

# ЕКОНОМІКО-МАТЕМАТИЧНІ МЕТОДИ ПРИЙНЯТТЯ УПРАВЛІНСЬКИХ РІШЕНЬ

УДК 330.322: 004.89

## ВИЗНАЧЕННЯ ІНВЕСТИЦІЙНИХ РИЗИКІВ НА ОСНОВІ НЕЙРОНЕЧІТКОГО МОДЕЛЮВАННЯ

*В. М. Тенета, молодший науковий співробітник, Національна металургійна академія  
України, tenetav@ukr.net*

У статті розглядається проблема урахування ризику та невизначеності при прийнятті рішень про інвестування. Проведено аналіз традиційних методів оцінки інвестиційних ризиків. Показано можливості теорії нечітких множин для оцінки невизначеності у інвестиційному проектуванні. Розглянуто підхід до аналізу інвестиційних ризиків, що базується на нейронних мережах

**Ключові слова:** інвестиційні ризики, оцінка інвестиційних ризиків, нечіткі множини, нейронні мережі.

**Постановка проблеми.** Процес формування оптимальної інвестиційної політики підприємства містить етап, який полягає у попередньому розгляді проектів та обґрунтованому виборі найбільш вигідних з них для подальшого вивчення і реалізації. При цьому, за короткий час доводиться оцінювати великий обсяг проектів, ступінь опрацьованості яких, як правило, недостатня, а в умовах високої невизначеності відомості щодо перспектив їх реалізації та можливих наслідків, які є в розпорядженні підприємства, дуже обмежені, неповні та неточні. У подібних умовах недостатньо лише проведення традиційного аналізу інвестиційного проекту, який через нестачу адекватної та визначеної інформації є малоефективним. Для формалізації факторів невизначеності з метою їх подальшого урахування в процесі оцінки як ризиків, так і ефективності проекту, виправданим є застосування елементів теорії нечітких множин та штучних нейронних мереж.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Проблеми оцінки ризиків інвестиційних проектів та обґрунтування інвестиційних рішень перебувають у центрі уваги багатьох дослідників. Зокрема, цій тематиці присвячені роботи таких авторів, як У. Шарп, Г. Александер, Дж. Бейлі, Л. Гітман, М. Джонк та інших [1–3]. Завдання багатокритеріального оцінювання, у тому числі в межах інвестиційного аналізу, розглядалися

у роботах [4, 5]. Основні положення теорії нечітких множин та можливості їх практичного застосування є предметом досліджень К. Асаї, А. Матвійчук, А. Недосекіна, А. Птускіна, А. Алтуліна [6–10]. Дослідження в області побудови і використання апарату штучних нейронних мереж представлені в роботах [11–15]. Ці роботи містять глибоку ступінь розробки теоретичних основ нечітко-множинних та нейромережових методів, а також їх додатків в технічних галузях знань і галузях виробництва. Однак, чітко виявився недолік комплексного використання подібних методів у інвестиційному аналізі. Можливості оцінки інвестиційних ризиків за допомогою теорії нечітких множин і нейронних мереж в літературі практично не представлені, що говорить про необхідність проведення досліджень в даному напрямку і підтверджує актуальність заявленої теми статті.

**Формулювання мети статті.** Метою даної статті є виявлення та розкриття сучасного методичного інструментарію оцінки ризиків інвестиційних проектів, а також визначення можливостей використання для цього нейронних мереж.

**Виклад основного матеріалу дослідження.** Під ризиками інвестиційних проектів розуміється, як правило, можливе погіршення підсумкових показників ефективності проекту, що виникає під впливом невизначеності. У кількісному вираженні ризик ви-

значається як зміна показників проекту: чистої поточної вартості, внутрішньої норми прибутковості і терміну окупності [2].

На даний момент єдиної класифікації інвестиційних ризиків підприємства не існує. Однак можна виділити основні ризики: ризик недотримання графіку проекту, ризик перевищення бюджету проекту, маркетинговий ризик, а також загальноекономічні ризики.

Життєвий цикл, як один з основних параметрів проекту, залежить від формулювання мети проекту. Життєвий цикл інвестиційного проекту складається з послідовно виконуваних або таких, що іноді перекриваються, фаз (стадій) проекту. Кожна стадія характеризується показниками витрат, ризику і невизначеності. Відповідно до цих етапів можливо визначення видів ризиків [16].

На передінвестиційній стадії можна виділити такі групи ризиків, як проектні; технологічні; маркетингові; ризики будівництва; кредитні; ризики, пов'язані із людським фактором; ненадійність інвестора; селективні (що стосуються як вибору проекту для участі, так і самого підприємства, яке його реалізує); системні; втрати ліквідності; недоотримання очікуваного доходу; юридичні. На інвестиційній та експлуатаційній стадіях виділяють ризики маркетингові; технологічні; будівництва; кредитні; ненадійності інвестора; ризики людського фактору; втрати ліквідності. На стадії завершення проекту виділяють ризики недоотримання очікуваного доходу та юридичні ризики. Екологічні та соціальні ризики виділені в окрему групу. Це пов'язано, по-перше, з міжнародними стандартами в галузі вимог до позичальників), по-друге, даний ризик ідентифікується усіма учасниками інвестиційного проекту.

З метою спрощення процедури оцінки пропонується використовувати групові показники інвестиційних ризиків, таких як інфляційно-валютні, маркетингові (галузеві, тобто ризики зміни попиту та ринкових цін), проектні, технологічні, економічні, організаційні, фінансові, а також екологічні та соціальні ризики.

Аналіз інвестиційних ризиків для різних типів проектів дозволяє досить об'єктивно і комплексно визначити вплив різних

факторів робочого середовища, особливостей діяльності і, безпосередньо, окремих компонент ризику проекту на ефективність його реалізації. Аналіз дає можливість виробити оцінку по різних факторах ризику, а також враховувати всі можливі сукупні впливи факторів, взаємопов'язаних між собою. Знаючи залежність впливу різних факторів на проект, можна звести їх до системи і, використовуючи певну методичку, сформулювати об'єктивну оцінку інвестиційних ризиків. Особливістю проведення аналізу на ранніх стадіях (на етапі побудови базисної моделі ризику) повинно бути всебічне об'єднання факторів характерних для: даної галузі промисловості; конкретного виду виробництва; особливостей проекту; особливостей регіону і розташування підприємства та ін. [4]. Основна проблема при аналізі полягає в тому, щоб виявити показники невизначеності та ризику в умовах недостатнього обсягу (дефіциту) вихідної інформації. Обмеженість вихідної інформації призводить до статистичної невизначеності, що загрожує можливістю прийняття помилкового рішення.

Серед методів обліку факторів невизначеності та ризику можна виділити два підходи: якісний і кількісний. Основне завдання якісного підходу полягає в ідентифікації можливих ризиків проекту, їх класифікації, а також у виявленні джерел і факторів, що впливають на даний вид ризику, формуванні заходів з мінімізації збитків. Кількісний підхід полягає в чисельному вимірі впливу факторів невизначеності та ризику на поведінку критеріїв ефективності інвестиційного проекту. Але оцінка таких факторів у меншій мірі, ніж інші способи оцінки, піддається формалізації. Проте, аналіз ризику і невизначеності є необхідним і надзвичайно важливим етапом інвестиційної експертизи. Розглянемо більш докладно класичні методи обліку невизначеності в інвестиційному аналізі [4].

Найбільш поширеним методом є використання ставки розрахункового відсотка з урахуванням премії за ризик. Але такі види ризику, як підвищення податків або тарифів, ризик появи додаткових витрат тощо, враховувати за допомогою введення премії за ризик протиприродно, так як це може приз-

водити до суперечливих результатів. Крім того, якщо чистий грошовий потік проекту містить негативну компоненту не тільки в початковий період часу, але і в деякі наступні, то збільшення премії за ризик у зв'язку з інформацією про більшу ризикованість проекту призводить до зниження компонент грошового потоку. В даному випадку можна використовувати змінну надбавку за ризик, що призводить до ускладнення методу.

При використанні методу гарантованих еквівалентів компоненти грошового потоку проекту коригуються відповідно до суб'єктивної думки особи або експертної групи, що є істотним недоліком. Аналіз сценаріїв майбутнього розвитку дозволяє зібрати великий обсяг інформації про проект, проте в разі дефіциту даних про проект і обмеженості часу на дослідження, що характерно для стадії ініціації, високий рівень суб'єктивізму може привести до помилкових оцінок. Суб'єктивним є також визначення ймовірностей реалізації кожного з сценаріїв.

Метод зведених рандомізованих показників є розвитком класичного методу зведених показників, метою якого є вирішення завдання багатокритеріального оцінювання. Щодо аналізу інвестиційних проектів дана задача є актуальною, так як доводиться порівнювати проекти, що характеризуються цілим набором показників вже на стадії аналізу, в рамках якого вивчаються, в першу чергу, фінансові показники. На наступних стадіях з'являються додаткові характеристики, пов'язані з технологією, особливостями проекту, ринкової привабливістю і т. ін., які вимагають ще більш глибокого дослідження. Даний метод, використовуючи апарат теорії ймовірностей, дозволяє компенсувати дефіцит інформації і оперувати нечисловими даними, більш властивими людському мисленню. Про переваги цього методу та його можливості можна говорити в разі, якщо явища носять циклічний, масовий характер, мають статистичну стійкість, в той час як в реальних умовах інвестиційні проекти та умови їх реалізації, індивідуальні.

У такій ситуації більш доречними можуть виявитися інтервальні методи, в основі яких лежить уявлення про невизначеність, що носить не імовірнісний, а інтервальний характер. Інтервальний підхід представляє

собою визначення ймовірності отримання певного результату в заданих і необхідних межах. Подібне інтервальне оцінювання рівня ризику служить основою концепції ризикової вартості VaR (VaR -Value at Risk), яка була розроблена в кінці 80-х рр. минулого століття. Подальшим розвитком інтервального підходу є нечітко-множинні методи аналізу інвестиційних проектів в умовах невизначеності. Переваги даної методології полягають в можливості обробки різнорідної, неточної, представленій в якісній формі інформації, пов'язаної з досліджуваними об'єктами. При використанні даного підходу немає необхідності, щоб ці об'єкти мали характеристики, що носять імовірнісний характер. Облік невизначеності за допомогою теорії нечітких множин можливо і бажано проводити на всіх етапах оцінки ефективності проекту: від збору первинної інформації, до обчислення інтегрального критерію ефективності.

Теорія нечіткої логіки (або теорія нечітких множин, або Fuzzy Logic) – підхід до опису бізнес-процесів, в яких присутня невизначеність, що утрудняє і навіть виключає застосування точних кількісних методів і підходів. Історично, теорія нечітких множин (fuzzy sets theory) веде свій початок з 1965 р., коли професор Лотфі Заде з університету Берклі опублікував основоположну роботу «Fuzzy Sets» у журналі «Information and Control»[17].

Основна відмінність методу це введення лінгвістичних змінних (суб'єктивних категорій). Лінгвістичні змінні – змінні, які не можна описати за допомогою математичної мови, тобто їм складно надати точну (об'єктивну) кількісну оцінку. Згідно Л. Заде, лінгвістичною змінною називається така змінна, значеннями якої є слова або пропозиції природної мови. У літературі з нечітких множин лінгвістичні змінні називають терм-множинами [18].

Нечіткі числа, одержувані в результаті «не цілком точних вимірів», багато в чому аналогічні розподілам теорії ймовірностей, але вільні від властивих останнім недоліків: мала кількість придатних до аналізу функцій розподілу, необхідність примусової їх нормалізації, дотримання вимог адитивності, тощо. Принципи побудови теорії нечітких

множин дозволяють визначити операції над нечіткими множинами, формалізувати поняття нечіткої функції і нечітких відносин, побудувати приклади, що демонструють описові можливості нечітко-множинних структур по відношенню до явищ і процесів, характерним для економічної діяльності.

Для аналізу ризиків на основі моделі з використанням теорії нечітких множин та нечіткої логіки необхідно формалізувати лінгвістичні змінні ймовірність реалізації загрози або збитку.

Нечіткою множиною (fuzzy set)  $\tilde{A}$  на універсальній множині  $U$  називається сукупність пар  $(\mu_A(u), u)$ , де  $\mu_A(u)$  – ступінь належності елементу  $u \in U$  до нечіткої множини. Ступінь належності – це число з діапазону  $[0, 1]$ . Чим вище ступінь належності, тим більшою мірою елемент універсальної множини відповідає властивостям нечіткої множини.

Лінгвістичною змінною (linguistic variable) називається змінна, значеннями якої можуть бути слова або словосполучення деякої природної або штучної мови. Термножиною (term set) називається множина всіх можливих значень лінгвістичної змінної. Термом (term) називається будь-який елемент термножини. У теорії нечітких множин терм формалізується нечіткою множиною за допомогою функції належності (ФН), яка дозволяє обчислити ступінь належності довільного термножини універсальній множині. ФН це математична функція, що задає ступінь або впевненість, з якою елементи деякої множини належать заданій нечіткій множині  $A$ . Є декілька варіантів формування функцій належності (рис.1). ФН у формі прямої (рис.1, фіг. а) використовується в основному при кількості термів не більше 2.

Трикутна форма ФН (рис.1, фіг. b) є найбільш популярною, оскільки вона підходить при будь-якій кількості термів, проста в обчисленні, є простою кусково-лінійною апроксимацією стандартних гладких функцій. Її окремими випадками є трапецієвидна (рис.1, фіг. c) та трикутна з розподілом за  $\alpha$ -рівнями (рис.1, фіг. d).

Квазідзвоноподібна ФН (рис.1, фіг. e) підходить при будь-якій кількості термів, має властивості налагодження за координа-

тами  $b, c$ , використовується у системах з налагодженням через навчальну вибірку. Кусково-лінійна апроксимація, як правило, найбільш точно описує реальну ФН, отриману за статистичними даними, але не дозволяє проводити налагодження ФН (рис.1, фіг. f). Вона використовується у випадках, коли є велика кількість експертів і максимально точна вхідна інформація про лінгвістичні терми.

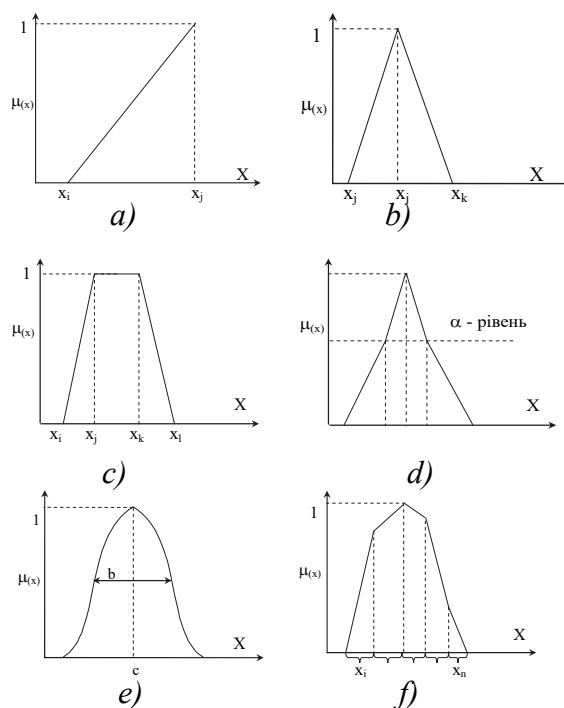


Рис.1 - Основні види функцій належності (складено за: [7–9, 24])

Центральним компонентом системи нечіткого управління є механізм нечіткого виведення, представлений різними алгоритмами, що мають специфічні переваги і недоліки. Розрізняють дві моделі логічного виведення: Мамдані (Mamdani) та Такагі-Сугено (Takagi Sugeno) [19, 20]. Алгоритм нечіткого виведення Мамдані оперує лише з лінгвістичними змінними та нечіткими множинами і перетворює нечіткі входи на нечіткі виходи. Алгоритм Такагі-Сугено оперує з чіткими величинами, лінгвістичними змінними та нечіткими множинами і перетворює чіткі входи у чіткі виходи.

Алгоритм Мамдані найбільш інтуїтивно зрозумілий і дозволяє будувати адекватні моделі, які найкращим чином відображають суть розв'язуваної задачі. Алгоритм Сугено не дозволяє представляти вихідні змінні в

лінгвістичної формі. Його перевага полягає в меншій трудомісткості проведення розрахунків, що дозволяє моделювати дуже складні системи, адекватний опис яких за допомогою алгоритма Мамдані практично неможливий через вкрай велику кількість взаємозв'язків між нечіткими параметрами, які формуються у моделі. Але алгоритм Сугено може бути легко адаптований до використання в якості основи гібридної структури – нейро-нечіткої мережі.

Основними етапами нечіткого виведення є: формування бази правил системи нечіткого виведення; фазифікація вхідних параметрів; агрегування; активізація підумови в нечітких правилах; дефазифікація. Дана схема відноситься до алгоритму нечіткого висновку Мамдані, який один з перших знайшов застосування в системах нечітких множин [19].

Опускаючи математичні подробиці теорій нечітких множин, наведемо основні особливості кожного з цих етапів. Розглянемо модель, що складається з трьох параметрів, де  $A$  і  $B$  – вхідні змінні, а  $C$  – вихідна. Причому, кожна з змінних може приймати відповідні значення, тобто володіє лінгвістично заданою терм-множиною. У свою чергу для кожної з терм-множин задається функція належності. Завданням нечіткого виведення для даного прикладу є визначення числового значення для вихідної змінної  $C$ .

Процес формування бази правил нечіткого висновку представляє собою формальне подання емпіричних знань експерта в тій або іншій проблемній області. Найбільш часто база правил має вигляд структурованого тексту, типу – Правило 1. Якщо «Умова\_A1» або «Умова\_B1», ТО «Наслідок\_C1». Слід зазначити, що вхідні і вихідні лінгвістичні змінні вважаються певними, якщо для них задані функції належності.

Фазифікацією, або введенням нечіткості, називається процес знаходження функції належності нечітких множин на основі звичайних вихідних даних. На даному етапі встановлюється відповідність між чисельним значенням вхідної змінної системи нечіткого виведення і значенням функції належності відповідної їй лінгвістичної змінної.

Метою етапу агрегування є визначення ступеня істинності кожного з підзаключень по кожному з правил систем нечіткого виведення. Далі це призводить до однієї нечіткої множини, яка буде призначена кожною вихідною змінною для кожного правила. У якості правил логічного висновку зазвичай використовуються операції *min* (мінімум) або *prod* (множення). У логічному виведенні за допомогою функції *min* належність висновку «відсікається» по висоті, відповідного ступеня істинності передумови правила (нечітка логіка «I»). На етапі активізації підумови в нечітких правилах нечіткі підмножини, призначені для кожної вихідної змінної, об'єднуються разом, щоб сформувати одну нечітку підмножину для кожної змінної.

Дефазифікація являє собою останній етап нечіткого висновку – обернене перетворення знайденого нечіткого логічного розв'язку у вихідну фізичну величину. Існують різні методи дефазифікації, тому вибір і застосування того чи іншого методу залежить від типу об'єкта моделювання. Найпростіший метод зводиться до вибору значення вихідного параметра з максимальним значенням функції належності (у випадку дискретного характеру вихідної змінної). Для об'єктів з безперервним виходом та у загальному випадку для підвищення точності використовуються інші методи дефазифікації, такі як вибір за максимальним значенням функції належності, метод центра ваг, або метод центра ваг розширений. Найбільш розповсюдженим є метод центра ваг розширений.

Загальне правило розрахунку абсциси центра ваги  $Y_{\text{centr}} = S(x_s, y_s)$ , ділянки площі, що охоплюється функцією  $y = f(x)$  в межах  $A \dots E$  зміни змінної  $x$  від  $x = x_A$  до  $x = x_E$ :

$$x_s = \frac{\int_{x_A}^{x_E} xf(x)dx}{\int_{x_A}^{x_E} f(x)dx} \quad (1)$$

У випадку, коли вихідна змінна має  $n$  термів, процедура знаходження центра ваги зводиться до:

$$x_s = \frac{\sum_{i=1}^n \left[ x_E + (i-1) \cdot \frac{x_A - x_E}{n-1} \right] \cdot \mu^{x_i}(x)}{\sum_{i=1}^n \mu^{x_i}(x)}, \quad (2)$$

де  $n$  – кількість термів змінної  $x$  (або кількість дискретних значень);

$x_E(x_A)$  – нижня (верхня) межа діапазону змінної  $x$ ;

$\mu^{xi}(x)$  – функція належності змінної  $x$  нечіткому терму  $x_i$ .

Особливістю нечітко-множинних методів є також те, що при спільному використанні з теорією штучних нейронних мереж, можна в значній мірі позбутися від загальної нестачі всіх методів, пов'язаних з отриманням експертних думок за рахунок використання інформації, одержуваної в результаті обробки статистичних даних.

В основі нейроінтелекту лежить нейронна організація штучних систем, яка має біологічні передумови. Ідея нейронних мереж зародилася в рамках теорії штучного інтелекту – в результаті спроб імітувати здатність біологічних нервових систем навчатися і виправляти помилки. Нейронні мережі (neural networks) – це моделі біологічних нейронних мереж мозку, в яких нейрони імітуються відносно простими, часто однотипними, елементами (штучними нейронами)[15]. Нейронна мережа (НМ) може бути представлена спрямованим графом зі зваженими зв'язками, в якому штучні нейрони є вершинами, а синаптичні зв'язки – дугами. Серед галузей застосування нейронних мереж процеси розпізнавання образів, прогнозування, адаптивне управління, створення експертних систем, організація асоціативної пам'яті, тощо.

Перший крок у розвитку нейрокомп'ютерних технологій був зроблений в 1943 р. з виходом статті У. Мак-Каллока і У. Піттса про роботу штучних нейронів і реалізації моделі нейронної мережі. У цій роботі описувалася модель нейрона з пороговою функцією активації [21]. Схематичне зображення штучного нейрона наведено на рис. 2.

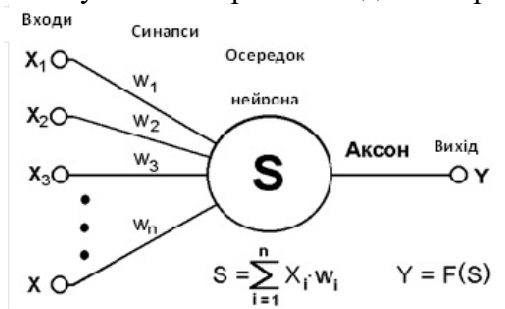


Рис. 2 – Схематичне зображення штучного нейрона [7]

У 1948 р. А. Т'юринг представив свою модель неорганізованої машини В-типу, яка передбачила моделі перцептронів, нейронних мереж і ієрархічної тимчасової пам'яті [22].

У 1958 р. нейробіолог Френк Розенблат вперше пов'язав напрямок конекціонізму з штучними нейронними мережами та запропонував одношаровий перцептрон [23].

Більшість використовуваних в той час моделей багатошарових перцептронів склалися із трьох шарів: вхідного, прихованого і вихідного. Вхідний шар нейронів служив для введення значень вхідних змінних. Нейрони цього шару пов'язані з нейронами проміжного шару, так званими прихованими елементами. Приховані елементи пов'язані з останнім шаром нейронів – елементами виходу. Зв'язки між нейронами мають змінні ваги. Це означає, що активність одного нейрона може посилити активність другого і послабити активність третього – залежно від сили зв'язків. Змінюючи ваги зв'язків, можна навчити НМ відображенню вхідних даних на вихідні. Відомо, що така модель здатна моделювати будь-яку кусочно-гладку функцію (рис.3).

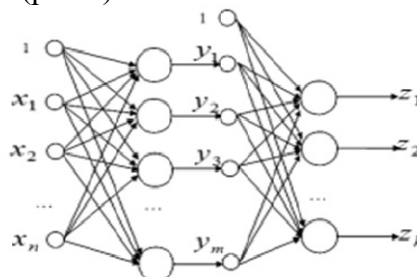


Рис.3 – Тришарова нейронна мережа [14]

У 1970-х роках нейронні мережі інтегруються з нечіткою логікою Заде, в результаті чого з'являються такі моделі як моделі нечіткого виведення Мамдані-Заде, або нечіткі нейронні мережі Такагі-Сугено-Канга. У 1975 р. Фукусіма запропонував когнітрон – мережу, що може самоорганізовуватися [24]. Когнітрон і його похідна – неокогнітрон, на відміну від перцептронних мереж, мають ієрархічну структуру. Основне застосування цих моделей – розпізнавання образів. Також у 1970-х роках розгорнулася діяльність в області карт самоорганізації, заснованих на конкурентному принципі навчання. Найбільш відомою роботою у цьому напрямі є моделі карт, що використовують

одно- або двовимірну структуру просторової решітки та отримали назву карт Кохонена. Моделі Кохонена навчалися без вчителя (задачника), вирішували завдання кластеризації, візуалізації даних та інші завдання інтелектуального аналізу даних [25]. У 1982 р. Дж. Хопфілд запропонував модель нейронної мережі із зворотними зв'язками. У її основу покладено не поведінку, а збереження станів штучних нейронів. На відміну від нейронних мереж попередніх поколінь (в яких інформація проходила тільки в одному напрямку) нейрони з автоасоціативною пам'яттю з'єднані великим числом зворотних зв'язків[26].

У 1988 р. Брумхед і Лове описали процедуру побудови багатосарової мережі прямого поширення на базі радіальних базисних функцій, яка стала альтернативою багатосаровому перцептроні [27]. Радіальна мережа має структуру з одним прихованим шаром і лінійними вихідними нейронами, пов'язаними з прихованими нейронами зв'язками. Нейронні мережі даного типу, на відміну від багатосарових перцептронів, вирішували завдання локальної апроксимації (рис.4).

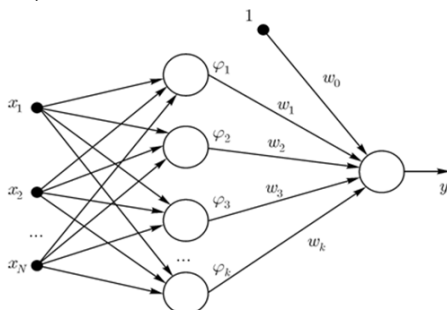


Рис.4. Архітектура радіальної мережі

Сьогодні обговорення нейронних мереж відбувається скрізь. С. Хайкін в книзі «Нейронні мережі. Повний курс » [28] узагальнив близько 1200 найважливіших робіт теорії нейронних мереж. Ця книга і до сих пір вважається найбільш повним дослідженням в області нейромережевого моделювання.

Існує величезна різноманітність нейропакетів, можливість використання нейромереж включена також у практично всі відомі статистичні пакети. Серед спеціалізованих нейропакетів можна назвати такі: BrainMaker, NeuroOffice, NeuroPro та ін. Більшість нейропакетів містить наступну послідовність дій: створення мережі (вибір користувачем параметрів або ухвалення встановлених стандартно); навчання мережі; видача рішення користувачеві.

Розглянемо підхід до визначення інвестиційних ризиків на основі нейронечіткої мережі (ННМ). які здатні виявляти і адекватно оцінювати ризик за рахунок нейромережевого компонента, а також за рахунок використання нечіткої логіки вони адаптивні до нечислових даних.

Щоб розробити і використовувати ННМ для аналізу ризиків інформаційної безпеки, необхідно визначити структуру мережі. Вхідними змінними будуть служити значення трьох факторів ризику на відрізку [0, 1], які описано лінгвістичною термножиною (дуже низький, низький, середній, високий, дуже високий) (табл. 1).

Таблиця 1

Рівні шкали при оцінці факторів ризику

Рівні шкали	Загрози	Збитки	Вразливості
Дуже низький (від 0 до 0,2)	Подія практично ніколи не відбувається	Незначні втрати матеріальних засобів і ресурсів, які швидко поповнюються	Вразливість, якою можна знехтувати
Низький (від 0,2 до 0,4)	Подія трапляється рідко	Більш помітні втрати матеріальних активів	Незначна вразливість, яку легко усунути
Середній (від 0,4 до 0,6)	Подія цілком можлива при певному збігу обставин	Достатні втрати матеріальних активів або ресурсів або достатньо шкоди інтересам	Помірна вразливість
Високий (від 0,6 до 0,8)	Швидше за все, подія відбудеться	Значна шкода інтересам, що може представляти загрозу для продовження діяльності	Серйозна вразливість, ліквідація якої можлива, але пов'язана зі значними витратами
Дуже високий (від 0,8 до 1)	Подія, найімовірніше, відбудеться	Руйнівні наслідки і неможливість ведення діяльності	Критична вразливість, яка ставить під сумнів можливість її усунення

У підсумку на виході системи буде отримана оцінка рівня ризику економічної безпеки на відрізок  $[0, 1]$ , описана розширеною лінгвістичною терм-множиною (знехтовно низький, дуже низький, низький, нижче середнього, помірний, вище середнього, високий, дуже високий, критичний).

Шкала вимірювання рівня інвестиційних ризиків буде виглядати наступним чином:

- 1) знехтовно низький (0) – ризиком можна знехтувати;
- 2) дуже низький (0,125) – необхідно визначити, чи існує необхідність у корегувальних діях, або є можливість прийняти цей ризик;
- 3) низький (0,25) – рівень ризику дозволяє працювати, але є передумови до порушення нормальної роботи;
- 4) нижче середнього (0,375) – необхідно розробляти і застосувати план коригувальних дій протягом прийняттого періоду часу;
- 5) помірний (0,5) – рівень ризику не дозволяє стабільно працювати, є нагальна необхідність у коригувальних діях, які змінюють режим роботи у бік зменшення ризику;
- 6) вище середнього (0,625) – підприємство може продовжувати роботу, але коригувальний план дій необхідно застосувати якнайшвидше;
- 7) високий (0,75) – рівень ризику такий, що бізнес-процеси перебувають у нестійкому стані;
- 8) дуже високий (0,875) – необхідно негайно вжити заходів щодо зменшення ризику;
- 9) критичний (1) – рівень ризику дуже великий і є неприпустимим для підприємства, що вимагає припинення інвестиційної діяльності та прийняття радикальних заходів щодо зменшення ризику.

Після визначення структури ННМ слід задати функції належності вхідних змінних. Крім цього, необхідно задати параметри обраних функцій належності.

Для виконання цих процедур розроблені спеціалізовані програми. Найбільш ефективним інструментом розробки є редактор FIS програмного комплексу MATLAB, який має графічний інтерфейс і дозволяє викликати

все інші редактори і програми перегляду систем нечіткого виведення.

Для створюваної нечіткої моделі обрані наступні параметри: 3 вхідні (загроза, збиток, вразливість) і 1 вихідна (ризик) змінні; тип системи нечіткого виводу – Сугено; And method (Метод логічної кон'юнкції) – prod (метод алгебраїчного твору); Or method (Метод логічної диз'юнкції) – probor (метод алгебраїчної суми); Implication (Метод виведення висновку) – min (метод мінімального значення); Aggregation (Метод агрегування) – max (метод максимального значення); Defuzzification (Метод дефазифікації) – wtaver (метод зваженого середнього). Для 3 вхідних змінних (загроза, збиток, вразливість) вибрано 5 нечітких класів (дуже низький, низький, середній, високий, дуже високий) і трапецеїдальна функція приналежності.

Для вихідної змінної (ризик) вибрано 9 нечітких класів (зневажливо низький, дуже низький, низький, нижче середнього, помірний, вище середнього, високий, дуже високий, критичний), які в нечіткій системі типу Сугено приймають згадані вище фіксовані значення на відрізок  $[0, 1]$ , тому функція приналежності для вихідної змінної відсутня.

Нечітка модель аналізу інвестиційних ризиків містить 125 правил нечіткого виводу для всіх можливих поєднань нечітких класів вхідних змінних. Фрагмент комплексу правил представлено нижче.

1. If (Загроза is Дуже низька) and (Збиток is Дуже низький) and (Уразливість is Дуже низька) then (ризик Знехтовно низький) (1)

2. If (Загроза is Дуже низька) and (Збиток is Дуже низький) and (Уразливість is Низька) then (Ризик is Знехтовно низький) (1) та так далі до пункту 125.

Отже, система нечіткого висновку містить 3 вхідні змінні з 5 термами, 125 правил нечітких продукцій і 1 вихідну змінну з 9 термами (рис. 5).

Для створення ННМ необхідно створити файл з навчальними даними (файл з розширенням .dat), який являє собою звичайний текстовий файл. При цьому навчальні дані представляють собою числову матрицю розмірності  $m \times (n + 1)$ , у якій



кількість рядків  $m$  відповідають обсягом вибірки, перші  $n$  стовпців – значенням вхідних змінних моделі, а останній стовпець – значенню вихідної змінної. Хоча за кількістю рядків матриці навчальних даних не існує

формальних рекомендацій, прийнято вважати, що якість навчання гібридної мережі, а отже, і точність одержуваних результатів пропорційно залежить від обсягу навчальної вибірки.

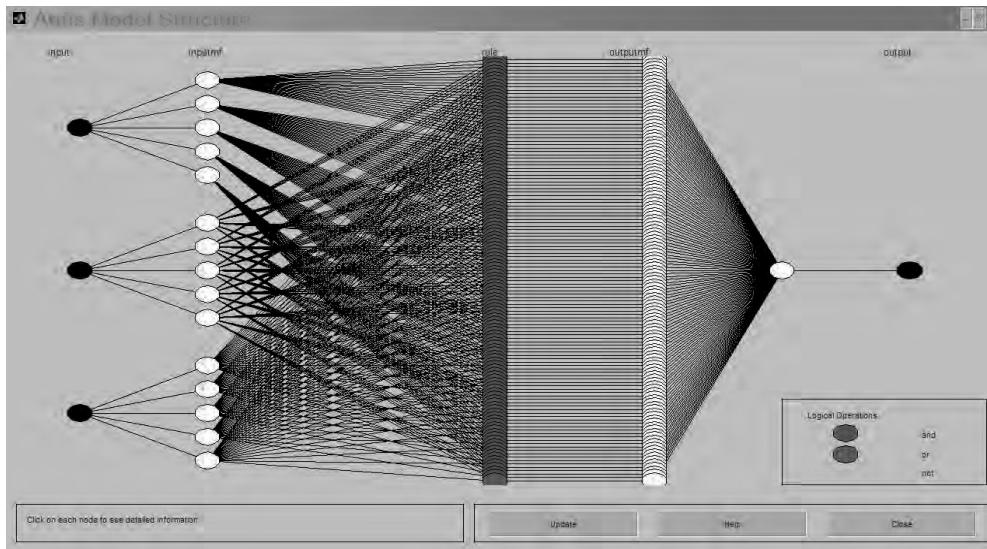


Рис. 5. Структура системи нечіткого виводу

Що стосується кількості стовпців, то у випадку з ННМ для аналізу інвестиційних ризиків воно дорівнює 4.

Оцінки можуть бути отримані на основі заздалегідь розроблених діагностичних тестів, що охоплюють різні аспекти прояви оцінюваних величин. Для визначеності необхідно припустити, що на основі попереднього обстеження отримані деякі оцінки ймовірності реалізації загрози, величини потенційно можливого збитку і ступеня уразливості. Наприклад, загроза – 0,68, збиток – 0,74, вразливість – 0,72. Тоді ризик дорівнює 0,745, що відповідає значенню «високий» за шкалою рівнів ризику Алгоритм оцінки інвестиційних ризиків на основі застосування ННМ складається з наступних етапів:

1. Проведення експертного опитування для отримання оцінок потужності загрози ( $a_1$ ), величини збитку ( $a_2$ ) і ступеня уразливості ( $a_3$ ) в інтервалі  $[0, 10]$ ;

2. Забезпечення адекватності експертних оцінок через обчислення коефіцієнта конкордації: Коефіцієнт конкордації  $W$  лежить в межах  $[0, 1]$ . Чим ближче значення коефіцієнта до одиниці, тим вище рівень уз-

годженості думок експертів. Зазвичай мінімально допустиме значення коефіцієнта конкордації складає 0,4. Тому при узгодженому результаті  $W > 0,4$  [29];

3. За рештою оцінками обчислення вхідних змінних ННМ - максимальних значень ймовірності реалізації загрози економічній безпеці ( $x_1$ ), нанесення найбільш можливого збитку ( $x_2$ ) і використання вразливості інформаційної системи ( $x_3$ ). Так як під змінними  $x_1, x_2, x_3$  розуміються ймовірності, то їх значення повинні бути в інтервалі  $[0, 1]$ :

$$\begin{cases} 0 \leq x_1 \leq 1 \\ 0 \leq x_2 \leq 1 \\ 0 \leq x_3 \leq 1 \end{cases} \quad (3)$$

Підсумкова система рівнянь

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + a_{13}x_3 \leq b_1, \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + a_{23}x_3 \leq b_2, \\ \dots \\ a_{n1}x_1 + a_{n2}x_2 + a_{n3}x_3 \leq b_n, \end{cases}$$

$$a_{ij} \in [0, 10]; b_i \in [0, 30]; i \in 1, 2, \dots, n; j \in 1, 2, 3, \quad (4)$$

вирішується симплекс-методом

Тут  $a_{i1}$  – експертні оцінки потужності загрози;

$a_{i2}$  – експертні оцінки величини збитку;

$a_{i3}$  – експертні оцінки ступеня уразливості;

$b_i$  – оцінки ризику;

$n$  – число експертів;

Подача отриманих значень змінних  $x_1, x_2, x_3$  на вхід розробленої ННМ;

5. Отримання значення рівня ризику безпеки, зіставлення з якісною шкалою, аналіз результатів і вироблення контрзаходів на основі проведеного аналізу.

Таким чином, алгоритм оцінки інвестиційних ризиків включає проведення експертного опитування для отримання попередніх оцінок; забезпечення адекватності експертних оцінок через обчислення коефіцієнту конкордації і відсіювання крайніх значень; обчислення вхідних змінних ННМ на основі експертних оцінок, що залишилися; подачу отриманих значень на вхід ННМ і виробітку контрзаходів на основі аналізу отриманої вихідної змінної.

**Висновки.** Ідентифікація інвестиційних ризиків підприємства зумовлює необхідність їх оцінки. Обмеження і недоліки застосування «класичних» формальних методів при вирішенні слабкоструктурованих завдань (серед яких є задачі оцінки ризиків інвестиційної діяльності) є наслідком сформульованого основоположником теорії нечітких множин Л. А. Заде «принципу несумісності». Використовуючи нечітку логіку для обробки недетермінованих даних, можна оперувати лінгвістичними змінними, які є більш природними для людського розуміння при описанні елементів економічних систем.

В основу побудови моделі оцінки ступеня інвестиційного ризику покладені нейронечіткі технології, які дозволяють розширити можливості моделювання складних об'єктів, процесів, що є актуальною задачею у реальних умовах при відсутності достовірних даних, неповної і нечіткої інформації про об'єкт дослідження, складних нелінійних залежностей виходів від входів системи. Нейронечітку модель можна використовувати для: розрахунку прогнозного значення ступеня ризику; визначення діапазонів зміни кожного з показників інвестиційного проекту, за яких ступінь проблемності залишається високою. Модель може слугувати

підґрунтям для створення систем підтримки прийняття рішень з управління інвестиційними ризиками.

### Література

1. Шарп У. Инвестиции: Пер. с англ. / У. Шарп, Г. Александер, Дж. Бэйли. – М. : ИНФРА-М, 1998. – 1028 с.
2. Гитман Л. Дж., Джонк М. Д. Основы инвестирования: Пер. с англ./ Л. Дж. Гитман, М. Д. Джонк. – М. : Дело, 1997. – 488 с.
3. Jake Ansell. Risk, Analysis, Assessment and Management/Edited by Jake Ansell and Frank Wharton.- N.Y. :J.Wiley & Sons Ltd., 1992. – 482 p.
4. Анализ данных и процессов / А. А. Барсегян, М. С. Куприянов, И. И. Холод, М. Д. Тесс, С. И. Елизаров. – СПб. : БХВ-Петербург, 2009. – 512 с.
5. Вітлінський В. В. Аналіз, оцінка і моделювання економічного ризику / В. В. Вітлінський. – К. : Деміур, 1996. – 261 с.
6. Асаи К. Прикладные нечеткие системы / К. Асаи, Д. Ватада, С. Иваи и др.; под ред. Т. Тэрано, К. Асаи, М. Сугено; перевод с японского. – М. : Мир, 1993. – 368 с.
7. Матвійчук А. В. Штучний інтелект в економіці: нейронні мережі, нечітка логіка: монографія. / А. В. Матвійчук. – К. : КНЕУ, 2011. – 439 с.
8. Недосекин А. О. Нечетко-множественный анализ рисков фондовых инвестиций / А. О. Недосекин. – СПб. : Сезам, 2002. – 181 с.
9. Птускин А. С. Нечеткие модели и методы в менеджменте: учеб. пособ. / Птускин А. С. – М. : Издательство МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2008. – 216 с.
10. Алтунин А. Е. Модели и алгоритмы принятия решений в нечетких условиях: Монография / А. Е. Алтунин, М. В. Семухин. – Тюмень : Издательство Тюменского государственного университета, 2000. – 352 с.
11. Долятовский В. А. Методы эволюционной и синергетической экономики в управлении. / В. А. Долятовский, А. И. Касаков, И. К. Коханенко. – Ростов-на-Дону : Рост. гос. экон. ун-т, 2001. – 578 с.
12. Раскин, Л. Г. Нечеткая математика: моногр. / Л. Г. Раскин, О. В. Серая. – Харьков : Парус, 2008. – 352 с.
13. Бодянский Е. В. Искусственные нейронные сети: архитектура, обучение, применение. / Бодянский Е. В., Руденко О. Г. – Харьков : ТЕЛТЕХ, 2004. – 372 с.
14. Рутковская Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: Пер. с польского И. Д. Рудинского / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский. – М. : Горячая линия – Телеком, 2004. – 452 с.
15. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика / Ф. Уоссермен; пер. с англ. – М. : Мир, 1992. – 184 с.
16. Модели управления проектами в нестабильной экономической среде : монография / [С. И. Левицкий, Ю. Г. Лысенко, А. В. Филиппов и др.]; под ред. чл.-корр. НАН Украины, д-ра экон. наук, проф. Ю. Г. Лысенко. – [изд. 2-е, перераб. и доп.]. – Донецк

: Юго-Восток, 2009. – 354 с.

17. Zadeh L. Fuzzy Sets // Information and Control. – 1965. – № 8. – P. 338–353.

18. Заде Л. А. Понятие лингвистической переменной и его применение к понятию приближенных решений / Л. А. Заде. – М. : Изд-во «Мир». – 1976. – 169 с.

19. Mamdani, E. H. Application of fuzzy algorithms for the control of a simple dynamic plant / E. H. Mamdani // Proc. IEEE 121, 1974. – P. 1585–1588.

20. Sugeno, M. Industrial applications of fuzzy control / M. Sugeno, ed. – North-Holland, Amsterdam, 1985. – 269 p

21. McCulloch W. S., Pitts W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity // Bulletin of Mathematical Biophysics. – 1943. – Vol. 5. – P. 115–133.

22. Turing A. M. Computing Machinery and Intelligence // Mind. – 1950. – October. – Vol. 59. – No. 236. – P. 433–460.

23. Rosenblatt F. The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain // Psychological Review. – 1958. – № 65. – P. 386–407.

24. Аверкин А. Н., Батыршин И. З., Блишун А.

Ф. и др. Нечеткие множества в моделях управления и искусственного интеллекта / А. Н. Аверкин, И. З. Батыршин, А. Ф. Блишун, В. Б. Силов, В. Б. Тарасов. Под ред. Д. А. Поспелова. – М. : Наука. Гл. ред. физ.-мат. лит., 1986. – 312 с.

25. Kohonen T. Self-organized formation of topologically correct feature maps // Biological Cybernetics, 1982. – Vol. 43. – P. 59–69.

26. Hopfield J. J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities // Proceedings of National Academy of sciences. – 1982. – April. – Vol. 79. – No. 8. – P. 2554–2558.

27. Broomhead D. Multivariable functional interpolation and adaptive networks / Broomhead D., Lowe D. – Complex Systems. – 1988. – Vol. 2. – P. 321–355.

28. Haykin S. Neural Networks: A Comprehensive Foundation, second edition. – New Jersey : Prentice-Hall, 1999. – 823 p.

29. Вовк В. М. Математичні методи дослідження операцій в економіко-виробничих системах : монографія / В. М. Вовк. – Львів : ЛНУ ім. Івана Франка, 2007. – 584 с.

## ОПРЕДЕЛЕНИЕ ИНВЕСТИЦИОННЫХ РИСКОВ НА ОСНОВЕ НЕЙРОНЕЧЕТКОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

*В. М. Тенета, младший научный сотрудник,  
Национальная металлургическая академия Украины*

В статье рассматривается проблема учета риска и неопределенности при принятии решений об инвестировании. Проведен анализ традиционных методов оценки инвестиционных рисков. Показаны возможности теории нечетких множеств для оценки неопределенности в инвестиционном проектировании. Рассмотрен подход к анализу инвестиционных рисков, основанный на нейронных сетях.

**Ключевые слова:** инвестиционные риски, оценка инвестиционных рисков, нечеткие множества, нейронные сети.

## DEFINITION OF INVESTMENT RISKS BASED ON NEURO FUZZY MODELING

*V. M. Teneta, Junior Researcher,  
National Metallurgical Academy of Ukraine*

The problem of risk and vagueness calculation by taking a decision of investing is considered. The traditional investment risk assessment method is analyzed. The possibilities of fuzzy set theory to estimate the uncertainty in the investment design have been described. The approach to the analysis of investment risk, based on neural networks is given.

**Keywords:** investment risks, evaluation of investment risks, fuzzy sets, neural networks.

*Рекомендовано до друку д. е. н., проф. Ковальчуком К. Ф. Надійшла до редакції 04.03.16.*