

## КЛАСИФІКАЦІЯ МОДЕЛЕЙ ОЦІНКИ ЙМОВІРНОСТІ БАНКРУТСТВА ПІДПРИЄМСТВ

УДК 336.64



**Сушко В.І.**  
кандидат технічних наук,  
Радник директора  
Департаменту  
управління  
ризиками роздрібною  
бізнесу  
ПАТ "Промінвестбанк"



**Павлюк Т.С.**  
студентка 5 курсу  
Київського інституту  
банківської справи,  
помічник директора  
Департаменту  
управління  
ризиками роздрібною  
бізнесу  
ПАТ "Промінвестбанк"

*Анотація.* В статті розглянуто різні підходи до прогнозування банкрутства підприємств. Комплексний огляд дозволив класифікувати існуючі підходи та представити їх в схематичному вигляді.

*Ключові слова:* банкрутство, підприємство, модель, оцінка, ймовірність

*Аннотация.* В статье рассмотрены различные подходы к прогнозированию банкротства предприятий. Комплексный обзор позволил классифицировать существующие подходы и представить их в схематическом виде.

*Ключевые слова:* банкротство, предприятие, модель, оценка, вероятность

*Annotation.* The different approaches near prognostication of bankruptcy of enterprises are considered in the article. A complex review allowed to classify existent approaches and present them in a schematic kind.

*Keywords:* bankruptcy, enterprise, model, estimation, probability

**Постановка проблеми.** Будь-яке підприємство у процесі своєї господарської діяльності зіткнується з рядом ризиків, які виникають внаслідок негативного впливу на нього зовнішніх та внутрішніх факторів. Актуальність фінансового аналізу та прогнозування банкрутства українських підприємств обумовлюється зростаючими потребами в аналітичних даних про роботу підприємства з боку різних категорій користувачів.

Оцінка ймовірності банкрутства (дефолту) підприємства-позичальника є актуальною і для українських банків. Базельський комітет з банківського нагляду пропонує для оцінки кредитного ризику стандартний підхід (Standardized approach, SA) на основі оцінки зовнішніх рейтингових агенцій, та підхід на основі внутрішніх рейтингів (Internal Rating

Based approach, IRB) [10]. В сучасних українських умовах, коли переважну частину кредитного портфеля банків складають позичальники, що не мають рейтингів міжнародних агенцій, побудувати гнучку систему оцінки кредитного ризику за допомогою стандартного підходу не є можливим. Саме тому для української банківської системи найбільш актуальними стають моделі оцінки кредитного ризику на основі внутрішніх рейтингів банків. В рамках цього підходу банкам необхідно оцінити одну з ключових складових кредитного ризику - ймовірність дефолту підприємства - позичальника.

**Аналіз останніх досліджень та публікацій.** Вагомий вклад у дослідження теоретичних основ економічного та фінансового аналізу підприємств, аналізу їх фінансового стану та оцінку ймовірності банкрутства, здійснили такі вітчизняні вчені як В. Базилевич, Т. Барковська, В. Вітлінський, В. Забродський, М. Кизим, Т. Клебанова, К. Ковальчук, Г. Купалова, Ю. Лисенко, Т. Лівочкин, Л. Лигоненко, І. Лук'яненко, А. Матвійчук, О. Мозенков, Т. Резнікова, О. Терещенко та інші, а також іноземні - М. Абрютіна, Е. Альтман, К. Берман, У. Бівер, І. Бланк, Е. Дікін, Р. Едмістер, В. Журов, О. Зайцева, Г. Кадиков, В. Ковальов, М. Креїніна, Ж. Лего, Р. Ліс, Р. Сайфулін, Г. Спрінгейт, Р. Таффлер, Д. Чессер та інші. Зусиллями цих вчених була проведена значна робота щодо розробки методів і моделей аналізу фінансового стану та оцінки ймовірності банкрутства підприємств.

**Виклад основного матеріалу дослідження.** Аналіз ймовірності банкрутства (дефолту) підприємства може здійснюватися на основі як неформалізованих, так і формалізованих моделей. Неформалізовані моделі прогнозування банкрутства ґрунтуються на фунда-

ментальному підході, який передбачає при визначенні ймовірності оголошення підприємства - об'єкта дослідження банкрутвом урахування максимальної кількості факторів шляхом обробки фінансової та бухгалтерської інформації.

Прикладом класичного підходу до оцінки фінансового стану підприємства є метод кредитного скорингу (інтегрального оцінювання), що був уперше запропонований американським економістом Д. Дюраном на початку 40-х років минулого століття. При скоринговому аналізі проводиться класифікація підприємств за ступенем ризику з урахуванням фактичного рівня показників фінансової стійкості підприємства та рейтингу кожного показника, вираженого в балах на підставі експертних оцінок. У моделі Дюрана розраховується комплексний показник фінансового стану у вигляді платоспроможності підприємства. Значенню кожного показника присвоюється певний бал, значення якого обчислюється згідно з лінійною інтерполяцією в межах кожного класу. Комплексний показник розраховується як сума балів за всіма показниками фінансового стану підприємства, якісна градація якого представлена у вигляді розподілу підприємств за класами, відповідно до рейтингового числа – суми балів. На даний момент моделі кредитного скорингу є дуже поширеними у банківській практиці, особливо при оцінці ймовірності дефолту по однорідних портфелях роздрібних позик.

На відміну від евристичних методів, економіко-математичне моделювання використовується як спосіб оцінки та прогнозування фінансової діяльності підприємства на формальному рівні. В поточний час існує більше 200 різноманітних моделей оцінки ймовірності банкрутства підприємств. Всі ці моделі умовно можна розділити на три основні групи: статистичні моделі, моделі на основі штучного інтелекту та теоретичні моделі (таб. 1). За дослідженням, проведеним Азізом і Даром (2006), для побудови моделей оцінки ймовірності банкрутства в 64% випадків використовуються статистичні методи, в 25% – методи штучного інтелекту, в 11% – теоретичні моделі [8].

Перші дві групи моделей використовують метод індукції та фокусуються на симптомах банкрутства підприємства. Тобто, на основі емпіричних даних за допомогою індуктивних аргументацій пояснюють, чому на практиці деякі підприємства стають банкрутами. Третя група моделей використовує метод дедукції. Тобто, на основі певних фінансових теорій пояснюється за допомогою дедуктивної аргументації, чому певна частина

підприємств може стати банкрутами.

Розглянемо особливості кожної з можливих моделей оцінки ймовірності банкрутства підприємств в рамках цих 3-х підходів.

*Статистичні моделі* (Statistical models) найбільш широко використовуються для оцінки ймовірності банкрутства компанії. Особливості цих моделей наступні:

- фокусуються на можливих ознаках банкрутства;
- інформація береться з фінансової і бухгалтерської звітності підприємства;
- моделі можуть бути як одновимірними, так і багатовимірними;
- використовуються класичні статистичні процедури моделювання.

В межах статистичного підходу можна виділити наступні методи моделювання:

- 1) дискримінантний аналіз;
- 2) аналіз умовної ймовірності;
- 3) кластерний аналіз;
- 4) аналіз живцвання;
- 5) бінарний вибір.

У світовій та вітчизняній практиці серед статистичних моделей найбільш широко застосовуються моделі на основі дискримінантного аналізу (Discriminant analysis). Цей підхід полягає в аналізі співвідношення фінансових коефіцієнтів, побудові дискримінантної функції за допомогою математико-статистичних процедур та розрахунку інтегрального показника  $Z$ , на основі якого з певною долею ймовірності можна передбачити банкрутство суб'єкта господарювання.

Найбільш відомими моделями оцінки ймовірності банкрутства підприємств, отриманими за допомогою дискримінантного аналізу, є моделі таких відомих західних економістів, як Альтман (E. Altman, 1968), Дікін (E. Deakin, 1972), Едмістер (R. Edmister, 1972), Таффлер (R. Taffler, 1977, 1984), Спрінгейт (G. Springate, 1978), Бандіонадхай (A. Bandyopadhyay, 2006), Сандін і Порпорато (A. Sandin, M. Porporato, 2007) та інших.

У загальному вигляді дискримінантну функцію записують так:

$$Z = a_0 + a_1 x_1 + a_2 x_2 + \dots + a_n x_n,$$

де  $Z$  — індекс ймовірності банкрутства (залежна дискримінантна змінна);

$x_1, x_2, \dots, x_n$  — показники (фактори впливу) діяльності підприємства (незалежні змінні дискримінантної функції);

$a_1, a_2, \dots, a_n$  — параметри, що показують ступінь впливу показників на ймовірність банкрутства (коефіцієнти дискримінантної функції);

$a_0$  — вільний член.

Моделі дискримінантного аналізу можуть бути як однофакторними, так і багатофакторними.

Таблиця 1. Класифікація моделей оцінки ймовірності банкрутства підприємств



*Однофакторний аналіз* (Univariate analysis) являє собою відособлене дослідження окремих показників та класифікацію підприємств за принципом дихотомії. До класу "банкрутів" чи "не банкрутів" підприємства відносять в розрізі окремих показників відповідно до емпірично побудованої шкали граничних значень досліджуваного показника. Для отримання узагальнюючого результату про якість фінансового стану підприємства аналізуються всі включені в спеціально підбрану систему показники у відповідності до їх граничних значень.

Одною з найвідоміших моделей однофакторного дискримінаційного аналізу є модель американського економіста У. Бівера (1966) [12]. Дослідження У. Бівера показали, що ще за п'ять років до фінансової кризи спостерігається певний розрив між фінансовими коефіцієнтами підприємств, які стали фінансово неспроможними та стабільними. У. Бівер в основу своїх досліджень поклав 30 найчастіше використовуваних у фінансовому аналізі показників. За ознакою однорідності вони були згруповані в шість груп. З кожної групи У. Бівер вибрав по одному найвищому показнику, які й склали його систему прогнозування.

Основною проблемою однофакторного аналізу є те, що значення окремих показників може свідчити про позитивний розвиток підприємства, а інших — про незадовільний. Тому для здійснення більш об'єктивного прогнозування банкрутства, як правило, користуються багатофакторними моделями.

*Багатофакторний дискримінаційний аналіз* (Multiple-discriminant analysis, MDA) дозволяє використовувати декілька змінних. Найбільш відомою роботою в напрямку багатофакторного дискримінаційного аналізу є праця американського економіста Едварда Альтмана [5], який розробив методикою розрахун-

ку індексу кредитоспроможності. Цей індекс дозволяє з достатньою ймовірністю розподілити суб'єкти господарювання на тих, що працюють стабільно, і на потенційних банкрутів. Для США дана модель має такий вигляд:

$$Z = -0,3877 - 0,0736x_1 + 0,0579x_2$$

де  $x_1$  – відношення суми оборотних коштів до суми поточних зобов'язань (коефіцієнт покриття);

$x_2$  – відношення суми всіх зобов'язань до сукупного капіталу (коефіцієнт концентрації позикового капіталу).

Якщо  $Z = 0$ , то ймовірність банкрутства = 50 % (невизначеність).

Якщо  $Z < 0$ , то ймовірність банкрутства < 50 %.

Якщо  $Z > 0$ , то ймовірність банкрутства > 50% і підвищується зі збільшенням значення  $Z$ .

В 1968 р. Е. Альтман запропонував 5-факторну дискримінаційну модель, яка має наступний вигляд:

$$Z = 1,2x_1 + 1,4x_2 + 3,3x_3 + 0,6x_4 + 1,0x_5$$

де  $x_1$  – відношення робочого капіталу до суми активів (коефіцієнт мобільності активів);

$x_2$  – відношення нерозподіленого прибутку до суми активів (термін діяльності фірми і сукупна прибутковість);

$x_3$  – відношення прибутку до виплати процентів і податків до суми активів (прибутковість майна);

$x_4$  – відношення власного капіталу до заборгованості (фінансова структура);

$x_5$  – відношення виручки від реалізації до суми активів (оборотність активів).

Якщо  $Z < 1,81$ , то ймовірність банкрутства висока.

Якщо  $1,81 < Z < 2,99$ , то існує невизначеність.

Якщо  $Z > 2,99$ , то ймовірність банкрутства низька.

Досить популярною є 4-факторна дискримінантна модель Романа Ліса (Велика Британія, 1972 р.), яка має наступний вигляд:

$$Z = 0,063x_1 + 0,092x_2 + 0,057x_3 + 0,001x_4,$$

де  $x_1$  – відношення обігового капіталу до суми активів (оборотність активів);

$x_2$  – відношення операційного прибутку до суми активів (поточна рентабельність активів);

$x_3$  – відношення нерозподіленого прибутку до суми активів (рентабельність активів);

$x_4$  – відношення власного капіталу до позикового капіталу (структура капіталу).

Якщо  $Z < 0,037$ , то ймовірність банкрутства висока.

Якщо  $Z > 0,037$ , то ймовірність банкрутства низька.

В українській практиці ступінь розвитку фондового ринку, податкове законодавство, нормативне забезпечення бухгалтерського обліку та інші зовнішні фактори обмежують можливості застосування західних моделей. А тому виникає потреба розробки моделей, які б враховували специфіку діяльності українських підприємств.

Прикладом розробки моделей оцінки ймовірності банкрутства підприємства, що враховують ситуацію в Україні з урахуванням галузевих особливостей відображають дискримінантні моделі, розроблені О. Терещенко [3], а також офіційна методика Міністерства фінансів України в рамках Порядку проведення оцінки фінансового стану бенефіціара та визначення виду забезпечення для обслуговування та погашення позики, наданої за рахунок коштів міжнародних фінансових організацій [1].

Слід зазначити, що моделі аналізу дискримінантного аналізу, як правило, дають не конкретну оцінку дефолту, а дозволяють лише класифікувати позичальників залежно від загрози дефолту. Обмеженнями дискримінантного аналізу є лінійна залежність змінних і припущення щодо нормальності розподілу змінних моделей.

*Моделі аналізу умовної ймовірності* (Conditional probability analysis models). Існують два підходи до визначення ймовірності: математично-аксіоматичний і Баєсів. Аксіоматичний підхід, строго сформульований Колмогоровим, базується на припущенні, що ймовірності елементарних випадкових подій задані, і зосереджується на визначенні ймовірностей складних подій, що є сукупністю елементарних. Баєсів підхід не робить припущень щодо ймовірності елементарних подій, а намагається отримати їх із аналізу попереднього досвіду, спираючись на теорему Баєса і на попередні гіпотези. Теорема Баєса дозволяє переоцінити ймовірності гіпотез після того, як стає відомим результат

випробування (спостереження), внаслідок якого з'явилась подія А. Як витікає з теореми Баєса, умовна ймовірність будь-якої гіпотези  $B_i$  ( $i=1,2,...,n$ ) може бути обчислена за формулою

$$P_n(B_i) = \frac{P(B_i) \cdot P_n(A)}{P(B_1) \cdot P_n(A) + P(B_2) \cdot P_n(A) + \dots + P(B_n) \cdot P_n(A)}.$$

Баєсів підхід є ближчим до того, як визнаються ймовірності випадкових подій у соціальних науках. Оскільки ці ймовірності наперед невідомі, результати серії дослідів (спостережень) розбиваються на сприятливі й несприятливі, і експериментально визначена ймовірність дорівнює відношенню числа сприятливих подій до числа дослідів (спостережень), тобто частоті подій.

Моделі аналізу умовної ймовірності відображають ймовірність банкрутства або не банкрутства компанії на підставі дихотомічної залежної змінної, яка, в свою чергу, розраховується як лінійна функція від вектору пояснюючих змінних. Для такої моделі необхідно визначити межі між компаніями "банкрутами" іта "не банкрутами".

*Кластерний аналіз.* Кластеризація – це об'єднання в кластери (таксоми) близьких за певним критерієм об'єктів. На сучасному етапі кластеризація часто виступає першим кроком аналізу даних. Після знаходження кластерів можуть застосовуватись інші методи.

За способом розбиття на кластери алгоритми бувають двох типів: ієрархічні і неієрархічні. Класичні ієрархічні алгоритми працюють тільки з категорійними атрибутами, коли будється повне дерево вкладених кластерів. Тут поширені агломеративні методи побудови ієрархії кластерів - в них здійснюється послідовне об'єднання вихідних об'єктів і відповідне зменшення числа кластерів. Ієрархічні алгоритми забезпечують порівняно високу якість кластеризації і не вимагають попереднього визначення кількості кластерів.

В основі неієрархічних алгоритмів лежать процедури оптимізації деякої цільової функції, що визначає оптимальне в певному значенні розбиття множини об'єктів на кластери. У цій групі популярні алгоритми сімейства k-середніх (k - means, fuzzy c - means, Густафсона-Кесселя), які в якості цільової функції використовують суму квадратів зв'язаних відхилень координат об'єктів від центрів кластерів, що мають бути знайдені. Кластери, як правило, задаються в сферичній або еліпсоїдній формі.

Застосування кластерного аналізу для прогнозування ймовірності банкрутства підприємств базується на визначенні кластерів, що характеризують фінансову стабільність підприємства й схильність його до банкрутства.

**Аналіз виживання** (Survival analysis). Аналіз виживання займається моделюванням процесів настання термінальних (критичних) подій для об'єктів тієї або іншої сукупності. Цей клас статистичних моделей дозволяє оцінити ймовірність настання певної події, а сам підхід дістав відповідну назву внаслідок його широкого застосування в медичних дослідженнях для оцінки тривалості життя при вивченні ефективності методів лікування.

Моделі виживання мають три основні характеристики: час очікування до настання події (в нашому випадку – банкрутство підприємства), цензурованість спостережень, а також наявність предикторів (факторів). Спостереження називаються цензурованими, якщо залежна змінна, що нас цікавить, представляє момент настання термінальної події (банкрутство підприємства), а тривалість дослідження обмежена за часом.

Об'єкт, що аналізується, в функції виживання умовно позначається як  $S_i$  і описується наступною функцією:

де  $t$  - це деякий час, в ході якого проводилося спостереження за сукупністю;

$T$  - випадкова величина, що означає момент «смерті» (банкрутства) об'єкта;

$P$  - означає ймовірність «смерті» в заданому часовому інтервалі. Тобто, функція виживання описує ймовірність «смерті» через деякий час після моменту  $t$ .

При аналізі виживання використовують кумулятивну функцію розподілу  $F(t)$  і її похідну - функцію щільності розподілу  $f(t)$ . В рамках аналізу виживання для побудови моделей найчастіше використовують такі сімейства розподілів, як експоненціальний, Вейбулла і Гомпертца. А тому, моделі виживання можуть бути представлені у вигляді моделей лінійної регресії, оскільки всі з перелічених вище сімейств розподілів можуть бути зведені до лінійних за допомогою відповідних перетворень. В даному випадку час «життя» буде залежною змінною. Знаючи параметричне сімейство розподілів, можна обчислити функцію правдоподібності за наявними даними і знайти її максимум. Такі оцінки називаються оцінками максимальної правдоподібності. При дуже загальних припущеннях ці оцінки співпадають з оцінками методу найменших квадратів.

**Моделі бінарного вибору.** В основі моделей бінарного вибору для оцінки ймовірності банкрутства компанії лежить метод максимальної правдоподібності, а основна ідея полягає в тому, щоб на першому етапі виявити найбільш значущі фактори, що впливають на платоспроможність підприємства, а потім їх основні оці-

нити ймовірність можливого банкрутства. Виділяють Logit- та Probit- моделі

**Logit-моделі.** Аналіз даних за допомогою цього методу моделювання, в цілому, схожий з моделлю аналізу умовної ймовірності. Різниця полягає лише в тому, що функція від вектору пояснюючих змінних не є лінійною, а описується логістичною функцією розподілу. Тобто, ймовірність події визначається функцією:

$$P = F(Z) = \frac{1}{1 + e^{-Z}},$$

де  $e$  - основа натурального логарифму;  
 $Z$  - лінійна комбінація незалежних факторів  $x_i$ ;

$$Z = a_0 + a_1 x_1 + a_2 x_2 + \dots + a_n x_n,$$

При значенні  $P = 0,5$  прийнято вважати, що підприємство має рівні шанси стати «банкрутом» або «не банкрутом». Чим ближче значення логістичної функції до  $P = 1$ , тим вище ймовірність банкрутства компанії та і навпаки. Достойнством Logit-моделей є відсутність обмеження на нормальність розподілу змінних (факторів).

**Probit-моделі.** Основні розрахунки аналогічні до підходу, що використовуються в Logit-моделях. Відмінність лише в тому, що використовується не логістична, а нормальна (гаусова) функція розподілу.

Як свідчить досвід зарубіжних дослідників [9], для прогнозування ймовірності банкрутства компаній поряд з моделями дискримінантного аналізу найбільш широке розповсюдження серед статистичного підходу знайшли Logit-моделі. Можна виділити декілька причин цього:

1) Logit-моделі зручно використати для прогнозування бінарних характеристик. У нашому випадку це прогнозована змінна «банкрут», яка набуватиме значень «1» - якщо підприємство збанкрутувало і «0» - якщо підприємство не збанкрутувало;

2) Logit-моделі менш сприйнятливі до істотних «викидів» у вибірці даних, ніж нормальний (гаусовий) розподіл;

3) кінцевий результат лежить в діапазоні [0,1] і є простим для інтерпретації результатів для менеджменту підприємства.

Першим, хто застосував метод логістичної регресії для створення моделі діагностики ризику банкрутства підприємств, був Дж. А. Ольсон (Ohlson, 1980) [22]. Згідно цієї моделі показник  $Z$  обчислюється за наступною формулою:

$$Z = -1,3 - 0,4x_1 + 0,6x_2 - 1,4x_3 + 0,1x_4 - 2,4x_5 - 1,8x_6 + 0,3x_7 - 1,7x_8 - 0,5x_9,$$

де  $x_j$  - натуральний логарифм відношення сукупних активів до індексу-дефлятора валового національного продукту;

$x_2$  – відношення сукупних зобов'язань до сукупних активів;

$x_3$  – відношення робочого капіталу до сукупних активів;

$x_4$  – відношення поточних зобов'язань до поточних активів;

$x_5 = 1$ , якщо сукупні зобов'язання перевищують сукупні активи, в противному випадку –  $x_5 = 0$ ;

$x_6$  – відношення чистого прибутку до сукупних активів;

$x_7$  – відношення виручки від основної діяльності до сукупних зобов'язань;

$x_8 = 1$ , якщо чистий прибуток був негативним останні два роки, в противному випадку –  $x_8 = 0$ ;

$x_9$  – відношення різниці між чистим прибутком в останньому звітному періоді і чистим прибутком в попередньому звітному періоді до суми чистого прибутку в останньому звітному періоді, взятого по модулю, і чистому прибутку в попередньому звітному періоді, взятому по модулю.

Після розрахунку показника Z, він підставляється в логістичну регресію для знаходження ймовірності ризику банкрутства:

$$P = \frac{1}{1 + e^{-Z}}$$

де P – ймовірність банкрутства підприємства; e – основа натурального логарифма.

На практиці Logit-моделі нерідко дозволяють отримати більш ефективні оцінки ризику банкрутства, ніж моделі, розроблені за допомогою дискримінантного аналізу. Це показав Леннокс (Lennox, 1999) у своєму дослідженні [19]. Крім того, використання логістичної регресії дає можливість ширше оцінити за допомогою різних економічних тестів побудовану Logit-модель як в цілому, так і окремі її змінні. При цьому, на відміну від MDA-моделі, Logit-модель дозволяє зробити висновок не лише відносно приналежності певного об'єкта до групи банкрутів (чим обмежується інтерпретація MDA-моделей), але й оцінити ймовірність виникнення ризику банкрутства для підприємства [23]. На відміну від MDA-моделей, які описують лінійні залежності, Logit-моделі дозволяють описувати нелінійні залежності між змінними в моделі. Разом з тим, Logit-моделі дуже чутливі до мультиколінеарності змінних.

**Моделі на основі штучного інтелекту (Artificial intelligence models).** Особливості цих моделей наступні:

- фокусуються на можливих симптомах банкрутства;
- інформація береться з фінансової звітності підприємства;
- можуть бути багатовимірними;

- залежать від комп'ютерних потужностей та технологій.

В рамках штучного інтелекту можна виділити наступні методи моделювання:

- 1) дерева рішень;
- 2) нейронні мережі;
- 3) експертні системи;
- 4) теорія нечітких множин;
- 5) генетичні алгоритми;
- 6) метод опорних векторів.

**Дерева рішень (Decision trees)** – це метод, що дозволяє прогнозувати приналежність спостережень або об'єктів до того або іншого класу категоріальної залежної змінної залежно від відповідних значень однієї або декількох предикторних змінних. Мета побудови дерев класифікації полягає в прогнозі значень категоріальної залежної змінної, а тому методи, що використовуються, тісно пов'язані з традиційними методами: дискримінантним аналізом, кластерним аналізом, непараметричною статистикою і нелінійним оцінюванням. Інакше кажучи, цей метод є однією з форм навчання, в якій програма “навчається” розпізнавати “банкрутів” і “не банкрутів” на підставі прикладів (прецедентів) з бази даних (навчальної вибірки).

Після процедури навчання, система може приймати рішення щодо про віднесення компанії до класу “банкрут” чи “не банкрут”. Можливість графічного представлення результатів і простота інтерпретації багато в чому пояснюють велику популярність дерев класифікації в прикладних областях.

Дерева рішень є методом рекурсивного розбиття множини даних на класи. На першому етапі відповідно до певного стандарту навчальної вибірки даних розбивається на підмножини, що є однорідними по рівню ризику дефолту. Конструкція процесу ухвалення рішень в деревах має три елементи: правила біфуркації, правила зупинки та правила визначення належності кінцевого вузла певному класу. Правила біфуркації визначають розбиття на нові підмножини. Правила зупинки визначають, чи є ця підмножина кінцевим вузлом або ні.

Процес розбиття триває, поки для нових підмножин не виконаються умови кінцевого вузла дерева. Моделі дерев рішень C 4.5 і CART найчастіше використовуються для побудови моделей оцінки ймовірності банкрутства та кредитного скорингу.

Основними перевагами методу побудови дерев класифікації при прогнозуванні ймовірності банкрутства підприємства [4] є високий ступінь наочності (графічне подання), легкість інтерпретації отриманих результатів, ієрархічність обчислень у процесі класифікації (питання задаються послідовно і остаточне рішення залежить від відповіді на

всі попередні питання).

**Нейронні мережі** (Neural networks). Нейронні мережі виникли з досліджень в області штучного інтелекту, а саме, зі спроб відтворити здатність біологічних нервових систем навчатися і виправляти помилки, моделюючи низькорівневу структуру мозку. Клас задач, які можна вирішити за допомогою нейронної мережі, визначається тим, яка мережа працює і тим, як вона "навчається". Базовий модуль нейронних мереж штучний нейрон моделює чотири основні функції природного нейрона.

Вхідні сигнали зважені ваговими коефіцієнтами з'єднання додаються, проходять через передатну функцію, генерують результат і виводяться. Існуючі на даний час, нейронні мережі є групуванням штучних нейронів. Це групування обумовлено створенням з'єднаних між собою прошарків.

Для навчання нейронних мереж застосовуються алгоритми двох типів: кероване (навчання з вчителем) і не кероване (без вчителя). Найчастіше застосовується навчання з вчителем. Нейрони є вузлами із взаємозв'язків, які зосереджені в різних шарах нейромережі. Кожен вузол приймає безліч вхідних сигналів від первинних об'єктів і перетворює їх в один вихідний сигнал. Цей сигнал може бути кінцевим (тобто може бути отримано рішення "банкрут" чи "не банкрут"), або ж він може бути вхідним сигналом в інший вузол, включаючи попередній. Така обробка відбуватиметься до тих пір, поки не буде знайдено рішення, що задовольняє необхідним критеріям [2].

Перевага нейронних мереж полягає в сильній здатності навчатися без припущень щодо виду функціональної залежності змінних. В той же час нейронна мережа є системою типу "чорний ящик", а тому отримання в явному вигляді знань від нейронної мережі представляється ускладненим. Інший недолік нейронної мережі - складність процесу створення і оптимізації топології нейромережі.

**Експертні системи** (Expert systems) є одним з напрямів штучного інтелекту, в якому моделюється робота людини зі знаннями (у нашому випадку - досвідченого фахівця в сфері фінансового аналізу). Типова статична експертна система (ЕС) складається з таких основних компонентів:

- вирішувач (інтерпретатор);
- база даних (БД), що називається також робоча пам'ять;
- база знань (БЗ);
- компоненти надбання знань;
- пояснювальний компонент;
- діалоговий компонент.

База даних призначена для зберігання вихідних і проміжних даних задачі, що вирі-

шується в даний момент.

База знань в ЕС призначена для зберігання довгострокових даних, що описують дану сферу (а не поточних даних), і правил, що описують доцільні перетворення даних цієї області.

Вирішувач, використовуючи вихідні дані з БД і знання з БЗ, формує таку послідовність правил, які застосовуються до вихідних даних і призводять до вирішення задачі.

Компонент надбання знань автоматизує процес наповнення ЕС знаннями, що здійснюється користувачем-експертом.

Пояснювальний компонент пояснює, як система отримала рішення задачі (або чому вона не отримала рішення) і які знання вона при цьому використала, що полегшує експертів тестування системи і підвищує довіру користувача до отриманого результату.

Діалоговий компонент орієнтований на організацію дружнього спілкування з користувачем як в ході рішення задач, так і в процесі надбання знань і пояснення результатів роботи.

В ЕС центр уваги зосереджений на операціях з формально-логічними мовними структурами (імітація обробки інформації лівою півкулею мозку людини). Системи обробки таких формалізованих знань були названі експертними, оскільки вони повинні були відтворювати хід логічних міркувань експерта в конкретній предметній області.

**Теорія нечітких множин** (Rough sets theory). Математична теорія нечітких множин (Fuzzy sets) і нечітка логіка (Fuzzy logic) є узагальненнями класичної теорії множин і класичної формальної логіки. Ці поняття були вперше запропоновані американським ученим Лотфі Заде (Lotfi Zadeh) в 1965 р. Головною причиною появи нової теорії стала наявність нечітких і наближених міркувань при описі людного процесів, систем, об'єктів.

Застосування методу нечіткої логіки для оцінки ймовірності банкрутства компанії [2], як правило, ґрунтується на нечітких експертних оцінках. Всіх контрагентів відносять до однієї з категорій ризику, для яких експертно задається ймовірність дефолту. Проте в цьому випадку підсумкова оцінка може бути сильно зміщена в результаті погіршеності експертних оцінок.

**Генетичні алгоритми** (Genetic algorithms). Цей метод моделювання ґрунтується на ідеї генетичного спадковості та теорії природної еволюції Дарвіна. Алгоритм працює з використанням стохастичного (випадкового) методу пошуку з метою знаходження оптимального вирішення рішення на основі великого набору первинних даних. В загальному випадку робота генетичного алгоритму задається наступною функцією якості:

$$f = M \left( 1 - \frac{n_1}{m_1} - k \frac{n_2}{m_2} \right),$$

де  $n_1, n_2$  - число невірних класифікацій 1-го типу (коли неправильно класифікується компанія "не банкрут") і 2-го типу (коли неправильно класифікується компанія "банкрут");  $m_1, m_2$  - відповідно число компаній "не банкрутів" і "банкрутів" в навчальній вибірці даних;

$n_1/m_1, n_2/m_2$  - відповідно помилки класифікації 1-го і 2-го типу;

$k$  - константа (довільне ціле число, більше 1), для контролю втрат внаслідок помилок 2-го;

$M$  - масштабуючий коефіцієнт, щоб зробити зміни функції якості значимими.

Характерною особливістю генетичного алгоритму є акцент на використанні оператора "схрещування", який виконує операцію рекомбінації рішень-кандидатів, роль якої аналогічна ролі схрещування в живій природі. У ситуації з прогнозуванням банкрутства, встановлюються певні пороги відсікання, відповідно до яких визначається, до якого з двох класів відноситься компанія ("банкрут" чи "не банкрут"). Важливим достоїнством генетичних алгоритмів є те, що вони не накладають ніяких вимог до функції, що мінімізується (наприклад, диференційованість). Тому їх можна застосовувати у випадках, коли градієнтні методи не можуть застосовуватися.

*Метод опорних векторів* (Support Vector Machine, SVM) - це набір алгоритмів типу "навчання з вчителем". Метод належить до розряду лінійних класифікаторів. Особливою властивістю методу опорних векторів є безперервне зменшення емпіричної помилки класифікації та збільшення проміжку між класами об'єктів, що класифікуються ("банкрут" чи "не банкрут"). Тому цей метод також відомий як метод класифікатора з максимальним проміжком.

Основна ідея SVM полягає у переході з простору вихідних векторів у простір більш високої розмірності та пошук роздільної гіперплощини з максимальним проміжком у цьому просторі. Дві паралельні гіперплощини будуються по обидва боки гіперплощини, що розділяє класи. Роздільною гіперплощиною буде та, що максимізує відстань до двох паралельних гіперплощин.

Метод опорних векторів був розроблений Володимиром Вавніком в 1995 році на основі принципу структурної мінімізації ризику - одночасного контролю кількості помилок класифікації на навчальній вибірці та "ступеню узагальнення" виявлених залежностей [28]. Метод зводиться до вирішення задачі квад-

ратичного програмування у випуклій області, яка завжди має єдине рішення. Порівняно з іншими методами SVM добре працює на малих вибірках даних і не залежить від розподілу вхідних даних, але чутливий до шумів та стандартизації даних.

Порівняно зі статистичними моделями, моделі на основі штучного інтелекту, можуть ефективно працювати з нечітко визначеними, неповними і неточними даними.

Теоретичні моделі (Theoretic models) є останньою категорією моделей, які можуть використовуватись з метою отримання різноманітних моделей, у тому числі й моделей оцінки ймовірності банкрутства компаній. Особливості цих моделей наступні:

- зосереджується на якісних причинах банкрутства;
- з бази даних беруться такі компанії, які могли б задовольнити теоретичним аспектам причин банкрутства;
- можуть бути тільки багатомірними;
- як правило, використовуються статистичні методи з подальшою додатковою агрументацією (теоретичне обґрунтування).

В рамках теоретичного підходу можна виділити наступні методи:

- 1) балансова зміна;
- 2) теорія кредитного ризику;
- 3) теорія розорення гравця;
- 4) моделі на основі ринкових показників;
- 5) теорія менеджменту;
- 6) моделі на основі макроекономічних показників.

*Балансова зміна.* З точки зору теорії, одним із способів виявлення фінансових труднощів компанії є аналіз зміни структури балансу компанії. Теоретично компанії намагаються досягти рівноваги у фінансовій структурі. Якщо фінансові результати істотно змінилися в порівнянні з величинами активів і зобов'язань компанії, то це говорить про те, що компанія не може досягти рівноваги. Ці зміни можуть стати неконтрольними в майбутньому і призвести до банкрутства.

*Теорія кредитного ризику.* Цей підхід пов'язаний з Базельськими угодами (Базель II) [11]. Кредитний ризик - це ризик того, що позичальник (контрагент) не виконає свої зобов'язання перед банком за кредитним договором. У відповідності з Базель II дефолт боржника вважається подією, коли мала місце одна або дві з наступних подій:

- 1) банк вважає, що боржник не в змозі повністю погасити свої кредитні зобов'язання перед банком без прийняття банком таких заходів, як реалізація забезпечення (якщо таке передбачено кредитним договором);
- 2) боржник більш ніж на 90 днів прострочив погашення будь-яких суттєвих кредитних зобов'язань перед банком.



Вважається, що компанія стає банкрутом, якщо загальна сума її активів падає нижче критичного рівня. Більшість моделей, пов'язаних з теорією кредитного ризику, спрямовані на розрахунок цього рівня. Базельський комітет з банківського нагляду пропонує для оцінки кредитного ризику стандартний підхід (Standardized approach, SA) на основі оцінки зовнішніх рейтингових агенцій, та підхід на основі внутрішніх рейтингів (Internal Rating Based approach, IRB) [10].

Стандартизований підхід може бути застосований тільки в тому випадку, коли компанії мають кредитні рейтинги, встановлені рейтинговими агенціями. IRB-підходи передбачають створення банком систем рейтингування позичальників на основі оцінки ймовірності їх дефолту протягом певного проміжку часу. У підході внутрішніх рейтингів окремо оцінюються очікувані (Expected losses, EL) та неочікувані збитки (Unexpected losses, UL). Розміри втрат і вимоги до мінімального достатнього капіталу визначаються на основі чотирьох параметрів, що характеризують різні сторони кредитного ризику:

- ймовірність дефолту (Probability of default, PD) - ймовірність дефолту по зобов'язаннях позичальника протягом найближчого року;
- втрати від дефолту (Loss given default, LGD) - очікувані середні відносні розміри збитку при дефолті позичальника;
- величина прийнятого ризику (Exposure at default, EAD) - величина банківських зобов'язань з потенційним ризиком, що відображаються на балансі та на позабалансових рахунках;
- ефективний термін (Maturity, M) - термін, протягом якого зберігається позиція під ризиком.

За останні роки великі зарубіжні фінансові інститути з метою управління кредитним ризиком розробили цілий ряд моделей оцінки кредитного ризику портфеля, що різняться між собою методологією та відповідною складністю, які одержали широке визнання у світі і фактично стали стандартами. Найбільшою популярністю користуються наступні моделі: CreditMetrics (J.P. Morgan), CreditRisk+ (Credit Suisse Financial Products), Moody's KMV Portfolio Manager (Moody's KMV), Credit Portfolio View (McKinsey&Co., Inc.) та інші.

*Моделі рейтингових агенцій.* Серед зарубіжних банків найбільш широко розповсюджене застосування отримав клас моделей на основі оцінок рейтингових агенцій. Одним з творців рейтингової моделі можна вважати Тамарі. Основою його підходу стала проста бальна система: кожній компанії присвоюється певна кількість балів від 0 до 100 залежно від значень показників, залучених в модель. Таким чином, велика сума балів свідчить про

добрий фінансовий стан компанії, чи навпаки [26]. Цей підхід був вдосконалений Мозесом і та Ліао в роботі в 1987р. [21]. Автори доповнили просту бальну систему розрахунком нормативних показників на основі однозмінного аналізу. В рамках моделей рейтингових агенцій можна виділити два підходи: на основі міжгрупових переходів та теорії д'юралі.

*Підхід на основі міжгрупових переходів* (Cohort approach). В рамках цього підходу для заданого часового інтервалу будуються матриці переходу (transition matrix), які оцінюють частоту зміни одного кредитного рейтингу на інший для заданої вибірки компаній [15]. При цьому ймовірність ймовірність дефолту може бути отримана теоретично за допомогою побудови моделей (для моделювання зазвичай використовують марківські процеси - випадкові процеси, розвиток яких після заданого моменту залежить лише від значення у цей момент і не залежить від всіх попередніх значень), або на основі аналізу історичних даних. В останньому випадку ймовірність дефолту визначається як відношення числа компаній, які здійснили перехід до дефолтного рейтингу, до загального числа спостережень на початок часового інтервалу. Перехідні матриці публікують з деякою періодичністю найбільші світові рейтингові агенції агенції.

*Підхід на основі теорії д'юралі.* Цей підхід враховує те, що дефолт позичальника відбувається поступово впродовж певного часового інтервалу (тобто береться до уваги часова структура), а не просто розглядається результат на кінець часового інтервалу.

Перевагою моделей рейтингових агенцій є їх відносна простота і висока прогнозна сила. Але далеко не всі корпоративні позичальники комерційних банків мають кредитний рейтинг. Крім того, переоцінка рейтингу відбувається з деякою часовою затримкою, внаслідок чого отримана оцінка ймовірності ймовірності дефолту позичальника не завжди є своєчасною.

*Продвинуті моделі (Advanced models).* В рамках IRB-підходу для оцінки ймовірності дефолтів позичальників використовуються моделі на основі так званого продвинутого підходу (Advanced approach), в якому використовуються непараметричні методи моделювання. В цю групу можна включити моделі нейронних мереж, методи нечіткої логіки, метод найближчих сусідів та інші. При оцінці втрат по кредитах обчислюється кредитний VaR (Credit VaR), який відображає максимально можливі збитки по кредитному портфелю для вибраного часового горизонту при заданій величині довірчої ймовірності.

В страховій практиці часто використовується модель Крамера-Лунберга, в якій припускається

ся, що момент настання страхової події має розподіл Пуассона, а величина виплат за страховим договором – незалежна не негативна величина з функцією розподілу  $F(x)$ . Задача, що вирішується в цій моделі, полягає в пошуку ціни страхового контракту, що гарантує стабільну роботу страхової компанії і виконання страхових зобов'язань. Подібна ідея була використана у банківській практиці в програмному продукті Credit-Risk+ корпорації Credit Swiss [29], створеному в 1997 р. В цій моделі передбачається, що величина збитку по виданому кредиту описується пуасонівським процесом з випадковим параметром, що має гамма-розподіл.

Прогноз ймовірності дефолту на основі продвинутих моделей, як правило, вимагає значних часових і фізичних витрат. Між тим такі витрати не завжди оправдані. В деяких випадках простий дискримінаційний аналіз дає точніші результати, ніж модель на основі нейромереж.

*Теорія розорення гравця* (Gambler's ruin theory). Задача про розорення гравця є класичною задачею теорії ймовірностей. В цьому підході компанія розглядається як гравець, який з деякою часткою ймовірності може отримати збиток. Компанія "гратиме" до тих пір, поки чиста приведена вартість активів не стане рівною "0". Тому постійні негативні грошові потоки впродовж певного тимчасового періоду неминуче ведуть компанію до банкрутства.

*Моделі на основі ринкових показників.* Істотний клас складають ринкові моделі, в основі яких лежить інформація, що доступна гравцям фондового ринку. Передусім це ринкові дані по котируванню цінних паперів компаній (позичальників у випадку банку). Такі моделі можна розділити на структурні і моделі скорочених форм.

Структурні моделі ймовірності дефолту. В основі структурних моделей лежить ідея про те, що вартість акцій компанії є опціоном Call на активи компанії з ціною угоди, рівній вартості її зобов'язань. Основовідносниками цього класу моделей вважаються Блек і Шоулз та Мертон. Мертон розглянув кредиторську заборгованість компанії як вимогу, яка може бути обернена на її вартість, і використав формулу ціноутворення опціонів Блека – Шоулза для оцінки ймовірності дефолту компанії [13]. В рамках цієї моделі надання кредиту трактується як купівля активів компанії у акціонерів і передача їм опціону Call на ці активи з ціною виконання, рівній вартості кредиту, і часом виконання, рівним терміну погашення кредиту [20].

*Моделі скорочених форм.* В моделях скорочених форм для визначення ймовірності дефолту використовується інформація про поточну вартість боргових зобов'язань позичальника, спредах доходності цих зобов'язань

в порівнянні з безризиковою ставкою. Такі моделі не зможуть відповісти на питання щодо причини виникнення дефолту, але зможуть надати оцінку його ймовірності на основі даних, отриманих від ринку. Цей підхід отримав свій розвиток в роботах Джерроу і Тернбула, Даффі і Сінглта (1999). Джерроу і Тернбул продовжили дослідження Мертона, запропонувавши модель ціноутворення й хеджування похідних цінних паперів, які несуть в собі кредитний ризик, за умови безперервності і випадковості природи функцій дефолту і процентних ставок [18].

Загальною достоїнством ринкових моделей є той факт, що при аналізі ринкових даних про фінансові інструменти компанії ми використовуємо інформацію про позичальника, доступну всім інвесторам, що діють на ринку. Між тим показовою ця інформація буде за умови ефективності фондового ринку, що є досить жорстким обмеженням. В українській дійсності інформація, що доступна на фондовому ринку, дуже обмежена, і на практиці досить складно оцінити ринкову вартість активів більшості позичальників.

Незважаючи на деякі недоліки цих моделей, вони отримали широке поширення на практиці. Так, наприклад, структурні моделі були покладені в основу популярного програмного продукту CreditMonitor корпорації КМВ, який використовує провідна рейтингова агенція Moody's [16]. Як твердять розробники, цей підхід дозволяє передбачити майбутню зміну кредитного рейтингу за 6-18 місяців до настання події.

*Теорія менеджменту.* Теорія полягає в тому, що управління рахунками компанії є ключовим завданням менеджменту. Дисбаланс між притоками і відтоками грошових коштів виникає внаслідок "провалу" менеджменту компанії і в даному випадку компанія ризикує стати банкрутом, або ж можуть знадобитися серйозні грошові інвестиції для покриття цього дисбалансу.

*Моделі на основі макроекономічних показників.* В основі цього підкласу моделей лежить ідея про те, що ймовірність дефолту державних, корпоративних і роздрібних позичальників банку має циклічний характер і зростає під час економічної рецесії. Як правило, такі моделі використовують регресійний аналіз. В якості змінних розглядаються такі макроекономічні показники як ВВП, інфляція, курс національної валюти, рівень безробіття та ін. За допомогою макроекономічних показників можна отримати не лише короткострокову, але й довгострокову оцінку ймовірності дефолту позичальника. Такий метод оцінки довгострокової ймовірності дефолту (яка залишається незмінною впродовж одного економічного циклу) носить назву Through The Cycle estimation (TTC) [27]. Базельський

комітет з банківського нагляду визначає ТТС-оцінку, яку оцінку ймовірності дефолту, яка залишається відносно постійною в різних економічних умовах, на відміну від поточної оцінки ймовірності дефолту - Point In Time estimation (PIT), яка змінюється раз по раз вслід за зміною стану економіки.

В рамках цього підходу вирізняють моделі, в основі яких лежать екзогенні і ендогенні фактори.

*Макроекономічні моделі на основі екзогенних факторів* виходять з передумови, що макроекономічні показники самі по собі є екзогенними (заданими поза моделлю) і не впливають на економічну рецесію. До цього класу моделей відноситься модель Уілсона, яка лягла в основу програмного продукту CreditPortfolio View, призначеного для оцінки кредитного ризику і розробленого консалтинговою групою McKinsey & Co.

Зазвичай позичальників ділять по секторах економіки або індустрії, в якій вони діють. В якості факторів моделі вибираються темп зростання ВВП, рівень споживчих цін, рівень інфляції, рівень безробіття і так далі. Значення кожного фактора, у свою чергу, визначається за його попередніми показниками за допомогою авторегресійної моделі. Ці дані використовуються для моделювання спільного розподілу величин ймовірності дефолту та перехідної ймовірності для тих або інших секторів економіки або індустрії. Ризики кожного сегменту далі агрегуються (з урахуванням значень кореляцій і прогнозованого значення стану цього сегменту). Потім за допомогою методу Монте Карло генерується сукупний розподіл збитків в результаті дефолту для усіх сегментів портфеля, на основі якого визначається оцінка величини кредитного VaR (Credit Value at Risk estimation, CVaR).

Незважаючи на те що ця модель не дозволяє визначити ймовірність дефолту детально по кожному контрагентові, оскільки аналіз будується на рівні сегментів економіки, вона є незамінною для оцінки по портфелю спекулятивних інструментів, які найбільш чутливі до економічних циклів і першими реагують на зміни в економіці.

*Макроекономічні моделі на основі ендогенних факторів* припускають, що існує зворотний зв'язок між масштабом економічної рецесії (і, отже, ймовірністю дефолту позичальника) та макроекономічними показниками. Так, наприклад, можна припустити, що зниження чистого доходу корпорацій зменшить їх можливість інвестувати, що в результаті може негативно відбитися на рівні ВВП. Представниками цього класу є моделі Хоггарта, Соренсена і Зікчино (2005), Алвеса (2005), Тройтлера і Вайнера (2006).

Своє практичне застосування ці моделі знайшли в системі стрес-тестування ймовірності

дефолтів банків у рамках програми оцінки фінансового сектора (Financial Sector Assessment Programme, FSAP), яка була розроблена спільно Світовим банком і Міжнародним валютним фондом. На основі результатів цієї програми був прийнятий документ щодо оцінки стабільності фінансового сектора (Financial Sector Stability Assessment, FSSA) і висунені основні показники фінансової стійкості банків (Financial Soundness Indicators, FSI), які є макроекономічними індикаторами для оцінки стійкості банківського сектора в цілому.

Сильною стороною моделей на основі макроекономічних факторів є те, що за їх допомогою можна врахувати циклічний характер ймовірності дефолту і отримати довгострокову оцінку. Досить часто вони використовуються для стрес-тестування інших моделей ймовірності дефолту. Крім того, зважаючи на доступність статистики за макроекономічними показниками цей підхід можна використати для крос-аналізу ймовірності дефолту позичальників, що мають різну географічну приналежність. Проте слабкою стороною є той факт, що для вдалого застосування цих моделей необхідно використати показники, що відносяться до одного бізнес-циклу, а визначити періодичність циклів в економіці досить складно. Крім того, на основі макроекономічних моделей складно оцінити ймовірність дефолту конкретного позичальника.

**Висновки.** На даний момент існує велика кількість моделей оцінки ймовірності банкрутства підприємств, кожна з яких, безумовно, має свої сильні й слабкі сторони. Комплексний огляд дозволив класифікувати існуючі моделі в рамках штучного інтелекту, статистичного і теоретичного підходів та представити їх у схематичному вигляді.

Моделі оцінки ймовірності банкрутства підприємств можуть розрізнятися залежно від:

- 1) математичного апарату, що використовується;
- 2) вихідних даних;
- 3) критерію дефолту, що лежить в основі класифікації підприємств;
- 4) передумов, на яких ґрунтується модель, та інших ознак.

Здійснюючи вибір на користь тої або іншої моделі, необхідно враховувати доступний математичний інструментарій, природу, повноту та якість вихідних даних, горизонт прогнозування та цілі, що переслідуються при моделюванні. Слід зауважити, що не існує універсальних моделей для вирішення задачі оцінки ймовірності банкрутства підприємств. Вибір найбільш ефективних моделей багато в чому залежить від властивостей того середовища, в якому функціонують підприємства, доступної інформації та представляє собою досить нетривіальну задачу.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ:

1. Порядок проведення оцінки фінансового стану бенефіціара та визначення виду забезпечення для обслуговування та погашення позики, наданої за рахунок коштів міжнародних фінансових організацій: затверджено наказом Міністерства фінансів України від 01.04.2003 №247 (зі змінами та доповненнями) // [Електронний ресурс]: - Режим доступу: <http://zakon.rada.gov.ua/cgi-bin/laws/main.cgi?nreg=z0315-03>.
2. Рибалка О. В. Визначення схильності підприємства до банкрутства за допомогою нечітких нейронних мереж / Рибалка О. В. // Актуальні проблеми економіки. - 2006. - № 1(55). - С. 199-205.
3. Терещенко О.О. Антикризове фінансове управління на підприємстві: монографія / Терещенко О.О. - К. : КНЕУ, 2004. - 268 с.
4. Яцук Д. В. Застосування бінарних дерев рішень для побудови моделей прогнозування стану платоспроможності українських підприємств / Д. В. Яцук // Збірник наукових праць Львівського національного університету імені Івана Франка. Формування ринкової економіки в Україні. - Львів, 2009. - Вип. 18. - С. 227-232.
5. Altman E.I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy / Journal of Finance. - 1968. - Vol. 23. - PP. 589-709.
6. Altman, E.I., Haldeman, R.G. & Narayanan, P. Zeta analysis: A new model to identify bankruptcy risk of corporations / Journal of Banking and Finance. - 1977(1). - PP. 29-51.
7. Altman E.I., Sabato G. Modelling credit risk for SMEs - evidence from the USmarket / ABACUS. - 2007. - Vol. 43, No 3. - PP. 332-356.
8. Aziz M., Dar H. Predicting corporate bankruptcy - where we stand? / Corporate Governance Journal. - 2006. - Vol. 6, Nol. - PP. 18-33.
9. Bandyopadhyay, A. Prediction probability of default of Indian corporate bonds - logistic and z-score models approaches / The Journal of Risk Finance. - 2006. - 7(4). - PP. 255-272.
10. Bank for International Settlements, Credit Risk Modeling: Current Practices and Applications // [Електронний ресурс]: - Режим доступу: [www.bis.org/publ/bcb49.htm](http://www.bis.org/publ/bcb49.htm).
11. Basel Committee on Banking Supervision, International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards, Comprehensive Version // [Електронний ресурс]: - Режим доступу: <http://www.bis.org/publ/bcb11.htm>.
12. Beaver W.H. Financial Ratios and Predictions of Failure / Empirical Research in Accounting Selected Studies, Supplement to Journal of Accounting Research. -1966. - PP. 45-49.
13. Black F., Scholes M. The pricing of options and corporate liabilities / The Journal of Political Economy. - 1973 (May - Jun). - Vol. 81, No. 3. - PP. 637-654.
14. Chan - Lau J. A. Fundamentals - based estimation of default probabilities: a survey / IMF Working Paper. - 2006. // [Електронний ресурс]: - Режим доступу: <http://www.imf.org/external/pubs/ft/wp/2006/wp06149.pdf>.
15. CreditMetrics™ technical document. - 1997 // [Електронний ресурс]: - Режим доступу: <http://www.riskmetrics.com/publications/techdoc.html>.
16. CreditMonitor™ Specifications / Moody's. - 1999 // [Електронний ресурс]: - Режим доступу: <http://www.kmv.com>.
17. Fulmer J. A Bankruptcy Classification Model For Small Firms / Journal of Commercial Bank Lending. - 1984 (July). - PP. 54-68.
18. Jarrow R.A., Turnbull S. Pricing derivatives on financial securities subject to credit risk / Journal of Finance. 1995 (March). - Vol. 50. - PP. 53-85.
19. Lennox, C. Identifying Failing Companies: A Re-evaluation of the Logit, Probit and DA Approaches / Journal of Economics and Business. - 1999. - 51(4). - PP. 347-364.
20. Merton R.C. On the pricing of corporate debt: the risk structure of interest rates / Journal of Finance. - 1974 (May). - Vol. 29, No. 2. - PP. 449-470.
21. Moses, D. and S. Liao. On developing models for failure prediction / Journal of Commercial Bank Lending. - 1987 (March). - PP. 27-38.
22. Ohlson, J. Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy / Journal of Accounting Research. - 1980. - №18. - PP. 109-131.
23. Postin, K.M., Harmon, K.W., Gramlich J.D. A Test of Financial Ratios as Predictors of Turnaround Versus Failure Among Financially Distressed Firms / Journal of Applied Business Research. - 1994. - 10(1). - PP. 298-325.
24. Sandin, A., Porporato, M. Corporate bankruptcy prediction models applied to emerging economies - evidence from Argentina in the years 1991-1998 / International Journal of Commerce and Management. - 2007. - 17 (4). - PP. 295-311.
25. Taffler, R. J. Empirical Models For The Monitoring of UK Corporations / Journal of Banking and Finance. - 1984. - Vol. 8, no. 2. - PP. 199-227.
26. Tamari M. Financial ratios as a means of forecasting bankruptcy / Management International Review. - 1966. - No. 4. - PP. 15-21.
27. Valles V. Stability of a "through - the - cycle" rating system during a financial crisis / Bank for International Settlements. - September 2006 // [Електронний ресурс]: - Режим доступу: [www.bis.org/fsi/awp2006.pdf](http://www.bis.org/fsi/awp2006.pdf).
28. Vapnik V., Chapelle O. Bounds on error expectation for support vector machines / Neural Computation. - 2000. - Vol. 12, No. 9. - PP. 2013-2036.
29. Wilde T. CreditRisk+: A credit risk management framework /Credit Swiss Boston, London. - 1997.