




# “Neural network methods for forecasting the reliability of Ukrainian banks”

<b>AUTHORS</b>	Aleksey Mints  <a href="https://orcid.org/0000-0002-8032-005X">https://orcid.org/0000-0002-8032-005X</a>  <a href="http://www.researcherid.com/rid/D-8302-2018">http://www.researcherid.com/rid/D-8302-2018</a>
<b>ARTICLE INFO</b>	Aleksey Mints (2018). Neural network methods for forecasting the reliability of Ukrainian banks. <i>Neuro-Fuzzy Modeling Techniques in Economics</i> , 7(1), 74-85. doi: <a href="https://doi.org/10.21511/nfmte.7.2018.05">10.21511/nfmte.7.2018.05</a>
<b>DOI</b>	<a href="http://dx.doi.org/10.21511/nfmte.7.2018.05">http://dx.doi.org/10.21511/nfmte.7.2018.05</a>
<b>RELEASED ON</b>	Friday, 19 July 2019
<b>RECEIVED ON</b>	Sunday, 05 August 2018
<b>ACCEPTED ON</b>	Wednesday, 19 September 2018
<b>LICENSE</b>	 This work is licensed under a <a href="https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/">Creative Commons Attribution 4.0 International License</a>
<b>JOURNAL</b>	"Neuro-Fuzzy Modeling Techniques in Economics"
<b>ISSN PRINT</b>	2306-3289
<b>ISSN ONLINE</b>	2415-3516
<b>PUBLISHER</b>	LLC “Consulting Publishing Company “Business Perspectives”
<b>FOUNDER</b>	State Higher Educational Establishment "Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman"



NUMBER OF REFERENCES

**8**



NUMBER OF FIGURES

**4**



NUMBER OF TABLES

**14**

© The author(s) 2024. This publication is an open access article.



BUSINESS PERSPECTIVES



Publisher

LLC "CPC "Business Perspectives"  
Hryhorii Skovoroda lane, 10,  
Sumy, 40022, Ukraine

[www.businessperspectives.org](http://www.businessperspectives.org)



KNEU named after  
Vadym Hetman



Founder

State Higher Educational  
Establishment "Kyiv National  
Economic University named after  
Vadym Hetman",  
Prospect Peremogy, 54/1,  
Kyiv, 03057, Ukraine

<https://kneu.edu.ua/>

Received on: 5th of  
August, 2018

Accepted on: 19th of  
September 2018

© Oleksii Mints, 2018

Oleksii Mints, DSc (Economic  
Sciences), Docent, Associate  
Professor of Department of  
Finance and Banking, State Higher  
Educational Establishment  
"Priazovsky State Technical  
University", Ukraine.



This is an Open Access article,  
distributed under the terms of the  
[Creative Commons Attribution 4.0  
International license](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/), which permits  
unrestricted re-use, distribution,  
and reproduction in any medium,  
provided the original work is  
properly cited.

Oleksii Mints (Ukraine)

# NEURAL NETWORK METHODS FOR FORECASTING THE RELIABILITY OF UKRAINIAN BANKS

## Abstract

The article proposes an approach to analyzing the reliability of commercial banks using multilayer neural networks and Kohonen self-organizing maps, and also conducted their approbation on the example of the Ukrainian banking system from 2014 to 2018 with breakdown into 3 periods. Based on the experiments, the best variants of the architecture of neural networks are revealed. It is found that solving the problem of assessing the reliability of commercial banks in the clustering formulation gives a better result than in the classification formulation.

The conclusion that a rapid change in the conditions of functioning of a modern banking system makes inefficient the use of analytical models with rigidly prescribed coefficients is experimentally substantiated.

The results of the research are of practical importance and can be used to identify potential partners in the banking sector of the economy.

## Keywords

neural network, Kohonen self-organizing map, bankruptcy, bank's reliability, forecasting

## JEL Classification

C45, C53, G21, G33

О.Ю. Мінц (Україна)

# НЕЙРОМЕРЕЖЕВІ МЕТОДИ ПРОГНОЗУВАННЯ НАДІЙНОСТІ УКРАЇНСЬКИХ БАНКІВ

## Анотація

У статті запропоновано підхід до аналізу надійності комерційних банків із застосуванням багатопарових нейронних мереж і карт Кохонена, та проведено їх апробацію на прикладі банківської системи України з 2014 по 2018 роки із розбивкою на 3 періоди. В результаті експериментального дослідження отримано пропозиції щодо більш ефективних варіантів архітектури нейронних мереж. Виявлено, що розв'язання задачі оцінки надійності банків у постановці кластеризації дає кращий результат, ніж у постановці класифікації.

Експериментально обґрунтовано висновок про те, що швидка зміна умов функціонування сучасної банківської системи робить неефективним використання аналітичних моделей із жорстко заданими коефіцієнтами.

Результати дослідження мають практичне значення та можуть використовуватися при визначенні потенційних партнерів у банківському секторі економіки.

## Ключові слова

нейронна мережа, самоорганізаційна карта Кохонена, банкрутство, надійність банку, прогнозування

## Класифікація JEL

C45, C53, G21, G33

## ВСТУП

Актуальність задачі прогнозування економічної неспроможності, або банкрутств у банківській сфері обумовлено високим рівнем ризику дефолту позичальників банків, характерного для економічного середовища сучасної України. За період з січня 2014 по січень 2017 роки кількість платоспроможних банків в Україні скоротилося, майже в два рази - з 181 до

93, а протягом 2017 року їх кількість зменшилась ще на 10. Це змушує господарюючих суб'єктів і фізичних осіб бути максимально обережними при виборі партнерів у фінансовій сфері [4].

Традиційний підхід до аналізу надійності контрагентів передбачає вивчення фінансових показників їх діяльності. Однак, коли кількість досліджуваних суб'єктів зростає до багатьох десятків чи сотень, вирішити задачу таким методом за прийнятний термін стає практично неможливо.

Одним з існуючих непрямих методів її вирішення є розрахунок за деякою математичною функцією інтегральних оцінок, що характеризують, наприклад, надійність потенційного контрагента. За такою концепцією у 1970-х – 1990-х роках були створені та згодом отримали поширення у світовій практиці системи CAMEL, CAEL, CAMELS, FIMS, UBSS [2].

Світова фінансова криза, що почалася в 2008 році, стимулювала нові дослідження стійкості фінансово-кредитних систем. Так, розвитком ідеї створення інтегральних показників є, зокрема, роботи українських вчених Лернера [3], Боровського, Гатинського [1]. Однак, їм властивий ряд недоліків:

- жорстко заданий набір вагових коефіцієнтів у моделях;
- кількість аналізованих показників і трудомісткість аналітичної роботи залишаються досить високими;
- ускладнена оцінка майбутнього розвитку об'єкта;
- порогові величини між ступенями рейтингу є усередненими і суб'єктивними.

Більш достовірні оцінки дозволяє отримати метод кластерно-регресійного аналізу фінансових показників на основі групового урахування аргументів, хоча і він має обмеження та часто дає результати, що не відповідають тенденціям відповідного кластеру [8].

Якщо сформулювати вимоги до способу аналізу надійності комерційних банків, які б дозволили уникнути перелічених недоліків, то необхідно забезпечити створення методу, який був би одночасно порівняно простим, наочним, гнучким і самоналагоджувальним. При цьому повинна забезпечуватись достовірність отриманих результатів і оцінок. Необхідність створення саме такого методу визначає мету даного дослідження, для досягнення якої пропонується використання апарату штучних нейронних мереж (ШНМ), які, в цілому, характеризуються властивостями, що задовольняють переліченим вимогам.

## 1. ВИКЛАДЕННЯ ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ ДОСЛІДЖЕННЯ

Інформаційну базу дослідження становлять відкриті дані Національного банку України (НБУ) про активи, пасиви і капітал українських банків (всього 60 статей) [6]. Із загальної бази вибрано дані за ризиками, що відповідають основним етапам розвитку вітчизняної банківської системи у 2014-2018 роках:

1. квітень 2014 року (до початку масового банкрутства банків),
2. жовтень 2015 року (закінчення першої хвилі банкрутств),
3. січень 2017 року (закінчення другої хвилі банкрутств),
4. липень 2018 року (стабілізація складу банківської системи).

Для дотримання порівнянності даних замість абсолютних значень показників банківської діяльності взято відношення відповідних показників до сумарної величини активів банку:

$$p_{i,j-1} = \frac{s_{i,j}}{s_{i,1}}, \quad i = \overline{1, n}; j = \overline{2, m}, \quad (1)$$

де  $n$  – кількість банків;  $m$  – кількість параметрів, що характеризують їх діяльність;  $s_{ij}$  – елемент матриці

вхідних значень  $S$ ;  $p_{ij}$  – елемент матриці нормалізованих значень  $P$ . Перший стовпець матриці  $S$  – це сума активів банку.

Зазначимо, що такий спосіб подання даних не є єдиним. Наприклад, в [7] вхідну вибірку складають переважно розрахункові показники, що характеризують бізнес-моделі роботи банків.

Для вирішення поставленої задачі використано наступні програмні продукти: Microsoft Excel (підготовка даних), Deductor Studio (моделювання і аналіз результатів).

Оскільки в даній задачі потрібно віднести досліджувані об'єкти до одного з двох класів – «банкрут» або «платоспроможний», очевидною базовою постановкою задачі є «бінарна класифікація». Розглянемо її рішення в цій постановці.

Процес моделювання представимо у вигляді наступних етапів:

Етап 1. Підготовка і попередня обробка даних.

На цьому етапі інформація перетворюється із початкового вигляду в єдиний масив даних, який нормується за співвідношенням (1) і зберігається у форматі, необхідному для подальшої обробки програмою Deductor Studio. При підготовці даних враховується також інформація про банки, діяльність яких протягом наступного часу була припинена (за даними [5]). Слід зазначити, що в основній навчальній вибірці містяться дані про показники роботи банків станом на квітень 2014 року (належність до класу банкрутів встановлювалась, якщо банк збанкрутував до жовтня 2015 року). Основною тестовою вибіркою даних є показники роботи банків станом на жовтень 2015 року (тут банки визначались банкрутами, якщо стали такими в період з листопада 2015 до початку 2017 року). Загальний обсяг такої вибірки становить 311 записів, з яких в навчальній перебуває 181 банк, а в тестовій – 130. Крім того, для аналізу довгострокової ефективності розроблених моделей скомпоновано додаткову вибірку з даних про показники роботи банків станом на січень 2017 року (тут банкрутами визнавались банки, які до середини 2018 року припинили свою діяльність). Ця вибірка застосовувалась для тестування моделі, яку було побудовано на навчальній вибірці, сформованій з усіх 311 записів із попередньої вибірки.

Етап 2. Відсіювання параметрів із низькою значимістю.

Навіть поверхневий аналіз характеристик вхідної вибірки даних свідчить про недостатність її обсягу, якщо мати за мету скористатись усіма пояснюючими змінними. Тому необхідно провести аналіз значимості вхідних показників та відсіяти ті з них, які слабо впливають на залежну змінну. За результатами аналізу виявилось, що такі статті, як «Незарєєстровані внески до статутного капіталу», «Емісійні різниці», «Необоротні активи, утримувані для продажу» і деякі інші, вага яких в балансі є незначною (часто взагалі мають значення), слабо впливають на платоспроможність банку. Для перевірки того, чи не були відсіянні значущі фактори, слід порівняти ефективність роботи ШНМ з фіксованою архітектурою при різних наборах факторів у вхідній вибірці.

Крім того, у 2016 році НБУ змінив структуру основних показників діяльності банків. Зокрема, було вилучено статтю «Торгові цінні папери», що змушує також не використовувати її серед пояснюючих змінних при побудові ШНМ.

Етап 3. Вибір архітектури ШНМ і аналіз результатів моделювання.

На цьому етапі слід розглянути різні архітектури ШНМ та їх ефективність моделювання. Основним критерієм приймаємо середній рівень помилки на навчальній та тестовій множині основної вибірки (Таблиця 1).

**Таблиця 1.** Ефективність прогнозування банкрутства банків України ШНМ різної архітектури

Джерело: Складено автором.

№	Архітектура ШНМ	Розпізнано на навчальній множині	Розпізнано на тестовій множині
1.	47-5-2	95.6%	72.3%
2.	47-3-2	96.7%	75.4%
3.	47-7-2	98.9%	76.2%
4.	47-5-3-2	96.1%	72.3%
5.	47-6-3-2	97.8%	76.9%

Аналіз Таблиці 1 показує, що результати моделювання ШНМ різної архітектури досить близькі між собою. Тому для остаточного вибору мережі скористаємося критерієм спряженості результатів класифікації (Таблиці 2-5).

**Таблиця 2.** Таблиця спряженості результатів тестування перцептронів з архітектурою 47-3-2

Джерело: Складено автором.

Фактично	Класифіковано		
	Платоспроможний	Банкрут	Всього
Платоспроможний	85	9	94
Банкрут	23	13	36
Всього	108	22	130

**Таблиця 3.** Таблиця спряженості результатів тестування перцептронів з архітектурою 47-7-2

Джерело: Складено автором.

Фактично	Класифіковано		
	Платоспроможний	Банкрут	Всього
Платоспроможний	88	6	94
Банкрут	25	11	36
Всього	113	17	130

**Таблиця 4.** Таблиця спряженості результатів тестування перцептронів з архітектурою 47-5-3-2

Джерело: Складено автором.

Фактично	Класифіковано		
	Платоспроможний	Банкрут	Всього
Платоспроможний	78	16	94
Банкрут	20	16	36
Всього	98	32	130

**Таблиця 5.** Таблиця спряженості результатів тестування перцептронів з архітектурою 47-6-3-2

Джерело: Складено автором.

Фактично	Класифіковано		
	Платоспроможний	Банкрут	Всього
Платоспроможний	88	6	94
Банкрут	24	12	36
Всього	98	32	130

Для даної задачі більшу вартість має помилка хибного пропуску, тобто класифікації банків-банкрутів як платоспроможних, ніж класифікація платоспроможних банків як банкрутів (помилка хибного спрацьовування). Спираючись на цей критерій, з аналізу Таблиць 2-5 можна зробити висновок, що найгіршою з розглянутих є ШНМ з архітектурою 47-7-2, яка показала найкращі результати при навчанні. При перевірці на тестових даних ця мережа помилково класифікувала 25 банків-банкрутів як платоспроможних. Кращою за цим критерієм виявилася ШНМ з архітектурою 47-5-3-2, яка помилково віднесла до платоспроможних 20 банків-банкрутів із 36.

Потенційно помилка хибного пропуску може бути зменшена за рахунок збільшення помилки хибного спрацьовування, що можна досягти шляхом корегування порогового рівня функції активації нейрона вихідного шару, який впливає на розподіл результатів моделювання між класами. Нажаль, академічна версія використаного пакету моделювання не надає такої можливості.

Слід зазначити, що прогнозування здійснювалося на досить тривалий горизонт (майже півтора року від зрізу даних). Крім того, ситуація в банківській системі обумовлена не тільки фінансовими, а й політичними чинниками. Наприклад, майже всі розглянуті ШНМ при аналізі тестової вибірки класифікували «Приватбанк» як потенційного банкрута (Рисунок 1).

Подальший розвиток подій показав, що фінансовий стан «Приватбанку» справді не дозволяв продовжувати нормальну діяльність і потрібна була масштабна докапіталізація банку державою. Однак в офіційних джерелах інформації про неплатоспроможні банки [5] «ПриватБанк» відсутній. Там же, на Рисунку 1, видно дані про «Східно-промисловий комерційний банк», який ШНМ «відмовилася» класифікувати як проблемний навіть на навчальній вибірці. Детальний аналіз показав, що причиною ліквідації цього банку є його знаходження на непідконтрольних територіях в Луганській обл.

Проте, навіть з урахуванням додаткової інформації про чинники припинення діяльності банків, результати вирішення задачі прогнозування банкрутств, як задачі бінарної класифікації, далекі від ідеальних. Розглянемо її рішення в іншій постановці – угруповання об'єктів в рамках задачі кластеризації.

З цією метою застосуємо самоорганізаційні штучні нейронні мережі Кохонена. У порівнянні з іншими інтелектуальними методами аналізу даних вони забезпечують такі переваги:

- можливість роботи на відносно невеликому масиві даних;
- немає необхідності в експертних оцінках (яких потребують експертні системи), що виключає суб'єктивність результатів розрахунків;
- наочність розрахункової інформації, виведеної у вигляді карт Кохонена.

В процесі моделювання етап 1 і етап 2 відповідають розглянутим вище, з невеликими поправками на особливості мереж Кохонена. Так, на етапі 2 вибір показників може проводитися на підставі профілів кластерів, які містять інформацію про значущість кожного показника, що дозволяє відсіяти ті з них, які слабо впливають на кінцевий результат. У цьому сенсі в даній постановці задачі етап 2 частково перетинається з етапом 3.

Етап 3. Вибір архітектури та навчання нейронної мережі.

Вибір розмірності карти Кохонена здійснюється, виходячи з обсягу вхідної вибірки та особливостей задачі. Оскільки інформація про банкрутство банків на вхід ШНМ Кохонена не подається, для навчання може використовуватися вся вибірка даних, яка в даному випадку містить 311 прикладів.

№ з/п	Назва банку	Банкрут	COL4	Банкрут_OUT
172	БАНК ВЕЛЕС	<input checked="" type="checkbox"/>	2015,9	<input checked="" type="checkbox"/>
173	СХІДНО-ПРОМИСЛ. КОМЕРЦ. БАНК	<input checked="" type="checkbox"/>	2015,9	<input type="checkbox"/>
174	БАНК АВАНГАРД	<input type="checkbox"/>		<input type="checkbox"/>
175	БАНК ПОРТАЛ	<input type="checkbox"/>		<input type="checkbox"/>
176	"ЦЕНТР"	<input type="checkbox"/>		<input type="checkbox"/>
177	АЛЬПАРИ БАНК	<input type="checkbox"/>		<input type="checkbox"/>
178	ДЕРЖЗЕМБАНК	<input type="checkbox"/>	2016	<input type="checkbox"/>
179	"ГЕФЕСТ"	<input type="checkbox"/>		<input type="checkbox"/>
180	ВЕКТОР БАНК	<input type="checkbox"/>	2017	<input type="checkbox"/>
181	УКРАЇНСЬКИЙ БАНК РЕКОНСТР.ТА РО	<input type="checkbox"/>		<input type="checkbox"/>
1	ПРИВАТБАНК	<input type="checkbox"/>	0	<input checked="" type="checkbox"/>

**Рисунок 1.** Витяг з таблиці з результатами класифікації

Метод покоміркового аналізу, який застосовано далі, вимагає встановлення порівняно невеликої розмірності мережі. В даному випадку за результатами численних експериментів обрано розмірність 4x4 нейрони і кількість кластерів 4, хоча припустимі відхилення від цих значень. Далі необхідно провести підстроювання параметрів навчання для отримання мінімальних значень помилки. Результатом є візуальні кластерні карти розподілу вхідних даних, які відображають сформовані кластери банків за рівнем їх надійності.

Етап 4. Аналіз результатів кластеризації.

Для кожної комірки карти визначається, які банки з тих, що потрапили до неї, протягом 2014-2015 років припинили діяльність. Результати можуть бути представлені як у вигляді візуального розфарбовування карти, так і у вигляді таблиці (Таблиця 6).

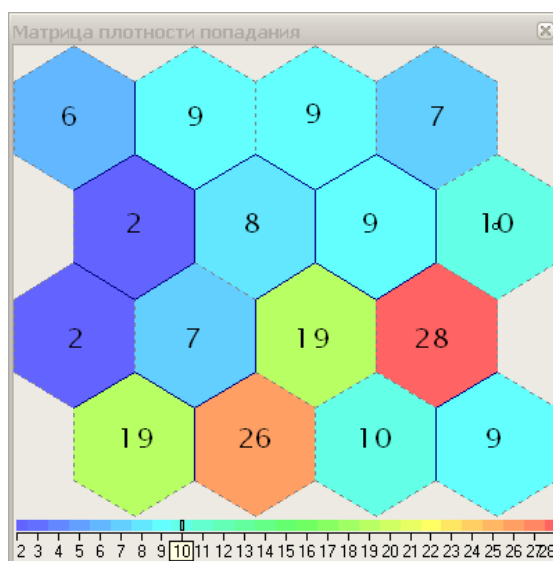
**Таблиця 6.** Розподіл банків, що припинили діяльність, по комірках карти

Джерело: Складено автором.

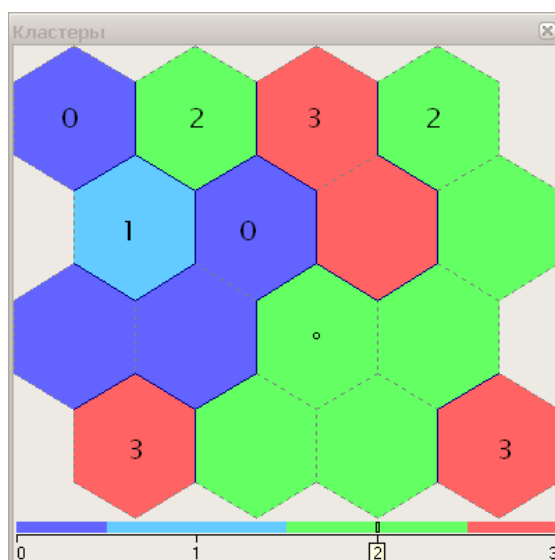
№ комірки	Кількість банків		частка банкрутів	№ комірки	Кількість банків		частка банкрутів
	всього	банкрутів			всього	банкрутів	
0	6	1	17%	8	2	2	100%
1	9	4	44%	9	7	0	0%
2	9	1	11%	10	19	10	53%
3	7	1	14%	11	28	10	36%
4	2	1	50%	12	19	7	37%
5	8	3	38%	13	26	15	58%
6	9	3	33%	14	10	2	20%
7	10	2	20%	15	9	0	0%

Аналіз Таблиці 6 показує, що як загальна кількість банків, так і кількість тих банків, що припинили роботу, в різних комірках карти суттєво відрізняється. Однак на карті можна виділити надійні та проблемні зони. Розглянемо розподіл банків по комірках карти Кохонена (Рисунок 2) і розташування на цій карті кластерів, які виділено алгоритмом кластеризації (Рисунок 3).

Нумерація комірок на Рисунках 2 та 3 здійснюється зліва направо та зверху вниз. Комірка з номером 0 розташована у лівому верхньому куті, комірка 1 – праворуч від неї і т.д.



**Рисунок 2.** Матриця щільності попадання банків в комірки карти Кохонена



**Рисунок 3.** Результати автоматичної кластеризації карти Кохонена

Як можна помітити з сумісного аналізу Рисуноків 2, 3 та Таблиці 6, більшість банків, які припинили свою діяльність, об'єднує кластер 2. Але за його межами також є комірки, які містять велику кількість банків-банкрутів. Отже, автоматична кластеризація не дозволяє знайти найкраще рішення даної задачі.

Ручна кластеризація передбачає покомірковий аналіз карти. Так, до достатньо надійних (де частка банкрутів не перевищує 20%) відносяться комірки 0, 2, 3, 7, 9, 14, 15. До проблемних тоді можна віднести комірки 1, 4, 8, 10, 11, 12, 13.

З 58 банків, які потрапили в «надійні» комірки, тільки 7 (12%) протягом 2014–2015 рр. (тобто, за період, що припадає на навчальну вибірку) припинили роботу. Із 105 банків, що потрапили в «проблемні» комірки, 49 припинили працювати (47% банкрутів).

Після проведення ручної кластеризації розглянемо результати обробки самоорганізаційною ШНМ тестової вибірки, тобто інформації про показники роботи банків станом на жовтень 2015 року (коли належність до класу банкрутів визначалась станом банку на початок 2017 року). Результати розподілу банків по комірках карти показано в Таблиці 7.

**Таблиця 7.** Розподіл банків, які припинили діяльність в 2016 р., по комірках карти

Джерело: Складено автором.

№ комірки	Кількість банків		частка банкрутів	№ комірки	Кількість банків		частка банкрутів
	всього	банкрутів			всього	банкрутів	
0	2	2	100%	8	1	1	100%
1	9	4	44%	9	9	0	0%
2	2	1	50%	10	4	1	25%
3	6	2	33%	11	19	7	37%
4	1	1	100%	12	15	6	40%
5	6	1	17%	13	19	7	37%
6	4	1	25%	14	17	1	6%
7	9	1	11%	15	7	0	0%

Проаналізуємо розподіл банків з Таблиці 7 по раніше виділеним кластерам. Так, в кластер «надійних» потрапляє 52 банки, з яких 7 (13.5%) припинили свою діяльність в період з листопада 2015 до січня 2017 року. У кластер «проблемних» потрапляє 68 банків, з яких 27 (40%) припинили свою діяльність в той же період.



Ще 10 банків попали в комірки 5 і 6, які за результатами попереднього аналізу неможливо віднести до жодної категорії.

Таким чином таблиця спряженості результатів прогнозування банкрутств банків із тестової вибірки з використанням самоорганізаційної мережі Кохонена має вигляд, представлений у Таблиці 8.

**Таблиця 8.** Таблиця спряженості результатів тестування ШНМ Кохонена

Джерело: Складено автором.

Фактично	Класифіковано		
	Платоспроможний	Банкрут	Всього
Платоспроможний	45	41	86
Банкрут	7	27	34
Всього	52	68	120

З порівняльного аналізу Таблиць 2-5 та Таблиці 8 можна бачити, що застосування самоорганізаційних мереж дозволяє істотно знизити помилку хибного пропуску. Так, з 34 банків, що стали неплатоспроможними у розглянутий період, тільки 7 було класифіковано моделлю, як «хороші». Саме ця помилка має найбільшу економічну значущість в даній задачі.

Важливі результати дає також аналіз окремих комірок карти. Так, на підставі Таблиці 6 і 7 найбільш надійними слід вважати банки, що потрапили в комірки 9 і 15, оскільки за весь аналізований період жоден з них не припинив існування. Причому, якщо в комірці 9 розташовуються банки, які переважно належать до групи малих, то в комірці 15 нейронна мережа відносить банки з категорії лідерів галузі. На початок 2016 року серед них були такі банки як «Промінвестбанк», «Сбербанк», «ВТБ», «ІНГ», «Піреус», «Віес» і «Кредит-Європа». Станом на липень 2018 року всі вони продовжують працювати. Аналогічно може бути проведений аналіз і за проблемними комірками.

Незважаючи на те, що ще на початку 2017 року НБУ оголосив про закінчення періоду очищення банківської системи [4], процеси зменшення кількості діючих банків продовжуються, хоча й більш повільними темпами. Тож, доцільно розглянути ефективність запропонованих методів в умовах стабілізації банківської системи.

Слід відзначити деякі особливості припинення банками діяльності в 2017 році. З 10 банків, що вибули з числа активних учасників банківської системи, лише в 6 випадках це було пов'язано із визнанням їх неплатоспроможними. Решта випадків пов'язано із прийняттям керівництвом банків рішення про припинення банківської діяльності без припинення юридичної особи. Банк при цьому повністю виконує свої зобов'язання перед клієнтами. Таке рішення може прийматися, зокрема, в тому випадку, коли акціонери банку не спроможні виконати майбутні вимоги НБУ до регулятивного капіталу, але це не можна вважати банкрутством. Серед таких банків «Кредит Оптима Банк», «Фінансовий Партнер», «Апекс-Банк», «ПФБ».

Навчання нейронних мереж різної архітектури знов підтвердили, що кращою з них є мережа зі структурою 47-5-3-2. Але спряженість результатів моделювання, яку наведено в Таблиці 9, виявилась незадовільною – ШНМ виявила лише 2 банкрута з 6.

**Таблиця 9.** Спряженість результатів прогнозування банкрутств банків у 2017 р. перцептронном архітектурі 47-5-3-2 на даних 2014-2016 рр.

Джерело: Складено автором.

Фактично	Класифіковано		
	Платоспроможний	Банкрут	Всього
Платоспроможний	82	4	86
Банкрут	4	2	6
Всього	86	6	92

Було висунуто гіпотезу про те, що зміни умов функціонування банків тягнуть за собою зміну чинників неплатоспроможності, а тому дані 2014-2015 років виявляються застарілими для побудови моделей діагностики банкрутств у 2017 році. Для перевірки цієї гіпотези ту ж саму мережу було навчено на даних жовтня 2015 року (130 записів). Результати моделювання показано в Таблиці 10.

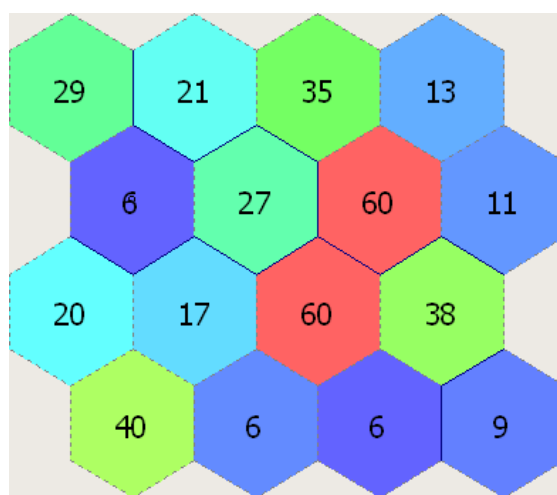
**Таблиця 10.** Спряженість результатів прогнозування банкрутств банків у 2017 р. перцептронном архітектурі 47-5-3-2 на даних 2015-2016 рр.

Джерело: Складено автором.

Фактично	Класифіковано		
	Платоспроможний	Банкрут	Всього
Платоспроможний	76	10	86
Банкрут	3	3	6
Всього	79	13	92

Як можна побачити з аналізу табл. 10, відбулося зменшення помилки класифікації банків банкрутів з 4 до 3, однак при цьому значно збільшилася помилка хибного спрацювання (з 4 до 10 банків). Таку низьку ефективність можна пояснити тим, що дані 2015 року також належать до періоду з відмінними умовами функціонування банківської системи, до того ж ще й було зменшено навчальну вибірку при оптимізації перцептрону.

Розглянемо результати використання для вирішення тієї ж задачі самоорганізаційних мереж. Розподіл банків по комірках карти Кохонена наведено на Рисунку 4.

**Рисунок 4.** Матриця щільності попадання банків у комірки карти Кохонена за вибіркою 2014-2017 рр.

На підставі інформації про діяльність банків у 2014-2016 рр. побудовано Таблицю 11.

**Таблиця 11.** Розподіл банків по комірках карти за даними щодо їх діяльності в 2014-2016 рр.

Джерело: Складено автором.

№ комірки	Кількість банків		частка банкрутів	№ комірки	Кількість банків		частка банкрутів
	всього	банкрутів			всього	банкрутів	
0	29	3	10%	8	20	0	0%
1	21	4	19%	9	17	0	0%
2	35	11	31%	10	60	15	25%
3	13	2	15%	11	38	8	21%
4	6	1	17%	12	40	9	23%
5	27	8	30%	13	10	1	10%
6	60	28	47%	14	6	2	33%
7	11	2	18%	15	9	1	11%

Аналіз Таблиці 11 свідчить про те, що до проблемних слід віднести комірки 2, 5, 6, 10, 11, 12, 14. До надійних – 0, 1, 3, 4, 7, 8, 9, 13, 15. Особливо слід відзначити комірки 8 та 9, до яких за весь час кризи не потрапило жодного проблемного банку. За результатами аналізу банківської звітності 2017 року до цих комірок віднесено такі банки, як «Промінвестбанк», «ВТБ Банк», «ІНГ Банк Україна», «Сбербанк», «Кредит Європа банк», «Укресімбанк», «Ощадбанк», «ПУМБ», «Південний», «Мегабанк», «Банк інвестицій та заощаджень».

Банки, які за даними НБУ знаходяться у стадії ліквідації, опинилися в комірках 2 («Вектор Банк» та «Гефест»), 6 («Банк Богуслав»), 13 («Фінбанк»), 14 («Діамантбанк») та 15 («Новий»). Можна побачити, що 4 з 6 банків опинилися в комірках, які було класифіковано як «проблемні», і лише 2 («Фінбанк» та «Новий») було віднесено до «надійних».

Аналіз ситуації навколо цих банків показав, що «Фінбанк» було ліквідовано за рішенням акціонерів. Згодом виявилось, що близько 95% кредитів цього банку видано інсайдерам та мають неліквідне забезпечення. Але під час його роботи звітність була в нормі. Банк «Новий» також ліквідовано відповідно рішенням акціонерів і він планує продовжити діяльність на інвестиційному ринку України. Таким чином, помилки класифікації обумовлені зовнішніми факторами, які неможливо урахувати на підставі наявної інформаційної бази.

Аналіз спряженості результатів класифікації, який наведено у табл. 12, показує, що хоча помилка хибного пропуску зменшилась у порівнянні з розрахунками перцептронних ШНМ (дивись Таблиці 9, 10), але помилка хибного спрацьовування зросла до занадто великого значення.

**Таблиця 12.** Спряженість результатів прогнозування банкрутств у 2017 р. для ШНМ Кохонена на даних 2014-2016 рр.

Джерело: Складено автором.

Фактично	Класифіковано		
	Платоспроможний	Банкрут	Всього
Платоспроможний	42	44	86
Банкрут	2	4	6
Всього	44	48	92

Для зменшення помилок класифікації було складено таблицю розподілу банків по комірках карти Кохонена за даними з жовтня 2015 р. по січень 2017 р. (Таблиця 13).

**Таблиця 13.** Розподіл банків по комірках карти за даними щодо їх діяльності в 2015-2016 рр.

Джерело: Складено автором.

№ комірки	Кількість банків		частка банкрутів	№ комірки	Кількість банків		частка банкрутів
	всього	банкрутів			всього	банкрутів	
0	16	1	6%	8	13	0	0%
1	16	1	6%	9	12	0	0%
2	18	4	22%	10	30	4	13%
3	8	2	25%	11	26	3	12%
4	5	1	20%	12	7	1	14%
5	16	3	19%	13	8	1	13%
6	25	8	32%	14	6	2	33%
7	9	1	11%	15	7	1	14%

За результатами аналізу Таблиці 13 до «проблемних» віднесено комірки 2, 3, 6, 14. Решту віднесено до «надійних». Оскільки повторне навчання нейронної мережі не відбувалось, проблемні банки 2017 року залишились в тих самих комірках, що й раніше. Однак, за рахунок зменшення кількості «проблемних» комірок, таблиця спряженості даних (Таблиця 14) набуває зовсім іншого вигляду, порівняно з Таблицею 12.

**Таблиця 14.** Спряженість результатів прогнозування банкрутств у 2017 р. для ШНМ Кохонена на даних 2015-2016 рр.

Джерело: Складено автором.

Фактично	Класифіковано		
	Платоспроможний	Банкрут	Всього
Платоспроможний	70	16	86
Банкрут	2	4	6
Всього	72	20	92

Так, з Таблиці 14 видно, що помилка хибного спрацьовування зменшилась майже в 3 рази – з 44 помилково класифікованих банків до 16. Разом з тим, кількість неплатоспроможних банків, помилково класифікованих як надійні, не змінилась. Не змінився і їх склад.

Результати аналізу надійності банків за допомогою самоорганізаційних мереж також підтверджують висновок про зміну чинників неплатоспроможності банків протягом 2014-2017 років, оскільки і за цього підходу відбулось зниження ефективності моделювання. При цьому слід відмітити, що результати розв'язання задачі кластеризації знов виявилися кращими, ніж у постановці класифікації.

## ВИСНОВКИ

Викладене у статті дослідження дозволяє дійти висновків, що використання самоорганізаційних нейронних мереж для кластеризації суб'єктів банківського ринку дозволяє отримати достатньо достовірні оцінки, які можна використовувати в практичній діяльності для визначення надійності потенційних фінансових партнерів. Хоча отримання абсолютно достовірного прогнозу в поточних економічних і політичних умовах не представляється можливим, запропонований метод може грати роль одного з індикаторів фінансової стійкості при виборі банків.

Використання чотирьох зрізів даних для аналізу банківської системи в період з 2014 по 2018 роки дозволило висунути та підтвердити гіпотезу про швидку зміну умов функціонування банків та чинників банкрутства. Це доводить неефективність в сучасних умовах традиційних методів розрахунку інтегральних оцінок із жорстко заданими ваговими коефіцієнтами та рівнями відсікання між класами та обумовлює доцільність застосування для аналізу надійності банків підходів, які ґрунтуються на методах кластеризації.

## СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

---

1. Borovskiy, V. N., & Gatinskiy, Y. A. (2011). Методи и проблемы анализа финансовой устойчивости банков в Украине [Metody i problemy analiza finansovoy ustoychivosti bankov v Ukraine]. *Kultura narodov Prichernomor'ya*, 201, 15-18. Retrieved from <http://dspace.nbu.gov.ua/handle/123456789/65168>
2. Ivasiv, I. B. (2004). Актуальні підходи до банківського моніторингу [Aktualni pidkhody do bankivskoho monitorynhu]. *Finansy, oblik i audyt*, 4, 86-94. Retrieved from <http://ir.kneu.edu.ua/handle/2010/6101>
3. Lerner, Y. I. (2011). Оценка финансовой устойчивости банковской структуры [Otsenka finansovoy ustoychivosti bankovskoy struktury]. *Visnyk ekonomichnoi nauky Ukrainy*, 2(20), 82-86. Retrieved from <http://dspace.nbu.gov.ua/handle/123456789/45728>
4. National Bank of Ukraine (2017). *Огляд банківського сектору [Ohliad bankivskoho sektoru]*. Retrieved from <https://bank.gov.ua/doccatalog/document?id=43633516>
5. National Bank of Ukraine (2017). Реорганізація та ліквідація банків [Reorhanizatsiia ta likvidatsiia bankiv]. Retrieved from [https://bank.gov.ua/control/uk/publish/article?art\\_id=75535](https://bank.gov.ua/control/uk/publish/article?art_id=75535)
6. National Bank of Ukraine (2018). Показники банківської системи [Pokaznyky bankivskoi systemy]. Retrieved from [https://bank.gov.ua/control/uk/publish/article?art\\_id=34661442&cat\\_id=34798593](https://bank.gov.ua/control/uk/publish/article?art_id=34661442&cat_id=34798593)
7. Rashkovan, V., & Pokidin, D. (2016). Кластерний аналіз бізнес-моделей українських банків: застосування нейронних мереж Кохонена [Klasterniy analiz biznes-modelei ukrainskykh bankiv: zastosuvannya neironnykh merezh Kokhonena]. *Visnyk Natsionalnoho banku Ukrainy*, 238, 13-40. Retrieved from [http://nbuv.gov.ua/UJRN/Vnbu\\_2016\\_238\\_4](http://nbuv.gov.ua/UJRN/Vnbu_2016_238_4)
8. Sarycheva, L. V., & Sarychev, A. P. (2013). Кластерно-регрессионный анализ финансовых показателей банков Украины на основе МГУА [Klasterno-regressionnyy analiz finansovykh pokazateley bankov Ukrainy na osnove MGUA]. *Induktyvne modeliuвання skladnykh system*, 5, 270-277. Retrieved from <http://dspace.nbu.gov.ua/handle/123456789/83680>