

Стеценко Д. О.,
Зігунов О. М.,
Смітюх Я. В.

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА ОБРОБКА ДАНИХ В СИСТЕМІ АВТОМАТИЗОВАНОГО УПРАВЛІННЯ ТЕХНОЛОГІЧНИМ КОМПЛЕКСОМ БРАГОРЕКТИФІКАЦІЇ

Розглянуто основні фактори впливу на проходження технологічного процесу брагоректифікації та виявлення прихованих взаємозв'язків між вхідними та вихідними змінними на основі експериментальних даних. Отримано статистичну інформацію про функціонування об'єкта управління, побудовано параметричну структуру нейро-нечіткої моделі функціонування об'єкта, сформовано нечітку модель бази знань та отримано поверхню відгуку, як графічна залежність для підтримки прийняття рішень оператором.

Ключові слова: брагоректифікаційна установка, інтелектуальний аналіз даних, технології Data Mining, нейро-нечіткі мережі.

1. Вступ

Складність процесів, що відбуваються в технологічних комплексах харчової галузі обумовлюється складною фізико-хімічною природою, високою розмірністю, складною структурою математичних моделей та кількістю взаємних зв'язків між вхідними та вихідними змінними. Одним з таких комплексів є процес брагоректифікації на спиртовому виробництві, що відбувається у типових брагоректифікаційних установках (БРУ).

Властивість багатозв'язності БРУ проявляється в складному взаємозв'язку управляючих змінних та вихідних змінних стану. Підтримка необхідних режимів роботи БРУ потребує врахування узгодженості управління регулюємими 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 [1–3].

Це зумовлює застосування новітніх підходів для обробки технологічної інформації з метою підтримки прийняття рішень оператором та прийняття більш ефективних рішень по управлінню.

Цим обґрунтовується актуальність проведення даних досліджень.

2. Аналіз літературних даних і постановка проблеми

Серед існуючих підходів до отримання інформації про складні взаємозв'язки в технологічному комплексі БРУ виділяють методи експертного опитування та ідентифікації на основі пасивного та активного експерименту.

Інтелектуальний аналіз даних (ІАД, Data Mining), або розвідка даних — термін, що застосовується для опису здобуття знань у базах даних, дослідження даних, обробки зразків даних, очищення і збору даних. Це процес виявлення кореляції, тенденцій, шаблонів, зв'язків і категорій [4].

Data Mining — предметна область, що виникла і розвивається на базі таких наук, як прикладна статистика, розпізнавання образів, штучний інтелект, теорія баз даних тощо. Виникнення і розвиток Data Mining

зумовлені різними факторами, серед яких вирізняємо основні: вдосконалення програмно-апаратного забезпечення; вдосконалення технологій зберігання і запису даних; накопичення великої кількості ретроспективних даних; вдосконалення алгоритмів обробки інформації [5].

Data Mining — це технологія, призначена для пошуку у великих інформаційних масивах даних неочевидних, об'єктивних, корисних на практиці закономірностей. Аналіз даних здійснюється за допомогою використання технологій розпізнавання шаблонів, а також статистичних і математичних методів.

При опрацюванні масивів інформації багаторазово виконуються операції і перетворення над «сирими» даними (відбір ознак, стратифікація, кластеризація, візуалізація і регресія), що призначені для знаходження структур, які інтуїтивно зрозумілі для людей і краще розкривають суть бізнес-процесів, що лежать в основі їх протікання, а також побудови моделей, які можуть передбачити результат або значення певних ситуацій, використовуючи історичні або суб'єктивні дані [6].

Інтелектуальний аналіз даних — процес автоматичного пошуку прихованих закономірностей або взаємозв'язків між змінними у великих масивах необроблених даних, що поділяється на задачі класифікації, моделювання і прогнозування [7].

За визначенням Gartner Group, Data Mining — це процес, мета якого — виявляти нові кореляції, зразки і тенденції у результаті просіювання великого обсягу даних з використанням методик розпізнавання зразків і статистичних та математичних методів [8].

Метою проведених досліджень є здійснення автоматичного виявлення основних факторів впливу на проходження технологічних процесів та знаходження прихованих взаємозв'язків між вхідними та вихідними змінними на основі експериментальних даних функціонування БРУ. Одним з таких підходів є нейрон-нечітка технологія формування лінгвістичних причинно-наслідкових оцінок.

Для досягнення поставленої мети необхідно було вирішити наступні основні задачі:

1) отримання статистичної інформації про функціонування об'єкта управління.

- 2) формування нечіткої моделі бази знань;
- 3) отримання поверхні відгуку, як графічної залежності для підтримки прийняття рішень оператором.

3. Створення нейро-нечіткої структури та її дослідження

Апарат, який закладений в основу побудови нейрон-нечітких мереж має такі основні переваги, а саме [9]:

- 1) можливість гнучкої інтерпретації причинно-наслідкових зв'язків які згенеровані на основі нейрон-нечіткої структури;
- 2) можливість до навчання розробленої структури.

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

ANFIS – це абревіатура Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System – адаптивна мережа нечіткого висновку. Вона була запропонована Янгом (Jang) на початку дев'яностих [10]. 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* – висновку правил;
- *п'ятий шар* – агрегування результату, отриманого за різними правилами.

Введемо наступні позначення, необхідні для подальшого викладу: x_1, x_2, \dots, x_n – входи мережі; y – вихід мережі; $R1$: ЯКЦО $x_1 = a_{1,r} TA \dots TA, x_n = a_{n,r}$, ТО $y = b_{0,r} + b_{1,r}x_1 + \dots + b_{n,r}x_n$ – нечітке правило з порядковим номером r ; m – кількість правил, $r = \overline{1, m}$; $a_{n,r}$ – нечіткий терм із функцією приналежності $\mu_r(x_i)$, застосований 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. Кількість вузлів першого шару дорівнює сумі потужностей терм-множин вхідних змінних. Виходом вузла є ступінь належності значення вхідний змінної відповідний нечіткому терму:

$$\mu_r(x_i) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x_i - c}{a} \right|^{2b}}, \quad (1)$$

де a, b і c – параметри налаштування функцій приналежності.

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, кожний вузол другого шару може приймати від 1 до n вхідних сигналів. Виходом вузла є ступінь виконання правила, що розраховується як добуток вхідних сигналів. Позначимо виходи вузлів цього шару через $\tau_r, r = \overline{1, m}$.

Шар 3. Кількість вузлів третього шару також дорівнює m . Кожний вузол цього шару розраховує відносний ступінь виконання нечіткого правила:

$$\tau_r^* = \frac{\tau_r}{\sum_{j=\overline{1, m}} \tau_j}. \quad (2)$$

Шар 4. Кількість вузлів четвертого шару також дорівнює m . Кожний вузол з'єднаний з одним вузлом третього шару, а також з усіма входами. Вузол четвертого шару розраховує внесок одного нечіткого правила у вихід мережі:

$$y_r = \tau_r^* \cdot (b_{0,r} + b_{1,r}x_1 + \dots + b_{n,r}x_n). \quad (3)$$

Шар 5. Єдиний вузол цього шару підсумує внески всіх правил:

$$y = y_1 + \dots + y_r + \dots + y_m. \quad (4)$$

Типові процедури навчання нейронних мереж можуть бути застосовані для настроювання ANFIS-мережі, тому що у ній використовує тільки диференційовані функції. Звичайно застосовується комбінація градієнтного спуску у вигляді алгоритму зворотного поширення помилки й методу найменших квадратів. Алгоритм зворотного поширення помилки набуває параметри антецедентів правил, тобто функції 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 залишковий відхил 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 використатися й інші алгоритми оптимізації, наприклад, метод Левенберга-Марквардта.

Розглянемо ідентифікацію першого каналу (задача поздовжньої стабілізації), а саме:

Залежність зміни температури на контрольній тарілці ректифікаційної колони від витрати бражки та пари БРУ:

$$T = f(F_{br}, V). \quad (5)$$

На основі задання статистичних вибірок експериментальних даних генеруємо структуру нейро-нечіткої мережі, яка наведена на рис. 1 і генеруємо продукційну модель знань (рис. 2).

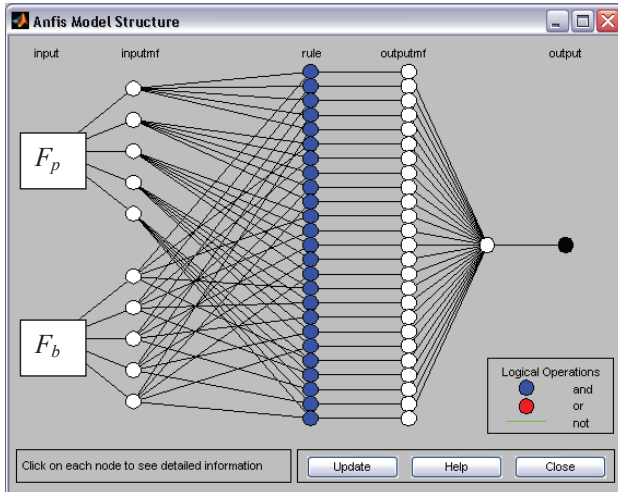


Рис. 1. Структура нейро-нечіткої мережі, в якій відображено основні зв'язки

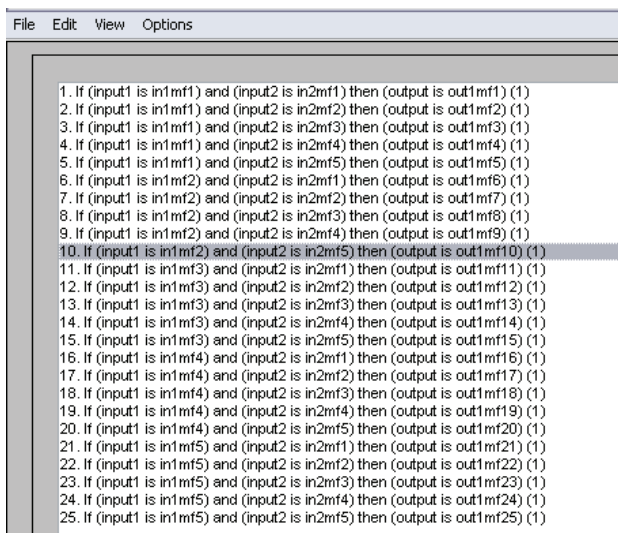


Рис. 2. Згенерована продукційна модель знань

На основі поверхні відгуку (рис. 3) визначаються допустимі діапазони зміни вхідних потоків, що відповідають

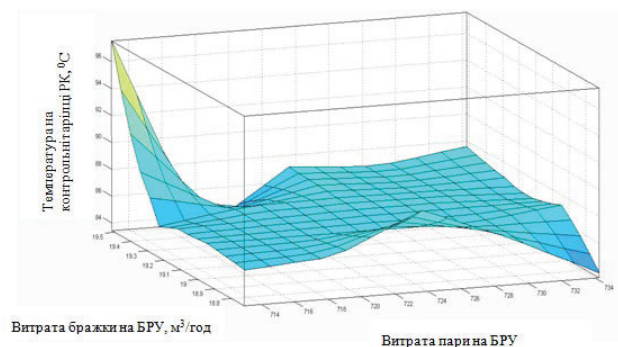


Рис. 3. Поверхня відгуку, що відображає залежність між зміною температури на контрольній тарілці РК, витратою пари на БРУ та витратою бражки на БРУ

підтримці регламентованих значень основних змінних. Зокрема аналіз даної залежності показує недопустимі зони відхилення від нормативу температур контрольної тарілки РК БРУ, межі якої (86–89 °С) та яка може слугувати рекомендацією оператора, щодо підтримки діапазонів вхідних потоків в певних межах.

4. Висновки

Таким чином, розглянутий вище підхід дозволяє спростити роботу людей експертів для виявлення основних залежностей між вхідними та вихідними змінними технологічних комплексів харчової галузі, оскільки маючи лише тільки експериментальну статистику роботи окремих підсистем можна на основі отриманої бази знань пояснити логіку основних взаємозв'язків. Такі логічні залежності, що являють собою продукційні лінгвістичні оцінки, дозволяють побудувати алгоритми управління з урахуванням впливовості факторів і використати їх при проектуванні та розробці автоматизованих систем, в яких головними механізмами обробки даних будуть інтелектуальні алгоритми.

В свою чергу використання даних методів обробки інформації в підсистемах прийняття рішень та модулях інтелектуального аналізу даних систем автоматизованого керування БРУ, дозволить значно підвищити ефективність формування керуючих дій при перебігу основних технологічних процесів в рамках оперативного аналізу та прийняття рішень, що в свою чергу дасть змогу уникнути більшості проблемних ситуацій, а також вирішити задачу керування з урахуванням невизначеності поведінки окремих змінних.

Література

1. Стабников, В. Н. Ректификация в пищевой промышленности. Теория процесса, машины, интенсификация [Текст] / 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 [Текст] / М. Л. Мандельштейн. — М.: Пищевая промышленность, 1975. — 240 с.
3. Мандельштейн, М. Л. Математическая модель и статические характеристики ректификационной колонны [Текст] / М. Л. Мандельштейн. — Ферментная и спиртовая промышленность. — 1969. — № 1. — С. 11–16.
4. Петренко, А. І. GRID та інтелектуальна обробка даних DATA MINING [Текст] / А. І. Петренко // System Research & Information Technologies. — 2008. — № 4. — Р. 97–110.
5. Romero, C. Data mining in course management systems: Moodle case study and tutorial [Text] / C. Romero, S. Ventura, E. Garcia // Computers & Education. — 2008. — Vol. 57(1). — P. 368–384.
6. Зігунов, О. М. Нейромережеві моделі виявлення і розпізнавання технологічних ситуацій [Текст] / О. М. Зігунов, В. Д. Кишенько, Ю. Б. Беляев // Науково-технічна інформація. — 2013. — № 1(55). — С. 72–78.
7. Chrysostomou, K. Investigation of Users' Preferences in Interactive Multimedia Learning Systems: A Data Mining Approach [Text] / K. Chrysostomou, S. Y. Chen, X. Liu // Interactive Learning Environments. — 2009. — Vol. 17(2). — P. 151–163.
8. Larsen, K. R. Analyzing unstructured text data: Using latent categorization to identify intellectual communities in information systems [Text] / Kai R. Larsen, David E. Monarchi, Dirk S. Hovorka, Christopher N. Bailey // Decision Support Systems. — 2008. — Vol. 45, Issue 4. — P. 884–896.

9. Ротштейн, А. П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткая логика, генетические алгоритмы, нейронные сети [Текст] / А. П. Ротштейн. — Винница: Универсум-Винница, 1999. — 320 с.
10. Jang, J.-S. R. ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System [Text] / J.-S. R. Jang // IEEE Trans. Systems & Cybernetics. — 1993. — Vol. 23. — P. 665–685.

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ ОБРАБОТКА ДАННЫХ В СИСТЕМЕ АВТОМАТИЗИРОВАННОГО УПРАВЛЕНИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИМ КОМПЛЕКСОМ БРАГОРЕКТИФИКАЦИИ

Рассмотрены основные факторы влияния на прохождение технологического процесса брагоректификации и выявления скрытых взаимосвязей между входными и выходными переменными на основе экспериментальных данных. Получена статистическая информация о функционировании объекта управления, построено параметрическую структуру нейро-нечеткой модели функционирования объекта, сформирована нечеткая модель базы знаний и получена поверхность отклика, как графическая зависимость для поддержки принятия решений оператором.

Ключевые слова: брагоректификационная установка, интеллектуальный анализ данных, технологии Data Mining, нейро-нечеткие сети.

Стеценко Дмитро Олексійович, аспірант, кафедра автоматизації процесів управління, Національний університет харчових технологій, Київ, Україна, e-mail: 1sintay@gmail.com.

Зігунов Олександр Михайлович, кандидат технічних наук, доцент, Сумський регіональний навчально-науковий центр Національного університету харчових технологій, Суми, Україна, e-mail: aspirants@ukr.net.

Смітюх Ярослав Володимирович, кандидат технічних наук, доцент, кафедра автоматизації процесів управління, Національний університет харчових технологій, Київ, Україна, e-mail: smityuh@yandex.ua.

Стеценко Дмитрій Алексеевич, аспірант, кафедра автоматизації процесів управління, Національний університет харчових технологій, Київ, Україна.

Зігунов Олександр Михайлович, кандидат технічних наук, доцент, Сумської регіональний навчально-науковий центр Національного університету харчових технологій, Суми, Україна.

Смітюх Ярослав Володимирович, кандидат технічних наук, доцент, кафедра автоматизації процесів управління, Національний університет харчових технологій, Київ, Україна.

Stetcenko Dmitry, National University of Food Technologies, Kyiv, Ukraine, e-mail: 1sintay@gmail.com.

Zigunov Olexandr, Sumy Regional Training and Scientific Center, National University of Food Technologies, Sumy, Ukraine, e-mail: aspirants@ukr.net.

Smityuh Yaroslav, National University of Food Technologies, Kyiv, Ukraine, e-mail: smityuh@yandex.ua