

24 February 2022

ML데이터준비및 ML Workflow 프로토타이핑배워보기

문<mark>곤수</mark> AI/ML 전문 솔루션즈 아키텍트 AWS

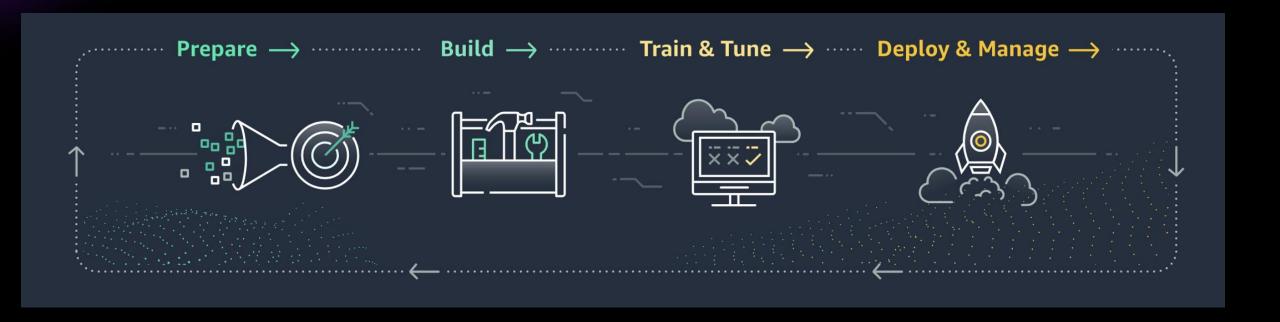


Agenda

- 머신 러닝 개요 및 데이터 준비의 중요성
- 예시1: Tabular (CSV 포맷) 데이터 준비 및 ML Workflow 프로토타이핑
- 예시 2: 이미지 데이터 준비 및 ML Workflow 프로토타이핑

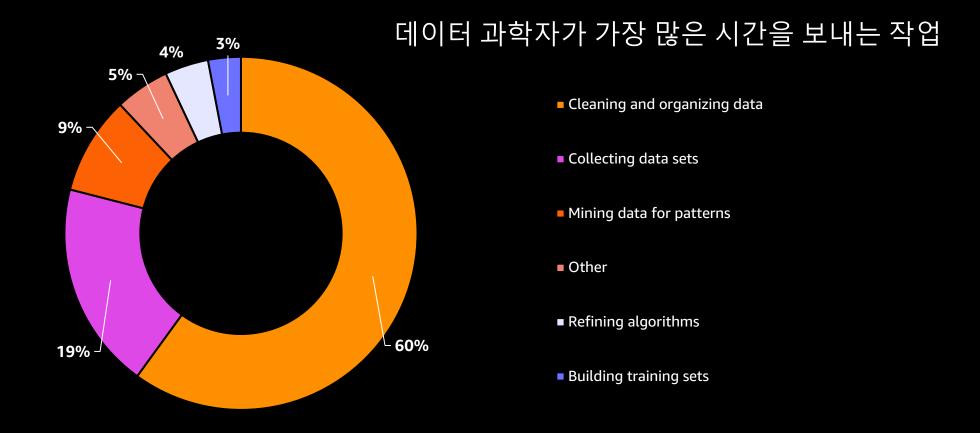


머신 러닝 프로세스





80%의 시간이 데이터 준비에 소요됨



Source: Forbes survey of 80 data scientists, March 2016



"The model and the code for many applications are basically a solved problem," says Ng. "Now that the models have advanced to a certain point, we got to make the data work as well."

"많은 응용 프로그램의 모델과 코드는 기본적으로 해결된 문제입니다.이제 모델이 특정 지점까지 발전 했으므로 데이터도 작동하도록 해야합니다."

"If 80 percent of our work is data preparation, then ensuring data quality is the important work of a machine learning team."

"우리 작업의 80%가 데이터 준비라면 데이터 품질을 보장하는 것은 머신 러닝 팀의 중요한 작업입니다."

Andrew Ng

Founder & CEO – Landing AI

Andrew Ng Launches A Campaign For Data-Centric AI (Dec 6, 2021)

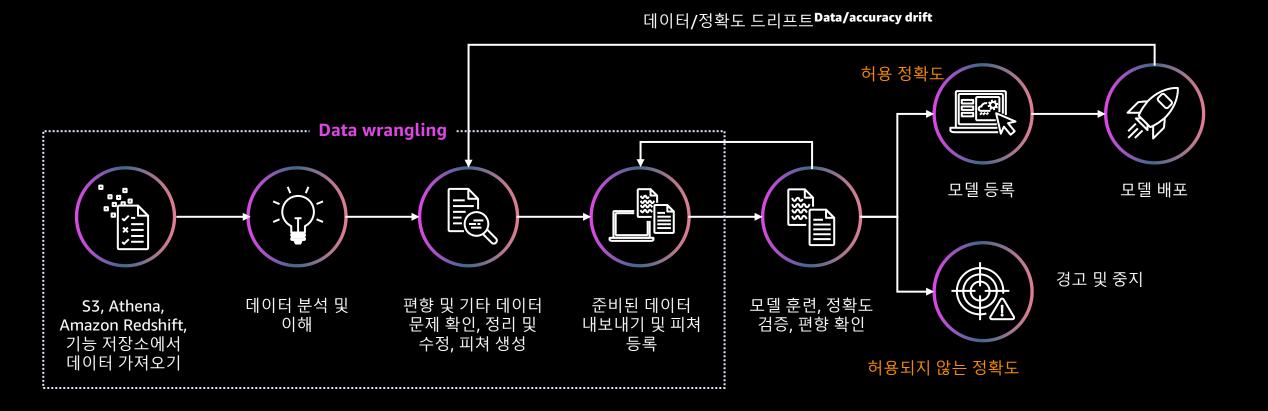
https://www.forbes.com/sites/gilpress/2021/06/16/andrew-ng-launches-a-campaign-for-data-centric-ai/?sh=2dee9f3574f5

A Chat with Andrew on MLOps: From Model-centric to Data-centric AI (Mar 2021)

https://www.youtube.com/watch?v=06-AZXmwHjo



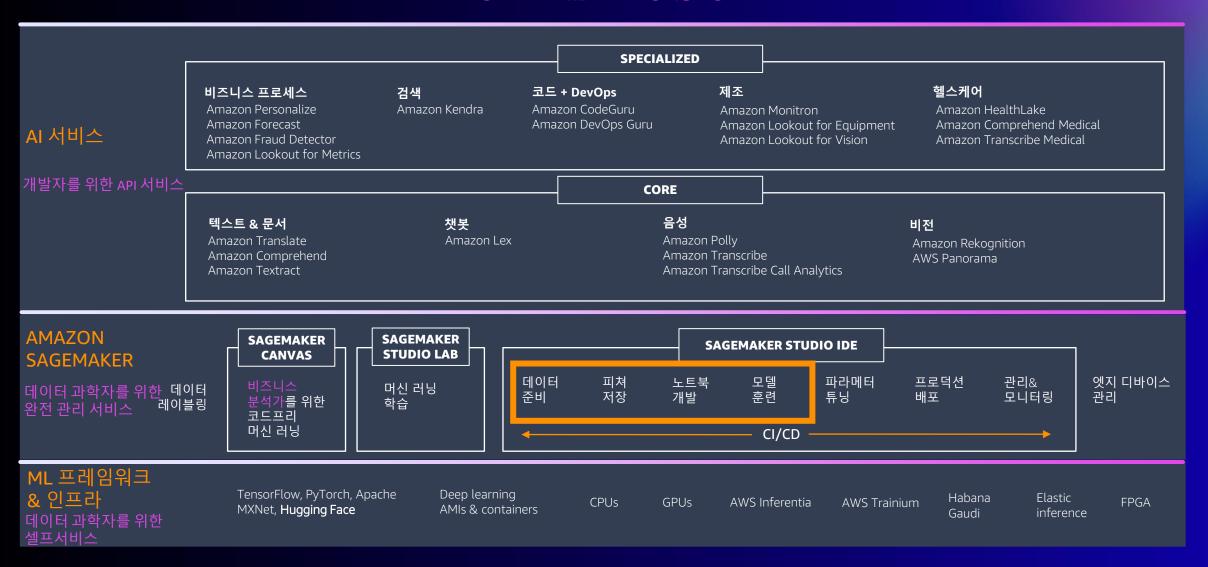
데이터 준비는 종단 간 ML Workflow 의 중요한 부분





AWS 머신러닝 스택

가장깊이있고폭넓은머신러닝역량제공





Amazon SageMaker Notebooks 빠른 시작 공유 가능한 노트북











SSO(Single Sign-On)를 통한 손쉬운 액세스

몇 초 만에 노트북에 액세스 완전 관리형 및 보안

관리자는 액세스 및 권한을 관리합니다. 빠른 시작

컴퓨팅 리소스 준비 없이 노트북 시작 손쉬운 협업

클릭 한 번으로 노트북 공유 탄력적 리소스

컴퓨팅 리소스를 쉽게 늘리고 줄일 수 있음



Agenda

- 머신 러닝 개요 및 데이터 준비의 중요성
- 예시1: Tabular (CSV 포맷) 데이터 준비 및 ML Workflow 프로토타이핑
- 예시 2: 이미지 데이터 준비 및 ML Workflow 프로토타이핑



예시1: Tabular (CSV 포맷) 데이터 준비 및 고객 이탈 분류 프로토타이핑

Code: https://bit.ly/ml-data-prep

	Churn?	State	Account Length	Area Code	Phone	Int'i Plan	VMail Plan	VMail Message	Day Mins	Day Calls	Day Charge
0	1	PA	163	806	403- 2562	no	yes	300	8.162204	3	7.579174
1	0	sc	15	836	158- 8416	yes	no	0	10.018993	4	4.226289
2	0	МО	131	777	896- 6253	no	yes	300	4.708490	3	4.768160
3	0	WY	75	878	817- 5729	yes	yes	700	1.268734	3	2.567642
4	1	WY	146	878	450- 4942	yes	no	0	2.696177	3	5.908916

이동 통신 가입자의 "고객 이탈" 유무를 분류하는 문제 임.



"고객이탈분류" 프로토타이핑 개요



Tabular 데이터 수집 및 준비

이동통신 고객이탈 데이터

데이터 탐색

- 히스토그램
- 상관관계 분석

데이터 전처리

피쳐 선택

알고리즘 선택

- XGBoost
- AutoGluon

모델 훈련 코드 작성

모델 훈련

- SageMaker XGBoost
- AutoGluon 앙상블
- 모델 설명 (SHAP)

모델 배포 및 추론

- Local Inference
- 모델 평가 (AUC-ROC)



(1) 데이터 수집 및 준비

"Pandas-Profiling 패키지" 이용하여 데이터 탐색

Tabular 데이터 수집 및 준비

데이터 탐색

이동통신 고객이탈 데이터

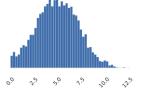
- 히스토그램
- 상관관계 분석

Day Charge

7.579174

C	Day Mins	VMail Message	VMail Plan	Int'i Plan	Phone	Area Code	Account Length	State	Churn?	
	8.162204	300	yes	no	403- 2562	806	163	PA	1	0
	10.018993	0	no	yes	158- 8416	836	15	sc	0	1
	4.708490	300	yes	no	896- 6253	777	131	МО	0	2
	1.268734	700	yes	yes	817- 5729	878	75	WY	0	3
	2.696177	0	no	yes	450- 4942	878	146	WY	1	4

Day Charge Real number (R≥0)		
UNIQUE		
Distinct		5000
Distinct (%)		100.0%
Missing		0
Missing (%)		0.0%
Infinite		0
Infinite (%)		0.0%
Mean	5.0189019	15
Minimum	0.00477677	78632
Maximum	12.7319359	95
Zeros	0	
Zeros (%)	0.0%	
Memory size	39.2 KiB	
Til.	li.	



Overview

Warnings 15

Reproduction

Dataset statistics

Number of variables	21
Number of observations	5000
Missing cells	0
Missing cells (%)	0.0%
Duplicate rows	0
Duplicate rows (%)	0.0%
Total size in memory	820.4 KiB
Average record size in memory	168.0 B
Variable types	
Categorical	3
Numeric	16
Boolean	2

Churn?

Categorical

2
< 0.1%
0
0.0%
39.2 KiB

2502

2498



(2) 모델 훈련 준비

데이터 전처리

피쳐 선택

High cardinality

Unique

Unique

Unique

Unique

Unique

Unique

Unique

Zeros

알고리즘 선택

모델 훈련 코드 작성

데이터 프로파일링 인사이트

State has a high cardinality: 51 distinct values

Warnings 15 Overview

Reproduction

Warnings

Phone has a high cardinality: 4999 distinct values **High cardinality** Phone is uniformly distributed Uniform Day Mins has unique values Unique

Day Charge has unique values

Eve Mins has unique values

Eve Charge has unique values

Night Mins has unique values

Night Charge has unique values

Intl Mins has unique values

Intl Charge has unique values

VMail Message has 2549 (51.0%) zeros

Day Calls has 170 (3.4%) zeros

Eve Calls has 800 (16.0%) zeros

Night Calls has 73 (1.5%) zeros

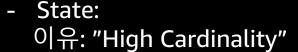
상관계수 분석

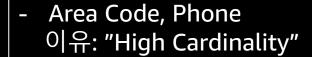
	Churn?	Account Length	Area Code	VMail Message	Day Mins	Day Calls	Day Charge	Eve Mins	Eve Calls	Eve Charge	Night Mins	Night Calls	Night Charge	Inti Mins	Inti Calls	Inti Charge	CustServ Calls
Churn?	nan	0.00	0.01	0.19	0.58	0.00	0.44	0.43	0.22	0.46	0.02	0.51	0.57	0.00	0.01	0.11	0.02
Account Length	nan	nan	0.04	0.01	0.02	0.01	0.01	0.00	0.03	0.01	0.02	0.00	0.03	0.02	0.00	0.03	0.04
Area Code	nan	nan	nan	0.02	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.00	0.00	0.02	0.01	0.01	0.01
VMail Message	nan	nan	nan	nan	0.14	0.00	0.18	0.10	0.10	0.03	0.06	0.14	0.16	0.02	0.13	0.01	0.07
Day Mins	nan	nan	nan	nan	nan	0.09	0.67	0.48	0.18	0.77	0.19	0.45	0.57	0.00	0.24	0.24	0.20
Day Calls	nan	nan	nan	nan	nan	nan	0.22	0.03	0.19	0.05	0.09	0.08	0.05	0.02	0.05	0.12	0.07

Tabular Data (CSV 데이터) 피쳐 선택 기본 가이드

https://github.com/gonsoomoon-ml/Self-Study-On-SageMaker/blob/main/data_preparation/Feature_Selection_Guide.md

피쳐 제거





Eve Charge 이유: Day Mins와 높은 상관관계

(3) XGBoost 모델 훈련 및 모델 설명

모델 설명 모델 훈련

SageMaker XGBoost

피쳐 중요도 (SHAP 분석)

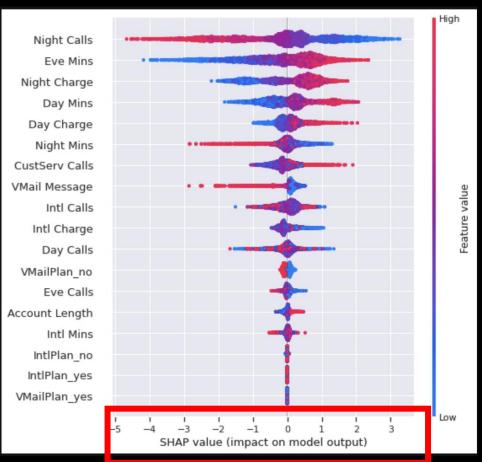


2022-01-06 01:02:56 Starting - Starting the training job... 2022-01-06 01:04:11 Starting - Preparing the instances for traini 2022-01-06 01:06:26 Downloading - Downloading input data 2022-01-06 01:06:26 Training - Downloading the training image... 2022-01-06 01:06:51 Training - Training image download completed.

SM HP LABEL COLUMN=Churn?

2022-01-06 01:07:11 Uploading - Uploading generated train 2022-01-06 01:07:11 Completed - Training job completed Training seconds: 69 Rillable seconds: 69

CPU times: user 621 ms, sys: 52.3 ms, total: 673 ms Wall time: 4min 45s



피쳐 중요도 상세 분석

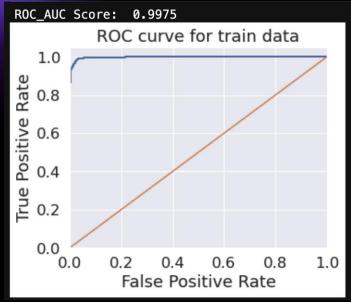
- SHAP Value 0 을 중심으로 양의 방향이면 고객 이탈 영향 (레이블 값이 1)
 - Night Calls 가 작고
 - Eve Mins 가 많고
 - Night Charge 가 많고
 - Day Mins 가 많고
 - Day Charge 가 많고
 - Night Mins 가 적고
 - Customer Calls 가 많고
 - VMail Messages 숫자가 적습니다.
 - SHAP Value 0 을 중심으로 음의 방향이면 고객 유지 영향 (레이블 값이 0)
 - Night Calls 가 많고
 - Eve Mins 가 적고
 - Night Charge 가 적고
 - Day Mins 가 적고
 - Day Charge 가 적고
 - Night Mins 가 많고
 - Customer Calls 가 적고
 - VMail Messages 가 많습니다.

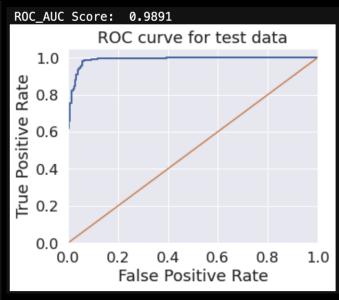


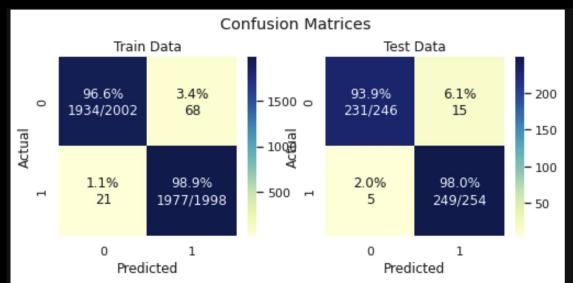
(4) XGBoost 모델 추론 및 평가

모델 배포 및 추론

Local Inference







훈련 및 테스트 데이터 추론 분석

- threshold=0.5 (레이블의 Fraud 확률)을 기준으로 0, 1을 구분
- False Postive (FP)
 - 훈련: 3.4%
 - 테스트: 6.1%
- False Negative (FN)
 - 훈련: 1.1%
 - 테스트: 2.0%
- 위의 훈련 과 테스트의 "차이"는 과적합의 정도를 나타냄.

aws

rights reserved.

(5) AutoGluon 훈련, 추론 및 평가 준비

모델 훈련

모델 배포 및 추론

AutoGluon 앙상블

• 추론 평가

```
Fitting model: LightGBMXT ...
'verbose_eval' argument is deprecated and will be removed in
rgument instead.
       0.9916 = Validation score (roc_auc)
               = Training runtime
       0.02s
                = Validation runtime
Fitting model: LightGBM ...
'verbose_eval' argument is deprecated and will be removed in
rgument instead.
       0.9916 = Validation score (roc_auc)
                = Training runtime
                = Validation runtime
       0.01s
Fitting model: CatBoost ...
       0.9925 = Validation score (roc_auc)
       4.35s
               = Training runtime
                = Validation runtime
Fitting model: ExtraTreesGini ...
       0.9864 = Validation score (roc_auc)
       0.81s
              = Training runtime
       0.1s
                = Validation runtime
Fitting model: ExtraTreesEntr ...
       0.9849
              = Validation score (roc_auc)
               = Training runtime
                = Validation runtime
       0.1s
Fitting model: XGBoost ...
               = Validation score (roc_auc)
                = Training runtime
               = Validation runtime
       0.01s
Fitting model: LightGBMLarge ...
'verbose_eval' argument is deprecated and will be removed in
rgument instead.
       0.9879 = Validation score (roc_auc)
                = Training runtime
       A.AT2 - AGCTAGCTON LANCTHIC
Fitting model: WeightedEnsemble_L2 ...
       0.9933 = Validation score (roc auc)
                = Validation runtime
```

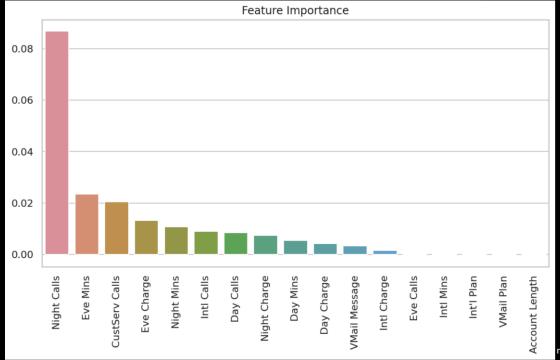
AutoGluon training complete, total runtime = 13.87s ...
TabularPredictor saved. To load, use: predictor = TabularPre

최종 앙상블 모델

리더 보드 생성

predictor.leaderboard(test_data, extra_info=False, silent=True)

	model	score_test	score_val	pred_time_test	pred_time_val	fit_time
0	WeightedEnsemble_L2	0.993790	0.993326	0.100449	0.022293	7.499869
1	XGBoost	0.993342	0.991582	0.074782	0.009923	1.399325
2	LightGBM	0.993214	0.991630	0.018969	0.008403	0.988137
3	CatBoost	0.993070	0.992526	0.003241	0.002819	4.349078
4	LightGBMXT	0.991534	0.991614	0.031216	0.015588	1.777600
5	LightGBMLarge	0.991518	0.987901	0.022254	0.006897	1.801324
6	ExtraTreesEntr	0.990918	0.984932	0.126840	0.103847	0.813927
7	ExtraTreesGini	0.990822	0.986357	0.128747	0.103795	0.814664



reserved

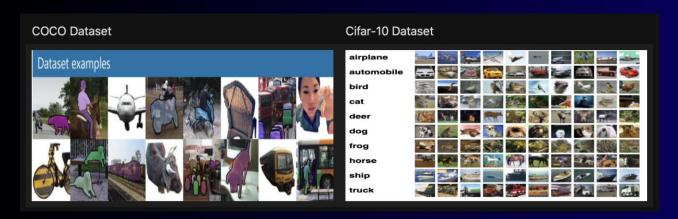
Agenda

- 머신 러닝 개요 및 데이터 준비의 중요성
- 예시1: Tabular (CSV 포맷) 데이터 준비 및 ML Workflow 프로토타이핑
- 예시 2: 이미지 데이터 준비 및 ML Workflow 프로토타이핑



예시 2: 이미지 데이터 준비 및 "이미지 분류" 프로토타이핑

Code: https://bit.ly/ml-data-prep



10개의 동물 카테고리 1 개의 동물 카테고리

11개 의 동물 카테고리에 해당하는 동물 이미지 준비

동물 이미지가 주어지면 동물 이미지 분류를 11개 카테고리안에서 분류하는 문제 임.



"이미지 분류" 프로토타이핑 개요



이미지 수집 및 준비

- COCO
- CIFAR 10

프레임워크 선택

- TensorFlow
- Pytorch
- SageMaker 내장 알고리즘

이미지 전처리

- Resize
- Scale

모델 훈련 코드 작성

모델 훈련

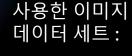
- Image 증강
- Transfer Learning

모델 배포 및 추론

Local Inference



(1) 이미지 수집 및 준비



주석 (Annotation): 이미지의 메타 정보로서 이미지 이름, 이미지 경로, 이미지 카테고리, 바운딩 박스, 세그먼테이션 정보



(2750개)



11 개 동물 주석 생성 (2750개) 데이터 세트 분리 (훈련, 검증, 테스트) 이미지 저장

표준 이미지 분류 폴더: TensorFlow, PyTorch, MXNet 프로임워크가 모두 수용 가능한 폴더 및 파일 구조

```
+-- train
   +-- class A
       +-- filename.jpg
       +-- filename.jpg
       +-- filename.jpg
   +-- class B
       +-- filename.jpg
       +-- filename.jpg
       +-- filename.jpg
+-- val
   +-- class A
       +-- filename.jpg
       +-- filename.jpg
       +-- filename.jpg
   +-- class B
       +-- filename.jpg
       +-- filename.jpg
       +-- filename.jpg
+-- test
   +-- class A
       +-- filename.jpg
       +-- filename.jpg
       +-- filename.jpg
   +-- class B
       +-- filename.jpg
       +-- filename.jpg
       +-- filename.jpg
```

(2) 텐서 플로우:이미지 전처리 및 모델 훈련

Tensorflow

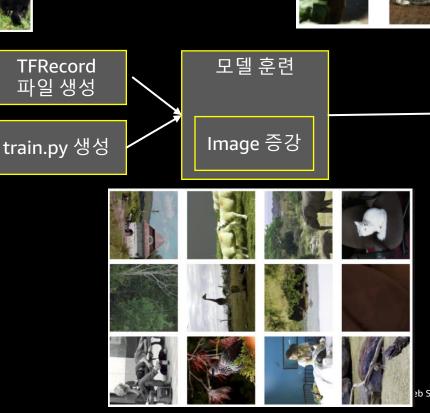
표준 이미지 분류 폴더:

```
+-- train
   +-- class A
       +-- filename.jpg
       +-- filename.jpg
       +-- filename.jpg
   +-- class B
       +-- filename.jpg
       +-- filename.jpg
       +-- filename.jpg
+-- val
   +-- class A
       +-- filename.jpg
       +-- filename.jpg
       +-- filename.jpg
   +-- class B
       +-- filename.jpg
       +-- filename.jpg
       +-- filename.jpg
+-- test
   +-- class_A
       +-- filename.jpg
       +-- filename.jpg
       +-- filename.jpg
   +-- class B
       +-- filename.jpg
       +-- filename.jpg
       +-- filename.jpg
```

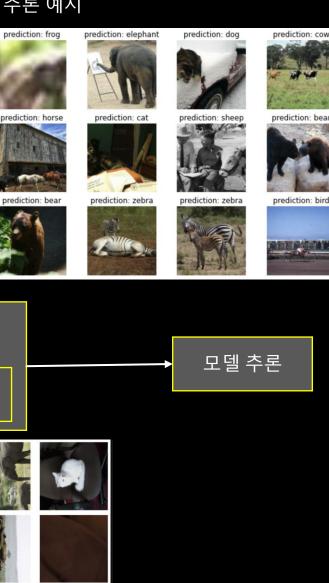
리사이즈 예시: (424, 640) → (224, 224)



Resize



추론 예시





(3) 파이토치: 이미지 전처리 및 모델 훈련

PyTorch

표준 이미지 분류 폴더:

```
+-- train
   +-- class A
       +-- filename.jpg
       +-- filename.jpg
       +-- filename.jpg
   +-- class B
       +-- filename.jpg
       +-- filename.jpg
       +-- filename.jpg
+-- val
   +-- class_A
       +-- filename.jpg
       +-- filename.jpg
       +-- filename.jpg
   +-- class B
       +-- filename.jpg
       +-- filename.jpg
       +-- filename.jpg
+-- test
   +-- class A
       +-- filename.jpg
       +-- filename.jpg
       +-- filename.jpg
   +-- class B
       +-- filename.jpg
       +-- filename.jpg
       +-- filename.jpg
```

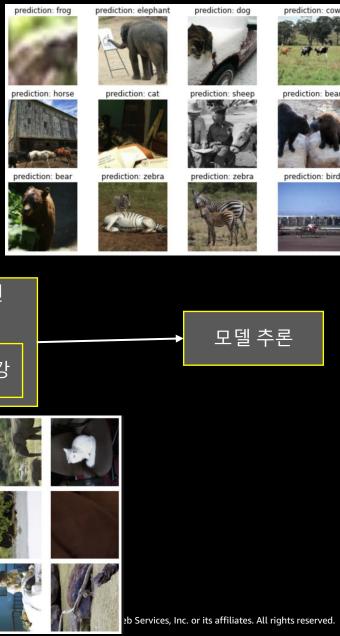
리사이즈 예시: (424, 640) → (224, 224)



Resize



추론 예시





(4) SageMaker 내장 알고리즘 : 이미지 전처리 및 모델 훈련

prediction: frog prediction: elephant 추론 예시 표준 이미지 분류 폴더: +-- train 리사이즈 예시: (424, 640) → (224, 224) +-- class A +-- filename.jpg +-- filename.jpg +-- filename.jpg +-- class B +-- filename.jpg +-- filename.jpg +-- filename.jpg +-- val +-- class A +-- filename.jpg +-- filename.jpg RecordIO 모델 훈련 +-- filename.jpg **MXNet** Resize 파일 생성 +-- class B +-- filename.jpg +-- filename.jpg 훈련 코드 +-- filename.jpg Image 증강 필요 없음 +-- test +-- class A +-- filename.jpg +-- filename.jpg +-- filename.jpg +-- class B +-- filename.jpg



+-- filename.jpg +-- filename.jpg 모델 추론

정리 및 요약

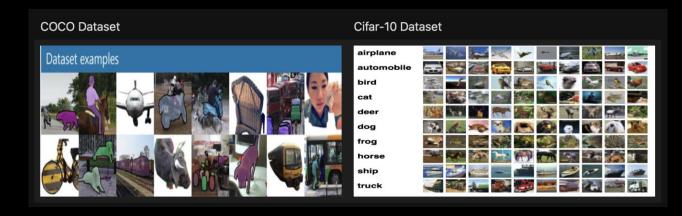
예시1: Tabular (CSV 포맷) 데이터 준비 및 고객 이탈 분류 프로토타이핑

Code: https://bit.ly/ml-data-prep

	Churn?	State	Account Length	Area Code	Phone	Int'i Plan	VMail Plan	VMail Message	Day Mins	Day Calls	Day Charge
0	1	PA	163	806	403- 2562	no	yes	300	8.162204	3	7.579174
1	0	sc	15	836	158- 8416	yes	no	0	10.018993	4	4.226289
2	0	МО	131	777	896- 6253	no	yes	300	4.708490	3	4.768160
3	0	WY	75	878	817- 5729	yes	yes	700	1.268734	3	2.567642
4	1	WY	146	878	450- 4942	yes	no	0	2.696177	3	5.908916

예시 **2:** 이미지 데이터 준비 및 이미지 분류 프로토타이핑

Code: https://bit.ly/ml-data-prep



10개의 동물 카테고리 1 개의 동물 카테고리 L_____

11개 의 동물 카테고리에 해당하는 동물 이미지 준비

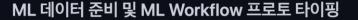
동물 이미지가 주어지면 동물 이미지 분류를 11개 카테고리안에서 분류하는 문제 임.

이동 통신 가입자의 "고객 이탈" 유무를 분류하는 문제 임.





Code: https://bit.ly/ml-data-prep



1. 워크샵 배경

1.1 Andrew Ng 의 "데이터 준비" 의 중요성에 대한 의견

ML Workflow 를 개발하기 위해서는 "ML 데이터 준비" (데이터 수집, 정제, 탐색, 분석, 이해 및 정리) 를 하는 과정이 약 80% 정도를 차지 한다고 합니다. Andrew Ng 는 "From Model-Centric To Data-Centric" 으로 바꾸어야 한다고 합니다. 이유는 많은 ML 알고리즘 및 코드는 많이 발전하였고, 이미 검증이 되었다고 합니다. 하지만 "데이터 준비" 는 많이 과소평가 되고, "낮은 데이터 품질" 로 인해서 ML Workflow의 개발 속도의 저하 및 Production 시에 낮은 모델 추론 성능이 나온다고 합니다.

"The model and the code for many applications are basically a solved problem," says Ng. "Now that the models have advanced to a certain point, we got to make the data work as well."

"많은 응용 프로그램의 모델과 코드는 기본적으로 해결된 문제입니다.이제 모델이 특정 지점까지 발전 했으므로 데이터도 작동하도록 해야합니다."

"If 80 percent of our work is data preparation, then ensuring data quality is the important work of a machine learning team."

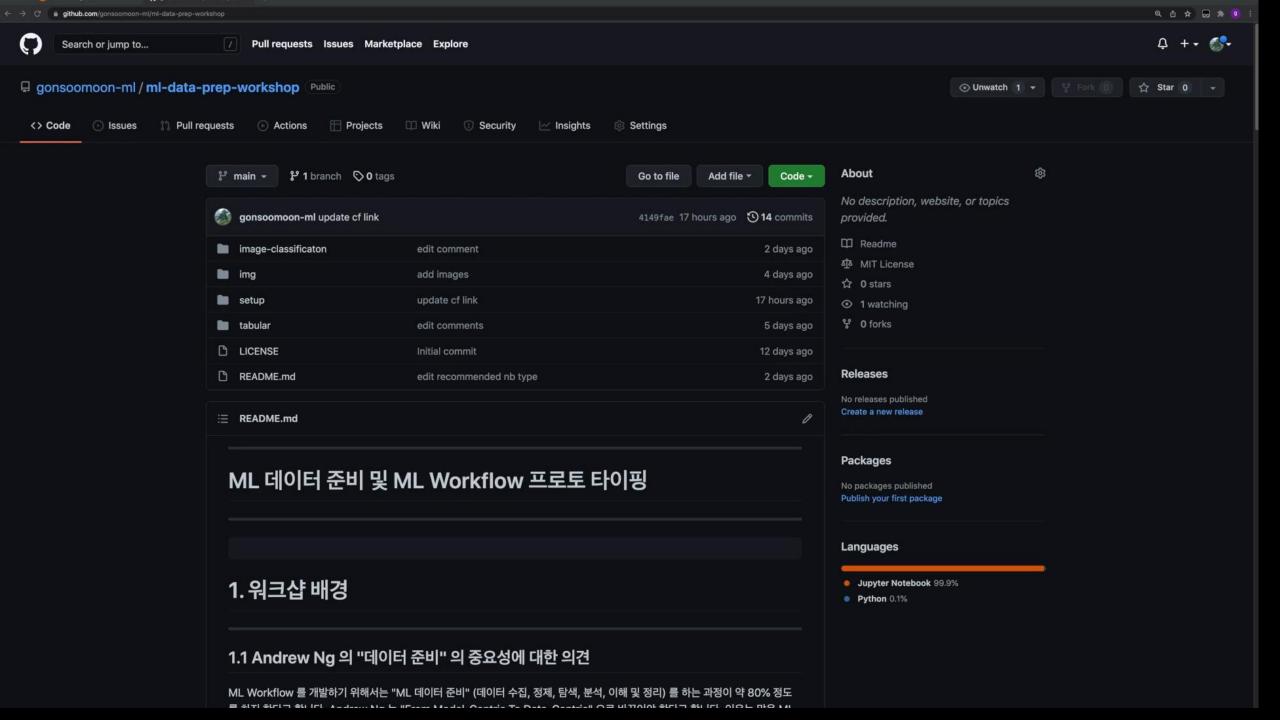
"우리 작업의 **80%**가 데이터 준비라면 데이터 품질을 보장하는 것은 머신 러닝 팀의 중요한 작업입니다**."**

소스:

- Andrew Ng Launches A Campaign For Data-Centric AI (Dec 6, 2021)
 - https://www.forbes.com/sites/gilpress/2021/06/16/andrew-ng-launches-a-campaign-for-data-centricai/?sh=2dee9f3574f5
- A Chat with Andrew on MLOps: From Model-centric to Data-centric AI (Mar 2021)
 - https://www.youtube.com/watch?v=06-AZXmwHjo
- Data Prep Still Dominates Data Scientists' Time, Survey Finds, July 2020
- https://www.datanami.com/2020/07/06/data-prep-still-dominates-data-scientists-time-survey-finds/
- Cleaning Big Data: Most Time-Consuming, Least Enjoyable Data Science Task, Survey Says, Mar 2016
 - https://www.forbes.com/sites/gilpress/2016/03/23/data-preparation-most-time-consuming-leastenjoyable-data-science-task-survey-says/?sh=6a0651e26f63



2. 워크샵 개요



참고 자료

공통

- 메인 코드: ML 데이터 준비 및 ML Workflow 프로토타이핑
 - https://bit.ly/ml-data-prep
- AWS SageMaker Examples / Pred_Data
 - https://github.com/aws/amazon-sagemaker-examples/tree/master/prep_data

Tabular (CSV 형식의 데이터)

- Customer churn prediction with SageMaker XGBoost
 - https://github.com/mullue/churn-pred-xgboost
- Pandas Profiling
 - https://pandas-profiling.github.io/pandas-profiling/docs/master/rtd/
- Tablur Data (CSV 데이터) 피쳐 선택 기본 가이드
 - https://github.com/gonsoomoon-ml/Self-Study-On-SageMaker/blob/main/data_preparation/Feature_Selection_Guide.md
- AutoGluon Quick Start
 - https://github.com/mullue/autogluon

Image

- COCO Dataset
 - https://cocodataset.org
- The CIFAR-10 dataset
 - https://www.cs.toronto.edu/~kriz/cifar.html
- SageMaker built-in Image Classification Algorithm
 - https://docs.aws.amazon.com/sagemaker/latest/dg/image-classification.html
- TensorFlow Datasets 공식 페이지
 - https://www.tensorflow.org/datasets/overview



AI & ML 리소스 허브

AWS가 제공하는 AI 및 ML에 관한 다양한 자료들을 통해 더욱 심층적으로 학습해보세요!

- 기계 학습 여정 가이드
- 기계 학습의 7가지 주요 사용 사례
- 데이터, 분석 및 기계 학습을 위한 전략 플레이북
- 올바른 클라우드 서비스 및 인프라를 통한 기계 학습 혁신 가속화 전략 가이드
- 기계 학습에 적합한 컴퓨팅 인프라 선택 가이드
- 컨택트 센터의 서비스 개선 및 비용 절감 방법
- + 외의 다양한 동영상 학습 자료 및 기술 학습 자료!



https://bit.ly/3yUk0Kx

리소스 허브 방문하기



AWS Innovate - AI/ML 특집에 참석해주셔서 대단히 감사합니다.

저희가 준비한 강연, 어떻게 보셨나요? 더 나은 세미나를 위하여 설문을 꼭 작성해 주세요!

- aws-korea-marketing@amazon.com
- twitter.com/AWSKorea
- f facebook.com/amazonwebservices.ko
- youtube.com/user/AWSKorea
- in linkedin.com/company/amazon-web-services
- twitch.tv/aws



Thank you!

