

О. Є. ГОЛОСКОКОВ, канд. техн. наук, професор НТУ «ХПІ»;
Р. А. СКРИПЧЕНКО, студент НТУ «ХПІ»

ДІАГНОСТУВАННЯ ПІДПРИЄМСТВА ЯК ПІДХІД ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ КЛАСУ ФІНАНСОВОГО СТАНУ, В ЯКОМУ ВОНО ПЕРЕБУВАЄ

Пропонується діагностування стану підприємства як підхід для визначення його фінансового стану, для представлення існуючої інформації у більш наглядному вигляді, на основі аналізу значень планових та фактичних показників та подальшого визначення плану функціонування підприємства. Для визначення стану підприємства пропонується використовувати технології роботи з неточною інформацією за допомогою нейронних мереж.

Ключові слова: діагностування, фінансовий стан, підприємство, розпізнавання образів, нейронна мережа.

Вступ. У наш час характерним проявом для більшості українських компаній є феномен неспроможності. Подібне положення викликане такими причинами, як взаємна неплатоспроможність, відсутність замовлень на виробництво продукції, низька ліквідність активів, відсутність конкурентоспроможної продукції, а також паралельно із цим високі процентні ставки по кредитах, податках, недостатня увага органів керування макро- і мезо- рівнів до проблем підприємств і безліч інших факторів, що виявляють несприятливий вплив на фінансово-економічне положення господарюючих суб'єктів і провокуючих розвиток різних по природі кризові явища. Одним з основних показників підприємств слід уважати його фінансовий стан, який, по суті, відбиває кінцеві результати діяльності та є найважливішою характеристикою його ділової активності й надійності, дає характеристику фінансової конкурентоспроможності, платоспроможності, кредитоспроможності, інформацію про виконання зобов'язань перед державою й іншими господарюючими на ринку суб'єктами. Діагностування стану підприємства дозволяє менеджерам установити наявність на підприємстві симптомів або ознак економічної кризи. У випадку якщо такі виявлені, то чи має підприємство шанс локалізувати кризові явища, і якщо має, то визначити основні напрямки заходів для їхнього запобігання й висновку підприємства з комутантного стану.

Загальні положення нейромережевої технології в діагностуванні. У наш час має широке місце поява, на вітчизняному ринку комп'ютерів і програмного забезпечення, нейропакетів і нейрокомп'ютерів, призначених для рішення фінансових задач. Ті банки й великі фінансові організації, які вже використовують нейронні мережі для рішення своїх задач, розуміють, наскільки ефективним засобом можуть бути нейронні мережі для задач із статистичною базою. Нейромережеві технології оперують біологічними

термінами, а методи обробки даних одержали назву генетичних алгоритмів, реалізованих у ряді версій нейропакетів. Це професійні нейропакети, у яких генетичний алгоритм управляє процесом спілкування на деякій безлічі прикладів, а також стабільно розпізнає й прогнозує нові ситуації з високим ступенем точності навіть із появою суперечливих або неповних знань. Причому навчання зводиться до роботи алгоритму добору вагових коефіцієнтів, який реалізується автоматично без участі користувача-аналітика. Усі результати обробки представляються у вигляді, зручному для аналізу й прийняття рішень. Використання нейромережових технологій, як інструментальних засобів, перспективно при рішенні безлічі погано формалізованих задач, зокрема при діагностуванні фінансової й банківської діяльності, біржових, фондових і валютних ринків, пов'язаних з високими ризиками моделей поведінки клієнтів, та інші. Точність прогнозу, що стійко досягається нейромережовими технологіями при розв'язку реальних задач, вже перевищила 95%. На світовому ринку нейромережові технології представлені широко – від дорогих систем на суперкомп'ютерах до персональних комп'ютерів, роблячи їх доступними для додатків практично будь-якого рівня.

До основних переваг нейронних мереж можна віднести:

- здатність навчатися на множині прикладів у тих випадках, коли невідомі закономірності розвитку ситуації й функції залежності між вхідними й вихідними даними;
- здатність успішно вирішувати задачі, опираючись на неповну, перевернену й внутрішньо суперечливу вхідну інформацію;
- експлуатація навченої нейронної мережі під силу будь-яким користувачам;
- нейромережові пакети дозволяють винятково легко підключатися до баз даних, електронної пошти й автоматизувати процес вводу й первинної обробки даних;
- внутрішній паралелізм, властивий нейронним мережам, дозволяє практично безмежно нарощувати потужність нейросистеми, тобто надвисока швидкодія за рахунок використання масового паралелізму обробки інформації;
- толерантність до помилок;
- здатність до навчання;
- здатність до розпізнавання образів в умовах сильних перешкод і викривлень.

Структура нейронної мережі. Структура нейронних мереж досить різноманітна. Більші й складні нейронні мережі володіють, як правило, і більшими обчислювальними можливостями. Хоча були створені мережі всіх конфігурацій, які тільки можна собі представити, пошарова організація нейронів копіює шаруваті структури певних відділів мозку. Виявилось, що

такі багатошарові мережі мають більші можливості, аніж одношарові, і в останні роки були розроблені алгоритми для їхнього навчання. Багатошарові мережі можуть утворюватися каскадами шарів. Вихід одного шару є входом для наступного шару (рис 1).

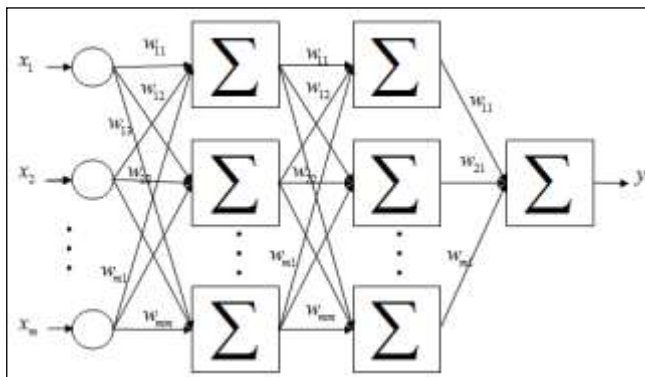


Рис. 1 – Багатошарова нейронна мережа

Хоча були розглянуті різноманітні конфігурації нейронних мереж, жодна з них не виявилася універсальною. При виборі багатошарової нейронної мережі необхідно проводити аналіз ефективного використання обраної нейронної мережі та порівняння з іншими мережами, які мають іншу структуру. Це зумовлено тим, що не існує чітких правил, що регламентують вибір тієї чи іншої структури нейронної мережі. Слід зазначити, що існує певна безліч різноманітних нейронних мереж, що можуть навчатися з вчителем, або без вчителя, що можуть використовувати отриманні результати для корегування своїх результатів та інші. Отже, в основі розробленого математичного забезпечення виступає звичайна багатошарова нейронна мережа. Штучний нейрон імітує в першому наближенні властивості біологічного нейрона. На вхід штучного нейрона надходить деяка множина сигналів, кожний з яких є виходом іншого нейрона. Кожний вхід множиться на відповідну вагу, аналогічний синаптичній силі, і всі добутки підсумовуються, визначаючи рівень активації нейрона. Хоча мережні парадигми досить різноманітні, в основі майже всіх їх лежить ця конфігурація. Тут множина вхідних сигналів, надходить на штучний нейрон. Ці вхідні сигнали відповідають сигналам, що приходять у синапси біологічного нейрона. Кожен сигнал множиться на відповідну вагу і надходить на підсумовуючий блок. Кожна вага відповідає силі однієї біологічної синаптичної зв'язки. Підсумовуючий блок, відповідний до тіла біологічного елемента, складає зважені входи алгебраїчно, створюючи вихід, який ми будемо називати *NET*. Сигнал *NET* далі перетворюється активаційною функцією F й дає вихідний нейронний сигнал *OUT* (рис. 2).

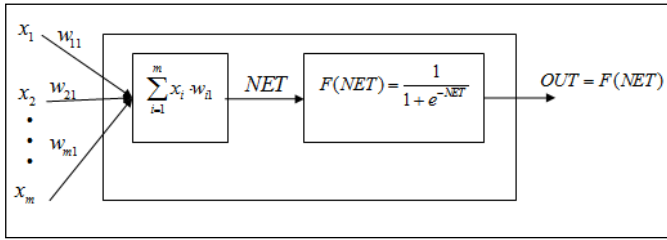


Рис. 2 – Штучний нейрон з активаційною функцією

Якщо блок F звужує діапазон зміни величини NET так, що при будь-яких значеннях NET значення OUT належать деякому кінцевому інтервалу, то F називається функцією активації. У якості функції активації можуть використовуватися різноманітні функції. Але найчастіше використовується сигмоїдальна функція. Введення функцій сигмоїдального типу було обумовлене обмеженістю нейронних мереж із пороговою функцією активації нейронів – за такої функції активації будь-який із виходів мережі дорівнює або нулю, або одиниці, що обмежує використання мереж не в задачах класифікації. Використання сигмоїдальних функцій дозволило перейти від бінарних виходів нейрона до аналогових. Функції передачі такого типу, як правило, властиві нейронам, що знаходяться у внутрішніх шарах нейронної мережі (рис. 3).

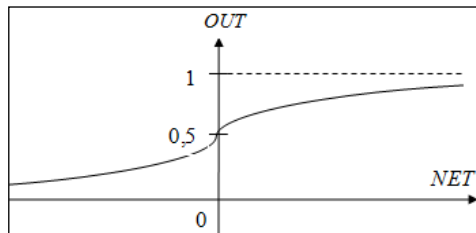


Рис. 3 – Сигмоїдальна логістична функція

Ця функція математично виражається наступним чином:

$$F(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

Постановка задачі. У сучасному етапі економічного розвитку часто виникає питання про прийняття управлінських рішень. Менеджеру надається інформація про підприємство, на підставі якої він приймає певне рішення. Даний вид прийняття рішень можна віднести до інтуїтивного, що вимагає високої кваліфікації та чималого досвіду. Без інтуїтивного методу в керуванні не обійтися, але використовувати його при великій кількості варіантів може

привести до кризового стану підприємства, часом навіть до її ліквідації. Отже, необхідно надавати працівникові підприємства вже оброблену інформацію, з якої видні всі наслідки. При обробці великого об'єму інформації, завдання стає усе більш складнішим. Отже, воно не може бути вирішено без використання сучасних інформаційних технологій. Дана проблема визначає актуальність задачі діагностування стану підприємства. Рішення поставленої задачі пропонується шляхом використання нейромережевих технологій.

Математичне та алгоритмічне забезпечення вирішення поставленої задачі. Згідно до запропонованого підходу, була обрана тришарова нейронна мережа. Для того, щоб обрана нейронна мережа функціонувала, необхідно її навчити. В якості алгоритму використовується алгоритм зворотного поширення помилки. Метою навчання мережі є таке підстроювання її ваг, щоб додаток деякої множини входів приводив до необхідної множини виходів. При навчанні передбачається, що для кожного вхідного вектора існує парний йому цільовий вектор, що задає необхідний вихід. Разом вони становлять навчальну пару. Мережа навчається на багатьох парах, які розробляються експертами, які мають певний професіональний досвід у рішенні даного роду задач. Перед початком процедури навчання необхідно пронормувати змінні за допомогою наступної формули:

$$x_{ij}^* = \frac{x_{ij} - \bar{x}_i}{R},$$

$$R = \max |x_{ij} - \bar{x}_i|,$$

$$i = \overline{1, m}, \quad j = \overline{1, n}$$

де \bar{x}_i – середньоарифметичне значення i -го показника;

x_{ij} – j -те значення i -го показника;

R – масштаб, що характеризує максимальний розкид у множині даних;

m – кількість показників;

n – кількість навчальних пар.

Коли всі змінні пронормовані необхідно задати початкові значення ваг, а потім переходити до процесу навчання нейронної мережі. Навчання мережі зворотного поширення вимагає виконання наступних операцій:

- вибрати чергову навчальну пару $\langle \bar{x}, y \rangle$ та подати на вхід мережі;
- обчислити вихід мережі t ;
- обчислити різницю між виходом мережі й необхідним виходом:

$$|y - t| \leq \varepsilon$$

- корегувати ваги мережі так, щоб мінімізувати помилку:

$$w_{ij} = w_{ij} + \Delta w_{ij}$$

$$\Delta w_{ij} = \eta \cdot \delta \cdot t$$

$$\delta = y \cdot (1 - y) \cdot (t - y)$$

Повторювати кроки з 1 по 4 для кожного вектора навчальної множини доти, поки помилка на всій множині не досягне прийнятного рівня. Операції, виконувані кроками 1 і 2, подібні з тими, які виконуються при функціонуванні вже навченої мережі, тобто подається вхідний вектор і обчислюється вихід, що виходить. Обчислення виконуються пошарово. На кроці 3 кожний з виходів мережі віднімається з відповідного компонента цільового вектора, щоб одержати помилку. Ця помилка використовується на кроці 4 для корекції ваг мережі, причому знак і величина змін ваг визначаються алгоритмом навчання. Після достатнього числа повторень цих чотирьох кроків різниця між дійсними виходами й цільовими виходами повинна зменшитися до прийнятної величини, при цьому говорять, що мережа навчилася. Тепер мережа використовується для розпізнавання й ваги не змінюються. На кроки 1 і 2 можна дивитися як на «прохід уперед», тому що сигнал поширюється по мережі від входу до виходу. Кроки 3, 4 складають «зворотний прохід», тут обчислюється сигнал помилки, який розповсюджується назад по мережі й використовується для підстроювання ваг. Всі кроки алгоритму необхідно повторювати декілька разів, для покращення процесу навчання нейронної мережі.

Розробка програмного забезпечення для вирішення поставленої задачі. Вирішення поставленої задачі являє собою трудомісткий процес роботи з великим масивом даних, які мають суперечливий характер. Отже, така задача не може бути вирішена без використання сучасних інформаційних технологій. Для вирішення поставленої задачі необхідно розробити програмні засоби для роботи з даними, які зберігаються у відповідній базі даних, та програмні засоби, що реалізують відповідне математичне та алгоритмічне забезпечення для проведення діагностування стану підприємства. Програмне забезпечення має широкий функціонал роботи з файлами, та можливості роботи з ріноманітними форматами документів, які містять вхідну інформацію представлену у формах відповідних звітів, необхідну для рішення поставленої задачі. Для забезпечення збереження інформації, а також її подальше використання, була розроблена база даних, яка містить різноманітні звіти, що складаються із параметрів підприємства, стану, в якому воно перебуває, що може бути визначено за допомогою програми, або встановлено експертами. Інформація експертів використовується для навчання нейронної мережі. Також була розроблена модель даних, яка відображає створену базу даних (рис. 4).

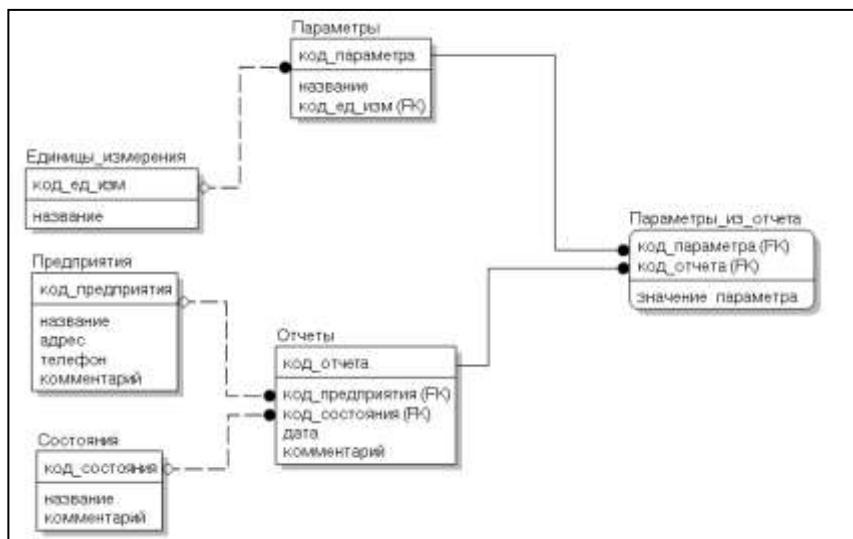


Рис. 4 – Модель даних

Для реалізації бази даних було використано систему управління базами даних MS SQL Server. Програмне забезпечення розроблене на платформі .NET 4.5 за допомогою мови програмування C#, а також з використанням технології створення форм Windows Forms. Для забезпечення роботи з даними використовується інструмент Entity Framework. В якості моделі розробки програмного забезпечення використовується водоспадна модель життєвого циклу (рис. 5).

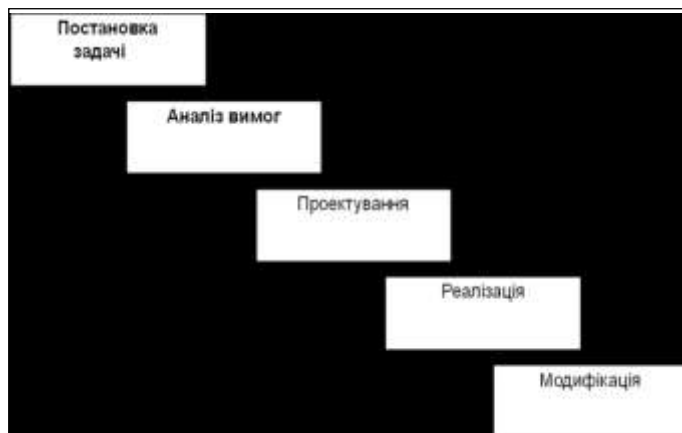


Рис. 5 – Водоспадна модель життєвого циклу

Контрольні розрахунки та аналіз отриманих результатів. Перед розглядом даного розділу введемо наступні позначення:

x_1 – коефіцієнт поточної платоспроможності;

x_2 – коефіцієнт абсолютної ліквідності;

x_3 – коефіцієнт автономії;

x_4 – коефіцієнт фінансової залежності;

x_5 – коефіцієнт оборотності;

x_6 – фондвіддача;

x_7 – рентабельність активів;

x_8 – рентабельність реалізації;

x_9 – темп росту капіталу;

x_{10} – коефіцієнт маневреності.

Ці показники мають певні діапазони значення. Результати розподілу діапазонів для кожного показника визначають контроль над результатами розрахунків. В якості вхідних даних для вирішення задачі використовується інформація про об'єкт, яка заздалегідь була занесена в базу даних. В якості об'єкта оберемо підприємство ООО «Мегас». Оскільки дані про стан підприємства є комерційною таємницею і відповідно засекречені, то в наступних прикладах будемо використовувати наближенні дані, які можна буде замінити реальними даними при введенні програмного забезпечення в експлуатацію. Відповідні до них показники наведені у таблиці 1.

Таблиця 1 – Результати роботи програми

Показники	Набір 1	Набір 2	Набір 3	Набір 4	Набір 5
1	2	3	4	5	6
x_1	3,71	2,67	1,98	0,89	0,18
x_2	0,8	0,8	0,21	0,16	0,1
x_3	0,71	0,93	0,49	0,31	0,31
x_4	0,62	0,77	0,54	0,77	0,25
x_5	0,93	0,13	0,66	0,12	0,11
x_6	4,8	1,2	2,2	0,68	1,0

Закінчення табл. 1

1	2	3	4	5	6
x_7	0,17	0,5	0,01	0,17	-0,11
x_8	0,2	0,8	0,02	-0,2	-0,13
x_9	3,31	2,4	0,94	2,1	0,1
x_{10}	0,74	1,1	0,3	1,0	0,04
y	0,9813	0,8594	0,4914	0,303	0,009
Клас	8	17	64	13	33

В залежності від y та за допомогою бази даних було визначено, до якого класу стану належить підприємство.

Висновки. У представленій роботі було розглянуто діагностування стану підприємства. Для вирішення поставленої задачі було розроблено математичне та алгоритмічне забезпечення, програмні засоби, що реалізують математичне та алгоритмічне забезпечення. За допомогою розробленого програмного забезпечення були проведені розрахунки та отримані результати. На основі отриманих результатів можливо виявити клас стану, в якому перебуває підприємство.

Список літератури: 1. *Баканов М. И.* Теория экономического анализа. – М. : Финансы и статистика, 2004. – 478 с. 2. *Еремин Д. М.* Искусственные нейронные сети в интеллектуальных системах управления. – Томск : Изд-во Томск. гос. ун-та, 2005. – 210 с. 3. *Ковалев В. В.* Финансовый анализ. – Томск : Изд-во Томск. гос. ун-та, 2003. – 45 с. 4. *Гонсалес Д. Р.* Принципы распознавания образов / В. Г. Буч, Г. А. Рамбо. – Томск : Изд-во Томск. гос. ун-та, 2008. – 25 с. 5. *Merton R.* Continuous-time finance. – Cambr. MA. Blackwell, 1990. – 500 с.

Bibliography (transliterated): 1. *Bakanov, M. I.* *Teoriya ekonomicheskogo analiza.* Moscow: Finansi i statistika, 2004. Print. 2. *Eremin, D. M.* *Isskustvennyie neyronnie seti v intellektualnyih sistemah upravleniya.* Tomsk: Publishing of Tomsk State Univ., 2005. Print. 3. *Kovalev, V. V.* *Finansoviy analiz.* Tomsk: Publishing of Tomsk State Univ., 2003. Print. 4. *Gonsales, D. R., V. G. Bych and G. A. Rambo.* *Teoriya raspoznvaniya obrazov.* Tomsk: Publishing of Tomsk State Univ., 2008. Print. 5. *Merton, R.* *Continuous-time finance.* Cambr. MA. Blackwell, 1990. Print.

Надійшла (received) 09.12.2014