

НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ БІОРЕСУРСІВ
І ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ УКРАЇНИ
ННІ ЕНЕРГЕТИКИ, АВТОМАТИКИ І ЕНЕРГОЗБЕРЕЖЕННЯ

УДК 004.89:662.767.2:681.5

ПОГОДЖЕНО

Директор ННІ енергетики,
автоматики і енергозбереження

ДОПУСКАЄТЬСЯ ДО ЗАХИСТУ

В.о. завідувача кафедри автоматики
та робототехнічних систем
ім. акад. І.І. Мартиненка

_____ В.В. Каплун
(підпис)

_____ О.О. Опришко
(підпис)

« ___ » _____ 2025 р.

« ___ » _____ 2025 р.

КВАЛІФІКАЦІЙНА МАГІСТЕРСЬКА РОБОТА

02.06.-КМР.1667«С».2024.09.26.016.ПЗ

на тему: «КОМП'ЮТЕРНО-ІНТЕГРОВАНА СИСТЕМА
АВТОМАТИЗАЦІЇ ВИРОБНИЦТВА БІОГАЗУ ЗАДАНОЇ ЯКОСТІ»

Спеціальність:

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

Освітньо-наукова програма:

Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка

Гарант освітньої програми

(підпис)

В.В. Іващук, д.т.н, доцент

Виконала

(підпис)

К.Д. Сидорович

Керівники магістерської роботи

(підпис)

В.П. Лисенко, д.т.н., професор

(підпис)

К. Віташек, к.т.н, доцент

КИЇВ – 2025

НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ БІОРЕСУРСІВ
І ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ УКРАЇНИ
ІНСТИТУТ ЕНЕРГЕТИКИ, АВТОМАТИКИ І ЕНЕРГОЗБЕРЕЖЕННЯ

ЗАТВЕРДЖУЮ

В.о. завідувача кафедри
автоматики та робототехнічних систем
ім. акад. І.І. Мартиненка

_____ О.О. Опришко
(підпис)

«___» _____ 2025 р.

**ЗАВДАННЯ
ДО ВИКОНАННЯ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ МАГІСТЕРСЬКОЇ РОБОТИ СТУДЕНТЦІ**

Сидорович Карині Дмитрівні

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

Освітньо-наукова програма: Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка.

Тема магістерської роботи: **«Комп'ютерно-інтегрована система автоматизації виробництва біогазу заданої якості».**

Затверджена наказом ректора НУБіП України від 26.09.2024 р. №1667«С».

Термін подання студенткою магістерської роботи: 15.05.2025 р.

Вихідні дані до магістерської роботи: завдання кафедри на виконання магістерської роботи; нормативні документи по проектуванню об'єктів автоматизації; матеріали дослідження та аналізу; наукова література з тематики магістерської роботи.

Перелік питань, які підлягають дослідженню:

1. Встановити перелік ключових фізико-хімічних параметрів сировини та технологічних змінних, що найбільше впливають на вихід та якість біогазу.

2. Розробити та навчити інтелектуальну модель прогнозування виходу біогазу, з урахуванням необхідних критеріїв точності.
3. Провести моделювання роботи комп'ютерно-інтегрованої системи на основі отриманої моделі для оцінки її стійкості до зміни вхідних умов.
4. Оцінити потенціал впровадження нейронної мережі у систему автоматичного керування біогазовою установкою з точки зору підвищення енергоефективності та стабільності процесу.

Дата видачі завдання: 27.09.2024 р.

Керівник магістерської роботи

(підпис)

В.П. Лисенко

Завдання прийняла до виконання

(підпис)

К.Д. Сидорович

ЗМІСТ

ЗМІСТ	4
ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ.....	6
АНОТАЦІЯ	7
SUMMARY	8
ВСТУП	9
РОЗДІЛ 1. СТАН ПИТАННЯ І ЗАВДАННЯ ДОСЛІДЖЕННЯ.....	11
1.1 Сучасні виклики та роль біоенергетики у забезпеченні енергетичної безпеки	11
1.2 Порівняльний аналіз розвитку біогазового сектору в Україні та Польщі	14
1.2.1 Стан та динаміка розвитку біоенергетики в Україні	14
1.2.2 Політика та досвід розвитку біогазу в Польщі	15
1.2.3. Порівняльний аналіз	15
1.3 Штучні мережі у сфері автоматизації процесів виробництва продукції біогазу	16
РОЗДІЛ 2. ТЕХНОЛОГІЧНА ХАРАКТЕРИСТИКА ОБ'ЄКТУ КЕРУВАННЯ	19
2.1 Біогазова установка як об'єкт керування	19
2.2 Технологічні особливості функціонування біогазової установки.....	21
2.3 Біохімічний процес виходу біогазу з біогазової установки	24
2.3.1 Основні фази процесу отримання біогазу	24
2.3.2 Основні характеристики процесу та склад біогазу.....	25
2.3.3 Домішки	26
2.3.4 Підготовка біогазу до використання: методи очищення	27
2.4 Огляд якісного складу сировини для виробництва біогазу.....	39
РОЗДІЛ 3. ДОСЛІДЖЕННЯ ПРОЦЕСУ ВИРОБНИЦТВА БІОГАЗУ	42
3.1 Дослідження процесу виробництва біогазу	42
3.2 Аналіз технологічного обладнання.....	44
РОЗДІЛ 4. МЕТОДИ ІНТЕНСИФІКАЦІЇ ВИХОДУ БІОГАЗУ З БГУ	56
4.1 Методи інтенсифікації процесів метанового зброджування.....	56
4.1.1 Мікробіологічні методи інтенсифікації метанового зброджування	56
4.1.2 Конструктивно-технологічні методи інтенсифікації метанового зброджування.....	57

4.2 Підвищення виходу біогазу шляхом використання молочної сироватки	61
4.2.1 Аналіз проблеми	61
4.2.2 Мета і постановка завдання.....	63
4.2.3 Матеріали для проведення дослідження.....	63
4.2.4 Процес дослідження.....	65
4.3 Критерій оцінки виробництва біогазу	67
4.4 Результати досліджень	70
РОЗДІЛ 5. ПОБУДОВА НЕЙРОМЕРЕЖІ.....	72
5.1 Принципи побудови нейромережі	72
5.2 Підготовка даних	78
5.3 Побудова нейронної мережі	80
5.3.1 Багатошаровий перцептрон	80
5.3.2 Радіально-базисна мережа.....	87
5.4 Порівняльний аналіз результатів моделювання	95
РОЗДІЛ 6. КОМП'ЮТЕРНО-ІНТЕГРОВАНА СИСТЕМА ВИРОБНИЦТВА ПРОДУКЦІЇ БІОГАЗУ.....	97
6.1 Рішення з автоматизації	97
6.2 Інтеграція нейромережевого модуля в структуру автоматизованої системи.....	101
ВИСНОВКИ.....	103
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	105

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

БГУ – біогазова установка.

ПІ-регулятор – пропорційно-інтегральний регулятор.

ШІ — штучний інтелект.

ШНМ — штучна нейронна мережа.

HRT — Hydraulic Retention Time, гідравлічний час утримання.

IQR — Interquartile Range, міжквартильний розмах.

$\log 1p$ — логарифмічна трансформація типу $\log(1 + x)$, застосовується для стабілізації дисперсії та уникнення $\log(0)$.

MAE — Mean Absolute Error, середня абсолютна похибка.

MLP — Multilayer Perceptron, багатошаровий перцептрон.

OLR — Organic Loading Rate, органічне навантаження на реактор.

R^2 — коефіцієнт детермінації.

RBF — Radial Basis Function, тип штучної нейронної мережі з локалізованими функціями активації.

RMSE — Root Mean Squared Error, середньоквадратична похибка прогнозу.

SCADA — Supervisory Control and Data Acquisition, система диспетчерського керування та збору даних.

SM — суха маса інокулянту.

WSAD — вміст сухих речовин у завантаженні.

z-score — показник стандартизації, що визначає кількість стандартних відхилень від середнього значення.

АНОТАЦІЯ

У дипломній роботі досліджено процес прогнозування виходу біогазу з використанням інтелектуальних методів моделювання на базі штучних нейронних мереж. Основну увагу зосереджено на побудові моделей багатошарового перцептрона та радіально-базисної функціональної мережі для оцінки продуктивності біогазових установок на основі вхідних фізико-хімічних параметрів сировини, зокрема температури, органічного навантаження, вмісту сухих речовин та сухої маси інокулянту.

Запропоновано методику попередньої обробки даних, що включає видалення викидів, нормалізацію та логарифмування цільових змінних. Розроблено програмну реалізацію моделей у середовищі MATLAB із подальшим розбиттям вибірки на тренувальну, валідаційну та тестову множини. Проведено порівняльний аналіз точності моделей на основі метрик RMSE, MAE та коефіцієнта детермінації R^2 . Візуалізація результатів підтвердила здатність моделей ефективно імітувати реальні значення з достатнім рівнем точності.

Результати дослідження можуть бути використані для інтеграції інтелектуального прогнозування в комп'ютерно-інтегровані системи управління біогазовими установками, що сприятиме підвищенню енергоефективності та стабільності виробничих процесів.

Ключові слова: біогаз, штучна нейронна мережа, прогнозування, MLP, RBF, MATLAB, інтелектуальне моделювання, продуктивність ферментації.

SUMMARY

This thesis explores the process of forecasting biogas production using intelligent modeling methods based on artificial neural networks. The primary focus is on the development of multilayer perceptron and radial basis function neural network models to estimate biogas output from anaerobic digesters, based on input physicochemical parameters such as temperature, organic loading rate, total solids in feedstock, and inoculum dry matter content.

A data preprocessing methodology was implemented, including outlier removal, normalization, and logarithmic transformation of the target variable. The models were developed in MATLAB and trained using a dataset divided into training, validation, and test subsets. The performance of the networks was evaluated using RMSE, MAE, and coefficient of determination (R^2). Visual analysis confirmed the models' ability to closely reproduce real values with a satisfactory level of accuracy.

The results of this research can be applied for integration into computer-integrated control systems for biogas plants, contributing to enhanced energy efficiency and process stability.

Keywords: biogas, artificial neural network, prediction, MLP, RBF, MATLAB, intelligent modeling, anaerobic digestion performance.

ВСТУП

У сучасних умовах глобальних кліматичних змін, енергетичної кризи та зростання вимог до екологічної безпеки, питання використання відновлюваних джерел енергії, зокрема біогазу, набуває особливої актуальності. Біогаз, як результат анаеробного зброджування органічних відходів, є перспективним джерелом енергії, що дозволяє не лише зменшити залежність від викопних ресурсів, а й вирішити проблеми утилізації органічних відходів. Значна частка біогазових установок у Європі та світі орієнтована на сільське господарство, де використовується гній, силос, післяжнивні залишки та інші органічні субстрати. Водночас якість виробленого біогазу значно залежить від параметрів технологічного процесу, які можуть змінюватися під впливом зовнішніх та внутрішніх факторів.

На практиці забезпечення стабільної якості біогазу є складним завданням, оскільки процес його виробництва є нелінійним, інерційним і багатопараметричним. Відсутність належної автоматизації та гнучких систем моніторингу призводить до коливань у складі біогазу, що унеможливорює його ефективне використання в когенераційних установках та газотранспортних системах. У зв'язку з цим зростає потреба у впровадженні інтелектуальних, адаптивних систем керування, здатних у реальному часі оцінювати стан процесу та коригувати його для досягнення бажаної якості біогазу.

Комп'ютерно-інтегровані системи керування, що поєднують сенсорні технології, засоби збору даних, математичне моделювання та алгоритми штучного інтелекту, відкривають нові можливості для оптимізації процесу анаеробного зброджування. Такі системи дозволяють не лише відстежувати ключові параметри технологічного процесу, а й прогнозувати його поведінку, здійснювати адаптивне регулювання та автоматизоване прийняття рішень на основі великого обсягу даних.

У рамках виконання кваліфікаційної магістерської роботи було проведено дослідження технологічного процесу, що відбувається в біогазовій установці. Зокрема, розглядалися параметри роботи обладнання та

особливості процесу переробки органічних відходів шляхом анаеробної ферментації в біореакторі з метою отримання біогазу.

Об'єктом дослідження є процес анаеробного зброджування біомаси в біогазовій установці як динамічний технологічний об'єкт керування.

Предметом дослідження є взаємозв'язки і закономірності режимів функціонування біогазової установки та їх вплив на ефективність виробництва біогазу.

Метою кваліфікаційної магістерської роботи є дослідження виробництва та обґрунтована розробка архітектури комп'ютерно-інтегрованої системи керування виробництвом біогазу, яка може забезпечити стабільне досягнення заданих якісних характеристик продукції на основі інтелектуального аналізу технологічних параметрів.

Для реалізації поставленої мети вирішуються наступні завдання:

1. Провести аналіз сучасних технологій виробництва біогазу та визначити перспективи розвитку галузі.
2. Дослідити біогазову установку як об'єкт керування, описати основи біохімічного процесу зброджування.
3. Оцінити якісний склад вхідної сировини та визначити ключові фізико-хімічні параметри, що впливають на якість та вихід біогазу.
4. Зібрати та підготувати експериментальні та табличні дані для моделювання.
5. Побудувати нейронну модель виходу біогазу.
6. Побудувати структуру комп'ютерно-інтегрованої системи, що включає модулі збору, аналізу, прийняття рішень і керування.
7. Реалізувати програмну частину системи та провести тестування на модельних або реальних даних.
8. Оцінити ефективність запропонованої системи за точністю прогнозування.

Методи дослідження: математичне моделювання, імітаційне моделювання, системний аналіз, машинне навчання, літературний огляд.

РОЗДІЛ 1. СТАН ПИТАННЯ І ЗАВДАННЯ ДОСЛІДЖЕННЯ

1.1 Сучасні виклики та роль біоенергетики у забезпеченні енергетичної безпеки

У сучасних умовах глобальної енергетичної кризи питання підвищення енергоефективності набуває особливої актуальності. Впровадження енергоефективних технологій розглядається не лише як спосіб зменшення навантаження на навколишнє середовище, а й як потужний інструмент соціально-економічного розвитку. Енергетичні кризи, пов'язані з обмеженістю запасів нафти й газу, а також погіршення екологічної ситуації, актуалізували пошук альтернативних джерел енергії, зокрема відновлюваних та нетрадиційних.

У контексті глобальної енергетичної трансформації питання розробки ефективних рішень у сфері відновлюваної енергетики набуває особливого значення. Зростаючий попит на енергоресурси, обмеженість традиційних джерел палива та необхідність зменшення негативного впливу на довкілля сприяють активному впровадженню енергоефективних технологій.

Одним із перспективних напрямів є розвиток біоенергетики як форми екологічно чистої, децентралізованої енергетики. Біогазова енергетика, яка поєднує утилізацію органічних відходів із генерацією відновлюваної енергії, виступає одним із найбільш перспективних напрямів сталого розвитку як для України, так і для багатьох інших держав світу. [6-11] На даний момент у науковій та технічній літературі описана значна кількість технологічних підходів до виробництва біогазу, що свідчить про високу гнучкість цієї технології та широкий спектр її практичного застосування. [17]

На схемі (рис.1.1.1) відображено систематизовану класифікацію методів утилізації сільськогосподарських органічних відходів, які умовно поділяються на фізичні, механічні, хімічні та біологічні. Такий підхід дозволяє врахувати специфіку органічної сировини залежно від її фізико-хімічних властивостей, екологічної безпечності та кінцевої мети переробки. Особливе значення серед

наведених методів мають біологічні, які передбачають як використання природних умов, так і застосування керованих штучних процесів. Їх активне впровадження є доцільним у контексті сталого сільського господарства, оскільки сприяє екологічно безпечній утилізації відходів та інтеграції біоенергетичних технологій.

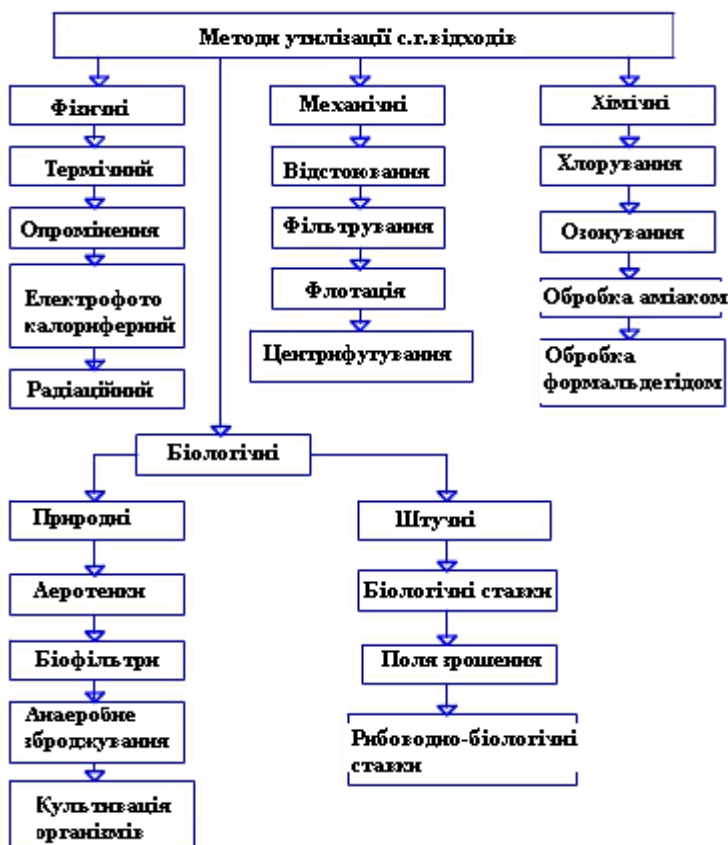


Рис.1.1.1 – Методи утилізації сільськогосподарських органічних відходів.

Одним із найбільш ефективних та екологічно безпечних методів утилізації органічних відходів є їх використання як сировини на біогазових станціях. Це дозволяє не лише повністю переробляти відходи, а й отримувати органічні добрива та екологічно чисте відновлюване паливо – біогаз.

Біомаса, як сировинна база для виробництва біогазу, представлена різноманітними органічними залишками: відходами тваринництва, рослинництва, харчової промисловості, а також органічною фракцією твердих побутових відходів. Незважаючи на наявність значного потенціалу, велика частина цих матеріалів залишається невикористаною, створюючи додаткове

екологічне навантаження. Раціональне використання цієї сировини у біогазових установках дозволяє не лише уникнути негативного впливу на довкілля, а й забезпечити виробництво біогазу – відновлюваного палива з високим енергетичним потенціалом.

Технологічна схема анаеробного зброджування передбачає перетворення біомаси за участю мікроорганізмів у відсутності кисню. В результаті утворюється біогаз, до складу якого входять переважно метан (CH_4) і діоксид вуглецю (CO_2), а також незначна кількість водяної пари та мікродомішок. Енергія, яка вивільняється під час цього процесу, може бути використана для генерації теплової чи електричної енергії або для подальшого очищення з метою отримання біометану.

Особливу актуальність у цьому контексті має створення комп'ютерно-інтегрованих систем управління виробництвом біогазу, які забезпечують не лише автоматизацію процесів, а й підвищення стабільності, прогнозованості та якості кінцевого енергетичного продукту. Такі системи дозволяють інтегрувати реальні технологічні дані, аналітичні моделі та інтелектуальні методи оптимізації, зокрема на основі штучних нейронних мереж.

Впровадження комп'ютерно-інтегрованої системи управління дає змогу в реальному часі контролювати ключові параметри процесу (температура, рН, OLR, HRT, склад субстрату тощо), виявляти відхилення, автоматично коригувати режими роботи установки та забезпечувати цільові значення якості біогазу. Інтеграція з аналітичними і прогнозними моделями дозволяє досягти оптимального співвідношення між енерговитратами й енергетичним виходом.

На основі аналізу сучасного стану галузі, можна сформулювати основне завдання даного дослідження – розробка та обґрунтування архітектури комп'ютерно-інтегрованої системи управління виробництвом біогазу із заданими якісними характеристиками, що базується на зборі, обробці та інтелектуальному аналізі технологічних даних.

1.2 Порівняльний аналіз розвитку біогазового сектору в Україні та Польщі

1.2.1 Стан та динаміка розвитку біоенергетики в Україні

У період з 2014 по 2020 рік Україна зробила низку кроків для інтеграції в європейський енергетичний простір, зокрема через зобов'язання в межах Угоди про асоціацію з ЄС. У 2017 році було ухвалено «Національну стратегію управління відходами до 2030 року», яка стала важливим кроком до впровадження європейських стандартів у сфері поводження з відходами, зокрема шляхом їх енергетичної утилізації.

Біоенергетика, зокрема виробництво біогазу, отримала підтримку через запровадження «зеленого» тарифу (закон від 25.09.2008 року), який зобов'язує постачальників електроенергії викуповувати енергію з відновлюваних джерел. Станом на 2020 рік в Україні функціонувало 49 біогазових об'єктів. За даними Державної служби статистики, 75,4% у структурі виробництва енергії з ВДЕ припадало на біопаливо та відходи. У 2020 році частка біопалив у виробництві електроенергії з ВДЕ досягла 4,3%, а загальна частка ВДЕ у первинному енергопостачанні – 6,6%.

Подальше нормативне регулювання передбачає розвиток біометану як екологічної альтернативи природному газу. Закон №1820-IX (2021) визначає біометан як біогаз, що відповідає параметрам природного газу та може використовуватися в газових мережах або як моторне паливо. Запроваджено податкові стимули, а також цільові показники для інтеграції біометану до енергетичної системи до 2035 року.

Бойові дії, що тривають з 2022 року, завдали значних втрат енергетичній інфраструктурі України. Пошкоджено до 50% енергосистеми, що спричинило зниження виробництва електроенергії та підвищення потреби у децентралізованих джерелах енергії. У цьому контексті зростає актуальність біогазових технологій як стійкого джерела енергії, адаптованого до умов криз.

1.2.2 Політика та досвід розвитку біогазу в Польщі

Польща системно підходить до розвитку біоенергетики. У 2009 році було ухвалено «Енергетичну політику до 2030 року», яка охоплює енергоефективність, енергетичну безпеку та розвиток ВДЕ. Польща імплементувала Директиву 2009/28/ЄС, яка передбачає національні зобов'язання щодо зростання частки ВДЕ та підтримку розвитку сталих джерел енергії через державні інструменти.

У 2017 та 2019 роках було внесено ключові зміни до законодавства про ВДЕ, зокрема впроваджено механізм "зелених" аукціонів та лібералізовано умови для малих біогазових проєктів, зокрема сільськогосподарських. Запроваджені механізми значно активізували інвестиції в біогаз, особливо у сегменті малих установок потужністю 50–499 кВт.

У 2023 році уряд Польщі ухвалив два нові закони, спрямовані на спрощення інвестицій у сільськогосподарські біогазові установки: «спеціальний акт» щодо інвестицій у біогазові системи та поправки до закону про енергетику, що дозволяють підключення до мереж навіть за обмеженої пропускної здатності. Це відкрило можливості для створення до 2000 нових установок, наближаючи Польщу до цілей, визначених ще у 2010 році.

Також у 2023 році було започатковано програму "Енергія для села", яка надає фінансову підтримку фермерам на будівництво ВДЕ-об'єктів, включно з біогазовими станціями. Гранти можуть покривати до 65% витрат, а кредити – до 100%.

Згідно з оцінками, потенціал біогазового виробництва в Польщі становить до 17,7 млрд м³ на рік. Потенційна кількість сільськогосподарських біогазових установок оцінюється в межах 10–13 тисяч, що є порівнюваним із показниками Німеччини.

1.2.3. Порівняльний аналіз

Попри схожість аграрної структури, Україна значно поступається Польщі за рівнем нормативно-правової бази, системної підтримки та кількістю

реалізованих біогазових проєктів. Проте український біоенергетичний сектор демонструє позитивну динаміку розвитку, що підтримується міжнародними зобов'язаннями, національними стратегіями та наявністю значного потенціалу органічних відходів.

Досвід Польщі, зокрема у сфері підтримки малих сільськогосподарських біогазових установок, може стати ефективною моделлю для впровадження в Україні. Географічна близькість, схожі кліматичні та аграрні умови, а також спільні виклики щодо енергетичної безпеки роблять Польщу стратегічно важливим орієнтиром для формування національної політики в галузі біоенергетики.

Перехід до децентралізованих відновлюваних джерел, зокрема біогазу та біометану, стає ключовим чинником енергетичної трансформації обох країн у контексті сучасних викликів – від енергетичної кризи до необхідності досягнення кліматичної нейтральності.

1.3 Штучні мережі у сфері автоматизації процесів виробництва продукції біогазу

Процес анаеробного зброджування характеризується складною багаторівневою структурою, у межах якої одночасно відбуваються численні взаємопов'язані біохімічні реакції, багато з яких залишаються недостатньо дослідженими. Такі паралельні та конкурентні підпроцеси, що протікають у різних просторово-часових масштабах, створюють значні виклики для використання традиційних методів математичного моделювання. У зв'язку з цим виникає потреба у застосуванні більш гнучких інструментів, здатних виявляти приховані взаємозв'язки, внутрішні залежності та закономірності в складних даних. До таких інструментів належать штучні нейронні мережі, які вже довели свою ефективність у розв'язанні задач моделювання та прогнозування для складних технічних і біотехнологічних систем. [[19], [20]]

Штучні нейронні мережі на сьогодні є потужним інструментом інтелектуального моделювання, що здатний ефективно працювати з об'єктами

та процесами підвищеної складності, зокрема у випадках, коли класичні підходи – такі як регресійний аналіз або лінійне моделювання – не дають прийнятних результатів через складну структуру зворотних зв'язків або неочевидні, нерідко нелінійні, взаємозалежності між змінними. [21] У таких ситуаціях саме нейронна мережа, навчена на репрезентативному наборі експериментальних або виробничих даних, здатна сформувати власну внутрішню структуру обробки сигналів і тим самим встановити приховані закономірності між входами (наприклад, параметрами сировини, температурою, часом гідролізу тощо) та виходами (вихід біогазу, концентрація метану тощо).

Перевагою таких моделей є те, що вони не потребують попереднього формулювання математичних рівнянь або гіпотез щодо форми залежності між параметрами – уся необхідна інформація витягується безпосередньо з даних за допомогою процедури навчання. Завдяки цьому нейромережеві моделі часто розглядаються як універсальні апроксиматори, здатні адаптуватися до складної динаміки технічних або біотехнологічних процесів. Особливо це актуально для задач моделювання виходу біогазу, де на ефективність зброджування впливає широкий спектр факторів: тип сировини, її вологість, вміст вуглеводів, білків, жирів, температура, час утримання в камері ферментації, мікробіологічна активність тощо.

Проведений аналіз наукових джерел свідчить, що наразі бракує систематичних досліджень, спрямованих на поглиблене вивчення впливу взаємопов'язаних технологічних параметрів у комп'ютерно-інтегрованих системах для виробництва біогазу заданої якості, особливо з використанням штучних нейронних мереж. Більшість наукових робіт концентрується переважно на окремих характеристиках вхідних і вихідних потоків, таких як властивості сировини або параметри біогазу. Налаштування робочих режимів устаткування зазвичай відбувається нерегулярно та не систематично, а існуючі підходи, як правило, аналізують вплив одного чи двох окремих параметрів або їхніх найпростіших комбінацій. До таких параметрів належать витрата

субстрату, гідравлічний час перебування (HRT), загальний час утримання (RT), коефіцієнти рециркуляції, швидкість потоку субстрату, швидкість подачі осаду із відстійників в анаеробні реактори, тривалість перемішування та бродіння, а також об'ємна швидкість завантаження й органічна швидкість навантаження на реактор [55].

Досвід експлуатації реальних промислових комплексів показує, що ключовою технічною проблемою є оптимальний вибір комбінації незалежних керуючих параметрів установки, зокрема внутрішнього перерозподілу потоків та умов їх утримання всередині системи, з метою максимізації виходу біогазу заданої якості. При цьому основним обмеженням виступають фізико-хімічні параметри стічних вод, визначені за результатами лабораторних досліджень. В умовах реального виробництва саме керування зазначеними технологічними параметрами є основним інструментом впливу на ефективність усього процесу.

Таким чином, актуальність цього дослідження визначається необхідністю розробки комплексного підходу до системної оптимізації параметрів комп'ютерно-інтегрованих систем для виробництва біогазу заданої якості. Запропонований підхід передбачає застосування штучних нейронних мереж для аналізу та моделювання як характеристик субстратів, так і взаємопов'язаної дії максимально широкого спектра технологічних параметрів роботи установки.

РОЗДІЛ 2. ТЕХНОЛОГІЧНА ХАРАКТЕРИСТИКА ОБ'ЄКТУ КЕРУВАННЯ

2.1 Біогазова установка як об'єкт керування

Біогазова установка – це технологічна система, призначена для переробки та знезараження біологічних відходів із одночасним отриманням біогазу та органічних добрив високої якості. До складу такої установки можуть входити один або кілька реакторів для анаеробного зброджування.

Основний принцип її роботи ґрунтується на біологічному процесі ферментації органічної маси під дією метаногенних бактерій у безкисневому середовищі. Ефективність процесу забезпечується дотриманням відповідних температурних режимів: 15-20°C для психофільних, 30-40°C для мезофільних і 50-70°C для термофільних мікроорганізмів, а також підтриманням високої вологості середовища.

Біогазові установки є ефективним способом отримання біометану, який можна використовувати як джерело тепла та електроенергії. Їх перевага в тому, що вони є найбільш стійким джерелом відновлюваної енергії, оскільки робота таких установок майже не залежить від зовнішніх умов (змін клімату або часового періоду доби) [[12], [61], [62]].

Отриманий у межах комп'ютерно-інтегрованої системи біогаз заданої якості може бути використаний як паливо для генерації електричної та теплової енергії або для отримання охолодження в тригенераційних установках. Іншим перспективним напрямом застосування такого біогазу є його очищення з подальшим виробництвом біометану, який слугує екологічно чистою альтернативою природному газу [[16], [63]]. Окрім того, при виробництві біометану в якості побічного продукту можна отримувати біогенний вуглекислий газ (біо- CO_2) [[64], [65]].

В умовах реалізації більш складних технологічних схем, із залученням штучних нейронних мереж для оптимізації та контролю процесів, існує також

можливість отримання інших супутніх продуктів біопереробки, наприклад біометанолу [65].

Проте важливо враховувати, що для стабільного анаеробного розкладання потрібна добре спроектована система, яка відповідає вимогам процесу метанового бродіння та забезпечує оптимальні умови роботи з правильно підібраними субстратами. До основних чинників, які впливають на ефективність біогазових установок, належать: доступність і ефективність субстратів, їхнє різноманіття, якісне проходження ферментації та тривалість безперебійної роботи установки [13].

Сучасні методи метаногенезу біомаси пропонують широкий спектр технічних рішень, від конструктивно простих, самостійно зібраних установок до високотехнологічних комплексів довгочасної безперервної дії, оснащених прогресивними автоматизованими системами. Вибір конкретного варіанту обладнання залежить від масштабів виробництва, вимог до ефективності та економічних параметрів.

Типова промислова установка для виробництва біогазу складається з кількох ключових елементів. Система збирання та підготовки сировини включає резервуари та спеціалізоване обладнання для завантаження матеріалу. Важливим аспектом є підготовка органічної сировини, оскільки ефективність ферментації значною мірою залежить від її якості. Для цього матеріал повинен бути вільним від токсичних сполук, а також підданим попередньому подрібненню, що дозволяє підвищити вихід біогазу до 20%. Гомогенність сировини сприяє оптимізації процесу, оскільки вона забезпечує рівномірний розподіл органічних компонентів, що прискорює біологічне розкладання.

Наступним важливим елементом є ферментаційні камери, оснащені обігрівальними пристроями для підтримки оптимальної температури, необхідної для активної діяльності метаногенних мікроорганізмів. Ферментація в цих умовах забезпечує стабільне виробництво біогазу. Після цього біогаз збирається в спеціальні резервуари, де встановлено обладнання

для очищення газу від домішок та обліку його кількості. Це дозволяє ефективно управляти виробничим процесом, контролюючи якість та кількість отриманого продукту.

Для утилізації залишкової маси, що перебродила, передбачаються спеціальні резервуари для зберігання органічних відходів, які можуть бути використані як органічне добриво або для подальшої обробки.

Процес підготовки сировини має свої вимоги, серед яких особливо важливою є відсутність токсичних сполук. Токсичні інгібітори, такі як дезинфікуючі засоби, пестициди, антибіотики та інші хімічні речовини, що використовуються в сільському господарстві, можуть значно знизити ефективність ферментації. Для цього важливо ретельно контролювати склад сировини, уникаючи матеріалів, які потребують додаткового сортування (наприклад, шматки деревини, метали, пластик, скло, пісок тощо). Це дозволить значно зменшити витрати на обробку матеріалів і підвищити ефективність роботи всієї установки.

2.2 Технологічні особливості функціонування біогазової установки

Сільськогосподарська біогазова установка (рис.2.2.1), що є об'єктом дослідження, розташована на території дослідного господарства у Пшиброді та функціонує на базі Познанського університету природничих наук. Університет володіє вісьмома діючими біогазовими установками, що реалізують п'ять різних технологічних підходів на експериментальних аграрних фермах. Наприкінці 2024 року в рамках інноваційного розвитку університетської інфраструктури було введено в експлуатацію першу в Польщі установку з виробництва біометану, проектна річна потужність якої становить майже 1 млн м³ очищеного біометану.

Досліджувана біогазова установка була введена в експлуатацію у 2019 році. Її електрична потужність становить 499 кВт. Установка займає площу 1850 м², тоді як загальна територія комплексу охоплює 3350 м².

Об'єкт є прикладом ефективної інтеграції технологій відновлюваної енергетики в аграрну виробничу систему, демонструючи можливості реалізації сучасних технічних і технологічних рішень у сфері біоенергетики, розроблених польськими науковими та інженерними школами.

Дослідження цієї установки у контексті комп'ютерно-інтегрованого управління та впровадження моделей на основі штучних нейронних мереж дозволяє розглядати її як платформу для апробації інтелектуальних систем оптимізації виробництва біогазу заданої якості.



Рис.2.2.1 – Біогазова установка в дослідному господарстві Пшиброда: 1 – резервуар для рідких субстратів; 2 – Завантажувальний бункер для твердих субстратів; 3 – гідролізатор; 4 – перший ферментер; 5 – вторинний ферментер; 6 – резервуар дигестату; 7 – ТЕЦ; 8 – контрольний контейнер.

Біогазова установка характеризується модульною конструкцією, що включає два ферментери з робочим об'ємом 870 m^3 кожний. Резервуари ферментерів виконані з кислотостійкої сталі, що забезпечує їхню стійкість до агресивного середовища анаеробного процесу. Для ефективного перемішування субстрату в кожному ферментері передбачено центральний вертикальний змішувач.

У межах реалізації комп'ютерно-інтегрованої системи керування біогазовою установкою, що розташована у Пшиброді, було впроваджено автоматизований збір і обробку ключових параметрів, які характеризують процес анаеробного зброджування. Серед таких параметрів – температура у ферментерах, обсяг щоденного завантаження субстрату, об'єм утвореного біогазу та вміст метану. Постійний моніторинг цих показників дозволяє не тільки підтримувати стабільність технологічного процесу, а й формувати базу даних, що в подальшому може бути використана для аналітики, побудови прогнозних моделей та оптимізації системи на основі штучних нейронних мереж. Це особливо важливо для забезпечення стабільної якості кінцевого продукту – біогазу.

Процес метанового бродіння є складним і чутливим до багатьох факторів. Його перебіг залежить як від типу самої технології, так і від характеристик вихідної сировини. Наприклад, важливими є такі параметри, як вміст сухої речовини, кислотність, температура, органічне навантаження. Усі ці показники тісно взаємопов'язані між собою, а їхня сукупна дія визначає ефективність та стабільність бродіння. Через цю складність виникає потреба в інтелектуальних підходах до керування процесом – зокрема, у застосуванні моделей на основі штучного інтелекту, які здатні адаптуватися до змінних умов і навчатися на основі накопичених даних.

Біогазова установка у Пшиброді розрахована на переробку широкого спектра органічної сировини, серед якої – відходи тваринного походження, залишки рослинного походження, побічна продукція аграрної та харчової промисловості. Такий широкий підхід дає змогу ефективно утилізувати органічні відходи з одночасним виробництвом біогазу, який надалі можна використовувати для виробництва електроенергії, тепла або очищати до стану біометану – екологічно чистої альтернативи природному газу.

З погляду автоматизації, установка обладнана сучасними сенсорними модулями, контролерами та системами збору даних, що дозволяють працювати у режимі реального часу. Це дає можливість оперативно реагувати

на зміни в процесі й підтримувати стабільні умови для життєдіяльності мікроорганізмів.

2.3 Біохімічний процес виходу біогазу з біогазової установки

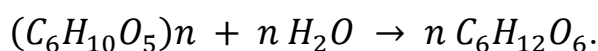
2.3.1 Основні фази процесу отримання біогазу

Основними складовими біогазу є метан (CH_4) і діоксид вуглецю (CO_2), що зумовлює його перспективність як палива, а також як сировини для отримання екологічно чистих хімічних речовин.

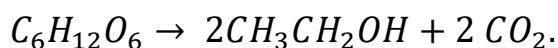
Біохімічний процес утворення біогазу відбувається за відсутності кисню та за участі комплексу мікроорганізмів, що здійснюють поетапне перетворення складних органічних сполук у прості газоподібні продукти.

Процес отримання біогазу включає чотири основні фази:

1. **Гідроліз** – первинне розщеплення високомолекулярних сполук (білків, жирів, вуглеводів, целюлози) на простіші компоненти, такі як амінокислоти, цукри, жирні кислоти. Цей етап забезпечується ферментами, що виділяються гідролітичними бактеріями. Приклад реакції:

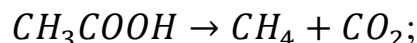


2. **Ацидогенез** (кислототворення) – подальше перетворення продуктів гідролізу в леткі жирні кислоти, спирти, водень, аміак, сірководень та інші побічні продукти. На цьому етапі значно знижується кислотність середовища, і процеси набувають більш інтенсивного характеру. Наприклад:

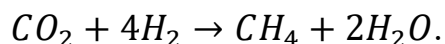


3. **Ацетогенез** – трансформація вищезгаданих проміжних продуктів, зокрема летких жирних кислот (оцтової, пропіонової, масляної), у оцтову кислоту, водень та вуглекислий газ, які є безпосередніми субстратами для наступної стадії — метаногенезу.
4. **Метаногенез** – заключна стадія, на якій метаногенні археї здійснюють утворення метану шляхом двох основних реакцій:

- з оцтової кислоти:



- з водню і вуглекислого газу:



2.3.2 Основні характеристики процесу та склад біогазу

Метаногенез є найважливішим етапом, що визначає енергетичну ефективність установки, оскільки саме метан є основним горючим компонентом біогазу. Оптимальні умови для активності метаногенних бактерій: температура 30–40°C (мезофільний режим) або 50-60°C (термофільний режим), кислотність у межах 6.8-7.5 рН, а також наявність буферної здатності середовища.

Біогаз, утворений у процесі зброджування, має наступний типовий склад:

- метан (CH_4): 50-70%;
- вуглекислий газ (CO_2): 30-50%;
- водень (H_2), сірководень (H_2S), аміак (NH_3) та інші домішки – в незначній кількості.

Сформований газ виходить із біореактора через газовий купол або спеціальні газозбірники, після чого може бути очищений та використаний у якості палива для генерації електроенергії, тепла або як моторне паливо (після відповідної підготовки).

Фактори, що впливають на ефективність процесу утворення біогазу:

- тип і склад сировини;
- співвідношення вуглецю до азоту (оптимальне С:N = 20-30:1);
- температура і режим ферментації;
- тривалість перебування сировини в реакторі (гідрравлічний час утримання);
- наявність токсичних або інгібуючих речовин;
- систематичне перемішування і гомогенізація середовища. [6]

2.3.3 Домішки

Однією з ключових переваг комп'ютерно-інтегрованих біогазових систем є їхній виражений екологічний ефект. У процесі анаеробного зброджування відбувається ефективна утилізація органічних відходів, що сприяє скороченню обсягів твердих побутових відходів та зниженню викидів парникових газів, зокрема метану та вуглекислого газу, які є одними з основних чинників глобального потепління. Саме тому біогазові технології дедалі частіше інтегруються у стратегії сталого розвитку аграрного сектору та енергетики.

Однак, попри очевидні переваги, біогаз як продукт зброджування нерідко містить низку небажаних компонентів, які можуть негативно впливати як на технічний стан обладнання, так і на ефективність наступних етапів його використання (зокрема, у генерації електроенергії, тепла або виробництві біометану). До основних забруднювальних домішок у біогазі належать сірководень, діоксид вуглецю та, у деяких випадках, оксид вуглецю (CO). Вміст цих компонентів значною мірою залежить від типу сировини, що надходить у ферментери, а також від технологічних умов перебігу процесу анаеробного зброджування.

Особливої уваги потребує сірководень, концентрація якого у біогазі може варіюватися від часток відсотка до кількох відсотків. Найвищі рівні H_2S спостерігаються при зброджуванні відходів каналізаційних стоків, твердих побутових відходів або тваринницьких відходів. Згідно з чинними технічними умовами, прийнятими в Україні [19], вміст H_2S у біогазі, що утворюється у метантенках та біогазових установках для переробки органічних відходів, не повинен перевищувати $0,2 \text{ г/м}^3$. Перевищення цієї норми може спричинити інтенсивну корозію технологічного обладнання, скорочення строку його експлуатації та зниження ефективності енергетичного перетворення біогазу.

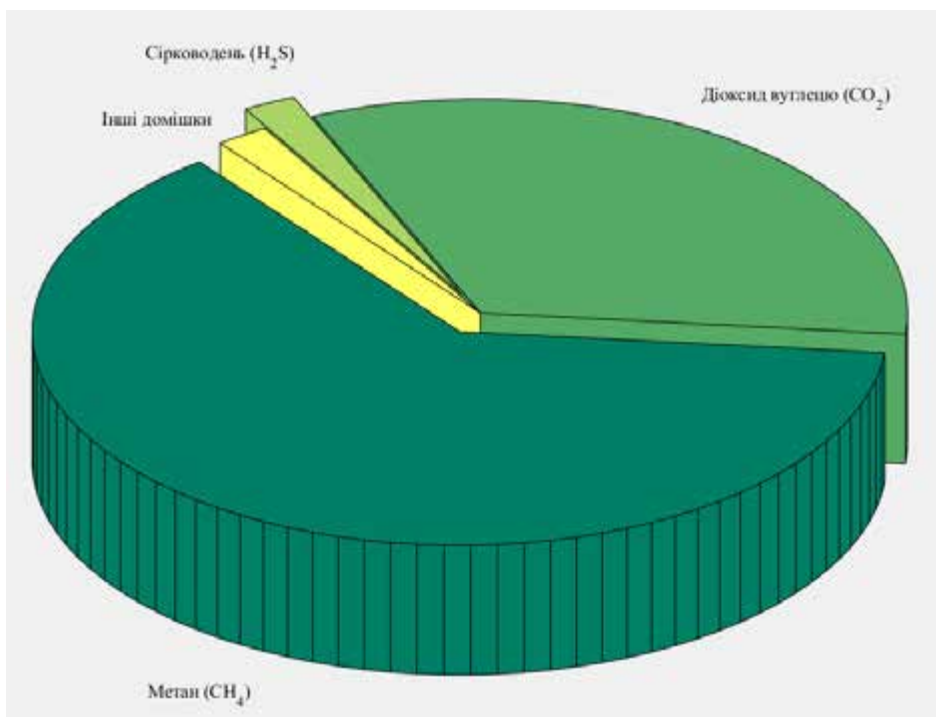


Рис.2.3.3.1 – Хімічний склад біогазу установок анаеробної переробки відходів.

2.3.4 Підготовка біогазу до використання: методи очищення

Для підвищення якісних характеристик біогазу він піддається процесу очищення від домішок. Залежно від вимог до чистоти кінцевого продукту, процес очищення класифікується на грубе, середнє та тонке. У випадках, коли необхідно досягти високого ступеня очищення, застосовуються багатостадійні технологічні схеми, кожен етап яких оптимізується з урахуванням технічної ефективності та економічної доцільності [20-24]. Фізико-хімічні властивості домішок, зокрема CO_2 і H_2S , відіграють ключову роль у виборі методів їхнього вилучення: таких як хімічна абсорбція, фізичне вилучення, біологічна десульфурізація тощо.

Діоксид вуглецю є кислотним оксидом, що характеризується здатністю частково розчинятися у воді та активно взаємодіяти з лужними середовищами. Зокрема, він реагує з розчинами солей лужних металів (наприклад, натрію та калію), а також з органічними сполуками, які містять гідроксильні групи, такими як спирти. За умов низьких температур і підвищеного тиску CO_2 добре розчиняється в органічних розчинниках – метанолі, етанолі, ацетоні тощо. У

біогазі вміст CO_2 зазвичай коливається в межах 20-40% об., що значно перевищує його концентрацію в природному чи коксовому газі. Така варіативність пов'язана із типом використаної сировини та особливостями біоконверсійного процесу.

Сірководень є безбарвним газом із високою токсичністю та характерним запахом тухлих яєць. Він трохи важчий за повітря, конденсується при $-60,8\text{ }^\circ\text{C}$ і твердне при $-85,7\text{ }^\circ\text{C}$. За наявності надлишку кисню H_2S згоряє з утворенням діоксиду сірки та води. Наявність сірководню в біогазі вважається особливо небажаною через його високу корозійну активність, що призводить до пошкодження технологічного обладнання, а також через його шкідливий вплив на здоров'я людини й довкілля.

З метою приведення біогазу до якісного стану, придатного для подальшого використання, застосовуються різні методи очищення, які класифікуються за ступенем очищення – на грубі та тонкі. Методи грубого очищення, призначені для попереднього видалення основних домішок, включають водне промивання під тиском, етаноламінову абсорбцію та обробку гарячим розчином поташу. Для досягнення вищого ступеня чистоти використовуються методи тонкого очищення, серед яких лужна абсорбція CO_2 , низькотемпературне поглинання CO_2 за допомогою метанолу, а також біокаталітичні безреагентні методи видалення H_2S . Останні можуть бути ефективно застосовані як у системах підготовки природного газу, так і у процесах очищення біогазу.

Застосування зазначених методів очищення дає змогу забезпечити стабільну якість біогазу, що відповідає вимогам конкретної сфери застосування, а також суттєво знизити ризики, пов'язані з експлуатацією газотехнічного обладнання. Вибір відповідної технології очищення залежить від цільового призначення біогазу.

Так, для використання в побутових газових приладах, зокрема плитах або котлах, достатньо застосувати методи грубого очищення. Натомість у випадках, коли біогаз передбачається використовувати як моторне паливо,

транспортувати на великі відстані або застосовувати у котлах, адаптованих до природного газу, обов'язковим є тонке очищення.

Додатково, на вибір конкретної технології очищення значний вплив мають економічні можливості виробника, доступність відповідного обладнання, а також загальні техніко-економічні умови експлуатації системи. У контексті комп'ютерно-інтегрованих систем виробництва біогазу заданої якості, ефективне керування процесами очищення, зокрема з використанням штучних нейронних мереж, відкриває нові можливості для оптимізації енерговитрат, підвищення надійності та забезпечення стабільності роботи всього комплексу.

З метою обґрунтованого вибору доцільного способу очищення біогазу від шкідливих домішок доцільно користуватись спеціально розробленим алгоритмом, поданим на рис.3.



Рис.2.3.4.1 – Структурно-логічна схема вибору способу очищення біогазу.

У процесі прийняття рішення, відповідно до запропонованої структурно-логічної схеми, слід обов'язково враховувати техніко-економічні та технологічні характеристики різних методів очищення, що забезпечить

найбільш ефективно та раціональне впровадження обраної технології у конкретних умовах виробництва.

Водне очищення під тиском як метод вилучення сірководню та діоксиду вуглецю з біогазу ґрунтується на принципі різної розчинності цих газів у воді. Зокрема, розчинність діоксиду вуглецю у водному середовищі залежить від парціального тиску: за низьких значень тиску вона незначна, однак зі зростанням тиску здатність CO_2 розчинятись у воді істотно підвищується. Після цього, при зниженні тиску, розчинений газ виділяється назад у газову фазу.

Цей метод очищення вважається ефективним у разі високого вмісту CO_2 у газовій суміші та має низку переваг, серед яких – конструктивна простота обладнання та можливість повторного використання води в циклі.

Взаємозв'язок між концентрацією розчиненого газу та його парціальним тиском описується законом Генрі:

$$C = p \cdot k,$$

де: C – масова концентрація газу у насиченому розчині, p – парціальний тиск, k – константа Генрі, що залежить від температури та природи розчинника.

Згідно з літературними даними, за нормальних умов (атмосферний тиск і температура $20^\circ C$) у 100 мл чистої води може розчинитися приблизно 87,7 мл CO_2 . Водночас з підвищенням температури або за наявності розчинених солей (як у технічній воді) розчинність CO_2 зменшується, що слід враховувати під час практичної реалізації процесу очищення.

У технологічній схемі водного очищення (рис.2.3.4.2) ключовим елементом є газопромивач, у якому здійснюється контакт газової суміші з водою. Для забезпечення енергоефективності процесу важливо оптимізувати витрату води, яка прямо залежить від початкової концентрації CO_2 , температури, а також абсолютного та парціального тиску газу.

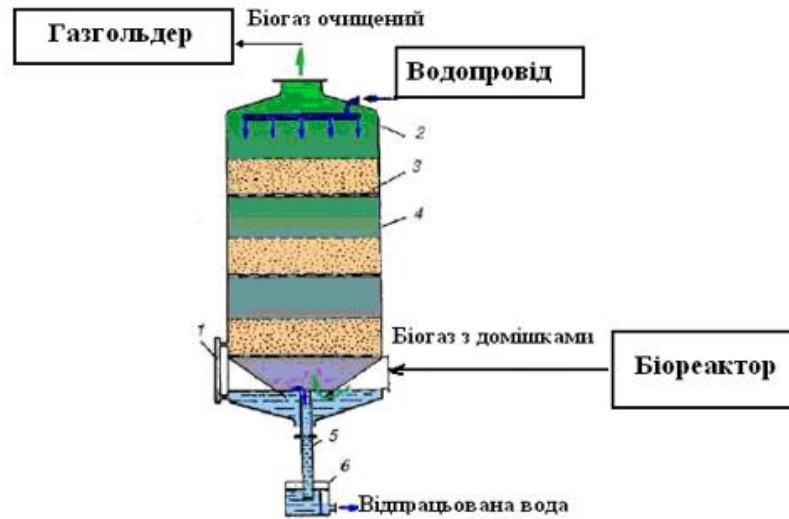


Рис. 2.3.4.2 – Принципово-технологічна схема водневого очищення біогазу від домішок:

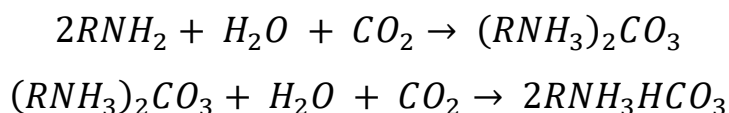
- 1 – водомірне скло; 2 – розподільвач; 3 – колосникові решітки; 4 – чавунні царги;
5 – переливна труба; 6 – збирач.

У випадках, коли біогаз утворюється при атмосферному тиску, перед подачею до системи очищення його попередньо стискають. Рівень робочого тиску визначається техніко-економічними критеріями: зі збільшенням тиску зростає розчинність CO_2 , що дозволяє зменшити витрати води на одиницю очищеного газу. Разом із тим, зростають і енерговитрати на стискання газової суміші. У діапазоні тисків 1-3 МПа сумарна витрата енергії на очищення залишається практично сталою, проте підвищення тиску дає змогу зменшити розміри абсорбера та досягти вищого ступеня вилучення домішок з біогазу.

Очищення біогазу від вуглекислого газу та сірководню за допомогою розчинів етаноламінів базується на їх здатності до хімічного зв'язування з кислотними компонентами газової фази. Розчини етаноламінів (аміноспиртів), які мають лужну природу, взаємодіють з кислотними газами з утворенням відповідних солей [27]. Найчастіше для цього застосовують водні розчини моноетаноламіну (МЕА, $CH_2OH-CH_2-NH_2$), діетаноламіну (DEА, $(CH_2OH-CH_2)_2NH$) та триетаноламіну (ТЕА, $(CH_2OH-CH_2)_3N$). Серед них найбільш активним у газоочистці є моноетаноламін, який широко впроваджено у промислових технологіях [26].

У процесі абсорбції CO_2 етаноламінами утворюються хімічні сполуки типу карбонатів та бікарбонатів, тоді як сірководень вступає в реакцію з утворенням сульфідів і бісульфідів. Ці сполуки нестійкі при температурах вище $100^\circ C$ і зазнають зворотного розкладу з вивільненням CO_2 і H_2S у газову фазу.

Хімічна взаємодія між етаноламіном (RNH_2 , де R – група CH_2OH-CH_2) і CO_2 описується рівняннями:



Поглинання одного моля CO_2 супроводжується виділенням приблизно 66 кДж тепла, для H_2S – близько 65 кДж/моль. Варто зазначити, що за одночасної присутності обох газів у суміші знижується розчинність кожного з них, проте коефіцієнт абсорбції сірководню залишається значно вищим, що дає змогу реалізувати вибіркове видалення H_2S .

Ефективність поглинання зростає при зниженні температури та підвищенні тиску. Навпаки, під час регенерації розчину – при підвищенні температури та зниженні тиску – хімічна рівновага зсувається вліво, що сприяє десорбції кислих газів та відновленню поглинальної здатності абсорбенту. Регенерація здійснюється шляхом нагрівання насиченого розчину, внаслідок чого відбувається розклад карбонатів і бікарбонатів із вивільненням CO_2 та H_2S , а також випаровується частина води.

Однак у процесі експлуатації етаноламінових систем можливе утворення побічних продуктів, які негативно впливають на склад та стабільність розчину, знижуючи його ефективність і спричиняючи втрати аміну. Крім того, розчини етаноламінів мають корозійну активність. Вони агресивні до мідних, цинкових елементів і сплавів, особливо за умов підвищеного насичення кислими газами. Навіть вуглецеві сталі можуть зазнавати корозійного руйнування в киплячих розчинах у присутності CO_2 . Наявність домішок у МЕА також підвищує швидкість корозії, тому доцільним

є використання максимально очищених реагентів та періодичне очищення розчину, наприклад, шляхом перегонки в присутності луку.

У сучасній промисловості найбільш поширеними абсорбентами є МЕА та ДЕА. Проте з огляду на досвід провідних світових підприємств, спостерігається тенденція до переходу на більш ефективний поглинач – метилдиетаноламін, який демонструє покращені абсорбційні властивості та зменшену корозійну активність.

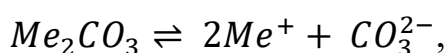
Основні фізико-хімічні характеристики моноетаноламіну та метилдиетаноламіну наведені в таблиці 2.3.4.1. Порівняльний аналіз свідчить про низку переваг третинного аміну МДЕА у порівнянні з первинним аміном МЕА. Зокрема, МДЕА характеризується нижчою корозійною активністю, що дає змогу використовувати його у вигляді більш концентрованих розчинів (30-50 %) без підвищеного ризику пошкодження обладнання. Для МЕА зазвичай рекомендовані концентрації в межах 10-20 %.

Таблиця 2.3.4.1 – Фізико-хімічні властивості МЕА та МДЕА.

Показники	МЕА	МДЕА
Хімічна формула	$HO C_2 H_4 NH_2$	$(HO C_2 H_4)_2 CH_3 N$
Молекулярна маса, г/моль	61,1	119,2
Густина при 20°C, г/см ³	1,015	1,018
Температура кипіння при 101,3 кПа, °C	170	247
Температура замерзання, °C	10,5	-21
Тиск пари при 60°C, Па	660	24
Динамічна в'язкість при 25°C, $\cdot 10^{-3}$ Па·с	19	80
Питома теплоємність при 30°C, кДж/(кг·°C)	2,72	2,32
Робоча концентрація в розчині, %	10–20	30–50
Теплота реакції з H_2S , кДж/кг	1511	1047
Теплота реакції з CO_2 , кДж/кг	1919	1340

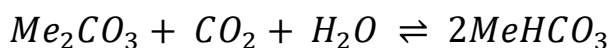
Ефективність та економічність процесу очищення значною мірою визначається витратами теплоти на регенерацію абсорбенту. У разі використання МЕА застосовуються різні технологічні підходи для зниження теплових витрат на відновлення поглинальної здатності розчину. У цьому контексті застосування МДЕА є перспективнішим, оскільки його термодеструктивні властивості дозволяють зменшити загальне теплове навантаження на систему.

Процес очищення біогазу від діоксиду вуглецю за допомогою гарячого розчину поташу (карбонату калію) базується на хімічній взаємодії CO_2 з водними розчинами лужних карбонатів натрію або калію, в результаті чого утворюються бікарбонати. У водному середовищі карбонатна сіль дисоціює на відповідні іони, що можна описати рівнянням:



де Me – катіон лужного металу (Na^+ або K^+).

Сумарне рівняння процесу абсорбції CO_2 представлено наступною реакцією:



У виробничих умовах абсорбцію зазвичай здійснюють при зниженій температурі, оскільки з підвищенням температури зменшується розчинність газів у рідинах. Водночас, продукти реакції – бікарбонати – мають гіршу розчинність у воді порівняно з карбонатами, і підвищення температури сприяє кращому розчиненню солей. З цієї причини у технології очищення віддають перевагу використанню розчину карбонату калію, оскільки його солі мають вищу розчинність, ніж солі натрію, особливо за підвищеної температури.

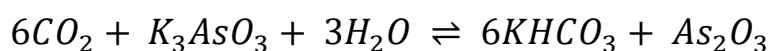
Підвищення температури також сприяє зростанню концентрації солі в розчині, що частково компенсує зниження розчинності газів. Крім того, збільшення температури позитивно впливає на швидкість гідратації CO_2 , тим самим прискорюючи загальний процес абсорбції.

Розчинність CO_2 у гарячому розчині поташу значною мірою визначається парціальним тиском газу над розчином. Тому процес абсорбції

проводиться під підвищеним тиском. Мінімальне значення парціального тиску CO_2 , за якого застосування поташного очищення є економічно доцільним, становить приблизно 0,14 МПа. Для регенерації розчину, насиченого CO_2 , знижують тиск до атмосферного, що зумовлює зміщення рівноваги реакції у зворотному напрямку (вліво).

Таким чином, особливість методу полягає в можливості здійснювати як абсорбцію, так і регенерацію при майже однакових температурах (близько $100^\circ C$), змінюючи лише тиск. У виробничих умовах поглинальна здатність гарячого розчину поташу становить 20-35 м³ CO_2 на 1 м³ розчину. Одноступінчаста абсорбція дозволяє досягти залишкового вмісту CO_2 на рівні 0,5–0,6 % у газовій фазі, що відповідає грубому очищенню.

З метою інтенсифікації процесу при зниженій температурі до складу розчину вводять активуючі добавки. Ефективним каталізатором вважаються сполуки тривалентного миш'яку, які, за припущенням, беруть участь у реакції за наступною схемою:



Під час регенерації рівновага зміщується вліво. Дослідження показали, що додавання As_2O_3 значно підвищує поглинальну здатність розчину. Зокрема, за концентрації миш'яку до 30 г/л швидкість абсорбції зростає в 2,7 раз порівняно зі звичайним розчином поташу.

Однак, варто враховувати, що гарячі розчини поташу є агресивними до вуглецевої сталі. Для захисту обладнання додають інгібітори корозії, а відповідальні елементи (насоси, клапани тощо) виготовляють з корозійностійких матеріалів, зокрема спеціальних марок нержавіючої сталі.

З технологічної точки зору, для реалізації процесу поташного очищення біогазу застосовують абсорбери відповідної конструкції. Принципово-технологічна схема абсорбера для поташного очищення подана на рис.2.3.4.3.

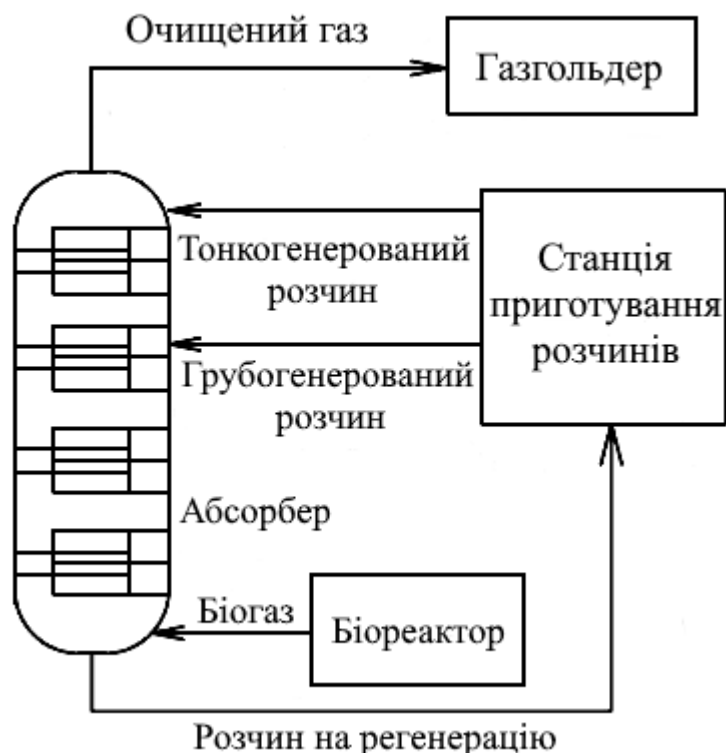
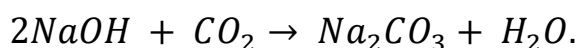
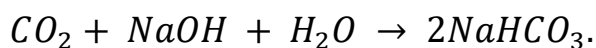


Рис.2.3.4.3 – Принципово-технологічна схема для поташного очищення біогазу в абсорбері.

Процес лужного очищення біогазу від вуглекислого газу з використанням водного розчину гідроксиду натрію ($NaOH$) базується на необоротній хімічній взаємодії між CO_2 та лугом, що описується рівнянням:



На початкових стадіях абсорбції парціальний тиск CO_2 над розчином практично дорівнює нулю, оскільки газ повністю реагує з $NaOH$ до моменту повного перетворення луку в карбонат натрію. Подальше поглинання CO_2 відбувається за участі утвореного Na_2CO_3 , з утворенням бікарбонату натрію за реакцією:

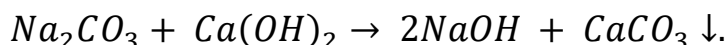


Варто зазначити, що диференціальна теплота розчинення CO_2 у розчинах їдких лугів, незалежно від типу катіона, становить близько 117 кДж/моль, що свідчить про екзотермічний характер процесу.

Температурний чинник відіграє важливу роль у кінетиці абсорбції: зі зростанням температури швидкість захоплення CO_2 розчином

NaOH підвищується. Водночас накопичення в системі продуктів реакції, зокрема карбонату натрію, призводить до зниження ефективності поглинання за рахунок зменшення активності вільного лугу.

Для відновлення поглинальної здатності розчину проводять регенерацію *NaOH* шляхом обробки карбонату натрію гідроксидом кальцію (вапняним молоком), внаслідок чого утворюється гідроксид натрію та осад карбонату кальцію:



Цей підхід дозволяє зменшити експлуатаційні витрати та забезпечити багаторазове використання лужного розчину в циклічному режимі.

Процес очищення проходить у рідкому середовищі при температурі 90-95°C та за умов постійного перемішування. Установа для регенерації лугу за допомогою вапна є громіздкою, а сам процес не завжди відповідає сучасним санітарно-гігієнічним вимогам, що обумовлено необхідністю дрібнення та гасіння вапна, транспортуванням шламу на відвал тощо. Тому регенерацію відпрацьованого лугу зазвичай здійснюють тільки у разі значних витрат лугу та необхідності його транспортування. В інших випадках відпрацьовані водяні розчини лугу використовують для допоміжних процесів нейтралізації, після чого скидають у спеціально організовані системи для хімічно забруднених стоків. Для очищення 1000 м³ газу витрачається від 0,15 до 1,6 кг 92%-ої каустичної соди, в залежності від концентрації CO₂ у вихідному газі. Для регенерації відпрацьованого розчину лугу необхідно 9 кг *CaO* та 30 кг пари при тиску 0,5 МПа.

Очищення біогазу від діоксиду вуглецю методом низькотемпературної абсорбції метанолом проводиться в діапазоні температур від -30 до -60 °C при тиску 1-3 МПа. Метанол є високоефективним абсорбентом не тільки для CO₂, але й для сірководню та деяких інших домішок, присутніх у газовій суміші. Розчинність CO₂ у метанолі значно вища, ніж у воді, і зростає зі зниженням температури та збільшенням тиску. При температурі -60 °C розчинність CO₂ в метанолі в 75 разів більша, ніж у воді при 25°C. Завдяки цьому, при очищенні

газу метанолом в умовах низьких температур, витрати абсорбенту на очищення одиниці об'єму газу значно менші, ніж при водяному очищенні CO_2 . Це дозволяє зменшити енергетичні витрати процесу абсорбції.

Крім того, витрати водню при низькотемпературній абсорбції знижуються порівняно з їх втратами при водяному промиванні газу під тиском, що обумовлено не лише скороченням питомої витрати абсорбенту, а й зменшенням розчинності водню в метанолі при зниженні температури. Найбільш ефективно цей процес проводиться при тиску 1-3 МПа, при цьому мінімальний тиск становить 0,5 МПа. Метод є ефективним для одночасного видалення кількох домішок з газової суміші за умови їх досить високого початкового вмісту. Хоча для цього методу необхідно використовувати охолоджувальне обладнання, енергетичні витрати на очищення не перевищують ті, що потребує водяне промивання газу.

Для очищення біогазу від сірководню застосовується безреагентна біокаталітична технологія. Стандартні методи очищення базуються на хімічних реакціях в рідкій фазі, фізичній абсорбції та наступній хімічній конверсії, що мають кілька недоліків: висока витрата реагентів, корозія обладнання, високі температури та тиски, що робить їх дуже дорогими. Альтернативою є біокаталітична безреагентна технологія, яка дозволяє знижувати вартість процесу [27].

У скруберах сірководень взаємодіє з слабколужним розчином (кислотність 8,0-8,5 рН), де відбувається абсорбція H_2S . Потім рідина, що вийшла з скрубера, надходить у мікроаеробний реактор, де бактерії окислюють сульфід до елементарної сірки при м'яких умовах. Регенерація слаболужної рідини відбувається для подальшого її використання у скруберах, де вона знову абсорбує H_2S . Елементарна сірка видалається, а рідина повертається для наступної абсорбції сірководню.

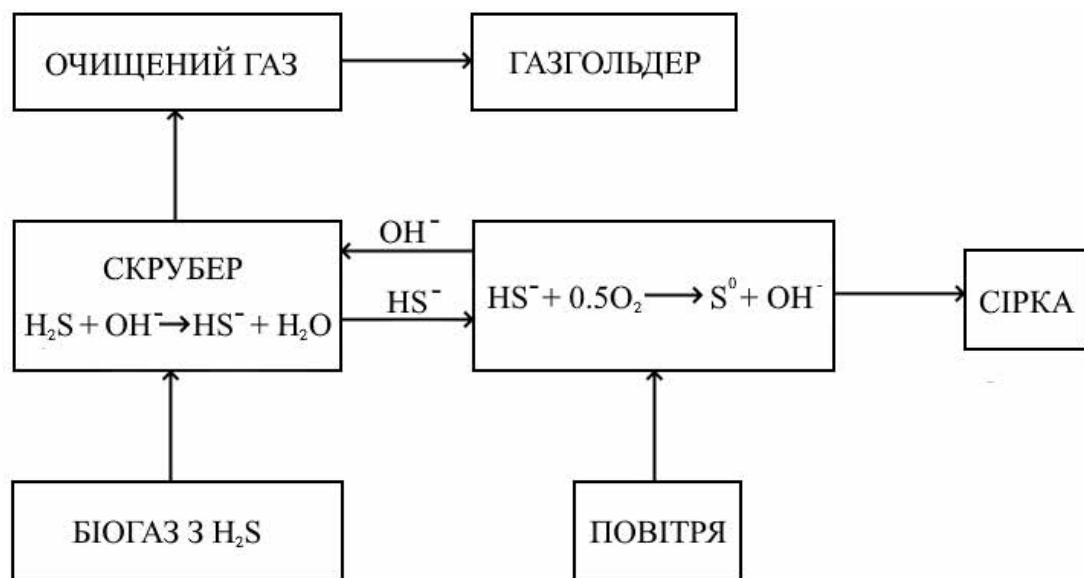


Рис.2.3.4.4 – Технологічна схема біокаталітичної технології очищення біогазу від сірководню.

Переваги запропонованої технології порівняно з традиційними методами:

- Практично безреагентний характер процесу, оскільки для підтримки життєдіяльності бактерій потрібні лише деякі солі;
- Економічність, що забезпечує зниження витрат;
- Практично замкнутий цикл з мінімальними об'ємами стічних вод;
- Основний кінцевий продукт – сірка – може бути легко повторно використаний, зокрема для виробництва сірчаної кислоти;
- Процес відбувається при температурі 15-25°C і нормальному атмосферному тиску.

2.4 Огляд якісного складу сировини для виробництва біогазу

Одним із ключових чинників, що визначають ефективність анаеробного зброджування, є хімічна будова вхідної біомаси. Зокрема, важливу роль у цьому процесі відіграє наявність лігноцелюлозних компонентів – таких як целюлоза, геміцелюлоза та лігнін. Саме вони значною мірою зумовлюють швидкість гідролізу субстрату, ступінь доступності органічної речовини для

мікроорганізмів, а отже – і кінцеву продуктивність утворення біогазу. З метою комплексної характеристики сировини та її придатності до біоконверсії доцільно застосовувати методи визначення основних волокнистих фракцій, зокрема сирої клітковини (Crude Fiber, CF), кислотно-детергентної клітковини (ADF) та нейтрально-детергентної клітковини (NDF).

Визначення сирої клітковини (Crude Fiber, CF).

Сира клітковина традиційно визначається як залишок органічної речовини після послідовного кислотного та лужного гідролізу. Відповідно до стандарту AOCS Ваба-05, процедура включає обробку зразка 0,255N сірчаною кислотою та 0,313N натрій гідроксидом, з подальшим зольним визначенням стійкого залишку. Метод реалізується за допомогою фільтрувальних пакетів і автоматизованої системи типу ANKOM А200, що забезпечує однакові умови для всіх зразків. Отримані значення CF приймаються як індикатор загальної волокнистості біомаси і широко використовуються у ветеринарній та аграрній практиці, а також у біоенергетичних дослідженнях.

Визначення кислотно-детергентної клітковини (ADF).

Метод ADF орієнтований на визначення вмісту компонентів, менш схильних до ферментативного розщеплення, а саме целюлози та лігніну. При цьому геміцелюлоза та розчинні вуглеводи вилучаються за допомогою кислотного детергентного розчину, що дозволяє зосередити аналіз саме на складних для деградації структурах. Процедура виконується при температурі близько 100 °С з наступним промиванням, сушінням та зольним визначенням залишку. Значення ADF часто використовуються для оцінки потенційної швидкості процесу зброджування та тривалості гідролітичної фази.

Визначення нейтрально-детергентної клітковини (NDF).

На відміну від ADF, методика NDF охоплює повний спектр структурних вуглеводів – геміцелюлозу, целюлозу та лігнін – і, таким чином, дозволяє оцінити загальний рівень структурованості субстрату. У межах процедури зразок обробляється нейтральним детергентом (із додаванням хелатуючих агентів типу ЕДТА та фосфатних буферів) при кип'ятінні, після чого

проводиться стандартне фільтрування та сушіння. Показник NDF є важливим маркером для прогнозування повільного, проте стабільного утворення біогазу з жорстких фракцій, і прямо впливає на вибір часу гідравлічного утримання (HRT) у реакторі.

Результати аналізів CF, ADF і NDF надають розгорнуте уявлення про волокнисту природу сировини, її структуру та потенційну швидкість розкладання у ферментативному середовищі. Високий вміст ADF і NDF свідчить про необхідність подовжених режимів ферментації, тоді як низькі значення цих показників є характерними для більш легко зброджуваних матеріалів. Включення зазначених аналітичних методів до процедури передобробки дозволяє не лише прогнозувати вихід біогазу, а й підвищити ефективність роботи біогазової установки шляхом точного налаштування режимних параметрів.

РОЗДІЛ 3. ДОСЛІДЖЕННЯ ПРОЦЕСУ ВИРОБНИЦТВА БІОГАЗУ

3.1 Дослідження процесу виробництва біогазу

Слід підкреслити, що хоча біогазові установки стійкі до зовнішніх факторів (можливо, крім інгібіторів процесу в деяких субстратах), існує багато факторів процесу, які впливають на ефективність анаеробного збродження [7,8]. Залежно від параметрів процесу, різна кількість метану може бути отримана з того самого субстрату (або суміші субстратів), також у різний час (так званий час утримання) [9,10]. Тому так важливо аналізувати процеси, що відбуваються всередині ферментерів, і вплив на них різних параметрів [11].

Процес виробництва біогазу в комп'ютерно-інтегрованій установці є багатоетапною та автоматизованою технологічною процедурою, що включає підготовку сировини, ферментацію, очищення газу, а також виробництво та утилізацію енергії. Послідовність технологічного циклу базується як на практичних рекомендаціях, так і на сучасному підході до автоматизованого контролю й моніторингу процесу.

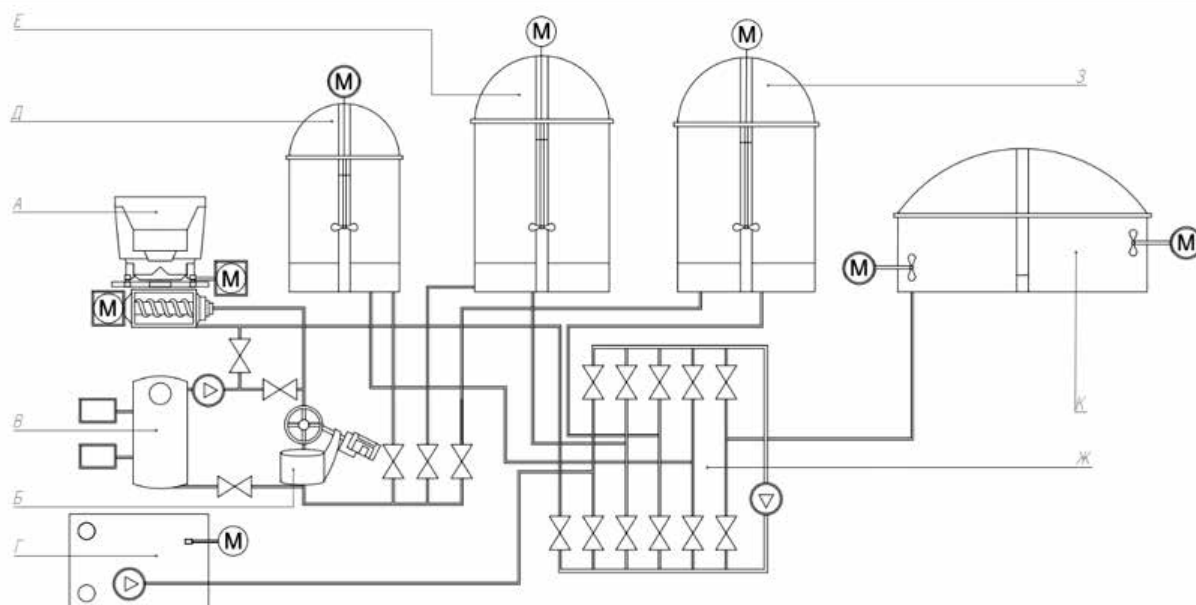


Рис.3.1.1 – Технологічна схема роботи біогазової установки: А – дозатор твердих субстратів, Б – подрібнювач сировини, В – установка для кавітаційної обробки, Г – рідка сировина, Д – гідролізатор, Е – перший ферментор, Ж – система клапанів для керування потоками, З – другий ферментор, К – лагуна.

1. Подача органічної сировини

Біологічні відходи (гній ВРХ, залишки кормів, сироватка тощо) надходять до резервуарів для зберігання або одразу до змішувачів через систему насосів. У зоні дозатора здійснюється гомогенізація та попереднє змішування сировини. Тут застосовуються витратоміри та тискові датчики для контролю кількості поданого матеріалу та гідравлічного стану системи.

2. Підготовка субстрату

Рідкий субстрат надходить до резервуару попередньої обробки (гідролізатора), де відбувається його накопичення. У цьому модулі контролюється рівень рідини, наявність аварійного переповнення, а також захищаються насоси від сухого ходу. За потреби субстрат підігрівається до температури ферментації.

3. Метанове зброджування

Субстрат транспортується у ферментаційні резервуари, де відбувається анаеробне зброджування за температури 39-40 °С. Підтримка температури забезпечується за рахунок системи циркуляції теплоносія, що включає температурні та тискові сенсори в тепловому контурі та насосній системі. У разі коливань температури понад $\pm 1^{\circ}\text{C}$ активність мікрофлори знижується, що критично впливає на вихід метану.

У ферментерах встановлено мішалки, які забезпечують:

- однорідність температури;
- розподіл біомаси;
- запобігання утворенню біоплівки.

Контроль рівня, тиску біогазу та температури в камерах реалізується за допомогою серії вибухозахищених датчиків.

4. Виведення поферменту

Після завершення процесу бродіння залишки (пофермент) транспортуються до резервуару (лагуни). У ньому контролюються рівень заповнення, температура та тиск газу. Профілактичні сигналізатори

запобігають аваріям і переповненням. Пофермент може бути далі використаний як органічне добриво.

5. Відведення конденсату

У нижній частині газових трубопроводів або поблизу лагуни встановлена система відведення конденсату. Поплавкові сигналізатори здійснюють керування насосами при досягненні відповідних рівнів рідини та аварійне сповіщення при переповненні.

6. Очищення біогазу

Біогаз перед використанням піддається очищенню в спеціалізованому блоці – станції очищення газу. Тут встановлено:

- Газоаналізатор для моніторингу вмісту CH_4 , H_2S та O_2 ;
- Турбінний лічильник – для обліку виробленого газу;
- Датчики тиску – для підтримки стабільного режиму подачі газу.

Найважливішим є зниження вмісту H_2S до безпечного рівня, адже він є агресивним до металів і двигунів когенераційних установок.

7. Утилізація біогазу

Очищений біогаз подається до когенераційної установки, де відбувається спалювання газу з утворенням електроенергії та тепла. Тепло використовується в системі обігріву ферментерів, а також на господарські потреби. Електроенергія подається в мережу або використовується на власні потреби підприємства.

3.2 Аналіз технологічного обладнання

З огляду на те, що біогазова установка у місті Познань є об'єктом приватної власності, технічні характеристики застосованого обладнання наводяться без вказівки конкретних типів чи виробників.

Ферментаційний резервуар є ключовим технологічним елементом біогазової установки, де реалізується процес анаеробного зброджування органічної біомаси. У межах цього біохімічного процесу спеціалізовані групи мікроорганізмів здійснюють розщеплення органічних сполук за відсутності

кисню, в результаті чого формується біогаз — газова суміш, основними компонентами якої є метан і вуглекислий газ, а також незначні концентрації домішок.

Для забезпечення стабільної, контрольованої та безпечної роботи резервуара, їх оснащено низкою контрольно-вимірювальних приладів і сенсорів, які інтегровані в автоматизовану систему керування. Зокрема, для моніторингу обсягу завантаженої сировини застосовується датчик рівня, що функціонує на основі вимірювання тиску стовпа рідини. Цей пристрій дозволяє своєчасно виявляти як недозавантаження, так і критичне переповнення резервуара. Для запобігання аварійним ситуаціям, пов'язаним із переливом, додатково встановлюється сигналізатор переповнення – поплавковий вимикач, адаптований до роботи у вибухонебезпечному середовищі.

Температурний режим всередині ферментера є визначальним чинником ефективності метаногенезу, тому в конструкції передбачено температурні сенсори з уніфікованим вихідним сигналом 4-20 мА. Вони забезпечують безперервне відстеження температури в режимі реального часу, що дає змогу підтримувати її в оптимальному для ферментації діапазоні: мезофільному (35-40°C) або термофільному (50-55°C).

Ще одним важливим параметром контролю є тиск біогазу, що накопичується у верхній частині резервуара. Для цього використовуються вибухозахищені сенсори тиску з аналоговим виходом. Інформація з цих пристроїв дозволяє виконувати оперативне регулювання тиску в системі, зокрема запуск або відключення допоміжного обладнання (компресорів, спалювальних факелів тощо), а також забезпечувати захист від перевищення допустимих меж тиску.

Технічні характеристики датчиків	
Призначення	Тип та характеристики
Вимірювання рівня заповнення	Датчик тиску з аналоговим виходом 4-20 мА, робочий діапазон вимірювання: 0-2 бар.
Індикатор переповнення	Поплавковий вимикач, вибухозахищене виконання.
Вимірювання температури	Датчик температури з аналоговим виходом 4-20 мА, робочий діапазон вимірювання: від -20 до +100°C.
Вимірювання тиску газу	Датчик тиску з аналоговим виходом 4-20 мА, робочий діапазон вимірювання: 0-20 мбар, вибухозахищене виконання.

Резервуар рідкого субстрату відіграє одну з ключових ролей у структурі біогазової установки, виконуючи функції накопичення, зберігання та підготовки органічної сировини в рідкому стані перед її подачею до ферментаційного реактора. Основне призначення цього вузла – забезпечення безперервного та стабільного надходження гомогенного субстрату в камери зброджування, що є запорукою рівномірного перебігу анаеробних процесів. З метою забезпечення технологічної стабільності, гідролізатор оснащується комплексом контрольно-вимірювальних приладів та захисних елементів. Одним з основних засобів моніторингу є гідростатичний сенсор рівня рідини, який здійснює безперервне вимірювання висоти стовпа субстрату. Це дозволяє визначати поточну кількість сировини, регулювати її подачу та своєчасно поповнювати резервуар, тим самим запобігаючи роботі насосного обладнання у режимі «сухого ходу».

Сигналізатор сухого ходу насоса є захисним елементом, який фіксує наявність критичного зниження рівня рідини. При виявленні такої ситуації система автоматично вимикає насос, попереджаючи перегрів, підвищене механічне навантаження або вихід обладнання з ладу. Таким чином, забезпечується підвищення ресурсу насосного обладнання та загальна надійність системи.

Для запобігання переливу резервуара передбачено сигналізатор переповнення, який активується при перевищенні встановленого критичного рівня. Це дозволяє уникнути втрати субстрату, забруднення навколишнього середовища та ймовірного пошкодження іншого технологічного обладнання, з яким резервуар пов'язаний гідравлічно.

Технічні характеристики датчиків	
Призначення	Тип та характеристики
Вимірювання рівня рідини	Гідростатичний зонд, вихідний сигнал 4-20 мА, діапазон вимірювання 0-4 м H_2O 0-1 бар.
Індикатор сухого ходу насоса	Поплавковий вимикач для захисту насосного обладнання.
Індикатор переповнення	Поплавковий вимикач для сигналізації перевищення рівня рідини.

Технічний контейнер, розташований у нижній частині інфраструктури біогазової установки між насосними вузлами, відіграє ключову роль у забезпеченні безперебійного функціонування всієї технологічної системи. До його складу входить низка елементів — насосні агрегати, кавітаційний блок, мацератор, а також трубопровідна арматура, клапани та контрольно-вимірювальні прилади. Цей функціональний модуль забезпечує приймання, підготовку, транспортування та термомеханічну обробку субстрату, що подається до ферментерів. Робота обладнання в контейнері тісно інтегрована із системою автоматичного керування, що дозволяє в режимі реального часу здійснювати контроль та коригування ключових технологічних параметрів.

З метою оцінки стану гідравлічної системи перед насосом встановлюється тисковий сенсор, який фіксує значення вхідного тиску в трубопроводі. Це дає змогу виявляти можливі порушення, зокрема, втрату тиску через неповне заповнення системи або гідравлічний опір внаслідок забруднення трубопроводів. Аналогічний тисковий датчик встановлюється після насосного обладнання, що дозволяє оцінити вихідний тиск, втрати тиску та визначити ефективність роботи насосного агрегату.

Важливою складовою технологічного контролю є витратомір, встановлений у контурі подачі технологічної фракції. Зокрема, використовується індукційний витратомір типу PROMAG W400, який забезпечує високоточне вимірювання об'ємної витрати субстрату в трубопроводі. Це дає змогу забезпечити необхідну інтенсивність завантаження ферментерів, підтримувати стабільний режим роботи, а також коректно функціонувати алгоритмам дозування.

Температурний контроль реалізується за допомогою сенсора температури, який здійснює постійний моніторинг стану середовища у контейнері. Параметри температури є критично важливими як для забезпечення нормальної роботи насосного обладнання (недопущення перегріву), так і для підтримання технологічного теплового балансу на вході до ферментаційних резервуарів.

Технічні характеристики датчиків	
Призначення	Тип та характеристики
Датчик тиску (перед центральним насосом)	Діапазон вимірювання тиску: 0-10 бар; забезпечує контроль гідравлічного тиску в системі перед подачею на насос.
Датчик тиску (після центрального насоса)	Діапазон вимірювання тиску: 0-10 бар; дозволяє оцінити роботу насоса та втрати тиску в трубопроводі після перекачування.
Витратомір технологічної фракції	Електромагнітний витратомір типу PROMAG W400 DN150; максимальна витрата: 70 м ³ /год; використовується для обліку і регулювання подачі технологічного середовища.
Датчик температури	Діапазон вимірювання температури: від 0 до +100°C; здійснює моніторинг температурного режиму процесу.

Секція дозування відіграє ключову роль у структурі біогазової установки, забезпечуючи контрольоване введення органічної сировини до основного технологічного потоку. Основним завданням цієї ділянки є транспортування попередньо підготовленого субстрату – у вигляді подрібненої або гомогенізованої біомаси – до ферментаційної камери.

Залежно від конструктивного рішення, подача може реалізовуватись за допомогою шнекових механізмів, гідравлічних насосів або пневматичних систем.

Для досягнення високої точності дозування, забезпечення технологічної безпеки та стабільності процесу, у секції дозування застосовуються спеціалізовані сенсорні пристрої, зокрема датчики тиску та витратоміри. Датчик тиску зазвичай монтується на виході подаючого механізму (наприклад, шнекового або гвинтового насоса) і виконує функцію моніторингу тиску у трубопроводі. Це дає змогу виявляти потенційні порушення, такі як гідравлічний опір, засмічення або перевантаження, і вчасно вживати заходів для запобігання аварійним ситуаціям. Контроль тиску сприяє підвищенню довговічності насосного обладнання та забезпечує рівномірну подачу сировини до ферментера.

Витратомір, що також входить до складу секції, виконує безперервне вимірювання кількості поданого субстрату в об'ємному або масовому вираженні. Отримані дані використовуються не лише для забезпечення точного дозування відповідно до встановлених параметрів технологічного процесу, а й для формування статистичних звітів щодо добового завантаження, оцінки ефективності використання сировини та прогнозування обсягів виробництва біогазу. Крім того, на основі інформації з витратоміра здійснюється коригування подачі в автоматизованому режимі, що підвищує адаптивність та ефективність системи керування.

Технічні характеристики датчиків	
Призначення	Тип та характеристики
Датчик тиску	Діапазон вимірювання тиску: 0-10 бар; контролює тиск у системі після гвинтового насоса для запобігання перевантаженню обладнання.
Витратомір	Застосовується для вимірювання об'ємної або масової витрати середовища в системі подачі субстрату.

Резервуар поферменту є невід'ємною складовою біогазового комплексу та виконує функцію накопичення і тимчасового зберігання залишкової біомаси після завершення процесу анаеробного зброджування. Отриманий пофермент є стабілізованим органічним продуктом, придатним для подальшого використання в аграрному секторі як високоякісне органічне добриво. З метою забезпечення безпечного, ефективного та контрольованого функціонування резервуара у його конструкцію інтегруються низка контрольно-вимірювальних приладів.

Для безперервного моніторингу об'єму накопиченого поферменту використовується сенсор рівня заповнення, який, як правило, є тисковим перетворювачем із уніфікованим аналоговим виходом 4–20 мА. Завдяки такому підходу забезпечується автоматичне виявлення необхідності відкачування або поповнення об'єму ємності, а також забезпечується злагоджена взаємодія з іншими модулями автоматизованої системи керування (АСК).

На додаток до основного контролю рівня застосовується сигналізатор переповнення, який виконує функцію аварійного захисту та активується при досягненні критичної межі заповнення. Такий поплавковий вимикач, що встановлюється у вибухозахищеному виконанні, дозволяє запобігти виходу середовища за межі резервуара, знизити ризики екологічного забруднення та забезпечити автоматичну зупинку процесу подачі сировини.

Температурний режим у резервуарі поферменту контролюється за допомогою температурного сенсора з аналоговим вихідним сигналом 4–20 мА. Контроль температури дозволяє своєчасно виявляти відхилення, пов'язані з небажаною мікробіологічною активністю або змінами фізико-хімічного стану матеріалу, що є особливо важливим для дотримання санітарно-гігієнічних норм та забезпечення безпечного зберігання біомаси.

Зважаючи на можливість утворення залишкової кількості біогазу або його вторинної генерації, в резервуарі встановлюється вибухозахищений датчик тиску газу. Він забезпечує контроль внутрішнього тиску в газовому

просторі над поферментом, що дозволяє своєчасно вживати заходів для попередження перевищення допустимих значень і підтримання цілісності технологічного обладнання.

Технічні характеристики датчиків	
Призначення	Тип та характеристики
Датчик вимірювання рівня заповнення	Датчик тиску з аналоговим вихідним сигналом 4-20 мА; діапазон вимірювання: 0-1 бар; призначений для безперервного контролю рівня рідинного середовища в резервуарі.
Сигналізатор переповнення	Поплавковий вимикач у вибухозахищеному виконанні; забезпечує аварійне сповіщення про досягнення критичного рівня заповнення.
Датчик температури	Температурний сенсор з вихідним сигналом 4-20 мА; робочий діапазон: -20...+100 °С; призначений для контролю температурного режиму середовища.
Датчик тиску газу	Датчик тиску з виходом 4-20 мА; діапазон: 0-20 мбар; вибухозахищене виконання; використовується для моніторингу тиску біогазу в системі.

Система підтримання тепла, частково інтегрована в трубопровідну мережу між ферментерами (зокрема, обслуговує реактори F1 та F2), є критично важливою складовою частиною біогазової установки. Її основне призначення полягає в забезпеченні стабільного температурного режиму в камерах зброджування, що є необхідною умовою для ефективного перебігу процесів анаеробного зброджування.

Функціонально система реалізує циркуляцію і підігрів теплоносія через теплообмінні трубопроводи, а також здійснює моніторинг температурних і тискових параметрів за допомогою інтегрованих сенсорів. Регулювання температури є важливим як для підтримки життєдіяльності метаногенних бактерій у ферментерах, так і для захисту обладнання від перегріву чи теплових втрат.

У структурі SUG встановлюється низка контрольно-вимірювальних пристроїв. Температурний сенсор центрального насоса відповідає за контроль робочої температури теплоносія в зоні насосного обладнання, що дозволяє

запобігти його перегріву. Додатково, тискові сенсори до і після насоса забезпечують контроль втрат тиску та дозволяють оперативно виявляти гідравлічні збої, що підвищує надійність циркуляційної системи.

Контроль температури й тиску у головному колекторі центрального опалення здійснюється за допомогою відповідних сенсорів, що дозволяє регулювати рівномірний розподіл тепла між технологічними блоками. Окремо передбачено температурно-тисковий контроль у контурі "циркуляційне тепло — біотехнологічний акселератор", що оптимізує умови для інтенсифікації процесу ферментації.

Система також оснащена теплотічильником, який об'єднує функції витратоміра та обчислювального блоку. Він використовується для точного обліку кількості переданої теплової енергії, що є важливим для енергетичного балансу установки. Загальний витратомір забезпечує моніторинг об'ємного потоку теплоносія в системі.

Технічні характеристики датчиків	
Призначення	Тип та характеристики
Датчик вимірювання температури центрального насоса	Температурний сенсор з аналоговим вихідним сигналом 4-20 мА; діапазон вимірювання: 0-1 бар; використовується для контролю температури робочого середовища в зоні насоса.
Датчик тиску перед центральним насосом	Поплавковий вимикач, призначений для роботи у вибухонебезпечному середовищі; забезпечує безпечне функціонування насосного вузла.
Датчик тиску після центрального насоса	Температурний сенсор з вихідним сигналом 4-20 мА; робочий діапазон температур: від -20 до +100°C; здійснює контроль нагріву після насосної секції.
Датчик температури колектора системи центрального опалення (циркуляційне тепло)	Сенсор тиску з вихідним сигналом 4-20 мА; діапазон: 0-20 мбар; призначений для вибухонебезпечних зон; контролює тиск теплоносія.
Датчик тиску в колекторі циркуляційного теплоносія	Перетворювач тиску з аналоговим виходом 4-20 мА; діапазон: 0-6 бар; забезпечує нагляд за стабільністю системи опалення.

Датчик температури в контурі "циркуляційне тепло – біотехнологічний акселератор"	Температурний перетворювач з виходом 4-20 мА; діапазон вимірювання: 0-100°C; контролює тепловий режим у технологічному контурі акселератора.
Датчик тиску в контурі "циркуляційне тепло – біотехнологічний акселератор"	Перетворювач тиску з аналоговим вихідним сигналом 4-20 мА; діапазон: 0-6 бар; забезпечує контроль гідравлічних параметрів.
Лічильник тепла	Комплексний вимірювальний прилад, що поєднує витратомір і перетворювач; призначений для обліку кількості переданої теплової енергії.
Витратомір	Вимірювальний прилад для визначення об'ємної витрати або швидкості потоку теплоносія чи іншої технологічної рідини.

Станція очищення газу є одним із ключових елементів біогазової установки, основне призначення якого полягає у підготовці біогазу до подальшого енергетичного використання або утилізації. На цьому етапі здійснюється комплексне очищення біогазу від шкідливих та агресивних домішок, таких як сірководень, волога та вуглекислий газ, а також виконується безперервний кількісний та якісний контроль параметрів біогазової суміші.

Цей модуль забезпечує надійне функціонування всієї системи завдяки комплексу вимірювальних і аналітичних приладів, які інтегруються в автоматизовану систему керування технологічним процесом. Зокрема, турбінний газовий лічильник забезпечує точне вимірювання загального об'єму біогазу, що проходить через систему. Це дозволяє не лише оцінити техніко-економічну ефективність установки, а й здійснювати комерційний облік ресурсів. Лічильник комплектується електронним перетворювачем об'єму (прелічником), який автоматизує процес зчитування, обробки та передачі даних.

Крім того, стаціонарний газоаналізатор виконує неперервний хімічний аналіз складу біогазу в реальному часі. Він забезпечує моніторинг таких ключових показників, як концентрація метану, яка визначає калорійність газу;

вміст кисню, що сигналізує про порушення герметичності або присутність повітря у системі; а також концентрація сірководню, яка має вирішальне значення через його токсичність та корозійний вплив. Отримані дані дозволяють оперативно вносити корективи до технологічного процесу, забезпечуючи відповідність біогазу нормативним вимогам.

Також в системі використовується датчик тиску газу, який встановлюється після блоку очищення та контролює робочий тиск біогазу у трубопроводі. Його сигнали використовуються для керування компресорами, запобіжними клапанами, факельними установками, а також для недопущення аварійних ситуацій, пов'язаних із перевищенням допустимих параметрів тиску.

Технічні характеристики датчиків	
Призначення	Тип та характеристики
Турбінний лічильник газу	Номінальний діаметр DN100, клас вимірювання G250, робочий тиск PN16; у комплекті – конвертер об'єму СМК-03; призначений для обліку об'єму біогазу в технологічному процесі.
Газоаналізатор	Стаціонарний прилад для безперервного моніторингу складу біогазу; діапазон вимірювання: CH_4 – 0÷100 %, O_2 – 0÷100 %, H_2S – 0÷1000 ppm.
Датчик тиску газу	Промисловий тисковий сенсор з аналоговим виходом 4-20 мА; робочий діапазон: 0-200 мбар; вибухозахищене виконання для встановлення у небезпечних зонах.

Система відведення конденсату є допоміжною, однак технічно важливою складовою біогазового комплексу. Основним її призначенням є видалення конденсованої вологи, що утворюється під час транспортування біогазу по трубопровідній мережі. Конденсат, що здебільшого представлений водяною парою, осідає внаслідок охолодження газової суміші на певних ділянках системи, зокрема в зонах зниженого тиску або температури.

Накопичення надлишкової вологи в трубопроводах може призвести до низки негативних наслідків, зокрема корозійного пошкодження металевих елементів, збільшення гідравлічного опору, а також часткового або повного блокування потоку біогазу. Зважаючи на це, система відведення конденсату

виконує критичну функцію стабілізації роботи всієї газотранспортної частини біогазової установки.

У структурі системи передбачено використання поплавкових сигналізаторів, що встановлюються в так званих конденсатних колодязях, розміщених у нижніх точках трубопроводу або поблизу резервуара поферменту. Ці прилади забезпечують автоматизований контроль рівня конденсату та взаємодіють із насосним обладнанням.

Сигналізатор рівня пуск/стоп використовується для контролю досягнення мінімального і оптимального рівня рідини у колодязі. Його інтеграція в систему автоматичного керування дозволяє уникнути як роботи насосів «всуху», так і переповнення ємності. Це забезпечує безперервне і безпечне функціонування системи відведення конденсату без потреби постійного втручання оператора.

Сигналізатор максимального рівня виконує аварійну функцію. У випадку перевищення критичної висоти рідини в конденсатній ємності, пристрій активує систему аварійного реагування — наприклад, запуск резервного насоса або блокування подачі біогазу, що дозволяє запобігти потраплянню вологи до магістралі й зберегти функціональну цілісність обладнання.

Технічні характеристики датчиків	
Призначення	Тип та характеристики
Поплавковий вимикач (рівень пуск/стоп)	Поплавковий сенсор, призначений для активації або зупинки насосного обладнання при досягненні відповідного рівня рідини; вибухозахищене виконання.
Поплавковий вимикач (максимальний рівень)	Поплавковий сенсор аварійного рівня, що спрацьовує при перевищенні встановленої максимально допустимої висоти рідини; вибухозахищене виконання.

РОЗДІЛ 4. МЕТОДИ ІНТЕНСИФІКАЦІЇ ВИХОДУ БІОГАЗУ З БГУ

4.1 Методи інтенсифікації процесів метанового зброджування

Активне впровадження біоенергетичних технологій в агропромисловому секторі обумовлюється як зростанням потреби у відновлюваних джерелах енергії, так і необхідністю раціонального використання органічних відходів. У зв'язку з цим, підвищення ефективності метанового зброджування є пріоритетним завданням, адже саме цей процес лежить в основі виробництва біогазу. Його інтенсифікація дає змогу збільшити обсяги виробленого палива, скоротити тривалість ферментації та покращити якість отриманих добрив.

Сучасні підходи до інтенсифікації процесу поділяються на мікробіологічні та конструктивно-технологічні методи [66]. Їхнє поєднання дозволяє оптимізувати роботу біогазових установок та забезпечити високу продуктивність навіть у змінних виробничих умовах.

4.1.1 Мікробіологічні методи інтенсифікації метанового зброджування

До ефективних мікробіологічних способів підвищення виходу біогазу належить коферментація, використання нових штамів мікроорганізмів, стимулюючих добавок та іммобілізація мікробної біомаси.

Коферментація – це спільне зброджування органічних відходів рослинного та тваринного походження. Рослинна сировина, зокрема через вміст редукуючих цукрів та амінокислот, здатна підвищувати біогазоутворення, однак оптимальні пропорції суміші визначаються експериментально для кожного випадку. [67]

Використання високопродуктивних штамів мікроорганізмів (*Clostridium*, *Methanosarcina*, *Methanobacterium* тощо) дозволяє суттєво скоротити тривалість ферментації. Наприклад, штам *Methanobacterium kadowensis* забезпечує завершення зброджування за 8 днів замість звичних 15-20.

Стимулюючі добавки – це органічні речовини, ферменти або каталізатори, які оптимізують співвідношення C/N, активізують біохімічні реакції, прискорюють процеси бродіння та покращують якісний склад біогазу. Їх використання може підвищити вихід біогазу на 30-40 % та знизити енерговитрати.

Використання іммобілізації мікроорганізмів шляхом їх закріплення на поверхні інертних твердих носіїв є одним із перспективних напрямів підвищення ефективності роботи біоенергетичних установок. Такий підхід дозволяє не лише збільшити концентрацію активної біомаси в об'ємі реактора, а й підвищити стійкість мікроорганізмів до дії несприятливих зовнішніх факторів. Це зумовлено збагаченням видового складу мікробіоценозу, що, у свою чергу, забезпечує більшу стабільність та надійність функціонування всієї системи анаеробного зброджування. Іммобілізовані клітини проявляють високу фізіологічну активність навіть за низької швидкості росту, що робить цей метод доцільним для інтенсифікації процесів біогазоутворення в умовах промислової експлуатації.

Широке застосування отримали конструкції, що використовують здатність мікроорганізмів до іммобілізації на твердій поверхні. Ключовим фактором у формуванні біоплівки є ефективна масопередача субстрату до прикріплених клітин. Іммобілізація суттєво впливає на перебіг ферментативних реакцій, залежно від характеристик носія. Встановлено, що фіксовані мікроорганізми зберігають високу фізіологічну активність, стійкі до токсичних впливів і незначних коливань умов, а також демонструють підвищену ферментативну активність навіть при низьких темпах росту. [66]

4.1.2 Конструктивно-технологічні методи інтенсифікації метанового зброджування

Значні резерви підвищення ефективності біогазового виробництва пов'язані із впровадженням конструктивно-технологічних рішень.

Підготовка сировини є одним із ключових факторів, що впливають на ефективність функціонування біогазових установок. Зменшення розмірів частинок органічного субстрату сприяє збільшенню питомої поверхні, доступної для дії мікроорганізмів, що, своєю чергою, інтенсифікує процеси біохімічного розщеплення. З метою отримання гомогенної та стабільної біомаси, сучасні технології передбачають застосування ультразвукових і гідродинамічних кавітаційних деструкторів. Ці пристрої, завдяки ефекту керованої кавітації, ефективно подрібнюють субстрат і забезпечують його однорідну консистенцію.

Застосування таких методів попередньої обробки дозволяє досягти високого ступеня гомогенізації біомаси, скоротити тривалість зброджування, зменшити розміри реакторів (а отже, і капітальні витрати на будівництво), активізувати вивільнення природних ферментів та стабілізувати мікробіологічні процеси. Крім того, усувається утворення плаваючої кірки й піноутворення, що сприяє стабільній роботі установки. У результаті таких заходів досягається підвищення вмісту метану в біогазі до 70-75 %, що є важливим показником якості кінцевого продукту.

Рівномірне перемішування забезпечує стабільну температуру та кислотність, запобігає утворенню кірки. Постійне перемішування субстрату сприяє однорідному розподілу твердих частинок у рідинному середовищі, незалежно від їхніх розмірів, форми чи густини. Така рівномірність є важливою передумовою стабільного та ефективного перебігу процесів анаеробного зброджування, оскільки запобігає утворенню зон застою, плаваючих кірок і локальних перевантажень біомаси.

Залежно від об'єму ферментатора використовують механічні, гідравлічні або пневматичні мішалки.

Механічні мішалки (рис.4.1.2.1) демонструють високу ефективність у невеликих реакторах, особливо при переробці густих і важких субстратів. Таке обладнання зазвичай використовується в індивідуальних або фермерських

біогазових установках малого масштабу, де забезпечує надійне перемішування та запобігає утворенню осадів і кірки на поверхні субстрату.

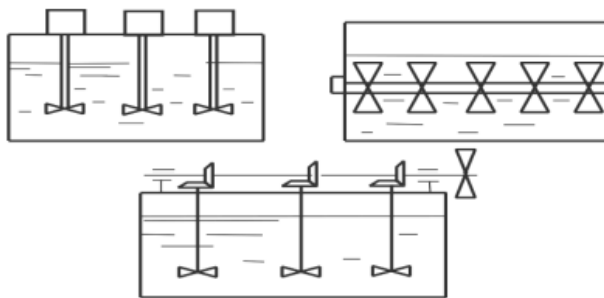


Рис. 4.1.2.1. – Механічні перемішувачі пристрої.

Гідравлічні системи перемішування (рис.4.1.2.2) застосовуються переважно у великих біореакторах, зокрема циліндричної форми. Суть методу полягає у створенні циркуляційних потоків субстрату шляхом подачі рідини під тиском у метантенк. Такий підхід дозволяє забезпечити рівномірний розподіл компонентів біомаси, підтримувати однорідність суміші та сприяти стабільному перебігу анаеробного зброджування.

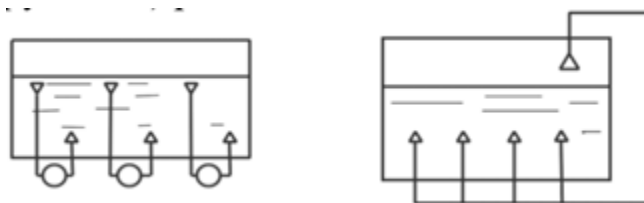


Рис.4.1.2.2 – Гідравлічні і барботажні перемішувачі системи.

Перемішування субстрату за допомогою газу (рис.4.1.2.2) реалізується шляхом нагнітання біогазу безпосередньо в рідку фазу реактора. Такий спосіб сприяє утворенню підйомних бульбашок, які забезпечують ефективну циркуляцію мас у ферментаторі. Метод демонструє високу ефективність за умови, що субстрат має невелику в'язкість і не схильний до формування плаваючої кірки.

Процес анаеробного зброджування біомаси, що лежить в основі виробництва біогазу, зазвичай поділяють на три основні стадії: гідроліз, кислотоутворення та метаноутворення. Такий розподіл процесу на стадії

дозволяє детальніше аналізувати перебіг мікробіологічних перетворень на кожному етапі, а також оптимізувати умови для максимального виходу біогазу.

Температурний режим є одним із ключових факторів, що впливає на ефективність анаеробного зброджування в біогазових установках. Зниження температури спричиняє уповільнення мікробіологічних процесів, а отже – зменшення інтенсивності утворення біогазу. Саме тому забезпечення стабільного температурного режиму ферментації та якісна теплоізоляція реактора є обов'язковими умовами його ефективної експлуатації.

Біогазові установки, зокрема малогабаритні, часто не мають вбудованих систем підігріву, що обмежує їхню роботу лише психрофільним режимом. Для підвищення продуктивності системи застосовують два основних методи підігріву субстрату – прямий і непрямий.

Прямий підігрів передбачає змішування субстрату з гарячою водою (зазвичай 35-40°C). Додатково може використовуватись ефект пасивного обігріву, наприклад, за рахунок встановлення тепличного куполу над ферментером. Однак цей метод має суттєві недоліки: можливий перегрів сировини, потреба в системах очищення води та парогенерації, а також високий рівень вологи в біогазі.

Непрямий підігрів реалізується за допомогою теплообмінників різних типів – змійовиків, радіаторів, зварених труб, плоских пластин тощо. Як теплоносій зазвичай використовують гарячу воду (приблизно 60°C). Теплообмінники рекомендовано розміщувати в зоні активного перемішування, що зменшує ризик налипання частинок на поверхні нагрівальних елементів. Ефективним є також розташування нагрівальних елементів у внутрішніх стінках реактора, зокрема у двокамерних конструкціях.

У випадку зовнішнього обігріву необхідно забезпечити примусову циркуляцію субстрату. Це дозволяє зменшити температурні перепади між новозавантаженою та вже обробленою біомасою, що позитивно впливає на

стабільність температурного режиму. Окремо варто зазначити, що зовнішнє розташування теплообмінників полегшує технічне обслуговування та ремонт.

4.2 Підвищення виходу біогазу шляхом використання молочної сироватки

4.2.1 Аналіз проблеми

Проблема підвищення ефективності виходу біогазу на сучасних біогазових установках, зокрема за рахунок утилізації відходів промислового тваринництва, є актуальною як з екологічної, так і з енергетичної точки зору. Зростаючі обсяги агропромислових відходів, зокрема молочної сироватки, вимагають впровадження інноваційних технологій, які забезпечують не лише високу ефективність переробки, але й знижують антропогенне навантаження на довкілля. Щорічно у світі утворюється близько 140 млн тон молочної сироватки, з яких понад 78% втрачається, зливаючись у каналізаційні системи, що призводить до серйозного забруднення водних екосистем та утворення неприпустимих концентрацій органічних речовин у стічних водах. В Україні обсяги утворення молочної сироватки перевищують 3 млн тон на рік, значна частина яких також не піддається ефективній утилізації й потрапляє до стічних систем [71].

Ураховуючи високий вміст органічних речовин у сироватці, її використання як субстрату для анаеробного зброджування є доцільним з енергетичної точки зору. Дослідження, проведені в інших країнах, зокрема в Марокко, показали перспективність метанового зброджування молочного шламу, яке дозволяє не лише отримати значний вихід біогазу, але й знизити рівень біохімічного споживання кисню в залишковому середовищі, тим самим покращуючи загальний екологічний баланс [72].

Сироватка, як побічний продукт молочної промисловості, характеризується складною хімічною структурою, що включає як легкоферментовані, так і важкорозкладні органічні сполуки. Це створює певні труднощі при її утилізації анаеробним зброджуванням, оскільки частина

складових виявляє низьку біодоступність для мікроорганізмів. З метою інтенсифікації процесу зброджування дослідники в роботі [73] запропонували попередню ультразвукову обробку сироватки, що дозволяє зруйнувати клітинні структури та підвищити доступність субстрату для метаногенних бактерій.

Складність практичного застосування такого підходу полягає у значній варіативності хімічного складу сироватки навіть у межах одного технологічного резервуара. Це зумовлює потребу в постійному моніторингу параметрів середовища, для чого, як показано в роботі [74], можуть використовуватись багатоканальні масиви потенціометричних сенсорів, інтегровані у проточні системи. Такі підходи дозволяють в режимі реального часу відстежувати коливання кислотності, провідності та концентрації окремих йонів, що критично важливо для адаптивного керування процесом зброджування.

На сьогодні вивчено та апробовано низку технологічних рішень, які спрямовані на ефективну переробку молочної сироватки в умовах біогазових установок, проте вони потребують подальшої оптимізації. Одним із перспективних напрямів є використання сироватки не як основного, а як допоміжного (ко-)субстрату, що підвищує загальну ферментативну активність середовища, знижує інгібуючий вплив амонійного азоту та сприяє більш повному розщепленню складних органічних сполук.

Аналіз сучасних публікацій підтверджує ефективність ко-зброджування сироватки з іншими біомасами. Зокрема, у роботі [75] було встановлено, що додавання сироватки до гною великої рогатої худоби (ВРХ) збільшує вихід метану на 84%. У дослідженні [76] при використанні сироватки після виробництва казеїну вихід біогазу зростав на 78%. Крім того, як показано в [77], процес зброджування залишався ефективним при концентрації сироватки в субстраті від 15 % до 75 %, забезпечуючи стабільний середній вихід метану на рівні 1,37 м³/м³ субстрату на добу. Також було доведено, що найбільший об'єм біогазу виділяється під час використання у якості сировини рослинні

відходів, змішаних з молочною сироваткою [73]. Додавання сироватки призвело до підвищення виходу біогазу у 4,2 рази. Ці результати вказують на доцільність подальших досліджень щодо визначення оптимальних пропорцій компонентів субстрату з урахуванням типу і характеристик сировини.

Крім того, ефективність зброджування молочної сироватки може бути підвищена за рахунок попередньої фізико-хімічної обробки або ко-ферментації з іншими відходами (наприклад, гною, послідом або залишками кукурудзи). У цьому контексті застосування інтелектуальних систем керування на основі штучних нейронних мереж дозволяє прогнозувати вихід біогазу залежно від якісного складу сировини та умов ферментації, оптимізуючи технологічний процес у реальному часі.

4.2.2 Мета і постановка завдання

Метою даної роботи є підвищення виходу біогазу на біогазових установках шляхом використання молочної сироватки як компонента ко-субстрату до гною великої рогатої худоби. Для досягнення поставленої мети було реалізовано низку завдань, серед яких експериментальне визначення кількісного виходу біогазу при періодичному завантаженні метантенка сумішшю гною та сироватки, а також аналіз отриманих даних з метою встановлення інтервалу унімодальності виходу біогазу в умовах квазібезперервного режиму роботи. Результати дослідження мають практичну цінність для впровадження інноваційних рішень у сфері біоенергетики та ресурсоефективного поводження з агропромисловими відходами.

4.2.3 Матеріали для проведення дослідження

У межах даного дослідження на базі лабораторії екотехнологій Познанського університету природничих наук було проаналізовано фізико-хімічні показники досліджуваних субстратів.

Фізико-хімічний аналіз ферментаційної пульпи охоплював визначення таких параметрів, як вміст сухої речовини, органічної сухої речовини,

концентрація іонів амонію (NNH_4^+ , г/кг), співвідношення летких жирних кислот до буферної ємності (FOS/TAC), рівень кислотності. Крім того, проводився аналіз ключових технологічних параметрів процесу, зокрема: органічне навантаження на реактор (OLR, $\text{кг} \cdot \text{м}^{-3} \cdot \text{доб}^{-1}$), гідравлічний час утримання (HRT, дні), а також вміст сухої речовини у вхідному матеріалі (%).

Додатково реєструвалися дані щодо типу та маси субстратів, що надходили до біогазової установки, з відповідними значеннями їх DM та ODM. На основі цих даних розраховувався вихідний показник – добове споживання органічної речовини (у тоннах) у процесі зброджування.

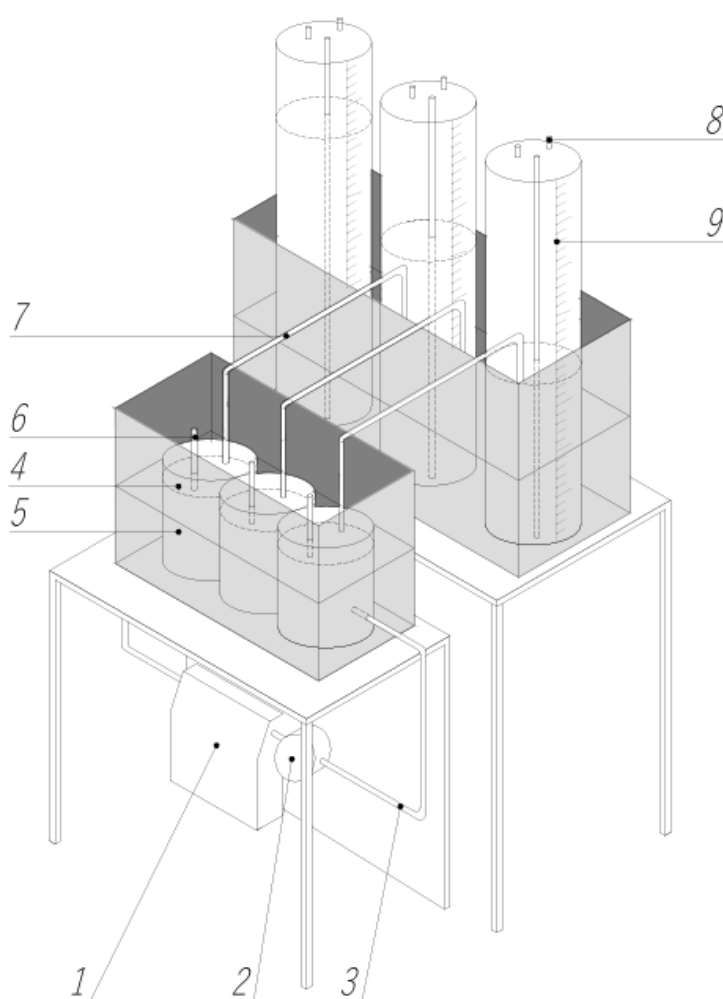


Рис. 4.2.3.1 – Схема метантенка, що використовується для виробництва біогазу:
1 – водонагрівач з терморегулятором ($20-70^\circ\text{C}$); 2 – водяний насос; 3 – ізольовані провідники кальцинованої рідини; 4 – водяний шар ($39^\circ\text{C} \pm 1^\circ\text{C}$); 5 – ферментор ємністю 2 дм^3 ; 6 – трубка для відбору проб біогазової суміші; 7 – трубка для транспортування виробленого біогазу; 8 – газовідбірний клапан; 9 – біогазовий об’ємний реактор.

Схема метантенку для зброджування біогазу, що використовувався у дослідженні, показана на рис.4.2.3.1. Режим завантаження метантека – періодичний, температурний режим – мезофільний. За допомогою системи контролю та управління процесом метанового бродіння забезпечується завантаження гною та сироватки в кожний міні-реактор біогазової установки та відбувається моніторинг виходу біогазу (біометану).

4.2.4 Процес дослідження

Анаеробне зброджування лігноцелюлозної біомаси проводилось у лабораторних умовах на кафедрі інженерії біосистем Познанського університету природничих наук, із використанням скляних реакторів об'ємом 2 дм³, розміщених у водяній сорочці при мезофільному температурному режимі ($39 \pm 1^\circ\text{C}$). Біогаз, що утворювався в результаті ферментації, накопичувався в циліндричних газозбірниках з оргскла (5 дм³), заповнених нейтральною рідиною, яка запобігала розчиненню вуглекислого газу.

Субстрат і інокулят змішували з урахуванням співвідношення органічної сухої речовини, що не перевищувало 0.5, при цьому вміст сухої речовини інокуляту становив 1.5-2% маси. Процес тривав до стабілізації добового виходу газу, тобто до повного припинення процесу анаеробного зброджування (добовий об'єм виробленого біогазу становив менше 1% від загального об'єму). Маса кожної проби біомаси була сталою – 1200 г.

Концентрації основних компонентів біогазу (CH_4 , CO_2 , H_2S , NH_3 , O_2) визначали газоаналізатором Geotech GA5000. Кумулятивний вихід біогазу та метану розраховували в MATLAB R2024a, з переведенням значень у $\text{м}^3 \cdot \text{Мг}^{-1}$. Ефективність ферментації оцінювали в трьох повтореннях [9] для кожної проби, включаючи варіанти із подрібненням та екструзією сировини.

Дані щодо оптимальної дози сироватки наведено в таблиці 4.2.4.1, результати виходу біогазу – у таблиці 4.2.4.2.

Таблиця 4.2.4.1 – Вхідні дані для обґрунтування оптимальних значень дозування сироватки.

Вхідні дані				Свіжа маса	
Вид силову	Кислотність, рН	Провідність, мСм/см	Час бродиння, дні	Суха маса, %	Суха органічна маса, % с.м.
Гнойова жижа великої рогатої худоби					
Гній великої рогатої худоби	7,63	17,12	37	3,76	69,22
Гній великої рогатої худоби	7,63	17,12	37	3,67	68,96
Гній великої рогатої худоби	7,63	17,12	37	3,66	-
Гній великої рогатої худоби	7,87	26,8	37	3,12	56,70
Гній великої рогатої худоби	7,87	26,8	37	3,11	56,17
Гній великої рогатої худоби	7,87	26,8	37	3,09	-
Сироватка					
Сироватка SBW1	7.85	17.97	13	6.41	92.21
Сироватка SBW2	7.87	18.04	13	6.306	92.217195
Сироватка SBW3	7.83	18.02	13	6.3435	92.53911
Сироватка SZW1	7.85	16.83	14	4.7711	91.414141
Сироватка SZW3	7.85	16.89	14	4.6707	90.712074

Таблиця 4.2.4.2 – Результати визначення виходу біогазу

Свіжа маса		Суха речовина		Суха органічна речовина	
Накопичени й метан	Накопичени й біогаз	Кумулятивни й метан	Кумулятивни й біогаз	Кумулятивни й метан	Кумулятивни й біогаз
Гній великої рогатої худоби					
8.253	12.041	223.062	325.444	322.856	471.044
8.489	12.377	229.439	334.515	332.088	484.156
Сироватка					
25.882	47.350	405.481	741.821	439.204	803.517
25.763	47.203	403.618	739.532	437.187	801.024
25.196	46.113	394.737	723.337	427.567	782.511
18.665	34.777	395.098	736.145	433.302	807.326
18.688	34.946	395.579	739.730	433.829	811.258

4.3 Критерій оцінки виробництва біогазу

Визначення оптимального дозування молочної сироватки як коферментованого субстрату здійснюється на основі аналізу експериментальних даних, що характеризують інтенсифікацію процесу анаеробного зброджування та забезпечують максимальний вихід біогазу. На підставі проведених досліджень встановлюються емпіричні залежності між рівнями варіації вхідного фактору (дозування сироватки) та відповідною реакцією системи (виходом біогазу).

Аналіз результатів включає статистичну обробку повного обсягу експериментальних даних та вибіркового значень. Для цього розраховуються середні значення виходу біогазу, середньоквадратичні відхилення, коефіцієнти регресії, довірчі інтервали для середнього значення та найменша істотна різниця. Крім того, виконується перевірка нульової гіпотези з метою оцінки достовірності отриманих результатів [8], що є важливим етапом верифікації гіпотетичних залежностей та статистичної значущості впливу дозування на вихід біогазу.

За допомогою отриманої математичної моделі визначається залежність між x і y , яку можна подати у вигляді многочлену виду:

$$y = a_0 + a_1x + a_2x^2 + \dots + a_mx^m.$$

Один із найбільш поширених методів математичної обробки експериментальних даних з метою встановлення кількісної залежності між досліджуваними змінними є метод найменших квадратів. Цей підхід дає змогу отримати аналітичне рівняння, яке з мінімальною похибкою апроксимує набір експериментальних точок.

Взаємозв'язок між змінними x і y можна описати наступною залежністю:

$$y = a_0 + a_1x + a_2x^2.$$

Оскільки ця крива не накладається точно на експериментальні точки, то під час знаходження i -го значення за формулою (2), порівняно з табличним значенням y_i , буде виникати похибка:

$$y_i - a_0 - a_1x_i - a_2x_i^2 = \varepsilon_i$$

Задача визначення коефіцієнтів рівняння зводиться до того, щоб підібрати такі значення параметрів апроксимуючої функції, при яких сумарна похибка між фактичними (експериментальними) значеннями та обчисленими буде мінімальною для всіх n точок:

$$\sum_{i=1}^n \varepsilon_i = \sum_{i=1}^n (y_i - a_0 - a_1 x_i - a_2 x_i^2) \rightarrow \min.$$

Однак зазначений критерій не може бути застосований для визначення коефіцієнтів рівняння, оскільки похибки можуть мати як додатні, так і від'ємні значення. У випадку, коли сума похибок ε_i у рівнянні (4) дорівнює нулю, це не свідчить про відсутність відхилень між теоретичними та експериментальними даними, і відповідно не гарантує, що вибране рівняння є оптимальним.

Враховуючи це, як критерій оцінки рівняння вибрано мінімум суми квадратів похибок:

$$\sum_{i=1}^n (\varepsilon_i)^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - a_0 - a_1 x_i)^2 \rightarrow \min.$$

В результаті розв'язання задачі визначаються коефіцієнти рівнянь, середньоквадратичні похибки рівнянь і будується графік $f(x)$.

Постановка задачі оптимізації полягає у визначенні такого значення параметра оптимізації x (кількість органічних відходів), при якому цільова функція $f(x) \rightarrow$ (вихід біогазу) досягає свого максимального значення в межах допустимої області $x \in D$, де $D = [a, b]$, а a та b – дійсні числа з обраного інтервалу $(-\infty; +\infty)$.

Варто зазначити, що пошук максимуму функції еквівалентний задачі мінімізації функції зі знаком «мінус», тобто $\max f(x) \equiv \min[-f(x)]$, тому вибір напрямку оптимізації залежить від формулювання завдання.

У випадку, коли функція має декілька мінімумів, глобальним мінімумом функції $f(x)$ на області D вважається така точка x^* , для якої виконується умова:

$$f(x^*) \leq f(x), \quad \forall x \in D.$$

Точка x^* вважається точкою локального мінімуму функції $f(x)$, якщо існує додатне число r , для якого виконується умова:

$$f(x^*) \leq f(x), \quad \forall x \in \{x: |x - x^*| \leq r\}.$$

Розв'язання задачі однопараметричної оптимізації може здійснюватися з використанням різних чисельних методів. Серед них найбільш поширеними є метод золотого перерізу, метод Фібоначчі, метод дихотомії, метод половинного ділення, метод квадратичної апроксимації (Паулла) тощо [80]. Для застосування зазначених підходів необхідно попередньо визначити інтервал $[a, b]$, в межах якого міститься єдина точка мінімуму x^* . Такий інтервал відповідає умові унімодалності функції.

Ф у н к ц і я $f(x)$ вважається унімодалною на інтервалі $[a, b]$, якщо вона є монотонно спадною на ділянці $[a, x^*]$ та монотонно зростаючою на $[x^*, b]$. У цьому випадку для будь-яких точок x_1 і x_2 з інтервалу $[a, b]$, таких що $a < x_1 < x_2 < b$, виконується одна з умов:

- якщо $f(x_1) \leq f(x_2)$, то мінімум знаходиться лівіше: $x^* < x_2$;
- якщо $f(x_1) \geq f(x_2)$, то мінімум розташований правіше: $x^* > x_2$.

Властивість унімодалності функції є ключовою основою для реалізації чисельних методів оптимізації, що передбачають поступове звуження інтервалу пошуку $[a, b]$. Зокрема, ця властивість активно використовується в таких алгоритмах, як метод золотого перерізу, метод половинного ділення та метод рівномірного пошуку.

Процес знаходження інтервалу унімодалності (так званого інтервалу невизначеності) передбачає послідовне переміщення точки пошуку в напрямку зменшення значення цільової функції. Це триває доти, доки функція не виявить тенденцію до зростання, що вказує на перехід через мінімум і дозволяє визначити межі інтервалу, в якому знаходиться оптимальне значення.

4.4 Результати досліджень

Застосування відповідного математичного інструментарію дозволило провести порівняльний аналіз динаміки виходу біогазу при використанні двох типів субстратів: монозброджування гною великої рогатої худоби (субстрат 1) та з додаванням оптимальної кількості молочної сироватки (субстрат 2). Отримані результати представлені нижче (рис. 4.4.1).

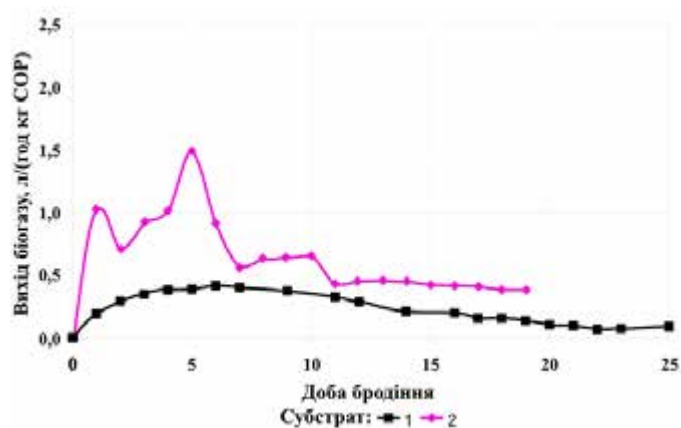


Рис.4.4.1 – Динаміка інтенсивності виходу біогазу при зброджування суцільного субстрату ВРХ та субстрату із заміною 60% води сироваткою при температурі 35°C.

Аналіз результатів, представлених на рисунку, свідчить про те, що максимальний рівень інтенсифікації процесу анаеробного зброджування та найвищий вихід біогазу досягається за умов оптимального дозування молочної сироватки, а саме – при заміні 60% водної фракції в субстраті на сироватку. Таке співвідношення забезпечує найефективнішу біоконверсію органічної речовини в межах виявленого інтервалу унімодальності.

Результати накопичених виходів біогазу, наведені в таблиці 4.2.4.2, дали змогу сформуванню науково обґрунтованих методичних рекомендацій щодо раціонального дозування молочної сироватки як ко-субстрату для інтенсифікації процесу метанового бродіння.

Застосування розробленого математичного апарату дозволило визначити оптимальні об'єми введення сироватки при квазібезперервному режимі роботи метантенка, що, в свою чергу, дало змогу обґрунтувати

оптимальну рецептуру субстрату з урахуванням специфіки гною великої рогатої худоби.

У контексті сучасної енергетичної кризи практична цінність проведеного дослідження полягає у тому, що впровадження автоматизованих дозаторів для подачі сироватки в промислові біогазові установки дозволяє істотно підвищити виробництво біометану, покращити екологічну ситуацію в аграрних регіонах, а також скоротити термін окупності біогазових об'єктів до приблизно 6,4 року.

Отримані результати опубліковано у журналі «Енергетика та автоматика» [84].

РОЗДІЛ 5. ПОБУДОВА НЕЙРОМЕРЕЖІ

5.1 Принципи побудови нейромережі

Моделювання біотехнологічних процесів, зокрема процесу анаеробного зброджування, нерідко розглядається як задача типу «чорного ящика». Це пов'язано з тим, що описати всі взаємозв'язки між численними технологічними параметрами аналітично досить складно – процеси є нелінійними, багатофакторними, а часто ще й змінюються в часі. Саме тому останнім часом значну увагу у дослідженнях почали приділяти інструментам штучного інтелекту, зокрема штучним нейронним мережам. Вони добре підходять для аналізу складних систем і дозволяють виявляти приховані закономірності, які не завжди очевидні при традиційному підході.

У межах цього дослідження ставилося завдання оцінити, наскільки доцільно застосовувати різні архітектури нейромереж для прогнозування ефективності споживання органічної речовини під час виробництва біогазу. Основою для побудови моделей слугували ключові технологічні параметри, які можна вимірювати безпосередньо в процесі роботи біогазової установки. Такий підхід дозволяє краще зрозуміти вплив окремих змінних на вихід біогазу та сприяє створенню більш точних і адаптивних систем управління.

За результатами аналізу наукових публікацій можна окреслити кілька провідних напрямів використання штучних нейронних мереж у процесах отримання біогазу. Значна частина досліджень присвячена моделюванню продуктивності біогазових реакторів залежно від різних чинників. Зокрема, це стосується плаваючого барабанного анаеробного біореактора [23], впливу складу мікробіому, що бере участь у виробництві біогазу [24], а також геометричних особливостей біореакторів (циліндричних, кубічних і конічних) та їх впливу на вихід біогазу [25]. Також досліджувалися особливості роботи реактора з розширеним шаром гранульованого активного мулу [26], характеристики великогабаритного анаеробного біореактора, що живиться відходами великої рогатої худоби [27], питання запуску і відновлення

працездатності біогазових реакторів [28], а також окремі експлуатаційні проблеми термофільних анаеробних реакторів з висхідним потоком (UASB) [29].

Окремий напрям досліджень пов'язаний із застосуванням нейромережових моделей для управління процесом анаеробного зброджування, зокрема з використанням методик предиктивного управління на основі ШНМ [30].

Іншим важливим напрямом є моделювання та оптимізація процесу анаеробного спільного зброджування та його окремих стадій, включаючи вплив параметрів попередньої обробки субстратів. У таких дослідженнях часто застосовується комбінований підхід, що поєднує моделювання на основі нейронних мереж із глобальними оптимізаційними методами, такими як генетичні алгоритми, а також із методологією поверхонь відгуку (RSM) [[31]–[39]].

Окрім того, нейромережові моделі використовують для прогнозування окремих параметрів процесу анаеробного зброджування. До них належать прогнозування концентрацій мікродомішок у біогазі [40], аналіз характеру кривих продукування біогазу з використанням суміші лігноцелюлозних субстратів [41], визначення виходу біогазу за різних технологічних умов [[42]–[44]], включаючи окремо прогнозування вмісту метанової фракції [[45], [46], [47], [48]].

Також нейромережовий підхід використовують для опису процесу анаеробного зброджування агропромислових відходів [49], аналізу шляхів біоконверсії вуглецю і азоту при спільному анаеробному зброджуванні гною та лігноцелюлозної біомаси [50], а також прогнозування складу [51] та якості [52] стічних вод після двостадійного анаеробного процесу, й швидкості утворення біогазу [53].

Додатково штучні нейронні мережі застосовують для моніторингу лужності в системах анаеробного спільного зброджування [54] і вирішення складних оптимізаційних завдань. Серед таких задач є вибір оптимальних

співсубстратів для анаеробного зброджування курячого посліду [55], анаеробне співзброджування стічних вод нафтопереробних підприємств із курячим послідом [56], оптимізація процесів переробки харчових відходів [57] та мезофільне анаеробне спільне зброджування пташиного посліду з папаєвою шкіркою [58].

У рамках дослідження було обрано використання декількох нейромереж для порівняння результатів та проведення подальшого аналізу: багатошаровий перцептрон та радіально-базисна нейромережа.

Багатошаровий перцептрон є однією з найпоширеніших архітектур нейронних мереж, яка дозволяє ефективно працювати з нелінійними функціями. Така мережа, після відповідного навчання на основі табличних і експериментальних даних з біогазової установки, дає змогу прогнозувати очікуваний вихід біогазу за заданих технологічних умов.

Для прогнозування реакції об'єктів за вибірками даних, отриманими у різних робочих умовах, часто застосовують штучні нейронні мережі, серед яких найбільш поширені лінійні мережі з лінійною функцією активації та багатошарові перцептрони з нелінійною сигмоїдальною функцією активації. [21]

До типових нелінійних функцій активації належать уніполярна та біполярна сигмоїди, вид яких задається формулами:

$$f(x) = 1 + e^{-\beta x_1} \text{ (уніполярна)}$$

і

$$f(x) = \frac{1 + e^{-\beta x_1}}{1 + e^{-\beta x_1} + e^{-\beta x_2}} \text{ (біполярна)},$$

де параметр β відповідає за зміну крутизни сигмоїдальної характеристики, тим самим впливаючи на швидкість і точність процесу навчання.

MLP структурно є нейронною мережею прямого поширення, де сигнал рухається послідовно в одному напрямку – від вхідних нейронів через приховані шари до вихідних. Кожен нейрон пов'язаний із нейронами попереднього шару через вагові коефіцієнти, що налаштовуються у процесі навчання. Вихідні сигнали нейронів формуються як нелінійні трансформації

сумарних зважених входів, а корекція ваг відбувається шляхом поступового наближення виходів нейромережі до бажаних цільових значень.

У разі обраного i -го нейрона із прихованого шару його вихідний сигнал v_i дорівнює [21]:

$$v_i = f \left(\sum_{j=0}^N w_{ij}^{(1)} \cdot x_j \right)$$

де $w_{ij}^{(1)}$ – ваговий параметр, що налаштовується, приписується зв'язку між j -м входом мережі та i -м нейроном в першому прихованому шарі, N – кількість входів мережі, а x_j – сигнал з j -го входу мережі.

Таким чином, у разі структури мережі з одним прихованим шаром сигнал обраного k -го нейрона з вихідного шару дорівнює [21]:

$$y_k = f \left(\sum_{i=0}^K w_{ki}^{(2)} \cdot v_i \right) = f \left(\sum_{i=0}^K w_{ki}^{(2)} f \left(\sum_{j=0}^N w_{ij}^{(1)} \cdot x_j \right) \right),$$

де y_k – вихідний сигнал k -го нейрона у вихідному шарі, $w_{ki}^{(2)}$ – регульований ваговий параметр, що приписується зв'язку між i -м нейроном у першому прихованому шарі і k -м нейроном у другому прихованому шарі (або вихідним нейроном), K - кількість прихованих нейронів у першому прихованому шарі; а також є складною функцією матриці вагів w .

Значення ваги w_{ij} регулюються, що уможливорює поступову адаптацію ітеративного припасування вихідних сигналів мережі y_k до цільових сигналів d_k (у контрольованому режимі навчання).

Радіально-базисні нейронні мережі вважаються ефективним інструментом для розв'язання задач апроксимації, класифікації та обробки сигналів. На відміну від багатошарових персептронів, RBF-мережі характеризуються локальним характером обробки інформації.

Основною функціональною одиницею прихованого шару є нейрон, що використовує радіально-симетричну функцію, найчастіше гаусівського типу:

$$\phi_i(x) = \exp\left(-\frac{\|x - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right)$$

де x – вхідний вектор, c_i – центр i -го нейрона, σ_i – ширина функції. [21]

Під час побудови мережі важливим є визначення параметрів кожного RBF-нейрона: центру c_i , ширини σ_i та вагового коефіцієнта у вихідному шарі. У роботі використано класичний підхід, згідно з яким центри знаходяться методом кластеризації, а радіуси розраховуються за формулою:

$$\sigma_i = \frac{1}{2M} \sum_{j \neq i} \|c_i - c_j\|,$$

що дозволяє забезпечити рівномірне покриття простору ознак.

Формування вихідного сигналу здійснюється за допомогою лінійної комбінації виходів з прихованого шару:

$$y(x) = \sum_{i=1}^M w_i \phi_i(x) + b$$

де w_i – ваги, b – зміщення, а M – кількість нейронів прихованого шару.

Навчання усіх згаданих типів мереж переважно здійснюється за принципом навчання з учителем.

Найбільш розповсюдженим алгоритмом, який використовується для цього, є алгоритм зворотного поширення помилки. Цей алгоритм заснований на поступовій мінімізації спеціальної цільової (енергетичної) функції, що виражає різницю між фактичними та бажаними вихідними сигналами мережі. При цьому коригування вагових коефіцієнтів здійснюється методом градієнтного спуску пропорційно градієнту функції помилки:

$$E(w) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M \left[f\left(\sum_{i=0}^K w_{ki}^{(2)} \cdot v_i\right) - d_k \right]^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M \left[f\left(\sum_{i=0}^K w_{ki}^{(2)} f\left(\sum_{j=0}^N w_{ij}^{(1)} \cdot x_j\right)\right) - d_k \right]^2$$

де: w – матриця вагових значень, а M – кількість нейронів у вихідному шарі.

Попри широке застосування алгоритму ВР, його класична реалізація має недоліки, такі як повільна збіжність та можливість застрягання у локальних мінімумах. Для подолання цих проблем застосовуються більш ефективні

методи оптимізації, зокрема метод спряжених градієнтів, який використовує взаємно ортогональні напрямки пошуку, а також квазиньютонівські алгоритми, метод Полака-Ріб'єра і, зокрема, алгоритм Левенберга-Марквардта [[21], [22]]. Останній поєднує переваги класичного методу Ньютона і градієнтного спуску, доповнюючи матрицю других похідних (гессіан) одиничною матрицею з регульованим параметром λ , який змінюється у процесі навчання для адаптивного переходу між двома згаданими підходами. [22]

В окремих випадках, особливо коли ризик потрапляння у локальні мінімуми високий, використовуються глобальні методи оптимізації – такі як імітація відпалу (Simulated Annealing) або генетичні алгоритми.

Крім алгоритмічних аспектів, важливу роль відіграє правильний вибір архітектури ШНМ, яка визначається складністю конкретної задачі. Це включає визначення оптимальної кількості шарів, числа нейронів у кожному шарі, а також структури міжнейронних зв'язків. Зазвичай кількість вхідних і вихідних нейронів задається розмірністю початкових і цільових векторів даних, тоді як кількість прихованих шарів та нейронів обирається експериментально. Систематичний підхід до вибору архітектури може базуватися як на поступовому скороченні (відсікання зайвих нейронів), так і на поступовому збільшенні кількості нейронів відповідно до алгоритмів Мезарда-Надаля, Маршана чи Лі-Тафтса. Як свідчить практика, для більшості завдань апроксимації складних функціональних залежностей достатньо архітектури з не більше ніж двома прихованими шарами. [21]

Однією з ключових властивостей, що робить нейронні мережі ефективними, є їхня здатність до узагальнення. Тобто мережа повинна не лише запам'ятовувати інформацію з навчальної вибірки, але й виявляти приховані закономірності для ефективного вирішення завдань, що не зустрічалися в процесі навчання. Водночас, надто складна структура з великою кількістю параметрів може призводити до «перенавчання», коли мережа надто точно відтворює шумові особливості тренувального набору, втрачаючи здатність до

узагальнення. З іншого боку, надмірно проста структура може не враховувати важливі деталі моделі, знижуючи точність прогнозування. [21]

5.2 Підготовка даних

У рамках цього дослідження були використані експериментальні дані, які були зібрані на біогазовні в м. Пшиброда протягом двох років. Основною метою етапу підготовки даних було формування достовірної, чистої та репрезентативної бази, на основі якої можна було б будувати нейромережеві моделі для прогнозування виходу біогазу. Збір даних здійснювався безпосередньо з діючих біогазових реакторів, що працювали з багатокомпонентними сумішами субстратів у різних співвідношеннях. Такий підхід дозволив максимально наблизити умови експерименту до реальних виробничих сценаріїв.

До складу сумішей входили як рослинні компоненти (кукурудзяний силос, пивна дробина, луска цибулі, мучка), так і органічні відходи тваринного походження (відходи забою індички, скратки пташиного м'яса, осади з м'ясопереробних процесів), а також харчові залишки (жувальні гумки, гаряче мило, біодобавки, змішані осади). Завдяки такій різноманітності сировини модель отримала змогу «навчитися» на широкому спектрі сценаріїв поведінки реактора.

Для побудови моделі були відібрані чотири ключові вхідні параметри: суха маса інокулянту, вміст сухих речовин у завантаженні, органічне навантаження на реактор та температура процесу анаеробного зброджування. В якості цільової змінної обрано добовий об'єм утвореного біогазу.

Діапазони значень вхідних параметрів, використаних для навчання моделі, задані у таблиці 5.2.1.

Таблиця 5.2.1 – Параметри моделі.

Назва змінної	Параметр	Діапазон параметрів
OLR	Органічне навантаження на реактор	1,01-9,55 кг COP/м ³ /день
SM	Суша маса інокулянту	10,5-58,66 %
TEMP	Температура процесу анаеробного зброджування	38–38,9 °C
WSAD	Вміст сухих речовин у завантаженні	5-109 кг/день
BP	Продукція біогазу	1867,4-3843,1 м ³ /день

Вибір кількості та типу вхідних параметрів у моделі штучної нейронної мережі завжди є результатом компромісу між бажаною точністю прогнозу, наявністю якісних і повних даних та складністю самої моделі. У межах цього дослідження до моделі було включено чотири найбільш репрезентативні та стабільно вимірювані технологічні змінні. Такий вибір обумовлений насамперед їхньою технологічною значущістю – ці параметри безпосередньо впливають на ефективність процесу метаногенезу, зокрема температура є критичним чинником життєдіяльності мікроорганізмів, а OLR визначає інтенсивність завантаження субстратів. Окрім того, ці змінні реєструються автоматизованими сенсорними системами в режимі реального часу, що забезпечує їхню високу надійність і повноту. Водночас, враховуючи обмежений обсяг наявної вибірки (менше кількох сотень прикладів), включення більшої кількості вхідних ознак могло б призвести до перенавчання моделі та зниження її узагальнювальної здатності. Обмеження розмірності задачі сприяло підвищенню стабільності навчання та полегшенню інтерпретації результатів. Слід зазначити, що в подальших етапах дослідження, за наявності достатньої обсягом та якісної бази даних, структура мережі може бути розширена із залученням додаткових впливових змінних,

зокрема показників кислотності середовища, амонійного азоту, співвідношення FOS/TAC тощо.

Також були проаналізовані середні значення додаткових параметрів, що потенційно впливають на процес анаеробного зброджування: концентрація амонійного азоту, співвідношення летких жирних кислот до буферної ємності, рівень кислотності середовища та гідравлічний час утримування. Згідно з доступними даними, середні значення цих параметрів становили відповідно: $N - NH_4^+ = 5.29$ г/л, FOS/TAC = 0.36, рН = 7.99, HRT = 54.53 дні. Однак, зважаючи на обмежену кількість доступних вимірювань, ці змінні не були включені до складу навчального набору даних для побудови нейромережевої моделі. Проте вони вважаються перспективними для включення у подальших етапах дослідження, зокрема для підвищення точності та адаптивності прогнозування продуктивності біогазових систем.

5.3 Побудова нейронної мережі

Дані для моделювання були сформовані на основі послідовних спостережень, зафіксованих під час реальної роботи промислової біогазової установки. Завдяки хронологічній впорядкованості вдалося максимально точно відобразити динаміку змін технологічних параметрів у природному їх перебігу. У рамках дослідження було прийнято рішення провести порівняльний аналіз різних архітектур штучних нейронних мереж, аби з'ясувати не лише, яка з них забезпечує найвищу точність прогнозування, а й наскільки ефективно кожна з моделей здатна пристосовуватись до змінних умов, різноманітності субстратів та загальної складності й нелінійності процесу анаеробного зброджування.

5.3.1 Багатошаровий перцептрон

На рис.5.3.1.1 представлено структурну схему штучної нейронної мережі типу багатошаровий перцептрон, яка використовується для прогнозування виходу біогазу на основі чотирьох ключових технологічних параметрів: TEMP – температура ферментації, OLR – органічне навантаження

на реактор (кг СОР/м³/день), WSAD – вміст сухих речовин у завантаженні (кг/день), SM – суха маса інокулянту (%).

Вхідний шар складається з чотирьох нейронів, кожен з яких відповідає одній із вхідних змінних. Далі розміщені чотири приховані шари, які містять фіксовану кількість нейронів та забезпечують розширену здатність моделі до апроксимації складних нелінійних залежностей. Усі нейрони повністю з'єднані між шарами, що є характерною особливістю архітектури MLP. Вагові коефіцієнти між нейронами змінюються під час навчання мережі методом зворотного поширення помилки з використанням модифікованого алгоритму градієнтного спуску з імпульсом та адаптивною швидкістю навчання (traingdx).

Вихідний шар представлено одним нейроном, який формує остаточне прогнозне значення параметра ВР – об'єму біогазу, що утворюється за відповідних умов. Для активації нейронів прихованих шарів використовується нелінійна сигмоїдна функція tansig , яка дозволяє моделі захоплювати складні взаємозв'язки між ознаками та виходом.

В основу схеми була покладена робота [83], в якій авторами було запропоновано використання багатошарової нейронної мережі прямого поширення у поєднанні з алгоритмом оптимізації рою частинок для моделювання та оптимізації виходу біогазу. Отримані результати свідчили про високу ефективність такого підходу при моделюванні анаеробних процесів, що стало теоретичною базою для адаптації архітектури MLP у даному дослідженні.

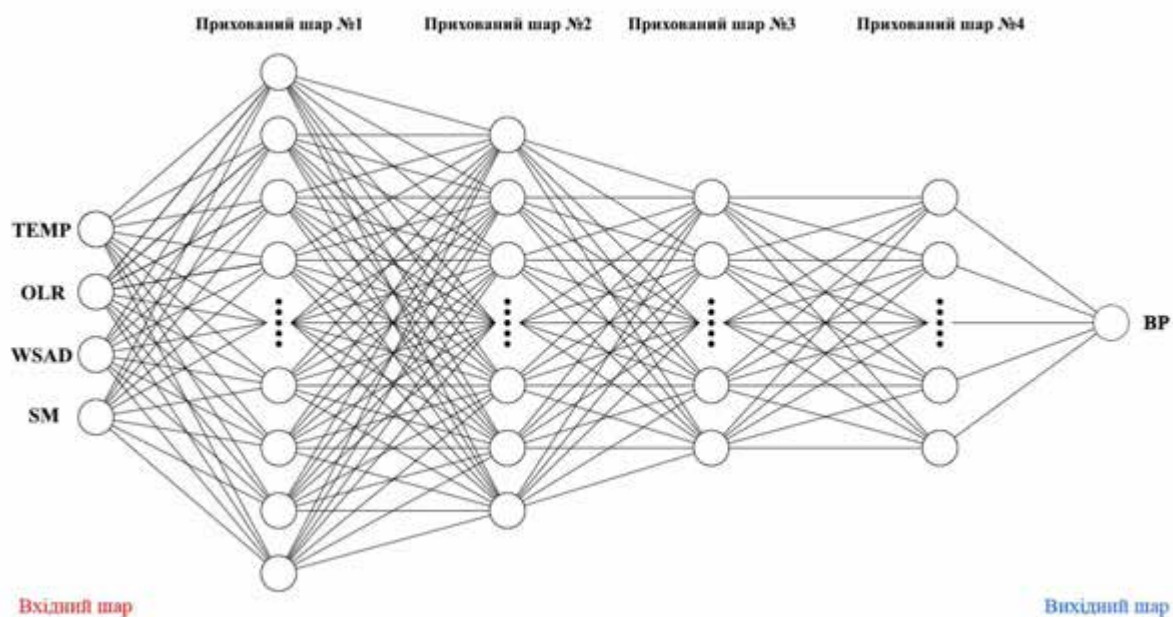


Рис.5.3.1.1 – Структурна схема багатошарової перцептронної нейронної мережі для прогнозування виходу біогазу.

Моделювання процесу.

На початковому етапі роботи було здійснено імпорт даних із Excel-файлу, що містив необхідну інформацію для побудови моделі. Після цього сформовано навчальні вибірки: матрицю вхідних ознак та відповідний вектор цільових значень. Для покращення якості навчання та виключення аномальних даних було застосовано процедуру фільтрації викидів за критерієм міжквартильного розмаху (IQR), що дало змогу вилучити нетипові значення, здатні спотворити результати моделювання. Цільову змінну було попередньо трансформовано за допомогою логарифмування методом \log_{1p} , що дозволяє уникнути обчислювальних проблем, пов'язаних із нульовими значеннями, та водночас стабілізує розподіл даних.

Вхідні характеристики були стандартизовані шляхом нормалізації за методом z-score – це забезпечило усунення різниці в масштабах змінних і центрування їх навколо нуля, що є важливою умовою ефективного навчання нейромережових моделей.

На наступному етапі було згенеровано структуру штучної нейронної мережі типу багатошарового перцептрона, що включала чотири послідовні

приховані шари з відповідною кількістю нейронів: 35, 25, 20 та 20. Для навчання мережі було обрано метод зворотного поширення помилки з адаптивним градієнтом (traingdx). Було також задано ключові параметри навчання: кількість епох (1000), мінімальний поріг градієнта для зупинки тренування, коефіцієнт регуляризації для запобігання перенавчанню, а також граничну кількість невдалих перевірок при валідації. В якості активаційної функції для всіх прихованих шарів використовувалась функція tansig, яка дозволяє моделі ефективно враховувати складні нелінійні взаємозв'язки між вхідними параметрами та виходом.

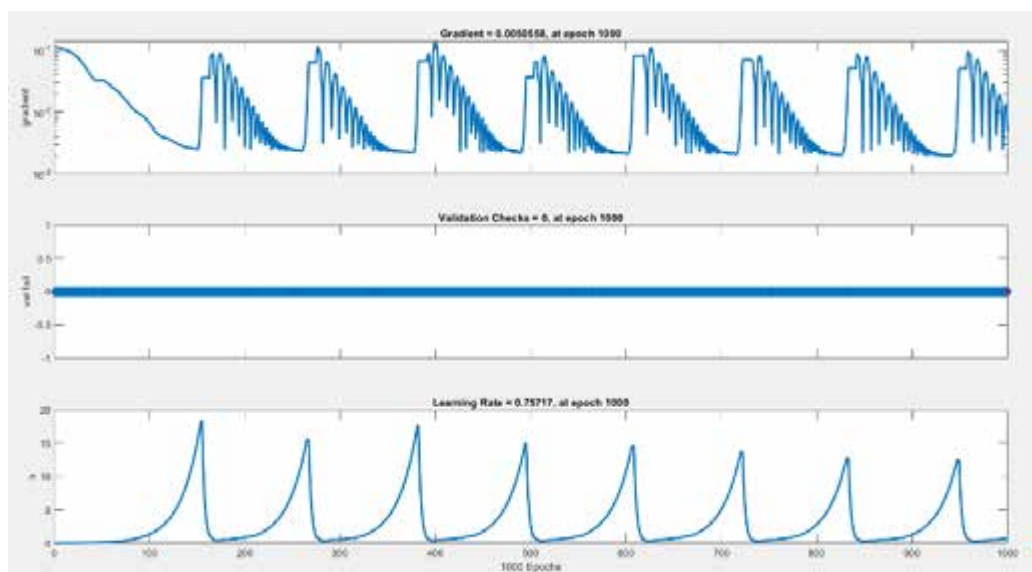


Рис.5.3.1.2 – Динаміка градієнта, перевірки валідації та learning rate.

Навчальні дані були випадково перемішані, після чого проведено їх розподіл на підвибірки у співвідношенні 60% для навчання, 25% для валідації та 15% для тестування.

Процес навчання здійснювався на нормалізованих вхідних даних, після чого отриманий прогноз було переведено назад у вихідну шкалу за допомогою зворотної трансформації `exrml`. Також виконано окремий прогноз для модельного набору даних, аби оцінити продуктивність мережі на значеннях, які не використовувалися раніше, але відповідають заданим діапазнам.

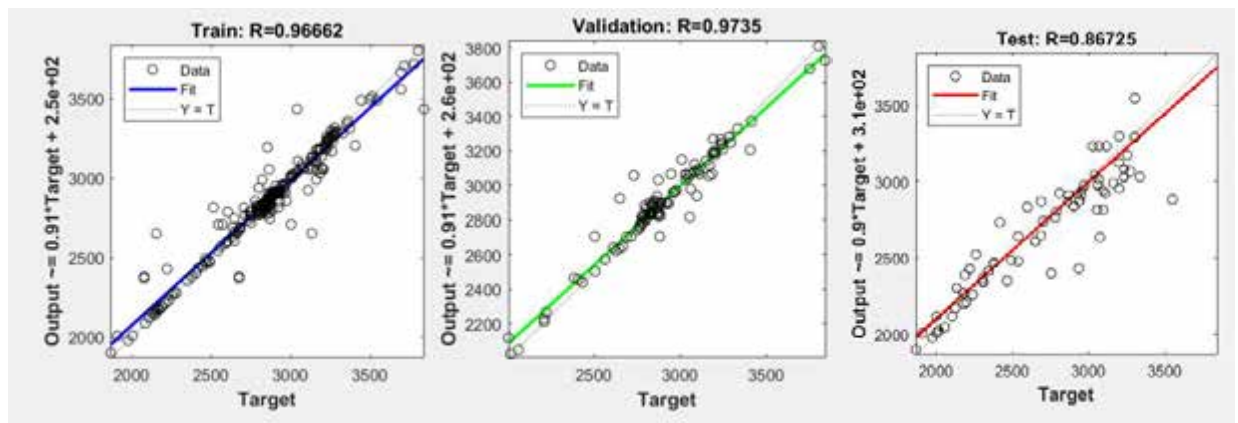


Рис.5.3.1.3 – Графіки регресії.

Значення коефіцієнтів детермінації, наведені на рис. 5.3.1.3, вказують на загалом хорошу кореляцію між прогнозованими та фактичними значеннями у всіх підвбірках. Особливо високі значення R для тренувальної та валідаційної множин свідчать про здатність моделі точно відтворювати залежності, виявлені під час навчання. Водночас варто зауважити, що високе значення R для тестової вибірки за умови порівняно невеликої кількості точок може бути нестійким – така ситуація може свідчити як про вдале узагальнення, так і про можливу випадкову відповідність, тож потребує додаткової перевірки на ширшому наборі даних.

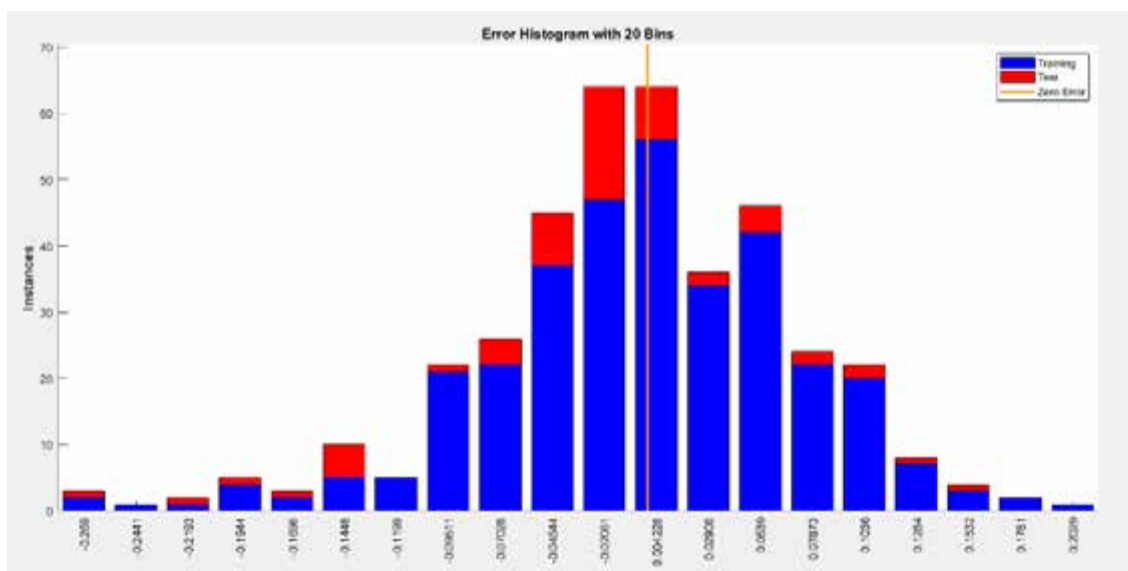


Рис.5.3.1.5 – Гістограма помилки.

Гістограма наочно ілюструє розподіл помилок прогнозування – тобто різниці між передбаченими мережею та фактичними значеннями параметра – для навчальної та тестової вибірок. Більшість цих похибок зосереджена поблизу нуля, що свідчить про доволі високу загальну точність моделі. Водночас, центральний пік розподілу дещо зміщений у від’ємну зону, що вказує на тенденцію до незначного заниження прогнозованих значень. Така особливість може бути ознакою систематичної помилки, яка потребує додаткового аналізу та корекції при подальшій оптимізації структури або параметрів мережі.

Звертає на себе увагу й розбіжність у розподілах для різних вибірок: червоні стовпці, що відображають помилки на тестовій підмножині, охоплюють менше значень, але мають помітно ширший розкид. Це свідчить про те, що модель, попри хороші результати на навчальних даних, дещо гірше узагальнює на нових, раніше не бачених прикладах. Такий ефект є типовим для складних моделей і вимагає балансування між точністю навчання та здатністю до узагальнення.

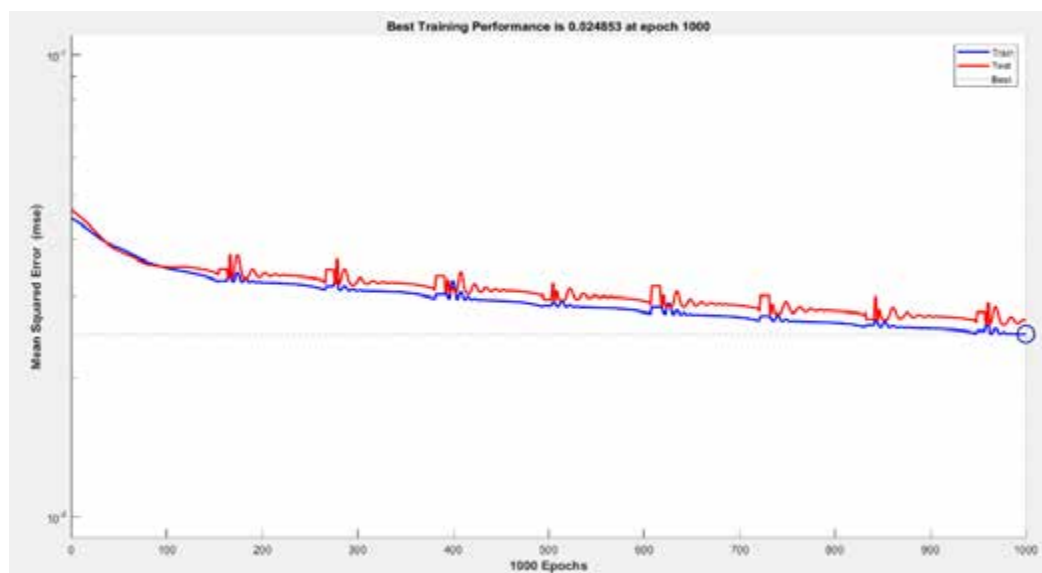


Рис.5.3.1.6 – Графік продуктивності.

На графіку продуктивності зображено, як змінювалась середньоквадратична помилка у процесі навчання нейромережі для навчальної та тестової вибірок. Помітно, що загальний рівень помилки поступово

зменшується, а на завершальній – тисячній – епосі досягається її мінімальне значення: $MSE = 0.02485$. Це вказує на успішне та ефективне навчання моделі. Незначні коливання, особливо на кривій тестової вибірки, є типовим явищем для процесу оптимізації в умовах нелінійних залежностей. Проте в цілому простежується стабільна тенденція до збіжності. Різниця між тренувальною та тестовою кривими залишається в межах допустимого – це свідчить про відсутність суттєвого перенавчання.

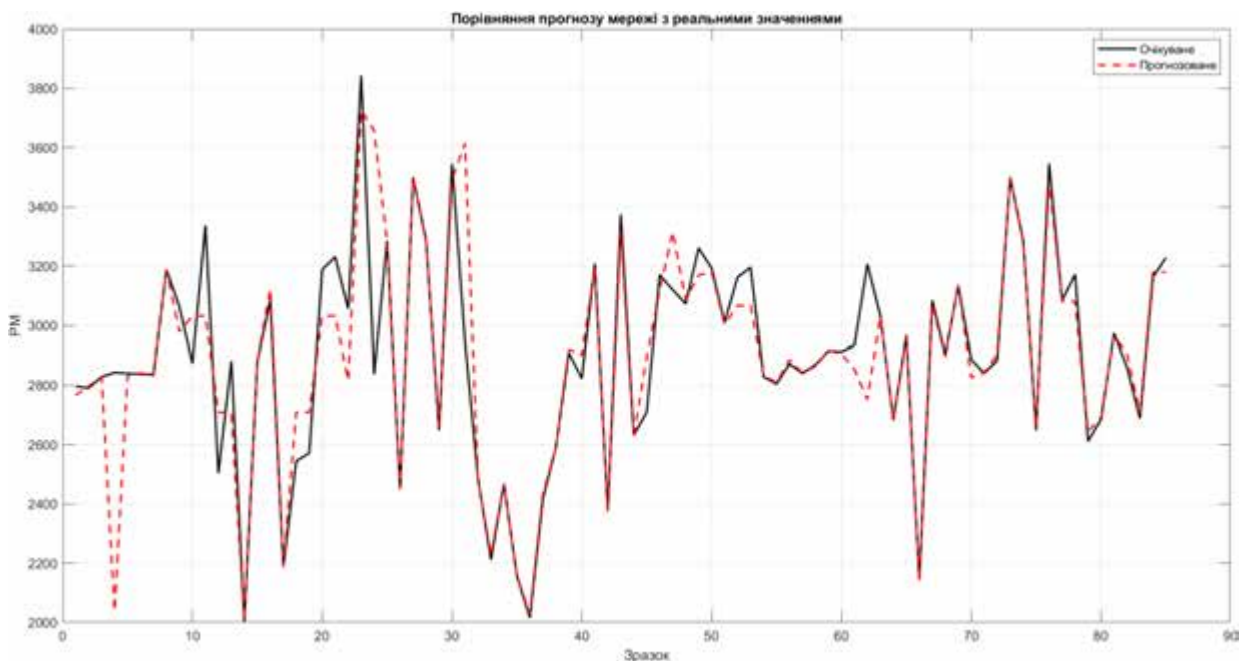


Рис.5.3.1.7 – Порівняння прогнозу мережі з реальними значеннями.

На рисунку 5.3.1.7 представлено порівняння між фактичними (очікуваними) значеннями виробництва біогазу та результатами, спрогнозованими нейронною мережею, для кожного окремого зразка з тестової множини. Загалом простежується доволі хороша відповідність: модель успішно відтворює основну динаміку змін і загальний тренд. Це свідчить про її здатність ефективно вловлювати ключові закономірності у поведінці процесу анаеробного зброджування.

Водночас видно, що для окремих зразків, особливо у випадках різких коливань або пікових значень, спостерігаються локальні відхилення між

прогнозом і реальністю. Зокрема, деякі сплески біогазопродукції модель недооцінила або не передбачила з достатньою точністю. Такі відхилення можуть бути зумовлені як складністю самого технологічного процесу, так і обмеженнями в кількості або якості навчальних даних. Тим не менш, загальна картина підтверджує потенціал моделі для застосування в системах інтелектуального прогнозування.

5.3.2 Радіально-базисна мережа

Кожен зразок у наборі даних був описаний чотирма ключовими вхідними параметрами: температура, швидкість органічного навантаження, ефективність анаеробного розкладання робочого субстрату та загальний вміст твердих речовин. Цільовою змінною для прогнозування було загальне виробництво біогазу, виражене на одиницю летких твердих речовин.

Для полегшення навчання та оцінки моделі набір даних був випадковим чином розділений на дві підмножини: 80% даних було виділено для навчання нейронної мережі, а решта 20% були зарезервовані для тестування та валідації.

Експериментальні дані, отримані в результаті лабораторного процесу виробництва біогазу, були попередньо організовані в електронні таблиці Microsoft Excel, що забезпечувало узгоджене форматування даних та легкість інтеграції в робочий процес моделювання. Вся подальша обробка та аналіз даних були реалізовані в MATLAB R2024a з використанням комбінації вбудованих функцій та спеціально розроблених скриптів.

Під час підготовки до моделювання нейронної мережі набір даних пройшов комплексний робочий процес попередньої обробки, спрямований на підвищення якості та узгодженості даних. Спочатку були виявлені та видалені аномальні та зашумлені точки даних на основі статистичних порогів та експертних знань про реалістичні межі процесу. Особлива увага була приділена усуненню неправдоподібних значень виходу, які могли спотворити процес навчання. Далі були виключені записи з відсутніми критичними

вхідними даними, а незначні прогалини були усунені за допомогою лінійної інтерполяції, щоб зберегти якомога більше корисної інформації.

Усі вхідні змінні були нормалізовані до діапазону $[0, 1]$ з використанням масштабування Min-Max. Це перетворення було необхідним для забезпечення сумісності з процесом навчання нейронної мережі та уникнення домінування ознак з більшими числовими діапазонами. Оскільки всі змінні були неперервними та числовими, не було потрібно категоріального кодування чи перетворення. Щоб усунути потенційні упередження, спричинені впорядкуванням даних, набір даних був випадковим чином перетасований перед розділенням на навчальні та тестові підмножини.

Далі було проведено оцінку релевантності ознак на основі алгоритму випадкового лісу. Цей метод дозволив ранжувати вхідні змінні за ступенем їхнього впливу на прогнозований показник.

Для забезпечення консистентності вхідних даних моделі, всі експериментальні вимірювання були усереднені. Таким чином, кожен зразок у навчальному наборі був представлений середніми значеннями параметрів за весь період ферментації. Це дозволило зменшити вплив випадкових коливань, пов'язаних з короткочасними збуреннями процесу, та сформувати надійну основу для побудови нейромережевих моделей прогнозування виходу біогазу.

Розроблена RBF-мережа складається з трьох основних шарів. Вхідний шар складається з чотирьох нейронів, що відповідають вибраним вхідним характеристикам: температура, швидкість органічного завантаження, ефективність анаеробного розкладання та загальний вміст твердих речовин. Вихідний шар включав один лінійний нейрон, завданням якого було прогнозувати загальний вихід біогазу для кожного вхідного зразка. Прихований шар, який є ядром мережі RBF, містив гаусівські радіальні базисні нейрони, кількість яких була емпірично оптимізована.

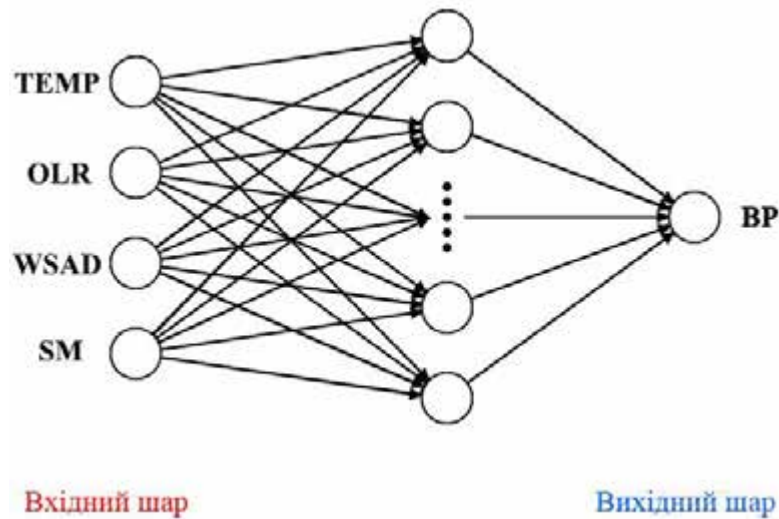


Рис.5.3.2.1 – Структурна схема радіально-базисної нейронної мережі для прогнозування виходу біогазу.

Визначення оптимальної кількості нейронів у прихованому шарі проходило систематично. Було проведено серію експериментів з кількістю прихованих нейронів від 0 до 200. Якість кожної конфігурації моделі оцінювалася на тестовому наборі за допомогою трьох ключових показників ефективності: середньоквадратична помилка, середня абсолютна помилка та коефіцієнт детермінації. Ця комплексна оцінка дозволила відстежувати, як змінювалася точність моделі залежно від зростання складності.

Моделювання процесу.

Початковим етапом стала імпортна обробка експериментальних даних, які були попередньо структуровані у форматі Microsoft Excel з розділенням на окремі робочі аркуші. Імпорт даних у середовище MATLAB здійснювався за допомогою функції `readtable`, що надала гнучкий доступ до табличних структур та полегшила подальшу обробку.

Після завантаження було здійснено відбір чотирьох найбільш інформативних змінних для побудови вхідної матриці нейронної мережі: температура процесу (TEMP, °C), органічне навантаження (OLR, кг органічної сухої речовини на м³·доба), ефективність зброджування (WSAD, %) та загальний вміст сухої речовини (SM, %). Ці змінні були обрані як такі, що

найбільш суттєво впливають на вихід метану. Цільову змінну становив показник загального виробництва метану (РВ) ($\text{м}^3/\text{кг СОР}/\text{доба}$).

З метою уніфікації масштабів даних та усунення впливу різних одиниць вимірювання на навчальний процес було застосовано нормалізацію типу z-score. Процедура передбачала обчислення середнього значення (μ) та стандартного відхилення (σ) кожної вхідної ознаки, після чого значення перетворювалися за формулою $z = \frac{x-\mu}{\sigma}$, в результаті чого набували нульового середнього значення та одиничної дисперсії. Ті ж самі статистичні параметри були використані для нормалізації тестової та валідаційної підмножин, що дозволило зберегти узгодженість масштабування на всіх етапах моделювання та уникнути перекосів, пов'язаних із різницею в розподілах.

Щоб краще зрозуміти внесок кожної вхідної ознаки у вихідні дані моделі, було проведено додатковий аналіз важливості ознак за допомогою регресійної моделі випадкового лісу. Цей аналіз ранжував змінні відповідно до їх впливу на продуктивність моделі, що вимірюється збільшенням помилки "out-of-bag" (ООВ) при перестановці.

Результати оцінки важливості вхідних ознак продемонстрували чітке домінування показника органічного навантаження серед усіх досліджуваних параметрів. Саме цей показник виявився найсуттєвішим чинником впливу на точність прогнозування виходу біогазу. Другою за важливістю ознакою є загальний вміст сухої речовини, за яким слідує температура процесу. Вказані змінні виявили найвищу чутливість моделі та добре узгоджуються з біохімічними і фізіологічними механізмами, які лежать в основі анаеробного зброджування.

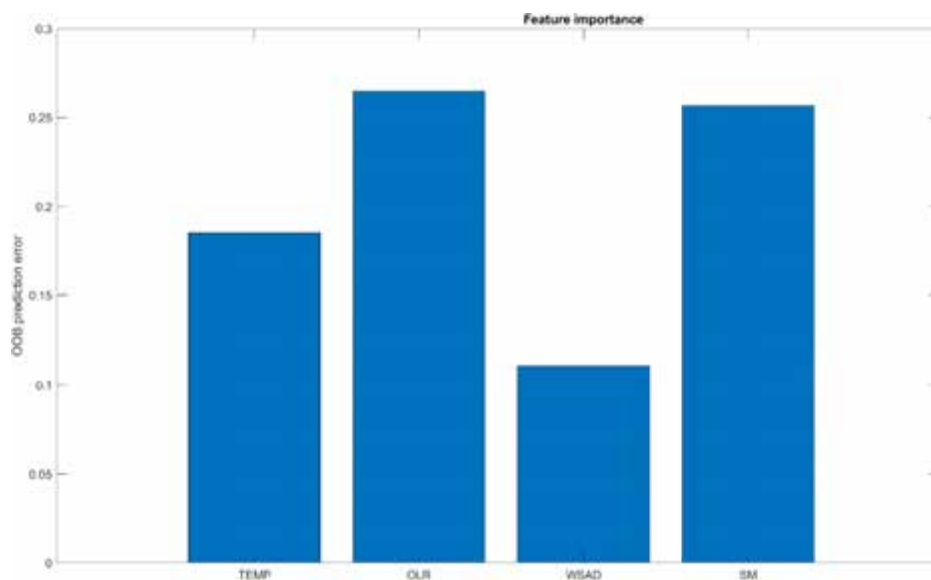


Рис. 5.3.2.2 – Важливість ознак на основі збільшення похибки OOB.

Натомість параметр WSAD (ефективність зброджування) показав менший вплив на результативність прогнозування у межах даного набору даних. Така відносна неінформативність може бути зумовлена наявністю кореляційної залежності з більш впливовими змінними або обмеженим діапазоном варіацій між окремими зразками. Незважаючи на це, усі чотири параметри були збережені як вхідні змінні моделі RBF, оскільки саме їх спільне використання забезпечувало найкращу точність на етапі тестування.

Результати аналізу підтвердили висновки роботи [81]: у другому наборі даних найбільший вплив мали швидкість органічного навантаження, суха маса та температура, тоді як ефективність анаеробного розкладання мала другорядне значення. Ці висновки узгоджуються з відомими механістичними принципами анаеробного розкладання та підтверджують стратегію вибору вхідних даних, що використовується для моделі нейронної мережі.

Навчання нейронної мережі здійснювалось на основі радіально-базисної функціональної архітектури із фіксованими параметрами, які в ході серії експериментів продемонстрували високу ефективність. Конфігурація включала 115 прихованих нейронів та параметр розкиду $\sigma = 1.0$, що забезпечило оптимальну чутливість до локальних змін у вхідному просторі та адекватну узагальнюючу здатність моделі.

Оцінка ефективності побудованої моделі нейронної мережі типу RBF проводилась на основі стандартних статистичних метрик, зокрема середньоквадратичної похибки, середньої абсолютної похибки та коефіцієнта детермінації, які були розраховані як для навчальної, так і для тестової вибірки.

```
--- Training ---  
RMSE: 139.55  
MAE: 75.76  
R2: 0.8233  
  
--- Predicting ---  
RMSE: 119.66  
MAE: 64.21  
R2: 0.8011
```

Рис. 5.3.2.3 – Результат тренування та прогнозування мережі.

Для візуальної демонстрації ефективності навчання на рисунку 5.3.2.4 представлено порівняння прогнозованих та фактичних значень.

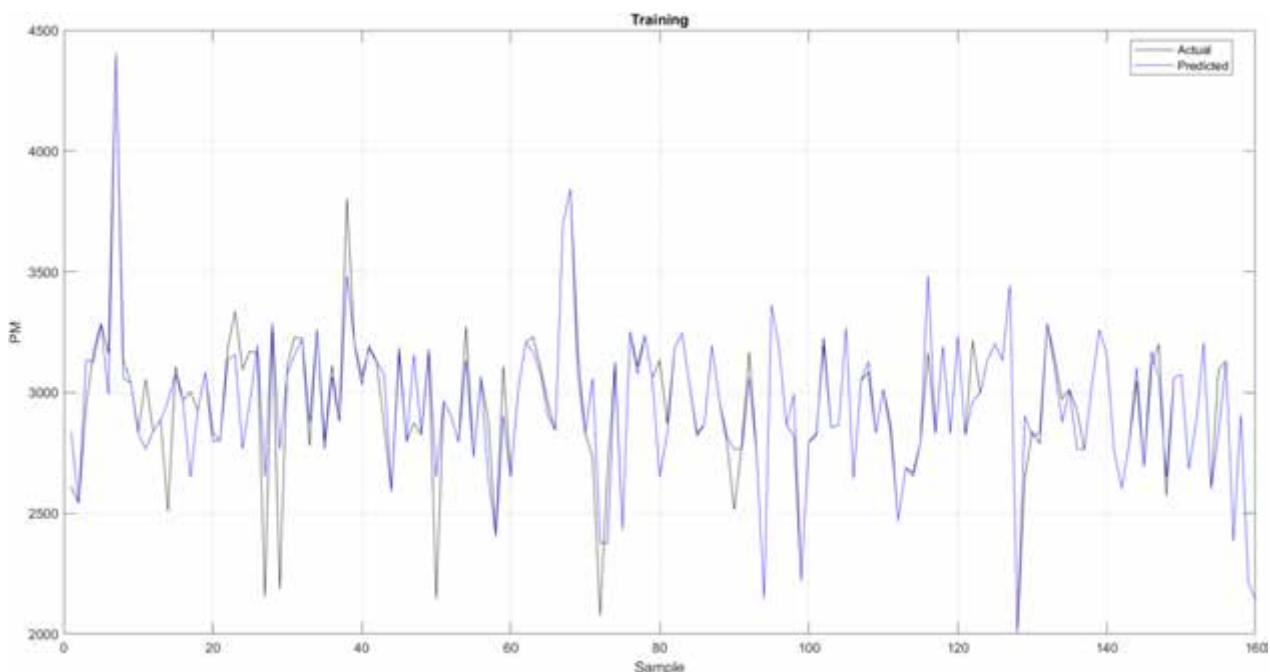


Рис. 5.3.2.4 – Прогнозовані та фактичні значення метану для навчального набору даних.

З метою комплексної оцінки узагальнюючої здатності навченої нейронної мережі RBF, крім основного тестового набору, було використано

додаткові експериментальні дані, які відповідали параметрам початкових вибірок, однак раніше не були представлені моделі ані під час навчання, ані в процесі налаштування гіперпараметрів. Це дозволило перевірити здатність мережі здійснювати точне прогнозування в умовах нових, раніше не бачених вхідних конфігурацій.

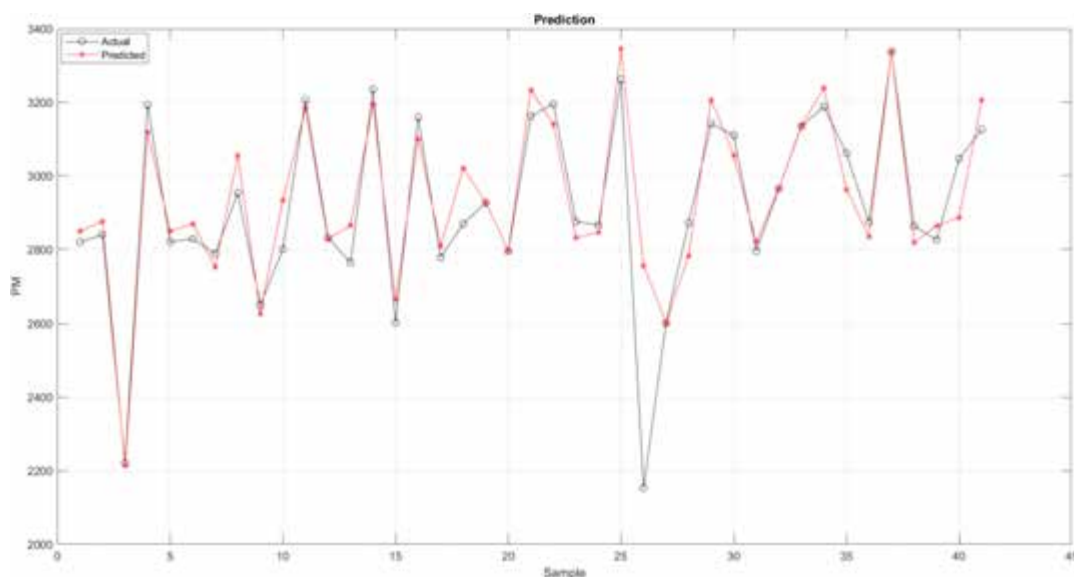


Рис. 5.3.2.5 – Прогнозовані та фактичні значення метану для тестового набору даних.

Результати прогнозування на цьому незалежному наборі виявили високу узгодженість із фактичними значеннями виходу метану. Як показано на рисунку 5.3.2.5, похибки залишалися в межах допуску, а графік «фактичне – прогнозоване» продемонстрував тісний кореляційний зв'язок. Це свідчить про добру здатність моделі до екстраполяції за межі навчального простору, а також про стійкість і адаптивність архітектури RBF до варіативних умов біогазового процесу.

Для додаткової ілюстрації продуктивності моделі в Таблиці 5.3.2.1 представлено порівняння прогнозованих та фактичних значень для перших 10 зразків тестового набору даних разом з абсолютними помилками. Через конфіденційність даних детальні назви та склади субстратів не розкриваються. Попри це дані значення дозволяють провести наочну оцінку точності вихідних даних моделі.

Таблиця 5.3.2.1. Прогнозовані та фактичні значення РВ.

Sample	Actual_FM	Predicted_FM	Abs_Error
1	2819.9	2831.8	11.927
2	2221.2	2288.1	66.893
3	3192.6	3111.3	81.372
4	2828.6	2831.8	3.2141
5	2787.9	2831.8	43.874
6	2953.2	2904.3	48.865
7	2800.2	2835.7	35.508
8	3205.9	3086.9	119.06
9	2831.5	2765.4	66.061
10	2764.7	2779.8	15.072

На рис.5.3.2.4 представлено результати моделювання для навчальної вибірки. Помітно, що мережа досить точно повторює загальний тренд зміни значень: лінії фактичних та прогнозованих значень здебільшого проходять близько одна до одної, за винятком окремих локальних відхилень. Ці відхилення, як правило, пов'язані зі сплесками або провалами, які важко точно відтворити через складну й нерівномірну природу біотехнологічних процесів. Проте метрики навчання демонструють загалом високу якість моделі: середньоквадратична помилка склала 139.55, середня абсолютна похибка – 75.76, а коефіцієнт детермінації досяг рівня 0.8233. Це означає, що модель здатна пояснити понад 82% дисперсії цільової змінної – результат, який можна вважати успішним для об'єкта з високою варіативністю вихідних даних.

Результати на тестовій множині відображені на другому графіку. Мережа демонструє подібну динаміку: її прогноз досить близький до реальних значень, хоча в окремих зразках, особливо в пікових точках, спостерігаються певні розбіжності. Незважаючи на це, показники точності залишаються на гідному рівні: RMSE = 119.66, MAE = 64.21, а $R^2 = 0.8011$. Це свідчить про добру здатність моделі до узагальнення та стабільну роботу на нових, раніше не бачених даних. У табличному порівнянні десяти перших прогнозів видно, що абсолютна похибка здебільшого не перевищує 60–80 одиниць, а в окремих випадках не перевищує й 15 одиниць. Водночас найбільші похибки

спостерігаються саме на крайніх або пікових значеннях, що підтверджує обмежену здатність мережі точно відтворювати нетипові сценарії.

Загалом, результати моделювання показують, що RBF-мережа є ефективним інструментом прогнозування у межах даної задачі. Для подальшого покращення точності доцільно розширити навчальну вибірку, зокрема в частині екстремальних значень, або розглянути гібридні архітектури з глибшими шарами.

5.4 Порівняльний аналіз результатів моделювання

У межах проведеного дослідження було реалізовано дві архітектури штучних нейронних мереж: багатошаровий перцептрон та мережу з радіально-базисними функціями, з метою прогнозування об'єму біогазу на основі чотирьох вхідних параметрів (TEMP, OLR, WSAD, SM).

Модель MLP показала стабільну якість прогнозування на тренувальній множині ($R^2 \approx 0.96$), а також хорошу узагальнюваність на тестовій вибірці ($R^2 \approx 0.86$). Побудовані графіки регресії та часові ряди свідчать про досить точне відтворення загального тренду та адекватну реакцію моделі на флуктуації у вхідних даних.

RBF-модель, своєю чергою, демонструвала вищу точність на тренувальних даних ($R^2 > 0.82$, MAE < 76), однак мала тенденцію до перенавчання при великій кількості нейронів. За умови обмеження кількості базисних функцій до ~ 115 , вдалося досягти збалансованого результату із задовільною точністю на тестовій множині, однак модель залишалася дещо чутливішою до «пікових» значень та мала вузьку область узагальнення.

Отже, MLP-модель виявилась більш стійкою до флуктуацій у вхідних параметрах, забезпечуючи кращу узагальненість, тоді як RBF-архітектура дозволяла досягти вищої точності у випадках зі стабільними та добре описаними навчальними вибірками. Остаточний вибір моделі залежить від пріоритетів системи – точності або адаптивності. У рамках реальної комп'ютерно-інтегрованої системи можна впровадити комбінований підхід:

використання MLP для довготривалого прогнозування та RBF – для оперативного уточнення результатів у вузькому часовому вікні.

Одним з напрямів подальшого удосконалення обох моделей є розширення вхідного простору ознак. До додаткових параметрів можуть належати: рівень рН, співвідношення C/N, вміст амонійного азоту, концентрація летких жирних кислот (FOS/TAC), тривалість гідравлічного утримання тощо. Інтеграція цих змінних дозволить створити більш комплексну модель, здатну враховувати фізико-хімічні аспекти середовища ферментації. Збільшення кількості вхідних параметрів потенційно підвищить точність прогнозу, однак водночас ускладнить структуру мережі та вимагатиме збільшеного об'єму навчальних даних для уникнення перенавчання.

РОЗДІЛ 6. КОМП'ЮТЕРНО-ІНТЕГРОВАНА СИСТЕМА ВИРОБНИЦТВА ПРОДУКЦІЇ БІОГАЗУ

6.1 Рішення з автоматизації

Сучасні біогазові комплекси вимагають надійного та гнучкого керування технологічними процесами, що передбачає впровадження автоматизованих систем з розвиненою інфраструктурою збору, аналізу та обробки даних. У межах даного дослідження було реалізовано дворівневу архітектуру комп'ютерно-інтегрованої системи керування (KIC), що поєднує функціональність промислового контролера (нижній рівень) з можливостями супервізорного керування й прогнозного аналізу, реалізованого у SCADA-системі з інтегрованим модулем штучного інтелекту (верхній рівень).

На нижньому рівні функціонує програмований логічний контролер (ПЛК), який виконує основні завдання збору, фільтрації та попередньої обробки сигналів від контрольно-вимірювальних приладів, а також безпосередньо керує виконавчими механізмами. До складу сенсорної інфраструктури відносяться температурні датчики (Pt100, термопари типу K), датчики тиску, рівня, вологості, рН і провідності, що забезпечують контроль основних параметрів середовища у ферментерах, буферних ємностях і системах збродження. Крім того, система включає газові аналізатори (CH_4 , CO_2 , H_2S), витратоміри, а також сенсори стану мішалок, насосів і теплообмінників. Зібрані дані передаються до ПЛК через аналогові й цифрові входи та опрацьовуються у реальному часі відповідно до закладеної логіки керування (наприклад, ПІ-регулятори температури або циклічне керування мішалками). Усі основні сигнали передаються далі на верхній рівень через промислові протоколи зв'язку (Modbus TCP/IP, OPC UA або Profibus DP).

Верхній рівень системи керування реалізований у вигляді SCADA-платформи, що забезпечує моніторинг технологічних параметрів, їх архівацію, створення мнемосхем, формування журналів подій та тривоги, а також надає оператору інтуїтивно зрозумілий НМІ для взаємодії з установкою. Важливим

елементом цієї архітектури є вбудований модуль інтелектуального прогнозування, що базується на штучних нейронних мережах. У рамках цього дослідження розглянуто можливості RBF- і MLP-мереж, які дозволяють здійснювати точне прогнозування виходу біогазу на основі ключових технологічних змінних: температури у ферментерах, органічного навантаження, сухої маси інокулянту та вмісту сухих речовин у завантаженні. Ці параметри безперервно зчитуються з датчиків, піддаються нормалізації та подаються на вхід моделі. Нейромережа прогнозує очікуваний об'єм біогазу, а у разі відхилення від фактичного значення генерує рекомендації або коригувальні сигнали, які передаються назад у SCADA-систему та далі – на рівень ПЛК для реалізації змін у режимі роботи обладнання.

У перспективному варіанті система може також обробляти додаткові показники, такі як концентрація азоту амонію, співвідношення летких жирних кислот до буферної ємності, значення окисно-відновного потенціалу, концентрація мікроелементів, а також дані про електроспоживання та продуктивність ТЕЦ. Це дозволить поглибити аналітику, забезпечити гнучке прогнозування поведінки процесу та покращити точність адаптивного керування.

Комунікація між рівнями здійснюється за допомогою промислових шин і стандартів, що дозволяє забезпечити масштабованість та модульність системи. Наприклад, у разі потреби можна додати нові сенсори або нейромережевий модуль без радикальних змін в архітектурі.

Перевагами запропонованої системи є можливість прогнозно-адаптивного регулювання з урахуванням поточних трендів, зменшення ризику аварійних ситуацій, зростання ефективності роботи обладнання та стабільності виходу біогазу, а також зменшення впливу людського чинника на прийняття рішень.

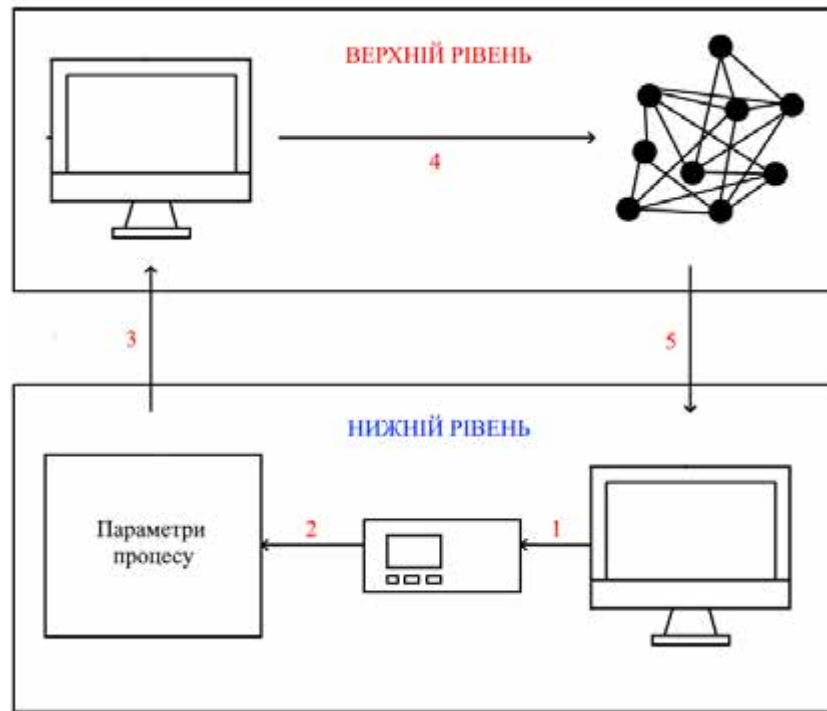


Рис.6.1.1 – Структурна схема роботи КІС.

На рисунку 6.1.1 представлено структурну схему комп'ютерно-інтегрованої системи керування біогазовою установкою. Вона реалізована за дворівневою ієрархічною архітектурою, що поєднує рівень технологічного контролю (нижній рівень) і рівень супервізорного управління та прогнозування (верхній рівень). Такий підхід забезпечує інтеграцію сенсорної інфраструктури, виконавчих механізмів, інтерфейсів візуалізації та нейронної моделі інтелектуального аналізу.

Нижній рівень охоплює:

- Контролер (ПЛК) – ядро нижнього рівня, що здійснює збір сигналів з датчиків, їхню первинну обробку та передачу на верхній рівень. ПЛК також відповідає за формування керуючих сигналів для виконавчих пристроїв на основі алгоритмів керування.
- Контрольно-вимірювальні прилади – система сенсорів, яка включає:
 - температурні датчики ферментера;
 - датчики тиску у трубопроводах і газгольдерах;
 - рН-зонди для моніторингу кислотності субстрату;

- датчики вологості, рівня, провідності, концентрації метану, CO₂, H₂S;
- витратоміри для обліку об'ємів завантаження та біогазу.
- Виконавчі механізми – мішалки, насоси, електромагнітні клапани, ТЕНи, ПІ-регулятори підігріву. Вони отримують сигнали від ПЛК (через аналогові виходи) та здійснюють фізичне керування процесом.
- НМІ-панель або локальний термінал – забезпечує обслуговуючому персоналу можливість конфігурації та ручного втручання на місці.

Комунікація між ПЛК і сенсорами/виконавчими механізмами реалізується через цифрові та аналогові входи/виходи або промислові інтерфейси (наприклад, RS-485, Modbus RTU).

Верхній рівень включає:

- SCADA-систему – інстальована на ПК під управлінням Windows, вона відповідає за:
 - візуалізацію мнемосхем та поточних даних;
 - ведення архівів процесу;
 - ведення журналів подій та аварій;
 - віддалене керування мережею;
 - передачу зібраних даних до модуля інтелектуального аналізу.
- Інтелектуальний модуль – нейронна мережа (наприклад, RBF або MLP), яка працює в режимі онлайн або офлайн аналізу. Мережа обробляє поточні або архівні параметри процесу та формує прогнозоване значення виходу біогазу (BP). У разі виявлення значного відхилення від очікуваного результату, система може:
 - згенерувати рекомендацію оператору;
 - автоматично скоригувати значення у ПЛК;
 - внести зміни до режимів роботи обладнання.

На схемі передбачено наступну послідовність обміну:

1 – передача даних з ПЛК до локального інтерфейсу;

- 2 – збір фізичних значень параметрів з сенсорів;
- 3 – передача інформації з контролера на SCADA;
- 4 – передача даних зі SCADA до нейронної мережі;
- 5 – повернення прогнозу або рекомендацій до системи керування.

Тобто система працює за принципом замкненого контуру: сенсори – ПЛК – SCADA – ШІ – SCADA – ПЛК – виконавчі пристрої. Це дозволяє підтримувати ключові параметри процесу в оптимальних межах з урахуванням як поточного стану, так і прогнозованих змін.

6.2 Інтеграція нейромережевого модуля в структуру автоматизованої системи

У межах розробки комп'ютерно-інтегрованої системи керування біогазовою установкою особливу увагу було приділено інтеграції модуля інтелектуального прогнозування, реалізованого на основі штучної нейронної мережі (ШНМ). Такий підхід обумовлений необхідністю підвищення точності управління технологічним процесом, передусім на етапі стабілізації та оптимізації виходу біогазу.

Інтелектуальний модуль впроваджується на верхньому рівні дворівневої архітектури автоматизованої системи, до складу якої входить програмований логічний контролер як базовий елемент нижнього рівня та SCADA-система як ключовий компонент верхнього рівня. Основним завданням модуля ШНМ є обробка поточних та історичних значень технологічних параметрів для прогнозування вихідного значення – об'єму біогазу або вмісту метану. На основі розрахованого прогнозу система має змогу заздалегідь виявляти можливі відхилення та автоматично формувати рекомендації для коригування режимів роботи обладнання.

Інтеграція ШНМ у SCADA-середовище може бути реалізована в кількох конфігураціях: як окремий обчислювальний модуль, локальний сервіс на тому ж ПК, що й SCADA, або як хмарна служба, яка взаємодіє з верхнім рівнем через API або OPC. У рамках цієї роботи було обрано варіант реалізації на

основі MATLAB як середовища, що забезпечує як інструменти навчання моделей (MLP, RBF), так і можливість експорту моделей у вигляді автономних програмних компонентів.

Дані для роботи моделі можуть надходити з кількох джерел: архівів SCADA-системи, лог-файлів у форматі CSV або JSON, а також у режимі реального часу через OPC-сервер. Попередня обробка даних включає нормалізацію, а в разі необхідності – логарифмування або фільтрацію викидів.

Принцип роботи інтелектуального модуля передбачає регулярний аналіз поточних даних та порівняння прогнозованих значень із фактичними. У разі виявлення суттєвих відхилень система автоматично формує рекомендації або надсилає коригувальні сигнали до SCADA-системи, яка передає відповідні команди до ПЛК для зміни параметрів роботи (наприклад, зниження навантаження або підвищення температури).

Переваги такого підходу полягають у можливості адаптації до змін у складі сировини, підвищенні стабільності виходу біогазу та зниженні енергоспоживання за рахунок більш точного управління. Крім того, використання моделі у MATLAB забезпечує гнучкість у розробці, налагодженні та періодичному оновленні нейронної мережі без втручання у основну SCADA-архітектуру.

ВИСНОВКИ

У межах даної дипломної роботи було розроблено, реалізовано та проаналізовано комп'ютерно-інтегровану систему прогнозування виходу біогазу на основі штучних нейронних мереж. Основною метою дослідження було підвищення точності та стабільності технологічного процесу анаеробного зброджування за рахунок інтелектуального моделювання основних факторів, що впливають на продуктивність біогазової установки.

Проведено огляд якісного складу сировини, що використовується в біогазових установках, визначено найбільш критичні параметри, які впливають на ефективність біоконверсії: температура, органічне навантаження, вологість субстрату та суха маса інокулянту. На основі зібраних експериментальних даних, отриманих у лабораторії Природничого університету в Познані, сформовано навчальну вибірку для побудови нейромережевих моделей.

У процесі роботи було реалізовано дві архітектури нейронних мереж: багатошаровий перцептрон та радіально-базисну мережу. Проведено нормалізацію даних, усунення викидів, логарифмування цільової змінної, а також налаштування параметрів навчання. Порівняльний аналіз результатів показав, що обидві моделі здатні до точного прогнозування виходу біогазу, при цьому модель MLP забезпечила стабільніше узагальнення для нових даних, тоді як RBF – високу точність при моделюванні навчальної множини.

Особливу увагу було приділено розробці концепції автоматизованої системи керування з інтегрованим модулем прогнозування. Було запропоновано дворівневу архітектуру: нижній рівень реалізовано на базі ПЛК, що забезпечує збір даних з типових сенсорів (датчики температури, тиску, рівня, рН тощо), а верхній – у вигляді SCADA-системи з інтерфейсом користувача та нейромережею. Показано, що інтеграція прогнозного модуля дозволяє оперативно реагувати на відхилення у технологічному процесі, підвищує керованість, стабільність та енергоефективність роботи установки.

Зроблено висновок, що застосування штучних нейронних мереж у сфері біоенергетики є доцільним та перспективним напрямом, особливо в умовах високої варіативності сировини та складної динаміки процесів. Запропонована система здатна до подальшого масштабування, зокрема за рахунок розширення вхідних параметрів (наприклад, рН, FOS/TAC, HRT, C/N), що потенційно підвищить точність моделей за умови достатньої кількості якісних даних.

Окремим результатом дослідження стала публікація за темою: *«Підвищення виходу біогазу у біогазових установках за рахунок додавання сироватки до гною ВРХ»*, в якій було підтверджено ефективність модифікації складу субстрату шляхом введення побічних продуктів харчової промисловості. Ця робота слугувала практичним доповненням до моделювання та дозволила оцінити вплив зміни складу сировини на якість кінцевого біогазу.

Результати дипломної роботи підтвердили гіпотезу про ефективність нейромережових методів у задачах прогнозування для біогазових систем та обґрунтували доцільність впровадження інтелектуального керування у промислові установки.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. UNDP, UN DESA, World Energy Council. World Energy Assessment: Energy and the Challenge of Sustainability. – New York, 2000.
2. International Energy Agency. Global Gas Security Review 2023 [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.iea.org/reports/global-gas-security-review-2023>.
3. GetMarket. Investments in alternative energy: how to make money on biogas in Ukraine [Електронний ресурс]. – 2019. – Режим доступу: <https://getmarket.com.ua/ru/news/investicii-v-al-ternativnuyu-energetiku-kak-v-ukraine-zarabatyvayut-na-biogaze>.
4. Igliński B., Kielkowska U., Pietrzak M. B., Skrzatek M., Kumar G., Piechota G. The regional energy transformation in the context of renewable energy sources potential // Renewable Energy. – 2023. – Vol. 218. – P. 119246. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.renene.2023.119246>.
5. Steffen B., Patt A. A historical turning point? Early evidence on how the Russia-Ukraine war changes public support for clean energy policies // Energy Research & Social Science. – 2022. – Vol. 91. – P. 102758. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.erss.2022.102758>.
6. Александров И. Ю., Друзьянова В. П., Савватеева И. А., Кокиева Г. Е. Электроэнергия из биогаза // Вестник Алтайского государственного аграрного университета. – 2020. – № 5(187). – С. 139–145. – URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=42880955>.
7. Кротов И. П. Использование биогаза как альтернативного источника энергии // Национальная ассоциация ученых. – 2019. – Т. 3, № 50. – С. 30–32. – DOI: 10.31618/nas.2413-5291.2019.3.50.120. – URL: <https://national-science.ru/ispolzovanie-biogaza-kak-alternativnogo-istochnika-energii-30-32/>.
8. Czekala W. Biogas as a Sustainable and Renewable Energy Source // Clean Fuels for Mobility. – 2022. – № 1. – С. 201–214. – DOI: 10.1007/978-981-16-8747-1_10. – URL: https://www.researchgate.net/publication/357503560_Biogas_as_a_Sustainable_and_Renewable_Energy_Source.
9. Surmen M., Kara E. High-Quality Fertilizers from Biogas Digestate // Environment and Climate-smart Food Production. – 2022. – № 1. – С. 319–347. – DOI: 10.1007/978-3-030-71571-7_10. – URL:

https://www.researchgate.net/publication/356106847_HighQuality_Fertilizers_from_Biogas_Digestate.

10. Akyurek Z. Biogas Energy from Animal Waste // *Agricultural Waste: Environmental Impact, Useful Metabolites and Energy Production*. – 2023. – № 1. – С. 543–558. – DOI: 10.1007/978-981-19-8774-8_20. – URL: https://www.researchgate.net/publication/369127583_Biogas_Energy_from_Animal_Waste.
11. Мещук А. А., Болдырев К. А., Баженов П. А. Применение биогаза для газификации удаленных регионов и снижения негативного влияния деятельности человека на окружающую среду // *Вестник евразийской науки*. – 2019. – Т. 1, № 11. – С. 1–9. – URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=38162940>.
12. Scarlat N., Dallemand J. F., Fahl F. Biogas: Developments and perspectives in Europe // *Renewable Energy*. – 2018. – Vol. 129. – P. 457–472. – DOI: 10.1016/j.renene.2018.03.006.
13. Wandera S. M., Qiao W., Algapani D. E., Bi S., Yin D., Qi X., Liu Y., Dach J., Dong R. Searching for possibilities to improve the performance of full scale agricultural biogas plants // *Renewable Energy*. – 2018. – Vol. 116(A). – P. 720–727. – DOI: 10.1016/j.renene.2017.09.087.
14. Гелетуха Г. Г., Копейкин К. О. Биогаз зі звалищ. Перспективи використання в Україні // *Зелена енергетика*. – 2002. – № 1. – С. 13–16.
15. Dach J. Energetic and economic efficiency of agricultural biogas plant working with different substrates // *Journal of Research and Applications in Agricultural Engineering*. – 2016. – Vol. 61, № 3. – P. 72–76.
16. Piechota G., Igliński B., Zaborowicz M., Qiao W. Biomethane in Poland— Current Status, Potential, Perspective and Development // *Energies*. – 2021. – Vol. 14, № 6. – Article 1517. – DOI: <https://doi.org/10.3390/en14061517>.
17. Makisha N., Semenova D. Production of biogas at wastewater treatment plants and its further application // *MATEC Web of Conferences*. – 2018. – Vol. 144. – Article 04016.
18. Hagos K., Zong J., Li D., Liu C., Lu X. Anaerobic co-digestion process for biogas production: progress, challenges and perspectives // *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. – 2017. – Vol. 76. – P. 1485–1496.

19. Sewsynker-Sukai Y., Faloye F., Gueguim Kana E. B. Artificial neural networks: an efficient tool for modelling and optimization of biofuel production (a mini review) // *Biotechnology & Biotechnological Equipment*. – 2017. – Vol. 31, № 2. – P. 221–235.
20. Nguyen D., Gadhamshetty V., Nitayavardhana S., Khanal S. K. Automatic process control in anaerobic digestion technology: a critical review // *Bioresource Technology*. – 2015. – Vol. 193. – P. 513–522.
21. Osowski S. *Sieci neuronowe do przetwarzania informacji*. – Warszawa: Oficyna Wydawnicza Politechniki Warszawskiej, 2000.
22. *STATISTICA Neural Networks – Guide Book – Introduction to Neural Networks*. – Tulsa: StatSoft, 2001.
23. Sathish S., Vivekanandan S. Parametric optimization for floating drum anaerobic bio-digester using response surface methodology and artificial neural network // *Alexandria Engineering Journal*. – 2016. – Vol. 55. – P. 3297–3307.
24. Zhang L., Loh K. C., Lim J. W., Zhang J. Bioinformatics analysis of metagenomics data of biogas-producing microbial communities in anaerobic digesters: a review // *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. – 2019. – Vol. 100. – P. 110–126.
25. Oloko-Oba M. I., Taiwo A. E., Ajala S. O., Solomon B. O., Betiku E. Performance evaluation of three different-shaped bio-digesters for biogas production and optimization by artificial neural network integrated with genetic algorithm // *Sustainable Energy Technologies and Assessments*. – 2018. – Vol. 26. – P. 116–124.
26. Yi-fan H., Chang-zhu Y., Jin-feng D., Wen-hong P., Jia-kuang Y. Modeling of expanded granular sludge bed reactor using artificial neural network // *Journal of Environmental Chemical Engineering*. – 2017. – Vol. 5. – P. 2142–2150.
27. Dhussa A. K., Sambhi S. S., Kumar S., Kumar S., Kumar S. Nonlinear Autoregressive Exogenous modeling of a large anaerobic digester producing biogas from cattle waste // *Biotechnology*. – 2014. – Vol. 170. – P. 342–349.
28. Holubar P., Zani L., Hager M., Fröschl W., Radak Z., Braun R. Start-up and recovery of a biogas-reactor using a hierarchical neural network-based control tool // *Journal of Chemical Technology and Biotechnology*. – 2003. – Vol. 78. – P. 847–854.

29. Kanat G., Saral A. Estimation of biogas production rate in a thermophilic UASB reactor using artificial neural networks // *Environmental Modelling & Assessment*. – 2009. – Vol. 14. – P. 607–614.
30. Gaida D., Wolf C., Bongards M. Feed control of anaerobic digestion processes for renewable energy production: a review // *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. – 2017. – Vol. 68. – P. 869–875.
31. Kim M. J., Yoo C. K. Multi-objective controller for enhancing nutrient removal and biogas production in wastewater treatment plants // *Journal of the Taiwan Institute of Chemical Engineers*. – 2014. – Vol. 45. – P. 2537–2548.
32. Abu Qdais H., Bani Hani K., Shatnawi N. Modeling and optimization of biogas production from a waste digester using artificial neural network and genetic algorithm // *Resources, Conservation and Recycling*. – 2010. – Vol. 54. – P. 359–363.
33. Dahunsi S. O., Oranusi S., Efevbokhan V. E. Cleaner energy for cleaner production: modeling and optimization of biogas generation from *Carica papaya* (Pawpaw) fruit peels // *Journal of Cleaner Production*. – 2017. – Vol. 156. – P. 19–29.
34. Gueguim Kana E. B., Oloke J. K., Lateef A., Adesiyun M. O. Modeling and optimization of biogas production on saw dust and other co-substrates using artificial neural network and genetic algorithm // *Renewable Energy*. – 2012. – Vol. 46. – P. 276–281.
35. Kucharska K., Hołowacz I., Konopacka-Łyskawa D., Rybarczyk P., Kamiński M. Key issues in modeling and optimization of lignocellulosic biomass fermentative conversion to gaseous biofuels // *Renewable Energy*. – 2018. – Vol. 129. – P. 384–408.
36. Jacob S., Banerjee R. Modeling and optimization of anaerobic codigestion of potato waste and aquatic weed by response surface methodology and artificial neural network coupled genetic algorithm // *Biotechnology*. – 2016. – Vol. 214. – P. 386–395.
37. Barik D., Murugan S. An artificial neural network and genetic algorithm optimized model for biogas production from co-digestion of seed cake of karanja and cattle dung // *Waste and Biomass Valorization*. – 2015. – Vol. 6. – P. 1015–1027.

38. Valim I. C., Fidalgo J. L. G., Rego A. S. C., Vilani C., Martins A. R. F. A., Santos B. F. Neural network modeling to support an experimental study of the delignification process of sugarcane bagasse after alkaline hydrogen peroxide pre-treatment // *Biotechnology*. – 2017. – Vol. 243. – P. 760–770.
39. Tufaner F., Avşar Y., Gönüllü M. T. Modeling of biogas production from cattle manure with co-digestion of different organic wastes using an artificial neural network // *Clean Technologies and Environmental Policy*. – 2017. – Vol. 19. – P. 2255–2264.
40. Strik D. P. B. T. B., Domnanovich A. M., Zani L., Braun R., Holubar P. Prediction of trace compounds in biogas from anaerobic digestion using the MATLAB neural network toolbox // *Environmental Modelling & Software*. – 2005. – Vol. 20. – P. 803–810.
41. Das Ghatak M., Ghatak A. Artificial neural network model to predict behavior of biogas production curve from mixed lignocellulosic co-substrates // *Fuel*. – 2018. – Vol. 232. – P. 178–189.
42. Dahunsi S. O., Oranusi S., Efeovbokhan V. E. Optimization of pretreatment, process performance, mass and energy balance in the anaerobic digestion of *Arachis hypogaea* (Peanut) hull // *Energy Conversion and Management*. – 2017. – Vol. 139. – P. 260–275.
43. Najafi B., Faizollahzadeh Ardabili S. Application of ANFIS, ANN, and logistic methods in estimating biogas production from spent mushroom compost (SMC) // *Resources, Conservation and Recycling*. – 2018. – Vol. 133. – P. 169–178.
44. Beltramo T., Ranzan C., Hinrichs J., Hitzmann B. Artificial neural network prediction of the biogas flow rate optimised with an ant colony algorithm // *Biosystems Engineering*. – 2016. – Vol. 143. – P. 68–78.
45. Nair V. V., Dhar H., Kumar S., Thalla A. K., Mukherjee S., Wong J. W. C. Artificial neural network based modeling to evaluate methane yield from biogas in a laboratory-scale anaerobic bioreactor // *Biotechnology*. – 2016. – Vol. 217. – P. 90–99.
46. Ozkaya B., Demir A., Bilgili M. S. Neural network prediction model for the methane fraction in biogas from field-scale landfill bioreactors // *Environmental Modelling & Software*. – 2007. – Vol. 22. – P. 815–822.
47. Dach J., Koszela K., Boniecki P., Zaborowicz M., Lewicki A., Czekala W., Skwarcz J., Qiao W., Piekarska-Boniecka H., Białobrzewski I. The use of

- neural modelling to estimate the methane production from slurry fermentation processes // *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. – 2016. – Vol. 56. – P. 603–610.
48. Xu F., Wang Z. W., Li Y. Predicting the methane yield of lignocellulosic biomass in mesophilic solid-state anaerobic digestion based on feedstock characteristics and process parameters // *Biotechnology*. – 2014. – Vol. 173. – P. 168–176.
49. Curcio S., Saraceno A., Calabrò V., Iorio G. Neural and hybrid modeling: an alternative route to efficiently predict the behavior of biotechnological processes aimed at biofuels obtainment // *Scientific World Journal*. – 2014. – Article ID 303858. – P. 1–9.
50. Li H., Ke L., Chen Z., Feng G., Xia D., Wang Y., Zheng Y., Li Q. Estimating the fates of C and N in various anaerobic codigestions of manure and lignocellulosic biomass based on artificial neural networks // *Energy & Fuels*. – 2016. – Vol. 30. – P. 9490–9501.
51. Alejo L., Atkinson J., Guzmán-Fierro V., Roeckel M. Effluent composition prediction of a two-stage anaerobic digestion process: machine learning and stoichiometry techniques // *Environmental Science and Pollution Research*. – 2018. – Vol. 25. – P. 21149–21163.
52. Erdirencelebi D., Yalpir S. Adaptive network fuzzy inference system modeling for the input selection and prediction of anaerobic digestion effluent quality // *Applied Mathematical Modelling*. – 2011. – Vol. 35. – P. 3821–3832.
53. Hien S., Hansen J., Drewes J. E., Koch K. BioTOOL – a readily and flexible biogas rate prediction tool for end-users // *Environmental Modelling & Assessment*. – 2019. – Vol. 24. – P. 87–94.
54. Wang X., Bai X., Li Z., Zhou X., Cheng S., Sun J., Liu T. Evaluation of artificial neural network models for online monitoring of alkalinity in anaerobic co-digestion system // *Biochemical Engineering Journal*. – 2018. – Vol. 140. – P. 85–92.
55. Lewicki A., Bugała A., Piekarska-Boniecka H., Lewicka A., Boniecki P., Cieślík M. Optimization of the selection process of the co-substrates for chicken manure fermentation using neural modeling // *MATEC Web of Conferences*. – 2016. – Vol. 60. – Article 04007.

56. Mehryar E., Ding W., Hemmat A., Hassan M., Talha Z., Kafashan J., Huang H. Modeling and multiresponse optimization for anaerobic codigestion of oil refinery wastewater and chicken manure by using artificial neural network and the Taguchi method // *BioMed Research International*. – 2017. – Article ID 2036737. – P. 1–15.
57. Palaniswamy D., Ramesh G., Sivasankaran S., Kathiravan N. Optimising biogas from food waste using a neural network model // *Proceedings of the Institution of Civil Engineers – Municipal Engineer*. – 2017. – Vol. 170, № ME4. – P. 221–229.
58. Dahunsi S. O., Oranusi S., Owolabi J. B., Efeovbokhan V. E. Mesophilic anaerobic co-digestion of poultry dropping and *Carica papaya* peels: modelling and process parameter optimization study // *Biotechnology*. – 2016. – Vol. 216. – P. 587–600.
59. Waewsak C., Nopharatana A., Chaiprasert P. Neural-fuzzy control system application for monitoring process response and control of anaerobic hybrid reactor in wastewater treatment and biogas production // *Journal of Environmental Sciences (China)*. – 2010. – Vol. 22, № 12. – P. 1883–1890.
60. Antwi P., Li J., Opoku Boadi P., Meng J., Shi E., Deng K., Kwesi Bondinuba F. Estimation of biogas and methane yields in an UASB treating potato starch processing wastewater with backpropagation artificial neural network // *Biotechnology*. – 2017. – Vol. 228. – P. 106–115.
61. Gadirli G., Pilarska A. A., Dach J., Pilarski K., Kolasa-Więcek A., Borowiak K. Fundamentals, Operation and Global Prospects for the Development of Biogas Plants—A Review // *Energies*. – 2024. – Vol. 17. – Article 568. – DOI: <https://doi.org/10.3390/en17030568>.
62. Milani S. J., Nabi Bidhendi G. Biogas and photovoltaic solar energy as renewable energy in wastewater treatment plants: A focus on energy recovery and greenhouse gas emission mitigation // *Water Science and Engineering*. – 2024. – Vol. 17. – P. 283–291. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.wse.2023.11.003>.
63. Ardolino F., Cardamone G. F., Parrillo F., Arena U. Biogas-to-biomethane upgrading: A comparative review and assessment in a life cycle perspective // *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. – 2021. – Vol. 139. – Article 110588. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2020.110588>.
64. Singhal S., Agarwal S., Arora S., Sharma P., Singhal N. Upgrading techniques for transformation of biogas to bio-CNG: a review //

- International Journal of Energy Research. – 2017. – Vol. 41. – P. 1657–1669. – DOI: <https://doi.org/10.1002/er.3719>.
65. Patel S. K. S., Kalia V. C., Lee J. K. Integration of biogas derived from dark fermentation and anaerobic digestion of biowaste to enhance methanol production by methanotrophs // *Bioresource Technology*. – 2023. – Vol. 369. – Article 128427. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.biortech.2022.128427>.
66. Скляр А. Г., Скляр Р. В. Методы интенсификации процессов метанового сбраживания // *Науковий вісник ТДАТУ*. – Вип. 4, Т. 1. – URL: <https://nauka.tsatu.edu.ua/e-journals-tdatu/pdf4t1/3.pdf>.
67. Шацький В. В., Скляр О. Г., Скляр Р. В., Солодка О. О. Вплив структури субстрату на вихід біогазу при метановому зброджуванні // *Праці Таврійського державного агротехнологічного університету*. – 2013. – Вип. 13, Т. 3. – С. 3–12.
68. Веденев А. Г., Веденева Т. А. Биогазовые технологии в Кыргызской Республике. – Бишкек: Типография «Евро», 2006. – 90 с.
69. Ратушняк Г. С., Джеджула В. В. Интенсифікація теплообміну та термостабілізація біореакторів // *Вісник Вінницького політехнічного інституту*. – 2006. – № 2. – С. 26–31.
70. Панцхава Е. С., Кошкин Н. Л. Биоэнергетические установки по конверсии органических отходов в топливо и органические удобрения // *Теплоэнергетика*. – 1993. – № 4. – С. 20–23.
71. Мусійчук О. Перспективи використання продуктів переробки молочної сироватки // *Товари і ринки*. – 2008. – № 1. – С. 78–83.
72. Beniche I., Karouach F., Bakraoui M., Bari H. E. Energy Recovery Study by the Anaerobic Digestion of Dairy Sludge from Moroccan Industry // *Proc. 7th Int. Renewable and Sustainable Energy Conference (IRSEC)*. – Agadir, Morocco, 2019. – P. 1–6. – DOI: [10.1109/IRSEC48032.2019.9078301](https://doi.org/10.1109/IRSEC48032.2019.9078301).
73. El Achkar J. H., Ziade R., Louka N., Maroun R. G., Hobaika Z. Treatment of dairy waste by anaerobic digestion to produce methane as green energy // *Proc. 5th Int. Conference on Renewable Energies for Developing Countries (REDEC)*. – Marrakech, Morocco, 2020. – P. 1–6. – DOI: [10.1109/REDEC49234.2020.9163848](https://doi.org/10.1109/REDEC49234.2020.9163848).

74. Ciosek P., Buczkowska A., Witkowska E., Wróblewski W., Zamojska A., Szewczyk K. Miniaturized flow-through sensor array for methane fermentation monitoring // *Proc. IEEE Sensors*. – Christchurch, New Zealand, 2009. – P. 1502–1505. – DOI: 10.1109/ICSENS.2009.5398463.
75. Vivekanand V., Mulat D. G., Eijsink V. G. H. Synergistic effects of anaerobic co-digestion of whey, manure and fish ensilage // *Bioresource Technology*. – 2018. – Vol. 249. – P. 35–41. – DOI: 10.1016/j.biortech.2017.09.169.
76. Brown N., Guttler J., Shilton A. Overcoming the challenges of full scale anaerobic co-digestion of casein whey // *Renewable Energy*. – 2016. – Vol. 96, Iss. A. – P. 425–432. – DOI: 10.1016/j.renene.2016.04.044.
77. Rico C., Munoz N., Fernandez J. High-load anaerobic co-digestion of cheese whey and liquid fraction of dairy manure in a one-stage UASB process: Limits in co-substrates ratio and organic loading rate // *Chemical Engineering Journal*. – 2015. – Vol. 262. – P. 794–802. – DOI: 10.1016/j.cej.2014.10.050.
78. Rogovskii I. L., Polishchuk V. M., Titova L. L., Sivak I. M., Vyhovskyi A. Yu., Drahnev S. V., Voinash S. A. Study of Biogas During Fermentation of Cattle Manure Using A Stimulating Additive In Form Of Vegetable Oil Sediment // *ARPJ Journal of Engineering and Applied Sciences*. – 2020. – Vol. 15, № 22. – P. 2652–2663.
79. Witaszek K., Herkowiak M., Pilarska A. A., Czekąła W. Methods of Handling the Cup Plant (*Silphium perfoliatum* L.) for Energy Production // *Energies*. – 2022. – Vol. 15. – Article 1897. – DOI: <https://doi.org/10.3390/en15051897>.
80. Qiu C., Song X., Qi X., Han Y., Fan H., Yang N. Analysis of multi-stage active distribution network planning based on golden section Fibonacci tree optimization method // *Proc. China Int. Conf. on Electricity Distribution (CICED)*. – Shanghai, China, 2021. – P. 742–746. – DOI: 10.1109/CICED50259.2021.9556789.
81. Pochwatka P., Kowalczyk-Juśko A., Czekąła W., Witaszek K., Kupryaniuk K., Dach J. Analysis of factors affecting the efficiency of biogas plants using artificial intelligence techniques // *Energy*, manuscript ID: EGY-D-24-19752.
82. Kowalczyk-Juśko A., Pochwatka P., Zaborowicz M., Czekąła W., Mazurkiewicz J., Mazur A., Janczak D., Marczuk A., Dach J. Energy value

estimation of silages for substrate in biogas plants using an artificial neural network // Energy. – 2020. – Article 117729. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.117729>.

83. Abdurrakhman A., Sutiarto L., Ainuri M., Ushada M., Islam M. P. A Multilayer Perceptron Feedforward Neural Network and Particle Swarm Optimization Algorithm for Optimizing Biogas Production // Energies. – 2025. – Vol. 18, № 4. – Article 1002. – DOI: <https://doi.org/10.3390/en18041002>.

84. Віташек К., Шворов С. А., Опришко О. О., Дудник А. О., Сидорович К. Д., Якушов В. В. Підвищення виходу біогазу в біогазових установках за рахунок додавання сироватки до гною ВРХ // Енергетика і автоматика. – 2025. – № 1.