

УДК 519.714

ІДЕНТИФІКАЦІЯ БРАГО- РЕКТИФІКАЦІЙНОЇ УСТАНОВКИ НА ОСНОВІ НЕЙРО- НЕЧІТКОЇ МЕРЕЖІ

Я. В. Смітюх

Кандидат технічних наук, доцент*

Контактний тел.: (044) 287-94-56, 050-861-00-99

E-mail: Smityuh@yandex.ru

В. Д. Кишенько

Кандидат технічних наук, доцент*

Контактний тел.: (044) 287-94-56, 050-696-54-11

E-mail: Kvd1948@gmail.com

*Кафедра автоматизації та комп'ютерно-інтегрованих технологій

Національний університет харчових технологій
вул. Володимирська, 68, м. Київ, Україна, 01033

Розглянуто питання, пов'язані з основними теоретичними та практичними засадами ідентифікації такого складного об'єкта як брагоректифікаційна установка. Розглянуті в статті підходи можуть бути використані при розробці імітаційних моделей тепло-масобмінних процесів

Ключові слова: нейро-нечітка мережа, параметри функцій належності, алгоритм навчання

Rассмотрены вопросы, связанные с основными теоретическими и практическими принципами идентификации такого сложного объекта как брагоректификационная установка. Рассмотренные в статье подходы могут быть использованы при разработке имитационных моделей тепло-масообменных процессов

Ключевые слова: нейро-нечеткая сеть, параметры функций принадлежности, алгоритм обучения

Considered questions, authentications of such difficult object as bragorektifikaciynna setting related to basic theoretical and practical principles. The approaches considered in the article can be used for development of simulation models heat-masobminnikh of processes

Keywords: neuro-fuzzy network, parameters of functions of belonging, algritm studies

1. Вступ

В спиртовій галузі для отримання етилового спирту широко використовуються ректифікаційні та брагоректифікаційні установки (відповідно РУ і БРУ), які розповсюджені в спиртовій, гідролізній і інших галузях промисловості. Проблема ідентифікації основних процесів, що відбуваються в них є актуальною проблемою.

Процеси брагоректифікації є багатовимірними, їх стан характеризується трьома полями: полем концентрації, полем температури і полем тиску, тобто процеси в колонах БРУ є процесами багатокomпонентної ректифікації.

Проблема ідентифікації складних об'єктів управління (ОУ), зокрема процесів брагоректифікації, є актуальною, виходячи з концептуальних основ складності взаємозв'язків між вхідними та вихідними змінними. Властивість багатозв'язності БРУ проявляється в складному взаємозв'язку управляючих дій та вихідних змінних стану об'єкта. Підтримка необхідних режимів роботи БРУ потребує врахування узгодженості управління технологічними змінними, оскільки зміна однієї вхідної змінної в більшості випадків приводить до зміни всіх або декількох вихідних змінних. Така

властивість відносить БРУ до класу багатозв'язних об'єктів управління [1, 2, 3].

2. Мета статті

Метою роботи є побудова нейро-нечіткої бази знань на основі експериментальних даних роботи брагоректифікаційної установки та на основі отриманих причинно-наслідкових правил побудувати відповідні графічні залежності вихідної змінної від вхідних змінних ОУ.

3. Основний матеріал

Мною пропонується вирішення цієї задачі з використанням апарату нейро-нечітких мереж (ННМ).

Апарат, який закладений в основу побудови цих мереж має такі основні переваги, а саме [4]:

1). Можливість гнучкої інтерпретації причинно – наслідкових зв'язків які згенеровані на основі нейро – нечіткої структури.

2). Можливість донавчання розробленої структури.

Для реалізації вирішення поставленої задачі пропонується використати внутрішню підсистему середовища Matlab – підсистему розробки нейро – нечітких структур ANFIS.

ANFIS - це аббревіатура Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System - адаптивна мережа нечіткого висновку. Вона була запропонована Янгом (Jang) на початку дев'яностих [5]. ANFIS є одним з перших варіантів гібридних нейро-нечітких мереж - нейронної мережі прямого поширення сигналу особливого типу. Архітектура нейро-нечіткої мережі ізоморфна нечіткій базі знань. У нейро-нечітких мережах використовуються диференційовані реалізації трикутних норм (множення й імовірнісне АБО), а також гладкі функції належності. Це дозволяє застосовувати для настроювання нейро-нечітких мереж швидкі алгоритми навчання нейронних мереж, засновані на методі зворотного поширення помилки. Нижче описуються архітектура й правила функціонування кожного шару ANFIS-мережі.

ANFIS реалізує систему нечіткого висновку Сугено у вигляді п'ятишарової нейронної мережі прямого поширення сигналу. Призначення шарів наступне:

- перший шар - терми вхідних змінних;
- другий шар - антецеденти (посилки) нечітких правил;
- третій шар - нормалізація ступенів виконання правил;
- четвертий шар - висновки правил;
- п'ятий шар - агрегування результату, що отриманий за різними правилами.

Входи мережі в окремий шар не виділяються. На рис. 1 зображена ANFIS-мережа із трьома вхідними змінними (x_1 , x_2 та x_3) і множиною нечітких правил. Для лінгвістичної оцінки вхідної змінної x_1 використовується 7 термів, для змінної x_2 - 7 термів, для змінної x_3 7 термів.

Введемо наступні позначення, необхідні для подальшого викладу:

x_1, x_2, \dots, x_n - входи мережі.

Прикладом подібної мережі може слугувати система, що складається з правил такого типу [6]:

- П1: Якщо $x_1 \in L_1$ ТА $x_2 \in L_2$ та $x_3 \in L_3$ тоді $z \in H$,
- П2: Якщо $x_1 \in H_1$ ТА $x_2 \in H_2$ та $x_3 \in L_3$ тоді $z \in M$,
- П3: Якщо $x_1 \in H_1$ ТА $x_2 \in H_2$ та $x_3 \in H_3$ тоді $z \in S$,

де x_1, x_2, x_3 вхідні змінні, z - вихід мережі, $L_1, L_2, L_3, H_1, H_2, H_3, H, M, S$ певні множини з функціями належності сигмоїдного типу.

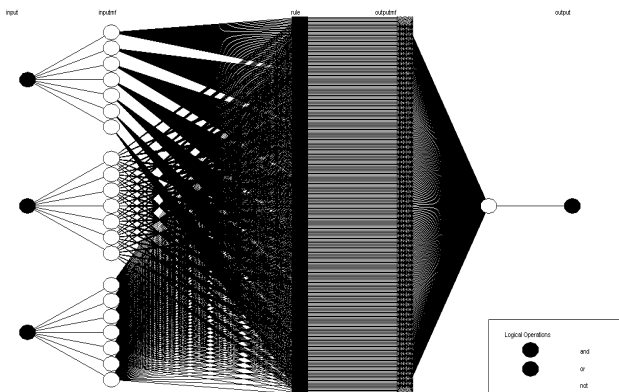


Рис. 1. ANFIS мережа ідентифікації змінних БРУ

m - кількість правил, $r = \overline{1, m}$;

$a_{n,r}$ - нечіткий терм із функцією приналежності $\mu_r(x_i)$, застосовуваний для лінгвістичної оцінки змінної x_i в r -ом правилі ($r = \overline{1, m}, i = \overline{1, n}$);

$b_{q,r}$ - дійсні числа у висновку r -го правила ($r = \overline{1, m}, q = \overline{0, n}$).

ANFIS-мережа функціонує в такий спосіб.

Шар 1. Кожний вузол першого шару представляє одних терм із дзвіноподібною функцією належності.

Входи мережі x_1, x_2, \dots, x_n з'єднані тільки зі своїми термами. Виходом вузла є ступінь належності при конкретних значення вхідних змінних.

Шар 2. Кількість вузлів другого шару дорівнює m . Кожний вузол цього шару відповідає одному нечіткому правилу. Вузол другого шару з'єднаний з тими вузлами першого шару, які формують антецеденти відповідного правила.

Отже, кожен вузол другого шару може приймати від 1 до n вхідних сигналів.

Виходами нейронів цього шару є ступені істинності передумов кожного правила бази знань системи, що обчислюються за формулами:

$$\begin{aligned} \alpha_1 &= L_1(a_1)\Delta L_2(a_2)\Delta L_3(a_3), \\ \alpha_2 &= L_1(a_1)\Delta H_2(a_2)\Delta L_3(a_3), \\ \alpha_3 &= H_1(a_1)\Delta H_2(a_2)\Delta L_3(a_3). \end{aligned} \tag{1}$$

Шар 3. Нейрони цього шару обчислюють величини:

$$\beta = \frac{\alpha_1}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3}, \beta = \frac{\alpha_2}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3}, \beta = \frac{\alpha_3}{\alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3} \tag{2}$$

Шар 4. Кожний вузол з'єднаний з одним вузлом третього шару, а також з усіма входами рис. 2. Вузли четвертого шару виконують операції:

$$\beta_1 z_1 = \beta_1 H^{-1}(a_1), \beta_2 z_2 = \beta_2 M^{-1}(a_2), \beta_3 z_3 = \beta_3 S^{-1}(a_3), \tag{3}$$

Шар 5. Єдиний вузол цього шару підсумує вихід мережі:

$$z_0 = \beta_1 z_1 + \beta_2 z_2 + \beta_3 z_3. \tag{4}$$

Зміна параметрів функцій належності відбувається у відповідності до алгоритму навчання.

Типові процедури навчання нейронних мереж можуть бути застосовані для настроювання ANFIS-мережі тому що у ній використовуються тільки диференційовані функції. Звичайно застосовується комбінація градієнтного спуску у вигляді алгоритму зворотного поширення помилки й методу найменших квадратів. Алгоритм зворотного поширення помилки набудує параметри антецедентів правил, тобто функцій належності.

Методом найменших квадратів оцінюються коефіцієнти висновків правил, тому що вони лінійно пов'язані з виходом мережі.

Кожна ітерація процедури настроювання виконується у два етапи. На першому етапі на входи подається навчальна вибірка, і по відхиленню між бажаним і дійсним поведінням мережі ітераційним методом найменших квадратів визначають оптимальні параметри вузлів четвертого шару. На другому етапі залишкове відхилення передається з виходу мережі на входи, і методом зворотного поширення помилки модифікуються параметри вузлів першого шару. При цьому знайдені на першому етапі коефіцієнти висновків правил не змінюються. Ітераційна процедура настроювання триває поки нев'язка перевищує заздалегідь установлене значення.

Для настроювання функцій належності, крім методу зворотного поширення помилки, можуть використовуватися й інші алгоритми оптимізації, наприклад, метод Левенберга-Марквардта.

В якості інструментального засобу моделювання використовуємо середовище Matlab.

Для прикладу розглянемо ідентифікацію першого каналу, а саме:

Залежність зміни витрати спирту D з ректифікаційної колони (РК) від витрати бражки F_{br} , температури бражки Q_{br} від витрати пари на бражну колону (БК) V_1 .

$$D = f(F_{br}, Q_{br}, V_1) \tag{5}$$

На основі задання статистичних вибірок експериментальних даних структуру нейро-нечіткої мережі (для імпорту експериментальні дані заносяться у файл з розширенням *dat*) генеруємо. Мережа має три входи та один вихід.

Провівши навчання ННМ на основі методу зворотного поширення помилки та задавши 30 циклів навчання отримуємо оптимізований варіант функцій належності.

Структура новоствореної мережі представлена на рис 2.

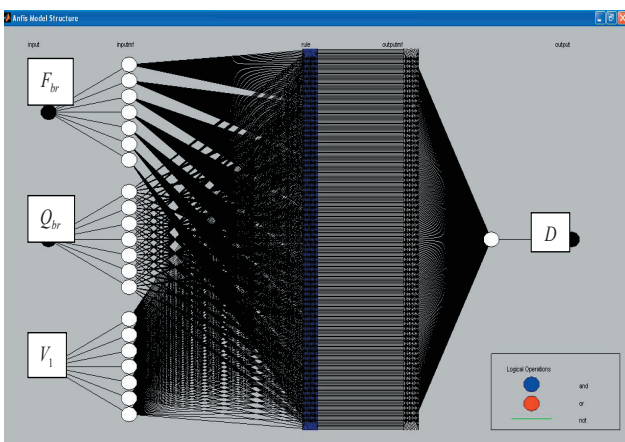


Рис. 2. Структура нейро-нечіткої мережі

Аналізуючи основну архітектуру мережі можна побачити її узагальнений варіант.

Досліджуючи основну динаміку зміни похибки мережі, можна побачити на рис. 3 її зміну у бік зменшення.

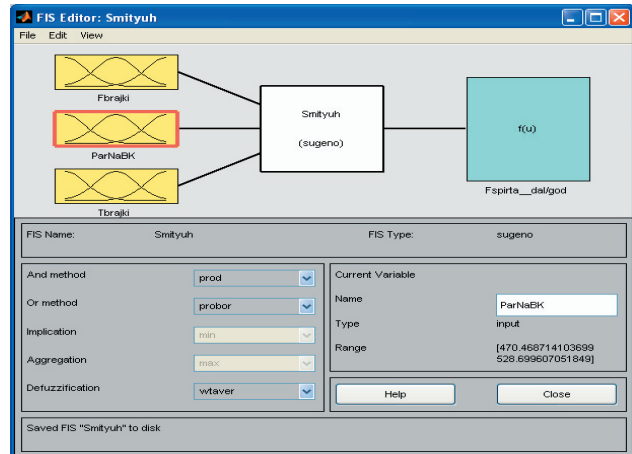


Рис. 3. Узагальнена архітектура нейро-нечіткої системи з підсистемою логічного висновку

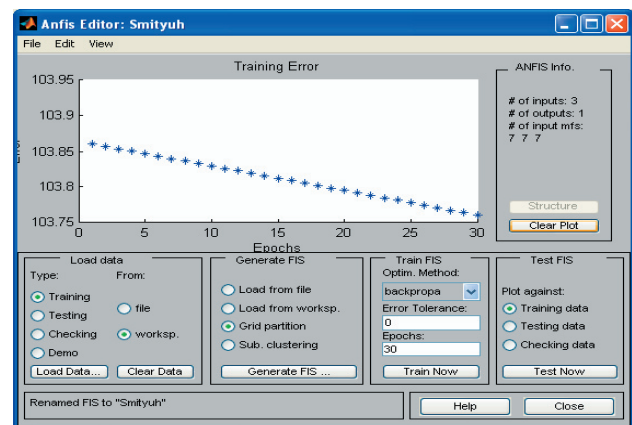


Рис. 4. Зміна похибки навчання мережі, що свідчить до приведення її до адекватності реальному об'єкту

Після проведених навчань ННМ отримуємо графічну інтерпретацію відгуку бази знань.

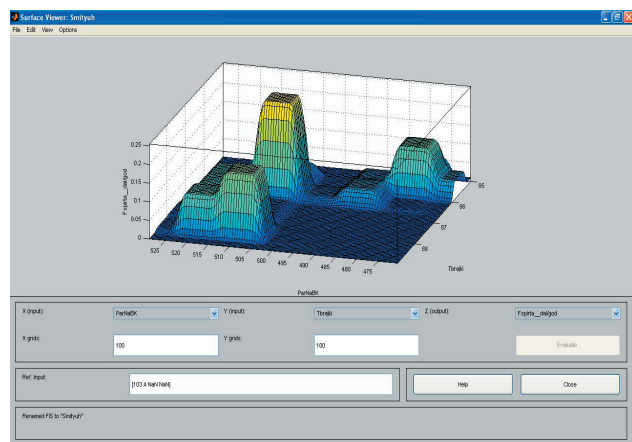


Рис. 5. Графічна інтерпретація відгуку БЗ (вхідні (вись X,Y)): витрата пари на БК, температура бражки та вихідна витрата спирту з РК

Наступні інтерпретації відтворюють розглядувану базу знань, але в різних комбінаціях з вхідними величинами рис. 6, рис. 7.

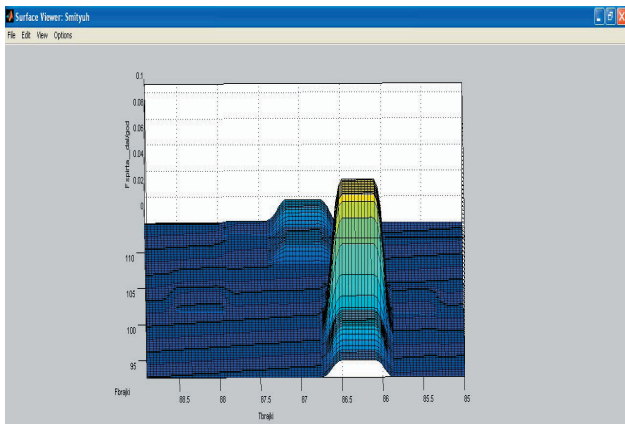


Рис. 6. Залежність витрати спирту від витрати бражки та температури бражки

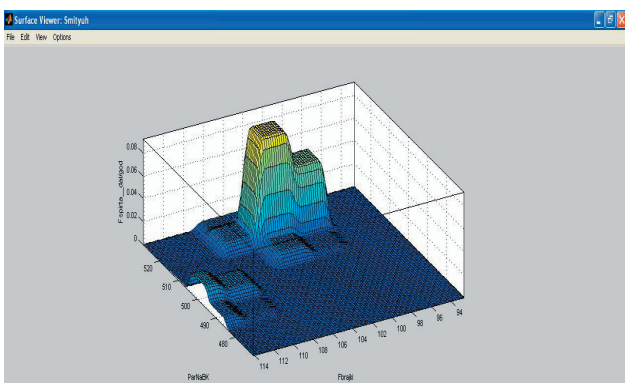


Рис. 7. Залежність витрати спирту з РК від витрати пари на БК та витрати бражки

На наступному рисунку зображена інтерпретована база знань створеної ННМ.

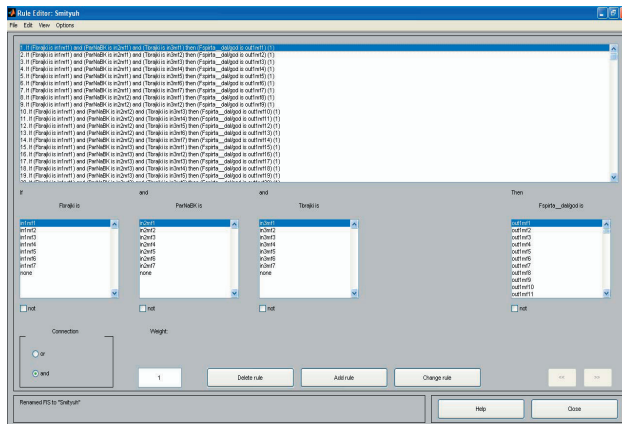


Рис. 8. Відображення нечіткої бази знань у вигляді продукційної моделі представлення знань.

Створена нечітка база знань показує всю множину нечітких залежностей і логіку кожного правила.

5. Висновки

Вирішення задач ідентифікації на основі нейро – нечіткого підходу показало можливість встановлення причинно – наслідкових зв'язків між вхідними та вихідними змінними процесів брагоректифікації у вигляді нечітких правил. Розглянутий вище підхід дозволяє спростити роботу людей експертів для виявлення основних залежностей між вхідними та вихідними змінними, оскільки маючи лише тільки експериментальну статистику роботи окремих колон БРУ можна на основі отриманої бази знань досліджувати основні характеристики процесів брагоректифікації. Такий підхід може бути використаний для вирішення задач ідентифікації широкого класу складних ОУ.

Література

1. Стабников, В.Н. Ректификация в пищевой промышленности. Теория процесса, машины, интенсификация: / В.Н. Стабников, А.П. Николаев, М.Л. Мандельштейн. - М.: Легкая и пищевая промышленность, 1982.- 232 с.
2. Мандельштейн, М. Л. Автоматические системы управления технологическим процессом брагоректификации / М. Л. Мандельштейн. - М.: Пищевая промышленность, 1975. – 240 с.
3. Мандельштейн, М. Л. Математическая модель и статические характеристики ректификационной колонны / М. Л. Мандельштейн // Ферментная и спиртовая промышленность. -1969.- №1.- С.11-16.
4. Ротштейн, А..П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткая логика, генетические алгоритмы, нейронные сети / А..П. Ротштейн. – Винница: Универсум-Винница, 1999. - 320 с.
5. Jang, J.-S. R. ANFIS: Adaptive-Neuro-Based Fuzzy Inference System / J. Jang // IEEE Trans. Systems & Cybernetics. - 1993. - Vol. 23. - P. 665 – 685.
6. Дьяконов, В., Математические пакеты расширения Matlab. Специальный справочник. / В. Дьяконов, В. Круглов. – СПб. : Питер, 2001.- 480 с.