

УДК: 004.896

ОЦІНКА БЕЗПЕКИ ТЕХНОЛОГІЧНОГО ПРОЦЕСУ НА ОСНОВІ АНАЛІЗУ ЧАСОВИХ РЯДІВ ЗАСОБАМИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Рубан В.Р., Шумова Л.О.

ASSESSMENT OF THE TECHNOLOGICAL PROCESS SAFETY BASED ON TIME-SERIES ANALYSIS BY MEANS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Ruban V.R., Shumova L.O.

Розроблена інформаційна технологія прогнозування критичного стану контрольованого технологічного процесу на основі методів кластеризації з використанням радіально-базисних нейронних мереж (RBFN), які вибрані на основі попереднього аналізу і виділені їх переважні особливості. Побудована модель у вигляді RBFN, проведено вчення на основі технологічних показників. Для побудови нейромережі використався програмний симулятор Neural Network Toolbox MATLAB 6.5, який рекомендується використати для моделювання перцептронів з різним типом функцій активації. Проведено обчислювальний експеримент, дані практичні рекомендації для використання розробленої моделі для виконання технологічного процесу. Реалізація побудованої моделі на додаток до класичних засобів утримання процесу в рамках штатної ситуації дає особі, що приймає рішення, новий інструмент для запобігання виходу процесу в нештатну ситуацію, що підвищує безпеку потенційно небезпечних систем.

Ключові слова: кластер, нейромережа, прогнозування, часовий ряд, математична модель, штучний інтелект, симулятор.

Вступ. Завдання прогнозування критичних станів небезпечних процесів за результатами спостережень займають одне з головних місць в сучасній теорії управління та прийняття рішень [1]. Складність вирішення цих завдань обумовлено унікальністю процесів та передісторії їх критичних станів. Найбільш ефективно такі задачі вирішуються засобами штучного інтелекту, що сьогодні сформувався вже ні як один з напрямків інформаційних технологій, а як галузь досліджень і розробок інтелектуальних систем, призначених для роботи в областях діяльності, які важко формалізувати [2-3].

Ті моделі, за допомогою яких можна прогнозувати майбутній розвиток процесів і які

використають часові ряди, є найбільш ефективними математичними моделями [4].

Завдання прогнозування динаміки різних показників зводиться до завдання прогнозування часових рядів. При прогнозуванні часового ряду необхідно визначити, скільки попередніх значень однієї змінної взяти і як далеко вперед прогнозувати значення вихідної змінної. Спостереження повинні бути впорядковані в часі, оскільки їхній порядок має значення.

Мета роботи. Зараз існує велика кількість процесів, які не можуть бути описані за допомогою традиційних статистичних моделей за наявності їх нелінійності та квазіперіодичності. Одним з таких процесів діяльності можна вважати технологічний процес виробництва аміаку.

Метою роботи є вдосконалення засобів автоматизованого управління технологічним процесом на основі побудови математичних моделей для прогнозування критичного стану контрольованого процесу.

Об'єктом дослідження є приховані в емпіричних даних закономірності, що показують внутрішню структуру процесу. Дослідження проведені стосовно до технологічного процесу виробництва аміаку на основі даних, які відповідають нормальному і передаварійному режимам.

Предметом дослідження є методи та моделі прогнозування аварійних ситуацій на основі емпіричних даних засобами штучного інтелекту.

Математична модель. Завдання побудови моделі для розпізнавання стану об'єкта на основі часових рядів значень спостережуваних параметрів доцільно вирішити за допомогою штучної нейронної мережі [5]. Нейронні мережі дозволяють створювати адаптивні моделі для прогнозування та розпізнавання.

Важливим завданням нейромережного моделювання є вибір архітектури нейронної мережі, яку визначають: вид нейронної мережі, алгоритм її навчання, кількість нейронів і характер зв'язку між ними. Труднощі її рішення полягають у відсутності формалізованого уявлення і закінченого обґрунтування.

Для прогнозування часових рядів часто використовуються багатошарові перцептрони. Застосування мереж зі зворотними зв'язками для даної задачі недоцільно, що пов'язано з труднощами навчання і короткостроковою пам'яттю таких мереж. Для вирішення завдань класифікації та кластеризації даних доцільно використовувати ідеї, що покладені в основу радіально-базисних нейронних мереж (RBFN) [6]. Переважні особливості RBFN полягають в наступному:

- нема потреби у великій кількості прихованих шарів, досить тільки одного прихованого шару;
- нейрони прихованого шару мають радіальний тип активаційної функції;
- вихідний шар складається з одного або декількох лінійних нейронів;
- на відміну від багатьох додатків, де працюють мережі з лінійними нейронами, RBF реалізують інші методи обробки даних, що забезпечує спрощення та прискорення навчання.

На рисунку 1 представлена структурна схема нейронної мережі з радіально-базисними функціями.

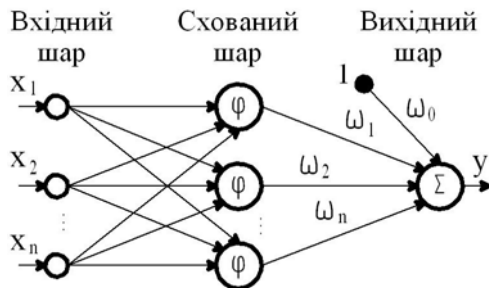


Рис. 1. Нейронна мережа з радіально-базисними функціями

У RBF мережі нейрони здійснюють функції (1), що радіально змінюються близько обраного центра й приймають ненульові значення тільки навколо цього центра.

$$\varphi(x) = \varphi(\|x - c\|) \quad (1)$$

Функції нейрона в таких мережах полягають у відображенні радіального простору навколо заданого центру або близько згустку таких центрів, що складають кластер. Суперпозиція сигналів, що приходять від усіх таких нейронів, дозволяє сформувати образ всього багатовимірного простору.

Функціонування радіальних мереж математично засноване на теоремі Т. Ковера. Згідно з цією теоремою, нелінійні проєкції образів у будь-який багатовимірний простір можуть бути лінійно

розділені з більшою ймовірністю, чим при їхній проєкції в простір з меншою розмірністю.

Як правило, кількість вибірок досить велика, що надмірно підвищує обчислювальну складність алгоритму навчання. Тому пошук оптимального рішення здійснюється в просторі меншої розмірності, що є досить адекватною апроксимацією точного рішення.

Якщо обмежитися К базисними функціями, то апроксимаційне рішення можна подати у вигляді (2).

$$F(x) = f_1 + f_2 + \dots + f_K \quad (2)$$

де $f_i = \omega_i \varphi(\|x - c_i\|)$, $K < p$, $c_i, i = 1, 2, \dots, K$ - безліч центрів, які необхідно визначити; p - кількість навчальних вибірок.

Якщо прийняти $K = p$, можна отримати точне рішення $c_i = x_i$.

Найчастіше радіальна функція являє собою функцію Гауса. При розміщенні її центра в крапці c_i вона може бути визначена в скороченій формі як

$$\varphi(x) = \varphi(\|x - c_i\|) = e^{-\frac{\|x - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}} \quad (3)$$

де σ_i - параметр, від значення якого залежить ширина функції.

Вага ω_0 представляє поріг, що вводить показник постійного зсуву функції.

Дослідження нейронної мережі. Після визначення структури нейромережі побудована модель у вигляді RBFN, проведено вчення на основі технологічних показників.

У роботі для побудови нейромережі використався програмний симулятор Neural Network Toolbox MATLAB 6.5 [7]. Даний пакет рекомендується використати для моделювання перцептронів з різним типом функцій активації.

При дослідженні технологічних параметрів процесу використовувались наступні вхідні дані, які представлені на рис. 2.

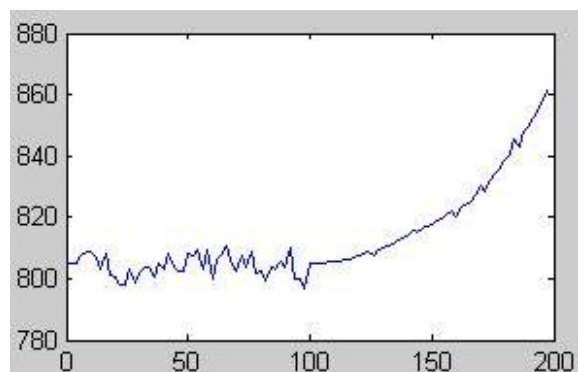


Рис. 2. Дані для дослідження

У результаті роботи програмного симулятора була побудована нейронна мережа прямого поширення на основі персептронів із двома сигмоїдними нейронами схованого шару й одним нейроном вихідного шару. Структура цієї мережі представлена на рис. 3.

Рішення даного рівняння являє собою апроксимаційну функцію в багатомірному просторі у формі зваженої суми локальних базисних радіальних функцій. Це мережа із двошаровою структурою, у якій тільки схований шар виконує нелінійне відображення, що реалізується нейронами з базисними радіальними функціями. Вихідний нейрон, зазвичай, має лінійну структуру, а його суть являє зважене підсумовування сигналів, що надходять від нейронів схованого шару. Вага ω_0 представляє поляризацію, що вводить показник постійного зсуву функції.

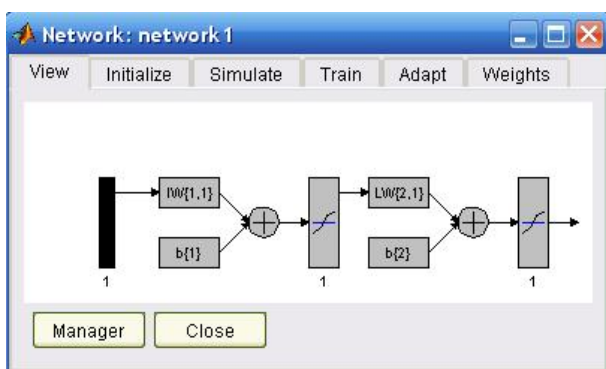


Рис. 3. Структура радіально-базисної мережі

Після тренування мережі було побудовано графік прогнозованих значень, який представлено на рис.4 (червоним кольором).

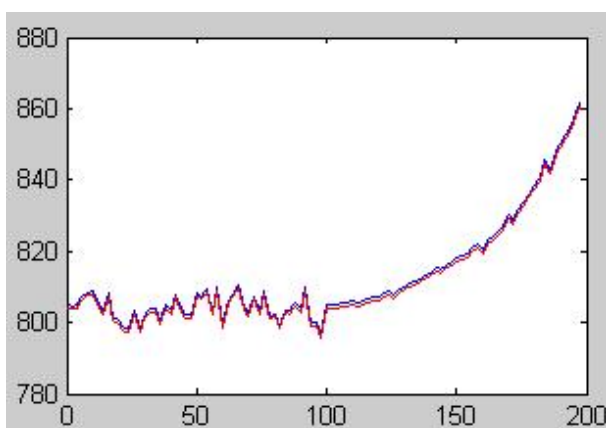


Рис. 4. Вхідні та прогнозовані дані

Використовуючи програмні засоби пакету MATLAB було зроблено апроксимацію побудованої нейромережі, яка представлена на рис. 5.

Попередня обробка часового ряду полягає у нормуванні значень контрольованого технологічного параметра та перетворення одновимірного ряду в багатовимірний за допомогою однопараметричної

зсувної процедури (метод аналізу і прогнозу часових рядів Singular Spectrum Analysis [8]).

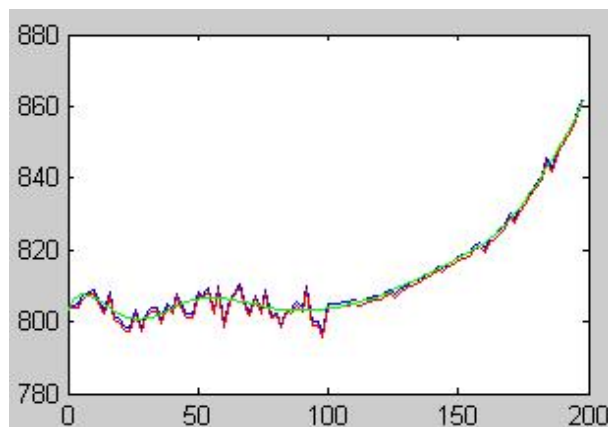


Рис. 5. Апроксимація прогнозованих даних

Для виявлення у часовому ряду, що досліджується, однорідних сукупностей значень (кластерів [9]), які можна асоціювати з певними режимами (нормальний - процес близький до стаціонарного; небезпечний - зміщення в бік критичного значення; перед аварійною тенденція), зроблена спроба кластеризації методом Уорда при використанні Евклідової відстані. В результаті проведеного кластерного аналізу у вихідних даних виявлено наявність трьох кластерів – рис. 6.

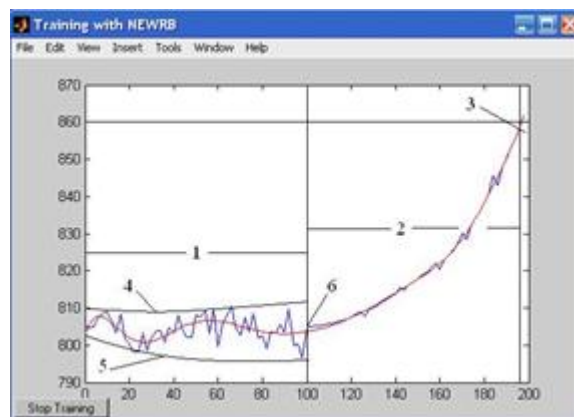


Рис. 6. Кластери:

1 – область нормальних значень; 2 – область небезпечних значень; 3 – область аварійних значень; 4 – верхня межа нормальних значень; 5 – нижня межа нормальних значень; 6 – початок області небезпечних значень

Перший кластер – область нормальних значень 1. Дані цієї області можна вважати стаціонарними, тобто відбувається звичайний процес, усі параметри повністю керовані та знаходяться в межах нормального процесу.

Другий кластер – область небезпечних даних 2. Дані цієї області зміщуються в бік критичного значення і являють собою передвісником перед аварійної ситуації.

Третій кластер – область аварійних даних 3. При отриманні таких даних необхідно терміново

припинити процес. Регламентом технологічного процесу кожному контрольованому параметру призначається зона припустимих значень, вихід з якої означає критичний стан.

Найбільш цікавим в цьому процесі є початок передаварійного режиму, який потрібно виявити по можливості якомога швидше. На рис. 6 це точка б.

В якості критерію розпізнавання початку цієї області пропонується використовувати різницю між верхньою межею нормальних даних (4 на рис. 6) і нижньою межею (5 на рис. 6). Значення цієї різниці визначається з експериментальних даних.

Висновки. В результаті досліджень розроблено інформаційна технологія прогнозування критичного стану контрольованого технологічного процесу на основі методів кластеризації з використанням RBFN: запропоновано методику представлення вихідних характеристик в нормованому вигляді; доведено наявність статистичного зв'язку "клас критичності системи - вибіркового набір параметрів"; побудована модель у вигляді RBFN, проведено обчислювальний експеримент, дані практичні рекомендації. Реалізація побудованої моделі на додаток до класичних засобів утримання процесу в рамках штатної ситуації дає особі, що приймає рішення, новий інструмент для запобігання виходу процесу в нештатну ситуацію, що підвищує безпеку потенційно небезпечних систем. Для використання в промисловості змодельованої моделі необхідно переконатися в повторюваності вхідних та вихідних даних технологічного процесу.

Л і т е р а т у р а

1. Skarga-Bandurova I. Methods to assessing critical parameters and early warnings of dangerous situations / I. Skarga-Bandurova, L. Shumova, A. Ryazantsev // Journal of Information, Control and Management Systems. – 2014. – V. 12, No. 1. – P. 83-91. (зарубіжне видання, publisher: Faculty of Computer Science and Informatics at Žilina University, Slovakia).
2. Рутковская Д., Пилинский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: Пер. с польск. И. Д. Рудинского. – 2-е изд., стереотип. – М.: Горячая линия – Телеком, 2013. – 384 с.
3. Глибовець М.М., Олецький О.В. Штучний інтелект. – Київ: Вид. "КМ Академія", 2002. – 366 с.
4. Мокін Б. І. Математичні методи ідентифікації електромеханічних процесів / Б. І. Мокін, В. Б. Мокін. – Вінниця: УНІВЕРСУМ-Вінниця, 1999. – 99 с.
5. Du K.-L. Neural Networks and Statistical Learning / K.-L. Du, M. N. S. Swamy. – London : Springer-Verlag, 2014. – 824 p.
6. Бодянский Е. В. Ядерная самоорганизующаяся карта на основе радиально-базисной нейронной сети / Е. В. Бодянский, А. А. Дейнеко, Я. В. Куценко // Электротехнические и компьютерные системы. – 2015. – № 20. – С. 97–105.
7. Медведев В.С., Потемкин В.Г. Нейронные сети. MATLAB 6 / Под общ. ред. к.т.н. В.Г. Потемкина. – М.: ДИАЛОГ_МИФИ, 2002. – 496 с.

8. Прогнозирование временных рядов методом SSA. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: [http://www.machinelearning.ru/...](http://www.machinelearning.ru/)
9. Computational Intelligence. A Methodological Introduction / [R. Kruse, C. Borgelt, F. Klawonn and other]. – Berlin : Springer, 2013. – 488 p.

R e f e r e n c e s

1. Skarga-Bandurova I. Methods to assessing critical parameters and early warnings of dangerous situations / I. Skarga-Bandurova, L. Shumova, A. Ryazantsev // Journal of Information, Control and Management Systems. – 2014. – V. 12, No. 1. – P. 83-91. (zarubizhne vidannya, publisher: Faculty of Computer Science and Informatics at Žilina University, Slovakia).
2. Rutkovskaya D., Pilinskiy M., Rutkovskiy L. Neronnaya seti, geneticheskie algoritmy i nechetkie sistemy: Per. s polsk. I. D. Rudinskogo. – 2-e iad., stereotip. – M.: Goryachaya liniya – Telekom, 2013. – 384 s.
3. Glibovets M.M., Oletskiy O.V. Shtuchniy intelekt. - Kyev: Vyd. "KM Akademiya", 2002. - 366 s.
4. Mokin B. I. Matematichni metody identifikatsii elektromehanichnyh procesiv / B. I. Mokin, V. B. Mokin. – Vinnytsya: UNIVERSUM-Vinnitsya, 1999. – 99 s.
5. Du K.-L. Neural Networks and Statistical Learning / K.-L. Du, M. N. S. Swamy. – London : Springer-Verlag, 2014. – 824 p.
6. Bodyanskiy E. V. Yadernaya samoorganizuyushayasya karta na osnove radialno-bazisnoy neyronnoy seti / E. V. Bodyanskiy, A. A. Deyneko, Y. V. Kucenko // Elektrotehnicheskie i komputernie sistemy. – 2015. – № 20. – S. 97–105.
7. Medvedev V.S., Potemkin V.G. Neyronnye seti. MATLAB 6 / Pod obsh. red. k.t.n. V.G. Potemkina. – M.: DIALOG_MIFI, 2002. – 496 s.
8. Prognozirovanie vremennyh ryadov metodom SSA. [Elektronnyi resurs]. – Rezhim dostupa: [http://www.machinelearning.ru/...](http://www.machinelearning.ru/)
9. Computational Intelligence. A Methodological Introduction / [R. Kruse, C. Borgelt, F. Klawonn and other]. – Berlin : Springer, 2013. – 488 p.

Рубан В.Р., Шумова Л.А. Оценка безопасности технологического процесса на основе анализа временных рядов средствами искусственного интеллекта

Разработана информационная технология прогнозирования критического состояния контролируемого технологического процесса на основе методов кластеризации с использованием радиально-базисных нейронных сетей (RBFN), которые выбраны на основе предыдущего анализа и выделены их преобладающие особенности. Построена модель в виде RBFN, проведено обучения на основе технологических показателей. Для построения нейросети применен программный симулятор Neural Network Toolbox MATLAB 6.5, который рекомендуется использовать для моделирования перцептронов с разным типом функций активации. Проведен вычислительный эксперимент, даны практические рекомендации для использования разработанной модели для выполнения технологического процесса. Реализация построенной модели в дополнение к классическим средствам удержания процесса в рамках штатной ситуации дает лицу, которое принимает решение, новый инструмент для предотвращения выхода

процесса в нештатную ситуацию, которая повышает безопасность потенциально опасных систем.

Ключевые слова: кластер, нейросеть, прогнозирование, временной ряд, математическая модель, искусственный интеллект, симулятор.

Ruban V.R., Shumova S.O. Assessment of the technological process safety based on the time-series analysis by means of artificial intelligence

The developed Information technology for prediction of a critical state of controlled technological process based on clustering methods using radial-basic neural networks (RBFN), which are selected on the basis of the preliminary analysis. Their preferable features are also highlighted. The model is constructed in the form of RBFN, the doctrine is based on technological indices. A software stimulator Neural Network Toolbox MATLAB 6.5 was used for building a neural network. It is recommended to use it to model perceptrons with different types of activation functions. A computational experiment was conducted, practical recommendations for the use of the developed model for the implementation of the

technological process have been given. Realization of the built model in addition to the classical means of keeping the process within the regular situation gives the person, who makes decisions, a new tool to prevent the process from coming into an unusual situation which increases the safety of potentially dangerous systems.

Key words: cluster, neural network, forecasting, time series, mathematical model, artificial intelligence, simulator.

Рубан Владислав Романович, магістрант кафедри комп'ютерних наук та інженерії Східноукраїнського національного університету ім. В. Даля, email: say13@i.ua

Шумова Лариса Олександрівна, к.т.н., доцент кафедри комп'ютерних наук та інженерії Східноукраїнського національного університету імені Володимира Даля, e-mail: shumova@ukr.net

Рецензент: д.т.н., професор **Стенцель Й.І.**

Стаття подана 19.09.2018