

НЕЙРОДИНАМІЧНА МОДЕЛЬ ПРОГНОЗУВАННЯ ЯКОСТІ ПРОДУКЦІЇ В ПРОЦЕСІ ТЕПЛОВОЇ ОБРОБКИ МАТЕРІАЛІВ

Розглянуто особливості процесів теплової обробки матеріалів. Вказано чинники, які впливають на якість продукції. Сформульовано підхід до моделювання таких процесів на основі об'єднання нечіткої логіки з нейронними мережами. Побудовано та досліджено нейродинамічну модель прогнозування. Запропонована модель забезпечує підвищення якості продукції у технологічних процесах виробництва будівельних виробів.

Вступ

Теплова обробка матеріалів з дотриманням якісних характеристик матеріалів використовується у різних галузях промисловості та характеризується такими особливостями, як періодичність; розподілення в просторі багатьох вхідних координат та, в водночас, зосередженість управляючих впливів; велику кількість взаємозв'язаних вихідних технологічних координат об'єкта управління; слабку вивченість фізико-хімічних та механічних процесів, які відбуваються у матеріалах, що ускладнює оперативне визначення вихідних координат; жорсткі вимоги та обмеження до технологічного процесу, серед яких є дотримання заданого стандартами рівня вологості та рівня розрідження теплоносія; велику тривалість та енергоємність процесів. На показники якості продукції в таких системах впливає фізико-хімічний стан матеріалу, що проходить три основні фази обробки: до теплової обробки, під час теплової обробки та після неї. До обробки значний вплив на фізико-хімічний стан матеріалу забезпечує склад сировини; під час теплової обробки суттєво впливають дві групи процесів — у камері та у матеріалі; після обробки — процеси твердіння та охолодження матеріалів. Однак найважливішим етапом для формування якісних показників продукції є етап теплової обробки, який включає процеси теплопередачі, тепломасопереносу та гідратації. Аналіз та дослідження цих процесів є актуальною задачею, розв'язання якої спрощує процес контролю параметрів якості під час технологічного процесу.

Постановка задачі

Зазвичай аналіз процесів, що відбуваються в системах теплової обробки матеріалів, починається з побудови їх математичних моделей. Більшість процесів, що розглядаються, описується диференціальними рівняннями або системою диференціальних рівнянь в частинних похідних [1], що зводить узагальнену модель процесів в системах з високотемпературними об'єктами до системи семидесяти нелінійних диференціальних рівнянь в частинних похідних з великою кількістю взаємозв'язаних технологічних параметрів, аналіз та дослідження якої є достатньо складною задачею. Для дослідження таких моделей, як показано у [2], використовують аналітичні, числові, варіаційні методи та імітаційне моделювання. Аналітичні методи дають можливість отримати розв'язок у будь-якій точці, однак для складних об'єктів отримати модель дуже важко або взагалі неможливо. Числові методи дозволяють отримати кількісні значення функції для заданих конкретних значень аргументу (на сітці), однак їх недоліком є обмеженість, що необхідна для збіжності. Варіаційні методи дозволяють оцінювати параметри об'єкта з високим ступенем точності, але при цьому важко отримати цільову функцію. Імітаційне моделювання дозволяє отримати експериментально функції залежності вектора вихідних параметрів від вектора вхідних, однак потребує суттєвих затрат часу. Нечіткі моделі дають можливість описувати розглядувані процеси, але відсутність механізмів навчання, призводить до суттєвої залежності нечіткої моделі від виду функцій належності, якими формалізуються нечіткі терми. Нейромеревеві методи є універсальними апроксиматорами, але потребують часових затрат на отримання репрезентативної вибірки. Разом тим, нейронні мережі мають такі переваги: здатність до навчання, узагальнення та стабільність, можли-

вість враховувати стохастичність поведінки об'єкта моделювання та позбутися проблем, які виникають в процесі моделювання теплових об'єктів за допомогою числових методів, тому що не потребують побудови СДР у частинних похідних [2]. Слід відмітити, що алгоритм вибору нейронної мережі є простішим, порівняно з побудовою СДР у частинних похідних, адже під час перетворення до задач, що вирішують за допомогою нейронних мереж (прогнозування, класифікації, діагностика тощо), необхідно вибрати лише тип мережі. Ефективність застосування нейронних мереж для задач прогнозування та управління технологічними процесами, можливість побудови на їх основі достовірних моделей складних нелінійних об'єктів і регуляторів, що реалізують різні закони управління, розглядається багатьма авторами. Крім того, на сьогодні запропоновано низку підходів до побудови систем управління з використанням нейронних мереж: контрольоване, пряме інверсійне, нейромережеве адаптивне та гібридне управління.

На погляд авторів, об'єднання нечіткої логіки з нейронними мережами для моделювання складних нелінійних теплотехнологічних об'єктів дає великі переваги перед традиційним підходом, оскільки отримана в результаті об'єднання нейронечітка мережа має дві найважливіші інтелектуальні властивості, на які в своїх роботах звертає увагу О. П. Ротштейн [2]: лінгвістичність, що дозволяє будувати модель об'єкта дослідження на основі експертних знань про його структуру та особливості функціонування у вигляді лінгвістичних висловлювань та навчаємість, яка забезпечує враховувати як нелінійність об'єкта так і параметри, що впливають на технологічний процес.

Нейродинамічна модель прогнозування

Авторами запропонований метод, за допомогою якого на основі знань про поточні параметри процесу теплової обробки можна отримати прогнозовані значення температури в камері. Це дасть можливість розрахувати прогнозні значення управляючих впливів з урахуванням характеристики якості матеріалів та забезпечити зниження енерговитрат.

Суть запропонованого методу полягає в поєднанні нечіткої моделі об'єкта, що розглядається, з нейронними мережами. Що дозволяє побудувати лінгвістичну модель складного нелінійного об'єкта з властивістю навчання.

Відомо, що на адекватність нейромережевої моделі перш за все впливає співвідношення обсягу вхідних даних та кількості параметрів моделі, яке виражається формулою (1) [2]:

$$N = W/e, \quad (1)$$

де N — розмір навчальної вибірки; W — число вагових коефіцієнтів; e — точність моделі.

Високотемпературні процеси суттєво залежать від зміни рівнів температури, вологості та розрідження теплоносія або тиску. Утримання даних параметрів у допустимих межах згідно з технологічним регламентом дає можливість отримати найменший відсоток продукції з браком. На основі цього, цілком логічно зробити висновок щодо необхідності управління лише температурними режимами за умов утримання значень інших режимів у допустимих межах. Отже, на першому етапі здійснюється аналіз поточного значення температури T_i щодо відповідності його технологічному регламенту на певному кроці теплової обробки, тобто визначити, чи $T_i \in (T_{i,\min}; T_{i,\max})$, де $T_{i,\min}$ та $T_{i,\max}$ — відповідно мінімально та максимально допустимі значення температури на поточному кроці. Другим етапом здійснюється прогноз температури на наступному кроці T_{i+1} за допомогою нейро-нечіткої мережі, яка створюється на основі даних моніторингу об'єкта дослідження та результатів моделювання температурного режиму в камері, що дозволяє провести розрахунок швидкості зміни температури за формулою

$$v_T = \frac{\Delta T}{\Delta \tau}, \quad (2)$$

де $\Delta T = T_{i+1} - T_i$ — різниця значень поточної й прогнозованої температури; $\Delta \tau = \tau_{i+1} - \tau_i$ — проміжок часу, що відповідає кроку прогнозування.

У загальному вигляді базу знань можна описати такими формулами:

$$\begin{aligned} & \text{ЯКЩО} \left[\left(x_1 = a_1^{j1} \right) \text{ й} : \left(x_i = a_i^{j1} \right) \text{ й} : \left(x_n = a_n^{j1} \right) \right] \left(\text{з вагою } \omega_{j1} \right) : \\ & \text{АБО} \left[\left(x_1 = a_1^{jk_j} \right) \text{ й} : \left(x_i = a_i^{jk_j} \right) \text{ й} : \left(x_n = a_n^{jk_j} \right) \right] \left(\text{з вагою } \omega_{jk_j} \right), \\ & \text{ТО} \left(y = d_j \right), \quad j = \overline{1..m}, \end{aligned} \quad (3)$$

де a_i^P — лінгвістичний терм, що оцінює змінну x_i у рядку $p = k_j$; k_j — кількість рядків-кон'юнкцій, що відповідають класу d_j вихідної змінної y ; ω_{jp} — число у діапазоні $[0,1]$, що характеризує суб'єктивну міру впевненості експерта у частині висловлювання з номером $p = k_j$.

Класи d_j , $j = \overline{1, m}$, формуються шляхом квантування діапазону $[\underline{y}, \bar{y}]$ вихідної змінної на m рівнів:

$$[\underline{y}, \bar{y}] = \underbrace{[\underline{y}, y_1]}_{d_1} \cup \dots \cup \underbrace{[y_{j-1}, y_j]}_{d_j} \cup \dots \cup \underbrace{[y_{m-1}, \bar{y}]}_{d_m}. \quad (4)$$

Нечіткій базі знань (3) відповідає апроксимація об'єкта:

$$y = \frac{y_1 \mu^{d_1}(y) + y_2 \mu^{d_2}(y) + \dots + y_{m-1} \mu^{d_m}(y)}{\mu^{d_1}(y) + \mu^{d_2}(y) + \dots + \mu^{d_m}(y)}; \quad (5)$$

$$\mu^{d_j}(y) = \max \left\{ \omega_{jp} \min \left[\mu^{jp}(x_i) \right] \right\}, \quad p = \overline{1, k_j}, \quad i = \overline{1, n}; \quad (6)$$

$$\mu^{jp}(x_i) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x_i - b_i^{jp}}{c_i^{jp}} \right)^2}, \quad i = \overline{1, n}, \quad j = \overline{1, m}, \quad p = k_j, \quad (7)$$

де $\mu^{d_j}(y)$ — функція належності виходу класу $d_j \in [y_{i-1}, y_i]$, $\mu^{jp}(x_i)$ — функція належності змінної x_i до терму a_i^P ; b_i^{jp} ; c_i^{jp} — параметри налаштування функцій належності.

Для навчання мережі в роботі використано процедуру навчання з учителем, відповідно до якої навчальна множина прикладів потрібної поведінки мережі подана у вигляді пари входів p і виходів t моделі: $\{p1, t1\}$, $\{p2, t2\}$, ..., $\{pQ, tQ\}$. В цьому випадку в процесі навчання ваги та зміщення мережі настроюються так, щоб мінімізувати функціонал помилки, що характеризує якість навчання:

$$J = \frac{1}{2} \sum_{q=1}^Q \sum_{i=1}^{SM} \left(t_i^q - a_i^{qSM} \right)^2, \quad (8)$$

де J — функціонал; Q — об'єм вибірки; M — число шарів мережі; q — номер вибірки; SM — число нейронів вихідного шару; $q[qM]a = ai$ — вектор сигналу на виході мережі; $q[q]t = t_i$ — вектор бажаних (цільових) значень сигналу на виході мережі для вибірки з номером q .

Етап оптимізації здійснюється у два прийоми. Спочатку проводиться відбір управляючих параметрів, які впливають на температурний режим високотемпературного об'єкта. Це можуть бути або зміна об'єму подачі газу, або зміна швидкості обертання електродвигуна, або зміна відсотку відкриття заслінок, тощо — в залежності від типу теплотехнологічного об'єкта, що розглядається. Після визначення значень управляючих параметрів проводиться безпосередньо їх оптимізація, яка полягає у тому, що на основі знань про швидкість зміни температури, поточне значення управляючого параметра, поточну та прогнозовану температуру, технологічного регламенту системи теплового оброблення розраховується оптимальне значення управляючого параметра.

Етап прогнозування складається з двох частин: прогнозу показників якості матеріалів та прогнозу енергетичних показників, відповідно. На етапі прийняття рішень проводиться вибір рішення щодо значення управляючого параметра на основі знань з етапів оптимізації, аналізу швидкості зміни температури та прогнозування.

Етап регулювання призначений для безпосередньої зміни управляючого впливу (наприклад, зміна частоти обертання електродвигуна вентилятора, що регулює потік повітря в камері).

Такий підхід дозволяє за рахунок прогнозування якості продукції та енергетичних показників знизити відсоток браку та показники енергоспоживання систем, що використовують температурну обробку продукції.

Дослідження запропонованого методу прогнозування якості продукції проводились на сушках керамічних виробів тунельного типу. В процесі дослідження використовувались такі показники якості керамічних виробів, які необхідно отримати наприкінці технологічного процесу:

- склад суміші, що визначається згідно з ГОСТ 27006;
- пористість виробів (визначається за ГОСТ 12730.1, ГОСТ 12730.3 и ГОСТ 12852.6 з формули)

$$\rho_m = K_m \rho_n, \quad (9)$$

де ρ_n — нормоване значення густини, кг/м^3 ; K_m — коефіцієнт необхідної густини;

- міцність на стиск, що визначається за ДБН А.3.1-7-96, ДСТУ Б В.2.7-25-95,

$$R = aR_{\text{ц}}(\text{Ц/В} - \text{б}), \quad (10)$$

де $R_{\text{ц}}$ — міцність цементу; Ц/В — цементно-водне відношення; $a = 0,4 \dots 0,5$ та $\text{б} = 0,45 \dots 0,50$ — коефіцієнти, що залежать від виду цементу й заповнювачів

- осьовий розтяг, що описується у ДБН А.3.1-7-96, ДСТУ Б В.2.7-25-95;

- розтяг під час згинання (ДБН А.3.1-7-96, ДСТУ Б В.2.7-25-95);

- зовнішній вигляд (наявність тріщин, сколів).

Тому під час дослідження функцію якості виробів розглядали як

$$\text{Qual} = f(m_{\text{ц}}, m_{\text{п}}, m_{\text{в}}, \vartheta_{\text{Б}}, R, R_o, R_z, \text{View}). \quad (11)$$

Однак, враховуючи особливості температурного режиму процесів, що розглядаються (рис. 1), у дослідженні бралось до уваги те, що задані показники якості забезпечуватимуться у разі належного перебігу процесів у камері нагріву будівельних матеріалів. Як було показано вище, процес, який відповідає за фізико-хімічні перетворення у матеріалі та задає якісні показники виробу, тобто гідратація, складається з трьох фаз — підвищення температури до заданої, витримки і її спадання (зони I, II та III на рис. 1). При цьому градієнт температури суттєво впливає на якість продукції й може бути причиною утворення порожнин чи тріщин у керамічних будівельних виробках. Тому для прогнозування можливості отримання якісної або неякісної продукції, на погляд авторів, достатньо прогнозувати температурні показники під час процесу теплового оброблення матеріалу. Прогнозування, як показано на рис. 1, виконувалося таким чином.

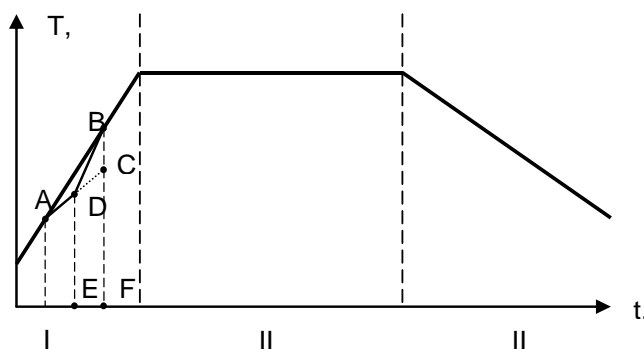


Рис. 1. Температурна крива теплової обробки

Якщо за час проходження контрольного проміжку температура у камері зі значення A змінилась на D , проводиться прогноз її значення на наступному кроці. Якщо розраховане значення C не відповідає технічним умовам технологічного процесу (дотримання градієнту підйому або спуску температури), необхідно змінити керувальний вплив таким чином, щоб на наступному кроці отримати необхідне значення температури, що відповідає технічним умовам процесу гідратації.

Задача ідентифікації нелінійних об'єктів, що розглядаються, нейронними мережами була подана у такому 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. У цьому випадку сукупністю вхідних параметрів обрано: поточну температуру, різницю поточної температури та температури на попередньому вимірюванні, тривалість експерименту; за вихід взято температуру на наступно-

му вимірюванні. Вагу міжнейронних зв'язків представляємо у вигляді матриць [2] $W^\mu = \{w_{ij}^\mu\}$, $\mu = \overline{1, k}$, $i = \overline{1, N_\mu}$, $j = \overline{1, N_{\mu-1}}$, де μ — номер матриці міжнейронних зв'язків, $\{w_{ij}^\mu\}$ — вага зв'язку між j -м нейроном вихідного шару та i -м нейроном вхідного шару для μ -ї матриці зв'язків, N_μ — кількість нейронів μ -го шару, $N_{\mu-1}$ — кількість нейронів $(\mu - 1)$ -го шару.

Необхідно визначити такі параметри нейронної мережі, з якими забезпечується мінімальне відхилення моделі від об'єкта

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

Побудова нейродинамічної моделі здійснювалась за таким алгоритмом. Якщо кількість входів для моделі прогнозування і обсяг експериментальних даних є суперечливим щодо неможливості навчитись прогнозувати з бажаним рівнем точності, здійснюється відбір параметрів моделі прогнозування за допомогою або регресійного аналізу, або методу дерева рішень. Після цього створюється безпосередньо модель прогнозування, побудована на основі такого алгоритму. Алгоритм прогнозування містить такі компоненти: завантаження вхідних навчальних та тестувальних даних відповідних вибірок; створення системи нечіткого виводу (FIS) методом субкластеризації, налаштування її параметрів та її навчання за даними навчальної вибірки; проведення тестування моделі по навчальній вибірці; проведення тестування моделі по тестувальній вибірці.

В процесі дослідження за входи моделі обрано поточну температуру T_i , різницю поточної температури та температури на попередньому вимірюванні ΔT_i , тривалість експерименту τ_i , за вихід було взято температуру на наступному вимірюванні T_{i+1} . Враховуючи температурну криву процесу теплового оброблення керамічних виробів та результати досліджень, описані в [4], було обрано нейронечітку модель, в якій кожному з трьох входів відповідає 3, 3 та 7 термів. У результаті моделювання в середовищі Matlab було отримано модель прогнозування, показану на рис. 2.

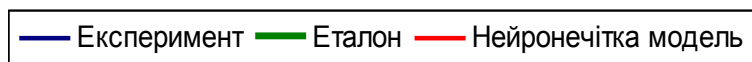
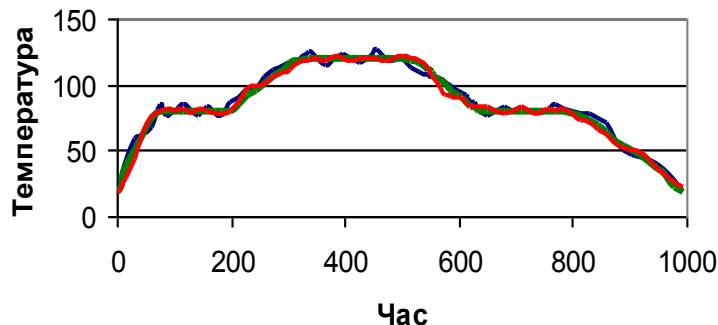


Рис. 2. Порівняння моделей температурної обробки матеріалів

Результати порівняння нейронечіткої моделі прогнозування якості з експериментальною та еталонною показали перевагу запропонованої в роботі моделі. Похибка складає 8 %. Результати дослідження зміни якості продукції під час теплової обробки з використанням запропонованого в роботі методу прогнозування показані на рис. 3.

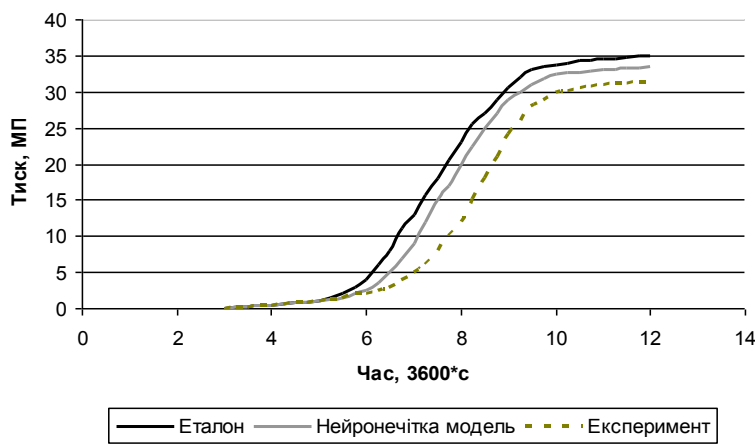


Рис. 3. Зміна міцності на стиск для різних моделей

Як впливає з рис. 3, нейронечіткова модель дає змогу відслідкувати вплив вхідних величин на якісні показники процесу та отримати міцнішу цеглу.

Висновки

Запропонована нейродинамічна модель прогнозування якості будівельних виробів, отриманих з використанням теплової обробки, яка об'єднує переваги нечіткої та мережевої моделі. Модель забезпечує підвищення якості продукції.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Ковалюк Д. О. Моделювання теплотехнологічних об'єктів з розподіленими параметрами / Д. О. Ковалюк, С. М. Москвіна : моног. — Вінниця : УНІВЕРСУМ–Вінниця, 2010. — 182 с.
2. Ротштейн А. П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткая логика, генетические алгоритмы, нейронные сети / А. П. Ротштейн. — Вінниця : УНІВЕРСУМ–Вінниця, 1999. — 320 с.
3. Москвіна С. М. Моделювання теплових об'єктів на базі інтелектуальних технологій / С. М. Москвіна, С. А. Білоконь // Вісник ХНУ. — 2007. — Т. 1., № 3. — С. 22—25.
4. Москвіна С. М. Моделювання стану високотемпературних об'єктів в умовах підвищеного ризику. [Електронний ресурс] / С. М. Москвіна, С. А. Білоконь // Наукові праці ВНТУ. — 2008. — № 4. — Режим доступу до журналу : <http://www.nbu.gov.ua/e-journals/VNTU/index.html>.

Рекомендована кафедрою комп'ютерних систем управління

Стаття надійшла до редакції 30.03.11
Рекомендована до друку 20.04.11

Москвіна Світлана Михайлівна — доцент, **Білоконь Сергій Анатолійович** — аспірант.

Кафедра комп'ютерних систем управління, Вінницький національний технічний університет, Вінниця