

Bayesian (1)

Joint events (결합 사건)

: 동시에 고려해야 하는 두 개 이상의 확률적 사건들

Joint Probability (결합확률)

: 사건 A, B 가 모두&동시에 일어날 확률. 즉, A 와 B 의 교집합의 확률

만약 A 와 B 의 결합확률이 $P(A, B) = P(A)P(B)$ 를 만족하면 두 사건은 서로 독립임.

- 두 사건이 독립일 때 조건부확률 $P(A|B) = P(A)$

Joint Probability Distribution (결합 확률분포)

- 이산 결합확률분포
- 연속 결합 확률 분포

베이지안 확률론

: A, B 간의 관계를 알고 있다는 가정 하에, 사건 B 가 발생했다는 사실로부터 $P(A)$ (기존에 알고 있던 사건 A 에 대한 확률)를 좀 더 정확한 확률로 바꿀 수 있는 방법을 알려줌

- 이때 $P(A)$ 는 결합되지 않는 개별 사건의 확률인 **marginal probability (주변확률)**
- B 가 사실일 경우의 사건 A 에 대한 확률 = 사건 B 에 대한 A 의 **conditional probability (조건부확률)**

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

- **class-conditional probability (클래스 조건부 확률)**: 클래스 레이블이 주어졌을 때 속성이 어떤 특정 값을 취할 확률
- **class-conditional density (클래스 조건부 밀도)**: 특정 클래스에서 입력된 하나의 데이터가 발현될 확률

베이즈 정리

: 이전의 경험과 현재의 증거를 토대로 어떤 사건의 확률을 추론하는 과정.

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

두 사건 A, B 에 대해서 $P(B|A)$ 를 알고 있을 때, $P(A|B)$ 를 근사함

즉,, likelihood와 prior를 활용해 posterior를 구해주는 방법

$P(B)$: **evidence**

$P(A)$: **prior**

$P(B|A)$: **likelihood** (A 가 주어졌을 때 B 의 조건부확률)

$P(A|B)$: **posterior** (이미 일어난 B 라는 사건이 A 로부터 일어난 것이라고 생각되는 조건부 확률)

Evidence (증거) / normalizing constant (정규화 함수)

- 베이즈 정리에서는 사건 B 가 발생한 것을 알고 있음. 즉 $P(B) = 1$ 이고 이를 통해서 사건 A 의 확률이 어떻게 변화하는지 알고자 함

Prior (사전확률)

: 이미 알고 있고 정의된 확률 (=과거의 경험)

Likelihood

: 어떤 모델에서 해당 관측값이 나올 확률. (조건부확률)

- MAP (Maximum-A-Posterior): posterior가 큰 쪽을 고르는 것.
- MLE (Maximum Likelihood): likelihood값이 큰 쪽을 고르는 것. 덜 정확하지만 사전확률을 알 필요가 없으므로 머신러닝에서 학습시 MLE를 더 많이 이용함

Posterior (사후확률)

: 사건이 발생한 후 그 사건이 특정 모델에서 발생했을 확률. (조건부 확률)

- 베이즈 정리에서 얻고자 하는 것