

МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ДИНАМІЧНИХ ПРОЦЕСІВ В АВТОМАТИЗОВАНОМУ ВИРОБНИЦТВІ

УДК 681.5:666.3/7

Т.В. БАБЕНКО

Національний гірничий університет, м. Дніпропетровськ

СИНТЕЗ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ БРАКУ КЕРАМІЧНИХ НАПІВФАБРИКАТІВ

© Бабенко Т.В., 2007

Наведено результати теоретичних і експериментальних досліджень щодо синтезу нейромережесвих моделей залежності якості керамічних напівфабрикатів від фізико-хімічних властивостей водних суспензій.

Results of theoretical and experimental researches of neuronetwork models' synthesis of dependence of ceramic semi-finished products' quality from physical and chemical properties of water suspensions are given.

Враховуючи істотну параметричну невизначеність моделі та отримані результати теоретичних і експериментальних досліджень моделювання та тестування синтезованих нейронних мереж [1], зроблено висновок, що забезпечення прийнятної точності відображення вхідних параметрів у вихідні можливе лише за умови розподілу значень кожного з десяти типів браку керамічних напівфабрикатів на класи (за діапазоном числового значення конкретного типу браку у відсотках) та синтезу моделей на нейромережевому базисі для прогнозування кожного типу браку окремо. При цьому вихідний вектор моделі нейронної мережі необхідно зображати у вигляді вектора індексів класів. Цей підхід дасть змогу мінімізувати вплив вимірювальних шумів та параметричну невизначеність моделей, а також забезпечити точність прогнозу, достатню для практичного використання в реальних виробничих умовах у складі ІСППР на ділянці лиття. Аналіз наявних цільових даних, які вміщувала база даних підприємства “Дніпрокераміка” за п’ять років його функціонування, показав, що для отримання прийнятних результатів класифікації найбільш ефективним є такий розподіл:

*якщо брак (за типом) = 0 – тоді клас 1;
якщо брак (за типом) > 0 і ≤ 1 %, – тоді клас 2;
інакше клас 3.*

Отже, моделі, які потрібно синтезувати, повинні мати дев’ять входів:

- густину водної суспензії;
 - в’язкість водної суспензії;
 - тиксотропію водної суспензії через півгодини;
 - плинність водної суспензії через півгодини;
 - коефіцієнт згущення водної суспензії;
 - РН водної суспензії;
 - температуру водної суспензії;
 - температуру на ділянці лиття;
 - вологість на ділянці лиття,
- і три виходи – відповідно до кількості класів.

Вихідний вектор для кожного типу браку являє собою вектор індексів класів. Приклад цільового вектора для типів браку керамічних напівфабрикатів (деформація стінок напівфабрикату (№ 4) та наявність тріщин тіла напівфабрикату типу 39 (№10)) показано на рис. 1.

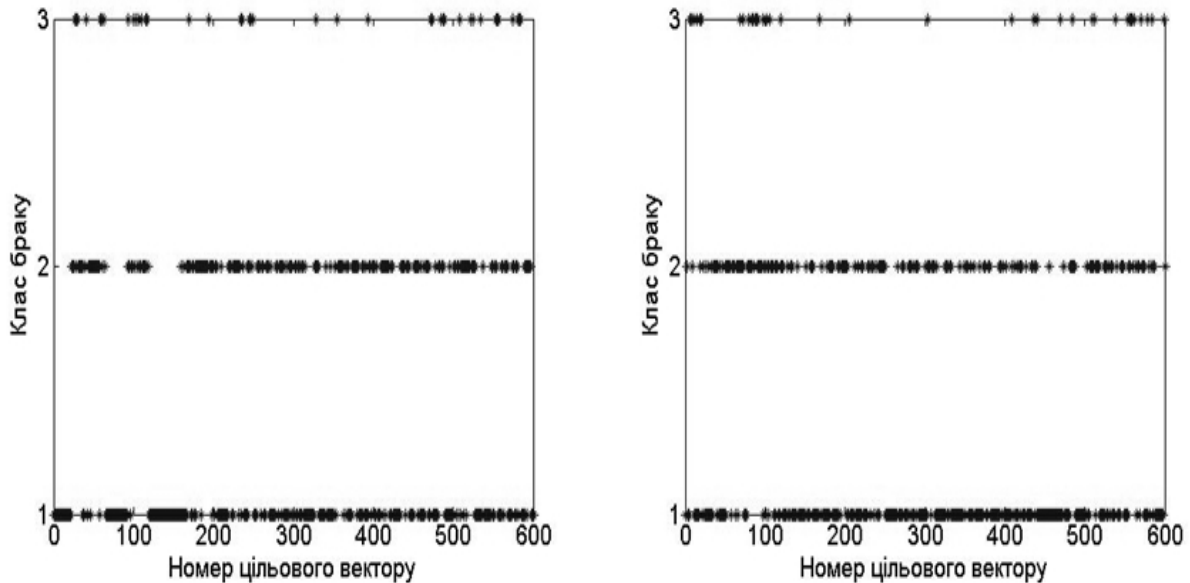


Рис. 1. Приклад розподілу даних цільових векторів за класами

Під час формування навчальних пар даних виконувались перетворення кожного з цільових векторів індексів класів у масив цільових векторів. Отже, кожний цільовий вектор вміщає три елементи, тільки один з яких дорівнює одиниці (відповідає номеру класу), а інші – 0.

Беручи до уваги зазначене, коректно функціонуюча модель технологічного процесу на нейронмережевому базисі після пред'явлення вхідного вектора повинна відповідати вектору зі значенням “одиниця” для елемента, що відповідає номеру певного класу браку. Окрім того, модель повинна бути здатною правильно розпізнавати клас браку в умовах шуму. У цьому випадку ця умова виконується автоматично у зв'язку з тим, що моделі навчатимуться і тестуватимуться на векторах, які вміщують певний рівень вимірювального шуму. Враховуючи зазначене, сформувати ідеальні навчальні пари практично неможливо внаслідок невизначеності залежностей між фізико-хімічними параметрами водної суспензії, мікроклімату на ділянці лиття та типами браку керамічних напівфабрикатів.

Для розв'язання поставленої задачі достатньо одного прихованого шару нейронів з нелінійними базисними функціями. Функція активації для прихованого шару визначалась на основі результатів числових експериментальних досліджень, у вихідному шарі за базисну функцію використовували гіперболічний тангенс. Діапазон вихідних сигналів функції є достатнім, щоб сформувати значення вихідного вектора. Прихований шар нейронів у кожній моделі вміщає п'ять нейронів, кількість нейронів вибрана на основі результатів експериментальних досліджень. Моделювання процесу навчання синтезованих мереж виконували за методом зворотного розповсюдження похибки в модифікації Полака – Рібейри [2, 3]. Процес навчання синтезованих моделей завершувався або за досягнення граничного значення максимальної кількості навчальних ітерацій – 3000, або коли значення середньоквадратичної похибки досягло заданого рівня – 0,15.

Отже, в результаті виконаних досліджень було синтезовано 10 моделей, що навчалися формувати “одиницю” лише в одному елементі вектора виходу, позиція якого відповідає номеру

класу браку. Наявність шуму в даних може призводити до нездатності моделей сформувати вектор виходу, що складається виключно з нулів і одиниць. Тому під час тестування та експлуатації моделей у складі ІСППР їх вихідний сигнал піддавався додатковому обробленню функцією, яка присвоює одиницю елементу вектора виходу з найбільшим значенням, а іншим – нуль. Приклади результатів навчання синтезованих моделей для різних типів браку показано на рис. 2.

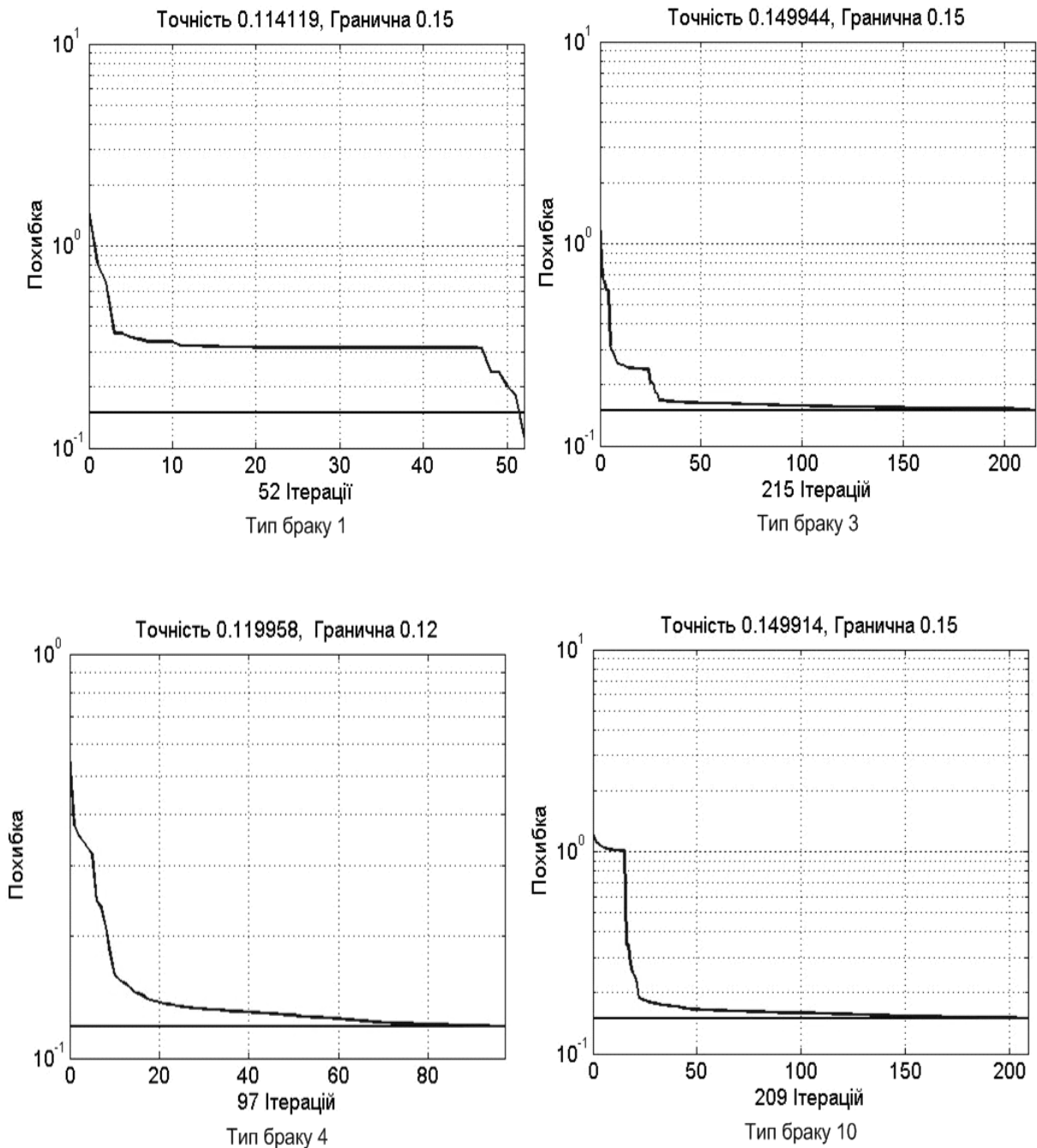


Рис. 2. Приклади процесу навчання моделей для різних типів браку

Тестування якості синтезованих моделей та визначення їх узагальнювальних властивостей виконувалось пред'явленням на їх вхідні векторів з тестової множини даних та обчислення

відсотка хибних класифікацій. Класифікація вважалась хибною у тому разі, коли абсолютна похибка була більшою за нуль. Враховуючи, що моделі є параметрично невизначеними, а навчальна, контрольна та тестова множини даних вміщують значний рівень шуму (похибки при визначенні значень фізико-хімічних параметрів водної суспензії лабораторними методами, наявність бракованих керамічних напівфабрикатів визначаються їх візуальним вивченням експертом-технологом) прийнятий рівень правильних класифікацій становить 80 %. Результати тестування синтезованих моделей наведено в таблиці.

Результати тестування синтезованих моделей

Номер моделі	Похибки класифікації, %		
	навчальна множина	контрольна множина	тестова множина
№1	18,0	17,5	18,5
№2	19,4	17,7	16,5
№3	13,0	14,1	16,2
№4	19,2	15,0	15,1
№5	11,1	12,0	12,7
№6	14,2	14,1	16,3
№7	7,6	12,2	9,0
№8	4,3	7,4	8,7
№9	14,6	12,3	15,4
№10	18,7	17,4	17,2

Аналіз отриманих результатів тестування свідчить про те, що моделі виконують класифікацію вхідних векторів з прийнятною точністю (не менше 80 % правильних класифікацій). Досягти вищої точності прогнозу значень якості керамічних напівфабрикатів залежно від значень фізико-хімічних параметрів водного шликера та мікроклімату на ділянці лиття сьогодні навряд чи можливо. Спираючись на результати експериментальних досліджень якості синтезованих моделей на підприємстві “Дніпрокераміка”, можна стверджувати, що синтезовані моделі, адекватні технологічному процесу і відповідно можуть використовуватись як модулі ІСПП під час управління технологічними процесами керамічної промисловості, зокрема, під час виробництва керамічних виробів методом лиття з водних суспензій.

Отже, теоретичними і експериментальними дослідженнями встановлено, що забезпечити прийнятну точність відображення вхідних параметрів у вихідні можливо лише за умови розподілу значень кожного з типів браку керамічних напівфабрикатів на класи (за діапазоном числового значення конкретного типу браку у відсотках) та синтезу моделі на нейромережевому базисі для кожного типу браку окремо. Вихідний вектор моделі нейронної мережі для кожного типу браку запропоновано подавати у вигляді вектора індексів класів. Цей підхід дає змогу мінімізувати вплив вимірjувальних шумів та параметричну невизначеність процесів, а також забезпечити точність прогнозу, достатню для практичного використання у складі ІСПП в реальних умовах.

1. Бабенко Т.В. Основні підходи щодо розв'язання задачі синтезу моделей технологічного процесу в умовах параметричної невизначеності: Зб. наук. пр. НГУ. – Дніпропетровськ: РВК НГУ, 2007. – № 27 2. Scales L.E. Introduction to Non-Linear Optimization, – New York: Springer-Verlag, 1985. 3. Battiti R. First and second order methods for learning: Between steepest descent and Newton's method, Neural Computation. –1992. – Vol. 4. – № 2. – P. 141– 66.