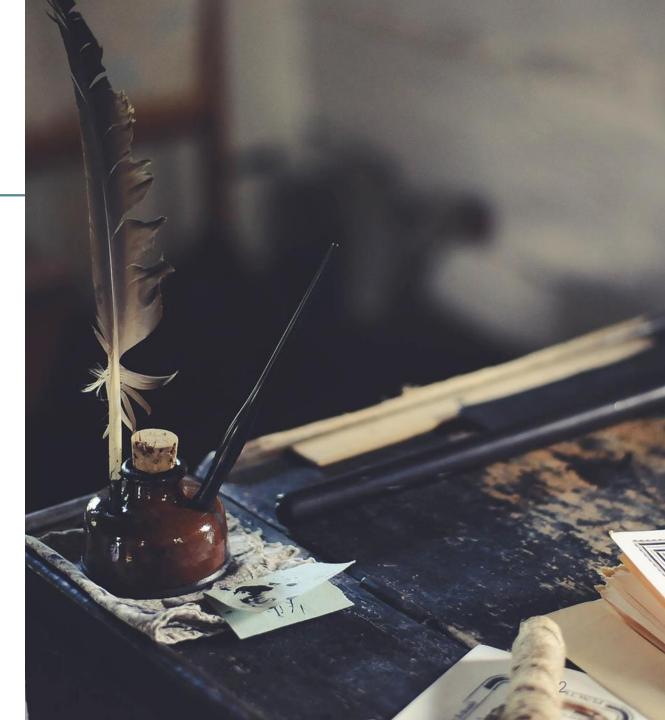


CONTENTS

- 1. Motivation
- 2. Grid Search Cross-Validation
- 3. Randomized Search Cross-Validation
- 4. Scoring and Hyper-Parameter Tuning



01.

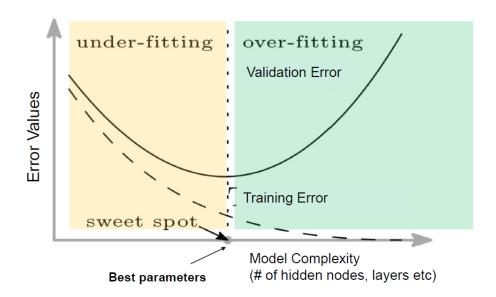
Motivation

Motivation

- 왜 하이퍼 파라미터 튜닝인가
 - 계량경제 모델과 기계학습 모델의 목적과 철학
 - MVUE
 - Minimize overall errors
 - Uncertainty
 - Aleatoric Uncertainty
 - 데이터 생성과정에서 발생하는 무작위성.
 - Epistemic Uncertainty
 - 정확한 모델의 파라미터를 모르기 때문에 발생하는 불확실성
 - Out-of-Distribution Uncertainty
 - 데이터가 원래 훈련 데이터 영역의 범위를 벗어난 경우

Motivation

- 하이퍼 파라미터 튜닝
 - 적절히 이뤄지지 못할 경우 과적합 되기 쉬움
- 종류
 - Grid Search Cross-Validation
 - Randomized Search Cross-Validation



02.

Grid Search Cross-Validation

• 정의

• 완전 탐색을 통해 CV 성능 최대화 하이퍼 파라미터 조합 확인

• 특징

• 기저 데이터 구조를 잘 모를 경우 가장 먼저 취할 수 있는 방법

• 구현

- Scikit-learn의 GridSearchCV
 - 코드 9.1 퍼지 K-Fold 교차 검증을 사용한 그리드 탐색
 - 코드 7.3 관측값이 중첩될 때 교차-검증 클래스
 - 코드 9.2 보강된 PIPELINE 클래스

- GridSearchCV
 - grid_scores_
 - Param_grid의 모든 조합에 대한 성능 결과
 - parameters
 - 사용된 파라미터
 - mean_validation_score
 - 교차 검증 결과의 평균값
 - cv_validation_scores
 - 모든 교차검증 결과
 - best_scores
 - 최고 점수
 - best_params
 - 최고 점수를 낸 파라미터
 - best_estimator_
 - 최고 점수를 낸 파라미터를 가진 모형

9.1. 퍼지 K-kold 교차-검증을 사용한 그리드 탐색

```
def clfHyperFit(feat, lb1, t1, pipe_clf, param_grid, cv=3, bagging=[0,None,1.],
               n jobs=-1, pctEmbargo=0, **fit params):
   if set(lb1.values)=={0,1}:
       scoring='f1'#메타 레이블을 위한 f1(0이 대다수인 불균형 데이터)
   else:
       scoring='neg log loss' # (대칭인 경우)
   #1. 훈련 데이터에 대한 하이퍼라미터 튜닝
   inner cv= PurgedKFold(n splits=cv, t1=t1, pctEmbargo=pctEmbargo) # ∄ス/
   gs = GridSearchCV(estimator=pipe clf,param grid=param grid, scoring=scoring, cv=inner cv, n jobs=n jobs, iid=False)
   gs = gs.fit(feat, lb1, **fit params).best estimator
   #2. 데이터 전체에 대해 검증된 모델 적합화
   if bagging[1]>0:
       gs = BaggingClassifier(base estimator=MyPipeline(gs.steps), n estimators=int(bagging[0]),
                             max samples=float(bagging[1]),max features=float(bagging[2]), n jobs=n jobs)
       gs = gs.fit(feat, lb1, sample weight=fit params[gs.base estimator.steps[-1][0]+' sample weight'])
       gs = Pipeline([('bag', gs)])
   return gs
```

7.3. 관측값이 중첩될 때 교차-검증 클래스

```
from sklearn.model selection. split import BaseKFold
class PurgedKFold( BaseKFold):
   K-폴드를 확장해 구간으로 확장된 레이블에 작동
    훈련은 테스트-레이블 구간과 중첩되는 관측값 퍼지
   테스트 집합은 런이라 가정'''
   n split : 분할 수
             : Pandas Series
   pctEmbargo : 엠바고 비율(1%면 충분하나 데이터 수에 따라 변화)
   def __init__(self, n_splits=3, t1=None, pctEmbargo=0.):
       if not isinstance(t1, pd.Series):
           raise ValueError('must be pd series')
       super(PurgedKFold, self). init (n splits, shuffle=False, random state=None)
       self.t1=t1
       self.pctEmbargo=pctEmbargo
   def split(self, X, y=None, groups=None):
       if(X.index==self.t1.index).sum()!=len(self.t1):
           raise ValueError('X and thruDateValues must have the same index')
       indices = np.arange(X.shape[0])
       mbrg = int(X.shape[0]*self.pctEmbargo)
       test starts=[(i[0], i[-1]+1) for i in np.array split(np.arange(X.shape[0]), self.n splits)]
       for i,j in test starts:
           t0 = self.t1.index[i] #start of test set
           test indices = indices[i:j]
           maxT1Idx = self.t1.index.searchsorted(self.t1[test indices].max())
           train indices = self.t1.index.searchsorted(self.t1[self.t1<=t0].index)
           train indices = np.concatenate((train indices, indices[maxT1Idx+mbrg:]))
           yield train indices, test indices
```

9.2. 보강된 PIPELINE 클래스

```
class MyPipeline(Pipeline):
    def fit(self, X, y, sample_weight=None, **fit_params):
        if sample_weight is not None:
            fit_params[self.steps[-1][0]+'__sample_weight'] = sample_weight
        return super(MyPipeline, self).fit(X, y, **fit_params)
```

