

О.В. РУЗАКОВА, Н.П. ЮРЧУК
Вінницький національний аграрний університет

ВИКОРИСТАННЯ АПАРАТІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ФОРМАЛІЗАЦІЇ ФІНАНСОВИХ ОБ'ЄКТІВ ПРИ ПОБУДОВІ СППР

В роботі розглянуто формалізацію фінансових об'єктів при побудові СППР на базі апаратів штучного інтелекту. Визначено, що для реалізації процедур формування рішень виникає потреба у виборі оптимального математичного апарату з урахуванням специфіки вирішення конкретної фінансової задачі. Означено, що поява повноцінної статистики дозволить повернутися до використання ймовірностей при аналізі ризику та одночасно покращити якість нечіткої класифікації фінансових параметрів підприємства. Розглянуто формування множин вхідних/вихідних параметрів систем підтримки прийняття рішень щодо оцінювання фінансового стану підприємства. Складено відповідні матриці знань для оцінки кількісних та якісних характеристик фінансового стану підприємств.

Встановлено, що окрім традиційних статистичних методів для формалізації системи підтримки прийняття рішень у фінансовому аналізі застосовуються нейронні мережі. Математично нейронну мережу можна розглядати як клас методів статистичного моделювання, що у свою чергу можна розділити на три класи: оцінка щільності ймовірності, класифікація і регресія.

Обґрунтовано, що використання нечітких множин, нейронних мереж та генетичних алгоритмів при побудові систем підтримки прийняття рішень є перспективним напрямком розвитку систем підтримки та прийняття рішень.

Ключові слова: системи підтримки прийняття рішень, штучний інтелект, математична модель, нечіткі множини, нейронна мережа, генетичні алгоритми, фінансовий стан підприємства.

O. RUZAKOVA, N. YURCHUK
Vinnytsia National Agrarian University

USING OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE DEVICES FOR FINANCIAL OBJECTS FORMALIZATION IN THE DSS CONSTRUCTION

The work considers the financial objects formalization in the DSS construction based on artificial intelligence devices. It is determined that there is a need to choose the optimal mathematical apparatus, taking into account the specifics of solving a particular financial problem for the implementation of decision-making procedures. It is noted that the emergence of full-fledged statistics will return to the use of probabilities in risk analysis and at the same time improve the fuzzy classification quality of enterprise financial parameters. The formation of input / output parameters sets of decision support systems for assessing the enterprise financial condition is considered. Appropriate knowledge matrices have been compiled to assess the quantitative and qualitative characteristics of the enterprises financial condition.

It is established that in addition to traditional statistical methods neural networks are used in financial analysis to formalize the decision support system. Mathematically, a neural network can be considered as a class of statistical modeling methods, which in turn can be divided into three classes: probability density estimation, classification and regression.

It is proved that DSS can be fully implemented on a neural network. In contrast to the traditional use of such NN to solve only the problems of pattern recognition and formation, in DSS on the basis of NN coordinated tasks are solved: pattern recognition and formation; obtaining and storing knowledge (empirically found regular connections of images and influences on the object of control); evaluation of qualitative characteristics of images; decision-making.

It is substantiated that the use of fuzzy sets, neural networks and genetic algorithms in the construction of decision support systems is a promising direction in the DSS development.

Keywords: decision support systems, artificial intelligence, mathematical model, fuzzy sets, neural network, genetic algorithms, financial condition of the enterprise.

Постановка проблеми

На сьогодні сфера виробництва висуває високі вимоги до формалізації задач підтримки прийняття ефективних рішень. Ці проблеми виникають при аналізі фінансового стану підприємств, інвестиційному проектуванні, проведенні тендерів тощо. Отримане рішення повинно бути аргументованим, об'єктивним, оскільки помилки у висновках можуть призвести до збитку чи недоотримання прибутку. Враховуючи різноманіття фінансових процесів, множинність показників фінансової стійкості, можна стверджувати, що ця задача складна, та для її вирішення необхідне створення автоматизованої експертної системи або системи підтримки прийняття рішень з масштабним залученнями економіко-математичних методів та сучасних інформаційних технологій.

Аналіз останніх досліджень та публікацій

Сьогодні існує велика кількість індикаторів оцінки фінансово-господарської діяльності для визначення та аналізу фінансового стану підприємства. Розроблено багато методик щодо оцінки фінансового стану підприємства. У практиці фінансового аналізу добре відомий ряд показників, що характеризує окремі сторони поточного фінансового стану підприємства. Сюди входять показники ліквідності, рентабельності, стійкості, оборотності капіталу, прибутковості тощо. За рядом показників відомі деякі нормативи, що характеризують їх значення позитивно чи негативно. Наприклад, коли власні кошти підприємства перевищують половину всіх пасивів, тобто коефіцієнт автономії більше за 0,5, то це його значення вважається „добрим” (відповідно, коли він менше за 0,5 – „поганим”). Але в більшості випадків

показники, що оцінюються при аналізі, однозначно нормувати неможливо. Це пов'язано зі специфікою галузей економіки, з поточними особливостями діючих підприємств, зі станом економічного середовища, в якому вони працюють.

Існують методики, що оцінюють підприємства за бальною системою, зокрема у роботі Захарової Н.Ю. [1]. Однак, говорити однозначно про оптимальність такої методики не можна, оскільки бальна система розроблена в значній мірі умовно, не є точною, а для аналізу використовується обмежена кількість показників.

Існує також багато моделей антикризового планування діяльності підприємства, серед них модель Ліса для оцінки фінансового стану, оцінка Альтмана ймовірності банкрутства підприємства, оцінка фінансового стану підприємства за показниками Бівера тощо [2]. Недоліком цих моделей є те, що вони не забезпечують всебічну оцінку фінансового стану підприємства, а тому можливі досить значні відхилення прогнозних даних від реальних. Також необхідно зауважити, що ці моделі не враховують специфіку вітчизняної економіки, тому що існує різниця у темпах інфляції та фазах циклу, інший податковий клімат, що потребує відповідного коригування.

Метою дослідження є отримання більш об'єктивної оцінки фінансово-економічного стану підприємства необхідно створити ефективну методику оцінювання фінансового стану суб'єктів господарювання.

Актуальним також є питання про автоматизацію процесів розрахунку та оцінки фінансового стану підприємства [3]. Для цього автори пропонують використовувати системи підтримки прийняття рішень (СППР), що дозволяють проводити більш точний та глибокий аналіз фінансового стану підприємства, прискорити процес прийняття рішень, зменшити його ризики.

Виклад основного матеріалу дослідження

Під СППР розуміють людиномашинні системи, які дозволяють особам, що приймають рішення, використовувати дані та знання об'єктивного та суб'єктивного характеру для вирішення слабоструктурованих проблем. Однією з таких є центральна проблема фінансового менеджменту – оцінювання ФСП.

СППР повністю здійснює пошук можливих варіантів рішень та співставляє їх варіанти. Тоді як виявлення цілей, проблем і формування критеріїв, а також вибір остаточного рішення залишаються за особою, що приймає рішення.

СППР дозволяє аналізувати та пропонувати варіанти прийняття рішення. Відповідальність за прийняття рішення несе особа, що приймає рішення, тому вона повинна передбачити усі його можливі наслідки. Якщо у неї виникають сумніви чи з'являються нові чинники, які можна ввести в систему та отримати уточнене рішення, то СППР повторно виконує необхідні розрахунки та пропонує новий варіант рішення.

Автоматизація ряду процедур формування рішень за допомогою СППР дозволила вирішувати на комп'ютері такі задачі:

1. Генерувати можливі варіанти рішень;
2. Аналізувати наслідки прийнятого рішення;
3. Забезпечити роботу системи з вхідними даними, що надходять з інших систем.
4. Відобразити множину вхідних даних на множину вихідних шляхом формалізації процесу прийняття рішень на базі відповідного математичного апарату.

Отже, для реалізації цих задач виникає потреба у виборі оптимального математичного апарату з урахуванням специфіки вирішення конкретної фінансової задачі. Поширеним та ефективним підходом для ідентифікації різних об'єктів при побудові СППР є застосування теорій нечіткої логіки, нейронних мереж, генетичних алгоритмів.

Використання СППР є дуже важливим при проведенні фінансового аналізу у зв'язку з необхідністю прийняття найбільш адекватного рішення, яке може вплинути на прибутковість проекту. Часто необхідно приймати рішення, маючи суперечливі дані з високий рівнем так званого "шуму". Це потрібно враховувати при створенні систем підтримки прийняття рішень фінансового аналізу. Одним з виходів у подібній складній ситуації є використання апарату нечіткої логіки.

Нечітка логіка є найважливішою особливістю людського мислення, вона характеризує здатність людини узагальнювати інформацію та виділяти головні її особливості, необхідні для прийняття відповідних управлінських рішень. Використання нечіткої логіки ефективно там, де немає можливості чітко формалізувати вхідні параметри, де переважають висновки експертів, зроблені у вербальній формі [4]. Засновані на цій теорії методи побудови комп'ютерних нечітких систем суттєво розширюють галузі застосування комп'ютерів. Останнім часом нечітке управління є однією з найбільш активних та результативних галузей дослідження застосування теорії нечітких множин. Нечітке управління виявляється особливо корисним, коли технологічні процеси занадто складні для аналізу за допомогою загальноприйнятих кількісних методів, чи коли доступні джерела інформації інтерпретуються якісно, неточно чи невизначено. Експериментально доведено, що нечітке управління дає кращі результати порівняно з отриманими при загальноприйнятих алгоритмах управління.

Використання апарату нечітких множин для формалізації СППР позбавляє необхідності врахування усіх можливих комбінацій оцінювальних параметрів об'єкта. Це суттєво дозволяє спростити роботу

експертам, а тому зробити розробку такої СППР більш дешевою. Крім того, при ідентифікації об'єктів з багатьма оцінювальними параметрами, кількість яких складає декілька десятків, раціонально приймати рішення з урахуванням усіх комбінацій параметрів стає просто неможливим, бо потреба у переборі як мінімум n^k комбінацій ($n=2$), де n – кількість термів, а k – кількість оцінювальних параметрів.

Таким чином, ми пропонуємо використовувати апарат нечітких множин для аналізу фінансового стану підприємства. На сьогодні ця галузь математики бурхливо розвивається, застосування нечітких множин в системах прийняття рішень вже має чималу економічну віддачу. Поява повноцінної статистики дозволить повернутися до використання ймовірностей при аналізі ризику та одночасно покращити якість нечіткої класифікації фінансових параметрів підприємства.

Розглянемо формування множин вхідних/вихідних параметрів СППР щодо оцінювання фінансового стану підприємства. Множина оцінювальних параметрів X повинна забезпечити формування таких складних параметрів: множина кількісних показників $Z = f(Y_1 \dots Y_4)$ та якісних $Y_5 = f(x_1 \dots x_4)$.

Кількісні характеристики визначаються на основі ряду груп показників, зокрема: фінансова стійкість $Y_1 = f(x_1 \dots x_4)$ (x_1 – коефіцієнт незалежності, x_2 – коефіцієнт залежності, x_3 – коефіцієнт фінансового ризику, x_4 – коефіцієнт маневрування); ліквідність та платоспроможність $Y_2 = f(x_5 \dots x_9)$ (x_5 – коефіцієнт грошової платоспроможності, x_6 – коефіцієнт розрахункової платоспроможності, x_7 – коефіцієнт ліквідної платоспроможності, x_8 – коефіцієнт критичної ліквідності, x_9 – частка чистого оборотного капіталу у оборотних активах); ділова активність $Y_3 = f(x_{10} \dots x_{18})$ (x_{10} – коефіцієнт оборотності активів, x_{11} – коефіцієнт оборотності дебіторської заборгованості, x_{12} – коефіцієнт оборотності кредиторської заборгованості, x_{13} – коефіцієнт оборотності матеріальних запасів, x_{14} – коефіцієнт оборотності основних засобів, x_{15} – коефіцієнт оборотності власного капіталу, x_{16} – строк погашення дебіторської заборгованості, x_{17} – строк погашення кредиторської заборгованості, x_{18} – тривалість обороту запасів); рентабельність $Y_4 = f(x_{19} \dots x_{22})$ (x_{19} – рентабельність витрат, x_{20} – рентабельність продаж, x_{21} – рентабельність всіх активів, x_{22} – рентабельність власного капіталу Y_4).

В свою чергу ці оцінювальні кількісні параметри обчислюються на основі первинних вхідних параметрів, отриманих з фінансової звітності.

Узагальнений якісний показник являє собою функцію $Y_5 = f(x_{23} \dots x_{25})$ (x_{23} – професійні здібності керівника підприємства, x_{24} – рівень мотивації, x_{25} – рекламна політика та досвід фірми).

В свою чергу, ці оцінювальні якісні параметри обчислюються за допомогою первинних вхідних параметрів, отриманих від експертів.

Таблиця 1

Значення параметрів а...в для кількісних параметрів $x_1 \dots x_{22}$

x	a	b	c	d ₁	c ₁	d
x ₁	0	1,0	0,3	0,6	0,4	0,7
x ₂	0	1,0	0,3	0,6	0,4	0,7
x ₃	0	4,0	0,7	2	1,0	2,5
x ₄	-2	2,0	0,2	0,5	0,3	0,7
x ₅	0	3,0	1,0	1,6	1,2	1,8
x ₆	0	3,0	1,2	1,8	1,4	2,0
x ₇	0	3,0	1,0	1,6	1,2	1,8
x ₈	0	1,0	0,2	0,6	0,3	0,7
x ₉	-3	1,0	0,2	0,5	0,3	0,6
x ₁₀	0	4,0	1,0	2,5	1,5	3
x ₁₁	0	12,0	3,0	7,0	4,0	8,0
x ₁₂	0	12,0	3,0	7,0	4,0	8,0
x ₁₃	0	10,0	2,0	6,0	3,0	7,0
x ₁₄	0	3,0	0,8	2,0	1,0	2,2
x ₁₅	0	2,0	0,5	1,2	0,7	1,5
x ₁₆	0	1,0	0,2	0,4	0,25	0,5
x ₁₇	0	1,0	0,2	0,4	0,25	0,5
x ₁₈	0	1,0	0,2	0,4	0,25	0,5
x ₁₉	-1	2,0	0,7	1,0	0,8	1,2
x ₂₀	-1	1,0	0,35	0,55	0,45	0,65
x ₂₁	-1	1,0	0,2	0,4	0,3	0,5
x ₂₂	-1	2,0	0,7	1,0	0,8	1,2

Визначимо множину вихідних параметрів $O = \{O_1, \dots, O_s\}$.

Розглянемо кожне з цих $O_j, j=1, S (S=5)$ рішень: O_1 – відмінний ФСП; O_2 – нормальний ФСП; O_3 – задовільний ФСП; O_4 – критичний ФСП; O_5 – незадовільний ФСП.

Для оцінювальних параметрів x_1, \dots, x_{25} будемо використовувати єдину шкалу лінгвістичних термів: Н – низький, С – середній, В – високий.

Побудуємо функції належності з ненормованими значеннями $a, a_1, a_2, c, c_1, d, d_1, b$ для кожного параметру окремо (таблиця 1).

Для кожного лінгвістичного терму задамо функцію належності, виходячи з варіантів функцій, що наведені у праці [5]. Специфіка обраних кількісних параметрів полягає в тому, що при зміні цих параметрів в певному проміжку значення функції не змінюється, а за межами цього проміжку існує нелінійна залежність. Таким чином, отримаємо функції належності трьох нечітких термів для кількісних параметрів x_1, \dots, x_{22} , які зображено на рис. 1.

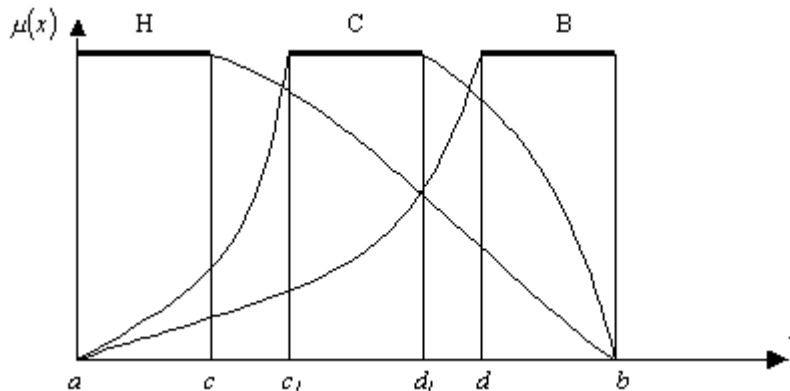


Рис. 1. Функції належності трьох нечітких термів для кількісних параметрів $x_1 \dots x_{22}$

$$\mu^H(x) = \begin{cases} 1, & x \in [a, c), \\ \left(\frac{b-x}{b-c}\right)^{0,8}, & x \in [c, b], \end{cases} \quad \mu^C(x) = \begin{cases} \left(\frac{x-a}{c_1-a}\right)^{1,2}, & x \in [a, c_1], \\ 1, & x \in (c_1, d_1), \\ \left(\frac{b-x}{b-d_1}\right)^{0,8}, & x \in [d_1, b], \end{cases} \quad \mu^B(x) = \begin{cases} \left(\frac{x-a}{d-a}\right)^{1,2}, & x \in [a, d], \\ 1, & x \in (d, b]. \end{cases}$$

У цих функціях приймемо $k=1,2, l=0,8$ які наближують їх до функціональних залежностей, обраних з реальних даних та експертних оцінок. Зокрема більшість показників зростають швидшими темпами ніж падають. Так, якщо при зростанні показника його належність до середнього рівня збільшується швидше, то при падінні – належність до високого рівня відбувається меншими темпами.

Функції належності для якісних параметрів зображено на рис. 2.

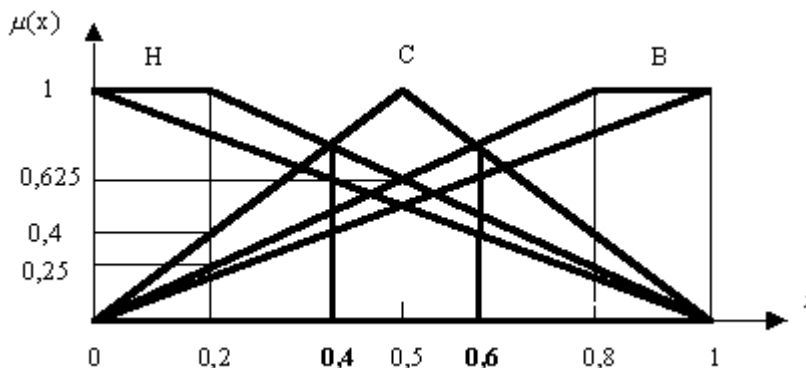


Рис. 2. Функції належності якісних параметрів при $t=3$

Вся сукупність значень функцій належності для $t=3$ зведена до таблиці 2.

Таблиця 2

Значення функцій належностей для $t=3$

Терм	$\mu^h(x)$	$\mu^c(x)$	$\mu^b(x)$
Н	1	0,4	0,25
С	0,625	1	0,625
В	0,25	0,4	1

Використовуючи інформацію, що була надана банківськими експертами в галузі фінансового менеджменту, складемо відповідні матриці знань для оцінки кількісних та якісних характеристик фінансового стану підприємств, а також його остаточної оцінки (таблиці 3-5).

Таблиця 3

Матриця знань для кількісних показників $x_1...x_{22}$

x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}	x_{11}	x_{12}	x_{13}	x_{14}	x_{15}	x_{16}	x_{17}	x_{18}	x_{19}	x_{20}	x_{21}	x_{22}	Z			
Н	В	В	Н	Н	Н	Н	Н	Н	Н	В	В	Н	Н	С	С	В	В	Н	Н	Н	Н	Н			
Н	В	С	В	Н	Н	Н	С	С	Н	С	С	Н	С	С	В	В	С	Н	Н	Н	Н		Н		
Н	В	С	Н	Н	С	С	НН	НН	Н	Н	С	Н	Н	С	В	С	Н	Н	Н	С	С			Н	
Н	В	В	В	С	Н	Н	С	С	Н	Н	Н	Н	Н	С	В	В	С	С	Н	С	С				Н
Н	В	С	В	С	С	Н	С	С	Н	С	С	Н	С	С	В	В	С	С	Н	Н	Н				
Н	В	В	Н	Н	С	Н	НН	НН	С	В	С	С	Н	С	В	С	С	Н	Н	Н	С	Н			
С	С	С	В	С	Н	Н	С	Н	С	В	С	С	С	С	С	С	С	С	С	С	С		С		
С	Н	С	Н	С	С	В	Н	Н	С	Н	С	С	Н	С	С	С	Н	С	С	С	С			С	
С	С	Н	В	С	С	С	Н	Н	С	С	С	С	С	С	Н	С	В	С	Н	С	В				С
С	В	С	Н	С	С	С	В	В	С	Н	С	С	Н	С	С	С	Н	С	С	В	С				
В	С	Н	В	С	С	В	С	С	С	С	С	С	С	С	Н	С	Н	С	В	С	В	С			
С	Н	С	С	С	С	В	С	С	С	В	С	С	С	С	Н	С	Н	С	С	В	В		С		
В	Н	Н	С	В	В	В	В	В	В	В	В	В	В	В	Н	Н	Н	В	В	В	В			В	
В	Н	С	С	В	С	В	С	С	В	С	В	С	В	С	В	Н	Н	С	В	С	В				В
В	Н	С	С	С	С	В	С	С	В	С	В	С	В	С	В	Н	Н	С	В	С	В				
В	Н	Н	Н	В	С	В	С	С	В	В	В	В	В	В	Н	Н	С	В	С	В	В	В			
В	Н	С	В	С	В	В	С	С	В	В	С	В	В	С	Н	С	С	В	С	В	С		В		
С	С	Н	Н	С	С	В	С	С	В	С	В	В	С	В	Н	Н	С	В	С	В	В			В	
С	С	Н	В	С	В	С	С	С	В	В	С	В	В	С	Н	С	Н	В	В	В	С				В

Таблиця 4

Матриця знань для якісних показників $x_{23}...x_{25}$

x_{23}	x_{24}	x_{25}	Y_5
Н	Н	Н	Н
Н	С	Н	
С	Н	Н	
Н	Н	С	
Н	С	С	
С	Н	С	С
С	С	Н	
С	С	С	
С	В	С	
С	С	В	
В	С	С	В
С	В	В	
В	С	В	
В	В	С	
В	В	В	

Таблиця 5

Матриця знань для оцінки ФСП

Z	Y_5	O
В	В	O ₁
С	В	O ₂
В	С	
С	С	O ₃
С	Н	O ₄
Н	С	
Н	Н	O ₅

Використовуючи методику, що наведена в [6], опишемо ці матриці знань логічними рівняннями, що пов'язують функції належності змінних Z , Y_5 та O_j .

Окрім традиційних статистичних методів для формалізації системи підтримки прийняття рішень у фінансовому аналізі застосовуються нейронні мережі (НМ).

Множина математичних моделей нейрона може бути створена на базі простої концепції побудови нейрона. Так звана сумуюча функція поєднує усі вхідні сигнали, які поступають від нейронів-відправників. Значенням такого об'єднання є зважена сума, де ваги являють собою синаптичні потужності. Збуджуючі синапси мають позитивну вагу, а гальмуючі синапси – негативну вагу. Задля виразу нижнього рівня активації нейрона до зваженої суми додається компенсація (зміщення).

Так звана функція активації розраховує вихідний сигнал нейрона за рівнем активності. Функція активації звичайно є сигмоїдною. Іншими можливими видами функцій активації є лінійна та радіально-симетрична функція.

Математично нейронну мережу можна розглядати як клас методів статистичного моделювання, що у свою чергу можна розділити на три класи: оцінка щільності ймовірності, класифікація і регресія.

СППР може бути цілком реалізована на нейронній мережі. У відмінності від традиційного використання таких НМ для вирішення тільки задач розпізнавання і формування образів, у СППР на базі НМ узгоджено вирішуються задачі: розпізнавання і формування образів; одержання і збереження знань (емпірично знайдених закономірних зв'язків образів і впливів на об'єкт керування); оцінки якісних характеристик образів; прийняття рішень.

Особливостями СППР на базі НМ є:

- надмірність нейронів у мережі, необхідна для адаптації системи управління до постійно змінюваних умов існування, що змінюються, об'єкта управління. Внаслідок цього для практичної реалізації системи управління необхідно створення великих НМ (для порівняння людський мозок містить ~1011 нейронів).

- НМ складається зі специфічних нейронів, що є більш близькими аналогами біологічного нейрона і пристосованими для вирішення задач підтримки прийняття рішення.

Передаточні функції всіх нейронів можуть змінюватись, а ваги є параметрами мережі і не можуть змінюватись. Нейронна мережа СППР обирає ті сигнали, які мають максимальний рівень. Далі ті емітенти, які мають максимальний рівень сигналу повинні розглядатись як дані для обробки генетичним алгоритмом системи.

Генетичні алгоритми – ще один цікавий метод побудови формалізованої СППР. Вони були розроблені на основі спостереження процесів, які постійно відбуваються в природі.

Основні труднощі застосування класичних методів оптимізації нелінійних функцій пов'язані з проблемами локального екстремуму чи „прокляття розмірності”. Спроби подолання вказаних проблем привели до створення теорії генетичних алгоритмів, які вирощують оптимальне рішення шляхом схрещування вихідних варіантів з наступною селекцією за деяким критерієм.

Існує дві основні переваги генетичних алгоритмів перед класичними методиками оптимізації [7]:

1. Генетичний алгоритм не має значних математичних вимог до видів цільових функцій та обмежень. Дослідник не повинен спрощувати модель об'єкта, втрачаючи її адекватність. При цьому можуть використовуватися найрізноманітніші цільові функції та види обмежень (лінійні та нелінійні), визначені на дискретних, неперервних та змішаних універсальних множинах.

2. При використанні класичних методик глобальний оптимум може бути знайдений тільки у випадку, коли проблема має властивість випуклості. У той час еволюційні операції генетичних алгоритмів дозволяють ефективно відшукати глобальний оптимум.

Генетичні алгоритми дозволяють вирішувати задачі прогнозування, класифікації, пошуку оптимальних варіантів розв'язків задач. Специфічність задач фінансового аналізу полягає у використанні великих масивів експертних даних, що і зумовлює доцільність застосування генетичних алгоритмів для ідентифікації економічних об'єктів при побудові СППР. Застосування генетичних алгоритмів приводить до суттєвого зменшення часу пошуку оптимального рішення. Можливим застосуванням генетичних алгоритмів є налагодження моделей, які вирішують задачі складання різних розкладів, прогнозування економічних процесів, проектування складних систем тощо.

Висновки

Отже, при побудові систем підтримки прийняття рішень на базі нечітких множин, нейронних мереж та генетичних алгоритмів можна зробити висновок, що використання цих технологій є перспективним напрямком розвитку систем підтримки та прийняття рішень. Можливості використання подібних систем в економіці є необмеженими на такому етапі розвитку економіки та науки і техніки. Вже на сьогодні існують системи прийняття рішень на основі нейронних мереж, які застосовуються фінансовими менеджерами компаній для зменшення ризику при плануванні фінансової діяльності компаній. Проте, в Україні ці системи поки що не знайшли широкого застосування. Це пов'язано з недосконалістю фінансового ринку. Але це не означає, що такі системи не знайдуть гідного застосування на вітчизняному ринку.

Література

1. Захарова Н. Ю. Методичні підходи щодо оцінки фінансового стану підприємства / Н. Ю. Захарова // Збірник наукових праць Таврійського державного агротехнологічного університету (економічні науки). - 2013. - № 2(3). - С. 128-133.
2. Погребняк А. Ю. Процедура вибору механізму антикризового управління на підприємствах машинобудування / А. Ю. Погребняк // Економічний вісник Національного технічного університету України "Київський політехнічний інститут". - 2016. - № 13. - С. 242-250.
3. Рузакова О.В. Система підтримки прийняття рішень у задачах фінансового аналізу / О.В. Рузакова // Агросвіт. – 2019. – № 5. – С.67–72.
4. Заде Л. Понятие лингвистической переменной и её применение к принятию приближенных решений / Л. Заде. – М: Мир, 1976. – 167 с.
5. Азарова А. О. Математична модель фінансового ризику на базі нечіткої логіки / А. О. Азарова, С. В. Юхимчук // Управляющие системы и машины. –1998. – № 6. – С. 9–15.
6. Рузакова О. В. Нечітко-множинне моделювання фінансового стану підприємства / О. В. Рузакова // Економіка. Фінанси. Менеджмент: актуальні питання науки і практики. - 2019. - № 4. - С. 69-76.
7. Ротштейн О.П. Інтелектуальні технології ідентифікації: нечіткі множини, генетичні алгоритми, нейронні мережі. – Вінниця: „Універсум-Вінниця”. – 1999. – 320 с.

References

1. Zakharova N. Yu. Metodychni pidkhody schodo otsinky finansovoho stanu pidpriemstva / N. Yu. Zakharova // Zbirnyk naukovykh prats' Tavrijs'koho derzhavnogo ahrotekhnolohichnoho universytetu (ekonomichni nauky). - 2013. - № 2(3). - S. 128-133.
2. Pohrebniak A. Yu. Protседura vyboru mekhanizmu antykrizovoho upravlinnia na pidpriemstvakh mashynobuduvannia / A. Yu. Pohrebniak // Ekonomichnyj visnyk Natsional'noho tekhnichnoho universytetu Ukrainy "Kyivs'kyj politekhnichnyj instytut". - 2016. - № 13. - S. 242-250.
3. Ruzakova O.V. Systema pidtrymky pryjniattia rishen' u zadachakh finansovoho analizu / O.V. Ruzakova // Ahrosvit. – 2019. – № 5. – S.67–72.
4. Zade L. Ponjatie lingvisticheskoy peremmenoj i ejo primenenie k prinjatiju priblizhennyh reshenij / L. Zade. – М: Mir, 1976. – 167 s.
5. Azarova A. O. Matematychna model' finansovoho ryzyku na bazi nechitkoi lohiky / A. O. Azarova, S. V. Yukhymchuk // Upravliaiuschie systemy y mashyny. –1998. – № 6. – S. 9–15.
6. Ruzakova O. V. Nechitko-mnozhyhne modeliuvannia finansovoho stanu pidpriemstva / O. V. Ruzakova // Ekonomika. Finansy. Menedzhment: aktual'ni pytannia nauky i praktyky. - 2019. - № 4. - S. 69-76.
7. Rotshtejn O.P. Intelektual'ni tekhnolohii identyfikatsii: nechitki mnozhyny, henetychni alhorytmy, nejronni merezhi. – Vinnytsia: „Universum-Vinnytsia”. – 1999. – 320 s.

Рецензія/Peer review : 14.02.2021 р.

Надрукована/Printed :10.03.2021 р.