

МАТЕМАТИЧНІ МЕТОДИ, МОДЕЛІ ТА ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ В ЕКОНОМІЦІ

DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2019-20-97>

УДК 347.736

Оцінка ризику банкрутства банків України сучасним методом штучних нейронних мереж

Гадецька Зоя Митрофанівна

кандидат технічних наук,

доцент кафедри моделювання економіки і бізнесу

Черкаського національного університету ім. Богдана Хмельницького

Gadetska Zoya

Cherkassy Bogdan Khmelnytsky National University

У статті розглянуто сучасні методи оцінки ризику банкрутства банків України, а саме метод штучних нейронних мереж. Як правило, в класичних моделях діагностики банкрутства використовують показники прибутковості, фінансової стійкості, ліквідності та ділової активності. Як альтернатива класичним методам, для прогнозування ризику банкрутства українських банків може використовуватися сучасна нейромережева модель. Ця модель буде корисною для клієнтів банків, які бажають виявити банки, що найближчим часом (1–1,5 року) можуть стати неплатоспроможними та ліквідованими. Тому в статті запропонований сучасний метод моделювання оцінки ймовірності банкрутства банків – метод штучних нейронних мереж. Безпосереднє тестування можливості застосування нейронної мережі для визначення банкрутства банків України проводилося на множині зі 126 тестових наборів даних, що були відібрані з квартальних фінансових звітів п'яти банків України, три з яких є платоспроможними, а два знаходяться у стадії ліквідації. Дослідження показало, що метод штучних нейронних мереж доцільніше використовувати під час оцінки ризику банкрутства банківського сектору загалом. Це дасть змогу за наявності необхідних даних виокремити банки, котрі є платоспроможними, і такі банки, що з певних причин є неплатоспроможними, тобто мають досить високий відсоток ризику банкрутства.

Ключові слова: метод штучних нейронних мереж, оцінка ризику банкрутства, банк, прогнозування банкрутства.

Гадецькая З.М. ОЦЕНКА РИСКА БАНКРОТСТВА БАНКОВ УКРАИНЫ СОВРЕМЕННЫМ МЕТОДОМ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

В статье рассмотрены современные методы оценки риска банкротства банков Украины, а именно метод искусственных нейронных сетей. Как правило, в классических моделях диагностики банкротства используют показатели прибыльности, финансовой устойчивости, ликвидности и деловой активности. В качестве альтернативы классическим методам для прогнозирования риска банкротства украинских банков может быть использована современная нейросетевая модель. Данная модель поможет клиентам выявить банки, которые в ближайшее время (1–1,5 года) могут стать неплатежеспособными и будут ликвидированы. Поэтому в статье предложен современный метод моделирования оценки вероятности банкротства банков – метод искусственных нейронных сетей. Непосредственное тестирование возможности применения нейронной сети для определения банкротства банков Украины проводилось на множестве из 126 тестовых наборов данных, которые были отобраны из квартальных финансовых отчетов пяти банков Украины, три из которых являются платежеспособными, а два находятся в стадии ликвидации. Исследование показало, что метод искусственных нейронных сетей целесообразно использовать при оценке риска банкротства банковского сектора в целом. Это позволит при наличии необходимых данных выделить банки, которые являются платежеспособными, и такие банки, которые по ряду причин являются неплатежеспособными, то есть имеют достаточно высокий процент риска банкротства.

Ключевые слова: метод искусственных нейронных сетей, оценка риска банкротства, банк, прогнозирование банкротства.

Gadetska Zoya. ASSESSMENT OF RISK OF BANKRUPTCY OF BANKS OF UKRAINE BY A MODERN METHOD OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

The article examines modern methods of bankruptcy risk assessment of Ukrainian banks. Bankruptcy of any bank has negative consequences for a wide range of subjects and can lead to negative processes in all economy. Diagnostics of bankruptcy is a timely detection of insolvency, unprofitability, financial dependence on external

sources of financing, low business activity. As a rule, in classical models of diagnostics of bankruptcy use indicators of profitability, financial stability, liquidity and business activity. For diagnostics of bankruptcy in the world it is used the models constructed on the basis of financial coefficients today. In article the comparative analysis of such most known models is carried out. From a set of foreign methods of management of risk of the simplest and widespread method of the analysis the GAP-management method is. But as practice shows, one method for exact assessment of probability of bankruptcy is not enough. And uses of models and methods focused on the developed countries is it is not quite relevant to economy of Ukraine. Today there is an urgent need of development of modern model of forecasting of bankruptcy of banks in the conditions of uncertainty and doubtful data for realities of the Ukrainian bank sphere, but which would be simple and convenient in use. As an alternative to statistical methods, for forecasting of risk of bankruptcy of the Ukrainian banks, the modern neural network model can be used. This model will be useful to clients of banks which want to define insolvent banks in the nearest future (1–1,5 years). Therefore in this article the modern method of modeling of assessment of probability of bankruptcy of banks – a method of artificial neural networks is offered. Direct testing of a possibility of application of neural network for definition of bankruptcy of banks of Ukraine was held on a set from 126 test data sets which were selected from quarterly financial statements of 5 banks of Ukraine, three of which are solvent, and two are in an elimination stage. The research showed that it is expedient to use a method of artificial neural networks at assessment of risk of bankruptcy of the banking sector in general. It will allow to allocate, in the presence of necessary data, banks which are solvent and insolvent, that is, have rather high percent of risk of bankruptcy.

Key words: method of artificial neural networks, assessment of risk of bankruptcy, bank, bankruptcy forecasting.

Постановка проблеми. Нині банківська система відіграє стратегічну роль у розвитку національної економіки і є однією з найважливіших і невід'ємних структур ринкової економіки.

Відповідно до сучасних світових тенденцій фінансового ринку банківський сектор виходить на якісно новий рівень функціонування, що спонукає до його аналізу та оцінки ризику банкрутства окремих банківських структур. А отже, банкрутство будь-якого банку має негативні наслідки для широкого кола суб'єктів і може призвести до негативних процесів у всій економіці.

Виявлення кризових явищ якомога раніше, з одного боку, може дозволити Національному банку України та керівництву банку виправити ситуацію шляхом ухвалення відповідних рішень, а з іншого – знизити ризики для інших суб'єктів господарювання, уникнути ланцюгової реакції.

З огляду на те, що кількість банків, які щорічно позбавляються ліцензій, є досить значною, наявні підходи та методи оцінки ймовірності банкрутства банків не дають змоги ефективно виявляти кризові явища на ранніх етапах. Тому актуальною тема дослідження, яка присвячена питанням оцінки ймовірності ризику банкрутства банків новими сучасними методами, зокрема методом штучних нейронних мереж.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Серед наукових робіт зарубіжних учених, які досліджували це питання, слід відмітити праці У. Бівера, Е. Альтмана, Р. Таффлера, Р. Ліса, Ж. Конана, М. Гольдера, Г. Спрінгейта та ін.

Дослідженню окремих питань у сфері банкрутства банків присвячені роботи вітчизняних дослідників: О.В. Васюренка, А.М. Мороза, О.М. Тридіда, Р.А. Павлова., О. Терещенка та

ін. Серед сучасних науковців, роботи котрих присвячені цьому питанню, можна виділити таких як О.М. Гострик, П.І. Сокурєнко, В.М. Будніков, В.С. Малишко, Л.О. Примостка та К.І. Проскуряков.

Виділення не вирішених раніше частин загальної проблеми. Опрацювання праць вище вказаних науковців дозволяє максимально змістовно підійти до дослідження поставленого наукового завдання, а також виявити питання, що залишаються невирішеними. Зокрема, гостро постає питання стосовно вибору методу, за допомогою якого можна з точністю оцінити ризик ймовірності банкрутства банків України та визначити шляхи його запобігання.

Формулювання цілей статті. Метою статті є побудова моделі оцінки ймовірності банкрутства банківських структур за умови ринкової економіки України методом штучних нейронних мереж.

Виклад основного матеріалу. Упродовж останніх років спостерігається високий ступінь ризиків щодо діяльності банківської системи, що приводить до погіршення фінансового стану. Банкрутство банку не лише завдає збитків його власникам і клієнтам, а й знижує рівень довіри до всієї банківської системи країни. Для подальшого успішного розвитку банків необхідною умовою є створення адекватної методики комплексного оцінювання їхнього теперішнього фінансового стану та його прогнозу на майбутнє, а для уникнення будь-яких ризиків потрібно проводити діагностику банкрутства.

Діагностика банкрутства – це своєчасне виявлення неплатоспроможності, збитковості, фінансової залежності від зовнішніх джерел фінансування, низької ділової активності. Як

правило, в класичних моделях діагностики банкрутства використовують показники прибутковості, фінансової стійкості, ліквідності та ділової активності [1, с. 211].

Початок сучасних досліджень прогнозування можливого банкрутства пов'язують із дослідженнями У. Бівера, який використовував фінансові коефіцієнти для визначення можливості настання неплатоспроможності підприємств [2, с. 796]. Із плином часу методи щодо прогнозування банкрутства підприємств удосконалювались. Таким змінам спонукали як зовнішні, так і внутрішні чинники. Не винятком також стали і банківські структури, що потребують застосування нових сучасних методик оцінювання ризику банкрутства.

Для діагностики банкрутства у світі сьогодні використовується моделі, що побудовані на основі фінансових коефіцієнтів, найбільш відомими з яких є такі: дво- та п'ятифакторні моделі Е. Альтмана, дискримінантна модель Р. Ліса, тест Р. Таффлера, коефіцієнт У. Бівера, показник діагностики платоспроможності Ж. Конана й М. Гольдера, модель Г. Спрінгейта, дискримінантна модель О. Терещенка, модель Р. Сайфулліна – Г. Кадикова тощо.

Проведемо аналіз та порівняння моделей прогнозування банкрутства підприємств, які найчастіше використовують для оцінки ризику банкрутства банківських структур у світі (табл. 1).

Порівняльний аналіз моделей прогнозування банкрутства підприємств показав (табл. 1), що побудова багатофакторних моделей для української економіки досі залишається проблемною через нестабільність і недосконалість нормативно-законодавчої бази та відсутність урахування багатьох факторів, що впливають на фінансову стійкість банків.

Із-поміж безлічі зарубіжних методів управління ризиком найбільш простим і поширеним методом аналізу є метод GAP-менеджменту, що ґрунтується на виокремленні чутливих і нечутливих до змін відсоткових ставок активів і зобов'язань банку (балансових і позабалансових) [4, с. 99]. На основі цього методу показник ймовірності ризику банкрутства банківської системи України є досить достовірним. Як правило, метод GAP-менеджменту використовують для оцінки відсоткового ризику на короткострокових інтервалах. Проте кожен із методів управління ризиком має свої недоліки й обмеження, і метод GAP-менеджменту не став винятком.

Упродовж декількох років українські та російські науковці проводили низку досліджень, аби

відшукати найбільш вдалу модель, що дасть змогу точно оцінювати ризик банкрутства вітчизняних банків. Ураховуючи всі обмеження використання зарубіжних моделей в Україні, вчені дійшли висновку, що однією з найбільш адаптованих моделей прогнозування ймовірності банкрутства банківських установ в Україні є модель прогнозування фінансової стійкості. Банківські установи можуть досить успішно її використовувати для виявлення на ранній стадії ознак зароджуваного фінансового краху.

Але, як показує практика, одного методу для точної оцінки ймовірності банкрутства замало. Та і використання моделей та методів, що зорієнтовані на розвинені країни, є не досить доречним для економіки України. Такі висновки зроблені на основі опрацювань досліджень таких науковців, як О.М. Гострик, К.І. Проскуряков [5, с. 245], Д. Марченко [6, с. 23], П.І. Сокурєнко, В.М. Будніков, В.С. Малишко, Г.Г. Мельник.

Нині є гостра необхідність розроблення сучасної моделі прогнозування банкрутства банків в умовах невизначеності та недостовірних даних для реалій української банківської сфери, яка була би простою та зручною у використанні.

Як альтернатива вже розглянутим вище методам для прогнозування ризику банкрутства українських банків може використовуватися сучасна нейромережева модель. Ця модель буде корисною для клієнтів банків, які бажають виявити банки, що найближчим часом (1–1,5 року) можуть стати неплатоспроможними та/або ліквідованими. Тому в цій статті запропонований сучасний метод моделювання оцінки ймовірності банкрутства банків – метод штучних нейронних мереж.

Нейрокомп'ютерні і нейромережеві технології – це одна з найбільш ефективних стратегій штучного інтелекту. Вони успадковують від свого прототипу – мозку – його корисні властивості: здатність вилучення знань із статистичних даних, здатність узагальнення їх у вигляді закономірностей модельованих предметних областей, властивість інтуїції як здатність робити правильні прогнози і приймати правильні рішення тоді, коли звичайна логіка виявляється безсилою [6, с. 123].

Штучні нейронні мережі являють собою нову й досить перспективну обчислювальну технологію, що дає нові підходи до дослідження динамічних завдань у фінансовій сфері. Варто зазначити, що нейромережева модель може використовуватися як альтернатива статистичним методам, оскільки вона показує кращі результати.

Порівняльна характеристика моделей прогнозування банкрутства підприємства

Моделі	Переваги	Недоліки
Двофакторна модель Альтмана	Простота розрахунку; можливість застосування під час проведення зовнішнього аналізу на основі бухгалтерського балансу.	Неадекватність одержуваних прогнозів для українських підприємств; не розглядається вплив показників, що характеризують ефективність використання ресурсів, ділову та ринкову активність та ін.; не розглядається облік галузевої та регіональної специфіки функціонування суб'єктів економіки.
П'ятифакторна модель Альтмана	Простота й можливість застосування за наявності обмеженої інформації; порівняльність показників; можливість поділу аналізованих підприємств на потенційних банкрутів і не банкрутів; висока точність розрахунків.	Неможливість використання в українських умовах (не враховує українські особливості економіки); складність інтерпретації підсумкового значення; залежність точності розрахунків від вихідної інформації; обмеженість сфери застосування; заснована на застарілих даних; неврахування показників рентабельності.
Модель Таффлера	Спрощеність розрахунків та висока точність прогнозу ймовірності банкрутства компанії, що пов'язано зі значною кількістю проаналізованих компаній.	Обмеження сфери застосування (тільки для акціонерних товариств, акції яких активно торгуються на фондовому ринку); складність інтерпретації підсумкового значення; неможливість використання в українських умовах; залежність точності розрахунків від вихідної інформації; використання застарілих даних.
Модель Бівера	Використання показника рентабельності активів і винесення судження про терміни настання банкрутства підприємства.	Відсутність підсумкового коефіцієнта, складність інтерпретації підсумкового значення; залежність точності розрахунків від вихідної інформації; неможливість використання в українських умовах (не враховує українські особливості економіки).
Модель Спрінгейта	Показує достатній рівень надійності прогнозу, точність близько 90%.	Створена для підприємств США і Канади з метою оцінювання; немає галузевої та регіональної диференціації Z-рахунку; між змінними спостерігається досить висока кореляція; не підходить для економіки України.
Модель Ліса	Простота і швидкість розрахунків; доступність необхідних для розрахунків даних; можливість оцінити фінансовий стан та спрогнозувати банкрутство.	Не пристосована до українських підприємств; створювалася з урахуванням західних особливостей розвитку; неможливість застосування до малих підприємств; невідповідність методичних прийомів розрахунку показників фінансової звітності.
Модель Сайфуліна – Кадикова	Спрощеність розрахунків; зручність для коригування відносно локалізації підприємства й часу розгляду; врахування специфіки вітчизняної економіки та зручність у застосуванні; висока точність.	Не дозволяє оцінити причини потрапляння підприємства в зону неплатоспроможності; нормативний зміст коефіцієнтів, що використовуються для рейтингового оцінювання, не враховують галузевих особливостей підприємств; залежність результатів оцінювання від досвіду і кваліфікації аналітика; незбалансованість значень вагових коефіцієнтів; використання одного джерела інформації.
Модель Терещенка	Урахування специфіки діяльності суб'єктів; охоплення незначної кількості показників; доступність інформації, необхідних для розрахунку параметрів моделі.	Недостатній рівень обґрунтованості показників та їх нормативних значень; можливість застосування тільки для окремих підприємств; великий інтервал невизначеності.

Джерело: власна розробка автора на основі [3, с. 2–4]

Перевірку можливості застосування штучних нейронних мереж для прогнозування банкрутства банків України виконано у два етапи засобами пакету приладних програм для математичного моделювання MATLAB: на першому етапі реалізовано функції створення, навчання та тестування безпосередньо самої нейронної мережі, а на другому етапі проведено тестування роботи нейронної мережі на синтетичних та реальних даних.

Створення нейронної мережі реалізоване у функції `makeNN`. У функцію `makeNN` передаються такі аргументи: кількість нейронів у вхідному шарі `inputs`, масив кількостей нейронів у прихованих шарах `hiddens` (якщо використовується лише один прихований шар, то масив складатиметься з одного елемента) та кількість нейронів у вихідному шарі `outputs`. Ця функція повертає масив, що містить масиви ваг нейронної мережі NN та масив корекцій ваг на попередньому кроці алгоритму навчання DW. Другий масив використовується на етапі навчання нейронної мережі.

У самій функції `makeNN` створюються окремо масиви ваг зв'язків від вхідного шару до першого прихованого шару та ваг зв'язків від останнього прихованого шару до вихідного шару. Масиви ваг зв'язків між прихованими шарами створюються у циклі для забезпечення можливості будувати нейронну мережу з довільною кількістю прихованих шарів та довільною кількістю нейронів у кожному шарі (передбачено, що приховані шари можуть мати різну кількість нейронів). Разом з масивами ваг зв'язків створюються і масиви корекцій ваг, оскільки вони мають таку ж розмірність, як і відповідні масиви ваг зв'язків.

Для обрахунку вихідного сигналу нейронної мережі, що отримується для заданого вхідного сигналу, використовується функція `directStep`. Ця функція приймає на вхід вектор-стовпчик значень вхідного сигналу `Input` та нейронну мережу, що подається у вигляді масиву масивів ваг NN (як повертає раніше описана функція `makeNN`). Функція `directStep` повертає масив векторів-стовпчиків, що є виходами кожного шару нейронної мережі `Output`. Якщо необхідно взяти лише остаточний вихід нейронної мережі для заданого входу, то береться останній вектор-стовпчик, записаний у вказаному масиві [7, с. 76].

Вхід нейронної мережі вважається виходом вхідного шару і зберігається у кінцевому масиві. Після цього обраховується вихід першого прихованого шару та виходи інших прихованих шарів (якщо такі шари існують).

Зауважимо, що як активаційна функція використовується сигмоїдальна, реалізована окремо у функції `sigmoid.m`.

Найскладнішою є функція `backStep` виконання зворотного ходу нейронної мережі, іншими словами – функція зворотної передачі помилки та корекції ваг нейронної мережі залежно від помилки. Функція приймає такі аргументи [7, с. 87]:

- структуру мережі NN, що, як і раніше, є масивом масивів ваг;
- вектор-стовпчик очікуваного виходу нейронної мережі для заданого входу `t`;
- масив вектор-стовпчиків виходів кожного шару нейронної мережі `Outs`, де, зокрема, першим вектор-стовпчиком є конкретний вхід нейронної мережі, для якого й передано реальний вихід `t`;
- масив масивів корекцій ваг, виконаних на попередньому кроці навчання мережі (для попереднього набору вхідних та вихідних значень) `DW`;
- коефіцієнт навчання `etha`;
- коефіцієнт інерції `alpha`.

У першій частині функції `backStep` реалізовано етап обрахунку похибки кожного шару нейронної мережі. У цій функції спочатку обраховується похибка вихідного шару. Потім у циклі обраховуються похибки виходів кожного прихованого шару `i`, нарешті, останніми обраховуються похибки вхідного шару. Усі вектор-стовпчики похибок зберігаються у загальному масиві `DELTA`.

Корекція усіх масивів ваг проводиться у другій частині функції `backStep`. Для тестування роботи поточної структури мережі під час навчання мережі реалізовано функцію `testNN`. Функція приймає на вхід масив усіх вхідних значень зразків `X`, у якому кожний набір поданий у вигляді вектор-стовпчика. Таким чином, загальна кількість наборів вхідних значень рівна кількості стовпчиків масиву. Наступний аргумент – масив наборів очікуваних вихідних значень `Y`. Структура масиву така ж, як і попереднього. Мережа, що тестується, передається у змінній `NN`, що, як і раніше, є масивом масивів ваг [7, с. 124]. Для моніторингу роботи мережі використовуються змінні `countWrong`, у якій повертається кількість значень на виході мережі, що відрізняються від очікуваних, `порахована` для усіх тестових наборів разом, та змінна `err`, у якій підраховується сума модулів різниць реальних виходів нейронної мережі та очікуваних виходів нейронної мережі. Перша змінна використовується

для моніторингу точності роботи мережі, а друга змінна – для моніторингу загальної роботи мережі.

Усі тестові набори перебираються у циклі. Для кожного взятого набору обраховується прямий хід нейронної мережі, за рахунок чого отримується вихід нейронної мережі для заданого. Оскільки виходом нейронної мережі є дійсні числа (з інтервалу $[0,1]$), то на наступному кроці вихід нейронної мережі перетворюється у вектор-стовпчик з 0 та 1.

Спочатку робота мережі перевірялась на синтетичному тесті, поданому у файлі test1.m. Ця перевірка проводилася з метою навчання мережі для подальшого використання на відібраних даних.

Для тестування як вхід використовувалося 4 набори вектор-стовпчиків XX, що містять по дві одиниці у кожному наборі, а як вихід – 4 набори вектор-стовпчиків YY, у яких для кожного вхідного набору передбачена лише 1 одиниця у вихідному наборі.

Спочатку було використано нейронну мережу, що містить один прихований шар з трьома нейронами:

```
[NN,DW] = makeNN(size(XX,1),[3],size(YY,1));
```

Навчання мережі проводилось до тих пір, поки не було досягнуто точності роботи мережі, не меншої, ніж 0,95, або ж поки не було виконано 100 ітерацій навчання мережі:

Навчання мережі проводилося на перемішаному наборі вхідних значень. Після досягнення критерію закінчення роботи мережі (умова циклу, рядок 1) будуються графіки помилок (рис. 1) та кількості неправильних відповідей мережі (рис. 2) та виводяться числові дані на екран:

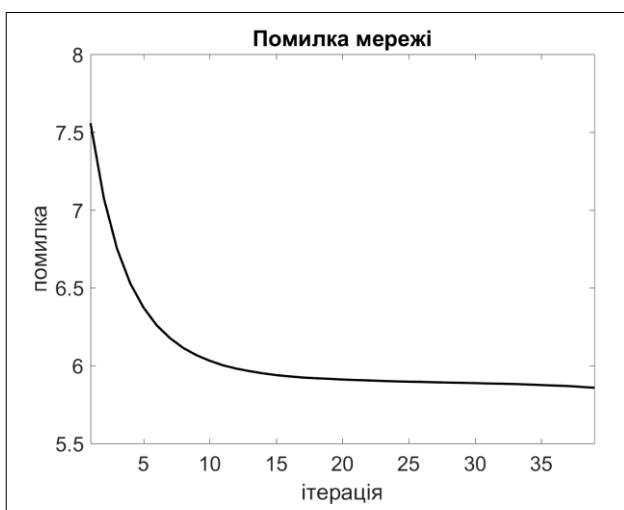


Рис. 1. Зниження помилки нейронної мережі топології 4 x 3 x 4

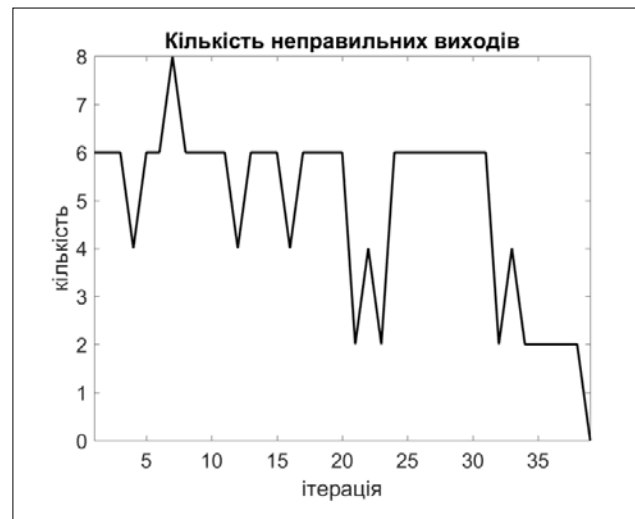


Рис. 2. Зміна кількості неправильно вказаних виходів нейронної мережі топології 4 x 3 x 4

```
iterations = 39
```

```
count = 0
```

```
accuracy = 1
```

Як видно з вище наведеного прикладу, нейронна мережа з чотирма вхідними нейронами, одним прихованим шаром, що містить 3 нейрони, та вихідним шаром з чотирма нейронами дійшла до стабільного стану за 39 ітерацій, її помилка постійно зменшувалася, що свідчить про продуктивне навчання нейронної мережі, а кількість правильних відповідей досягла 100%.

Безпосереднє тестування можливості застосування нейронної мережі для визначення банкрутства банків України проводилося на множині із 126 тестових наборів даних, що були відібрані з квартальних фінансових звітів 5 банків України. За даними НБУ та рейтингом сайту Міністерства фінансів, нами було обрано 3 діючих банки, такі як ПАТ КБ «ПРИВАТБАНК», АТ «ОЩАДБАНК», ПАТ «Креді Агріколь Банк», та 2 банки, що знаходяться в стадії ліквідації, такі як ПАТ «ДІАМАНТБАНК» та ПАТ «Банк «Юнісон». Банки було обрано за певними критеріями: державний банк (донедавна приватний) ПАТ КБ «ПРИВАТБАНК», державний банк АТ «ОЩАДБАНК» та український банк з іноземними інвестиціями ПАТ «Креді Агріколь Банк». Також для порівняльного аналізу було відібрано два банки, що мають статус неплатоспроможних, а саме ПАТ «ДІАМАНТБАНК» та ПАТ «Банк «Юнісон».

Як вхідні значення використовувалися набори окремих показників діяльності банків, а як результат – значення 1 (банк працює нормально) чи 0 (банк проходить процедуру ліквідації). Для більш детальної перевірки роботи

мережі вхідні дані розбивалися на дві підмножини: множину навчальних даних (для тренування мережі) та множину тестових даних (для перевірки роботи мережі).

Для оцінки ймовірності банкрутства вищеперелічених банків ми використовували фінансові звітності установ з початку 2010 року по 2018 роки.

Було розглянуто конфігурації мережі як з одним прихованим шаром, так і з двома прихованими шарами, причому розглядалася різна кількість нейронів у шарах. На рис. 3–5 наведено деякі графіки помилки мережі та дані результату роботи, отримані для мереж із різними топологіями.

Мережа з топологією 6 x 4 x 1 (6 нейронів у вхідному шарі, 4 у прихованому, 1 у вихідному):
iterations = 100
count = 4

accuracy = 0.92157

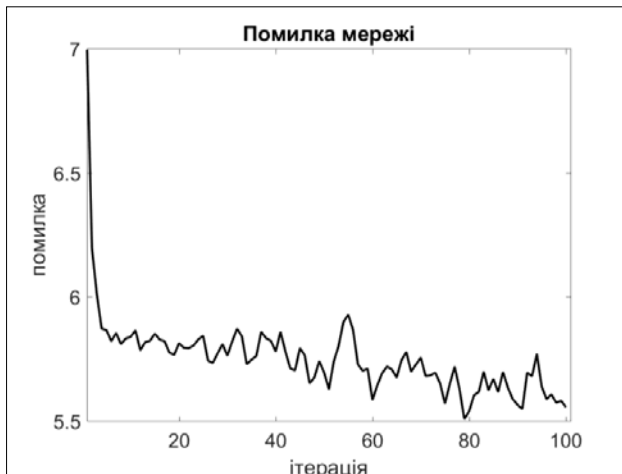


Рис. 3. Зниження помилки нейронної мережі топології 6 x 4 x 1

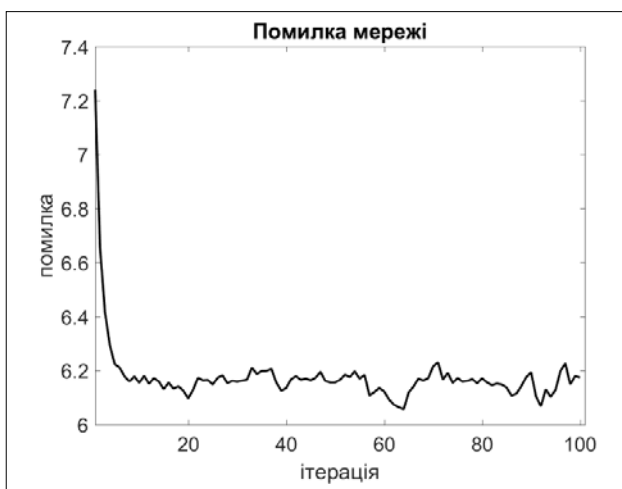


Рис. 4. Зниження помилки нейронної мережі топології 6 x 10 x 1

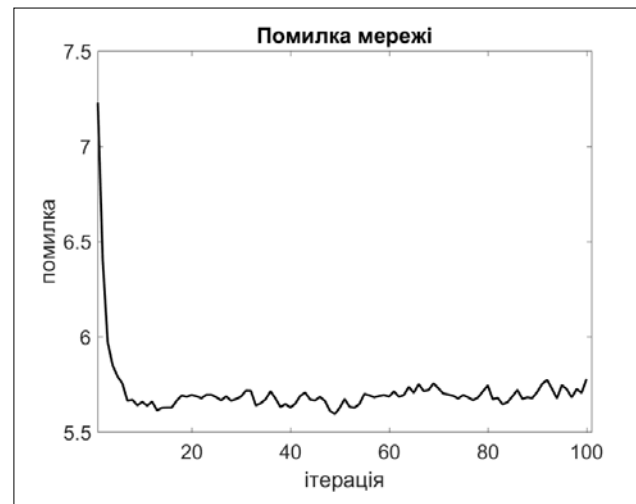


Рис. 5. Зниження помилки нейронної мережі топології 6 x 10 x 3 x 1

Мережа з топологією 6 x 10 x 1:
iterations = 100
count = 5

accuracy = 0.90196

Мережа з топологією 6 x 10 x 3 x 1:
iterations = 100
count = 4

accuracy = 0.92157

Загалом у результаті тестування на реальних даних було зроблено такі висновки:

1. Мережа в основному показує точність тестування в межах 0.90–0.94, що є досить високим показником (тобто мережа дає правильну відповідь у 90–94% випадків).

2. Часто мережа не може досягнути мінімально допустимої точності (було використано критерій допустимої точності ≥ 0.97), внаслідок чого відбувається перенавчання мережі, тобто повільне зростання помилки мережі, як, наприклад, показано на рис. 5. Для того щоб позбутися цього ефекту, можна використовувати інший критерій, а саме: проводити навчання доти, поки помилка не стабілізується, тобто відхилення помилки на кількох сусідніх кроках не стануть меншими від певного значення.

3. Точність роботи мережі можна підвищити у разі використання більшої частки зразків, що відповідають стану «банкрут», оскільки у поточному наборі даних було лише 7 значень банкрутств зі 126 наборів. Однак порівняно бідне наповнення набору даних збанкрутливими банками пояснюється відсутністю у відкритому доступі відповідних показників.

4. Часто мережа показувала точність, більшу за 0,9, вже на першій ітерації, що пояснюється, знову ж таки, не досить повним набором даних.

5. Підняти точність роботи мережі можна за рахунок збільшення кількості досліджуваних показників (тобто за рахунок збільшення розміру вхідного вектора).

У процесі проведеного аналізу нами було досліджено, що найбільш стійким та конкурентоспроможним банком України є «Приватбанк». Також цей банк лідирує за розмірами активів та кількістю потенційних клієнтів. Щодо оцінки ризику банкрутства банк знаходиться у межах прогнозованого ризику. Щодо державного банку України «Ощадбанку», то ймовірність ризику банкрутства присутня. Проте, відповідно до здійсненої оцінки, банк також не перетинає допустимого показника. Таких же результатів дотримується і «Креді Агріколь Банк», банк з іноземним капіталом. Ми також помітили, що на досліджуваному часовому проміжку (2010–2018 рр.) цей банк має найнижчий відсоток ризику банкрутства.

Іншими словами, провівши дослідження із використанням методу штучних нейронних мереж, ми дійшли висновку, що ця методика є актуальною під час оцінки банкрутства загального банківського сектору на предмет розподілу банків на платоспроможні та такі, що знаходяться в стадії ліквідації.

Висновки. Для своєчасного виявлення ймовірності ризику банкрутства банку менеджери фінансових структур повинні здійснювати періодичний аналіз оцінки ризику. У світовій практиці є велика кількість різноманітних методів, що дають змогу на різних етапах функціонування банківської установи проводити аналіз фінансової стійкості. Проте більшість зарубіжних методів та моделей зорієнтовані винятково на обмежене коло країн.

Серед економічно розвинутих країн застосування таких методів не спричиняє жодних складнощів.

Як альтернативний та інноваційний метод оцінки ризику банкрутства в роботі був обраний метод штучних нейронних мереж. Під час дослідження ми дійшли висновку, що цей метод доцільніше використовувати для оцінки ризику банкрутства всього банківського сектору, оскільки він розрахований на велику кількість даних за невеликий часовий проміжок. Але, провівши низку тестових досліджень, нам вдалося виявити приховані помилки в роботі банківських структур, що впливають на роботу як окремих обраних банків, так і на банківський сектор загалом.

Аналізуючи отримані під час дослідження дані щодо застосування методу штучних нейронних мереж, можна дійти таких висновків:

- цей метод оцінки ризику є досить точним (90–94%);

- для побудови нейронної мережі, що використовується в процесі аналізу, потрібна відносно невелика кількість показників. Проте, як показує практика, метод розрахований на досить велику кількість даних (до 1000 набору даних), що ускладнює процес дослідження.

Тому ми вважаємо, що метод штучних нейронних мереж доцільніше використовувати під час оцінки ризику банкрутства банківського сектору загалом. Це дасть змогу за наявності необхідних даних виокремити банки, котрі є платоспроможними, і такі банки, що за певних причин є неплатоспроможними, тобто мають досить високий відсоток ризику банкрутства.

ЛІТЕРАТУРА:

1. Харченко Ю.А. Дослідження ймовірності банкрутства підприємства (на прикладі ПАТ «Укргазвидобування») / Ю.А. Харченко, К.В. Волкорез // Економічний простір. 2016. № 111. С. 208-218. URL: https://drive.google.com/file/d/0B7pprnAm_UuOMU1pbDIHSDM4NIE/view.
2. Жердецька Л.В. Розвиток моделей прогнозування банкрутства банків / Л.В. Жердецька, І.С. Постирнак // Глобальні та національні проблеми економіки. 2016. № 14. С. 796-801. URL: <http://global-national.in.ua/issue-14-2016/22-vipusk-14-gruden-2016-r/2653-zherdetska-l-v-postirnak-i-s-rozvitok-modelej-prognozuvannya-bankrutstva-bankiv>.
3. Москаленко В.М. Характеристика методів та моделей діагностики кризового стану підприємства / В.М. Москаленко // Наукові праці Кіровоградського національного технічного університету. Економічні науки. 2012. Вип. 22(2). С. 297-303. URL: dspace.kntu.kr.ua/jspui/bitstream/123456789/884/1/Z22_%d0%86%d0%86_2012.pdf.
4. Думенко Н.М. Методика GAP менеджменту в оцінці ризику зміни процентних ставок в банківській системі України / Н.М. Думенко // Економічний вісник Національного гірничого університету. 2013. № 4. С. 97-102. URL: http://ev.nmu.org.ua/index.php/ru/archive?arh_article=750.
5. Проскураков К.І. Методологічні підходи запобігання банкрутству банків / К.І. Проскураков, В.В. Бондаренко // Сталий розвиток економіки. 2015. № 1. С. 245-251. URL: https://www.unier.km.ua/pdf/_1_2015.pdf.

6. Марченко Д. Управління конкурентоспроможністю банку / Д. Марченко, З. Гадецька // Гуманітарний простір науки: досвід та перспективи»: зб. Матеріалів XI Міжнарод. наук. практи. інтернет-конф., 17 травня 2017 р. Переяслав-Хмельницький, 2017. Вип. 11. С. 22-25. URL:

files.humanitarica.webnode.com.ua/200000137-d4029d4fb7/Гуманітарика%2011.pdf.

7. Роберт Каллан. Основные концепции нейронной сети / Роберт Каллан; [пер. с англ. А. Г. Сивака]. М.: Издательский дом «Вильямс», 2001. 287 с.

8. Тарик Рашид. Создаем нейронную сеть / Рашид Тарик; [пер. с англ. и ред. к. х. н. А.Г. Гузікевич СПб.: ООО «Альфа-книга»]. М. СПб. К.: «Диалектика», 2017. 272 с.

REFERENCES:

1. Kharchenko, Yu.A., Volkorez K.V. (2016) *Doslidzhennia ymovirnosti bankrutstva pidpriemstva (na prykladi PAT "Ukrhazvydobuvannia")* [Investigation of the probability of bankruptcy of the enterprise (for example, PAT "Ukrhazvydobuvannia")]. *Ekonomichnyi prostir* [Economic space] (electronic journal), no.111, pp. 208–218. Available at: https://drive.google.com/file/d/0B7pprnAm_UuOMU1pbDIHSDM4NIE/view (Accessed 03 February 2019).

2. Zherdetska L.V., Postman I.S. (2016) *Rozvytok modelei prohnozuvannia bankrutstva bankiv* [Development of bankruptcy forecasting models for banks]. *Hlobalni ta natsionalni problemy ekonomiky* [Global and national problems of the economy] (electronic journal), no.14, pp. 796–801. Available at: <http://global-national.in.ua/issue-14-2016/22-vipusk-14-gruden-2016-r/2653-zherdetska-l-v-postirnak-i-s-rozvitok-modelej-prohnozuvannya-bankrutstva-bankiv> (Accessed 03 February 2019).

3. Moskalenko, V.M. (2012), *Kharakterystyka metodiv ta modelei diahnozyky kryzovoho stanu pidpriemstva* [Characteristics of methods and models of diagnostics of the crisis state of the enterprise], *Naukovi pratsi Kirovohrads'koho natsionalnoho tekhnichnoho universytetu* [Scientific works of the Kirovohrad National Technical University. Economic Sciences] (electronic journal), vol. 22(2), pp. 297–303. Available at: dspace.kntu.kr.ua/jspui/bitstream/123456789/884/1/Z22_%d0%86%d0%86_2012.pdf (Accessed 03 February 2019).

4. Dumenko, N.M. (2013) *Metodyka GAP menedzhmentu v otsyntsi ryzyku zminy protsentnykh stavok v bankivskii systemi Ukrainy* [GAP Management Methodology in Assessing the Risk of Changing Interest Rates in the Banking System of Ukraine]. *Ekonomichnyi visnyk Natsionalnoho hirnychoho universytetu* [Economic Bulletin of the National Mining University] (electronic journal), no. 4, pp. 97–102. Available at: http://ev.nmu.org.ua/index.php/ru/archive?arh_article=750 (Accessed 03 February 2019).

5. Proskuryakov, K.I., Bondarenko, V.V. (2015) *Metodolohichni pidkhody zapobihannia bankrutstvu bankiv* [Methodological approaches to prevent bankruptcy of banks]. *Stalyi rozvytok ekonomiky* [Sustainable development of the economy] (electronic journal), no.1, pp. 245–251. Available at: https://www.uniep.km.ua/pdf/_1_2015.pdf (Accessed 03 February 2019).

6. Marchenko, D., Gadetskaya Z. (2017) *Upravlinnia konkurentospromozhnistiu banku* [Managing the Bank's Competitiveness]. Proceedings of the *Humanitarnyi prostir nauky: dosvid ta perspektyvy (Pereyaslav-Khmelnytsky, May 17, 2013)*, vol. 11, pp. 22–25. Available at: <files.humanitarica.webnode.com.ua/200000137-d4029d4fb7/Гуманітарика%2011.pdf> (Accessed 03 February 2019).

7. Robert Callan (2001) *Osnovnye koncepcii nejronnoj seti* [Basic concepts of the neural network]. М.: Williams Publishing House, 287 p.

8. Tarik Rashid (2017) *Sozdaem nejronnuju set'* [Create a Neural Network]. К.: "Dialectics". 272 p.