

УДК 351.824.1:338.45:621

*О. А. Гавриш,**д. т. н., професор кафедри міжнародної економіки, Національний технічний університет України "Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського", м. Київ**С. В. Салоїд,**старший викладач кафедри менеджменту, Національний технічний університет України "Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського", м. Київ*

DOI: 10.32702/2306-6814.2018.21.21

ВИКОРИСТАННЯ ТЕОРІЇ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ОЦІНКИ РЕЗУЛЬТАТІВ УПРАВЛІНСЬКИХ ДІЙ НА ЕКОНОМІЧНУ БЕЗПЕКУ ПІДПРИЄМСТВ ТОЧНОГО МАШИНОБУДУВАННЯ

O. Gavrysh,

Doctor of Technical Sciences, Professor of the Department of International Economics
National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"

S. Saloid,

Senior Lecturer, Department of Management

National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"

USING THE THEORY OF THE ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS TO ASSESS THE RESULTS OF ADMINISTRATIVE ACTION ON THE ECONOMIC SECURITY OF EXCITABLE MACHINE BUILDING ENTERPRISES

У статті розглянуто основні характеристики, фактори економічної безпеки машинобудівного підприємства. Розглянуто мету, показники, заходи щодо забезпечення процесу організації економічної безпеки на підприємствах у сучасних умовах їх розвитку. Проаналізовано чинні концепції розвитку вітчизняних підприємств точного машинобудування з урахуванням безпеки їх економічної поведінки. Описано та обгрунтовано основну функцію забезпечення безпеки персоналу як складової економічної безпеки машинобудівних підприємств загалом. Запропоновано методичні підходи щодо усунення існуючих загроз економічній безпеці. Шляхом дослідження дестабілізуючих чинників внутрішнього і зовнішнього середовищ машинобудівних підприємств встановлено факт існування надмірного втручання державних органів у виробничу діяльність, що проявляється у невиправданій кількості планових та позапланових перевірок, обтяженні надмірно жорсткими регламентаціями, національними стандартами і/або технічними умовами тощо. Така ситуація призводить до зростання кількості неофіційних способів вирішення питань з державними органами влади.

The article deals with the main characteristics, factors of economic safety of the machine-building enterprise. The purpose, indicators, measures to ensure the process of organization of economic security at enterprises in the modern conditions of their development are considered. The machine-building complex is the main component of the larger processing industry, whose contribution to gross value added in the processing industry is 25% and, in turn, about 3.5% to the gross domestic product of Ukraine. The existing concepts of development of domestic enterprises of precision engineering are analyzed, taking into account the safety of their economic behavior. The main function of ensuring personnel safety as a component of economic safety of machine-building enterprises in general is described and grounded. Methodical approaches to eliminating existing threats to economic security are offered. Based on the analysis of financial results of the enterprises of precision

engineering in Ukraine, the lack of a significant share of labor costs, which is dominant in the structure of these indicators abroad, is established. Such a situation leads to the leveling of the value of workers in the production process, which negatively affects the performance of activities and levels of achievement of the desired indicators. The fact of significant depreciation of production assets and prevailing material content of products has been confirmed.

By investigating the destabilizing factors of the internal and external environments of machine-building enterprises, the existence of excessive interference of state bodies in production activity, which is manifested in an unjustified number of scheduled and unscheduled inspections, overburdening of excessively rigid regulations, national standards and / or technical specifications, was established. This situation leads to an increase in the number of unofficial ways to resolve issues with public authorities.

Ключові слова: штучні нейронні мережі, підприємства точного машинобудування, економічна безпека підприємств, логістична нормалізація, кореляційна матриця показників.

Key words: artificial neural networks, enterprises of precise mechanical engineering, economic safety of enterprises, logistic normalization, correlation matrix of indicators.

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ

Діяльність промислових підприємств, у тому числі підприємств точного машинобудування, підпадає під вплив різного роду чинників. Одним із найвагоміших чинників є фінансово-економічні кризи, внаслідок яких призупиняється (чи повністю припиняється) інвестиційна діяльність, старіє та зношується основний капітал, згортаються інноваційні проекти, пришивається відтік висококваліфікованих кадрів.

Перед підприємствами постає нагальна проблема оцінювання існуючого потенціалу і прогнозування ситуації на майбутнє. Тобто актуалізується питання забезпечення ЕБ як способу захисту від впливу внутрішніх і зовнішніх негативних проявів.

ОСТАННІ ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ПУБЛІКАЦІЇ

Питанням забезпечення утримання достатнього рівня економічної безпеки, оцінювання ефективності управління нею висвітлено у працях вітчизняних та іноземних вчених, а саме: Л. Абалкіна, В. Абрамова, В. Андрійчука, О. Барановського, О. Білоруса, З. Варналія, О. Власюка, Т. Васильців, В. Горбуліна, М. Єрмошенка, О. Ляшенка, В. Мунтіяна, Є. Олейнікова, Ю. Уса, М. Швеця, Л. Шемаєва, С. Шкарлета, М. Піх, І. Нагорної, Г. Пазаєвої, О. Чубакової, І. Доценка, І. Голікова, М. Чорної, О. Судакової та ін.

МЕТА СТАТТІ

Використати теорії штучних нейронних мереж, щоб оцінити результати управлінських дій на економічну безпеку підприємств точного машинобудування.

ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ ДОСЛІДЖЕННЯ

На сьогоднішній момент існує кілька десятків структур нейронних мереж. Оскільки всі штучні нейронні мережі базуються на концепції нейронів, з'єднань та передатних функцій, існує подібність між різними струк-

турами нейронних мереж. Більшість змін походить з різних правил навчання. Для процесу навчання необхідно мати модель зовнішнього середовища, у якій функціонує нейронна мережа — потрібну для вирішення задачі інформацію. Також необхідно визначити, як модифікувати вагові параметри мережі. Алгоритм навчання означає процедуру, у якій використовуються правила навчання для налаштування ваг. Існують три загальні парадигми навчання: "з вчителем", "без вчителя" (самонавчання) і змішана. Навчити нейронну мережу — значить, повідомити їй, чого ми від неї домагаємося. Нейронна мережа може навчатися з вчителем або без нього. Після багаторазового пред'явлення прикладів ваги нейронної мережі стабілізуються, причому нейронна мережа дає правильні відповіді на всі (або майже всі) приклади з бази даних. У такому випадку говорять, що "нейронна мережа вивчила всі приклади", "нейронна мережа навчена", або "нейронна мережа натренована". У програмних реалізаціях можна бачити, що в процесі навчання величина помилки (сума квадратів помилок по усіх виходах) поступово зменшується. Коли величина помилки досягає нуля або прийнятної малої рівня, тренування зупиняють, а отриману нейронну мережу вважають натренованою і готовою до застосування нових даних [1].

На період становлення незалежності України в 1991 р. машинобудування було провідною галуззю в структурі промислового комплексу, його частка становила понад 30% виробництва. Україна забезпечувала в структурі виробництва колишнього СРСР 45% металургійного устаткування, 97% магістральних тепловозів, близько 50% вантажних вагонів і цистерн, 26% сільськогосподарського машинобудування. На Україну приходило виробництво 40% вартості продукції машинобудування військово-промислового комплексу колишнього СРСР [1].

У структурі машинобудування 2017 року найбільшу частку займало виробництво транспортних засобів та

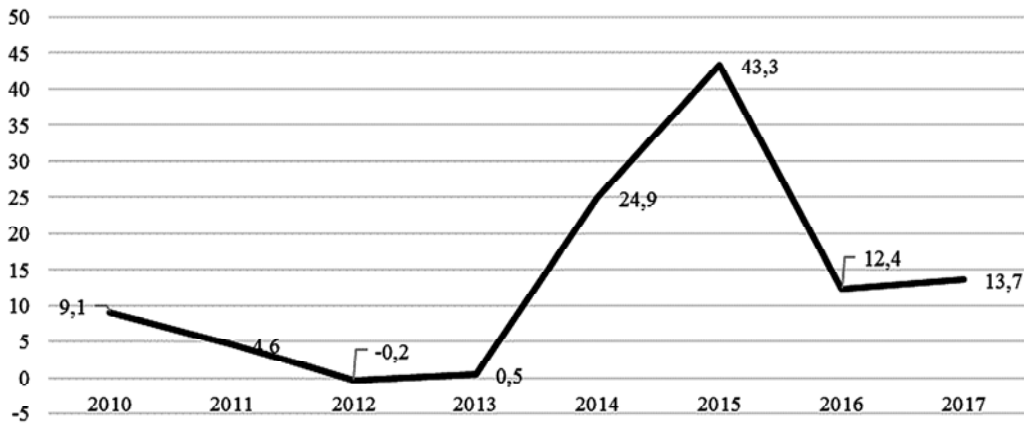


Рис. 1. Темп інфляції в Україні

устаткування — 45%, тоді як інші два сегменти — електричного, електронного й оптичного устаткування, з одного боку, і машин та устаткування — з другого, охоплюють відповідно 24% і 31%.

Аналіз свідчить, що підприємства усіх видів машинобудівної діяльності наразі потребують підвищення ефективності управління ЕБ, проте у їх структурі можна виділити і, що представляють собою важливу основу підвищення рівня ЕБ економіки країни та її конкурентоспроможності на світовому ринку. Серед них, зокрема, вагоме місце відведено підприємствам точного машинобудування, а саме — приладобудування.

За основними макроекономічними показниками варто констатувати поглиблення негативних тенденцій (інфляція, зайнятість і безробіття, ВВП та структура його розподілу).

Темп інфляції з 2010 року до 2017 року представлений на рисунку 1. Інфляція в Україні в 2018 році стабілізується за рахунок економічного зростання. Міністерство фінансів наголошує що обмеження або припинення постачання товарів на схід України суттєво не вплине на загальний рівень інфляції. Найбільшого впливу завдасть заміна сировини. Через унеможливлення постачання з окупованої території деяких необхідних ресурсів, підприємства вимушені перейти на використання імпоротної сировини, що неабияк вплине на формування цін на продукцію.

Найчастіше оцінка управління ЕБП здійснюється шляхом розрахунку інтегрального показника. Водночас, інтегральні та комплексні показники мають ряд недоліків. Серед основних: вимоги щодо розрахунку складових, можливостях інтерпретації, вагових коефіцієнтів,

відтворюваності варіації складових, залежність інформативності від кількості показників тощо.

ВВП на душу населення все ще є одним з найнижчих за світовими рейтингами (112 місце у 2016 р. зі 186 країн за оцінками ЦРУ). Ріст реального ВВП є незначним і зам прогнозними показниками набуває спадного характеру у найближчі 3—4 роки (рис. 2).

Крім того, варто врахувати, що більшість методів оцінювання управління ЕБП мають істотний недолік — лінійність, тобто можливість описати більшість процесів лінійної залежністю, а також однозначність стаціонарного рішення в системі лінійних рівнянь, що робить її недостатньо коректною. У таких випадках актуальним є використання нейронних мереж як способу моделювання економічних процесів.

Нейронні мережі дозволяють вирішувати завдання, з якими не можуть впоратися традиційні методи, вони здатні вирішувати завдання, спираючись на неповну, зашумлену, викривлену інформацію. Важливою перевагою використання нейронних мереж для обробки масивів даних є значне підвищення швидкодії процесу в порівнянні з традиційними математичними методами, можливість навчання нейронної мережі за еталонними зразками, а також зміна топології мережі (підбір вхідних параметрів, які гарантують отримання моделі найбільш високої точності), виходячи з вимог розв'язуваної задачі.

З цих позицій обгрунтовано доцільність з урахуванням того, що предметом дослідження виступає механізм управління, на нашу думку, більш доцільним буде застосування інструментарію методології нейронних мереж.

Для побудови математичної моделі необхідно з множини показників обрати результуючі, тобто ті, зміну

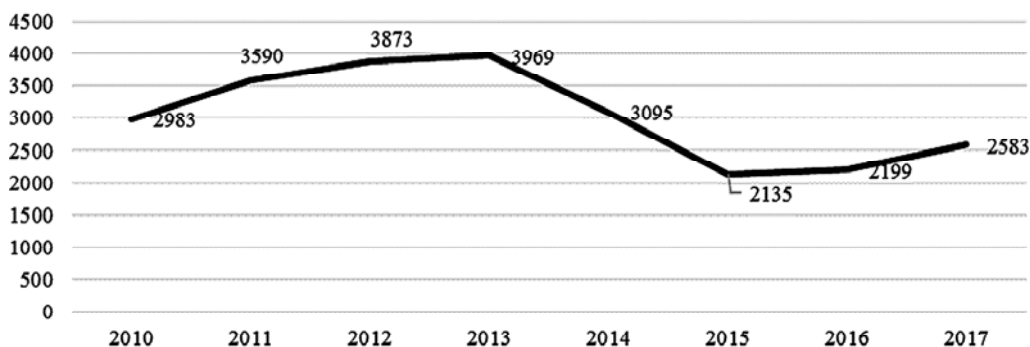


Рис. 2. ВВП на душу населення в Україні, в дол.

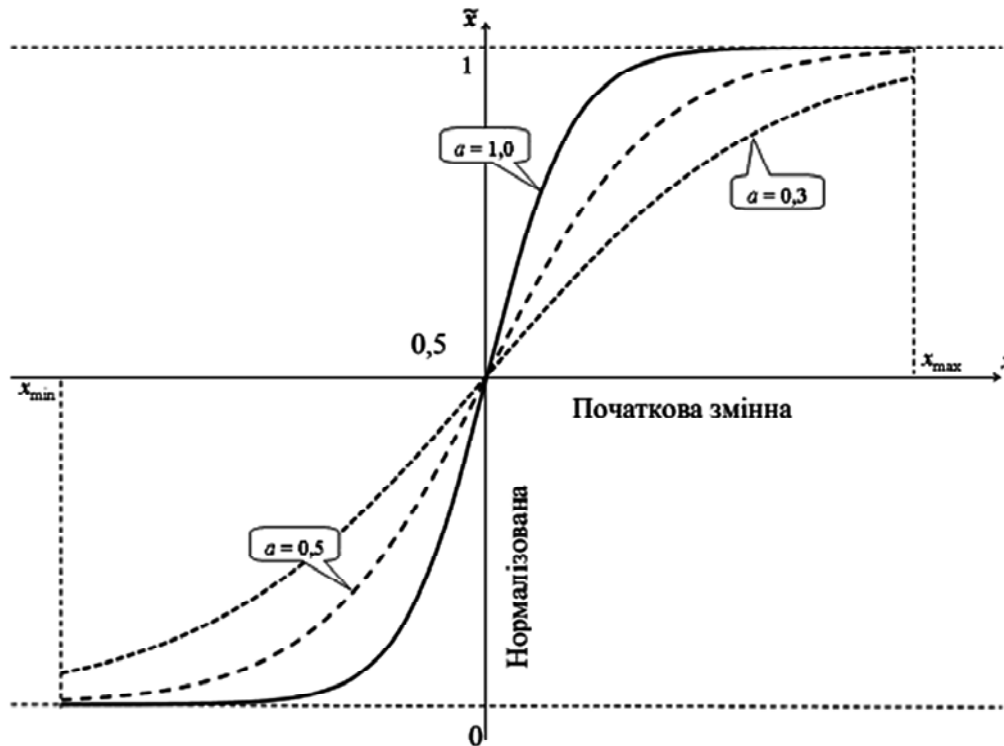


Рис. 3. Логістична нормалізація

яких ми будемо спостерігати впливаючи на вхідні параметри. Одночасно ці показники повинні достатньо повно описувати прояви складових ЕБП. Ми виділяємо наступні параметри:

- рівень забезпечення власних оборотних коштів;
- рівень фінансової незалежності підприємств;
- коефіцієнт q-Тобіна;
- рівень укомплектованості кадрами;
- рівень матеріаломісткості.

Моделювання запропоновано провести з використанням теорії штучних нейронних мереж. Цей метод допоможе знайти приховані зв'язки між показниками ЕБП, а модель може бути використана для оцінки ступеня впливу вхідних показників на результуючі, відповідно, — і для оцінки ефективності управління підприємством шляхом зміни його показників.

Для використання нейронних мереж необхідно, щоб всі дані були однакової розмірності та в одному діапазоні, тобто нормовані. Більш докладно ці питання висвітлені в [1]. Для мереж найбільш природнім є варіація в даних від 0 до 1, що і застосуємо в дослідженні. Серед найбільш поширених методів нормування можна виділити такі:

- метод min max;
- стандартизація;
- логістична нормалізація.

Ці методи відрізняються формулами та різним відображенням значень в

досліджуваному діапазоні. Ми будемо використовувати логістичну нормалізацію, як приклад нелінійного нормування, що більш чутливе до значень, наближених до математичного сподівання. Маємо таку формулу пере-

Таблиця 1. Середнє значення та стандартне відхилення показників

	Показник	Середнє	Ст. відх.
1	q-Тобіна	0,185	0,363
2	Забезпечення власними оборотними коштами	-0,444	1,077
3	Коефіцієнт абсолютної ліквідності	0,424	0,482
4	Коефіцієнт автономії	0,554	0,384
5	Коефіцієнт загальної ліквідності (покриття)	2,638	2,101
6	Коефіцієнт захищеності інформації	0,110	0,041
7	Коефіцієнт зносу	0,421	0,301
8	Коефіцієнт інформаційної озброєності	0,056	0,031
9	Коефіцієнт кваліфікації працівників підприємства	0,985	0,037
10	Коефіцієнт концентрації залученого капіталу	0,446	0,383
11	Коефіцієнт лояльності персоналу	0,900	0,025
12	Коефіцієнт маневреності власного капіталу	1,202	1,028
13	Коефіцієнт матеріаломісткості	5,654	10,874
14	Коефіцієнт оборотності активів	1,054	0,652
15	Коефіцієнт оборотності власного капіталу	0,807	2,544
16	Коефіцієнт оборотності дебіторської заборгованості	5,769	8,150
17	Коефіцієнт оборотності запасів	2,567	4,100
18	Коефіцієнт оборотності кредиторської заборгованості	5,698	5,207
19	Коефіцієнт оновлення	0,025	0,402
20	Коефіцієнт освітнього рівня	0,814	0,021
21	Коефіцієнт плинності кадрів	1,750	0,967
22	Коефіцієнт продуктивності праці підприємств	325172,547	467283,550
23	Коефіцієнт рентабельності сукупного капіталу	0,054	0,073
24	Коефіцієнт рентабельності власного капіталу	0,036	0,191
25	Коефіцієнт співвідношення власного та залученого капіталу (фінансової стійкості)	2,963	2,831
26	Коефіцієнт стабільності персоналу за стажем роботи	0,717	0,012
27	Коефіцієнт укомплектованості кадрами	0,989	0,014
28	Коефіцієнт фізичного старіння кадрів	0,838	0,027
29	Коефіцієнт фінансової залежності	0,446	0,384
30	Коефіцієнт фінансової незалежності	0,553	0,383
31	Показник дотримання трудової дисципліни	0,929	0,014
32	Рентабельність продажу	0,334	0,668
33	Фондовіддача	11,515	14,452

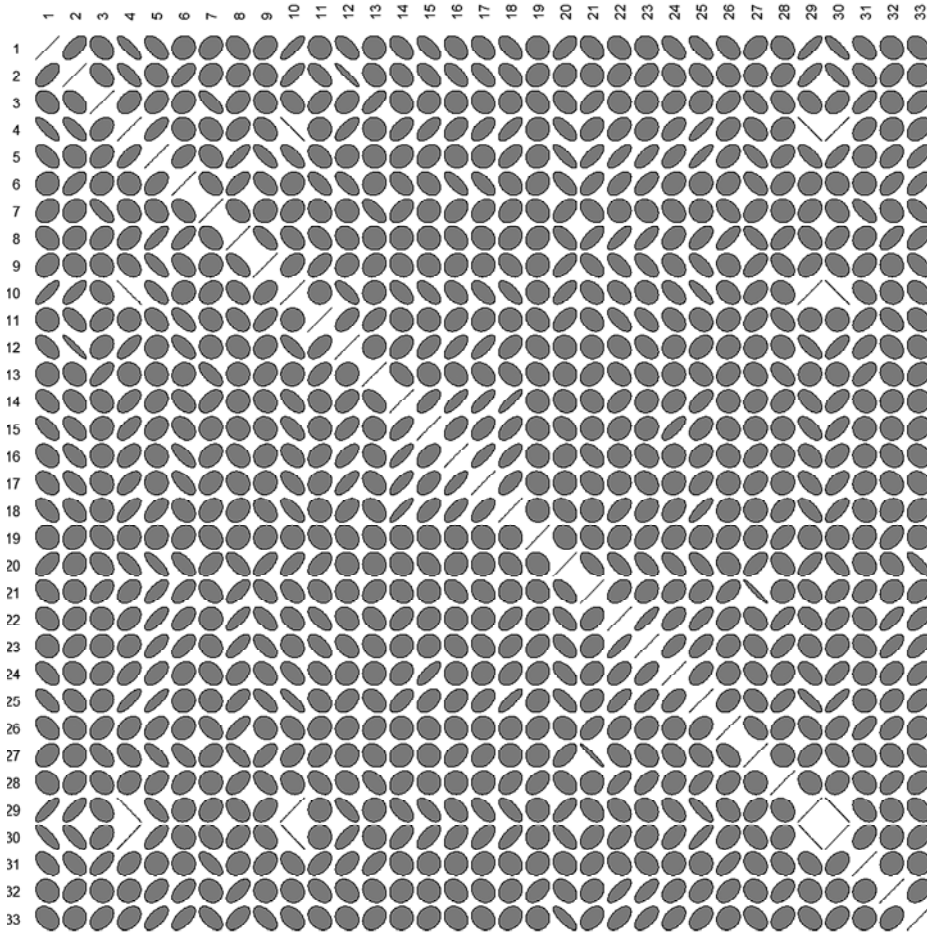


Рис. 4. Кореляційна матриця показників

творення даних:

$$X_i^{norm} = \left(1 + e^{\frac{a(m-x_i)}{b}} \right)^{-1},$$

де x_i та X_i^{norm} — початкове та нормоване значення i -го показника, a — коефіцієнт кривизни, m — середнє значення, b — стандартне відхилення. Зовнішній вигляд такого перетворення представлено на рисунку 3.

Дану нормалізацію зручно використовувати в дослідженнях, що стосуються термінів "загрози" або "небезпека", так як відхилення від "нормального" стану швидко переходить у крайні "загрозливі" значення.

Розрахунки параметрів нормалізації представлено в таблиці 1.

Кореляційна матриця зображена на рисунку 4, де номери показників відповідають номерам з таблиці 1; чим вужчий еліпс, тим тісніше лінійний зв'язок.

Наступним етапом було проведено навчання нейронної мережі на наявних даних.

Взагалі, штучна нейронна мережа — це парадигма обробки інформації, яка взяла за приклад біологічну нервову систему, наприклад, мозок. Ключовим елементом цієї парадигми є нова структура системи обробки інформації. Вона складається з великої кількості високо взаємопов'язаних процесорних елементів (нейронів), які працюють в унісон для вирішення конкретних проблем. Інтернет-ресурси, як і люди, навчаються на прикладі.

Мережа налаштовується для певної проблеми, наприклад, пошук взаємозв'язків параметрів або класифікація даних, через процес навчання. Навчання в біологічних систе-

мах передбачає коригування синаптичних зв'язків, які існують між нейронами. Це також стосується мережі [2].

Загальний вигляд найпростішої нейронної мережі представлено на рисунку 5 [4].

За навчання відповідає чинна статистична вибірка, яка ділиться на вхідні та вихідні параметри. Далі кожен набір параметрів для кожного підприємства за кожен рік подаються на вхід та вихід нейронної мережі спеціальним чином, після чого за допомогою методу градієнтного спуску вона оптимізує свої параметри та формує модель [3]. Як правило, параметри нейронної мережі не аналізують, бо їх велика кількість. Тому мережа виступає моделлю системи у вигляді "чорної скринь-

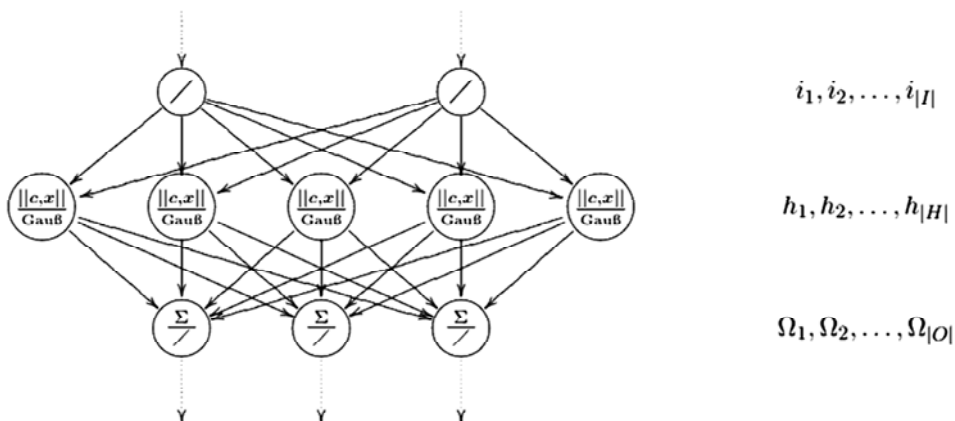


Рис. 5. Зображення нейронної мережі з 2 входами та 3 виходами

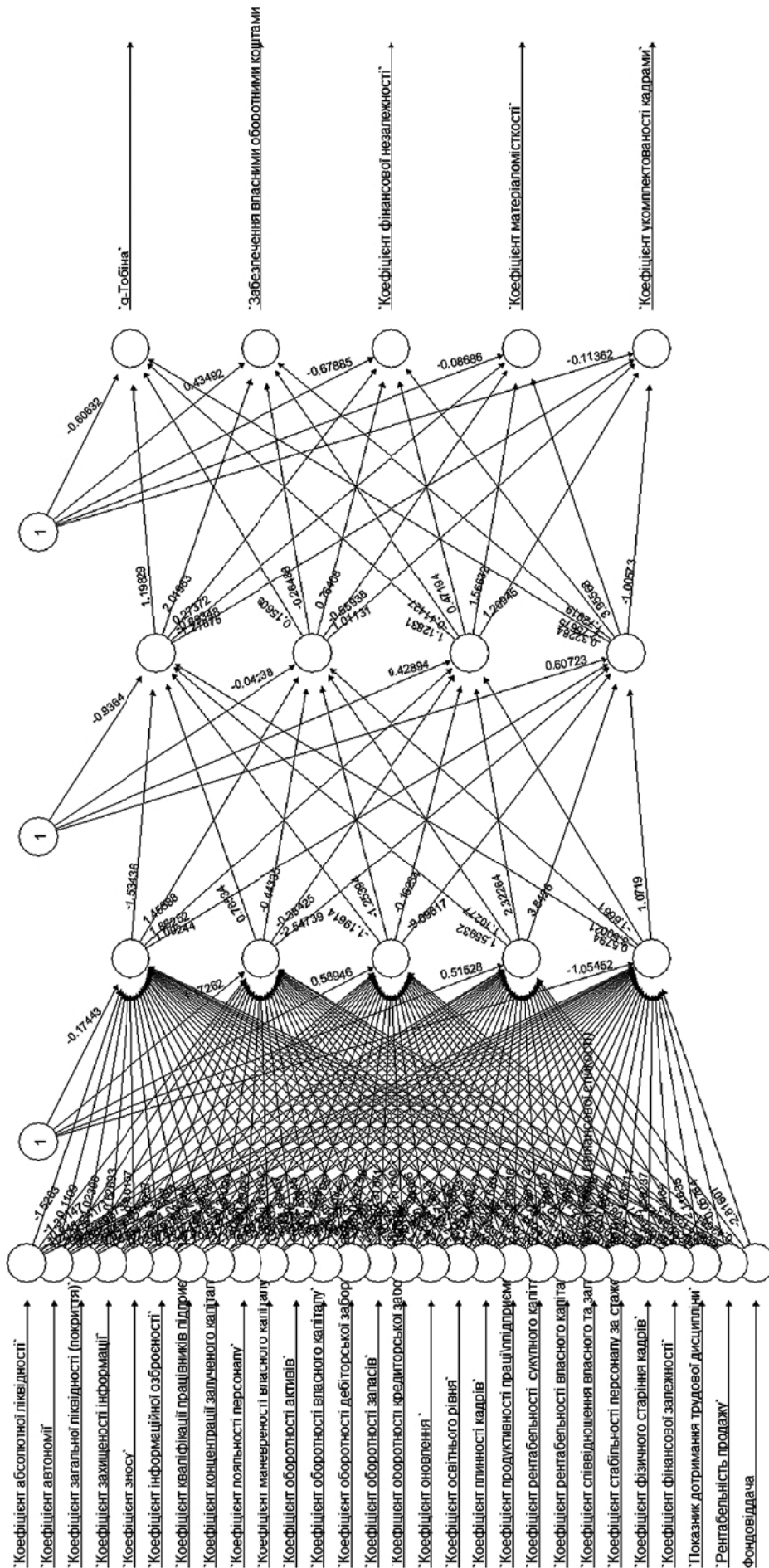


Рис. 6. Модель для оцінки результатів управлінських дій на ЕБП

ки", яка дозволяє порахувати вихідні параметри при будь-яких вхідних.

Зазвичай в економіці нейронні мережі використовують для прогнозування часових рядів та задач класифікації/класифікації [5].

Беручи до уваги кількість параметрів, наша нейронна мережа буде складатись з 2 прихованих шарів з 5 і 4 вузлами відповідно. Така структура надасть найбільшій точності, що перевірено експериментально на наявних даних.

Таким чином, на наявній статистиці ми провели навчання нейронної мережі. Результат зображено на рисунку 6. Похибка навчання склала 8,2 %. Зменшити при необхідності цю похибку можна збільшивши набір даних, що в рамках даного дослідження несуттєво.

Отримавши цю модель у рамках дослідження можливо вирішити такі питання:

- змінити яких вхідних показників найбільше покращує/погіршує вихідні. Це дозволить нам провести аналіз чутливості системи на можливі загрози та вказати на ті параметри, за якими потрібно уважно спостерігати, що допоможе уникнути загроз ЕБП;

- сформувати можливі сценарії змін результуючих змін показників з вказанням їх ймовірностей [6];

- порахувати, які будуть вхідні показники, якщо ми поставимо за мету зміну вхідних до якогось рівня.

З урахуванням вище зазначеного, можливо вирішити наступні завдання стратегічного моделювання:

- провести аналіз чутливості системи на можливі загрози та вказати на ті параметри, за якими потрібно уважно спостерігати, що допоможе уникнути загроз ЕБП;

- сформувати можливі сценарії змін результуючих змін показників з вказанням їх ймовірностей і надати на основі аналізу відповідні рекомендації, що дасть можливість визначити можливі альтернативи стратегій управління ЕБП та оптимізації інструментарію організаційно-економічного механізму;

- спрогнозувати зміну результату управління (рівня ЕБП за складовими) при реалізації відповідного інструментарію в межах обраних стратегій та дієвості організаційно-економічного механізму управління ЕБП.

ВИСНОВОК

У процесі аналізування фінансових результатів діяльності підприємств точного машинобудування України та шляхом використання факторного аналізу і врахування факту, що основним результатом стабільного функціонування суб'єктів господарювання є рівень прибутку, який визначається як різниця виручки від реалізації продукції та собівартості цієї продукції. Встановлено відсутність вагомості частки витрат на оплату праці, яка є домінуючою в структурі даних показників за кордоном. Така ситуація призводить до нівелювання значення працівників у виробничому процесі, що негативно відбивається на результативності діяльності і рівні досягнення бажаних показників. Підтверджено факт значної зношеності виробничих фондів та переважаючої матеріаломісткості продукції.

Література:

1. Згуровський М.З. Інтелектуальний аналіз та системне узгодження наукових даних в міждисциплінарних дослідженнях / Згуровський М.З., Болдак А.О., Єфремов К.В. // Кибернетика и системный анализ. — 2013. — № 4. — С. 62—75.

2. NEURAL NETWORKS by Christos Stergiou and Dimitrios Siganos. Access Link: https://www.doc.ic.ac.uk/~nd/surprise_96/journal/vol4/cs11/report.html

3. М.А. Новотарський, Б.Б. Нестеренко. Штучні нейронні мережі: обчислення // Праці Інституту математики НАН України. — Т. 50. — Київ: Ін-т математики НАН України, 2004. — 408 с.

4. David Kriesel A Brief Introduction to Neural Networks [Text]. — 2007. — 244 p. Access Link: http://www.dkriesel.com/en/science/neural_networks

5. Lukas Falat, Lucia Pancikova. Quantitative Modelling in Economics with Advanced Artificial Neural Networks // Procedia Economics and Finance. — Volume 34. — 2015. — P. 194—201.

6. Foresight and construction of the strategies of socio-economic development of Ukraine on mid-term (up to 2020) and long-term (up to 2030) time horizons / Scientific advisor of the project acad. of NAS of Ukraine M. Zgurovsky // International Council for Science (ICSU); Committee for the System Analysis of the Presidium of NAS of Ukraine; National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"; Institute for Applied System Analysis of MES of Ukraine and NAS of Ukraine; World Data Center for Geoinformatics and Sustainable Development; Agrarian Superstate Foundation. — 2nd ed. — Kyiv : NTUU "Igor Sikorsky KPI", Publ. house "Polytechnica", 2016. — 184 p.

References:

1. Zghurov's'kyj, M.Z. Yefremov, K.V. and Boldak, A.O. (2013), "Intellectual analysis and systematic coordination of scientific data in interdisciplinary research", *Kybernetyka u systemnyj analiz*, vol. 4, pp. 62—75.

2. Stergiou, C. and Siganos D. (1996), "Neural networks", available at: https://www.doc.ic.ac.uk/~nd/surprise_96/journal/vol4/cs11/report.html (Accessed 17 October 2018).

3. Novotars'kyj, M.A. and Nesterenko, B.B (2014), "Artificial Neural Networks: Computing", *Pratsi Instytutu matematyky NAN Ukrainy*, vol. 50, 408 p.

4. Kriesel, D. (2007), "A Brief Introduction to Neural Networks" available at: http://www.dkriesel.com/en/science/neural_networks (Accessed 17 October 2018).

5. Falat, L. and Pancikova, L. (2015) "Quantitative Modelling in Economics with Advanced Artificial Neural Networks", *Procedia Economics and Finance*, vol. 34, pp. 194—201.

6. Zgurovsky, M. (2016), *Foresight and construction of the strategies of socio-economic development of Ukraine on mid-term (up to 2020) and long-term (up to 2030) time horizons*, Publ. house "Polytechnica", Kyiv, Ukraine.

Стаття надійшла до редакції 19.10.2018 р.