



СибГУТИ

СИБИРСКИЙ  
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ  
УНИВЕРСИТЕТ  
ТЕЛЕКОММУНИКАЦИЙ  
И ИНФОРМАТИКИ



Минцифры  
России



Кафедра  
вычислительных  
систем

# Реализация моделей машинного обучения для задачи обнаружения мошеннических операций

Выпускная квалификационная работа бакалавра

**Выполнил:** студент группы ИС-142  
Григорьев Юрий

**Руководитель:** ст. преп. Кафедры ВС  
Крамаренко Константин Евгеньевич

# Постановка задачи

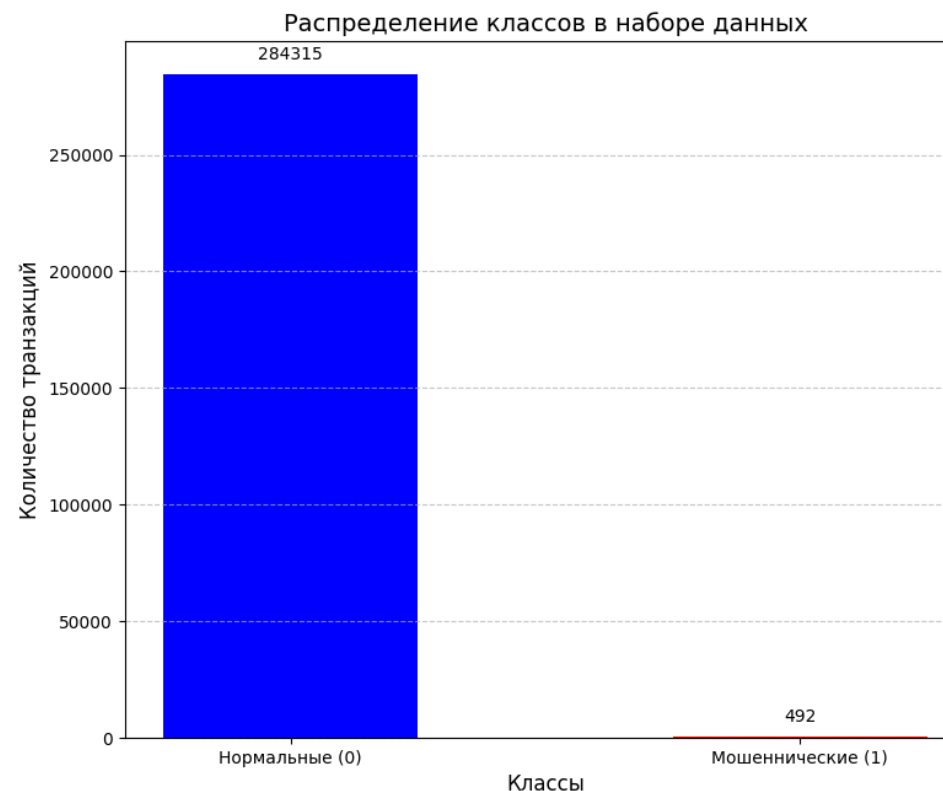
- Цель: Реализовать и сравнить разные модели машинного обучения для задачи выявления мошеннических операций
- Задачи:
  - Изучить известные решения и метрики для оценки
  - Решить проблему дисбаланса классов в наборе данных
  - Реализовать и протестировать подходящие модели
  - По наиболее важным метрикам сравнить полученные модели, определить самые точные и быстро обучаемые
  - Оценить интерпретируемость изученных моделей

# Описание датасета

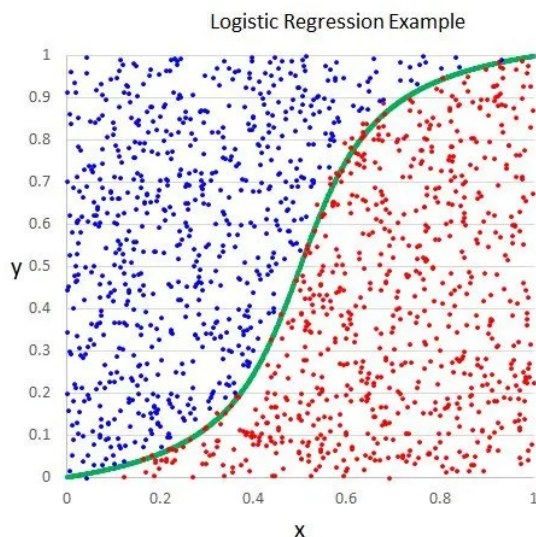
- Credit Card Fraud Detection Dataset — реальные данные европейского банка об операциях за 2 дня в сентябре 2013. 31 признак: **Time** (секунды от начала временного периода), **Amount** (сумма транзакции в денежных ед.), **Class** (0 — обычная операция, 1 — мошенническая), **V1-V28** (анонимизированные признаки), полученные с помощью метода главных компонент (*PCA*).

**V1-V28** могли включать в себя номер счета, местоположение, персональную информацию, кредитный рейтинг, тип операции (например, снятие наличных, внутрибанковский перевод, покупка в магазине).

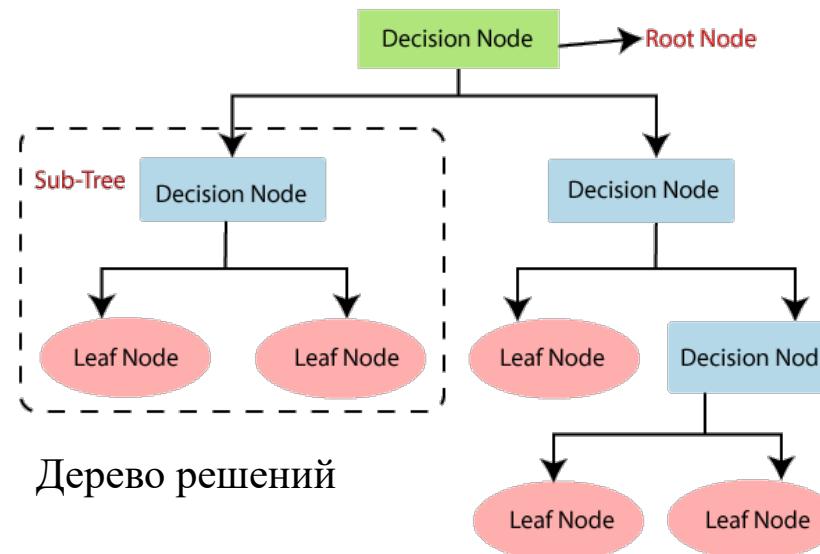
Необходима предобработка — балансировка признаков с помощью SMOTE (oversampling) и масштабирование (scaling).



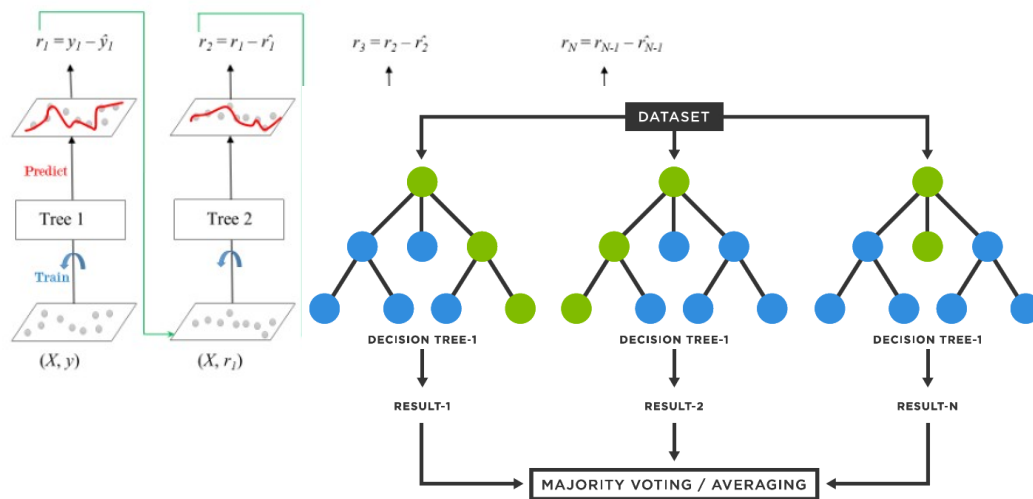
# Выбранные модели



Простейшая —  
логистическая регрессия

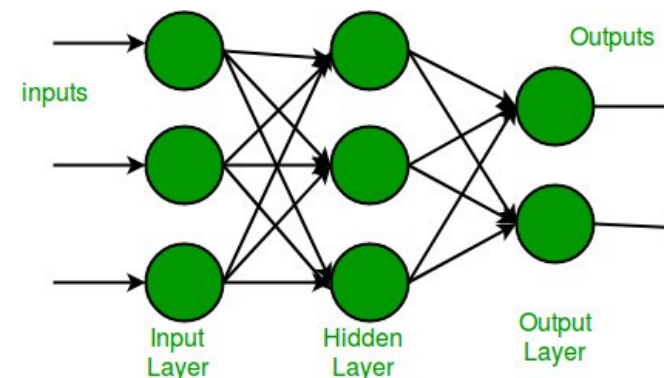


Дерево решений



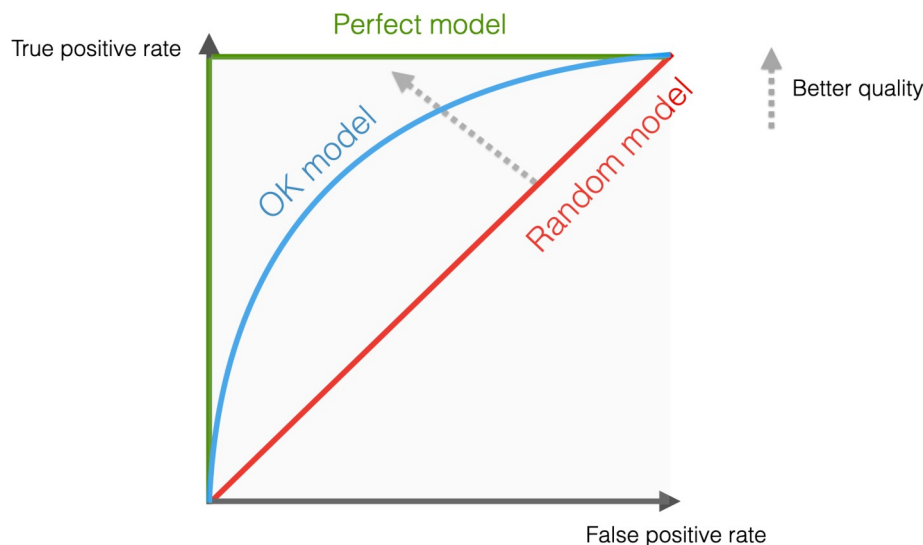
Ансамблевые, основанные на деревьях решений —  
Случайный лес, Градиентный бустинг

Сложнейшая —  
многослойный перцептрон, нейронная сеть



# Выбранные метрики

Главная —  
ROC-AUC



- 0 — пропускаем слишком много положительного класса, ложно классифицируем слишком много отрицательного;
- 0.5 — случайное предсказание;
- 1 — идеально классифицируем, не даем ложноположительных результатов

Не зависит от порогового значения, как F1-score.

Дополнительная — **Recall** (полнота)

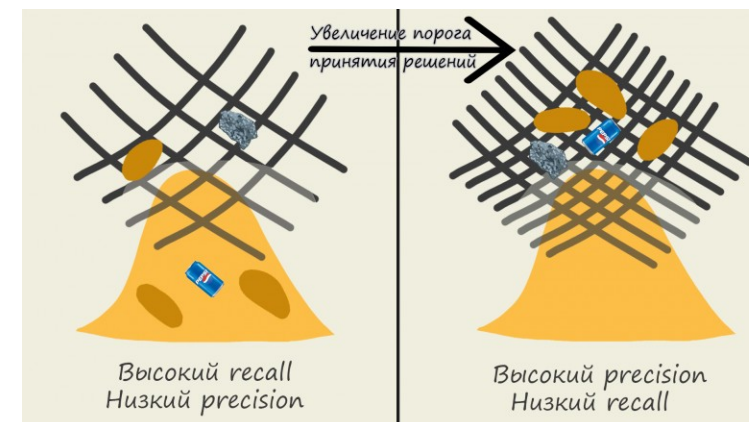
Отражает, какую долю положительного класса мы нашли. Не учитывает ложные срабатывания на нормальных транзакциях. Лучше пометить «лишние» транзакции мошенническими и проверить оператору вручную, чем пропустить истинные мошеннические.

Почему другие метрики не так полезны для этой задачи?

**Accuracy** — Высокая, даже если предсказать все операции как немошеннические (99.83%)

**Precision** — Показывает точность среди положительного класса (названные мошенническими и действительно являющиеся)

**F1-score** — Гармоническое среднее между Precision и Recall, зависит от выбранного порога классификации — если Precision и Recall изменятся, F1 тоже. ROC-AUC же оценивает модель независимо от порога



# Тестовый стенд

Разработка и тестирование производились на ПК со следующими характеристиками:

- GPU: NVIDIA GeForce RTX 3060 (12 ГБ GDDR6 VRAM, 1882 МГц)
- CPU: 11th Gen Intel Core i5-11400F (2.6 ГГц в базовом реж.)
- RAM: 16 ГБ (2666 МГц, два канала)

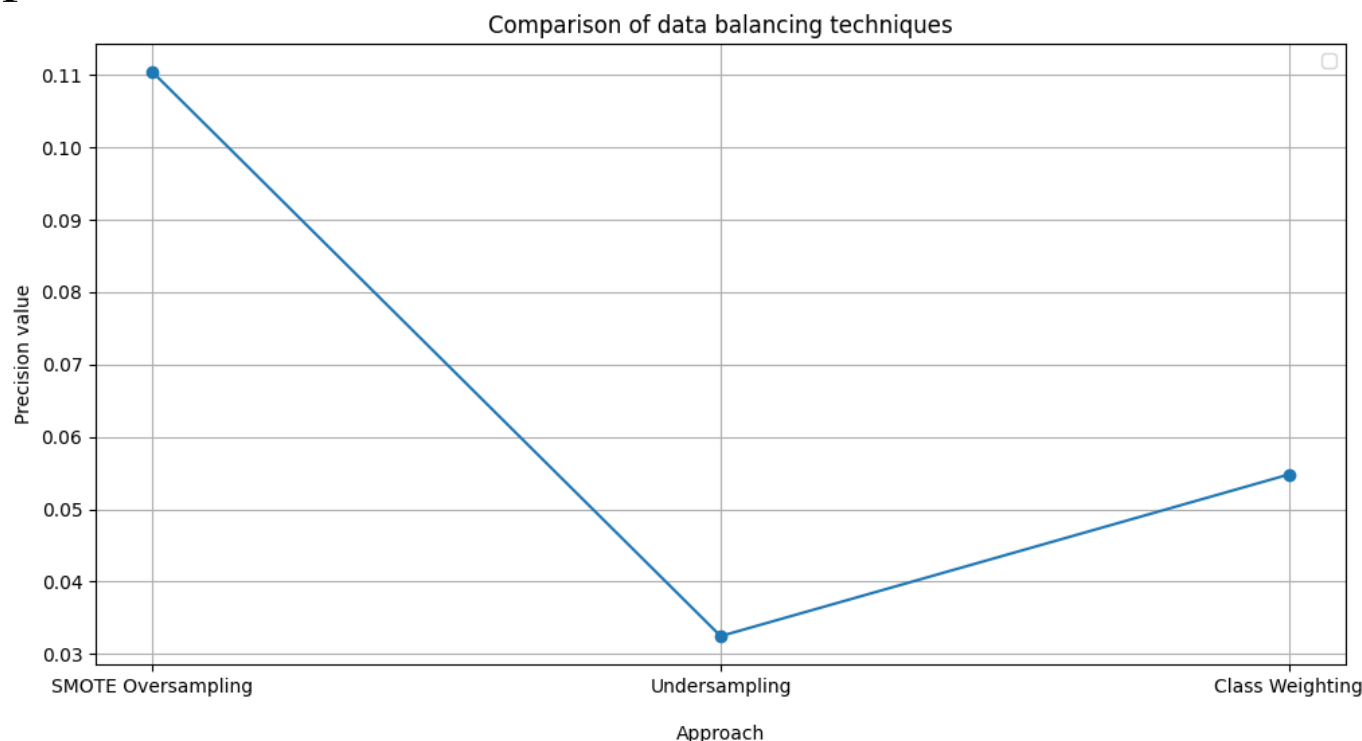


ПО:

- Windows 11 версии 10.0.26100
- Python 3.13.2, включая библиотеки scikit-learn, pytorch, numpy, matplotlib, pandas и imbalanced-learn
- Драйвер NVIDIA версии 572.42 от 13.02.2025

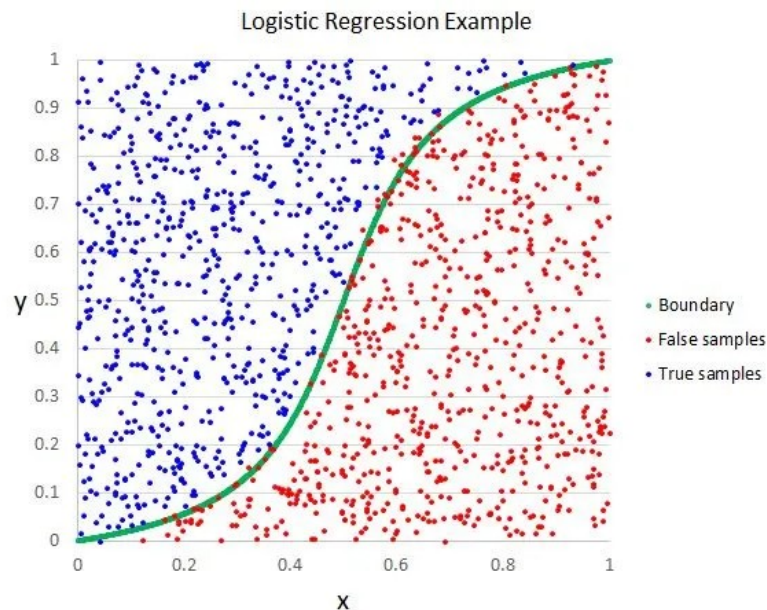
# Балансировка данных

Лучшим подходом балансировки данных после тестирования оказался **SMOTE** (*oversampling*). По сравнению с **Undersampling** (уменьшение мажоритарного класса) и **Перевзвешиванием** (присвоение миноритарному классу большего веса в функции *потерь*) в рамках ограниченного времени результаты метрики Precision (точность) с его использованием превосходят конкурентные подходы более чем в 2 раза.

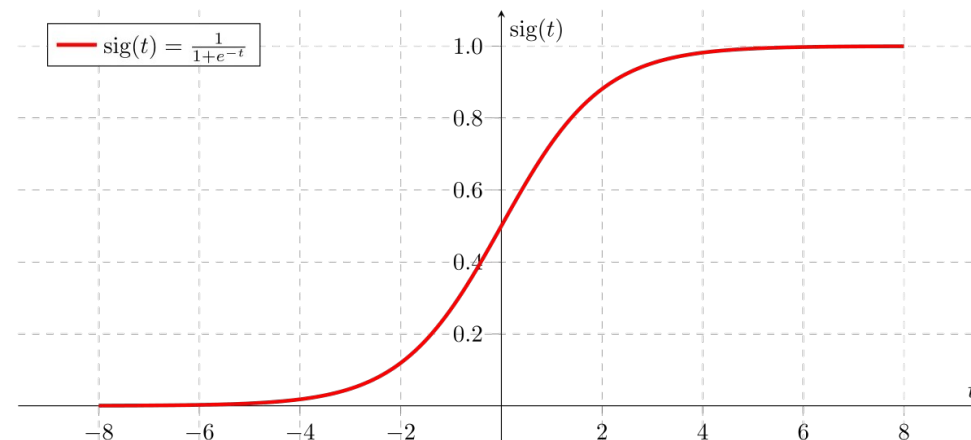




# Логистическая регрессия



Пример работы модели для задачи  
бинарной классификации



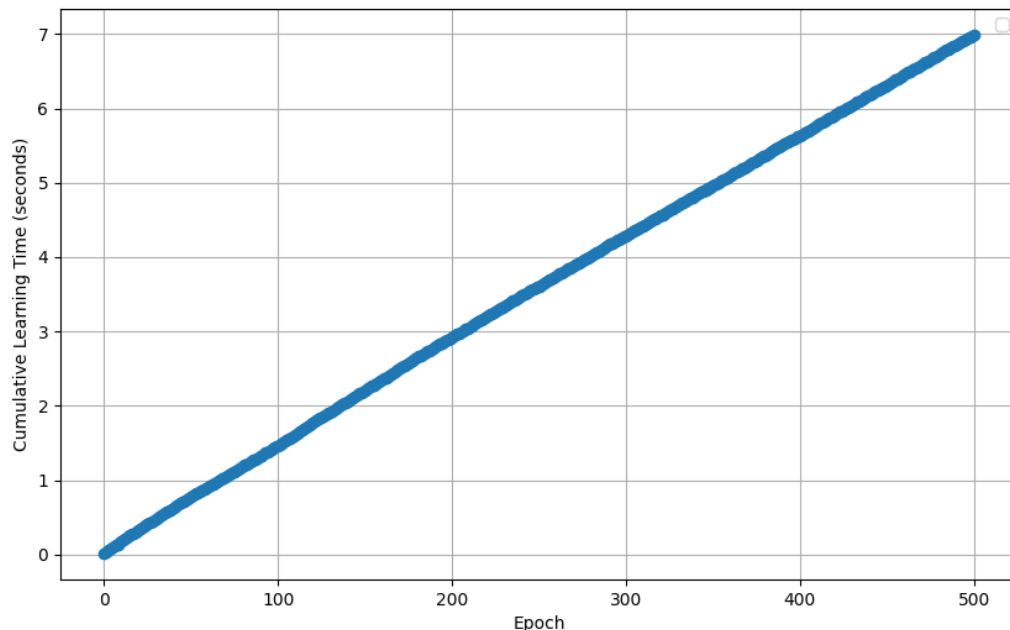
Логистическая функция (сигмоидная кривая)

Классический метод бинарной классификации, оценивает вероятность принадлежности класса с использованием логистической функции.

Цель — оптимизировать параметры модели (веса) для минимизации функции потерь. Просто реализуема, легко интерпретируема. Предполагает линейную разделимость классов, что ограничивает эффективность при наличии сложных нелинейных зависимостей в данных.



# Логистическая регрессия

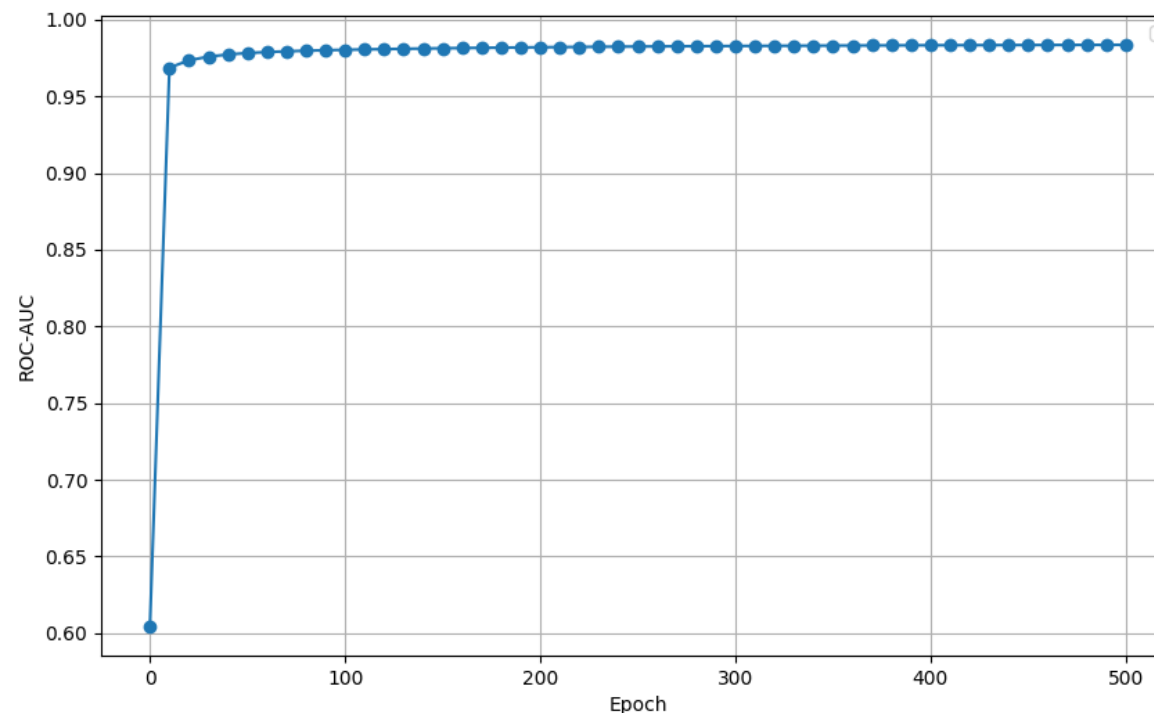


Время обучения линейно зависит от количества эпох обучения

Результат ROC-AUC: 0.9848

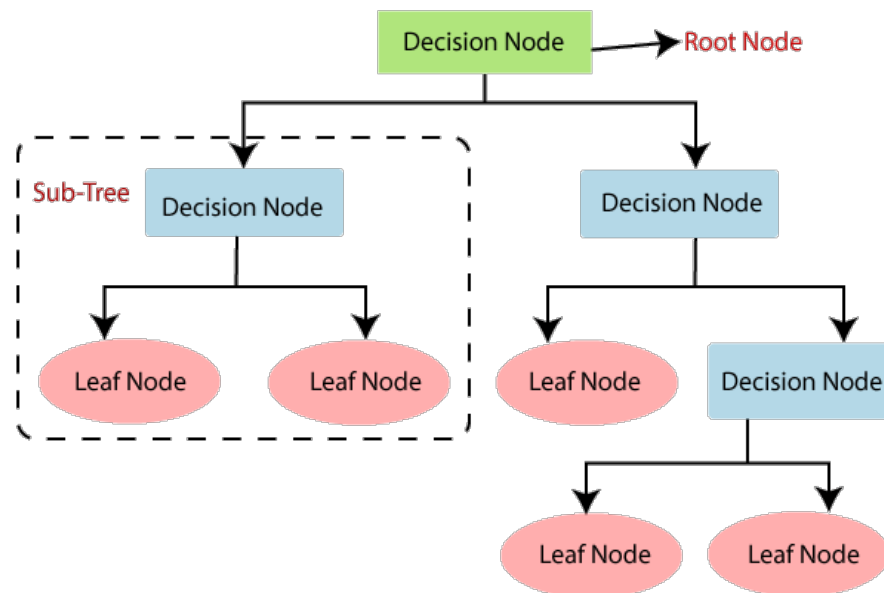
Recall: 0.9046 (низкий)

F1-score: 0.9422

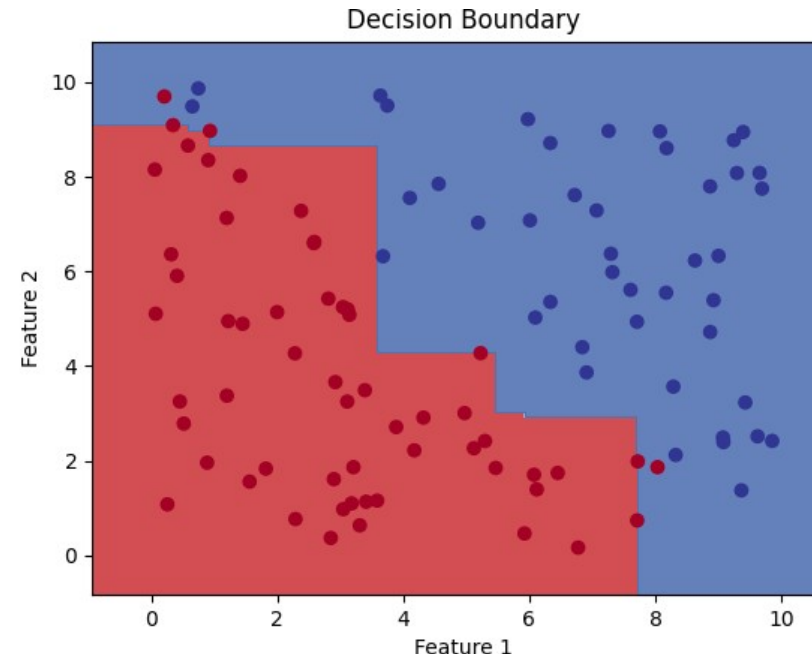


Линейная природа модели ограничивает ее способность улавливать сложные зависимости, однако обеспечивает высокую интерпретируемость и скорость обучения.

# Дерево решений



Структура дерева решений

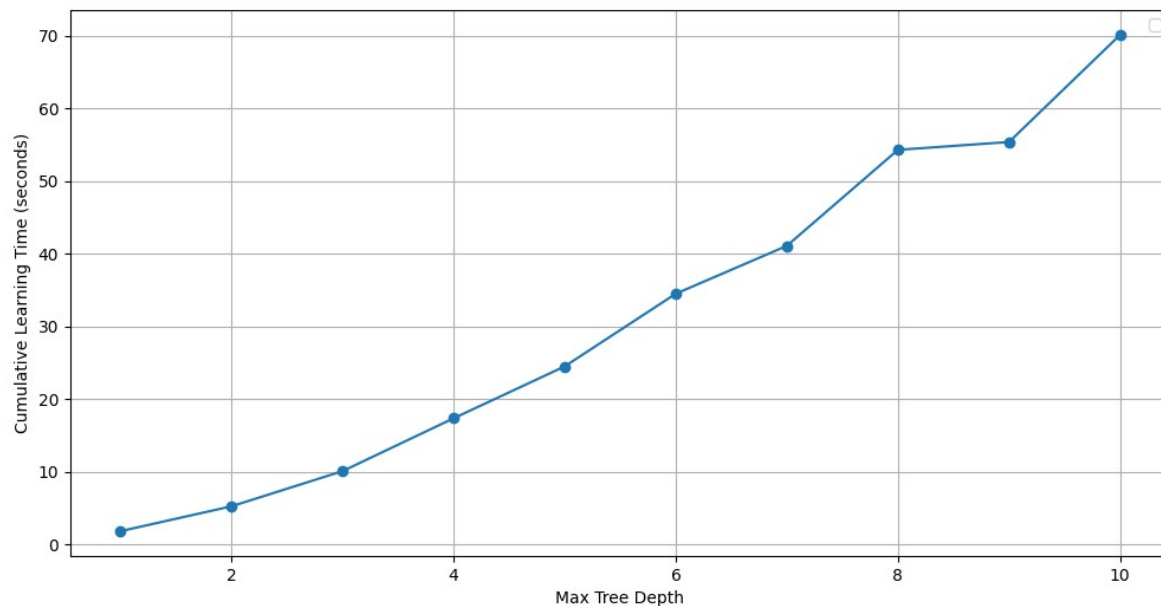


Пример работы для задачи  
бинарной классификации

Каждый внутренний узел соответствует проверке значения определенного признака, ветви — возможным исходам этой проверки, а листья — предсказанным классам. Позволяет легко оценить вклад каждого признака.

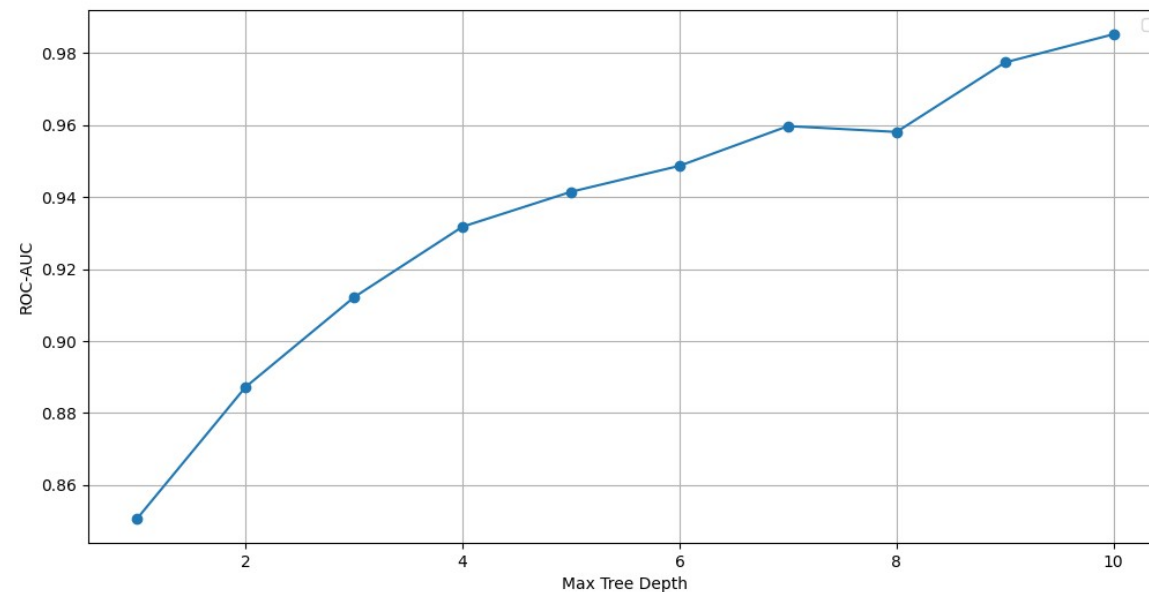
Склонен к переобучению, особенно при отсутствии ограничений на глубину, что снижает обобщающую способность на новых данных. Нестабильно к шуму: небольшие изменения в обучающей выборке могут существенно изменить структуру.

# Дерево решений



Время обучения линейно зависит от максимальной глубины дерева

Результат ROC-AUC: 0.9349  
Recall: 0.9235 (лучше)  
F1-score: 0.9343



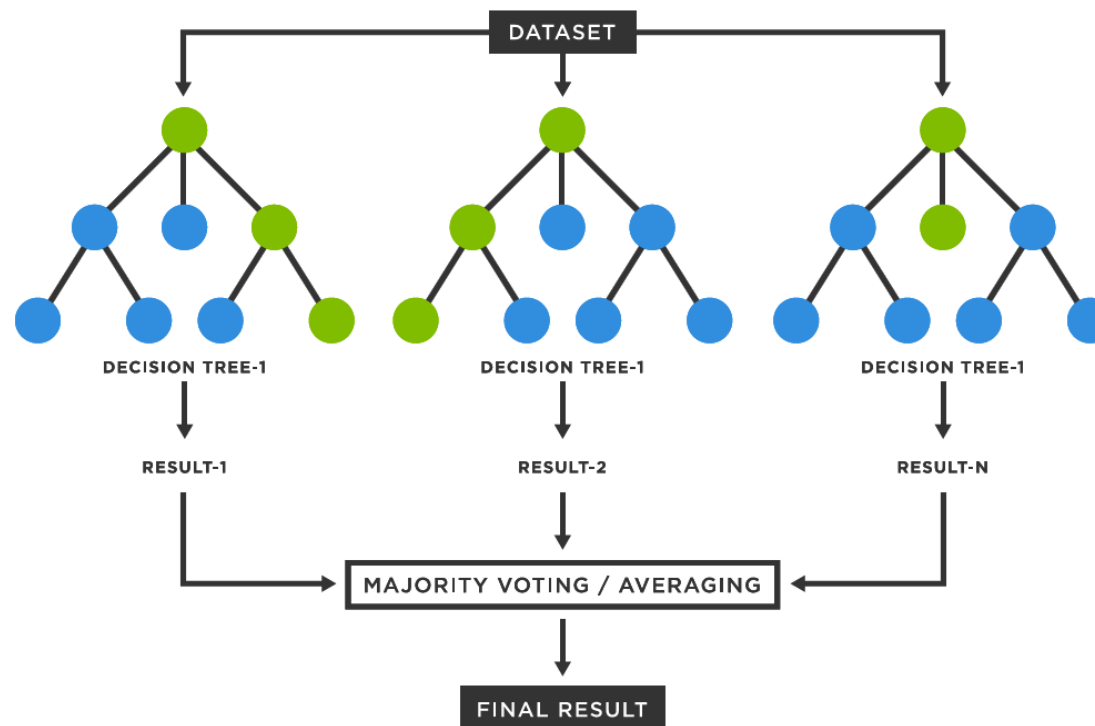
ROC-AUC логарифмически зависит от максимальной глубины дерева

Имеет большое число ложных срабатываний, качество предсказаний сильно зависит от глубины дерева. Склонность к переобучению снижает обобщающую способность.

**Нужны ансамбли деревьев**

# Случайный лес

Типовая  
структура

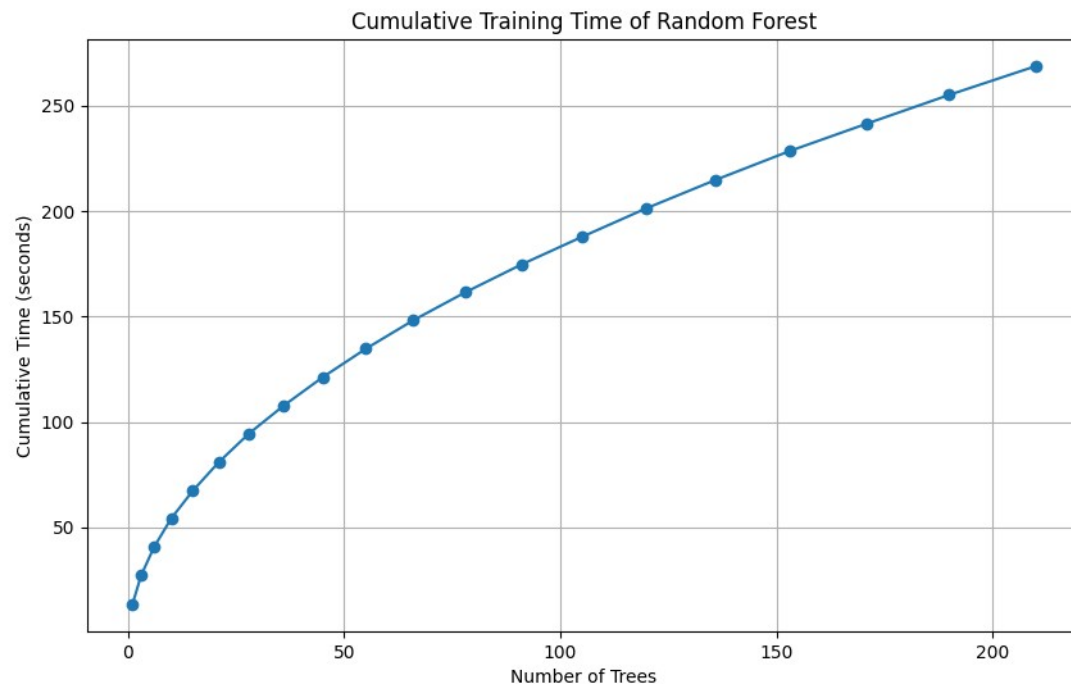


Ансамблевый метод, объединяющий множество деревьев решений.

Заключается в усреднении предсказаний независимых деревьев, каждое из которых обучается на случайной подвыборке данных и признаков.

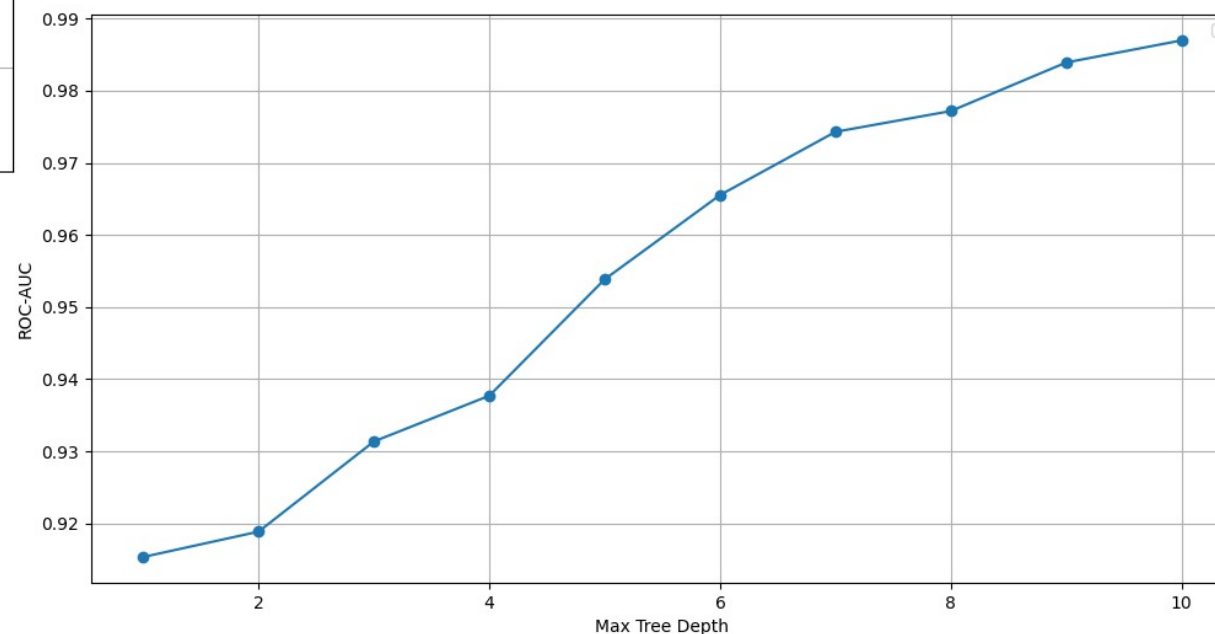
Сочетает технику bootstrap-семплирования (выборки с возвращением) и случайный выбор подмножества признаков на каждом этапе разбиения. Эффективен для задач с шумными или несбалансированными данными.

# Случайный лес



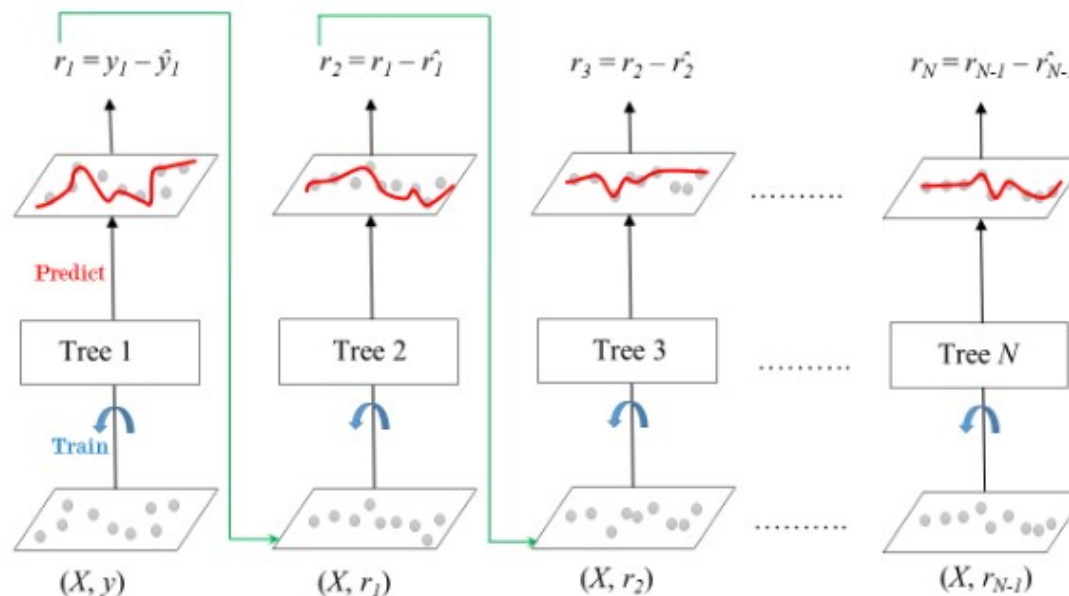
Результат ROC-AUC: 0.9536  
F1-score: 0.9519

Глубина деревьев влияет на время обучения так же, как для Древа решений



ROC-AUC от глубины деревьев решений

# Градиентный бустинг



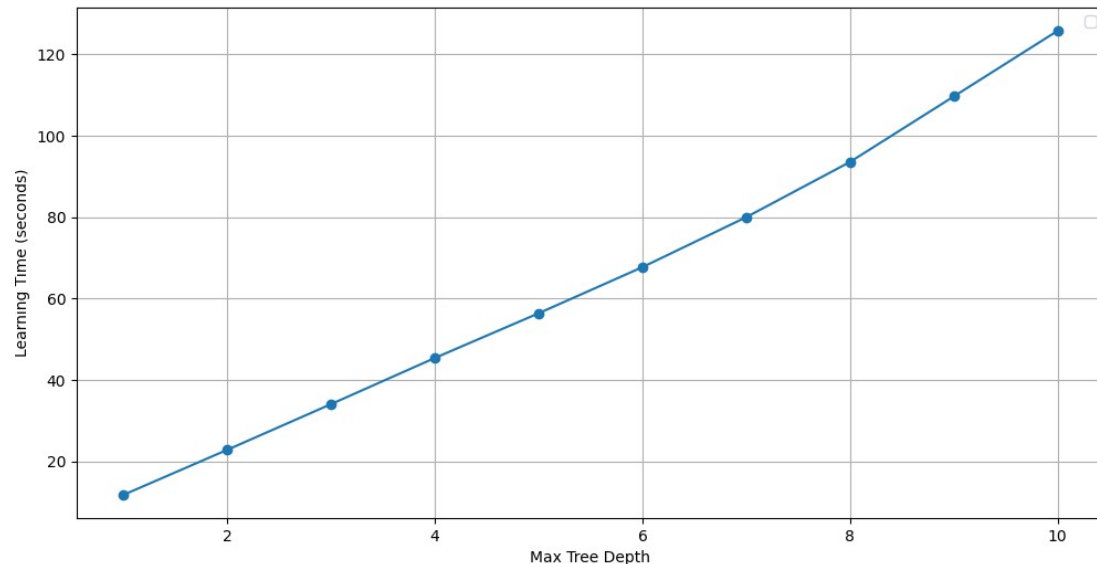
Типовая структура

Ансамблевый метод, последовательно объединяющий деревья решений для повышения точности классификации.

В отличие от случайного леса, где деревья обучаются независимо, в градиентном бустинге каждое следующее дерево корректирует ошибки предыдущих, минимизируя функцию потерь.

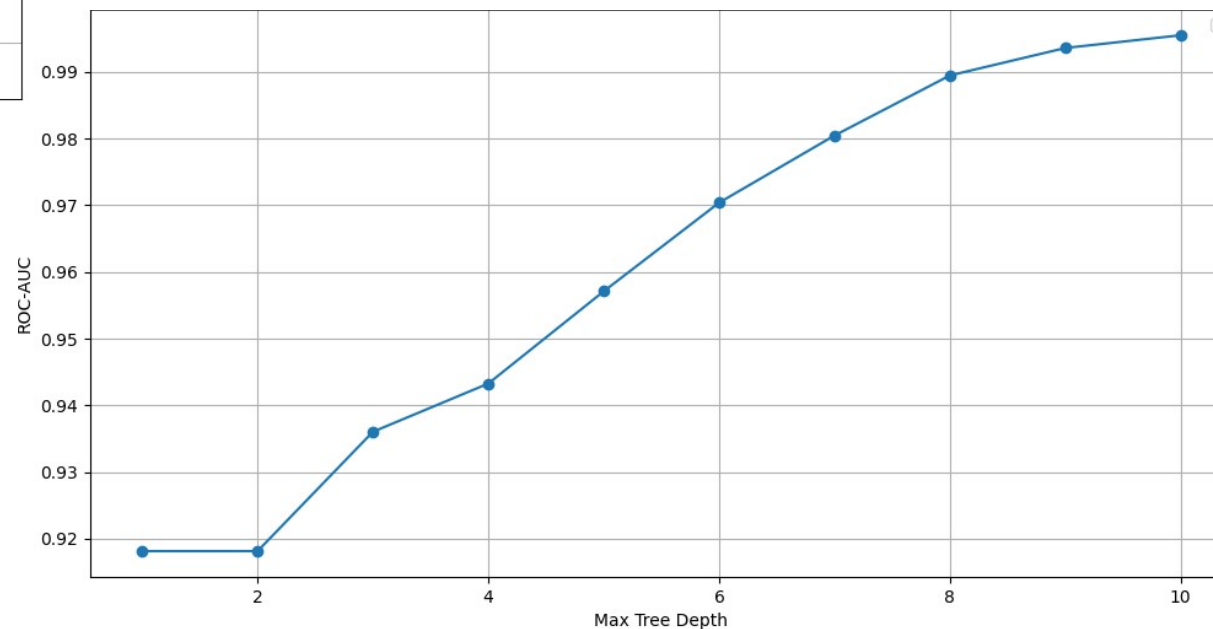


# Градиентный бустинг



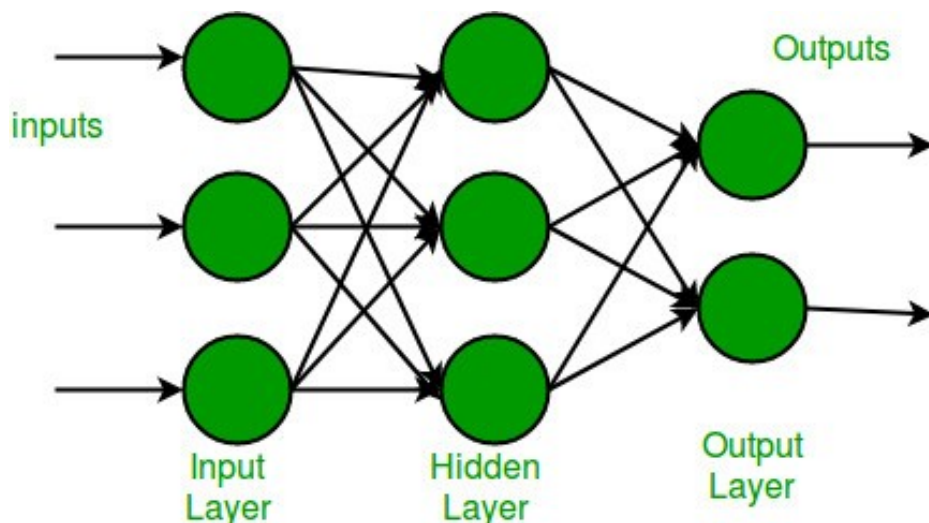
Время обучения линейно зависит от глубины деревьев решений

Гибко обучается, имеет высокую точность, но требует значительного времени для обучения

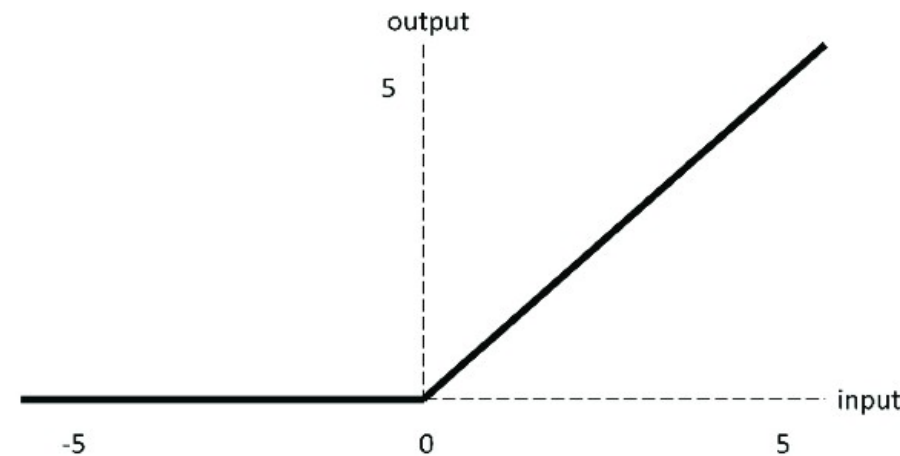


ROC-AUC от глубины деревьев решений

# Многослойный перцептрон



Типовая структура



Функция активации —  
Rectified Linear Unit (*ReLU*)

Нейронная сеть прямого распространения.

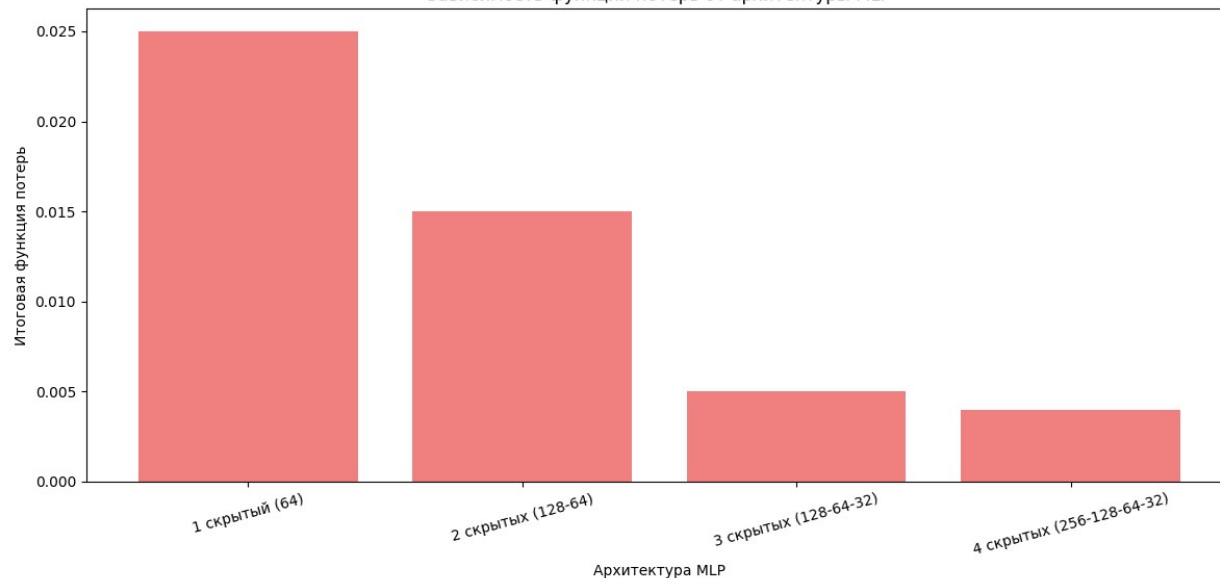
Подходит для сложных задач с большим объемом параметров и данных, но требует значительных ресурсов и плохо интерпретируется.

Каждый нейрон выполняет линейное преобразование входных данных с последующим применением нелинейной функции активации, веса корректируются от полученной функции потерь.

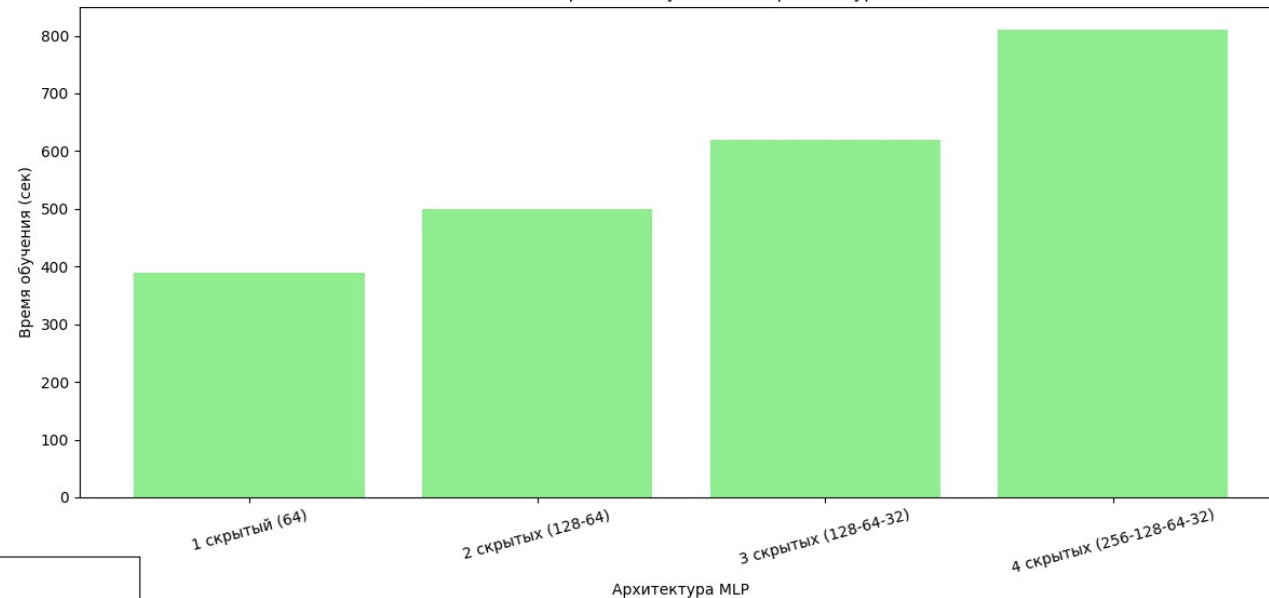
# Многослойный перцептрон

Выбранная  
архитектура —  
3 скрытых слоя  
(128-64-32 нейрона)

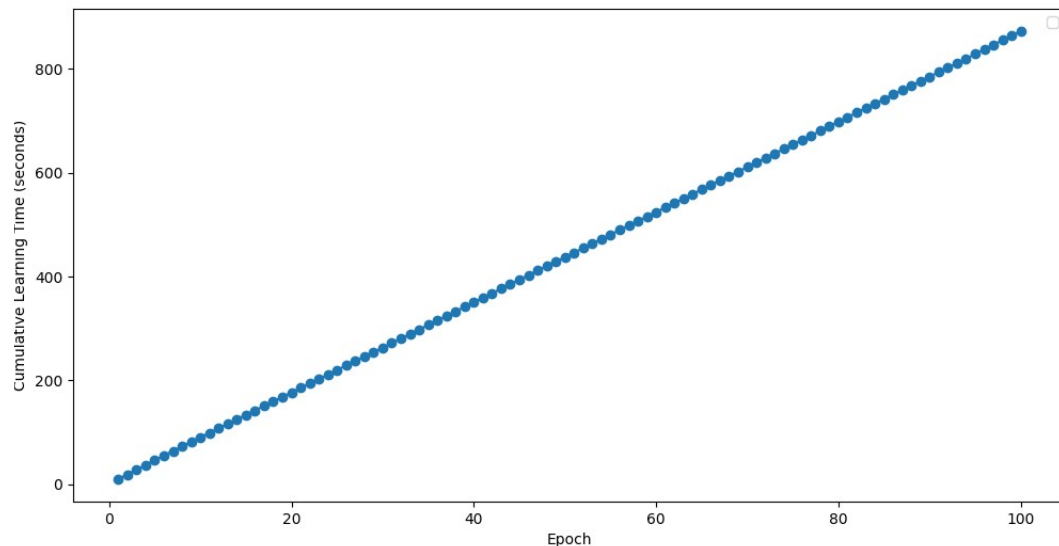
Зависимость функции потерь от архитектуры MLP



Зависимость времени обучения от архитектуры MLP



# Многослойный перцептрон



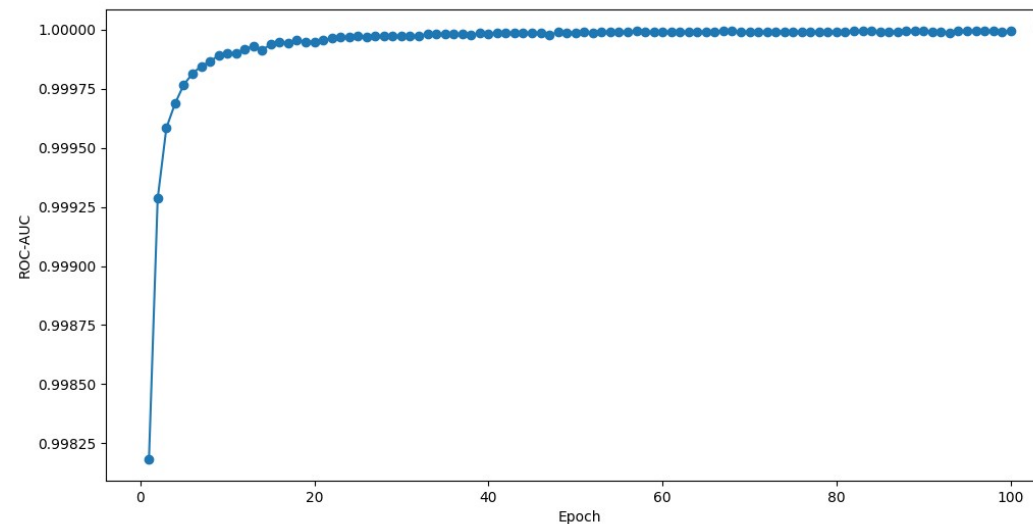
Время обучения линейно зависит от числа пройденных эпох

Графики ROC-AUC и функции потерь «отражают» друг друга

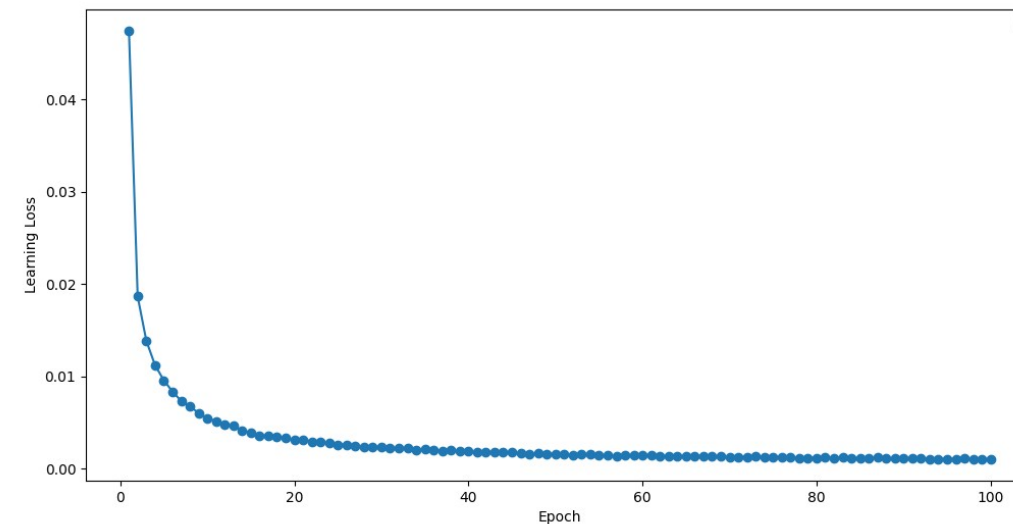
Результат ROC-AUC: 0.9998

Recall: 1.00

F1-score: 0.9996



ROC-AUC от числа эпох

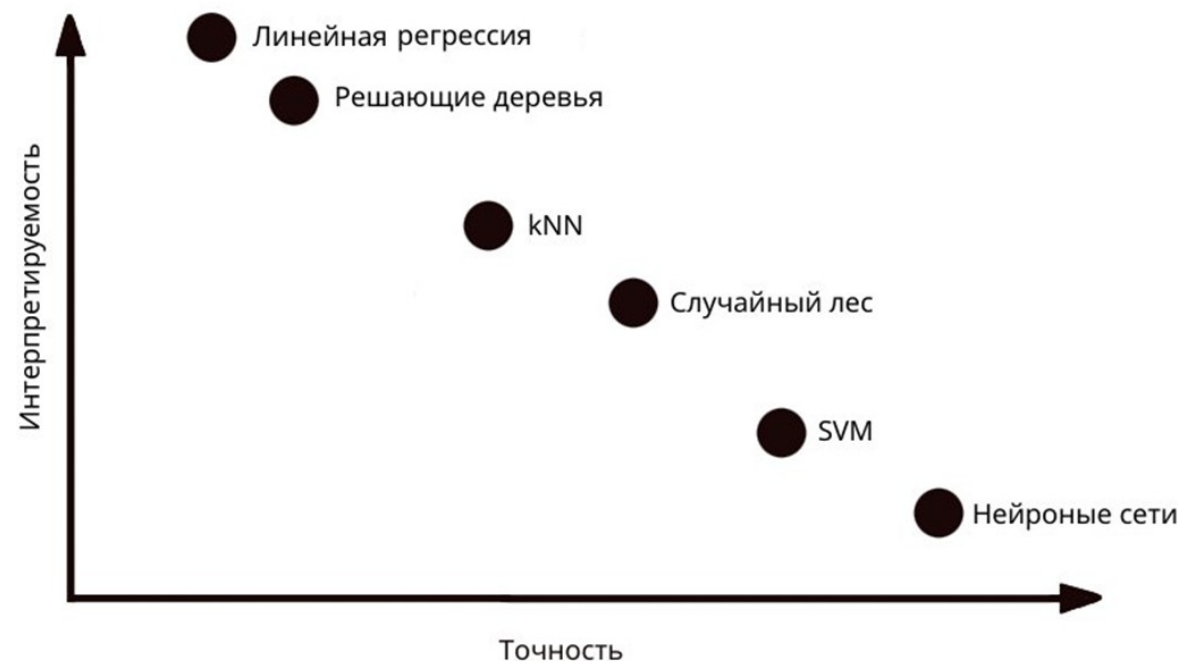


Функция потерь от числа эпох

# Интерпретируемость

Методы интерпретации:

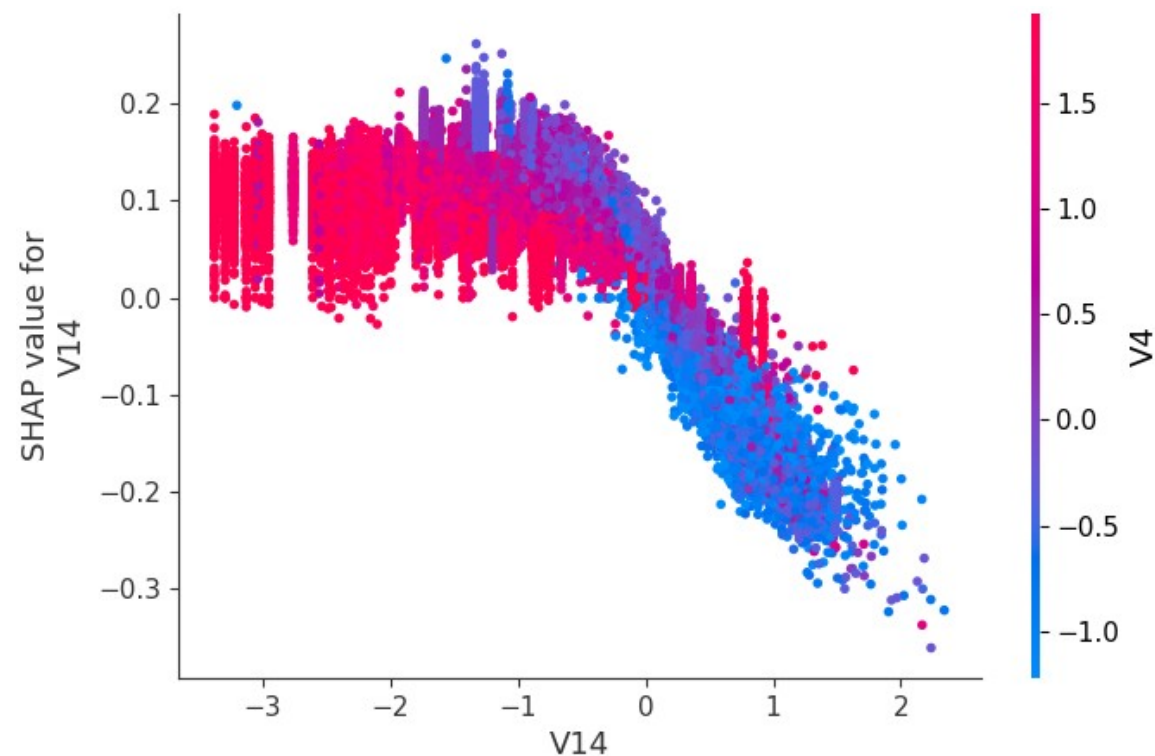
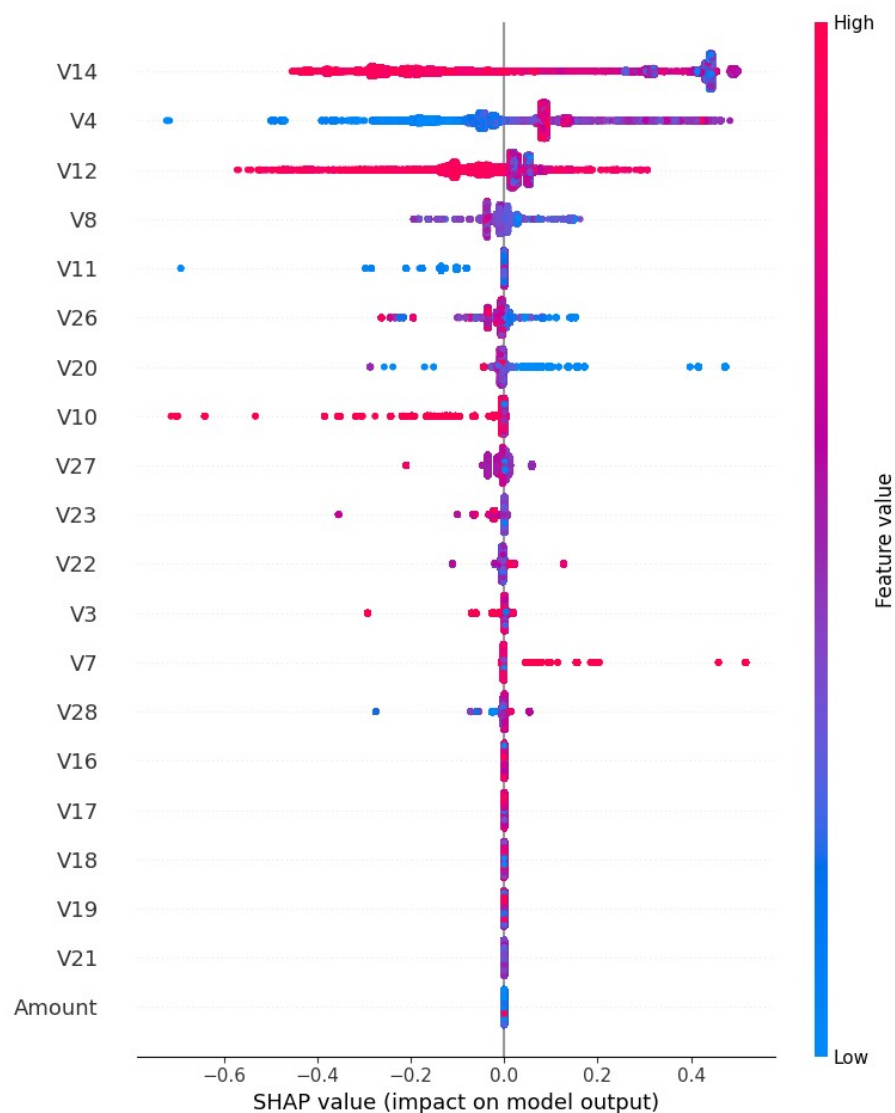
- SHAP (*Shapley Additive Explanations*) — Оценивает вклад каждого признака в предсказание (осн. на Теории Игр), обеспечивает глобальную интерпретацию.
- LIME (*Local Interpretable Model-agnostic Explanations*) — Объясняет предсказания путем аппроксимации сложной модели некоторой локально интерпретируемой функцией, выявляя ключевые зависимости в признаках для отдельно взятого (локального) примера



# Интерпретируемость

## SHAP

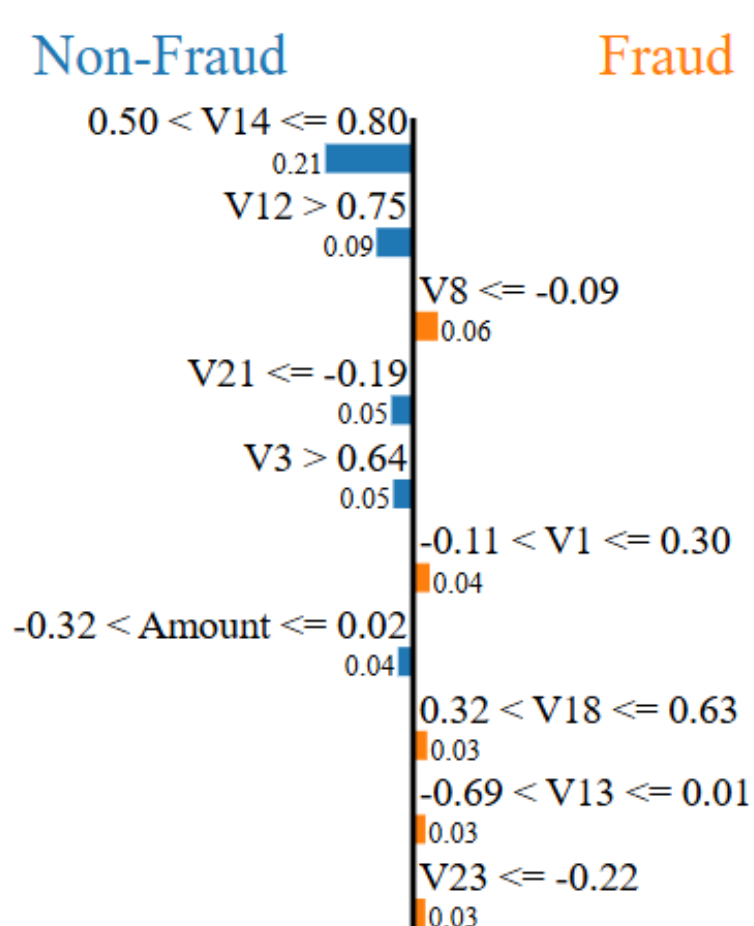
- Логистическая регрессия — зависимость SHAP от признака V14 с наложением признака V4





# Интерпретируемость

## LIME для модели Многослойного перцептрона



### Feature Value

V14	0.66
V12	0.84
V8	-0.16
V21	-0.23
V3	0.87
V1	0.21
Amount	-0.05
V18	0.41
V13	-0.47
V23	-0.26

- Признаки с самым большим влиянием в положительную (оранжевый) или отрицательную (синий) сторону на класс «Fraud» (мошенническая транзакция)

# Заключение

## Выводы:

- Проведен анализ, реализация и тестирование моделей машинного обучения для конкретного набора данных (задачи)
- Проведено сравнение разных методов балансировки данных для задачи дисбаланса классов, лучшим оказался SMOTE (oversampling), повысив производительность всех моделей
- Самый точный результат продемонстрировали модели Градиентного бустинга (ROC-AUC 0.997) и Многослойного перцептрона (ROC-AUC 0.9998). Последний является также более быстрым и во многих случаях более точным
- Проведен анализ интерпретируемости полученных результатов методами SHAP и LIME, построение обратной цепочки к признакам, которые внесли наибольший вклад в решения отдельных моделей

# Заключение

## Ограничения и рекомендации:

- Зависимость от конкретного датасета может влиять на «вливание» новых данных в модели и их итоговые показатели — в дальнейших исследованиях рекомендуется компоновать несколько датасетов и оценить универсальность изученных моделей
- Синтетические данные от метода SMOTE могут искажать распределение в реальных данных
- Охвачены не самые передовые методы/модели классификации данных, в дальнейших исследованиях рекомендуется рассмотреть современные нейронные сети (сверточные/трансформеры) и ансамбли (модели стекинга/блендинга) для повышения качества классификации



сибгупти

СИБИРСКИЙ  
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ  
УНИВЕРСИТЕТ  
ТЕЛЕКОММУНИКАЦИЙ  
И ИНФОРМАТИКИ



Минцифры  
России



# Спасибо за внимание!