

ОПТИМІЗАЦІЯ СИСТЕМИ УПРАВЛІННЯ ТЕХНОЛОГІЧНИМ ПРОЦЕСОМ ТЕПЛОВОЛОГІСНОЇ ОБРОБКИ БЕТОННИХ БУДІВЕЛЬНИХ ВИРОБІВ

С. М. Москвіна, С. А. Білоконь

Розглянуто процес тепловологісної обробки бетонних будівельних виробів, показані складності, що виникають при дослідженні процесів, які протікають у виробках та камері. Запропонована нейронечітка модель управління такими об'єктами. Показані переваги даної моделі для вирішення технологічних задач оптимізації управління процесом тепловологісної обробки.

Рассмотрен процесс тепловлажностной обработки бетонных строительных изделий, показаны сложности, которые возникают при исследовании процессов, протекающих в изделиях и камере. Предложена нейронечёткая модель управления такими объектами. Показаны преимущества данной модели для решения технологических задач оптимизации управления процессом тепловлажностной обработки.

In this paper, the process heat and wet treatment of concrete construction products, difficulties had been shown, which appears while researching processes that occur in product and in kiln. To study the object was considered neurofuzzy model management processes. Proposed using this model to solve technological problems in optimization of managing heat and wet processing.

Вступ

В сучасних економічних умовах на підприємствах, що займаються виготовленням бетонних будівельних виробів, особливо гостро стоїть питання зниження собівартості готових виробів за рахунок зниження енергозатрат при забезпеченні заданих якісних їх показників. Відомо, що собівартість та показники якості готових бетонних виробів суттєво залежать від технології виконання складних, довготривалих і трудоміких процесів, одним з яких є тепловологісна обробка (ТВО) сформованих виробів. Цей процес є не тільки енергоємним і потребує до 80 % всіх енергозатрат, що використовують для виготовлення готового виробу, але і забезпечує формування основних показників якості матеріалу (ступінь гідратації та величина міцності) [1, 3]. Аналіз та дослідження технологічного процесу, що розглядається, показали наявність резерву зниження енергозатрат при забезпеченні заданих показників якості на основі використання сучасних інформаційних технологій для управління процесами ТВО.

Одним з традиційних напрямків підвищення ефективності управління процесом ТВО, є розробка методів, засобів та технологій прискорення процесу гідратації. Так, в [1, 2] показано, що завдяки використанню вдосконалених методів та засобів, вдається скоротити термін обробки виробу в середньому з 28 діб на 15-20 діб. Але розробка ефективних алгоритмів управління процесами ТВО залишається актуальним завданням.

Узагальнена модель процесів ТВО

Процес ТВО будівельних виробів характеризується рядом особливостей, таких як: періодичний характер; розподіленість в просторі багатьох вихідних координат та зосередженість керуючих впливів; велика кількість взаємозв'язаних вихідних технологічних координат об'єкта управління; слабка вивченість фізико-хімічних та механічних процесів, які протікають при ТВО будівельних бетонних виробів, що ускладнює оперативне визначення вихідних координат.

Управління такими процесами є складною задачею і потребує аналізу та дослідження моделей процесів, що відбуваються при ТВО. Як показано в [3], узагальнена математична модель процесів, що розглядаються, складається з сукупності моделей процесів, що відбуваються одночасно в виробках та камері для ТВО, таких як:

– моделі процесів, що протікають в виробках, які включають: модель процесів розповсюдження

- тепла в виробках; модель процесу гідратації цементу, модель процесу твердіння бетону [3];
- моделі процесів розповсюдження тепла в камері, яка оснований на використанні нестационарного рівняння теплопровідності, що описує розповсюдження тепла в межах камери з однією просторовою координатою окремо для камери та верхньої і нижньої її кришки;
 - модель процесів в пароповітряному об'ємі камери з рівняннями загального матеріального та енергетичного балансів для пароповітряної суміші.

Кожна з цих моделей представляє або диференціальне рівняння або систему диференціальних рівнянь в частинних похідних, що приводить узагальнену модель процесів в ТВО до системи семи-десяти нелінійних диференціальних рівнянь в частинних похідних з великою кількістю взаємозв'язаних технологічних параметрів, аналіз та дослідження якої представляє собою достатньо складну задачу. Для дослідження таких моделей, як показано у [1-3, 6], використовують аналітичні, чисельні, варіаційні методи та імітаційне моделювання. Аналітичні методи показують розв'язок у вигляді аналітичної функції, яка дозволяє дослідити вплив параметрів моделі та вхідних даних на результат розв'язку. Чисельні методи дозволяють розв'язувати досить складні крайові задачі, розв'язок яких знайти аналітично неможливо або складно, а також надають можливість отримати наближені значення досліджуваної функції в заданих точках області дослідження. Однак, чисельні методи розв'язання диференціальних рівнянь у частинних похідних, окрім наближеного розв'язку, суттєво залежать від вимог до збіжності, які необхідно визначати при виборі різницевої схеми, відповідно, до швидкості їх розв'язання за допомогою ЕОМ, яка стрімко падає зі збільшенням параметрів об'єкта. Варіаційні методи досить поширені й дозволяють отримати значення функції, що досліджується, проте отримати цільову функцію, яка описує об'єкт дослідження, досить складно. Імітаційне моделювання дозволяє отримати експериментально функції залежності вектора вихідних параметрів від вектора вхідних, але потребує суттєвих затрат часу на експериментальні дослідження.

На даний час широкого розповсюдження набули інтелектуальні моделі на основі нечіткої логіки та нейронних мереж, які є універсальними апроксиматорами складних функціональних залежностей. На наш погляд, для дослідження процесів, що розглядається в даній роботі, зручно використати здатність нейронних мереж до навчання [4], яка базується на навчальній вибірці в вигляді експериментальних пар "вхід-вихід" і не потребує ніякої апріорної інформації про структуру функціональної залежності, що шукається, та реалізується за допомогою спеціально розроблених алгоритмів (наприклад, алгоритму "зворотного розповсюдження помилки"). Звичайно, щоб не втрати інформацію про структуру об'єкту дослідження, можна використати нечітку модель процесів ТВО, яка будується на основі експертних знань про структуру об'єкта дослідження в вигляді лінгвістичних висловлювань. Але, як показано в [4], відсутність механізмів навчання призводить до суттєвої залежності нечіткої моделі процесів ТВО від виду функцій належності, якими формалізуються нечіткі терми. В роботах А. П. Ротштейна [4, 5] запропонований метод нейролінгвістичної ідентифікації, який базується на об'єднанні нечіткої моделі об'єкту дослідження з нейронними мережами, що дозволяє побудувати лінгвістичну модель складного нелінійного об'єкту з властивістю навчання.

Нейронечітка модель

Розглянемо особливості розробки та результати дослідження нейронечіткої моделі процесів тепловологісної обробки бетонних будівельних виробів у тепловій камері із рециркуляційно-аеродинамічним нагрівальним пристроєм [1,6].

Задача системи управління процесом тепловологісної обробки в такій камері полягає в підтримці за допомогою вентилятора та двигуна температури за заданим законом (рис.1, еталона крива), яка забезпечує формування бетонних будівельних виробів з заданими показниками якості. Рівняння, що описує закон зміни температури, можна представити нелінійним диференціальним рівнянням другого порядку виду:

$$\frac{\partial^2 T}{\partial \tau^2} = f\left(\tau, \frac{\partial \omega}{\partial \tau}, \nu, P\right), \quad (1)$$

де T – температура у камері,
 τ – час проведення обробки,

$\frac{\partial \omega}{\partial \tau}$ – швидкість зміни обертів двигуна,

ν – вологість у камері,

P – тиск у камері.

Звичайно для дослідження такого рівняння необхідні додаткові математичні залежності параметрів управління, великі обчислювальні ресурси, спеціальні пакети програм. Апарат нейронних мереж дозволяє уникнути цих недоліків. Задача ідентифікації нелінійних об'єктів нейронними мережами за [4] може бути представлена у наступному вигляді.

Дано: (X^P, y^P) , $p = \overline{1, P}$ – навчальна вибірка у вигляді P пар вхід-вихід, де

$X^P = \{x_1^P, x_2^P, \dots, x_n^P\}$ – вхідний вектор, y^P – вихідний параметр.

Необхідно визначити такі параметри нейронної мережі, при яких забезпечується мінімальне відхилення моделі від об'єкта:

$$\sum_{p=1}^P (F(W^1, W^2, \dots, W^K, x_1^P, x_2^P, \dots, x_n^P) - y^P)^2 \rightarrow \min(W^u) \quad (2)$$

Для формування нейронної мережі проводились експериментальні дослідження залежностей температури й вологості від обертів електродвигуна та часу, при цьому за входи моделі було обрано: тривалість температурно-вологісної обробки (у хвилинах з моменту розташування бетонного виробу в тепловій камері установки із рециркуляційно-аеродинамічним нагрівальним пристроєм) τ , поточна температура в установці T , різниця поточної температури й температури на попередньому вимірюванні ΔT_1 , різниця поточної температури й максимальної температури на даному етапі гідратації ΔT_2 , поточна вологість ν . Виходом моделі обрано два стани електродвигуна – максимальні оберти, коли необхідно продовжувати нагрів, та мінімальні оберти, коли нагрів не потрібен. Сукупність експериментальних даних була поділена у співвідношенні 60 % до 40 %, де 60 % становила навчальна вибірка, 40 % відповідно тестуюча. Для перевірки репрезентативності обох вибірок було проведено їх первинний аналіз у вигляді статистичних оцінок, в якому зрівнювались їх математичні сподівання й дисперсії.

За результатами моделювання класичним методом була створена нейронна мережа типу ANFIS, що реалізує систему нечіткого висновку Сугено у вигляді п'ятишарової нейронної мережі прямого поширення сигналу. При цьому для входу використовувалися значення температури та вологості у камері, а для виходу відхилення температури від еталонної кривої. Для лінгвістичної оцінки вхідних змінних x_1 , x_2 , x_3 використовувалися по 3 терми. Симуляція моделі проходила у середовищі MatLab у Fuzzy Logic Toolbox. Функції приналежності на основі експертних даних були обрані у вигляді кривих Гауса. На рис. 1 та 2 представлені результати тестування ANFIS моделі по кількості обертів двигуна та температурній кривій відповідно.



Рис. 1. Залежність температури у камері від часу

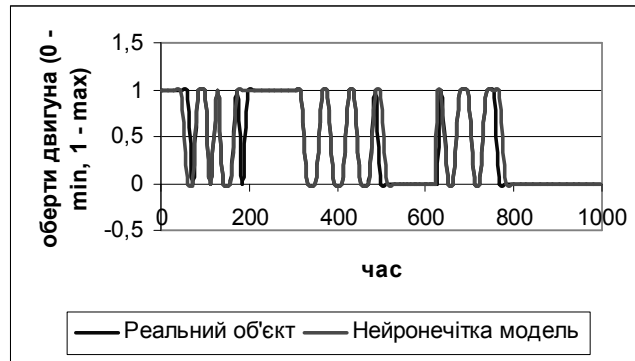


Рис. 2. Залежність кількості обертів двигуна від часу

В [4] показано, що сутність навчання нейронечіткої моделі полягає в підбрані таких вагових коефіцієнтів дуг мережі, що мінімізують відхилення результатів нейронечіткої апроксимації та реальним об'єктом:

$$E_t = \frac{1}{2} \sum_j (\hat{y}_t - y_t)^2 \quad (3)$$

де \hat{y}_t та y_t – теоретичний і експериментальний виходи об'єкта на i -м кроці навчання. При цьому в процесі навчання змінюються параметри нейронечіткої моделі:

$$\begin{aligned} w_{jp}(t+1) &= w_{jp}(t) - \eta \frac{\partial E_t}{\partial w_{jp}(t)}, \\ c_i^{jp}(t+1) &= c_i^{jp}(t) - \eta \frac{\partial E_t}{\partial c_i^{jp}(t)}, \\ b_i^{jp}(t+1) &= b_i^{jp}(t) - \eta \frac{\partial E_t}{\partial b_i^{jp}(t)}, \quad j = \overline{1, m}, i = \overline{1, n}, p = k_k, \end{aligned} \quad (4)$$

де $w_{jp}(t), c_i^{jp}(t), b_i^{jp}(t)$ – вагові коефіцієнти правил (w) і параметри функцій приналежності (b, c) на кроці навчання t ;

η – параметр навчання;

$\frac{\partial E_t}{\partial w_{jp}(t)}, \frac{\partial E_t}{\partial c_i^{jp}(t)}, \frac{\partial E_t}{\partial b_i^{jp}(t)}$ – частинні похідні, які характеризують чутливість помилки E_t до зміни параметрів нейронечіткої мережі.

В процесі навчання нейронечіткої моделі теплової камери було отримано базу знань з 27 правил, фрагмент якої наведено у таблиці 1.

Аналогічно були проведені досліді щодо можливості оптимізації кількості входів у нейронечіткої мережі та оптимізації інтервалу між входами. Наведемо фрагмент параметрів функцій приналежності (а, b, с, d):

48.23 -69.54 4.34 0.3284]	[2.286 -2.718 15.89 -5.895]
[-0.3987 9.316 -62.23 -6.422]	[4.671 -15.59 -133.1 43.04]
[-44.2 33.32 -82.76 1.195]	[-0.9983 2.17 -24.48 26.4]
[-2.242 2.905 -8.351 -21.9]	[-0.7436 10.2 -100 -5.934]
[0.06695 0.07421 -2.534 -25.16]	[3.682 -11.5 1.43 1.912]

Фрагмент бази знань ANFIS мережі

τ	T	ΔT	output	Ваги правил
H1	H2	H3	out1mf1	1
H1	H2	C3	out1mf2	1
H1	H2	B3	out1mf3	1
H1	C2	H3	out1mf4	0,7575
H1	C2	C3	out1mf5	0,7575
H1	C2	B3	out1mf6	0,7575
H1	B2	H3	out1mf7	0,1111
H1	B2	C3	out1mf8	0,1111
H1	B2	B3	out1mf9	0,1111

На рис. 3 показано структуру побудованої нейронечіткої мережі для ідентифікації теплової камери із рециркуляційно-аеродинамічним нагрівальним пристроєм.

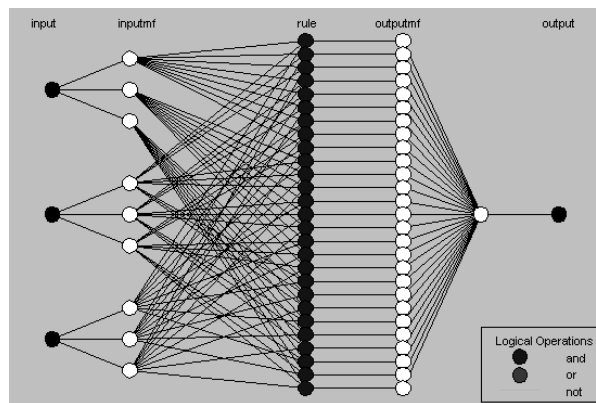


Рис. 3. Структура нейронечіткої мережі для ідентифікації теплової камери із рециркуляційно-аеродинамічним нагрівальним пристроєм

Після проведення оптимізації похибка на тестуючій вибірці становила 5 %.

Результати моделювання (рис. 1, крива нейронечіткої моделі) показали можливості підвищення ефективності роботи електродвигуна у тепловій камері з рециркуляційно-аеродинамічним нагрівальним пристроєм шляхом керування швидкістю обертання ротора двигуна (рис. 2, крива нейронечіткої моделі) з метою управління температурою всередині камери і наближення її поточних значень до еталонних.

Наведена нейронечітка модель управління з дискретним виходом (1 або 0 – максимум або мінімум обертів електродвигуна), яка описує даний процес, дає основу для побудови схеми управління об'єктом дослідження. Схему управління такого процесу тепловологісної обробки в загальному вигляді можна зобразити як показано на рис. 4. При цьому зменшення енергозатрат забезпечується оптимізацією режимів роботи електродвигуна.

Алгоритм управління рециркуляційно-аеродинамічним нагрівальним пристроєм складається з наступних кроків:

- 1) модель управління, отримує на вході час нагріву, поточну температуру й вологість у агрегаті.
- 2) автоматично по нейронечіткій мережі з бази правил отримується вихід 0 або 1.
- 3) відповідно до отриманого виходу нейронечіткої мережі формується керуючий вплив – збільшення обертів привідного двигуна до максимальних (якщо 1), або зменшення до мінімальних (якщо 0).



Рис. 4. Схема управління процесом тепловологісної обробки у загальному вигляді

Таким чином використання нейронечіткої мережі дозволяє оптимізувати параметри управління процесом ТВО без зміни фізикохімічних властивостей та показників якості будівельних виробів.

Висновки

- У ході даного дослідження було розглянуто процес тепловологісної обробки будівельних виробів, класичний підхід до моделювання управління агрегатом для ТВО бетонних блоків. Запропоновано застосувати нейронечітку модель управління, яка дозволяє оптимізувати управління режимами роботи двигуна, що в свою чергу забезпечує зменшення енергозатрат при виготовленні бетонних блоків.

Використана література

1. Сліпенька О. П. Аналітичне дослідження автоклавних установок із аеродинамічним нагрівом / О. П. Сліпенька, І. В. Коц // Вісник Хмельницького національного університету. – 2006. – № 5. – С. 93-98.
2. Федосов С. В. Влияние тепловлажностной обработки на эксплуатационные свойства бетона / С. В. Федосов, С. М. Базанов, М. В. Акулова [и др.] // Изв. вузов Строительство. – 2003. – № 7. – С. 47.
3. Фролов С. В. Математическое моделирование процесса тепловлажностной обработки бетонных и железобетонных изделий / С. В. Фролов, А. В. Лагутин // Вестник ТГТУ. – 2001. – № 10. – С. 82-86.
4. Ротштейн А. П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткая логика, генетические алгоритмы, нейронные сети. – Винница: УНИВЕРСУМ-Винница, 1999. – 320 с.
5. Ротштейн А. П. Идентификация нелинейных зависимостей нейронными сетями / А. П. Ротштейн, Ю. И. Митюшкин // Проблемы бионики. – 1998. – № 49. – С. 168-174.
6. Колісник О. П. Управління процесом тепловологісної обробки будівельних виробів / О. П. Колісник, І. В. Коц // Вісник ВПІ. – 2008. – № 6. – С. 73-77.

Москвіна Світлана Михайлівна – к.т.н., доцент кафедри комп'ютерних систем управління Вінницького національного технічного університету.

Білоконь Сергій Анатолійович – аспірант Вінницького національного технічного університету.