

## 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, Полтавська державна аграрна академія,  
n.pistunov@gmail.com*

У статті розглядається випадки, коли новий клієнт банку не має кредитної історії, а отже важко визначити ймовірність неповернення ним кредиту. Рішення знайдене у створенні комплексу з таких показників як кількість діючих кредитів, кількість випадків, коли позичальник прострочив платіж, кількість іпотек та кредитів під нерухомість, відношення заборгованості по кредитним картам і кредитним лініям до загальної суми кредитних лімітів, відношення щомісячних платежів позичальника до його доходів за місяць. Вищеозначений комплекс було використано для визначення ймовірності неповернення кредиту для клієнтів банку, що вже мають кредитку історію, для якого було знайдена аналітична залежність від місячного доходу позичальника, віку позичальника та кількості утриманців в сім'ї. Достовірність отриманої залежності перевірялась на інших даних клієнтів, що мають кредитну історію, що дозволяє упевнитися, що отримана залежність вірно визначає ймовірність неповернення кредиту для осіб, які не мають кредитної історії.

**Ключові слова:** кредитна історія, ймовірність неповернення кредиту, аналітична залежність.

**Постановка проблеми.** За 2013 рік депозити фізичних осіб на рахунках у банках зросли майже на 70 млрд грн. або на 19%. Про це повідомляє Національний банк України. Як зазначили у фінустанові, зростання внесків населення відбувався за рахунок вкладів у національній валюті: рівень доларизації вкладів фізосіб скоротився з 50,8% на початок року до 42,5%. При цьому питома вага довгострокових депозитів населення зроста 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%, повідомляє Інтерфакс. [1]

Приплив депозитних коштів заставляє банки шукати нові форми залучення клієнтури, що бажає узяти кредит. При цьому постійно зростає кількість дрібних клієнтів.

Для обробки інформації, що обсяг якої постійно збільшується, банки вдаються до скорінгу – автоматизації розрахунків щодо ризику неповернення кредитів. Але розрахунки повинні бути простими і вимагати незначну кількість даних, адже клієнти, що не мають кредит-

ної історії за визначенням не можуть надати необхідний об'єм інформації.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** В останні роки в скоринг для розрахунку рейтингу позичальників та управління кредитними ризиками набула поширення логістична регресія.

Логістична регресія – це різновид множинної регресії, загальне призначення якої полягає в аналізі зв'язку між кількома незалежними змінними (званими також 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 конкретного випробуваного (повернення кредиту / дефолт і т.д.).

Сутність методу полягає в побудові рівняння регресії [2, 3] виду

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

де  $a_0 \dots a_n$  – коефіцієнти моделі,  $x_i$  – вхідні фактори моделі, тобто, дані, які збирають банки про своїх клієнтів в про-

цесі надання кредиту та його повернення разом з процентами.

Але визначити плавні зміни значення ймовірності в діапазоні [0; 1] неможливо з причини бінарності результату – повернули кредит або ні, використовуються так зване логіт-перетворення у вигляді

$$P = \frac{1}{1 + e^{-y}}$$

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 [0; 1].

Незважаючи на простоту постановки задачі, логіт-перетворення не можна вважати таким, що допускає повну автоматизацію розрахунків. Для нього потрібно вводити дані і визначати, які із них характеризуються поверненням кредиту, а які – ні. Оператор повинен слідкувати за процесом «навчання» моделі, визначаючи типи помилок [4]

- 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).

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

Частка істинно позитивних прикладів (True Positives Rate):  $TPR = \frac{TP}{TP + FN}$

Частка хибно позитивних прикладів ( False Positives Rate ) :  $FPR = \frac{FP}{TN + FP}$

Вводяться ще два визначення: чутливість і специфічність моделі. Ними визначається об'єктивна цінність будь-якого бінарного класифікатора.

Чутливість (Sensitivity) – це частка істинно позитивних випадків :

$$Se = TPR = \frac{TP}{TN + FP}$$

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

$$Sp = \frac{TN}{TN + FP}$$

Зауважимо, що  $FPR = 100 - Sp$ .

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 [5].

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

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 неповер-

**Виклад основного матеріалу дослідження.** Найбільш популярними показниками, які збираються банками про своїх клієнтів, представлені в табл. 2.

нення кредиту особами, що не мають кредитної історії, та визначення прийнятної межі для розрахованої ймовірності.

В нижній частині табл. 2 подано умовні позначення, які будуть використані в подальшому викладенні матеріалу.

Таблиця 2

Перелік показників, за якими визначається надійність клієнта [6]

Умовне 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 3- 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)

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 іще можна приєднати показник відношення щомісячних платежів позичальника (житло, аліменти та ін.) 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 не відома.

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

Отже наступними етапами дослідження повинні 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

$$P = F(X_2, X_4, X_5, X_{10}), \quad (1)$$

де  $P$  – розрахована ймовірність неповернення кредиту.

4. Перевірка точності прогнозування формули (1) 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, це – кількість прострочених платежів в межах 30-59 днів за останні 2 роки ( $X_3$ ), кількість діючих кредитів (автомобілі, іпотека) та платежі 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 в межах 60-89 днів за останні 2 роки ( $X_9$ ).

2. Відносні, це – відношення заборгованості по кредитним картам і кредитним лініям (окрім іпотек і авто у кредит), до загальної суми кредитних лімітів ( $X_1$ ).

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

Для першої групи ймовірність неповернення кредиту може бути вирахована аналогічно розрахункам при страху-

ванні [7], де ймовірність настання страхового випадку визначається як

$$P(A) = \frac{K_v}{K_d}, \quad (2)$$

де  $K_v$  – кількість виплат за той чи інший період (звичайно за рік),  $K_d$  – кількість укладених договорів у даному році.

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

Аналогом параметру  $K_v$  є кількість прострочених платежів в 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 межах 60-89 днів за останні 2 роки ( $X_9$ ). Причиною такого вибору є логічний висновок про те, що оскільки клієнт уже допустив прострочення чи неповернення якихось платежів, то він може їх і взагалі не повернути. Це принцип мінімізації ризику.

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

$$P_1 = \frac{X_3 + X_7 + X_9}{X_6 + X_8 + X_3 + X_7 + X_9}. \quad (3)$$

Друга група показників – кількісна, представлена одним параметром – відношенням заборгованості по кредитним картам і кредитним лініям (окрім іпотек і авто у кредит), до загальної суми кредитних лімітів ( $X_1$ ).

Очевидно, що чим більшим є цей показник, тим вища ймовірність неповернення кредиту, отже

$$P_2 = X_1. \quad (4)$$

Тоді, ймовірність неповернення кредиту за обома показниками буде ймовірність виникнення будь якої із цих подій – кількісної чи відносної.

$$P = (P_1 \text{ або } P_2). \quad (5)$$

Ці події не залежать одна від одної, оскільки виникнення однієї із них не впливає на виникнення іншої. З теорії ймовірності відома формула для визначення ймовірності виникнення будь якої з незалежних подій [8]

$$P(A_1 \text{ або } A_2, \dots, \text{ або } A_n) = 1 - \prod_{i=1}^n (1 - p(A_i)), \quad (6)$$

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

Підставивши формули (3), (4) у (6), остаточно отримаємо, що ймовірність

$$P_d = \left[ 1 - \left( 1 - \frac{X_3 + X_7 + X_9}{X_6 + X_8 + X_3 + X_7 + X_9} \right) (1 - X_1) \right]. \quad (7)$$

**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

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

видно, що діапазон розрахованих ймовірностей коливається в широких межах. Всього була взята вибірка розміром у 4494 точки.

Таблиця 3

Фрагмент розрахунків ймовірності неповернення кредитів за формулою (3) 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

**Етап 3.** Для побудови аналітичної залежності виду (1) була розрахована (підпрограмою «Кореляція» електронних таблиць Excel) кореляційна матриця, представлена в табл. 4.

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

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

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 представлений у табл. 5.

Таблиця 5

Фрагмент кореляційної матриці для лінійних та нелінійних ефектів

	$P_d$	$X_2$	$X_5$	$X_{10}$	$X_1$	$\frac{X_5}{(X_{10} + 1)}$	$X_I^2$	$X_5^2$	$X_{10}^2$	$X_I^2$
$P_d$	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				
$X_I^2$	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	
$X_I^2$	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

Таблиця представлена фрагментарно тому, що головним чином нас цікавив кореляційний зв'язок  $P_d$  з іншими факторами, як 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 імовірністю неповернення кредиту більше 0,2. Ними виявилися:  $X_2$ ,

$X_5$ ,  $\frac{X_5}{X_{10} + 1}$ ,  $X_2^2$ ,  $X_5^2$  та  $X_2 X_5$ .

$$P_d = 0.33985 - 1,4 \cdot 10^{-7} X_2 - 2,6 \cdot 10^{-7} X_5 + \frac{1,2 \cdot 10^{-7} X_5}{X_{10} + 1} + 0,71498 X_5^2 - 5,9 \cdot 10^{-9} X_2 X_5. \quad (8)$$

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 креди-

тому була сформована нова таблиця даних, яка включала тільки вибрані ефекти. Ця таблиця 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).

В результаті проведеного розрахунку була отримана залежність виду

ту від віку позичальника, доходів за місяць, кількості утриманців та відношення заборгованості по кредитним картам і кредитним лініям (окрім іпотек і авто у

кредит), до загальної суми кредитних лімітів.

**Етап 4.** Перевірка прогножуючих властивостей залежності (8) проводилася на іншій вибірці, теж взятій з [9]. Спочатку за формулою (7) визначалася ймовірність неповернення кредиту особами, що мають кредитну історію.

Розрахунок провадився за визначенням середньої похибки за формулою

$$\Delta_{cp} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |P_{di} - P_{dni}| / P_{di},$$

де  $N$  – розмір вибірки, на якій провадилася перевірка прогножуючих якостей формули,  $P_{di}$  – поточне значення розрахованої за (8) імовірності неповернення кредиту.

Для 123 точок середня похибка не перевищила, 8,45%.

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

**Етап 5.** Логічним вважати прийнятним розраховану величину ймовірності неповернення кредиту для клієнта, що не має кредитної історії, на рівні статистики неповернення кредитів для конкретного банку.

$$P_n = \frac{K_n S_n}{KS}, \quad (9)$$

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

У випадку, якщо розрахована за (8) ймовірність менше або дорівнює  $P_n$ , можна сподіватися, що такий клієнт швидше за все, з імовірністю  $P_n = 1 - P_n$ , поверне кредит.

Якщо банк все таки прийме рішення видати кредит в умовах перевищення  $P_d$  над  $P_n$ , необхідно визначити міру ризикованості 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 (7) дозволяє визначити ризик неповернення кредиту для осіб, які мають кредитну історію.

3. Розрахований за (7) ризик дозволяє визначити ймовірність неповернення кредиту для осіб, які не мають кредитної історії, тільки за віком позичальника, його доходами за місяць, кількістю утриманців та відношення заборгованості по кредитним картам і кредитним лініям (окрім іпотек і авто у кредит), до загальної суми кредитних лімітів.

4. Розроблена формула визначення ймовірності неповернення кредиту для конкретного банку за його статистикою неповернення.

5. Визначено міру ризикованості у випадку, коли розрахована ймовірність неповернення кредиту перевищує статис-

тичну ймовірність для конкретного банку.

6. Оскільки для визначення ймовірності неповернення було взяті дані з навчального сайту, необхідно провести перевірку розробленого алгоритму на даних реального банку.

### Література.

1. [http://newsradio.com.ua/2013\\_12\\_31/](http://newsradio.com.ua/2013_12_31/) U-2013-roc-depoziti-naselennja-v-Ukra-n-zrosli-na- 19-NBU/
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 V. Fixed Income Securities. Tools for Today's Markets, 2nd Edition / V.Tucman, John Wiley&Sons : Hoboken (New Jersey), 2002. – 512 p.
7. Пістунов І.М. Актуарні розрахунки: Навчальний посібник / І.М. Пістунов – Дніпропетровськ, РВК НГУ, 2004. – 164 с.
8. Пістунов І.М. Теорія ймовірності та математична статистика для економістів. З елементами електронних таблиць: Навчальний посібник / І.М.Пістунов, Н.В.Лобова – Дніпропетровськ: РВК НГУ, 2005. – 110с.
9. <http://www.zorallabs.com/>
10. Фабощи Ф. Управление инвестициями: Пер. с англ. / Ф. Фабощи– М.: ИНФРА–М. – 2000. – 932 с.

В статье рассматриваются случаи, когда новый клиент банка не имеет кредитной истории, а следовательно трудно определить вероятность невозврата им кредита. Решение найдено в создании комплекса из таких показателей как количество действующих кредитов, количество случаев, когда заемщик просрочил платеж, количество ипотек и кредитов под недвижимость, отношение задолженности по кредитным картам и кредитным линиям к общей сумме кредитных лимитов, отношение ежемесячных платежей заемщика к его доходов за месяц. Вышеуказанный комплекс был использован для определения вероятности невозврата кредита для клиентов банка, которые уже имеют кредитку историю, для которого найдена аналитическая зависимость от месячного дохода заемщика, возраста заемщика и количества иждивенцев в семье. Достоверность полученной зависимости проверялась на других данных клиентов, имеющих кредитку историю, позволяет удостовериться, что полученная зависимость верно определяет вероятность невозврата кредита для лиц, не имеющих кредитной истории.

**Ключевые слова:** кредитная история, вероятность невозврата кредита, аналитическая зависимость..

This paper deals with cases where a new bank customer has no credit history, and therefore difficult to determine the probability of default by him credit. The solution was found in creating a set of indicators such as the number of active loans, the number of cases where the borrower has delayed payment, the amount of mortgages and real estate loans, the ratio of debt on credit cards and lines of credit to total credit limits, the ratio of the borrower's monthly payments to his income by month. Contribute to those complex was used to determine the probability of loan default for bank customers who already have a credit card history, which was found to analytical dependence of the monthly income of the borrower, the borrower's age and number of dependents in the family. Reliability of the dependence was checked for other customer data with credit card history, allowing you to make sure that the resulting dependence correctly determines the probability of loan default for people who have no credit history.

**Keywords:** credit history, the probability of loan default, an analytical dependence.

*Рекомендовано до друку д. е. н.,  
зав. каф. обліку та аудиту Пашкевич М.С.*

*Надійшла до редакції 24.02.14 р.*