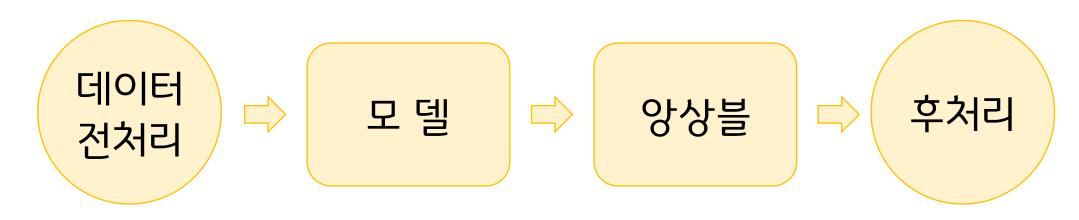
데이콘 감귤 착과량 예측 AI 경진대회



목 차

1. 개 요 2. 데이터 3. 모 델 4. 시도 아이디어

개 요



- Feature Select
- New Column
- Model
 - Decision tree
 - Random Forest
 - Extra Trees
- Handling
 - GridSearchCV

- Mean Score
- 반올림, 내림

데이터 (1/3): Feature Select

Feature Select

• correlation을 활용하여 feature select

```
all_names = X_train.columns
selected_mask = selector.get_support()
selected_names = all_names[selected_mask]
unselected_names = all_names[~selected_mask]
print('Selected_names: ', selected_names)
```

Feature = 13, 9, 5, 6일 때 NMAE 점수가 가장 높았다.

→ Selected names: Index(['2022-09-01 새순', '2022-09-02 새순', '2022-09-04 새순', '2022-09-06 새순', '2022-09-07 새순'], dtype='object')

데이터 (2/3): New Column

New Column from time series data

• Correlation이 높은 데이터가 시계열 데이터인 것에서 착안하여 건날 데이터와 다음 날 데이터를 이용해 새로운 column을 만들어 학습

```
lst = ['2022-09-01 새순', '2022-09-02 새순', '2022-09-03 새순']]

for i in range( len(lst)-1 ):
    X_train_make['new_column'] =
        (X_train_make[lst[i]] + X_train_make[lst[i+1]] )/2
```

새로운 column을 생성했을 때 일부 모델의 점수는 상승했고, 일부 모델의 점수는 하락했다.

데이터 (3/3): Post-process

반올림, 내림

• 데이터 후처리로 모델의 Prediction을 반올림하거나 내림

```
# 반올림
sample_submission['착과량(int)'] = sample_submission['착과량(int)'].map(lambda x: round(x))

# 내림
sample_submission['착과량(int)'] = sample_submission['착과량(int)'].astype(int)
```

데이터 후처리로 모델의 predictio을 반올림하거나 내림하여 정수 값으로 나타냈다. 이 때 경우에 따라 점수가 상승하였다.

모 델 (1/3) : Model

사용 모델

- 1. Decision tree
- 2. Random Forest
- 3. Extra Trees

선정 기준

평가 지표 NMAE 점수 상위 3개 모델

NMAE: Normalized Mean Absolute Error

```
def NMAE(true, pred):
    score = np.mean(np.abs(true - pred) / true)
    return score
```

모 델 (2/3) : Handling

GridSearchCV

• GridSearchCV를 이용하여 최적의 parameter를 찾고 학습시켜 높은 점수 획득

```
estimator = RandomForestRegressor()

param_grid = {'criterion':['mae','mse'], 'max_depth':[5]}
grid = GridSearchCV(estimator, param_grid=param_grid)
grid.fit(X_train, y_train)

estimator = RandomForestRegressor()
estimator.set_params(**grid.best_params_)

estimator.fit(X_train, y_train)
```

Grid Search를 적용했을 때 트리 계열 regression model의 점수가 상승하였다.

모 델 (3/3) : Ensemble

Mean Score

• Prediction들의 mean값을 활용하여 앙상블

Mean Score를 이용하여 앙상블 했을 때 대부분 점수가 향상되었다.

```
models = [A, B, C, D]
dic = {'ID' :[], '착과량(int)' :[]}
for i in range(len(R['ID'])):
  tmp = []
  dic['ID'].append(R['ID'][i])
  for esb in models:
     tmp.append( esb['착과량(int)'][i] )
  dic['착과량(int)'].append(np.mean(tmp))
result = pd.DataFrame(dic)
```

시도 아이디어 (1/4) : Learning Machine

미사용 LM 모델

- 1. SVM
- 2. KNeighbors
- 3. Gaussian NB
- 4. Adaboost
- 5. Gradient Boosting
- 6. eXtreme Gradient Boosting
- 7. Huber
- 8. Theil-Sen
- 9. Polynomial (n=2)

모델을 학습시켜 predict한 결과 NMAE 점수가 높지 않아 사용하지 않았다.

시도 아이디어 (2/4) : Deep Learning

미사용 Deep Learning 모델

DNN

Hyper parameters

• Layer: 1, 2, 3

• Dropout: 0.1, 0.3, 0.5, 0.9

Optimizer: Adam, AdamW

Activation: ReLU, Leaky ReLU

Deep Learning 모델은 이번 task에서 NMAE 점수가 높지 않았다.

데이터 복잡도와 모델 복잡도의 큰 차이로 인해 모델의 학습 능력이 떨어져 점수가 낮은 것으로 판단하여 사용하지 않았다.

시도 아이디어 (3/4) : Ensemble

미사용 Ensemble 모델

Voting Regressor

• sklearn.ensemble의 VotingRegressor 이용 앙상블

분류 task에서 soft 및 hard voting은 좋은 결과를 얻는다는 것을 알고 있어 시도했지만, 회귀 task에서 voting regressor는 만족스러운 결과를 얻지 못해 사용하지 않았다. from sklearn.ensemble import VotingRegressor

시도 아이디어 (4/4) : Optuna

미사용 모델핸들링 방법

Optuna

• Optuna를 이용하여 eXtreme Gradient Boosting 모델의 최적 parameter 획득

Optuna를 이용하여 eXtreme Gradient Boosting 모델의 최적 parameter를 찾아 적용했지만 좋은 성능을 얻지 못해 사용하지 않았다.

```
study = optuna.create_study (direction='minimize') study.optimize(objective, n_trials=50)
```

→ XGBRegressor(learning_rate=0.008, loss_function='NMAE', max_depth=17, n_estimators=10000)

```
param = {
    'loss_function': 'NMAE',
    'learning_rate': 0.008,
    'n_estimators': 10000,
    'max_depth': 17
}
xgboost = xgb.XGBRegressor(**param)
```



Thank you for watching