

DOI: <https://doi.org/10.35774/econa2025.01.112>

JEL classification: C45, C51, C52, C53

UDC: 519.233.5:658.818

### Юрій КЛЕБАН

старший викладач,  
кафедра інформаційних технологій та аналітики даних,  
Національний університет «Острозька академія», Україна  
E-mail: [yuriy.kleban@oa.edu.ua](mailto:yuriy.kleban@oa.edu.ua)  
ORCID iD: 0000-0002-7070-5175  
Web of Science Researcher ID: AAN-3865-2021

### Вікторія МАЗУРЕНКО

Національний університет «Острозька академія», Україна  
E-mail: [viktoriia.mazurenko@oa.edu.ua](mailto:viktoriia.mazurenko@oa.edu.ua)  
ORCID iD: 0009-0005-2375-6104  
Web of Science Researcher ID: MGW-3922-2025

## АНАЛІЗ ВИЖИВАНOSTІ ЯК ІНСТРУМЕНТ ПРОГНОЗУВАННЯ ТА ЗНИЖЕННЯ ВІДТОКУ КЛІЄНТІВ

### АНОТАЦІЯ

**Вступ.** Відтік клієнтів є однією з ключових проблем у телекомунікаційній сфері, що впливає на фінансові показники компаній. Втрата клієнтів призводить до значних економічних втрат, оскільки залучення нових користувачів зазвичай коштує дорожче, ніж утримання наявних. У зв'язку з цим виникає необхідність розробки ефективних аналітичних підходів для прогнозування відтоку клієнтів та визначення факторів, що на нього впливають.

**Мета.** Дослідження спрямоване на оцінку ефективності застосування методів аналізу виживаності для прогнозування відтоку клієнтів у телекомунікаційній сфері. Основною задачею є визначення ключових факторів, що впливають на рівень відтоку, а також оцінка впливу цільових стратегій утримання на поведінку клієнтів.

**Метод (методологія).** Дослідження використовує методи аналізу виживання для оцінки динаміки відтоку клієнтів. Оцінювач Каплана-Мейєра використовується для аналізу тимчасових закономірностей утримання клієнтів, визначаючи періоди високого ризику. Модель пропорційних ризиків Кокса застосовується для визначення впливу різних факторів на ймовірність відтоку. Набір даних складається з реальних даних телекомунікаційних клієнтів, включаючи демографічні характеристики, деталі контрактів та фінансові показники. Кроки попередньої обробки включають очищення даних, вибір ознак та перетворення категоріальних змінних у числовий формат. Продуктивність моделі оцінюється за допомогою таких метрик, як індекс узгодженості (C-index) та оцінка Брієра. Нарешті, проводиться А/В тестування для оцінки ефективності стратегій утримання у зменшенні відтоку клієнтів.

**Результати.** Встановлено, що найбільший ризик відтоку спостерігається у перші 20 місяців після підключення. Визначено, що довгострокові контракти та якісне обслуговування знижують ймовірність відтоку, тоді як високі щомісячні витрати та певні методи оплати можуть його підвищувати. Побудовані прогностичні моделі дозволили досягти точності прогнозування на рівні 85–87%. Впроваджені стратегії утримання клієнтів у рамках А/В-тестування забезпечили зростання коефіцієнта утримання з 74% до

© Юрій Клебан, Вікторія Мазуренко, 2025

Отримано: 01.03.2025 р.

Рекомендовано до друку: 20.03.2025 р.

Опубліковано: 26.03.2025 р.



Ця стаття розповсюджується на умовах ліцензії Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0, яка дозволяє необмежене повторне використання, розповсюдження та відтворення на будь-якому носії, за умови правильного цитування оригінальної роботи.

**Як цитувати:** Клебан Ю., Мазуренко В. Аналіз виживаності як інструмент прогнозування та зниження відтоку клієнтів. *Економічний аналіз*. 2025. Том 35. № 1. С. 112–121. DOI: <https://doi.org/10.35774/econa2025.01.112>

91%. Запропоновані методи можуть бути використані телекомунікаційними компаніями, банківськими установами та іншими бізнесами, що працюють у сфері підписних сервісів, для підвищення ефективності програм лояльності та зниження рівня відтоку клієнтів.

**Ключові слова:** аналіз виживаності; відтік клієнтів; прогнозування; телекомунікаційна сфера; модель Каплана-Мейєра; модель Кокса; програми лояльності; управління клієнтською базою; фінансова ефективність.

### Вступ

У сучасному бізнес-середовищі утримання клієнтів стає одним із ключових аспектів, що визначає успіх компанії. Високий рівень конкуренції та зростаюча вимогливість споживачів зумовлюють необхідність впровадження ефективних стратегій для мінімізації відтоку клієнтів. У цьому контексті особливу увагу привертають сучасні підходи до аналізу даних, що дозволяють ідентифікувати групи клієнтів із високим ризиком відтоку та розробляти цілеспрямовані заходи для їхнього утримання.

Використання моделей прогнозування у поєднанні з аналізом виживаності, дозволяє не лише оцінити ризик відтоку клієнтів, але й розробити практичні рекомендації для покращення їхньої лояльності [1]. Саме це робить актуальним питання інтеграції сучасних аналітичних методів у практику бізнес-управління.

### Мета та завдання статті

Метою роботи є дослідження ефективності використання методів аналізу виживаності (*survival analysis*) для ідентифікації клієнтів із високим ризиком відтоку в телекомунікаційній сфері та оцінка фінансового ефекту впроваджених заходів утримання. Результатом роботи стане розробка рекомендацій щодо оптимізації програм лояльності, що базуються на аналізі поведінки клієнтів та економічних оцінках впливу стратегій утримання. Основним завданням роботи є дослідження ключових факторів відтоку клієнтів, побудова прогнозної моделі, оцінка фінансової ефективності програм утримання та надання рекомендацій щодо зменшення відтоку в телекомунікаційній сфері.

Об'єктом дослідження є взаємодія телекомунікаційних компаній із клієнтами, спрямована на зниження рівня відтоку та збільшення тривалості співпраці, а предметом

дослідження виступають статистичні методи аналізу даних, прогнозні моделі та оцінка економічної ефективності стратегій утримання клієнтів.

### Виклад основного матеріалу дослідження

У сучасних умовах, коли конкуренція на ринку зростає, а клієнти стають все більш вимогливими, питання утримання клієнтів набуває особливої актуальності. Відтік клієнтів у різних секторах економіки, зокрема в телекомунікаційній галузі, викликає значні втрати, оскільки залучення нового клієнта зазвичай у кілька разів дорожче, ніж утримання наявного. Вивченням цієї проблеми займалися багато дослідників, які пропонували різні підходи для прогнозування та мінімізації відтоку клієнтів.

Так, у дослідженні С. Андерсона та Д. Саллівана [2, с. 125-143] було продемонстровано, що якість обслуговування є ключовим фактором лояльності клієнтів. Їхня робота показала, що клієнти, які отримують високу якість послуг, демонструють на 25% нижчий рівень відтоку порівняно з тими, хто має негативний досвід взаємодії з компанією. Висока якість обслуговування сприяє формуванню довіри до бренду, що, у свою чергу, значно знижує ймовірність втрати клієнтів.

Дослідження Х. Райхельда [5, с. 46-54] запропонувало концепцію "чистої промоутерської оцінки" (Net Promoter Score, NPS), яка стала ефективним інструментом для прогнозування поведінки клієнтів. Було виявлено, що компанії з високим показником NPS мають на 30% вищий рівень утримання клієнтів. Зокрема, в телекомунікаційній сфері було доведено, що клієнти, які позитивно оцінюють компанію, вдвічі рідше змінюють постачальника послуг.

Методи машинного навчання також довели свою ефективність у прогнозуванні поведінки клієнтів. Наприклад, у роботі П. Джонсона [4,

с. 45-62] було використано метод випадкових лісів (Random Forest) для класифікації клієнтів із високим ризиком відтоку. Результати показали точність прогнозу 85% та дозволили розробити рекомендації, які зменшили відтік клієнтів на 18% за рік.

Моделі нейронних мереж також набули значної популярності у прогнозуванні клієнтської поведінки. У дослідженні Л. Брауна [3, с. 78-95] було застосовано рекурентні нейронні мережі (RNN) для аналізу історичних даних клієнтів. Такий підхід виявив патерни поведінки клієнтів, які раніше не ідентифікувалися традиційними методами. Використання RNN дозволило зменшити відтік клієнтів на 22% у фінансовому секторі.

Інтеграція методів аналізу виживаності з алгоритмами класифікації також продемонструвала високу точність. У дослідженні Д. Вільямса [7, ст. 101-118] було використано комбінацію моделі Кокса та дерев рішень для прогнозування відтоку клієнтів. Такий підхід дозволив досягти точності прогнозу в 87%, а також забезпечив економічний ефект у вигляді збереження 450 клієнтів протягом року.

Аналіз виживаності є статистичним підходом, що дозволяє оцінити тривалість часу до настання певної події, наприклад, відтоку клієнта. Основним результатом такого аналізу є крива виживаності, яка показує ймовірність того, що подія ще не настала на певний момент часу. Математично це визначається через функцію виживаності:

$$S(t) = P(T > t) \quad (1)$$

де  $T$  - час до настання події,  $t$  - конкретний момент часу.

Модель Каплана-Мейєра є одним із найпоширеніших інструментів для побудови кривих виживаності. Ця модель використовує емпіричний підхід і визначає оцінку функції виживаності як добуток ймовірностей виживання на кожному інтервалі часу:

$$\hat{S}(t) = \prod_{t_i \leq t} (1 - \frac{d_i}{n_i}) \quad (2)$$

де  $d_i$  кількість подій (відтоків) на момент часу  $t_i$ ,  $n_i$  — кількість клієнтів, які залишалися в аналізі до моменту.

Модель Кокса є регресійною моделлю, що використовується для вивчення впливу множинних факторів на ризик події. Вона базується на концепції часткової пропорційності ризиків, де функція ризику визначається як:

$$\lambda(t|X) = \lambda_0(t)e^{\beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k} \quad (3)$$

де  $\lambda_0(t)$  - базовий ризик (незалежний від факторів),  $X_1, X_2, \dots, X_k$  значення незалежних змінних,  $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$  - коефіцієнти, що оцінюють вплив змінних на ризик.

Для оцінки точності прогнозу в аналізі виживаності часто використовують С-індекс (Concordance Index). Цей показник оцінює, наскільки добре модель розрізняє пари об'єктів за їхньою ймовірністю події. Значення С-індексу коливається від 0,5 (випадкове прогнозування) до 1 (ідеальне прогнозування). Математично він визначається як частка правильно ранжованих пар:

$$C = \frac{\text{Number of correctly ordered pairs}}{\text{Total number of pairs}} \quad (4)$$

Також, використовують оцінку Браєра (Brier Score), яка є метрикою, що вимірює середньоквадратичну похибку прогнозу ймовірностей події. Ця метрика показує, наскільки точно модель прогнозує ймовірність настання певної події (наприклад, відтоку клієнта). Інтерпретація результатів показує, що значення BS, близьке до 0, свідчить про високу точність моделі, оскільки прогнозовані ймовірності добре відповідають фактичним результатам. У свою чергу, значення BS, близьке до 1, вказує на низьку точність моделі, що демонструє значні розбіжності між прогнозами та реальними подіями. Формула для розрахунку оцінки Браєра виглядає так:

$$BS = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{p}_i - y_i)^2 \quad (5)$$

де  $\hat{p}_i$  - передбачена ймовірність для об'єкта  $i$ ,  $y_i$  - фактичний результат (0 або 1),  $N$  - загальна кількість об'єктів.

Для побудови моделей було використано набір даних телекомунікаційної компанії, що містить детальну інформацію про клієнтів, їхні послуги, параметри контрактів та фінансові показники [6]. Датасет включає 7043 спостереження та 20 змінних, серед яких є як числові, так і категоріальні змінні. Основні характеристики набору даних можна згрупувати за кількома категоріями:

- демографічні характеристики клієнтів: стать, вік, наявність партнерів та дітей у домогосподарстві;
- інформація про контракт: тип підписки (місячний, річний або дворічний), спосіб оплати (електронний переказ, автоматичне

списання, чек тощо), наявність паперового рахунку;

- послуги, якими користується клієнт: підключення телефонії (фіксований або мобільний зв'язок), доступ до інтернету (тип підключення: DSL, оптоволоконний або відсутність інтернет-послуг), додаткові сервіси (захист пристроїв, технічна підтримка, потокові сервіси тощо).
- фінансові показники: щомісячна плата, загальна сума, сплачена клієнтом за весь період співпраці;
- цільова змінна "Churn": показує, чи клієнт залишився в компанії - 0 або відмовився від послуг – 1 (рис. 1).

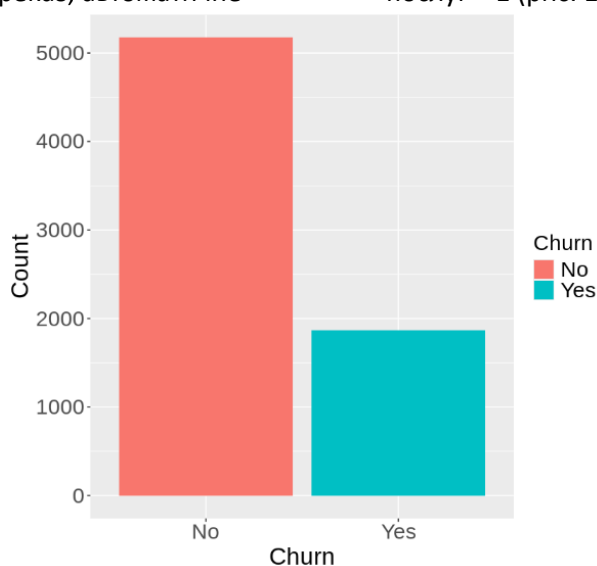


Рис. 1. Структура залежної змінної Churn

Джерело: розроблено авторами.

На початковому етапі був проведений попередній аналіз даних, який показав, що 28,9% клієнтів припинили користуватися послугами компанії, що свідчить про суттєвий рівень відтоку. Структура залежної змінної представлена в таблиці 1. Аналіз розподілу

даних виявив, що клієнти з місячними контрактами значно частіше залишають компанію, тоді як ті, хто обирає довгострокові підписки, мають значно вищий рівень утримання.

Таблиця 1. Структура залежної ознаки Churn початкового набору даних для подальшого проведення моделювання

| Значення Churn  | Кількість клієнтів | Частка, % |
|-----------------|--------------------|-----------|
| Відтік (1)      | 2,037              | 28,93     |
| Залишаються (0) | 5,006              | 71,07     |

Джерело: розроблено авторами.

Було застосовано методи аналізу виживаності, зокрема оцінку Каплана-Мейєра для визначення часової динаміки відтоку клієнтів. Крива виживаності, побудована за допомогою цієї моделі, показала, що найбільший ризик відтоку клієнтів спостерігається протягом перших 20 місяців

(див. рис. 2). Це відповідає очікуванням, оскільки нові клієнти часто виявляють незадоволеність послугами на ранніх етапах співпраці. Графік кривої надає цінну інформацію для розробки програм лояльності, що спрямовані на підтримку клієнтів саме в цей критичний період.

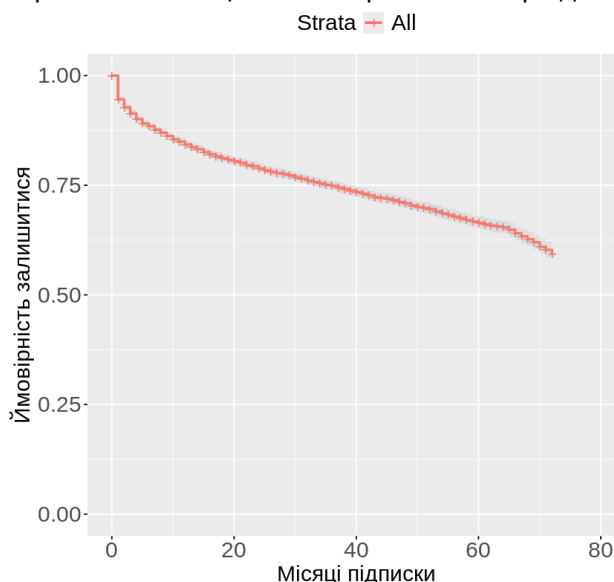


**Рис. 2. Крива виживаності Каплана-Мейєра для клієнтів телекомунікаційної компанії**

*Джерело: розроблено авторами.*

Результати також демонструють, що моделі виживаності дозволяють ідентифікувати часові інтервали з підвищеним ризиком відтоку. На основі цих даних компанія може запровадити цільові заходи, наприклад, спеціальні пропозиції чи бонуси для клієнтів, які перебувають у групі ризику. Це дозволяє значно зменшити ймовірність втрати клієнтів.

На наступному етапі дослідження було розроблено модель Кокса для глибшого аналізу факторів, що впливають на ризик відтоку клієнтів. Ця модель дозволила визначити, які характеристики клієнтів мають

найбільший вплив на ймовірність припинення співпраці з компанією. З таблиці 2 можемо побачити, що детальний аналіз моделі показав, що певні фактори мають статистично значущий вплив на ризик відтоку клієнтів. Наприклад, клієнти, які обирають довгострокові контракти, мають значно нижчий ризик відтоку ( $HR = 0,46$ ), що свідчить про стабільність таких клієнтів. Натомість клієнти з високими щомісячними витратами ( $HR = 1,08$ ) більш схильні до відтоку, що може бути пов'язано з фінансовими обмеженнями або незадоволеністю послугами.

**Таблиця 2. Регресійні коефіцієнти моделі Кокса для оцінки ризику відтоку**

| Змінна             | Коефіцієнт HR | Статистична значущість (p-value) |
|--------------------|---------------|----------------------------------|
| Щомісячна плата    | 1,08          | < 0,01                           |
| Тип контракту      | 0,46          | < 0,001                          |
| Інтернет-послуги   | 1,85          | < 0,01                           |
| Технічна підтримка | 0,75          | < 0,05                           |
| Метод оплати       | 1,42          | < 0,05                           |
| Електронні рахунки | 1,30          | < 0,05                           |

*Джерело: розроблено авторами.*

Результати моделі Кокса свідчать про те, що компанія може покращити утримання клієнтів через персоналізацію обслуговування, оптимізацію тарифів та впровадження нових зручних методів оплати.

Модель продемонструвала високу прогностичну силу, що підтверджується значенням C-індексу (0,847), яке свідчить про здатність моделі ефективно розрізняти клієнтів із високим і низьким ризиком відтоку. Використання цього індексу дозволяє компанії зосередити зусилля на тих клієнтах, які потребують найбільшої уваги, тим самим оптимізуючи ресурси. Це підтверджує ефективність використання цієї моделі для сегментації клієнтів.

Також, розраховано оцінку Браєра для нашої моделі, яка дорівнювала 0,125, що вказує на низький рівень похибки у прогнозуванні. Використання цієї метрики дозволяє компанії оцінити точність прогнозів, що в свою чергу покращує процес ухвалення рішень.

На заключному етапі було проведено А/В-тестування, у рамках якого клієнти були розподілені на контрольну (без додаткових заходів утримання) та експериментальну (з впровадженими стратегіями утримання). А/В-тестування дозволяє оцінити вплив нових стратегій на клієнтів шляхом порівняння результатів у групах. У контрольній групі клієнти отримували стандартний сервіс, тоді як у експериментальній групі було впроваджено персоналізовані пропозиції, знижки та бонуси. Такий підхід дає змогу оцінити приріст утримання клієнтів та визначити економічний ефект від впроваджених заходів.

Для візуалізації динаміки відтоку клієнтів у двох групах була побудована крива виживаності Каплана-Мейєра (рис. 3). Вона демонструє, що експериментальна група мала значно вищу ймовірність утримання клієнтів протягом аналізованого періоду. Графік також показує статистично значущу різницю між групами ( $p < 0.0001$ ), що підтверджує ефективність впроваджених заходів.

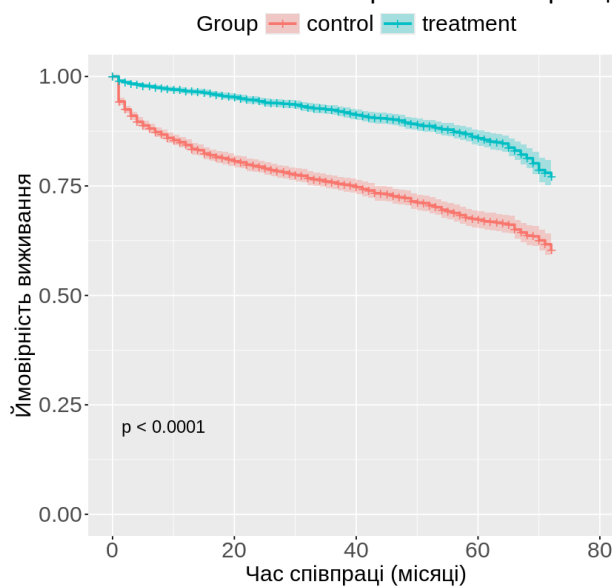


**Рис. 3. Крива виживаності Каплана-Мейєра для контрольної та експериментальної групи**

*Джерело: розроблено авторами.*

Для оцінки ефективності запропонованих стратегій було розраховано коефіцієнт утримання Retention Rate, результати якого показано в таблиці 3. Він відображає частку клієнтів, що залишилися з компанією протягом аналізованого періоду. За результатами

розрахунків, у контрольній групі коефіцієнт утримання склав 74%, тоді як в експериментальній групі він зріс до 91%. Приріст коефіцієнта утримання у відносному вираженні склав 23.09%, що підтверджує високу ефективність запропонованих заходів.

**Таблиця 3. Результати А/В-тестування щодо рівня утримання клієнтів**

| Група            | Retention Rate (%) | Загальна кількість клієнтів | Утриманні клієнти |
|------------------|--------------------|-----------------------------|-------------------|
| Контрольна       | 74%                | 3 548                       | 2 626             |
| Експериментальна | 91%                | 3 695                       | 3 361             |

*Джерело: розроблено авторами.*

Також, для наочної демонстрації отриманих результатів було побудовано графік порівняння коефіцієнта утримання у контрольній та експериментальній групах (рис. 4). Він чітко

ілюструє, що впроваджені заходи сприяли значному підвищенню рівня утримання клієнтів, що свідчить про доцільність використання запропонованих стратегій.

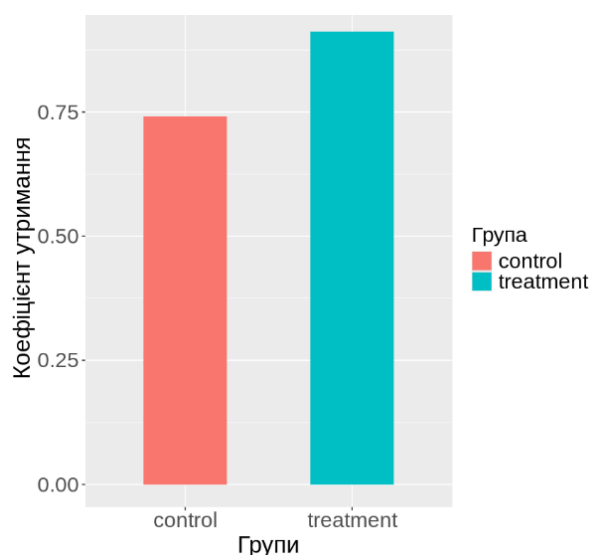


**Рис. 4. Порівняння коефіцієнта утримання у контрольній та експериментальній групах**

*Джерело: розроблено авторами.*

Для оцінки економічної ефективності заходів утримання було проаналізовано їхній вплив на дохід компанії. Припустимо, що середній місячний дохід від одного клієнта становить 70 умовних одиниць. Відповідно, річний дохід від одного клієнта становить 840 умовних одиниць.

Завдяки запровадженню стратегій було збережено 735 додаткових клієнтів у порівнянні з контрольною групою. Це дозволило збільшити загальний річний дохід на 617,400 умовних одиниць. При цьому витрати на реалізацію заходів утримання клієнтів становили 100,000 умовних одиниць, а рентабельність інвестицій (ROI) склала 517.4%, що свідчить про високу ефективність запропонованих заходів.

Отже, ці результати підтверджують, що для підвищення ефективності утримання клієнтів

компанії слід персоналізувати пропозиції для групи ризику, пропонуючи знижки та бонуси. Важливо впроваджувати довгострокові контракти з вигідними умовами, що сприятимуть стабільності взаємодії.

Покращення обслуговування, швидке реагування на запити та якісна технічна підтримка підвищать задоволеність клієнтів. Аналіз їхньої поведінки допоможе прогнозувати ризик відтоку та оперативно реагувати. Таким чином, аналіз виживаності сприяє зменшенню відтоку, зростанню доходів і підвищенню лояльності клієнтів.

#### **Висновки та перспективи подальших розвідок**

Результати проведеного дослідження підтверджують ефективність використання аналізу виживаності для прогнозування

поведінки клієнтів у телекомунікаційній сфері. Використання моделі Каплана-Мейєра дозволило визначити часові періоди, коли ризик відтоку є найвищим, що дає змогу компанії вчасно впроваджувати заходи для збереження клієнтів. Модель Кокса надала можливість ідентифікувати основні фактори, що впливають на ймовірність відтоку, дозволяючи компанії розробляти цільові стратегії утримання. Зокрема, було виявлено, що довгострокові контракти та якісна технічна підтримка значно знижують ризик відтоку, тоді як високі щомісячні витрати та певні методи оплати можуть підвищувати ймовірність втрати клієнтів.

Впровадження стратегій утримання клієнтів на основі отриманих результатів сприяло покращенню загального рівня лояльності та дозволило оцінити економічну ефективність

таких заходів. Аналіз продемонстрував, що ретельне вивчення поведінки клієнтів та впровадження персоналізованих підходів можуть суттєво знизити втрати компанії, пов'язані з відтоком, та покращити фінансові показники.

Подальші дослідження можуть бути спрямовані на розширення використання аналізу виживаності шляхом інтеграції його з сучасними методами машинного навчання. Це дозволить підвищити точність прогнозування та створити ще більш ефективні механізми запобігання втратам клієнтів. Крім того, перспективним напрямком є дослідження впливу зовнішніх факторів, таких як ринкові умови та конкуренція, на поведінку клієнтів, що дасть змогу компаніям розробляти комплексні та гнучкі стратегії управління клієнтською базою.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Anderson D. A. Predictive Modeling of Customer Churn in Telecommunication Companies in USA. *Journal of Statistics and Actuarial Research*. 2024. Vol. 8, No. 2. DOI: 10.47604/jsar.2762.
2. Anderson S. W., Sullivan M. W. The Antecedents and Consequences of Customer Satisfaction for Firms. *Marketing Science*. 1993. Vol. 12, No. 2. P. 125-143.
3. Brown L. Recurrent Neural Networks for Customer Churn Prediction. *Journal of Artificial Intelligence Research*. 2019. Vol. 12, No. 4. P. 78-95.
4. Johnson P. Application of Random Forests in Customer Retention. *Journal of Data Science*. 2017. Vol. 5, No. 3. P. 45-62.
5. Reichheld F. F. The One Number You Need to Grow. *Harvard Business Review*. 2003. Vol. 81, No. 12. P. 46-54.
6. Telco Customer Churn Dataset. Kaggle. URL <https://www.kaggle.com/datasets/blastchar/telco-customer-churn>.
7. Williams D. Combining Survival Analysis and Decision Trees for Customer Churn. *Data Mining and Knowledge Discovery*. 2020. Vol. 34, No. 2. P. 101-118.
8. Білан О. В. Аналіз поведінки споживачів у телекомунікаційній сфері України. *Економічний вісник*. 2021. № 3. С. 45-53.
9. Гончаренко В. В. Використання моделей машинного навчання для прогнозування відтоку клієнтів у сфері послуг. *Український журнал прикладної статистики*. 2020. Т. 7, № 1. С. 89-102.
10. Петренко Л. М. Вплив економічних факторів на утримання клієнтів у телекомунікаційних компаніях України. *Маркетинг і цифрові технології*. 2019. № 2. С. 33-47.
11. Цибульський В. О., Пацалюк К. О. Особливості поведінки споживача в сучасних умовах. *Вісник Київського інституту бізнесу та технологій*. 2017. № 2. С. 62-63.
12. Колосінська М. І., Солійчук А. О., Лахнюк В. В. Особливості поведінки споживачів на ринку електронної комерції в Україні. *Молодий вчений*. 2018. № 6(2). С. 407-410.

## REFERENCES

1. Anderson, D. A. (2024). Predictive modeling of customer churn in telecommunication companies in the USA. *Journal of Statistics and Actuarial Research*, 8(2). <https://doi.org/10.47604/jsar.2762>
2. Anderson, S. W., & Sullivan, M. W. (1993). The antecedents and consequences of customer satisfaction for firms. *Marketing Science*, 12(2), 125–143.
3. Brown, L. (2019). Recurrent neural networks for customer churn prediction. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 12(4), 78–95.
4. Johnson, P. (2017). Application of random forests in customer retention. *Journal of Data Science*, 5(3), 45–62.
5. Reichheld, F. F. (2003). The one number you need to grow. *Harvard Business Review*, 81(12), 46–54.
6. Telco Customer Churn Dataset. (n.d.). Kaggle. Retrieved from <https://www.kaggle.com/datasets/blatchar/telco-customer-churn>
7. Williams, D. (2020). Combining survival analysis and decision trees for customer churn. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 34(2), 101–118.
8. Bilan, O. V. (2021). Analysis of consumer behavior in the telecommunications sector of Ukraine. *Economic Bulletin*, 3, 45–53.
9. Honcharenko, V. V. (2020). Application of machine learning models for customer churn prediction in the service sector. *Ukrainian Journal of Applied Statistics*, 7(1), 89–102.
10. Petrenko, L. M. (2019). The impact of economic factors on customer retention in telecommunications companies of Ukraine. *Marketing and Digital Technologies*, 2, 33–47.
11. Tsybulskiy, V. O., & Patsalyuk, K. O. (2017). Features of consumer behavior in modern conditions. *Bulletin of Kyiv Institute of Business and Technology*, 2, 62–63.
12. Kolosinska, M. I., Soliyuk, A. O., & Lakhnyuk, V. V. (2018). Features of consumer behavior in the e-commerce market in Ukraine. *Young Scientist*, 6(2), 407–410.

**Yurii Kleban**, Senior Lecturer, Department of Economic-Mathematical Modelling and Information Technologies, National University of Ostroh Academy, Ukraine

**Viktoriia Mazurenko**, National University of Ostroh Academy, Ukraine

## Survival analysis as a tool for predicting and reducing customer churn

### Abstract

**Introduction.** Customer churn is one of the key challenges in the telecommunications sector, significantly impacting companies' financial performance. Losing customers leads to substantial economic losses, as acquiring new users is typically more expensive than retaining existing ones. This creates a need for the development of effective analytical approaches to predict customer churn and identify the factors influencing it.

**Objective.** This study aims to assess the effectiveness of survival analysis methods in predicting customer churn in the telecommunications sector. The primary objective is to identify key factors affecting churn rates and evaluate the impact of targeted retention strategies on customer behaviour.

**Methodology.** The study employs survival analysis methods to evaluate customer churn dynamics. The Kaplan-Meier estimator is used to analyse the temporal patterns of customer retention, identifying high-risk periods. The Cox proportional hazards model is applied to determine the influence of various factors on churn probability. The dataset consists of real-world telecommunications customer data, including demographic characteristics, contract details, and financial indicators. Preprocessing steps include data cleaning, feature selection, and transformation of categorical variables into numerical format. Model performance is evaluated using metrics such as the Concordance Index (C-index) and Brier Score. Finally, A/B testing is conducted to assess the effectiveness of retention strategies in reducing customer churn.

**Results.** The findings indicate that the highest risk of churn occurs within the first 20 months after subscription activation. It was determined that long-term contracts and high-quality service reduce the likelihood of churn, whereas

high monthly costs and certain payment methods increase it. The developed predictive models achieved an accuracy level of 85–87%. Implemented retention strategies within A/B testing resulted in an increase in the retention rate from 74% to 91%.

The proposed methods can be applied by telecommunications companies, financial institutions, and other businesses operating in the subscription-based service industry to enhance loyalty programs and reduce customer churn.

**Keywords:** survival analysis; customer churn; prediction; telecommunications sector; Kaplan-Meier model; Cox model; loyalty programs; customer base management; financial efficiency.

**Cite as:** Kleban, Y., and Mazurenko, V. (2025). Survival analysis as a tool for predicting and reducing customer churn. *Economic analysis*, 35 (1), 112-121. DOI: <https://doi.org/10.35774/econa2025.01.112>