

УДК 044.89

DOI 10.24144/2616-7700.2022.1(40).175-194

Г. В. Мазютинець¹, М. М. Шаркаді²

¹ ДВНЗ «Ужгородський національний університет», Ужгород,
пошукач,

gabbi.maz@uzhnu.edu.ua

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3070-1831>

² ДВНЗ «Ужгородський національний університет», Ужгород,
доцент кафедри кібернетики і прикладної математики,
кандидат економічних наук

marianna.sharkadi@uzhnu.edu.ua

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1850-996X>

МОДЕЛЬ БАГАТОРІВНЕВОЇ НЕЙРОМЕРЕЖІ ВИЗНАЧЕННЯ РІВНЯ ФІНАНСОВОЇ БЕЗПЕКИ КОМПАНІЇ

Діяльність господарюючих суб'єктів у ринковій економіці обумовлюється насамперед станом їх фінансів, що призводить до необхідності розгляду проблем управління фінансовою безпекою підприємства. Забезпечення стійкого розвитку підприємства, стабільності результатів його діяльності, досягнення цілей, що відповідають інтересам власників та суспільства в цілому, неможливі без розробки та проведення самостійної стратегії суб'єкта господарювання, яка в сучасній економіці визначається наявністю надійної системи його фінансової безпеки. Зростання темпів бізнесу викликає все більшу залежність підприємства від зовнішніх джерел фінансування і, можливо, втрату самостійності в прийнятті управлінських рішень. Навіть за високої доходності бізнесу недостатня увага до проблем його фінансової безпеки може призвести до того, що компанія може стати об'єктом зовнішнього впливу або поглинання. Прогнозування рівня фінансової безпеки є складним аналітично-розрахунковим процесом і потребує детального дослідження тенденцій розвитку та передбачення впливу складових досліджуваного фактору на рівень економічної безпеки компанії. Проведено дослідження актуальної задачі розроблення моделі багаторівневої нейромережі для інформаційних технологій на прикладі визначення рівня фінансової безпеки компанії, яка зустрічається при функціонуванні соціо-економічних систем і базується на застосуванні постулатів нечіткої логіки, нечітких множин і нейро-фазі мережі. Метою даної роботи є розробка моделі багаторівневої нейромережі визначення рівня фінансової безпеки компанії при функціонуванні соціо-економічних систем в умовах невизначеності за входними експертними оцінками. Об'єктом дослідження є визначення рівня фінансової безпеки компанії на основі функцій належності для входних експертних оцінок за критеріями з використанням нейро-фазі мережі. Предметом дослідження є методи і моделі представлення багаторівневої нейромережі для визначення рівня фінансової безпеки компанії в умовах невизначеностей. Вперше запропоновано методологічні засади поєднання елементів теорії нечіткої логіки та нейронних мереж при моделюванні процесів управління фінансовою безпекою компанії, що надає можливості адаптації запропонованої моделі багаторівневої нейромережі визначення рівня фінансової безпеки компанії з урахуванням специфіки роботи заданого економічного об'єкта в умовах неоднорідності та неповноти вихідної інформації. В процесі дослідження використовувалися методи теорії нечітких множин і нейромережевого моделювання, методи експертних оцінок. У роботі розв'язано науково-прикладне завдання розроблення моделі багаторівневої нейромережі визначення рівня фінансової безпеки компанії за входними експертними оцінками. Практичне значення одержаних результатів моделі багаторівневої нейромережі визначення рівня фінансової безпеки компанії дасть можливість адекватно підійти до оцінювання альтернативних рішень для забезпечення управління фінансовою безпекою вітчизняних підприємств. Використовуючи побудовану модель, фахівці мають змогу оцінювати рівень фінансової безпеки компанії, попереджати його

погіршення, визначати вплив окремих факторів на рівень фінансової безпеки. Таким чином, використання запропонованої моделі в менеджменті є зручним інструментом вчасного контролю за фінансовим станом підприємства, адекватної реакції на його погіршення. Кредитори, в свою чергу, мають змогу отримати реальну інформацію щодо фінансового стану позичальника та правильно проводити кредитну політику. Інвестори отримують інформацію для прийняття рішення щодо можливості проведення інвестиційної діяльності. Отримані результати можуть бути використані для удосконалення системи управління фінансовою безпекою вітчизняних компаній.

Ключові слова: штучна нейронна мережа, математичні моделі, нечіткі множини, функція належності, рівень фінансової безпеки, експертна оцінка, прийняття рішень.

1. Вступ. В економіці багатьох країн спостерігається істотне збільшення кількості фінансових криз і зростання їх масштабів в останні десятиліття. Одна тільки глобальна фінансова криза 2020 року, яка є найбільшою з часів великої депресії і 2008 року, проявилася у падінні світового фондового ринку та поштовхом якої став коронавірус SARS-CoV-2, що вразив усі країни світу. Глобальна фінансова криза 2020 року супроводжується зменшенням ділової активності у багатьох галузях та відповідним падінням ВВП у багатьох країнах.

У сучасному глобалізованому світі існування будь-якої держави залежить від її економічної безпеки, яка є однією із важливих компонент національної безпеки країни в цілому. На сьогоднішній день відсутнє єдине універсальне визначення сутності та структури економічної безпеки. Категорія «безпека» характеризується як одна з невід'ємних рис стабільного функціонування соціо-економічної системи в цілому, її життєдіяльності, стабільного розвитку та стійкості до зовнішніх і внутрішніх подразників.

В сучасних економічних умовах діяльність підприємств знаходиться під впливом перманентних ризиків та загроз, які генеруються факторами зовнішнього та внутрішнього середовища їх функціонування. Тому надзвичайно важливим є аналіз рівня фінансової безпеки з точки зору попередження виникнення загроз та своєчасності застосування превентивних заходів. Одним із основних сегментів економічної безпеки, який вагомо впливає на її рівень, виступає фінансовий сегмент, тобто сукупність фінансових показників суб'єкта економічного господарювання, які об'єднуються в глобальний показник. Прогнозування цього показника є складним аналітично-розрахунковим процесом і потребує детального дослідження тенденцій розвитку та передбачення впливу складових досліджуваного фактору на рівень економічної безпеки держави.

Існуючі теорії фінансового аналізу і методи прогнозування розвитку фінансово-економічних систем практично себе вичерпали. Тому постає потреба істотного переосмислення використовуваних методів економіко-математичного моделювання. Вчені схиляються до використання нейронних мереж, які вважаються одним з найбільш відомих та ефективних інструментів інтелектуального аналізу даних.

Оскільки бурхливий розвиток комп'ютерної техніки створює передумови для появи нейрокомп'ютерів, які, за прогнозами фахівців, будуть обробляти інформацію за тими ж принципами, що і людський мозок, то інтерес до нейромережових технологій поступово охоплює все більш широке коло користувачів. Серед таких користувачів опинилися фінансові аналітики та архітектори фінансових систем підприємств, про що свідчать широкі дискусії у фінансових

чатах щодо ефективності застосування нейромереж для прогнозування рівня фінансової безпеки суб'єктів господарювання [9].

Використання інформаційних технологій у різних сферах людської діяльності супроводжується розробкою інтелектуальних систем, які використовують зв'язок знань у загальному випадку з навколишнім світом. Постановка і розв'язання будь-якої задачі зв'язана з конкретними предметними областями, які, як правило, є погано або слабко структурованими.

Нечітке математичне моделювання являється одним із найбільш активних і перспективних напрямів прикладних досліджень в області управління і прийняття рішень у слабко структурованих системах. Діапазон застосування нечітких методів з кожним роком розширюється, охоплюючи різні нові області. Нечітке математичне моделювання – це коли елементами дослідження являються не числа, а деякі нечіткі множини або їх поєднання. В основі такого підходу лежить не традиційна логіка, а логіка з нечіткою істинністю, нечіткими зв'язками і нечіткими правилами виводу. Основними характеристиками такого підходу є використання лінгвістичних змінних замість числових змінних, відношення між змінними описуються за допомогою нечітких висловлювань, складні відношення описуються нечіткими алгоритмами.

Значна кількість важливих проблем підтримки прийняття управлінських рішень, що виникають у різних сферах людської діяльності, зводиться до задач оцінки різного роду явищ і процесів. При проектуванні і управлінні складною соціо-економічною системою виникає проблема, коли людина не здатна дати точні і в той же час практичні значення суджень про їх поведінку. Тому для аналізу стану рівня фінансової безпеки і прогнозування загроз сьогодні будуються моделі із застосуванням апарату нечітких множин [4]. Оскільки фінансова безпека підприємства є досить індивідуальною характеристикою, яка залежить від значної кількості факторів зовнішнього та внутрішнього походження, доцільно використати саме нечіткі множини. Вплив даних факторів і наслідки цього впливу окремо для кожного підприємства можливо оцінити лише з долею суб'єктивної ймовірності, що задана у якості інтервалу значень.

2. Постановка проблеми. Фінансова безпека – це складова економічної безпеки, яка являє собою такий стан підприємства, що: дозволяє забезпечити фінансову стійкість, платоспроможність, ліквідність і достатню фінансову незалежність підприємства в довгостроковому періоді; забезпечує оптимальне залучення та ефективне використання фінансових ресурсів підприємства; дозволяє ідентифікувати небезпеки і загрози стану підприємства та розробляти заходи для їх вчасного усунення; дозволяє самостійно розробляти та впроваджувати фінансову стратегію; має бути оцінена кількісними та якісними показниками, які мають граничні значення [10].

Проблема забезпечення фінансової безпеки є актуальною для будь-якого суб'єкта господарювання, оскільки постійно перебуває в стані впливу великої кількості та різноманітності загроз, що здатні зруйнувати стабільне функціонування підприємства через порушення фінансової безпеки. Так, безладне позичання коштів рано чи пізно призведе до того, що обсяг позикових засобів перевищить реальні можливості підприємства розраховуватись із кредиторами. Це означає втрату фінансової стійкості, що може бути виявлено за балансом компанії.

Останнім часом увага вчених все більше зосереджується саме на проблемі забезпечення фінансової безпеки підприємства. Це, передусім, зумовлено тим, що саме підприємства здійснюють безпосередній вплив на формування більшої частини валового внутрішнього продукту держави, а також створюють матеріальне підґрунтя для її розвитку, забезпечуючи формування доходної частини бюджетів через податкову систему. Фінансова безпека компанії є інтегральною характеристикою здатності підприємства протистояти існуючим і виникаючим внутрішнім й зовнішнім небезпекам і загрозам, спроможності системи управління забезпечувати й підтримувати фінансову рівновагу, стійкість, платоспроможність та ліквідність в поточному і перспективному періодах.

Покращення показників економічної діяльності суб'єктів господарювання залежить від складових якісного і кількісного характеру та функціональних складових економічної безпеки. Функціональними складовими вважаються фінансова, інтелектуальна, кадрова, техніко-технологічна, політико-правова, інформаційна, соціальна безпеки. Кожна функціональна складова несе в собі власний зміст, систему критеріїв оцінювання та методи забезпечення своєї мети.

Головним завданням формування структури економічної безпеки є розроблення планів на майбутнє, моніторинг їх реалізації. Для цього необхідно розробити методику аналітичного прогнозування всіх функціональних складових економічної безпеки і, зокрема, фінансової безпеки об'єкта економічного господарювання.

Для визначення фактичного рівня фінансової економічної безпеки використовується аналітична інформація функціонування підприємства, яка дозволяє побачити стан як на даний момент часу, так і у перспективі.

Загальна постановка проблеми (завдання/задачі) може бути представлена наступним чином. Нехай для певного суб'єкта економічного господарювання відома множина кількісних і якісних показників його функціонування, а також відома історія цих показників за певні періоди часу. Виникає завдання передбачити оцінку рівня економічної безпеки даного суб'єкта господарювання.

Для вирішення даної проблеми пропонується схема, яка потребує вирішення низки задач (завдань), у вигляді нейро-фазі мережі (рис. 1), структура якої складається із сукупності послідовних етапів, на кожному із яких розв'язується конкретний клас задач [8].

Таким чином, для ефективного забезпечення фінансово-економічної безпеки на підприємстві необхідно розробити та успішно імплементувати відповідний механізм, який повинен включати в себе інструменти, методи і важелі формування фінансової безпеки підприємства та систему інформаційно-аналітичної складової такої безпеки, функціонуючу на основі сучасних інформаційних технологій. Запропонований підхід дозволяє контролювати рівень фінансової безпеки підприємства та, у випадку необхідності, приймати управлінські рішення для його покращення.

На першому етапі розв'язується клас задач передбачення. Тобто, на основі історії показників за певні періоди часу прогнозуються значення цих показників на майбутні періоди з використанням економетричних моделей та методів машинного навчання.

На другому етапі розв'язується задача фазифікації показників (критеріїв) ефективності за допомогою апарату нечіткої математики [4].

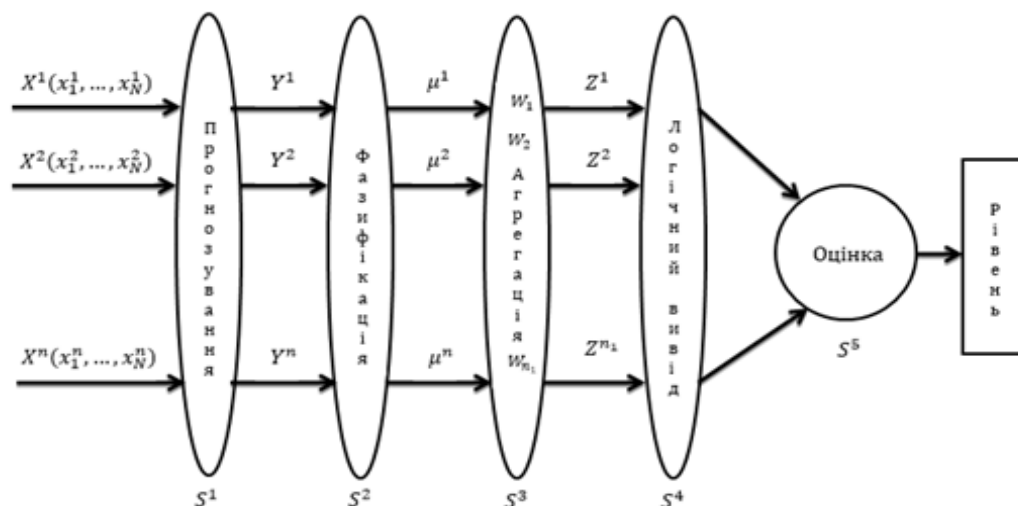


Рис. 1. Структурна схема нейро-фазі мережі

Третій етап включає агрегацію показників представлених у вигляді нечітких чисел у певні групи (кластери). Кластеризація даних є процесом розподілу елементів на класи або групи так, щоб елементи в одному класі були якомога близькими, а елементи різних класів є настільки різномірними, наскільки це можливо. Для цього використовуються різні міри подібності, причому міра подібності визначає самі кластери. Кластерний аналіз займає одне з центральних місць серед методів аналізу даних і є сукупністю підходів, методів і алгоритмів, призначених для знаходження деякого розбиття досліджуваної сукупності об'єктів на підмножини схожих між собою об'єктів. При цьому вихідним припущенням для виділення таких підмножин, що отримали спеціальну назву кластерів, служить лише неформальне припущення про те, що об'єкти, які відносяться до одного кластера, повинні мати більшу схожість між собою, чим з об'єктами з інших кластерів. Тут використовуються моделі та методи вибору вагових коефіцієнтів і згорток.

Наступний етап передбачає, за допомогою методів логічного виведення, визначати нечітку оцінку, яка є інтегрованим показником. Для цього необхідно формування нечіткої бази знань, яка грубо відображає нелінійний взаємозв'язок «входи - вихід» за допомогою лінгвістичних правил <Якщо-то>. Ці правила генеруються експертом або отримуються в результаті екстракції нечітких знань з експериментальних даних. Параметрами, що настроюються, є ваги правил і параметри функцій належності нечітких термів.

На кінцевому етапі отримана нечітка оцінка дефазифікується у чітке значення і визначається її рівень.

У даній роботі пропонуються підходи розв'язання задач:

1. Передбачення показників (критеріїв) за допомогою R/S аналізу та лінійно-зваженого ковзного середнього (LWMA).
2. Фазифікації показників (критеріїв) ефективності за допомогою теорії нечітких множин.
3. Кластеризації даних на групи за допомогою моделі та методу вибору вагових коефіцієнтів і згорток.

Доцільність використання теорії нечітких множин зумовлено тим, що фінансова безпека компанії є досить індивідуальною характеристикою, яка залежить від значної кількості факторів зовнішнього та внутрішнього походження. Вплив даних факторів і наслідки цього впливу окремо для кожної компанії можливо оцінити лише з долею ймовірності. Іншою мовою, у економіці об'єктивним є існування невизначеності при віднесенні деякого об'єкта (у даному випадку – компанії) до чіткої множини (що задана у якості інтервалу).

3. Огляд літератури. Найчастіше нейронні мережі використовуються у працях Kuan C., White H., Swanson N. та інших науковців для прогнозування фінансових ринків. Garcia R., Genfay R., Qi M. і Madala G. обґрунтували користь нейронних мереж для аналізу трендів на фондовому ринку, а Jorion P. – для прогнозування валютного курсу. Нейронні мережі у працях вітчизняних науковців, таких як Н. Я. Савка, О. Ф. Івашина, І. І. Стрельченко, А. Б. Миколайчук та ін., більшою мірою застосовуються для прогнозування рівня фінансової безпеки держави та окремих її складових (податкової, боргової, у розрізі рівнів – регіону). На рівні суб'єктів підприємництва досі залишається незавершеним вивчення питань застосування нейронних мереж для аналізу та прогнозування рівня фінансової безпеки.

Також питанням оцінки рівня фінансової безпеки компаній присвятили свої роботи такі вчені, як Бланк І. О., Барановський О. І., Єрмошенко М. М., Ашуєв А. М., Кириченко О. А., Кудря І. В. [1, 2, 5, 6] та інші. Однак існуючі розробки у цій сфері є досить різноспрямованими, що лише підкреслює необхідність формування єдиної ефективної методики оцінки рівня фінансової безпеки, яка повинна базуватися на використанні сучасних методів. Зауважене розширення методичного апарату є доцільним з огляду на те, що сама безпека є досить відносною характеристикою, що практично унеможливорює чітке визначення меж між, наприклад, високим і низьким її рівнем. Логічним у цьому випадку є використання теорії нечітких множин при оцінці рівня фінансової безпеки суб'єктів господарювання різних галузей.

Зараз, під час пандемії коронавірусної інфекції (COVID-19), проблема оцінки рівня фінансової безпеки компанії є однією з найбільш актуальних. Серед вчених, котрі досліджують фінансовий стан та безпеку компаній, можна відмітити: К. С. Горячеву [12], Н. В. Іванову [13], А. В. Матвійчука [9, 14], Т. О. Мєліхову, [15] А. О. Недосєкіна [16], Н. Н. Пойда-Носик [17, 18], О. П. Ротштейн [19], В. Г. Чернов [20], які у своїх дослідженнях використовують теорію нечітких множин або нейронні мережі.

Останні наукові дослідження свідчать про необхідність інформаційного моделювання нечітких знань, що дозволять на основі нечіткої, неповної, а особливо експертної інформації отримувати адекватні та об'єктивні знання про об'єкт дослідження.

Для того, щоб визначити методи прогнозування, які можливо використати для прогнозування значення показників на майбутні періоди, необхідним є попереднє проведення фрактального аналізу кожного показника не менш як за 10 років. Фрактальним аналізом часових рядів займалися зарубіжні та вітчизняні науковці: Е. Петерс [23; 24; 25], Г. Херст [30], Р. Glegg [31], В. Дубницький [26], І. Ликов [27], Н. Новікова [28], Е. Найман [29], Г. Бистрай [32], О. Шелухин [33] та ін. Методами прогнозування займалися такі вчені: І. Чучуєва [34],

Е. Тихонов [35], J. Armstrong [36], J. Yang [37], Ю. Лукашин [38], С. Holt [39] та ін. Незважаючи на велику кількість наукових праць у даній сфері, проблеми прогнозування невеликих часових рядів, до яких відносяться показники компаній, з урахуванням фрактальних властивостей часових рядів є недостатньо вивченими та потребують подальшого дослідження. Зокрема, залишаються недостатньо розробленими методи виявлення трендовості невеликих часових рядів. Для аналізу фрактальних властивостей таких часових рядів пропонується застосування методу Херста [9; 12], а для короткострокового прогнозування на період 1-2 роки – метод лінійно-зваженого ковзного середнього (LWMA).

4. Матеріали і методи. Нейронні мережі виникли із досліджень у галузі штучного інтелекту, а саме зі спроб відтворити здатність біологічних нервових систем навчатися й виправляти помилки, моделюючи низькорівневу структуру мозку. Штучні нейронні мережі являють собою нову й досить перспективну обчислювальну технологію, що дає нові підходи до дослідження динамічних завдань у фінансовій області. Спочатку нейронні мережі відкрили нові можливості в області розпізнавання образів, потім до цього додалися статистичні і засновані на методах штучного інтелекту засоби підтримки прийняття рішень і вирішення завдань у сфері фінансів, у тому числі для діагностики банкрутства підприємства.

Вирішення задач аналізу рівня фінансової безпеки акціонерних компаній за допомогою нейронних мереж складається з наступних етапів: пошук даних для навчання; підготовка і нормалізація даних; вибір типу нейронної мережі; експериментальний підбір характеристик мережі; експериментальний підбір параметрів навчання; навчання штучної нейронної мережі; перевірка адекватності навчання; коригування параметрів; кінцеве навчання; вербалізація нейронної мережі для її подальшого використання.

Сформулюємо постановку задачі оцінювання наступним чином. Нехай на вході маємо деякий об'єкт дослідження O , який оцінюється за багатьма показниками $K = (K_1, K_2, \dots, K_m)$. Показники K можуть представляти собою цілу систему критеріїв та моделей. Кожен показник є кількісною оцінкою, отримання якої можливо, наприклад, за допомогою моделей фінансової звітності.

Представимо підхід щодо моделювання показників визначення рівня фінансової безпеки компанії на основі інструменту нечіткої математики [7, 21] і побудови їх функцій належності. Розглядається випадок, коли існують як кількісні, так і якісні критерії оцінок. У такому разі, пропонується методика формалізації критеріїв оцінки за допомогою функцій належності. Приведемо найбільш вживані види функції належності, які можуть задавати множину критеріїв для розглядуваної задачі. Розіб'ємо множину критеріїв на групи відносно описання тим чи іншим видом функції належності [7]. Розробимо інтегральну модель, на основі функцій належності, яка буде визначати рівень економічної безпеки компанії.

Вхідними даними, які закладені в методику, являється система якісних та кількісних показників акціонерних товариств [18], що були ретельно відібрані на основі нормативних документів та праць вітчизняних і зарубіжних авторів, а також на основі опитування керівників підприємств. Всі критерії несуть у собі певний суб'єктивізм, невизначеність даних та інформації і виникає необхідність об'єднання кількісної та якісної інформації. В результаті цього, стає можливим

використовувати апарат нечіткої математики для розкриття невизначеності і формалізації якісної інформації [21]. Такий підхід до побудови функцій належності для кожного критерію дасть можливість більш адекватно підійти до проблеми оцінювання. Пропонується розділити критерії оцінок за групами видів функцій належності наступним чином.

I. Група критеріїв, яку можна представити за допомогою функції належності, яка включає в себе трикутну, трапецієподібну та дзвіноподібну функції.

У нашому випадку кожна з розглядуваних функцій належності буде задаватися на інтервалі значень тих чи інших коефіцієнтів. Загальний вигляд такої функції задається наступною формулою:

$$\mu_1(K; a; a_1; b; \alpha; \beta) = \begin{cases} 0, & \text{якщо } K \leq a; \\ \frac{K-a}{b-a}, & \text{якщо } a < K < a_1; \\ 1, & \text{якщо } a_1 \leq K \leq b; \\ \frac{1}{1+\left(\frac{b-K}{\alpha}\right)^{2 \times \beta}}, & \text{якщо } K > b. \end{cases},$$

де a, a_1, b – числові параметри, що можуть приймати критерії оцінки і впорядковані співвідношенням: $a \leq a_1 \leq b$, а параметри α і β впливають на форму кривої.

Критерії, які можна представити у вигляді вищевказаної функції належності:

- **Показники фінансової стійкості:** коефіцієнт фінансової незалежності; коефіцієнт фінансової стабільності; коефіцієнт фінансового левериджу; коефіцієнт забезпечення власними коштами; коефіцієнт покриття необоротних активів власним капіталом.
- **Показники ліквідності:** коефіцієнт покриття; коефіцієнт швидкої (проміжної) ліквідності; коефіцієнт абсолютної ліквідності.

II. Група критеріїв, яку можна представити за допомогою лінійної S-подібної функції належності.

Лінійну S-подібну функцію належності задаємо наступним аналітичним виразом:

$$\mu_2(K; a; b) = \begin{cases} 0, & \text{якщо } K \leq a; \\ \frac{K-a}{b-a}, & \text{якщо } a < K < b; \\ 1, & \text{якщо } K \geq b. \end{cases},$$

де a, b – числові параметри, що можуть приймати критерії оцінки і впорядковані співвідношенням: $a < b$.

Критерії, які можна представити у вигляді лінійної S-подібної функції належності:

- **Показники ділової активності:** середня тривалість одного обороту активів; середня тривалість одного обороту запасів; коефіцієнт оборотності дебіторської заборгованості; середній період погашення кредиторської заборгованості.
- **Показники рентабельності:** коефіцієнт рентабельності продажу за фінансовими результатами від операційної діяльності (ЕВІТ); рівень рентабельності продукції; чистий дохід від реалізації (в динаміці); фінансовий

результат від операційної діяльності (в динаміці); фінансовий результат від звичайної діяльності (в динаміці); чистий прибуток (в динаміці); операційний Cash-flow (в динаміці); активи (в динаміці); власний капітал (в динаміці).

- **Ринкові показники:** ринкова ціна акцій; free-float; дивідендна дохідність.

III. Група критеріїв, яку можна представити за допомогою лінійної Z-подібної функції належності.

Лінійну Z-подібну функцію належності задамо наступним аналітичним виразом:

$$\mu_z(K; a; b) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } K \leq a; \\ \frac{b-K}{b-a}, & \text{якщо } a < K < b; \\ 0, & \text{якщо } K \geq b. \end{cases}$$

де a, b – числові параметри, що можуть приймати критерії оцінки і впорядковані співвідношенням: $a < b$.

Критерії, які можна представити у вигляді лінійної Z-подібної функції належності:

- **Показники ділової активності:** коефіцієнт оборотності активів; коефіцієнт оборотності оборотних активів; коефіцієнт оборотності запасів; середній період погашення дебіторської заборгованості; коефіцієнт оборотності позикового капіталу за фінансовими результатами від звичайної діяльності (ЕВІТДА).
- **Показники рентабельності:** рівень рентабельності продажу (реалізації); коефіцієнт рентабельності продажу за фінансовими результатами від звичайної діяльності (ЕВІТДА); рівень рентабельності активів; рівень рентабельності власного капіталу.

Беручи до уваги, що прогнозування на основі моделей, побудованих за експериментальними (статистичними) даними – один із найбільш популярних підходів до прогнозування динаміки процесів у соціально-економічних, фінансових, технічних та інших системах, коротко- та середньострокового прогнозування об'ємів виробництва та накопичення продукції на складах, оцінювання альтернативних економічних стратегій, формування бюджетів підприємств та держави, прогнозування та менеджменту ризиків довільної природи та розв'язання інших задач, для вибору деяких функцій належності потрібно провести передпрогнозне оцінювання вхідних даних на базі фрактального R/S аналізу та прогноз на 1 і/або 2 точки вперед на основі лінійно-зваженого ковзного середнього (LWMA).

R/S аналіз був розроблений англійським гідрологом Гарольдом Едвіном Херстом. Метод дозволяє визначити, чи є часовий ряд випадковим або персистентним, тобто володіє довготривалою пам'яттю.

Формула R/S дозволяє визначити для різних періодів часу, чи буде розмах більшим чи меншим того, якого можна очікувати в разі, коли кожен окремий елемент вихідних даних не залежить від попереднього. Якщо розкид відрізняється від очікуваного, то важлива точна послідовність даних: низка прибуткових або збиткових моментів зміщує екстремальні значення далі, ніж в випадку їх виникнення по чистій випадковості [25].

Розрахунок показника Херста можна зробити за такою формулою:

$$\frac{R}{S} = (\alpha N)^H,$$

$$H = \frac{\log(R/S)}{\log(\alpha N)},$$

де H – показник Херста;

S – середньоквадратичне відхилення ряду спостережень x ;

N – число періодів спостережень;

α – задана константа, додатне число.

$$S = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - X_{\text{cp}})^2},$$

де X_{cp} – середнє арифметичне ряду спостережень x за N періодів:

$$X_{\text{cp}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i.$$

Розмах накопиченого відхилення R є найбільш важливим елементом формули розрахунку показника Херста. У загальному вигляді його обчислюють таким способом:

$$R = \max_{1 \leq u \leq N} (Z_u) - \min_{1 \leq u \leq N} (Z_u),$$

де Z_u – накопичене відхилення ряду x від середнього X_{cp} :

$$Z_u = \sum_{i=1}^u (x_i - X_{\text{cp}}).$$

З формули розрахунку показника Херста видно, що на його зростання впливають:

- Збільшення розмаху коливань R .
- Зменшення середньоквадратичного відхилення S .
- Зменшення кількості спостережень N .

При невеликій кількості спостережень N показник Херста має схильність навіть на випадкових рядах оцінювати їх як персистентні (володіють трендами).

Є три різних класифікації для різних показників Херста:

- при $0 < H < 0,5$ – антиперсистентний часовий ряд, тобто ряд, при якому відбувається «повернення до середнього»: якщо система зростає в якийсь період, то в наступний період треба очікувати спад. Якщо вчора йшло зниження значення коефіцієнта, то завтра треба чекати його підвищення. Чим ближче H до нуля, тим стійкіші ці коливання. Але таких процесів в реальності дуже мало. Антиперсистентний часовий ряд називають «рожевим шумом».
- $H = 0,5$ – часовий ряд стохастичний. Такий процес називають «білим шумом».

- $0,5 < H < 1$ – персистентний часовий ряд (ці процеси ще називають «чорним шумом») і це трендостійкі ряди. Часовий ряд характеризується ефектом довготривалої пам'яті. Якщо ряд почав зростати, чекайте, що він буде зростати і далі, якщо він убуває сьогодні, завтра теж буде спадати [40]. Трендостійкість тим більше, чим ближче H до 1, тому що чим більша кореляція між процесами, тим більше однаково вони себе ведуть. Чим ближче H до 0,5, тим більше зашумлений і менш виражений тренд на виході.

Після передпрогнозного оцінювання вхідних даних на базі фрактального R/S аналізу пропонується зробити прогноз на 1 і/або 2 точки вперед на основі лінійно-зваженого ковзного середнього (LWMA).

Лінійно-зважене ковзне середнє (LWMA) – це розрахунок ковзного середнього, що більш важко зважує останні дані про значення коефіцієнта. Останнє значення має найбільшу вагу, і кожне попереднє значення має поступово меншу вагу. Ваги падають лінійно. LWMA швидше реагують на зміну значень, ніж прості ковзаючі середні (SMA) та експоненціальні ковзні середні (EMA).

Для встановлення ієрархічних зв'язків між коефіцієнтами, що впливають на рівень фінансової безпеки, доцільно згрупувати їх в такі групи (згідно з табл. 1): показники фінансової стійкості (ФС); показники ліквідності (Л); показники ділової активності (ДА), показники рентабельності (Р), вартісні показники (В), ринкові показники (РП), якісні показники (Я).

Таблиця 1.

Узагальнені вхідні показники та їх лінгвістична оцінка.

Назва	Позначення	Вхідні параметри	Лінгвістична оцінка вхідних параметрів (терми)
Показники фінансової стійкості	ФС	$K_{11} - K_{15}$	Низький, 0-0,3 (Н) Середній, 0,3-0,5 (С) Вище середнього, 0,5-0,75 (ВС) Високий, 0,75-1 (В)
Показники ліквідності	Л	$K_{21} - K_{23}$	
Показники ділової активності	ДА	$K_{31} - K_{39}$	
Показники рентабельності	Р	$K_{41} - K_{46}$	
Вартісні показники	В	$K_{51} - K_{57}$	
Ринкові показники	РП	$K_{61} - K_{63}$	
Якісні показники	Я	$K_{70} - K_{79}$	

Зазначені групи коефіцієнтів впливу у вигляді «дерева виведення» наведено на рис. 2-8.

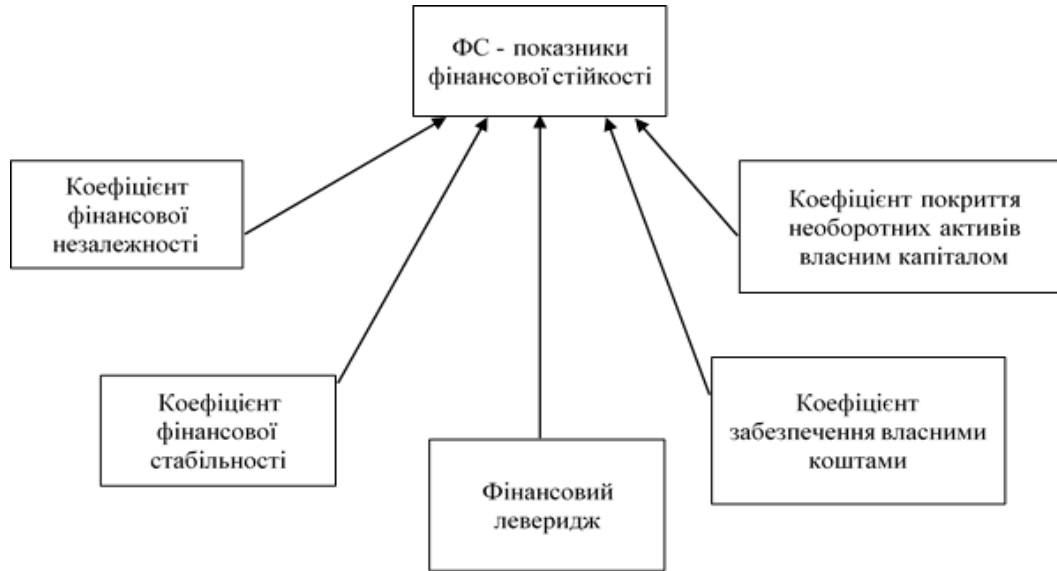


Рис. 2. Класифікація показників фінансової стійкості



Рис. 3. Класифікація показників ліквідності

За допомогою структурних схем, наведених на рис. 2-8, позначимо лінгвістичні змінні коефіцієнтів ФС, Л, ДА, Р, В, РП, Я за допомогою таких співвідношень:

$$\text{ФС} = f_{\text{ФС}}(K_{11}, K_{12}, K_{13}, K_{14}, K_{15}),$$

$$\text{Л} = f_{\text{Л}}(K_{21}, K_{22}, K_{23}),$$

$$\text{ДА} = f_{\text{ДА}}(K_{31}, K_{32}, K_{33}, K_{34}, K_{35}, K_{36}, K_{37}, K_{38}, K_{39}),$$

$$\text{Р} = f_{\text{Р}}(K_{41}, K_{42}, K_{43}, K_{44}, K_{45}, K_{46}),$$

$$\text{В} = f_{\text{В}}(K_{51}, K_{52}, K_{53}, K_{54}, K_{55}, K_{56}, K_{57}),$$

$$\text{РП} = f_{\text{РП}}(K_{61}, K_{62}, K_{63}),$$

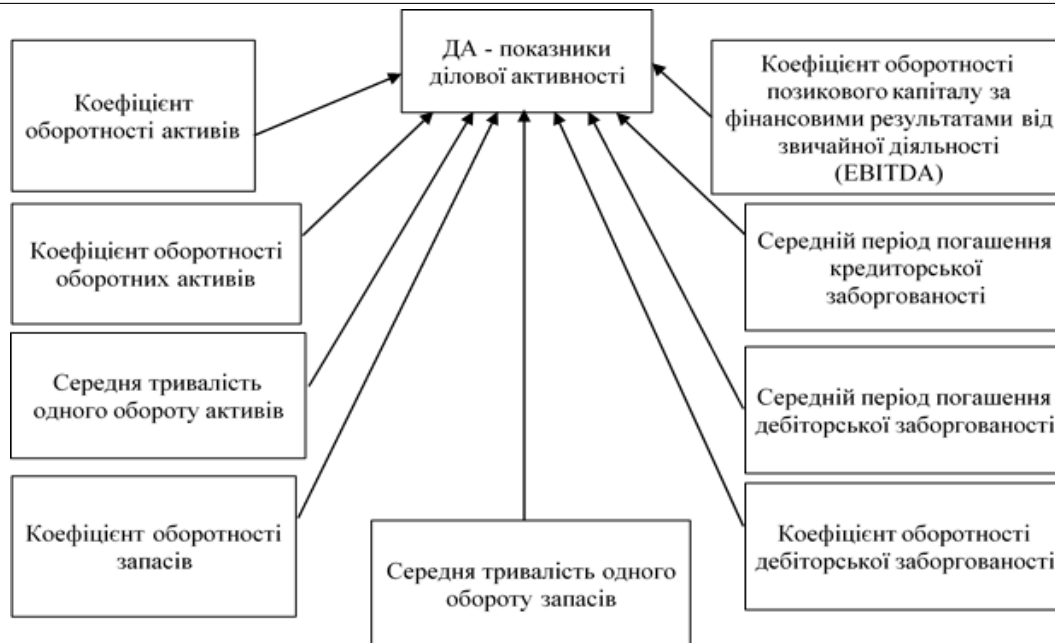


Рис. 4. Класифікація показників ділової активності

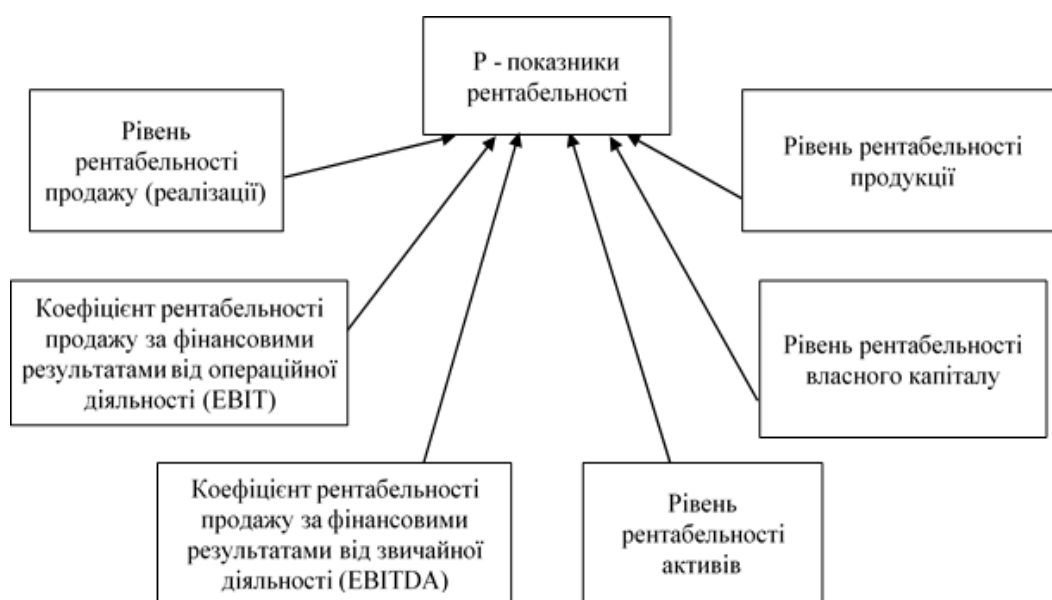


Рис. 5. Класифікація показників рентабельності

$$Я = f_{Я}(K_{71}, K_{72}, K_{73}, K_{74}, K_{75}, K_{76}, K_{77}, K_{78}, K_{79}, K_{70}),$$

де $K_{11} - K_{15}$ — показники фінансової стійкості;

$K_{21} - K_{23}$ — показники ліквідності;

$K_{31} - K_{39}$ — показники ділової активності;

$K_{41} - K_{46}$ — показники рентабельності;

$K_{51} - K_{57}$ — вартісні показники;

$K_{61} - K_{63}$ — ринкові показники;

$K_{70} - K_{79}$ — якісні показники.

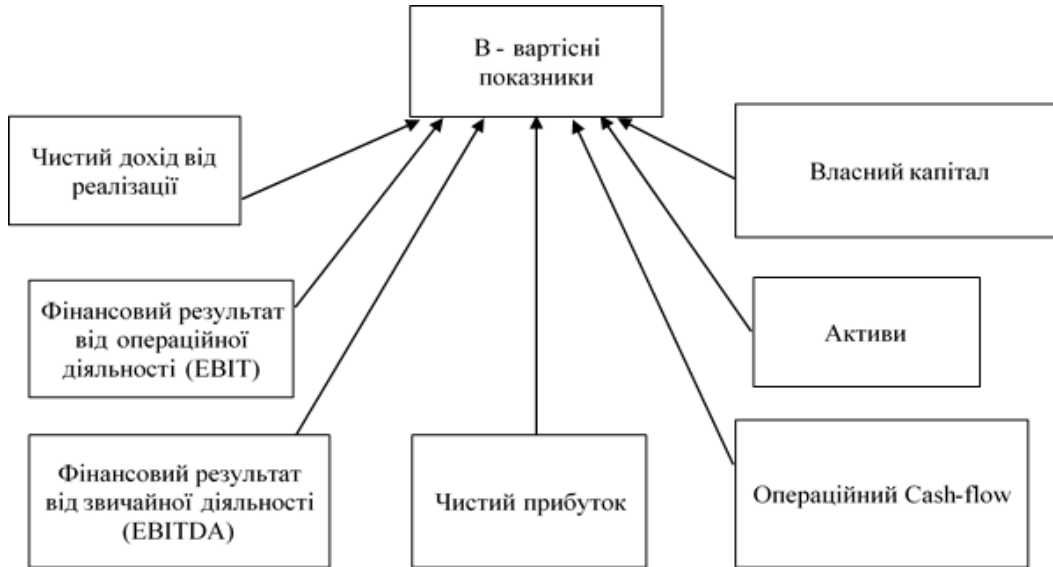


Рис. 6. Класифікація вартісних показників

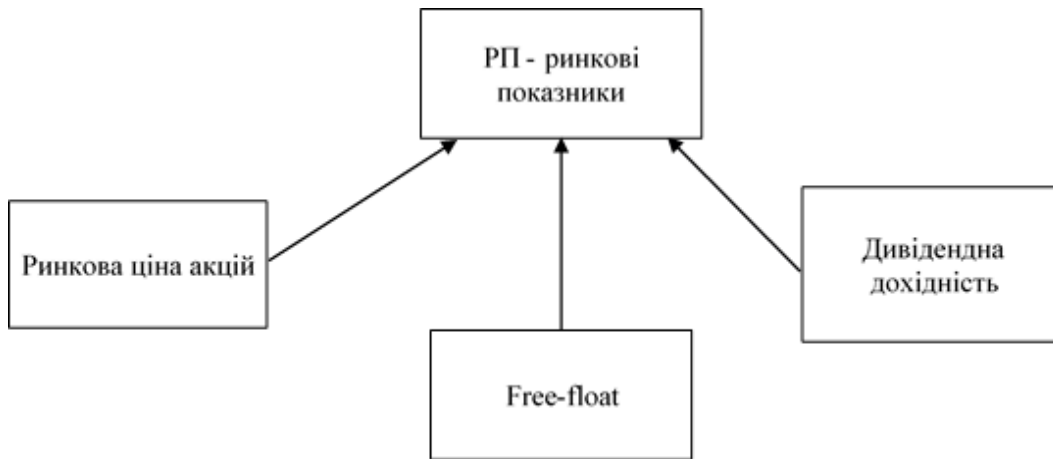


Рис. 7. Класифікація ринкових показників

Вихідну величину, тобто рівень фінансової безпеки компанії ФБ, можна визначити за формулою:

$$\text{ФБ} = f_{\text{ФБ}}(\text{ФС}, \text{Л}, \text{ДА}, \text{Р}, \text{В}, \text{РП}, \text{Я}) \quad (1)$$

де ФС, Л, ДА, Р, В, РП, Я — лінгвістичні змінні, що описують відповідно показники фінансової стійкості, показники ліквідності, показники ділової активності, показники рентабельності, вартісні показники, ринкові показники, якісні показники.

Використовуючи рекомендації експертів та відповідно до конкретної економічної ситуації, що склалася в економіці України, рівень фінансової безпеки можна охарактеризувати за такою шкалою:

ФБ₁ (0,85-1) — дуже високий рівень;

ФБ₂ (0,66-0,84) — високий рівень;

ФБ₃ (0,51-0,65) — прийнятний рівень;

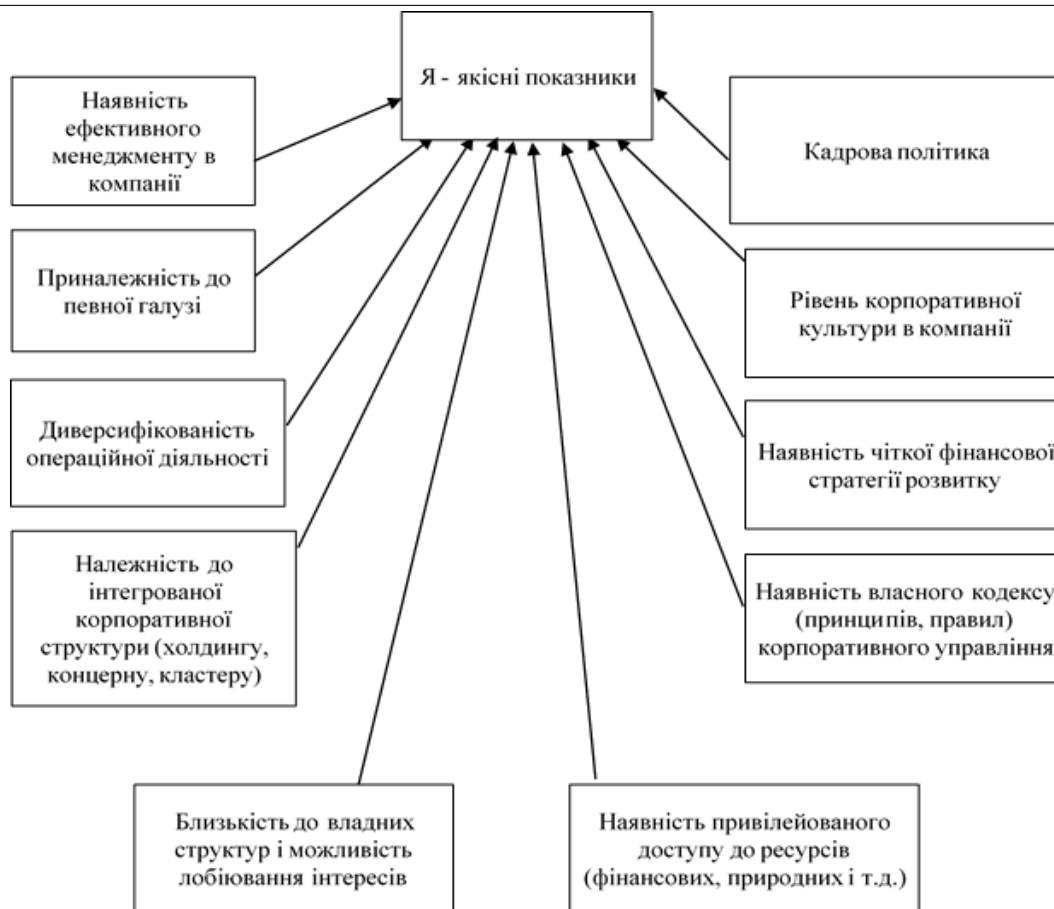


Рис. 8. Класифікація якісних показників

ФБ₄ (0,31-0,5) — критичний рівень;

ФБ₅ (0-0,3) — надкритичний рівень.

Наступним кроком моделювання рівня фінансової безпеки є складання ієрархічної бази знань. Розглянемо співвідношення (1). Для оцінки значення лінгвістичних змінних, які показують причинно-наслідковий зв'язок між рівнем фінансової безпеки ФБ та показниками фінансової стійкості, показниками ліквідності, показниками ділової активності, показниками рентабельності, вартісними показниками, ринковими показниками, якісними показниками, використаємо систему терм-множин, яку наведено в таблиці 1. Відомо, що кожне правило бази знань є висловлювання — «ЯКЩО-ТО». Правила, які мають однаковий вихідний параметр, об'єднуються у рядках таблиці логічним висловлюванням «АБО».

Для реалізації нечіткого логічного висновку необхідно здійснити перехід від логічних висловлювань до нечітких логічних рівнянь. Такі рівняння можна отримати шляхом заміни лінгвістичних значень на значення функцій належності, а операції «І» та «АБО» — нечіткими логічними операціями перетину і об'єднання.

Процедура дефазифікації є останнім етапом моделювання і є оберненим перетворенням знайденого нечіткого логічного висловлювання (висновку) у вихідний оціночний чи прогнозний параметр (змінну), який підлягає моделюванню

і прогнозуванню. Існують різні методи дефазифікації, вибір і застосування яких залежить від об'єкта моделювання.

5. Висновки. Розроблена економіко-математична модель оцінювання та прогнозування рівня фінансової безпеки компанії може розглядатись як типова для цього класу об'єктів, а розроблена на її базі методологія моделювання може застосовуватись для моделювання будь-яких економічних процесів, що характеризуються нечітким зв'язком між вхідними та вихідними параметрами, значними труднощами при формалізації факторів впливу, можливістю залучати лінгвістичні висловлювання (висновки) експертів для побудови моделей тощо.

Список використаної літератури

1. Барановський О. І. Фінансова безпека: Монографія / Інститут економічного прогнозування. Київ: Фенікс, 1999. 338 с.
2. Бланк И. А. Управление финансовой безопасностью предприятия / 2-е изд., стереотип. Киев: Эльга, 2009. 776 с.
3. Дилигенский Н. В., Дымова Л. Г., Севастьянов П. В. Нечеткое моделирование и многокритериальная оптимизация производственных систем в условиях неопределенности: технология, экономика, экология: монография. Москва: Издательство Машиностроение-1, 2004. 397 с.
4. Зайченко Ю. П. Нечеткие модели и методы в интеллектуальных системах [Текст]: учеб. пособие. Киев: Слово, 2008. 341 с.
5. Єрмошенко М. М., Горячева К. С., Ашуев А. М. Економічні та організаційні засади забезпечення фінансової безпеки підприємства: Препринт наукової доповіді / За наук. ред. д.е.н, проф. М. М. Єрмошенка. Київ: Національна академія управління, 2005. 78 с.
6. Кириченко О. А., Кудря І. В. Вдосконалення управління фінансовою безпекою підприємств в умовах фінансової кризи. *Інвестиції: практика та досвід*. 2009. № 10. С. 22–26.
7. Polishchuk V. Technology to Improve the Safety of Choosing Alternatives by Groups of Goals. *Journal of Automation and Information Sciences*. Begell house, Inc, New York, 2019. Volume 51, 2019 Issue 9. P. 66–76. DOI: 10.1615/JAutomatInfScien.v51.i9.60.
8. Шаркаді М. М., Маляр М. М., Мазютинець Г. В. Нечітке моделювання показників фінансової безпеки підприємства. *Вісник Ужгородського університету, серія «Математика і інформатика»*. 2020. № 2(37). С. 176–183. DOI: 10.24144/2616-7700.2020.2(37).176-183
9. Матвійчук А. В. Штучний інтелект в економіці: нейронні мережі, нечітка логіка: Монографія. Київ: КНЕУ, 2011. 439 с.
10. Финансовая безопасность: [Электронный ресурс]. – Режим доступа: URL: http://www.faito.ru/pages/infresources/fkglossary/add_comment.php?id=259
11. Шаркаді М. М., Роботишин М. В., Маляр М. М. Моделі і методи машинного навчання для завдань передбачення. *Науковий вісник Ужгородського університету. Серія «Математика і інформатика»*. 2020. № 1(36). С. 112–122.
12. Горячева К. С. Оцінка рівня фінансової безпеки підприємства. URL: <http://dSPACE.uabs.edu.ua/jspui/bitstream/123456789/3159/1/Gorjacheva.pdf>
13. Иванова Н. С. Оцінка ефективності системи економічної безпеки агропромислових підприємств: дис. канд. екон. наук: 08.00.04. Запоріжжя, 2011. 268 с.
14. Матвійчук А. В. Моделювання фінансової стійкості підприємств із застосуванням теорій нечіткої логіки, нейронних мереж і дискримінантного аналізу. *Вісник НАН України*. 2010. № 9. С. 24–46.
15. Меліхова Т. О. Оцінка рівня економічної безпеки підприємства за допомогою нейронних мереж та кластерного аналізу. *Східна Європа: економіка, бізнес та управління*. № 2_2018. URL: <http://www.easterneuropeebm.in.ua/index.php/12-2018> (0,75 д.а.).
16. Недосекин А. О. Фондовый менеджмент в распылчатых условиях. СПб.: Типография “Сезам”, 2003. 201 с.
17. Пойда-Носик Н. Н., Мазютинець Г. В. Застосування штучних нейромереж для аналізу рівня фінансової безпеки компаній. *Науковий вісник Ужгородського університету. Серія «Економіка»*. 2020. № 1(55). С. 112–117.

18. Пойда-Носик Н. Н. Сутність фінансової безпеки суб'єктів підприємництва та її роль в забезпеченні національної економічної безпеки. *Вісник ЖДТУ*. 2011. № 1(55). С. 340–342.
19. Ротштейн О. П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечёткие множества, генетичні алгоритми, нейронні мережі. Вінниця: «УНІВЕРСУМ-Вінниця», 1999. 320 с.
20. Чернов В. Г. Модели поддержки принятия решений в инвестиционной деятельности на основе аппарата нечетких множеств. М.: Горячая линия - Телеком, 2007. 312 с.
21. Маляр М. М. Моделі і методи багатокритеріального обмежено-раціонального вибору: Монографія. Ужгород: РА «АУТДОР-ШАРК», 2016. 222 с.
22. Шило В. П. Аналіз фінансового стану виробничої та комерційної діяльності підприємства: Навч. Посібник. К.: Кондор, 2005. 240 с.
23. Peters E. *Chaos and Order in the Capital Markets*. New York: John Wiley, 1991. 240 p.
24. Петерс Э. Фрактальный анализ финансовых рынков: Применение теории Хаоса в инвестициях и экономике. М.: Интернет-трейдинг, 2004. 304 с.
25. Петерс Э. Хаос и порядок на рынках капитала. М.: Мир, 2000. 333 с.
26. Дубницький В. Ю. Вибір методу прогнозування вартості цінних паперів з урахуванням фрактальної вимірності ряду спостережень. *Бізнес Інформ*. 2011. № 7(1). С. 120–121.
27. Лыков И. А., Охотников С. А. Влияние изменения функции Херста на возможности экономического прогнозирования. *Фундаментальные исследования*. 2013. № 10. С. 1539–1544.
28. Новикова Н. Б. Фрактальные методы и концепция экономически минимальных производственных систем в управлении инновациями. *Вестник ЮРГТУ (НПИ)*. 2011. № 2. С. 162–166.
29. Найман Э. Расчёт показателя Херста с целью выявления трендовости (персистентности) финансовых рынков и макроэкономических индикаторов. *Економіст*. 2009. № 10. С. 25–29.
30. Херст Г. Э. Долгосрочная вместимость водохранилищ. *Труды Американского общества гражданских инженеров*. 1951. Т. 116. С. 770–808.
31. Clegg R. G. A Practical guide to measuring the Hurst parameter. *International Journal of Simulation: Systems, Science & Technology*. 2006. Vol. 7. Issue 2. P. 3–14.
32. Методы нелинейной динамики в анализе и прогнозировании экономических систем регионального уровня / Г. П. Быстрой, Л. А. Коршунов, И. А. Лыков и др. *Журнал экономической теории*. 2010. № 3. С. 103–114.
33. Шелухин О. И., Осин А. В., Смольский С. М. Самоподобие и фракталы. М.: Физматлит, 2008. 368 с.
34. Чучуева И. А. Модель прогнозирования временных рядов по выборке максимального подобия: дис. канд. тех. наук. М., 2012.
35. Тихонов Э. Е. Прогнозирование в условиях рынка. Невинномысск, 2006. 221 с.
36. Armstrong J. S., Brodie R. J. *Forecasting for Marketing*. In: *Quantitative Methods in Marketing* / Graham J. Hooley and Michael K. Hussey (ed.). London: International Thompson Business Press, 1999. P. 92–120.
37. Yang J. *Power System Short-term Load Forecasting: Thesis for PhD degree*. Germany, Darmstadt, Elektrotechnik und Informationstechnik der Technischen Universität, 2006. 139 p.
38. Лукашин Ю. П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов. М.: Финансы и статистика, 2003. 416 с.
39. Holt C. C. Forecasting seasonals and trends by exponentially weighted moving averages. *International Journal of Forecasting*. 2004. Vol. 20. Issue 1. P. 5–10.
40. Кроновер Р. М. (2000). Фракталы и хаос в динамических системах. Основы теории. М.: Постмаркет.

Mazyutynets G. V., Sharkadi M. M. Multilayer network model for determining a company's financial security level.

The activity of economic entities in a market economy is determined primarily by the state of their finances, which leads to the need to consider the problems of financial security management of the enterprise. Ensuring sustainable development of the enterprise, stability of its results, achieving goals that meet the interests of owners and society as a whole, is impossible without developing and implementing an independent strategy of the entity,

which in today's economy is determined by a reliable system of financial security. The growth of business is causing the company to become more dependent on external sources of funding and, possibly, the loss of independence in making management decisions. Even with a high profitability of the business, insufficient attention to the problems of its financial security can lead to the fact that the company may become the object of external influence or takeover. Forecasting the level of financial security is a complex analytical and computational process and requires a detailed study of development trends and predict the impact of the studied factor's components on the level of the company's economic security. A study of the current problem of developing a multilevel neural network model for information technology on the example of determining the level of the company's financial security, which occurs in the functioning of socio-economic systems and is based on the use of fuzzy logic, fuzzy sets and neural phase. The purpose of this work is to develop a model of a multilevel neural network to determine the level of the company's financial security in the functioning of socio-economic systems in conditions of uncertainty according to incoming expert estimates. The object of the research is to determine the level of financial security of the company on the basis of membership functions for incoming expert evaluations by criteria using the neural phase of the network. The subject of the study are methods and models of multilevel neural network representation to determine the level of the company's financial security in conditions of uncertainty. For the first time, methodological principles of combining elements of fuzzy logic theory and neural networks in modeling company financial security management processes are proposed, which provides opportunities to adapt the proposed model of multilevel neural network. In the course of research methods of the fuzzy sets theory and neural network modeling, methods of expert estimations were used. The paper solves the scientific and applied task of developing a model of a multilevel neural network to determine the level of the company's financial security according to incoming expert assessments. The practical significance of the obtained results of the multilevel neural network model of determining the level of the company's financial security will allow to adequately approach the evaluation of alternative solutions to ensure the management of financial security of domestic enterprises. Using the built model, specialists have the opportunity to assess the level of the company's financial security, to prevent its deterioration, to determine the impact of certain factors on the level of financial security. Thus, the use of the proposed model in management is a convenient tool for timely control over the financial condition of the enterprise, an adequate response to its deterioration. Lenders, in turn, have the opportunity to obtain real information about the financial condition of the borrower and to properly conduct credit policy. Investors receive information to decide on the possibility of investment activities. The obtained results can be used to improve the financial security management system of domestic companies.

Keywords: artificial neural network, mathematical models, fuzzy sets, membership function, level of financial security, expert assessment, decision making.

References

1. Baranovsky, O. (1999). *Finansova bezpeka* [Financial security]. Kyiv: Fenix [in Ukrainian].
2. Blank, I. (2009). *Upravlenie finansovoy bezopasnostiu predpriiatiia* [Management of the enterprise's financial security]. Kyiv: Elha [in Russian].
3. Diligensky, N., Dymova, L. & Sevastyanov, P. (2004). *Nechetkoie modelirovaniie i mnohokriterialnaia optimizaciia proizvodstvennykh sistem v usloviakh neopredelennosti; tekhnolohiia, ekonomika, ekolohiia: monohrafiia* [Fuzzy modeling and multicriteria optimization of production systems in conditions of uncertainty: technology, economics, ecology: a monograph]. Moscow: Mashinostroenie [in Russian].
4. Zaichenko, Yu. (2008). *Nechetkie modeli i metody v intelektualnykh sistemakh* [Fuzzy models and methods in intelligent systems]. Kyiv: Slovo [in Russian].
5. Yermoshenko, M., Goryacheva, K., & Ashuyev, A. (2005). *Ekonomichni ta orhanizacini zasady zabezpechennia finansovoi bezpeky pidpruiemstva: Preprynt naukovoii dopovidi* [Economic and organizational principles of financial security of the enterprise: Preprint of the scientific report]. Kyiv: National Academy of Management [in Ukrainian].

6. Kirichenko, O., & Kudria, I. (2009). Vdoskonalennia upravlinnia finansovoiu bezpekoiu pidpriemstva v umovakh finansovoi kryzy [Improving the management of financial security of enterprises in a financial crisis]. *Investments: practice and experience*, 10, 22–26 [in Ukrainian].
7. Polishchuk, V. (2019). Technology to Improve the Safety of Choosing Alternatives by Groups of Goals. *Journal of Automation and Information Sciences*, (Vol. 51), 9, 66–76. <https://doi.org/10.1615/JAutomatInfScien.v51.i9.60> [in English].
8. Sharkadi, M., Malyar, M., & Mazyutynets, G. (2020). Nechitke modeliuvannia pokaznykiv finansovoi bezpeky pidpriemstva [Fuzzy modeling of financial security indicators of the enterprise]. *Bulletin of Uzhgorod University, series "Mathematics and Informatics"*, 2(37), 176–183. [https://doi.org/10.24144/2616-7700.2020.2\(37\).176-183](https://doi.org/10.24144/2616-7700.2020.2(37).176-183) [in Ukrainian].
9. Matviychuk, A. (2011). *Shtuchnyi intelekt v ekonomici: neironni merezhi, nechitka lohika: Monohrafiya* [Artificial intelligence in economics: neural networks, fuzzy logic: Monograph]. Kyiv: KNEU [in Ukrainian].
10. *Finansovaia bezopasnost* [Financial security]. Retrieved from http://www.faito.ru/pages/infresources/fkglossary/add_comment.php?id=259 [in Russian].
11. Sharkadi, M., Robotyshyn, M., & Malyar, M. (2020). Modeli i metody mashynnoho navchannia dlia zavdan peredbachennia. [Models and methods of machine learning for predictive tasks]. *Scientific Bulletin of Uzhhorod University. Mathematics and Informatics Series*, 1(36), 112–122 [in Ukrainian].
12. Goriacheva, K. *Ocinka rivnia finansovoi bezpeky pidpriemstva* [Assessment of the level of financial security of the enterprise]. Retrieved from <http://dspace.uabs.edu.ua/jspui/bitstream/123456789/3159/1/Gorjacheva.pdf> [in Ukrainian].
13. Ivanova, N. (2011). *Ocinka efektyvnosti systemy ekonomichnoi bezpeky ahropromyslovyykh pidpriemstv* [Estimation of efficiency of system of economic safety of agroindustrial enterprises]. (Candidate's thesis). Zaporozhye [in Ukrainian].
14. Matviychuk, A. (2010). Modeliuvannia finansovoi stiykosti pidpriemstva iz zastosuvanniam teorii nechitkoi lohiky, neironnykh merezh i dyskryminantnoho analizu. [Modeling of financial stability of enterprises with the use of theories of fuzzy logic, neural networks and discriminant analysis]. *Bulletin NAS of Ukraine*, 9, 24–46 [in Ukrainian].
15. Melikhova, T. (2018). *Ocinka rivnia ekonomichnoi bezpeky pidpriemstva za dopomohoiu neironnykh merezh ta klasterneho analizu*. [Assessment of the level of economic security of the enterprise using neural networks and cluster analysis]. *Eastern Europe: Economy, Business and Management*, 2. Retrieved from <http://www.easterneuropeebm.in.ua/index.php/12-2018> [in Ukrainian].
16. Nedosekin, A. (2003). *Fondovyi menegment v rasplyvchatykh usloviakh* [Stock management in vague conditions]. St. Petersburg: Sesame Printing House [in Russian].
17. Poida-Nosyk, N., & Mazyutynets, G. (2020). Zastosuvannia shtuchnykh neiromerezh dlia analizu rivnia finansovoi bezpeky kompaniy. [Application of artificial neural networks for the analysis of the level of financial security of companies]. *Scientific Bulletin of Uzhhorod University. "Economics" series*, 1(55), 112–117 [in Ukrainian].
18. Poida-Nosyk, N. (2011). Sutnist finansovoi bezpeky subiektiv pidpriemnytva ta ii rol v zabezpechenni nacionalnoi ekonomichnoi bezpeky. [The essence of financial security of business entities and its role in ensuring national economic security]. *Bulletin of ZhSTU*, 1(55), 340–342 [in Ukrainian].
19. Rotshtein, O. (1999). *Intelektualni tekhnologii identyfikacii: nechitki mnozhyny, henetychni alhorytmy, neironni merezhi* [Intelligent identification technologies: fuzzy sets, genetic algorithms, neural networks]. Vinnytsia: "UNIVERSUM-Vinnytsia" [in Ukrainian].
20. Chernov, V. (2007). *Modeli podderzhki priniatia resheniy v investicionnoi deiatelnosti na osnovie aparata nechetskikh mnozhestv* [Models of decision support in investment activities based on the apparatus of fuzzy sets]. Moscow: Horiacaia linia [in Russian].
21. Malyar, M. (2016). *Modeli i metody bahatokryterialnoho obmezhenoracionalnoho vyboru: Monohrafiya* [Models and methods of multicriteria limited-rational choice: Monograph]. Uzhhorod: RA "AUTDOR-SHARK" [in Ukrainian].
22. Shylo, V. (2005). *Analiz finansovoho stanu vyrobnychoi ta komerciynoi dialnosti pidpriemstva* [Analysis of the financial condition of production and commercial activities of the enterprise]. Kyiv: Kondor [in Ukrainian].

23. Peters, E. (1991). *Chaos and Order in the Capital Markets*. New York: John Wiley [in English].
24. Peters, E. (2004). *Fraktalniy analiz finansovykh rynkov: Primenenie teorii Khaosa v investitsiyakh i ekonomike* [Fractal Analysis of Financial Markets: Applying Chaos Theory to Investment and the Economy]. Moscow: Internet-treidinh [in Russian].
25. Peters, E. (2000). *Khaos i poriadok na rynkakh kapitala* [Chaos and order in the capital markets]. Moscow: Mir [in Russian].
26. Dubnytsky, V. (2011). Vybir metodu prohnozuvannya vartosti cinnykh paperiv z urakhuvanniam fraktalnoi vymirnosti riadu sposterezhen. [The choice of method for forecasting the value of securities taking into account the fractal dimension of a number of observations]. *Business Inform*, 7(1), 120–121 [in Ukrainian].
27. Lykov, I., & Okhotnikov, S. (2013). Vlianie izmeneniya funktsii Khresta na vozmozhnosti ekonomicheskogo prohnozirovaniya. [Influence of change of Hirst function on possibilities of economic forecasting]. *Basic research*, 10, 1539–1544 [in Russian].
28. Novikova, N. (2011). Fraktalnye metody i koncepcia ekonomicheski minimalnykh proizvodstvennykh system v upravlenii innovatsiyami. [Fractal methods and the concept of economically minimal production systems in innovation management]. *Journal of YURGTU (NPI)*, 2, 162–166 [in Russian].
29. Naiman, E. (2009). Raschot pokazatelya Khersta s celiu byiavlenniya trendovosti (persistentnosti) finansovykh rynkov i makroekonomicheskikh indikatorov. [Calculation of the Hearst indicator in order to identify the trend (persistence) of financial markets and macroeconomic indicators]. *Economist*, 10, 25–29 [in Russian].
30. Hearst, G. (1951). Dolhosrochnaia vmestimost vodokhranilisch. [Long-term reservoir capacity]. *Proceedings of the American Society of Civil Engineers*, 116, 770–808 [in Russian].
31. Clegg, R. (2006). A Practical guide to measuring the Hurst parameter. *International Journal of Simulation: Systems, Science & Technology*, 7, 2, 3–14 [in English].
32. Bystrai, H., Korshunov, L., & Lykov, I. (2010). Metody nelineinoi dinamiki v analize I prohnozirovaniya ekonomicheskikh system rehionalnogo urovnia. [Methods of nonlinear dynamics in the analysis and forecasting of economic systems at the regional level]. *Journal of economic theory*, 3, 103–114 [in Russian].
33. Shelukhin, O., Osin, A., & Smolsky, S. (2008). *Samopodobie i fraktaly* [Self-similarity and fractals]. Moscow: Fizmatlit [in Russian].
34. Chuchueva, I. (2012). *Model prohnozirovaniya vremennykh riadov po vyborke maksimalnogo podobia* [Model of forecasting time series by sampling of maximum similarity]. (Candidate's thesis). Moscow [in Russian].
35. Tikhonov, E. (2006). *Prohnozirovaniie v usloviakh rynka* [Forecasting in market conditions]. Nevinnomyssk [in Russian].
36. Armstrong, J., & Brodie, R. (1999). *Forecasting for Marketing*. In: *Quantitative Methods in Marketing*. London: International Thompson Business Press [in English].
37. Yang, J. (2006). *Power System Short-term Load Forecasting*. (Thesis for PhD degree). Electrical Engineering and Information Technology of the Technical University. Darmstadt [in English].
38. Lukashin, Yu. (2003). *Adaptivnyie metody kratkosrochnoho prohnozirovaniya vremennykh riadov* [Adaptive methods of short-term forecasting of time series]. Moscow: Finansy i statistika [in Russian].
39. Holt, C. (2004). Forecasting seasonals and trends by exponentially weighted moving averages. *International Journal of Forecasting*, 20, 5–10 [in English].
40. Kronover R. (2000). *Fraktaly i khaos v dinamicheskikh sistemakh* [Fractals and chaos in dynamical systems. Fundamentals of theory]. Moscow: Postmarket [in Russian].

Одержано 15.04.2022