

## МОДЕЛЮВАННЯ КРЕДИТНОГО РИЗИКУ БАНКУ ЗА ДОПОМОГОЮ УЗАГАЛЬНЕНИХ ЛІНІЙНИХ МОДЕЛЕЙ

*У статті розглядається модель логістичної регресії, яка належить до класу узагальнених лінійних моделей. У межах цього підходу аналізується байєсівський підхід щодо оцінки кредитного ризику банку (а саме: комплексна оцінка методом Лапласа). На прикладі конкретного банку розглядається доцільність застосування цього класу моделей до оцінки кредитного ризику та визначення ймовірності дефолту.*

**Ключові слова:** кредитний ризик, дефолт, узагальнені лінійні моделі.

Необхідною умовою успішного розвитку будь-якої фінансової установи є розробка внутрішніх (власних) моделей оцінки фінансових (зокрема кредитних) ризиків. Такі моделі використовуються для розрахунку мінімально-необхідного регуляторного капіталу та внесені до Поправки щодо кредитного ризику Нової Базельської угоди щодо достатності капіталу (Market Risk Amendment – MRA) [1, с. 4]. Надзвичайно важливим питанням є застосування адекватних моделей для прогнозування втрат від кредитного ризику у довгостроковому періоді.

Найпростішим визначенням кредитного ризику є окреслення його як можливості невиконання позичальником або протилежною стороною взятих на себе зобов'язань відповідно до встановлених умов [2, с. 17]. Український законодавець визначає кредитний ризик як наявний або потенційний ризик для надходжень та капіталу, який виникає через неспроможність сторони, що взяла на себе зобов'язання, виконати умови будь-якої фінансової угоди із банком або в інший спосіб виконати взяті на себе зобов'язання [3, с. 39]. За аналогією з ринковим ризиком, кредитний ризик можна також визначити як максимальний очікуваний збиток, який може статися із заданою ймовірністю протягом певного періоду часу в результаті падіння вартості активів (портфеля кредитів) через нездатність контрагентів (позичальників) своєчасно погасити кредити. Зазвичай для оцінки кредитного ризику довірчий інтервал вибирається на рівні 99%, а часовий горизонт може охоплювати від 1 до 5 років.

Проблему моделювання, оцінки та управління кредитним ризиком досліджували такі вітчизняні та зарубіжні науковці, як Г. І. Берегова, Р. Галлаті, В. М. Горбачук, А. Б. Камінський, Б. Ю. Кишакевич, А. А. Лобанов, О. Хаб'юк, А. В. Чугунов та інші.

Моделювання кредитного ризику – надзвичайно важлива та актуальна проблема. Адже застосування дієвої моделі оцінки кредитного ризику дозволяє фінансовій організації зекономити час та гроші, вберегтися від небажаних втрат або навіть дефолту, а також допомагає у прийнятті управлінських рішень щодо уникнення або мінімізації негативного впливу, спричиненого схильністю до ризику. Тому в сучасному мінливому середовищі невирішеною проблемою залишається вибір оптимальної моделі для оцінки

кредитного ризику, а також застосування таких нових методів, як байєсівський підхід, до його оцінки та моделювання.

Метою статті є висвітлення основних положень комплексної оцінки кредитного ризику методом Лапласа (КОМЛ) у рамках байєсівської теорії. Це потребує вирішення таких завдань:

- розкриття сутності поняття кредитний ризик та дефолт;
- визначення основних положень комплексної оцінки кредитних ризиків методом Лапласа;
- наведення алгоритму цього методу для оцінки та моделювання кредитного ризику;
- надання практичних рекомендацій щодо застосування алгоритму.

Важливість кредитного ризику та зростання кількості та масштабності дефолтів сприяли тому, що Базельський комітет з банківського нагляду активно залучає та стимулює банки у своїй діяльності контролювати та оцінювати ймовірність дефолтів у своїй діяльності [4, с. 56]. Зростаюча потреба у точній оцінці спонукає учених та практиків розробляти нові моделі кредитного ризику. Кредитним ризиком називається ризик збитків у випадку, коли боржник не може виконати свої зобов'язання за контрактом (угодою), у виконанні якого зацікавлені треті особи (фінансові інститути) або органи регулювання та нагляду.

Застосування байєсівського підходу до моделювання кредитного ризику є порівняно новим. Перші праці зарубіжних вчених з'явилися у 2005 році. Наприклад, Льофлер запропонував застосовувати емпіричний байєсівський підхід до банків, які мають невеликі обсяги даних про дефолт та інформацію про які можна отримати з відкритих джерел (публічна фінансова звітність, звіти регулюючих органів) [5, с. 111]. Його застосування до моделювання кредитного ризику також можна знайти у працях Мак Нейла, Ведіна та Андо.

У межах байєсівського підходу розглянемо комплексну оцінку методом Лапласа щодо моделювання кредитного ризику (КОМЛ).

Розглянемо логістичну регресійну модель, яка належить до класу узагальнених лінійних моделей. Залежна змінна у логістичній регресійній моделі має біноміальний розподіл, а ймовірність моделюється за

допомогою логіт-функції [6, с. 520].

Для нашої моделі введемо таку змінну, як індикатор дефолту  $Y_i$ . Нехай  $Y_i = 1$  у випадку, якщо клієнт (позичальник)  $i$  оголосив дефолт, та  $Y_i = 0$  у іншому випадку. Тобто  $Y_i \in \{0, 1\}, i = 1, \dots, N$ .

Тоді лінійний прогноз матиме вигляд:

$$\eta_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^M \beta_j x_{ij} + \varepsilon_i, \quad (1)$$

де  $x_{ij}$  – пояснювальна змінна, характеристика позичальника.

Цей прогноз пов'язаний з ймовірністю дефолту через логіт-функцію таким чином:

$$\log \text{it}(p_i) = \log \left\{ \frac{p_i}{1-p_i} \right\} = \eta_i \quad (2)$$

Тоді ймовірність дефолту матиме такий вигляд [7, с. 45]:

$$p_i = \frac{e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^M \beta_j x_{ij}}}{1 + e^{\beta_0 + \sum_{j=1}^M \beta_j x_{ij}}} \quad (3)$$

Запропонована нами байєсівська модель базується на апріорному розподілі коефіцієнтів регресії:

$$\beta_j \sim \pi(\beta_j | \theta_j), j = \overline{0, \dots, M}, \quad (4)$$

де  $\pi(\cdot | \theta_j)$  – це відповідна функція щільності;  $\theta_j$  – вектор параметрів.

Інтерпретація параметрів моделі залежить від вибору розподілу. Задаючи різні значення  $\theta_j$  коефіцієнти регресії також будуть різними, навіть при одній і тій же функції розподілу [8, с.12].

У нашому випадку розглядається індикатор дефолту  $Y_i$ , який може набувати значення 1 (у випадку дефолту) та 0 (у іншому випадку).

Незалежні змінні моделі наведені у таблиці 1.

Таблиця 1. Незалежні змінні моделі

Скорочена назва	Повна назва	Значення	Категорія
X1	Операційний прибуток	[0, 10]	Дохід
X2	Операційні збитки	[0, 10]	Дохід
X3	Запаси	[0, 10]	Дохід
X4	Величина доходу	[0, 10]	Дохід
X5	Відсоток капіталу	[0, 10]	Споживання
X6	Платіжні кошти	[0, 10]	Споживання
X7	Ступінь ліквідності	[0, 10]	Споживання
X8	Можливість овердрафту	[0, 10]	Споживання
X9	Історія компанії та її репутації	[0, 10]	Поведінка
X10	Надійність платежів та ключових показників	[0, 10]	Поведінка
X11	Точність бухгалтерських звітів	[0, 10]	Поведінка
X12	Вчасність розрахунків	[0, 10]	Поведінка
X13	Вік	[0, 10]	Вік

Розглянемо застосування моделі КОМЛ на прикладі «Першого Українського Міжнародного Банку» («ПУМБ») та його кредитний портфель за 2008-2011 рр.

«ПУМБ» входить до групи найбільших в Україні і є універсальним банком, діяльність якого зосереджена на комерційних, роздрібних та інвестиційно-банківських операціях. Банк заснований у 1991 році. «ПУМБ» входить до ТОП-10 українських банків за ключовими фінансовими показниками, таким, як обсяги активів і зобов'язань, розміри власного та статутного капіталу. Всеукраїнська регіональна

мережа «ПУМБ» налічує 11 філій і 160 відділень. Основним акціонером Банку є компанія «СКМ Фінанс» (89,87% акціонерного капіталу), частина групи СКМ, одна з провідних українських промислових холдингових компаній, що грають ключову роль в економіці України та Східної Європи. У травні 2011 року рейтингове агентство «Moody's» підвищило прогноз щодо фінансовій стійкості «ПУМБ» до Е+ (прогноз стабільний).

Портфель банку поділено на 10 секторів за видами економічної діяльності (таблиця 2).

Таблиця 2. Кредитний портфель банку за секторами економіки, тис. грн.

Сектор економіки	Рік			
	2008	2009	2010	2011
Торгівля та агентське обслуговування	3 395 390	4 290 643	3 768 516	3 980 670
Фізичні особи	2 911 745	3 840 620	3 351 200	3 360 465
Харчова промисловість та сільське господарство	2 236 576	1 380 748	1 724 644	1 870 534
Металургія	835 265	1 030 993	861 090	990 587
Машинобудування	515 545	508 025	537 216	559 346
Хімічна галузь	244 715	275 020	303 603	325 809
Транспорт, послуги зв'язку та інфраструктура	152 920	125 672	836 046	1 090 567
Гірничо-видобувна промисловість	88 455	112 513	85 322	90 456
Будівництво / Нерухомість	1 250 564	1 370 667	1 553 827	1 670 540
Інше	605 605	625 334	598 875	615 250
Усього кредити клієнтам (валова сума)	11 398 064	13 560 235	13 620 339	14 554 224

Серед усіх даних по контрагентах (7080 записів) можна виділити експертним шляхом 126 на рівні дефолту, тобто ймовірність дефолту складає приблизно 1,8%. Ймовірність виникнення дефолту для кожного контрагента визначалася за 13-ма ключовими показниками, наведеними у Таблиці 1. Для порівнюваності показників усі їх значення перетворювалися та розглядалися у проміжку від 0 до 10. Чим вище значення показника, тим більше він пов'язаний з факторами, які знижують дефолт, і навпаки. Наприклад, для змінної «Вік» значення 10 було найкращим, яке можна було отримати. Усі змінні

були поділені на 4 групи: дохід (4 показники), споживання (4 показники), поведінка (4 показники), вік (1 показник).

З метою вивчення впливу апіорної інформації на ймовірність дефолту розглянемо спочатку результати, отримані за допомогою байєсівського підходу, у якому апіорні значення є невизначеними або неінформативними. У таблиці 3 наведені коефіцієнти регресії з невизначеними апіорними значеннями, отримані за допомогою методу КОМЛ. Значення математичного сподівання 0, дисперсії – 1000.

**Таблиця 3. Значення середнього, стандартного відхилення, нижньої (2,5%) та верхньої (97,5%) межі для моделі КОМЛ**

Змінна	Математичне сподівання	Стандартне відхилення	Нижня межа	Верхня межа
X1	-0.0539	0.0907	-0.2302	0.1284
X2	-0.1696	0.0974	-0.3628	0.0218
X3	-0.0798	0.0307	-0.1396	-0.0181
X4	-0.1167	0.0499	-0.2145	-0.0174
X5	-0.0504	0.0476	-0.1432	0.0448
X6	0.0626	0.0474	-0.0319	0.1552
X7	-0.0771	0.0457	-0.1694	0.0111
X8	-0.2195	0.0441	-0.3086	-0.1342
X9	-0.2277	0.0298	-0.2863	-0.1686
X10	-0.1252	0.0268	-0.1770	-0.0709
X11	-0.0028	0.0264	-0.0545	0.0498
X12	-0.0615	0.0247	-0.1095	-0.0118
X13	-0.0882	0.0357	-0.1603	-0.0190

Наведемо результати, отримані за допомогою моделі КОМЛ, з відомими апіорними значеннями (дані ПУМБ з 2008 по 2011 рік). Значення математичного сподівання та дисперсії для

незалежних змінних наведено у Таблиці 4. Математичне сподівання дорівнює 0, дисперсія –  $\sqrt{1000}$  для усіх коефіцієнтів.

**Таблиця 4. Апіорні значення математичного сподівання та стандартного відхилення для незалежних змінних**

Змінна	Математичне сподівання	Стандартне відхилення
X1	-0.096	0.042
X2	-0.127	0.104
X3	-0.045	0.022
X4	-0.069	0.024
X5	-0.102	0.023
X6	-0.103	0.023
X7	-0.032	0.019
X8	-0.078	0.048
X9	-0.268	0.021
X10	-0.102	0.017
X11	-0.105	0.017
X12	-0.068	0.015
X13	-0.062	0.017

У таблиці 5 наведено апостеріорний розподіл із застосуванням моделі КОМЛ. Щільність апостеріорного розподілу є щільністю нормального розподілу з апостеріорним математичним сподіванням та стандартним відхиленням.

Результати, отримані за допомогою інформативних та невизначених апіорних значень, відрізняються за значенням більшості показників. Якщо апіорні та емпіричні дані відрізняються між собою, то апостеріорні є комбінацією двох, як і зазначалося у байєсівському підході [9, с. 130].

Отже, можна зробити висновок про те, що модель КОМЛ є дієвим інструментом у рамках байєсівської теорії для визначення дефолту у випадку кредитного ризику. Це твердження було перевірено на реальних даних.

Байєсівський підхід дозволяє використовувати апіорні значення для визначення коефіцієнтів регресії [10, с. 340]. Наприклад, у нашому випадку точна апіорна інформація про ймовірність дефолту була трансформована для визначення коефіцієнтів регресії у логістичній регресійній моделі. Перевагою

Таблиця 5. Апостеріорні значення математичного сподівання, стандартного відхилення, нижньої (2,5%) та верхньої (97,5%) межі для моделі КОМЛ у випадку точних апріорних значень

Змінна	Математичне сподівання	Стандартне відхилення	Нижня межа	Верхня межа
X1	-0.0847	0.0371	-0.1581	-0.0114
X2	-0.0945	0.0617	-0.2166	0.0271
X3	-0.0593	0.0179	-0.0945	-0.0240
X4	-0.0799	0.0211	-0.1216	0.0384
X5	-0.0903	0.0199	-0.1297	-0.0510
X6	-0.0730	0.0207	-0.1139	-0.0322
X7	-0.0307	0.0171	-0.0646	0.0029
X8	-0.1369	0.0308	-0.1983	-0.0768
X9	-0.2445	0.0167	-0.2775	-0.2115
X10	-0.1039	0.0143	-0.1320	-0.0757
X11	-0.0686	0.0137	-0.0957	-0.0415
X12	-0.0598	0.0125	-0.0844	-0.0352
X13	-0.0705	0.0152	-0.1005	-0.0405

моделі КОМЛ є однакові результати для однакових даних при повторному обчисленні.

Кредитний ризик є важливою складовою будь-якого портфеля банку та потребує постійного контролю та управління. Для зменшення кредитного ризику та знаходження основних його показників (ймовірності дефолту, схильності до кредитного ризику тощо) варто використовувати новітні підходи, такі як, наприклад, байесівський.

Вибір найкращого методу розрахунку залежить від повноти даних та специфіки банківського портфеля. Описана модель пропонує застосовувати комплексну оцінку кредитного ризику методом Лапласа з використанням ймовірнісного підходу та логіт-функції.

Варто зазначити, що ця модель має певні обмеження щодо застосування. Основними труднощами при використанні комплексної оцінки методом Лапласа є: недостатність або повна відсутність історичних даних; відсутність або невідповідність статистичних даних у зв'язку зі специфікою діяльності банку чи особливостями кредитної політики. Проте це не повинно заважати банкам у розробці та застосуванні байесівських моделей, дані для яких на першому етапі можуть ґрунтуватися на інформації відкритих джерел або на експертних висновках. Надзвичайно важливим кроком для вітчизняних банків є розвиток власних методик, які дозволять надалі збирати необхідні дані для побудови та вдосконалення моделей оцінки кредитного ризику.

### Список літератури

1. *Credit Risk Modeling: Current Practices and Applications*. – Basle Committee on Banking Supervision. – Basel, april 1999. – P.4.
2. *Принципи управління кредитними ризиками*. – Базельський комітет з банківського нагляду. – Базель, вересень 2000 р. – С.17.
3. *Методичні рекомендації щодо організації та функціонування систем ризик-менеджменту в банках України : постанова Правління Національного банку України № 361 від 2 серпня 2004 р. – Офіц. вид. – К.: Офіційний вісник України, 2004. – 46 с.*
4. *Basel II: International convergence of capital measurements and capital standards: A revised framework, comprehensive version. Technical report, Bank for international settlements*. – Basel, 2006. – p. 56-58.

5. *Beaver, W. H. Financial ratios as predictors of failure / W. H. Beaver // Journal of accounting research*. – 2002. – № 4. – P. 111.
6. *Лобанов, А. Энциклопедия финансового риск-менеджмента / А. Лобанов, А. Чугунов*. – М.: 2003. – 786 с.
7. *Embrechts, P. Modeling Extreme Events for Insurance and Finance / P. Embrechts, C. Kluppelberg, T. Mikosch. // Applications of Mathematics. Stochastic Modeling and Applied Probability*. – Berlin: 1997. – №. 33. – P. 45.
8. *Longin, F. From Vaue-at-Risk to Stress Testing: The Extreme Value Approach / F. Longin. // Financial report*. – New York: 1997. – № 5. – P. 12.
9. *Гумбель, Э. Статистика экстремальных значений / Э. Гумбель*. – М.: 1965. – 452 с.
10. *Кендалл, М. Теория распределений / М. Кендалл, А. Стьюарт*. – М.: 1966. – Том 1. – 566 с.

### РЕЗЮМЕ

Урсуленко Анна

#### Моделирование кредитного риска банка при помощи обобщенных линейных моделей

В статье рассматривается модель логистической регрессии, которая относится к классу обобщенных линейных моделей. В рамках данного подхода анализируется Байесовский подход к оценке кредитного риска банка (а именно: комплексная оценка методом Лапласа). На примере конкретного банка рассматривается целесообразность применения данного класса моделей к оценке кредитного риска и определения вероятности дефолта.

### RESUME

Ursulenko Ganna

#### Modeling of credit risk with the help of generalized linear models

The article deals with logistic regression model, which belongs to a class of generalized linear models. Under this approach the article depicts the Bayesian approach to assess the credit risk of the bank (ie: integrated netscape Laplace approximation). The article shows the expediency of this models to credit risk assessment and default likelihood.

Стаття надійшла до редакції 06.04.2012 р.