

5. *Іващенко Л.В.* Про одну модель управління зернопереробним підприємством з урахуванням системних характеристик / Ю. В. Ігнатова, Л. В. Іващенко // Моделювання та інформаційні системи в економіці : зб. наук. праць. — К. : КНЕУ, 2013. — Вип. 89. — С. 209-218.

6. [Електронний ресурс]. — Режим доступу : <http://internetua.com/kolicsestvo-DDoS-atak-za-god-uvelicilos-pocesti-v-dva-raza>

7. [Електронний ресурс]. — Режим доступу : http://www.krdu-mvd.ru/_files/kafedra_ib/52.pdf

УДК 519.865.7

Кисіль Т. М., асистент,

Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана

КОНЦЕПТУАЛЬНІ МОДЕЛІ ДІАГНОСТИКИ БАНКРУТСТВ ЗАСНОВАНІ НА МЕТОДАХ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

АНОТАЦІЯ. В даній статті розглянуто класичні підходи до оцінювання ймовірності банкрутств банківських систем. Проведено моделювання діагностики банкрутств, заснованих на методах штучного інтелекту з використанням алгоритму зворотного поширення помилки багатOSHарової нейронної системи.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: алгоритм зворотного поширення помилки, алгоритм навчання, бази даних, банківська система, банкрутства, діагностика банкрутств, моделі, методи, моделювання, нейронні мережі, показники, прийняття рішень, фінансова криза, фінансовий аналіз.

АННОТАЦИЯ. В данной статье рассмотрены классические подходы к оценке вероятности банкротств банковских систем. Проведено моделирование диагностики банкротств, основанные на методах искусственного интеллекта с использованием алгоритма обратного распространения ошибки многослойной нейронной системы.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: алгоритм обратного распространения ошибки, алгоритм обучения, базы данных, банковская система, банкротства, диагностика банкротств, модели, методы, моделирование, нейронные сети, показатели, принятие решений, финансовый, финансовый анализ.

ABSTRACT. In this article the classical approaches to estimate the probability of bankruptcy banking systems. The simulation diagnostics failures based on the methods of artificial intelligence algorithms using back propagation multi-layer neural system.

KEY WORDS: the algorithm of back propagation algorithm training database, banking, bankruptcy, bankruptcy diagnosis, models, methods, modeling, neural networks, performance, decision making, financial crisis, financial analysis.

Вступ. Сучасні вимоги ринку зумовлюють необхідність підвищення ефективності функціонування банківських систем, в зв'язку з чим при прийнятті керівних рішень і оцінювання результативності роботи виникає потреба в наявності повної інформації у фінансовій сфері, що приводить до проведення регулярного фінансового аналізу, який є одним із провідних інструментів з підвищення ефективності фінансово — економічного механізму їх функціонування. Ключовим моментом у прогнозуванні банків (компаній) на підставі фінансової звітності являє собою кількісне оцінювання їхнього фінансового стану. Крайньою формою прояву фінансової кризи — є банкрутство.

Банкрутство — визнана судом або оголошена боржником нездатність, в повному обсязі, задовольнити вимоги кредиторів за грошовими зобов'язаннями. Діагностика можливого банкрутства може служити джерелом об'єктивних оцінок стійкості фінансового стану підприємств, а передбачення банкрутств є важливим завданням фінансово-економічного аналізу. Завдання визначення рівня ризику банкрутства є актуальним як для власників, так і для кредиторів. Вкладаючи кошти, інвестор розраховує одержати дохід у вигляді дивідендів за акціями, відсотки за борговими зобов'язаннями, курсового зростання відповідних інвестиційних інструментів. Погіршення фінансового стану банків, що супроводжується зростанням боргів, викликає ризик неплатежів за зобов'язаннями, припинення будь-яких виплат і згортання діяльності, тобто виникає ризик до банкрутства.

Основна частина. Рівень ризику банкрутства — це комплексний показник, що характеризує як фінансовий стан банківської системи, так і якісне управління ним, виражене фінансовим еквівалентом, і не вичерпується одними фінансовими наслідками. Для оцінювання основних показників фінансового стану банківської системи рекомендується застосування системи нормативних значень, що приведені в таблиці 1 [1].

Таблиця 1

НОРМАТИВНІ ЗНАЧЕННЯ ОСНОВНИХ ПОКАЗНИКІВ ОЦІНЮВАННЯ ФІНАНСОВОГО СТАНУ БАНКІВСЬКОЇ СИСТЕМИ

Показники оцінювання фінансового стану підприємства	Нормативні значення
Рентабельність капіталу	> 0,2
Коефіцієнт співвідношення залучених і власних коштів	<1
Коефіцієнт реальної вартості основних коштів у вартості майна підприємства	> 0,3

Закінчення табл. 1

Показники оцінювання фінансового стану підприємства	Нормативні значення
Коефіцієнт абсолютної ліквідності	> 0,2
Проміжний коефіцієнт покриття	> 0,7
Загальний коефіцієнт покриття	> 1,5
Співвідношення короткострокової дебіторської та кредиторської заборгованості	=1
Коефіцієнт чистої виручки	> нормального рівня рентабельності
Коефіцієнт автономії	>0,5
Коефіцієнт концентрації залученого капіталу	<0,5
Коефіцієнт маневреності власних коштів	> 0,3
Коефіцієнт забезпечення запасів і витрат власними коштами	> 0,6 — 0,8
Коефіцієнт забезпечення поточних активів власними обіговими коштами	> 0,1
Коефіцієнт покриття запасів	> 1
Співвідношення ліквідних і неліквідних коштів	=1
Коефіцієнт накопичення амортизації	< 0,25
Коефіцієнт реальної вартості майна виробничого призначення	> 0,5
Коефіцієнт обігу капіталу	Збільшення
Співвідношення оплачених відсотків і прибутку	< 0,4

Складаючи фактичні показники оцінювання фінансового стану банків за наведеними нормативними значеннями, можна зробити висновок про фактичний стан ліквідності, платоспроможності та фінансової їх стійкості.

При розробці математичної моделі прогнозування банкрутства необхідно володіти репрезентативною статистикою банкрутств різних підприємств, яку спочатку належить перевірити на відповідність для діагностики банкрутства одного банку її огляду на капітал, галузь, країну і період часу, за який проводиться аналіз. Для аналізу потрібно використовувати лише показники, які найбільш критичні щодо банкрутства даного банку.

На даний момент застосовується різноманіття науково обґрунтованих методик оцінювання ризику банкрутства: моделі дискримінантного аналізу (модель Альтмана, балансові моделі); ста-

тистичні моделі (дискримінантні факторні моделі Таффлера, модель Спрійлента); експертні моделі (метод оцінки А — рахунку, рейтингова модель Н. В. Донцової та Н. А. Нікіфорової); чисельні методи діагностування, побудовані з застосуванням дискримінантного аналізу; моделі нечіткої логіки і т. д. Проте подібні методи не дають змоги оперувати якісними показниками та не встановлюють точної оцінки ймовірності банкрутства. У ряді робіт представлено моделювання ризиків банкрутств, побудованих на основі методів нейромереж та представлені результати фінансової стійкості банків за методом карт Кохонена нейромережного аналізу [1].

Перевага нейронних мереж в тому, що вони можуть змінювати свою поведінку залежно від стану навколишнього середовища, проаналізувавши вхідні показники (з врахуванням необхідними вихідними показників), вони самоналаштовуються і навчаються для забезпечення більш точної оцінки визначення рівня ризику банкрутства. Розроблена достатня кількість моделей нейромереж для вирішення даної задачі, але важливим, при виборі методу моделювання, є застосування алгоритмів навчання (самонавчання).

Для штучних нейронних мереж під навчанням розуміється процес налаштування архітектури мережі (структури зв'язків між нейронами) і ваг синаптичних зв'язків (впливаючи на коефіцієнти показників) здійснюються на деякій вибірці показників. Під час процесу навчання, який відбувається за певним алгоритмом, мережа повинна якомога точніше враховувати вхідні дані. Після того, як визначено число шарів і число елементів в кожному з них, потрібно знайти значення для ваг мережі, які б мінімізували помилку прогнозу, що видається в мережі.

Помилка для конкретної конфігурації мережі визначається за допомогою проходження через мережу всіх наявних показників і порівняння з виданими вихідними значеннями (цільовими) значеннями. Навчання нейронної мережі відбувається доти, доки її помилка не буде близькою до нуля. Для того щоб оцінка прогнозу була правильно визначена на конкретному навчальному наборі, достатньо враховувати помилку нейронної мережі, яка не повинна перевищувати значення δ .

Максимальне значення δ , при якому буде зберігатися задана точність аналізу, залежить від повноти і суперечливості навчальної вибірки. Повнота навчальної вибірки характеризує забезпеченість економічних показників поділених за певними різновидами. Для розрахунку повноти навчальної вибірки можна скористатися наступною формулою:

$$F_{OB} = \frac{n_F}{n} \cdot 100\%,$$

де, n_F — кількість економічних показників кожного виду, що задовольняють алгоритм навчання; n — загальна кількість видів економічних показників.

Суперечливими вважаються ті економічні показники, які за своїми різновидами мають однакові класифікаційні ознаки, але, в процесі фінансового аналізу, мають менший вплив на загальної функціонування банківської системи. Таким чином, суперечливість всієї навчальної вибірки знаходимо за формулою

$$C_{OB} = \frac{N_A}{N} \cdot 100\%,$$

де, N_A — кількість суперечливих показників одного виду; N — загальна кількість суперечливих показників навчальної вибірки.

Таким чином, чим більше буде значення F_{OB} і C_{OB} , тим вище буде значення величини δ тим швидше буде проходити процес навчання нейронної мережі.

Для конструювання процесу навчання, перш за все, необхідно мати модель зовнішнього середовища, в якій функціонує нейронна мережа, і визначається парадигма її навчання. Виділяють три парадигми навчання: з учителем, без учителя (самонавчання) та змішана [2]. Найпоширенішими алгоритмами навчання нейронних мереж є алгоритм зворотного поширення помилки та алгоритм навчання Кохонена.

Навчання нейронної мережі (НМ) може вестися з учителем або без нього. В першому випадку мережі пред'являються значення як вхідних, так і бажаних вихідних сигналів, і вона за певним внутрішнім алгоритмом підлаштовує ваги своїх синаптичних зв'язків. У другому випадку виходи НС формуються самостійно, а ваги змінюються за алгоритмом, що враховує тільки вхідні та похідні від них сигнали.

Розглянемо алгоритм навчання з учителем (рис. 1).

Серед різних структур нейронних мереж однією з найбільш відомих є багат шарова структура, в якій кожен нейрон довільного шару пов'язаний з усіма аксонами нейронів попереднього шару або, у разі першого шару, з усіма входами НС. Такі НС називаються повнозв'язку. Коли в мережі тільки один шар, алгоритм її навчання з вчителем досить очевидний, так як правильні вихідні стани нейронів єдиного шару свідомо відомі, і підстрою-

вання синаптичних зв'язків йде в напрямку, мінімізуючому помилку на виході мережі.

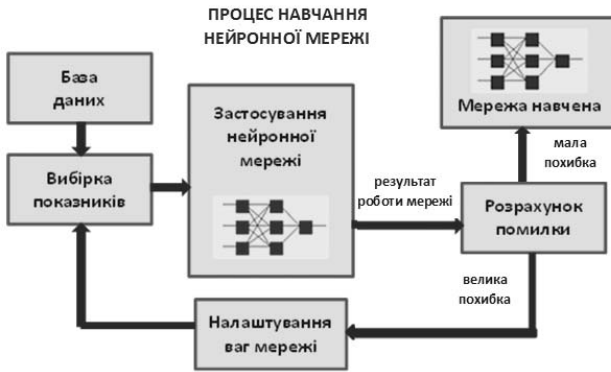


Рис 1. Процес навчання нейронної мережі

Розглянемо більш докладно алгоритм навчання НС з учителем для одношарової нейронної мережі на прикладі одношарового персептрона:

1. Проініціалізувати елементи матриці вагових коефіцієнтів — ці коефіцієнти дозволяють регулювати порушення, що створюється з боку окремих входів нейрона (зазвичай невеликими випадковими значеннями).

2. Подати на входи один із вхідних векторів, які мережа повинна навчитися розрізняти, і обчислити її вихід.

3. Якщо вихід правильний, перейти на крок 4.

Інакше обчислити різницю між ідеальним і отриманим значеннями виходу

$$\delta = y^u - y,$$

де y^u — ідеальне значення; y — отримане значення.

Модифікувати ваги відповідно до формули

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) \cdot \eta \cdot \delta \cdot x_i,$$

де, t та $t + 1$ — номери відповідно поточній та наступній ітерації; η — коефіцієнт швидкості навчання, $0 < \eta < 1$; δ — помилка нейронної мережі; i — номер входу; j — номер нейрона в шарі.

Очевидно, що, якщо $y^u > y$, вагові коефіцієнти будуть збільшені і тим самим зменшать помилку. В іншому разі вони будуть зменшені і y теж зменшиться, наближаючись до y^u .

4. Цикл із кроку 2, поки мережа не перестане помилятися.

На другому кроці на різних ітераціях по черзі у випадковому порядку пред'являються всі можливі вхідні вектори. На жаль, не можна заздалегідь визначити число ітерацій, які потрібно виконати, а в деяких випадках і гарантувати повний успіх.

У багатошарових ж мережах оптимальні вихідні значення нейронів усіх шарів, крім останнього, як правило, не відомі, і двох-або більше шаровий перцептрон вже неможливо навчити, керуючись тільки величинами помилок на виходах НС.

Один з варіантів вирішення цієї проблеми — розробка наборів вихідних сигналів, відповідних вхідним, для кожного шару НС, що, звичайно, є дуже трудомісткою операцією і не завжди здійснено.

Другий варіант — динамічне підстроювання вагових коефіцієнтів синапсів, в ході якої вибираються, як правило, найбільш слабкі зв'язки і змінюються на малу величину в ту чи іншу сторону, а зберігаються тільки ті зміни, які спричинили зменшення помилки на виході всієї мережі.

Очевидно, що даний метод, незважаючи на свою уявну простоту, вимагає громіздких рутинних обчислень.

І нарешті третій варіант — поширення сигналів помилки від виходів НС до її входів, у напрямку, зворотному прямому поширенню сигналів у звичайному режимі роботи. Цей алгоритм навчання НС дістав назву процедури зворотного поширення [3].

Існує велика кількість алгоритмів навчання, орієнтованих на вирішення різних завдань. Серед них виділяє алгоритм зворотного поширення помилки, який є одним з найбільш успішних сучасних алгоритмів. Його основна ідея полягає в тому, що зміна ваг синапсів відбувається з урахуванням локального градієнта функції помилки.

Різниця між реальними і правильними відповідями нейронної мережі, обумовленими на вихідному шарі, поширюється у зворотному напрямку (рис. 2) — назустріч потоку сигналів. У результаті кожен нейрон здатний визначити внесок кожного своєї ваги у сумарну помилку мережі. Найпростіше правило навчання відповідає методу найшвидшого спуску, тобто зміни синаптичних ваг пропорційно їх внеску в загальну помилку.

Звичайно, за такого навчання нейронної мережі немає впевненості, що вона навчилася найкращим чином, оскільки завжди існує можливість попадання алгоритму в локальний мінімум. Для цього використовуються спеціальні прийоми, що дозволяють «вибити» знайдене рішення з локального екстремуму. Якщо після

декількох таких дій нейронна мережа збігається до того ж рішення, то можна зробити висновок про те, що знайдене рішення, швидше за все, оптимально [4].

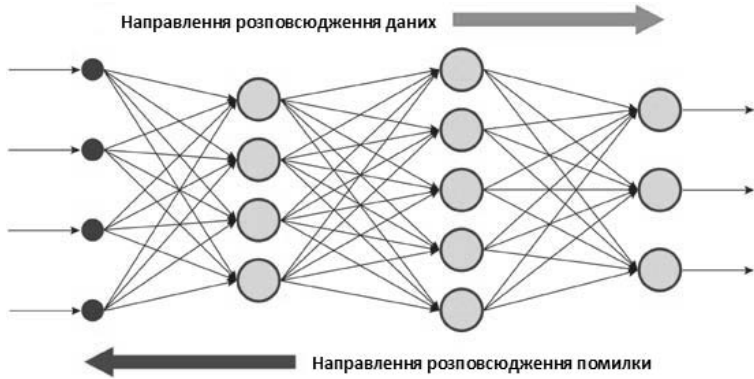


Рис. 2. Метод зворотного поширення помилки для багатошарової нейронної мережі

Алгоритм навчання НС за допомогою процедури зворотного поширення виконується за наступними кроками:

- 1) подаються на входи мережі можливі образи і в режимі звичайного функціонування НС, розраховуються значення отриманих вихідних сигналів;
- 2) обчислюється різниця між ідеальними і отриманими значеннями сигналів вихідного шару з врахуванням зміни ваг шару;
- 3) розраховується різниця між ідеальним і отриманим значеннями вихідного сигналу і зміна ваг для всіх інших верств;
- 4) коригуються наступні ваги в НС;
- 5) визначається помилка в роботі мережі, якщо вона є істотною, то здійснюється перехід до першого кроку, інакше — закінчується процес виконання даного алгоритму.

Мережі на першому кроці поперемінно у випадковому порядку пред'являються всі тренувальні образи, щоб мережа, образно кажучи, не забувала одні в міру запам'ятовування інших.

Коли вихідне значення наближене до нуля, то ефективність навчання значно зменшується. При двійкових вхідних векторах у середньому половина вагових коефіцієнтів НЕ буде коригуватися, тому область можливих значень вихідних нейронів, що знаходяться в інтервалі $[0; 1]$ бажано змістити до межі інтервалу $[-0,5; +0,5]$, застосовуючи прості модифікації логістичних функцій.

Наприклад, сигмоїд з експонентою $\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ перетвориться до виду $f(x) = -0,5 + \frac{1}{1 + e^{-x}}$.

Тепер торкнемося питання ємності НС, тобто кількості образів, пропонованих на її входи, які вона здатна навчитися розпізнавати. Для мереж з числом шарів більше двох, він залишається відкритим. Для НС з двома шарами, тобто вихідним і одним прихованим шаром, детерміністська ємність мережі оцінюється так [2]:

$$\frac{N_w}{N_y} < C_d < \frac{N_w}{N_y} \cdot \log \frac{N_w}{N_y},$$

де C_d — детерміністська ємність мережі; N_w — число підлаштують ваг; N_y — число нейронів у вихідному шарі.

Слід зазначити, що даний вираз отримано з урахуванням деяких обмежень. По-перше, число входів N_x і нейронів у прихованому шарі N_h повинно задовольняти нерівності $N_x + N_h > N_y$.

По-друге, $\frac{N_w}{N_y} > 1000$. Фігурує в назві ємності прикметник «детерміністський» означає, що отримана оцінка ємності підходить абсолютно для всіх можливих вхідних образів, які можуть бути представлені N_x входами. Насправді розподіл вхідних образів, як правило, володіє деякою регулярністю, що дозволяє НМ, збільшуючи реальну її ємність.

Висновки. Наведена в статті модель здатна поєднувати можливість налаштування на реальних даних з врахуванням проведеного аналізу як кількісних так і якісних показників діяльності банківських систем. В процесі діагностики фінансового стану ймовірно описується належністю її до певної групи та визначаються результати ризиків банкрутств за винесеним рішенням сформованих узагальнених значень.

Для того щоб придати кінцевій моделі високу надійність, необхідно зарезервувати тестову множину вихідних (проміжних) значень, сформованих в процесі навчання. Підсумкова модель повтор і визначених результатів. Таким чином описується фінансовий стан банків з прийнятною точністю.

Подальші дослідження передбачають побудову та конструювання моделі засобами за модифікованими алгоритмами зворотного поширення помилки, з використанням певних процедур виявлення напрямів, за різними функціональними величинами отриманих помилок.

Література

1. Вітлінський В.В., Піскунова О.В., Математичні моделі та методи ринкової економіки / Навч. посібник, Київ, КНЕУ, 2010.
2. Кисіль Т. М., Нейросистеми та фінансові ринки: прийняття рішень в торгових операціях / Збірник наук. праць «Моделювання та інформаційні системи в економіці», випуск 82, КНЕУ Київ, 2010.
3. Смирнов А.Д., Лекции по макроэкономическому моделированию: учебное пособие для вузов.-М.ГУВШЭ, 2000
4. Дьяконов В.П., Круглов В.В, Инструменты искусственного интеллекта и биоинформатики, «Библиотека профессионала». — М. СОЛОН-ПРЕСС, 2006

УДК 519.863:332.37:625.537

Ткач О. В., к.е.н., доц.,

Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана

МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ЕКОНОМІЧНИХ ПРОЦЕСІВ ПРОТИЕРОЗІЙНОЇ МЕЛІОРАЦІЇ ҐРУНТІВ

АНОТАЦІЯ. У роботі проаналізовано сучасний стан земельних ресурсів країни. Показано інтенсифікацію ерозійних процесів в Україні та світі. Доведено необхідність інвестування для збереження та відтворення родючості ґрунтів. Для раціонального використання власних, державних та позичених коштів запропоновано економіко-математичну модель збереження родючості ґрунтів за рахунок протиерозійної меліорації.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: математичне моделювання, економіко-математична модель, критерії оптимальності, протиерозійна меліорація, вітрова та водна ерозія, збереження та відтворення родючості ґрунтів.

ABSTRACT. Modern land conditions have been analyzed. It was paid attention that soil erosion had spread around the world and in Ukraine. The soil fertility preservation's economic mathematical model of anti-erosion amelioration has been proposed in this article. The model stipulates rational use of own, state and loan means for anti-erosion amelioration investment.

KEY WORDS: mathematical modelling, economic mathematical model, optimization criteria, anti-erosion amelioration, wind and water soil erosion, soil fertility preservation and reproduction.

У сучасних умовах ефективно управління сільським господарством повинно базуватись на різнобічному аналізі стану та тенденцій. Для цього необхідна обробка великого обсягу аналітич-