# Tabular Playground Series – Dec 2021

#### 권도근

-담당: 프로젝트개요,모델,결론 김 태용

-담당: 환경설정 및워크플로우, 데이터 전처리

### 목차 A table of contents.

01 프로젝트의 개요 및 목적

02 환경설정 및 워크플로우

03 데이터 수집 및 전처리

04 모델

05 프로젝트 결론

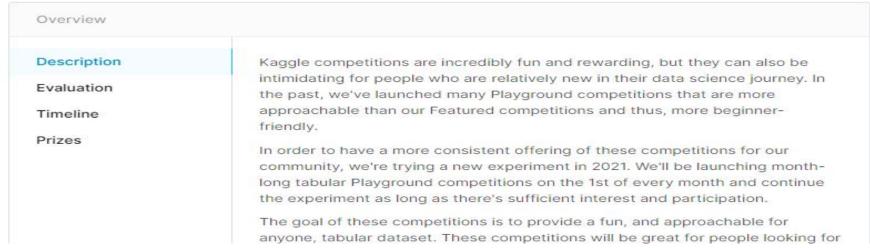


### Part 1.

프로젝트의 개요 및 목적

### Part 1, 캐글대회 소개





### Part 1, 프로젝트 개요

001 >> 데이터 불러오기

002 >> EDA & 데이터 전처리

003 >> LightGBM, XGBOOST, Tensor Flow 모델 구축

### Part 1, 데이터 셋 설명

콜로라도 북부 주르벨트 국유림 단위 넓이: 30m\*30m

종속변수: Cover\_Type(구성 목)

- 가문비/전나무
- 로지폴 소나무
- 폰데로사 소나무
- 미루나무/버드나무
- 사시나무
- 미송
- Krummholz



#### Data

Elevation: 고도(m)

Aspect: 경사 방위면(degree)

Slope: 경사도(degree)

Horizontal\_Distance\_To\_Hydrology: 지표수까지의 수평 거리(m)

Vertical\_Distance\_To\_Hydrology: 지표수까지의 수직 거리(m)

Horizontal\_Distance\_To\_Roadways: 도로까지의 수평 거리(m)

Hillshade\_9am: 하지 오전 9시 음영도(0 to 255 index)

Hillshade\_Noon: 하지 정오 음영도(0 to 255 index)

Hillshade\_3pm: 하지 오후 3시 음영도(0 to 255 index)

Horizontal\_Distance\_To\_Fire\_Points: 산불 점화 지점까지의 수평 거리(m)

Wilderness\_Area: 야생 지역(1~4, 0 또는 1 data)

- 1. Rawah
- 2. Neota
- 3. Comanche Peak
- 4. Cache la Poudr

Soil\_Type: 토양 유형(1~40, 0 또는 1 data)

### Part 2.

환경설정 및 워크플로우

### Part 1, 환경설정 및 워크플로우

프로젝트 주요 라이브러리 버전

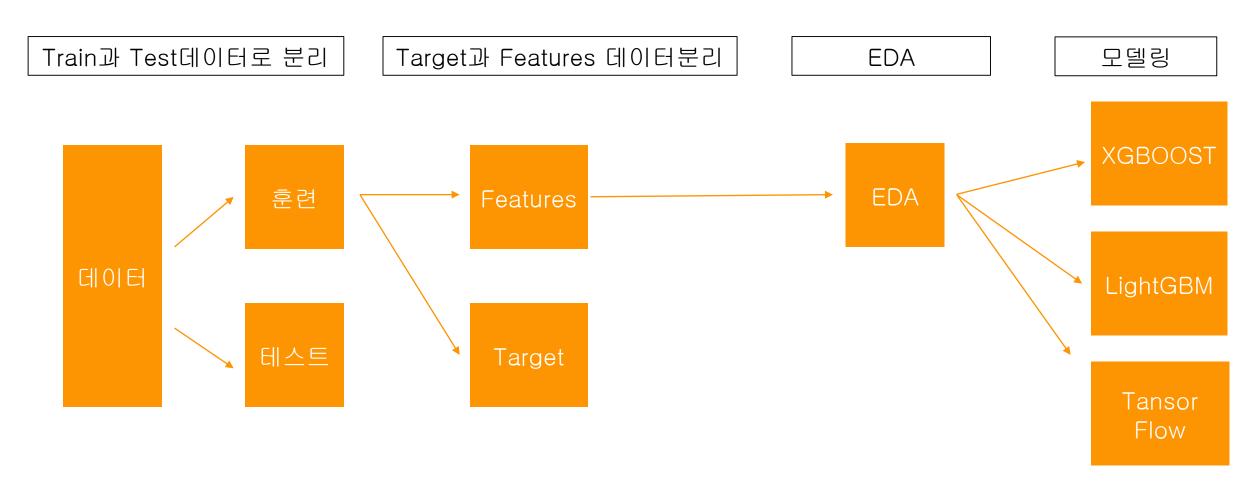
라이브러리	버전	라이브러리	버전
Python	3.7.12	Xgboost	1.5.1
Numpy	1.19.5	Catboost	1.0.3
Pandas	1.3.4	Lightgbm	3.3.1
Plotly	5.4.0	Tenserflow	2.6.2
Sklearn	0.0		
Scipy	1.7.2		

### Part 1, 환경설정 및 워크플로우

- <u>딥러닝은</u> 필수적으로 GPU를 사용해야 함
- GPU 무료 사용 Google Colab, Kaggle Notebook
- 로컬 구축 리눅스 환경 또는 M1 Mac (본 연구 진행)
- 딥러닝 프레임워크
  - Tensorflow: https://www.tensorflow.org/
  - Pytorch: https://pytorch.org/

Part 1, 환경설정 및 워크플로우

### 순서도



### Part 3

데이터 수집 및 전처리

### Part 1, 데이터 불러오기

#### Train Data

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 4000000 entries, 0 to 3999999
Data columns (total 56 columns):

#	Column	Dtype
0	Id	int64
1	Elevation	int64
2	Aspect	int64
3	Slope	int64
4	Horizontal_Distance_To_Hydrology	int64
5	Vertical_Distance_To_Hydrology	int64
6	Horizontal_Distance_To_Roadways	int64
7	Hillshade_9am	int64
8	Hillshade_Noon	int64
9	Hillshade_3pm	int64
10	Horizontal_Distance_To_Fire_Points	int64

•

47	Soil_Type33	int64
48	Soil_Type34	int64
49	Soil_Type35	int64
50	Soil_Type36	int64
51	Soil_Type37	int64
52	Soil_Type38	int64
53	Soil_Type39	int64
54	Soil_Type40	int64
55	Cover_Type	int64
dtyp	es: int64(56)	

memory usage: 1.7 GB

None

#### Test Data

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 1000000 entries, 0 to 999999
Data columns (total 55 columns):

None

#	Column	Non-Null Count	Dtype
0	Id	1000000 non-null	int64
1	Elevation	1000000 non-null	int64
2	Aspect	1000000 non-null	int64
3	Slope	1000000 non-null	int64
4	Horizontal_Distance_To_Hydrology	1000000 non-null	int64
5	Vertical_Distance_To_Hydrology	1000000 non-null	int64
6	Horizontal_Distance_To_Roadways	1000000 non-null	int64
7	Hillshade_9am	1000000 non-null	int64
8	Hillshade_Noon	1000000 non-null	int64
9	Hillshade_3pm	1000000 non-null	int64
10	Horizontal_Distance_To_Fire_Points	1000000 non-null	int64

•

50	Soil_Type36	1000000	non-null	int6
51	Soil_Type37	1000000	non-null	int6
52	Soil_Type38	1000000	non-null	int6
53	Soil_Type39	1000000	non-null	int6
54	Soil_Type40	1000000	non-null	int6
dtyp	es: int64(55)			
memo	ry usage: 419.6 MB			

### Part 1, 데이터 수집 및 전처리

#### Total Data

(Train + Test)

	count	mean	std	min	25%	50%	75%	max
Soil_Type27	5000000.000000	0.011771	0.107856	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	1.000000
Soil_Type21	5000000.000000	0.011586	0.107011	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	1.000000
Soil_Type9	5000000.000000	0.010968	0.104150	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	1.000000
Soil_Type28	5000000.000000	0.010767	0.103203	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	1.000000
Soil_Type36	5000000.000000	0.010709	0.102930	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	1.000000
Soil_Type3	5000000.000000	0.009225	0.095602	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	1.000000
Soil_Type25	5000000.000000	0.003276	0.057146	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	1.000000
Soil_Type8	5000000.000000	0.002921	0.053971	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	1.000000
Soil_Type15	5000000.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
Soil_Type7	5000000.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000

Soil\_Type(토양 유형): 해당하는 토양 유형일 경우 1의 값이 입력된 columns

- 15, 7: 측정 data가 존재하지 않아 해당 column 제거

- 3, 8, 25: 측정 data가 전체의 1% 미만인 column 제거

### Part 1, 데이터 수집 및 전처리

#### Train Data

	Cover_Type	count
0	1	1468136
1	2	2262087
2	3	195712
3	4	377
4	5	1
5	6	11426
6	7	62261



	Cover_Type	count
0	1	1468136
1	2	2262087
2	3	195712
3	6	11426
4	7	62261

**Cover\_Type**: 30 x 30 (m<sup>2</sup>) 을 구성하는 주요 나무

- **Type 4**: 미루나무/버드나무 7개 Type 중 Train 전체 data(400000개)의 0.1% 미만을 차지한다.
- Type 5: 사시나무 단 1개의 Raw만 포함된 Type으로 학습하기 적절하지 않다고 판단.

### Part 4.

모델링

### Part 1, 모델 알고리즘 소개

#### **XGBOOST**

- 트리 기반의 앙상블 학습
- 캐글 경연에서 상위 데이터에서 xgboost사용
- GBmd에 기반하지만 느린 수행시간 및 과적합 규제 부재 문제 보완

#### LightGBM

- LightGBM은 리프 중심 트리 분할 방식
- LightGBM의 리프 중심 트리 분할은 트리의 균형을 맞추 지 않고 최대 손실 값을 가 지는 리프 노트를 지속적으 로 분할
- 균형 트리의 분할 방식보다 예측 오류 손실을 최소화 가 능

#### Tensor Flow

- 머신러닝을 위한 신경망을 쉽게 빌드할 수 있도록 설계
- 텐서플로우(TensorFlow)는 기계 학습과 딥러닝을 위해 구글에서 만든 오픈소스 라 이브러리

### Part 1, XGBOOST vs LightGBM

XGBOOST와 LightGBM은 부스팅 기법 앙상블 알고리즘과 관련

#### 앙상블이란?

여러 개의 결정 트리(Decision Tree)를 결합하는 것으로, 하나의 결정 트리보다 알고리즘 성능을 더 높임

앙상블 학습을 통해 약한 분류기(Weak Classifier) 여러 개를 결합해서 강한 분류기(Strong Classifier)를 만들 수 있음

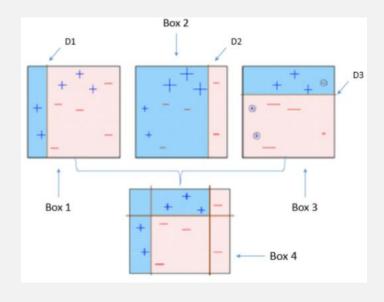
머신러닝 앙상블은 크게 배깅(Bagging) 부스팅(Boosting)으로 구분

### Part 1, XGBOOST vs LightGBM

XGBOOST와 LightGBM은 부스팅 기법 앙상블 알고리즘과 관련

#### 부스팅이란?

부스팅(Boosting)은 이전 모델의 예측 결과에 따라 가중치를 활용해서 강분류기를 만드는 방법



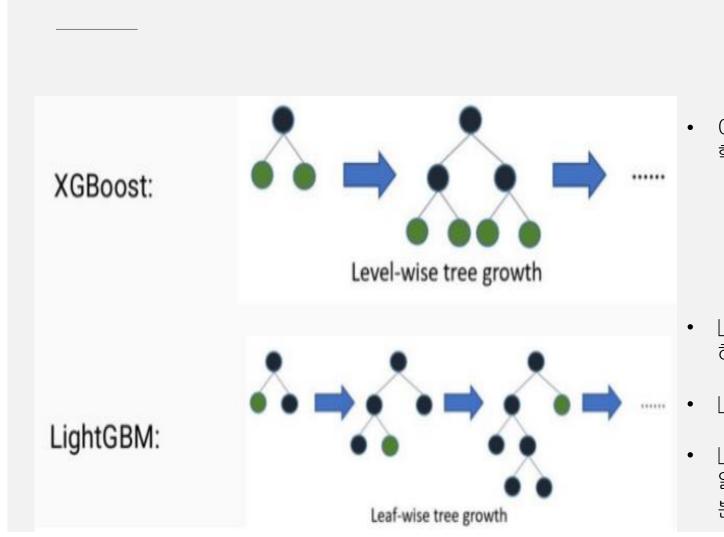
그림은 +와 -로 구성된 데이터셋을 분류하는 문제

잘못 분류된 데이터는 가중치를 높여주고, 잘 분류된 데이터는 가중치를 낮추어 주며 데이터 크기를 조절하는 과정을 통해 다음 모델에서 해당 데이터에 더 집중해 분류되고 있다

D1, D2, D3의 classifier를 합쳐 최종 classifier를 구할 수 있다

예시

### Part 1, XGBOOST vs LightGBM



#### **XGBOOST**

• 이전 GBM보다 성능은 좋아졌지만 여전히 학습시간이 느림

#### LightGBM

- LightGBM은 대용량 데이터 처리가 가능 하고 메모리를 적게 사용하며 빠름
- LGBM은 리프 노드를 중심으로 트리 분할
- LGBM은 균형은 상관없이 loss를 가장 줄 일 수 있는 쪽으로 리프 노드를 지속적으로 분할

### Part 1, Tensor Flow

## 순방향 전파 출력층 입력층 은닉층 초록색 화살표 : 역방향 전파

MLP DeepLearning

- 여러층의 퍼셉트론으로 적어도 1개 이상의 은닉층(hidden layer) 보유
- 일반적으로 지도학습
- 역전파 알고리즘(Backpropagation)으로 학습 다층 퍼셉트론 문제 해결위 한 알고리즘
- 경사하강법으로 에러를 최소화
- 복잡한 데이터의 분류가 가능

### Part 1, Tensor Flow

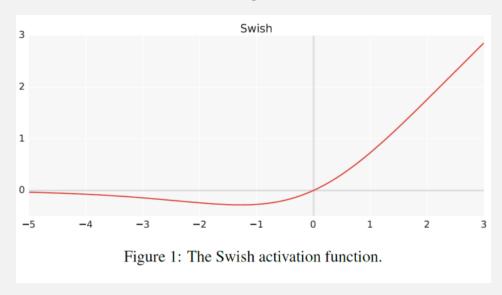
#### Swish 함수

활성화 함수(Activation Function)는 입력을 받아 활성, 비활성을 결정하는데 사용되는 함수

#### 기존 활성화 함수

#### 

#### Swish 함수



- Swish 는 매우 깊은 신경망에서 ReLU 보다 높은 정확도를 달성
- 또한 모든 배치 크기에 대해 Swish 는 ReLU 를 능가
- 모든 x < 0 에 대해 함수를 감소시키거나 증가시키지 않는다.
- Mish 와 마찬가지로 bounded below, unbounded above 특징을 가진다.

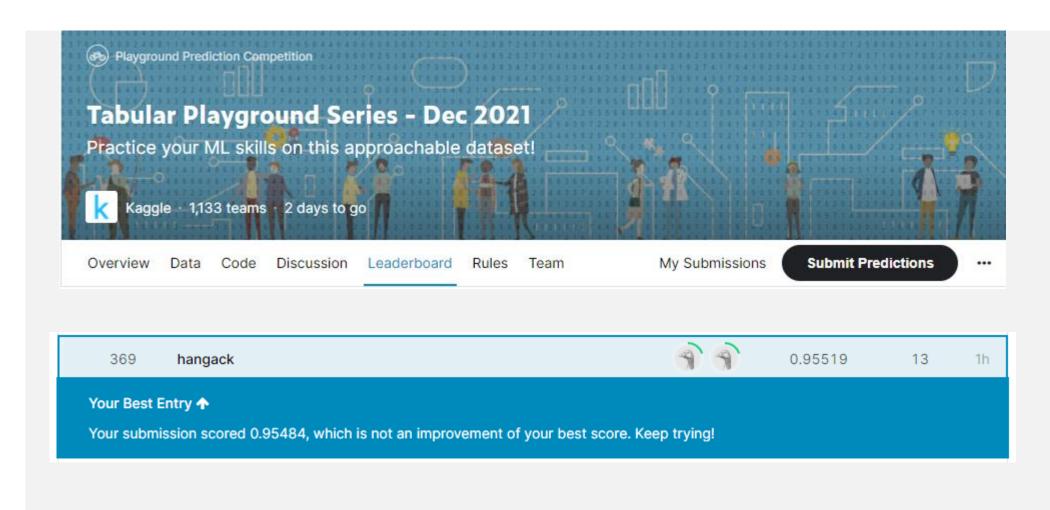
### Part 1, 모델 평가

실험	Model	실험내용	근거	점수
실험기	lightGBM	defualt		0.94071
실험 2	lightGBM	FEATURES['mean', 'std', 'min', 'max'] 사용하지않음	단순히 모든 컬럼에서 평균,중간,최소,최대값을 가져오는 columns 이기 때문에 ML 상에서 중요 하지 않음	0.94345
실험 3	lightGBM	total DF에서 적은 점유율(1% 이하)을 보이는 Soild_Type 제거	임의로 뽑아낸 값이기 때문에 train과 test를 모 두 고려	0.94545
실험 4	lightGBM	Cover_Type == 4 를 제거	표본이 적어 상관관계 영향이 적을거라 판단	0.95069
실험 5	CatBoost	실험4와 동일		0.95362
실험 6	XgBoost	실험4와 동일		0.95246
실험 7	Tensorflow	실험4와 동일		0.95519
실험 8	lightGBM	Cover_Type == 6 제거	1%미만의 수치	0.95056
실험 9	lightGBM	1.5% 미만인 Soil_Type 제거	상관관계의 기준치를 올림	0.94668
실험 10	lightGBM	0.5% 미만인 Soil_Type 제거	상관관계의 기준치를 내림	0.95035

### Part 5.

프로젝트 결론

### Part 1, 결론



1133개의 팀 중 0.95519점수 369등