

DOI: [10.32702/2307-2105-2021.1.99](https://doi.org/10.32702/2307-2105-2021.1.99)

УДК 336.71:330.46

*I. В. Домінова,  
к. е. н., доцент кафедри банківської справи та страхування,  
ДВНЗ «Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана»  
ORCID ID:0000-0002-7324-3746  
Т. М. Кисіль,  
асистент кафедри інформатики та системології,  
ДВНЗ «Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана»  
ORCID ID:0000-0002-5123-0768*

## **ПРОГНОЗУВАННЯ ОЦІНКИ ЙМОВІРНОСТІ БАНКРУТСТВА БАНКІВСЬКИХ УСТАНОВ НА ОСНОВІ АДАПТОВАНОЇ НОРМАТИВНО-ІНДЕКСНОЇ МОДЕЛІ**

*I. Dominova  
PhD in Economics, Associate Professor of the Department of Banking and Insurance,  
Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman, Kyiv, Ukraine  
T. Kysil  
Assistant of the Department of Informatics and Systemology,  
Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman, Kyiv, Ukraine*

### **FORECASTING THE ASSESSMENT OF THE PROBABILITY OF BANKING INSTITUTIONS BANKRUPTCY BASIS ON AN ADAPTED REGULATORY INDEX MODEL**

*Банківські установи в процесі ведення власної діяльності постійно наражаються на різного роду ризиків, які безпосередньо впливають на їх фінансову стійкість та стабільність. В умовах сьогодення, коли ринок фінансових послуг характеризується волатильністю та фінансовою нестабільністю, банківські установи повинні не лише забезпечити прибутковість власної діяльності, але й мінімізувати ймовірність власного банкрутства. В свою чергу це зумовлює необхідність пошуку ефективних моделей оцінки та прогнозування ймовірності банкрутства банку.*

*В даній статті запропоновано адаптовану модель динамічної нормативно-індексної оцінки ймовірності банкрутства банківських установ України з врахуванням додаткових показників, яка забезпечить ефективне та достовірне виявлення загроз банкрутств. Проведене наукове дослідження та отримані результати, за запропонованим авторським методологічним підходом є актуальними для банків різних груп та форм державної власності. Практична апробація адаптованої динамічної нормативно-індексної моделі перевірено на трьох банківських установах України, а саме АТ КБ «ПриватБанк», ПАТ «ПУМБ» та АТ АКБ «АРКАДА».*

*На основі адаптованої динамічної нормативно-індексної моделі, розроблено нейронну систему прогнозування оцінки ймовірності банкрутств. Запропонована авторська модель*

нейронної мережі, яка є основою інтелектуальної банківської системи, дозволяє з високою точністю та достовірністю виявити стани банкрутств на майбутні звітні періоди. Побудована модель когнітрона дає можливість об'єктивно проаналізувати фактичні нормативи ризиковості банків в залежності від встановлених еталонних та сприяє, в подальшому, прийнятті запропонованих ситуаційних рішень. З використанням нейронної бібліотеки Keras проведено експериментальні дослідження запропонованої нейронної мережі за три звітних періоди (з 2017 по 2019 роки) та визначення прогнозу на майбутній звітний період з врахуванням ранніх стадій банкрутства. Запропоновану модель прогнозування доречно застосувати для оцінки будь-яких напрямів діяльності банків, встановлення порівняльного аналізу ризиковості та рейтингів їх фінансової стійкості в інтелектуальних банківських системах.

*Banking institutions in the process of conducting their activities are constantly subjected to various risks that directly get into their financial firmness and stability. In the present settings when the financial services market is characterized by volatility and financial instability, the banking institutions should to ensure not only the profitability of their activities, but also minimize the verge of bankruptcy. Therefore it makes necessary in the search for effective models for assessing and predicting the probability of bank bankruptcy.*

*Due to this article the adapt model of dynamic normative-index assessment of the probability of bankruptcy of banking institutions of Ukraine, taking into account additional indicators, which will provide effective and reliable detection of bankruptcy threats is proposed. The research was conducted and the results were obtained. According to the proposed author's methodological approach, they are relevant for banks of different groups and forms of state ownership. Practical approbation of the adapted dynamic normative-index model was tested at three banking institutions of Ukraine, namely LC CB PrivatBank, PJSC "PUMB" and LC ACB ARCADA.*

*On the basis of adapted dynamic normative-index model, a neural prediction system for estimating the probability of bankruptcies has been developed. The author's model of the neural network, which is the basis of the intellective banking system, allows to identify with high accuracy and reliability the state of bankruptcies for future reporting periods is proposed. The constructed model of the cognitron makes it possible to objectively analyze the actual risk standards of banks depending on standard ones and facilitates the adoption of the proposed situational decisions further. Using the Keras neural library, the experimental studies of the proposed neural network for three reporting periods (from 2017 to 2019) and determining the forecast for the future reporting period, taking into account the early stages of bankruptcy were held. The proposed forecasting model should be used to assess any activities of banks, establish a comparative risk analysis and ratings of their financial stability in intellectual banking systems.*

**Ключові слова.** Прогноз банкрутства банків; динамічна нормативно-індексна модель; інтелектуальна банківська система; нейронна мережа; оцінка фінансового стану банків.

**Key words.** Bank's bankruptcy forecast; the dynamic normative-index model; the intellectual banking system; the neural system; the assessment of the financial condition of banks.

**Постановка проблеми.** За умов сьогодення, в українському банківському секторі виявлені характерні дисбаланси діяльності, які суттєво вплинули на фінансовий стан банківських установ країни. В результаті цього, банківські установи стикаються з великою кількістю ризиків, які негативно впливають на їх стабільність та стійкість. Недостатні обсяги капіталізації, низький рівень ліквідності, неефективна система ризик-менеджменту, здійснення агресивної кредитної політики зі сторони банку та, як результат, високий рівень непрацюючих кредитів - призводить до втрати банком платоспроможності і, в кінцевому результаті, банкрутству.

Зазначена проблема актуалізує: пошук ефективних методів оцінки ймовірності банкрутства банків та формування прогнозу на основі їх фінансових та статистичних даних; дослідження моделей прогнозування фінансових станів, своєчасного та досконалого виявлення ймовірних загроз банкрутства банків, перевірки

латентних та їх кризових станів, ефективного аналізу та раціонального розподілу фінансових ресурсів; реалізація високоінтелектуальних банківських систем, які достовірно врахують специфіку діяльності, поєднуючи суб'єктивну цінність й об'єктивну значущість експертної оцінки з можливістю накопичення статистичної інформації і подальшого її використання при прогнозуванні проміжних та звітних періодів в фінансовій діяльності.

Вирішення поставленої проблеми може забезпечити модель динамічної нормативно-індексної оцінки ймовірного банкрутства за отриманими результатами попередньо проведеного дослідження авторів [3], включивши в неї додаткову кількість абсолютних та відносних показників. На основі адаптованої моделі, виникає необхідність формування прогнозних значень оцінки ймовірного банкрутства з застосуванням методів нейромережових технологій.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Аналізуючи праці зарубіжних науковців, які досліджували питання банкрутства банківських установ, слід відзначити статистичні моделі прогнозування Е. Альтмана, Р. Барра, У. Бівера, У. Бергера, А. Деміргук-Канта, Ю. Буздаліна, Д. Мартина, А. Пешковського, Р. Сайфуліна, А. Смольського, Є. Тренєнкова, Д. Уілока, А. Шеремета. Поширеними на практиці стали моделі прогнозування вітчизняних дослідників, а саме праці О. Васюренка, С. Козьменка, А. Мещерякова, В. Міщенко, А. Мороза, А. Єпіфанова, М. Савлука, І. Сала, С. Смирнова.

Ефективно застосовуються нейромережові моделі прогнозування оцінок ймовірного фінансового краху такі як, логіт-модель та CRIS (composite rule induction system) Результати їх роботи [8] демонструють вищу точність прогнозу, в порівнянні з моделлю MDA (множинного дискримінантного аналізу). Основними перевагами таких моделей постає здатність прогнозування ймовірних банкрутств на більш ранніх стадіях фінансової діяльності та можливість реалізації зв'язків між абсолютними показниками за нелінійним методом прогнозування [2].

Враховуючи попередні дослідження авторів [3, 5], якими була запропонована модель нелінійного динамічного нормативу, виникає необхідність у створенні нейронної системи прогнозування оцінки ймовірних банкрутств, що забезпечить: прогноз темпів зростання на наступні звітні періоди з врахуванням відповідних рекомендацій при прийнятті реабілітаційних заходів; прогноз проміжних результатів (раннього банкрутства) абсолютних показників по п'яти групах ризиковості; прогноз оцінки ймовірного банкрутства за трьома групами ризиковості, враховуючи досвід фінансової діяльності всіх досліджуваних банківських установ.

**Мета статті** полягає в: дослідженні адаптованої динамічної нормативно-індексної моделі, шляхом введення додаткових нормативних показників, які надають можливість підвищення точності нелінійного прогнозування фінансової оцінки ймовірного банкрутства банківських установ різних груп та форм власності на майбутні звітні періоди; побудові та практичній реалізації нейронної мережі (когнітрону) прогнозування рівня ймовірного банкрутства, враховуючи вибір абсолютних та відносних показників з метою визначення нормативних співвідношень між темпами зростання, розрахунку інтегрального показника та рівня ймовірного банкрутства; практичній апробації обраної структури мережі на певних прошарках, з допустимими функціями активації, за запропонованою областю навчання та перевіркою роботи на тестових прикладах, обраної економіко-математичної моделі.

**Виклад основного матеріалу дослідження.** При постановці задачі економіко-математичної моделі, в якості вхідних параметрів нейронної мережі (когнітрону Фукушіми) було обрано абсолютні та відносні показники динамічної нормативно-індексної моделі оцінки ймовірних банкрутств. За попередніми дослідженнями авторів [3], було з'ясовано, що доречним буде введення в існуючій моделі додаткових показників, які забезпечать, окрім оцінки економічної ефективності діяльності банку, якість управління кредитним ризиком та ризиком ліквідності, аналіз достатності капіталізації банківської установи, що стане запорукою більш стабільного функціонування банківських установ. Дану нормативно-індексну модель доповнено наступними аналітичними показниками (табл. 1):

- 1) нормативом достатності капіталу (Н2);
- 2) нормативом достатності основного капіталу (Н3);
- 3) коефіцієнтом дієздатності банку (КД).

Таблиця 1.

## Аналітичні коефіцієнти для визначення оцінки ймовірності банкрутств банківських установ

№ з/п	Назва показника	Алгоритм розрахунку	Нормативні зміни співвідношень	Нормативні співвідношення між темпами росту
1.	Рентабельність власного капіталу	ЧП/ВК	Збільшення	$У_{ЧП} > У_{ВК}$
2.	Рентабельність активів	ЧП/А	Збільшення	$У_{ЧП} > У_A$
3.	Мультиплікатор капіталу	А/ВК	Зменшення	$У_A < У_{ВК}$
4.	Коефіцієнт достатності капіталу	ВК/ЧА	Збільшення	$У_{ВК} > У_{ЧА}$
5.	Частка довгострокових депозитів у зобов'язаннях банку	ДД/З	Збільшення	$У_{ДД} > У_Z$
6.	Якість кредитного портфеля	НК/КП	Зменшення	$У_{НК} < У_{КП}$
7.	Норматив миттєвої ліквідності	Ав/Пз	Збільшення	$У_{Ав} > У_{Пз}$
8.	Питома вага високоліквідних активів у активах загальних	Ав/А	Збільшення	$У_{Ав} > У_A$
9.	Норматив достатності капіталу	РК/АЗР	Збільшення	$У_{РК} > У_{АЗР}$
10.	Норматив достатності основного капіталу	ОК/АЗР	Збільшення	$У_{ОК} > У_{АЗР}$
11.	Коефіцієнт дієздатності банку	В/Д	Зменшення	$У_В < У_Д$

Джерело: авторська розробка

Перший та другий показник є обов'язковими нормативами, які встановив НБУ. Регулятор постійно здійснює моніторинг дотримання даних показників по кожному банку, який функціонує відповідно до чинного законодавства. Недотримання цих нормативів є для НБУ першим сигналом того, що банк здійснює ризикову діяльність, яка може призвести до його банкрутства та ліквідації.

Для здійснення розрахунків, на основі впроваджених додаткових коефіцієнтів, було додано в перелік показників, які включені до розрахунку динамічного нормативу, за допомогою яких визначається більш точніша та ефективніша оцінка ймовірних банкрутств комерційних банків (табл. 2).

Таблиця 2.

## Показники для розрахунку динамічного нормативу

№ з/п	Назва показника	Алгоритм розрахунку	Позначення
1	2	3	4
1.	Чистий прибуток	Прибуток після сплати податків	ЧП
2.	Власний капітал	Сума власного капіталу банку	ВК
3.	Активи	Сума всіх активів банку	А
4.	Чисті активи	Чисті активи банку	ЧА
5.	Довгострокові депозити	Сума всіх довгострокових депозитів від 1 року	ДД
6.	Зобов'язання	Сума всіх зобов'язань	З
7.	Непрацюючі кредити	Кредити, за якими сплата основної суми та процентів за ними прострочені	НК
8.	Кредитний портфель	Сума кредитів наданих банком	КП
9.	Високоліквідні активи	Високоліквідні активи банку	Ав
10.	Поточні зобов'язання	Зобов'язання банків на вимогу	Пз
11.	Загальні доходи	Сукупні доходи банку	Д
12.	Загальні витрати	Сукупні витрати банку	В
13.	Основний капітал	Загальна сума основного капіталу банку	ОК
14.	Регулятивний капітал	Загальна сума регулятивного капіталу банку	РК
15.	Активи з врахуванням ризику	Сума показників: 1) активи, зважених з урахуванням ризику; 2) відкрита валютна позиція; 3) непокритий кредитний ризик.	АЗР

Джерело: авторська розробка

За рахунок введених додаткових показників в нормативно-індексній моделі, виникає необхідність модернізації матриці еталонних преференцій оцінки ймовірності банкрутств комерційних банків, з врахуванням запропонованих 15-ти коефіцієнтів (табл. 3).

Таблиця 3.

Матриця еталонних преференцій для оцінки ймовірності банкрутства банківських установ

Показники	Учп	УВК	УА	УЧА	УДД	Уз	УНК	УКП	УАв	УПз	УРК	УАЗР	УОК	УВ	УД
Учп	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
УВК	-1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
УА	-1	-1	0	0	0	0	0	0	-1	0	0	0	0	0	0
УЧА	0	-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
УДД	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Уз	0	0	0	0	-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
УНК	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
УКП	0	0	0	0	0	0	-1	0	0	0	0	0	0	0	0
УАв	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
УПз	0	0	0	0	0	0	0	0	-1	0	0	0	0	0	0
УРК	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
УАЗР	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-1	0	-1	0	0
УОК	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
УВ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	-1
УД	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0

Джерело: авторська розробка

Для здійснення практичної апробації адаптованої нелінійної нормативно-індексної моделі ймовірності банкрутства було обрано три банки України різних груп та форм власності: АТ КБ «ПриватБанк», ПАТ «ПУМБ», АТ АКБ «АРКАДА». Для більш детального аналізу фінансового стану банків та формування прогнозу ймовірних банкрутства було враховано дані за 3 періоди (з 2017 по 2019 роки). На основі проведених розрахунків, методика яких була висвітлена в попередніх публікаціях авторів [3], по кожному банку сформовано графіки розбіжностей між співвідношеннями еталонних та фактичних показників за 2017-2018 рр. та 2018-2019 рр. (рис. 1).

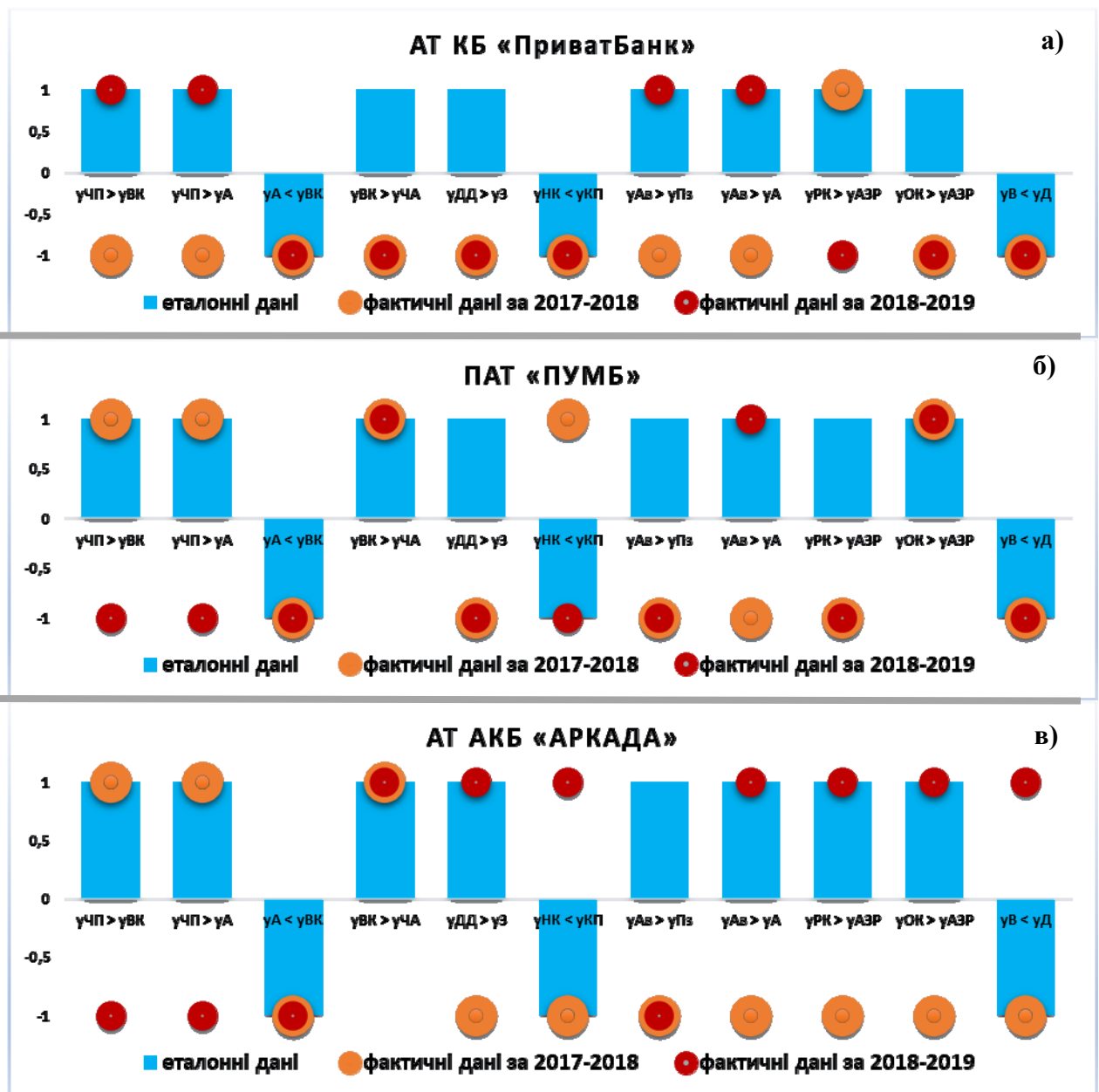


Рис. 1. Співвідношення між еталонними та фактичними показниками за 2017-2019 звітні періоди для банків: АТ КБ «ПриватБанк» 1а); ПАТ «ПУМБ» 1б); АТ АКБ «АРКАДА» 1в).

Джерело: авторська розробка

На основі отриманих розрахункових даних було визначено інтегральний показник ймовірності банкрутства банку  $f_{BB}$  за двома моделями нормативно-індексної оцінки: класичною [1, 3, 7, 8] та адаптованою (табл. 4).

Отримані результати дослідження дозволяють стверджувати, що доповнення моделі показниками оцінки капіталізації банку зробило її більш чутливою до змін у фінансовому стані банку та дозволило більш поглиблено дослідити стійкість банківської установи. Особливо це помітно на даних за 2018-2019 роки, оскільки за попередньою методикою інтегральний показник свідчив про стабільність банківської установи, однак за результатами адаптованої моделі видно, що банк мав фінансові проблеми, які підвищували ризик втрати ним платоспроможності. Так, наприклад, АБ КБ «ПриватБанк» відповідно до розрахунків за класичною моделлю протягом 2018-2019 років характеризувався високим рівнем фінансової стабільності, однак врахування показників достатності капіталу до адаптованої динамічної нормативно-індексної моделі зумовило зниження показника ймовірності банкрутства АБ КБ «ПриватБанк». Аналогічна ситуація частково прослідковується у розрахунках по банках ПАТ «ПУМБ» та АТ АКБ «АРКАДА».

Таблиця 4.

Порівняння інтегральних показників ймовірності банкрутства  $f_{65}$  за 2017-2019 звітні періоди

Назва банку	Назва моделі оцінки ймовірності банкрутств			
	I. Класична динамічна нормативно-індексна		II. Адаптована динамічна нормативно-індексна	
	2017-2018	2018-2019	2017-2018	2018-2019
1. АТ КБ «ПриватБанк»	0,25	0,75	0,36	0,64
2. ПАТ «ПУМБ»	0,50	0,50	0,59	0,55
3. АТ АКБ «АРКАДА»	0,55	0,63	0,55	0,55

Джерело: авторська розробка

Відмітимо, що відповідно до наших розрахунків АТ АКБ «АРКАДА» протягом останніх років характеризувався достатнім рівнем фінансової стійкості, однак у серпні 2020 року АТ АКБ «АРКАДА» був віднесений регулятором до категорії «неплатоспроможний». Така ситуація виникла у зв'язку зі зменшенням нормативів капіталу на 50% і більше відсотків від мінімального встановленого рівня. Проблеми в банку з капіталом відбулися через втрату основного активу – будівлі головного офісу та земельної ділянки у Києві. У 2019 році АТ АКБ «АРКАДА» надав зазначену нерухомість як заставу за кредитом, залученим пов'язаною з банком компанією-забудовником. Кредитор через несвоєчасне обслуговування боргу забудовником переоформив на себе право власності на цю будівлю. У зв'язку з цим АТ АКБ «АРКАДА» відобразив списання з балансу зазначеного об'єкта нерухомості. У результаті капітал банку впав нижче нормативного рівня та став від'ємний [11]. Така зміна відбулась досить раптово і такі дії не може спрогнозувати ні одна із існуючих моделей, оскільки завжди існують об'єктивні та суб'єктивні причини, які вчасно передбачити не можливо.

За запропонованою автором архітектурою інтелектуальної системи [5] виникає необхідність проектування ефективної нейронної мережі прогнозування оцінки ймовірних банкрутств. В основі мережі прогнозування покладено структуру чотирьохшарового когнітрону Фукушіми [9], прошарки якого модернізуємо для прогнозування адаптованої економіко-математичної моделі за наступними етапами:

1. *Проектування вхідного прошарку.* Нейрони вхідного прошарку розраховують абсолютні показники ( $y_1...y_{15}$ ) за вхідними відносними показниками ( $x_1...x_{37}$ ) [3] з врахуванням поточного періоду  $t$ :

-Власний капітал (ВК) – розраховується сума власного капіталу кожного банку:

$$y_1^t = \sum_{k=1}^4 x_k^t;$$

-Чистий прибуток (ЧП) - прибуток після сплати податків кожним банком:

$$y_2^t = \sum_{k=5}^9 x_k^t - \sum_{k=10}^{12} x_k^t;$$

-Активи банку (А) - сума всіх активів банку:

$$y_3^t = \sum_{k=13}^{20} x_k^t;$$

-Чисті активи банку (ЧА) – визначаються чисті активи банку:

$$y_4^t = \sum_{k=13}^{20} x_k^t - x_{21}^t;$$

-Довгострокові депозити (ДД) - сума всіх довгострокових депозитів від 1 року:

$$y_5^t = \sum_{k=22}^{23} x_k^t;$$

-Зобов'язання банку (З) – загальна сума всіх зобов'язань банку:

$$y_6^t = \sum_{k=24}^{26} x_k^t;$$

-Кредитний портфель банку (КП) – сума всіх кредитів наданих банком:

$$y_7^t = x_{27}^t + x_{28}^t;$$

-Високоліквідні активи (Ав) – визначення високоліквідних активів банку:

$$y_8^t = x_{13}^t + x_{14}^t;$$

-Поточні зобов'язання банку (Пз) – розрахунок зобов'язань банків на вимогу клієнтів:

$$y_9^t = \sum_{k=29}^{32} x_k^t - x_{24}^t;$$

-Непрацюючі кредити (НК) - безнадійна кредитна заборгованість банку:

$$y_{10}^t = x_{33}^t + x_{34}^t;$$

-Всього доходів (Д) – загальні доходи банку за звітний період  $y_{11}^t$ ;

-Всього витрат (В) – загальні витрати банку за звітний період  $y_{12}^t$ ;

-Активи з врахуванням ризику (АЗР) – розрахунок сумарних значень активів банку з врахуванням ризику:

$$y_{13}^t = \sum_{k=27}^{35} x_k^t;$$

-Основний капітал (ОК) – загальний основний капітал банку  $y_{14}^t$ ;

-Регулятивний капітал (РК) – загальний регулятивний капітал банку  $y_{15}^t$ .



Надалі до вхідного прошарку нейронної мережі будуть подаватись значення  $(x_1 \dots x_{37})$  за наступні  $t + 1$  періоди кожного банку. При прогнозуванні оцінки ймовірного банкрутства кожної банківської установи за поточний та попередній звітні періоди, вхідний прошарок буде містити 31 нейронів (рис. 2), з врахуванням нейрону функції зміщення (bias).

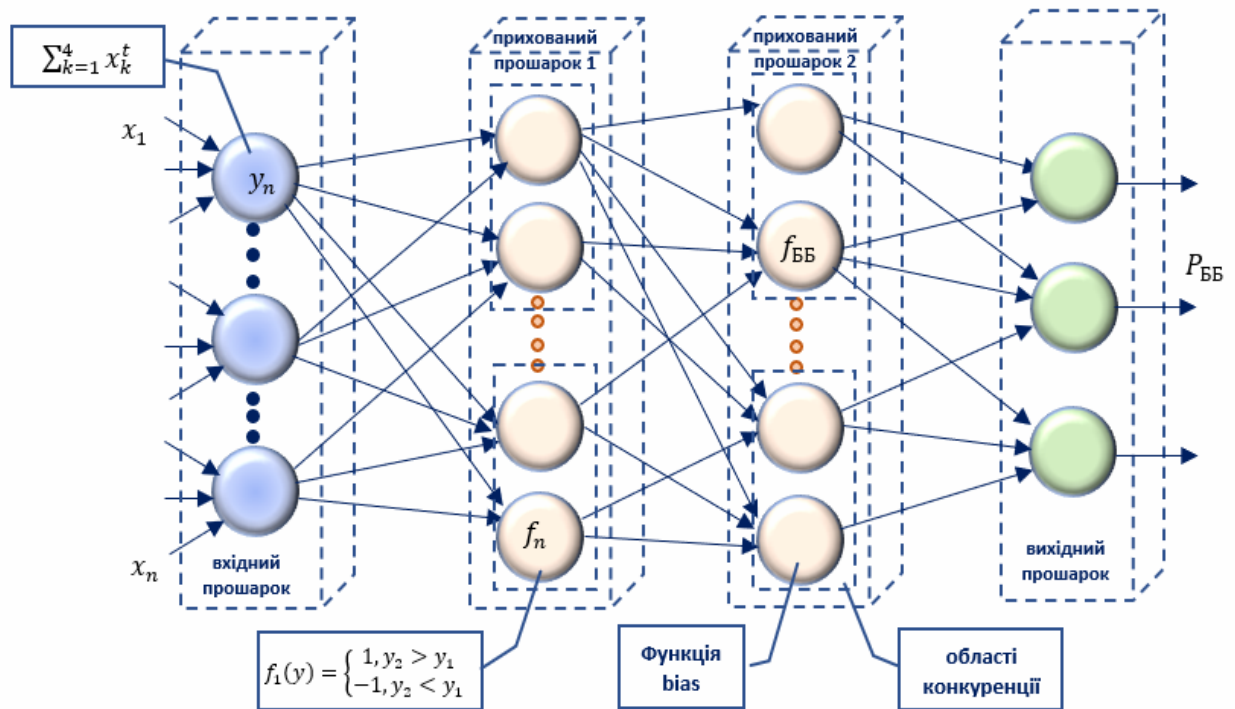


Рис. 2. Структура нейронної мережі прогнозування оцінки ймовірного банкрутства.

Джерело: авторська розробка

2. *Проектування першого прихованого прошарку.* Нейрони з вхідного прошарку потрапляють на входи прихованого прошарку, в якому, для кожного банку, буде розраховано та згруповано в областях конкуренції ймовірні темпи зростання  $f_n(y)$  в залежності від попереднього  $t - 1$  та поточного  $t$  періоди:

– Рентабельність власного капіталу:

$$f_1(y) = \begin{cases} 1, \frac{y_2^{t-1}}{y_2^t} > \frac{y_1^{t-1}}{y_1^t} \\ -1, \frac{y_2^{t-1}}{y_2^t} < \frac{y_1^{t-1}}{y_1^t} \end{cases}$$

– Рентабельність активів:

$$f_2(y) = \begin{cases} 1, \frac{y_2^{t-1}}{y_2^t} > \frac{y_3^{t-1}}{y_3^t} \\ -1, \frac{y_2^{t-1}}{y_2^t} < \frac{y_3^{t-1}}{y_3^t} \end{cases}$$

– Мультиплікатор капіталу:

$$f_3(y) = \begin{cases} 1, \frac{y_2^{t-1}}{y_2^t} < \frac{y_1^{t-1}}{y_1^t} \\ -1, \frac{y_2^{t-1}}{y_2^t} > \frac{y_1^{t-1}}{y_1^t} \end{cases}$$

– Коефіцієнт достатності капіталу:

$$f_4(y) = \begin{cases} 1, \frac{y_2^{t-1}}{y_2^t} > \frac{y_4^{t-1}}{y_4^t} \\ -1, \frac{y_2^{t-1}}{y_2^t} < \frac{y_4^{t-1}}{y_4^t} \end{cases}$$

– Частка довгострокових депозитів у зобов'язаннях банку:



$$f_5(y) = \begin{cases} 1, \frac{y_{18}^{t-1}}{y_5^t} > \frac{y_6^{t-1}}{y_5^t} \\ -1, \frac{y_{18}^{t-1}}{y_5^t} < \frac{y_6^{t-1}}{y_5^t} \end{cases}$$

– *Якість кредитного портфеля:*

$$f_6(y) = \begin{cases} 1, \frac{y_{19}^{t-1}}{y_{18}^t} < \frac{y_7^{t-1}}{y_{18}^t} \\ -1, \frac{y_{19}^{t-1}}{y_{18}^t} > \frac{y_7^{t-1}}{y_{18}^t} \end{cases}$$

– *Норматив миттєвої ліквідності:*

$$f_7(y) = \begin{cases} 1, \frac{y_{20}^{t-1}}{y_8^t} > \frac{y_8^{t-1}}{y_8^t} \\ -1, \frac{y_{20}^{t-1}}{y_8^t} < \frac{y_8^{t-1}}{y_8^t} \end{cases}$$

– *Питома вага високоліквідних активів у активах загальних:*

$$f_8(y) = \begin{cases} 1, \frac{y_{21}^{t-1}}{y_9^t} > \frac{y_9^{t-1}}{y_9^t} \\ -1, \frac{y_{21}^{t-1}}{y_9^t} < \frac{y_9^{t-1}}{y_9^t} \end{cases}$$

– *Норматив достатності капіталу:*

$$f_9(y) = \begin{cases} 1, \frac{y_{22}^{t-1}}{y_{10}^t} > \frac{y_{10}^{t-1}}{y_{10}^t} \\ -1, \frac{y_{22}^{t-1}}{y_{10}^t} < \frac{y_{10}^{t-1}}{y_{10}^t} \end{cases}$$

– *Норматив достатності основного капіталу:*

$$f_{10}(y) = \begin{cases} 1, \frac{y_{23}^{t-1}}{y_{11}^t} > \frac{y_{11}^{t-1}}{y_{11}^t} \\ -1, \frac{y_{23}^{t-1}}{y_{11}^t} < \frac{y_{11}^{t-1}}{y_{11}^t} \end{cases}$$

– *Коефіцієнт дієздатності банку:*

$$f_{11}(y) = \begin{cases} 1, \frac{y_{24}^{t-1}}{y_{12}^t} < \frac{y_{12}^{t-1}}{y_{12}^t} \\ -1, \frac{y_{24}^{t-1}}{y_{12}^t} > \frac{y_{12}^{t-1}}{y_{12}^t} \end{cases}$$

Прихований прошарок буде сформований по п'яти областях конкуренції [10], вихідні (збудливі) нейрони кожної області будуть подаватись на входи другого прихованого прошарку. На даному етапі, з першого прихованого прошарку до другого прихованого прошарку будуть подаватись 11 вихідних нейронів, значення яких може набувати значення 1 або -1 (рис. 2). Нейрони із нульовими значеннями вважають гальмівними та до наступного прошарку не передаються [6]. Важливо до другого прихованого прошарку передати один нейрон, який буде розраховувати функцію зміщення області конкуренції (bias).

3. *Проектування другого прихованого прошарку.* На даному етапі проходить порівняння розрахованих фактичних значень в порівнянні з еталонними значеннями нормативно-індексної оцінки [3]. Отримане значення інтегрального показника  $f_{55}$  передається до відповідної області конкуренції оцінки банкрутства. Виходи даного прихованого прошарку передаються до вихідного прошарку, я якому буде визначатись рівень ймовірного банкрутства для кожної банківської установи (рис. 2).

За побудованою структурою даної нейронної мережі слід визначитись з навчальною та тестовою вибіркою. При навчанні першого прихованого прошарку навчальною вибіркою виступає матриця еталонних співвідношень. Навчальну вибірку сформовано з 256 зразків для кожної області конкуренції. За основу тестової вибірки було прийнято фінансову звітність кожного банку обраних відносних показників за три звітні періоди з загальною кількістю 111 зразків.

Проектування, оптимізація, навчання та тестування побудованої моделі нейронної мережі досліджувалось з використанням нейронної бібліотеки Keras. Результати моделювання та прогнозування оцінки ймовірного банкрутства подані на рис. 3 банків АБ КБ «ПриватБанк» та ПАТ «ПУМБ». Прогнозування даних для банку АТ АКБ «АРКАДА» не проводилось, так як банк, на сьогоднішній момент, знаходиться в стадії ліквідації.



Рис. 3. Прогнозування оцінки ймовірного банкрутства на майбутній звітний період.  
Джерело: авторська розробка

Проведені дослідження підтвердили достовірність прогнозованих значень темпів зростання на 97% з допустимим значенням отриманої помилки при навчанні нейронної мережі на 3,79%. Отримані проміжні результати прогнозованих стадій свідчать про фінансовий стан кожної банківської установи. Отримані прогнозовані значення темпів зростання надають можливість аналізу ранніх стадій банкрутства кожного показника, своєчасне виявлення яких, забезпечить стабільну роботу фінансової діяльності банку. Результативна оцінка ймовірного банкрутства прогнозованих показників склала: АБ КБ «ПриватБанк»  $f_{\text{ББ}} = 0,55$ ; ПАТ «ПУМБ»  $f_{\text{ББ}} = 0,72$ .

Необхідно зазначити, що під час побудови моделі прогнозування, статуси досліджуваних банків поділяють на три основні групи: «стабільні» (“non-failure”, «непроблемні», «платоспроможні»), «проблемні» (“failure”, «у стані краху», «неплатоспроможні») [4] та «ризикові». Ця класифікація банків може відбуватися залежно від рівня фінансових показників, з врахуванням кінцевих/тимчасових стадій прогнозування. Основною метою побудови такої моделі є своєчасне виявлення ознак прояву ймовірного банкрутства. Розроблена нейронна мережа здатна захистити банки від кризових ситуацій, виявлених на ранніх етапах, і, в подальшому запобігти їх банкрутству.

**Висновки.** Проведена апробація адаптованої динамічної нормативно-індексної моделі на реальних даних АТ КБ «ПриватБанк», ПАТ «ПУМБ» та АТ АКБ «АРКАДА» дозволила підтвердити її ефективність та показала, що модель є більш чутливою до змін у фінансовому стані банку та дозволило більш поглиблено дослідити стійкість банківської установи, та точніше оцінити ймовірність банкрутства банківської установи.

В процесі прогнозування важливо враховувати зміни кожного показника, які класифікуються по п'яти групах прогнозування [10]. Належність до перших двох груп свідчить про дефолт банків, останні дві групи передбачають стабільну роботу банківських установ. У випадку виявлення результатів прогнозування належності до групи ризику передбачає своєчасне вживання відповідних заходів, щодо усунення ранніх стадій банкрутства. Визначивши кризові ситуації банківських установ, віднесених до групи ризику, необхідно вжити всіх заходів щодо запобігання його банкрутства.

Отже, подальші дослідження на основі отриманих результатів, передбачають необхідність розробки заходів запобігання при будь-яких виявлених кризових ситуаціях ймовірних банкрутств з врахуванням специфіки фінансової діяльності банків України. Комплекс таких заходів стане основою інтелектуальної банківської системи прогнозування ймовірності банкрутства, забезпечуючи завчасне реагування на зміни, здійснення ефективного експертного аналізу фінансових станів та виходу на траєкторію стабільного розвитку банківської установи.

#### Література.

1. Погостинская Н. Н., Погостинский Ю. А. Системный анализ финансовой отчетности. – СПб.: Издательство Михайлова В. А., 1999. – 96 С.
2. Богданова Т.К., Шевгунов Т.Я., Уварова О.М. Применение нейронных сетей для прогнозирования платежеспособности российских предприятий обрабатывающих отраслей // Бизнес-информатика. 2013. №2 (24). С. 40-48.

3. Домінова І. В., Кисіль Т.М., Оцінка та прогнозування ймовірності банкрутства банківських установ України // Моделювання та інформаційні системи в економіці: зб. наук. пр. – Київ: КНЕУ, 2020. – Вип. №99, – С. 75-90
4. Жердецька Л.В., Постирнак І.С., Розвиток моделей прогнозування банкрутства банків// Глобальні та національні проблеми економіки: зб. наук. пр. – Миколаїв: МНУ, 2016 – Вип. №14 – с. 796-801.
5. Кисіль Т. М. Архітектура когнітрона в інтелектуальній банківській системі // Моделювання та інформаційні системи в економіці: зб. наук. пр. – Київ: КНЕУ, 2019. – Вип. №98, – С. 123-134.
6. Кисіль Т. М. Нейросистеми та фінансові ринки: прийняття рішень в торгових операціях // Моделювання та інформаційні системи в економіці: зб. наук. пр. – Київ: КНЕУ, 2010 – Вип. №82 – С. 47-64.
7. Примостка Л. О. Сукупний ризик банку: методика оцінки на основі нормативно-індексної моделі //Л. Примостка, О. Лисенок // Вісник Національного банку України. – 2008. – №5. – С.34–38.
8. Coats P.K., Fant L.F. Recognizing financial distress patterns using a neural network tool // Financial Management. 1993. Vol. 22. P. 142-155.
9. K. Fukushima, Cognitron: A self-organizing multilayered neural network, Biological cybernetics, 20, 3-4, 121-136 (1995).
10. Кисиль Т. Н. Оценка и прогнозирование стрессоустойчивости коммерческих банков // Инновационная экономика и менеджмент: Методы и технологии: Сборник материалов II Международной научно-практической конференции, Москва, 26 октября 2017 г. МГУ имени М.В. Ломоносова / Под ред. О.А. Косорукова, В. В. Печковской, С. А. Красильникова. — М.: Издательство «Аспект Пресс», 2018. — С. 193 – 196.
11. НБУ:АТ АКБ "АРКАДА" віднесено до категорії неплатоспроможних [Електронний ресурс]/ / режим доступу: <https://bank.gov.ua/ua/news/all/at-akb-arkada-vidneseno-do-kategoriyi-neplatospromojnih>, вільний. – від 25.08.2020 р.

#### References.

1. Pogostinskaja, N. N. and Pogostinskij, Ju. A. (1999), *Sistemnyj analiz finansovoj otchetnosti* [System analysis of financial statements], Mihajlova, V. A., Moscow, Russia.
2. Bogdanova, T. K. Shevgunov, T. Ja. and Uvarova, O. M. (2013), “Application of neural networks to predict the solvency of Russian manufacturing enterprises”, *Business Informatics*, vol. 2, pp. 40-48.
3. Dominova, I. V. and Kysil, T. M. (2020), “Assessment and forecasting of the probability of bankruptcy of banking institutions of Ukraine”, *Modeling and Information System in Economics*, vol. 99, pp. 75-90.
4. Zherdets'ka, L. V. and Postyrnak, I. S. (2016), “Development of bank bankruptcy forecasting models”, *Global and National Problems of Economy*, vol. 14, pp. 796-801.
5. Kysil, T. M. (2019), “Cognitron architecture in intelligent banking system”, *Modeling and Information System in Economics*, vol. 98, pp. 123-134.
6. Kysil, T. M. (2010), “Neurosystems and financial markets: decision making in trading operations”, *Modeling and Information System in Economics*, vol. 82, pp. 47-64.
7. Prymostka, L.O. and Lysenok, O. (2008), “Total bank risk: assessment methodology based on the norm-index model”, *Visnyk Natsional'noho banku Ukrainy*, vol. 5, pp.34–38.
8. Coats, P.K. and Fant, L.F. (1993), “Recognizing financial distress patterns using a neural network tool”, *Financial Management*, vol. 22. pp. 142-155.
9. Fukushima, K. (1995), “Cognitron: A self-organizing multilayered neural network”, *Biological cybernetics*, vol. 20, pp. 121-136.
10. Kysil, T. N. (2018), “Assessment and forecasting of stress resistance of commercial banks”, *Innovacionnaja jekonomika i menedzhment: Metody i tehnologii* [Innovative Economics and Management: Methods and Technologies], II Mezhdunarodnaja nauchno-prakticheskaja konferencija [II International scientific and practical conference], Moscow State University named after M.V. Lomonosov, Moscow, Russia, October 26, 2017, pp. 193-196.
11. NBU (2020), “ARCADA Bank Declared Insolvent”, available at: <https://bank.gov.ua/ua/news/all/at-akb-arkada-vidneseno-do-kategoriyi-neplatospromojnih> (Accessed 25 Dec 2020).

Стаття надійшла до редакції 20.01.2021 р.