

РОЗДІЛ 8

МАТЕМАТИЧНІ МЕТОДИ, МОДЕЛІ ТА ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ В ЕКОНОМІЦІ

УДК 336.77:347.19:510.3

Паламарчук О. В.Київський національний економічний університет
імені Вадима Гетьмана

ВІДБІР ПОКАЗНИКІВ ТА ВИЗНАЧЕННЯ КРЕДИТОСПРОМОЖНОСТІ ЮРИДИЧНИХ ОСІБ ЗА ДОПОМОГОЮ ТЕОРІЇ НЕЧІТКОЇ ЛОГІКИ

У статті подано новий підхід до відбору коефіцієнтів, який дасть змогу вибрати найбільш інформативні показники під час розрахунку кредитоспроможності юридичних осіб. В роботі оброблено реальні дані вітчизняних компаній, а також вибрано ті показники, які найбільш ефективно визначають кредитоспроможність юридичних осіб. Крім того, побудовано модель нечіткої логіки, яка показує 77% ефективності прогнозування.

Ключові слова: кредитоспроможність, фінансові показники, коефіцієнти, банкрут, стабільна компанія, юридична особа, позичальник, терм, база правил.

Постановка проблеми. Сьогодні, як і в попередні роки, актуальною є тема визначення ймовірності неповернення кредиту під час звернення клієнта до банку. Причому таких звернень може бути декілька, а висновки щодо можливого кредитування даної юридичної особи за кожного з них можуть суттєво відрізнятися.

Це залежить від поточного фінансового стану юридичної особи, адже основним джерелом інформації виступає їх фінансовий звіт.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Усі відомі підходи до аналізу кредитоспроможності юридичних осіб базуються на дослідженні фінансового стану підприємства-позичальника та врахуванні його кредитної історії. Аналіз фінансового стану зводиться зазвичай до використання дискримінантних та регресійних моделей. Він базується на фінансових даних і включає оперування кількісними показниками, такими як Z-коефіцієнт Е. Альтмана [1]. Цей підхід набув сильного поширення і був застосований для багатьох країн у різних роках в моделях Р. Таффлера і Г. Тішоу для Великої Британії [2], К. Беєрмана для Німеччини [3], Г. Давидової і А. Белікова для Росії [4], О. Терещенка [5], О. Черняка [6], А. Матвійчука [7] та дискримінантних моделях, затверджених Постановою Правління Національного банку України від 25 січня 2012 р. № 23 [8], для України тощо.

Проте порівняння даних, отриманих для низки країн, показує, що вагові коефіцієнти в Z-згортці та граничні нормативи значно відрізняються не тільки залежно від країни, але й залежно від року в межах однієї країни [5; 9; 10].

Класичні числові методи діагностування банкрутства, що базуються на роботі тільки з фінансовими показниками, не мають стійкості до варіацій у вихідних даних та не дають змогу ефективно опрацьовувати якісні показники. Відповідно, важливим стає врахування під час аналізу ще експертно-аналітичної інформації, адже на результат рішення банку про надання або відмову у кредитуванні впливають також такі показники, як репутація підприємства, авторитет керівника фірми, його особисті якості, форма власності компанії

тощо. Ці показники не завжди можна описати кількісно, тому виникає проблема інтерпретації та обробки неоднозначної, лінгвістично заданої інформації.

Ще один загальноприйнятий підхід до оцінювання можливості банкрутства, на зразок до методу Аргенті [11], базується на роботі з якісними показниками. Однак і цей підхід не позбавлений недоліків. Зокрема, проблеми використання такого підходу для аналізу ризику банкрутства обумовлені відсутністю загальновизнаних вимірників того чи іншого якісного фактору; ці вимірники не пройшли класифікацію щодо відхилення фактичних їхніх значень від деяких припустимих нормативів. Відповідно, подібний підхід характеризується значною часткою суб'єктивізму та не передбачає можливості оптимізації моделі на реальних даних.

Виділення не вирішених раніше частин загальної проблеми. Істотно підвищити ефективність аналізу фінансової спроможності позичальника можна шляхом поєднання кількісних (фінансових) і якісних (індикаторних) показників. Однак згадані підходи не дають аналітикам подібної можливості. Щоб уникнути цих обмежень, А. Недосекін розробив методологічний підхід до оцінювання ризику банкрутства підприємства на підґрунті теорії нечітких множин, що дає можливість здійснювати комплексну діагностику банкрутства на основі кількісних та якісних факторів [12]. Проте цей метод фактично є інтервальним аналізом, коли множини можливих значень всіх показників розбиваються на чітко встановлені інтервали. А елементи теорії нечітких множин використовуються лише для перетворення якісних показників у числову форму. Такий підхід позбавлений гнучкості та не дає змогу оптимізувати модель на основі ретроспективних даних.

Мета статті. Таким чином, аналіз наявних методів аналізу кредитоспроможності та діагностики фінансового стану позичальника дає змогу зробити висновок щодо необхідності побудови низки адаптивних економіко-математичних моделей, в основу яких буде покладено інструмента-

рій теорії нечіткої логіки, що дасть можливість уникнути зазначених вище обмежень. Цей інструментарій було обрано як математичне підґрунтя, оскільки він дає можливість формувати модель з урахуванням української специфіки ведення бізнесу, дає змогу використовувати експертні знання з предметної галузі, а також не накладає обмежень на характер вхідної інформації, забезпечуючи водночас можливість налаштування параметрів моделі на реальних показниках діяльності сумлінних кредиторів та підприємств, що не виконують взяти на себе зобов'язання, враховуючи при цьому дані про попередні фінансові операції, доступні банкам.

Відповідно, метою цього дослідження є розробка на базі інструментарію нечіткої логіки економіко-математичної моделі аналізу кредитоспроможності та виявлення на ранній стадії фінансових проблем українських підприємств, що надасть інструмент керівництву банків та інших кредитних установ для обґрунтування прийняття ефективних рішень в напрямі уникнення зайвого ризику, що сприятиме підвищенню стабільності та збалансованості економіки країни загалом. А сам процес побудови економіко-математичної моделі аналізу кредитоспроможності позичальника-юридичної особи складатиметься з певних основних етапів.

Виклад основного матеріалу дослідження. Для проведення аналізу кредитоспроможності юридичних осіб пропонується на основі даних (розрахованих економічних коефіцієнтів), отриманих зі звіту про фінансові результати та бухгалтерського балансу, визначити, чи є позичальник потенційним банкрутом, чи це стабільне підприємство, якому ми можемо видати кредит.

Для розв'язання цієї задачі було відібрано 49 реальних фінансових звітів (форма 1 та форма 2) підприємств України, 25 з яких є потенційними банкрутами, а 24 – нормально функціонуючими підприємствами.

Для детальної оцінки фінансового стану підприємства можна розрахувати значну кількість основних фінансових показників [11]. Але такий аналіз буде досить громіздким і може містити дублювання чи надмірність даних, які замість того, щоб допомогти, будуть лише заважати здійснювати адекватну оцінку кредитоспроможності.

Згодом було розраховано 60 основних фінансових показників [14]. Але такий аналіз є досить громіздким і може містити дублювання чи надмірність даних, які замість того, щоб допомогти, будуть лише заважати здійснювати адекватну оцінку кредитоспроможності.

Тому після розрахунку основних фінансових показників були відібрані з них найінформативніші для вирішення поставленої задачі.

Показники акціонерного капіталу були виключені, оскільки вони не є необхідними для розв'язку поставленої задачі.

Відбір показників було проведено у два етапи:

1) відбір показників графічним методом щодо інформативності;

2) оцінка кореляційної залежності між усіма парами показників, щоб усунути дублювання.

Отже, спочатку просто побудуємо графіки по кожному коефіцієнту, який буде містити показники усіх 49 підприємств. Ті, які будуть показувати більш-менш чітку границю між банкрутами і стабільними підприємствами, й будуть відібрані для побудови економіко-математичної моделі. Наприклад, відбираємо коефіцієнт оборотності оборотних активів, який показано на рис. 1.

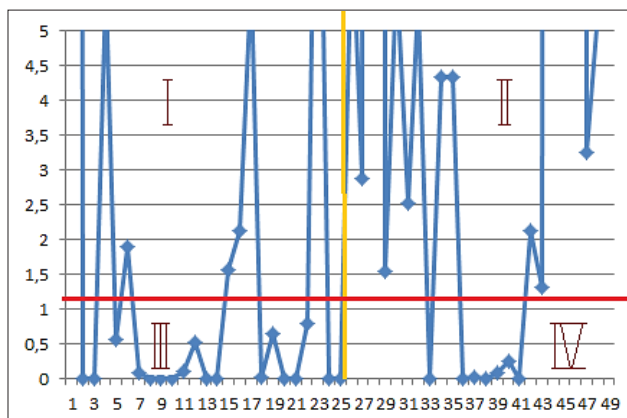


Рис. 1. Дані коефіцієнта оборотності оборотних активів

Умовно розділимо рисунок на 4 зони. До світлої вертикальної лінії (зони 1 та 3) містяться дані банкрутів, після (зони 2 та 4) – стабільних підприємств. Для коефіцієнта оборотності оборотних активів встановлюємо граничне значення 1.2 (на рис. 1 бачимо, що в зоні 3 зосереджено найбільше точок – підприємств-банкрутів, а в зоні 1 їх досить мало; отже, це значення будемо вважати винятковим для даної ситуації; і навпаки, в зоні 2 зосереджено більше стабільних підприємств, в зоні 4 – менше). Тобто значення нижче 1.2 може свідчити про ймовірне банкрутство, а вище 1.2 – про стабільний стан підприємства.

Всі неточності класифікації підприємств за рівнем одного показника мають бути усунені в результаті застосування економіко-математичної моделі, яка буде здійснювати розрахунок результуючого показника на підставі багатьох фінансових коефіцієнтів одночасно.

В результаті графічного аналізу було відібрано 13 найінформативніших коефіцієнтів. Але і така кількість даних є досить надмірною для аналізу.

Отже, переходимо до другого етапу відбору.

Для відібраних коефіцієнтів ми розрахували кореляційну залежність (попарно кожен коефіцієнт з кожним). Серед групи показників з тісною залежністю вибрали лише один, знову ж таки за принципом першого етапу. Тобто якщо 2 чи більше показників мали тісну залежність, то ми дивились на інформативність кожного з них за їх графіками. Для якого межа між підприємствами-банкрутами і стабільними підприємствами була найкраще виражена, той коефіцієнт ми і залишали.

Отже, в результаті проведеного аналізу було відібрано 7 коефіцієнтів, які будуть покладені в основу економіко-математичної моделі та відповідної системи підтримки прийняття рішень щодо надання чи ненадання кредиту позичальнику-юридичній особі. Для зручності зведемо відібрані показники до табл. 1.

Етап 2. Формування лінгвістичних змінних. Для побудови моделі на нечіткій логіці скористаємося трьома лінгвістичними термами для кожної змінної, для яких в наявній статистиці можна виділити три більш-менш чіткі зони можливих значень. Для таких показників формується єдина шкала з трьох якісних термів: L – низький рівень, M – середній рівень, H – високий рівень показника. Якщо ж реальні значення вхідного показника більш адекватно групуються за двома класами з однією лінією поділу між ними, то його лінгвістичну оцінку здійснюємо за допомогою

Таблиця 1

Показники оцінки кредитоспроможності

Індекс	Коефіцієнт	Значення, що вказують на потенційного банкрута	Невизначений стан	Значення, що вказують на стабільний стан позичальника
X_1	Показник оборотності кредиторської заборгованості	Нижче 0,8	0,8–2,2	Вище 2,2
X_2	Показник оборотності оборотних активів	Нижче 1,5	–	1,5 і вище
X_3	Показник оборотності власного капіталу	Нижче 0,6	0,6–1,7	Вище 1,7
X_4	Показник фінансового ризику	Нижче 0,6	0,6–1,95	Вище 1,95
X_5	Показник концентрації залученого капіталу	Вище 1,6	0,8–1,6	Нижче 0,5
X_6	Показник покриття боргів власним капіталом	Нижче 0,18	0,18–0,55	Вище 0,55
X_7	Показник окупності активів	Вище 1,2	–	1,2 і нижче

Джерело: розрахунки автора

двох термів: L – низький рівень, H – високий рівень показника.

В результаті аналізу наявної статистичної бази зону можливих значень коефіцієнта оборотності кредиторської заборгованості X_1 було вирішено поділити на три рівні, причому розмежування між термами L і M слід поставити на рівні 0,8, а між термами M і H – на рівні 2,2. Для коефіцієнта оборотності оборотних активів X_2 було встановлено дві досить відокремлені зони, межа між якими була визначена на рівні 1,5. Для коефіцієнтів оборотності власного капіталу X_3 і фінансового ризику X_4 дані межі встановлено на рівні 0,6 і 1,7 та 0,6 і 1,95, відповідно; для коефіцієнта концентрації залученого капіталу X_5 – на рівні 0,8 і 1,6. Коефіцієнт покриття боргів власним капіталом X_6 як ці межі має значення 0,18 і 0,55, а коефіцієнт окупності активів X_7 поділяється на дві окремі підмножини з рівнем поділу між ними 1,2.

Причому належність показника до однієї зі встановлених для нього зон певним чином свідчить про рівень фінансового стану компанії. Тобто для більшості підприємств, що збанкрутували через деякий час після декларування своєї фінансової звітності, показник X_1 приймав значення менше 0,8, а для стабільних підприємств – більше 2,2. Значення цього показника в інтервалі між 0,8 та 2,2 рівною мірою мали як підприємства, що збанкрутували, так і стабільні. Зазначені рівні розмежування для різних термів всіх показників з їх характеристикою впливу на рівень можливості банкрутства підприємства зведені в табл. 1.

Для оцінки значень вихідної лінгвістичної змінної Z, що вказує на рівень кредитоспроможності позичальника, будемо використовувати такі терми: L, що характеризує високий ступінь ризику банкрутства, а отже, і низьку кредитоспроможність (за його появи приймається рішення не видавати кредит); H, що свідчить про високу кредитоспроможність позичальника і вказує на доцільність видавати кредит.

Етап 3. Побудова функцій належності. Нечіткі описи в структурі методу фінансово-економічного аналізу з'являються у зв'язку з невизначеністю експерта, яка виникає в ході різного роду класифікацій, наприклад, коли експерт не може чітко розмежувати значення середнього та високого рівня деякого параметру. В такому разі варто побудувати функції належності всіх нечітких термів як вхідних, так і вихідних змінних, щоб отримати можливість виконувати адекватну класифікацію рівнів усіх показників.

Під час формування функцій належності моделі скористаємось функцією Гауса, основними перевагами якої є, по-перше, простота (оскільки її вид визначається лише двома параметрами), а

по-друге, зручність налаштування цих параметрів, оскільки функція має досить просту похідну. Також ця функція не спадає прямо до нуля, лише асимптотично наближуючись до нього, що надає додаткові переваги під час розрахунку значень результуючого показника в моделях на нечіткій логіці [9].

Під час побудови функцій належності всіх вхідних змінних скористаємось даними табл. 1. Таким чином, функції належності коефіцієнта оборотності кредиторської заборгованості до трьох лінгвістичних термів L – низький, M – середній, H – високий набудуть вигляду, що представлено на рис. 2. Функції належності всіх інших змінних утворюються аналогічно. Результуюча змінна буде представлена двома термами L та H із центрами функцій належності у точках 0 та 1, які перетинаються на рівні 0,5.

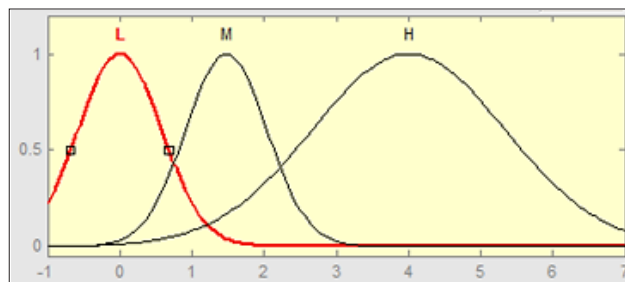


Рис. 2. Функції належності лінгвістичної змінної X_1

Етап 4. Формулювання набору правил. Експертна система на базі нечітких знань повинна містити механізм прийняття рішень, який би дав можливість робити висновок про рівень кредитоспроможності позичальника. Наприклад, підприємство характеризується високим ризиком банкрутства, а отже, і низькою кредитоспроможністю ($Z = "L"$), якщо для нього коефіцієнти оборотності кредиторської заборгованості, оборотності оборотних активів, оборотності власного капіталу, фінансового ризику та покриття боргів власним капіталом мають низькі значення (можуть інтерпретуватися термом "L"), при цьому коефіцієнти концентрації залученого капіталу і окупності активів високі (що характеризуються термом "H"). Подібна комбінація значень фінансових коефіцієнтів, яка характеризує низьку кредитоспроможність підприємства, розписана в першому рядку відповідної бази знань, що наведено в табл. 2. Подібним чином формуються й інші правила оцінки рівня кредитоспроможності, які зведені в табл. 2.

Представимо за допомогою функцій належності та вагових коефіцієнтів аналітичну форму

База знань для визначення кредитоспроможності компанії

Лінгвістичні значення вхідних компонентів							Вага правила	Вихідна змінна
X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	W	Z
L	L	L	L	H	L	H	w_1^L	L
L	none	L	M	H	M	L	w_2^L	L
M	L	M	L	H	L	none	w_3^L	L
H	H	H	H	L	H	L	w_1^H	H
H	none	H	M	L	M	H	w_2^H	H
M	H	H	H	M	H	none	w_3^H	H

запису правил прийняття рішень з табл. 2 щодо низького ризику банкрутства, а отже, і високої кредитоспроможності Н компанії:

$$\begin{aligned} \mu^H(X_1, \dots, X_7) = & w_1^H [\mu^H(X_1) \cdot \mu^H(X_2) \cdot \mu^H(X_3) \cdot \mu^H(X_4) \cdot \\ & \mu^L(X_5) \cdot \mu^H(X_6) \cdot \mu^L(X_7)] \vee w_2^H [\mu^H(X_1) \cdot \mu^H(X_3) \cdot \mu^M(X_4) \cdot \\ & \mu^L(X_5) \cdot \mu^M(X_6) \cdot \mu^H(X_7)] \vee w_3^H [\mu^M(X_1) \cdot \mu^H(X_2) \cdot \\ & \mu^H(X_3) \cdot \mu^H(X_4) \cdot \mu^M(X_5) \cdot \mu^H(X_6)], \end{aligned} \quad (1)$$

де $\mu^{d_j}(X_1, \dots, X_N)$ – функція належності вектору вхідних змінних X_i , $i = 1, N$ j -му значенню вихідної змінної Z (лінгвістичному терму з множини $d_j \in \{L, H\}$);

N – кількість вхідних факторів (в даній задачі $N = 7$);

$\mu^{a_j^p}(X_i)$ – функція належності вхідної змінної X_i лінгвістичному терму a_j^p , $j = 1, m$, $i = 1, N$, $p = 1, k_j$;

$w_p^{d_j}$ – вага p -го правила серед тих, що відповідають терму d_j вихідної змінної;

m – кількість значень вихідної змінної Z (в цій задачі $m = 2$);

k_j – кількість правил у базі знань, відповідних j -му терму вихідної змінної Z (в даній задачі $k_1 = k_2 = 3$).

Етап 5. Оптимізація моделі на реальних даних. Перед проведенням оцінки фінансового стану підприємства доцільно провести налаштування моделі на даних збанкрутілих компаній і фінансово-стійких підприємств. З метою проведення оптимізації моделі можна скористатися алгоритмом зворотного поширення помилки, адаптованого для моделей на нечіткій логіці, або генетичними алгоритмами [13]. В принципі, навчання економіко-математичної моделі не є обов'язковим, оскільки за наявності базових правил модель вже може видавати рішення для будь-яких контрольованих параметрів та їх значень. Проте якщо провести налаштування параметрів моделі на наявному статистичному матеріалі, то якість її логічного висновку можна істотно підвищити.

Як статистичний матеріал використовувалися дані як вже збанкрутілих фірм, так і стабільних компаній. Стосовно вже збанкрутілих підприємств, то аналіз їх показників здійснювався в різні проміжки часу, які залишалися до банкрутства. Це робилося з тієї причини, що різні компанії показують ознаки неплатоспроможності задовго до реальних фінансових проблем і банкрутства. І чим раніше з'являється можливість розпізнати небезпеку і вжити відповідних заходів, тим більше буде для кредитної організації шансів уникнути зайвих втрат у зв'язку з неповерненням кредиту.

Етап 6. Прийняття рішення. Остаточне рішення моделі вибирається таке, для якого функція належності вихідної змінної Z найбільша для заданих значень контрольованих параметрів X_i , $i = 1, N$:

$$Z = \arg \max_{j=1, m} [\mu^{d_j}(X_1, \dots, X_N)]. \quad (2)$$

Оскільки значення функцій належності вихідної змінної за кожним правилом розраховуються як добуток функцій належності всіх вхідних змінних, а для визначення терму результативного показника Z застосовується операція максимізації виходу серед усіх правил, то вихідну змінну моделі будемо розраховувати в загальному вигляді за функцією:

$$Z = \arg \max_{p=1, k_j, j=1, m} \left\{ w_p^{d_j} \prod_{i=1}^N \mu^{a_j^p}(X_i) \right\}. \quad (3)$$

Після побудови моделі і проведення її налаштування модель можна використовувати для оцінки кредитоспроможності підприємства Z на основі показників X_i , $i = 1, N$.

Результатом застосування подібної моделі є не тільки лінгвістичний опис ризику банкрутства, але й ступінь впевненості в правильності класифікації, що визначається із застосуванням операції дефазифікації результуючої змінної. Тим самим висновок про ступінь ризику банкрутства підприємства набуває не тільки лінгвістичної форми, але й характеристики якості отриманих тверджень.

Побудована модель була реалізована в середовищі Matlab. В результаті проведення модельних експериментів точність передбачення банкрутств серед фінансово неспроможних компаній склала 89%, точність класифікації фінансово стійких підприємств дорівнює 68%, що по всій групі аналізованих підприємств склало 77,8%, що можна побачити з рис. 3.

Примітка: лінія 1 – реальні значення результативного показника для аналізованих підприємств; лінія 2 – результат моделювання до налаштування моделі; лінія 3 – результат моделювання після оптимізації параметрів моделі на реальних даних

Під час проведення експериментів були оптимізовані параметри системи, а також уточнена база вирішальних правил, підтверджена можливість побудови ефективної нечіткої моделі на основі відібраних показників. Як можна бачити з рис. 3, до налаштування системи майже кожне друге підприємство серед потенційних банкрутів було діагностовано як стабільне, а після налаштування – лише 1 банкрут з 25 був прийнятий за стабільне підприємство. Водночас 7 стабільних підприємств діагностовано моделлю як потенційні банкрути, хоча до оптимізації моделі їх було 6.

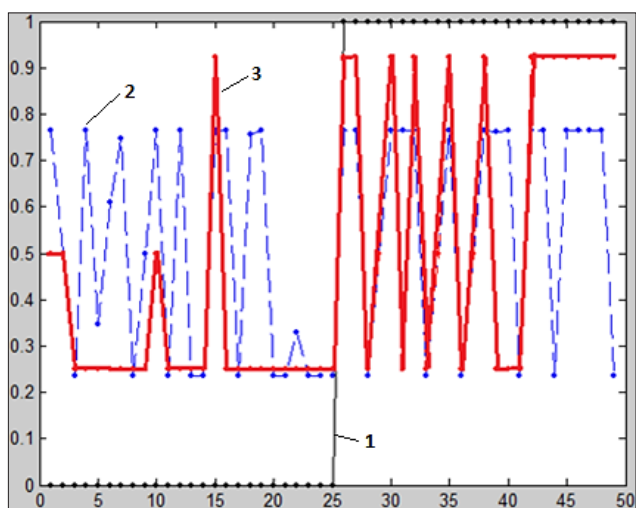


Рис. 3. Результат моделювання в середовищі Matlab

Зауважимо, що можна регулювати підозрілість моделі на нечіткій логіці. Але зі зменшенням альфа-помилки класифікації (визначення підприємства-потенційного банкрута як фінансово-стабільної компанії) одночасно збільшується бета-помилка (діагностування стабільної компанії як потенційного банкрута). Водночас низьке значення альфа-помилки класифікації можна

віднести до позитивних характеристик результатів роботи моделі, навіть незважаючи на досить велику бета-помилку. Це свідчить про можливість недоотримання прибутку від деяких помилково-класифікованих стабільних компаній, але у кредитора є можливість отримати цей же прибуток від інших вкладів (навіть від кредитування інших коректно визначених стійких підприємств). Проте він не зазнає значних збитків від надання кредиту потенційним банкрутам (моделювання на реальних даних показало, що лише кожен 25-й кредит може зазнати неповернення).

Висновки. Побудована економіко-математична модель на нечіткій логіці показала досить високу точність діагностування можливості банкрутства вітчизняних підприємств та може бути використана як ефективний інструментарій для виявлення ризикових позичальників, що дасть змогу мінімізувати ризик неповернення кредитів та в результаті підвищити стійкість фінансової системи загалом.

Модель може бути застосована в комерційних банках з метою оцінки кредитоспроможності позичальників-юридичних осіб і як основна програма, і як доцільний додаток до вже наявних, якими керуються комерційні банки України під час прийняття рішення щодо видачі кредитів юридичним особам.

Список використаних джерел:

- Altman E.I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy / E.I. Altman // The Journal of Finance. – 1968. – № 4. – P. 589–609.
- Toffler R. Going, going, gone – four factors which predict / R. Toffler, H. Tishaw H. // Accountancy. – 1977. – March. – P. 50–54.
- Beermann K. Prognosemöglichkeiten von Kapitalverlusten mit Hilfe von Jahresabschlüssen / K. Beermann // Schriftenreihe des Instituts für Revisionswesen der Westfälischen Wilhelms-Universität Münster. – 1976. – Band 11. – S. 118–121.
- Давыдова Г. Методика количественной оценки риска банкротства предприятий / Г. Давыдова, А. Беликов // Управление риском. – 1999. – № 3. – С. 13–20.
- Терещенко О. Антикризове фінансове управління на підприємстві / О. Терещенко. – К. : КНЕУ, 2004. – 268 с.
- Виявлення ознак неплатоспроможності підприємства та можливого його банкрутства / [О. Черняк, В. Креківський, В. Монаков, Д. Ящук] // Статистика України. – 2003. – № 4. – С. 87–94.
- Матвійчук А. Дискримінантна модель оцінки ймовірності банкрутства / А. Матвійчук // Моделювання та інформаційні системи в економіці. – 2006. – Вип. 74. – С. 299–314.
- Про затвердження Положення про порядок формування та використання банками України резервів для відшкодування можливих втрат за активними банківськими операціями : Постанова Правління Національного банку України від 25 січня 2012 р. № 23.
- Матвійчук А. Штучний інтелект в економіці: нейронні мережі, нечітка логіка : [монографія] / А. Матвійчук. – К. : КНЕУ, 2011. – 439 с.
- Матвійчук А. Моделювання фінансової стійкості підприємств із застосуванням теорій нечіткої логіки, нейронних мереж і дискримінантного аналізу / А. Матвійчук // Вісник НАН України. – 2010. – № 9. – С. 24–46.
- Эйтингтон В. Прогнозирование банкротства: основные методики и проблемы / В. Эйтингтон, С. Анохин [Електронний ресурс]. – Режим доступу : <http://www.iteam.ru/articles.php?tid=2&pid=1&sid=&id=141>.
- Недосекин А. Нечетко-множественный анализ рисков фондовых инвестиций / А. Недосекин. – СПб. : Сезам, 2002. – 181 с.
- Ротштейн А. Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткие множества, генетические алгоритмы, нейронные сети / А. Ротштейн. – Винница : Універсум-Вінниця, 1999. – 320 с.
- Фінанси підприємств : [підручник] / [А. Поддєрьогін, Л. Буряк, Г. Нам та ін.]. – К. : КНЕУ, 2001. – 460 с.
- Паламарчук О. Відбір показників для визначення кредитоспроможності юридичних осіб / О. Паламарчук // Економічний аналіз : зб. наук. праць – Вип. 12. – Ч. 1. – Тернопіль, 2013. – С. 266–268.
- Матвійчук А. Моделювання кредитоспроможності юридичних осіб із застосуванням інструментарію теорії нечіткої логіки / А. Матвійчук, О. Паламарчук // Інформаційні технології та моделювання в економіці: на шляху до міждисциплінарності : [монографія] / за ред. В. Соловйова та ін. – Черкаси : Брама-Україна, 2013. – С. 23–33.

Паламарчук О. В.

Киевский национальный экономический университет
имени Вадима Гетьмана

ОТБОР ПОКАЗАТЕЛЕЙ И ОПРЕДЕЛЕНИЕ КРЕДИТОСПОСОБНОСТИ ЮРИДИЧЕСКИХ ЛИЦ С ПОМОЩЬЮ ТЕОРИИ НЕЧЕТКОЙ ЛОГИКИ

Резюме

В статье предоставлен новый подход к отбору коэффициентов, который позволит выбрать наиболее информативные показатели при расчете кредитоспособности юридических лиц. В работе обработаны реальные данные отечественных компаний, а также выбраны те показатели, которые наиболее эффективно определяют кредитоспособность юридических лиц. Кроме того, построена модель нечеткой логики, которая показывает 77% эффективности прогнозирования.

Ключевые слова: кредитоспособность, финансовые показатели, коэффициенты, банкрот, стабильная компания, юридическое лицо, заемщик, терм, база правил.

Palamarchuk O. V.

Kyiv National Economics University named after Vadym Hetman

THE SELECTION OF INDICATORS AND DETERMINATION OF CREDITWORTHINESS OF LEGAL ENTITIES USING THE FUZZY LOGIC THEORY

Summary

This article presents a new approach of selection, which would allow choosing the most informative indicators when calculating the creditworthiness of legal entities. The real data of domestic companies are processed and those indicators are selected, which can define creditworthiness of the legal entities the most efficiently. Moreover, the fuzzy logic model is built, which shows the 77% efficiency of prediction.

Keywords: creditworthiness, financial indicators, coefficients, bankrupt, stable company, legal entity, borrower, term, rule base.