
doi: <https://doi.org/10.15407/emodel.42.02.109>
УДК 519.876.5: 616.2

Н.Я. Савка, канд. техн. наук
Тернопільський національний економічний університет
(Україна, 46003, Тернопіль, вул. Чехова, 8,
тел. +38 (0352) 52 45 13; e-mail: nadya_savka@ukr.net)

Штучні нейронні мережі для моделювання антикризового управління національною економікою

Проаналізовано штучні нейронні мережі з радіально-базисними функціями як найбільш ефективні для моделювання процесів з глибокою нестабільністю. Описано алгоритм налаштування параметрів штучних нейронних мереж радіального типу. Визначено пріоритети антикризового управління національною економікою. Розроблено оптимальну архітектуру штучних нейронних мереж, базисні функції яких є радіальними, для моделювання системи антикризового управління національною економікою. Наведено результати моделювання антикризового управління на основі розробленої архітектури штучної нейронної мережі. Досліджено ефективність застосування штучних нейронних мереж радіального типу для попередження кризових явищ.

К л ю ч о в і с л о в а: штучні нейронні мережі, радіально-базисні функції, антикризове управління, моделювання.

Останнім часом спостерігаються масштабні зміни у політичній системі, що суттєво впливає на посилення глобалізаційних процесів у фінансовій та економічній сферах. Такі явища призводять до зміни цінностей у суспільстві, недооцінки ринків товарів та послуг, що, в свою чергу, спричиняють зниження темпів економічного зростання та фінансову нестабільність. Відсутність стабільності на валютних ринках, зміни політики діяльності, послаблення гарантій зумовлюють низький рівень довіри населення до фінансових інституцій, паніки, невпевненості у завтрашньому дні, необдуманих та спонтанних рішень.

За означених умов актуальною задачею є пошук результативної стратегії антикризового управління, зокрема виявлення причинно-наслідкових зв'язків впливу політичних, соціальних та економічних процесів на розвиток суспільства в цілому. В той же час, при нестабільній економі-

© Савка Н.Я., 2020

міці, для якої характерними є часті зміни макроекономічних показників, прийняття управлінських рішень відбувається за умов невизначеності, що суттєво ускладнює механізм прогнозування результатів економічної діяльності.

Існує багато методів прогнозування ймовірності настання кризи, базованих на методах математичної статистики, зокрема це методи аналізу часових рядів, методи регресійного аналізу, факторні моделі [1—3]. Проте зазначені методи відображають лінійну залежність між входом і виходом моделей та не враховують нестационарності та неоднорідності економічних процесів.

Сьогодні особливу увагу привертають засоби штучного інтелекту, зокрема штучні нейронні мережі (ШНМ), від багат шарового перцептрона з прямим поширенням інформації до складних рекурентних архітектур. Як відомо, ШНМ складаються із вхідного, прихованого, та вихідного шарів, а задачею ідентифікації їхньої архітектури є визначення кількості прихованих шарів та нейронів у них [4—6].

У роботі [2] описано нейронечіткий метод прогнозування кризових явищ. Проте апарат нечіткої логіки ґрунтується на формуванні бази знань, що, в свою чергу, вимагає від дослідника глибокого розуміння причинно-наслідкових зв'язків між економічними процесами. Водночас, задача ідентифікації структури штучних нейронних мереж перцептронного типу вимагає суттєвих обчислювальних витрат.

Для моделювання та прогнозування нестационарних процесів досить поширеними є штучні нейронні мережі з радіально-базисними функціями (РБФ). Їхня структурна ідентифікація полягає в обчисленні кількості нейронів у єдиному прихованому шарі, які відповідають кількості налаштованих РБФ [5, 7]. Зазначені архітектури ШНМ здатні швидко навчатися на неоднорідній та обмеженій вибірці даних та мають високі прогностичні властивості.

Отже, з огляду на зазначене, актуальною є розробка архітектури ШНМ з РБФ для моделювання антикризового управління національною економікою.

Постановка задачі. Про результативність антикризового управління національною економікою свідчать індикатори, що зумовлюють можливість держави впливати на економічні та соціальні процеси і уможливають відображення змін у пов'язаних сферах. Такими індикаторами є показники, що характеризують державні фінанси, соціальне забезпечення, паливно-енергетичний комплекс, сектор безпеки та оборони [1].

Суттєвий вплив на управління національною економікою спричиняють функціональні блоки глобальної економіки, які зменшують стійкість до зовнішніх шоків. Зокрема, це притік прямих іноземних інвести-

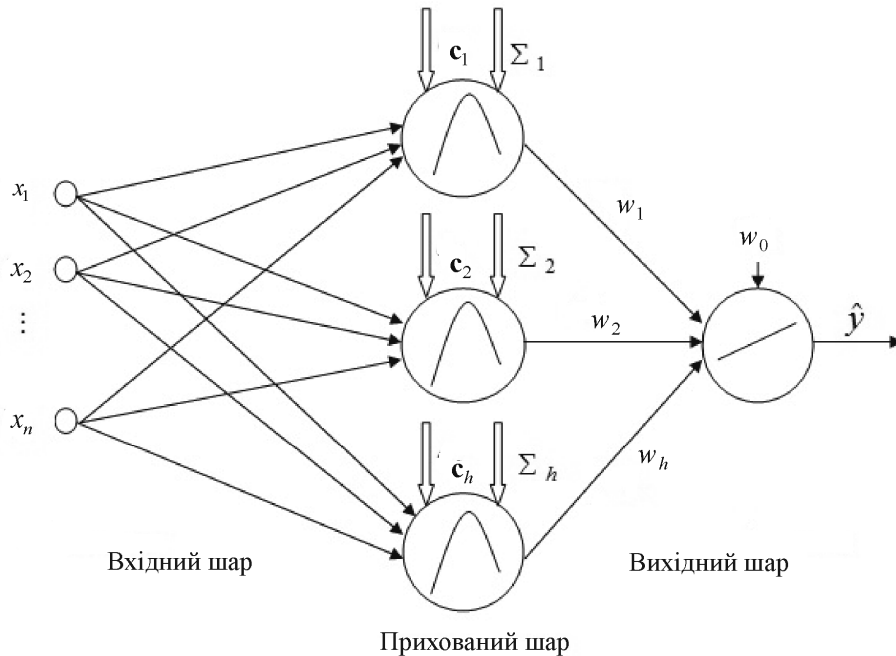


Рис. 1. Загальна архітектура штучних нейронних мереж з РБФ

цій до валового внутрішнього продукту України; частка іноземного капіталу в статутному капіталі українських банків; міжнародні резерви національного банку України; коефіцієнт покриття експортом імпорту; обсяг державного зовнішнього боргу [1, 3]. Отже, розвиток національної економіки у глобальному просторі безпосередньо пов'язаний із визначенням напрямків антикризового управління.

Розглянемо узагальнену архітектуру штучних нейронних мереж радіального типу, зображену на рис. 1. Як бачимо, вхідний шар складається із вхідних нейронів \mathbf{x}_n , прихований шар описують параметри рецепторного поля РБФ: вектор центрів \mathbf{c}_n , які визначають позицію h -ї базисної функції, та зворотна коваріаційна матриця Σ_h , що описує ширину та обертання РБФ. Вихідний шар характеризують вагові коефіцієнти синаптичних зв'язків \mathbf{w}_h , де h — кількість нейронів прихованого шару, \hat{y} — вихідний сигнал.

Зважаючи на зазначене, запишемо структуру ШНМ у вигляді

$$\hat{y} = \sum_{i=0}^h w_i^T f_i(\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_i\|_{\Sigma_i}),$$

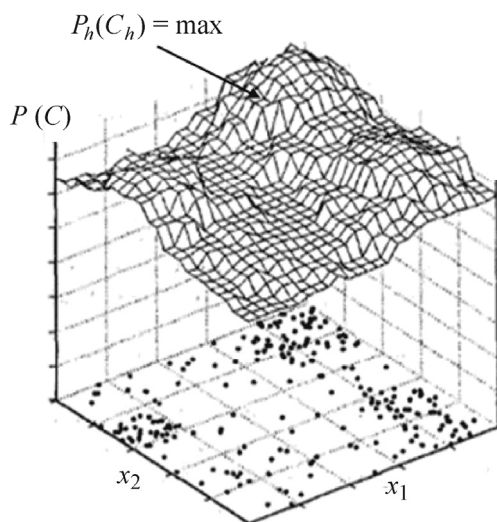


Рис. 2. Розподіл потенціалів центрів кластерів при налаштуванні параметрів РБФ

де $f_i, i=1, \dots, h$ — РБФ. Якщо використати функцію Гауса [5, 8] як РБФ, то дана структура ШНМ радіального типу набуде такого вигляду:

$$\hat{y} = \sum_{i=0}^h w_i^T f_i(\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_i\| \sigma^{-2}),$$

де σ^{-2} — стандартне відхилення (параметр ширини вікна) РБФ.

Алгоритм налаштування архітектури ШНМ із РБФ. Синтез архітектури ШНМ зазначеного типу включає два етапи: налаштування параметрів прихованого шару та обчислення вагових коефіцієнтів синаптичних зв'язків. Налаштування параметрів прихованого шару зводиться до обчислення центрів РБФ, оскільки параметр ширини вікна задаємо емпірично [9].

Налаштування центрів здійснюємо на основі методу «гірської» класифікації [7, 9], який просто реалізується, а кількість кластерів регулюється єдиним параметром — радіусом кластера. Метод ґрунтується на алгоритмі субтрактивної класифікації [9], що полягає у обчисленні потенціалів потенційних центрів кластерів та визначенні центру з найбільшим потенціалом.

Зазначений метод графічно відтворено на рис. 2. Як бачимо, розподіл потенціалів центрів кластерів утворює поверхню гірського рельєфу. Найвища точка поверхні відповідає максимальному потенціалу центру кластера.

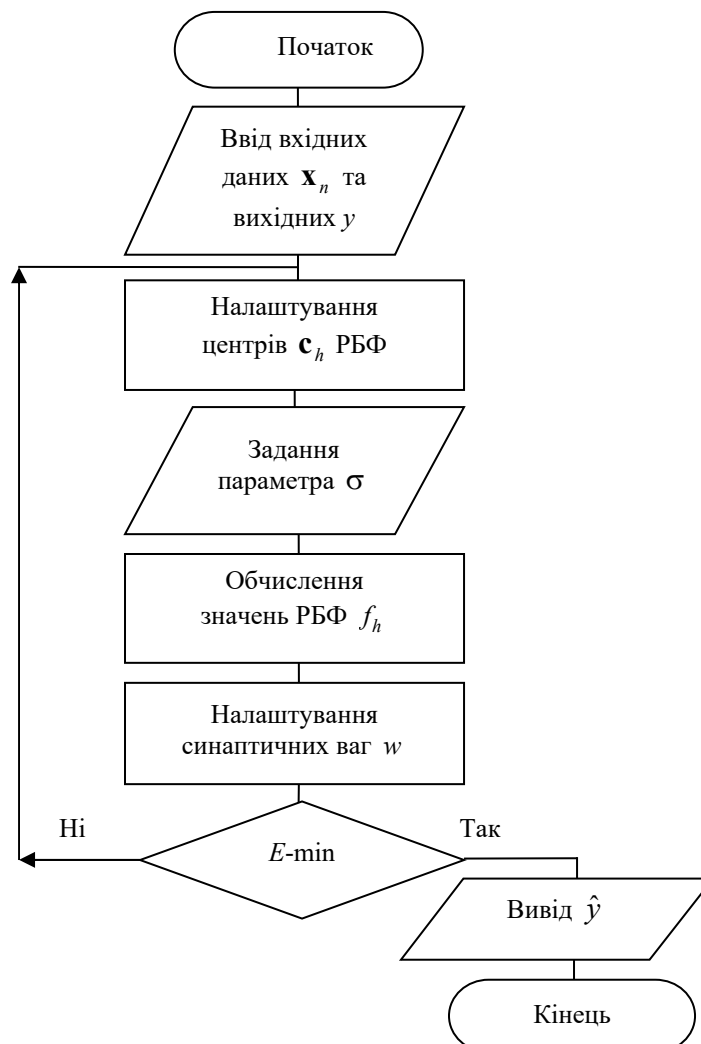


Рис. 3. Блок-схема алгоритму навчання ШНМ радіального типу

Процедура налаштування вагових коефіцієнтів нейронної мережі здійснюється за алгоритмом зворотного поширення помилки, який ґрунтується на мінімізації деякої цільової функції [6]:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N \left[\sum_{i=1}^M w_i f_i(x_j) - y_j \right]^2.$$

Блок-схему алгоритму синтезу архітектури ШНМ радіального типу, який включає процедури налаштування параметрів прихованого та вихідного шарів, зображено на рис. 3.

Блок налаштування центрів РБФ реалізує алгоритм субтрактивної кластеризації. На першому кроці задаємо радіус кластера якнайбільшого розміру, щоб отримати якомога менше кластерів із відповідними центрами. Це уможливує отримання найпростішої архітектури ШНМ. Проте не завжди така архітектура ШНМ є адекватною для моделювання та прогнозування досліджуваних процесів. За таких умов повертаємося до налаштування центрів базисних функцій, зменшуючи розмір радіуса кластера. Як зазначено у [9, 10], найкращі результати кластеризації отримуємо, якщо радіус кластера лежить у межах $[0,2; 0,5]$.

На основі вхідних даних, обчислених центрів та заданого параметра ширини базисної функції обчислюємо значення РБФ. Знайдена структура ШНМ з відомими базисними функціями та невідомими параметрами (ваговими коефіцієнтами) надходить у блок налаштування синаптичних ваг, який реалізує алгоритм зворотного поширення помилки.

Отже, із зазначеного випливає, що алгоритм налаштування ШНМ з РБФ поєднує процедури налаштування параметрів рецепторного поля РБФ та параметрів вихідного шару — синаптичних ваг.

Синтез архітектури ШНМ радіального типу для моделювання антикризового управління національною економікою. Згідно з експериментальними даними з 2012 по 2018 рік (помісячно), які розміщені на офіційних сайтах Міністерства фінансів, Державної служби статистики, Державної фіскальної служби, Міністерства енергетики та вугільної промисловості, Міжнародного валютного фонду, Європейського інвестиційного банку, позначимо $\mathbf{x} = (x_1, x_2, x_3, x_4, x_5)$ — показники глобалізації, як входи нейронної мережі, а y_1, y_2, \dots, y_{38} — результативні показники антикризового управління. Відтак, штучна нейронна мережа має п'ять вхідних нейронів та 38 вихідних нейромережових сигналів, тобто $5:h:38$. Синтез архітектури ШНМ полягає у обчисленні кількості нейронів у прихованому шарі, тобто визначенні h .

У результаті реалізації алгоритму налаштування архітектури нейронних мереж зазначеного типу отримуємо такі архітектури: $5:4:38$, $5:5:38$, $5:6:38$, $5:9:38$; $5:24:38$. Найпростішою серед зазначених архітектур є ШНМ радіального типу $5:4:38$. Проте, як свідчать результати досліджень, вона не є адекватною для моделювання показників антикризового управління.

Експериментальні дослідження зазначених архітектур ШНМ з РБФ свідчать про те, що для моделювання та прогнозування результативних показників антикризового управління національною економікою найбільш придатна архітектура $5:5:38$, яку зображено на рис. 4. Така архітектура достатньо проста, оскільки має лише п'ять нейронів у прихова-

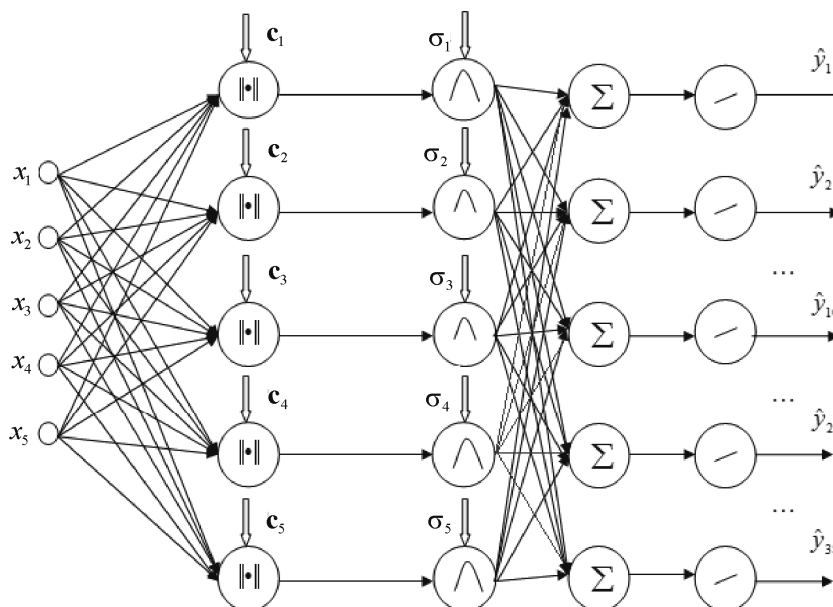


Рис. 4. Оптимальна архітектура ШНМ для моделювання антикризового управління

ному шарі, що суттєво зменшує обчислювальні витрати, адекватно відображає реальні економічні процеси, які стосуються антикризового управління національною економікою, та має достатні прогностичні властивості. Зважаючи на це, побудовану структуру ШНМ радіального типу запишемо у вигляді

$$\hat{y}_j = w_0 + w_1 f_1(\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_1\| \sigma^{-2}) + w_2 f_2(\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_2\| \sigma^{-2}) + w_3 f_3(\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_3\| \sigma^{-2}) + w_4 f_4(\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_4\| \sigma^{-2}) + w_5 f_5(\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_5\| \sigma^{-2}),$$

де $j = 1 \dots 38$. На основі метрики Евкліда обчислюємо відстань між входним вектором та відповідним центром РБФ:

$$\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_i\| = \sqrt{\sum_{j=1}^n (x_j - c_{ij})^2}.$$

Значення обчислених центрів РБФ наведено в таблиці. Вибірку експериментальних даних поділено на навчальну та контрольну (тестову).

Отримані результати моделювання та прогнозування найбільш актуальних показників антикризового управління на основі експериментальних даних зображено на рис. 5. Як бачимо, розроблена архітектура ШНМ з РБФ свідчить про взаємозв'язок між результативними інди-

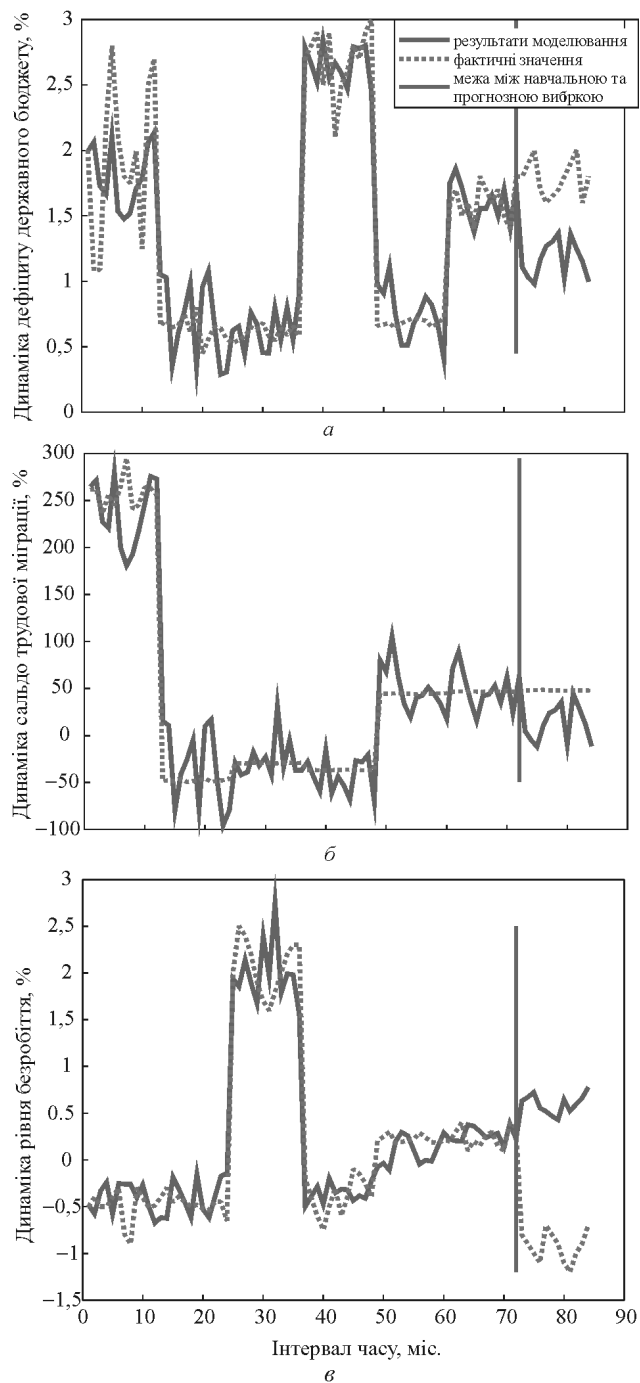


Рис. 5. Динаміка дефіциту державного бюджету (а), сальдо трудової міграції (б), рівня безробіття (в) на основі оптимальної архітектури ШНМ радіального типу в залежності від чинників впливу

торами антикризового управління національною економікою та факторами, що описують глобальний простір. Водночас, отриманий прогноз дає змогу прийняти рішення щодо ефективності обраної стратегії проведення антикризових заходів управління національною економікою.

Наприклад, динаміка дефіциту державного бюджету (див. рис. 5, а) у прогнозованому періоді буде негативною через недовиконання планових показників по податках, зокрема по ПДВ на імпортовані товари. Цьому посприяло зміцнення гривні, оскільки при розрахунку Державного бюджету на 2019 рік було закладено курс долара США 29,4 грн./дол., проте фактичний курс у січні був 27,7 грн./дол., а на останньому тижні грудня — 23,3 грн./дол. Вагомими факторами також стало зменшення обсягів закупівлі природного газу та надходжень від акцизів.

Покращенню ситуації сприятиме сезонна девальвація гривні ближче до кінця року, що збільшить податкові надходження від ПДВ на товари, що імпортуються. З боку витрат — сповільнення зростання житлово-комунальних субсидій через рішення уряду щодо встановлення більш жорстких умов для отримання субсидій громадянами. Окрім того, надходження від акцизів на алкогольну і тютюнову продукцію можуть зрости на основі вдосконалення системи виробництва.

Рис. 5, б, свідчить про слабку залежність результативного показника антикризового управління динаміки сальдо трудової міграції від змін індикаторів глобального простору. Це обумовлено тим, що трудова міграція пов'язана не лише з економічною ситуацією в країні (негативною динамікою безробіття населення (див. рис. 5, в), а й з політичними чинниками, комфортністю та стабільністю життя, бажанням жити у країнах з вищими соціальними стандартами.

Для подолання негативних тенденцій слід знижувати бар'єри для короткострокової та маятникової міграції, створювати нові високооплачувані робочі місця, що знизить рівень безробіття населення та збільшить притік мігрантів.

Вектор центрів	Значення центрів РБФ				
	c_1	c_2	c_3	c_4	c_5
c_1	0,400	0,868	0,770	0,140	0,931
c_2	0,778	0,423	0,365	0,333	0,036
c_3	0,044	0,087	0,088	0,912	0,459
c_4	0,622	0,251	0,990	0,427	0,884
c_5	0,622	0,922	0,740	0,065	0,130

Висновки

Таким чином, впливає висновок про те, що ШНМ з РБФ дозволяють моделювати та прогнозувати нестабільні процеси, використовуючи при цьому обмежену та неоднорідну вибірку даних.

Результати експериментальних досліджень підтверджують доцільність застосування розробленої архітектури ШНМ радіального типу для моделювання та прогнозування показників антикризового управління. Оскільки показники антикризового управління є неточними, в перспективі можливе застосування апарату інтервального аналізу даних для розробки архітектури ШНМ. Це дасть змогу отримати погнозоване значення модельної характеристики в межах похибок експериментальних даних.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Малий І., Радіонова І., Смельяненко Л. та ін. Антикризове управління національною економікою. За заг. ред. І. Малого. Київ: КНЕУ, 2017, 368 с.
2. Клебанова Т. С., Димченко О. В., Рудаченко О. О., Гвоздицький В. С. Нейромережеві моделі оцінки фінансових криз на підприємствах корпоративного типу. Харків: ХНУМГ ім. О. М. Бекетова, 2018, 171 с.
3. Клебанова Т. С., Грачев В. И., Раевнева Е. В. И др. Механизмы и модели управления кризисными ситуациями. Под ред. Т. С. Клебановой. Харьков: ИД «ИНЖЭК», 2007, 200 с.
4. Іванець О.Б., Букрєєва О. В., Дворнік М. В. Побудова моделей прогнозування за допомогою штучних нейронних мереж // Електроніка та системи управління, 2011, №4(30), с. 139—142.
5. Бодянский Е. В., Руденко О. Г. Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применения. Харьков: ТЕЛТЕХ, 2004, 372 с.
6. Калініна І.О. Дослідження алгоритмів навчання нейронних мереж у задачах прогнозування // Наукові праці, 2009, **117**, вип. 104, с. 160—171.
7. Nelles O. Nonlinear Systems Identification. Berlin: Springer, 2001, 785 p.
8. Савка Н.Я., Спільчук В.М., Снівак І.Я. Проблеми ідентифікації штучних нейронних мереж з радіально-базисними функціями та можливі напрямки їх розв'язання // 36. наук. праць «Індуктивне моделювання складних систем». Київ: МННЦІТС, 2010, вип. 2, с. 181—193.
9. Штовба С. Д. Введение в теорию нечетких множеств и нечеткую логику. Веб-сайт. URL: <http://matlab.exponenta.ru/fuzzylogic/book1/index.php> (дата звернення 19.02.2020).
10. Dyvak M., Maslyiak Y., Papa O., Savka N. Clustering and interval analysis of heterogeneous data sample // The Proc. of 12th International Scientific and Technical Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT). Conf. Proc., 2017, с. 528-532.

Отримано 26.02.20;
після доопрацювання 12.03.20

REFERENCES

1. Maliy, I., Radionova, I. and Yemelienenko, L. et al. (2017), *Antykryzove upravlinnia natsionalnoiu ekonomikoju* [Crisis management of the national economy], KNEU, Kyiv, Ukraine.
2. Klebanova, T.S., Dymchenko, O.V., Rudachenko, O.O. and Hvozdytskyi, V.S. (2018), *Neiromerezhevi modeli otsinky finansovykh kryz na pidpriemstvakh korporatyvnoho typu* [Neural network models of financial crisis assessment at enterprises of corporate type], KHNUMH im. O.M. Beketova, Kharkiv, Ukraine.
3. Klebanova, T.S., Hrachev, V.I., Raevneva, E.V., Hurianova, L.S. and Poliakova, O.Ya. (2007), *Mehanizmy i modeli upravleniya krizisnyimi situatsiyami* [Mechanisms and models of crisis management], INGEC.
4. Ivanets, O.B., Bukrieva, O.V. and Dvornik, M.V. (2011) «Construction of prediction models using artificial neural networks», *Electronics and control systems*, no. 4(30), pp. 139-142.
5. Bodyanskiy, E.V. and Rudenko, O. H. (2004), *Ickucctvennyie neyronnyie ceti: arhitektury, obuchenie, primeneniya* [Artificial neural networks: architectures, training, applications], TELETECH, Kharkiv, Ukraine.
6. Kalinina, I.O. (2009), “Investigation of neural network learning algorithms in forecasting tasks”, *Scientific papers*, Vol. 104, Iss. 117, pp. 160-171.
7. Nelles, O. (2001), *Nonlinear Systems Identification*, Springer, Berlin.
8. Savka, N.Ya., Spilchuk, V.M. and Spivak, I.Ya (2010) “Problems of identification of artificial neural networks with radial basis functions and possible directions of their solution”, *Inductive modeling of complex systems*, Vol. 2, pp. 181-193.
9. Shtovba, S.D. (2001) “Introduction to fuzzy set theory and fuzzy logic”, available at: <http://matlab.exponenta.ru/fuzzylogic/book1/index.php> (accessed February 19, 2020).
10. Dyvak, M., Maslyak, Y., Papa, O. and Savka, N. (2017) “Clustering and interval analysis of heterogeneous data sample”, *Proceeding of 12th International Conference Computer Sciences and Information Technologies (CSIT)*, pp. 528-532.

Received 26.02.20;
after revision 12.03.20

Н.Я. Савка

ИСКУССТВЕННЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ ДЛЯ МОДЕЛИРОВАНИЯ
АНТИКРИЗИСНОГО УПРАВЛЕНИЯ НАЦИОНАЛЬНОЙ ЭКОНОМИКОЙ

Проанализированы искусственные нейронные сети с радиально-базисными функциями как наиболее эффективные для моделирования процессов с глубокой нестабильностью. Описан алгоритм настройки параметров искусственных нейронных сетей радиального типа. Определены приоритеты антикризисного управления национальной экономикой. Разработана оптимальная архитектура искусственных нейронных сетей, базисные функции которых есть радиальными для моделирования системы атикризового управления национальной экономикой. Приведены результаты моделирования показателей атикризового управления на основе разработанной архитектуры искусственной нейронной сети. Исследована эффективность применения искусственных нейронных сетей радиального типа для предупреждения кризисных явлений.

К л ю ч е в ы е с л о в а: искусственные нейронные сети, радиально-базисные функции, антикризисное управление, моделирование.

N.Ya. Savka

ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS FOR MODELING
OF CRISIS MANAGEMENT OF NATIONAL ECONOMY

The artificial neural networks with radial basis functions has been analyzed as the most effective for modeling processes with deep instability. The algorithm of tuning parameters of artificial radial-type neural networks has been described as well as the priorities of the crisis management of the national economy. The optimal architecture of artificial neural networks has been developed, the basic functions of which are radial for the crisis management of the national economy system modeling. The result of modeling of crisis management indicators, based on the developed architecture of artificial neural network, has been presented. The efficiency of using artificial radial-type neural networks for crisis prevention has been investigated.

Keywords: artificial neural networks, radial basis functions, crisis management, modeling.

САВКА Надія Ярославівна, канд. техн. наук, ст. викладач кафедри комп'ютерної інженерії Тернопільського національного економічного університету. У 2006 р. закінчила Тернопільський державний економічний університет. Область наукових досліджень — системний аналіз, математичне моделювання, штучні нейронні мережі.