

ДИВАК МИКОЛА

Західноукраїнський національний університет

<https://orcid.org/0000-0002-9049-4993>e-mail: mdy@wunu.edu.ua

ЗАБЧУК ВАДИМ

Західноукраїнський національний університет

<https://orcid.org/0009-0008-0648-1446>e-mail: yadzab5@gmail.com

МОДЕЛЮВАННЯ ХАРАКТЕРИСТИК ПРОЦЕСІВ У БІОГАЗОВИХ УСТАНОВКАХ НА ОСНОВІ АНАЛІЗУ ІНТЕРВАЛЬНИХ ДАНИХ

Проблематика досліджень, наведених у праці, стосується математичного моделювання з метою відображення взаємозв'язку між основною характеристикою процесу та чинниками, які на неї впливають так і динаміки основної характеристики процесу, яка визначається кислотністю субстрату у біореакторі. Запропоновано та обґрунтовано для ідентифікації обох типів моделей цілісний універсальний підхід, який ґрунтується на метаевристичних алгоритмах оптимізації. Ці методи, своєю чергою, використовують механізми самоорганізації та самоадаптації в процесі пошуку оптимального чи квазіоптимального розв'язку. Зокрема, у праці використано обчислювальні алгоритми, які побудовано на основі алгоритмів штучної бджолоїної колонії. Метод реалізовано із використанням даних, наведених в інтервальному вигляді. Запропонований універсальний метод апробовано на побудові математичної моделі, яка відображає залежність між показником кислотності рН ферментаційного середовища та об'ємами завантаженої біосировини у вигляді сухої і рідкої її частин, температури в біореакторі та вологості сухої частини біосировини. Інша, побудована у праці математична модель відображає динаміку показника кислотності рН ферментаційного середовища залежно від відношення маси завантаженої сухої біосировини до об'єму завантаженої рідкої біосировини. Обидві отримані інтервальні математичні моделі можуть бути застосовані для управління процесами в біогазових установках.

Ключові слова: алгоритм штучної бджолоїної колонії, параметрична ідентифікація, біогазова установка, динаміка процесу, інтервальні моделі, аналіз інтервальних даних.

DYVAK MYKOLA, ZABCHUK VADYM

West Ukrainian National University

SIMULATION OF PROCESS CHARACTERISTICS IN BIOGAS PLANTS BASED ON ANALYSIS OF INTERVAL DATA

The problems of the research presented in the work relate to mathematical modeling in order to reflect the relationship between the main characteristic of the process and the factors that affect it, as well as the dynamics of the main characteristic of the process, which is determined by the acidity of the substrate in the bioreactor. To build mathematical models of both types, it is proposed to use the methods of parametric and structural identification of models of static objects and discrete models of object dynamics based on the analysis of interval data.

An universal approach based on metaheuristic optimization algorithms is proposed and substantiated for the identification of both types of models. These methods, in turn, use mechanisms of self-organization and self-adaptation in the process of finding an optimal or quasi-optimal solution. In particular, the work uses computational algorithms built on the basis of artificial bee colony algorithms. The method is implemented using data presented in interval form. The proposed universal method was tested on the construction of a mathematical model that reflects the dependence between the pH of the fermentation medium and the volume of the loaded bio-raw material in the form of its dry and liquid parts, the temperature in the bioreactor and the humidity of the dry part of the bio-raw material. Another mathematical model built in the work reflects the dynamics of the acidity indicator pH of the fermentation medium depending on the ratio of the mass of the loaded dry bio-raw material to the volume of the loaded liquid bio-raw material. Both obtained interval mathematical models can be applied to control processes in biogas plants.

Keywords: artificial bee colony algorithm, parametric identification, biogas plant, process dynamics, interval models, interval data analysis.

Постановка проблеми

Виробництво біогазу у спосіб переробки органічних відходів життєдіяльності людини та відходів тваринництва і агропромислового комплексу є одним із пріоритетних напрямків розвитку альтернативної (зеленої) енергетики. Разом з тим, підвищення ефективності функціонування цього виробництва вимагає розробки нових підходів управління процесами в біогазових установках на основі застосування інформаційних технологій та методів математичного моделювання. Проблематика досліджень, наведених у праці стосується застосування методів математичного моделювання з метою відображення взаємозв'язку між основною характеристикою процесу та чинниками, які на неї впливають так і динаміки основної характеристики процесу, яка визначається кислотністю субстрату у біореакторі. Для побудови математичних моделей обох видів запропоновано використати методи параметричної та структурної ідентифікації моделей статичних об'єктів та дискретних моделей динаміки об'єктів на основі аналізу інтервальних даних. Перший тип моделей- необхідний для опису взаємозв'язків між характеристикою процесу та чинниками, які на неї впливають, а другий- для відображення динаміки характеристики за допомогою різницевого та диференціальних рівнянь. Такі математичні моделі, хоча і характеризуються «гарантованими» прогностичними властивостями, проте вимагають застосування для їх ідентифікації складних оптимізаційних процедур з багатоекстремальними функціями мети та часто ці функції представлені в дискретному вигляді. Тому для розв'язування цих задач запропоновано використати цілісний універсальний підхід (однаковий для обох типів математичних моделей), який ґрунтується на метаевристичних алгоритмах оптимізації, які, своєю чергою, використовують механізми самоорганізації та самоадаптації в процесі пошуку оптимального чи

квазіоптимального розв'язку. Серед метаевристичних алгоритмів обрано алгоритм, який симулює ройовий алгоритм штучної бджолоїної колонії. Проте при його реалізації для обох класів вищезазначених моделей виникають певні труднощі, які є предметом дослідження та вирішення у цій праці.

Аналіз публікацій

Як вже зазначалось, виробництво біогазу стає альтернативою традиційним джерелам енергії, відноситься до джерел альтернативної енергетики, сприяє зменшенню викидів парникових газів і покращує якість навколишнього середовища [1-4]. Базові процеси виробництва біогазу відбуваються у біогазовій установці (БГУ). Сучасні БГУ повинні містити системи автоматизованого управління, які контролюють і регулюють процеси в БГУ з метою підвищення ефективності її функціонування [5]. Ефективність роботи БП залежить від виду сировини або її суміші, температури, вологості тощо [5]. Одною із основних характеристик процесу метанового бродіння в БГУ є показник рН ферментаційного середовища, тобто його кислотність. При його відхиленні від норми ефективність процесу виробництва біогазу знижується, а при досягненні критичних значень процеси метанового бродіння зупиняються через суттєве зменшення концентрації мезофільних бактерій [6]. Тому, підвищення ефективності виробництва біогазу в БГУ є розробка та впровадження математичного і програмного забезпечення для моделювання та управління процесами в БГУ шляхом адаптації параметрів технологічного процесу до структури сировини, яку використовують для виробництва біогазу. Як вже зазначалося, такий підхід потребує розробки математичних моделей для відображення взаємозв'язку між основною характеристикою процесу та чинниками, які на неї впливають та динаміки основної характеристики процесу, яка визначається кислотністю субстрату у біореакторі. У цій праці, для побудови обох типів моделей запропоновано використати індуктивний підхід. Як відомо [7, 8], індуктивний підхід базується на аналізі даних, отриманих у результаті вимірювань заданих характеристик процесу в БГУ з метою ідентифікації математичних моделей з подальшим її застосуванням для дослідження процесу підвищення ефективності функціонування БГУ. Також відомо, що індуктивний підхід ґрунтується на результатах експерименту, які містять помилки в процесі отримання даних. Крім того, сама математична модель є певним спрощеним відображенням взаємозв'язку і також породжує неточності. Для опису вказаних похибок пропонуємо використовувати аналіз інтервальних даних, який, на відміну від стохастичних методів, не вимагає великих обсягів даних, але разом з тим, дає можливість отримати математичні моделі з гарантованими прогностичними властивостями [9-14]. Оскільки, для моделювання різних аспектів процесу в БГУ необхідно побудувати модель взаємозв'язків між характеристикою процесу та чинниками, які на неї впливають, а також математичну модель для відображення динаміки характеристики за допомогою різницевого та диференціального рівнянь, виникає проблема розробки та використання цілісного підходу, однакового у застосуванні для побудови обох типів математичних моделей на основі аналізу інтервальних даних.

Таким чином, метою статті є представлення цілісного підходу, однакового у застосуванні для побудови обох типів математичних моделей і на його основі розробка математичних моделей для відображення статичних та динамічних характеристик об'єкта і процесу. Водночас використання методів інтервального аналізу даних для ідентифікації зазначених двох типів математичних моделей ґрунтуватиметься на використанні єдиного підходу на основі інтелектуальних обчислень, які реалізовано в ройових алгоритмах [15-18], а саме в поведінковому алгоритмі колонії медоносних бджіл [19-21].

Постановка задач

Спочатку розглянемо постановку задачі побудови математичної моделі для відображення взаємозв'язку між основною характеристикою процесу, тобто показником рН ферментаційного середовища та чинниками, які на неї впливають. В цьому випадку розглядаємо сам об'єкт як статичний, а вище зазначена залежність описується таким алгебричним рівнянням:

$$y(\vec{\beta}, \vec{X}) = f_1(\vec{\beta}, \vec{X}) + \dots + f_m(\vec{\beta}, \vec{X}) \quad (1)$$

де $y(\vec{\beta}, \vec{X})$ - означає модельоване (обчислене) значення рН ферментаційного середовища; $\vec{\beta}$ - вектор невідомих параметрів моделі; $f_1(\vec{\beta}, \vec{X}), \dots, f_m(\vec{\beta}, \vec{X})$ - означає набір нелінійних базисних функцій, які, як бачимо залежні від вектора вхідних змінних \vec{X} , і від вектора параметрів $\vec{\beta}$ моделі; \vec{X} - вектор вхідних змінних, які визначають структуру біомаси, яка завантажується в біореактор, інші параметри процесу, такі як вологість сухої сировини та температуру в біореакторі.

Результати експерименту, які необхідні для ідентифікації параметрів нелінійної моделі (1) подаємо у такому вигляді []:

$$\vec{X}_i \rightarrow [y_i^-; y_i^+], i = 1..N, \quad (2)$$

де $[y_i^-; y_i^+]$ - нижня та верхня межі експериментально отриманих значень рН середовища для заданих i -тих умов проведення вимірювання, які визначаються вектором \vec{X}_i , для кожного з $i = 1..N$ вимірювань.

В цьому випадку задача параметричної ідентифікації моделі у вигляді виразу (1) полягає в оцінюванні значень вектора $\vec{\beta}$ параметрів. Наявність цих оцінок дає можливість отримати математичну модель з відображенням взаємозв'язку між основною характеристикою процесу, тобто показником рН ферментаційного середовища та чинниками, які на неї впливають у такому вигляді:

$$\hat{y}(\vec{\beta}, \vec{X}) = f_1(\vec{\beta}, \vec{X}) + \dots + f_m(\vec{\beta}, \vec{X}), \quad (3)$$

В цьому випадку $\hat{y}(\vec{\beta}, \vec{X})$ означає обчислене значення рН середовища ферментації для заданих умов та чинників.

Виходячи з умови, що ці змодельовані рН середовища повинні належати числовим інтервалам, які отримані експериментально

$$\hat{y}_i(\vec{\beta}, \vec{X}) \in [y_i^-; y_i^+], \quad i = 1..N \quad (4)$$

отримаємо умови для оцінювання параметрів моделі $\vec{\beta}$:

$$y_i^- \leq f_1(\vec{\beta}, \vec{X}_i) + \dots + f_m(\vec{\beta}, \vec{X}_i) \leq y_i^+, \quad i = 1..N \quad (5)$$

Отримана система (5) є інтервальною системою нелінійних алгебраїчних рівнянь (ISNAE) для невідомих оцінок вектора параметрів []. Набір рішень ISNAE визначає вектор оцінок параметрів моделі. Через високу (комбінаторну) обчислювальну складність розв'язання цієї ISNAE на практиці обчислюють лише точкові оцінки параметрів. У цьому випадку для оцінки параметрів розв'язується оптимізаційна задача у такому вигляді:

$$\delta(\vec{\beta}) \xrightarrow{\vec{\beta}, \alpha_i} \min, \quad \vec{\beta} \in [\vec{\beta}^{low}; \vec{\beta}^{up}], \quad \alpha_i \in [0,1], \quad i = 1..N \quad (6)$$

де α_i – коефіцієнти лінійної комбінації для визначення точки в межах експериментальних даних $[y_i^-; y_i^+]$, які додано для забезпечення гладкості цільової функції у такому вигляді:

$$\delta(\vec{\beta}) = \sum_{i=1}^N \left(\hat{y}_i(\vec{\beta}, \vec{X}_i) - P([y_i^-; y_i^+], \alpha_i) \right)^2 = \sum_{i=1}^N \left(f_1(\vec{\beta}, \vec{X}_i) + \dots + f_m(\vec{\beta}, \vec{X}_i) - (\alpha_i \cdot y_i^- + (1 - \alpha_i) \cdot y_i^+) \right)^2 \quad (7)$$

Як бачимо, такий підхід розширює прості пошуку вектора параметрів моделі, але забезпечує гладкість функції мети в оптимізаційній задачі (6). У випадках, коли нелінійність моделі ускладнює цільову функцію (7), для розв'язування оптимізаційної задачі (6) доцільно використовувати методи стохастичної оптимізації, еволюційні та метаевристичні алгоритми. Зокрема в цьому випадку пропонуємо використати алгоритм ройового інтелекту колонії медоносних бджіл [19].

Тепер розглянемо випадок, коли необхідно відобразити динаміку показника рН ферментаційного середовища. Такі математичні моделі можна ефективно використовувати в управлінні процесами виробництва біогазу.

У такому випадку, експериментальні дані подаємо у вигляді:

$$\vec{X}_k \rightarrow [y_k^-; y_k^+], \quad k = 1..K, \quad (8)$$

де $[y_k^-; y_k^+]$ – нижня та верхня межі експериментально отриманих значень рН середовища для заданих умов проведення вимірювання в k – тий дискретний момент часу під дією набору значень керуючих чинників \vec{X}_k у ті ж самі дискретні моменти часу $k = 1..K$.

Враховуючи спосіб представлення результатів експерименту у вигляді інтервалів (8), задача параметричної ідентифікації математичної моделі показника рН ферментаційного середовища має множинну рівнозначних розв'язків [20]. Математичну модель динаміки показника рН ферментаційного середовища розглядаємо як дискретне рівняння у такому вигляді:

$$y_k(\vec{Y}, \vec{X}) = f_1(\vec{Y}_k, \vec{X}_k) * \beta_1 + f_2(\vec{Y}_k, \vec{X}_k) * \beta_2 + \dots + f_m(\vec{Y}_k, \vec{X}_k) * \beta_m, \quad k = d, \dots, K, \quad (9)$$

де $y_k(\vec{Y}, \vec{X})$ означає модельоване значення показника рН ферментаційного середовища; d – порядок різницевої схеми (2); $\vec{\beta}$ вектор невідомих параметрів моделі; $f_1(\vec{Y}_k, \vec{X}_k), f_2(\vec{Y}_k, \vec{X}_k), \dots, f_m(\vec{Y}_k, \vec{X}_k)$ – означає набір базисних функцій, які, як бачимо залежні від вектора управляючих змінних \vec{X} , і від вектора:

$$\vec{Y}_k = (y_{k-d}, \dots, y_{k=d}, \dots, y_{k-1})^T \quad (10)$$

Позначимо оцінки вектора параметрів за $\vec{\beta}$. Тоді, математична модель характеристики об'єкта матиме вигляд інтервального різницевого рівняння:

$$\hat{y}_k] = f_1(\vec{Y}_k, \vec{X}_k) * \beta_1 + f_2(\vec{Y}_k, \vec{X}_k) * \beta_2 + \dots + f_m(\vec{Y}_k, \vec{X}_k) * \beta_m, \quad k = d, \dots, K, \quad (11)$$

де $\vec{Y}_k = (y_{k-d}, \dots, y_{k=d}, \dots, y_{k-1})^T$ – вектор з компонентами, які означають обчислені інтервальні оцінки y_k показника рН ферментаційного середовища.

Спираючись на гіпотезу, що

$$\hat{y}_k \in [y_k^-; y_k^+], \quad (12)$$

отримуємо математичну задачу для обчислення оцінки $\vec{\beta}$ вектора параметрів моделі [16]:

$$\begin{cases} \hat{y}_0 \in [y_{k=d-1}^-; y_{k=d-1}^+], \dots, \hat{y}_{k=d-1} \in [y_{k=d-1}^-; y_{k=d-1}^+] \\ y_k^- \leq f_1(\vec{Y}_k, \vec{X}_k) * \hat{\beta}_1 + \dots + f_m(\vec{Y}_k, \vec{X}_k) * \hat{\beta}_m \leq y_k^+; \\ k = d, \dots, K \end{cases} \quad (13)$$

Отримана система (13) є подібною до інтервальної системи (5), тобто є ISNAE для невідомих оцінок вектора параметрів. Через високу (комбінаторну) обчислювальну складність розв'язання цієї ISNAE на практиці обчислюють лише точкові оцінки параметрів. У цьому випадку для оцінки параметрів розв'язується оптимізаційна задача у такому вигляді:

$$\delta(\vec{\beta}) \xrightarrow{\vec{\beta}, \alpha_k} \min, \vec{\beta} \in [\vec{\beta}^{low}; \vec{\beta}^{up}], \alpha_k \in [0, 1], k = d..K \quad (14)$$

Як бачимо, задачу параметричної ідентифікації інтервальної моделі динаміки показника рН ферментаційного середовища, отримали у вигляді оптимізаційної задачі - подібною до задачі (6) параметричної ідентифікації математичної моделі для відображення взаємозв'язку між значенням показника рН ферментаційного середовища процесу та чинниками, які на нього впливають.

Разом з тим, функція мети $\delta(\vec{\beta})$ в даному випадку має такий вигляд

$$\delta(\vec{\beta}) = \sum_{k=d}^K (\hat{y}_k - P([y_k^-; y_k^+], \alpha_k))^2 = \sum_{i=d}^K (f_1(\vec{Y}_k, \vec{X}_k) \cdot \beta_1 + \dots + f_m(\vec{Y}_k, \vec{X}_k) \cdot \beta_m - (\alpha_k \cdot y_k^- + (1 - \alpha_k) \cdot y_k^+))^2, \quad (15)$$

де $\hat{y}_k \in [y_k^-; y_k^+]$, а $\vec{Y}_k \in [\vec{Y}_k]$.

Вище встановлені закономірності, дають підстави для розв'язування обох оптимізаційних задач (6) та (14) використати спільний метод, який побудовано на поведінкових моделях бджолоїної колонії.

Обчислювальна схема методу

Для розв'язування отриманих у попередньому підрозділі оптимізаційних задач у вигляді (6) чи (14) обрано метаевристичний алгоритм, який ґрунтується на поведінковій моделі бджолоїної колонії, і в якому закладено основні принципи ройового інтелекту [11-13]. Основні ідеї цього алгоритму полягають в принципах самоорганізації та самоадаптації колонії медоносних бджіл при пошуку джерел нектару [20-22].

Розглянемо дану поведінкову модель в рамках розв'язування задачі (6) чи (14).

На фазі ініціалізації задаємо параметри алгоритму: S – чисельність усієї популяції бджіл, MCN – загальна кількість ітерацій, $mcp=1$ – номер поточної ітерації, $LIMIT$ – число, яке визначає вичерпність джерела, а також початкові дані у вигляді (2) чи (8) і обираємо відповідно структури моделі у вигляді (1) чи (9). Також для задачі параметричної ідентифікації дискретної моделі динаміки показника рН ферментаційного середовища задаємо початкові умови:

$$\hat{y}_0 \in [y_0^-; y_0^+], \dots, \hat{y}_{k=d-1} \in [y_{k=d-1}^-; y_{k=d-1}^+] \quad (16)$$

Тоді переходимо на фазу бджіл розвідників.

Фаза бджіл розвідників. Позначимо за $\vec{\beta}_l$ вектори оцінок параметрів моделі та вектор коефіцієнтів $\alpha_i, i = 1..N$, які визначають на поточній ітерації можливі розв'язки задачі оптимізації (6) чи (14). Ці вектори є претендентами на мінімум функції мети (9). На цій фазі обчислюємо зазначені вектори $\vec{\beta}_l$, використовуючи таку формулу:

$$\beta_{jl} = \beta_{jl}^{low} + rand(0,1) \cdot (\beta_{jl}^{up} - \beta_{jl}^{low}), j = 1..m + N, l = 1..S \quad (17)$$

Після цього, для усіх згенерованих за формулою (17) значень $\vec{\beta}_l$ проводимо обчислення якості оцінки параметрів $\hat{\beta}_j, j = 1, \dots, m$ математичної моделі (11) та допоміжних коефіцієнтів $\alpha_i, i = 1..N$ за формулою (9).

Фаза робочих бджіл. На цій фазі, додатково до обчислених оцінок на попередній фазі, обчислюємо вектори оцінок параметрів моделі та вектор коефіцієнтів $\alpha_i, i = 1..N$, які визначають на поточній ітерації можливі розв'язки задачі оптимізації (6) чи (14). При цьому на цій фазі обчислюємо вектори $\vec{\beta}_l$, використовуючи таку формулу:

$$\beta_{jl}^{mcp} = \beta_{jl} + rand(-1,1) \cdot (\beta_{jl} - \beta_{jp}), j = 1..m + N, p \neq l = 1..S \quad (18)$$

де $j = 1, \dots, m + N$ – випадково обраний індекс параметра; $\vec{\beta}_p$ – випадково обраний вектор координат нектару із $p \neq l = 1..S$.

Далі перевіряємо, чи обчислені за формулою (18) вектори $\vec{\beta}_l$ задовольняють умовам

$$\vec{\beta} \in [\vec{\beta}^{low}; \vec{\beta}^{up}] \alpha_i \in [0, 1], i = 1..N - \quad (19)$$

у випадку ідентифікації моделі (3) (статична система) чи умовам

$$\vec{\beta} \in [\vec{\beta}^{low}; \vec{\beta}^{up}], \alpha_k \in [0, 1], k = d..K - \quad (20)$$

для випадку моделювання динаміки процесу (модель (11)).

У випадку, коли отримане значення параметрів моделей чи коефіцієнтів не задовільняють умовам (19) при побудові моделі статичної системи, чи умовам (20) при побудові моделі динаміки процесу, то замість формули (11) використовуємо таку формулу:

$$\beta_{jl}^{mcn} = \beta_{jl} - rand(-1,1) \cdot (\beta_{jl} - \beta_{jp}), j = 1..m + N, p \neq l = 1..S \quad (21)$$

В контексті оптимізаційної задачі, ця фаза означає обчислення нових оцінок для пошуку розв'язку з меншими (оптимальними) значеннями функції мети (9). З цією метою, обчислюємо якість оцінок параметрів математичної моделі за формулою (9) чи (15) для відповідних оптимізаційних задач і проводимо попарне порівняння існуючих і поточних значень оцінок параметрів:

$$\vec{\beta} = \left\{ \vec{\beta}_l, \text{if } \delta(\vec{\beta}_l) \leq \delta(\vec{\beta}_l^{mcn}) \right\} \text{ or } \left\{ (\vec{\beta}_l^{mcn}), \text{if } \delta(\vec{\beta}_l) > \delta(\vec{\beta}_l^{mcn}) \right\} \quad (22)$$

Фаза бджіл дослідників. На цій фазі проводимо «поглиблене» вивчення точок в околі точок, де функція мети задач оптимізації (6) чи (14) має найменші значення, які встановлено на попередніх фазах. Для цього, для кожної точки, яку визначили у спосіб попарного порівняння за формулою (22), обчислюємо ймовірність P_l за такою формулою:

$$P = \left(1 - \delta(\vec{\beta}_l) \right) / \sum_{i=1}^S \left(1 - \delta(\vec{\beta}_i) \right) \quad (23)$$

Варто зауважити, що на кожній фазі результатом є $l = 1, \dots, S$ – отриманих в просторі розв'язків точок. Також, варто взяти до уваги, що $\delta(\vec{\beta})$ у формулі (23) нормоване до 1.

В кінцевому результаті кількість точок для дослідження околу можливого мінімуму функції мети для кожної із обраних S – точок обчислюємо за формулою

$$R_l = \text{int}(P_l \cdot S), \quad (24)$$

де символ $R_l = \text{int}(P_l \cdot S)$ - означає виділення цілого із результату обчислень у виразі.

Відповідно, у випадку якщо $R_l > 0$, тоді обчислюємо R_l нових сусідніх точок за формулами (18) чи (21). Для кожної точки із загальної кількості R_l обчислюємо якість оцінок параметрів математичної моделі за формулою (9) чи (15), для відповідних оптимізаційних задач. Далі проводимо групову перевірку отриманих та існуючих значень оцінок параметрів за формулою (22).

Наступний кроком, є пошук точки, яка забезпечує найменше значення функції мети (9) чи (15) на даній ітерації алгоритму. Оптимізаційну задачу розв'язано, якщо хоча б для однієї із отриманих точок в просторі розв'язків значення функції мети $\delta(\vec{\beta}_l) = 0$. В іншому випадку, збільшуємо лічильник *limit* для точки, у якій забезпечується найменше значення функції мети і навколо якої здійснювали пошук на одиницю і переходимо до формул спочатку (22) -(23) – для обчислення та розподілу кількості точок для обстеження, а після цього до обчислення власне самих точок (18) чи (21) і подальших кроків реалізації цієї фази.

Фаза бджіл розвідників. Для уникнення зациклення на певних точках при пошуку мінімуму функції мети, використовуємо фазу бджіл розвідників. Ця фаза настає у випадку вичерпання джерела нектару. Тому для кожної точки в просторі розв'язків оптимізаційної задачі, згенерованих та відібраних на попередніх фазах, перевіряємо чи не перевищує її лічильник «вичерпаності» *limit* граничного значення LİMİT, яке встановлене як параметр алгоритму на початковій фазі ініціалізації. Точки, для яких перевищено значення LİMİT замінюємо новими, які генеруємо за допомогою формули (17). Після цього знову переходимо до фази робочих бджіл.

Математична модель взаємозв'язку між показником рН ферментаційного середовища та чинниками

Як було зазначено вище для підвищення ефективності функціонування біогазової установки доцільно відобразити залежність між показником кислотності рН ферментаційного середовища та чинниками, які впливають на цю кислотність. Такими чинниками є обидва завантаженої сировини у вигляді сухої та рідкої її частини, температура в біореакторі та вологість сухої частини біосировини.

У нашому випадку для розробки математичної моделі РН середовища в біогазовій установці, використано результати вимірювань, які надано ТОВ «Геофіпільська енергетична компанія», а дані експериментальних досліджень отримано в жовтні місяці. Результати вимірювань наведено в таблиці 1. Вимірювання рН середовища здійснювалося пристроєм із похибкою 1%.

При цьому, в зазначеному місяці для анаеробного бродіння в реактор періодично завантажувалася така біосировина: барда; жом з цукрових буряків; патока та сечівка. Відповідно впливовими чинниками в даному випадку обрано: x_1 – об'єм в м3 завантаженої у відповідний період (в поточній добі) барди; x_2 – маса в 1000кг завантаженого у відповідний період (в поточній добі) жому з цукрових буряків; x_3 – об'єм в м3 кг завантаженої у відповідний період (в поточній добі) патоки; x_4 – об'єм в м3 завантаженої у відповідний період (в поточній добі) сечівки; x_5 – вологість в %; x_6 – температура в °C середовища бродіння.

На початковій фазі, перед реалізацією методу ідентифікації інтервальних нелінійних моделей, виходячи із фізичних міркувань була обрана структура алгебричного рівняння, яка пов'язувала б рН середовища із обсягом та структурою сировини, а також із температурою середовища та вологістю сировини:

$$\hat{y}(\vec{\beta}, \vec{X}) = \beta_0 + \left(\frac{\beta_1 \cdot x_2}{1 - \beta_2 \cdot x_1 + \beta_3 \cdot x_3 + \beta_4 \cdot x_4} \right)^{\beta_5} + \beta_5 \cdot x_5^{\beta_6} + \beta_7 \cdot x_6^{\beta_8} \quad (25)$$

Таблиця 1
Результати експериментальних досліджень характеристик та параметрів процесу ферментації в БГУ за грудень місяць

Номер точки контролю	Об'єм завантаження барди, м3	Маса завантаження жому, 1000 кг	Об'єм завантаження патоки, м3	Об'єм завантаження сечівки, м3	Вологість, %	Температура в біореакторі, °C	Нижня межа виміряного рН	Верхня межа виміряного рН
i	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	y_i^-	y_i^+
1	130	129	0	0	96	34	7.8447	8.0353
2	70	159	0	0	96.6	34.7	7.8842	8.0758
3	80	147	0	14.4	96.1	32.1	8.0127	8.2073
4	130	120	39.4	10	96.635	35.4	7.9732	8.1668
5	200	101	0	0	96.5	34.8	7.8546	8.0454
6	150	97.5	16.5	0	97	35.8	7.8941	8.0859
7	30	102	14.4	10	96.4	35.9	8.1312	8.3288
8	110	112.5	14.4	15	97	36	7.9633	8.1567
9	320	69	0	5	96.7	36.3	7.9336	8.1264
10	120	100	14.4	0	96.9	36.1	7.9633	8.1567
11	130	0	0	0	96.8	36.1	7.9139	8.1061
12	210	37.5	14.4	0	97.2	36	7.9435	8.1365
13	220	51	14.4	0	96.3	36.9	7.8447	8.0353
14	40	33	0	11	96.696	38	8.0028	8.1972
15	220	137.5	14.4	10	96.8	38.2	8.0522	8.2478

У рівнянні (23) застосування виразу $\left(\frac{\beta_1 \cdot x_2}{\beta_3 \cdot x_1 + \beta_2 \cdot x_3 + \beta_4 \cdot x_4}\right)^{\beta_5}$ обґрунтовано дотриманням відношення частки сухих та рідких компонент біосировини у біореакторі.

В результаті застосування методу ідентифікації інтервальних нелінійних моделей на основі обчислювальної схеми ройового інтелекту отримано такий вектор оцінок $\hat{\beta}$ параметрів моделі

$$\hat{\beta} = (8.852, 35.613, 3369.812, -4807.859, 31.381, -9.061, -1.193, -13.971, -0.788, 0.6246).$$

Тепер підставимо отримані результати ідентифікації у вираз (25):

$$\hat{y}(\hat{\beta}, \vec{X}) = 8.852 + \left(\frac{35.613 \cdot x_2}{1 - 3369.812 \cdot x_1 - 4807.859 \cdot x_3 + 31.381 \cdot x_4}\right)^{0.6246} - 9.061 \cdot x_5^{-1.193} - 13.971 \cdot x_6^{-0.788} \quad (26)$$

Отримана математична модель у вигляді виразу (26) описує залежність між рН середовища і обсягом та структурою сировини, а також із температурою та вологістю.

Результати моделювання на основі даних за місяць грудень, в якому функціонувала БГУ із завантаженою такою біосировиною: жом — тверда фракція, барда, сечівка та патока — рідка фракція.

На рис.1 наведено результати зіставлення експериментальних даних та модельованих значень рН середовища субстрату в біореакторі.

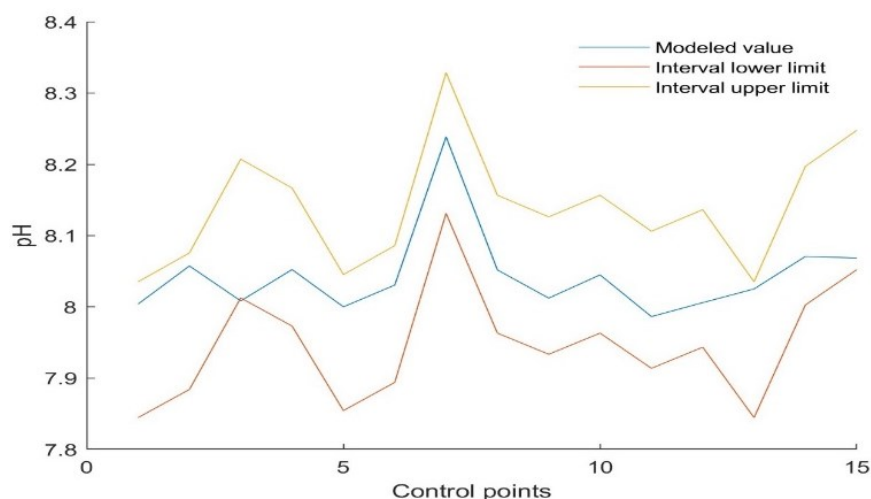


Рис.1 Результати зіставлення модельованих значень рН середовища субстрату в біореакторі та експериментальних

Як бачимо, результати моделювання належать до вимірних інтервалів значень рН, що вказує на адекватність моделі. Для подальшого дослідження залежності рН від об'єму завантаження у відповідний період барди, маси завантаження жому з цукрових буряків, об'єму завантаженої патоки, об'єму завантаження сечівки, вологості та температури середовища бродіння необхідно проводити дослідження з метою визначення оптимальних значень чинників у кожен момент часу, який в нашому випадку вимірюється щодобово.

Також для цих цілей необхідно побудувати модель динаміки показника кислотності рН ферментаційного середовища.

Математична модель динаміки показника кислотності рН ферментаційного середовища

Для побудови зазначеної моделі скористаємося даними таблиці 1, в якій наведено результати експериментальних досліджень характеристик та параметрів завантаження БГУ за Грудень що дві доби. За початкові умови оберемо:

$$\hat{y}_0^- \in [y_0^-; y_0^+], \hat{y}_1^- \in [y_1^-; y_1^+], \hat{y}_2^- \in [y_2^-; y_2^+], \hat{y}_3^- \in [y_3^-; y_3^+]$$

За результатами структурної ідентифікації для моделі динаміки показника кислотності рН ферментаційного середовища було визначено таку структуру різницевого рівняння

$$\hat{y}_k = \beta_0 + \beta_1 \cdot \hat{y}_{k-1} + \beta_2 \cdot \hat{y}_{k-2} + \beta_4 \cdot \frac{x_{2,k-2}}{x_{1,k-2}}, \quad k = 2, \dots, K, \quad (27)$$

де $\frac{x_{2,k-2}}{x_{1,k-2}}$ – відношення маси завантаженого жому до об'єму завантаженої барди на k-2 кроці.

Застосування вище описаного методу до ідентифікації інтервальної моделі динаміки показника кислотності рН ферментаційного середовища, дало можливість обчислити оцінки параметрів математичної моделі у вигляді (27):

$$\hat{\beta}^T = (0,89557, 0,44175, 0,45142, -0,06750).$$

Тепер підставимо отримані результати ідентифікації у вираз (27):

$$[\hat{y}_k] = 0,89557 + 0,44175 \cdot [\hat{y}_{k-1}] + 0,45142 \cdot [\hat{y}_{k-2}] - 0,06750 \cdot \frac{x_{2,k-2}}{x_{1,k-2}}, \quad k = 2, \dots, K \quad (28)$$

Отримана математична модель у вигляді виразу (28) описує модель динаміки показника кислотності рН ферментаційного середовища. На рисунку 2 наведено динаміку показника кислотності рН ферментаційного середовища. На цьому ж малюнку відображено результати вимірювань кислотності рН ферментаційного середовища в розрізі часу анаеробного бродіння з урахуванням похибок. Як бачимо прогнозовані значення показника кислотності рН ферментаційного середовища у кожний дискретний момент часу належать до інтервалів, вимірних експериментально. Це означає, що різницеве рівняння (28) адекватно описує зазначений процес.

На рисунку 2 наведено динаміку показника кислотності рН ферментаційного середовища. На цьому ж рисунку відображено результати вимірювань кислотності рН ферментаційного середовища в розрізі часу анаеробного бродіння з урахуванням похибок. Як бачимо, прогнозовані значення показника кислотності рН ферментаційного середовища у кожний дискретний момент часу належать до інтервалів, вимірних експериментально. Це означає, що різницеве рівняння адекватно описує зазначений процес. Також із рисунку 2 можемо зробити висновок, що у цьому випадку забезпечується дотримання кислотності субстрату в БГУ в допустимих межах. Проте, фізичні властивості процесу зручно досліджувати на підставі диференціальних рівнянь.

До того ж, для використання отриманого різницевого рівняння з метою моделювання різних режимів функціонування БГУ зручного його перетворити до диференціального рівняння. Для цього виконаємо ряд перетворень.

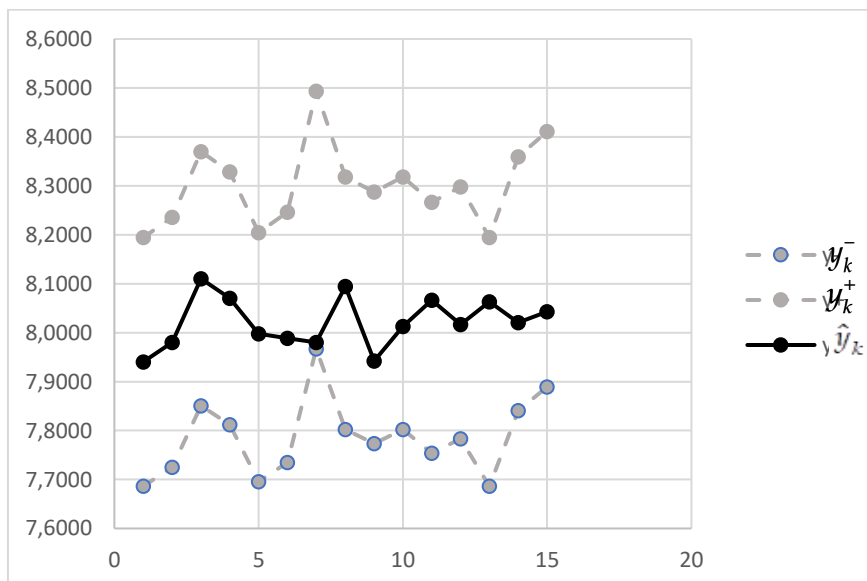


Рис. 2. Динаміка показника кислотності рН ферментаційного середовища

Оскільки окремі реалізації побудованої моделі є достатньо нерегулярними, для побудови диференціального рівняння використовуємо апроксимацію дискретних значень із зміщеними індексами застосуванням розкладу в ряд Тейлора до похідних першого порядку:

$$\hat{y}_{k-1} \approx \hat{y}_k - h y'_k \tag{29}$$

$$\hat{y}_{k-2} \approx \hat{y}_k - 2h y'_k \tag{30}$$

Апроксимуємо зміщення в індексах за допомогою розкладу в ряд Тейлора і застосуванням аргументів зі зміщенням. Для апроксимації дробово-раціональної функції використання розкладів у ряд Тейлора призводить до громіздких подань, змодельємо зміщення в індексах її компонент за допомогою запізнюючих аргументів

$$\frac{x_{2,k-2}}{x_{1,k-2}} \approx \frac{x_2(t_k-2h)}{x_1(t_k-2h)} \tag{31}$$

Перепозначивши момент часу t_k через t та використавши наведені наближення будемо наступне співвідношення

$$y(t) = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 \cdot y(t) - \hat{\beta}_1 \cdot h y'(t) + \hat{\beta}_2 \cdot y(t) - 2h \hat{\beta}_2 y'(t) + \hat{\beta}_3 \cdot \frac{x_2(t-2h)}{x_1(t-2h)} \tag{32}$$

Звівши подібні члени отримуємо

$$(\hat{\beta}_1 + 2 \cdot \hat{\beta}_2) h y'(t) = (\hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 - 1) \cdot y(t) + \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_3 \cdot \frac{x_2(t-2h)}{x_1(t-2h)} \tag{33}$$

Перетворюємо диференціальне рівняння до форми, зручної для застосування чисельних методів

$$y'(t) = \frac{(\hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 - 1)}{(\hat{\beta}_1 + 2 \cdot \hat{\beta}_2) h} \cdot y(t) + \frac{\hat{\beta}_0}{(\hat{\beta}_1 + 2 \cdot \hat{\beta}_2) h} + \frac{\hat{\beta}_3}{(\hat{\beta}_1 + 2 \cdot \hat{\beta}_2) h} \cdot \frac{x_2(t-2h)}{x_1(t-2h)} \tag{34}$$

Для розв'язання наведеного диференціального рівняння зручно застосувати модуль odeint із Python бібліотеки scipy.integrate.

Побудована модель у вигляді диференціального рівняння вимагає дослідження своєї адекватності на реальних даних. Результати здійснення такого роду аналізу наведені на рисунку 3 та в таблиці 2.

Таблиця 2

Результати моделювання динаміки показника кислотності pH ферментаційного середовища в біохімічному реакторі та їх зіставлення

t	y_k^-	y_k^+	\bar{y}	x_1	x_2	\hat{y}_k	del	dy	$d2y$	y_{fdiff}	del_{eqv}
1	7,6862	8,1944	7,94	130	129	7,94	0,00%	-0,04	0,09	7,940	0,00%
2	7,7249	8,2357	7,98	70	159	7,98	0,00%	-0,13	-0,17	7,980	0,00%
3	7,8508	8,3698	8,11	80	147	8,11	0,00%	0,04	-0,08	8,110	0,00%
4	7,8121	8,3285	8,07	130	120	8,07	0,00%	0,12	0,16	8,070	0,00%
5	7,6959	8,2047	7,95	200	101	7,99776	0,58%	-0,04	0,20	7,985	0,42%
6	7,7346	8,2460	7,99	150	97,5	7,98842	0,02%	-0,24	-0,41	7,953	0,45%
7	7,9669	8,4937	8,23	30	102	7,98013	3,04%	0,17	0,14	7,954	3,31%
8	7,8024	8,3182	8,06	110	112,5	8,09443	0,41%	0,03	0,06	7,958	1,61%
9	7,7733	8,2873	8,03	320	69	7,94205	1,07%	-0,03	-0,08	7,928	1,50%
10	7,8024	8,3182	8,06	120	100	8,01252	0,58%	0,05	0,08	7,907	1,73%
11	7,7540	8,2666	8,01	130	0	8,06671	0,69%	-0,03	-0,13	7,918	0,90%
12	7,7830	8,2976	8,04	210	37,5	8,01646	0,29%	0,10	0,26	7,936	1,04%
13	7,6862	8,1944	7,94	220	51	8,06340	1,50%	-0,16	-0,11	7,955	0,47%
14	7,8411	8,3595	8,10	40	33	8,02071	0,97%	-0,05		7,979	1,19%
15	7,8895	8,4111	8,15	220	137,5	8,04265	1,31%			8,002	1,80%
		MAX=	8,23							MAX=	3,31%

На даному рисунку 3 наведено результати спостережень за кислотністю середовища 3% інтервалу допустимих відхилень. На рисунку також подані значення, отримані за допомогою ідентифікованої різницевої схеми. В подальшому на основі різницевої схеми згідно описаної методики побудовано диференціальне рівняння, яке її наближає. Графік його розв'язку теж наведено.

Аналіз графіків показує достатню високу точність моделювання як за допомогою різницевої схеми (максимальна відносна похибка 3%), так і за допомогою диференціального рівняння (максимальна відносна похибка 3.3%). Співставні величини похибок моделей свідчать про адекватне подання за допомогою диференціального рівняння запропонованої різницевої схеми.

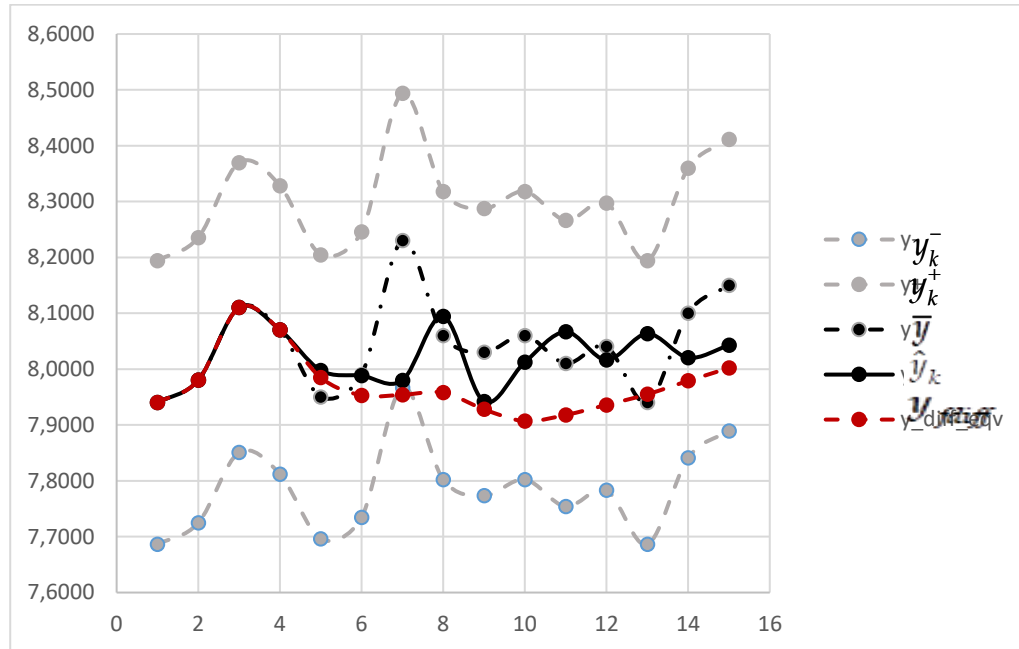


Рис. 3. Зіставлення результатів моделювання динаміки показника кислотності pH ферментаційного середовища в біохімічному реакторі

Візуально можна спостерігати краще наближення модельованого показника кислотності pH ферментаційного середовища за допомогою різницевого співвідношення (середня відносна похибка 0,7%) ніж за допомогою диференціального рівняння (середня відносна похибка 0,96%), хоча значення середніх відносних похибок доволі близькі. Натомість розв'язок диференціального рівняння має значно вищу гладкість.

Висновки

Підвищення ефективності функціонування виробництва біогазу у спосіб переробки органічних відходів життєдіяльності людини та відходів тваринництва і агропромислового комплексу вимагає розробки нових підходів управління процесами в біогазових установках на основі застосування інформаційних технологій та методів математичного моделювання. Показано, що одною із визначальних характеристик процесу метанового бродіння в БГУ є показник pH ферментаційного середовища, тобто його кислотність. Запропоновано та обгрунтовано застосування методів математичного моделювання з метою відображення взаємозв'язку між основною характеристикою процесу та чинниками, які на неї впливають так і динаміки основної характеристики процесу, яка визначається кислотністю субстрату у біореакторі. Для побудови статичних моделей обох видів запропоновано використати методи параметричної ідентифікації моделей статичних об'єктів та дискретних моделей динаміки об'єктів на основі аналізу інтервальних даних. Такі математичні моделі характеризуються «гарантованими» прогностичними властивостями. Для їх ідентифікації вперше сформульовано спільну оптимізаційну задачу і запропоновано та обгрунтовано метод її розв'язування, який ґрунтується на метаевристичних алгоритмах оптимізації і який симулює ройовий алгоритм штучної бджолоїної колонії. Обидві отримані інтервальні математичні моделі можуть бути застосовані для управління процесами в біогазових установках.

Література

1. Gas Market Report, Q1-2024, International Energy Agency. <https://www.iea.org/reports/gas-market-report-q1-2024>
2. Laskri, N. & Nedjah, Nawel. (2015). Comparative Study for Biogas Production from Different Wastes. International Journal of Bio-Science and Bio-Technology. 7. 39-46. 10.14257/ijbsbt.2015.7.4.05.
3. Shpilevskiy V. V., Saponov Yu. A., Salashenko T. I. Analytical aspects of assessment of energy dependence in petroleum-deficit countries. Problems of the econom, No. 1, 2013, P. 14-21.

4. Cunsheng Zhang, Yuxuan Sun, Tianyu Cao, Wenjuan Wang, Shuhao Huo, Ze-Hua Liu. Influence of organic load on biogas production and response of microbial community in anaerobic digestion of food waste. *International Journal of Hydrogen Energy*. Volume 47, Issue 77. 2022. Pages 32849-32860.
5. Scheme of the biogas plant. <https://biteco-energy.com/ua/help/1575899636/id39/>.
6. Yu, Dawei & Liu, Jibao & Sui, Qianwen & Wei, Yuansong. (2015). Biogas-pH automation control strategy for optimizing organic loading rate of anaerobic membrane bioreactor treating high COD wastewater. *Bioresource Technology*. 203. 10.1016/j.biortech.2015.12.010.
7. N. Golub, M. Potapova, and Y. Karpenko, "Mathematical Modeling of the Biogas Production Process from the Distillery Spent Wash on the First Stage", *Innov Biosyst Bioeng*, vol. 3, no. 2, pp. 96–104, Jun. 2019.
8. Ivakhnenko, A. G. (1966). Group Method of Data Handling - A Rival of the Method of Stochastic Approximation. *Soviet Automatic Control*, 13, 43-71.
9. M. Dyvak, V. Manzhula and O. Kozak, "New Method Tolerance Estimation of the Parameters Set of Interval Model Based on Saturated Block of ISLAE," 2007 9th International Conference - The Experience of Designing and Applications of CAD Systems in Microelectronics, Lviv, Ukraine, 2007, pp. 376-379, doi: 10.1109/CADSM.2007.4297587.
10. M. Dyvak, A. Pukas, I. Oliynyk and A. Melnyk, "Selection the "Saturated" Block from Interval System of Linear Algebraic Equations for Recurrent Laryngeal Nerve Identification," 2018 IEEE Second International Conference on Data Stream Mining & Processing (DSMP), Lviv, Ukraine, 2018, pp. 444-448, doi: 10.1109/DSMP.2018.8478528.
11. Dyvak, M., Porplytsya, N., Maslyak, Y., Shynkaryk, M. (2018). Method of Parametric Identification for Interval Discrete Dynamic Models and the Computational Scheme of Its Implementation. In: Shakhovska, N., Stepashko, V. (eds) *Advances in Intelligent Systems and Computing II. CSIT 2017. Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol 689. Springer, Cham.
12. M. Dyvak, "Parameters Identification Method of Interval Discrete Dynamic Models of Air Pollution Based on Artificial Bee Colony Algorithm," 2020 10th International Conference on Advanced Computer Information Technologies (ACIT), Deggendorf, Germany, 2020, pp. 130-135, doi: 10.1109/ACIT49673.2020.9208972.
13. N. Porplytsya, M. Dyvak, I. Spivak and I. Voytyuk, "Mathematical and algorithmic foundations for implementation of the method for structure identification of interval difference operator based on functioning of bee colony," *The Experience of Designing and Application of CAD Systems in Microelectronics*, Lviv, Ukraine, 2015, pp. 196-199, doi: 10.1109/CADSM.2015.7230834.
14. M. Dyvak, I. Darmorost, N. Porplytsya and I. Hural, "Structure Identification of Difference Equations with Interval Estimates of their Parameters," 2019 IEEE 15th International Conference on the Experience of Designing and Application of CAD Systems (CADSM), Polyana, Ukraine, 2019, pp. 1-4, doi: 10.1109/CADSM.2019.8779308.
15. Mykola Dyvak, Andriy Melnyk, Artur Rot, Marcin Hernes, Andriy Pukas, "Ontology of Mathematical Modeling Based on Interval Data", *Complexity*, vol. 2022, Article ID 8062969, 19 pages, 2022. <https://doi.org/10.1155/2022/8062969>
16. Ramachandran, A.; Rustum, R.; Adeloye, A.J. Review of Anaerobic Digestion Modeling and Optimization Using Nature-Inspired Techniques. *Processes* 2019, 7, 953. <https://doi.org/10.3390/pr7120953>
17. Komarysta, Bohdana & Dzhygyrey, Iryna & Bendih, Vladyslav & Yavorovska, Olha & Andreeva, Antonina & Berezenko, Kateryna & Meshcheriakova, Iryna & Vovk, Oksana & Dokshyna, Sofiia & Maidanskyi, Ivan. (2023). Optimizing biogas production using artificial neural network. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2. 53-64. 10.15587/1729-4061.2023.276431.
18. Cinar, S.; Cinar, S.O.; Wiecezorek, N.; Sohoo, I.; Kuchta, K. Integration of Artificial Intelligence into Biogas Plant Operation. *Processes* 2021, 9, 85. <https://doi.org/10.3390/pr9010085>
19. Song, Y.-J.; Oh, K.-S.; Lee, B.; Pak, D.-W.; Cha, J.-H.; Park, J.-G. Characteristics of Biogas Production from Organic Wastes Mixed at Optimal Ratios in an Anaerobic Co-Digestion Reactor. *Energies* 2021, 14, 6812. <https://doi.org/10.3390/en14206812>.
20. Karaboğa, Derviş (2005). "An Idea Based on Honey Bee Swarm For Numerical Optimization".
21. Akay, B., Karaboga, D., Gorkemli, B., Kaya, E. A survey on the artificial bee colony algorithm variants for binary, integer and mixed integer programming problems. *Appl. Soft Comput.* 106, 107351 (2021)
22. Xiao, Ws., Li, Gx., Liu, C. et al. A novel chaotic and neighborhood search-based artificial bee colony algorithm for solving optimization problems. *Sci Rep* 13, 20496 (2023). <https://doi.org/10.1038/s41598-023-44770-8>
23. Keshtkar, Ali & Abolhamd, Gity & Meyssami, Behrooz & Ghaforian, Hossein. (2003). Modeling of Anaerobic Digestion of Complex Substrates. *Iranian Journal of Chemistry and Chemical Engineering*. 22. 61-74.
24. D. Poggio, M. Walker, W. Nimmo, L. Ma, M. Pourkashanian. Modelling the anaerobic digestion of solid organic waste – Substrate characterisation method for ADM1 using a combined biochemical and kinetic parameter estimation approach. *Waste Management*. Volume 53. 2016, Pages 40-54,
25. Önen, S., & Kuchta, K. (2020). Evaluation of temperature changes in anaerobic digestion process. *Detritus*, 10(6), 11-18.
26. N.P. Dyvak, V.I. Manzhula, "Structural Identification of Interval Models of the Static Systems" *Journal of Automation and Information Sciences*, 40 (4), pp. 49-61, 2008
27. M. Dyvak, V. Manzhula, Yu. Trufanova. Interval Non-linear Model of Information Signal Characteristics Distribution for Detection of Recurrent Laryngeal Nerve during Thyroid Surgery. In: *Proceedings of the 5th*

International Conference on Informatics & Data-Driven Medicine (IDDM-2022), CEUR Workshop Proceedings, 2022, 3302, pp. 99–107

28. Bober, W. (2013). Introduction to Numerical and Analytical Methods with MATLAB for Engineers and Scientists. CRC Press. p. 517. ISBN 978-1-4665-7609-4. Retrieved October 15, 2020.

29. Quarteroni, Alfio; Saleri, Fausto (2006). Scientific Computing with MATLAB and Octave. Springer. ISBN 978-3-540-32612-0.

References

1. Gas Market Report, Q1-2024, International Energy Agency. <https://www.iea.org/reports/gas-market-report-q1-2024>
2. Laskri, N. & Nedjah, Nawel. (2015). Comparative Study for Biogas Production from Different Wastes. International Journal of Bio-Science and Bio-Technology. 7. 39-46. 10.14257/ijbsbt.2015.7.4.05.
3. Shpilevskiy V. V., Sapronov Yu. A., Salashenko T. I. Analytical aspects of assessment of energy dependence in petroleum-deficit countries. Problems of the econom, No. 1, 2013, P. 14-21.
4. Cunsheng Zhang, Yuxuan Sun, Tianyu Cao, Wenjuan Wang, Shuhao Huo, Ze-Hua Liu. Influence of organic load on biogas production and response of microbial community in anaerobic digestion of food waste. International Journal of Hydrogen Energy. Volume 47, Issue 77. 2022. Pages 32849-32860.
5. Scheme of the biogas plant. <https://biteco-energy.com/ua/help/1575899636/id39/>.
6. Yu, Dawei & Liu, Jibao & Sui, Qianwen & Wei, Yuansong. (2015). Biogas-pH automation control strategy for optimizing organic loading rate of anaerobic membrane bioreactor treating high COD wastewater. Bioresource Technology. 203. 10.1016/j.biortech.2015.12.010.
7. N. Golub, M. Potapova, and Y. Karpenko, "Mathematical Modeling of the Biogas Production Process from the Distillery Spent Wash on the First Stage", Innov Biosyst Bioeng, vol. 3, no. 2, pp. 96–104, Jun. 2019.
8. Ivakhnenko, A. G. (1966). Group Method of Data Handling - A Rival of the Method of Stochastic Approximation. Soviet Automatic Control, 13, 43-71.
9. M. Dyvak, V. Manzhula and O. Kozak, "New Method Tolerance Estimation of the Parameters Set of Interval Model Based on Saturated Block of ISLAE," 2007 9th International Conference - The Experience of Designing and Applications of CAD Systems in Microelectronics, Lviv, Ukraine, 2007, pp. 376-379, doi: 10.1109/CADSM.2007.4297587.
10. M. Dyvak, A. Pukas, I. Oliynyk and A. Melnyk, "Selection the "Saturated" Block from Interval System of Linear Algebraic Equations for Recurrent Laryngeal Nerve Identification," 2018 IEEE Second International Conference on Data Stream Mining & Processing (DSMP), Lviv, Ukraine, 2018, pp. 444-448, doi: 10.1109/DSMP.2018.8478528.
11. Dyvak, M., Porplytsya, N., Maslyak, Y., Shynkaryk, M. (2018). Method of Parametric Identification for Interval Discrete Dynamic Models and the Computational Scheme of Its Implementation. In: Shakhovska, N., Stepashko, V. (eds) Advances in Intelligent Systems and Computing II. CSIT 2017. Advances in Intelligent Systems and Computing, vol 689. Springer, Cham.
12. M. Dyvak, "Parameters Identification Method of Interval Discrete Dynamic Models of Air Pollution Based on Artificial Bee Colony Algorithm," 2020 10th International Conference on Advanced Computer Information Technologies (ACIT), Deggendorf, Germany, 2020, pp. 130-135, doi: 10.1109/ACIT49673.2020.9208972.
13. N. Porplytsya, M. Dyvak, I. Spivak and I. Voytyuk, "Mathematical and algorithmic foundations for implementation of the method for structure identification of interval difference operator based on functioning of bee colony," The Experience of Designing and Application of CAD Systems in Microelectronics, Lviv, Ukraine, 2015, pp. 196-199, doi: 10.1109/CADSM.2015.7230834..
14. M. Dyvak, I. Darmorost, N. Porplytsya and I. Hural, "Structure Identification of Difference Equations with Interval Estimates of their Parameters," 2019 IEEE 15th International Conference on the Experience of Designing and Application of CAD Systems (CADSM), Polyana, Ukraine, 2019, pp. 1-4, doi: 10.1109/CADSM.2019.8779308.
15. Mykola Dyvak, Andriy Melnyk, Artur Rot, Marcin Hernes, Andriy Pukas, "Ontology of Mathematical Modeling Based on Interval Data", Complexity, vol. 2022, Article ID 8062969, 19 pages, 2022. <https://doi.org/10.1155/2022/8062969>
16. Ramachandran, A.; Rustum, R.; Adeloye, A.J. Review of Anaerobic Digestion Modeling and Optimization Using Nature-Inspired Techniques. Processes 2019, 7, 953. <https://doi.org/10.3390/pr7120953>
17. Komarysta, Bohdana & Dzhygyrey, Iryna & Bendih, Vladyslav & Yavorovska, Olha & Andreeva, Antonina & Berezenko, Kateryna & Meshcheriakova, Iryna & Vovk, Oksana & Dokshyna, Sofiia & Maidanskyi, Ivan. (2023). Optimizing biogas production using artificial neural network. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. 2. 53-64. 10.15587/1729-4061.2023.276431.
18. Cinar, S.; Cinar, S.O.; Wiczorek, N.; Sohoo, I.; Kuchta, K. Integration of Artificial Intelligence into Biogas Plant Operation. Processes 2021, 9, 85. <https://doi.org/10.3390/pr9010085>
19. Song, Y.-J.; Oh, K.-S.; Lee, B.; Pak, D.-W.; Cha, J.-H.; Park, J.-G. Characteristics of Biogas Production from Organic Wastes Mixed at Optimal Ratios in an Anaerobic Co-Digestion Reactor. Energies 2021, 14, 6812. <https://doi.org/10.3390/en14206812>.
20. Karaboğa, Derviş (2005). "An Idea Based on Honey Bee Swarm For Numerical Optimization".
21. Akay, B., Karaboga, D., Gorkemli, B., Kaya, E. A survey on the artificial bee colony algorithm variants for binary, integer and mixed integer programming problems. Appl. Soft Comput. 106, 107351 (2021)
22. Xiao, Ws., Li, Gx., Liu, C. et al. A novel chaotic and neighborhood search-based artificial bee colony algorithm for solving optimization problems. Sci Rep 13, 20496 (2023). <https://doi.org/10.1038/s41598-023-44770-8>
23. Keshkar, Ali & Abolhamd, Gity & Meyssami, Behrooz & Ghaforian, Hossein. (2003). Modeling of Anaerobic Digestion of Complex Substrates. Iranian Journal of Chemistry and Chemical Engineering. 22. 61-74.
24. D. Poggio, M. Walker, W. Nimmo, L. Ma, M. Pourkashanian. Modelling the anaerobic digestion of solid organic waste – Substrate characterisation method for ADM1 using a combined biochemical and kinetic parameter estimation approach. Waste Management. Volume 53. 2016, Pages 40-54,
25. Önen, S., & Kuchta, K. (2020). Evaluation of temperature changes in anaerobic digestion process. Detritus, 10(6), 11-18.
26. N.P. Dyvak, V.I. Manzhula, "Structural Identification of Interval Models of the Static Systems" Journal of Automation and Information Sciences, 40 (4), pp. 49-61, 2008
27. M. Dyvak, V. Manzhula, Yu. Trufanova. Interval Non-linear Model of Information Signal Characteristics Distribution for Detection of Recurrent Laryngeal Nerve during Thyroid Surgery. In: Proceedings of the 5th International Conference on Informatics & Data-Driven Medicine (IDDM-2022), CEUR Workshop Proceedings, 2022, 3302, pp. 99–107
28. Bober, W. (2013). Introduction to Numerical and Analytical Methods with MATLAB for Engineers and Scientists. CRC Press. p. 517. ISBN 978-1-4665-7609-4. Retrieved October 15, 2020.
29. Quarteroni, Alfio; Saleri, Fausto (2006). Scientific Computing with MATLAB and Octave. Springer. ISBN 978-3-540-32612-0.