

FLAML

Grupa KTR

WB-2022-AUTOML

07.04.2022

Outline

Wprowadzenie

- Czym jest FLAML?

- możliwości

- zawartość biblioteki

- braki

- dostępne modele

- integracje

AutoML

- `--init--`

- obsługa

- `**settings`

Optymalizacja hiperparametrów

- default

Czym jest FLAML?



A Fast Library for Automated Machine Learning & Tuning

Biblioteka do Pythona tworzona przez Microsoft, która automatycznie znajduje optymalne modele uczenia maszynowego w sposób efektywny i ekonomiczny. Pozwala użytkownikom pominąć etap wybierania odpowiednich modeli oraz dobierania dla każdego z nich hiperparametrów.

- ▶ Dla często występujących problemów takich jak klasyfikacja czy regresja, szybko znajduje jakościowe modele przy niskim użyciu zasobów obliczeniowych.
- ▶ Wspiera zarówno klasyczne modele uczenia maszynowego jak i głębokie sieci neuronowe.
- ▶ Łatwy do dostosowania i rozszerzenia.
- ▶ Wspiera szybką i wydajną automatyczną optymalizację zdolną do działania na dużej przestrzeni poszukiwań.
- ▶ Istnieje jej implementacja w .NET.

Zawartość biblioteki

- ▶ default
- ▶ nlp
- ▶ onlineml
- ▶ scheduler
- ▶ tune
- ▶ automl
- ▶ data
- ▶ ml
- ▶ model

- ▶ biblioteka nie oferuje preprocessingu danych

Dostępne modele

- ▶ LGBM
- ▶ XGBoost
- ▶ ExtraTrees
- ▶ randomforest
- ▶ catboost
- ▶ KNeighbors
- ▶ i inne - większość z nich zarówno do klasyfikacji jak i regresji
- ▶ także możliwość dodania swojego modelu

integracje

flaml pozwala na użycie dowolnego modelu, ze szczególną łatwością użycia estymatorów sklearnowych, czyli z metodami `.fit()` i `.predict()`

AutoML

Główną klasą biblioteki jest `flaml.AutoML`
jej konstruktor przyjmuje kwarg nazwany 'settings' argumenty
podane w konstruktorze mogą być nadpisane przy wywołaniu
metody `AutoML.fit()`

- ▶ trenuje modele
- ▶ optymalizuje hiperparametry

kompatybilność z sklearnem

tak jak w sklearnie fituje się dane metodą `.fit()` oraz klasa `AutoML` udostępnia metody `.predict_proba()` oraz `.predict()`

`fit()`

Wykonując metodę `fit()` jednocześnie trenujemy dane na kilku modelach stosowanych do naszego typu problemu oraz optymalizujemy dla nich hiperparametry. Możemy uzyskać najlepszy model oraz konfigurację hiperparametrów dzięki metodom `best_estimator` oraz `best_config`.

W `fit()` podajemy `X` oraz `y`, gdyż mamy do czynienia z uczeniem nadzorowanym.

`**settings`

wybrane najważniejsze ustawienia:

- ▶ `metric` - `'roc_auc'`, `'accuracy'` itd.
- ▶ `task` - `'classification'`, `'regression'`, `'ts_forecast'`, `'rank'`, `'seq-classification'`, `'seq-regression'`, `'summarization'`
- ▶ `estimator_list` - `'auto'`, `'lgbm'`, `'xgboost'`, `'catboost'`, `'rf'`
- ▶ `time_budget` - czas w sekundach

przykłady tasków

```
from sklearn.datasets import make_classification
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import accuracy_score
x,y = make_classification()
x_train,x_test,y_train,y_test = train_test_split(
                                x,y,stratify=y,
                                test_size=.3)

ml = AutoML()
ml.fit(x_train,y_train)
accuracy_score(y_test,ml.predict(x_test))
```

przykłady tasków II

ważne elementy outputu:

```
INFO - task = classification
INFO - Data split method: stratified
INFO - Evaluation method: cv
INFO - Minimizing error metric: 1-roc_auc
INFO - List of ML learners in AutoML Run: ['lgbm', 'rf',
'xgboost', 'extra_tree', 'xgb_limitdepth', 'lr11']
```

0.8666666666666667

model spoza flaml

```
from flaml import AutoML
from sklearn.svm import SVR
from flaml.tune import uniform
from flaml.model import SKLearnEstimator
from sklearn.datasets import make_regression
x,y = make_regression()
```

model spoza flaml

```
class flamlsvr(SKLearnEstimator):
    def __init__(self, task = "regression", **config):
        config.pop('n_jobs')
        super().__init__(task, **config)
        self.estimator_class = SVR

    @classmethod
    def search_space(cls, data_size, task):
        space = {
            'C':{
                'domain':uniform(1e-10,1),
                'low_cost_init_value':.2
            }
        }
        return space
```


model spoza flaml

```
ml = AutoML()  
ml.add_learner("svr",flamlsvr)  
ml.fit(x,y,  
      **{'task':'regression','estimator_list':['svr']},  
      time_budget=15)
```

`flaml.tune` jest modułem pakietu `flaml`. Jest on nastawiony na optymalizację hiperparametrów w ekonomiczny sposób. Może być używany zarówno wewnątrz `flaml.AutoML`, jak i osobno.

Procedura tuningu

- ▶ Sprecyzowanie jaki jest cel tuningu
- ▶ Podanie przestrzeni hiperparametrów, w których mamy znaleźć optymalne
- ▶ Podanie ograniczeń tuningu

`tune.run()`

Po wykonaniu czynności z poprzedniego slajdu wykonujemy metodę `flaml.tune.run()` i rozpoczynamy proces optymalizacji. Zwracany zostaje obiekt klasy `ExperimentalAnalysis`, która może nam zwrócić najlepszą konfigurację parametrów.

Do optymalizacji hiperparametrów FLAML wykorzystuje dwie techniki:

- ▶ BlendSearch (metoda domyślna)
- ▶ CFO

flaml.default

flaml.default pozwala na uzyskanie dobrej konfiguracji hiperparametrów bez wykonywania czasochłonnej optymalizacji.

Działanie jest bardzo proste, wystarczy zamienić

```
import <nazwa modelu> from <nazwa pakietu>  
na from flaml.default import <nazwa pakietu>
```