

DOI: <https://doi.org/10.33216/1998-7927-2024-281-1-91-97>

УДК 681.322

## ВПЛИВ ФУНКЦІЇ АКТИВАЦІЇ ЛІНІЙНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ НА АПРОКСИМАЦІЮ ДАНИХ ОСНОВНИХ КАНАЛІВ КЕРУВАННЯ РЕАКТРУ СИНТЕЗУ ОЦТОВОЇ КИСЛОТИ

Поркуян О.В., Самойлова Ж.Г.

## INFLUENCE OF THE ACTIVATION FUNCTION OF A LINEAR NEURAL NETWORK ON THE APPROXIMATION OF DATA FROM THE MAIN CONTROL CHANNELS OF THE ACETIC ACID SYNTHESIS REACTOR

Porkuian O.V., Samojlova Zh.G.

Штучні нейронні мережі будуються за принципами організації та функціонування їх біологічних аналогів. Вони можуть вирішувати широке коло завдань розпізнавання образів, ідентифікації, прогнозування, оптимізації керування складними об'єктами. Подальше підвищення продуктивності комп'ютерів дедалі більше пов'язують із штучними нейронними мережами, зокрема нейрокомп'ютерами. Нині з'являється більше інтелектуальних систем керування технологічними процесами у хімічній промисловості, у яких вирішуються завдання адаптації, самонавчання, самоналаштування. Для вирішення завдання керування технологічними процесами в хімічній промисловості використовуються багатопарові лінійні нейронні мережі зі зворотним розповсюдженням помилки. Для побудови багатопарової мережі для проміжного шару часто використовують функції активації типу логічної (logsig) або гіперболічного тангенсу (tansig), а для кінцевого шару використовується лінійна функція активації (purelin).

У цій роботі для побудови та дослідження властивостей нейронної мережі використовувалися статистичні дані реального реактора синтезу оцтової кислоти, який працює у стаціонарному режимі в цеху оцтової кислоти. 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.

В даній роботі була побудована і досліджена лінійна нейронна мережа зі зворотним поширенням помилки з фіксованою кількістю нейронів першого шару за основними каналами керування реактором синтезу оцтової кислоти. В роботі досліджувався вплив

функції активації першого шару та кінцевого шару нейронної мережі на апроксимацію даних реактора синтезу оцтової кислоти.

Архітектура нейронної мережі перший шар містить 23 нейрона. Функція активації нейронів змінюється. Спочатку це функція hardlim, потім функція tansig, потім функція logsig і purelin. Другий шар містить один нейрон також з різними функціями активації: hardlim, tansig, logsig і purelin. Діапазон зміни входу [8900-9800].

Моделювання нейромережі з використанням MATLAB 2021 показало успішність процесу побудови та навчання нейронної мережі та його задовільну якість, яка дозволяє використовувати нейромережі для керування технологічними процесами синтезу оцтової кислоти та перспективність подальших досліджень цього напрямку.

**Ключові слова:** нейронні мережі, зворотне поширення помилки, реактор

**Вступ.** Штучні нейронні мережі будуються за принципами організації та функціонування їх біологічних аналогів. Вони можуть вирішувати широке коло завдань розпізнавання образів, ідентифікації, прогнозування, оптимізації керування складними об'єктами. Подальше підвищення продуктивності комп'ютерів дедалі більше пов'язують із штучними нейронними мережами, зокрема нейрокомп'ютерами [1-7]. Нині дедалі більше з'являється інтелектуальних систем керування технологічними процесами у хімічній промисловості, в яких вирішуються завдання

адаптації, самонавчання, самоналаштування [8-12]. Для вирішення завдання керування технологічними процесами в хімічній промисловості використовуються багатошарові лінійні нейронні мережі зі зворотним розповсюдженням помилки. Для побудови багатошарової мережі для проміжного шару часто використовують функції активації типу логічної (logsig) або гіперболічного тангенсу (tansig), а для кінцевого шару використовується лінійна функція активації (purelin) [13].

У цій роботі для побудови та дослідження властивостей нейронної мережі використовувалися статистичні дані реального реактора синтезу оцтової кислоти, який працює у стаціонарному режимі в цеху оцтової кислоти. 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 [14] і показана на рисунку 1.

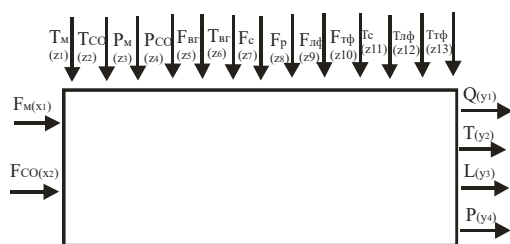


Рис. 1. Структурна схема реактору.

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  $F_{vg}$ ;
- температуру віддувальних газів  $T_{vg}$ ;
- 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 фіксованою кількістю нейронів першого шару за основними каналами керування реактором синтезу оцтової кислоти. В роботі досліджувався вплив функцій активації першого шару та кінцевого шару нейронної мережі на апроксимацію даних реактора синтезу оцтової кислоти. Побудовану мережу можливо було б використовувати для керування реактором.

**Викладання основного матеріалу.** У разі побудови лінійної нейронної мережі зі зворотним розповсюдженням помилки для керування реактором синтезу оцтової кислоти по кожному каналу керування, нейронна мережа може бути організована в тришарову топологію. При цьому перший вхідний шар (Input Layer) є вхідним параметром керування, другий вихідний шар (Output Layer) апроксимує реакцію об'єкта на виході. Проміжний прихований шар (Hidden Layer) сприяє навчання багатошарового перцептрона за допомогою різних функцій активації, що регулює ваги випадкових сигналів між основними шарами на базі різниці між створеним і бажаним вихідними сигналами нейромережі.

Для створення нейронної мережі в пакеті Neural Networks Toolbox системи MATLAB є наступна функція:

$net = newff(PR, [S1 S2 \dots SNI], \{TF1 TF2 \dots TFNI\}, BTF, BLF, PF)$  - функція створення багатошарової нейронної мережі з навчанням за методом зворотного поширення помилки:

$PR - R \times 2$  - матриця мінімальних та максимальних значень  $R$  вхідних елементів;

$S_i$  - розмір  $i$ -го прихованого шару для шарів  $NI$ ;

$TF_i$  - функція активації нейронів  $i$ -го шару;

BTF – функція навчання мережі, за умовчанням `traingd`;

BLF – функція налаштування ваги та зсувів, за замовчуванням `'learnqdm'`;

PF – функція помилки, за промовчанням `'mse'`.

Архітектура нейронної мережі: перший шар містить 23 нейрона. Функція активації нейронів змінюється. Спочатку це функція `hardlim`, потім функція `tansig`, потім функція `logsig` і `purelin`. Другий шар містить один нейрон також з різними функціями активації: `hardlim`, `tansig`, `logsig` і `purelin`. Діапазон зміни входу [8900-9800]. Архітектура нейронної мережі з 23 нейронами і з функцією активації `hardlim` в першому шарі і функцією активації `hardlim` в другому шарі показана на рисунку 2, з функцією активації `hardlim` в першому шарі і функцією активації `tansig` в другому шарі – на рисунку 3, з функцією активації `hardlim` в першому шарі і функцією активації `logsig` в другому шарі – на рисунку 4, а з функцією активації `hardlim` в першому шарі і функцією активації `purelin` в другому шарі – на рисунку 5.

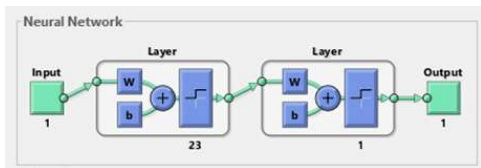


Рис. 2. Лінійна нейронна мережа зі зворотнім розповсюдженням помилки з функцією активації `hardlim` в першому шарі і функцією активації `hardlim` в другому шарі

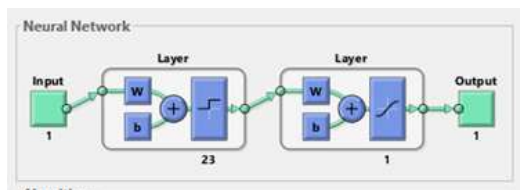


Рис. 3. Лінійна нейронна мережа зі зворотнім розповсюдженням помилки з функцією активації `hardlim` в першому шарі і функцією активації `tansig` в другому шарі

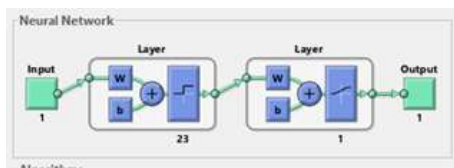


Рис. 4. Лінійна нейронна мережа зі зворотнім розповсюдженням помилки з функцією активації `hardlim` в першому шарі і функцією активації `logsig` в другому шарі

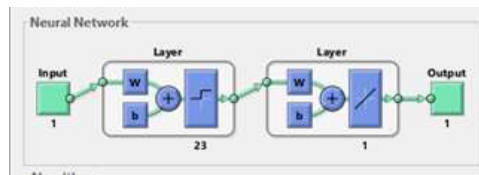


Рис. 5. Лінійна нейронна мережа зі зворотнім розповсюдженням помилки з функцією активації `hardlim` в першому шарі і функцією активації `purelin` в другому шарі

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);
```

Результати моделювання нейронної мережі по кожному каналу керування реактором синтезу оцтової кислоти представлені в таблицях 1 і 2. Для кожного каналу була вирахована відносна похибка моделювання.

Розглянувши результати моделювання нейронної мережі в таблиці 1 можна говорити, що для каналу витрата метанолу-тиск в реакторі найменша відносна похибка отримана в результаті використання в першому та другому шарі нейронної мережі функції активації `purelin`. Відносна похибка апроксимації даних становить  $6 \cdot 10^{-14}$ . Для каналу витрата метанолу – температура реакційної суміші в реакторі найменша відносна похибка буде отримана в результаті моделювання нейронної мережі, якщо в першому шарі функція активації буде `logsig`, а в другому шарі функція активації `purelin`. В цьому випадку відносна похибка апроксимації даних становить 0,0021. Для каналу витрата метанолу – концентрація оцтової кислоти на виході реактора найменша відносна похибка буде отримана в результаті моделювання нейронної мережі, якщо в першому та другому шарі функція активації буде `purelin`. Відносна похибка апроксимації даних становить 0,0109. Для каналу витрата метанолу – рівень реакційної маси в реакторі найменша відносна похибка буде отримана в результаті моделювання нейронної мережі, якщо в першому шарі функція активації буде `tansig`, а у другому шарі функція активації буде `purelin`. Відносна похибка апроксимації даних в цьому випадку становитиме 0,0080.

Таблиця 1

## Відносні похибки досліджуваної нейронної мережі для каналів з витратою метанолу

канал	Функція активації першого шару	Функція активації другого шару	Відносна похибка
витрата метанолу-тиск у реакторі	hardlim	hardlim	0.9662
		tansig	0.9647
		logsig	0.9647
		purelin	0.0030
	tansig	hardlim	0.9647
		tansig	0.9647
		logsig	0.9647
		purelin	$3.9330 \times 10^{-5}$
	logsig	hardlim	0.9647
		tansig	0.9647
		logsig	0.9647
		purelin	$5.0115 \times 10^{-7}$
	purelin	hardlim	0.9647
		tansig	0.9647
		logsig	0.9647
		purelin	$6.0014 \times 10^{-14}$
витрата метанолу-температура реакційної суміші в реакторі	hardlim	hardlim	0.9952
		tansig	0.9949
		logsig	0.9949
		purelin	0.0041
	tansig	hardlim	0.9949
		tansig	0.9949
		logsig	0.9949
		purelin	0.0027
	logsig	hardlim	0.9949
		tansig	0.9949
		logsig	0.9949
		purelin	0.0021
	purelin	hardlim	0.9949
		tansig	0.9949
		logsig	0.9949
		purelin	0.0023
витрата метанолу-концентрація оцтової кислоти на виході реактора концентрація кислоти-рівень реакційної суміші в реакторі	hardlim	hardlim	0.6780
		tansig	0.0907
		logsig	0.0706
		purelin	0.1816
	tansig	hardlim	0.6780
		tansig	0.1908
		logsig	0.1304
		purelin	0.9413
	logsig	hardlim	0.6780
		tansig	0.3268
		logsig	0.1494
		purelin	0.4551
	purelin	hardlim	0.5175
		tansig	0.5175
		logsig	0.5175
		purelin	0.0109
hardlim	hardlim	0.9875	

витрата метанолу-концентрація оцтової кислоти на виході реактора	tansig	tansig	0.9869
		logsig	0.9869
		purelin	0.0107
		hardlim	0.9869
	logsig	tansig	0.9869
		logsig	0.9869
		purelin	0.0080
		hardlim	0.9869
	purelin	tansig	0.9869
		logsig	0.9869
		purelin	0.0095
		hardlim	0.9869
	hardlim	tansig	0.9869
		logsig	0.9869
		purelin	0.0086
		hardlim	0.6780

Таблиця 2

## Відносні похибки досліджуваної нейронної мережі для каналів з витратою оксиду вуглецю

канал	Функція активації першого шару	Функція активації другого шару	Відносна похибка
витрата метанолу-тиск у реакторі	hardlim	hardlim	0.9662
		tansig	0.9647
		logsig	0.9647
		purelin	0.0030
	tansig	hardlim	0.9647
		tansig	0.9647
		logsig	0.9647
		purelin	$3.9330 \times 10^{-5}$
	logsig	hardlim	0.9647
		tansig	0.9647
		logsig	0.9647
		purelin	$5.0115 \times 10^{-7}$
	purelin	hardlim	0.9647
		tansig	0.9647
		logsig	0.9647
		purelin	$6.0014 \times 10^{-14}$
витрата метанолу-температура реакційної суміші в реакторі	hardlim	hardlim	0.9952
		tansig	0.9949
		logsig	0.9949
		purelin	0.0041
	tansig	hardlim	0.9949
		tansig	0.9949
		logsig	0.9949
		purelin	0.0027
	logsig	hardlim	0.9949
		tansig	0.9949
		logsig	0.9949
		purelin	0.0021
	purelin	hardlim	0.9949
		tansig	0.9949
		logsig	0.9949
		tansig	0.9949

		logsig	0.9949	
		purelin	0.0023	
витрата метанолу-концентрація оцтової кислоти на виході реактора концентрація кислоти-рівень реакційної суміші в реакторі	hardlim	hardlim	0.6780	
		tansig	0.0907	
		logsig	0.0706	
		purelin	0.1816	
	tansig	hardlim	0.6780	
		tansig	0.1908	
		logsig	0.1304	
		purelin	0.9413	
	logsig	hardlim	0.6780	
		tansig	0.3268	
		logsig	0.1494	
		purelin	0.4551	
purelin hardlim	hardlim	0.5175		
	tansig	0.5175		
	logsig	0.5175		
	purelin	0.0109		
		hardlim	0.9875	
витрата метанолу-концентрація оцтової кислоти на виході реактора	tansig	tansig	0.9869	
		logsig	0.9869	
		purelin	0.0107	
		hardlim	0.9869	
	logsig	tansig	0.9869	
		logsig	0.9869	
		purelin	0.0080	
		hardlim	0.9869	
	purelin	tansig	0.9869	
		logsig	0.9869	
		purelin	0.0095	
			hardlim	0.9869
	hardlim	tansig	0.9869	
		logsig	0.9869	
		purelin	0.0086	
		hardlim	0.6780	

Розглянувши результати моделювання нейронної мережі в таблиці 2 можна говорити про те, що для каналів витрата оксиду вуглецю - тиск в реакторі, витрата оксиду вуглецю - температура реакційної суміші в реакторі і витрата оксиду вуглецю - концентрація оцтової кислоти на виході реактора найменша відносна похибка отримана використанням в першому та другому шарі нейронної мережі функції активації purelin. У цьому випадку відносна похибка апроксимації даних становить  $9,97 \cdot 10^{-14}$ , 0,0022 і 0,0109 відповідно. Для каналу витрата оксиду вуглецю – рівень реакційної суміші в реакторі найменша відносна похибка буде отримана в результаті моделювання нейронної мережі, якщо в першому шарі функція активації буде tansig, а у другому шарі функція активації буде purelin. Відносна похибка апроксимації даних становитиме 0,0075.

**Висновки:** Для використання нейронних мереж як системи керування реактором синтезу оцтової кислоти у стаціонарному режимі необхідно промодельовати мережу та всебічно вивчити її роботу. Моделювання необхідно здійснювати на основі технологічних даних реактора. При досить хорошому результаті апроксимації даних можна рекомендувати використовувати промодельовану нейронну мережу як керуючу систему. Моделювання нейромережі з використанням MATLAB 2021 показало успішність процесу побудови та навчання нейронної мережі та його задовільну якість, яка дозволить використовувати нейромережі для керування технологічними процесами синтезу оцтової кислоти та перспективність подальших досліджень цього напрямку.

#### Література

- 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.
- 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>.
- 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.
- 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
- Steenjtes Tom R.V. Handling unmeasured disturbances in data-driven distributed control with virtual reference feedback tuning/ Tom R.V. Steenjtes, Paul M.J. Van den Hof, Mircea Lazar // IFAC PapersOnLine. 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. TEKA, 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 p.
  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, P. 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. Руденко О.Г. Штучні нейронні мережі: Навч. посібник. / О.Г.Руденко, Є.В. Бодяньський–Харків: ТОВ “Компанія СМІТ”, 2006. 404 с.
  14. 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, С.94-104.
- References**
1. Boiko S. Zastosuvannia neironnykh merezh pry avtomatyzatsii diahnostryky stanu aviatsiinoho heneratora hvyntokryla.// S. Boiko, Ye. Volkanin, O. Horodnii, O. Borysenko, L. Vershniak. Tekhnichni nauky ta tekhnolohii. 2018. № 3 (13), S. 152-160.
  2. Makovetska, S. V. Zastosuvannia shtuchnykh neironnykh merezh dlia prohnozuvannia dynamiky tekhnolohichnoho protsesu v umovakh nevyznachenosti / S. V. Makovetska, O. M. Miahshylo // Suchasni metody, informatsiine, prohramne ta tekhnichne zabezpechennia system upravlinnia orhanizatsiino-tekhnichnymy ta tekhnolohichnymy kompleksamy: prohrama ta materialy II Mizhnarodnoi naukovo-tekhnichnoi Internet-konferentsii, 25 lystopada 2015 r. [Elektronnyi resurs] K.: NUKhT, 2015. S. 188-189. - Rezhym dostupu: <https://nuft.edu.ua/page/view/konferentsii>
  3. Honcharenko T. A. Zastosuvannia tekhnolohii shtuchnykh neironnykh merezh dlia modeliuvannia reliefu buduvelnoho maidanchyka/T. A. Honcharenko// Upravlinnia rozvytkom skladnykh system: zb. nauk. robit / Kyiv. nats. un-t bud-va ta arkhitektury; hol. red. Lizunov P. P. Kyiv: KNUBA, 2017. № 29. S. 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 PapersOnLine. 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.- TEKA, 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 p.
  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, P. 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. Rudenko O.H. Shtuchni neironni merezhi: Navch. posibnyk. / O.H.Rudenko, Ye.V. Bodianskiy–Kharkiv: TOV “Kompaniia SMIT”, 2006. 404 s.
14. Samoiloza Zh.H. Rozrobka matematychnoi modeli tekhnolohichnykh protsesiv v reaktori syntezy otstovoi kysloty/ Zh.H.Samoiloza// Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, 5/2 (113 ), 2021, S.94-104.

**Porkuiian O.V., Samoiloza Zh.G. Influence of the activation function of a linear neural network on the approximation of data from the main control channels of the acetic acid synthesis reactor**

*Artificial neural networks are built according to the principles of organization and functioning of their biological counterparts. They can solve a wide range of tasks of pattern recognition, identification, forecasting, optimization of management of complex objects. Further improvements in computer performance are increasingly associated with artificial neural networks, in particular neurocomputers. Nowadays, there are more intelligent systems for controlling technological processes in the chemical industry, which solve the tasks of adaptation, self-learning, and self-adjustment. To solve the problem of controlling technological processes in the chemical industry, multilayer linear neural networks with backpropagation of the error are used. To build a multilayer network, activation functions of the log (logsig) or hyperbolic tangent (tansig) type are often used for the intermediate layer, and a linear activation function (purelin) is used for the final layer.*

*In this work, statistical data of a real reactor for the synthesis of acetic acid, which works in a stationary mode in an acetic acid workshop, was used to construct*

*and study the properties of a neural network. MATLAB 2021 software simulator environment was used for simulation. This program is recommended for simulating different neural networks with different number of neurons and different type of activation function.*

*In this work, a linear neural network with backpropagation of error with a fixed number of neurons of the first layer along the main control channels of the acetic acid synthesis reactor was constructed and investigated. The work investigated the influence of the activation functions of the first layer and the final layer of the neural network on the approximation of the data of the acetic acid synthesis reactor.*

*The architecture of the neural network, the first layer contains 23 neurons. The activation function of neurons changes. First it's the hardlim function, then the tansig function, then the logsig function and purelin. The second layer contains one neuron also with different activation functions: hardlim, tansig, logsig and purelin. Input change range [8900-9800].*

*Neural network modeling using MATLAB 2021 showed the success of the process of building and training a neural network and its satisfactory quality, which will allow the use of neural networks to control the technological processes of acetic acid synthesis and the prospects for further research in this direction.*

**Keywords:** neural networks, error back propagation, reactor.

**Поркуян Ольга Вікторівна** — доктор технічних наук, професор, ректор Східноукраїнського національного університету імені Володимира Даля (м.Київ) [porkuiyan@snu.edu.ua](mailto:porkuiyan@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](mailto:samoilova@snu.edu.ua)

Стаття подана 12.01.2024.