

УДК 681.518:667.6

РОЗРОБКА НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО КОНТУРУ КЕРУВАННЯ ПОЛІМЕРИЗАЦІЙНОЮ КОЛОНОЮ

*О. О. Ковалюк*¹⁾, *Д. О. Ковалюк*²⁾

1) - *Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, Хмельницьке Шосе, 95, ksu.kovalyuk@gmail.com*

2) - *Національний технічний університет України "Київський політехнічний інститут", м. Київ, просп. Перемоги, 37, dmytro.kovalyuk@gmail.com*

У статті розглядається керування температурним режимом полімеризаційної колони за допомогою регулятора на основі нейронної мережі. Запропоновано математичну модель динамічного режиму каналу керування. Наведено основні етапи налаштування контролера та їх реалізацію в пакеті Matlab. Проведено моделювання системи.

Ключові слова: нейромережеве керування, полімеризаційна колона, моделювання, Matlab.

В статье рассматривается управление температурным режимом полимеризационной колонны с помощью регулятора на основе нейронной сети. Предложена математическая модель динамического режима канала управления. Представлены основные этапы настройки контроллера и их реализация в пакете Matlab. Проведено моделирование системы.

Ключевые слова: нейросетевое управление, полимеризационная колонна, моделирование, Matlab.

The temperature control of polymerization column has been researched. The control system is based on neural network. The mathematical model of dynamic control channel mode has been proposed. The basic stages of controller tuning and their implementation by Matlab have been shown. The system simulation has been carried out.

Keywords: neural network control, polymerization column, simulation, Matlab.

Вступ. Полістирол є важливим продуктом промисловості. З нього виробляють широкую гаму виробів, які в застосовуються в побутовій сфері (одноразовий посуд, упаковка, іграшки), в будівельній промисловості (теплоізоляційні та облицювальні матеріали, сандвіч панелі, клейові основи), в медицині (системи переливання крові, одноразові інструменти) та ін. [1]. Отримання високоякісного полістиролу можливе лише за умови чіткого дотримання параметрів технологічного процесу. З огляду на це розробка систем керування даним виробництвом є безумовно актуальною задачею.

Аналіз сучасних закордонних і вітчизняних досліджень і публікацій. Аналізуючи технологічний процес [2] можна зробити висновок, що найбільше на якісь продукту впливає останній етап – полімеризаційна колона, представлена на рис. 1. На вхід подається стирол з форполімеризатора та проходить реакція. Керуваним параметром, значення якого потрібно забезпечити є температура в колоні.

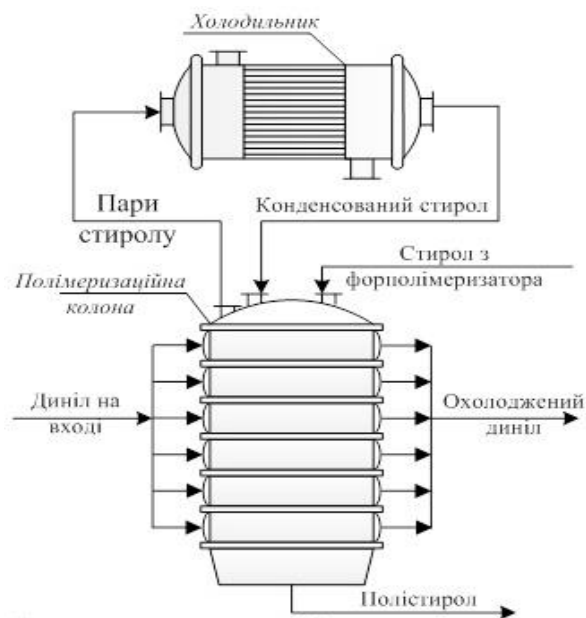


Рисунок 1 – Схема МВРС керування на основі нейромережі

Складнощі управління обумовлені збуреннями, які діють на об'єкт: зміна характеристик вхідного полістиролу, різна температура динілу, контур холодильника. Також важливою особливістю є виготовлення на одному технологічному обладнанні полістиролу різних марок, що впливає на вибір заданого рівня температури. Тому, незважаючи на наявність засобів автоматизації та оперативних показників перебігу процесу необхідно постійно вирішувати задачу пошуку оптимальних параметрів регулятора. Метою статті є забезпечення ефективного функціонування колони за рахунок розробки відповідного контуру керування. Для вирішення даної задачі можна використати класичні підходи теорії автоматичного керування з налаштування регуляторів або застосувати адаптивні та робастні системи. На нашу думку, доцільним варіантом є застосування технологій штучного інтелекту в системі керування. Приклади таких робіт відомі, і широко поширені як у вітчизняній [3,4] так і у закордонній практиці [5]. В роботі пропонується використати нейронні мережі, що забезпечить якість керування за різних зовнішніх умов. Перевагами такого підходу є: розрахунок оптимальних значень керуючих впливів, які забезпечують обраний критерій керування, можливість роботи з нелінійними об'єктами, робота з об'єктами у вигляді чорного ящика, забезпечення певного рівня робастності за рахунок навчання мережі на різних вхідних даних. Здатність

використовувати результати роботи для повторного налаштування.

Алгоритм розробки контуру керування. Зазначимо, що математичну модель каналу керування (витрата динілу – температура колони) можна отримати аналітичним шляхом. Приймаючи деякі спрощення, запишемо тепловий баланс колони:

$$T_s G_s C_s + T_p G_p C_p + T_d G_d C_d - T_{pv} G_{pv} C_p - T_{dv} G_d C_d = 0 \quad (1)$$

де індекс p, s, d - полістирол, стирол, диніл відповідно, v - на виході. G, T, C - витрата, температура та теплоємність відповідно.

Формула (1) описує статичний режим колони. Для отримання рівняння динаміки необхідно врахувати акумулюючу здатність об'єкта.

$$V \rho \frac{dT_{pv}}{dt} = T_s G_s C_s + T_p G_p C_p + T_d G_d C_d - T_{pv} G_{pv} C_p - T_{dv} G_d C_d \quad (2)$$

Таким чином, диференціальне рівняння, яке описує зміну температури в колоні відоме. Це важливий момент для вибору архітектури нейромережевого керування.

Серед різних методів нейрокерування [6] пропонується вибрати керування з передбаченням (Model-Based Predictive Control, MBPC), схема якого представлена на рис. 2

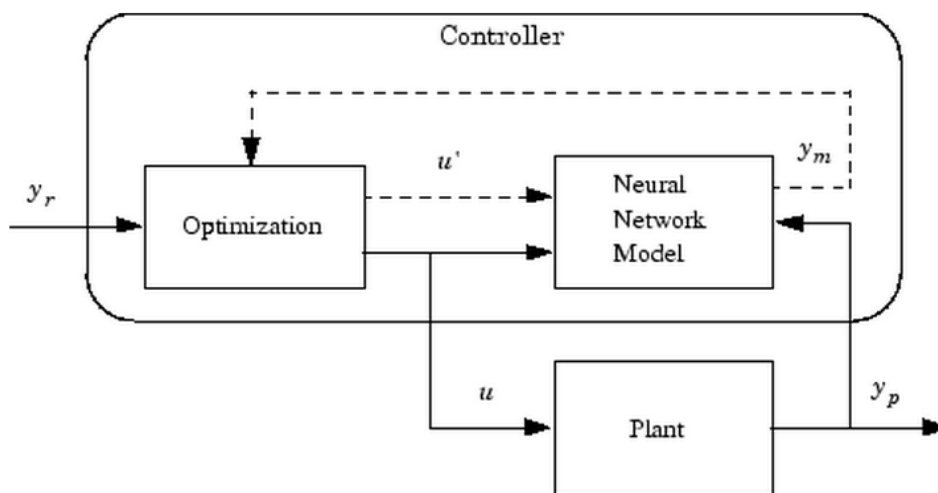


Рисунок 2 – Схема МВРС керування на основі нейромережі

Схема складається з наступних частин: об'єкт (Plant), нейромережева модель об'єкту (Neural Network Model), блок оптимізації (Optimization) і працює наступним чином:

1. На вхід нейронної мережі подаються сигнали керування, і розраховується її вихід.

Фактично це прогнозування значення керованого технологічного параметра об'єкта керування

2. Результати, отримані за допомогою моделі використовуються алгоритмом оптимізації для визначення такого сигналу

управління, що мінімізує наступний критерій:

$$J = \sum_{j=N_1}^{N_2} (y_r(t+j) - y_m(t+j))^2 + \sum_{j=1}^{N_u} (u(t+j-1) - u(t+j-2))^2 \quad (3)$$

де N_1, N_2, N_u визначають проміжки, на яких оцінюються помилки і реалізується управління. u - сигнал управління.

3. Оптимальне значення керування подається на об'єкт.

Реалізація в Matlab Для реалізації схеми 2, як і для більшості схем нейронного управління необхідно виконати два етапи проектування: етап ідентифікації керованого процесу та етап синтезу закону керування. На етапі ідентифікації розробляється модель

керованого процесу у вигляді нейронної мережі, яка на етапі другого етапу використовується для розрахунку сигналу керування.

Реалізація даної схеми в Simulink показана на рис. 3. Використовуються стандартні блоки бібліотеки [7]. Схема включає блок керованого процесу Kolona і блок контролера NN Predictive Controller, а також блоки генерації випадкового сигналу Random Reference (Zavdan), відліку часу Clock, побудови графіків Graph. На вхід блоку оптимізації поступає завдання Reference та розрахований вихід нейронної мережі. На графік виводиться завдання та поточне значення технологічного параметра в часі.

Блок «Kolona» містить реалізацію моделі динаміки (2) засобами Simulink, як показано на рис. 4

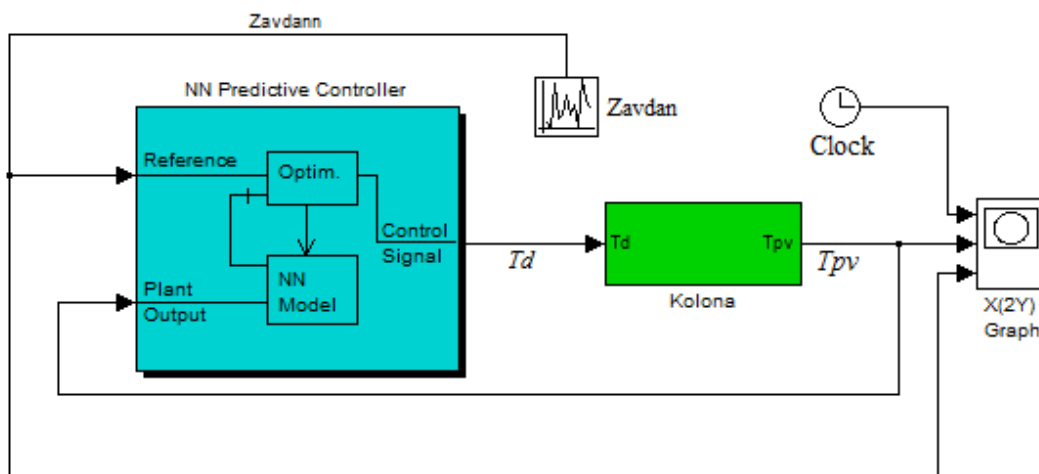


Рисунок 3 – Структура контуру керування в Simulink

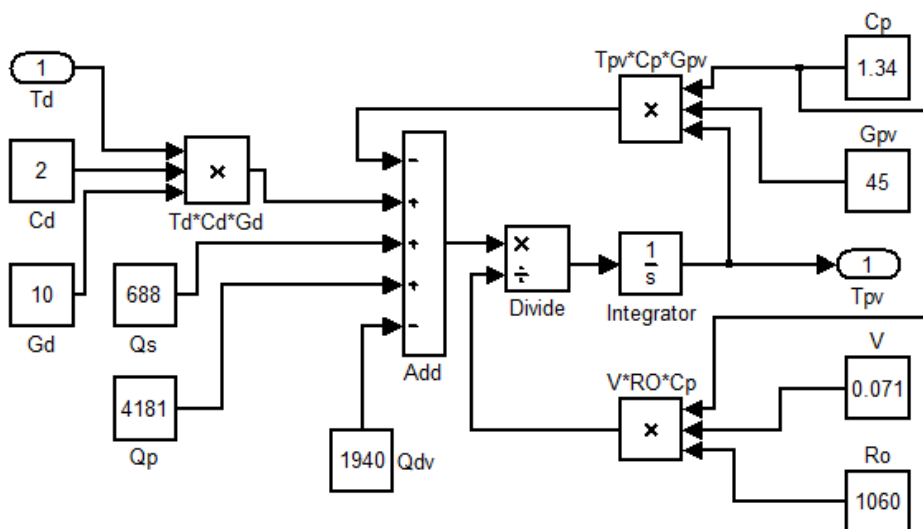


Рисунок 4 – Математична модель динаміки в Simulink

Ідентифікація нейронної мережі. Процедура ідентифікації дозволяє побудувати нейронну мережу, яка буде моделювати динаміку керованого процесу. Налаштування мережі виконано через візуальний інтерфейс середовища Matlab.

Основні кроки:

1. Задання структури мережі (кількість входів та виходів, кількість нейронів на прихованому шарі)

2. Задання параметрів навчальної вибірки (кількість точок, мінімальне і максимальне значення входу, мінімальне і максимальне значення виходу, інтервал генерування точок, назва файлу, що розраховує вихід об'єкта)

3. Генерація даних (Generate Training Data). Програма генерує навчальні дані шляхом впливу ряду випадкових східчастих сигналів на модель Simulink керованого процесу. Графіки вхідного і вихідного сигналів об'єкта управління виводяться на екран.

4. Навчання мережі. По завершенні генерації навчальної послідовності користувачеві пропонується або прийняти згенеровані дані (Accept Data), або відмовитися від них (Reject Data). У випадку, коли дані задовольняють дослідника, слід скористатися кнопкою Train Network. Процес навчання мережі представлений на рисунку 5. Після завершення навчання його результати відображаються на графіках, які дозволяють оцінити характеристики мережі.

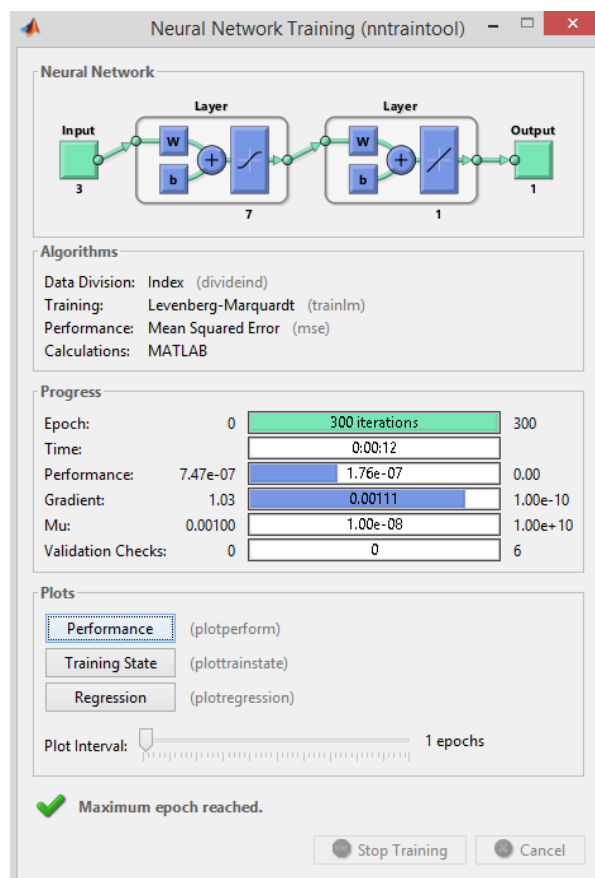


Рисунок 5 – Навчання мережі

Дослідження роботи системи. Після ідентифікації мережі заносимо її в блок NN Predictive Controller і починаємо моделювання. В якості параметрів задамо часовий інтервал, межі та частоту зміни для випадкового ступінчастого сигналу. Результати роботи системи представлені на рисунку 6.

З аналізу отриманих даних випливає, що

реакція системи на ступінчасті впливи з випадковою амплітудою цілком задовільна, відсутнє пере регулювання (що важливо для даного процесу), на інтервалі 84-86 градусів всі впливи ефективно відпрацьовуються. Дослідження для більш широкого діапазону зміни вихідної величини також показали гарний результат.

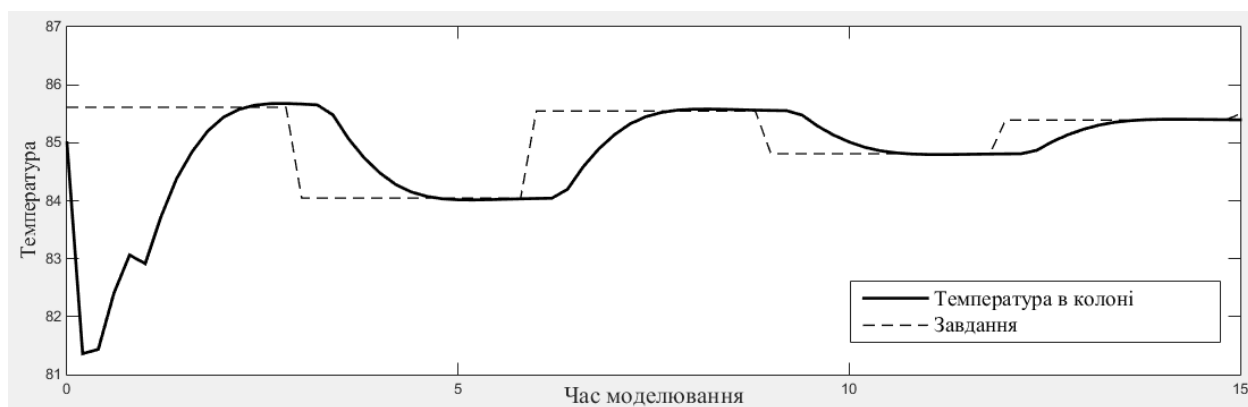


Рисунок 6 – Моделювання системи при ступінчастих впливах

ВИСНОВКИ

Таким чином, розроблена система керування температурою в полімеризаційній колоні. Використано нейромережевий контролер з прогнозуванням отримано еталону модель об'єкту у вигляді нейронної мережі.

Перевагою такого підходу є прогнозування поведінки об'єкту і вибір найкращого сигналу керування. Крім того, контролер працює зі звичайним диференціальним рівнянням без необхідності його перетворення в передатну функцію чи змінні стану.

Література

1. Кулезнев В.Н. Основы технологии переработки пластмасс / В.Н. Кулезнев. – М.: «Химия», 2004. – 184 с. – Библиогр.: с. 197–183. – 2000 экз. – ISBN 5-94157-087-2
2. Ковалюк О.О. Керування полімеризаційною колоною при виробництві різних марок продукту О.О. Ковалюк, Д.О. Ковалюк, П.М. Чубаров // Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах. – №1. – 2015, ст. 191-195.

3. Круглов, В. В. Интеллектуальные информационные системы: компьютерная поддержка систем нечеткой логики и нечеткого вывода [Текст] / В. В. Круглов, М. И. Дли – М.: Физматлит, 2002. – 198 с.

4. Гостев, В. И. Нечеткие регуляторы в системах автоматического управления [Текст] / В. И. Гостев – К.: «Радиоаматор», 2008. – 972 с. – ISBN 978-966-96178-2-0

5. Сигеру Омату, Нейроуправление и его приложения / Сигеру Омату, Марзуки Халид, Рубия Юсоф – М.: ИПРЖР, 2000. – 272 с. – ISBN: 5-93108-006-6.

6. Методы робастного, нейро-нечеткого и адаптивного управления : Учебник / Под ред. Н.Д. Егупова, издание 2-ое, стереотипное. – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2002.-744с.

7. Дьяконов, В. П. Simulink 5/6/7 Самоучитель [Текст] / В. П. Дьяконов – М.: ДМК-Пресс, 2008 – 784 с. – ISBN 978-5-94074-423-8

Поступила в редакцію 18.06.2016 р.

Рекомендували до друку:
докт. техн. наук, проф. Горбійчук М. І.,
докт. техн. наук, проф. Юрчишин В. М.