Machine learning Team_1

11기 원혜진

13기 기다연

13기 박무성

13기 박주영

13기 배은지



Machine learning Team_1



002 사용모델

003 Test 결과

004 데이터 경진 대회를 통해 배운 점

Part 1.

EDA 및 데이터 전처리 작업



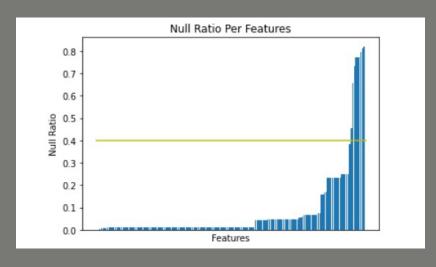
EDA 및 데이터 전처리 작업

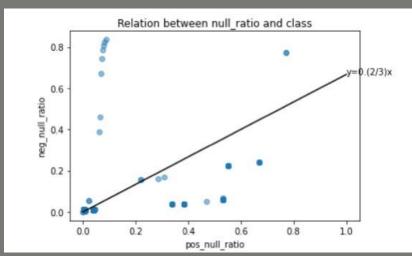
"머신러닝 1조, 자신감을 가지다 "

```
train_data = Data("./Train_data.csv", mode="Train")
# mode: Train / Test
dropped, POS_MEDIAN, TOTAL_MEDIAN = train_data.processNA()
# na 많은 칼럼 drop, na값 대체
train_data.replaceHisto()
# 히스토그램 대표값 대체
train_scaler = train_data.standardize()
# 정규화 - !!!classBalancing 함수 이전 실행 필수_SMOTE 이전 정규화 필요하기 때문!!!
train_data.classBalancing()
# SMOTE 사용한 class balancing
to_drop = train_data.featureSelection(isFitted=False, to_drop=None)
pca = train_data.dimReduction()
# PCA 사용 차원 축소
```



First, 결측치 처리









Class가 pos일때 유독 결측치가 많다...? : pos의 median으로 대체하자!

First, 결측치 처리

```
def processNA(self, dropped=None, pos_median=None, total_median=None):
    if self.mode=='Train':
        # check null columns per cats
       pos_data = self.src_data[self.src_data["class"]==1]
       neg_data = self.src_data[self.src_data["class"]==0]
       pos_df, neg_df = pos_data.isnull().sum().to_frame(name="pos_null_cnt"), neg_data.isnull().sum().to_frame(name="neg_null
       null_check = pos_df.join(neg_df)
       null_check["total_null"] = null_check["pos_null_cnt"] + null_check["neg_null_cnt"]
       null_check.insert(1, "pos_cnt", len(pos_data))
       null_check.insert(3, "neg_cnt", len(neg_data))
       null_check["pos_null_ratio"] = null_check.pos_null_cnt/null_check.pos_cnt
       null_check["neg_null_ratio"] = null_check.neg_null_cnt/null_check.neg_cnt
       null_check["total_null_ratio"] = (null_check.pos_null_cnt + null_check.neg_null_cnt)/len(self.src_data)
        # drop cols w/ too many na's
       dropped = null_check[null_check.total_null_ratio>=0.4]
       dropped = set(dropped.index)
       self.src_data.drop(dropped, inplace=True, axis=1)
       # na replacement
       with_pos = null_check[null_check.pos_null_ratio>=0.3]
       with_pos = set(with_pos.index) - dropped
       self.POS_MEDIAN = self.src_data[with_pos].median(axis=0).to_dict()
       with_total = null_check[null_check.pos_null_ratio<0.3]</pre>
       with_total = set(with_total,index) - dropped
       self.TOTAL_MEDIAN = self.src_data[with_total].median(axis=0).to_dict()
    elif self.mode=="Test":
        if dropped is None or pos_median is None or total_median is None:
           print("\n:::ERROR:::kawrgs cannot be None in the Test mode")
            return -2
       else:
            # drop cols w/ too many na's
            self.src_data.drop(dropped, inplace=True, axis=1)
            # na replacement
            self.POS_MEDIAN = pos_median
            self.TOTAL_MEDIAN = total_median
    self.src_data.fillna(value=self.POS_MEDIAN, inplace=True)
    self.src_data.fillna(value=self.TOTAL_MEDIAN, inplace=True)
   print(f"Dropped {len(dropped)} columns: {','.join(dropped)}")
   print(f"Replaced with POS_MEDIAN and TOTAL_MEDIAN")
    if self.mode=="Train": self.X = self.src_data.iloc[:, 1:]
    else: self.X = self.src_data
    return dropped, self.POS_MEDIAN, self.TOTAL_MEDIAN
```

결측치 비율 40% 이상 Drop



9개 특성 변수 제거

" 결측치가 있다는것 그 자체가 정비가 필요하다는 지표가 될 수 있지 않을까? "



(null & pos) / pos 비율이 30% 이상이면 Missing Value를 pos_median으로 대체

Second, 표준화 및 불균형 자료 해결

```
def standardize(self, scaler = None):
    if self.mode=='Train':
        scaler = StandardScaler()
        scaler.fit(self.X)
    else:
        if scaler is None:
            print("\taun::ERROR:::scaler cannot be None in the Test mode")
            return -3
        scaler = scaler

scaled_X = scaler.transform(self.X)
    scaled_X = pd.DataFrame(scaled_X, columns=self.X.columns, index=self.X.index)
    self.X = scaled_X

print(f"Standardization finished")
    print(self.X.describe().applymap("{0:.2f}".format))
    return scaler
```



표준화 진행

```
def classBalancing(self, rndn_state=42):
    print('Original dataset shape: %s' % Counter(self.y))

sm = SMOTE(random_state=rndn_state)
    X_res, y_res = sm.fit_resample(self.X, self.y)
    print('Resampled dataset shape: %s' % Counter(y_res))

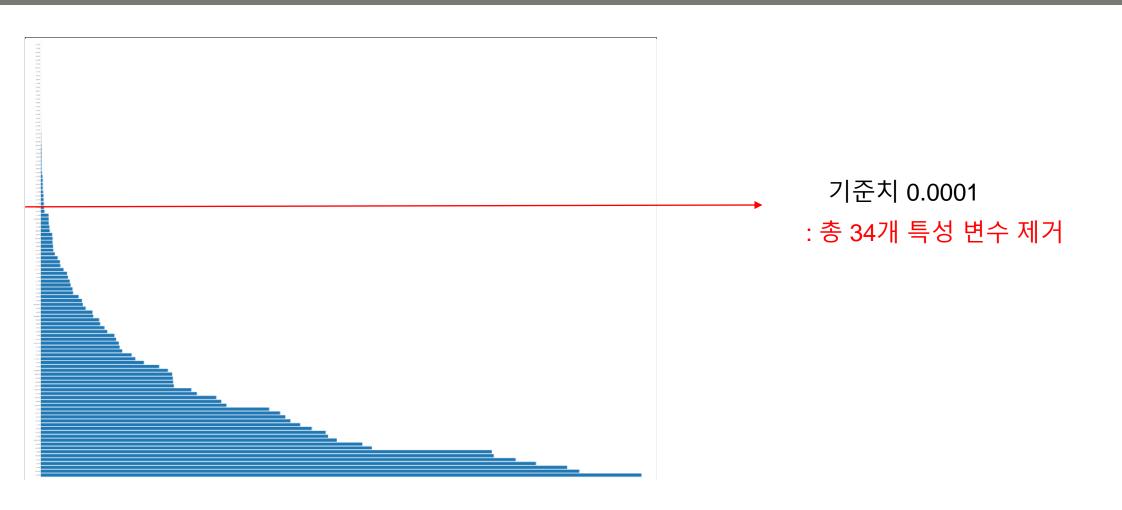
scaler = StandardScaler()
    scaled_X_res = scaler.fit_transform(X_res)
    scaled_X_res = pd.DataFrame(scaled_X_res, columns=X_res.columns, index=X_res.index)

print(scaled_X_res.describe())
    self.X, self.y = scaled_X_res, y_res
    print('Oversampling finished')
```



SMOTE 적용

Third, 중요도가 떨어지는 특성 변수 제거



Fourth, PCA를 사용해 차원 축소

```
#PCA 방법 1: 전체 분산의 95% 설명하는 최소 개수 선택
def dimReduction(self, pca_fitted = None):
   if self.mode=='Train':
       pca = PCA()
       pca.fit(self.X)
       cumsum_ex_var = np.cumsum(pca.explained_variance_ratio_)
       dim = np.argmax(cumsum_ex_var >= 0.95) + 1
       print("number of dimensions: " + str(dim))
       plt.figure(figsize=(5, 5))
       plt.xlabel('Number of components')
       plt.ylabel('cumulative sum of explained variance')
       plt.plot(range(1, cumsum ex var.shape[0] + 1), cumsum ex var)
       pca = PCA(n_components=dim) #
       pca.fit(self.X)
       print("explained variance ratio: " + str(sum(pca.explained_variance_ratio_)))
       if pca_fitted is None:
           print("\municeta:::pca cannot be None in the Test mode\municeta")
           return -4
       pca = pca_fitted
    X_reduced = pca.transform(self.X)
    self.X = pd.DataFrame(X_reduced)
    print('PCA finished')
```



전체의 95%를 설명

: 보수적으로 잡았지만 전체 변수들의 20%만 생존

```
#PCA 방법 2: 고윳값이 1보다 큰 주성분 선택
def dimReduction(self, pca_fitted = None):
   if self.mode=='Train':
       X features = self.X.values.T
       covariance_matrix = np.cov(X_features)
       eig_vals, eig_vecs = np.linalg.eig(covariance_matrix)
       dim = len(eig vals[eig vals > 1]) # 고윳값이 1보다 큰 주성분의 개수
       print("number of dimensions: " + str(dim))
       pca = PCA(n_components=dim)
       pca.fit(self.X)
       print("explained variance ratio: " + str(sum(pca.explained_variance_ratio_)))
       if pca_fitted is None:
          print("\municeta::ERROR:::pca cannot be None in the Test mode\municeta")
           return -4
       pca = pca_fitted
   X_reduced = pca.transform(self.X)
   self.X = pd.DataFrame(X_reduced)
   print('PCA finished')
   return pca
```



Eigen Value > 1

Part 2.

사용 Model 및 자체 Test 결과



사용모델 및 자체 Test 결과

Surport Vector Machine linear polynomial

Random Forest

Logistic Regression

[[10927, 260], [302, 10885]]

[[10964 223] [29 11158]]

[[10743 444] [294 10893]] RF Loss: 16730

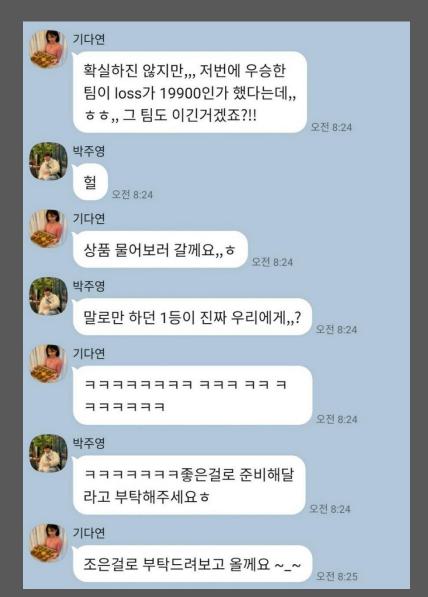
Random Forest

Eigen Value > 1

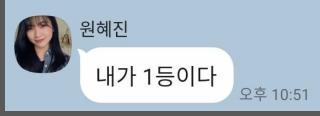
95%를 설명

"두근거리기 시작하다."

"우리 1등하는거 아니야...?"







"우리 꼴찌 하는거 아니야...?"



"회장님이 실수했을거야."



18 안수빈

"0이 하나 더 있네...?"

accuracy: 56,189%

loss: 138120입니다



오후 1:16



박주영

근데 학습데이터의 결과랑 이렇게 차이날 수 있는건가요..?

오후 1:58



기다연

그러게요ㅜㅜㅜㅜ 너무 놀랬어요ㅜ

오후 1:58



박주영

회장님이 실수하신거면 좋겠다,,

오후 1:58



"열의 제거가 정보의 손실을 가져온건 아닐까?"



"feature selection를 제외하고 전처리해보자!"



나는, 그 실수가 아프다

```
머신러닝 분반장 명재성님
 아
 방금까지 코드 봤는데
                 오후 7:21
머신러닝 분반장 명재성님
 왜그런지 대충 알거같은게
 real test 말고 만드신 test에도
                       오후 7:22
 smote가 적용됐네요?
                  오후 7.22
                              전처리가
                        오후 7:22
                         같이 되어있어서
                           그런거죠...?
                     오후 7:22
머신러닝 분반장 명재성님
 그런거같습니다 제생각에는
                     오후 7:22
                           감사합니다...!
```

```
train_data = Data("./Train_data.csv", mode="Train")
# mode: Train / Test
dropped, POS_MEDIAN, TOTAL_MEDIAN = train_data.processNA()
# na 많은 칼럼 drop, na과 대체
train_data.replaceHisto()
# 히스토그램 대표과 대체
train_scaler = train_data.standardize()
# 정규화 - !!!classBalancing 할수 이전 실행 필수_SMOTE 이전 정규화 필요하기 때문!!!
train_data.classBalancing()
# SMOTE 사용한 class balancing
to_drop = train_data.featureSelection(isFitted=False, to_drop=None)
pca = train_data.dimReduction()
# PCA 사용 차원 축소

X, y = train_data.X, train_data.
```

- Test data에도 Smote를 적용
- 예측해야할 자료는 불균형 문제가 해결되지 않은 상태일텐데 이를 간과

Part 3.

What we learn from Data analysis contest



감사합니다

