## Modul 7 - AutoML

### Instalasi Autogluon

Modul ini bersumber dari dokumentasi situs Autogluon dengan beberapa modifikasi.

Pada bagian ini, Anda akan menginstall AutoGluon di local komputer Anda, dalam kasus ini kita akan menggunakan Google Colab sebagai mesin komputasinya. Jalankan kode berikut untuk menginstall Autogluon menggunakan package manager PIP.

```
!python -m pip install --upgrade pip !pip install autogluon

→ ^C
^C
```

## AutoML dengan kasus tabular dataset

Dalam parktikum ini, kita akan menggunakan Tabular Predictor di library AutoGluon untuk memprediksi nilai kolom target berdasarkan kolom lain dalam kumpulan data tabular. Selain data tabular AutoGluon dapat digunakan pada tipe data yang lain seperti citra, teks, audio, dan yang lainnya. Anda diharapkan bisa bereksplorasi dengan tipe data yang lain.

Pastikan AutoGluon tealah diinstal, lalu import TabularDataset dan TabularPredictor dari AutoGluon. Proses yang akan dilalui diawali dengan proses untuk memuat data lalu melatih model dan membuat prediksi.

from autogluon.tabular import TabularDataset, TabularPredictor

#### Dataset

kita akan menggunakan dataset dari Nature issue 7887: Al-guided intuition for math theorems. Tujuannya adalah untuk memprediksi signature berdasarkan atribut-atribut penjelasnya. Kita mengambil 10 ribu sampel sebagai data latih dan 5 ribu sampel sebagai data uji data asli. Dengan sampel yang lebih kecil dari data asli akan mempercepat praktikum ini, namun AutoGluon dapat menangani kumpulan data lengkap jika diinginkan.

Dataset ini dapat langsung dimuat dari URL yang diberikan. TabularDataset AutoGluon adalah subkelas pandas <u>DataFrame</u>, sehingga metode DataFrame apa pun dapat digunakan pada TabularDataset.

Silakan jalankan dan scroll ke kanan untuk melihat seluruh kolom dan label signature dari dataset ini.

```
data_url = 'https://raw.githubusercontent.com/mli/ag-docs/main/knot_theory/'
train_data = TabularDataset(f'{data_url}train.csv')
train_data.head()
```

₹		Unnamed:	chern_simons	cusp_volume	hyperbolic_adjoint_torsion_degree	hyperbolic_torsion_degree	injectivity_radius	longitudinal_t
	0	70746	0.090530	12.226322	0	10	0.507756	
	1	240827	0.232453	13.800773	0	14	0.413645	
	2	155659	-0.144099	14.761030	0	14	0.436928	
	3	239963	-0.171668	13.738019	0	22	0.249481	
	4	90504	0.235188	15.896359	0	10	0.389329	

Target kita adalah kolom "signature", yang memiliki 18 bilangan bulat unik. Meskipun pandas tidak mengenali tipe data ini dengan benar sebagai kategorikal, AutoGluon akan memperbaiki masalah ini secara otomatis.

```
# nama kolom target
label = 'signature'
train_data[label].describe()
```

₹		signature
	count	10000.000000
	mean	-0.022000
	std	3.025166
	min	-12.000000
	25%	-2.000000
	50%	0.000000
	75%	2.000000
	max	12.000000
	dtvne: fl	oat64

# Pelatihan

Kita buat obyek TabularPredictor dengan menentukan nama kolom label, lalu melatih dataset dengan TabularPredictor.fit(). Kita tidak perlu menentukan parameter lain. AutoGluon akan mengenali ini sebagai tugas klasifikasi multi-kelas, melakukan rekayasa fitur otomatis, melatih beberapa model, dan kemudian menyatukan model untuk membuat predictor akhir.

predictor = TabularPredictor(label=label).fit(train\_data)



```
0.965 = Validation score (accuracy)
0.14s = Training runtime
0.0s = Validation runtime
AutoGluon training complete, total runtime = 229.8s ... Best model: WeightedEnsemble_L2 | Estimated inference throughput: 1456.4 rows/
TabularPredictor saved. To load, use: predictor = TabularPredictor.load("/content/AutogluonModels/ag-20250321_033510")
```

Pelatihan model memerlukan waktu beberapa menit atau kurang tergantung pada CPU Anda. Anda dapat membuat pelatihan lebih cepat dengan menentukan argumen time\_limit. Misalnya, fit(..., time\_limit=60) akan menghentikan latihan setelah 60 detik. Batas waktu yang lebih tinggi umumnya akan menghasilkan performa prediksi yang lebih baik, dan batas waktu yang terlalu rendah akan mencegah AutoGluon untuk melatih dan menggabungkan serangkaian model yang baik.

Dari output hasil pelatihan di atas, terdapat beberapa model yang secara otomatis dicoba oleh AutoGluon. Autogluon mendapatkan model yang paling baik seperti yang tertampil pada output console. Semua model (tidak hanya best model) tersimpan pada folder AutoGluon. Anda dapat melihatnya dengan mengklik icon folder di sebelah kiri, Anda akan menemukan model-model yang telah ditrain oleh AutoGluon di folder AutoGluonModels.

Anda dapat melihat sekali lagi urutan model dari hasil pelatihan dengan memanggil method leaderboard.

#### → Pertanyaan 1:

- 1. Sebutkan 3 Model yang paling akurat dari beberapa model yang telah dicoba di atas oleh AutoGluon?
- 2. Model apa yang memiliki proses training yang paling cepat?
- 3. Model apa yang memiliki proses inferensi yang paling cepat?

predictor.leaderboard()

₹	model	score_val	eval_metric	pred_time_val	fit_time	pred_time_val_marginal	fit_time_marginal	stack_level	can_i
	<b>0</b> WeightedEnsemble_L2	0.964965	accuracy	0.685921	109.954163	0.001038	0.139485	2	
1	1 XGBoost	0.956957	accuracy	0.431871	14.069431	0.431871	14.069431	1	
	2 CatBoost	0.955956	accuracy	0.013549	68.422242	0.013549	68.422242	1	
	3 LightGBM	0.955956	accuracy	0.139202	8.642485	0.139202	8.642485	1	- 1
	4 RandomForestEntr	0.949950	accuracy	0.095747	7.811282	0.095747	7.811282	1	
	5 LightGBMLarge	0.949950	accuracy	0.401065	15.354229	0.401065	15.354229	1	
	6 ExtraTreesGini	0.946947	accuracy	0.105546	2.472330	0.105546	2.472330	1	
	7 LightGBMXT	0.945946	accuracy	0.221250	12.042691	0.221250	12.042691	1	- 1
	8 RandomForestGini	0.944945	accuracy	0.096350	7.222713	0.096350	7.222713	1	
	9 ExtraTreesEntr	0.942943	accuracy	0.105981	2.603799	0.105981	2.603799	1	
	0 NeuralNetTorch	0.941942	accuracy	0.011221	69.205441	0.011221	69.205441	1	
4	1 NeuralNetFastAl	0.940941	accuracy	0.023802	12.722519	0.023802	12.722519	1	•
	2 KNeighborsUnif	0.223223	accuracy	0.016697	3.533675	0.016697	3.533675	1	
	3 KNeighborsDist	0.213213	accuracy	0.015041	0.024559	0.015041	0.024559	1	•

Anda dapat memuat model yang telah disimpan menggunakan perintah berikut:

```
predictor = TabularPredictor.load("AutogluonModels/ag-xxx-xxx/")
```

Path silakan disesuaikan dengan hasil masing-masing

#### Prediksi /inferensi

Setelah kita memiliki model yang sesuai dengan dataset pelatihan, kita dapat memuat dataset terpisah untuk digunakan sebagai prediksi dan evaluasi.

```
test_data = TabularDataset(f'{data_url}test.csv')

# Buang kolom label atau target pada dataset sebagai berikut
y_pred = predictor.predict(test_data.drop(columns=[label]))
```

```
# menampilkan hasil prediksi
y_pred.head()
```

Loaded data from: <a href="https://raw.githubusercontent.com/mli/ag-docs/main/knot\_theory/test.csv">https://raw.githubusercontent.com/mli/ag-docs/main/knot\_theory/test.csv</a> | Columns = 19 / 19 | Rows = 5000 -> 5000 /usr/local/lib/python3.11/dist-packages/fastai/learner.py:455: UserWarning: load\_learner` uses Python's insecure pickle module, which ca If you only need to load model weights and optimizer state, use the safe `Learner.load` instead.

warn("load\_learner` uses Python's insecure pickle module, which can execute malicious arbitrary code when loading. Only load files you

#### Evaluasi

dtype: int64

Kita dapat mengevaluasi predictor pada data uji menggunakan fungsi evaluate(), yang mengukur seberapa baik kinerja prediktor kita pada data yang tidak digunakan untuk menyesuaikan model.

```
predictor.evaluate(test_data, silent=True)
```

```
/usr/local/lib/python3.11/dist-packages/fastai/learner.py:455: UserWarning: load_learner` uses Python's insecure pickle module, which ca If you only need to load model weights and optimizer state, use the safe `Learner.load` instead.

warn("load_learner` uses Python's insecure pickle module, which can execute malicious arbitrary code when loading. Only load files you {'accuracy': 0.9478,
   'balanced_accuracy': 0.754478262473782,
   'mcc': 0.9360368834449522}
```

### Menggunakan model yang lain

predictor.model\_names()

Proses prediksi dan evaluasi secara default akan menggunakan model dengan performa terbaik yang didapatkan dari data validasi saat proses training. Namun, jika kita ingin menggunakan model yang lain, kita bisa memberikan argumen model=model\_name pada saat proses prediksi dan evaluasi.

model\_name yang dapat digunakan hanya model yang telah diikutsertakan dalam proses training. Untuk melihat model yang dapat digunakan, kita bisa melihat leaderboard seperti yang telah dilakukan sebelumnya atau memanggil method get\_model\_name pada obyek predictor.

```
['KNeighborsUnif',
       'KNeighborsDist'
       'NeuralNetFastAI',
      'LightGBMXT',
      'LightGBM',
      'RandomForestGini',
      'RandomForestEntr',
       'CatBoost',
      'ExtraTreesGini',
      'ExtraTreesEntr',
       'XGBoost',
       'NeuralNetTorch',
       'LightGBMLarge',
       'WeightedEnsemble_L2']
Prediksi dengan menggunakan XGBoost model.
# Buang kolom label atau target pada dataset sebagai berikut
y_pred = predictor.predict(test_data.drop(columns=[label]),
                            model='XGBoost')
# menampilkan hasil prediksi
y_pred.head()
```

<del>_</del>	signature				
	0		-4		
	1		-2		
	2		0		
	3		4		
	4		2		
	dtv	ne: int64			

Prediksi dengan menggunakan XGBoost model.

## Tugas 1

- 1. Buatlah model menggunakan AutoML untuk Dataset auto-mpg dataset.
- Anda bisa mendapatkan dataset pada link berikut: <a href="https://raw.githubusercontent.com/plotly/datasets/master/auto-mpg.csv">https://raw.githubusercontent.com/plotly/datasets/master/auto-mpg.csv</a>
- Model ini merupakan tugas regresi, dengan kolom target mpg.
- Secara garis besar langkah-langkah yang akan digunakan sama dengan proses klassifikasi di atas. AutoML akan menentukan secara otomatis tasknya berdasarkan tipe data pada kolom target.
- Langkah-langkah pengerjaan di kerjakan pada sel kode di bawah ini.

### Deskripsi data:

- 1. Title: Auto-Mpg Data
- 2. Sources: (a) Origin: This dataset was taken from the StatLib library which is

```
maintained at Carnegie Mellon University. The dataset was used in the 1983 American Statistical Association Exposition.
```

- (c) Date: July 7, 1993
- 3. Past Usage:
  - See 2b (above)
  - Quinlan,R. (1993). Combining Instance-Based and Model-Based Learning. In Proceedings on the Tenth International Conference of Machine Learning, 236-243, University of Massachusetts, Amherst. Morgan Kaufmann.
- 4. Relevant Information:

This dataset is a slightly modified version of the dataset provided in the StatLib library. In line with the use by Ross Quinlan (1993) in predicting the attribute "mpg", 8 of the original instances were removed because they had unknown values for the "mpg" attribute. The original dataset is available in the file "auto-mpg.data-original".

"The data concerns city-cycle fuel consumption in miles per gallon, to be predicted in terms of 3 multivalued discrete and 5 continuous attributes." (Quinlan, 1993)

- 5. Number of Instances: 398
- 6. Number of Attributes: 9 including the class attribute
- 7. Attribute Information:
  - 1. mpg: continuous
  - 2. cylinders: multi-valued discrete
  - 3. displacement: continuous
  - 4. horsepower: continuous

```
5. weight: continuous
```

- 6. acceleration: continuous
- 7. model year: multi-valued discrete
- 8. origin: multi-valued discrete
- 9. car name: string (unique for each instance)
- 8. Missing Attribute Values: horsepower has 6 missing values

```
# 1. Membuat training data berdasarkan URL yang diberikan
```

```
data_url = 'https://raw.githubusercontent.com/plotly/datasets/master/auto-mpg.csv'
train_data = TabularDataset(data_url)
train_data.head()
# handle missing value
print("Before: ")
print(train_data.isnull().sum())
train_data["horsepower"] = train_data["horsepower"].fillna(train_data["horsepower"].mean())
print("After: ")
print(train_data.isnull().sum())
Example 10 Loaded data from: https://raw.githubusercontent.com/plotly/datasets/master/auto-mpg.csv | Columns = 7 / 7 | Rows = 398 -> 398
     Before:
     mpg
     cylinders
                     0
     displacement
     horsepower
                     2
     weight
                     0
     acceleration
     model-year
                     0
     dtype: int64
     After:
     mpg
                     0
     cylinders
                     0
     displacement
                     0
     horsepower
                     0
     weight
                     0
     acceleration
                     0
     model-year
                     0
     dtype: int64
# 2. Menentukan kolom target
label = 'mpg'
train_data[label].describe()
→
                   mpg
      count 398.000000
             23.514573
      mean
       std
              7.815984
              9.000000
      min
      25%
             17.500000
      50%
             23.000000
      75%
             29.000000
             46.600000
      max
     dtype: float64
```

# 3. Fitting model dengan AutoML

```
# Train the model
predictor = TabularPredictor(label="mpg").fit(train_data)
```

```
Fitting model: KNeighborsDist ...
             -4.3253 = Validation score
                                         (-root mean squared error)
                     = Training runtime
            0.01s
            0.01s
                     = Validation runtime
     Fitting model: LightGBMXT ...
             -2.7173 = Validation score
                                          (-root_mean_squared_error)
            0.365
                     = Training runtime
            0.0s
                     = Validation runtime
     Fitting model: LightGBM ...
             -2.374
                     = Validation score
                                          (-root_mean_squared_error)
            0.54s
                     = Training runtime
            0.01s
                     = Validation runtime
     Fitting model: RandomForestMSE ...
     [1000] valid set's rmse: 2.38129
             -2.4911 = Validation score
                                         (-root_mean_squared_error)
            0.63s
                     = Training runtime
                     = Validation runtime
            0.08s
     Fitting model: CatBoost ...
             -2.2861 = Validation score (-root_mean_squared_error)
            1.225
                     = Training runtime
            0.05
                     = Validation runtime
     Fitting model: ExtraTreesMSE ...
             -2.4399 = Validation score
                                          (-root_mean_squared_error)
            0.61s
                     = Training runtime
                     = Validation runtime
            0.08s
     Fitting model: NeuralNetFastAI ...
             -3.0898 = Validation score
                                          (-root_mean_squared_error)
            0.82s
                     = Training runtime
            0.01s
                      = Validation runtime
     Fitting model: XGBoost ...
             -2.6913 = Validation score (-root_mean_squared_error)
                     = Training runtime
            0.75s
            0.01s
                     = Validation runtime
     Fitting model: NeuralNetTorch ...
             -2.6855 = Validation score
                                          (-root_mean_squared_error)
                     = Training runtime
                     = Validation runtime
            0.01s
     Fitting model: LightGBMLarge ...
             -2.6984 = Validation score
                                         (-root_mean_squared_error)
            0.6s
                     = Training runtime
            0.05
                     = Validation runtime
     Fitting model: WeightedEnsemble_L2 ...
             Ensemble Weights: {'CatBoost': 0.667, 'LightGBM': 0.333}
             -2.2575 = Validation score (-root_mean_squared_error)
            0.01s
                     = Training runtime
                      = Validation runtime
     AutoGluon training complete, total runtime = 7.8s ... Best model: WeightedEnsemble L2 | Estimated inference throughput: 7089.3 rows/s
     TabularPredictor saved. To load, use: predictor = TabularPredictor.load("/content/AutogluonModels/ag-20250321_034118")
# 4. Evaluate minimal 3 model terbaik
     Gunakan data yang sama untuk evaluasi (karena kita tidak punya data testing)
leaderboard = predictor.leaderboard(train_data, silent=True)
print(leaderboard.head(3)) # Show top 3 models
# Evaluate top models
for model in leaderboard["model"].head(3):
    print(f"\nEvaluating Model: {model}")
    print(predictor.evaluate_predictions(y_true=train_data["mpg"], y_pred=predictor.predict(train_data), auxiliary_metrics=True))
    /usr/local/lib/python3.11/dist-packages/fastai/learner.py:455: UserWarning: load_learner` uses Python's insecure pickle module, which ca
     If you only need to load model weights and optimizer state, use the safe `Learner.load` instead.
      warn("load_learner` uses Python's insecure pickle module, which can execute malicious arbitrary code when loading. Only load files you
                     model score_test score_val
                                                               eval metric
                             -1.174316 -2.257539 root_mean_squared_error
     0
       WeightedEnsemble_L2
                   XGBoost
                             -1.206658 -2.691255 root_mean_squared_error
     2
                  CatBoost -1.213043 -2.286121 root_mean_squared_error
        pred_time_test pred_time_val fit_time pred_time_test_marginal
     0
             0.048530
                            0.011285 1.779016
                                                               0.002818
     1
             0.030750
                            0.007754 0.747223
                                                               0 030750
     2
             0.005915
                            0.001217 1.223994
                                                               0.005915
        pred_time_val_marginal fit_time_marginal stack_level can_infer
     0
                     0.000444
                                        0.012758
                                                            2
                                                                    True
                     0.007754
     1
                                        0.747223
                                                            1
                                                                    True
     2
                     0.001217
                                        1.223994
                                                            1
                                                                    True
        fit_order
     0
              12
               9
```

0.01s

= Validation runtime

```
Evaluating Model: WeightedEnsemble_L2 {'root_mean_squared_error': -1.1743156062027995, 'mean_squared_error': -1.3790171429714486, 'mean_absolute_error': -0.751392803958912, '

Evaluating Model: XGBoost {'root_mean_squared_error': -1.1743156062027995, 'mean_squared_error': -1.3790171429714486, 'mean_absolute_error': -0.751392803958912, '

Evaluating Model: CatBoost {'root_mean_squared_error': -1.1743156062027995, 'mean_squared_error': -1.3790171429714486, 'mean_absolute_error': -0.751392803958912, '
```

## Pertanyaan 2

2

6

- 1. Berdasarkan hasil pelatihan dan evaluasi pada data auto-mpg, metric apa yang menggambarkan performa model tersebut? Jelaskan tentang metric tersebut!
- 2. Sebutkan 3 model terbaik dan score performanya!
- 3. Pilihlah model yang kiranya paling baik dari sisi performa ataupun waktu inferensinya! Jelaskan mengapa Anda memilih model tersebut!