

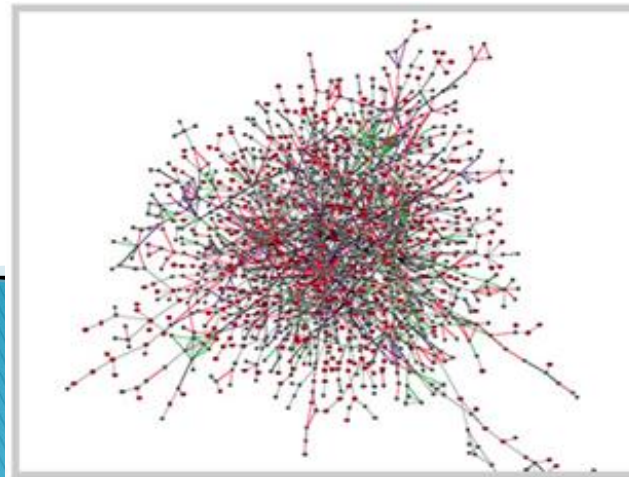
# Analisi delle reti sociali

Agnieszka Stawinoga

Dipartimento di Scienze Economiche e Statistiche

Università degli Studi di Napoli Federico II

[agnieszka.stawinoga@unina.it](mailto:agnieszka.stawinoga@unina.it)



# L'analisi delle reti sociali

L'Analisi delle reti sociali è un filone di studi teorico- metodologico che si occupa dello studio delle reti sociali.

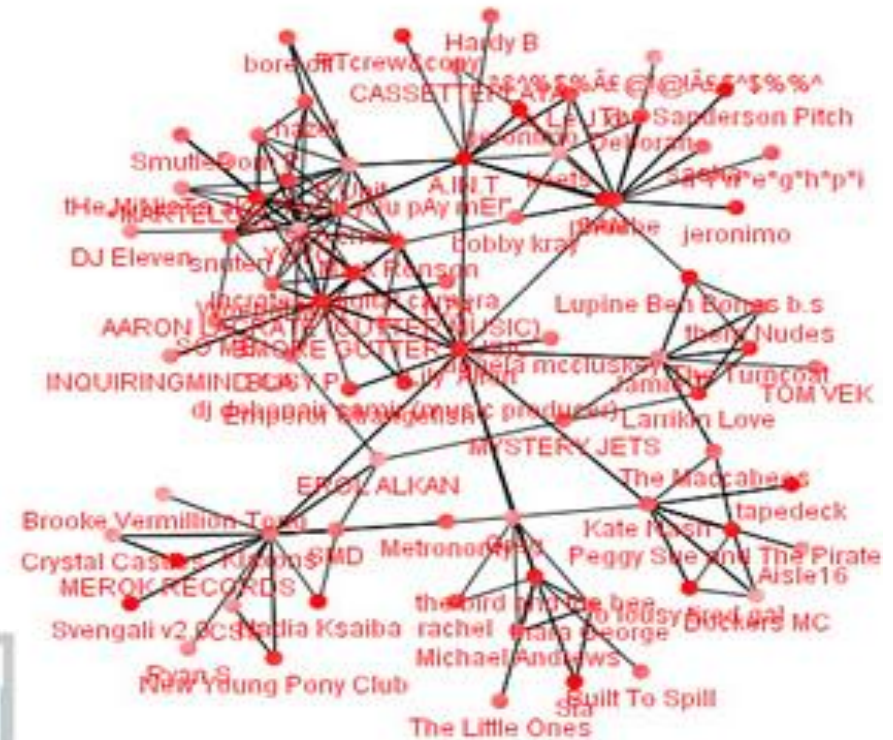
Una **rete sociale** è l'insieme degli attori sociali e delle relazioni che tra loro si definiscono.

L'idea principale della **SNA (Social Network Analysis)** è **studiare, misurare e rappresentare le relazioni sociali tra gli individui o gruppi di individui.**

# Applicazioni

## Social Networks

Questo è una semplice rete diretta che rappresenta le relazioni tra gli utenti di mySpace.

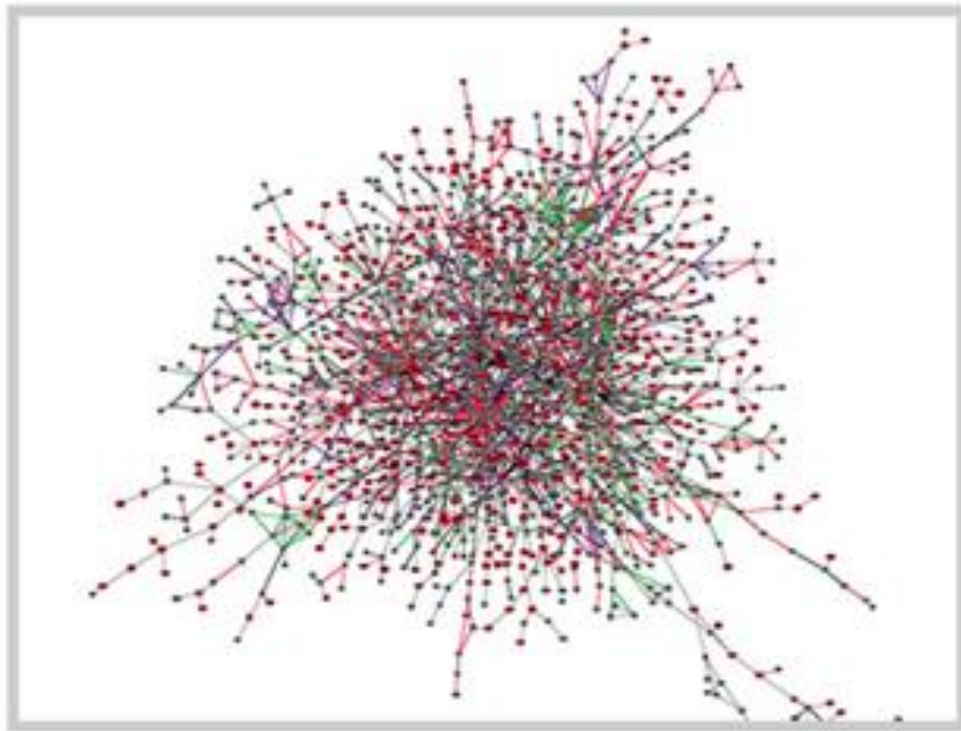
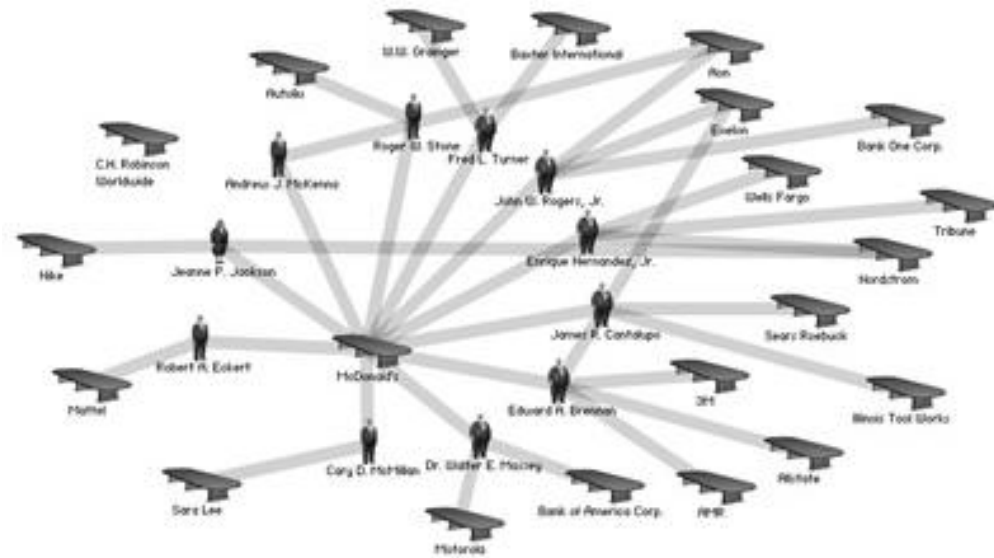


## Transportation Networks

Il sistema metropolitano di Londra consiste di 274 stazioni, suddivise in 12 linee, e viaggia complessivamente su 408 km di linee.

# Business Networks

Questa rete They Rule rappresenta le relazioni tra gli attori della classe dirigente degli Stati Uniti. Alcuni individui hanno un numero di legami pari a 5,6 o 7 con alcune delle 500 più importanti aziende americane.



# Biology Networks

Questa rete rappresenta una mappa di interazioni di un proteome (proteine prodotte da genoma) di lievito. La rete è composta da 1,548 proteine (nodi) e 2,358 interazioni (legami).

# L'analisi delle reti nelle scienze sociali ed economiche: **CENNI STORICI**

**Origini:** psicologia sociale dei gruppi e successiva evoluzione negli studi di sociologia e antropologia sociale delle fabbriche e delle comunità dai quali emerse l'importanza delle relazioni informali e interpersonali in tutti i sistemi sociali.

## **Filoni di ricerca:**

1) quella degli studiosi della **teoria della Gestalt** (*teoria della forma*) (Kohler, 1925) la quale, passando attraverso la sociometria e le analisi delle dinamiche di gruppo, raggiunsero la teoria dei grafi;

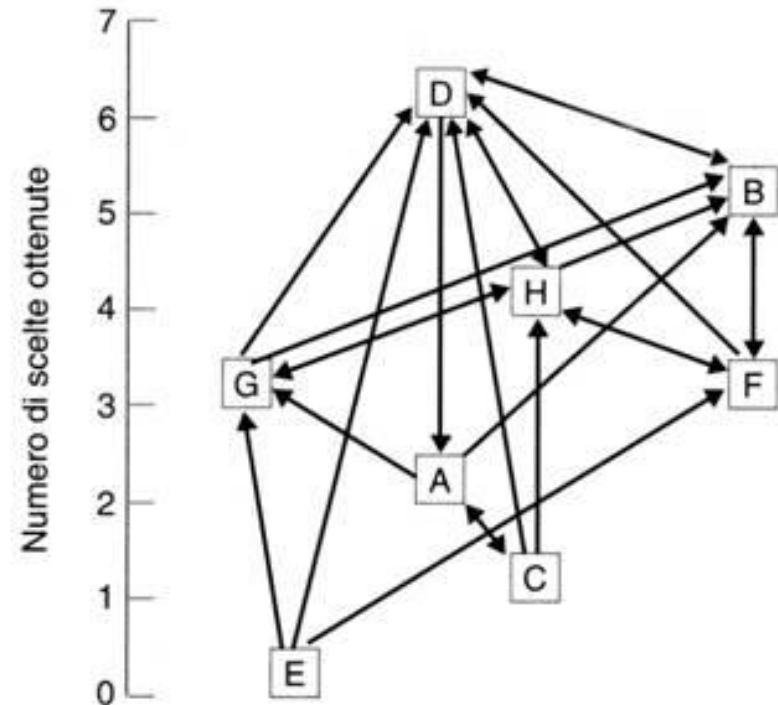
2) quella dei **ricercatori di Harvard** degli anni Trenta che, studiando le relazioni informali, dimostrarono l'esistenza di sottogruppi coesi;

3) quella degli **antropologi di Manchester**, che furono i primi a utilizzare il concetto di rete in maniera sistematica.

# CENNI STORICI: Analisti sociometrici

Il sociogramma di Moreno:  
strumento per rappresentare le proprietà formali delle configurazioni sociali.

Geometria spaziale: individui rappresentati come “punti” e loro reciproche relazioni come “linee”.



# CENNI STORICI: RICERCATORI DI HARVARD

**Obiettivi di ricerca:** individuare tecniche adatte a rivelare la struttura di sotto-gruppi (cliques, blocchi, clusters) di cui ogni sistema sociale è caratterizzato e per i quali fossero disponibili dati relazionali.

## Casi studio di Warner e Mayo:

– indagine sulla produttività dei lavoratori della centrale elettrica di Hawthorne di Chicago che dimostrò il ruolo cruciale della struttura delle relazioni informali (coinvolgimenti interpersonali nei giochi, battibecchi, contrattazione delle varie incombenze, prestazioni di aiuto, amicizie, antagonismi) nel gruppo di lavoro. Importante l'identificazione di sottogruppi: “gruppo in prima linea” e “gruppo in retrovia”.

– studio sulla comunità del New England, “Yankee City” (idea della “nostra compagnia”, “nostra cerchia” diffusa tra gli intervistati): l'integrazione degli individui nella comunità avviene attraverso le relazioni informali e personali di famiglia e di appartenenza a cliques, non solo attraverso le relazioni formali dell'economia e del sistema politico.

# CENNI STORICI: LA SCUOLA DI MANCHESTER



Dipartimento di Antropologia Sociale della  
Manchester University

Max Gluckman: fondatore della Scuola di Manchester, studiò i mutamenti dell'Africa coloniale e post-coloniale con particolare interesse all' importante ruolo giocato dal conflitto e dal potere nel mantenere o nel trasformare le strutture sociali.

Conflitto e potere: elementi integranti di ogni struttura sociale. Fu il primo a utilizzare esplicitamente il concetto di rete per meglio descrivere il tessuto di legami di interdipendenza che spiegano la solidità delle strutture comunitarie.

I suoi allievi fanno dell'analisi di rete lo strumento centrale del loro lavoro. Essi impiegarono dapprima l'idea di rete sociale semplicemente in senso metaforico, finché trasformarono l'immagine di rete sociale in un concetto cui poter applicare la teoria matematica dei grafi.

# CENNI STORICI: IL RITORNO E LA SVOLTA DI HARVARD

Harvard, fine anni '60, inizio anni '70:

– l'analisi delle reti sociali diventa un metodo di analisi strutturale.

## Due importanti innovazioni:

– sviluppo dei modelli algebrici dei gruppi che usavano la teoria degli insiemi per rappresentare parentela e altre relazioni;

– sviluppo di metodologie multidimensionali

### Mark Granovetter: *Getting a Job*, 1974

Studia i processi con cui le persone acquisiscono informazioni sulle occasioni di lavoro attraverso i loro contatti sociali informali.

**La forza dei “legami deboli”** nella trasmissione delle informazioni: “i conoscenti hanno più probabilità degli amici stretti di fornire informazioni di lavoro”.

I legami deboli sono capaci di dare accesso ad un numero maggiore o più diversificato di informazioni (meccanismo del “social learning”) di quelle normalmente accessibili tramite i legami “forti” (parenti e amici stretti).

# Differenza tra analisi delle reti sociali e metodi quantitativi di analisi sociale

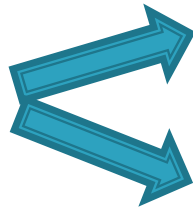
**Analisi delle reti sociali**



**Si basa su dati relazionali:** contatti, vincoli, collegamenti che costituiscono una relazione tra due attori,

**Unita d'analisi:** il legame tra gli individui

**Analisi delle variabili**



**Si basa su attributi:** atteggiamenti, opinioni, comportamenti di individui o gruppi

**Unita d'analisi:** l'individuo

L'analisi delle reti sociali identifica e analizza i legami tra gli individui o i gruppi che rappresentano i nodi della rete. L'osservazione si pone o sulle intere strutture sociali (reti complete) o sulle reti locali (reti ego-centrate).

# Raccolta dei Dati relazionali

## Metodo di rete totale



Comporta un vero e proprio censimento della popolazione in quanto richiede la conoscenza di tutte le relazioni che ogni attore ha con ogni altro.

Con riferimento ad una particolare relazione studiata, si comincia ad intervistare un attore e in seguito gli altri con cui egli è in relazione: questi ne indicheranno altri e così di seguito. Man mano che si procede nella costruzione della rete, aumenta la possibilità che vengano citati contatti con soggetti che sono stati già intervistati.

## Metodo a valanga



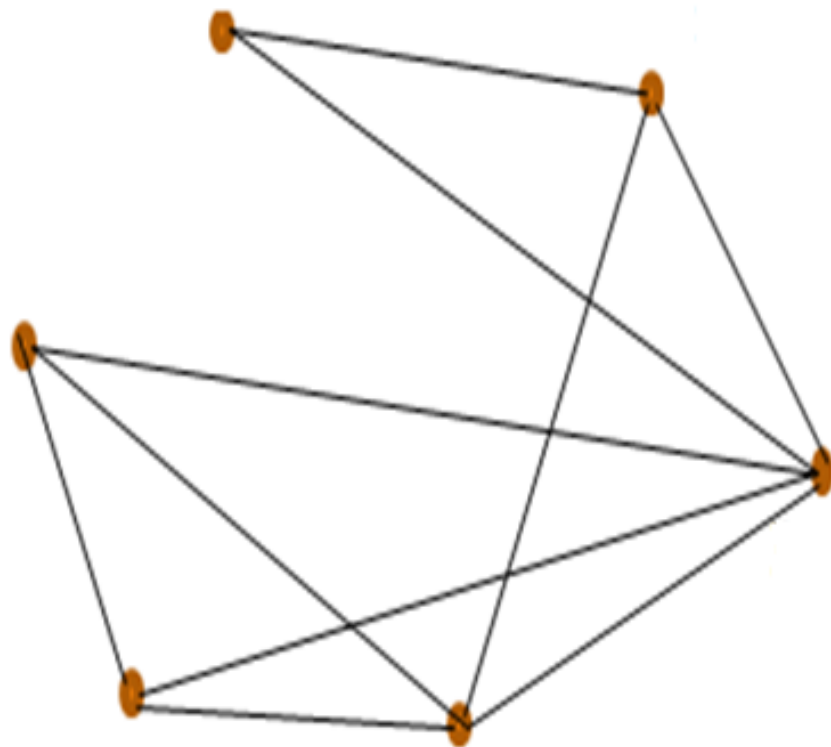
## Metodo delle relazioni egocentrate



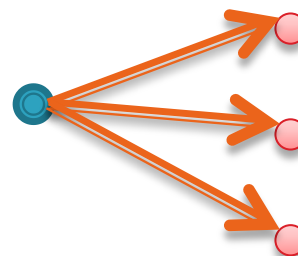
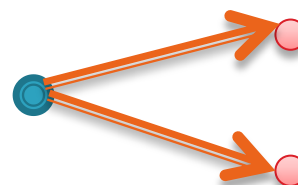
Le reti egocentrate sono formate da un attore focale (ego), da un insieme di soggetti (alter) e dai legami che li collegano. Il risultato della rilevazione consiste in un numero di reti, quanti sono i soggetti del campione.

# CONCETTI CHIAVE NELL'ANALISI DELLE RETI

RETE TOTALE



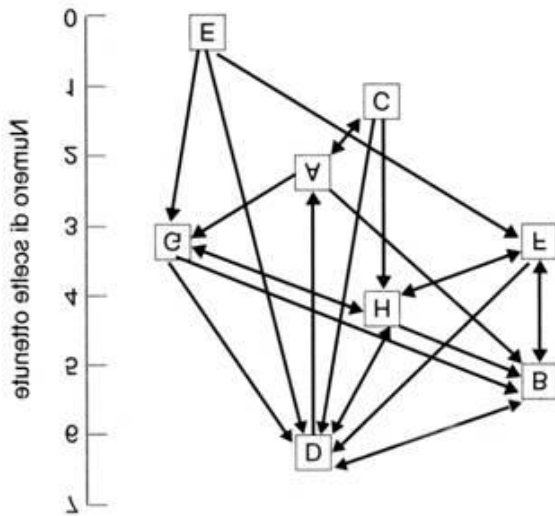
RETI EGO-CENTRATE



EGO

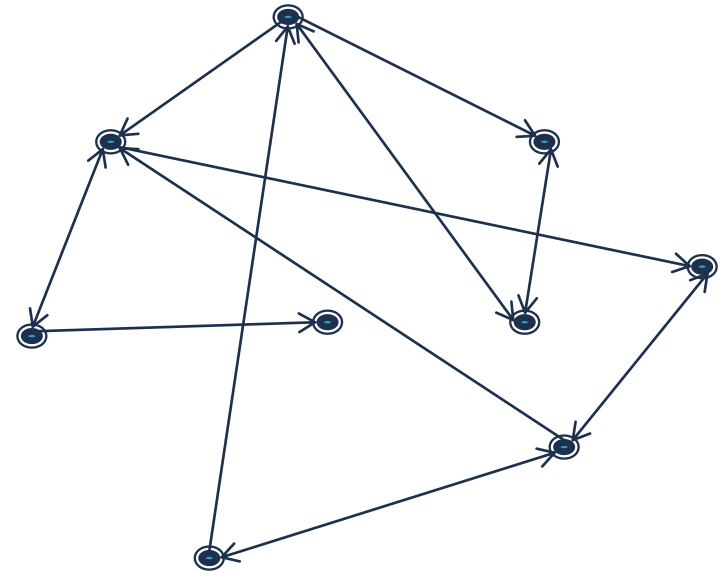
ALTERS

# La rappresentazione dei dati relazionali



1. Forma  
visuale

2. Forma  
di grafo


$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

3. Forma  
di matrice

# Nascita della Teoria dei grafi

## I sette ponti di Königsberg – il percorso di Eulero (1736)

E' possibile compiere una passeggiata lungo i sette ponti senza mai attraversare lo stesso due volte?

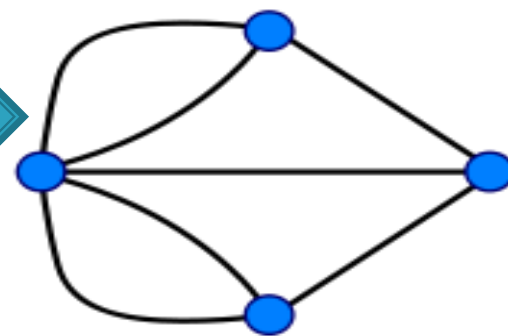
Eulero ha formulato il problema in termini di teoria dei grafi, astruendo dalla situazione specifica di Königsberg

Rappresentando le 4 regioni di terra separate dal fiume come un nodo e ogni ponte come un link si ottiene un grafo, ossia un insieme di vertici o nodi connessi da link...

Eulero dimostrò che non esiste un percorso che attraversasse un'unica volta tutti e sette i ponti.



TEORIA DEI GRAFI



Fonte: Wikipedia

# Analisi delle Reti Sociali e la Teoria Dei Grafi: alcuni elementi costitutivi

La SNA studia gli attori sociali e le loro relazioni utilizzando temi, concetti e strumenti della branca della matematica nota come **Teoria Dei Grafi**.

Un **grafo G** è costituito da due insiemi **V** e **E**, gli elementi di V sono i vertici (nodi, punti) del grafo G e gli elementi di E sono le linee o archi che collegano i vertici: **G(V, E)**

Due nodi sono **adiacenti** se hanno una linea in comune.

Si definisce linea **incidente** quella che unisce due nodi.

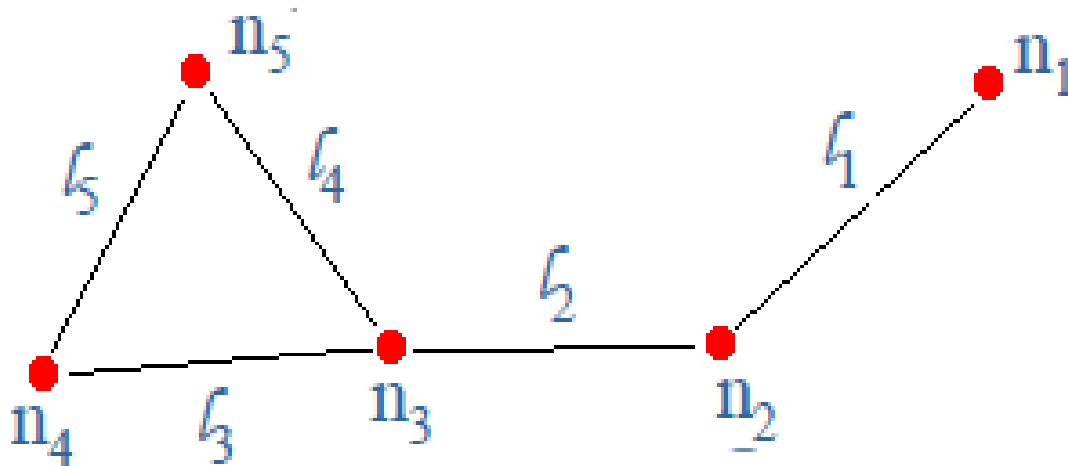
**Percorso (walk) di lunghezza n di un grafo** - una sequenza di nodi e linee (non necessariamente tutti distinti) che descrive un tragitto all'interno del grafo.

**Sentiero (path)** - un percorso con nodi e linee tutti distinti

**Ciclo (cycle)** - un percorso chiuso in cui ogni linea e ogni nodo sono inseriti in sequenza una ed una sola volta tranne il nodo di origine

# Analisi delle Reti Sociali e la Teoria Dei Grafi: alcuni elementi costitutivi

Grafo semplice (con 5 nodi e 5 linee non orientate)



Walk:  $n_2 l_2 n_3 l_4 n_5 l_4 n_3$

Path:  $n_2 l_2 n_3 l_4 n_5$

Cycle:  $n_3 n_4 n_5 n_3$

# Analisi delle Reti Sociali e la Teoria Dei Grafi: **alcuni elementi costitutivi**

Un grafo si definisce **connesso** se non contiene nodi isolati, quindi tra ogni coppia di vertici deve esistere almeno un percorso. Se un grafo invece contiene anche un solo nodo isolato, si dice sconnesso.

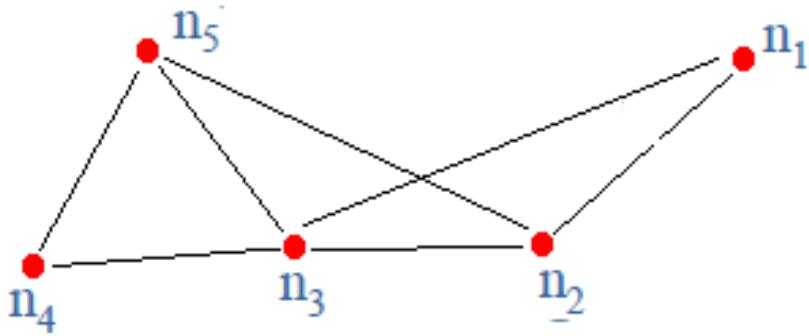
Un **ponte** (*bridge*) e un **punto di separazione** (*cutpoint*) sono, rispettivamente, una linea ed un nodo che se soppressi sconnettono il grafo.

Un nodo è definito **raggiungibile** se esiste un percorso che lo colleghi agli altri nodi, indipendentemente dalla sua lunghezza (e quindi dagli intermediari che dovranno essere attraversati dal percorso). Un nodo isolato, al contrario, è definito come non raggiungibile e la sua distanza dagli altri è infinita.

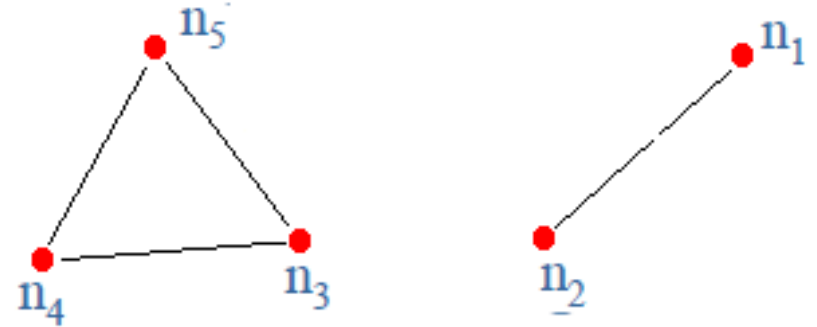
Possono esistere uno o più percorsi tra due nodi con lunghezze differenti. Quelli generalmente usati nei calcoli sono i percorsi più brevi (*shortest path*). La distanza tra due nodi è definita come la **lunghezza della loro geodetica** (in analogia con la geodetica terrestre).

Tale **distanza** (*geodesic distance*) rappresenta pertanto il sentiero più breve tra i due nodi.

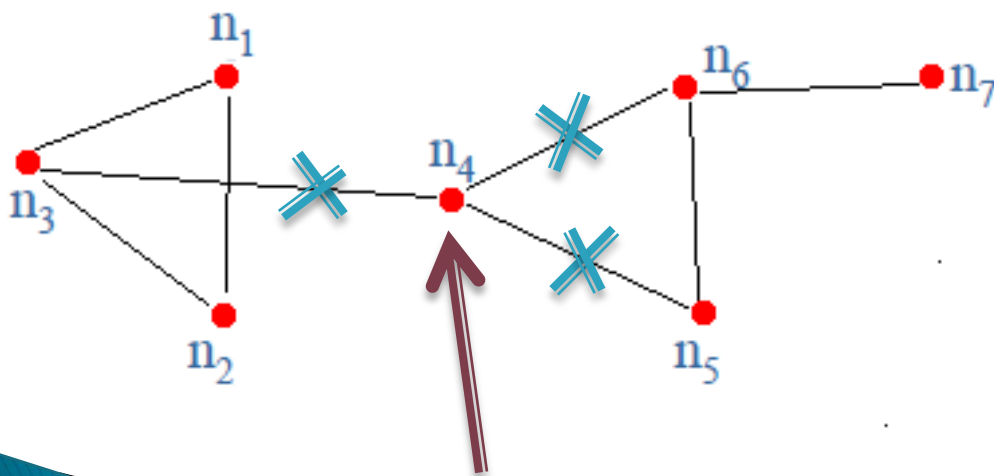
# Analisi delle Reti Sociali e la Teoria Dei Grafi: **alcuni elementi costitutivi**



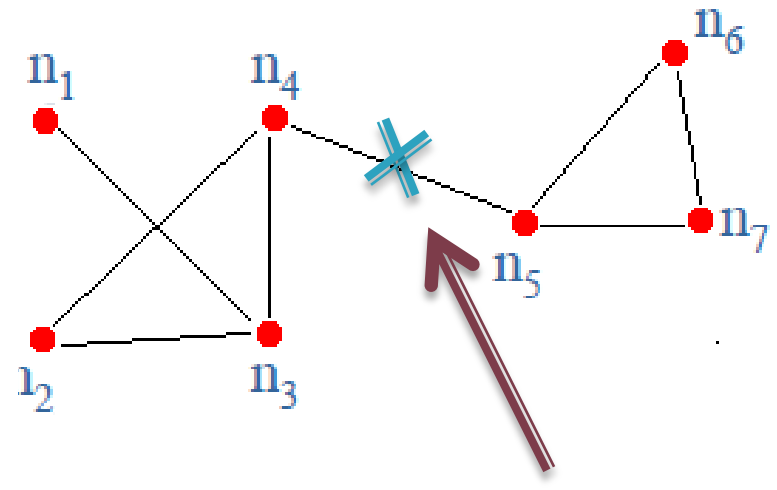
GRAFO CONESSO



GRAFO SCONESSO



CUTPOINT



BRIDGE

# Analisi delle Reti Sociali e la Teoria Dei Grafi: alcuni elementi costitutivi

## Tipi basilari di grafo:

**grafo non orientato** (grafo semplice) , **grafo orientato** (grafo diretto).

Un grafo non orientato è un insieme di vertici e linee dove la connessione tra  $i$  e  $j$  ha lo stesso significato della connessione tra  $j$  e  $i$ .

Il **numero di possibili legami** tra coppie di nodi sarà  $g(g-1)/2$ .

**Grado (degree)** di un nodo in un grafo semplice – il numero di linee con esso incidenti e assume i valori da 0 (nodo isolato, privo di legami con altri nodi) a  $g-1$  (il nodo è adiacente a tutti gli altri), con  $g$  = numero complessivo di nodi nel grafo.

Un grafo orientato (o digrafo) è un insieme di nodi e un insieme di archi orientati.

Un arco orientato è un arco caratterizzato da una direzione del legame. Pertanto nel grafo orientato, gli archi tra ogni coppia di nodi vengono contati separatamente, poiché possono avere valori differenti.

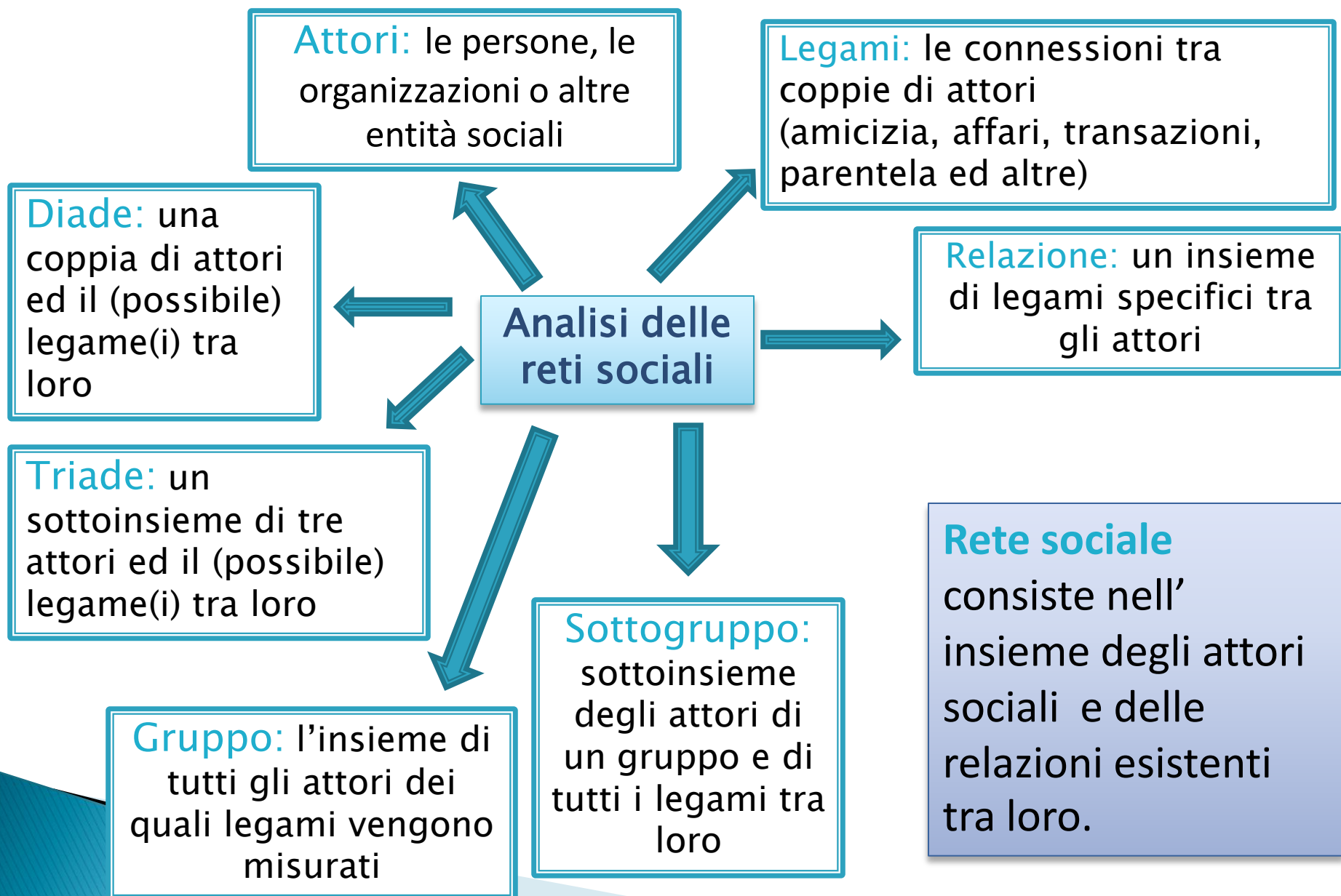
Il **numero di archi possibili** sarà  $g(g-1)$ .

In un grafo diretto il grado di un nodo è separato in due misure:

**In-degree** (grado in entrata) - il numero di archi che convergono su un qualsiasi nodo

**Out-degree** (grado in uscita) - il numero di archi che hanno origine da un qualsiasi nodo

# Definizioni importanti nell'Analisi di Rete



**Mode:** numero degli insiemi delle entità sulle quali vengono misurate le variabili strutturali

### Rete One-mode:

Un singolo insieme degli attori  $\mathcal{N} = \{n_1, n_2, \dots, n_g\}$   
 $g =$  numero degli attori

### Rete Two-mode:

Due insiemi degli attori o un insieme degli attori e un insieme degli eventi  $\mathcal{N} = \{n_1, n_2, \dots, n_g\}$ ,  $\mathcal{M} = \{m_1, m_2, \dots, m_h\}$   
 $g =$  numero dei attori in  $\mathcal{N}$ ;  $h =$  numero degli attori (eventi) in  $\mathcal{M}$

## Relational information

### Relazione singola:

Un singolo insieme dei legami  
 $\mathcal{L} = \{l_1, l_2, \dots, l_r\}$   
 $g(g-1)/2$  elementi (numero totale delle coppie in  $\mathcal{L}$  in una rete indiretta)  
 $g(g-1)$  elementi (numero totale delle coppie in  $\mathcal{L}$  in una rete diretta)

### Relazioni multiple

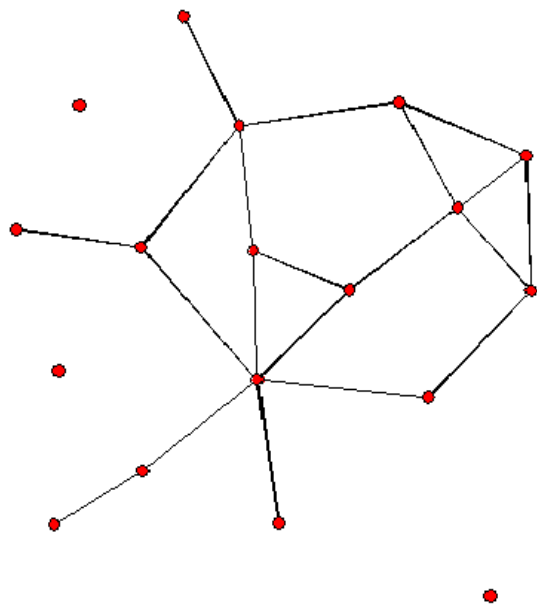
$R =$  numero delle relazioni  
 $\mathcal{L}_r$  è un insieme dei link per ogni relazione  
 $R = 1, 2, \dots, r$

## Attributi degli attori

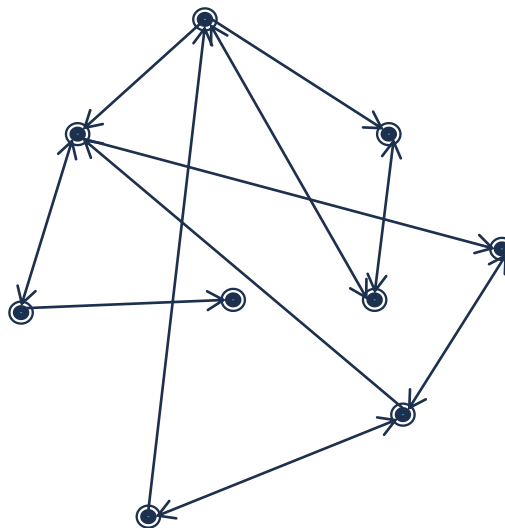
Le reti sociali possono contenere l'insieme degli attributi caratteristici dei singoli attori.

# La rappresentazione in forma di grafo

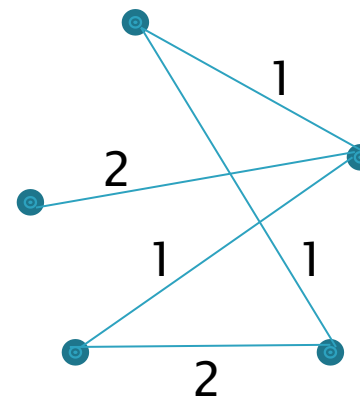
**Grafo indiretto**



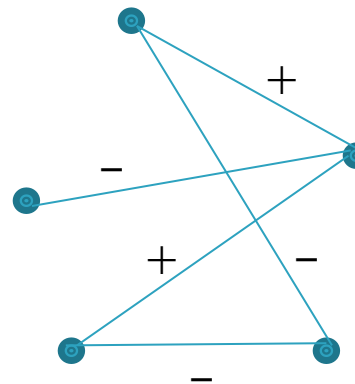
**Grafo diretto**



**Grafo pesato**



**Grafo segnato**



# Livelli di misura nei dati relazionali

		Direzionalità	
		Indiretti	Orientati
Numerazione	Dicotomica	1	3
	Con valori numerici	2	4

1 Matrici con dati “indiretti” in forma binaria con 1 = presenza 0 = assenza di relazione.

2 Matrici con dati “indiretti” espressi con valori numerici che esprimono in maniera diversa la “forza” di una relazione.

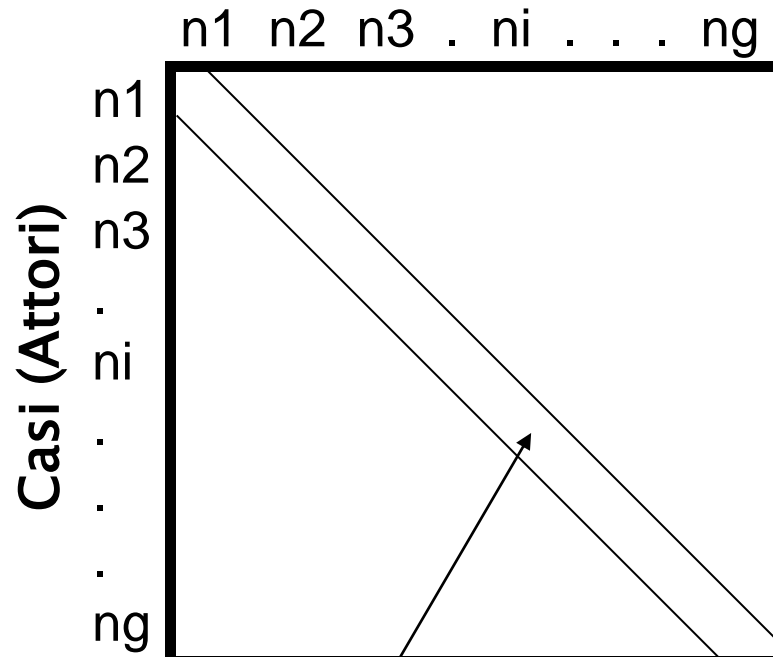
3 Matrici con dati diretti in forma binaria con 1 = presenza 0 = assenza di relazione.

4 Matrici con dati diretti espressi con valori numerici che esprimono in maniera diversa la “forza” di una relazione.

# L'organizzazione dei dati relazionali attraverso matrici

**MATRICE DI ADIACENZA**

Casi (Attori)

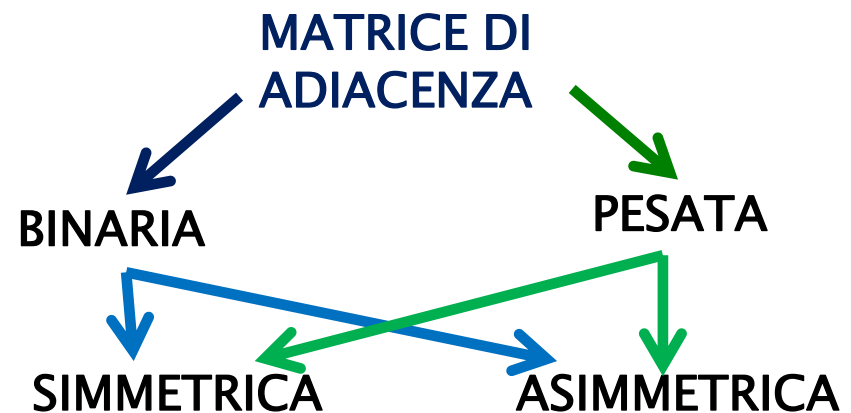


**DIAGONALE PRINCIPALE**

**Matrice quadrata "caso per caso".**

Questa matrice rappresenta le effettive relazioni o legami tra gli attori; a partire dalle comuni relazioni o contatti.

Le singole celle mostrano se coppie di individui sono legate da una comune relazione.

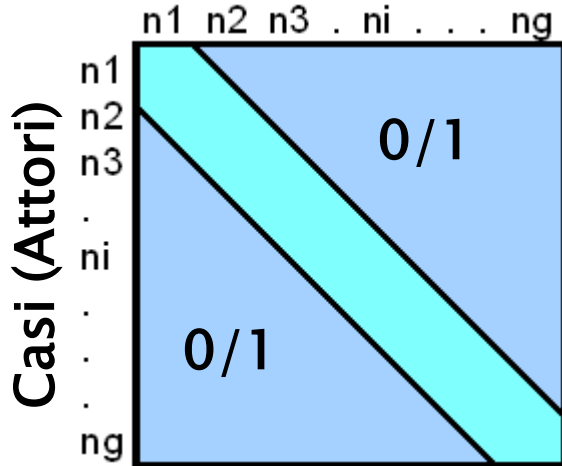


# Rappresentazione dei dati relazionali attraverso matrici

## MATRICE DI ADIACENZA

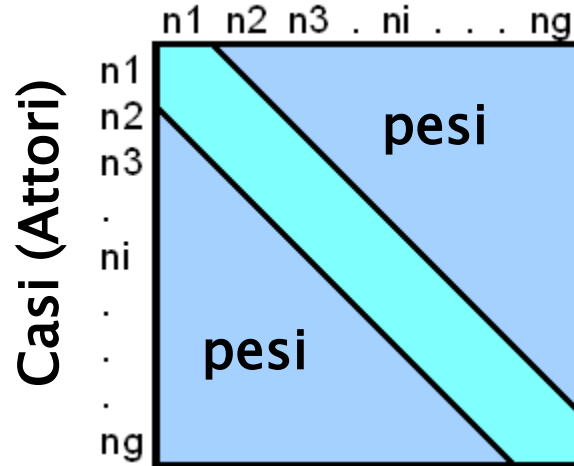
Dicotomica

Casi (Attori)



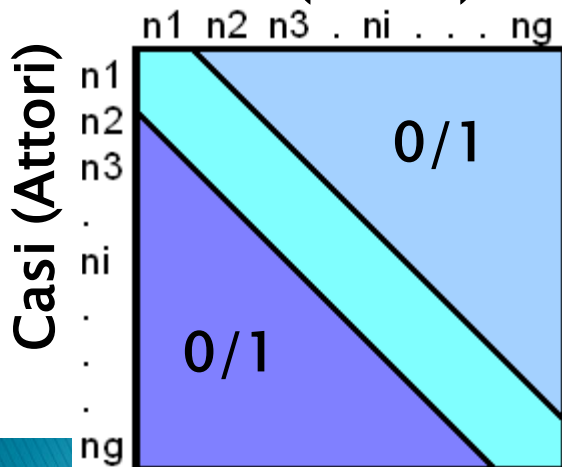
Pesata

Casi (Attori)

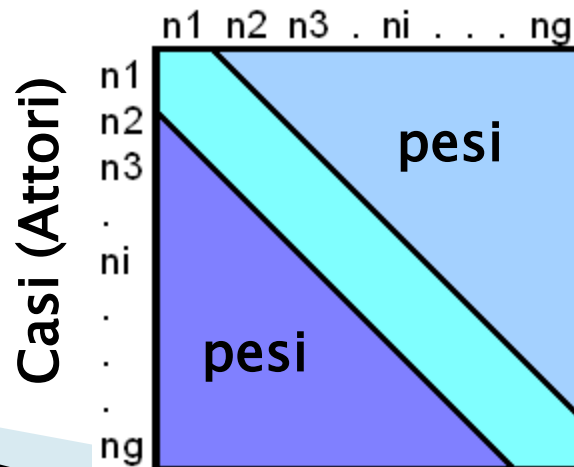


Relazioni indirette

Casi (Attori)



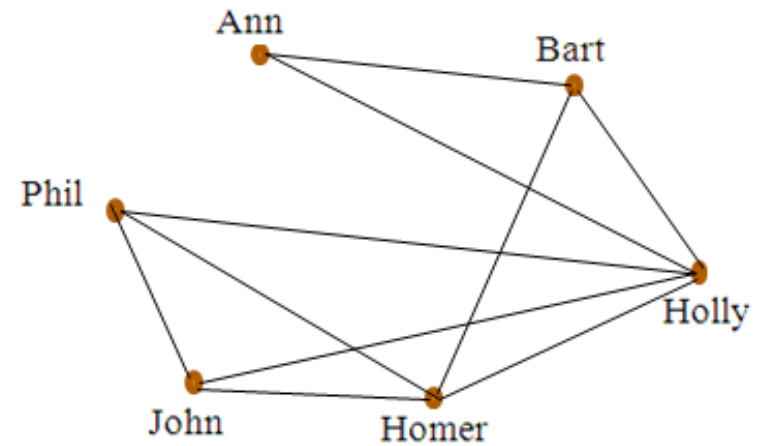
Casi (Attori)



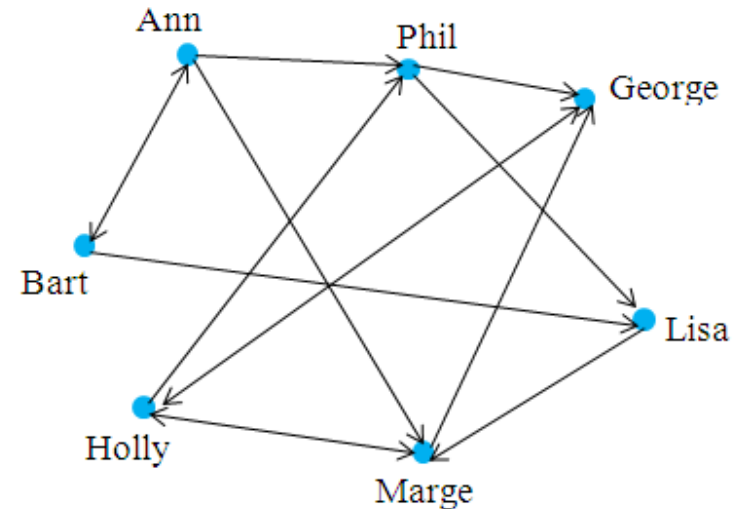
Relazioni dirette

# Esempi pratici: matrici di adiacenza

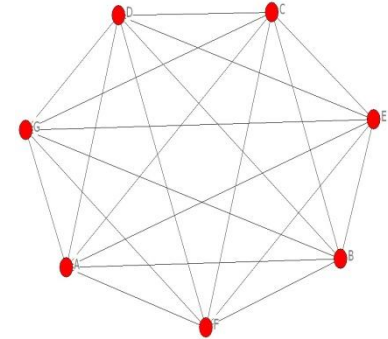
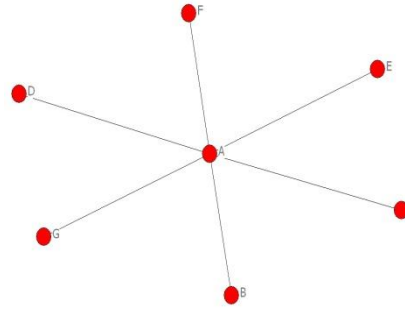
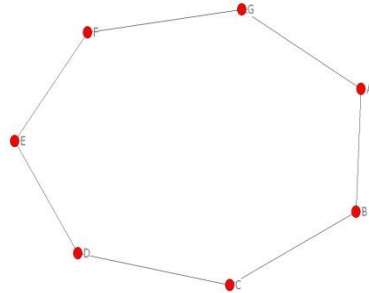
	Ann	Bart	Holly	Homer	John	Phil
Ann	0	1	1	0	0	0
Bart	1	0	1	1	0	0
Holly	1	1	0	1	1	1
Homer	0	1	1	0	1	1
John	0	0	1	1	0	1
Phil	0	0	1	1	1	0



	Ann	Bart	Holly	Phil	George	Lisa	Marge
Ann	0	1	0	1	0	0	1
Bart	1	0	0	0	0	1	0
Holly	0	0	0	1	1	0	1
Phil	0	0	0	0	1	1	0
George	0	0	1	0	0	0	0
Lisa	0	0	0	0	0	0	1
Marge	0	0	1	0	1	0	0



# Alcuni tipi di grafi e relative matrici di adiacenza



	A	B	C	D	E	F	G	Gradi
A	0	1	0	0	0	0	0	1
B	1	0	1	0	0	0	0	2
C	0	1	0	1	0	0	0	2
D	0	0	1	0	1	0	0	2
E	0	0	0	1	0	1	0	2
F	0	0	0	0	1	0	1	2
G	0	0	0	0	0	1	0	1
	1	2	2	2	2	2	1	12

Grafo a linea

	A	B	C	D	E	F	G	Gradi
A	0	1	0	0	0	0	1	2
B	1	0	1	0	0	0	0	2
C	0	1	0	1	0	0	0	2
D	0	0	1	0	1	0	0	2
E	0	0	0	1	0	1	0	2
F	0	0	0	0	1	0	1	2
G	1	0	0	0	0	1	0	2
	2	2	2	2	2	2	2	14

Grafo a ruota

	A	B	C	D	E	F	G	Gradi
A	0	1	1	1	1	1	1	6
B	1	0	0	0	0	0	0	1
C	1	0	0	0	0	0	0	1
D	1	0	0	0	0	0	0	1
E	1	0	0	0	0	0	0	1
F	1	0	0	0	0	0	0	1
G	1	0	0	0	0	0	0	1
	6	1	1	1	1	1	1	12

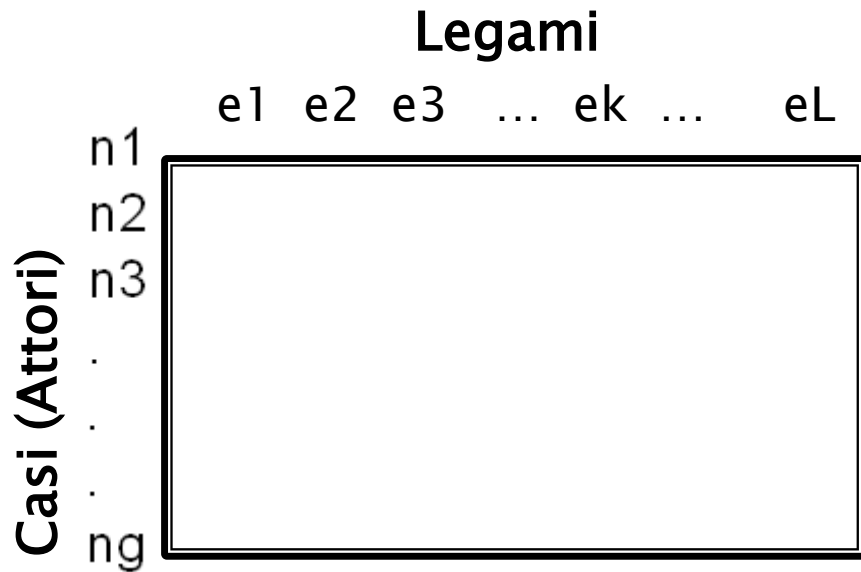
Grafo a stella

	A	B	C	D	E	F	G	Gradi
A	0	1	1	1	1	1	1	6
B	1	0	1	1	1	1	1	6
C	1	1	0	1	1	1	1	6
D	1	1	1	0	1	1	1	6
E	1	1	1	1	0	1	1	6
F	1	1	1	1	1	0	1	6
G	1	1	1	1	1	1	0	6
	6	6	6	6	6	6	6	42

Grafo completo

# L'organizzazione dei dati relazionali attraverso matrici

## MATRICE D'INCIDENZA



La *matrice di incidenza* presenta  $n \times m$  elementi di cui solo  $2m$  elementi diversi da 0.

E' raramente impiegata negli algoritmi più efficienti.

**Matrice "caso per legami".**

**Nel caso di grafo non orientato:**

Questa matrice è una matrice ( $g \times L$ ) che contiene una riga per ogni nodo ed una colonna per ogni legame.

Le celle della matrice sono uguali a 1 quando un nodo è incidente con un link.

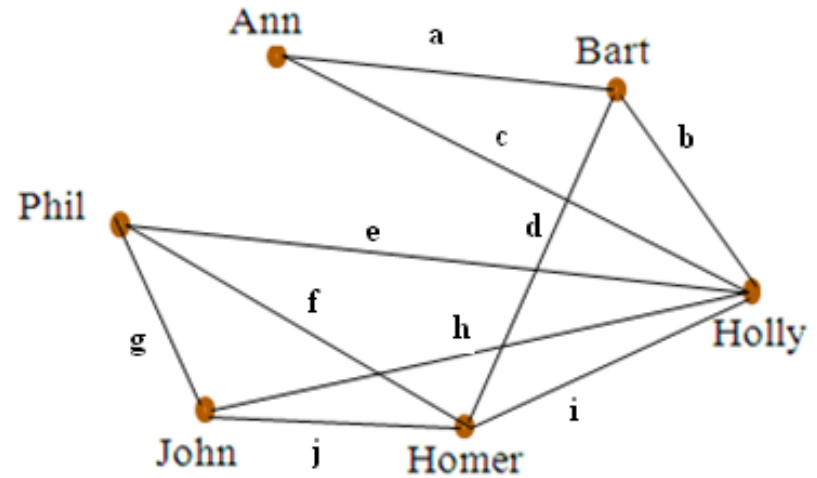
Poiché ogni link è incidente con due nodi rispettiva colonna di ogni link avrà due 1 che si riferiscono a due nodi incidenti con questo link.

**Nel caso do grafo orientato:**

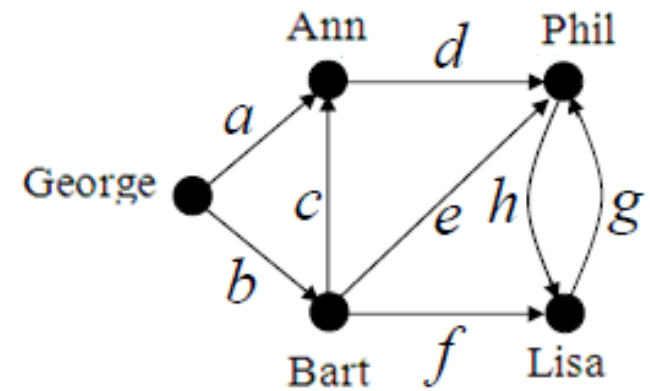
La colonna rappresentante l'arco  $a = (i, j)$  ha solo due valori diversi da 0: ha il valore 1 in corrispondenza della riga associata al nodo  $i$ , coda dell'arco, e -1 in corrispondenza della riga associata al nodo  $j$ , testa dell'arco.

# Esempi pratici: matrice di incidenza

	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j
Ann	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0
Bart	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0
Holly	0	1	1	0	1	0	0	1	1	0
Homer	0	0	0	1	0	1	0	0	1	1
John	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1
Phil	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0

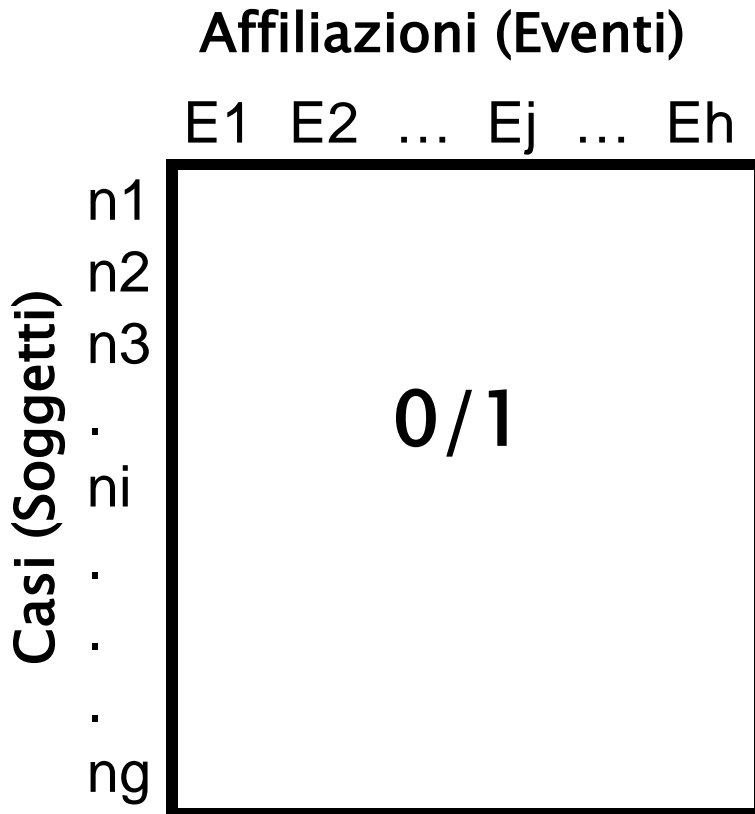


	a	b	c	d	e	f	g	h
George	1	1	0	0	0	0	0	0
Ann	-1	0	-1	1	0	0	0	0
Bart	0	-1	1	0	1	1	0	0
Phil	0	0	0	-1	-1	0	-1	1
Lisa	0	0	0	0	0	-1	1	-1



# Rappresentazione dei dati relazionali attraverso matrici

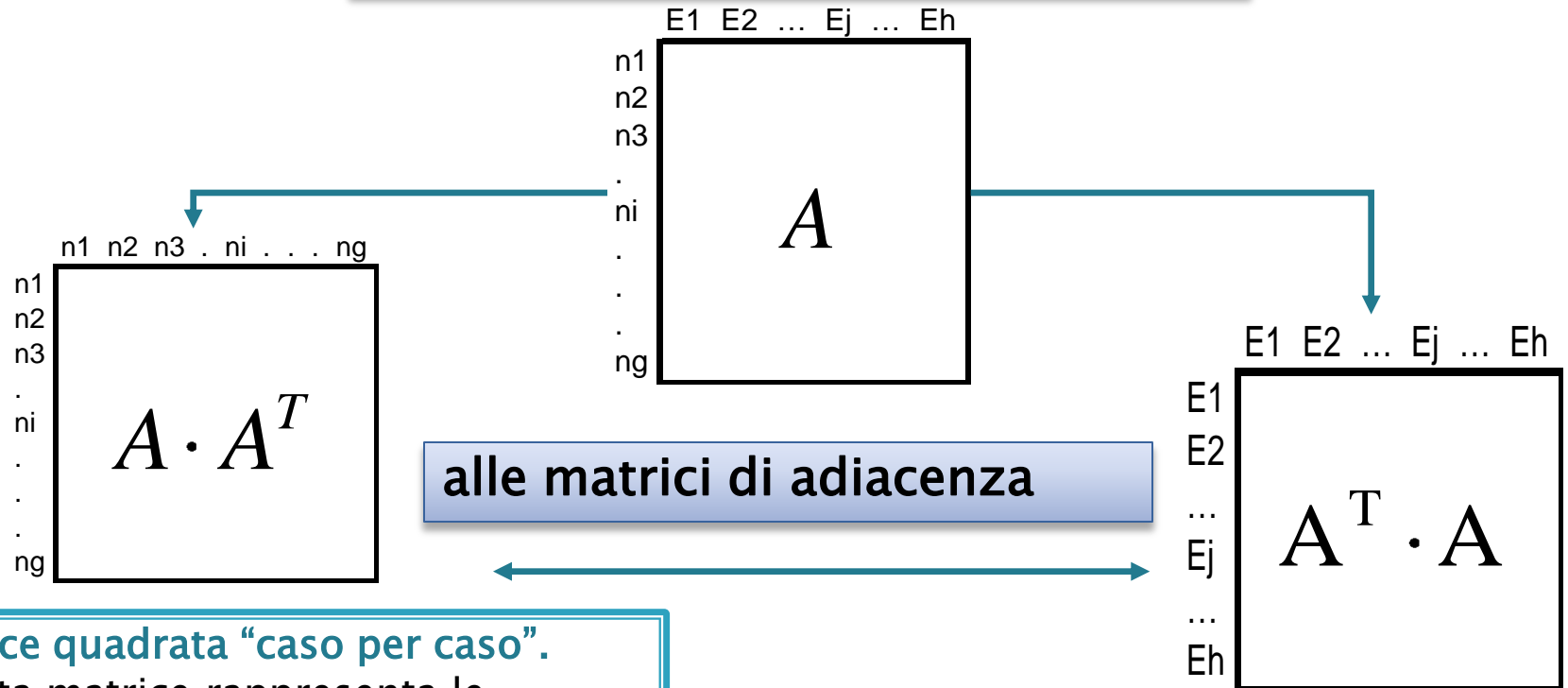
## MATRICE DI AFFILIAZIONE



- una matrice rettangolare ( $g \times h$ ) “caso” per “affiliazioni”
- gli attori vengono riportati nelle righe ( $g$  righe)
- i totali delle righe ci indicano a quanti eventi partecipano i soggetti
- gli eventi vengono riportati nelle colonne ( $h$  colonne)
- i totali delle colonne ci indicano quanti individui partecipano a ciascun evento
- dati binari: 1 se l'individuo partecipa all'evento, 0 in caso contrario.

# Rappresentazione dei dati relazionali attraverso matrici

dalla matrice di affiliazione



## Matrice quadrata "caso per caso".

Questa matrice rappresenta le effettive relazioni o legami tra gli attori; filtrati dalle comuni relazioni o contatti. Le singole celle mostrano se coppie di individui sono legati da una comune affiliazione

## Matrice quadrata "affiliazione per affiliazione".

Le celle di questa matrice indicano se le coppie di affiliazioni corrispondenti sono legate per mezzo di attori comuni.

# DAVIS SOUTHERN CLUB WOMEN: Matrice di affiliazione



Dati raccolti da Davis et al nel 1930.

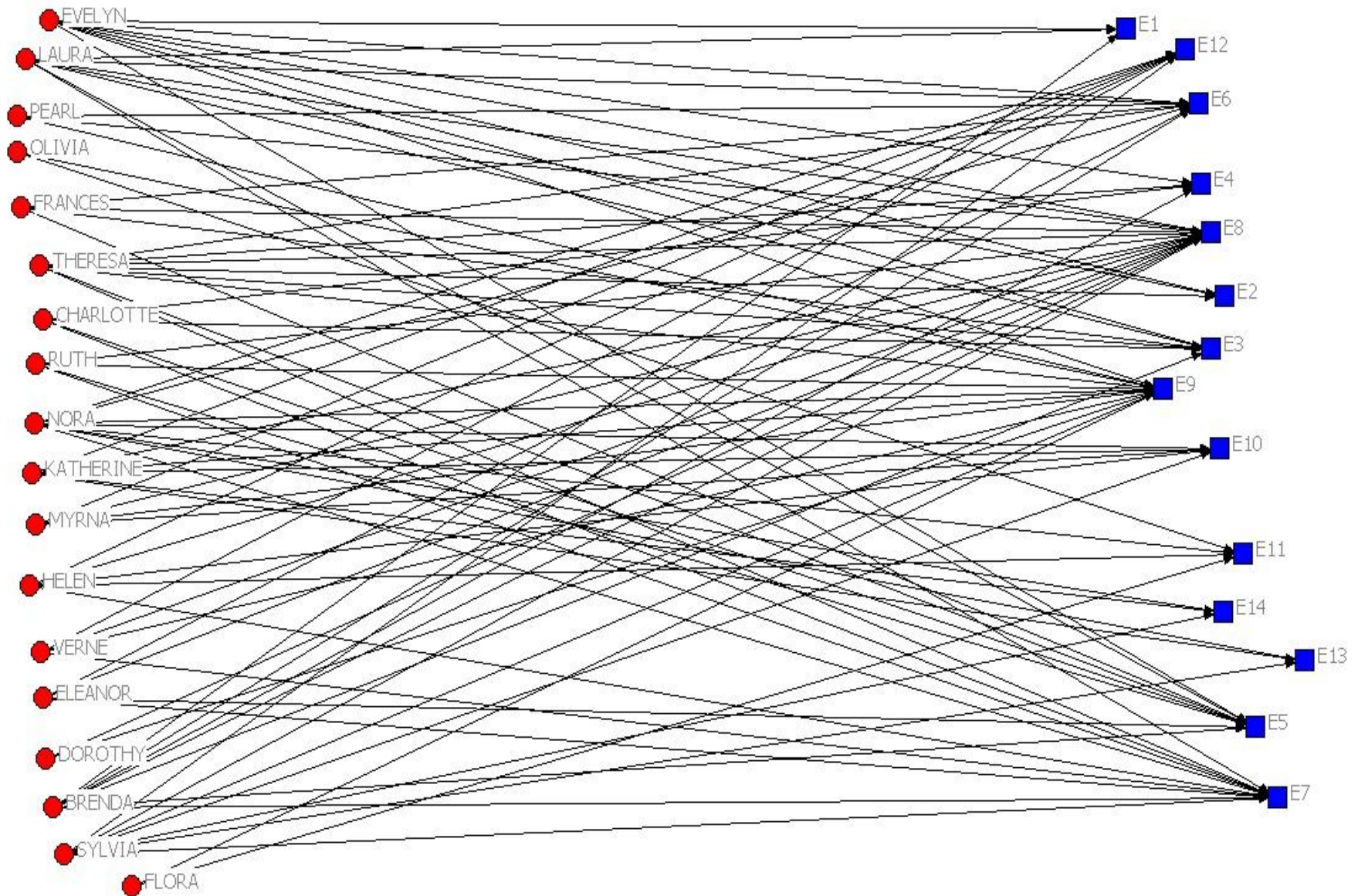
Questi dati rappresentano la partecipazione delle 18 donne ai 14 eventi sociali.

**Matrice “soggetto x evento”:**

- rettangolare binaria 18x14
- il valore della cella  $(i, j)$  è uguale a 1 se persona  $i$  ha partecipato al evento sociale  $j$ , e 0 altrimenti.

	E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7	E8	E9	E10	E11	E12	E13	E14
EVELYN	1	1	1	1	1	1	0	1	1	0	0	0	0	0
LAURA	1	1	1	0	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0
THERESA	0	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
BRENDA	1	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0
CHARLOTTE	0	0	1	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0
FRANCES	0	0	1	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0
ELEANOR	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0
PEARL	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	0	0	0
RUTH	0	0	0	0	1	0	1	1	1	0	0	0	0	0
VERNE	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	1	0	0
MYRNA	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	1	0	0
KATHERINE	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	1	1	1
SYLVIA	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	1	1	1
NORA	0	0	0	0	0	1	1	0	1	1	1	1	1	1
HELEN	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	1	1	0	0
DOROTHY	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0
OLIVIA	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0
FLORA	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0

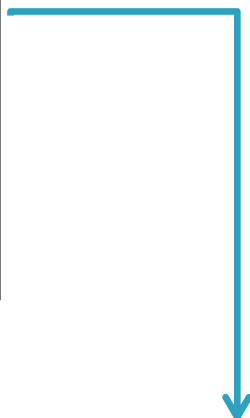
# DAVIS SOUTHERN CLUB WOMEN: Grafo bipartito



# DAVIS SOUTHERN CLUB WOMEN: trasformazioni delle matrici

	E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7	E8	E9	E10	E11	E12	E13	E14
EVELYN	1	1	1	1	1	1	0	1	1	0	0	0	0	0
LAURA	1	1	1	0	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0
THERESA	0	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
BRENDA	1	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0
CHARLOTTE	0	0	1	1				0	0	0	0	0	0	0
FRANCES	0	0	1	0				1	0	0	0	0	0	0
ELEANOR	0	0	0	0				1	0	0	0	0	0	0
PEARL	0	0	0	0				1	1	1	0	0	0	0
RUTH	0	0	0	0				1	1	1	0	0	0	0
VERNE	0	0	0	0				1	1	1	0	0	1	0
MYRNA	0	0	0	0				0	1	1	1	0	1	0
KATHERINE	0	0	0	0				0	1	1	1	0	1	1
SYLVIA	0	0	0	0				1	1	1	1	0	1	1
NORA	0	0	0	0				1	1	0	1	1	1	1
HELEN	0	0	0	0				1	1	0	1	1	1	0
DOROTHY	0	0	0	0				0	1	1	0	0	0	0
OLIVIA	0	0	0	0				0	1	0	1	0	0	0
FLORA	0	0	0	0				0	1	0	1	0	0	0

$A$



	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
	E	L	T	B	C	F	E	P	R	V	M	K	S	N
EVELYN	8	6	7	6	3	4	3	3	3	2	2	2	2	1
LAURA	6	7	6	6	3	4	4	2	3	2	1	1	2	2
THERESA	7	6	8	6	4	4	4	3	4	3	2	2	3	2
BRENDA	6	6	6	7	4	4	4	3	3	2	1	0	0	0
CHARLOTTE	3	3	4	4	4								1	0
FRANCES	4	4	4	4	2								1	1
ELEANOR	3	4	4	4	2								2	1
PEARL	3	2	3	2	0								1	2
RUTH	3	3	4	3	2								2	2
VERNE	2	2	3	2	1								4	3
MYRNA	2	1	2	1	0								4	4
KATHERINE	2	1	2	1	0								6	5
SYLVIA	2	2	3	2	1								4	6
NORA	2	2	3	2	1								5	6
HELEN	1	2	2	2	1								3	4
DOROTHY	2	1	2	1	0								2	2
OLIVIA	1	0	1	0	0								1	1
FLORA	1	0	1	0	0								1	1

$A \cdot A^T$

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
	E1	E2	E3	E4	E5	E6	E7	E8	E9	E1	E1	E1	E1	E1
E1	3	2	3	2	3	3	2	3	1	0	0	0	0	0
E2	2	3	3	2	3	3	2	3	2	0	0	0	0	0
E3	3	3	6	4	6	5	4	5	7	0	0	0	0	0
E4	2	2	4	4						0	0	0	0	0
E5	3	3	6	4						0	0	0	0	0
E6	3	3	5	3						1	1	1	1	1
E7	2	2	4	3						3	2	4	2	2
E8	3	3	5	3	7	7	8	14	9	4	1	5	2	2
E9	1	2	2	2	3	4	5	9	12	4	3	5	3	3
E10	0	0	0	0	0	1	3	4	4	5	2	5	3	3
E11	0	0	0	0	0	1	2	1	3	2	4	2	1	1
E12	0	0	0	0	0	1	4	5	5	5	2	6	3	3
E13	0	0	0	0	0	1	2	2	3	3	1	3	3	3
E14	0	0	0	0	0	1	2	2	3	3	1	3	3	3

$A^T \cdot A$

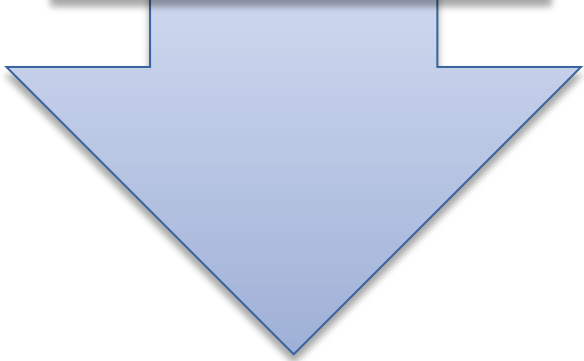
# DAVIS SOUTHERN CLUB WOMEN: trasformazioni delle matrici

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	0	1	2	3	4	5	6	7	8
	E	L	T	B	C	F	E	P	R	V	M	K	S	N	H	D	O	F
EVELYN	8	6	7	6	3	4	3	3	3	2	2	2	2	1	2	1	1	1
LAURA	6	7	6	6	3	4	4	2	3	2	1	1	2	2	2	1	0	0
THERESA	7	6	8	6	4	4	4	3	4	3	2	2	3	3	2	2	1	1
BRENDA	6	6	6	7	4	4	4	2	3	2	1	1	2	2	2	1	0	0
CHARLOTTE	3	3	4	4	4	2	2	0	2	1	0	0	1	1	1	0	0	0
FRANCES	4	4	4	4	2	4	3	2	2	1	1	1	1	1	1	1	0	0
ELEANOR	3	4	4	4	2	3	4	2	3	2	1	1	2	2	2	1	0	0
PEARL	3	2	3	2	0	2	2	3	2	2	2	2	2	2	1	2	1	1
RUTH	3	3	4	3	2	2	3	2	4	3	2	2	3	2	2	2	1	1
VERNE	2	2	3	2	1	1	2	2	3	4	3	3	4	3	3	2	1	1
MYRNA	2	1	2	1	0	1	1	2	2	3	4	4	4	3	3	2	1	1
KATHERINE	2	1	2	1	0	1	1	2	2	3	4	6	6	5	3	2	1	1
SYLVIA	2	2	3	2	1	1	2	2	3	4	4	6	7	6	4	2	1	1
NORA	2	2	3	2	1	1	2	2	2	3	3	5	6	8	4	1	2	2
HELEN	1	2	2	2	1	1	2	1	2	3	3	3	4	4	5	1	1	1
DOROTHY	2	1	2	1	0	1	1	2	2	2	2	2	2	1	1	2	1	1
OLIVIA	1	0	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	2	1	1	2	2
FLORA	1	0	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	2	1	1	2	2



**Matrice "attore x attore":**  
 - quadrata simmetrica pesata  
 - i valori sulla diagonale diversi da 0

- DICOTOMIZZARE  
 - IMPOSTARE I VALORI DELLA DIAGONALE UGUALI ALLO 0

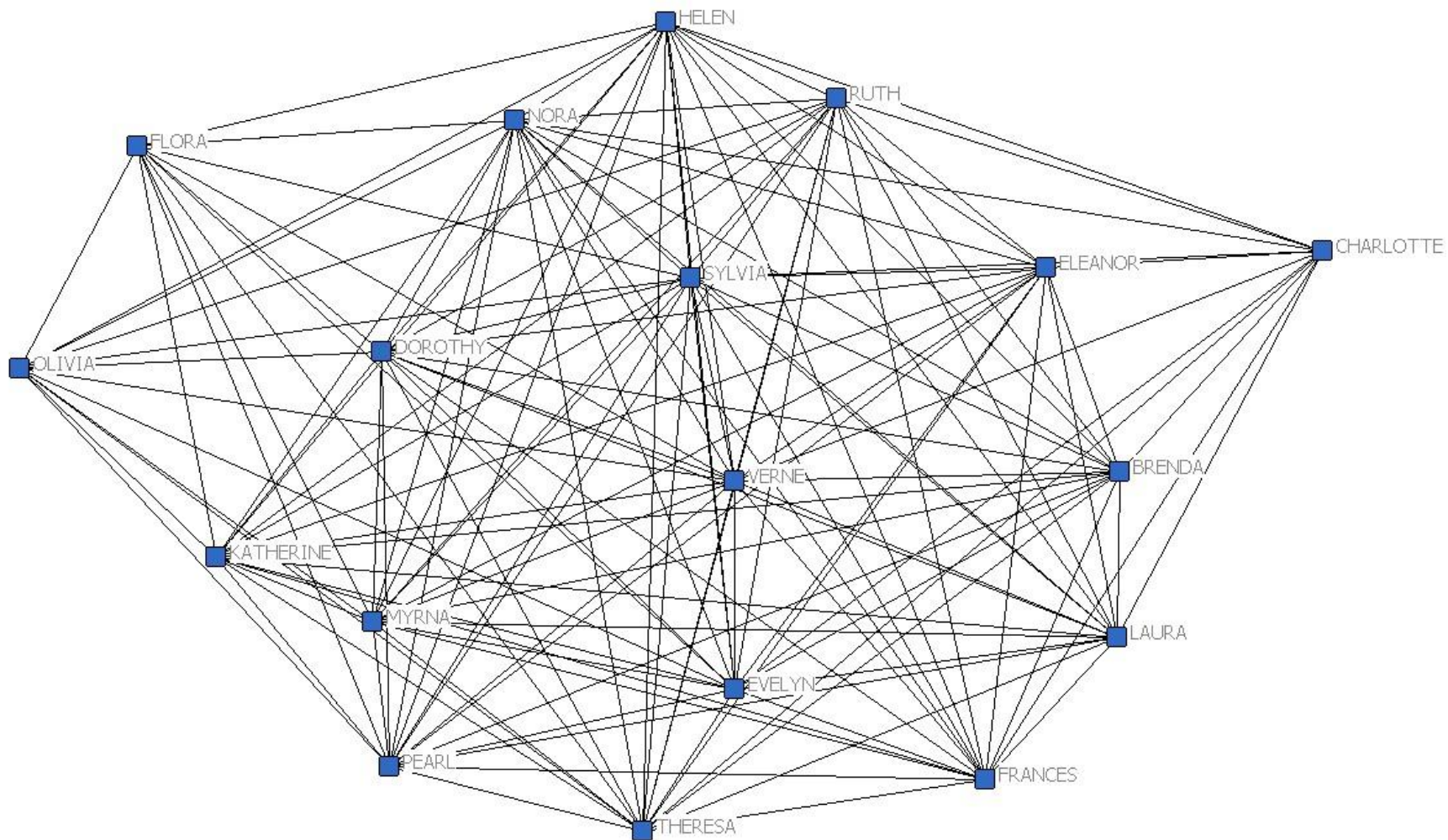


	1	2	3	4	5	6	7	8	9	0	1	2	3	4	5	6	7	8
	E	L	T	B	C	F	E	P	R	V	M	K	S	N	H	D	O	F
EVELYN	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
LAURA	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
THERESA	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
BRENDA	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
CHARLOTTE	1	1	1	1	0	1	1	0	1	1	0	0	1	1	1	0	0	0
FRANCES	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
ELEANOR	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
PEARL	1	1	1	1	0	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
RUTH	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1
VERNE	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1
MYRNA	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1
KATHERINE	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1
SYLVIA	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1
NORA	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1
HELEN	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1
DOROTHY	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1
OLIVIA	1	0	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1
FLORA	1	0	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0



**Matrice "attore x attore":**  
 - quadrata simmetrica binaria  
 - i valori sulla diagonale uguali a 0

# DAVIS SOUTHERN CLUB WOMEN: Grafo semplice (“attore x attore”)



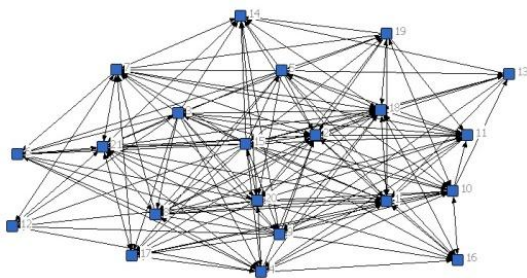
# Reti con più relazioni (Multiple relations)

Se siamo interessati a misurare tra una coppia di attori in  $\mathcal{N}$  più relazioni indicate con  $R$ , direzionate e non (coppie di nodi ordinate e non), allora avremo:  $\mathcal{G} = (\mathcal{N}, \mathcal{L}_r)$ , con  $r = 1, 2, \dots, R$

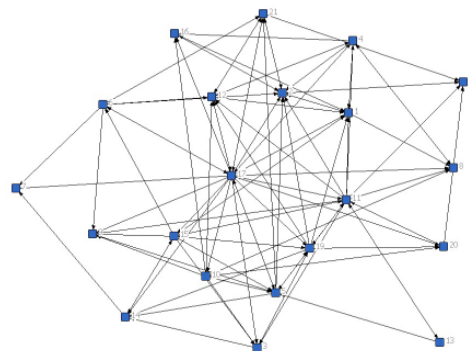
Avremo un set di archi o linee associato a ciascuna relazione,  $\mathcal{L}_1, \mathcal{L}_2, \dots, \mathcal{L}_R$

Esempio:

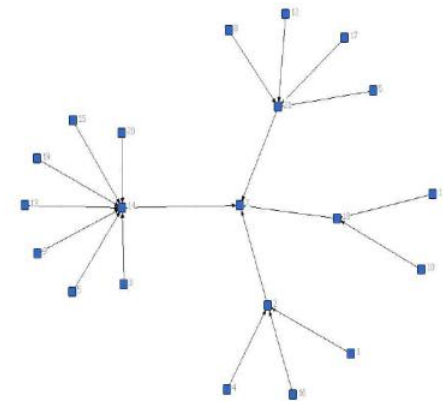
Dato il set di attori  $\mathcal{N} = \{1, 2, \dots, 21\}$  con  $g = 21$  manager, sono state misurate 3 relazioni  $\mathcal{L}_1, \mathcal{L}_2, \dots, \mathcal{L}_3$  relative a:



*Advice*



*Friendship*



*Who reports whom*

(DATASET: Krack-High-Tec)

# Statistiche della rete

**Densità**



*Densità di un grafo, grado, inclusività: grado di integrazione sociale di un gruppo di individui*

**Centralità locale e globale**



Posizione dell'individuo nella rete rispetto agli altri: **Indici di centralità**

Struttura della rete: **Indici di centralizzazione**

**Coesione**



Scomposizione della rete in sottogruppi (cliques): analisi della coesione sociale

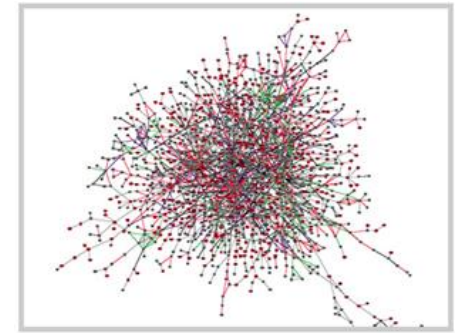
**Ruolo**



Equivalenza strutturale (Individuazione di clusters, ossia sottogruppi formati da attori che ricoprono posizioni strutturalmente simili)

# Densità di una rete

La **densità** in una rete descrive il livello generale dei legami fra i punti in un grafo. Più sono numerose i nodi direttamente collegati fra loro più un grafo è denso.



## Formule per il Calcolo della densità:

Per grafi non orientati :  $L/[g(g-1)/2]$

Per grafi orientati :  $L/g(g-1)$

Per grafi pesati:  $\sum v_k / g(g-1)$



La densità di un grafo si calcola come rapporto tra il numero di legami osservato e il numero di tutti i legami possibili tra i nodi, data la numerosità dei nodi.

dove  $L$  sono le linee,  $g$  è il numero di nodi in un grafo e  $v_k$  il valore delle  $k$  linee del grafo.

La misura di densità per reti binarie varia da 0 (quando la rete è vuota) a 1 (quando la rete è completa, quindi quando tutti i nodi sono adiacenti l'uno all'altro).

# La rete delle famiglie fiorentine: **Densità**

BLOCK DENSITIES OR AVERAGES

---

Input dataset: PADGM (F:\Documents and Settings\Utente1\Documenti\UCINET data\PADGM)

Relation: PADGM

Density (matrix average) = 0.1667  
Standard deviation = 0.3727

**Sono presenti quasi 17% di  
tutti i legami possibili**

Use MATRIX>TRANSFORM>DICHOTOMIZE procedure to get binary image matrix.  
Density table(s) saved as dataset Density  
Standard deviations saved as dataset DensitySD  
Actor-by-actor pre-image matrix saved as dataset DensityModel

---

Running time: 00.00.01  
Output generated: 23 set 11 01.51.56  
UCINET 6.285 Copyright (c) 1992-2010 Analytic Technologies

**Misura quanta  
variazione esiste tra i  
valori della matrice.**

**Densità della rete**

$$L/[g(g-1)/2]$$

**L= linee nella rete (20)**

**g= numero di nodi (16)**

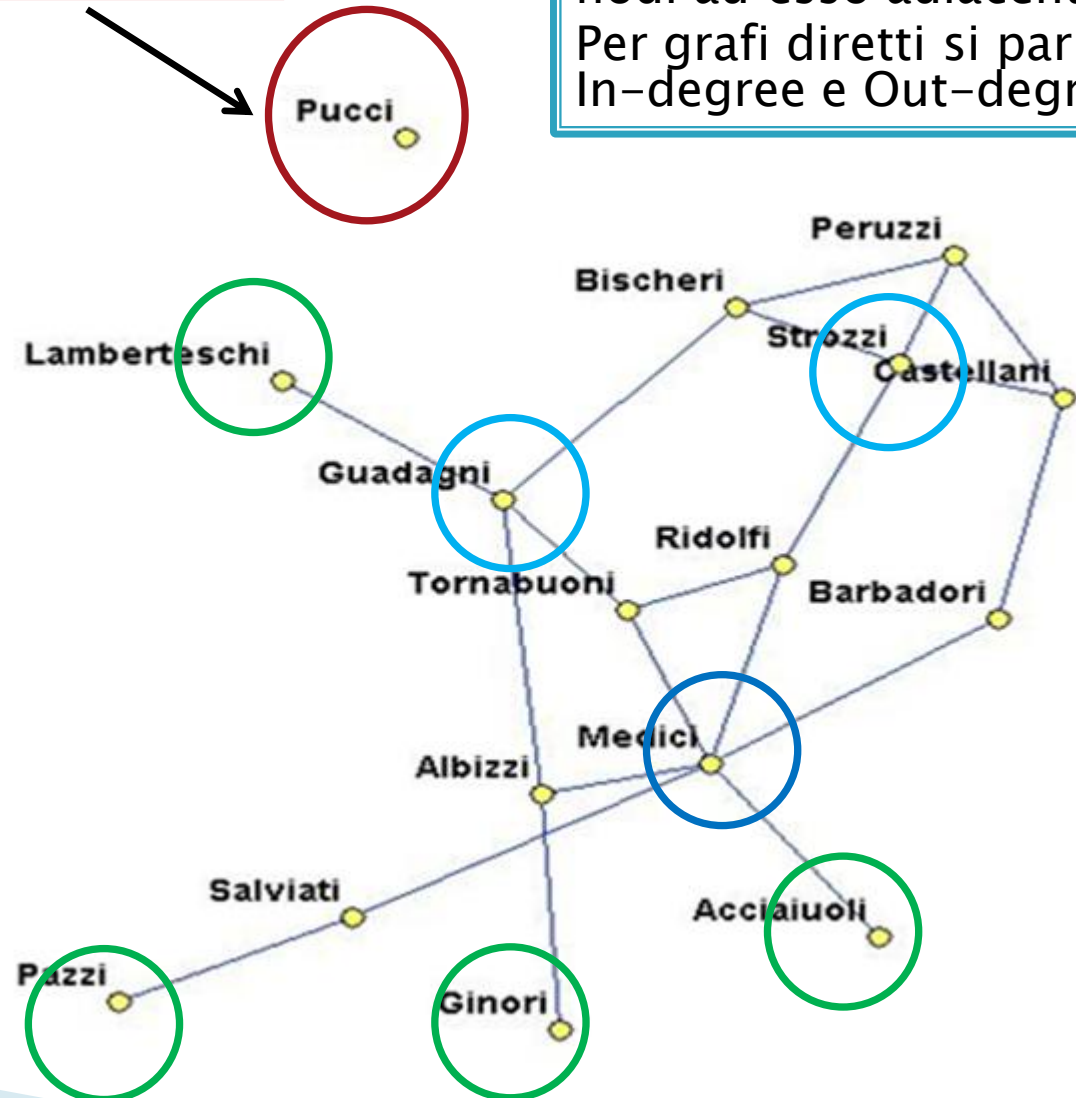
$$20/[16 \times 15 / 2] = 0.1667$$

# Legami parentali di alcune famiglie fiorentine nel XV secolo: Distribuzione del numero di gradi

**Nodo isolato**

**Grado di un nodo:**  
è definito dalla somma dei  
nodi ad esso adiacenti.  
Per grafi diretti si parla di  
In-degree e Out-degree.

Famiglie	Gradi
Acciaiuoli	1
Albizzi	3
Barbadori	2
Bischeri	3
Castellani	3
Ginori	1
Guadagni	4
Lamberteschi	1
Medici	6
Pazzi	1
Peruzzi	3
Pucci	0
Ridolfi	3
Salviati	2
Strozzi	4
Tornabuoni	3



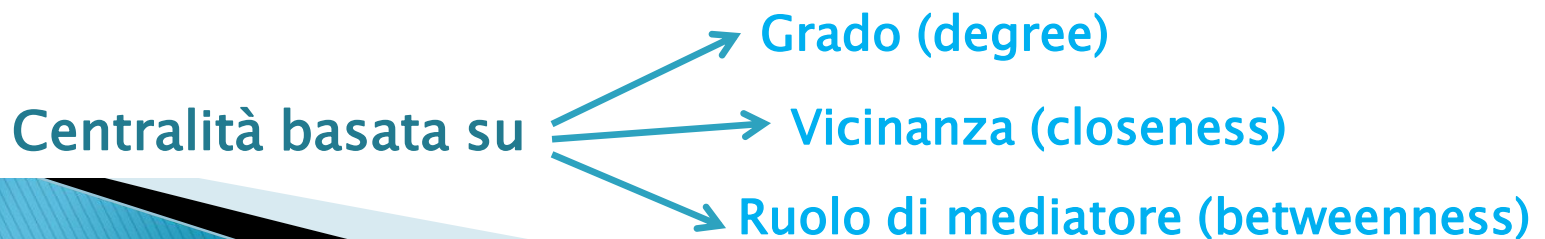
# Centralità del soggetto e della rete

Due tipi di centralità:

- a) **centralità locale**: se un punto ha un gran numero di connessioni con altri punti del suo ambiente circostante;
- b) **globalmente centrale**: se ha una posizione d'importanza strategica nella struttura complessiva della rete.

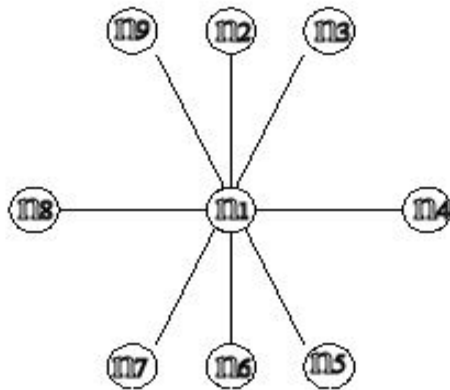
**Indici di centralità**: localizzare la posizione dell'attore in relazione a quella degli altri nella rete.

**Indici di centralizzazione**: misurare la centralità a livello non più dell'attore ma del grafo nel suo complesso, osservando le differenze fra i punteggi di centralità del punto più centrale e quelli di tutti gli altri punti.



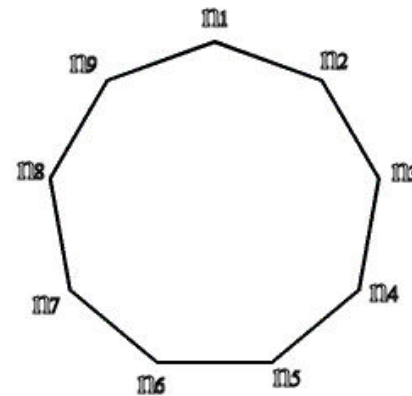
# Centralità del soggetto e della rete

Esempio di **grafo a stella** con 9 nodi  
*Fonte: Chiesi (1999) pag. 117.*

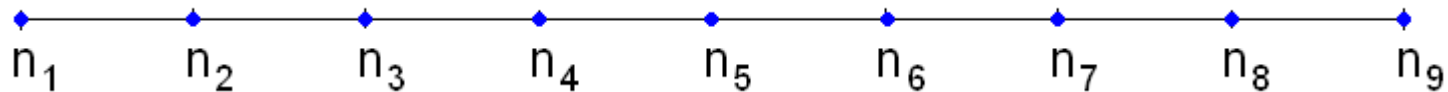


$C_D = 1$ , la rete è fortemente centralizzata

Esempio di **grafo a ruota** con 9 nodi  
*Fonte: Chiesi (1999), pag. 117.*



$C_D = 0$ , la rete non è centralizzata



Esempio di **grafo a linea** con 9 nodi *Fonte: Chiesi, (1999), pag. 117.*

# Indice di centralità basato sul grado (Degree) (in caso di rete indiretta)

La misura più semplice della centralità.

Un nodo è tanto più centrale quanto più ha relazioni dirette con gli altri. Questa misura si ottiene calcolando i gradi.

Un attore con il grado più alto rappresenta il luogo nella rete dove “le cose accadono”. In contrasto, gli attori con un basso grado rappresentano le posizioni periferiche nella rete.

$$C_d(n_i) = \frac{d(n_i)}{g-1}$$

il grado calcolato per ciascun nodo

**Misura della centralità** basata sui gradi (standardizzata, indipendente da  $g$  = numero di nodi nella rete)

$$C'_d(n_i) = \frac{d(n_i)}{g-1}$$


N.B. Per matrice di adiacenza binaria e simmetrica (grafo semplice)

# Centralità basata sulla vicinanza (Closeness) (in caso di rete indiretta)

Questa è una misura della **centralità globale**, cioè dipende dalla posizione dell'attore nell'intera rete, considerando la distanza con tutti gli altri attori della rete.

Un nodo è quindi tanto più centrale nel gruppo quanto più è vicino a molti altri nodi- interagisce velocemente con gli altri attori.

La centralità come vicinanza è quindi inversamente proporzionale alla distanza (geodesica): meno si è distanti dagli altri, più si è centrali e viceversa.

**CLOSENESS**  
$$C_c(n_i) = \left[ \sum_{j=1}^g d(n_i, n_j) \right]^{-1}$$

$$0 \leq C_c(n_i) \leq 1$$

N.B. Per matrice di adiacenza binaria e simmetrica (grafo semplice)

# Centralità basata sul ruolo di mediatore (Betweenness) (in caso di rete indiretta)

Secondo questa misura un **nodo è centrale** se si trova nel maggior numero di distanze geodesiche (percorsi più brevi) che collegano ogni coppia di attori non adiacenti.

Gli attori che si trovano in una posizione di **mediatori** possono esercitare un potere di controllo sul flusso delle informazioni.

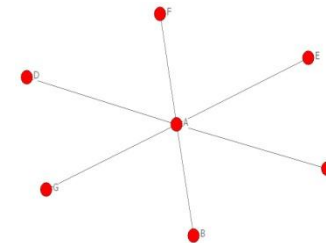
La centralità **betweenness** del nodo  $k$  sarà data dalla somma di tutte le **betweenness** parziali calcolate per ogni coppia di nodi.

**BETWEENNESS**  $\longrightarrow$   $C_B(n_i) = \sum_{j < k} g_{jk}(n_i) / g_{jk}$

$g_{jk}(n_i)$  il numero di geodesiche che legano due nodi che contengono il nodo  $i$ .

N.B. Per matrice di adiacenza binaria e simmetrica (grafo semplice)

# Centralità di grafi semplici (non orientati): grafo a stella



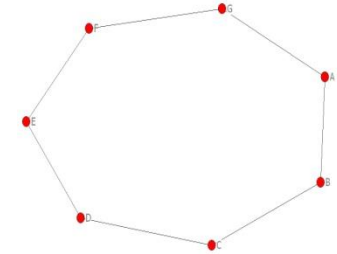
Grado			Closeness			Betweenness			Eignvector		
	1	2		1	2		1	2		1	2
	Degree	NrmDegree		Farness	nCloseness		Betweenness	nBetweenness		Eigenvec	nEigenvec
1 A	6.000	100.000	1 A	6.000	100.000	1 A	15	100	1 A	0.707	100.000
2 B	1.000	16.667	2 B	11.000	54.545	2 B	0	0	2 B	0.289	40.825
3 C	1.000	16.667	3 C	11.000	54.545	3 C	0	0	3 C	0.289	40.825
4 D	1.000	16.667	4 D	11.000	54.545	4 D	0	0	4 D	0.289	40.825
5 E	1.000	16.667	5 E	11.000	54.545	5 E	0	0	5 E	0.289	40.825
6 F	1.000	16.667	6 F	11.000	54.545	6 F	0	0	6 F	0.289	40.825
7 G	1.000	16.667	7 G	11.000	54.545	7 G	0	0	7 G	0.289	40.825
DESCRIPTIVE STATISTICS			Statistics			DESCRIPTIVE STATISTICS FOR EACH MEASURE			Descriptive statistics		
	1	2		1	2		1	2		1	2
	Degree	NrmDegree		Farness	nCloseness		Betweenness	nBetweenness		Eigenvec	nEigenvec
1 Mean	1.714	28.571	1 Mean	10.286	61.039	1 Mean	2.143	14.286	1 Mean	0.348	49.278
2 Std Dev	1.750	29.161	2 Std Dev	1.750	15.906	2 Std Dev	5.249	34.993	2 Std Dev	0.146	20.707
3 Sum	12.000	200.000	3 Sum	72.000	427.273	3 Sum	15.000	100.000	3 Sum	2.439	344.949
4 Variance	3.061	850.340	4 Variance	3.061	252.994	4 Variance	27.551	1224.490	4 Variance	0.021	428.780
5 SSQ	42.000	11666.667	5 SSQ	762.000	27851.240	5 SSQ	225.000	10000.000	5 SSQ	1.000	20000.000
6 MCSSQ	21.429	5952.381	6 MCSSQ	21.429	1770.956	6 MCSSQ	192.857	8571.429	6 MCSSQ	0.150	3001.459
7 Euc Norm	6.481	108.012	7 Euc Norm	27.604	166.887	7 Euc Norm	15.000	100.000	7 Euc Norm	1.000	141.421
8 Minimum	1.000	16.667	8 Minimum	6.000	54.545	8 Minimum	0.000	0.000	8 Minimum	0.289	40.825
9 Maximum	6.000	100.000	9 Maximum	11.000	100.000	9 Maximum	15.000	100.000	9 Maximum	0.707	100.000
Network Centralization = 100.00%			Network Centralization = 100.00%			Network Centralization Index = 100.00%			Network centralization index = 100.00%		

*Es: calcolo Indice di Centralizzazione basato sul grado*

$$C_D = \frac{(6-6) + (6-1) + (6-1) + (6-1) + (6-1) + (6-1) + (6-1)}{(7-1)(7-2)} =$$

$$\frac{0 + 5 + 5 + 5 + 5 + 5 + 5}{6 \cdot 5} = \frac{30}{30} = 1 \quad (100\%)$$

# Centralità di grafi semplici (non orientati): grafo a ruota



## Grado

## Closeness

## Betweenness

## Eignvector

	Degree	NrmDegree
1 A	2.000	33.333
2 B	2.000	33.333
3 C	2.000	33.333
4 D	2.000	33.333
5 E	2.000	33.333
6 F	2.000	33.333
7 G	2.000	33.333

	1 Farness	2 nCloseness
1 A	12	50
2 B	12	50
3 C	12	50
4 D	12	50
5 E	12	50
6 F	12	50
7 G	12	50

	1 Betweenness	2 nBetweenness
1 A	3	20
2 B	3	20
3 C	3	20
4 D	3	20
5 E	3	20
6 F	3	20
7 G	3	20

	Eigenvec	nEigenvec
1 A	0.378	53.452
2 B	0.378	53.452
3 C	0.378	53.452
4 D	0.378	53.452
5 E	0.378	53.452
6 F	0.378	53.452
7 G	0.378	53.452

### DESCRIPTIVE STATISTICS

### Statistics

### DESCRIPTIVE STATISTICS FOR EACH MEASURE

### Descriptive Statistics

	1 Degree	2 NrmDegree
1 Mean	2.000	33.333
2 Std Dev	0.000	0.000
3 Sum	14.000	233.333
4 Variance	0.000	0.000
5 SSQ	28.000	7777.777
6 MCSSQ	0.000	0.000
7 Euc Norm	5.292	88.192
8 Minimum	2.000	33.333
9 Maximum	2.000	33.333

	1 Farness	2 nCloseness
1 Mean	12.000	50.000
2 Std Dev	0.000	0.000
3 Sum	84.000	350.000
4 Variance	0.000	0.000
5 SSQ	1008.000	17500.000
6 MCSSQ	0.000	0.000
7 Euc Norm	31.749	132.288
8 Minimum	12.000	50.000
9 Maximum	12.000	50.000

	1 Betweenness	2 nBetweenness
1 Mean	3.000	20.000
2 Std Dev	0.000	0.000
3 Sum	21.000	140.000
4 Variance	0.000	0.000
5 SSQ	63.000	2800.000
6 MCSSQ	0.000	0.000
7 Euc Norm	7.937	52.915
8 Minimum	3.000	20.000
9 Maximum	3.000	20.000

	1 Eigenvec	2 nEigenvec
1 Mean	0.378	53.452
2 Std Dev	0.000	0.000
3 Sum	2.646	374.166
4 Variance	0.000	0.000
5 SSQ	1.000	20000.000
6 MCSSQ	0.000	0.000
7 Euc Norm	1.000	141.421
8 Minimum	0.378	53.452
9 Maximum	0.378	53.452
10 N of obs	7.000	7.000

Network Centralization = 0.00%

Network Centralization = 0.00%

Network Centralization Index = 0.00%

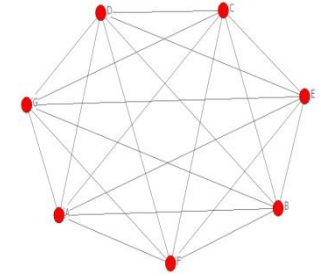
Network centralization index = 0.00%

*Es: calcolo Indice di Centralizzazione basato sul grado*

$$C_D = \frac{(2-2) + (2-2) + (2-2) + (2-2) + (2-2) + (2-2) + (2-2)}{(7-1)(7-2)} =$$

$$\frac{0+0+0+0+0+0+0}{6 \cdot 5} = \frac{0}{30} = 0 \quad (0\%)$$

# Centralità di grafi semplici (non orientati): grafo pieno



## Grado

	Degree	NrmDegree
1 A	6.000	100.000
2 B	6.000	100.000
3 C	6.000	100.000
4 D	6.000	100.000
5 E	6.000	100.000
6 F	6.000	100.000
7 G	6.000	100.000

### DESCRIPTIVE STATISTICS

	1 Degree	2 NrmDegree
1 Mean	6.000	100.000
2 Std Dev	0.000	0.000
3 Sum	42.000	700.000
4 Variance	0.000	0.000
5 SSQ	252.000	70000.000
6 MCSSQ	0.000	0.000
7 Euc Norm	15.875	264.575
8 Minimum	6.000	100.000
9 Maximum	6.000	100.000

## Closeness

	Farness	nCloseness
1 A	6	100
2 B	6	100
3 C	6	100
4 D	6	100
5 E	6	100
6 F	6	100
7 G	6	100

### Statistics

	1 Farness	2 nCloseness
1 Mean	6.000	100.000
2 Std Dev	0.000	0.000
3 Sum	42.000	700.000
4 Variance	0.000	0.000
5 SSQ	252.000	70000.000
6 MCSSQ	0.000	0.000
7 Euc Norm	15.875	264.575
8 Minimum	6.000	100.000
9 Maximum	6.000	100.000

## Betweenness

	Betweenness	nBetweenness
1 A	0.000	0.000
2 B	0.000	0.000
3 C	0.000	0.000
4 D	0.000	0.000
5 E	0.000	0.000
6 F	0.000	0.000
7 G	0.000	0.000

### DESCRIPTIVE STATISTICS FOR EACH MEASURE

	1 Betweenness	2 nBetweenness
1 Mean	0.000	0.000
2 Std Dev	0.000	0.000
3 Sum	0.000	0.000
4 Variance	0.000	0.000
5 SSQ	0.000	0.000
6 MCSSQ	0.000	0.000
7 Euc Norm	0.000	0.000
8 Minimum	0.000	0.000
9 Maximum	0.000	0.000

## Eigenvector

	Eigenvec	nEigenvec
1 A	0.378	53.452
2 B	0.378	53.452
3 C	0.378	53.452
4 D	0.378	53.452
5 E	0.378	53.452
6 F	0.378	53.452
7 G	0.378	53.452

### scriptive statistics

	1 Eigenvec	2 nEigenvec
1 Mean	0.378	53.452
2 Std Dev	0.000	0.000
3 Sum	2.646	374.166
4 Variance	0.000	0.000
5 SSQ	1.000	20000.004
6 MCSSQ	0.000	0.000
7 Euc Norm	1.000	141.421
8 Minimum	0.378	53.452
9 Maximum	0.378	53.452
0 N of obs	7.000	7.000

Network Centralization = 0.00%

Network Centralization = 0.00%

Network Centralization Index = 0.00%

Network centralization index = 0.00%

*Es: calcolo Indice di Centralizzazione basato sul grado*

$$C_D = \frac{(6-6) + (6-6) + (6-6) + (6-6) + (6-6) + (6-6) + (6-6)}{(7-1)(7-2)} =$$

$$\frac{0+0+0+0+0+0+0}{6 \cdot 5} = \frac{0}{30} = 0 \quad (0\%)$$

# Centralità di grafi semplici (non orientati): grafo a linea

## Grado

	Degree	NrmDegree
4 D	2.000	33.333
2 B	2.000	33.333
3 C	2.000	33.333
5 E	2.000	33.333
6 F	2.000	33.333
1 A	1.000	16.667
7 G	1.000	16.667

## Closeness

	Farness	nCloseness
4 D	12.000	50.000
5 E	13.000	46.154
3 C	13.000	46.154
2 B	16.000	37.500
6 F	16.000	37.500
1 A	21.000	28.571
7 G	21.000	28.571

## Betweenness

	Betweenness	nBetweenness
4 D	9.000	60.000
5 E	8.000	53.333
3 C	8.000	53.333
2 B	5.000	33.333
6 F	5.000	33.333
1 A	0.000	0.000
7 G	0.000	0.000

## Eigenvector

	Eigenvec	nEigenvec
1 A	0.191	27.060
2 B	0.354	50.000
3 C	0.462	65.328
4 D	0.500	70.711
5 E	0.462	65.328
6 F	0.354	50.000
7 G	0.191	27.060

### DESCRIPTIVE STATISTICS

	1 Degree	2 NrmDegree
1 Mean	1.714	28.571
2 Std Dev	0.452	7.529
3 Sum	12.000	200.000
4 Variance	0.204	56.689
5 SSQ	22.000	6111.111
6 MCSSQ	1.429	396.825
7 Euc Norm	4.690	78.174
8 Minimum	1.000	16.667
9 Maximum	2.000	33.333

### Statistics

	1 Farness	2 nCloseness
1 Mean	16.000	39.207
2 Std Dev	3.464	7.974
3 Sum	112.000	274.451
4 Variance	12.000	63.581
5 SSQ	1876.000	11205.508
6 MCSSQ	84.000	445.065
7 Euc Norm	43.313	105.856
8 Minimum	21.000	28.571
9 Maximum	21.000	50.000

### DESCRIPTIVE STATISTICS FOR EACH MEASURE

	1 Betweenness	2 nBetweenness
1 Mean	5.000	33.333
2 Std Dev	3.464	23.094
3 Sum	35.000	233.333
4 Variance	12.000	533.333
5 SSQ	259.000	11511.110
6 MCSSQ	84.000	3733.333
7 Euc Norm	16.093	107.290
8 Minimum	0.000	0.000
9 Maximum	9.000	60.000

### Descriptive statistics

	1 Eigenvec	2 nEigenvec
1 Mean	0.359	50.784
2 Std Dev	0.118	16.678
3 Sum	2.514	355.487
4 Variance	0.014	278.149
5 SSQ	1.000	20000.000
6 MCSSQ	0.097	1947.041
7 Euc Norm	1.000	141.421
8 Minimum	0.191	27.060
9 Maximum	0.500	70.711
10 N of obs	7.000	7.000

Network centralization = 6.67%

Network Centralization = 27.70%

Network Centralization Index = 31.11%

Network centralization index = 39.29%

*Es: calcolo Indice di Centralizzazione basato sul grado*

$$C_D = \frac{(2-1) + (2-2) + (2-2) + (2-2) + (2-2) + (2-2) + (2-1)}{(7-1)(7-2)} = \frac{1+0+0+0+0+0+1}{6 \cdot 5} = \frac{2}{30} = 0,0667 \quad (6,67\%)$$

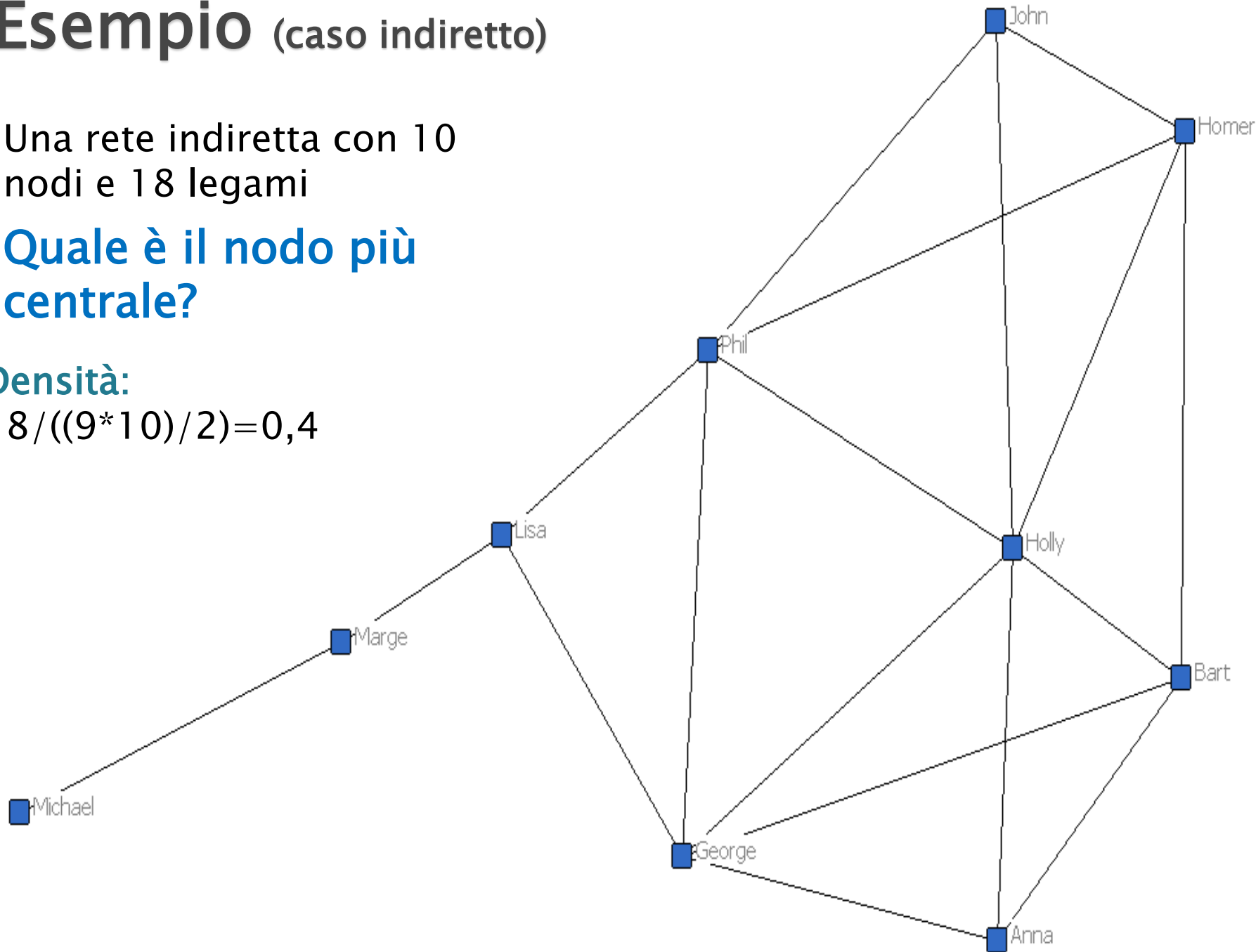
# Esempio (caso indiretto)

Una rete indiretta con 10 nodi e 18 legami

Quale è il nodo più centrale?

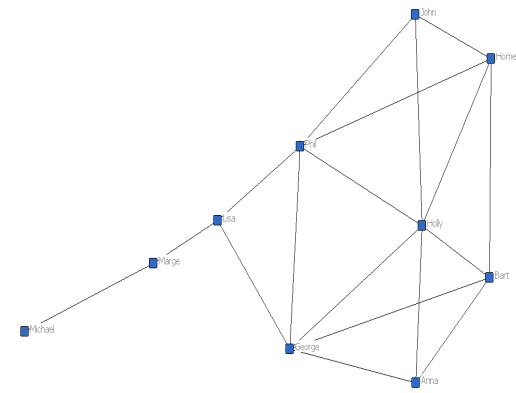
Densità:

$$18 / ((9 * 10) / 2) = 0,4$$



# Matrice di adiacenze

	Ann	Bart	Holly	Homer	John	Phil	George	Lisa	Marge	Michael
Ann	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0
Bart	1	0	1	1	0	0	1	0	0	0
Holly	1	1	0	1	1	1	1	0	0	0
Homer	0	1	1	0	1	1	0	0	0	0
John	0	0	1	1	0	1	0	0	0	0
Phil	0	0	1	1	1	0	1	1	0	0
George	1	1	1	0	0	1	0	1	0	0
Lisa	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0
Marge	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1
Michael	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0



# Centralità basata sul grado, sulla vicinanza e sul ruolo di mediatore

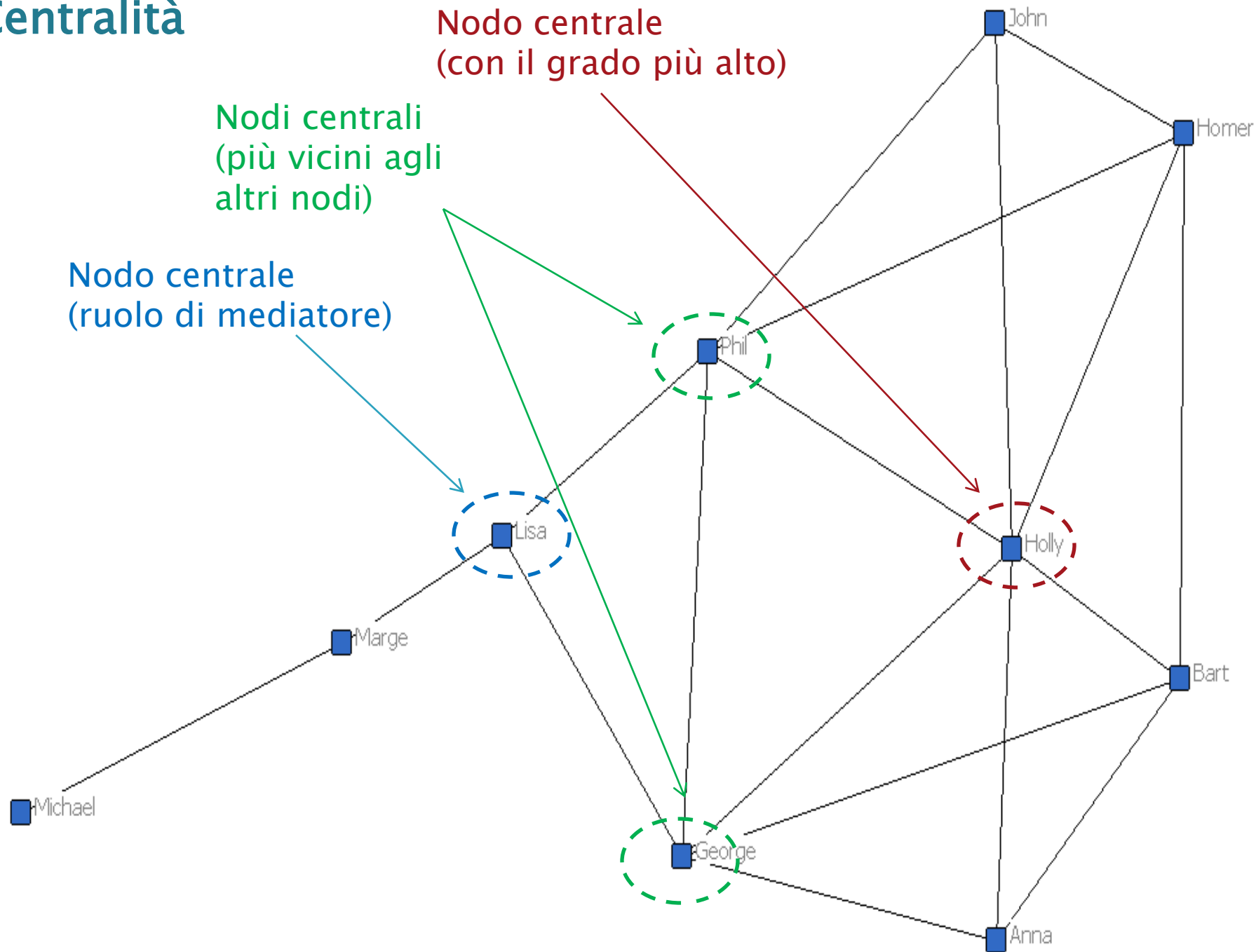
Name	Degree	Closeness	Betweenness
Ann	3	17	0
Bart	4	18	0.833
Holly	6	15	3,667
Homer	4	17	0,833
John	3	18	0
Phil	5	14	8,33
George	5	14	8,33
Lisa	3	15	14
Marge	2	21	8
Michael	2	29	0

Degree: Network Centralization = 33.33%

Closeness: Network Centralization = 27.04%

Betweenness: Network Centralization Index = 29.63%

# Centralità



# Indici di centralità per reti binarie orientate (grafi diretti)

Centralità basata sul grado

Indegree

Outdegree

Centralità basata sulla vicinanza

Incloseness

Outcloseness

Centralità basata sul ruolo di  
mediatore

Trasformazione matrice  
da asimmetrica a  
simmetrica

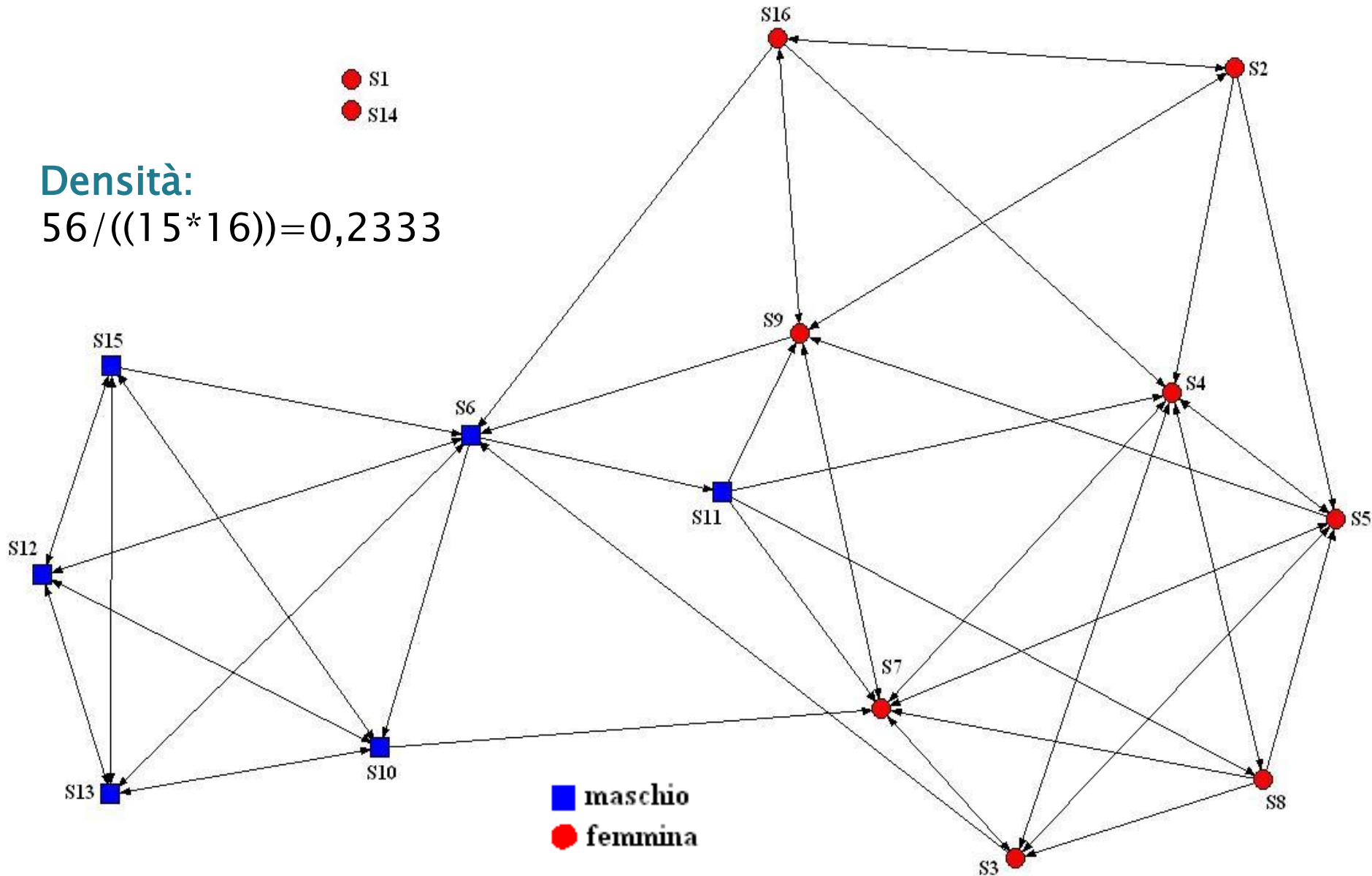
# Esempio (caso diretto)

Una rete diretta con 16 nodi e 56 legami

● S1  
● S14

Densità:

$$56 / ((15 * 16)) = 0,2333$$

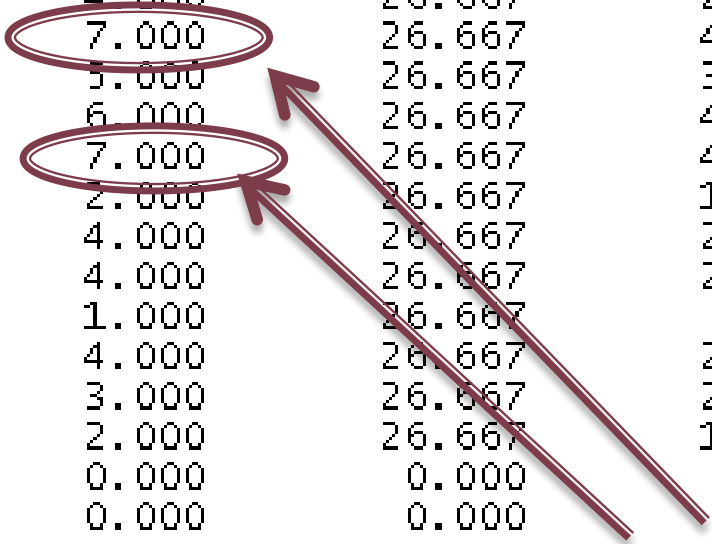


# Matrice di adiacenze

	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9	S10	S11	S12	S13	S14	S15	S16
S1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
S2	0	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1
S3	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
S4	0	0	1	0	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
S5	0	0	1	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0
S6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0
S7	0	0	1	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
S8	0	0	1	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
S9	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1
S10	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	1	0	1	0
S11	0	0	0	1	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
S12	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0	1	0
S13	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0	1	0
S14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
S15	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	1	0	0	0
S16	0	1	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0

# Indice di centralità basato sul grado per reti orientate

		1	2	3	4
		OutDegree	InDegree	NrmOutDeg	NrmInDeg
9	s9	4.000	5.000	26.667	33.333
2	s2	4.000	2.000	26.667	13.333
3	s3	4.000	4.000	26.667	26.667
4	s4	4.000	7.000	26.667	46.667
5	s5	4.000	5.000	26.667	33.333
6	s6	4.000	6.000	26.667	40.000
7	s7	4.000	7.000	26.667	46.667
8	s8	4.000	2.000	26.667	13.333
13	s13	4.000	4.000	26.667	26.667
10	s10	4.000	4.000	26.667	26.667
11	s11	4.000	1.000	26.667	6.667
12	s12	4.000	4.000	26.667	26.667
15	s15	4.000	3.000	26.667	20.000
16	s16	4.000	2.000	26.667	13.333
1	s1	0.000	0.000	0.000	0.000
14	s14	0.000	0.000	0.000	0.000



**Nodi più centrali  
(in-degree)**

Network Centralization (Outdegree) = 3.556%

Network Centralization (Indegree) = 24.889%

**Tutti i nodi hanno out-degree uguali**

# Indice di centralità basato su Closeness per reti orientate

Closeness Centrality Measures

		1	2	3	4
		inFarness	outFarness	inCloseness	outCloseness
6	S7	19.000	28.000	68.421	46.429
5	S6	20.000	26.000	65.000	50.000
3	S4	22.000	30.000	59.091	43.333
8	S9	24.000	24.000	54.167	54.167
4	S5	25.000	28.000	52.000	46.429
2	S3	26.000	25.000	50.000	52.000
11	S12	28.000	31.000	46.429	41.935
9	S10	28.000	26.000	46.429	50.000
12	S13	28.000	31.000	46.429	41.935
7	S8	29.000	30.000	44.828	43.333
10	S11	31.000	27.000	41.935	48.148
1	S2	35.000	28.000	37.143	46.429
14	S16	35.000	23.000	37.143	56.522
13	S15	38.000	31.000	34.211	41.935

**Nodi più centrali (incloseness)**

**Nodi più centrali (closeness)**

Network in-Centralization = 44.02%  
 Network out-Centralization = 20.63%

# Indice di centralità basato su Betweenness per reti orientate

		1	2
		Betweenness	nBetweenness
6	S6	25.567	24.349
7	S7	9.217	8.778
9	S9	6.400	6.095
10	S10	6.000	5.714
4	S4	5.200	4.952
3	S3	4.333	4.127
16	S16	3.483	3.317
11	S11	3.367	3.206
5	S5	2.400	2.286
2	S2	0.533	0.508
8	S8	0.500	0.476
1	S1	0.000	0.000
13	S13	0.000	0.000
14	S14	0.000	0.000
15	S15	0.000	0.000
12	S12	0.000	0.000

**Nodo più centrale**

Network Centralization Index = 21.72%

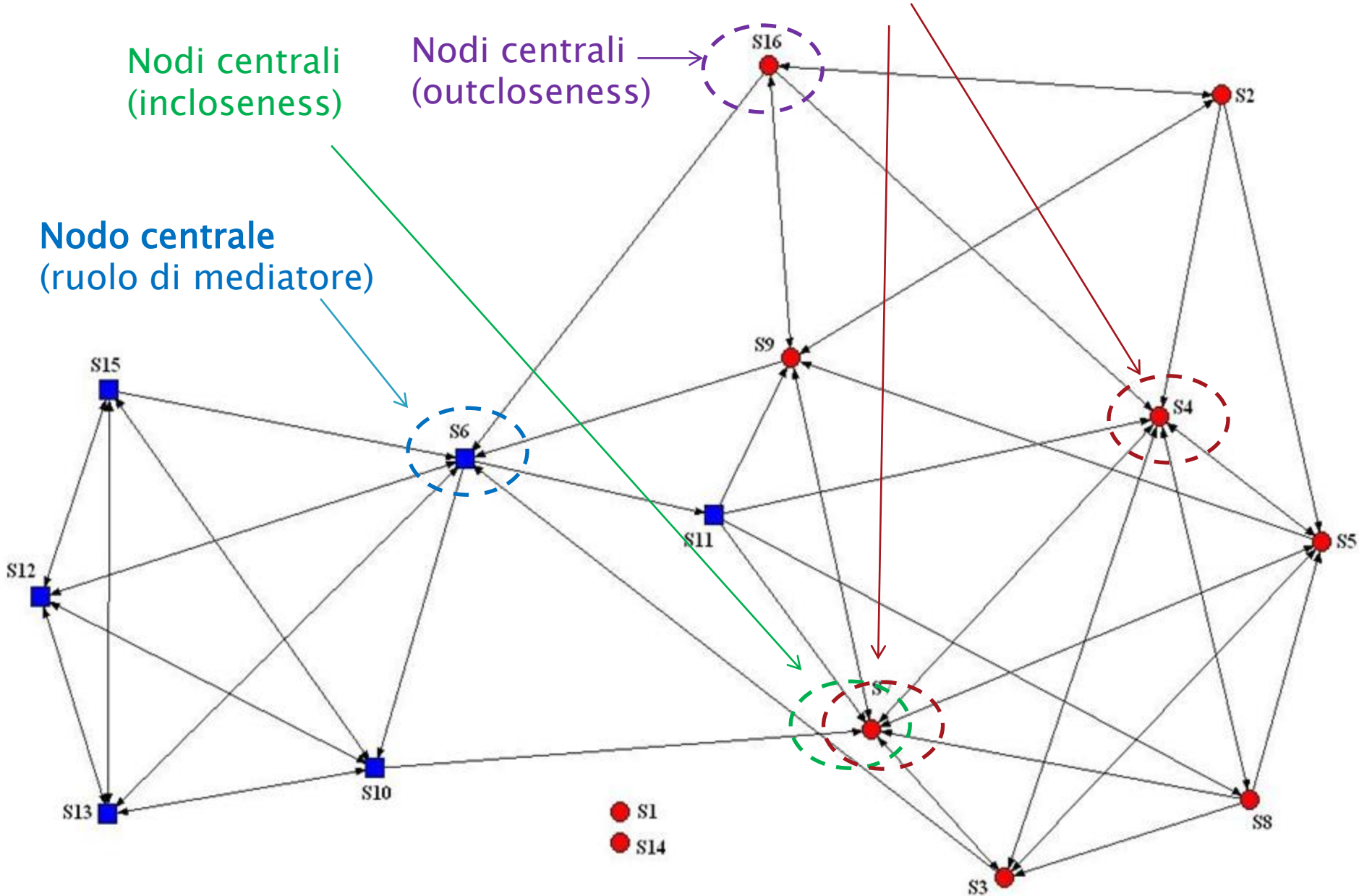
# Centralità (rete diretta)

Nodi centrali  
(incloseness)

Nodi centrali  
(outcloseness)

Nodo centrale  
(ruolo di mediatore)

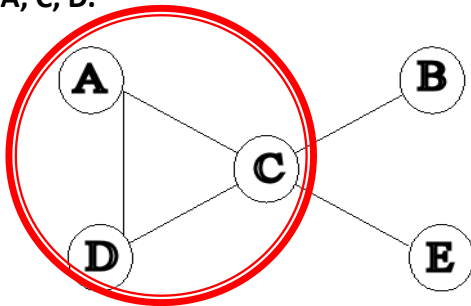
Nodo centrale  
(in-degree più alto)



# Ripartizione della rete in sottogruppi

Individuazione di sottogruppi associati che rappresentano luoghi di scambio e di interazione tra alcuni membri della comunità

Esempio di un sottografo costituito dai nodi A, C, D.

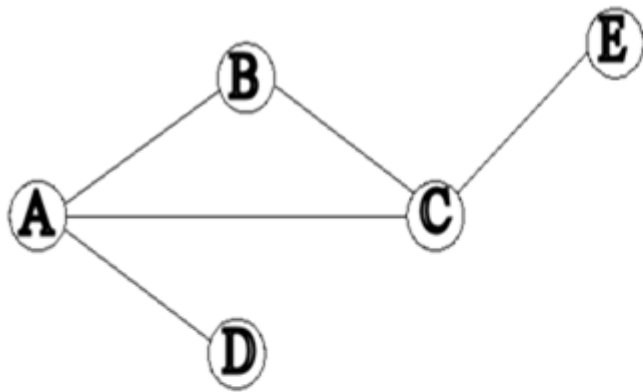


**Sottografo** – Selezione di punti e delle linee che li collegano dall'intero grafo di una rete

**Componente:** sottografo connesso all'interno ma sconnesso con gli altri sottogafi (aggiungendo un qualsiasi altro nodo al grafo originario si perde la proprietà della connessione)

**Cliques:** massimo sotto-grafo completo di tre o più nodi in cui ogni possibile coppia di punti è collegata da una linea.

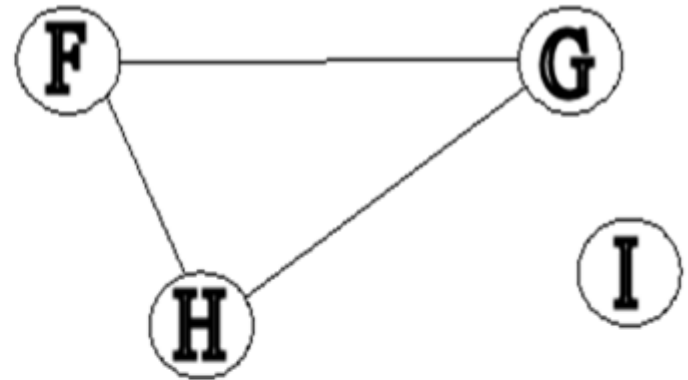
# Coessione: Componenti, Cliques, ...



Esempio di grafo semplice con 5 nodi

Componente {A, B, C, D, E}

Clique {A, B, C}

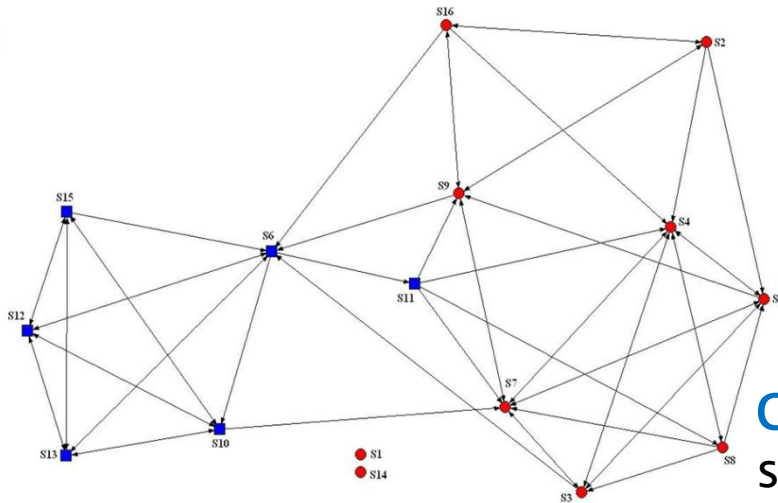


Esempio di grafo semplice con 4 nodi

Componente {F, G, H} {I}

Clique {F, G, H}

# Coesione: Componenti, Cliques, ...



## Componenti:

- 1 componente di 14 nodi
- 2 componenti di 1 nodo

**Cliques forti** (per ogni coppia di punti del sottografo vi è un legame bidirezionale):

1: S3 S4 S5 S7

2: S2 S9 S16

3: S6 S12 S13

4: S10 S12 S13 S15

**Cliques deboli** (l'unica informazione considerata rilevante è la presenza di una relazione tra ciascuna coppia di punti, indipendentemente dalla sua direzione e dalla reciprocità della relazione stessa):

11 cliques found.

1: S6 S10 S12 S13 S15

2: S6 S9 S11

3: S6 S9 S16

4: S2 S4 S5

5: S2 S4 S16

6: S2 S5 S9

7: S2 S9 S16

8: S3 S4 S5 S7 S8

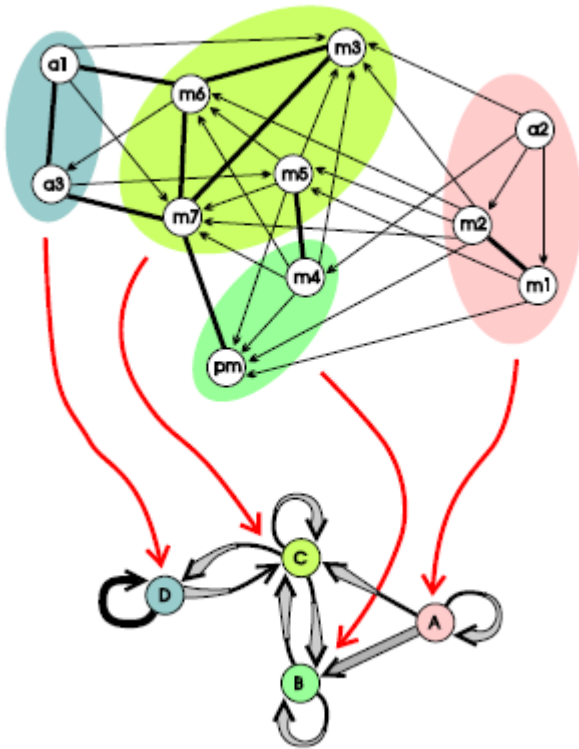
9: S4 S7 S8 S11

10: S5 S7 S9

11: S7 S9 S11

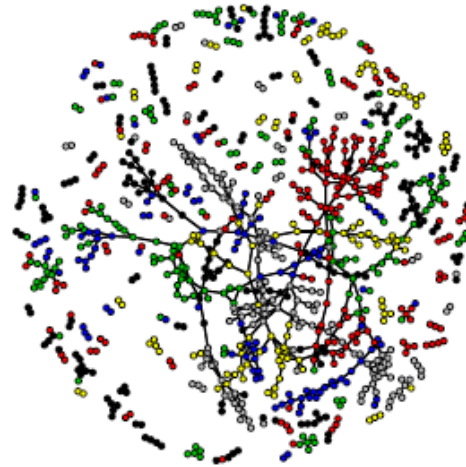
# Alcuni temi d'interesse nel SNA

## Blockmodelling



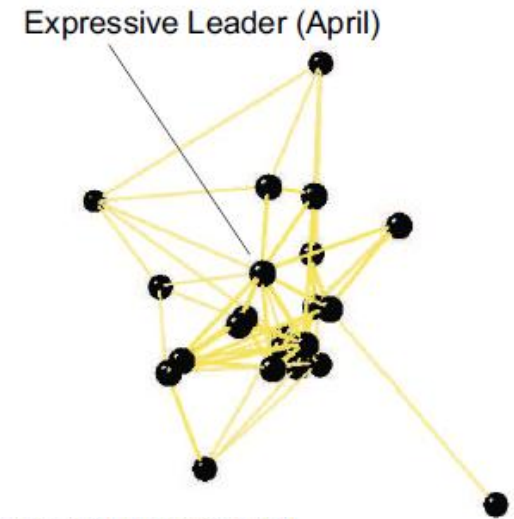
<http://vlado.fmf.uni-lj.si/Pub/networks/doc/KN/Course4.pdf>

## Exponential Random Graph Models

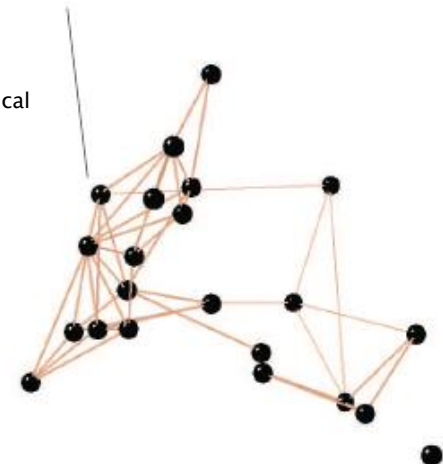


Goodreau et al, "A Statnet Tutorial" , Journal of Statistical Software, 2008 , 24(9)

## Dynamic Networks



Expressive Leader (October)



Dynamic Social Network Modeling and Analysis: Workshop Summary and Papers, pag 140

# Software per L'Analisi delle Reti

**Ucinet** – un programma per l'analisi delle reti sociali. (S. Borgatti, M. Everett, L. Freeman)

**Pajek** – un programma per l'analisi e la visualizzazione delle reti di grandi dimensioni. (V. Batagelj, A. Mrvar, 2004)

**StOCNET** – un programma per l'analisi statistica avanzata delle reti. (T. Snijders, C. Steglich et al., 2005)

**Statnet** (pacchetto per il programma R) – un programma per rappresentazione, visualizzazione, analisi e simulazione dei dati relazionali. (M. Handcock, D. Hunter, et al., 2008)

# UCINET Software

[www.analytictech.com/ucinet/](http://www.analytictech.com/ucinet/)

Downloads

UCINET Software - Mozilla Firefox

File Modifica Visualizza Cronologia Segnalibri Strumenti Aiuto

Posta in Arrivo UCINET Software

https://sites.google.com/site/ucinetsoftware/home

Search this site

## UCINET Software

Home Downloads FAQs & Tips Buy!

Home

Datasets

Download

History

How to Use

QuickStart guide

Users group

FAQs & Tips

Spanish Resources

More ...

Purchasing

Buy now

Trial Version

Versions

Recent

Jan 2012 only

2011 and before

Fix List

Links

Analytic Technologies

NetDraw

E-Net

LINKS Center

Workshop

Steve Borgatti

Publications

MGT 780

Mitchell Centre

**New! UCINET-oriented book on social network analysis coming out in March, 2013. See [details](#).**

UCINET 6 for Windows is a software package for the analysis of social network data. It was developed by Lin Freeman, Martin Everett and [Steve Borgatti](#). It comes with the NetDraw network visualization tool.

If you use the software, please cite it. Here is a sample citation:

- **Borgatti, S.P., Everett, M.G. and Freeman, L.C. 2002. Ucinet for Windows: Software for Social Network Analysis. Harvard, MA: Analytic Technologies.**

For customer support (e.g., ordering info, billing etc) contact [robera@analytictech.com](mailto:robera@analytictech.com). For tech support join the [users group](#) or contact [support@analytictech.com](mailto:support@analytictech.com). We prefer you try the users group first since the answer to your question may benefit others.

**Requirements and Specifications**

- Windows operating system NT, 98, XP, Vista, Win 7, and (we assume) Win 8. If you have a Mac or Linux, you can run UCINET via BootCamp, VMFusion Ware, Parallels or Wine. See our [FAQ](#) on this.
- The 32-bit version is the standard one and runs on both 32bit and 64bit Windows systems. An experimental 64-bit version is available (see [download](#) page) if want to try it out
- 100mb of disk space for the program itself (not including your data)
- The more RAM the better, but the 32-bit version can't take advantage of more than 3GB of memory. If you have large data and a 64-bit version of Windows, you can try experimental 64-bit version, in which case 8GB of RAM or more would be useful. Remember, however, that even if a really large dataset fits in memory, it may take too long to analyze.
- While the absolute maximum network size is about 2 million nodes, in practice most UCINET procedures are too slow to run networks larger than about 5000 nodes. However, this varies depending on the specific analysis and the sparseness of the network. For example, degree centrality can be run on networks of tens of thousands of nodes, and most graph theoretic routines run faster when you have very few ties, no matter how many nodes you have.

**Current Version**

[Version 6.460 | 22 February 2013](#) Fixed bug in Networks\Cohesion\Multi Measures which was causing crashes when applied to networks with no ties

Posted 18 hours ago by Steve Borgatti

Showing posts 1 - 1 of 66. [View more »](#)

**News**

[New Book on SNA](#)

A new UCINET-oriented book on SNA is coming out in March, 2013. Here's the entry in the Sage catalog. If you like, take a look at the Preface ...

Posted Feb 20, 2013, 4:57 PM by Steve Borgatti

Showing posts 1 - 1 of 1. [View more »](#)

Download and/or Purchase

The program can be downloaded and used for free for 90 days. In addition, students can purchase the downloaded

Traduire

# Testi di riferimento

**Wasserman S. and Faust K. (1994), *Social Network Analysis: Methods and Applications*, Cambridge University Press.**

**Scott J. (2002). *Social Network Analysis: A Handbook* 2nd Ed. Newberry Park, CA: Sage.**

**Hanneman Robert A., Riddle M. (2005), *Introduction to social network methods*, Riverside, CA: University of California, Riverside ( published in digital form at <http://faculty.ucr.edu/~hanneman/> ).**

**Salvini A. (a cura di), *Analisi delle reti sociali. Teorie, metodi, applicazioni*, FrancoAngeli, Milano, 2007.**

**Carrington P.J., Scott J., Wasserman S. (Eds) (2005), *Models and Methods in Social Network Analysis*, Cambridge University Press.**

**Chiesi A. (1999), *L'Analisi dei reticoli*, FrancoAngeli, Milano.**

**Doreian P., Batagelj V., Ferligoj A. (2005), *Generalized Blockmodeling*, Cambridge University Press, Cambridge.**