

Ch07 베이지안 분류기

순서

01-03 전반부 정리

04 세미 나이브 베이즈 분류기

05 베이지안 네트워크

06 EM 알고리즘

01 베이지안 결정이론

“다중 분류 문제에서 확률 알 때 의사 결정 방법”

01 베이지안 결정이론



이 그림자의 주인공은 누구일까요?

01 베이지안 결정이론



몇 퍼센트의 확률로 확신하시나요?

01 베이지안 결정이론



가수가 아니라 남자 배우!

01 베이지안 결정이론



박보검? 공유? 결국 확률적 classification

01 베이지안 결정이론



- 조건부 확률

1. $P(\text{그림자} \mid \text{박보검})$: 박보검이 저런 그림자 나타낼 확률

2. $P(\text{박보검} \mid \text{그림자})$: 저 그림자가 박보검일 확률

01 베이지안 결정이론



- 조건부 확률

1. $P(\text{그림자} | \text{박보검})$: 박보검이 저런 그림자 나타낼 확률

→ **Likelyhood (우도)**

2. $P(\text{박보검} | \text{그림자})$: 저 그림자가 박보검일 확률

→ **Posterior(사후확률)**

01 베이지안 결정이론



- 조건부 확률

1. $P(\text{그림자} \mid \text{박보검})$: 박보검이 저런 그림자 나타낼 확률

- Likelihood (우도)

- **박보검을 학습**하여 가질수 있는 다양한 그림자중
저런 그림자를 가질 확률

2. $P(\text{박보검} \mid \text{그림자})$: 저 그림자가 박보검일 확률

- Posterior(사후확률)

- 전세계에 있는 **그림자를 학습**해서 그 그림자가
박보검일 확률

01 베이지안 결정이론



- 조건부 확률

1. $P(\text{그림자} \mid \text{박보검})$: 박보검이 저런 그림자 나타낼 확률

- Likelihood (우도)

- 박보검을 학습하여 가질수 있는 다양한 그림자중
저런 그림자를 가질 확률

- **Easy~!**

2. $P(\text{박보검} \mid \text{그림자})$: 저 그림자가 박보검일 확률

- Posterior(사후확률)

- 전세계에 있는 그림자를 학습해서 그 그림자가
박보검일 확률

- **???**

02 최대 우도 추정

$$P(\text{박보검} | \text{그림자}) = \frac{P(\text{그림자} | \text{박보검})P(\text{박보검})}{P(\text{그림자})}$$

→ Bayse 정리

$P(\text{그림자} | \text{박보검})$ → 직접계산 = 비효율적 + 판단 모호

→ 실제 문제 = 키 + 콧날 + 헤어스타일 + ...

→ $P(\text{키, 콧날, 헤어스타일...} | \text{박보검})$

03 나이브 베이즈 분류기

Pure Bayse

키	콧날	헤어	분류
크다	높다	올림	공유
보통	높다	내림	박보검
작다	높다	내림	임시완
크다	보통	크다	하정우
보통	높다	올림	박보검

Naive Bayse

- 모든 속성은 독립적 가정

VS.

→ P(키,콧날,헤어스타일... | 박보검)

= P(키 | 박보검) P(콧날 | 박보검)..

$$\frac{P(c)}{P(x)} \prod_{i=1}^d P(x_i | c)$$

04 세미 나이브 베이즈 분류기

- Pure Bayse 와 Naive Bayse의 중간
- 일부 속성 간 상호의존(종속) 관계를 적당히 고려
- 즉, 클래스를 묶어 같은 class → **pure** / 다른 class → **naive**

04 세미 나이브 베이즈 분류기

- Pure Bayse 와 Naive Bayse의 중간
- 일부 속성 간 상호의존(종속) 관계를 적당히 고려
- 즉, 클래스를 묶어 같은 class → **pure** / 다른 class → **naive**
- pure : 키 몸무게 어깨넓이 콧날 시력 안경유무...

04 세미 나이브 베이즈 분류기

- Pure Bayse 와 Naive Bayse의 중간
- 일부 속성 간 상호의존(종속) 관계를 적당히 고려
- 즉, 클래스를 묶어 같은 class → **pure** / 다른 class → **naive**
- pure : 키 몸무게 어깨넓이 콧날 시력 안경유무...
- naive : 키 몸무게 어깨넓이 콧날 시력 안경유무...

04 세미 나이브 베이즈 분류기

- Pure Bayse 와 Naive Bayse의 중간
- 일부 속성 간 상호의존(종속) 관계를 적당히 고려
- 즉, 클래스를 묶어 같은 class → pure / 다른 class → naive
- pure : 키 몸무게 어깨넓이 콧날 시력 안경유무...
- naive : 키 몸무게 어깨넓이 콧날 시력 안경유무...
- semi-naive : (키 몸무게 어깨넓이) (콧날) (시력 안경유무)...

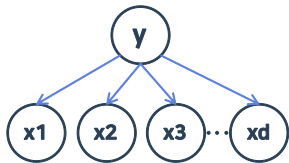
04 세미 나이브 베이즈 분류기

- Pure Bayse 와 Naive Bayse의 중간
- 일부 속성 간 상호의존(종속) 관계를 적당히 고려
- 즉, 클래스를 묶어 같은 class → pure / 다른 class → naive
- pure : 키 몸무게 어깨넓이 콧날 시력 안경유무...
- naive : 키 몸무게 어깨넓이 콧날 시력 안경유무...
- semi-navie : (키 몸무게 어깨넓이) (콧날) (시력 안경유무)...
- 단독 의존 예측기(One-Dependent Estimator, ODE)
 - 각 속성이 최대 1개의 다른 속성에 의존 할 수 있음을 가정

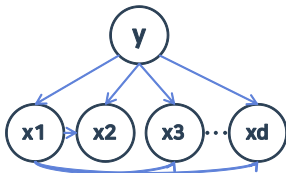
$$P(c | x) \propto P(c) \prod_{j=1}^M P(F_i | C_k)$$

04 세미 나이브 베이지 분류기

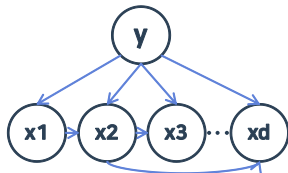
부모 속성 정하는 방법?



(a) NB



(b) SPODE

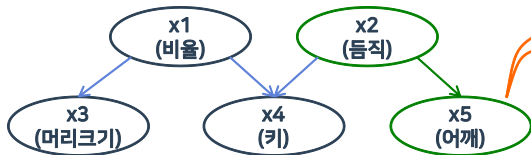


(c) TAN

05 베이지안 네트워크

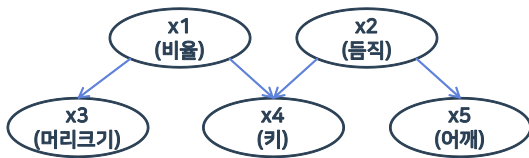
- = 빌리프 네트워크
- 방향성 비사이클 그래프(Directed Acyclic Graph) → 의존관계
- 조건확률표(Conditional Probability Table) → 확률분포

베이지안 네트워크 $B =$ 구조 G , 파라미터 θ



	어깨넓음	어깨좁음
등직O	0.9	0.1
등직X	0.3	0.7

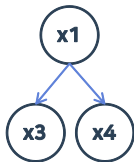
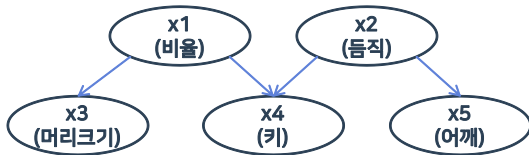
05 베이저안 네트워크



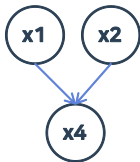
$$P_B(x_1, x_2, \dots, x_d) = \prod_{i=1}^d P_B(x_i | \pi_i)$$

$$P(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5) = P(x_1)P(x_2)P(x_3 | x_1)P(x_4 | x_1, x_2)P(x_5 | x_2)$$

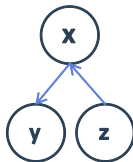
05 베이지안 네트워크



같은 부모 구조

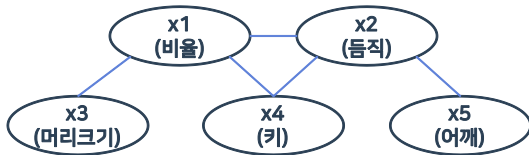


V형 구조



순서 구조

05 베이지안 네트워크



결국, 각 속성의 조건 의존성을 찾는 것

- 학습 : 최소묘사길이(MDL) \Rightarrow Score 함수 $s(B|D) = f(\theta)|B| - LL(B|D)$

즉, **$s(B|D)$ 를 최소화**하는 베이지안 네트워크 **B**를 찾는 것이 목적

- 추론 : 이미 알고 있는 변수 관측값을 통해 다른 속성 변수값 추측

06 EM 알고리즘

- 데이터가 불완전할 때, 결측값이 존재 할 때
- 미관측 변수 = **은닉변수**(latent variable) → 직접적으로 로그 우도식 최대화 불가
- 기대값 최대화 알고리즘(Expectation-Maximization)
 - 1) 매개변수 θ 를 임의의 값으로 설정
 - 2) 주어진 매개변수 값에 관한 잠재변수 Z 값 추정
 - 3) 2)에서 얻은 Z 를 이용해 매개변수 θ 를 다시 추정
 - 4) 매개변수 θ 와 잠재변수 Z 값이 수렴할 때 까지 2),3) 반복
- https://angeloyeo.github.io/2021/02/08/GMM_and_EM.html

07 마치며

- 분류문제 (스팸 인지 아닌지, 긍정인지 부정인지)
- 간단하지만 좋은 성능 → 모델을 학습할 때 시간 측면
- Bayes Teorem 기반
- 각 조건이 독립적이라는 가정 → 의존적이라면 얼마나 의존적인가

