МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ЗАПОРІЗЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

ІНЖЕНЕРНИЙ НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ
ім. Ю.М. ПОТЕБНІ

Кафедра електричної інженерії та кіберфізичних систем
(повна назва кафедри)

Кваліфікаційна робота (проєкт)

другого (магістерського) рівня освіти
(рівень вищої освіти)

на тему Удосконалення системи автоматизованого управління агломераційною машиною №2 в умовах аглофабрики ПАТ «Запоріжсталь»

Виконав: студент 2 курсу, групи 8.1744
спеціальності 174 «Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка

освітньої програми Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології

Корпань В.С.

Керівник проф., док. т. н. Пазюк М.Ю.
(посада, вчене звання, науковий ступінь, прізвище та ініціали)
Рецензент директор ТОВ «Електротехмаш»
Курілець І. А.

Запоріжжя 2025

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ЗАПОРІЗЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНЖЕНЕРНИЙ НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ
ім. Ю. М. ПОТЕБНІ

Кафедра електричної інженерії та кіберфізичних систем
Рівень вищої освіти другий (магістерський)
(другий (магістерський) рівень)
Спеціальність 174 «Автоматизація, комп'ютерно- інтегровані технології та робототехніка
(код та назва)
Освітня програма Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології
(назва)
Спеціалізація
(код та назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри
«____» _____ 2025 року

ЗАВДАННЯ

НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ (ПРОЄКТ) СТУДЕНТОВІ
Корпаню Віталію Сергійовичу
(прізвище, ім'я, по батьков)

1. Тема роботи (проекту) Удосконалення системи автоматизованого управління агломераційною машиною №2 в умовах аглофабрики ПАТ «Запоріжсталь»
керівник роботи Пазюк Михайло Юрійович, професор, доктор наук
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)
затверджені наказом ЗНУ від «27» вересня 2025 року № 313-с
2. Строк подання студентом роботи 01 грудня 2025 р.
3. Вихідні дані до роботи: технічна документація, технологічні інструкції, дані, отримані під час проходження виробничої практики
4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити Вступ, аналіз технології виробництва агломерату та існуючих методів діагностики; розробка математичного забезпечення та нейромережевої моделі; формування архітектури системи управління та класифікація технологічних порушень; експериментальне дослідження, імітаційне моделювання та тестування розробленої системи; висновки
5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень) презентація роботи

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
1	Пазюк М.Ю.		
2	Пазюк М.Ю.		
3	Пазюк М.Ю.		
4	Пазюк М.Ю.		
5	Пазюк М.Ю.		

7. Дата видачі завдання 26 травня 2025 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Отримання завдання, підбір та аналіз літературних джерел, патентний пошук	01.03.2025	
2	Аналіз технологічного процесу та існуючих систем діагностики	01.04.2025	
3	Розробка математичної моделі та вибір нейромережевої структури	01.05.2025	
4	Розробка архітектури системи та формування переліку технологічних порушень	01.06.2025	
5	Підготовка даних та програмна реалізація моделі в середовищі MATLAB	15.07.2025	
6	Проведення імітаційного моделювання та тестування роботи системи	01.08.2025	
7	Аналіз результатів, написання вступу, висновків та оформлення пояснювальної записки	15.09.2025	
8	Розробка презентації роботи, проходження нормконтролю	26.11.2025	
9	Підготовка доповіді	01.12.2025	

Студент _____ Віталій Корпань
(підпис) (ініціали та прізвище)

Керівник роботи _____ Михайло Пазюк
(підпис) (ініціали та прізвище)

Нормоконтроль пройдено

Нормоконтролер _____ Віктор Коваленко
(підпис) (ініціали та прізвище)

АНОТАЦІЯ

Корпань В. С. Удосконалення системи автоматизованого управління агломераційною машиною №2 в умовах аглофабрики ПАТ «Запоріжсталь».

Кваліфікаційна робота магістра на здобуття вищої освіти за спеціальністю. 174 «Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка, науковий керівник Пазюк М.Ю., Запорізький національний університет, Інженерний науково-навчальний інститут ім. Ю.М. Потебні, кафедра електричної інженерії та кіберфізичних систем. Запоріжжя, 2025.

Роботу присвячено розробці системи оперативного управління процесом виробництва залізорудного агломерату, спрямованої на раннє виявлення та діагностику технологічних порушень. Запропоновано структуру дворівневої нейромережевої моделі, де мережа верхнього рівня локалізує проблемні ситуації, а мережі нижнього – ідентифікує конкретні причини їх виникнення.

Для підвищення ефективності моніторингу та зменшення розмірності вхідних даних застосовано метод головних компонент із використанням статистик T^2 та Q. Додатково розроблено алгоритми комп'ютерного зору для обробки зображень з цифрових камер, що дозволяє контролювати візуальні параметри агломераційного спеку в реальному часі.

Працездатність системи підтверджено методом імітаційного моделювання в середовищі MATLAB на основі реальних виробничих даних. Результати дослідження свідчать про здатність системи виявляти відхилення на початкових стадіях розвитку, що дозволяє оператору своєчасно коригувати процес та підвищити якість готової продукції.

ЗАЛІЗОРУДНИЙ АГЛОМЕРАТ ПРОЦЕС АГЛОМЕРАЦІЇ СИСТЕМА ОПЕРАТИВНОГО УПРАВЛІННЯ, ТЕХНІЧНА ДІАГНОСТИКА НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ МЕТОД ГОЛОВНИХ КОМПОНЕНТ ОБРОБКА ЗОБРАЖЕНЬ ІМІТАЦІЙНЕ МОДЕЛЮВАННЯ МОНІТОРИНГ

ABSTRACT

Korpan V. S. Improvement of the automated control system for sintering machine No. 2 at the sinter plant of «Zaporizhstal».

Master's Thesis for the degree of Master in Specialty 174 «Automation, Computer-Integrated Technologies and Robotics». Supervisor: Pazyuk M.Yu., Zaporizhzhia National University, Yu.M. Potebnya Engineering Education and Research Institute, Department of Electrical Engineering and Cyber-Physical Systems. Zaporizhzhia, 2025.

The thesis is devoted to the development of an operational control system for the iron ore sinter production process, aimed at early detection and diagnosis of technological disturbances. A structure of a two-level neural network model is proposed, where the upper-level network localizes problem situations, and the lower-level networks identify the specific causes of their occurrence.

To improve monitoring efficiency and reduce the dimensionality of input data, the Principal Component Analysis (PCA) method was applied using T^2 and Q statistics. Additionally, computer vision algorithms were developed for processing images from digital cameras, allowing for real-time control of the visual parameters of the sinter cake.

The system's performance was verified using simulation modeling in the MATLAB environment based on real production data. The study results demonstrate the system's ability to detect deviations at the initial stages of development, allowing the operator to timely correct the process and improve the quality of the finished product.

IRON ORE SINTER SINTERING PROCESS OPERATIONAL CONTROL SYSTEM TECHNICAL DIAGNOSTICS NEURAL NETWORKS PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS IMAGE PROCESSING SIMULATION MODELING MONITORING

ЗМІСТ

ЗАВДАННЯ 2
АНОТАЦІЯ 4
ABSTRACT 5
ВСТУП 7
1 ПРОЦЕСУ ПІДГОТОВКИ ЗАЛІЗОРУДНОГО АГЛОМЕРАТУ 11
1.1 Характеристика технологічного процесу агломераційної фабрики 11
1.2 Технологія виробництва агломерату 15
1.3 Огляд існуючих систем діагностики процесу агломерації 23
1.4 Аналіз процесу підготовки залізорудного агломерату як об’єкта діагностики та оперативного управління 25
2 МАТЕМАЧИНА МОДЕЛЬ СИСТЕМИ УПРАВЛІННЯ 32
2.1 Підхід на основі кількісних співвідношень 32
2.2 Підхід, що використовує масиви даних технологічного процесу 35
2.3 Модель нейронної мережі 41
3 РОЗРОБКА АРХІТЕКТУРИ МОДЕЛІ СИСТЕМИ ОПЕРАТИВНОГО УПРАВЛІННЯ 49
3.1 Структура діагностувальної моделі 49
3.2 Методика формування переліку порушень 52
3.3 Структурування порушень та формування переліку ситуацій на процесі агломерації 54
4 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ СИСТЕМИ ОПЕРАТИВНОГО УПРАВЛІННЯ 61
5 ІМІТАЦІЙНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ТА ТЕСТУВАННЯ 68
ВИСНОВКИ 79
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ 81
ДОДАТКИ 84

ВСТУП

АКТУАЛЬНІСТЬ РОБОТИ

Підвищені вимоги до якості металургійної продукції та зниження її собівартості на сучасних підприємствах зумовлюють необхідність отримання якісного продукту на всіх етапах виробництва, зокрема на початковому переділі – агломераційному. Під час модернізації діючих і будівництва нових металургійних виробництв особлива увага приділяється підготовці високоякісного залізорудного агломерату, який є основним компонентом шихти доменних печей і становить понад 80% її складу.

Процес агломерації є складним багатовимірним технологічним процесом, що відбувається за умов численних збурювальних факторів: змін хіміко-мінералогічного та гранулометричного складу шихти, умов зволоження, дозування, змішування та укладання матеріалу. Незважаючи на автоматизацію, існуючі системи управління не забезпечують стабільної високої якості продукції та максимальної продуктивності агломашин, що зумовлює потребу в удосконаленні методів і систем управління.

Аналіз регламентів і експертні оцінки показали наявність порушень, з якими автоматизовані системи не справляються. Часто різні порушення мають подібні прояви, що ускладнює їх своєчасне виявлення та призводить до помилкових рішень і економічних втрат. Тому актуальною є задача раннього виявлення та ідентифікації відхилень у процесі агломерації.

Це досягається впровадженням системи безперервного моніторингу та діагностики, яка працює паралельно з традиційною АСУ ТП і забезпечує раннє виявлення відхилень, визначення їх причин та формування рекомендацій для оперативного управління процесом. Актуальність створення таких систем підтверджується значною кількістю наукових публікацій, зокрема в зарубіжних дослідженнях.

МЕТА, ОБ’ЄКТ, ПРЕДМЕТ І ЗАДАЧІ ДОСЛІДЖЕННЯ

Метою роботи є розробка структури та алгоритму функціонування системи оперативного управління процесом виробництва залізорудного агломерату на основі нейромережевої діагностичної моделі, система повинна забезпечувати раннє виявлення порушень і визначення причин їх виникнення.

Об’єкт дослідження – процес виробництва залізорудного агломерату в умовах агломераційного виробництва металургійного підприємства.

Предмет дослідження – методи, алгоритми та засоби оперативного управління і діагностики процесу виробництва залізорудного агломерату на основі нейромережевих діагностичних моделей.

Для досягнення поставленої мети в дисертаційній роботі вирішено такі завдання:

1. Досліджено процес виробництва залізорудного агломерату.
2. Зібрано й опрацьовано теоретичну та експертну інформацію про процес, сформовано перелік типових порушень.
3. Розроблено методи виявлення порушень, які не мають безпосередньо вимірюваних або лабораторних проявів.
4. Сформовано та ідентифіковано діагностичну модель процесу агломерації.
5. Розроблено алгоритм роботи системи на основі дворівневої діагностичної моделі з нейронною мережею верхнього рівня та підпорядкованими мережами нижнього рівня.
6. Перевірено працездатність системи методом імітаційного моделювання.

МЕТОДИ ДОСЛІДЖЕНЬ

Під час виконання роботи були використані метод головних компонент, методи матричного числення, статистичного аналізу, технічної діагностики та імітаційного моделювання, а також технології нейронних мереж.

НАУКОВА НОВИЗНА ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ

1. Сформовано дворівневу нейромережеву діагностичну модель процесу: мережа верхнього рівня працює з інформацією, перетвореною методом головних компонент для зменшення розмірності, і виконує локалізацію можливих порушень; мережі нижнього рівня здійснюють ідентифікацію причин їх виникнення. Це дозволило зменшити розмірність мереж і значно скоротити час перенавчання.

2. Для підвищення глибини діагностики та контролю симптомів порушень, що проявляються у зовнішньому вигляді агломераційного пирога та впливають на якість агломерату, введено оптичні цифрові камери та розроблено алгоритми обробки отриманих зображень з використанням нечіткої логіки для врахування невизначеностей у вихідній інформації.

3. На основі аналізу можливих порушень у технологічному процесі агломерації запропоновано комбінований метод діагностики: під час безперервного моніторингу виявляється факт виникнення порушення за статистиками T^2 та Q; визначення причини порушення проводиться на базі нейромережевої діагностичної моделі.

ПРАКТИЧНЕ ЗНАЧЕННЯ

Розроблено алгоритм роботи системи, який включає:

– попередній етап – первинне навчання мереж з можливістю подальшого переобучення (наприклад, при зміні параметрів вихідної сировини);

– робочий етап – безпосередній моніторинг і діагностику порушень, при цьому передбачені заходи для запобігання «втраті» нейромережею виявленої причини через відсутність дій оператора та подальший розвиток порушення.

Розроблена система оперативного управління процесом виробництва залізорудного агломерату забезпечує діагностику порушень у реальному часі

з визначенням їх причин. Вона підвищує ефективність управління технологічним процесом, оскільки своєчасне виявлення порушень і надання рекомендацій оператору дозволяє оперативно вжити заходів для повернення процесу до регламентного режиму.

Алгоритм роботи та структура діагностичної моделі можуть бути застосовані для аналогічних процесів у інших галузях промисловості.

ОСОБИСТИЙ ВНЕСОК

Особистий внесок автора полягає у проведенні аналізу процесу виробництва залізорудного агломерату та визначенні типових порушень технології. Я здійснив збір і обробку теоретичної та експертної інформації, на основі якої була побудована та ідентифікована дворівнева нейромережева діагностична модель. Розробив алгоритм роботи системи оперативного управління, що забезпечує раннє виявлення порушень та визначення їх причин, а також впровадження цифрових камер і алгоритмів обробки зображень для контролю якості продукції. Провів перевірку працездатності системи методом імітаційного моделювання та оцінив ефективність її роботи у реальному часі.

АПРОБАЦІЯ РЕЗУЛЬТАТІВ

Основні результати дослідження були представлені на науково-технічних конференціях ЗНУ, а також протестовані в програмному симуляторі та на наявній моделі в режимі роботи реального виробництва.

СТРУКТУРА МАГІСТЕРСЬКОЇ РОБОТИ

Магістерська робота складається з вступу, семи розділів, загальних висновків, списку літератури із 30 найменувань і вміщує 81 сторінок основного тексту, 18 рисунків, 2 додатки і 3 таблиці, усього 85 сторінок.

1 ПРОЦЕСУ ПІДГОТОВКИ ЗАЛІЗОРУДНОГО АГЛОМЕРАТУ

1.1 Характеристика технологічного процесу агломераційної фабрики

Агломераційна фабрика комбінату ПАТ «Запоріжсталь» була введена в експлуатацію у серпні 1951 року з початковим складом із чотирьох агломераційних машин типу К-2-50. На сьогоднішній день підприємство функціонує з шістьма агломашинами, загальна площа спікання яких становить 375 м². Потужність фабрики дозволяє виробляти до 5,5 мільйона тон агломерату на рік. Зростання продуктивності досягнуто завдяки збільшенню площі спікального шару кожної машини з 50 м² до 62,5 м², що становить приріст на 25%, а також оптимізації режимів подачі шихти та системи запалення.

Сировина для виробництва агломерату – залізна руда та концентрат – надходить із рудного двору і зберігається в шістнадцяти бункерах об’ємом по 45 м³ кожен. Для забезпечення процесу спікання використовуються також кокс дрібної фракції, штиб та колошниковий пил, які надходять у дванадцять аналогічних бункерів. Усі бункери розташовані в два ряди і оснащені тарілчастими живильниками для рівномірної подачі матеріалу.

Вапняк на фабриці подрібнюється трьома молотковими дробарками продуктивністю 150 – 200 т/год, а подальше сортування забезпечується дванадцятьма грохотами, що дозволяє отримати фракцію до 3 мм, повністю задовольняючи потреби виробництва. Кокс і штиб подрібнюються в шести чотиривалкових дробарках, що забезпечує однорідність матеріалу з розміром часток до 3 мм.

Подрібнені компоненти транспортуються в шихтове відділення, яке включає 32 бункери об’ємом 175 м³, обладнані електровіброживильниками. Відбір та дозування матеріалів проводяться за масою з урахуванням фізико-хімічних властивостей кожного компоненту та вимог до кінцевого продукту. Шихта надходить на два паралельних збірних конвеєри і транспортується до

корпусу спікання, де завантажується у бункери агломашин об’ємом по 100 м³ за допомогою автостел.

Перед спіканням шихтові матеріали потрапляють у барабанний змішувач для часткового зволоження та ретельного перемішування, а потім у барабанний огрудковач для додаткового зволоження і формування грудок розміром 0,5–1,5 мм. Це забезпечує підвищену газопроникність шару шихти, що безпосередньо впливає на рівномірність і інтенсивність процесу горіння палива. Оптимальна вологість шихти досягається додаванням 7–9 % води від маси суміші, після чого шихта стає рихлою і зернистою, що сприяє кращому спіканню.

Запалення шихти відбувається під горном із використанням природного газу, витрата якого становить 600 – 800 м³/год, а повітря – 1300 – 1400 м³/год. Досягнута температура 1250 °С забезпечує стабільне горіння палива в шихті. Агломашина працює безперервно зі швидкістю стрічки 1,0 – 1,5 м/хв, при цьому повітря просочується через шар шихти, підтримуючи горіння та охолоджуючи спечений агломерат. Відпрацьовані гази відводяться ексгаустером через систему газоочищення перед скиданням у атмосферу.

Готовий агломерат після спікання потрапляє в одновалкову дробарку, де розмір часток підганяється до нормативного (більше 12 мм), а відсів відокремлюється грохотом і повертається на повторне спікання. Після цього агломерат завантажується у залізничні вагони для відправки в доменний цех комбінату.

Зв’язок агломераційного цеху з іншими підрозділами комбінату ПАТ «Запоріжсталь» представлений на схемі технологічних потоків (рисунок 1.1), що демонструє інтеграцію виробничих процесів, включаючи постачання сировини, транспортування, спікання та відвантаження готового продукту, що забезпечує безперервність та ефективність агломераційного виробництва.

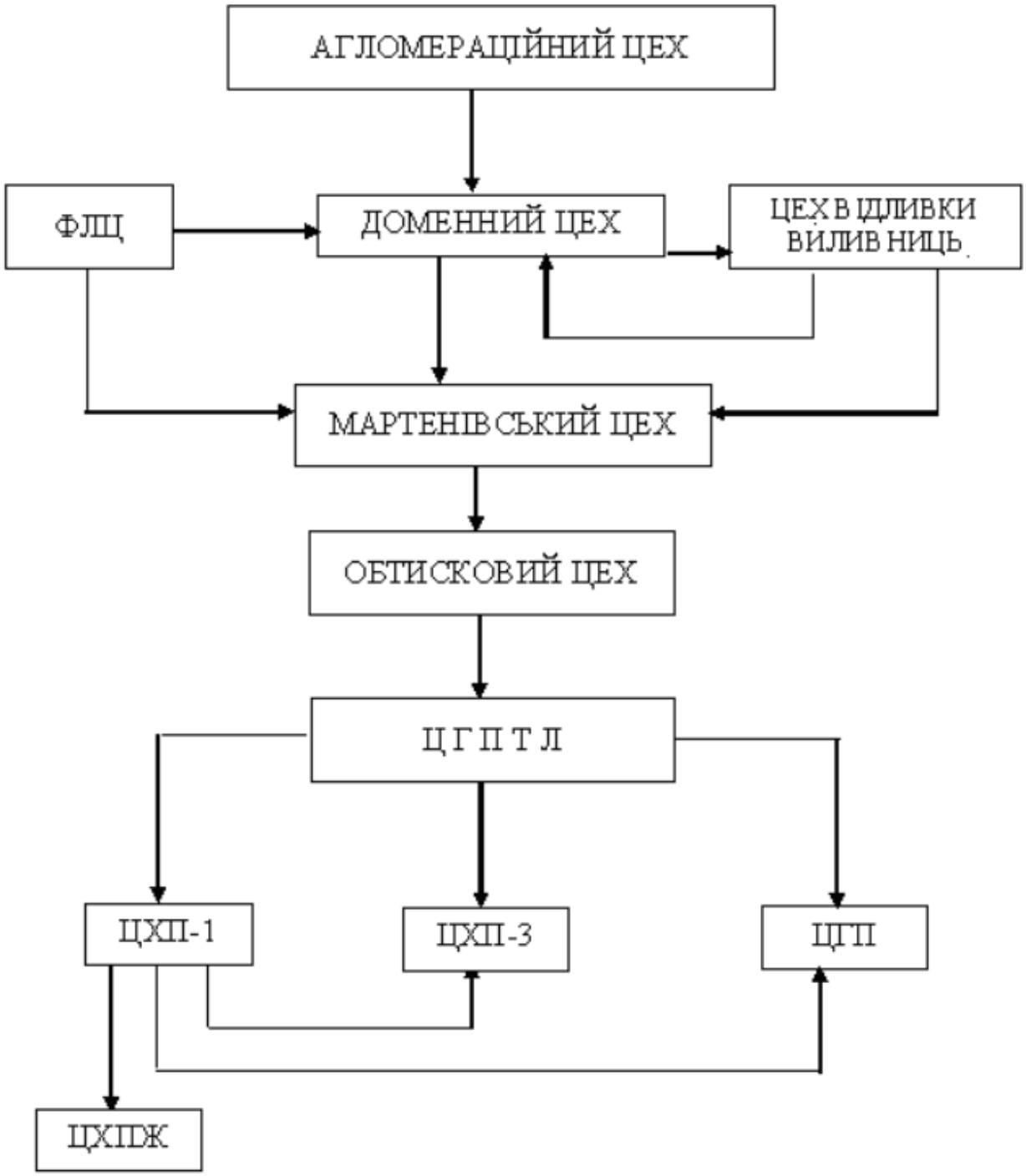


Рисунок 1.1 – Схема виробничих зв'язків цехів комбінату ПАТ «Запоріжсталь»

У процесі тривалої експлуатації аглофабрики, а також під час проведення капітальних і планово-попереджувальних ремонтів було реалізовано комплекс технічних і організаційних заходів, спрямованих на підвищення ефективності та надійності роботи обладнання. Зокрема, тарілчасті живильники, що використовувалися для подачі аглошихти в

змішувачі, були замінені на віброживильники, що забезпечило стабільнішу і рівномірнішу подачу матеріалу.

Для покращення якості підготовки шихти змішувачі було подовжено з 5,0 до 7,5 м, що дозволило збільшити тривалість і повноту перемішування компонентів. Паралельно виконано реконструкцію основних механічних вузлів, спрямовану на підвищення їх надійності, зменшення простоїв і витрат на обслуговування.

Удосконалено схему введення вапна: його подачу організовано як через рудний двір, так і безпосередньо від випалювальних машин у шихту в зоні шихтових бункерів, що сприяло стабілізації хімічного складу аглошихти. На агломашинах барабанні живильники були замінені на віброживильники з широкими лотками, що позитивно вплинуло на рівномірність завантаження шихти.

Суттєвих змін зазнали спікальні візки: їх ширину збільшено з 2,0 до 2,5 м, унаслідок чого площа спікання кожної агломераційної машини зросла до 62,5 м². Одночасно підвищено висоту бортів, що дало змогу здійснювати спікання шихти в шарі завтовшки 400 – 450 мм. Для інтенсифікації газодинамічного режиму процесу були встановлені ексгаустери підвищеної продуктивності – замість агрегатів на 3600 м³/хв застосовано ексгаустери продуктивністю 6500 м³/хв.

Крім того, проведено розширення конвеєрних трас із одночасним збільшенням швидкостей руху стрічок, що дозволило підвищити їх пропускну здатність і зменшити вузькі місця транспортної системи. Виділення дрібної фракції (зворотy) здійснюється на стаціонарних грохотах, що забезпечує стабільну якість готового агломерату.

У результаті впровадження зазначених заходів проєктна потужність аглофабрики у складі шести агломераційних машин із площею спікання 62,5 м² кожна досягла 5 720 тис. т офлюсованого агломерату на рік. При цьому питома продуктивність становить 1,84 т/(м²·год) за річного фонду роботи 8

300 годин (або 346 діб) та вмісті дрібної фракції менше 5 мм на рівні 15 % при відсіві звороту на стаціонарних грохотах.

Фактичний річний випуск агломерату у 2023–2024 роках становив близько 5 300 тис. т при середній питомій продуктивності приблизно 1,72 т/(м²·год).

1.2 Технологія виробництва агломерату

Перед процесом спікання всі компоненти шихти – залізна руда, концентрат, подрібнений вапняк, тверде паливо та вапно – проходять етапи точного дозування, ретельного змішування, зволоження та формування грудочок. У результаті на колосникову решітку рухомих палет надходить шихта у вигляді грудкуватої суміші, що забезпечує високу газопроникність шару під час спікання на агломашині.

Компоненти шихти на всьому шляху надходження до стрічки агломашини проходять процес усереднення, що забезпечує стабільність складу та однорідність матеріалу. Залізну руду та концентрат усереднюють шляхом послідовного укладання у штабелі шарами, дотримуючи певну черговість шарів і масове співвідношення компонентів. Остаточне усереднення відбувається в шихтовому та змішувальному відділеннях аглофабрики, що гарантує однорідність суміші перед подачею на агломашину.

Бідний залізняк, який отримується на рудниках, перед використанням піддається попередньому збагаченню. Використовуються методи миття, сухої та мокрої магнітної сепарації, а також флотації, що дозволяє отримати багатий концентрат із вмістом заліза 60 – 62 %. Розмір частинок концентрату контролюється і не перевищує 0,076 мм, що забезпечує рівномірне плавлення і спікання.

Колошниковий пил, що утворюється при видаленні газів із доменних печей і захоплюється сухими пиловловлювачами, має хімічний склад, близький до складу шихти, що спікається. Він містить 12 – 14 % вуглецю, що знижує відсоток заліза в пилу, але водночас надає цінних властивостей для процесу агломерації, покращуючи енергетичну самопідтримку горіння.

Вапняк і паливо відіграють ключову роль у процесі спікання. Вапняк подрібнюють до фракції менше 3 мм, що забезпечує його повне прогрівання та дисоціацію під час спікання. Тонкоподрібнений вапняк сприяє кращому формуванню грудочок шихти та підвищенню її газопроникності. Паливом для спікання є дрібний кокс (коксик), антрацитовий штиб та вугільний пил із фракцією менше 3 мм. Витрата твердого палива варіює від 4 до 10 % залежно від умов технологічного процесу, а середнє значення складає близько 6 %.

Після ретельного перемішування, зволоження та огрудковування шихта надходить у проміжний бункер, а потім через вихідний отвір потрапляє у рухомий лоток електромагнітного віброживильника. Завдяки цьому шихта укладається на колосникову решітку рівним шаром заввишки близько 400 мм, додатково розпушуючись, що запобігає переущільненню і підвищує газопроникність шару. Завантаження проводиться безперервно і рівномірно на рухому стрічку агломашини, а вакуум під колосниковими гратами підтримується за допомогою ексгаустера.

Процес агломерації починається із запалення шихти продуктами згорання природного газу, температура яких досягає 1100–1300 °С. Запалення здійснюється спеціальним запальним горном і триває близько однієї хвилини. Подальше горіння проходить автономно, завдяки спалюванню палива в шарі шихти. Зона горіння рухається поступово від поверхні шару вниз із вертикальною швидкістю 1,7 – 6,6 м/с, у вузькій смузі шириною 15 – 30 мм. Горіння повільно нагріває і спікає шихту, яка рухається разом із стрічкою агломашини, утворюючи похилу площину зони горіння.

У шарі шихти виділяють кілька технологічних зон. У першій зоні відбувається перекристалізація і формування первинної структури

агломерату. Нагріте повітря з цієї зони подається у другу зону – зону активного горіння палива та спікання шихти, де температура досягає 1100 – 1600 °С. Частина руд і флюсів у цій зоні плавиться, утворюючи рідку фазу, яка обволікає тверді частинки та при охолодженні формує міцні шматки агломерату.

Газоподібні продукти горіння проходять через третю зону шихти, передаючи тепло матеріалу, і виходять під колосникові грати нагрітими до 51 – 52 °С. У четвертій зоні відбувається сушка шихти, де вся теплова енергія спрямовується на випаровування вологи. Далі вода конденсується у п’ятій зоні – зоні перезволоження – поки шихта не досягне температури точки роси. Після цього водяна пара перестає конденсуватися і виводиться разом із газоподібними продуктами горіння, забезпечуючи оптимальні умови для спікання та формування якісного агломерату.



Рисунок 1.2 – Зони спікання шару шихти

Температурний режим у шарі шихти змінюється по його висоті: у зоні сформованого агломерату температура зменшується у напрямку вгору від осередку горіння внаслідок охолодження повітряним потоком, що фільтрується крізь шар. Найвищі температури спостерігаються безпосередньо в зоні горіння, тоді як нижче цієї зони, а також у зоні сушіння, температура відповідає значенню точки роси.

Технологічна схема процесу агломерації наведена на рис. 1.3.

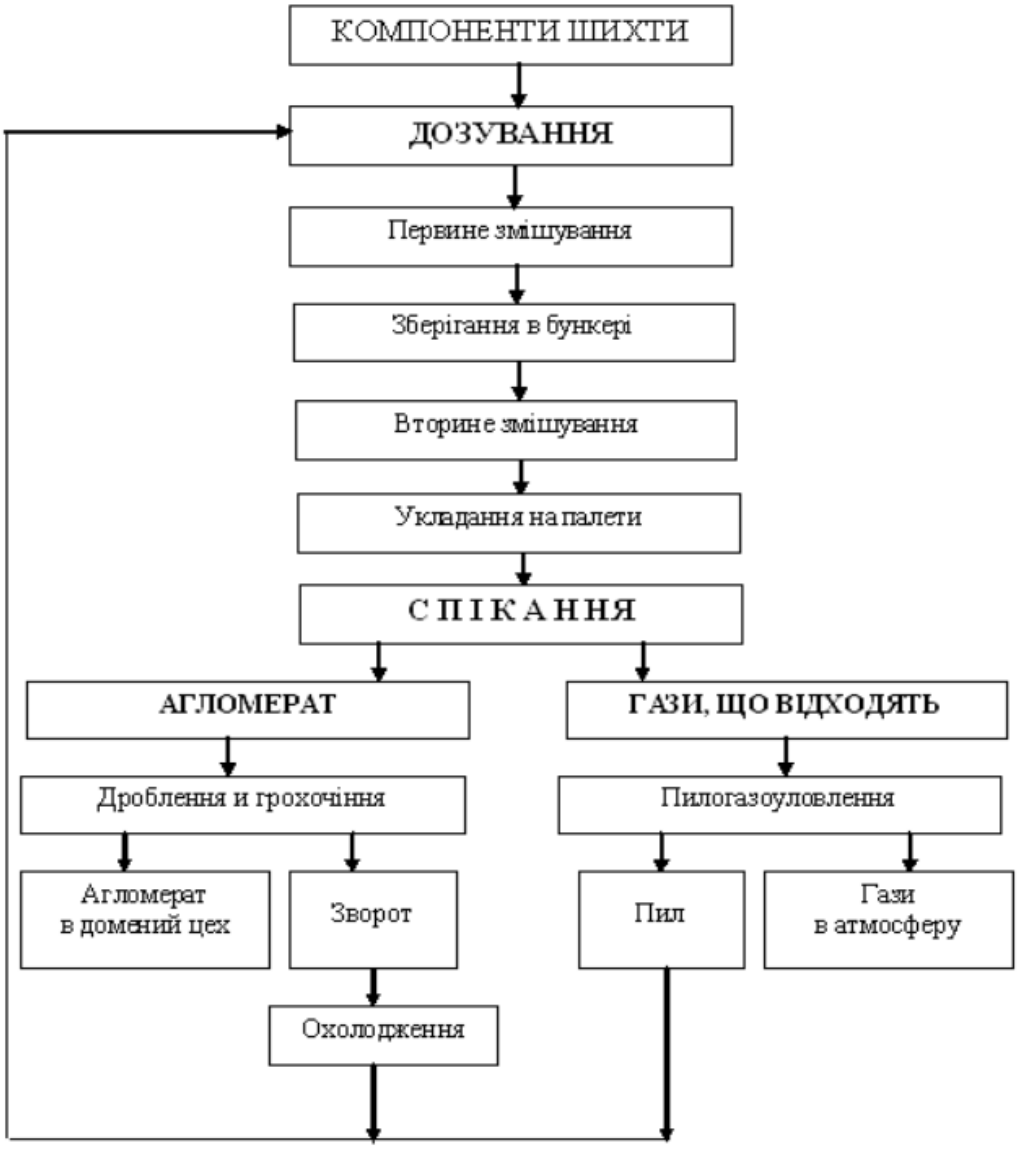


Рисунок 1.3 – Технологічна схема процесу агломерації

Спрощена схема процесу спікання (агломерації) наведена на рис. 1.4.

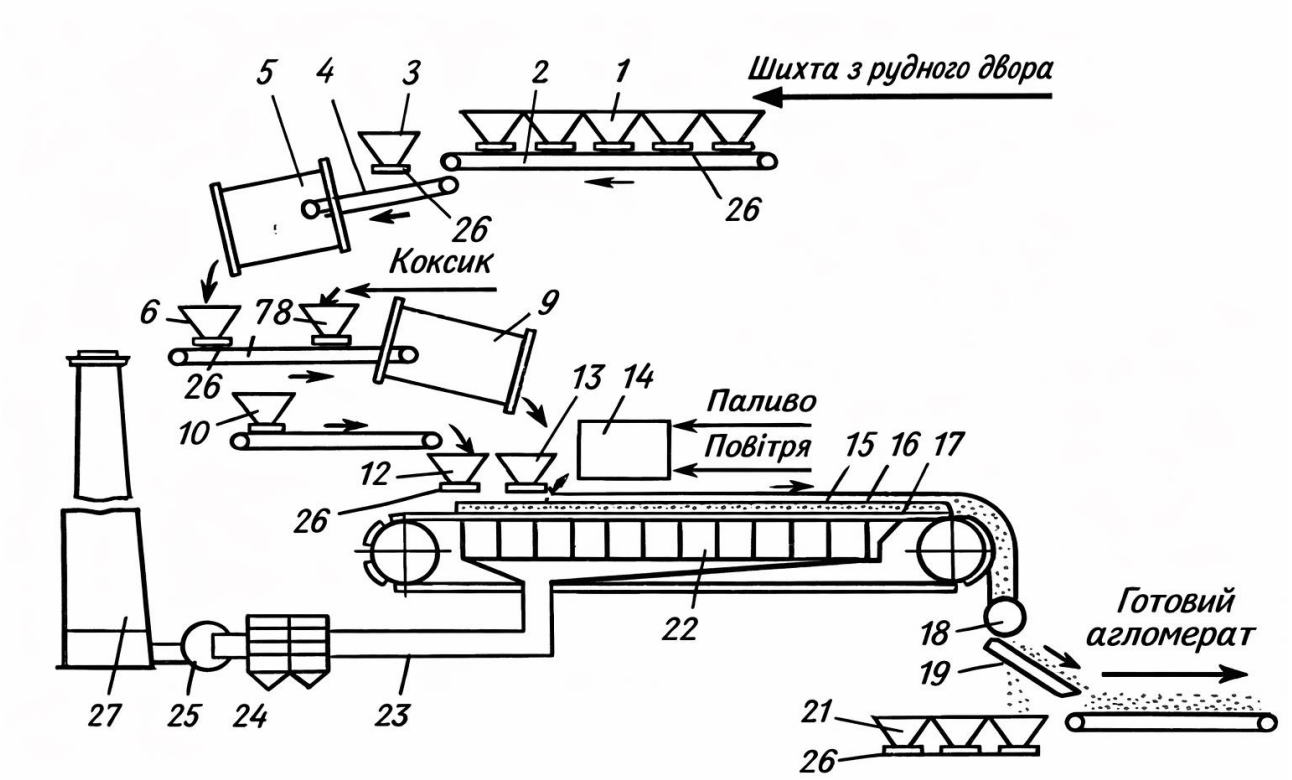


Рисунок 1.4 – Спрощена схема процесу спікання (агломерації)

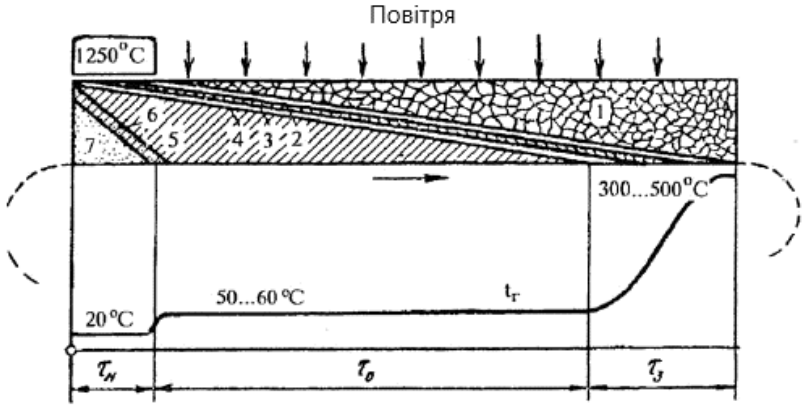
Компоненти шихти з рудного двору надходять у приймальний бункер 1, звідки транспортерами-конвеєрами 2 і 4 подаються у первинний змішувач-огрудковувач 5, де відбувається їх перемішування, зволоження та первинне огрудкування. З бункера 3 у змішувач надходить зворот. Дозування компонентів шихти здійснюється за допомогою тарілчастих або вібраційних живильників 26. Далі шихта завантажується в бункер 6 і транспортером 7 у певному співвідношенні з коксиком (паливом) із бункера 8 подається у вторинний змішувач-огрудковувач 9 і далі в бункер 13 [1].

Підготовлену шихту 15 з бункера 13 безперервно подають системою завантаження на аглострічку 17 і укладають на нескінченний рухомий ланцюг колосникових візків (палет), попередньо помістивши на неї постіль 16, яка надходить із приймального 10 та проміжного 12 бункерів транспортером 11. На аглофабриках зустрічається й інша технологічна схема з укладанням шихти двома шарами (крім постелі) різного складу з окремими змішувачами-огрудковувачами [1].

Потім вмикають ексгаустер 25, що працює на всмоктування; під колосниковою решіткою створюється розрідження, завдяки чому в шар засмоктується потік гарячих газів, які забезпечують запалювання шихти, тобто нагрівання поверхневого шару [1]. Запалювання шихти відбувається під час її проходження під запалювальним горном 14, що опалюється рідким або газоподібним паливом. У міру руху візків горіння коксику поширюється в нижні шари за рахунок атмосферного повітря, що просмоктується за допомогою розміщених під візками вакуум-камер 22, у яких ексгаустером 25 створюється розрідження до 10 – 15 кПа [2].

Готовий агломерат після машини подрібнюють у дробарках 18, відсівають на грохотах 19, охолоджують і відправляють у доменний цех транспортером 20. Неспечений матеріал (зворот) поміщають у приймальні бункери 21 і повертають для повторного спікання. Продукти згоряння з вакуум-камер 22 по колектору 23 надходять на очищення в циклони 24 і видаляються ексгаустером 25 у трубу 27.

Схема розташування окремих зон у поздовжньому перерізі шару, що агломерується наведена на рис. 1.5.



$t_г$ – температура газу, що відсмоктується; 1 – готовий агломерат; 2 – зона плавлення; 3 – зона інтенсивного нагрівання; 4 – зона сушіння; 5 – сира шихта

Рисунок 1.5 – Схема розташування окремих зон у поздовжньому перерізі шару, що агломерується

Загальний час процесу агломерації можна розділити на три етапи:

– початковий $\tau_н$ – запалювання аглошихти;

– основний $\tau_о$ – спікання шихти, під час якого відбувається переміщення по шару зон формування агломерату, інтенсивного нагрівання, сушіння;

– заключний $\tau_з$ – охолодження агломерату.

Розподіл розрідження по висоті шару є нерівномірним і змінюється в процесі спікання. У міру утворення пористої структури агломерату загальний газодинамічний опір шару зменшується, що призводить до зниження розрідження. Максимальне розрідження виникає в зоні горіння через появу рідкої фази з розплавлених флюсів і частково оплавлених зерен руди, які мають низьку газопроникність.

Зі збільшенням товщини шару агломерату швидкість його охолодження зменшується, тому матеріал сходить з палет у гарячому стані. Це знижує термічні напруження в агломераті, підвищує його механічну міцність і зменшує утворення дрібних фракцій та вихід зворо ту.

Після спікання агломерат піддається грохоченню, під час якого зворот відокремлюється від готового продукту. Частинки звороту розміром до 10 мм охолоджуються в барабанному охолоджувачі та повторно повертаються в шихтове відділення як добавка до аглошихти.

Зменшення температури відхідних газів свідчить про практично повне вигоряння вуглецю в шихті та розглядається як сигнал до завершення процесу спікання. За цих умов готовий агломерат додатково охолоджується повітрям, що проходить через шар по всій його висоті.

Процес вважається завершеним, коли зона формування агломерату дійде до колосників спікальних візків. При вертикальній швидкості спікання 20 мм/хв шар шихти товщиною 300 мм перетворюється на агломерат за 15 хв [1].

Через високу питому поверхню шихти (30–50 $см^2/см^3$) особливістю агломерації залізорудних матеріалів є інтенсивний тепло- та масообмін у шарі шихти, чим пояснюється невелика висота зон плавлення, інтенсивного

нагрівання та сушіння. Це, у свою чергу, зумовлює малий час перебування кожного елементарного об'єму матеріалу, що спікається, при високих температурах. Тому необхідно забезпечити такі умови процесу (швидкість руху газу в шарі, крупність частинок компонентів шихти), щоб за короткий час встигли відбутися процеси, які гарантують отримання агломерату необхідної якості (вигоряння вуглецю та сірки, нагрівання рудних частинок до температур плавлення, їх злипання) [1].

Основними показниками перебігу процесу агломерації є якість готового агломерату та продуктивність агломашини. Контроль якості агломерату в процесі виробництва здійснюється шляхом моніторингу випущеної продукції та контролю технологічних параметрів обладнання [3]. Якість готового продукту оцінюють за хімічним складом, міцністю та відновністю. Відношення FeO / Fe_2O_3 є непрямим показником якості агломерату [2].

Процес виробництва агломерату протікає під впливом безлічі факторів: змін хіміко-мінералогічного та гранулометричного складу, умов дозування, змішування, огрудкування, укладання шихти на аглострічку [2]. На початковому етапі підготовки агломераційна шихта для забезпечення потрібної газопроникності зволожується. Задана газопроникність забезпечується шляхом регулювання витрати води у змішувач-огрудковувач [2].

Інтенсивність запалювання безпосередньо впливає на весь процес спікання: при недостатній інтенсивності може статися «недопікання» частини шару, при надмірній – можливе оплавлення верхнього шару агломерату, зменшення газопроникності та зниження швидкості спікання [2].

Управління процесом спікання полягає у стабілізації місця його завершення на аглострічці та виборі вхідних параметрів (склад шихти, вологість, вміст вуглецю), що забезпечують вихід агломерату необхідної якості. Місце закінчення процесу спікання напряму залежить від складу шихти, її вологості та щільності, висоти шару шихти, швидкості руху аглострічки. Дані збурення проявляються через вертикальну швидкість

спікання шару шихти, яка є збурювальним впливом для системи управління [2].

Агломерат як основний компонент для доменної плавки повинен мати такі властивості: високий вміст заліза та мінімальний вміст шкідливих домішок, хороша відновність (здатність віддавати зв’язаний із залізом кисень відновлювачу; максимум відновності припадає на агломерат основності $CaO + SiO_2 = 1,4\text{--}1,5$), однорідний гранулометричний склад, висока температура розм’якшення та малий інтервал температур плавлення. Складність отримання високоякісного агломерату полягає в тому, що умови для досягнення тих чи інших властивостей виявляються суперечливими. При досягненні максимальної продуктивності агломашин якість агломерату не завжди відповідає заданій. Ці факти ускладнюють процес управління, при якому необхідно підібрати режим, що дозволяв би отримувати продукт високої якості при максимальній продуктивності [1].

У додатку А наведено типову функціональну схему автоматизації процесу агломерації. Основними контрольованими технологічними параметрами є:

– температура: у вакуум-камерах, перед циклонами, перед ексгаустером, відхідних газів, агломерату на стрічці та на видачі, звороту;

– тиск та розрідження: тиск води на зволоження, розрідження у вакуум-камерах та перед ексгаустером;

– інші параметри: кількість продуктів горіння, рівень у бункерах, контроль видачі шихти та забивання тічки, вологість шихти, швидкість руху агломашини.

1.3 Огляд існуючих систем діагностики процесу агломерації

Ось адаптований та перефразований огляд сучасних інтелектуальних систем управління агломераційним процесом. Текст стиснуто, а рівень

унікальності підвищено шляхом використання синонімічних конструкцій та узагальнень.

Попри багаторічний досвід удосконалення технологій спікання залізорудної сировини, пошук методів гарантування заданої якості продукції залишається актуальною проблемою для металургійних підприємств у всьому світі. Сучасна наукова думка пропонує вирішення цієї задачі через впровадження інтелектуальних підсистем моніторингу та діагностики [4].

Японські металурги стали піонерами у впровадженні експертних систем (ЕС) ще у 80-х роках XX століття:

– на заводах корпорації Kawasaki Steel функціонують комплекси оперативного управління, що стабілізують енергоспоживання та хімічний склад шихти, суттєво знижуючи витрати палива [5];

– системи на комбінатах у м. Тіба та Міцусіма контролюють швидкість руху агломашин за точкою завершення спікання та проводять діагностику технічного стану обладнання.

– компанія «Кобе сталь» успішно застосовує апарат нечіткої логіки та теорію нейронних мереж для аналізу кореляції між технологічними параметрами та виходом придатного агломерату [6].

Дослідники з КНР активно впроваджують методи Data Mining та адаптивні нейромережеві моделі.

– інтелектуальні системи підтримки прийняття рішень у реальному часі прогнозують хімічні характеристики агломерату та оцінюють газопроникність шару [7-9];

– на Аньшанському комбінаті реалізовано блок прогнозування, який кожні дві години аналізує відхилення складу шихти та видає рекомендації оператору щодо коригування дозування вапняку [6];

– впровадження нечіткої логіки для оцінки стадій спікання дозволило китайським фахівцям зменшити коливання основних параметрів на 18 – 25% [10].

Німецькі вчені використовують гібридні нейро-нечіткі мережі для прогнозування фізико-механічних властивостей продукції [13].

Компанії Siemens VAI та Outotec пропонують інтегровані рішення, що базуються на стабілізації основності та оптимізації швидкості аглострічки шляхом точного розрахунку енергетичного балансу та об’єму відхідних газів [14-15].

У розробках під керівництвом Б.Б. Зобніна та А.В. Малигіна акцент зроблено на прогнозуванні складу агломерату на основі реальних даних вхідної сировини, що дозволяє превентивно коригувати процес [16].

Системи на базі SCADA та математичних моделей балансу (матеріального, теплового, основності) забезпечують не лише контроль якості, а й технічну діагностику вузлів [17].

Особливої уваги заслуговують методи Е.В. Єршова, де для підвищення достовірності рішень застосовуються технології машинного зору для аналізу високотемпературної зони зламу та температурних полів поверхні шару [18-21].

Аналіз світового досвіду підтверджує, що найбільш перспективним напрямом є поєднання класичних математичних моделей із методами штучного інтелекту (нейронні мережі, нечітка логіка, системи комп’ютерного зору), що дозволяє досягти ранньої діагностики порушень та високої енергоефективності.

1.4 Аналіз процесу підготовки залізорудного агломерату як об’єкта діагностики та оперативного управління

Агломерат як основний компонент сировини для доменного процесу, від якого зрештою залежить якість виплавлюваного металу, повинен відповідати таким вимогам [1]:

- висока механічна міцність і значна пористість;

– високий вміст заліза (низький вміст пустої породи);

– мінімальна кількість шкідливих домішок;

– основність (масове співвідношення CaO/SiO_2), достатня для повного виведення з доменної шихти сирого вапняку;

– мінімальні коливання вмісту заліза (у межах ±0,5…±1,0 %) та основності (±0,05…±0,1 %) [3];

– добра відновлюваність;

– однорідний гранулометричний склад – основна маса кусків повинна мати розміри 20–60 мм за мінімального вмісту дрібниці (<5 мм);

– висока температура розм'якшення та вузький інтервал температур плавлення.

Процес підготовки залізорудного агломерату належить до складних багатокритеріальних технологічних процесів і відбувається за умов значної кількості збурювальних впливів: змін хіміко-мінералогічного та гранулометричного складу компонентів шихти, умов зволоження, дозування, змішування та укладання шихти на поверхню агломашини. Основні характеристики процесу агломерації, що включають сукупність технологічних параметрів і характеристик обладнання, наведено нижче.

1. Значне запізнення результатів аналізу.

Шихта, перетворюючись на готовий агломерат, проходить стадії дозування, змішування, подачі на аглострічку, запалювання, спікання, гарячого дроблення та охолодження. Загальна тривалість цього циклу становить близько двох годин. Крім того, контроль кількості та якості готового агломерату здійснюється кожні дві години, при цьому сам аналіз є тривалим і займає 1-2 години. Таким чином, режими дозування, змішування та подачі шихти до спікання можуть бути оцінені за результатами аналізу готового продукту лише через 3-4 години. Отже, поточні коливання кількості та якості агломерату визначаються причинами, що мали місце кілька годин тому. Значне запізнення результатів аналізу суттєво ускладнює ефективне

керування процесом агломерації та є однією з ключових проблем управління спіканням.

2. Складність процесу.

Процес агломерації включає згоряння палива, теплообмін у шарі, що спікається, випаровування й конденсацію вологи, розкладання карбонатів, окиснення, твердофазні реакції, утворення та кристалізацію рідкої фази. Це безперервний нелінійний процес, який характеризується значною кількістю параметрів, низькою спостережуваністю та високим рівнем невизначеності [22]. Умови формування окремих властивостей агломерату часто є взаємно суперечливими.

Процес значною мірою автоматизований, однак існуючі системи керування не забезпечують одночасно максимальної продуктивності агломашин і стабільно високої якості агломерату. Велика кількість контурів регулювання ускладнює діагностику порушень через маскувальний ефект зворотних зв’язків. Опитування експертів і аналіз регламентів дозволили виявити низку порушень, з якими автоматизовані системи не справляються. Подібність проявів різних порушень часто призводить до несвоєчасного виявлення їх причин та прийняття помилкових рішень персоналом [4].

Коливання хімічного складу шихти можуть спричиняти порушення процесу спікання. Зокрема, відхилення вмісту вуглецю від оптимального знижує вихід агломерату необхідної якості. Згідно з даними [3], підвищення вмісту вуглецю викликає зростання температури в нижніх шарах шихти, що разом зі збільшенням витрат палива призводить до утворення розплавленого шару, непроникного для газів. Це, у свою чергу, зумовлює зростання витрат палива, скорочення тривалості нагріву та погіршення відновлювальних властивостей агломерату.

За зниженого вмісту вуглецю для вирівнювання температури по висоті шару необхідно збільшувати тривалість нагріву. Таким чином, порушення, пов’язані з коливаннями масової частки вуглецю, можуть бути скориговані шляхом зміни витрат палива, однак таке втручання має здійснюватися на

ранніх стадіях процесу. Для цього необхідно якомога раніше визначати масову частку вуглецю в шихті.

За даними [23], зовнішніми ознаками, що характеризують масову частку вуглецю в шихті, є:

– довжина розжареної поверхні агломерату після виходу з-під запалювального горна (за незмінної якості коксика): у нормі світіння зберігається до 5-ї вакуум-камери; коротша зона свідчить про нестачу, а подовжена до 6 – 7 камер – про надлишок вуглецю;

– стан зони спікання при пробиванні верхньої кірки над 5-6-ю вакуум-камерами: за надлишку вуглецю шихта надмірно розм'якшується і має яскраво-білий колір;

– характер зламу агломераційного «пирога» на розвантажувальному кінці машини: при нормальному вмісті вуглецю розжарення становить 1/4 – 1/3 висоти шару без язиків полум'я; за надлишку палива – 1/2–2/3 висоти, з появою синіх язиків полум'я та великих пор; за нестачі – з'являються бурі гнізда неспеченої шихти, агломерат має дрібні пори і темний колір.

Запалювання шихти здійснюється запалювальним горном, що працює на коксовому газі. Залежно від температури запалювання змінюється зовнішній вигляд поверхні агломераційного «пирога» [24]:

– за оптимальної температури поверхня після охолодження має чорний колір із металевим блиском;

– за підвищеної температури поверхня оплавлена й характеризується підвищеною міцністю;

– за зниженої температури поверхня має рудуватий відтінок і знижену міцність.

Зазначені особливості прояву порушень технологічного процесу агломерації дозволяють сформулювати задачу оперативного контролю з використанням оптико-електронних засобів, що розглядається далі (п. 3.3).

Кількість палива в шихті повинна бути мінімально необхідною для отримання якісного агломерату. Неможливість впливу на хімічний склад

палива та регулювання його частки лише шляхом зміни витрат зумовлює необхідність завчасного попередження небажаних режимів. Збільшення частки флюсів підвищує витрати палива через витрати тепла на дисоціацію карбонатів кальцію та магнію, а використання низькокалорійного палива призводить до зниження температур у верхніх шарах шихти та погіршення якості агломерату [25].

Відхилення співвідношення марок твердого палива від заданого порушує режим спікання. За переважання висококалорійного палива спостерігаються: зниження концентрації кисню в аглогазі, підвищення температури біля ексгаустера, інтенсифікація відновних процесів, зростання вмісту FeO в агломераті, що призводить до підвищення його міцності та зменшення частки звороту.

На підставі даних [25] основними причинами зміни витрат твердого палива є: зміна характеристик шихти, властивостей коксу, температури агломерату під час розвантаження та хімічного складу готового агломерату.

Висновки. Отже, процес агломерації є складним фізико-хімічним процесом, який супроводжується коливаннями хіміко-мінералогічного та гранулометричного складу компонентів шихти, умов її зволоження, дозування, змішування й укладання на поверхню агломераційної машини, характеристик палива, режиму запалювання та інших факторів. Усе це зумовлює появу значної кількості можливих технологічних порушень, що зменшують вихід придатного агломерату, збільшують кількість звороту та, відповідно, знижують продуктивність агломашини. Оперативне керування процесом покладене на операторів, однак це не дає змоги з високою надійністю виявляти порушення на ранніх стадіях їх розвитку, що призводить до матеріальних втрат і отримання продукції невідповідної якості.

Процес є достатньо добре автоматизованим, проте наявні системи керування агломераційним процесом не забезпечують стабільно високої якості готової продукції. Це пов’язано з тим, що збурення переважно стосуються якісних характеристик компонентів, які беруть участь у процесі, і які

безпосередньо не вимірюються.

Значна кількість невимірюваних факторів, що впливають на якість отриманого агломерату, зумовила зростання ролі оперативного керування процесом із використанням методів штучного інтелекту, насамперед експертних систем. На ці системи, головним чином, покладалися функції діагностики стану процесу, виявлення порушень та інформування про них операторів, які ведуть процес.

Огляд вітчизняних і зарубіжних джерел, а також аналіз методів діагностики агломераційного процесу показали, що значна частина робіт обмежується лише фактом виявлення порушень без встановлення причин їх виникнення. У літературі також відсутній систематизований перелік основних порушень процесу та характер їх прояву (симптомів).

Розглянуто основні причини, що призводять до порушень у технологічному процесі, а також прояви цих порушень, зокрема ті, що впливають на зовнішній вигляд агломерату, який спікається, на різних етапах процесу.

Метою дисертаційної роботи є розроблення структури та алгоритму функціонування системи оперативного керування процесом виробництва залізорудного агломерату на основі нейромережевої діагностичної моделі. Система повинна забезпечувати раннє виявлення порушень і визначення причин, що їх зумовили.

На підставі отриманих висновків та відповідно до поставленої мети сформульовано основні завдання, які необхідно розв’язати під час виконання дисертаційної роботи:

1. Розробити структуру та алгоритм роботи системи моніторингу й діагностики (як основної складової системи оперативного керування) процесу підготовки залізорудного агломерату, які відповідатимуть вимогам забезпечення раннього виявлення порушень та їх ідентифікації.

2. У зв’язку з відсутністю можливості вимірювання в реальному часі деяких зовнішніх проявів порушень процесу (симптомів) розробити методики їх

виявлення.

3. Провести аналіз структур діагностичних моделей і вибрати найбільш придатні для процесу агломерації.

4. Здійснити збір даних, обробити отриману інформацію для ідентифікації моделі, сформувати перелік можливих порушень процесу та їх симптомів, а також скласти їх опис для імітаційного моделювання.

5. Розробити алгоритм функціонування системи оперативного керування, що забезпечує раннє виявлення та діагностику порушень, і виконати тестування запропонованого алгоритму методом імітаційного моделювання.

2 МАТЕМАЧИНА МОДЕЛЬ СИСТЕМИ УПРАВЛІННЯ

2.1 Підхід на основі кількісних співвідношень

Під час роботи з моделями, побудованими на основі балансових рівнянь, за цими моделями виявляють порушення за балансами: за нормального режиму роботи нев'язки дорівнюють «0», а за наявності порушень вважається, що відповідні рівності не виконуються. Однак не всі порушення можна виявити за допомогою балансових рівнянь, оскільки відхилення, що впливають на якісні характеристики продукції, не зачіпаючи кількісні показники, не завжди визначаються цим методом. Тому зазначений підхід найчастіше застосовується як допоміжний у поєднанні з іншими методами діагностики [31, 37, 38].

Ще один клас діагностичних моделей у межах цього підходу становлять моделі на основі фільтрів (в англомовній літературі їх часто називають спостерігачами – *observers*) [31]. Зазвичай фільтри відстежують відхилення певної змінної стану процесу. Значення контрольованої змінної обчислюється на основі нев'язки вимірювань $\bar{y}$, що надходять із датчиків процесу, та значень параметрів, оцінених фільтром-спостерігачем. Різниця між виміряними та розрахунковими вихідними значеннями використовується як вектор нев'язок і описується формулою:

$$\varepsilon_k = (\bar{y} - y_k), \tag{2.1}$$

Далі нев'язка множиться на розраховану матрицю підсилення фільтра K_k, а отримане значення використовується для коригування попереднього значення параметра стану:

$$x_k = f(x_{k-1}, u_k) + K_k \cdot \varepsilon_k, \tag{2.2}$$

$$y_k = h(x_k). \tag{2.3}$$

Серед усіх способів вибору матриці підсилення найчастіше застосовується метод мінімізації квадрата нев'язок, тобто метод мінімізації суми середньоквадратичного відхилення моделі процесу від виходу реального об'єкта:

$$J = \log_{t\to\infty} E\,(\varepsilon_t^T \cdot \varepsilon_t), \tag{2.4}$$

Сигналом про виникнення порушення є відхилення нев'язки від нульового значення.

Серед фільтрів-спостерігачів для діагностики найчастіше використовується фільтр Калмана, який дає змогу оцінювати в реальному часі параметри стану об'єкта [39, 40]. Фільтр Калмана є рекурентною системою оцінювання параметрів, у якій дані обробляються послідовно в часі в міру надходження вибіркових значень. Класичний фільтр Калмана застосовується до лінійних об'єктів, що описуються системою рівнянь виду:

$$\mathrm{x}(k+1) = A \cdot x(k) + B \cdot u(k) + n, \tag{2.5}$$

$$y(k+1) = C \cdot x(k) + w, \tag{2.6}$$

де x(k), y(k), u(k) – вектори параметрів стану, вихідних та вхідних змінних відповідно на k-му кроці (у k-й момент часу);

A, B, C – відомі матриці прогнозування, керування та спостереження;

n, w – шуми.

Фільтр обчислює за уточненою (апостеріорною, позначеною верхнім індексом «+») оцінкою вектора станів на (k–1)-му кроці його попередню (апріорну, позначену верхнім індексом «–») оцінку на k-му кроці:

$$x_k^+ = x_k^+ + K_k \cdot \varepsilon_k, \tag{2.7}$$

$$\varepsilon_k = \overline{y_k} + y_k, \tag{2.8}$$

$$y_k = C \cdot \overline{x_k}, \tag{2.9}$$

де ε_k – різниця між виходом фільтра та виміряним вектором вихідних змінних об'єкта$\bar{y}_k$; тобто уточнене значення вектора стану обчислюється

шляхом додавання до апріорного значення величини, пропорційної поточній нев'язці; C – матрицею спостереження, що пов'язує вектор вимірювань з вектором стану. При цьому K_k – матриця підсилення фільтра:

$$К_к = P_k^- \cdot C^T \cdot [S_k]^{-1}, \quad (2.10)$$

де P_k^-, S_k – апріорні оцінки кореляційних матриць.

$$P_k^- = A \cdot P_{k-1}^+ \cdot A^T + Q_k, \quad (2.11)$$

де P_{k-1}^+– апостеріорна коваріаційна матриця, оцінена на попередньому k–1 кроці;

Q_k – коваріаційна матриця випадкового характеру еволюції, що інтерпретує дисперсії похибки прогнозованої оцінки; матриця A описує перехідний процес системи.

$$S_k = C \cdot P_k^- \cdot C^T + R_k, \quad (2.12)$$

де R_k – коваріаційна матриця, на діагоналі якої розміщені дисперсії шумів вимірювання з датчиків.

Нова апостеріорна коваріаційна матриця може бути обчислена з рівняння Ріккаті:

$$P_k^+ = \{I - K_k \cdot C\} \cdot P_k^-, \quad (2.13)$$

Для нелінійних об'єктів, що описуються системою рівнянь виду:

$$x(k) \approx f\big(x(k-1), u(k-1)\big), \quad (2.14)$$
$$y(k) \approx h\big(x(k-1), u(k-1)\big).$$

де f(x,u) та h(x,u) – нелінійні функції, застосовуються нелінійні модифікації фільтрів Калмана, наприклад, розширений фільтр Калмана. При цьому істотно ускладнюються обчислювальні процедури та з'являється необхідність контролю стійкості роботи фільтрів [41, 42].

Використання фільтрів Калмана не усуває потреби мати математичний опис об’єкта як «внутрішню модель» фільтра. Крім того, під час застосування фільтрів для діагностики порушень необхідно організовувати банк фільтрів, кожен з яких попередньо налаштовується на своє конкретне порушення [43–45].

2.2 Підхід, що використовує масиви даних технологічного процесу

На відміну від розглянутих вище підходів до побудови систем діагностики, для яких необхідні кількісні або якісні апріорні знання про процес, у цьому підході потрібна лише велика кількість зафіксованих даних безпосередньо з технологічного процесу. Саме з цієї причини даний підхід набув широкого поширення на практиці. Існують різні способи перетворення та подання даних процесу як апріорної інформації для системи діагностики. Виділяють два методи, що ґрунтуються на використанні якісної (тобто некількісної) інформації про процес: експертні системи та аналіз трендів.

Експертна система – це система, яка використовує людський досвід для підтримки прийняття рішень. Експертні системи є особливо зручними для онлайн-діагностики завдяки використанню експертних, зазвичай емпіричних і заснованих на правилах знань про різні ситуації. При цьому результатом роботи системи може бути не лише діагноз, а й рекомендації щодо усунення нештатних ситуацій [16].

Для формування бази знань експертної системи необхідні знання про поведінку контрольованого процесу та можливі порушення отримують від досвідчених експертів, які володіють практичними навичками роботи з процесом. Як правило, такі знання надаються у вербальній формі й часто мають якісний, значною мірою невизначений характер.

Експертні системи широко застосовуються в діагностичних системах завдяки ряду очевидних переваг: відносній простоті розроблення, отриманню

достатньо достовірних результатів та прозорості логічного виведення [17, 148]. Водночас існують і обмеження щодо їх використання [19]:

– зі зростанням бази знань модуль логічного виведення може не встигати приймати рішення в реальному часі;

– більшість експертних систем є доволі специфічними й, як правило, розробляються для індивідуального застосування, тому не мають універсального характеру;

– збирання знань від експертів та їх подальше формалізоване подання є трудомістким завданням через високий рівень невизначеності та складність пошуку фахівців, які досконало знають контрольований процес.

Для подолання зазначених обмежень перспективним напрямом є інтеграція експертних систем з іншими підходами, такими як нечітка логіка, нейронні мережі та методи розпізнавання образів, що описано в роботах [20–21].

Другим підходом цього класу є аналіз трендів. Він застосовується для пояснення різних ситуацій, що виникають у процесі, діагностики несправностей та прогнозування майбутніх станів. З процедурної точки зору, для отримання сигнального тренду, малочутливого до миттєвих змін, спричинених шумом, необхідно застосовувати фільтрацію. Для цього можуть використовуватися різні фільтри, наприклад фільтр експоненційного згладжування з попередньо обраним коефіцієнтом згладжування. Однак за самими трендами не завжди можливо відрізнити реальну несправність від неусталеного режиму [11]. Щоб уникнути цієї проблеми, тренди доцільно аналізувати в різних часових масштабах. Для задач діагностики аналіз трендів часто надає суттєву інформацію, яка полегшує розуміння поведінки процесу.

Карти Шухарта є прикладом реалізації методу аналізу трендів [12, 13]. Вони досить часто застосовуються на реальних об’єктах, проте мають низку недоліків, що обмежують сферу їх використання. Зокрема, для зменшення кількості хибних спрацьовувань на об’єктах із тривалими перехідними процесами необхідно штучно завищувати порогові значення. Крім того,

ускладненими є побудова та обробка карт Шухарта для процесів із великою кількістю змінних у часі параметрів, до яких належить і процес агломерації. У такому разі одномірний контроль кількох змінних (побудова окремої карти Шухарта для кожної змінної) призводить до різкого зростання кількості помилок, особливо хибних тривог, оскільки не враховується кореляція між змінними [14, 15]. У подібних умовах доцільніше застосовувати багатовимірні карти Шухарта.

Ідея більшості багатовимірних контрольних карт полягає у використанні певної міри відстані до центральної точки процесу, що визначається координатами вектора з номінальними значеннями змінних. При цьому встановлюється лише одне порогове значення, перевищення якого свідчить про наявність порушення. У багатовимірних картах типу карт Шухарта використовується статистика Хотеллінга:

$$T^2 = n(\bar{x} - \mu_0)^T S^{-1}(\bar{x} - \mu_0), \qquad (2.15)$$

де n і $\bar{x}$ – обсяг та середнє значення вибірки, за якою здійснюється контроль;

μ_0 – задане (номінальне) значення;

S – коваріаційна матриця.

Статистика T^2 фактично є відстанню Махаланобіса від середньої точки поточної вибірки до точки з номінальними значеннями параметрів процесу.

Складність застосування такого виду моніторингу різко зростає зі збільшенням розмірності об’єкта, тому доцільно використовувати статистичні методи, здатні зменшити розмірність моделі процесу зі збереженням необхідної інформації. До таких методів насамперед належить метод головних компонент (МГК, англійській термінології – PCA) [16].

Метод головних компонент ґрунтується на ортогональному розкладанні коваріаційної матриці змінних процесу за напрямами, які пояснюють

максимальну частку дисперсії даних. Метод передбачає розкладання початкового масиву даних за власними векторами коваріаційної матриці на дві ортогональні матриці: матрицю навантажень (матрицю головних компонент) та матрицю рахунків (проєкцій початкових змінних на головні компоненти). Хоча кількість головних компонент дорівнює кількості початкових змінних (за умови, що кількість спостережень перевищує кількість змінних), залишкова дисперсія після перших кількох компонент стає дуже малою (наприклад, близько 5 % від початкової). Тому в моделі обмежуються лише цими компонентами, а решту вважають шумом. Саме цим пояснюється зменшення розмірності даних практично без втрати інформації, що є головною перевагою методу.

Таким чином, якщо деякі змінні в наборі даних є корельованими, для пояснення більшої частини дисперсії достатньо значно меншої кількості головних компонент q. Частина дисперсії, не пояснена головними компонентами, потрапляє в підпростір нев'язок, який пов'язується з шумом процесу або вимірювальної апаратури.

Для моніторингу в просторі головних компонент використовуються дві статистики. Статистика T^2 (аналог статистики Хотеллінга) дає змогу виявляти порушення, враховані моделлю МГК, тоді як статистика Q, що є квадратом нев'язок моделі, у тому числі спричинених відкиданням високопорядкових компонент під час зменшення розмірності, дозволяє виявляти порушення, не враховані моделлю МГК.

Метод головних компонент може застосовуватися і для нелінійних систем, що досягається використанням його модифікацій, зокрема кернельного МГК [17, 18]. Суттєвим недоліком методу є втрата фізичного змісту головних компонент. Крім того, хоча МГК є ефективним для моніторингу процесу, оскільки для виявлення порушень достатньо контролювати лише дві статистики T^2 і Q, ідентифікація причин порушень за допомогою цього методу є складною. На практиці МГК широко застосовується в діагностичних системах у поєднанні з іншими моделями

переважно для зменшення розмірності та виявлення порушень, тоді як безпосередня діагностика виконується системами, що базуються на експертних або нейромережевих моделях [16, 19].

Останніми роками інтерес до нейронних мереж для розв’язання задач діагностики суттєво зріс. Нейронна мережа — це паралельна розподілена інформаційна структура, що складається з елементів обробки інформації (нейронів), з’єднаних між собою сигнальними зв’язками. Кожен нейрон має один вихід, який може розгалужуватися та з’єднувати його з будь-якою кількістю інших елементів мережі. Вихідний сигнал нейрона може мати довільну форму, обробка даних усередині елемента задається довільно, а результат залежить від поточних значень сигналів на вході [20].

Нейронні мережі застосовуються для задач класифікації та апроксимації функцій. Для використання нейронних мереж у розпізнаванні конкретних порушень необхідно мати добре структуровані дані, що охоплюють максимальну кількість можливих порушень. Загальна нелінійна поведінка нейронної мережі визначається вибором її топології, функцій активації нейронів та ваг зв’язків між ними. Нейронні мережі класифікують за двома основними ознаками: архітектурою мережі та способом її навчання.

Нейронні мережі здатні діагностувати множинні порушення без апріорного знання математичної моделі об’єкта. Вони широко використовуються в системах діагностики промислових процесів. Так, у роботі [11] описано адаптивну гібридну систему, побудовану на основі апріорних знань і нейронних мереж, для моделювання стратегій керування процесом з невизначеними параметрами у сильно нелінійному реакторі з безперервним перемішуванням у чотиристадійній флотаційній установці. У роботі [12] наведено застосування нейронних мереж для моделювання нелінійного процесу склування, під час якого відбувається інкапсуляція високоактивних рідких відходів у скло з метою забезпечення безпечного та зручного зберігання. Нейромережева модель також використовувалася для виявлення відмов реактора, задіяного в тому самому скловарному процесі. У

роботі [13] нейронні мережі були адаптовані для нелінійного процесу оцінювання та керування хімічною реакцією з виділенням тепла. У [14] представлено розроблення архітектури робастної нейромережевої моделі керування з прогнозуванням. У роботі [15] описано двоступеневу систему оперативного керування на основі порушень із використанням нейронних мереж, реалізовану для ідентифікації точного місця виникнення порушень та їх діагностики на дослідній експериментальній установці.

Нейромережевий підхід буде детальніше розглянутий далі.

У таблиці 1.1 [21] наведено порівняльні характеристики деяких діагностичних моделей. На основі цього порівняння можна зробити висновок, що жоден із розглянутих методів не є універсальним.

Таблиця 2.1 – Порівняльні характеристики деяких діагностичних моделей

Характеристика	Фільтри	Графи	ЕС	Карти	МГК	НС
Раннє виявлення та діагноз	Так	?	Так	Так	Так	Так
Локалізація	Так	Ні	Так	Так	Так	Так
Робастність (стійкість)	Так	Так	Так	Так	Так	Так
Ідентифікація неврахованих порушень	?	Так	Ні	?	Так	Так
Адаптивність	Ні	Так	Ні	?	Ні	Ні
Здатність до пояснення (інтерпретація)	Ні	Так	Так	Так	Ні	Ні
Обсяги обчислень (ефективність)	Так	?	Так	Так	Так	Так
Визначення множинних порушень	Так	Так	Так	Ні	Ні	Так

При цьому необхідно зазначити, що в промисловості найчастіше застосовуються методи, засновані на обробці вибірок даних, отриманих із датчиків, установлених на контрольованому процесі, а також на результатах лабораторних та інших видів аналізу. Це пояснюється відсутністю в більшості випадків математичних описів складних, важко формалізованих технологічних процесів, які зазвичай є нелінійними. Зазначені обмеження повною мірою стосуються і процесу агломерації. Методи, що використовують графи, частіше

застосовуються на етапах аналізу процесів під час їх проєктування або при оцінюванні рівня безпеки.

Слід також відзначити, що процес агломерації характеризується високим рівнем невизначеності, значними неконтрольованими збуреннями (зокрема через розкид параметрів вихідної сировини) та істотною внутрішньою нелінійністю. Застосування експертних систем для розв'язання задач діагностики порушень у таких умовах часто є неефективним через маскування багатьох порушень роботою систем автоматичного регулювання. Крім того, виникають труднощі з вибором порогових значень діагностичних параметрів в умовних частинах правил, вагових коефіцієнтів і порогів для критеріїв близькості тощо.

Водночас зазначених проблем значною мірою позбавлений нейромережевий підхід, який є особливо придатним для процесів, що мають надто складні точні математичні моделі або коли їх побудова є надзвичайно трудомісткою. Недоліком цього підходу є складність ідентифікації нових ситуацій, які не були враховані в навчальному наборі даних або для яких не передбачено відповідного вихідного нейрона у структурі мережі. До інших недоліків належать труднощі з обробкою множинних порушень, надмірні витрати часу на навчання тощо. Однак ці недоліки відносно легко долаються, у зв'язку з чим нейронні мережі було вирішено застосувати для нелінійного процесу агломерації.

2.3 Модель нейронної мережі

Рівняння нейрона має вигляд:

$$y_i = w_{0i} + \sum_{l=1}^{p} w_{ti} f_l(X), (i = 1, 2, \dots, m), \qquad (2.16)$$

де $X = (x_1, x_2, ..., x_n)^T$ – вхідний вектор;

w_{li} – ваги зв’язків (l = 1, 2, ..., p, i = 1, 2, ..., w);

w_{0i} — зміщення для і-го нейрона.

За архітектурою зв’язків штучні нейронні мережі (ШНМ) можуть бути згруповані у два класи:

1. Мережі прямого поширення, у яких граф, що характеризує мережу, не має петель зворотного зв’язку: одношаровий персептрон, багатошаровий персептрон, RBF-мережа.

2. Рекурентні мережі (мережі зі зворотними зв’язками): конкурентні мережі, мережа Кохонена, мережа Хопфілда, моделі ART, персептрон зі зворотними зв’язками.

За результатами аналітичного огляду найбільш перспективними структурами для розв’язання задач діагностики є мережі прямого поширення. Саме вони будуть розглянуті більш детально.

У мережах прямого поширення сигнали проходять від входів через приховані нейрони на вихідні. Така мережа не має зворотних зв’язків. Ці мережі мають:

- вхідний шар з лінійними функціями активації нейронів;
- один або кілька прихованих шарів нейронів з нелінійними, наприклад сигмоїдними, функціями активації;
- вихідний шар з нейронами з лінійними або нелінійними функціями активації.

Мережі з такою архітектурою можуть відтворювати досить складні нелінійні залежності між входом і виходом мережі. Вони здатні досить точно апроксимувати будь-яку функцію, якщо задати достатню кількість нейронів прихованого шару.

Можливості з’єднання нейронів у мережі практично не обмежені, але зазвичай для кожної конкретної моделі мережі вказується тип допустимих зв’язків.

Кожне з’єднання визначається трьома параметрами:

- елементом, від якого виходить дане з’єднання;
- елементом, до якого спрямоване дане з’єднання;
- ваговим коефіцієнтом.

Структура зв’язків представлена у вигляді вагової матриці W, у якій кожен елемент w_{ij} показує величину вагового коефіцієнта зв’язку, що йде від елемента i до елемента j.

Для опису структури зв’язків може використовуватися не одна, а декілька вагових матриць, оскільки елементи мережі згруповані у шари.

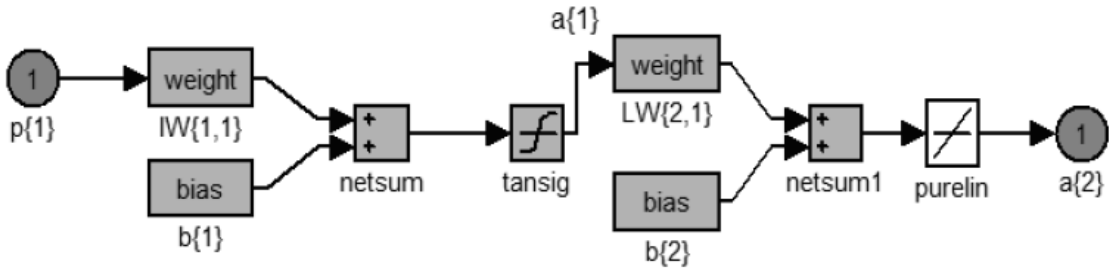
Загальний вигляд вагової матриці:

$$W = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \cdots & \cdots & \cdots & w_{1n} \\ \vdots & & & & & \vdots \\ w_{i1} & w_{i2} & \cdots & w_{ij} & \cdots & w_{in} \\ \vdots & & & & & \vdots \\ w_{m1} & w_{m2} & \cdots & \cdots & \cdots & w_{mn} \end{bmatrix}, \quad (2.17)$$

де n – число нейронів у наступному шарі;

m – число елементів у даному шарі.

Вхідні, приховані та вихідні нейрони повинні бути зв’язані між собою. Мережа прямого поширення в середовищі Matlab матиме вигляд (рисунок 2.1):



a{1}=tansig(IW{1,1}p{1}+b{1} a{2}=purelin(LW{2,1}a{1}+b{2}

Рисунок 2.1 – Мережа з прямою передачею сигналу

При використанні для навчання мережі алгоритму зворотного поширення помилки мережа обчислює помилку, що виникає у вихідному шарі, та визначає вектор градієнта як функцію ваг і зміщень. Цей вектор вказує напрямок найкоротшого спуску по поверхні для даної точки, тому, якщо рухатися у протилежному напрямку градієнта, помилка зменшиться. Послідовність таких кроків повинна привести до мінімуму, хоча не завжди до глобального. Особливу складність становить вибір величини кроку. На практиці величина кроку обирається пропорційною крутизні схилу (градієнту функції помилок).

Мережі, що використовують радіальні базисні функції (RBF), є частковим випадком тришарової мережі прямого поширення. Основою їх створення та побудови є підхід, заснований на розбитті простору колами або (у загальному випадку) гіперсферами. Гіперсфера задається своїм центром і радіусом.

Як функції активації для вхідного та, часто, вихідного шарів мереж RBF застосовують лінійні функції, а для прихованого і іноді для вихідного шарів – гаусові функції. Вихідний шар об’єднує отримані таким чином виходи нейронів прихованого шару шляхом обчислення їхньої лінійної зваженої комбінації (рисунок 2.2).

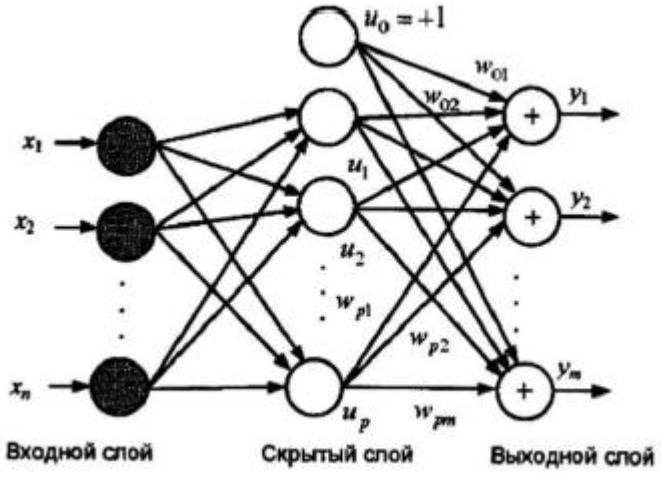


Рисунок 2.2 – Структура мережі RBF

Функції $f_l(X)$ – це функції активації нейронів прихованого шару, що визначаються як:

$$f_l(\mathbf{X}) = \varphi_l\left(\|\mathbf{X} - C_l\|\right),\ (l = 1, 2, \ldots, p), \tag{2.18}$$

де $\|X - C_l\|$ – норма вектора

$\mathbf{X}\text{-}C_l = (x_1\text{-}C_{l1},\ x_2\text{-}C_{l2},\ldots,\ x_n\text{-}C_{ln})^T; Cl = (C_{l1}, C_{l2}, \ldots, C_{ln})$ – вектор з навчального масиву, що задається як центр l-тої області моделюваних ситуацій на процесі;

φ_l – радіальна (позитивно визначена) базисна функція, яка приймає максимальне значення при нульовому аргументі, тобто коли вектор X близький до вектора C_l, і монотонно зменшується зі збільшенням відстані від центральної точки при $\|X - C_l\| \to \infty$.

Найчастіше в якості функції $f_l(X)$ обирають гауссову функцію:

$$f_l(\mathbf{X}) = \exp\left[-\sum_{j=1}^{n}\frac{\left(x_j - C_{lj}\right)^2}{2\sigma_{lj}^2}\right],\ (l = 1,2,\ldots, n), \tag{2.19}$$

де σ_{ij} – параметр, що визначає ширину функції.

Діапазон нормування зазвичай приймається рівним [0,+1][0, +1][0,+1], тобто функція має максимум, рівний 1, коли аргумент $X - C_l = 0$.

Графік функції активації представлений на рисунку 2.3.

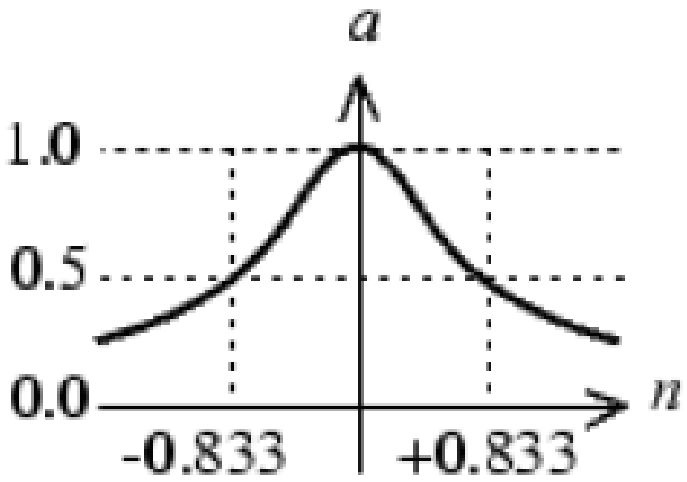


Рисунок 2.3 – Графік функції активації RBF-мережі

Таким чином, RBF-нейрон діє як індикатор, який формує значення 1, коли вектор X ідентичний вектору C_l. Зсув (смещение) дозволяє коригувати чутливість радіального базисного нейрона.

Оскільки настроювані ваги в RBF-мережі лінійно пов'язані з виходами y_i, вони можуть бути знайдені безпосередньо за допомогою методу найменших квадратів (МНК). При цьому мінімізується сумарна квадратична помилка мережі:

$$E = \frac{1}{2}\sum_{r=1}^{R}\sum_{i=1}^{m}\left(y_j^r - d_j^r\right)^2, \tag{2.20}$$

де y_{jr} – j-й вихід мережі при поданні r-го вхідного вектора X_r;

d_j^r_– бажаний j-й вихід мережі для входу X_r;

R – розмір навчального масиву.

Важливо зазначити, що в RBF-мережах розмірність прихованого шару суттєво (на порядок і більше) може перевищувати розмірність вхідного шару $p \gg n_p$, оскільки задача класифікації даних у просторі більш високої розмірності з більшою ймовірністю задовольняє вимогу лінійної роздільності і таким чином забезпечує високу точність апроксимації.

Тому рішення системи нормальних рівнянь МНК, де потрібне обернення коваріаційної матриці, при великій розмірності, окрім великих обчислювальних витрат, призводить до серйозних проблем через її погану обумовленість. Це вимагає застосування регуляризації**.**

Однак, на відміну від часто зустрічаючоїся ситуації, коли використання методу зворотного поширення помилки при налаштуванні ваг персептрона призводить лише до досягнення локальних мінімумів, тут знаходження ваг зв'язків здійснюється швидше і точніше. Проте для великих значень nnn кількість необхідних базисних функцій різко зростає, а також зростають труднощі у виборі їх параметрів.

Розробникам діагностичної моделі на основі нейронної мережі необхідно:

– обрати відповідну модель мережі;

– визначити топологію мережі (тобто кількість елементів і їхні зв’язки);

– вказати параметри навчання.

Архітектура мережі описується кількістю шарів, кількістю нейронів у кожному шарі, видом функції активації кожного шару та інформацією про з’єднання шарів. Архітектура мережі залежить від конкретної задачі, яку мережа повинна вирішувати.

Робота мережі полягає у обчисленні виходів мережі на основі відомих входів з метою формування бажаного відображення вхід/вихід. Конкретна задача визначає кількість входів і виходів мережі.

Окрім числа нейронів у вихідному шарі мережі, для проєктувальника важливо знати число нейронів у кожному шарі. Більша кількість нейронів у прихованих шарах і самих шарах забезпечує більш потужну мережу, але виникає небезпека «переобучення» мережі. Тому важливо знайти компроміс.

Мережі зі зсувом дозволяють відображати більш складні зв’язки між входами та виходами, ніж мережі без зсуву.

Перший крок при роботі з нейронною мережею — створення моделі мережі. Після того як сформована архітектура мережі, повинні бути задані початкові значення ваг і зміщень, або, іншими словами, мережа повинна бути ініціалізована**.**

При розв’язанні прикладних задач за допомогою нейронних мереж необхідно зібрати достатній і репрезентативний набір даних (навчальний масив), щоб навчити мережу вирішенню таких задач.

Після того як визначено кількість шарів мережі і число нейронів у кожному з них, потрібно визначити значення ваг і зміщень, які мінімізують помилку рішення. Це досягається в процесі навчання.

Головна відмінність і перевага нейронних мереж перед класичними засобами прогнозування і класифікації полягає саме в їхній здатності до навчання.

Висновки. У розділі розглянуто структуру автоматизованої системи оперативного управління (СОУ) та її функції моніторингу стану процесу і діагностики порушень. Встановлено, що основними вимогами до СОУ є раннє виявлення порушень та надання оператору рекомендацій щодо їх усунення. Показано, що система діагностики працює на основі діагностичних моделей, які пов’язують порушення з симптомами, проте жодна з моделей не є універсальною. У промисловості переважно використовуються моделі на основі обробки даних з датчиків і лабораторних аналізів, а експертні системи ефективні для складних випадків, але мають проблеми з налаштуванням порогів і вагових коефіцієнтів. Нейронні мережі, зокрема мережі прямого поширення, позбавлені цих проблем і доцільні для нелінійних процесів, таких як агломерація, а використання ієрархічної структури дозволяє зменшити розмірність вхідних даних і скоротити час навчання.

3 РОЗРОБКА АРХІТЕКТУРИ МОДЕЛІ СИСТЕМИ ОПЕРАТИВНОГО УПРАВЛІННЯ

3.1 Структура діагностувальної моделі

Визначення контрольованих діагностичних показників базується на аналізі процесу з використанням літературних джерел та знань експертів. За основними показниками визначають факт порушення, а аналіз додаткових показників дозволяє виявити ймовірну причину. Реалізація процедур діагностики складається з двох етапів: моніторинг стану процесу, який визначає факт порушення, і власне діагностика для ідентифікації причини, із проміжним етапом локалізації порушення у відповідному блоці або структурній одиниці процесу.

Діагноз формується на основі порівняння інформації про порушення, закладеної в системі, з даними, що надходять у реальному часі з датчиків. Для забезпечення глибини діагностики залучають додаткову інформацію: результати лабораторних аналізів, якісні характеристики процесу, дані про перевірки датчиків і терміни роботи обладнання. Для виявлення порушень застосовуються статистики T^2 і Q із відомими пороговими значеннями; перевищення порогу активує систему діагностики.

З усіх типів діагностичних моделей було обрано нейронну мережу, оскільки вона добре справляється з класифікацією образів. Навчальний масив даних включає всі можливі стани процесу, щоб мережа могла розпізнати причину виникнення ситуації. Основним недоліком нейромережевих моделей для складних процесів є тривале навчання та переобучення через велику розмірність мережі, що вирішується декомпозицією об’єкта або множини можливих ситуацій.

Декомпозиція вводить ієрархію в структуру діагностичної моделі: мережа верхнього рівня (СВУ) визначає місце виникнення порушення або виділяє ситуації за певними ознаками, тоді як мережі нижнього рівня (СНУ)

ідентифікують конкретну причину порушення. Це значно знижує розмірність мереж, скорочує час навчання і переобучення, а також дозволяє адаптувати модель до змінних умов на об’єкті.

Декомпозицію процесу агломерації доцільно проводити за комбінованим принципом: територіально виділяються блоки відповідно до стадій процесу (підготовка шихти, зажигання, спікання, охолодження) і функціонально – блок якості, що враховує технологічні фактори. Однак блоки не є повністю автономними, тому однозначна локалізація порушення складна. Тому було вирішено використовувати декомпозицію множини ситуацій, а не об’єкта.

Архітектура двохрівневої нейронної діагностичної моделі передбачає, що підсистема діагностики активується лише при сигналі підсистеми моніторингу про порушення. Усі мережі багатошарові прямого поширення, що забезпечує простоту та ефективність навчання. Кожна СНУ налаштована на визначення конкретних причин порушень, а СВУ має вихідні нейрони відповідно до числа виділених блоків або ситуацій. Для зменшення часу переобучення та розмірності СВУ важливо додатково оптимізувати її структуру.

Структура двохрівневої нейронної діагностичної моделі наведена на рис. 3.1.

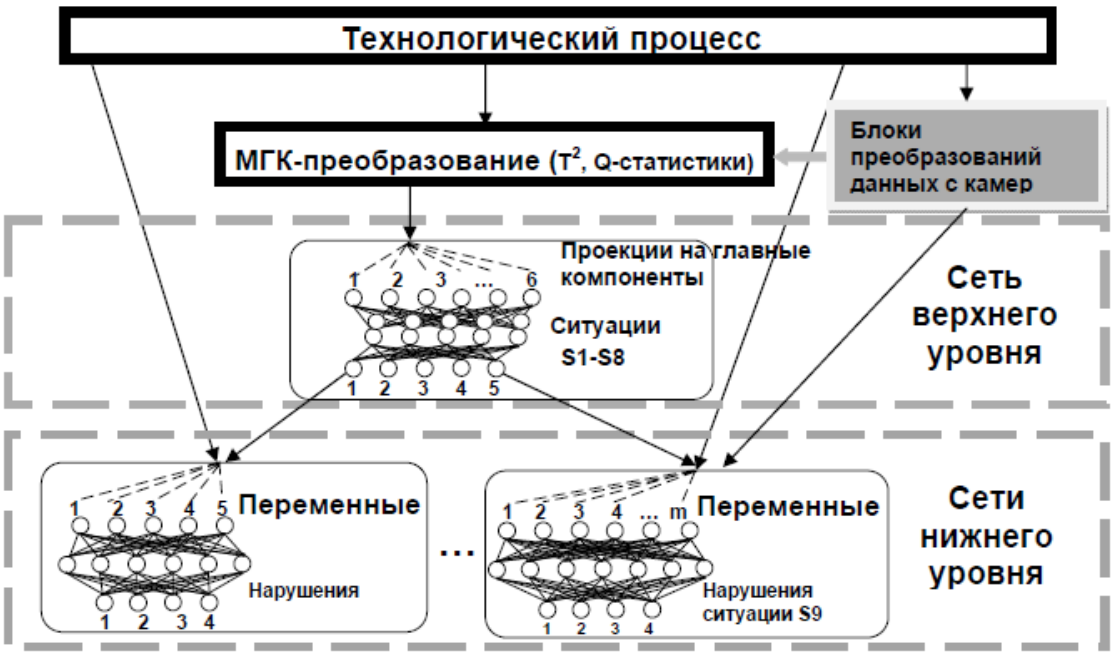


Рисунок 3.1 – Структура двохрівневої нейронної діагностичної моделі

Нейронні мережі можуть застосовуватися для виявлення порушень і діагностики як модель процесу або як класифікатор образів. Нейронні мережі для виявлення порушень і діагностики можна згрупувати на три категорії, як показано на рисунку 3.2.

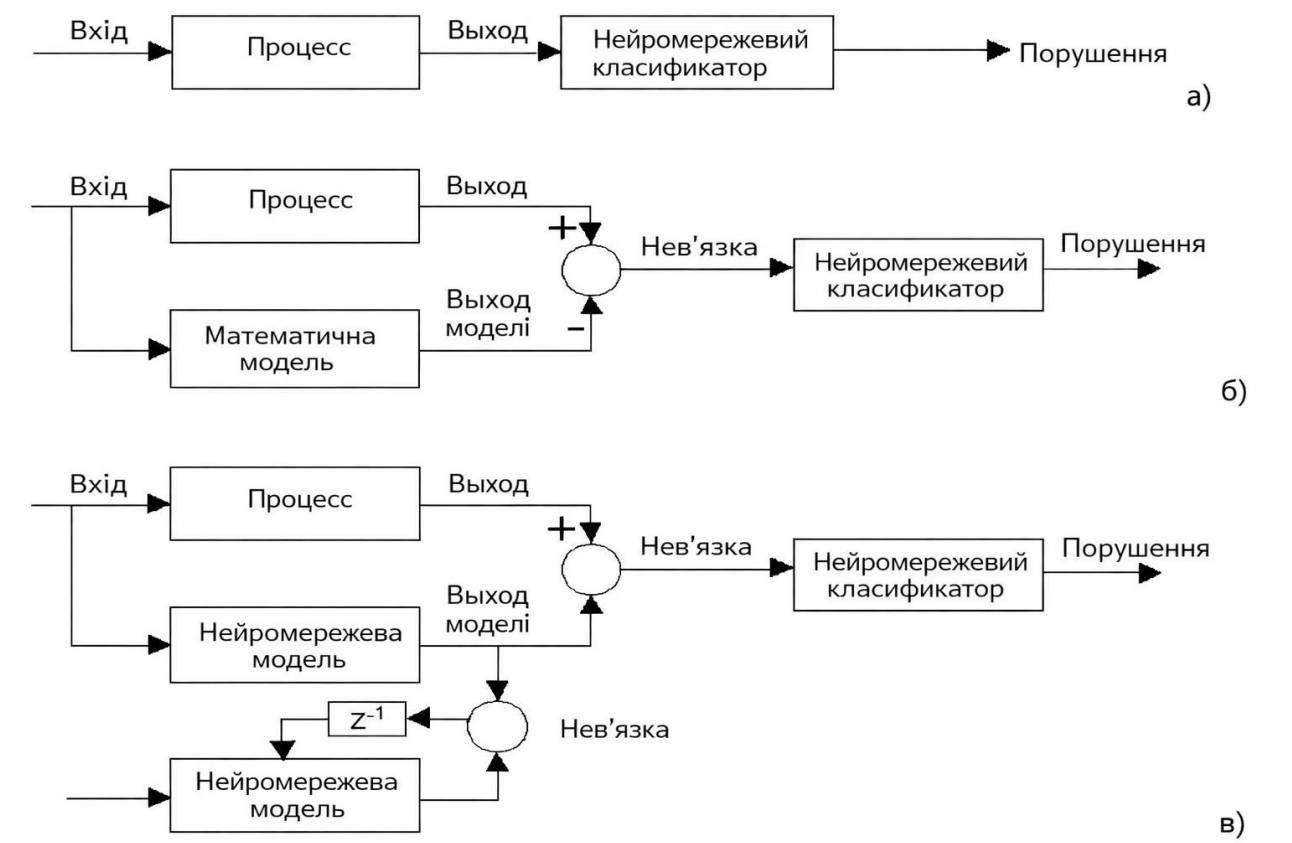


Рисунок 3.2 – Різні способи використання нейронних мереж для виявлення та діагностики порушень

Перша група (рис. 3.2 а) використовує нейронну мережу для розподілу образів порушень по класах відносно нормального стану процесу за виміряними вихідними даними процесу. Навчання нейронних мереж може відбуватися як в режимі off-line (з учителем), так і в реальному часі. Звичайно, перший варіант переважніший, оскільки дозволяє одразу навчити мережу розпізнавати всі відомі порушення, які можуть виникнути на даному процесі.

У другій групі нейронні мережі використовуються як класифікатори, що виявляють порушення, представлені різницями (нев'язками) між виходами

процесу та моделі. Модель процесу може бути математичною (рис. 3.2 б), що полегшує виконання та навчання нейронного класифікатора. У випадках, коли математичні моделі процесу недоступні, для отримання нев'язок може застосовуватися нейронна модель процесу (рис. 3.2 в), а інша мережа використовується для виявлення порушень.

Процедура навчання нейронної мережі використовує помилку у значеннях виходів для модифікації вагових коефіцієнтів, поки помилка не досягне допустимого рівня. Час навчання для мереж прямого поширення, що використовують одну з варіацій алгоритму зворотного поширення, може бути досить великим. Для простої системи з двома входами та двома виходами при 50 навчальних вибірках 100000 ітерацій не є винятком. Для великомасштабних систем пам'ять і час навчання нейронної мережі можуть перевищувати допустимі межі, що стало вузьким місцем при розробці алгоритмів діагностики порушень у промислових застосуваннях.

3.2 Методика формування переліку порушень

У процесі розробки системи діагностики важливим фактором, що визначає можливість створення такої системи, є наявність достатнього обсягу знань про можливі порушення на процесі та їхні характеристики. Це необхідно для ідентифікації діагностичної моделі. Джерелами інформації для збору знань про порушення слугують технічна література, технологічні інструкції та регламенти, тренди та графіки, зафіксовані під час процесу, а також експерти, добре обізнані з даним процесом і його особливостями. У нашому випадку такими експертами були агломератчики, що ведуть процес.

Під час отримання інформації виникає ряд труднощів. По-перше, через суворий контроль на сучасних металургійних підприємствах щодо нерозголошення комерційної таємниці доступ до технологічних інструкцій і журналів про хід процесу обмежений. Через це не вистачає інформації від

висококваліфікованих і досвідчених експертів. У зарубіжній та вітчизняній літературі відкрито не наводиться перелік порушень на процесі, також відсутні статистичні дані про ситуації під час експлуатації. Все це ускладнює збір повної та достовірної інформації про процес і порушення для створення когнітивної системи діагностики.

Методи отримання знань можна поділити на комунікаційні (робота з експертами: анкетування, інтерв'ювання) і текстологічні (вивчення літератури, технологічних регламентів, інструкцій та інших нормативних документів). На першому етапі доцільно використовувати текстологічні методи для отримання загального уявлення про предметну область, на основі чого будувати взаємодію з експертами та класифікувати знання, отримані від них. В якості експертів у даній роботі виступали оператори аглоцеху.

При роботі з експертами слід враховувати такі складнощі: використання професійного сленгу, складність перетворення знань у терміни діагностичної моделі, труднощі формалізації знань, що ґрунтуються на особистому досвіді експерта, а також отримання неповного обсягу знань, оскільки багато моментів здаються експертам очевидними, але для розробника системи — ні.

На основі цього застосування комбінованого методу збору знань вважається оптимальним. Перший етап формування множини «Порушення–причина» полягав у ознайомленні з технологічними інструкціями, спеціальною літературою, науковими статтями, доповідями, монографіями та іншими нормативними документами по процесу агломерації. Далі, на основі прямого контакту з експертами, отримана інформація систематизувалася.

Можливі порушення, сценарії їх виникнення та розвитку обговорювалися з експертами, визначалися можливі причини виникнення кожного порушення та їх прояви у відхиленнях контрольованих змінних процесу. З отриманих даних формувався список діагностичних показників (симптомів) та можливі діапазони їх значень при виникненні відповідних порушень. Додатково визначалися способи усунення порушень (дії, рекомендації). Після цього отримана інформація піддавалася додатковій верифікації та уточненню, визначалася

значимість показників для ідентифікації ситуації, можливі наслідки розвитку ситуації та інша додаткова інформація.

В результаті був складений перелік технологічних порушень на процесі агломерації з указанням діагностичних показників, причин їх виникнення та способів усунення.

3.3 Структурування порушень та формування переліку ситуацій на процесі агломерації

При формуванні масивів даних необхідно враховувати контрольовані існуючою системою автоматизації параметри (схема автоматизації – Додаток А), такі як температура та розрідження у всіх вакуум-камерах, температура відхідних газів, температура та тиск коксового газу на пальниках, а також технічні параметри: тиск повітря в колекторі, витрата та тиск води на зволоження, тиск після нагнітача, розрідження перед циклонним апаратом та перед ексгаустером, рівень у бункерах газоходу та циклонів.

Окрім цього, частина параметрів визначається лабораторно, наприклад гранулометричний склад готового агломерату, фактичний склад шихти тощо. Водночас деякі важливі з точки зору діагностики параметри не мають у існуючій системі автоматизації засобів вимірювання.

Аналіз виділених порушень показав, що багато з них призводять до подібних станів процесу, наприклад до непропікання шихти або, навпаки, до розплавлення агломерату. Такі стани вирішено використовувати як структурні одиниці, отримані при декомпозиції множини порушень, а їх виявлення покласти на мережу верхнього рівня діагностичної моделі.

Всього було виділено 9 таких ситуацій, наведених у таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Список можливих порушень та причин, що їх викликають, які можуть виникнути в процесі агломерації

Код	Порушення	Причини	Симптоми
Ситуація S1. Порушення пропікання шихти			
S1.1	Неповне пропікання шихти	Низька температура запалювання; збільшення вологості шихти (погіршення газопроникності); перевищення частки вуглецю у зворотi; збільшення діаметра частинок шихти або коксу; зростання природної основності.	$T_{ГОР}$ ↓; $W_{ШИХ}$ ↑; $M_{УГЛ/ВОЗВ}$ ↑; дані лабораторії (гранулометрія та склад).
S1.2	Утворення розплавленого агломерату	Висока температура запалювання; зниження частки низькокалорійного палива; мала швидкість машини; малий діаметр частинок шихти; низька вологість; зниження основності; дефіцит палива при великій крупності.	$T_{ГОР}$ ↑; $M_{НИЗК.ТОП}$ ↓; $V_{АГЛ}$ ↓; $W_{ШИХ}$ ↓; дані лабораторії (гранулометрія та склад).
Ситуація S2. Збільшення швидкості спікання			
S2.1	Збільшення швидкості спікання	Збільшення масової частки звороту в шихті та підвищення його крупності.	$M_{ВОЗВШИХ}$ ↑; перевищення крупності звороту.
Ситуація S3. Вихід агломерату невідповідної якості			
S3.1	Погіршення якості агломерату	Дефіцит вуглецю (коротка зона світіння, неспечені «гнізда»); надлишок вуглецю (подовжена	Дані камери: зона світіння (5-6 або 6-7 вакуум-камер);

		зона світіння, оплавлення, великі пори).	колір агломерату на виході.
Ситуація S4. Збільшення виходу звороту від заданого значення			
S4.1	Підвищення частки низькокалорійного палива	Масова частка низькокалорійного палива вище норми.	$M_{НИЗК.ТОП}$ ↑; $M_{ВОЗВ}$ ↑.
S4.2	Зменшення вмісту вуглецю	Переважання реакцій окиснення (МУГЛ < норми).	$M_{УГЛ}$ ↓; $M_{ВОЗВ}$ ↑.
S4.3	Зменшення вмісту FeO в агломераті	Переважання реакцій окиснення (дані лабораторії).	$M_{FeO.НОМ}$ ↓; $M_{ВОЗВ}$ ↑.
S4.4	Зниження висоти шару шихти	Висота шару нижче регламентної.	H ↓; $M_{ВОЗВ}$ ↑.
S4.5	Збільшена масова частка вологи	Переважання реакцій відновлення (WШИХ > норми).	$W_{ШИХ}$ ↑; $M_{ВОЗВ}$ ↑.
S4.6	Зменшення масової частки вологи	Дефіцит вологи (WШИХ < норми).	$W_{ШИХ}$ ↓; $M_{ВОЗВ}$ ↑.
S4.7	Погіршення міцності агломерату	Недостатнє пропікання (низька температура на виході); надлишок палива; збільшення крупності частинок.	$T_{АГЛ}$ ↓; $M_{ТОП}$ ↑; $M_{ВОЗВ}$ ↑.
Ситуація S5. Порушення на етапі запалювання шихти			
S5.1	Низька температура запалювання	Недостатній нагрів під горном.	Рудуватий відтінок поверхні спеку (дані камери №2).
S5.2	Висока температура запалювання	Надмірний нагрів під горном.	Поверхня «пирога» оплавлена, підвищена міцність

			корки (дані камери №2).
Ситуація S6. Порушення технологічних параметрів спікання			
S6.1	Перевищення палива та вологи	Одночасне зростання вмісту палива та води в шихті.	$P_{КР}$ ↑; $W_{ших}$ ↑; $M_{топ}$ ↑.
S6.2	Знижена частка палива та вологи	Одночасне зниження вмісту палива та води в шихті.	$P_{КР}$ ↑; $W_{ших}$ ↓; $M_{топ}$ ↓.
S6.3	Збільшення температури запалювання	Підвищення температури в горні.	$P_{КР}$ ↑; $T_{ГОР}$ ↑.
S6.4	Зменшення температури запалювання	Зниження температури в горні.	$P_{КР}$ ↑; $T_{ГОР}$ ↓.
S6.5	Зменшення маси звороту та погіршення його якості	Зниження кількості звороту та зростання в ньому залишку вуглецю.	$P_{КР}$ ↑; $M_{возв}$ ↑; $M_{угл/возв}$ ↑.
S6.6	Зменшення маси вапна в шихті	Дефіцит вапна (флюсу).	$P_{КР}$ ↑; $M_{ізв}$ ↓.
S6.7	Надмірне ущільнення шихти	Щільність шихти вище регламентної.	РКР ↑; Щільність ↑.
Ситуація S7. Порушення подачі води на зволоження			
S7.1	Порушення подачі води	Низький тиск у системі зволоження.	$P_{вода}$ ↓; $W_{ших}$ ↓
Ситуація S8. Порушення часу спікання			

S8.1	Пізнє закінчення (низька газопроникність)	Надлишок вологи; дрібний кокс (швидке вигоряння).	$V_{АГЛ}$ ↑; $W_{ШИХ}$ ↑; дані лабораторії (гранулометрія).
S8.2	Пізнє закінчення (надлишок палива)	Збільшення частки палива в шихті.	$V_{АГЛ}$ ↑; $M_{ТОП}$ ↑.
S8.3	Висока температура в останній вакуум-камері	Зміщення температурного піку до кінця машини.	$V_{АГЛ}$ ↑; (ТВ/К11 - ТВ/К10) ↑.
S8.4	Раннє закінчення спікання	Зниження температури в передостанній камері; надмірна швидкість машини.	$V_{АГЛ}$ ↑; (ТВ/К11 - ТВ/К10) ↓.
Ситуація S9. Нерівномірність температури по ширині аглоленти			
S9.1	Нерівномірність розподілу температури	Непостійність теплового поля за шириною палет.	Дані камери №1 (тепловізор/ІЧ-камера).

Нижче наведено приклад номінальних значень деяких технологічних змінних процесу агломерації на одній із вітчизняних аглофабрик, які використовуються при оцінці діагностичних показників (симптомів) у таблиці (вказані нижні та верхні регламентні межі):

Температура горна: $T_{ГОР.НОМ.МІН}$ = 800 °С; $T_{ГОР.НОМ.МАКС}$ = 1250 °С.

Вихід повернення: $M_{ВОЗВ.НОМ.МІН}$ = 10 т/год; $M_{ВОЗВ.НОМ.МАКС}$ = 30 т/год.

Масовий витрата палива: $M_{ТОП.НОМ.МІН}$ = 3 т/год; $M_{ТОП.НОМ.МАКС}$ = 3,5 т/год.

Масова частка вуглецю у поверненні шихти: $M_{УГЛ/ВОЗВ.НОМ.МІН}$ = 0,7%.

Масова витрата низькокалорійного палива: $M_{НИЗК.ТОП.НОМ.МІН}$ = 0,1 т/год.

Вологість шихти: $W_{ШИХ.НОМ.МАКС}$ = 1,5%.

Швидкість руху агломашини: $V_{АГЛ.НОМ.МІН}$ = 0,7 м/хв.

Визначення конкретних порушень, які спричинили виникнення цих ситуацій, здійснюють мережі нижнього рівня діагностичної моделі.

Більшість експертів визначили значення експлуатаційних порогів (значення змінних процесу, що можуть свідчити про розвиток порушення) як 20% відхилення від нижнього або верхнього регламентного порога (від першого – вниз, від другого – вверх). Зона зміни змінних від експлуатаційних порогів до меж передаварійної зони є зоною відповідальності СОУ, а перевищення її – зоною відповідальності системи протиаварійного захисту.

Деякі порушення мають кілька визначальних діагностичних показників (симптомів). Перевищення експлуатаційного порога одним із таких показників може стати основною умовою визначення порушення, а значення іншого показника – додатковою умовою.

Шляхом декомпозиції сформованого множини порушень за функціональним принципом здебільшого виконано розбиття знань із виділенням знань, що описують ситуації. Додатковий аналіз порушень дозволив сформувати більш детальну картину, зокрема зібрати ситуації та пов’язані з ними порушення, що стосуються безпосередньо процесу спікання.

Після завершення формування списку діагностичних показників з’ясувалося, що не всі необхідні параметри мають засоби безперервного автоматичного або лабораторного контролю. Наприклад, для визначення таких параметрів, як «рудуватість» шихти, «розжареність поверхні над 4–5 вакуум-камерами після горна», «подовженість зони світіння поверхні агломерату до 6–7 вакуум-камер» та ряду інших, на підприємстві відсутні прилади вимірювання. Для цього пропонується встановлення додаткової апаратури, а саме цифрових оптичних камер.

Алгоритм роботи системи на робочому етапі представлений в Додатку Б.

Висновки. Для розроблюваної системи діагностики агломераційного процесу обрано ієрархічну нейромережеву модель, що дозволяє знизити розмірність мереж і уникнути тривалого навчання та переобучення при роботі в реальному часі. Декомпозиція процесу проведена за можливими функціональними ситуаціями, що підвищує ефективність виявлення порушень. Для їх фіксації використовуються статистики T^2 та Q методу головних

компонент, а проекції вхідних даних на головні компоненти подаються на верхній рівень мережі для зменшення надлишковості інформації. Після виявлення порушення верхній рівень мережі визначає ситуацію, а нижній – ідентифікує причину. Для покращення контролю симптомів, частина яких визначається лабораторно або оператором, введено три цифрові камери з розробленими алгоритмами обробки зображень, що дозволяють оцінювати температуру, стан агломерату та зони залишкового горіння. Підготовка даних включає фільтрацію та нормування, а ідентифікація порушень здійснюється порівнянням виходів мереж з пороговими значеннями, що дає змогу своєчасно надавати оператору рекомендації щодо усунення виявлених проблем.

4 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ СИСТЕМИ ОПЕРАТИВНОГО УПРАВЛІННЯ

Розроблене алгоритмічне забезпечення системи оперативного управління процесом агломерації призначене для інтегрування в існуючу АСУТП. Для експериментального дослідження працездатності запропонованої структури системи оперативного управління були виконані наступні операції:

- сформовано навчальні масиви;
- розроблено методику моделювання порушень;
- проведена попередня обробка навчальних масивів;
- сформовано нейронні мережі обох рівнів;
- досліджено алгоритми обробки зображень з камер;
- проведено тестування роботи системи на реальних даних.

Для виконання робіт з імітаційного моделювання та дослідження нейросетевого підходу до діагностики стану процесів не існує єдиного оптимального середовища моделювання. У цій роботі віддано перевагу системі MATLAB 2013, оскільки вона містить пакет NNTOOL.

Графічний інтерфейс цього пакета дозволяє, не використовуючи командне вікно MATLAB, генерувати мережі прямого розповсюдження, створювати, навчати та моделювати їх, а також здійснювати імпорт і експорт нейронних мереж та даних, використовуючи лише можливості GUI.

У мові MATLAB існують файли двох типів: Script-файли (сценарії або керуючі програми) та файли-функції (процедури). Script-файли використовуються для оформлення основних програм, що керують виконанням обчислювального процесу від початку до кінця, а також окремих частин основних програм. Файли-функції оформляють процедури та функції, призначені для повторного використання Script-файлів або інших процедур з різними вхідними параметрами. Script-файли та файли-функції також називають М-файлами.

До складу MATLAB входить пакет моделювання динамічних систем — Simulink 8.2. Для побудови функціональних блок-схем моделюваних пристроїв Simulink має велику бібліотеку блочних компонентів та зручний редактор блок-схем, що заснований на графічному інтерфейсі користувача і є типово візуально орієнтованим середовищем програмування. Важливою перевагою Simulink є інтеграція не лише з MATLAB, а й із низкою інших додаткових пакетів.

У MATLAB передбачена робоча область, у якій зберігаються: масиви вихідних даних, сформовані навчальні масиви, структури навчених нейронних мереж, тестові масиви. Гнучка структура MATLAB забезпечує доступ до цієї області різним робочим програмам.

Підготовка вихідних даних здійснюється в M-файлі NNMas3.m. Навчальні та тестові масиви для мереж верхнього та нижнього рівнів формуються в M-файлах NS_0.m та NS_1.m відповідно. Розробка нейронних мереж виконується у вбудованому пакеті NNTOOL, що дозволяє задавати довільну структуру мереж прямого розповсюдження, обирати алгоритм навчання та експортувати структуру й матриці вагових коефіцієнтів у робочу область.

Налагодження окремих елементів ієрархії нейросетевої структури здійснюється у Simulink. Результати моделювання відображаються у вигляді трендів на екрані.

Для кожної мережі нижнього рівня необхідно сформувати власний масив даних, який представляє собою набір відфільтрованих і нормованих значень. Із всього набору статистичних даних були обрані ті змінні, за зміною яких можна судити про виникнення ситуації – діагностичні параметри для мереж верхнього рівня (СВУ):

- швидкість руху агломашини ($V_{АГЛ}$);
- температура зажигання горна ($T_{ГОР}$);
- масовий витрата палива ($M_{ТОП}$);
- масова частка повернення ($M_{ВОЗВ}$);
- масова частка вапна ($M_{ИЗВ}$);

– температура у 9-й та 10-й вакуум-камерах (ТВ/К9, ТВ/К10);

– масова частка вуглецю у шихті та у поверненні шихти ($М_{УГЛ}$, $М_{УГЛ/ВОЗВ}$)

– вологість шихти ($W_{ШИХ}$);

– масова частка FeO в агломераті ($М_{FeO}$);

– масова частка низькокалорійного палива ($М_{НИЗК.ТОП}$);

– температура у 11-й вакуум-камері (ТВ/К11);

– розрідження у 9-11 вакуум-камерах ($Р_В/К_{9-11}$);

– тиск води ($Р_В$);

– розрідження під колосниковою решіткою ($Р_{КР}$);

– висота шару шихти (Н);

– температура агломерату на виході ($Т_{АГЛ}$);

– частка дрібних фракцій у шихті та результати обробки зображень з камер №1–3.

При цьому частина параметрів вимірюється лабораторно.

При формуванні навчальних масивів для мереж нижнього рівня (СНУ) враховувалися симптоми порушень, включених до конкретної ситуації, відповідно до таблиці 3.1.

Для ситуації S1 у масив включені: температура горна ($Т_{ГОР}$), вологість шихти ($W_{ШИХ}$), масова частка вуглецю у поверненні шихти ($М_{УГЛ/ВОЗВ}$), масова частка низькокалорійного палива ($М_{НИЗК.ТОП}$) та швидкість руху агломашини ($V_{АГЛ}$).

Для S2 – масова частка повернення у шихті ($М_{ВОЗВ/ШИХ}$).

Для S3 – результати обробки зображень з 1-ї та 3-ї камер.

Для S4 – вихід повернення ($М_{ВОЗВ}$), масова частка вуглецю ($М_{УГЛ}$), масова частка FeO в агломераті ($М_{FeO}$), масова частка низькокалорійного палива ($М_{НИЗК.ТОП}$), вологість шихти ($W_{ШИХ}$), висота шару шихти (Н), температура агломерату ($Т_{АГЛ}$) та масова частка палива ($М_{ТОП}$).

Для S5 – результати обробки зображення з 2-ї камери.

Для S6 – температура горна ($T_{ГОР}$), масовий витрата палива (МТОП), вихід повернення ($M_{ВОЗВ}$), маса вапна ($M_{ИЗВ}$), вологість шихти ($W_{ШИХ}$), залишкова масова частка вуглецю у поверненні ($M_{УГЛ/ВОЗВ}$), масова частка дрібних фракцій та розрідження під колосниковою решіткою ($P_{КР}$).

Для S7 – тиск води (РВ) та вологість шихти ($W_{ШИХ}$).

Для S8 – швидкість руху агломашини ($V_{АГЛ}$), масовий витрата палива ($M_{ТОП}$), вологість шихти ($W_{ШИХ}$), температура у 10-й та 11-й вакуум-камерах (ТВ/К10-11).

Для S9 – результати обробки зображення з 1-ї камери.

Підготовка вихідних даних, які надалі будуть використані для навчання мереж верхнього та нижнього рівнів, здійснюється у спеціально розробленому М-файлі NNMas3.m. Попередній аналіз вихідних даних показав, що майже всі сигнали сильно зашумлені, переважно високочастотним шумом, тому для стійкої роботи системи необхідно ввести попереднє згладжування даних, оскільки без цього кількість хибних спрацьовувань суттєво зростає. Хоча у процентному відношенні шум для більшості змінних незначний, для таких основних параметрів, як температура у вакуум-камерах і розрідження у вакуум-камерах, він є істотним.

Для згладжування сигналів датчиків використано комбінований фільтр, що поєднує ковзну медіану та фільтр експоненційного згладжування. Перший фільтр дозволяє відфільтровувати короткочасні викиди, другий – ефективно пригнічує флуктуаційний шум.

Результат фільтрації для параметра «Температура зажигання горна» наведений на рисунку 4.1.

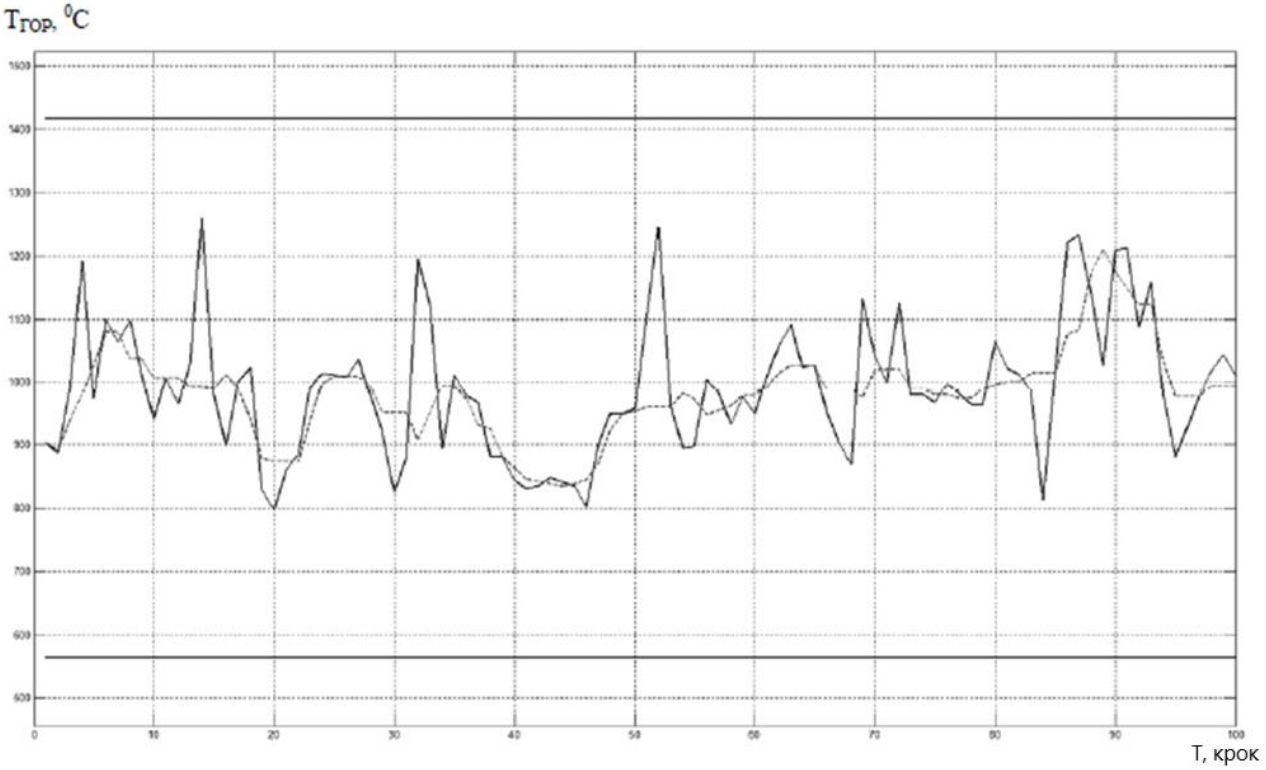


Рисунок 4.1 – Результат фільтрації для параметра «Температура зажигання горна» (суцільна лінія – до згладжування; після роботи фільтра – пунктирна)

Аналіз вихідних даних щодо наявності динаміки розвитку порушень показав, що практично всі дані відповідають нормальному режиму функціонування процесу. На основі цих даних після згладжування та нормування на нульове середнє та одиничну дисперсію було сформовано перший масив, який використовувався для побудови МГК-моделі. Це дозволило визначити координати головних компонент, їх кількість та порогові значення для статистик T^2 та Q для моніторингу процесу.

Щодо другого масиву для навчання СВУ, отримати дані, що відповідають порушенням, не вдалося через їх закритість. Тому було залучено експертів, і отримана від них інформація слугувала основою для моделювання порушень шляхом накладання відповідних збурень на нормальні дані процесу. Таким чином, розвиток порушень моделювався штучно, з урахуванням рекомендацій експертів щодо динаміки розвитку ситуацій. Одиницями часу виступають не конкретні величини, наприклад хвилини, а умовні кроки.

В результаті сформовано спеціальний масив даних із матрицями налаштувальних параметрів для задання розвитку збурень, що імітують відповідні порушення, включаючи нормальний режим роботи установки. Під час навчання мережі верхнього рівня на базис із головних компонент проєктувалися вектор-рядки навчального масиву, а під час роботи системи – поточні вектори даних з процесу.

При моделюванні враховувалися такі умови:

– регульовані параметри змінюються повільніше, ніж нерегульовані через маскування процесу роботою системи регулювання;

– зміна тиску більш динамічна, ніж теплообмінні процеси;

– враховуються причинно-наслідкові зв’язки та територіальне розташування окремих вузлів агломашини.

Для кожного порушення відповідно до таблиці 3.1 досвідченим шляхом моделювалося зміна параметрів. При формуванні навчального масиву вибирався діапазон (0-100 кроків), на якому для кожного параметра виконувалося моделювання змін при розвитку ситуації. Початковий крок розвитку ситуації приймався нульовим. Збурення накладалися на параметри, що визначають ситуацію, так, щоб графік конкретного параметра перетинав порогове значення через визначену кількість кроків, що відображає можливу динаміку розвитку порушення.

На рисунку 4.2 наведено графічний приклад моделювання порушення S1.1 «Неповне пропікання шихти» (відноситься до ситуації S1 «Порушення пропікання шихти»).

Для цього порушення, згідно з таблицею 3.1, використовуються такі параметри: $T_{ГОР}$ – №2 на рисунку 4.2, $W_{ШИХ}$ – №9, $M_{УГЛ/ВОЗВ}$ – №10. На рисунку показані параметри при нормальному режимі роботи та тренди $T_{ГОР}$, $W_{ШИХ}$, $M_{УГЛ/ВОЗВ}$ при аномальному режимі, що перетинають експлуатаційні пороги (горизонтальні пунктирні лінії). Порогові значення взяті розрахункові та відповідають чотирьом середньоквадратичним відхиленням, що збігається з експлуатаційними порогами аглофабрики.

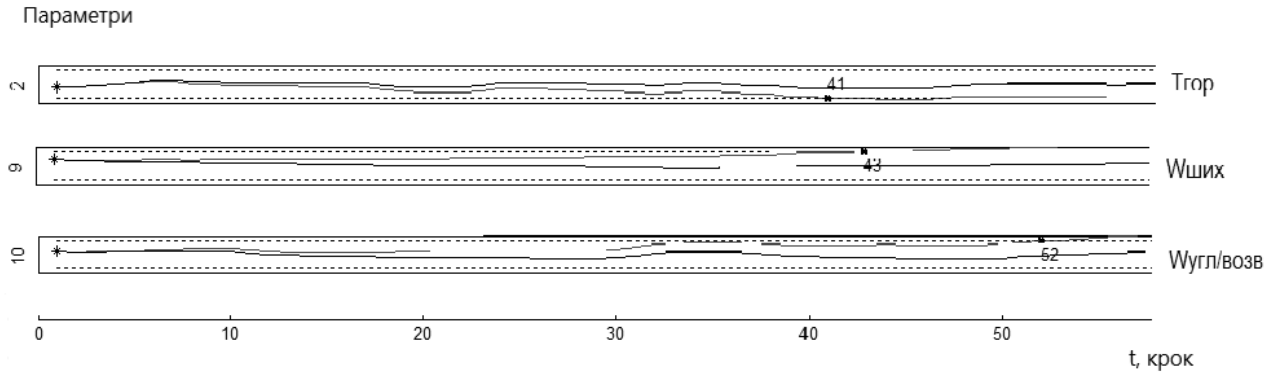


Рисунок 4.2 – графічний приклад моделювання порушення S1.1 «Неповне пропікання шихти»

Процес діагностики порушень, що викликають аномальні ситуації на процесі, включає три етапи: виявлення факту порушення, його локалізацію (визначення місця виникнення порушення на процесі) та ідентифікацію порушення – визначення його причини. Перший етап – виявлення факту порушення – реалізований за допомогою побудови статистик T^2 та Q. Ці статистики взаємодоповнюють одна одну: якщо хоча б одна перевищує порогове значення, це свідчить про відхилення від нормального режиму процесу. Після виявлення порушення починає працювати нейросетева модель: спершу СВУ визначає ситуацію, а потім конкретна СНУ ідентифікує саме порушення.

5 ІМІТАЦІЙНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ТА ТЕСТУВАННЯ

Для тестування діагностичної моделі (ДМ) використовується навчальний масив з даними. Характер накладених збурень залишається таким самим, як і під час навчання, проте за рахунок зниження коефіцієнтів і зсуву по осі часу зміна окремих параметрів відбувається асинхронно і повільніше, тобто параметри досягають експлуатаційних порогів у різний час. Процедура налагодження ДМ виконувалася в середовищі Simulink.

Для перевірки роботи мережі в динаміці розроблено спеціальну модель у Simulink, яка базується на блоках нейромережевих моделей, що зберігають матриці вагових коефіцієнтів, отримані під час навчання СВУ та СНУ. Загальна блочно-модульна структура моделі наведена на рисунку 4.3.

Схема на рисунку 5.1 включає такі блоки:

1. блок *net0* – модель СВУ;

2. блоки *net1, net4, net5, net6, net8, net9* – моделі мереж нижнього рівня для розпізнавання порушень, що відносяться до ситуацій *S1, S4, S5, S6, S8, S9* відповідно (оскільки інші ситуації містять лише одне порушення, окремі мережі нижнього рівня для них не виділяються; використовується відповідний вихід СВУ);

3. блок *Process* – ітераційне зчитування вектор-рядків із попередньо створеного масиву даних (дані після фільтрації та нормування), розташованого в робочій області і що містить вхідні дані;

4. блок *T2+Q* – розрахунок статистик T^2 та Q для попередньо підготовлених даних (для зручності візуального сприйняття на графіку отримані статистики діляться на відповідні порогові значення, таким чином контрольні статистики порівнюються не з пороговими значеннями, а з одиницею);

5. блок *GK* – блок переходу попередньо підготовлених даних у простір ГК.

6. блоки *S1, S4, S5, S6, S8, S9* – блоки відбору відповідних параметрів для мереж нижнього рівня.

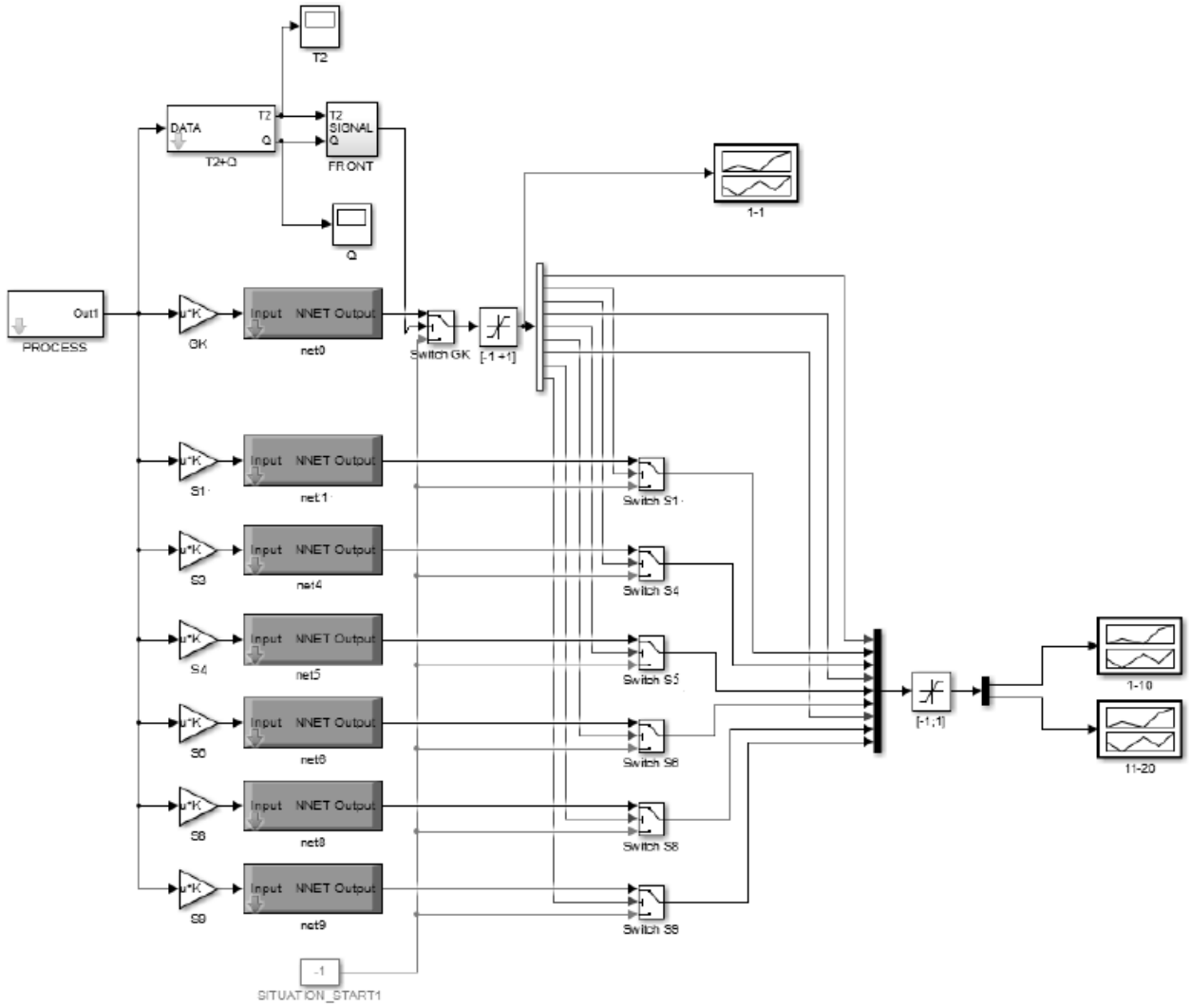


Рисунок 5.1 – Функціональна схема для тестування роботи дворівневої нейромережевої моделі в динаміці

Кожна з мереж нижнього рівня також має тришарову структуру. Функція активації нейронів прихованого шару – сигмоїдна. Навчання проводиться методом зворотного поширення помилки.

На перемикач *Switch GK* (після СВУ) подається або значення -1 (ситуація не виявлена), або, при визначенні статистиками T^2 та Q наявності порушення, вибірки з головних компонент після СВУ.

На кожен із перемикачів *Switch S* (після СНУ) подається або значення -1 (ситуація не виявлена), або, при появі одиниці на одному з виходів СВУ, вибірки з параметрів для СНУ.

Як приклад розглянемо розвиток порушення S1.1 «Неповне пропікання шихти», що входить у ситуацію S1 «Порушення пропікання шихти». Для цього, подвійним клацанням лівою кнопкою миші по блоку PROCESS, у меню, що випадає, вікні вибору порушень обираємо відповідну ситуацію, як показано на рисунку 5.2.

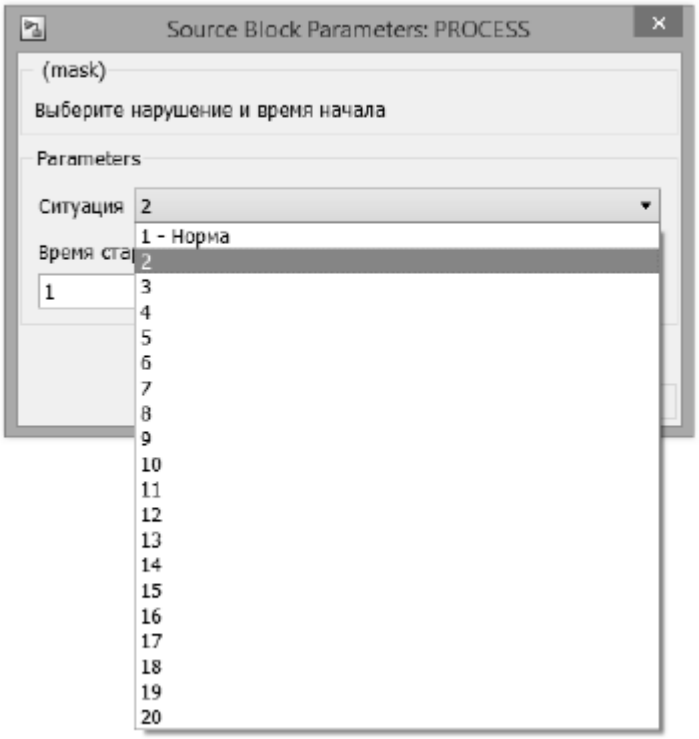


Рисунок 5.2 – Вибір порушення для імітації роботи моделі в пакеті Simulink

Оскільки першим порушенням прийнята мікроситуація, що відповідає нормальному ходу процесу, порушення S1.1, яке стоїть першим у таблиці 4.1, буде під цифрою 2.

Виявлення факту порушення відбувається шляхом порівняння значень статистик Q та T^2, обчислених для кожного нового вектора вимірювань змінних процесу, з пороговими значеннями.

Статистика Q впевнено перевищила поріг на 28-му кроці, а статистика T^2 – лише на 85-му кроці. Перевищення порогового значення хоча б однією зі статистик свідчить про факт виявлення ситуації S1.

Результати роботи моделі можна продемонструвати на трендах виходів мережі верхнього рівня (рис. 5.3).

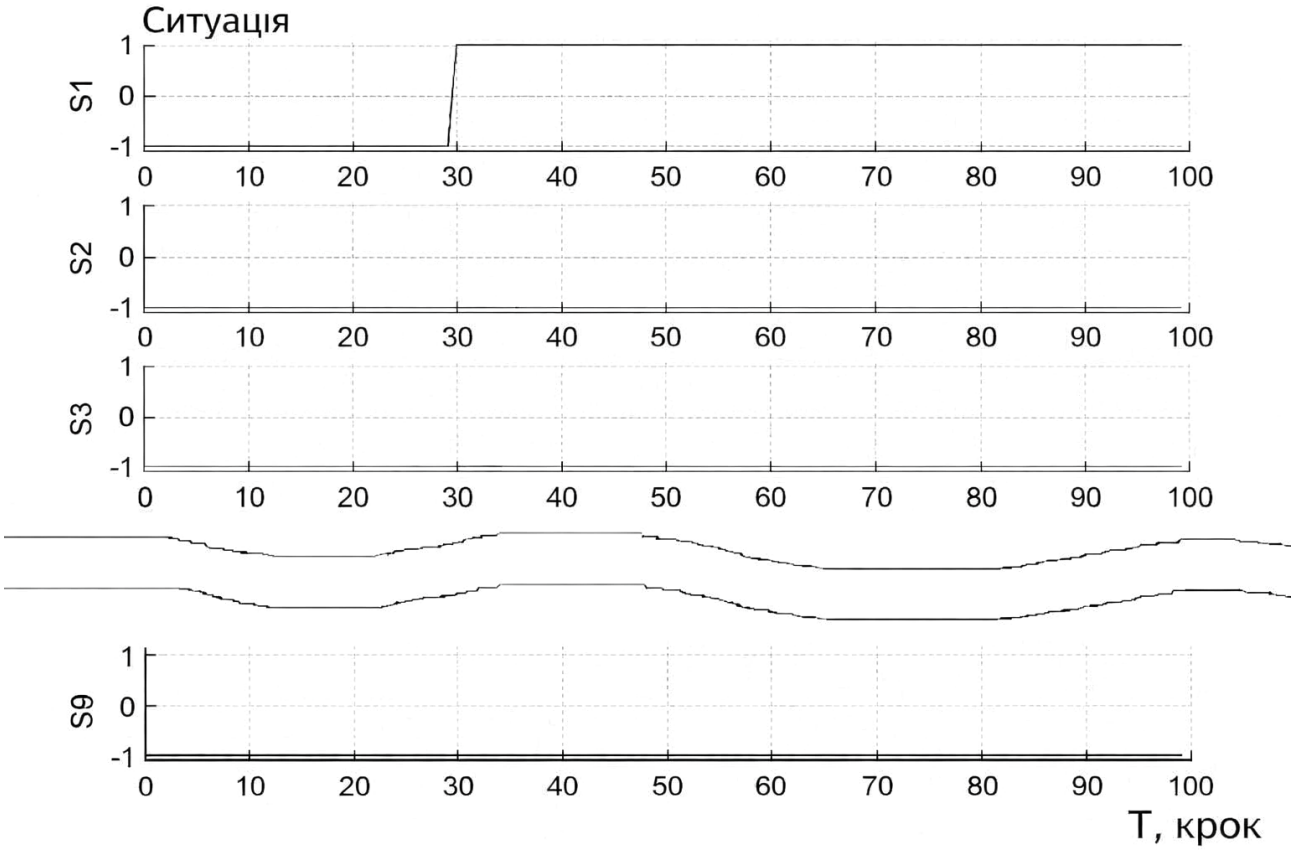


Рисунок 5.3 – Динаміка роботи мережі верхнього рівня при розпізнаванні ситуації S1

На рисунку видно, що мережа верхнього рівня розпізнає ситуації вже на 30-му кроці.

Завдяки попередній фільтрації даних динаміка роботи системи досить стабільна, тобто відсутні хибні спрацьовування (результати виявлення ситуацій S2–S9 близькі до нуля). Як уже зазначалося в 3-й главі, виходи нейронів СВУ порівнюються з пороговими значеннями γ, які вибираються емпірично. Якщо пороги великі (близькі до 1), порушення визначатимуться із

значним запізненням, коли вони досягнуть небажаних меж. Крім того, можуть бути пропущені незначні порушення. При малих порогах збільшується кількість хибних спрацьовувань.

Моментом виявлення ситуації S1 вважається стан відповідного виходу СВУ рівний 0,75. Саме з цього моменту починають роботу СНУ – СНУ2, що показано на рисунках 5.3 та 5.5, де послідовно продемонстровані результати ідентифікації порушень.

Динаміка зміни параметрів, що визначають порушення S1.1, збігається з наведеною раніше на рисунку 4.1. Перевищення порогового значення, закладеного в нейромережеву модель, за $T_{ГОР}$ становить 41 крок, за $W_{ШИХ}$ – 43 кроки, за $M_{кут}/B_{ОЗВ}$ – 62 кроки. СНУ розпізнає порушення S1.1 орієнтовно на 32-му кроці.

Результати розпізнавання порушення S1.1 показані на рисунку 5.4.

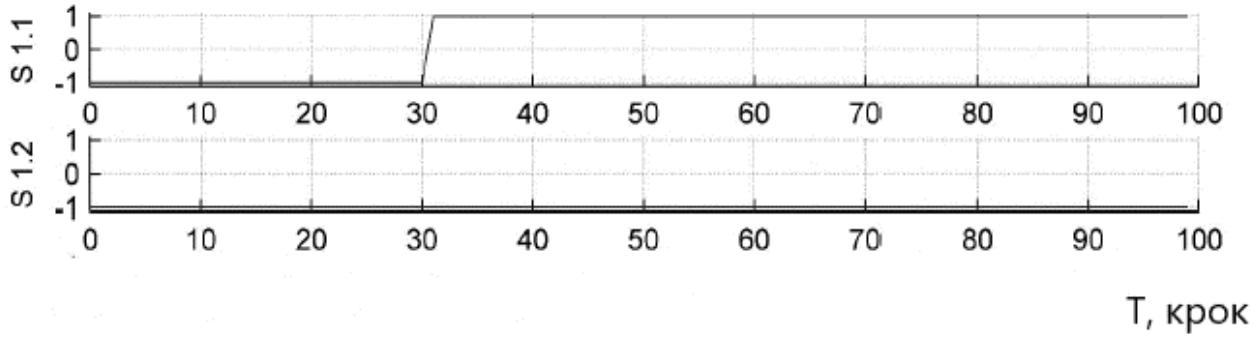


Рисунок 5.4 – Динаміка роботи мережі нижнього рівня при розпізнаванні порушення S1.1 ситуації S1

Порушення вважається ідентифікованим у разі перевищення виходом відповідного нейрона порогу ξ, введеного скоріше для зручності оператора. Значення ξвибираються в діапазоні ξ = 0,7-0,9 і також можуть варіюватися оператором залежно від впливу даного порушення на процес і якість вихідного продукту.

Динаміка зміни параметрів, що визначають порушення S1.2 «Утворення розплавленого агломерату», наведена на рисунку 5.5.

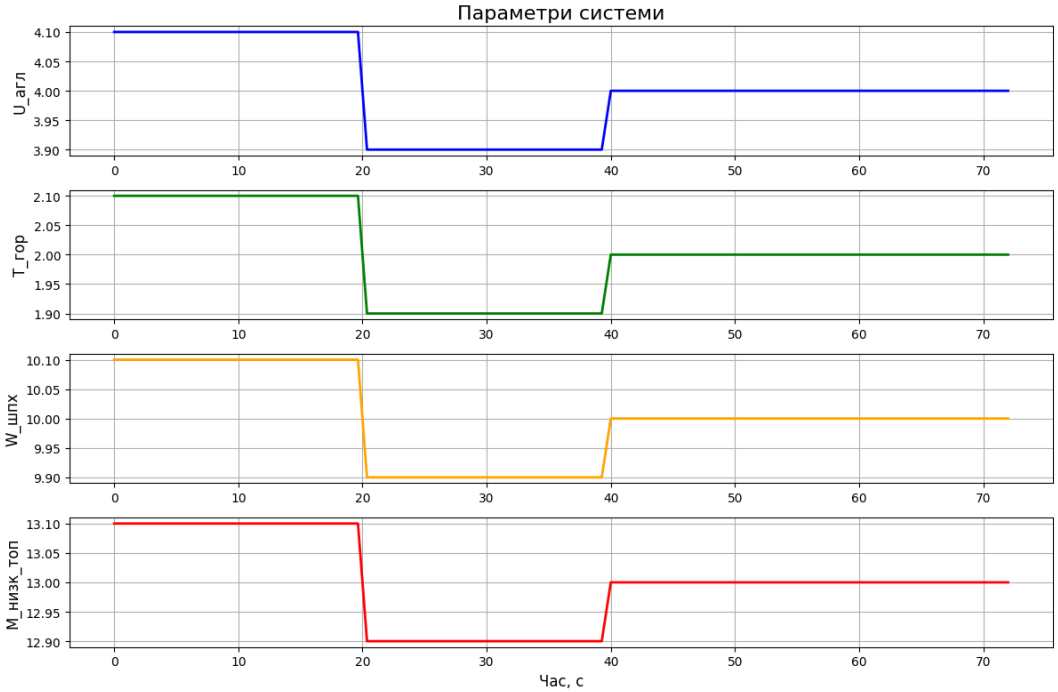


Рисунок 5.5 – Динаміка зміни параметрів, що характеризують порушення S1.2 «Утворення розплавленого агломерату» – $V_{АГЛ}$, $T_{ГОР}$, $W_{ШИХ}$, $M_{НИЗК_ТОП}$

Результати внесені в табл. 5.1.

Таблиця 5.1 – Динаміка зміни параметрів, що характеризують порушення S1.2 «Утворення розплавленого агломерату»

Параметр	Опис параметра	Крок перевищення порогу
$V_{АГЛ}$	Швидкість/об’єм агломерату (#1)	42
$T_{ГОР}$	Температура горіння (#2)	48
$W_{ШИХ}$	Вологість шихти (#9)	49
$M_{НИЗК_ТОП}$	Маса низькокалорійного палива (#13)	51

Результати розпізнавання порушення S1.2 показані на рисунку 5.6. СНУ розпізнає порушення S1.2 на 30-му кроці.

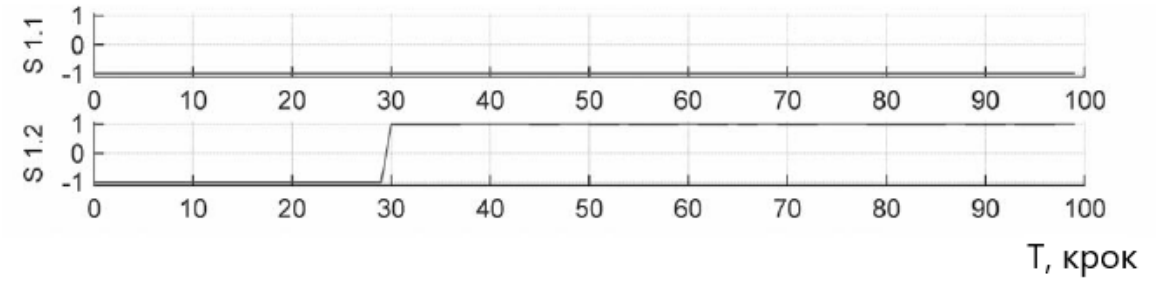


Рисунок 5.6 – Динаміка роботи мережі нижнього рівня при розпізнаванні порушення S1.2 ситуації S1

Аналіз результатів показав, що СНУ для S1 досить стійко виявляє порушення, що розвиваються. Списки параметрів, які характеризують порушення S1.1 та S1.2, містять по два однакових параметри. Розпізнавання S1.1 відбувається на 32-му кроці, розпізнавання S1.2 – на 30-му кроці.

Таким чином, ідентифікація відбувається:

- для ситуації S1 – на 30-му кроці;
- для порушення S1.1 – на 32-му кроці; для порушення S1.2 – на 30-му кроці.

Згідно з умовами моделювання, виходи параметрів за експлуатаційні пороги настають:

- для порушення S1.1: $T_{ГОР}$ на 41-му кроці; $W_{ШИХ}$ на 43-му кроці; $M_{УГЛ}/B_{ОЗВ}$ на 52-му кроці;
- для порушення S1.2: $V_{АГЛ}$ на 44-му кроці; $T_{ГОР}$ на 43-му кроці; $W_{ШИХ}$ на 35-му кроці; $M_{НИЗК.ТОП}$ на 44-му кроці.

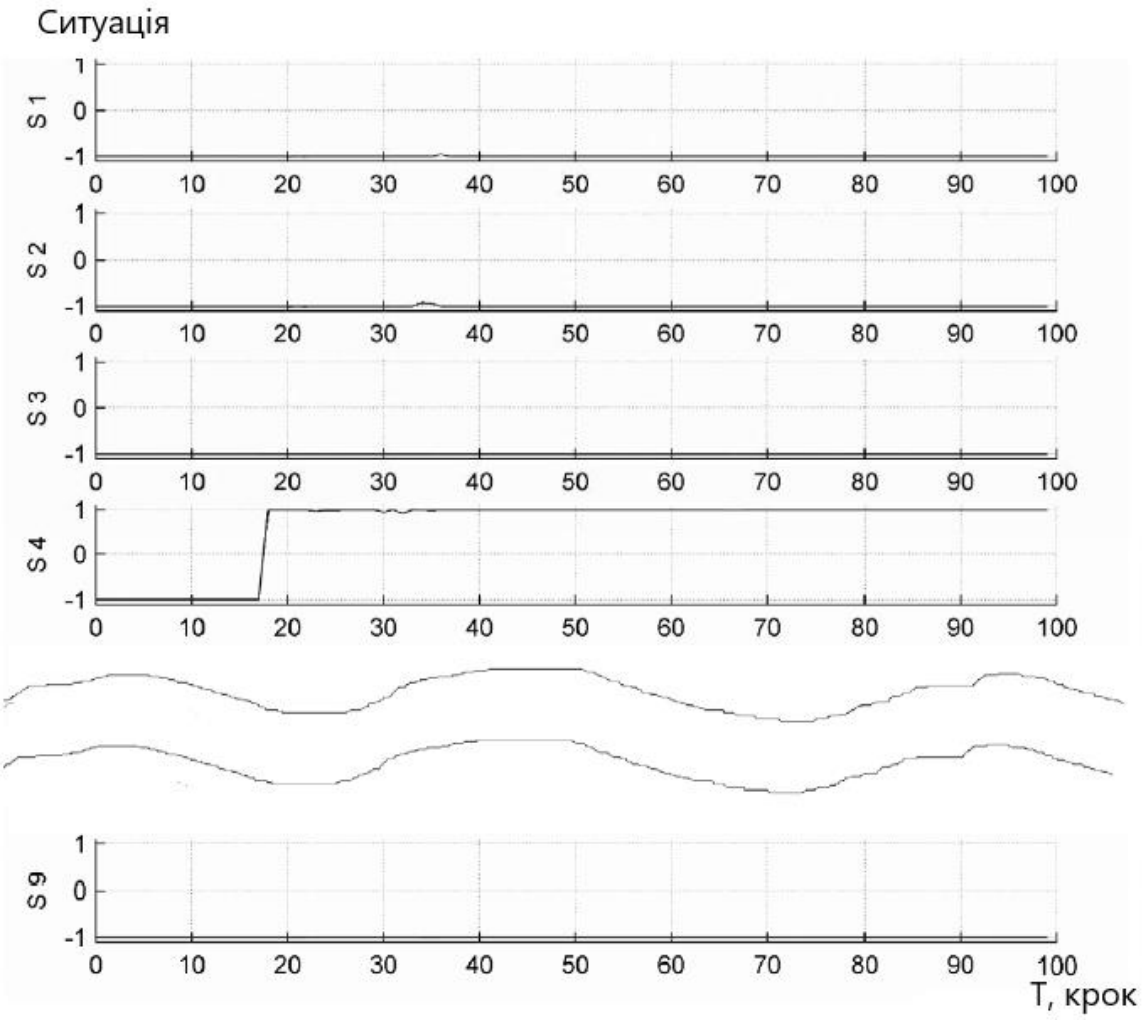


Рисунок 5.7 – Динаміка роботи мережі верхнього рівня при розпізнаванні ситуації S4

На рисунку 5.7 представлена ідентифікація ситуації S4 «Збільшення виходу повернення від заданого значення», яка може бути спричинена порушеннями S4.1–S4.7. На рисунку видно, що мережа верхнього рівня розпізнає ситуації вже на 18-му кроці.

Мережа верхнього рівня розпочала свою роботу після виявлення факту порушення статистиками Q та T2. Статистика Q впевнено перевищила поріг на 17-му кроці, статистика T – тільки на 70-му кроці.

Результати розпізнавання порушень S4.2 «Зменшення вмісту вуглецю» та порушення S4.5 «Масова частка вологи в шихті збільшена» показані на рисунках 5.8 та 5.9 відповідно.

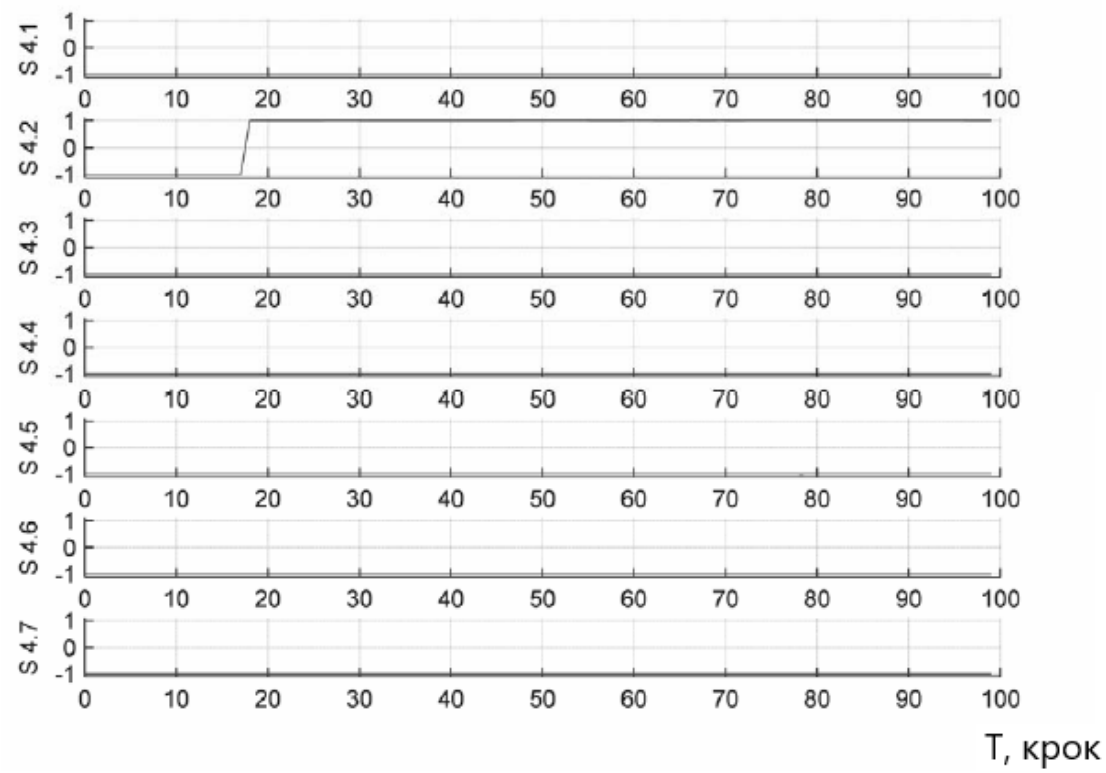


Рисунок 5.8 – Динаміка роботи мережі нижнього рівня при розпізнаванні порушення S4.2 ситуації S4

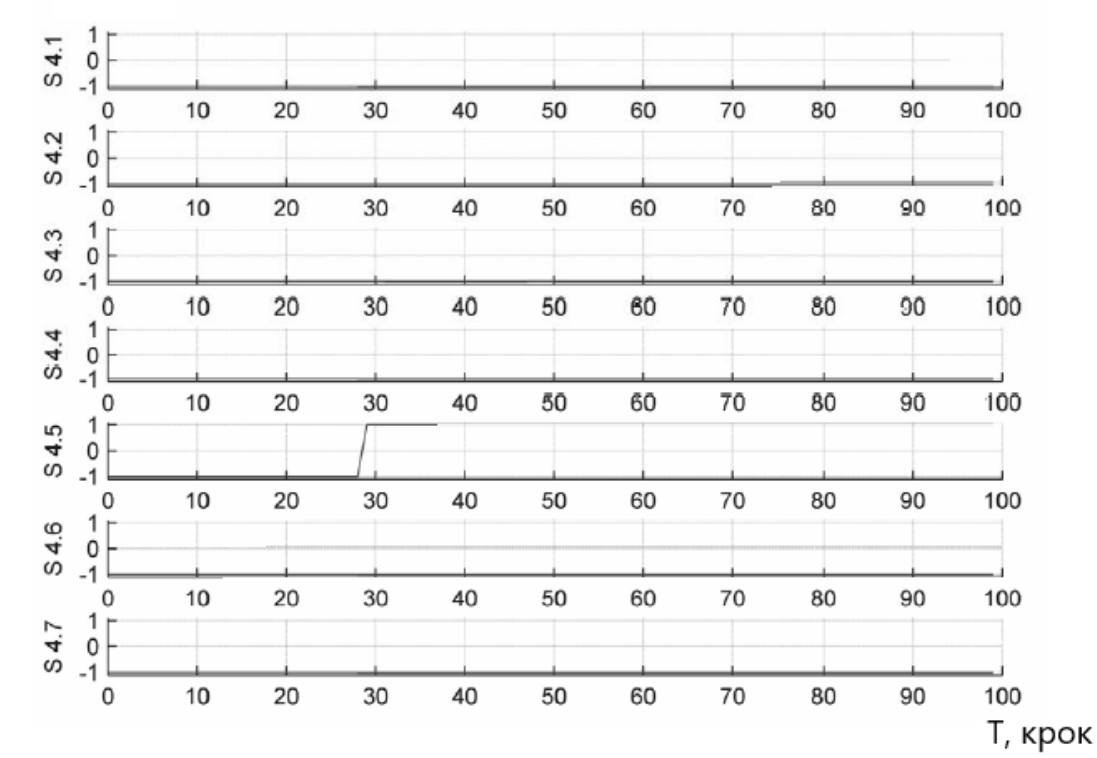


Рисунок 5.8 – Динаміка роботи мережі нижнього рівня при розпізнаванні порушення S4.5 ситуації S4

Мережі нижнього рівня, що належать до ситуації S4, ідентифікують:

– порушення S4.1 «Підвищення частки низькокалорійного палива» на 25-му кроці;

– порушення S4.2 «Зменшення вмісту вуглецю» на 19-му кроці;

– порушення S4.3 «Зменшення вмісту FeO в агломераті» на 28-му кроці;

– порушення S4.4 «Зниження висоти шару шихти» на 28-му кроці;

– порушення S4.5 «Масова частка вологи в шихте збільшена» на 29-му кроці;

– порушення S4.6 «Зменшення масової частки вологи в шихті» на 27-му кроці;

– порушення S4.7 «Погіршення міцності агломерату» на 30-му кроці.

У ході експерименту встановлено, що СНУ для S4 спрацювали раніше виходу відповідних кожній ситуації параметрів за експлуатаційні пороги, що відповідає вимозі раннього виявлення.

Слід мати на увазі, що в ході імітаційного моделювання на параметри накладалися довільні лінійні збурення, тоді як розвиток ситуацій може відрізнятися від наведених вище.

Введення порогових значень для вихідних нейронів СВУ дозволяє більш гнучко оцінити результати роботи системи діагностики. Так, причину можна вважати ідентифікованою, якщо значення вихідного сигналу з нейронів мережі перевищує поріг $\xi = 0{,}7$. Невиявленням причини можна вважати випадок, якщо сигнал нижче порогу $\xi = 0{,}3$. Перебування сигналу нейрона в діапазоні між цими порогами означає необхідність додаткового контролю ситуації оператором.

Використання такого підходу при локалізації причини дозволяє виграти деякий час, що для процесу агломерації є вельми суттєвим, оскільки своєчасний вплив на процес може дозволити знизити вихід агломерату невідповідної якості.

Експериментальне дослідження роботи системи на реальних даних методом імітаційного моделювання всіх ситуацій, представлених у таблиці

3.1, показало її працездатність. Ситуації система впевнено виявляла при розвитку в межах 20% зони від їхнього максимального розвитку, хоча і з суттєво різними швидкостями, при цьому на етапі моніторингу всі ситуації, що розвиваються, були виявлені статистиками Q та/або T^2 на досить ранніх стадіях – 10% від їхнього максимального розвитку.

Висновки. Експериментальне дослідження роботи розробленої системи управління та підтримки було проведено методом імітаційного моделювання; для цього було розглянуто всі ситуації, що належать до ситуацій S1–S9.

Імітаційне моделювання проводилося в середовищі MATLAB, на базі якого було створено окремий додаток для реалізації алгоритму роботи системи управління. Для дослідження використовувалися масиви реальних даних, отримані з робочих журналів роботи агломашини, на основі яких були сформовані масиви для навчання та тестові масиви. У ході дослідження було виявлено, що вихідні дані суттєво зашумлені. Для фільтрації даних використано комбінований фільтр, що складається з фільтрів ковзної медіани та експоненціального згладжування. На етапі моніторингу всі ситуації, що розвиваються, були виявлені статистиками Q та/або T^2 на досить ранніх стадіях – 10% від їхнього максимального розвитку.

Система впевнено виявляла порушення при розвитку в межах 20% зони від їхнього максимального розвитку, хоча і з суттєво різними швидкостями. Експериментальне дослідження роботи системи на реальних даних методом імітаційного моделювання підтвердило її працездатність. Особливістю системи є введення заходів запобігання можливій «втраті» мережею розпізнаної причини через відсутність результатів дій оператора та продовження розвитку порушення.

ВИСНОВКИ

В випускній кваліфікаційній роботі магістра розроблено структуру автоматизованої системи оперативного управління, ключовими функціями якої є безперервний моніторинг та діагностика технологічних збоїв. В основі системи лежить нейромережева діагностична модель, що базується на архітектурі прямого поширення сигналу. Для вирішення проблеми тривалого навчання нейромереж при роботі з великими масивами даних впроваджено дворівневу ієрархію. Мережа верхнього рівня відповідає за розпізнавання загальних проблемних ситуацій, а мережі нижнього рівня здійснюють детальну ідентифікацію конкретних причин порушень.

Для зменшення обчислювального навантаження використано метод головних компонент. Це дозволило скоротити кількість входів СВР та впровадити ефективний моніторинг за допомогою статистик T^2 Готіллінга та Q (SPE). Активація діагностичної моделі відбувається лише після фіксації аномалії статистичними методами, що суттєво економить ресурси системи.

На основі експертних оцінок виокремлено 26 типів порушень, об’єднаних у 9 ситуативних груп. Для зручності оператора впроваджено систему порогових значень: $\xi = 0,7$ – рівень «Увага» (можливе порушення); $\xi = 0,9$ – рівень «Подія» (підтверджене порушення з видачею рекомендацій).

Запропоновано розширення системи шляхом встановлення трьох цифрових камер (інфрачервоних та кольорових) у критичних зонах: за запалювальним горном, над зоною охолодження та на ділянці зламу агломерату. Розроблено завадостійкі алгоритми обробки зображень, що використовують нечітку кластеризацію та відстань Махаланобіса для точного визначення колірних та структурних аномалій спеку.

Розроблена блок-схема алгоритму відрізняється підвищеною стійкістю до людського фактора. Впроваджений механізм запобігання «втраті» розпізнаної причини гарантує безперервність інформування оператора про порушення, навіть якщо воно переходить у фазу подальшого розвитку.

Гнучкість системи забезпечується можливістю динамічного перенавчання моделей нижнього та верхнього рівнів при зміні вхідного сировинного складу.

Робочий цикл системи розділено на етапи навчання (з можливістю адаптації до нової сировини) та безпосередньої діагностики. Алгоритм містить захисний механізм, який запобігає «скиданню» статусу виявленої проблеми, якщо оператор ще не вжив необхідних заходів.

Імітаційне моделювання на реальних виробничих даних підтвердило високу ефективність системи. Система впевнено розпізнає деградацію процесу вже на етапі 20% від її максимального розвитку, що забезпечує достатній час для корекції параметрів.

Практична значущість роботи зумовлена можливістю інтеграції розробленої системи у діючі автоматизовані комплекси агломераційних фабрик без докорінної зміни апаратної бази. Завдяки впровадженню інтелектуальних засобів візуального контролю та багаторівневої діагностики досягається новий рівень стабілізації якості агломерату в умовах нестабільного складу сировини. Це мінімізує ризик випуску бракованої продукції та оптимізує витрати енергоносіїв на етапі спікання. Таким чином, система є дієвим інструментом цифрової трансформації металургійного виробництва.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. ДСТУ 3008:2015. Інформація та документація. Звіти у сфері науки та техніки. Структура та правила оформлювання. Введ. 2015-06-22. К. Держстандарт України, 2017. – 29 с.

2. Аллахверанов Р. Ю., Альохіна С. В., Невлюдов І. Ш., Ромашов Ю. В. Основи моделювання та ідентифікація об’єктів автоматизації: навч.посібник. – Харків: ХНУРЕ, 2023.

3. Основи металургійного виробництва металів і сплавів : підручник для металург. спец. вищ. навч. закл. / Д. Ф. Чернега, В. С. Богушевський, Ю. Я. Готвянський [та ін.] ; за ред. Д. Ф. Чернеги, Ю. Я. Готвянського. Київ : Вища шк., 2006. 503 с.

4. Мовчан В.П., Бережний М.М. Основи металургії. Дніпропетровськ: Пороги, 2001. 334 с.

5. Бабушкін, Г.Ф. Технологія та організація транспортно-складських робіт на промисловому транспорті : Навч. посібник. – К.: ІСДО, 1993 – 190 с. 15.

6. Ілюхін С. О., Воденніков С. А. Модернізація агломераційної машини №1 в умовах ПАТ «Дніпровський меткомбінат» за рахунок використання енергозберігаючих засобів. Збірник наукових праць магістрантів кафедри металургії, 2017. Вип. 13. С. 5–12.

7. Воденнікова О. С., Олійник Я. О. Можливості вдосконалення процесу агломерації при використання енергозберігаючих засобів. Екологічна 86 безпека держави : тези доповідей Другого Всеукраїнського круглого столу (м. Київ, 15 грудня 2021 р.). Київ : ІТТА, 2021. С. 176–181.

8. Руденко М.Р. Споруди та обладнання металурійних цехів. Дніпро : Видавничий центр ДДТУ, 2019. 67с.

9. Охотський В.Б. Феноменологія сталеплавильних процесів. Навч. посібник. Дніпропетровськ: НМетАУ, 2011. 90 с.

10. Атаманюк В.В. Технологія конструкційних матеріалів. Київ : Кондор, 2006. 528 с.

11. Готвянський Ю.Я. Фізико-хімічні та металургійні основи виробництва металів: Навч. посібник. Київ : ІЗМН, 1996. 392 с.

12. Навчальний посібник з дисципліни «Регіональна економіка» для студентів усіх напрямів підготовки денної та заочної форми навчання // Гусєва О.Ю, Воскобоєва О.В., Ромащенко О.С. – Київ, ДУТ, 2018. – 55 с.

13. Чубенко В. А., Хіноцька А. А. Технологія прокатного виробництва : навчальний посібник. Кривий Ріг : Видавничій центр КНУ, 2017. 169 с.

14. Харлашин П.С. Методичні вказівки до самостійної роботи студентів з дисципліни «Фізико-хімічні основи виробництва чистих металів». Маріуполь: ДВНЗ «ПДТУ», 2009. 14 с.

15. Харлашин П.С., Єршов Г.С., Тарасов В.П., Скребцов О.М., Роянов В.А., Сударєв В.П. Металургія (проблеми, теорія, технологія, якість): Підручник. Донецьк : ТОВ «Норд-комп'ютер», 2005. 724 с.

16. Смірнов О. М., Зборщик О. М. Позапічне рафінування чавуну і сталі : навчальний посібник. Донецьк : Ноулідж, 2013. 179 с.

17. Tsai, F.P. Developing a robust model predictive control architecture through regional knowledge analysis of artificial neural networks / F.P. Tsai, Z.J. Chu, S.S. Jang, S.S. Shieh // Journal of Process Control, №13. – 2002, P. 423–435.

18. Power, Y. A two-step supervisory fault diagnosis framework / Y. Power, A.P. Bahri //Computers & Chemical Engineering, № 28. – 2004, P. 2131–2140.

19. Yang Q., Model-based and data driven fault diagnosis methods with applications to process monitoring. Thesis for the degree of PhD. - Case: Western Reserve University, 2004, 203 pp.

20. Palit, Ajoy K. Computational Intelligence in Time Series Forecasting. Theory and Engineering Applications Series Advances in Industrial Control / Ajoy K. Palit and D.Popovic - Hamburg: Springer, 2005. 381p.

21. Nan, C. Real-time fault diagnosis using knowledge-based expert system / C. Nan, F. Khan, M.T. Iqbal // Process safety and environmental protection.-2008. - V.86 - P.55-71.

22. Power, Y. Integration techniques in intelligent operational management: a review / Y.Power, A.P. Bahri // Knowledge-Based Systems, 20. – 2004, pp. 1–9.

23. Lee, J. Nonlinear process monitoring using kernel principal component analysis. / J. Lee, Ch.Y. Yoo, S.W. Choi, P.A. Vanrolleghem, In-B. Lee. // Chemical Engineering Science. - 2004. - V.59. - P.223-234.

24. Rengaswamy, R. An Integrated Framework for Process Monitoring, Diagnosis, and Control using Knowledge-based Systems and Neural Networks / R. Rengaswamy, V. Venkatasubramanian // IFAC, Delaware, USA. – 1992, pp. 49–54.

25. Venkatasubramanian, V. Towards integrated process supervision: current status and future directions / V. Venkatasubramanian // IFAC Computer Software Structure Integrating AI/KBS Systems in Process Control, Lund, Sweden. – 1994, pp. 1–13.

26. Rud, Yu., & Belonozhko, V. (2021). Development of energy-saving measures in the technological process of aglomerate production at mining plants. Journal of Kryvyi Rih National University, 19(1), 164-169. https://doi.org/10.31721/2306-5451-2021-1-52-164-169.

27. Патент №101724 Україна. МПК F27B 21/00 Агломераційна конвеєрна машина / Рудь Ю.С., Кучер В.Г.; Власник ДВНЗ «Криворізький національний університет». – u 2015 03382; заяв. 10.04.2015; опубл. 25.09.2015. – Бюл. № 18.

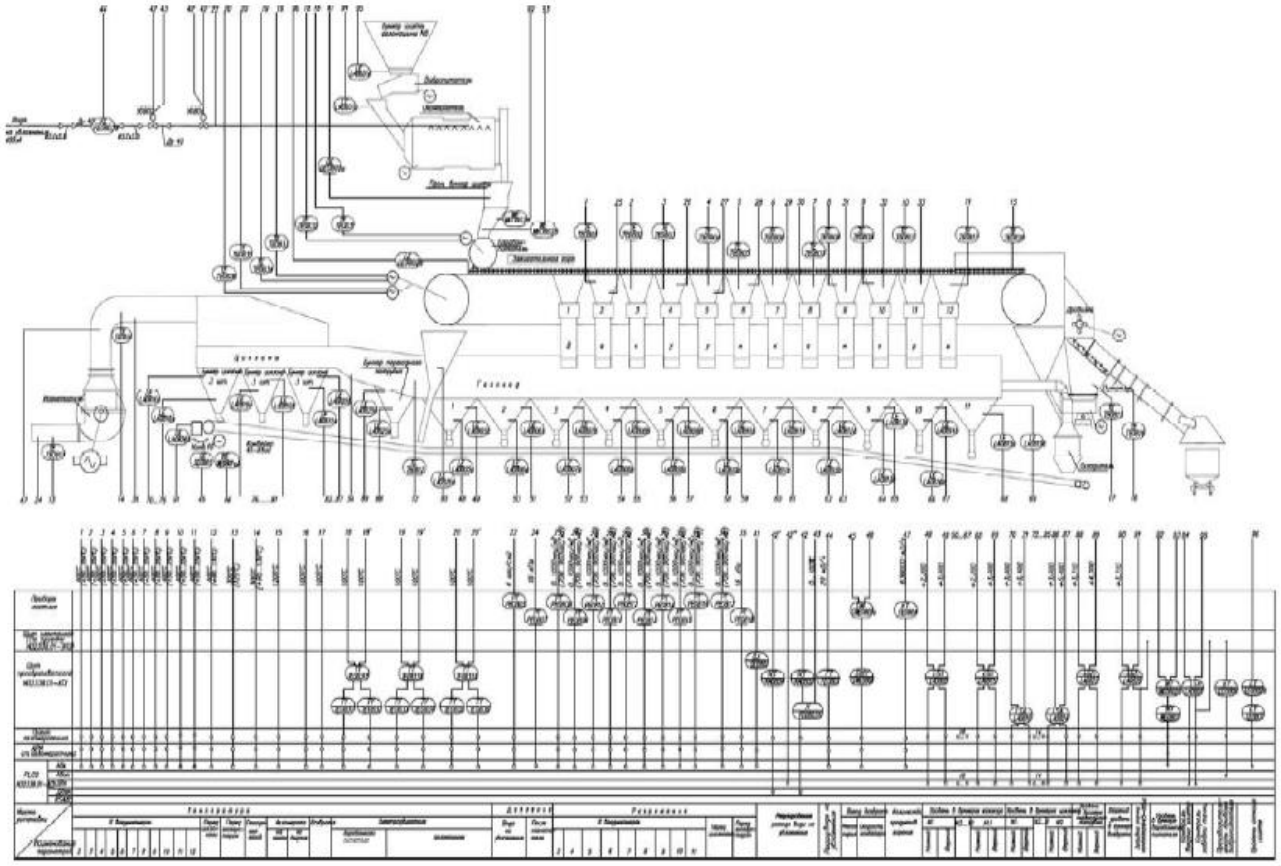
28. Патент №137964 Україна. МПК F27B 21/06 C22B 1/20 Агломераційна конвеєрна машина / Рудь Ю.С., Кучер В.Г., Білоножко В.Ю.; Власник ДВНЗ «Криворізький національний університет». – u 2019 04934; заяв. 10.05.2019; опубл. 11.1.2019. – Бюл. №21

29. Сайт ПАТ «Запоріжсталь». [Електроний ресурс] Режим доступу: https://www.zaporizhstal.com/ua (дата звернення: 22.11.2025).

30. Open AI. (2023). ChatGPT [велика мовна модель]. Режим доступу: https://www.openai.com/chatgpt (дата звернення: 22.11.2025).

ДОДАТКИ

Додаток А. Функціональна схема типова система автоматизації процесу агломерації



Додаток Б. Алгоритм роботи системи на робочому етапі

