

14강. 학습기의 결합

※ 점검하기

Q1. 강의(교재 13장)에서 소개하고 있는 학습기의 결합 방법인 배깅과 부스팅, 그리고 전문가 혼합 방법의 공통점과 차이점을 비교하시오.

<관련학습보기>

2) 학습기 결합에서의 고려사항

분류기 학습 수준의 차별화 방법

- **학습 알고리즘의 차별화**
접근 방법이 서로 다른 분류기를 선택 → 베이지 분류기 & K-NN, 신경망 & SVM
- **모델 선택과 관련된 파라미터의 차별화**
K값이 서로 다른 복수의 K-NN, 은닉층의 뉴런 수가 서로 다른 복수의 MLP
- **학습데이터의 차별화** 같은 모델, 학습데이터 집합을 달리하여 복수 개의 분류기를 사용

분류기 결합 방법

- **병렬적 결합** 각 분류기의 결과를 한 번에 모두 고려하여 하나의 최종 결과를 생성
- **순차적 결합** 각 분류기의 결과를 단계별로 결합

3) 앙상블 학습

학습데이터 생성 방법에 따른 결합 방법의 분류

- **Filtering에 의한 방법**
 - ☞ 각 분류기 학습 때마다 새로운 데이터를 생성하고, 이를 이미 학습이 완료된 분류기에 적용하여 제대로 분류되지 못하는 데이터들만 필터링하여 학습
 - ☞ 초기 부스팅 방법, 캐스케이딩 방법
- **Resampling에 의한 방법**
 - ☞ 각 분류기 학습 때마다 새로운 데이터를 생성하지 않고, 주어진 전체 학습데이터로부터 일부 집합을 추출하여 각 분류기를 학습
 - ☞ 배깅 방법, MadaBoost 방법
- **Reweighting에 의한 방법**
 - ☞ 모든 분류기에 대해 동일한 학습데이터를 사용하되, 각 데이터에 대해 가중치를 주어 학습에 대한 영향도를 조정
 - ☞ AdaBoost 방법

배깅(교재 301쪽), 부스팅(교재 314쪽), 전문가 혼합법(교재 322~323쪽)을 참조한다.

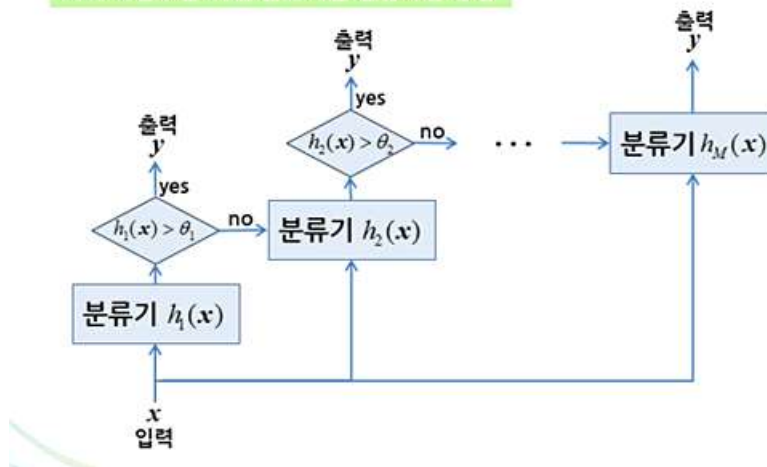
[참조] 1. 학습기 결합의 개요의 「2) 학습기 결합에서의 고려사항」, 「3) 앙상블 학습

Q2. 캐스케이딩 방법이 적합한 응용문제의 예를 하나 들고, 그 설계 방법에 대해서 설명하시오.

<관련학습보기>

1) 캐스케이딩

여러 복잡도를 가진 분류기를 결합하는 방법



계산 시간의 절약이라는 캐스케이딩의 장점을 고려하여, 자동차 번호판 인식 또는 교통 표지판 인식과 같은 예를 선정하고 단계별 인식 방법을 생각해본다.

[참조] 4. 캐스케이딩, 전문가 혼합, 매트랩을 이용한 실험의 「1) 캐스케이딩」

Q3. 선형 분류기의 보팅에 의한 결합 방법에 의해 형성되는 결정경계와 다층 퍼셉트론에서 얻어지는 결정경계의 특성을 비교해 보시오.

<관련학습보기>

2) 보팅에 의한 결합

1 보팅(Voting), 커미티머신(Committee Machine)

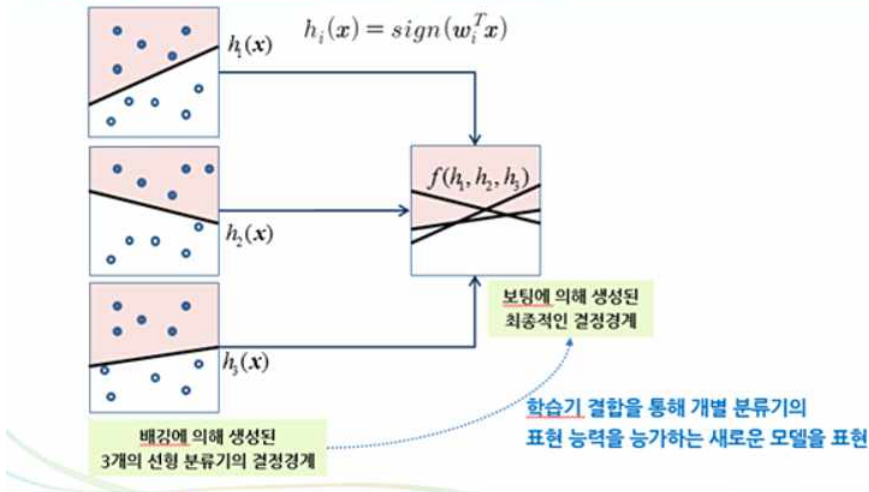
» M 개의 분류기 결과를 모두 동일한 정도로 반영하여 평균한 결과를 얻는 방법

보팅에 의한 결합함수

$$f(x) = f(h_1(x), h_2(x), \dots, h_M(x)) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M h_i(x)$$

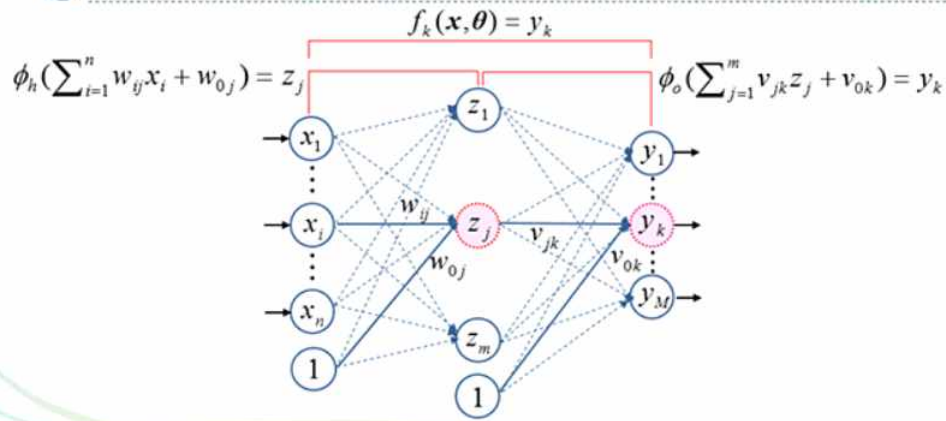
분류 문제의 경우, 결합함수의 결과를 이용하여 최종 분류 결과를 결정해 주는 처리 과정이 필요

3) 배경과 보팅에 의한 결정경계

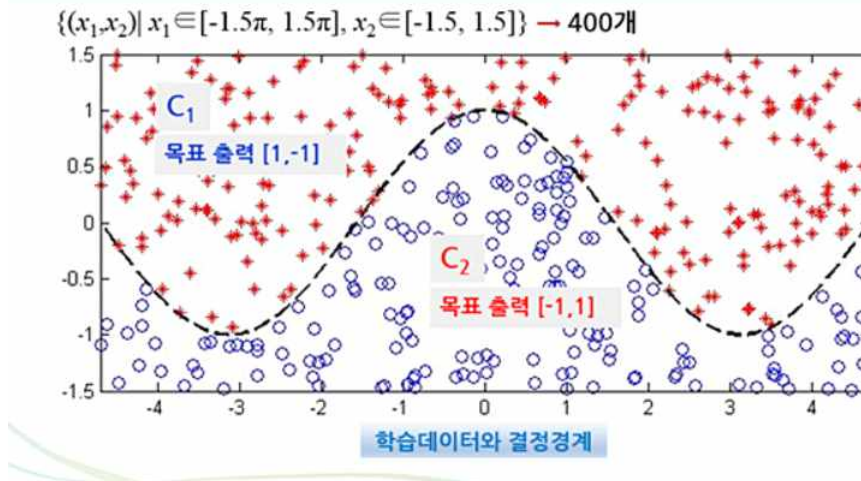


3) 다층 퍼셉트론

1 MLP(Multilayer Perceptron), 1개 이상의 은닉층을 가진 다층 전방향 신경망



1) MLP를 이용한 패턴 분류



교재 [그림 13-2]와 [그림 11-20]을 참고한다.

[참조] 14강. 학습기의 결합 - 「2. 배경과 보팅」

12강. 신경망 - 「2. 신경망 분류기」, 「4. 매트랩을 이용한 신경망 구현」

※ 정리하기

1. 학습기 결합의 개요

1) 3가지의 앙상블 학습 방법

- ① 학습데이터를 생성하는 방법을 중심으로 필터링에 의한 방법(예, 캐스케이딩)
- ② 리샘플링에 의한 방법(예, 배경)
- ③ 가중치 조정에 의한 방법(예, AdaBoost)

2. 배경과 보팅

1) 배경과 보팅 방법에서 간단한 학습기를 M개 결합하여 얻어지는 판별함수

- 개별적인 학습에 사용된 분류기 모델의 표현 능력을 증가하는 새로운 모델을 표현할 수 있음
- 또한 각 분류기가 서로 독립적인 경우라면 결합된 분류기의 일반화오차는 각각의 개별적인 분류기들의 평균적인 일반화오차의 $1/M$ 배로 감소함

3. 부스팅

1) 필터링에 의한 부스팅(Schapire 제안)으로 구성된 시스템

- 간단한 분류기의 성능을 향상시킬 수 있지만 학습에 필요한 데이터의 규모가 매우 커지는 단점을 가짐
- 이를 해결하기 위해 같은 데이터 집합을 반복해서 사용하면서 각 데이터의 가중치 조절을 통해 학습에 변화를 주는 AdaBoost가 개발됨

2) AdaBoost 알고리즘

- 이전 단계의 분류기의 학습 결과를 활용하여 다음 단계의 학습에 사용될 데이터에 가중치를 부여함
- 분류기 간의 차별성을 부여하고, 지수오차함수의 측면에서 최적화된 결합가중치를 찾아 분류기들을 결합함

4. 캐스케이딩, 전문가 혼합, 매트랩을 이용한 실험

1) 캐스케이딩이란?

- 캐스케이딩은 결합 방법에 중점을 둔 것으로, 인식에 많은 계산 비용이 요구되는 문제에서 계산 효율을 높이면서 안정적인 분류 성능을 얻기 위하여 전략적으로 여러 가지 복잡도를 가진 분류기를 결합하는 방법임
- 단계가 높아질수록 이전 단계에서 바르게 분류되기 힘든 데이터가 학습에 사용되므로 높은 단계일수록 보다 복잡하면서 분류 능력이 좋은 분류기를 사용하는 것이 효과적임

2) 전문가 혼합법이란?

- 전문가 혼합법에서는 가중합 계수를 입력에 대한 함수 형태로 사용함으로써 주어진 입력에 따라 어떤 분류기를 중요하게 사용할 것인가가 달라짐
- 따라서 입력 공간을 복수 개의 영역으로 나누어 각각의 분류기가 특정 영역을 중점적으로 담당할 수 있도록 학습하고, 그에 맞추어 결합에 사용되는 가중치도 결정해주는 전략을 취하는 것이 효과적임