

Прикладні аспекти ідентифікації підприємства-банкрута на базі нейромережевої технології

¹Л.М. Куперштейн, ¹І.М. Чех, ²В.В. Хом'юк

¹Вінницький фінансово-економічний університет, Україна

²Вінницький національний технічний університет, Україна
kuperok@mail.ru

Анотація

Розглянуто особливості підготовки вхідної інформації для побудови нейронної мережі ідентифікації підприємства-банкрута. Визначено принципи відбору та попередньої обробки навчальної та тестової вибірки для моделювання нейронної мережі. Побудовано нейромережеву модель ідентифікації банкрутства підприємств харчової промисловості України, яка враховує регіональні та галузеві особливості. Для моделювання використано середовище MatLAB.

1. Вступ

Узагальнюючи досвід порівняльного аналізу прогнозів банкрутства різними методиками, вчені зазначають, що нейромережеве моделювання забезпечує найкращу точність передбачення банкрутства, а саме біля 90%, в порівнянні з 80-85% інших статистичних методів [1, 2]. Також до переваг саме цієї методики відносять можливість прогнозування банкрутства на декілька років уперед та забезпечити точність виявлення банкрутів до 99% за рахунок зниження вимог до помилок другого роду [3].

Також гнучкість нейромережевої технології дозволяє обрати найбільш підходящі показники та сформувані актуальну навчальну вибірку, що дає змогу врахувати існуючі тенденції економічного розвитку певної галузі чи регіону.

Метою даної роботи є визначення принципів відбору та попередньої обробки вхідних даних для ідентифікації підприємства-банкрута та побудова нейронної мережі ідентифікації банкрутства підприємств харчової галузі України.

2. Принципи формування навчальної вибірки для нейромережі ідентифікації підприємства-банкрута

Для ідентифікації підприємства-банкрута необхідно сформувані образ підприємства, який дасть змогу точно і однозначно оцінити його фінансовий стан. Існуюча практика ідентифікації таких підприємств передбачає застосування абсолютних та відносних економічних показників, які характеризують стан активів, ділову активність та господарську діяльність підприємства загалом [4].

Загальні принципи формування навчальної вибірки для нейронної мережі ідентифікації підприємств-банкрутів можна сформулювати таким чином:

1. врахувати особливості функціонування та обліку на підприємствах різних галузей господарювання та країн;

2. розмір підприємств, які обираються для навчальної вибірки, має коливатися в незначних межах (під розміром підприємства маєтися на увазі кількість його працівників);

3. врахувати різні юридичні аспекти, оскільки процедура банкрутства для підприємств різної організаційно-правової форми має свої відмінності;

4. задати період вибірки даних для вирішення поставленої задачі не меншим, ніж 3 роки (оскільки процедура банкрутства в Україні в середньому триває 2.9 роки [5]). В практиці економіко-математичного моделювання для адекватного відображення існуючих тенденцій зазвичай обирається період не менш як 10-12 років. Також варто враховувати, що до 1991 року в Україні економічна діяльність та бухгалтерський облік базувались на зовсім інших принципах і порівнювати їх не коректно;

5. валюта і розмірність вхідних даних мають співпадати;

6. врахувати територіальне розташування підприємств в залежності від поставленої задачі, що може впливати на його господарську діяльність (наприклад, транспортні витрати);

7. дані про господарську діяльність підприємства, враховуючи середню тривалість процедури банкрутства в Україні [5], для банкрутів брати за 3 роки до визнання банкрутом, для фінансово стабільних – будь-яких 2-3 роки поспіль. Дотримання цього принципу забезпечить можливість нейромережі розпізнати банкрутство за 2-3 роки до його юридичного визнання;

8. об'єм даних про банкрутів і не банкрутів повинен бути однаковим для навчальної та тестової вибірки, оскільки це може досить суттєво вплинути на адекватність функціонування мережі;

9. нормалізувати вхідні дані, що дасть змогу точніше налаштувати ваги нейромережі. Інколи доцільно використати для цього функцію активації нейронів прихованого шару;

Перераховані принципи формування навчальної вибірки орієнтовані на максимально можливу адаптацію нейромережі для ідентифікації конкретного підприємства-банкрута. Така адаптація має забезпечити високу точність ідентифікації, але область її застосування різко скорочується.

3. Попередня обробка вхідних даних для нейромережі ідентифікації підприємства-банкрута

Для дослідження обрано базове підприємство, яке господарює в харчовій галузі промисловості України, за організаційно-правовою формою являється акціонерним товариством, засноване у 1996 році. Тому для побудови моделі нейронної мережі діагностики банкрутства відібрано дані про підприємства за такими ознаками:

- організаційно-правова форма підприємств, а саме акціонерні товариства - ВАТ (Відкрите акціонерне товариство), ЗАТ (Закрите акціонерне товариство), ПАТ (Публічне акціонерне товариство), ПрАТ (Приватне акціонерне товариство), оскільки є певні особливості у їх роботі і процедури банкрутства;
- поточний стан - функціонують або визнані банкрутами;
- період функціонування чи проведення процедури банкрутства - від 2002 до 2011 рр., для врахування сучасних тенденцій економіки України;
- галузь господарювання - харчова промисловість України, враховуючи підприємства, що виробляють кінцеві товари (консервні заводи, кондитерські фабрики тощо) та сировину для подальшої обробки (хлібозаводи, цукрозаводи);
- розмір бізнесу - середні або великі підприємства по аналогії з базовим та його контрагентами;
- територіальне розташування - різні області для забезпечення більшої універсальності моделі (базове підприємство також взаємодіє з багатьма іноземними фірмами, але через особливості обліку в даній моделі вони не враховуються).

Інформація про визнання підприємств банкрутами отримана з бази даних сайту <http://www.ligazakon.ua/> [6], а їхня фінансова звітність – з сайту <http://smida.gov.ua/> [7].

Показники, які будуть формувати вхідний вектор даних, взято по аналогії з [8]. Коротко опишемо методику відбору фінансових показників, застосовану А. Матвійчуком, для формування вхідного вектора нейронної мережі.

Для побудови нейронної мережі ідентифікації підприємства-банкрута потрібно сформувати множину вхідних показників, які нададуть можливість робити висновки щодо потенційної фінансової стабільності/нестабільності (точніше визнані банкрутами/стабільні), тобто забезпечать точність класифікації. Такі показники, як коефіцієнт рентабельності та прибутковості не увійшли до переліку первинних змінних, оскільки для більшості аналізованих підприємств вони дорівнює нулю. Використання коефіцієнта абсолютної ліквідності також є недоцільним через декларування підприємствами у фінансовій звітності нульового показника грошових коштів та їх еквівалентів [9].

Формування множин найбільш значимих факторів, на основі яких можна оцінювати фінансовий стан підприємства, здійснено шляхом перевірки показників на мультиколінеарність із застосуванням таких статистичних критеріїв, згідно з якими перевіряють мультиколінеарність усього масиву пояснюючих змінних,

кожної пояснюючої змінної з рештою змінних (F-критерій), кожної пари пояснюючих змінних (t-критерій).

Також А.Матвійчук використав для відбору показників моделі загальний дискримінантний критерій лямбда Вілкса Λ , із зменшення якого можливо чітко розмежувати значення дискримінантного показника Z для альтернативних груп підприємств [10].

Отже, вхідними параметрами для моделі нейронної мережі діагностики банкрутства були вибрані такі коефіцієнти [4]:

- мобільність активів (оборотні / необоротні активи);
- оборотність кредиторської заборгованості (чистий дохід від реалізації / поточні зобов'язання);
- оборотність власного капіталу (чистий дохід від реалізації / власний капітал);
- окупність активів (баланс / чистий дохід від реалізації);
- забезпеченість власними оборотними коштами ((оборотні активи – поточні зобов'язання) / оборотні активи);
- концентрація залученого капіталу ((довгострокові зобов'язання + поточні зобов'язання) / баланс);
- покриття боргів власним капіталом (власний капітал / (забезпечення наступних виплат і платежів + довгострокові зобов'язання + поточні зобов'язання)).

Джерелами інформації для розрахунку даних фінансових показників є звіти підприємств, відібраних раніше, Форма №1 «Баланс» та Форма №2 «Звіт про фінансові результати».

Дані про підприємства, для ідентифікації банкрутства, беруться за три (два) роки до визнання банкрутом (оскільки, за [5], середня тривалість процедури банкрутства в Україні становить 2.9 роки).

Як входами, так і виходами нейромережі можуть бути абсолютно різномірні величини. Очевидно, що результати нейромережевого моделювання не повинні залежати від одиниць виміру цих величин. А саме, щоб мережа трактувала їх значення однаково, всі вхідні і вихідні величини повинні бути приведені до одного одиничного масштабу. Крім того, для підвищення швидкості та якості навчання корисно провести додаткову попередню обробку даних, що вирівнює розподіл значень ще до етапу навчання [3].

У випадку, якщо вихідні нейрони – сигмоїдні, то вони можуть приймати значення лише в одиничному діапазоні. Щоб встановити відповідність між навчальною вибіркою і нейромережею в цьому випадку необхідно обмежити діапазон зміни змінних [11].

Лінійне перетворення не здатне віднормувати основну масу даних і одночасно обмежити діапазон можливих значень цих даних. Природний вихід із цієї ситуації – використовувати для попередньої обробки даних функцію активації тих же нейронів. Наприклад, нелінійне перетворення:

$$\tilde{x}_i = f\left(\frac{x_i - \bar{x}_i}{\delta}\right), \quad f(\infty) = \frac{1}{1 + e^{-\infty}},$$

яке нормує основну масу даних, одночасно гарантуючи обмеження діапазону розсіювання значень лише одиничним відрізком.

Отже, навчальна і тестова вибірки сформовані у випадковому порядку і обидві містять 138 вхідних векторів. Співвідношення банкрутів і не банкрутів у даних вибірках становить 50/50, тобто по 69 в кожній. Таке співвідношення було вибрано для того, щоб нейронна мережа не вважала один з виходів більш можливим варіантом. Таке співвідношення дає підстави для обробки виходів саме за допомогою порогу 0,5.

4. Моделювання нейромережі для ідентифікації підприємства-банкрута

Архітектура розробленої нейронної мережі – багаточаровий перцептрон. Він є універсальним апроксиматором і використовується для розв'язання широкого кола задач [12 – 14]. На вхід нейронної мережі подається один вектор із семи попередньо оброблених фінансових коефіцієнтів діяльності підприємства. Виходом мережі є число в діапазоні від 0 до 1.

Попередня обробка даних включала нормування з використанням статистичних характеристик (дисперсія, середнє арифметичне значення, стандартне відхилення) та обробку за алгоритмом функції активації прихованого шару нейронів (сигмоїдна функція).

Виходом мережі має бути відповідь – підприємство банкрут чи не банкрут. Закодуємо вихід мережі наступним чином: 0 – підприємство банкрут або буде визнане банкрутом у наступні 2 роки; 1 – фінансово стабільне підприємство, за наступні 2 роки банкрутом визнане не буде. Саме таке кодування було вибрано через особливості обробки вхідних даних та використання сигмоїдної функції активації (оскільки результатом використання функції є число від 0 до 1).

Підприємство банкрут позначене «0», оскільки значення його фінансових показників (наприклад коефіцієнта забезпечення власними оборотними коштами чи оборотності власного капіталу) буде менше, ніж у фінансово стабільного підприємства. Відповідно фінансово стабільне підприємство буде характеризуватися більшими значеннями фінансових коефіцієнтів (більшості з них) і тому кодується одиницею.

У вчених немає єдиної думки щодо методики визначення кількості нейронів у прихованому шарі [2]. Число прихованих вузлів не так легко визначити апріорі. Хоча є кілька емпіричних правил, пропонує для визначення числа прихованих вузлів, таких як використання $n/2$, n , $n + 1$, $2n+1$, де n - число вхідних вузлів, кожен з них працює добре у всіх ситуаціях. Визначення необхідної кількості прихованих вузлів зазвичай включає в себе тривалі експерименти з цим параметром є проблемою та/або залежить від даних. Хуан і Липпман [15] відзначають, що число прихованих вузлів використовуються в залежності від складності завдання. Більша кількість прихованих вузлів передбачається для вирішення складніших проблем.

Щоб побачити ефект прихованих вузлів на виконання ідентифікації нейронною мережею, ми використовуємо 7 різних моделей нейронних мереж: з 3 нейронами у прихованому шарі ($n/2$, нижня межа), з 4 нейронами ($n/2$, верхня межа), з 5 нейронами, з 7 нейронами (n), з 10 нейронами, з 11 нейронами, з 14 нейронами ($2n$).

Результати моделювання даних мереж представлено на рис.1.



Рис. 1: Залежність величини помилок нейромережі від кількості нейронів у прихованому шарі

Також важливою характеристикою якості нейронної мережі є кількість помилок I і II роду. Помилка I роду – класифікація підприємства-банкрута як фінансово стабільного, помилка II роду – класифікація фінансово стабільного підприємства як банкрута (табл. 1). Найбільш оптимальною буде мережа, яка має менше помилок першого роду, оскільки дана ситуація є більш небезпечною для підприємства.

Таблиця 1: Точність побудованих нейромереж ідентифікації підприємства-банкрута за критерієм розподілу помилок I і II роду

Кількість нейронів у прихованому шарі	Кількість помилок, (навчальна вибірка)		Кількість помилок (тестова вибірка)	
	I роду	II роду	I роду	II роду
3	1	1	1	6
4	0	2	0	2
5	2	1	2	5
7	0	6	0	5
10	0	4	0	6
14	2	6	2	16
11	0	4	0	17

Оцінивши точність побудованих нейромереж, робимо висновок, що для вирішення поставленої задачі та заданої навчальної вибірки найкращою є архітектура тришарового перцептрона з чотирма нейронами у прихованому шарі.

Серед великого класу програмного забезпечення для моделювання нейромереж використано інструментарій Neural Networks Toolbox пакету прикладних програм MatLAB 6.5 фірми MathWorks, оскільки він досить

гнучкий, забезпечений широким набором команд і функцій для проектування та дослідження як статичних, так і динамічних НМ [16]. Крім того цей пакет забезпечений GUI-інтерфейсом, що дозволяє виконати дослідження нейромереж навіть недосвідченому користувачу. Також за допомогою даного пакета можливо створити графічний інтерфейс під свою конкретну задачу. Система Matlab – це одночасно і операційне середовище і мова програмування. Користувач може написати спеціалізовані функції і програми, які оформляються у вигляді М-файлів. У міру збільшення кількості створених програм виникають проблеми їх класифікації і тоді можна спробувати зібрати споріднені функції в спеціальні папки. Це призводить до концепції пакетів прикладних програм, які являють собою колекції М-файлів для вирішення певної задачі або проблеми [17].

Інтерфейс користувача носить дружній характер і побудований з урахуванням усталених принципів програмного забезпечення, що розробляється для операційної системи MS Windows.

Ці переваги програмного забезпечення і зумовили його вибір для розв'язання поставленої задачі, адже перспективами наших досліджень є створення універсального програмного продукту для ідентифікації підприємства-банкрута. Таку можливість забезпечує MatLAB, а саме генерацію Сі-орієнтованого коду програми із готових m-файлів, а у нашому випадку архітектуру навченої нейромережі. Це дозволить значно скоротити машинний час на проектування та розробку програмного продукту. Також орієнтація на мову програмування високого рівня Сі дозволить при необхідності інтегрувати розроблений додаток у існуючу інформаційну систему підприємства.

5. Висновки

У статті сформульовано загальні принципи формування навчальної вибірки для нейронної мережі ідентифікації підприємств-банкрутів, які дають змогу адаптувати модель нейронної мережі для ідентифікації підприємств конкретної групи. Така адаптація має на меті підвищення точності ідентифікації, але і різко скорочує можливість її практичного застосування. Тому перспективами подальших досліджень є моделювання нейромереж для інших груп підприємств, побудова адаптивної нейромережі інваріантної до галузевої групи підприємства, а також реалізація спеціалізованого програмного забезпечення, яке б розв'язувало поставлені задачі по ідентифікації підприємств-банкрутів.

Нормування вхідних даних варто проводити з використанням статистичних характеристик та алгоритмів функцій активації нелінійного перетворення мережі (а саме функція активації прихованого шару нейронів).

Отримані результати дають підстави також рекомендувати розробникам моделей нейронних мереж проводити попередній відбір вхідних даних для навчання нейромережі для вирішення задачі ідентифікації підприємств-банкрутів за такими ознаками як: час дослідження підприємства, територіальне розміщення, організаційно-правовою форма підприємств, розмір підприємств, фінансовий стан, галузь функціонування підприємств.

6. Література

- [1] Верланов О.Ю. Система методологічних компонент оцінки фінансового стану підприємств // Наукові праці ХНУРЕ. – 2004. №51. – С. 77-85.
- [2] Bankruptcy prediction using case-based reasoning, neural networks, and discriminant analysis | DeepDyve [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://www.deepdyve.com/lp/elsevier/bankruptcy-prediction-using-case-based-reasoning-neural-networks-and-do3x8GkdMw>.
- [3] Терещенко О.О. Антикризове фінансове управління на підприємстві : [монографія] / Терещенко О. О. – К. КНЕУ, 2004. – 268 с.
- [4] Ф. Уоссерман. Нейрокомпьютерная техника. - М.: Мир, 1992.
- [5] Державна політика і законодавство з регулювання сфери неплатоспроможності: аналіз практики та рекомендації по удосконаленню. Київ, листопад 2010, Центр комерційного права. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: http://www.commerciallaw.com.ua/attachments/158_Dokl_Probl_bankrut_resum_.pdf.
- [6] Банкротство підприємств, ліквідація підприємства в Україні. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://search.ligazakon.ua/search/business/bankrupt/>
- [7] Smida – Main page. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://smida.gov.ua/>.
- [8] Матвійчук А. В. Дискримінантна модель оцінки ймовірності банкрутства / А. В. Матвійчук. // Моделювання та інформаційні системи в економіці. – 2006.
- [9] Матвійчук А.В. Прогнозирование банкротства предприятий с использованием инструментария нейронных сетей / А.В. Матвійчук // Управление финансовыми рисками. – 2008. – № 4. – С.16-25.
- [10] Матвійчук А.В. Моделювання фінансової стійкості підприємств із застосуванням теорії нечіткої логіки, нейронних мереж і дискримінантного аналізу / А.В. Матвійчук // Вісник НАН України. – 2010. – №9. – С.24-46.
- [11] Ежов А. А. Нейрокомпьютеринг и его применение в экономике и бизнесе. / А. А.Ежов, С. А. Шумский . –М.: МИФИ, 1998. – 287 с.
- [12] Васюра А.С., Мартинюк Т.Б., Куперштейн Л.М. Методи та засоби нейроподібної обробки даних для систем керування. Монографія. – Вінниця: УНІВЕРСУМ – Вінниця, 2008. – 175 с.
- [13] Круглов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика / В.В. Круглов, В.В. Борисов. – М.: Горячая линия – Телеком, 2002. – 382 с.
- [14] Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс / С. Хайкин.: Пер. с англ. – М.: ООО «И. Д. Вильямс», 2006. – 1104 с.
- [15] W.Y. Huang, R.P. Lippmann, Comparisons between neural net and conventional classifiers, in: IEEE First International Conference on Neural Networks, vol. IV, San Diego, CA, 1987, pp. 485-493.
- [16] Медведев В.С., Потемкин В.Г. Нейронные сети. MATLAB 6 / В.С. Медведев, В.Г. Потемкин . М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002 . – 496 с.
- [17] Дьяконов В. MATLAB: учебный курс / Дьяконов В. – СПб: Питер, 2001. – 560 с.