Вариант №10 Рабочая Д.А. ИУ5-61Б

Задание. Для заданного набора данных (по Вашему варианту) постройте модели классификации или регрессии (в зависимости от конкретной задачи, рассматриваемой в наборе данных). Для построения моделей используйте методы 1 и 2 (по варианту для Вашей группы). Оцените качество моделей на основе подходящих метрик качества (не менее двух метрик). Какие метрики качества Вы использовали и почему? Какие выводы Вы можете сделать о качестве построенных моделей? Для построения моделей необходимо выполнить требуемую предобработку данных: заполнение пропусков, кодирование категориальных признаков, и т.д.

Метод 1 - Линейная/логистическая регрессия

Метод 2 - Метод опорных векторов

Датасет - https://www.kaggle.com/datasets/willianoliveiragibin/games-and-students

Импорт библиотек

```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns

from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
from sklearn.metrics import accuracy_score, f1_score, confusion_matrix,
ConfusionMatrixDisplay, roc_auc_score, roc_curve
from sklearn.impute import SimpleImputer
```

Загрузка датасета

```
df = pd.read_csv('games_and_students.csv')
print("Первые 5 строк датасета:")
display(df.head())
```

```
Первые 5 строк датасета:
```

	Sex	School Code	Playing Years	Playing Often	Playing Hours	Playing Games	Parent Revenue	Father Education	Mot Edu
0	0	1	1	2	1	1	4	4	5
1	1	1	1	3	1	1	1	3	3
2	0	1	0	0	0	0	1	3	3
3	0	1	3	5	1	1	2	2	3
4	1	1	1	1	2	1	1	3	4

Удалим ненужные поля

```
df.drop(columns=['Grade', 'percentage'], inplace=True)
```

Проверим пропущенные значения

```
print("\nПропущенные значения в датасете:")
print(df.isnull().sum())
```

```
Пропущенные значения в датасете:

Sex 0

School Code 0

Playing Years 0

Playing Often 0

Playing Hours 0

Playing Games 0

Parent Revenue 0

Father Education 0

Mother Education 0

dtype: int64
```

Заполним пропуски медианой

```
imputer = SimpleImputer(strategy='median')
df_imputed = pd.DataFrame(imputer.fit_transform(df), columns=df.columns)
```

Разделим данные на признаки и целевую переменную

```
X = df_imputed.drop('Sex', axis=1)
y = df_imputed['Sex']
```

Разделим выборку на обучающую и тестовую

```
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2,
random_state=42)
```

Масштабируем признаки

```
scaler = StandardScaler()
X_train_scaled = scaler.fit_transform(X_train)
X_test_scaled = scaler.transform(X_test)
```

Метод 1: Логистическая регрессия

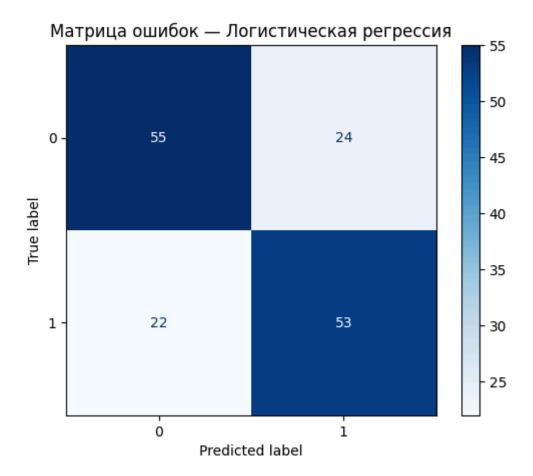
```
lr = LogisticRegression(max_iter=1000)
lr.fit(X_train_scaled, y_train)
y_pred_lr = lr.predict(X_test_scaled)
y_prob_lr = lr.predict_proba(X_test_scaled)[:, 1] # для ROC AUC
acc_lr = accuracy_score(y_test, y_pred_lr)
f1_lr = f1_score(y_test, y_pred_lr)
roc_auc_lr = roc_auc_score(y_test, y_prob_lr)

print(f"\nЛогистическая регрессия - Accuracy: {acc_lr:.2f}, F1: {f1_lr:.2f},
ROC AUC: {roc_auc_lr:.2f}")
```

```
Логистическая регрессия — Accuracy: 0.70, F1: 0.70, ROC AUC: 0.79
```

Матрица ошибок

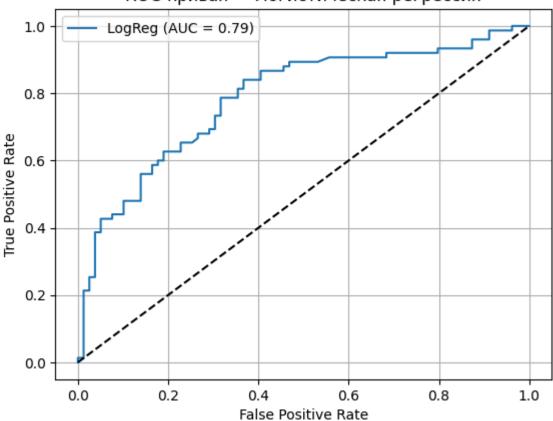
```
cm_lr = confusion_matrix(y_test, y_pred_lr)
ConfusionMatrixDisplay(cm_lr).plot(cmap='Blues')
plt.title('Матрица ошибок - Логистическая регрессия')
plt.show()
```



ROC-кривая

```
fpr_lr, tpr_lr, _ = roc_curve(y_test, y_prob_lr)
plt.plot(fpr_lr, tpr_lr, label=f'LogReg (AUC = {roc_auc_lr:.2f})')
plt.plot([0, 1], [0, 1], 'k--')
plt.xlabel('False Positive Rate')
plt.ylabel('True Positive Rate')
plt.title('ROC-кривая - Логистическая регрессия')
plt.legend()
plt.grid()
plt.show()
```

ROC-кривая — Логистическая регрессия



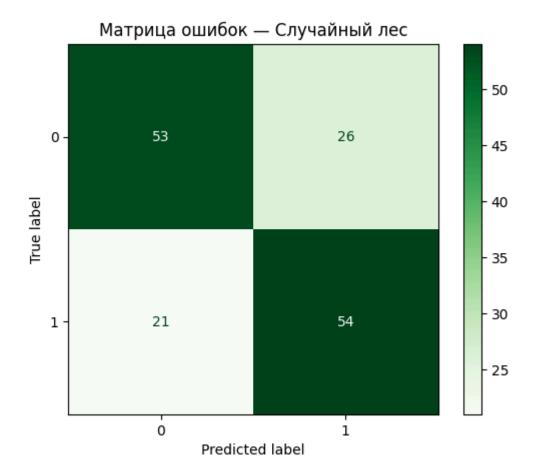
Метод 2: Случайный лес

```
rf = RandomForestClassifier(n_estimators=100, random_state=42)
rf.fit(X_train, y_train)
y_pred_rf = rf.predict(X_test)
y_prob_rf = rf.predict_proba(X_test)[:, 1]
acc_rf = accuracy_score(y_test, y_pred_rf)
f1_rf = f1_score(y_test, y_pred_rf)
roc_auc_rf = roc_auc_score(y_test, y_prob_rf)
print(f"\nCлучайный лес - Accuracy: {acc_rf:.2f}, F1: {f1_rf:.2f}, ROC AUC: {roc_auc_rf:.2f}")
```

```
Случайный лес - Accuracy: 0.69, F1: 0.70, ROC AUC: 0.75
```

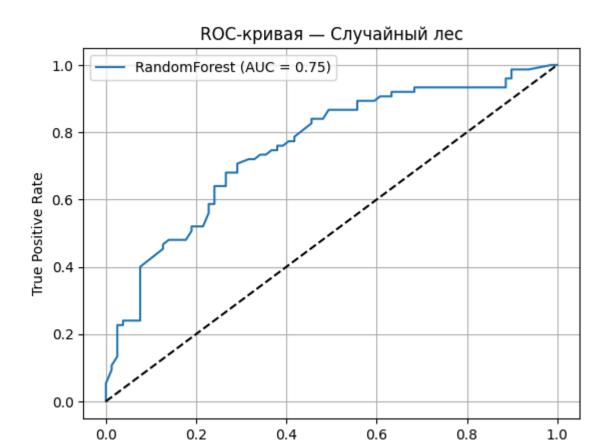
Матрица ошибок

```
cm_rf = confusion_matrix(y_test, y_pred_rf)
ConfusionMatrixDisplay(cm_rf).plot(cmap='Greens')
plt.title('Матрица ошибок — Случайный лес')
plt.show()
```



ROC-кривая

```
fpr_rf, tpr_rf, _ = roc_curve(y_test, y_prob_rf)
plt.plot(fpr_rf, tpr_rf, label=f'RandomForest (AUC = {roc_auc_rf:.2f})')
plt.plot([0, 1], [0, 1], 'k--')
plt.xlabel('False Positive Rate')
plt.ylabel('True Positive Rate')
plt.title('ROC-кривая - Случайный лес')
plt.legend()
plt.grid()
plt.show()
```

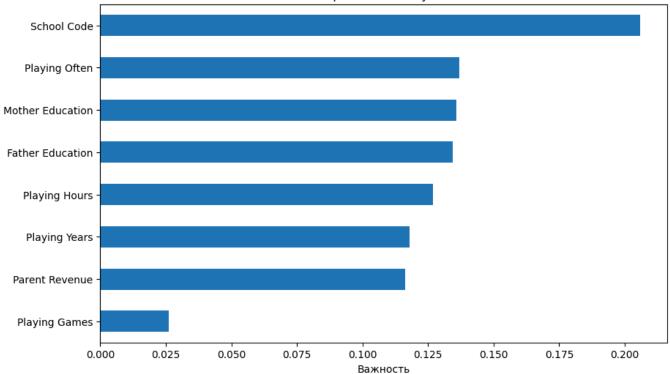


Важность признаков

```
rf_importance = pd.Series(rf.feature_importances_,
index=X.columns).sort_values()
plt.figure(figsize=(10, 6))
rf_importance.plot.barh()
plt.title('Важность признаков в случайном лесе')
plt.xlabel('Важность')
plt.show()
```

False Positive Rate





Сравнение моделей

```
models = ['Логистическая регрессия', 'Случайный лес']
accs = [acc_lr, acc_rf]
f1s = [f1_lr, f1_rf]
aucs = [roc_auc_lr, roc_auc_rf]
plt.figure(figsize=(14, 4))
plt.subplot(1, 3, 1)
sns.barplot(x=models, y=accs)
plt.title('Accuracy')
plt.subplot(1, 3, 2)
sns.barplot(x=models, y=f1s)
plt.title('F1 Score')
plt.subplot(1, 3, 3)
sns.barplot(x=models, y=aucs)
plt.title('ROC AUC')
plt.suptitle('Сравнение моделей')
plt.tight_layout()
plt.show()
```

Сравнение моделей

