

이상 탐지 A to Z

3편.

지도학습 기반의 신용카드 사기 탐지(2부)

데이크루 2기 Team Zoo

목차

1. 하이퍼파라미터 튜닝 방법
2. 앙상블모델



하이퍼파라미터 튜닝 방법(1)

- **Manual Search**

- 보통 직관 또는 대중적으로 알려진 노하우 등에 의존하여, hyperparameter 값을 선정
- 이러한 과정을 몇 차례 거듭한 후, 맨 마지막 시점까지의 시도들 중 검증 데이터셋에 대하여 가장 높은 성능을 발휘했던 hyperparameter 값을 채택
- 이와 같이 최적 hyperparameter 값을 직접 탐색하는 방법을 Manual Search
- 최적의 hyperparameter에 대한 확신과 시간이 많이 들어간다는 단점이 있음
- 또한 한 번에 여러 종류의 hyperparameter들을 탐색하고자 할 시, 문제가 더욱 복잡해짐



하이퍼파라미터 튜닝 방법(2)

- Random Search

- Grid Search와 큰 맥락은 유사
- 탐색 대상 구간 내의 후보 hyperparameter 값들을 랜덤 샘플링(sampling)을 통해 선정
- Grid Search에 비해 불필요한 반복 수행 횟수를 대폭 줄이면서, 동시에 정해진 간격(grid) 사이에 위치한 값들에 대해서도 확률적으로 탐색
- 모든 grid를 전부 search 하는 대신, random하게 일부의 parameter 들만 관측한 후, 그 중에서 가장 좋은 parameter를 채택



하이퍼파라미터 튜닝 방법(3)

- Grid Search

- Grid Search는 탐색의 대상이 되는 특정 구간 내의 후보 hyperparameter 값들을 일정한 간격을 두고 선정
- 이들 각각에 대하여 측정한 성능 결과를 기록한 뒤, 가장 높은 성능을 발휘했던 hyperparameter 값을 선정
- 즉, 모든 parameter의 경우의 수에 대해 cross-validation 결과가 가장 좋은 parameter를 고르는 방법
- 전체 탐색 대상 구간을 어떻게 설정할지, 간격은 어떻게 설정할지 등을 결정하는 것은 여전히 사람의 개입이 필요함
- Manual Search와 비교하면 좀 더 균등하고 전역적인 탐색이 가능하다는 장점
- 탐색하고자하는 hyperparameter의 개수를 한 번에 여러 종류로 가져갈수록, 전체 탐색 시간이 기하급수적으로 증가한다는 단점이 있다.



하이퍼파라미터 튜닝 방법(4)

- 베이지안 최적화
 - 목적함수를 최대 또는 최소로 하는 최적해를 찾는 방법
 - black-box 형태의 최적화 기법 중 가장 좋은 성능을 보임
 - 주로 DL보다는 M에서 사용



하이퍼파라미터 튜닝 방법(5)

- OPTUNA

- 하이퍼파라미터 최적화 태스크를 자동화해주는 프레임워크
- 거의 모든 ML/DL 프레임워크에서 사용 가능한 넓은 범용성
- 최신 동향의 다양한 최적화 알고리즘을 갖추
- 병렬 처리가 가능
- 간단한 메소드로 시각화 가능



OPTUNA



앙상블이란 무엇인가

앙상블 학습(Ensemble Learning)은 여러 개의 분류기를 생성하고, 그 예측을 결합함으로써 보다 정확한 예측을 도출하는 기법을 말합니다.

강력한 하나의 모델을 사용하는 것 보다 약한 모델 여러 개를 조합하여 더 정확한 예측에 도움을 주는 방식입니다.

현실세계로 예를 들면, 어려운 문제를 해결하는데 한 명의 전문가보다, 여러명의 집단지성을 이용하여 문제를 해결하는 방식을 앙상블 기법이라고 할 수 있습니다.



앙상블이란 무엇인가

앙상블 기법에는 두가지 장점이 있습니다.

1. 과적합(Overfitting) 개선

각 모델별로 발생하는 bias를 종합하여 예측을 하기 때문에 과적합이 발생할 확률을 줄여줄 수 있습니다.

2. 예측 정확도 향상

다양한 모델의 결과를 종합하여 예측 결과를 만들어 내기 때문에 예측 정확도가 향상 될 수 있습니다.



출처

<https://woono.tistory.com/102>

<https://gils-lab.tistory.com/61>

<https://hojjimin-statistic.tistory.com/27>

<https://velog.io/@emseoyk/%ED%95%98%EC%9D%B4%ED%8D%BC%ED%8C%8C%EB%9D%BC%EB%AF%B8%ED%84%B0-%ED%8A%9C%EB%8B%9D#-random-search>

Peter I. Frazier. (2018). A Tutorial on Bayesian Optimization. arXiv:1807.02811

<https://m.blog.naver.com/yjhead/222116788833>.

http://www.dinnopartners.com/_trashed-

[4/#:~:text=%EC%95%99%EC%83%81%EB%B8%94%20%ED%95%99%EC%8A%B5\(Ensemble%20Learning\)%EC%9D%80,%EB%8F%84%EC%9B%80%EC%9D%84%20%EC%A3%BC%EB%8A%94%20%EB%B0%A9%EC%8B%9D%EC%9E%85%EB%8B%88%EB%8B%A4](4/#:~:text=%EC%95%99%EC%83%81%EB%B8%94%20%ED%95%99%EC%8A%B5(Ensemble%20Learning)%EC%9D%80,%EB%8F%84%EC%9B%80%EC%9D%84%20%EC%A3%BC%EB%8A%94%20%EB%B0%A9%EC%8B%9D%EC%9E%85%EB%8B%88%EB%8B%A4).

[https://medium.com/dawn-cau/%EB%A8%B8%EC%8B%A0%EB%9F%AC%EB%8B%9D-](https://medium.com/dawn-cau/%EB%A8%B8%EC%8B%A0%EB%9F%AC%EB%8B%9D-%EC%95%99%EC%83%81%EB%B8%94-%ED%95%99%EC%8A%B5-%EC%9D%B4%EB%9E%80-cf1fcb97f9d0)

%EC%95%99%EC%83%81%EB%B8%94-%ED%95%99%EC%8A%B5-%EC%9D%B4%EB%9E%80-cf1fcb97f9d0">%EC%95%99%EC%83%81%EB%B8%94-%ED%95%99%EC%8A%B5-%EC%9D%B4%EB%9E%80-cf1fcb97f9d0

