УДК 536.24:628.477

МОДЕЛЮВАННЯ ТЕХНОЛОГІЧНОГО ПРОЦЕСУ БІОКОНВЕРСІЇ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРО-НЕЧІТКОЇ МЕРЕЖІ

К. В. Анохіна

В статті наведено структуру ієрархічної нейро-нечіткої мережі, яка відповідає дереву логічного висновку факторів впливу на процес біоконверсії. Подано оцінку виходу біогазу на системному рівні, використовуючи нечітку базу знань. Наведено фрагмент нейро-нечіткої мережі, що відповідає вузлу механічного перемішування, який втілює базу знань про співвідношення оцінки виходу біогазу. За результатами моделювання отримано оцінку продуктивності біореактора з використанням нейро-нечіткої мережі з використанням залежностей, які дозволять в подальшому оптимізувати та настроювати нейро-нечітку модель відповідно до експериментальних даних.

В статье приведено структура иерархической нейро-нечеткой сети, соответствующей дереву логического вывода факторов влияния на процесс биоконверсии. Представлено оценку выхода биогаза на системном уровне, используя нечеткую базу знаний. Приведен фрагмент нейро-нечеткой сети, соответствующей узлу механического перемешивания, олицетворяющий базу знаний о соотношении оценки выхода биогаза. По результатам моделирования получена оценка производительности биореактора с использованием нейро-нечеткой сети с использованием зависимостей, которые позволят в дальнейшем оптимизировать и настраивать нейро-нечеткая модель в соответствии с экспериментальными данными.

The article describes the structure of the hierarchical neuro-fuzzy network that meets the tree inference impact on the process of bioconversion. Provides an assessment of biogas output at system level using fuzzy knowledge base. An item of neuro-fuzzy network node corresponds to the mechanical mixing, which embodies the knowledge base of the relationship between evaluations of biogas output. According to simulation results obtained evaluating bioreactor using neuro-fuzzy network with dependencies that will further optimize and customize the neuro-fuzzy model in accordance with experimental data.

Вступ

Альтернативним поновлюваним джерелом природного газу є біогаз, одержання якого може бути організоване шляхом процесу біоконверсії при зброджуванні в анаеробних умовах органічної речовини [1, 2]. Моделювання технологічного процесу біоконверсії з використанням нейро-нечіткої мережі дозволяє врахувати кожен фактор впливу на ефективність біоконверсії за його якісною або кількісною характеристикою. Використання нейро-нечітких систем зводиться до пошуку таких значень параметрів математичної моделі, які мінімізують розбіжність між бажаними та результатами моделювання [3].

Метою роботи є моделювання продуктивності біореактора з використанням нейро-нечіткої мережі для отримання залежностей, які дозволять в подальшому оптимізувати та настроювати нейро-нечітку модель відповідно до експериментальних даних.

Основна частина

Для моделювання структури ієрархічної нейро-нечіткої мережі побудовано дерево логічного висновку факторів впливу на процес біоконверсії (рис. 1).

На рис. 2 зображено структуру ієрархічної нейро-нечіткої мережі, яка відповідає цьому дереву.

Кожний блок цієї структури являє собою окрему нейро-нечітку мережу, яка моделює певний рівень ієрархії логічного дерева. На виході кожного блока показана терм-множина експертних оцінок: «Н – низький», «НС – нижче середнього», «С – середній», «ВС – вище середнього»; «В – високий».

© К. В.Анохіна

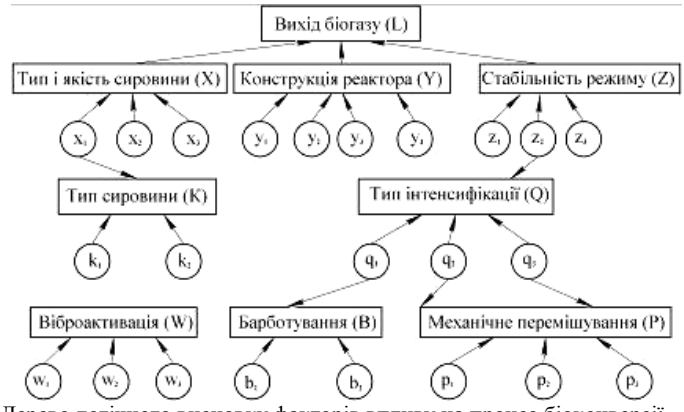

Рис. 1. Дерево логічного висновку факторів впливу на процес біоконверсії

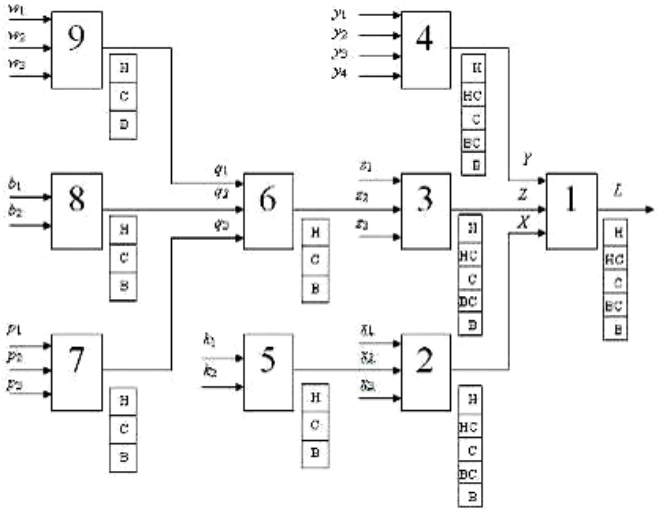

Рис. 2. Структура ієрархічної нейро-нечіткої мережі продуктивності біореактора

Фактори впливу, що впливають на вихід біогазу, замінюються послідовністю таких підстановок:

$$L = F_L(X, Y, Z, \mathbf{W}_L, \mathbf{B}_L, \mathbf{C}_L); \quad (1)$$

$$X = f_X(x_1, x_2, x_3, \mathbf{W}_X, \mathbf{B}_X, \mathbf{C}_X); \quad (2)$$

$$Y = f_Y(y_1, y_2, y_3, y_4, \mathbf{W}_Y, \mathbf{B}_Y, \mathbf{C}_Y); \quad (3)$$

$$Z = f_Z(z_1, z_2, z_3, \mathbf{W}_Z, \mathbf{B}_Z, \mathbf{C}_Z); \quad (4)$$

$$x_1 = f_{x1}(k_1, k_2, \mathbf{W}_{x1}, \mathbf{B}_{x1}, \mathbf{C}_{x1}); \quad (5)$$

$$z_2 = f_{z2}(q_1, q_2, q_3, \mathbf{W}_{z2}, \mathbf{B}_{z2}, \mathbf{C}_{z2}); \quad (6)$$

$$q_1 = f_{q1}(w_1, w_2, w_3, \mathbf{W}_{q1}, \mathbf{B}_{q1}, \mathbf{C}_{q1}); \quad (7)$$

$$q_2 = f_{q2}(b_1, b_2, \mathbf{W}_{q2}, \mathbf{B}_{q2}, \mathbf{C}_{q2}); \quad (8)$$

$$q_3 = f_{q3}(p_1, p_2, p_3, \mathbf{W}_{q3}, \mathbf{B}_{q3}, \mathbf{C}_{q3}). \quad (9)$$

де $\mathbf{B}_i = \left(b_1,\ b_2,\ ...,\ b_{num_t}\right)$ та $\mathbf{C}_i = \left(c_1,\ c_2,\ ...,\ c_{num_t}\right)$ – вектори параметрів дзвіноподібної функції належності, $i \in \left(X, Y, Z, x_1, z_2, q_1, q_2, q_3\right)$;

$\mathbf{W}_i = \left(w_1, w_2, ..., w_{num_r}\right)$ – вектор вагових коефіцієнтів нечітких правил, $i \in \left(X, Y, Z, x_1, z_2, q_1, q_2, q_3\right)$;

num_t – загальна кількість нечітких термів, що використовуються для лінгвістичної оцінки факторів впливу на продуктивність біореактора;

num_r – загальна кількість правил в ієрархічно пов'язаних нечітких базах знань.

Для моделювання співвідношень (1-9), які відповідають різним рівням ієрархії продуктивності біореактора використано нечіткі бази знань. Для цього подамо всі фактори впливу як лінгвістичні змінні, і для їх оцінки використаємо відповідні множини нечітких термів.

Оцінка виходу біогазу здійснюється на системному рівні. Для оцінки виходу біогазу скористаємося нечіткою базою знань системного рівня. Цій нечіткій базі відповідає така апроксимація об'єкта:

$$
\begin{gathered}
L = \frac{\underline{L}\mu^{d1}(L) + L_1\mu^{d2}(L) + L_2\mu^{d3}(L) + L_3\mu^{d4}(L) + \overline{L}\mu^{d5}(L)}{\mu^{d1}(L) + \mu^{d2}(L) + \mu^{d3}(L) + \mu^{d4}(L) + \mu^{d5}(L)}; \\
\mu^{d_j}(L) = \omega_{j1} \cdot \left[\mu^{j1}(X) \wedge \mu^{j1}(Y) \wedge \mu^{j1}(Z)\right] \vee \\
\vee\, \omega_{j2} \cdot \left[\mu^{j2}(X) \wedge \mu^{j2}(Y) \wedge \mu^{j2}(Z)\right],\ j = \overline{1,5}; \\
\mu^{jp}(X) = \frac{1}{1 + \left(\dfrac{X - b^{jp}}{c^{jp}}\right)^2};\ \mu^{jp}(Y) = \frac{1}{1 + \left(\dfrac{Y - b^{jp}}{c^{jp}}\right)^2};\ \mu^{jp}(Z) = \frac{1}{1 + \left(\dfrac{Z - b^{jp}}{c^{jp}}\right)^2};\ p = \overline{1,2},
\end{gathered}
\tag{10}
$$

де $\underline{L}\left(\overline{L}\right)$ – нижня (верхня) межа показника L;

$d_j \in$ – клас рішення, який відповідає вихідному терму $\mu^{dj}(L),\ j = \overline{1,5}$;

$\mu^{dj}(L)$ – функції належності виходу L до класу рішення $d_j \in \left[L_{j-1}, L_j\right]$;

$\mu^{jp}(X),\ \mu^{jp}(Y), \mu^{jp}(Z)$ – функції належності факторів X, Y, Z до термів, якими вони оцінюються з терм-множини T;

p – кількість рядків-кон'юнкцій, що відповідають класу рішення $d_j \in \left[L_{j-1}, L_j\right]$;

b^{jp}, c^{jp} – параметри настройки функцій належності.

На рис. 3 зображено фрагмент нейро-нечіткої мережі, що відповідає вузлу 1 і яка втілює базу знань про співвідношення оцінки виходу біогазу.

Для оцінки рівня механічного перемішування, що відповідає вузлу 9 механічного перемішування, скористаємося нечіткою базою знань, якій відповідає така апроксимація об'єкта:

$$
\begin{gathered}
P = \frac{\underline{P}\mu^{d1}(P) + P_1\mu^{d2}(P) + \overline{P}\mu^{d3}(P)}{\mu^{d1}(P) + \mu^{d2}(P) + \mu^{d3}(P)}; \\
\mu^{d_j}(P) = \omega_{j1} \cdot \left[\mu^{j1}(p_1) \wedge \mu^{j1}(p_2) \wedge \mu^{j1}(p_3)\right] \vee \\
\vee\, \omega_{j2} \cdot \left[\mu^{j2}(p_1) \wedge \mu^{j2}(p_2) \wedge \mu^{j2}(p_3)\right],\ j = \overline{1,3}; \\
\mu^{jp}(p_i) = \frac{1}{1 + \left(\dfrac{p_i - b^{jp}}{c^{jp}}\right)^2};\ i = \overline{1,2},\ p = \overline{1,2}.
\end{gathered}
\tag{11}
$$

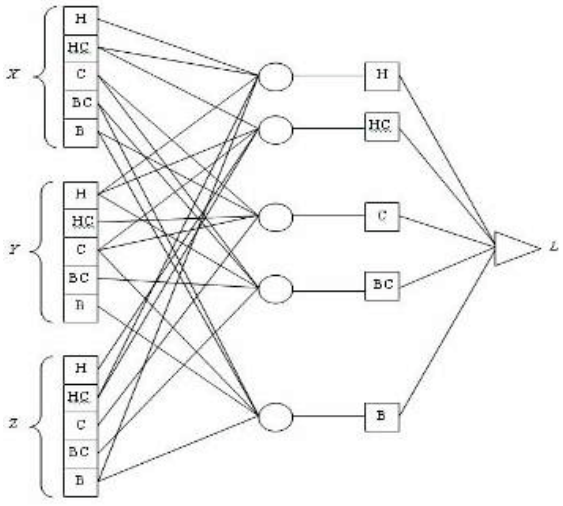

Рис. 3. Фрагмент нейро-нечіткої мережі, що відповідає вузлу 1 – Вихід біогазу

На рис. 4 зображено фрагмент нейро-нечіткої мережі, що відповідає вузлу 9 і яка втілює базу знань про співвідношення, які відповідають механічному перемішуванню.

Для оптимізації нейро-нечітких мереж необхідно мати навчальну вибірку. Навчальна вибірка – це сукупність пар значень вхідних та вихідних параметрів типу «вхід-вихід». Для отримання навчальної вибірки необхідно організувати збір та фіксацію вхідних параметрів $\left\{\hat{Y}_i = \left(\hat{y}_1^i, \hat{y}_2^i, \hat{y}_3^i, \hat{y}_4^i\right), \hat{P}_i = \left(\hat{p}_1^i, \hat{p}_2^i, \hat{p}_3^i\right), \hat{W}_i = \left(\hat{w}_1^i, \hat{w}_2^i, \hat{w}_3^i\right), \hat{B}_i = \left(\hat{b}_1^i, \hat{b}_2^i\right)\right\}, i = \overline{1,n}$ та вихідного параметру $\hat{L}_i$, $i = \overline{1,n}$, де n – розмір навчальної вибірки.

При наявності навчальної вибірки задача оптимізації моделі зводиться до розв'язання такої задачі оптимізації:

$$E = 0.5 \cdot \sum_{i=1}^{n} \left[F\left(\hat{Y}_i, \hat{P}_i, \hat{W}_i, \hat{B}_i, \mathbf{W}, \mathbf{B}, \mathbf{C}\right) - \hat{L}_i \right]^2 \rightarrow \min \tag{12}$$

Задача полягає в знаходженні оптимальних значень параметрів $\{\mathbf{W}, \mathbf{H}, \mathbf{C}\}$, які забезпечують мінімум розбіжностей між прогнозними та реальними виходами біогазу.

Оптимізація критерію здійснюється за такими рекурентними формулами [4]:

$$w_{jp}(t+1) = w_{jp}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{jp}(t)}; \tag{13}$$

$$c_i^{jp}(t+1) = c_i^{jp}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial c_i^{jp}(t)}; \tag{14}$$

$$b_i^{jp}(t+1) = b_i^{jp}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial b_i^{jp}(t)}, \tag{15}$$

де $b_i^{jp}(t)$, $c_i^{jp}(t)$, $w_{jp}(t)$ – параметри функцій належності i ваги правил на t-му кроці навчання;

η – параметр навчання, що вибирається відповідно до рекомендацій роботи [4].

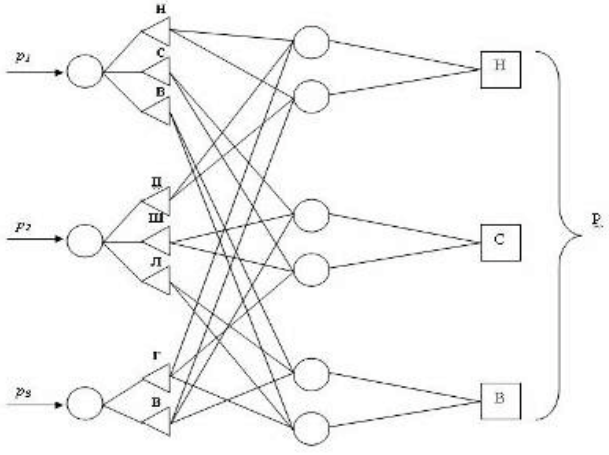

Рис. 4. Фрагмент нейро-нечіткої мережі, що відповідає вузлу 9 – Механічне перемішування

Частинні похідні, що входять в співвідношення (13-15) характеризують чутливість помилки (E_t) до зміни параметрів нейро-нечіткої мережі. Формули дозволяють обчислити частинні похідні і модифікації параметрів нейро-нечіткої мережі по вузлах дерева висновку (рис. 1) та шляхом настроювання системи знайти оптимум.

Висновки

– За результатами моделювання продуктивності біореактора з використанням нейро-нечіткої мережі отримано залежності, які дозволяють в подальшому оптимізовувати та налаштовувати нейро-нечітку модель відповідно до експериментальних даних. Внаслідок налаштування нейро-нечіткої мережі уможливлюється використання отриманої системи для визначення виходу біогазу залежно від вхідних заданих параметрів, що впливають на процес біоконверсії.

Використана література

1. Ратушняк Г. С. Енергозберігаючі відновлювальні джерела теплопостачання: навч. посібник / Г. С. Ратушняк, В. В. Джеджула, К. В. Анохіна. – Вінниця : ВНТУ, 2010. – 170 с.
2. Баадер Б. Биогаз: Теория и практика / Баадер Б., Доне Е., Бренндерфер М.; пер. з нім. М. И. Серебряного. – М. : Колос, 1982. – 148 с.
3. Ратушняк Г. С. Моделювання з використанням лінгвістичних змінних процесу біоконверсії перемішуванням субстрату / Г. С. Ратушняк, К. В. Анохіна // Вібрації в техніці та технологіях. – 2010. – №4 (60). – С. 130-137.
4. Ротштейн О. П. Soft Computing в біотехнології: багатофакторний аналіз і діагностика: Монографія / О. П. Ротштейн, Є. П. Ларюшкін, Ю. І. Мітюшкін. – Вінниця : УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2008. – 144 с.

Анохіна Катерина Володимирівна – асистент кафедри теплогазопостачання Вінницького національного технічного університету