

ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ РИЗИКУ БАНКРУТСТВА БАНКІВ

©2018 МАРКОВ М. Є.

УДК 004.032.26:336.71

Марков М. Є. Застосування штучних нейронних мереж для прогнозування ризику банкрутства банків

Метою статті є знаходження оптимальної структури штучної нейронної мережі для вирішення задачі прогнозування банкрутства банків та дослідження ефективності використання нейромережевої моделі для реалій української банківської сфери. Результати проведеного дослідження свідчать, що найкращу точність прогнозів на 1–1,5 роки показала модель на основі багатощарового перцептрона з 10 та 2 нейронами у прихованих шарах. Розроблена нейромережева модель може використовуватися як альтернатива статистичним методам, оскільки вона показує кращі результати. Перспективою подальших досліджень у даному напрямі є розробка комплексної системи підтримки прийняття рішень для банківських установ, яка б включала прогнозування ризиків для банку, аналіз фінансового стану банку та виявлення фінансових проблем за допомогою інноваційних інструментів та технологій, забезпечення моніторингу та контролю за ризиками банківської установи. Одним з елементів комплексної системи може стати розроблена нейромережева модель.

Ключові слова: банки, прогнозування, банкрутство, ризик, моделювання, штучні нейронні мережі, нейромережева модель.

Рис.: 3. **Табл.:** 6. **Формул:** 1. **Бібл.:** 8.

Марков Михайло Євгенович – магістрант, Східноукраїнський національний університет ім. В. Даля (пр. Центральний, 59а, Северодонецьк, Луганська обл., 93400, Україна)

E-mail: mykh.markov@gmail.com

УДК 004.032.26:336.71

Марков М. Е. Применение искусственных нейронных сетей для прогнозирования риска банкротства банков

Целью статьи является нахождение оптимальной структуры искусственной нейронной сети для решения задачи прогнозирования банкротства банков и исследования эффективности использования нейросетевой модели для реалій украинской банковской сферы. Результаты проведенного исследования свидетельствуют, что лучшую точность прогнозов на 1–1,5 года показала модель на основе многослойного перцептрона с 10 и 2 нейронами в скрытых слоях. Разработанная нейросетевая модель может использоваться как альтернатива статистическим методам, так как она показывает лучшие результаты. Перспективой дальнейших исследований в данном направлении является разработка комплексной системы поддержки принятия решений для банковских учреждений, которая бы включала прогнозирование рисков для банка, анализ финансового состояния банка и выявление финансовых проблем с помощью инновационных инструментов и технологий, обеспечение мониторинга и контроля за рисками банковского учреждения. Одним из элементов комплексной системы может стать разработанная нейросетевая модель.

Ключевые слова: банки, прогнозирование, банкротство, риск, моделирование, искусственные нейронные сети, нейросетевая модель.

Рис.: 3. **Табл.:** 6. **Формул:** 1. **Библ.:** 8.

Марков Михаил Евгеньевич – магістрант, Восточноукраинский национальный университет им. В. Даля (пр. Центральний, 59а, Северодонецьк, Луганская обл., 93400, Украина)

E-mail: mykh.markov@gmail.com

UDC 004.032.26:336.71

Markov M. Ye. Using the Artificial Neural Networks for Forecasting the Risk of Bankruptcy of Banks

The article is aimed at finding the optimal structure of artificial neural network to solve the problem of forecasting the bankruptcy of banks and researching the efficiency of use of the neural networks model for the realities of Ukrainian banking sphere. Results of the research testify that the best accuracy of forecasts for 1-1,5 years showed the model on the basis of the multilayer perceptron with 10 and 2 neurons in the hidden layers. The developed neural networks model can be used as an alternative to statistical methods, as it has shown better results. Prospect for further research in this direction is development of a complex system of support for decision-making for banking institutions, which would include forecasting risks for bank, analysis of the bank's financial condition and identification of financial problems using innovation instruments and technologies, ensuring the monitoring and control of risks of banking institution. The developed neural networks model can become one of elements of the complex system.

Keywords: banks, forecasting, bankruptcy, risk, modeling, artificial neural networks, neural networks model.

Fig.: 3. **Tbl.:** 6. **Formulae:** 1. **Bibl.:** 8.

Markov Mykhailo Ye. – Graduate Student, East-Ukrainian National University named after V. Dahl (59a Tsentralnyi Ave., Sievierodonetsk, Luhansk region, 93400, Ukraine)

E-mail: mykh.markov@gmail.com

У сучасній економіці проблема прогнозування банкрутства банків дуже важлива, оскільки сучасна економічна система країни не може функціонувати без стабільної банківської системи. А своєчасне виявлення ознак наближення банкрутства банку дозволяє менеджерам вжити термінових заходів щодо змінення фінансового стану та недопущення банкрутства. Але на сьогоднішній день не існує єдиної методики прогнозування банкрутства банків. У світовій практиці в різні періоди і для різних економічних умов сформульовано різнотипові моделі для прогнозування оцінки загроз та ймовірності банкрутства суб'єкта господарювання. Але в базову

основу цих моделей покладено дискримінантний аналіз. Дослідженнями та розробкою дискримінантних моделей прогнозування банкрутства займалися вчені з різних країн: Едвард Альтман [1; 2]; Юджин Кочак [3]; Берзен Ейгі Ердоган [4]. Серед вітчизняних вчених слід відмітити В. П. Мартиненка [5], а також О. М. Тридіда та його модель прогнозування фінансової стійкості [6]. Також варто відмітити Г. Джанг [7] та З. Хо [8] – зарубіжних дослідників, що займаються проблемою прогнозування банкрутства за допомогою штучних нейронних мереж. Вітчизняні науковці приділяють більше уваги дослідженню платоспроможності підприємств, і дані моделі не можуть ви-

користуватись для банківських установ, враховуючи специфіку їх діяльності. На відміну від України, в інших країнах широко практикується розробка різних статистичних моделей прогнозування банкрутства. Зарубіжні науковці приділяють значну увагу прогнозуванню банкрутства як підприємств, так і банківських структур. Але використання різних зарубіжних моделей призводить до суперечливих результатів, оскільки кожна з них розроблена для однієї країни і не може бути універсальним засобом вирішення проблеми прогнозування банкрутства. Тому існує гостра необхідність розробки сучасної моделі прогнозування банкрутства комерційного банку в умовах невизначеності та недостовірних даних для реалії української банківської сфери, але яка була б простою у використанні.

Для дослідження були використані дані квартальної фінансової звітності банків зі сайту Національного банку України з 2014 р. до I кварталу 2016 р., а також перелік банків з 2015 р. до III кварталу 2017 р., що визнані неплатоспроможними, в яких введено тимчасову адміністрацію або вони ліквідовані.

Як вхідні дані моделі використовувались такі два блоки:

Блок 1 – абсолютні показники:

- ✦ Активи банків (X_1).
- ✦ Власний капітал (X_2).
- ✦ Грошові кошти банків (X_3).
- ✦ Депозити банків (X_4).
- ✦ Зобов'язання банків (X_5).
- ✦ Кредити банків (X_6).
- ✦ Прибутки (збитки) банків (X_7).

Блок 2 – відносні показники:

- ✦ Коефіцієнт участі власного капіталу в формуванні активів (X_8).
- ✦ Коефіцієнт співвідношення кредитів і депозитів (X_9).
- ✦ Коефіцієнт миттєвої ліквідності (X_{10}).
- ✦ Коефіцієнт резервування кредитів банками (X_{11}).
- ✦ Процентна маржа банків (X_{12}).
- ✦ Рентабельність активів банків (X_{13}).
- ✦ Рентабельність капіталу банків (X_{14}).

Кожна вибірка вхідних даних була розбита на 4 кластери. На рис. 1 видно, скільки векторів вхідних даних пов'язано з кожною клітинкою (нейроном) карти.

Загальний відсоток правильних прогнозів не може бути об'єктивним показником правильної роботи мережі, оскільки обчислюється від загальної суми правильних віднесень банків до банкрутів або небанкрутів у тестовій вибірці, де велику частку складають небанкрути, тому відсоток правильних прогнозів може бути великим і при досить низькому прогнозі банків-банкрутів. Отже, для вирішення цієї проблеми вирішено ввести коефіцієнт результативності моделі, який знаходиться у діапазоні [0; 1] та обчислюється таким чином:

$$k_r = (1 - \alpha) \frac{nb}{nb_{\max}} + \alpha \frac{b}{b_{\max}}, \quad (1)$$

де k_r – коефіцієнт результативності нейромережевої моделі; α – ваговий коефіцієнт банків-банкрутів ($\alpha = 0,5$); nb – кількість правильних прогнозів банків-небанкрутів; nb_{\max} – загальна кількість банків-небанкрутів у вибірці; b – кількість правильних прогнозів банків-банкрутів; b_{\max} – загальна кількість банків-банкрутів у вибірці.

Було розроблено план експериментів, який вирішує такі задачі:

1) *знаходження оптимальної структури нейронної мережі:* проведення 12 експериментів з класичним перцептроном з одним прихованим шаром і 24 експериментів з багатошаровим перцептроном з двома прихованими шарами. Використовувались такі характеристики мережі:

- ✦ кількість епох: 1000;
- ✦ набір даних для навчання: відносні показники банків України за 2014 р. – 130 банків, які входять у один кластер, 80,8% – небанкрути, 19,2% – банкрути;
- ✦ тестова вибірка: відносні показники банків України за 2015 р. (113 банків, з них 97 – небанкрути, 16 – банкрути);
- ✦ прогноз на 1 рік.

2) *вибір кращого блоку показників для навчання мережі:* проведення експерименту з вищевказаними

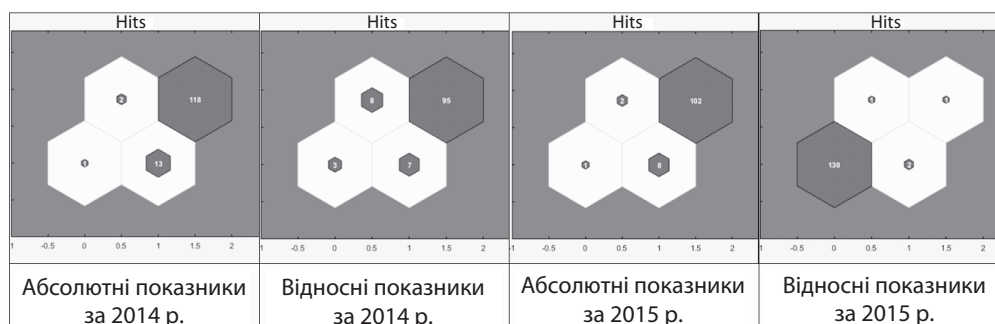


Рис. 1. Кластерний аналіз вхідних даних

Джерело: авторська розробка.

характеристиками мережі, але використання блоку абсолютних показників;

3) дослідження точності прогнозування ризику банкрутства банків на 1,5 року: проведення 2 експериментів; використання визначеного кращого блоку показників для навчання мережі й такі характеристики:

- ✦ кількість епох: 1000;
- ✦ набір даних для навчання для I експерименту: показники банків України за 2014 р.;
- ✦ набір даних для навчання для II експерименту: показники банків України за 2015 р.;
- ✦ тестова вибірка: показники банків України за I квартал 2016 р. (110 банків, з них 88 банків – небанкрути, 22 – банкрути);
- ✦ прогноз на 1,5 року (до III кварталу 2017 р.).

Результати експериментів з класичним перцептроном представлено в *табл. 1*.

Для знаходження оптимальної структури мережі з одним прихованим шаром дослідили вплив кількості нейронів на коефіцієнт результативності мережі.

На *рис. 2* зображено графік регресійної моделі та діаграма розсіювання фактичних результатів експериментів з нейронною мережею.

Результати дослідження показали, що оптимальна кількість нейронів у прихованому шарі – 6. Модель цієї структури правильно виявила 90 небанкрутів та 8 банкрутів, коефіцієнт результативності дорівнює 0,7139.

Результати експериментів з багатошаровим перцептроном представлено в *табл. 2*.

Для знаходження оптимальної структури нейронної мережі побудували поверхню відгуку поліноміальної регресійної моделі для інтервалів змінних

Таблиця 1

Результати експериментів

№ експерименту	Кількість нейронів 1-го шару	Прогноз – небанкрути	Прогноз – банкрути	Коефіцієнт результативності
1	1	89	5	0,6150
2	2	96	5	0,6511
3	3	90	5	0,6202
4	4	89	5	0,6150
5	5	94	5	0,6408
6	6	90	8	0,7139
7	7	76	9	0,6730
8	8	86	7	0,6620
9	9	78	8	0,6521
10	10	89	4	0,5838
11	11	79	2	0,4697
12	12	97	0	0,5000

Джерело: авторська розробка.

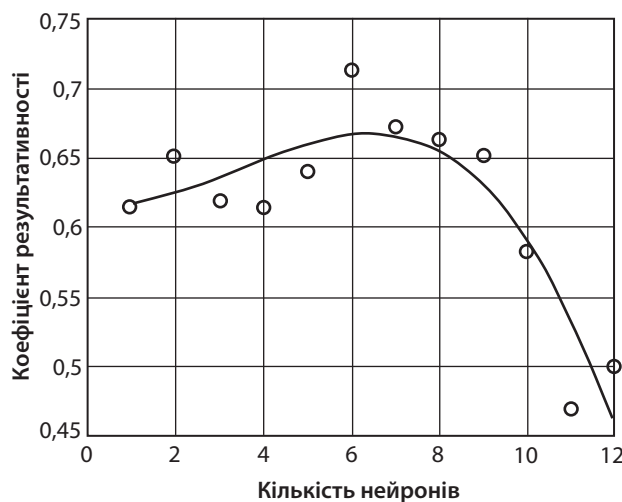


Рис. 2. Графік регресійної моделі

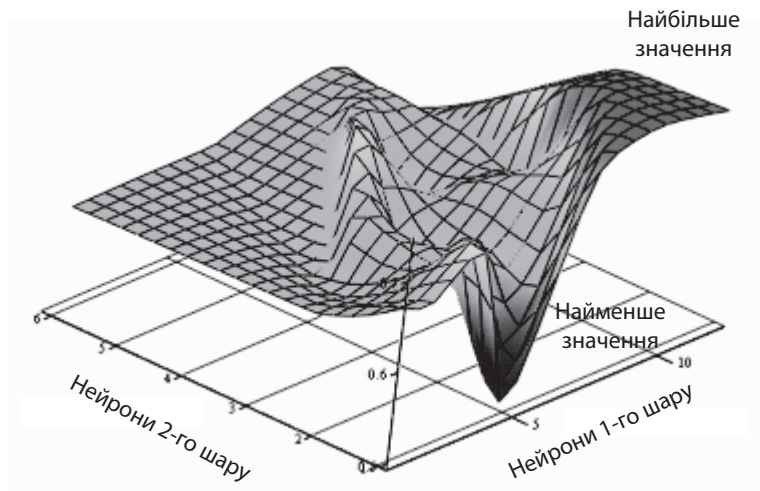
Джерело: авторська розробка.

Результати експериментів

№ експерименту	Кількість нейронів 1-го шару	Кількість нейронів 2-го шару	Прогноз – небанкрути	Прогноз – банкрути	Коефіцієнт результативності
1	1	1	86	7	0,6620
2	2	1	96	5	0,6511
3	3	1	83	8	0,6778
4	4	1	87	7	0,6672
5	5	1	97	0	0,5000
6	4	2	86	6	0,6308
7	5	2	86	6	0,6308
8	6	2	93	5	0,6356
9	7	2	96	3	0,5886
10	8	2	86	6	0,6308
11	9	2	84	8	0,6830
12	10	2	83	10	0,7403
13	3	3	97	3	0,5938
14	4	3	95	5	0,6459
15	6	3	88	4	0,5786
16	8	3	81	7	0,6363
17	10	3	84	6	0,6205
18	6	4	81	9	0,6988
19	8	4	96	3	0,5886
20	10	4	75	8	0,6366
21	8	5	83	7	0,6466
22	10	5	94	5	0,6408
23	10	6	88	6	0,6411
24	12	6	93	3	0,5731

Джерело: авторська розробка.

$x = [1; 12]$ та $y = [1; 6]$. На *рис. 3* зміна коефіцієнта результативності показана за допомогою градієнтної заливки поверхні від світло-сірого кольору (найменше значення коефіцієнта) до темно-сірого (найбільше значення).



Найбільше значення

Найменше значення

Нейрони 2-го шару

Нейрони 1-го шару

Отже, оптимальна кількість нейронів у прихованих шарах – 10 і 2 відповідно. Модель цієї структури правильно виявила 83 небанкрутів і 10 банкрутів, коефіцієнт результативності дорівнює 0,7403. Багатшаровий перцептрон має коефіцієнт результативності більше, ніж класичний перцептрон (0,7403 і 0,7139 відповідно), тому найкраща модель для прогнозування ризику банкрутства банків – багатшаровий перцептрон з двома прихованими шарами (10 і 2 нейронів відповідно).

Наступний етап дослідження – змінення показників навчальної вибірки з відносних на абсолютні.

Рис. 3. Поверхня відгуку

Джерело: авторська розробка.

У табл. 3 наведено результати роботи мережі на тестовій виборці.

Таблиця 3

Результати експерименту

Результат	Банківська система 2015 р.	Нейромережева модель	Коефіцієнти результативності
Небанкрути	97	95	0,9794
Банкрути	16	3	0,1875
Усього правильних прогнозів	113	98	0,5835

Джерело: авторська розробка.

Мережа виявила більше небанкрутів, порівняно з моделлю, яка була навчена на відносних фінансових показників, але має досить низький коефіцієнт результативності, – 0,5835.

Отже, використання абсолютних фінансових показників банківської діяльності дає нижчі показники точності прогнозів, ніж відносні фінансові показники, і не можуть використовуватися для прогнозування ризику банкрутства.

Наступним дослідженням було прогнозування ризику банкрутства банків на 1,5 року для тестової вибірки станом на I квартал 2016 р. Спочатку використали кластеризовану навчальну вибірку за 2014 р.

У табл. 4 наведено результати роботи мережі на тестовій виборці.

Таблиця 4

Результати експерименту

Результат	Банківська система I квартал 2016 р.	Нейромережева модель	Коефіцієнти результативності
Небанкрути	88	84	0,9545
Банкрути	22	7	0,3182
Усього правильних прогнозів	110	91	0,6364

Джерело: авторська розробка.

Мережа виявила майже 96% небанкрутів, але коефіцієнт результативності знизився до 0,6364, порівняно з прогнозом на 1 рік.

Далі використали кластеризовану навчальну вибірку за 2015 р. Результати роботи мережі на тестовій виборці наведено в табл. 5.

Таблиця 5

Результати експерименту

Результат	Банківська система I квартал 2016 р.	Нейромережева модель	Коефіцієнти результативності
Небанкрути	88	78	0,8864
Банкрути	22	14	0,6364
Усього правильних прогнозів	110	92	0,7614

Джерело: авторська розробка.

Модель, навчена на вибірці за 2015 р., демонструє непогані та збалансовані прогнозні показники при прогнозі на 1,5 року. Коефіцієнт результативності даної мережі значно більше, ніж у попередньому експерименті, – 0,7614 та 0,6364 відповідно.

Загалом результати цих досліджень показали, що оптимальною мережею прогнозування, з точки зору збалансованого виявлення і банків-банкрутів, і банків-небанкрутів, є багатошаровий перцепторон з двома прихованими шарами з такою кількістю нейронів:

- ✦ кількість нейронів на першому шарі – 10;
- ✦ кількість нейронів на другому шарі – 2.

Оптимальна навчальна вибірка – відносні показники банків, які попередньо були кластеризовані.

Модель показала так результати:

- ✦ дані 2015 р. (прогноз на 1 рік) – коефіцієнт результативності – 0,7403; модель виявила 10 банкрутів із 16 банків-банкрутів;
- ✦ дані I кварталу 2016 р. (прогноз на 1,5 року) – коефіцієнт результативності – 0,7614; модель виявила 14 банкрутів із 22 банків-банкрутів;

Для порівняльного аналізу було обрано дві дискримінантні моделі: перша розроблена українським ученим, д-ром екон. наук, проф. В. П. Мартиненком у 2006 р., друга – турецьким ученим Берзен Ейгі Ердоганом у 2008 р. При цьому модель Мартиненка була обрана для експериментального дослідження ефективності використання моделей для прогнозування ризику банкрутства банків, які для цього не призначені та більш прийнятні для визначення ймовірності банкрутства підприємств.

Тестова вибірка – фінансова звітність українських банків (сайт НБУ) за I квартал 2016 р., прогноз банкрутства банків на 1,5 року (до III кварталу 2017 р.).

У табл. 6 наведено порівняльний аналіз нейромережевої моделі зі статистичними моделями прогнозування Мартиненка та Ердогана.

Порівняно зі статистичними моделями прогнозування розроблена модель на основі багатошарового перцептронну показує кращі результати, які близькі до показників зарубіжних прогнозних моделей.

Порівняльний аналіз нейромережевої моделі зі статистичними моделями

Модель	Небанкрути	Банкрути	Усього правильних прогнозів	Коефіцієнт результативності
Модель Мартиненка	3	22	25	0,5170
Модель Ердогана	76	7	83	0,5909
Нейромережева модель	78	14	92	0,7614

Джерело: складено автором.

ВИСНОВКИ

Отже, нейромережева модель може використовуватися як альтернатива статистичним методам, для прогнозування ризику банкрутства українських банків. Також модель може бути корисною для клієнтів банків, які бажають виявити банки, які у найближчий період (1–1,5 року) можуть стати неплатоспроможними та/або ліквідованими.

Перспективою подальших досліджень у даному напрямі є розробка комплексної системи підтримки прийняття рішень для банківських установ, яка б включала прогнозування ризиків для банку, аналіз фінансового стану банку та виявлення фінансових проблем за допомогою інноваційних інструментів та технологій, забезпечення моніторингу та контролю за ризиками банківської установи. Одним з елементів комплексної системи може стати розроблена нейромережева модель. ■

ЛІТЕРАТУРА

1. Altman, E. I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*. 1968. Vol. 23. Issue 4. P. 589–609.
2. Altman, E. I. *Corporate Financial Distress: A Complete Guide to Predicting Avoiding, and Dealing with Bankruptcies*. New York: John Wiley&Sons, 1983. 368 p.
3. Kaciak, E. Predicting bank failures in a newly emerging free-market economy. *Perspectives-Electronic Journal of the American Association of Behavioral and Social Sciences*. 2000. Vol. 3. P. 105–117.
4. Erdogan, B. E. Bankruptcy Prediction of Turkish Commercial Banks Using Financial Ratios. *Applied Mathematical Sciences*. 2008. Vol. 60. P. 2973–2982.
5. Мартиненко В. П. Стратегія життєздатності промислових підприємств: монографія. Київ: Центр навчальної літератури, 2006. 328 с.
6. Тридід О. М., Чанг Х. Моделювання діагностики банкрутства комерційних банків. *Фінанси України*. 2002. № 10. С. 147–153.
7. Zhang, G., Hu, M. Y., Patuwo, B. E., Indro D. C. Artificial neural networks in bankruptcy prediction: General framework and cross-validation analysis. *European Journal of Operational Research*. 1999. Vol. 116. Issue 1. P. 16–32.
8. Cho, S., Kim, J., Bae, J. K. An integrative model with subject weight based on neural network learning for bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*. 2009. Vol. 36. Issue 1. P. 403–410.

Науковий керівник – Істомін Л. Ф., кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри економіки і підприємництва, Східноукраїнський національний університет імені Володимира Даля (м. Северодонецьк)

REFERENCES

- Altman, E. I. "Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy". *The Journal of Finance*. Vol. 23, no. 4 (1968): 589-609.
- Altman, E. I. *Corporate Financial Distress: A Complete Guide to Predicting Avoiding, and Dealing with Bankruptcies*. New York: John Wiley&Sons, 1983.
- Cho, S., Kim, J., and Bae, J. K. "An integrative model with subject weight based on neural network learning for bankruptcy prediction". *Expert Systems with Applications*. Vol. 36, no. 1 (2009): 403-410.
- Erdogan, B. E. "Bankruptcy Prediction of Turkish Commercial Banks Using Financial Ratios". *Applied Mathematical Sciences*. Vol. 60 (2008): 2973-2982.
- Kaciak, E. "Predicting bank failures in a newly emerging free-market economy". *Perspectives-Electronic Journal of the American Association of Behavioral and Social Sciences*. Vol. 3 (2000): 105-117.
- Martynenko, V. P. *Stratehiia zhyttiezdatnosti promyslovykh pidpriemstv* [The strategy of viability of industrial enterprises]. Kyiv: Tsentr navchalnoi literatury, 2006.
- Trydid, O. M., and Chanh, Kh. "Modeliuvannia diahnozytyky bankrutstva komertsiinykh bankiv" [Simulation of bankruptcy diagnostics of commercial banks]. *Finansy Ukrainy*, no. 10 (2002): 147-153.
- Zhang, G. et al. "Artificial neural networks in bankruptcy prediction: General framework and cross-validation analysis". *European Journal of Operational Research*. Vol. 116, no. 1 (1999): 16-32.