

## УДК 330.46

ДЕБУНОВ Л. М. <sup>1\*</sup>, ЯКОВЕНКО О. Г. <sup>2\*</sup>

<sup>1\*</sup> Аспірант каф. «Економічної кібернетики», Дніпровський національний університет імені Олеся Гончара, пр. Гагаріна, 72, 49000, Дніпро, Україна, ел. пошта debunov.l.n@gmail.com

<sup>2\*</sup> д.т.н., професор каф. «Економічної кібернетики», Дніпровський національний університет імені Олеся Гончара, пр. Гагаріна, 72, 49000, Дніпро, Україна.

## ФОРМУВАННЯ ДАТАСЕТУ ТА ВИБІР ПАРАМЕТРІВ ДЛЯ ПОБУДОВИ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ КЛАСИФІКАЦІЇ ПІДПРИЄМСТВ ЗА ФІНАНСОВОЮ СТІЙКІСТЮ

**Мета.** Статтю присвячено підготовчим діям, що передують побудові повнозв'язної тришарової штучної нейронної мережі прямого розповсюдження, котра має класифікувати підприємства за фінансовою стійкістю. **Методика.** Для підготовки побудови штучної нейронної мережі в роботі висувається ряд аргументованих суджень та приводяться рішення, котрі базуються на результатах експериментів з побудови нейронної мережі фінансової стійкості. **Результати.** В статті наведено шляхи отримання набору даних для навчання штучної нейронної мережі фінансової стійкості. Представлено оптимальні параметри архітектури та рекомендації щодо навчання нейронної мережі, що слід застосовувати при її створенні. Приділено увагу таким параметрам штучної нейронної мережі як тип нейронної мережі, функція помилки, функція активації на прихованому та вихідному шарах, алгоритм навчання, параметри первинної ініціалізації ваг. Застосування рекомендацій, котрі наведено в статті, дозволяє побудувати штучну нейронну мережу, що класифікує підприємства за фінансовою стійкістю з достатньо високою точністю. Особливу увагу приділено вибору функцій активації нейронів та розподілу набору спостережень на підвибірці для навчання, тестування та контролю побудови зазначеної нейронної мережі. **Наукова новизна.** Запропоновано використання 17-ти фінансових показників в якості факторів для моделювання фінансової стійкості, що має найбільш повно описувати це складне поняття та дозволить отримати максимальну точність класифікації. В статті обґрунтовано застосування параметрів побудови та навчання нейронної мережі, що найкраще підходять при використанні саме цих факторів. **Практична значимість.** Використання матеріалу статті допоможе побудові штучної нейронної мережі фінансової стійкості, котра може бути використана для класифікації підприємств на «фінансово стійкі» та «потенційні банкрути» й може використовуватись фінансово-кредитними установами, інвестиційними фондами та державними органами при оцінці ризику банкрутства підприємства. Така нейронна мережа покликана автоматизувати працю досвідченого фінансового аналітика при перевірці підприємства на фінансову стійкість.

*Ключові слова:* фінансова стійкість; штучна нейронна мережа; класифікація; перцептрон; функція активації; функція помилки; моделювання фінансової стійкості.

### Постановка проблеми

Побудова нейронної мережі класифікації підприємств на «фінансово стійкі» та «потенційні банкрути» є складним завданням, що вимагає певного рівня розуміння властивостей об'єкту дослідження, знання можливостей і набору опцій методу штучних нейронних мереж, чіткої постановки задачі та наявності ретельно складеного й обробленого набору навчаючих даних. Перед побудовою нейронної мережі має бути створено датасет (англ. data set, набір даних), котрий повинен бути достатньо зручним та надійним для використання цього методу. Під час побудови

мережі деякі з параметрів можуть бути обрані на розсуд дослідника, але вибір багатьох з них може відбуватися експериментальним шляхом. При цьому, найбільш важливим критерієм вдалої побудови мережі є точність класифікації.

### Аналіз останніх досліджень і публікацій

Питаннями оцінки й управління фінансовою стійкістю підприємства займалися: Е. Альтман (E.I. Altman, 1968, 2006), Г. Тішоу (H. Tishaw, 1977), Р. Таффлер (R. Taffler, 1977), К. Беерман (K. Beermann, 1976), J.S. Soileau (Дж.С. Соїлеу, 2014), Т.А. Al-Kassara (Т.А. Аль-Кассара, 2014),

К.О. Пітерсон (K.O. Peterson, 2018), О.Д. Ша-  
рапов, О.О. Терещенко, А.В. Матвійчук,  
О.В. Павловська, О.Ю. Бєліков, Т.В. Гринько,  
А.М. Подд'юрїн, Г.В. Давидова, Л.Д. Буряк,  
Н.П. Шульга, Г.Н. Степанова, Г.Г. Нам,  
О.Г. Яковенко, О.О. Кравченко, Я.І. Мулик,  
А.М. Павліковський, К.А. Кулінська, В.З. По-  
тій, І.В. Фурман, В.Г. Вершигора, С.А. Булга-  
кова, В.П. Савчук, А.В. Ліненко, Т.О. Сніжко,  
Н. Горицкая, А.П. Куліш. В роботі [5] було  
досліджено сучасні визначення поняття  
фінансової стійкості та запропоновано  
вважати, що ця дефініція означає здатність  
підприємства протистояти будь-яким  
фінансовим загрозам, котрі здатні призвести  
до банкрутства. Незважаючи на великий обсяг  
робіт з тематики фінансової стійкості  
підприємства, не було зроблено досліджень,  
що стосуються створення моделі, яка могла б  
передбачати чи збанкрутує підприємство в  
певному часовому горизонті та мала б  
достатньо високу точність передбачень.  
Зокрема, на наш погляд, не було приділено  
достатньо уваги цій проблемі з позиції  
створення штучної нейронної мережі  
класифікації із застосуванням великої  
кількості різнобічних фінансових показників.

#### **Формулювання цілей статті (постановка завдання)**

Отже, для побудови штучної нейронної мережі фінансової стійкості, спираючись на чітку аргументацію та результати ряду експериментів, необхідно сформулювати датасет для навчання та визначити найкращі значення параметрів архітектури та навчання нейронної мережі.

#### **Виклад основного матеріалу дослідження**

Всього було зібрано фінансову звітність 126-ти підприємств. Річні звіти цих підприємств за проміжком часу починаються з підсумків 2015-го року і закінчуються звітами за 2017-й рік. З них 63 – підприємства щодо яких згодом після подачі звітів було відкрито судове провадження про банкрутство, в ході якого було винесено судове рішення про визнання юридичної особи банкрутом і відкриття ліквідаційної процедури. Інші 63 – підприємства щодо яких не було відкрито судових справ про банкрутство ні на момент подачі звітів, ні після нього. При навчанні штучної нейронної мережі класифікації важливо дотримуватись

якомога більш рівного розподілу спостережень між класами. При кількісній перевазі спостережень одного з класів нейронна мережа при навчанні схильна до виділення притаманних йому рис, котрі згодом, при роботі з невідомими на етапі навчання спостереженнями, вона може знаходити і в прикладах іншого класу, що призводить до помилки класифікації. Отже, для досягнення найкращого узагальнення характерних ознак кожного з класів, краще дотримуватись рівного розподілу кількостей спостережень кожного з класів, що і було зроблено в цьому дослідженні. Крім того, на наш погляд, для досягнення найбільшої ефективності побудованої моделі слід уникати суттєвих відхилень і в таких відношеннях, як кількість великих підприємств до кількості малих, та розподіл банкрутів й стійких підприємств по секціям економічної діяльності [7].

Згідно Закону України Про відновлення платоспроможності боржника або визнання його банкрутом термін «банкрутство» визначається наступним чином: «банкрутство - визнана господарським судом неспроможність боржника відновити свою платоспроможність за допомогою процедур санації та мирової угоди і погасити встановлені у порядку, визначеному цим Законом, грошові вимоги кредиторів не інакше як через застосування ліквідаційної процедури» [1]. Цей закон діє до 21.10.2019, після чого втрачає чинність. Замість нього вводиться в дію Кодекс України з процедур банкрутства, в якому термін «банкрутство» визначається наступним чином: «банкрутство - визнана господарським судом неспроможність боржника відновити свою платоспроможність за допомогою процедури санації та реструктуризації і погасити встановлені у порядку, визначеному цим Кодексом, грошові вимоги кредиторів інакше, ніж через застосування ліквідаційної процедури» [2].

Таким чином, саме дата відкриття ліквідаційної процедури є моментом настання банкрутства підприємства.

Порушення судом справи про банкрутство є першою публічною подією ланцюга етапів банкрутства, котру завжди може бути відстежено через публічні інформаційні ресурси в Україні. До таких ресурсів належать наступні державні сайти, що надають вільний

доступ до баз даних, котрі містять інформацію щодо банкрутств підприємств:

- Сайт Вищого господарського суду України. Оприлюднення відомостей про справи про банкрутство [3];
- Сайт Міністерства юстиції України. Єдиний державний реєстр юридичних осіб, фізичних осіб-підприємців та громадських формувань [10];
- Єдиний державний реєстр судових рішень [8].

Використовуючи ці ресурси було сформовано таблицю з набором спостережень, що містить дані балансів (форма 1) та звітів про фінансові результати (форма 2) 126-ти підприємств. Кожному спостереженню було присвоєно статус Bankrupt у випадку якщо підприємство збанкрутувало або Sustainable якщо зберегло фінансову стійкість.

Використання абсолютних фінансових показників підприємств при навчанні нейронної мережі може призвести до того, що здатність підприємства до протидії загрози банкрутства буде оцінено як наслідок величини компанії (об'єму її активів або пасивів, розміру чистого доходу, тощо). Тобто розмір підприємства може бути оцінено як фактор фінансової стійкості, що не надає універсальності нашій моделі. Більше того, нерівномірність значень вибірки, можливість локальних скупчень спостережень підвибірок стійких та банкрутів може призвести до помилкової кластеризації значень факторів та виділення діапазонів показників, у межах яких кожне нове підприємство буде помилково вважатися представником одного з класів. Крім того, включаючи до моделі фактор розміру підприємства, ми ризикуємо знизити здатність нейронної мережі до узагальнення та виведення незалежних від розміру компанії закономірностей. На нашу думку, найкращої якості моделі можна досягти використовуючи саме оцінювання пропорційності набору фінансових показників підприємства, а не їхнього розміру. Іншими словами нашою задачею є побудова моделі, що вміє відрізнити співвідношення фінансових показників стійких підприємств від співвідношень фінансових показників банкрутів. Використання саме відносних фінансових показників має надати можливість побудувати універсальну модель, результат роботи якої не залежить від розміру підприємства.

Було прийнято рішення використовувати набір з 17-ти фінансових коефіцієнтів в якості факторів нейромережевої моделі фінансової стійкості:

- 1) мобільності активів;
- 2) забезпеченості власними оборотними засобами;
- 3) оборотності оборотних активів;
- 4) оборотності основних засобів;
- 5) оборотності власного капіталу;
- 6) фінансової залежності;
- 7) маневреності власного капіталу;
- 8) загальної ліквідності;
- 9) швидкої ліквідності;
- 10) оборотності кредиторської заборгованості;
- 11) покриття (загальний), (Поточної ліквідності);
- 12) покриття активів;
- 13) концентрації залученого капіталу;
- 14) покриття інвестицій;
- 15) зносу основних засобів;
- 16) оборотності дебіторської заборгованості;
- 17) покриття боргів власним капіталом.

Вхідними даними при навчанні, контролі навчання і тестуванні мережі виступили фінансові показники 126-и підприємств, розраховані на основі їх фінансової звітності - балансу (форма 1) і звіту про фінансові результати (форма 2). Спостереження цієї вибірки складаються з 63-х фінансово стійких підприємств та 63-х підприємств, що зазнали банкрутства через певний час після подачі звітів.

Виходячи з того, що фінансова стійкість є складним поняттям, її рівень не може оцінюватись жодним з цих фінансових коефіцієнтів окремо, але має застосовуватись комплексна оцінка, було прийнято рішення подавати на вхід НМ всі 17-ть показників. З огляду на стійкість нейронних мереж до мультиколінеарності, що є перевагою в порівнянні з регресійними моделями [9], можна припустити, що використання такої великої кількості факторів буде більш повно описувати фінансовий стан підприємства. Крім того, така велика кількість показників надає можливість проведення подальших досліджень з взаємозаміщення факторів, як показано в роботі [4]. По суті, така модель покликана автоматизувати працю досвідченого фінансового аналітика при перевірці підприємства на фінансову стійкість. В результаті навчання мережі має

відбутися формування певних загальних образів фінансово стійкого та фінансово нестійкого підприємств. При чому, таких образів не обов'язково має бути лише два. Це можуть бути групи типових станів, кожен з яких може суттєво відрізнятися один від одного, бути зовсім несхожим один на інший, але всі вони мають розділятися на два класи: фінансово стійкі та банкрути. Використання нейронних мереж надає можливість розв'язати цю задачу. На прихованому шарі тришарового перцептронну відбувається кластеризація різних комбінацій значень показників, що мають вплив на кінцевий показник. На останньому шарі зіставляються рівні приналежності стану підприємства до кожного з кластерів та виноситься фінальний висновок щодо віднесення підприємства до одного з класів.

Для коректного проведення процедури навчання штучної нейронної мережі важливо мати три підвибірки спостережень: навчаючу (training sample), тестову (testing sample) та контрольну (validation sample). Навчаюча вибірка використовується безпосередньо для навчання нейронної мережі, саме під її значення підлаштовуються параметри нейронної мережі. Тестова вибірка служить для проміжного тестування точності роботи мережі під час навчання. Необхідність її використання обумовлена прагненням до уникнення ефекту перенавчання нейронної мережі, коли вона перестає знаходити загальні закономірності і починає просто запам'ятовувати значення даних з навчаючої вибірки, при цьому помилка класифікації невідомих при навчанні спостережень починає зростати. Використання проміжного оцінювання значення помилки за допомогою тестової вибірки дозволяє відстежити той момент, коли значення помилки класифікації є мінімальним і є доцільним припинити процес навчання. При цьому, сам факт

використання тестової вибірки у процесі навчання також спричинює певний ефект залежності результату навчання мережі від значень спостережень цієї вибірки. Тому для незалежного оцінювання після остаточного завершення навчання використовується контрольна вибірка, котра надає кінцеву оцінку точності роботи мережі при використанні невідомих під час навчання спостережень.

Всі три підвибірки мають бути незалежними одна від одної, спостереження не мають повторюватись чи бути пов'язаними одні з іншими. На нашу думку, для цього дослідження найбільш ефективним є випадкове розподілення загальної вибірки на навчаючу, тестову та контрольну підвибірки. Зазвичай при розподіленні використовується наступна пропорція кількостей спостережень у підвибірках:

- навчаюча вибірка – 70 %;
- тестова вибірка – 15 %;
- контрольна вибірка – 15 %.

Вважаємо прийнятними ці співвідношення для нашого дослідження.

Таким чином, до навчаючої вибірки має бути включено 90 підприємств, до тестової – 18, до контрольної – 18.

Також варто зауважити, що при розподілі на вказані три підвибірки слід зберігати співвідношення фінансово стійких підприємств до банкрутів. Оскільки в нашій загальній вибірці частина фінансово стійких – 50 % та частина банкрутів – 50 %, то і в кожній з трьох підвбірок (навчаючої, тестової та контрольної) також має зберігатись рівність кількостей фінансово стійких підприємств та банкрутів. Отже, розподілення на підвибірки має відбуватися випадковим чином, кількості підприємств підвбірок мають складати значення, наведені в таблиці 1.

Таблиця 1

#### План розподілення спостережень на підвибірки

Підвибірка	Банкрути	Фінансово стійкі	Всього
Навчаюча	45	45	90
Тестова	9	9	18
Контрольна	9	9	18
Всього	63	63	126

Для побудови штучної нейронної мережі використовувався програмний пакет «STATISTICA 12». У пакет були завантажені підготовлені дані, що містять фінансові показники підприємств вибірки, котрі були розраховані на основі даних фінансових звітів цих компаній, а також ознака приналежності підприємства до класу фінансово стійких або до класу банкрутів. Також у відповідність кожному підприємству було проставлено ознаку, котра відображає приналежність спостереження до однієї з трьох підвбірок: навчаючої, тестової або контрольної. В результаті маємо отримати повноз'язну нейронну мережу прямого розповсюдження (англ. Fully Connected Feed-Forward Neural Network), що містить три шари нейронів.

Таким чином, всього для навчання та перевірки точності моделі було завантажено 126 спостережень з 17-ю кількісними факторами і одним результуючим якісним показником по кожному спостереженню. Для навчання було відведено 45 спостережень з групи фінансово стійких і 45 спостережень з групи банкрутів (табл. 1). По 9 спостережень з кожної групи, було відведено для тестування мережі в процесі навчання, і по 9 спостережень для кінцевого контролю точності класифікації. В пакеті було обрано тип аналізу «Класифікація», категоріальною цільовою змінною було обрано якісну змінну статусу підприємства (Sustainable / Bankrupt), безперервними вхідними даними було обрано 17 фінансових показників. Після цього були задані коди для навчальної, тестової та контрольної підвбірок (Train, Test, Validation) відповідно присвоєним раніше випадковим чином ознакам.

Наступним кроком в дослідженнях такого роду є власне побудова штучної нейронної мережі. Складність цього етапу полягає в тому, що існує велика кількість різноманітних параметрів та можливих рішень, котрі можуть бути застосовані при побудові моделі. Основними опціями, що задають архітектуру штучної нейронної мережі класифікації та методів її навчання є:

- тип нейронної мережі;
- функція помилки;
- функції активації:
  - на прихованому шарі;
  - на вихідному шарі;
- кількість нейронів прихованого шару;
- алгоритм навчання;
- кількість циклів навчання;

- швидкість навчання;
- імпульс (momentum);
- параметри первинної ініціалізації ваг;
- критерії зупинки навчання

Метод штучних нейронних мереж класифікації надає широкий спектр опцій, при цьому критерієм якості вибраних параметрів є показник точності розпізнавання представників класів. Цілком можливим є вибір параметрів, при котрих нейронна мережа не матиме можливості розв'язувати поставлену задачу, що призведе до низької точності класифікації.

На наш погляд, деякі з параметрів можуть бути інтуїтивно правильно обрані дослідником як ті, що краще за інші відображають сутність об'єкту моделювання. Для поставленої задачі, на нашу думку, більше підходить тип нейронної мережі «багатошаровий перцептрон», аніж «радіально-базисна функція». Вибір другого з вказаних типу мережі передбачає використання гаусіану в якості функції активації нейронів прихованого шару. При цьому, на вихідному шарі можуть використовуватись тотожна функція або нормована експоненційна функція (softmax). В нашому випадку слід звернути увагу саме на те, чи є доцільним використання функції Гауса для побудови нашої моделі. На скільки є відомим з теорії та широкої практики, переважна кількість фінансових показників при аналізі фінансової стійкості мають певне нормативне значення. Якщо фактичне значення коефіцієнта є вищим за нормативне для одних показників або нижчим для інших, підприємство вважається нестійким за вибраним критерієм. Наприклад, вважається, що коефіцієнт автономії має бути більше ніж 0,5. Нормативне значення коефіцієнту заборгованості з середнім значенням по галузі. Коефіцієнт абсолютної ліквідності має теоретичне оптимальне значення 0,2 – 0,25. При його зменшенні підприємство вважається більш ризиковим. Для більшості таких показників характерним є те, що відхилення в один бік від норми розцінюється як збільшення загрози банкрутства через падіння фінансової стійкості, а відхилення в інший бік – як втрату можливостей ефективного використання ресурсів.

Теоретично показники можуть мати які завгодно великі або малі значення. В економічній інтерпретації це означає, що теоретично в загальному випадку

підприємство може бути нескінченно фінансово стійким, або нескінченно фінансово ефективним. Повертаючись до ролі функції активації, зазначимо, що її задачею є активація нейрону або нормування його вихідного сигналу. Також нагадаємо, що вихідним сигналом нейрону є значення функції активації від суми зважених вхідних сигналів нейрону. У випадку використання функції Гауса в якості функції активації сила вихідного сигналу нейрону буде залежати від ступеню наближення суми зважених вхідних сигналів до певного значення. Враховуючи куполоподібний характер гаусіану можемо відмітити, що вся множина можливих значень, котрі подаються до функції активації, буде включати певний діапазон, значення якого матимуть відображення на множині вихідного сигналу, значення яких будуть відносно великими. В той же час відображення елементів, що знаходяться поза зазначеного діапазону, будуть відносно малими.

При цьому, як зазначено вище, сутність фінансових показників передбачає можливість широкого розкиду можливих значень, а напрямок віддалення окремого значення від норми показника встановлює клас, до якого слід віднести це підприємство за обраною характеристикою, до фінансово стійких чи до фінансово ефективних. Слід зазначити, що зі збільшенням фінансової ефективності (як фінансової віддачі) зростає й загроза банкрутства. Використання гаусіану призведе до того, що при навчанні нейронна мережа буде намагатися виокремити певний діапазон значень, котрі подаються до функції активації, і потрапляння значення до цього діапазону має означати, що підприємство фінансово стійке або (в залежності від фокусування на стійкості або банкрутстві) що воно є банкрутом.

Отже, використання функції Гауса не є природнім для відображення сутності фінансових показників в нашій моделі, оскільки обмежує відображення ступеню їх впливу на можливість банкрутства певним діапазоном, в той час як бажаною для нас має бути функція, котра відокремлює негативний ефект від позитивного, передбачаючи можливість нескінченно великого діапазону можливих вхідних значень.

Багат шаровий перцептрон (Multilayer perceptron, MLP) на відміну від зазначеного вище типу дозволяє використовувати на вибір

одну з інших функцій активації. Такими функціями можуть бути:

- тотожна функція (identity function);
- гіперболічний тангенс (tanh);
- логістична крива (logistic function);
- показникова функція (exponential function);
- синус (sine).

Кожна з цих функцій може використовуватись в якості функції активації нейронів прихованого та вихідного шарів. При чому, на прихованому і вихідному шарах функції активації можуть бути різними.

Гіпотетично тотожна функція може бути залучена до використання в моделі. Вона не має недоліків гаусіану щодо нашої задачі, котрі були описані вище. Важливо розуміти, що тотожне відображення є лінійною функцією. По-перше, це означає, що в нейронах не відбуватиметься нормування суми зважених сигналів перед передачею сигналу на наступний шар або вихід мережі. По-друге, отримана модель не матиме здатності до відтворення можливих нелінійних зв'язків між значеннями факторів та результуючою змінною, всі залежності будуть описані лише за допомогою ваг нейронних зв'язків, принцип роботи котрих є лінійним.

Гіперболічний тангенс (1), на нашу думку, є найбільш прийнятною функцією для використання в моделі фінансової стійкості підприємств. Приймаючи на вхід значення в діапазоні  $(-\infty; +\infty)$  вона нормує їх до значень діапазону  $(-1; +1)$ .

$$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-2xk}} - 1 \quad (1)$$

Ця функція є нелінійною, монотонно зростаючою, що має забезпечити відображення нелінійних залежностей у моделі та надати можливість однозначно визначати, чи свідчить значення зваженої суми отриманих нейроном сигналів про схильність підприємства до банкрутства, або ж говорить про те, що воно є фінансово стійким. Крім того, функцію гіперболічного тангенсу може бути налаштовано задля забезпечення більш високої точності класифікації за допомогою коефіцієнту стиснення-розтягування  $k$  (рис. 1). Доцільність використання саме цієї функції в

якості функції активації підкріплена й вдалими результатами дослідження [6], в котрому описано побудову схожої штучної нейронної мережі, але при використанні більшої кількості факторів та при залученні даних більш раннього докризового періоду української економіки.

Логістична крива є дуже схожою на гіперболічний тангенс. Проте, значення цієї функції лежать в діапазоні ( 0 ; +1 ). На нашу думку, вона може використовуватись як альтернатива, але в умовах дихотомічності

результату роботи мережі (підприємство є або фінансово стійким або банкрутом) більш природнім було б використання функції, значення якої може приймати як додатні, так і від'ємні значення.

Використання показникової функції або синусу при нейромержевому моделюванні фінансової стійкості підприємства ми вважаємо неприроднім. Інтуїтивно ми не бачимо жодних причин вважати, що в нашій задачі мають місце передумови експоненційного або циклічного нормування.

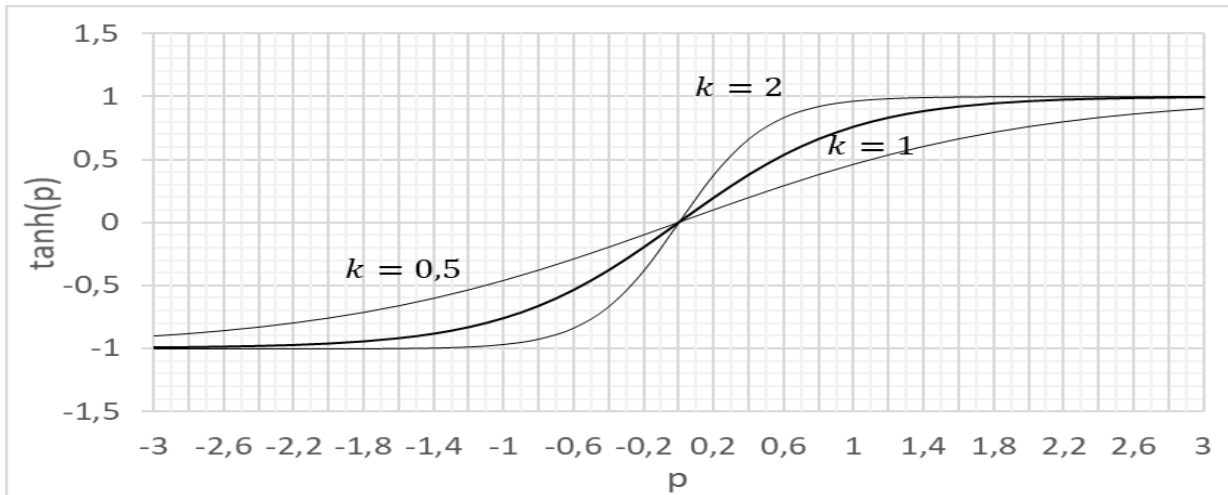


Рис. 1 Графік функції гіперболічного тангенсу при різних значеннях  $k$

Тим не менш, кожна із зазначених вище функцій була перевірена експериментальним шляхом на предмет можливості її залучення до моделі. Була побудована велика кількість нейронних мереж з використанням кожної з цих функцій в якості функції активації для нейронів прихованого та вихідного шарів при різних значеннях інших параметрів побудови нейронної мережі. Як і передбачалося,

найбільшій точності класифікації вдалось досягти при використанні функції гіперболічного тангенсу. Альтернативною прийнятною функцією, котра також здатна забезпечити високу точність є тотожна функція.

Отже, у загальному вигляді результат роботи тришарового перцептрона розраховується наступним чином [9]:

$$y_l = f \left( \sum_{j=1}^m \left[ g \left( \sum_{i=1}^n [q(x_i) \cdot w_{ij}] + a_j \right) \cdot v_{jl} \right] + d_l \right), \quad l = \overline{1, r}, \quad (2)$$

$$z = \max_{1 \leq l \leq r} y_l, \quad (3)$$

де  $x_i$  – вхідний сигнал, який передається нейроном  $i$  вхідного шару,  $j$  – індекс нейрону прихованого шару,  $w_{ij}$  – вага синаптичного зв'язку між нейронами  $i$  та  $j$ ,  $a$  та  $d$  – параметри зсуву суматорів,  $v_{jl}$  – вага синаптичного зв'язку між нейронами  $j$  та  $l$ ,  $y_l$  – розрахований сигнал  $l$ -го нейрона вихідного шару,  $n$  – кількість нейронів вхідного шару,  $m$  – кількість нейронів прихованого шару,  $r$  – кількість нейронів вихідного шару,  $q(\cdot), g(\cdot), f(\cdot)$  – функції активації нейронів вхідного, прихованого та вихідного шарів відповідно,  $Z$  – значення нейрона-переможця вихідного шару.

Зауважимо, що в нашій мережі нейрони вхідного шару використовуються лише для вводу даних, функція активації в їх роботі не використовується. Необхідності нормувати вхідні сигнали мережі немає, оскільки на вході використовуються фінансові показники, значення котрих є доволі близькими.

Наступним параметром побудови штучної нейронної мережі є функція помилки. Програмний пакет «STATISTICA 12» надає можливість вибору між сумою квадратів (sum of squares) та перехресною ентропією (cross entropy). Експериментальним шляхом було визначено, що для моделювання фінансової стійкості краще підходить використання суми квадратів. Зауважимо, що при використанні перехресної ентропії для нейронів вихідного шару в якості функції активації використовується Softmax. В свою чергу, на практиці для розв'язання задач класифікації Softmax залучається у випадку, коли кількість можливих класів є більшою за два. В нашій задачі є лише два класи, фінансово стійкі підприємства та банкрути. У випадку двох класів в якості функції активації нейронів останнього шару рекомендується використовувати логістичну функцію або її аналог – гіперболічний тангенс.

Кількість нейронів прихованого шару є важливим параметром архітектури штучної нейронної мережі. При навчанні надто мала кількість цих нейронів не дозволить нейронній мережі виявити і запам'ятати достатньою кількістю окремих закономірностей, що призведе до втрати точності класифікації. Надто велика кількість – призведе до явища більше схожого на запам'ятовування навчаючих прикладів і знизить здатність нейронної мережі до узагальнення закономірних зв'язків між факторами та змінною, що також негативно відобразиться на якості роботи мережі з новими, невідомими на етапі навчання, спостереженнями. Оптимальну кількість нейронів прихованого шару найчастіше визначають експериментально. При цьому, у випадку однакової точності роботи кількох нейронних мереж з різною кількістю нейронів прихованого шару слід обрати ту модель, котра має меншу кількість нейронів.

Описані вище параметри штучної нейронної мережі, як бачимо, мають різні варіанти і потребують проведення досліджень щодо вибору найкращої їх комбінації для створення найбільш вдалої моделі. Деякі з них можуть

бути обрані аргументуючись на знаннях про об'єкт дослідження, але загалом, якщо є технічна можливість провести достатньо велику кількість експериментальних спроб побудови різних нейронних мереж з різними комбінаціями значень цих параметрів, можна обрати найкращу з отриманих варіантів архітектури. Проте, деякі параметри можуть бути однозначно обумовлені самою задачею. Так, враховуючи те, що наша нейронна мережа має на вході 17-ть факторів, значення яких є результатом розрахунку фінансових коефіцієнтів підприємства, кількість нейронів вхідного (першого) шару також буде дорівнювати 17-ти, по одному нейрону для введення значення кожного з факторів. Аналогічно обумовлена і кількість нейронів вихідного (третього) шару. Оскільки на виході сигналу нейронної мережі підприємство має бути віднесено лише до одного з двох можливих класів, фінансово стійке підприємство або потенційний банкрут, на останньому шарі нейронної мережі відповідно будемо мати два нейрони.

Параметри процесу навчання штучної нейронної мережі також можуть бути обрані після проведення ряду експериментів із застосуванням різних можливих варіантів. В ході нашого дослідження алгоритм навчання обирався серед методів градієнтного спуску (Gradient descent), спряжених градієнтів (Conjugate gradient) та методу Бройдена – Флетчера – Гольдфарба – Шанно (BFGS). Одразу слід звернути увагу на те, що метод спряжених градієнтів є чисельним методом розв'язання системи лінійних алгебраїчних рівнянь. Тобто, його використання при умові залучення нелінійних функцій в якості функції активації нейронної мережі вважаємо доволі сумнівним. Стосовно вибору між методами градієнтного спуску та BFGS, проведені експерименти показали більшу ефективність останнього. При цьому, для первинної ініціалізації ваг перед початком процедури навчання було обрано випадкову нормально розподілену величину з середнім значенням 0 та розкидом 0,1. В якості альтернативи були спроби використання рівномірно розподіленої величини з діапазоном [-0,1; 0,1], але результат видався гіршим.

Таким чином, в результаті ряду експериментів та логічних суджень доходимо висновку, що для побудови штучної нейронної мережі, котра класифікує підприємства на



фінансово стійких та потенційних банкрутів, найкращими параметрами будуть такі:

- тип мережі: багатосаровий перцептрон (MLP);
- функція активації нейронів прихованого шару: гіперболічний тангенс (tanh);
- функція помилки: сума квадратів (SOS);
- алгоритм навчання: метод Бройдена – Флетчера – Гольдфарба – Шанно (BFGS);
- первинна ініціалізація ваг: нормальний розподіл, середнє значення: 0, дисперсія: 0,1.

Останнім важливим параметром, що залишається невизначеним на цьому кроці є кількість нейронів прихованого шару. Крім цього параметру точність класифікації мережі буде ще залежати від того, на скільки вдало пройде первинна випадкова ініціалізація ваг. Справа в тому, що на сьогоднішній день ця технологія все ще суттєво залежить від випадковості. Методи оптимізації, що використовуються для пошуку мінімуму функції помилки, мають ризик зупинки алгоритму у локальному мінімумі. Для того,

щоб збільшити вірогідність знаходження значень ваг, котрі обумовлюють досягнення саме глобального мінімуму функції помилки, рекомендується багаторазова побудова нейронної мережі, але з різними первинними вагами міжнейронних зв'язків.

### Висновки

Отже, в результаті маємо датасет для проведення навчання, тестування та контролю якості штучної нейронної мережі класифікації підприємств на предмет фінансової стійкості. Також маємо достатньо точне розуміння того, які саме параметри є найбільш природними й прийнятними для побудови зазначеної нейронної мережі. Наступним кроком є власне проведення ряду спроб побудови мереж для визначення найкращої архітектури, кількості нейронів на прихованому шарі та оцінка якості класифікації при використанні отриманої моделі.

### БІБЛІОГРАФІЧНИЙ СПИСОК

1. Верховна Рада України, 1992. № 2344-ХІІ *Про відновлення платоспроможності боржника або визнання його банкрутом. Закон України від 14.05.1992*. Київ: Відомості Верховної Ради України, № 31. Доступно: <<https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2343-12>> [Дата звернення: 23 квітня 2019].
2. Верховна Рада України, 2019. № 2597-VIII *Кодекс України з процедур банкрутства. Закон України від 18.10.2018*. Київ: Голос України, 20 квітня 2019 № 77. Доступно: <<https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2597-19>> [Дата звернення: 07 травня 2019].
3. Вищий господарський суд України, 2019. *Оголошення та повідомлення*. [online] Доступно: <<http://www.arbitr.gov.ua/pages/157>> [дата звернення: 08 Травень 2019].
4. Дебунов, Л.М., Яковенко, О.Г., 2018. Моделювання межі фінансової стійкості підприємств при використанні штучних нейронних мереж. *Economic Stability Studies*, (Вип. 1), с.59-66.
5. Дебунов, Л.М., Яковенко, О.Г., 2019. Аналіз сучасних підходів до визначення поняття фінансової стійкості підприємства. *Наукові записки Національного університету «Острозька академія», серія «Економіка»*, (№ 12(40)), с.86-91.
6. Дебунов, Л.Н., 2017. Применение искусственных нейронных сетей в моделировании финансовой устойчивости предприятия. *Бізнес Інформ*, (№ 9), с.112-119.
7. Держспоживстандарт України, 2010. ДК 009:2010 *Класифікація видів економічної діяльності*. Київ: Держспоживстандарт України.
8. Єдиний державний реєстр судових рішень, 2019. *Головна*. [online] Доступно: <<http://reyestr.court.gov.ua/>> [Дата звернення: 08 травня 2019].
9. Матвійчук, А.В. 2011. *Штучний інтелект в економіці: нейронні мережі, нечітка логіка: монографія*. Київ: КНЕУ.
10. Міністерство юстиції України. Єдиний державний реєстр юридичних осіб, фізичних осіб-підприємців та громадських формувань, 2019. *Безкоштовний запит*. [online] Доступно: <<https://usr.minjust.gov.ua/ua/freesearch>> [Дата звернення: 08 травня 2019].
11. Мулик, Я.І., 2017. Аудит фінансової стійкості підприємства: проблеми та перспективи розвитку. *Глобальні та національні проблеми економіки*, (№. 16), с.884-888.
12. Фурман, І.В., 2017. Процес управління фінансовою стійкістю підприємства та шляхи його вдосконалення. *Економіка. Менеджмент. Бізнес.*, (№. 1), с.31-36.

13. Beermann, K., 1976. Prognosemöglichkeiten von Kapitalverlusten mit Hilfe von Jahresabschlüssen. *Schriftenreihe des Instituts für Revisionswesen der Westfälischen Wilhelms*, (Band 11), s.118-121.
14. Taffler, R., Tishaw, H., 1977. Going, going, gone – four factors which predict. *Accountancy*, Vol. 88 (No. 1003), p.50-54.

ДЕБУНОВ Л. Н.<sup>1\*</sup>, ЯКОВЕНКО А. Г.<sup>2\*</sup>

<sup>1\*</sup> Аспирант каф. «Экономической кибернетики», Днепропетровский национальный университет имени Олеся Гончара, пр. Гагарина, 72, 49000, Днепр, Украина, эл. почта debunov.l.n@gmail.com

<sup>2</sup> д.т.н., профессор каф. «Экономической кибернетики», Днепропетровский национальный университет имени Олеся Гончара, пр. Гагарина, 72, 49000, Днепр, Украина.

## ФОРМИРОВАНИЕ ДАТАСЕТА И ВЫБОР ПАРАМЕТРОВ ДЛЯ ПОСТРОЕНИЯ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ КЛАССИФИКАЦИИ ПРЕДПРИЯТИЙ ПО ФИНАНСОВОЙ УСТОЙЧИВОСТИ

**Цель.** Статья посвящена подготовительным действиям, предшествующим построению полносвязной трехслойной искусственной нейронной сети прямого распространения, которая может классифицировать предприятия по финансовой устойчивости. **Методика.** Для подготовки построения искусственной нейронной сети в работе выдвигается ряд аргументированных суждений и приводятся решения, основанные на результатах экспериментов по построению нейронной сети финансовой устойчивости. **Результаты.** В статье приведены пути получения набора данных для обучения искусственной нейронной сети финансовой устойчивости. Представлены оптимальные параметры архитектуры и рекомендации по обучению нейронной сети, которые следует применять при ее создании. Уделено внимание таким параметрам искусственной нейронной сети как тип нейронной сети, функция ошибки, функция активации на скрытом и выходном слоях, алгоритм обучения, параметры первичной инициализации весов. Применение рекомендаций, которые приведены в статье, позволяет построить искусственную нейронную сеть, которая классифицирует предприятия по финансовой устойчивости с достаточно высокой точностью. Особое внимание уделено выбору функций активации нейронов и распределения набора наблюдений на подвыборку для обучения, тестирования и контроля построения указанной нейронной сети. **Научная новизна.** Предложено использование 17-ти финансовых показателей в качестве факторов для моделирования финансовой устойчивости, которые должны наиболее полно описывать это сложное понятие и позволить получить максимальную точность классификации. В статье обосновано применение параметров построения и обучения нейронной сети, лучше всего подходят при использовании именно этих факторов. **Практическая значимость.** Использование материалов статьи поможет при построении искусственной нейронной сети финансовой устойчивости, которая может быть использована для классификации предприятий на «финансово устойчивые» и «потенциальные банкроты» и может использоваться финансово-кредитными учреждениями, инвестиционными фондами и государственными органами при оценке риска банкротства предприятия. Такая нейронная сеть призвана автоматизировать работу опытного финансового аналитика при проверке предприятия на финансовую устойчивость.

**Ключевые слова:** финансовая устойчивость; искусственная нейронная сеть; классификация; персептрон; функция активации; функция ошибки; моделирование финансовой устойчивости

DEBUNOV L. M.<sup>1\*</sup>, YAKOVENKO A. G.<sup>2\*</sup>

<sup>1\*</sup> Postgraduate student, Department of Economic Cybernetics, Oles Honchar Dnipro National University, 72, Gagarin ave., 49000, Dnipro, Ukraine, e-mail. debunov.l.n@gmail.com

<sup>2\*</sup> Doctor of Engineering, Professor, Department of Economic Cybernetics, Oles Honchar Dnipro National University, 72, Gagarin ave., 49000, Dnipro, Ukraine.

## FORMATION OF THE DATASET AND SELECTION OF PARAMETERS FOR THE BUILDING OF THE ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS OF THE ENTERPRISES FINANCIAL SUSTAINABILITY CLASSIFICATION

**The purpose.** The article is devoted to the preparatory actions preceding of construction of a fully-connected three-layer artificial neural network of direct distribution, which should classify the enterprises for their financial sustainability. **Methods.** To prepare for the construction of an artificial neural network are presented a range of reasoned judgments and solutions, based on the results of experiments on building a neural network of financial sustainability. **The Results.** The article presents ways to obtain a dataset for training an artificial neural network of financial sustainability of Ukrainian enterprises. There are presented the optimal architectural parameters and recommendations about the neural network teaching. The attention was paid to such parameters of the artificial neural network as the type of neural network, the error function, the activation function on the hidden and on the initial layers, the learning algorithm, the parameters of initial weight initialization. The application of the recommendations from the article allows constructing an artificial neural network, which classifies enterprises for their financial sustainability with sufficiently high accuracy. Particular attention is paid to selecting neuron activation functions and to the distribution of a general dataset into training, testing and validation subsets. **Scientific novelty.** The use of 17 financial indicators as factors for modeling financial sustainability is proposed, what should describe this complex concept and allow to obtain maximum accuracy of classification. The article substantiates the use of the construction parameters and training of the neural network, which are best suited for the use of these factors. **The practical significance.** Using the article's material will help with building of the artificial neural network of financial sustainability, which can be used to classify enterprises as "financially sustainable" or "potential bankrupt" and can be used by financial and credit institutions, investment funds and state authorities when assessing the risk of bankruptcy of an enterprise. Such a neural network is designed to automate the work of an experienced financial analyst when checking the company for financial sustainability.

*Keywords:* financial sustainability; artificial neural network; classification; perceptron; activation function; error function; modeling of financial sustainability

### REFERENCES

1. Pro vidnovlennya platospromozhnosti borzhnyka abo vyznannya yoho bankrutom. № 2344-XII. (1992).
2. Kodeks Ukrainy z protsedur bankrutstva. № 2597-VIII. (2019).
3. Vyshchyy hospodarsky sud Ukrainy, 2019. *Oholoshennya ta povidomlennya*. [online] Available at: <<http://www.arbitr.gov.ua/pages/157>> [Accessed: 08 May 2019].
4. Debunov, L. M., Yakovenko, A. G. (2018). Modelyuvannya mezhi finansovoyi stiykosti pidpryyemstv pry vykorystanni shtuchnykh neyronnykh merezh. *Economic Stability Studies*, 1(1), 59-66.
5. Debunov, L. M., Yakovenko, A. G. (2019). Analiz suchasnykh pidkhodiv do vyznachennya ponyattya finansovoyi stiykosti pidpryyemstva. *Naukovi zapysky Natsionalnoho universytetu «Ostrozka akademiya», seriya «Ekonomika»*, 12(40), 86-91.
6. Debunov, L. N. (2017). Primeneniye iskusstvennykh neyronnykh setey v modelirovanii finansovoy ustoychivosti predpriyatiya. *Biznes Inform*, (9), 112-119.
7. Derzhspozhyvstandart Ukrainy. (2010). *Klasyfikatsiya vydiv ekonomichnoyi diyalnosti*. DK 009:2010. Kyiv: Derzhspozhyvstandart Ukrainy.
8. Yedyny derzhavnyy reyestr sudovykh rishen, 2019. *Holovna*. [online] Available at: <<http://reyestr.court.gov.ua/>> [Accessed: 08 May 2019].
9. Matviychuk, A. V. (2011). *Shtuchnyy intelekt v ekonomitsi: neyronni merezhi, nechitka lohika: monohrafiya*. Kyiv: KNEU.
10. Ministerstvo yustytisi Ukrainy. Yedyny derzhavnyy reyestr yurydychnykh osib, fizychnykh osib-pidpryyemstiv ta hromadskykh formuvan, 2019. *Bezkoshtovnyy zapyt*. [online] Available at: <<https://usr.minjust.gov.ua/ua/freesearch>> [Accessed: 08 May 2019].
11. Mulyk, Ya. I. (2017). Audyt finansovoyi stiykosti pidpryyemstva: problemy ta perspektyvy rozvytku. *Hlobalni ta natsionalni problemy ekonomiky*, (16), 884-888.
12. Furman, I. V. (2017). Protses upravlinnya finansovoyu stiykisty pidpryyemstva ta shlyakhy yoho vdoskonalennya. *Ekonomika. Menedzhment. Biznes.*, (1), 31-36.

13. Beermann, K. (1976). Prognosemöglichkeiten von Kapitalverlusten mit Hilfe von Jahresabschlüssen. *Schriftenreihe des Instituts für Revisionswesen der Westfälischen Wilhelms*, (11), 118-121.
14. Taffler, R., Tishaw, H. (1977). Going, going, gone – four factors which predict. *Accountancy*, 88 (No. 1003), 50-54.

Надійшла 19.05.2019 р.

Стаття рекомендована до друку д-ром екон. наук, проф. Шерстенниковим Ю.В., д-ром екон. наук, доц. Рекуном І.І.