



MINISTRY  
OF EDUCATION AND SCIENCE  
OF UKRAINE



# ACADEMY

OF TECHNICAL SCIENCES OF UKRAINE

**CONNECTIVE**  
technologies

DEPARTMENT OF

**INFORMATION  
TECHNOLOGY**

# **2022 International Conference on Innovative Solutions in Software Engineering (ICISSE)**

Conference Proceedings

November 29-30, 2022  
Ivano-Frankivsk, Ukraine

*Issued by the decision of the Academic Board of the Faculty of Mathematics and Computer Science  
(protocol #15/2022)*

This book and its papers are published under the Creative Commons License Attribution 4.0 International  
(CC BY 4.0)

### ***Editors***

**Mykola Kuz**  and **Mykola Kozlenko** 

Department of Information Technology  
Faculty of Mathematics and Computer Science  
Vasyl Stefanyk Precarpathian National University  
57 Shevchenka Street  
Administration Building, Office #319  
Ivano-Frankivsk, 76018, Ukraine  
Tel: +380 (342) 59-60-58  
E-mail: icisse@pnu.edu.ua

Papers are presented in authors' edition. The authors are responsible for the content of their paper. The organizers, committees, reviewers, or editors reserve the right not to be responsible for the topicality, correctness, completeness or quality of the information provided.

**2022 International Conference on Innovative Solutions in Software Engineering (ICISSE)**, Mykola Kuz and Mykola Kozlenko Eds., Ivano-Frankivsk, Ukraine: Vasyl Stefanyk Precarpathian National University, 2022, 317 p. [E-book]

**ISBN 978-966-640-534-3**

**DOI 10.5281/zenodo.7502536**

The high-quality refereed papers appearing in this book compose the proceedings of the 2022 International Conference on Innovative Solutions in Software Engineering (ICISSE). ICISSE is the forum organized by the Department of Information Technology of the Vasyl Stefanyk Precarpathian National University. ICISSE-2022 is held from November 29 to 30, 2022 in Ivano-Frankivsk, Ukraine. The event is intended to bring together researchers, scientists, and engineers to discuss experimental and theoretical results, mainly in the area of software engineering. The conference also covers topics related to computer science, computer engineering, systems analysis, cybersecurity, information systems and technology, industrial automation, electronics, metrology, micro and nanosystems, telecommunications, radio frequency engineering, IT entrepreneurship, and IT education. The current edition of the event is dedicated to the 50th birth anniversary of famous Ukrainian scientist working in information technology, Founder and first Head of the Department of Information Technology, Vice-Rector for Research of the university, Professor Dr. Pavlo Fedoruk, who passed away in 2013. The conference is included into the list of scientific conferences scheduled for 2022 by the Ministry of Education and Science of Ukraine.

Recommended paper citation template:

J. K. Author, "Decapitalized title of the paper," *2022 International Conference on Innovative Solutions in Software Engineering (ICISSE)*, Vasyl Stefanyk Precarpathian National University, Ivano-Frankivsk, Ukraine, Nov. 29-30, 2022, pp. xxx-xxx.

**ISBN 978-966-640-534-3**

© Copyright for the individual papers by the papers' authors, 2022  
© Copyright for the book as a collection by its editors, 2022  
© Vasyl Stefanyk Precarpathian National University, 2022

# Інтелектуальна технологія синтезу автоматизованої експертної системи керування підприємством

Сергій Альошин, Олена Гайтан

*Кафедра комп'ютерних та інформаційних технологій і систем  
Національний університет «Полтавська політехніка імені Юрія Кондратюка»  
Полтава, Україна*

**Анотація**—Робота присвячена інтелектуальній технології синтезу автоматизованої експертної системи керування підприємством, спрямованої на досягнення максимальної ефективності виробничої та фінансово-економічної діяльності при заданих обмеженнях. У роботі розглядається синтез комплексної нейромережевої моделі трьох базових контрольних функцій виробничо-економічної діяльності підприємства, а саме: оцінки актуального стану підприємства, прогнозу динаміки його інформативних показників та розрахунку значень керуючих факторів, адекватних необхідному стану підприємства. Заявлена мета дослідження досягається застосуванням нейромережевих моделей різної архітектури та складності у просторі інформативних факторів-ознак стану підприємства. Навчання моделей реалізується в парадигмі градієнтного методу найшвидшого спуску стосовно функції помилки, що формується. Особливість полягає в тому, що в процесі функціонування нейромережевої моделі реалізується два типи градієнта складної функції. Інструментально синтез моделі реалізується стандартним пакетом технічного аналізу у базисі існуючих градієнтних методів навчання нейронних мереж алгоритмом зворотного розповсюдження помилки. Адекватність нейромережевих моделей встановлюється за продуктивністю та помилками на навчальних та тестових множинах, що дозволяє стверджувати про спроможність прийнятих рішень за результатами моделювання.

**Ключові слова**—*Експертна система, Нейронна мережа, Підприємство, Керування, Метод найшвидшого спуску.*

## I. ВСТУП

Експертна система – комп'ютерна система, здатна частково або повністю замінити фахівця-експерта у вирішенні деякої проблемної ситуації, що імітує здатність експерта-людини приймати рішення [1]. Для управління підприємством експертна система повинна функціонувати в умовах вхідних даних і знань, що змінюються в часі. Саме ця риса експертної системи обумовлює залучення інтелектуальних технологій у базисі штучних нейронних мереж, що мають широкі можливості: в даний час класифікувати актуальний стан підприємства за його об'єктивними показниками, прогнозувати динаміку цих показників у часі і оперативно розраховувати значення керуючих вхідних факторів, відповідних необхідному (цільовому) стану підприємства. Якщо ці три завдання вдається вирішити за допомогою деякої моделі, то успішно вирішується задача синтезу необхідної експертної системи прийняття рішень щодо забезпечення керівництва підприємства необхідними знаннями та даними щодо підтримки необхідного стану підприємства. Це дозволить підприємству мати динамічний та оперативний механізм корекції та утримання заданих показників виробничої, економічної, фінансової, комерційної діяльності на основі безперервного моніторингу показників якості процесу та управління набором залежних факторів для досягнення заданого критерію якості [2]. Існуючі експертні системи вимагають адаптації до особливостей предметної області конкретного підприємства, що не завжди продуктивно [1,2]. Тому, на наш погляд, доцільно здійснити синтез цільової моделі для

конкретного підприємства та врахувати його особливості у процесі реалізації трьох вище названих базових завдань експертної системи – розпізнавання актуального стану, оцінки динаміки показників якості та розрахунку факторів, що управляють, адекватних цільовому стану підприємства.

## II. АНАЛІЗ ОСТАННІХ ДОСЛІДЖЕНЬ І ПУБЛІКАЦІЙ

Використання інтелектуальних технологій для автоматизованого керування підприємством розглянуто в багатьох роботах закордонних та українських дослідників. Так у роботі [3] розглядається використання регресійного та нейромережевого моделювання у моніторингу продукції промислового підприємства. Автори [4] пропонують методичний інструментарій побудови інноваційного середовища підприємства із використанням генетичного алгоритму та нейронних мереж. У даній статті проаналізовано переваги генетичних алгоритмів у пошуку оптимальних рішень порівняно з класичними методами. Автори стверджують, що ключовою проблемою впровадження ефективних промислових інновацій є відсутність сприятливого кліматичного середовища, що стимулює створення інновацій, які забезпечують зростання глобальної конкурентоспроможності, продуктивності праці та якості життя населення. У роботі [5] виділяються особливості ефективного управління підприємством з використанням нейронної мережі та алгоритму зворотного поширення помилки. У роботі [6] пропонується використовувати інструментарій нечітких нейромережевих класифікаторів для моделювання підприємства. Робота [7] описує використання нейронних мережевих архітектур як для оцінки поточного стану підприємства, так і прогнозу його рівня в залежності від фінансового стану підприємства. Автори підкреслюють, що цей продукт є потужним рішенням, спрямованим на отримання прогнозу ефективності управління підприємством.

Враховуючи проведений аналіз останніх досліджень і публікацій, було виділено мету дослідження. Метою дослідження є створення інтелектуальної експертної системи керування підприємством, спрямованої на досягнення максимальної ефективності виробничої та фінансово-економічної діяльності при заданих обмеженнях. Передбачається синтезувати адекватну комплексну нейромережеву модель трьох базових контрольних функцій виробничо-економічної діяльності підприємства, а саме: оцінки актуального (поточного) стану підприємства, прогнозу динаміки його інформативних показників та розрахунку значень керуючих факторів адекватних необхідному стану [8,9,10].

## III. МЕТОДИ

Навчання моделей реалізується в парадигмі градієнтного методу найшвидшого спуску стосовно функції помилки, що формується. Особливість полягає в тому, що в процесі функціонування нейромережевої моделі реалізується два типи градієнта складної функції: один формується з часткових похідних функції помилки мережі за її ваговими коефіцієнтами; другий – з часткових похідних функції неузгодженості поточного та цільового стану за множиною вхідних керуючих факторів. Реалізація такого підходу здійснюється із застосуванням синтезу нейромережевої моделі за методом подвійної нейронної мережі (рис. 1).

Масив ознак-факторів мережі  $X^n = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \subset X$  разом з алфавітом класів дозволяє реалізувати правило розпізнавання образів:

$$\omega_g \in \Omega_k, \text{ якщо } L(\omega, \{\omega_g\}) = \sup_i L(\omega, \{\omega_i\}), \quad (1)$$

де  $X^n = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \subset X$  – ознаки-фактори;  $L(\omega, \{\omega_i\})$  – правило віднесення стану мережі  $\omega_g$  до відповідного класу-стану (банкрут-успішний) у просторі ознак  $(k, l)$  за всіх їх можливих поєднань  $(\omega_{pk}, \omega_{gl})$ .

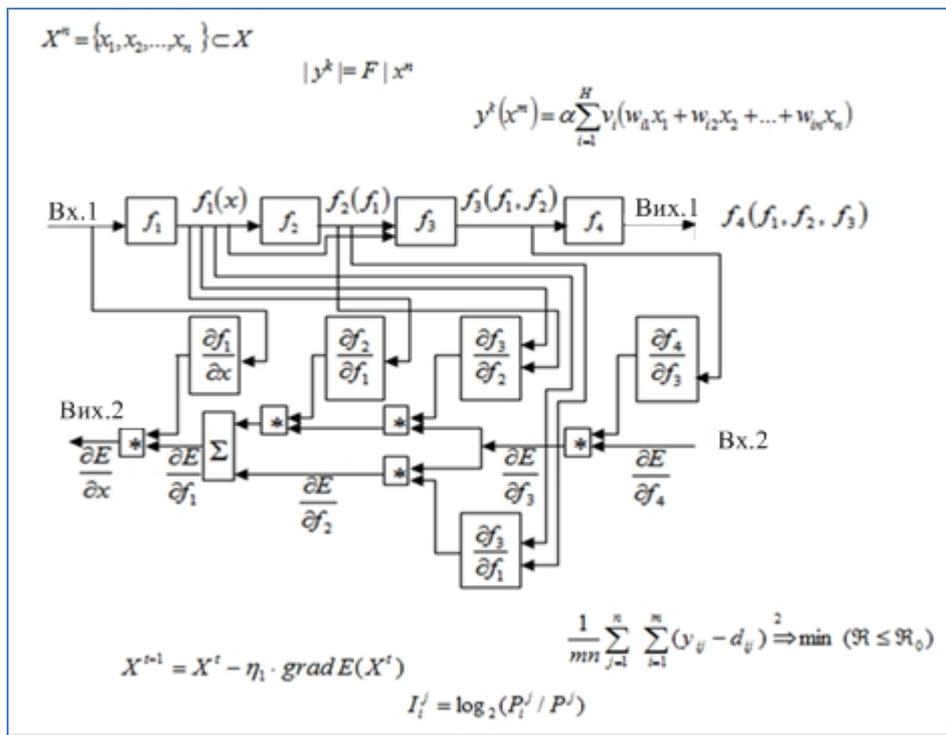


Рисунок1. Схема реалізації аналітичних процедур синтезованої експертної системи

Модифікація синаптичних коефіцієнтів виконується на основі градієнтного метода [2,10]:

$$W^{t+1} = W^t - \eta \cdot \text{grad} E(W^t). \quad (2)$$

та реалізується нейромережовим модулем пакета технічного аналізу [9]:

$$w_{hq}^{(n)}(t) = w_{hq}(t-1) + \Delta w_{hq}^{(n)}(t), \quad w_{hq}(t-1) = w_{hq}(t) + \alpha \frac{\partial E(k)}{\partial w_{hq}(t)}, \quad (3)$$

де  $w$  – масив вагових коефіцієнтів мережі;  $n$  – номер шару мережі;  $q$  – номер виходу нейрона в  $n$ -му шарі мережі.

Реалізація цього етапу демонструється виконанням розрахункових процедур, розкритих на схемі (рис. 1) набором опцій у секторі (Вх.1 – Вих.1).

Етап розрахунку вхідних керуючих факторів, адекватних заданій цільовій функції, може бути формально представлений послідовністю процедур:

$$Y_0(t) \rightarrow F_0 : Y_0(t) \rightarrow X_0(t), \quad (4)$$

де  $Y_0(t)$  – цільовий вектор показників стану підприємства;  $X_0(t)$  – вектор розрахункових значень вхідних факторів;  $F_0$  – функціонал модифікації значень вхідних факторів, адекватних необхідному стану у вигляді:

$$X^{t+1} = X^t - \eta_1 \cdot \text{grad} E(X^t) \quad (5)$$

Реалізація цього етапу наочно демонструється виконанням розрахункових процедур, розкритих на схемі (рис.1) набором опцій у секторі (Вх.2 – Вих.2).

Інструментально синтез моделі реалізується стандартним пакетом технічного аналізу у базисі існуючих градієнтних методів навчання нейронних мереж алгоритмом зворотного розповсюдження помилки [9,10].

Адекватність нейромережових моделей встановлюється за продуктивністю та помилками на навчальних та тестових множинах, що дозволяє стверджувати про спроможність прийнятих рішень за результатами моделювання [9].

Функціональна схема моделі оцінки підприємства представлена на рис. 2:

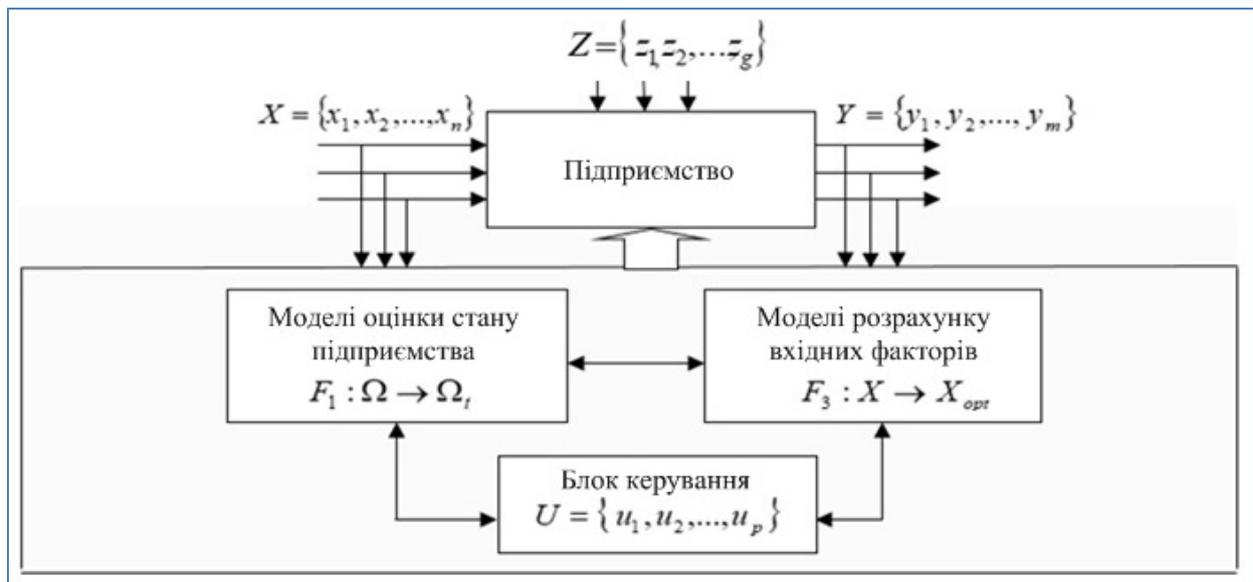


Рис. 2. Моделі базових процесів підприємства

Основними критеріями визначення факту неспроможності підприємства є неплатоспроможність та неоплатність. Як активи виступають оборотні кошти, майно, довгострокові вкладення тощо. Пасивами є залучені кошти та заборгованості за кредитами. Неоплатність виникає у разі, коли пасиви підприємства перевищують вартість його активів.

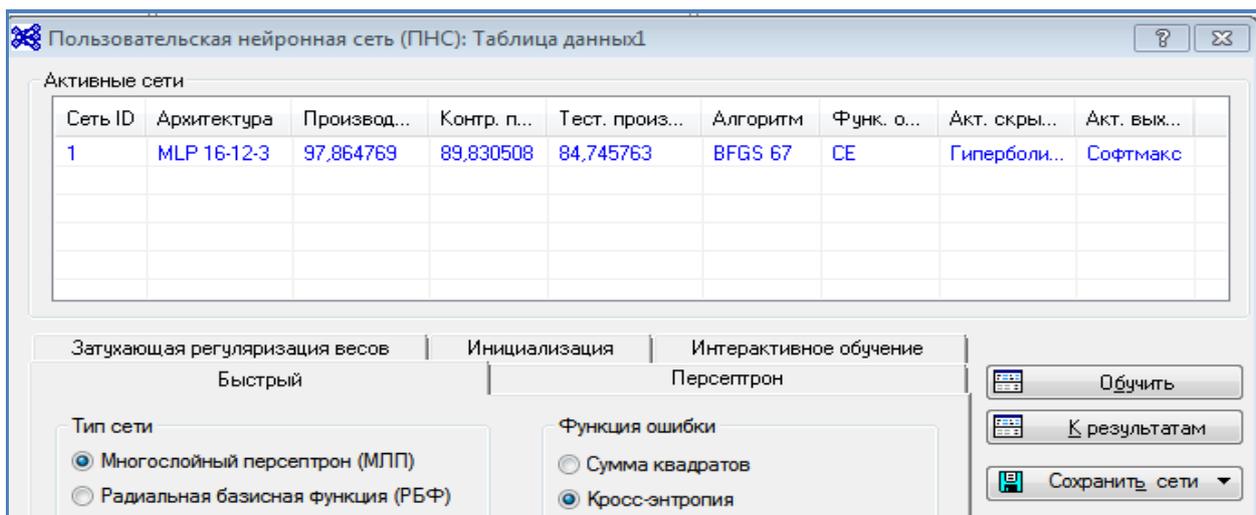
Для прикладу реалізації експертної системи обрано найбільш поширені ознаки неспроможності підприємства: низька якість наданих послуг або товарів, що продаються; відмова ключових клієнтів від замовлень; зниження обсягу продажу; дисбаланс дебіторської та кредиторської заборгованості; непродуктивна виробничо-комерційна активність організації, що призвела до отримання недостатнього капіталу оборотних коштів; неефективна інвестиційна політика, у результаті якої власного капіталу не вистачає на оборотні кошти; зниження продуктивності використання виробничої потужності, унаслідок чого підприємству довелося збільшити собівартість продукції; спад обсягів виробництва; витрати безпідставно завищені; значно знижено рентабельність продукції; існує висока заборгованість з нездійснених платежів; зросли кредитні суми з урахуванням відсотків; борг, що утворився внаслідок безпідставного збагачення; виникла заборгованість внаслідок заподіяння шкоди майну кредитора; високі неустойки, штрафи, пені за затримку платежів; збитки, що істотно зросли, які підлягають відшкодуванню при невиконанні зобов'язань. Ці фактори узагальнені, стандартизовані та представлені у вигляді навчальної вибірки для ансамблю нейронних мереж різної архітектури та складності [10].

Фрагмент прикладу стандартизованої вибірки наведено у таблиці (таб. 1).

Таблиця 1. Фрагмент прикладу стандартизованої вибірки

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
Пер1	Пер2	Пер3	Пер4	Пер5	Пер6	Пер7	Пер8	Пер9	Пер10	Пер11	Пер12	Пер13	Пер14	Пер15	Пер16
-0,5479	0,2919	0,6792	-0,4415	0,6136	1,9925	0,9094	4,0435	0,8837	-0,5479	0,2919	0,6792	-0,4415	0,6136	0,8837	1
-1,0988	-0,6074	0,6520	-0,3159	1,4419	1,7502	0,0522	0,1502	0,5883	-1,0988	-0,6074	0,6520	-0,3159	1,4419	0,5883	2
2,3186	1,4300	0,5840	1,1915	-1,2156	0,4696	0,7104	1,5660	-0,0352	2,3186	1,4300	0,5840	1,1915	-1,2156	-0,0352	1
-0,5173	-0,2702	-0,8574	-0,0088	1,8561	1,0580	-0,4834	-0,4611	-0,2896	-0,5173	-0,2702	-0,8574	-0,0088	1,8561	-0,2896	2
-0,4663	2,1606	-0,0415	0,6053	1,7871	2,6156	-0,3610	0,5203	0,7934	-0,4663	2,1606	-0,0415	0,6053	1,7871	0,7934	1
0,9925	0,8117	-0,2183	1,1915	2,7707	4,1039	1,2767	0,2307	-1,0444	0,9925	0,8117	-0,2183	1,1915	2,7707	-1,0444	2
2,0024	0,0389	-0,3135	0,8844	0,6654	-0,7073	0,3124	2,3704	0,4488	2,0024	0,0389	-0,3135	0,8844	0,6654	0,4488	1
-0,1399	-1,0149	0,5296	-0,1344	-0,1802	-0,4996	-0,5600	-0,6542	0,6621	-0,1399	-1,0149	0,5296	-0,1344	-0,1802	0,6621	2
-0,6499	-0,3685	1,6446	1,4427	-0,1630	-0,7592	0,2971	-0,5255	-0,1911	-0,6499	-0,3685	1,6446	1,4427	-0,1630	-0,1911	1

Процес навчання моделей та вибір найкращих з отриманого ансамблю дозволили зафіксувати архітектуру найбільш продуктивної синтезованої моделі, представленої на рис. 3.



Сеть ID	Архитектура	Производ...	Контр. п...	Тест. произ...	Алгоритм	Функ. о...	Акт. скры...	Акт. вык...
1	MLP 16-12-3	97,864769	89,830508	84,745763	BFGS 67	CE	Гиперболи...	Софтмакс

Рисунок 3. Результуюча модель з ансамблю

#### IV. РЕЗУЛЬТАТИ

Візуалізація процесу збіжності процесу навчання до мінімальних помилок для початкових умов представлена на рис. 4,5:

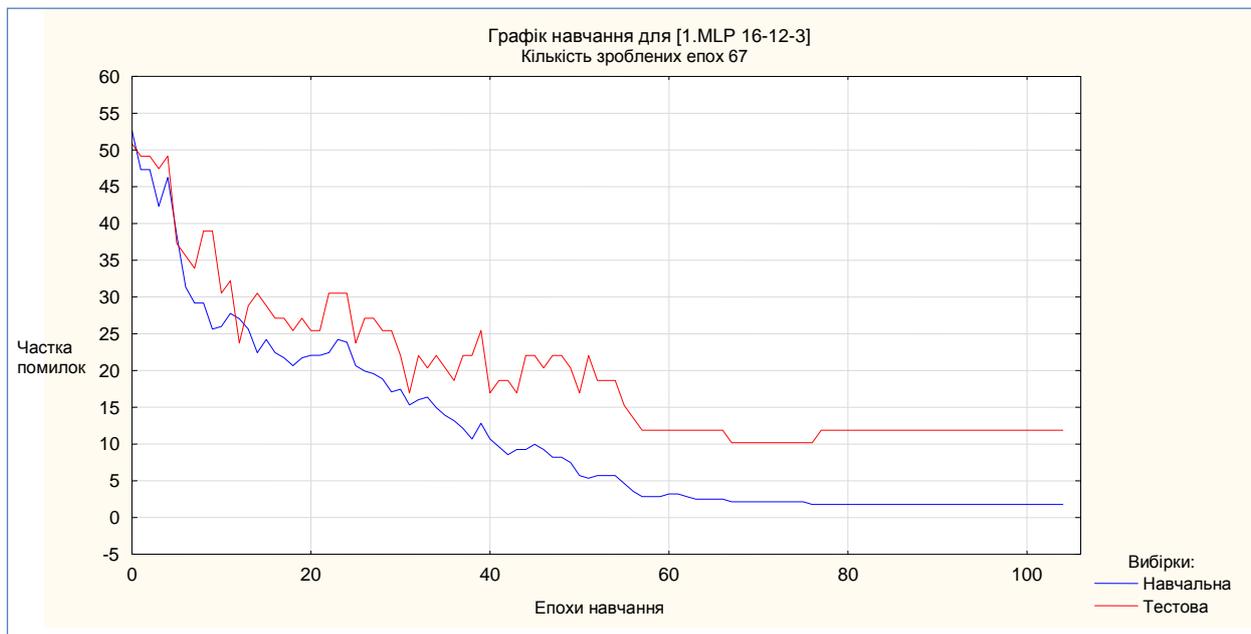


Рисунок 4. Збіжність процесу навчання (варіант 1)

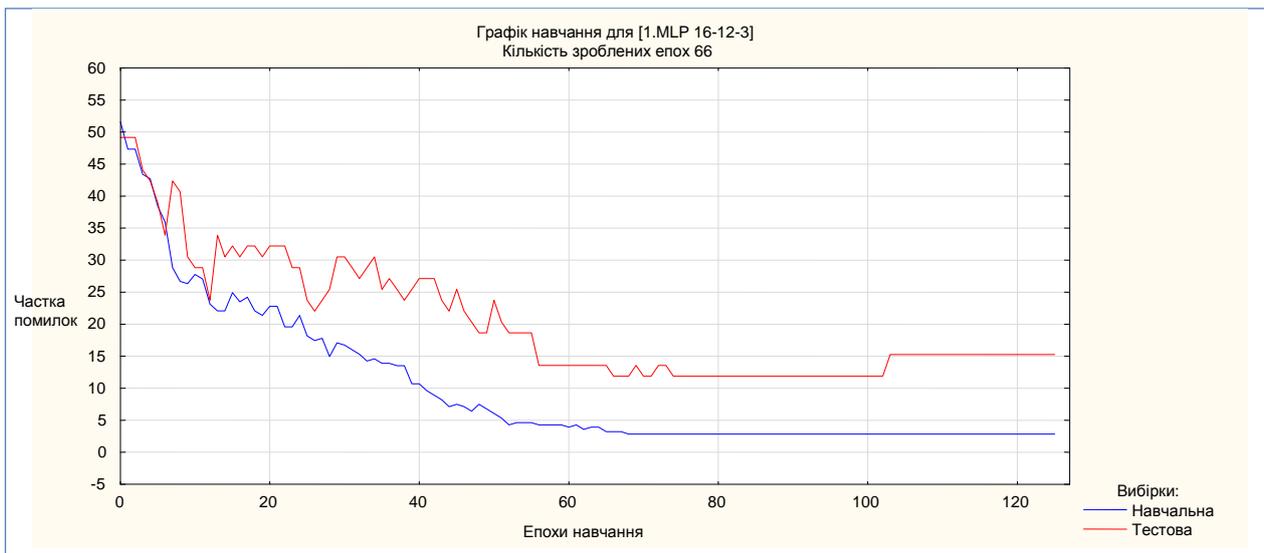


Рисунок 5. Збіжність процесу навчання (варіант 2)

## V. ОБГОВОРЕННЯ

Очевидна стійка збіжність процесу навчання до мінімальних помилок у процесі модифікації вагових коефіцієнтів на всій кількості обраних прикладів. Нижча продуктивність на тестовій множині, як видно на рис. 4,5, обумовлена необхідністю подальшого пошуку оптимального співвідношення навчальної та тестової множин, а також вибором часу навчання та продуктивності мережі. Тому вибір кінцевої моделі здійснюється користувачем, виходячи з особливостей предметної області дослідження, вимог до моделей і можливостей нейросередовища в пакеті технічного аналізу даних.

## VI. ВИСНОВКИ

Заявлена мета дослідження досягається застосуванням нейромережових моделей різної архітектури та складності у просторі інформативних факторів-ознак стану підприємства для розпізнавання поточного стану, прогнозу динаміки його показників та розрахунку адекватних цільовому стану вхідних факторів. Працездатність запропонованої технології та її ефективність оцінена на репрезентативних даних із наявної бази прикладів.

## ЛІТЕРАТУРА

- [1] J.C. Giarratano, G.D. Riley, *Expert Systems: Principles and Programming*, 4th Edition. Course Technology, 2004. 288 pp.
- [2] D. A. Waterman. *A Guide to Expert Systems*. Addison-Wesley, 1986, 419 pp.
- [3] A.R. Kholova, Y.S. Vozhdaeva, etc. "The use of regression and neural network modelling in production monitoring of an industrial enterprise", *Ecology and Industry of Russia*, 25(5), pp. 58-64, 2021 . <https://doi.org/10.18412/1816-0395-2021-5-58-64>
- [4] S. Sviridova, E. Shkarupeta, O. Dorokhova. "The use of neural networks and a genetic algorithm for modeling the innovative environment of enterprises", *E3S Web of Conferences*, 164, 10045, 2020.
- [5] L.Yue, S.Chunyang, "Modeling and optimization of management for enterprise based on artificial neural network", *WIT Transactions on Information and Communication Technologies* 52, pp. 1399-1406, 2014.
- [6] H. Chen, Y.-L. Chen, Applying fuzzy neural network classifier to knowledge management in enterprise modeling. *System Engineering Theory and Practice* 23(11), pp. 1, 2003.
- [7] Д.Настусенко, Я. Ковівчак, "Нейромережові методи та засоби прогнозування показників ефективності управління підприємством", *Технічні вісті*, (49, 50), 64-65, 2020.
- [8] S. Haykin, *Neural Networks and Learning Machines*. Prentice Hall, 2009, 906 pp.
- [9] О.Л. Ляхов, С.П. Альошин, О.О. Бородіна. "Нейромережна модифікація поточного простору ознак до цільової множини класів", *Вісник Донбаської державної машинобудівної академії*, vol. 4 (29), 99-104 pp, 2012.
- [10] Нейромережові засоби штучного інтелекту: навч. Посібник / Р.О.Ткаченко, П.Р.Ткаченко, І.В.Ізонін. - Львів: Вид. Львівської політехніки, 2017. 208 с.