Классификация: предсказание оттока клиентов телеком-компании

Проблема

В телекоммуникационной индустрии удержание клиентов является одной из ключевых задач для повышения прибыльности и снижения расходов.

Зачастую многие клиенты могут отказаться от услуг компании, что негативно сказывается на стабильности доходов.

В этой связи возникает необходимость точно прогнозировать отток клиентов, чтобы своевременно принимать меры по их удержанию.

Необходим анализ данных о клиентах, таких как демографические показатели, услуги, платежи и историю использования услуг. Разработка модели, которая сможет предсказать вероятность оттока на основе имеющихся признаков, что позволит компании:

- сфокусировать маркетинговые усилия на группах риска;
- повысить эффективность программ лояльности;
- снизить уровень оттока и увеличить пожизненную ценность клиента (Customer Lifetime Value)

Критерии успеха

Доказательство качества модели

• ROC-AUC не менее 0.75 на валидационной выборке, что свидетельствует о хорошей способности модели отличать клиентов, склонных к оттоку, от тех, кто останется.

Интерпретируемость и анализ факторов

• В модели нужно выявить ключевые особенности, влияющие на решение о покидании услуги (например, использование определённых услуг, платежные показатели, демографические признаки).

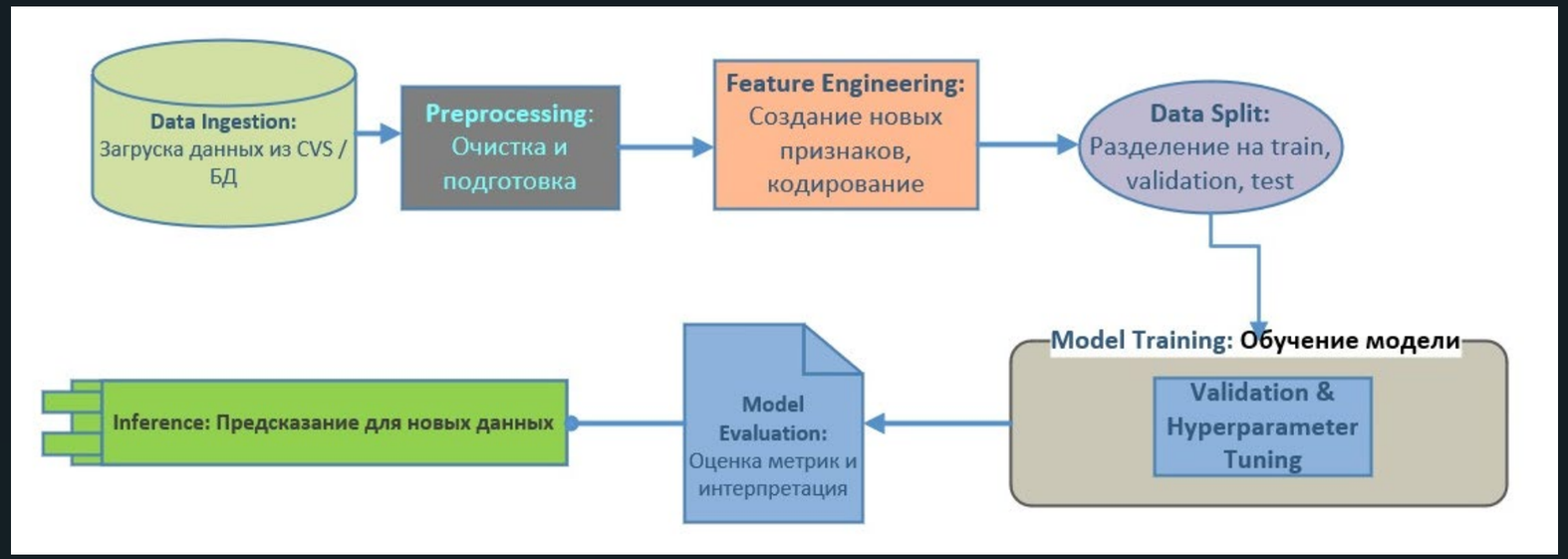
• Итоговые отчёты должны включать список наиболее значимых факторов риска с бизнес-обоснованиями.

Документированность и воспроизводимость

• Вся разработка сопровождается полной документацией (внутри проекта и в репозитории).

• Проведены тесты на воспроизводимость и стабильность модели.

Архитектура и ключевые решения



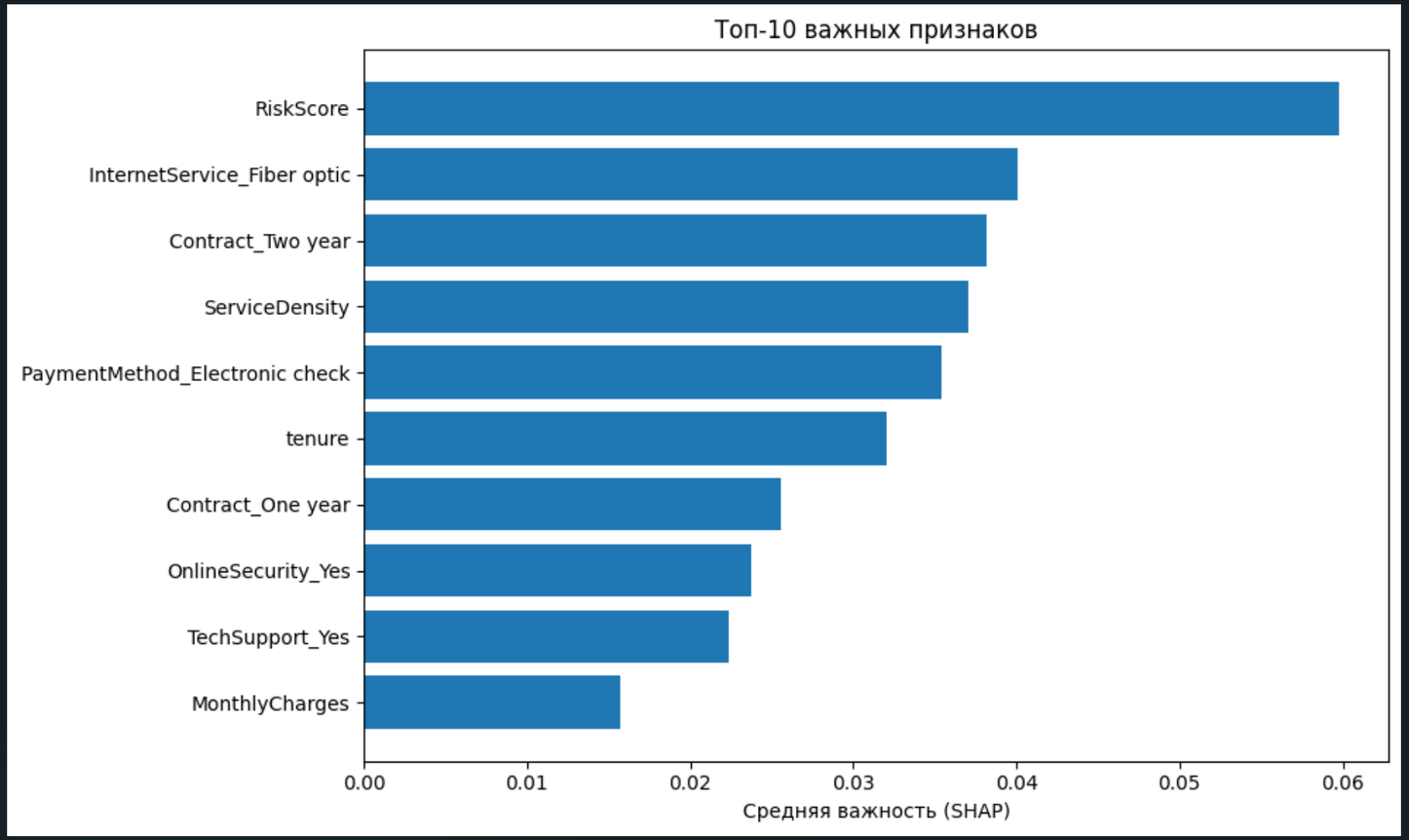
Структура репозитория

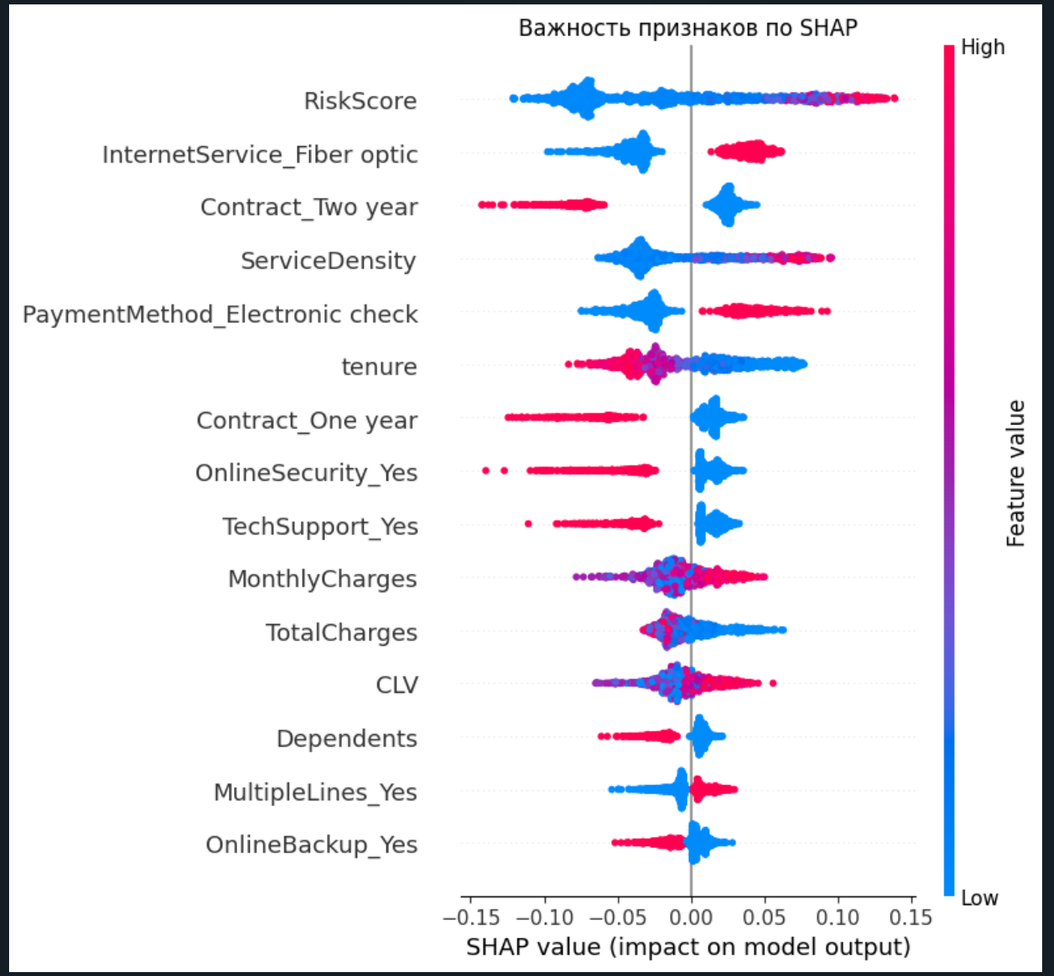
```
/project
├── data/
│   ├── processed/  # Обработанные данные
│   └── raw_data/   # Исходные данные
├── docs/           # Документация
│   └── images/     # Изображения для документации
├── models /        # Модели
├── notebooks/      # Jupyter-ноутбуки и .py-файлы с кодом
│   ├── encoders/   # Содержит словарь расшифровки данных
│   └── pckgs/      # Самописные функции
├── plots /         # графики
├── tests /         # Тесты
├── requirements.txt
└── README.md
```

Ключевые архитектурные решения

- **Выбор алгоритмов:** LightGBM и CatBoost за быструю работу с категориальными признаками и хорошую точность.
- **Обработка категориальных признаков:** встроенные механизмы CatBoost или One-Hot кодирование.
- **Валидация:** стратифицированная кросс-валидация для сохранения пропорций классов.
- **Воспроизводимость:** зафиксированные сиды (random_state=42), версии пакетов.
- **Обработка дисбаланса:** использование метрик с учетом дисбаланса, а также возможной взвешенной выборки.

Метрики качества





• Модель опирается на логичные с бизнес-точки зрения факторы (риск-скор, тип и длительность контракта, набор услуг, способ оплаты и стаж клиента), что подтверждает её адекватность и интерпретируемость, а значит —высокое практическое качество прогнозов.

Риски

Таблица TRADE-OFF 'чувствительность-точность'

Порог	Precision	Recall	F1-Score	Клиентов с риском	Доля рисковых
0.1	0.361	0.957	0.525	991	70.4%
0.2	0.430	0.909	0.584	791	56.2%
0.3	0.472	0.837	0.604	663	47.1%
0.4	0.531	0.749	0.622	527	37.5%
0.5	0.564	0.639	0.599	424	30.1%
0.6	0.626	0.532	0.575	318	22.6%
0.7	0.699	0.385	0.497	206	14.6%
0.8	0.743	0.217	0.335	109	7.7%
0.9	0.816	0.083	0.150	38	2.7%

1. Максимальный F1-Score:
   Порог: 0.4, F1: 0.622
   Precision: 0.531, Recall: 0.749
   Клиентов для обзвона: 527

2. Найти >80% ушедших:
   Порог: 0.1, Recall: 0.957
   Клиентов для обзвона: 991

3. Высокая точность (>70%):
   Порог: 0.9, Precision: 0.816
   Клиентов для обзвона: 38

• **Компромисс между точностью и полнотой**. • Оптимальный по F1 порог 0.4 (Precision 0.531, Recall 0.749) – из 527 клиентов для обзвона ~47% не уйдут, а ~25% реально уходящих мы не найдем.

• Риск: часть бюджета уйдёт на «ложные срабатывания», при этом мы всё равно теряем четверть уходящих.

• **Сценарий «поймать максимум уходящих» (порог 0.1, Recall 0.957).** • Обзваниваем 991 клиента, «рисковыми» помечено 70% базы.

• Риск: перегруз контакт-центра и рост затрат на удержание при заметной доле ошибочных обращений.

• **Сценарий «очень высокая точность» (порог 0.9, Precision 0.816).** • Всего 38 клиентов для обзвона, из базы попадает только 2.7%.

• Риск: модель почти не используется — подавляющее большинство уходящих клиентов не будет обнаружено.

Риски (стоимость ошибки)

Были взяты следующие стоимости ошибок:
False Positive (ложное срабатывание) = 100 руб

Стоимость звонка менеджера: 50 руб
Предоставляемая скидка клиенту: 50 руб
False Negative (пропуск оттока) = 500 руб

```
======================================================================
СЕГМЕНТАЦИЯ КЛИЕНТОВ ПО РИСКУ ОТТОКА
======================================================================
          Сегмент  Клиентов  Доля Ср. вероятность Ожидаемый отток
Критический риск       109  7.7%           88.2%          96 чел
    Высокий риск       209 14.9%           69.1%         144 чел
    Средний риск       209 14.9%           49.8%         104 чел
     Низкий риск       880 62.5%           14.1%         124 чел
```

Потеря среднемесячного дохода с клиента
На основе этих стоимостей был рассчитан бизнес-оптимальный порог.
Очень низкий бизнес-порог (0.22) — это значит, что бизнесу дешевле звонить многим клиентам, чем пропускать уходящих!

```
Бизнес-порог: 0.22
Минимальная стоимость: 61,500 руб
```

Порог 0.22 означает:

Бизнес говорит: "Лучше позвонить 10 лишним, чем пропустить 1 уходящего"
Причина: Потеря клиента (500 руб) дороже ложного звонка (100 руб)
Соотношение: 500/100 = 5 → готовы к 5 ложным звонкам, чтобы не пропустить 1 уходящего

Риски (рекомендации по удержанию для каждого сегмента)

Сегмент	Приоритет	Вероятность ухода	Меры удержания	Бюджет на клиента	Цель
Критический риск	**ВЫСШИЙ** (действовать немедленно)	>80%	• Личный звонок топ-менеджера в течение 24 часов • Персональное предложение: скидка 20-30% на 6 месяцев • Бесплатный апгрейд тарифа на 3 месяца • Назначить персонального менеджера	Высокий (500-1000 руб/клиент)	Снизить отток на 60-70%
Высокий риск	**ВЫСОКИЙ** (действовать на этой неделе)	60-80%	• Звонок менеджера по удержанию в течение 3 дней • Предложение: скидка 15% на 3 месяца • Бесплатная дополнительная услуга на 1 месяц • Опрос о причинах недовольства	Средний (200-500 руб/клиент)	Снизить отток на 40-50%
Средний риск	**СРЕДНИЙ** (проактивная работа)	40-60%	• Автоматическое email-письмо с опросом • Предложение: скидка 10% при продлении • Напоминание о преимуществах тарифа • Приглашение на вебинар о новых функциях	Низкий (50-100 руб/клиент)	Снизить отток на 20-30%
Низкий риск	**НИЗКИЙ** (поддержание лояльности)	<40%	• Регулярные информационные рассылки • Программа лояльности: бонусы за длительность • Спасибо-письмо за длительное сотрудничество • Приглашение в реферальную программу	Минимальный (10-30 руб/клиент)	Поддержание лояльности, перекрестные продажи

Выводы

В ходе работы была разработана модель бинарной классификации для предсказания ухода клиентов, учитывая дисбаланс классов и важность калибровки вероятностей для бизнес-решений.

Реализация включала **подготовку данных** (кодирование категорий, нормализация), анализ дисбаланса (учитывали при обучении), создание базовых моделей (Majority class, логистическая регрессия), а также более сложных алгоритмов (деревья, ансамбли —RandomForest и Gradient Boosting), с использованием методов интерпретации (SHAP, feature importance).

Анализ trade-off-рисков показал, что оптимальный порог по F1 достигается на уровне 0.4, при котором из 527клиентов с высокой вероятностью ухода можно целенаправленно обрабатывать большинство случаев риска.

Выводы

Ключевые факторы риска —скоринговый RiskScore, тип интернета (Fiber optic), краткосрочные контракты и низкая стажировка. Эти признаки позволяют выделять сегменты клиентов и целенаправленно работать с ними.

Рекомендации по удержанию —строятся по сегментам риска, от личных звонков и скидок для критических клиентов до кампаний по лояльности для тех, кто в группе низкого риска. Такой подход помогает повысить retention и снизить бизнес-затраты.

Общие выводы —достигнута высокая эффективность модели в сравнении с базовыми подходами, реализованы инструменты интерпретации и сегментации для улучшения бизнес-процессов. В результате —более точные предсказания оттока и возможность целенаправленных мер по удержанию.

Планы развития

Улучшение модели и её расширение

Расширение источников данных
дополнительные данные: данные о звонках
и взаимодействиях и т.п.

Автоматизация и интеграция в бизнес- процессы системы автоматизированной работы с клиентами для оперативных мер по удержанию.

Внедрение системы рекомендации мер по удержанию блоков рекомендаций, автоматизированных сценариев и чек-листов для менеджеров по удержанию клиентов для каждого сегмента.