

МОДЕЛЮВАННЯ ОЧІКУВАНИХ КРЕДИТНИХ ЗБИТКІВ

У цій статті запропоновано метод моделювання ймовірності дефолту, описано статистичну оцінку моделі та представлено модель алгоритму програмної реалізації. Алгоритм автоматично обирає з групи регресійних моделей, де моделями є як лінійна регресія, так і різні модифікації напівлогарифмічних моделей та лагові моделі для макрореакторів $X_{i,t}, X_{i,t-1}, \dots, X_{i,t-T}$

Статистичний аналіз проводиться за використання коефіцієнта детермінації R -квадрат, p -value, VIF (variance inflation factor).

Актуальність цієї теми визначається необхідністю дотримання банківськими організаціями міжнародних стандартів, таких як Міжнародні стандарти фінансової звітності (МСФЗ 9) та Угода про банківський нагляд та капітал (Базель 3). Ці стандарти визначають вимоги щодо оцінки кредитного ризику та вимоги до розмірів капіталу. Дотримання цих стандартів є важливим не тільки для забезпечення стабільності та надійності фінансової системи, а й для збереження довіри клієнтів та інвесторів. Відповідність міжнародним нормам також робить банки конкурентоспроможними на світовому ринку та сприяє припливу інвестицій та розвитку фінансового сектору.

МСФЗ 9 може бути інтерпретований різними моделями. В статті запропоновано підхід щодо вибору відповідної моделі для прогнозування ймовірності дефолту. Описана методика вибору моделі дає змогу банкам вибрати оптимальну модель оцінки прогнозу дефолту в рамках наведеного стандарту. Це сприяє більш точній та надійній оцінці кредитного ризику, відповідно регуляторним вимогам, що забезпечить банки засобами для кращого прогнозування та управління фінансовими ресурсами, а також зменшення ризиків.

Методологія вибору моделі економить значну кількість часу та ресурсів, оскільки, пошук оптимальної моделі відбувається автоматично. Це дає змогу швидше реагувати на зміни в економічному середовищі, вдосконалювати стратегії прийняття рішення та управляти кредитними ризиками, що має велике значення для фінансових установ у конкурентному середовищі.

В Україні в цей час триває війна, і прогнозування за допомогою чинних методів стає складним завданням через непередбачувані стресові ситуації для економіки. У таких умовах стандартні моделі можуть бути недостатньо адаптованими для врахування підвищеного ризику та нестабільності. Запропонований підхід допоможе знайти більш консервативні моделі прогнозування, які можуть бути корисними в умовах нестабільних періодів і війни.

Ключові слова: Базель 3, МСФЗ 9, ECL, PD, NPL.

Вступ

Фінансовий ризик-менеджмент активно розвивається, а математичні методи прогнозування відрізняються не тільки для різних країн і банків, а й для різних періодів часу. Ми живемо у світі, який постійно змінюється, і жодна модель окремо не може бути адаптована під всі випадки.

Л. Г. Кльоба в статті [1] підкреслив важливість розуміння ризик-менеджменту в банківській системі. У статті окреслено необхідні умови для прибутковості банків.

У кожній країні є своя система регуляторів для банківської системи для забезпечення прозорих та рівних умов для всіх компаній, особливо великих. В Україні регулятором банківського бізнесу є Національний банк України [6].

© Дрінь С. С., Сердюк Ф. О., 2023

Щоб відповідати міжнародним стандартам банківського бізнесу, центральні банки, крім того, що самі створюють стандарти та обмеження, враховуючи поточні економічні, політичні ситуації та інше, зважають на поради та угоди від різних міжнародних установ. Прикладом такої міжнародної установи може бути Базельський комітет з питань банківського нагляду, який займається впровадженням єдиних стандартів у сфері банківського регулювання та нагляду, зпоміж яких нас цікавить Базель 3 [4], або Рада з міжнародних стандартів бухгалтерського обліку [2], тут беремо до уваги Міжнародний стандарт фінансової звітності 9 «Фінансові установи» [3]. Ці стандарти започаткували новий принцип оцінки кредитних ризиків.

На цю мить Україна живе в умовах війни, й це велике випробування для фінансового се-

ктуру країни. Вже багато років не було таких масштабних війн у розвинутих країнах, і ніякі міжнародні стандарти не вказують і не рекомендують, як має діяти бізнес в таких умовах, тому досліджень та статистики практично немає.

Попри складну ситуацію в країні, Державна служба статистики України [7] продовжує збирати та публікувати інформацію про стан економіки, а Національний банк України робить макроекономічні прогнози кожного кварталу в Інфляційному звіті.

У статті запропоновано методику для розрахунку очікуваних кредитних збитків, враховуючи міжнародні дослідження, розглянуті в статтях: Н. Ніколь [9], Кайо Феррейра та інші в [10], Тамаянти Челлатурай [11], Хорхе Абад, Хав'єр Суарес [12], Зія Ур та інші в [13], Йосі Лізар Едді та інші в [14]. А також з використанням бета-регресій, описаних у документації Франціска Крібарі-Нета та Ахіма Зейлейса [5]. Друга частина роботи присвячена прогнозу частки непрацюючих кредитів (NPL) банків України, статистику про які збирає та публікує Національний банк [6].

Рекомендаційна методика пошуку кращої моделі для прогнозування дефолтів забезпечить ефективність в управлінні ризиками.

По-перше, автоматичний підбір моделі зменшуватиме час, який витрачається для виконання відповідних кроків при виборі найкращої моделі з різними наборами макрофакторів і лагів. Це дає змогу робити процес більш ефективним та масштабованим, оскільки такий підхід дозволяє ефективно працювати з великими наборами даних, що не завжди може бути досягнуто стандартними методами.

По-друге, це дозволить покращити точність та об'єктивність результатів. Оскільки пошук оптимальної моделі проводиться автоматично, можна уникнути людського фактора.

Крім того, автоматизованість надає конкурентну перевагу перед іншими та дозволяє швидше, ефективніше та точніше прогнозувати дефолти, що є ключовим фактором для банків та інших фінансових установ, у разі прийняття рішення про надання позики.

Запропонований підхід щодо прогнозування очікуваних кредитних збитків

Прогнозні математичні моделі, як-от лінійні та нелінійні регресії різних форм, моделі з відповідним лагом й інші, можуть використовуватись для прогнозування очікуваних кредитних збитків. Загальна формула очікуваних кредитних збитків (Expected Credit Loss, ECL) є ключовим

елементом МСФЗ 9 та Базеля 3. За допомогою цієї формули банки розраховують необхідні резерви для покриття майбутніх збитків із кредитного портфеля.

Формула ECL має три складники: PD – ймовірність дефолту (Probability of Default), LGD – очікувану величину втрат в разі дефолту (Loss Given Default) та EAD – очікуваний баланс заборгованості (Exposure At Default):

$$ECL = PD * LGD * EAD \quad (1)$$

У статті моделюється значення змінної PD, що надалі буде позначатись як залежна змінна Y .

Підбір макрофакторів. До розгляду беруть такі фактори:

- *Річний рівень дефолту* – відсоток дефолтних кредитів за річний період для кожного значення j , $j \in \{1, \dots, 12\}$. Дефолтними називають ті, в яких виконується умова:

$$p_{j+k} = 0, p_{j+k+1} = 0, p_{j+k+2} = 0,$$

де p_1, \dots, p_{12} – щомісячні платежі за кредитом протягом року, $\forall k \in \{0, \dots, 10\}$, k – місяць, коли позичальник почав пропускати виплати.

- *ВВП* (Валовий внутрішній продукт).
- *Дефлятор ВВП* – це індекс, що використовується для вимірювання зміни рівня цін на товари та послуги, що включені до валового внутрішнього продукту.
- *Індекс споживчих цін* – це статистичний показник, що відображає зміни рівня цін на товари та послуги, які споживачі купують для своїх потреб.
- *Реальна заробітна плата* – це заробітна плата, яка враховує вплив інфляції на вартість грошей. Це також допомагає порівнювати заробітну плату в різні періоди часу.
- *Рівень безробіття* – це відношення кількості людей, які не мають роботи, до загальної робочої сили.

Попередня підготовка складається з таких етапів.

Для кожного фактора проведено логарифмічне перетворення (log difference) за формулою:

$$x'_j = \ln x_j - \ln x_{j-12} \quad (2)$$

де x – фактор, j – дата спостереження. Це зменшить гетероскедастичність та зробить розподіл більш нормальним.

Для кращого представлення макрофактора в моделі, розглядаємо всі можливі лаги для відповідного значення. Розглянуті лаги позначимо:

$$X_{i,j}, X_{i,j-1}, \dots, X_{i,j-\tau}$$

де j – дата, на яку було взято показник, τ – максимальна довжина лагу.

Перевіряємо наявність високого кореляційного зв'язку між макрофакторами. Беруть до уваги різні лаги макрофакторів, через те, що події в економіці можуть впливати на позичальників не одразу, а через певний період часу та пояснюють рівень дефолту.

Розглянуті моделі. У лінійній регресійній моделі залежна змінна Y , тобто рівні дефолтів, пояснюється лінійно незалежними змінними – макрофакторами $X_{1,\tau}, \dots, X_{n,\tau}$:

$$Y = b_0 + b_1 X_{1,\tau} + \dots + b_n X_{n,\tau}, \quad (3)$$

де b_i – коефіцієнти, оцінені методом найменших квадратів (МНК), τ – відповідний лаг, n – кількість макрофакторів.

У «Сім'ї» так званих бета-регресій залежна змінна визначена на проміжку $(0, 1)$.

Перша – це функція **logit**, тобто як залежну змінну беремо $\ln(Y/1 - Y)$, і функція має вигляд:

$$\ln\left(\frac{Y}{1 - Y}\right) = b_0 + b_1 X_{1,\tau} + \dots + b_n X_{n,\tau}, \quad (4)$$

Друга – функція **log**, де залежна змінна має вигляд $\ln(Y)$, отримуємо:

$$\ln(Y) = b_0 + b_1 X_{1,\tau} + \dots + b_n X_{n,\tau}, \quad (5)$$

Третя – функція **loglog**, тобто $-\ln(-\ln(Y))$ має вигляд:

$$-\ln(-\ln(Y)) = b_0 + b_1 X_{1,\tau} + \dots + b_n X_{n,\tau}, \quad (6)$$

І остання, як залежну змінну беремо $\ln(-\ln(1 - Y))$, тобто функція має вигляд:

$$\ln(-\ln(1 - Y)) = b_0 + b_1 X_{1,\tau} + \dots + b_n X_{n,\tau} \quad (7)$$

Методом передбачено відкидання моделі за різними статистичними показниками.

Статистична перевірка. R -квадрат – коефіцієнт детермінації. Обчислюють за формулою:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_i - \hat{y})^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2} \quad (8)$$

p -value – у контексті середнього генеральною та вибіркового середнього визначають:

$$H_0 : M(y) = \mu_y \quad \& \quad H_1 : M(y) \neq \mu_y$$

$$p\text{-value} = P_{H_0} [|\bar{y} - \mu_y| > |\bar{y}^{act} - \mu_y|]$$

де \bar{y} – середнє для генеральної сукупності, \bar{y}^{act} – вибіркве середнє для наявних даних.

Беруть до розгляду моделі, в яких $R^2 > 0.7$ та p -value менше за 0.05, тобто статистична значущість коефіцієнтів на рівні 95%.

VIF (variance inflation factor) – це міра мультиколінеарності, яка показує, наскільки корельовані між собою незалежні змінні у лінійній регресійній моделі. Високі значення VIF можуть мати наслідки, такі як заниження точності в оцінках коефіцієнтів регресії й відповідно зниження значущості регресійних коефіцієнтів та збільшення стандартної помилки. VIF обчислюють для кожного коефіцієнта за формулою:

$$VIF_i = 1 - \frac{1}{1 - R_i^2} \quad (9)$$

де R_i^2 – коефіцієнт детермінації для i -ї незалежної змінної відносно решти коефіцієнтів. Беруть до уваги тільки ті моделі, в яких $VIF > 5$.

Практична реалізація

Банки не показують рівні дефолтів своїх клієнтів, оскільки це конфіденційна інформація, тому як залежну змінну Y взято показник NPL (частка непрацюючих кредитів) від Національного банку України. Цей показник вказує, який відсоток з усіх кредитів перебуває у дефолті на різний час.



Рис. 1. Частка непрацюючих кредитів в Україні

До розгляду взято період останніх трьох років (2020–2022 роки).

У моделі як незалежні змінні X_1, \dots, X_5 взято такі макрофактори:

$VВП = GDP_lag$;

$Дефлятор\ VВП = GDP_deflator_lag$;

$Індекс\ спож.\ цін = Consumer_price_indices_lag$;

$Реальна\ заробітна\ плата = Real_salary_lag$;

$Рівень\ безробіття = unemployment_rate_lag$.

Залежна змінна Y :

$Річний\ рівень\ дефолту = NPL$.

На першому етапі виконуємо логарифмічне перетворення за формулою (2), а на другому будемо лаги довжиною від 1 до 12, для кожного X_1, \dots, X_5 .

На наступному етапі виконано кореляційний аналіз між залежною змінною Y та всіма незалежними змінними X_1, \dots, X_5 . Було відки-

нуто змінні, які мають низьку кореляцію з Y ($\text{cor}(Y, X_j) < 0,4$), а також змінні, які мають неправильну інтерпретацію. Приклад неправильної інтерпретації: змінна вказує на негативну кореляцію, а саме, що покращення стану економіки негативно впливає на позичальників.

Було побудовано таблицю, в якій вказано коефіцієнти кореляції між макрочислами X_1, \dots, X_5 різних лагів та Y , використовуючи формулу:

$$\text{cor}(Y, X_j) = \frac{\sum_{i=1}^n ((x_{ji} - \bar{x})(y_i - \bar{y}))}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{ji} - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}$$

Таблиця кореляцій					
GDP_lag0	GDP_lag3	GDP_lag6	GDP_lag9	GDP_lag12	
	-0,47	-0,60	-0,62	-0,54	-0,42
LN_GDP_change_lag0		-0,37	-0,55	-0,61	-0,35
GDP_deflator_lag0		-0,84	-0,90	-0,79	-0,83
LN_deflator_change_lag0		-0,30	-0,60	-0,39	-0,83
Consumer_price_index_lag0		-0,67	-0,59	-0,47	-0,25
LN_CPI_change_lag0		-0,79	-0,81	-0,77	-0,51
Real_salary_lag0		0,45	0,25	0,07	-0,02
LN_real_salary_change_lag0		0,39	0,15	-0,10	-0,41
unemployment_rate_lag0		-0,65	-0,47	-0,29	-0,17
LN_UR_change_lag0		-0,56	-0,39	-0,24	-0,16

Рис. 2. Кореляційна таблиця

Алгоритм показує хороші результати для факторів із високою кореляцією та правильно інтерпретованими знаками. Наприклад: GDP_lag та LN_GDP_change_lag .

Також було перевірено алгоритм, якщо не дуже хороші параметри. Наприклад, до попередніх факторів додано Real_salary_lag з низькою кореляцією та нелогічним знаком кореляції. Алгоритм відкинув моделі з такими факторами на розглянутому рівні значущості.

Було включено додаткову перевірку на правильну інтерпретованість знаків для відповідних коефіцієнтів. До уваги беруть тільки моделі, в яких $b_i < 0$.

За результатами проведеного дослідження було відібрано дві моделі.

Таблиця 1. Модель **logit**

	coefficient	Std. Error	t-value	p-value
b_0	4.65e-01	1.36e-01	3.42	0.0006
b_1	-7.45e-07	1.09e-07	-6.8	1.02e-11
b_2	-1.8	2.32e-01	-7.15	7.15e-15

$$R^2 = 0,7021$$

Таблиця 2. Модель **log**

	coefficient	Std. Error	t-value	p-value
b_0	-3.61e-01	8.44e-02	-4.28	1.86e-05
b_1	-4.77e-07	6.98e-08	-6.84	7.88e-12
b_2	-1.16	1.53e-01	-7.59	3.14e-14

$$R^2 = 0,7185$$

де b_1 та b_2 — коефіцієнти, які оцінені за методом МНК для факторів GDP_lag12 та $\text{LN_GDP_change_lag6}$.

Оскільки обидві моделі показують схожий результат, було вирішено вибрати модель **log**, тому що в неї вищий показник R^2 .

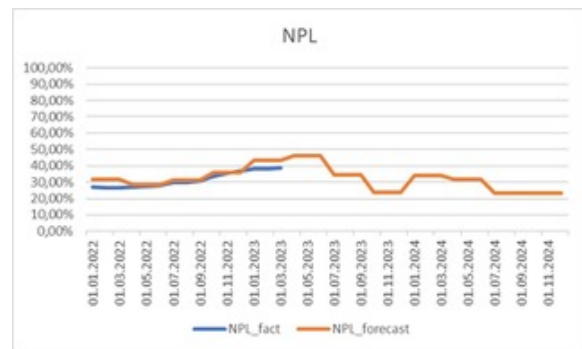


Рис. 3. Прогноз, отриманий за використання моделі **log**

Було отримано модель, яка прогнозує підвищення NPL під час першого кварталу 2023 року, що збігається з динамікою фактичних значень, та помірне зниження протягом двох років.

Висновки

У цій статті запропоновано метод моделювання ймовірності дефолту, який має практичний і важливий застосунок у фінансовому секторі. Цей метод вирізняється автоматизованим підходом до вибору регресійної моделі для прогнозування ймовірності дефолту на основі статистичного аналізу та оцінки моделі.

Важливими компонентами цього методу є використання різних регресійних моделей, таких як лінійна регресія, модифікації напівлогарифмічних моделей та лагові моделі для макрочисел. Статистичний аналіз здійснюється за допомогою показників, таких як коефіцієнт детермінації R -квадрат, p -value та VIF.

Однією з головних переваг цього методу є його автоматизація, що дозволяє значно заощадити час і ресурси при виборі оптимальної моделі. Це особливо важливо у фінансовому секторі, де

важливо оперативно реагувати на зміни в економічному середовищі та ефективно управляти кредитними ризиками.

Результат дослідження підтвердив наявну ситуацію в Україні за розглянутий період.

Отже, запропонований метод має потенціал покращити прогнозування ймовірності дефолту і допомогти фінансовим установам ефективно управляти ризиками в умовах складного економічного та політичного середовища.

Список літератури

1. Кльоба Л. Ефективний ризик менеджмент – запорука фінансової безпеки банку. *Ефективна економіка*. 2017. № 6.
2. Міжнародний стандарт фінансової звітності 9 (МСФЗ 9). *Верховна Рада України*.
3. IFRS 9 Financial Instruments. *Official edition*.
4. Basel III: A global regulatory framework for more resilient banks and banking systems. *Official edition*.
5. Francisco Cribari-Neto, Achim Zeileis. Beta Regression in R documentation. *Journal of Statistical Software*. 2010. Vol. 34 (2). Pp. 1–24.
6. Рівень непрацюючих кредитів (NPL). *Національний банк України*.
7. Державна служба статистики України.
8. Інфляційний звіт. *Національний Банк України*. Січень 2023 року. 48 с.
9. Nicolle N. Review of credit risk modelling under IFRS 9. An application in Chile. Politecnico di Milano, 2018.
10. Ferreira Caio, Jenkinson Nigel, Wilson Christopher. From Basel I to Basel III: Sequencing Implementation in Developing Economies. *Міжнародний валютний фонд*. 14.06.2019.
11. Chellathurai Thamayanthi. Modeling lifetime expected credit losses on bank loans. *International Journal of Theoretical and Applied Finance*. 2021. Vol. 24, No. 08, 2150039.
12. Abad Jorge, Suarez Javier. The Procyclicality of Expected Credit Loss Provisions *CEMFI* May 2018.
13. Rehman Zia Ur, Muhammad Noor, Sarwar Bilal, Asif Raz Muhammad. Impact of risk management strategies on the credit risk faced by commercial banks of Balochistan. *Financial Innovation*. 2019. Vol. 5 (44).
14. Eddy Yosi Lizar, Bakar Engku Muhammad Nazri Engku Abu. Credit scoring models: Techniques and issues. *Journal of Advanced Research in Business and Management Studies* 2017. Vol. 7, Issue 2

References

1. Lev Klyoba, "Effective risk management is the key to the bank's financial security," *Efficient economy*. **6** (2017).
2. International Financial Reporting Standard 9 (IFRS 9). Verkhovna Rada of Ukraine.
3. IFRS 9 Financial Instruments. Official edition.
4. Basel III: A global regulatory framework for more resilient banks and banking systems. Official edition.
5. Francisco Cribari-Neto, Achim Zeileis, "Beta Regression in R documentation," *Journal of Statistical Software*. **34** (2), 1–24 (2010).
6. The level of non-performing loans (NPL). National Bank of Ukraine.
7. State Statistics Service of Ukraine.
8. Inflation report. *National Bank of Ukraine* January 2023. 48 p.
9. N. Nicolle, *Review of credit risk modelling under IFRS 9*. An application in Chile. Politecnico di Milano (2018).
10. Caio Ferreira, Nigel Jenkinson, and Christopher Wilson, "From Basel I to Basel III: Sequencing Implementation in Developing Economies". International Monetary Fund 14.06.2019
11. Thamayanthi Chellathurai, "Modeling lifetime expected credit losses on bank loans", *International Journal of Theoretical and Applied Finance*. **24** (8), 2150039 (2021).
12. Jorge Abad and Javier Suarez, *The Procyclicality of Expected Credit Loss Provisions*. CEMFI May 2018.
13. Zia Ur Rehman, Noor Muhammad, Bilal Sarwar, Muhammad Asif Raz, "Impact of risk management strategies on the credit risk faced by commercial banks of Balochistan," *Financial Innovation* **5** (44) (2019)
14. Yosi Lizar Eddy, Engku Muhammad Nazri Engku Abu Bakar, "Credit scoring models: Techniques and issues", *Journal of Advanced Research in Business and Management Studies* **7** (2) (2017).

S. Drin, F. Serdiuk

EXPECTED CREDIT LOSS MODELING

This article proposes a method for modeling the probability of default, describes the statistical evaluation of the model, and presents a model of the software implementation algorithm. The algorithm automatically selects from the group of regression models where the models are both linear regression and various modifications of semi-logarithmic models and lag models for macro factors $X_{i,t}, X_{i,t-1}, \dots, X_{i,t-T}$

Statistical analysis is carried out using the coefficient of determination R-squared, p-value, VIF (variance inflation factor).

The relevance of this topic is determined by the need for banking organizations to comply with international standards, such as International Financial Reporting Standards (IFRS 9) and the Agreement on Banking Supervision and Capital (Basel 3). These standards define credit risk assessment requirements and capital requirements. Adherence to these standards is important not only for ensuring the stability

and reliability of the financial system, but also for maintaining the trust of clients and investors. Compliance with international standards also makes banks competitive in the global market and promotes investment inflows and the development of the financial sector.

IFRS 9 can be presented in various mathematical models. The article proposes an approach to choosing the appropriate model for forecasting the probability of default. The described model selection method allows banks to choose the optimal default forecast assessment model within the framework of the given standard. This contributes to a more accurate and reliable assessment of credit risk, in accordance with regulatory requirements, which will provide banks with the means for better forecasting and management of financial resources, as well as risk reduction.

The model selection methodology saves a significant amount of time and resources, since the search for the optimal model occurs automatically. This allows us to react more quickly to changes in the economic environment, improve decision-making strategies and manage credit risks, which is of great importance for financial institutions in a competitive environment.

There is currently a war going on in Ukraine, and forecasting using current methods becomes a difficult task due to unpredictable stressful situations for the economy. In such conditions, standard models may not be sufficiently adapted to account for increased risk and volatility. The proposed approach allows finding more conservative forecasting models that can be useful in unstable periods and war.

Keywords: Basel 3, IFRS 9, ECL, PD, NPL.

Матеріал надійшов 27.12.2023



Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC BY 4.0)