

3. Область применения итерационного метода предварительно определяется в результате математического моделирования исходя из допустимой погрешности нахождения удаленности дефекта до 20 %. Ограничение области для обеспечения допустимой погрешности выполняется путем задания минимальной амплитуды вектора тока нулевой последовательности.

1. Фигурнов Е.П., Жарков Ю.И., Бодров П.А. и др. Методы определения удаленности повреждения в электрических сетях // Тез. XV НТК "Обмен опытом проектирования, наладки и эксплуатации устройств релейной защиты и автоматики". – Екатеринбург, 2007. – С. 4–8.  
2. Шалыт Г.М. Определение мест повреждения в электрических сетях.- 1982. 3. Качесов В.Е. Метод определения зоны однофазного замыкания в распределительных сетях под рабочим напряжением // Электричество. – 2005. – № 6. – С. 9–19. 4. Пат. 19328 Україна, МКИ G 01 R 31/08. Спосіб визначення відстані до місця локального дефекту ізоляції та опору цього дефекту у розподільчих мережах / М.В. Гребченко, О.А. Сидоренко. – № u200606235; Заявл. 05.06.2006; Опубл. 15.12.2006, Бюл. 12. – 5 с.

УДК 681.5:666.3/7

О.С. Бешта, Т.В. Бабенко

Національний гірничий університет, м. Дніпропетровськ

## Використання LVQ мереж в задачах прогнозування

© Бешта О.С., Бабенко Т.В., 2007

**Наведено результати теоретичних і експериментальних досліджень щодо синтезу мереж векторного квантування під час розв'язання задач прогнозування якості керамічних виробів.**

**The results of theoretical and experimental researches in relation to the synthesis of networks of Learning Vector Quantization at the tasks' solving of prognostication of ceramic semi-finished products' quality are presented.**

**Вступ.** Керамічне виробництво традиційно характеризується значною часткою зворотного браку на різних етапах виконання технологічного процесу, що призводить до значних непродуктивних витрат енергетичних і сировинних ресурсів. Такий стан зумовлений недостатньою повнотою теоретичних обґрунтувань фізико-хімічних процесів і, відповідно, внаслідок практичної відсутності адекватних технологічним процесам моделей, низьким рівнем їх автоматизації.

У деяких випадках отримати адекватні результати під час вирішення низки проблем, що притаманні керамічній галузі, дозволяють традиційні підходи теорії автоматичного керування, проте, залишається широкий клас задач, які неможливо розв'язати тільки на основі традиційних підходів. Це передусім, стосується об'єктів, для яких неможливо побудувати формальні моделі, або ці моделі внаслідок неповноти інформації про сам об'єкт та зміну його параметрів у часі не повністю враховують всі визначальні чинники технологічних процесів, які вони описують і, відповідно, не є адекватними.

Забезпечити мінімізацію непродуктивних витрат енергетичних та сировинних ресурсів, а також підвищення якості керамічних виробів і, як наслідок, ефективності та конкурентоспроможності підприємств керамічної галузі за умови відсутності аналітичного взаємозв'язку між параметрами технологічного процесу, наявності некерованих і неконтрольованих збурень, на нашу думку, можливо шляхом проведення досліджень з синтезу моделей технологічного процесу на основі принципів інтелектуального аналізу даних. Зокрема, це можуть бути моделі на базі штучних

нейронних мереж, які, як відомо, мають властивість нагромаджувати експериментальні знання, узагальнювати їх і робити доступними для користувача у формі, зручній для інтерпретації та прийняття рішень [1–3]. Отже, метою виконаних досліджень є вивчення можливості синтезу адекватних технологічному процесу моделей для прогнозування браку керамічних напівфабрикатів на базі штучних нейронних мереж векторного квантування (learning vector quantization, LVQ). Наукові дослідження в цій сфері тісно корелюють з 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”).

**Результати досліджень.** Як відомо [4], LVQ мережі є розвитком мереж з самоорганізацією Кохонена, складаються з двох шарів: конкуруючого і лінійного, що дозволяє виконати кластирізацію і класифікацію вхідних векторів. Число нейронів у лінійному шарі визначається числом цільових класів.

Під векторним квантуванням у цьому випадку розуміємо процес перетворення вхідного вектора технологічних параметрів  $x$  розмірності  $N \times 1$  з множини  $A \in R^N$  у вектор  $w$  (який мінімізує значення очікуваного спотворення) з множини  $B \in R^M$ , де  $M < N$ . При цьому, множина всіх  $w_i$  являє собою кодову множину класифікатора.

Дані для навчання та тестування моделей були взяті з бази даних підприємства “Дніпро-кераміка”. Кожний день роботи підприємства в базі даних поданий відповідним профільним вектором. Аналіз наявних цільових даних, що вміщувала база даних підприємства “Дніпрокераміка” за п’ять років його функціонування, показав, що для отримання прийнятних результатів класифікації найефективнішим є такий розподіл:

- якщо брак (за типом) = 0 – тоді клас 1;
- якщо брак (за типом)  $> 0$  і  $\leq 1\%$ , – тоді клас 2;
- інакше – клас 3.

Вхідними параметрами моделей є:

- густина водної суспензії;
- в’язкість водної суспензії;
- тискотропія водної суспензії через півгодини;
- плинність водної суспензії через півгодини;
- коефіцієнт згущення водної суспензії;
- рН водної суспензії;
- температура водної суспензії;
- температура на ділянці лиття;
- вологість на ділянці лиття,

Отже, число нейронів у конкуруючому шарі, відповідно до числа параметрів технологічного процесу, не може перевищувати 9 у лінійному шарі їх число визначається кількістю цільових класів ( $M = 3$ ).

У цьому випадку множина значень фізико-хімічних властивостей дисперсної системи (керамічного шлікера) вважається  $x$ , при цьому кожному конкретному вектору  $x$  відповідає один з класів браку. Щоб уникнути впливу ідентичних ознак технологічного процесу на різні типи браку, для кожного з них виконувався синтез окремої моделі.

Приклад вхідних і цільового векторів показано на рис. 1, де  $a$  – вхідна навчальна множина даних,  $b$  – наявність тріщин тіла напівфабрикату типу 39. Як впливає з розташування вхідних векторів рис. 1,  $a$  – класи неможливо розділити лінійно і, відповідно, задача не може бути розв’язана за допомогою перцептрона.

Векторне квантування здійснювалось за методом найближчого сусіда. Під найближчим сусідом розуміємо вектор, який знаходиться від даного на мінімальній евклідовій відстані, тобто на відстані, що мінімізує вартісний функціонал (1).

$$F(x, w) = \sum_{i=1}^N (x - w_{i,j})^2, \quad (1)$$

де  $w_{i,j}$  – вага зв'язку між  $i$  та  $j$  нейронами.

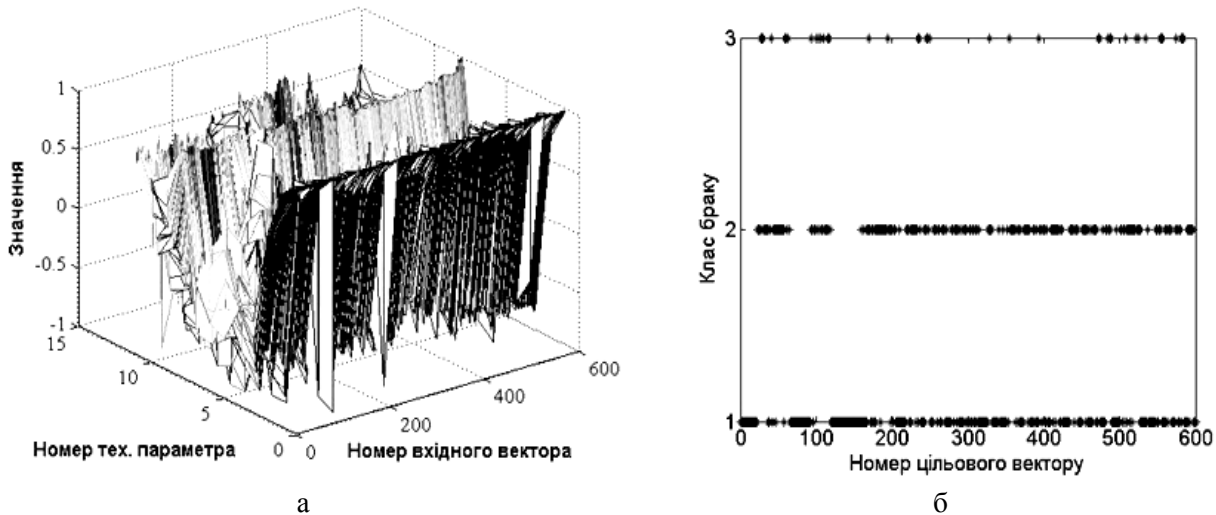


Рис. 1. Приклад розподілу даних вхідних та цільових векторів

LVQ – мережі навчалися на основі множини пар вхід/вихід, які були складені з елементів навчальної послідовності  $\{X, Y\}$ :

$$\{x_1 y_1\}, \{x_2 y_2\}, \dots, \{x_z y_z\}. \quad (2)$$

Настроювання елементів матриці вагових коефіцієнтів виконували за правилом (4):

$$\min\left(\frac{r_i}{r_j} \frac{r_j}{r_i}\right) > S, \quad (3)$$

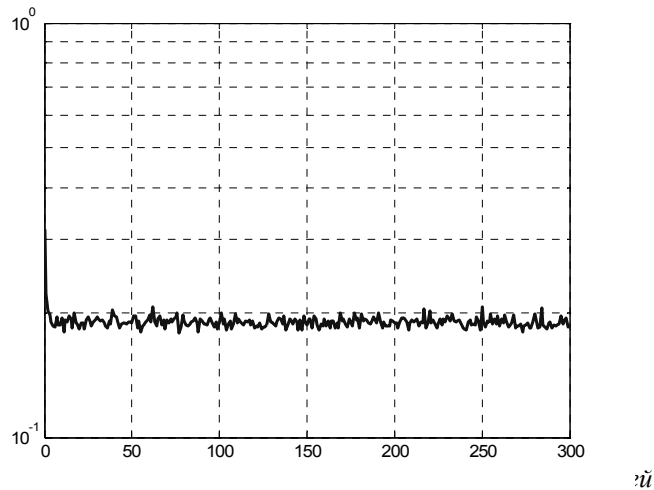
де  $S = \left(\frac{1-V}{1+V}\right)$ ,  $S=0.3 \div 0.5$ ,  $r_i$  і  $r_j$  – евклідові відстані вектора  $x$  від відповідних рядків  $i$  і  $j$  матриці вагових коефіцієнтів, причому рядок  $j$  належить до простору ознак, що відповідає необхідному класу, а рядок  $i$  – не належить:

$$\begin{cases} w_i(k+1) = w_i(k) + \alpha(k)[x(k) - w_i(k)]; \\ w_j(k+1) = w_j(k) + \alpha(k)[x(k) - w_j(k)], \end{cases} \quad (4)$$

де  $\alpha$  – коефіцієнт навчання.

Типовий приклад процесу навчання синтезованих моделей для різних типів браку зображено на рис. 2. Під час навчання моделей коефіцієнт швидкості навчання змінювався від 0.1 до 0.08.

Тестування якості синтезованих моделей та визначення їх узагальнювальних властивостей виконувалось шляхом пред'явлення на їх вхід векторів з контрольної і тестової підмножин даних, після чого виконували обчислення відсотка хибних класифікацій. Класифікація вважалась хибною у тому разі, коли абсолютна похибка була більшою за нуль. У таблиці наведено результати роботи синтезованих моделей, щодо прогнозування браку керамічних напівфабрикатів за типами. Аналіз результатів тестування свідчить, що кількість неправильно класифікованих образів з контрольної та тестової множин даних є досить значною (максимальна абсолютна похибка становить 28.46 %).



### Результати тестування синтезованих моделей

Номер моделі (за типами браку)	Похибки класифікації	
	Контрольна підмножина	Тестова підмножина
№1	28.46%	28.31%
№2	24.32%	25.15%
№3	31.16%	26.78%
№4	20.28%	20.65%
№5	17.4%	20.93%
№6	21.03%	25.48%
№7	27.41%	26.93%
№8	23.19%	24.02%
№9	28.67%	27.96%

**Висновки.** Аналіз отриманих результатів тестування синтезованих моделей з самоорганізацією свідчить, що вони виконують класифікацію вхідних векторів з точністю близько 70 %. Спираючись на результати експериментальних досліджень якості синтезованих моделей на підприємстві “Дніпрокераміка”, можемо стверджувати, що синтезовані моделі забезпечують прийнятну точність прогнозу якості керамічних напівфабрикатів, і після проведення додаткових досліджень щодо підвищення точності прогнозування, можуть бути використані у складі інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень при управлінні технологічними процесами керамічної промисловості.

1. Осовский С. *Нейронные сети для обработки информации*. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 344 с. 2. Руденко О.Г., Бодянский С.В. *Штучні нейронні мережі*. – Харків: ТОВ “Компанія СМІТ”, 2006. – 404 с. 3. Haykin S. *Neural networks, a comprehensive foundation*. – N.Y: Macmillan Colege Publishing Company, 1994. 4. Kohonen, T., *Self-Organization and Associative Memory, 2nd Edition*, Berlin: Springer-Verlag, 1987.