**Задание №.3**

**ИУ1И-42М**

**Сунь Шибо**

**Цели миссии：**

Цель этого эксперимента - использовать две основные платформы AutoML (H2O AutoML и LightAutoML) для моделирования состояния здоровья (Healthy\_Status) на основе параметров ЭКГ в двух категориях.Сравнивая результаты по шкале F1 и матрице путаницы, оценивая их эффективность в задаче медицинской классификации и, наконец, выбирая модель AUTOMML, которая наиболее подходит для этой задачи.

**Используйте наборы данных и функции：**

Выбранный набор данных называется "модуль3 -данные -практика".csv", этот набор данных содержит параметры сигнала ЭКГ и соответствующие метки состояния здоровья (Healthy\_Status).Ниже приведены столбцы характеристик, извлеченные из набора данных：

|  |  |
| --- | --- |
| Count\_subj | Номер предмета |
| rr\_interval | Диапазон частоты сердечных сокращений |
| p\_end | Время окончания волны P |
| qrs\_onset | Время начала композитной волны QRS |

**任务目标：**

本实验旨在使用两种主流 AutoML 框架（H2O AutoML 与 LightAutoML）对基于 ECG 参数的健康状态（Healthy\_Status）进行二分类建模。通过比较二者的 F1-score 和 混淆矩阵 结果，评估其在医学分类任务中的表现，最终选出最适合本任务的 AutoML 模型。

**使用数据集与特征：**

选用的数据集为 "модуль 3 - датасет - практика.csv"，该数据集包含 ECG 信号参数与对应的健康状态标签（Healthy\_Status）。以下是从数据集中提取的特征列：

|  |  |
| --- | --- |
| Count\_subj | 被试编号 |
| rr\_interval | 心率区间 |
| p\_end | P波结束时间 |
| qrs\_onset | QRS复合波起始时间 |

|  |  |
| --- | --- |
| qrs\_end | Окончание составной волны QRS |
| p\_axis | Осевой угол P-волны |
| qrs\_axis | Осевой угол волны QRS |
| t\_axis | Осевой угол Т-образной формы |

Целевая переменная - **Healthy\_Status** (состояние здоровья), которая представляет собой двоичную переменную, 1 означает "здоров", а 0 - "нездоров".Данные содержат в общей сложности 5000 строк выборок. После предварительной обработки 80% данных используется в качестве обучающего набора, а 20% - в качестве тестового набора.

**Введение оценки Формулы-1：**

F1-балл - это показатель оценки эффективности, который обычно используется в задачах с двумя категориями, особенно в ситуациях, когда категории не сбалансированы.В классификационных моделях обычно используются два показателя - точность и прецизионность уточнения, но эти два показателя не в полной мере отражают эффективность модели в реальной классификации, особенно когда категории несбалансированы.F1-оценка оценивает эффективность классификационной модели с учетом коэффициента точности и частоты отзыва (Recall).

|  |  |
| --- | --- |
| qrs\_end | QRS复合波结束时间 |
| p\_axis | P波轴向角度 |
| qrs\_axis | QRS波轴向角度 |
| t\_axis | T波轴向角度 |

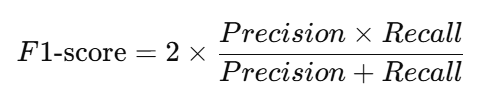
目标变量是 **Healthy\_Status**（健康状态），其为二分类变量，1 表示健康，0 表示不健康。数据共包含 5000 行样本，经过预处理后，80% 数据用作训练集，20% 数据用作测试集。

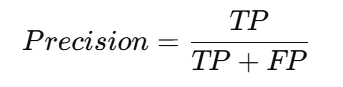
**F1-score 的介绍：**

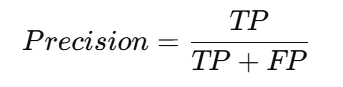
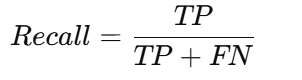
**F1-score** 是一种常用于二分类任务中的性能评价指标，尤其适用于类别不平衡的情况。在分类模型中，通常会有两个指标——**准确率（Accuracy）** 和 **精确率（Precision）**，但是这两个指标并不能完全反映模型在实际分类中的表现，特别是当类别不平衡时。F1-score 通过综合考虑 **精确率** 和 **召回率（Recall）** 来评估分类模型的性能。

**Определение：**

Показатель F1 - это выверенное среднее значение точности и запоминания.Формула выглядит следующим образом：



**Точность:** доля положительного прогноза модели (здорового или нездорового), которая действительно положительна.

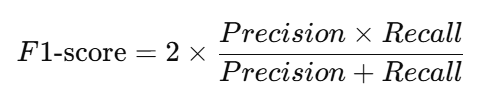
Коэффициент отзыва (Recall rate): доля всех образцов, которые на самом деле являются положительными, и которые, по успешному прогнозу модели, будут положительными.

Среди них FN - ложноотрицательный случай (False Negative).

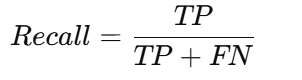
**Показатель F1 уравновешивает влияние точности и запоминания.** Чем выше значение, тем лучше модель работает как с точки зрения точности, так и с точки зрения запоминания.Значение F1-score находится в диапазоне от 0 до 1. Значение 1 указывает на идеальный результат классификации, в то время как значение 0 указывает на то, что модель не имеет каких-либо достоверных прогнозов.

**定义：**

F1-score 是 **精确率**（Precision）和 **召回率**（Recall）的调和平均数。其公式如下：



**精确率 (Precision)**：模型预测为正类（Healthy 或 Unhealthy）中，真正为正类的比例。

**召回率 (Recall)**：所有实际为正类的样本中，模型成功预测为正类的比例。

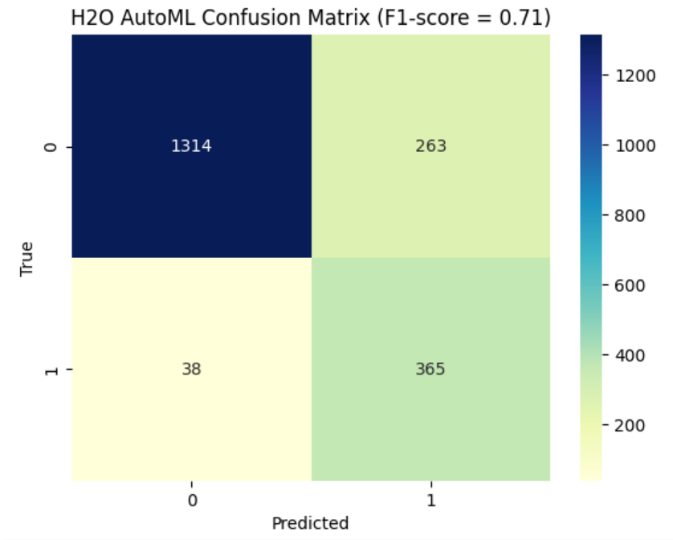
其中，FN 是假负例（False Negative）。

**F1-score** 平衡了精确率和召回率的影响，值越高表示模型在精确度和召回率上都表现得越好。F1-score 的值介于 0 和 1 之间，值为 1 表示完美的分类结果，而值为 0 表示模型没有任何有效的预测。

**Сравнение результатов эксперименто**

**1. H2O AutoML：**

**F1-score**: 0.71

Матрица хаоса：

H2O AutoML состоит из H2O.ai Это платформа автоматизированного машинного обучения, которая поддерживает множество типов задач, включая классификацию, регрессию и анализ временных рядов, и особенно подходит для быстрого обучения модели и ее развертывания в корпоративной среде.Он использует множество алгоритмов (таких как GLM, XGBoost, deep learning и т.д.) для автоматической настройки и обладает отличной интерпретируемостью, что позволяет оценить важность функций модели.

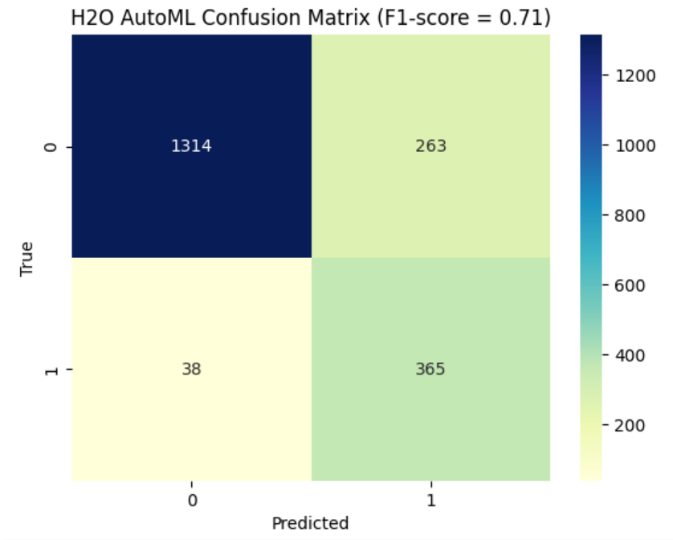
Модель использует сложенные ансамбли (stacked integration algorithm) для повышения производительности и может генерировать конечный результат прогнозирования с помощью комбинации нескольких алгоритмов обучения, которая подходит для различных задач.

В этой задаче обучение модели H2O AUTOMML происходит относительно быстро и стабильно.

**实验结果对比**

1. **H2O AutoML：**

**F1-score**: 0.71

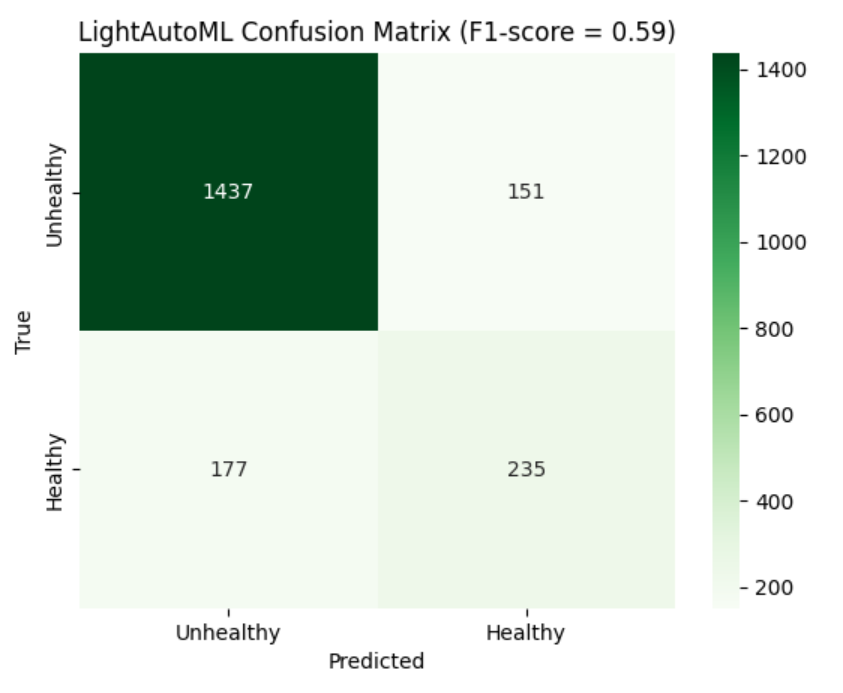
**混沌矩阵：**

 **H2O AutoML** 是由 H2O.ai 提供的自动化机器学习平台，它支持包括分类、回归、时间序列分析等多种任务类型，特别适合企业环境中的快速模型训练与部署。它采用多种算法（如 GLM、XGBoost、深度学习等）进行自动调优，并且具备优异的可解释性，能够提供模型特征的重要性评分。

 该模型利用 **Stacked Ensembles**（堆叠集成算法）来提高性能，能够通过多种学习算法的组合生成最终预测结果，适合于多样化的任务。

1. **LightAutoML**

**F1-score**: ≈ 0.58~0.64

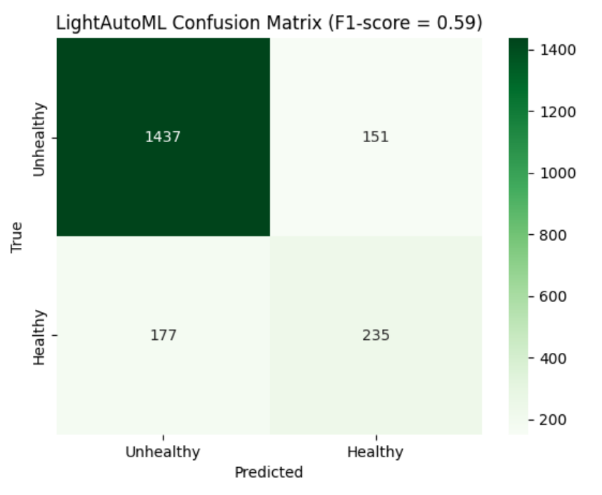


LightAutoML - это легкая автоматизированная платформа машинного обучения, разработанная компанией Sber AI и оптимизированная для быстрого создания прототипов и удовлетворения потребностей малых и средних предприятий в машинном обучении.Он обеспечивает встроенное автоматическое проектирование функций, предварительную обработку данных, настройку параметров модели и интегрированные обучающие модули.

LightAutoML использует архитектуру модели TabularAutoML, которая может выполнять различные задачи предварительной обработки данных и обучения модели, особенно подходящие для обработки табличных данных.Он обеспечивает высокую степень автоматизации обработки пропущенных значений, категориальных переменных и 在本任务中，H2O AutoML 模型训练较为快速且稳定。

1. **LightAutoML**

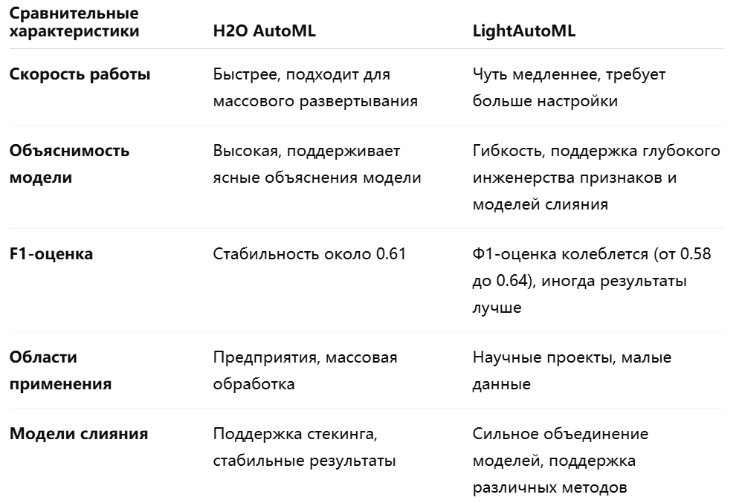
**F1-score**: 约 0.58~0.64



**LightAutoML** 是由 Sber AI 开发的一个轻量级自动化机器学习平台，针对快速原型开发和中小型企业的机器学习需求进行了优化。它提供了内置的自动特征工程、数据预处理、模型调参和集成学习模块。

LightAutoML 采用 **TabularAutoML** 模型架构，可以处理各种数据预处理和模型训练任务，特别适合处理表格数据。它在处理缺失值、类别变量和数值型特征时的自动化程度较高，适用于科研人员和数据

числовых характеристик и подходит для сценариев, где исследователям и специалистам по обработке данных требуется высокая гибкость.

В этой задаче LightAutoML обеспечивает более гибкую настройку гиперпараметров и более широкие возможности слияния моделей. Хотя результаты по шкале F1 немного колеблются, в некоторых экспериментах он демонстрирует более высокую надежность.

**Окончательный вывод**：

H2O AutoML больше подходит для бизнес-сценариев, требующих быстрого развертывания и эффективной обработки больших объемов данных. Его стабильность и интерпретируемость позволяют ему эффективно работать в промышленных приложениях.

LightAutoML обладает очевидными преимуществами при решении задач научных исследований, особенно при разработке функциональных возможностей и предварительной обработке данных, что обеспечивает большую гибкость.Если задача требует глубокой настройки модели и высокоуровневых методов интеграции, более подходящим выбором будет.

科学家需要灵活性较高的场景。

在本任务中，LightAutoML 提供了较为灵活的超参数调整和较高的模型融合能力，虽然 F1-score 结果稍微波动，但在某些实验中展现了更强的鲁棒性。

**最终结论：**

**H2O AutoML** 更适合于需要快速部署和高效处理大量数据的商业场景，其稳定性和可解释性使其在工业应用中表现优异。

**LightAutoML** 在处理科研任务时优势明显，特别是在特征工程和数据预处理方面提供了更多灵活性。如果任务需要深度的模型调优和高层次的集成方法，LightAutoML 是更为合适的

LightAutoML.

В задаче классификации состояния ЭКГ оба прибора показали лучшие результаты классификации, но H2O AutoML обеспечил более последовательную и стабильную работу.

**Заключение:**

Этот эксперимент показывает преимущества и недостатки этих двух инструментов путем сравнения и анализа производительности H2O AutoML и LightAutoML в задаче классификации состояния ЭКГ-сигнала.В конечном счете, выбор подходящего фреймворка AutoML зависит от конкретного сценария применения и требований к гибкости, скорости, интерпретируемости и т.д.

选择。

在 **ECG 健康分类任务中**，两者均表现出较好的分类效果，但 **H2O AutoML** 提供了更一致且稳定的性能。

**总结:**

本实验通过对比分析 H2O AutoML 和 LightAutoML 在 ECG 信号健康状态分类任务中的表现，展示了这两种工具各自的优劣势。最终，选择合适的 AutoML 框架取决于具体的应用场景和对灵活性、速度、可解释性等方面的需求。