

DOI: <https://doi.org/10.33216/1998-7927-2025-291-5-53-58>

УДК 681.322

ВПЛИВ ПАРАМЕТРА SPREAD РАДІАЛЬНО-БАЗИСНИХ МЕРЕЖ НА АПРОКСИМАЦІЮ ОСНОВНИХ КАНАЛІВ КЕРУВАННЯ РЕАКТОРУ СИНТЕЗУ ОЦТОВОЇ КИСЛОТИ

Поркуян О.В., Самойлова Ж.Г.

INFLUENCE OF THE SPREAD PARAMETER OF RADIAL-BASE NETWORKS ON THE APPROXIMATION OF THE MAIN CONTROL CHANNELS OF AN ACETIC ACID SYNTHESIS REACTOR

Porkuian O.V., Samojlova Zh.G.

Основу хімічної промисловості становлять хімічні реактори. У нинішньому конкурентному сценарії першочергове значення має підтримка різних робочих змінних та відповідність специфікаціям продукту. Безперервний реактор з мішалкою (CSTR) широко використовується в багатьох хімічних, фармацевтичних та нафтових галузях промисловості, а також в галузі охорони навколишнього середовища та керування відходами. Моделі нейронних мереж пропонують найбільш уніфікований підхід до побудови справді інтелектуальних систем, які можуть забезпечити оптимальне керування для багатьох систем. За останнє десятиріччя штучні нейронні мережі (ІНС) набули значення як універсальні структури, керовані даними, для моделювання нелінійних стаціонарних станів, а також динамічних процесів.

Для побудови та дослідження властивостей нейронної мережі використовувалися статистичні дані реактора синтезу оцтової кислоти, який працює у стаціонарному режимі. Для моделювання використовувалося середовище програмного симулятора MATLAB 2021b.

Метою даної роботи було побудова і дослідження властивостей радіально – базисних нейронних мереж RBF і GRNN, за основними каналами керування реактором синтезу оцтової кислоти, який є газорідним реактором з безперервним перемішуванням. Досліджену мережу можна запропонувати використовувати для керування реактором.

У роботі було досліджено вплив параметра SPREAD на структуру радіальної базисної мережі та якість апроксимації. Для моделювання радіально – базисних мереж RBF і GRNN для керування реактором синтезу оцтової кислоти по кожному каналу

керування використовувалася ітераційна процедура формування мереж. Для кількісної оцінки якості апроксимації вихідних параметрів було використано відносну похибку. Параметр впливу SPREAD для радіально – базисної мережі RBF було визначено рівним 0,01, 0,1, 0,7, 2,0, 5,0, 10,0, 20,0, 50,0, 100,0. Для радіально – базисної мережі GRNN було прийнято значення параметра впливу SPREAD 0,7, 2,5,10,20,50,100. Моделювання радіально – базисних мереж RBF і GRNN для керування реактором синтезу оцтової кислоти по кожному каналу керування за допомогою ітераційної процедури формування мереж в MATLAB 2021b показало задовільну якість апроксимації вихідних даних.

Також можна казати, що радіально – базисні мережі RBF і GRNN можна використовувати для поліпшення керування реактором синтезу оцтової кислоти за всіма основними каналами керування.

Ключові слова: радіально-базисна нейронна мережа, реактор, апроксимація, параметр впливу

Основу хімічної промисловості становлять хімічні реактори [1,2]. У нинішньому конкурентному сценарії першочергове значення має підтримка різних робочих змінних та відповідність специфікаціям продукту [3,4]. Безперервний реактор з мішалкою (CSTR) широко використовується в багатьох хімічних, фармацевтичних та нафтових галузях промисловості, а також в галузі охорони навколишнього середовища та керування відходами [5,6,7,8,9,10]. Моделі нейронних мереж пропонують найбільш уніфікований

підхід до побудови справді інтелектуальних систем, які можуть забезпечити оптимальне керування для багатьох систем [11]. За останнє десятиліття штучні нейронні мережі (ІНС) набули значення як універсальні структури, керовані даними, для моделювання нелінійних стаціонарних станів, а також динамічних процесів [12,13]. У цій роботі було запропоновано використовувати радіально-базисні нейронні мережі для вирішення проблеми керування реактором синтезу оцтової кислоти, який є газорідним реактором з безперервним перемішуванням.

Для побудови та дослідження властивостей нейронної мережі використовувалися статистичні дані реактора синтезу оцтової кислоти, який працює у стаціонарному режимі. Для моделювання використовувалося середовище програмного симулятора MATLAB 2021b. Ця програма рекомендована для моделювання різних нейронних мереж із різною кількістю нейронів.

Структурно-логічна схема реактора синтезу оцтової кислоти була досліджена в роботі [14] і показана на рисунку 1.

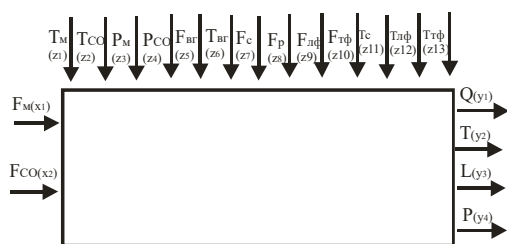


Рис. 1. Структурна схема реактору

Вихідними координатами реактору синтезу як об'єкту керування є:

- тиск в реакторі P ;
- рівень в реакторі L ;
- температура реакції синтезу T ;
- концентрація оцтової кислоти в реакційній рідині Q .

Вхідними координатами реактору синтезу як об'єкту керування є:

- витрата метанолу F_M ;
 - витрата оксиду вуглецю F_{CO} .
- До збурюючих координат слід віднести:
- температуру метанолу T_M ;
 - температуру оксиду вуглецю T_{CO} ;
 - тиск метанолу P_M ;
 - тиск оксиду вуглецю P_{CO} ;
 - витрату віддувальних газів F_{VF} ;
 - температуру віддувальних газів T_{VF} ;
 - витрату реакційної рідини на виході з сепаратора F_C ;

- витрату реакційної рідини на виході з реактора F_P ;

- витрату *витрата потоку* легкої фази конденсату після декантатора колони відгонки легких фракцій F_{LF} ;

- витрату *витрата потоку* важкої фази конденсату після декантатора колони відгонки легких фракцій F_{TF} ;

- температуру кубової рідини T_C на вході в реактор з сепаратора;

- *температура потоку* легкої фази конденсату після декантатора колони відгонки легких фракцій T_{LF} ;

- *температура потоку* важкої фази конденсату після декантатора колони відгонки легких фракцій T_{TF} .

Метою даної роботи було побудова і дослідження властивостей радіально – базисних нейронних мереж RBF і GRNN, за основними каналами керування реактором синтезу оцтової кислоти. В роботі досліджувався вплив параметру SPREAD нейронної мережі на апроксимацію вихідних даних реактора синтезу оцтової кислоти. Досліджену мережу можна запропонувати використовувати для керування реактором.

Викладання основного матеріалу. Для моделювання радіально – базисних мереж RBF і GRNN для керування реактором синтезу оцтової кислоти по кожному каналу керування використовувалася ітераційна процедура формування мереж.

Для кількісної оцінки якості апроксимації вихідних параметрів було використано відносну похибку.

$$\delta_{\text{відн}} = \frac{a_{\text{вимір}} - a_{\text{неймер}}}{a_{\text{вимір}}} \quad (1)$$

де $a_{\text{вимір}}$ – вихідні дані, отримані на підприємстві, $a_{\text{неймер}}$ – результати моделювання за допомогою нейромережі

Радіально – базисна нейронна мережа RBF, яка додає по одному нейрону на кожному кроці була створена за допомогою функції newrb. Нейрони додаються до прихованого шару до тих пір, поки сума квадратів помилок не стане меншою від заданого значення або не буде використано максимальну кількість нейронів. Ця функція викликається за допомогою команди:

$$\text{net} = \text{newrb}(P, T, \text{GOAL}, \text{SPREAD})$$

Було також побудовано функціональну схему нейронної мережі в системі Simulink (рис. 2).

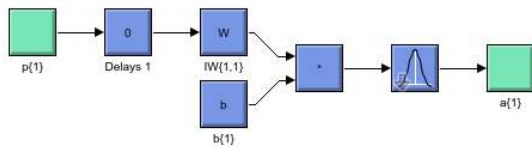


Рис. 2. Функціональна схема радіально – базисної нейронної мережі, побудованої в системі Simulink

Входами функції `newrb` є масиви вхідних P і цільових векторів T , і навіть параметри `GOAL` (допустима середньоквадратична помилка мережі), `SPREAD` (параметр впливу), а виходом – опис радіальної базисної мережі. Значення параметра `SPREAD` має бути достатньо великим, щоб покрити весь діапазон значень входів, але не настільки, щоб ці значення були однаково значущими.

Було сформовано навчальну множину вхідних P та вихідних параметрів T , а також новий вектор $[P1; T1]$. Новий вектор формується для перевірки побудови нейронної мережі. Було також встановлено допустиме значення

функціоналу помилки, що дорівнює 0,02. Параметр впливу `SPREAD` для радіально – базисної мережі RBF було визначено рівним 0,01, 0,1, 0,7, 2,0, 5,0, 10,0, 20,0, 50,0, 100,0.

Кількість нейронів, що використовуються в прихованому шарі в даному випадку дорівнює двадцяти трьом, що відповідає значенню функціоналу помилки 0,02. При невеликій кількості нейронів прихованого шару радіально – базова мережа досить добре апроксимує нелінійну залежність, задану навчальною множиною з 23 елементів. Результати моделювання радіально – базової мережі представлені у таблиці 1.

В результаті навчання функція `newrb` створює радіальну базову мережу на множині, що навчається. Єдина умова, яку потрібно виконати, полягає в тому, щоб значення параметра `SPREAD` було досить великим. У цьому випадку активні області базових функцій перекриваються та покривають весь діапазон вхідних значень. Це забезпечує необхідну гладкість апроксимуючих кривих та перешкоджає виникненню явища перенавчання. Однак значення `SPREAD` не повинно бути настільки великим, щоб радіальна базова функція оголошувала однаково значущими значення входу.

Таблиця 1

Відносна похибка апроксимації вихідних параметрів для кожного керуючого каналу за допомогою радіально-базисної мережі RBF

Spread канал	0,01	0,1	0,7	2,0	5,0	10,0	20	50	100
витрата оксиду вуглецю-температура	0,0017	0,0017	0,0026	0,0020	0,0029	0,0055	0,0450	61,05	834,41
витрата метанолу-температура	0,0022	0,0022	0,0022	0,0022	0,0017	0,0017	0,0018	0,0054	2,8618
витрата оксиду вуглецю-тиск	3.07×10^{-4}	3.07×10^{-4}	3.07×10^{-4}	3.07×10^{-4}	3.07×10^{-4}	3.07×10^{-4}	3.07×10^{-4}	3.07×10^{-4}	3.07×10^{-4}
витрата оксиду вуглецю-рівень	0,0057	0,0057	0,0149	0,0060	0,0101	0,0231	0,0697	367,56	3597
витрата метанолу-рівень	0,0080	0,0080	0,0080	0,0080	0,0057	0,0057	0,0064	0,0180	7,667
витрата оксиду вуглецю-концентрація кислоти	0,0091	0,0091	0,0090	0,0081	0,0081	0,0074	0,0099	0,0102	0,0076
витрата метанолу-концентрація кислоти	0,0090	0,0090	0,0090	0,0090	0,0090	0,0090	0,0093	0,0091	0,0100

Таблиця 2

Відносна похибка апроксимації за допомогою радіально-базисної мережі GRNN

Spread	0,7	2	5	10	20	50	100
канал							
витрата оксиду вуглецю-температура	0,0027	0,0027	0,0026	0,0024	0,0021	0,0020	0,0020
витрата метанолу-температура	0,0020	0,0020	0,0020	0,0020	0,0019	0,0020	0,0019
витрата оксиду вуглецю-тиск	3.07×10^{-4}	3.07×10^{-4}	3.07×10^{-4}	3.07×10^{-4}	3.07×10^{-4}	3.07×10^{-4}	3.07×10^{-4}
витрата оксиду вуглецю-рівень	0,0085	0,0085	0,0086	0,0089	0,0086	0,0085	0,0087
витрата метанолу-рівень	0,0070	0,0070	0,0070	0,0070	0,0073	0,0082	0,0082
витрата оксиду вуглецю-концентрація кислоти	0,0071	0,0071	0,0071	0,0066	0,0069	0,0075	0,0088
витрата метанолу-концентрація кислоти	0,0105	0,0105	0,0105	0,0104	0,0102	0,0091	0,0096

Нейронні мережі GRNN (Generalized Regression Neural Network) призначені для вирішення завдань узагальненої регресії, аналізу часових рядів та апроксимації функцій. Характерною особливістю цих мереж є дуже висока швидкість навчання.

Функціональна схема радіально – базисної нейронної мережі GRNN, побудованої в системі Simulink показано на рисунку 3.

Вона аналогічна функціональній схемі радіально – базисної нейронної мережі, побудованої в системі Simulink, але відрізняється структурою другого шару, в якому використовується блок `normprod` для обчислення нормованого скалярного добутка рядка масиву ваг та вектора входу.

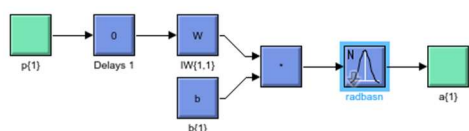


Рис. 3. Функціональна схема радіально – базисної нейронної мережі GRNN, побудованої в системі Simulink

Перший шар - це радіальний базисний шар з числом нейронів, рівним числу елементів Q навчальної множини. Як початкове наближення

для матриці ваг вибирається масив P1; зсув встановлюється рівним вектор-стовпцю з елементами: $0,8326/\text{SPREAD}$.

Для створення нейронної мережі GRNN призначено функцію `newgrnn`. В ході побудови мережі GRNN було зроблено навчальну множину векторів входу P та цілей T. Перший шар у мережах GRNN нічим не відрізняється від першого шару в радіальних мережах.

Прийmemo значення параметра впливу SPREAD 0,7, 2,5,10,20,50,100 (табл.2).

Сформована мережа GRNN використовує 23 нейрона у прихованому шарі і дуже успішно вирішує задачу апроксимації.

Якщо параметр впливу SPREAD встановлено рівним 0,01, то це означає, що діапазон перекриття вхідних значень становить лише $\pm 0,01$. Аналогічно можна визначити діапазон перекриття вхідних значень для інших значень параметру SPREAD. В цьому випадку не забезпечується необхідної гладкості апроксимованої функції.

Якщо параметр впливу SPREAD малий, то радіальна базова функція характеризується різким спадом і діапазон вхідних значень, на який реагують нейрони прихованого шару, виявляється дуже малим. Зі збільшенням параметра SPREAD нахил радіальної базисної функції стає гладкішим, і в цьому випадку вже кілька нейронів реагують на значення вектора входу. Тоді на виході мережі формується вектор, що відповідає середньому кількох цільових

векторів, відповідних вхідним векторам навчальної множини, близьких до вектора входу.

Чим більше значення параметра SPREAD, тим більше нейронів бере участь у формуванні середнього значення, і в результаті функція, що генерується мережею, стає більш гладкою.

Якщо параметр впливу SPREAD вибирається досить великим, то у цьому випадку всі функції активації перекриваються і кожен базовий нейрон видає значення близьке до 1 для всіх значень входів. Це призводить до того, що мережа не реагує на вхідні значення. Функція `newtbf` намагатиметься будувати мережу, але не зможе забезпечити необхідної точності через обчислювальні проблеми. У процесі обчислень виникають труднощі зі зверненням матриць, і це видаються попередження, а точність апроксимації виявляється неприпустимо низькою.

Якщо розглядати якість апроксимації вихідних значень радіально- базисною нейронною мережею для каналів витрата оксиду вуглецю-тиск, витрата оксиду вуглецю-концентрація кислоти, витрата метанолу-концентрація кислоти, то при всіх досліджуваних значеннях параметра SPREAD було досягнуто задовільного значення відносної похибки. Для каналів витрата оксиду вуглецю-температура, витрата оксиду вуглецю-рівень при значеннях параметра SPREAD 0,01, 0,1, 0,7, 2,0, 5,0, 10,0, 20,0 було досягнуто задовільного значення відносної похибки. Для інших значень параметра SPREAD 50,0 і 100,0 якість апроксимації виявилася незадовільною. Для каналів витрата метанолу-температура, витрата метанолу-рівень при значеннях параметра SPREAD 0,01, 0,1, 0,7, 2,0, 5,0, 10,0, 20,0, 50,0 було досягнуто задовільного значення відносної похибки. Для інших значень параметра SPREAD 100,0 якість апроксимації виявилася незадовільною.

Якщо розглядати якість апроксимації вихідних значень радіально- базисною нейронною мережею GRNN для всіх каналів при всіх досліджуваних значеннях параметра SPREAD було досягнуто задовільного значення відносної похибки.

Висновки: Моделювання радіально – базисних мереж RBF і GRNN для керування реактором синтезу оцтової кислоти по кожному каналу керування за допомогою ітераційної процедури формування мереж в MATLAB 2021b показало задовільну якість апроксимації вихідних даних.

Якщо порівнювати мережі з прямою передачею сигналу і радіальні базисні мережі, слід зазначити, що за вирішенні тих самих завдань одна з мереж має перевагу перед інший. Проектування радіальної базисної мережі вимагає значно менше часу, а при обмеженій точності навчання може вимагати і меншої кількості нейронів, що використовуються. Перевага в тому, що швидкість навчання дуже висока, оскільки навчання зводиться лише до присвоєння значень ваг. Виконане дослідження показало, що параметр впливу SPREAD слід вибирати більшим, ніж крок розбиття інтервалу завдання навчальної послідовності, але меншим за розмір інтервалу.

Також можна казати, що радіально – базисні мережі RBF і GRNN можна використовувати для поліпшення керування реактором синтезу оцтової кислоти за всіма основними каналами керування.

Л і т е р а т у р а

1. Kamesh R. Adaptive ANN Model based Nonlinear Control of a Semi-batch Polymerization Reactor Challenge Problem/ R. Kamesh, K. Y. Rani - 2016 Indian Control Conference (ICC), Indian Institute of Technology Hyderabad, January 4-6, 2016. Hyderabad, India, p.222-229, DOI: [10.1109/INDIANCC.2016.7441132](https://doi.org/10.1109/INDIANCC.2016.7441132)
2. Pozna C. An approach to the design of nonlinear statespace control systems / C. Pozna, R. E., 2018, Precup Stud. Inform. Control, vol. 27, no. 1, pp. 5–14, doi.org/10.24846/v27i1y201801
3. Dirion, J.L. Elaboration of a Neural Network System for Semi-batch Reactor Temperature Control: an Experimental Study/ J.L.Dirion, B. Ettegui, M.Cabassudm, M.V. Le Lann, & G. Casamatta, 1996, Chemical Engineering and Processing, Vol. 35, pp. 225-234. [https://doi.org/10.1016/0255-2701\(95\)04120-6](https://doi.org/10.1016/0255-2701(95)04120-6)
4. Galván I.M. The use of neural networks for fitting complex kinetic data/ I.M. Galván^a, J.M. Zaldívar^a, H. Hernández^b, E. Molga, Computers & Chemical Engineering, Volume 20, Issue 12, 1996, Pages 1451-1465, [https://doi.org/10.1016/0098-1354\(95\)00231-6](https://doi.org/10.1016/0098-1354(95)00231-6)
5. Gao D. X. Optimal dynamic control for CSTR nonlinear system based on feedback linearization/ D. X. Gao and H. Liu, in Proc. IEEE Conf. Chin. Control Decis. (CCDC), May 2015, pp. 1298–1302., DOI: [10.1109/CCDC.2015.7162119](https://doi.org/10.1109/CCDC.2015.7162119)
6. Vasičkaninova A. Neural Network Predictive Control of a Chemical Reactor »/ A. Vasičkaninova, M. Bakošova, Acta Chimica Slovaca, Vol.2, No.2, 2009, 21 - 36 DOI: [10.1109/87.668039](https://doi.org/10.1109/87.668039)
7. Akpan, A. V. Nonlinear Model Identification and Adaptive Model Predictive Control Using Neural

- Networks/ A. V.Akpan, G. D.Hassapis, 2011, ISA Transactions Vol. 50, pp.177–194 doi: 10.1016/j.isatra.2010.12.007.
8. Dong-Juan L. Adaptive neural network control for continuous stirred tank reactor process/ L. Dong-Juan, 2013, IFAC Proc. Volumes, vol. 46, no. 20, pp. 171–175, Jan. doi.org/10.3182/20130902-3-CN-3020.00148
 9. Nassira Z. Adaptive neural-network output feedback control design for uncertain CSTR system with input saturation/ Z. Nassira, C. Mohamed, N. Essounbouli, Oct. 2018, in Proc. Int. Conf. Elect. Sci. Tech. Maghreb (CISTEM), pp. 1–6., DOI: [10.1109/CISTEM.2018.8613330](https://doi.org/10.1109/CISTEM.2018.8613330)
 10. Alshammari O. A Neural Network-Based Adaptive Backstepping Control Law With Covariance Resetting for Asymptotic Output Tracking of a CSTR Plant/ O. Alshammari, M. N. Mahyuddin and H. Jerbi, 2020, in IEEE Access, vol. 8, pp. 29755–29766, , doi: 10.1109/ACCESS.2020.2972621.
 11. Krenker A. Introduction to the Artificial Neural Networks / Andrej Krenker, Janez Bešter and Andrej Kos, 2011, [Internet]. InTech; Available from: <http://dx.doi.org/10.5772/644>
 12. Beyhan S. Stable modeling based control methods using a new RBF network / S. Beyhan, M. Alci, - 2010, ISA Trans., Oct;49(4):510-8. doi: 10.1016/j.isatra.2010.04.005. Epub 2010 May 14. PMID: 20471011.
 13. Akpan V. A. Nonlinear model identification and adaptive model predictive control using neural networks/ Vincent A. Akpan, George D. Hassapis, - 2011, April, ISA Transactions, Volume 50, Issue 2, Pages 177-194
 14. Samoilova Zh.G. Development of a mathematical model of technological processes in a reactor for the synthesis of otic acid / Zh.G. Samoilova // Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, 5/2 (113), 2021, pp. 94-104, DOI: 10.15587/1729-4061.2021.242816

Porkuian O.V., Samojlova Zh.G. Influence of the SPREAD parameter of radial-base networks on the approximation of the main control channels of an acetic acid synthesis reactor

The chemical industry is based on chemical reactors. In today's competitive scenario, it is paramount to support the various operating variables and meet product specifications. The continuous stirred tank reactor (CSTR) is widely used in many chemical, pharmaceutical and petroleum industries, as well as in environmental protection and waste management. Neural network models offer the most unified approach to

building truly intelligent systems that can provide optimal control for many systems.

Over the past decade, artificial neural networks (ANNs) have gained importance as versatile data-driven structures for modelling nonlinear steady-state and dynamic processes.

To build and study the properties of the neural network, we used statistical data from an acetic acid synthesis reactor operating in a stationary mode. The MATLAB 2021b software simulator environment was used for modelling.

The aim of this work was to build and study the properties of radial basis neural networks RBF and GRNN, according to the main control channels of the acetic acid synthesis reactor, which is a gas-liquid reactor with continuous stirring. The investigated network can be proposed to be used for reactor control.

In this paper, we investigated the effect of the SPREAD parameter on the structure of the radial basis network and the quality of approximation. To model the radial basis networks RBF and GRNN for controlling an acetic acid synthesis reactor for each control channel, an iterative procedure for forming networks was used.

The relative error was used to quantify the quality of the approximation of the initial parameters. The SPREAD influence parameter for the radial basis function (RBF) network was determined to be 0.01, 0.1, 0.7, 2.0, 5.0, 10.0, 20.0, 50.0, 100.0. For the radial basis network GRNN, the values of the influence parameter SPREAD were taken to be 0.7, 2.5, 10, 20, 50, 100. The modelling of the radial basis networks RBF and GRNN for controlling the acetic acid synthesis reactor for each control channel using the iterative procedure for forming networks in MATLAB 2021b showed a satisfactory quality of approximation of the original data.

It can also be said that the radial basis networks RBF and GRNN can be used to improve the control of the acetic acid synthesis reactor by all the main control channels.

Keywords: radial basis neural network, reactor, approximation, influence parameter

Поркуян Ольга Вікторівна – доктор технічних наук, професор, ректор Східноукраїнського національного університету імені Володимира Даля (м.Київ) porkuian@snu.edu.ua

Самойлова Жанна Георгіївна – кандидат технічних наук, доцент кафедри Комп'ютерно-інтегрованих систем управління Східноукраїнського національного університету імені Володимира Даля (м.Київ) samojlova@snu.edu.ua

Стаття подана 17.03.2025.