



Дебунов Л.М.,

аспірант кафедри економічної кібернетики

Дніпровського національного університету імені Олеся Гончара

ORCID <https://orcid.org/0000-0001-9388-5845>

e-mail: debunovleonid@gmail.com

МОДЕЛЮВАННЯ ФІНАНСОВОЇ СТІЙКОСТІ ПІДПРИЄМСТВ ЗА ДОПОМОГОЮ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

У ринкових умовах підприємства переймаються не тільки величиною прибутку, а й фінансовою спроможністю до продовження діяльності. Здатність компанії протистояти загрозі банкрутства становить невід'ємну умову тривалого функціонування та сталого розвитку. Фінансова стійкість підприємства – складна характеристика, яку неможливо описати за допомогою одного простого показника. В сучасних умовах для діагностування фінансової стійкості використовується комплексний аналіз із використанням різних фінансових показників. У разі його проведення людиною така оцінка може бути суб'єктивною та залежати від рівня кваліфікації й компетентності аналітика.

Для побудови економіко-математичної моделі фінансової стійкості підприємств, яка покликана вилучити людський фактор, підвищити швидкість та точність діагностування загрози банкрутства у статті пропонується використати штучні нейронні мережі. Наводиться приклад такої моделі, що є актуальною для українських компаній у сучасних умовах після економічної кризи 2014–2015 рр. Для моделювання фінансової стійкості було побудовано трирівневу штучну нейронну мережу прямого розповсюдження. Як вхідні фактори пропонується використовувати 17 фінансових показників, що допомагають якнайповніше оцінити фінансову стійкість підприємства. Проведене дослідження показує, що передбачення банкрутства з високою точністю можливе в часовому горизонті до трьох років з моменту подачі річної фінансової звітності. Отримана модель дозволяє не тільки достатньо точно класифікувати підприємства на "фінансово стійкі" та "потенційні банкрути", а й відкриває можливості щодо проведення подальших досліджень взаємозалежності значень фінансових показників при збереженні певного рівня фінансової стійкості. Модель може бути корисною для кредитно-фінансових установ, інвестиційних фондів, аудиторських компаній та самих підприємств задля вчасного передбачення загрози банкрутства.

К л ю ч о в і с л о в а : *фінансова стійкість, банкрутство, нейронні мережі, економіко-математичне моделювання, класифікація, діагностика банкрутства, фінансові показники, межа фінансової стійкості, нейро-мережеве моделювання, перцептрон, нейрон, підприємство*

© Дебунов Л.М., 2019

Вступ. Свобода підприємництва і вибору становить фундаментальне підґрунтя ведення виробничої діяльності в умовах ринкової економіки, що сьогодні у світі є найбільш поширеною формою економічної організації. Роль держави полягає лише у загальному спрямуванні розвитку і трансформації економіки країни та у встановленні певних обмежень. Сама ж система розподілення товарів та послуг утворюється шляхом прийняття вільних рішень споживачами та постачальниками. Господарські суб'єкти мають широку свободу розпоряджатися підконтрольними їм обмеженими економічними ресурсами на власний розсуд. Відповідно наслідки економічних рішень також є частиною відповідальності господарських суб'єктів. Таким чином, кожне підприємство, що має на меті отримання прибутку або досягнення іншого бажаного ефекту, прямуючи до поставлених цілей, має раціонально розпоряджатися підконтрольними йому ресурсами та врахувати наявність загроз, які можуть призвести до небажаних наслідків.

Одним із ключових завдань підприємства є прискорення зростання прибутку, що може досягатися, зокрема, додатковим стороннім фінансуванням та супроводжуватися збільшенням фінансових ризиків. Отже, в такому разі збільшується ризик неспроможності вчасного повернення підприємством боргів, тобто його банкрутства. Уникнення фінансового краху є його іншим ключовим завданням. Постійний моніторинг фінансового стану та вчасне прийняття рішень стосовно усунення загроз втрати фінансової спроможності компанії до продовження свого функціонування є невід'ємною умовою її стійкого розвитку. Процедури моніторингу є доволі витратними, крім того, надійність результатів суттєво залежить від рівня кваліфікації та компетентності персоналу. Тож найбільш ефективним рішенням, на нашу думку, стає автоматизація цього процесу, що здатна суттєво знизити його вартість, підвищити точність та виключити ризики, пов'язані з людським фактором. Для моделювання фінансової стійкості підприємств пропонується використати штучні нейронні мережі.

Аналіз досліджень і публікацій. Питаннями оцінки, управління й моделювання фінансової стійкості підприємства займалися: Е. Альтман [1], К. Беерман [2], Г. Тішоу [3], Р. Таффлер [3], Дж.С. Сойлеу [4], Т.А. Аль-Кассара [4], П.К. Озілі [5], О.Д. Шарапов [6], О.О. Терещенко [7], А.В. Матвійчук [8–10], О.В. Павловська [11], А.М. Поддєрьогін [12, 13], Л.Ю. Наумова [12], Г.В. Давидова [14], О.Ю. Беліков [14], Л.Д. Буряк [13, 15], Г.Г. Нам [13], О.Г. Яковенко [16], А.М. Павліковський [15], В.Г. Вершигора [17] та ін.

Серед існуючих спроб моделювання фінансової стійкості широкого розповсюдження набули дискримінантні моделі. Уперше модель такого роду було представлено американським вченим Едвардом Альтманом у 1968 р., вона була актуальною для умов економіки США того часу та в першому варіанті включала п'ять факторів [1, с. 589–609]. У результаті



використання моделі розраховується значення Z-критерію, діапазон можливих значень якого ділиться на зони високої ймовірності банкрутства, низької ймовірності банкрутства та зону невизначеності. Згодом цей підхід набув розвитку та був застосований для побудови інших дискримінантних моделей для умов різних країн. Прикладами слугують моделі Беєрмана для Німеччини (десять факторів) [2, с. 118–121], Тафлера і Тішоу для Великої Британії (чотири фактори) [3, с. 50–54], О.О. Терещенка (шість факторів) [7, с. 38–45] та А.В. Матвійчука (сім факторів) [8, с. 24–46] для України та ін. У роботі [9, с. 229–231] наведено результати експериментів щодо використання деяких із перерахованих моделей в умовах української економіки. Точність класифікації моделі Матвійчука на вибірці, що використовувалася для її створення, становила 82,5% (92% – банкрути, 72,4% – фінансово стійкі), на незалежній вибірці – 80,1% (89,2 та 71,2% відповідно) [9, с. 229]. На тих же даних модель Альтмана показала точність 54,3% (54,1% – банкрути, 54,5% – фінансово стійкі), стан 11,7% підприємств модель не змогла оцінити [9, с. 230]. Модель Терещенка не надала оцінку 51,4% компаній, серед оцінених підприємств точність становила 67,6% [9, с. 230–231]. Тож, на наш погляд, результати з деяких наведених вище моделей є занадто низькими для їх використання у сучасній практиці української економіки, інші можуть застосовуватись, але є сенс спробувати побудувати нові, більш точні моделі прогнозування можливості банкрутства.

Окрім дискримінантних моделей, були запропоновані й інші методи прогнозування банкрутства підприємств. Так А.В. Матвійчук пропонує застосовувати комплексний фінансовий аналіз компаній на основі теорії нечіткої логіки. Цей підхід передбачає побудову нечіткої моделі діагностики банкрутства підприємств. Під час спроб побудови таких моделей було досягнуто загальної точності 92,7%, яка передбачає точність правильної класифікації банкрутів – 100%, точність коректної класифікації фінансово стійких підприємств – 85,7% (бета-помилка становила 14,3%) [10, с. 96]. На наш погляд, це є високим результатом, проте варто визнати, що величина бета-помилки цієї моделі є досить суттєвою і зменшити її є важливим завданням подальших досліджень. Також у роботі [10, с. 100–101] наведено результати спроб побудови нейро-мережових моделей фінансової стійкості, зокрема вдалося досягти точності класифікації 98,6% (100% – банкрути, 97,0% – фінансово стійкі), що є високим результатом. При цьому варто зауважити, що побудована модель була сформована при використанні даних докризового періоду, тобто до падіння економіки України в 2014–2015 рр. На нашу думку, не можна бути впевненими, що отримана модель й досі залишається достатньо дієвою та зберігає свою точність у нинішніх фінансово-економічних умовах України. Тим не менш, зазначена модель демонструє високу доцільність використання саме

штучних нейронних мереж для розв'язання задачі класифікації підприємств на "фінансово стійкі" та "потенційні банкрути".

У статті О.Л. Тимошук та К.М. Дорундяк [18, с. 26–28] представлено штучну нейронну мережу оцінки ймовірності банкрутства підприємства. Модель використовує значення фінансових показників підприємств для віднесення фінансового стану компанії до одного з трьох класів: "1 – підприємству нічого не загрожує, оскільки воно фінансово стійке; 2 – наявні певні фінансові труднощі, існує невелика ймовірність настання банкрутства; 3 – підприємство має високий рівень ризику стати банкрутом" [18, с. 27]. Точність класифікації становила 97,7%. При цьому слід зазначити, що для навчання нейронної мережі за методом "з учителем" значення вихідної змінної (класу, до якого слід віднести підприємство) були розраховані "на основі методики Міністерства фінансів України" [18, с. 28]. Варто зауважити, що ця методика, скоріш за все, також має свою похибку і спрямована на уніфікацію оцінки глибини кризи українських підприємств. Таким чином, при використанні представленої моделі не може бути з'ясовано час настання банкрутства або встановлено часовий горизонт, в якому підприємство збанкрутує чи збереже фінансову спроможність до продовження діяльності. Варто підкреслити, що створення цієї моделі також засвідчує високу придатність нейронних мереж до побудови моделі фінансової стійкості підприємств, оскільки з дуже високою точністю може відтворити ті зв'язки між факторами та результуючою змінною, що закладені у зазначеній методиці Міністерства фінансів України.

Слід відзначити й інші сучасні дослідження, що стосуються економіко-математичного моделювання фінансової стійкості. Так, у статті О.А. Левченко [19, с. 105–113] представлено модель оцінки фінансової стійкості механізму фінансування лізингових операцій на основі баєсівських логістичних моделей із нормальним типом розподілу умовних імовірностей. У статті В.М. Кузьомко та М.О. Михайлюк [20, с. 24–30] пропонується використання шістнадцятикомпонентного показника фінансової стійкості, що, за твердженням авторів, надає можливість провести глибокий аналіз фінансової стійкості підприємства та виявити проблеми з виробничими та товарними запасами, а також середньотерміною кредиторською заборгованістю [20, с. 29].

Також наразі існують роботи, що пропонують при моделюванні фінансової стійкості застосовувати таксономічний показник як інтегральний оцінювач [21, с. 199–207; 22, с. 195–199].

Незважаючи на великий обсяг робіт з тематики фінансової стійкості підприємства, не проводилися дослідження щодо створення моделі, яка могла б передбачити, чи збанкрутує підприємство в певному часовому горизонті, була би актуальною для фінансово-економічних умов України після кризи 2014–2015 рр. та мала б достатньо високу точність передба-



чень. Зокрема, на наш погляд, ця проблема достатнім чином не розглядалася з позиції створення штучної нейронної мережі із застосуванням великої кількості різнобічних фінансових показників.

У статті [23, с. 86–91] було розглянуто сучасні трактовки поняття фінансової стійкості та пропонувалося вважати, що цей термін означає здатність підприємства протистояти будь-яким фінансовим загрозам, які здатні призвести до банкрутства.

У роботі [24, с. 112–119] представлено першу спробу автора цієї статті щодо побудови багатофакторної штучної нейронної мережі класифікації підприємств за фінансовою стійкістю. Як фактори було прийнято 21 фінансовий показник. Для навчання та тестування мережі використовувались дані українських підприємств за період початку 2000-х років. У результаті було отримано нейронну мережу, точність якої на тренувальній вибірці становила 100%, а на тестовій – 88%.

Метою статті є побудова актуальної для сучасних реалій стану української економіки повнозв'язної тришарової штучної нейронної мережі прямого розповсюдження, що могла б класифікувати підприємства за рівнем фінансової стійкості на "фінансово стійкі" та "потенційні банкрути". Має бути визначено точність її роботи.

Виклад основного матеріалу. Перш за все для проведення подібного роду досліджень слід особливу увагу приділити якості датасету (англ. dataset, набір даних), котрий має бути достатньо надійним та впорядкованим. У разі використання методу нейро-мережевого моделювання для класифікації підприємств за фінансовою стійкістю під час побудови моделі мають бути визначені такі параметри архітектури та навчання нейронної мережі, що здатні забезпечити якомога вищу точність класифікації. Частина цих параметрів можуть бути обрані на розсуд дослідника, тим не менш, вибір багатьох із них, на нашу думку, слід здійснювати шляхом проведення ряду експериментів.

Було створено датасет, що містить фінансову звітність 126 підприємств. Річні звіти цих компаній за проміжком часу починаються з 2015 р. і завершуються звітами за 2017 р. Половина спостережень – звіти підприємств, що були подані за деякий час до винесення постанови суду про їх банкрутство та відкриття процедури ліквідації. Інша половина – компанії, які протягом певного часу після подачі звітів не були визнані банкрутами в судовому порядку. При цьому датою настання банкрутства вважається дата оголошення судом початку ліквідаційної процедури. Для підприємств, що збанкрутіли, час від подачі звіту до початку процедури ліквідації коливається від чотирьох місяців до трьох років. Для фінансово стійких підприємств час з моменту подачі звіту до моменту включення спостереження у датасет коливається від одного до трьох років.

Було здійснено перегляд набору факторів, представлених у дослідженні [24, с. 116]. При цьому було прийнято рішення залишити достатньо велику кількість фінансових показників для того, щоб зберегти різнобічність оцінки фінансової стійкості підприємств нейронною мережею та залишити можливість досліджень взаємозаміщення значень показників при умові розташування підприємства на межі фінансової стійкості, як це представлено в роботі [25, с. 59–66]. Отже, до побудови класифікатора було прийнято 17 фінансових показників як факторів нейронної мережі:

- 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) зношування основних засобів;
- 16) оборотності дебіторської заборгованості;
- 17) покриття боргів власним капіталом.

Сутність класифікації полягає у проведенні певної межі, що відділяє спостереження одного класу від спостережень іншого. В нашому випадку кількість факторів дорівнює 17, це означає, що межа фінансової стійкості має бути проведена у 17-вимірному дійсному векторному просторі R^{17} . По кожному з підприємств маємо набір фінансових показників, які виступають факторами нашої моделі, що утворюють вектор координат точки в описаному вище просторі. Тобто кожна така точка описує собою положення окремого підприємства у просторі фінансової стійкості. Гіпотетично фінансово стійкі підприємства утворюють множину точок, яка загалом достатньо віддалена від множини точок, що описують підприємства, яким загрожує банкрутство, і ці дві множини можуть бути відокремлені одна від одної певною гіперповерхнею. Таку гіперповерхню будемо вважати межею фінансової стійкості. З цього маємо, що межа фінансової стійкості розділяє зазначений вище простір на дві частини, напівгіперпростір фінансової стійкості та напівгіперпростір потенційного банкрутства.



Слід наголосити на тому, що головним завданням цього дослідження є досягнення якомога вищої точності класифікації підприємств. При цьому за доцільне було прийнято можливість відмови від отримання іншої інформації, що може надаватися мережею при використанні цього методу. Такою інформацією може слугувати прогноз часу до настання банкрутства або імовірність настання банкрутства, як це продемонстровано в роботі А.В. Матвійчука [9, с. 250–266].

Для створення та навчання нейронних мереж використовувався програмний пакет "STATISTICA 12" (зокрема вбудований пакет "SANN"). При проведенні спроб побудови нейронних мереж різної архітектури як функції активації на прихованому та вихідному шарах використовувались комбінації таких функцій: тотожне відображення, логістична крива, гіперболічний тангенс, показникова функція, синус, гаусіан. З огляду на результати великої кількості експериментів з побудови нейронної мережі, а також зважаючи на результати дослідження [24, с. 117], було прийнято рішення використовувати функцію гіперболічного тангенсу як функцію активації на прихованому та вихідному шарах, оскільки саме ця функція забезпечувала найбільш високу точність класифікації. Враховуючи це, можемо стверджувати, що межа між класами представлятиме нелінійну гіперповерхню. Пошук зазначеної межі полягає в тому, щоб після її знаходження максимальна кількість підприємств опинилася в напівгіперпросторі, до якого відповідно вони належать. Таким чином, нашою метою є пошук функції або рівняння, що задає положення значень межі фінансової стійкості. Таку функцію або рівняння можливо отримати шляхом застосування методу штучних нейронних мереж.

Основними опціями, що задають архітектуру штучної нейронної мережі та методи її навчання, є:

- тип нейронної мережі: багатошаровий персептрон (MLP), радіальна базисна функція (RBF);
- функція помилки: сума квадратів, перехресна ентропія;
- функції активації:
 - на прихованому шарі;
 - на вихідному шарі;
- кількість нейронів прихованого шару;
- алгоритм навчання:
 - вид алгоритму: метод градієнтного спуску, метод Бройдена – Флетчера – Гольдфарба – Шанно (BFGS), метод спряжених градієнтів;
 - кількість циклів навчання;
 - швидкість навчання;
 - імпульс (momentum);

- параметри первинної ініціалізації ваг;
- критерії зупинки навчання.

Хоча деякі із значень цих параметрів і можуть бути обрані шляхом логічного припущення, спираючись на особливості об'єкта моделювання, вибір інших може бути зроблено, здебільшого покладаючись на результати експериментів із побудови нейронних мереж з різними комбінаціями цих параметрів. Найкращою комбінацією було прийнято вважати ту, що забезпечує найбільш високу точність класифікації.

У результаті ряду експериментів з побудови нейронних мереж у пакеті "STATISTICA 12" та спираючись на низку логічних суджень, було досягнуто висновку, що для побудови штучної нейронної мережі, яка класифікує підприємства на "фінансово стійкі" та "потенційні банкрути", найкращими параметрами будуть такі:

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

Розподілення датасету зі 126 спостережень на підвибірці щоразу проводилось у такій пропорції: тренувальна вибірка – 70%, тестова вибірка – 15%, контрольна вибірка – 15% спостережень. При цьому в кожній із підвбірок дотримувалася пропорція 50% – стійкі, 50% – банкрути. Розподілення на підвбірки відбувалося випадковим чином. Розподілений на підвбірки датасет використовувався у ряді експериментів з пошуку найкращих параметрів нейронної мережі. В ході цих спроб траплялися ситуації, коли випадковим чином розподілений датасет не був придатним до навчання нейронної мережі, що виражалося у відсутності моделей з приблизно однаковою точністю класифікації на кожній з підвбірок (навчання, тестування та контролю). В такому разі визнавалося, що набір даних розподілено невдало, падіння точності могло бути зумовлено випадковим потраплянням схожих прикладів спостережень в одну із підвбірок і водночас браком таких прикладів в інших підвбірках, що позбавляло мережу можливості якісного проведення навчання, тестування або контролю. Якщо в ході експериментів відбувалась така ситуація, датасет знову випадковим чином розподілявся на нові підвбірки й експерименти повторювались та продовжувались. Але кожного разу тестування, навчання та контроль проводилися на різних спостереженнях датасету.



Після проведення великої кількості спроб побудови нейронних мереж було обрано найкращу з них, що виявила найбільш високу точність класифікації. При цьому слід зазначити, що при навчанні штучної нейронної мережі точність класифікації виражається одразу трьома значеннями:

- точність класифікації на тренувальній множині;
- точність класифікації на тестовій множині;
- точність класифікації на контрольній множині.

Ідеальним результатом є точність 100%, досягнення якої означає, що при навчанні вдалося провести межу (у нашому випадку гіперповерхню) між спостереженнями класів таким чином, що кожне з підприємств перебуває в тому напівпросторі, де розташовуються тільки представники його класу. Тим не менш, маємо розуміти складність цього завдання, різноманітність варіацій стану речей у реальних економічних об'єктах, обмеженість можливостей апроксимації та ін. Таким чином, кожен із зазначених показників точності відображає те, яка частка підприємств опинилась у відповідних для них напівгіперпросторах після завершення навчання мережі.

Точність класифікації спостережень на тренувальній вибірці відображає те, наскільки вдало отримана між класами межа відділяє спостереження різних класів, що відомі при навчанні, на яких і відбувається коригування ваг нейронної мережі. Точність класифікації на тестовій множині показує, якої найвищої точності було досягнуто при проміжному контролі помилки під час навчання. Точність класифікації на контрольній множині показує частку підприємств контрольної підвибірки, правильно класифікованих після завершення навчання, тобто невідомих під час оптимізації нейромережі.

Обираючи найкращу нейронну мережу, слід вимагати невеликих відхилень між цими трьома оцінками. Немає сенсу обирати мережу, в якій точність класифікації на тренувальній вибірці є високою, а на тестовій або контрольній – низькою. Така комбінація оцінок свідчить про те, що для тренувальної вибірки було добре проведено межу фінансової стійкості, але така нейронна мережа не здатна класифікувати нові, невідомі підприємства, що власне і є її головним завданням. При цьому низька точність класифікації на тренувальній множині при високій точності на контрольній вибірці свідчить про невідповідність межі більшості спостережень, оскільки частка спостережень тренувальної вибірки в нашому дослідженні становить 70% загальної вибірки. Низька точність на тестовій множині при високих інших оцінках є дивною і, скоріш за все, обумовлена невдалим випадковим збігом, що виникає при розподіленні спостережень на підвибірки для навчання, тестування та контролю. Низькі оцінки на всіх множинах свідчать про нездатність мережі до достатньо точної класифі-

кації. Високі та близькі одна до одної оцінки точності класифікації на всіх підвибірках є свідченням того, що отримана нейронна мережа точно класифікує більшість спостережень, які ми маємо в нашому дослідженні, добре класифікує невідомі під час навчання спостереження та надає впевненості, що під час випадкового розподілу на підвибірки навчання, тестування та контролю не відбулося випадкових скупчень подібних один до одного спостережень в одній із підвибірок, тобто розподіл різноманітних варіантів спостережень відбувся відносно рівномірно між підвибірками навчання, тестування та контролю. В іншому випадку, коли відбулося скупчення в одній з підвибірок, або якщо в одній із підвибірок відсутні представники тих чи інших видів спостережень, матимемо великі відхилення один від одного показників точності класифікації на підвибірках навчання, тестування та контролю та не можемо бути впевненими в якості отриманої моделі.

При побудові нейронної мережі було прийнято рішення використовувати два нейрони на вихідному шарі. Під час роботи мережі перший має активно реагувати у випадку фінансово стійких підприємств, другий – якщо підприємство є потенційним банкрутом. При використанні двох нейронів на останньому шарі в нашій моделі при оцінці кожного невідомого при навчанні спостереження висуваються одразу дві гіпотези: 1) підприємство фінансово стійке; 2) підприємство є потенційним банкрутом. Зрозуміло, що в реальності ці гіпотези є альтернативними одна одній. Тим не менш, враховуючи те, що оцінка фінансової стійкості в більшості випадків не може бути надана зі стовідсотковою точністю, при оцінці одного підприємства кожний з цих двох варіантів розглядається окремо. В такому разі для кожного варіанта оцінки розраховується свій рівень достовірності того, що підприємство належить до відповідного класу. Після цього отримані вихідні сигнали нейронів останнього шару порівнюються, підприємство відноситься до того класу, відповідний нейрон якого набув більшого вихідного значення. Іншими словами, оцінка виставляється відповідно до тієї гіпотези, яку нейронна мережа визнала більш достовірною.

Таким чином, при навчанні мережі кожному підприємству, що є банкрутом, проставляються відповідні значення нейронів вихідного шару: клас банкрутів $y_b = 1$, клас стійких $y_s = -1$. Якщо підприємство є фінансово стійким, то, відповідно, $y_b = -1$, $y_s = 1$. При цьому при роботі вже навченої мережі модель не завжди повертає саме такі значення. На практиці вони коливаються у проміжку від -1 до 1 . Слід зазначити, що сума цих значень часто не дорівнює 0 , тобто значення одного з нейронів вихідного шару не є антагоністичним відображенням значення іншого. Тобто, класифікуючи підприємство, мережа може не тільки знайти в ньому риси, що характерні для фінансово стійких підприємств, а й виділити ознаки можливого банкрутства. В такому разі підприємство відноситься до того кла-



су, до представників якого воно більше подібне. Також варто звернути увагу на те, що самі по собі окремі риси фінансової стійкості підприємства можуть свідчити як про те, що воно є банкрутом, так і про те, що воно є фінансово стійким. Визначальною в такому разі є комбінація цих рис з іншими фінансовими параметрами компанії. На нашу думку, використання нейронної мережі з одним нейроном на вихідному шарі знижує можливість моделі до оцінки впливу різних варіантів комбінацій значень факторів, але в подальших дослідженнях може бути здійснено порівняння точності моделей з двома нейронами на вихідному шарі з моделями, які мають один нейрон.

Таким чином, з усього набору побудованих нами нейронних мереж найкращою було визнано MLP 17-5-2, яка містить п'ять нейронів на прихованому шарі (рис. 1). Її точність на тренувальній вибірці становить 91,11%, на тестовій вибірці – 94,44%, на контрольній вибірці – 94,44%. При навчанні за алгоритмом BFGS знадобилось здійснити 48 циклів.

Результат класифікації підприємств за фінансовою стійкістю визначається таким шляхом:

$$y_s = f \left(\sum_{j=1}^5 \left[f \left(\sum_{i=1}^{17} [x_{i,1} \cdot w_{i,j}] + a_j \right) \cdot v_{j,s} \right] + d_s \right), \quad (1)$$

$$y_b = f \left(\sum_{j=1}^5 \left[f \left(\sum_{i=1}^{17} [x_{i,1} \cdot w_{i,j}] + a_j \right) \cdot v_{j,b} \right] + d_b \right), \quad (2)$$

$$f(p) = \frac{2}{1 + e^{-2p \cdot k}} - 1, \quad (3)$$

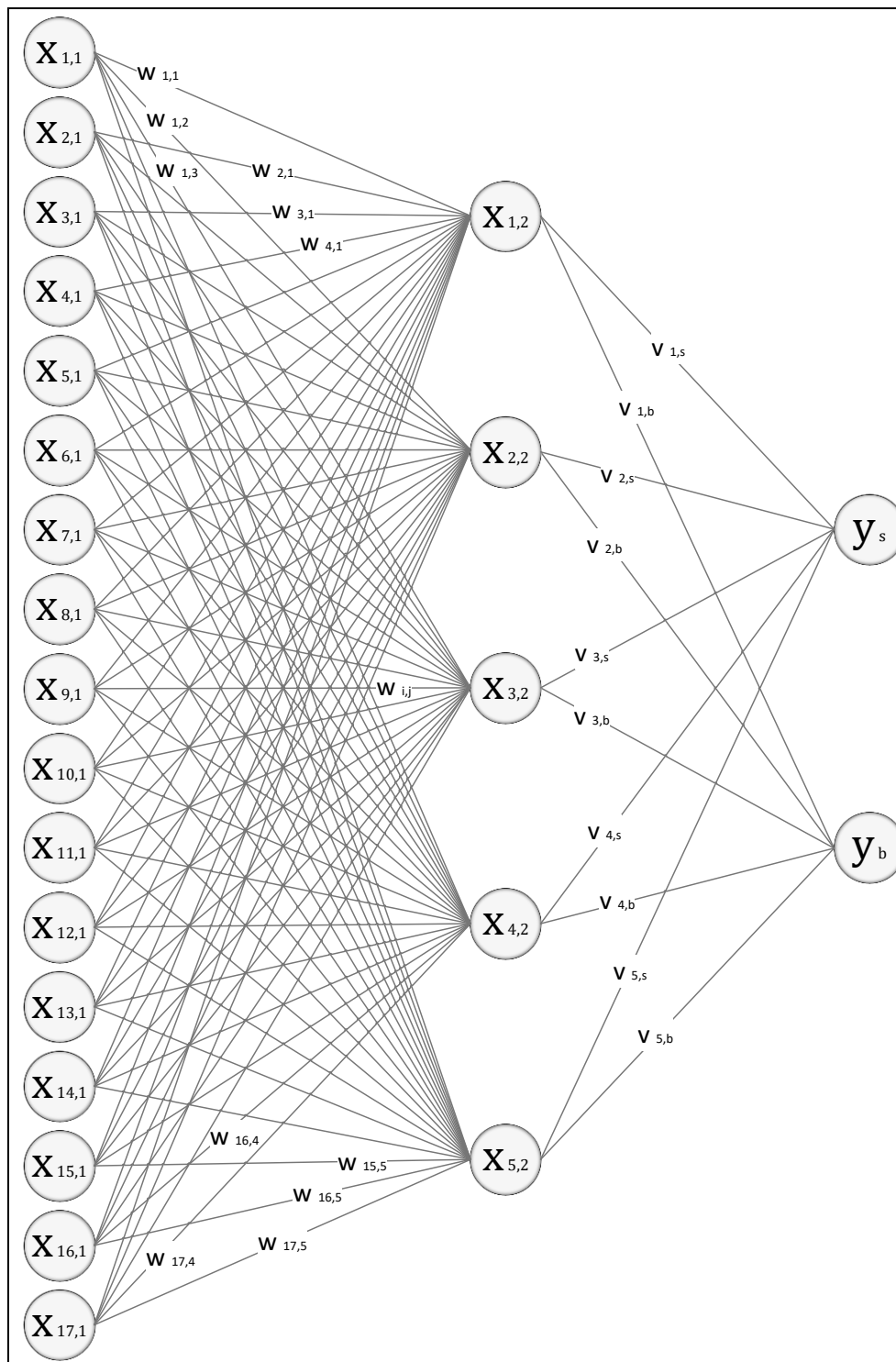
$$z(y_s, y_b) = \begin{cases} \text{sustainable}, & y_s > y_b \\ \text{bankrupt}, & y_s \leq y_b \end{cases}, \quad (4)$$

де $x_{i,1}$ – вхідний сигнал, який передається нейроном i першого шару та відображає значення відповідного цьому нейрону фінансового показника;

j – індекс нейрона прихованого шару;

$w_{i,j}$ – вага синаптичного зв'язку між нейронами i та j вхідного та прихованого шарів;

a_j – параметри зсуву суматорів нейронів прихованого шару;



**Рис. 1. Повнозв'язна нейронна мережа прямого розповсюдження
MLP 17-5-2**

Джерело: розробка автора.



d_s та d_b – параметри зсуву суматорів нейронів вихідного шару (нейрону, що відповідає фінансовій стійкості, та нейрону, що відповідає загрозі банкрутства);

s та b – позначення нейронів вихідного шару (s – sustainable, b – bankrupt);

$v_{j,s}$ та $v_{j,b}$ – ваги синаптичних зв'язків між нейронами j прихованого та s і b вихідного шарів;

y_s та y_b – розраховані сигнали нейронів вихідного шару;

p – сума зважених вхідних сигналів нейрона із застосуванням зсуву суматора;

k – коефіцієнт стиснення-розтягування;

$f(p)$ – функція гіперболічного тангенсу;

z – висновок нейронної мережі щодо фінансової стійкості представленого підприємства.

У табл. 1 бачимо, що із 90 підприємств тренувальної вибірки 82 класифіковано правильно. 42 з них – правильно класифіковані банкрути та 40 – фінансово стійкі. Таким чином, помилка класифікації на тренувальній вибірці дорівнює 8,89%. При цьому, α -помилка становила 11,11%, а β -помилка – 6,67%. Таким чином розуміємо, що при проведенні межі фінансової стійкості, що відділяє банкрутів від фінансово стійких підприємств, не вдалося математично задати гіперповерхню, яка правильно відділяла б абсолютно всіх представників множин. Як бачимо, п'ять фінансово стійких підприємств опинились у напівгіперпросторі банкрутів, а три банкрути опинились у напівгіперпросторі фінансової стійкості. Описані рівні помилок свідчать про наявність певної математичної недосконалості проведеної межі, але, зважаючи на точність класифікації на тренувальній множині 91,11%, ми можемо вважати їх прийнятними.

Таблиця 1

Деталізація точності класифікації на тренувальній вибірці

Показник	Банкрути	Фінансово стійкі	Усі
Усього спостережень	45	45	90
Правильно класифіковані	42	40	82
Помилково класифіковані	3	5	8
Правильно класифіковані, %	93,33	88,89	91,11
Помилково класифіковані, %	6,67	11,11	8,89

Джерело: розробка автора.

З табл. 2 бачимо, що під час проміжного тестування при навчанні вдалося досягти помилки у 5,56%, що свідчить про високу точність класифі-



кації. При цьому бачимо, що не вдалося правильно класифікувати лише одне з 18 підприємств, яке насправді є банкрутом, але було класифіковане як фінансово стійке.

Таблиця 2

Деталізація точності класифікації на тестовій вибірці

Показник	Банкрути	Фінансово стійкі	Усі
Усього спостережень	9	9	18
Правильно класифіковані	8	9	17
Помилково класифіковані	1	0	1
Правильно класифіковані, %	88,89	100,00	94,44
Помилково класифіковані, %	11,11	0,00	5,56

Джерело: розробка автора.

За даними табл. 3, яка відображає структуру помилки на контрольній підвибірці, при роботі з невідомими на етапі навчання підприємствами нейронна мережа правильно класифікувала всі фінансово стійкі, але допустилася лише однієї помилки при класифікації дев'яти підприємств-банкрутів. Помилка класифікації нових, незнайомих для мережі підприємств становила 5,56%, що є високим результатом.

Таблиця 3

Деталізація точності класифікації на контрольній вибірці

Показник	Банкрути	Фінансово стійкі	Усі
Усього спостережень	9	9	18
Правильно класифіковані	8	9	17
Помилково класифіковані	1	0	1
Правильно класифіковані, %	88,89	100,00	94,44
Помилково класифіковані, %	11,11	0,00	5,56

Джерело: розробка автора.

У табл. 4 можемо побачити, наскільки точно визначається фінансова стійкість на всіх відомих нам спостереженнях. Зі 126 підприємств 116 класифіковані правильно. Таким чином, точність класифікації становить 92,06% (і чутливість Sen , і специфічність Spe – по 92,06%). Тобто α - і β -помилки дорівнюють 7,94%. Це означає, що у генеральній сукупності українських підприємств побудована нейронна мережа з однаковою точністю класифікуватиме як потенційних банкрутів, так і фінансово стійкі підприємства, і вона становитиме 92,06%, що ми вважаємо достатньо високим результатом.

Таблиця 4

Деталізація точності класифікації на загальній вибірці

Показник	Банкрути	Фінансово стійкі	Усі
Усього спостережень	63	63	126
Правильно класифіковані	58	58	116
Помилково класифіковані	5	5	10
Правильно класифіковані, %	92,06	92,06	92,06
Помилково класифіковані, %	7,94	7,94	7,94

Джерело: розробка автора.

Якщо поглянемо на ROC-криву (англ. receiver operating characteristic) отриманої нейронної мережі (рис. 2), то побачимо, що існують можливості щодо її налаштування до 100% чутливості або до 100% специфічності (або до близьких до 100% значень). При цьому очевидно, що збільшення однієї з цих характеристик призведе до падіння іншої.

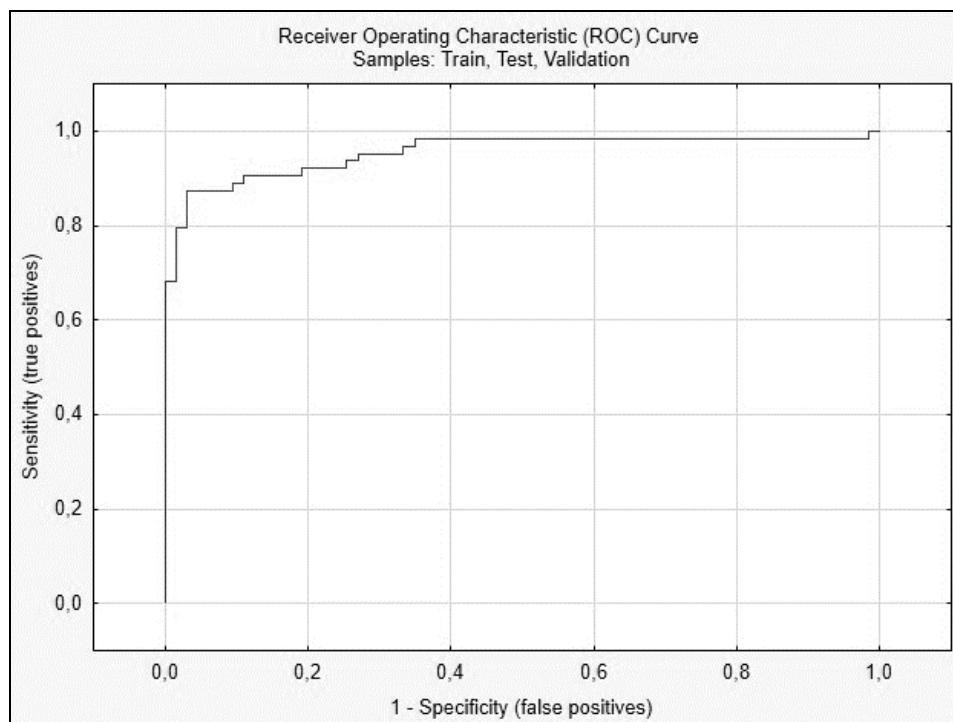


Рис. 2. ROC-крива отриманого правила класифікації підприємств за фінансовою стійкістю

Джерело: розробка автора.

Для того щоб розуміти відносну важливість змінних нейронної мережі, використовуються коефіцієнти чутливості. Кожен коефіцієнт розрахову-

ється як відношення помилки мережі за відсутності фактора до помилки мережі з доступним входом. Якщо це відношення менше або дорівнює 1, мережа фактично працюватиме краще при виключенні цього фактора з набору змінних.

Найбільш впливовими факторами фінансової стійкості в отриманій моделі виявилися такі показники: фінансової залежності, концентрації залученого капіталу, покриття (загальний), (поточної ліквідності), оборотності кредиторської заборгованості, покриття активів. Про це свідчать коефіцієнти чутливості цільового показника до зміни значень факторів (рис. 3).

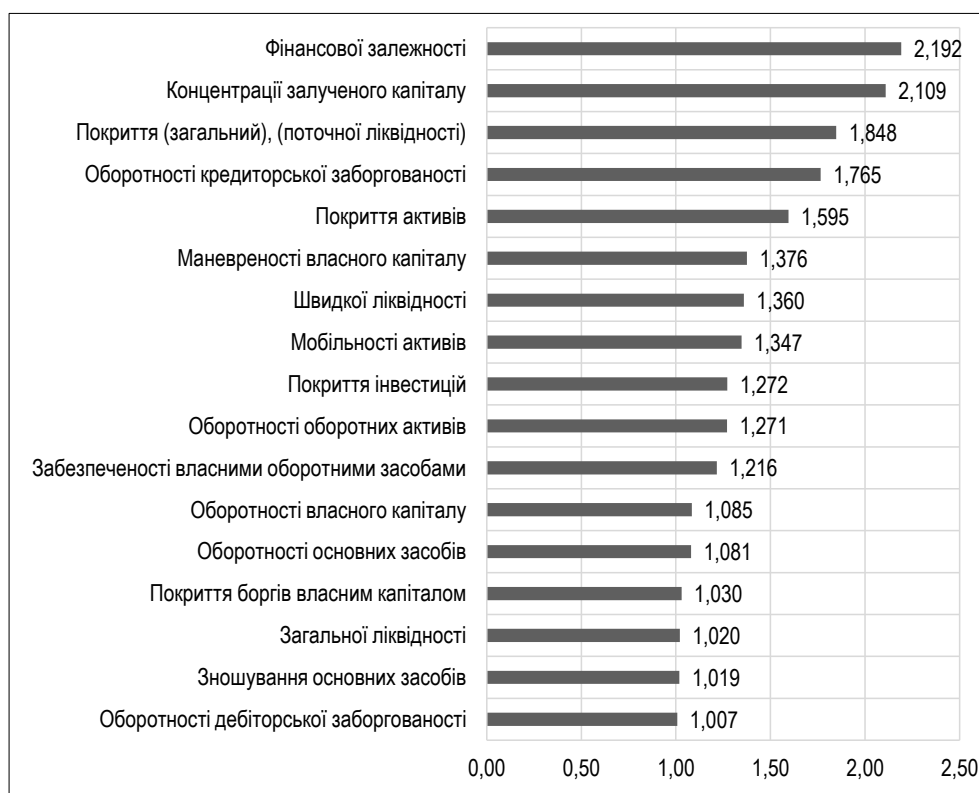


Рис. 3. Чутливість фінансової стійкості до зміни значень факторів

Джерело: розробка автора.

Слід зауважити, що саме такі значення коефіцієнтів чутливості можуть бути обумовлені в тому числі складом представленого набору фінансових показників. Річ у тім, що деякі з показників є залежними один від одного, оскільки їх значення розраховуються з використанням даних одних і тих самих фінансових звітів. Наприклад, показники мобільності активів та маневреності власного капіталу при розрахунку використовують значення обсягу необоротних активів, показники оборотності оборотних активів та оборотності основних засобів – чистий дохід від реалізації тощо. Таким



чином, зміни значень цих показників є взаємопов'язаними, а отже, вплив значення кожного з цих показників на фінансову стійкість підприємства виявляється меншим, ніж це є насправді. Проте, враховуючи стійкість нейронних мереж до мультиколінеарності, такий набір показників цілком може використовуватись. Показаний на рис. 3 порядок впливовості демонструє те, наскільки кожен із застосованих факторів є сам по собі важливим саме в цій моделі, наскільки він є незамінним. Показники з найменшим значенням чутливості найбільш взаємопов'язані між собою, і це означає, що при намаганні скорочення кількості факторів не можна їх просто відкидати один за одним, у міру зростання чутливості. При перегляді набору факторів має залишитись хоча б один представник з кожної групи пов'язаних показників, у іншому випадку нейронна мережа втратить можливість виявляти вплив ефектів, які описуються групою таких показників, що може призвести до втрати точності класифікації. Слід звернути увагу на те, що жоден з факторів моделі не має відповідного коефіцієнта чутливості, меншого за 1, що свідчить про те, що жоден з них не зменшує точність, виключення ж будь-якого з них, навпаки, призведе до падіння точності. Тим не менш, ця обставина є актуальною лише конкретно для цієї мережі, а отже, в подальших дослідженнях можна здійснити спробу побудови нових мереж за виключенням деяких із факторів, що мають найменший коефіцієнт чутливості.

Висновки та перспективи подальших досліджень

Побудовано нейронну мережу класифікації підприємств за фінансовою стійкістю. На вхід мережа приймає 17 фінансових показників підприємства, на виході відносить підприємство до класу фінансово стійких або до класу банкрутів. Точність класифікації мережі становить 92,06%, α - і β -помилки дорівнюють 7,94%. Характер набору даних, що використовувався при створенні мережі, надає можливість стверджувати, що отримано модель, яка здатна надавати достатньо точну оцінку щодо можливості збереження фінансової стійкості підприємством упродовж одного року або можливості банкрутства підприємства протягом трьох наступних років після дати формування річного фінансового звіту, за даними якого проводиться оцінка.

Надалі варто здійснити спробу побудови нейронної мережі з одним нейроном на вихідному шарі та порівняння точності такої мережі з точністю моделі, представленої в роботі. Також може мати сенс проведення нових експериментів зі зменшення кількості факторів шляхом виключення найменш чутливих вхідних змінних представленої мережі, що може спростити модель без втрати точності класифікації.

Список використаних джерел

1. Altman E.I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*. 1968. No. 4. P. 589–609. doi: <https://doi.org/10.2307/2978933>
2. Beermann K. Prognosemöglichkeiten von Kapitalverlusten mit Hilfe von Jahresabschlüssen. *Schriftenreihe des Instituts für Revisionswesen der Westfälischen Wilhelms*. 1976. Band 11. S. 118–121.
3. Taffler R., Tishaw H. Going, going, gone – four factors which predict. *Accountancy*. 1977. Vol. 88, No. 1003. P. 50–54.
4. Al-Kassar T.A., Soileau J.S. Financial performance evaluation and bankruptcy prediction (failure). *Arab Economic and Business Journal*. 2014. Vol. 9, Is. 2. P. 147–155. doi: <https://doi.org/10.1016/j.aebj.2014.05.010>
5. Ozili P. K. Impact of digital finance on financial inclusion and stability. *Borsa Istanbul Review*. 2018. Vol. 18, Is. 4. P. 329–340. doi: <https://doi.org/10.1016/j.bir.2017.12.003>
6. Шарапов О.Д., Кайданович Д.Б. Оцінювання можливого банкрутства на основі індикаторів фінансового стану компаній з використанням нейронних мереж зустрічного розповсюдження. *Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці*. 2012. № 1. С. 207–227.
7. Терещенко О.О. Дискримінантна модель інтегральної оцінки фінансового стану підприємства. *Економіка України*. 2003. № 8. С. 38–45.
8. Матвійчук А.В. Моделювання фінансової стійкості підприємств із застосуванням теорій нечіткої логіки, нейронних мереж і дискримінантного аналізу. *Вісник НАН України*. 2010. № 9. С. 24–46.
9. Матвійчук А.В. Штучний інтелект в економіці: нейронні мережі, нечітка логіка: монографія. Київ: КНЕУ, 2011.
10. Матвійчук А.В. Нечіткі, нейромережеві та дискримінантні моделі діагностування можливості банкрутства підприємств. *Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці*. 2013. № 2. С. 71–118.
11. Павловська О.В. Удосконалення методів аналізу фінансового стану підприємств. *Фінанси України*. 2001. № 11. С. 54–61.
12. Поддєрьогін А.М., Наумова Л.Ю. Фінансова стійкість підприємств в економіці України: монографія. Київ: КНЕУ, 2011.
13. Поддєрьогін, А.М., Буряк, Л.Д., Нам, Г.Г. та ін. Фінанси підприємств: підручник. 2-ге видання. Київ: КНЕУ, 1999.
14. Давыдова Г.В., Беликов, А.Ю. Методика количественной оценки риска банкротства предприятий. *Управление риском*. 1999. № 3. С. 13–20.
15. Буряк Л.Д., Павліковський А.М. *Управління фінансами суб'єктів малого підприємництва*. Київ: КНЕУ, 2013.
16. Яковенко О.Г. Математичні моделі процесів активності в економічній динаміці: монографія. Дніпро: Біла К.О., 2017.



17. Вершигора В.Г. Економіко-математична модель ефективної фінансової стратегії стабільності підприємства. *Вісник Чернівецького торговельно-економічного інституту. Економічні науки*. 2013. № 2. С. 352–357.
18. Тимошук О.Л., Дорундяк К.М. Оцінювання ймовірності банкрутства підприємств за допомогою дискримінантного аналізу та нейронних мереж. *Системні дослідження та інформаційні технології*. 2018. № 2. С. 22–34.
19. Левченко О.А. Моделювання оцінки фінансової стійкості механізму фінансування лізингових операцій. *Вісник Університету банківської справи*. 2018. № 1 (31). С. 105–113.
20. Кузьомко В., Михайлюк М. Застосування модифікованої методики дев'ятикомпонентного показника для діагностики рівня фінансової стійкості підприємства. *Вісник Київського національного університету імені Тараса Шевченка. Економіка*. 2017. № 3 (192). С. 24–30. doi: <https://doi.org/10.17721/1728-2667.2017/192-3/5>
21. Харченко Ю.А. Моделювання фінансової стійкості промислового підприємства. *Науковий вісник Міжнародного гуманітарного університету. Серія: Економіка і менеджмент*. 2019. Вип. 36. С. 199–207.
22. Дехтяр Н.А., Дейнека О.В., Черніговець К.В. Оцінка фінансової стійкості підприємства із застосуванням методів економіко математичного моделювання. *Вісник Одеського національного університету. Серія: Економіка*. 2016. № 21, вип. 1. С. 195–199.
23. Дебунов Л.М., Яковенко О.Г. Аналіз сучасних підходів до визначення поняття фінансової стійкості підприємства. *Наукові записки Національного університету "Острозька академія", серія "Економіка"*. 2019. № 12 (40). С. 86–91. doi: [https://doi.org/10.25264/2311-5149-2019-12\(40\)-86-91](https://doi.org/10.25264/2311-5149-2019-12(40)-86-91)
24. Дебунов Л.Н. Применение искусственных нейронных сетей в моделировании финансовой устойчивости предприятия. *Бізнес Інформ*. 2017. № 9. С. 112–119.
25. Дебунов Л.М., Яковенко О.Г. Моделювання межі фінансової стійкості підприємств при використанні штучних нейронних мереж. *Economic Stability Studies*. 2018. № 1. С. 59–66.

Надійшла до редакції 15.07.2019 р.

Прорецензовано 12.09.2019 р.

Підписано до друку 28.10.2019 р.



Дебунов Л.Н.,

аспирант кафедры экономической кибернетики

Днепропетровского национального университета имени Олеся Гончара

ORCID <https://orcid.org/0000-0001-9388-5845>

e-mail: debunovleonid@gmail.com

МОДЕЛИРОВАНИЕ ФИНАНСОВОЙ УСТОЙЧИВОСТИ ПРЕДПРИЯТИЙ ПРИ ПОМОЩИ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

В рыночных условиях предприятия озабочены не только величиной прибыли, но и финансовыми возможностями для продолжения деятельности. Способность компании противостоять угрозе банкротства является неотъемлемым условием длительного функционирования и устойчивого развития. Финансовая устойчивость предприятия – сложная характеристика, которую невозможно описать с помощью одного простого показателя. В современных условиях для диагностирования финансовой устойчивости используется комплексный анализ с использованием различных финансовых показателей. При его проведении человеком такая оценка может быть субъективной и зависеть от уровня квалификации и компетентности аналитика.

Для построения экономико-математической модели финансовой устойчивости предприятий, задача которой – исключить человеческий фактор, повысить скорость и точность диагностирования угрозы банкротства, в статье предлагается использование искусственных нейронных сетей. Приводится пример такой модели, которая весьма актуальна для украинских компаний в современных условиях периода, следующего за экономическим кризисом 2014–2015 гг. Для моделирования финансовой устойчивости было построено трехуровневую искусственную нейронную сеть прямого распространения сигнала. В качестве входящих факторов предлагается использовать 17 финансовых показателей, которые помогают наиболее полно оценить финансовую устойчивость предприятия. Проведенное исследование демонстрирует, что с высокой точностью предсказать банкротство возможно во временном горизонте до трех лет с момента подачи годовой финансовой отчетности. Полученная модель позволяет не только достаточно точно классифицировать предприятия на "финансово устойчивые" и "потенциальные банкроты", но и открывает возможности проведения дальнейших исследований взаимосвязи значений финансовых показателей при сохранении определенного уровня финансовой устойчивости. Модель может быть полезной для кредитно-финансовых учреждений, инвестиционных фондов, аудиторских компаний и самих предприятий, чтобы своевременно выявить угрозу банкротства компании.

Ключевые слова: *финансовая устойчивость, банкротство, нейронные сети, экономико-математическое моделирование, классификация, диагностика банкротства, финансовые показатели, предел финансовой устойчивости, нейро-сетевое моделирование, персептрон, нейрон, предприятие*



L. Debunov,

Post-Graduate Student of the Department of Economic Cybernetics

Oles Honchar Dnipro National University

ORCID <https://orcid.org/0000-0001-9388-5845>

e-mail: debunovleonid@gmail.com

MODELING COMPANY'S FINANCIAL SUSTAINABILITY WITH THE USE OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

For enterprises in market conditions, not only the sum of profit is important, but also their financial capacity to continue its activity. The ability of a company to counteract the threat of bankruptcy is an essential condition for its long-term functioning and sustainable development. The financial sustainability of an enterprise is a complex characteristic that can't be described by the value of a single simple indicator. In modern conditions, for its diagnosis, a comprehensive analysis using various financial indicators is used. When a human does it, such an assessment may be subjective and depends on the level of the analyst's qualification and competence.

The article proposes the use of artificial neural networks to build an economic and mathematical model of company's financial sustainability, which is designed to remove the human factor, and to increase the speed and accuracy of the companies' bankruptcy threat diagnosis. An example of such a model is presented that is relevant for Ukrainian companies in the current conditions of the period after the economic crisis of 2014-2015. To model financial sustainability, a three-level artificial neural network of direct signal propagation was constructed. As input factors it is proposed to use 17 financial indicators that should give the most complete assessment of the company's financial sustainability. The study shows that prediction of bankruptcy is possible in the time horizon up to 3 years from the date of filing annual financial statements. The constructed model allows not only to accurately classify enterprises as "financially sustainable" and "potential bankrupt" but also opens up opportunities for further researches about the mutual dependence between the values of financial indicators while maintaining a certain level of financial sustainability. The model may be useful for financial institutions, investment funds, audit firms and companies themselves for timely prediction of the company's bankruptcy.

Key words: *financial sustainability, bankruptcy, neural networks, economic and mathematical modeling, classification, bankruptcy diagnostics, financial indicators, limit of financial sustainability, neuro-network modeling, perceptron, neuron, enterprise*

References

1. Altman, E.I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, 4, 589-609. doi: <https://doi.org/10.2307/2978933>

2. Beermann, K. (1976). Prognosemöglichkeiten von Kapitalverlusten mit Hilfe von Jahresabschlüssen. *Schriftenreihe des Instituts für Revisionswesen der Westfälischen Wilhelms*, 11, 118-121.
3. Taffler, R., Tishaw, H. (1977). Going, going, gone – four factors which predict. *Accountancy*, 88: 1003, 50-54.
4. Al-Kassar, T.A., Soileau, J.S. (2014). Financial performance evaluation and bankruptcy prediction (failure). *Arab Economic and Business Journal*, 9: 2, 147-155. doi: <https://doi.org/10.1016/j.aebj.2014.05.010>
5. Ozili, P. K. (2018). Impact of digital finance on financial inclusion and stability. *Borsa Istanbul Review*, 18: 4, 329-340. doi: <https://doi.org/10.1016/j.bir.2017.12.003>
6. Sharapov, O.D., Kajdanovych, D.B. (2012). Bankruptcy Assessment Based on Companies' Financial Condition Indicators Using Counterpart Neural Networks. *Neyro-nechitki tekhnolohiyi modelyuvannya v ekonomitsi – Neuro-fuzzy modeling technologies in economics*, 1, 207-227 [in Ukrainian].
7. Tereschenko, O.O. (2003). Discriminant model of integral estimation of the financial state of the enterprise. *Ekonomika Ukrayiny – Economy of Ukraine*, 8, 38-45 [in Ukrainian].
8. Matvijchuk, A.V. (2010). Modeling the financial sustainability of enterprises using fuzzy logic, neural networks and discriminant analysis. *Visnyk NAN Ukrayiny – Bulletin of the National Academy of Sciences of Ukraine*, 9, 24-46 [in Ukrainian].
9. Matvijchuk, A.V. (2011). Artificial intelligence in economics: neural networks, fuzzy logic. Kyiv: Kyiv National University of Economics [in Ukrainian].
10. Matvijchuk, A.V. (2013). Fuzzy, neural network and discriminatory models for diagnosing bankruptcy. *Neyro-nechitki tekhnolohiyi modelyuvannya v ekonomitsi – Neuro-fuzzy modeling technologies in economics*, 2, 71-118 [in Ukrainian].
11. Pavlovska, O.V. (2001). Improvement of methods of analysis of financial condition of enterprises. *Finansy Ukrayiny – Finance of Ukraine*, 11, 54-61 [in Ukrainian].
12. Poddierohin, A.M., Naumova, L.Yu. (2011). Financial stability of enterprises in the economy of Ukraine. Kyiv: Kyiv National University of Economics [in Ukrainian].
13. Poddierohin, A.M., Buriak, L.D., Nam, H.H. at al. (1999). Business Finance. Kyiv: Kyiv National University of Economics [in Ukrainian].
14. Davydova, G.V., Belikov, A.Yu. (1999). Methodology for quantitative assessment of the risk of bankruptcy of enterprises. *Upravleniye riskom – Risk management*, 3, 13-20 [in Russian].
15. Buriak, L.D., Pavlikovskyj, A.M. (2013). Management of finances of small business entities. Kyiv: Kyiv National University of Economics [in Ukrainian].
16. Yakovenko, O.H. (2017). Mathematical models of activity processes in economic dynamics. Dnipro: Bila K.O. [in Ukrainian].



17. Vershyhora, V.H. (2013). Economic-mathematical model of effective financial strategy of enterprise stability. *Visnyk Chernivetskoho torhovelno-ekonomichnoho instytutu. Ekonomichni nauk – Bulletin of Chernivtsi Trade and Economic Institute. Economic sciences*, 2, 352-357 [in Ukrainian].
18. Tymoschuk, O.L., Dorundiak, K.M. (2018). Bankruptcy probability estimation of enterprises through discriminatory analysis and neural networks. *Systemni doslidzhennya ta informatsiyi tekhnolohiyi – Systems research and information technology*, 2, 22-34 [in Ukrainian].
19. Levchenko, O.A. (2018). Modeling of financial stability assessment of financing mechanism of leasing operations. *Visnyk Universytetu bankivskoi spravy – Bulletin of the University of Banking*, 1 (31), 105-113 [in Ukrainian].
20. Kuzomko, V., Mykhajliuk, M. (2017). Application of the modified nine-component methodology to diagnose the level of financial soundness of an enterprise. *Visnyk Kyivskoho natsionalnoho universytetu imeni Tarasa Shevchenka. Ekonomika – Bulletin of Taras Shevchenko National University of Kyiv. Economy*, 3 (192), 24-30. doi: <https://doi.org/10.17721/1728-2667.2017/192-3/5> [in Ukrainian].
21. Kharchenko, Yu.A. (2019). Modeling financial sustainability of an industrial enterprise. *Naukovyy visnyk Mizhnarodnoho humanitarnoho universytetu. Seriya: Ekonomika i menedzhment – Scientific Bulletin of the International Humanities University. Series: Economics and Management*, 36, 199-207 [in Ukrainian].
22. Dekhtiar, N.A., Dejneka, O.V., Chernihovets, K.V. (2016). Assessment of financial stability of the enterprise using the methods of economic and mathematical modeling. *Visnyk Odeskoho natsionalnoho universytetu. Seriya: Ekonomika – Bulletin of the Odessa National University. Series: Economics*, 21: 1, 195-199 [in Ukrainian].
23. Debunov, L.M., Yakovenko, A.G. (2019). Analysis of modern approaches to defining the concept of financial stability of the enterprise. *Naukovi zapysky Natsionalnoho universytetu Ostrozka akademiia, seriya Ekonomika – Scientific notes of the National University Ostroh Academy, series Economics*, 12 (40), 86-91. doi: [https://doi.org/10.25264/2311-5149-2019-12\(40\)-86-91](https://doi.org/10.25264/2311-5149-2019-12(40)-86-91) [in Ukrainian].
24. Debunov, L.N. (2017). The use of artificial neural networks in modeling the financial stability of an enterprise. *Biznes Inform – Business Inform*, 9, 112-119 [in Russian].
25. Debunov, L.M., Yakovenko, O.H. (2018). Simulation of the limit of financial sustainability of enterprises using artificial neural networks. *Economic Stability Studies*, 1 (1), 59-66 [in Ukrainian].