

XGBoost(eXtra Gradient Boost)

JBIG 6조

목차

Boosting Review

XGBoost

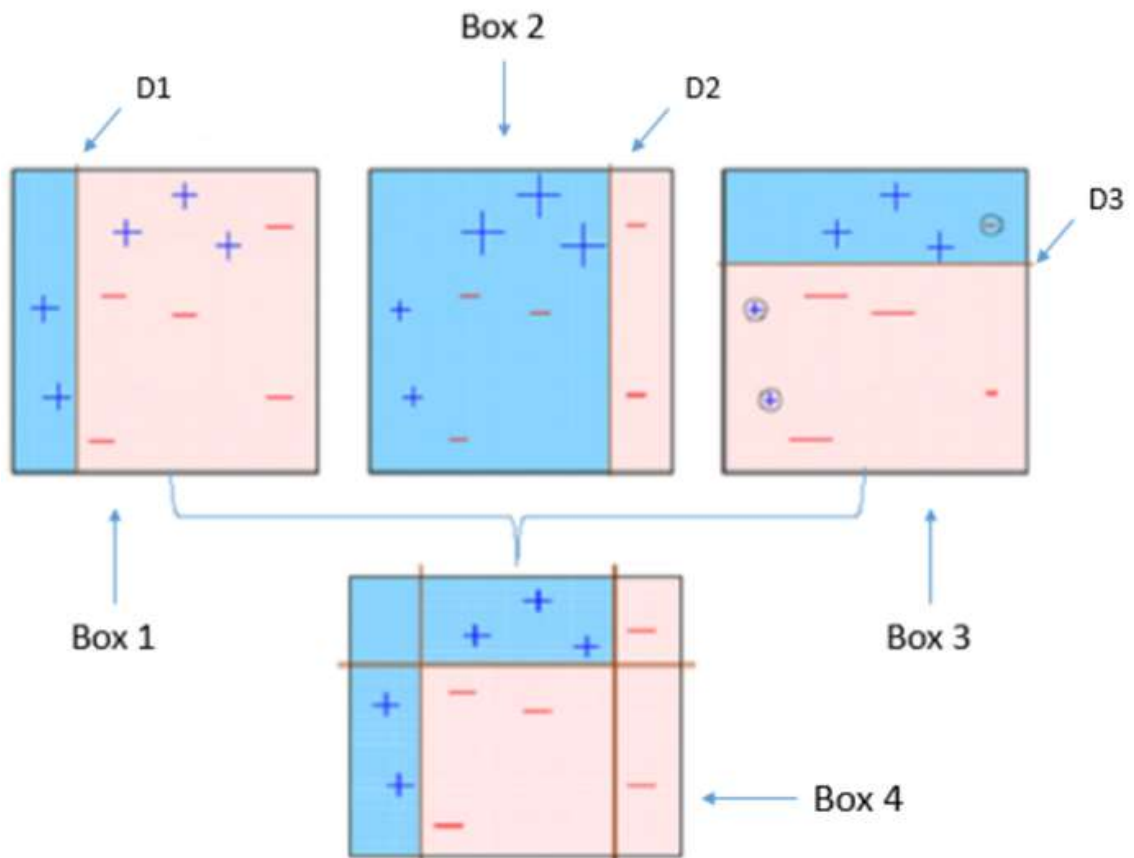
- XGBoost 장점
- 주요 하이퍼파라미터

LightGBM

Boosting Review

Boosting

- 여러 개의 약한 결정 트리(Decision Tree)를 조합해서 사용하는 Ensemble 기법 중 하나이다.
 - 즉, 약한 예측 모형들의 학습 에러에 가중치를 두고, 순차적으로 다음 학습 모델에 반영하여 강한 예측모형을 만드는 것이다.

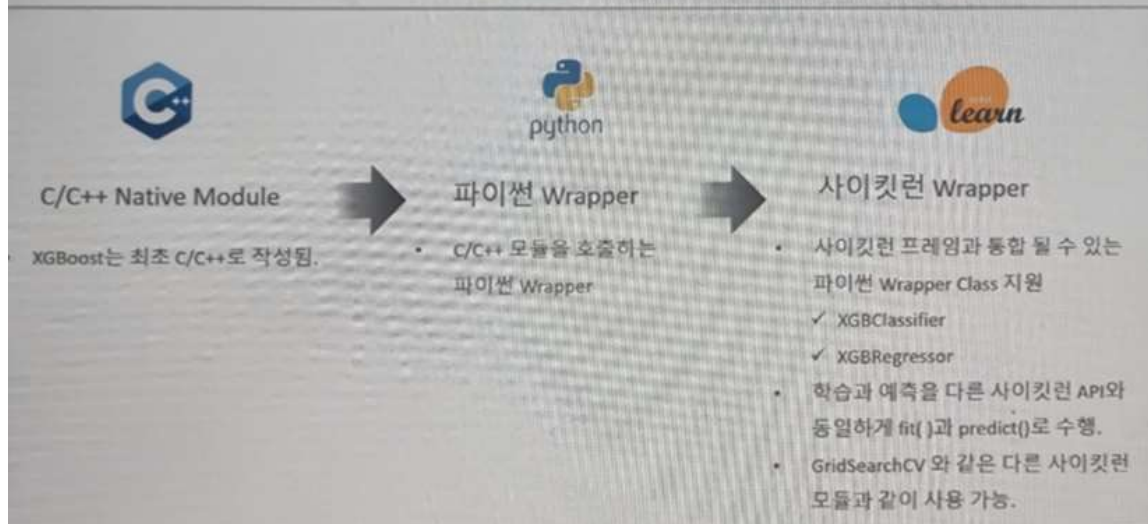


Gradient Boost

- 에이다 부스트와 다른점?
 - Gradient Boost는 경사하강법을 이용하여 가중치를 업데이트합니다.
- 그러면 경사하강법이 뭔가요?
 - 오류식 $h(x) = y - F(x)$ 를 최소화 하는 방향으로 가중치를 업데이트하는 기법
 - 구체적인 것은 회귀 단원에서 설명하겠다.

XGBoost

XGBoost 파이썬 구현



- XGBoost는 eXtreme Gradient Boosting의 약자이다.
- 이 알고리즘을 병렬 학습이 지원되도록 구현한 라이브러리가 XGBoost 이다.
- Regression, Classification 문제를 모두 지원
- 성능과 효율 GOOD

XGBoost의 장점

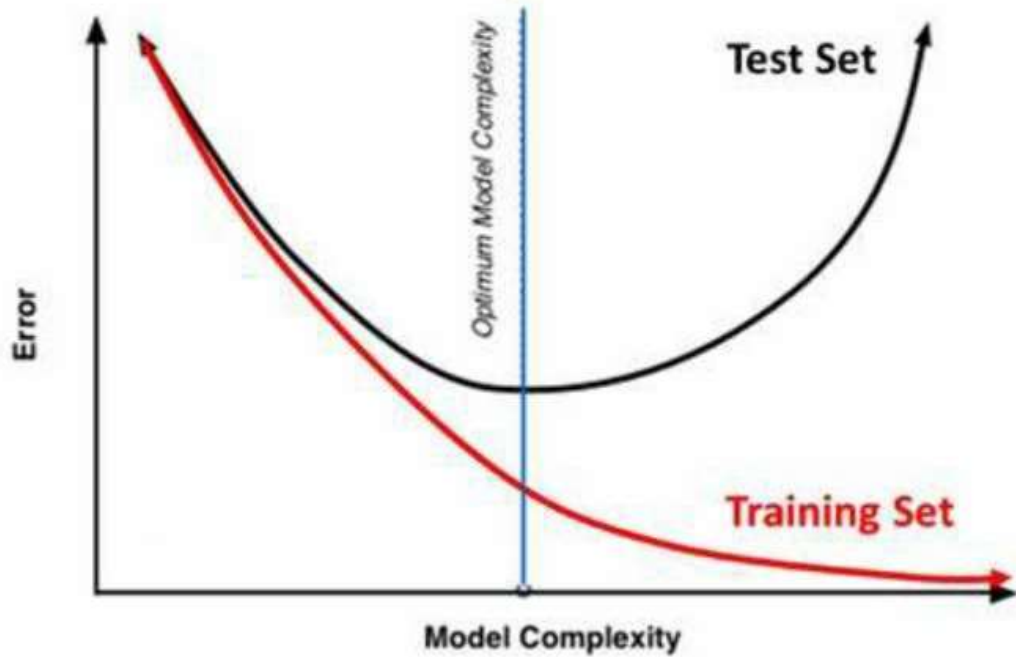
- GBM보다 빠르다!
- 과적합 규제 기능을 제공한다!
- Early Stopping(조기 종료) 기능이 있음
- 하이퍼파라미터 튜닝에 용이

주요 하이퍼파라미터 - 사이킷런

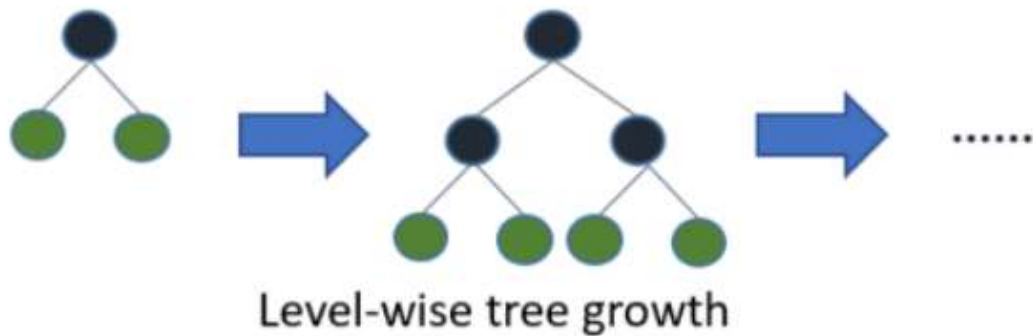
Parameter	설명
max_depth	트리 최대 깊이
learning_rate	학습률
objective	목적 함수
n_estimators	결정트리의 개수
early_stopping_rounds	조기 종료

조기 종료 설명

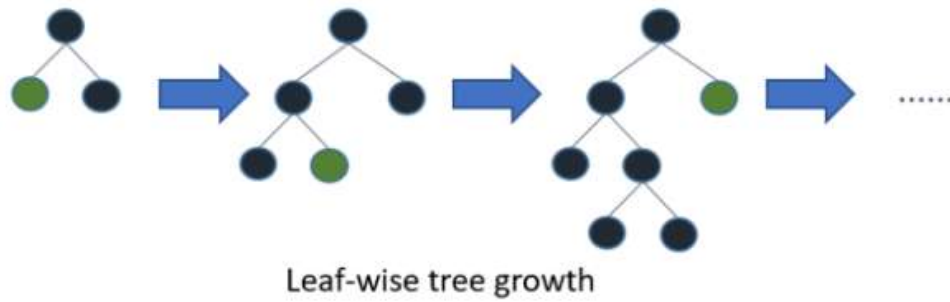
Training Vs. Test Set Error



LightGBM



- 기존의 XGBoost나 GBM은 트리의 깊이를 효과적으로 줄이기 위한 균형 트리 분할 (Level-Wise)을 사용합니다.
- 최대한 균형 잡힌 트리를 유지하면서 분할하기 때문에 트리의 깊이가 최소화될 수 있습니다.
- 이러한 균형 잡힌 트리를 생성하는 이유는 과적합을 방지할 수 있다 알려져 있기 때문입니다.
- 그러나 균형을 맞추기 위한 시간이 오래 걸린다는 단점이 있습니다.



- LightGBM의 리프 중심 분할 (Leaf-wise)은 트리의 균형을 맞추지 않고 최대 손실 값을 가지는 리프 노드를 지속적으로 분할하면서 트리의 깊이가 깊어지고 비대칭적인 트리가 생성됩니다.
- 결과적으로 균형 트리 분할에 비해 손실값이 높은 노드에 대해 더 깊게 트리를 분할하며 손실값을 줄일 수 있기 때문에 다른 부스팅 계열 알고리즘보다 더 좋은 정확도나 비슷한 수준의 성능을 낼 수 있습니다.

파라미터 비교

파이썬 래퍼 <u>LightGBM</u>	사이킷런 래퍼 <u>LightGBM</u>	사이킷런 래퍼 <u>XGBoost</u>
num_iterations	n_estimators	← n_estimators
learning_rate	learning_rate	← learning_rate
max_depth	max_depth	max_depth
min_data_in_leaf	→ min_child_samples	N/A
bagging_fraction	subsample	← subsample
feature_fraction	colsample_bytree	colsample_bytree
lambda_l2	reg_lambda	reg_lambda
lambda_l1	reg_alpha	reg_alpha
early_stopping_round	early_stopping_rounds	early_stopping_rounds
num_leaves	num_leaves	N/A
min_sum_hessian_in_leaf	min_child_weight	min_child_weight

수고하셨습니다.