

Згадані ІТ-компанії по-різному намагаються вирішувати проблему адекватної фільтрації інформації. Наприклад, компанія Cisco бачить вирішення проблеми шляхом удосконалення людино-машинних інтерфейсів. Вже почалися випробування персоніфікованого віртуального асистента (програмний комплекс Halie), який вже може розпізнавати питання англійською мовою, трансформувати їх в запити до різноманітних баз даних та видає відповідь у вигляді візуальної інформації.

Компанія Google намагається вирішити згадану проблему шляхом удосконалення механізмів критеріального пошуку інформації в глобальних мережах. На думку компанії, впровадження алгоритмів самонавчання в системах пошуку, дозволить корегувати запити користувачів так, щоб отриманий пошуковий результат найбільш повно задовольнив користувача.

Такі компанії, як Intel, IBM та HP шукають вирішення згаданої проблеми у новітніх принципах побудови цифрових машин, головний з яких – це перехід на рівень квантових обчислень, де інформація передається та обробляється зі швидкістю світла.

Але на мою думку, всі згадані та інші шляхи подолання „цифрової лавини” неможливі без глобальної реструктуризації самої інформації. Головна ідея такої реструктуризації – укрупнення інформації з чітким визначенням рівнів деталізації.

Один з можливих напрямків подальших наукових досліджень – це пошук нових, глобальних критеріїв реструктуризації існуючої та нової інформації з метою стимулювання „цифрової лавини”.

#### Література

1. Офіційний сайт щотижневика „КО” – <http://ko-online.com.ua/>
2. Офіційний сайт компанії Cisco – <http://www.cisco.com/>
3. Офіційний сайт компанії IBM – <http://www.ibm.com/>
4. Офіційний сайт компанії Intel – <http://www.intel.com/>

УДК 519.86:336.77

## ВИКОРИСТАННЯ ТЕОРІЇ НЕЧІТКИХ МНОЖИН ТА НЕЧІТКОЇ ЛОГІКИ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ КЛАСУ КРЕДИТОСПРОМОЖНОСТІ ПОЗИЧАЛЬНИКІВ КОМЕРЦІЙНИХ БАНКІВ

Паночишин Ю.М., к.т.н.

Паночишина І.Є.

Вінницький інститут економіки ТНЕУ

Одним з найбільш прибуткових напрямків діяльності комерційних банків є кредитування різних категорій позичальників: підприємств, фізичних осіб, комерційних банків. З іншого боку, з кредитуванням пов’язані і найбільші ризики, тому спеціалісти кредитних відділів комерційних банків особливо увагу мають приділяти кредитоспроможності потенційних позичальників. Від правильності проведеного аналізу кредитоспроможності та адекватності підсумкової оцінки залежать подальші кредитні відносини з позичальником, а також успішність кредитної діяльності комерційного банку в цілому.

Аналіз наукових досліджень з проблеми оцінки кредитоспроможності показав, що автори в переважній більшості випадків пропонують використовувати так звану бально-рейтингову модель. Згідно з нею позичальника відносять до одного із заздалегідь визначених класів кредитоспроможності, зіставляючи з деякою прийнятою шкалою значення інтегрального показника (рейтингу) кредитоспроможності, вираженого в балах. Цей інтегральний показник розраховується як проста або зважена сума балів (оцінок), отриманих в результаті зіставлення з деякими прийнятими рівнями фактичних значень певних кількісних і якісних показників, які характеризують позичальника з позицій його здатності до виконання кредитних зобов’язань.

Однак, на нашу думку, бально-рейтингова модель оцінки кредитоспроможності позичальників має недоліки: лінійна взаємозалежність між показниками кредитоспроможності є досить простою для адекватного відображення усієї складності взаємозв’язків між ними; використання системи балів для оцінки показників кредитоспроможності пов’язано з неможливістю поєднання в рамках однієї моделі показників кількісного і якісного типу; при визначенні рейтингу кредитоспроможності показники оцінюються кількісно, хоча насправді спеціалісти кредитних відділів комерційних банків користуються лінгвістичними оцінками; значення вагових коефіцієнтів, які виражають значимість показників в рейтингу кредитоспроможності, обираються суб’ективно і при подальшому використанні моделі на практиці не переглядаються.

Означені недоліки можна подолати, поклавши в основу моделі оцінки кредитоспроможності позичальників математичний апарат теорії нечітких множин та нечіткої логіки [2], який має такі переваги: дає можливість формалізувати міжпараметричні зв'язки практично будь-якої складності, при цьому параметри можуть мати як кількісний, так і якісний тип; для опису зв'язків між параметрами у ньому використовується природна мова, якою оперують експерти-аналітики; нечіткі моделі мають високу "здатність до навчання".

Загальна методика нечіткого моделювання передбачає поетапне вирішення таких задач [2]: виділення основних параметрів, які характеризують досліджувану систему, і формалізація взаємозв'язків між ними в узагальненому вигляді; визначення і формалізація лінгвістичних оцінок параметрів; побудова нечіткої бази знань про взаємозв'язки між параметрами; виведення нечітких логічних рівнянь на основі лінгвістичних оцінок і нечіткої бази знань та розробка алгоритму нечіткого логічного висновку; оптимізація параметрів нечіткої моделі на основі навчальної вибірки даних.

Відповідно до наведеної методики моделювання перша задача полягає у виділенні основних факторів кредитоспроможності. Очевидно, ключовими з них є показники фінансового стану потенційного позичальника [1], хоча опосередковано кредитоспроможність залежить і від інших (переважно якісних) параметрів (наприклад, для підприємств це може бути ефективність менеджменту, ринкова позиція та ін., а для фізичних осіб – сімейний стан, місце роботи тощо). Формально зв'язок кредитоспроможності

$y$  з характеристиками позичальника  $x_i, i = 1, \dots, n$  можна подати в такому узагальненому вигляді:

$$y = f(x_1, \dots, x_n). \quad (1)$$

Для розв'язання наступної задачі, яка полягає у визначенні та формалізації лінгвістичних оцінок виділених параметрів, використовують поняття лінгвістичної змінної, під якою розуміють змінну, що може приймати значення з множини слів або словосполучень деякої природної чи штучної мови [2]. Ці значення називають лінгвістичними термами, а їх повний перелік – терм-множиною. Кількість і назви термів визначаються кредитними експертами, виходячи із змістової інтерпретації конкретної лінгвістичної змінної, при цьому максимальна кількість термів лінгвістичної змінної не повинна перевищувати семи.

Формалізація термів лінгвістичних змінних базується на понятті нечіткої множини, під якою розуміють сукупність пар  $(x, \mu^A(x))$ , де  $\mu^A(x)$  – функція належності елемента  $x$  універсальної множини  $X$  нечіткій множині  $A$ , яка може приймати значення в діапазоні від 0 до 1 [2]. Виходячи з наведеного означення, для термів лінгвістичних змінних потрібно задати універсальні множини: для кількісних змінних в якості універсальної множини  $X$  термів можна прийняти весь можливий діапазон значень  $[x, \bar{x}]$  відповідного параметра, а для якісних, які не мають кількісної шкали вимірювання, – в якості універсальної множини можна прийняти деяку штучну шкалу.

Окрім універсальних множин, слід задати також функції належності, якими формалізуються терми лінгвістичних змінних – це можуть бути трикутні, трапецієвидні, гаусові та інші функції [2] (конкретний тип обирається експертами окремо для кожного терму). В узагальненому вигляді аналітичний запис функцій належності можна подати так:

$$\mu^{a_l}(x_i) = f(s_{1il}, \dots, s_{ril}, x_i), \quad (2)$$

де  $a_l$  –  $l$ -ий терм лінгвістичної змінної  $x_i$ ;  $s_{1il}, \dots, s_{ril}$  – параметри  $l$ -го терму лінгвістичної змінної  $x_i$ .

Найважливішим етапом нечіткого моделювання є побудова нечіткої бази знань, яка представляє собою сукупність нечітких логічних висловлювань "якщо [вхідні параметри], то [вихідний параметр]" і відображає досвід експерта та його розуміння причинно-наслідкових зв'язків між вхідними і вихідним параметром досліджуваної системи [2]. У компактному вигляді нечітку базу знань про вплив параметрів позичальника на його кредитоспроможність можна записати так:

$$\bigcup_{p=1}^{k_j} \left[ \bigcap_{i=1}^n (x_i = a_i^{jp}) \text{ з вагою } w^{jp} \right] \rightarrow y = d_j, \quad (3)$$

де  $k_j$  – кількість правил, які відповідають значенню  $d_j$  вихідної змінної  $y$ ,  $j = 1, \dots, m$  (кількість значень відповідає обраній кількості класів кредитоспроможності);  $a_i^{jp}$  – лінгвістичний терм

вхідної змінної  $x_i, i=1, \dots, n, p=1, \dots, k_j; w^{jp}$  – вага правила  $jp$  (виражає суб'єктивну міру впевненості експерта в адекватності правила).

Наступний етап нечіткого моделювання полягає у виведенні нечітких логічних рівнянь – їх отримують з нечіткої бази знань шляхом заміни термів лінгвістичних змінних відповідними функціями належності, а операцій “і” та “або” – операціями мінімуму та максимуму відповідно:

$$\mu^{d_j}(y) = \bigvee_{p=1}^{k_j} \left[ w^{jp} \cdot \bigwedge_{i=1}^n \mu^{a_i^{jp}}(x_i) \right] \quad (4)$$

На основі аналітичних виразів функцій належності лінгвістичних термів (2) і нечітких логічних рівнянь (4) можна сформулювати алгоритм визначення класу кредитоспроможності позичальників: на підставі наданої позичальником інформації визначаються значення параметрів  $x_1, \dots, x_n$ ; за допомогою формул (2) обчислюються значення функцій належності  $\mu^{a_i}(x_i)$ ; на основі рівнянь (4) обчислюються значення функцій належності  $\mu^{d_j}(y)$ ; в якості класу кредитоспроможності позичальника обирається така оцінка  $d_j$ , функція належності  $\mu^{d_j}(y)$  якої максимальна.

Останній етап нечіткого моделювання передбачає оптимізацію параметрів (навчання) нечіткої моделі на основі навчальної вибірки даних – сукупності пар “[значення вхідних параметрів] - [значення вихідного параметра]”. Таку вибірку даних можна отримати від кредитних експертів на підставі результатів аналізу ними кредитоспроможності позичальників, віднесених у підсумку до різних класів. Математично задача навчання нечіткої моделі формулюється як задача оптимізації, в якій керованими змінними є параметри функцій належності лінгвістичних змінних і ваги правил нечіткої бази знань, а критерієм оптимізації – мінімум розбіжностей між навчальними і модельними результатами [2].

Як висновок можна зазначити, що інструментарій теорії нечітких множин і нечіткої логіки забезпечує адекватну формалізацію експертних знань про кредитоспроможність позичальників, дає можливість поєднати кількісні та якісні показники, забезпечує здатність адаптації моделі через механізм оптимізації параметрів на основі навчальної вибірки даних, що у підсумку забезпечує високу адекватність оцінки кредитоспроможності.

#### Література

1. Банківські операції: Підручник / А.М. Мороз, М.І. Савлук, М.Ф. Пуховкіна та ін.; за ред. А.М. Мороза. – 3-те вид., перероб. і доп. – К.: КНЕУ, 2008. – 608 с.
2. Ротштейн О.П. Інтелектуальні технології ідентифікації: нечіткі множини, генетичні алгоритми, нейронні мережі. – Вінниця: Універсум-Вінниця, 1999. – 320 с.

УДК 378.51

## ПРОФЕСІЙНО-ОРІЄНТОВАНЕ НАВЧАННЯ МАТЕМАТИКИ ЯК ОДИН ІЗ НАВПРЯМКІВ ПІДВИЩЕННЯ РІВНЯ ЯКОСТІ ПІДГОТОВКИ МАЙБУТНІХ ЕКОНОМІСТІВ

Рум'янцева К.Є., к.п.н.  
Лисюк О.М., к.е.н., доцент  
*Вінницький інститут економіки ТНЕУ*

**Постановка проблеми.** Проблема прикладної спрямованості математики є об'єктом дослідження та активного обговорення науковців, методистів та педагогів і посідає одне з центральних місць у теорії та методиці навчання математики. Актуальність досліджуваної проблеми підтверджується увагою Міністерства освіти і науки України. Так, на III Міжнародній науково-методичній конференції “Проблеми математичної освіти” (Черкаси, 2009), обговорювали сучасний стан і перспективи розвитку математичної освіти в Україні. Науковці наголошували на тому, що сучасна функція математичної освіти полягає не лише в озброєнні учнівської молоді системою математичних знань і умінь, а й в забезпеченні цілісного орієнтування кожного учня (студента) у світі з позицій інтересів особистості, ефективного використання учнем (студентом) математичних знань і умінь для неперервної освіти протягом усього життя.