

# Modelli Probabilistici per le Decisioni

Enza Messina

***Reti Bayesiane***

DISCo

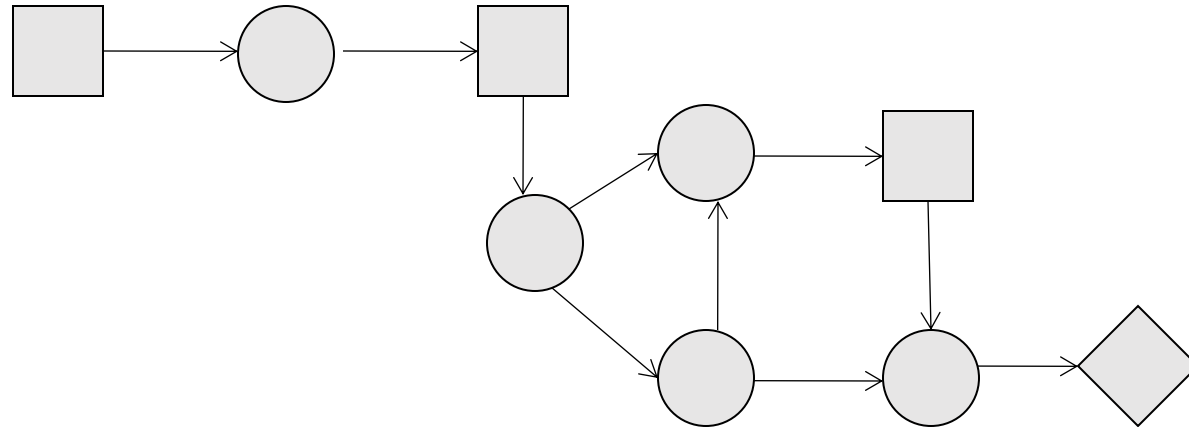
Università degli Studi di Milano-

Bicocca

Viale Sarca, 336

20126 Milano

[messina@disco.unimib.it](mailto:messina@disco.unimib.it)



# Semantica delle reti Bayesiane

**Semantica delle Reti Bayesiane:** *relazioni di indipendenza condizionale nelle Reti Bayesiane*

Abbiamo appena proposto una *semantica numerica* per le *Reti Bayesiane* in termini di rappresentazione di una distribuzione congiunta di probabilità

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

L'utilizzo di tale semantica ha consentito di derivare un metodo per la costruzione di *Reti Bayesiane* che ha posto in evidenza come *ogni nodo* risulti essere *condizionalmente indipendente dai* suoi *predecessori* *data la conoscenza dello stato dei suoi nodi genitore*:

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

Dato un ordinamento di variabili  $\{X_{(1)}, \dots, X_{(n)}\}$ , per ogni variabile (nodo)  $X_i$  i suoi *predecessori* o *non discendenti* sono i nodi  $\{X_{(1)}, \dots, X_{(i-1)}\}$  mentre i suoi *successori* o *discendenti* sono i nodi  $\{X_{(i+1)}, \dots, X_{(n)}\}$ .

È possibile procedere anche secondo la direzione opposta, ovvero partire da una *semantica topologica* che specifica le *relazioni di indipendenza condizionale* codificate dalla *componente strutturale* della *Rete Bayesiana* e giungere a ricavarne una *semantica numerica*.



# Semantica delle reti Bayesiane

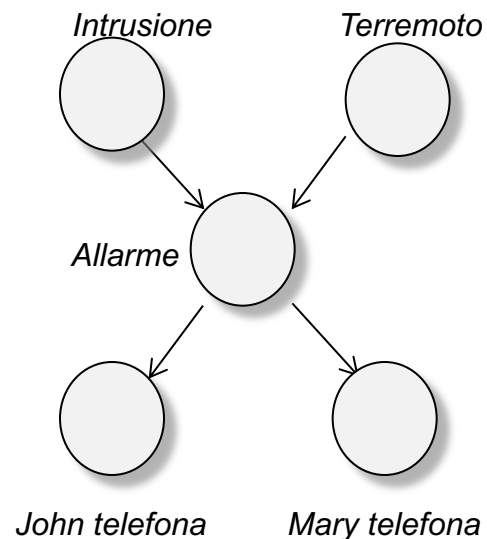
La *semantica topologica* viene fornita per mezzo di una delle due specificazioni equivalenti:

1. Un *nodo* è *condizionalmente indipendente dai* suoi *non-discendenti* dati *i suoi genitori*.

*John telefona* è *indipendente* da *Intrusione* e *Terremoto* dato *Allarme*

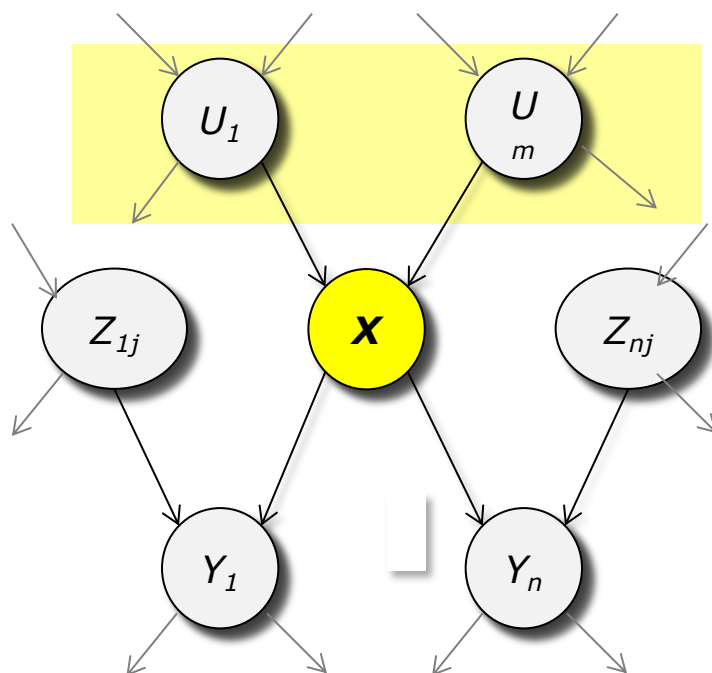
2. Un *nodo* è *condizionalmente indipendente da tutti i nodi restanti* della rete, *data* la *conoscenza* dello stato dei suoi *genitori*, dei suoi *figli* e dei *genitori dei suoi figli*, ovvero l'insieme di nodi che è noto con il nome di *Markov Blanket*.

*Intrusione* è *indipendente* da *John telefona* e *Mary telefona* dati *Allarme* e *Terremoto*

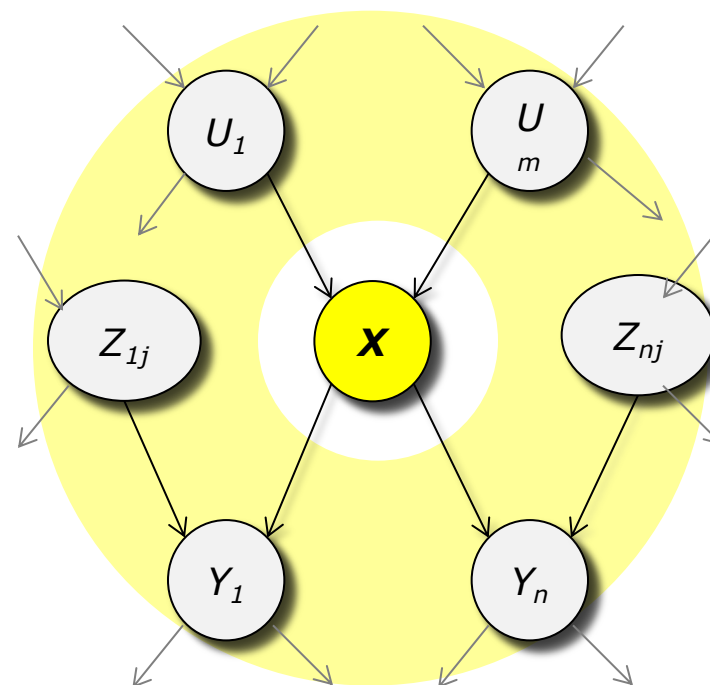


# Semantica delle reti Bayesiane

Le due specificazioni presentate sono illustrate nelle figure riportate sotto.



Il nodo  $X$  è *condizionalmente indipendente* dai suoi *non-discendenti* ( $Z_{ij}$ ) *data la conoscenza* dello *stato* dei suoi *genitori* ( $U_i$ )



Il nodo  $X$  è *condizionalmente indipendente* da tutti i *nodi restanti* della rete *data la conoscenza* dello *stato* del suo *Markov Blanket* ( $U_i, Z_{ij}, Y_j$ ).



# ***D-separazione delle variabili***

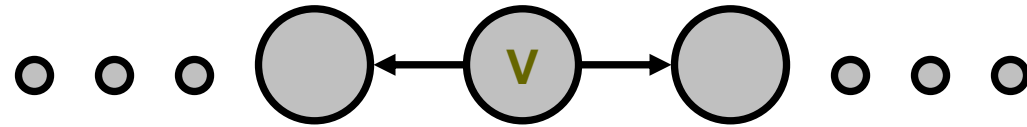
---

- Fortunatamente c'è un metodo relativamente semplice per determinare se in una rete Bayesiana due variabili sono condizionalmente indipendenti
- Definizione:  $X$  e  $Z$  sono *d-separated* da un insieme  $E$  di variabili con evidenza (osservazioni) se e solo se ogni cammino non orientato da  $X$  a  $Z$  è “bloccato”
- Un cammino è “bloccato” se e solo se vale almeno una delle seguenti condizioni

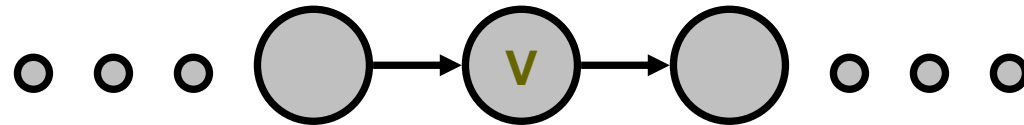


# Cammini “bloccati”

- Lungo il cammino esiste una variabile  $V$  tale che:
  - Appartiene all’insieme  $E$  delle variabili con evidenza
  - Gli archi che collegano  $V$  al cammino sono “*tail to tail*”



- Oppure, esiste una variabile  $V$  lungo il cammino tale che
  - Appartiene all’insieme  $E$  delle variabili con evidenza
  - Gli archi che collegano  $V$  al cammino sono “*tail-to-head*”

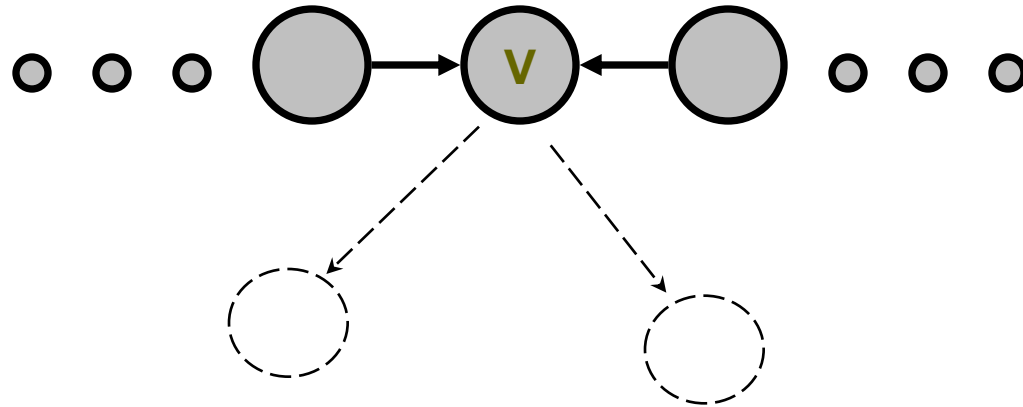


- Oppure, ...



# Cammini “bloccati”

- ... Oppure, esiste una variabile  $V$  lungo il cammino tale che
  - NON appartiene all’insieme  $E$  delle variabili con evidenza
  - Nessuno dei suoi discendenti appartiene all’insieme  $E$  delle variabili con evidenza
  - Gli archi che collegano  $V$  al cammino sono “*head-to-head*”



# *D-Separazione e indipendenza*

---

- Teorema [Verma & Pearl, 1998]:
  - Se in una rete Bayesiana un insieme  $E$  di variabili con evidenza  $D$ -separa  $X$  e  $Z$ , allora  $X$  e  $Z$  sono indipendenti.
- La  $d$ -separazione può essere calcolata in tempo lineare.
- Quindi abbiamo a disposizione un algoritmo efficiente per inferire automaticamente se apprendere il valore di una variabile può fornirci delle informazioni aggiuntive su altre variabili, date le informazioni a disposizione.

