2020년 하반기 4차인재 양성사업 과학기술 빅데이터 분석가 양성 과정 KISTI Kaggle Competition (4TH)

# **Titanic**

2020.12.03.

이한별

### 대회 개요

- KISTI 빅데이터 분석가 과정 내부 대회
- 타이타닉 호의 생존자를 머신러닝을 통해 예측하기
- 주어진 feature들을 가공 및 활용하여 생존 여부 예측

#### **Features**

- Age
- Initial을 생성하여 평균으로 Null 값 채움
- Mr\_e로 비교적 나이가 많은 남성 따로 추출

#### Age

#### Initial

Master	5.482642
Miss	21.834533
Mr	32.252151
Mr_e	47.176471
Mrs	37.046243
Other	42.875000

### **Features**

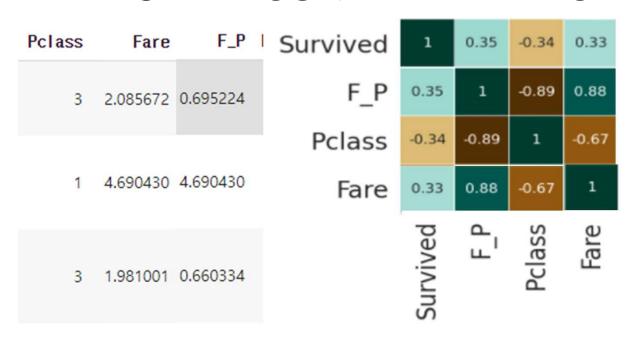
- Age\_cat categorize
- 10살 간격이 5살 간격보다 상관관계가 높았음
- Age 삭제, Age\_cat 활용

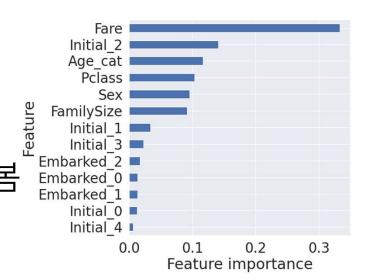
Survived	1	-0.34	-0.54	-0.085	-0.096	-0.086
Pclass	-0.34	1	0.13	-0.34	-0.32	-0.34
Sex	-0.54	0.13	1	0.11	0.12	0.11
Age	-0.085	-0.34	0.11	1	0.98	1
Age_cat	-0.096	-0.32	0.12	0.98	1	0.98
Age_cat5	-0.086	-0.34	0.11	1	0.98	1

#### **Features**

- Embarked
- 가장 많이 탑승한 S로 Null 값 채움
- One hot encoding
- Pclass
- One hot encoding
- Cabin
- Null 값이 많아 제거
- SibSp, Parch
- 가족 관련 feature들과 중복 -> 제거

- F\_P
- Fare(정규화한 값) / Pclass
- Fare를 넣었을 때 영향력이 크기 때문에 가공해 봄





- FN\_size
- Name에서 성(Family name) 추출
- 같은 성을 가진 사람들을 count
- 부모자녀, 형제자매, 배우자 외 다른 가족들을 포함할 가능성 'Fynney': 1/
- 그냥 성이 같은 남일 가능성

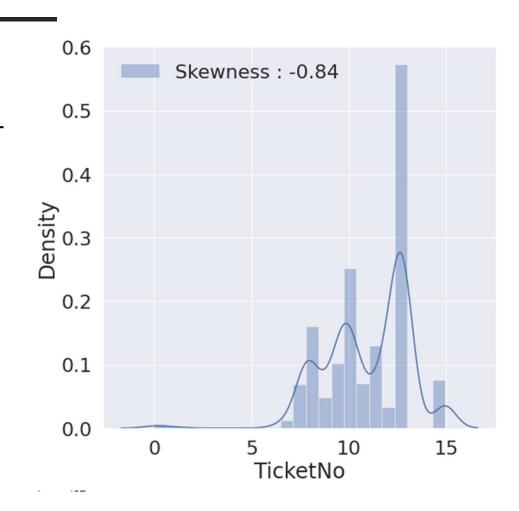


```
'Foreman': 1.
'Fortune': 6,
'Fox': 2.
'Francatelli': 1.
'Franklin': 2.
'Frauenthal': 3,
'Frolicher': 1,
'Frolicher-Stehli': 2.
'Frost': 1.
'Fry': 1,
'Funk': 1,
'Futrelle': 2.
'Gale': 2,
'Gallagher': 1,
'Garfirth': 1,
'Garside': 1.
'Gaskell': 1.
'Gavey': 1,
'Gee': 1.
'Geiger': 1,
'Gheorgheff': 1.
'Gibson': 2.
'Giglio': 1,
'Gilbert': 1.
'Giles': 3.
```

- TicketNo
- Ticket에서 숫자만 추출(문자열만 있으면 0)
- Ticket번호가 유사하면 객실이 비슷하거나 일행이지 않을까?

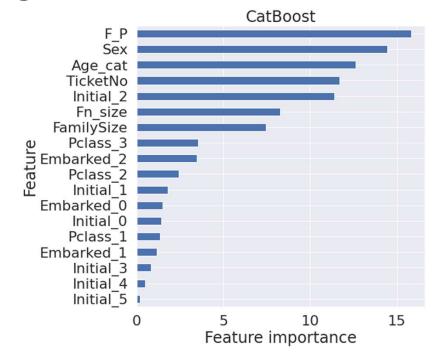
Passenger	Pclass	Name	Sex	Age	SibSp	Parch	Ticket	Fare	Cabin	<b>Embarked</b>
1081	2	Veal, Mr. James	male	40	0	0	28221	13		S
1082	2	Angle, Mr. William A	male	34	1	0	226875	26		S
1083	1	Salomon, Mr. Abraham L	male		0	0	111163	26		S
1084	3	van Billiard, Master. Walter	male	11.5	1	1	A/5. 851	14.5		S
1085	2	Lingane, Mr. John	male	61	0	0	235509	12.35		Q
1086	2	Drew, Master. Marshall Brit	male	8	0	2	28220	32.5		S

- TicketNo
- Ticket번호가 편차가 커서 정규화



### Features 선택

- Sex ~ litial\_0-5 의 importance가 높게 나타남
- 상관관계가 있는 다른 column들도 함께 사용해 봄
- Pclass ~ F\_P
- FamilySize ~ Fn\_size
- 상관관계가 있는 column 중 한쪽을 삭제하지 않는 게 score 높았음
- -> 여러 차례의 검증 필요함!!



### 사용 모델

- 수업 시간 Ensemble 활용
- -Randome Forest
- -XGBoost
- -LightGBM
- -Catboost
- 계층적 샘플링

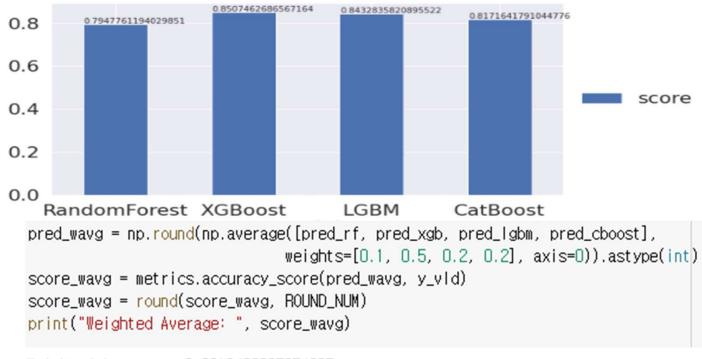
```
from sklearn.model_selection import StratifiedShuffleSplit

split = StratifiedShuffleSplit(n_splits=1, test_size=0.3, random_state=27)
for train_index, vld_index in split.split(df_train, df_train["Sex"]):
    strat_train_set = df_train.loc[train_index]
    strat_test_set = df_train.loc[vld_index]

df_train["Sex"].value_counts() / len(df_train)
```

```
1 0.647587
0 0.352413
Name: Sex, dtype: float64time: 80.1 ms
```

## 사용 모델

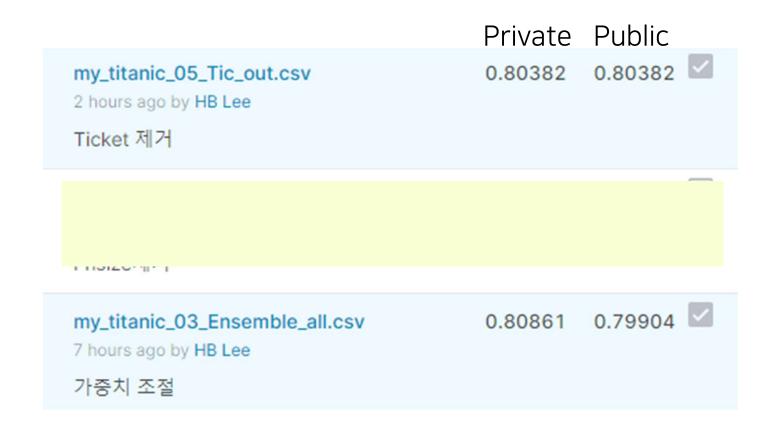


Weighted Average: 0.8619402985074627

time: 19.5 ms

- 단독 모델 사용 때보다 score가 높은 가중치를 선택

## 점수 비교



### 앞으로의 과제

- 중간중간 데이터 탐색 및 메모 잘 하기
  - 그래프를 자유자재로 그릴 수 있으면 유용할 듯함
  - 값을 어떻게 조정했는지, 결과는 어떤지 메모
- 다양한 모델을 활용해보고 튜닝, 검증도 해봐야 함