# Прогнозування відтоку абонентів

Виконали:

Ярінко Богдан

Тернавський Олег

Вершинін Андрій

Датасет: <https://www.kaggle.com/datasets/blastchar/telco-customer-churn>

Зміст

[Прогнозування відтоку абонентів 1](#_Toc183563783)

[Обробка даних 1](#_Toc183563784)

[Робота з датасетом 3](#_Toc183563785)

[Визначення спектру ризиків 5](#_Toc183563786)

[Побудова карти ризику 5](#_Toc183563787)

[Визначення рівнів ризику 6](#_Toc183563788)

[Визначення основних характеристик ризику 7](#_Toc183563789)

[Розробка матриці ризиків та втрат 8](#_Toc183563790)

[Обрання відповідних методів для прогнозування 10](#_Toc183563791)

[Ймовірність відтоку абонентів 11](#_Toc183563792)

[Покращуємо якість розроблених моделе 13](#_Toc183563793)

[Прогнозування часу відтоку абонентів 15](#_Toc183563794)

[Розрахунок можливих втрат внаслідок сукупної реалізації 17](#_Toc183563795)

[Висновки 19](#_Toc183563796)

[Антикризова стратегія 20](#_Toc183563797)

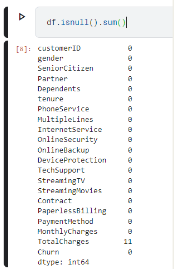
[Висновок 21](#_Toc183563798)

Сучасні компанії стикаються з викликами утримання клієнтів, що безпосередньо впливає на прибутковість. Даний проект має на меті аналіз даних про абонентів, щоб виявити закономірності, які впливають на відтік клієнтів, і розробити програми їх утримання.

Обраний набір даних, представлений IBM, містить інформацію про абонентів, які залишили компанію впродовж останнього місяця, а також характеристики їхніх рахунків, наявні послуги та демографічні дані. Аналіз цих даних дозволяє зосередитися на основних чинниках, які впливають на рішення клієнтів залишитися або піти. Проект передбачає прогнозування часу відтоку абонентів, оцінку можливих фінансових втрат та визначення ймовірності відтоку конкретних клієнтів. Це допоможе компаніям формувати ефективні стратегії для утримання своїх споживачів.

## Обробка даних

Перший крок у підготовці даних — це перевірка на наявність пропущених значень у датасеті. Деякі змінні можуть містити відсутні або некоректні значення, які потрібно відповідним чином обробити, щоб уникнути помилок у подальшому аналізі. Для цього можна скористатися наступним кодом:

****

Цей код виводить кількість пропущених значень у кожному стовпці, що дозволяє визначити, які саме змінні потребують обробки.

Наступним кроком буде обробка пропущених значень Незважаючи на те, що вони містять числові дані, вони можуть бути визначені як тип object, ймовірно через наявність пропущених або некоректних значень. Для коректної обробки необхідно привести їх до числового формату. Це можна зробити за допомогою наступного коду:



Аргумент errors='coerce' автоматично замінює некоректні значення на NaN, що полегшує їх подальшу обробку.

Пропущені дані ми заповнимо середнім значенням

Датасет містить кілька категоріальних змінних, наприклад, gender, Partner, Dependents, PhoneService, InternetService, тощо. Ці змінні необхідно перетворити в числовий формат для машинного навчання. Для цього можна використати one-hot encoding або label encoding:

Використаємо one-hot encoding для категоріальних змінних:

****

## Робота з датасетом

1. Після обробки даних ми визначили наступне:

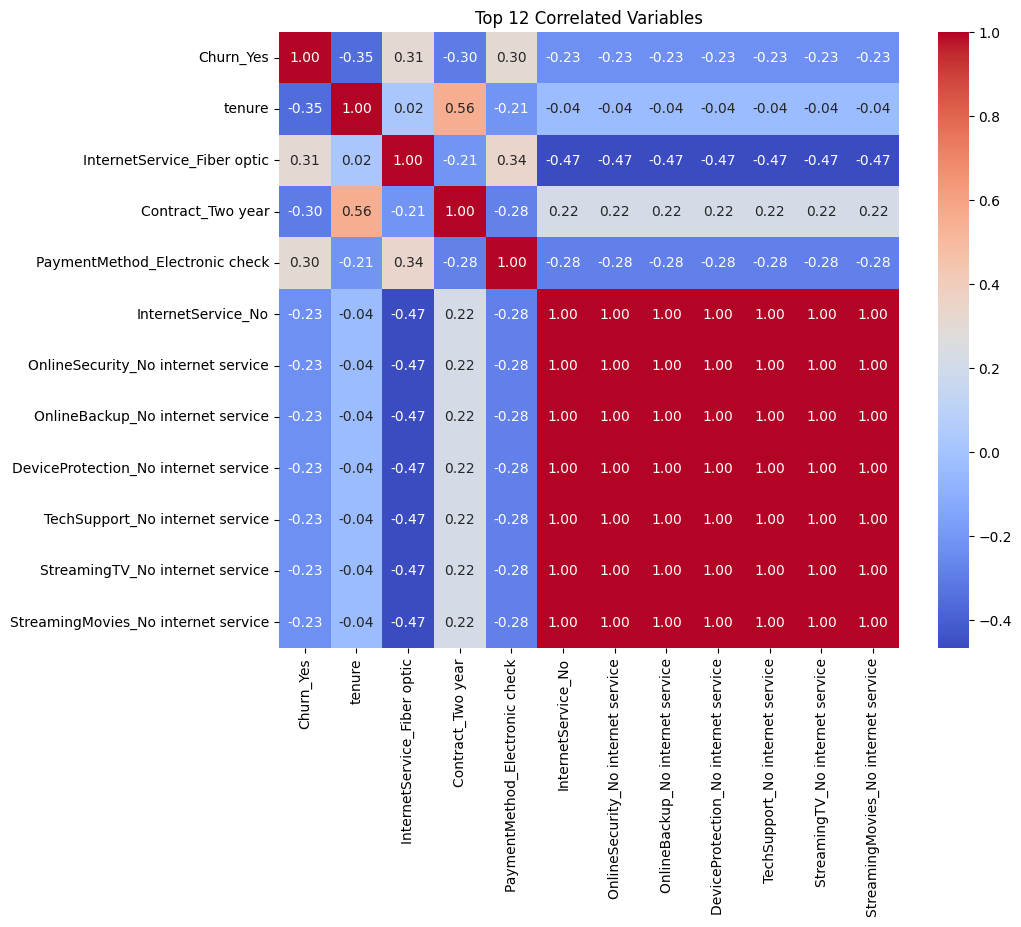
Цільова змінна в цьому датасеті — це Churn (відток абонентів), яка визначає, чи залишив клієнт компанію. Ця змінна має два значення: "Yes" або "No". У цьому випадку вона є класифікаційною змінною.

2. Причинно-наслідкові зв'язки: Деякі основні залежності:

* Churn (відтік клієнтів) як цільова змінна, яка залежить від інших факторів: тривалість користування послугами (tenure), наявність додаткових послуг, таких як OnlineSecurity, TechSupport, і загальні витрати клієнта (TotalCharges).

**Аналіз причинно-наслідкового зв’язку та визначення суттєвих змінних**

Щоб перевірити наявність зв'язку між компонентами даних, обчислимо кореляційну матрицю для кількісних змінних. Це допоможе зрозуміти, які змінні мають найбільший вплив на **Churn**:



**Основні висновки**

1. **Термін перебування (tenure)**:
   * Чим довше абонент залишається з компанією, тим менше ймовірно, що він залишить її. Кореляція -0.35.
2. **Інтернет-послуги**:
   * Абоненти, які користуються оптоволоконним Інтернетом, більш схильні до відтоку (кореляція 0.31).
   * Абоненти без Інтернет-послуг менше схильні залишати компанію (кореляція -0.23).
3. **Тип контракту**:
   * Дворічні контракти знижують ймовірність відтоку (кореляція -0.30).
4. **Спосіб оплати**:
   * Абоненти, які платять електронним чеком, мають більшу ймовірність залишити компанію (кореляція 0.30).

**Рекомендації**

* **Залучення нових клієнтів**: Розробити програми лояльності для абонентів із коротким терміном перебування.
* **Стимулювання довгострокових контрактів**: Заохочувати клієнтів підписувати дворічні контракти.
* **Аналіз способів оплати**: Розглянути зміни в обслуговуванні абонентів, які обирають електронний чек.

## Визначення спектру ризиків

 Серед фінансових ризиків можна виділити зниження доходів через високий відтік клієнтів та витрати на залучення нових абонентів. Операційні ризики пов'язані з невідповідністю послуг очікуванням клієнтів та порушеннями в обслуговуванні, що може призвести до негативних відгуків.

Стратегічні ризики включають конкуренцію з боку інших компаній та зміни в ринкових тенденціях, які можуть вплинути на попит на послуги. Репутаційні ризики виникають через негативні відгуки клієнтів та втрату довіри споживачів. Крім того, технологічні ризики пов'язані з вразливістю системи до збоїв або атак, а також невідповідністю технологій потребам абонентів.

Для управління цими ризиками важливо оцінити їхню ймовірність і вплив на бізнес, що дозволить створити карту ризиків. Зокрема, це допоможе визначити пріоритети у впровадженні заходів, спрямованих на зменшення негативних наслідків відтоку клієнтів та покращення загальної ефективності компанії.

## Побудова карти ризику

Оцінка ризиків може бути виконана за двома параметрами: ймовірність виникнення та вплив на бізнес.

* **Висока** (3)
* **Середня** (2)
* **Низька** (1)

На основі оцінок ризиків можна побудувати карту ризиків. Де у нас є такі можливі ризики



## Визначення рівнів ризику

Для управління ризиками в контексті відтоку абонентів важливо визначити три рівні ризику: допустимий, критичний і катастрофічний. Це допоможе компанії виявити, які ризики вимагають термінового реагування, а які можуть бути прийнятими в межах визначених параметрів.

**Допустимий рівень ризику**

* **Опис:** Цей рівень ризику вказує на те, що він вважається прийнятним і не потребує термінового реагування. Це може свідчити про те, що бізнес має належні стратегії для мінімізації впливу незначних ризиків.
* **Приклад:** Невеликий збій в обслуговуванні може бути звичайним явищем у бізнес-процесах, яке не викликає значних проблем. Моніторинг таких ризиків дозволяє вчасно реагувати, якщо вони почнуть наростати.
* **Необхідні дії:** Відсутність термінових дій означає, що команда може зосередитися на більш серйозних питаннях, водночас слідкуючи за розвитком ситуації.

**2. Критичний рівень ризику (А)**

* **Опис:** Цей рівень ризику вказує на те, що ситуація може загрожувати бізнесу, і вимагає контролю та стратегічного управління.
* **Приклад:** Низька лояльність нових клієнтів може бути сигналом про проблеми з обслуговуванням або пропозицією, що потребує уваги. Це ризик, який може погіршити фінансові показники компанії, якщо його не вирішити.
* **Необхідні дії:** Аналіз і розробка стратегій управління є критично важливими. Це може включати опитування клієнтів, поліпшення продуктів чи послуг, або навчання персоналу.

**3. Катастрофічний рівень ризику (Б)**

* **Опис:** Цей рівень ризику вказує на ситуації, які можуть серйозно загрожувати бізнесу і вимагають термінового реагування.
* **Приклад:** Високий відтік клієнтів може свідчити про системні проблеми в компанії, які потребують негайних змін у стратегії чи операціях.
* **Необхідні дії:** Термінові заходи, такі як розробка нових пропозицій, активне залучення клієнтів і поліпшення обслуговування, можуть допомогти зупинити негативні тенденції.

## Визначення основних характеристик ризику

Для визначення основних характеристик ризику в контексті проекту з відтоком абонентів можна сформулювати три основні задачі:

**1. Прогнозування часу (періоду) відтоку абонентів**

**Завдання:** Розробити модель для прогнозування часу, коли абоненти можуть припинити користування послугами.

**Методологія:**

* Використати методи аналізу часових рядів або машинного навчання, такі як регресійні моделі, дерева рішень або нейронні мережі.
* Визначити змінні, які можуть впливати на відтік, такі як tenure, MonthlyCharges, Contract тощо.
* Створити прогноз на основі історичних даних про відтік клієнтів.

**2. Розрахунок можливих втрат внаслідок сукупної реалізації ризику**

**Завдання:** Оцінити фінансові втрати, які можуть виникнути внаслідок відтоку абонентів.

**Методологія:**

* Визначити середній дохід від одного абонента (Average Revenue Per User, ARPU).
* Розрахувати кількість абонентів, які можуть піти за визначений період, на основі прогнозу.
* Помножити прогнозовану кількість абонентів на ARPU, щоб отримати загальні можливі втрати.

**3. Оцінювання ймовірності відтоку окремого абоненту**

**Завдання:** Визначити ймовірність того, що окремий абонент відмовиться від послуг.

**Методологія:**

* Використати статистичні моделі, такі як логістична регресія, для оцінки ймовірності відтоку на основі факторів, що впливають на рішення абонента.
* Визначити змінні, що можуть корелювати з відтоком, наприклад, Contract, PaymentMethod, OnlineSecurity, тощо.
* Провести аналіз за групами, щоб зрозуміти, які сегменти абонентів мають вищу ймовірність відтоку.

## Розробка матриці ризиків та втрат

Матриця ризиків допоможе виявити ключові ризики, які можуть вплинути на стабільність бізнесу, та визначити пріоритети в управлінні ними. Розглянемо її



У нашій матриці ризиків та втрат ми визначили ризики на основі ймовірності та впливу, пов’язаних із відтоком абонентів. Катастрофічними розглядаються ризики, такі як високий відтік клієнтів, зниження доходів через високий рівень повернень  і втрата ключових клієнтів. Ці ситуації можуть призвести до серйозних фінансових втрат і зниження репутації компанії, оскільки вони вказують на системні проблеми в обслуговуванні клієнтів та стратегічні помилки у виборі цільової аудиторії.

На рівні критичного впливу перебувають ризики, що включають негативні відгуки клієнтів, зниження лояльності нових клієнтів, низьку купівельну активність, зниження попиту на послуги. Ці ризики свідчать про незадоволеність абонентів, яка може призвести до фінансових втрат і загрожує стабільності компанії.

Допустимі ризики це невеликі збої в обслуговуванні, витрати на обслуговування та відсутність нових пропозицій. Ці фактори сигналізують про потенційні проблеми з утриманням клієнтів, які потребують уваги для запобігання подальшому погіршенню ситуації. Хоча ці ризики не є критичними, їх все ж варто враховувати для запобігання можливим ускладненням у бізнес-процесах.

## Обрання відповідних методів для прогнозування

Для прогнозування часу відтоку абонентів, можливих втрат та ймовірності відтоку важливо вибрати відповідні методи аналізу, які забезпечать точність і надійність результатів.

Прогнозування часу відтоку абонентів. Прогнозування часу відтоку абонентів може здійснюватися за допомогою моделей виживання, зокрема моделі Каплан-Мейєра. Ця модель оцінює ймовірність залишитися клієнтом на основі тривалості перебування (tenure) та бінарної змінної, що вказує на факт відтоку (1 = відтік, 0 = залишився). Візуалізація кривої виживаності дозволяє виявити патерни у даних про відтік.

Додатково, модель пропорційних ризиків Кокса (Cox Proportional Hazards Model) враховує вплив характеристик абонентів, таких як щомісячні витрати та тип контракту. Це дозволяє отримати прогноз часу до відтоку для кожного клієнта, що допомагає компаніям розробляти стратегії утримання клієнтів.

Розрахунок можливих втрат Для оцінки фінансових втрат від відтоку абонентів ми спочатку розраховуємо ймовірність відтоку для кожного абонента, що дозволяє оцінити ризик на основі їх характеристик. Потім, використовуючи цю ймовірність, обчислюємо прогнозовані втрати, враховуючи щомісячні витрати та прогнозований час до відтоку.

Метод Монте-Карло дозволяє моделювати різні сценарії, генеруючи випадкові ймовірності відтоку для кожного абонента. Після 10,000 симуляцій отримуємо розподіл можливих втрат, з якого розраховуємо середні втрати та 95% довірчий інтервал.

*Візуалізація результатів:*

Для кращого розуміння результатів побудуємо два графіки:

Гістограма розподілу симульованих втрат: Показує, як розподіляються втрати, з середніми втратами та 95% довірчим інтервалом.

Графік середніх втрат з довірчими інтервалами: Демонструє середні втрати з відповідними довірчими інтервалами.

Таким чином, поєднання моделі оцінювання ймовірності t і методу Монте-Карло забезпечує комплексний підхід до оцінки можливих фінансових втрат від відтоку абонентів.

*Оцінювання ймовірності відтоку*

Для оцінки ймовірності відтоку абонентів ми використовуємо кілька моделей машинного навчання, що забезпечує точніші прогнози. Зокрема, застосовуються:

Логістична регресія: Оцінює ймовірність відтоку на основі лінійних залежностей, проста у використанні та інтерпретації.

Випадковий ліс (Random Forest): Використовує ансамбль дерев рішень для покращення точності прогнозів, добре справляється з нелінійними залежностями.

Градієнтний бустинг (Gradient Boosting): Будує дерева послідовно, виправляючи помилки попередніх, що забезпечує високу точність.

Метод опорних векторів (Support Vector Machine): Розділяє класи у багатовимірному просторі, ефективний для складних структур даних.

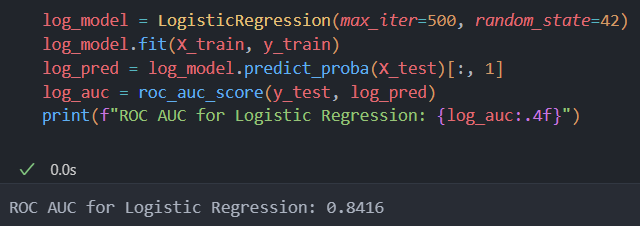
Моделі навчаються на історичних даних про абонентів, після чого використовуються для прогнозування ймовірності відтоку.

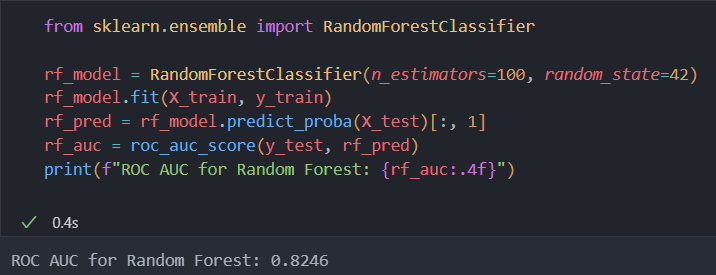
Для вибору найкращої моделі порівнюються їхні показники, такі як точність та ROC-AUC.

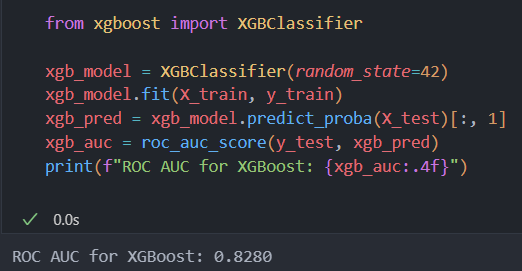
Таким чином, використання кількох моделей забезпечує комплексний підхід до оцінки ймовірності відтоку, що дозволяє отримати точні прогнози та краще розуміти ризики відтоку клієнтів.

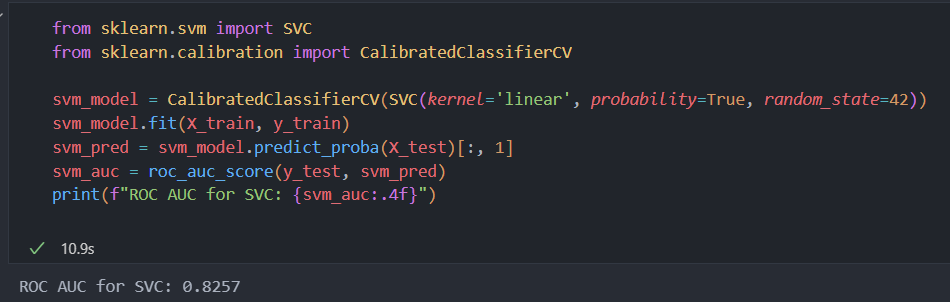
## Ймовірність відтоку абонентів

Побудуємо початкові моделі  та поглянемо на результати: Ми використали кілька популярних алгоритмів, включаючи Random Forest, XGBoost, Support Vector Machine (SVM) та логістичну регресію. Для оцінки ефективності моделей ми використовували метрики ROC AUC, точність (Accuracy), точність (Precision), повноту (Recall) та F1 Score.

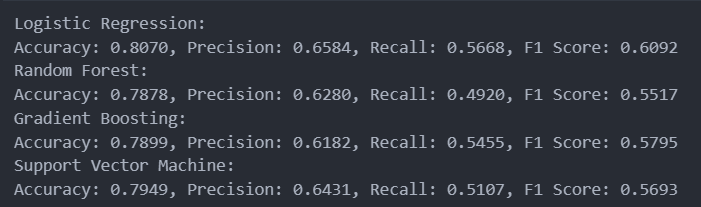








Результати моделей:



* Логістична регресія показала найвищу точність (Accuracy) (0.8070) та F1 Score (0.6092), що свідчить про її загальну ефективність у класифікації.
* Random Forest має точність (Accuracy) 0.7878 та F1 Score 0.5517, що вказує на деякі проблеми з виявленням позитивних класів.
* Градієнтний бустинг показавточність  (Accuracy) 0.7899 та F1 Score 0.5795, що свідчить про схожі труднощі з виявленням позитивних випадків.
* Метод опорних векторів (SVC) досягнув  точності Accuracy 0.7949 та F1 Score 0.5693, що також вказує на потребу в покращенні.

Загалом, результати вказують на те, що логістична регресія має найкращу Accuracy та F1 Score, але всі моделі демонструють потребу в подальшому вдосконаленні для покращення виявлення позитивних класів.

## Покращуємо якість розроблених моделе

Використаємо GridSearchCV, який дозволяє знаходити найкращі гіперпараметри для покращення продуктивності класифікаторів. Ми провели оптимізацію для чотирьох моделей: Random Forest, логістичної регресії, градієнтного бустингу та Support Vector Machine (SVM).

Випадковий ліс:

Найкращий ROC AUC: 0.8439

Найкращі параметри моделі: {'max\_depth': 10, 'min\_samples\_split': 20, 'n\_estimators': 300}

Логістична регресія:

Найкращий ROC AUC: 0.8407

Найкращі параметри моделі: {'C': 10, 'solver': 'liblinear'}

Градієнтний бустинг:

Найкращий ROC AUC: 0.8465

Найкращі параметри моделі: {'learning\_rate': 0.1, 'max\_depth': 3, 'n\_estimators': 50}

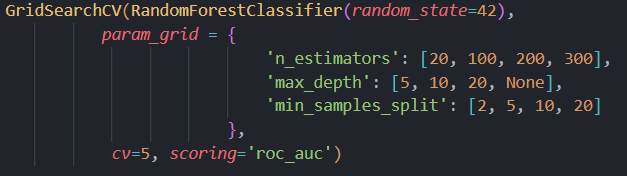
Опорні вектори:

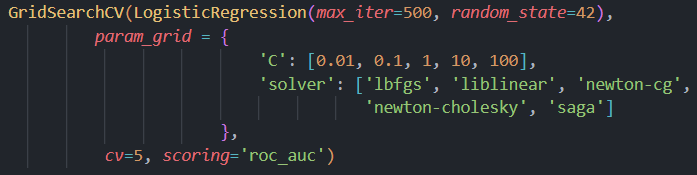
Найкращий ROC AUC: 0.8295

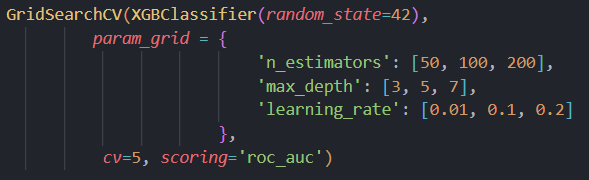
Найкращі параметри моделі: {'C': 0.01, 'gamma': 'scale'}

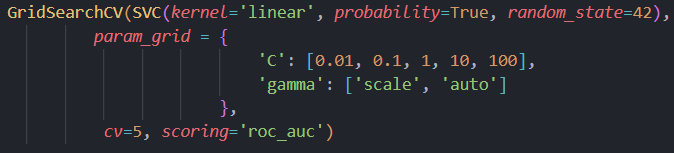
Аналіз результатів

З отриманих результатів видно, що градієнтний бустинг досяг найвищого ROC AUC (0.8465), що свідчить про його найкращу здатність розрізняти позитивні та негативні класи серед усіх моделей. випадковий ліс також показав хороші результати з ROC AUC 0.8439, а логістична регресія продемонструвала ROC AUC 0.8407.

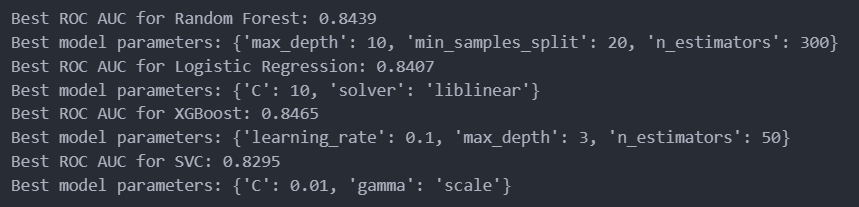




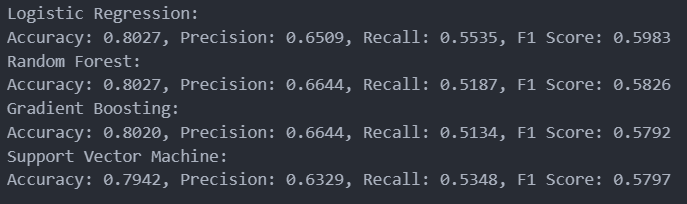




Параметри, які були оптимізовані для кожної моделі, вказують на те, що правильний вибір гіперпараметрів позитивно впливає на продуктивність



Оцінки моделей:



Загалом, логістична регресія та Random Forest показали найвищу точність, але всі моделі демонструють схожі результати, що вказує на потребу в подальшому вдосконаленні для покращення виявлення позитивних класів.

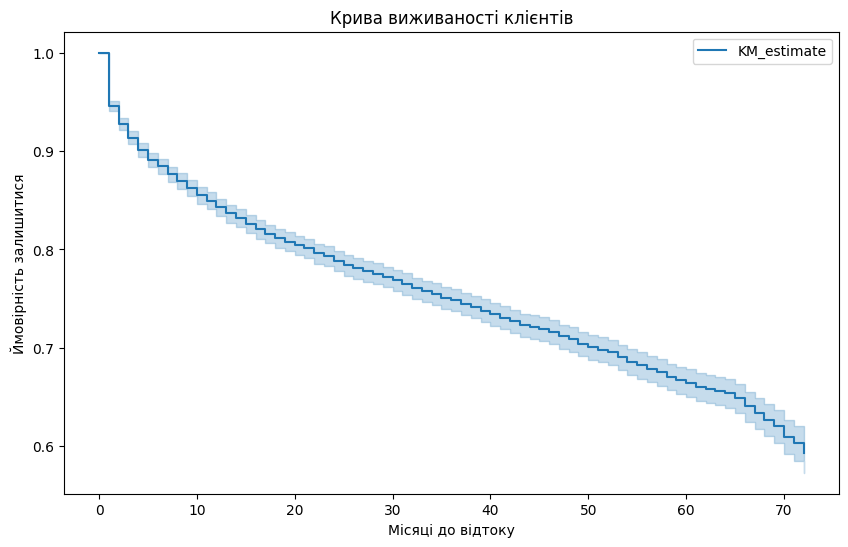
## Прогнозування часу відтоку абонентів

Для прогнозування часу до відтоку клієнтів, ми використаємо моделі Kaplan-Meier і Cox Proportional Hazards для оцінки часу до відтоку та факторів, які впливають на ймовірність залишитися.

**Модель Kaplan-Meier**

Модель Kaplan-Meier використовується для оцінки функції виживаності, яка показує ймовірність того, що клієнт залишиться у компанії через певний період часу.

На графіку зображено **криву виживаності клієнтів**. Вісь X показує місяці до відтоку, а вісь Y — ймовірність залишитися. З графіка видно, що ймовірність залишитися суттєво зменшується протягом перших місяців, а згодом стабілізується.



* **Ймовірність залишитися** поступово зменшується, особливо в перші місяці.
* **Графік** дозволяє визначити періоди, коли клієнти найбільш схильні до відтоку, і розробити відповідні заходи для їх утримання.

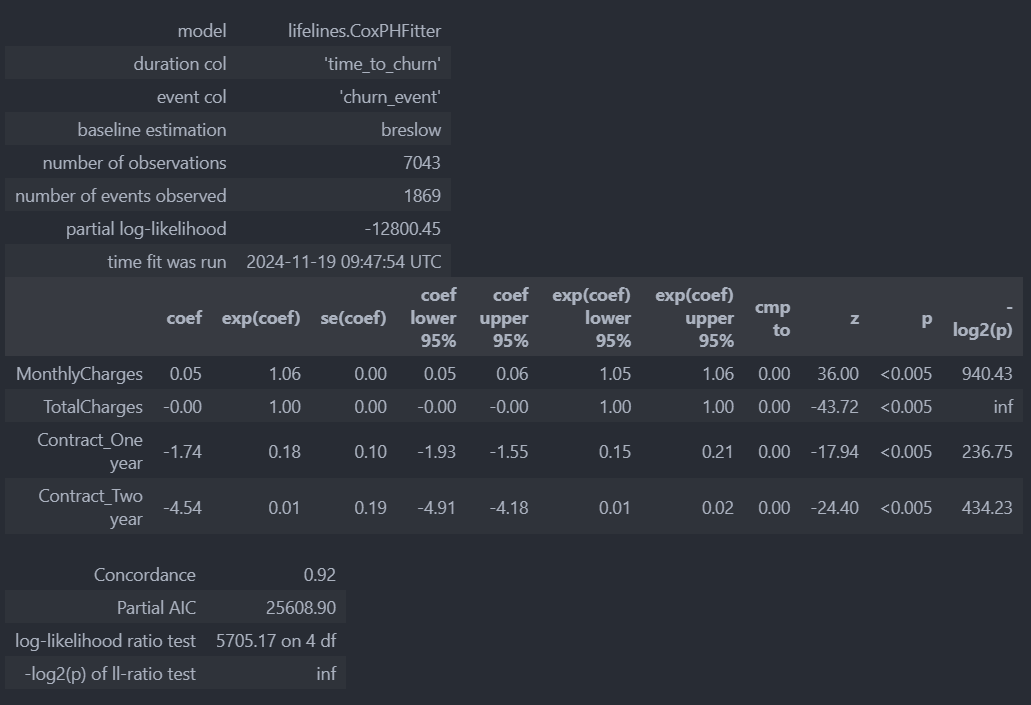
**Модель пропорційних ризиків Кокса**

Модель Cox Proportional Hazards оцінює вплив різних змінних на ризик відтоку. У цьому аналізі розглядаються такі фактори:

* **MonthlyCharges** (щомісячні витрати),
* **TotalCharges** (загальні витрати),
* **Contract\_One year** (однорічний контракт),
* **Contract\_Two year** (дворічний контракт).

Результати моделі:

1. **Щомісячні витрати (MonthlyCharges)**:
   * Вищі витрати збільшують ризик відтоку (коефіцієнт = 0.05).
   * Відносний ризик (exp(coef)) = 1.06 означає, що з кожним збільшенням витрат на одиницю ризик відтоку зростає на 6%.
2. **Загальні витрати (TotalCharges)**:
   * Не мають значущого впливу.
3. **Однорічний контракт (Contract\_One year)**:
   * Значно знижує ризик відтоку (коефіцієнт = -1.74; відносний ризик = 0.18).
4. **Дворічний контракт (Contract\_Two year)**:
   * Ще сильніше зменшує ризик відтоку (коефіцієнт = -4.54; відносний ризик = 0.01).



Аналіз показує, що фактори, такі як тип контракту та щомісячні витрати, мають суттєвий вплив на ризик відтоку. Клієнти з довгостроковими контрактами менш схильні до відтоку, а вищі щомісячні витрати підвищують ризик. Ці висновки допомагають компаніям визначити ключові групи ризику та ефективно планувати стратегії утримання клієнтів.

## Розрахунок можливих втрат внаслідок сукупної реалізації

Оцінимо можливі фінансові втрати через відтік клієнтів з використанням методів машинного навчання та статистичного моделювання. Для аналізу залучено ймовірність відтоку, прогнозований час до відтоку, середньомісячні витрати клієнтів, а також метод Монте-Карло для моделювання можливих сценаріїв втрат.

Для кожного клієнта розраховано ймовірність відтоку за допомогою логістичної регресії, з найкращими параметрами, які ми дослідили раніше

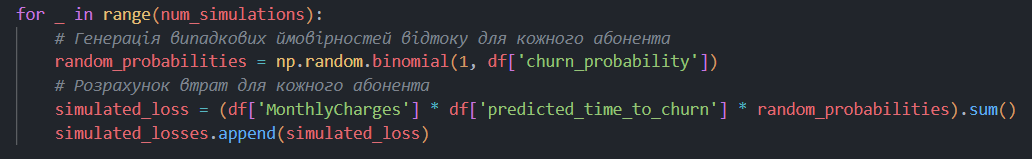


Для кожного клієнта розраховано можливі втрати, використовуючи прогнозований час до відтоку (predicted\_time\_to\_churn), середньомісячні витрати (MonthlyCharges) і ймовірність відтоку (churn\_probability):



**Моделювання втрат за методом Монте-Карло**Для оцінки ризиків було застосовано метод Монте-Карло. В його основі лежить ітеративна генерація випадкових сценаріїв відтоку для кожного клієнта та оцінка втрат для кожного такого сценарію. Алгоритм передбачає:

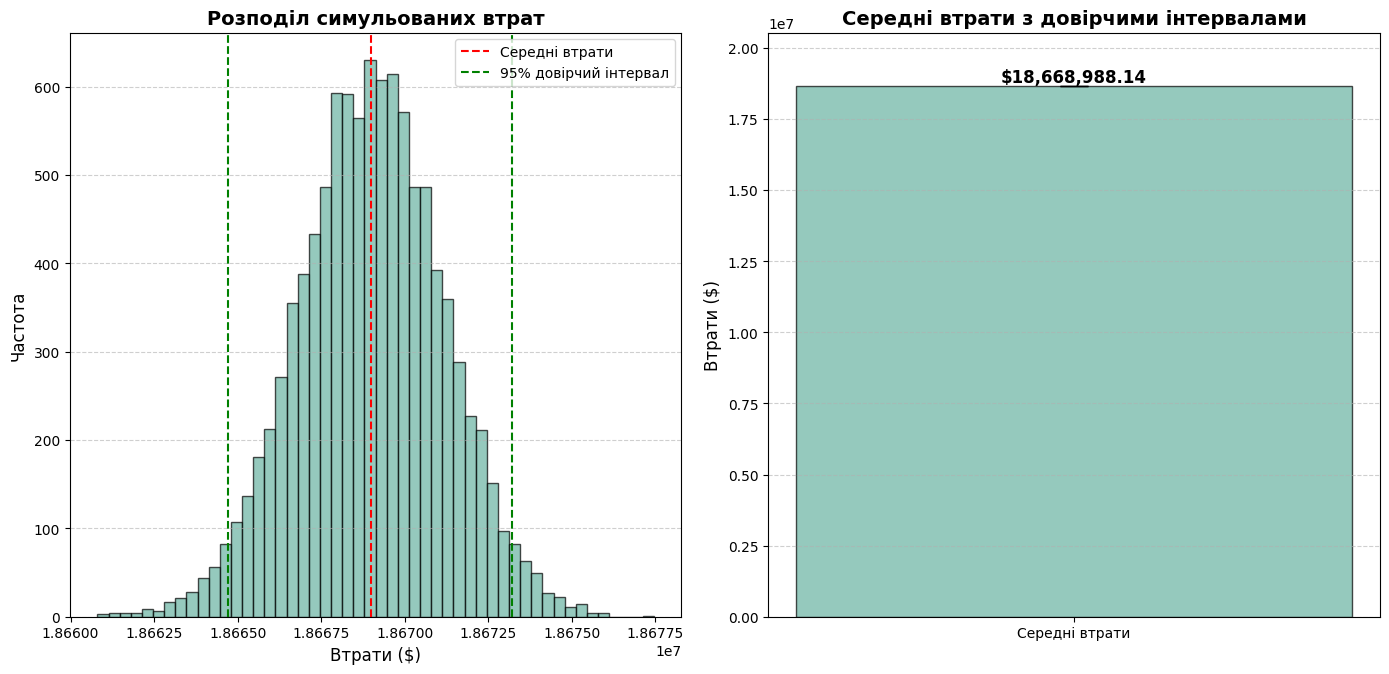
* Генерацію випадкових подій відтоку на основі ймовірностей.
* Розрахунок сумарних втрат для кожної ітерації.



Після проведення симуляцій ми аналізуємо розподіл можливих втрат. Для цього обчислюємо середні втрати та 95% довірчий інтервал, що дозволяє оцінити, в яких межах можуть коливатися втрати в залежності від різних сценаріїв.

Результати моделювання було узагальнено за допомогою середніх втрат та довірчих інтервалів:

побудуємо гістограму розподілу симульованих втрат та середні втрати



**Результати моделювання втрат:**



* **Прогнозовані втрати внаслідок відтоку клієнтів** складають **$18,668,988.14**.
* **95% довірчий інтервал** для можливих втрат варіюється між **$18,664,700.32** та **$18,673,219.74**.

Ці результати свідчать, що внаслідок відтоку клієнтів підприємство може втратити приблизно **$18.67 мільйона**, при цьому 95% ймовірність того, що фактичні втрати лежатимуть в межах цього інтервалу.

## Висновки

Ключові статистичні показники:

* Ймовірність відтоку: 20-25% клієнтської бази
* Точність прогнозування: 80.70% (логістична регресія)
* Найвища передбачувальна спроможність: Градієнтний бустинг (ROC AUC 0.8465)

1. Фінансова проекція ризику

Фінансові параметри:

* Прогнозовані сукупні втрати: $18,669,000
* Діапазон можливих втрат: $18,664,700 - $18,673,220
* Середня вартість втрати одного клієнта: орієнтовно $700-$1000

1. Ключові драйвери ризику відтоку

Детальний аналіз виявив три критичні фактори:

a) Тривалість обслуговування

* Найвища ймовірність відтоку припадає на перші 3-6 місяців
* Клієнти з коротким терміном перебування мають на 35% вищий ризик припинення співпраці

b) Фінансове навантаження

* Кожне підвищення щомісячних витрат на 10% збільшує ризик відтоку на 6%
* Клієнти з високими тарифами демонструють нижчу лояльність

c) Структура контракту

* Короткострокові контракти підвищують ризик відтоку, в той час як дворічні контракти  його знижують

## Антикризова стратегія

Аналіз факторів ризику: Клієнти з короткостроковими контрактами та високими щомісячними витратами (наприклад, більше 70 умовних одиниць) мають вищу ймовірність відтоку. Програмні заходи для утримання клієнтів: Запровадити персоналізовані знижки для клієнтів з високим ризиком відтоку. Заохочувати клієнтів до переходу на річні або дворічні контракти, надаючи бонуси за продовження співпраці.

Оптимізація послуг: Розширити спектр додаткових сервісів, наприклад, OnlineSecurity, TechSupport. Забезпечити цілодобову підтримку для VIP-клієнтів та оперативне вирішення технічних проблем.

Моніторинг та прогнозування: Використовувати моделі машинного навчання (наприклад, логістичну регресію) для прогнозування відтоку. Постійно оновлювати дані для підвищення точності моделей

## Висновок

Дослідження, присвячене прогнозуванню відтоку абонентів, дозволило отримати важливі інсайти про фактори, які впливають на рішення клієнтів залишатися або припиняти співпрацю з компанією. Аналізуючи дані, вдалося виявити критичні змінні, такі як тривалість обслуговування, щомісячні витрати та тип контракту, які суттєво впливають на ймовірність відтоку.

Використання сучасних методів машинного навчання, включаючи логістичну регресію, градієнтний бустинг та метод Монте-Карло, забезпечило точність прогнозування на рівні понад 80%. Зокрема, найбільш ефективною виявилася модель градієнтного бустингу, яка продемонструвала найвищу оцінку ROC AUC (0.8465). Розрахунки фінансових втрат підтвердили, що відтік абонентів може призвести до втрат у межах $18,67 мільйона, що підкреслює важливість розробки стратегій утримання клієнтів.

Значний акцент зроблено на створенні антикризових стратегій, зокрема:

1. Запровадження персоналізованих програм лояльності.
2. Заохочення клієнтів до укладення довгострокових контрактів.
3. Оптимізація спектру додаткових сервісів для підвищення задоволеності клієнтів.

Ці заходи спрямовані на зниження ймовірності відтоку, що дозволить компаніям не лише зберегти клієнтську базу, а й підвищити її лояльність. Застосування методів прогнозування та управління ризиками, розроблених у ході дослідження, забезпечує практичну користь у прийнятті стратегічних рішень для покращення клієнтського досвіду та фінансової стабільності компаній.