

ВИКОРИСТАННЯ ЕКОНОМЕТРИЧНИХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ ОЦІНКИ СТІЙКОСТІ БАНКІВ В УКРАЇНІ

Н. Міщук

*Львівський національний університет імені Івана Франка
79000, м. Львів, просп. Свободи, 18*

Проаналізовано існуючі економетричні методи та моделі, що використовуються в аналізі банківської діяльності. Побудовано регресійну модель залежності агресивного «кризового індексу» від обраних макропруденціальних індикаторів

Формування ринкової фінансово-кредитної системи вимагає від банків підвищення ефективності діяльності, ефективних форм управління банківською діяльністю та можливості передбачення та запобігання кризовим явищам. У таких умовах значної уваги потребує аналіз банківської діяльності, за допомогою якого визначається тактика та стратегія розвитку, виявляються фінансові резерви, оцінюються результати діяльності та приймаються управлінські рішення щодо подальшої діяльності.

У практичній банківській діяльності в Україні для розв'язку наведених задач найчастіше використовуються наступні економетричні методи та моделі:

- факторні моделі регресійного та авторегресійного типу [3,4];
- моделі залежностей з дискретними ендогенними змінними, так звані логіт-моделі (logit models) та пробіт-моделі (probit models) бінарного та множинного впорядкованого вибору для просторових даних (cross-sectional data) і панельних даних (panel data), які вимірюються номінальними (якісними) бінарними чи впорядкованими шкалами [4];
- методи дискримінантного і кластерного аналізу [1].

У якості прикладів використання вказаних моделей можна навести: регресійні моделі залежності агресивного «кризового індексу» від обраних макропруденціальних індикаторів, які включають макроекономічні показники; логіт-моделі впорядкованого множинного та бінарного вибору за просторовими даними, які описують, відповідно, залежність рейтингів російських банків від показників їх діяльності і залежність дефолта від макроекономічних показників; логіт-моделі на основі просторових даних для раннього виявлення кризових явищ (*early signals of bank system vulnerabilities*) у банківських системах країн Центральної та Східної Європи; логіт-модель множинного вибору на основі панельних даних для моніторингу стійкості банківської системи в країнах з фінансовими ринками, що розвиваються; методи багатовимірної статистичного аналізу і класифікації неоднорідних даних, які використовуються для ранжування банків за ступенем стійкості [1].

Стійкість або надійність банку часто пов'язується зі ступенем ризику дефолту (*default risk*). Своєчасність та правильність його оцінки, а також прогнозування відіграє особливе значення для діяльності будь-якого банку. У різноманітних задачах аналізу оцінки дефолту можуть розглядатись функції від наступних параметрів:

- імовірність настання дефолту (*probability of default*);
- вартість активів, які піддаються кредитному ризику у випадку оголошення дефолту;
- рівень безповоротних втрат у випадку дефолту.

Розглянемо моделі дискретними залежними змінними, а також методи їх побудови відносно задач оцінки імовірності дефолту банку (модель бінарного вибору) та ранжування банків за ступенем стійкості (модель впорядкованого множинного вибору).

Для задачі прогнозування імовірності дефолту на основі моделі бінарного вибору введемо наступні позначення: припускаємо, що система складається з n банків. Модель бінарного вибору для i -го банку ($i = 1, 2, \dots, n$) включає два типи змінних: залежну бінарну змінну $y_i \in (0,1)$ і незалежні (пояснюючі) змінні чи фактори, які утворюють вектор $x_i = (x_{i0}, x_{i1}, \dots, x_{ik})^T$. Залежна змінна y_i може набувати наступних значень:

$$y_i = \begin{cases} 1 & \text{якщо банк в аналізованому періоді визнається банкрутом} \\ 0 & \text{у протилежному випадку} \end{cases}$$

Компонентами вектора факторів $x_i = (x_{i0}, x_{i1}, \dots, x_{ik})^T$ можуть виступати як кількісні, так і якісні змінні (наприклад, фінансові показники банків). Таким чином імовірність дефолту i -го банку p_i буде дорівнювати ймовірності того, що $y_i = 1$.

Модель бінарного вибору для розглянутої задачі описує залежність імовірності дефолту банку p_i від врахованих у моделі факторів, які задані вектором $x_i = (x_{i0}, x_{i1}, \dots, x_{ik})^T$ і визначається відношенням:

$$p_i = P(y_i = 1) = F(x_i^T \beta). \quad (1)$$

При цьому імовірність того, що банк не кваліфікується як проблемний буде рівна:

$$p_i = P(y_i = 0) = 1 - P(y_i = 1) = 1 - F(x_i^T \beta). \quad (2)$$

В залежності від типу функції $F(\bullet)$ розрізняють два основних типи моделей бінарного вибору [3,4]:

- пробіт-модель (probit model), якщо $F(\bullet)$ є функцією стандартного нормального розподілу;
- логіт-модель (logit model), якщо $F(\bullet)$ є функцією логічного розподілу імовірностей.

Моделі бінарного і множинного вибору інтерпретуються базуючись на використанні так званої латентної (прихованої) змінної y_i^* , яка пов'язується з вектором факторів x_i моделлю множинної лінійної регресії:

$$y_i^* = x_i^T \beta + \xi_i, i = 1, 2, \dots, n, \quad (3)$$

де: $\beta = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k)^T$ – (k+1)-вимірний вектор невідомих параметрів;

ξ_i – випадкова помилка спостереження на i -му експерименті.

Традиційно вважається, що помилки $\{\xi_i\} (i = 1, 2, \dots, n)$ у сукупності є незалежними і однаково розподіленими випадковими величинами з середнім значенням рівним нулю і сталою дисперсією.

У моделі (1)-(2) бінарна змінна y_i пов'язана з латентною змінною y_i^* наступними співвідношеннями:

$$y_i = \begin{cases} 1, & \text{при } y_i^* > c \\ 0, & \text{при } y_i^* \leq c \end{cases} \quad (4)$$

де: c – деяке граничне значення.

Моделі (3), зазвичай, розглядаються з вільним членом, тобто припускається, що $x_{i0} \equiv 1, (i = 1, \dots, n)$. У цьому випадку β_0 – вільний член, а β_1, \dots, β_k – коефіцієнти регресії. При цьому модель (3) включає k факторів, а граничне значення у відношенні (4) вважається рівним нулю ($c=0$).

У випадку, коли модель (3) містить вільний член, враховуючи симетричність функції розподілу $F(\bullet)$ на основі моделі (3) та відношення (4) отримуємо відношення (1), а саме:

$$p_i = P(y_i^* > 0) = P(x_i^T \beta + \xi_i > 0) = 1 - P(\xi_i \leq -x_i^T \beta) = F(x_i^T \beta) \quad (5)$$

Модель (1) є нелінійною відносно параметрів $\beta = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k)^T$, саме тому інтерпретувати компоненти вектора β значно складніше, ніж коефіцієнти регресії у моделі множинної лінійної регресії типу (3) [7]. Нескладно довести, що для моделі (1):

$$\frac{\partial P(y_i = 1)}{\partial x_{ij}} = p(x_i^T \beta) \beta_j, \quad (6)$$

де: $p(\bullet)$ – щільність розподілу функції $F(\bullet)$.

Аналізуючи вираз (6) можна сказати, що вплив фактору x_{ij} на імовірність дефолту визначається не лише коефіцієнтом β_j , але й залежить від усіх інших факторів завдяки щільності $p(\bullet)$. Однак напрямок зміни імовірності дефолту при зміні фактору x_{ij} визначається знаком β_j .

Модель бінарного вибору дає можливість за наявними емпіричними даними $\{y_i, x_i\} (i=1,2,\dots,n)$ визначити оцінку (прогноз) \hat{p}_i імовірності дефолту для певного значення вектора показників x_i у відповідності з відношенням:

$$\hat{p}_i = F(x_i^T \hat{\beta}), \quad (7)$$

де: $\hat{\beta} = (\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_k)^T$ – оцінка максимальної правдоподібності параметрів моделі (1), яка обчислюється за допомогою методів оптимізації логарифмічної функції правдоподібності $l(\beta)$ для моделі (1).

Залишками побудованої моделі вважають відхилення $d_i = y_i - \hat{p}_i$ ($i=1,2,\dots,n$) прогнозованих значень від значень залежної змінної. Оцінка адекватності моделі (7) базується на аналізі тестових статистик і статистичній перевірці гіпотез:

- про значущість оцінок параметрів моделі $\hat{\beta} = (\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_k)^T$;
- про адекватність моделі цілому;
- про нормальний розподіл нормованих залишків, які розраховуються за формулою:

$$\bar{d}_i = \frac{y_i - \hat{p}_i}{\sqrt{\hat{p}_i(1 - \hat{p}_i)}} \quad (i=1,2,\dots,n).$$

Щоб перевірити статистичну значущість оцінок параметрів $\hat{\beta} = (\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_k)^T$ для емпіричних даних $\{y_i, x_i\}$ на заданому рівні значущості ε застосовують “*t*-тест” [3,4] або його узагальнення – *z*-тест, який базується на використанні *z*-статистики [6].

Аналіз адекватності моделі загалом передбачає перевірку гіпотези H_0 про те, що коефіцієнти при усіх врахованих у моделі факторах одночасно будуть рівні нулю:

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0, H_1 : \bar{H}_0. \quad (8)$$

Очевидно, якщо гіпотеза H_0 не відхиляється, то модель, в цілому, є неадекватною, оскільки жоден із факторів має значимого статистично впливу на латентну змінну. У іншому випадку, якщо гіпотеза H_0 відхиляється, то в моделі є фактори, які статистично значимо впливають на латентну змінну.

Для перевірки гіпотези H_0 використовують статистичний критерій відношення правдоподібності (*Likelihood Ratio test* — *LR-test*) [6], статистика якого розраховується за формулою:

$$LR_n = -2(l(\tilde{\beta}) - l(\hat{\beta})), \quad (9)$$

де: $l(\tilde{\beta})$ – максимальне значення логарифмічної функції правдоподібності $l(\beta)$ на множині усіх можливих значень β ;

$l(\hat{\beta})$ – максимальне значення логарифмічної функції правдоподібності $l(\beta)$ у випадку, що гіпотеза H_0 є вірною.

Відомо, що статистика LR_n (у випадку, коли гіпотеза H_0 є вірною) має асимптотичне при $n \rightarrow \infty$ хі-квадрат розподіл з k ступенями вільності. Вважаємо, що k – кількість факторів, які враховуються у моделі з вільним членом [6]. Статистичний критерій, який базується на LR -статистиці традиційно матиме наступний вигляд:

$$\begin{cases} \text{гіпотеза } H_0 \\ \text{не відхиляється, якщо } LR_n < \Delta \\ \text{відхиляється, якщо } LR_n \geq \Delta \end{cases}$$

де: $\Delta = \Delta(\varepsilon)$ квантиль хі-квадрат розподілу рівня $1 - \varepsilon$ з k ступенями вільності.

Статистичні пакети прикладних програм, зазвичай, передбачають використання еквівалентної форми статистичних критеріїв, в основі якої лежить порівняння « P -значення» (p -value) P , яке відповідатиме розрахованому значенню статистики використовуваного критерію (t -статистики, z -статистики чи LR -статистики), з визначеним користувачем рівнем значущості ε ($0 < \varepsilon < 0,5$). При цьому

$$\begin{cases} \text{гіпотеза } H_0 \\ \text{не відхиляється, якщо } P > \varepsilon \\ \text{відхиляється, якщо } P \leq \varepsilon \end{cases}$$

Для перевірки гіпотези про нормальний закон розподілу нормованих залишків використовуються різноманітні статистичні тести, такі як тест Жака-Бера (*Jarque-Bera's test*), тест хі-квадрат Пірсона, тест Колмогорова-Смірнова або його частинний випадок – тест Ліліфорса (*Lilliefors test*) та інші [3].

Для аналізу адекватності моделей окрім перевірки гіпотез використовується стандартний набір тестових статистик. Для моделей з дискретною залежною змінною не існує чіткого аналога коефіцієнта детермінації регресійних моделей R^2 . Однак використовують так звану «псевдо R^2 -статистику» або статистику Макфаддена R_{MF}^2 (*McFadden R^2 statistics*), яка матиме наступний вигляд: [3]

$$R_{MF}^2 = 1 - \frac{l(\hat{\beta})}{l(\tilde{\beta})}. \quad (10)$$

Так само, як коефіцієнт детермінації R^2 , статистика R_{MF}^2 може набувати значень від нуля до одиниці, тобто $0 < R_{MF}^2 < 1$. Вважається, що чим ближче значення R_{MF}^2 до одиниці, тим адекватніша модель.

Для вибору найбільш точної моделі традиційно використовуються інформаційні статистики Акаїке (AIC) і Шварца (SIC) [6]: моделі с меншими значеннями цих статистик вважаються найбільш доречними.

Для дослідження здатності моделі до прогнозування використовуються класифікаційні таблиці, які складаються з «вірних» і «помилкових» класифікацій використовуваної вибірки об'єктів. У літературі розглядають два способи побудови цих таблиць, які базуються: 1) на використанні граничного значення; 2) на обчисленні очікуваних значень залежної змінної.

В першому випадку за допомогою бінарної моделі оцінюємо імовірність настання дефолту для кожного банку $\hat{p}_i = F(x_i^T \hat{\beta})$. Якщо ця імовірність виявиться більшою за деяке, задане експертом, граничне значення c , то банк вважається проблемним, у іншому випадку – не проблемним. Таким чином здійснюємо пере класифікацію об'єктів (банків) за допомогою бінарної моделі. У випадку спів падіння для деякого об'єкта результатів початкової (априорної) класифікації і пере класифікації за допомогою бінарної моделі приймається рішення, що класифікація об'єкта є вірною, у іншому випадку – невірною. Очевидно, що чим більше вірних класифікацій, тим вищі здібності побудованої моделі до прогнозування.

Другий спосіб базується на розрахунку очікуваного значення дефолтів для банків, які були класифіковані на проблемні і не проблемні. Аналогічно обчислюється кількість надійних банків. Розглянемо математичне представлення даного підходу.

Нехай аналізуємо n комерційних банків, для i -го банку ($i = 1, \dots, n$) відомі значення залежної змінної y_i і вектора x_i факторів, які впливають на стійкість (надійність) банку. Імовірність дефолту для i -го банку буде рівна:

$$p_i = P(y_i = 1) = E\{y_i\} = 1 \cdot P(y_i = 1) + 0 \cdot P(y_i = 0) = F(x_i^T \beta). \quad (11)$$

Тоді, очікуване значення кількості дефолтів для аналізованої вибірки n банків буде дорівнювати математичному сподіванню кількості усіх дефолтів і визначається за допомогою наступного співвідношення:

$$E\left\{\sum_{i=1}^n y_i\right\} = \sum_{i=1}^n E\{y_i\} = \sum_{i=1}^n P(y_i = 1) = \sum_{i=1}^n F(x_i^T \beta). \quad (12)$$

Враховуючи припущення про симетричність $F(\bullet)$, очікуване значення кількості надійних банків визначається за допомогою наступної формули:

$$\sum_{i=1}^n P(y_i = 0) = 1 - \sum_{i=1}^n F(x_i^T \beta). \quad (13)$$

Побудувавши класифікаційну таблицю, можна емпірично оцінити імовірність помилок першого і другого рівня у припущенні: нульова гіпотеза означатиме, що

банк є проблемним, тобто $H_0 : y_i = 1, H_1 : y_i = 0$. У цьому випадку помилки першого рівня P_1 і помилки другого рівня P_2 розраховуються таким чином:

$P_1 = P(H_1 | H_0)$ – імовірність хибного визначення проблемного банку неproblemним;

$P_2 = P(H_0 | H_1)$ – імовірність хибного визначення неproblemного банку problemним.

Можна зробити висновок про те, що чим менше значення оцінок імовірностей помилок, тим кращі здібності моделі до прогнозування.

Розглянемо ще моделі впорядкованого множинного вибору. Такі моделі використовуються у тих випадках, коли дискретна залежна змінна може набувати двох значень, тобто можна визначити більше двох класів об'єктів (альтернатив). Якщо ці класи можна впорядкувати, то це дасть можливість побудови узагальнені моделі бінарного вибору (1)-(2) у вигляді моделі впорядкованого множинного вибору (*ordered probit или logit model*).

Припускаємо, що значення залежної дискретної змінної y_i відповідає рейтингу i -го банку за ступенем надійності. Крім того, припускаємо, що визначено чотири класи банків, які розрізняються за ступенем надійності і $y_i \in \{1,2,3,4\}$, причому:

- рейтинг $y = 1$ відповідає високому ступеню надійності;
- рейтинг $y = 2$ відповідає середньому ступеню надійності;
- рейтинг $y = 3$ відповідає низькому ступеню надійності;
- рейтинг $y = 4$ відповідає проблемним банкам, які близькі до банкрутства.

В якості функції $F(\bullet)$ так само, як і в моделі бінарного вибору, використовується функція розподілу стандартного нормального або логічного закону розподілу імовірностей. Характеризують їх пробіт- і логіт-моделі впорядкованого множинного вибору.

У розглянутому прикладі у відповідності з моделлю впорядкованого множинного вибору імовірності присвоєння банку рейтингу від 1 до 4 для деяких граничних значень c_1, c_2, c_3, c_4 розраховуються за формулами [3,4]:

$$\begin{aligned} P(y_i = 1) &= F(c_1 - x_i^T \beta) \\ P(y_i = 2) &= F(c_2 - x_i^T \beta) - F(c_1 - x_i^T \beta) \\ P(y_i = 3) &= F(c_3 - x_i^T \beta) - F(c_2 - x_i^T \beta) \\ P(y_i = 4) &= 1 - F(c_1 - x_i^T \beta) \end{aligned} \quad (14)$$

Оцінки параметрів розглянутої моделі визначаються виходячи з умови максимуму логарифмічної функції правдоподібності $l(\beta, c)$, а також граничних значень [3]. Аналіз адекватності моделей впорядкованого множинного вибору здійснюється аналогічно, як і для моделі бінарного вибору.

Розглянемо результати експериментального дослідження, які доводять можливість застосування описаних вище моделей і методів для оцінки імовірності дефолту, а також ранжування українських банків за ступенем стійкості (надійності).

Дані для числових розрахунків взяті з офіційного сайту Асоціації українських банків [5].

Для оцінки імовірності дефолту використовуємо пробіт-модель, в якій вектор пояснюючих змінних сформований з фінансових показників діяльності банків. У даному дослідженні розглядаються задача побудови моделі імовірності дефолту за допомогою пробіт-моделі бінарного вибору та задача побудови рейтингу надійності банків за допомогою пробіт-моделі множинного вибору.

Для побудови моделі імовірності дефолту використовуємо просторові дані за вересень 2009 року для 53 банків, 28 з яких за підсумками попереднього місяця визнані проблемними. Вибір факторів для врахування у моделі був обмежений обсягом доступної інформації.

Отже, модель бінарного вибору для прогнозування імовірності дефолту складається з наступних змінних:

- коефіцієнт надійності x_1 , який визначається як відношення капіталу банку до поточних активів;
- коефіцієнт миттєвої ліквідності x_2 , який визначається як відношення ліквідних активів до довгострокових зобов'язань;
- власний капітал x_3 .

Набір цих характеристик можна представити у вигляді вектора $x = (x_1, x_2, x_3)^T$. Згідно формул (1) і (2), імовірність дефолту визначається відношенням (1), у якому $F(\bullet)$ – функція стандартного нормального розподілу.

Для оцінки параметрів моделі використовуємо відомі значення $\{y_i\}, \{x_i\}$ ($i=1,2,\dots,53$) відповідних показників для аналізованих банків. Отримані за допомогою метода максимальної правдоподібності оцінки параметрів $\beta = (\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3)^T$, де β_0 – вільний член, а $(\beta_1, \beta_2, \beta_3)$ – коефіцієнти регресії, мають економічну інтерпретацію. Зокрема, від'ємний знак при коефіцієнтах регресії означають зменшення імовірності настання дефолту при збільшенні відповідних змінних (табл. 1).

Таблиця 1.

Результати оцінки моделі бінарного розподілу

Змінна	Оцінка β_i	z-статистика	P-значення
x_1	-0,31334	-1,15772	0,25259
x_2	-0,04024	-0,62365	0,53575
x_3	-0,00001	-0,44584	0,65768
Константа	0,6407	5,7700425	0,0000005

Аналіз Р-значень для тесту на значущість коефіцієнтів регресії показав, що усі коефіцієнти статистично значущі на рівні не нижчому за 0,66. Для невеликого обсягу даних дане значення можна вважати допустимим. Гіпотеза про адекватність моделі загалом не відхиляється, базуючись на критерії відношення правдоподібності, оскільки Р-значення для LR-статистики дорівнює $4,05 \cdot 10^{-5}$.

Підтверджує правильність побудованої моделі і значення статистики R_{MF}^2 , а саме $R_{MF}^2 = 0,6159$. Згідно тесту Жака-Бера, гіпотеза про нормальний розподіл залишків не відхиляється на рівні значущості 0,05. Згідно класифікаційної таблиці, побудованої з використанням граничного значення ($c=0,5$) (табл. 2), імовірність помилки першого роду становить 8,67%, а імовірність помилки другого роду – 25%. Згідно класифікаційної таблиці, побудованої з обчислених очікуваних значень (табл. 3), імовірність помилки першого роду становить 15,32%, а імовірність помилки другого роду – 32,27%. Таким чином, загалом імовірність оминати проблемний банк значно менша, ніж імовірність визначення неproblemного банку проблемним.

Таблиця 2.

Класифікаційна таблиця ($c=0,5$)

	y=0	y=1	Всього
$P(y = 0) \leq c$	23	3	26
$P(y = 1) > c$	3	25	28
Всього	26	28	53
Вірні класифікації	23	25	48
відсоток вірних класифікацій	88,46	89,29	90,57
відсоток невірних класифікацій	11,54	10,71	9,43

Таблиця 3.

Класифікаційна таблиця, побудована на основі розрахованих очікуваних значень

	y=0	y=1	Всього
Очікувана кількість «недефолтів»	21,59	3,44	25,03
Очікувана кількість «дефолтів»	4,41	24,56	28,97
Всього	26	28	53
Вірні класифікації	21,59	24,56	46,15
відсоток вірних класифікацій	83,04	87,71	87,07
відсоток невірних класифікацій	16,96	12,29	12,93

Для ранжування банків за ступенем надійності використовуємо модель впорядкованого множинного вибору за просторовими даними за вересень 2009 року для 50 банків. В якості залежної змінної використовуємо дискретну змінну $y_i \in \{1,2,3,4\}$.

В остаточній моделі використовується лише дві незалежні змінні: генеральний коефіцієнт надійності x_1 (відношення капіталу банку до поточних

активів) і значення власного капіталу x_2 . Оцінки параметрів, які були одержані за допомогою методу максимальної правдоподібності, для моделі множинного вибору представлені у табл. 4.

Таблиця 4.

Результати оцінки моделі множинного вибору (модель 1)

Змінна	Оцінка β_i	z-статистика	P-значення
x_1	-0,407729	-1,755680	0,068580
x_2	-0,000008	-0,351018	0,072712
Граничні значення			
c_1	0,385792	0,725570	0,725570
c_2	-0,875192	0,059734	0,059734
c_3	-0,000055	0,000038	0,000038

Усі коефіцієнти статистично залежні на рівні 0,72. Гіпотеза про адекватність моделі загалом не відхиляється, базуючись на критерії відношення правдоподібності, оскільки P-значення для LR-статистики дорівнює $6,4 \cdot 10^{-3}$, а $R_{MF}^2 = 0,409843$. Інформаційні статистики Акаїке і Шварта становлять відповідно: $AIC = 1,905389$ і $SIC = 2,127581$ відповідно. Згідно тесту Жака-Бера, гіпотеза про нормальний розподіл залишків не відхиляється на рівні значущості 0,19.

Здійснюємо перекласифікацію початкової вибірки об'єктів у відповідності до оціночного розподілу імовірностей для перевірки здатності до прогнозування побудованої моделі. Зрозуміло, що банки поділяємо на групи за надійністю, тобто банк входить у ту групу, імовірність попадання в яку, згідно із моделлю, є максимальною. Результати перекласифікації наведені у табл. 5, з якої стає зрозуміло, що 4 з 50 банків були помилково пере класифіковані за допомогою даної моделі.

Таблиця 5.

Класифікаційна таблиця для моделі множинного вибору (модель 1)

Група	Початкова класифікація (кількість банків у групі)	Перекласифікація (кількість банків у групі)	Помилки перекласифікації
1	14	14	0
2	7	5	2
3	9	7	2
4	20	24	-4

Для підвищення якості моделей бінарного і множинного вибору можуть застосовуватись алгоритми кластерного аналізу. У нашому прикладі завдання полягає в тому, щоб побудувати чи уточнити розподіл початкової вибірки на групи (кластери), які відповідатимуть різним ступеням надійності банків. На початковому етапі вибираємо простір ознак з макропруденційних індикаторів. У нашому прикладі – це фінансові показники діяльності банків. За допомогою одного з алгоритмів кластерного аналізу здійснюємо розподіл використовуваної

вибірки банків на однорідні підвибірки (групи). Одержані результати можуть бути скориговані на основі експертного аналізу.

На початковому етапі усі банки розглядаються як сукупність одноелементних кластерів. За допомогою методу одиничного зв'язку обираються два банки, які згідно евклідового простору знаходяться найближче один від одного. Тобто, нова сукупність кластерів містить на один кластер менше. Ця операція продовжується та того моменту, поки не залишиться кількість кластерів, що відповідатиме змістовній інтерпретації стосовно даної задачі.

З використанням експертної інформації після коригування даної класифікації будуємо пробіт-модель множинного вибору, результати оцінки і тестування якої наведені у табл. 6. Порівнюючи результати побудованих моделей у табл. 4 і табл. 6 можна зробити висновок, що якість модель значно покращилась. А саме, усі коефіцієнти статистично залежні на рівні 0,01, P -значення для LR -статистики дорівнює $4 \cdot 10^{-13}$, а $R_{MF}^2 = 0,604641$. Інформаційні статистики Акаїке і Шварта становлять відповідно: $AIC = 1,352332$ і $SIC = 1,574524$ відповідно. Згідно тесту Жака-Бера, гіпотеза про нормальний розподіл залишків не відхиляється на рівні значущості 0,05. Згідно класифікаційної таблиці (табл. 7), виявлено лише дві помилки. Отже, слід надати перевагу даній моделі.

Таблиця 6.

Результати оцінки моделі множинного вибору (модель 2)

Змінна	Оцінка β_i	z-статистика	P -значення
x_1	-0,507391632	-1,040743263	0,00734607
x_2	-0,456177958	-0,935695636	0,0046087
Граничні значення			
c_1	0,725570	0,528508659	0,0682926
c_2	0,059734	0,483559643	0,0270358
c_3	0,000038	0,453975259	0,0827926

Таблиця 7.

Класифікаційна таблиця для моделі множинного вибору (модель 2)

Група	Початкова класифікація (кількість банків у групі)	Перекласифікація (кількість банків у групі)	Помилки перекласифікації
1	10	10	0
2	9	10	-1
3	11	9	2
4	20	21	-1

Отже, результати дослідження довели, що економетричні моделі з дискретними залежними змінними можуть застосовуватись для оцінки стійкості та ранжування українських комерційних банків. Однак, слід зазначити, що для практичного використання необхідно врахувати значно більшу кількість факторів, а також значно більший об'єм даних. Крім того, економетричні моделі можуть використовуватись в системі оцінювання та попередження кризових явищ у банківській системі на ранніх стадіях. У таких моделях необхідно використовувати агреговані показники банківської системи, макроекономічні показники, показники державного втручання у банківську систему. Однак ефективність раннього попередження кризових явищ залежить від обсягів і якості статистичної інформації, а також від коректності вибору і застосування економетричних моделей.

1. Айвазян С. А., Бухштабер В. М., Енюков И. С., Мешалкин Л. Д. Прикладная статистика: классификация и снижение размерности. — М.: Финансы и статистика, 1989.
2. Барковський В.В., Барковська Н.В., Лопатін О.К. Теорія ймовірностей та математична статистика. — К.: ЦУЛ, 2002. — 448 с.
3. Наконечний С. І., Терещенко Т. О., Романюк Т. П. Економетрія: Підручник. — К.; Вид-во КНЕУ, 2006.
4. Магнус Я.Р., Катышев П.К., Пересецкий А.А. Эконометрика. Начальный курс. — М.: Дело, 2004.
5. Показники діяльності банків (за даними асоціації Українських банків - <http://www.aub.com.ua/ua/2009.html>)
6. Харин Ю.С., Малюгин В.И., Харин А.Ю. Эконометрическое моделирование. — Минск, БГУ, 2003.

USE OF ECONOMETRIC MODELS FOR ESTIMATION OF BANKS RIGIDITY IN UKRAINE

N. Mischuk

*Ivan Franko National University of Lviv
18, prospect Svobody, Lviv, 79000*

Existent ekonometric methods and models which are used in the analysis of bank activity are analysed. The regressive model of dependence of aggressive «crisis index» is built from select macroeconomic indicators

**ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ЭКОНОМЕТРИЧНИХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ ОЦЕНКИ
СТОЙКОСТИ БАНКОВ В УКРАИНЕ****Н. Мищук***Львовский национальный университет имени Ивана Франка
79000, м. Львов, просп. Свободы, 18*

Проанализированы существующие эконометричні методи и модели, которые используются в анализе банковской деятельности. Построена регрессионная модель зависимости агрессивного «кризисного индекса» от избранных макропруденциальных индикаторов