

Задание №.3

ИУ1И-42М

Го Синцю

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
p_end	Время окончания
qrs_onset	Время начала композитной

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 "м о д у л ь 3 - д а т а с е т - п р а к т и к а .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
-----------	-----------

отзыва (Recall).

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.

В в е д е н и е о ц е н к и

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

qrs_end	QRS 复合波结束
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。

О п р е д е л е н и е :

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

$$F1\text{-score} = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

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

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

Коэффициент отзыва (Recall rate): доля всех образцов, которые на самом

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

деле являются положительными, и которые, по успешному прогнозу модели, будут положительными. Среди них FN - ложноотрицательный случай (False Negative).

Показатель F1 уравнивает 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:

$$F1\text{-score} = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

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)。

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

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。

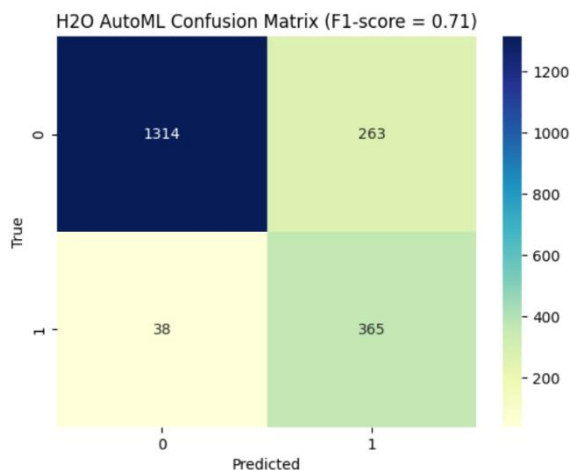
**Сравнение
эксперименто**

результатов

1. H2O AutoML :

F1-score: 0.71

М а т р и ц а х а о с а :



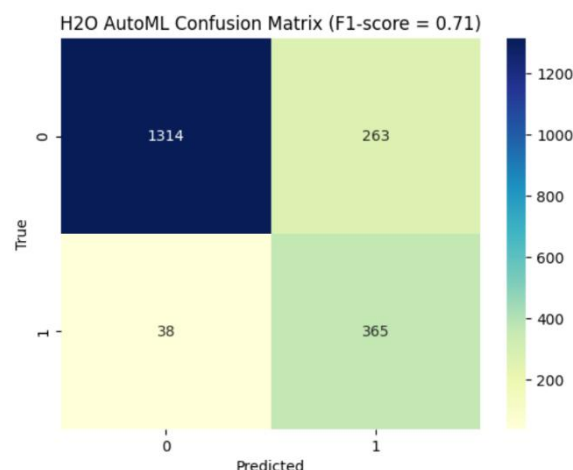
H2O AutoML состоит из H2O.ai Это платформа автоматизированного машинного обучения, которая поддерживает множество типов задач, включая классификацию, регрессию и анализ временных рядов, и особенно подходит для быстрого обучения модели и ее развертывания в корпоративной среде. Он использует множество 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 сложные 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:



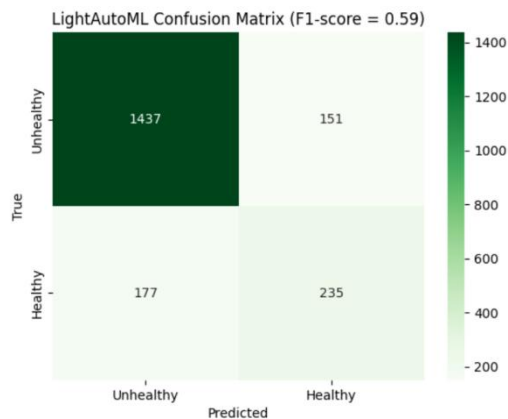
H2O AutoML 是由 H2O.ai 提供的自动化机器学习平台，它支持包括分类、回归、时间序列分析等多种任务类型，特别适合企业环境中的快速模型训练与部署。它采用多种算法（如 GLM、XGBoost、深度学习等）进行自动调优，并且具备优异的可解释性，能够提供模型特征的重要性评分。

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。

在本任务中，H2O AutoML 模型训练较为快速且稳定。

2. LightAutoML

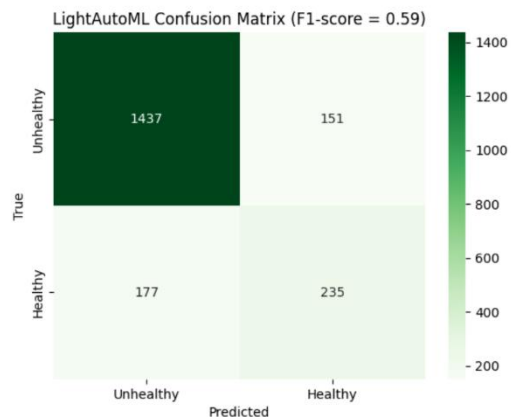
F1-score: $\approx 0.58 \sim 0.64$



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

2. LightAutoML

F1-score: $\approx 0.58 \sim 0.64$



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.

Сравнительные характеристики	H2O AutoML		LightAutoML
	对比维度	H2O AutoML	LightAutoML
Скорость	运行速度	更快，适合大规模快速部署	略慢，因需进行更多的自动调优
	特征可解释性	高，支持明确的模型解释	灵活，支持更深层的特征工程和融合模型
F1-оценка	F1-score	稳定在 0.61 左右	波动范围较大 (0.58~0.64)，偶尔表现更优
Области применения	适用场景	企业级部署、批量处理	研究性项目、小规模数据任务
	模型融合	支持堆叠集成，效果稳定	集成模型强，支持多种方法混合
Модели	стабильные результаты		моделей, поддержка различных методов

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.

выбор.

В ECG **классификации** задачи, оба инструмента показали хорошие результаты, но H2O AutoML обеспечил более последовательную и стабильную работу.

Выводы:

В ходе эксперимента были проведены сравнительные тесты H2O AutoML и LightAutoML на ECG сигналах. Результаты показали, что H2O AutoML обеспечивает более стабильные и высокие показатели точности классификации по сравнению с LightAutoML. Однако LightAutoML может быть предпочтительнее в задачах, требующих высокой скорости и интерпретируемости модели. Выбор инструмента зависит от конкретных требований задачи.