



# 变量消除 (Variable Elimination)

作者: Calvin

QQ: 179209347

Mail: 179209347@qq.com

# 介绍

## 笔记简介:

- 面向对象: 深度学习初学者
- 依赖课程: **线性代数, 统计概率**, 优化理论, 图论, 离散数学, 微积分, 信息论

## 知乎专栏:

<https://zhuanlan.zhihu.com/p/693738275>

## Github & Gitee 地址:

[https://github.com/mymagicpower/AIAS/tree/main/deep\\_learning](https://github.com/mymagicpower/AIAS/tree/main/deep_learning)

[https://gitee.com/mymagicpower/AIAS/tree/main/deep\\_learning](https://gitee.com/mymagicpower/AIAS/tree/main/deep_learning)

## \* 版权声明:

- 仅限用于个人学习
- 禁止用于任何商业用途

# 概率图模型 – 推理 ( Inference )

**推理 ( Inference )** : 指在已知部分变量的情况下, 计算其他变量的概率分布或期望值。

**常见的推理方法包括:**

## 1. 精确推理 (Exact Inference)

**变量消除 (Variable Elimination) :**

- 通过逐步消除变量来计算目标变量的边缘概率分布。
- 对于贝叶斯网络, 可以通过消除非目标变量来获得边缘概率。

**信念传播 (Belief Propagation, BP) :**

- 在树形图中, 通过消息传递算法来计算边缘概率分布。
- 针对一般图, 可以使用近似信念传播 (Loopy Belief Propagation) 。

## 2. 近似推理 (Approximate Inference)

**蒙特卡罗方法 (Monte Carlo Methods) :**

- 通过随机采样来近似计算概率分布。
- 常用方法包括马尔可夫链蒙特卡罗 (MCMC) 、重要性采样 (Importance Sampling) 。

**变分推理 (Variational Inference) :**

- 将复杂的概率分布近似为更简单的分布, 通过优化方法进行推理。
- 常用技术包括变分贝叶斯 (Variational Bayesian) 、期望最大化 (Expectation-Maximization) 。



# 变量消元法


## 变量消除 (Variable Elimination) :

- 通过从联合概率分布逐步消除变量，来计算目标变量的边缘概率分布。
- 对于贝叶斯网络，可以通过消除非目标变量来获得边缘概率。

$a^1$	$b^1$	$c^1$	0.25
$a^1$	$b^1$	$c^2$	0.35
$a^1$	$b^2$	$c^1$	0.08
$a^1$	$b^2$	$c^2$	0.16
$a^2$	$b^1$	$c^1$	0.05
$a^2$	$b^1$	$c^2$	0.07
$a^2$	$b^2$	$c^1$	0
$a^2$	$b^2$	$c^2$	0
$a^3$	$b^1$	$c^1$	0.15
$a^3$	$b^1$	$c^2$	0.21
$a^3$	$b^2$	$c^1$	0.09
$a^3$	$b^2$	$c^2$	0.18

$a^1$	$c^1$	0.33
$a^1$	$c^2$	0.51
$a^2$	$c^1$	0.05
$a^2$	$c^2$	0.07
$a^3$	$c^1$	0.24
$a^3$	$c^2$	0.39



在这里，我们将变量  $B$  从因子  $\phi(A, B, C)$  中边缘化出来。

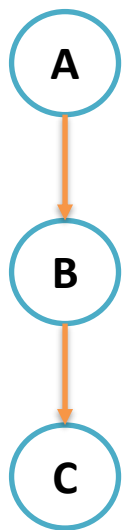
$$\phi_2(A, C) = \sum_B \phi_1(A, B, C)$$

# 贝叶斯网络

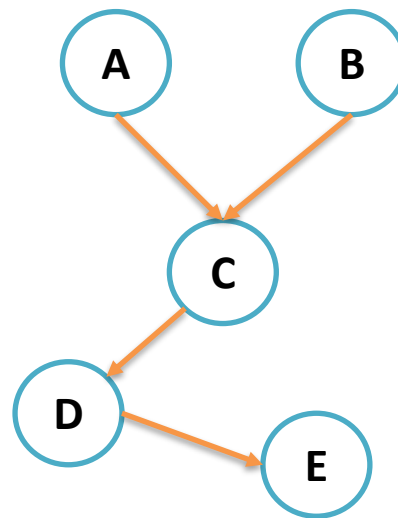
**定理：**父节点已知时，该节点与其所有非后代的节点（non-descendants）条件独立。

**联合概率分布：**

联合概率可以表示为局部条件概率表的乘积.



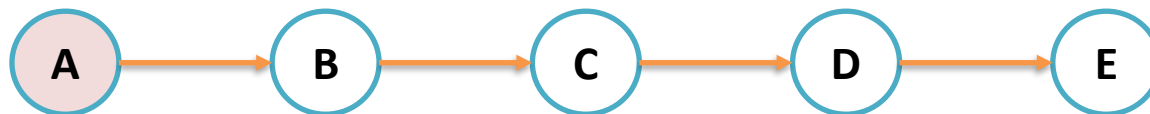
$$P(A, B, C) = P(C|B) P(B|A) P(A)$$



$$P(A, B, C, D, E) = P(E | D)P(D | C)P(C | A, B)P(B)P(A)$$

# 变量消元法示例1 - MRF (链状图模型) - 消除 A

MRF (链状图模型) : 求节点 E 的边缘概率



$$P(e) = \sum_d \sum_c \sum_b \sum_a P(a, b, c, d, e)$$

$$P(e) \propto \sum_d \sum_c \sum_b \sum_a \tilde{P}(a, b, c, d, e)$$

$$= \sum_d \sum_c \sum_b \sum_a P(a)P(b | a)P(c | b)P(d | c)P(e | d)$$

$$= \sum_d \sum_c \sum_b \sum_a \phi_1(a, b)\phi_2(b, c)\phi_3(c, d)\phi_4(d, e)$$

$$= \sum_d \sum_c \sum_b P(c | b)P(d | c)P(e | d) \sum_a P(a)P(b | a)$$

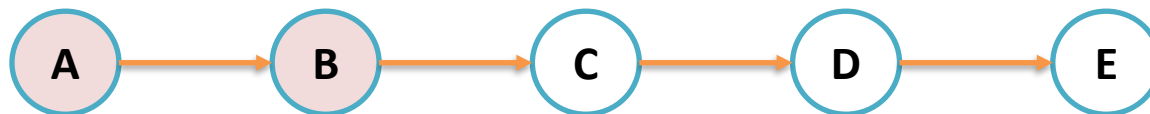
$$= \sum_d \sum_c \sum_b \phi_2(b, c)\phi_3(c, d)\phi_4(d, e) \sum_a \phi_1(a, b)$$

$$= \sum_d \sum_c \sum_b P(c | b)P(d | c)P(e | d)p(b)$$

$$= \sum_d \sum_c \sum_b \phi_2(b, c)\phi_3(c, d)\phi_4(d, e)\tau_1(b)$$

# 变量消元法示例1 - MRF (链状图模型) - 消除 B

MRF (链状图模型) : 求节点 E 的边缘概率



$$P(e) = \sum_d \sum_c \sum_b P(c | b) P(d | c) P(e | d) p(b)$$

$$= \sum_d \sum_c P(d | c) P(e | d) \sum_b P(c | b) p(b)$$

$$= \sum_d \sum_c P(d | c) P(e | d) p(c)$$

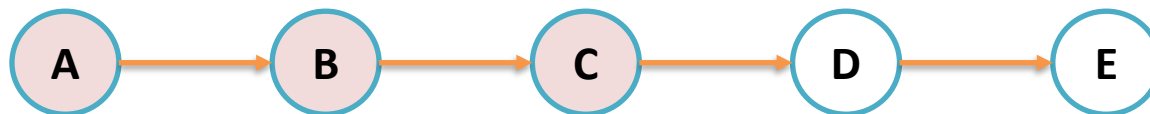
$$P(e) \propto \sum_d \sum_c \sum_b \phi_2(b, c) \phi_3(c, d) \phi_4(d, e) \tau_1(b)$$

$$= \sum_d \sum_c \phi_3(c, d) \phi_4(d, e) \sum_b \phi_2(b, c) \tau_1(b)$$

$$= \sum_d \sum_c \phi_3(c, d) \phi_4(d, e) \tau_2(c)$$

# 变量消元法示例1 - MRF (链状图模型) - 消除 C

MRF (链状图模型) : 求节点 E 的边缘概率



$$P(e) = \sum_d \sum_c P(d | c) P(e | d) p(c)$$

$$= \sum_d P(e | d) \sum_c P(d | c) p(c)$$

$$= \sum_d P(e | d) p(d)$$

$$P(e) \propto \sum_d \sum_c \phi_3(c, d) \phi_4(d, e) \tau_2(c)$$

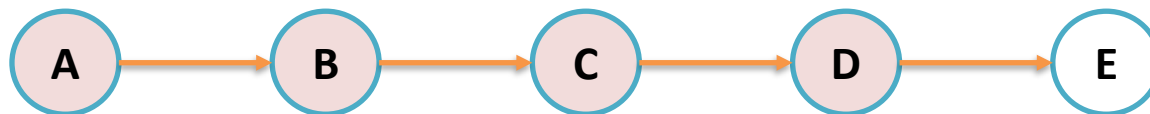
$$= \sum_d \phi_4(d, e) \sum_c \phi_3(c, d) \tau_2(c)$$

$$= \sum_d \phi_4(d, e) \tau_3(d)$$



# 变量消元法示例1 - MRF (链状图模型) - 消除 D

MRF (链状图模型) : 求节点 E 的边缘概率



$$P(e) = \sum_d P(e | d)p(d)$$

$$= p(e)$$

$$P(e) \propto \sum_d \phi_4(d, e)\tau_3(d)$$

$$= \tau_4(e)$$

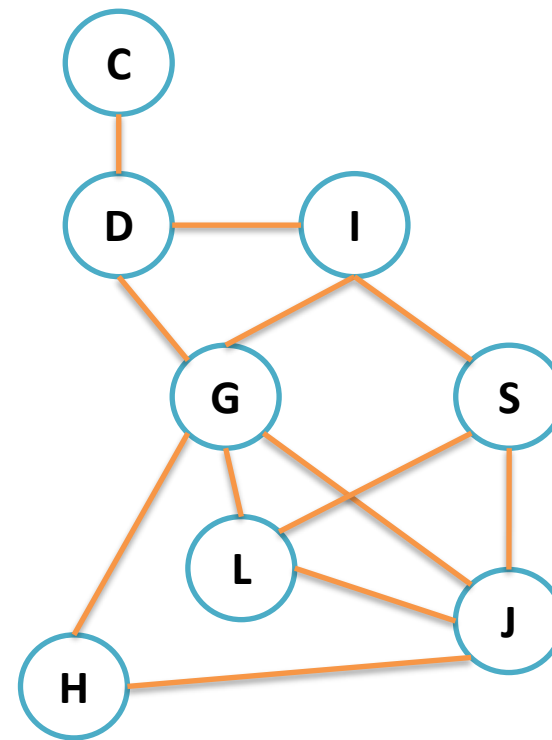
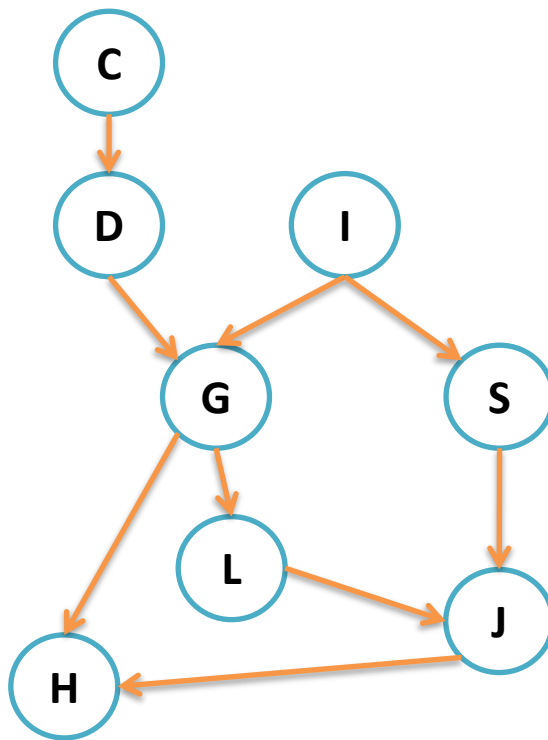
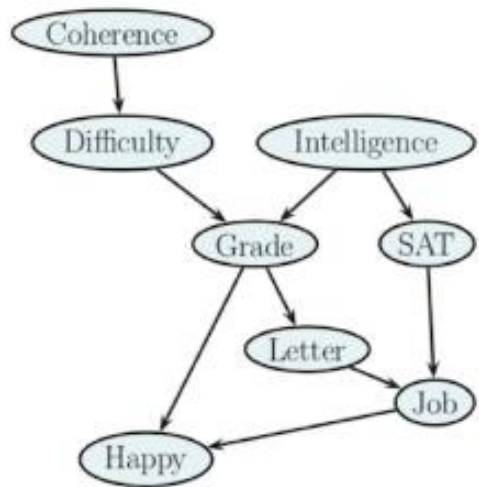
## 变量消元法示例2 – 学生模型

贝叶斯网络：已知联合概率分布，求节点 J 的边缘概率

$$P(C, D, I, G, S, L, J, H)$$

$$= P(C)P(D | C)P(I)P(G | I, D)P(S | I)P(L | G)P(J | L, S)P(H | G, J)$$

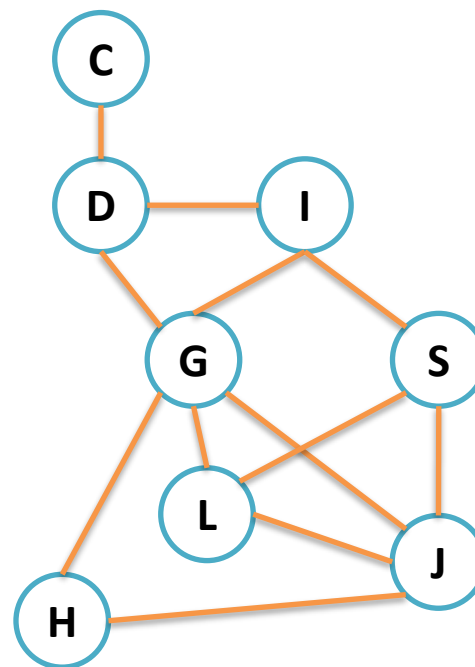
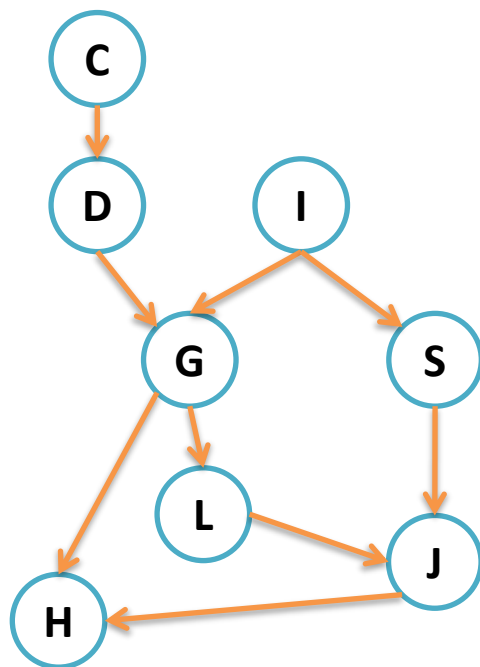
$$= \psi_C(C)\psi_D(D, C)\psi_I(I)\psi_G(G, I, D)\psi_S(S, I)\psi_L(L, G)\psi_J(J, L, S)\psi_H(H, G, J)$$



## 变量消元法示例2 – 学生模型

已知联合概率分布，求节点 J 的边缘概率

$$\begin{aligned}
 P(J) &= \sum_L \sum_S \sum_G \sum_H \sum_I \sum_D \sum_C P(C, D, I, G, S, L, J, H) \\
 &= \sum_L \sum_S \sum_G \sum_H \sum_I \sum_D \sum_C \psi_C(C) \psi_D(D, C) \psi_I(I) \psi_G(G, I, D) \psi_S(S, I) \psi_L(L, G) \psi_J(J, L, S) \psi_H(H, G, J)
 \end{aligned}$$

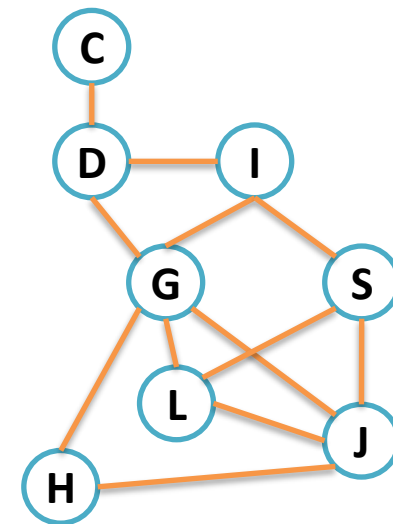
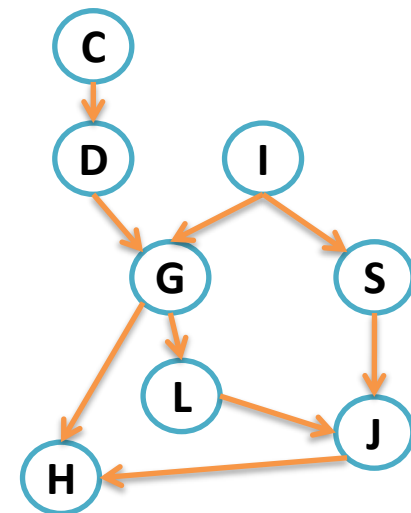


## 变量消元法示例2 – 学生模型 - 消除 C

变量消元顺序: C, D, I, H, G, S, L

$$\begin{aligned}
 P(J) &= \sum_L \sum_S \sum_G \sum_H \sum_I \sum_D \sum_C P(C, D, I, G, S, L, J, H) \\
 &= \sum_L \sum_S \sum_G \sum_H \sum_I \sum_D \sum_C \psi_C(C) \psi_D(D, C) \psi_I(I) \psi_G(G, I, D) \psi_S(S, I) \psi_L(L, G) \psi_J(J, L, S) \psi_H(H, G, J) \\
 &= \sum_L \sum_S \psi_J(J, L, S) \sum_G \psi_L(L, G) \sum_H \psi_H(H, G, J) \sum_I \psi_S(S, I) \psi_I(I) \sum_D \psi_G(G, I, D) \sum_C \psi_C(C) \psi_D(D, C) \\
 &= \sum_L \sum_S \psi_J(J, L, S) \sum_G \psi_L(L, G) \sum_H \psi_H(H, G, J) \sum_I \psi_S(S, I) \psi_I(I) \sum_D \psi_G(G, I, D) \tau_1(D)
 \end{aligned}$$

$$\tau_1(D) = \sum_C \psi_C(C) \psi_D(D, C)$$

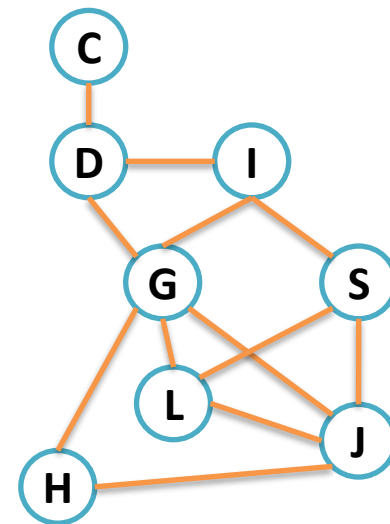
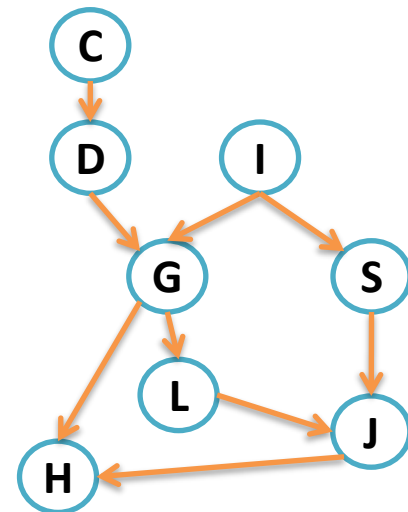


## 变量消元法示例2 – 学生模型 - 消除 D

变量消元顺序: **C,D,I,H,G,S,L**

$$\begin{aligned}
 P(J) &= \sum_L \sum_S \sum_G \sum_H \sum_I \sum_D \sum_C P(C, D, I, G, S, L, J, H) \\
 &= \sum_L \sum_S \sum_G \sum_H \sum_I \sum_D \sum_C \psi_C(C) \psi_D(D, C) \psi_I(I) \psi_G(G, I, D) \psi_S(S, I) \psi_L(L, G) \psi_J(J, L, S) \psi_H(H, G, J) \\
 &= \sum_L \sum_S \psi_J(J, L, S) \sum_G \psi_L(L, G) \sum_H \psi_H(H, G, J) \sum_I \psi_S(S, I) \psi_I(I) \sum_D \psi_G(G, I, D) \sum_C \psi_C(C) \psi_D(D, C) \\
 &= \sum_L \sum_S \psi_J(J, L, S) \sum_G \psi_L(L, G) \sum_H \psi_H(H, G, J) \sum_I \psi_S(S, I) \psi_I(I) \sum_D \psi_G(G, I, D) \tau_1(D) \\
 &= \sum_L \sum_S \psi_J(J, L, S) \sum_G \psi_L(L, G) \sum_H \psi_H(H, G, J) \sum_I \psi_S(S, I) \psi_I(I) \tau_2(G, I)
 \end{aligned}$$

$$\tau_2(G, I) = \sum_D \psi_G(G, I, D) \tau_1(D)$$

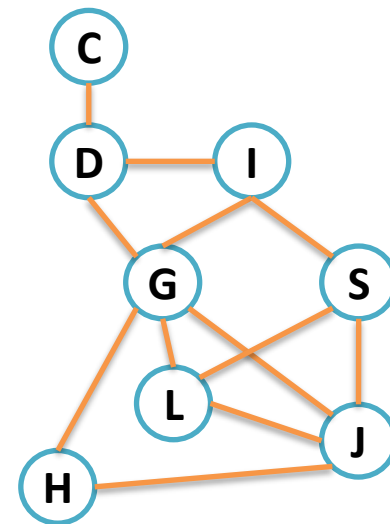
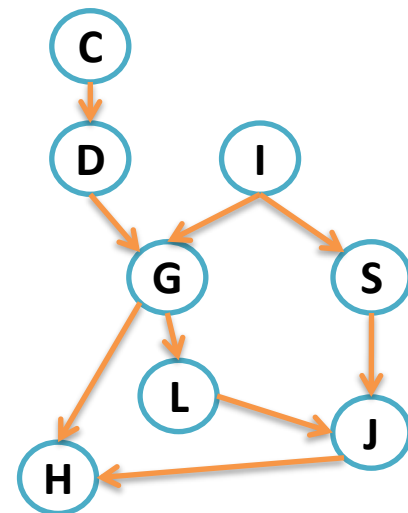


## 变量消元法示例2 – 学生模型 - 消除 I

变量消元顺序: C,D,I,H,G,S,L

$$\begin{aligned}
 P(J) &= \sum_L \sum_S \sum_G \sum_H \sum_I \sum_D \sum_C P(C, D, I, G, S, L, J, H) \\
 &= \sum_L \sum_S \sum_G \sum_H \sum_I \sum_D \sum_C \psi_C(C) \psi_D(D, C) \psi_I(I) \psi_G(G, I, D) \psi_S(S, I) \psi_L(L, G) \psi_J(J, L, S) \psi_H(H, G, J) \\
 &= \sum_L \sum_S \psi_J(J, L, S) \sum_G \psi_L(L, G) \sum_H \psi_H(H, G, J) \sum_I \psi_S(S, I) \psi_I(I) \sum_D \psi_G(G, I, D) \sum_C \psi_C(C) \psi_D(D, C) \\
 &= \sum_L \sum_S \psi_J(J, L, S) \sum_G \psi_L(L, G) \sum_H \psi_H(H, G, J) \sum_I \psi_S(S, I) \psi_I(I) \sum_D \psi_G(G, I, D) \tau_1(D) \\
 &= \sum_L \sum_S \psi_J(J, L, S) \sum_G \psi_L(L, G) \sum_H \psi_H(H, G, J) \sum_I \psi_S(S, I) \psi_I(I) \tau_2(G, I) \\
 &= \sum_L \sum_S \psi_J(J, L, S) \sum_G \psi_L(L, G) \sum_H \psi_H(H, G, J) \tau_3(G, S)
 \end{aligned}$$

$$\tau_3(G, S) = \sum_I \psi_S(S, I) \psi_I(I) \tau_2(G, I)$$



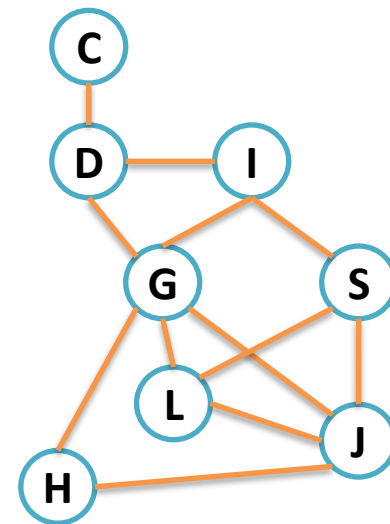
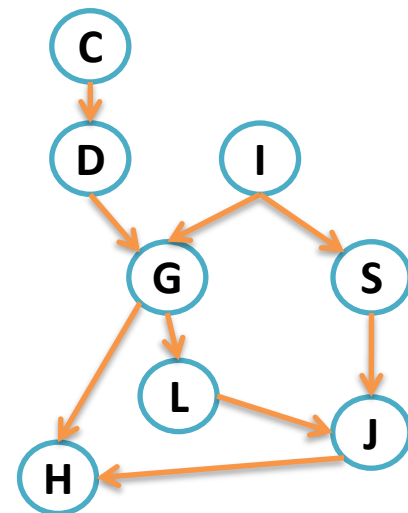


## 变量消元法示例2 – 学生模型 - 消除 H

变量消元顺序: **C,D,I,H,G,S,L**

$$\begin{aligned}
 P(J) &= \sum_L \sum_S \sum_G \sum_H \sum_I \sum_D \sum_C P(C, D, I, G, S, L, J, H) \\
 &= \sum_L \sum_S \sum_G \sum_H \sum_I \sum_D \sum_C \psi_C(C) \psi_D(D, C) \psi_I(I) \psi_G(G, I, D) \psi_S(S, I) \psi_L(L, G) \psi_J(J, L, S) \psi_H(H, G, J) \\
 &= \sum_L \sum_S \psi_J(J, L, S) \sum_G \psi_L(L, G) \sum_H \psi_H(H, G, J) \sum_I \psi_S(S, I) \psi_I(I) \sum_D \psi_G(G, I, D) \sum_C \psi_C(C) \psi_D(D, C) \\
 &= \sum_L \sum_S \psi_J(J, L, S) \sum_G \psi_L(L, G) \sum_H \psi_H(H, G, J) \sum_I \psi_S(S, I) \psi_I(I) \sum_D \psi_G(G, I, D) \tau_1(D) \\
 &= \sum_L \sum_S \psi_J(J, L, S) \sum_G \psi_L(L, G) \sum_H \psi_H(H, G, J) \sum_I \psi_S(S, I) \psi_I(I) \tau_2(G, I) \\
 &= \sum_L \sum_S \psi_J(J, L, S) \sum_G \psi_L(L, G) \sum_H \psi_H(H, G, J) \tau_3(G, S) \\
 &= \sum_L \sum_S \psi_J(J, L, S) \sum_G \psi_L(L, G) \tau_4(G, J) \tau_3(G, S)
 \end{aligned}$$

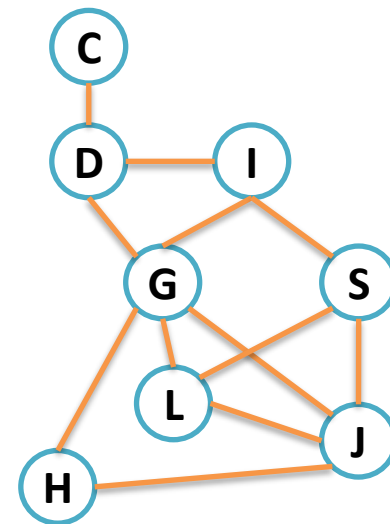
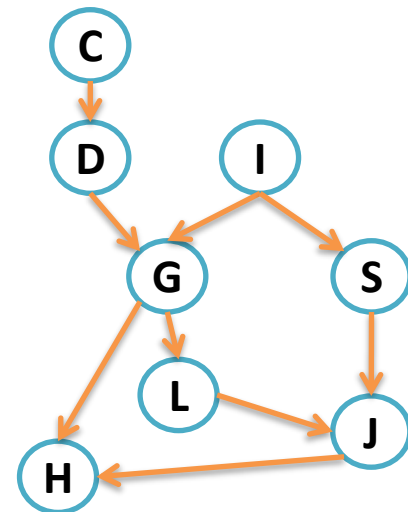
$$\tau_4(G, J) = \sum_H \psi_H(H, G, J)$$



## 变量消元法示例2 – 学生模型 - 消除 G

变量消元顺序: C,D,I,H,G,S,L

$$\begin{aligned}
 P(J) &= \sum_L \sum_S \sum_G \sum_H \sum_I \sum_D \sum_C P(C, D, I, G, S, L, J, H) \\
 &= \sum_L \sum_S \sum_G \sum_H \sum_I \sum_D \sum_C \psi_C(C) \psi_D(D, C) \psi_I(I) \psi_G(G, I, D) \psi_S(S, I) \psi_L(L, G) \psi_J(J, L, S) \psi_H(H, G, J) \\
 &= \sum_L \sum_S \psi_J(J, L, S) \sum_G \psi_L(L, G) \sum_H \psi_H(H, G, J) \sum_I \psi_S(S, I) \psi_I(I) \sum_D \psi_G(G, I, D) \sum_C \psi_C(C) \psi_D(D, C) \\
 &= \sum_L \sum_S \psi_J(J, L, S) \sum_G \psi_L(L, G) \sum_H \psi_H(H, G, J) \sum_I \psi_S(S, I) \psi_I(I) \sum_D \psi_G(G, I, D) \tau_1(D) \\
 &= \sum_L \sum_S \psi_J(J, L, S) \sum_G \psi_L(L, G) \sum_H \psi_H(H, G, J) \sum_I \psi_S(S, I) \psi_I(I) \tau_2(G, I) \\
 &= \sum_L \sum_S \psi_J(J, L, S) \sum_G \psi_L(L, G) \sum_H \psi_H(H, G, J) \tau_3(G, S) \\
 &= \sum_L \sum_S \psi_J(J, L, S) \sum_G \psi_L(L, G) \tau_4(G, J) \tau_3(G, S) \\
 &= \sum_L \sum_S \psi_J(J, L, S) \tau_5(J, L, S) \quad \tau_5(J, L, S) = \sum_G \psi_L(L, G) \tau_4(G, J) \tau_3(G, S)
 \end{aligned}$$

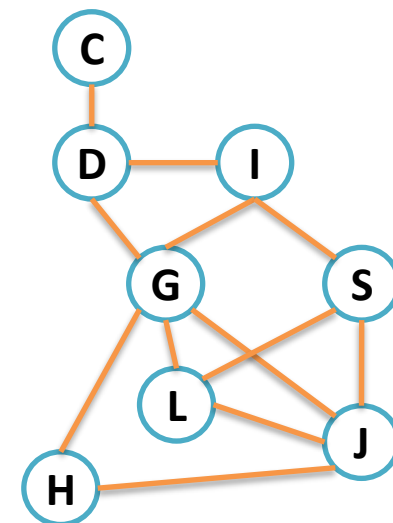
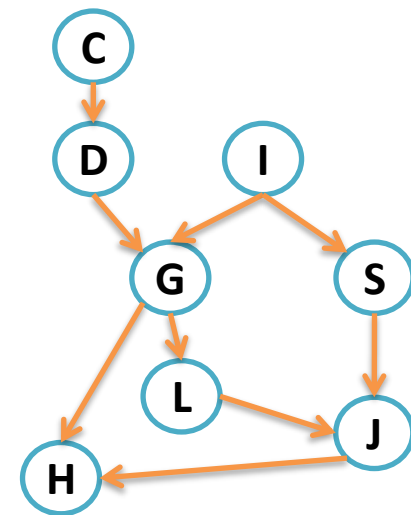


## 变量消元法示例2 – 学生模型 - 消除 S

变量消元顺序: C,D,I,H,G,S,L

$$\begin{aligned}
 P(J) &= \sum_L \sum_S \sum_G \sum_H \sum_I \sum_D \sum_C P(C,D,I,G,S,L,J,H) \\
 &= \sum_L \sum_S \sum_G \sum_H \sum_I \sum_D \sum_C \psi_C(C) \psi_D(D,C) \psi_I(I) \psi_G(G,I,D) \psi_S(S,I) \psi_L(L,G) \psi_J(J,L,S) \psi_H(H,G,J) \\
 &= \sum_L \sum_S \psi_J(J,L,S) \sum_G \psi_L(L,G) \sum_H \psi_H(H,G,J) \sum_I \psi_S(S,I) \psi_I(I) \sum_D \psi_G(G,I,D) \sum_C \psi_C(C) \psi_D(D,C) \\
 &= \sum_L \sum_S \psi_J(J,L,S) \sum_G \psi_L(L,G) \sum_H \psi_H(H,G,J) \sum_I \psi_S(S,I) \psi_I(I) \sum_D \psi_G(G,I,D) \tau_1(D) \\
 &= \sum_L \sum_S \psi_J(J,L,S) \sum_G \psi_L(L,G) \sum_H \psi_H(H,G,J) \sum_I \psi_S(S,I) \psi_I(I) \tau_2(G,I) \\
 &= \sum_L \sum_S \psi_J(J,L,S) \sum_G \psi_L(L,G) \sum_H \psi_H(H,G,J) \tau_3(G,S) \\
 &= \sum_L \sum_S \psi_J(J,L,S) \sum_G \psi_L(L,G) \tau_4(G,J) \tau_3(G,S) \\
 &= \sum_L \sum_S \psi_J(J,L,S) \tau_5(J,L,S) \\
 &= \sum_L \tau_6(J,L) \\
 &= \tau_7(J)
 \end{aligned}$$

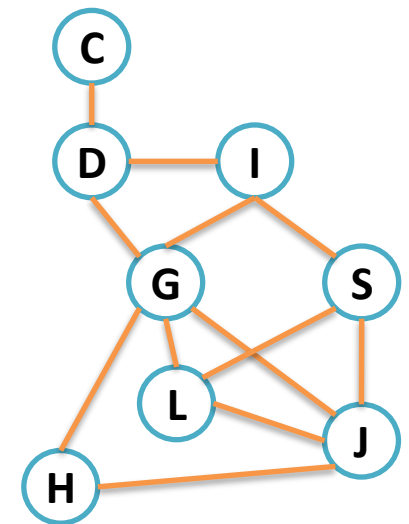
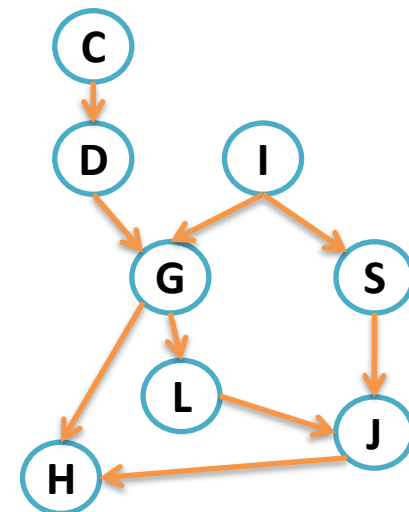
$$\tau_6(J,L) = \sum_S \psi_J(J,L,S) \tau_5(J,L,S)$$



## 变量消元法示例2 – 学生模型 - 变量消元顺序总结

变量消元顺序: C,D,I,H,G,S,L

步骤	消元变量	涉及因子	涉及变量	新因子
1	$C$	$\bullet \phi_C(C), \phi_D(D, C)$	$C, D$	$\tau_1(D)$
2	$D$	$\bullet \phi_G(G, I, D), \tau_1(D)$	$G, I, D$	$\tau_2(G, I)$
3	$I$	$\bullet \phi_I(I), \phi_S(S, I), \tau_2(G, I)$	$G, S, I$	$\tau_3(G, S)$
4	$H$	$\bullet \phi_H(H, G, J)$	$H, G, J$	$\tau_4(G, J)$
5	$G$	$\bullet \tau_4(G, J), \tau_3(G, S), \phi_L(L, G)$	$G, J, L, S$	$\tau_5(J, L, S)$
6	$S$	$\bullet \tau_5(J, L, S), \phi_J(J, L, S)$	$J, L, S$	$\tau_6(J, L)$
7	$L$	$\bullet \tau_6(J, L)$	$J, L$	$\tau_7(J)$

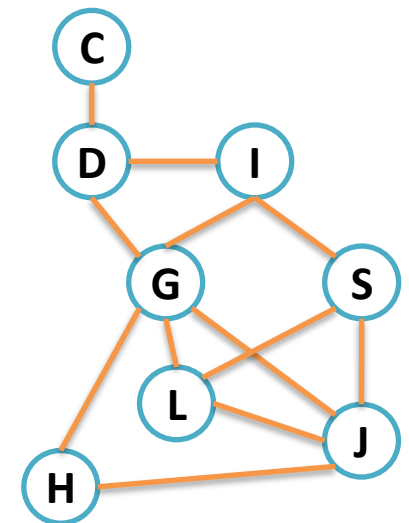
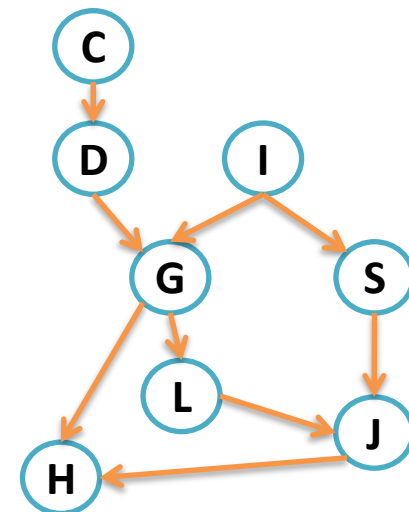


## 变量消元法示例2 – 学生模型 - 变量消元顺序总结

变量消元顺序: G,I,S,L,H,C,D

步骤	消元变量	涉及因子	涉及变量	新因子
1	$G$	$\bullet \phi_G(G, I, D), \phi_L(L, G), \phi_H(H, G, J)$	$G, I, D, L, J, H$	$\tau_1(I, D, L, J, H)$
2	$I$	$\bullet \phi_I(I), \phi_S(S, I), \tau_1(I, D, L, S, J, H)$	$S, I, D, L, J, H$	$\tau_2(D, L, S, J, H)$
3	$S$	$\bullet \phi_J(J, L, S), \tau_2(D, L, S, J, H)$	$D, L, S, J, H$	$\tau_3(D, L, J, H)$
4	$L$	$\bullet \tau_3(D, L, J, H)$	$D, L, J, H$	$\tau_4(D, J, H)$
5	$H$	$\bullet \tau_4(D, J, H)$	$D, J, H$	$\tau_5(D, J)$
6	$C$	$\bullet \tau_5(D, J), \phi_D(D, C)$	$D, J, C$	$\tau_6(D, J)$
7	$D$	$\bullet \pi_6(D, J)$	$D, J$	$\tau_7(J)$

一个不好的顺序安排可能会产生更大的中间因子，因此会更慢。



# 变量消元法时间复杂度分析

- 在第  $i$  步, 我们将所有涉及  $x_i$  的因子相乘, 得到一个大因子, 然后消去  $x_i$  得到  $\tau_i$ 。
- 设  $N_i$  是因子  $\psi_i$  中条目的数量。
- 因子的总数为  $m+n$ , 其中  $m$  是模型中原始因子的数量 ( $m \geq n$ ),  $n$  是变量的数量。
- 每个因子会乘以更大的因子一次。因此, 乘法次数最多为  $(n+m)N_i \leq (n+m)N_{max} = O(mN_{max})$
- 当我们从一个因子中消去一个节点时, 会遍历每个条目一次, 所以加法次数最多为  $nN_{max}$
- 如果每个变量有  $v$  个取值, 并且因子  $\psi_i$  涉及  $k_i$  个变量, 那么  $N_i \leq V^k$ 。
- 因此, 复杂度与最大因子的大小呈指数关系。

步骤	消元变量	涉及因子	涉及变量	新因子
1	$C$	$\bullet \phi_C(C), \phi_D(D, C)$	$C, D$	$\tau_1(D)$
2	$D$	$\bullet \phi_G(G, I, D), \tau_1(D)$	$G, I, D$	$\tau_2(G, I)$
3	$I$	$\bullet \phi_I(I), \phi_S(S, I), \tau_2(G, I)$	$G, S, I$	$\tau_3(G, S)$
4	$H$	$\bullet \phi_H(H, G, J)$	$H, G, J$	$\tau_4(G, J)$
5	$G$	$\bullet \tau_4(G, J), \tau_3(G, S), \phi_L(L, G)$	$G, J, L, S$	$\tau_5(J, L, S)$
6	$S$	$\bullet \tau_5(J, L, S), \phi_J(J, L, S)$	$J, L, S$	$\tau_6(J, L)$
7	$L$	$\bullet \tau_6(J, L)$	$J, L$	$\tau_7(J)$



# 变量消元法求条件概率（含证据变量/观察变量）

求条件概率：

$$P(J|I = 1, H = 0) = \frac{P(J, I = 1, H = 0)}{P(I = 1, H = 0)}$$

变量消元顺序：C,D, G,S,L

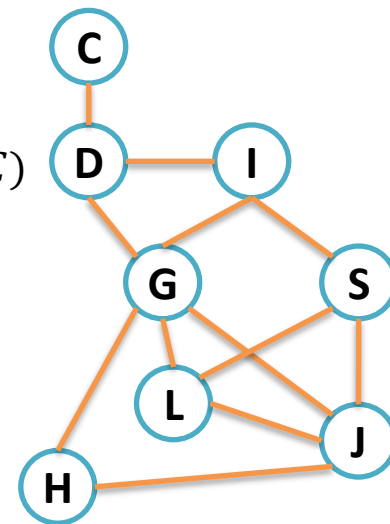
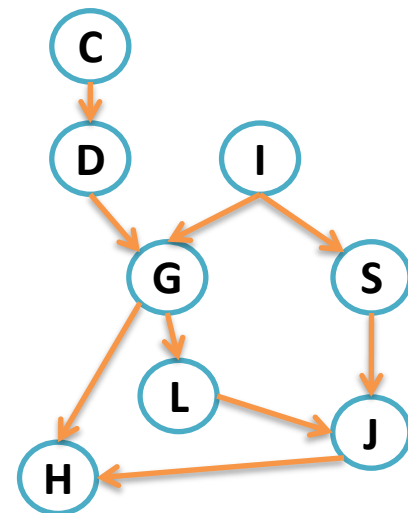
$$\begin{aligned} &P(C, D, I, G, S, L, J, H) \\ &= P(C)P(D | C)P(I)P(G | I, D)P(S | I)P(L | G)P(J | L, S)P(H | G, J) \\ &= \psi_C(C)\psi_D(D, C)\psi_I(I)\psi_G(G, I, D)\psi_S(S, I)\psi_L(L, G)\psi_J(J, L, S)\psi_H(H, G, J) \end{aligned}$$

软/虚拟证据：  $\phi_i(X_i) = p(y_i|X_i)$

$$\begin{aligned} &P(J, I = 1, H = 0) = \\ &\sum_L \sum_S \psi_J(J, L, S) \sum_G \psi_L(L, G) \sum_H \psi_H(H, G, J) \phi_H(\mathbf{H}) \sum_I \psi_S(S, I) \psi_I(I) \phi_I(\mathbf{I}) \sum_D \psi_G(G, I, D) \sum_C \psi_C(C) \psi_D(D, C) \end{aligned}$$

硬证据：  $\phi_i(X_i) = I(X_i = x_i^*)$

$$\begin{aligned} &P(J, I = 1, H = 0) = \\ &\sum_L \sum_S \psi_J(J, L, S) \sum_G \psi_L(L, G) \psi_H(H = 0, G, J) \psi_S(S, I = 1) \psi_I(I = 1) \sum_D \psi_G(G, I, D) \sum_C \psi_C(C) \psi_D(D, C) \end{aligned}$$

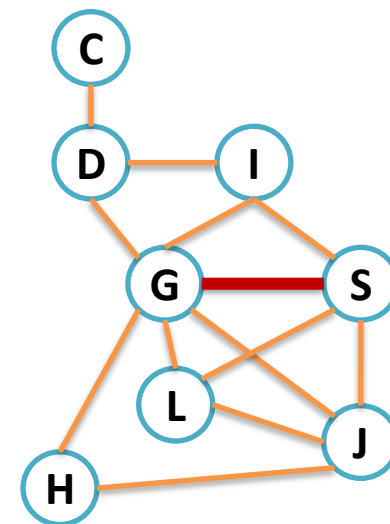


## 图论分析 - 导出图

**(导出图, induced graph):** 令  $\phi$  是  $\mathcal{X} = \{X_1, \dots, X_n\}$  上的一个因子集,  $<$  是某个子集  $\mathbf{X} \subseteq \mathcal{X}$  的消元顺序。导出图  $I_{\phi, <}$  是定义在  $\mathbf{X}$  的一个无向图, 其中, 如果  $x_i$  和  $x_j$  同时出现在变量消元算法以  $<$  为消元顺序产生的中间因子  $\psi$  中, 则它们有一条边连接。

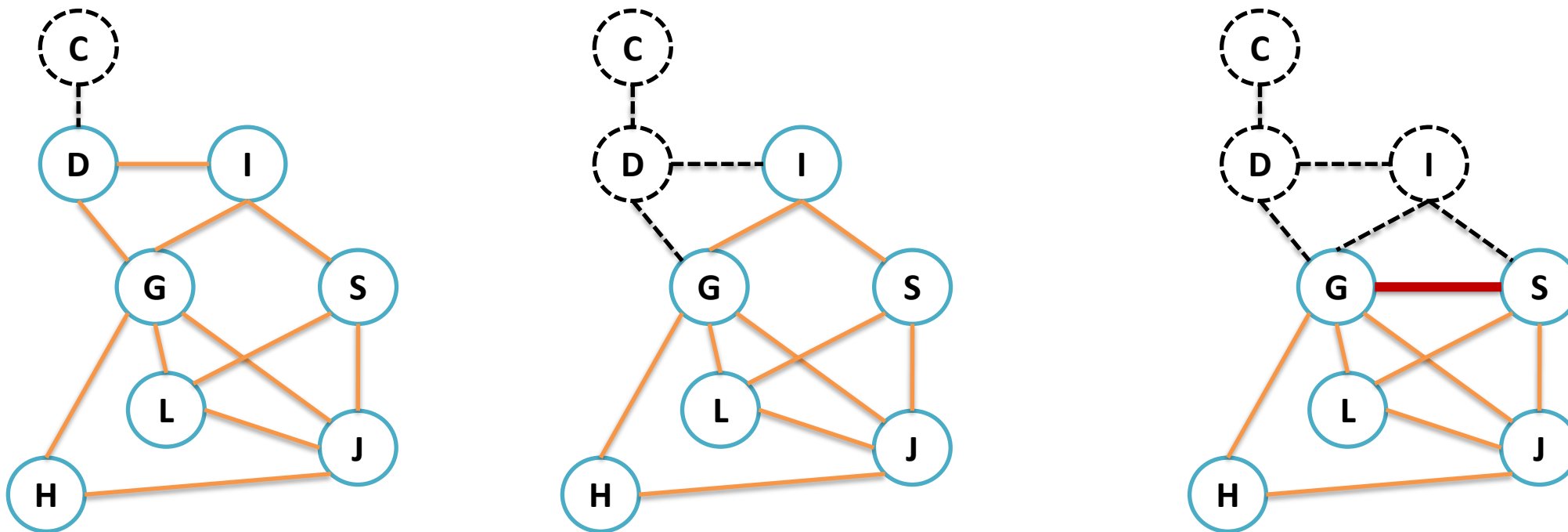
变量消元顺序: C, D, I, H, G, S, L

步骤	消元变量	涉及因子	涉及变量	新因子
1	C	• $\phi_C(C), \phi_D(D, C)$	C, D	$\tau_1(D)$
2	D	• $\phi_G(G, I, D), \tau_1(D)$	G, I, D	$\tau_2(G, I)$
3	I	• $\phi_I(I), \phi_S(S, I), \tau_2(G, I)$	G, S, I	$\tau_3(G, S)$
4	H	• $\phi_H(H, G, J)$	H, G, J	$\tau_4(G, J)$
5	G	• $\tau_4(G, J), \tau_3(G, S), \phi_L(L, G)$	G, J, L, S	$\tau_5(J, L, S)$
6	S	• $\tau_5(J, L, S), \phi_J(J, L, S)$	J, L, S	$\tau_6(J, L)$
7	L	• $\tau_6(J, L)$	J, L	$\tau_7(J)$



## 图论分析 - 导出图

每次我们消除一个节点时，我们都会构建一个新的因子，该因子结合了先前可能在不同因子中的变量。我们在这些节点之间添加一条边（填充边）以创建导出图。



我们消除字母 I 时，我们在字母 G 和 S 之间添加了一个填充。

$$\tau_3(G, S) = \sum_I \psi_S(S, I) \psi_I(I) \tau_2(G, I)$$

# 图论分析 - 从图论视角看变量消元法

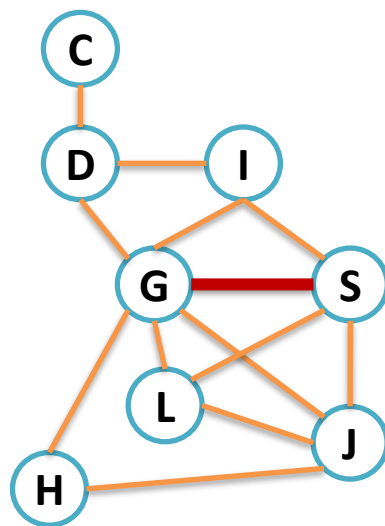
**定理：** 令  $I_{\varphi, <}$  表示通过对图  $G$  应用按顺序  $<$  变量消去 (VE) 的导出图，则：

- 由变量消去生成的每个因子在  $I_{\varphi, <}$  中都是一个团。
- 此外，  $I_{\varphi, <}$  中的每个极大团对应于某个中间因子。

**定义 (导出图宽度, induced width)：** 导出图宽度定义为图中最大团的节点个数减 1。

**定义 (树宽度, tree-width)：** 图的最小诱导宽度，也就是树宽，定义为：

$$W_G = \min_{<} \max_i |\tau_i| - 1$$



$\{C, D\}, \{D, I, G\}, \{G, L, S, J\}, \{G, J, H\}, \{G, I, S\}$

涉及变量
$C, D$
$G, I, D$
$G, S, I$
$H, G, J$
$G, J, L, S$
$J, L, S$
$J, L$

$\{J, L, S\}, \{J, L\}$  包含于  $\{G, L, S, J\}$ 。

## 参考资料

1. Exact Inference: Elimination and Message Passing The Sum Product Algorithm  
<https://www.cs.cmu.edu/~epxing/Class/10708-17/slides/lecture4-ExactInference.pdf>
2. Machine Learning — Graphical Model Exact inference (Variable elimination, Belief propagation, Junction tree)  
<https://jonathan-hui.medium.com/machine-learning-graphical-model-exact-inference-variable-elimination-belief-propagation-f06a980ec7bf>
3. Stat 521A Lecture 7  
<https://www.cs.ubc.ca/~murphyk/Teaching/Stat521A-Spring09/lectures/L7.pdf>





Thank

You