

ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ, СИСТЕМНИЙ АНАЛІЗ ТА КЕРУВАННЯ

УДК 681.5:666.3/.7

© Бешта О.С., Бабенко Т.В., 2010

О.С. Бешта, Т.В. Бабенко

СИНТЕЗ НЕЙРО-НЕЧІТКИХ МОДЕЛЕЙ ПРОЦЕСІВ КЕРАМІЧНОГО ВИРОБНИЦТВА

O.S. Beshta, T.V. Babenko

SYNTHESIS OF NEURO-FUZZY MODELS OF THE PROCESSES OF CERAMIC PRODUCTION

Наведено результати досліджень з інтеграції інтелектуальних методів і технологій для синтезу моделі залежності браку керамічних виробів від фізико-хімічних властивостей керамічної суспензії. Проведено аналіз адекватності синтезованої моделі та можливості її застосування в системах підтримки прийняття управлінських рішень в АСУТП керамічного виробництва.

Ключові слова: *нейро-нечіткі моделі, керамічне виробництво, інтелектуальні методи*

Постановка проблеми. Фізико-хімічні процеси керамічного виробництва відзначаються значною складністю як методів їх вивчення, так і наявністю об'єктивних та суб'єктивних критеріїв і обмежень. У більшості випадків створення адекватних математичних моделей цих процесів унеможливується внаслідок їх недостатньої вивченості і, відповідно, відсутності відомих аналітичних залежностей між входами та виходами окремих технологічних підсистем. В умовах, коли необхідно керувати технологічними процесами, опис яких завідомо неповний, або не може бути зведений до відносно простої математичної моделі, як правило, застосовуються методи управління, що є альтернативними класичним. При цьому частіше за все вибираються нейронні мережі, або системи з нечіткою логікою.

Наукові дослідження в сфері створення автоматизованих систем керування процесами керамічного виробництва тісно корелюють із державною цільовою науково-технічною програмою з пріоритетних напрямів розвитку науки і техніки України (ДНТП „Новітні технології та ресурсозберігаючі технології в енергетиці, промисловості та агропромисловому комплексі“).

Аналіз останніх досліджень. Аналіз сучасного стану програмних засобів набуття знань і моделювання технологічних процесів дозволяє зробити висновок, що в останні роки інтенсивного розвитку набули гібридні інтелектуальні системи (ИС) [1]. Зокрема, об'єднання нейронних мереж з нечіткими системами дозволяє привнести здатність до навчання й обчислювальну потужність нейронних мереж у системи з нечіткою логікою, а крім того – підсилити ін-

телектуальні можливості нейронних мереж властивими „людському“ способу мислення нечіткими правилами вироблення рішень [2, 3].

Мета роботи – аналіз і синтез нейро-нечітких моделей залежності сумарного браку обпалу керамічних виробів від основних фізико-хімічних властивостей керамічної суспензії та оцінка можливості застосування синтезованих моделей в інтелектуальних системах підтримки прийняття рішень для управління технологічними процесами керамічного виробництва.

Виклад основного матеріалу. Як відомо, системі нечіткого керування, з урахуванням деяких припущень, можна представити у вигляді багатопшарової нейронної мережі прямого поширення сигналу (feed-forward), що навчається за алгоритмом зворотного поширення похибки [4, 5]. Однак, на відміну від класичної нейронної мережі, шари в ній відповідають етапам функціонування нечіткої системи. Так 1-й шар нейронів виконує функцію введення нечіткості на основі заданих функцій приналежності входів, 2-й шар відображає сукупність нечітких правил, а 3-й шар виконує функцію приведення до чіткості.

Знання про залежності браку обпалу керамічних виробів від властивостей водної керамічної суспензії, що складають основу коректного функціонування нейро-нечіткої моделі, отримували шляхом пошуку логічних залежностей в ретроспективних даних, накопичених підприємствами керамічної галузі. Для пошуку таких залежностей використовували множинні дані про технологічний процес $\{(x_i(t), y_i(t))\}$, $i = 1, 2, \dots, m$, де $x_i(t) \in X$ – множина спостережень вхідних даних (характеризує основні фізико-хімічні

властивості керамічної маси), а $y_i(t) \in Y$ – множина спостереження на виході технологічної системи (значення сумарного браку обпалу керамічних виробів). Фрагмент початкових даних для пошуку логічних закономірностей наведено в таблиці. Уся таблиця містила 7685 рядків.

Задача пошуку логічних залежностей полягала у виявленні в даних про технологічний процес if-then правил для прогнозування значень браку керамічних напівфабрикатів по значенням фізико-хімічних параметрів керамічної суспензії. З цією метою використовували як дерева рішень, так і модифікований варіант

алгоритму обмеженого перебору з використанням додаткового алгоритму “Аргіогі” (дозволяє вилучити з аналізу логічні події з низькою частотою) [6,7]. Мінімальна ймовірність знайдених if-then – правил складала 85%. Мінімальна ймовірність знайдених if-then-not – правил, також складала 85%. Максимальна кількість елементарних логічних подій в правилі дорівнювала 10. При цьому виконувалась умова, що знайдені правила повинні покривати не менше 25 відповідних записів у базі даних. Мінімальне та максимальне значення браку обпалу склали: $\min = 2,3\%$; $\max = 25,5\%$.

Таблиця

Фрагмент даних для пошуку логічних залежностей

Щільність, Кг/м ³	В'язкість, с	Тиксотропія	Плинність, Через 30 хв, мл	Коефіцієнт згущення	рН	Залишок на ситі 0,063, %	Брак обпалу, %
x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	y
1773,00	291,00	35,50	24,00	1,60	8,74	2,94	16,04
1774,50	288,00	33,50	25,00	1,78	8,73	2,71	13,17
1775,50	285,50	31,50	24,00	1,60	8,71	2,72	12,73
1774,50	285,00	32,50	25,00	1,78	8,66	2,75	13,87
1775,50	282,00	43,00	25,00	1,66	8,70	2,79	11,78
1773,50	290,50	35,00	24,00	1,71	8,65	2,71	12,43

Аналіз отриманих результатів дозволив виявити 47 if-then та if-then-not – правил, що мають ймовірність прогнозу 0,92 та більше. Наприклад таких, як:

if x_5 is 1.94 ... 2.21 and x_6 is 8.68 ... 8.86 *then* y is not between 8.00 and 10.00

rule's probability: 0.990; *error probability* < 0.1

if x_2 is 272.50 ... 294.50 and x_4 is 0.00 ... 29.00 and x_7 is 0.00 ... 2.66 (average = 2.53) *then* y is not between 2.00 and 5.00

rule's probability: 1.000; *Error probability* < 0.2

if x_5 is 1.53 and x_7 is 2.58 ... 2.92 *then* y is not between 14.00 and 18.00

rule's probability: 0.918; *error probability* < 0.01

if x_1 is 1767.50 ... 1773.00 and x_2 is 277.50 ... 287.50 and x_7 is 2.60 ... 2.63 *then* y is between 10.00 and 12.00

rule's probability: 0.919; *error probability* < 0.01

Отримані в такий спосіб залежності браку обпалу керамічних виробів від фізико-хімічних параметрів керамічної маси були також проаналізовані експертами в даній області. У процесі створення бази знань (правил) експертами оцінювались наступні показники: кількість правил, їх несуперечливість та наявність кореляції між окремими правилами. На основі виконаного аналізу зазначених показників і отриманих if-then та if-then-not – правил створено базу знань про залежності браку обпалу керамічних напівфабрикатів від основних властивостей керамічної маси, записаних у вигляді нечітких правил, що мають форму (1)

$$R^k: \text{if } (x_1 \text{ це } A_1^k \text{ and } x_2 \text{ це } A_2^k \dots \text{ and } x_n \text{ це } A_n^k) \text{ then } (y \text{ це } B^k), \quad (1)$$

де R^k – множина нечітких правил, $k = 1, \dots, N$, N – кількість нечітких правил; A_i^k – нечітка множина $A_i^k \subseteq X_i \subset R, (i = 1, \dots, n)$; x_1, x_2, \dots, x_n – вхідні змінні моделі; B^k – нечітка множина, $B_i^k \subseteq Y_i \subset R, (i = 1, \dots, m)$ y_1, y_2, \dots, y_m – взаємозалежні вихідні змінні моделі. Правила R^k також можна інтерпретувати як нечітке відношення, що є визначенням на множині $X \times Y$, тобто $R^k \subseteq X \times Y$ – нечітка множина з функцією приналежності

$$\mu_{R^k}(x, y) = \mu_{A^k \rightarrow B^k}(x, y). \quad (2)$$

В якості нечіткої імплікації використовували операцію множення

$$\mu_{A^k \rightarrow B^k}(x, y) = \mu_{A^k}(x) \mu_{B^k}(y). \quad (3)$$

Для реалізації нейро-нечіткої системи застосовували один із найбільш відомих способів реалізації нечітких систем (4), оскільки кожен елемент даної формули може бути заданий у вигляді функціонального блоку (сума, добуток, функція Гауса), що після відповідного об'єднання дозволяє створити багатоваріантну нейронну мережу

$$\bar{y} = \frac{\sum_{k=1}^N \bar{y}^k \left(\prod_{i=1}^n \exp \left[-\frac{(\bar{x}_i - \bar{x}_i^k)^2}{\sigma_i^k} \right] \right)}{\sum_{i=1}^N \left(\prod_{i=1}^n \exp \left[-\frac{(\bar{x}_i - \bar{x}_i^k)^2}{\sigma_i^k} \right] \right)}, \quad (4)$$

де параметри \bar{x}_i^k і σ_i^k мають фізичну інтерпретацію: \bar{x}_i^k – центр нечіткої множини; σ_i^k – коефіцієнт ширини гаусової кривої. Ці параметри можуть бути модифіковані в процесі навчання нейронної мережі, що в

свою чергу дозволяє модифікувати структуру і положення нечітких множин.

Проведені дослідження дозволили отримати 4-х шарову мережу прямого поширення сигналу, в якій елементи першого шару L_1 реалізують функцію Гауса з параметрами \bar{x}_i^k і σ_i^k . У шар L_1 надходять вхідні сигнали \bar{x}_i , що характеризують основні фізико-хімічні параметри керамічної маси, а на його виході формуються значення функцій приналежності $\mu_{A_i^k}(\bar{x}_i)$ для цих сигналів.

Враховуючи те, що в кожному правилі будь-яка вхідна змінна зв'язана з іншою нечіткою множиною, кількість елементів шару L_1 дорівнює добутку кількості вхідних змінних n на кількість нечітких правил N , що в нашому випадку складає 329. На виході шару L_2 формується результат у вигляді значень функцій приналежності $\mu_{B^k}(\bar{y}^k)$, кількість елементів шару L_2 дорівнює кількості нечітких правил N . Відповідно, кожний елемент шару L_2 з'єднаний з усіма вузлами шару L_1 . В якості обчислювальних елементів шару використовувались мультиплікатори. Шари L_3, L_4 представляють собою реалізацію блоку дефuzифікації, що реалізують залежність

$$\bar{y} = \frac{\sum_{k=1}^N \bar{y}^k \mu_{B^k}(\bar{y}^k)}{\sum_{k=1}^N \mu_{B^k}(\bar{y}^k)}, \quad (5)$$

де \bar{y}^k – центри функцій приналежності нечітких множин B^k . У процесі навчання мережі відбувається

модифікація параметрів \bar{y}^k , \bar{x}_i^k і σ_i^k шару L_1 . На виході шару L_4 формується чітке вихідне значення браку керамічних виробів \bar{y} .

Як відомо [4,5], алгоритм зворотного розповсюдження похибки можна узагальнити на будь-яку багатошарову мережу прямого поширення. Оскільки структура, що розглядається, представляє собою багатошарову мережу, основану на ідеї нечіткого висновку, то її навчання виконували за методом зворотного розповсюдження похибки. Навчальна, контрольна та тестова вибірки представляли собою пари (\bar{x}, d) , де $\bar{x} = [\bar{x}_1, \dots, \bar{x}_n]^T$ – вхідний вектор, d – еталонний сигнал, які було сформовано на основі ретроспективних даних підприємств керамічної галузі. Задача навчання моделі полягала в мінімізації цільової функції, що була задана з використанням евклідової норми як $E = \frac{1}{2} \sum_{i=0}^p (\bar{y}(\bar{x}) - d)^2$, де p – кількість навчальних пар $(\bar{y}(\bar{x}), d)$. На рис. 1 представлено приклад розвитку технологічного процесу для 900 точок. При $t > 5$ спостерігається хаотична поведінка ряду. Перші 600 точок ряду використовували в якості навчальної вибірки, останні 300 точок використовували для тестування синтезованої моделі технологічного процесу. Форму функцій приналежності до навчання та по його завершенню наведено на рис. 2.

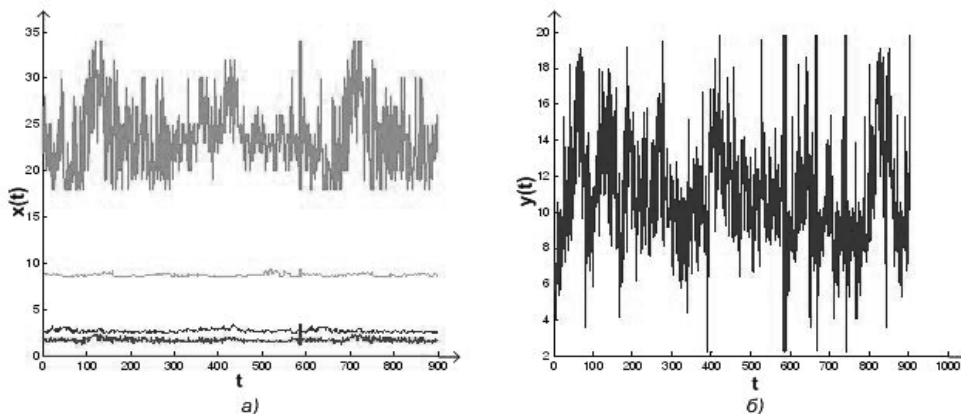


Рис.1. Характеристики розподілу вхідних та вихідних параметрів технологічного процесу: а) вхідні параметри; б) вихідні параметри

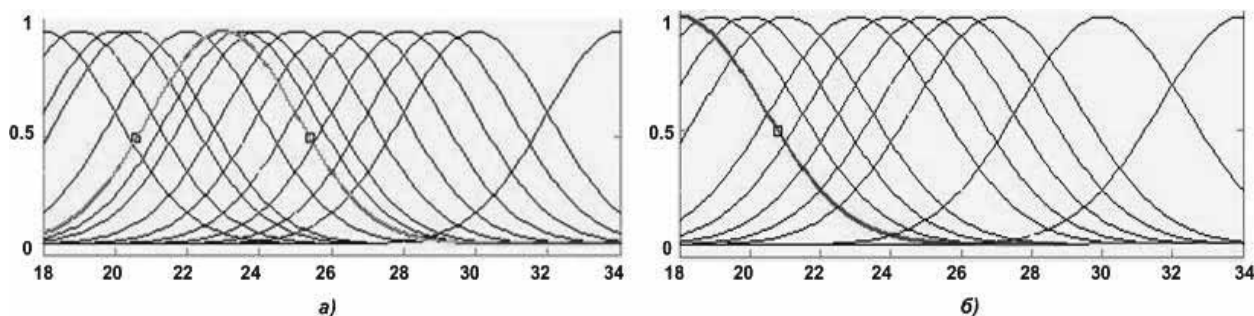


Рис.2. Приклад функцій приналежності: а) до навчання x_4 ; б) по завершенню навчання x_4

Задача синтезованої нейро-нечіткої моделі полягала у визначенні значення вихідного сигналу \bar{y} в момент часу t . У процесі навчання моделі навчальна послідовність представлялась на входи моделі випадковим чином. Кількість правил у процесі навчання моделі залишалась незмінною. Максимальна похибка

моделі для тестової та контрольної вибірок була прийнята на рівні 3%, що задовольняє вимогам керамічного виробництва. Процес навчання нейро-нечіткої моделі методом зворотного розповсюдження похибки наведено на рис. 3. Результати тестування синтезованої моделі представлено на рис. 4, 5.

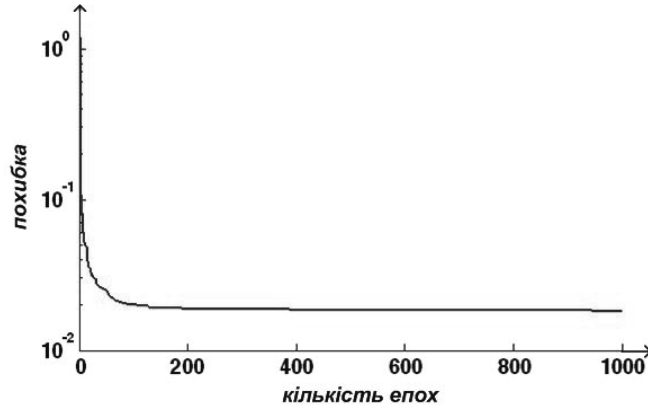


Рис. 3. Процес навчання нейро-нечіткої моделі методом зворотного розповсюдження похибки

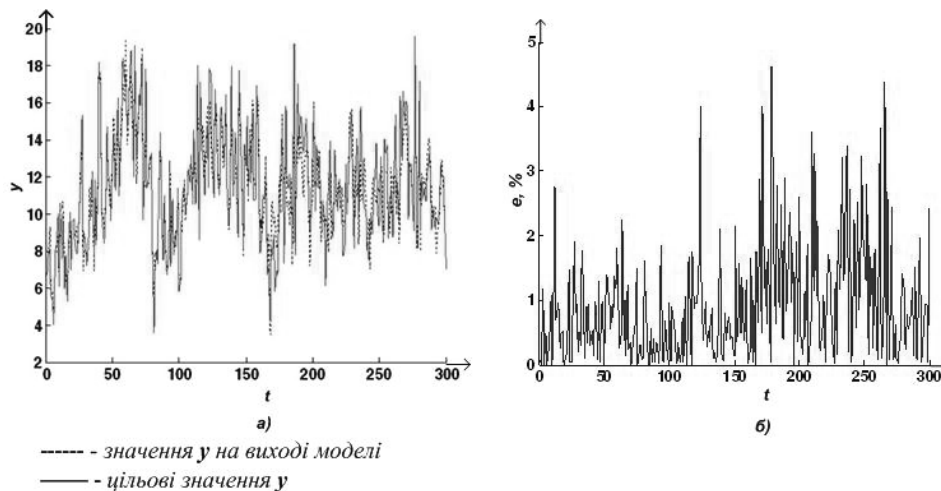


Рис. 4. Результати тестування синтезованої моделі:
 а) виходи моделі; б) похибка при пред'явленні на її вхід тестової множини даних

Висновки. Аналіз результатів моделювання дозволив зробити висновок, що синтезована модель дозволяє моделювати складний нелінійний процес структуроутворення керамічних виробів у вигляді прямої моделі. Відносна похибка моделі на контрольній і тестовій множині даних не перевищувала 4,8%, що дозволяє вважати перспективним даний підхід для моделювання технологічних процесів керамічного виробництва та застосування отриманих моделей в якості одного з базових модулів для структурного синтезу функціонально більш складних систем, зокрема – інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень.

Список літератури

1. Jacobsen H.A. A generic architecture for hybrid intelligent systems // IEEE Fuzzy Systems. Anchorage, Alaska. 1998. P. 709–714.
2. Kandel A. Fuzzy intelligent hybrid expert system and their application // IEEE. 1995. P. 2275–2280.
3. Fenton B., McGinnity M., Maguire L. Fault diagnosis of electronic systems (using artificial intelligence) // IEEE Instrumentation & Measurement Magazine. 2002. №9. P. 16–20.
4. D.E Rumelhart, G.E. Hinton, R.J. Williams. Learning internal representations by error propagation. D. Rumelhart and J. McClelland, editors. Parallel Data Processing,

Vol.1, Chapter 8, the M.I.T. Press, Cambridge, MA 1986. P. 318–362.

5. Jang, J.-S. R. and C.-T. Sun, “Neuro-fuzzy modeling and control”, Proceedings of the IEEE, March 1995.

6. R. Agrawal, R. Srikant. “Fast Discovery of Association Rules”, In Proc. of the 20th International Conference on VLDB, Santiago, Chile, September 1994.

7. R. Agrawal, T. Imielinski, A. Swami. 1993. Mining Associations between Sets of Items in Massive Databases. In Proc. of the 1993 ACM-SIGMOD Int’l Conf. on Management of Data, 207216.

Приведены результаты исследований по интеграции интеллектуальных методов и технологий для синтеза модели зависимости брака керамических изделий от физико-химических свойств керамической суспензии. Проведен анализ адекватности синтезированной модели и возможности ее применения в сис-

темах поддержки принятия управленческих решений в АСУТП керамического производства.

Ключевые слова: *нейро-нечеткие модели, керамическое производство, интеллектуальные методы*

The article describes the results of the research on intellectual methods and techniques integration for synthesis of dependency model of ceramic products’ defects from physical and chemical properties of ceramic suspension. Adequacy analysis of the synthesized model and study of its implementation in Decision Support Systems in Process Control Systems of ceramic production was also carried out.

Keywords: *neuro-fuzzy models, ceramic production, intelligent techniques*

Рекомендовано до публікації д.т.н. Г.В. Кузнецовим. Дата надходження рукопису 06.10.10

УДК 681.5: 519.7

© Корнієнко В.І., Будкова Л.В., 2010

В.І. Корнієнко, Л.В. Будкова

ІДЕНТИФІКАЦІЯ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ СТОХАСТИЧНИХ ПРИРОДНИХ ПРОЦЕСІВ ЗА ЧАСОВИМИ РЕАЛІЗАЦІЯМИ

V.I. Korniyenko, L.V. Budkova

IDENTIFICATION AND PREDICTION OF STOCHASTIC NATURAL PROCESSES BY TEMPORAL REALIZATIONS

Розроблено модифіковану методику ідентифікації складних природних процесів за часовими реалізаціями, що включає визначення режиму роботи породжуючої системи та його характеристик, синтез математичної моделі. На прикладі прогнозування витрат річок Дніпра, Неману та Сіверського Донця показана ефективність цієї методики.

Ключові слова: *ідентифікація, прогнозування, стохастичний процес, часова реалізація, нелінійна система*

Вступ. Такі природні процеси, як розливи річок під час повені і паводків викликають руйнування будівель, пошкодження гідротехнічних і дорожніх споруд, загибель посівів і лісів, а також приводять до людських жертв.

Тому розробка ефективних методів аналізу й прогнозу стоків річок є актуальною.

Постановка завдання. Природні процеси характеризуються нестационарністю, стохастичністю й нелінійністю (включаючи хаотичну динаміку й фрактальну розмірність).

Ідентифікація процесу, як динамічної системи, полягає в одержанні за експериментальними даними його математичної моделі.

Динамічна система зображується векторним рівнянням стану [1, 2]

$$\dot{x} = \Phi(x, \lambda), \quad (1)$$

де Φ – нелінійна функція розмірності d ; x і λ – вектори координат і параметрів системи.

Процес у вигляді потоку (1) може бути також представлений дискретним відображенням Пуанкаре

$$x[k+1] = \Phi\{x[k], \lambda\}; x[k] = \{x_1[k], \dots, x_{d-1}[k]\}, \quad (2)$$

де k – такт часу $t = k \cdot T$; T – період дискретизації.

Залежно від значень параметрів порядку λ системи (1) – (2) мають чотири стійких рішення: стан рівноваги, коли після перехідного процесу система досягає стаціонарного стану; періодичне й квазіперіодичне рішення, а також хаос. Цим типам рішень відповідають аттрактори системи у вигляді стійкої рівноваги, граничного циклу, квазіперіодичного аттрактора й хаотичного (дивного) аттрактора.

Відмінною рисою останнього є його чутливість до початкових умов і дробова розмірність – фрактальність (властивість самоподоби на різних масштабах).

Оскільки параметри порядку λ безпосередньо не спостерігаються, то актуальною є ідентифікація режимів і характеристик природних процесів за експериментальними часовими реалізаціями.

Ідентифікація таких складних процесів традиційними способами вимагає великих витрат на експериментальні дослідження. Методи ж нелінійної динаміки дозволяють з єдиних позицій визначати (класифікувати) й досліджувати природні процеси за окреми-