

## Le misure dell'analisi di rete e le procedure per la loro elaborazione mediante UCINET V, a cura di Dania Cordaz

Appendice al volume Salvini, A., *L'analisi delle reti sociali. Risorse e meccanismi*, Ed Plus, Pisa University Press, Pisa, 2005.

### Introduzione

La diffusione delle tecniche e delle procedure sviluppatasi nell'ambito dell'analisi relazionale sembra ormai aver raggiunto, negli ultimi anni, una fase di progressivo consolidamento attraverso la crescente disponibilità di programmi per l'elaborazione automatica dei dati relazionali. Affinché il ricercatore possa compiere la scelta più opportuna è necessario prima di tutto che sappia orientarsi consapevolmente attraverso l'acquisizione di un quadro conoscitivo quanto più ampio possibile dei software attualmente disponibili in riferimento ai loro *obiettivi* e alle loro *caratteristiche* principali.

Riprendendo la schematizzazione proposta da Mark Huisman e Marijtje A. J. Van Duijn<sup>1</sup>, è pertanto indicativo ricostruire la "mappa" dei software disponibili per l'analisi di rete descrivendoli brevemente secondo alcune loro principali caratteristiche. L'analisi che segue è stata limitata ad una breve descrizione degli obiettivi e procedure presenti nei vari software elencati nella tabella riportata, nello specifico invece analizzeremo il modo in cui possono essere trattati i dati relazionali attraverso **UCINET 6**<sup>2</sup>, illustrando alcuni dei concetti più comunemente utilizzati nell'analisi delle reti sociali.

**NetMinerII**<sup>3</sup> è un programma che integra le tecniche di analisi descrittiva o esplorativa dei dati relazionali con quelle di visualizzazione, dispone come UCINET di un ampio numero di procedure sia statistiche che non. **MultiNet**<sup>4</sup> è un programma particolarmente indicato per trattare grandi insieme di dati e dati relazionali a bassa densità. Alcune procedure ed alcuni metodi di analisi sono contenuti in altri programmi come **FATCAT**<sup>5</sup> e **PSPAR**<sup>6</sup> (che permette di calcolare la stima del modello  $p^*$  in riferimento a matrici scarsamente dense) che sono integrati in MultiNet. Come NetMiner anche MultiNet consente di rappresentare graficamente i risultati elaborati attraverso le principali procedure di analisi non statistiche e statistiche (ANOVA,  $\chi^2$ , correlazione). Occorre ricordare che, a differenza delle procedure contenute in UCINET e in NetMiner, nelle procedure di analisi statistica anziché l'indipendenza tra attori è assunta l'indipendenza tra tutte le relazioni. Questa assunzione non è generalmente valida, pertanto il ricercatore è chiamato a prestare particolare attenzione nella fase di interpretazione dei dati.

**StOCNET**<sup>7</sup> è un programma per l'analisi statistica avanzata delle reti. In esso troviamo disponibili un consistente numero di procedure di analisi statistica incluse in cinque differenti moduli (BLOCKS, p2, SIENA, ULTRAS, ZO). Tale programma contiene un certo numero di metodi descrittivi (statistici e non) ma non possiede alcun metodo per la visualizzazione grafica dei dati relazionali. Le procedure di analisi hanno luogo per sessione attraverso un processo costituito da cinque fasi fondamentali: definizione dei dati, trasformazione dati, selezione, scelta del modello e procedura di analisi, analisi dei risultati finali. StOCNET attraverso il modulo SIENA ci consente di calcolare il  $p^*$  ed inoltre di effettuare l'analisi di dati longitudinali misurando lo sviluppo delle reti nel tempo (dynamic networks).

Il software **GRADAP**<sup>8</sup> (GRaph Definition and Analysis Package) include un insieme di programmi per analizzare i dati relazionali rappresentati sotto forma di grafo. Include alcune procedure di analisi statistica come la correlazione, modelli per le distribuzioni basate sul grado in entrata ed in uscita.

**JUNG**<sup>9</sup> (Java Universal Network Graph) è un programma che include procedure che consentono di applicare modelli statistici, procedure di analisi e di visualizzazione dei dati.

**KliqFinder**<sup>10</sup> è uno specifico programma indicato per l'individuazione e l'analisi dei sottogruppi coesi (clique).

**MatMan**<sup>11</sup> è un programma che consente di effettuare operazioni sulle matrici, comune soprattutto nelle ricerche socio-antropologiche

<sup>1</sup> M. Huisman, M. A. J. Van Duijn, *Software for statistical analysis of social networks*, <http://stat.gamma.rug.nl/Snijders/HuismanVanDuijn.pdf>

<sup>2</sup> Borgatti, S. P., Everett, M.G., & Freeman, L.C. (2002). *UCINET 6 for Windows: Software for social network analysis*. Harvard: Analytic Technologies

<sup>3</sup> Cyram (2004), *Cyram NetMiner II Version 2.4.0*. Seul: Cyram Co., Ltd

<sup>4</sup> Richards, W.D., & Seary, A. J. (2003). *MultiNet. Version 4.38 for Windows*. Burnaby: Simon Fraser University.

<sup>5</sup> Richards, W. D. (1993). *FATCAT. Version 4.2*. Burnaby: Simon Fraser University.

<sup>6</sup> Seary, A. J., (1999). *PSPAR: sparse matrix version of PSTAR*. Burnaby: Simon Fraser University.

<sup>7</sup> Boer, P., De Negro, R., Huisman, M., Snijders, T. A. B., Steglich, C.E.G., & Zeggelink, E.P.H. (2004). *op. cit.*

<sup>8</sup> Sprenger, C., J., A., & Stokman, F. N. (1989). *GRADAP: Graph definition and analysis package. Version 2.0*. Groningen: iec. ProGAMMA.

<sup>9</sup> White, S., O'Madadhain, J., Fischer, D., & Boey, Y-B. (2004). *JUNG. Version 1.4*. Irvine, California: University of California.

<sup>10</sup> Frank, K.A. (2003). *KliqFinder for Windows. Version 0.05*. East Lansing, MI: Michigan State University.

**Pajek**<sup>12</sup> consente l'analisi e la visualizzazione (bidimensionale e tridimensionale) dei dati relazionali. Il programma include alcune procedure statistiche fondamentali in riferimento sia agli attributi dei nodi (incluse le proprietà strutturali che possono essere espresse come attributi) quali correlazione, regressione, sia riferite alle reti come i metodi disdici e triadici.

**PermNet**<sup>13</sup> contiene un insieme di test di permutazione, test della transitività e del conteggio delle triadi.

**PREPSTAR** è un software che consente di elaborare i dati in un formato necessario per analizzare il p\* in SPSS o SAS.

**SNA**<sup>14</sup> contiene una serie di procedure per elaborare vari generi di analisi, come ad esempio la mutualità, la centralità, il p\*, blockmodeling, oltre a procedure di visualizzazione dei dati.

**SNAP**<sup>15</sup> include una serie di procedure sia per calcolare le principali proprietà della rete e dei nodi, sia procedure statistiche descrittive come il conteggio delle triadi, QAP, modelli statistici per misurare l'influenza e il potere.

**SNOWBALL**<sup>16</sup> è un programma per stimare la grandezza di una popolazione sconosciuta a partire da una campionatura a "snowball"

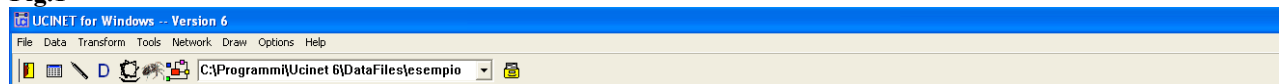
**STRUCTURE**<sup>17</sup> include alcune principali strategie di analisi mediante l'applicazione di modelli statistici: analisi dei buchi strutturali, grado di coesione attraverso la determinazione delle clique, equivalenza strutturale, blockmodeling, analisi della prominenza sociale e del potere.

In riferimento al panorama dei programmi disponibili è chiaro come la scelta di riservare una trattazione più analitica al programma UCINET sia giustificata dal consistente numero di procedure (non statistiche e statistiche) in esso disponibili; tali insieme di procedure lo rendono il più completo ed aggiornato strumento di analisi rispetto agli altri, contraddistinti al contrario da una maggiore specificità, quasi fino ad essere probabilmente il programma più conosciuto ed utilizzato per l'elaborazione e l'analisi dei dati relazionali. Focalizzeremo l'attenzione soprattutto sulle procedure non statistiche e solo su alcune delle procedure statistiche disponibili (modello p1), illustrandone potenzialità e limiti. Approfondiremo invece gli aspetti legati ai modelli statistici mediante alcune procedure contenute nel software StOCNET, finalizzato all'analisi statistica avanzata delle reti sociali centrata sui modelli stocastici. Al fine di rendere più semplice la lettura dei risultati, le principali procedure operative offerte in UCINET saranno presentate attraverso i dati relativi ad una ricerca sulla soddisfazione scolastica diretta dal Prof. Andrea Salvini, promossa dal Progetto Hercules "Scuole in Rete" nel luglio 2002, che ha previsto la raccolta dei dati relazionali di 70 reti totali costituite dalle classi materne, elementari e medie del circolo didattico di Lucca.

## 1. La costruzione della matrice dei dati

La finestra di apertura di Ucinet 6.0 ci mostra la barra dei menù contenente una serie di opzioni (File, Data, Transform, Tools, Network, Options and Helps) ed una serie di icone (pulsanti) di accesso diretto per alcune delle più frequenti operazioni che vengono effettuate durante l'analisi dei dati relazionali. Nella barra bianca che vediamo al centro della finestra (figura1) è indicata la cartella di salvataggio dei dati alla cui destra troviamo l'icona che ci consente di cambiare cartella in cui decideremo di salvare i nostri dati.

Fig.1



Per poter effettuare l'analisi delle reti sociali, la prima operazione da compiere è quella relativa all'archiviazione e organizzazione dei dati in modo da poterli predisporre per l'analisi di rete. L'ambiente di visualizzazione dei dati relazionali (*editor* dei dati) può essere organizzato sotto forma di matrice attraverso l'utilizzo di un foglio elettronico. Cliccando sulla seconda icona in alto a sinistra (pulsante Spreadsheet Editor) oppure selezionando dalla barra del menù principale Data -> Spreadsheet Editor è possibile accedere direttamente al formato di gestione dei dati. La figura sottostante (fig.2) mostra come si presenta sullo schermo il foglio elettronico.

<sup>11</sup> Noldus Information Technology (2001). *MatMan. Version 1.0 for Windows*. Wageningen: Noldus Information Technology.

<sup>12</sup> Batagelj, V. & Mrvar, A. (2004). *Pajek: Package for large networks. Version 0.98*. Ljubljana: University of Ljubljana.

<sup>13</sup> Tsuji, R. (1997). *PermNet. Version 0.94*. Sapporo: Hokkaido University.

<sup>14</sup> Butts, C.T. (2004). *Package SNA: Tools for social network analysis. Version 0.44*. Irvine: University of California.

<sup>15</sup> Friedkin, N.E. (2001). *SNAP: Social network analysis procedures for GAUSS. Version 2.5*. Maple Valley, WA: Aptech Systems, Inc.

<sup>16</sup> Snijders, T.A.B. (1994). *SNOWBALL*. Groningen: University of Groningen.

<sup>17</sup> Burt, R.S. (1991). *STRUCTURE. Version 4.2*. New York: Columbia University.

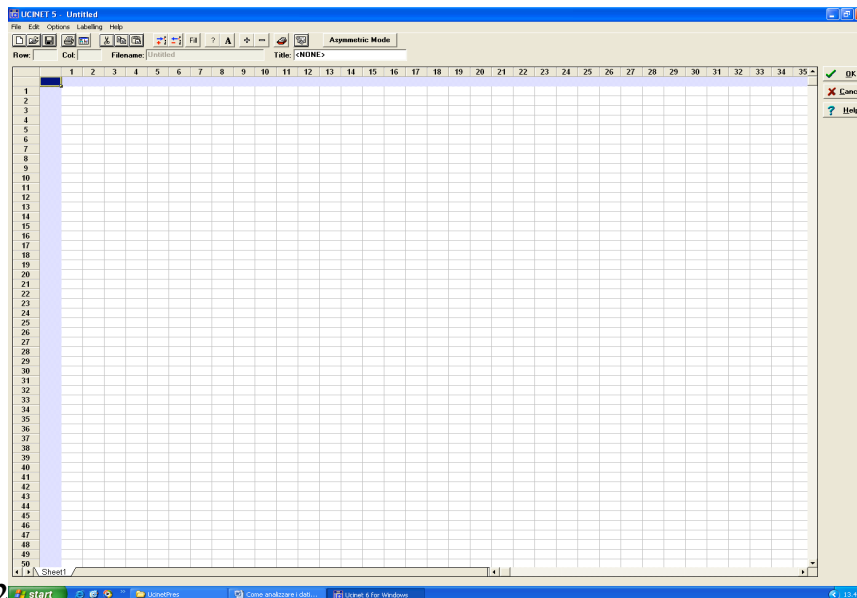


Fig.2

Si tratta di una matrice costituita da una serie di righe numerate e di colonne che a seconda della tipologia di matrice (rettangolare come la matrice di affiliazione, o quadrata come le matrici di adiacenza o di incidenza) possono essere etichettate con lettere dell'alfabeto (in caso di matrici rettangolare) o con valori numerici (per le matrici quadrate). Questo formato è il più semplice da utilizzare come supporto dei dati relazionali; ci consente di introdurre direttamente nelle celle dati binari o numerici oppure di importare matrici costrite su fogli excel. Occorre ricordare che il foglio elettronico è in grado di gestire fino a 255 colonne e pertanto non ci consente di archiviare dati relativi a reti di grandi dimensioni (> di 255 nodi). Una procedura alternativa per l'archiviazione dei dati, che ci permette di ovviare a tale limitazione, consiste nella produzione di un file testo, selezionato dal menù File ->Text Editor, chiamato DL file costituito sia da dati che da parole chiave o frasi che descrivono i dati raccolti. Tale modalità di raccolta dei dati comprende tre formati principali "nodelist", "edgelist" e "full matrix". Mentre il formato "full matrix" richiede di inserire l'intera matrice di adiacenza, nei formati "nodelist" ed "edgelist" è sufficiente specificare soltanto i legami esistenti, omettendo quelli non presenti, digitando la lista di nodi a cui ogni singolo nodo è connesso (nodelist) oppure specificando ogni singolo legame.

L'immissione dei dati nella matrice può avvenire attraverso procedure diverse: mediante l'immissione diretta oppure mediante il trasferimento di un file in Ucinet. La procedura Data->Import ci permette di importare altre tipologie di datafile (Raw file, DL data language file, Excel file) convertendoli in formato Ucinet. Utilizzando il formato Spreadsheet Editor è possibile scegliere di inserire direttamente i dati nelle celle del foglio elettronico o copiare una matrice contenuta in un file excel. La procedura più semplice è copiare ed incollare la matrice dal foglio elettronico excel nel foglio elettronico di Ucinet6. La prima cosa da fare è selezionare sul foglio elettronico di UCINET la tipologia di matrice (*simmetrica* come ad esempio nel caso in cui la tipologia della relazione sia di "conoscenza" o *asimmetrica* ad esempio per la relazione di "amicizia"). La matrice è predisposta per introdurre dati non simmetrici, per cambiare la modalità basta cliccare in alto a destra sul pulsante "Asymmetric Mode" e verrà modificato in "Symmetric Mode". In questo modo verranno inseriti automaticamente i dati anche nell'altra metà della matrice (ricordiamo che nel caso in cui la relazione sia asimmetrica, per convenzione in riga verranno inseriti coloro che scelgono e in colonna coloro che ricevono la scelta).

Se decidiamo di inserire i dati direttamente nel foglio elettronico di Ucinet digiteremo le etichette dei nodi nelle celle colorate della prima riga e della prima colonna, mentre nelle altre celle saranno contenute le informazioni della relazione (in caso di dati binari "1", se la relazione presente, "0" se la relazione è assente, dati numerici "1,2,3,4...." se la relazione è ponderata). È sufficiente inserire solo tutti i valori diversi da zero. Una volta inseriti questi valori, posizionandoci sull'ultima cella nell'angolo in basso a destra della matrice e cliccando sul pulsante "fill" a tutte le celle vuote verrà attribuito il valore di zero.

Fig.3

Row	Col	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
1	Jenny B.																	
2	Alessia B.	2																
3	Alessandro C.	4	4															
4	Gabriele D.	3	4	1														
5	Simone D.		2	2	1													
6	Michela D.	3	2	4	2	3												
7	Veronica F.	1	1	2	2	3	3											
8	Mirko G.	3	3	4	4	3	3	2										
9	Angelica G.	2	1	3	3	4	4	2	2									
10	Valentina I.	4	4	4	4	4	4	4	4	4								
11	Serena L.	1	1	2	2	3	2	1	2	3	1							
12	Elena M.	2	2	3	2	2	1	3	4	4	3	4						
13	Roberto M.	3	3	1	2	2	4	3	4	2	4	4	4					
14	Samuele M.		1	1	3													
15	Nancy M.	1	1	3	4	3	4	4	4	1	4	4	4	3				
16	Concetta B.	4	3	1	2	4	3	3	3	4	4	4	2	2	4			
17	Federico T.	3	3	2	2	4	4	4	2	4	4	4	4	1	2	3		
18	Daniele V.	3	4	2	3	4	4	2	2	2	2	3	2	3	2	3		
19	Manuela V.	1	4	5	3	5	4	3	2	4	4	2	5	2	3	4	1	

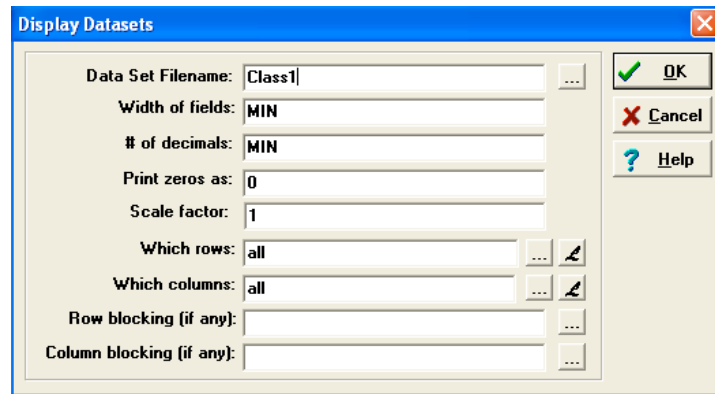
Nell'esempio riportato (fig. 3) abbiamo costruito una matrice casi  $\times$  casi contenente le relazioni amicali tra gli alunni di una classe III media, mediante la procedura copia/incolla. ( Per la raccolta dei dati a ciascun alunno è stato chiesto di scegliere tra i compagni di classe, quelli con cui era "più amico" e di ordinarli, in ordine decrescente, con valori da 1 a 5, in base alla forza della relazione). Abbiamo copiato i dati precedentemente immessi in matrice costruita su un foglio elettronico excel e abbiamo incollato i dati copiati posizionandoci sull'angolo in alto della matrice, lasciando come modalità della matrice "asimmetrica" in quanto i dati relazionali si riferiscono alle relazioni amicali tra i compagni di classe. Come possiamo vedere in questo caso le celle contengono valori numerici compresi tra 1 e 5 indicanti la forza della relazione. Tuttavia, come illustreremo più avanti, prima di procedere all'analisi dei dati, frequentemente tali valori numerici vengono ricodificati mediante un apposita procedura in valori dicotomici. Completata la procedura di immissione dei dati, salveremo il file (File -> save as -> "class.1"). Ogni singolo dataset UCINET sarà costituito da due file, uno con estensione `###d`, contenente i dati attuali, e l'altro con estensione `###h`, contenente le informazioni riguardanti i dati. Quando utilizziamo i dataset UCINET tuttavia dobbiamo fare riferimento soltanto al `###h` file. È importante ricordare che i dataset di Ucinet possono contenere una o più matrici (multi-matrici) sebbene le righe e le colonne di ogni matrice debbano corrispondere agli stessi soggetti. Questo consente di raccogliere in un singolo file tutti i dati relazionali relativi ad un singolo insieme di persone, è molto utile utilizzare tale procedura nel caso in cui abbiamo una relazione multipla. Per creare più matrici all'interno dello stesso file, il pulsante "+" posto sulla barra degli strumenti ci consente di aggiungere un altro foglio elettronico e di costruire una nuova matrice. Questa funzione riproduce nel foglio elettronico aggiunto la matrice precedente con il valore zero all'interno delle celle. Occorre cancellare il contenuto delle celle, copiare i nuovi valori da immettere ed incollarli oppure inserirli direttamente. Tuttavia le matrici non devono rappresentare necessariamente networks, possono contenere dati attributivi quali ad esempio età, sesso, titolo di studio. Questa volta avremo una semplice matrice casi  $\times$  variabili: in riga compariranno i casi ed in colonna le variabili (età, sesso). Basta aprire un nuovo foglio elettronico, immettere i dati seguendo la stessa procedura e poi salvare il file con un nuovo nome ("classex").

## 2. La visualizzazione e ricodifica dei dati.

Prima di procedere all'esame delle principali procedure di analisi è importante soffermarci sulle modalità operative del programma. Ogni volta che viene scelta una procedura dal menu principale, il programma apre una finestra dove sono contenute una o più domande e una serie spazi in cui inserire le risposte.

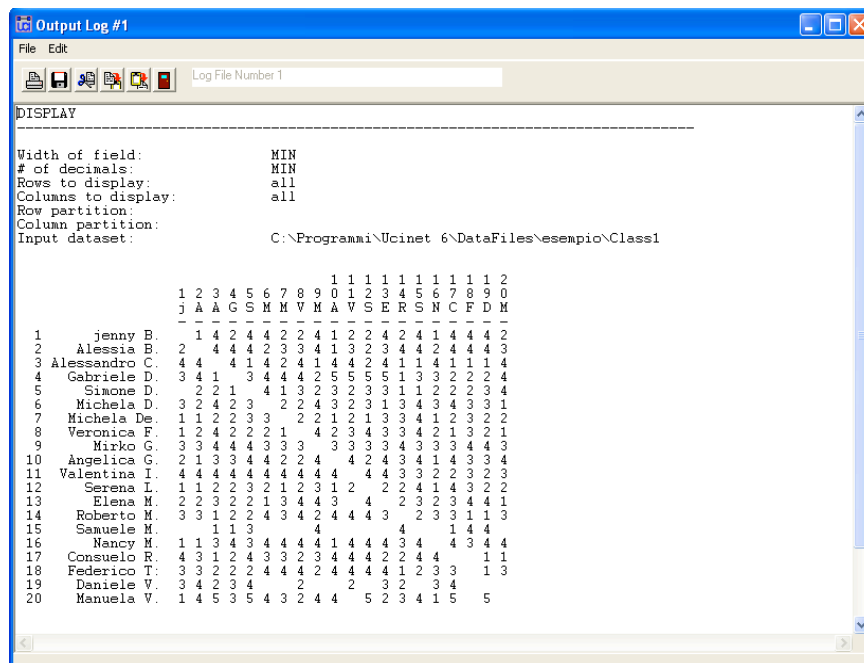
UCINET richiede due tipi di *input*: "datafile" ossia file dati contenente i valori relazionali che vogliamo analizzare e un altro tipo di input che possiamo definire "parametrico", in quanto costituito da una serie di valori che descrivono i dati oppure il modo in cui al programma si richiede di funzionare. La maggior parte dei parametri hanno dei valori predefiniti che tuttavia, a seconda della modalità di analisi, possono essere modificati. Il programma elabora due tipi di *output*, dataset e Log File (file testo di rapporto). Il pulsante "Display" (icona "D" oppure Data -> Display) ci consente di visualizzare in formato testo i dati archiviati. Cliccando sull'icona "D" comparirà una finestra in cui si richiede di immettere il nome del file che vogliamo visualizzare; a lato della barra c'è un pulsante (...) che ci consente di visualizzare i campi in cui sono contenuti i file e pertanto di scegliere la matrice da visualizzare (fig.4).

Fig.4



L'output di tale procedura è costituito da un file testo (fig.5) il cui nome è "log file # x" (nell'esempio Output Log#1) dove x è un numero intero ("log file numero 1,2,3..."); ogni volta che eseguiamo una nuova analisi, automaticamente viene prodotto un nuovo Log File in progressione numerica. Il file è dotato di una barra degli strumenti che ci consentono di compiere le principali operazioni (modifica, salva, stampa). Chiuso il file è possibile riaccedervi cliccando su File -> view previous output, che aprirà una finestra nella quale verrà visualizzato il numero dell'ultimo Log File e la lista degli esistenti Log File. Basta semplicemente scrivere il numero del file che vogliamo aprire o selezionarlo nella lista. Ogni log file non salvato viene cancellato appena usciamo da UCINET, pertanto se lavoriamo in sessioni differenti è necessario salvare il Log File cliccando sull'icona "save" nella finestra della procedura di output oppure selezionando nella stessa File -> Save. Il programma è impostato per contenere fino ad un massimo di 50 log file, valore che può essere tuttavia incrementato o diminuito selezionando Options -> Number of Log File e cambiando il valore.

Fig.5



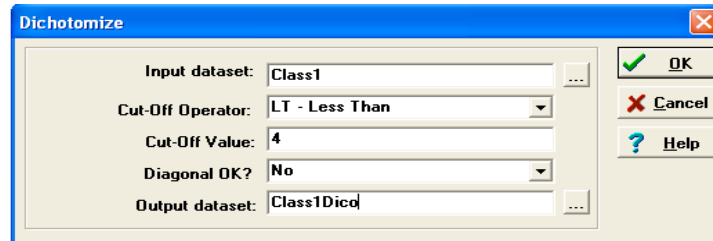
Visualizzando la matrice possiamo osservare come questa non sia costituita da valori binari ma si presenti come una matrice ponderata i cui valori numerici indicano la "strettezza" della relazione. Poiché un gran numero di algoritmi disponibili per misurare le proprietà degli attori e delle reti utilizzano dati binari, al fine di agevolare le procedure di analisi solitamente i dati espressi con valori numerici vengono convertiti dal ricercatore in dati binari attraverso la così detta procedura di "taglio della matrice"<sup>18</sup>.

<sup>18</sup> J. Scott, *L'analisi delle reti sociali*, a cura di E. Amato, Carocci, Roma, 2003, cit. p.81.

Prima di passare alle procedure di analisi, è utile pertanto costruire una matrice binaria cioè ricodificare i dati (dicotomizzazione dei dati), mediante la procedura dal menu Transform -> Dichotomize, trasformando i valori numerici in valori binari. Tale procedura richiede la scelta da parte del ricercatore di un valore discriminante (cut-off value) che “tagli” la matrice in due, sostituendo determinati valori  $>$ ,  $\geq$ ,  $=$ ,  $\leq$ ,  $<$  a tale livello prescelto con uno “1” e tutti gli altri con “0”. Sfortunatamente non c’è un singolo modo corretto di scegliere il “valore di taglio”, solo la teoria e le finalità della ricerca costituiscono la miglior guida per il ricercatore nella scelta del criterio da adottare<sup>19</sup>.

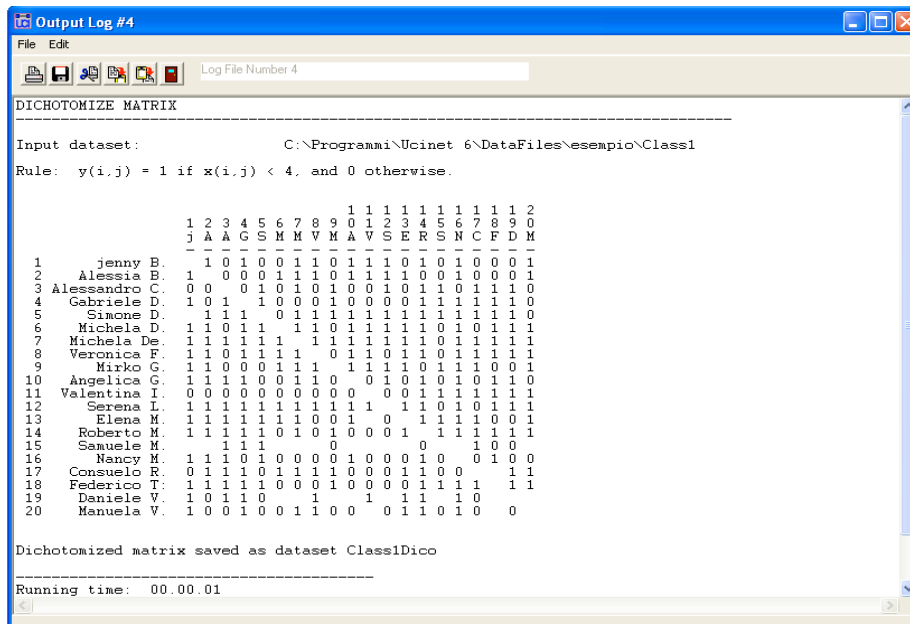
Come mostra la figura 6, comparirà una finestra in cui sarà necessario inserire il nome della matrice che dobbiamo dicotomizzare, scegliere l’operazione di “taglio”, (cut-off operator  $>$ ,  $\geq$ ,  $=$ ,  $\leq$ ,  $<$ ) ed il valore di taglio.

Fig.6



Nell’esempio riportato, abbiamo scelto come operazione “less than” e come valore di taglio “4”, ossia tutti i valori numerici contenuti nella matrice al di sotto del valore soglia 4 ( 1,2,3) verranno sostituiti con “1”, mentre i valori al di sopra (4,5) con “0”. A questo punto è possibile salvare l’output inserendo il nome del file contenente la matrice dicotomizzata (Es. Class1Dico).

Fig.7



Naturalmente tale procedura comporta qualche perdita di informazione, tuttavia, “il potere aggiuntivo e la semplicità di analisi dei dati binari sono più importanti rispetto al costo in perdita di informazioni”<sup>20</sup>.

La matrice che stiamo esaminando ci consente di soffermarci su una questione di particolare importanza nell’analisi dei dati relazionali, quella inerente la gestione dei valori mancanti (*missing values*). Molte tecniche di analisi non sono permesse su matrici contenenti valori mancanti, solo alcune procedure sono in grado di gestire questi dati. In Ucinet le procedure che non possono gestire i dati mancanti automaticamente li trasformano in “0” o altri valori. Di solito è preferibile togliere l’intera riga (in caso di grafo direzionato l’intera riga e colonna) contenente i nodi in relazione ai quali si registra la perdita di informazione; altrimenti sostituire la riga con la colonna o viceversa.

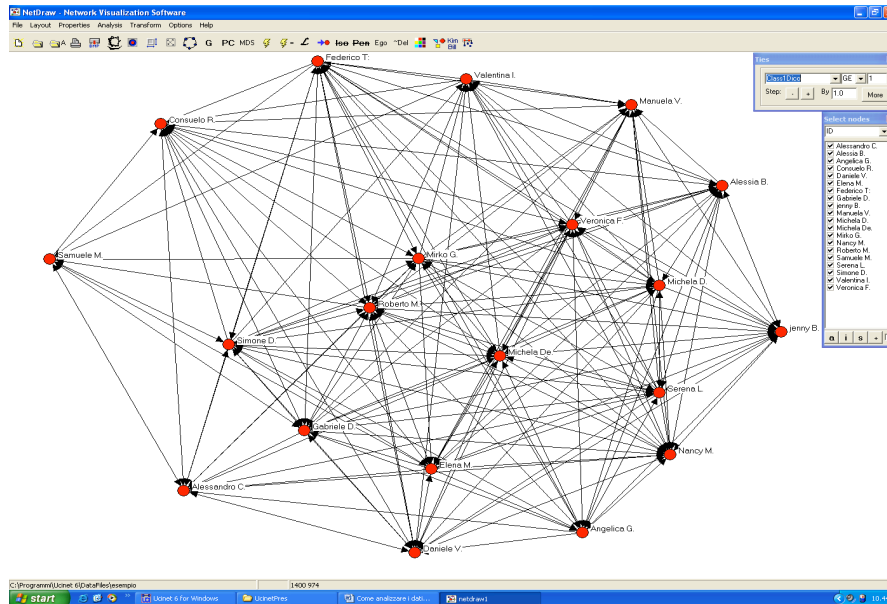
### 3. Rappresentazione grafica dei networks

<sup>19</sup> Ivi, cit. p. 14

<sup>20</sup> R. A. Hanneman, *Introduction to Social Network Methods*, cit. p. 11

Una volta che è stata creata la matrice è possibile visualizzare graficamente la rete sociale utilizzando il programma NetDraw<sup>21</sup>. Per fare questo occorre ritornare nella finestra principale di UCINET cliccare su “draw” nella barra degli strumenti oppure cliccare sull’ultima icona posta sul lato sinistro della barra in cui è visualizzata la directory in cui stiamo lavorando. Per visualizzare la rete occorrerà aprire il file contenente la matrice, quindi all’apertura del programma clicchiamo sulla seconda icona a sinistra e all’apertura della finestra “apri” selezioneremo il datafile “Class1Dico”.

**Fig.8**



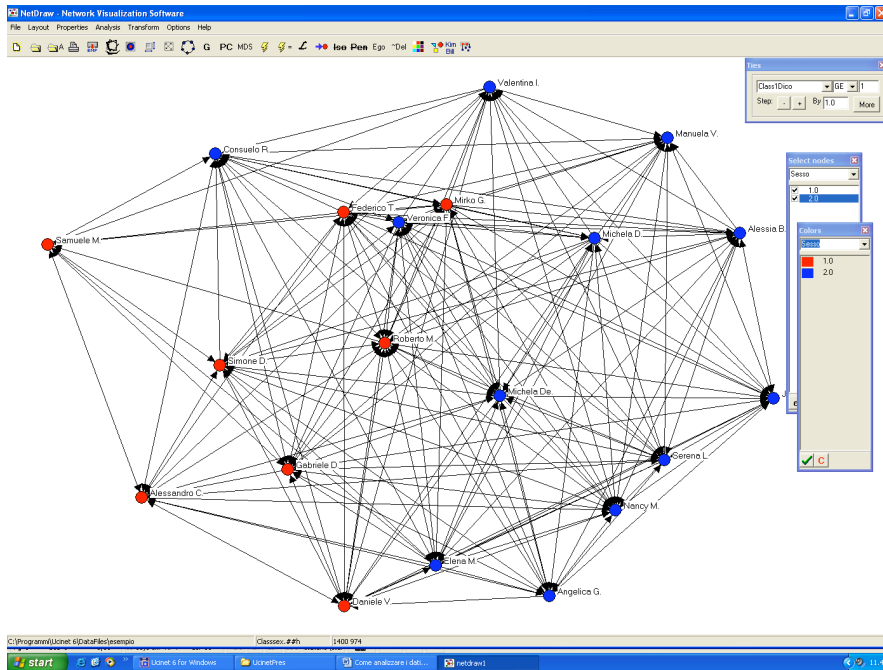
Questa rete sociometrica (fig. 8) rappresenta le relazioni che esistono all’interno della classe. Ogni relazione è rappresentata da una freccia orientata, in quanto la relazione considerata è asimmetrica.

A destra viene visualizzata una finestra attraverso cui è possibile visualizzare il network nella sua completezza o progressivamente, selezionando il pulsante “+”, aggiungendo a mano a mano le relazioni di ogni altro nodo. A questo punto possiamo completare le informazioni contenute nella matrice con i dati attributivi. Per fare questo occorre aprire la matrice contenente i gli attributi dei nodi della rete, cliccando sulla terza icona in alto a sinistra e introducendo il nome del datafile “Classex”, solo dopo aver aperto la matrice contenente i dati relazionali (Class1Dico). Sulla finestra “select nodes” è possibile selezionare l’attributo “sesso” in questo modo compariranno le due modalità “1” per i maschi e “2” per le femmine.

È possibile modificare il colore dei nodi in modo tale che ciascun nodo rifletta l’attributo scelto (es. il sesso) cliccando su Properties ->Nodes ->Colors -> By Attribute (fig. 9)

**Fig.9**

<sup>21</sup> Occorre ricordare che UCINET è un programma che non contiene procedure per visualizzare le reti, tuttavia è distribuito insieme ad altri programmi (Mage, NetDraw e Pajek) che possono essere utilizzati per la visualizzazione delle reti.



È possibile continuare ad introdurre altri attributi cambiando ad esempio la forma dei nodi Properties ->Nodes -> Shape -> By Attribute. Tale procedura aprirà una finestra in cui sarà possibile scegliere le forme da attribuire ai nodi in base al nuovo attributo (ad esempio la centralità). Il diagramma infine può essere salvato come immagine.

#### 4. Statistiche descrittive dei network

Una volta che sono stati organizzati i dati, è possibile seguire diverse strategie di analisi delle reti sulla base degli specifici obiettivi che sono stati posti dal ricercatore. Analizzeremo alcune misure descrittive di rete seguendo due principali strategie di analisi:

- 1) l'individuazione del grado di coesione della rete (*group cohesion*) e dei sottogruppi della rete (*subgroup cohesion*);
- 2) l'individuazione della posizione dei soggetti nella rete;

##### 4.1 Misure di coesione della rete (*Network Cohesion*)

###### La densità

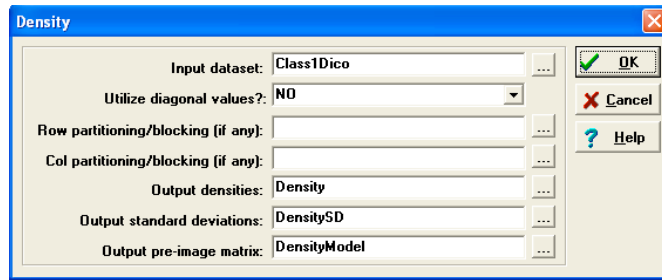
La densità rappresenta una delle principali statistiche descrittive, spesso utilizzata come principale indicatore del grado di coesione della rete. Per calcolare tale statistica è necessario scegliere dalla barra degli strumenti il menu Network -> Network Properties -> Density (fig.10).

Fig.10



A questo punto (fig.11) comparirà una finestra in cui dovremo inserire il nome del file contenente la rete di cui dobbiamo calcolare la densità (Class1Dico###h)

Fig.11



Gli ultimi tre campi visualizzano gli output elaborati dalla procedura. È possibile salvare gli output modificandone il nome ed eventualmente, cliccando sull'icona a destra, modificare anche la cartella di salvataggio.

```
Log File
BLOCK DENSITIES OR AVERAGES

Input dataset:          C:\Programmi\Ucinet 6\DataFiles\esempio\Class1Dico

Density / average value within blocks

-----
1
1 0.6376

Standard Deviations within blocks

-----
1
1 0.4807

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
```

Il Log file di output mostra il valore di densità pari a 0.6376, che significa che sono presenti il 63% di tutti i legami possibili. È un valore piuttosto alto, dato che l'indice varia da 0 a 1, che ci consente di osservare come nella classe sia presente un buon livello di coesione. Il valore della densità è confermato dal valore della deviazione standard pari a 0.4807, che sta ad indicare la presenza di una quantità abbastanza elevata di variabilità nei legami. La deviazione standard misura quanta variazione esiste tra i valori della matrice. Se tutti gli elementi fossero "1" (massima densità) o "0" (rete completamente disconnessa) la deviazione standard sarebbe zero, non esisterebbe dunque variazione. Con dati binari la massima variabilità è ottenuta con una densità pari a 0.5. Come la densità si avvicina allo 0 o ad 1 la deviazione standard diminuisce. Spesso una misura della coesione più intuitiva rispetto alla densità è il grado medio dei nodi della rete che indica il numero medio dei legami per ogni singola persona (Average Degree). Si calcola moltiplicando la densità  $\times$  (n-1). Pertanto la densità può essere vista come l'Avg. Deg. normalizzata ossia divisa per il massimo valore di grado possibile. È possibile inoltre calcolare la densità oltre che della rete totale delle reti di ogni singolo attore (reti egocentrate) selezionando il menù Networks/Ego Networks/Density e successivamente indicando, nella finestra che comparirà, una delle seguenti opzioni: "undirected", considera tutte le relazioni reciproche tra ego ed alters; "in-neighborhood", considera solo gli attori connessi ad ego mediante una relazione in entrata verso ego; "out-neighborhood" considera solo gli attori collegati ad ego mediante una relazione in uscita da ego.

```
EGO NETWORKS
-----
Input dataset:          C:\Programmi\Ucinet 6\DataFiles\esempio\Class1Dico

Density Measures

-----
          1      2      3      4      5      6      7      8      9      10     11     12     13     14
          Size  Ties  Pairs  Densit AvgDis  Diamet nWeakC  pWeakC  2StepR  ReachE  Broker  nBroke  EgoBet  nEgoBe
-----
1  jenny B.    15.00 131.00 210.00 62.38  1.39  3.00  1.00  6.67 100.00  7.63 39.50  0.19 11.28  5.37
2  Alessia B. 15.00 136.00 210.00 64.76  1.36  3.00  1.00  6.67 100.00  7.63 37.00  0.18  8.30  3.95
3  Alessandro C. 13.00  98.00 156.00 62.82  1.38  3.00  1.00  7.69 100.00  8.96 29.00  0.19 10.24  6.56
4  Gabriele D. 17.00 165.00 272.00 60.66  1.40  3.00  1.00  5.88 100.00  7.01 53.50  0.20 10.48  3.85
5  Simone D.  17.00 159.00 272.00 58.46  1.43  3.00  1.00  5.88 100.00  6.99 56.50  0.21 16.47  6.05
6  Michela D. 17.00 174.00 272.00 63.97  1.36  3.00  1.00  5.88 100.00  6.81 49.00  0.18  3.50  1.29
7  Michela De. 18.00 184.00 306.00 60.13  1.40  3.00  1.00  5.56 100.00  6.53 61.00  0.20 13.88  4.54
8  Veronica F. 17.00 170.00 272.00 62.50  1.38  3.00  1.00  5.88 100.00  6.81 51.00  0.19  9.04  3.32
9  Mirko G.    18.00 186.00 306.00 60.78  1.40  3.00  1.00  5.56 100.00  6.67 60.00  0.20  8.22  2.69
10 Angelica G. 15.00 142.00 210.00 67.62  1.32  2.00  1.00  6.67 100.00  7.60 34.00  0.16  4.20  2.00
11 Valentina I. 15.00 127.00 210.00 60.48  1.40  3.00  1.00  6.67 100.00  7.88 41.50  0.20  6.04  2.88
12 Serena L.  17.00 169.00 272.00 62.13  1.38  3.00  1.00  5.88 100.00  6.86 51.50  0.19  7.21  2.65
13 Elena M.   17.00 165.00 272.00 60.66  1.40  3.00  1.00  5.88 100.00  7.09 53.50  0.20  8.80  3.23
14 Roberto M. 19.00 197.00 342.00 57.60  1.43  3.00  1.00  5.26 100.00  6.35 72.50  0.21 14.64  4.28
15 Samuele M.  9.00  48.00  72.00  66.67  1.33  2.00  1.00 11.11 100.00 12.75 12.00  0.17  2.20  3.06
16 Nancy M.   17.00 171.00 272.00 62.87  1.38  3.00  1.00  5.88 100.00  6.86 50.50  0.19  7.15  2.63
17 Consuelo R. 15.00 123.00 210.00 58.57  1.43  3.00  1.00  6.67 100.00  7.95 43.50  0.21 13.25  6.31
18 Federico T. 18.00 180.00 306.00 58.82  1.42  3.00  1.00  5.56 100.00  6.71 63.00  0.21  6.59  2.15
19 Daniele V.  15.00 136.00 210.00 64.76  1.36  3.00  1.00  6.67 100.00  7.69 37.00  0.18  6.14  2.92
20 Manuela V.  14.00 119.00 182.00 65.38  1.35  3.00  1.00  7.14 100.00  8.09 31.50  0.17  3.57  1.96

1. Size. Size of ego network.
2. Ties. Number of directed ties.
3. Pairs. Number of ordered pairs.
4. Density. Ties divided by Pairs.
5. AvgDist. Average geodesic distance.
6. Diameter. Longest distance in egonet.
```

7. nWeakComp. Number of weak components.
8. pWeakComp. NWeakComp divided by Size.
9. 2StepReach. # of nodes within 2 links of ego.
10. ReachEffic. 2StepReach divided by Size.
11. Broker. # of pairs not directly connected.
12. Normalized Broker. Broker divided by number of pairs.
13. Ego Betweenness. Betweenness of ego in own network.
14. Normalized Ego Betweenness. Betweenness of ego in own network.

## Distanza

La misura di densità ci consente di definire coesa una rete in cui sono presenti molti legami. La coesione di una rete può tuttavia essere calcolata in diversificati modi alternativi tra loro. Una delle principali tecniche dell'analisi dei reticoli che permettono di rendere operativo il concetto di coesione è basata sulla misura di *distanza*. Occorre scegliere dal menù Network->Cohesion->Distance e di seguito inserire il nome del datafile contenente la matrice di adiacenza di cui vogliamo calcolare la distanza.

```
DISTANCE
Type of data: ADJACENCY
Nearness transform: NONE
Input dataset: C:\Programmi\Ucinet 6\DataFiles\esempio\Class1Dico

For each pair of nodes, the algorithm finds the # of edges in the shortest path
between them.

Note: Data were dichotomized.

Average distance = 1.339
Distance-based cohesion = 0.830
(range 0 to 1; larger values indicate greater cohesiveness)
Distance-weighted Fragmentation = 0.170
```

Geodesic Distances

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	0	
	J	A	A	G	S	M	M	V	M	A	V	S	E	R	S	N	C	F	D	M	
1 Jenny B.	0	1	2	1	2	2	1	1	2	1	1	1	2	1	2	1	2	2	2	1	
2 Alessia B.	1	0	2	2	2	1	1	1	2	1	1	1	1	2	2	1	2	2	2	1	
3 Alessandro C.	2	2	0	2	1	2	1	2	1	2	2	1	2	1	1	2	1	1	1	2	
4 Gabriele D.	1	2	1	0	1	2	2	2	1	2	2	2	1	1	1	1	1	1	1	2	
5 Simone D.	1	1	1	0	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	
6 Michela D.	1	1	2	1	1	0	1	1	2	1	1	1	1	1	1	2	1	1	1	1	
7 Michela De.	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	2	1	1	1	1	1	1	
8 Veronica F.	1	1	2	1	1	1	0	2	1	1	2	1	1	2	1	1	1	1	1	1	
9 Mirko G.	1	1	2	2	2	1	1	0	1	1	1	1	1	2	1	1	1	2	2	1	
10 Angelica G.	1	1	1	2	2	1	1	2	0	2	1	2	1	2	1	2	1	1	1	2	
11 Valentina I.	2	2	2	2	2	2	2	2	0	2	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	
12 Serena L.	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	2	1	2	1	1	1	1	1	1	
13 Elena M.	1	1	1	1	1	1	2	2	1	1	2	0	1	1	1	1	2	2	1	1	
14 Roberto M.	1	1	1	1	2	1	2	1	2	2	2	1	0	1	1	1	1	1	1	1	
15 Samuele M.	1	1	1	1	1	1	1	2	1	1	1	1	1	2	0	1	1	2	2	1	
16 Nancy M.	1	1	2	1	2	2	2	2	1	2	2	2	1	2	0	2	1	2	2	2	
17 Consuelo R.	2	1	1	2	1	1	1	1	2	2	2	1	1	2	2	0	1	1	1	1	
18 Federico T.	1	1	1	1	2	2	2	1	2	2	2	1	1	1	1	0	1	1	1	1	
19 Daniele V.	1	2	1	1	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	1	0	1	
20 Manuela V.	1	2	2	1	2	2	1	1	2	1	2	1	1	2	1	2	1	2	1	2	0

Distance matrix saved as dataset GeodesicDistance

Questa procedura elabora tre importanti misure di coesione: la media delle distanze geodetiche (*Average distance*), l'indice di coesione basato sulla distanza (*Distance-based cohesion*), la misura di frammentazione basata sulla distanza (*Distance-weighted Fragmentation*). I valori contenuti nella matrice di distanza rappresentano la lunghezza del percorso più breve collegante ogni coppia di attori. In questo caso i valori sono bassi, ciò significa di fatto che le coppie di attori sono vicine e pertanto la classe è ben connessa. La media delle distanze geodetiche tra tutte le coppie dei nodi è infatti rappresentata da un valore basso, pari a 1.339. Chiaramente tale valore è inversamente proporzionale alla densità. Per vedere il livello di coesione della classe come misura alternativa può essere considerata il *diametro* del network, ossia la più lunga distanza geodetica. Nel caso corrente osserviamo che nessun alunno è più distante di due legami da ogni altro; questo starebbe ad indicare dunque un network molto "compatto".

UCINET ci permette inoltre di calcolare il numero delle distanze geodetiche per ogni coppia di attori (*Networks->Cohesion->No. of Geodesics*).

# of Geodesic Paths

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
	Je	Al	Al	Ga	Si	Mi	Mi	Ve	Mi	An	Va	Se	El	Ro	Sa	Na	Co	Fe	Da	Ma
1 Jenny B.	1	1	6	1	6	4	1	1	4	1	1	1	6	1	3	1	5	8	7	1
2 Alessia B.	1	1	5	8	6	1	1	1	2	1	1	1	10	2	1	4	7	6	1	1
3 Alessandro C.	6	7	1	8	1	4	1	6	1	4	5	1	7	1	1	7	1	1	1	6
4 Gabriele D.	1	7	1	1	1	2	6	5	1	4	4	4	5	1	1	1	1	1	1	5
5 Simone D.	12	1	1	1	1	7	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	10
6 Michela D.	1	1	10	1	1	1	1	1	6	1	1	1	1	1	6	1	8	1	1	1
7 Michela De.	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	8	1	1	1	1	1
8 Veronica F.	1	1	10	1	1	1	1	1	6	1	1	6	1	6	1	1	1	1	1	1
9 Mirko G.	1	1	7	10	7	1	1	1	1	1	1	1	11	1	1	1	7	7	1	1
10 Angelica G.	1	1	1	1	8	4	1	1	6	1	6	1	6	1	4	1	6	1	1	7
11 Valentina I.	5	4	6	6	4	1	3	3	3	1	1	27	4	1	1	1	1	1	1	1
12 Serena L.	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	8	1	10	1	1	1
13 Elena M.	1	1	1	1	1	1	8	6	1	5	7	1	1	1	1	1	8	8	1	1
14 Roberto M.	1	1	1	1	1	5	1	8	1	7	6	6	1	1	1	1	1	1	1	1
15 Samuele M.	1	2	1	1	1	1	3	2	4	1	1	2	2	4	1	2	1	3	4	1
16 Nancy M.	1	1	1	5	1	1	6	4	4	1	3	5	3	1	4	1	4	1	5	4
17 Consuelo R.	10	1	1	1	7	1	1	1	6	6	5	1	1	5	10	1	6	1	1	1

```

18 Federico T. 1 1 1 1 1 3 8 7 1 5 5 5 7 1 1 1 1 1 1
19 Daniele V. 1 5 1 1 6 2 5 1 3 4 1 2 1 1 5 1 6 6 1 5
20 Manuela V. 1 6 5 1 6 3 1 1 3 5 3 2 1 1 3 1 5 5 4 1

```

Ad esempio Jenny B. è connessa ad Alessandro C. da 6 percorsi di distanza 2; Valentina I. è connessa a Serena L. da 27 percorsi di distanza 2. Per i nodi adiacenti è presente soltanto un percorso (valore “1” nella matrice). Per molte coppie di attori osserviamo l’esistenza di molteplici geodetiche, ossia di percorsi più brevi alternativi. Tali valori oltre ad indicarci un alto livello di coesione del network, ci indicano come l’esistenza di percorsi alternativi di connessione “ottimale” con gli altri nodi renda più difficile la presenza di potenti “broker” all’interno della rete. L’indice di coesione basato sulla distanza varia da 0 a 1. quanto più il valore si avvicina ad “1” tanto più grande è la coesione del network. Nel nostro caso anche questo indice di coesione, pari a 0.83, ci indica come la classe sia fortemente coesa. La terza misura (Distance – Weighted Fragmentation) è la misura di frammentazione basata sulla distanza. Questa è derivata dalla misura di frammentazione “F” del network che indica la proporzione di coppie di nodi che non sono raggiungibili da ogni altro. È un indice che varia tra “0” ed “1”: se tutti i nodi sono raggiungibili da ogni altro (ad esempio nel caso di un’unica componente), allora F=0; se tutti i nodi sono isolati allora F=1. La Distance – Weighted Fragmentation è calcolata sul reciproco della distanza (1/d). Anche questo indice varia tra “0” e “1”; quando il valore è “0” significa che ogni coppia di nodi è adiacente ad ogni altra (l’intero network è una clique); quando il valore è “1” i nodi sono tutti isolati. Nel nostro caso il valore è molto vicino allo “0” (0.17), indicando come ogni coppia di nodi sia vicina l’una all’altra. Quindi anche questa misura indica un livello di coesione alto all’interno della classe.

## Connettività

Un altro modo di misurare la coesione del network è attraverso il grado di connessione o connettività:  $k(G)$ . Esistono due misure di connettività: una basata sul numero dei legami che devono essere rimossi per disconnettere il network; l’altro sul numero dei nodi. Ucinet permette di calcolare quest’ultima scegliendo dal menu Networks->Cohesion->Point Connectivity ed inserendo successivamente il nome del datafile contenente la matrice su cui vogliamo calcolare il livello di connessione.

```

POINT CONNECTIVITY

Input dataset:          C:\Programmi\Ucinet 6\DataFiles\esempio\ClassIDico

      1  2  3  4  5  6  7  8  9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20
      Je Al Al Ga Si Mi Mi Ve Mi An Va Se El Ro Sa Na Co Fe Da Ma
---
1  Jenny B. 14 13 11 14 11 9 14 12 8 9 3 11 11 13 4 9 10 8 7 7
2  Alessia B. 13 13 11 12 10 10 13 12 8 9 3 11 12 12 4 9 9 8 8 8
3  Alessandro C. 11 11 12 11 12 10 11 11 10 8 2 11 10 11 4 8 10 10 8 7
4  Gabriele D. 14 12 12 15 12 9 13 11 10 8 2 10 11 13 4 10 10 10 8 6
5  Simone D. 11 11 12 12 12 9 11 11 10 10 3 11 11 11 4 9 11 10 9 7
6  Michela D. 10 10 10 10 10 10 10 10 8 10 3 10 10 11 4 10 9 10 9 8
7  Michela De. 14 13 11 14 11 10 14 12 9 9 3 11 12 12 4 10 10 10 9 7
8  Veronica F. 12 12 11 12 11 10 12 12 8 9 3 10 13 13 4 10 10 10 8 7
9  Mirko G. 9 9 9 9 9 9 9 9 9 10 3 9 10 8 5 10 9 8 8 8
10 Angelica G. 9 9 9 9 9 9 9 9 9 9 2 9 8 10 4 9 9 10 9 7
11 Valentina I. 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 3 3 3 3 3 2 3
12 Serena L. 11 11 11 11 11 10 11 11 9 9 2 11 12 12 4 10 10 10 9 8
13 Elena M. 12 12 11 12 11 10 12 12 9 9 2 11 12 12 5 10 10 9 7 7
14 Roberto M. 13 13 11 13 11 10 12 12 9 9 2 11 12 13 5 9 10 9 8 7
15 Samuele M. 4 4 4 4 4 4 4 4 4 4 2 4 4 4 4 4 5 3 4 4
16 Nancy M. 9 9 9 9 9 9 9 9 9 9 2 9 9 9 4 9 9 9 7 6
17 Consuelo R. 10 10 10 10 10 10 10 10 9 9 2 10 10 10 4 9 10 8 9 8
18 Federico T. 9 9 10 10 10 9 9 9 9 9 2 9 9 9 4 9 9 10 9 8
19 Daniele V. 8 8 8 8 8 8 8 8 8 8 2 8 8 8 4 8 8 8 8 7
20 Manuela V. 7 7 7 7 7 7 7 7 7 7 2 7 7 7 4 7 7 7 7 7

```

Output actor-by-actor point connectivity matrix saved as dataset PointConnectivity

Tale procedura calcola per ogni coppia di vertici non adiacenti il numero di nodi che è necessario rimuovere affinché siano disconnessi. Altri valori di  $k$  indicano alti livelli di connettività del grafo.

## 4.2 Misure di centralità e centralizzazione (Network Centrality)

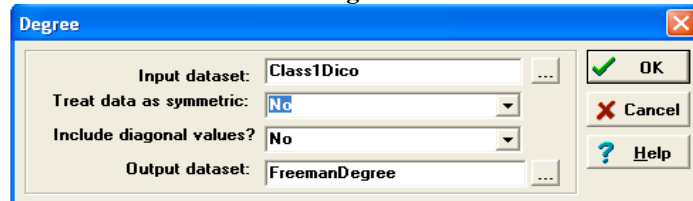
Uno dei concetti di maggiore rilevanza per l’analisi empirica delle reti sociali è quello di centralità. La nozione di centralità assume importanza fondamentale in quanto permette di definire il posizionamento di un attore nel proprio network in termini puramente relazionali. La centralità di un punto può essere espressa almeno in tre modi diversi che possono non coincidere, nel senso che l’attore più centrale dipende da come viene intesa la centralità nel particolare caso. È possibile basare la centralità di un attore sul suo *grado*, sulla sua *interposizione*, ossia sul suo essere intermedio tra ogni punto ed ogni altro, ed infine sulla sua *vicinanza* o prossimità a qualsiasi altro punto del grafo e quindi sull’efficienza con cui esso può raggiungere tutti gli altri nodi della rete. Visti questi tre diversi significati di centralità, passeremo all’elaborazione degli indici analitici che ci permetteranno di cogliere queste tre diverse modalità secondo le quali un attore può essere considerato “centrale”.

### Centralità basata sul grado (Degree Centrality)

È la misura più semplice di centralità. Per calcolarla occorre andare sulla barra degli strumenti, dal menù Network selezionare la funzione “Centrality” e poi “Degree”.

Si aprirà una finestra nella quale dovremo inserire il nome della matrice che contiene i dati che vogliamo analizzare (Class1Dico##h). La matrice contiene le informazioni relative alle relazioni di amicizia tra gli alunni della classe, pertanto la relazione non è simmetrica e dunque nel secondo campo della finestra sottostante(fig.12), in cui viene richiesto se trattare i dati come simmetrici, dobbiamo scegliere la risposta “no”

Fig.12



Confermiamo la procedura cliccando sul pulsante “ok”, ottenendo il seguente risultato:

## Log File

### FREEMAN'S DEGREE CENTRALITY MEASURES

Diagonal valid? NO  
 Model: ASYMMETRIC  
 Input dataset: C:\Programmi\Ucinet 6\DataFiles\esempio\Class1Dico

		1	2	3	4
		OutDegree	InDegree	NrmOutDeg	NrmInDeg
7	Michela De.	18.000	13.000	94.737	68.421
12	Serena L.	17.000	8.000	89.474	42.105
5	Simone D.	16.000	11.000	84.211	57.895
6	Michela D.	15.000	7.000	78.947	36.842
8	Veronica F.	15.000	11.000	78.947	57.895
14	Roberto M.	14.000	16.000	73.684	84.211
13	Elena M.	13.000	11.000	68.421	57.895
9	Mirko G.	13.000	8.000	68.421	42.105
18	Federico Tr.	12.000	11.000	63.158	57.895
10	Angelica G.	11.000	10.000	57.895	52.632
17	Consuelo R.	11.000	11.000	57.895	57.895
1	Jenny B.	10.000	14.000	52.632	73.684
2	Alessia B.	10.000	13.000	52.632	68.421
4	Gabriele D.	10.000	14.000	52.632	73.684
3	Alessandro C.	9.000	12.000	47.368	63.158
19	Daniele V.	8.000	12.000	42.105	63.158
11	Valentina I.	7.000	9.000	36.842	47.368
16	Nancy M.	7.000	16.000	36.842	84.211
20	Manuela V.	7.000	12.000	36.842	63.158
15	Samuele M.	4.000	8.000	21.053	42.105

### DESCRIPTIVE STATISTICS

		1	2	3	4
		OutDegree	InDegree	NrmOutDeg	NrmInDeg
1	Mean	11.350	11.350	59.737	59.737
2	Std Dev	3.678	2.495	19.358	13.134
3	Sum	227.000	227.000	1194.737	1194.737
4	Variance	13.528	6.227	374.723	172.507
5	SSQ	2847.000	2701.000	78864.266	74819.945
6	MCSSQ	270.550	124.550	7494.459	3450.138
7	Euc Norm	53.357	51.971	280.828	273.532
8	Minimum	4.000	7.000	21.053	36.842
9	Maximum	18.000	16.000	94.737	84.211

Network Centralization (Outdegree) = 36.842%

Network Centralization (Indegree) = 25.762%

NOTE: For valued data, both the normalized centrality and the centralization index may be larger than 100%.

Actor-by-centrality matrix saved as dataset FreemanDegree

Essendo la relazione orientata per ciascun nodo avremo nella prima colonna il valore assoluto delle scelte effettuate (outdegree – grado di propensione verso gli altri) e nella seconda colonna il valore assoluto delle scelte ricevute (indegree – grado di popolarità) ordinati in modo decrescente. Nella terza e quarta colonna sono visualizzati i valori “standardizzati” dell’outdegree e dell’indegree ossia divisi per (n-1) e poi moltiplicati per 100 (valori percentuali). Questi valori standardizzati devono essere utilizzati quando vogliamo comparare misure di centralità riferiti a soggetti appartenenti a network di differenti dimensioni. La centralità di ciascun nodo dipenderà dal numero di scelte che ha ricevuto. Guardando il nostro network possiamo osservare che il nodo # 14 e il nodo #16 ricevono il più alto numero di scelte (16 scelte), pertanto sono i ragazzi più popolari (più centrali) della classe; abbastanza centrali sono anche i nodi #1 e #4, mostrando anch’essi un alto valore di indegree; gli attori #7 e #12 sono invece quelli con il più alto valore di outdegree, ossia i più espansivi. I bambini più periferici sono viceversa quelli che hanno ricevuto il minor numero di scelte, nel nostro caso è il nodo #6 con solo 7 scelte ricevute. Nella *seconda parte* del log file di output sono illustrate alcune statistiche descrittive che indicano il modo in cui si distribuiscono i valori di centralità degli attori. Osserviamo

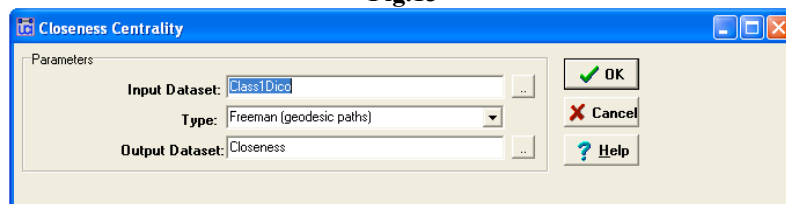
la misura della centralità media (11.3), valore abbastanza alto dato che il network è composto di 20 attori; il valore più basso (minimum) ed il valore più alto (maximum) di centralità per ogni lista di valori; la deviazione standard e la varianza, che descrivono il livello di omogeneità o eterogeneità nelle posizioni strutturali degli alunni della classe.

Per osservare il livello di omogeneità o eterogeneità tra le centralità degli alunni è possibile calcolare il coefficiente di variazione (Std Dev/Mean ×100) rispettivamente per l'outdegree e per l'indegree. La distribuzione delle centralità degli alunni della classe che stiamo analizzando è più omogenea riguardo all'indegree (coef.var.= 22), rispetto all'outdegree (coef.var.= 32). Questo risultato è confermato osservando le misure di centralizzazione. Tale misura considera il reticolo nel suo insieme e determina in quale misura un reticolo presenta una struttura centralizzata. I valori mostrano un basso livello di centralizzazione della rete riferita all'indegree (25,762%), il che significa che gli indici di indegree di ciascun soggetto sono tra loro abbastanza omogenei, ed un più alto valore di centralizzazione riferito all'outdegree (36,842%).

### La centralità come “vicinanza” (Closeness Centrality)

Per ottenere la misura di centralità come vicinanza selezioniamo dal menù Network l'opzione “centrality” e poi “closeness”; comparirà una finestra dove sarà necessario inserire il nome della matrice “Class1Dico#h” (fig.16), confermiamo l'operazione (“ok”).

Fig.13



### Log File

```

CLOSENESS CENTRALITY

Input dataset:      C:\Programmi\Ucinet 6\DataFiles\esempio\Class1Dico
Method:            Geodesic paths only (Freeman Closeness)
Output dataset:    C:\Programmi\Ucinet 6\DataFiles\esempio\Closeness

Note: Data not symmetric, therefore separate in-closeness & out-closeness computed.

Closeness Centrality Measures

      1          2          3          4
      inFarness  outFarness  inCloseness  outCloseness
-----
16  Nancy M.    22.000    31.000    86.364    61.290
14  Roberto M.  22.000    24.000    86.364    79.167
 4  Gabriele D.  24.000    28.000    79.167    67.857
 1  Jenny B.     24.000    28.000    79.167    67.857
 7  Michela De. 25.000    20.000    76.000    95.000
 2  Alessia B.  25.000    28.000    76.000    67.857
 3  Alessandro C. 26.000    29.000    73.077    65.517
19  Daniele V.  26.000    30.000    73.077    63.333
20  Manuela V.  26.000    31.000    73.077    61.290
 8  Veronica F. 27.000    23.000    70.370    82.609
13  Elena M.    27.000    25.000    70.370    76.000
 5  Simone D.   27.000    22.000    70.370    86.364
17  Consuelo R. 27.000    27.000    70.370    70.370
18  Federico T. 27.000    26.000    70.370    73.077
10  Angelica G. 28.000    27.000    67.857    70.370
11  Valentina I. 29.000    32.000    65.517    59.375
 9  Mirko G.    30.000    25.000    63.333    76.000
15  Samuele M.  30.000    34.000    63.333    55.882
12  Serena L.   31.000    21.000    61.290    90.476
 6  Michela D.  31.000    23.000    61.290    82.609

Statistics

      1          2          3          4
      inFarness  outFarness  inCloseness  outCloseness
-----
 1  Mean         26.700    26.700    71.838    72.615
 2  Std Dev      2.571     3.743     7.080    10.491
 3  Sum          534.000   534.000   1436.765  1452.302
 4  Variance     6.610    14.010    50.120    110.061
 5  SSQ         14390.000 14538.000 104217.063 107660.219
 6  MCSSQ       132.200    280.200    1002.391   2201.229
 7  Euc Norm    119.958    120.574    322.827    328.116
 8  Minimum     22.000    20.000    61.290    55.882
 9  Maximum     31.000    34.000    86.364    95.000

Network in-Centralization = 31.43%
Network out-Centralization = 48.44%

Output actor-by-centrality measure matrix saved as dataset C:\Programmi\Ucinet 6\DataFiles\esempio\Closeness

```

Come possiamo osservare dal risultato della procedura, la centralità basata sulla “vicinanza” (closeness) fra i punti è espressa in termini di “distanza” (farness) tra i punti. Significa che un nodo è più centrale se si trova alla più breve

distanza da molti altri nodi, cioè è “vicino” a molti degli altri punti, in questo senso si può affermare che la vicinanza è il *reciproco* della somma delle distanze.

La “vicinanza” è rappresentata dalla somma delle distanze geodetiche di ogni attore da tutti gli altri. Se si calcola la matrice delle distanze, la somma delle distanze di un punto è dato dal totale di colonna o dal totale di riga se il grafo non è orientato. Essendo la nostra matrice asimmetrica, avremo una vicinanza “in entrata”, o inCloseness (totale di colonna), e una vicinanza “in uscita” o outCloseness (totale di riga). Il valore di centralità di un nodo è calcolato prendo in considerazione il totale di riga (outCloseness). L’alunno più centrale è quello con il valore di outcloseness più alto. I nodi #7 e #12 hanno le più basse somme delle distanze in uscita (outfarness 20 e 21) significa che sono vicini ad un gran numero di altri punti (outcloseness 95 e 90.4), pertanto sono globalmente più centrali. Gli alunni più periferici della classe sono invece il #15 e il #11.

Anche questa procedura visualizza alcune statistiche descrittive (media, deviazione standard)

Esiste tuttavia una limitazione all’applicazione a grafi diretti dell’indice di centralità basato sulla distanza: tale indice può essere calcolato solo per grafi diretti a forte connessione, cioè grafi i cui nodi siano reciprocamente raggiungibili attraverso sentieri diretti<sup>22</sup>.

Nel caso in cui nella rete siano presenti nodi isolati è necessario rimuoverli dalla matrice.

### Centralità come interposizione (*Betweenness Centrality*)

La betweenness indica la frequenza con cui ogni singolo nodo si trova nel percorso più breve (geodetica) che collega ogni altra coppia di nodi. Indica quanto una persona è intermediaria tra altre due persone all’interno di un gruppo. L’applicazione ai grafi diretti dell’indice di centralità basato sul concetto di betweenness è basato sull’assunzione che i legami che uniscono due nodi in entrambe le direzioni possono essere trasformati in un legame non diretto. Dunque questa misura di centralità non guarda alla direzione del legame e non simmetrizza i dati, a differenza delle altre misure.

Seguendo la procedura Network->Centrality->Betweenness->Nodes otteniamo il seguente risultato:

```
FREEMAN BETWEENNESS CENTRALITY
Input dataset:          C:\Programmi\Ucinet 6\DataFiles\esempio\Class1Dico
```

Important note: this routine binarizes but does NOT symmetrize.

Un-normalized centralization: 148.653

		1	2
		Betweenness	nBetweenness
5	Simone D.	15.133	4.425
14	Roberto M.	14.640	4.281
7	Michela De.	13.794	4.033
17	Consuelo R.	12.477	3.648
4	Gabriele D.	9.944	2.908
8	Veronica F.	8.734	2.554
3	Alessandro C.	8.425	2.463
1	jenny B.	8.424	2.463
13	Elena M.	7.689	2.248
2	Alessia B.	7.664	2.241
9	Mirko G.	7.654	2.238
12	Serena L.	6.796	1.987
16	Nancy M.	6.625	1.937
18	Federico T.	6.415	1.876
19	Daniele V.	4.546	1.329
11	Valentina I.	3.979	1.163
10	Angelica G.	3.810	1.114
6	Michela D.	3.285	0.961
20	Manuela V.	2.801	0.819
15	Samuele M.	1.168	0.342

DESCRIPTIVE STATISTICS FOR EACH MEASURE

		1	2
		Betweenness	nBetweenness
1	Mean	7.700	2.251
2	Std Dev	3.868	1.131
3	Sum	154.000	45.029
4	Variance	14.962	1.279
5	SSQ	1485.035	126.965
6	MCSSQ	299.235	25.583
7	Euc Norm	38.536	11.268
8	Minimum	1.168	0.342
9	Maximum	15.133	4.425

Network Centralization Index = 2.29%

Output actor-by-centrality measure matrix saved as dataset FreemanBetweenness

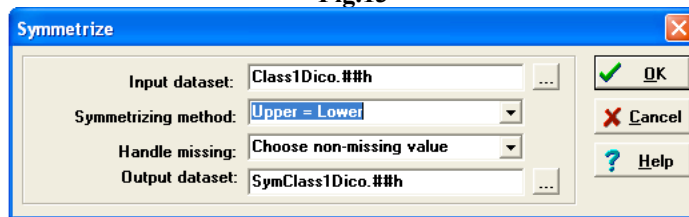
La procedura elenca in ordine decrescente i valori di centralità assoluta e standardizzata per ogni singolo attore. Gli alunni #5, #14, #7 sono i più centrali, il nodo #15 il più periferico. Osservando le statistiche descrittive notiamo che circa l’8% dei legami mediamente comporta la presenza di intermediari. La quantità di variazione non è alta (s.d. = 4%). Il valore di centralizzazione (2%) indica la presenza di una minima centralizzazione della rete, quindi indici di centralità abbastanza omogenei tra loro. Per i grafi non orientati è possibile inoltre calcolare contemporaneamente le precedenti misure di centralità standardizzate attraverso la funzione Networks -> centrality -> multiple measures.

<sup>22</sup> S. Wasserman, K. Faust, *Social network analysis: methods and application*, Cambridge University Press, UK, 1994, cit. p. 200.

### 4.3 L'analisi delle clique

Un'importante strategia che viene seguita nell'analisi dei reticoli consiste nella scomposizione del reticolo in "sottogruppi coesi" o ad alta densità, comunemente definiti *clique*, ossia sottografi massimali completi di tre o più nodi<sup>23</sup>. Prima di procedere all'analisi occorre considerare la natura dei dati contenuti nella matrice. Nel nostro caso disponiamo di dati binari non simmetrici. Poiché ogni clique è costituita da sottoinsiemi di attori che condividono legami forti, intensi e diretti tra loro rispetto a quelli che ne sono esclusi, è come se ci aspettassimo che tutti i legami fossero reciprocati. Per questo non è necessario considerare i legami direzionati restringendo l'attenzione sulle relazioni indirette. Poiché la matrice che stiamo analizzando è asimmetrica sarà necessario simmetrizzarla sulla base del criterio indicato. Abbiamo già precedentemente dicotomizzato la matrice, dunque adesso occorre simmetrizzare la matrice dicotomizzata prendendo in considerazione le linee caratterizzate da reciprocità, ossia sostituendo il valore "1" ad ogni relazione simmetrica e "0" a tutte le altre. Selezioniamo dal menù transform->symmetrize. Comparirà la finestra sottostante (fig.19) dove specificheremo la matrice da simmetrizzare (Class1Dico), ed il metodo da utilizzare (upper = lower). Tale metodo sostituisce il valore "1" per ogni relazione  $i \rightarrow j = j \rightarrow i$  e "0" per tutte le altre. Tale procedura consente inoltre di specificare come trattare i valori mancanti: scegliendo "Choose non-missing value" riduciamo a "0" i valori mancanti, mentre l'altra modalità "both missing" mantiene tali dati come mancanti anche nella matrice simmetrica.

Fig.13



La matrice simmetrizzata sarà la seguente:

Input dataset: C:\Programmi\Ucinet 6\DataFiles\eseempio\SymClass1Dico

```

      1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2
1 2 3 4 5 6 7 8 9 0 1 2 3 4 5 6 7 8 9 0
j A A G S M M V M A V S E R S N C F D M
-----
1 jenny B. 1 0 1 0 0 1 1 1 0 1 1 1 0 1 0 1 0 0 0 1
2 Alessia B. 1 0 0 0 1 1 1 1 0 1 1 1 1 1 0 0 1 0 0 0 1
3 Alessandro C. 0 0 0 1 0 1 0 1 0 1 0 0 1 0 1 1 0 1 1 1 0
4 Gabriele D. 1 0 0 1 0 0 0 1 0 0 0 0 1 1 1 1 1 1 1 1 0
5 Simone D. 0 0 1 1 0 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 0
6 Michela D. 0 1 0 0 0 1 1 1 0 1 1 1 1 1 0 1 0 1 1 1 1
7 Michela De. 1 1 1 0 1 1 1 1 1 1 1 1 1 0 1 1 1 1 1 1 1
8 Veronica F. 1 1 0 0 1 1 1 0 1 1 0 1 1 0 1 1 1 1 1 1 1
9 Mirko G. 0 0 1 1 1 0 1 0 1 1 1 1 1 0 1 1 1 0 0 0 1
10 Angelica G. 1 1 0 0 1 1 1 1 1 0 1 0 1 0 1 0 1 1 1 1 0
11 Valentina I. 1 1 0 0 1 1 1 1 1 1 0 0 0 1 1 1 1 1 1 1 1
12 Serena L. 1 1 1 0 1 1 1 0 1 1 1 0 1 1 1 0 1 0 1 1 1
13 Elena M. 0 1 0 0 1 1 1 1 1 1 0 0 0 1 1 1 1 1 0 0 1
14 Roberto M. 1 0 1 1 1 1 1 1 0 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1
15 Samuele M. 0 0 1 1 1 0 0 0 1 0 1 0 1 1 1 0 1 0 0 0 0
16 Nancy M. 1 1 0 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 0 0 1 0 0
17 Consuelo R. 0 0 1 1 1 0 1 1 1 1 0 1 0 1 1 1 1 0 1 1 1
18 Federico T. 0 0 1 1 1 1 1 1 0 1 1 1 0 1 0 1 1 1 1 1
19 Daniele V. 0 0 1 1 1 1 1 1 0 1 1 1 1 0 1 0 0 1 1 0
20 Manuela V. 1 1 0 0 0 1 1 1 1 0 1 1 1 1 0 0 1 1 1 0

```

A questo punto procediamo con l'analisi: network -> subgroup -> clique:

Comparirà la finestra sottostante (fig.21) in cui inseriremo il nome della matrice (SymClass1Dico##h) di cui vogliamo analizzare le clique:

Fig.14



<sup>23</sup> S. Wasserman, K. Faust, *op. cit.*, cit. p. 254.

Tale procedura consente di analizzare la sovrapposizione dei gruppi (analyze pattern of overlaps) inserendo “yes”. Questa tipologia di analisi produce informazioni sul numero delle volte che ogni coppia di attori si trova nello stesso gruppo e produce una clusterizzazione gerarchica basata su queste informazioni. Inoltre elabora anche il numero di attori che ogni coppia di clique ha in comune a loro volta visualizzate attraverso la procedura di clusterizzazione gerarchica. Il risultato dell’analisi mostra che sono state trovate un totale di 65 clique, per ognuna delle quali sono specificati i soggetti che le costituiscono, così elencate:

65 cliques found.

- 1: Simone D. Michela De. Veronica F. Valentina I. Roberto M. Consuelo R. Federico T: Daniele V.
- 2: Simone D. Michela De. Veronica F. Valentina I. Roberto M. Nancy M. Federico T:
- 3: Michela D. Michela De. Veronica F. Valentina I. Roberto M. Nancy M. Federico T:
- 4: Michela D. Michela De. Veronica F. Valentina I. Roberto M. Federico T: Daniele V.
- 5: Michela D. Michela De. Veronica F. Valentina I. Roberto M. Federico T: Manuela V.
- 6: Michela De. Veronica F. Valentina I. Roberto M. Consuelo R. Federico T: Manuela V.
- 7: Jenny B. Michela De. Veronica F. Valentina I. Roberto M. Nancy M.
- 8: Jenny B. Michela De. Veronica F. Valentina I. Roberto M. Manuela V.
- 9: Simone D. Michela De. Veronica F. Angelica G. Roberto M. Nancy M. Federico T:
- 10: Michela D. Michela De. Veronica F. Angelica G. Roberto M. Nancy M. Federico T:
- 11: Jenny B. Michela De. Veronica F. Angelica G. Roberto M. Nancy M.
- 12: Simone D. Michela De. Veronica F. Angelica G. Roberto M. Federico T: Daniele V.
- 13: Michela D. Michela De. Veronica F. Angelica G. Roberto M. Federico T: Daniele V.
- 14: Michela D. Michela De. Veronica F. Elena M. Roberto M. Nancy M.
- 15: Michela D. Michela De. Veronica F. Elena M. Roberto M. Manuela V.
- 16: Simone D. Michela De. Veronica F. Elena M. Roberto M. Nancy M.
- 17: Simone D. Michela De. Veronica F. Elena M. Roberto M. Consuelo R.
- 18: Michela De. Veronica F. Elena M. Roberto M. Consuelo R. Manuela V.
- 19: Alessandro C. Simone D. Michela De. Serena L. Roberto M. Federico T: Daniele V.
- 20: Alessandro C. Simone D. Michela De. Roberto M. Consuelo R. Federico T: Daniele V.
- 21: Michela D. Michela De. Angelica G. Serena L. Roberto M. Nancy M. Federico T:
- 22: Simone D. Michela De. Angelica G. Serena L. Roberto M. Nancy M. Federico T:
- 23: Jenny B. Michela De. Angelica G. Serena L. Roberto M. Nancy M.
- 24: Simone D. Michela De. Angelica G. Serena L. Roberto M. Federico T: Daniele V.
- 25: Michela D. Michela De. Angelica G. Serena L. Roberto M. Federico T: Daniele V.
- 26: Michela D. Michela De. Serena L. Elena M. Roberto M. Nancy M.
- 27: Michela D. Michela De. Serena L. Elena M. Roberto M. Manuela V.
- 28: Simone D. Michela De. Serena L. Elena M. Roberto M. Nancy M.
- 29: Michela D. Michela De. Serena L. Roberto M. Federico T: Manuela V.
- 30: Jenny B. Michela De. Serena L. Roberto M. Manuela V.
- 31: Simone D. Michela De. Mirko G. Serena L. Elena M. Nancy M.
- 32: Simone D. Michela De. Mirko G. Angelica G. Serena L. Nancy M.
- 33: Alessandro C. Simone D. Michela De. Mirko G. Serena L.
- 34: Simone D. Michela De. Mirko G. Valentina I. Nancy M.
- 35: Simone D. Michela De. Mirko G. Valentina I. Consuelo R.
- 36: Alessandro C. Simone D. Michela De. Mirko G. Consuelo R.
- 37: Simone D. Michela De. Mirko G. Elena M. Consuelo R.
- 38: Michela De. Mirko G. Serena L. Elena M. Manuela V.
- 39: Michela De. Mirko G. Elena M. Consuelo R. Manuela V.
- 40: Michela De. Mirko G. Valentina I. Consuelo R. Manuela V.
- 41: Alessia B. Michela D. Michela De. Veronica F. Valentina I. Nancy M.
- 42: Alessia B. Michela D. Michela De. Veronica F. Elena M. Nancy M.
- 43: Alessia B. Michela D. Michela De. Veronica F. Angelica G. Nancy M.
- 44: Alessia B. Michela D. Michela De. Veronica F. Elena M. Manuela V.
- 45: Alessia B. Michela D. Michela De. Veronica F. Valentina I. Manuela V.
- 46: Alessia B. Michela D. Michela De. Serena L. Elena M. Nancy M.
- 47: Alessia B. Michela D. Michela De. Serena L. Elena M. Manuela V.
- 48: Alessia B. Michela D. Michela De. Angelica G. Serena L. Nancy M.
- 49: Jenny B. Alessia B. Michela De. Veronica F. Valentina I. Nancy M.
- 50: Jenny B. Alessia B. Michela De. Veronica F. Valentina I. Manuela V.
- 51: Jenny B. Alessia B. Michela De. Veronica F. Angelica G. Nancy M.
- 52: Jenny B. Alessia B. Michela De. Angelica G. Serena L. Nancy M.
- 53: Jenny B. Alessia B. Michela De. Serena L. Manuela V.
- 54: Gabriele D. Simone D. Roberto M. Consuelo R. Federico T: Daniele V.
- 55: Gabriele D. Simone D. Roberto M. Samuele M. Consuelo R.
- 56: Gabriele D. Simone D. Roberto M. Nancy M. Federico T:
- 57: Gabriele D. Simone D. Mirko G. Samuele M. Consuelo R.
- 58: Gabriele D. Simone D. Mirko G. Nancy M.
- 59: Jenny B. Gabriele D. Roberto M. Nancy M.
- 60: Simone D. Elena M. Roberto M. Samuele M. Consuelo R.
- 61: Simone D. Valentina I. Roberto M. Samuele M. Consuelo R.
- 62: Alessandro C. Simone D. Roberto M. Samuele M. Consuelo R.
- 63: Simone D. Mirko G. Valentina I. Samuele M. Consuelo R.
- 64: Alessandro C. Simone D. Mirko G. Samuele M. Consuelo R.
- 65: Simone D. Mirko G. Elena M. Samuele M. Consuelo R.

Osserviamo come l’analisi delle clique ha prodotto una lunga lista di clique sovrapposte e questo è chiaramente comprensibile data l’elevata densità della rete considerata. Una rete densa, tendenzialmente comprenderà un gran numero di clique sovrapposte, con molti punti che fanno parte di numerose clique diverse. È abbastanza chiaro come tale risultato sia chiaramente difficile da interpretare. In generale è possibile ridurre il numero di clique incrementando il valore relativo della “minimum size”. Tuttavia, questo particolare dataset ha parecchi gruppi numerosi e questo approccio non costituisce una soluzione alternativa. Una strategia alternativa per ridurre il grande numero di clique è quella di analizzare tali sovrapposizioni attraverso la lettura della “group co-membership matrix” ossia della matrice di co-appartenenza (attore×attore). L’approccio seguito da questo metodo è quello di raggruppare gli attori sulla base della frequenza con cui ogni coppia di attori appartiene ad uno stesso gruppo.

Actor-by-Actor Clique Co-Membership Matrix

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
	je	Al	Al	Ga	Si	Mi	Ve	Mi	An	Va	Se	El	Ro	Sa	Na	Co	Fe	Da	Ma	
1	Jenny B.	11	5	0	1	0	0	10	6	0	4	4	0	6	0	7	0	0	0	4
2	Alessia B.	5	13	0	0	0	8	13	8	0	4	4	5	4	0	0	8	0	0	5
3	Alessandro C.	0	0	6	0	6	0	4	0	3	0	2	0	3	2	0	4	2	0	0
4	Gabriele D.	1	0	0	6	5	0	0	2	0	0	0	0	4	2	3	3	2	1	0
5	Simone D.	0	0	6	5	29	0	18	6	12	5	6	7	7	17	8	10	15	10	6
6	Michela D.	0	8	0	0	0	20	20	12	0	6	5	8	12	0	10	0	8	3	7
7	Michela De.	10	13	4	0	18	20	53	26	10	15	15	20	16	30	0	24	10	17	8
8	Veronica F.	6	8	0	0	6	12	26	26	0	7	12	0	7	18	0	13	4	10	4
9	Mirko G.	0	0	3	2	12	0	10	0	15	1	4	4	5	0	4	4	9	0	0
10	Angelica G.	4	4	0	0	5	6	15	7	1	15	0	8	0	10	0	11	0	8	4
11	Valentina I.	4	4	0	0	6	5	15	12	4	0	17	0	0	9	2	6	6	2	6
12	Serena L.	4	5	2	0	7	8	20	0	4	8	0	20	7	11	0	10	0	6	3
13	Elena M.	0	4	0	0	7	8	16	7	5	0	0	7	15	9	2	7	6	0	7
14	Roberto M.	6	0	3	4	17	12	30	18	0	10	9	11	9	37	4	15	10	19	9
15	Samuele M.	0	0	2	2	8	0	0	0	4	0	2	0	2	4	8	0	8	0	0
16	Nancy M.	7	8	0	3	10	10	24	13	4	11	6	10	7	15	0	27	0	7	0







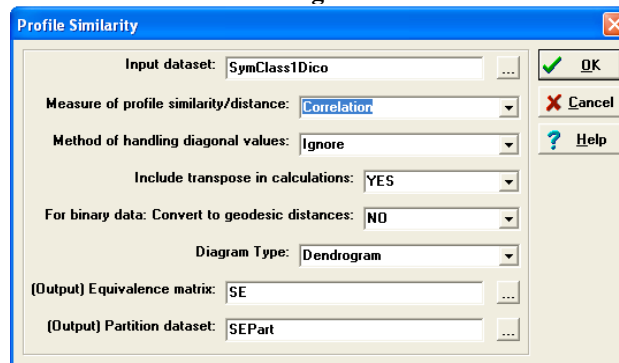
Correlazione sono le misure più comunemente utilizzate. Cercheremo di illustrare come è possibile empiricamente misurare il grado di equivalenza strutturale. Per accedere alla procedura di analisi occorre selezionare dal menu principale Network -> Roles & Position-> Structural

Esistono due principali modalità per l'analisi dell'equivalenza strutturale: Profile e CONCOR. La prima procedura attraverso cui calcoleremo la *misura* dell'equivalenza strutturale è indicata con il termine *profile*. Con questo termine si intende un *vettore* contenente i valori di riga (o di riga e di colonna nel caso di una matrice asimmetrica) corrispondenti ad ogni attore della matrice di adiacenza. Esso rappresenta pertanto le relazioni tra gli attori. Poiché due attori si definiscono strutturalmente equivalenti se hanno la stessa struttura di relazioni con gli stessi altri attori (ossia, attori strutturalmente equivalenti avranno lo stesso profilo), significa che per ogni attore i valori contenuti nelle rispettive righe e colonne saranno identici. Se la matrice è simmetrica è sufficiente analizzare coppie di righe o di colonne. Se i dati che stiamo analizzando sono asimmetrici occorrerà esaminare le relazioni in entrata ed in uscita e pertanto i valori contenuti nelle righe e nelle colonne. La procedura confronta i vettori per tutte le coppie di attori e calcola la similarità dei profili formando dei cluster. Esistono differenti misure di similarità: il coefficiente di correlazione di Pearson (*Correlation*), la distanza Euclidea (*Euclidean Distance*), proporzione di esatta similitudine (*Matches*), coefficiente di Jaccard (*Positive Matches*). La distanza Euclidea e la correlazione sono le misure più comunemente utilizzate. La scelta appropriata dipende dalle finalità del ricercatore: se il ricercatore è interessato a misurare la somiglianza nella struttura, allora il coefficiente di correlazione è la misura da preferire; se il ricercatore è interessato all'identità di legami, allora è preferibile la distanza Euclidea. Non sempre tali misure comportano gli stessi risultati. Per ovviare a tale problema si è soliti standardizzare i dati relazionali per rimuovere eventuali differenze nella media e nella varianza prima di procedere all'analisi dell'equivalenza.

Se due attori sono strutturalmente equivalenti, allora le entrate nelle rispettive righe e colonne sono identiche, quindi la distanza Euclidea tra essi dovrebbe essere uguale a "0"; valori più ampi indicano l'assenza di equivalenza strutturale. La correlazione tra le rispettive righe e colonne dovrebbe essere pari a "+1".

Supponiamo di voler analizzare l'equivalenza strutturale nella classe degli alunni della scuola media secondo la procedura "Profile Similarity" scegliendo come sua misura di similarità la correlazione. Nell'eseguire tale procedura abbiamo deciso di ignorare il valore della diagonale (fig.16).

Fig.16



La procedura di analisi produrrà il seguente Log File text di output:

```

PROFILE STRUCTURAL EQUIVALENCE
-----
Measure:                Pearson Correlation
Diagonal:              Treat as Missing Values
Use geodesics?         NO
Input dataset:         C:\PROGRAMMI\UCINET 6\DATAFILES\ESEMPIO\Class1Dico

Structural Equivalence Matrix
-----
      1      2      3      4      5      6      7      8      9      10     11     12     13     14     15     16     17     18     19     20
      jenny Aless Aless Gabri Simon Miche Miche Veron Mirko Angel Valen Seren Elena Rober Samue Nancy Consu Feder Danie Manue
-----
1      jenny B.      1.00
2      Alessia B.   0.51 1.00
3      Alessandro C. -0.18 -0.26 1.00
4      Gabriele D.  -0.12 -0.27 0.49 1.00
5      Simone D.    0.02 -0.06 0.31 0.13 1.00
6      Michela D.   0.27 0.33 -0.28 -0.25 0.12 1.00
7      Michela De.  0.03 0.19 -0.25 0.09 -0.07 0.50 1.00
8      Veronica F.  0.15 0.20 -0.38 0.04 -0.31 0.57 0.60 1.00
9      Mirko G.     0.04 0.38 0.02 -0.31 0.21 0.08 -0.03 -0.02 1.00
10     Angelica G.  0.45 0.28 -0.07 0.08 0.23 0.45 0.30 0.27 -0.34 1.00
11     Valentina I. 0.11 -0.07 -0.03 0.36 -0.18 0.16 0.14 0.42 -0.23 0.34 1.00
12     Serena L.    0.00 0.10 -0.31 -0.24 -0.00 0.44 0.60 0.57 0.02 0.40 0.07 1.00
13     Elena M.     0.18 0.13 -0.23 0.15 -0.09 0.37 0.38 0.52 0.17 0.09 0.27 0.09 1.00
14     Roberto M.  -0.22 -0.35 0.30 0.53 0.11 -0.36 -0.21 -0.12 -0.14 -0.07 0.11 -0.30 -0.02 1.00
15     Samuele M.  -0.15 -0.20 0.06 -0.19 0.17 -0.28 -0.24 -0.45 0.32 -0.36 -0.39 -0.20 0.07 -0.03 1.00
16     Nancy M.     0.38 0.05 0.01 0.39 -0.15 -0.12 -0.10 0.04 -0.41 0.34 0.24 -0.11 0.15 0.17 -0.02 1.00
17     Consuelo R.  -0.22 -0.12 0.08 -0.12 0.21 -0.02 -0.02 -0.23 0.10 -0.09 -0.17 -0.04 -0.09 0.08 0.52 -0.20 1.00
18     Federico Tr. -0.18 0.48 0.28 0.50 0.21 -0.38 -0.25 -0.16 -0.09 -0.10 0.15 -0.23 0.07 0.75 -0.00 0.21 0.05 1.00
19     Daniele V.   -0.03 0.12 -0.00 0.13 0.30 0.02 -0.06 -0.11 0.40 -0.08 -0.17 0.13 -0.08 0.24 0.03 -0.20 0.23 0.40 1.00
20     Manuela V.   0.41 0.42 -0.34 0.10 -0.15 0.42 0.11 0.24 -0.09 0.28 0.27 -0.05 0.24 0.03 -0.17 0.23 0.10 -0.23 0.23 1.00
-----
HIERARCHICAL CLUSTERING OF EQUIVALENCE MATRIX
-----
A

```

```

l          V
e G F C A M V a
s a R e S o D n M i e l A M
s b o d a n S a g g i c r S e l a
a r b e m s i M n e c h o e n E N j e n
n i e r u u m i i l h e n r t l a e s u
d e r i e e o o r e i e l i e i e n n s e
r l t c l l n k l c l a c n n n c n i l
o e o o e o e o e a a a a a y y a a

D
C D M T M R D G V G D e F L I M M B B V
. . . . .

Level 3 4 4 8 5 7 5 9 9 0 6 7 8 2 1 3 6 1 2 0
-----
0.748 . . . . .
0.600 . . . . .
0.583 . . . . .
0.516 . . . . .
0.510 . . . . .
0.508 . . . . .
0.484 . . . . .
0.419 . . . . .
0.396 . . . . .
0.371 . . . . .
0.335 . . . . .
0.274 . . . . .
0.268 . . . . .
0.227 . . . . .
0.200 . . . . .
0.175 . . . . .
0.162 . . . . .
0.099 . . . . .
-0.055 . . . . .

```

Output actor-by-actor equivalence matrix saved as dataset C:\PROGRAMMI\UCINET 6\DATAFILES\ESEMPIO\SE2  
Output partition-by-actor indicator matrix saved as dataset C:\PROGRAMMI\UCINET 6\DATAFILES\ESEMPIO\SEPart2

I coefficienti di correlazione contenuti nella matrice variano da -1.00 a +1.00. Il valore +1.00 indica che due attori sono strutturalmente equivalenti, in quanto hanno esattamente lo stesso legame con gli altri attori, viceversa il valore -1.00 indica che due attori hanno legami opposti verso ogni altro attore. Quando abbiamo un valore di densità molto alto e alta reciprocità nei legami è possibile osservare tendenzialmente valori di *r* positivi e grandi, mentre con valori di densità bassi e bassa reciprocità le correlazioni saranno tendenzialmente più piccole. Nella matrice possiamo osservare che i nodi #14 e #18 sono i più simili ( $r = 0.75$ ); gli attori #2 e #18 sono invece i più dissimili ( $r = -0.49$ ).

Un'interpretazione più chiara della matrice è data attraverso la procedura gerarchica di individuazione dei gruppi (*hierarchical clustering*) attraverso cui i singoli punti vengono aggregati via via in gruppi sempre più grandi insieme ai punti a cui sono più simili. Nello specifico la clusterizzazione è generata attraverso la tecnica del "legame singolo" secondo cui i punti sono aggregati in un cluster con i loro vicini più prossimi. Tale metodo tende a concatenare insieme i punti inserendoli nei cluster esistenti; enfatizza le connessioni tra i cluster; misura la similarità tra due cluster sui membri più vicini.

Al massimo livello di similarità (0.74) troviamo il primo cluster costituito dalla coppia di nodi #14 e #18; il successivo cluster (al livello 0.6) è costituito dai nodi #7 e #8. Al livello di similarità 0.50 osserviamo la formazione di altri due cluster uno costituito dai nodi #15 e #17 e l'altro dai nodi #1 e #2. Osservando la figura possiamo domandarci quanti gruppi di nodi strutturalmente equivalenti ci sono nel network. In realtà non esiste una risposta precisa: spetta al ricercatore decidere il livello di similarità a cui identificare i cluster e il numero e la grandezza dei cluster individuati dipenderanno dalla soglia prescelta. Nel caso in esame, se scegliamo il livello più alto di similarità avremo ben 17 gruppi (un gruppo costituito dai nodi #14 e #18, e gli altri costituiti da ogni singolo altro nodo); ma se decidiamo che i membri di un gruppo siano ancora "equivalenti" al livello 0.41 avremo 10 gruppi; oppure al livello ancora più basso, ad esempio 0.22, avremo 5 gruppi ed un nodo isolato, il #16. Chiaramente il processo aggregativo prosegue per passi successivi fino ad arrivare all'unificazione in un solo gruppo di tutti i soggetti, in corrispondenza del minore valore di similarità. Il ricercatore potrà decidere di interrompere la procedura nella fase in cui sono stati individuati gruppi sostanzialmente interpretabili.

La struttura gerarchica dei cluster viene rappresentata attraverso un dendrogramma o diagramma ad albero (fig. 25)

Fig.25



```

3.043 . XXX XXX XXXXXXX . . . XXXXXXX . XXXXX
3.226 . XXX XXX XXXXXXX . . XXXXXXX . XXXXX
3.330 . XXX XXX XXXXXXX . . XXXXXXX XXXXX
3.368 . XXX XXXXXXX . . XXXXXXX XXXXX
3.525 XXXXX XXXXXXX . . XXXXXXX XXXXX
3.561 XXXXX XXXXXXX . . XXXXXXX XXXXX
3.606 XXXXX XXXXXXX XXX XXXXXXX
3.621 XXXXXXXXXXXXXXXXXX XXX XXXXXXXXXXXXXXXXXX
3.662 XXXXXXXXXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX
3.809 XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX

```

Output actor-by-actor equivalence matrix saved as dataset C:\PROGRAMMI\UCINET 6\DATAFILES\ESEMPIO\EQdis  
Output partition-by-actor indicator matrix saved as dataset C:\PROGRAMMI\UCINET 6\DATAFILES\ESEMPIO\SEParteqdis

Utilizzando dati binari, attraverso questa procedura otteniamo risultati molto simili alla procedura precedente. Possiamo ancora una volta osservare che i nodi con il maggior grado di equivalenza strutturale sono il #14 e il #18 in corrispondenza dei quali abbiamo la distanza più bassa (misura di dissimilarità, mentre precedentemente avevamo osservato la correlazione più alta come misura di similarità). La rappresentazione grafica prodotta attraverso la cluster analysis mostra per i livelli più bassi di distanza (2.44) gli stessi raggruppamenti. È leggermente diversa per i valori più alti (3.6), in questo caso la rappresentazione grafica suggerisce la formazione di 4 gruppi di attori ({9, 15,17}; {3,4,5,18,14,19}; {11,16}; {10,6,7,8,12,13,1,2,20}).

La procedura basata sulla misura “Matches” rappresenta una modalità alternativa e semplificata di misurazione della similarità. Tale procedura mostra la percentuale di volte che ogni coppia di attori ha gli stessi legami con gli altri attori.

PROFILE STRUCTURAL EQUIVALENCE

```

Measure: Percent of Exact Matches
Diagonal: Treat as Missing Values
Use geodesics? NO
Input dataset: C:\Programmi\Ucinet 6\DataFiles\esempio\Class1Dico

```

Structural Equivalence Matrix

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
	jenny	Aless	Aless	Gabri	Simon	Miche	Miche	Veron	Mirko	Angel	Valen	Seren	Elena	Rober	Samue	Nancy	Consu	Feder	Danie	Manue
1 jenny B.	1.00																			
2 Alessia B.	0.76	1.00																		
3 Alessandro C.	0.44	0.40	1.00																	
4 Gabriele D.	0.47	0.43	0.75	1.00																
5 Simone D.	0.60	0.53	0.66	0.60	1.00															
6 Michela D.	0.67	0.68	0.38	0.41	0.61	1.00														
7 Michela De.	0.61	0.65	0.41	0.62	0.64	0.74	1.00													
8 Veronica F.	0.62	0.63	0.37	0.57	0.44	0.79	0.82	1.00												
9 Mirko G.	0.55	0.71	0.51	0.37	0.62	0.56	0.53	0.53	1.00											
10 Angelica G.	0.73	0.65	0.47	0.56	0.64	0.74	0.65	0.65	0.35	1.00										
11 Valentina I.	0.53	0.45	0.48	0.67	0.41	0.56	0.50	0.67	0.38	0.66	1.00									
12 Serena L.	0.55	0.59	0.35	0.44	0.58	0.74	0.82	0.82	0.53	0.71	0.50	1.00								
13 Elena M.	0.64	0.59	0.41	0.62	0.52	0.70	0.73	0.79	0.61	0.58	0.62	0.61	1.00							
14 Roberto M.	0.50	0.46	0.64	0.78	0.66	0.44	0.65	0.60	0.49	0.53	0.52	0.53	0.59	1.00						
15 Samuele M.	0.42	0.40	0.50	0.38	0.54	0.36	0.40	0.28	0.67	0.32	0.30	0.40	0.52	0.46	1.00					
16 Nancy M.	0.71	0.54	0.51	0.71	0.47	0.47	0.56	0.57	0.32	0.68	0.61	0.50	0.62	0.63	0.48	1.00				
17 Consuelo R.	0.45	0.47	0.54	0.46	0.65	0.52	0.55	0.41	0.56	0.48	0.41	0.55	0.48	0.57	0.74	0.44	1.00			
18 Federico T.	0.48	0.34	0.64	0.76	0.66	0.38	0.56	0.50	0.48	0.50	0.55	0.50	0.61	0.88	0.50	0.63	0.56	1.00		
19 Daniele V.	0.58	0.63	0.50	0.61	0.70	0.54	0.61	0.52	0.69	0.50	0.40	0.61	0.54	0.68	0.52	0.52	0.64	0.74	1.00	
20 Manuela V.	0.71	0.72	0.34	0.56	0.48	0.72	0.56	0.63	0.47	0.66	0.63	0.50	0.63	0.53	0.42	0.63	0.56	0.41	0.67	1.00

HIERARCHICAL CLUSTERING OF EQUIVALENCE MATRIX

```

A
1
C e G F a A M V
S o s a e R D l n M i e A M
a n s b d o S a e g i c r S l a
M m s a r e b i n n e c h o e E N j e n
i u u n i r e m i t l h e n r l a e s u
r e e d e i r o e i i e l i e e n n s e
k l l r l c t n l n c l a c n n c n i l
o e o o e o o e e a a a a a y y a a
D
G M R C D T M D V I G D e F L M M B B V
. . . . . : . . . . .
1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2
Level 9 5 7 3 4 8 4 5 9 1 0 6 7 8 2 3 6 1 2 0
-----
0.879 . . . . . XXX . . . . .
0.824 . . . . . XXX . . . . . XXXXX . . . . .
0.765 . . . . . XXX . . . . . XXXXX . . . . . XXX .
0.764 . . . . . XXXXX . . . . . XXXXX . . . . . XXX .
0.751 . . . . . XXXXX . . . . . XXXXXXX . . . . . XXX .
0.739 . . . . . XXX . . . . . XXXXXXX . . . . . XXX .
0.716 . . . . . XXX . . . . . XXX . . . . . XXXXX .
0.704 . . . . . XXX . XXXXX XXX . . . . . XXXXX . . . . . XXXXX
0.693 . . . . . XXX . XXXXX XXX . XXXXXXX . . . . . XXXXX
0.675 . . . . . XXX . XXXXXXX . . . . . XXXXXXX . . . . . XXXXX
0.660 . . . . . XXX . XXXXXXX . . . . . XXXXXXX . . . . . XXXXX
0.614 . . . . . XXX . XXXXXXX . . . . . XXXXXXX XXXXXXX
0.605 . . . . . XXX . XXXXXXX . . . . . XXXXXXXXXXXXXXXXXXXX
0.595 XXXXX . XXXXXXX . . . . . XXXXXXXXXXXXXXXXXXXX
0.595 XXXXX XXXXXXX . . . . . XXXXXXXXXXXXXXXXXXXX
0.582 XXXXX XXXXXXX . . . . . XXXXXXXXXXXXXXXXXXXX
0.567 XXXXXXXXXXXXXXX . . . . . XXXXXXXXXXXXXXXXXXXX
0.512 XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX

```

Output actor-by-actor equivalence matrix saved as dataset C:\Programmi\Ucinet 6\DataFiles\esempio\SEMMatches  
Output partition-by-actor indicator matrix saved as dataset C:\Programmi\Ucinet 6\DataFiles\esempio\SEPartMatches

Osservando la matrice, il valore 0.88 nella cella alla coppia di attori #18 e #14 significa che confrontando i due attori, essi hanno gli stessi legami (presenti o assenti) con gli altri stessi attori pari a 88% delle volte. Tale misurazione è particolarmente indicata con un livello di misurazione nominale, multicategoriale.

Quando la densità del network è molto bassa, l'uso di misure quali "matches", "correlation", "distance" possono mostrare poca variazione tra gli attori rendendo difficile individuare insiemi di attori strutturalmente equivalenti. Esiste un'ultima misura che permette di ovviare a questo problema, "positive matches", calcolando il numero di volte che entrambi gli attori presentano un legame con uno stesso terzo attore, come percentuale del numero totale di legami presenti ed ignorando i casi in cui le coppie di attori non sono collegate ad un terzo attore. Ossia ci chiediamo dei legami complessivi che sono presenti, quale percentuale essi hanno in comune.

PROFILE STRUCTURAL EQUIVALENCE

Measure: Percent of Positive Matches  
 Diagonal: Treat as Missing Values  
 Use geodesics? NO  
 Input dataset: C:\Programmi\Ucinet 6\DataFiles\esempio\Class1Dico

Structural Equivalence Matrix

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
	jenny	Aless	Aless	Gabri	Simon	Miche	Miche	Veron	Mirko	Angel	Valen	Seren	Elena	Rober	Samue	Nancy	Consu	Feder	Danie	Manue
1 jenny B.	1.00																			
2 Alessia B.	0.68	1.00																		
3 Alessandro C.	0.39	0.34	1.00																	
4 Gabriele D.	0.40	0.39	0.65	1.00																
5 Simone D.	0.56	0.48	0.57	0.53	1.00															
6 Michela D.	0.59	0.58	0.32	0.35	0.55	1.00														
7 Michela De.	0.58	0.61	0.39	0.59	0.63	0.69	1.00													
8 Veronica F.	0.55	0.55	0.35	0.52	0.42	0.72	0.79	1.00												
9 Mirko G.	0.46	0.62	0.39	0.31	0.55	0.46	0.50	0.47	1.00											
10 Angelica G.	0.63	0.54	0.36	0.46	0.57	0.64	0.60	0.56	0.29	1.00										
11 Valentina I.	0.40	0.33	0.35	0.54	0.34	0.42	0.45	0.56	0.26	0.52	1.00									
12 Serena L.	0.48	0.52	0.29	0.41	0.53	0.65	0.79	0.78	0.45	0.62	0.41	1.00								
13 Elena M.	0.57	0.50	0.35	0.55	0.47	0.60	0.69	0.74	0.52	0.50	0.50	0.55	1.00							
14 Roberto M.	0.48	0.46	0.57	0.72	0.63	0.44	0.65	0.59	0.45	0.50	0.45	0.53	0.56	1.00						
15 Samuele M.	0.30	0.25	0.37	0.32	0.42	0.20	0.38	0.22	0.43	0.23	0.16	0.29	0.37	0.43	1.00					
16 Nancy M.	0.62	0.45	0.41	0.63	0.42	0.40	0.55	0.52	0.28	0.56	0.46	0.45	0.55	0.58	0.41	1.00				
17 Consuelo R.	0.42	0.40	0.41	0.37	0.59	0.43	0.52	0.35	0.44	0.41	0.27	0.50	0.41	0.52	0.63	0.39	1.00			
18 Federico T.	0.45	0.34	0.52	0.67	0.61	0.35	0.56	0.47	0.41	0.45	0.44	0.48	0.57	0.84	0.45	0.54	0.48	1.00		
19 Daniele V.	0.54	0.58	0.39	0.54	0.65	0.46	0.59	0.48	0.59	0.44	0.32	0.54	0.50	0.64	0.42	0.50	0.57	0.68	1.00	
20 Manuela V.	0.61	0.63	0.28	0.46	0.45	0.61	0.52	0.52	0.37	0.56	0.43	0.43	0.52	0.48	0.30	0.52	0.46	0.34	0.61	1.00

HIERARCHICAL CLUSTERING OF EQUIVALENCE MATRIX

```

A
l V
e C a G F M V A
s S o l a e R D M i e n A M
s a n e b d o S a i c r S g l a
a m s n M r e b i n N c h o e E e j e n
n u u t i i r e m i a h e n r l l e s u
d e e i r e i r o e n e l i e e i n s e
r l l n k l c t n l c l a c n n c n i l
o e o a o e o o e e y a a a a a y a a

D
C M R I G D T M D V M D e F L M G B B V
. . . . . : . . . . .

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2
Level 3 5 7 1 9 4 8 4 5 9 6 6 7 8 2 3 0 1 2 0
-----
0.840 . . . . . XXX . . . . .
0.793 . . . . . XXX . . . . . XXX . . . . .
0.783 . . . . . XXX . . . . . XXXXX . . . . .
0.686 . . . . . XXXXX . . . . . XXXXX . . . . .
0.680 . . . . . XXXXX . . . . . XXXXX . . . . . XXX . . . . .
0.676 . . . . . XXXXX . . . . . XXXXX . . . . . XXX . . . . .
0.652 . . . . . XXXXX XXX . . . . . XXXXX . . . . . XXX . . . . .
0.625 . . . . . XXXX XXX . . . . . XXXXXX . . . . . XXX . . . . .
0.622 . . . . . XXX . . . . . XXXXXXXXXXX . . . . . XXX . . . . .
0.620 . . . . . XXX . . . . . XXXXXXXXXXX . . . . . XXXXX . . . . .
0.616 . . . . . XXX . . . . . XXXXXXXXXXX . . . . . XXXXXXXXXXX . . . . . XXXXX . . . . .
0.563 . . . . . XXX . . . . . XXXXXXXXXXX . . . . . XXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXX . . . . .
0.523 . . . . . XXX . . . . . XXXXXXXXXXX . . . . . XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX . . . . .
0.519 . . . . . XXX . . . . . XXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX . . . . .
0.511 . . . . . XXX . . . . . XXXXXXXXXXX XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX . . . . .
0.491 . . . . . XXX . . . . . XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX . . . . .
0.422 . . . . . XXX XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX . . . . .
0.404 . . . . . XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX . . . . .
0.374 . . . . . XXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXXX . . . . .

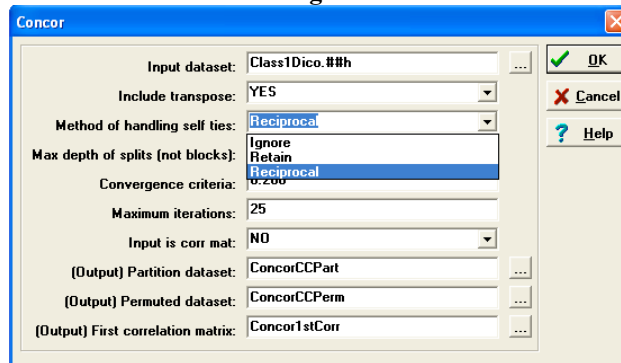
```

Output actor-by-actor equivalence matrix saved as dataset C:\Programmi\Ucinet 6\DataFiles\esempio\SEPosMatches  
 Output partition-by-actor indicator matrix saved as dataset C:\Programmi\Ucinet 6\DataFiles\esempio\SEPartPosMatches

Osservando il grafico possiamo vedere come la clusterizzazione di queste distanze enfatizza l' "unicità" dell'attore #3, a causa del basso numero del totale dei legami che esso ha (questo si verifica al più basso livello di similarità). La seconda procedura, CONCOR, costituisce il metodo principale attraverso cui rappresentare le classi strutturalmente equivalenti o posizioni (partizioni concor e grappolatura gerarchica). Questa indica come assegnare gli attori alle posizioni e successivamente descrive come le posizioni sono collegate tra loro e al loro interno (tabelle di densità, matrici-immagine, modelli a blocchi). In generale si cerca una partizione degli attori in sottoinsiemi (posizioni) così che attori strutturalmente equivalenti verranno collocati nello stesso sottoinsieme. L'algoritmo cui si fa riferimento per la partizione di un network in sottoinsiemi di attori strutturalmente equivalenti, detti blocchi, è il CONCOR (CONvergence of iterated CORrelation). Seguendo la procedura Network->Roles & Position->Structural->CONCOR verrà visualizzata una finestra in cui occorrerà immettere il nome della matrice contenente i dati relazionali da analizzare (fig 17). La seconda richiesta implica la possibilità di includere nel calcolo delle correlazioni la trasposta della matrice dati: quando abbiamo dati relazionali asimmetrici il "profilo" di ogni vertice dovrebbe essere costituito soltanto dai legami in uscita ossia dai valori di riga, tuttavia possono essere considerati anche i legami in entrata aggiungendo la trasposta della matrice dei dati come relazioni aggiunte (il valore predefinito è "si"). Occorre poi specificare come trattare i valori della diagonale. Esistono tre differenti modi attraverso cui trattare quest'ultimi: è possibile selezionare la modalità "reciprocal" per cui confrontando i profili di similarità di ciascuna coppia di attori

anziché comparare  $X_{ii}$  con  $X_{ji}$  e  $X_{ij}$  con  $X_{jj}$  vengono comparati con i rispettivi reciproci, per cui  $X_{ii}$  con  $X_{jj}$  e  $X_{ij}$  con  $X_{ji}$ ; la modalità “Ignore” attraverso cui decidiamo di trattare i dati della diagonale come valori mancanti; ed infine la modalità “Retain” in cui i vettori di similarità sono comparati elemento per elemento includendo anche i valori  $X_{ii}$  e  $X_{jj}$ . La procedura di analisi richiede che sia deciso dal ricercatore a priori il numero delle partizioni della matrice (max depth of split = 2).

Fig.17



Utilizziamo come input la matrice di adiacenza originaria, Class1Dico##h. Mediante un processo iterativo basato sul calcolo dei coefficienti di correlazione sia delle colonne che delle righe otteniamo il seguente risultato:

```

CONCOR
-----
Diagonal:                Reciprocal
Max partitions:          2
Input dataset:           C:\Programmi\Ucinet 6\DataFiles\esempio\Class1Dico

Initial Correlation Matrix
-----
           1      2      3      4      5      6      7      8      9      10     11     12     13     14     15     16     17     18     19     20
jenny Aless Aless Gabri Simon Miche Miche Veron Mirko Angel Valen Seren Elena Rober Samue Nancy Consu Feder Danie Manue
-----
1  jenny B.    1.00
2  Alessia B.  0.52 1.00
3  Alessandro C. -0.08 -0.16 1.00
4  Gabriele D. -0.08 -0.15 0.43 1.00
5  Simone D.   0.02 -0.10 0.33 0.15 1.00
6  Michela D.  0.19 0.35 -0.18 -0.28 0.04 1.00
7  Michela De. 0.05 0.20 -0.22 0.06 -0.05 0.50 1.00
8  Veronica F. 0.17 0.22 -0.24 -0.01 -0.28 0.58 0.61 1.00
9  Mirko G.    -0.02 0.30 -0.04 -0.34 0.16 0.02 -0.01 -0.08 1.00
10 Angelica G. 0.47 0.30 -0.11 0.02 0.18 0.38 0.31 0.30 -0.37 1.00
11 Valentina I. 0.07 -0.10 0.04 0.40 -0.21 0.12 0.12 0.38 -0.26 0.38 1.00
12 Serena L.   0.03 0.13 -0.27 -0.27 0.02 0.46 0.61 0.48 0.05 0.42 0.04 1.00
13 Elena M.    0.12 0.16 -0.27 0.09 -0.06 0.39 0.39 0.44 0.10 0.04 0.27 0.04 1.00
14 Roberto M. -0.20 -0.36 0.31 0.54 0.12 -0.40 -0.20 -0.17 -0.15 -0.02 -0.33 -0.00 1.00
15 Samuele M. -0.15 -0.20 0.12 -0.14 0.21 -0.28 -0.24 -0.45 0.21 -0.36 -0.39 -0.20 0.07 -0.04 1.00
16 Nancy M.    0.40 0.08 -0.04 0.31 -0.11 -0.17 -0.12 -0.01 -0.44 0.37 0.15 -0.15 0.09 0.19 -0.02 1.00
17 Consuelo R. -0.09 -0.17 0.12 -0.08 0.16 -0.07 0.00 -0.19 0.13 -0.00 -0.23 0.08 -0.05 0.10 0.36 -0.10 1.00
18 Federico T. -0.22 -0.51 0.30 0.52 0.23 -0.42 -0.27 -0.21 -0.13 -0.16 0.04 -0.26 0.19 0.75 -0.04 0.23 0.05 1.00
19 Daniele V. -0.10 0.24 0.05 0.15 0.22 0.02 -0.06 -0.08 0.40 -0.08 -0.11 0.13 -0.14 0.25 0.03 -0.25 0.14 0.40 1.00
20 Manuela V.  0.43 0.36 -0.24 0.03 -0.01 0.35 0.13 0.27 -0.14 0.34 0.27 -0.09 0.27 0.05 -0.17 0.15 0.04 -0.23 0.23 1.00

```

La procedura elabora una matrice quadrata simmetrica chiamata “Initial Correlation Matrix”. Si tratta di una matrice contenente i coefficienti di correlazione dei profili vettoriali di ciascuna coppia di alunni, per cui maggiore è la correlazione e maggiore è la probabilità che essi siano strutturalmente equivalenti. Tale matrice verrà utilizzata a sua volta in una seconda fase come nuovo input, in modo da ottenere una ulteriore matrice di correlazione tra correlazioni e così via iterativamente, fino ad ottenere la convergenza di tutte le celle della matrice verso un’unica coppia di valori (+1 o -1). Sostanzialmente la matrice è dapprima utilizzata per scindere i dati in due blocchi in modo tale che i membri dello stesso blocco siano positivamente correlati tra loro e viceversa i membri di differenti blocchi siano negativamente correlati tra loro. Per cui all’interno di ciascun blocco troveremo i nodi più simili tra loro mentre membri di blocchi differenti saranno strutturalmente divergenti. Successivamente questi due blocchi vengono ulteriormente separati per n-partizioni fino a produrre 2n blocchi.

```

PARTITION DIAGRAM
-----
          A
          V
          l
    A      M V a      e G F C
    A n M i e l M R s a e o D S
    l g a c r e s i o s b d s n a a
    j e e n n h o n e c b a r e i s m n m
    e s l a u l e n t r h e n i r m u i i u
    n s i n e e l i e e r d e i o e r e e
    n i c c l n a c n n l t r l c n l k l l
    y a a y a a a a a a o e o e o e o e e
          D
    B B G M V M e F I L D M C D T D R G V M
    . . . . . : . . . . .

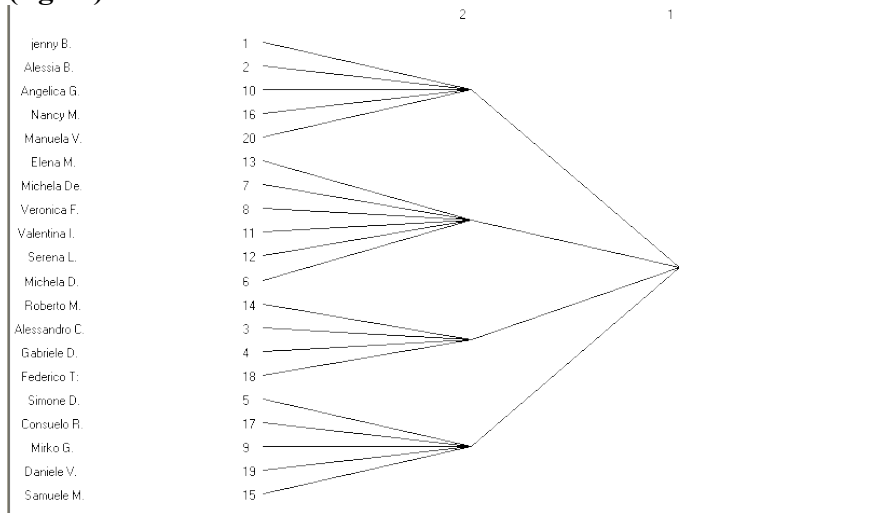
          1 1 2 1      1 1 1      1 1 1 1
Level 1 2 0 6 0 3 7 8 1 2 6 4 3 4 8 5 7 9 9 5
-----
2  xxxxxxxxxxx xxxxxxxxxxx xxxxxxx xxxxxxxx
1  xxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxxx

```

La rappresentazione della matrice di correlazione iniziale è seguita da un diagramma di “grappolatura” (partition diagram) che visualizza i sottoinsiemi strutturalmente equivalententi per ciascun livello come specificato nella finestra “massimo numero di partizioni” (“max depth of splits”), in questo caso 2, mostrando, mediante una successione di “X” per riga, i membri appartenenti allo stesso blocco. Ogni spazio suddivide un blocco dall’altro. Il processo di divisione in cluster avviene secondo la procedura disgregativa: parte dalla struttura relazionale complessiva del network e divide gli attori in gruppi di unità strutturalmente equivalententi. Al livello 2 abbiamo 4 blocchi così costituiti: blocco 1 {1,2,10,16,20}, blocco 2 {13,7,8,11,12,6}, blocco 3 {14,3,4,18}, blocco 4 {5,17,9,19,15}.

Tale partizione può essere più facilmente osservabile attraverso il dendrogramma sottostante.

(fig.18)



Il dendrogramma mostra il risultato della serie di partizioni calcolate mediante il CONCOR. Indica il grado di equivalenza strutturale tra le posizioni e identifica i suoi membri.

Una volta partita la struttura relazionale complessiva in sottoinsiemi strutturalmente equivalententi, righe e colonne della matrice originaria vengono permutate in accordo alla nuova partizione; per cui gli attori assegnati alla stessa posizione occuperanno righe e colonne adiacenti. Quindi la matrice di adiacenza viene raffigurata in termini di *matrice a blocchi* (Blocked Matrix) dove i nodi vengono riorganizzati permutando le righe e le colonne della matrice di partenza in modo da separare zone ad alta densità, che raggruppano i vertici appartenenti ad un particolare blocco, e zone a bassa densità. Chiaramente all’interno di ciascun blocco sono raggruppati nodi strutturalmente equivalententi.

Relation 1  
Blocked Matrix

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
	j	A	A	N	M	E	M	V	V	S	M	R	A	G	F	S	C	M	D	S
1 Jenny B.	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
2 Alessia B.	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
10 Angelica G.	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
16 Nancy M.	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
20 Manuela V.	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
13 Elena M.	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
7 Michela De.	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
8 Veronica F.	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
11 Valentina I.	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
12 Serena L.	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
6 Michela D.	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
14 Roberto M.	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
3 Alessandro C.	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
4 Gabriele D.	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
18 Federico T.	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
5 Simone D.	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
17 Consuelo R.	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
9 Mirko G.	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
19 Daniele V.	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
15 Samuele M.	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

Il modo più semplice attraverso cui interpretare il risultato di questa procedura di analisi consiste nel descrivere le posizioni attraverso gli attributi degli attori. Dall’esempio possiamo osservare che i quattro blocchi sono costituiti da alunni dello stesso genere (2 gruppi di soli ragazzi e due gruppi costituiti interamente da ragazze). Da ciò possiamo concludere che avere caratteristiche simili porta ad una mutua attrazione e pertanto influenza chiaramente la formazione delle amicizie. Un altro modo per interpretare i blockmodel è considerare l’intera configurazione delle relazioni tra le

posizioni espressa mediante una *matrice-immagine* in cui le relazioni originarie tra i vertici vengono sostituite da relazioni binarie tra blocchi. Ognuna delle caselle nella matrice-immagine contiene una misura della densità delle connessioni tra le coppie di insiemi di nodi (blocchi). L'operazione di costruzione della matrice comporta la conversione dell'effettivo campo di variazione dei valori di densità in due categorie di valori ("1" o "0") rispetto alla densità media dell'intera matrice: "1" (presenza di un legame tra due blocchi) se la densità delle connessioni tra le coppie di insiemi di nodi (blocchi) è maggiore o uguale alla densità media, "0" viceversa. La costruzione della matrice-immagine rappresenta una procedura di semplificazione, di riduzione della complessità e della eterogeneità del diagramma a blocchi, tuttavia comporta la perdita di informazioni circa le relazioni tra particolari attori.

	1	2	3	4
1	1	0	0	0
2	1	1	1	1
3	0	0	1	1
4	1	1	1	0

Gli attori del blocco #1, #2 e #3 tendono a inviare e ricevere scelte di amicizia tra di loro e soprattutto gli attori del blocco #1 sono quelli più popolari, questo rappresenterebbe il gruppo primario. C'è la presenza di una forte reciprocità tra i blocchi [2,4] e [3,4]. Mentre gli attori del blocco #4 rientrebbero nella categoria dei così detti "adulatori": essi hanno più legami con i membri delle altre posizioni in particolare con la posizione #1 e #3 rispetto al proprio interno e ricevono soltanto una scelta dai soggetti del gruppo #3. La procedura CONCOR mostra la misura della significatività del modello a blocchi (R-squared = 0.267). Il valore riportato sta a significare che solo il 26% della varianza nei legami nel modello CONCOR si spiega attraverso il modello a blocchi "perfetto". Un altro modo molto efficace di rappresentare le relazioni in- e tra le posizioni è costituito dalla *matrice di densità* ("density matrix"). Questa è una matrice che ha righe e colonne costituite dalle posizioni anziché dai singoli attori. I valori di tale matrice rappresentano la densità interna ad ogni blocco. La densità relazionale all'interno di ogni blocco può essere comparata con la densità media della rete (0.6). Se la densità relazionale nelle sottomatrici derivanti dalla permutazione di righe e colonne è unitaria, l'insieme di attori non solo è formato da unità strutturalmente equivalenti, ma è anche una clique, vale a dire un grafo massimale completo.

Density Matrix

	1	2	3	4
1	0.800	0.552	0.579	0.080
2	0.900	0.724	0.792	0.600
3	0.500	0.167	0.917	1.000
4	0.706	0.857	0.667	0.556

## 6. Misure relative agli Ego networks

Prenderemo adesso in considerazione due misure relative agli ego networks: le misure inerenti ai "vuoti strutturali" (*structural holes*) e alla "intermediazione" (*brokerage*). Ucinet permette di utilizzare tali procedure selezionando dalla barra degli strumenti il menù: Network ->Ego Networks->Structural Holes/Brokerage. Il concetto di "vuoto strutturale" viene formalizzato mediante quattro misure: contatti non ridondanti (*effective size*), efficienza (*efficiency*), vincoli (*constraint*), gerarchia (*hierarchy*)<sup>27</sup>.

### STRUCTURAL HOLES

Input dataset: C:\Programmi\Ucinet 6\DataFiles\esempio\ClassIDico

### Dyadic redundancy

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
	Jenn	Ales	Ales	Gabr	Simo	Mich	Mich	Vero	Mirk	Ange	Vale	Sere	Elen	Robe	Samu	Nanc	Cons	Fede	Dani	Manu
1 Jenny B.	0.00	0.50	0.00	1.00	0.00	0.50	0.50	0.50	0.00	0.50	0.50	0.50	0.50	0.75	0.00	0.50	0.00	0.00	0.50	0.50
2 Alessia B.	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00	1.00	0.00	1.00	1.00	1.00	1.00	0.50	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	1.00
3 Alessandro C.	0.00	0.00	0.00	0.76	0.00	0.00	0.19	0.00	0.10	0.19	0.00	0.19	0.10	0.76	0.43	0.10	0.10	0.19	0.48	0.00
4 Gabrielle D.	0.17	0.00	0.67	0.00	0.08	0.17	0.17	0.08	0.08	0.17	0.00	0.17	0.08	0.77	0.50	0.08	0.08	0.21	0.42	0.25
5 Simone D.	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
6 Michela D.	0.50	0.50	0.00	1.00	0.00	0.00	1.00	0.50	0.50	1.00	0.50	1.00	0.50	0.75	0.50	0.50	0.00	0.50	0.50	1.00
7 Michela De.	0.50	0.50	1.00	1.00	0.00	1.00	0.00	0.50	0.50	1.00	0.50	1.00	0.50	0.75	0.50	0.50	0.00	0.50	0.50	1.00
8 Veronica F.	1.00	1.00	0.00	1.00	0.00	1.00	1.00	0.00	0.00	1.00	1.00	1.00	1.00	0.50	0.00	1.00	0.00	0.00	1.00	1.00
9 Mirko G.	0.00	0.00	1.00	1.00	0.00	1.00	1.00	0.00	0.00	1.00	0.00	1.00	0.00	1.00	1.00	0.00	0.00	1.00	0.00	1.00
10 Angelica G.	0.50	0.50	1.00	1.00	0.00	1.00	1.00	0.50	0.50	0.00	0.00	1.00	0.50	0.75	0.50	0.50	0.00	0.50	0.50	0.00
11 Valentina I.	0.33	0.33	0.00	0.00	0.00	0.33	0.33	0.33	0.00	0.00	0.00	0.33	0.33	0.83	0.67	0.33	0.00	0.33	0.67	0.33
12 Serena L.	0.50	0.50	1.00	1.00	0.00	1.00	1.00	0.50	0.50	1.00	0.50	1.00	0.50	0.75	0.50	0.50	0.00	0.50	0.50	1.00
13 Elena M.	0.50	0.50	0.50	0.50	0.00	0.50	0.50	0.50	0.00	0.50	0.50	0.50	0.00	0.50	0.50	0.50	0.00	0.00	0.50	1.00
14 Roberto M.	0.10	0.03	0.53	0.62	0.07	0.10	0.10	0.03	0.07	0.10	0.17	0.10	0.07	0.00	0.60	0.03	0.07	0.20	0.37	0.20
15 Samuele M.	0.00	0.00	0.38	0.50	0.08	0.08	0.08	0.00	0.08	0.08	0.17	0.08	0.08	0.75	0.00	0.00	0.00	0.17	0.42	0.17
16 Nancy M.	1.00	1.00	1.00	1.00	0.00	1.00	1.00	0.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	0.50	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
17 Consuelo R.	0.00	0.00	1.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
18 Federico T.	0.00	0.00	0.67	0.83	0.00	0.33	0.33	0.00	0.33	0.33	0.33	0.33	0.00	1.00	0.67	0.00	0.00	0.00	0.33	0.33
19 Daniele V.	0.13	0.00	0.63	0.63	0.00	0.13	0.13	0.13	0.00	0.13	0.25	0.13	0.13	0.69	0.63	0.13	0.13	0.13	0.00	0.25

<sup>27</sup> Si veda R.S. Burt, *Structural Holes: The social structure of competition*, Cambridge: Harvard University Press, 1992.

20 Manuela V. 0.25 0.25 0.00 0.75 0.00 0.50 0.50 0.25 0.25 0.00 0.25 0.50 0.50 0.75 0.50 0.25 0.25 0.25 0.50 0.00

Dyadic Constraint

		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
		Jenn	Ales	Ales	Gabr	Simo	Mich	Mich	Vero	Mirk	Ange	Vale	Sere	Elen	Robe	Samu	Nanc	Cons	Fede	Dani	Manu	
1	Jenny B.	0.00	0.00	0.00	0.00	0.25	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.25	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2	Alessia B.	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.01	0.00	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	1.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01
3	Alessandro C.	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.02	0.00	0.00	0.01	0.00	0.01	0.00	0.01	0.09	0.00	0.02	0.05	0.10	0.00	0.00
4	Gabriele D.	0.03	0.00	0.00	0.00	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.12	0.00	0.01	0.04	0.07	0.01	0.00
5	Simone D.	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.25	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
6	Michela D.	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.01	0.00	0.01	0.00	0.00	0.32	0.00	0.00	0.00	0.29	0.01	0.00
7	Michela De.	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.01	0.00	0.01	0.00	0.00	0.32	0.00	0.00	0.00	0.29	0.01	0.00	0.00
8	Veronica F.	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	0.00	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	1.00	0.01	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00
9	Mirko G.	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.02	0.00	0.00	0.02	0.00	0.02	0.00	0.00	0.02	0.00	0.00	0.02	1.00	0.00	0.02
10	Angelica G.	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.32	0.00	0.00	0.00	0.29	0.00	0.00
11	Valentina I.	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.13	0.00	0.34	0.00	0.00	0.01	0.01	0.13	0.00
12	Serena L.	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.32	0.00	0.00	0.00	0.00	0.29	0.01	0.00
13	Elena M.	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.29	0.00	0.00	0.44	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04	0.00	0.00
14	Roberto M.	0.02	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.01	0.00	0.13	0.01	0.01	0.03	0.06	0.01	0.00
15	Samuele M.	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.01	0.00	0.01	0.02	0.01	0.01	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.07	0.01	0.00
16	Nancy M.	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.01	0.00	0.01	0.01	0.01	0.01	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00
17	Consuelo R.	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.11	0.11	0.00
18	Federico T.	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.02	0.00	0.11	0.00	0.17	0.14	0.00	0.00
19	Daniele V.	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.02	0.00	0.02	0.02	0.00	0.02	0.00	0.00	0.17	0.00	0.00	0.02	0.00	0.03	0.00
20	Manuela V.	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.07	0.00	0.01	0.00	0.13	0.00	0.01	0.08	0.13	0.00	0.00

Structural Hole Measures

		1	2	3	4
		EffSize	Efficie	Constra	Hierarc
1	Jenny B.	9.750	0.574	0.519	0.678
2	Alessia B.	5.500	0.344	1.069	0.859
3	Alessandro C.	9.429	0.725	0.325	0.245
4	Gabriele D.	12.854	0.756	0.336	0.272
5	Simone D.	15.000	0.833	1.250	0.827
6	Michela D.	7.250	0.403	0.671	0.607
7	Michela De.	7.250	0.382	0.671	0.614
8	Veronica F.	5.500	0.306	1.076	0.853
9	Mirko G.	9.000	0.474	1.109	0.825
10	Angelica G.	5.750	0.359	0.659	0.620
11	Valentina I.	10.500	0.656	0.626	0.578
12	Serena L.	6.250	0.347	0.671	0.607
13	Elena M.	10.000	0.556	0.797	0.664
14	Roberto M.	15.450	0.813	0.324	0.296
15	Samuele M.	15.875	0.836	0.187	0.276
16	Nancy M.	4.500	0.250	1.076	0.853
17	Consuelo R.	10.000	0.667	1.222	0.778
18	Federico T.	12.167	0.676	0.457	0.530
19	Daniele V.	13.688	0.760	0.314	0.430
20	Manuela V.	9.500	0.594	0.439	0.416

Structural hole measures saved as dataset C:\Programmi\Ucinet 6\DataFiles\esempio\Holes  
Dyadic redundancy measures saved as dataset C:\Programmi\Ucinet 6\DataFiles\esempio\Redund  
Dyadic constraint measures saved as dataset C:\Programmi\Ucinet 6\DataFiles\esempio\Const

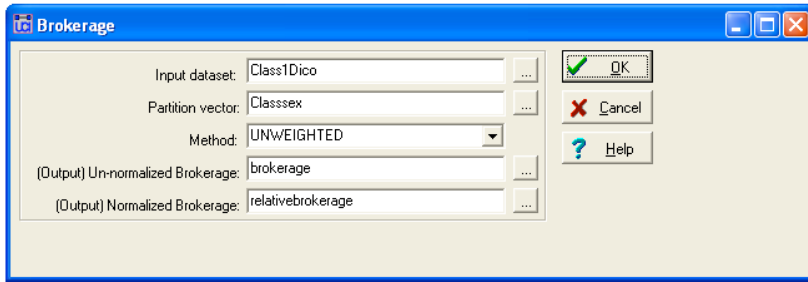
L'esito della procedura mostra una prima matrice detta matrice di ridondanza (redundancy matrix) in cui sono contenuti per ogni singolo alunno (ego) valori che indicano in che misura ciascun altro compagno di classe di ego è collegato ai compagni cui ego è direttamente connesso. Consideriamo l'ego network dell'alunna Jenny, sommando i valori di ridondanza corrispondenti a ciascun compagno di classe otteniamo la misura di ridondanza complessiva della rete pari a 7.25. Sottraendo tale misura dal valore indicante la dimensione (size = 17) dell'ego network di Jenny è possibile ottenere l'effettiva dimensione (effective size) della rete di Jenny, 9.75 (non-redundant contacts). Rapportando tale valore al numero complessivo di soggetti con cui Jenny è in relazione (ego network size) è possibile ottenere la "efficiency". Tale misura varia da un massimo di "1" che indica che ogni contatto nella rete è non ridondante, fino ad un minimo di "0" indicante la presenza di un elevato numero di contatti ridondanti e dunque bassa "efficiency".

La matrice di "costrizione" indica per ciascun ego la misura in cui ego è collegato con soggetti che sono a loro volta collegati con altri soggetti appartenenti all'ego network. Ad esempio prendendo in considerazione la rete di Alessandro C., osserviamo che il contatto con Daniele V. costituisce il più forte "vincolo" (0.10) in quanto è il più connesso con gli altri attori della rete di Alessandro. Per ogni alunno della classe è visualizzato l'ammontare complessivo di "constraint". Infine la "gerarchia" (hierarchy) indica la misura in cui l'ammontare di "costrizione" di ego è concentrato nella relazione con un singolo alter. Questa misura varia da "1", quando l'ammontare complessivo di "costrizione" è concentrato in una singola relazione, a "0" quando la costrizione è la stessa per ciascuna relazione che ego ha con gli alters.

Per calcolare la misura del "brokeraggio" occorre selezionare dal menù Network->Ego Networks->Brokerage Attraverso UCINET è possibile calcolare cinque differenti misure di "intermediazione". Data la triade a->b->c, "b" viene definito "broker" ossia "b" è l'intermediario tra "a" e "c" in quanto "a" ha bisogno di "b" per raggiungere "c".

La procedura richiede di specificare il nome del dataset di UCINET attraverso cui effettuare la partizione degli attori (Partition vector) (fig.34); il programma userà tale informazione per definire i gruppi inserendo gli attori con gli stessi valori specificati secondo il criterio (ad esempio il genere) nello stesso gruppo. La scelta della modalità "pesata" (weighted) oppure "non pesata" (unweighted) comporta la decisione o meno di contare il numero di volte che un dato nodo si trova in una posizione di brokeraggio rispetto ad una data coppia di nodi tenendo conto di quanti altri nodi possono ricoprire la stessa funzione per la stessa coppia di nodi. Nel caso in cui non si tenga conto di questo, il metodo specificato sarà "unweighted", nel caso in cui decidiamo di prendere in considerazione le alternative possibili il metodo sarà "weighted" e al broker verrà attribuito un punteggio parziale in proporzione inversa al numero di alternative disponibili.

Fig.19



Dato il flusso 1-->2-->3, dove 2 rappresenta il broker, le misure di brocheraggio che possiamo ottenere, come specificate nel risultato della procedura, sono le seguenti<sup>28</sup>:

**Coordinator:** A-->A-->A (tutti i nodi appartengono allo stesso gruppo)

**Gatekeeper:** B-->A-->A (la "fonte" del flusso appartiene ad un gruppo differente, mentre il broker ed il ricevente appartengono allo stesso gruppo)

**Representative:** A-->A-->B (il "ricevente" appartiene ad un gruppo differente a quello del broker)

**Consultant:** B-->A-->B (broker appartiene ad un gruppo differente, è un elemento esterno al gruppo)

**Liaison:** B-->A-->C (tutti i nodi appartengono a gruppi diversi)

GOULD & FERNANDEZ BROKERAGE MEASURES

```

Input dataset:          C:\Programmi\Ucinet 6\DataFiles\esempio\Class1Dico
Partition vector:      Classesex
Method:                UNWEIGHTED
Normalized Brokerage:  C:\Programmi\Ucinet 6\DataFiles\esempio\relativebrokerage
Unnormalized Brokerage: C:\Programmi\Ucinet 6\DataFiles\esempio\brokerage

Input dataset:          6\DataFiles\esempio\Class1Dico
Partition vector:      Classesex
Method:                UNWEIGHTED
Normalized Brokerage:  6\DataFiles\esempio\relativebrokerage
Unnormalized Brokerage: 6\DataFiles\esempio\brokerage
  
```

Un-normalized Brokerage Scores

	1	2	3	4	5	6
	Coordinat	Gatekeepe	Represent	Consultan	Liaison	Total
3 Alessandro C.	8	14	10	7	0	39
4 Gabriele D.	8	29	4	7	0	48
5 Simone D.	5	15	31	12	0	63
18 Federico T.	1	19	8	8	0	36
9 Mirko G.	0	3	33	6	0	42
15 Samuele M.	4	3	0	0	0	7
19 Daniele V.	1	4	14	8	0	27
14 Roberto M.	5	37	17	19	0	78
-----						
1 Jenny B.	15	21	3	2	0	41
2 Alessia B.	22	15	0	0	0	37
7 Michela De.	26	17	28	7	0	78
6 Michela D.	9	0	9	5	0	23
11 Valentina I.	4	3	11	5	0	23
12 Serena L.	6	12	16	7	0	41
13 Elena M.	10	11	16	6	0	43
16 Nancy M.	5	7	16	6	0	34
10 Angelica G.	6	1	14	5	0	26
8 Veronica F.	20	9	14	7	0	50
17 Consuelo R.	6	25	7	8	0	46
20 Manuela V.	8	4	3	2	0	17

Un-normalized Brokerage Scores

	1	2	3	4	5
	Coordinat	Gatekeepe	Represent	Consultan	Liaison
6					
-----					
3 Alessandro C.	1.950	2.418	2.608	1.226	0
4 Gabriele D.	1.950	5.252	1.750	0.992	0
5 Simone D.	1.208	2.433	8.950	2.393	0
18 Federico T.	0.125	3.475	1.145	1.485	0
9 Mirko G.	0	0.450	6.260	0.833	0
15 Samuele M.	0.511	0.583	0	0	0
19 Daniele V.	0.125	0.533	2.330	1.483	0
14 Roberto M.	0.992	7.069	2.689	3.668	0
-----					
1 Jenny B.	3.344	4.279	0.425	0.191	0
2 Alessia B.	2.239	1.605	0	0	0
7 Michela De.	2.616	0.863	1.421	0.355	0
6 Michela D.	1.616	0	1.549	0.861	0
11 Valentina I.	0.718	0.516	1.893	0.861	0
12 Serena L.	0.604	1.159	1.545	0.676	0
13 Elena M.	0.961	1.013	1.473	0.552	0
16 Nancy M.	0.607	0.815	1.863	0.699	0

Il risultato della procedura ci mostra per ogni alunno della classe il valore singolo di ognuna delle cinque misure di "intermediazione" ed il valore totale. Utilizzando come dimensione attraverso cui partire la rete il genere, non è possibile osservare l'ultima misura, in quanto i gruppi sono soltanto due (M,F); di fatto tale procedura presenta un miglior funzionamento quando utilizziamo attributi caratterizzati da più di due valori. Confrontando le due procedure (quella pesata e quella non pesata) ed osservando i valori complessivi, possiamo notare che, senza considerare le alternative possibili, Roberto M. e Michela De. rappresentano i brokers più "forti" all'interno della rete; confrontando questi valori con i risultati prodotti secondo il metodo "pesato" è l'alunno Simone D. a risultare il broker più "potente", seguito da Roberto M e Michela De.

Relative Brokerage (raw scores divided by expected values given group sizes)

	1	2	3	4	5	6
	Coordinat	Gatekeepe	Represent	Consultan	Liaison	Total
3 Alessandro C.	0.847	1.421	1.015	0.710	0	1.000
4 Gabriele D.	0.688	2.391	0.330	0.577	0	1.000
5 Simone D.	0.328	0.942	1.948	0.754	0	1.000
18 Federico T.	0.115	2.089	0.880	0.880	0	1.000
9 Mirko G.	0	0.283	3.110	0.565	0	1.000
15 Samuele M.	2.360	1.696	0	0	0	1.000
19 Daniele V.	0.153	0.586	2.052	1.173	0	1.000
14 Roberto M.	0.265	1.878	0.863	0.964	0	1.000
-----						
1 Jenny B.	1.511	2.027	0.290	0.193	0	1.000
2 Alessia B.	2.456	1.605	0	0	0	1.000
7 Michela De.	1.377	0.863	1.421	0.355	0	1.000
6 Michela D.	1.616	0	1.549	0.861	0	1.000
11 Valentina I.	0.718	0.516	1.893	0.861	0	1.000
12 Serena L.	0.604	1.159	1.545	0.676	0	1.000
13 Elena M.	0.961	1.013	1.473	0.552	0	1.000
16 Nancy M.	0.607	0.815	1.863	0.699	0	1.000

<sup>28</sup> Si veda J. Gould, J. Fernandez, "Structures of mediation: a formal approach to brokerage in transaction networks", *Sociological Methodology*, 1989, pp.89-126

10	Angelica G.	0.953	0.152	2.131	0.761	0	1.000
8	Veronica F.	1.652	0.712	1.108	0.554	0	1.000
17	Consuelo R.	0.539	2.151	0.602	0.688	0	1.000
20	Manuela V.	1.944	0.931	0.699	0.466	0	1.000

Expected Values (given number of groups and sizes of each group)

	1	2	3	4	5	6	
	Coordinat	Gatekeepe	Represent	Consultan	Liaison	Total	
3	Alessandro C.	9.442	9.853	9.853	9.853	0	39.000
4	Gabriele D.	11.621	12.126	12.126	12.126	0	48.000
5	Simone D.	15.253	15.916	15.916	15.916	0	63.000
18	Federico T.	8.716	9.095	9.095	9.095	0	36.000
9	Mirko G.	10.168	10.611	10.611	10.611	0	42.000
15	Samuele M.	1.695	1.768	1.768	1.768	0	7.000
19	Daniele V.	6.537	6.821	6.821	6.821	0	27.000
14	Roberto M.	18.884	19.705	19.705	19.705	0	78.000
1	Jenny B.	9.926	10.358	10.358	10.358	0	41.000
2	Alessia B.	8.958	9.347	9.347	9.347	0	37.000
7	Michela De.	18.884	19.705	19.705	19.705	0	78.000
6	Michela D.	5.568	5.811	5.811	5.811	0	23.000
11	Valentina I.	5.568	5.811	5.811	5.811	0	23.000
12	Serena L.	9.926	10.358	10.358	10.358	0	41.000
13	Elena M.	10.411	10.863	10.863	10.863	0	43.000
16	Nancy M.	8.232	8.589	8.589	8.589	0	34.000
10	Angelica G.	6.295	6.568	6.568	6.568	0	26.000
8	Veronica F.	12.105	12.632	12.632	12.632	0	50.000
17	Consuelo R.	11.137	11.621	11.621	11.621	0	46.000
20	Manuela V.	4.116	4.295	4.295	4.295	0	17.000

Brokerage scores saved as dataset C:\Programmi\Ucinet 6\DataFiles\esempio\brokerage  
 Brokerage scores relative to expected values saved as dataset C:\Programmi\Ucinet 6\DataFiles\esempio\relativebrokerage

La procedura elabora inoltre due matrici di cui la prima matrice contenente i valori attesi secondo l'assunzione che le misure di intermediazione siano indipendenti dallo status di gruppo dei nodi; la seconda matrice contenente invece valori indicanti il rapporto tra valori osservati ed valori attesi (relative brokerage).

$P_1, P_2, P^*$

La procedura di analisi statistica  $p_1$  (Tools -> Statistics-> $P_1$ ) calcola l'adattamento del modello proposto da Holland e Leinhardt<sup>29</sup>. Secondo tale modello le probabilità di ognuna delle tipologie di diadi presenti nella rete (mutue, asimmetriche e nulle) sono "modellate" come una funzione di tre insiemi di parametri: espansività di ogni attore, popolarità e la reciprocità. Tale procedura permette di calcolare la stima degli effetti di reciprocità (Theta), espansività (Alpha) e popolarità (Beta).

Fig. 20



La procedura elabora la stima della densità di rete (Rho=0.12) e della reciprocità (Theta=0.48) e la stima dei parametri  $\alpha$  (espansività) e  $\beta$  (popolarità) per ogni attore e (fig. 36) inoltre produce due matrici, una contenente i valori attesi per ogni coppia di nodi ( $P_1$ Expect) e l'altra i valori residuali ( $P_1$ Resid come differenza tra valori osservati e quelli attesi) per verificare l'adattamento del modello.

Input dataset: C:\Programmi\Ucinet 6\DataFiles\esempio\Class1Dico

G-Square	DF
414.36	530

Theta = 0.4818 (reciprocità)  
 Rho = 0.1219 (densità)

Il parametro della reciprocità è positivo ma non molto alto. Tale valore indica pertanto che le relazioni di amicizia all'interno della classe sono tendenzialmente simmetriche, nonostante vi sia una bassa tendenza ad essere simmetriche. Pertanto all'interno della classe tale effetto è molto basso.

Fig.21

<sup>29</sup> Holland P., Leinhardt J. (1981), *An exponential Family of Probabilità Distribution for Directed Graph*, in "Journal of American Statistical Association" 76.

## Expansiveness and Popularity Parameters

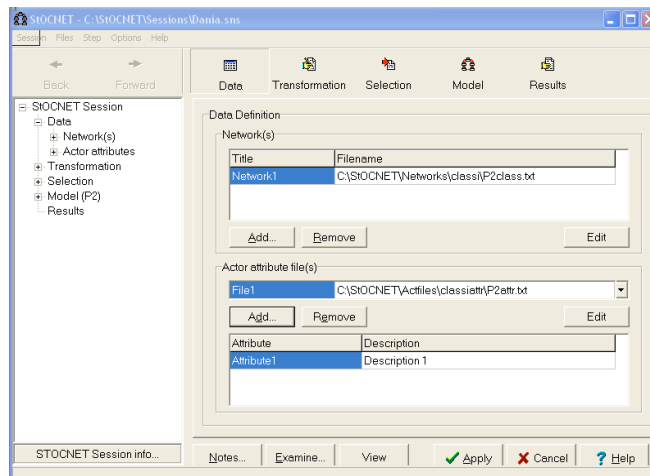
		1	2
		Alpha	Beta
1	jenny B.	-0.404	0.718
2	Alessia B.	-0.413	0.412
3	Alessandro C.	-0.660	0.118
4	Gabriele D.	-0.404	0.718
5	Simone D.	1.288	-0.091
6	Michela D.	0.861	-1.162
7	Michela De.	2.559	0.455
8	Veronica F.	0.911	-0.098
9	Mirko G.	0.281	-0.912
10	Angelica G.	-0.203	-0.399
11	Valentina I.	-1.170	-0.690
12	Serena L.	1.745	-0.853
13	Elena M.	0.313	-0.116
14	Roberto M.	0.618	1.480
15	Samuele M.	-2.036	-0.957
16	Nancy M.	-1.095	1.429
17	Consuelo R.	-0.193	-0.134
18	Federico T.	0.053	-0.125
19	Daniele V.	-0.901	0.108
20	Manuela V.	-1.149	0.098

StOCNET offre la possibilità di calcolare il  $P_2$  che rappresenta nient'altro che un'estensione del modello  $P_1$ , in cui è possibile stimare gli effetti di densità, reciprocità, popolarità ed espansività includendo gli effetti su questi parametri degli attributi degli attori e/o delle altre reti (attributi diadici come covariate sugli effetti densità e reciprocità) qualora presenti.

Dopo aver aperto la sessione di lavoro la prima operazione da compiere è la definizione dei dati ossia specificare i dati relazionali e di attributo: networks e file contenenti gli attributi degli attori. Per entrambi i gruppi i pulsanti “add” e “remove” consentono di selezionare e viceversa deselectare i file. È importante ricordare che il programma consente di analizzare matrici di adicenza in formato data files (\*.DAT), text files (\*.TXT), e all files (\*.\*) e che il modello  $P_2$  è un modello per l'analisi di dati relazionali binari. Nel caso in cui la variabile dipendente non contenga dati binari è possibile trasformarli in formato binario selezionando il comando “Transformation”.

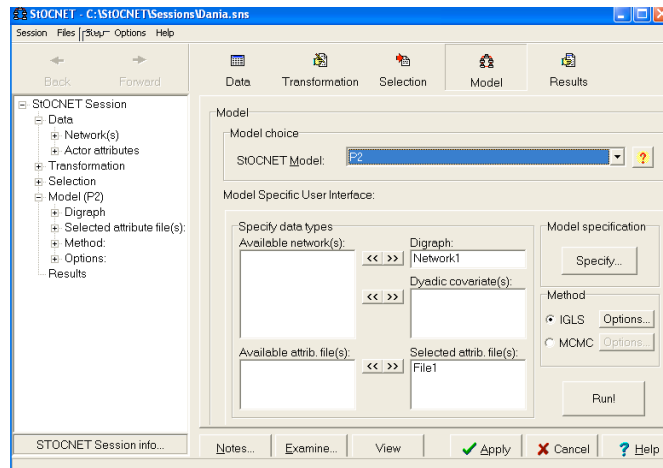
Ogni network è contrassegnato da un nome generico che viene predefinito dal programma stesso secondo un ordine sequenziale (Network1, Network2, e così di seguito) che può essere modificato cliccandoci sopra.

Fig. 22



Confermiamo la selezione dei dati su cui lavorare cliccando sul pulsante “apply”, poi è necessario procedere alla scelta del modello (figura 22) il  $P_2$ .

Fig.23

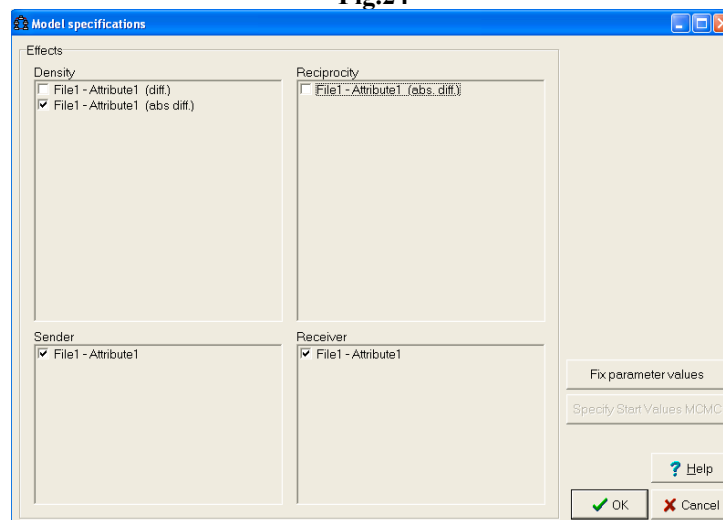


Selezionato il modello  $P_2$  (fig. 23), vengono mostrati i file network e file di attributi disponibili.

Occorrerà selezionare tra i file network disponibili il file network che vogliamo analizzare e che pertanto andrà a costituire la nostra variabile dipendente, assegnandolo alla categoria “Digraph” mediante la pressione del pulsante “>>”. Nella figura è stato selezionato un’unica rete, il Network1, i cui legami sono costituiti dalle relazioni amicali. Qualora fossero presenti altri file network questi potrebbero essere assegnati alla categoria “Dyadic covariates”; si selezionano quindi i file contenenti gli attributi degli attori quali covariate da utilizzare nell’analisi. Prima di avviare la procedura occorre specificare il modello (“Model specification”) attraverso il pulsante “Specify”. Premendo questo pulsante si aprirà una finestra (figura 24) in cui dovremo specificare gli effetti da includere nel modello. Questi sono rispettivamente: densità, reciprocità, espansività e popolarità, tali effetti sono basati sulle covariate specificate in precedenza (attributi degli attori, e attributi diadici per quanto riguarda le covariate riferite alla densità e reciprocità). Gli attributi sono identificati attraverso il nome del file contenente gli attributi (File1), dal nome dell’attributo e, in riferimento agli effetti di densità e reciprocità, dal tipo di effetto (differenza e differenza assoluta tra gli attributi degli attori)

Specificato il modello, premere sul pulsante “OK” e poi su “RUN” per avviare la procedura.

Fig.24



Number of valid tie indicator observations: 380  
Convergence criterion: 0,0001 reached after 10 iterations.

Ricordiamo come nell’esempio riportato la variabile dipendente è costituita dalle relazioni amicali tra gli alunni. Il numero di legami osservati indica la totale assenza di valori mancanti di fatto la classe è costituita da 20 alunni ed il numero totale dei legami è  $20 \times 19 = 380$ . La parte successiva dell’output mostra la varianza degli “effetti accidentali” (random effects) sia per coloro che scelgono (sender) che per coloro che sono scelti (receiver).

**Random effects:**

parameter standard

	estimate	error
sender variance:	0.4056	0.2315
receiver variance:	1.0189	0.3671
<b>sender receiver covariance:</b>	-0.0542	0.2047

È interessante osservare come questo effetto covaria negativamente ossia quanto più gli alunni tendono a scegliere gli altri come amici, tanto meno probabile sarà che essi possano essere scelti a loro volta come amici. Successivamente l'output mostra gli effetti fissi. Dapprima gli effetti complessivi:

**Fixed effects:**

Overall effects:

	parameter estimate	standard error
<b>Density:</b>	-1.6237	0.4222
<b>Reciprocity:</b>	0.9009	0.5818

Il valore negativo del parametro della densità indica che la probabilità che ci sia una relazione nella rete è inferiore allo 0,5 per valori di covariate uguali a zero. Il parametro riferito alla reciprocità è positivo anche se non è molto alto questo significa che c'è una debole tendenza alla reciprocità delle relazioni. La procedura calcola il test di significatività (Wald test statistics) per gli effetti delle covariate. Questo mostra come la stima sia significativa.

Overall covariate effects:

Overall effects of covariates including diff and absdiff manipulations.

Covariate	Wald test		
	statistic	df	P
Attributel	17.8422	3	0.0005

Di seguito sono specificati i valori relativi alle stime degli effetti delle covariate per i parametri espansività, popolarità e densità:

Specific covariate effects:

**Sender covariates:**

	parameter estimate	standard error
Attributel	-0.2184	0.7121

Il genere è negativamente collegato alle scelte amicali compiute

**Receiver covariates:**

Attributel	0.4876	0.7969
------------	--------	--------

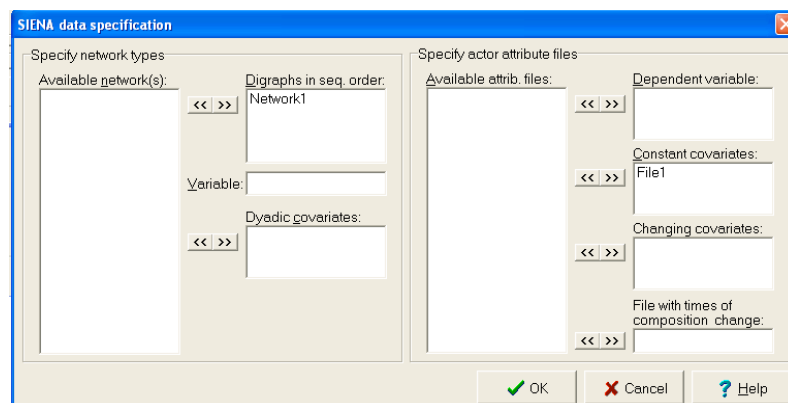
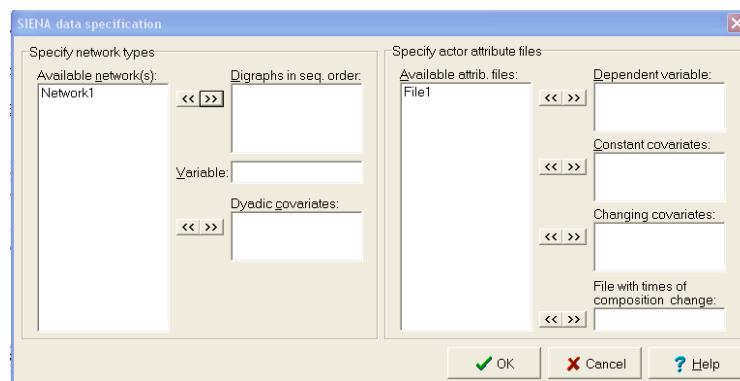
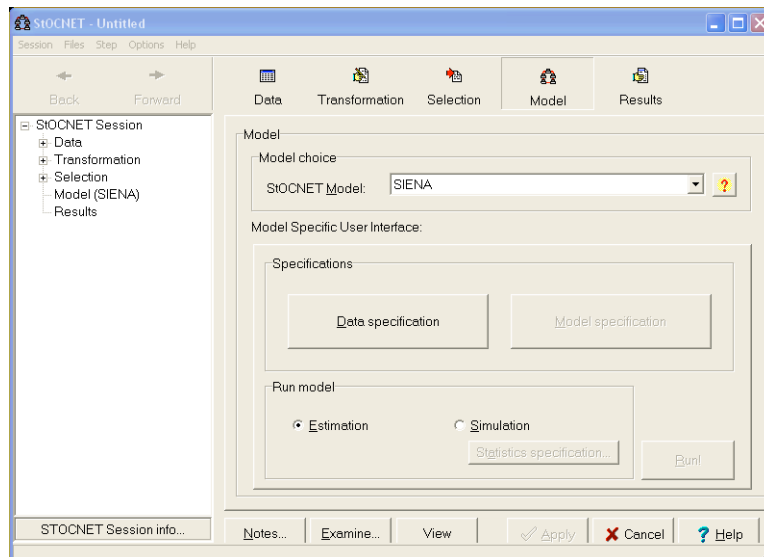
Il genere è positivamente collegato alla possibilità di essere scelto come amico

**Density covariates:**

abs_diff_Attributel	-2.7410	0.6594
---------------------	---------	--------

L'effetto negativo della differenza assoluta tra genere maschile e femminile (- 2.74) indica che la probabilità delle relazioni amicali diminuisce all'aumentare delle differenze di sesso. Pertanto la probabilità che vi siano relazioni tra sessi opposti è inferiore rispetto alla probabilità che vi siano relazioni tra alunni dello stesso sesso.

Nel modulo SIENA è possibile applicare il modello  $p^*$  che, rispetto al modello  $P_1$ , implica la dipendenza diadica e consente pertanto di includere un insieme più ampio di effetti riferiti alla rete (densità, reciprocità, transitività..), gli attributi degli attori e le covariate diadiche.



\*\*\*\*\*

pstars.out

Read basic information file pstars.in.

- 1 observation,
- 20 actors,
- 1 dependent network variable,
- 0 dependent actor variables,
- 0 files with constant actor covariates,
- 0 exogenous changing actor covariates,
- 0 constant dyadic covariates,
- 0 exogenous changing dyadic covariates,
- no file with times of composition change.

File c:\stocnet\temp\~P2class.txt contains network data.  
Positive code is 1; missing codes are .... (none).  
Degree distributions are as follows:

Nodes

1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20

in-degrees

5 4 4 2 0 2 0 0 0 3 0 1 1 3 1 5 2 2 4 4

out-degrees

3 1 3 2 3 2 3 3 0 2 0 3 2 3 2 3 3 2 0 3

No missing data.

Network density =  $43/380 = 0.1132$  .

Average degree = 2.1500 .

Parameter estimate in the independent ties model = -2.0589 ,  
standard error = 0.1619 .

190 complete dyads:

154 null, 29 asymmetric, 7 mutuals.

For the reciprocity model, the ML parameter estimates are

density: -2.3628

reciprocity: 1.6346

Covariance matrix of sufficient statistics (2M+A, M) (correlation below diagonal):

47.2684 12.4158

0.6955 6.7421

Covariance matrix of ML estimates (correlation below diagonal)

0.0410 -0.0755

-0.6955 0.2873

Standard errors:

density: 0.2024

reciprocity: 0.5360

Deviance: 219.9418

For the reciprocity model conditional on the total number of arcs,  
the maximum likelihood estimator of the reciprocity parameter is 1.6558