

Использование FLAML и AutoGluon для диагностики болезни Альцгеймера при помощи данных томографа и данных когнитивных тестов пациентов

Аладина Екатерина Владимировна, Онежко Надежда Николаевна

Преподаватель: Д.А.Андриков

Интеллектуальные технологии в медицине 633

Московский государственный университет имени М.В.Ломоносова

Москва, 2025

Гипотеза исследуемая в задаче

Использование FLAML и AutoGluon для диагностики болезни Альцгеймера при помощи данных томографа и данных когнитивных тестов пациентов. Сравнение возможностей и инструментария программ.

Цель работы и постановка задачи

Целью работы является проверка гипотезы о возможностях AutoML-фреймворков для диагностики болезни Альцгеймера на основе данных томографа и данных когнитивных тестов пациентов. Для этого в ходе работы проведены:

- Предобработка данных для последующей работы с ними
- Выделение основных направлений работы и постановка подзадач
- Проверка гипотезы о применении фреймворков в рамках подзадач
- Сравнение результатов для AutoGluon и FLAML

Данные для работы

В качестве исследуемых данных использовались когнитивные тесты пациентов и метрики, полученные при помощи инструмента FreeSurfer из снимков МРТ по атласу Десикана-Киллиани. К когнитивным тестам относятся следующие: *CDRSB*, *ADAS11*, *ADAS13*, *ADASQ4*, *MMSE*, *RAVLT*, *LDELTOTAL*, *LDELTOTAL_BL*, *TRABSCOR*, *FAQ*, *mPACCdigit*, *mPACCTrailsB*. Все табличные данные и снимки МРТ были получены из набора данных ADNI.

Методы

В рамках данной работы использовались данные методы и инструменты:

- FreeSurfer - для расчета метрик областей мозга. Это программа для анализа и визуализации структурных данных МРТ мозга. Он автоматически сегментирует ткани мозга, реконструирует поверхность коры головного мозга, а также извлекает количественные метрики
- FLAML - библиотека с помощью которого решались задачи. Это библиотека машинного обучения от Microsoft, разработанная для быстрого и эффективного подбора моделей и гиперпараметров.
- AutoGluon - библиотека с помощью которого решались задачи. Это AutoML-библиотека от Amazon, которая автоматически подбирает и ансамблирует модели для задач классификации, регрессии и др.

Методы. FLAML

FLAML (Fast and Lightweight AutoML) — это лёгкий AutoML-фреймворк от Microsoft, ориентированный на быстрый и ресурсно-эффективный поиск оптимальных моделей и гиперпараметров.

Устанавливается как библиотека Python через pip. Но в процессе установки может возникнуть конфликт зависимостей у библиотек и сложности с подбором версий.

- Оптимизация без перебора — интеллектуальный поиск моделей и параметров без случайного или сеточного поиска.
- Минимальные вычислительные затраты — эффективен даже на слабых машинах.
- Поддержка задач классификации, регрессии, прогнозирования временных рядов и настройки гиперпараметров.
- Гибкая настройка ограничений — можно задавать лимиты по времени и ресурсам.

Методы. AutoGluon

AutoGluon — это AutoML-фреймворк от Amazon, предназначенный для автоматического подбора и ансамблирования моделей в задачах классификации, регрессии и анализа временных рядов.

Устанавливается как библиотека Python через pip.

- Автоматический подбор моделей и гиперпараметров
- Поддержка ансамблей
- Автоматическая обработка пропущенных и категориальных признаков.
- Гибкое управление обучением — можно задавать лимит времени, метрику, список моделей.
- Встроенная оценка качества и автоматический выбор лучшей модели.

Подзадачи

В рамках работы было выделено несколько подзадач, чтобы оценить возможности AutoML-фреймворков для различных прогностических параметров: когнитивных, клинических и нейровизуальных показателей.

- Прогноз когнитивных тестов. Предсказать MMSE.
- Прогноз диагностической конверсии. Прогнозирование переходов от CN к MCI и от MCI к AD
- Прогноз изменения объёмов мозга. Предсказание изменения объемов гиппокампа.
- Прогноз функционального статуса. Предсказание изменения FAQ.

Подзадача. Предсказать MMSE.

Flaml:

Лучшая модель: lgbm

Качество модели R^2 : 0.698

Ключевые предикторы: mPACCtrailsB, ADAS13, mPACCdigit.

AutoGluon:

Лучшая модель: WeightedEnsemble_L2

Качество модели R^2 : 0.5511

Ключевые предикторы: MMSE, ST7SV, ST129SA

Подзадача. Прогнозирование переходов от CN к MCI и от MCI к AD.

Flaml:

Лучшая модель: lgbm

Качество модели задачи классификации Accuracy: 0.993 – 1.000

Качество модели для задачи регрессии R^2 : 0.855

AutoGluon:

Лучшая модель: WeightedEnsemble_L2

Качество модели задачи классификации Accuracy: 0.81 - 0.6087

Подзадача. Предсказание изменения объемов гиппокампа.

Flaml:

Лучшая модель: extra_tree, lgbm

Качество моделей R^2 : 0.0016 - 0.0433

Основные предикторы: st105cv, st60sa, st113cv, TOTAL_HIPP_VOL, st95cv, st96sv, st44cv, st26sa

AutoGluon:

Лучшая модель: WeightedEnsemble_L2

Качество моделей R^2 : 0.0022 (0.0391)

Основные предикторы: CDRSB, MMSE, ST84CV, ST45SA

Подзадача. Предсказание изменения FAQ.

Flaml:

Лучшая модель: xgboost, extra_tree

Качество моделей для задачи регрессии R^2 : -0.007

Качество модели для задачи классификации Accuracy: 0.77

Качество модели для задачи классификации ROC-AUC: 0.6967

Основные предикторы: st154sv, st90cv, st31cv, st76sv, st26sa, st71sv, st88sv, TRABSCOR

AutoGluon:

Целевая 'FAQ_future' - значение для опросника в следующий визит.

Лучшая модель: WeightedEnsemble_L2

Качество моделей R^2 : 0.6487

Основные предикторы: CDRSB, MMSE, ST71SV

Целевая 'dFAQ' - на сколько изменится показатель в следующий визит.

Лучшая модель: WeightedEnsemble_L2

Качество моделей R^2 : -0.1167

Основные предикторы: ST18SV

Результаты

Результаты могут значительно различаться из-за того, что решение подзадач происходило независимо друг от друга. На качество полученных результатов влияют выбранные предикторы, сформулированный алгоритм решения и возможности фреймворка. Для каждой из подзадач получились следующие лучшие результаты:

- Предсказать MMSE - FLAML - lgbm - $R^2 = 0.698$
- Прогнозирование переходов от CN к MCI и от MCI к AD - FLAML - lgbm - Accuracy = 0.993 – 1.000 или $R^2 = 0.855$
- Предсказание изменения объемов гиппокампа - FLAML - lgbm - $R^2 = 0.0016 - 0.0433$
- Предсказание изменения FAQ - AutoGluon - WeightedEnsemble_L2 - $R^2 = 0.6487$

Выводы

В задачах, не связанных с прямым прогнозом изменений, оба фреймворка продемонстрировали свою работоспособность. FLAML проявил себя как более быстрый и склонный к выбору простых, эффективных моделей (LightGBM). AutoGluon же в некоторых задачах достигал лучшего результата засчет построения ансамблей.

У данных инструментов различная интерпретация результатов. FLAML, опираясь на встроенную важность признаков в деревьях, чаще указывал на нейропсихологические тесты как на ключевые предикторы (например, mPACCtrailsB для MMSE). AutoGluon, использующий пермутационную важность (model-agnostic метод), в той же задаче выделил текущее значение MMSE и морфометрические параметры.

Гипотеза о применимости AutoML-фреймворков для диагностики болезни Альцгеймера на медицинских данных подтвердилась.

Вклад в работу

Аладина Екатерина

- Работа с AutoGluon
- Оформление презентации

Онежко Надежда

- Предобработка данных
- Работа с FLAML
- Оформление отчета

Литература

- [1] Ballard C. et al. Alzheimer's disease //the Lancet. – 2011. – Т. 377. – №. 9770. – С. 1019-1031.
- [2] Данные используемые в задаче - датасет ADNI
- [3] Инструмент для работы со снимками МРТ FreeSurfer
- [4] Документация AutoGluon
- [5] Документация FLAML