

**Т.В. БАБЕНКО**, канд. техн. наук

## **ДОСЛІДЖЕННЯ МОЖЛИВОСТІ ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ПРЯМОГО РОЗПОВСЮДЖЕННЯ В ЗАДАЧАХ ПОБУДОВИ АСУТП КЕРАМІЧНОГО ВИРОБНИЦТВА**

Наведено результати теоретичних та експериментальних досліджень можливості використання нейронних мереж прямого розповсюдження у системах підтримки прийняття рішень для вирішення задач керування об'єктами керамічної промисловості.

**Ключові слова:** АСУТП, СППР, нейронні мережі, автоматизоване керування.

Приведены результаты теоретических и практических исследований возможности применения нейронных сетей прямого распространения в системах поддержки принятия решений для управления объектами керамической промышленности.

**Ключевые слова:** АСУТП, СППР, нейронные сети, управление.

Складність вивчення фізико-хімічних процесів виробництва керамічних виробів, що перебувають під дією некерованих та неконтрольованих збурень і, як наслідок, неповнота знань щодо кількісного і, частково, якісного впливу параметрів технологічного процесу на якість виконання окремих технологічних операцій і готової продукції, а також враховуючи, що дані про хід технологічного процесу більшою частиною отримують лабораторними методами і, відповідно, вони містять значний рівень шуму, породжує проблему синтезу ефективної системи підтримки прийняття управлінських рішень для об'єктів керамічної промисловості. В даних умовах найбільш ефективними вважаються методи і алгоритми, що базуються на теорії адаптації, однак вони потребують розробки математичних моделей, адекватних технологічному процесу, що, враховуючи специфічні особливості технологічних процесів виробництва керамічних виробів, виконати досить складно.

У сучасних підходах до створення систем підтримки прийняття рішень (СППР) [1, 2] досить чітко простежуються дві тенденції – їх “біологізація” і “гібридизація”. Застосування терміну “біологізація”, як і розробка теорії штучних нейронних мереж, пов'язані з розумінням того, що “класичні” методи обробки інформації відрізняються від процесів у живих об'єктах і є найпростішими реалізаціями універсальних способів функціонування нелінійних інформаційно – управляючих систем біологічних об'єктів з їх здатністю до навчання, накопичення, узагальнення та використання інформації для прийняття рішень на управління. Тенденція “гібридизації” базується на парадигмі, що найскладніша модель реального об'єкту завжди буде примітивнішою і, відповідно, простішою за оригінал, внаслідок чого тільки

сумісне застосування різних методів для обробки інформації про один і той же об'єкт може дозволити отримати необхідні знання і наблизитися до оптимального рішення.

Беручи до уваги зазначене, при створенні та реалізації системи підтримки прийняття рішень (СППР) для об'єктів керамічної промисловості вважаємо найбільш доцільним застосування апарату теорії штучних нейронних мереж. Як відомо, архітектура і особливості синтезу штучних нейронних мереж суттєво залежать від конкретних практичних задач, що повинні бути вирішені [3–10]. Задачі, які можуть бути вирішені штучними нейронними мережами, розділяють на декілька груп [1]: апроксимація; класифікація і розпізнавання образів; прогнозування; ідентифікація і оцінювання; асоціативне управління. Більшість практичних задач зводиться до наступної математичної постановки: необхідно побудувати таке відображення  $X \rightarrow Y$ , щоб на кожний можливий вхідний сигнал  $X$  формувалася правильний вихідний сигнал  $Y$ .

У задачі прогнозування значень фізико - хімічних властивостей водних суспензій (яка в загальному випадку зводиться до задачі апроксимації функцій) необхідно забезпечити прогноз значень фізико-хімічних властивостей водних суспензій по поточним значенням параметрів технологічного процесу їх підготовки.

В задачу синтезу архітектури нейронної мережі входять питання, що пов'язані з вибором виду функцій активації нейронів кожного шару, кількості прихованих шарів, мінімально необхідної кількості нейронів у шарі. Враховуючи, що на даний час не створено єдиної методології, щодо синтезу архітектури штучних нейронних мереж, при синтезі моделі технологічного процесу утворення водних суспензій (керамічних шлікерів) базувалися на результатах чисельних теоретичних та експериментальних досліджень української та російської наукових шкіл у галузі розробки моделей нейронних мереж різного призначення [2–4]. В результаті прийнято рішення дослідити можливість і оцінити ефективність застосування нейронної мережі прямого розповсюдження. Критерієм відбору ортогональних базисних функцій, як відомо, може бути збіжність апроксимаційного ряду або відомі спектральні характеристики припустимих функцій керування. У випадку відсутності інформації щодо умов функціонування об'єкту керування, як правило, внаслідок простоти їх фізичної і технічної реалізації, використовуються сигноїдні, гіперболічні або гаусові базисні функції. Що стосується мінімально необхідної кількості прихованих шарів і нейронів у них, на даний час отримані лише якісні результати оцінювання порядку числа нейронів у мережах з сигноїдними і гаусовими функціями активації. Рішення щодо остаточної архітектури моделі може бути прийнято тільки після виконання певної кількості циклів (епох) її навчання і досягнення похибки узагальнення на рівні, який признається задовільним. Беручи до уваги зазначене, необхідну кількість

прихованих шарів і нейронів в них визначали експериментальним шляхом. В якості функцій активації було прийнято функцію гіперболічного тангенсу у прихованих шарах і лінійну у вихідному. Моделювання процесу навчання виконували за алгоритмом Левенберга-Марквардта. Дані для цілей навчання та тестування синтезованих моделей нейронних мереж взяті з бази даних підприємства “Дніпрокераміка” в якій в деталях детально відображено кожний день роботи підприємства.

Істотно, що архітектура нейронної мережі залежить від того, яким чином будуть розділені дані про хід технологічного процесу на навчальну, контрольну і тестову підмножини. Відповідно, рівень її здатності узагальнювати отримані знання. Тому при виконанні попередньої обробки даних і формуванні навчальної контрольної і тестової підмножин виходили з міркувань, що останні повинні бути типовими представниками множини, при цьому навчальна підмножина не повинна включати унікальних даних, властивості яких відрізняються від типових значень. Здатність відображення штучною нейронною мережею даних з навчальної підмножини характеризує ступінь накопичення мережею навчальних даних, тоді як її здатність до розпізнавання даних, що входять в тестову підмножину, характеризують можливості мережі щодо узагальнення знань. Перед подачею на вхід мережі було виконано масштабування входів і цілей до діапазону [-1 +1].

Таким чином, вхідними сигналами для синтезованих нейронних мереж виступала множина пар векторів  $(z_i, y_i)$ , де  $y_i$  - вектор цільових значень оригінального відображення  $(z_i, y_i)$   $y = [y_1, y_2, \dots, y_K]^T$ ,  $K=9$  (фізико-хімічні параметри водної суспензії), якому відповідає  $z = [z_1, z_2, \dots, z_N]^T$  - вхідний вектор, що вміщує 27 значень технологічних параметрів процесу структуроутворення водної суспензії (керамічного шлікера). Вхідні і вихідні параметри технологічного процесу і, відповідно, нейронних мереж наведено в таблиці.

Таблиця

Вхідні та вихідні параметри моделей

Параметри технологічного процесу, що утворюють вхідний сигнал нейронної мережі	
Властивості технологічної зв'язки (H <sub>2</sub> O)	Гранулометричні показники
1   Вміст суспензії	14   Залишок на ситі 0,25
2   Щільність	15   Залишок на ситі 0,125
3   рН	16   Залишок на ситі 0,063
Рецепт керамічної маси (за хімічним складом)	17   Залишок на ситі 0,45
4   Залишок після прокалювання	18   Прохід через сито 0,45
5   Вміст SiO <sub>2</sub>	Корегування фізико-хімічних властивостей водної суспензії.
6   Вміст Al <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	Додавання:
	19   Води ( помел)

7	Вміст Fe <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	20	Органічних ПАР (дифлон, помел)
8	Вміст TiO <sub>2</sub>	21	Неорганічних ПАР (рідке скло, помел)
9	Вміст CaO	22	Води (попередня корекція)
10	Вміст Mg <sub>2</sub> O	23	Органічних ПАР (дифлон, попередня корекція)
11	Вміст Na <sub>2</sub> O	24	Органічних ПАР (рідке скло, попередня корекція)
12	Вміст K <sub>2</sub> O	25	Води (остаточна корекція)
13	Вміст вільного кварцу	26	Органічних ПАР (дифлон, остаточна корекція)
		27	Неорганічних ПАР (рідке скло остаточна корекція)

Параметри технологічного процесу, що утворюють вихідний сигнал нейронної мережі

Фізико-хімічні властивості водної суспензії

1	Щільність	6	Плинність через 30 хв.
2	В'язкість	7	Коефіцієнт згущення
3	Тиксотропія через 1 хв.	8	pH
4	Тиксотропія через 30 хв.	9	Температура
5	Плинність через 1 хв.		

У процесі навчання синтезованих моделей, корекція значень вагових коефіцієнтів нейронів направлена на пошук такої комбінації їх значень, яка б найкращим чином відтворювала послідовність очікуваних навчальних пар ( $z_i, y_i$ ). Помилка рішення (в момент часу  $n$ ) визначається як різниця між бажаним і реальним вихідним сигналом гібридної структури і показує відстань до правильного значення технологічного параметру. В нашому випадку функціонал якості навчання мережі для поточного моменту  $n$  може бути представлений у вигляді:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^{T_H} \sum_{i=1}^{S^l} \left( y_i^t - d_i^{t, S^l} \right)^2 \quad (1)$$

де  $T_H$  – об'єм навчальної вибірки;  $l$  – число шарів мережі;  $t$  – номер вибірки;  $S^l$  – число нейронів вихідного шару;  $d_i^{t, S^l}$  – вектор сигналу на виході мережі;  $y_i^t$  – вектор цільових значень сигналу на виході мережі для вибірки з номером  $t$ .

Як відомо, навчання нейронних мереж (навіть при використанні ефективних алгоритмів) представляє собою досить трудомісткий процес, який далеко не завжди завершується позитивним результатом. Основні проблеми з прийняттям рішення щодо припинення процесу навчання виникають внаслідок його зведення до одного з локальних мінімумів, які обумовлені використанням нелінійних функцій активації, або станом “паралічу” мережі.

Аналіз результатів моделювання процесу навчання синтезованих моделей різної архітектури дозволяє зробити висновок, що збільшення кількості

прихованих шарів та нейронів у них (при незмінному об'ємі навчальної множини) приводить до того, що функція, яка відновлюється в точках навчання, в процесі тестування моделей добре відновлюється тільки при відповідних цим точкам значеннях. Навіть мінімальне відхилення від цих точок викликає збільшення похибки, тобто – синтезовані моделі не забезпечують узагальнюючих властивостей. Зменшення прихованих нейронів у шарі приводить або до повної втрати мережею здатності відновлювати навчальні дані, або до втрати властивостей узагальнення. Приклад моделювання процесу навчання моделі зі структурою 1-3-9 наведено на рис. 1. Результати моделювання роботи синтезованої моделі мережі на навчальній множині даних наведено на рис. 2.

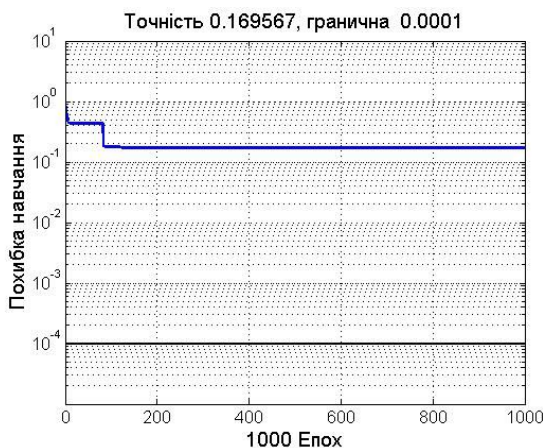


Рис. 1. Ілюстрація процесу навчання моделі нейронної мережі (1-3-9)

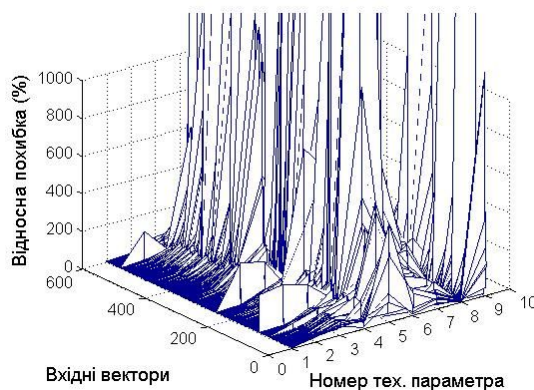


Рис. 2. Похибка синтезованої моделі

Ретельний аналіз результатів синтезу моделей технологічного процесу утворення водних суспензій (керамічних шлікерів) на нейромережевому базисі свідчать, що проблема синтезу СППР для потреб керамічного виробництва на нашу думку може бути успішно вирішена лише при поєднанні властивостей

різних нейромережових парадигм, оскільки результуюча гібридна структура набуває нових властивостей, які не притаманні кожній парадигмі окремо. У даній постановці зазначена проблема, безумовно, потребує проведення додаткових теоретичних та практичних досліджень.

### Список літератури

1. Control and Dynamic Systems / T. Leondes (ed) — London: Academic Press, 1998.
2. **Pham D.T.**, Liu X. Neural Networks for Identification, Prediction and Control. — London: Springer Verlag, 1997.
3. **Zbikowski R., Hunt K.J.** Neural Adaptive Control. — Berlin: Springer — Verlag, 1996.
4. **Masters T.** Neural, Novel and Hybrid Algorithms for Time Series Prediction. — N.Y.: John Willey and Sons, Inc., 1995.
5. **Hecht-Nielsen R. Kolmogorov's Mapping Neural Network Existence Theorem/** Proc. of IEEE First Ann.Int.Conf. on Neural Networks. — San Diego, — 1987. — Vol. 3. — P. 11-13.
6. **Hecht-Nielsen R.** Theory of the Backpropagation Neural Network / Proc. of Int. Joint. Conf. on Neural Networks. — Washington, D.C., 1989. — 1. — P. 593-606.
7. **Колмогоров А.Н.** О представлении непрерывных функций нескольких переменных суперпозициями функций меньшего числа переменных // Докл. АН СССР. -1956. — 108. — №2. — С.179-182.
8. **Колмогоров А.Н.** О представлении непрерывных функций нескольких переменных в виде суперпозиции непрерывных функций одного переменного и сложения // Докл. АН СССР, 1957. — 114. — С.953-956.
9. **Cybenko G.** Approximation by Superposition of a Sigmoidal Function. // Math. Contr., Sign. Syst., — 1989, — 2, — P. 303-314.
10. **Hornik K.** Approximation Capabilities of Multilayer Feedforward Networks // Neural Networks. — 1991. — Vol. 4. — P. 251-257.

*Поступила в редколлегию \_.\_.2007р.  
Рекомендована к публикации д.т.н., А.С. Бештой*