

Тема №6 НЕЧІТКІ МЕТОДИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ ДАНИХ

План

- 6.1. Концепція нечітких обчислень
- 6.2. Нечітка логіка в системах Data Mining
- 6.3. Програмне забезпечення нечітких методів

Література:

Основна

Черняк О. І., Захарченко П. В. Інтелектуальний аналіз даних: Підручник. Київ, 2014.

Додаткова

1. Батыршин И. З. Теория и практика нечетких гибридных систем. Москва : Физматлит, 2007.
2. Заде Л. Понятие лингвистической переменной и ее применение к принятию приближенных решений. Москва : Мир, 1976.
3. Кофман А. Введение в теорию нечетких множеств. Москва : Радио и связь, 1982.
4. Круглов В. В., Дли М. И. Интеллектуальные информационные системы: компьютерная поддержка систем нечеткой логики и нечеткого вывода. Москва : Физматлит, 2002.
5. МакКоннелл Дж. Основы современных алгоритмов. Москва : Техносфера, 2004.
6. Недосекин А. О. Нечетко-множественный анализ фондовых инвестиций. Санкт-Петербург : Сезам, 2002.
7. Недосекин А. О. Фондовый менеджмент в расплывчатых условиях. Санкт-Петербург : Сезам, 2003.
8. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. Москва : Горячая Линия Телеком, 2007.

6.1. Концепція нечітких обчислень

Нечіткі обчислення є основою нового наукового напрямку, названого «м'які обчислення» або «обчислювальний інтелект», який сформувався в останні 15 років, і включає також нейрообчислення, еволюційні і генетичні алгоритми, міркування на основі свідочств, мережі довіри та інші.

Поняття «м'які обчислення» було введено основоположником нечіткої логіки Л. Заде на семінарі в 1994 році, як консорціум обчислювальних методологій, які колективно забезпечують основи для розуміння, конструювання і розвитку інтелектуальних систем, зокрема, систем інтелектуального аналізу даних. Основоположна відмінність м'яких

обчислень від традиційних жорстких обчислень – пристосованість до роботи з неточними, невизначеними або частково істинними даними, що виражається в «допустимому ставленні до неточності, невизначеності і часткової істинності для досягнення зручності маніпулювання, робастності, низькій вартості рішення і кращої згоди з реальністю».

М'які обчислення не гарантують, що знайдене рішення буде оптимальним або буде досягнутий глобальний екстремум за прийнятний час. Проте вони можуть застосовуватися для пошуку допустимого рішення задачі за «достатньо короткий час». В рамках м'яких обчислень кожна з методологій має відмінності у використанні. Зокрема, нечітка логіка працює з неточністю, зернистою структурою (гранульованою) інформації, наближеними міркуваннями і обчисленнями із словами. Слід відмітити, що поняття нечіткості цілком узгоджується з нашими інтуїтивними уявленнями про навколишній світ. Велика частина понять, які ми використовуємо, за своєю природою нечіткі і розмиті і спроба загнати їх в рамки загальної логіки приводить до неприпустимих спотворень.

Заслуговує на увагу досвід використання нечітких обчислень у фінансовій сфері. Для вирішення складних задач прогнозування різних фінансових індикаторів банкіри і фінансисти використовують дорогі комплексні системи, до складу яких входять і нечіткі обчислення. Початок цьому процесу поклала японська фінансова корпорація Yamaichi Securities. Задавшись метою автоматизувати гру на ринку коштовних паперів, ця компанія залучила до роботи близько 30 фахівців з штучного інтелекту. У першу версію системи, завершену на початку 1990 р., увійшли 600 нечітких правил – втілення досвіду десяти провідних брокерів корпорації. Перш ніж зважитися на використання нової системи в реальних умовах, її протестували на дворічній вибірці фінансових даних (1987 - 1989 рр.). Система з блиском витримала випробування. Особливий подив екзаменаторів викликало те, що за тиждень до настання біржового краху (знаменитого «Чорного понеділка» на токійській біржі в 1988 р.) система розпродала весь пакет акцій, що звело збиток практично до нуля. Чи треба говорити, що після цього питання про доцільність використання нечіткої логіки у фінансовій сфері вже не піднімалося.

Природно, що успіх фінансистів не міг не зачепити промислові корпорації США. Вони вельми занепокоїлися втратою стратегічної ініціативи і явними успіхами японців. «Нечітка логіка» привернула їх пильну увагу. Такі корпорації як «Motorola», «General Electric», «Otis Elevator», «Pacific Gas & Electric», «Ford» та інші почали інвестувати програми подальших розробок в цьому напрямі. Це не забарилося позначитися на результатах. Отримавши солідну фінансову підтримку, вчені змогли швидко реалізувати свої розробки для широкого круга додатків. Таким чином, інструмент нечітких обчислень вийшов на масовий ринок.

Можна навести і інші приклади вживання нечітких обчислень в бізнесі. Вдалий досвід Ганса Циммермана (*Hans Zimmermann*) по використанню

експертної системи з нечіткими правилами для аналізу інвестиційної активності в місті Аахене (Германія) привів до створення комерційного пакету *ASK* для оцінки кредитних і інвестиційних ризиків. А система управління складськими запасами, описана як приклад в пакеті *CubiCalc*, настільки проста, що може бути з легкістю використана мало підготовленим оптовим торговцем.

6.2. Нечітка логіка в системах *Data Mining*

Нечітка логіка «*Fuzzy Logic*» – це узагальнення традиційної аристотелевої логіки на випадок, коли істинність розглядається як лінгвістична змінна, що набуває значень типу: «дуже істинно», «більш-менш істинно», «не дуже помилково» і тому подібне. Вказані лінгвістичні значення представляються нечіткою множиною.

У поєднанні слів «нечіткий» і «логіка» є щось незвичайне. Логіка в звичайному сенсі слова є представлення механізмів мислення, те, що ніколи не може бути нечітким, але завжди строгим і формальним. Проте математики, що досліджували ці механізми мислення, відмітили, що насправді існує не одна логіка (наприклад, булева), а стільки, скільки ми побажаємо, тому що все визначається вибором відповідної системи аксіом. Звичайно, як тільки аксіоми вибрані, всі твердження, побудовані на їх основі, мають бути строгими, без протиріч зв'язаними один з одним згідно правилам, встановленим в цій системі аксіом.

У загальному випадку нечітке виведення рішення відбувається за три (або чотири) кроки:

1. Етап фазифікації. За допомогою функцій приналежності всіх термів вхідних лінгвістичних змінних і на підставі чітких значень, що задаються, з універсумів вхідних лінгвістичних змінних визначаються міри упевненості в тому, що вихідна лінгвістична змінна набуває конкретного значення. Ця міра упевненості є ордината точки пересічення графіка функції приналежності терма і прямої чітке значення лінгвістичної змінної x .

2. Етап безпосереднього нечіткого виводу. На підставі набору правил – нечіткої бази знань – обчислюється значення істинності для передумови кожного правила на підставі конкретних нечітких операцій, відповідної кон'юнкції або диз'юнкції термів в лівій частині правил. В більшості випадків це або максимум, або мінімум із ступенів упевненості термів, обчислених на етапі фазифікації, який застосовується до висновку кожного правила. Використовуючи один із способів побудови нечіткої імплікації, отримуємо нечітку змінну, відповідну обчисленому значенню ступеню упевненості в лівій частині правила і нечіткій множині в правій частині правила.

Зазвичай в якості виводу використовується мінімізація або правила продукції. При мінімізуючому логічному виводі вихідна функція приналежності обмежена зверху відповідно до обчисленого ступеню істинності посилки правила (нечітке логічне). У логічному виводі з

використанням продукції вихідна функція приналежності масштабується за допомогою обчисленого ступеню істинності передумови правила.

3. Етап композиції (агрегації, акумуляції). Всі нечіткі множини, призначені для кожного терма кожної вихідної лінгвістичної змінної, об'єднуються разом, і формується єдина нечітка множина – значення для кожної лінгвістичної змінної, що виводиться. Зазвичай використовуються функції MAX або SUM.

4. Етап дефазифікації (необов'язковий). Використовується тоді, коли корисно перетворити нечіткий набір значень лінгвістичних змінних, що виводяться, до точних. Є чимала кількість методів переходу до точних значень (принаймні, 30). Два приклади загальних методів – «методи повної інтерпретації» і «по максимуму». У методі повної інтерпретації точне значення змінної, що виводиться, обчислюється як значення «центру тяжіння» функції приналежності для нечіткого значення. У методі максимуму як точне значення змінної, що виводиться, приймається максимальне значення функції приналежності.

У теорії нечітких множин процедура дефазифікації аналогічна знаходженню характеристик положення (математичного чекання, моди, медіани) випадкових величин в теорії ймовірностей. Простим способом виконання процедури дефазифікації є вибір чіткого числа, відповідного максимуму функції приналежності. Проте придатність цього способу поширюється лише на однокстремальні функції приналежності. Для багатокстремальних функцій приналежності часто використовуються наступні методи дефазифікації:

COG (Center Of Gravity) – «центр тяжіння». Фізичним аналогом цієї формули є знаходження центру тяжіння плоскої фігури, обмеженої осями координат і графіком функції приналежності нечіткої множини.

MOM (Mean Of Maximums) – «центр максимумів». При використанні методу центру максимумів потрібно знайти середнє арифметичне елементів універсальної множини, що мають максимальні ступені приналежності.

First Maximum – «перший максимум» – максимум функції приналежності з найменшою абсцисою.

Серед найбільш відомих механізмів логічного виводу слід відмітити нечіткий логічний вивід по алгоритму Мамдані, по алгоритму Сугено, сингтонну модель нечіткого логічного виводу, ієрархічні системи нечіткого логічного виводу, адаптивну мережа нечіткого виводу та деякі інші.

Різні поняття, нечіткі за своєю природою, можуть бути формально описані за допомогою нечіткої множини. Нечітка логіка, наприклад, дозволяє формалізувати прості логічні зв'язки нечітких змінних за допомогою нечітких висловів. Для опису ж складних співвідношень між змінними зручно використовувати *нечіткі алгоритми*.

Під алгоритмом розуміється точно визначене правило дій (програма), для якого задана вказівка, як і в якій послідовності це правило необхідно

застосовувати до вихідних даних задачі, аби отримати її рішення. Характеристиками алгоритму є:

детермінованість – однозначність результату процесу при незмінних вихідних даних;

дискретність визначуваного алгоритмом процесу – розчленованість його на окремі елементарні дії, можливість виконання яких людиною або машиною не викликає сумніву;

масовість – вихідні дані для алгоритму можна вибрати з деякої множини даних, тобто алгоритм повинен забезпечити рішення будь-якої задачі з класу однотипних задач.

Розглянуті нечіткі теорії мають тісну інтеграцію з інтелектуальними парадигмами. Подібно до того, як нечіткі множини розширили рамки класичної математичної теорії множин, нечітка логіка «вторглася» практично в більшість методів Data Mining наділивши їх новою функціональністю.

Нечіткі нейронні мережі. Нечіткі нейронні мережі (*fuzzy-neural networks*) здійснюють висновки на основі апарату нечіткої логіки, проте параметри функцій приналежності настраюються з використанням алгоритмів навчання нейронних мереж. Тому для підбору параметрів таких мереж застосовується метод зворотного розповсюдження помилки, спочатку запропонований для навчання багатошарового персептрона. Для цього модуль нечіткого управління представляється у формі багатошарової мережі. Нечітка нейронна мережа як правило складається з чотирьох шарів: шару фазифікації вхідних змінних, шару агрегації значень активації умови, шару агрегації нечітких правил і вихідного шару. Найбільшого поширення в даний час набула архітектура нечіткої нейронної мережі виду *ANFIS* і *TSK*. Доведено, що такі мережі є універсальними апроксиматорами. Швидкі алгоритми навчання і інтерпретувемість накопичених знань – ці чинники зробили сьогодні нечіткі нейронні мережі одним з найперспективніших і ефективніших інструментів м'яких обчислень.

Адаптивні нечіткі системи. Класичні нечіткі системи володіють тим недоліком, що для формулювання правил і функцій приналежності необхідно застосовувати знання експертів тієї або іншої предметної області, що не завжди вдається забезпечити. Адаптивні нечіткі системи (*adaptive fuzzy systems*) вирішують цю проблему. У таких системах підбір параметрів нечіткої системи проводиться в процесі навчання на експериментальних даних. Алгоритми навчання адаптивних нечітких систем відносно трудомісткі і складні в порівнянні з алгоритмами навчання нейронних мереж, і, як правило, складаються з двох стадій: генерації лінгвістичних правил і корегування функцій приналежності. Перша задача відноситься до задач переборного типу, друга – до оптимізації в безперервних просторах. При цьому виникає певна суперечність: для генерації нечітких правил необхідні функції приналежності, а для проведення нечіткого виводу – правила. Крім того, при автоматичній генерації нечітких правил необхідно забезпечити їх повноту і несуперечність. Значна частина методів навчання нечітких систем

використовує генетичні алгоритми. У англомовній літературі цьому відповідає спеціальний термін – *Genetic Fuzzy Systems*. Значний внесок в розвиток теорії і практики нечітких систем з еволюційною адаптацією внесла група іспанських дослідників на чолі з Ф. Херрера (*F. Herrera*).

Нечіткі запити. *Нечіткі запити до баз даних (fuzzy queries)* – перспективний напрям в сучасних системах обробки інформації. Даний інструмент дає можливість формулювати запити на природній мові, наприклад: «Вивести список недорогих пропозицій про знімання житла близько до центру міста», що неможливе при використанні стандартного механізму запитів. Для цієї мети розроблена нечітка реляційна алгебра і спеціальні розширення мов SQL для нечітких запитів. Велика частина досліджень в цій області належить західноєвропейським ученим Д. Дюбуа и Г. Праде.

Нечіткі асоціативні правила. *Нечіткі асоціативні правила (fuzzy associative rules)* – інструмент для витягання з баз даних закономірностей, які формулюються у вигляді лінгвістичних висловів. Тут введені спеціальні поняття нечіткої транзакції, підтримки і достовірності нечіткого асоціативного правила.

Нечіткі когнітивні карти. *Нечіткі когнітивні карти (fuzzy cognitive maps)* були запропоновані Б. Коско в 1986 р. і використовуються для моделювання причинних взаємозв'язків, виявлених між концептами деякої області. На відміну від простих когнітивних карт, нечіткі когнітивні карти є нечіткий орієнтований граф, вузли якого є нечіткою множиною. Направлені ребра графа не лише відображають причинно-наслідкові зв'язки між концептами, але і визначають міру впливу зв'язуваних концептів. Активне використання нечітких когнітивних карт як засіб моделювання систем обумовлене можливістю наочного представлення аналізованої системи і легкістю інтерпретації причинно-наслідкових зв'язків між концептами. Основні проблеми пов'язані з процесом побудови когнітивної карти, який не піддається формалізації. Крім того, необхідно довести, що побудована когнітивна карта адекватна реальній системі. Для вирішення даних проблем розроблені алгоритми автоматичної побудови когнітивних карт на основі вибірки даних.

Нечітка кластеризація. *Нечіткі методи кластеризації*, на відміну від чітких методів (наприклад, нейронні мережі Кохонена), дозволяють одному і тому ж об'єкту належати одночасно декільком кластерам, але з різною мірою. Нечітка кластеризація в багатьох ситуаціях «природніша», ніж чітка, наприклад, для об'єктів, розташованих на кордоні кластерів. Найбільш поширені: алгоритм нечіткої самоорганізації *c-means* і його узагальнення у вигляді алгоритму Густафсона-Кесселя. Список можна продовжити і далі: нечіткі дерева рішень, нечіткі мережі Петрі, нечітка асоціативна пам'ять, нечіткі самоорганізуючі карти і інші гібридні методи.

6.3. Програмне забезпечення нечітких методів

Математична теорія нечітких множин будучи предметом інтенсивних досліджень відкриває досить великі можливості перед системними аналітиками. Засновані на цій теорії різні комп'ютерні системи, у свою чергу, істотно розширюють сферу застосування нечіткої логіки. В даний час найбільший інтерес, як на Україні, так і за кордоном, викликає область нечіткого інтелектуального аналізу даних як одна з найрезультативніших сфер застосування теорії нечітких множин. Ключовими перевагами нечіткої логіки в порівнянні з іншими технологіями інтелектуального аналізу є: по-перше, при тих же об'ємах вхідної і вихідної інформації, центральний блок ухвалення рішень стає компактніше і простіше для сприйняття людиною, по-друге, рішення складної і громіздкої задачі обчислення точних дій підміняється значно більш простою і гнучкою стратегією адаптивного підстроювання – при збереженні необхідної точності результату.

Потужним засобом для практичного впровадження нечітких обчислень є *Fuzzy Logic Toolbox*, пакет прикладних програм, що входить до складу середовища MatLab. Він дозволяє створювати системи нечіткого логічного виводу і нечіткої класифікації в рамках середовища MatLab, з можливістю їх інтеграції в *Simulink*. Базовим поняттям *Fuzzy Logic Toolbox* є *FIS*-структура – система нечіткого виводу (*Fuzzy Inference System*). *FIS*-структура містить всі необхідні дані для реалізації функціонального відображення «входи-виходи» на основі нечіткого логічного виводу згідно певної схеми (рис. 6.1).

Fuzzy Logic Toolbox містить наступні категорії програмних інструментів:

- функції;
- інтерактивні модулі з графічним користувацьким інтерфейсом;
- блоки для пакету *Simulink*;
- демонстраційні приклади.

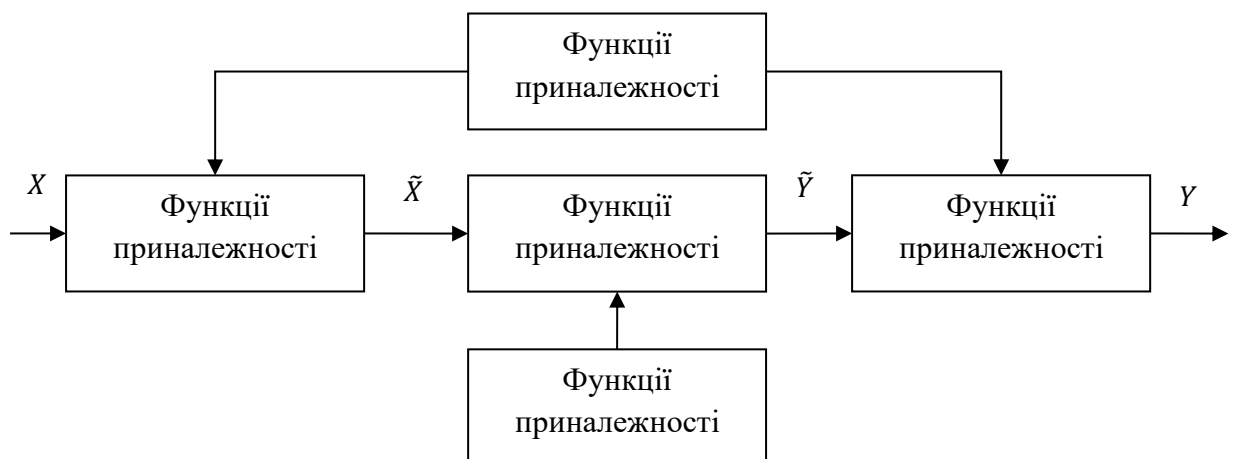


Рис. 6.1. Нечіткий логічний вивід

Модуль *Fuzzy* дозволяє будувати нечіткі системи двох типів – Мамдані і Сугено. У системах типа Мамдані база знань складається з правил вигляду «Якщо x_1 = низький і x_2 = середній, то y високий». Таким чином, основна відмінність між системами Мамдані і Сугено полягає в різних способах

задання значень вихідної змінної в правилах, які створюють базу знань. У системах типу Мамдані значення вихідної змінної задаються нечіткими термами, в системах типу Сугено – як лінійна комбінація вхідних змінних.

Проектування систем типу Мамдані виконується таким чином:

- задаємо функції приналежності змінної x_1 (рис. 6.2.);
- задаємо функції приналежності змінної x_2 (аналогічно);
- задаємо функції приналежності змінної y ;
- на основі візуального спостереження за графіком формуємо правила і вводимо їх в базу знань (рис. 6.3);
- виконуємо візуалізацію нечіткого логічного виводу.

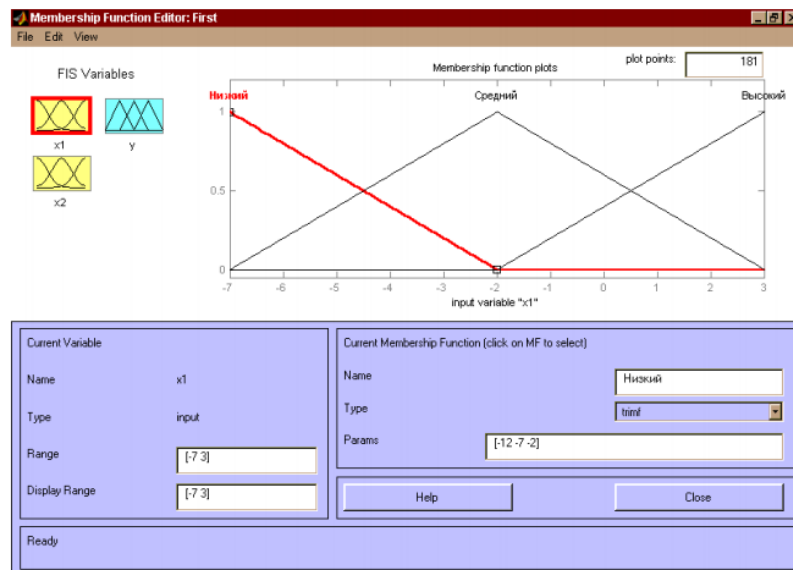


Рис. 6.2. Функції приналежності змінної x_1

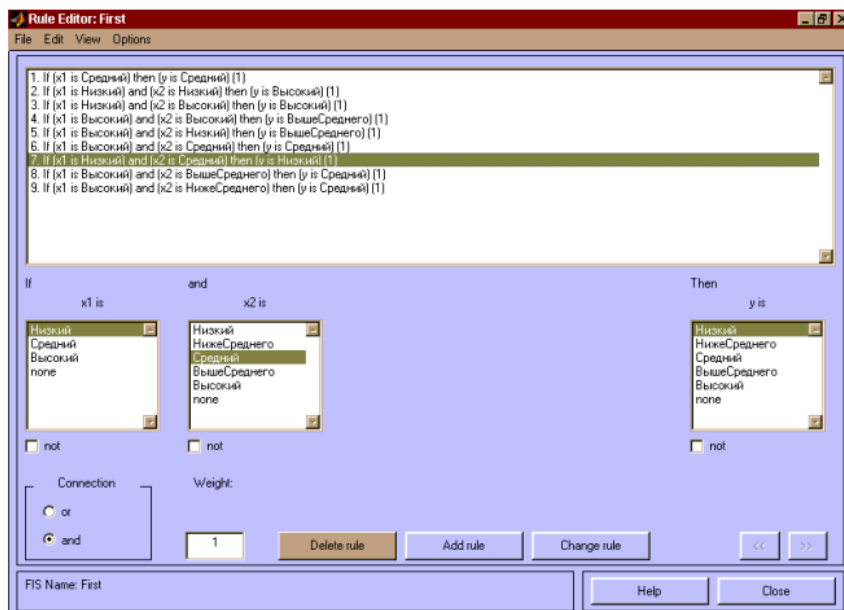


Рис.6.3. База знань в RuleEditor

6.4. Сучасна практика застосування нечітких методів

Найбільш вражаючою властивістю людського інтелекту є здатність приймати правильні рішення в обстановці неповної і нечіткої інформації. Побудова моделей наближених до міркувань людини і використання їх в комп'ютерних системах майбутніх поколінь представляє сьогодні одну з найважливіших проблем науки. Зміщення центру досліджень нечітких систем у бік практичних застосувань привів до постановки цілого ряду проблем таких, як створення нечітких систем інтелектуального аналізу даних, нечіткого фінансового менеджменту, інструментальних засобів розробки, методів розрахунку і розробки нечітких систем управління і багато що інше. Розглянемо деякі з таких проблем.

Прийняття рішень в нечітких умовах. У 1970 році Беллман і Заде опублікували статтю «*Decision – Making in Fuzzy Environment*», яка послужила відправною точкою для більшості робіт по нечіткій теорії прийняття рішень. У тій роботі розглядається процес прийняття рішень в умовах невизначеності, коли цілі і обмеження задані нечіткою множиною. Прийняття рішення – це вибір альтернативи, яка одночасно задовольняє і нечітким цілям, і нечітким обмеженням. У цьому сенсі, цілі і обмеження є симетричними відносно рішення, що стирає відмінності між ними і дозволяє представити рішення як злиття нечітких цілей і обмежень.

Концепція оцінки кредитоспроможності фізичних осіб. В даний час проблема своєчасного повернення кредитів, виданих фізичним особам, актуальна для більшості банківських установ. Її рішення значною мірою залежить від «якості» оцінки кредитоспроможності потенційних позичальників. У банківській сфері під кредитоспроможністю розуміється можливість і, що важливо, бажання контрагента виконувати зобов'язання по погашенню заборгованості. Найбільш достовірно це визначення відображає кредитна історія, тобто інформація про те, які кредити і в яких банках отримував позичальник, і як розплачувався по ним. У системі кредитування великої кількості банків, оцінка кредитної історії виконується експертом, який в основному спирається на свій досвід і інтуїцію, що може приводити до внесення в рішення суб'єктивних міркувань, що не мають достатніх підстав.

Зниження можливості впливу експерта на рішення і підвищення в ньому долі об'єктивних чинників може бути забезпечене формалізацією прогнозу поведінки позичальника і процедури ухвалення рішення про видачу кредиту. У зв'язку з цим актуальним є задача розробки уніфікованого підходу до оцінки кредитоспроможності фізичних осіб. Основою для впровадження подібної системи є кредитні історії, експертна оцінка яких є в значній мірі вербальним описом і внаслідок цього – нечітке. Одним із способів формалізації вербальних величин і перетворення їх в кількісні є застосування теорії нечітких множин Заде.

Оцінка інвестиційних проектів. Як і в більшості задач економіки, при розрахунку показників інвестиційного проекту економісти стикаються з труднощами у вигляді неповноти, нечіткості або невизначеності вхідних даних. Для вирішення цих проблем існує досить багато способів, наприклад – вживання статистичних, або мінімакських методів, проте, на практиці вони не завжди виявляються ефективними, а інколи навіть непридатними. Найбільш пристосованим до даних проблем виявився апарат, заснований на теорії нечітких множин.

Прикладом, що добре розкриває переваги «нечіткого підходу», є задача оцінки таких показників інвестиційних проектів, як чиста поточна вартість доходу (*NPV*) і внутрішня ставка прибутковості (*IRR*). У них поєднуються нечіткість і невизначеність даних, і неясність, розпливчатість оточення проекту.

Застосування нечітких множин в бізнесі. В даний час починають з'являтися інформаційні ресурси, в рамках яких агрегується інформація про діяльність сотень українських корпорацій. Весь цей накопичений об'єм даних серйозно ще ніким не досліджувався, – та і не було уявлення про те, як все це різноманіття кількісної та якісної інформації можна аналізувати в одному ключі. Сьогодні такий підхід до аналізу економічних даних нарешті сформувався – підхід *Fuzzy Economics*. Справа лише за тим, аби на основі розробленої методології створити системі інтелектуального аналізу, що виконують аналітичну обробку даних і вироблення оптимальних економічних рішень.

Перерахуємо характерні постановки економічних задач, де вживання нечітких обчислень досягає вражаючих результатів.

Стратегічне планування. Позиціювати бізнеси, описувати стан ринків, конкурентоспроможності, оцінювати сили і слабкості відповідних бізнесів – все це в чистому вигляді кваліметричні задачі, які можуть бути успішно поставлені і вирішені в нечіткій постановці. І саме на цьому принципі працює система стратегічного планування, впроваджена в зарубіжному регіональному співтоваристві Сименс.

Комплексний аналіз стану корпорації. Знову кваліметрична задача. Мистецтво полягає в тому, аби виділити чинники і оцінити їх ієрархію з відповідними системами переваги. У простому випадку, коли всі чинники укладаються у вектор, тоді комплексна оцінка досягається в ході двовимірної матричної агрегації поточних якісних рівнів чинників. В рамках цього підходу виявляється можливим одночасно аналізувати всі сторони життя корпорації (фінанси, управління, процеси, задоволеність клієнтів, стратегічне положення корпорації і так далі).

Оптимізація фондового портфеля. Якщо прибутковість компоненти фондового портфеля – нечітка випадкова величина, то параметри відповідних імовірнісних розподілів – нечіткі числа. Якщо і ковариаційна матриця зібрана на нечітких числах, то можливо записати класичну задачу Марковіца в

нечіткій постановці, вирішенням якої буде ефективна границя портфельної множини як криволінійна смуга в координатах «ризик-прибутковість».

Оцінка інвестиційної привабливості коштовних паперів. Кваліметрична задача, де ієрархія формується на фундаментальних чинниках коштовних паперів (відношення ціна-дохід, віддача на інвестований капітал, ліквідність активів, фінансова автономія емітента і так далі).

Прогнозування фондових індексів. Якщо побудувати макроекономічну модель, де в якості екзогенних чинників моделі виступають прогнозні рівні макроекономічних параметрів регіону, в якому випускаються коштовні папери, а як виходи моделі виступають фондові індекси, то вихідні прогнози і зв'язки між чинниками усередині моделі можуть мати нечіткий вигляд. Відповідно, результуючі прогнози фондових індексів мають вигляд нечітких функцій.

Оцінка нерухомості. Вибір земельної території під забудову, оцінка вартості будинку або квартири, аналіз перспективності відкриття торгівельної точки, оцінка раціональних рівнів «ціна-дохід» по об'єктах нерухомості – все це кваліметричні задачі.

Транспортна логістика. Якщо ділянки транспортної мережі володіють нечіткою тривалістю перевезення, то розумно вибирати маршрут, що володіє, з одного боку, мінімальною середнечаємою тривалістю, а, з іншого боку, мінімальним ризиком зриву плану за витратами на перевезення. Всі відповідні оптимальні маршрути утворюють множину Еджворта – Парето.

Вибір корпоративної інформаційної системи. Приклад задачі, де кваліметрія виконується відразу по декількох розрізах (опційні ефекти від впровадження системи, інформаційні ефекти, господарські ризики). При цьому з'являється додатковий рівень невизначеності, пов'язаний з неточністю виміру якісних чинників. Відповідно, з портфеля всіляких послідовностей впровадження модулів інформаційної системи можна виділити підмножину Еджворта - Парето, якщо розглядати його в координатах «інтегральний ефект – невизначеність виміру ефекту».

Аналіз новинного фону. Сьогодні на фондових ринках всі новини про коштовні папери збираються і розподіляються у відповідних розділах інформаційних порталів в автоматичному режимі. Існують технології смислового розпізнавання тексту.