
**МАТЕМАТИЧНІ МЕТОДИ, МОДЕЛІ
ТА ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ В ЕКОНОМІЦІ**

УДК 330.43: 339.379.8

DOI: <https://doi.org/10.32782/2520-2200/2019-1-44>**Малахівська Г.В.**аспірантка
Національного авіаційного університету**Malakhivska G.**

National Aviation University

МОДЕЛЬ ОЦІНКИ ЛОЯЛЬНОСТІ КЛІЄНТІВ АВІАКОМПАНІЇ**MODEL OF ASSESSMENT OF LOYALTY OF AIRLINES 'CLIENTS**

У статті розглянуто актуальну проблему формування моделі оцінки лояльності клієнтів на основі теорії виживання. Мета статті полягає в розробленні методології оцінки рівня лояльності клієнтів авіакомпанії. Задля аналізу причин лояльності клієнтів авіакомпанії досліджується їх поведінка, а саме ризик відтоку до інших авіаперевізників чи відмови від авіапослуг загалом. Інструментом оцінювання лояльності клієнтів є аналіз виживання, що дає змогу дослідити настання певної події та оцінити вплив інших факторів. За результатами розрахунків зроблено висновки щодо ключових факторів лояльності пасажирів авіакомпанії та ризику їх втрати.

Ключові слова: лояльність клієнтів, аналіз виживання, модель пропорційних ризиків, логіт, пробіт.

В статье рассмотрена актуальная проблема формирования модели оценки лояльности клиентов на основе теории выживания. Цель статьи заключается в разработке методологии оценки уровня лояльности клиентов авиакомпании. Для анализа причин лояльности клиентов авиакомпании исследуется их поведение, а именно риск оттока к другим авиаперевозчикам или отказа от авиауслуг в целом. Инструментом оценивания лояльности клиентов является анализ выживания, что позволяет исследовать наступление определенного события и оценить влияние других факторов. По результатам расчетов сделаны выводы касательно ключевых факторов лояльности пассажиров авиакомпании и риска их потери.

Ключевые слова: лояльность клиентов, анализ выживания, модель пропорциональных рисков, логит, пробит.

In the article the actual problem of forming a model of customer loyalty evaluation based on the theory of survival is considered. The purpose of the work is to develop a methodology for assessing the level of customer loyalty of the airline. There is no universal method for assessing consumer loyalty. There are a number of techniques developed at different times by economists who have been studying loyalty. In this article reviewed following methods of loyalty assessment: method of "needs separation"; traditional approach; conversion model; Aaker's approach; NPS method; method of focus-groups; method of Lamben; method of Servloyal. Due to the fact that the concept of loyalty is multifaceted, scientists have developed several methods for its evaluation, which sometimes contradict each other. In order to analyze the causes of loyalty of the airline's customers, their behavior is investigated, namely the risk of outflow to other air carriers or the refusal of air services in general. A tool to measure customer loyalty is a survival analysis that allows you to investigate the onset of a particular event and evaluate the impact of other factors. The well-known Cox model (proportional risk model) is used in various fields to assess the conditional risk of an event occurring at given values of output characteristics. The model can be applied in any case where it is expedient to use a survival analysis, that is, when it is necessary to investigate the onset of a particular event and assess the impact of other factors. Cox's regression is based on the assumption that the attitude to risk remains constant for a long time. The Cox model is based on the assumption that the function of risk (the function of the abnormality of the service of the airline) can be represented as a product of two functions: the basic intensity function, which depends, for example, on the level of income of the passenger, and the features of the characteristics being studied, such as age or sex. The function of the signs and the same signs are chosen from the considerations of the object and research objectives. Based on the results of calculations, conclusions were drawn about key factors of airline passenger

loyalty and the risk of their loss. To evaluate the parameters of a factorized model, we need not so many observations, as was required for a non-factorized model. Important in this model is that the dependence is multiplicative. This assumption is called the proportionality hypothesis. The linear probabilistic model is easy to evaluate and use, but has some disadvantages. The two most important disadvantages are that the estimated probability model may be less than zero or more than one and the partial effect of any explanation of the variable (appearing as a level) is constant. These limitations of the linear probabilistic model can be overcome using more complex models of binary selection. The regression model of binary choice is a regression model in which the dependent variable is binary. The values of the factors in the binary choice models should be measured on a quantitative scale. Also, in the binary choice model, categorical variables can be included as factors. Consequently, in models of binary choice, a regression model is constructed of the dependence of the probability that the resultant dichotomous variable will accept a value of 0 or 1 at a given value of the factors. As a special function in binary selection models, a logistic function or a standard normal distribution function is usually used. Models of binary selection based on logistic function are called logistic regression or logit model. Models of binary selection based on the standard normal distribution function are called probity models. In the binary model of choice, the interest is above all in the probability of the answer. It was analyzed data of logistical regression. It is worth noting that not all values of the variables are significant. So, with 5% error, all payment systems, such as *m6*, *m7*, and *m11*, as well as this type of trip like *Business*. All other values of the variables are significant. It was checked the significance of the variables in general using the *anova* function and the *Xi*-square method. The logistic regression indicators are calculated using the function *pR2*. The boundary effects of the model variables are calculated using the *logitmfx* function of the *mfx* library. As a result of the calculations, it can be concluded that the larger the age of the user, the less probability of outflow. By the age of 40, the likelihood that a person ceases to use the services of the airline increases by 2–4%, compared with a group of people from 18 to 25 years. And after 40 years this probability decreases, that is, people after 40 years are rarely 10–20% leave the company compared with a group of people from 18 to 25 years. By limiting effects, changing of ticket type from *Promo* to *Econom Plus* by almost 20% reduces the risk that passenger refusing to continue using the airline services. And when moving from *Promo* to *Econom*, this risk increases by 2%. The constructed economic-mathematical model can be used to predict the loyalty of the airline's customers, provided that the system of factors is improved, on the basis of which it is possible to assess the strategy of consumer behavior. It is proved that Cox regression is the best method for analyzing and forecasting the risk of loss of clients, since it allows one to take into account not only the occurrence or not occurrence of an event, but also the time when this loss may occur.

Key words: customer loyalty, survival analysis, proportional risk model, logit, probity.

Постановка проблеми. Керівництво більшості авіакомпаній розуміє необхідність оцінювання лояльності своїх клієнтів, оскільки вона є показником успіху підприємства на ринку та основою довгострокових і взаємовигідних відносин зі споживачами. Вивчення ступеня лояльності клієнтів – це основа розроблення управлінських рішень в рамках роботи системи взаємовідносин з клієнтами. Крім того, лояльність великої кількості клієнтів формує позитивну репутацію авіакомпанії, забезпечуючи за рахунок цього залучення нових пасажирів.

Оперативний моніторинг загального рівня лояльності клієнтів та рівнів лояльності окремих клієнтів дасть змогу ефективно управляти клієнтською базою, тобто максимально скоротити відтік клієнтів та залучати нових шляхом формування клієнтоорієнтованого іміджу авіакомпанії. У зв'язку з тим, що показник лояльності є важливим для оцінювання результатів діяльності авіакомпанії, можуть бути використані різні методики її оцінки.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Першими особливу важливість лояльності під час оцінювання ефективності бізнесу охарактеризували Р. Каплан і Д. Нортон [1]. Значний

внесок у розвиток теоретичних та практичних методів оцінювання лояльності та управління нею зробили такі автори, як Ф. Рейхельд [2], Дж. Хойер [3], М. Димшиц [4], Дж. Гітомер [5], Д. Аксельрод [6]. Однак варто відзначити, що дослідження лояльності стосуються переважно маркетингової сфери, адже добре опрацьована тема управління лояльністю, але методологічно питання визначення лояльності клієнтів, застосування поняття лояльності під час оцінювання економічної ефективності бізнесу залишаються відкритими.

Метою статті є розроблення методології оцінки рівня лояльності клієнтів авіакомпанії.

Виклад основного матеріалу дослідження. Універсального методу оцінки лояльності споживачів не існує. Існує низка методик, розроблених в різний час вченими-економістами, які займались дослідженнями лояльності. У зв'язку з тим, що поняття лояльності багатогранно, вченими були розроблені кілька методів її оцінювання, які іноді суперечать один одному.

1) Метод «поділу потреб», за якого лояльність вимірюється за показниками частоти та загальної кількості переваги однієї торгової марки перед її конкурентами.

2) Традиційний підхід, що передбачає визначення у покупців намірів щодо придбання продукту (якщо намір є високим, то вважається, що покупець є лояльним).

3) Конверсійна модель, тобто оцінювання рівня прихильності за такими показниками, як задоволеність брендом, наявність альтернативних варіантів, важливість вибору бренду, рівень невпевненості або подвійності відносини під час ухвалення рішення про покупку (колювання).

4) Підхід Д. Аакера, що базується на вимірі таких показників, як спостереження за моделями поведінки покупців (показники повторної покупки), облік витрат на переключення, задоволеність, ставлення до торгової марки, прихильність (кількість взаємодії прихильних покупців з іншими покупцями).

5) Метод NPS, тобто оцінювання покупця щодо рекомендації товару своєму оточенню. Індекс NPS розраховується за формулою:

$$NPS = \text{Відсоток промоутерів} - \text{Відсоток критиків}.$$

Прийнятним вважається значення у 40%.

6) Метод фокус-групи, тобто проведення глибокого фокусованого інтерв'ю у формі серій групових дискусій, що дає змогу оцінити ставлення покупця до бренду.

7) Метод Ж.Ж. Ламбена, за якого визначення ступеня лояльності покупців включає дослідження якості переваг продукції, аналіз процесу та якості обслуговування, а також сприйняття цінності продукції споживачами.

8) Модель SERVLOYAL, яка комплексно оцінює співвідношення поведінки покупців, ставлення до бренду, когнітивних та конативних складових, довіри покупців до бренду та інших показників.

Однак всі вищезазначені методи базуються на експертних оцінках та не дають змогу приймати рішення щодо управління лояльністю клієнтів задля збільшення пасажиропотоку. Задля аналізу причин лояльності клієнтів авіакомпанії досліджується їх поведінка, а саме ризик відтоку до інших авіаперевізників чи відмови від авіапослуг загалом. Одним з важливих інструментів дослідження ризику втрати клієнтів є аналіз виживання.

Відома модель Кокса (модель пропорційних ризиків) використовується в різних галузях для оцінювання умовного ризику настання події за заданих значень вихідних ознак [7]. Модель може бути застосована в будь-яких випадках, коли доцільно використовувати аналіз виживання, тобто коли потрібно дослідити настання певної події та оцінити вплив інших факторів.

Поява моделі Кокса та часткової перспективи правдоподібності викликала розвиток

статистичних методів, що характеризуються регресійним моделюванням під час аналізування великих масивів даних. Основний внесок в моделі Кокса з огляду на її здатність генерувати спрощені процедури оцінювання під час аналізування даних полягає в забезпеченні гнучкого статистичного підходу до моделювання складних процесів, пов'язаних з вимірними коваріатами [8]. Аналіз виживання як критерія лояльності клієнтів є частиною статистики, що вивчає час подій [9].

Регресія Кокса заснована на припущенні, що ставлення до ризиків залишається постійним протягом довгого часу. Незважаючи на те, що ризик події може змінюватися з часом, зміни протягом довгого періоду повинні бути однаковими в усіх групах аналізу. Це припущення не завжди виправдано, але може бути наближено оцінено за допомогою кривих Каплана-Мейера [10]. Отже, регресія Кокса полягає в прогнозуванні ризику настання події для цього об'єкта та оцінюванні впливу заздалегідь визначених незалежних змінних на цей ризик. Ризик розглядається як функція, що залежить від часу. Зауважимо, що, оскільки ризик – це не ймовірність, він може приймати значення більше 1.

В основі регресії Кокса полягають три базових припущення:

- всі пояснюючі змінні незалежні;
- всі пояснюючі змінні лінійно впливають на ризик настання події;
- ризики настання події для будь-яких двох об'єктів в будь-який відрізок часу пропорційні [11].

Модель Кокса заснована на припущенні, що функцію ризику (функцію інтенсивності відмов від послуг авіакомпанії) можна представити у вигляді добутку двох функцій:

$$h(t) = h_0(t) \cdot y(z_1, \dots, z_m), \quad (1)$$

де $h_0(t)$ – базова функція інтенсивності, яка залежить, наприклад, від рівня доходів пасажирів; $y(z_1, \dots, z_m)$ – функція ознак, які досліджуються, наприклад вік або стать.

Функція ознак та самі ознаки вибираються з міркувань об'єкта та цілей дослідження. Іноді модель записують так:

$$h[(t), (z_1, \dots, z_m)] = h_0(t) \cdot \exp(b_1 z_1 + \dots + b_m z_m). \quad (2)$$

Базова функція інтенсивності $h_0(t)$ може розглядатись як функція інтенсивності при рівності нулю всіх незалежних змінних або коваріат. Загальне завдання полягає в тому, щоб оцінити h_0 та невідомі коефіцієнти b_1, \dots, b_m . Останню модель можна лінеаризувати шляхом поділу обох частин співвідношення на та взяття натурального логарифму від обох частин:

$$\log\{h[(t), (z_1, \dots, z_m)]/h_0(t)\} = b_1 z_1 + \dots + b_m z_m. \quad (3)$$

Для оцінювання параметрів факторизованої моделі потрібно не так багато спостережень, як це було потрібно для нефакторизованої моделі. Важливим в цій моделі є те, що залежність є мультиплікативною. Це припущення називається гіпотезою пропорційності [7].

Лінійна ймовірнісна модель проста в оцінюванні та використанні, але має деякі недоліки. Два найбільш важливих недоліки такі: пораховані за моделлю ймовірності показники можуть бути менше нуля або більше одиниці; частковий ефект будь-яких пояснень змінної, що з'являється у вигляді рівня, є постійним. Ці обмеження лінійної ймовірнісної моделі можна подолати шляхом використання більш складних моделей бінарного вибору. Регресійна модель бінарного вибору – це регресійна модель, в якій залежна змінна бінарна. Значення факторів в моделях бінарного вибору повинні бути вимірні кількісною шкалою. Також в модель бінарного вибору можна включати категоріальні змінні як фактори. Отже, в моделях бінарного вибору будується регресійна модель залежності ймовірності того, що результативна дихотомічна змінна прийме значення 0 або 1 за заданого значення факторів.

Як спеціальну функцію в моделях бінарного вибору зазвичай використовують логістичну функцію або функцію стандартного нормального розподілу.

Модель бінарного вибору на основі логістичної функції називається логістичною регресією або логіт-моделлю. Модель бінарного вибору на основі функції стандартного нормального розподілу називається пробіт-моделлю [12].

В бінарній моделі вибору інтерес полягає перш за все у ймовірності відповіді:

$$P(y = 1|x) = P(y = 1|x_1, x_2, \dots, x_k), \quad (4)$$

де x використовується для позначення повного набору пояснювальних змінних x_1, x_2, \dots, x_k .

Розглянемо клас моделей бінарного відгуку:

$$P(y = 1|x) = G(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k) = G(\beta_0 + x\beta), \quad (5)$$

де повинна виконуватись умова $0 < G(z) < 1$ для всіх дійсних чисел z .

Необхідно зазначити, що $x\beta = \beta_1 x_1 + \dots + \beta_k x_k$.

Різні нелінійні функції були запропоновані для функції G , щоб ймовірності були між нулем та одиницею. До них належать логіт- і пробіт-моделі.

Так, у моделі логіт G є логістичною функцією та записується так:

$$G(z) = \frac{\exp(z)}{1 + \exp(z)} = \Lambda(z). \quad (6)$$

В моделі пробіт G є стандартною нормальною кумулятивною функцією розподілу, яка виражається у вигляді інтеграла:

$$G(z) = \Phi(z) = \int_{-\infty}^z \phi(v) dv, \quad (7)$$

де $\phi(z)$ – це стандартна нормальна щільність;

$$\phi(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{z^2}{2}\right). \quad (8)$$

Моделі логіт і пробіт практично ідентичні, а вибір моделі зазвичай довільний, хоча логіт-модель має певні переваги (простота й легкість інтерпретації). Однак параметри двох моделей масштабуються по-різному. Оцінки параметра в логістичній регресії, як правило, вище у 1,6–1,8 рази, ніж у відповідній моделі пробіт.

Для побудови логіт- та пробіт-регресії використано лише половину даних, щоби перевіряти побудовану регресію на основі другої половини даних.

Моделі мають такий вигляд:

$$status \sim age + type + route + luggage.$$

Одразу необхідно зазначити, що змінні *age*, *type* та *route* є факторними змінними, тобто їх перше значення не виводиться в підсумок, а коефіцієнти при інших значеннях цих змінних показують зміну залежної змінної при цих значеннях порівняно з першими значеннями змінних. Так, для змінної *age* першим значенням, яке не виводиться в підсумок, є інтервал [18, 25], для змінної *type* – *Promo*, для *route* – *m1*. Змінна *luggage* є булевою.

Почнемо з логіт-регресії. Модель була побудована за допомогою функції *glm* та аргументу *family = binomial(link = "logit")*, який вказує саме на те, що модель є логістичною. Результат побудованої моделі наведено в табл. 1.

Варто зазначити, що не всі значення змінних є значущими. Так, незначущими з помилкою в 5% є всі платіжні системи, такі маршрути, як *m6*, *m7*, та *m11*, а також такий тип поїздки, як *Business*. Всі інші значення змінних є значущими. Перевіримо значущість змінних загалом за допомогою функції *anova* та методу *Xi*-квадрату. Результати наведені в табл. 2. Так, маємо, що всі змінні є значущими навіть за помилки в 1% [13].

Наступним кроком було розрахування показників логістичної регресії за допомогою функції *pR2* (табл. 3).

Llh – логарифмічна правдоподібність; вважається що чим вона більше, тим краще. *LlhNull* – логарифмічна правдоподібність для моделі лише з незалежною змінною. *G2* означає подвійну різницю двох перших коефіцієнтів. *McFadden* – псевдоR-квадрат Мак-Федена, що розраховується як одиниця мінус відношення *llh* до *llhNull*, а також відомий як індекс відношення правдоподібностей. Найменшим його значенням є нуль, проте цей показник ніколи не сягає одиниці. В нашому випадку цей коефіцієнт не є високим та дорівнює 0,1544.

Таблиця 1

Результат логістичної регресії

| Coefficients | Estimate | Std. Error | z-value | Pr(> z) |
|------------------|----------|------------|----------|----------|
| (Intercept) | 0,5667 | 0,0939 | 6,0380 | 0,0000 |
| age[25,30] | 0,5237 | 0,0533 | 9,8250 | < 2e-16 |
| age[30,35] | 0,4287 | 0,0663 | 6,4630 | 0,0000 |
| age[35,40] | 0,2374 | 0,0716 | 3,3140 | 0,0009 |
| age[40,45] | -0,8791 | 0,0644 | -13,6480 | < 2e-16 |
| age[45,50] | -1,3908 | 0,0627 | -22,1890 | < 2e-16 |
| age[50,Inf] | -1,1008 | 0,0714 | -15,4160 | < 2e-16 |
| Type Econom Plus | -1,3744 | 0,1749 | -7,8600 | 0,0000 |
| Type Business | 14,7700 | 226,1302 | 0,0650 | 0,9479 |
| Type Econom | 0,2249 | 0,0683 | 3,2940 | 0,0010 |
| routem 10 | 0,7686 | 0,0989 | 7,7720 | 0,0000 |
| routem 11 | 16,1585 | 356,7761 | 0,0450 | 0,9639 |
| routem 12 | 3,0039 | 0,5051 | 5,9470 | 0,0000 |
| routem 13 | 2,9517 | 0,2157 | 13,6820 | < 2e-16 |
| routem 14 | 2,2595 | 0,5825 | 3,8790 | 0,0001 |
| routem 2 | 0,6120 | 0,0618 | 9,9020 | < 2e-16 |
| routem 3 | 0,8019 | 0,0917 | 8,7470 | < 2e-16 |
| routem 4 | 2,5764 | 0,0918 | 28,0660 | < 2e-16 |
| routem 5 | 3,0367 | 0,3680 | 8,2520 | < 2e-16 |
| routem 6 | 16,1133 | 192,1641 | 0,0840 | 0,9332 |
| routem 7 | 16,4245 | 136,6763 | 0,1200 | 0,9043 |
| routem 8 | 0,8771 | 0,1061 | 8,2660 | < 2e-16 |
| routem 9 | 0,3726 | 0,1249 | 2,9820 | 0,0029 |
| luggage | 0,1925 | 0,0534 | 3,6030 | 0,0003 |

Джерело: розраховано автором на основі даних авіакомпанії ТОВ «АК «Браво»»

Таблиця 2

Перевірка значущості змінних логістичної регресії

| Variable | Df | Deviance | Resid.Df | Resid.Dev | Pr(>Chi) |
|----------|----|----------|----------|-----------|-----------|
| NULL | – | – | 23 210 | 23 059 | |
| age | 6 | 1 274.71 | 23 204 | 21 784 | <2.2e-16 |
| type | 3 | 157.39 | 23 201 | 21 627 | <2.2e-16 |
| route | 13 | 2115.01 | 23 188 | 19 512 | <2.2e-16 |
| luggage | 1 | 12.81 | 23 187 | 19 499 | 0.0003454 |

Джерело: розраховано автором на основі даних авіакомпанії ТОВ «АК «Браво»»

Таблиця 3

Вивід функції pR2 для логістичної регресії

| llh | llhNull | G2 | McFadden |
|------------|-------------|-----------|----------|
| -9749.5320 | -11529.4900 | 3559.9230 | 0.1544 |

Джерело: розраховано автором на основі даних авіакомпанії ТОВ «АК «Браво»»

Надалі були розраховані граничні ефекти змінних моделі за допомогою функції *logitmfx* з бібліотеки *mfx* (табл. 4).

За результатами розрахунків можна зробити висновки, що чим більше вік користувача, тим менше ймовірність відтоку. До 40 років ймовірність того, що людина припинить користуватись послугами авіакомпанії, збільшується на 2–4% порівняно з групою людей віком від 18 до 25 років. Після 40 років

ця ймовірність зменшується, тобто люди після 40 років рідше на 10–20% залишають компанію порівняно з групою людей від 18 до 25 років.

За граничними ефектами зміна типу квитка з *Promo* на *Econom Plus* майже на 20% зменшує ризик того, що користувач відмовиться від подальшого користування послугами компанії, а під час переходу від *Promo* на *Econom* цей ризик збільшується на 2%.

Граничні ефекти логістичної регресії

| Variable | dF/dx | Std. Err. | z | P> z |
|------------------|---------|-----------|---------|--------|
| age[25,30] | 0,0454 | 0,0894 | 0,5078 | 0,6116 |
| age[30,35] | 0,0365 | 0,0724 | 0,5041 | 0,6142 |
| age[35,40] | 0,0212 | 0,0420 | 0,5058 | 0,6130 |
| age[40,45] | -0,1114 | 0,1877 | -0,5937 | 0,5527 |
| age[45,50] | -0,2060 | 0,3014 | -0,6836 | 0,4942 |
| age[50,Inf] | -0,1527 | 0,2404 | -0,6353 | 0,5252 |
| Type Econom Plus | -0,2144 | 0,3020 | -0,7099 | 0,4777 |
| Type Business | 0,1142 | 0,2280 | 0,5006 | 0,6166 |
| Type Econom | 0,0223 | 0,0429 | 0,5203 | 0,6029 |
| routem 10 | 0,0561 | 0,1146 | 0,4894 | 0,6245 |
| routem 11 | 0,1108 | 0,2328 | 0,4761 | 0,6340 |
| routem 12 | 0,1055 | 0,2275 | 0,4636 | 0,6429 |
| routem 13 | 0,1073 | 0,2306 | 0,4651 | 0,6419 |
| routem 14 | 0,0958 | 0,2060 | 0,4649 | 0,6420 |
| routem 2 | 0,0506 | 0,1007 | 0,5024 | 0,6154 |
| routem 3 | 0,0612 | 0,1236 | 0,4946 | 0,6209 |
| routem 4 | 0,1477 | 0,2973 | 0,4968 | 0,6193 |
| routem 5 | 0,1062 | 0,2290 | 0,4639 | 0,6427 |
| routem 6 | 0,1182 | 0,2215 | 0,5336 | 0,5936 |
| routem 7 | 0,1307 | 0,1885 | 0,6935 | 0,4880 |
| routem 8 | 0,0622 | 0,1275 | 0,4877 | 0,6258 |
| routem 9 | 0,0312 | 0,0627 | 0,4974 | 0,6189 |
| luggage | 0,0196 | 0,0373 | 0,5256 | 0,5992 |

Висновки з проведеного дослідження.
Таким чином, побудована економіко-математична модель може бути використана для прогнозування лояльності клієнтів авіакомпанії за умови вдосконалення системи чинників, на основі яких можна оцінити стратегію пове-

дінки споживача. Доведено, що регресія Кокса є найкращим методом аналізування та прогнозування ризику втрати клієнтів, оскільки дає змогу враховувати не лише показник настання чи не настання події, але й час, коли ця втрата може відбутись.

Список використаних джерел:

1. Каплан Р.С., Нортон Д.П. Стратегическое единство. Создание синергии организации с помощью сбалансированной системы показателей Москва : Олимп-Бизнес, 2006. 386 с.
2. Райхельд Ф.Ф. Эффект лояльности: движущие силы роста, прибыли и непреходящей ценности Москва : Вильямс, 2005. 384 с.
3. Хойер Дж. Война за клиента. Лояльность раз и навсегда Москва : Попурри, 2010. 112 с.
4. Дымшиц М. Потребительская лояльность. Механизмы повторной покупки. Москва : Вершина, 2007. 200 с.
5. Гитомер Дж. Удовлетворение покупателя ничто, покупательская лояльность. Санкт-Петербург : Питер, 2004. 256 с.
6. Аксельрод Д. Сложно ли оценить лояльность. *Маркетинговые коммуникации*. 2005. № 5. С. 21–24.
7. Модель Кокса с зависящими от времени ковариатами. URL: <http://statistica.ru/local-portals/medicine/model-koksa-s-zavisyashchimi-ot-vremeni-kovariatami>.
8. Liu X. Survival Analysis Models and Applications. Uniformed Services University of the Health Sciences and Walter Reed National Military Medical Center, USA. London : Elsevier, 2016. 511 p.
9. Stefanakos St. Improved Customer Understanding with Survival Analysis. URL: http://www.d1-solutions.com/fileadmin/user_upload/d1solutions/Papers/Survival-Analysis-Stamatis-Stefanakos-D1-Solutions-Zurich.pdf.
10. Yong L. Research Model of Churn Prediction Based on Customer Segmentation and Misclassification Cost in the Context of Big Data. URL: http://file.scirp.org/pdf/JCC_2015060415534914.pdf.
11. Груздев А.В. Регрессия Кокса, или модель пропорциональных рисков. URL: http://www.cfin.ru/management/strategy/plan/cox_regression.shtml.
12. Логистическая регрессия / Центр статистического анализа. URL: <http://statmethods.ru/konsalting/statistics-metody/116-logisticheskaya-regressiya.html>.