



■ **Андрій Матвійчук**
Andrii Matviichuk

Генеральний директор ТОВ "Науковий парк Київського національного економічного університету", доктор економічних наук, професор кафедри економіко-математичного моделювання Київського національного економічного університету імені Вадима Гетьмана

General Director of the LLC "Scientific Park of the Kyiv National Economic University, Sc.D. (Economics), Professor of the Economic and Mathematical Modeling Department of the Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman

■ **Владислав Бень**
Vladyslav Ben

Спеціаліст АТ "МОТОР СІЧ"

Specialist of the JSC "Motor Sich"



Дослідження/

Використання *logit*- та *probit*-регресій для оцінки кредитоспроможності позичальника¹

The use of logit and probit regressions in borrower's creditworthiness assessment

*Розроблено та запропоновано для практичного використання авторський методологічний підхід щодо оцінювання кредитоспроможності позичальників – фізичних осіб, який при оцінюванні кредитних ризиків надає можливість врахування, крім кількісних показників, ще й якісні. Підхід ґрунтується на використанні *logit*- та *probit*-регресій.*

The article considers a methodological approach to assessment of creditworthiness of borrowers – natural persons. The approach is based on the use of logit and probit regressions and makes it possible to take into account both quantitative and qualitative factors when assessing credit risks. The methodology developed by the authors is suggested for practical use.

Ключові слова: *logit*-регресія, *probit*-регресія, оцінка кредитоспроможності, позичальник – фізична особа, кількісні та якісні чинники.

Key words: logit regression, probit regression, creditworthiness assessment, borrower – natural person, quantitative and qualitative factors.

Проблема кількісної оцінки та аналізу кредитних ризиків і рейтингів позичальників є актуальною як для закордонних, так і для вітчизняних банків, що кредитують фізичних та юридичних осіб. Методики, які розробляються для кількісної оцінки кредитних ризиків, мають відповідати ряду умов, серед яких особливо важливою є вимога щодо прозорості [1].

Прозорість методики кредитного

ризиків – це можливість бачити не лише явище в цілому, а і його значущі деталі. Під прозорістю методики розуміють строгість використовуваних математичних методів, згладжування суб'єктивності експертних оцінок, наочність результатів оцінки та аналізу ризику, повне їх сприйняття самими працівниками банків, відкритість методик для контролюючих органів і позичальників. Прозорість методики та результатів досягається шляхом обчислення часток значущих подій (критеріїв) у загальному кредитному ризику. Отже, виникає необхідність застосування такого математичного апарату, що дасть змогу, по-перше, зменшити вплив суб'єктивного чинника при оцінці кредитоспроможності клієнтів

та, по-друге, визначити вплив кожного з факторів, що враховуються при аналізі кредитних ризиків на кінцевий результат оцінювання.

ЕКОНОМЕТРИЧНІ МАТЕМАТИЧНІ МОДЕЛІ ОЦІНКИ КРЕДИТОСПРОМОЖНОСТІ

Математична постановка задачі оцінки кредитоспроможності позичальника полягає в дослідженні зміни значення деякої величини під впливом зміни значень визначеного переліку чинників. При такій постановці цілі маємо класичну задачу з економетрики. Економетричні методи та моделі широко розроблені, обґрунтовані та часто використовуються

¹ Публікація містить результати досліджень, проведених при грантовій підтримці Державного фонду фундаментальних досліджень за конкурсним проектом GP/F56/161 "Адаптивні технології інтелектуального аналізу кредитоспроможності українських підприємств", автори якого визначені переможцями конкурсу на здобуття грантів Президента України для підтримки наукових досліджень молодих учених за 2014 рік.

в дослідженнях економічних процесів.

З метою оцінювання кредитоспроможності позичальника необхідно встановити взаємозв'язок між певним переліком чинників та фактом повернення чи неповернення кредиту позичальником. Повернення та неповернення кредиту може бути позначено за допомогою лише двох значень, зазвичай 0 та 1 (така змінна має назву бінарної). Отже, нам необхідно спрогнозувати значення бінарної змінної. Побудова звичайної множинної регресії в даній задачі не дасть потрібного результату, оскільки розраховані значення залежної змінної можуть не належати відрізьку [0, 1], тому інтерпретація таких результатів ускладнюється. Однак задачу побудови регресійної залежності для такого оцінювання можемо представити не як передбачення значень бінарної змінної, а як моделювання деякої неперервної змінної, яка набуває значення з інтервалу [0, 1]. Такі задачі можуть бути описані за допомогою лінійних моделей ймовірності, або *logit*- та *probit*-моделей [2]. Завдяки способу побудови цих моделей прогнозу значення, яких набуває досліджувана змінна, можуть не лише відповідати значенню 0 та 1, а й бути інтерпретованими як ймовірність повернення (неповернення) кредиту позичальником.

Проблеми оцінювання кредитоспроможності позичальників банків, аналізу та оцінки кредитного ризику, а також створення системи ризик-менеджменту банків не втрачають своєї актуальності, тому дослідженню описаних проблем присвячено багато наукових праць. Теоретико-методологічна база для аналізу та дослідження кредитного ризику напрацьована такими вітчизняними вченими, як В.В.Вітлінський [3], А.Б.Камінський [4, 5, 6], О.В.Пернарівський [7], К.К.Писанець [8, 9], Б.Ю.Кишакевич [10, 11, 12].

Незважаючи на значну кількість досліджень, присвячених моделюванню кредитних ризиків, сьогодні невіршеними залишаються питання щодо методів оцінювання кредитоспроможності позичальників – фізичних осіб, серед яких можемо виокремити проблему пошуку найбільш адекватного математичного інструментарію відповідно до наявної інформаційної бази. Зокрема, в проведених раніше дослідженнях недостатньо ґрунтовно розглянуто питання формування та аналізу початкового масиву даних.

Одним із важливих невіршених питань при оцінці кредитоспроможності позичальників – фізичних осіб автори вважають визначення адекватних підходів врахування чинників, що описуються якісними показниками. В більшості випадків при оцінюванні кредитоспроможності фізичних осіб банківськими установами використовується значна кількість таких показників. Перетворення їх у кількісні за допомогою фіктивних змінних може невиправдано збільшувати початковий масив інформації та не найкращим чином впливати на якість самої моделі та достовірність результатів оцінювання. Отже, необхідно визначити підходи до способів урахування важливих якісних показників, за яких підвищуватиметься адекватність отриманих моделей. Також більше уваги необхідно відвести опису та аналізу якості самих моделей.

ТЕОРЕТИЧНІ ОСОБЛИВОСТІ ПОБУДОВИ LOGIT- ТА PROBIT-МОДЕЛЕЙ

Розглянемо задачу оцінки кредитоспроможності позичальників – фізичних осіб комерційного банку на основі побудови лінійних моделей ймовірності.

Позначимо змінну, яка відповідає стану повернення (неповернення) кредиту, через *Bad*. Змінна набуває значення 0, якщо кредит повернуто вчасно, та 1 – якщо зобов'язання за кредитом не виконано. Щодо кожного клієнта відома інформація за *m*-показниками. Вся сукупність інформації в результаті утворює масив $X = (x_{ji})$, ($j=1, m; i=1, n$). Індекс *j* визначає номер показника, що обрано для дослідження ($j=1, m$), *i* – номер позичальника ($i=1, n$), *n* – кількість спостережень у навчальній вибірці.

Класична лінійна модель регресії має такий вигляд:

$$Bad_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_m x_{mi} + u_i, \quad i = \overline{1, n}, \quad (1)$$

де $\beta = (\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m)$ – шукані параметри залежності,

u_i – стохастична складова моделі.

Позначимо $P_1 = P(Bad = 1)$ як ймовірність того, що величина *Bad* набуває значення одиниці. У такому разі модель (1) може бути записана у такому вигляді:

$$P_1 = P(Bad = 1) = X\beta'$$

Модель (3) називається лінійною моделлю ймовірності [2]. Головним недоліком такої моделі є припущення

лінійної залежності P_1 від β . Цей недолік усувають при використанні *logit*- та *probit*-моделей. Припускають, що

$$P_1 = F(X\beta), \quad (2)$$

де F – деяка функція, область значень якої знаходиться на відрізьку [0, 1].

В якості функції F можливо використовувати функцію розподілу деякої випадкової величини. Тоді модель (2) можемо навести, наприклад, у такій інтерпретації:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_m x_{mi} + u_i, \quad i = \overline{1, n}, \quad (3)$$

де y_i – деяка кількісна змінна, що має лінійний регресійний зв'язок із незалежними змінними X , для якого виконуються умови, що залишки моделі незалежні й однаково розподілені зі сталою дисперсією D та $M(u) = 0$.

В якості функції F найпоширеніше використовуються два види функцій:

– функція логістичного розподілу:

$$F(z) = \frac{e^z}{1 + e^z}, \quad (4)$$

за якої відповідна модель називається *logit*-моделлю;

– функція стандартного нормального розподілу:

$$F(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^z e^{-\frac{t^2}{2}} dt, \quad (5)$$

при застосуванні якої відповідна модель називається *probit*-моделлю.

Для знаходження оцінок параметрів β моделі (2) використовується метод максимальної правдоподібності.

Логістичний розподіл вельми схожий на нормальний розподіл. Відповідно однозначний вибір щодо застосування одного з видів моделей є складним питанням. Відомо, що для малих вибірок та вибірок з незначним розкидом незалежних змінних висновки за *logit*- та *probit*-моделями будуть майже збігатися.

При оцінюванні якості моделі необхідно перш за все звертати увагу на значущість моделі та оцінювання параметрів.

Оцінити якість отриманої моделі можна також на основі параметра, який має назву “відношення неузгодженості” та обчислюється як відношення добутку кількості правильно класифікованих спостережень до добутку неправильно класифікованих. Відношення має бути більшим від одиниці.

Оскільки модель (2) нелінійна за параметрами β , то інтерпретація цих параметрів відрізняється від лінійно-

го випадку. Диференціюючи (2) по X , маємо:

$$\frac{\partial p(Bad = 1)}{\partial X} = F'(X\beta')\beta = p(X\beta')\beta. \quad (6)$$

Таким чином, граничний ефект для кожного чинника $x_j (j = 1, 2, \dots, m)$ є змінною величиною і залежить від інших чинників. При використанні цієї моделі певне уявлення щодо ефекту впливу незалежних змінних можемо отримати, обчислюючи похідні (6) для середніх значень незалежних змінних.

Для випадку *logit*-моделі, коли використовується функція логістичного розподілу (4), щільність $p(X\beta')$ функції розподілу $F(X\beta')$ визначається за формулою:

$$p(X\beta') = p(z) = \frac{1}{(1 + e^z)^2}. \quad (7)$$

Отже, для визначення наближеної оцінки граничного впливу ефекту для кожного чинника $x_j (j = 1, 2, \dots, m)$ необхідно скористатися формулою:

$$\Delta x_j = \frac{\beta_j}{(1 + e^{\beta_0 + \beta_1 \bar{x}_1 + \beta_2 \bar{x}_2 + \dots + \beta_m \bar{x}_m})^2} \quad (8)$$

$(j = 1, 2, \dots, m),$

де Δx_j – граничний вплив ефекту для кожного чинника, \bar{x}_j – середнє значення для кожного чинника $x_j (j = 1, 2, \dots, m)$.

ВИЗНАЧЕННЯ ВПЛИВУ ДОСЛІДЖУВАНИХ ЧИННИКІВ НА ОЦІНКУ КРЕДИТОСПРОМОЖНОСТІ ПОЗИЧАЛЬНИКІВ

Для побудови моделі оцінки кредитоспроможності позичальників було досліджено масив даних із одинадцяти чинників та 2 175 спостережень. Із 11 чинників чотири є якісними (освіта, статус позичальника, сфера діяльності, посада), всі інші – кількісні показники (вік, стаж на останньому місці роботи, загальний стаж роботи, дохід, додатковий дохід, наявність депозитів, наявність виплачених у минулому кредитів, склад сім'ї, кількість працюючих членів сім'ї, кількість дітей та сукупний сімейний дохід).

Здійснюючи попередній аналіз даних та застосувавши процедуру перебору різних комбінацій чинників для включення в модель, обрали такі:

- вік (позначимо через *Var1*);
- стаж на останньому місці роботи (*Var2*);
- загальний стаж (*Var3*);
- наявність депозитів (*Var4*);
- наявність виплачених у минулому кредитів (*Var5*);
- кількість дітей у сім'ї (*Var6*).

- наявність депозитів (*Var4*);
- наявність виплачених у минулому кредитів (*Var5*);
- кількість дітей у сім'ї (*Var6*).

Зважаючи на наявність у цих даних якісних величин та враховуючи неможливість їх безпосереднього застосування в економетричній моделі, початкову сукупність спостережень ми розділили на групи. Було побудовано окремі моделі для кожної групи спостережень, що враховують різні значення якісних показників. Наприклад, щодо рівня освіти позичальника – вища освіта, дві та більше вищих освіти; середня та середня спеціальна освіта. Щодо статусу позичальника – власна справа, найманий робітник та інший статус. Одним із головних чинників при оцінюванні кредитоспроможності позичальника спеціалісти вважають наявність утриманців, тому деякі моделі побудовані для масивів, сформованих за критерієм кількості дітей у сім'ї позичальника: немає дітей, одна дитина, двоє та більше дітей.

Для побудови кожної з моделей із загальної сукупності спостережень обиралася лише та частина, яка відповідає певному якісному критерію. Тоб-

то спочатку з усієї сукупності виділено лише масив даних, які відповідають позичальникам, що мають вищу або дві та більше вищих освіти. Вдослідження включаються лише перелічені вище кількісні показники. На таких даних побудовано першу модель *L1*. Інша частина масиву містить позичальників, що мають середню та середню спеціальну освіту. Ці дані використовувалася для побудови моделі *L2*. Аналогічно здійснювалося формування масивів для моделей за показниками “Кількість утриманців” та “Статус працівника”. Позначення моделей та характеристики масивів статистичної інформації наведено в таблиці 1.

У таблиці 2 наведено оцінки параметрів для *logit*- та *probit*-моделей, обчислених для всіх сукупностей даних, сформованих за різними критеріями. За знаком оцінок параметрів моделі можемо визначити лише напрям зміни залежної величини від зміни відповідного вхідного показника. Безпосереднє значення, на яке змінюється залежна величина, обчислюється на основі формули (8). Відповідні розрахунки для всіх *logit*-моделей також наведено в таблиці 2, у рядках, позначених Δx_j .

Таблиця 1. Позначення економетричних моделей, побудованих у дослідженні

Критерій формування вибірки	Рівень освіти		Кількість утриманців			Статус працівника		
	Вища, дві та більше вищих освіти	Середня та середня спеціальна освіта	Дітей немає	Одна дитина	Двоє та більше дітей	Власна справа	Найманий працівник	Інший статус
Позначення <i>logit</i> -моделі	L1	L2	L3	L4	L5	L6	L7	L8
Позначення <i>probit</i> -моделі	Pr1	Pr2	Pr3	Pr4	Pr5	Pr6	Pr7	Pr8

Таблиця 2. Статистичні характеристики моделей, побудованих у дослідженні

Модель	Значення оцінок параметрів							Значення функції втрат	Значення χ^2
	β_0	β_1	β_2	β_3	β_4	β_5	β_6		
L1	0.819	-0.026	-0.041	0.013	-0.343	-0.257	-0.234	481.9977	28.748
Δx_j	0.297	-0.009	-0.015	0.005	-0.124	-0.093	-0.085	-	-
Pr1	0.495	-0.016	-0.025	0.008	-0.209	-0.159	-0.144	481.9726	28.798
L2	-1.52	0.026	0.035	0.006	-0.117	0.519	0.0003	950.11304	92.549
Δx_j	-0.41	0.007	0.010	0.002	-0.031	0.140	0.00007	-	-
Pr2	-0.94	0.016	0.021	0.003	-0.074	0.320	0.0001	950.49762	91.780
L3	1.295	-0.027	-0.027	0.003	-0.421	-0.344	-0.100	654.80812	48.948
Δx_j	0.328	-0.007	-0.007	0.001	-0.106	-0.087	-0.025	-	-
Pr3	0.805	-0.017	-0.016	0.002	-0.260	-0.211	-0.100	654.8697	48.825
L4	0.524	-0.032	-0.038	0.020	-0.075	-0.629	0.524	528.14569	30.766
Δx_j	0.161	-0.010	-0.012	0.006	-0.023	-0.193	0.161	-	-
Pr4	0.309	-0.019	-0.022	0.011	-0.050	-0.389	0.309	528.14569	30.423
L5	0.109	0.030	0.080	0.028	0.583	0.325	-0.940	254.5499	52.296
Δx_j	0.026	0.007	0.019	0.007	0.139	0.077	-0.224	-	-
Pr5	0.075	0.017	0.043	0.017	0.330	0.211	-0.549	254.54596	50.750
L6	0.445	0.016	-0.011	-0.03	-0.182	-0.569	-0.339	96.50678	7.6611
Δx_j	0.123	0.004	-0.003	-0.01	-0.050	-0.157	-0.094	-	-
Pr6	0.271	0.010	-0.007	-0.02	-0.113	-0.352	-0.209	96.517363	7.6399
L7	-1.45	0.034	0.060	-0.01	0.375	0.414	0.072	1 022.1565	97.025
Δx_j	-0.32	0.008	0.013	-0.003	0.083	0.092	0.016	-	-
Pr7	-0.99	0.022	0.034	-0.01	0.228	0.256	0.047	1 022.9439	95.450
L8	0.964	-0.030	0.034	0.004	0.237	-0.412	0.097	323.79315	21.826
Δx_j	0.251	-0.008	0.009	0.001	0.062	-0.107	0.025	-	-
Pr8	0.602	-0.019	0.021	0.002	0.147	-0.255	0.060	323.7645	21.883

Усі моделі, крім *L6*, є статистично значущими з рівнем довіри 95%. Для моделі *L6* рівень довіри становить 26.44%. Тому результати розрахунків цієї моделі у загальних висновках не використовувалися.

Відношення неузгодженості для моделей *L1* та *Pr1* відповідно становлять 1.8810 та 1.8438; відсоток коректно розпізнаних класів позичальників – 60.73% та 60.60% відповідно.

Аналізуючи результати розрахунків, передусім зазначимо, що, як уже було наголошено вище, розрахунки для *logit*- та *probit*-моделей майже збігаються як за характеристиками якості моделі, так і за значеннями отриманих параметрів регресії.

Значення оцінок параметрів моделі вказують на чинники, що для цієї групи позичальників визначають зменшення або зростання ризику неповернення кредиту. Так, наприклад, збільшення стажу роботи позичальника на останньому місці роботи *Var2* зменшує ризик неповернення кредиту, натомість зростання загального стажу роботи *Var3*, навпаки, збільшує цей ризик. У моделях підтверджується також цілком логічний висновок про те, що за наявності депозитів ризик неповернення кредиту значно зменшується порівняно з іншими чинниками. Зменшується такий ризик також, якщо позичальник має позитивну кредитну історію – вчасно повернуті кредити в минулому.

Значення, на які зростає чи зменшується залежна змінна при зростанні відповідного вхідного фактора на одиницю наведено в таблиці 2, у рядках з позначкою Δx . Так, найбільший вплив на зменшення ризику неповернення кредиту дає наявність у позичальника депозитів *Var4*. При зростанні кількості депозитів на одиницю ризик неповернення кредиту для різних груп позичальників може зменшуватися до 13.9%.

Усі наведені в таблиці 3 результати описують аналогічні тенденції щодо зменшення ризику неповернення кредиту позичальниками. Лише в деяких випадках для окремих груп можемо виявити деякі специфічні відмінності. Наприклад, якщо загалом для більшості випадків при збільшенні стажу роботи на останньому робочому місці ризик неповернення кредиту зменшується, то для групи позичальників, що сформована за критерієм рівня освіти (а саме – середня та середня спеціальна освіта), характерним є зворотний процес. Однак, цей чинник ми не має-

мо підстав вважати одним із визначальних у процесі оцінки кредитоспроможності позичальника та обґрунтовувати на його основі кінцевий результат прогнозування.

Крім множини моделей для окремих груп спостережень, також була побудована *logit*-модель *L9* для всієї сукупності початкових даних, результати обчислення якої наведено в таблиці 3.

Результати, наведені у таблиці 3, є усередненими за всіма вище розглянутими критеріями. Аналіз цих результатів підтверджує попередні висновки, зокрема те, що в середньому всі включені до дослідження фактори зменшують ризик неповернення кредитів. Найбільше (на 14%) зменшиться ризик при збільшенні на одиницю раніше виплачених кредитів. Використовуючи результати *logit*-моделі було отримано графічне відображення кредитного ризику позичальників – фізичних осіб за усією сукупністю спостережень, що зображено на графіку 1.

Для перетворення цих даних відповідно до початкових значень залежної змінної було встановлено певний поріг. При перевищенні такого порогу значення залежної змінної прирівнюються до одиниці (що відповідає класу ненадійних позичальників). Якщо ж поріг не перевищено, то для залежної змінної приймається значення, рівне нулю (свідчить про належність до класу надійних позичальників).

Однак певний інтерес становлять також саме обчислені *logit*-моделлю значення, не перетворені на 0 та 1. За логікою побудови моделі можемо трактувати їх як імовірності неповернення певним позичальником кредиту. Таким чином, для кожного потенційного клієнта банку обчислюється величина, яка прогнозує ризиковість надання кредиту саме цьому позичальнику.

Цікавим видається той факт, що для всіх спостережень розраховані значення ймовірності неповернення кредиту не перевищують величини 0.7, тобто на основі моделі вельми непросто ідентифікувати саме тих позичальників, рівень ризику неповернення кредиту яких високий.

Така особливість розрахунків, на нашу думку, є результатом відсутності

серед переліку вхідних факторів моделі найбільш суттєвих чинників, які визначають ключові проблемні характеристики позичальників (серед яких основними є сума кредиту, співвідношення доходів та суми виплат за певний період часу, строк надання кредиту, наявність ліквідної застави тощо).

Модель *L9* було протестовано також на масиві даних з 84 спостережень (тестова вибірка), що не включалися до навчальної вибірки для побудови моделі. Таким чином отримано прогнозні значення оцінки кредитоспроможності позичальників на основі цієї моделі для окремої тестової вибірки, які у графічному вигляді представлено на графіку 2.

За моделлю *L9*, побудованою для всіх позичальників одночасно, без розподілу їх за групами, для тестової вибірки правильно ідентифіковано близько 70% спостережень. Результат моделі є ідентичним тенденції, відображеній на графіку 1.

ВИСНОВКИ

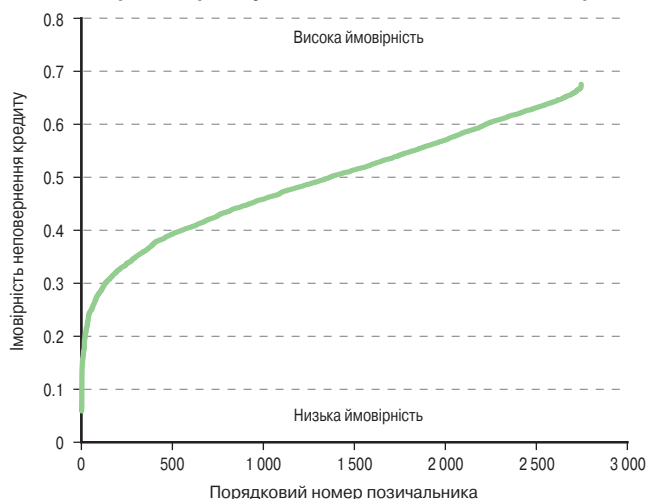
Узагальнюючи результати проведеного дослідження маємо підстави зробити висновок, що задача оцінювання кредитоспроможності позичальника може бути розв’язана шляхом побудови економетричної моделі. Оскільки це завдання належить до категорії задач бінарного вибору, то застосування класичних економетричних залежностей неможливе. Обґрунтованим є застосування *logit*- та *probit*-моделей, які дають змогу отримати в результаті не лише значення 0 та 1. Передбачені моделлю значення дають більш важливу інформацію, ніж просто відповідь на запитання: чи буде повернуто позичальником кредит? Ці моделі у підсумку визначають ймовірність неповернення кредиту певним позичальником. Встановлюючи різний пороговий рівень ризику, банківські аналітики можуть коригувати модель із метою посилення чи послаблення жорсткості відбору позичальників.

У подальших дослідженнях цей підхід до оцінювання кредитоспроможності позичальників може бути поглиблений. Зокрема, оцінка заяв-

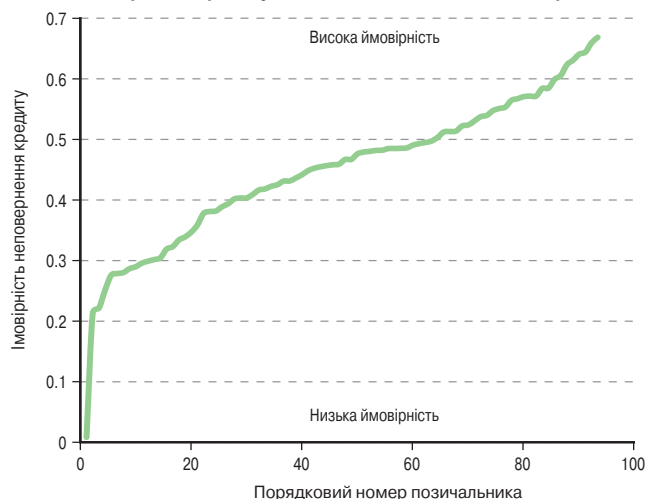
Таблиця 3. Статистичні характеристики моделі, побудованої на повному масиві початкових даних

Модель	Значення оцінок параметрів							Значення функції втрат	Значення χ^2
	β_0	β_1	β_2	β_3	β_4	β_5	β_6		
<i>L9</i>	1.162	-0.020	-0.029	-0.004	-0.176	-0.539	-0.086	1 831.494	128.93
Δx_i	0.304	-0.005	-0.008	-0.001	-0.046	-0.141	-0.023		

Графік 1. Розраховані за допомогою *logit*-моделі *L9* ймовірності неповернення кредиту позичальниками з навчальної вибірки



Графік 2. Розраховані за допомогою *logit*-моделі *L9* значення ймовірності неповернення кредиту позичальниками з тестової вибірки



ки на кредит повинна здійснюватися на основі комплексу моделей, адже одна модель *L9*, розрахована за всією сукупністю даних, може надто узагальнювати результати.

Доцільно поетапно використовувати сукупність моделей, що буде аналогом кредитних комітетів банківських установ. На основі узагальнених результатів менеджмент приймає рішення про надання кредиту цій особі. На першому етапі оцінка позичальника здійснюється за моделлю, що має найвищу адекватність з усіх груп моделей, які отримані за виділеними саме для цього позичальника якісними критеріями. Наприклад, необхідно проаналізувати кредитну заявку позичальника з середньою освітою, який має власну справу та одну дитину. Така заявка може бути оцінена за моделями *L2*, *L4* та *L6*. Тобто умовно можемо вважати, що комітет кредитних експертів складається з трьох осіб. Отже, слід починати з використання моделі *L2*, оскільки вона має найвищу значущість із трьох зазначених. Далі проводиться аналіз за наступною по значущості моделлю – *L4*. Якщо результати збігаються, можна вважати цей результат узагальненою оцінкою позичальника, прийнятою комітетом експертів. Якщо результати за моделями протилежні, слід продовжити оцінювання, використовуючи наступну модель.

Очевидно, що можна будувати моделі не лише за трьома групами якісних показників. Кількість груп поділу загальної сукупності даних, а отже і кількість моделей, буде різною в кожному конкретному випадку. Таким чином, необхідно буде вра-

ховувати результати не трьох, а більше моделей. Кінцевим результатом оцінювання потенційного позичальника при такому підході можна вважати той, який буде надано більшостю моделей, що використовувалися в розрахунках.

Крім того, з метою можливості врахування вибіркового ставлення до результатів моделювання за виділеними групами (аналог рівня важливості рішення, прийнятого окремим експертом) необхідно встановлювати певні коефіцієнти, за якими будуть скориговані результати кожної моделі.

Список використаних джерел

1. Соложенцев Е. Д., Степанова Н. В., Карасев В. В. *Прозрачность методик оценки кредитных рисков и рейтингов.* – СПб.: Изд-во С.-Петербург. ун-та, 2005. – 197 с. – (Russian source).
2. Магнус Я. Р., Катышев П. К., Пересецкий А. А. *Эконометрика. Национальный курс. Учеб.* – 6-е изд. перераб. и доп. – М.: Дело, 2004 – 576 с. – (Russian source).
3. *Кредитный риск коммерциального банка: навч. посібник для студ. екон. спец.* / В.В.Вітлінський, О.В.Пернарівський, Я.С.Наконечний [та ін.]; за ред. В.В.Вітлінського. – К.: Знання, 2000. – 252 с. – (Ukrainian source).
4. Камінський А. Б. *Скорингові технології в кредитному ризик-менеджменті* / А.Б.Камінський, К.К.Писанець // *Бізнес-інформ.* – 2012. – № 4. – С. 197–201. – (Ukrainian source).
5. Камінський А. Б. *Моделювання фінансових ринків: монографія* / А.Б.Камінський. – К.: Видавничо-поліграфічний центр “Київський університет”, 2006. – 304 с. – (Ukrainian source).
6. Камінський А. Б. *Модель кредит-*

ного скорингу, заснована на концепції виживання / А.Б.Камінський, К.К.Писанець // *Зб. наук. праць “Формування ринкової економіки в Україні”* – Л.: Львівський національний університет імені Івана Франка. – 2012. – Вип. 27. – С. 136–142. – (Ukrainian source).

7. Пернарівський О. В. *Аналіз, оцінка та способи зниження банківських ризиків* / О. В. Пернарівський // *Вісник Національного банку України.* – 2004. – № 4. – С. 44–48. – (Ukrainian source).

8. Писанец К. К. *Кредитный скоринг и принятие решений в финансовых моделях риск-менеджмента банков* / К.К.Писанец // *Уральский вестник.* – Астана, 2013. – № 5. – С. 105–112. – (Russian source).

9. Писанец К. К. *Проблема вибору моделі кредитного скорингу для оцінки кредитного ризику позичальника у споживчому сегменті* / К.К.Писанець // *Ефективна економіка.* – 2013. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://www.economy.nauka.com.ua/?op=1&z=2416>.

10. Кишакевич Б. Ю. *Моделювання та оптимізація кредитних ризиків банку: монографія* / Б.Ю.Кишакевич // *Дрогоб. держ. пед. ун-т ім. І.Франка.* – Дрогобич: Коло, 2011. – 412 с. – (Ukrainian source).

11. Кишакевич Б. Ю. *Стрес-тестування кредитного портфеля банку на основі багатофакторних моделей* / Б.Ю.Кишакевич // *Економічний простір: Збірник наукових праць.* – Дніпропетровськ: ПДАБА. – № 45. – 2011. – С. 161–171. – (Ukrainian source).

12. Кишакевич Б. Ю. *Модель оцінки кредитоспроможності та ймовірності дефолту позичальника банку* / Б.Ю.Кишакевич // *Вісник Львівської державної фінансової академії.* – Економічні науки. – № 19. – Л.: 2010. – С. 231–239. – (Ukrainian source).