

Центральноукраїнський національний технічний університет  
Центр заочної та дистанційної освіти  
Кафедра «Автоматизації виробничих процесів»

«Допущено до захисту»  
Зав. кафедрою АВП  
к.т.н., доцент  
Олександр Дідик  
«\_\_» \_\_\_\_\_ 20\_\_ р.

## КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

за другим (магістерським) рівнем вищої освіти  
на тему:

***«Комп'ютерно-інтегрована технологія процесу виробництва  
будівельних блоків на основі інтелектуальної системи підтримки  
прийняття рішень»***

Виконала здобувачка вищої освіти  
2 курсу, групи АК-24Мз  
ОПП «Автоматизація та  
комп'ютерно-інтегровані технології»  
спеціальності 174 «Автоматизація,  
комп'ютерно-інтегровані  
технології та робототехніка»  
\_\_\_\_\_ Дар'я ПЕТРЕНКО  
«\_\_» \_\_\_\_\_ 20\_\_ р.

Керівник роботи  
доцент, к.т.н.  
\_\_\_\_\_ Олена ГОЛИК  
«\_\_» \_\_\_\_\_ 20\_\_ р.

Рецензент  
к.т.н., доц.  
кафедри ЕТСЕМ ЦНТУ  
\_\_\_\_\_ Василь ЗІНЗУРА  
«\_\_» \_\_\_\_\_ 20\_\_ р.

м. Кропивницький

Центральноукраїнський національний технічний університет

Факультет центр заочної та дистанційної освіти

Кафедра автоматизації виробничих процесів

Рівень вищої освіти другий (магістерський) рівень

Галузь знань 17 «Електроніка, автоматизація та електронні комунікації»

Спеціальність 174 «Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка»

Освітньо-професійна програма «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри Дідик О.К.

“ \_\_\_ ” \_\_\_\_\_ 20\_\_ року

**ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ  
ЗА ДРУГИМ (МАГІСТЕРСЬКИМ) РІВНЕМ ВИЩОЇ ОСВІТИ  
ЗДОБУВАЧА ВИЩОЇ ОСВІТИ**

Петренко Дар'ї Павлівни

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи «Комп'ютерно-інтегрована технологія процесу виробництва будівельних блоків на основі інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень»

2. Керівник роботи

Голик Олена Петрівна, к.т.н., доцент

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

3. Строк подання роботи до захисту 26.12.2025 року

4. Мета та завдання кваліфікаційної роботи інтелектуальна система підтримки прийняття рішень при керуванні процесом виготовлення будівельних блоків повинна забезпечити мінімізацію матеріальних та енергетичних витрат

5. Перелік графічного матеріалу: схема виготовлення будівельних блоків; побудова дерева рішень; структура нейронної мережі; структура інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень; загальна архітектура модуля для моделювання кінцевого стану; алгоритм роботи системи підтримки прийняття рішень; блок-схема технологічного процесу; моделі об'єкту управління, що входять до складу автоматизованої системи керування процесом виготовлення будівельних блоків.

6. Консультанти розділів роботи \_\_\_\_\_

Розділ (Додатки)	Прізвище, ініціали консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Охорона праці	Жесан Р.В.		

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів випускної кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналіз систем автоматизація технологічного процесу виготовленням будівельних блоків	11.09.2025	
2	Дослідження проблем аналізу та синтезу математичних моделей технологічного процесу виготовлення будівельних блоків	25.09.2025	
3	Кореляційний, регресійний аналізи, побудова бінарного дерева рішень	15.10.2025	
4	Дослідження архітектур штучних нейронних мереж	28.10.2025	
5	Аналіз і синтез структури моделі	08.11.2025	
6	Розробка баз даних, бази знань, модулів підтримки прийняття рішень	19.11.2025	
7	Побудова інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень при виготовленні будівельних блоків	30.11.2025	
8	Заходи з охорони праці	10.12.2025	
9	Оформлення пояснювальної записки та доповіді до захисту	22.12.2025	

Дата видачі завдання

«\_\_» \_\_\_\_\_ 20\_\_р.

Підпис керівника

\_\_\_\_\_ (прізвище та ініціали)

Завдання прийнято до виконання

«\_\_» \_\_\_\_\_ 20\_\_р.

Підпис здобувача

\_\_\_\_\_ (прізвище та ініціали)

## АНОТАЦІЯ

Магістерська робота присвячена дослідженню процесів структуроутворення керамічних дисперсних систем у виробництві напівфабрикатів будівельних блоків та розробленню інтелектуальних методів моделювання для підтримки прийняття рішень у технологічних процесах із високим рівнем невизначеності. У роботі проаналізовано специфіку перебігу технологічних операцій, для яких характерні неповнота, нечіткість та нестабільність вхідної інформації, а також наявність неконтрольованих збурень, що ускладнюють побудову точних детермінованих моделей.

На основі проведених досліджень обґрунтовано доцільність використання штучних нейронних мереж та гібридних нейромережних структур як найбільш ефективних засобів моделювання процесів структуроутворення та прогнозування якісних показників напівфабрикатів. Розроблено асоціативну модель багатостадійного технологічного процесу на базі нейронних мереж Кохонена, яка враховує ретроспективні дані й забезпечує підвищення точності аналізу станів технологічної системи. Створено комплекс нейромережних моделей, що реалізує задачі класифікації та прогнозування якості напівфабрикатів залежно від типових дефектів, мінімізуючи вплив параметричної невизначеності та вимірювальних шумів.

У роботі також обґрунтовано можливість використання імітаційного моделювання для аналізу альтернативних стратегій керування з урахуванням обмежень і пріоритетів особи, що приймає рішення. Запропонований підхід забезпечує підвищення ефективності оцінювання технологічних ризиків та оптимізації режимів виробництва.

Результати роботи мають практичну цінність для підприємств, що спеціалізуються на виробництві будівельних керамічних матеріалів, та можуть бути використані для створення інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень і цифрових двійників технологічних процесів.

## **ABSTRACT**

The master's thesis is devoted to the study of structure formation processes in ceramic dispersed systems used in the production of semi-finished building blocks, as well as to the development of intelligent modeling methods for decision support in technological processes characterized by a high level of uncertainty. The research analyzes the specific features of these processes, which include incomplete, vague, and unstable input information, along with uncontrolled disturbances that significantly complicate the construction of accurate deterministic models.

Based on the conducted studies, the work substantiates the applicability of artificial neural networks and hybrid neuro-network structures as the most effective tools for modeling structure formation processes and predicting the quality parameters of semi-finished products. An associative model of the multistage technological process was developed using self-organizing Kohonen neural networks, enabling the integration of retrospective data and improving the accuracy of technological state analysis. A comprehensive set of neural network models was created to perform classification and prediction of product quality depending on defect types, while minimizing the influence of parameter uncertainty and measurement noise.

The thesis also demonstrates the potential of simulation modeling for analyzing alternative control strategies, considering the constraints and priorities of the decision maker. The proposed approach enhances the efficiency of evaluating technological risks and optimizing production modes.

The obtained results have practical value for enterprises producing ceramic building materials and can be applied in the development of intelligent decision support systems and digital twins of technological processes.

## ЗМІСТ

<b>ВСТУП</b>	<b>2</b>
<b>1. АНАЛІЗ СТАНУ АВТОМАТИЗАЦІЇ ТЕХНОЛОГІЧНОГО ПРОЦЕСУ ВИРОБНИЦТВА БУДІВЕЛЬНИХ БЛОКІВ</b>	<b>6</b>
1.1. Аналіз будівельного виробництва	6
1.2. Використання технологій інтелектуального моніторингу та керування	11
1.3. Формулювання мети та завдання дослідження	12
1.4. Висновки до першого розділу	12
<b>2. ІДЕНТИФІКАЦІЯ ПРОБЛЕМНИХ АСПЕКТІВ АНАЛІЗУ МАТЕМАТИЧНИХ МОДЕЛЕЙ ВИРОБНИЧОГО ПРОЦЕСУ ВИГОТОВЛЕННЯ БУДІВЕЛЬНИХ БЛОКІВ</b>	<b>14</b>
2.1. Опис стану системи автоматизації технології виробництва будівельних блоків	14
2.2. Технологічна структура автоматизованої системи виробництва будівельних блоків	16
2.3. Алгоритм керування технології автоматизованого виробництва будівельних блоків цегли	21
2.4. Висновки до другого розділу	23
<b>3. ДОСЛІДЖЕННЯ ФАКТОРІВ, ЯКІ ВПЛИВАЮТЬ НА ПРИЙНЯТТЯ РІШЕННЯ ПРИ ВИГОТОВЛЕННІ БУДІВЕЛЬНИХ БЛОКІВ</b>	<b>24</b>
3.1. Побудова діаграм розподілу технологічних параметрів	24
3.2. Регресійний аналіз факторів	29
3.3. Пошук оптимальних рішень в умовах невизначеності	34
3.4. Висновки до третього розділу	41
<b>4. НЕЙРОМЕРЕЖНА СИСТЕМА АВТОМАТИЧНОГО КЕРУВАННЯ ВИГОТОВЛЕННЯ БУДІВЕЛЬНИХ БЛОКІВ</b>	<b>43</b>
4.1. Вибір архітектури нейронної мережі	43
4.2. Побудова структури моделі системи	49
4.3. Висновки до четвертого розділу	53
<b>5. РОЗРОБКА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ПІТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ПРИ КЕРУВАННІ ПРОЦЕСОМ ВИГОТОВЛЕННЯ БУДІВЕЛЬНИХ БЛОКІВ</b>	<b>54</b>
5.1. Розробка структури системи	54
5.2. Підсистеми моделювання та пошук рішень	60
5.3. Структура системи управління процесом керування виготовлення будівельних блоків з ІСППР	68
5.4. Висновки до п'ятого розділу	72
<b>ВИСНОВКИ</b>	<b>74</b>
<b>СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ</b>	<b>76</b>
<b>ДОДАТКИ</b>	<b>80</b>

## ВСТУП

**Актуальність теми.** Технологічний процес виробництва будівельних блоків є складовою будівельної та керамічної промисловості, що характеризується низкою специфічних особливостей. Зокрема, він включає фізико-хімічні перетворення під час формування дисперсної системи з керамічних матеріалів, виготовлення напівфабрикатів та отримання готової продукції. Кожен етап має власні властивості, що визначають динаміку процесів у часі та їх функціональні характеристики на окремих ділянках технологічного циклу. Врахування цих властивостей є обов'язковим відповідно до встановлених технологічних вимог. Наприклад, дисперсна система повинна:

- зберігати однорідність складу протягом певного часу без додаткового перемішування;
- забезпечувати мінімальне загушення під час зберігання;
- при підвищеній щільності та в'язкості зберігати достатню рухомість;
- гарантувати необхідну швидкість нарощування маси керамічного напівфабрикату за високої щільності.

Через дефіцит інформації, складність організації технологічної системи, наявність неконтрольованих факторів та стохастичний характер процесів виникають труднощі при автоматизації управління виробництвом будівельних блоків. Крім того, виконання окремих операцій потребує залучення кваліфікованого персоналу, що підвищує ризик помилок, здатних негативно вплинути на якість технологічного процесу та готової продукції. Практичний досвід свідчить, що ефективним шляхом вирішення цієї проблеми є застосування методів штучного інтелекту та інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень (ІСППР).

Таким чином, актуальним завданням є розробка та впровадження ІСППР у технологічний процес виробництва будівельних блоків, що дозволить автоматизувати управління, підвищити якість продукції та забезпечити стабільність технологічних показників.

**Метою та завданням дослідження є зменшення витрат ресурсів у технологічному процесі виготовлення будівельних блоків шляхом розробки ІСППР та її інтеграції в існуючий технологічний процес виробництва.**

**Для досягнення мети роботи поставлені й розв'язані наступні задачі:**

- провести аналіз сучасного стану автоматизації технологічного процесу виробництва будівельних блоків;
- визначити кореляційні залежності між параметрами технологічного процесу;
- дослідити взаємозв'язки між технологічними параметрами та факторами, що впливають на виникнення браку продукції;
- розробити модель, яка відображає залежність між кількістю бракованої продукції та вхідними параметрами процесу;
- сформулювати модель і структуру автоматизації технологічного процесу виробництва будівельних блоків;
- розробити інтелектуальну систему підтримки прийняття рішень для управління виробництвом будівельних блоків.

**Методи досліджень.** При виконанні поставлених задач використовувались: методи статистичної теорії для аналізу даних та виявлення кореляцій; методи системного аналізу для формалізації структури технологічного процесу; методи штучного інтелекту для побудови адаптивних моделей прийняття рішень; положення теорії автоматичного керування для розробки алгоритмів управління.

**Об'єктом дослідження** є автоматизована комп'ютерно-інтегрована технологія системи управління технологічним процесом виробництва будівельних блоків.

**Предметом дослідження** є інтелектуальна система підтримки прийняття рішень, інтегрована в технологічний процес виробництва будівельних блоків.

**Наукова новизна одержаних результатів** полягає у виконанні синтезу асоціативної моделі багатостадійного технологічного процесу виробництва будівельних блоків. Запропонована модель базується на використанні мереж Кохонена з механізмом самоорганізації, що реалізується через конкуренцію між нейронами. Такий підхід дозволяє формувати адаптивні структури для кластеризації та аналізу даних технологічного процесу,

забезпечуючи підвищення точності прийняття рішень в умовах стохастичності та неповноти інформації.

**Практичне значення отриманих результатів** полягає в можливості впровадження розробленої моделі в системи автоматизованого управління виробництвом будівельних блоків. Це дасть можливість забезпечити: **підвищення стабільності технологічних параметрів за рахунок адаптивного аналізу даних; зниження впливу людського фактора та мінімізацію помилок при прийнятті рішень; оптимізацію витрат енергоресурсів і матеріалів; покращення якості готової продукції завдяки більш точному контролю процесів; створення основи для розробки інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень у будівельній промисловості.**

Крім того, сформовано архітектуру системи керування технологічним процесом виготовлення будівельних блоків з інтегрованою інтелектуальною системою підтримки прийняття рішень. Її впровадження забезпечує підвищення якості та оперативності управлінських рішень у умовах невизначеності, що сприяє ефективному розв'язанню складних керуючих задач, зниженню витрат сировинних та енергетичних ресурсів, підвищенню якості готової продукції та загальному зростанню ефективності виробництва.

**Обґрунтованість і достовірність наукових положень, висновків і рекомендацій.** У магістерській роботі математичні методи відіграють ключову роль у забезпеченні наукової обґрунтованості дослідження. Вони використовуються для: моделювання технологічних процесів – побудова математичних моделей дозволяє формалізувати складні фізико-хімічні явища, що відбуваються під час виробництва, та описати їх у вигляді систем рівнянь; аналізу та оптимізації параметрів – за допомогою методів оптимізації визначаються раціональні режими роботи обладнання, мінімізуються витрати енергії та ресурсів; прогнозування результатів – математичні моделі дають можливість передбачати поведінку системи при зміні вхідних параметрів, що знижує ризик помилок у реальному виробництві; оцінки точності та надійності – використання статистичних методів дозволяє враховувати стохастичний характер процесів, оцінювати похибки та забезпечувати стабільність технологічних показників; інтеграції з комп'ютерним моделюванням – математичний апарат є основою для реалізації алгоритмів у програмному

середовищі, що дозволяє створювати інтелектуальні системи підтримки прийняття рішень.

**Апробація результатів досліджень.** Брала участь у Міжнародній науково-практичній конференції «Актуальні питання науки, освіти і суспільства в умовах сучасних викликів», що відбулася 21 лютого 2025 року в місті Рівне (ЦФЕНД). Також долучилася до наукової конференції здобувачів вищої освіти, присвяченої Дню науки 2025 року, яка проходила 24–25 квітня 2025 року в місті Кропивницький (ЦНТУ), у секції «Автоматизація виробничих процесів та електронних комунікацій». Тема доповіді: «Автоматизація прийняття рішень при керуванні витратами електроенергії в процесі транспортування сировини».

**Публікації.** За результатами дослідження, виконаного в межах теми магістерської роботи, опубліковано одну наукову працю у збірнику тез доповідей Міжнародної науково-практичної конференції «Актуальні питання науки, освіти і суспільства в умовах сучасних викликів». Тема публікації: «Reasoning for the development of a robotic complex with artificial intelligence for water ecosystem cleaning measures» [1].

**Структура і обсяг магістерської роботи.** Магістерська робота складається з вступу, п'яти розділів, висновків, списку використаних джерел та додатків.

# 1 АНАЛІЗ СТАНУ АВТОМАТИЗАЦІЇ ТЕХНОЛОГІЧНОГО ПРОЦЕСУ ВИРОБНИЦТВА БУДІВЕЛЬНИХ БЛОКІВ

## 1.1. Аналіз будівельного виробництва

Виробництво будівельних блоків відбувається в керамічній промисловості. Кожний вид керамічної промисловості відрізняється своїми властивостями, умовами виготовлення напівфабрикатів, термообробки та ін. В основному експлуатаційні характеристики готових виробів залежать від сировини та обладнання, яке використовують на виробництві. На рис. 1 наведена структурна класифікація керамічного виробництва [2-4].

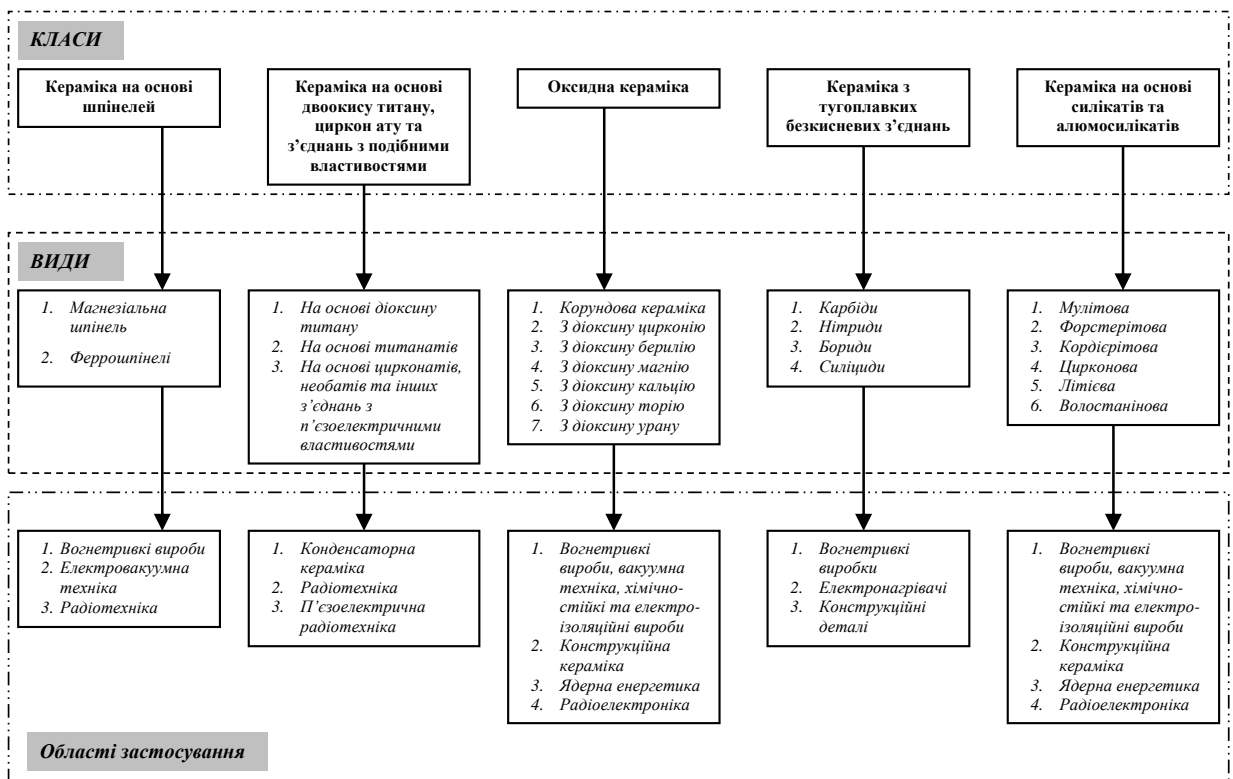


Рисунок 1.1 – Структурна класифікація виробництва керамічних виробів

Сировина для кераміки поділяється на глинисті і непластичні [5]. Використання того чи іншого матеріалу для сировини обирають згідно наступних вимог [5-7]:

1. Необхідно обирати хімічні продукти або технічну сировину, які мають необхідну стабільність хімічного складу та мінімальну кількість сторонніх домішок.

2. Сировинні матеріали повинні мати кінцеву структуру.

3. При синтезі багатофазних матеріалів необхідно забезпечити відповідність коефіцієнтів термічного розширення кристалічної та скловидної фаз.

4. Використання складових, що хімічно не реагують чи слабо реагують між собою. Це дозволить підвищити механічну міцність і термостійкість, а також стабілізувати фазовий склад матеріалу.

Врахування всіх наведених вище вимог для керамічної промисловості є складною проблемою. Підприємства змушені експериментувати з сировиною в пошуках керамічних мас з дешевого матеріалу, що негативно впливає на технологічні параметри та якість продукції.

Тому вироби з кераміки мають високу собівартість у порівнянні з виробами з металів або пластмас.

Специфічними дефектами керамічних виробів, що виникають на різних етапах технологічних процесів є [5-7]:

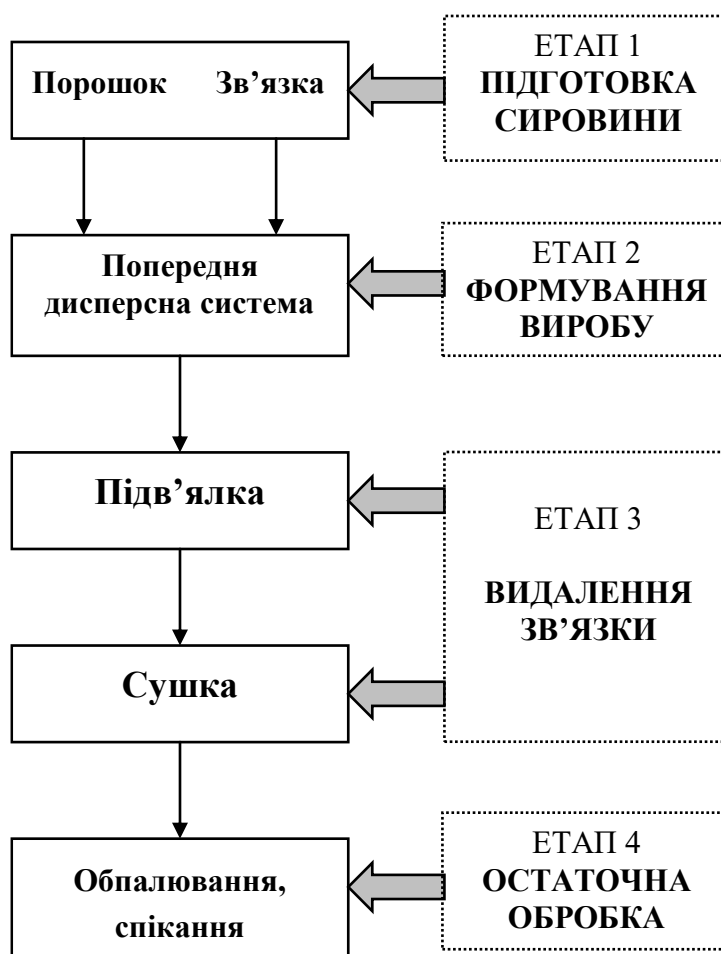
- нестабільність властивостей керамічних виробів;
- тріщини і деформації, які проявляються після термічної обробки;
- коливання геометричних розмірів внаслідок непостійності усадок при сушці та обпалюванні.

Багато авторів, зокрема в роботі [2], зазначають, що причинами виникнення таких дефектів є особливості та вади технології їх виготовлення.

Для виготовлення будівельних блоків використовують різні технологічні схеми. Однак всі вони побудовані за одним принципом. Тому їх можна об'єднати в одну узагальнену схему, представлена на рис. 1.2.

Під час підготовки сировини та формування виробу відбувається процес структуроутворення в напівфабрикаті. При видаленні зв'язки та остаточній

обробці відбувається забезпечення змін структури напівфабрикату до структури готового виробу.



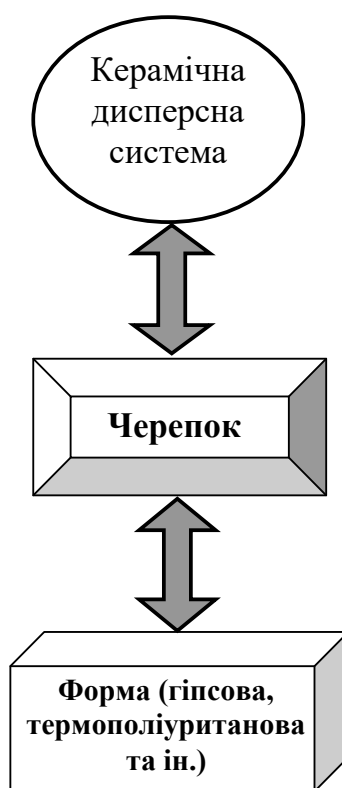
**Рисунок 1.2 – Загальна схема технології виробництва будівельних блоків цегли**

Для виготовлення напівфабрикату використовують різні методи формування напівфабрикату з попередньої дисперсної системи. Найчастіше використовують наступні методи [3, 5, 6]: обточка заготовок відпресованих із пластифікованих мас; пресування при високих температурах у графітових формах; формування із водних суспензій в гіпсові форми; формування під тиском пластифікованих гарячих дисперсних систем; протяжка пластифікованих мас; пресування порошкоподібних мас у різних варіантах.

Вибір методу формування визначається: формою, геометричним розміром, необхідною точністю розмірів виробу, їх властивостями, масштабами виробництва, іншими технологічними та економічними факторами [2-7].

Завдяки своїй простоті у використанні найчастіше використовують методи лиття. Тому в подальшій роботі будуть розглянуті дані методи.

Як правило, для лиття будівельних блоків цегли застосовують гіпсові форми. Але також розповсюдження набирають використання форм з силікону, резини та термополіуретану. На рис. 1.3 показана система вологообмінних процесів, яка складається з трьох шарів.



**Рисунок 1.3 – Тришарова система вологообмінних процесів**

Оскільки більша частина дефектів виникає в процесі сушки і обпалювання, то процес сушки напівфабрикатів суттєво впливає на якість готової продукції, [4, 5, 7-9]. Найбільш часто трапляються дефекти короблення, утворення тріщин та деформація напівфабрикатів.

Початкова швидкість сушки залежить тільки від температури, вологості і швидкості руху повітря над поверхнею цегли [2-5]. Швидкість сушки залежить та дорівнює швидкості випаровування води з вільної поверхні напівфабрикату. Процес сушки напівфабрикату завершується коли вміст вологи в матеріалі зменшується до заданого, а його температура дорівнює температурі сухого термометра при швидкості сушки рівній нулю [6, 9].

Пересушка матеріалу до залишкової вологості, нижчої від рівноважної для приміщення цеху, є причиною браку, оскільки починається зворотній процес поглинання вологи з навколишнього середовища. В наслідок чого утворюється ефект адсорбційного розклинювання, що в свою чергу призводить до появи тріщин.

Для виробництва будівельних блоків однією з головних задач, яка потребує удосконалення, є мінімізація енергетичних витрат, шляхом встановлення мінімального часу, який необхідний для висушування напівфабрикату до заданої вологості (без тріщин ті інших дефектів в готовому виробу)

Крім того не менш важливим є процес обпалювання напівфабрикатів [3, 6]. Якщо дефекти виникають при даному технологічному процесі, то виправити їх вже неможливо. Тому помилки вносять істотний вплив на питомі витрати енергоносіїв.

Спочатку відбувається нагрів до кінцевої температури обпалювання, потім напівфабрикат витримують при кінцевій температурі обпалювання, після чого відбувається охолодження.

Як бачимо, для кожного процесу виробництва будівельних блоків цегли існують різні технологічні операції, і помилки хоча б одному процесі досить суттєво впливають на якість готової продукції та витрати підприємства.

Особі, що приймає рішення необхідно мати відповідну кваліфікацію та практичний досвід роботи в даній галузі. При удосконаленні всього технологічного процесу виробництва будівельних блоків необхідно враховувати, що зміни в одному технологічному процесі неодмінно вплинуть

на подальші процеси. Некваліфіковані дії можуть спричинити значні необґрунтовані витрати матеріальних та енергетичних ресурсів [10]. Тому в більшості випадків підприємства не удосконалюють технологічний процес або приймають рішення в умовах ризику та невизначеності.

Крім того, важливою є задача прогнозування реакцій об'єкту керування в майбутньому на випадкові та поточні сигнали керування у заданому інтервалі часу для забезпечення прийняття оптимальних рішень в майбутньому.

Таким чином приходимо до висновку що, для виробництва будівельних блоків цегли методом лиття доцільним є удосконалення процесу виробництва шляхом інтеграції у виробництво ІСППР.

## **1.2. Використання технологій інтелектуального моніторингу та керування**

Використання інтелектуальних систем є доцільним тоді, коли є потреба приймати рішення в умовах ризику та невизначеності. Такі технології управління, у вигляді інтелектуальних систем, дають можливість не обмежуватись в цілях керування та подавати їх у вигляді узагальнених функцій [11, 12].

Для прийняття рішень в автоматизації технологій виготовлення будівельних блоків цегли існують певні невирішені задачі [2-7]:

- відсутність універсальної та загальної методики синтезу та аналізу нейронних мереж;
- функції належності вхідних та вихідних змінних системи, як правило, обираються не об'єктивно, що призводить до неповного відображення реального принципу роботи системи.

У роботах [2, 3] шляхом навчання множини даних (або знань експерта) визначати цільові функції, але за умовою, якщо невизначена аналітична модель об'єкту системи.

Таким чином, для розв'язання задачі автоматизації керування технологічним процесом виготовлення будівельних блоків цегли доцільним є розробка ІСППР.

Щоб сформувавши структуру нейронної мережі необхідно:

- визначити функцію активації;
- обрати методи навчання мережі.

Під час розробки мережі необхідно намагатися досягти оптимального значення для зменшення собівартості будівельних блоків при належній якості продукції та використанні необхідної сировини.

### **1.3. Формулювання мети та завдання дослідження**

Задача автоматизації виготовлення будівельних блоків цегли включає в себе дослідження та аналіз наступних систем управління, які приймають безпосередню участь в технологічному процесі виготовленні цегли:

- системи автоматичного керування процесами підготування сировини (керамічного складу);
- автоматизовані системи керування процесом лиття керамічної маси;
- автоматизовані системи керування процесом сушіння та обпалювання напівфабрикатів;
- системи моніторингу параметрів якості виготовленої продукції;
- системи навчання технологічного процесу згідно обраних попередніх рішень.

Оскільки технологічний процес виготовлення будівельних блоків цегли має свої особливості, які необхідно враховувати на кожному етапі роботи кожної окремої системи, то людині складно буде прийняти вчасно необхідне рішення. Тому актуальним та перспективним є використання методів, які дають можливість приймати рішення в стохастичних умовах ризику та невизначеності, наприклад, системи з ІСППР.

#### **1.4. Висновки до першого розділу**

1. Встановлено, що універсальної технології виробництва будівельних блоків цегли не існує, оскільки кожен технологічний процес має специфічні особливості, які необхідно враховувати для забезпечення належної якості продукції та оптимізації витрат.

2. Проведений аналіз підтвердив недостатню ефективність традиційних методів прийняття рішень в умовах невизначеності та багатофакторності технологічних параметрів.

3. Для вирішення зазначеної проблеми запропоновано застосування інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень (ІСППР), здатних адаптуватися до змінних умов виробництва та враховувати комплекс взаємопов'язаних факторів.

4. Розробка та інтеграція ІСППР у технологічний процес виготовлення будівельних блоків цегли дозволить: знизити енерговитрати та витрати на сировину; оптимізувати собівартість продукції; забезпечити стабільну якість готових виробів відповідно до нормативних вимог.

5. Теоретичне значення отриманих результатів полягає у формуванні підходу до використання інтелектуальних технологій для оптимізації виробничих процесів у будівельній галузі.

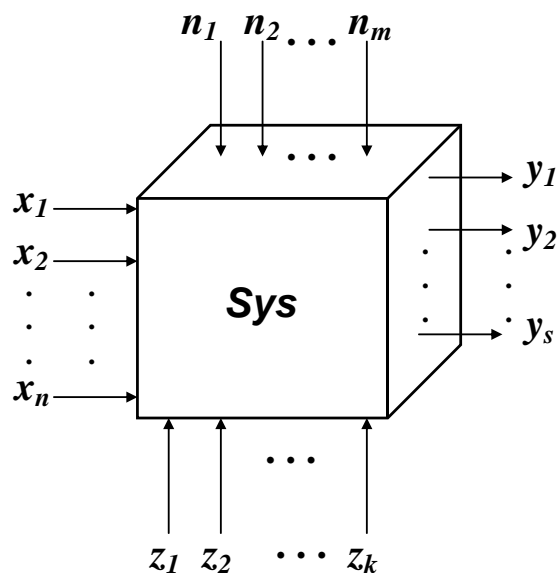
6. Практичне значення полягає у можливості впровадження ІСППР на підприємствах, що виготовляють будівельні блоки цегли, з метою підвищення ефективності виробництва та конкурентоспроможності продукції.

7. Перспективи подальших досліджень пов'язані з: розробкою алгоритмів адаптивного управління технологічними параметрами; удосконаленням моделей прогнозування якості продукції; інтеграцією ІСППР у цифрові платформи управління виробництвом.

## 2 ІДЕНТИФІКАЦІЯ ПРОБЛЕМНИХ АСПЕКТІВ АНАЛІЗУ МАТЕМАТИЧНИХ МОДЕЛЕЙ ВИРОБНИЧОГО ПРОЦЕСУ ВИГОТОВЛЕННЯ БУДІВЕЛЬНИХ БЛОКІВ

### 2.1. Опис стану системи автоматизації технології виробництва будівельних блоків

Стан системи це сукупність властивостей системи у вигляді векторів складових системи [13-16]. Стан системи автоматизації технології виробництва будівельних блоків наведений на рис. 2.1.



**Рисунок 2.1 – Параметри, що описують стан технічної системи:**

*Sys* – параметри технологічного процесу всередині системи;  
 $n_1(t), n_2(t), \dots, n_m(t); x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)$  – вектори вхідних параметрів величин;  
 $y_1(t), y_2(t), \dots, y_s(t)$  – вектор вихідних параметрів;  
 $z_1(t), z_2(t), \dots, z_k(t)$  – вектор вхідних параметрів, які здійснюють вплив на технологічний процес

Опис векторів:

– *Sys* – параметри технологічного процесу всередині системи, що визначають елементи системи та їхні зв'язки;

–  $n_1(t), n_2(t), \dots, n_m(t)$  – вектор вхідних параметрів величин якими не можна керувати але можна виміряти (мінералогічний склад сировини та ін.);

–  $x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)$  – вектор вхідних параметрів величин якими можна керувати і можна виміряти, їх значення можна задати (вологість, рН, хімічний склад керамічної маси та ін.);

–  $y_1(t), y_2(t), \dots, y_s(t)$  – вектор вихідних параметрів, який вказує реакцію системи на зовнішні збурення;

–  $z_1(t), z_2(t), \dots, z_k(t)$  – вектор вхідних параметрів, які здійснюють вплив на технологію виробництва, проте їх не можливо виміряти та безпосередньо змінити.

Набір  $(x, y, z, f, g)$  об'єктів:

$x=x(t)$  – вхідний сигнал елемента, інакше кінцева множина функцій часу  $t$ :  $(x_1(t), \dots, x_k(t))$ ;

$y=y(t)$  – вихідний сигнал елемента, що представляє собою кінцеву множину функцій  $Y(t) = [y_1(t), \dots, y_l(t)]$  тієї ж фізичної природи, що і вхідні функції  $x_i=x(t)$ ;

$z=z(t)$  – внутрішній стан елемента, який аналогічно попереднім характеризує кінцеву множину функцій  $Z(t) = [z_1(t), \dots, z_m(t)]$ .

Об'єкти  $f, g$  – функціонали, за допомогою яких можна задавати поточні значення стану елемента  $z(t)$  та його вихідного сигналу  $y(t)$ .

Таку систему можна віднести до неперервних технологічних систем, оскільки діяння стохастичних збурюючих дій призводить до того, що вхідна  $X(t)$  і вихідна функції  $Y(t)$  можуть бути віднесені до випадкових [14, 16].

Якісний контроль напівфабрикатів та готової продукції  $Y(t)$  при виробництві будівельних блоків виконується після завершення наступних технологічних етапів [2-6]:

- формування;
- доводки;
- сушки;
- спікання(обпалювання).

Математичне сподівання  $M$  абсолютної величини різниці між значеннями заданої функції  $Y_0(t)$  та існуючої  $Y(t)$  буде мінімальним, тобто [2]:

$$M[Y(t) - Y_0(t)] = \min, \quad (2.1)$$

Аналіз та синтез ІСППР при виробництві будівельних блоків потребує врахування суттєвих факторів впливу на об'єкт керування. Крім того, необхідно здійснити вибір цілей керування, які сприяють досягненню цільової функції.

У випадках коли недостатнього обґрунтування теоретично-фізичних закономірностей, моделювання об'єкта керування (ОК) можливо лише на основі аналізу експериментальних даних про відгук системи  $Y(t)$  на зовнішні збурення та керуючі діяння [15].

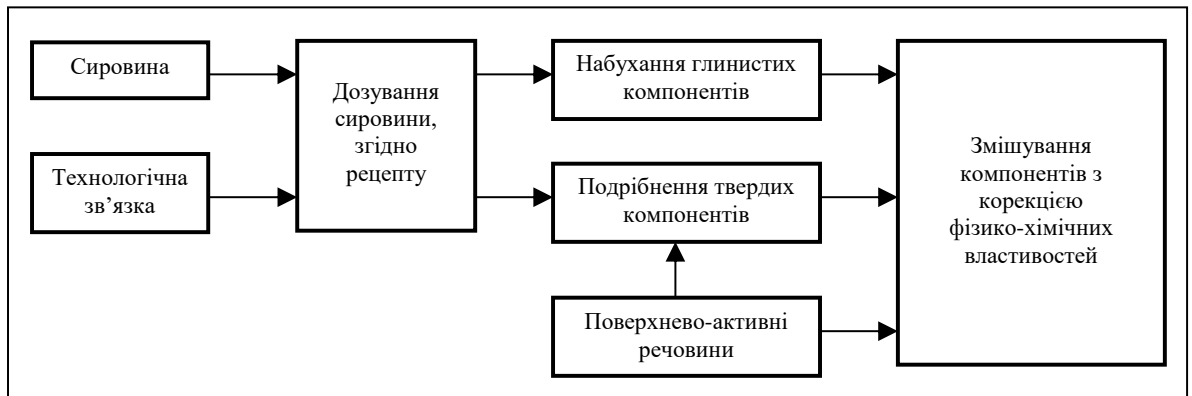
## **2.2. Технологічна структура автоматизованої системи виробництва будівельних блоків**

Для побудови побудови моделей автоматизованої технології виробництва будівельних блоків доцільним є розчленування об'єкта на нескладні ланки. І потім для кожної ланки побудувати модель. Необхідно врахувати наступне [2, 13-16]:

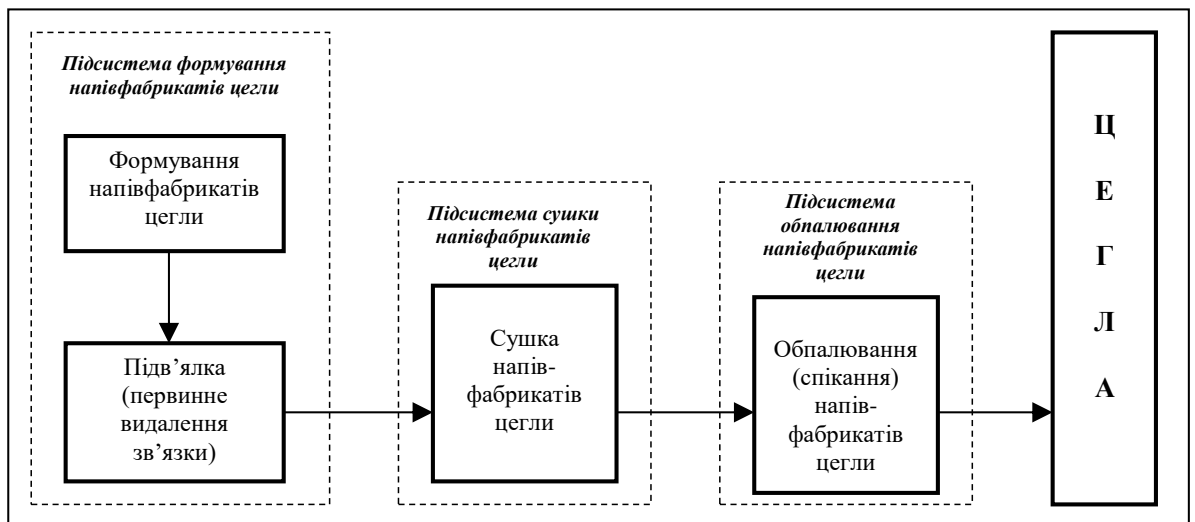
- утворення керамічної маси з сировини та формування напівфабрикатів будівельних блоків;
- переміщення напівфабрикатів по технологічній схемі, що забезпечує неперервність формування якості будівельних блоків;
- отримання інформації про технологічний процес та її перетворення в керуючі діяння, що забезпечує функціонування технологічної системи.

Пропонується виконати декомпозицію технологічної системи по принципу структурного утворення. Це дозволить охопити основні технологічні операції для виробництва будівельних блоків цегли. Тоді автоматизована технологія виробництва будівельних блоків цегли (у вигляді окремих підсистем) буде мати

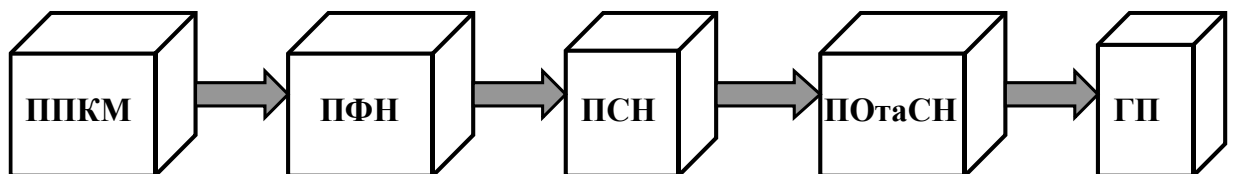
вигляд, показаний на рис. 2.2 та рис. 2.3. А сама структура технологічної системи виробництва будівельних блоків цегли показана на рис. 2.4.



**Рисунок 2.2 – Підсистема підготовки керамічної маси для виробництва будівельних блоків цегли**



**Рисунок 2.3 – Підсистема формування, сушки, обпалювання та спікання напівфабрикатів для виробництва будівельних блоків цегли**



**Рисунок 2.4 – Технологічна система виготовлення будівельних блоків цегли:**

*ППКМ – підсистема підготовки керамічної маси; ПФКН – підсистема формування керамічних напівфабрикатів; ПСН – підсистема сушки напівфабрикатів; ПОтаСН – підсистема обпалювання та спікання напівфабрикатів; ГП – готова продукція*

Виділені підсистеми характеризуються наявністю неякісних напівфабрикатів (зворотного браку), які повертають в технологічний цикл, що ускладнює вивчення та моделювання процесу структуроутворення. В ППКМ закладаються основні показники ефективності виконання подальших технологічних операцій.

Найбільш впливовими на ефективність роботи технологічної системи в цілому при структуроутворенні, є ППКМ та ПФКН [2, 6-9]. Для розробки та синтезу ІСППР виробництва будівельних блоків цегли в подальшому буде проведено дослідження технологічних підсистем (див. рис. 2.2-2.4) з дисперсною масою.

Однією з найважливіших умов ефективного моделювання і подальшої оптимізації технологічних процесів є встановлення суттєвих технологічних параметрів. Тому на цьому етапі досліджень необхідно, передусім, з'ясувати, які параметри технологічного процесу слід вважати суттєвими.

При дослідженнях для аналізу обрано дані, які характеризують технологічний процес структуроутворення будівельних блоків цегли, шляхом їх формування з керамічних дисперсних систем. Вода в даному випадку є технологічною зв'язкою. З джерел [2-10] було використані дані, зведені в таблиці виду 2.1.

**Таблиця 2.1 – Дані технологічного процесу структуроутворення будівельних блоків цегли**

<i>T</i>	<i>Y</i>	<i>x<sub>1</sub></i>	<i>x<sub>2</sub></i>	...	<i>x<sub>n</sub></i>
<i>t<sub>1</sub></i>	<i>y<sub>1</sub></i>	<i>x<sub>11</sub></i>	<i>x<sub>12</sub></i>	...	<i>x<sub>1n</sub></i>

$t_2$	$y_2$	$x_{21}$	$x_{22}$	...	$x_{2n}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
$t_k$	$y_m$	$x_{m1}$	$x_{m2}$	...	$x_{mn}$

В даній таблиці використано:

$T$  – вектор функцій часу;

$X(t)$  – вектор технологічних параметрів;

$x_i(t)$  де  $i=1,2,\dots,n$  - його складові, які визначають конкретне значення скаляра  $y_i(t)$  відповідного типу браку  $Y(t)$  будівельних блоків цегли у технологічному процесі формування керамічних напівфабрикатів.

В табл. 2.2 наведено найважливіші вихідні параметри якості керамічних напівфабрикатів  $y_1(t), \dots, y_m(t)$ . Наявність тріщин тіла напівфабрикату (НТТН).

**Таблиця 2.2 – Вихідні параметри технологічного процесу  
структурування будівельних блоків цегли**

<b>Вихідні параметри якості процесу структурування будівельних блоків цегли (Y)</b>		
<b>Тріщини</b>	<b>Невідповідність напівфабрикату геометричним формам</b>	<b>Інші типи дефектів</b>
$y_1$ наявність тріщин тіла напівфабрикату (НТТН) типу 31	$y_7$ Недобір черепка	$y_9$ Повітряні включення
$y_2$ НТТН типу 34	$y_8$ Деформація стінок напівфабриката	$y_{10}$ Прилипання до форми
$y_3$ (НТТН) типу 36		
$y_4$ (НТТН) типу 37		
$y_5$ (НТТН) типу 38		

у <sub>6</sub> (НТТН) типу 39		
-------------------------------	--	--

В табл. 2.3 та табл. 2.4 показані найважливіші вхідні параметри якості керамічних напівфабрикатів (будівельних блоків цегли)  $x_1(t), \dots, x_n(t)$ .

ПАР – поверхнево-активні речовини.

**Таблиця 2.3 – Вхідні контрольовані параметри технологічного процесу структуроутворення будівельних блоків цегли**

Рецепт керамічної маси, згідно хімічного складу	Властивості технологічної зв'язки (H <sub>2</sub> O)	Гранулометричні показники
$x_1$ залишок після прокалювання	$x_{20}$ вміст суспензії	$x_{23}$ залишок на ситі 0,25
$x_2$ вміст SiO <sub>2</sub>	$x_{21}$ щільність	$x_{24}$ залишок на ситі 0,125
$x_3$ вміст Al <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	$x_{22}$ рН	$x_{25}$ залишок на ситі 0,063
$x_4$ вміст Fe <sub>2</sub> O <sub>3</sub>		$x_{26}$ залишок на ситі 0,045
$x_5$ вміст TiO <sub>2</sub>		$x_{27}$ залишок на ситі 0,045
$x_6$ вміст CaO		
$x_7$ вміст Mg <sub>2</sub> O		
$x_8$ вміст Na <sub>2</sub> O		
$x_9$ вміст K <sub>2</sub> O		
$x_{10}$ вміст вільного кварцу		

**Таблиця 2.4 – Вхідні керовані параметри технологічного процесу структуроутворення будівельних блоків цегли**

Корекція фізико-хімічних властивостей проміжних та результуючої дисперсної системи	Фізико-хімічні властивості дисперсної системи	Технологічні параметри підв'язки
<i>Додавання:</i>		
$x_{11}$ води (помол)	$x_{28}$ щільність	$x_{37}$ температура
$x_{12}$ органічних ПАР (дифлон, помол)	$x_{29}$ в'язкість	$x_{38}$ вологість
$x_{13}$ неорганічних ПАР (рідке скло, помол)	$x_{30}$ тиксотропія через 1 хв.	
$x_{14}$ води (попередня корекція)	$x_{31}$ тиксотропія через 30 хв.	
$x_{15}$ органічних ПАР (дифлон, попередня корекція)	$x_{32}$ плинність через 1 хв.	
$x_{16}$ органічних ПАР (рідке скло, попередня корекція)	$x_{33}$ плинність через 30 хв.	
$x_{17}$ води (остаточна корекція)	$x_{34}$ коефіцієнт згущення	
$x_{18}$ органічних ПАР (дифлон,	$x_{35}$ рН	

остаточна корекція)		
$x_{19}$ органічних ПАР (рідке скло, остаточна корекція)	$x_{36}$ температура	

Для зменшення кількості факторів та виявлення найбільш суттєвих зазвичай використовують наступні методи [13-16]:

- методи виявлення залежностей (індуктивні методи;
- які використовують інформацію для навчання;
- методи попереднього моделювання та виявлення технологічних факторів (експертні оцінки, діаграми Паретто, метод гістограм, статистичні методи, кореляційний аналіз, дисперсійний аналіз).

В даному випадку треба намагатися скоротити кількість інформації, а не зберегти її всю, з метою отримання у залишку тільки тієї інформації, яка сприяє досягненню мети та вирішенню поставленої задачі [16].

### **2.3. Алгоритм керування технології автоматизованого виробництва будівельних блоків цегли**

Для підприємства важливим є створення data warehousing (інформаційні сховища та дані досвіду виробництва).

Наразі доцільно використовувати для керуючих рішень емпіричний аналіз даних. Більшість АСУТП виробництва будівельних блоків будівельних блоків цегли мають обмеження у функціях збору даних, їх візуалізації та представлення.

Автоматизовані системи керування працюють в режимі безпосередньої візуалізації технології та передачі її результатів для експертної оцінки фахівцю, який керує роботою виконавчих механізмів. Однак навіть фахівці, які мають досвід в даній галузі, не завжди можуть своєчасно прийняти відповідне рішення, внаслідок великої кількості взаємозалежних факторів.

Тому доцільним є розробка системи автоматизації керування технологією виробництва будівельних блоків цегли, яка дозволить виконувати своєчасно виробничі рішення, шляхом аналізу та синтезу даних з накопиченням знань в

майбутньому про технологічний процес.

В основі data warehousing покладені віртуальне представлення інформації (ВПП) та машинне навчання.

ВПП застосовується спочатку досліджень для виявлення залежностей, загальних вимог та виключень даних.

Машинне навчання необхідне для здійснення аналізу та дослідження більшої інформації, ніж це зможе одночасно зробити фахівець.

Згідно [17-20] для побудови алгоритмів data warehousing можна використовувати методи інтелектуального аналізу даних, які в свою чергу класифікують наступним чином:

- Статистичні:

- попередній аналіз природи даних;
- виявлення зв'язків і залежностей;
- багатовимірний статистичний аналіз;
- динамічне моделювання і прогнозування.

- Кібернетичні:

- аналіз та прогнозування на основі нейронних мереж;
- еволюційне програмування;
- метод групового врахування аргументів;
- аналіз та прогнозування на основі генетичних алгоритмів.

- Оптимізаційні:

- варіаційні методи оптимізації;
- математичне прогнозування;
- динамічне програмування та принцип максимуму;
- методи систем масового обслуговування.

- Експертні:

- асоціативні засоби;
- метод послідовного логічного висновку;
- предметно-орієнтовані системи;
- методи представлення та візуалізації рішення.

- Синергетичні
- теорії нечітких множин
- фрактальної математики.

За складністю технологічні процеси виробництва будівельних блоків цегли можна віднести до кібернетичного рівня. Тому розробка, аналіз, синтез ІСППР вимагає всебічного та комплексного аналізу даних щодо можливих ситуацій під час технологічного процесу виробництва будівельних блоків цегли за допомогою використання засобів *data warehousing*.

#### **2.4. Висновки до другого розділу**

8. Визначено ключові параметри, що характеризують стан технічної системи, зокрема її вхідні та вихідні змінні, вимірювані величини, а також керовані й некеровані параметри. Це створює основу для формування формалізованої моделі технологічного процесу.

9. Запропоновано виконати декомпозицію технологічної системи за принципом структурного утворення, що дає змогу охопити всі основні етапи виробництва будівельних блоків. У результаті сформовано такі підсистеми:

- підсистема підготовки керамічної маси;
- підсистема формування керамічних напівфабрикатів;
- підсистема сушки напівфабрикатів;
- підсистема обпалювання та спікання напівфабрикатів.

Такий підхід забезпечує можливість поетапного аналізу та синтезу моделей окремих процесів.

10. Проаналізовано методи формування алгоритму керування технологією виробництва будівельних блоків. Найбільш доцільним визначено використання концепції *data warehousing*, тобто створення інформаційного сховища даних та накопичення виробничого досвіду, що дозволить забезпечити підтримку прийняття рішень та підвищити ефективність керування технологічним процесом.

## **3 ДОСЛІДЖЕННЯ ФАКТОРІВ, ЯКІ ВПЛИВАЮТЬ НА ПРИЙНЯТТЯ РІШЕННЯ ПРИ ВИГОТОВЛЕННІ БУДІВЕЛЬНИХ БЛОКІВ**

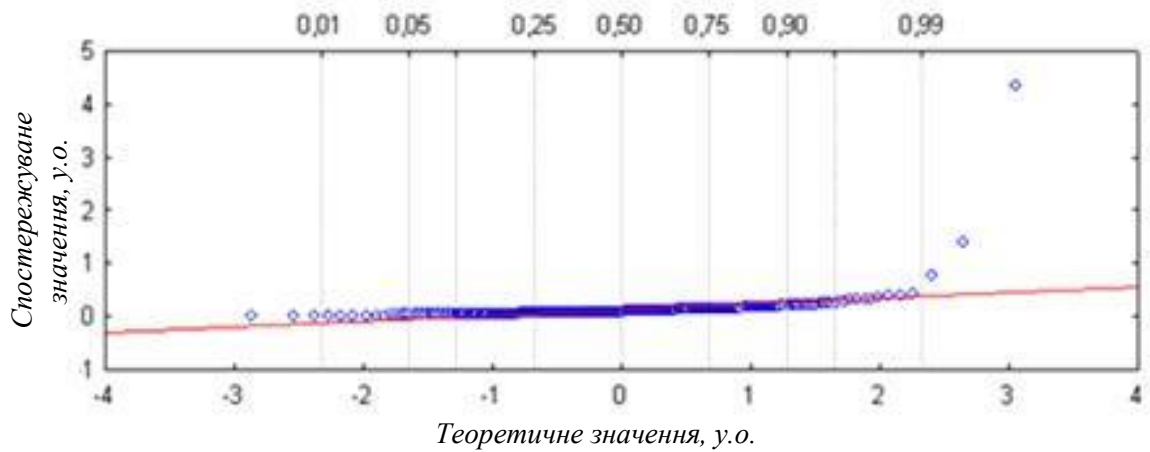
### **3.1. Побудова діаграм розподілу технологічних параметрів**

Цей розділ присвячений дослідженню технологічного процесу структурного утворення керамічних напівфабрикатів для виготовлення будівельних блоків, шляхом визначення залежностей технологічних параметрів та окремого конкретного параметру від інших. Для розв'язання даної задачі використано метод кореляційного аналізу.

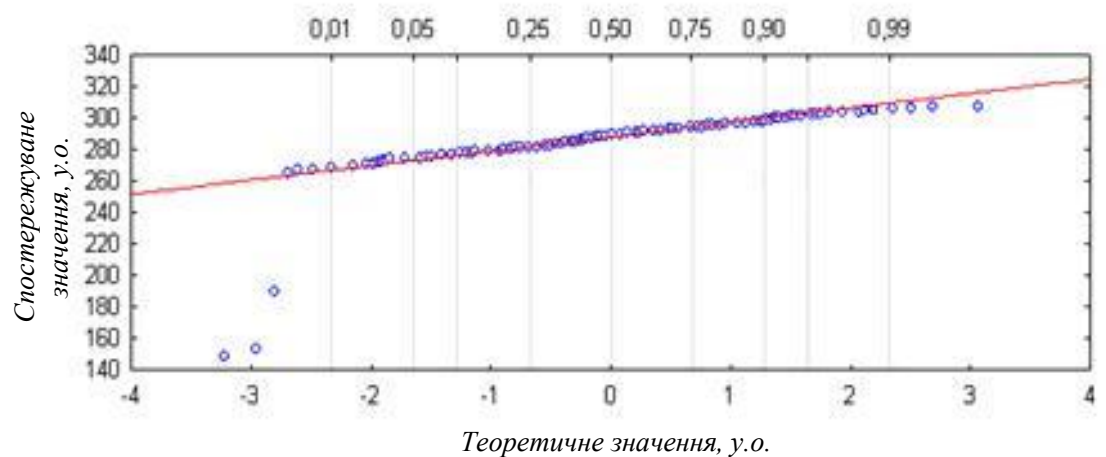
Припустимо, що зміна окремого параметру  $x_i(t)$  технологічного процесу з деякою імовірністю визначається зміною інших величин  $x_1(t), \dots, x_n(t)$ . Для дослідження залежностей між технологічними параметрами процесу структурного утворення напівфабрикатів будівельних блоків запропоновано наступний алгоритм:

1. Визначити закон імовірності розподілу генеральної сукупності вибірки вхідних та вихідних параметрів процесу структурного утворення керамічних напівфабрикатів будівельних блоків цегли.
2. Визначити коефіцієнт кореляції вхідних контрольованих параметрів та перевірити їх рівень значимості (у межах  $p < 0,05$ ).
3. Розрахувати умовні кореляції при фіксованих значеннях інших параметрів між двома конкретними параметрами та перевірити їх рівень значимості (у межах  $p < 0,05$ ).
4. Визначити вибіркові коефіцієнти кореляції та перевірити їх рівень значимості (у межах  $p < 0,05$ ).

Використавши даний алгоритм було побудовано Q-Q-діаграми, показані на рис. 3.1 (графік Quantile-Quantile для параметру процесу структуроутворення при залишку на ситі 0,25) та рис. 3.2 (графік Quantile-Quantile для параметру процесу структуроутворення в'язкість дисперсної системи).



**Рисунок 3.1 – Аналіз за допомогою Q-Q-діаграм**



**Рисунок 3.2 – Діаграми розподілу технологічних параметрів**

В результаті аналізу цих діаграм було визначено, що розподіл даних, які характеризують технологічні параметри процесу структурного утворення керамічних напівфабрикатів будівельних блоків цегли, близькі до нормального розподілу, якщо нижня межа значимості  $p = 0,2$ .

В результаті виконаних обчислень сформована сумарна кореляційна матриця розмірності  $[n \times n]$  з рівнем значимості коефіцієнтів множинної кореляції  $p < 0,05$  (результати обчислень наведені в табл. 3.1).

**Таблиця 3.1 – Сумарна кореляційна матриця**

		y1	y2	y3	y4	y5	y6	y7	y8	y9	y10	x1	x2
y1	Коефіцієнт кореляц.	1.000	0.002	0.031	0.072	0.034	-0.011	0.003	0.028	0.074	-0.005	0.031	-0.017
	ρ		0.955	0.343	0.025	0.291	0.722	0.932	0.390	0.022	0.866	0.329	0.595
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
y2	Коефіцієнт кореляц.	0.002	1.000	0.029	-0.044	0.027	0.010	0.033	0.063	0.017	0.129	0.116	-0.060
	ρ	0.955		0.373	0.172	0.399	0.744	0.304	0.050	0.590	0.000	0.000	0.062
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
y3	Коефіцієнт кореляц.	0.031	0.029	1.000	0.123	-0.011	0.013	-0.003	0.062	-0.006	0.104	0.127	-0.089
	ρ	0.343	0.373		0.000	0.722	0.694	0.929	0.055	0.853	0.001	0.000	0.005
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
y4	Коефіцієнт кореляц.	0.072	-0.044	0.123	1.000	-0.019	-0.030	-0.029	0.004	0.018	0.017	0.201	-0.156
	ρ	0.025	0.172	0.000		0.564	0.355	0.373	0.907	0.570	0.606	0.000	0.000
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
y5	Коефіцієнт кореляц.	0.034	0.027	-0.011	-0.019	1.000	-0.010	0.012	-0.019	-0.009	0.028	-0.004	-0.012
	ρ	0.291	0.399	0.722	0.564		0.745	0.701	0.564	0.785	0.390	0.911	0.720
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
y6	Коефіцієнт кореляц.	-0.011	0.010	0.013	-0.030	-0.010	1.000	0.161	0.184	-0.014	0.040	-0.019	0.017
	ρ	0.722	0.744	0.694	0.355	0.745		0.000	0.000	0.667	0.218	0.549	0.604
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
y7	Коефіцієнт кореляц.	0.003	0.033	-0.003	-0.029	0.012	0.161	1.000	0.050	-0.017	0.021	0.030	-0.013
	ρ	0.932	0.304	0.929	0.373	0.701	0.000		0.121	0.597	0.513	0.358	0.696
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
y8	Коефіцієнт кореляц.	0.028	0.063	0.062	0.004	-0.019	0.184	0.050	1.000	0.005	0.072	0.085	-0.057
	ρ	0.390	0.050	0.055	0.907	0.564	0.000	0.121		0.881	0.025	0.008	0.077
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
y9	Коефіцієнт кореляц.	0.074	0.017	-0.006	0.018	-0.009	-0.014	-0.017	0.005	1.000	0.048	0.074	-0.049
	ρ	0.022	0.590	0.853	0.570	0.785	0.667	0.597	0.881		0.131	0.020	0.129
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
y10	Коефіцієнт кореляц.	-0.005	0.129	0.104	0.017	0.028	0.040	0.021	0.072	0.048	1.000	0.137	-0.102
	ρ	0.866	0.000	0.001	0.606	0.390	0.218	0.513	0.025	0.131		0.000	0.001
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
x1	Коефіцієнт кореляц.	0.031	0.116	0.127	0.201	-0.004	-0.019	0.030	0.085	0.074	0.137	1.000	-0.750
	ρ	0.329	0.000	0.000	0.000	0.911	0.549	0.358	0.008	0.020	0.000		0.000
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
x2	Коефіцієнт кореляц.	-0.017	-0.060	-0.089	-0.156	-0.012	0.017	-0.013	-0.057	-0.049	-0.102	-0.750	1.000
	ρ	0.595	0.062	0.005	0.000	0.720	0.604	0.696	0.077	0.129	0.001	0.000	
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
x3	Коефіцієнт кореляц.	-0.093	0.036	0.019	-0.086	-0.006	0.023	0.048	0.055	-0.024	-0.026	-0.201	0.128
	ρ	0.004	0.265	0.549	0.008	0.846	0.482	0.137	0.089	0.460	0.416	0.000	0.000
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
x4	Коефіцієнт кореляц.	0.036	-0.140	0.001	0.098	-0.076	-0.064	-0.155	-0.143	-0.051	0.012	-0.091	0.112
	ρ	0.268	0.000	0.976	0.002	0.019	0.047	0.000	0.000	0.112	0.713	0.005	0.000
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
x5	Коефіцієнт кореляц.	0.013	-0.016	0.001	-0.002	0.015	0.023	0.029	-0.089	0.029	-0.031	0.039	-0.037
	ρ	0.685	0.627	0.973	0.948	0.642	0.467	0.361	0.006	0.371	0.335	0.224	0.246
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
x6	Коефіцієнт кореляц.	0.012	0.023	0.038	0.062	-0.040	-0.053	-0.095	-0.056	0.080	0.144	0.070	-0.096
	ρ	0.712	0.474	0.237	0.052	0.208	0.096	0.003	0.081	0.013	0.000	0.030	0.003

	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
x7	Коефіцієнт кореляц.	-0.055	0.075	0.009	-0.096	0.015	0.012	0.081	0.051	0.093	0.116	-0.110	0.033
	p	0.085	0.019	0.787	0.003	0.631	0.714	0.012	0.111	0.004	0.000	0.001	0.301
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
x8	Коефіцієнт кореляц.	0.012	-0.050	-0.044	-0.025	0.014	-0.016	-0.053	-0.079	-0.042	-0.024	-0.131	0.098
	p	0.704	0.119	0.172	0.433	0.664	0.622	0.099	0.014	0.192	0.464	0.000	0.002
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
x9	Коефіцієнт кореляц.	-0.038	0.051	0.006	-0.177	0.007	0.027	0.116	0.041	0.013	-0.022	-0.037	0.113
	p	0.236	0.116	0.841	0.000	0.840	0.401	0.000	0.203	0.683	0.493	0.251	0.000
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
x10	Коефіцієнт кореляц.	-0.017	-0.016	-0.054	-0.056	-0.031	-0.026	-0.029	-0.090	-0.067	-0.102	-0.004	0.008
	p	0.603	0.619	0.095	0.079	0.338	0.421	0.364	0.005	0.038	0.001	0.892	0.808
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
x11	Коефіцієнт кореляц.	-0.061	0.148	-0.019	-0.134	0.062	0.034	0.054	0.051	0.036	-0.072	0.001	0.000
	p	0.057	0.000	0.558	0.000	0.055	0.289	0.094	0.114	0.258	0.025	0.969	0.989
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
x12	Коефіцієнт кореляц.	0.065	-0.118	0.021	0.279	-0.065	-0.070	-0.147	-0.092	-0.037	0.027	0.260	-0.253
	p	0.042	0.000	0.509	0.000	0.042	0.030	0.000	0.004	0.248	0.395	0.000	0.000
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
x13	Коефіцієнт кореляц.	0.011	-0.108	-0.006	-0.030	0.024	0.051	0.076	0.048	-0.011	-0.037	-0.185	0.161
	p	0.723	0.001	0.844	0.359	0.448	0.111	0.019	0.133	0.721	0.253	0.000	0.000
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
x14	Коефіцієнт кореляц.	0.048	-0.018	-0.018	-0.014	-0.008	-0.005	0.013	0.029	0.028	0.024	-0.019	0.015
	p	0.138	0.574	0.573	0.659	0.805	0.887	0.688	0.362	0.382	0.459	0.555	0.649
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
x15	Коефіцієнт кореляц.	0.027	0.026	-0.014	-0.126	0.016	0.032	0.125	0.070	0.065	0.059	-0.038	0.129
	p	0.397	0.411	0.661	0.000	0.612	0.322	0.000	0.028	0.042	0.064	0.232	0.000
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
x16	Коефіцієнт кореляц.	-0.059	0.063	-0.061	-0.218	0.040	0.030	0.068	0.041	-0.022	0.009	-0.526	0.465
	p	0.066	0.051	0.057	0.000	0.211	0.358	0.033	0.198	0.500	0.782	0.000	0.000
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
x17	Коефіцієнт кореляц.	0.052	-0.077	0.060	0.248	-0.055	-0.035	-0.098	-0.061	0.009	-0.028	0.462	-0.426
	p	0.107	0.016	0.062	0.000	0.088	0.281	0.002	0.059	0.787	0.387	0.000	0.000
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
x18	Коефіцієнт кореляц.	0.030	-0.012	0.054	0.143	0.011	-0.028	-0.057	-0.033	-0.005	0.001	0.552	-0.515
	p	0.349	0.710	0.093	0.000	0.738	0.377	0.076	0.302	0.866	0.987	0.000	0.000
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
x19	Коефіцієнт кореляц.	-0.022	-0.016	-0.043	0.010	0.013	0.004	-0.029	-0.056	0.007	-0.001	0.153	-0.083
	p	0.497	0.618	0.182	0.749	0.688	0.906	0.364	0.082	0.832	0.980	0.000	0.010
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
x20	Коефіцієнт кореляц.	0.089	-0.053	-0.002	0.161	-0.018	-0.045	-0.089	-0.024	0.033	0.102	0.409	-0.337
	p	0.006	0.098	0.956	0.000	0.569	0.162	0.006	0.446	0.307	0.001	0.000	0.000
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
x21	Коефіцієнт кореляц.	0.121	-0.018	-0.010	0.044	-0.012	-0.018	-0.012	-0.026	0.029	0.035	-0.188	0.135
	p	0.000	0.569	0.763	0.176	0.715	0.569	0.706	0.419	0.359	0.277	0.000	0.000
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
x22	Коефіцієнт кореляц.	-0.069	0.000	0.021	-0.166	0.031	-0.003	0.076	0.013	0.039	-0.017	-0.127	0.117
	p	0.031	0.991	0.516	0.000	0.332	0.931	0.018	0.684	0.226	0.596	0.000	0.000
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
x23	Коефіцієнт кореляц.	-0.037	-0.073	0.041	0.006	-0.016	-0.013	-0.038	-0.004	-0.048	-0.133	0.017	-0.105
	p	0.251	0.022	0.198	0.855	0.609	0.690	0.240	0.900	0.133	0.000	0.598	0.001

	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
x24	Коефіцієнт кореляц.	-0.011	0.086	0.019	-0.188	0.042	0.052	0.119	0.066	0.025	-0.078	-0.183	0.166
	p	0.729	0.008	0.555	0.000	0.195	0.105	0.000	0.039	0.432	0.015	0.000	0.000
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
x25	Коефіцієнт кореляц.	-0.011	0.086	0.019	-0.188	0.042	0.052	0.119	0.066	0.025	-0.078	-0.183	0.166
	p	0.729	0.008	0.555	0.000	0.195	0.105	0.000	0.039	0.432	0.015	0.000	0.000
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
x26	Коефіцієнт кореляц.	0.131	-0.062	0.022	0.152	0.016	-0.029	-0.054	0.006	0.034	0.075	0.239	-0.245
	p	0.000	0.055	0.501	0.000	0.625	0.362	0.092	0.857	0.290	0.020	0.000	0.000
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
x27	Коефіцієнт кореляц.	0.134	-0.051	-0.041	0.055	-0.020	0.001	-0.025	-0.029	0.024	0.020	-0.196	0.140
	p	0.000	0.115	0.199	0.087	0.542	0.983	0.431	0.369	0.450	0.543	0.000	0.000
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
x28	Коефіцієнт кореляц.	0.004	0.000	0.025	0.032	-0.004	-0.196	-0.177	0.007	0.004	0.011	-0.002	-0.004
	p	0.897	0.992	0.442	0.314	0.913	0.000	0.000	0.831	0.912	0.740	0.956	0.902
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
x29	Коефіцієнт кореляц.	-0.021	0.004	0.042	0.093	0.020	-0.105	-0.130	0.019	-0.041	-0.047	0.304	-0.237
	p	0.512	0.889	0.194	0.004	0.537	0.001	0.000	0.553	0.205	0.141	0.000	0.000
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
x30	Коефіцієнт кореляц.	-0.070	0.023	-0.008	-0.141	0.009	0.063	0.097	0.073	-0.035	-0.024	-0.351	0.233
	p	0.029	0.477	0.795	0.000	0.772	0.050	0.002	0.022	0.278	0.448	0.000	0.000
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
x31	Коефіцієнт кореляц.	-0.093	-0.025	0.016	-0.075	-0.023	0.011	0.047	0.050	-0.059	-0.041	-0.330	0.202
	p	0.004	0.446	0.612	0.020	0.476	0.726	0.143	0.123	0.067	0.203	0.000	0.000
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
x32	Коефіцієнт кореляц.	-0.025	-0.120	-0.121	0.001	-0.025	-0.052	-0.028	-0.084	-0.081	-0.066	-0.232	0.143
	p	0.442	0.000	0.000	0.983	0.443	0.105	0.390	0.009	0.011	0.039	0.000	0.000
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
x33	Коефіцієнт кореляц.	-0.024	-0.058	-0.060	0.014	0.030	-0.025	0.013	-0.040	-0.040	-0.047	-0.139	0.086
	p	0.459	0.070	0.063	0.665	0.348	0.438	0.694	0.216	0.212	0.141	0.000	0.007
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
x34	Коефіцієнт кореляц.	-0.018	0.031	0.028	0.023	0.077	0.019	0.046	0.014	0.023	-0.004	0.029	-0.018
	p	0.571	0.333	0.386	0.478	0.016	0.546	0.157	0.654	0.479	0.911	0.374	0.585
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
x35	Коефіцієнт кореляц.	-0.085	0.069	-0.001	-0.120	0.040	0.027	-0.022	0.028	-0.013	-0.031	-0.206	0.176
	p	0.008	0.033	0.977	0.000	0.217	0.402	0.491	0.391	0.675	0.331	0.000	0.000
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
x36	Коефіцієнт кореляц.	0.038	-0.066	-0.025	-0.078	0.000	0.023	0.078	-0.047	-0.053	-0.018	-0.318	0.266
	p	0.238	0.039	0.437	0.015	0.993	0.474	0.015	0.141	0.101	0.574	0.000	0.000
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
x37	Коефіцієнт кореляц.	0.104	-0.052	0.020	0.100	0.018	0.000	0.048	0.002	-0.010	0.077	0.073	-0.092
	p	0.001	0.103	0.538	0.002	0.576	0.996	0.135	0.950	0.749	0.017	0.023	0.004
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969
x38	Коефіцієнт кореляц.	-0.095	0.108	-0.049	-0.289	0.043	0.078	0.118	0.036	0.017	-0.109	-0.303	0.275
	p	0.003	0.001	0.124	0.000	0.177	0.015	0.000	0.267	0.598	0.001	0.000	0.000
	N	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969	969

Обчислення кореляційних матриць було виконано за допомогою матриці даних розмірності  $[m \times n]$  ( $m = 969$  – число спостережень;  $n = 48$  – кількість

технологічних параметрів). В подальшому було побудовано загальну сумарну кореляційну матрицю розмірності  $[n \times n]$  з рівнем значимості коефіцієнтів множинної кореляції  $p < 0,05$ .

Щоб виконати аналіз, синтез та моделювання технологічного процесу структурного утворення керамічних напівфабрикатів будівельних блоків цегли необхідно дослідити наступні кореляційні залежності між параметрами:

- хімічний та гранулометричний склад дисперсної системи з метою коригування фізико-хімічних властивостей дисперсної системи;
- фізико-хімічні параметри дисперсної системи;
- якість виконаних операцій для визначення типів браку (параметри підв'ялки);
- якість виконаних операцій для визначення типів браку (фізико-хімічні параметри дисперсної системи).

Оскільки виготовлення керамічних напівфабрикатів будівельних блоків цегли є складним процесом та системою і присутній значний рівень «шуму» в даних (внаслідок того, що значення більшості параметрів встановлюють лабораторними методами аналізу, то присутній людський фактор), то використання методів багатовимірного кореляційного аналізу для дослідження впливу факторів на процес структурного утворення напівфабрикатів будівельних блоків цегли з дисперсних систем є недоцільним.

Пропонується застосувати методи аналізу даних з додатковою інформацією, зокрема множинний регресійний аналіз.

### **3.2. Регресійний аналіз факторів**

Рівняння множинної регресії записується у вигляді виразу [17-20]:

$$Y = X\beta + \varepsilon, \quad (3.1)$$

де  $X = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{1k} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{nk} \end{bmatrix}$  - матриця  $n \times (k+1)$ ,  $i$  -ий рядок якої  $(1, x_{i1}, \dots, x_{ik})$

значення незалежної змінної для  $i$  - спостереження;

$Y = (y_1, \dots, y_k)^T$  - вектор значень залежної змінної;

$\beta = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k)^T$  - вектор (розмірності  $k$ ) коефіцієнтів регресії;

$\varepsilon = (\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n)^T$  - вектор випадкових відхилень.

Для оцінки якості регресійних моделей залежних змінних використовували коефіцієнт детермінації  $R^2$  [17-20]:

$$R^2 = \frac{n\sigma_y^2 - \Delta^2}{n\sigma_y^2}, \quad (3.2)$$

де  $\sigma_y^2 = \frac{1}{n} - \sum_{i=1}^n (y_i - m_y)^2$  - оцінка дисперсії змінної, що прогнозується;

$m_y$  - оцінка середнього значення;

$\Delta^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \beta^T x_i - \beta_0)^2$  - сума квадратів нев'язок.

Перевірку гіпотези  $H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0$  про відсутність будь - якого лінійного зв'язку між  $y$  і сукупністю  $x_1, x_2, \dots, x_k$  виконували за допомогою наступного критерію (критерій Фішера) [14]:

$$F = \frac{n-k-1}{k} \times \frac{R^2}{1-R^2}, \quad (3.3)$$

Якщо  $F > f_{k, n-k-1}$  (де  $f_{k, n-k-1}$  - випадкова величина, що має  $F$  - розподіл з  $n-k-1$ , ступенями свободи), то гіпотеза відхиляється [14, 20].

В подальших дослідженнях при технологічному процесі утворення водної суспензії необхідно виконати: оцінити параметри моделей,  $\beta = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k)^T$ ; визначити довірчі інтервали для  $\beta_0$ ,  $\beta$ ; перевірити гіпотезу; визначити ступінь адекватності моделей.

В дослідженнях процесу структурного утворення керамічних напівфабрикатів будівельних блоків цегли з дисперсних систем, було виконано аналіз моделі регресії всіх вхідних контрольованих параметрів технологічного процесу виробництва будівельних блоків.

З цією метою з вибірки значень технологічних параметрів [3, 8-10]), були сформовані 10 матриць розмірності  $n \times k$  ( $n=969$ ;  $k=39$ ), (див. табл. 3.2).

Основні параметри моделі: коефіцієнт множинної кореляції  $R = 0,38$ ; коефіцієнт детермінації  $R^2 = 0,151$ ; значення  $F$  – критерію 4,22; число ступенів свободи критерію  $F$  – критерію  $df = 38,87$ ; стандартна помилка оцінки – 0,816.

Модель імовірності появи деформації стінок керамічних напівфабрикатів будівельних блоків цегли має вигляд:

$$\begin{aligned}
 y_8 = & 266,463 + 0,00911x_1 + 0,00023x_2 + 0,04227x_3 - 0,027872x_4 + \\
 & + 0,00576x_5 - 0,10523x_6 - 0,24103x_7 - 0,58519x_8 - 0,40798x_9 - \\
 & - 0,27542x_{10} - 0,39936x_{11} - 0,151873x_{12} - 0,05698x_{13} - 2,67964x_{14} - \\
 & - 2,6241x_{15} - 2,62333x_{16} - 2,61144x_{17} - 2,66819x_{18} + 0,00007x_{19} - \\
 & - 0,00014x_{20} + 0,00005x_{21} - 0,00031x_{22} - 0,00001x_{23} - 0,000007x_{24} + \\
 & + 0,00066x_{25} + 0,0000038x_{26} + 0,000068x_{27} + 0,000444x_{28} - \\
 & - 0,00223x_{29} - 0,034241x_{30} + 0,01932x_{31} + 0,13694x_{32} - 0,095868x_{33} + \\
 & + 1,35549x_{34} - 0,192399x_{35} - 0,0504299x_{36} + 0,0422901x_{37} - \\
 & - 0,008952x_{38}
 \end{aligned} \tag{3.4}$$

Аналіз регресійних моделей показав, що синтезовані моделі мають досить

низьку статистичну значимість і пояснюють лише 6%...19% дисперсії залежних змінних.

**Таблиця 3.2 – Параметри вхідних та вихідних змінних**

<b>Незалежні фактори, що визначають режим технологічного процесу</b>	
<b><i>Рецепт керамічної маси (за хімічним складом)</i></b>	<b><i>Властивості технологічної зв'язки (H<sub>2</sub>O)</i></b>
$x_1$ Залишок після прокалювання	$x_{20}$ Вміст суспензії
$x_2$ Вміст SiO <sub>2</sub>	$x_{21}$ Щільність
$x_3$ Вміст Al <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	$x_{22}$ рН
$x_4$ Вміст Fe <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	<b><i>Гранулометричні показники</i></b>
$x_5$ Вміст TiO <sub>2</sub>	$x_{23}$ Залишок на ситі 0,25
$x_6$ Вміст CaO	$x_{24}$ Залишок на ситі 0,125
$x_7$ Вміст Mg <sub>2</sub> O	$x_{25}$ Залишок на ситі 0,063
$x_8$ Вміст Na <sub>2</sub> O	$x_{26}$ Залишок на ситі 0,045
$x_9$ Вміст K <sub>2</sub> O	$x_{27}$ Прохід через сито 0,045
$x_{10}$ Вміст вільного кварцу	<b><i>Фізико-хімічні властивості дисперсної системи</i></b>
<b><i>Коректування фізико-хімічних властивостей дисперсної системи</i></b>	$x_{28}$ Щільність
$x_{11}$ Води ( помол)	$x_{29}$ В'язкість
$x_{12}$ Органічних ПАР (дифлон, помол)	$x_{30}$ Тиксотропія через 1 хвилину
$x_{13}$ Неорганічних ПАР (рідке скло, помол)	$x_{31}$ Тиксотропія через 30 хвилин
$x_{14}$ Води (попередня корекція)	$x_{32}$ Плинність через 1 хвилину
$x_{15}$ Органічних ПАР (дифлон, попередня корекція)	$x_{33}$ Плинність через 30 хвилин
$x_{16}$ Органічних ПАР (рідке скло, попередня корекція)	$x_{34}$ Коефіцієнт згущення
$x_{17}$ Води (остаточна корекція)	$x_{35}$ рН суспензії
$x_{18}$ Органічних ПАР (дифлон, остаточна корекція)	$x_{36}$ Температура суспензії
$x_{19}$ Неорганічних ПАР (рідке скло, остаточна корекція)	
<b>Залежні фактори, що визначають режим технологічного процесу</b>	
<b><i>Тріщини</i></b>	<b><i>Невідповідність напівфабрикатів геометричним формам</i></b>
$y_1$ Тип 31	$y_7$ Недобір черепка
$y_2$ Тип 34	$y_8$ Деформація стінок напівфабриката
$y_3$ Тип 36	<b><i>Дефекти інших типів</i></b>

$y_4$ Тип 37	$y_9$ Повітряні включення
$y_5$ Тип 38	$y_{10}$ Прилипання до форми
$y_6$ Тип 39	

Скорегований коефіцієнт детермінації визначали за формулою:

$$RI = 1 - (1 - R^2) \times (n / (n - k - 1)), \quad (3.5)$$

становить:  $RI = 0,116$ ;  $p = 0,0001$ .

В даному випадку  $RI = 0,116$ , тоді побудована регресія пояснює лише 11,6% розкиду значень деформації стінок керамічних напівфабрикатів будівельних блоків цегли відносно середнього значення.

Для всіх 10 моделей для перевірки гіпотези  $H_0$  про відсутність лінійного зв'язку залежних змінних та сукупністю факторів, було визначено, що  $F = 2,28$  значення, яке відповідає рівню значимості  $p=0,001$ , оскільки значення  $p$  досить малі,  $H_0$  гіпотеза відхиляється. Отримані скоректовані коефіцієнти детермінації мають низьку статистичну значимість.

Таким чином необхідно намагатися зменшити кількість змінних правої частини рівняння множинної регресії вираз 3.1 (тобто зменшити кількість вхідних контрольованих технологічних параметрів за допомогою методу добору змінних покроково.

Для визначення імовірності деформації стінок керамічних напівфабрикатів будівельних блоків цегли:  $R^2 = 0,1596$ ,  $RI = 0,1496$ , стандартна похибка оцінки складає 0,80324:

$$y_8 = 309,344 - 3,1749x_{14} - 3,0733x_{15} - 3,0750x_{16} - 3,0617x_{17} - 3,1232x_{18} - 0,0004x_{22} + 0,0092x_{31} - 0,1837x_{35} - 0,0465x_{36} + 0,0449x_{37} - 0,0098x_{38} \quad (3.6)$$

Для оцінки адекватності отриманих моделей, було виконано аналіз дисперсій, табл. 3.3.

В результаті малі значення коефіцієнтів детермінації та високі значення стандартних помилок оцінки не дозволяють за допомогою отриманих моделей описати залежність браку керамічних напівфабрикатів будівельних блоків цегли від технологічних параметрів, які спричиняють брак продукції.

Отримані моделі доцільно використовувати лише для приблизного уявлення статистичних зв'язків якості керамічних напівфабрикатів будівельних блоків цегли та технологічних параметрів. Таким чином необхідно використати більш складні методи, наприклад, Data Mining (дослідження структури багатомірних даних).

**Таблиця 3.3 – Аналіз дисперсії запропонованої моделі**

	<b>Суми квадратів</b>	<b>Df</b>	<b>Середні квадрати</b>	<b>F</b>	<b>P –рівень</b>
<b>Модель</b>	112,672	11	10,242	15,88	0,0000
<b>Залишок</b>	593,933	919	0,645		
<b>Загальне скореговане на середнє значення 705,605</b>					

### **3.3. Пошук оптимальних рішень в умовах невизначеності**

Найбільш доцільним в умовах невизначеності є використання дерев рішень decision tree. Перевагами використання такого методу є [21, 22]:

- побудову правил на природній мові;
- висока точність імовірності;
- швидкий процес навчання;
- побудова зрозумілої класифікаційної моделі;
- побудова непараметричних моделей;
- генерацію правил там, де особі, що буде приймати рішення (експерту)

складно сформулювати власні знання.

Отже, за допомогою дерев рішень можна виконати опис правил в ієрархічній та послідовній структурі, де єдиний вузол, який має рішення, відповідає окремому об'єкту.

В загальному випадку правила наступні [21, 22]:

$$\text{IF (умова 1) і (умова 2) і (умова N) THEN (умова M)} \quad (3.7)$$

Найбільш доцільним та логічним для побудови моделей в даному випадку є застосування алгоритму повного перебору дерев з одномірним розгалуженням CART (classification and regression trees). Цей алгоритм для бінарного дерева рішень за допомогою якого можна вирішувати задачі регресії та класифікації. Функція оцінювання, яку використовує даний алгоритм, базується на інтуїтивній ідеї зменшення невизначеності у вузлі. Тобто, таке розбиття при якому у вузлі буде якомога більше прикладів одного класу і якомога менше всіх інших.

Основним завданням досліджень є пошук логічних залежностей в даних, які характеризують технологічний процес виробництва будівельних блоків. Для побудови дерев рішень було використано наступні алгоритми: CART, CHAID (Chi-Square Automatic Interaction Detection – автоматичний детектор взаємозв'язків на основі критерію Хі-квадрат) і Exhaustive CHAID (вичерпний CHAID – при побудові дерева аналізуються всі можливі розбиття на наступних кроках алгоритму, але цей метод : є повільним).

У функції оцінювання (цільовій змінній) для визначення імовірнісних значень фізико-хімічних параметрів дисперсної системи використано наступні параметри:

- коефіцієнт згущення;
- температура дисперсної системи;
- в'язкість дисперсної системи;
- тиксотропія через 1 хвилину дисперсної системи;
- плинність через 1 хвилину дисперсної системи;

- щільність дисперсної системи;
- рН дисперсної системи;
- тиксотропія через 30 хвилин дисперсної системи;
- плинність через 30 хвилин дисперсної системи.

$N=27$  – це змінні параметри, які характеризують технологічний процес виготовлення будівельних блоків  $x_1(t), \dots, x_n(t)$ .

Було побудовано 8 матриць розмірністю  $[n \times m]$

$n = 969$  – число прикладів виконання технологічного процесу;

$m=27$  – кількість незалежних змінних.

Кожний вузол дерева має посилання на двох потомків - right і left.

В результаті на кожному кроці побудови дерева рішень (ухвалення рішень) у його вузлі отримують правило, яке розділяє задану множину прикладів на дві частини:

- потомок - right, в якій правило виконується;
- потомок - left, в якій правило не виконується.

Для вибору оптимального правила, згідно алгоритму роботи дерева рішень, для вузла застосовують функції оцінки якості розподілу.

Навчальна і тестова вибірки мають класифікований набір прикладів. Для вибору оптимального правила розбиття, як правило, використовують функції оцінки якості рішення, які базуються на ідеї зменшення невизначеності у вузлі дерева.

Для оцінки якості було використано критерій формування вузлів на основі індексів відмінності «Gini»:

$$Gini(T) = 1 - \sum_{i=1}^n p_i^2, \quad (3.8)$$

де  $p_i$  - відносна частота (ймовірність) класу  $i$  в множині даних  $T$ . Коли  $T$  розбивається на дві частини  $T_1$  і  $T_2$  з числом прикладів  $N_1$  і  $N_2$ .

Звідки показник якості буде:

$$Gini_{split}(T) = \frac{N_1}{N} \cdot Gini(T_1) + \frac{N_2}{N} \cdot Gini(T_2) \quad (3.9)$$

Оптимальним є розділення, для якого  $Gini_{split}(T)$  буде мінімальною, а величина  $\tilde{G}_{split}$  максимальною.

Тоді маємо:

$$\tilde{G}_{split} = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^n l_i^2 + \frac{1}{R} \sum_{i=1}^n r_i^2 \rightarrow \max, \quad (3.10)$$

де  $N$  - число прикладів у вузлі – предку;

$L, R$  - число прикладів у лівому і правому вузлах потомках;

$l_i$  і  $r_i$  - число екземплярів  $i$ -го класу у лівому/правому потомках.

Для отримання достовірних та оцінок якості отриманих побудованих моделей було використано методи зворотної підстановки та  $V$  – кратної перехресної крос-перевірки.

При використанні методу крос-перевірки множина спостережень випадковим чином розбивалася на  $V=10$  вибірок однакового розміру. Потім  $V$ –раз було проведено синтез дерева регресії. Таким чином, кожна підмножина даних  $V-1$  один раз використовується як тестова.

Кожне побудоване правило має такі фрагменти:

- номер правила;
- кількість об'єктів навчальної множини;
- одна або декілька елементарних логічних подій, що входять до складу правила;
- характеристика точності правила.

Необхідно знайти компроміс між двома завданнями:

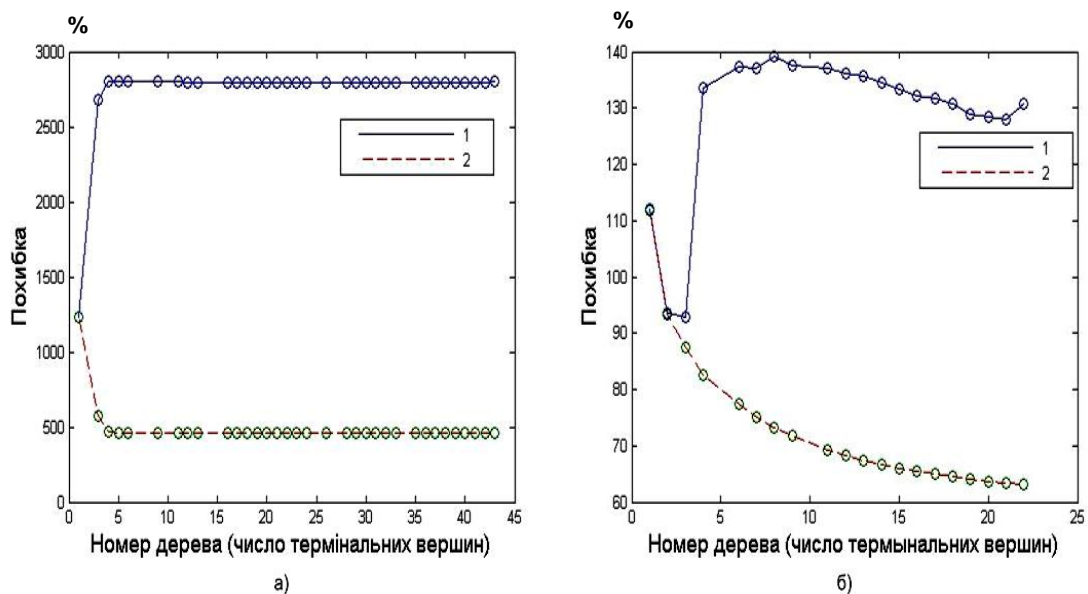
1. Отримання оптимального дерева за розміром.
2. Отримання точної похибки регресії-класифікації.

Для розв'язання даної задачі доцільно використовувати спосіб відсікання дерева. Похибка ієрархічної нелінійної регресійної моделі визначається як сума ймовірності прогнозованих неправильно визначених  $i$ -х значень залежної змінної  $p(i)$  всіх термінальних вершин.

Ймовірність  $p(i)$  представляє собою відношення числа неправильних класифікацій по  $i$ -му значенню залежної змінної з початкової множини даних до об'єму початкової вибірки даних [14]. При вирішенні задачі множинної регресії в якості  $p(i)$  приймається СКП (середня квадратична похибка) при визначенні  $i$ -го значення залежної змінної по початковій множині даних.

Необхідно визначити вектор похибок для послідовності ієрархічних регресійних моделей, які було отримано під час зменшення кількості рівнів початкового дерева рішень.

Елементи дерева рішень представляють собою нижню межу довірчого інтервалу похибок при новій вибірці даних. На рис. 3.3 представлена залежність похибки дерева регресії.



**Рисунок 3.3 – Залежність розміру дерева від похибки:**

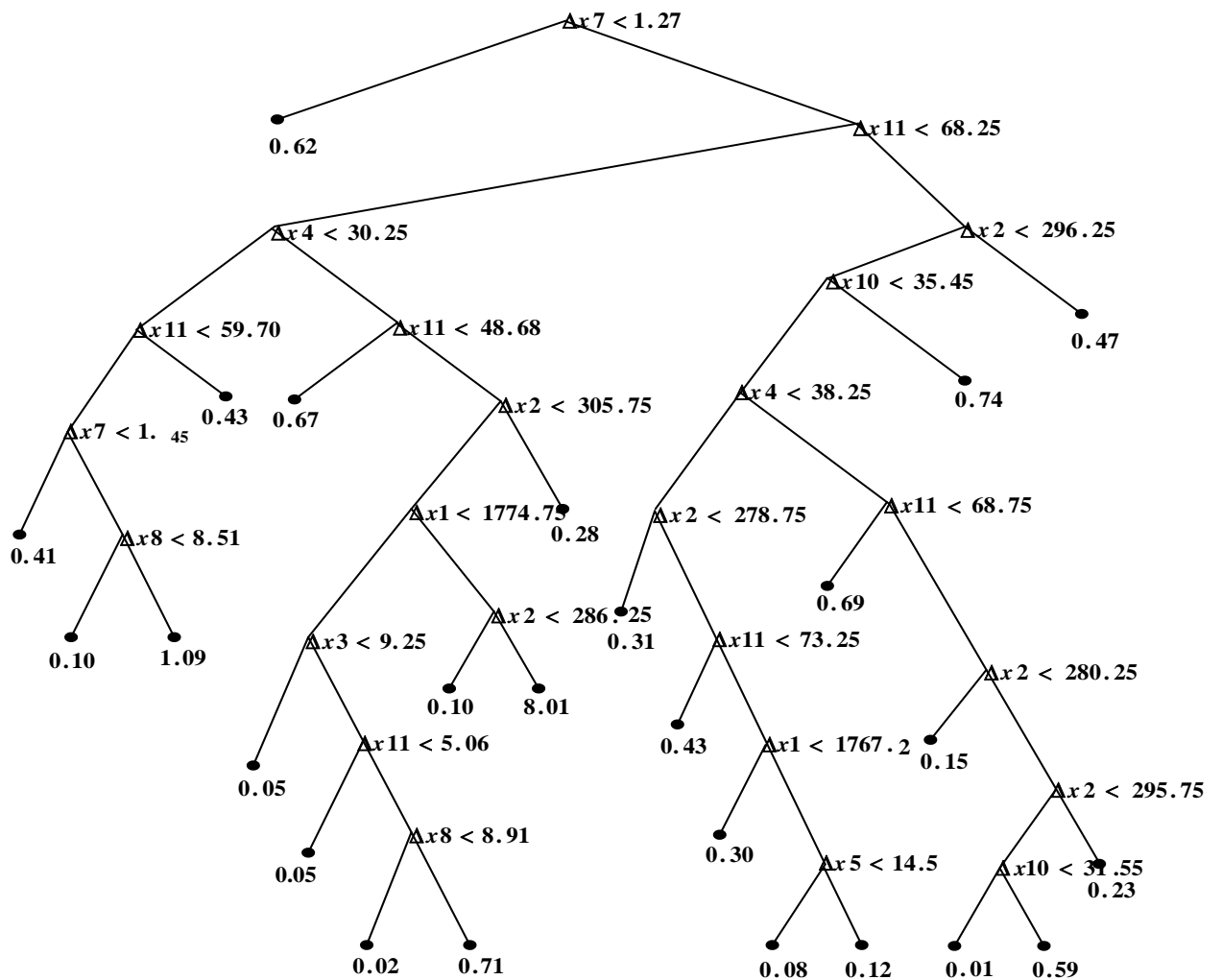
*а)- залежна змінна – щільність дисперсної системи;*

*б) залежна змінна – тиксотропія дисперсної системи*

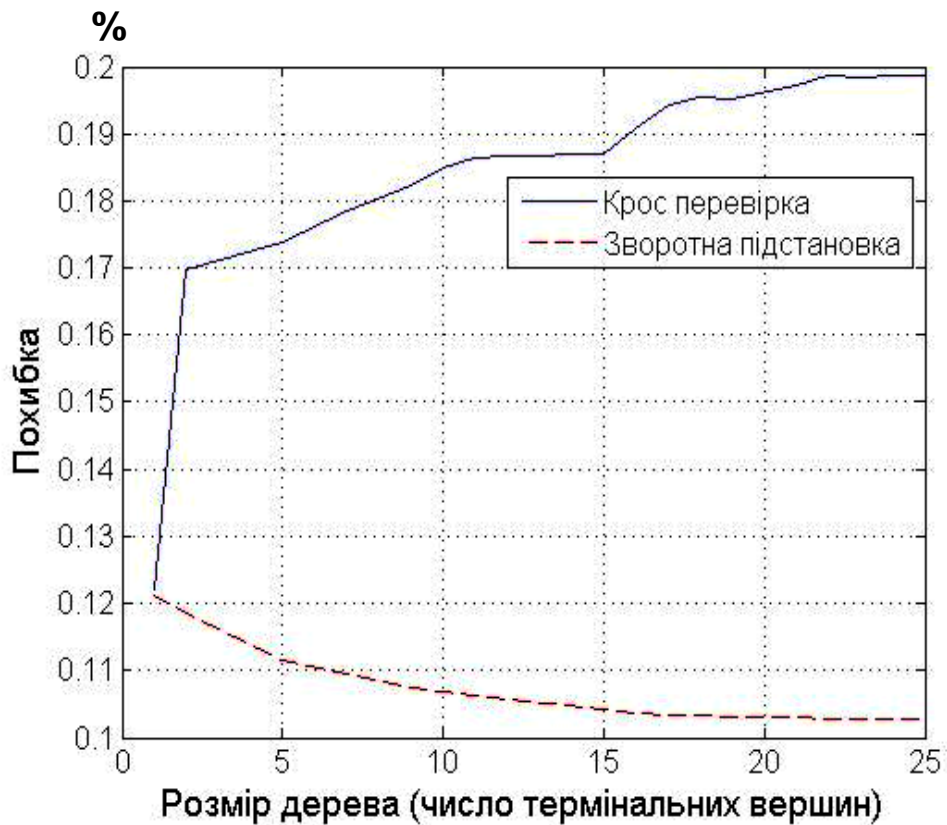
Для побудови дерев класифікації було використано алгоритми CART, CHAID та Exhaustive CHAID. На рис. 3.3 введено такі позначення: 1-похибка крос перевірки; 2 – похибка ієрархічної нелінійної регресійної моделі. Похибку було розраховано за допомогою методу зворотної підстановки початкових значень залежної та незалежних змінних.

В результаті аналізу побудованих правил класифікації було визначено, що їх точність є недостатньою для використання в системах прийняття рішень в реальних умовах.

Для виду браку напівфабрикату (прилипання напівфабрикату до ливарної форми) дерево регресії буде мати вигляд, показаний на рис. 3.4, а результати визначення похибки представлені на рис. 3.5.



**Рисунок 3.4 – Дерево рішень для виду браку прилипання напівфабрикату до ливарної форми**



**Рисунок 3.5 – Похибки для браку напівфабрикату прилипання до ливарної форми**

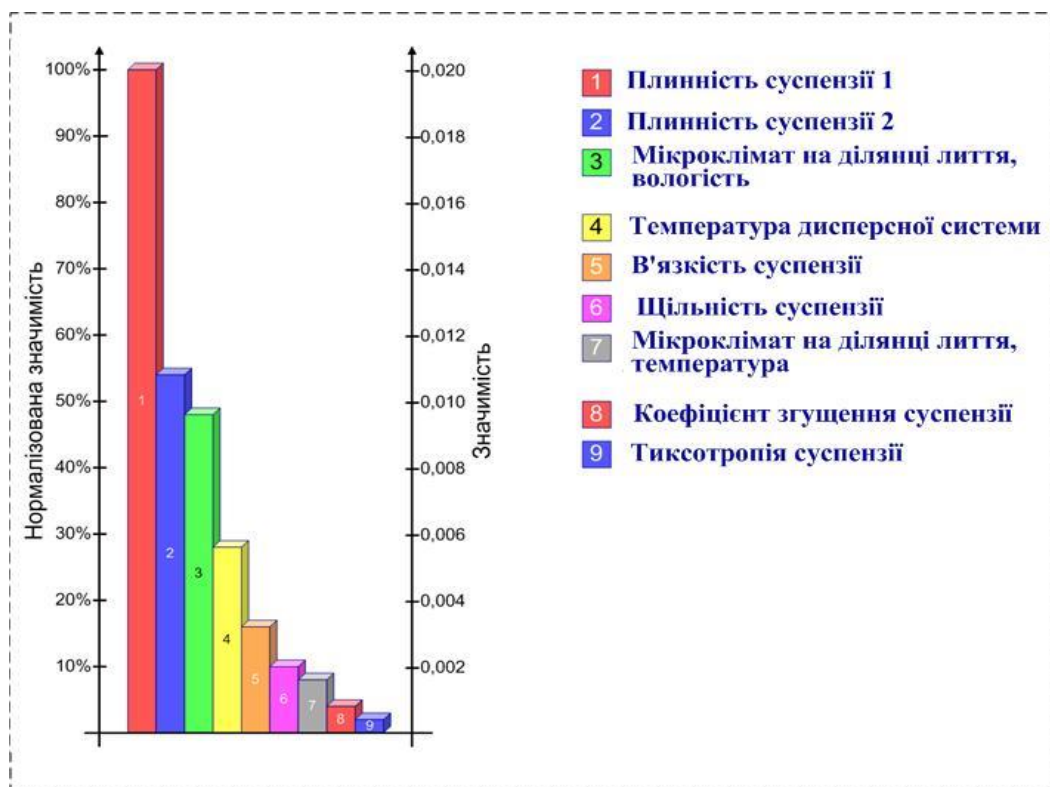
СКП ієрархічної нелінійної регресійної моделі не перевищує 0,12%, а за методом крос-перевірки навіть більша. В точці мінімуму похибки, на основі методу V-кратної крос-перевірки дерево майже не вміщує рішень. При формуванні аналогічного дерева за допомогою алгоритму класифікатор CART побудував 3 правила. Залежність похибки незалежних змінних на залежну, показана на рис 3.6.

Недоліками даного методу є:

- за допомогою отриманих правил можна описати лише нульові значення браку напівфабрикатів прилипання до ливарної форми;
- ці правила є громіздкими та складними;

- внаслідок впливу багатьох факторів на залежні змінні, похибка моделей склала близько 90%, тому даній метод недоцільно використовувати в реальних умовах;

- не завжди є можливість побудувати дерево рішень, яке б містило таку кількість термінальних вершин, щоб можна було б дійти до висновку про вплив залежних змінних на незалежну.



**Рисунок 3.6 – Залежність технологічних параметрів водної суспензії на вид браку прилипання до ливарної форми**

### **3.4. Висновки до третього розділу**

11. Застосування кореляційного аналізу, регресійного моделювання та методу головних компонент (РСА) для опису фізико-хімічних процесів і технологічних параметрів виготовлення будівельних блоків засвідчило обмеженість цих підходів при роботі зі складними, багатофакторними та нелінійними системами. Технологічні підсистеми виробництва будівельних блоків цегли характеризуються взаємозалежністю великої кількості параметрів, нелінійними ефектами, інерційністю процесів та наявністю невимірюваних або

частково вимірюваних величин. Це призводить до низької точності моделей, побудованих класичними статистичними методами, та унеможлиблює їх застосування для задач синтезу ефективних законів керування. Таким чином, традиційні методи аналізу не забезпечують адекватного рівня відображення динаміки складної технологічної системи.

12. Для розроблення більш гнучких і точних моделей поведінки технологічних підсистем, зокрема підготовки та формування керамічної маси, доцільним є використання сучасних методів штучного інтелекту, нечіткої логіки та нейронних мереж. Нечіткі нейронні мережі дозволяють об'єднувати експертні знання технологів із можливістю автоматичного навчання на реальних виробничих даних, забезпечуючи тим самим побудову моделей, стійких до неповноти та невизначеності інформації. ІСППР забезпечують інтеграцію накопичених даних, правил, евристик і результатів моделювання для підвищення ефективності керування.

13. Використання методів штучного інтелекту в задачах аналізу та синтезу систем керування відкриває можливість створення адаптивних алгоритмів, здатних реагувати на зміни умов виробництва в реальному часі. На відміну від статичних моделей статистики, інтелектуальні моделі можуть постійно уточнювати свої параметри на основі нових даних, що є особливо важливим для технології виготовлення будівельних блоків цегли, де якість продукції залежить від численних змінних факторів (вологість глини, її гранулометричний склад, темп сушіння, коливання температури в печі тощо).

14. Додатково встановлено, що для підвищення ефективності моделювання та керування необхідним є формування інформаційного середовища, яке включає бази даних технологічних параметрів, експертні знання та накопичений досвід операторів. Такий підхід є основою для організації *data warehousing*, що забезпечить централізоване зберігання, обробку та аналіз великих масивів даних, необхідних для навчання нейронних мереж і побудови систем підтримки прийняття рішень.

## **4 НЕЙРОМЕРЕЖНА СИСТЕМА АВТОМАТИЧНОГО КЕРУВАННЯ ВИГОТОВЛЕННЯ БУДІВЕЛЬНИХ БЛОКІВ**

### **4.1. Вибір архітектури нейронної мережі**

Проблема створення ефективної ІСППР для підприємств керамічної промисловості, зокрема у виробництві будівельних блоків шляхом формування з дисперсних керамічних систем, є складною та багатофакторною. Основні труднощі полягають у наступному [14, 17, 21, 22]:

1. Відсутність апріорної інформації про залежності між технологічними параметрами структуроутворення та рівнем браку напівфабрикатів.

2. Наявність нелінійних взаємозв'язків між видами браку та технологічними характеристиками, що підтверджено аналітичними дослідженнями, зокрема методом дерев рішень.

3. Високий рівень шуму у даних, отриманих переважно лабораторними методами.

4. Сезонні зміни умов виробництва, які впливають на стабільність технологічного процесу.

В умовах відсутності достатньої апріорної інформації найбільш ефективними є методи, що ґрунтуються на теорії адаптації. Однак їх застосування потребує побудови математичних моделей, адекватних технологічному процесу, що є складним завданням.

Дерева рішень дозволяють виявляти приховані закономірності та прогнозувати ймовірність виникнення браку навіть за відсутності інформації про характер залежностей між параметрами процесу та видами браку. Проте точність прогнозу при цьому залишається низькою (похибка понад 15%) [14, 17, 21, 22].

Тому для створення СППР у виробництві будівельних блоків доцільно застосовувати нейронні мережі, які у поєднанні з методами пошуку логічних закономірностей у даних здатні забезпечити високу ефективність вирішення

задач. Основні задачі, що вирішуються нейронними мережами, включають [14, 17, 21, 22]:

- апроксимацію;
- класифікацію та розпізнавання образів;
- прогнозування;
- ідентифікацію та оцінювання;
- асоціативне управління.

У більшості практичних випадків завдання полягає у визначенні відображення  $X \rightarrow Y$ , що встановлює відповідність між множиною вхідних сигналів  $X$  та множиною вихідних сигналів  $Y$  таким чином, щоб кожному вхідному сигналу відповідав правильний вихідний сигнал.

У задачах апроксимації штучні нейронні мережі (ШНМ) виконують функцію універсального апроксиматора багатовимірних залежностей, реалізуючи нелінійну функцію  $y = f(x)$ , де  $x$  - вектор вхідних даних, а  $y$  - значення багатозмінної функції, сформоване мережею [14, 17, 21, 22].

У задачах прогнозування ШНМ забезпечує оцінювання майбутнього стану системи на основі відомої послідовності її попередніх значень. Як вхідні дані використовуються часові ряди, що містять інформацію про значення контрольованих змінних у моменти часу, які передують прогнозуванню. Вихід мережі формує передбачувані значення змінних у поточний момент.

Під час розв'язання задач класифікації та розпізнавання образів ШНМ у процесі навчання формує узагальнене уявлення про характерні властивості образів [14, 17, 21, 22]. Тому при поданні на вхід мережі  $X(t)$  (зображення або вектору ознак) вона генерує вихід  $Y(t)$ , що відповідає номеру класу, до якого належить цей образ.

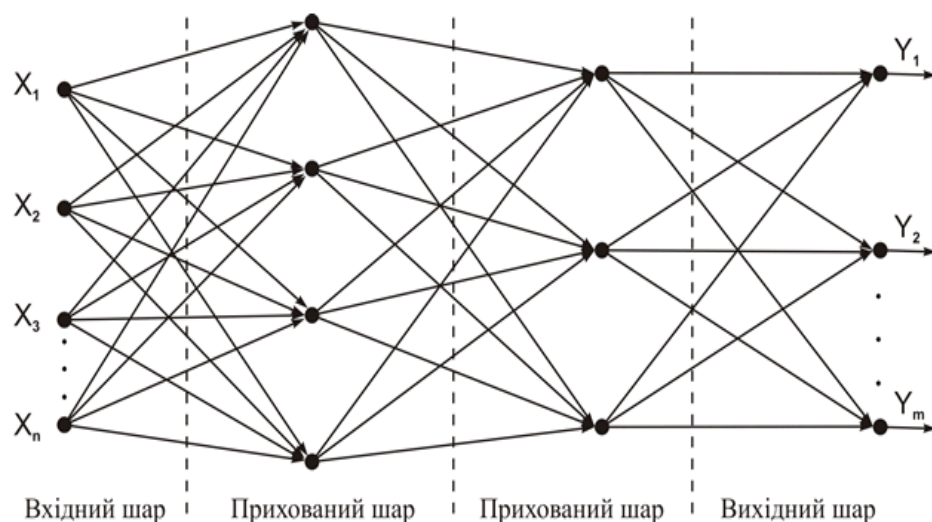
У задачах асоціації нейронна мережа виконує функції асоціативної пам'яті, яка може бути автоасоціативною або гетероасоціативною. В автоасоціативній пам'яті визначаються кореляційні зв'язки між компонентами одного й того самого вектору, тоді як гетероасоціативна пам'ять дозволяє виявляти зв'язки між різними векторами. Такі мережі здатні відновлювати початковий вектор

навіть тоді, коли на їх вхід подається спотворений або частково неповний сигнал, і формувати повну версію відповідного асоційованого образу.

У задачах керування технологічними процесами ШНМ, як правило, повинна виконувати декілька взаємопов'язаних функцій [11, 12, 16]:

- слугувати нелінійною моделлю процесу та забезпечувати ідентифікацію його ключових параметрів, необхідних для формування керуючих впливів;
- здійснювати класифікацію поточного стану та генерувати рішення щодо подальшого розвитку процесу;
- відслідковувати зміни характеристик технологічного об'єкта та адаптуватися до нових умов.

Структурно нейронна мережа являє собою сукупність елементів нейроподібної природи, організованих у певну систему зв'язків як між собою, так і з зовнішнім середовищем. Зазвичай ШНМ містить кілька шарів, серед яких обов'язково виділяють вхідний шар, що приймає зовнішні сигнали, та вихідний шар, що формує реакцію мережі на набір вхідних даних [11, 12, 16]. У багатошарових мережах присутній один або кілька прихованих шарів (рис. 4.1), причому така багаторівнева структура є функціональним аналогом будови головного мозку.



**Рисунок 4.1 – Узагальнена структура штучної нейронної мережі**

Нейрон реалізує такі основні функції [11, 12, 16]:

- сприймає інформаційні сигнали, що надходять із зовнішнього середовища або від інших нейронів;
- генерує вихідний сигнал та передає його іншим нейронам або на вихід нейронної мережі.

Формування вихідного інформаційного сигналу виконується у відповідності з математичною моделлю [15, 34]:

$$y = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + w_0 x_0\right) = f\left(\sum_{i=0}^n w_i x_i\right), \quad (4.1)$$

де  $y$  – вихідний сигнал нейрона;

$f(\cdot)$  - функція активації (монотонна, що неперервно диференціюється в інтервалі  $(-1, +1)$  або  $(0, +1)$ ) - описує правило переходу штучного нейрона, що знаходиться в момент часу в стані  $z(t)$  в новий стан  $z(t+1)$  при надходженні вхідних сигналів  $X(t)$ ;

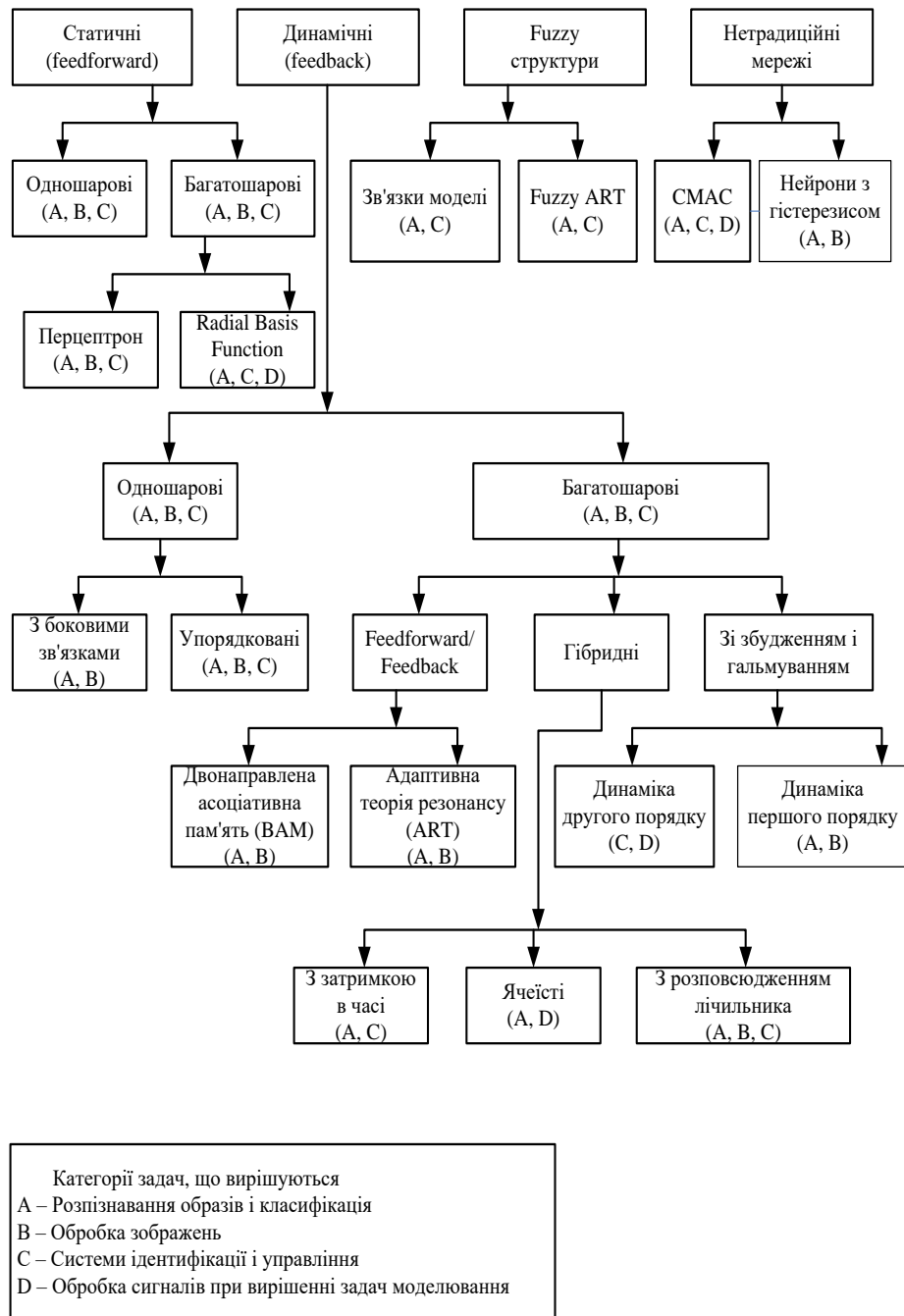
$w_0, w_1, \dots, w_n$  - вагові коефіцієнти синаптичних зв'язків,  $i = 1 \dots n$  ( $n$  – кількість компонентів вхідного вектору);

ваговий коефіцієнт  $w_0$ , як і інші  $w_i$ , ( $i \in \overline{1, n}$ ) настраюються в процесі навчання;

$x_0, x_1, \dots, x_n$  - компоненти вхідного вектору (вхідні сигнали);

вхід  $x_0$  і ваговий коефіцієнт зв'язку  $w_0$  - зміщення, яке вводять для ініціалізації мережі (зазвичай  $x_0 = +1$ ).

Штучні нейронні мережі відрізняються як за типами задач, які вони здатні розв'язувати, так і за особливостями своєї архітектури, що включає структуру зв'язків між нейронами, кількість шарів, типи активаційних функцій та застосовувані алгоритми навчання. Узагальнена класифікація ШНМ наведена на рис. 4.2 [11, 12, 16].



**Рисунок 4.2 – Узагальнена класифікація штучних нейронних мереж**

При побудові нейронної мережі необхідно визначити кількість шарів та число нейронів у кожному з них, а також встановити тип міжшарових зв'язків і метод навчання. Варто зазначити, що питання щодо достатніх та необхідних властивостей штучної нейронної мережі для ефективного розв'язання конкретного класу задач здебільшого вирішується на основі загальних рекомендацій та інтуїтивного вибору. Хоча в літературі наводяться твердження про те, що для будь-якого алгоритму існує нейронна мережа, здатна його

реалізувати, практична побудова таких систем потребує експериментального добору параметрів.

Отже, під час синтезу структури ШНМ доцільно дотримуватися таких принципів [11, 12, 16]:

- збільшення кількості нейронів, щільності зв'язків між ними та числа шарів розширює функціональні можливості мережі;
- включення зворотних зв'язків, попри розширення обчислювальних можливостей, висуває додаткові вимоги до забезпечення її динамічної стійкості;
- застосування складніших алгоритмів роботи мережі або введення додаткових синаптичних з'єднань сприяє підвищенню її обчислювальної потужності.

При цьому необхідна кількість нейронів у вхідному шарі мережі обумовлюється розмірністю вхідного вектору  $X(t)$ . Аналогічна ситуація з вихідним шаром, для якого кількість нейронів приймається рівною розмірності вектору виходу  $Y(t)$ .

Отже, серйозною проблемою при синтезі структури нейронної мережі є вибір кількості внутрішніх (прихованих) шарів мережі і числа нейронів у кожному з них [11, 12, 16].

Виходячи з того, що більша частина практичних задач може бути зведена до складного функціонального багатомірного перетворення  $X \rightarrow Y$ , ШНМ повинна забезпечити формування правильних вихідних сигналів як для всіх прикладів навчальної вибірки, так і для всіх можливих вхідних сигналів, що не увійшли до навчальної вибірки. У загальному випадку ця задача допоки залишається невирішеною, хоча для всіх відомих випадків були знайдені окремі рішення. Побудувати багатомірне відображення  $X \rightarrow Y$  - означає представити його за допомогою операцій додавання, множення і суперпозиції з неперервних функцій над не більше ніж двома змінними [12].

З огляду на відсутність чітких методологічних засад та конкретних практичних рекомендацій для побудови архітектури нейромережі, а саме:

кількості числа шарів мережі, числа кількості нейронів у кожному шарі та, як наслідок, підбору виду функцій активації та кількості синаптичних ваг для кожного шару з необхідними і достатніми властивостями для вирішення конкретних практичних задач, останні можуть бути вирішені лише шляхом експериментальних досліджень властивостей мереж з різними архітектурами і наступним визначенням тієї, що має мінімальну припустиму похибку відгуку та вміщує мінімальну кількість нейронів.

За наслідками аналізу методології синтезу моделей на нейромережному базисі та аналізу їх властивостей, а також на попередніх результатах з моделювання фізико-хімічних процесів керамічної галузі, зроблено висновок, що найбільш перспективними для синтезу асоціативної моделі багатостадійного технологічного процесу виробництва будівельних блоків (для всіх технологічних підсистем), що дозволяють перенести результати минулих прецедентів виконання техпроцесу на ситуацію, що прогнозується, є штучні нейронні мережі Кохонена на основі самоорганізації.

#### **4.2. Побудова структури моделі системи**

Головною позитивною особливістю мереж з самоорганізацією на основі конкуренції вважається їх висока швидкість навчання, багатократно більша, ніж у нейронних мереж, що навчаються з вчителем. При цьому дані можуть бути згруповані в деякі класи, яким присвоюється свій код чи індекс, або розбиті на деякі кластери, для кожного з яких визначається свій опорний представник (центр кластера) [11, 12, 16]. Недоліком нейронних мереж даного типу вважають складність відображення навчальних даних  $(X(t), Y(t))$ , оскільки мережа з самоорганізацією, що виконує обробку тільки вхідного вектора  $X(t)$ , не має властивостей хорошого апроксиматора, що притаманні ШНМ [16].

Об'єднання властивостей декількох парадигм нейронних мереж, що взаємно доповнюють властивості одна одної, зокрема, здатність карт Кохонена до локалізації і можливості апроксимації, що властиві іншим нейромережевим

архітектурам повинні дозволити більш ефективно вирішити проблему прогнозу значень фізичних та хімічних властивостей дисперсної системи в технологічній підсистемі підготовки керамічної маси для виготовлення будівельних блоків [11, 12, 16]. В подальшому для таких систем будемо використовувати термін гібридні мережі (ГМ) [11, 12, 16].

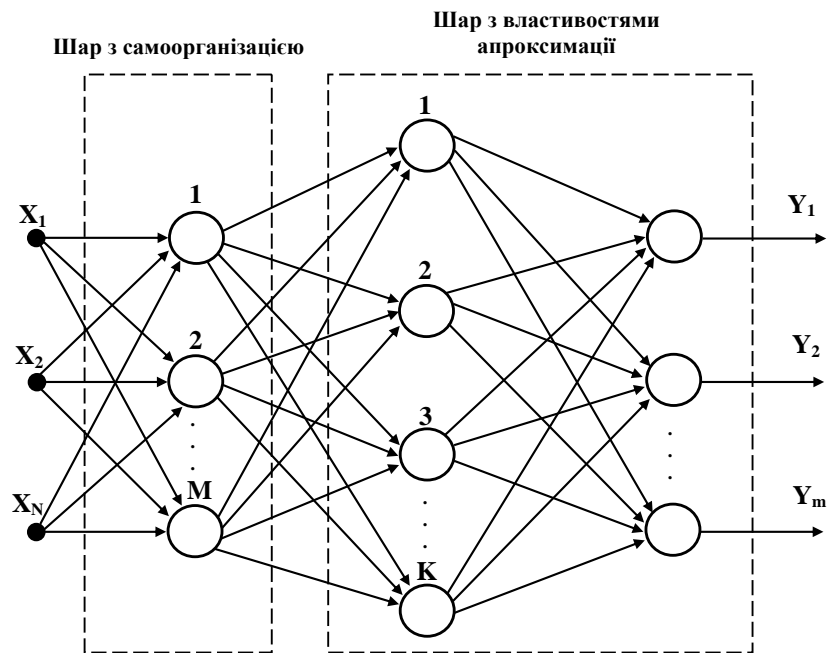
У найбільш загальному вигляді гібридні нейронні мережі (ГНМ) представляють собою структуру, в якій мережа з самоорганізацією використовується в якості однієї з компонент більш загальної структури нейронної мережі [11, 12, 16]. Таким чином, ГМ об'єднує в собі мережу з самоорганізацією, що виконує функції препроцесора і мережу з властивостями апроксимації в якості постпроцесора. Структура узагальненої гібридної мережі показана на рис 4.3.

У проведених дослідженнях синтезу моделей процесу структурного утворення керамічних напівфабрикатів будівельних блоків цегли при їх виробництві методом їх формування з дисперсних систем, на нейромережному логічному базисі активно використовувались напрацювання в області теорії ШНМ [11, 12, 16].

На різних технологічних ділянках треба дати можливість забезпечення виконання прогнозованих значень техпараметрів шляхом вирішення задачі синтезу моделей фізичних та хімічних процесів виробництва будівельних блоків з метою побудови ІСППР, інтегрованого в існуюче підприємство.

Зокрема, при виробництві будівельних блоків методом формування з дисперсних систем особі, що приймає рішення (ОПР) при керуванні технологічним процесом в підсистемі підготовки керамічної маси, при прямому моделюванні технологічного процесу, необхідно знання результуючих фізико-хімічних властивостей керамічної дисперсної системи  $R(t) = [r_1(t), r_2(t), \dots, r_m(t)]^T$   $m=9$  при подачі на вхід моделі цільового чи біжучого вектора, що характеризує значення технологічних параметрів в підсистемі підготовки керамічної маси  $X(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_m(t)]^T$ ,  $m=27$  в дискретні

моменти  $t = k\Delta t$ , на часових інтервалах  $k\Delta t \leq t < (k + 1)\Delta t$ , ( $k=1,2,\dots,T$ ;  $\Delta t$  – крок дискретизації сигналів).



**Рисунок 4.3 – Узагальнена структура гібридної мережі**

Таким чином, якщо на вхід ГМ подається вектор  $X(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_m(t)]^T$ , то на виході шару з самоорганізацією формується вектор  $G(t)$ , який складається з коефіцієнтів належності  $x_i$  до конкретних центрів  $G(t) = [g_{i1}(t), g_{i2}(t), \dots, g(t)_{ik}]^T$ .

Компонента мережі з властивостями апроксимації навчається з вчителем по завершенню навчання компоненти з самоорганізацією. Навчальними сигналами для неї є множина пар  $(Z(t)_i, R(t)_i)$ , де  $Z(t)_i$  - вектор, сформований з вихідних сигналів компоненти з самоорганізацією, а  $R(t)_i$  - вектор цільових значень оригінального відображення  $X(t)_i R(t)_i$ , якому відповідає  $Z(t)_i$ . Дана компонента мережі буде навчатися у відповідності до вибраного функціоналу оптимізації. Під навчальною ітерацією розуміємо прямий прохід апроксимуючої компоненти мережі одним навчальним прикладом, обчислення

помилки у відповідності до прийнятого функціоналу оптимізації, зворотній прохід і зміну вагових коефіцієнтів.

З точки зору аналізу та синтезу моделей фізико-хімічних процесів в технологічних підсистемах приготування керамічної дисперсної системи та формування керамічних напівфабрикатів будівельних блоків цегли необхідно [11, 12, 16]:

–виконати аналіз та синтез прямої моделі для технологічної підсистеми приготування керамічної маси (вирішити задачу прогнозу значень фізико-хімічних параметрів керамічної дисперсної системи);

–виконати аналіз та синтез прямої моделі для технологічної підсистеми формування керамічних напівфабрикатів будівельних блоків цегли (вирішити задачу прогнозу значень браку керамічних напівфабрикатів (за типами) у відповідності до значень, що характеризують фізико-хімічні властивості керамічної дисперсної системи)

З точки зору технологічного процесу структуроутворення керамічних напівфабрикатів будівельних блоків цегли такий підхід до моделювання процесів керамічного виробництва обумовлений наявністю причинно-наслідкових зв'язків, а саме: значення фізико-хімічних параметрів керамічної дисперсної системи обумовлюються значеннями технологічних параметрів на етапі її підготовки. При цьому закладаються основні характеристики керамічного матеріалу, змінити які при подальшому виконанні технологічного процесу не можливо. З точки зору управління продуктивністю роботи підприємств керамічної галузі в технологічній підсистемі підготовки керамічної маси закладаються основні показники ефективності технологічного процесу в цілому [11, 12, 16].

Враховуючи зазначені аспекти технологічного процесу виробництва будівельних блоків та теорії синтезу ШНМ, зокрема, відносно обмежену кількість ретроспективних даних (маємо дані спостережень за ходом технологічного процесу за 5 років роботи підприємства дослідження щодо

можливості синтезу адекватної об'єкту дослідження моделі на основі гібридних нейромережових структур є доцільним і обґрунтованим.

Таким чином, для підвищення точності прогнозу значень, що характеризують фізико-хімічні параметри керамічної дисперсної системи в технологічній підсистемі підготовки керамічної маси на нейромережевому логічному базисі необхідно вирішити задачу аналізу та синтезу гібридної моделі фізико-хімічних процесів в цій технологічній підсистемі.

### **4.3. Висновки до четвертого розділу**

15. На основі аналізу характеристик базових архітектур штучних нейронних мереж обґрунтовано доцільність використання підходу до синтезу асоціативної моделі технологічного процесу виробництва будівельних блоків, яка здатна враховувати накопичений ретроспективний досвід виконання операцій. Це забезпечує можливість перенесення інформації про минулі прецеденти на прогнозовані ситуації за допомогою ШНМ Кохонена, що самоорганізується на принципі конкуренції між нейронами.

16. Для підвищення точності прогнозування параметрів, що відображають фізико-хімічні властивості керамічної дисперсної системи, запропоновано виконати синтез прямої моделі технологічного процесу в підсистемі підготовки керамічної маси. Це передбачається реалізувати шляхом інтеграції властивостей мережі Кохонена та багат шарової нейронної мережі прямого поширення сигналу в єдиній гібридній структурі.

## **5 РОЗРОБКА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ПІТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ПРИ КЕРУВАННІ ПРОЦЕСОМ ВИГОТОВЛЕННЯ БУДІВЕЛЬНИХ БЛОКІВ**

### **5.1. Розробка структури системи**

Для ефективного вирішення зазначеної проблеми в основу створення ІСППР покладено методологію, яка дозволяє вирішувати задачу обробки потоків інформації про технологічний процес з метою отримання знань, необхідних відповідальній особі для прийняття оптимальних управлінських рішень та забезпечувати:

- ефективний аналіз і обробку різномірної інформації про технологічний процес виробництва керамічних виробів в режимі реального часу;
- моделювання окремих фізико-хімічних процесів і процесів прийняття рішень;
- можливість врахування суб'єктивних оцінок і переваг відповідальної особи, що приймає рішення;
- дослідження критичних та ризикованих ситуацій виконання технологічного процесу;
- врахування динаміки умов функціонування виробничої системи за рахунок навчання на основі накопиченого досвіду і адаптації до змін.
- виконання оперативного ситуаційного моделювання окремих фізико-хімічних процесів і аналізу отриманих результатів.

Моделі подання знань традиційно поділяють на три основні класи: декларативні, процедурні та об'єктні [11, 12, 17]. У декларативних моделях знання описуються через характеристики об'єктів та взаємозв'язки між ними без явного зазначення способів їх подальшої обробки. У таких моделях інформаційні структури відокремлюються від механізмів логічного висновкування, які працюють з цими структурами. Натомість у процедурних моделях знання репрезентуються у вигляді процедур або алгоритмів, що одночасно визначають інформаційні елементи та методи їх обробки. Під час

створення інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень зазвичай використовується комбінування декларативних і процедурних підходів до представлення знань.

- проведений аналіз у розділах 2, 3 і 4 показав, що штучні нейронні мережі дають можливість адекватно описати знання про фізико-хімічні процеси, характерні для керамічного виробництва. Однією з ключових переваг запропонованого підходу є відсутність вимоги щодо наявності точної математичної специфікації моделей окремих фізико-хімічних процесів. Це є важливою перевагою під час розв'язання задач керамічної галузі [12]. Порівняно з традиційними методами прогнозування, зокрема статистичними підходами, використання штучних нейронних мереж має низку суттєвих переваг [11, 12, 17]:

- побудова моделі на нейромережному базисі забезпечує єдину обчислювальну парадигму для всіх задач;

- завдяки властивостям навчання та перенавчання нейромережні моделі здатні ефективно адаптуватися до змін реальних умов перебігу технологічних процесів;

- під час формування структури нейронної мережі можлива робота з практично необмеженою кількістю незалежних і залежних ознак технологічного процесу.

Приймаючи до уваги перераховані переваги моделей на основі штучних нейронних мереж і надійність їх функціонування, та враховуючи, що структура і функції активації нейронів дозволяють точно описати прямі та зворотні залежності між вхідними та вихідними параметрами фізико-хімічних процесів, можна констатувати, що їх використання в системах підтримки управлінських рішень значно спрощує процес збору і накопичення знань про предметну область. При цьому процес розробки правил висновків замінюється на процес навчання на основі ретроспективних даних. Завдяки цьому зникає необхідність в процесі функціонування ІСППР шукати можливості символічно записати правила висновків, як єдиного способу представлення знань в класичній

експертній системі [16, 21, 22].

При вирішенні задачі проєктування СППР ґрунтувались на головних фундаментальних принципах системного аналізу [16, 21, 22], зокрема таких як:

- адекватність;
- системність;
- інтегрованість з наступними етапами проєктування.

В методології проєктування СППР, що пропонується, використовуються деякі основні положення таких відомих підходів, як об'єктний підхід проєктування інтелектуальних систем [16, 21, 22], а також деякі положення методології проєктування і реалізації відкритих систем CIMOSA (Open System Architecture for CIM ) і KADS (Knowledge Acquisition and Documentation Structuring) – структуризація надбання і документування знань, методологія проєктування систем, оснований на базах знань. В методології проєктування ІСППР для об'єктів керамічної промисловості пропонується використовувати спосіб моделювання, розроблений в CIMOSA з деякими змінами.

Зокрема, на відміну від CIMOSA, підприємство пропонується характеризувати не множиною функціональних областей, які в свою чергу складаються з багатьох організаційних та технологічних процесів, що реалізують визначені цілі підприємства, а однією чи декількома функціональними областями, виділеними на керамічному підприємстві для реалізації технологічного процесу. При цьому одна функціональна область визначає одну функцію управління. Організаційні процеси можуть бути дійсними при виконанні більш, чим однієї функції управління. Процеси відбуваються, як у часі (в системі повинні бути враховані аспекти динаміки), так і у просторі. Всі процеси еволюціонують в часі під дією змін, що відбуваються і прогножуються, а також під дією зовнішнього середовища. Актуальні процеси є вихідним станом для їх подальшої реструктуризації і адаптації у відповідності до змін, що відбулися. При цьому реструктуризація дозволяє підвищити гнучкість реакції на потреби підприємства при виконанні технологічного процесу.

Забезпечення можливості моделювання є найважливішою проблемою в процесі проектування і створення ІСППР, тому що на основі моделей окремих фізико-хімічних процесів, що складають окремі операції багатостадійного технологічного процесу в цілому, можна в найбільш простий спосіб проаналізувати і оцінити функціональність і ефективність, як складових елементів ІСППР, так і її в цілому [16, 21, 22].

Таким чином, основою методології проектування ІСППР, як складової АСУТП підприємства з виробництва будівельних блоків, що пропонується, є комплексна модель технологічного процесу, яка дозволяє описати окремі фізико-хімічні процеси, що знаходяться під дією внутрішніх та зовнішніх змін в режимі реального часу.

На основі виконаного аналізу і досліджень проблематики в області створення сучасних ІСППР, а також беручи до уваги отримані результати обчислювальних експериментів, сформульовані основні принципи розробки елементів ІСППР для об'єктів керамічної промисловості, зокрема, окремі елементи ІСППР і система в цілому повинна мати модульну та відкриту структуру з можливістю розвитку.

Необхідність використання даного принципу обумовлена тим, що ІСППР є орієнтованою на відкриті і динамічні проблемні області, що характеризуються наявністю «НЕ-факторів» різного типу. В результаті необхідно забезпечити можливості поповнення і корекції механізмів пошуку рішень в процесі їх виводу.

Відкрита структура окремих модулів та ІСППР в цілому дозволить [16, 22]:

- використовувати декілька методів отримання знань про конкретні фізико-хімічні процеси, а також забезпечити можливість їх актуалізації в режимі реального часу;
- застосовувати в механізмах висновків різні методи обробки знань;
- використовувати різні стратегії і методи навчання окремих моделей в результаті аналізу накопиченого досвіду.
- розширювати функціональні можливості системи по мірі необхідності.

– забезпечити інтеграцію ІСППР у виробничу систему незалежно від типу її реалізації.

Беручи до уваги зазначене, ІСППР представляє собою систему штучного інтелекту, що включає до свого складу ряд взаємодіючих між собою модулів.

ІСППР, як система розподіленого штучного інтелекту, визначається набором [16, 21, 22]:

$$IS = \langle M, R(M), F(M), F(IS) \rangle,$$

де  $M = \{M_i\}$  – множина формальних моделей, що реалізують визначені інтелектуальні функції;

$R(M)$  – функції вибору необхідної моделі чи сукупності моделей, необхідних для обробки поточної ситуації;

$F(M) = \{F(M_i)\}$  – множина функцій модифікації моделей;

$F(SS)$  – функції модифікації системи  $IS$  та її базових конструкцій  $M$ ,  $R(M)$ ,  $F(M)$ .

Враховуючи, що ІСППР в режимі реального часу повинна адекватно підтримувати організацію технологічних процесів в процесі її реалізації, необхідно забезпечити реалізацію принципу адаптивності. При цьому, враховуючи аналіз результатів обчислювального експерименту, за основу приймаємо, що створені моделі технологічних процесів є адекватними проблемній області, оскільки будь-який стан з множини припустимих початкових станів переводиться в стан з множини цільових станів, а процес перетворення станів є скінченим.

У випадку, коли виникає потреба в реорганізації технологічних процесів, наприклад, змінюється рецепт керамічної дисперсної системи, сировинний матеріал, з допомогою якого до фізико-хімічної системи вводиться той чи інший складовий елемент, ПАР та ін. повинна відбуватися реконструкція моделей знань і процесів пошуку рішень.

Виходячи з вище сказаного, пропонується наступна концептуальна

структура інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень для виготовлення будівельних блоків при керамічному виробництві, показана на рис. 5.1.



**Рисунок 5.1 – Структура інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень для виготовлення будівельних блоків**

Таким чином, основу ІСППР складає комплекс взаємопов'язаних модулів, що забезпечують участь ОПР і колективу експертів в процесі напрацювання раціональних управлінських рішень. В структурі ІСППР, що пропонується, умовно можна виділити наступні головні компоненти [16, 21, 22]:

1. Традиційні для СППР модулі:
  - бази даних;
  - бази знань;
  - модулі накопичення знань;
  - модулі пошуку аналогій;
  - модулі організації взаємодії з ОПР.

## 2. Підсистеми:

- моделювання (імітації) поточної та проблемних ситуацій;
- комп'ютерної підтримки і проектування;
- організації інтерфейсів взаємодії з ОПР.

3. Підсистема інтелектуальних технологій, що дозволяє створювати інтелектуальні підсистеми та адаптувати моделі до нових умов виробництва.

Таким чином, виділяємо наступні можливі способи взаємодії окремих модулів ІСППР [16, 21, 22]:

– попередня обробка вхідних даних про технологічний процес, результатами якої є масштабовані вхідні дані, очищені від інформаційних шумів.

– аналіз і обробка великої кількості нечітких знань, які неможливо описати аналітичними моделями. Сукупність нейромережних моделей в цьому випадку служить для створення баз знань про предметну область і виступає в ролі штучного експерта.

– керування процесом навчання моделей (навчання з учителем), що входять до його складу. В такій ситуації відбувається підготовка біжучих та тренувальних даних для нейромережних моделей та вибирається найбільш підходящий алгоритм для її донастроювання.

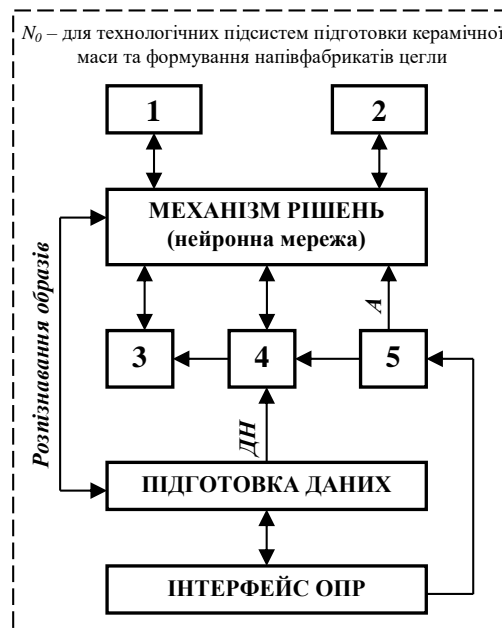
При цьому ІСППР керує роботою модулів, що входять до її складу, та контролює інформацію, яка поступає на вхід різних модулів. В цьому випадку ІСППР приймає рішення, який саме тип нейромережних моделей повинен бути задіяним і, відповідно, визначає модуль для обробки інформації, що надходить.

## **5.2. Підсистеми моделювання та пошук рішень**

Система пошуку і моделювання керуючих рішень, що пропонується, обіймає дві технологічні підсистеми: підсистему підготовки керамічної маси та підсистему формування керамічних напівфабрикатів. Вона складається з модулів, до складу яких входять прямі та зворотні моделі на нейромережному

базисі, що забезпечують можливість виконати цілеспрямоване моделювання управлінських рішень на основі імітаційного моделювання з різними стратегіями управління.

Загальна архітектура модуля, який дозволяє при прийнятті управлінських рішень перенести прецеденти минулого на ситуацію, що прогнозується, наведено на рис. 5.2.



**Рисунок 5.2 – Узагальнена архітектура модуля підтримки прийняття рішень за минулими прецедентами в підсистемах підготовки керамічної маси та формування напівфабрикатів будівельних блоків цегли:**

- 1 – модуль сполучення з зовнішніми джерелами знань; 2 – модуль сполучення з сукупністю нейронних мереж класифікації; 3 – база знань; 4 – алгоритм навчання; 5 – редактор структури; А – актуалізація; ДН – донавчання; ОПР – особа, що приймає рішення*

Підтримка прийняття управлінських рішень, в даному випадку, заключається в пошуку аналогічних ситуацій і адаптації раніше прийнятих рішень до нових умов. У випадку, коли асоціативна модель не може знайти однозначної аналогії, ОПР для аналізу видаються найбільш близькі до даної технологічні ситуації.

Використання розробленого модуля дозволяє ОПР на основі аналізу минулих прецедентів виконання технологічного процесу отримати масштабне уявлення про розвиток технологічного процесу та прийняти рішення щодо управління тією чи іншою технологічною операцією в технологічних підсистемах підготовки керамічної маси та формування напівфабрикатів будівельних блоків цегли.

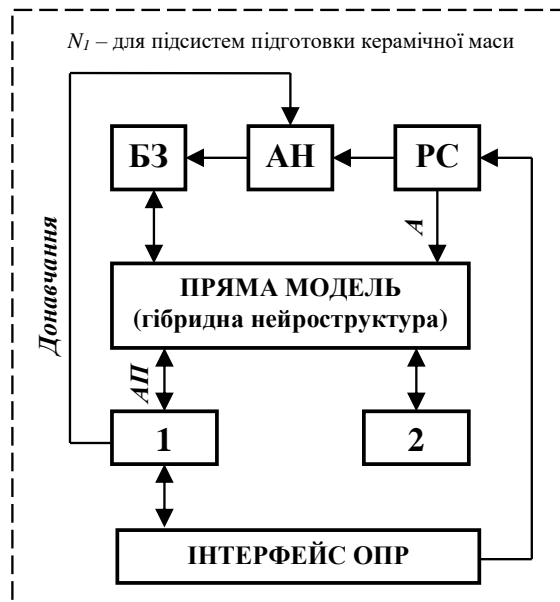
При цьому можливими є два режими функціонування модуля [16, 21, 22]:

1. Режим роботи (пошук аналогій в поточній або бажаній технологічній ситуації в минулому та на їх основі імовірних значень технологічних параметрів технологічних підсистем підготовки керамічної маси і формування напівфабрикатів будівельних блоків цегли);

2. Режим редагування (забезпечується можливість внесення змін до моделі шляхом її модифікації чи навчання).

Загальна архітектура модуля для моделювання кінцевого стану технологічної підсистеми підготовки керамічної дисперсної системи представлена на рис. 5.3. Розроблений модуль є складовою частиною ІСППР, що забезпечує ОПР можливість оперативного прийняття управлінських рішень на основі аналізу результатів імітаційного моделювання технологічного процесу в технологічній підсистемі підготовки керамічної маси для виготовлення будівельних блоків.

Модуль вміщує пряму модель технологічного процесу на основі синтезованої гібридної нейромережної структури. Гібридна структура базується на використанні двох різних парадигм ШНМ, а саме: карт Кохонена і багат шарових мереж прямого розповсюдження [16, 21, 22]. В результаті запропонований модуль має високі обчислювальні характеристики та забезпечує точність прогнозу значень фізико-хімічних параметрів дисперсної системи на рівні 97% [16, 21, 22]. Бази знань про процеси структуроутворення керамічної дисперсної системи задаються множинами вагових коефіцієнтів синаптичних зв'язків кожної з компонент гібридної структури.



**Рисунок 5.3 – Узагальнена архітектура модуля для опису прямих залежностей в підсистемі підготовки керамічної маси:**

*1 – підготовка даних; 2 – модуль сполучення з зовнішніми джерелами знань; БЗ – бази знань; АН – алгоритм навчання; РС – редактор структури; А – актуалізація; АП – апроксимація; ОПР – особа, що приймає рішення*

При цьому послідовно зв'язані в єдину структуру ШНМ використовуються для накопичення знань у відповідних базах знань, а процес рішень (оцінки станів) пов'язаний з роботою моделі: на першому етапі в режимі кластеризації (локалізації значимих ознак технологічного процесу), а на другому - в режимі апроксиматора.

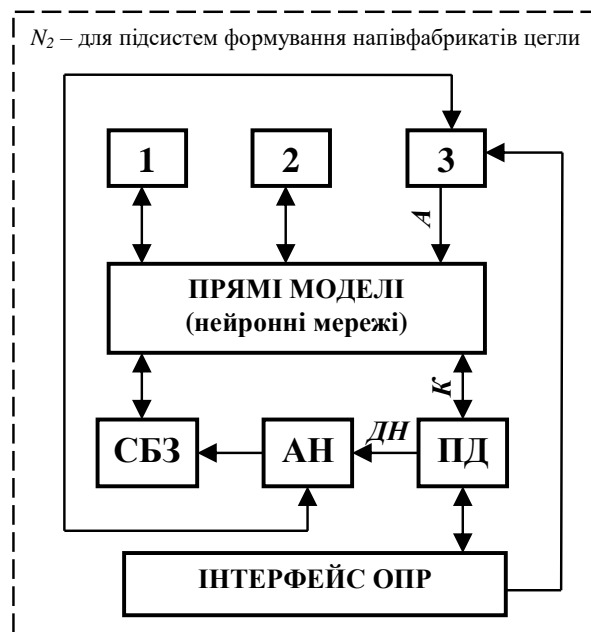
Окрім того, до складу зазначеного модуля входять алгоритми навчання, редактор структури ШНМ та процедури преобробки та постобробки даних про технологічний процес.

При цьому можливими є два режими функціонування модуля [16, 21, 22]:

1. Режим роботи (по зашумленим параметрам  $P$  технологічного процесу і по моделі процесу модуль будує найкращу, в деякому розумінні, оцінку стану керамічної дисперсної системи – вектор  $x^{\wedge}$  попередньо, або в темпі з процесом);

2. Режим редагування (забезпечується можливість внесення змін до модуля шляхом його модифікації та навчання моделей, що входять до його складу).

Загальна архітектура модуля для оцінки показників якості керамічних напівфабрикатів будівельних блоків цегли (за типами браку) в технологічній підсистемі формування керамічних напівфабрикатів будівельних блоків цегли (процес переходу від структури керамічної дисперсної системи до структури керамічного напівфабрикату) представлена на рис 5.4.



**Рисунок 5.4 – Узагальнена архітектура модуля для визначення якості керамічних напівфабрикатів будівельних блоків цегли:**

*1 – модуль сполучення з  $N_1$ ; 2 – модуль сполучення з зовнішніми джерелами знань; 3 – редактор структури; А – актуалізація; ОПР – особа, що приймає рішення;*

*СБЗ – сукупність баз знань; АН – алгоритм навчання; К – класифікація;*

*ДН – донавчання; ПД – підготовка даних*

Цей модуль є складовою частиною ІСППР та забезпечує ОПР можливість оперативного прийняття управлінських рішень на основі аналізу результатів

імітаційного моделювання технологічного процесу в технологічній підсистемі підготовки керамічної маси для виготовлення будівельних блоків.

Модуль вміщує сукупність прямих моделей на нейромережному базисі для оцінки показників якості керамічних напівфабрикатів за типами браку. По закінченню фазових переходів з рідкого стану (керамічна дисперсна система) в структуру твердого матеріалу (керамічний напівфабрикат) він дозволяє оцінити ОПР наслідки застосування для формування будівельних блоків дисперсної системи з імовірними або реальними значеннями її фізико-хімічних параметрів до виконання технологічного процесу або в темпі з процесом. Сукупність баз знань про цей тип залежностей задається множинами вагових коефіцієнтів зв'язків кожної з моделей на нейромережному базисі, іншими словами, кожна з ШНМ використовується для накопичення знань про даний тип залежностей, а процес рішень (оцінки показників якості) пов'язаний з функціонуванням кожної нейронної мережі, що входять до сукупності в режимі класифікатора [16, 21, 22].

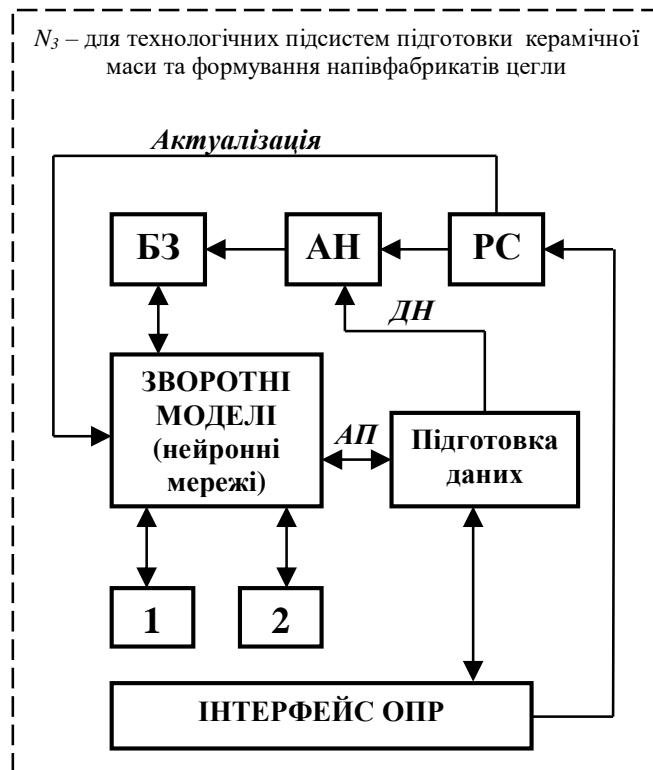
При цьому можливими є два режими функціонування модуля [12]:

1. Режим роботи (по зашумленим параметрам  $X(t)$  технологічного процесу і по моделі процесу модуль будує найкращу оцінку якості напівфабрикатів цеглт (за типами) – вектор  $\hat{x}$  попередньо, або в темпі з процесом);

2. Режим редагування (забезпечується можливість внесення змін до модуля, шляхом модифікації моделей та навчання моделей, що входять до його складу).

При цьому кожна з моделей у вигляді ШНМ використовуються для накопичення знань у відповідних базах знань, а процес висновків пов'язаний з роботою кожної з моделей в режимі класифікатора. До складу розробленого модуля також входить підсистема, призначена для забезпечення можливості модифікації конкретної моделі або модуля в цілому.

Загальна архітектура модуля ІСППР для зворотної оцінки технологічних параметрів в технологічних підсистемах підготовки керамічної маси та формування напівфабрикатів будівельних блоків цегли наведена на рис. 5.5.



**Рисунок 5.5 – Загальна архітектура модуля для зворотної оцінки технологічних параметрів у підсистемах підготовки керамічної маси:**

*1 – модуль сполучення з зовнішніми джерелами знань; 2 – модуль сполучення з модулем  $N_1$ ; БЗ – бази знань; АН – алгоритми навчання; РС – редактор структури; ДН – донавчання; АП – апроксимація; ОПР – особа, що приймає рішення*

Даний модуль є складовою частиною ІСППР, що забезпечує ОПР можливість оперативного прийняття управлінських рішень на основі аналізу результатів моделювання зворотних залежностей технологічного процесу в технологічній підсистемі підготовки керамічної маси та формування напівфабрикатів будівельних блоків цегли [16, 21, 22].

Модуль вміщує сукупність зворотних моделей на нейромережному базисі для оцінки значень технологічних параметрів на різних стадіях виконання

технологічного процесу утворення керамічної дисперсної системи та оцінки параметрів дисперсної системи по еталонним значенням показників якості напівфабрикатів будівельних блоків цегли. Цей модуль дозволяє ОПР до початку технологічного процесу по еталонним значенням показників якості напівфабрикатів будівельних блоків цегли оцінити значення параметрів керамічної дисперсної системи, а по отриманому результату - значення технологічних параметрів на проміжних стадіях виконання технологічного процесу.

Сукупність баз знань про відповідні зворотні залежності задаються множинами вагових коефіцієнтів зв'язків кожної з моделей на нейромережному базисі.

При цьому можливими є два режими функціонування модуля [16, 21, 22]:

1. Режим роботи:

- прогнозування значень фізико-хімічних параметрів керамічної дисперсної системи по еталонним значенням сумарних показників якості напівфабрикатів будівельних блоків цегли;

- прогнозування значень технологічних параметрів на проміжних стадіях технологічного процесу в технологічній підсистемі підготовки керамічної маси;

2. Режим редагування:

- забезпечується можливість внесення змін до модуля, шляхом модифікації моделей та їх навчання, або до навчання.

При цьому кожна із ЗНМ використовуються для накопичення знань у відповідних базах знань, а процес рішень пов'язаний з роботою кожної з моделей в режимі апроксиматора. До складу розробленого модуля також входить підсистема, призначена для забезпечення можливості модифікації конкретної моделі або модуля в цілому.

Враховуючи специфічні особливості технологічного процесу виробництва будівельних блоків, зокрема, неповноту інформації про фізико-хімічні процеси, аналітичну невизначеність взаємовпливу технологічних параметрів, високий

рівень складності організації технологічної системи та методів її вивчення, вплив детермінованих та недетермінованих збурень, комп'ютеризована інтеграція запропонованої в магістерській роботі ІСППР в АСУТП виробництва будівельних блоків дозволить забезпечити керування технологічним процесом на новому якісному рівні, який забезпечує мінімізацію непродуктивних витрат.

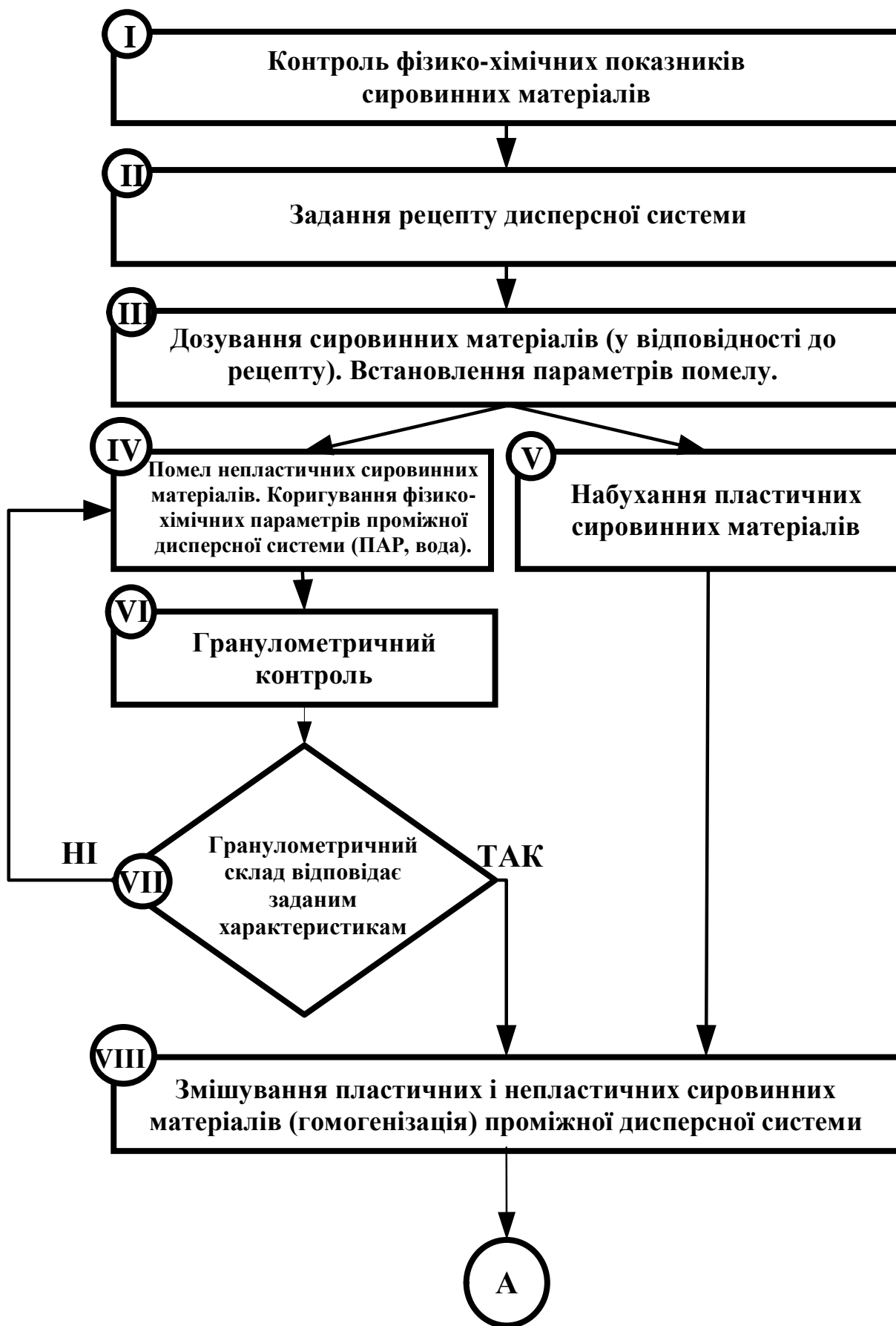
### **5.3. Структура системи управління процесом керування виготовлення будівельних блоків з ІСППР**

В магістерській роботі розглядаються методи прийняття рішень на рівні функціонування технологічної системи підприємства по виготовленню будівельних блоків. Запропонована ІСППР вміщує сукупності прямих та зворотних моделей багатостадійного технологічного процесу структурного утворення напівфабрикатів будівельних блоків цегли та охоплює технологічні підсистеми підготовки керамічної маси та формування напівфабрикатів будівельних блоків цегли. Узагальнений алгоритм технологічного процесу, що охоплює названі підсистеми, представлена на рис. 5.6.

В загальному випадку, задача управління технологічним процесом виробництва будівельних блоків з врахуванням специфічних особливостей цих процесів зводиться до задачі адаптивного управління.

При цьому в ролі оптимального регулятора основного контуру управління виступає ОПР. В залежності від способу визначення локальних цілей управління можливими є дві стратегії синтезу адаптивного управління: паралельна і послідовна [16, 21, 22]. Як правило, на практиці використовується змішана стратегія управління.

Паралельна (векторна) стратегія адаптивного управління породжується багатомірністю об'єкту управління. При використанні цієї стратегії алгоритм управління будується, виходячи з умов одночасного досягнення перетину локальних різноманіть в процесі мінімізації сукупності функціоналів, що задаються.



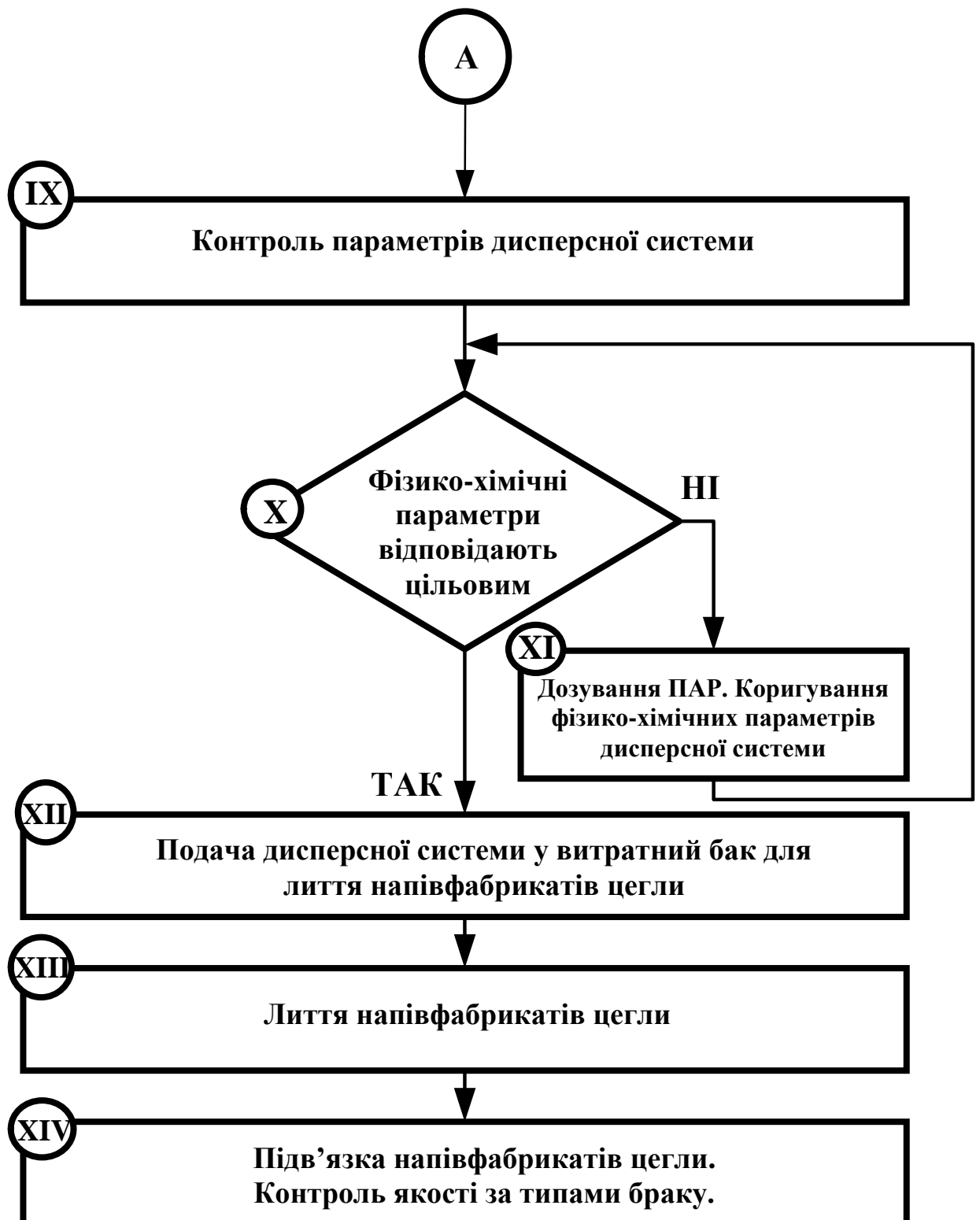
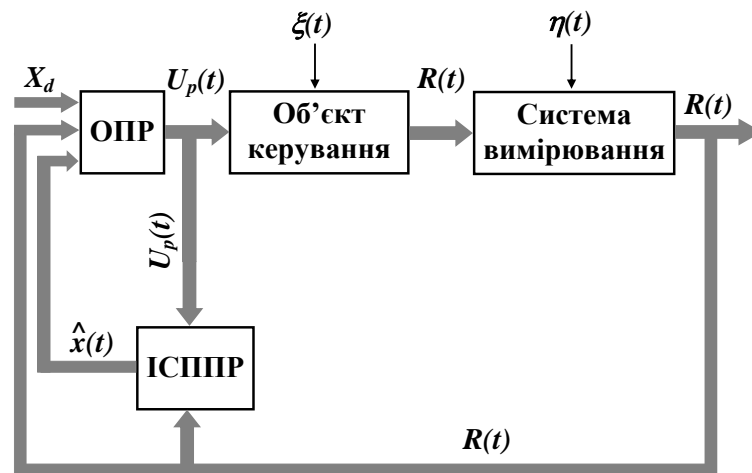


Рисунок 5.6 – Узагальнений алгоритм технологічного процесу структуроутворення напівфабрикатів будівельних блоків цегли

Виходячи з того, що запропонована ІСППР вміщує прямі та зворотні моделі об'єкту керування та входить до складу підприємства по виготовленню будівельних блоків, то пропонується наступна структура автоматизованої системи керування технологією виготовлення будівельних блоків, яка наведена на рис. 5.7.



**Рисунок 5.7 – Структура автоматизованої системи керування технологією виробництва будівельних блоків з ІСППР:**

*$X_d$  – вхідні дані (параметри технологічного процесу);  $U_p(t)$  – управляючі впливи на різних стадіях технологічного процесу;  $\xi(t)$  – збурення;  $\eta(t)$  – шуми вимірів;  $R(t)$  – цільові вихідні сигнали;  $\hat{x}(t)$  - вектор оцінки якості напівфабрикатів (за типами); ОПР – особа, що приймає рішення; ІСППР – інтелектуальна система підтримки прийняття рішень*

ОПР має можливість в залежності від прийнятих цілей управління виконати:

- попереднє моделювання з використанням прямих моделей технологічного процесу в підсистемах підготовки керамічної маси та формування керамічних напівфабрикатів, що дозволяє отримати попередньо розраховану оцінку параметрів керамічної дисперсної системи та оцінити наслідки її застосування для формування керамічних виробів (прогноз появи

одного з трьох класів браку у відповідності до його типу), а також сформувані на цій основі управляючі впливи;

- попереднє моделювання з використанням зворотних моделей (по еталонним значенням показників сумарного браку в підсистемі формування керамічних напівфабрикатів) дозволяє отримати прогнозні значення фізико-хімічних параметрів керамічної дисперсної системи в підсистемі підготовки керамічної маси та значення технологічних параметрів на окремих стадіях виконання технологічного процесу, а також сформувані на цій основі управляючі впливи на окремі фізико-хімічні процеси;

- в темпі з технологічним процесом по вимірюваним значенням технологічних параметрів ОПР шляхом послідовного використання прямих та інверсних моделей, що входять до складу СППР у відповідності до глобальної та локальних цілей управління, виконує послідовне формування управляючих впливів на різних стадіях технологічного процесу в підсистемах підготовки керамічної маси та формування керамічних напівфабрикатів.

Таким чином, за умови, коли в ролі оптимального регулятора основного контуру управління технологічним процесом виступає ОПР, то запропонована ІСППР у складі підприємства, що виготовляє цеглу, яка вміщує моделі технологічного процесу, які здатні до навчання, адаптації до змін зовнішнього середовища і складових елементів функціонування технологічних підсистем, дозволяє забезпечити адаптивне управління технологічним процесом на якісно новому рівні.

#### **5.4. Висновки до п'ятого розділу**

17. Запропонована організаційна структура інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень (ІСППР) ґрунтується на принципах відкритості, модульності та динамічності, що відповідає концепціям гнучких виробничих систем у рамках парадигми Industry 4.0. Такий підхід забезпечує можливість безперервного поповнення бази знань про технологічні процеси та адаптивної

корекції механізмів пошуку управлінських рішень. Відкрита модульна архітектура сприяє інтеграції нових методів обробки знань, актуалізації даних у режимі реального часу та підтримці кіберфізичних систем, що є ключовим елементом цифрової трансформації виробництва.

18. Структура ІСППР орієнтована на інтеграцію в корпоративну автоматизовану систему управління підприємством із використанням наявних промислових та інформаційних мереж, що узгоджується з принципами Інтернету речей (IoT) та розподілених обчислювальних середовищ. Це дозволяє формувати розподілену систему підтримки прийняття рішень, здатну виконувати асинхронні паралельні обчислення, забезпечувати високий рівень інтероперабельності та ефективний обмін даними з іншими інформаційними системами підприємства. Така інтеграція створює основу для реалізації концепцій «розумного виробництва» та підвищення рівня автоматизації управлінських процесів.

## ВИСНОВКИ

У магістерській роботі розв'язано комплекс науково-практичних задач, спрямованих на дослідження процесів структуроутворення керамічних дисперсних систем у виробництві напівфабрикатів будівельних блоків, а також на створення інтелектуальних методів підтримки прийняття рішень для підвищення ефективності керування технологічними операціями. На основі виконаних досліджень сформульовано такі висновки:

1. Виявлено ключові особливості технологічних процесів, пов'язані з їх високою невизначеністю, неповнотою та нечіткістю доступної інформації, що зумовлено дією «НЕ-факторів». Наявність часткової некерованості та неконтрольованих збурень суттєво ускладнює формування детермінованих моделей, здатних адекватно відображати перебіг процесів структуроутворення.

2. Показано, що багатофакторність взаємодії технологічних параметрів унеможливорює побудову аналітичних логічних закономірностей із прийнятною точністю, оскільки похибка традиційних методів моделювання може досягати 87%, що робить їх непридатними для використання у виробничих умовах.

3. Обґрунтовано доцільність застосування штучних нейронних мереж як найбільш ефективного інструмента для моделювання процесів структуроутворення та розроблення інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень (ІСППР). Доведено перспективність поєднання нейромережних методів зі стратегіями керування для забезпечення оптимального вибору технологічних рішень.

4. Розроблено асоціативну модель багатостадійного технологічного процесу, побудовану на основі нейронних мереж Кохонена із самоорганізацією. Модель враховує ретроспективні дані та забезпечує формування узагальненого уявлення про динаміку процесів, що підвищує ефективність аналізу технологічного стану об'єкта.

5. Проведений аналіз результатів моделювання засвідчив, що коливання похибки в межах 0–48% вказує на обмеженість використання ізольованих нейромережних підходів. Установлено, що найбільш ефективними є гібридні нейромережні структури, здатні підвищувати точність прогнозування та стабільність роботи моделей.

6. Створено комплекс нейромережних моделей, який забезпечує можливість класифікації якісних показників напівфабрикатів залежно від типу браку та прогнозування їх характеристик із мінімізацією впливу вимірювальних шумів і параметричної невизначеності. Отримані результати підтвердили, що точність прогнозування є достатньою для впровадження в реальні виробничі процеси.

7. Показано ефективність імітаційного моделювання у поєднанні зі стратегіями керування, що дозволяє аналізувати альтернативні варіанти прийняття рішень із урахуванням пріоритетів та обмежень особи, що приймає рішення (ОПР). Це забезпечує можливість оцінювання впливу різних керуючих дій на якість технологічних процесів та оптимізації виробничих режимів.

8. Передбачено заходи з охорони праці та визначено необхідну кількість світильників для забезпечення нормальної освітленості (3 світильника в 1 ряд) на основі зробленого розрахунку було побудовано схему розміщення світильників на об'єкті.

Таким чином, результати роботи підтверджують ефективність застосування інтелектуальних технологій для дослідження та оптимізації процесів виробництва напівфабрикатів будівельних блоків, а також демонструють перспективність впровадження нейромережних моделей та гібридних систем керування у сучасні ІСППР.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Holyk O.P., Petrenko D.P., Shylo O.V. Reasoning for the development of a robotic complex with artificial intelligence for water ecosystem cleaning measures. Актуальні питання науки, освіти і суспільства в умовах сучасних викликів: збірник тез доповідей міжнародної науково-практичної конференції (Рівне, 21 лютого 2025 р.): у 2 ч. Рівне: ЦФЕНД, 2025. Ч. 2. 63 с. С. 36-38 УДК 37:082.2(06) <https://www.economics.in.ua/2025/02/21-2.html>
2. Бабенко Т.В. АСУТП в керамічній промисловості: проблеми і рішення // Науковий вісник НГУ. – 2003. – №10. – С. 92-93.
3. Виробництво будівельної кераміки [Електронний ресурс] // Всеукраїнська спілка виробників будматеріалів. – 2017. – Режим доступу до ресурсу: <http://avbmv.com.ua/>
4. ДСТУ Б В.2.7-61:2008 «Цегла та камені керамічні рядові та лицьові. Технічні умови».
5. ДСТУ Б В.2.7-60-97 «Сировина глиниста для виробництва керамічних будівельних матеріалів. Класифікація»
6. ДСТУ Б В.2.7-245:2010 «Вироби керамічні клінкерні. Технічні умови»
7. ДСТУ Б А.1.1-54-94 «Сировина глиниста для виробництва керамічних будівельних матеріалів. Терміни та визначення»
8. Будівельний журнал: ринок керамічних матеріалів в Україні [Електронний ресурс] // Інформаційно-аналітичний журнал №3-4 (133- 134) 2018. – 2018. – Режим доступу до ресурсу: <http://budjournal.com.ua/doc/full%203-4%202018.pdf>.
9. Будівельний журнал: стан виробництва будматеріалів в Україні [Електронний ресурс] // Інформаційно-аналітичний журнал №3-4 (127- 128)2017.– 2017. – Режим доступу до ресурсу: <http://budjournal.com.ua/doc/full%203-4%202017.pdf>.

10. Обсяг виробленої продукції підприємств [Електронний ресурс] // Державна служба статистики. – 2018. – Режим доступу до ресурсу: <http://www.ukrstat.gov.ua/>
11. Архангельський В. І. Нейроні мережі в системах автоматизації / В. І. Архангельський, І. Н. Богаєнко, Г. Г. Грабовський, Н. А. Рюмшин – К.: Техніка, 1999. – 364 с.
12. Нейротехнології та нейрокомп'ютерні системи: підручник / Л.С. Ямпольський, О.І. Лісовиченко, В.В. Олійник – К.: «Дорадо-Друк», 2016. – 576 с. ISBN 978-966-2077-69-8
13. Згуровський, М.З. Основи системного аналізу. [Текст] / М.З. Згуровський, Н.Д. Панкратова. – К.: Видавнича група ВНУ, 2007. — 546 с.
14. Сікора Л.С. Систематологія прийняття рішень на управління в складних технологічних структурах – Львів.: Каменяр, 1998. – 453с.
15. Сучасні методи автоматизації технологічних об'єктів [Текст] : монографія / А.П. Ладанюк, О.А. Ладанюк, Р.О. Бойко, В.В. Іващук, Д.О. Кроніковський, Д.А. Шумигай. – К.: Інтер Логістик Україна, 2015. – 408 с.
16. Томашевський В. М. Моделювання систем [під ред. М. З. Згуровського] / В. М. Томашевський – К. : Видавнича група ВНУ, 2005. – 352с.
17. Системи штучного інтелекту в плануванні, моделюванні та управлінні [Текст] : підруч. для студ. вищ. навч. закл. / Л. С. Ямпольський , Б. П. Ткач, О. І. Лісовиченко ; МАУП. - К. : Персонал, 2011. - 543 с.іл.
18. Воронін А. М. Інформаційні системи прийняття рішень: навчальний посібник. / Воронін А. М., Зіатдінов Ю. К., Климова А. С. – К. : НАУ-друк, 2019. – 136с.
19. Дослідження операцій і методи оптимізації : навч. посіб. / А. Тимошенко та ін. Ун-т "Україна", 2007. 177 с.

20. Гліненко Л.К., Сухоносів О.Г. Основи моделювання технічних систем. – Навч. посібник. – Львів: Видавництво «Бескид Біт», 2003. – 176 с.
21. Пушкар, О. І., Гіковатий В. М., Євсєєв О. С., Потрашкова Л. В. Системи підтримки прийняття рішень: навч. посібник. Харків : Інжек, 2006. 304с.
22. Системи і методи підтримки прийняття рішень : підручник / П. І. Бідюк та ін. Київ : «Київ. політехн. ін-т ім. Ігоря Сікорського», 2022. 610 с. URL: [https://ela.kpi.ua/bitstream/123456789/48418/1/Systemy\\_i\\_metody\\_pidt\\_rymky\\_pryiniattia\\_rishen.pdf](https://ela.kpi.ua/bitstream/123456789/48418/1/Systemy_i_metody_pidt_rymky_pryiniattia_rishen.pdf)
23. Жидецький В. Ц. Основи охорони праці : підруч. 3-є вид., перероб і доп. Львів : УАД, 2006. 336 с. URL: [http://library.kpi.kharkov.ua/files/new\\_postupleniya/zhidetskyu.pdf](http://library.kpi.kharkov.ua/files/new_postupleniya/zhidetskyu.pdf)
24. Босов Є. П., Жесан Р. В., Каліч В. М., Голик О. П., Зубенко В. О. Охорона праці при проектуванні систем автоматизації виробництва : навч. посіб. 2-е вид., перероб. і доп. Кропивницький : ЦНТУ, 2022. 208 с. URL: <https://dspace.kntu.kr.ua/handle/123456789/12089>
25. Жидецький В. Ц., Джигирей В. С., Сторожук В. М., Туряб Л. В., Лико Х. І. Практикум з охорони праці. Львів : Афіша, 2000. 352 с. URL: [http://pdf.lib.vntu.edu.ua/books/Zhidetskiy\\_2000\\_352.pdf](http://pdf.lib.vntu.edu.ua/books/Zhidetskiy_2000_352.pdf)
26. Конституція України : від 28.06.1996 № 254к/96-ВР : станом на 1 січ. 2020 р. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/254к/96-вр#Text>
27. Про охорону праці : Закон України. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/main/2694-12#Text>
28. Основи законодавства України про охорону здоров'я : Закон України. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2801-12#Text>
29. Про систему громадського здоров'я : Закон України. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2573-20#n840>

30. Про використання ядерної енергії та радіаційну безпеку : Закон України. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/39/95-%D0%B2%D1%80>
31. Про загальнообов'язкове державне соціальне страхування : Закон України. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/1105-14>
32. Кодекс цивільного захисту України. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/main/5403-17#Text>
33. Кодекс законів про працю України. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/main/322-08#Text>
34. Правила улаштування електроустановок : вид. офіц. Київ : Міненерговугілля України, 2017. 617 с.
35. Правила технічної експлуатації електроустановок споживачів. Від 25.07.2006. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/z1143-06#Text>

# ДОДАТКИ