Open Competition Kaggle – Titanic

이름: 유서정

목차

- 1. 데이터 전처리
- 2. 모델 학습
- 3. 결과
- 4. 결론 및 고찰

데이터 전처리

1. 데이터 로드

Training data 로드

	utaset=pd.read utaset	_csvI	('./gdrive/	My Drive/	datamining/train.csv')								
]→	Passenge	rld	Survived	Pclass	Name	Sex	Age	SibSp	Parch	Ticket	Fare	Cabin	Embarked
	0	1	0	3	Braund, Mr. Owen Harris	male	22.0	1	0	A/5 21171	7.2500	NaN	S
	1	2	1	1	Cumings, Mrs. John Bradley (Florence Briggs Th	female	38.0	1	0	PC 17599	71.2833	C85	С
	2	3	1	3	Heikkinen, Miss. Laina	female	26.0	0	0	STON/O2. 3101282	7.9250	NaN	S
	3	4	1	1	Futrelle, Mrs. Jacques Heath (Lily May Peel)	female	35.0	1	0	113803	53.1000	C123	S
	4	5	0	3	Allen, Mr. William Henry	male	35.0	0	0	373450	8.0500	NaN	S
8	86	887	0	2	Montvila, Rev. Juozas	male	27.0	0	0	211536	13.0000	NaN	S
8	87	888	1	1	Graham, Miss. Margaret Edith	female	19.0	0	0	112053	30.0000	B42	S
8	88	889	0	3	Johnston, Miss. Catherine Helen "Carrie"	female	NaN	1	2	W./C. 6607	23.4500	NaN	S
8	89	890	1	1	Behr, Mr. Karl Howell	male	26.0	0	0	111369	30.0000	C148	С

- 데이터 개수: 891

2. 이름 변환 함수

```
def convertName(data):
 for i in range(len(data)):
   curName=data["Name"][i].split(",")[1].split(".")[0].strip()
   if data["Age"][i]==None:
     print("None")
   if curName == "Mr":
     data["Name"][i]=0
     data["Sex"][i]=0
   elif(curName=="Miss" or curName=="Ms" or curName=="Mme" or curName=="MIle" or curName=="Mrs"):
     data["Name"][i]=1
     data["Sex"][i]=1
   elif(curName=="Master"):
     data["Name"][i]=2
   elif(curName=="Dr"):
     data["Name"][i]=3
   else:
     data["Name"][i]=4
     # X["Sex"][i]=0
 return data
```

- 이름에서 직업과 성별을 유추할 수 있다.
- 위 조건문에 해당되지 않는(else에서 처리되는) 몇 가지 있으나, 각각 경우의 수가 적어 하나의 class로 묶어서 처리하였다.
- 이름을 제외하고 학습할 때보다 이름을 포함하여 학습한 결과의 정확도가 0.01 증가 하였다.
- 3. 관계 없는 feature 제거 및 Sex와 Embarked를 숫자로 변환

```
X=dataset.drop(columns=['PassengerId','Cabin','Ticket'])
repCol3 = { "male":0, "female" : 1}
repCol8 = {"C" : 0 , "Q" : 1 , 'S' : 2 }
X.replace({"Sex": repCol3, "Embarked": repCol8} , inplace = True )
X['Embarked'].fillna(2,inplace=True)
X=convertName(X)
Y=X.pop("Survived")
```

- Passengerld, Cabin, Ticket은 결과에 영향을 미치지 않을 것이라고 판단하여 제거하였

다.

- Passengerld: 모든 사용자가 다르다.
- Cabin: null 값이 많고, 중복이 별로 없다.
- Ticket: 몇 개의 ticket을 제외하고는, 모두 다른 ticket을 가진다.
- 모델 학습에 용이하도록 각 feature 값을 숫자로 변환하였다.
- "Embarked" column에서 null 값의 경우, 가장 빈도가 높은 'S'(2)로 변환하였다.

4. 'Age' 예측

]	X.isnull().s	um()
	Pclass Name Sex Age SibSp Parch Fare Embarked	0 0 0 177 0 0 0
	dtype: int64	

- Embarked는 [X['Embarked'].fillna(2,inplace=True)]를 수행 전 2개의 null 값만을 가졌기 때문에, 단순히 가장 많이 나온 값으로 대체하였다.
- 하지만 Age의 경우 null값이 총 891개의 데이터 중 177개로 많은 부분을 차지한다.
- 데이터 셋의 크기가 충분히 크지 않기 때문에, null을 포함한 데이터 tuple을 삭제하는 것 보다는 예측한 값이 더 좋을 것이라고 판단하였다.
 - 실험 결과, null을 포함한 tuple을 삭제하고 트레이닝한 결과보다, 이름을 포함하여 학습시킨 결과, 정확도가 0.05 증가하였다.

Age 값이 Null이 아닌 data 추출

```
[ ] idx_NaN_age=list(X["Age"][X["Age"].notnull()].index)
    Age_X=[]

for i in idx_NaN_age:
    Age_X.append(X.iloc(0)[i])

Age_X=pd.DataFrame(Age_X)
    Age_Y=Age_X.pop("Age")
    #Age_Y=pd.DataFrame(Age_Y)
```

Age 값이 Null인 data 추출

```
[ ] idx_age=list(X["Age"][X["Age"].isnull()].index)
Age_NaN_X=[]
for i in idx_age:
    Age_NaN_X.append(X.iloc(0)[i])
Age_NaN_X=pd.DataFrame(Age_NaN_X)
Age_NaN_X.pop("Age")
```

- Age 값이 null이 아닌 데이터를 training data로 사용해, 모델을 학습 후, Age 값이 null인 값들을 예측해서 채워 넣었다.

Mondrian Forest 알고리즘을 사용하여 age 예측 - https://github.com/scikit-garden/scikit-garden

```
[ ] pip install scikit-garden

[ ] from skgarden import MondrianForestClassifier
    from skgarden import MondrianForestRegressor
    mfr=MondrianForestRegressor(random_state=1,max_depth=5)
    mfr.fit(Age_X,Age_Y)
    X=fillNaNAge(mfr,X)

# Normalization
    X["Fare"]=(X["Fare"]-X["Fare"].min())/(X["Fare"].max()-X["Fare"].min())
    X["Age"]=(X["Age"]-X["Age"].min())/(X["Age"].max()-X["Age"].min())
```

- Age를 예측할 모델로는 MondrianForestRegressor 알고리즘을 사용하였다. 위 library 는 "scikit-garden"을 설치하여 사용할 수 있다. 5. 'Fare'와 'Age' Normalization

```
# Normalization
X["Fare"]=(X["Fare"]-X["Fare"].min())/(X["Fare"].max()-X["Fare"].min())
X["Age"]=(X["Age"]-X["Age"].min())/(X["Age"].max()-X["Age"].min())
```

- 상대적으로 큰 값을 가질 수 있는 두 feature를 normalization 해주었다.
- 6. 사전 테스트를 위한 test set 나누기

```
[ ] X_train, X_test, Y_train, Y_test = train_test_split(X,Y, test_size=0.7, random_state=1)
```

7. Test data 추출

Test data 추출 및 데이터 변환

```
[398] test=pd.read_csv("./gdrive/My Drive/datamining/test.csv")
    test_x=test.drop(columns=['PassengerId','Cabin','Ticket'])
    test_x=convertName(test_x)
    test_x.replace({"Sex": repCol3, "Embarked": repCol8}, inplace = True )
    # Normalization
    test_x["Fare"]=(test_x["Fare"]-test_x["Fare"].min())/(test_x["Fare"].max()-test_x["Fare"].min())
    test_x["Age"]=(test_x["Age"]-test_x["Age"].min())/(test_x["Age"].max()-test_x["Age"].min())
    test_x=fillNaNAge(mfr,test_x)
    test_x['Fare'].fillna(test.Fare.mean(),inplace=True)
```

모델 학습

- 여러 개의 모델을 결합해 Voting Classify를 하는 ensemble 모델을 만들었다.
- 각 모델은 GridSearchCV를 통해 파라미터를 최적화시켰다.
- 아래는 채택된 모델들이다.
 - 이 모델들 이외에, GaussianNB, RandomForestClassifier, GradientBoostingClassifier, KNeighborsClassifier 등의 모델들을 이용하여 연구해 보았으나, 아래의 조합이 가장 정확도가 높았다.

1. Model1 – DecisionTreeClassifier

- 개별 트레이닝 정확도: 0.86

2. Model2 - LinearSVC

```
#model2 - LinearSVC
pipe = Pipeline([
    # the reduce_dim stage is populated by the param_grid
    ('reduce_dim', 'passthrough'),
    ('classify', LinearSVC(dual=False, max_iter=10000))
1)
N_FEATURES_OPTIONS = [2, 4, 8]
C_{OPTIONS} = [1, 10, 100, 1000]
param_grid = [
    {
        'reduce_dim': [PCA(iterated_power=7), NMF()],
        'reduce_dim__n_components': N_FEATURES_OPTIONS,
        'classify__C': C_OPTIONS
   },
        'reduce_dim': [SelectKBest(chi2)],
        'reduce_dim__k': N_FEATURES_OPTIONS,
        'classify__C': C_OPTIONS
    },
]
reducer_labels = ['PCA', 'NMF', 'KBest(chi2)']
grid = GridSearchCV(pipe, n_jobs=1, param_grid=param_grid)
grid.fit(X_train, Y_train)
model2=grid
print("model2: ", model2.best_score_)
```

- 개별 트레이닝 정확도: 0.80

3. Model3 – ExtraTreesClassifier

- 개별 트레이닝 정확도: 0.83

결과

2606 Seojeong Yu	9	0.79904	10	2h
assa a rangom rotorost mur severur oldasmura.				
used a random forerest with several classifiers.				
tanic prediction.csv				0.7464
xtract jobs by name. Use Random Forest.				
hours ago by Seojeong Yu				
tanic prediction (1).csv				0.7559
redict age and use them as learning data.				
) hours ago by Seojeong Yu				
tanic prediction (2).csv				0.7607
redict age using Mondrian Forest Algorithm				
hours ago by Seojeong Yu				
tanic prediction (3).csv				0.7368
redict age using Mondrian Forest Algorithm and Predict 'Survived' using	DecisitonTreeCl	assifier		
hours ago by Seojeong Yu				0.7731
tanic prediction (4).csv				0.7751
redict age using Mondrian Forest Algorithm and Predict 'Survived' using	DecisitonTreeCl	assifier		
tanic prediction (5).csv hours ago by Seojeong Yu				0.7799
tonic we disting (5) and				0.7700
redict age using Mondrian Forest Algorithm and Predict 'Survived' using	DecisitonTreeCl	assifier		
tanic prediction (6).csv hours ago by Seojeong Yu				0.7990
xtraTreesClassifier		and the state of t	3110	
hours ago by Seojeong Yu redict age using Mondrian Forest Algorithm and Predict 'Survived' using I	DecisitonTreeCl	assifier LinearSVO	and	
tanic prediction (7).csv				0.7990
redict age using Mondrian Forest Algorithm and Predict 'Survived' using radientBoostingClassifier and ExtraTressClassifier.	DecisitonTreeCi	assirier, LinearSVC	,	
hours ago by Seojeong Yu	DagigitanTracCl	ossifier LinearCV/C		
tanic prediction (8).csv				0.7846
redict age using Mondrian Forest Algorithm and Predict 'Survived' using andomForestClassifier, GradientBoostingClassifier and ExtraTressClassif		assmer,		
radiat aga using Mandrian Farant Algorithm and Dradiat (Currived) using	DagicitanTracCl	ossifier		

결론 및 고찰

1. 데이터 처리

- 처음에는 이름은 'Passengerld'처럼 의미 없는 feature라고 생각하여 삭제하였다.
- 또한, null 값이 포함된 값을 단순히 제거하거나, 평균으로 채워 넣었다.
- 하지만 이름에서 유의미한 데이터를 추출하였고, feature 값을 예측해 넣음으로써 정확도를 2~3%정도 향상시킬 수 있었다.

2. 모델 학습

- Ensemble 모델의 성능을 향상 시키기 위해, 모델을 종류(개수)를 늘리기 보다는, 해당 데이터셋에 대해 정확도가 높은 모델들을 뽑고, 가장 정확도가 좋은 조합을 도출해 내는 것이 중요하다.
- "GridSearchCV"를 사용해 각 모델의 파라미터를 튜닝함으로써 정확도를 2%정도 향상 시킬 수 있었다.