

DOI: <https://doi.org/10.33216/1998-7927-2023-279-3-31-36>

УДК 681.322

МОДЕЛЮВАННЯ ЛІНІЙНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ З ЗВОРОТНИМ ПОШИРЕННЯМ ПОМИЛКИ ДЛЯ ОСНОВНИХ КАНАЛІВ КЕРУВАННЯ РЕАКТОРОМ СИНТЕЗУ ОЦТОВОЇ КИСЛОТИ

Поркуян О.В., Самойлова Ж.Г.

MODELING OF A LINEAR NEURAL NETWORK WITH INVERSE ERROR PROPAGATION FOR THE MAIN CHANNELS OF ACETIC ACID SYNTHESIS REACTOR CONTROL

Porkuyan O.V., Samojlova Zh.G.

В наш час для управління технологічними об'єктами можуть бути використані нейронні мережі, нечітка логіка чи генетичні алгоритми. Було небагато спроб використати технології штучного інтелекту для побудови автоматичних систем керування.

Однак тільки в останні роки, зі зростанням досліджень у галузі нелінійного управління, використання технологій штучного інтелекту в керуванні технологічними процесами набуло широкого поширення.

Моделювання та дослідження роботи штучних нейронних мереж можна проводити за допомогою програмних симуляторів. Найбільш поширеними пакетами для моделювання властивостей нейромереж є Neural Works Pro Plus, Neuro Solution, Matlab (Neural Network Toolbox), Neuro Wisard, ANsim, Neural Ware та інші. Програми відрізняються складністю, кількістю типів нейронів та алгоритмів навчання, що підтримуються в системі.

У статті досліджується побудова лінійних нейронних мереж із зворотним розповсюдженням помилки для основних каналів управління реактора синтезу оцтової кислоти.

Для побудови та дослідження властивостей нейронної мережі використовувалися статистичні дані реактора синтезу оцтової кислоти у стаціонарному режимі цеху оцтової кислоти Северодонецького ЗАО «Азот». Для моделювання використовувалося середовище програмного симулятора MATLAB 2021. Ця програма рекомендована для моделювання різних нейронних мереж із різною кількістю нейронів і різним типом функції активації. Для побудови нейронної мережі використовувалася ітераційна процедура.

Архітектура нейронної мережі: перший шар містить спочатку 9 нейронів, потім 23 нейрона, а

*згодом 46 нейронів з функцією активації *tansig*. Другий шар містить один нейрон з функцією активації *purelin*. Діапазон зміни входу [8900-9800].*

Навчання нейронної мережі виконувалося протягом 50 циклів. Потім виконувалося моделювання мережі. Наприкінці моделювання розраховували відносну похибку для виходу мережі.

У тому випадку, якщо залежності мають лінійний характер для апроксимації даних можна використовувати лінійні нейронні мережі з зворотнім поширенням помилки. Всі створені та промодельовані нейронні мережі для всіх основних каналів керування показали задовільну якість апроксимації даних. Якість апроксимації даних складала во всіх випадках менше 1%. Це дозволить використовувати нейромережі для управління технологічними процесами синтезу оцтової кислоти та перспективність подальших досліджень цього напрямку.

Ключові слова: нейронні мережі, зворотне поширення помилки, реактор

Вступ. Для керування складними системами необхідно побудувати модель, яка адекватно відображає властивості об'єкта керування. У багатьох випадках параметри такої моделі визначаються безпосередньо в процесі експлуатації об'єкта, тобто здійснюється ідентифікація за випадковими вхідними та вихідними сигналами. В наш час досить активно розвивається спосіб побудови автоматизованих систем керування на основі використання технологій штучного інтелекту (нейронні мережі, нечітка логіка, генетичні алгоритми) [1-6]. Завдяки хорошим

можливостям моделювання нейронні мережі широко використовуються в ряді програм хімічної технології, таких як аналіз даних датчиків, виявлення несправностей та ідентифікація нелінійних процесів. Однак тільки в останні роки, зі зростанням досліджень у галузі нелінійного управління, його використання в керуванні технологічними процесами набуло широкого поширення. Відомо небагато спроб використання в хімічній промисловості технологій штучного інтелекту [7-12].

Моделювання та дослідження роботи штучних нейронних мереж можна проводити за допомогою програмних симуляторів. Найбільш поширеними пакетами для моделювання властивостей нейромереж є Neural Works Pro Plus, Neuro Solution, Matlab (Neural Network Toolbox), Neuro Wisard, ANsim, Neural Ware та інші. Програми відрізняються складністю, кількістю типів нейронів та алгоритмів навчання, що підтримуються в системі.

У цій роботі для побудови та дослідження властивостей нейронної мережі використовувалися статистичні дані реактора синтезу оцтової кислоти у стаціонарному режимі цеху оцтової кислоти Сєверодонецького ЗАО «Азот». Для моделювання використовувалося середовище програмного симулятора MATLAB 2021. Ця програма рекомендована для моделювання різних нейронних мереж із різною кількістю нейронів і різним типом функції активації.

Структурно-логічна схема реактора синтезу оцтової кислоти була досліджена в роботі [13] і показана на рисунку 1.

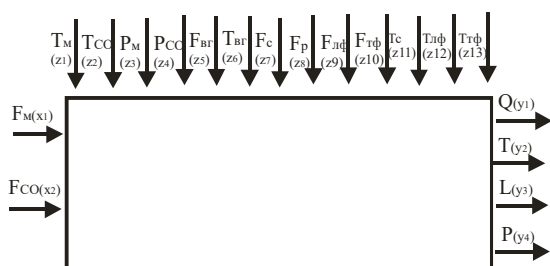


Рис. 1. Структурна схема реактору

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 $F_{вг}$;
- температуру віддувальних газів $T_{вг}$;
- 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 $F_{лф}$;
- витрату витрата потоку важкої фази конденсату після декантатора колони відгонки легких фракцій $F_{тф}$;
- температуру кубової рідини T_c на вході в реактор з сепаратора;
- температура потоку легкої фази конденсату після декантатора колони відгонки легких фракцій $T_{лф}$;
- температура потоку важкої фази конденсату після декантатора колони відгонки легких фракцій $T_{тф}$;

Метою даної роботи було побудова і дослідження властивостей лінійної нейронної мережі зі зворотним поширенням помилки з різною кількістю нейронів першого шару за основними каналами керування реактором синтезу оцтової кислоти. Побудовану мережу можливо було б використовувати для керування реактором.

Виклад основного матеріалу. В роботі досліджувалася двошарова лінійна нейронна мережа з прямою передачею сигналу за допомогою MATLAB 2021. Для цього використовувалися статистичні дані реактора синтезу оцтової кислоти. Для побудови нейронної мережі використовувалася ітераційна процедура.

Були досліджені основні канали керування реактором синтезу оцтової кислоти:

1. Витрата метанолу F_M - концентрація оцтової кислоти в реакційній рідині Q ;
2. Витрата метанолу F_M - температуру реакції синтезу T ;
3. Витрата метанолу F_M - рівень в реакторі реакційної суміші L ;
4. Витрата метанолу F_M - тиск в реакторі P ;
5. Витрата оксиду вуглецю F_{CO} - концентрація оцтової кислоти в реакційній рідині Q ;
6. Витрата оксиду вуглецю F_{CO} - температуру реакції синтезу T ;
7. Витрата оксиду вуглецю F_{CO} - рівень в реакторі реакційної суміші L ;

8. Витрата оксиду вуглецю F_{CO} - тиск в реакторі P.

Для відображення послідовності входів використовувалася множина P, а відображення послідовності цілей використовувалася множина T.

Лінійні мережі здатні вирішувати лінійно відокремлені задачі класифікації та завдання апроксимації. Вони використовують правило навчання, засноване на методі найменших квадратів. Налаштування параметрів виконується таким чином, щоб забезпечити мінімум помилки. Поверхня помилки як функція входів має єдиний мінімум, і визначення цього мінімуму не викликає труднощів. Налаштування лінійної мережі може бути виконано за допомогою як процедури адаптації, так і процедури навчання. Для вирішення задачі апроксимації в роботі використовується правило навчання WH (Widrow-Hoff).

Архітектура нейронної мережі: перший шар містить спочатку 9 нейронів, потім 23 нейрона, а згодом 46 нейронів з функцією активації tansig. Другий шар містить один нейрон з функцією активації purelin. Діапазон зміни входу [8900-9800]. Архітектура нейронної мережі представлена з 9 нейронами в першому шарі показана на рисунку 2, з 23 нейронами в першому шарі – на рисунку 3, а з 46 нейронами в першому шарі – на рисунку 4.

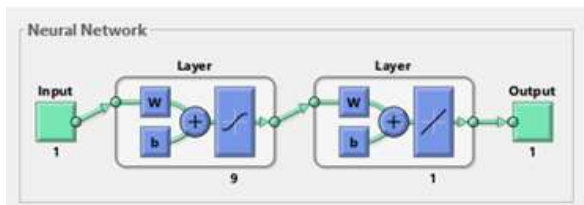


Рис. 2. Архітектура досліджуваної нейронної мережі з 9 нейронами в першому шарі

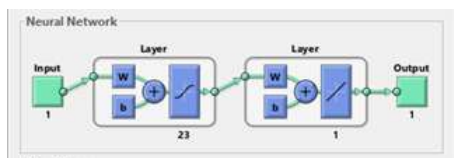


Рис. 3. Архітектура досліджуваної нейронної мережі з 23 нейронами в першому шарі

Програмний код для побудови нейронної мережі:

```
net=newff([8900 9800], [46 1], {'tansig', 'purelin'})
gensim(net)
```

Виконаємо моделювання мережі та розрахуємо відносну похибку для виходу мережі.

Навчимо мережу протягом 50 циклів. Програмний код в цьому випадку:

```
net.trainParam.epochs=50;
net=train(net, P, T);
```

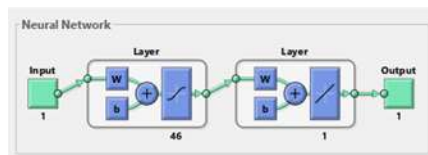


Рис. 4. Архітектура досліджуваної нейронної мережі з 46 нейронами в першому шарі

Виконаємо моделювання сформованої двошарової мережі, використовуючи перевірочну послідовність входу.

```
Y=sim(net, P1);
plot(P1,T, P, Y, 'o')
```

Результати моделювання нейронної мережі по кожному каналу керування реактором синтезу оцтової кислоти представлені в таблиці. Для кожного каналу була вирахована відносна похибка моделювання.

Якщо порівнювати відносні похибки мереж з прямою передачею сигналу каналу витрата метанолу, що подається в реактор синтезу оцтової кислоти і концентрація оцтової кислоти на виході реактора, можна бачити, що найменшу відносну похибку забезпечує мережу з 23 нейронами в першому шарі мережі. Вона становить 0,34% середнього значення концентрації оцтової кислоти на виході реактора. Потім йде мережа з 9 нейронами першого шару. Відносна похибка мережі становить 0,56%. Найбільшу похибку апроксимації забезпечує мережа з 46 нейронами першого шару. Вона забезпечує відносну похибку 0,7%. Відносна похибка мережі для каналу витрати метанолу, що подається в реактор синтезу оцтової кислоти і температура реакційної суміші в реакторі не змінюється зі збільшенням кількості нейронів першого шару з 23 до 46. У цьому випадку відносна похибка становить 0,16%. Незначно змінюється відносна похибка апроксимації каналу витрати метанолу, що подається в реактор синтезу оцтової кислоти і рівень реакційної суміші в реакторі. При збільшенні числа нейронів у першому шарі з 23 до 46 відносна похибка трохи змінюється з 0,59% до 0,58% відповідно. Для каналу витрати метанолу, що подається в реактор синтезу оцтової кислоти і тиск у реакторі зі збільшенням кількості нейронів у першому шарі з 23 до 46 відносна похибка зменшується з $1.9 \cdot 10^{-8}\%$ до $3.7 \cdot 10^{-7}\%$.

Таблиця

**Відносна похибка моделювання нейронної мережі по кожному каналу керування
реактором синтезу оцтової кислоти**

Канал	Кількість нейронів першого шару	Відносна похибка	Кількість нейронів першого шару	Відносна похибка	Кількість нейронів першого шару	Відносна похибка
F _M -Q	9	0.0056	23	0.0034	46	0.0070
F _M -T			23	0.0016	46	0.0016
F _M -L			23	0.0059	46	0.0058
F _M -P			23	$1.9 \cdot 10^{-10}$	46	$3.7 \cdot 10^{-09}$
F _{CO} -Q	9	0.0051	23	0.0033	46	0.0070
F _{CO} -T			23	0.0019	46	0.0021
F _{CO} -L			23	0.0054	46	0.0078
F _{CO} -P			23	$2.2 \cdot 10^{-10}$	46	$4.4 \cdot 10^{-08}$

Якщо порівнювати відносні похибки мереж з прямою передачею сигналу каналу витрата оксиду вуглецю, що подається в реактор синтезу оцтової кислоти і концентрація оцтової кислоти на виході реактора, можна бачити, що найменшу відносну похибку забезпечує мережу з 23 нейронами в першому шарі мережі. Вона становить 0,33% середнього значення концентрації оцтової кислоти на виході реактора. Потім йде мережа з 9 нейронами першого шару. Відносна похибка мережі становить 0,51%. Найбільшу похибку апроксимації забезпечує мережа з 46 нейронами першого шару. Вона забезпечує відносну похибку 0,7%. Відносна похибка мережі для каналу витрата оксиду вуглецю, що подається в реактор синтезу оцтової кислоти і температура реакційної суміші в реакторі змінюється незначно зі збільшенням кількості нейронів першого шару з 23 до 46. У цьому випадку відносна похибка становить 0,19% і 0,21%. Також змінюється відносна похибка апроксимації каналу витрата оксиду вуглецю, що подається в реактор синтезу оцтової кислоти і рівень реакційної суміші в реакторі. При збільшенні числа нейронів у першому шарі з 23 до 46 відносна похибка змінюється з 0,54 до 0,78% відповідно. Для каналу витрата метанолу, що подається в реактор синтезу оцтової кислоти і тиск у реакторі зі збільшенням кількості нейронів у першому шарі з 23 до 46 відносна похибка зменшується з $1.9 \cdot 10^{-8}\%$ до $3.7 \cdot 10^{-7}\%$.

Висновки: Для створення керуючої системи з використанням нейронних мереж при стаціонарному режимі роботи реактора синтезу оцтової кислоти необхідно визначити структуру нейромережі, провести навчання на підставі технологічних показників і провести апробацію роботи мережі з використанням обладнання цеху оцтової кислоти. У тому випадку, якщо

залежності мають лінійний характер для апроксимації даних можна використовувати лінійні нейронні мережі з зворотнім поширенням помилки. Моделювання нейромережі з використанням MATLAB 2021 показало успішність процесу побудови та навчання нейронної мережі та його задовільну якість, яка дозволить використовувати нейромережі для управління технологічними процесами синтезу оцтової кислоти та перспективність подальших досліджень цього напрямку.

Л і т е р а т у р а

1. Бойко С. Застосування нейронних мереж при автоматизації діагностики стану авіаційного генератора гвинтокрила.// С. Бойко, Є. Волканін, О. Городній, О. Борисенко, Л. Вершняк.- ТЕХНІЧНІ НАУКИ ТА ТЕХНОЛОГІЇ.- 2018.-№ 3 (13), С.152-160
2. Маковецька, С. В. Застосування штучних нейронних мереж для прогнозування динаміки технологічного процесу в умовах невизначеності / С. В. Маковецька, О. М. Мягшило // Сучасні методи, інформаційне, програмне та технічне забезпечення систем управління організаційно-технічними та технологічними комплексами: програма та матеріали II Міжнародної науково-технічної Internet-конференції, 25 листопада 2015 р. [Електронний ресурс] – К.: НУХТ, 2015. – С. 188-189. - Режим доступу: <https://nuft.edu.ua/page/view/konferentsii>.
3. Гончаренко Т. А. Застосування технології штучних нейронних мереж для моделювання рельєфу будівельного майданчика/Т. А. Гончаренко// Управління розвитком складних систем: зб. наук. робіт / Київ. нац. ун-т буд-ва та архітектури; гол. ред. Лізунов П. П. – Київ: КНУБА, 2017. – № 29. – С. 116 – 120.
4. Paredes-Astudillo Y.A. Comparing linear and non-linear modelling approaches of learning effects in 2-stage flow-shop scheduling problems/ Y. A. Paredes-

- Astudillo, V. Botta-Genoulaz, J. R. Montoya-Torres // *IFAC Papers OnLine* .- 55-10 (2022), P. 842–847
5. Steentjes Tom R.V. Handling unmeasured disturbances in data-driven distributed control with virtual reference feedback tuning/ Tom R.V. Steentjes, Paul M.J. Van den Hof, Mircea Lazar // *IFAC Papers OnLine*.- 54-7 (2021), P. 204–209
 6. Borg D. Neural networks as a diagnosing tool for industrial level measurement through non contacting radar type and support to the decision for its better application / D. Borg, F. F. Pinto, M. Suetake, D. Brandão// *IFAC-PapersOnLine*.- 49-30 (2016).-p. 349–354
 7. Topolski N.G. Computer Aided Fire safety Systems in Chemical Industries. / N.G.Topolski, V.S.Vatagin, // Mary Kay O'Connor Process Safety Center Symposium. -Proceeding.- October 24-25.- 2000.- Reed Arena.- Texas A&M. -University, College Station, Texas- p.348-349.
 8. Baskin I.I. Quantitative chemical structure – property/activity relationship studies using artificial neural networks. / I.I. Baskin, M.I.Skvortsova, V.A.Palyulin, N.S.Zefirov // *Foundations of Computing and Decision Sciences*. - 1997. - Vol. 22, № 2. – P. 107-116.
 9. Porkujan Olga «Neural network simulation in running of acetic acid syntesis unit while start-up»/ Olga Porkujan, Zhanna Samojlova.- ТЕКА, Польща, Academy of Sciences (PAN), with registered offices in Warsaw, 2013, p.188-192
 10. Tronci S. A Gain-Scheduling PI Control Based on Neural Networks/ Stefania Tronci , Roberto Baratti// *Hindawi Complexity Volume 2017, Article ID 9241254, 8 pages*
 11. Joschka W. Overcoming the modeling bottleneck: A methodology for dynamic gray-box modeling with optimized training data / Winz J. , Fromme F., Engell S. Process Dynamics and Operations Group, TU Dortmund University, Energy reports, -Issue 10. - November 2023, pages 396-406
 12. Moon Un-Chul. A comparative study of water wall model with a linear model and a neural network model/ Un-Chul Moon, Jaewoo Lim, Geon Go, Kwang. Y. Lee// *Proceedings of the 19th World Congress The International Federation of Automatic Control Cape Town, South Africa. August 24-29, 2014, p.1446-1451*
 13. Самойлова Ж.Г. Розробка математичної моделі технологічних процесів в реакторі синтезу оцтової кислоти/ Ж.Г.Самойлова// *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, 5/2 (113), 2021, C.94-104*
- References**
1. Boyko S. Establishment of neural networks in the automation of diagnostics of an aircraft generator of quintocryl.// S. Boyko, E. Volkanin, O. Gorodniy, O. Borisenko, L. Vershnyak. - *TECHNICAL SCIENCES AND TECHNOLOGIES*. - 2018. - No. 3 (13), pp. 152-160
 2. Makovetska, S. V. Establishment of piece-by-piece neural measures for predicting the dynamics of a technological process in the minds of insignificance / S. V. Makovetska, O. M. Myagshilo // *Modern methods, information, software and technical support for control systems scientific and technical and technological complexes: program and materials of the 2nd International Scientific and Technical Internet Conference, November 25, 2015. [Electronic resource] – K.: NUHT, 2015. – 241 p. - pp. 188-189. - Access mode: <https://nuft.edu.ua/page/view/konferentsii>.*
 3. Goncharenko T. A. Establishment of the technology of piece neural mesh for modeling the relief of the maidan / T. A. Goncharenko // *Management of the development of folding systems: zb. Sci. robot / Kiev. national University of Bud-va and Architecture; Goal. ed. Lizunov P. P. – Kiev: KNUBA, 2017. – No. 29. – P. 116 – 120.*
 4. Paredes-Astudillo Y.A. Comparing linear and non-linear modeling approaches of learning effects in 2-stage flow-shop scheduling problems/ Y. A. Paredes-Astudillo, V. Botta-Genoulaz, J. R. Montoya-Torres // *IFAC Papers OnLine* .- 55-10 (2022), p. 842–847
 5. Steentjes Tom R.V. Handling unmeasured disturbances in data-driven distributed control with virtual reference feedback tuning/ Tom R.V. Steentjes, Paul M.J. Van den Hof, Mircea Lazar // *IFAC Papers OnLine*.- 54-7 (2021), p. 204–209
 6. Borg D. Neural networks as a diagnosing tool for industrial level measurement through non contacting radar type and support to the decision for its better application / D. Borg, F. F. Pinto, M. Suetake, D. Brandão // *IFAC-PapersOnLine*. - 49-30 (2016).-p. 349–354
 7. Topolski N.G. Computer Aided Fire safety Systems in Chemical Industries. / N.G.Topolski, V.S.Vatagin, // Mary Kay O'Connor Process Safety Center Symposium. -Proceeding.- October 24-25.- 2000.- Reed Arena.- Texas A&M. -University, College Station, Texas- p.348-349.
 8. Baskin I.I. Quantitative chemical structure – property/activity relationship studies using artificial neural networks. / I.I. Baskin, M.I.Skvortsova, V.A.Palyulin, N.S.Zefirov // *Foundations of Computing and Decision Sciences*. - 1997. - Vol. 22, No. 2. – P. 107-116.
 9. Porkujan Olga “Neural network simulation in running of acetic acid syntesis unit while start-up”/ Olga Porkujan, Zhanna Samojlova.- ТЕКА, Poland, Academy of Sciences (PAN), with registered offices in Warsaw, 2013, p.188 -192
 10. Tronci S. A Gain-Scheduling PI Control Based on Neural Networks/ Stefania Tronci , Roberto Baratti // *Hindawi Complexity Volume 2017, Article ID 9241254, 8 pages*
 11. Joschka W. Overcoming the modeling bottleneck: A methodology for dynamic gray-box modeling with optimized training data / Winz J. , Fromme F., Engell S. Process Dynamics and Operations Group, TU

Dortmund University, Energy reports, -Issue 10 - November 2023, pages 396-406

12. Moon Un-Chul. A comparative study of water wall model with a linear model and a neural network model/ Un-Chul Moon, Jaewoo Lim, Geon Go, Kwang. Y. Lee // Proceedings of the 19th World Congress The International Federation of Automatic Control Cape Town, South Africa. August 24-29, 2014, p.1446-1451
13. Samoiloza Zh.G. Development of a mathematical model of technological processes in a reactor for the synthesis of acetic acid / Zh.G. Samoiloza // Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, 5/2 (113), 2021, pp. 94-104

Porkuyan O.V., Samoiloza Zh.G. Linear Neural Network Modeling with Error Backpropagation for Basic Control Channels of Acetic Acid Synthesis Reactor

Nowadays, to control technological objects, one can use neural networks, fuzzy logic and genetic algorithms. There have been few attempts to use artificial intelligence technologies to build automatic control systems.

However, only in recent years, with the growth of research in the field of nonlinear control, the use of artificial intelligence technologies in the management of technological processes has become widespread.

Simulation and research of the work of artificial neural networks can be carried out with the help of software simulators. The most common packages for modeling the properties of neural networks are Neural Works Pro Plus, Neuro Solution, Matlab (Neural Network Toolbox), Neuro Wisard, ANsim, Neural Ware and others. Programs differ in complexity, number of types of neurons and learning algorithms supported in the system.

The article investigates the construction of linear neural networks with backpropagation of the error for the main control channels of the acetic acid synthesis reactor.

To construct and study the properties of the neural network, statistical data of the acetic acid synthesis reactor in the stationary mode of the Severodonetsk acetic acid workshop of CJSC "Azot" were used.

The MATLAB 2021 software simulator environment was used for simulation. This program is recommended for modeling different neural networks with different number of neurons and different type of activation function. An iterative procedure was used to build the neural network.

Neural network architecture: the first layer contains first 9 neurons, then 23 neurons, and later 46 neurons with tansig activation function. The second layer contains one neuron with purelin activation function. Input change range [8900-9800].

Neural network training was performed for 50 cycles. Then network modeling was performed. At the end of the simulation, the relative error for the network output was calculated.

In the event that the dependencies are linear in nature, linear neural networks with backpropagation of the error can be used to approximate the data. All created and modeled neural networks for all main control channels showed satisfactory data approximation quality. The quality of data approximation was less than 1% in all cases. This will allow the use of neural networks to control technological processes of acetic acid synthesis and the prospects for further research in this area.

Keywords: neural networks, error back propagation, reactor

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

Самойлова Жанна Георгіївна — кандидат технічних наук, доцент кафедри електронних апаратів Східноукраїнського національного університету імені Володимира Даля (м.Київ) samoilova@snu.edu.ua