

## МОДЕЛІ ОЦІНКИ ЙМОВІРНОСТІ ВИНИКНЕННЯ ФІНАНСОВОЇ КРИЗИ В УКРАЇНСЬКИХ СТРАХОВИХ КОМПАНІЯХ

*У статті побудовано моделі передбачення фінансової кризи в українських страхових компаніях на основі застосування моделей умовної ймовірності, а саме – логістичної регресії. Проведено процедуру супердискретизації класу страховиків-банкрутів для покращення класифікаційних характеристик одержаних моделей. Запропоновано критерій відбору логістичної моделі, найбільш придатної для використання на практиці.*

**Ключові слова:** фінансова криза, банкрутство, передбачення, страхові компанії, економіко-математичні моделі, моделі умовної ймовірності, логістична регресія.

**JEL classification:** C38, C51–53, G22, G33

### Вступ та постановка проблеми

У західній науковій літературі значну увагу приділено використанню економіко-математичних моделей під час підготовчого етапу антикризового фінансового управління. Найбільш активно досліджується поняття «раннє попередження», яке передбачає оцінку ймовірності того, що компанія опиниться у стані фінансової кризи, за допомогою математичних, статистичних та інформаційних моделей. Іншими назвами цього процесу є «прогнозування банкрутства», «прогнозування краху діяльності», «прогнозування корпоративного краху», «прогнозування фінансової кризи» тощо [1, р. 41].

Не є винятком побудова моделей для вчасного виявлення ознак кризових явищ у страхових компаніях. Зважаючи на особливості діяльності страховиків, передбачення фінансової кризи в них є, з одного боку, надзвичайно важливим завданням системи управління, а з іншого, – вирізняється специфікою та складністю.

Суттєвий внесок у дослідження теоретичних та практичних аспектів аналізу кризових явищ, антикризового управління та антикризового фінансового управління в страхових компаніях зробили такі дослідники: С. А. Ачкасова, Є. В. Бридун, В. Й. Пліса, С. В. Семіколенова, А. А. Супрун та ін. Теоретико-методологічним та практичним питанням побудови та застосування економіко-математичних моделей у процесах антикризового фінансового управління приділили значну

увагу такі українські науковці: В. В. Вітлінський, А. Б. Камінський, Т. С. Клебанова, А. В. Матвійчук, М. В. Негрей, О. І. Черняк, О. Д. Шарапов, Д. В. Ящук та ін., а також іноземні дослідники Р. Айзенбайс, Е. Альтман, У. Бівер, Т. К. Богданова, К. Завґрен, В. В. Ковальов, Т. Король, Г. Лі, Дж. Ольсон, М. Ф. Салахієва, Д. Сун та ін. Моделювання процесів антикризового фінансового управління власне в страхових компаніях посідає вагомe місце у працях таких вітчизняних учених, як К. С. Грозава, О. А. Клепікова, О. Л. Ольховська, З. М. Соколовська, В. В. Шпирко та ін., а також зарубіжних дослідників Я. Амброза, Б. Крамера, А. Клеффнер, Р. Лі, С. Салцедо-Санса, М. Сеговії-Варгас, А. Стадніка, Й. Сьюварда, Дж. Шарпа, Н. Ш'ета та ін.

### Невирішені частини проблеми

На сьогодні найширшого застосування у прогнозуванні кризових явищ набули класичні статистичні методи, а саме аналіз однієї змінної, множинний дискримінантний аналіз, методи умовної ймовірності. Окрім цього, застосовують методи штучного інтелекту, такі як нейронні мережі, дерева рішень, приблизні множини та ін. Однак у страховій сфері досвід розробки моделей прогнозування кризових явищ залишається доволі обмеженим. При цьому об'єктивність управлінських рішень, пов'язаних із протидією фінансовій кризі, можна значно мірою підвищити завдяки використанню економіко-математичних моделей.

### Мета і завдання статті

Метою статті є розробка моделей передбачення фінансової кризи на основі методу логістичної регресії, які дадуть змогу з високою точністю визначати ознаки кризових явищ в українських страхових компаніях.

### Основні результати дослідження

По своїй суті всі зазначені методи здійснюють дискримінацію (розділення) між класами спостережень для максимізації відмінностей (наприклад відстані тощо) між цими класами. Процес застосування побудованих моделей на нових даних здебільшого називають класифікацією, яка, на відміну від дискримінації, має іншу мету – мінімізувати частоту помилкових віднесення до груп [2]. Використання наведених методів для даних наступних періодів часто називають прогнозуванням, однак сутність дискримінаційних методів не передбачає повноцінної можливості прогнозування, адже фактично здійснюється лише порівняння ознак. Тим не менше, практична значущість результатів моделювання сприяє поширенню практики застосування зазначених методів саме з метою прогнозування.

У моделях умовної ймовірності використовують нелінійний метод максимальної вірогідності та припускають певний вид розподілу залишків. Найпоширенішим методом умовної ймовірності у практиці виявлення ознак фінансової кризи на підприємстві є логістична регресія. Лінійна логістична модель ймовірності використовує логістичну функцію, в якій залежна змінна може коливатися в межах від 0 до 1. Дж. Ольсон був першим, хто застосував логістичну модель для опису взаємозалежності між фінансовими показниками компанії та її фінансовим станом [3]. Логістична функція має такий вигляд:

$$Pr_i = \frac{1}{1 + e^{-(b_0 + b_1 x_{i1} + b_2 x_{i2} + \dots + b_n x_{in})}} = \frac{1}{1 + e^{-D_i}}$$

де  $Pr_i$  – ймовірність краху бізнесу;  $x_{ij}$  – значення атрибута  $j$  ( $j = 1, \dots, n$ )  $i$ -ї фірми;  $b_j$  – коефіцієнт атрибута  $j$ ;  $b_0$  – перетин;  $D_i$  – логістична оцінка  $i$ -ї фірми [4, р. 595–615].

Логістичний аналіз на відміну від дискримінантного не вимагає нормальності розподілу змінних, не потребує формулювання припущень стосовно апріорних ймовірностей належності до класів та допускає різні варіаційно-коваріаційні матриці показників [5; 6]. Тим не менше, мають справджуватися два основні припущення. По-перше, залежна змінна має бути дихотомічною. По-друге, ціна помилок кожного роду

має бути врахована при визначенні оптимальної критичної точки для розмежування кризових і фінансово здорових фірм. Вартим уваги є той факт, що логістичний аналіз є чутливим до розміру вибірок і викидів та мультиколінераності [6; 7]. Окрім цього, хоча логістична регресія не вимагає нормальності розподілу незалежних змінних, екстремальна не-нормальність розподілу значень показників може негативно вплинути на значущість параметрів логістичних моделей [8].

Логістична модель полягає у моделюванні апостеріорних ймовірностей  $K$  класів за допомогою лінійної функції від  $x$ , яка забезпечує належність їхніх значень до інтервалу  $[0, 1]$  та загальну суму ймовірностей рівну одиниці. Оцінка логістичних моделей, як правило, здійснюється методом максимальної вірогідності з використанням умовної ймовірності. Для вирішення одержаних нелінійних рівнянь застосовують алгоритм Ньютона–Рафсона.

Для моделювання використовували метод Logit model програмного забезпечення Statsoft Statistica 10. У процесі моделювання використано сформовані набори ознак (табл. 1), розраховані для 340 (26 банкрутів) українських страхових

Таблиця 1. Сформовані набори ознак

| Набір, № | Показники   |
|----------|---|
| 1        | Ліквідні активи / Активи; Власний капітал / Виручка; Інвестиційний прибуток / Фінансові активи; Чистий дохід / Активи; Коефіцієнт швидкої ліквідності; Зобов'язання / Активи  |
| 2        | Ліквідні активи / Активи; Власний капітал / Зобов'язання; Інвестиційний прибуток / Фінансові активи; Чистий дохід / Активи; Зобов'язання / Активи; Робочий капітал / Виручка  |
| 3        | Темп приросту ліквідних активів; Поточні зобов'язання / Активи; Валові страхові премії / Власний капітал; Грошовий потік від операційної діяльності; Чистий прибуток / Активи |
| 4        | Темп приросту ліквідних активів; Грошові кошти / Активи; Поточні зобов'язання / Активи; Грошовий потік від операційної діяльності; Нерозподілений прибуток / Активи           |
| 5        | Ліквідні активи / Виручка; Коефіцієнт абсолютної ліквідності; Темп приросту валових страхових премій; Ліквідні активи / Чисті страхові резерви                                |
| 6        | Коефіцієнт абсолютної ліквідності; Темп приросту валових страхових премій; Ліквідні активи / Чисті страхові резерви; Чистий прибуток / Виручка                                |
| 7        | Коефіцієнт абсолютної ліквідності; Темп приросту валових страхових премій; Ліквідні активи / Чисті страхові резерви; Робочий капітал / Виручка                                |

Таблиця 2. Класифікаційні характеристики моделей, побудованих з використанням супердискретизованого класу страховиків-банкрутів

| Показник класифікаційної точності | Набір змінних |       |       |        |       |       |       |
|-----------------------------------|---------------|-------|-------|--------|-------|-------|-------|
|                                   | № 1           | № 2   | № 3   | № 4    | № 5   | № 6   | № 7   |
| Специфічність, %                  | 96,18         | 88,22 | 88,54 | 100,00 | 92,36 | 92,36 | 92,36 |
| Чутливість, %                     | 74,84         | 72,61 | 75,80 | 84,71  | 88,22 | 88,54 | 88,54 |
| Точність, %                       | 85,51         | 80,41 | 82,17 | 92,36  | 90,29 | 90,45 | 90,45 |

Джерело: розраховано автором

компаній за 2010 рік. Під час моделювання не застосовували процедуру крос-валідації через високу вимогливість логістичної регресії до кількості спостережень.

Як видно з таблиці, сформовані набори показників усебічно характеризують фінансовий стан страхової компанії. Зважаючи на значну непропорційність класів у вибірці, доцільним є проведення балансування вибірки. Для цього застосовано процедуру супердискретизації, яка полягає у дублюванні спостережень міноритарного класу (страховиків-банкрутів) і доведення їх числа до числа спостережень мажоритарного класу (фінансово здорових страховиків).

Результати моделювання наведено у табл. 2.

Із табл. 2 видно, що після супердискретизації групи банкрутів у вибірці вдалося одержати прийнятні з позиції класифікаційної точності моделі. Хоча загальна точність моделей дещо знизилася, було досягнуто високих значень чутливості (точності за класом банкрутів). При цьому рівень специфічності (точності за класом фінан-

сово здорових компаній) залишився на достатньо високому рівні.

Найкращою з позиції класифікаційних характеристик виявилася логістична модель на основі набору змінних № 4 (чутливість – 84,71 %, загальна точність – 92,36 %).

Використаємо дані за 2011 рік для обрання найбільш придатних для прогнозування логістичних моделей. Результати застосування моделей наведено у табл. 3.

Порівнюючи результати, наведені у табл. 3, з показниками класифікаційної точності на навчальній вибірці, можна дійти висновку, що загалом прогнозні властивості побудованих логістичних моделей виявилися посередніми. Максимально досягнутий рівень чутливості склав 65,00 % для моделі на основі супердискретизованої вибірки на наборі показників № 2, проте загальна точність моделі становила лише 72,32 %. При цьому, логіт-моделі з дещо вищими показниками загальної специфічності та точності класифікації демонструють значно гірші рівні чутливості.

Таблиця 3. Результати класифікації страховиків з використанням обраних логіт-моделей

| Набір змінних               |     | Показник точності |               |             |
|-----------------------------|-----|-------------------|---------------|-------------|
|                             |     | Специфічність, %  | Чутливість, % | Точність, % |
| Початкова вибірка           | № 1 | 87,58             | 22,50         | 80,23       |
|                             | № 2 | 98,73             | 0,00          | 87,57       |
|                             | № 3 | 86,62             | 30,00         | 80,23       |
|                             | № 4 | 89,49             | 35,00         | 83,33       |
|                             | № 5 | 89,81             | 37,50         | 83,90       |
|                             | № 6 | 92,04             | 32,50         | 85,31       |
|                             | № 7 | 93,95             | 27,50         | 86,44       |
| Супердискретизована вибірка | № 1 | 73,57             | 60,00         | 72,03       |
|                             | № 2 | 73,25             | 65,00         | 72,32       |
|                             | № 3 | 71,02             | 60,00         | 69,77       |
|                             | № 4 | 78,66             | 52,50         | 75,71       |
|                             | № 5 | 85,67             | 42,50         | 80,79       |
|                             | № 6 | 87,90             | 42,50         | 82,77       |
|                             | № 7 | 87,58             | 42,50         | 82,49       |

Джерело: розраховано автором

Таблиця 4. Порівняння приросту показників класифікаційної точності для обраних логістичних моделей

| Набір змінних                |     | Приріст порівняно з найнижчим значенням показника |                         |                         |
|------------------------------|-----|---|-------------------------|-------------------------|
|                              |     | Приріст чутливості, в. п.                         | Приріст точності, в. п. | Сукупний приріст, в. п. |
| Початкова вибірка            | № 1 | 22,50   | 10,46                   | 32,96                   |
|                              | № 2 | 0,00  | 17,80                   | 17,80                   |
|                              | № 3 | 30,00   | 10,46                   | 40,46                   |
|                              | № 4 | 35,00   | 13,56                   | 48,56                   |
|                              | № 5 | 37,50   | 14,13                   | 51,63                   |
|                              | № 6 | 32,50   | 15,54                   | 48,04                   |
|                              | № 7 | 27,50   | 16,67                   | 44,17                   |
| Супер-дискретизована вибірка | № 1 | 60,00   | 2,26                    | 62,26                   |
|                              | № 2 | 65,00   | 2,55                    | <b>67,55</b>            |
|                              | № 3 | 60,00   | 0,00                    | 60,00                   |
|                              | № 4 | 52,50   | 5,94                    | 58,44                   |
|                              | № 5 | 42,50   | 11,02                   | 53,52                   |
|                              | № 6 | 42,50   | 13,00                   | 55,50                   |
|                              | № 7 | 42,50   | 12,72                   | 55,22                   |

Джерело: розраховано автором

Найприйнятнішу логістичну модель було визначено на основі порівняння абсолютних приростів чутливості та точності прогнозування порівняно з найнижчим значеннями відповідного показника (табл. 4).

Як видно з табл. 4, серед побудованих логістичних моделей найбільш прийнятною є модель на основі супердискретизованої вибірки на наборі показників № 2. Вона має такий вигляд:

$$PR(G=1) = \frac{1}{1 + e^{-(2,4916 + 1,3801x_1 - 2,2977x_2 + 0,1862x_3 - 31,4783x_4 - 0,9701x_5 + 0,0062x_6)}}$$

де  $PR(G=1)$  – ймовірність виникнення фінансової кризи в страховій компанії;  $x_1$  – частка ліквідних активів у балансі;  $x_2$  – частка власного капіталу в балансі;  $x_3$  – відношення інвестиційного прибутку до фінансових активів;  $x_4$  – відношення чистого доходу до загального обсягу активів;  $x_5$  – частка зобов'язань у балансі;  $x_6$  – відношення власних оборотних коштів до чистого доходу.

Відповідно до побудованої моделі позитивно на фінансове здоров'я страховика впливають приріст відношення обсягу зібраних страхових премій (чистого доходу) до обсягу активів балансу, приріст частки власного капіталу в балансі підприємства, а також приріст частки позикового капіталу в балансі страховика. При цьому, зростання частки ліквідних активів у балансі страховика, інвестиційної рентабельності фінансових активів та відношення власних оборотних коштів до виручки збільшує ймовірність виникнення фінансової кризи в страховій компанії.

Одержані знаки коефіцієнтів є дещо суперечливими, втім, можуть бути пояснені особливостями діяльності українських страховиків.

## Висновки

На основі застосування методів умовної ймовірності було побудовано перелік моделей передбачення фінансової кризи в страхових компаніях України. Одержані моделі продемонстрували відмінні класифікаційні властивості для даних за 2010 рік, втім використання тестової вибірки на базі 2011 року вказало на значне погіршення узагальнених характеристик розроблених моделей. Тим не менше, завдяки оцінці сукупного приросту чутливості та точності класифікації було визначено найкращу серед побудованих моделей, котрою виявилася логістична модель на основі переліку показників № 2, до якого входять частка ліквідних активів у балансі, частка власного капіталу у балансі,

відношення інвестиційного прибутку до фінансових активів, відношення чистого доходу до загального обсягу активів, частка зобов'язань у балансі, відношення власних оборотних коштів до чистого доходу. Зазначені показники всебічно характеризують фінансовий стан страховика та з точністю вище середньої дають змогу оцінювати ймовірність виникнення фінансової кризи в страхових компаніях, що здійснюють діяльність в Україні.

Вдосконалення процесів передбачення кризових явищ в українських страхових компаніях з використання математичного інструментарію має відбуватися у декількох напрямках, серед яких розширення інформаційної бази моделювання, покращення процедур відбору змінних, а також використання модернізованих та новітніх методів побудови економіко-математичних моделей.

#### Список літератури

1. Predicting financial distress and corporate failure: A review from the state-of-the-art definitions, modeling, sampling, and featuring approaches / [J. Sun, H. Li, Q.-H. Huang, K.-Y. He] // *Knowledge-Based Systems*. – 2014. – № 57. – P. 41–56.
2. Krzanowski W. Principles of Multivariate analysis: a user's perspective (Oxford statistical science series) / W. Krzanowski. – Oxford University Press, 2000. – 608 p.
3. Ohlson J. Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy / J. Ohlson // *Journal of Accounting Research*. – 1980. – № 18 (1). – P. 109–131.
4. Gujarati D. Basic Econometrics / D. Gujarati. – McGraw Hill, 2003. – 1002 p.
5. Zavgren C. Assessing the vulnerability to failure of American industrial firms: a logistic analysis / C. Zavgren // *Journal of Business Finance and Accounting*. – 1985. – № 12 (1). – P. 19–45.
6. Doumplos M. A multicriteria discrimination method for the prediction of financial distress: the case of Greece / M. Doumplos, C. Zopoudinis // *Multinational Finance Journal*. – 1999. – № 3 (2). – P. 71–101.
7. Ooghe H. Predicting business failure on the basis of accounting data: The Belgian experience / H. Ooghe, E. Verbaere // *The International Journal of Accounting*. – 1985. – № 9 (2). – P. 19–44.
8. McLeay S. The sensitivity of prediction models to the non-normality of bounded an unbounded financial ratios / S. McLeay, A. Omar // *British Accounting Review*. – 2000. – № 32. – P. 213–230.

#### References

1. Sun, J., Li, H., Huang, Q.-H., & He, K.-Y. (2014). Predicting Financial Distress and Corporate Failure: A Review from The State-of-the-art Definitions, Modeling, Sampling, and Featuring Approaches. *Knowledge-Based Systems*, 57, 41–56.
2. Krzanowski, W. (2000). Principles of Multivariate Analysis: A User's Perspective (Oxford Statistical Science Series). Oxford: Oxford University Press.
3. Ohlson, J. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18 (1), 109–131.
4. Gujarati, D. (2003). Basic Econometrics. New York: McGraw Hill.
5. Zavgren, C. (1985). Assessing The Vulnerability to Failure of American Industrial Firms: A Logistic Analysis. *Journal of Business Finance and Accounting*, № 12 (1), 19–45.
6. Doumplos, M., & Zopounidis, C. (1999). A Multicriteria Discrimination Method for The Prediction of Financial Distress: The Case of Greece. *Multinational Finance Journal*, 3 (2), 71–101.
7. Ooghe, H., & Verbaere, E. (1985). Predicting Business Failure On the Basis of Accounting Data: The Belgian Experience. *The International Journal of Accounting*, 9 (2), 19–44.
8. McLeay, S., & Omar, A. (2000). The Sensitivity of Prediction Models to The Non-Normality Of Bounded An Unbounded Financial Ratios. *British Accounting Review*, 32, 213–230.

A. Lytvyn

### DEVELOPING FINANCIAL CRISIS PREDICTION MODELS FOR UKRAINIAN INSURANCE COMPANIES BY USING LOGISTIC REGRESSION

*The article discusses financial crisis prediction models developed for Ukrainian insurance companies by using conditional probability models, namely the logistic regression. The Superdiscretization procedure for the bankrupt insurers has been implemented in order to enhance the classification characteristics of the models. The paper introduces a criterion for selecting the most applicable logistic model.*

**Keywords:** financial crisis, bankruptcy, prediction, insurance companies, economic-mathematical models, conditional probabilities models, logistic regression.

Матеріал надійшов 17.03.2016