

**Клебанова Т.С.**, д.е.н., професор,  
завідувач кафедри економічної кібернетики  
*Харківський національний економічний університет  
імені Семена Кузнеця*

**Рудаченко О.О.**, к.е.н., асистент кафедри  
економіки підприємств, бізнес-адміністрування  
та регіонального розвитку  
*Харківський національний університет міського  
господарства імені О.М. Бекетова*

## ОСОБЛИВОСТІ ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРО-НЕЧІТКИХ МОДЕЛЕЙ У ФІНАНСОВІЙ ДІЯЛЬНОСТІ КОМУНАЛЬНИХ ПІДПРИЄМСТВ

**Клебанова Т.С., Рудаченко О.О. Особливості використання нейро-нечітких моделей у фінансовій діяльності комунальних підприємств.** У статті наведено переваги та особливості використання нейро-нечітких моделей та визначено основні етапи побудови моделі. Визначено клас кризи фінансового стану підприємства КП «Нововодолазьке водопровідно-каналізаційне підприємство» за допомогою сучасних нейро-нечітких моделей.

**Ключові слова:** житлово-комунальне господарство, нейро-нечіткі моделі, фінансовий стан, клас кризи.

**Клебанова Т.С., Рудаченко А. А. Особенности использования нейро-нечетких моделей в финансовой деятельности коммунальных предприятий.** В статье приведены преимущества и особенности использования нейро-нечетких моделей и определены основные этапы построения модели. Определен класс кризиса финансового состояния предприятия КП «Нововодолажское водопроводно-канализационное предприятие» с помощью современных нейро-нечетких моделей.

**Ключевые слова:** жилищно-коммунальное хозяйство, нейро-нечеткие модели, финансовое состояние, класс кризиса.

**Klebanova T.S., Rudachenko O. A. Distinctive features of neuro-fuzzy model use in financial activities of utility enterprises.** The article is to determine the state of crisis in housing and communal services by using contemporary neuro-fuzzy models. The benefits of neuro-fuzzy models use and the basic stages of modeling them have been presented. The class of financial state crisis of the municipal company "Novovodolazhs'ky plumbing company" using contemporary neuro-fuzzy models has been specified.

**Keywords:** housing and communal services, neuro-fuzzy models, financial state, class of crisis

**Постановка проблеми.** За останні роки в Україні стрімко почало набирати обертів використання математичних понять і методів аналізу фінансових систем. Проте варто зауважити, що більшість методів і моделей, які використовуються сьогодні, не адаптовані до підприємств, які функціонують в умовах невизначеності та ризику. Більшість підприємств мають нестабільний фінансовий стан, а подекуди і кризовий, тому використання цих методів не є ефективними, оскільки вони не дають змогу віднести фінансовий стан підприємства до відповідного класу кризи. Сучасні підходи, засновані на використанні нечітких нейронних мереж, які поєднують у собі переваги нейронних мереж і систем із нечіткою логікою, допомагають вирішити цю проблему.

**Постановка завдання.** Метою статті є визначення кризового стану підприємств житлово-комунального господарства за допомогою використання сучасних нейро-нечітких моделей.

**Виклад основних результатів.** Математична теорія нечітких множин і нечітка логіка є узагальненням класичної теорії множин і класичної формальної логіки. Ці поняття були вперше запропоновані американським ученим Л. Заде в 1965 р. [4–6]. Основною причиною появи нової теорії стала наявність нечітких і наближених міркувань під час описування людиною процесів, систем, об'єктів. Перш ніж нечіткий підхід до моделювання складних систем отримав визнання в усьому світі, пройшло не одне десятиліття з моменту зародження теорії нечітких множин.

Найбільш активне розповсюдження нечіткої логіки почалося після доведення наприкінці 80-х минулого століття Б. Коско знаменитої теореми FAT (Fuzzy Approximation Theorem), згідно з якою будь-яка математична система може бути апроксимована системою, заснованою на нечіткій логіці [4–6; 9].

Гібридизація методів інтелектуального оброблення інформації – девіз, під яким пройшли

90-ті роки ХХ ст. у західних і американських дослідників. У результаті об'єднання декількох технологій штучного інтелекту з'явився спеціальний термін – «м'які обчислення» (soft computing), який увів Л. Заде в 1994 р. [4–6].

Сьогодні м'які обчислення об'єднують такі сфери, як нечітка логіка, штучні нейронні мережі, ймовірнісні міркування, еволюційні алгоритми. Вони доповнюють один одного і використовуються в різних комбінаціях для створення гібридних інтелектуальних систем.

Нейронні мережі – це паралельно розподілені системи, які здатні до збереження та репрезентації знань шляхом аналізу позитивних і негативних впливів [3–7]. Нечіткі нейронні мережі є логічно прозорими, тому вони можуть отримувати нові знання. Нечіткі нейронні мережі також легко адаптуються до навколишнього середовища. Все це свідчить про те, що ці системи ефективно використовувати для підвищення ефективності фінансового стану підприємств. Нейро-нечітка мережа – це подання системи нечіткого виведення у вигляді нейронної мережі, зручної для вивчення, поповнення, аналізу та використання. Структура нейро-нечіткої мережі відповідає основним блокам системи нечіткого виведення [3–7].

Головною відмінністю нейронних мереж від інших методів є те, що нейромережі не потребують наперед відомої моделі, а будують її самі тільки на основі запропонованої інформації. Саме тому нейронні мережі і генетичні алгоритми зараз широко застосовуються всюди, де є неформалізовані задачі, які дуже важко алгоритмізувати [3–7].

Властивості нейро-нечітких мереж [3–7]: нейро-нечіткі мережі засновані на нечітких системах, які навчаються за допомогою методів, використовуваних у нейромережах; нейро-нечітка мережа зазвичай є багатошаровою (частіше тришаровою). Перший шар становлять вхідні змінні, середній становить нечіткі правила, а третій – вихідні змінні. Ваги підключення відповідають нечітким множинам вхідних і вихідних змінних. Іноді використовується п'ятишарова архітектура. Взагалі нечітка система необов'язково має бути подана в такому вигляді, однак це є зручною моделлю для застосування навчальних методів; нейро-нечітка мережа завжди (до, під час, після навчання) може бути інтерпретована як система нечітких правил; процедура навчання враховує семантичні властивості нечіткої системи.

Це виражається в обмеженні можливих модифікацій, які застосовуються до параметрів, що налагоджуються – нейро-нечітка система апроксимує  $N \times M$  – розмірну невідому функцію, що частково описана навчальними даними [3–7].

Принципи формування бази знань нейро-нечітких систем такі [4]: копіювання навчальної вибірки в базу знань – для кожного варіанту навчальної вибірки формується окреме правило. Перевагою цього методу є простота та висока швидкість роботи,

недоліком – відсутність узагальнюючих властивостей і громіздкість одержуваної мережі; оптимізація кількості продукційних правил – знаходження такого значення кількості продукційних правил, за якого значення помилки є мінімальними. Недоліком цього методу є дуже високі вимоги до обчислювальних ресурсів, зумовлені необхідністю заново навчати мережу на кожному кроці; нарощування (конструювання) правил: формується початкова база продукційних правил (вона може бути і порожньою), що потім послідовно поповнюється нечіткими правилами; скорочення (редукція) правил. У методах скорочення під час ініціалізації формується нечітка система, що містить свідомо надлишкове число продукційних правил. У процесі роботи методу зайві продукційні правила виключаються.

Основні принципи редукції правил [4]: а) скорочення нечітких правил відповідно до їх логічних функцій: виключення правил, для яких результуюча функція приналежності менша визначеного порогу, як таких, що мало впливають на кінцевий результат; виключення суперечливих правил, які взаємно компенсуються; виключення одного з двох правил, які збігаються, як таких, що не несуть нової інформації; б) ортогоналізація: видалення тих продукційних правил, вплив яких на точність виявляється мінімальним після оцінки індивідуального внеску кожного продукційного правила у вихідний сигнал мережі, одержуваної шляхом використання ортогонального методу найменших квадратів.

Нейро-нечіткі мережі за способом відображення нечітких множин у структурі мережі бувають таких типів:

- системи, побудовані на вибіркових нечітких множинах. У таких системах ступені приналежності описані лише для деяких значень з області визначення, і функція приналежності подана у вигляді вектору. Кожному ступеню приналежності відповідає лише один вхідний або вихідний нейрон. Існує два підходи до реалізації таких систем. У першому система просто апроксимує відповідність виходів входам, така система є «чорною скринєю»; у другому створюється система зі спеціальною архітектурою, в якій утілюються нечіткі правила;

- системи, параметризовані функції приналежності яких зберігаються в нейронах. Прикладом таких систем є адаптивні системи нейро-нечіткого виведення ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System);

- системи, в яких параметризовані функції приналежності використовуються як ваги зв'язків між нейронами. Таку систему інакше можна назвати перцептроном із нечіткими зв'язками або нечітким перцептроном. Прикладами таких систем є нейро-нечіткий контролер NEFCON (Neuro-Fuzzy Controller), нейро-нечітка класифікація NEFCLAS (Neuro-Fuzzy Classification), нейро-нечітка апроксимація функцій NEFPROX (Neuro-Fuzzy Function Approximation) [4; 8].

До типів поєднання нечіткої логіки і нейронних мереж за способом взаємодії належать:

– нечіткі нейронні системи (fuzzy neural systems). У цьому разі в нейронних мережах застосовують принципи нечіткої логіки для прискорення процесу налагодження або поліпшення інших параметрів. За такого підходу нечітка логіка є лише інструментом нейронних мереж, така система не може бути інтерпретована в нечіткі правила, оскільки становить «чорну скриню»;

– конкуруючі нейро-нечіткі системи (concurrent neuro-fuzzy systems). У таких моделях нечітка система і нейронна мережа працюють над одним завданням – не впливати на параметри однією на іншу. Можлива послідовна обробка даних спочатку однією системою, а потім іншою;

– паралельні нейро-нечіткі системи (cooperative neuro-fuzzy systems) [3–7]. У таких системах налагодження параметрів виконується за допомогою нейронних мереж. Далі нечітка система функціонує самостійно.

Виділяють такі типи паралельних нейро-нечітких моделей [3–7]: нечітка асоціативна пам'ять (fuzzy associative memory); системи із виділенням нечітких правил шляхом використання карт, що самоорганізуються (fuzzy rule extraction using self-organizing maps); системи, здатні навчати параметри нечітких множин (systems capable of learning fuzzy set parameters); інтегровані (гібридні) нейро-нечіткі системи (integrated neuro-fuzzy systems) – системи з тісною взаємодією нечіткої логіки і нейронних мереж. Під терміном «нейро-нечіткі мережі» найчастіше мають на увазі системи саме цього типу. Як правило, інтегровані системи є типу Мамдані або Такагі-Сугено.

За характером навчання виділяють такі типи нейро-нечітких мереж [3–7]: самоналагоджувані нейро-нечіткі мережі – з адаптацією структури та параметрів; адаптивні нейро-нечіткі мережі – із жорсткою структурою та адаптацією параметрів мережі.

Адаптивні нейро-нечіткі мережі за видом методу оптимізації поділяють на такі, що використовують детерміновані методи типу градієнтного пошуку, та такі, що використовують стохастичні методи, зокрема еволюційні [4]. Адаптивні нейро-нечіткі мережі за типом параметрів адаптації поділяють на мережі з адаптацією параметрів функцій приналежності, мережі з адаптацією ваги правил та мережі з адаптацією параметрів оператора агрегації [4].

Властивість приймати правильні рішення за неповної та нечіткої інформації є очевидною для людського інтелекту. Побудова моделей наближених роздумів людини та використання їх у комп'ютерних системах майбутніх поколінь становить сьогодні одну з найважливіших проблем науки [4]. У точних науках дослідник оперує точними, часто ідеалізованими поняттями, що в практичних додатках іноді спотворює і навіть знецінює результати кла-

сичної математики. Необхідність прийняття рішень в умовах обмежених ресурсів, невизначеності, неточності, нечіткості в ряді практичних додатків здебільшого призводить до незастосовності точних класичних підходів. Теорія нечітких множин – це крок на шляху до зближення точності класичної математики й неточності реального світу, до зближення, породженого людським прагненням, що не припиняється, до кращого розуміння процесів мислення й пізнання [4–7].

Для багатьох процесів, що існують в умовах істотної невизначеності, нечіткості, донедавна пропонувалися детерміновані або принаймні ймовірнісні підходи керування, що часто доповнюють адаптивними контурами. Тобто підходи, реалізовані на основі детермінованих чи стохастичних моделей. Дослідженню таких об'єктів приділялася велика увага, було отримано важливі для теорії й практики результати, наприклад щодо актуальних питань сучасної теорії оптимального керування й побудові систем [4–7].

Таким чином, інколи, навіть в умовах істотно нечітких процесів, пропонувалися підходи та математичні апарати, які частково враховували специфіку процесів і об'єкта в цілому, що знижувало ефективність систем і приводило навіть до їхньої принципової непридатності для функціонування в реальних умовах за високого професіоналізму розроблювачів [1; 2].

Основні принципи формування бази знань нейро-нечітких систем [4]:

1) копіювання навчальної вибірки в базу знань – для кожного екземпляра навчальної вибірки формується окреме правило. Перевагою цього методу є простота та висока швидкість роботи, недоліком – відсутність узагальнюючих властивостей і громіздкість одержуваної мережі;

2) оптимізація кількості продукційних правил – знаходження такого значення кількості продукційних правил  $S$ , за якого значення помилки  $E(S)$  є мінімальним, для чого за різних значень  $S$  навчають мережу і вимірюють значення помилки, після чого оптимізують функцію  $E(S)$  за параметром  $S$ . Недоліком цього методу є дуже високі вимоги до обчислювальних ресурсів, зумовлені необхідністю заново навчати мережу на кожному кроці;

3) спільна оптимізація ваг мережі та кількості продукційних правил шляхом вирішення багатоекстремальної оптимізаційної задачі або автоматичне визначення числа кластерів у навчальній вибірці та встановлення центрів функцій приналежності в їхні центри на основі кластер-аналізу;

4) скорочення (редукція) правил. У методах скорочення під час ініціалізації формується нечітка система, що містить свідомо надлишкове число продукційних правил. У процесі роботи методу зайві продукційні правила виключаються.

Основні принципи редукції правил полягають у [4]:

Інтерпретація класів фінансової кризи підприємств

№ кластера	Інтерпретація класу	Характеристика
1	Кризовий фінансовий стан	Підприємства цього класу мають низькі показники ліквідності, фінансової стійкості та рентабельності. Показники-репрезентанти, які визначають ліквідність і фінансову незалежність підприємств, менші за нормативні значення, що вказує на погану платоспроможність підприємств цього кластера та незадовільну фінансову стійкість. Найбільш проблемним аспектом підприємств цього класу є значні обсяги дебіторської та кредиторської заборгованості, що спричиняють здебільшого збитковість
2	Нестійкий фінансовий стан	Підприємства цього класу мають невисоку ліквідність, фінансову стійкість, рентабельність і ділову активність, що свідчить про низьку якість управління фінансовим станом на підприємствах
3	Стійкий фінансовий стан	Підприємства цього класу мають незначне перевищення показників-репрезентантів у кожній аналізованій групі показників, зокрема показників майнового стану, ліквідності, фінансової стійкості, ділової активності, рентабельності

– скороченні нечітких правил відповідно до їхніх логічних функцій: виключення правил, для яких результуюча функція приналежності менше визначеного порога, як таких, що мало впливають на остаточний результат; виключення суперечливих правил, які взаємно компенсуються; виключення одного з двох співпадальних правил як таких, що не несуть нової інформації;

– ортогоналізації: видалення тих продукційних правил, вплив яких на точність виявляється мінімальним після оцінки індивідуального внеску кожного продукційного правила у вихідний сигнал мережі, одержуваної шляхом використання ортогонального методу найменших квадратів.

Поєднання можливостей нейронних мереж і нечіткої логіки є найбільш перспективним підходом до організації систем інтелектуального аналізу економічних даних. Системи нечіткої логіки компенсують дві основні «непрозорості» нейро-мереж у поданні знань і пояснень результатів роботи інтелектуальної системи, тобто нечітка логіка найкраще доповнює нейронні мережі. Важливою особливістю нейро-нечітких мереж є здатність автоматично генерувати систему нечітких правил, витягуючи приховані закономірності виданих навчальної вибірки [4].

Побудова нейро-нечіткої моделі включає шість основних етапів: завантаження даних у пакет MatLab; побудова кількості та типу функцій приналежності; формування правил; побудова структури згенерованої системи нечіткого виводу; навчання нечіткої нейронної мережі; перевірка адекватності навчання нейро-нечіткої мережі.

Моделі оцінки схильності підприємств до кризового фінансового стану, побудовані за допомогою апа-

рату нечітких нейронних мереж, було перевірено на низці підприємств житлово-комунального господарства м. Харкова та Харківської області. Відповідно до запропонованих вище етапів побудови нейро-нечіткої моделі, на рис. 1 представлено нечітку нейронну мережу КП «Нововодолазьке водопровідно-каналізаційне підприємство».

Вхідними характеристиками для оцінки фінансового стану підприємства є такі діагностичні показники:

- частка коштів у виробничій сфері;
- оборотність активів (коефіцієнт трансформації);
- коефіцієнт фінансової незалежності;
- коефіцієнт швидкої ліквідності;
- рентабельність капіталу.

Вихідними даними є характеристика, що дає змогу встановити клас кризи фінансового стану підприємства. Вибір діагностичних показників, а також визначені інтервали змін вихідної характеристики були обґрунтовані в роботах [3; 5; 8].

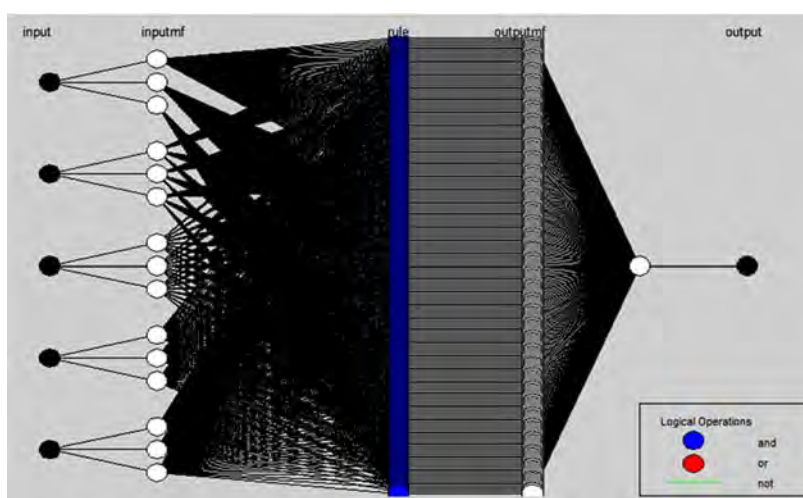


Рис. 1. Структура нечіткої нейронної мережі КП «Нововодолазьке водопровідно-каналізаційне підприємство»



Класи кризи Нововодолазького водопровідно-каналізаційного підприємства за допомогою нейро-нечітких моделей

Рік-квартал	I клас кризи	II клас кризи	III клас кризи
	0-1	1-2	2-3
2013 – 1 кв.	0,9988		
2013 – 2 кв.	1,0001		
2013 – 3 кв.	1,0009		
2013 – 4 кв.	0,4189		
2014 – 1 кв.			2,9919
2014 – 2 кв.			2,9946
2014 – 3 кв.		1,9268	
2014 – 4 кв.		2,1149	
2015 – 1 кв.			3,0006
2015 – 2 кв.			3,0002
2015 – 3 кв.			2,9996
2015 – 4 кв.			3,0099

Побудована нечітка нейронна мережа показала досить високу точність і адекватні результати розпізнавання класів фінансової кризи.

Класи фінансової кризи, отримані за допомогою кластерного аналізу, зокрема методу Уорда, представлено в табл. 1.

З'ясування класу кризи поточного фінансового стану підприємства «Нововодолазьке водопровідно-каналізаційне господарство» за допомогою нейро-нечітких мереж представлено в табл. 2.

Із табл. 2 видно, що в 2015 р. порівняно з 2013 р. підприємство мало III клас кризи, що говорить про його фінансову стійкість (табл. 1). Проте для підтримки підприємства у цьому ж класі керівництву ЖКГ потрібно впроваджувати превентивні заходи та приймати рішення для подальшого його стабіль-

ного функціонування. Запропоновані етапи побудови нейро-нечіткої мережі є універсальними для будь-якого підприємства, що дає змогу побудувати нейро-нечітку модель для інших підприємств житлово-комунального господарства.

**Висновки.** Таким чином, нейро-нечіткі мережі поєднують у собі все найкраще від нейронних мереж та систем нечіткої логіки. Вони можуть ефективно використовуватися для моделювання будь-яких соціально-економічних задач, наприклад не тільки для розпізнавання образів, але й можуть отримувати нові знання, оскільки є логічно апріорними. Нечіткі нейронні мережі – це сучасний і гнучкий інструментарій, який широко користується попитом у вчених-економістів для управління підприємством для підвищення його ефективності.

#### Список літератури:

1. Борисов В.В. Нечеткие модели и сети / В.В. Борисов, В.В. Круглов, А.С. Федулов. – М. : Горячая линия-Телеком, 2007. – 284 с.
2. Кім Ю.Г. Проблеми забезпечення фінансової безпеки підприємства / Ю.Г. Кім // Менеджмент. – 2008. – № 10. – С. 23–27.
3. Клебанова Т.С. Алгоритм попередження загрози банкрутства на підприємствах житлово-комунального господарства України / Т.С. Клебанова, О.О. Рудаченко // Моделі управління в ринковій економіці : зб. наук. праць. / Заг. ред. Ю.Г. Лисенка ; Донецький нац. ун-т. – Донецьк : Цифрова типографія, 2013. – Вип. 16. – С. 327–238.
4. Клебанова Т.С. Нечітка логіка та нейронні мережі в управлінні підприємством : [монографія] / Т.С. Клебанов, Л.О. Чаговець, О.В. Панасенко. – Х. : ІНЖЕК, 2011. – 240 с.
5. Клебанова Т.С. Особливості нейронних мереж та нечіткої логіки / Т.С. Клебанова, О.О. Рудаченко // Економічні проблеми та перспективи розвитку житлово-комунального господарства на сучасному етапі : матеріали III міжнар. наук.-практ. конф. (Харків, 20–22 травня 2013 р.). – Х., 2013. – С. 52.
6. Клебанова Т.С. Прогнозування показників фінансової діяльності підприємства житлово-комунального господарства за допомогою адаптивних моделей / Т.С. Клебанова, О.О. Рудаченко // Бизнес Информ. – 2015. – № 1. – С. 143–148.
7. Рудаченко О.О. Оцінка схильності підприємств житлово-комунального господарства до банкрутства за допомогою нейро-нечітких технологій / О.О. Рудаченко // Вісник Черкаського університету. Серія «Економічні науки». – 2014. – № 37(330). – С. 96–101.
8. Winters P. R. Forecasting sales by exponentially weighted moving averages / Winters P. R. // Management Science. – 1960. – Vol. 6. – № 3. – 153 p.