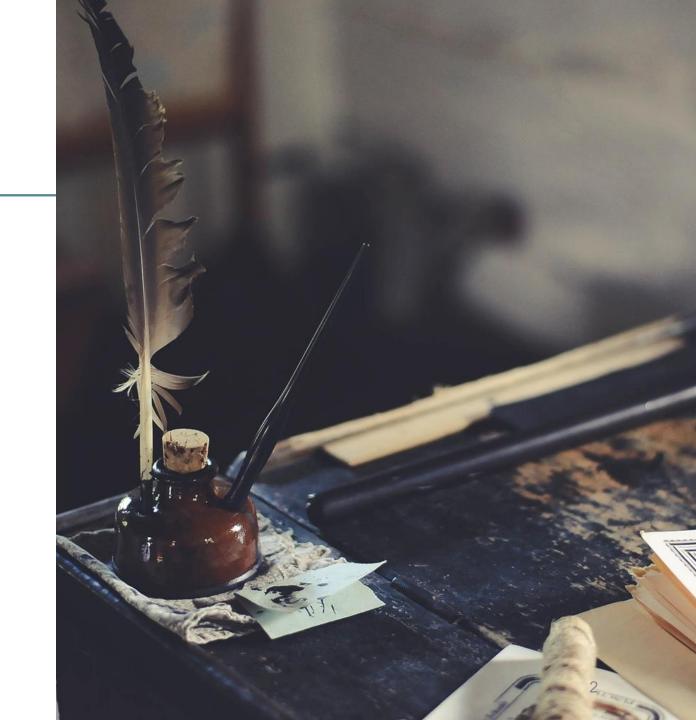


CONTENTS

- 1. Motivation
- 2. Objective
- 3. Literature Review
- 4. Proposed Model
- 5. Empirical Study
- 6. Conclusion





Motivation



오류의 세 가지 원인



• 편향(Bias)

- 비현실적 가정에서 비롯
- 특징과 결과 간의 중요 관계 인식에 큰 영향
- 과소적합

• 분산(Variance)

- 훈련 데이터에 대한 민감도
- 과적함

• 잡음(Noise)

- 예측하지 못한 변화와 측정 오류와 같은 관측값의 분산
- 설명 불가능



Financial Engineering Yonsei Univ.

오류의 세 가지 원인

- 예측오차
- $E\left[\left(y_i \hat{f}[x_i]\right)^2\right] = \left(E\left[\hat{f}[x_i] f[x_i]\right]\right)^2 + V\left[\hat{f}[x_i]\right] + \sigma_{\epsilon}^2$
 - $E\left[\left(y_i \hat{f}[x_i]\right)^2\right]$: 제곱오차 평균
 - $\left(E\left[\hat{f}[x_i] f[x_i]\right]\right)$: 편향
 - $V\left[\hat{f}[x_i]\right]$: 분산
 - σ_{ϵ}^2 : 잡음



부트스트랩 종합



부트스트랩 종합



• 정의

- 부트스트랩
 - Resampling
 - Resampling을 통하여 표본의 성질에 대해서도 추정 가능하다는 것
- 배깅
 - Bootstrap aggregating의 줄임말
 - 여러 개의 Bootstrap 자료를 생성하고, 각 자료를 모델링한 후 결합하여 최종 예측 모형 산출
- 부스팅
 - 잘못 분류된 개체들에 집중하여 새로운 분류규칙을 만드는 단계 반복 방법



부트스트랩 종합



• 배깅

• 방법

- 1. 복원 추출을 통해 N개의 훈련 데이터 세트 생성
- 2. N 추정기를 통해 각각의 훈련 집합에 적합
 - 각각 독립적으로 적합
- 3. N 모델로부터 각 개별 예측의 단순 평균(다수결 투표)

• 특징

- 분산 축소
 - 과적합 해결에 도움
 - 최대한 독립적인 표본을 추출할수록 효율적
- 개선된 정확도
 - N(모델의 수)가 충분히 크다면 배깅을 하는 것이 더 좋다
 - 다만 배깅은 편향을 줄이기보다 분산을 줄이는데 더 탁월함



랜덤 포레스트



랜덤 포레스트



• 정의

- 결정 트리의 합
 - 개별 결정트리는 오버핏될 확률이 높음
- 랜덤 포레스트는 더 낮은 분산으로 앙상블 예측 시도

• 장점

- 예측의 분산을 과적합 없이 줄일 수 있음
- 특징 중요도 계산 가능

• 한계

• 개별 결정 트리보다 더 분산은 낮으나 편향은 낮지 않을 수 있음



부스팅







• ADA 부스트

• 작동 방식

- 1. 표본 가중값에 따라 복원 추출을 통해 훈련 집합 생성
- 2. 하나의 추정기를 해당 집합에 적합
- 3. 단일 추정기가 허용 임계값보다 높아지면 추정기 유지
- 4. 잘못 분류된 관측값에 더 많은 가중치 부여
- 5. N개 추정기가 생길 때까지 과정 반복

• 장점

• 예측의 분산과 편향 모두 감소

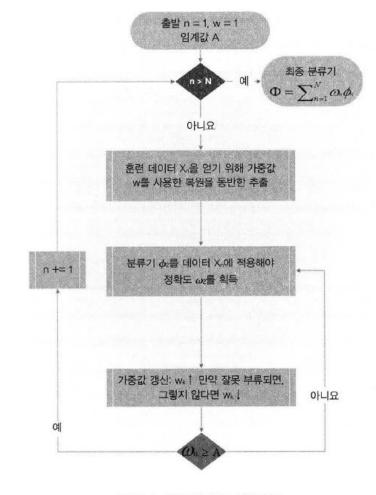


그림 6-3 에이다 부스트 결정 흐름



금융 시장에서 배깅과 부스팅



금융 시장에서 배깅과 부스팅



• 차이

- 배깅
 - 과적합
- 부스팅
 - 과소적합
- 금융 시장
 - 일반적으로 과소적합보다 과적합이 더 큰 문제
 - 신호 대비 노이즈가 높기 때문
 - 병렬처리 영역에서 부스팅보다 배깅이 유리

| | 배깅 | 부스팅 |
|--------------|------------|------------|
| 개별 분류기 적합 방식 | 동시 적합 | 순차적 적합 |
| 성능 나쁜 분류기 | 유지 | 퇴출 |
| 가중치 부여 방식 | 반복별 같은 가중치 | 반복별 다른 가중치 |
| 예측 방식 | 가중 평균 | 최종 예측 |
| 분산과 편향 | 분산 감소 | 분산과 편향 감소 |



배깅의 확장성



배깅의 확장성



- 유명 머신 러닝 알고리즘은 표본 크기로부터 잘 확장되지 않음
 - ex) SVM
 - 알고리즘 수렴 시간이 오래 걸림
 - 전역 최적이라는 보장 없음
 - 과적합에 대한 대안 없음
- 실용적 접근
 - 배깅 알고리즘을 구축할 때, 그 기저 추정기로 SVM처럼 확장성이 높지 않은 것 사용



