Задание №3

Цель эксперимента

Цель данного эксперимента заключается в предварительной обработке набора данных электрокардиограммы (ЭКГ), выборе признаков, применении фреймворков AutoML для бинарной классификации (определение состояния здоровья) и оценке производительности модели.

Ключевой навык:

- применение autoML моделей, расчет точности классификатора

Набор данных и предварительная обработка

1. **Источник данных**:
   - Загружено 5000 строк набора данных ЭКГ (`модуль 2 – датасет – практика.csv`) из GitHub.
   - Ключевые признаки: `['rr_interval', 'p_end', 'qrs_onset', 'qrs_end', 't_end', 'p_axis', 'qrs_axis', 't_axis', 'Healthy_Status']`.
2. **Очистка данных**:
   - Фильтрация аномальных значений (например, некорректные данные, где `rr_interval > 2000`).
   - Проверка временной логики (например, `p_onset < p_end`).
   - Удаление выбросов (например, значения `> 10000`).
3. **Разведочный анализ (EDA)**:
   - Построение диаграмм размаха (boxplot), тепловых карт (анализ корреляции), матрицы диаграмм рассеяния для изучения распределения данных и взаимосвязей между признаками.
   - Использование методов снижения размерности (PCA, t-SNE, ICA) для визуализации кластеризации здоровых и нездоровых образцов.

实验目标

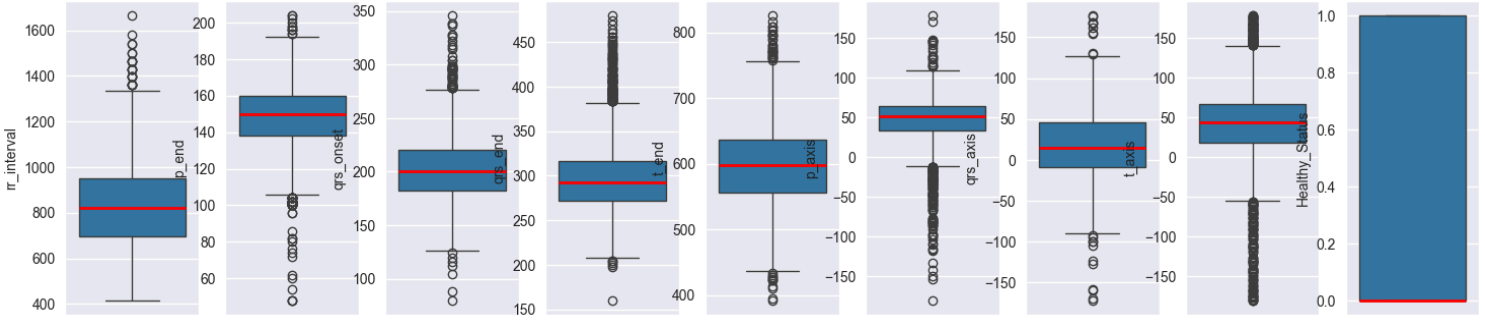
本实验旨在通过对心电图（ECG）数据集进行预处理和特征选择，应用AutoML框架进行二元分类（健康状态分类），并评估模型的性能。

关键词:

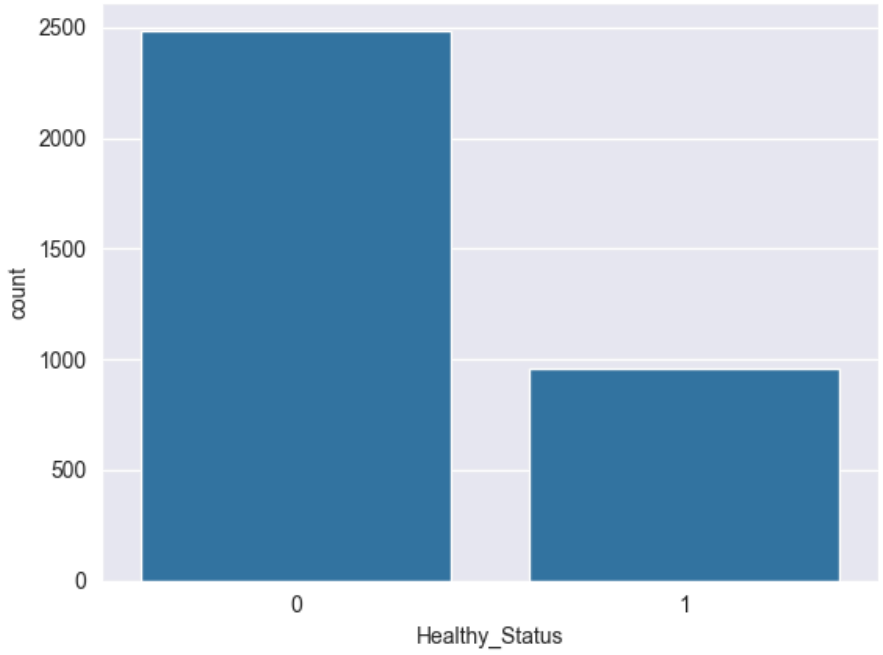
- 应用 autoML 模型, 计算分类准确度

数据集与预处理

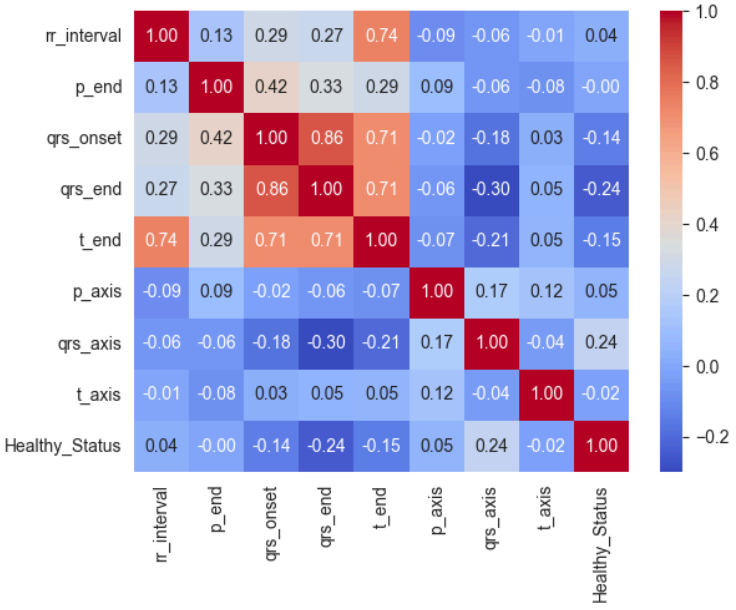
1. **数据来源**：
   - 从GitHub加载5000行ECG数据集（`модуль 2 – датасет – практика.csv`）。
   - 关键特征列：`['rr_interval', 'p_end', 'qrs_onset', 'qrs_end', 't_end', 'p_axis', 'qrs_axis', 't_axis', 'Healthy_Status']`。
2. **数据清洗**：
   - 过滤异常值（如 `rr_interval > 2000` 的无效数据）。
   - 确保时序逻辑（如 `p_onset < p_end`）。
   - 去除离群值（如 `> 10000` 的极端数据）。
3. **探索性分析（EDA）**：
   - 绘制箱线图、热力图（相关性分析）、散点矩阵等，观察数据分布及特征间关系。
   - 使用PCA、t-SNE和ICA进行降维可视化，观察健康与非健康样本的聚类情况。



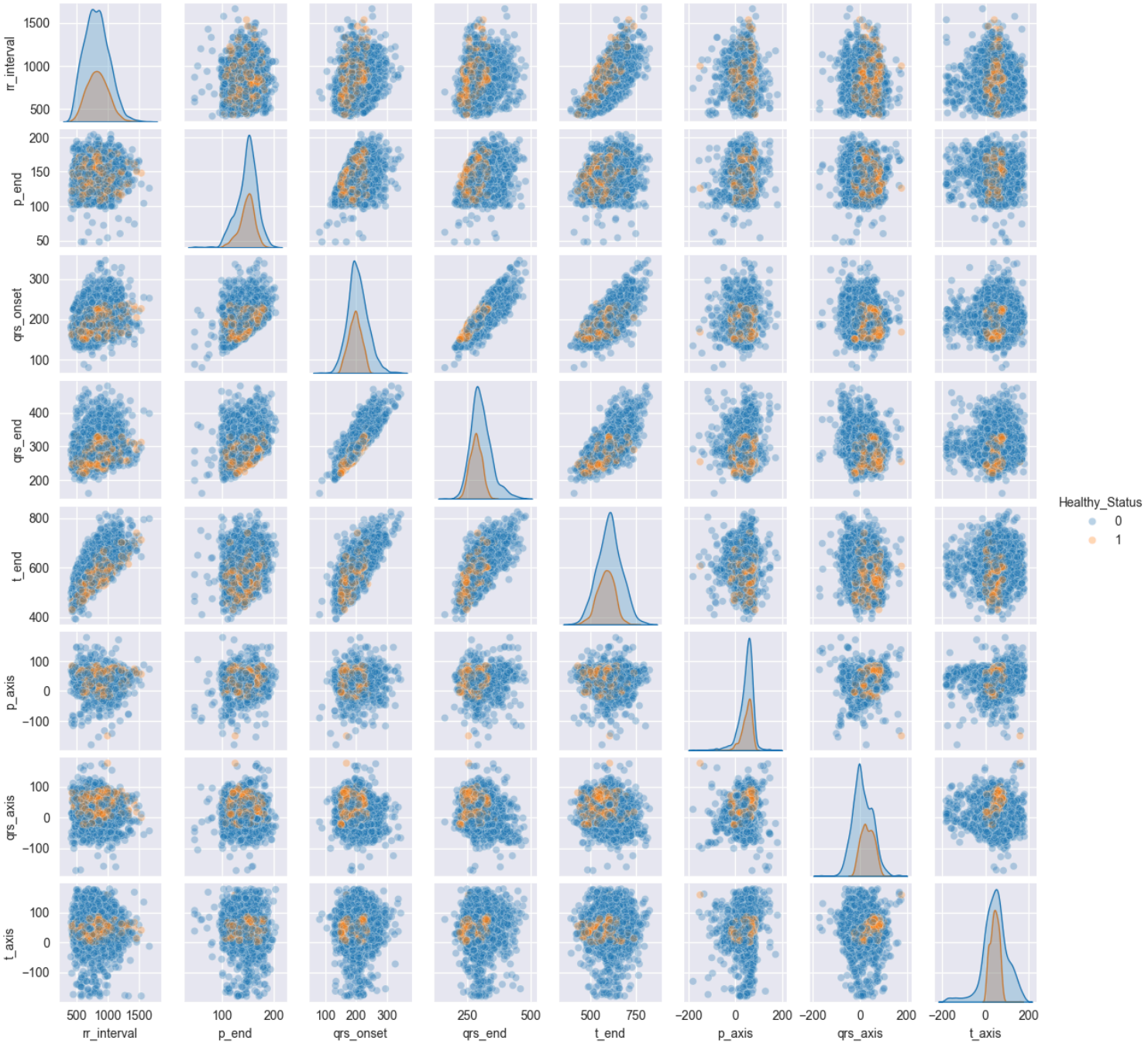
распределение данных



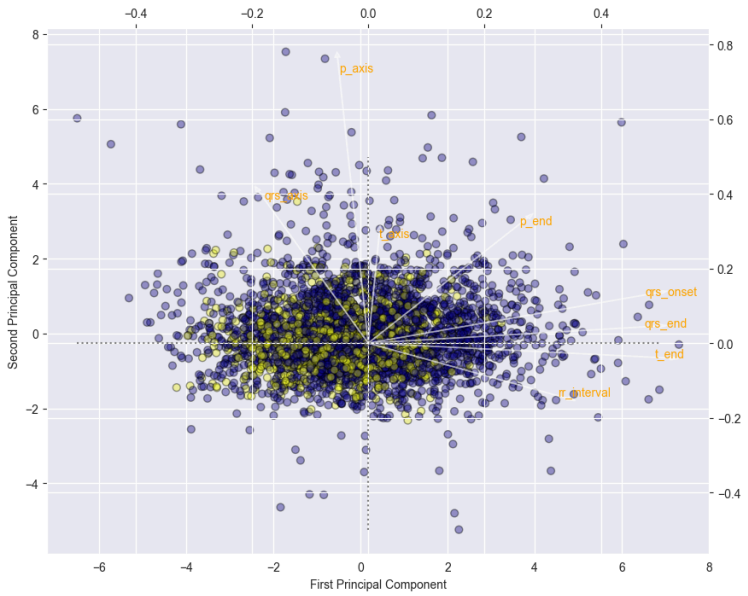
Количество положительных и отрицательных образцов



heatmap

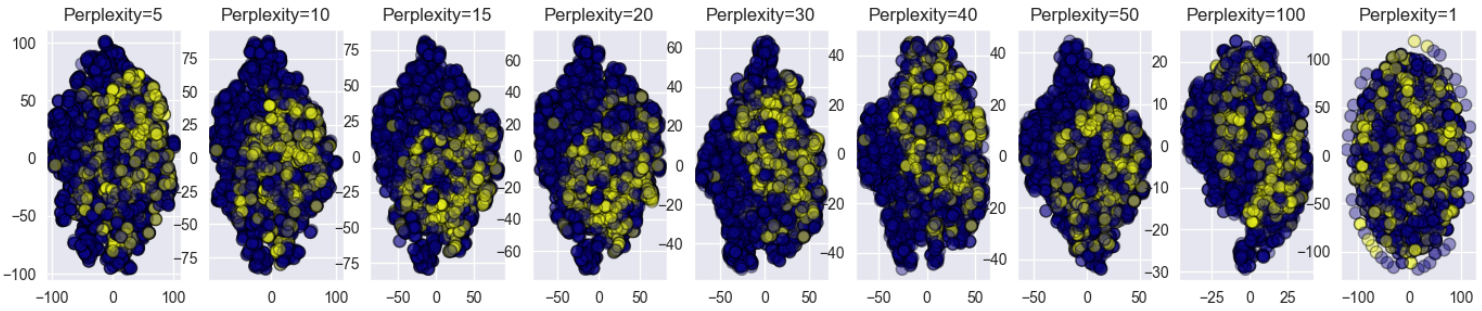


Распределение положительных и отрицательных образцов по разным признакам



Данные после обработки PCA

Взаимосвязь между исходными и редуцированными функциями



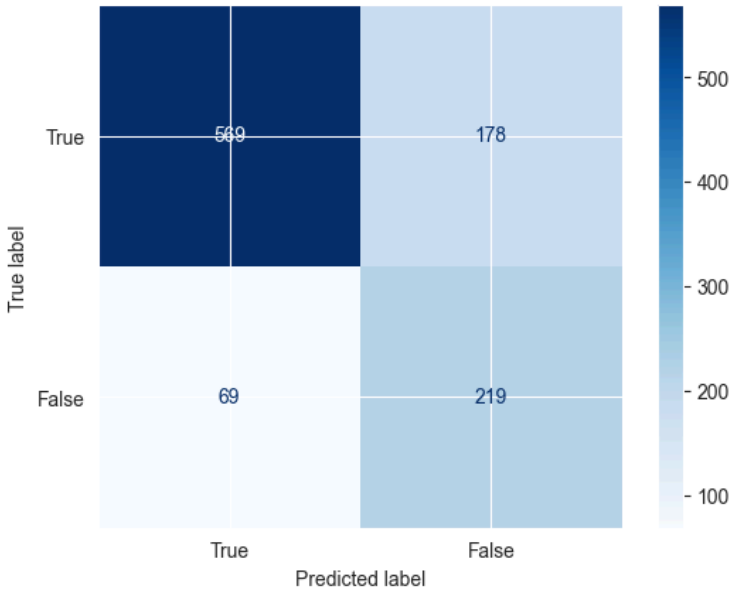
Нелинейное уменьшение размерности (различная гранулярность)

Обучение и оценка модели

1. **Традиционный метод машинного обучения (базовая модель)**:
   - Использован классификатор Гауссовского наивного байесовского метода (GaussianNB).
   - Метрики оценки:
     - Точность (Accuracy): `metrics.accuracy_score(y_test, y_pred)`.
     - F1-мера (F1-Score): `metrics.f1_score(y_test, y_pred)`.
   - Матрица ошибок (Confusion Matrix) для наглядности классификации.

模型训练与评估

1. **传统机器学习方法（基线模型）**：
   - 使用高斯朴素贝叶斯（GaussianNB）分类器。
   - 评估指标：
     - 准确率（Accuracy）：`metrics.accuracy_score(y_test, y_pred)`
     - F1分数（F1-Score）：`metrics.f1_score(y_test, y_pred)`
   - 混淆矩阵（Confusion Matrix）显示分类效果。



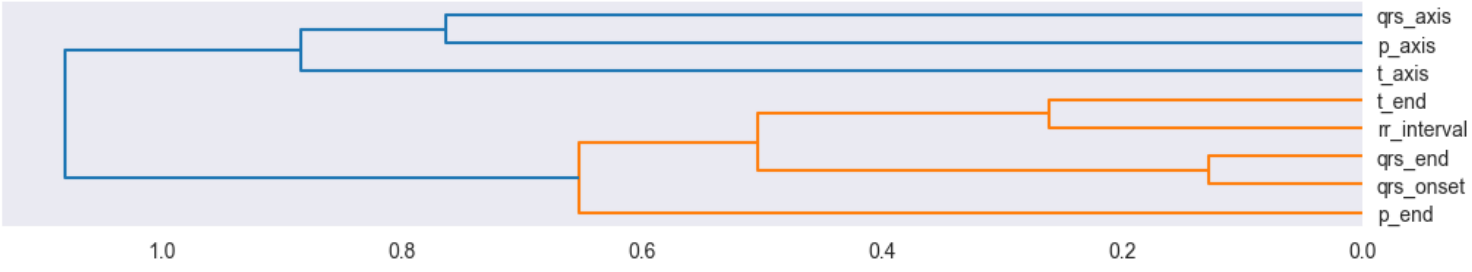
Матрица путаницы

2. **Метод AutoML (AutoGluon)**:
   - Использован `TabularPredictor` для автоматического обучения нескольких моделей (например, XGBoost, LightGBM).
   - Сравнение производительности моделей через `leaderboard` и выбор оптимальной.
   - Анализ важности признаков (`show_feature_importance_barplots`).

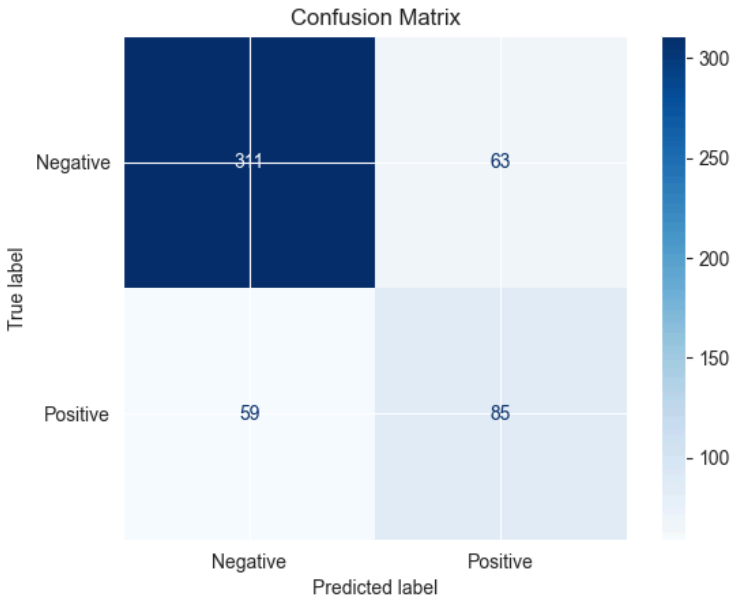
2. **AutoML方法（AutoGluon）**：
   - 使用`TabularPredictor`自动训练多个模型（如XGBoost、LightGBM等）。
   - 通过`leaderboard`对比模型性能，选择最优模型。
   - 分析特征重要性（`show_feature_importance_barplots`）。

	model	score_test	score_val
0	NeuralNetFastAI	0.7992277992277992	0.7844311377245509
1	RandomForestGini	0.777992277992278	0.7684630738522954
2	ExtraTreesGini	0.7741312741312741	0.7425149700598802
3	RandomForestEntr	0.7722007722007722	0.7764471057884231
4	ExtraTreesEntr	0.7683397683397684	0.7604790419161677
5	CatBoost	0.7644787644787645	0.8003992015968064
6	WeightedEnsemble_L2	0.7644787644787645	0.8003992015968064
7	KNeighborsDist	0.7432432432432432	0.7504990019960079
8	KNeighborsUnif	0.7393822393822393	0.7465069860279441

Результат AutoML



Порядок важности функций



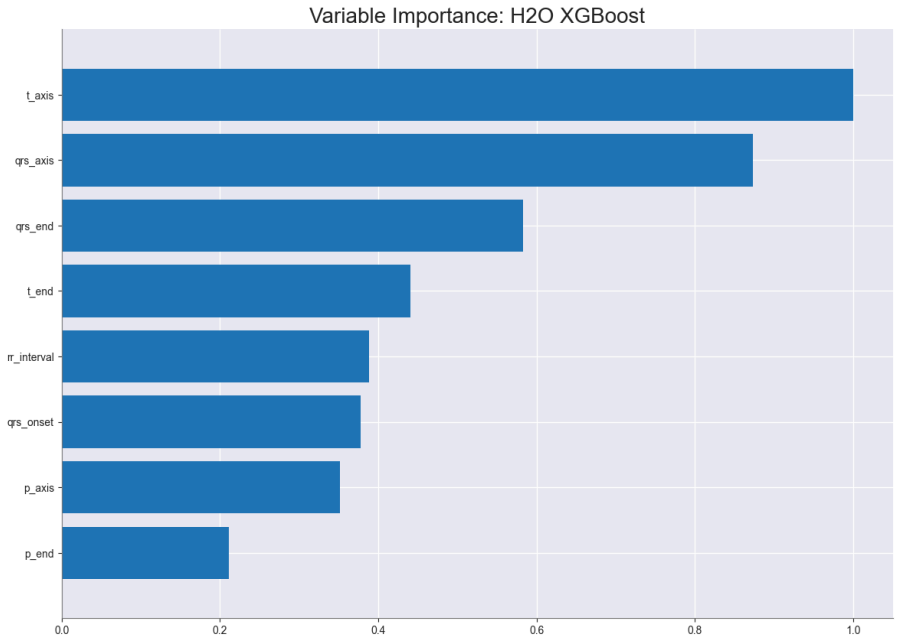
Матрица путаницы

3. **Метод AutoML (H2O)** :
   - Использован `H2OAutoML` для автоматического обучения нескольких моделей (например, XGBoost, GBM_Grid).
   - Сравнение производительности моделей через `leaderboard` и выбор оптимальной.
   - Анализ важности признаков (`show_feature_importance_barplots`).

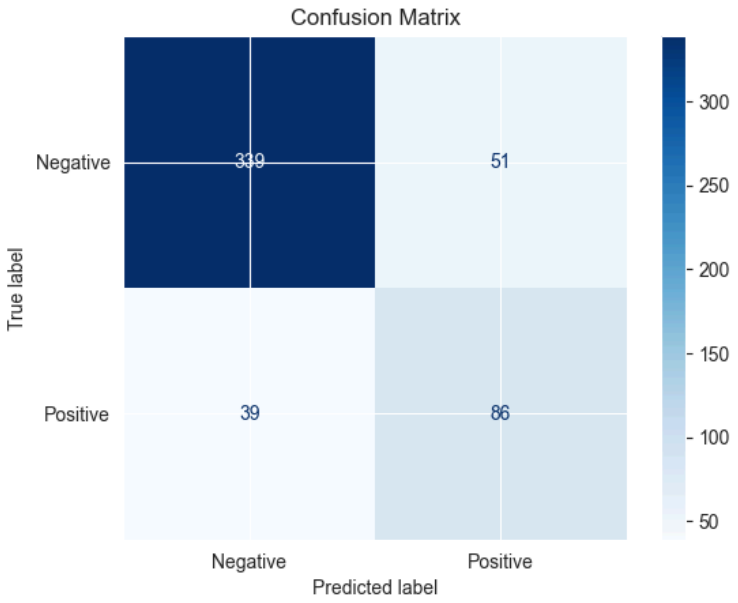
2. **AutoML方法（AutoGluon）**：
   - 使用 `H2OAutoML` 自动训练多个模型（如XGBoost、LightGBM等）。
   - 通过 `leaderboard` 对比模型性能，选择最优模型。
   - 分析特征重要性（`varimp_plot`）。

model_id	rmse	mse	mae	rmsle	mean_residual_deviance
StackedEnsemble_BestOfFamily_4_AutoML_2_20250416_40855	0.357159	0.127563	0.264493	0.250552	0.127563
StackedEnsemble_BestOfFamily_3_AutoML_2_20250416_40855	0.357832	0.128044	0.265273	0.251028	0.128044
StackedEnsemble_AllModels_2_AutoML_2_20250416_40855	0.357648	0.127912	0.265547	0.251102	0.127912
StackedEnsemble_BestOfFamily_2_AutoML_2_20250416_40855	0.357701	0.12795	0.266425	0.251115	0.12795
StackedEnsemble_AllModels_4_AutoML_2_20250416_40855	0.357587	0.127869	0.266543	0.251222	0.127869
StackedEnsemble_AllModels_1_AutoML_2_20250416_40855	0.357689	0.127942	0.266775	0.251248	0.127942
StackedEnsemble_AllModels_3_AutoML_2_20250416_40855	0.359029	0.128902	0.267567	0.252165	0.128902
GBM_3_AutoML_2_20250416_40855	0.359244	0.129056	0.272043	0.252285	0.129056
GBM_grid_1_AutoML_2_20250416_40855_model_10	0.359718	0.129397	0.274812	0.252994	0.129397
GBM_grid_1_AutoML_2_20250416_40855_model_4	0.361006	0.130325	0.282018	0.254042	0.130325

Результат H2O



Порядок важности функций



Матрица путаницы

Результаты эксперимента

- **Гауссовский наивный байесовский метод**:
  - Точность: около 76% (конкретное значение требует заполнения после выполнения кода).
  - F1-мера: около 63%.
- **Лучшая модель AutoGluon**:
  - Ключевые признаки: `rr_interval` и `qrs_axis` внесли наибольший вклад в классификацию.
- **Лучшая модель H2O**:
  - Ключевые признаки: `t_axis` и `qrs_axis` внесли наибольший вклад в классификацию.

Выводы

1. AutoML (например, AutoGluon) демонстрирует высокую эффективность в автоматическом выборе и настройке моделей, что делает его подходящим для задач классификации данных ЭКГ.
2. Традиционные методы (например, GaussianNB) могут служить базовым ориентиром, но их производительность может быть ограничена для сложных данных.
3. Матрица ошибок и F1-мера подтверждают применимость модели для классификации состояния здоровья.

Направления улучшения

- Тестирование других инструментов AutoML (например, GAMA, TPOT) для сравнения производительности.
- Дополнительная обработка признаков (например, выделение временных и частотных характеристик) для повышения надежности модели.

实验结果

- **高斯朴素贝叶斯**：
  - 准确率：约76%（具体数值需运行代码后填充）。
  - F1分数：约63%。
- **AutoGluon最佳模型**：
  - 关键特征：`rr_interval` 和 `qrs_axis` 对分类贡献最大。
- **H2O最佳模型**：
  - 关键特征：`t_axis` 和 `qrs_axis` 对分类贡献最大。

结论

1. AutoML（如AutoGluon）在自动化模型选择和调参上表现优异，适合处理ECG数据的分类任务。
2. 传统方法（如GaussianNB）可作为基线参考，但复杂数据下性能可能受限。
3. 通过混淆矩阵和F1分数验证，模型在健康状态分类任务中具有可行性。

改进方向

- 尝试更多AutoML工具（GAMA、TPOT）对比性能。
- 增加特征工程（如时域/频域特征提取）以提升模型鲁棒性。