Московский государственный технический университет им. Н. Э. Баумана

Курс «Технологии машинного обучения» Отчёт по лабораторной работе

 Выполнил
 Проверил:

 Бокатуев М. С.
 Гапанюк Ю.Е.

 группа ИУ5-62Б

Дата: 04.06.25 Дата:

Подпись: Подпись:

Москва, 2025 г.



Лабораторная работа 5

Ансамбли моделей машинного обучения. Часть 1.

Цель лабораторной работы: изучение ансамблей моделей машинного обучения.

Задание:

- Выберите набор данных (датасет) для решения задачи классификации или регресии.
- В случае необходимости проведите удаление или заполнение пропусков и кодирование категориальных признаков.
- С использованием метода train_test_split разделите выборку на обучающую и тестовую.
- Обучите следующие ансамблевые модели:
- две модели группы бэггинга (бэггинг или случайный лес или сверхслучайные деревья);
- · AdaBoost;
- градиентный бустинг.

Оцените качество моделей с помощью одной из подходящих для задачи метрик.

Сравните качество полученных моделей.

Ход работы

Для выполнения работы выберем датасет Heart Failure Prediction Dataset. Просмотрим датасет, выполним кодирование категориальных признаков, если такие присутствуют. А также проверим его на пропуски.

```
In [ ]: import pandas as pd

df = pd.read_csv("heart.csv")
    df.head()
```

```
0
             40
                  Μ
                                ATA
                                            140
                                                        289
                                                                     0
                                                                             Normal
        1
             49
                   F
                                NAP
                                                                     0
                                            160
                                                        180
                                                                             Normal
        2
                                                                                 ST
             37
                  Μ
                                ATA
                                            130
                                                        283
                                                                     0
        3
             48
                   F
                                ASY
                                            138
                                                        214
                                                                     0
                                                                             Normal
        4
             54
                                NAP
                                                                     0
                  Μ
                                            150
                                                        195
                                                                             Normal
In [ ]: df.isnull().sum()
                        0
Out[]:
                   Age 0
                    Sex 0
         ChestPainType 0
             RestingBP 0
            Cholesterol 0
             FastingBS 0
            RestingECG 0
                MaxHR 0
        ExerciseAngina 0
               Oldpeak 0
              ST_Slope 0
          HeartDisease 0
        dtype: int64
In [ ]: categorical_cols = df.select_dtypes(include=['object', 'category']).columns
        print("Категориальные признаки:")
        print(categorical_cols.tolist())
       Категориальные признаки:
       ['Sex', 'ChestPainType', 'RestingECG', 'ExerciseAngina', 'ST_Slope']
In [ ]: for col in categorical_cols:
            print(f"{col}: {df[col].unique()}")
       Sex: ['M' 'F']
       ChestPainType: ['ATA' 'NAP' 'ASY' 'TA']
      RestingECG: ['Normal' 'ST' 'LVH']
      ExerciseAngina: ['N' 'Y']
       ST_Slope: ['Up' 'Flat' 'Down']
```

Age Sex ChestPainType RestingBP Cholesterol FastingBS RestingECG Ma

Out[]:

Закодируем категориальные признаки. Label Encoding для Sex и ExerciseAngina. Для остальных сделаем One-Hot Encoding

```
In []: from sklearn.preprocessing import LabelEncoder

df_encoded = df.copy()

le = LabelEncoder()
    df_encoded['Sex'] = le.fit_transform(df_encoded['Sex'])
    df_encoded['ExerciseAngina'] = le.fit_transform(df_encoded['ExerciseAngina'])
    df_encoded = pd.get_dummies(df_encoded, columns=['ChestPainType', 'RestingECG'
    df_encoded.head()
```

Out[]:		Age	Sex	RestingBP	Cholesterol	FastingBS	MaxHR	ExerciseAngina	Oldpe
	0	40	1	140	289	0	172	0	(
	1	49	0	160	180	0	156	0	1
	2	37	1	130	283	0	98	0	C
	3	48	0	138	214	0	108	1	1
	4	54	1	150	195	0	122	0	C

Обучение BaggingClassifier (на деревьях решений)

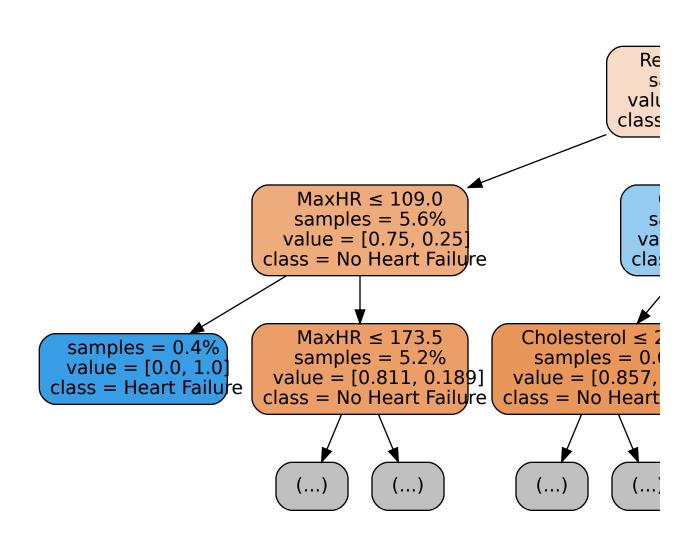
```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

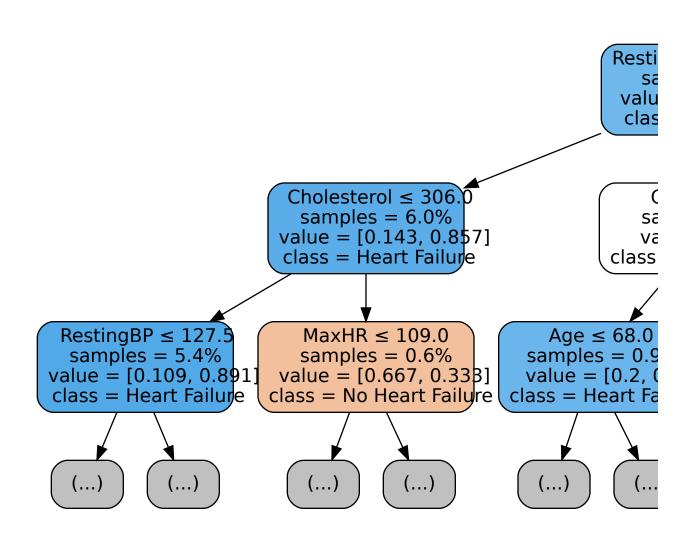
from sklearn.ensemble import BaggingClassifier
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier

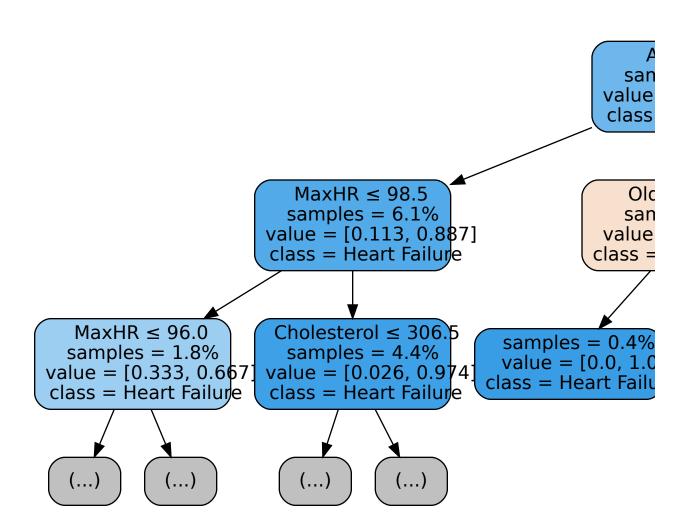
bagging_model = BaggingClassifier(
        estimator=DecisionTreeClassifier(),
        n_estimators=10,
        random_state=42
)

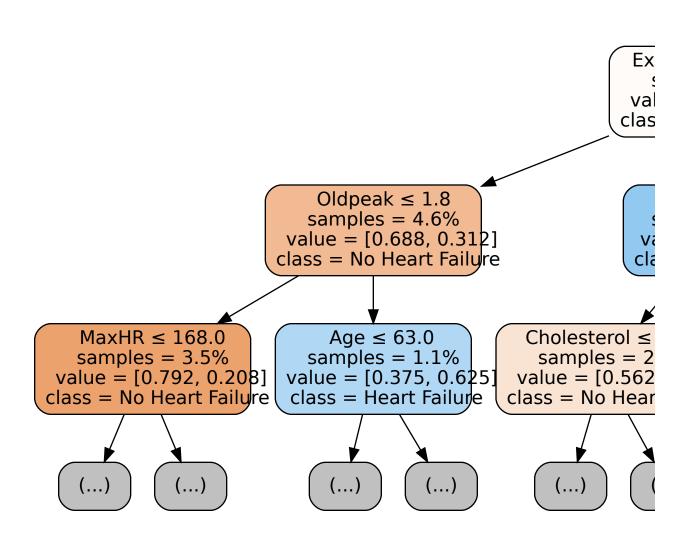
bagging_model.fit(X_train, y_train)
y_pred_bagging = bagging_model.predict(X_test)
```

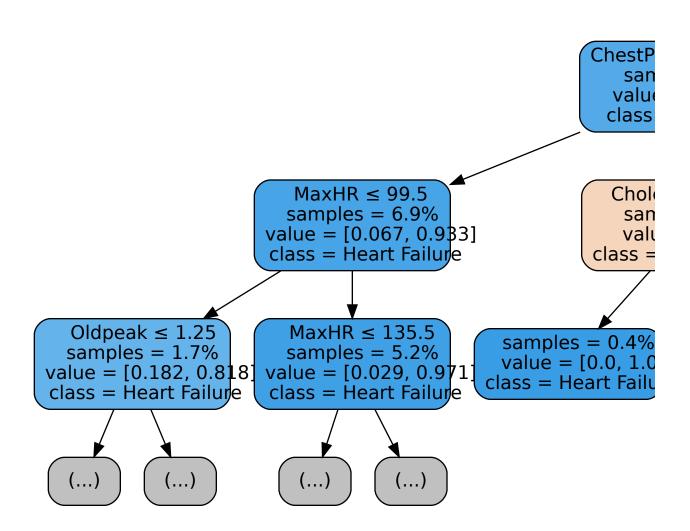
```
n estimators = len(bagging model.estimators samples )
        n \text{ samples} = len(X \text{ train})
        # Бинарный массив: 1, если объект с таким индексом попал в обучение дерева і
        bin array = np.zeros((n estimators, n samples), dtype=int)
        for i, sample indices in enumerate(bagging model.estimators samples ):
            # np.unique нужен, чтобы не учитывать дубликаты в бутстрэп-подвыборке
            bin array[i, np.unique(sample indices)] = 1
        # Визуализация
        fig, ax = plt.subplots(figsize=(12, 2))
        ax.pcolor(bin array, cmap='YlGnBu')
        ax.set xlabel('Индексы объектов в X train')
        ax.set ylabel('Номера деревьев')
        plt.title('Какие объекты попали в обучение каждого дерева (синим)')
        plt.show()
                            Какие объекты попали в обучение каждого дерева (синим)
                    100
                               200
                                          300
                                                    400
                                                               500
                                                                          600
                                         Индексы объектов в X train
In [ ]: for i in range(5):
            included mask = bin array[i] # Массив из 0 и 1: 1 — объект был в обучении
            n total = len(included mask)
            n oob = np.sum(included mask == 0)
            oob ratio = n oob / n total
            print(f'Для дерева №{i+1} размер ООВ составляет {oob ratio:.2%}')
      Для дерева №1 размер ООВ составляет 36.92%
      Для дерева №2 размер ООВ составляет 36.38%
      Для дерева №3 размер ООВ составляет 37.87%
       Для дерева №4 размер ООВ составляет 37.87%
      Для дерева №5 размер ООВ составляет 36.65%
In [ ]: from sklearn.tree import export graphviz
        import graphviz
        from IPython.display import display
        def visualize tree small(tree model, feature names, class names):
            dot data = export graphviz(
                 tree model,
                 out file=None,
                 feature names=feature names,
                 class names=class names,
                 filled=True.
                 rounded=True.
```





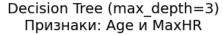


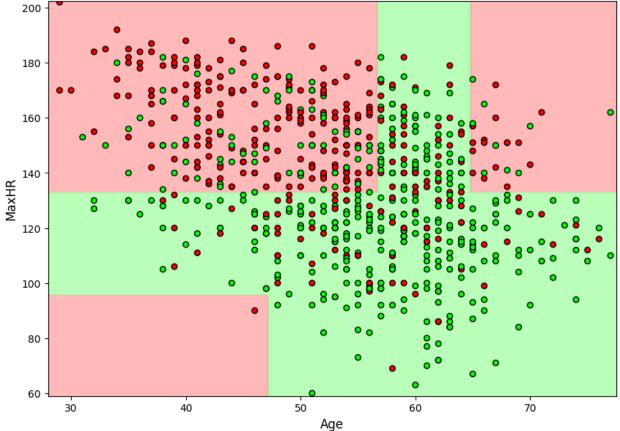




```
In [ ]: import numpy as np
        import matplotlib.pyplot as plt
        from matplotlib.colors import ListedColormap
        from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
        from sklearn.ensemble import BaggingClassifier
        def plot cl(estimator, X, y, title=None):
            Визуализация границ решений классификатора.
            Параметры:
            estimator - модель классификатора
            X - DataFrame с двумя признаками
            у - целевая переменная
            title - заголовок графика
            if X.shape[1] != 2:
                raise ValueError("Функция работает только с 2 признаками")
            # Создаем сетку для построения границ
            x \min, x \max = X.iloc[:, 0].min() - 1, X.iloc[:, 0].max() + 1
            y \min, y \max = X.iloc[:, 1].min() - 1, X.iloc[:, 1].max() + 1
            xx, yy = np.meshgrid(np.arange(x min, x max, 0.5), # Увеличили шаг для ск
                                 np.arange(y min, y max, 0.5))
            # Обучаем модель и делаем предсказания для сетки
            estimator.fit(X, y)
            Z = estimator.predict(np.c [xx.ravel(), yy.ravel()])
            Z = Z.reshape(xx.shape)
            # Цветовая карта (2 класса)
            cmap light = ListedColormap(['#FFAAAA', '#AAFFAA'])
            cmap bold = ListedColormap(['#FF0000', '#00FF00'])
            # Построение графика
            plt.figure(figsize=(10, 7))
            plt.contourf(xx, yy, Z, cmap=cmap light, alpha=0.8)
            # Отображение обучающих точек
            plt.scatter(X.iloc[:, 0], X.iloc[:, 1], c=y, cmap=cmap_bold,
                        edgecolor='k', s=30)
            plt.xlim(xx.min(), xx.max())
            plt.ylim(yy.min(), yy.max())
            if title:
                plt.title(title, fontsize=14)
            else:
                plt.title(f"Границы решений {estimator.__class__.__name__}, fontsize=
            plt.xlabel(X.columns[0], fontsize=12)
            plt.ylabel(X.columns[1], fontsize=12)
            plt.show()
```

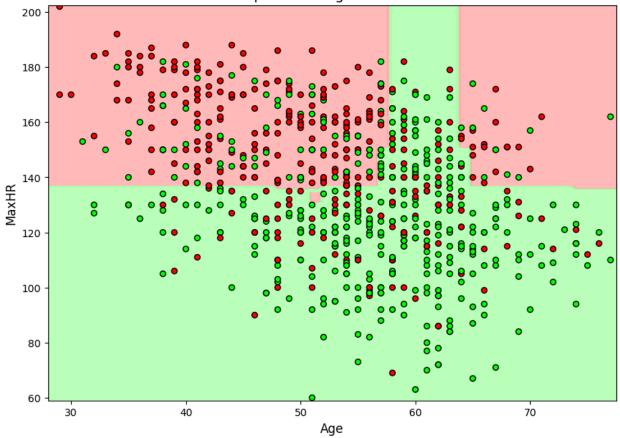
/usr/local/lib/python3.11/dist-packages/sklearn/utils/validation.py:2739: UserW arning: X does not have valid feature names, but DecisionTreeClassifier was fit ted with feature names warnings.warn(





/usr/local/lib/python3.11/dist-packages/sklearn/utils/validation.py:2739: UserW arning: X does not have valid feature names, but BaggingClassifier was fitted w ith feature names warnings.warn(

Bagging из 5 Decision Trees Признаки: Age и MaxHR

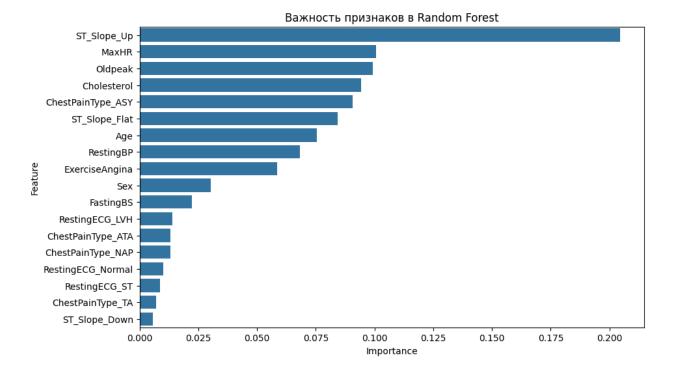


Обучение RandomForestClassifier

```
In []: # Визуализация важности признаков
import pandas as pd
import seaborn as sns

feature_importances = pd.DataFrame({
    'Feature': X_train.columns,
    'Importance': rf_model.feature_importances_
}).sort_values('Importance', ascending=False)

plt.figure(figsize=(10, 6))
sns.barplot(x='Importance', y='Feature', data=feature_importances)
plt.title('Важность признаков в Random Forest')
plt.show()
```



```
In [ ]: import numpy as np
        import matplotlib.pyplot as plt
        from matplotlib.colors import ListedColormap
        from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
        def plot classification results(model, X, y, title=None):
            # Сетка для построения границ
            x \min, x \max = X.iloc[:, 0].min() - 1, X.iloc[:, 0].max() + 1
            y \min, y \max = X.iloc[:, 1].min() - 1, X.iloc[:, 1].max() + 1
            xx, yy = np.meshgrid(np.linspace(x min, x max, 100),
                                 np.linspace(y min, y max, 100))
            # Предсказания основной модели
            model.fit(X, y)
            Z = model.predict(np.c [xx.ravel(), yy.ravel()])
            Z = Z.reshape(xx.shape)
            # Цветовая схема
            colors = ['#FFAAAA', '#AAFFAA', '#AAAAFF']
            cmap light = ListedColormap(colors[:len(np.unique(y))])
            cmap bold = ListedColormap([c.replace('AA', '00') for c in colors[:len(np.
            # Создаем график
            plt.figure(figsize=(15, 10))
            # 1. Отображаем границы решений
            plt.contourf(xx, yy, Z, alpha=0.6, cmap=cmap light)
            # 2. Отображаем обучающие точки
            plt.scatter(X.iloc[:, 0], X.iloc[:, 1], c=y, cmap=cmap bold,
```

```
edgecolor='k', s=60, alpha=0.9)
   # 3. Добавляем предсказания отдельных деревьев (опционально)
   for i, tree in enumerate(model.estimators [:5]): # Первые 5 деревьев
        Z tree = tree.predict(np.c [xx.ravel(), yy.ravel()])
        plt.contour(xx, yy, Z tree.reshape(xx.shape),
                    colors=[colors[i%3]], linewidths=0.5, alpha=0.3)
    plt.xlim(xx.min(), xx.max())
   plt.ylim(yy.min(), yy.max())
   title = title or f"Границы решений {model. class . name }\nПризнаки: {
   plt.title(title, fontsize=14, pad=20)
   plt.xlabel(X.columns[0], fontsize=12)
   plt.ylabel(X.columns[1], fontsize=12)
   plt.grid(alpha=0.2)
   plt.tight layout()
   plt.show()
# Выбираем 2 наиболее важных признака (пример для Heart Failure)
selected features = ['Age', 'MaxHR'] # Замените на актуальные для ваших данны
# Создаем и обучаем Random Forest
rf model = RandomForestClassifier(n estimators=100,
                                 max depth=3, # Для лучшей визуализации
                                 random state=42)
rf model.fit(X train[selected features], y train)
# Визуализация
plot classification_results(rf_model,
                         X train[selected features],
                          y train,
                          title="Random Forest (100 деревьев)\пГраницы классиф
```

/usr/local/lib/python3.11/dist-packages/sklearn/utils/validation.py:2739: UserW arning: X does not have valid feature names, but RandomForestClassifier was fit ted with feature names warnings.warn(



```
In [ ]: import numpy as np
        import matplotlib.pyplot as plt
        from matplotlib.colors import ListedColormap
        from sklearn.ensemble import AdaBoostClassifier
        from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier, export graphviz
        import graphviz
        from IPython.display import display
        # 1. Функция для визуализации границ решений
        def plot ada boundary(model, X, y, title=None):
            Визуализация границ решений AdaBoost
            # Создаем сетку
            x \min, x \max = X.iloc[:, 0].min() - 1, X.iloc[:, 0].max() + 1
            y_{min}, y_{max} = X.iloc[:, 1].min() - 1, <math>X.iloc[:, 1].max() + 1
            xx, yy = np.meshgrid(np.linspace(x min, x max, 100),
                                  np.linspace(y min, y max, 100))
            # Предсказания
            Z = model.predict(np.c [xx.ravel(), yy.ravel()])
            Z = Z.reshape(xx.shape)
            # Цветовая схема
            cmap light = ListedColormap(['#FFAAAA', '#AAFFAA'])
            cmap_bold = ListedColormap(['#FF0000', '#00FF00'])
            # Построение графика
```

```
plt.figure(figsize=(10, 6))
    plt.contourf(xx, yy, Z, cmap=cmap light, alpha=0.8)
   plt.scatter(X.iloc[:, 0], X.iloc[:, 1], c=y, cmap=cmap bold, edgecolor='k'
   plt.title(title or f"AdaBoost (n estimators={model.n estimators})", fontsi
   plt.xlabel(X.columns[0], fontsize=12)
   plt.ylabel(X.columns[1], fontsize=12)
   plt.show()
# 2. Функция для визуализации деревьев
def plot ada tree(tree, feature names, class names, tree idx):
    dot data = export graphviz(
       tree,
        out file=None,
        feature names=feature names,
        class names=class names,
       filled=True,
        rounded=True,
        special_characters=True
   graph = graphviz.Source(dot data)
   display(graph)
   # Для сохранения: graph.render(f'ada tree {tree idx}', format='png')
# 3. Создаем и обучаем AdaBoost (исправленный вариант)
ada = AdaBoostClassifier(
   estimator=DecisionTreeClassifier(max depth=3),
   n estimators=10,
   algorithm='SAMME', # Используем SAMME вместо SAMME.R
    random state=42
# Выбираем 2 признака (пример для Heart Failure)
features = ['Age', 'MaxHR'] # Замените на актуальные
# Обучение
ada.fit(X train[features], y train)
# Визуализация
print("Границы решений AdaBoost:")
plot_ada_boundary(ada, X_train[features], y_train)
print("\nПервые 2 дерева ансамбля:")
for i in range(2):
    plot ada tree(ada.estimators [i],
                 features,
                 ["No Heart Failure", "Heart Failure"],
# Важность признаков
plt.figure(figsize=(10, 5))
plt.barh(features, ada.feature importances )
plt.title("Важность признаков в AdaBoost", fontsize=14)
plt.show()
```

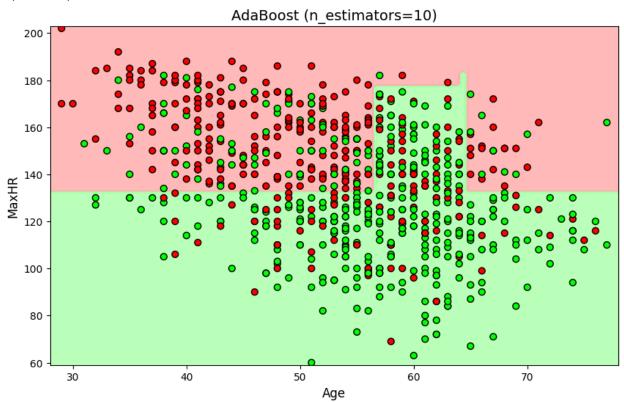
/usr/local/lib/python3.11/dist-packages/sklearn/ensemble/_weight_boosting.py:51 9: FutureWarning: The parameter 'algorithm' is deprecated in 1.6 and has no eff ect. It will be removed in version 1.8.

warnings.warn(

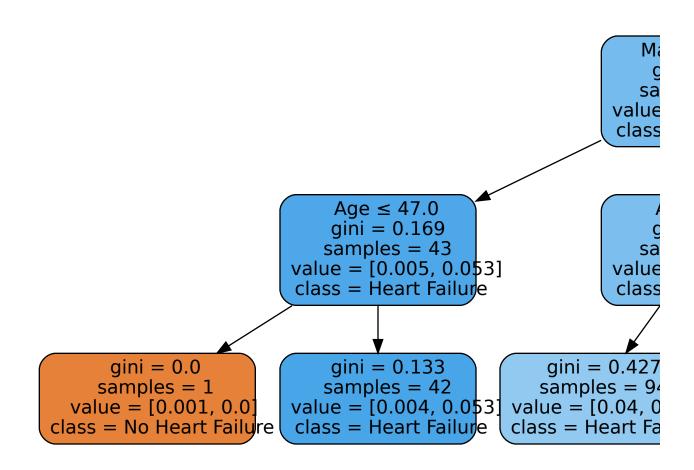
/usr/local/lib/python3.11/dist-packages/sklearn/utils/validation.py:2739: UserW arning: X does not have valid feature names, but AdaBoostClassifier was fitted with feature names

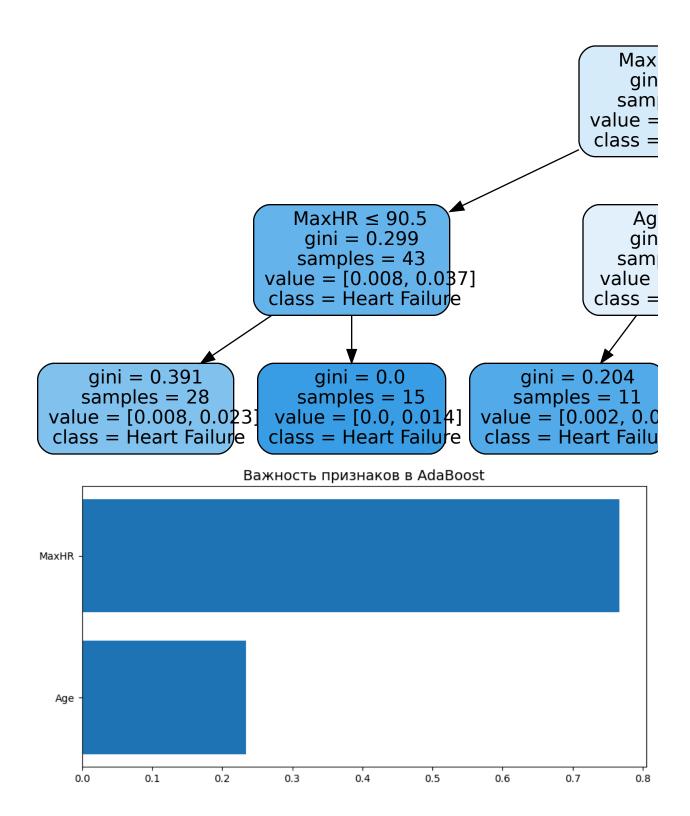
warnings.warn(

Границы решений AdaBoost:



Первые 2 дерева ансамбля:





```
In []: from sklearn.metrics import fl_score, classification_report, ConfusionMatrixDi
# Предсказание на тестовых данных
y_pred_ada = ada.predict(X_test[features])
# Оценка F1-score
fl = fl_score(y_test, y_pred_ada)
print(f"F1-score AdaBoost: {f1:.4f}\n")

F1-score AdaBoost: 0.7291

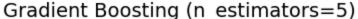
In []: import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.ensemble import GradientBoostingClassifier
from sklearn.metrics import accuracy score. classification report, confusion m
```

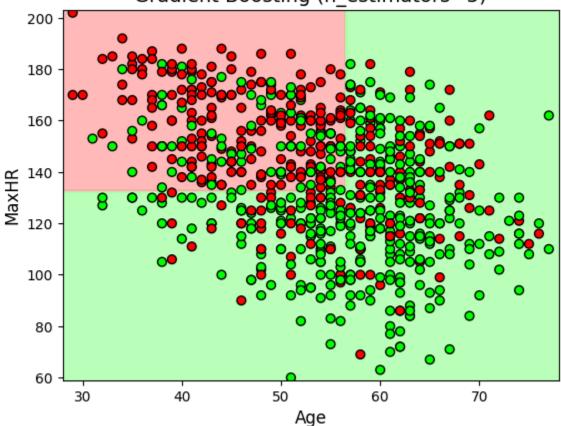
```
In [ ]: import numpy as np
        from sklearn.metrics import accuracy score, classification report, confusion m
        from sklearn.inspection import DecisionBoundaryDisplay
        from matplotlib.colors import ListedColormap
        # 1. Инициализация и обучение Gradient Boosting
        gb model = GradientBoostingClassifier(
            n estimators=5, # Количество деревьев
            learning_rate=0.1, # Темп обучения
            max depth=2,
                          # Глубина деревьев
            random state=42
        # Выбираем 2 признака для визуализации
        features = ['Age', 'MaxHR'] # Замените на нужные признаки
        gb model.fit(X train[features], y train)
        # 3. Визуализация границ решений
        plt.figure(figsize=(10, 6))
        DecisionBoundaryDisplay.from estimator(
            gb model,
            X train[features],
            cmap=ListedColormap(['#FFAAAA', '#AAFFAA']),
            alpha=0.8,
            response method='predict'
        plt.scatter(X_train[features[0]], X_train[features[1]],
                    c=y_train, cmap=ListedColormap(['#FF0000', '#00FF00']),
                    edgecolor='k', s=40)
        plt.title(f"Gradient Boosting (n estimators={gb model.n estimators})", fontsiz
        plt.xlabel(features[0], fontsize=12)
        plt.ylabel(features[1], fontsize=12)
        plt.show()
        # 4. Важность признаков
        plt.figure(figsize=(10, 5))
        importances = gb model.feature importances
        indices = np.argsort(importances)[::-1]
```

```
plt.title("Важность признаков в Gradient Boosting", fontsize=14)
plt.barh(range(len(features)), importances[indices], color='skyblue', align='c
plt.yticks(range(len(features)), np.array(features)[indices])
plt.xlabel("Важность", fontsize=12)
plt.show()

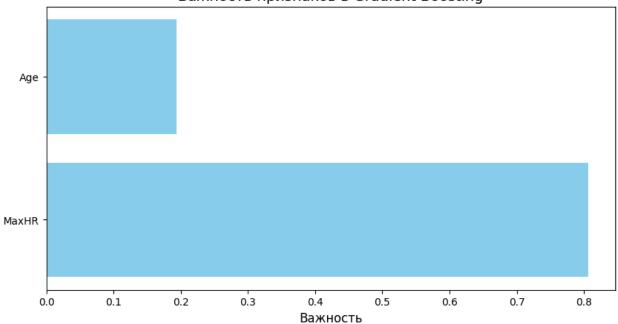
# 5. Кривая обучения (ошибка на каждой итерации)
plt.figure(figsize=(10, 5))
plt.plot(np.arange(gb_model.n_estimators) + 1, gb_model.train_score_, 'b-')
plt.title("Кривая обучения Gradient Boosting", fontsize=14)
plt.xlabel("Количество деревьев", fontsize=12)
plt.ylabel("Ошибка обучения", fontsize=12)
plt.grid(alpha=0.3)
plt.show()
```

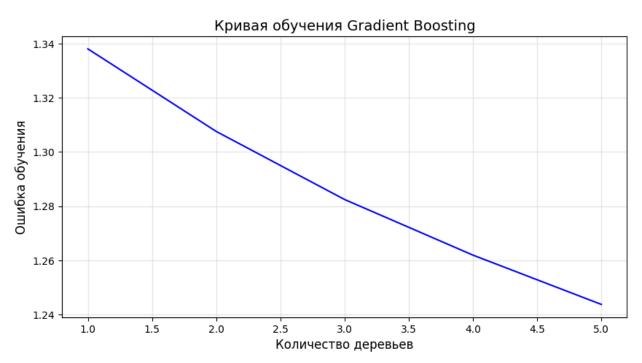
<Figure size 1000x600 with 0 Axes>





Важность признаков в Gradient Boosting





```
In []: from sklearn.metrics import f1_score, classification_report

X_test_bagging = X_test
features = ['Age', 'MaxHR']
X_test_ada = X_test[features]
X_test_gb = X_test[features]
y_pred_bagging = bagging_model.predict(X_test_bagging)
y_pred_ada = ada.predict(X_test_ada)
y_pred_gb = gb_model.predict(X_test_gb)
print("Bagging F1-score:", f1_score(y_test, y_pred_bagging))
```

```
print("AdaBoost F1-score:", f1_score(y_test, y_pred_ada))
print("Gradient Boosting F1-score:", f1_score(y_test, y_pred_gb))
```

Bagging F1-score: 0.8514851485148515 AdaBoost F1-score: 0.729064039408867

Gradient Boosting F1-score: 0.7523809523809524

```
In [ ]:
```