

INTRODUCCIÓN AL ANÁLISIS DE DATOS RETICULARES
Prácticas con UCINET6 y NetDraw1
Versión 2

Águeda Quiroga
Departamento de Ciencias Políticas, Universidad Pompeu Fabra
agueda.quiroga@upf.edu

Septiembre 2003

UCINET 6 for Windows

Version 6.26 / 30 May 2003

Copyright © 1999-2003 Analytic Technologies

Borgatti, S.P., M.G. Everett, and L.C. Freeman. 2002. *UCINET 6 for Windows Software for Social Network Analysis*. Harvard: Analytic Technologies

Puede obtenerse una versión de evaluación gratuita en:

<http://www.analytictech.com/downloaduc6.htm>

NetDraw1.0:

Copyright 2002 Steve Borgatti

(borgatts@bc.edu)

Contenidos

Introducción	4
1. Sobre el análisis de redes sociales	5
2. Descripción del ejercicio práctico	7
3. Crear una matriz con UCINET 6	9
4. Graficar una matriz con NetDraw1	18
5. Medidas de centralidad	31
5.1 Rango (<i>degree</i>)	31
5.2 Grado de intermediación (<i>betweenness</i>)	38
5.3 Cercanía (<i>closeness</i>)	41
6. Redes dentro de redes: cliques	44
6.1 cliques	45
6.2 N-clique, N-clan y K-plex	52
Conclusiones	65

Introducción

Este manual tiene como objetivo introducir conceptos básicos del análisis de datos reticulares (o análisis de redes sociales), utilizando herramientas de análisis y representación de datos, como UCINET 6 y NetDraw1.

Se trata de un texto orientado hacia la puesta en práctica de estos conceptos iniciales, a través de la realización de un ejercicio práctico.

Los contenidos de este manual surgen de tres fuentes principales:

- Hanneman, Robert, *Introducción a los métodos de análisis de redes sociales*
- Molina, José Luis, *El análisis de redes sociales. Una introducción*
- Wasserman, S. y Faust, K., *Social Network Analysis. Methods and applications*.¹

Y conforman una breve introducción al análisis de redes sociales, al tipo de datos que se utilizan en dicho análisis y a su correcto tratamiento. A lo largo de los ejercicios se construyen matrices (apartado 3), se grafican (apartado 4), se analizan los datos a través de tres medidas de centralidad: rango, grado de intermediación y grado de cercanía (apartado 5) y se analiza la estructura de la red a partir de cuatro medidas de agrupamiento: clique, n-clique, n-clan y k-plex (apartado 6).

¹ Hanneman, Robert A., *Introducción a los métodos de análisis de redes sociales*. Departamento de Sociología de la Universidad de California Riverside.

<http://wizard.ucr.edu/~rhannema/netwprks/text/textindex.html> Versión en castellano en <http://www.redes-sociales.net/materiales>.

Molina, José Luis (2001), *El análisis de redes sociales. Una introducción*. Barcelona: Edicions Bellaterra.
Wasserman, Stanley and Faust, Katherine (1994), *Social network Analysis. Methods and Applications*. Cambridge University Press.

1. Sobre el análisis de redes sociales

¿Qué es el análisis de redes sociales? Veamos una definición:

“El análisis de redes sociales se ocupa del estudio de las relaciones entre una serie definida de elementos (personas, grupos, organizaciones, países e incluso acontecimientos). A diferencia de los análisis tradicionales que explican, por ejemplo, la conducta en función de la clase social y la profesión, el análisis de redes sociales se centra en las relaciones y no en los atributos de los elementos”. (Molina, op.cit: p. 13)

La particularidad del análisis de redes sociales radica entonces en el énfasis en las relaciones entre los elementos estudiados, entre sus propiedades relacionales, y no en las características monádicas (atributos individuales) de cada elemento (aunque los datos atributivos también pueden ser incorporados en el análisis, como veremos más adelante).

Como señala Hanneman (op.cit), los datos sociológicos “tradicionales” se representan en una matriz rectangular en donde se inscriben las mediciones. En las filas se ubican los casos u observaciones (personas, organizaciones, países, etc.), y en las columnas, las variables seleccionadas (edad, tipo de organización, población, etc.). En cambio, en el análisis de redes sociales

“los datos de la ‘red’ (en su forma más pura), constituyen una matriz cuadrada de mediciones. Las filas de la matriz son los casos, sujetos u observaciones. Las columnas son el mismo conjunto de casos, sujetos y observaciones –allí está la diferencia clave con los datos convencionales. En cada celda de la matriz se describe una relación entre los actores”. (p. 5)

Figura 1. Matriz con datos sociológicos “convencionales”

Informante	Edad	Sexo	Ocupación
FFG	32	Mujer	Secretaria administrativa
BNM	20	Hombre	Estudiante
DFP	45	Hombre	Funcionario público
CCD	37	Mujer	Abogada
STR	26	Mujer	Docente

Figura 2. Matriz con datos relacionales

¿Quién es amigo de quién?					
	FFG	BNM	DFP	CCD	STR
FFG	-	1	0	0	1
BNM	1	-	1	0	0
DFP	0	1	-	1	1
CCD	0	0	1	-	0
STR	1	0	1	0	-

En las figuras 1 y 2 se presenta un ejemplo de los dos tipos de matrices señaladas por Hanneman. La primera se fija en las características de los individuos. La segunda, en las relaciones que mantienen dichos individuos entre sí. Así, se ha marcado con 1 la presencia de la relación de amistad y con 0 su ausencia.

Los elementos básicos del análisis de redes sociales son, entonces, los nodos (los puntos que representan a personas, grupos, países, etc.) y la relación o vínculo que nos interesa analizar (amistad, enemistad, parentesco, comercio, etc.) y que se establece entre tales nodos.

2. Descripción del ejercicio práctico

Comenzaremos trabajando con un ejemplo sencillo, a fin de introducir las herramientas básicas. Analizaremos las relaciones de conocimiento de un curso de estudiantes universitarios. Contamos con el listado de estudiantes (nombre y sexo) y la carrera a la que pertenecen. Además, cada uno de ellos ha respondido un cuestionario en el que se les preguntaba a quiénes de los demás integrantes de la clase conocían personalmente antes de iniciar el curso.

Así, los nodos serán en este caso los estudiantes, y el vínculo a analizar será la relación de conocimiento previo. Conviene precisar bien a qué propiedad relacional nos referimos. No se trataba en este caso de preguntar quiénes eran amigos de quiénes, ni de si algún estudiante tenía conocimiento indirecto de otro (ambos casos resultan problemáticos por diversas razones). Se trata de la propiedad “conocer a”, que en nuestro estudio (y en el cuestionario) se entendía como tener un mutuo conocimiento personal (que no tiene por qué implicar relación continuada, pero sí alguna interacción pasada). Con los datos de las tablas 1 y 2 elaboraremos las matrices que utilizaremos para el análisis

Tabla 1. Listado de estudiantes

Nombre	Sexo (M/F)	Carrera
Andrés	M	Antropología
Carlos	M	Arqueología
Carme	F	Arqueología
Carmen	F	Antropología
Carol	F	Arqueología
Dolors	F	Antropología
Hugo	M	Sociología
Joan	M	Antropología
José	M	Psicología Social
Julio	M	Antropología
Liliana	F	Sociología
María	F	Psicología Social
Mariano	M	Arqueología
Martha	F	Arqueología
Nuria	F	Psicología Social

Pau	M	Antropología
Xavi	M	Psicología Social

Tabla 2. Resultado del cuestionario

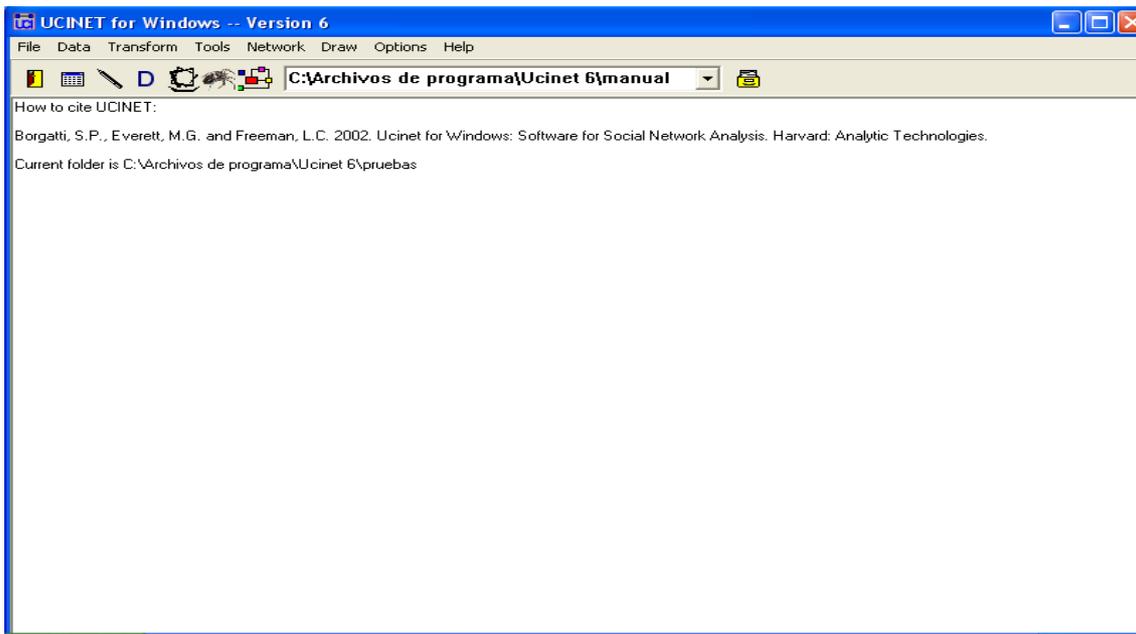
Nombre	Conoce a
Andrés	Carlos, Carmen, Dolors, Joan, Julio, Pau
Carlos	Carme, Carol, Andrés
Carme	Carlos, Carol
Carmen	Andrés, Dolors, Pau
Carol	Carlos, Carme
Dolors	Andrés, Carmen, José
Hugo	Liliana
Joan	Andrés, Julio, Pau, José
José	Dolors, Joan, María, Nuria, Xavi
Julio	Andrés, Joan
Liliana	Hugo
María	José, Nuria, Xavi
Mariano	Martha, Pau
Martha	Mariano, Pau
Nuria	José, María
Pau	Andrés, Carmen, Joan, Martha, Mariano
Xavi	José, María

3. Crear una matriz con UCINET 6

El primer paso en nuestro análisis de redes del ejemplo planteado consiste en construir una matriz con la información de que disponemos, a fin de poder analizarla y graficarla. Para eso, utilizaremos el programa UCINET 6.

Al iniciar dicho programa UCINET 6 nos encontramos con la siguiente pantalla:

Figura 3

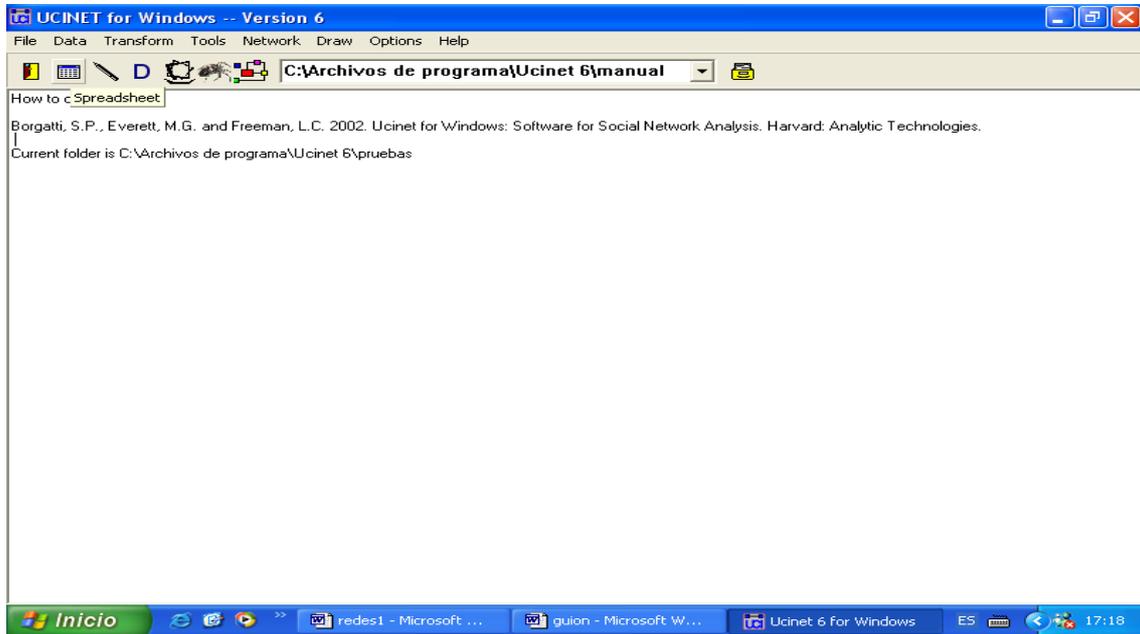


Al operar en un entorno Windows, el programa presenta características comunes a los programas elaborados para este sistema operativo. Cuenta con una barra de menús desplegable (File, Data, Transform, Tools, Network, Draw, Options, Help) más una serie de iconos de acceso directo. Si nos fijamos en la figura 3, veremos que en el centro de la barra de trabajo hay un rectángulo blanco, donde se lee “C:\archivos de programa\Ucinet6\manual”. Esta dirección nos indica el directorio en el que estamos trabajando, y en el que por defecto guardará los archivos. Para definir otra carpeta o directorio se debe hacer click en el icono de la derecha del rectángulo, que abrirá una ventana con las opciones.

Nuestra primera tarea es, como hemos dicho, crear una matriz en la cual almacenar la información que de que disponemos en la tabla 2.

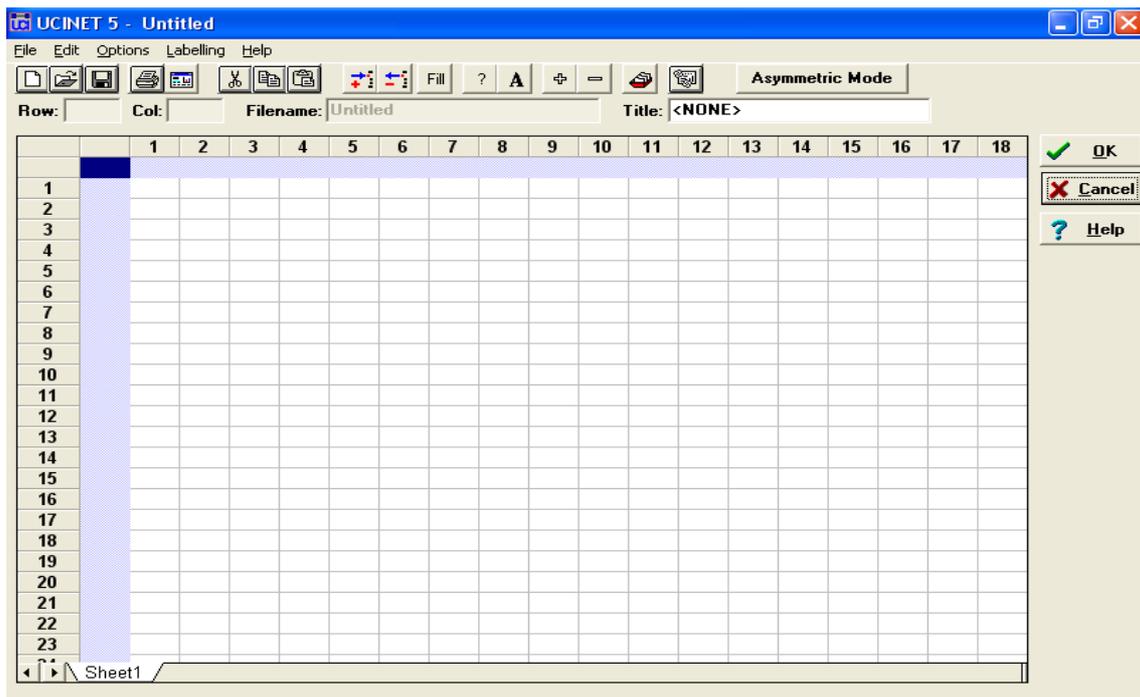
Para eso activaremos la función "Spreadsheet" (el segundo icono desde la izquierda):

Figura 4



Al activarlo, se abre la pantalla que nos permitirá introducir los datos en la matriz. Como podemos observar en la figura 5, se trata de un formato similar al de una hoja de cálculo.

Figura 5



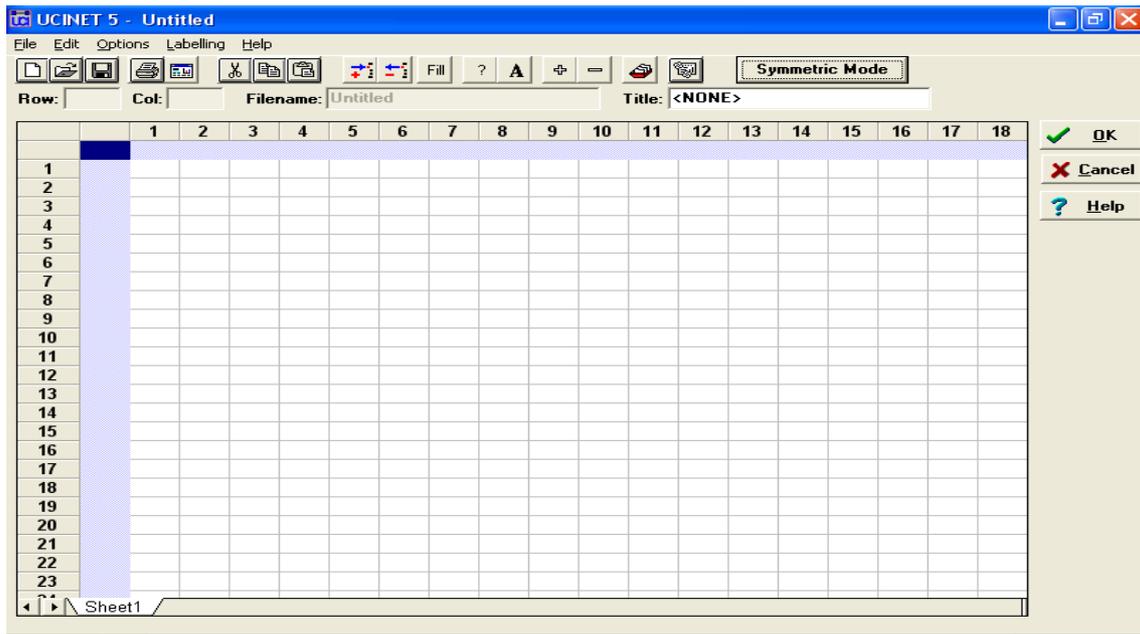
En el extremo derecho de la barra de tareas se encuentra un botón con la leyenda “Asymmetric Mode”. Como su nombre lo indica, significa que la matriz está preparada para introducir datos no simétricos, es decir datos en los que el vínculo va en una sola dirección. Por ejemplo, este sería el caso si estuviéramos analizando la relación “Prestar dinero a”. Que A preste dinero a B no implica que B preste dinero a A. Es una relación no simétrica. Por el contrario, la relación que analizamos en este ejemplo sí es simétrica. Que A conozca a B implica que B conoce a A. Por lo tanto, al ingresar un valor para la relación entre A-B, se repite el mismo valor para la relación B-A. Recordemos que cuando precisábamos el significado de la propiedad relacional “conocer a”, afirmamos que evitábamos en este caso hacer referencia a otras propiedades como la de la amistad, que puede resultar un caso dudoso entre relación simétrica y asimétrica. Pero, en nuestro caso, y tal y como ha sido definida la propiedad, no cabe duda de que la relación “conocer a” es simétrica.

Antes de continuar con la introducción de datos en la matriz es conveniente realizar una aclaración sobre los tipos de vínculos. Los lazos o vínculos pueden ser orientados o no orientados, según los ejemplos mencionados en el párrafo anterior (conocimiento como una relación no orientada, prestar dinero como una relación orientada). Pero, por otra parte, también pueden ser o binarios o ponderados. Son binarios cuando medimos la ausencia o presencia de la relación. En el caso que estamos analizando, si dos personas se conocen previamente le damos el valor 1 y si no, 0. Pero también podríamos querer valorar el tipo de relación que tienen dos personas, ponderando el vínculo, por ejemplo, entre 0 si no hay conocimiento, 1 si son apenas conocidos, 2 si son conocidos con una relación continuada, 3 si son amigos y 4 si son amigos muy cercanos. A lo largo de este ejemplo sólo trabajaremos con vínculos no orientados y binarios, pero es importante recordar que se pueden utilizar también vínculos orientados y vínculos ponderados, y que dentro de estos existe una gran pluralidad variantes.²

Dado que, como hemos dicho, en nuestro ejemplo los vínculos no son orientados, cambiaremos la función a “Symmetric Mode”. Al hacer click en el botón “Assymmetric Mode” cambia el modo de la matriz:

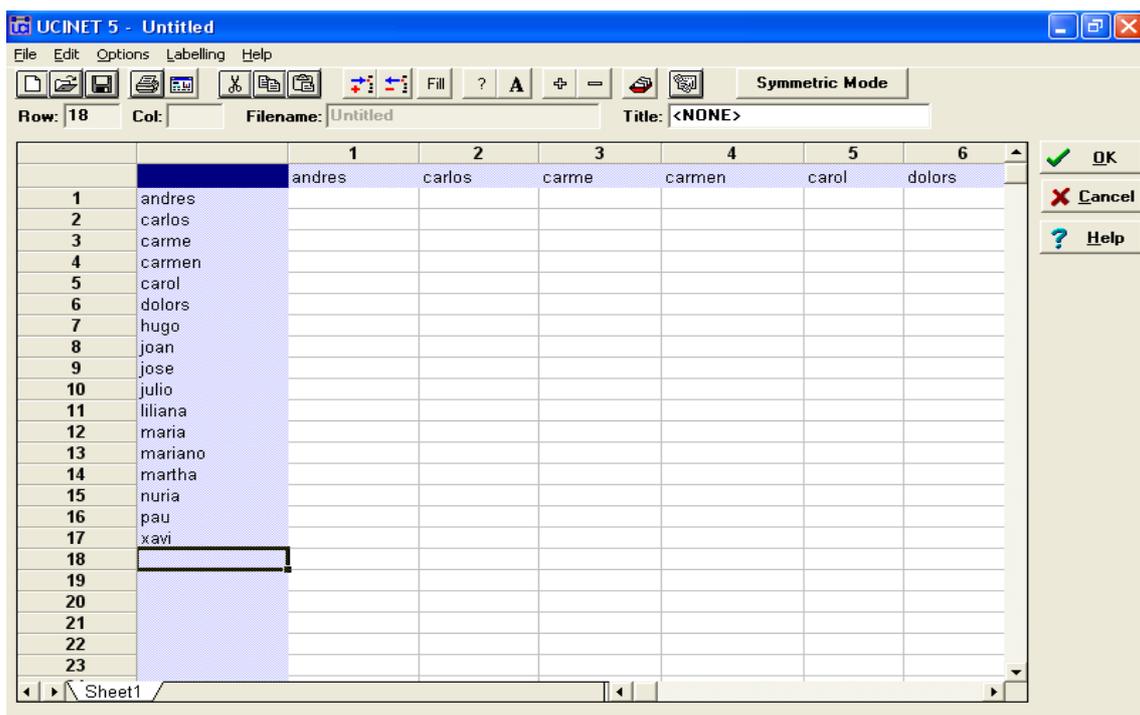
² Para más información sobre los tipos de vínculos y las escalas de medida, véase Hanneman, op.cit, cap 1:17-22.

Figura 6



Introduciremos a continuación los encabezados de las filas y las columnas. Al ser una matriz de modo simétrico, al ingresar un nombre en una fila completará el nombre en la columna correspondiente al mismo tiempo. Para ingresar los nombres, simplemente lo escribimos en la celda coloreada que se encuentra al costado de cada número, en las filas o debajo, en las columnas. Una vez introducido, apretamos la tecla “Enter”:

Figura 7



Hemos introducido ya los nodos de la red que queremos analizar. A continuación introduciremos los valores de la relación. Así, sobre la base de los datos de la tabla 2, volcaremos la información correspondiente a cada par de personas. Introduciremos un 1 si hay relación y dejaremos la celda en blanco si no la hay:

Figura 8

		1	2	3	4	5	6
	andres		1	1	1		1
1	andres		1	1	1		1
2	carlos	1		1		1	
3	carme		1			1	
4	carmen	1					1
5	carol		1	1			
6	dolors	1			1		
7	hugo						
8	joan	1					
9	jose						1
10	julio	1					
11	liliana						
12	maria						
13	mariano						
14	martha						
15	nuria						
16	pau	1			1		
17	xavi						
18							
19							
20							
21							
22							
23							

Una vez completa nos ubicaremos en la última celda (en este caso, en la intersección de la columna 17 con la fila 17) y desde allí haremos click con el ratón en el icono “fill”. De esta manera, se completarán con ceros el resto de las celdas de la matriz:

Figura 9

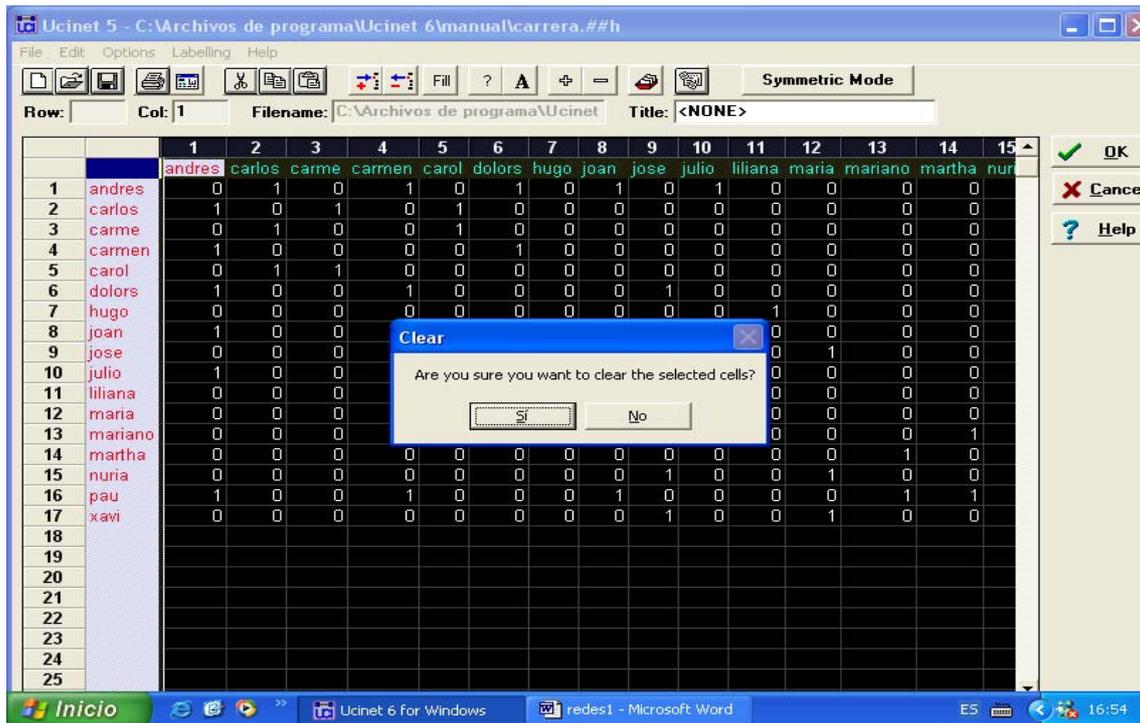
	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26
1	1	0	0	0	0	0	0	1	0								
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0								
3	0	0	0	0	0	0	0	0	0								
4	0	0	0	0	0	0	0	1	0								
5	0	0	0	0	0	0	0	0	0								
6	0	0	0	0	0	0	0	0	0								
7	0	1	0	0	0	0	0	0	0								
8	1	0	0	0	0	0	0	1	0								
9	0	0	1	0	0	1	0	0	1								
10	0	0	0	0	0	0	0	0	0								
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0								
12	0	0	0	0	0	1	0	0	1								
13	0	0	0	0	1	0	1	0	1								
14	0	0	0	1	0	0	1	0	1								
15	0	0	1	0	0	0	0	0	0								
16	0	0	0	1	1	1	0	0	0								
17	0	0	1	0	0	0	0	0	0								

Hemos completado así la matriz con las relaciones. La guardaremos con el nombre “estudiantes” (a partir del menú File< save as<).

A continuación crearemos dos nuevas matrices, en las que almacenaremos los datos atributivos de la tabla 1 (sexo y carrera a la que pertenecen los estudiantes). Recordemos que los datos atributivos son propiedades individuales, y por lo tanto no relacionales, de los nodos que son objeto de nuestro análisis. Para ellos, abriremos la matriz que acabamos de crear (File< open < estudiantes.##h) y realizaremos nuevamente la operación “save as”. Llamaremos “carrera” a este nuevo fichero (File< save as< carrera).

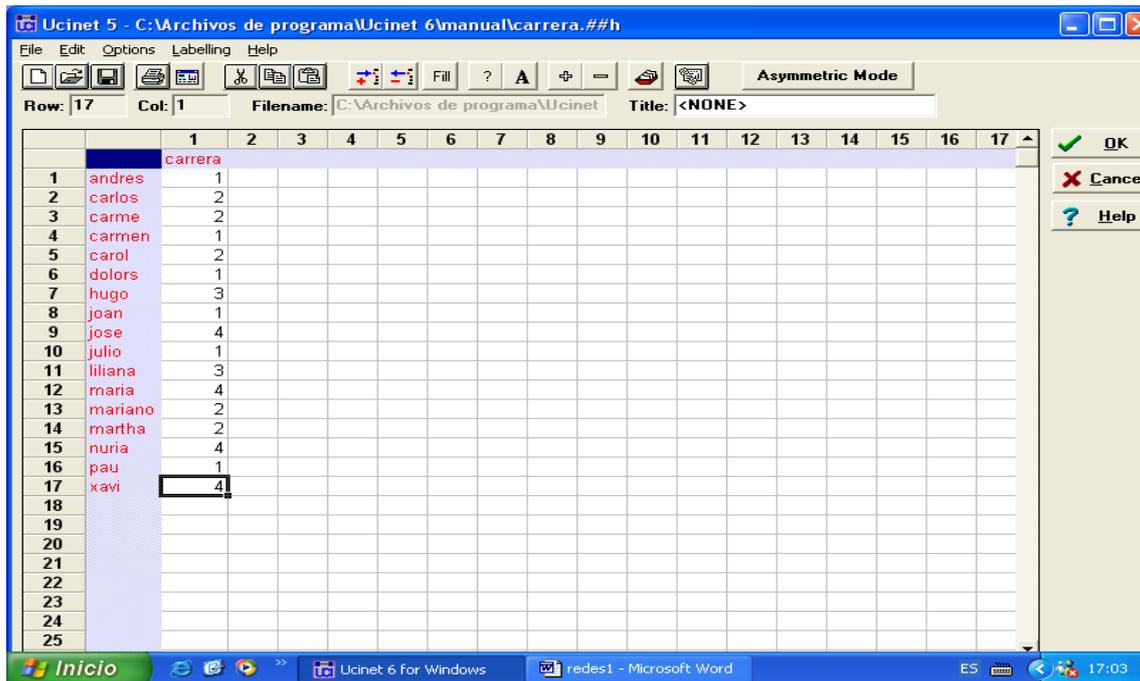
Introduciremos en esta matriz (carrera.##h) los datos correspondientes a la carrera universitaria que estudian los alumnos de la clase. Para aprovechar el listado de los nombres, eliminaremos la información de las columnas. Seleccionamos con el ratón las 17 columnas y apretamos la tecla “Suprimir” o “Delete”:

Figura 10



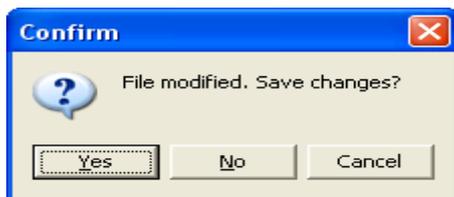
Una vez borrada la información de las columnas, cambiaremos el modo de la matriz a “Asymmetric Mode” (esta matriz ya no será cuadrada como la anterior, sino que tendrá 17 filas y 1 columna). Escribimos en el encabezado de la columna 1 (en la zona coloreada debajo del número 1) “carrera” (sin las comillas). Introduciremos en esa columna la información codificada de la siguiente manera: 1 para los estudiantes de antropología, 2 para los de arqueología, 3 para los de sociología y 4 para los de psicología social:

Figura 11



Guardamos la matriz (click en el botón “OK”). Elegimos “yes” en la opción guardar cambios:

Figura 12



A continuación, abrimos la matriz que acabamos de crear (File< open< carrera.##h) y la guardamos con el nombre “sexo” (File< save as< sexo). Realizamos sobre esta matriz la misma operación que en el caso anterior (borramos la columna 1) y escribimos como encabezado de la misma “sexo” (sin comillas) e introducimos la información codificada de la siguiente manera: 1 para varones y 2 para mujeres:

Figura 13

The screenshot shows the UCINET software window with the following data matrix:

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
	sexo																
1	andres	1															
2	carlos	1															
3	carne	2															
4	carmen	2															
5	carol	2															
6	dolors	2															
7	hugo	1															
8	joan	1															
9	jose	1															
10	julio	1															
11	liliana	2															
12	maria	2															
13	mariano	1															
14	martha	2															
15	nuria	2															
16	pau	1															
17	xavi	1															
18																	
19																	
20																	
21																	
22																	
23																	

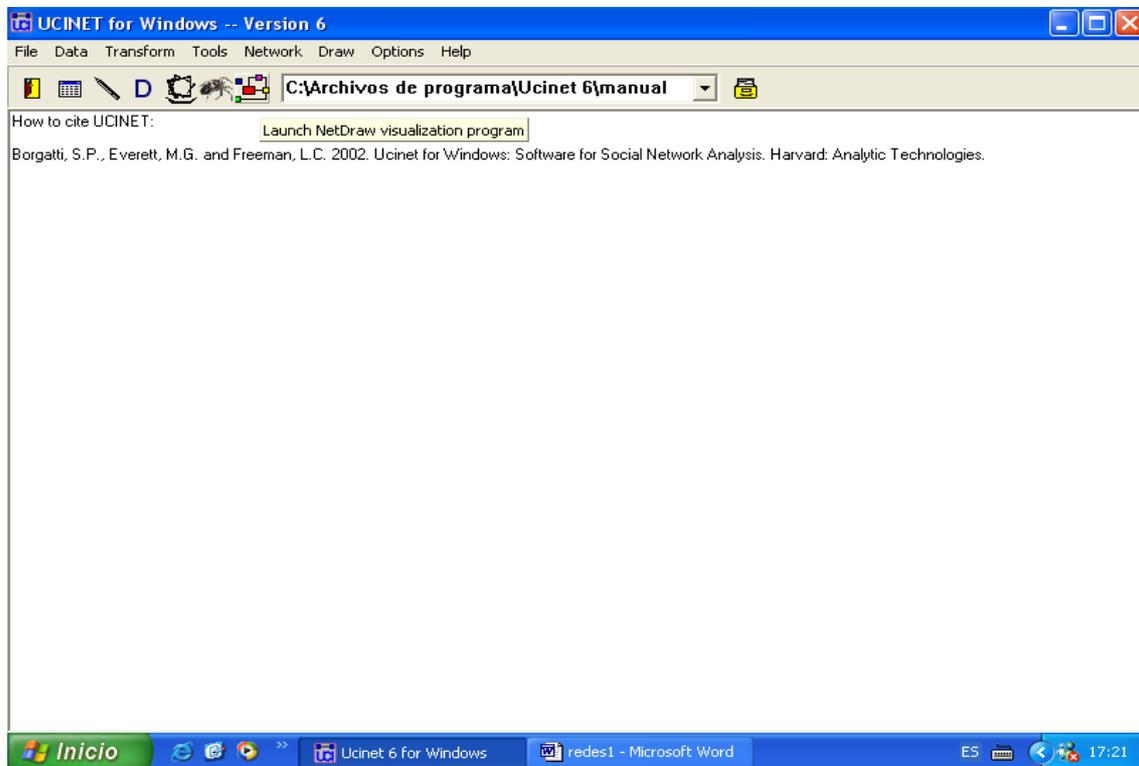
Cerramos la matriz (click en botón "Ok") y guardamos los cambios. Hemos ingresado ya toda la información que utilizaremos.

4. Graficar una red con NetDraw1

A continuación, veremos la representación gráfica de la primera matriz que hemos creado, la que resume la información sobre las relaciones existentes entre los estudiantes.

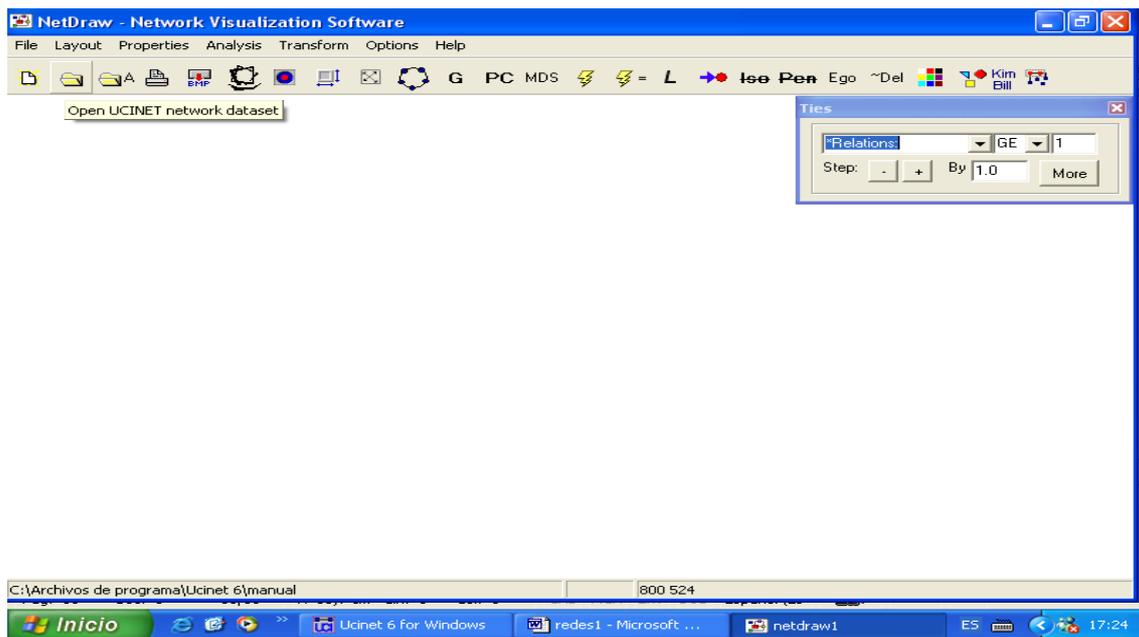
Una vez cerrada la función “Spreadsheet”, regresamos a la pantalla inicial de UCINET 6. Allí hacemos un click sobre el icono que abre el programa NetDraw (el séptimo icono contando desde la izquierda):

Figura 14



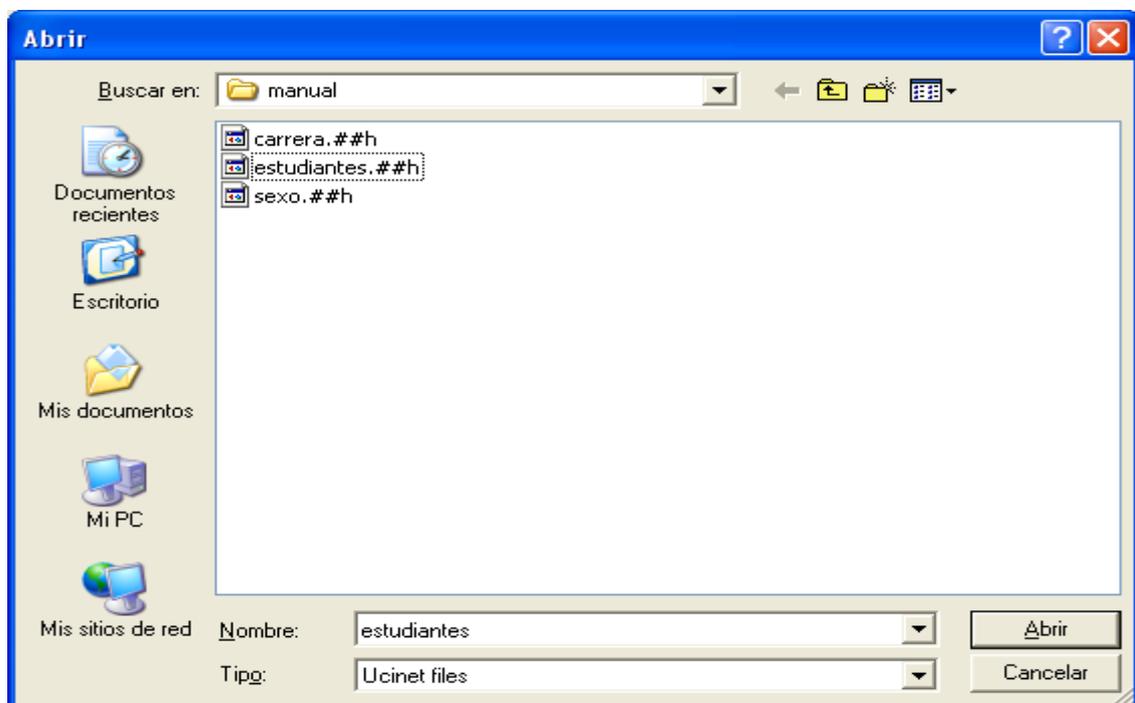
Se abre así una ventana con el programa NetDraw. Este programa se utiliza para visualizar gráficamente redes sociales. Veremos representada en grafos la matriz que hemos introducido. Para ello, abriremos la matriz “estudiantes.###” que hemos creado anteriormente. Hacemos click en el icono “open ucinet network dataset” (el segundo desde la izquierda)

Figura 15



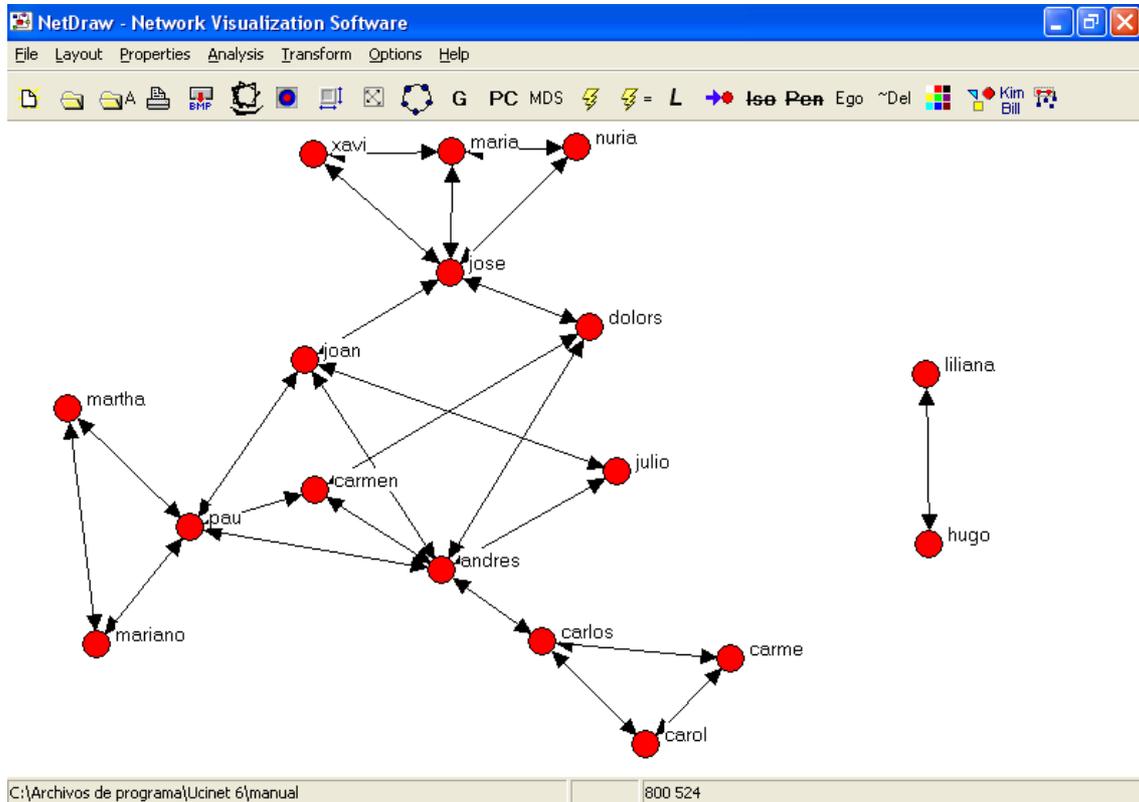
Elegimos la matriz con la que trabajaremos (estudiantes.##h):

Figura 16



Al abrirla obtenemos el siguiente gráfico:

Figura 17



Vemos representadas gráficamente las relaciones que habíamos introducido en la matriz. Así, por cada par de personas que habíamos conectado en la matriz (mediante el 1 que señalaba la relación) observamos un vínculo que une los dos nodos. Como se trata de una relación no orientada, cada grafo tiene una doble flecha (Hugo conoce a Liliana y Liliana conoce a Hugo). Un grafo no orientado también se representa como un segmento que une dos nodos, sin ninguna flecha que indique dirección.

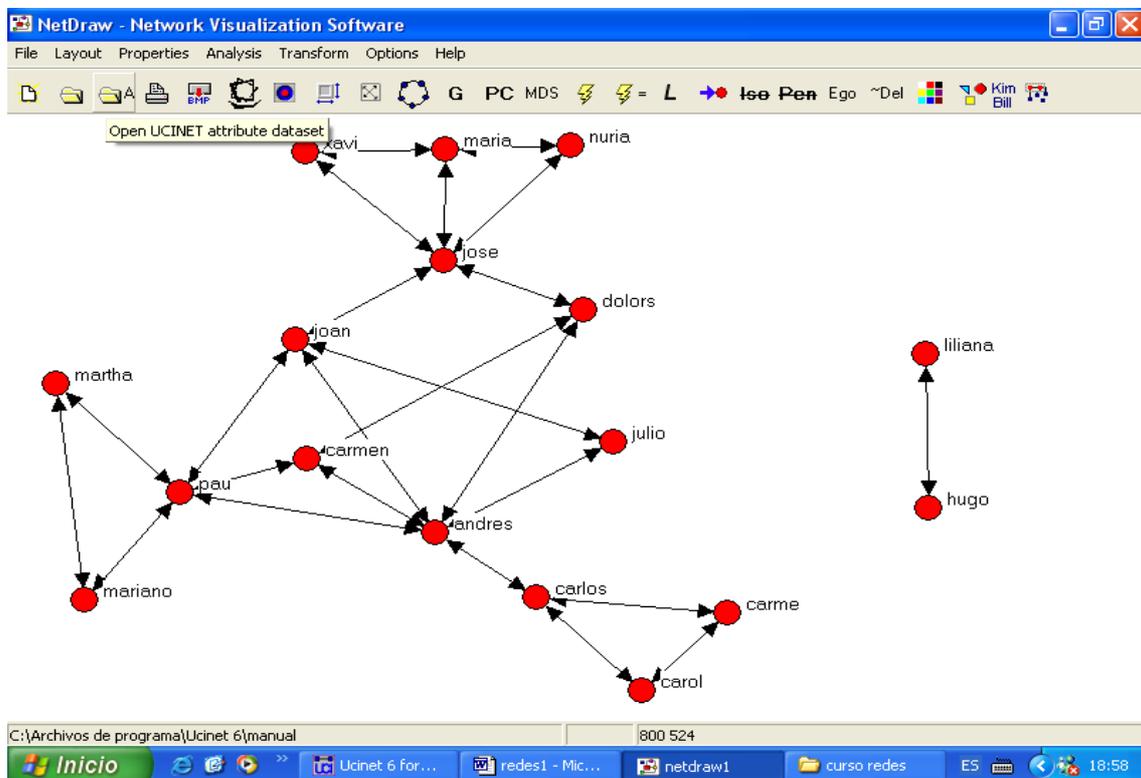
Esta red sociométrica³ nos presenta una fotografía de las relaciones que existen al interior de un grupo (la clase, en este caso). A simple vista podemos observar que existen individuos más conectados que otros, que existen sub-grupos dentro de la red, etc. Podríamos entonces intentar establecer hipótesis acerca de las relaciones

³ Una red sociométrica o red completa mide las relaciones entre todos los actores de un grupo determinado. En este caso, vemos todas las relaciones de conocimiento o amistad que se establecen en el interior del grupo que estamos analizando. Pero una red también puede ser egocéntrica o personal, donde mediríamos todas las relaciones a partir de una persona (ego), por ejemplo, todos los amigos de Andrés al interior de la clase. En ese caso no tendríamos en cuenta las relaciones que existen entre sus amigos, sino sólo la relación que tienen con Andrés. También es posible combinar ambos tipos de redes. Para más información sobre este tema, véase el capítulo 2 de Wasserman y Faust, op.cit.

existentes. Por ejemplo, podríamos inducir que las personas que cursan las mismas carreras se relacionan más entre sí que las de carreras diferentes. Para ello, necesitamos complementar la información con los datos atributivos que hemos recopilado.

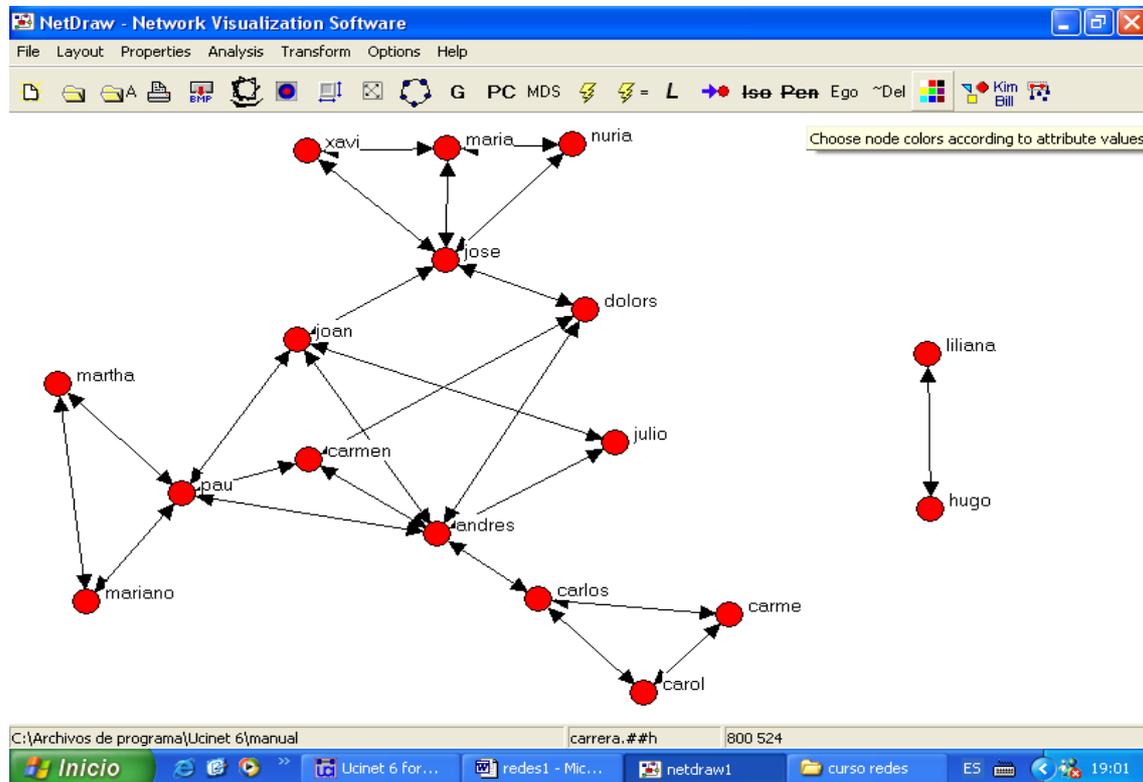
Para ello, superpondremos la matriz que contiene la información sobre las carreras a la matriz que representaba las relaciones de conocimiento y que ya hemos realizado. La operación es muy sencilla. Abrimos la matriz de atributos (haciendo click en el tercer icono desde la izquierda “open UCINET attribute dataset”) y seleccionamos el fichero “carrera.##h”:

Figura 18



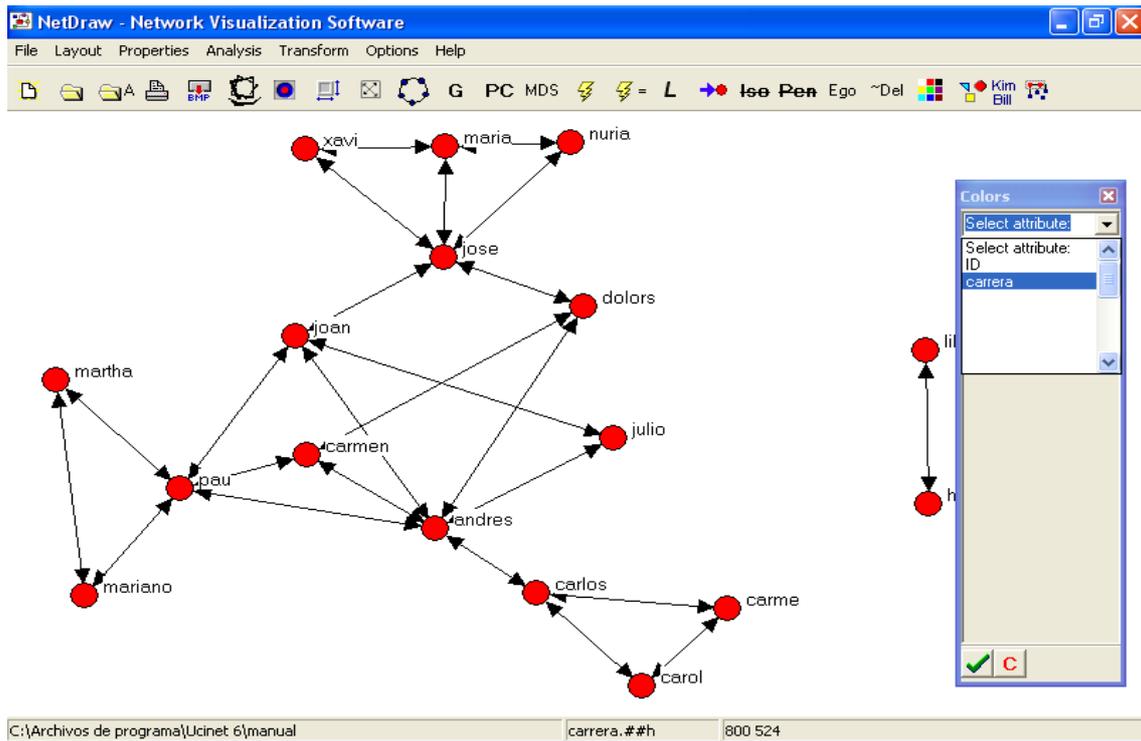
A continuación introduciremos los atributos en la red, haciendo click sobre el cuarto icono de la barra de tareas, contando desde la derecha:

Figura 19



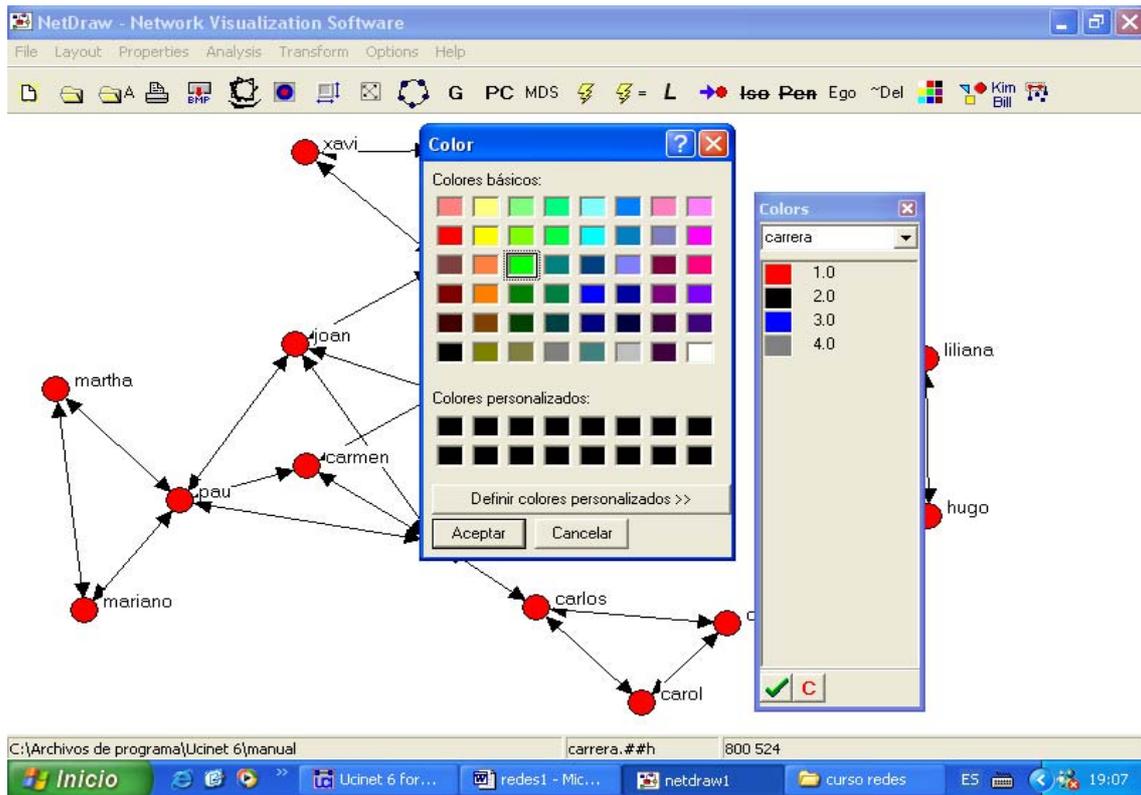
Se desplegará una nueva pantalla, en la que seleccionaremos el atributo “carrera”:

Figura 20



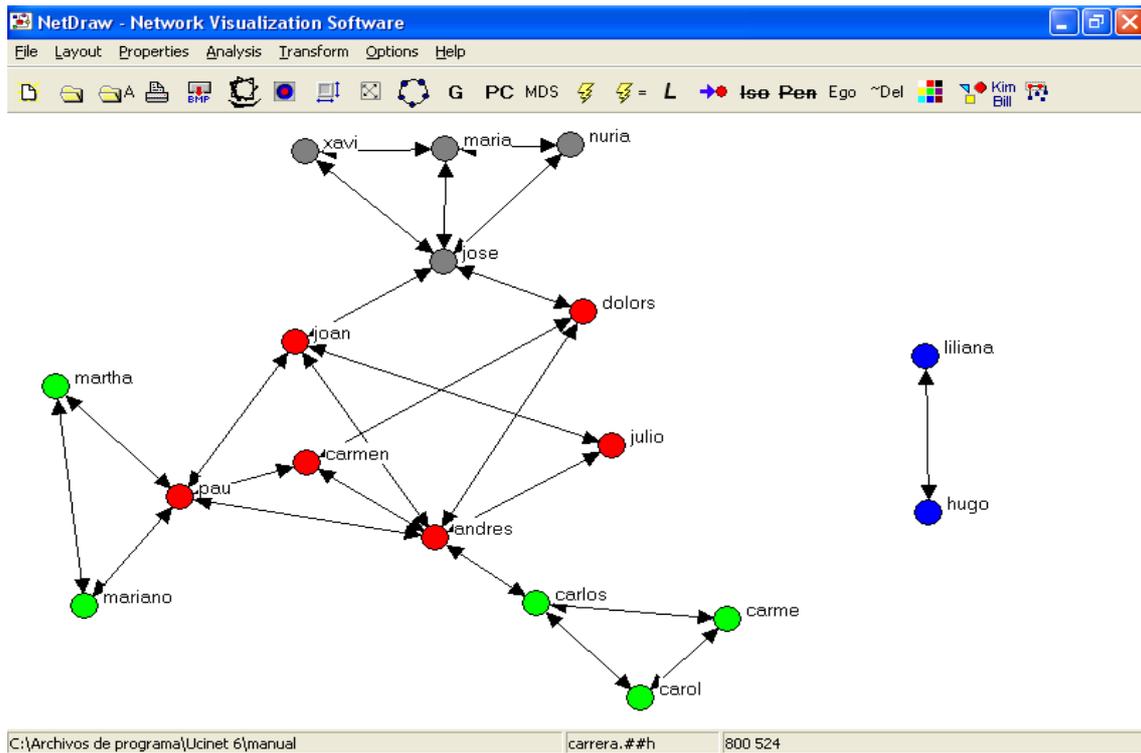
Veremos los cuatro códigos que hemos introducido para las carreras, cada uno de ellos asociado a un color diferente. Si quisiéramos cambiar el color adjudicado a alguno, sólo hay que hacer click sobre el rectángulo de color que se encuentra a la izquierda del código y seleccionar el color que deseamos en la paleta que se despliega. En este caso, cambiaremos el color correspondiente al código 2, de negro a verde:

Figura 22



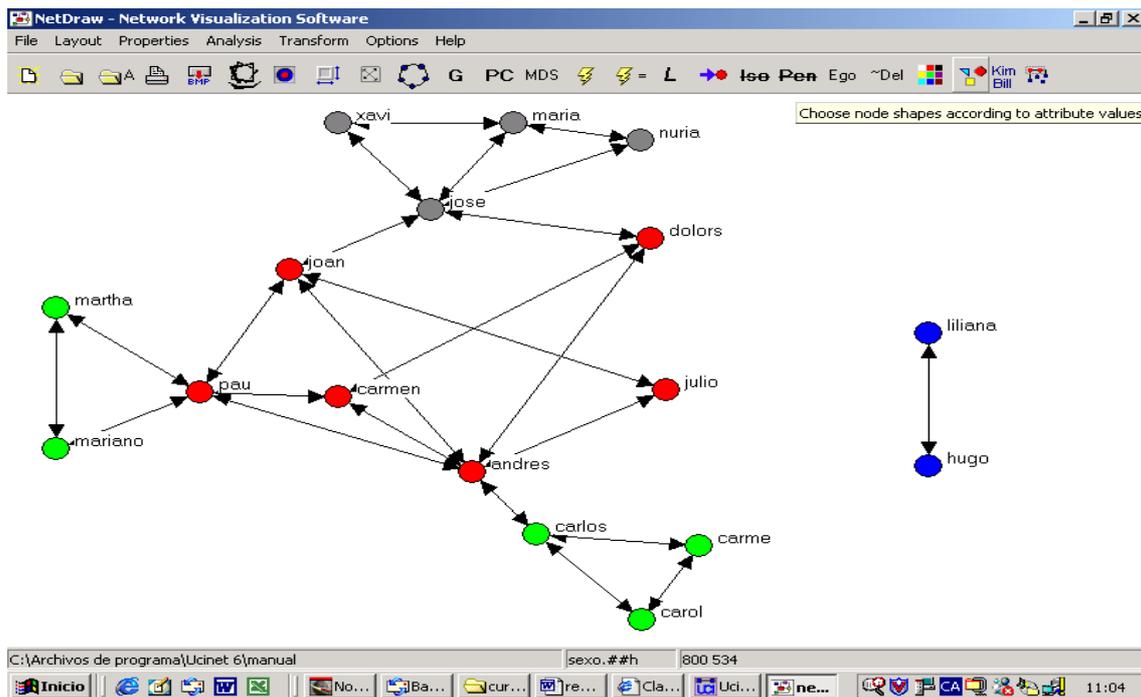
Una vez efectuado el cambio, hacemos click sobre el botón “Aceptar”. Vemos entonces que a cada persona le corresponde el color de la carrera que está estudiando: rojo para antropología, verde para arqueología, azul para sociología y gris para psicología social.

Figura 23



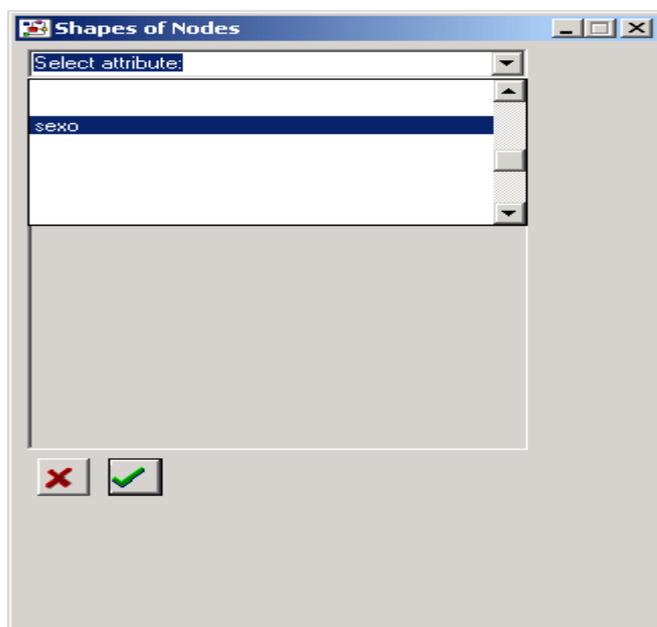
A continuación, introduciremos los datos correspondientes al sexo, utilizando formas diferentes para los nodos, según representen hombres o mujeres. Introducimos entonces la matriz correspondiente al sexo (icono de datos atributivos, presentado en la figura 18), sexo.##h. Y seleccionamos la función "Choose node shapes according to attribute values" (tercer icono contando desde la izquierda):

Figura 24



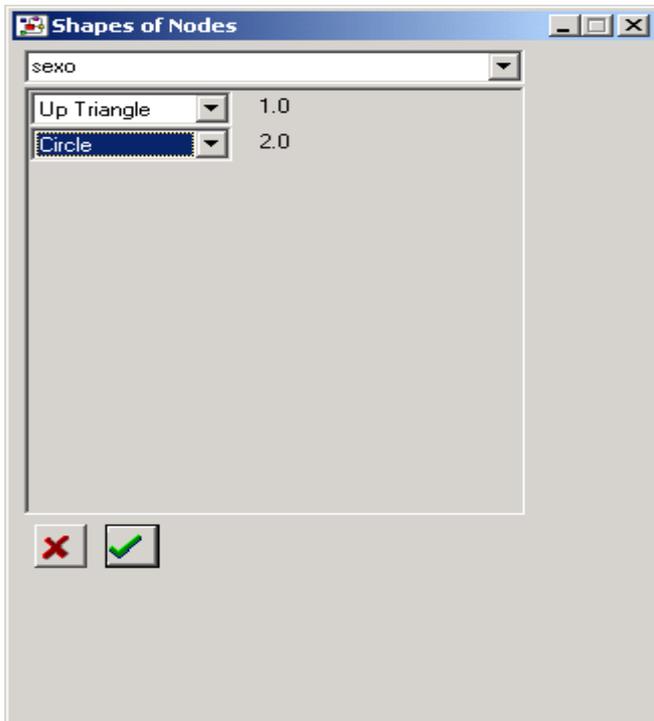
Se abrirá una ventana similar a la que utilizamos para definir los colores. Seleccionamos el atributo "sexo". Un consejo: si en el menú desplegable ("select attribute") no vemos el atributo que queremos introducir, debemos descender hacia el final de la ventana, hasta encontrarlo.

Figura 25



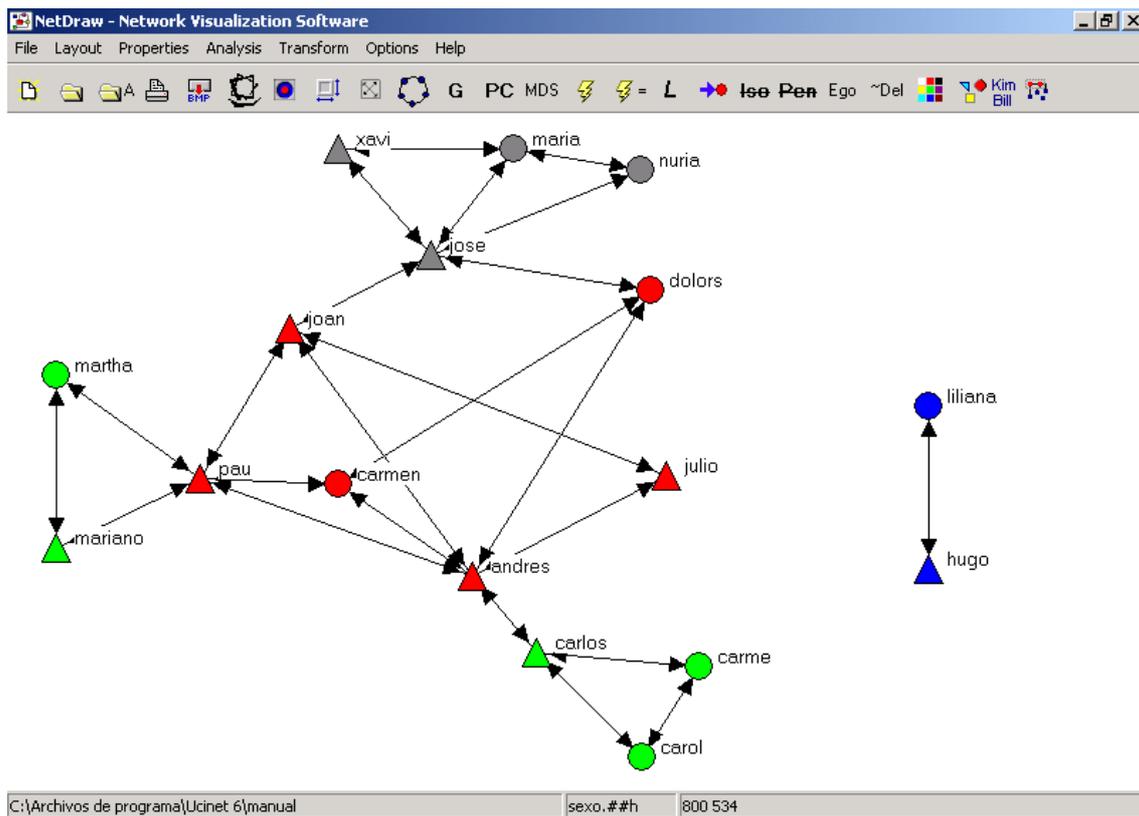
A continuación seleccionaremos un triángulo para identificar a los hombres (codificados con el valor "1") y un círculo para identificar a las mujeres (codificadas con el valor "2"):

Figura 26



De esta manera hemos introducido los dos atributos en la red. Y obtenemos el siguiente resultado:

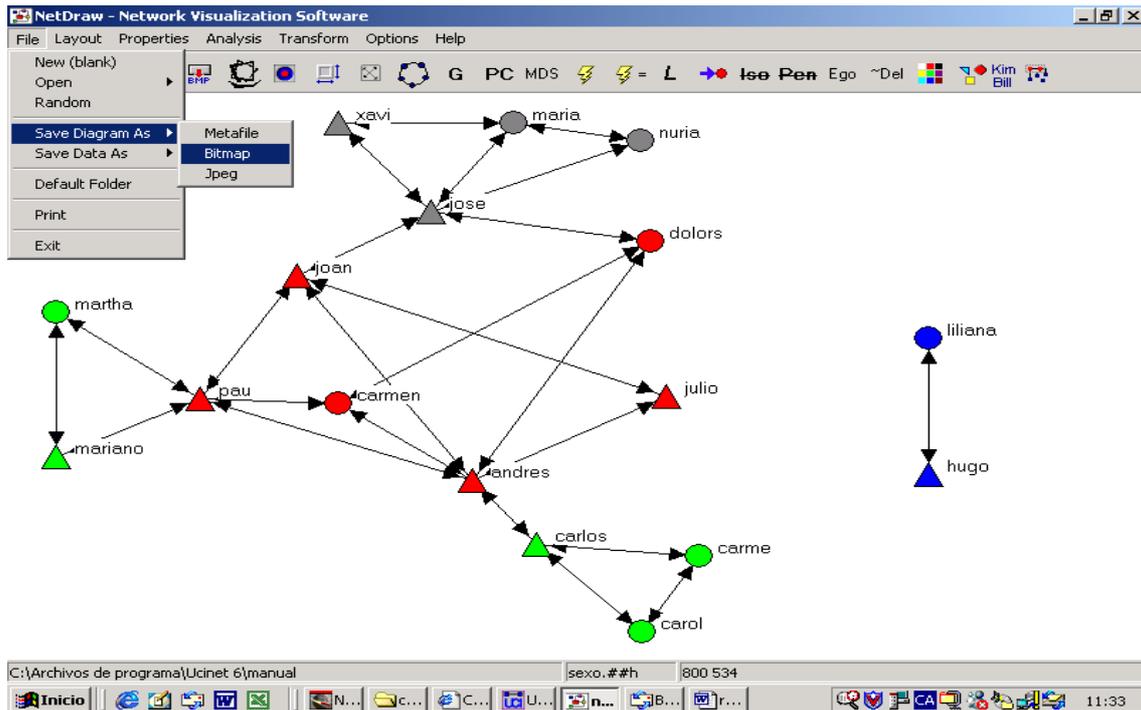
Figura 27



Hemos conseguido una descripción más detallada de la red de interacciones. Como podemos observar en la figura 27, existen sub-grupos en el interior de nuestra red, y personas con más conexiones que otras. Así, los que cursan la carrera de antropología (marcados en rojo) se conocían todos entre sí antes de iniciar el curso. Lo mismo pasa con los estudiantes de psicología social (nodos grises) y los de sociología (nodos azules). Sin embargo, no sucede lo mismo con los estudiantes de arqueología (verde), entre los que podemos observar dos grupos diferenciados. Por el contrario, no parece haber ningún patrón diferenciado de relación entre hombres y mujeres.

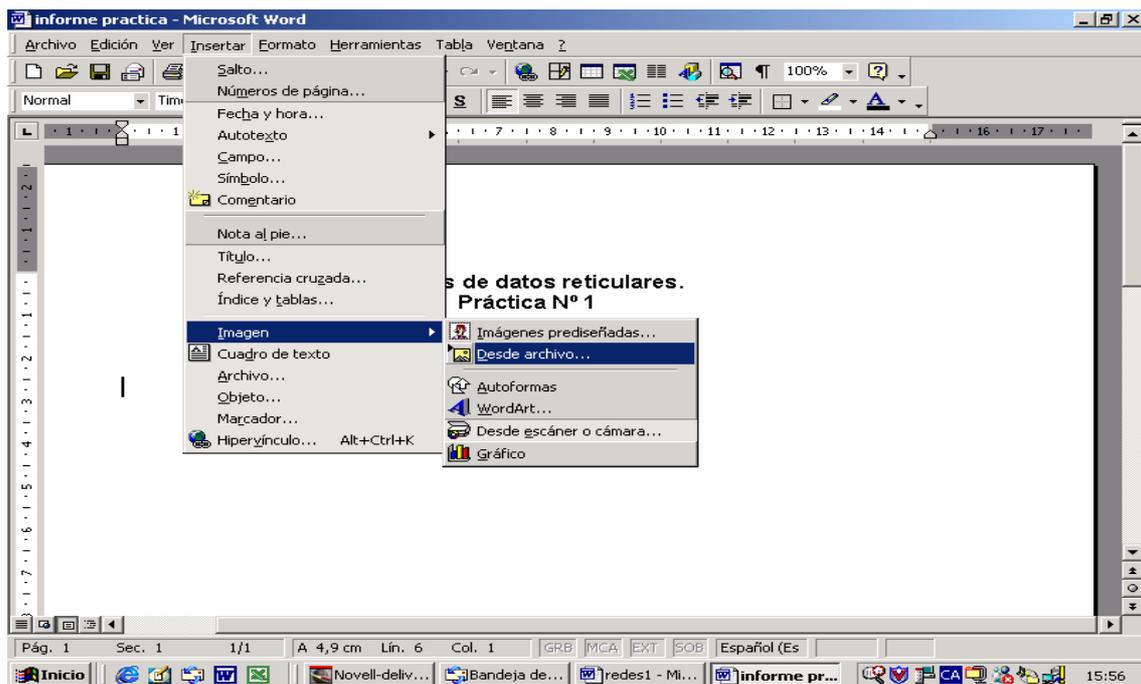
En lo que hace a las personas, algunos estudiantes sólo conocen a una o dos personas del grupo, mientras que otras (como Andrés o Joan) conocen a mucha gente. Pero para saber con certeza cuáles son las características de esta red, recurriremos al cálculo de las medidas de centralidad, a fin de realizar una primera aproximación al análisis de esta red social. Antes de pasar a esta sección, exportaremos la imagen de la red que hemos obtenido, para poder utilizarla posteriormente. Para ello, desde la función "File" de la barra de menús seleccionamos la función "Save diagram as" y luego el formato que elijamos (en este caso, "Bitmap")

Figura 28



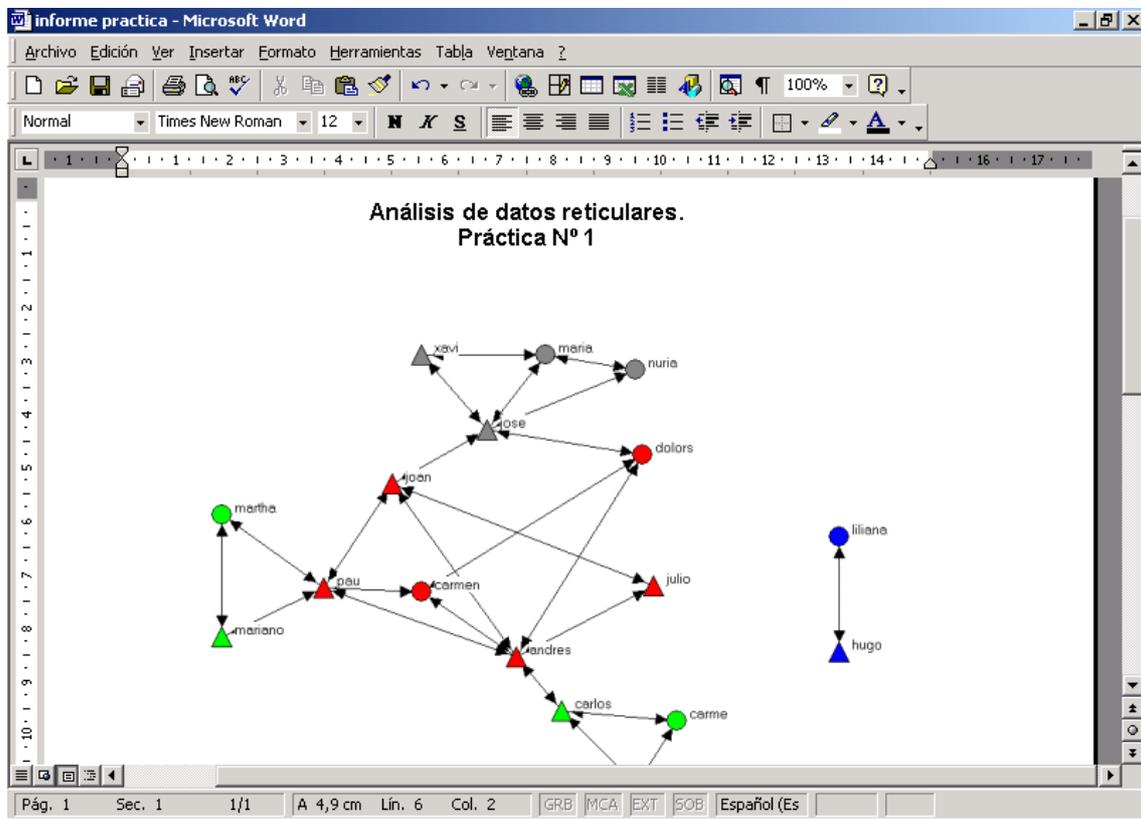
La guardaremos con el nombre “redestudiantes”. Para concluir la primera parte de la práctica, crearemos un documento en Word (con el nombre “informe práctica.doc”), e insertaremos la imagen que hemos creado (Insertar < imagen< desde archivo):

Figura 29



Seleccionamos la imagen a insertar (“redestudiantes”), y guardamos los cambios realizados en el informe:

Figura 30



5. Medidas de centralidad

Como señala Hanneman (op.cit.),

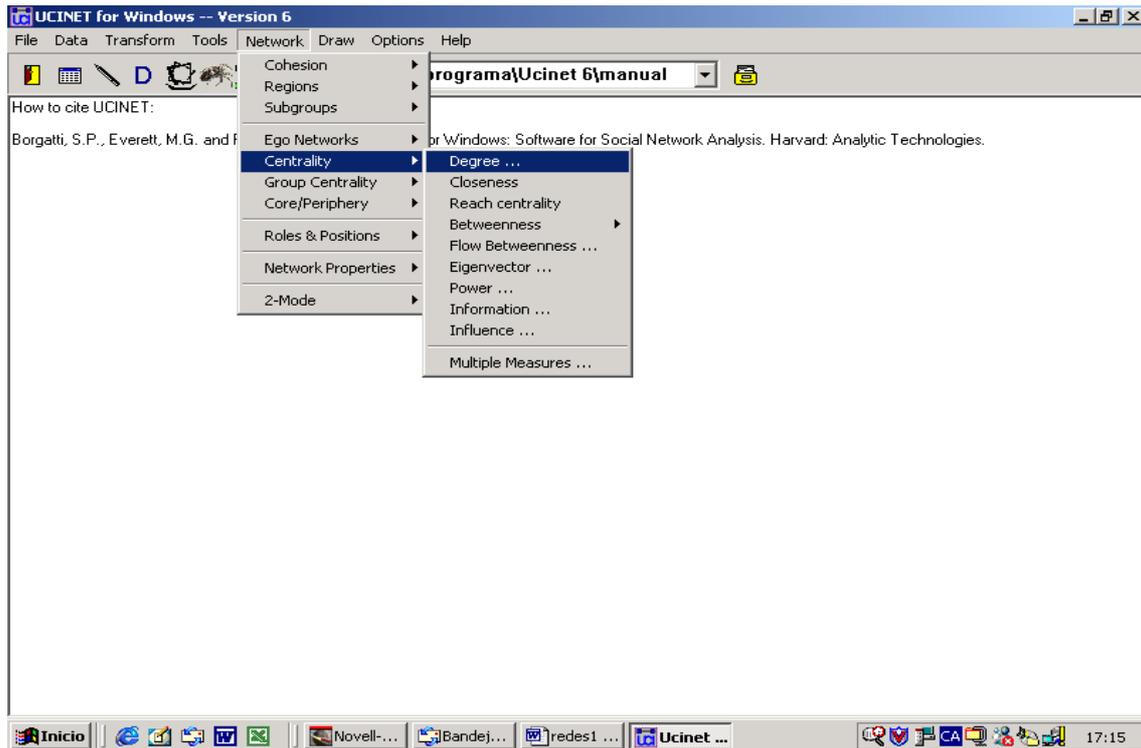
La perspectiva de redes implica tener en cuenta múltiples niveles de análisis. Las diferencias entre los actores son interpretadas en base a las limitaciones y oportunidades que surgen de la forma en que éstos están inmersos en las redes; la estructura y el comportamiento de las redes está basado en y activado por las interacciones locales entre los actores. (...) Las diferencias en cómo los individuos están conectados puede ser extremadamente útil para entender sus atributos y comportamiento. Muchas conexiones significan a menudo que los individuos se exponen todavía a más y más diversa información. (cap V: p. 3)

Podemos realizar una primera aproximación a la estructura de una red social mediante el análisis de tres medidas de centralidad: rango (*degree*), grado de intermediación (*betweenness*) y cercanía (*closeness*). Por medida de centralidad se entiende un conjunto de algoritmos calculado sobre cada red que nos permite conocer la posición de los nodos en el interior de la red y la estructura de la propia red. Veamos qué significa cada una de estas medidas, cómo se calculan y cómo se interpretan.

5.1 Rango (*degree*)

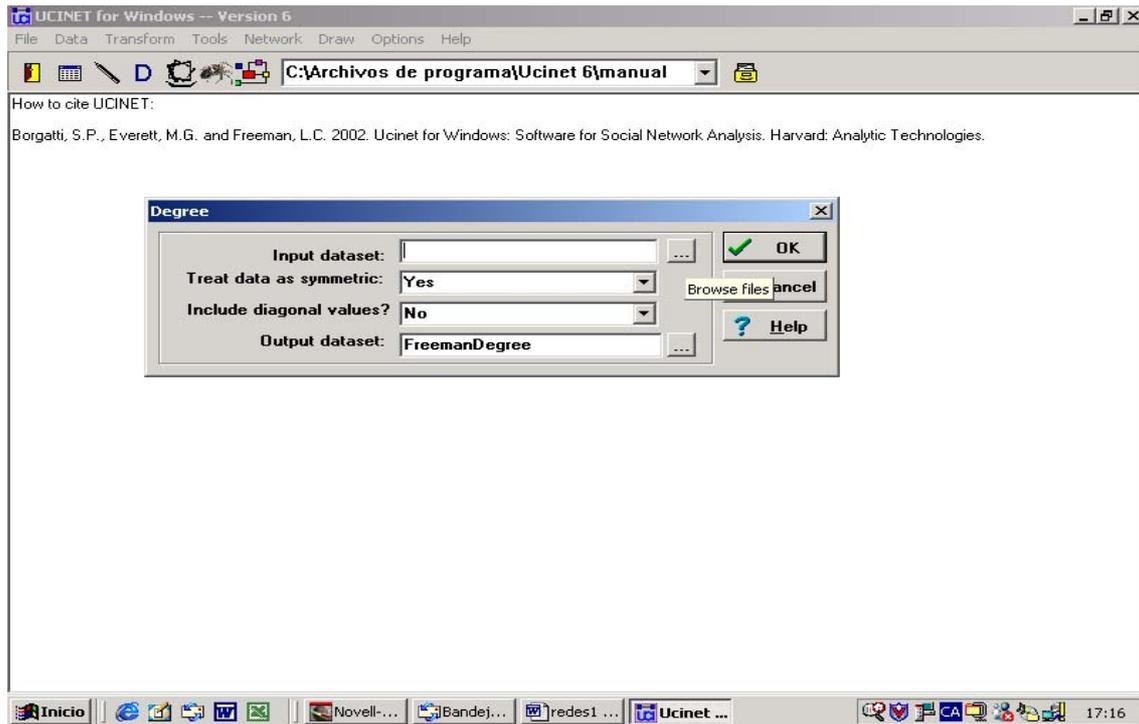
El rango es el número de lazos directos de un actor (o nodo), es decir con cuántos otros nodos se encuentra directamente conectado. Si volvemos a la figura 23, por ejemplo, podemos observar que Martha está conectada a dos personas: Mariano y Pau. Su rango, entonces es 2. Andrés, en cambio, conoce a seis personas: su rango es 6. En este caso es sencillo calcularlo a simple vista. Pero para trabajar con mayor precisión, utilizaremos UCINET 6. Desde el menú “Network” seleccionaremos la función “Centrality” y luego “Degree”:

Figura 31



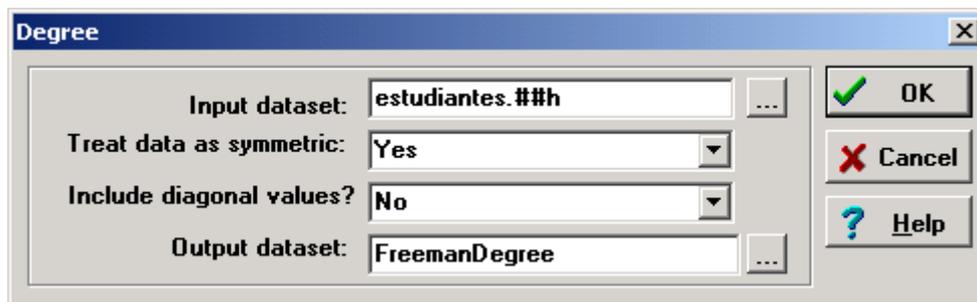
En la pantalla que se despliega seleccionaremos la matriz que contiene los datos que queremos analizar. En este caso, analizaremos la matriz “estudiantes.###”, la que contiene la información sobre las relaciones de conocimiento entre los estudiantes de la clase. Para ello, haremos click con el ratón en el botón de la fila “input dataset” (marcado con tres puntos):

Figura 32



Una vez seleccionada la matriz obtenemos la siguiente pantalla:

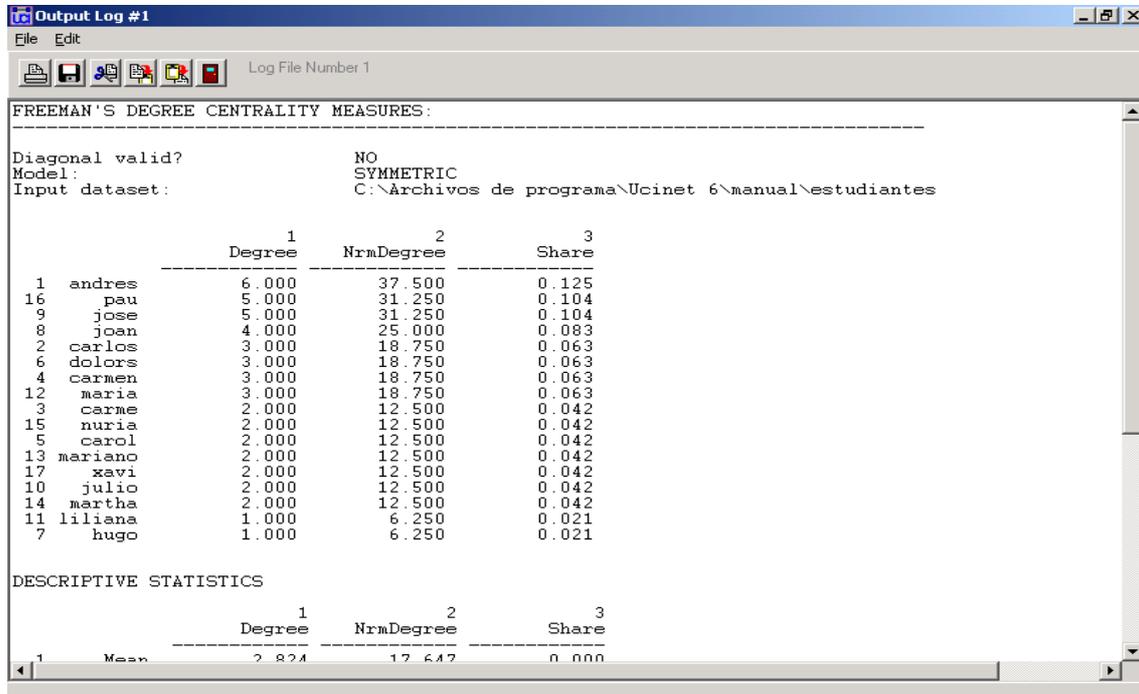
Figura 33



La primera fila ("Input dataset") indica el fichero que utilizará para calcular el rango. La segunda fila ("Treat data as symmetric") pregunta si se trata de una matriz simétrica (la relación de A-B vale para B-A) o no. En este caso, la respuesta es "sí". La tercera fila (Include diagonal values?) pregunta si debe tener en cuenta los valores de la diagonal (la relación entre A y A, B y B, C y C, etc.), y responderemos "no". La cuarta fila informa con qué nombre se guardarán los resultados, en el directorio que tengamos predeterminado. Haciendo click en el icono de los tres puntos, se puede definir otro directorio y modificar el nombre del archivo con los datos de salida si así lo deseamos.

Una vez realizados los cambios que queremos hacer, hacemos click en “aceptar”.
Obtenemos la siguiente pantalla:

Figura 34



Vemos la lista de todos los nodos de la red, ordenados de mayor rango (más número de conexiones) a menor rango (menor número de conexiones). Se reproduce a continuación la información obtenida en las tres primeras columnas:

Tabla 3

	Degree	NrmDegree
Andrés	6.0	37.500
Pau	5.0	31.250
José	5.0	31.250
Joan	4.0	25.000
Carlos	3.0	18.750
Dolors	3.0	18.750
Carmen	3.0	18.750
María	3.0	18.750
Carme	2.0	12.500
Nuria	2.0	12.500
Carol	2.0	12.500
Mariano	2.0	12.500
Xavi	2.0	12.500
Julio	2.0	12.500
Martha	2.0	12.500
Liliana	1.0	6.250
Hugo	1.0	6.250

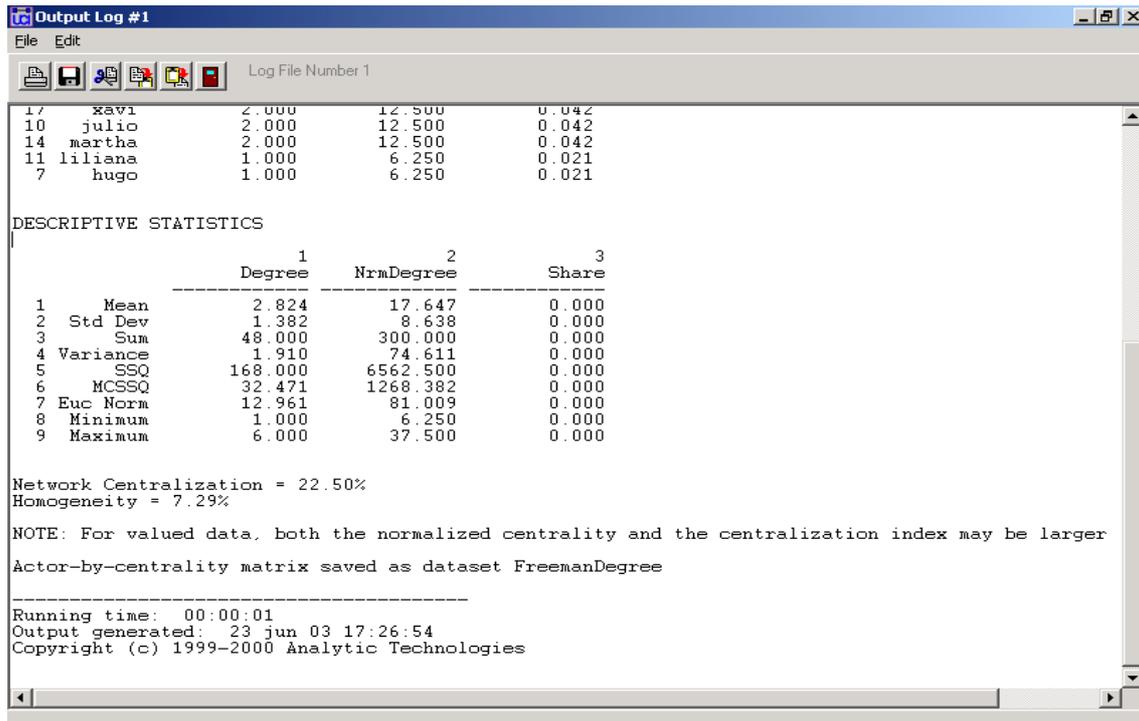
La columna “Nrmdegree” indica el rango normalizado, es decir, el porcentaje de conexiones que tiene un nodo sobre el total de la red.

El análisis del rango nos indica que la persona más conectada en este grupo, la de mayor centralidad, es Andrés, y que Liliana y Hugo son los menos centrales, con un rango de 1 cada uno. Podríamos suponer que Andrés es la persona que controla mayor cantidad de información. El rango puede ser considerado una medida que permite acceder al índice de accesibilidad a la información que circula por la red. Si, por ejemplo, en el interior del grupo circularan ciertos rumores, los actores con un rango más alto tendrán mayores probabilidades de escucharlos y difundirlos. El rango también puede ser interpretado como el grado de oportunidad de influir o ser influido por otras personas en la red.⁴ Pongamos por ejemplo el caso de la red que estamos analizando. Supongamos que nos interesa realizar algunas modificaciones en el dictado de la asignatura o que queremos conocer la valoración de los estudiantes sobre su desarrollo. En este caso Andrés (con un rango de 6, el más alto de la red) parece ser un buen informante, alguien que tiene acceso a bastante información de la que circula por el grupo. Podemos utilizar el rango también, por ejemplo, como un método de selección de personas para entrevistas o negociaciones.

Pero debemos complementar este análisis con las otras medidas de centralidad, para obtener un panorama más completo. Antes de hacerlo, nos referiremos a los estadísticos descriptivos que acompañan la información:

⁴ Véase Borgatti, Steve, “Conceptos de Centralidad”, en www.redes-sociales.net/talleres

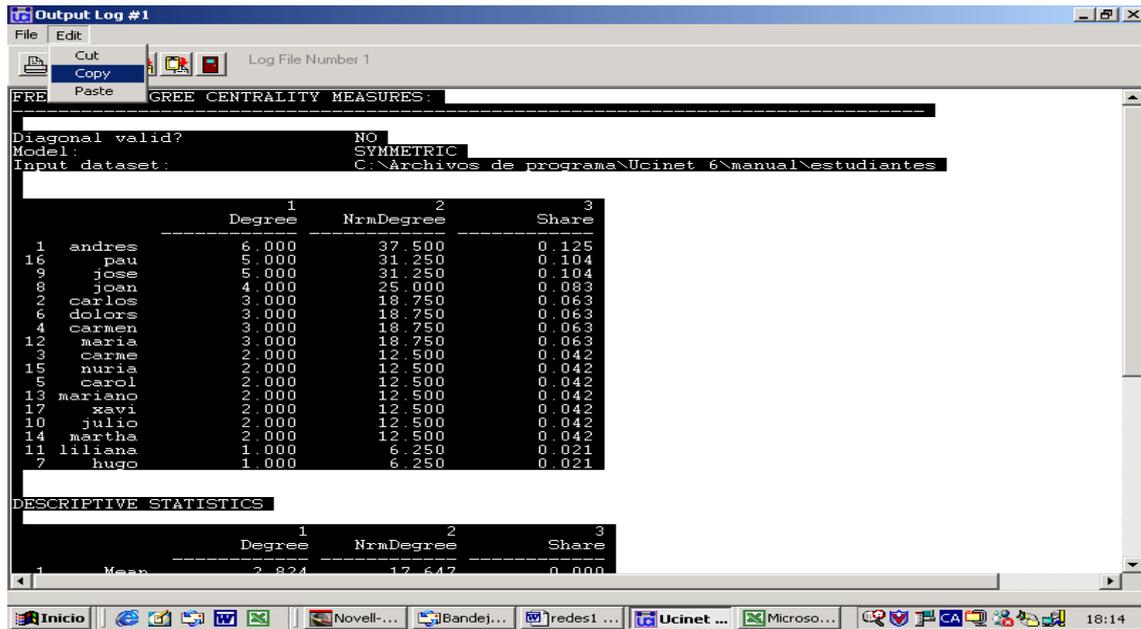
Figura 35



Los estadísticos descriptivos brindan información sobre los valores que tomó el rango en el conjunto de la red. Vemos que el rango promedio de la red (“Mean”) es 2.824, y que los valores oscilan entre 1 y 6 (la menor y mayor cantidad de lazos).

Incorporaremos esta información al informe de la práctica, de manera muy sencilla: seleccionamos con el ratón el texto y seleccionamos la función “copiar” (Edit< copy). Pegamos la información en el informe en Word que estamos elaborando (Edición< pegar).

Figura 36

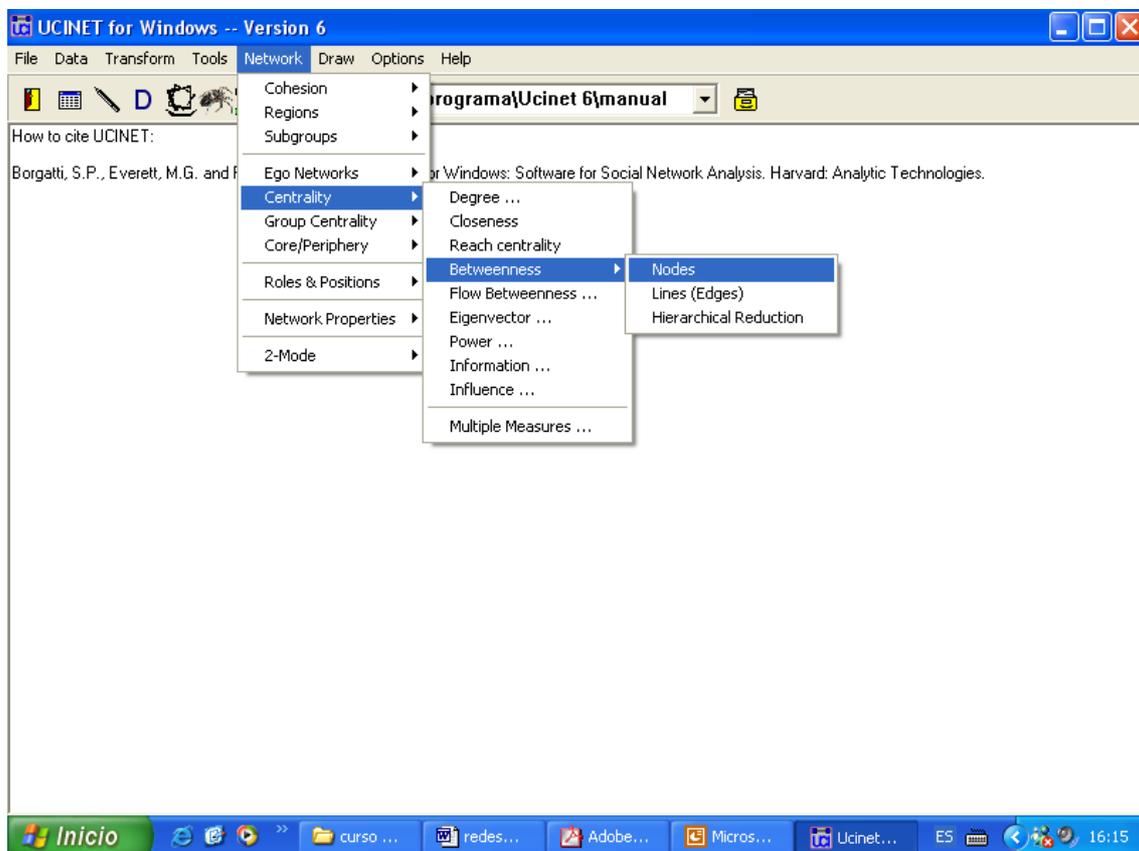


5. 2 Grado de intermediación (*betweenness*)

El grado de intermediación indica la frecuencia con que aparece un nodo en el tramo más corto (o geodésico) que conecta a otros dos. Es decir, muestra cuando una persona es intermediaria entre otras dos personas del mismo grupo que no se conocen entre sí (lo que podríamos denominar “persona puente”). Veamos cuáles son los valores para el grado de intermediación en nuestra red para localizar un ejemplo.

Para calcular el grado de intermediación seleccionamos el menú Network< Centrality< betweenness< nodes:

Figura 37



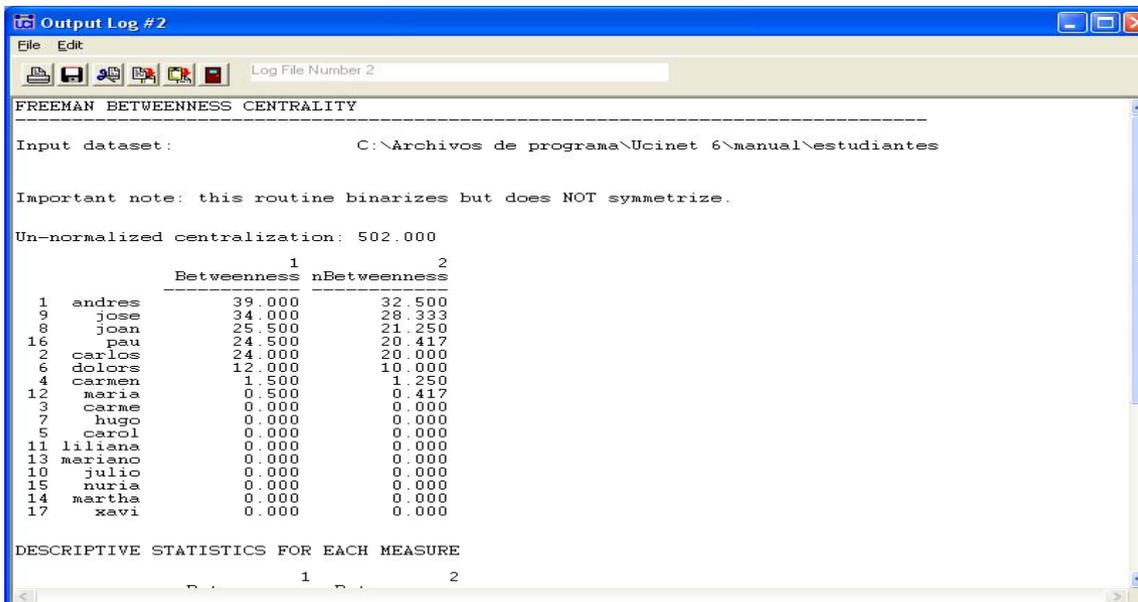
En la pantalla que se despliega elegimos la matriz que contiene los datos que vamos a analizar (“estudiantes.##h”) y hacemos click en el botón “ok”:

Figura 38



Obtenemos como resultado el valor del grado de intermediación de cada nodo, ordenados de mayor a menor:

Figura 39



Se reproducen a continuación los resultados obtenidos:

Tabla 4

	Betweenness	nBetweenness
Andrés	39.0	32.5
José	34.0	28.3
Joan	25.5	21.2
Pau	24.5	20.4
Carlos	24.0	20.0
Dolors	12.0	20.0
Carmen	1.5	10.0
María	0.5	1.2
Carme	0.0	0.4
Hugo	0.0	0.0

Carol	0.0	0.0
Liliana	0.0	0.0
Mariano	0.0	0.0
Julio	0.0	0.0
Nuria	0.0	0.0
Martha	0.0	0.0
Xavi	0.0	0.0

Andrés y José son las personas con un mayor grado de intermediación. Si observamos la figura 23 vemos que Andrés es la persona que conecta al grupo de los antropólogos con uno de los grupos de los arqueólogos (el formado por Carlos, Carme y Carol) y José conecta al grupo de los estudiantes de psicología social con los de antropología. Pero Joan, Pau y Carlos también tienen valores altos de grado de intermediación. La relación entre Joan y Pau permite conectar tres grupos: arqueólogos, antropólogos y psicólogos sociales. En el caso de Carlos, su relación con Andrés vincula a Carol y Carme con un grupo mayor. Si esa relación se rompiera, el grupo quedaría aislado.

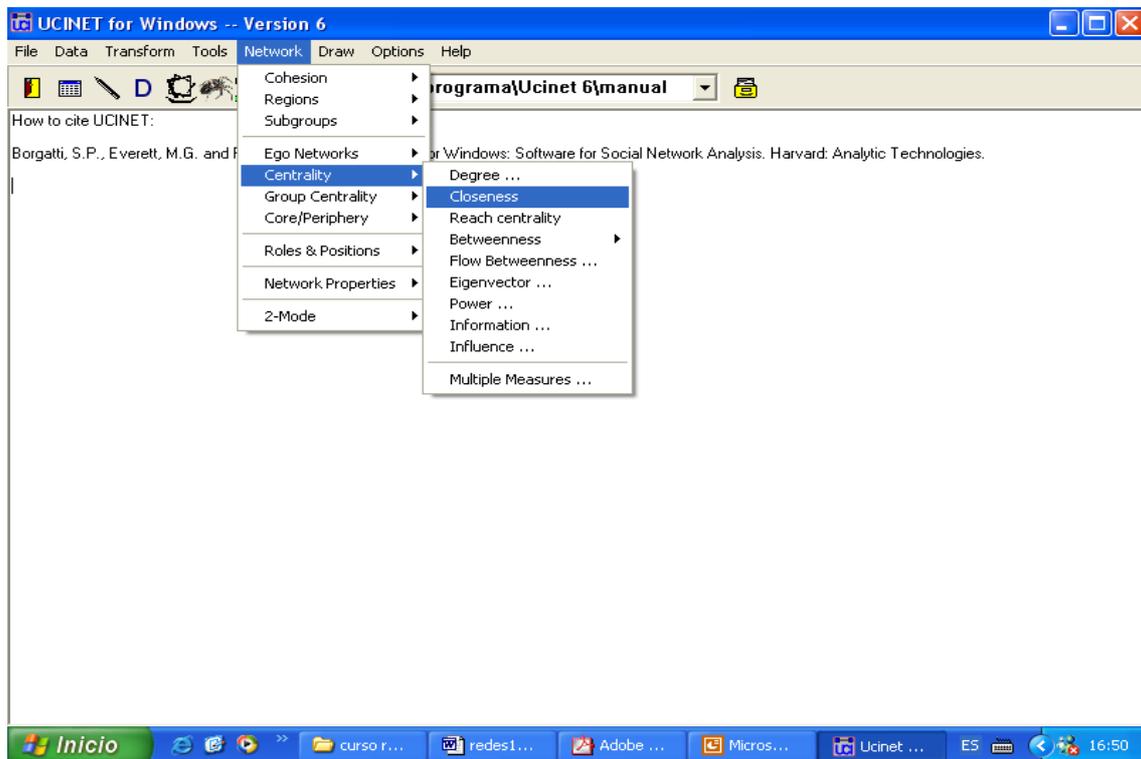
Realizaremos la misma operación que en el caso del rango: seleccionaremos los resultados obtenidos y con la función "copiar" (ver figura 36) incorporaremos la información en el documento del informe.

5. 3 Cercanía (*closeness*)

El grado de cercanía indica la cercanía de un nodo respecto del resto de la red. Representa la capacidad que tiene un nodo de alcanzar a los demás. Veremos su interpretación a partir de un ejemplo.

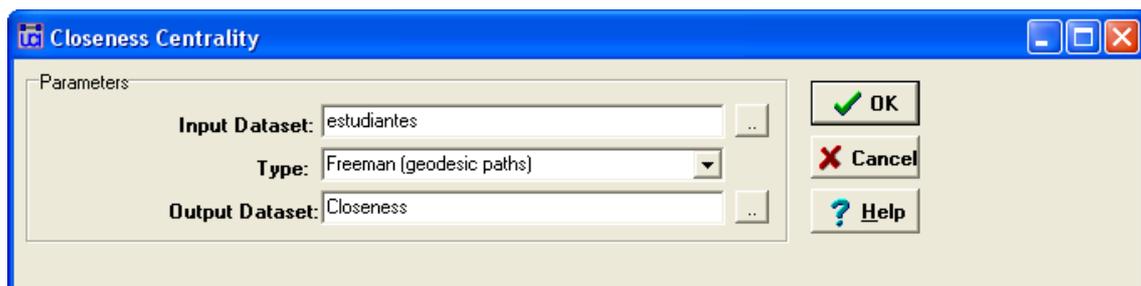
Para calcularlo, procederemos de la misma manera que en las dos medidas de centralidad anteriores, es decir, a partir del menú “Network” (network< centrality< closeness):

Figura 40



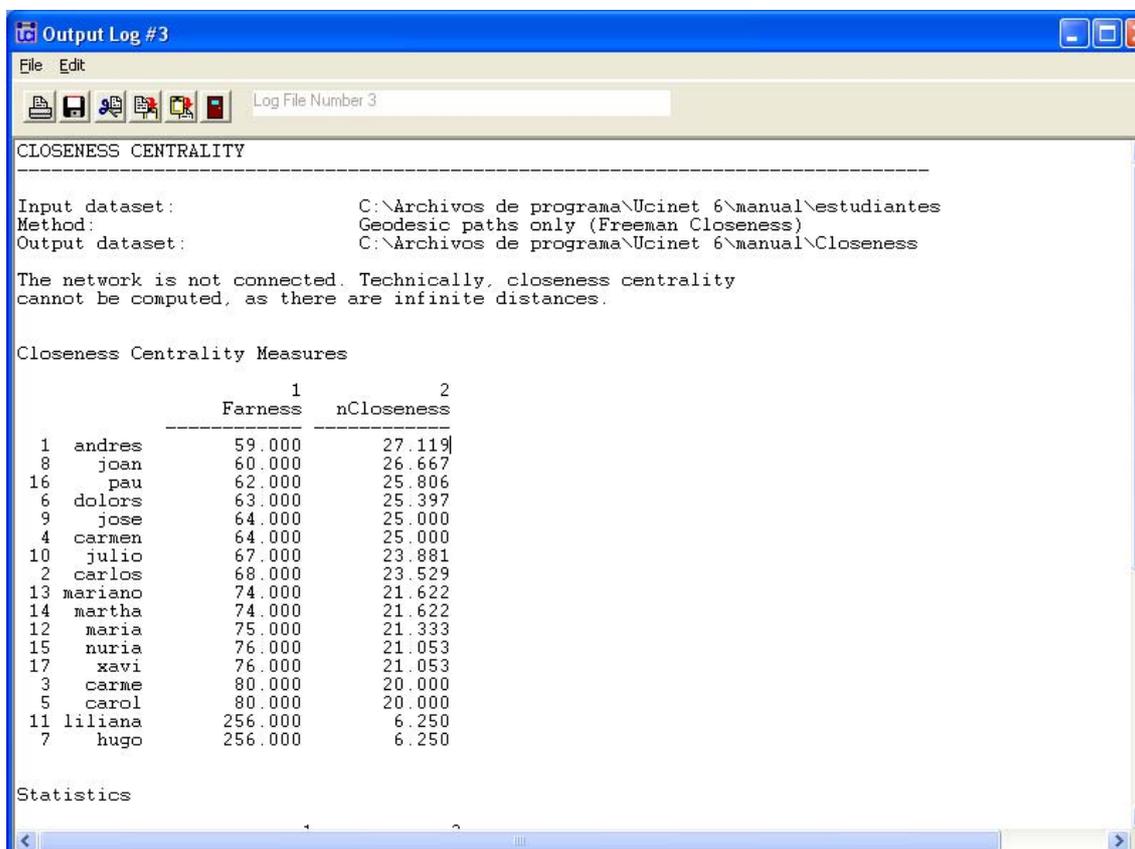
Seleccionamos el archivo a analizar y damos click en el botón “ok”:

Figura 41



El resultado de la operación, al igual que en los casos anteriores, es la lista ordenada de los valores de cercanía, y también el de su opuesto, lejanía (*farness*):

Figura 42



Se reproducen a continuación los resultados:

Tabla 5

	Farness	Closeness
Andrés	59.0	27.11
Joan	60.0	26.66
Pau	62.0	25.80
Dolors	63.0	25.39
José	64.0	25.00
Carmen	64.0	25.00
Julio	67.0	23.88
Carlos	68.0	23.52
Mariano	74.0	21.62
Martha	74.0	21.62
Maria	75.0	21.33
Nuria	76.0	21.05
Xavi	76.0	21.05
Carme	80.0	20.0
Carol	80.0	20.0

Liliana	256.0	6.25
Hugo	256.0	6.25

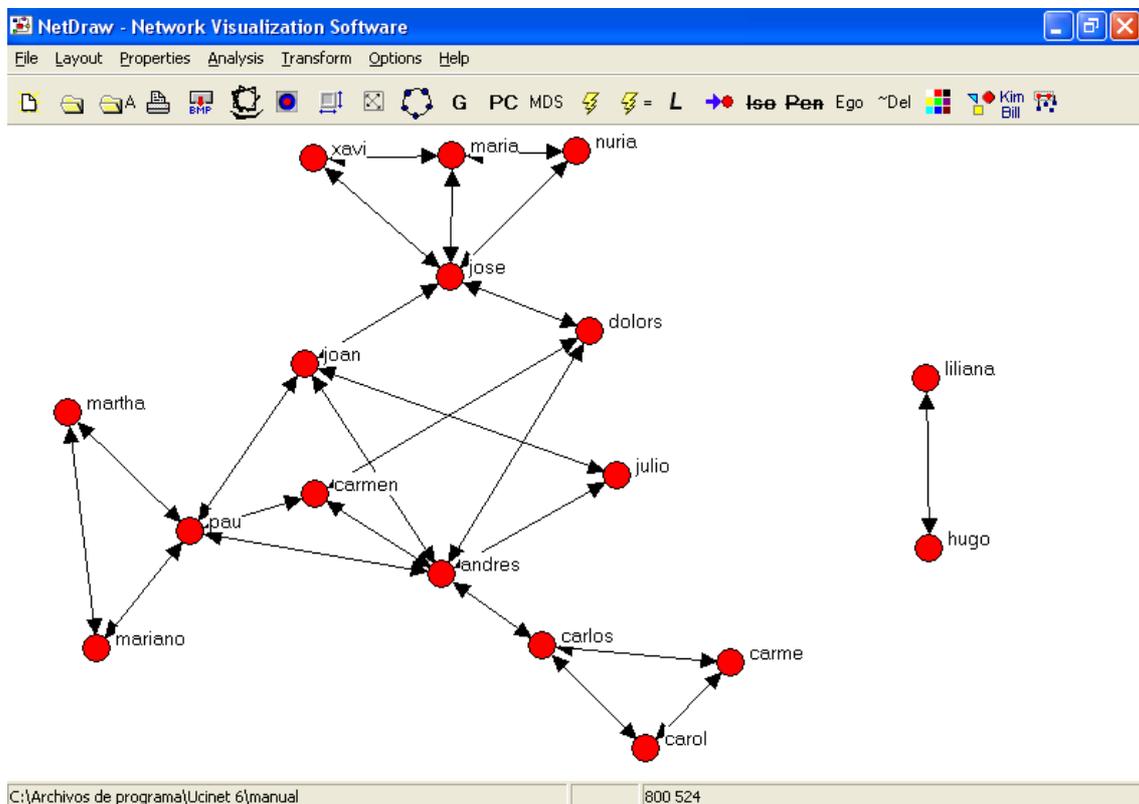
Al igual que en las dos medidas de centralidad anteriormente analizadas, Andrés es la persona de la red que cuenta con un grado de cercanía más grande. Tiene una mayor capacidad para acceder al resto de los nodos de la red. Sin embargo, los resultados para el resto de las personas no son iguales a los obtenidos en las mediciones anteriores. Si volvemos a los resultados de la tabla 3, vemos que, por ejemplo, Dolors tenía el mismo rango que Carlos, Carmen y María (conocían a tres personas cada uno). Sin embargo, el grado de cercanía de Dolors es mayor que el de ellos. No sólo es importante el número de personas que conoces, sino quiénes son esas personas, cuál es su grado de conexiones. Si observamos la figura 23, vemos que Dolors conoce a Andrés y a José, las dos personas con mayor grado de cercanía de toda la red. De esta manera, su probabilidad de acceder al resto de los nodos es más alta. “[U]na persona poco conectada con el resto (baja centralidad, bajo grado de intermediación) por el solo hecho de estar conectada con una persona ‘importante’ puede tener una alta cercanía” (Molina, op.cit: p. 79).

Finalizaremos ahora el ejercicio, copiando los resultados y llevándolos al informe que hemos elaborado.

6. Redes dentro de redes: cliques

Regresemos ahora al gráfico de nuestra red. Una característica que podemos observar a simple vista es que dentro de ella es posible identificar grupos o sub-grafos. Por ejemplo, Carlos, Carme y Carol constituyen un grupo: están relacionados entre ellos (de hecho, tienen se encuentran más vinculados entre ellos que con el resto de la red). Este sub-grupo recibe el nombre técnico de clique (si bien, como veremos posteriormente, podríamos hablar de dos acepciones de clique: en sentido “duro” y en sentido “blando”). Un clique (en sentido “blando”) es un grupo dentro de una red.

Figura 43



El análisis de sub-grafos, o de cliques, es un tipo de aproximación a la estructura de la red, una aproximación de “abajo hacia arriba”, como señala Hanneman (op. cit.):

La noción [de clique] parte de los vínculos simples para “construir” la red. Un mapa de toda la red puede ser construido examinando los tamaños de los distintos cliques y agrupaciones de tipo de clique, notando sus tamaños y yuxtaposiciones. Este tipo de aproximación, acerca de las subestructuras de las redes, tienden a enfatizar cómo lo macro puede surgir de lo micro. Tienden a enfocar nuestra atención primero en los individuos y en entender cómo están inmersos en la estructura mayor de la red a partir

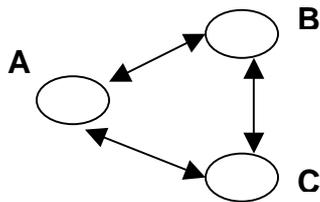
de los grupos yuxtapuestos. Esta idea aparentemente obvia se tiene que destacar porque también es posible aproximarse a la cuestión de la subestructuras de las redes desde una perspectiva de arriba hacia abajo. Ambos aspectos son valiosos y complementarios. (cap V: p. 6)

UCINET permite analizar las sub-estructuras de la red, a partir de una serie de medidas de agrupamiento, que revisaremos a continuación

6.1 Cliques

Hemos utilizado anteriormente la palabra clique como sinónimo de subgrupo dentro de una red. Pero en sentido estricto se denomina clique a un conjunto de nodos o actores que tienen todos los vínculos posibles entre ellos. Los actores que conforman un clique deben ser más de dos, por lo general se trabajan cliques de tres y más integrantes. Un grupo de nodos que tienen entre ellos todos los vínculos posibles se denomina “subgrafo máximo completo”. Presentamos un ejemplo en la figura 44:

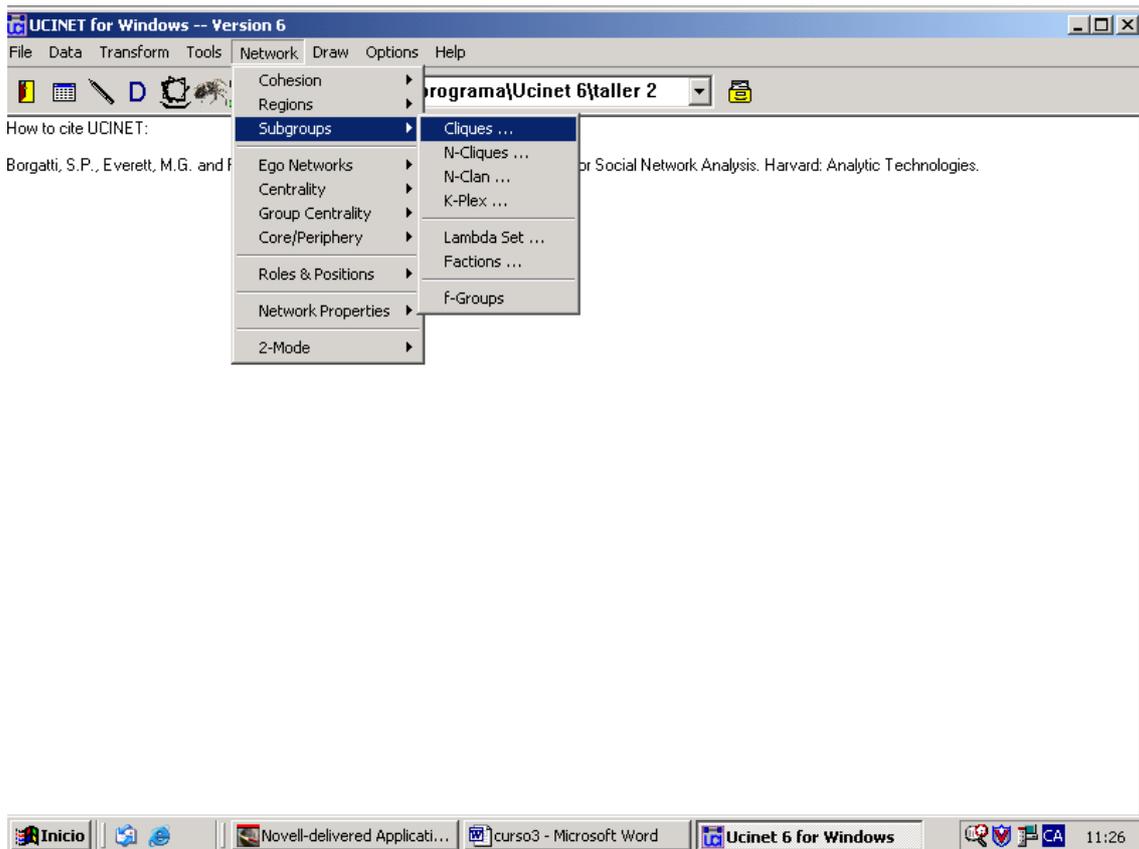
Figura 44



Todas las relaciones posibles están presentes en la figura 44. En caso de que la relación analizada fuese “ser amigo de”, A es amigo de B y de C, B es amigo de C y de A y C es amigo de B y de A.

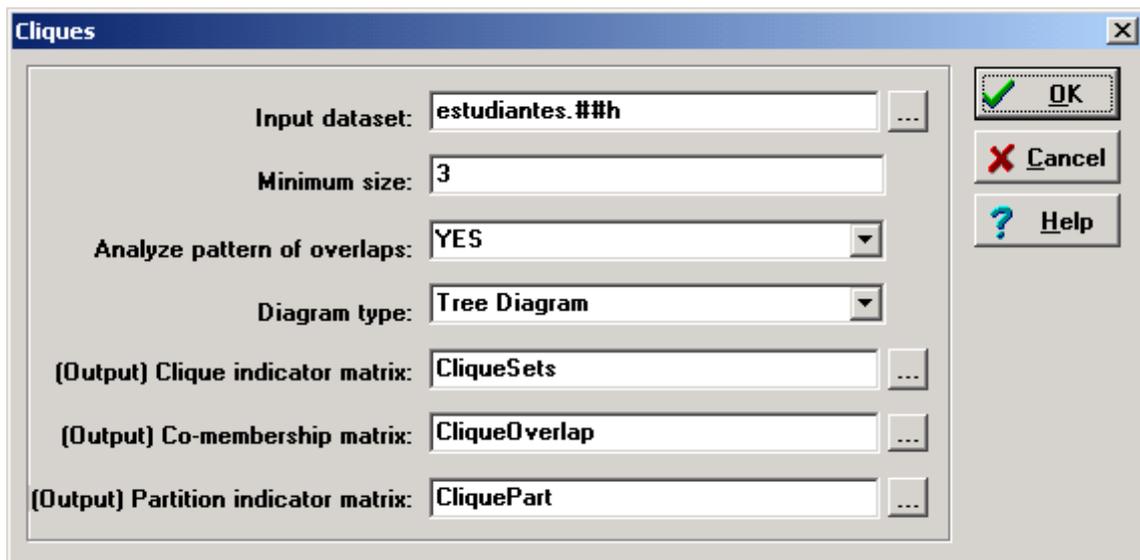
Pediremos a UCINET que identifique todos los cliques de más de tres integrantes que se encuentran en nuestra red. Para ello, desde la pantalla inicial de UCINET seleccionaremos el menú “Nertwork” y luego subgroups< cliques:

Figura 45



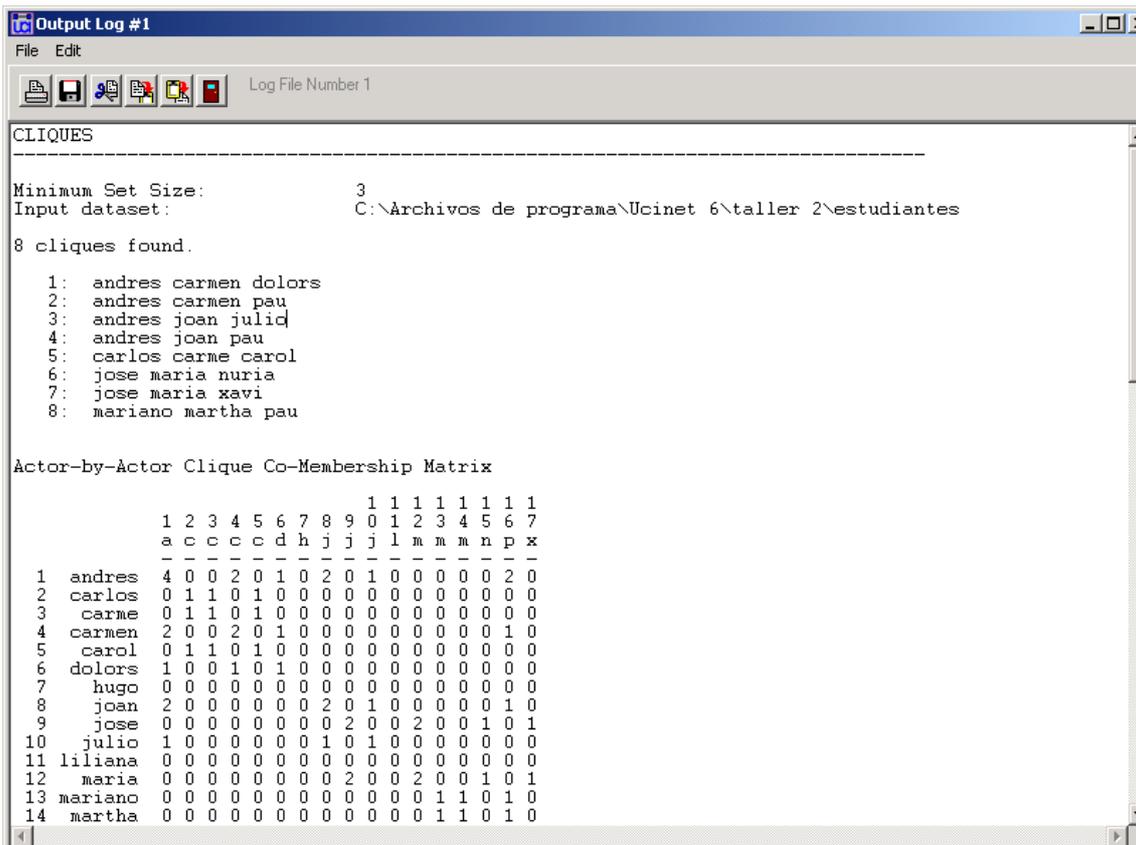
En el cuadro de diálogo que se despliega (que es muy similar a los que utilizamos con las medidas de centralidad) seleccionaremos en primer lugar la matriz en donde se encuentran los datos que queremos analizar (Input dataset). En este caso es la que hemos estado utilizando hasta ahora (estudiantes.##h). La segunda opción es el número mínimo de integrantes del clique. La opción por defecto es 3 y en este caso la mantendremos. A continuación se nos pregunta si queremos que se analice el patrón de superposiciones (Analyze pattern of overlaps). Esto significa que podemos saber cuándo un integrante de un clique pertenece a otros, y con cuales miembros de la red comparte cliques. Es una información muy interesante, que analizaremos con más detalle cuando veamos los resultados. Ignoraremos por ahora el resto de las opciones, ya que es necesario que en primer lugar aprendamos las cuestiones básicas de esta medida.

Figura 46



Al hacer click en "OK" obtenemos la siguiente pantalla:

Figura 47



El primer dato que obtenemos es que se han encontrado 8 cliques en nuestra red. Transcribo a continuación los resultados:

Tabla 6

8 cliques found	
1	Andrés- Carmen- Dolors
2	Andrés- Carmen- Pau
3	Andrés- Joan- Julio
4	Andrés- Joan- Pau
5	Carlos- Carme- Carol
6	José- María- Nuria
7	José María Xavi
8	Mariano- Martha- Pau

Ningún clique en nuestra red tiene más de tres integrantes. Podemos decir que esta red está conformada por pequeñas subestructuras con un alto grado de solapamiento (Andrés, por ejemplo, es integrante de la mitad de los cliques). Pero el grado de solapamiento se observa con claridad cuando analizamos la matriz de superposiciones (que transcribo a continuación):

Tabla 7

Actor-by-Actor Clique Co-Membership Matrix

			1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
			a	c	c	c	c	d	h	j	j	j	l	m	m	m	n	p	x
1	andres	4	0	0	2	0	1	0	2	0	1	0	0	0	0	0	0	2	0
2	carlos	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	carme	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	carmen	2	0	0	2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
5	carol	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	dolors	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	hugo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	joan	2	0	0	0	0	0	0	2	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0
9	jose	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	2	0	0	1	0	1	0
10	julio	1	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
11	liliana	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
12	maria	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	2	0	0	1	0	1	0
13	mariano	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0	0
14	martha	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0	0
15	nuria	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0
16	pau	2	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1	1	0	3	0	0	0
17	xavi	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0

A primera vista, esta matriz puede resultar poco clara. Pero vayamos paso por paso. La matriz de superposiciones (o de “co-membrecía”) brinda tres datos: a cuántos cliques pertenece cada actor, con qué actores comparte cliques y cuánto cliques comparte con cada uno de ellos. ¿Cómo debe leerse para obtener esta información?

Para saber a cuántos cliques pertenece cada nodo, leeremos la diagonal de la matriz. Así, la información sobre el actor 1 (Andrés) se encuentra en la intersección de la columna 1 y la fila 1, la del actor 2 (Carlos), en la intersección de la columna 2 y la fila 2 y así sucesivamente:

Tabla 8

		1	2	3	4	5	6	7	8	9	0	1	1	1	1	1	1	1	
		a	c	c	c	c	d	h	j	j	j	l	m	m	m	n	p	x	
		-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	
1	andres	4	0	0	2	0	1	0	2	0	1	0	0	0	0	0	0	2	0
2	carlos	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	carme	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	carmen	2	0	0	2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
5	carol	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	dolors	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	hugo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	joan	2	0	0	0	0	0	0	0	2	0	1	0	0	0	0	0	1	0
9	jose	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	2	0	0	1	0	1
10	julio	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
11	liliana	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
12	maria	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	2	0	0	1	0	1	0
13	mariano	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0	0
14	martha	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0	0	0
15	nuria	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0
16	pau	2	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	1	0	3	0	0	0
17	xavi	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0

Como habíamos visto al analizar los cliques, Andrés pertenece a cuatro cliques diferentes, seguido por Pau, que pertenece a tres. La mayoría de los actores sólo pertenece a uno, mientras que tenemos dos actores aislados, Liliana y Hugo, que no pertenecen a ninguno, ya que, como vimos en el análisis de la graficación de la red y en las medidas de centralidad, constituyen una díada aislada del resto de la red.

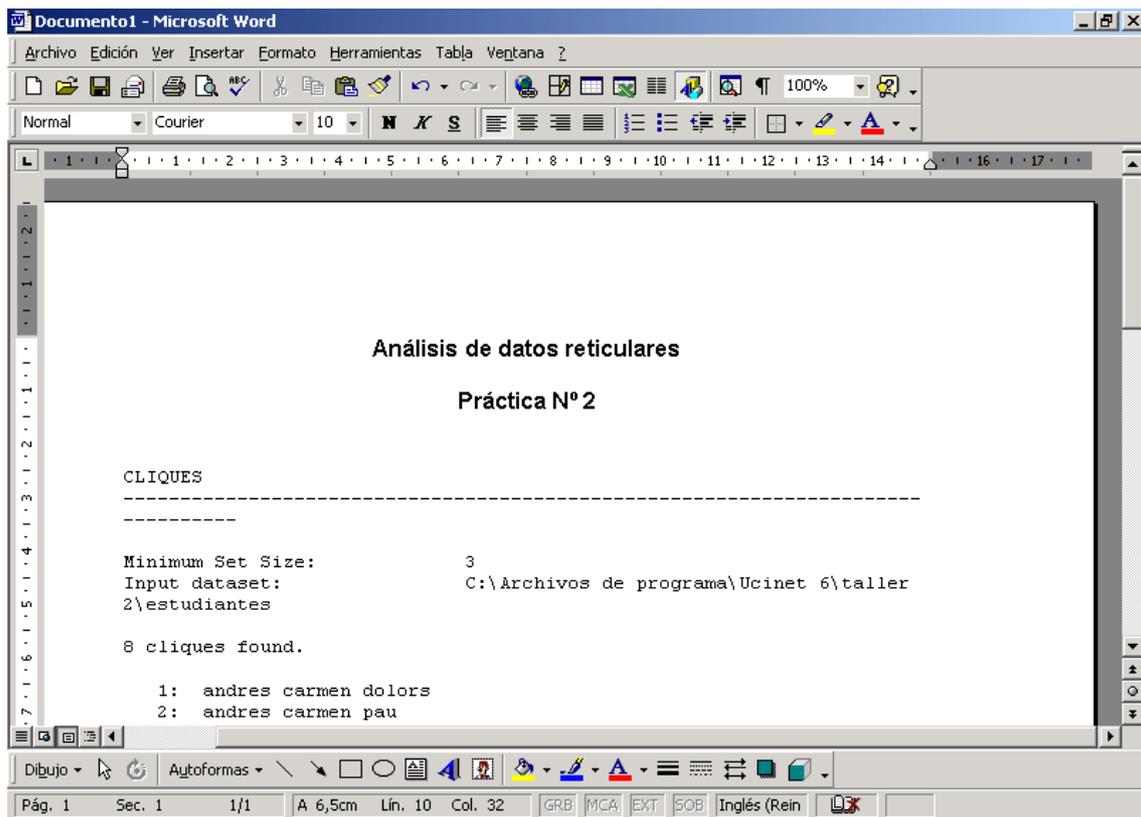
Para obtener los otros dos datos que presenta esta matriz (con quién se comparte clique y qué número de cliques se comparte con cada actor), podemos mirar la línea horizontal o la vertical de cada actor:

1	6	2	1	1	0	0	0	0
2	2	6	1	2	0	0	0	1
3	1	1	6	2	0	0	0	0
4	1	2	2	6	0	0	0	1
5	0	0	0	0	6	0	0	0
6	0	0	0	0	0	6	2	0
7	0	0	0	0	0	2	6	0
8	0	1	0	1	0	0	0	6

Vemos que el clique N° 1 (integrado por Andrés, Carmen y Dolors) comparte dos integrantes con el clique N° 2 (integrado por Andrés, Carmen y Pau). Andrés y Carmen son los dos integrantes que se repiten en ambos cliques. El clique N° 1 también comparte un integrante con el clique N° 3 y con el N° 4 (Andrés es el integrante que se repite en ambos casos).

A continuación, copiaremos los resultados obtenidos en un documento de word, que guardaremos con el nombre de "informe practica 2"):

Figura 48

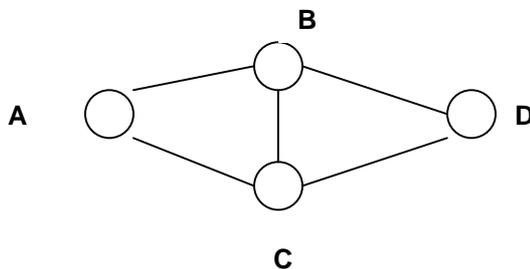


6.2 N-clique, N-clan y k-plex

Como señala Hanneman (op. cit) en algunas ocasiones, la definición “dura” de clique (sub-grafo máximo completamente conectado) es demasiado estricta para nuestros fines. Puede interesarnos conocer cliques en los que algunos de sus miembros no estén conectados con todos los demás integrantes, por ejemplo. Existen una serie de medidas de agrupación que relajan la condición de subgrafo máximo completo: N-clique, N-clan y k-plex, que revisaremos a continuación.

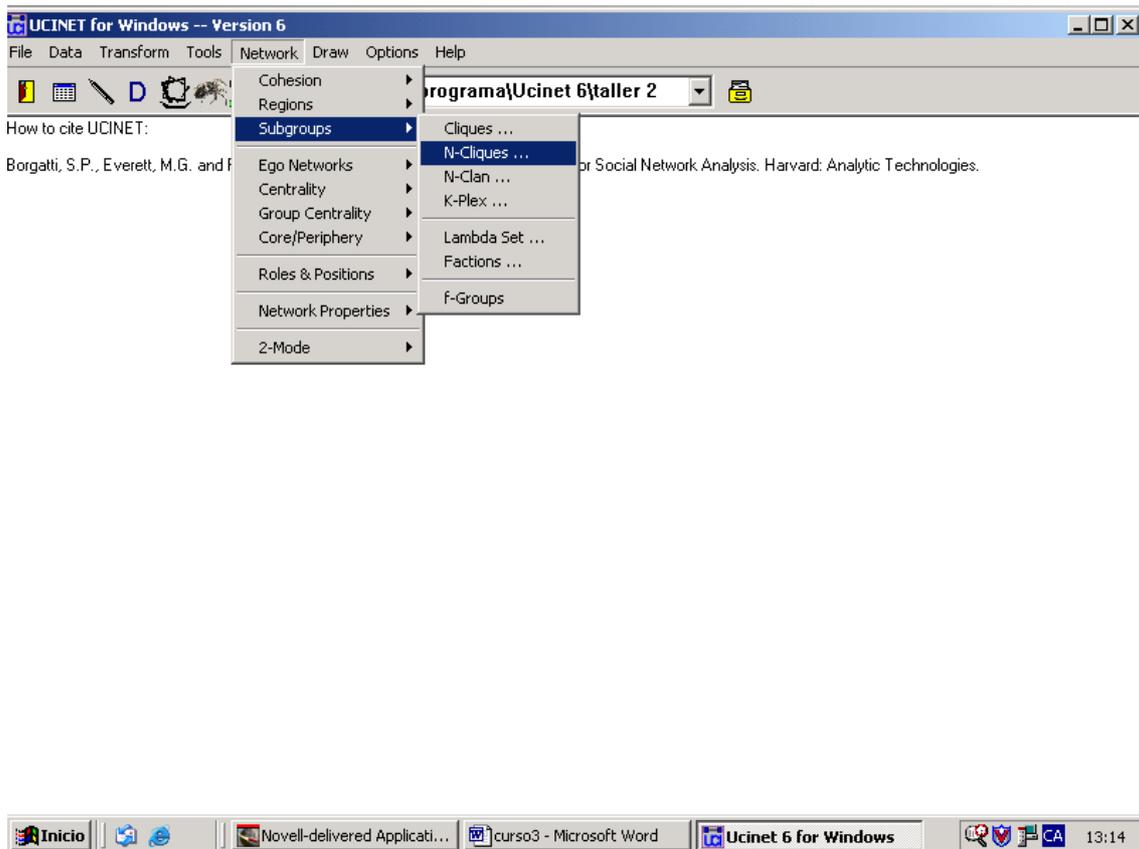
Según la primera medida, N-clique, un actor es miembro de un clique si está conectado con todos los miembros del grupo a una distancia mayor que uno. Generalmente se utiliza una distancia de dos (lo que equivale a ser amigo de un amigo). Por ejemplo, en la figura 49, A, B, C y D podrían conformar un clique, pese a que no existen todas las relaciones entre ellos (A conoce a B y C, pero no a D, y D conoce a B y C, pero no a A), al establecer una distancia de 2 ($N=2$) como condición para integrar el clique (A conoce a D a través de B, por ejemplo).

Figura 49



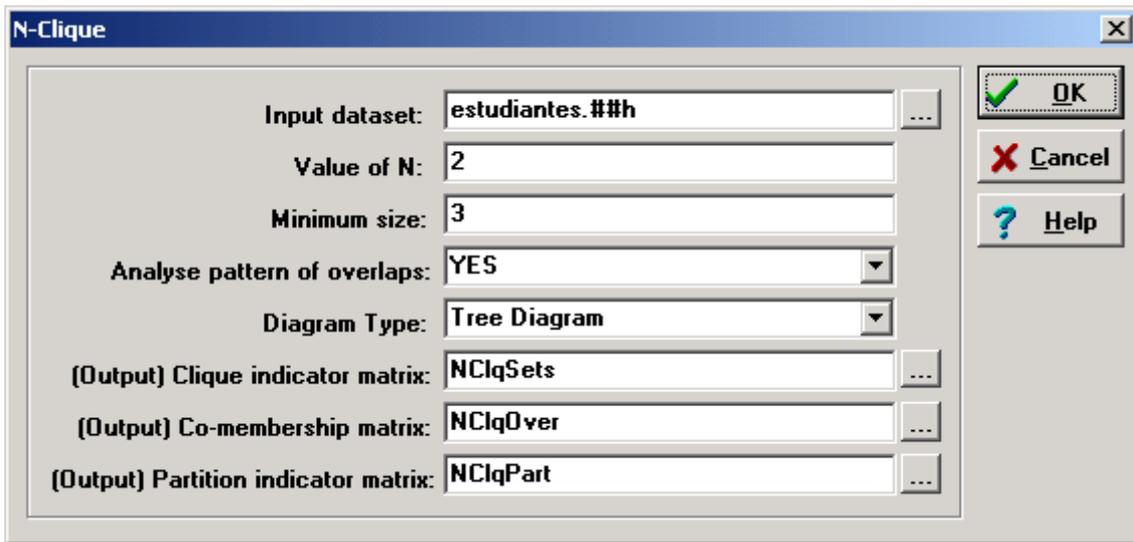
Aplicaremos N-clique a nuestros datos. Para ellos, seleccionaremos el menú “Network” y a continuación subgroups < n-cliques:

Figura 50



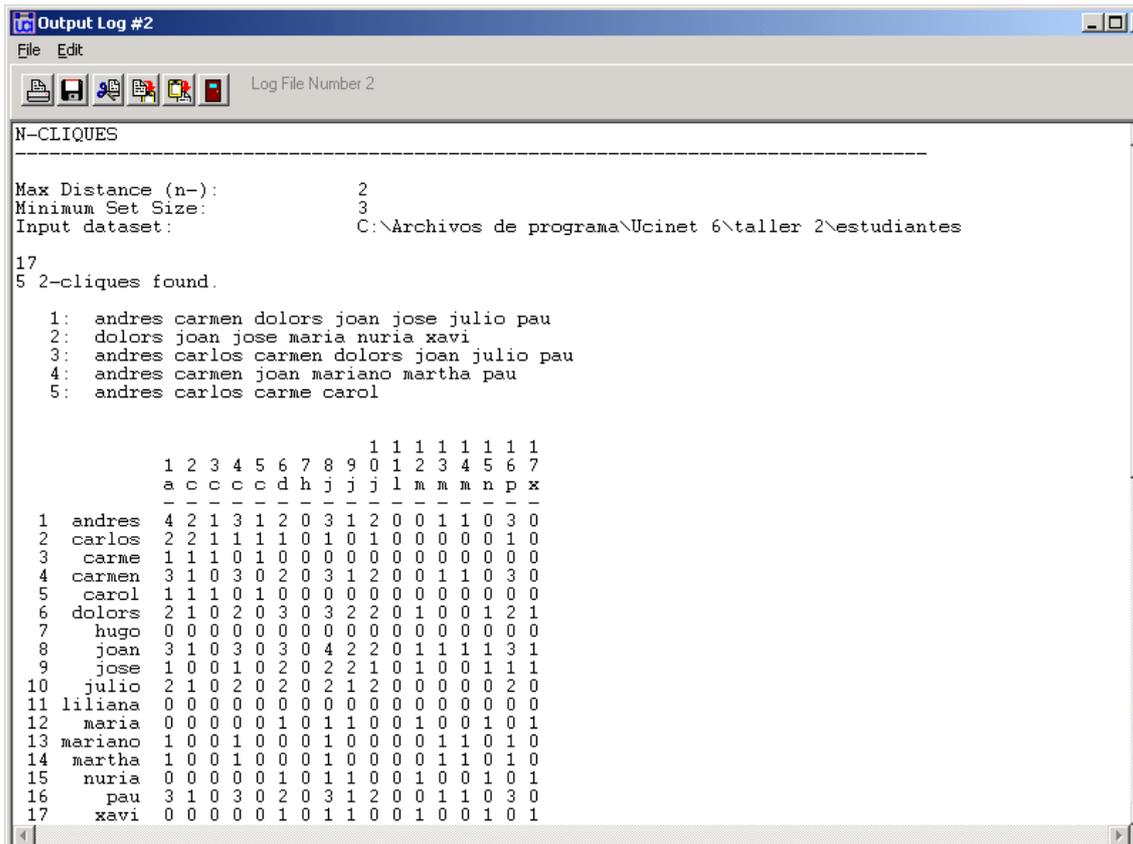
En el cuadro de diálogo que se despliega, seleccionaremos en primer lugar la matriz que contiene los datos a analizar (estudiantes.###h). La segunda opción nos indica el tamaño de la n (la distancia que estableceremos). Mantendremos la opción por defecto, que es 2. La tercera opción es el tamaño mínimo de los cliques que identificaremos (mantendremos 3) y la cuarta nos pregunta si queremos obtener la matriz de superposiciones o co-membrecía (seleccionaremos "yes"). Como en el caso del análisis de cliques, ignoraremos ahora el resto de las posibilidades.

Figura 51



Obtenemos el siguiente resultado:

Figura 52



La primera diferencia en relación con el análisis anterior es que hemos obtenido tres cliques menos (ahora son cinco) pero de mayor tamaño. En efecto, la condición

“conozco a alguien que lo conoce” nos devuelve grupos más grandes. Reproduzco a continuación los resultados de la primera matriz:

Tabla 12

5 2-cliques found.	
1	andres carmen dolors joan jose julio pau
2	dolors joan jose maria nuria xavi
3	andres carlos carmen dolors joan julio pau
4	andres carmen joan mariano martha pau
5	andres carlos carme carol

Se han identificado dos cliques con siete miembros, dos con seis y uno con cuatro. N-clique es una medida mucho más inclusiva que clique. Por esta razón es importante ser cuidadosos a la hora de utilizarla, ya que podrían incluirse dentro de un mismo grupo actores que realmente no tienen una pertenencia clara.

En lo que hace a los actores que integran cada grupo, vemos que Andrés continúa teniendo un protagonismo importante (integra cuatro de los cinco cliques). Pero aparece una modificación: ya no es el único actor destacado, sino que tenemos a otro actor (Joan) integrando también cuatro cliques. Joan ha doblado su participación respecto de la medición anterior. Y este caso es un buen ejemplo para graficar la diferencia entre clique y N-clique. De acuerdo con las medidas de centralidad que hemos calculado anteriormente, Joan tiene un rango de 4 (ver tabla 3), es decir, conoce a cuatro personas en la red: Andrés, Julio, Pau y José. Cuando calculamos los cliques, vimos que, de acuerdo con los datos de la tabla 6, Joan forma un clique junto con Andrés y Julio y otro con Andrés y Pau. No integra ningún clique con José, que es la cuarta persona que conoce en la red, ya que no tiene relación con el resto de los integrantes de estos cliques (José forma un clique con María y Nuria y otro con María y Xavi). Pero al aligerar la condición de la relación, a través de $N=2$, tenemos que pertenece al clique N° 1 porque conoce directamente a Andrés, Julio, José y Pau, e indirectamente a Carmen (a través de Andrés o de Pau) y a Dolors (a través de José o de Andrés). En el clique N° 2 sólo conoce directamente a José, pero “hereda” sus relaciones con María, Nuria y Xavi, y llega nuevamente a Dolors a través de Andrés o de Pau (aunque ellos no integren el clique. Retomaremos este punto en el análisis de N-clan).⁵ El mismo proceso sucede en los cliques N° 3 y 4.

Veamos ahora la matriz de solapamientos o co-membrecía. Leeremos la diagonal en primer lugar:

⁵ Como veremos más adelante, N-clique, a diferencia de N-clan, no requiere que los nodos por medio de los cuales se alcanzan al resto de los integrantes del clique pertenezcan al mismo clique.

Tabla 13

		1 1 1 1 1 1 1 1																
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	0	1	2	3	4	5	6	7
		a	c	c	c	c	d	h	j	j	j	l	m	m	m	n	p	x
		-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
1	andres	4	2	1	3	1	2	0	3	1	2	0	0	1	1	0	3	0
2	carlos	2	2	1	1	1	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0
3	carme	1	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	carmen	3	1	0	3	0	2	0	3	1	2	0	0	1	1	0	3	0
5	carol	1	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	dolors	2	1	0	2	0	3	0	3	2	2	0	1	0	0	1	2	1
7	hugo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	joan	3	1	0	3	0	3	0	4	2	2	0	1	1	1	1	3	1
9	jose	1	0	0	1	0	2	0	2	2	1	0	1	0	0	1	1	1
10	julio	2	1	0	2	0	2	0	2	1	2	0	0	0	0	0	2	0
11	liliana	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
12	maria	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	1
13	mariano	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	1	0	1	0
14	martha	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	1	0	1	0
15	nuria	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	1
16	pau	3	1	0	3	0	2	0	3	1	2	0	0	1	1	0	3	0
17	xavi	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	1

Tenemos dos actores pertenecientes a cuatro cliques cada uno, tres a tres cliques, tres a dos y siete a uno. Ha aumentado el número de cliques de pertenencia, a diferencia de los resultados volcados en la tabla 8. Pero al igual que en ese caso, Liliana y Hugo están aislados del resto de la red.

Respecto de la co-participación (leyendo la línea vertical u horizontal) vemos lo siguiente:

Tabla 14

		1 1 1 1 1 1 1 1																
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	0	1	2	3	4	5	6	7
		a	c	c	c	c	d	h	j	j	j	l	m	m	m	n	p	x
		-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
1	andres	4	2	1	3	1	2	0	3	1	2	0	0	1	1	0	3	0
2	carlos	2	2	1	1	1	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0
3	carme	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	carmen	3	1	0	3	0	2	0	3	1	2	0	0	1	1	0	3	0
5	carol	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	dolors	2	1	0	2	0	3	0	3	2	2	0	1	0	0	1	2	1
7	hugo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	joan	3	1	0	3	0	3	0	4	2	2	0	1	1	1	1	3	1
9	jose	1	0	0	1	0	2	0	2	2	1	0	1	0	0	1	1	1
10	julio	2	1	0	2	0	2	0	2	1	2	0	0	0	0	0	2	0
11	liliana	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
12	maria	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	1
13	mariano	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	1	0	1	0
14	martha	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	1	0	1	0
15	nuria	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	1
16	pau	3	1	0	3	0	2	0	3	1	2	0	0	1	1	0	3	0
17	xavi	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	1

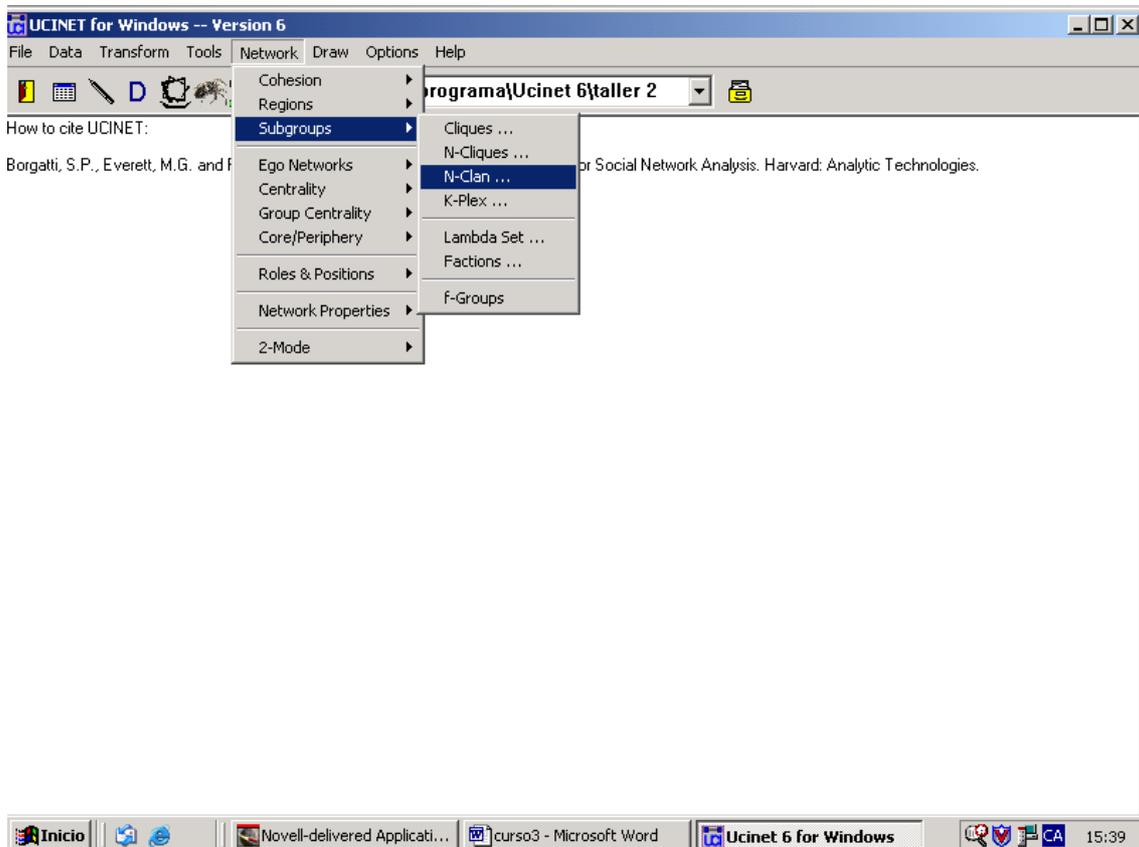
Ha aumentado el número de actores con los que se comparte clique. Esto se debe a la mayor inclusividad que tiene N-clique en relación con clique. Si vemos los resultados

obtenidos ahora por los dos actores que tomamos como ejemplo a la hora de analizar la co-membrecía en la tabla 9, Andrés y Dolors, vemos que en ambos casos ha aumentado el número de personas con los que comparten clique: Andrés pasa de 5 a 11 y Dolors de 2 a 11. Y además aumenta el número de participaciones compartidas con cada actor.

Una manera de restringir N-clique es utilizando N-clan. Como hemos mencionado, en ocasiones al aplicar N-clique se muestra conectividad a través de actores que no son miembros del clique (el caso de la relación entre Dolors y Joan, en el clique 2, mediada por actor que no formaba parte de ese clique). Si en cambio utilizamos N-clan, introducimos una cláusula en el análisis: la relación continua siendo mediada (accedo a alguien porque es conoce a una persona que yo conozco) pero todos los vínculos deben alcanzarse mediante otros miembros del clique.

Veamos lo que sucede con nuestros datos cuando aplicamos N-clan. El procedimiento es similar al resto de las medidas de agrupamiento: (Menú Network < subgroups < N-clan):

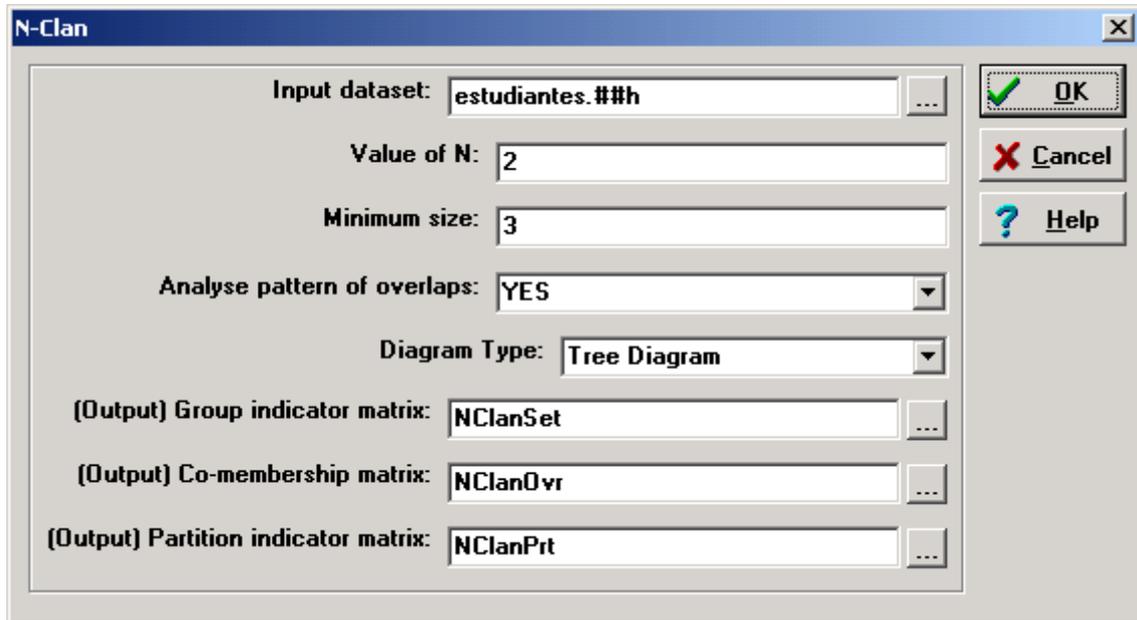
Figura 53



El cuadro de diálogo es como los que habíamos utilizado anteriormente: seleccionamos la matriz que contiene los datos; determinamos el valor de N (que este

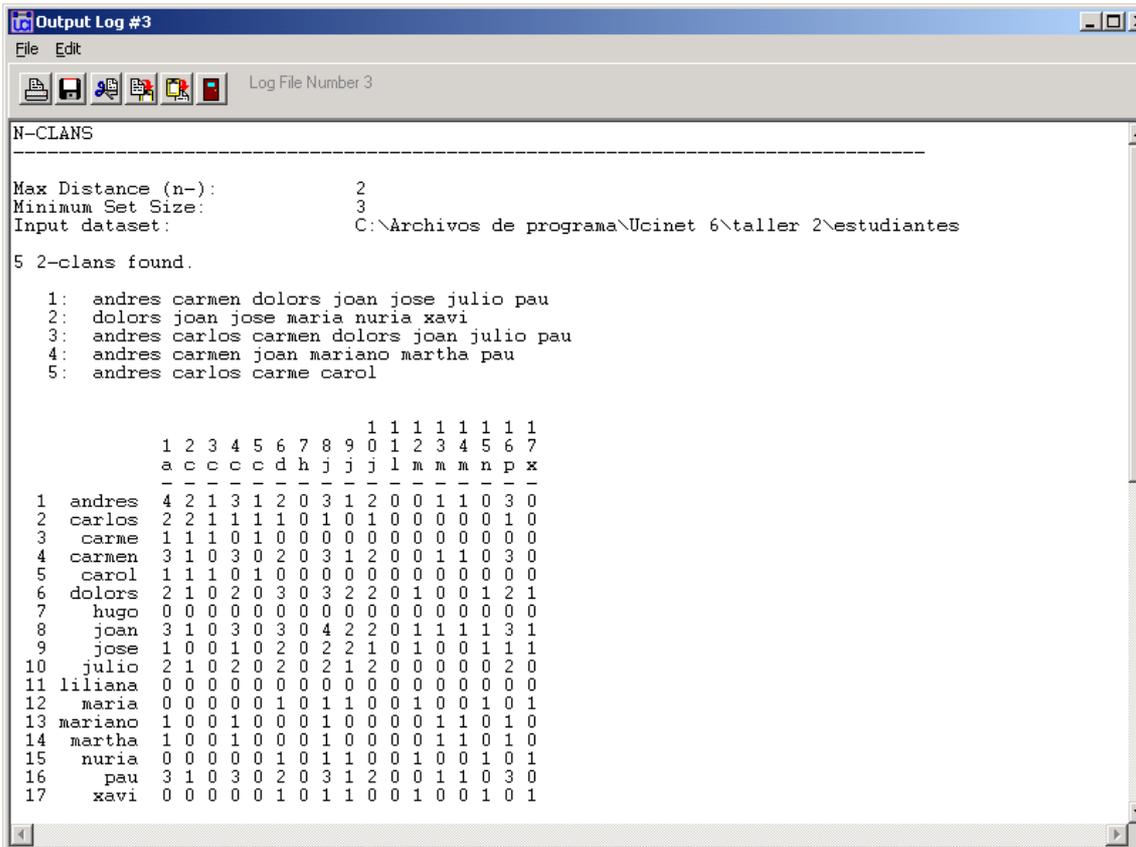
caso será 2, al igual que en N-clique); pedimos cliques de tres o más integrantes y analizaremos el patrón de superposiciones.

Gráfico 54



Obtenemos la siguiente pantalla de resultados:

Gráfico 55



Los resultados son muy similares a los obtenidos mediante N-clique: cinco cliques. Veamos su composición:

Tabla 15

5 2-clans found.	
1	andres carmen dolors joan jose julio pau
2	dolors joan jose maria nuria xavi
3	andres carlos carmen dolors joan julio pau
4	andres carmen joan mariano martha pau
5	andres carlos carme carol

Aunque la composición es idéntica al caso de N-clique (ya que la definición de N-clique se encuentra incluida en la de N-clan)⁶, el procedimiento es diferente. Veamos el ejemplo de Andrés. Pertenece al clan N° 5 por su relación con Carlos, ya que no conoce directamente a Carme o a Carol. Pero no podría invocar a ningún otro actor para pertenecer al clan si este no perteneciera también. N-clan es una modificación menor de N-clique, y como hemos observado en el ejemplo, en muchos casos se obtienen idénticos resultados, pero ambas medidas se complementan, ya que

⁶ En N-clique utilizo cualquier otro actor conocido para alcanzar a un determinado nodo, incluyendo aquellos que forman parte del clique (lo que conforman el clan según N-clan).

permiten asegurarnos de que los actores que incluimos en un clique realmente pertenecen a él.

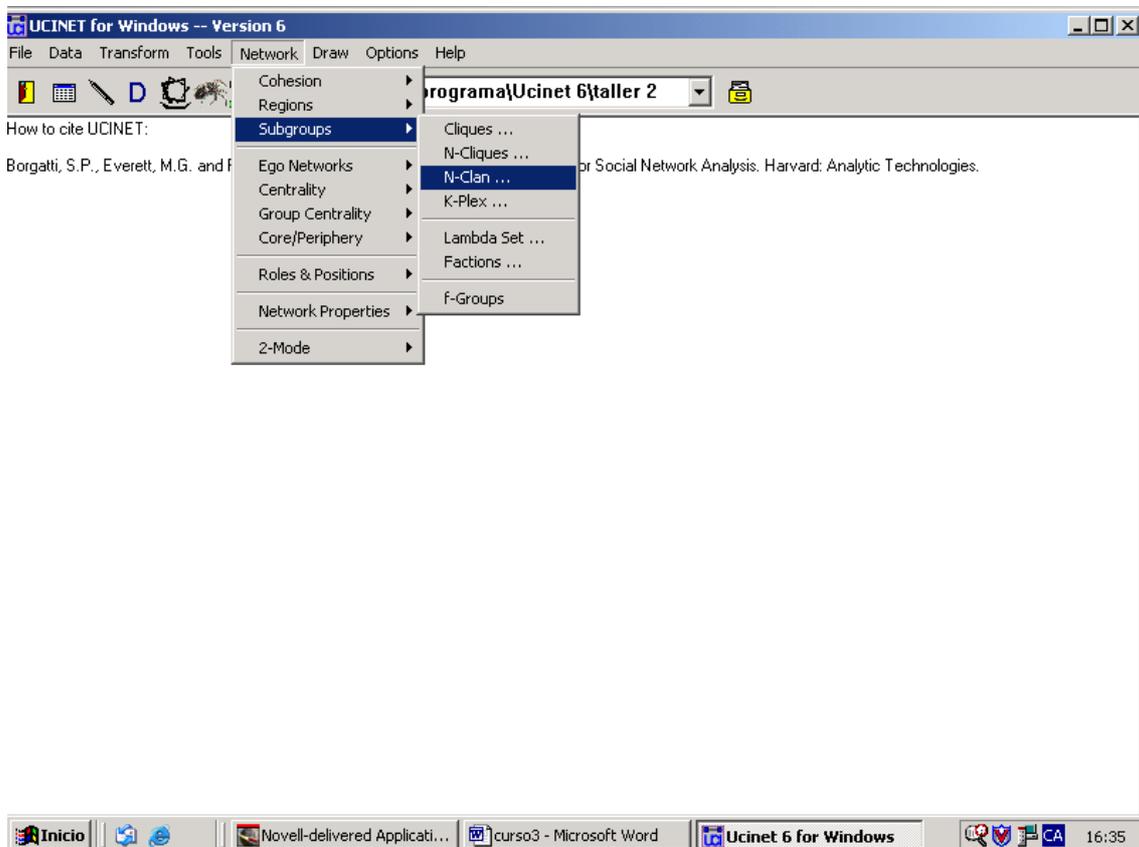
La última medida que analizaremos es K-plex. Su definición es muy sencilla: un actor puede ser miembro de un clique siempre y cuando tenga vínculos directos con todos excepto K miembros del grupo.

Hanneman dice que, si bien

el enfoque K-plex parece tener bastante en común con el N-clique, el análisis basado en K-plex a menudo arroja un cuadro bastante diferente de las sub-estructuras del grafo. En vez de las agrupaciones grandes y concatenadas que a veces produce el análisis N-clique, el análisis K-plex tiende a encontrar número relativamente grandes de pequeñas agrupaciones. Esto tienen a llamar la atención sobre yuxtaposiciones y co-presencia (centralización) más que en solidaridad y accesibilidad. (cap- V: p. 11)

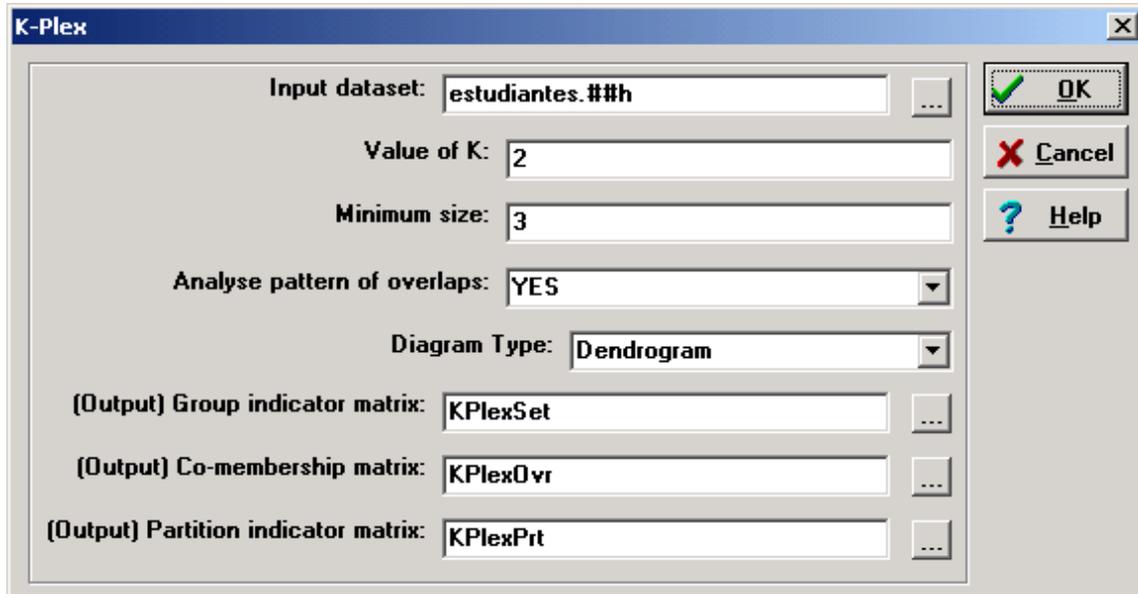
K-plex, entonces, muestra información sobre círculos sociales superpuestos. Veamos qué sucede cuando aplicamos K-plex a nuestros datos. Daremos a K el valor de 2 (un actor será miembro de un clique si conoce a todos menos dos actores del mismo). Seleccionamos el menú Network < subgroups < k-plex:

Gráfico 56



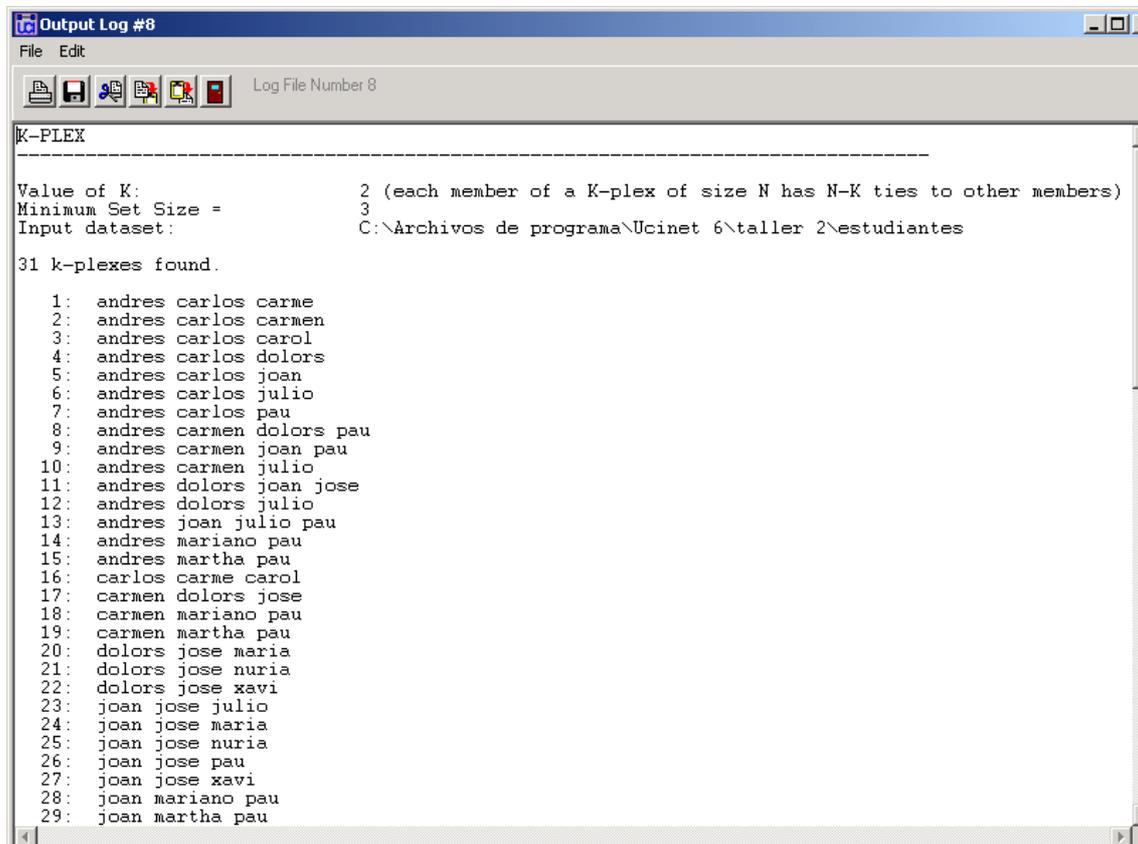
El cuadro de diálogo es similar a todos los anteriores. Seleccionamos el documento a analizar, determinamos el valor de K (2), declaramos que los grupos deben tener 3 o más integrantes y pedimos la matriz de superposiciones:

Figura 57



Obtenemos el siguiente resultado:

Figura 58



Nuestra red consta de 31 K-plex, es decir 31 subgrupos en donde un actor conoce a todos los integrantes menos a dos. Transcribo los resultados de la primera tabla:

Tabla 16

31 k-plexes found.	
1	andres carlos carme
2	andres carlos carmen
3	andres carlos carol
4	andres carlos dolors
5	andres carlos joan
6	andres carlos julio
7	andres carlos pau
8	andres carmen dolors pau
9	andres carmen joan pau
10	andres carmen julio
11	andres dolors joan jose
12	andres dolors julio
13	andres joan julio pau
14	andres mariano pau
15	andres martha pau
16	carlos carme carol
17	carmen dolors jose
18	carmen mariano pau
19	carmen martha pau
20	dolors jose maria
21	dolors jose nuria
22	dolors jose xavi
23	joan jose julio
24	joan jose maria
25	joan jose nuria
26	joan jose pau
27	joan jose xavi
28	joan mariano pau
29	joan martha pau
30	jose maria nuria xavi
31	mariano martha pau

Vemos una gran mayoría de k-plexes de tres integrantes (26) y sólo cinco con más de tres. Andrés es el actor que se repite mayor cantidad de veces, como podemos comprobar al mirar la matriz de superposiciones: está presente en 15 grupos. Pero también hay otros actores con participaciones importantes. Al utilizar esta medida, todos los actores aumentan el número de cliques a los que perteneces.

Tabla 18

		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
		an	ca	ca	ca	ca	do	hu	jo	jo	ju	li	ma	ma	ma	nu	pa	xa
1	andres	15	7	1	4	1	4	0	4	1	4	0	0	1	1	0	6	0
2	carlos	7	8	2	1	2	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0
3	carme	1	2	2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	carmen	4	1	0	7	0	2	0	1	1	1	0	0	1	1	0	4	0
5	carol	1	2	1	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	dolors	4	1	0	2	0	8	0	1	5	1	0	1	0	0	1	1	1
7	hugo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	joan	4	1	0	1	0	1	0	11	6	2	0	1	1	1	1	5	1
9	jose	1	0	0	1	0	5	0	6	11	1	0	3	0	0	3	1	3
10	julio	4	1	0	1	0	1	0	2	1	5	0	0	0	0	0	1	0
11	liliana	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
12	maria	0	0	0	0	0	1	0	1	3	0	0	3	0	0	1	0	1
13	mariano	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	4	1	0	4	0
14	martha	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	4	0	4	0
15	nuria	0	0	0	0	0	1	0	1	3	0	0	1	0	0	3	0	1
16	pau	6	1	0	4	0	1	0	5	1	1	0	0	4	4	0	12	0
17	xavi	0	0	0	0	0	1	0	1	3	0	0	1	0	0	1	0	3

Algo similar observamos al analizar la línea horizontal (o vertical):

Tabla 19

		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
		an	ca	ca	ca	ca	do	hu	jo	jo	ju	li	ma	ma	ma	nu	pa	xa
1	andres	15	7	1	4	1	4	0	4	1	4	0	0	1	1	0	6	0
2	carlos	7	8	2	1	2	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0
3	carme	1	2	2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	carmen	4	1	0	7	0	2	0	1	1	1	0	0	1	1	0	4	0
5	carol	1	2	1	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	dolors	4	1	0	2	0	8	0	1	5	1	0	1	0	0	1	1	1
7	hugo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	joan	4	1	0	1	0	1	0	11	6	2	0	1	1	1	1	5	1
9	jose	1	0	0	1	0	5	0	6	11	1	0	3	0	0	3	1	3
10	julio	4	1	0	1	0	1	0	2	1	5	0	0	0	0	0	1	0
11	liliana	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
12	maria	0	0	0	0	0	1	0	1	3	0	0	3	0	0	1	0	1
13	mariano	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	4	1	0	4	0
14	martha	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	4	0	4	0
15	nuria	0	0	0	0	0	1	0	1	3	0	0	1	0	0	3	0	1
16	pau	6	1	0	4	0	1	0	5	1	1	0	0	4	4	0	12	0
17	xavi	0	0	0	0	0	1	0	1	3	0	0	1	0	0	1	0	3

Aumenta el número de cliques que se comparten con el resto de integrantes de la red. Pero, siguiendo a Hanneman, eliminaremos los cliques de sólo tres integrantes, ya que nos dan poca información adicional (sólo hace falta conocer a un miembro para formar parte del grupo). Repetiremos el procedimiento, pero esta vez declararemos que el tamaño mínimo del grupo deberá ser de 4 nodos. Transcribo a continuación los resultados obtenidos:

Tabla 20

1	andres carmen dolors pau
2	andres carmen joan pau

3	andres dolors joan jose
4	andres joan julio pau
5	jose maria nuria xavi

Sólo existen cinco sub.grupos que cumplan con las características solicitadas. Y una vez más Andrés es el actor más destacado, con cuatro participaciones. Pero también lo son Joan y Pau, con tres participaciones cada uno.

Figura 59

		1	2	3	4	5	6	7	8	9	0	1	2	3	4	5	6	7
		a	c	c	c	d	h	j	j	j	l	m	m	m	n	p	x	
1	andres	4	0	0	2	0	2	0	3	1	1	0	0	0	0	0	3	0
2	carlos	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	carme	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	carmen	2	0	0	2	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	2	0
5	carol	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	dolors	2	0	0	1	0	2	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0
7	hugo	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	joan	3	0	0	1	0	1	0	3	1	1	0	0	0	0	0	2	0
9	jose	1	0	0	0	0	1	0	1	2	0	0	1	0	0	1	0	1
10	julio	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0
11	liliana	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
12	maria	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	1
13	mariano	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
14	martha	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
15	nuria	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	1
16	pau	3	0	0	2	0	1	0	2	0	1	0	0	0	0	0	3	0
17	xavi	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	1	0

K-plex presenta grupos más “legítimos” en cierto sentido, ya que elimina la presencia de los intermediarios (tengo que conocer directamente a todos los miembros menos a dos, en este caso).

Al igual que en el caso de las medidas de centralidad, las medidas de agrupamiento son complementarias, y la combinación de ellas nos devuelve una imagen más ajustada de la estructura de la red.

Para terminar con este ejercicio, pegaremos los resultado obtenido en el documento de word.

Conclusiones

En esta introducción al análisis de redes sociales se han mostrado los principales conceptos que utiliza esta herramienta para construir hipótesis sobre diversos factores que determinan la estructura de las relaciones sociales (en cualquier grupo preseleccionado).

Así mismo, se ha facilitado un manual de uso de algunas aplicaciones básicas de dos programas de tratamiento informático de datos reticulares, que nos ayudarán a representar gráficamente las estructuras que pretendemos analizar y facilitarán nuestra elaboración de hipótesis.

El análisis de redes sociales es un método de análisis científico que puede ser de gran utilidad para conocer los patrones de relaciones que se establecen en el interior de una determinada estructura social. Se ha visto aquí una breve introducción a un método más complejo y sofisticado. Nacido embrionariamente en los años treinta del siglo XX, y desarrollado profundamente gracias al impulso de la informática, este método de estudio se ha situado hoy a la par de otras metodologías utilizadas en ciencias sociales.