

# ЕКОНОМІКО-МАТЕМАТИЧНІ МЕТОДИ ПРИЙНЯТТЯ УПРАВЛІНСЬКИХ РІШЕНЬ

УДК 336.774.3

## ВИЗНАЧЕННЯ ЙМОВІРНОСТІ НЕПОВЕРНЕННЯ КРЕДИТУ ОСОБАМИ, ЩО НЕ МАЮТЬ КРЕДИТНОЇ ІСТОРІЇ

*І. М. Пістунов д. т. н., професор, ДВНЗ «Національний гірничий університет», pistunovi@gmail.com*

*М. І. Пістунов, аспірант, Полтавська державна аграрна академія, n.pistunov@gmail.com*

У статті розглядаються випадки, коли новий клієнт банку не має кредитної історії, внаслідок чого виникають труднощі у визначенні ймовірності неповернення ним кредиту. Розроблено та перевірено на системі додаткових індикаторів комплекс спеціальних показників, на основі якого забезпечується можливість визначення ймовірності неповернення кредиту для клієнтів банку, які вже мають кредитну історію. Встановлено аналітичну залежність ймовірності неповернення кредиту від місячного доходу позичальника, його віку та кількості утриманців в сім'ї для осіб, які не мають кредитної історії.

**Ключові слова:** кредитна історія, особи, що мають кредитну історію, особи, що не мають кредитної історії, ймовірність неповернення кредиту, аналітична залежність.

**Постановка проблеми.** За 2013 рік депозити фізичних осіб на рахунках у вітчизняних банках зросли майже на 70 млрд грн. або на 19%. Про це повідомляє Національний банк України. Як зазначили у цій фінансовій установі, зростання внесків населення відбувався за рахунок вкладів у національній валюті: рівень доларизації вкладів фізичних осіб скоротився з 50,8% на початку року до 42,5% на його кінець. При цьому питома вага довгострокових депозитів населення суттєво зросла порівняно з минулим роком. За даними банку, кошти фізичних і юридичних осіб в цілому з початку року збільшилися на 96 млрд. грн., або на 16,4%, як повідомляє Інтерфакс [1].

Такий притік депозитних коштів змушує банки шукати нові форми залучення клієнтури, яка бажає взяти кредит. При цьому постійно зростає кількість дрібних клієнтів. Це призводить до зростання обсягу інформації, для обробки якої банки вдаються до скорингу – автоматизації розрахунків щодо ризику неповернення кредитів. Однак, такі розрахунки повинні бути простими і охоплювати незначну кількість даних, адже клієнти, що не мають кредитної історії, за визначенням не можуть надати необхідний обсяг інформації.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** В останні роки у скорингу для розра-

хунку рейтингу позичальників та управління кредитними ризиками стала доволі широко використовуватися логістична регресія.

Логістична регресія – це різновид множинної регресії, загальне призначення якої полягає в аналізі зв'язку між кількома незалежними змінними (за іншою термінологією, регресорами або предикторами) і залежною змінною. Бінарна логістична регресія, як впливає з назви, застосовується у разі, коли залежна змінна є бінарною (тобто може приймати тільки два значення). Іншими словами, за допомогою логістичної регресії можна оцінювати ймовірність того, що подія настане для конкретної випробуваної ситуації (повернення кредиту, дефолт і т. п.).

Сутність даного методу полягає в побудові рівняння регресії виду:

$$y = a_0 + \sum_{i=1}^n a_i x_i \quad (1),$$

де:  $a_0 \dots a_i \dots a_n$  – коефіцієнти моделі,  $x_i$  – вхідні фактори моделі, тобто, дані, які збирають банки про своїх клієнтів у процесі надання кредиту та його повернення разом з процентами [2; 3].

Однак, застосування даного методу на практиці виявляє, що визначити плавні зміни значення ймовірності в діапазоні від 0 до 1 неможливо внаслідок бінарності результату. Для встановлення факту повернення або

неповернення кредиту використовується так зване логіт-перетворення у вигляді:

$$P = \frac{1}{1 + e^{-y}} \quad (2),$$

де:  $P$  – ймовірність того, що станеться цікавить подія;  $e$  – основа натуральних логарифмів 2,71 ...;  $y$  – стандартне рівняння регресії.

Результатом такого перетворення вже є ймовірність, що плавно змінюється в діапазоні від 0 до 1.

Незважаючи на простоту постановки задачі, логіт-перетворення не можна вважати таким, що допускає повну автоматизацію розрахунків. Для нього потрібно вводити додаткові дані і визначати, які із них характеризуються поверненням кредиту, а які – ні. Оператор повинен слідкувати за процесом «навчання» моделі, визначаючи наступні типи помилок:

– TP ( True Positives ) – вірно класифіковані позитивні приклади (так звані істинно позитивні випадки);

– TN ( True Negatives ) – вірно класифіковані негативні приклади ( істинно негативні випадки);

– FN ( False Negatives ) – позитивні приклади , класифіковані як негативні (помилка I роду). Це так званий «помилковий пропуск» – коли цікавить нас помилково не виявляється (помилково негативні приклади);

– FP ( False Positives ) – негативні приклади, класифіковані як позитивні (помилка II роду); Це помилкове виявлення, оскільки за відсутності події помилково виноситься рішення про його присутність (помилково позитивні випадки) [4].

Далі проводиться аналіз, де частіше оперують не абсолютними показниками, а відносними – частками (rates), вираженими у відсотках, а саме:

– частка істинно позитивних прикладів (True Positives Rate):

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3);$$

– частка хибно позитивних прикладів (False Positives Rate) :

$$FPR = \frac{FP}{TN + FP} \quad (4).$$

При цьому, вводяться ще два визна-

чення: чутливість і специфічність моделі. За допомогою останніх визначається об'єктивна цінність будь-якого бінарного класифікатора.

Чутливість (Sensitivity) – це частка істинно позитивних випадків :

$$Se = TPR = \frac{TP}{TN + FP} \quad (5).$$

Специфічність (Specificity) – частка істинно негативних випадків, які були правильно ідентифіковані моделлю:

$$Sp = \frac{TN}{TN + FP} \quad (6).$$

Зауважимо, що  $FPR = 100 - Sp$ .

Надалі будується графік залежності  $Se = F(FPR)$ , який називається ROC-кривою (Receiver Operator Characteristic) і дозволяє визначити якість моделі. Площа під кривою називаються AUC (Area Under Curve) і чим ближче її значення до одиниці тим точнішою вважається отримана модель імовірності дефолту. В табл. 1 подано приклад значень AUC, визначених експертами.

Таблиця 1  
Експертна шкала значень AUC

Інтервал AUC	Якість моделі
0.9–1.0	Чудова
0.8–0.9	Дуже хороша
0.7–0.8	Хороша
0.6–0.7	Посередня
0.5–0.6	Незадовільна

Джерело: [5]

Навіть у такому спрощеному вигляді стає зрозумілим, що наведений метод визначення дефолту є емпіричним, не наведено статистичну достовірність результатів. Зрозуміло також, що отримана модель не може бути використана для розрахунку ймовірності неповернення кредиту для осіб, що не мають кредитної історії. Вона з самого початку створена для визначення дефолту осіб, які вже отримали кредит.

**Формулювання мети статті.** Метою даної статті є розробка зручного способу визначення ймовірності неповернення кредиту особами, що не мають кредитної історії, та визначення прийнятної межі для розрахованої ймовірності.

**Виклад основного матеріалу дослідження.** Найбільш популярними показника-

ми, які збираються банками про своїх клієнтів, є ті, які ми представили у табл. 2.

Таблиця 2

Перелік показників, за якими визначається надійність клієнта

Умове позначення показника	Чисельне значення показника	Найменування показника
$X_1$	процент	Відношення заборгованості по кредитним картам і кредитним лініям (окрім іпотек і авто у кредит), до загальної суми кредитних лімітів.
$X_2$	цілий	Вік позичальника
$X_3$	Цілий	Кількість прострочених платежів в межах 30–59 днів за останні 2 роки
$X_4$	процент	Відношення щомісячних платежів позичальника (житло, аліменти та ін.) до його місячного заробітку
$X_5$	речовинний	Місячний дохід позичальника
$X_6$	цілий	Кількість діючих кредитів (автомобілі, іпотека) та платежі з-кредитних карток.
$X_7$	цілий	Кількість випадків, коли позичальник прострочив платіж більше, ніж на 90 днів.
$X_8$	цілий	Кількість іпотек та кредитів під нерухомість.
$X_9$	Цілий	Кількість випадків, коли позичальник прострочив платіж в межах 60–89 днів за останні 2 роки
$X_{10}$	цілий	Кількість утриманців в сім'ї (діти, батьки, чоловік, дружина, тощо)

Джерело:[6]

В нижній частині цієї таблиці подано умовні позначення, які будуть використані в подальшому викладенні матеріалу.

Аналіз таблиці показує, що для клієнта, який не має кредитної історії, з наведених вище показників можна отримати тільки такі, як вік ( $X_2$ ), дохід за місяць ( $X_5$ ) та кількість утриманців у сім'ї ( $X_{10}$ ). До них ще можна долучити показник відношення щомісячних платежів позичальника (житло, аліменти тощо) до його місячного заробітку ( $X_4$ ), оскільки його можна вирахувати після визначення обсягу кредиту. Всі інші показники стосуються клієнтів, які вже мають кредитну історію.

Висунемо гіпотезу, що всі клієнти, як ті, що мають кредитну історію, так і ті, що її не мають, є однорідною групою позичальників. Тоді, визначивши ймовірність неповернення кредиту для позичальників з відомою кредитною історією, можна розповсюдити ці висновки і для тієї групи, кредитна історія яких невідома.

Очевидно, що таке розповсюдження можна зробити тільки на підставі показників, які можна зібрати до видання кредиту, а саме:  $X_2$ ,  $X_4$ ,  $X_5$  та  $X_{10}$ .

Наступними етапами дослідження по-

винні стати:

1. Розробка простої формули для визначення ймовірності неповернення кредиту для клієнтів з відомою кредитною історією.

2. Розрахунок ймовірності неповернення кредиту за цією формулою для клієнтів з відомою кредитною історією.

3. Побудова аналітичної залежності виду:

$$P = F(X_2, X_4, X_5, X_{10}) \quad (7),$$

де:  $P$  – розрахована ймовірність неповернення кредиту.

4. Перевірка точності прогнозування формули (7) на даних, які не були використані при розрахунку коефіцієнтів моделі.

5. Визначення прийняттого для банку рівня розрахованої ймовірності для клієнтів, що не мають кредитної історії.

**Етап 1.** Аналіз показників, які можна визначити тільки для клієнтів, що мають кредитну історію, показує, що їх можна розбити на дві групи:

1. Кількісні показники, що охоплюють кількість прострочених платежів у межах 30–59 днів за останні 2 роки ( $X_3$ ), кількість діючих кредитів (автомобілі, іпотека) та платежів з кредитних карток ( $X_6$ ), кількість випадків, коли позичальник прострочив

платіж більше, ніж на 90 днів ( $X_7$ ), кількість іпотек та кредитів під нерухомість ( $X_8$ ) та кількість випадків, коли позичальник прострочив платіж у межах 60–89 днів за останні 2 роки ( $X_9$ ).

2. Відносні показники, що включають відношення заборгованості за кредитними картами і кредитними лініями (окрім іпотек і придбаних автомобілів у кредит), до загальної суми кредитних лімітів ( $X_1$ ).

Кожна з цих груп показників дозволяє розрахувати ймовірність неповернення кредиту за чисельними значеннями вказаних показників.

Для першої групи ймовірність неповернення кредиту може бути вирахована аналогічно розрахункам при страхуванні, де ймовірність настання страхового випадку визначається як:

$$P(A) = \frac{K_e}{K_o}, \quad (8)$$

де:  $K_e$  – кількість виплат за той чи інший період (звичайно за рік),  $K_o$  – кількість укладених договорів у даному році [7].

Для нашого випадку аналогом параметру  $K_o$  є сума всіх кількісних факторів  $X_6 + X_8 + X_3 + X_7 + X_9$ .

Аналогом параметру  $K_e$  є кількість прострочених платежів у межах 30–59 днів за останні 2 роки ( $X_3$ ), кількість випадків, коли позичальник прострочив платіж більше, ніж на 90 днів ( $X_7$ ) та кількість випадків, коли позичальник прострочив платіж в ме-

$$P(A_1 \text{ або } A_2, \dots, \text{ або } A_n) = 1 - \prod_{i=1}^n (1 - p(A_i)), \quad (12)$$

де:  $A_i$  – незалежна подія,  $p(A_i)$  – ймовірність її виникнення,  $1 \leq i \leq n$  [8].

Підставивши формули (9), (10) у (12), остаточно отримаємо, що ймовірність непо-

$$P_d = \left[ 1 - \left( 1 - \frac{X_3 + X_7 + X_9}{X_6 + X_8 + X_3 + X_7 + X_9} \right) (1 - X_1) \right]. \quad (13)$$

**Етап 2.** Розрахунок ймовірності неповернення кредиту для клієнтів з відомою кредитною історією проводився за чисельними даними [9]. В табл. 3 представлено фрагмент розрахунків, з якого слідує, що діапазон розрахованих ймовірностей коливається в широких межах. Всього була взята вибірка розміром у 4494 точки.

**Етап 3.** Для побудови аналітичної за-

жах 60–89 днів за останні 2 роки ( $X_9$ ). Причиною такого вибору є логічний висновок про те, що оскільки клієнт вже допустив прострочення чи неповернення будь-яких платежів, то він їх може й взагалі не повернути. Це принцип мінімізації ризику.

Тоді ймовірність того, що клієнт не поверне кредит за кількісними показниками, можна знайти з виразу:

$$P_1 = \frac{X_3 + X_7 + X_9}{X_6 + X_8 + X_3 + X_7 + X_9}. \quad (9)$$

Друга група показників, представлена одним параметром – відношенням заборгованості за кредитними картами і кредитними лініями (окрім іпотек і придбаних автомобілів у кредит), до загальної суми кредитних лімітів ( $X_1$ ).

Очевидно, що чим більшим є цей показник, тим вищою є ймовірність неповернення кредиту. Отже,

$$P_2 = X_1. \quad (10)$$

Тоді ймовірністю неповернення кредиту за обома показниками буде виступати ймовірність виникнення будь-якої із цих подій – кількісної чи відносної:

$$P = (P_1 \text{ або } P_2). \quad (11)$$

Зауважимо, що ці події не залежать одна від одної, оскільки виникнення однієї із них не впливає на виникнення іншої. В теорії ймовірності формулою для визначення ймовірності виникнення будь-якої з незалежних подій є:

вернення кредиту  $P_d$  для клієнта з відомою кредитною історією можна знайти з виразу:

лежності виду (7) була розрахована (підпрограмою «Кореляція» електронних таблиць Excel) кореляційна матриця, представлена в табл. 4.

З неї видно, що найменший вплив на розраховану ймовірність неповернення кредиту має кількість утриманців ( $X_{10}$ ) = -0,063, а найбільший вплив – дохід за місяць ( $X_5$ ) = 0,287.

Фрагмент розрахунків ймовірності неповернення кредитів за формулою (9) особами, які мають кредитну історію

$X_3$	$X_4$	$X_6$	$X_7$	$X_8$	$X_9$	$P_d$
2	0,8	13	0	4	0	0,011579
4	0,01	2	3	0	2	0,19
3	0,01	2	0	0	2	0,292857
1	0,02	2	3	0	1	0,3
1	0,1	2	3	0	0	0,4
2	0,01	2	1	0	0	0,406
3	0,14	5	2	0	2	0,498333
2	0,1	4	2	0	1	0,5
3	0,11	7	2	0	0	0,629167
1	0,01	2	0	0	0	0,67
3	0,02	8	0	1	1	0,698462
0	0,11	2	1	0	0	0,703333
2	0,15	10	1	0	0	0,803846
1	0,12	6	0	0	0	0,874286
1	0,18	18	0	1	0	0,959

Таблиця 4  
Кореляційна матриця

	$P_d$	$X_2$	$X_5$	$X_{10}$	$X_1$
$P_d$	1				
$X_2$	0,262	1			
$X_5$	0,287	0,218	1		
$X_{10}$	-0,063	-0,112	0,121	1	
$X_1$	0,104	0,0409	0,06	-0,017	1

Загалом, відносно невеликий коефіцієнт кореляції для всіх показників говорить про те, що отриманий результат не варто апроксимувати лінійною залежністю. Потрібно підбирати нелінійний поліном, який би забезпечив високу якість апроксимації.

З цією метою до таблиці початкових значень параметрів було додано нелінійні ефекти виду  $X_i^2$  та  $X_i X_j$ . Окремо було створено ефект  $X_5/(X_{10} + 1)$ , який дозволяє визначити середній дохід на одного члена родини. Повторний розрахунок кореляційної матриці разом із нелінійними ефектами параметрів представлено у табл. 5.

Таблиця представлена фрагментарно тому, що головним чином нас цікавив кореляційний зв'язок  $P_d$  з іншими факторами, як

$$P_d = 0.33985 - 1,4 \cdot 10^{-7} X_2 - 2,6 \cdot 10^{-7} X_5 + \frac{1,2 \cdot 10^{-7} X_5}{X_{10} + 1} + 0,71498 X_5^2 - 5,9 \cdot 10^{-9} X_2 X_5. \quad (14)$$

лінійними, так і нелінійними, тобто, перша колонка матриці.

Аналіз кореляційної матриці показав, що не всі ефекти мають значний вплив на розраховану величину ймовірності неповернення кредиту. Тому було прийнято рішення включити до моделі тільки ті ефекти, значення коефіцієнта кореляції з ймовірністю неповернення кредиту є більшим за 0,2. Ними виявилися:  $X_2$ ,  $X_5$ ,  $\frac{X_5}{X_{10} + 1}$ ,  $X_2^2$ ,  $X_5^2$  та  $X_2 X_5$ .

У результаті була сформована нова таблиця даних, яка включала тільки вибрані ефекти і була використана для розрахунку коефіцієнтів регресійної моделі підпрограмою «Регресія» електронних таблиць Excel.

Ця підпрограма знаходить коефіцієнти при предикторах за допомогою методу найменших квадратів, коли мінімується сума квадратів відхилень реальних значень критеріальних змінних від їх оцінок (мається на увазі значення критеріальної змінної, розрахованої за допомогою створеного рівняння).

У результаті проведеного розрахунку була отримана залежність виду:

Фрагмент кореляційної матриці для лінійних та нелінійних ефектів

	$P_d$	$X_2$	$X_5$	$X_{10}$	$X_1$	$\frac{X_5}{(X_{10} + 1)}$	$X_1^2$	$X_5^2$	$X_{10}^2$	$X_1^2$
$P_d$	1									
$X_2$	0,26	1								
$X_5$	0,29	0,219	1							
$X_{10}$	-0,06	-0,11	0,121	1						
$X_1$	0,10	0,041	0,062	-0,02	1					
$\frac{X_5}{(X_{10} + 1)}$	0,26	0,247	0,758	-0,49	0,061	1				
$X_1^2$	0,26	0,988	0,183	-0,15	0,04	0,2343	1			
$X_5^2$	0,22	0,161	0,947	0,087	0,054	0,7192	0,134	1		
$X_{10}^2$	-0,06	-0,1	0,101	0,938	-0,02	-0,327	-0,13	0,072	1	
$X_1^2$	0,08	0,033	0,056	-0,02	0,981	0,0565	0,032	0,05	-0,01	1
$X_2 X_5$	0,32	0,48	0,935	0,057	0,065	0,7449	0,449	0,88	0,04	0,06
$X_2 X_{10}$	-0,02	0,018	0,172	0,965	-0,01	-0,365	-0,03	0,13	0,89	-0,01
$X_2 X_1$	0,14	0,223	0,098	-0,04	0,941	0,1015	0,221	0,082	-0,03	0,923
$X_5 X_{10}$	0,09	0,001	0,512	0,751	0,009	-0,129	-0,04	0,482	0,71	0,008
$X_5 X_1$	0,18	0,103	0,421	0,025	0,747	0,3369	0,091	0,407	0,02	0,735
$X_{10} X_1$	0,04	-0,03	0,086	0,438	0,529	-0,162	-0,05	0,07	0,41	0,518

Точність апроксимації регресійної залежності описується параметром  $R^2$  і дорівнює  $R^2 = 0.98335$ , що говорить про високу якість отриманої моделі для залежності ймовірності неповернення кредиту від віку позичальника, доходів за місяць, кількості утриманців та відношення заборгованості за кредитними картами і кредитними лініями (окрім іпотек і придбаних автомобілів у кредит), до загальної суми кредитних лімітів.

**Етап 4.** Перевірка прогнозуючих властивостей залежності (14) проводилася на іншій вибірці, теж взятій з [9]. Спочатку за формулою (13) визначалася ймовірність неповернення кредиту особами, що мають кредитну історію.

Розрахунок провадився за визначенням середньої похибки за формулою:

$$\Delta_{cp} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |P_{di} - P_{dni}| / P_{di} \quad (15)$$

де:  $N$  – розмір вибірки, на якій провадилася перевірка прогнозуючих якостей формули,  $P_{di}$  – поточне значення розрахованої за (14) ймовірності неповернення кредиту.

Для 123 точок середня похибка не пе-

ревищила, 8,45%.

Розрахунок якості прогнозування за критерієм Пірсона дозволяє стверджувати, що для 73% довірчої ймовірності, модель є адекватною.

**Етап 5.** Цілком логічно вважати прийнятною розраховану величину ймовірності неповернення кредиту для клієнта, що не має кредитної історії, на рівні статистики неповернення кредитів для конкретного банку, а саме:

$$P_n = \frac{K_n S_n}{KS}, \quad (16)$$

де:  $P_n$  – ймовірність неповернення кредитів конкретного банку, розрахована за фактичними результатами діяльності банку,  $K$  – загальна кількість виданих кредитів,  $S$  – загальна сума виданих кредитів,  $K_n$  – загальні кількість неповернених вчасно кредитів,  $S_n$  – загальні сума неповернених вчасно кредитів.

У випадку, якщо розрахована за (14) ймовірність менше або дорівнює  $P_n$ , можна сподіватися, що такий клієнт швидше за все, з ймовірністю  $P_n = 1 - P_n$ , поверне кредит.

Якщо банк все ж таки прийме рішення

видати кредит в умовах перевищення  $P_d$  над  $P_n$ , необхідно визначити міру ризиковості такого рішення. Для визначення такої міри скористаємося експертною таблицею ризикової надбавки при розрахунку інвестиційного проекту [10]. В табл. 7 представлено модифікацію таблиці для рівня перевищення  $P_d$  над  $P_n$ , з визначенням міри ризику.

Таблиця 7  
Шкала перевищення  $P_n$  над  $P_d$

Рівень ризику	Перевищення $P_n$
Наднизький ризик	0,03
Низький ризик	0,06
Ризик, що викликає занепокоєння	0,05
Тривожний ризик	0,08
Критичний ризик	0,10
Високий ризик	0,15
Надзвичайно високий ризик	0,20

**Висновки.** Отримані результати дослідження можна коротко представити у наступних пунктах:

1. Статистичні дослідження щодо клієнтів банків, які мають кредитну історію, можна розповсюдити і на тих, хто її не має.
2. Розроблена формула (17) дозволяє визначити ризик неповернення кредиту для осіб, які мають кредитну історію.
3. Розрахований за (17) ризик дозволяє визначити ймовірність неповернення кредиту для осіб, які не мають кредитної історії, тільки за віком позичальника, його доходами за місяць, кількістю утриманців та відношенням заборгованості за кредитними картами і кредитними лініями (окрім іпотек і придбаних автомобілів у кредит), до загальної суми кредитних лімітів.
4. Визначення ймовірності неповер-

нення кредиту для конкретного банку за його статистикою неповернення здійснюється за розробленою формулою (16).

5. Міру ризикованості у випадку, коли розрахована ймовірність неповернення кредиту перевищує статистичну ймовірність для конкретного банку, запропоновано визначати експертною таблицею ризикової надбавки при розрахунку інвестиційного проекту.

### Література.

1. У 2013 році депозити населення в Україні зросли на 19% – НБУ [Електронний ресурс]. Режим доступу: [http://newsradio.com.ua/2013\\_12\\_31/U-2013-goc-depoziti-naselelnja-v-Ukra-n-zrosli-na-19-NBU](http://newsradio.com.ua/2013_12_31/U-2013-goc-depoziti-naselelnja-v-Ukra-n-zrosli-na-19-NBU). – Загол. з екрану.
2. Crouhy M. Risk Management Finance / M. Crouhy, D. Galai, R. Mark, McGraw-Hill : New York, 2004. – 717 p.
3. Loffer G. Credit. Risk. Modeling.using. Excel.and.VBA / G. Loffer, P. N Posch., John Wiley&Sons : Chichester (England), 2007. – 278 p.
4. Davis J. The Relationship Between Precision-Recall and ROC Curves / J. Davis, M. Goadrich // Proc. Of 23 International Conference on Machine Learning, Pittsburgh, PA, 2006
5. Паклин Н. Логистическая регрессия и ROC-анализ – математический аппарат / Н. Паклин. – <http://www.basegroup.ru/library/analysis/regression/logistic/>
6. Tucman B. Fixed Income Securities. Tools for Today's Markets, 2nd Edition / B. Tucman, John Wiley&Sons : Hoboken (New Jersey), 2002. – 512 p.
7. Пістунов І. М. Актуарні розрахунки: навч. пос. / І. М. Пістунов. – Дніпропетровськ : РВК НГУ, 2004. – 164 с.
8. Пістунов І. М. Теорія ймовірності та математична статистика для економістів. З елементами електронних таблиць: навч. пос. / І. М. Пістунов, Н. В. Лобова. – Дніпропетровськ : РВК НГУ, 2005. – 110с.
9. Zoral Labs is a software research and development company [Електронний ресурс]. Режим доступу: <http://www.zorallabs.com>. – Загол. з екрану.
10. Фабоцци Ф. Управление инвестициями: Пер. с англ. / Ф. Фабоцци. – М. : ИНФРА-М. – 2000. – 932 с.

В статье рассматриваются случаи, когда новый клиент банка не имеет кредитной истории, вследствие чего возникает сложность определения вероятности невозврата им кредита. Разработан и проверен на системе дополнительных индикаторов комплекс специальных показателей, на основе которого обеспечивается возможность определения вероятности невозврата кредита для клиентов банка, которые уже имеют кредитную историю. Установлена аналитическая зависимость вероятности невозврата кредита от месячного дохода заемщика, его возраста и количества иждивенцев в семье для лиц, которые не имеют кредитной истории.

**Ключевые слова:** кредитная история, лица, имеющие кредитную историю, лица, не имеющие кредитной истории, вероятность невозврата кредита, аналитическая зависимость.

The cases of a new bank customer without credit history resulting in difficulties in determin-

ing the probability of credit default are dealt with. A complex of special indicators is established and tested to determine the probability of loan default for bank customers who already have a credit history. The analytical dependence is established for customers without credit history on the monthly income, age and a number of dependents in the family.

**Keywords:** credit history, customers with credit history, customers without credit history, the probability of loan default, an analytical dependence.

*Рекомендовано до друку д. т. н., проф. Кочурою С. В.*

*Надійшла до редакції 24.02.14 р.*