

1). Це означає, що на великих вітрах потужність ВЕУ не перевищує номінальну. Таким чином, при $k_M=50$, $\varphi_{\Delta}=0^0 \dots 1^0$ відбувається аеродинамічна стабілізація потужності і робота ВЕУ не потребує зміни оптимальних кутів у межах всього діапазону робочих швидкостей вітру.

Висновки. 1. Область зміни відносного аеродинамічного моменту ротора ВЕУ з асинхронними та синхронними генераторами, яка відповідає генераторному режиму роботи і в межах якої не виникає перевантаження електричних машин, обмежується двома параболою $\inf \overline{M}_p(z)$ та $\sup \overline{M}_p(z)$. Характер кривих залежить від геометричних розмірів ротора, параметрів генератора та трансмісії. Раціональний вибір передавального числа мультиплікатора та номінальної потужності генератора може забезпечити на великих вітрах аеродинамічну стабілізацію потужності ВЕУ. Це виключає необхідність регулювання кута повороту лопатей у межах всього діапазону швидкостей вітру.

2. Ширина та положення діапазону робочих швидкостей вітру залежить від кута повороту лопатей. Відхилення кута від оптимального як за флюгерного, так і антифлюгерного напрямків викликає зменшення меж робочого діапазону у бік більших швидкостей вітру. Максимальний діапазон робочих швидкостей вітру має місце за кута повороту лопатей, при якому аеродинамічна характеристика ротора є дотичною до верхньої межі $\sup \overline{M}_p(z)$.

3. За антифлюгерного напрямку зміни кута повороту лопатей існує граничний кут, менше яко-

го ВЕУ не може працювати в генераторному режимі за будь-яких швидкостей вітру. Наявність та величина граничного кута визначається характером залежності аеродинамічних характеристик ротора ВЕУ від кута повороту лопатей.

1. Брыль А.А., Валенко В.И., Денисенко О.Г. и др. Экспериментальное определение энергетических характеристик ветроэлектрической установки с вертолетными лопастями // Об.: Преобразование и стабилизация параметров электроэнергии. — Киев: Наук.думка, 1990. — С. 110—114.

2. Бызова Н.Л., Волковицкая З.И., Мазурин Н.Ф. и др. Статистические характеристики скорости ветра применительно к ветровым нагрузкам / Обнинск: ВНИИГМИ-МЦД, 1983. — 52 с.

3. Васько П.Ф., Пекур П.П. Електромеханічна стала часу вітроелектричних установок з асинхронними генераторами в навантажувальних режимах роботи // Відновлювана енергетика. — 2006. — № 2. — С. 49—55.

4. Пекур П.П. Стохастичне моделювання динаміки повітряного потоку в приземному шарі атмосфери за довільної функції розподілу швидкості вітру // Відновлювана енергетика. — 2005. — № 3-4. — С. 29—33.

5. Справочник по электрическим машинам: В 2 т. / Под общ. ред. И.П.Копытова и Б.К.Клюкова. — Т. 1. — М.: Энергоатомиздат, 1988. — 456 с.

6. Фатеев Е.М. Ветро двигатели и ветроустановки. — М.: Сельхозиздат, 1957. — 536 с.

7. ГОСТ 28173-89 Э. Машины электрические вращающиеся. Номинальные данные и рабочие характеристики. — М.: Изд-во стандартов, 1989. — 72 с.

Надійшло 20.02.2007

УДК 681.5:666.3/ 7

О.С.Бешта, докт.техн.наук, Т.В.Бабенко, канд.техн.наук (ІНУ, Дніпропетровськ)

Система підтримки прийняття рішень в умовах невизначеності для об'єктів технологічного комплексу

Насеждено результаты теоретических и практических исследований щодо синтеза интеллектуальных систем поддержки принятия решений на нейронергетической базе для вирішення задач керування технологічними процесами керамічної промисловості.

Приведены результаты теоретических и практических исследований по синтезу интеллектуальных систем поддержки принятия решений на нейронергетической базе для управления объектами керамической промышленности.

Одним з перспективних напрямків досліджень, що дозволяє суттєво підвищити ефективність виробничих процесів, є створення комплексних

систем автоматизованого керування технологічними процесами з інтегрованими інтелектуальними системами підтримки прийняття рішень

© Бешта О.С., Бабенко Т.В., 2007

(ІСППР). Наукові дослідження в сфері створення зазначених систем для керамічної промисловості тісно корелюють з державною науково-технічною програмою з пріоритетних напрямків розвитку науки і техніки України (ДНТП "Новітні технології та ресурсозберігаючі технології в енергетиці, промисловості та агропромисловому комплексі").

Складність вивчення фізико-хімічних процесів виробництва керамічних виробів, зокрема при їх формуванні методом лиття з водних суспензій, обумовила неповноту теоретичних обґрунтувань та існування низки невирішених проблем, притаманних цій галузі промисловості:

- технологічні операції керамічного виробництва мають значну інерційність і розподілені у часі (дозрівання шлікера), у зв'язку з цим якість виконання технологічної операції визначається через певний проміжок часу;

- не визначено кількісно і, частково, якісно взаємозв'язки між параметрами технологічного процесу, а також їх вплив на технологічні характеристики водних суспензій, якість напівфабрикатів і готової продукції;

- не визначено класи функцій, що відтворюють залежність типу "брак= f " (технологічний параметр);

- відомі залежності типу "технологічний параметр₁= f " (технологічний параметр_п) мають нелінійний характер;

- існує значна залежність значень технологічних параметрів від зовнішніх впливів (сезонні зміни основних фізико-хімічних властивостей сировинних матеріалів, вплив мікроклімату тощо) та випадкових збурень;

- значення більшості технологічних параметрів встановлюють лабораторними методами, внаслідок чого вони вміщують значний рівень шуму;

- значна кількість технологічних операцій (залежно від виду продукції) практично не автоматизована.

Аналіз стану проблеми в галузі автоматичного керування технологічними процесами виробництва кераміки дозволяє дійти висновку, що низький рівень впровадження систем автоматичного керування, обумовлений специфічними особливостями технологічних процесів, призводить до складності їх вивчення та моделювання.

Беручи до уваги зазначене, одним з найбільш перспективних методів досліджень є розробка інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень в умовах невизначеності, зокрема — ІСППР на нейромережевому базисі. В даному контексті інтелектуальну СППР необхідно розглядати як низку модулів з моделей синтезованих нейронних мереж. Зазначені модулі на основі ретроспективних і поточних даних про хід технологічного процесу формують прогноз його майбутніх показників та якості виконання окремих технологічних операцій. Сформовані дані передаються на інші елементи системи

керування, а також експерту-технологу.

В даній статті наведено результати досліджень щодо можливості прогнозування значень фізико-хімічних властивостей водної суспензії і показників якості виконання технологічних операцій (браку керамічних напівфабрикатів за типами) за допомогою нейронних мереж на основі самоорганізації, з механізмом конкуренції між нейронами на базі узагальненого правила Кохонена (мап Кохонена).

Основа самоорганізації нейронних мереж складає закономірність глобального впорядкування мережі, що стає можливим в результаті операцій самоорганізації, які виконуються незалежно одна від одної в різних локальних сегментах мережі. При цьому відбувається розпарування нейронів на групи. Окремі нейрони (чи їх групи) активізуються у відповідь на збудження, що викликається конкретними навчальними образами, подавляючи своєю активністю інші нейрони мережі [1, 2].

Модель мапи Кохонена (*T.Kohonen, 1982*) вивчає узагальнення інформації, що пред'являється на її вхід. Широкий спектр навчальних даних та багаторазові повторення схожих одна на одну вибірок утворює "базу знань" для навчання мережі, з якої шляхом відповідних співставлень виводяться рішення щодо формування на виході мережі конкретного відкласифікованого вектора [3, 4]. Модель Кохонена, як і мережі Ліппмана-Хеммінга, складається з одного шару нейронів. Кількість входів кожного нейрона дорівнює розмірності вхідного образу. Кількість нейронів у мапи визначається ступенем докладності, з яким необхідно виконати деталізацію набору вхідних образів. Вважається, що при достатній кількості нейронів і "вданих" параметрах навчання мапи Кохонена можна не тільки виділити основні групи образів, але й встановити "тонку структуру" отриманих кластерів. Істотно, що для вирішення будь-якої задачі, в тому числі і створення ІСППР для об'єктів керамічної промисловості, на нейромережевому базисі, перш за все необхідно виконати синтез структури мережі, адекватної поставленим задачам.

Дані для навчання та тестування нейронних мереж були взяті з бази даних підприємства "Дніпрокераміка", в якій кожний день роботи підприємства представлений відповідним профільним вектором. Технологічні параметри процесу структуроутворення водних суспензій та керамічних напівфабрикатів, що входять до профільних векторів і подаються на вхід мапи Кохонена, наведено в табл. 1 (Гр. — гранулометрія; КВШ — коректування властивостей шлікера).

В процесі навчання мапи Кохонена для прогнозування значень фізико-хімічних параметрів водної суспензії та браку керамічних напівфабрикатів, на основі ретроспективних даних, на вхід нейронної мережі пред'являється навчальна множина профільних векторів, попередньо нормалізованих за формулою

Таблиця 1

№ парам	Технологічний параметр
x_1	Вміст суспензії у рекуперативній воді
x_2	Щільність рекуперативної води
x_3	pH рекуперативної води
x_4	Залишок після прокатовання
x_5	Вміст SiO_2
x_6	Вміст Al_2O_3
x_7	Вміст Fe_2O_3
x_8	Вміст TiO_2
x_9	Вміст CaO
x_{10}	Вміст MgO
x_{11}	Вміст Na_2O
x_{12}	Вміст K_2O
x_{13}	Вміст вільного кварцу
x_{14}	Залишок на ситі 0,25 (Гр.)
x_{15}	Залишок на ситі 0,125 (Гр.)
x_{16}	Залишок на ситі 0,063 (Гр.)
x_{17}	Залишок на ситі 0,045 (Гр.)
x_{18}	Прохід через сито 0,045 (Гр.)
x_{19}	КВШ. вода (мл/ш)
x_{20}	КВШ. дефлон (мл/ш)
x_{21}	КВШ. рідке скло (мл/ш)
x_{22}	КВШ. вода (розчинник)
x_{23}	КВШ. дефлон (розчинник)
x_{24}	КВШ. рідке скло (розчинник)
x_{25}	КВШ. вода (накопичувальна мішалка)
x_{26}	КВШ. дефлон (накопичувальна мішалка)
x_{27}	КВШ. рідке скло (накопичувальна мішалка)

$$\bar{x}_i = x_i / |x|, \quad i = \overline{1, N}, \quad (1)$$

$$\text{де } |x| = \left(\sum_{i=1}^N x_i^2 \right)^{0.5}$$

Процедура нормалізації дозволяє перетворити вектори вхідних сигналів в одиничні з тим же напрямком.

Аналіз розподілу даних, що використовувались на етапі навчання, контролю і тестування нейронної мережі, дозволяє зробити висновок, що характерною особливістю даних є близькі профільні

характеристики для різних днів виконання технологічного процесу. Це ускладнює задачу кластеризації, оскільки при незначних відмінностях у характеристиках технологічного процесу в різні дні можуть збуджуватися різні нейрони, які розташовані недалеко один від одного, але утворюють різні кластери.

В результаті аналізу профільних векторів технологічного процесу було прийнято рішення синтезувати модель нейронної мережі з самоорганізацією, яка вміщує 600 нейронів, впорядкованих у топологічну решітку $5 \times 12 \times 10$. Як початкову топологію розміщення нейронів у вузлах мережі прийняли решітку з випадковою топологією. Настроювання параметрів мережі виконувалося за узагальненим правилом Кохонена з алгоритмом корекції ваг

$$w_i(p) = w_i(p-1) + \alpha [z(p) - w_i(p-1)], \quad (2)$$

де i — номер нейрона-переможця при подачі на вхід мережі $z(p)$ — на кроці навчання p ; α — коефіцієнт швидкості навчання; w_i — i -тий рядок матриці вагових коефіцієнтів нейронів. В даному випадку околиця нейрона-переможця влючас всі нейрони, що знаходяться в межах деякого радіусу d

$$N_i(d) = \{j, d_{ij} < d\}. \quad (3)$$

Для розрахунку відстані між вузлами топологічної решітки використовували відстань зв'язку, що обчислюється за формулою (2)

$$d_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{dist}(l_i - l_j) \leq 1; \\ 2, & \text{для всіх } k, \quad d_{ik} = d_{kj} = 1; \\ 3, & \text{для всіх } (k_1, k_2), \quad d_{ik_1} = d_{k_1 k_2} = d_{k_2 j} = 1; \\ N, & \text{для всіх } (k_1, k_N), \quad d_{ik_1} = \dots = d_{k_N j} = 1; \\ S, & \text{в інших випадках,} \end{cases} \quad (4)$$

де l_i, l_j — вектори положення нейронів з номерами i і j ; dist — евклідова відстань.

При моделюванні процесу навчання синтезованої нейронної мережі були прийняті наступні параметри: кількість епох навчання на етапі впорядкування — 2000, а на етапі підстроювання [2000–5000]; параметр швидкості навчання на етапі впорядкування — 0,9, а на етапі підстроювання — 0,001; розмір околиці нейрона на етапі підстроювання — 3; початкові значення векторів вагових коефіцієнтів нейронів — нормалізовані малі випадкові значення. На рис. 2 наведено топологію синтезованої карти Кохонена по завершенню процесу моделювання її навчання (6000 епох).

В ідеальній ситуації при пред'явленні моделі "сенсорного сигналу" відгук повинен бути таким.

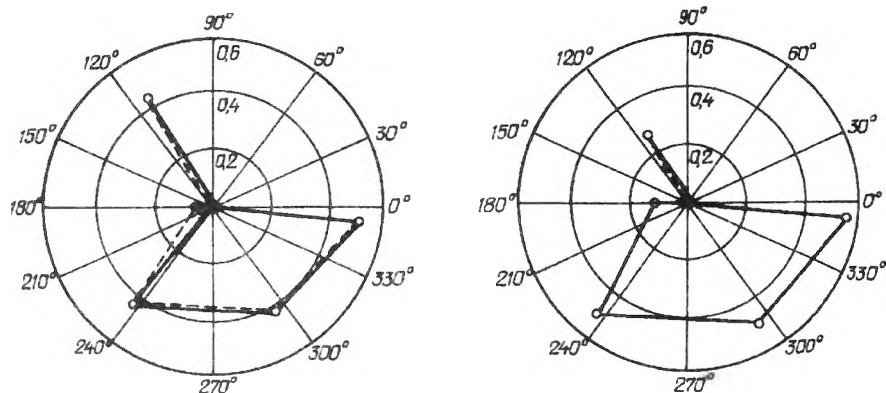


Рис. 1, а, б

при якому вагові коефіцієнти нейрона-переможця зі стовідсотковою точністю відповнюють вхідний сигнал. Тестування мережі виконували шляхом пред'явлення на її вхід даних контрольної і тестової множин. На рис. 1 показано результати відновлення синтезованою мапою Кохонена даних, що не використовувались в процесі навчання (а — контрольна множина; б — тестова множина).

Аналіз відгуку синтезованої моделі при подачі на її вхід "сенсорних сигналів" (рис. 2) свідчить, що модель практично зі стовідсотковою точністю відновлює вхідні сигнали контрольної і тестової множини даних. Відповідно, при аналогічних структурах профільних векторів z для різних днів перемагає один і той же нейрон. Номери нейронів-переможців утворюють кодову таблицю профільних дат виконання технологічного процесу в минулому. Таким чином, в результаті пред'явлення моделі профільних векторів, що характеризують виконання технологічного процесу в минулому, по її відгуку стає можливою побудова кодової множини (книги) класифікатора, до якої входить номер нейрона, що є опорним представником кластера для даної дати та кількість його перемог (активацій). Фрагмент побудованого класифікатора наведено в табл. 2. На рис. 2 (пунктирна лінія — факт, суцільна — прогноз) наведено профільні характеристики фізико-хімічних параметрів водної суспензії і браку керамічних напівфабрикатів, що отримані з використанням запропонованої методики. Аналіз одержаних результатів свідчить, що мінімальна відносна похибка прогнозу фізико-хімічних параметрів водної суспензії по конкретному технологічному параметру складає 0%, а максимальна — 32%. Значення максимальної відносної похибки для різних типів браку керамічних напівфабрикатів, відповідних одному профільному вектору, може коливатися в межах 0—42%.

Отримані результати моделювання свідчать про те, що в конкретній синтезованій моделі на нейромережевому базисі враховано не всі фактори, що впливають на хід технологічного процесу, однак в реальних виробничих умовах при його виконанні вони не вважаються інформативними і, відповідно,

не заносяться до бази даних та не враховуються при прийнятті рішень при керуванні технологічним процесом. Слід також врахувати, що мережі з самоорганізацією виконують обробку тільки вхідного вектора, і не відзначаються добрими апроксимаційними властивостями, які в свою чергу притаманні багатозаровому перцептроні, радіально базисним чи рекурентним мережам.

Таблиця 2

Дата	Нейрон переможець	Кількість перемог
1	2	3
23.03.2004	241	13
24.03.2004	453	1
25.03.2004	461	4
26.03.2004	271	2
29.03.2004	321	1
30.03.2004	123	1
31.03.2004	341	49
01.04.2004	222	6
02.04.2004	511	4
03.04.2004	441	9
05.04.2004	222	6
06.04.2004	441	13
08.04.2004	91	2
10.04.2004	341	49
12.04.2004	341	49
13.04.2004	341	49
14.04.2004	341	49
15.04.2004	242	1
16.04.2004	441	9
17.04.2004	52	2

Таким чином, проблема синтезу комплексної ІСППР для об'єктів керамічного виробництва, на нашу думку, може бути успішно вирішена лише при поєднанні властивостей різних парадигм нейронних мереж. Однак у даній постановці зазначена проблема, безумовно, потребує проведення додат-

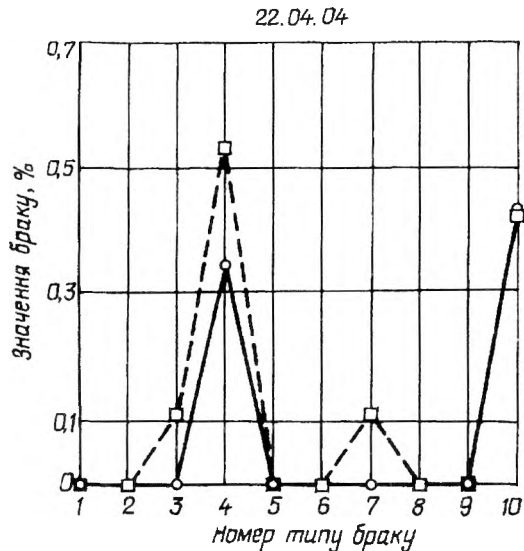
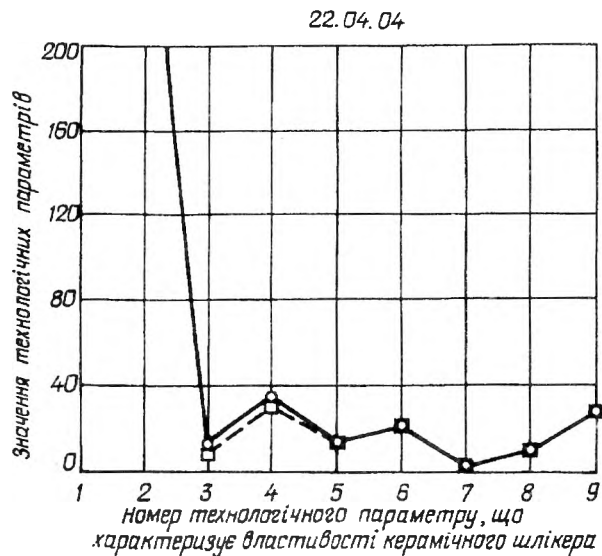


Рис. 2

кових теоретичних та експериментальних досліджень.

1. Hagan M.T., Demuth H.B. and Beale M.H. Neural Network Design. Boston, MA: PWS Publishing, 1996.

2. Hunt K.J., Sbarbaro D., Zbikowski R. and Gawthrop P.J. Neural Networks for Control System-A Survey. Automatica. Vol. 28. — 1992. — Pp. 1083—1112.

3. Kohonen T. Self-Organization and Associative Memory. 2nd Edition. Berlin: Springer-Verlag, 1987.

4. Kohonen T. Self-Organizing Maps. Second Edition. Berlin: Springer-Verlag, 1997.

Надійшло 22.03.2007