

УДК 330.332

А. О. Азарова, к. т. н., доц.;

Д. М. Бершов, асп.

## РОЗРОБКА МЕТОДУ ФОРМАЛІЗАЦІЇ СППР ЩОДО ІНВЕСТУВАННЯ НА БАЗІ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ХОПФІЛДА

*Розроблено структурну та математичну модель СППР для визначення ризикованості інвестиційного проекту. Обґрунтовано ефективність та використано апарат нейронної мережі Хопфілда для формалізації побудованої СППР.*

В останнє десятиліття спостерігається бурхливий розвиток нейромережових технологій в різних галузях людської діяльності.

На сучасному етапі застосування багатьох математичних апаратів для вирішення фінансових задач є доволі ефективним, зокрема теорії нечітких множин, порогових елементів, генетичних алгоритмів тощо. Однак застосування кожного з вищезазначених апаратів не позбавлено своїх вад. Наприклад, нечіткі множини потребують визначення і обґрунтування виду і форми функцій належності; порогові елементи — оброблення великих масивів експертної інформації; генетичні алгоритми вимагають складного настроювання.

Інтелектуальні економічні системи на основі штучних нейронних мереж дозволяють з успіхом вирішувати проблеми класифікації економічних об'єктів, виконання прогнозів, оптимізації асоціативної пам'яті і керування господарськими суб'єктами. Традиційні підходи до вирішення цих проблем не завжди володіють необхідною гнучкістю. При цьому широкий спектр економічних задач виграє від використання нейромереж, оскільки їх специфічність полягає у необхідності врахування неповної або спотвореної інформації. При цьому задача класифікації економічних суб'єктів значно ускладнюється.

Нейронні мережі, зокрема мережа Хопфілда, дозволяють просто і ефективно розв'язувати задачу класифікації та відтворення образів за неповною і спотвореною інформацією. Невисока ємність мереж (кількість образів, що запам'ятовується) пояснюється тим, що мережі не просто запам'ятовують образи, а дозволяють проводити їхнє узагальнення за критерієм максимальної правдоподібності. Легкість побудови програмних і апаратних моделей роблять ці мережі привабливими для багатьох практичних застосувань, зокрема у фінансовому менеджменті [1].

Найвагоміші здобутки в галузі нейрофізіології належать [2—4]: Уоррену Маккалоху (Warren McCulloch) та Уолтеру Піттсу (Walter Pitts) — роботи про штучні нейрони і моделі нейронних мереж на електричних схемах; Дональду Хеббу (Donald Hebb) — проблематика налаштування синаптичних зв'язків; Натаніелу Рочестеру (Nathaniel Rochester) — програмні моделі штучних нейромереж; Джону фон Нейману (John von Neumann), який запропонував імітацію простих функцій нейронів із використанням вакуумних трубок; Джон Хопфілд (John Hopfield) — роботи щодо відновлення по спотвореному образу найближчого до нього еталонного з використанням нейромереж.

Дані роботи надають початкове розуміння механізму природного мислення, де збереження інформації відбувається у вигляді образів.

Для багатьох економічних задач, оскільки не обґрунтовано інших домінуючих підходів, вибір оптимального методу прийняття рішення повинен здійснюватись згідно із суттю задачі. Необхідно намагатися зрозуміти можливості, передумови й галузь застосування різноманітних підходів і максимально використовувати їх додаткові переваги для подальшого розвитку інтелектуальних систем.

Отже, метою наукового дослідження є оцінка ефективності застосування нейронних мереж для прийняття рішення щодо доцільності інвестування з урахуванням ризику.

Багато задач класифікації економічних об'єктів можуть бути розв'язані як задачі нейронних мереж, в яких не використовуються парадигми навчання з «учителем» або без нього. У таких мережах вагові коефіцієнти синопсисів розраховуються одноразово перед початком функціонування

мережі на основі інформації про еталони. Все навчання мережі зводиться саме до цього розрахунку. З одного боку, подання апріорної інформації можна розцінювати як допомогу «учителя», а з іншого боку, мережа, фактично, запам'ятовує зразки еталонів до того, як на її вхід надходить інформація щодо реального об'єкту, і не може змінювати свою поведінку. Отже, не можна стверджувати наявність зворотного зв'язку з «учителем». Найвідомішою мережею з подібною логікою є мережа Хопфілда, що використовується для організації асоціативної пам'яті.

Таким чином, у статті пропонується класифікація інвестиційних об'єктів за різними критеріями поділу здійснювати за допомогою нейронної мережі Хопфілда. Для цього автори побудували відповідну систему підтримки прийняття рішення [5], структура якої розглядається як нейронна мережа з виходами, що являють собою різні інвестиційні стратегії —  $R_j$  ( $j = \overline{1, 3}$ ) та вхідними нейронами —  $x_i$  ( $i = \overline{1, 10}$ ), які є параметрами, що оцінюють процес інвестування.

В розробленій СППР щодо оцінювання інвестиційного проекту (рис. 1) було використано такі оцінювальні параметри об'єкта інвестування: коефіцієнт Бівера ( $x_1$ ), моделі Альтмана ( $x_2$ ), Ліса ( $x_3$ ), Таффлера ( $x_4$ ), що використовуються з метою прогнозування ймовірності банкрутства підприємства, а також якісні показники: рівень професіоналізму ( $x_5$ ) та порядність суб'єкта інвестування ( $x_6$ ), значення яких оцінюються з використанням експертним шляхом.

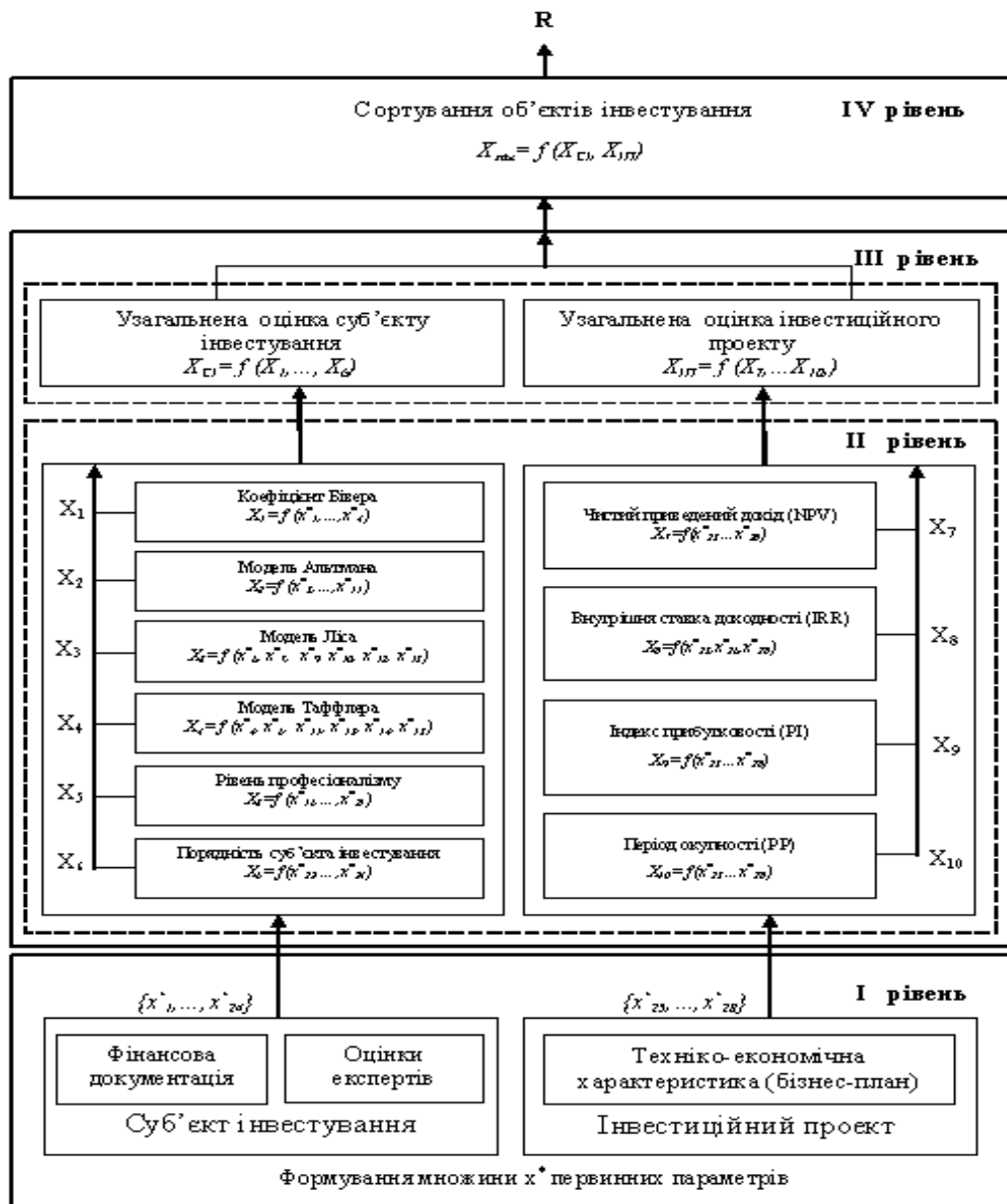


Рис. 1. Структурна ієрархічна модель СППР щодо оцінки інвестиційного проекту  
Одночасно з оцінкою об'єкта інвестування проводиться й оцінка самого інвестиційного проек-

ту за допомогою показників: чистої приведеної вартості (NPV) ( $x_7$ ), внутрішньої ставки доходності (IRR) ( $x_8$ ), індексу прибутковості (PI) ( $x_9$ ), та періоду окупності (PP) ( $x_{10}$ ) даного інвестиційного проекту. Таким чином, дана СППР використовує 10 оцінювальних параметрів, різнорідних за своєю природою (кількісні та якісні показники). Проте, нейронні мережі працюють лише з кількісними показниками, що зумовлює необхідність перетворення якісних у кількісні, як це запропоновано в роботі [6].

З метою формалізації даної системи авторами використано нейронну мережу Хопфілда, яка дозволить виконати співставлення образу вхідного вектора  $\mathbf{X} = (x_i)$ , ( $i = \overline{1, 10}$ ), що описує інвестиційний проект, з найближчим еталонним вектором, що описує конкретну інвестиційну стратегію  $R_j$  ( $j = \overline{1, 3}$ ).

На першому етапі визначається  $j$  діапазонів значень змінення оцінювальних параметрів  $x_i$ , кількість яких  $j = 3$  співпадає з кількістю інвестиційних стратегій на виході. Це зумовлює достатній з економічної точки зору рівень точності прийняття рішення. Запропонована СППР дозволяє класифікувати ІІ за трьома інвестиційними стратегіями, яким відповідають такі значення ризиків  $R_j$ :  $R_1$  — мінімальний рівень ризику: інвестування доцільне;  $R_2$  — середній рівень ризику: інвестування можливе в разі застосування методів зниження ризику;  $R_3$  — високий рівень ризику: інвестування недоцільне. За допомогою експертних методів (методу парних порівнянь Сааті), шляхом проведення анкетного опитування працівників відділів кредитного аналізу банківських установ м. Вінниці було обґрунтовано граничні значення оцінювальних показників, згідно з якими можна розбити інтервал значень кожного з десяти оцінювальних параметрів на три діапазони: Н — низький, С — середній та В — високий характеристичний рівень показника (табл. 1).

Таблиця 1

Діапазони зміни оцінювальних параметрів  $x_i$ 

Параметр	Назва параметру	Діапазон	Характеристичний рівень показника
$x_1$	Коефіцієнт Бівера	до 0,2 0,21-0,4 0,41 і більше	Високий Середній Низький
$x_2$	Модель Альтмана	до 1,8 1,8-2,99 3,0 і більше	Високий Середній Низький
$x_3$	Модель Ліса	до 0,037 0,038-0,057 0,058 і більше	Високий Середній Низький
$x_4$	Модель Таффлера	до 0,2 0,21-2,99 3,0 і більше	Високий Середній Низький
$x_5$	Рівень професіоналізму	9-12 5-8 0-4	Високий Середній Низький
$x_6$	Порядність об'єкта інвестування	9-12 5-8 0-4	Високий Середній Низький
$x_7$	Чистий приведений дохід (NPV)	9-12 5-8 0-4	Високий Середній Низький
$x_8$	Внутрішня ставка доходності (IRR)	9-12 5-8 0-4	Високий Середній Низький
$x_9$	Індекс прибутковості (IP)	9-12 5-8 0-4	Високий Середній Низький
$x_{10}$	Період окупності (PP)	9-12 5-8 0-4	В — короткотривалий С — середня тривалість Н — довготривалий

За допомогою експертних даних та спектрального методу оброблення експертної інформації [7] було обґрунтовано 18 еталонних образів для нейронної мережі, які відображають специфіку трьох інвестиційних стратегій  $R_j$  ( $j = \overline{1, 3}$ ) (табл. 2).

Еталонні зразки для інвестиційних стратегій  $R_j$  ( $j = \overline{1, 3}$ )

$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	$x_5$	$x_6$	$x_7$	$x_8$	$x_9$	$x_{10}$	$R$
-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	R <sub>3</sub>
-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	
-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	
-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	
-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	
-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	
-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	
-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	R <sub>2</sub>
-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	
-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	
-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	
-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	
-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	
-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	R <sub>1</sub>
-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	
-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	
-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	
-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	
-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	
-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	

Як відомо [1], мережі Хопфілда працюють з числовими значеннями «1» та «-1», тому після отримання рівнів показників (високий, середній, низький), автори для застосування алгоритму Хопфілда при формалізації СППР пропонують здійснити кодування значень показників звичайним двійковим кодом. Формат коду повинен складатися з двох цифр, що дозволяє закодувати 4 ( $2^2 = 4$ ) можливих значення оцінювального параметру. При цьому зазначимо, що інвестиційний проект характе-

Таблиця 3

Кодування діапазону зміни оцінювальних параметрів СППР

Діапазон значень	Код для мережі Хопфілда
Низький показник	-1-1
Середній показник	-1 1
Високий показник	1 1

ризується лише трьома стратегіями  $R_j$  ( $j = \overline{1, 3}$ ) на виході СППР, тобто є потреба у кодуванні лише трьох рівнів показників, як запропоновано у табл. 3.

На останньому етапі роботи нейронної мережі Хопфілда відбувається процес співставлення вхідного вектора  $X$ , що характеризує реальний інвестиційний проект, з 18 еталонними зразками, по 6 наборів з яких описують кожну з трьох інвестиційних стратегій  $R_j$ . Це дозволяє визначити найтипівіший еталонний образ, що дозволяє прийняти рішення щодо належності цього інвестиційного проекту до певної інвестиційної стратегії, а отже і подальшої доцільності інвестування.

Таким чином, алгоритм роботи СППР щодо інвестування є таким:

1. На вхід СППР подаються значення  $x *_{k}$  ( $k = \overline{1, 28}$ ) первинних показників, які використовуються для розрахунку  $x_i$  ( $i = \overline{1, 10}$ ) оцінювальних параметрів.

2. Значення оцінювальних параметрів  $X_i$  співставляються з діапазонами значень, представленими у табл. 1, та описуються конкретним характеристичним рівнем.

3. Характеристичному рівню оцінювального параметра присвоюється відповідний двійковий код, запропонований у табл. 3, тобто формується образ (вхідний вектор), який складається з 20 цифр «1» та «-1».

4. Нейронна мережа виділяє найближчий даному вектору еталон — ідеальний образ, який і видається на виході СППР.

5. Ідентифікується стратегія, що відповідає цьому образу згідно з табл. 2, та відповідно приймається рішення щодо доцільності інвестування.

Кроки 4 і 5 запропонованого авторами алгоритму були реалізовані за допомогою математичного пакету MathLab 7.0, фрагмент лістингу програми якого наведено нижче.

```
T=[-1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1
-1 -1 -1 1 -1 -1 -1 1 -1 -1 -1 1 -1 -1 -1 1 -1 -1 -1 -1
-1 -1 -1 -1 -1 1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 1 -1 -1 -1 1 -1 -1
-1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 1 -1 -1 -1 -1
-1 -1 -1 1 -1 -1 -1 -1 -1 1 -1 -1 -1 -1 -1 1 -1 -1 -1
-1 -1 -1 1 -1 -1 -1 1 -1 -1 -1 1 -1 -1 -1 1 -1 -1 -1
-1 1 -1 -1 -1 -1 -1 1 -1 1 -1 1 -1 1 -1 1 -1 1 1 1
-1 1 -1 -1 -1 1 1 1 -1 1 -1 1 -1 1 1 1 -1 1 1 1
-1 1 -1 -1 -1 1 -1 1 1 1 -1 1 -1 1 -1 1 -1 1 -1 1
-1 1 -1 1 -1 1 1 1 -1 1 -1 1 -1 1 -1 1 -1 1 1 1
-1 1 -1 -1 -1 1 -1 1 1 1 -1 1 -1 1 1 1 -1 1 -1 1
-1 1 -1 1 -1 1 1 1 -1 1 -1 1 -1 1 -1 1 -1 1 1 1
-1 1 1 1 -1 1 1 1 -1 1 1 1 -1 1 1 1 -1 1 1 1
-1 1 -1 1 1 1 1 1 -1 1 -1 1 1 1 1 1 1 -1 1
1 1 1 1 -1 1 -1 1 1 1 1 1 -1 1 -1 1 -1 1 1 1
1 1 -1 1 1 1 -1 1 1 1 -1 1 1 1 -1 1 1 1 -1 1
1 1 -1 1 1 1 1 1 1 -1 1 1 1 1 1 -1 1 1 1
1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1]';
net = newHop (T);
X = {[-1 -1 -1 1 -1 -1 -1 1 -1 -1 -1 1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 -1 1]};
[a, b, c] = (net, {1 100}, {}, X);
a {100}
ans = -1 -1 -1 1 -1 -1 -1 1 -1 -1 -1 1 -1 -1 -1 1 -1 -1 -1 1
```

На базі даних відділу кредитного аналізу ВАТ «Райффайзен банк Аваль» було проаналізовано 300 інвестиційних проектів. У вищевикладеному лістингу програми проілюстровано результати роботи з одним із цих проектів.

Отже, аналізований проект відповідає стратегії  $R_3$  з високим рівнем ризику, тому інвестування є недоцільним.

Порівнюючи результати роботи банку з 300 інвестиційними проектами із результатами, що отримані за допомогою вищеописаної СППР, було доведено адекватність запропонованого підходу, оскільки вони є аналогічними. Проте, збиткові на практиці проекти, що банком були визнані як такі, що мають середній ступінь ризику, запропонована СППР визнала як такі, що належать до стратегії  $R_3$ , тобто недоцільними до інвестування, що безсумнівно засвідчує перевагу побудованої СППР в аспектах якості та точності.

### Висновки

1. Підтверджено гіпотезу авторів про доцільність застосування нейронної мережі Хопфілда для ідентифікації стратегії інвестування у побудованій СППР.
2. Запропоновано метод визначення інвестиційної стратегії  $R_j$  та відповідний алгоритм прийняття рішення у такій СППР.
3. Запропонована СППР дозволяє з підвищеною точністю та якісно оцінити ймовірність банкрутства суб'єкта інвестування та доцільність інвестування у такий проект.

### СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Круглов В. В., Борисов В. В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. — М.: Горячая линия-Телеком, 2002. — 382 с.
2. Pitts W., MCCulloch W. C. How we know the universals: the perception of auditory and visual form // Bull. Math. Biophys. — 1947. — V. 9. — P. 127—147.
3. Wasserman, P. D. (1989). Neural Computing: Theory & Practice. Van Nostrand Reinhold: New York.
4. Rao, V. B & H. V. (1993). C++ Neural Networks and Fuzzy Logic. MIS: Press
5. Азарова А. О. Бершов Д. М. Моделювання системи підтримки прийняття рішень щодо оцінювання ефективності інвестиційних проектів на основі нечіткої логіки // Механізм регулювання економіки. СумДУ. — 2006. — № 1. — С. 168–177.
6. Розробка математичних моделей для складання оптимального інвестиційного портфеля банку: Звіт з НДР (останній) / Вінницький державний технічний університет. — №47/03; інв.№0199U000015.– В., 1999. — 41 с.
7. Тоценко В. Г. Методы и системы поддержки принятия решений. — К.: Наукова думка, 2002. — 381 с.

Рекомендована кафедрою інформаційного менеджменту

Надійшла до редакції 20.02.08  
Рекомендована до опублікування 28.02.08

*Азарова Анжеліка Олексіївна* — доцент, *Бершов Дмитро Миколайович* — аспірант.  
Кафедра інформаційного менеджменту, Вінницький національний технічний університет