

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



هوش مصنوعی

فصل ۱۴

استدلال احتمالاتی

Probabilistic Reasoning

کاظم فولادی
دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر
دانشگاه تهران

<http://courses.fouladi.ir/ai>

۱

بازنمایی
دانایی
در یک
دامنه‌ی
نامطمئن

شبکه‌های بیزی

BAYESIAN NETWORKS

شبکه‌ی بیزی

Bayesian Network

یک نمادگذاری ساده و گرافیکی برای بیان استقلال شرطی
(و در نتیجه برای مشخص‌سازی متراکم توزیع‌های توأم کامل)

شبکه‌های بیزی

نحو

BAYESIAN NETWORKS

شبکه‌ی بیزی <i>Bayesian Network</i>	
یک گراف جهت‌دار بدون دور	
گره‌ها <i>Nodes</i>	پیوندها <i>Links</i>
نشان‌دهنده‌ی متغیرهای تصادفی	نشان‌دهنده‌ی رابطه‌ی تأثیر مستقیم
توزیع شرطی <i>Conditional Distribution</i>	(link $\approx$ "directly influences")
برای هر گره، توزیع شرطی آن گره به شرط والد‌های آن را داریم:	
$P(X_i Parents(X_i))$	
در قالب جدول احتمال شرطی (CPT)	

شبکه‌های بیزی

جدول احتمال شرطی

CONDITIONAL PROBABILITY TABLE

توزیع شرطی به طور ساده در قالب **جدول احتمال شرطی** بازنمایی می‌شود.

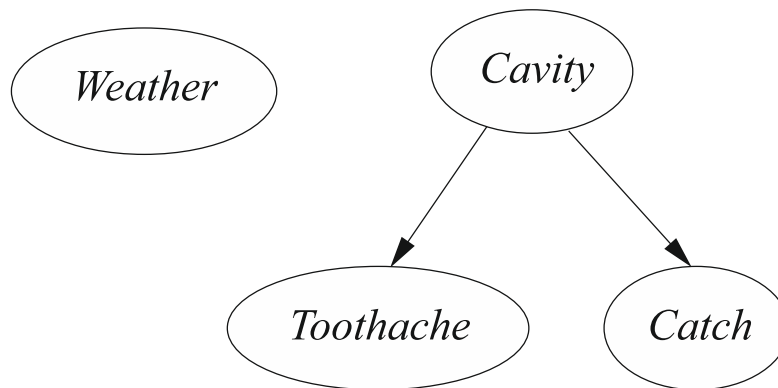
توزیع برای متغیر X_i برای هر ترکیب از مقادیر والد‌های آن

جدول احتمال شرطی
Conditional Probability Table

CPT

شبکه‌های بیزی

مثال

BAYESIAN NETWORKS

Weather is independent of the other variables

Toothache and *Catch* are conditionally independent given *Cavity*

توپولوژی شبکه‌ی بیزی بیان استقلال شرطی را کدگذاری می‌کند.



شبکه‌های بیزی

مثال: سیستم هشدار سرقت منزل

BAYESIAN NETWORKS

شما دو همسایه به نام‌های **مری** و **جان** دارید. آن‌ها قول داده‌اند که در صورت شنیدن صدای زنگ هشدار سرقت با شما در محل کارتان تماس بگیرند. **جان** همیشه وقتی تماس می‌گیرد که صدای زنگ هشدار را بشنود، اما گاهی صدای زنگ هشدار را با صدای زنگ تلفن اشتباه می‌گیرد و با شما تماس می‌گیرد. **مری** موسیقی با صدای بلند گوش می‌دهد و گاهی صدای زنگ هشدار را نمی‌شنود. البته گاهی زمین‌لرزه‌ی خفیف هم باعث به صدا در آمدن زنگ هشدار می‌شود. می‌خواهیم با دانستن فرد تماس‌گیرنده، احتمال سرقت را تخمین بزنیم.

Variables: *Burglar*, *Earthquake*, *Alarm*, *JohnCalls*, *MaryCalls*

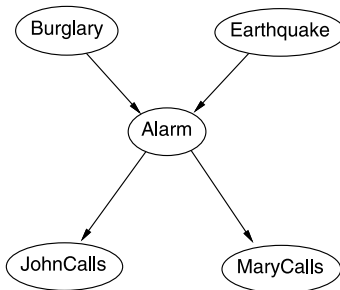
سرقت

زمین‌لرزه

هشدار

تماس جان

تماس مری



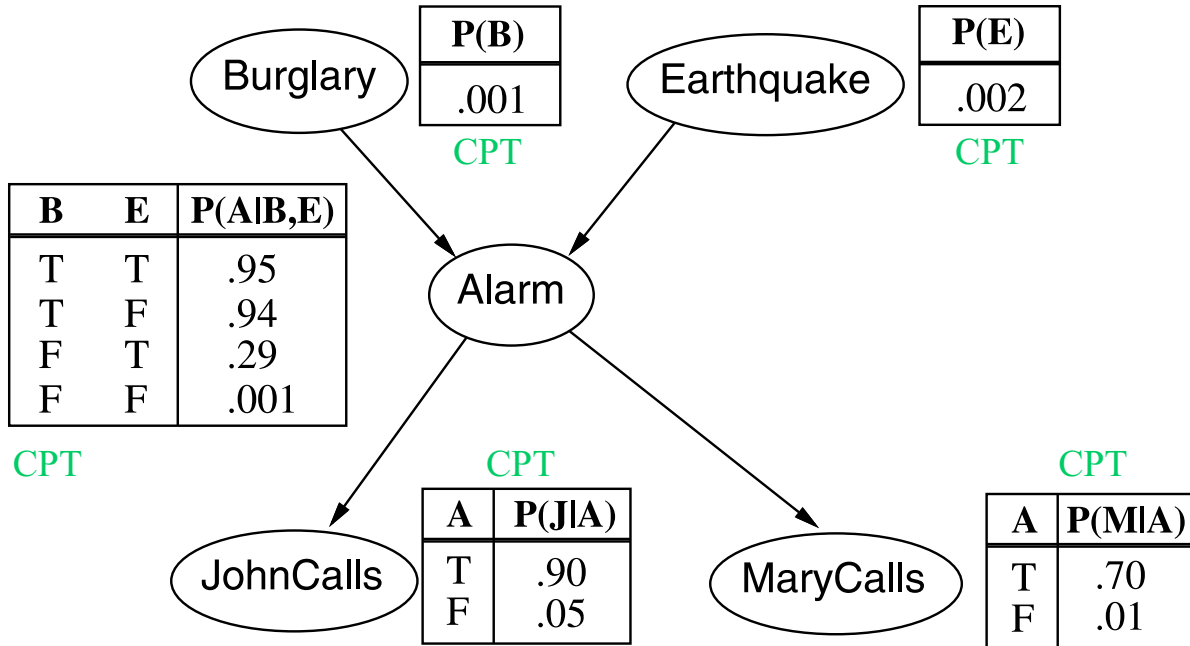
توپولوژی شبکه‌ی بیزی، دانایی «علّی» را منعکس می‌کند:

- وقوع یک سرقت می‌تواند زنگ هشدار را به صدا درآورد.
- وقوع یک زمین‌لرزه می‌تواند زنگ هشدار را به صدا درآورد.
- زنگ هشدار می‌تواند باعث شود مری تماس بگیرد.
- زنگ هشدار می‌تواند باعث شود جان تماس بگیرد.

شبکه‌های بیزی

مثال: سیستم هشدار سرقت منزل

BAYESIAN NETWORKS

Variables: *Burglar*, *Earthquake*, *Alarm*, *JohnCalls*, *MaryCalls*

B

E

A

J

M

شبکه‌های بیزی

مفهوم «تراکم»

COMPACTNESS

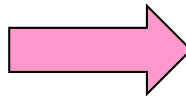
یک CPT برای متغیر تصادفی بولی X با k والد بولی دارای 2^k سطر برای ترکیب‌های مختلف مقادیر والد‌هاست.

هر سطر یک عدد p برای $X = \text{true}$ نیاز دارد.
(عدد $1-p$ برای $X = \text{false}$ مشخص است)

اگر هریک از n متغیر حداکثر k والد داشته باشد، کل شبکه به $O(n \cdot 2^k)$ عدد برای CPT‌ها نیاز دارد.

$$O(2^n)$$

برای توزیع‌های توأم کامل
(نمایی بر حسب n)



$$O(n \cdot 2^k)$$

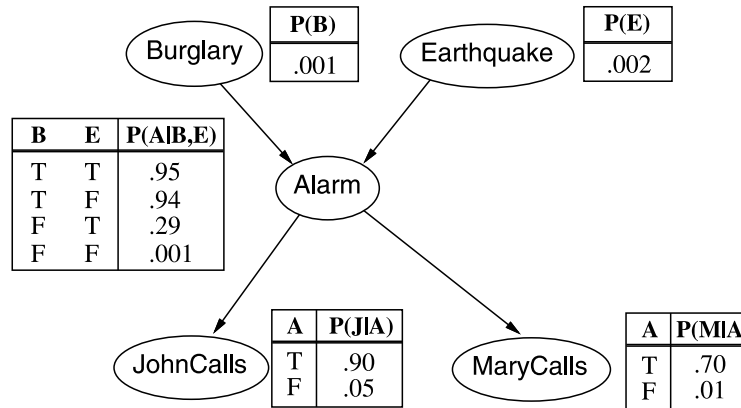
برای توزیع‌های شرطی
(خطی بر حسب n)

شبکه‌های بیزی

مفهوم «تراکم»: مثال

COMPACTNESS

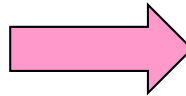
برای مثال سیستم هشدار سرقت



$$O(2^n)$$

برای توزیع‌های توأم کامل
(نمایی بر حسب n)

$$2^5 = 32$$



$$O(n \cdot 2^k)$$

برای توزیع‌های شرطی
(خطی بر حسب n)

$$1 + 1 + 4 + 2 + 2 = 10$$

۲

معناشناسی شبکه‌های بیزی

معناشناسی شبکه‌های بیزی

THE SEMANTICS OF BAYESIAN NETWORKS

معناشناسی شبکه‌های بیزی

معناشناسی محلی

Local Semantics

معناشناسی سراسری

Global Semantics

معناشناسی شبکه‌های بیزی

معناشناسی سراسری

THE SEMANTICS OF BAYESIAN NETWORKS

معناشناسی شبکه‌های بیزی

معناشناسی محلی
*Local Semantics*معناشناسی سراسری
Global Semantics

توزیع توأم کامل = حاصل ضرب توزیع‌های شرطی محلی

$$P(x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n P(x_i | \text{parents}(X_i))$$

معناشناسی شبکه‌های بیزی

معناشناسی سراسری: مثال

THE SEMANTICS OF BAYESIAN NETWORKS

معناشناسی شبکه‌های بیزی

معناشناسی محلی
*Local Semantics*معناشناسی سراسری
Global Semantics

توزیع توأم کامل = حاصل ضرب توزیع‌های شرطی محلی

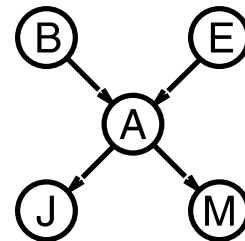
$$P(x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n P(x_i | \text{parents}(X_i))$$

$$\text{e.g., } P(j \wedge m \wedge a \wedge \neg b \wedge \neg e)$$

$$= P(j|a)P(m|a)P(a|\neg b, \neg e)P(\neg b)P(\neg e)$$

$$= 0.9 \times 0.7 \times 0.001 \times 0.999 \times 0.998$$

$$\approx 0.00063$$



معناشناسی شبکه‌های بیزی

معناشناسی محلی

THE SEMANTICS OF BAYESIAN NETWORKS

معناشناسی شبکه‌های بیزی

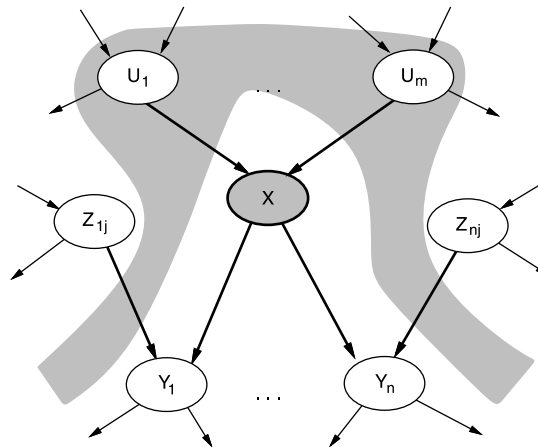
معناشناسی محلی

Local Semantics

معناشناسی جهانی

Global Semantics

هر گره با داشتن والد‌هایش از گره‌های غیرنواده‌اش مستقل شرطی است.



معناشناسی شبکه‌های بیزی

قضیه‌ی هم‌ارزی معناشناسی سراسری با معناشناسی محلی

THE SEMANTICS OF BAYESIAN NETWORKS



Theorem: Local semantics $\Leftrightarrow$ global semantics

معناشناسی شبکه‌های بیزی

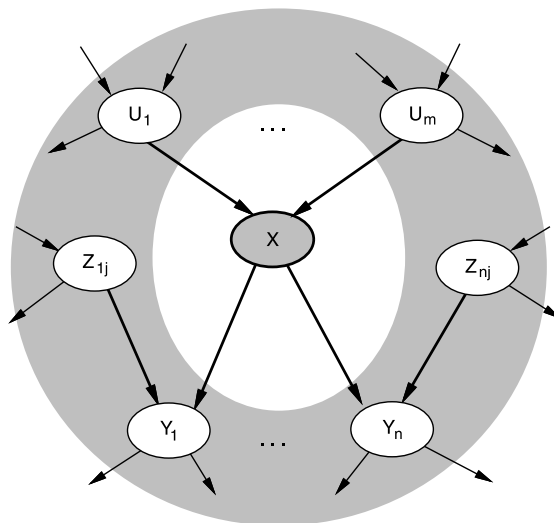
پتوی مارکوف

MARKOV BLANKET

هر گره از سایر گره‌ها مستقل شرطی است به شرط داشتن پتوی مارکوف آن گره

پتوی مارکوف برای هر گره = والد‌های آن + فرزندان آن + والد‌های فرزندان آن

پتوی مارکوف

Markov Blanket

ساختن شبکه‌های بیزی

CONSTRUCTING BAYESIAN NETWORKS

به روشی نیاز داریم که
با بررسی یک سری از بیان‌های آزمون‌پذیر به طور محلی در مورد استقلال شرطی
بتواند معناشناسی سراسری مورد نیاز را تضمین کند.

1. Choose an ordering of variables $X_1, \dots, X_n$
2. For $i = 1$ to n
 add X_i to the network
 select parents from $X_1, \dots, X_{i-1}$ such that

$$\mathbf{P}(X_i | \text{Parents}(X_i)) = \mathbf{P}(X_i | X_1, \dots, X_{i-1})$$

انتخاب والد‌ها، معناشناسی سراسری را تضمین می‌کند:

$$\begin{aligned} \mathbf{P}(X_1, \dots, X_n) &= \prod_{i=1}^n \mathbf{P}(X_i | X_1, \dots, X_{i-1}) \quad (\text{chain rule}) \\ &= \prod_{i=1}^n \mathbf{P}(X_i | \text{Parents}(X_i)) \quad (\text{by construction}) \end{aligned}$$

ساختن شبکه‌های بیزی

مثال (۱ از ۶)

Suppose we choose the ordering M, J, A, B, E

MaryCalls

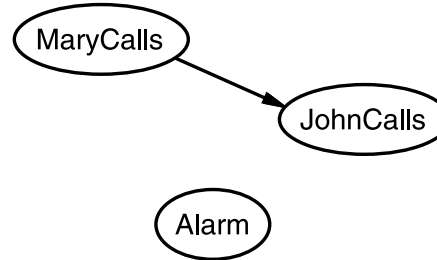
JohnCalls

$$P(J|M) = P(J)?$$

ساختن شبکه‌های بیزی

مثال (۲ از ۶)

Suppose we choose the ordering M, J, A, B, E



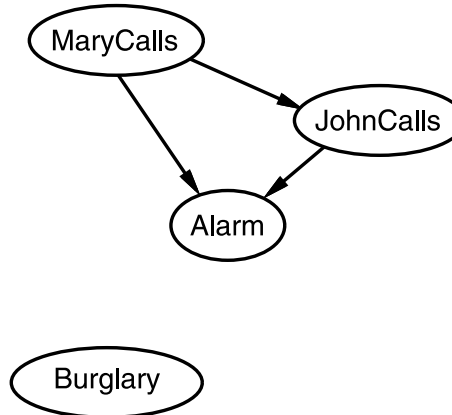
$P(J|M) = P(J)$? No

$P(A|J, M) = P(A|J)$? $P(A|J, M) = P(A)$?

ساختن شبکه‌های بیزی

مثال (۳ از ۶)

Suppose we choose the ordering M, J, A, B, E



$P(J|M) = P(J)$? No

$P(A|J, M) = P(A|J)$? $P(A|J, M) = P(A)$? No

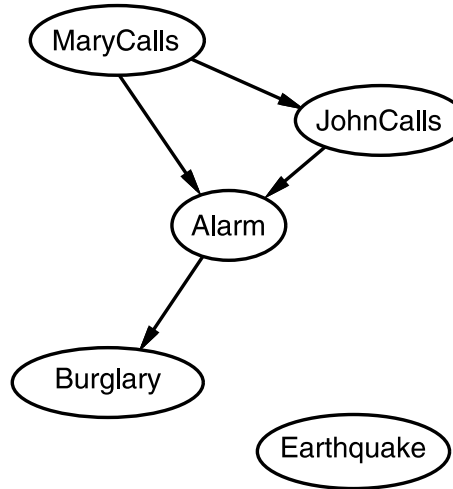
$P(B|A, J, M) = P(B|A)$?

$P(B|A, J, M) = P(B)$?

ساختن شبکه‌های بیزی

مثال (۴ از ۶)

Suppose we choose the ordering M, J, A, B, E



$$P(J|M) = P(J)? \quad \text{No}$$

$$P(A|J, M) = P(A|J)? \quad P(A|J, M) = P(A)? \quad \text{No}$$

$$P(B|A, J, M) = P(B|A)? \quad \text{Yes}$$

$$P(B|A, J, M) = P(B)? \quad \text{No}$$

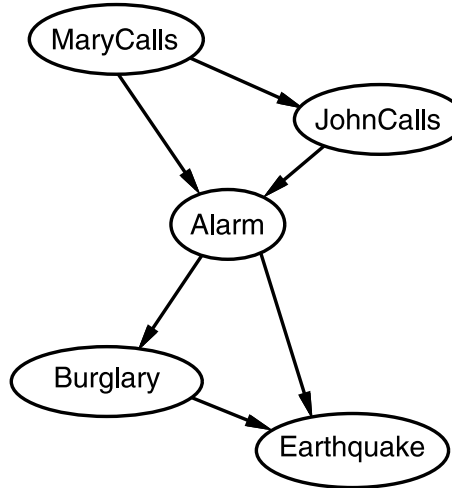
$$P(E|B, A, J, M) = P(E|A)?$$

$$P(E|B, A, J, M) = P(E|A, B)?$$

ساختن شبکه‌های بیزی

مثال (۵ از ۶)

Suppose we choose the ordering M, J, A, B, E



$$P(J|M) = P(J)? \quad \text{No}$$

$$P(A|J, M) = P(A|J)? \quad P(A|J, M) = P(A)? \quad \text{No}$$

$$P(B|A, J, M) = P(B|A)? \quad \text{Yes}$$

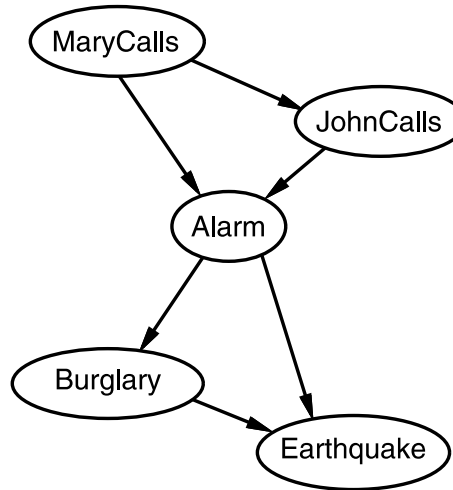
$$P(B|A, J, M) = P(B)? \quad \text{No}$$

$$P(E|B, A, J, M) = P(E|A)? \quad \text{No}$$

$$P(E|B, A, J, M) = P(E|A, B)? \quad \text{Yes}$$

ساختن شبکه‌های بیزی

مثال (۶ از ۶)



تصمیم‌گیری در مورد استقلال شرطی در جهت‌های غیرعلّی دشوار است.

(به نظر می‌رسد مدل‌های علّی و استقلال شرطی برای انسان‌ها سیم‌بندی سخت شده است)

سنجش احتمالات شرطی در جهت‌های غیرعلّی دشوار است.

در این مثال تراکم شبکه کم است: فقط $13 = 4 + 2 + 4 + 1$ عدد لازم داریم.

ساخت شبکه‌های بیزی

مثال: تشخیص عیب خودرو

EXAMPLE: CAR DIAGNOSIS

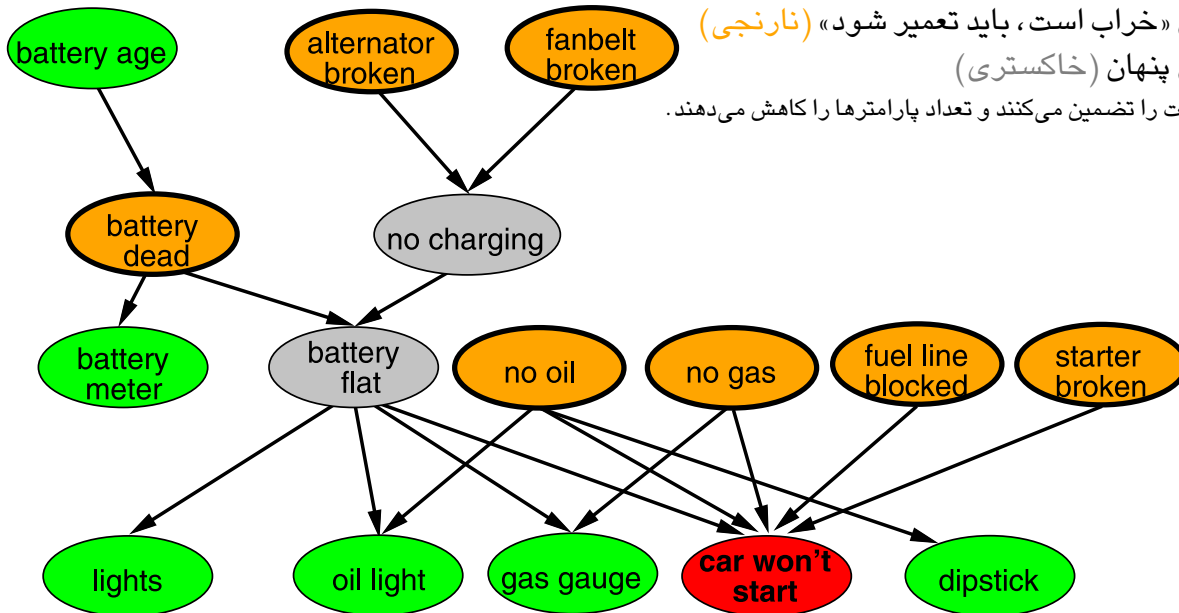
شاهد آغازین: **خودرو روشن نمی‌شود**

متغیرهای آزمون‌پذیر (سبز)

متغیرهای «خراب است، باید تعمیر شود» (نارنجی)

متغیرهای پنهان (خاکستری)

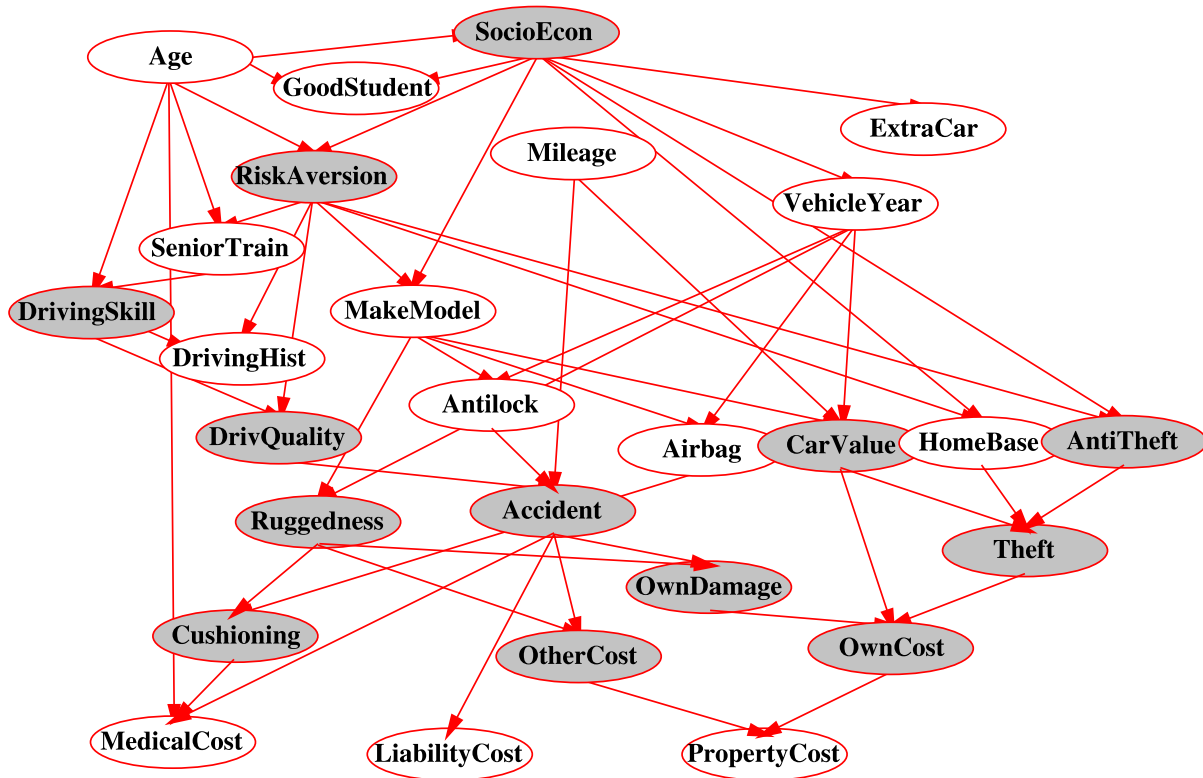
ساختار خلوت را تضمین می‌کنند و تعداد پارامترها را کاهش می‌دهند.



ساخت شبکه‌های بیزی

مثال: بیمه‌ی خودرو

EXAMPLE: CAR INSURANCE



۳

بازنمایی کارآمد توزیع‌های شرطی

توزیع‌های شرطی متراکم

COMPACT CONDITIONAL DISTRIBUTIONS

اندازه‌ی CPT با تعداد والد‌ها به صورت نمایی رشد می‌کند.

برای گره‌های قطعی (deterministic nodes)

استفاده از روابط قطعی بین گره‌ها

حل

برای روابط نامطمئن (uncertain relationships)

استفاده از روابط منطقی «نویزی» مانند مدل noisy-OR

مشکل

اندازه‌ی CPT با والد‌ها یا فرزندان پیوسته-مقدار بی‌نهایت می‌شود.

متغیرهای پیوسته، والد‌های گسسته + پیوسته

استفاده از یک تابع چگالی شرطی

حل

متغیرهای گسسته، والد‌های پیوسته

استفاده از یک تابع چگالی شرطی

مشکل

مشکل

توزیع‌های شرطی متراکم

برای گره‌های قطعی

DETERMINISTIC NODES

مقدار گرهی قطعی از روی مقدار والد‌های آن به صورت قطعی مشخص می‌شود.

$$X = f(\text{Parents}(X)) \text{ for some function } f$$

برای مثال: توابع بولی:

$$\text{NorthAmerican} \Leftrightarrow \text{Canadian} \vee \text{US} \vee \text{Mexican}$$

برای مثال: روابط عددی بین متغیرهای پیوسته

$$\frac{\partial \text{Level}}{\partial t} = \text{inflow} + \text{precipitation} - \text{outflow} - \text{evaporation}$$

توزیع‌های شرطی متراکم

برای رابطه‌های نامطمئن

UNCERTAIN RELATIONSHIPS

رابطه‌های غیرقطعی را می‌توان

با استفاده از روابط منطقی «نویزی» مانند مدل **noisy-OR** مشخص کرد.

$$Child \Leftarrow Parent_1 \vee Parent_2 \vee \dots \vee Parent_k$$

در اینکه والد‌ها می‌توانند موجب درست شدن فرزند شوند، عدم اطمینان مجاز شمرده می‌شود.

توزیع‌های **noisy-OR** علت‌های غیرمتعامل چندگانه را مدل می‌کنند؛ با دو شرطوالد‌ها شامل همه‌ی علت‌ها باشند: $U_1, U_2, \dots, U_k$

۱

همیشه می‌توان سایر علت‌ها را با اضافه کردن یک گره‌ی نشتی (**leak node**) پوشش داد.هر علت به‌تنهایی دارای احتمال شکست مستقل q_i باشد.

۲

 q_i : احتمال ممانعت فردی (individual inhibition probabilities)

در این صورت داریم:

$$P(X|U_1 \dots U_j, \neg U_{j+1} \dots \neg U_k) = 1 - \prod_{i=1}^j q_i$$

توزیع‌های شرطی متراکم

برای رابطه‌های نامطمئن: مثال

UNCERTAIN RELATIONSHIPS

در منطق گزاره‌ای می‌توان گفت $Fever \Leftrightarrow Cold \vee Flu \vee Malaria$

<i>Cold</i>	<i>Flu</i>	<i>Malaria</i>	$P(Fever)$	$P(\neg Fever)$
F	F	F	0.0	1.0
F	F	T	0.9	0.1  داده شده
F	T	F	0.8	0.2  داده شده
F	T	T	0.98	$0.02 = 0.2 \times 0.1$
T	F	F	0.4	0.6  داده شده
T	F	T	0.94	$0.06 = 0.6 \times 0.1$
T	T	F	0.88	$0.12 = 0.6 \times 0.2$
T	T	T	0.988	$0.012 = 0.6 \times 0.2 \times 0.1$

$$q_{cold} = P(\neg fever | cold, \neg flu, \neg malaria) = 0.6 ,$$

$$q_{flu} = P(\neg fever | \neg cold, flu, \neg malaria) = 0.2 ,$$

$$q_{malaria} = P(\neg fever | \neg cold, \neg flu, malaria) = 0.1 .$$

بر اساس احتمالات ممانعت فردی،
می‌توان کل CPT را کامل کرد.

$$P(x_i | parents(X_i)) = 1 - \prod_{\{j: X_j = true\}} q_j ,$$

تعداد پارامترهای مورد نیاز بر حسب تعداد والد‌ها، خطی است.

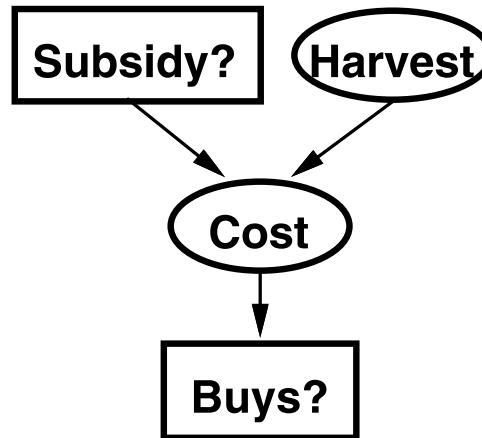


توزیع‌های شرطی متراکم

برای شبکه‌های بیزی هیبرید (گسسته + پیوسته)

HYBRID (DISCRETE+CONTINUOUS) NETWORKS

Discrete (*Subsidy?* and *Buys?*); continuous (*Harvest* and *Cost*)



گزینه ۱) استفاده از گسسته‌سازی: * مشکل خطای احتمالی بالا * مشکل CPT‌های بزرگ

گزینه ۲) استفاده از خانواده‌های کانونیک توزیع‌های پارامتری متناهی 

چگونگی برخورد با
متغیرهای پیوسته

توزیع‌های شرطی متراکم

برای شبکه‌های بیزی هیبرید (گسسته + پیوسته): برای متغیرهای پیوسته فرزند

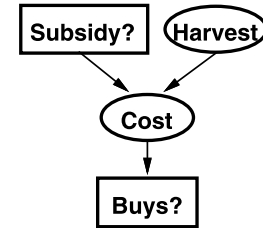
HYBRID (DISCRETE+CONTINUOUS) NETWORKS

نیاز داریم به یک تابع چگالی شرطی

برای متغیر فرزند پیوسته با داشتن والد‌های پیوسته به‌ازای هر انتساب ممکن برای والد‌های گسسته

معمولاً مدل **گاوسی خطی** برای تابع چگالی شرطی متداول‌ترین گزینه است، مثلاً:

$$\begin{aligned} P(\text{Cost} = c | \text{Harvest} = h, \text{Subsidy?} = \text{true}) \\ &= N(a_th + b_t, \sigma_t)(c) \\ &= \frac{1}{\sigma_t \sqrt{2\pi}} \exp \left(-\frac{1}{2} \left(\frac{c - (a_th + b_t)}{\sigma_t} \right)^2 \right) \end{aligned}$$



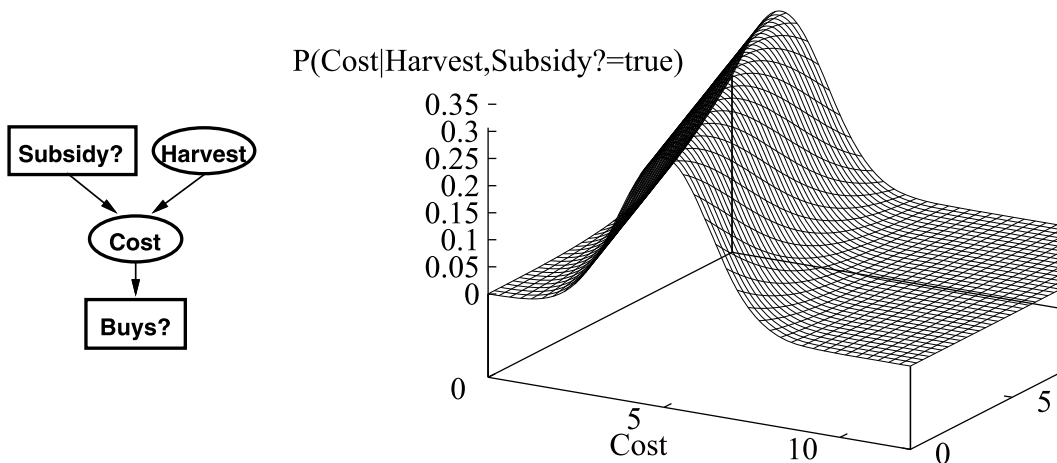
متوسط فرزند (*Cost*) به صورت خطی با والد (*Harvest*) تغییر می‌کند؛ واریانس ثابت است.

تغییر خطی بر روی یک بازه‌ی بزرگ غیرمنطقی است،
اما به‌خوبی کار می‌کند اگر بازه‌ی احتمالی *Harvest* باریک باشد.

توزیع‌های شرطی متراکم

برای شبکه‌های بیزی هیبرید (گسسته + پیوسته): برای متغیرهای پیوسته فرزند: توزیع گاوسی خطی

HYBRID (DISCRETE+CONTINUOUS) NETWORKS



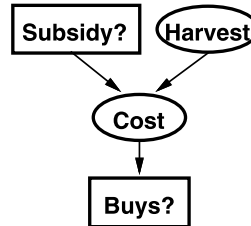
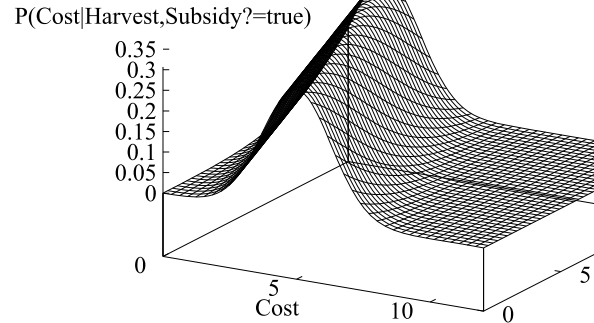
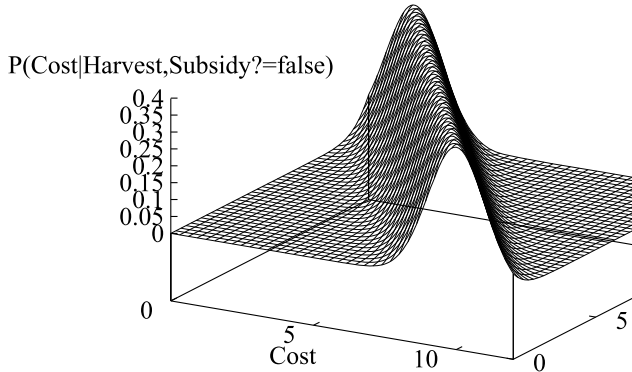
یک شبکه که تنها از متغیرهای پیوسته با توزیع گاوسی خطی تشکیل شده است دارای یک توزیع توأم کامل با **گاوسی چندمتغیره** است.

شبکه‌ی گاوسی خطی گسسته + پیوسته، یک شبکه‌ی **گاوسی شرطی** است.
یعنی: یک گاوسی چندمتغیره بر روی همه‌ی متغیرهای پیوسته
برای هر ترکیب از مقادیر متغیرهای گسسته وجود دارد.

توزیع‌های شرطی متراکم

برای شبکه‌های بیزی هیبرید (گسسته + پیوسته): برای متغیرهای پیوسته فرزند: توزیع گاوسی خطی

HYBRID (DISCRETE+CONTINUOUS) NETWORKS



شبکه‌ی گاوسی خطی گسسته + پیوسته، یک شبکه‌ی گاوسی شرطی است.

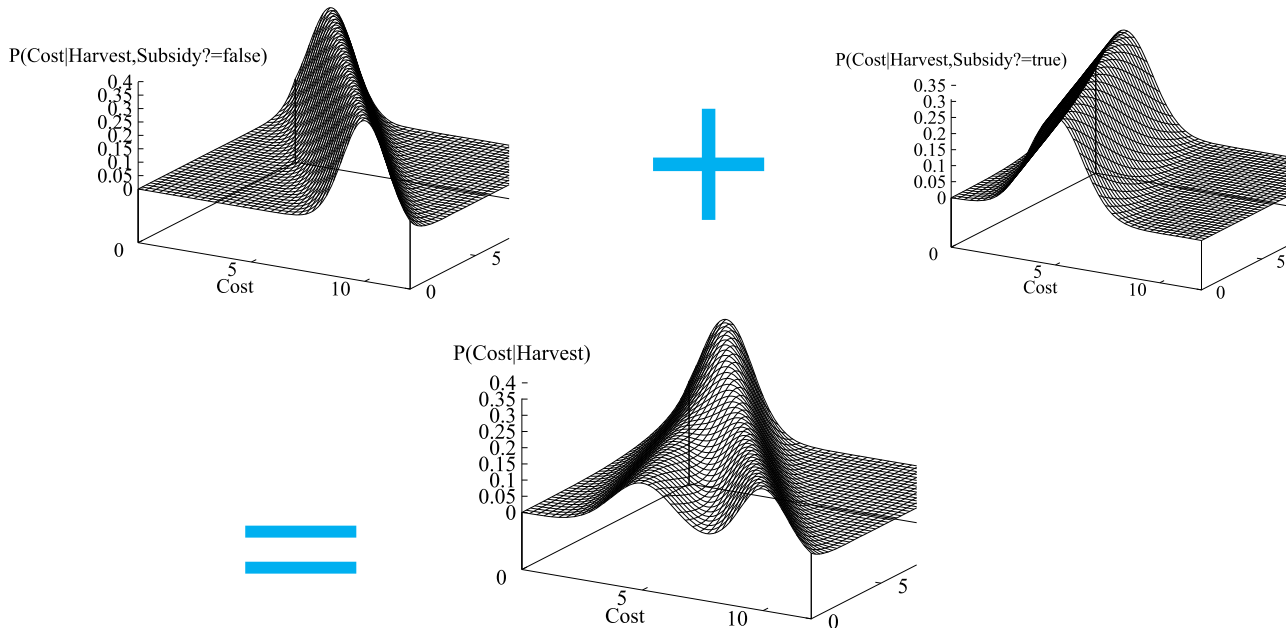
یعنی: یک گاوسی چندمتغیره بر روی همه‌ی متغیرهای پیوسته

برای هر ترکیب از مقادیر متغیرهای گسسته وجود دارد.

توزیع‌های شرطی متراکم

برای شبکه‌های بیزی هیبرید (گسسته + پیوسته): برای متغیرهای پیوسته فرزند: توزیع گاوسی خطی

HYBRID (DISCRETE+CONTINUOUS) NETWORKS



مجموع دو توزیع گاوسی، یک گاوسی است.

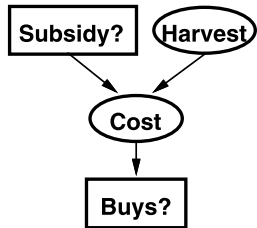
توزیع‌های شرطی متراکم

برای شبکه‌های بیزی هیبرید (گسسته + پیوسته): برای متغیرهای گسسته فرزند و والدهای پیوسته

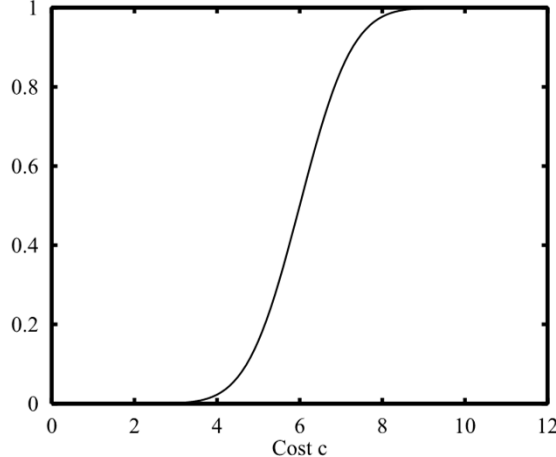
HYBRID (DISCRETE+CONTINUOUS) NETWORKS

احتمال فرزند گسسته به شرط والد پیوسته باید یک مقدار آستانه‌ی نرم باشد (مثل توزیع پروبیت).
(نباید تغییر ناگهانی داشته باشد)

Probability of *Buys?* given *Cost* should be a “soft” threshold:



$P(\text{Buys?} = \text{false} | \text{Cost} = c)$



مشتری در صورتی خرید می‌کند که قیمت پایین باشد و در صورت بالا بودن قیمت خرید نخواهد کرد؛ اما تغییرات احتمال خرید در ناحیه‌ی میانی ملایم است.

توزیع پروبیت (Probit) از انتگرال گاوسی استفاده می‌کند:

$$\Phi(x) = \int_{-\infty}^x N(0, 1)(x) dx$$

$$P(\text{Buys?} = \text{true} \mid \text{Cost} = c) = \Phi((-c + \mu)/\sigma)$$

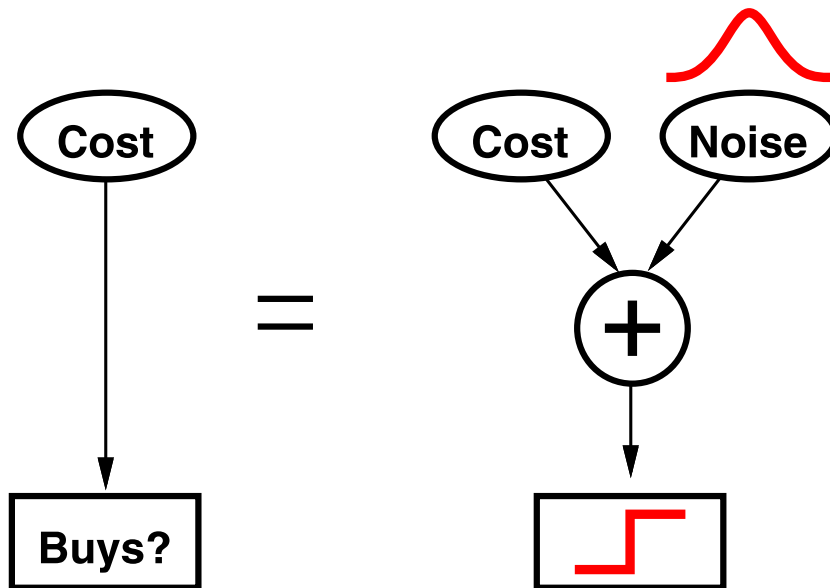
توزیع‌های شرطی متراکم

برای شبکه‌های بیزی هیبرید (گسسته + پیوسته): برای متغیرهای گسسته فرزند و والد‌های پیوسته: توزیع پروبیت

HYBRID (DISCRETE+CONTINUOUS) NETWORKS

ویژگی توزیع پروبیت (Probit)

فرآیند تصمیم‌گیری دارای مقدار آستانه‌ای سخت است، اما مکان دقیق آستانه در معرض نویز گاوسی تصادفی قرار دارد.



توزیع‌های شرطی متراکم

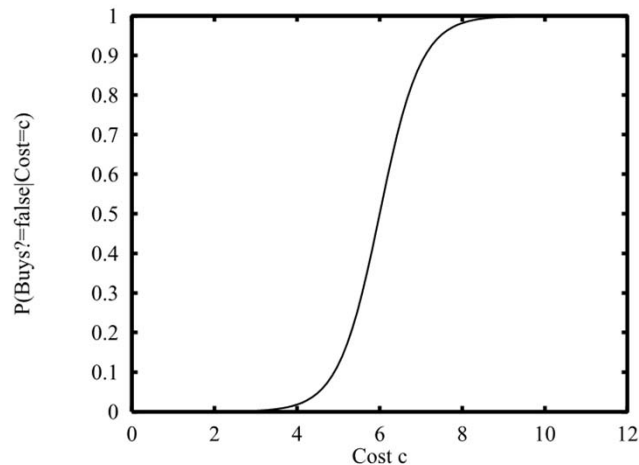
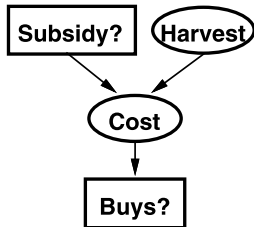
برای شبکه‌های بیزی هیبرید (گسسته + پیوسته): برای متغیرهای گسسته فرزند و والد‌های پیوسته: توزیع لوگیت

HYBRID (DISCRETE+CONTINUOUS) NETWORKS

ویژگی توزیع لوگیت (Logit) (یا سیکموئید (Sigmoid))

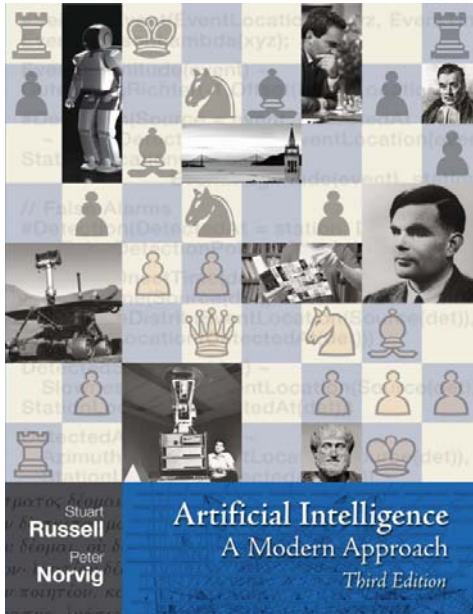
مشابه پروبیت اما دمه‌های آن طولانی‌تر است.

$$P(Buys? = true \mid Cost = c) = \frac{1}{1 + \exp(-2\frac{-c+\mu}{\sigma})}$$



۴

منابع،
مطالعه،
تکلیف



Stuart Russell and Peter Norvig,
Artificial Intelligence: A Modern Approach,
 3rd Edition, Prentice Hall, 2010.

Chapter 14

14 PROBABILISTIC REASONING

In which we explain how to build network models to reason under uncertainty according to the laws of probability theory.

Chapter 13 introduced the basic elements of probability theory and noted the importance of independence and conditional independence relationships in simplifying probabilistic representations of the world. This chapter introduces a systematic way to represent such relationships explicitly in the form of **Bayesian networks**. We define the syntax and semantics of these networks and show how they can be used to capture uncertain knowledge in a natural and efficient way. We then show how probabilistic inference, although computationally intractable in the worst case, can be done efficiently in many practical situations. We also describe a variety of approximate inference algorithms that are often applicable when exact inference is infeasible. We explore ways in which probability theory can be applied to worlds with objects and relations—that is, to *first-order*, as opposed to *propositional*, representations. Finally, we survey alternative approaches to uncertain reasoning.

14.1 REPRESENTING KNOWLEDGE IN AN UNCERTAIN DOMAIN

In Chapter 13, we saw that the full joint probability distribution can answer any question about the domain, but can become intractably large as the number of variables grows. Furthermore, specifying probabilities for possible worlds one by one is unnatural and tedious.

We also saw that independence and conditional independence relationships among variables can greatly reduce the number of probabilities that need to be specified in order to define the full joint distribution. This section introduces a data structure called a **Bayesian network**¹ to represent the dependencies among variables. Bayesian networks can represent essentially any full joint probability distribution and in many cases can do so very concisely.

BAYESIAN NETWORK

¹ This is the most common name, but there are many synonyms, including **belief network**, **probabilistic network**, **causal network**, and **knowledge map**. In statistics, the term **graphical model** refers to a somewhat broader class that includes Bayesian networks. An extension of Bayesian networks called a **decision network** or **influence diagram** is covered in Chapter 16.

تکلیف ۹

هوالحمیم

هوش مصنوعی

نیمسال اول ۹۵-۱۳۹۴

http://courses.fouladi.ir/ai

دانشگاه تهران

پردیس فارابی

دانشکده مهندسی



تکلیف شماره ۹

فصل پنجم و چهاردهم

کمی سازی عدم اطمینان و استدلال احتمالاتی

(۱) با توجه به توزیع توأم کامل داده شده، مقادیر زیر را محاسبه کنید.

	toothache	$\neg$ toothache
catch	$\neg$ catch	catch
cavity	.108, .012	.072, .008
$\neg$ cavity	.016, .064	.144, .576

P(toothache) (الف)

P(cavity) (ب)

P(Cavity) (ج)

P(Toothache|cavity) (د)

P(Cavity|toothache $\vee$ catch) (ه)

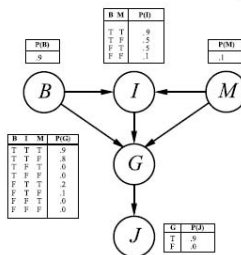
(۲) پس از انجام یک چک‌آپ، پزشک یک خیر خوب و یک خیر بد برای شما دارد:

- خیر بد: تست شما مثبت بوده است؛ به این معنی که شما دچار یک بیماری جدی شده‌اید. از طرفی این تست ۹۹٪ دقیق است (احتمال اینکه شما بیمار باشید و جواب تست مثبت باشد = احتمال اینکه شما بیمار نباشید و جواب تست منفی باشد = ۹۹٪).

- خیر خوب: این بیماری یک بیماری نادر است که از بین ۱۰۰۰۰ نفر فقط ۱ نفر به آن مبتلا می‌شود.

چرا این یک خیر خوب است؟ شانس اینکه شما واقعاً این بیماری را داشته باشید، چقدر است؟

(۳) شبکه‌ی بیزی زیر را در نظر بگیرید.



کار مطالعاتی ۸

هوالمکیم

هوش مصنوعی

نیمسال اول ۹۵-۱۳۹۴

http://courses.fouladi.ir/ai

دانشگاه تهران

پروین فارابی

دانشکده مهندسی



کار مطالعاتی شماره ۸

فصل اول: مقدمه و آغاز

سایر موضوعات

عنوان موضوع	دانشجویان
۱. زبان طرح ریوی Strips	۱.
STRIPS Planning Language	۲.
۲. سیستم‌های نگهدار درستی	۱.
Truth maintenance systems	۲.
۳. فیزیک کیفی	۱.
Qualitative Physics	۲.
۴. نظریه دیمپستر-شافر	۱.
Dempster-Shafer Theory	۲.
۵. سیستم‌های خبری نظریه تصمیمی	۱.
Decision-Theoretic Expert Systems	۲.
۶. حساب اذت	۱.
Holonic Calculus	۲.
۷. تیغی اوجامی	۱.
Ockham's Razor	۲.
۸. سیستم‌های پاسخ به پرسش	۱.
Question Answering Systems	۲.
۹. سیستم‌های استخراج اطلاعات	۱.
Information Extraction Systems	۲.
۱۰. سیستم‌های ترجمه ماشینی	۱.
Machine Translation Systems	۲.
۱۱. سیستم‌های بازشناسی گفتار	۱.
Speech Recognition Systems	۲.
۱۲. بازشناسی اشیا	۱.
Object Recognition	۲.
۱۳. سیستم‌های بازیابی اطلاعات	۱.
Information Retrieval Systems	۲.
جنبه‌های اخلاقی در هوش مصنوعی	۱.
Etics and AI	۲.

- گزارش کار مطالعاتی در حدود دو صفحه تنظیم و در محل مشخص شده در وبسایت درسی بارگذاری شود.
- همه فایل‌های پوست به صورت آرشو شده با ششده شده در قالب یک فایل بارگذاری شود و در صورت زیاد بودن حجم آن، برای استاد درسی ارسال شود یا بر روی CD به طور حضوری تحویل داده شود.
- از برای منابع مطالعه به عنوان پوست و گردآوری تصویر، انیمیشن، فیلم، متن و هر مطلب خام از هر منبعی اعم از کتابخانه، اینترنت، آرشو و ... که مرتبط با موضوع باشد، اکیدا پیشنهاد می‌شود و دینی است که در ترمی تخصیص داده شده به کار مطالعاتی تأثیر مثبت دارد.