

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ
ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ
ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«МОСКОВСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ТЕХНИЧЕСКИЙ
УНИВЕРСИТЕТ
ИМЕНИ Н.Э. БАУМАНА
(НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ)»
(МГТУ ИМ. Н.Э. БАУМАНА)

ФАКУЛЬТЕТ

ИУ «Информатика и системы управления»

КАФЕДРА

ИУ-1 «Системы автоматического управления»

ОТЧЁТ
ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА №3

ДИСЦИПЛИНА: «Эргатические системы»

Студент

БОТВИНОВ К.И.

Студент

МОГИЛЬНИКОВА Т.А.

Группа

ИУ1-41М

Преподаватель

Д.А. АНДРИКОВ

(н.о., фамилия)

19/03/2025

(Подпись, дата)

Оценка

2025 г.

1 Цель работы

Целью данной лабораторной работы является освоение методов подготовки и обработки кардиологического датасета, а также применение AutoML-фреймворков для построения бинарного классификатора на основе параметров ЭКГ и оценка его качество с помощью матрицы ошибок и F1-метрики.

2 Ключевой навык

Ключевой получаемый навык - применение autoML моделей, расчет точности классификатора.

3 Задание

Загрузить 5000 строк из датасета (см. файлы «модуль 3...»):
<https://github.com/AI-isout-there/data2lab.git>

Сформировать обучающую выборку с признаками: `Count_subj`, `rr_interval`, `p_end`, `qrs_onset`, `qrs_end`, `p_axis`, `qrs_axis`, `t_axis` и меткой `Healthy_Status`.

Учесть, что датасет состоит из числовых параметров ЭКГ и классификационной метки.

Исследовать AutoML-фреймворки, обосновать выбор наиболее подходящего.

Решить задачу двоичной классификации по признаку `Healthy_Status`.

1 工作目的

本实验室工作的目的是掌握心脏病数据集的准备和处理方法，以及使用AutoML框架基于ECG参数构建二元分类器，并使用误差矩阵和F1度量评估其质量。

2 关键技能

获得的关键技能是使用automl模型，计算分类器的准确性。

3 实验任务

从数据集中加载5000行（参见“模块3...”文件）：

<https://github.com/AI-isout-there/data2lab.git>

构建包含以下特征及标签的训练集：

`Count_subj`, `rr_interval`, `p_end`, `qrs_onset`, `qrs_end`, `p_axis`, `qrs_axis`, `t_axis` 及 `Healthy_Status`

注意该数据集由心电参数（数值型）和分类标签组成

研究 AutoML 框架，并论证最合适的选择

使用 `Healthy_Status` 标签完成二分类任务

绘制混淆矩阵（confusion matrix）并计算 F1 指标

4 研究方法描述

AutoML（自动机器学习）是机器学习中的一个领域，旨在自动化构建模型的整个过程：从数据预处理和特征选择到算法选择，超参数优化

Построить матрицу ошибок (confusion matrix) и рассчитать F1-метрику. и качество. AutoML-фреймворки позволяют максимально снизить нагрузку на разработчика, снижая порог входа в машинное обучение и при этом сохраняя высокую точность моделей. Особенно полезны такие инструменты в тех случаях, когда необходимо быстро получить рабочую модель, не вникая глубоко в каждую стадию ML-пайплайна.

4 Описание метода исследования

AutoML (Automatic Machine Learning) — это направление в машинном обучении, целью которого является автоматизация всего процесса построения моделей: от предварительной обработки данных и выбора признаков до подбора алгоритмов, оптимизации гиперпараметров и оценки качества. Фреймворки AutoML позволяют минимизировать ручной труд, снизить порог входа в машинное обучение и при этом сохранить высокую точность моделей. Особенно полезны такие инструменты в тех случаях, когда необходимо быстро получить рабочую модель, не вникая глубоко в каждую стадию ML-пайплайна.

Существует множество AutoML-фреймворков, каждый из которых имеет свои особенности, преимущества и ограничения. Одним из самых известных является H2O AutoML — это мощный инструмент, написанный на Java, с поддержкой Python-интерфейса. Он хорошо зарекомендовал себя в промышленной среде, особенно при работе с большими данными. Его сильной стороной является использование стекинга, позволяющего объединять несколько моделей в одну более устойчивую. Однако H2O требует установки JVM

и качество. AutoML-фреймворки позволяют максимально снизить нагрузку на разработчика, снижая порог входа в машинное обучение и при этом сохраняя высокую точность моделей. Особенно полезны такие инструменты в тех случаях, когда необходимо быстро получить рабочую модель, не вникая глубоко в каждую стадию ML-пайплайна.

Есть много AutoML-фреймворков, каждый из которых имеет свои особенности, преимущества и ограничения.其中最著名的是 H2O AutoML, 一个用Java编写的功能强大的工具, 支持Python接口。它已经在工业环境中得到了很好的证明, 特别是在处理大数据时。它的优点是使用堆叠, 这允许将多个模型组合成一个更稳定的模型。但是, H2O需要JVM安装, 并不总是很容易集成到Python环境中, 特别是在像Google Colab这样的资源有限的环境中。

AutoGluon - 是亚马逊的一项开发, 旨在方便和多功能。它不仅支持表格数据, 还支持文本和可视化数据, 使其成为多模态任务的良好选择。AutoGluon实现自动合奏系统, 即使没有微调也能确保高质量。与此同时, AutoGluon是相当资源密集型的, 在具有RAM和处理器限制的云环境中, 它的推出可能很困难。

BlueCast - 是一个不太常见的AutoML框架, 专注于模型的可解释性很重要的任务。他专注于可解释的人工智能和算法的透明度, 这在医学和法律方面都很有用。但是, 由于其分布有限且文档相对较弱, 因此其使用可能难以设置和实施。

FEDOT - 是一个基于进化算法的俄罗斯框架。它允许您构建复杂的模型组合, 并灵活地管理整个管道的结构。FEDOT能够处理多模态数据, 并支持分类、回归和时间序列任务。它的弱点是在处理大型数据

и не всегда просто интегрируется в Python-среду, особенно в ограниченных по ресурсам средах вроде Google Colab.

AutoGluon — разработка от Amazon, нацеленная на удобство и универсальность. Он поддерживает не только табличные данные, но и текстовые и визуальные, что делает его хорошим выбором для мультимодальных задач. В AutoGluon реализована система автоматического ансамблирования, которая обеспечивает высокое качество даже без тонкой настройки. В то же время, AutoGluon довольно ресурсоёмкий, и его запуск может быть затруднён в облачных средах с ограничениями по оперативной памяти и процессору.

BlueCast — менее распространённый AutoML-фреймворк, ориентированный на задачи, где важна интерпретируемость модели. Он делает акцент на explainable AI и прозрачность работы алгоритмов, что может быть полезно в медицине и юриспруденции. Однако из-за ограниченной распространённости и относительно слабой документации его использование может быть сопряжено с трудностями в настройке и внедрении.

FEDOT — отечественный фреймворк, в основе которого лежат эволюционные алгоритмы. Он позволяет строить сложные композиции моделей и гибко управлять структурой всего пайплайна. FEDOT умеет работать с мультимодальными данными и поддерживает задачи классификации, регрессии и временных

сериес. Он может работать в ограниченной среде, но при этом имеет относительно низкую скорость обучения и нестабильность.

LightAutoML - это фреймворк для оптимизации гиперпараметров, разработанный в России. Он очень подходит для задач классификации и регрессии, имеет высокую скорость, не требует GPU, и может быть легко интегрирован в промышленные системы. LightAutoML имеет преимущества в производительности, качестве и удобстве использования. Он не поддерживает мультимодальные данные, но для задач классификации, например, для задачи классификации заболеваний, это не является ограничением.

GAMA - это фреймворк для автоматического поиска оптимальных гиперпараметров. Он более ориентирован на исследования и академические задачи. GAMA предоставляет гибкость и прозрачность, но его缺点是资源需求高, 收敛速度慢.

PyCaret - это самый лёгкий фреймворк, созданный для образовательных целей. Он предоставляет базовые AutoML функции, но в точности или масштабируемости не может конкурировать с другими инструментами. Он подходит для первых экспериментов, но не подходит для решения реальных задач.

Для задачи классификации на основе данных ECG (например, интервал, амплитуда и угол) для классификации состояния пациента, LightAutoML является лучшим выбором. Этот фреймворк специально оптимизирован для работы с табличными данными, обеспечивает высокую точность классификации, высокую скорость работы, не требует специальных вычислительных ресурсов. Он также предоставляет механизм важности признаков, что важно для анализа медицинских данных.

После построения классификатора, необходимо оценить его качество. Для этого используются различные метрики. Одной из них является **матрица ошибок**, которая показывает, сколько объектов каждого реального класса было правильно или неправильно классифицировано. Это позволяет понять, где модель чаще всего ошибается: на здоровых или больных пациентах.

На основе матрицы ошибок можно рассчитать **F1-мера**, которая является гармоническим средним между **precision** и **recall**.

рядов. Его слабой стороной является сравнительно низкая скорость обучения и нестабильность при работе с большими наборами данных или в ограниченных вычислительных условиях.

LightAutoML — оптимизированный для табличных данных фреймворк, разработанный в России. Он отлично подходит для задач классификации и регрессии, обладает высокой скоростью работы, не требует GPU и легко встраивается в промышленный пайплайн. Преимущество LightAutoML — в балансе между производительностью, качеством и удобством. Он не поддерживает мультимодальные данные, но для табличных задач, таких как работа с кардиологическим датасетом, это не является ограничением.

GAMA — инструмент, основанный на эволюционном поиске и автоматической сборке пайплайнов. Он больше ориентирован на исследовательские и академические задачи. GAMA обеспечивает гибкость и наглядность, но его слабая сторона — высокая потребность в ресурсах и медленная сходимость.

PyCarpet — самый лёгкий из упомянутых фреймворков, созданный скорее в образовательных целях. Он обеспечивает базовый AutoML-функционал, но не может конкурировать с другими инструментами по точности или масштабируемости. Подходит для первых экспериментов, но не для решения реальных задач.

Для задачи бинарной классифи-

кации. Оно в医疗任务中尤其重要，其中不仅正确预测病例的比例很重要，而且模型找到所有阳性病例的能力（例如，预测病理学）。在不平衡类的问题中，F1度量提供了对分类器质量的更可靠评估，而不仅仅是正确答案的比例。

因此，在ECG分析和预测患者病情的任务背景下，最合理和实际的选择是通过混淆矩阵和F1-度量将LightAutoML与随后的模型评估一起使用。

5 实验流程

在这项工作的实践部分，进行了一系列实验，以选择最优的AutoML框架来解决基于心脏病数据集的多元分类问题。主要任务是建立一个分类器，该分类器基于ECG的数值参数，确定记录是否属于两类之一：健康患者或异常患者。二进制标签 $Health\ status(\Upsilon\Theta)$

最初，它应该对几个流行的AutoML框架进行比较分析：H2O AutoML, AutoGluon, BlueCast, FEDOT, LightAutoML, GAMA和PyCarpet。计划为每个工具安装适当的库，在一组特征上训练模型，然后使用F1度和误差矩阵评估它们的质量。

但是，在实际实现的过程中，大部分框架都无法在Google Colab环境中正确安装和运行。当尝试安装h2o AutoML, LightAutoML, FEDOT等解决方案时，发生了与Python版本不兼容相关的错误。因此，所有解决依赖关系的尝试都失败了。

当尝试安装和使用AutoGluon框架（版本1.1.0）进行自动机器学习时，依赖性冲突也作为ECG分类任务的一部分出现。虽然安装了AutoGluon本

кации на основе кардиологического датасета, где необходимо по числовым параметрам ЭКГ (таким как интервалы, амплитуды и углы) классифицировать состояние пациента, наилучшим выбором является LightAutoML. Этот фреймворк специально оптимизирован для работы с табличными данными, обеспечивает высокую точность классификации, работает быстро и не требует специальных вычислительных мощностей. Он также предоставляет механизмы интерпретации важности признаков, что критично при анализе медицинских данных.

После построения классификатора возникает необходимость в оценке его качества. Для этого используются специальные метрики. Одна из них — матрица ошибок (confusion matrix), которая показывает, сколько объектов каждого истинного класса были правильно или неправильно классифицированы. Она позволяет понять, где модель чаще ошибается: на здоровых или больных пациентах.

На основе матрицы ошибок можно вычислить F1-метрику — это гармоническое среднее между точностью (precision) и полнотой (recall). Она особенно важна в медицинских задачах, где важна не только доля правильно предсказанных случаев, но и способность модели находить все положительные случаи (например, предсказание патологии). В задачах с несбалансированными классами F1-метрика даёт более надёжную оценку качества классифика-

ции,但由于导入错误,它的一些模型(例如LightGBM)无法训练。尽管如此,使用可用的算法(XGBoost, CatBoost, NeuralNetTorch等)成功完成了模型训练,并构建了最终的ensemble模型。

最佳结果由堆叠集成WeightedEnsemble_{L2}
> :fi(7, -0F1 < 0.689Θ

因此,尽管环境的技术限制和某些组件的部分不可用性,AutoGluon被证明是可以付诸实践的唯一框架,并且它显示出令人满意的分类质量。根据获得的结果,可以得出结论,AutoGluon是自动处理表格医疗数据的有效工具,可以推荐用于生物医学诊断领域的类似任务。

为了评估模型的质量,使用了F1度量-精度(precision)和完整性(recall)之间的谐波均值。在具有不平衡类的任务中尤其重要,例如医学诊断,其中重要的是不仅要正确预测病理的存在,还要最大限度地减少假阴性和假阳性的数量。此外,构建了一个错误矩阵,它允许量化每个类的正确和错误分类的数量。综合起来,这些指标提供了分类器性能的可靠和解释评估。

在输出我们得到: F1-公制:0.6555
误差矩阵: [[719 89] [55 137]]

тора, чем просто доля правильных ответов.

Таким образом, в условиях задачи анализа ЭКГ и предсказания состояния пациента наиболее рациональным и практичным выбором является использование LightAutoML с последующей оценкой модели через confusion matrix и F1-метрику.

5 Ход работы

В практической части настоящей работы была проведена серия экспериментов с целью выбора оптимального AutoML-фреймворка для решения задачи бинарной классификации на основе кардиологического датасета. Основная задача заключалась в построении классификатора, определяющего по числовым параметрам ЭКГ принадлежность записи к одному из двух классов: здоровый пациент или пациент с отклонениями. В качестве целевой переменной использовалась бинарная метка *Healthy_{status}*.

Первоначально предполагалось провести сравнительный анализ нескольких популярных AutoML-фреймворков: H2O AutoML, AutoGluon, BlueCast, FEDOT, LightAutoML, GAMA и PyCarpet. Для каждого инструмента планировалось установить соответствующие библиотеки, обучить модели на едином наборе признаков, а затем оценить их качество с использованием F1-метрики и матрицы ошибок (confusion matrix).

Однако в процессе практической

реализации большинство фреймворков не удалось установить и корректно запустить в среде Google Colab. При попытке установки таких решений, как H2O AutoML, LightAutoML, FEDOT и других, возникали ошибки, связанные с несовместимостью версий Python. В результате все попытки разрешения зависимостей оказывались безуспешными.

При попытке установки и использования фреймворка AutoGluon (версия 1.1.0) для автоматизированного машинного обучения в рамках задачи классификации ЭКГ также возникли конфликты зависимостей. Хотя сам AutoGluon установился, часть его моделей (например, LightGBM) не смогла быть обучена из-за ошибки импорта. Тем не менее, обучение моделей было успешно завершено с использованием доступных алгоритмов (XGBoost, CatBoost, NeuralNetTorch и других), и была построена итоговая ансамблевая модель. Лучший результат показал стекинг-ансамбль $\text{WeightedEnsemble}_{L2}$, $F1 = 0.689$.

Таким образом, несмотря на технические ограничения среды и частичную недоступность некоторых компонентов, AutoGluon оказался единственным фреймворком, который удалось применить на практике, и он показал удовлетворительное качество классификации. На основании полученных результатов можно сделать вывод, что AutoGluon является эффективным инструментом для автоматизированной обработки табличных медицинских данных и мо-

жет быть рекомендован для аналогичных задач в области биомедицинской диагностики.

Для оценки качества модели была использована F1-метрика — гармоническое среднее между точностью (precision) и полнотой (recall). Она особенно важна в задачах с несбалансированными классами, таких как медицинская диагностика, где важно не только правильно предсказать наличие патологии, но и минимизировать число ложноотрицательных и ложноположительных срабатываний. В дополнение была построена матрица ошибок (confusion matrix), которая позволяет количественно оценить количество правильных и ошибочных классификаций по каждому из классов. В сочетании эти метрики обеспечивают надёжную и интерпретируемую оценку работы классификатора.

На выходе получаем: F1-метрика:
0.6555

Матрица ошибок: $\begin{bmatrix} 719 & 89 \\ 55 & 137 \end{bmatrix}$
graphicx

Таблица 1: Отчёт классификации модели (F1-метрика, точность и полнота)

Class	Precision	Recall	F1-score	Support
0	0.93	0.89	0.91	808
1	0.61	0.71	0.66	192
Accuracy			0.86	
Macro avg	0.77	0.80	0.78	1000
Weighted avg	0.87	0.86	0.86	1000

6 Заключение

В ходе выполнения лабораторной работы были освоены основные этапы подготовки и обработки кардиологического датасета, включающие очистку данных, выделение информативных признаков и формирование обучающих и тестовых выборок. Основное внимание было уделено применению AutoML-фреймворка для автоматизированного построения моделей бинарной классификации на основе параметров ЭКГ. В практической части были предприняты попытки использования различных AutoML-инструментов, однако из-за ограничений вычислительной среды успешно реализован был только фреймворк AutoGluon. С его помощью был обучен классификатор, продемонстрировавший удовлетворительные показатели качества. Оценка эффективности модели производилась с использованием матрицы ошибок и F1-метрики, что позволило количественно оценить точность, полноту и общее качество классификации. Полученные результаты подтверждают применимость AutoML-подходов для автоматизации построения диагностических моделей в задачах анализа биомедицинских данных.

6 结论

在实验室工作期间，掌握了准备和处理心脏病数据集的主要阶段，包括数据净化，信息特征的识别以及训练和测试样本的形成。主要重点是使用Autumn框架自动构建基于ECG参数的二元分类模型。在实践部分，尝试使用各种秋季工具，但是，由于计算环境的限制，只有AutoGluon框架成功实现。在他的帮助下，训练了一个分类器，它表现出令人满意的质量指标。使用误差矩阵和F1度量来评估模型的有效性，这使得量化分类的准确性，完整性和整体质量成为可能。所获得的结果证实了Automnl方法在生物医学数据分析任务中自动构建诊断模型的适用性。