







시계열 예측을 위한 AutoML 만들어보기

김태영

CEO
AlFactory
tykim@aifactory.page









AutoML

작동원리 이용방법 문제유형과 평가 계산 컴퓨팅 리소스 작업 형식 시계열 예측 미리보기







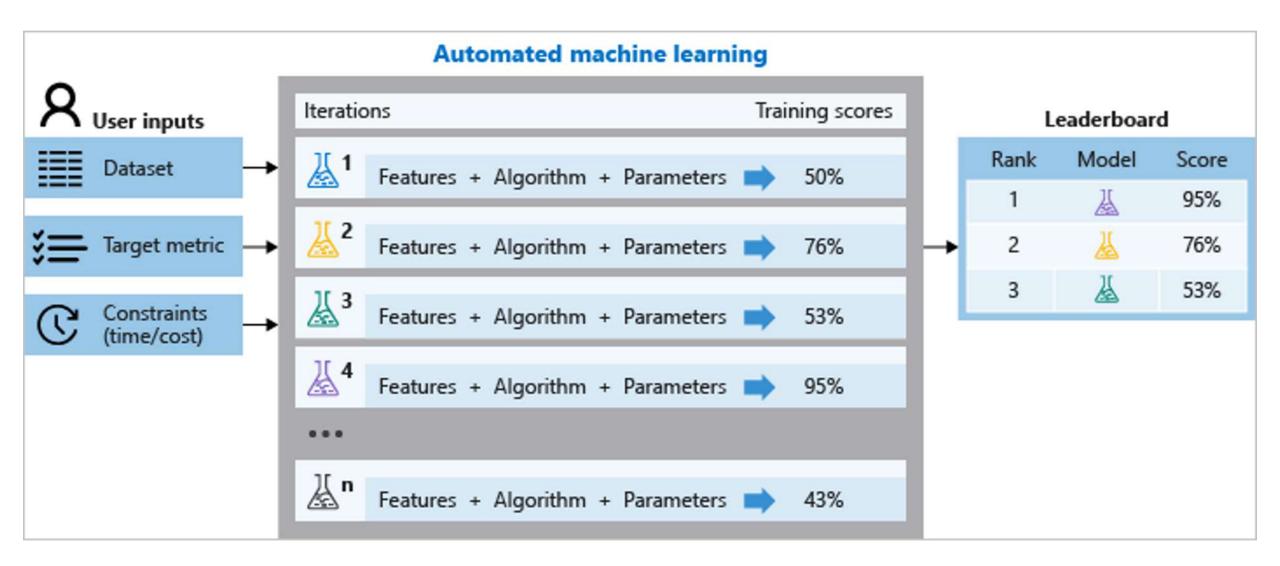
AutoML

Azure 기계 학습에서 지정한 대상 메트릭을 사용하여 모델을 학습하고 조 정하려는 경우 AutoML을 적용합니다. AutoML은 기계 학습 모델 개발 프로 세스를 보편화하고, 데이터 과학 전문 지식에 관계없이 사용자의 역량을 강화하여 모든 문제에 대해 엔드투엔드 기계 학습 파이프라인을 식별합 분류 타임시리즈 예측 회귀 사기 탐지 판매 예측 CPU 성능 예측 마케팅 예측 수요 예측 뉴스 그룹 데이터 분류 음료 생산 예측





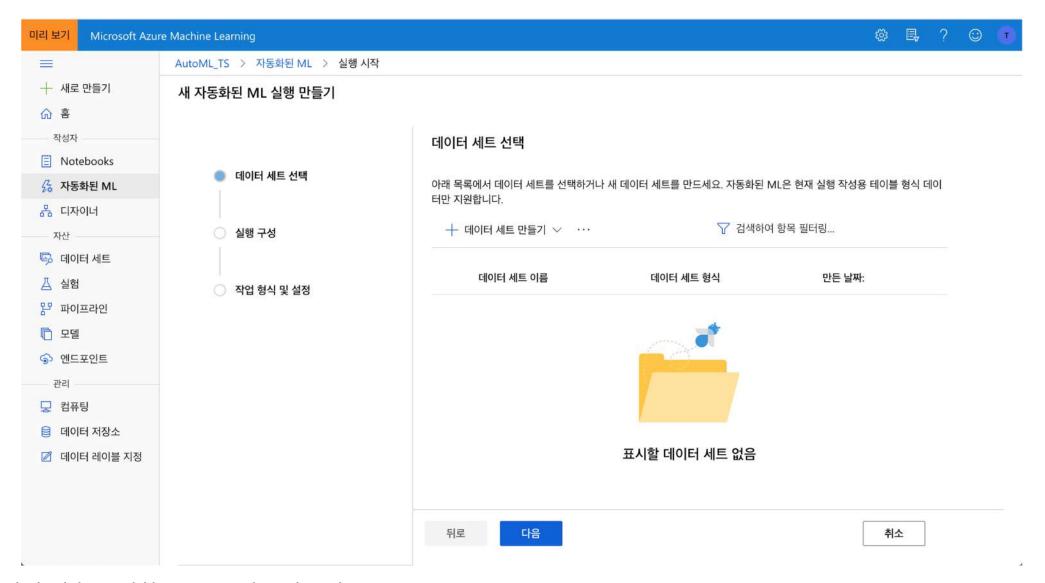








AutoML - Azure Machine Learning Studio 이용









실험 시간 초과 분을 30분으로 설정하고 2개의 교차 유효성 검사 접기로 설정된 AUC를 기본 메트릭으로 가중치를 사용하는 분류 실험.

```
사볼 ①
Python
    automl_classifier=AutoMLConfig(
    task='classification',
    primary_metric='AUC_weighted',
    experiment_timeout_minutes=30,
    blacklist_models=['XGBoostClassifier'],
    training_data=train_data,
    label_column_name=label,
    n_cross_validations=2)
```

AutoML - Python SDK 이용





다음은 5개의 유효성 검사 교차 접기로 60분 후에 종료하도록 설정된 회귀 실험의 예입니다.

```
사본 ①
Python
   automl_regressor = AutoMLConfig(
   task='regression',
   experiment_timeout_minutes=60,
   whitelist_models=['KNN'],
   primary_metric='r2_score',
   training_data=train_data,
   label_column_name=label,
   n_cross_validations=5)
```

AutoML - 문제유형과 평가





분류	회귀	시계열 예측
accuracy	spearman_correlation	spearman_correlation
AUC_weighted	normalized_root_mean_squared_error	normalized_root_mean_squared_error
average_precision_score_weighted	r2_score	r2_score
norm_macro_recall	normalized_mean_absolute_error	normalized_mean_absolute_error
precision_score_weighted		





AutoML - 계산 컴퓨팅 리소스 : 로컬

로컬 컴퓨터를 이용하여 AutoML을 학습하는 경우

AutoML - 계산 컴퓨팅 리소스 : 로컬





```
Python

from azureml.core.experiment import Experiment
experiment = Experiment(ws, "taxi-experiment")
local_run = experiment.submit(automl_config, show_output=True)
```

아 복사

Running on local machine

Parent Run ID: AutoML_1766cdf7-56cf-4b28-a340-c4aeee15b12b

Current status: DatasetFeaturization. Beginning to featurize the dataset.

Current status: DatasetEvaluation. Gathering dataset statistics.

Current status: FeaturesGeneration. Generating features for the dataset.

Current status: DatasetFeaturizationCompleted. Completed featurizing the datas

Current status: DatasetCrossValidationSplit. Generating individually featurize

Current status: ModelSelection. Beginning model selection.

ITERATION: The iteration being evaluated.

PIPELINE: A summary description of the pipeline being evaluated.







- 원격 컴퓨팅을 사용하면 AutoML 실험 반복이 비동기적으로 실행됨
- 원격으로 학습하려면 AmlCompute와 같은 원격 계산 대상 필요

```
나본 ①
Python
from azureml.core.compute import AmlCompute
from azureml.core.compute import ComputeTarget
import os
# choose a name for your cluster
compute_name = os.environ.get("AML_COMPUTE_CLUSTER_NAME", "cpu-cluster")
compute_min_nodes = os.environ.get("AML_COMPUTE_CLUSTER_MIN_NODES", 0)
compute_max_nodes = os.environ.get("AML_COMPUTE_CLUSTER_MAX_NODES", 4)
# This example uses CPU VM. For using GPU VM, set SKU to STANDARD_NC6
vm_size = os.environ.get("AML_COMPUTE_CLUSTER_SKU", "STANDARD_D2_V2")
```

AutoML - 계산 컴퓨팅 리소스 : 원격





- 원격 컴퓨팅을 사용하면 AutoML 실험 반복이 비동기적으로 실행됨
- 원격으로 학습하려면 AmlCompute와 같은 원격 계산 대상 필요

```
print('creating a new compute target...')
provisioning_config = AmlCompute.provisioning_configuration(vm_size = vm_size,
                                                            min\_nodes = compute
                                                            max\_nodes = compute
# create the cluster
compute_target = ComputeTarget.create(ws, compute_name, provisioning_config)
# can poll for a minimum number of nodes and for a specific timeout.
# if no min node count is provided it will use the scale settings for the clust
compute_target.wait_for_completion(show_output=True, min_node_count=None, timec
# For a more detailed view of current AmlCompute status, use get_status()
print(compute_target.get_status().serialize())
```

AutoML - 계산 컴퓨팅 리소스 : 원격





- 원격 컴퓨팅을 사용하면 AutoML 실험 반복이 비동기적으로 실행됨
- 원격으로 학습하려면 AmlCompute와 같은 원격 계산 대상 필요

```
Python

from azureml.core.experiment import Experiment
experiment = Experiment(ws, 'automl_remote')
remote_run = experiment.submit(automl_config, show_output=True)
```

다음 예제와 비슷한 출력이 표시됩니다.

AutoML - 작업 형식





새 자동화된 ML 실행 만들기





AutoML - 시계열 예측 미리보기





열렬 forecasting 작업에는 구성 개체에 추가 매개 변수가 필요합니다.

- 1. time_column_name: 유효한 시간계를 포함하는 학습 데이터의 열 이름을 정의하는 필수 매개 변수입니다.
- 2. max_horizon: 학습 데이터의 주기도에 따라 예측할 시간을 정의합니다. 예를 들어 일일 시간 그레인 이 있는 학습 데이터가 있는 경우 모델이 학습할 기간을 정의하는 것입니다.
- 3. grain_column_names: 학습 데이터에 개별 열열 데이터가 포함된 열의 이름을 정의합니다. 예를 들어 매장별로 특정 브랜드의 매출을 예측하는 경우 매장 및 브랜드 열을 그레인 열로 정의합니다. 각 그레인/그룹화에 대해 별도의 타임시리즈및 예측이 생성됩니다.

아래 에서 사용되는 설정의 예는 샘플 전자 필기장을참조하십시오.

```
# Setting Store and Brand as grains for training.
grain_column_names = ['Store', 'Brand']
nseries = data.groupby(grain_column_names).ngroups

# View the number of time series data with defined grains
print('Data contains {0} individual time-series.'.format(nseries))
```







```
아 복사
Python
time_series_settings = {
    'time_column_name': time_column_name,
    'grain_column_names': grain_column_names,
    'drop_column_names': ['logQuantity'],
    'max horizon': n test periods
automl_config = AutoMLConfig(task = 'forecasting',
                             debug_log='automl_oj_sales_errors.log',
                             primary_metric='normalized_root_mean_squared_erro
                             experiment_timeout_minutes=20,
                             training_data=train_data,
                             label_column_name=label,
                             n_cross_validations=5,
                             path=project_folder,
                             verbosity=logging.INFO,
                             **time_series_settings)
```





AutoML 시계열 예측

문제정의 AutoML 시계열 시작하기 실습 - 에너지 수요 예측



문제정의





상점 매출 예측

유형: 복수 시계열 데이터 예측 평가: 정규화된 제곱 평균 오차

공유 자전거 수요 예측

유형: 복수 시계열 데이터 예측 평가: 정규화된 제곱 평균 오차

맥주 생산량 예측

유형: 단일 시계열 데이터 예측 평가: 정규화된 제곱 평균 오차

에너지 수요 예측

유형: 단일 시계열 데이터 예측 평가: 정규화된 제곱 평균 오차





- 순서
 - ㅇ 데이터 준비
 - O AutoMLConfig을 이용해서 시계열 파라미터 설정
 - O 시계열 예측 수행

모델

- O Prophet: accurate & fast, robust to outliers, missing data, and dramatic changes
- O Auto-ARIMA: a popular statistical method
- O ForecastTCN: Given larger data, deep learning models





- 데이터 준비하기
 - o 데이터형태 살펴보기

```
day_datetime, store, sales_quantity, week_of_year 9/3/2018, A, 2000, 36 9/3/2018, B, 600, 36 9/4/2018, A, 2300, 36 9/4/2018, B, 550, 36 9/5/2018, A, 2100, 36 9/5/2018, B, 650, 36 9/6/2018, A, 2400, 36 9/6/2018, B, 700, 36 9/7/2018, B, 700, 36 9/7/2018, B, 650, 36 9/7/2018, B, 650, 36
```







- 데이터 준비하기
 - o datetime 타입 정의

```
import pandas as pd
data = pd.read_csv("sample.csv")
data["day_datetime"] = pd.to_datetime(data["day_datetime"])
```





- 데이터 준비하기
 - 。 데이터셋 구성

```
Python

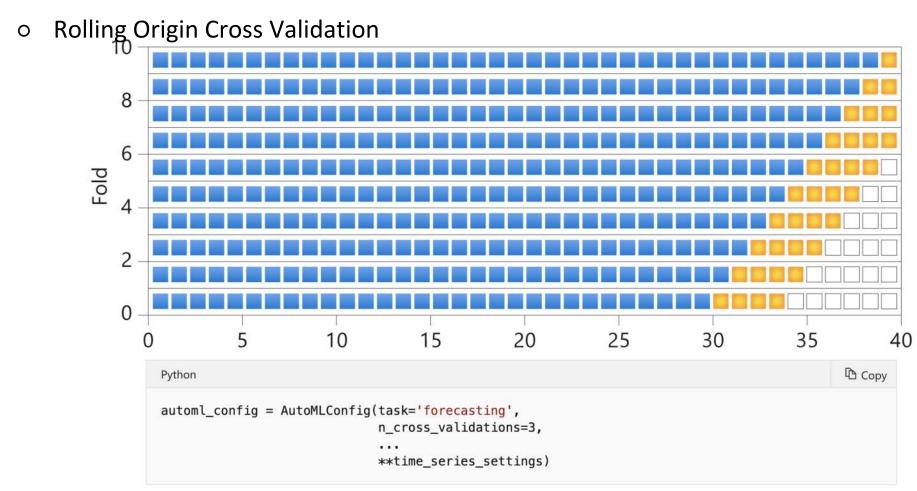
train_data = data.iloc[:950]
test_data = data.iloc[-50:]

label = "sales_quantity"
test_labels = test_data.pop(label).values
```





• 데이터 준비하기









● AutoMLConfig 설정하기

```
Python

time_series_settings = {
    "time_column_name": "day_datetime",
    "grain_column_names": ["store"],
    "max_horizon": "auto",
    "target_lags": "auto",
    "target_rolling_window_size": "auto",
    "preprocess": True,
}
```





- AutoMLConfig 설정하기
 - o 전처리 수행 내용
 - Detect time-series sample frequency (for example, hourly, daily, weekly) and create new records for absent time points to make the series continuous.
 - Impute missing values in the target (via forward-fill) and feature columns (using median column values)
 - Create grain-based features to enable fixed effects across different series
 - Create time-based features to assist in learning seasonal patterns
 - Encode categorical variables to numeric quantities







● AutoMLConfig 설정하기

```
마 복사
Python
from azureml.core.workspace import Workspace
from azureml.core.experiment import Experiment
from azureml.train.automl import AutoMLConfig
import logging
automl_config = AutoMLConfig(task='forecasting',
                             primary_metric='normalized_root_mean_squared_error',
                             experiment_timeout_minutes=15,
                             enable_early_stopping=True,
                             training_data=train_data,
                             label_column_name=label,
                             n_cross_validations=5,
                             enable_ensembling=False,
                             verbosity=logging.INFO,
                             **time_series_settings)
```







- AutoMLConfig 설정하기
 - o 딥러닝 적용



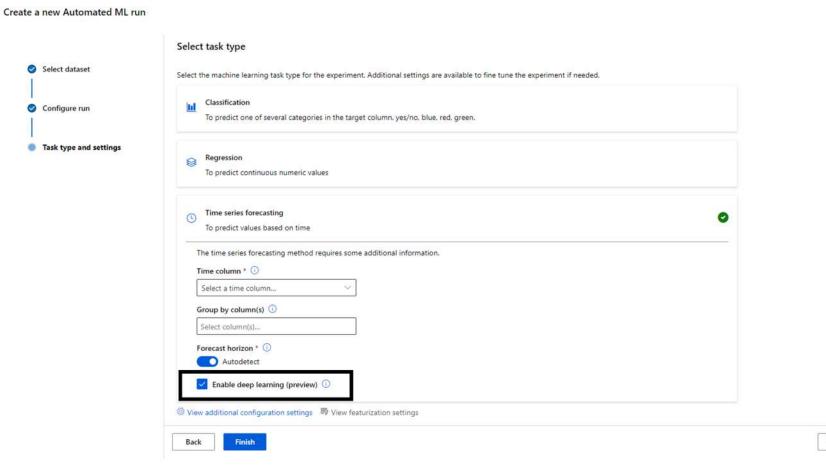
Select dataset

O Configure run





- AutoMLConfig 설정하기
 - o 딥러닝 적용



Cancel







• 실험실행

```
마 복사
Python
from azureml.core.workspace import Workspace
from azureml.core.experiment import Experiment
from azureml.train.automl import AutoMLConfig
import logging
automl_config = AutoMLConfig(task='forecasting',
                             primary_metric='normalized_root_mean_squared_error',
                             experiment_timeout_minutes=15,
                             enable_early_stopping=True,
                             training_data=train_data,
                             label_column_name=label,
                             n_cross_validations=5,
                             enable ensembling=False,
                             verbosity=logging.INFO,
                             **time_series_settings)
ws = Workspace.from_config()
experiment = Experiment(ws, "forecasting_example")
local_run = experiment.submit(automl_config, show_output=True)
best_run, fitted_model = local_run.get_output()
```







• 실험실행

```
마 복사
Python
from azureml.core.workspace import Workspace
from azureml.core.experiment import Experiment
from azureml.train.automl import AutoMLConfig
import logging
automl_config = AutoMLConfig(task='forecasting',
                             primary_metric='normalized_root_mean_squared_error',
                             experiment_timeout_minutes=15,
                             enable_early_stopping=True,
                             training_data=train_data,
                             label_column_name=label,
                             n_cross_validations=5,
                             enable ensembling=False,
                             verbosity=logging.INFO,
                             **time_series_settings)
ws = Workspace.from_config()
experiment = Experiment(ws, "forecasting_example")
local_run = experiment.submit(automl_config, show_output=True)
best_run, fitted_model = local_run.get_output()
```





- 실험 실행
 - o 피처 엔지니어링 요약 보기

```
Python
fitted_model.named_steps['timeseriestransformer'].get_featurization_summary()
```





- 예측 및 평가
 - ο 예측

```
label_query = test_labels.copy().astype(np.float)
label_query.fill(np.nan)
label_fcst, data_trans = fitted_pipeline.forecast(
    test_data, label_query, forecast_destination=pd.Timestamp(2019, 1, 8))
```

o 평가

```
from sklearn.metrics import mean_squared_error
from math import sqrt

rmse = sqrt(mean_squared_error(actual_labels, predict_labels))
rmse
```

실습





상점 매출 예측

유형: 복수 시계열 데이터 예측 평가: 정규화된 제곱 평균 오차

공유 자전거 수요 예측

유형: 복수 시계열 데이터 예측 평가: 정규화된 제곱 평균 오차

맥주 생산량 예측

유형: 단일 시계열 데이터 예측 평가: 정규화된 제곱 평균 오차

에너지 수요 예측

유형: 단일 시계열 데이터 예측 평가: 정규화된 제곱 평균 오차

당신의 목소리를 들려주세요!

Global Azure Virtual 2020는 여러분의 목소리를 기다립니다. 가감 없는 목소리가 발표자 분에게 매우 큰 힘이 됩니다. 앞으로 더 좋은 행사가 될 수 있도록 목소리를 내주세요. 감사합니다!



https://sv.krazure.com/(세션명)_(순서)

파트너사 행사:

https://bit.ly/2RvJQzR



