

기초 인공지능 : Assignment03(Bayes Nets)

전공: 컴퓨터공학

학년: 3학년

학번: 20201635

이름: 전찬

0. 목차

1. 구현 목표
2. 새로운 출력 Factor의 unconditionedVariable과 conditionedVariable 구하는 방법
3. CPT가 주어졌을 때, unconditioned variable을 제거하는 과정 서술
4. output Factor에서 query variable과 evidence dictionary의 역할 또는 의미

1. 구현 목표

이번 과제에서는, Bayes Nets을 바탕으로 CPT(Conditional Probability Table)의 크기를 줄일 수 있는 방법을 알아본다. 이를 구현하기 위해 Bayes Net을 구성하며, join Factor과 eliminate을 수행하며, 실제 inference 과정을 구현해야 한다. 이번 보고서에는 문제 2, 3, 4 과정에서의 구현 방법에 관련된 문제를 해결해야 한다.

2. 새로운 출력 Factor의 unconditionedVariable과 conditionedVariable 구하는 방법

이 방법은 설명 pdf 파일 상 (2) 에 대한 설명이다. 문제 2번 상 여러 Factors을 join한 결과로 새로운 출력 Factor을 생성해 내기 위해, 각 unconditionedVariable과 conditionedVariable을 파악해야 한다. 이를 위해 사용되는 일반화된 방법은 아래와 같다.

- (1) Factors의 각 unconditioned / conditioned을 하나의 집합(python 상 set)으로 저장한다.
- (2) conditioned set에서 unconditioned set에 포함되는 원소(variable) 을 제거한다.
- (3) 이를 새로운 Factor의 unconditioned / conditioned에 적용한다.

이를 통해

위와 같은 방법을 통해 계산한 각 joinFactors의 unconditioned / conditioned는 아래와 같다.

1. joinFactors($P(A, B, C, D, E, F \mid K, L, M, N)$, $P(C, D, E, K, M \mid A, C, F)$)

(1) unconditioned = $\{A, B, C, D, E, F, K, M\}$ / conditioned = $\{K, L, M, N, A, C, F\}$

(2) conditioned set – unconditioned set = $\{L, N\}$

(3) Factor가 의미하는 확률 = $P(A, B, C, D, E, F, K, M \mid L, N)$

2. joinFactors(P(U, V, X, Y | Z, M, Q, B), P(Z, M, U, X, Q | Y, V, A, B))

(1) unconditioned = {U, V, X, Y, Z, M, Q} / conditioned = {Z, M, Q, B, Y, V, A}

(2) conditioned set – unconditioned set = {B, A}

(3) Factor가 의미하는 확률 = $P(U, V, X, Y, Z, M, Q | B, A)$

3. joinFactors(P(X, K, V | L, E, S, F), P(R, S, U | K, V, L))

(1) unconditioned = {X, K, V, R, S, U} / conditioned = {L, E, S, F, K, V}

(2) conditioned set – unconditioned set = {L, E, F}

(3) Factor가 의미하는 확률 = $P(X, K, V, R, S, U | L, E, F)$

3. CPT가 주어졌을 때, unconditioned variable을 제거하는 과정 서술

문제 3에서 구현한 eliminate 함수의 알고리즘은 아래와 같다.

(1) unconditioned / conditioned set을 설정한다.

(2) unconditioned set에서 삭제할 variable을 제거하며, 새로운 Factor을 만들어 낸다.

(3) 새로운 Factor의 각 할당 가능한 값에 대해, 해당 할당 값에서 삭제할 variable을 제거하며 marginalization을 수행한다. 계산한 확률을 해당 Factor에 저장한다.

이를 통해 unconditioned variable을 제거한 새로운 CPT을 구현해낼 수 있다. 또한 이 알고리즘을 위 문제에 적용시키면 아래와 같다.

(1) unconditioned / conditioned set을 설정한다.

unconditioned set = {V, W, L}

conditioned set = {}

(2) unconditioned set에서 삭제할 variable을 제거하며, 새로운 Factor을 만들어 낸다.

unconditioned set = {V, W}

conditioned set = {}

새로 구성한 CPT 는 아래와 같다.

| V | W | Prob. |
|------|------|-------|
| Taxi | Sun | - |
| Taxi | Rain | - |
| Bus | Sun | - |

| | | |
|--------|------|---|
| Bus | Rain | - |
| Subway | Sun | - |
| Subway | Rain | - |

<새롭게 만들어 낸 CPT>

(3) 새로운 Factor의 각 할당 가능한 값에 대해, 해당 할당 값에서 삭제할 variable을 제거하며 marginalization을 수행한다. 계산한 확률을 해당 Factor에 저장한다.

각 V, W의 assignment에 대해 marginalization해 구한 결과는 아래와 같다.

| V | W | Prob. |
|--------|------|-------------------|
| Taxi | Sun | $0.0135 + 0.0315$ |
| Taxi | Rain | $0.012 + 0.008$ |
| Bus | Sun | $0.162 + 0.378$ |
| Bus | Rain | $0.018 + 0.012$ |
| Subway | Sun | $0.0945 + 0.2205$ |
| Subway | Rain | $0.03 + 0.02$ |

<각 CPT의 assignment에 대해 확률을 계산한 결과>

위 과정을 통해, 주어진 CPT에 대해 unconditioned variable을 제거할 수 있다.

4. output Factor에서 query variable과 evidence dictionary의 역할 또는 의미

Bayesian Network에서 추론 과정을 수행하는 방식은 크게 2 가지로, 열거(enumeration), 변수 제거(elimination) 가 존재한다. 문제 4는 elimination을 구현하는 것이며, 이는 조건부 확률에서 conditioned 부분이 고정될 때, $P(\text{unconditioned} \mid \text{fixed conditioned})$ 을 구하는 것과 동일하다. 따라서 output Factor을 만들어낼 때, 해당 output은 $P(\text{query variables} \mid \text{evidence dictionary})$ 에 대한 Factor 을 구해내야 한다. 여기에서 query variable과 evidence dictionary는 아래와 같다.

- query variable : inference query에서 unconditioned variable 부분이다. 따라서 주어진 evidence에 대해, 조건부 확률로 알고 싶어하는 확률 값이라고 할 수 있다.

- evidence dictionary : inference query에서 fixed conditioned variable 부분이다. 여기에서 fixed라는 말은 해당 conditioned variable이 다양한 값을 가질 수 있는 형태가 아니라, 각 variable key에 대해, 한 value 값만 저장함을 의미한다. 따라서 구현에서 여러 번 사용한 variableDomainsDict와 달리 해당 dictionary는 각 value 값으로 가능한 할당 값 string을 저장하고 있다.