

## 2. 나이브 베이즈 분류기(Naive Bayes Classifier)

### 1) 개요

- 베이즈 정리에 기반한 통계적 분류기법(확률 분류기)으로 가장 단순한 지도학습
  - 텍스트분류에 많이 사용됨 (예: 리뷰에서 긍부정어 분류)
- Feature 끼리의 독립성 전제조건
  - 스팸메일 분류에서 Label: 스팸메일 여부
  - 스팸메일 분류에서 Feature 독립정이어야함: 제목의 일정단어, 비속어, 표현등)

#### 장점

- 간단하고 빠르며 정확한 모델
- 큰 데이터셋에 적합
- 연속정보보다 이산형에 적합하며 Multiple class 예측도 가능함

#### 단점

- Feature 독립성이 있어야함.

적인 원칙에 근거한 여러 알고리즘들을 이용하여 훈련된다. 모든 나이브 베이즈 분류기는 공통적으로 모든 특성 값은 서로 독립임을 가정한다. 예를 들어, 특정 과일을 사과로 분류 가능하게 하는 특성들 (둥글다, 빨갳다, 지름 10cm)은 나이브 베이즈 분류기에서 특성들 사이에서 발생할 수 있는 연관성이 없음을 가정하고 각각의 특성들이 특정 과일이 사과일 확률에 독립적으로 기여 하는 것으로 간주한다.

나이브 베이즈의 장점은 다음과 같다. 첫째, 일부의 확률 모델에서 나이브 베이즈 분류는 지도 학습 (Supervised Learning) 환경에서 매우 효율적으로 훈련 될 수 있다. 많은 실제 응용에서, 나이브 베이즈 모델의 파라미터 추정은 최대우도방법 (Maximum Likelihood Estimation (MLE))을 사용하며, 베이즈 확률론이나 베이지안 방법들은 이용하지 않고도 훈련이 가능하다. 둘째, 분류에 필요한 파라미터를 추정하기 위한 트레이닝 데이터의 양이 매우 적다는 것이다. 셋째, 간단한 디자인과 단순한 가정에도 불구하고, 나이브 베이즈 분류는 많은 복잡한 실제 상황에서 잘 작동한다. 2004년의 한 분석<sup>[3]</sup>은 나이브 베이즈 분류의 이러한 능력에 명확한 이론적인 이유가 있음을 보여 주었다. 또한 2006년에는 다른 분류 알고리즘과의 포괄적인 비교를 통하여 베이지안 분류는 부스트 트리 또는 랜덤 포레스트와 같은 다른 접근 방식을 넘어섰다는 것이 밝혀졌다.<sup>[4]</sup>

## 확률 모델 [ 편집 ]

나이브 베이즈는 조건부 확률 모델이다. 분류될 인스턴스들은  $N$  개의 특성 (독립변수)을 나타내는 벡터  $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)$  로 표현되며, 나이브 베이즈 분류기는 이 벡터를 이용하여  $k$ 개의 가능한 확률적 결과들 (클래스)을 다음과 같이 할당한다.

$$p(C_i | x_1, \dots, x_n)$$



## 2. 나이브 베이즈 분류기(Naive Bayes Classifier)

### 1) 베이즈 정리

$$P(A | B) = \frac{P(B | A) \cdot P(A)}{P(B)}$$

- B(특징)조건이 주어졌을때  
A(레이블)의 확률 구함

- 예: 음식배달 리뷰에서 어떤 단어가 긍정인지 확인하는 베이즈 계산법  
'맛있게 맵다' (맛있다 긍정어확률\*맵다 긍정어확률)

$$P(\text{positive} | \text{review}) = \frac{P(\text{review} | \text{positive}) \cdot P(\text{positive})}{P(\text{review})}$$

## 2. 나이브 베이즈 분류기(Naive Bayes Classifier)

### 1) 베이즈 정리

- 스무딩(smoothing)

긍정리뷰에 한번도 등장하지 않으면 모두 0이 되어 버림 (오타등)

- 분자에 1을 더하고 분모에 N을 더해서 부드럽게 만들

$$P(\text{positive} \mid \text{review}) = \frac{P(\text{review} \mid \text{positive}) \cdot P(\text{positive})}{P(\text{review})}$$

## 2. 나이브 베이즈 분류기(Naive Bayes Classifier)

### 2) 베이즈 분류 실습 (사전, 사후확률)

- 양성판정을 받았을때 진짜 병에 걸렸을 확률 계산
  - 병 걸린 사람이 테스트하면 정확하게 분류할 확률이 99%일때
- 양성일 때 병에 걸렸을 확률 =>  $P(\text{병}|\text{양성})$
- [사전확률] 병에 걸릴 확률(전체 인구중 환자수) =>  $P(\text{병})=0.001$
- 병에 걸렸을때 양성일 확률 =>  $P(\text{양성} | \text{병})=0.99$

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)} = \frac{P(B|A)P(A)}{P(A)P(B|A) + P(-A)P(B|-A)}$$

$$P(\text{병}|\text{양성}) = \frac{p(\text{양성}|\text{병})P(\text{병})}{P(\text{병})P(\text{양성}|\text{병}) + P(\text{멀쩡})P(\text{양성}|\text{멀쩡})}$$

## 2. 나이브 베이즈 분류기(Naive Bayes Classifier)

### 2) 베이즈 분류 실습 (사전, 사후확률)

|          |    | 실제정답  |        | 소계      |
|----------|----|-------|--------|---------|
|          |    | 병     | 멀쩡함    |         |
| 분류<br>결과 | 양성 | 99    | 999    | 1,098   |
|          | 음성 | 1     | 98,901 | 98,902  |
| 소계       |    | 100   | 99,900 | 100,000 |
| 확률       |    | 0.001 | 0.999  |         |

$$P(\text{병}|\text{양성}) = \frac{0.99 * 0.001}{0.001 * 0.99 + 0.999 * 0.01} \approx 0.09$$

## 2. 나이브 베이즈 분류기(Naive Bayes Classifier)

### 2) 베이즈 분류 실습 (사전, 사후확률)

- 사전확률: 병에 걸릴 확률 (전체인구수중에 걸린 사람의 수를 나누어 적절히 구함)
- 사후확률: 양성이었을때 병에걸릴확률(9%)

#### 정리

- 사전믿음(병 걸릴 확률)을 새로운 정보(테스트결과)를 사용해 새로운 사후확률(테스트 결과를 보고 났더니 병에 걸릴 확률)로 업데이트