

Выполнил: Тимошинов Егор Борисович

Группа: 16

Лабораторная работа

Деревья решений для классификации

Цель работы

Изучение методов построения деревьев решений для решения задач классификации. Построение дерева решений для предсказания возврата кредита на основе характеристик клиента.

Задание

1. Подготовить данные о клиентах банка для построения дерева решений. Выполнить исследовательский анализ данных и визуализацию распределения признаков.
2. Построить дерево решений для классификации возврата кредита с использованием алгоритма CART.
3. Проанализировать важность признаков в построенном дереве решений.
4. Выполнить классификацию на тестовой выборке и построить таблицу сопряженности.
5. Оценить точность модели с помощью различных метрик классификации.

Результаты выполнения задания

Задание 1. Подготовка и анализ данных

Для построения модели использовался набор данных о клиентах банка, включающий следующие признаки:

- Возраст клиента (количественный признак)
- Доход клиента (количественный признак)
- Кредитная история (категориальный признак: хорошая, средняя, плохая)
- Цель кредита (категориальный признак: потребительский, автомобиль, недвижимость, бизнес)
- Срок кредита в месяцах (количественный признак)

Целевая переменная: возврат кредита (Да/Нет).

Общее количество наблюдений: 1000. Данные разделены на обучающую выборку (70%) и тестовую выборку (30%).

Описательная статистика количественных признаков:

Признак	Среднее	Стандартное отклонение	Минимум	Максимум
---------	---------	------------------------	---------	----------

Возраст	43.82	14.99	18	69
Доход	84905.98	38430.89	20060	149972
Срок кредита	36.14	17.04	12	60

На рисунках ниже представлены распределения признаков и целевой переменной:

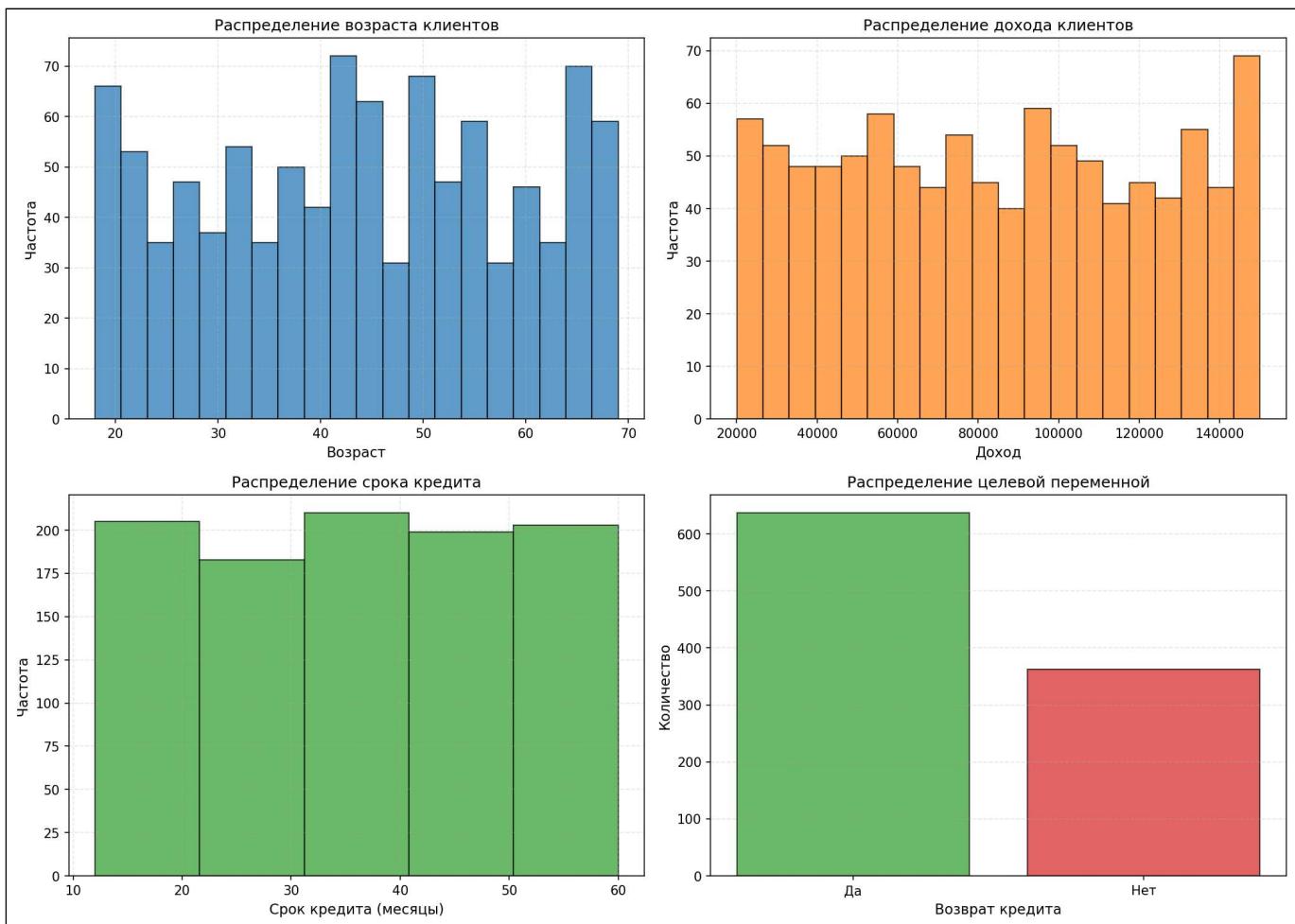


Рисунок 1. Распределение количественных признаков и целевой переменной

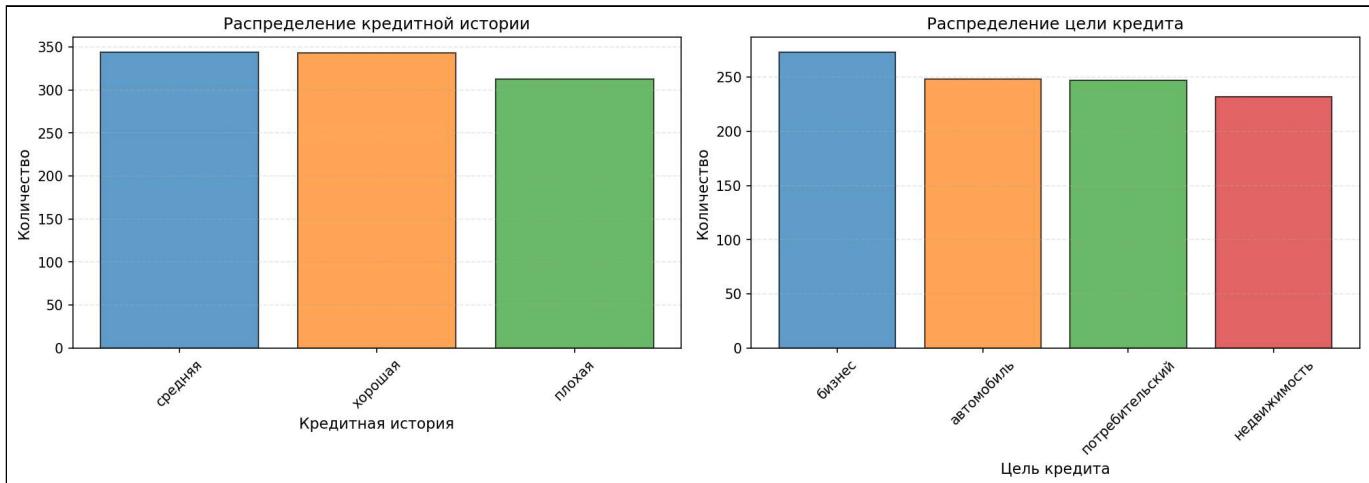


Рисунок 2. Распределение категориальных признаков

Корреляционная матрица количественных признаков

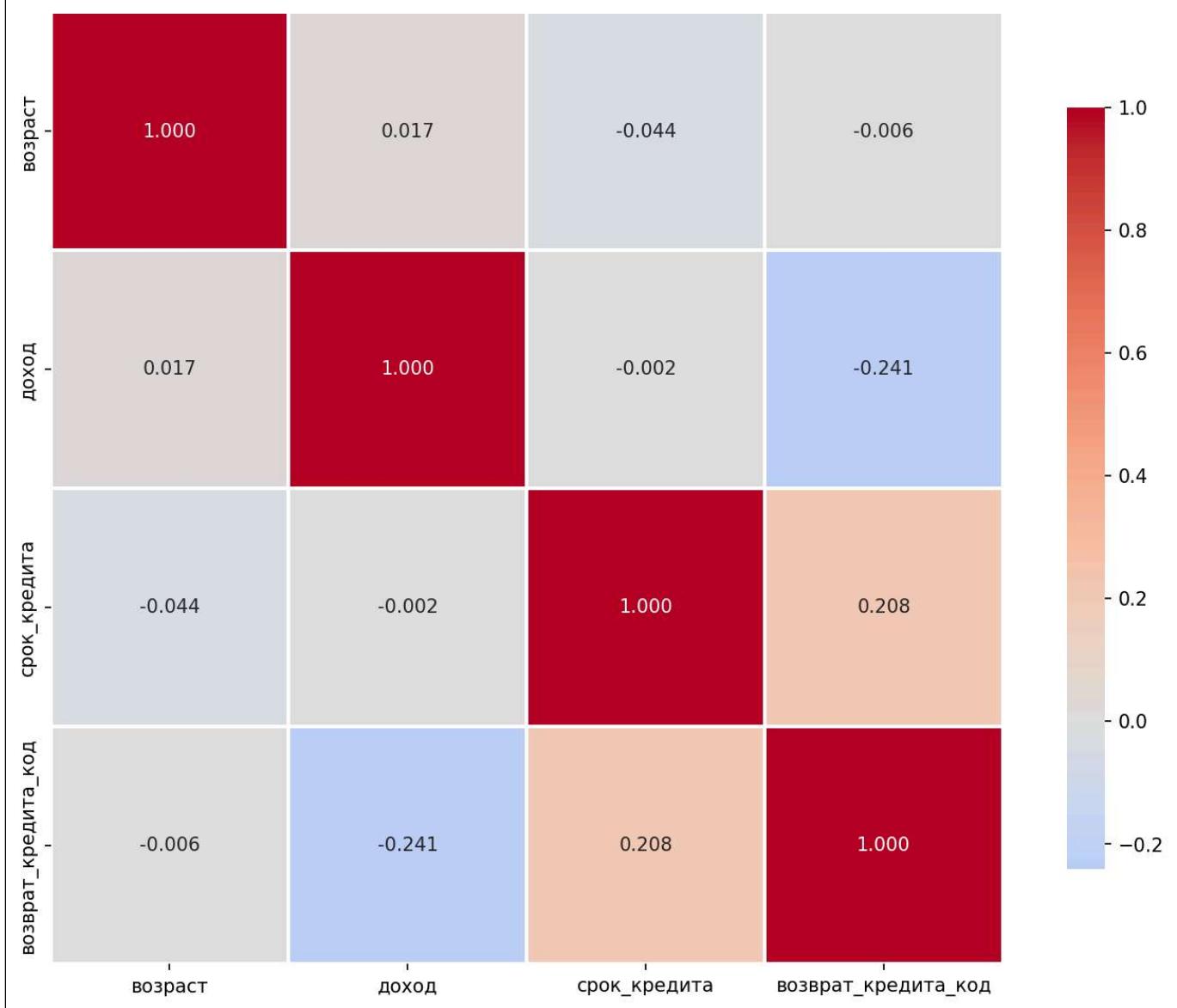


Рисунок 3. Корреляционная матрица количественных признаков

Задание 2. Построение дерева решений

Для построения дерева решений использовался алгоритм CART (Classification and Regression Trees) с критерием разделения Gini. Параметры модели:

- Максимальная глубина дерева: 5
- Минимальное количество образцов для разделения узла: 20
- Минимальное количество образцов в листе: 5

Построенное дерево решений представлено на рисунке ниже.

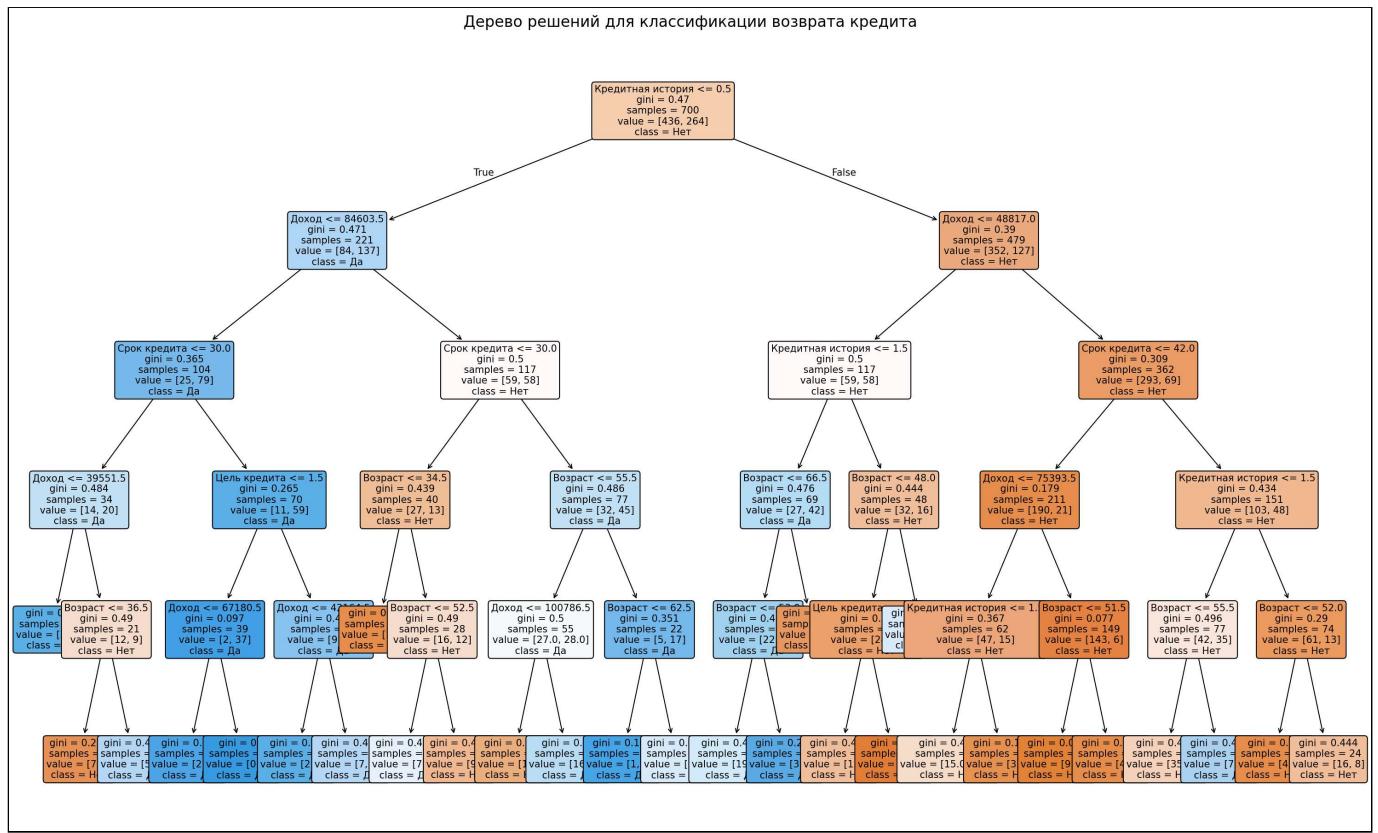


Рисунок 4. Визуализация дерева решений

Задание 3. Анализ важности признаков

Важность признаков в построенном дереве решений:

Признак	Важность
Кредитная история	0.4131
Доход	0.2740
Возраст	0.1637
Срок кредита	0.1203
Цель кредита	0.0289

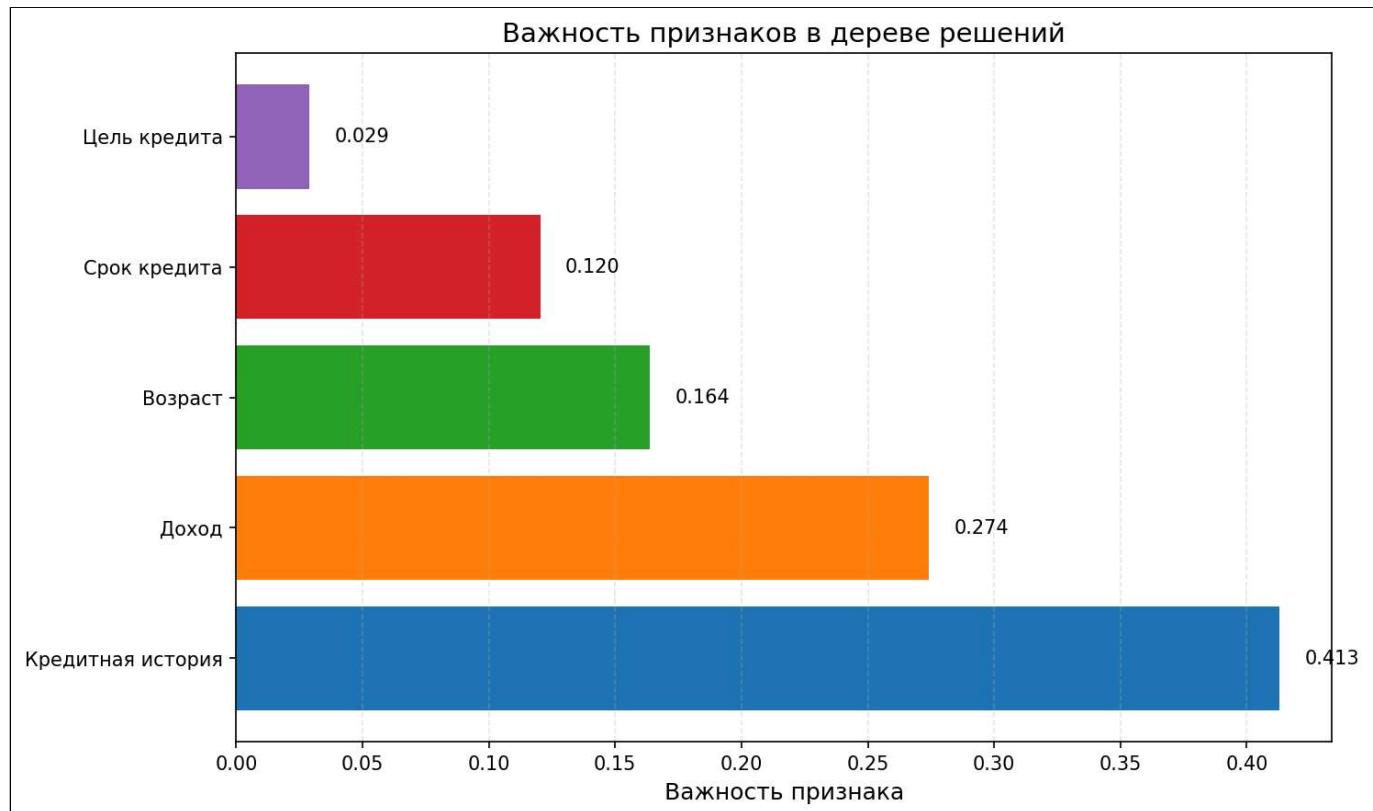


Рисунок 5. Важность признаков в дереве решений

Задание 4. Классификация на тестовой выборке

Для оценки качества построенной модели была выполнена классификация на тестовой выборке, содержащей 300 наблюдений.

Задание 5. Таблица сопряженности и оценка точности

Таблица сопряженности показывает количество правильно и неправильно классифицированных наблюдений:

	Предсказано: Нет	Предсказано: Да
Истинно: Нет	144	57
Истинно: Да	35	64

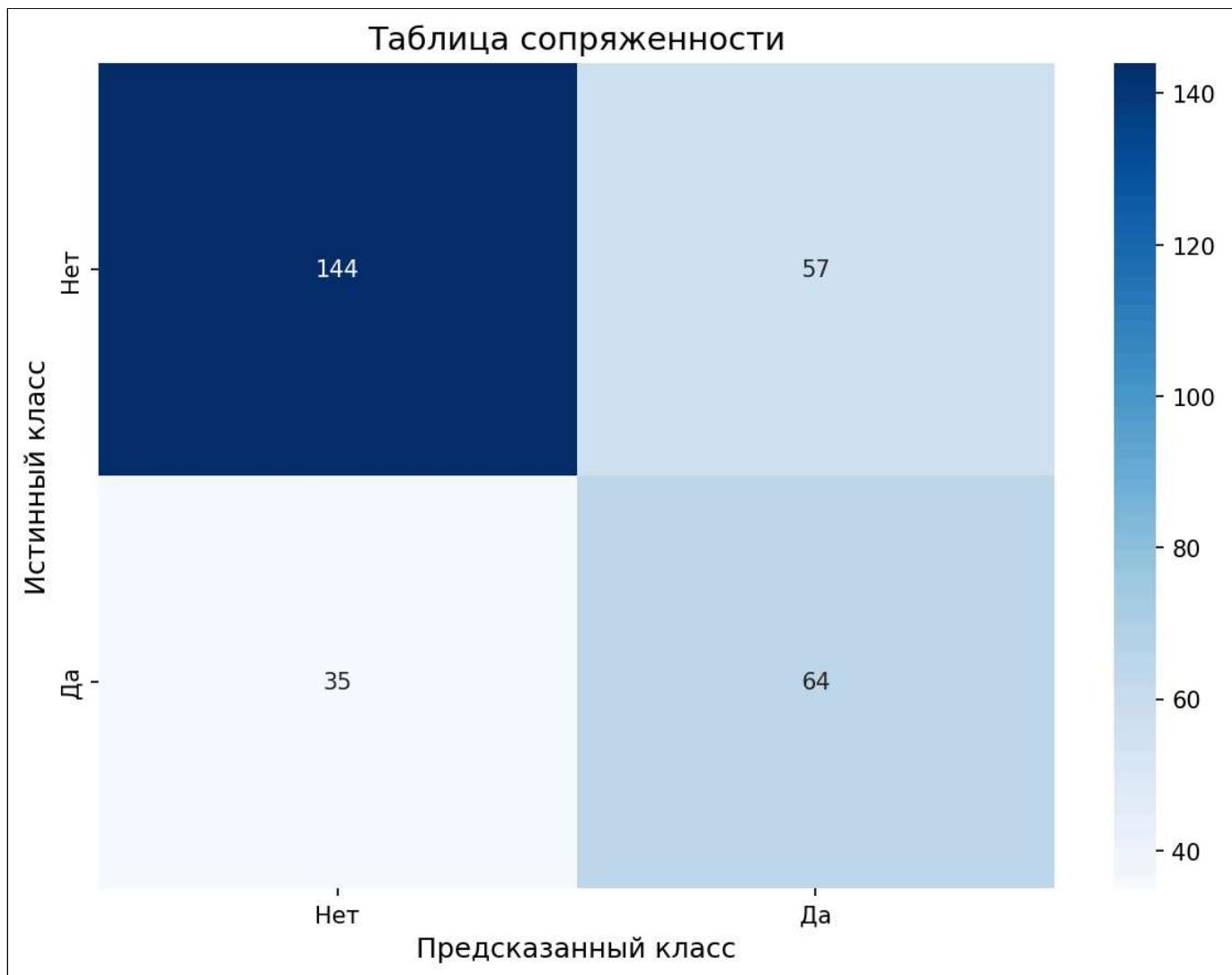


Рисунок 6. Таблица сопряженности

Характеристики точности построенной модели:

Метрика	Значение
Точность (Accuracy)	0.6933 (69.33%)
Правильно классифицировано	208 из 300
Ошибок классификации	92 из 300

Детальный отчет о классификации

Класс	Precision	Recall	F1-score	Support
Нет	0.8045	0.7164	0.7579	201
Да	0.5289	0.6465	0.5818	99
Среднее (macro avg)	0.6667	0.6814	0.6699	300

Среднее (weighted avg)	0.7135	0.6933	0.6998	300
-------------------------------	--------	--------	--------	-----

Текстовая структура дерева

Ниже представлена текстовая структура построенного дерева решений (первые уровни):

```

|--- Кредитная история <= 0.50
|   |--- Доход <= 84603.50
|   |   |--- Срок кредита <= 30.00
|   |   |   |--- Доход <= 39551.50
|   |   |   |   |--- class: 1
|   |   |   |   |--- Доход > 39551.50
|   |   |   |   |   |--- Возраст <= 36.50
|   |   |   |   |   |   |--- class: 0
|   |   |   |   |   |--- Возраст > 36.50
|   |   |   |   |   |   |--- class: 1
|   |   |--- Срок кредита > 30.00
|   |   |   |--- Цель кредита <= 1.50
|   |   |   |   |--- Доход <= 67180.50
|   |   |   |   |   |--- class: 1
|   |   |   |   |   |--- Доход > 67180.50
|   |   |   |   |   |   |--- class: 1
|   |   |   |   |--- Цель кредита > 1.50
|   |   |   |   |   |--- Доход <= 42164.50
|   |   |   |   |   |   |--- class: 1
|   |   |   |   |   |   |--- Доход > 42164.50
|   |   |   |   |   |   |--- class: 1
|--- Доход > 84603.50
|   |--- Срок кредита <= 30.00
|   |   |--- Возраст <= 34.50
|   |   |   |--- class: 0
|   |   |--- Возраст > 34.50
|   |   |   |--- Возраст <= 52.50
|   |   |   |   |--- class: 1
|   |   |   |   |--- Возраст > 52.50
|   |   |   |   |--- class: 0
|   |--- Срок кредита > 30.00
|   |   |--- Возраст <= 55.50
|   |   |   |--- Доход <= 100786.50
|   |   |   |   |--- class: 0
|   |   |   |   |--- Доход > 100786.50
|   |   |   |   |   |--- class: 1
|   |   |   |   |--- Возраст > 55.50
|   |   |   |   |--- Возраст <= 62.50
|   |   |   |   |   |--- class: 1
|   |   |   |   |   |--- Возраст > 62.50
|   |   |   |   |   |--- class: 1
|--- Кредитная история > 0.50
|   |--- Доход <= 48817.00
|   |   |--- Кредитная история <= 1.50
|   |   |   |--- Возраст <= 66.50
|   |   |   |   |--- Возраст <= 53.00
|   |   |   |   |   |--- class: 1
|   |   |   |   |   |--- Возраст > 53.00
|   |   |   |   |   |--- class: 1
|   |   |   |   |--- Возраст > 66.50
|   |   |   |   |--- class: 0
|   |   |--- Кредитная история > 1.50
|   |   |   |--- Возраст <= 48.00
|   |   |   |   |--- Цель кредита <= 1.50
|   |   |   |   |   |--- class: 0
|   |   |   |   |   |--- Цель кредита > 1.50
|   |   |   |   |   |--- class:...

```

Выводы

В ходе выполнения лабораторной работы было построено дерево решений для классификации возврата кредита. Модель показала точность 69.33% на тестовой выборке. Наиболее важными признаками для классификации оказались: Кредитная история (важность 0.4131) и Доход (важность 0.2740).

Из 300 наблюдений в тестовой выборке модель правильно классифицировала 208 наблюдений. Таблица сопряженности показывает, что модель лучше предсказывает класс "Нет" (не возврат кредита), чем класс "Да" (возврат кредита).

Построенное дерево решений может быть использовано банком для оценки риска выдачи кредита новым клиентам на основе их характеристик.