

José Luis Molina (ed., UAB), Águeda Quiroga (UPF),  
Joel Martí (UAB), Isidro Maya Jariego (US),  
Ainhoa de Federico (UL1)

# Talleres de autoformación con programas informáticos de análisis de redes sociales

Primera edición: octubre de 2006

Edición e impresión:  
Servei de Publicacions  
Universitat Autònoma de Barcelona  
Edifici A. 08193 Bellaterra (Barcelona). Spain  
sp@uab.es  
<http://publicacions.uab.es/>

Impreso en España. Printed in Spain

Depósito legal: B. 46.471-2006  
ISBN 84-490-2469-2

# Índice

PRESENTACIÓN .....	7
OPERACIONES BÁSICAS CON UCINET 6 .....	9
Cómo introducir datos de relaciones (reticulares).....	9
Hoja de datos.....	9
Fichero de texto.....	11
Cómo convertir matrices de modo 2 en matrices de modo 1 .....	12
Completar filas o columnas.....	12
Afiliaciones .....	16
Cómo recodificar matrices.....	19
EL ANÁLISIS DE REDES SOCIOCÉNTRICAS CON UCINET 6 Y NETDRAW .....	23
Introducción.....	23
Descripción del ejercicio práctico .....	24
Crear una matriz con Ucinet 6.....	26
Graficar una red con Netdraw .....	29
Medidas de centralidad.....	34
Grado nodal (degree).....	34
Grado de intermediación (betweenness).....	37
Cercanía (closeness).....	38
Redes dentro de redes: cliques .....	40
Cliques.....	40
N-clique, N-clan y K-plex.....	46
EL ANÁLISIS DE REDES PERSONALES CON EGONET Y VISUALIZER .....	57
Notas sobre la instalación de Egonet.....	59
Módulo administrador (Egonet_QB).....	59
Questions about ego .....	60
Name generator(s).....	62
Questions about alters .....	63
Alter tie evaluation.....	64
Módulo cliente (Egonet).....	65
La entrevista cualitativa con visualizer .....	68
Clusters o grupos de la red personal.....	69
Grado de intermediación.....	71
Composición: sexo, residencia y otras .....	73
Bibliografía.....	76
EL ANÁLISIS DINÁMICO DE REDES CON SIENA.....	77
El programa Siena: especificaciones del modelo .....	78

Los primeros pasos con Siena: una sesión de trabajo con el programa.....	79
Un ejemplo de aplicación del programa: la evolución de los intercambios en una lista de correo electrónico .....	87
Bibliografía.....	92
Apéndice I. Matrices utilizadas en el apartado <i>los primeros pasos con Siena</i> ...	93
EL ANÁLISIS DEL DISCURSO CON VISONE .....	95
El análisis reticular de textos .....	95
El programa Visone .....	96
Panorámica general del programa.....	97
Cómo crear sociogramas y modificar el aspecto de nodos y vínculos.....	98
Creación de una red discursiva con Visone .....	99
Configuración general.....	99
Dibujando nodos y vínculos.....	100
Visualización y análisis de la red.....	100
Análisis básicos.....	100
Más posibilidades.....	104
Salidas y exportación de resultados.....	105
Bibliografía .....	107

## Presentación

Este manual intenta llenar un espacio hasta ahora cubierto de forma incompleta: el de la autoformación en las diferentes aplicaciones del Análisis de redes sociales. Los textos teóricos disponibles en castellano empiezan a ser ya suficientes para disponer de una introducción. Sin embargo, los talleres y las matrices de datos, tanto reticulares como atributivos, están limitados prácticamente al web REDES ([www.redes-sociales.net](http://www.redes-sociales.net)).

Cada capítulo tiene la voluntad de ser un taller autosuficiente. Es por ello que en ocasiones se pueden encontrar informaciones redundantes, pero siempre necesarias para la realización de la práctica propuesta.

Evidentemente este manual está pensado para Windows XP.



## Operaciones básicas con Ucinet 6

*José Luis Molina*

Departament d' Antropologia Social i Cultural, UAB

La experiencia nos enseña que las dificultades para el análisis de redes sociales residen, más que en cuestiones conceptuales o teóricas, en el aprendizaje de la mecánica de la transformación de datos. Este capítulo está dedicado a la realización de unas pocas prácticas iniciales que permitirán con toda seguridad moverse ágilmente por la variedad de posibilidades analíticas del programa.

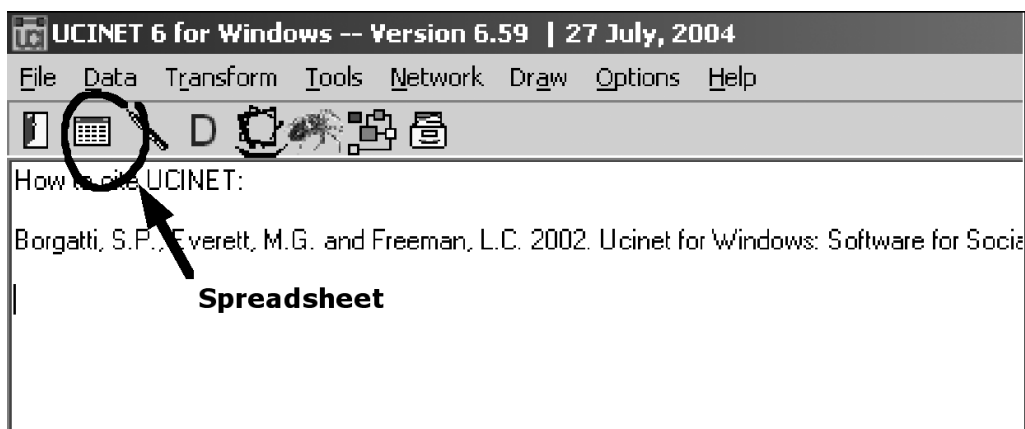
### Cómo introducir datos de relaciones reticulares

Si bien a lo largo de este manual se encontrarán referencias a la manera de introducir datos y construir matrices, presentamos a continuación una breve síntesis de las dos formas de introducir datos que pueden utilizarse en Ucinet 6. La primera es directamente en una hoja de datos dentro del mismo programa; la segunda es mediante un fichero de texto que creamos en otra aplicación y que luego importamos. Veamos cada una de ellas.

#### *Hoja de datos*

En la Ilustración 1 se presenta la pantalla inicial de Ucinet, en donde hemos resalta el botón que permite activar la matriz de datos de Ucinet 6.

Esta matriz es útil para introducir pocos nodos de una forma rápida. Una vez clicado el botón indicado, se desplegará otra pantalla (ver ilustración 2). Haremos una pequeña práctica para introducir una red de solamente 5 nodos. La relación que mediremos es si las personas de la red han sido o no pareja sentimental estable. Dado que la relación «ser



**Ilustración 1.** La hoja de datos (*spreadsheet*) de Ucinet 6.

pareja de» es simétrica (si A es pareja de B, B es pareja de A) lo primero que haremos será seleccionar la opción de datos simétricos para introducir fácilmente las etiquetas de los nodos, antes de introducir los nombres de los integrantes de esta red. También indicaremos las dimensiones de la matriz: 5 filas y 5 columnas (Ilustración 2).

A continuación clicaremos en la celda seleccionada y comenzaremos a escribir los nombres de los integrantes de la red: Penélope, Tom, Nikole, Melanie, Antonio. Una vez escritos copiaremos estas etiquetas de las filas a las columnas con el comando:

```
Labels>Copy rows to columns
```

A continuación indicaremos con un «1» si son o han sido (o han dicho que han sido) pareja estable. Como la matriz es simétrica sólo es necesario que indiquemos que Penélope tiene un «1» con Tom, Tom un «1» con Nikole y Melanie un «1» con Antonio. Con el comando

```
Fill>Missings with simmetric counterparts
```

rellenaremos los «1» que faltaban y con el comando

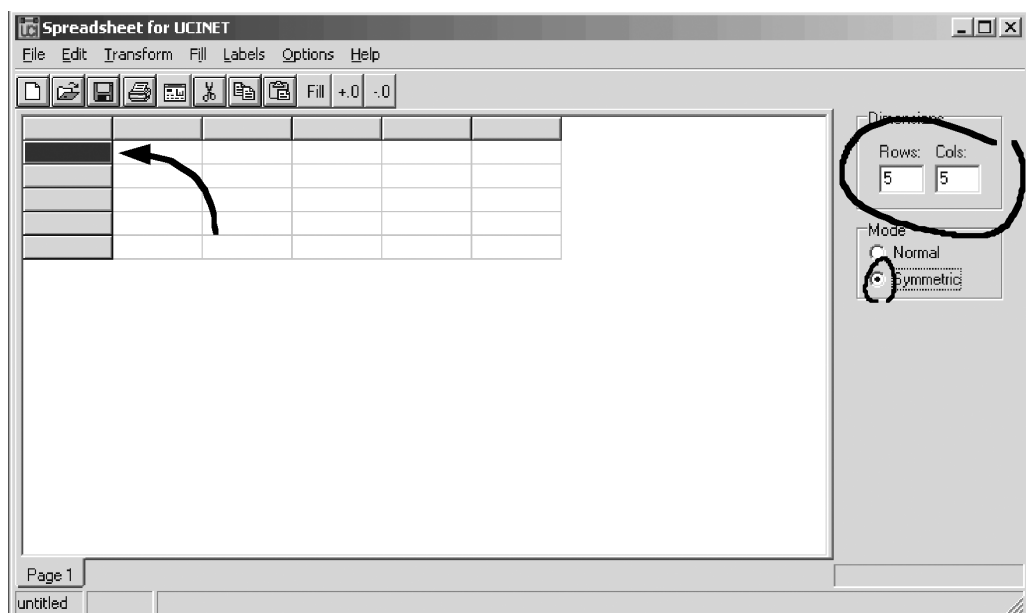
```
Fill>Blanks w/0s
```

rellenaremos con «0» las celdas en blanco. Por último, solamente nos queda guardar la matriz en un fichero (Ilustración 3).

```
File>Save As>prueba
```

Con esto ya tenemos generada una matriz de datos lista para ser analizada. El nombre asignado por Ucinet 6 será

```
prueba.##h
```



**Ilustración 2.** Hoja de datos de Ucinet 6.



La hoja de datos de Ucinet 6 es compatible con la opción de copiar y pegar de Excel, por lo que en ocasiones puede ser útil trabajar en esa hoja de cálculo, abrir la hoja de datos de Ucinet y pegar la matriz seleccionada previamente. En este caso tenemos que tener cuidado que no queden filas ni columnas en blanco, indicando en el apartado correspondiente el número exacto de ambas.

### Fichero de texto

Cuando en el transcurso de una investigación se recogen datos relacionales, la lista de nodos suele ser de decenas o centenas. Por tanto, es mucho más práctico recoger los datos en otro formato, como por ejemplo

```
Penélope Tom 1
Tom Nikole 1
etc.
```

En lugar de introducir los datos directamente en la matriz, crearemos un fichero de texto, que luego importaremos a Ucinet 6.

Ucinet 6 dispone de muchos tipos de formato para los ficheros de texto, pero el más útil es el formato dl. Si quisiéramos incorporar los datos de la red que hemos realizado anteriormente en este formato deberíamos utilizar algún procesador de texto, y escribir lo siguiente:

```
dl n = 5 format = e11
labels embedded
data:
Penélope Tom 1
Tom Penélope 1
```

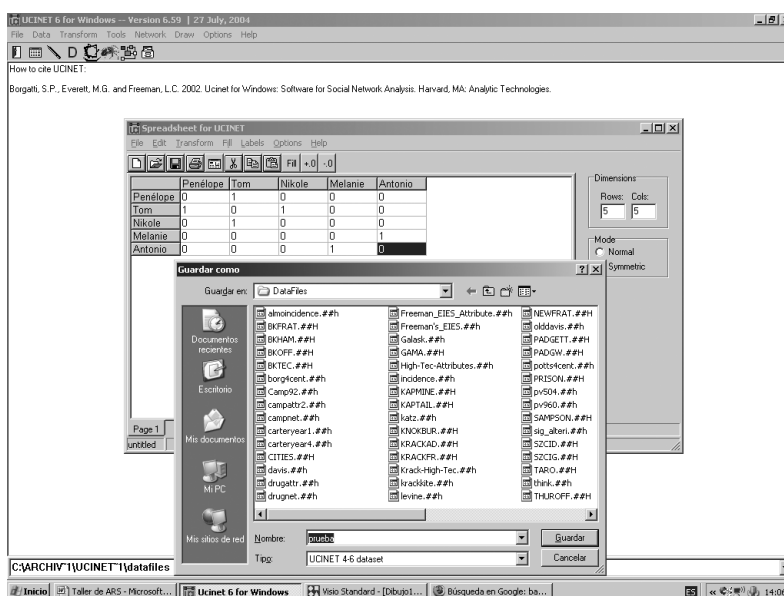


Ilustración 3. Guardar la matriz generada en la hoja de datos.

Tom Nikole 1  
 Nikole Tom 1  
 Melanie Antonio 1  
 Antonio Melanie 1

De esta forma se indica a Ucinet 6 cada una de las relaciones. Si copiamos estas instrucciones en un fichero de texto y lo guardamos como prueba2.txt podremos importarlo a Ucinet 6 de la siguiente forma:

```
Data>Import>DL>prueba2.txt
```

El resultado es el mismo que hemos obtenido con la hoja de datos. Ucinet crea un fichero llamado

```
Prueba2.##h
```

## Cómo convertir matrices de modo 2 en matrices de modo 1

### *Completar filas o columnas*

A menudo nos encontramos con matrices de modo 2 que tienen que ser convertidas en matrices de modo 1 para permitir algunos análisis. Las matrices de modo 2 resultan, por ejemplo, cuando los respondientes citan nombres libremente, sin escogerlos de una lista. Así tenemos en las filas los respondientes y en las columnas los nominados, que no suelen coincidir.<sup>1</sup>

Vamos a suponer que tenemos una encuesta por barrios a jóvenes barceloneses sobre dónde van a divertirse por la noche. Tendríamos una matriz del tipo los del barrio A van al barrio B. No todos los barrios reciben jóvenes, por lo que la lista de barrios de las filas no coincide con la lista de barrios de las columnas. También puede ser que se queden en el barrio, por lo que nos interesan las relaciones reflexivas.

Así tenemos una matriz de 10 barrios en las filas (los barrios de origen de los jóvenes) y de 24 barrios y otras poblaciones (los destinos) en las columnas. Los números indican el número de jóvenes que se desplazan de un barrio a otro (Tabla 1).

1. En las matrices de modo 1, contamos con los mismos nodos en las columnas y en las filas, mientras que en las de modo 2 los actores de filas y columnas no son exactamente los mismos.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	Ñ	O	P	Q	R	S	T	U	V	W
A	24	4	0	0	1	4	1	0	0	1	3	0	1	0	0	0	4	0	0	0	1	2	0	0
B	44	29	1	0	5	20	0	0	0	2	11	1	2	3	0	0	1	0	0	0	2	1	1	0
C	28	5	10	1	0	5	1	0	0	1	6	4	4	1	1	1	4	0	0	0	10	2	0	1
D	8	4	3	19	4	8	0	0	0	0	1	3	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0
E	14	6	0	0	18	17	1	0	0	0	2	3	2	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	2
F	6	8	0	0	1	26	0	0	0	1	4	2	0	0	1	0	0	0	0	0	1	2	1	1
G	23	8	2	1	2	16	5	2	0	0	6	3	2	3	8	1	1	0	0	0	1	2	0	0
H	18	8	0	1	1	3	2	24	2	5	9	0	3	0	3	3	0	4	1	0	7	6	1	1
I	16	4	0	1	2	6	0	1	9	1	9	1	3	1	0	2	0	0	0	0	2	3	5	2
J	26	11	0	0	4	10	0	1	4	5	22	1	4	2	1	1	3	1	1	1	2	6	0	2

**Tabla 1.** Número de jóvenes que se trasladan para divertirse entre barrios de una ciudad y poblaciones anejas.

El fichero de datos es el siguiente:

```
DL
NR=10, NC=24
FORMAT = FULLMATRIX DIAGONAL PRESENT
ROW LABELS:
«A»
«B»
«C»
«D»
«E»
«F»
«G»
«H»
«I»
«J»
ROW LABELS EMBEDDED
COLUMN LABELS:
«A»
«B»
«C»
«D»
«E»
«F»
«G»
«H»
«I»
«J»
```

```

«K»
«L»
«M»
«N»
«Ñ»
«O»
«P»
«Q»
«R»
«S»
«T»
«U»
«V»
«W»

COLUMN LABELS EMBEDDED
LEVEL LABELS:
«Page 1»

DATA:
  «A» «B» «C» «D» «E» «F» «G» «H» «I» «J» «K» «L» «M» «N» «Ñ» «O» «P» «Q» «R» «S»
«T» «U» «V» «W»

«A» 24  4  0  0  1  4  1  0  0  1  3  0  1  0  0  0  4  0  0  0  1  2  0  0
«B» 44 29  1  0  5 20  0  0  0  2 11  1  2  3  0  0  1  0  0  0  2  1  1  0
«C» 28  5 10  1  0  5  1  0  0  1  6  4  4  1  1  1  4  0  0  0 10  2  0  1
«D»  8  4  3 19  4  8  0  0  0  0  1  3  1  0  0  0  0  0  0  0  1  1  0  0
«E» 14  6  0  0 18 17  1  0  0  0  2  3  2  0  0  0  0  0  0  0  1  0  0  2
«F»  6  8  0  0  1 26  0  0  0  1  4  2  0  0  1  0  0  0  0  0  1  2  1  1
«G» 23  8  2  1  2 16  5  2  0  0  6  3  2  3  8  1  1  0  0  0  1  2  0  0
«H» 18  8  0  1  1  3  2 24  2  5  9  0  3  0  3  3  0  4  1  0  7  6  1  1
«I» 16  4  0  1  2  6  0  1  9  1  9  1  3  1  0  2  0  0  0  0  2  3  5  2
«J» 26 11  0  0  4 10  0  1  4  5 22  1  4  2  1  1  3  1  1  1  2  6  0  2

```

Seleccionemos esos datos y copiémoslos en un fichero de texto con nombre «jovenes.txt». Desde Ucinet 6 realizaremos la importación:

```
Data>Import>DL
```

Hay que tener cuidado que el nombre del fichero aparezca como el producto de la exportación en el subdirectorio adecuado, sino no podremos localizarlo posteriormente.

Abriremos la hoja de datos y cargaremos el fichero importado. A continuación cambiaremos el número de filas de la matriz a 24 y copiaremos las etiquetas de las columnas en las filas. Por último, rellenaremos con ceros las celdas en blanco y guardaremos una matriz de modo 1 con un nombre nuevo. El resultado debería el que muestra la ilustración 4.

En este momento podemos hacer un primer análisis, por ejemplo con Netdraw y obtener una imagen de los desplazamientos de los jóvenes (Ilustración 5).

La escala de grises indica la proporción de jóvenes que salen de un barrio. El tamaño del nodo indica la proporción de jóvenes que visitan un barrio y el grosor de la línea la proporción de desplazamientos. Los nodos aislados indican que tienen muy pocos jóvenes con esta conducta Parece claro que el barrio A recibe la mayor parte de las visitas nocturnas ...

Para usar las potencialidades de Netdraw consultar el capítulo correspondiente.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N
A	24	4	0	0	1	4	1	0	0	1	3	0	1	0
B	44	29	1	0	5	20	0	0	0	2	11	1	2	3
C	23	5	10	1	0	5	1	0	0	1	6	4	4	1
D	8	4	3	19	4	8	0	0	0	0	1	3	1	0
E	14	6	0	0	18	17	1	0	0	0	2	3	2	0
F	6	8	0	0	1	26	0	0	0	1	4	2	0	0
G	23	8	2	1	2	16	5	2	0	0	6	3	2	3
H	18	8	0	1	1	3	2	24	2	5	9	0	3	0
I	16	4	0	1	2	6	0	1	9	1	9	1	3	1
J	26	11	0	0	4	10	0	1	4	5	22	1	4	2
K	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
L	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
M	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
N	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
O	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Q	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
R	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
S	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
T	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
U	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
V	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
W	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Ilustración 4. Matriz de modo 1 de 24 x 24 barrios o localidades.

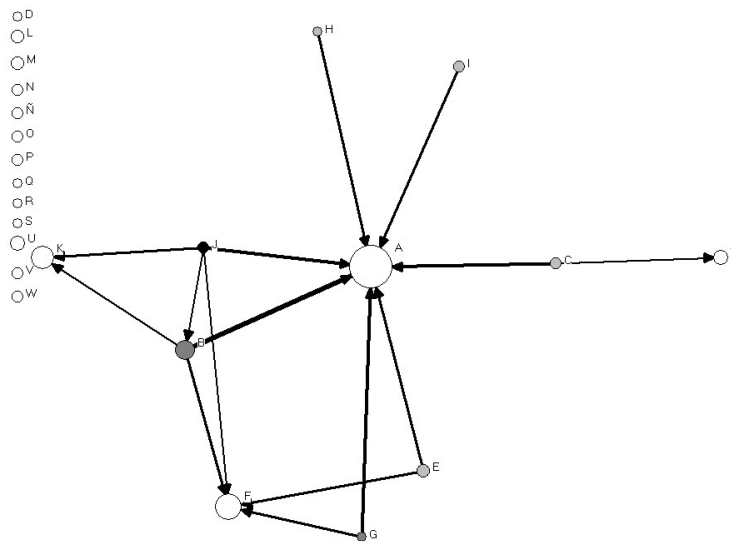


Ilustración 5. Desplazamientos nocturnos de jóvenes.

### *Afiliaciones*

En ocasiones nos interesa conservar la matriz de modo 2 y hacer un análisis de filas por filas o de columnas por columnas. El caso típico consiste en el análisis hecho por Davis *et. al.* (1941) de un grupo de mujeres y los eventos sociales a los que asistieron. La matriz de modo 2 del ejemplo es la siguiente:

```
DL
NR=18, NC=14
FORMAT = FULLMATRIX DIAGONAL PRESENT
ROW LABELS:
«EVELYN»
«LAURA»
«THERESA»
«BRENDA»
«CHARLOTTE»
«FRANCES»
«ELEANOR»
«PEARL»
«RUTH»
«VERNE»
«MYRNA»
«KATHERINE»
«SYLVIA»
«NORA»
«HELEN»
«DOROTHY»
«OLIVIA»
«FLORA»
ROW LABELS EMBEDDED
COLUMN LABELS:
«E1»
«E2»
«E3»
«E4»
«E5»
«E6»
«E7»
«E8»
«E9»
«E10»
«E11»
«E12»
«E13»
«E14»
```

COLUMN LABELS EMBEDDED

DATA:

```

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

```

De nuevo seleccionamos los datos anteriores y los copiamos en un fichero de texto. Este fichero lo importamos desde Ucinet, con el procedimiento que ya hemos mencionado. Esta matriz de 18 mujeres en las filas y 14 eventos sociales en las columnas puede ser analizada de forma que obtengamos una matriz de mujeres por mujeres (18 x 18) y una matriz de eventos por eventos (14 x 14). En cada caso el análisis nos permitirá identificar grupos de mujeres o de eventos, mujeres o eventos centrales o periféricos, en fin, obtener medidas estructurales sobre las relaciones.

Para ello seleccionamos en Ucinet 6

Data>Affiliations

En la ventana de diálogo que aparece en la Ilustración 6, seleccionamos el fichero Ucinet importado y elegimos si queremos obtener la nueva matriz a partir de las filas («Row») o partir de las columnas («Column», en el desplegable).

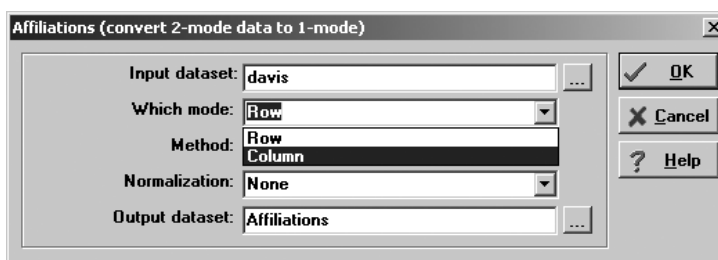


Ilustración 6. Ventana de diálogo de comando «Afiliações».

Si elegimos «Row» obtendremos un fichero llamado Affiliations.##h de 18 x 18 listo con la siguiente matriz:

```

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

```

Un simple análisis de f-Groups (una técnica que busca grupos internamente densos y débilmente conectados que está disponible en Network>Subgroups>f-Groups) de esta matriz nos muestra la existencia de dos grupos de mujeres bien definidos (Ilustración 7).

Group 1:

EVELYN LAURA THERESA BRENDA CHARLOTTE FRANCES ELEANOR RUTH

Group 3:

VERNE MYRNA KATHERINE SYLVIA NORA HELEN

Levels of Ties Among Actors

Por otra parte, un análisis de las columnas también puede sernos de utilidad. Procederíamos de la misma forma pero seleccionando «Column» en lugar de «Row».



```

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

```

Ilustración 7. Análisis de F-Groups de Ucinet 6.

### Cómo recodificar matrices

Ucinet 6 dispone de un amplio conjunto de procedimientos para manipular matrices. De todos ellos destacaremos la opción

Transform>Recode

Este procedimiento consta de dos partes (pestaña «Files» y pestaña «Recode», Ilustración 8). En la pestaña **Files**, podemos seleccionar el fichero con los datos, las filas y las columnas que queremos recodificar. El botón **L** nos permite seleccionar diferentes subconjuntos de filas o columnas, presionando la tecla Ctrl y clicando las etiquetas de fila o columna correspondientes. Si no especificamos nada, la remodificación afectará a toda la matriz.

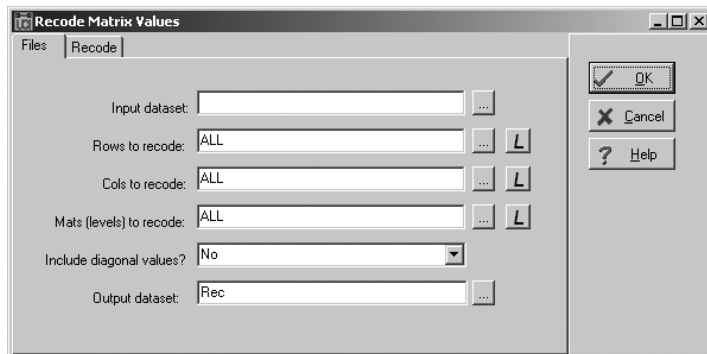
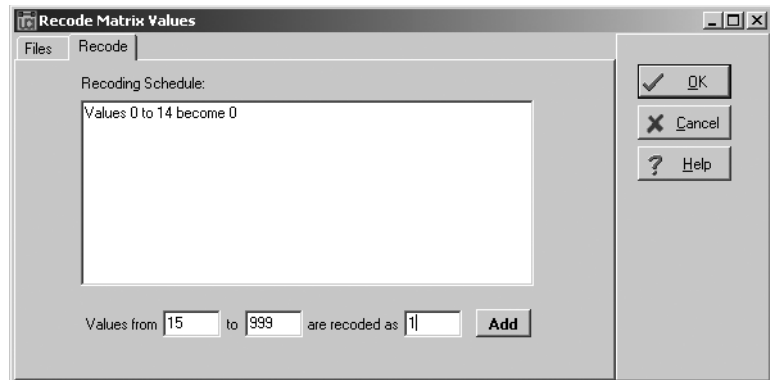


Ilustración 8. Opción «Recode» de Ucinet 6.

Por último, en la pestaña **Recode** podemos especificar un conjunto de reglas de recodificación. Siguiendo con el ejemplo de los jóvenes que se mueven en la noche barcelonesa, podemos introducir el criterio de convertir en «0» todos los desplazamientos de menos de 15 jóvenes y en «1» todos los desplazamientos de 15 o superior (Ilustración 9).

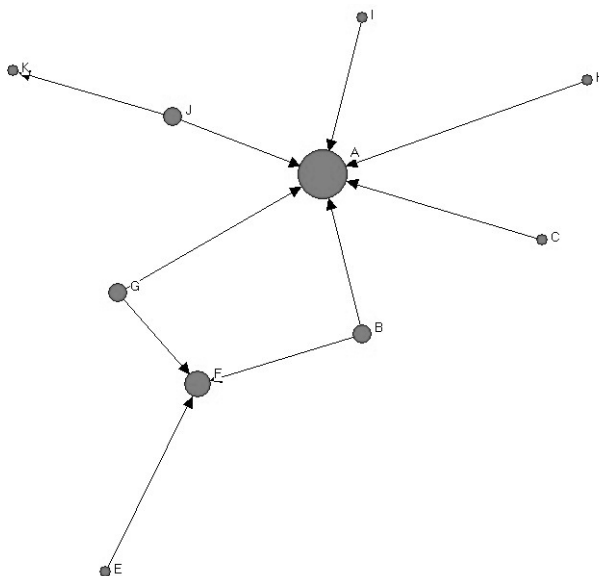
Si clicamos la tecla **Add** dispondremos de las dos reglas definidas. El resultado de la recodificación (matriz Recjovenes) es el siguiente:

		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	2	2	2
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	0	1	2	3	4	5	6
		A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	Ñ	O
1	A	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	B	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	C	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	D	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	E	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	F	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	G	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	H	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
9	I	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
10	J	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0



**Ilustración 9.** Recodificación de los valores de una matriz.

Si representamos gráficamente la matriz con NetDraw obtendremos una imagen bastante parecida a la que obtuvimos en la ilustración 6 (Ilustración 10).



**Ilustración 10.** Grafo de la matriz recodificada de traslado nocturno de jóvenes en Barcelona.



## El análisis de redes sociocéntricas con Ucinet 6 y Netdraw

Águeda Quiroga  
UPF

### Introducción

Este taller tiene como objetivo introducir conceptos básicos del análisis de datos reticulares (o análisis de redes sociales), utilizando UCINET 6 y NetDraw<sup>1</sup>. Los contenidos de este manual surgen de tres fuentes principales:

- 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 MA: Cambridge University Press.

Pero ¿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 incorpora las relaciones y no sólo 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 exclusivamente en las características monádicas (atributos individuales) de cada elemento.

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).

---

1. Borgatti, S.P. 2002. *NetDraw: Graph Visualization Software*. Harvard: Analytic Technologies <http://www.analytictech.com>.

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

**Tabla 1.** Matriz con datos sociológicos «convencionales».

¿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	-

**Tabla 2.** Matriz con datos relacionales.

En las tablas 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.

## Descripción del ejercicio práctico

Comenzaremos trabajando con un ejemplo sencillo, a fin de introducir los conceptos básicos. Analizaremos las relaciones de conocimiento mutuo 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 3 y 4 elaboraremos las matrices que utilizaremos para el análisis

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 3.** Listado de estudiantes.

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

**Tabla 4.** Resultado del cuestionario.

## 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 pantalla de la ilustración 1.

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 ilustración 1, veremos que en la parte inferior hay un rectángulo blanco, donde se lee «C:\Documents and Settings\Propietario\Mis documentos». 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 seleccionar

```
File> Change Default Folder
```

Esta operación es importante hacerla en primer lugar.

A continuación debemos introducir nuestros datos. Para ello activaremos la función «Spreadsheet» (el segundo icono desde la izquierda, ver la Ilustración 2 y siguientes).

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 (por ejemplo, *conocimiento previo* como una relación no orientada, *prestar dinero a alguien* como una relación orientada). Pero, por otra parte, también pueden ser o binarios o valorados. Son binarios cuando medimos la ausencia o presencia de la relación. En el caso que estamos analizando, si dos personas se conocen previamente le

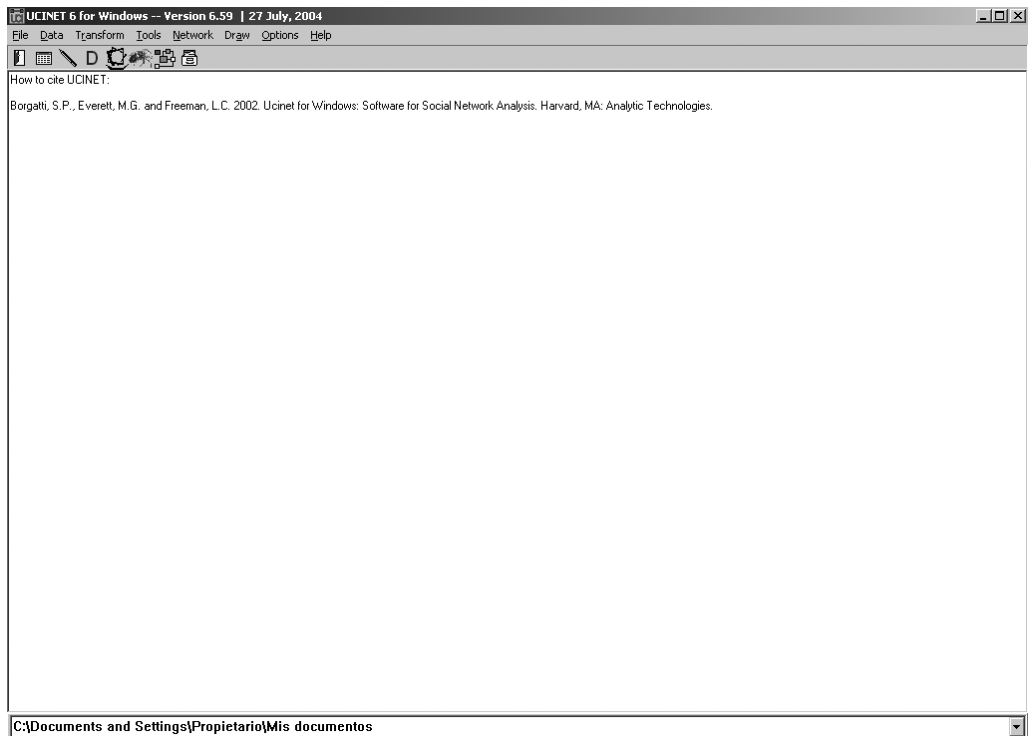


Ilustración 1. Ucinet 6.



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 valorados, y que dentro de estos existe una gran pluralidad de variantes<sup>2</sup>.

Dado que, como hemos dicho, en nuestro ejemplo los vínculos no son orientados, cambiaremos la función a «Symmetric» (Ilustración 3) e introduciremos los nombres de los estudiantes en las filas y luego los copiaremos en las columnas

Labels> Copy rows to columns

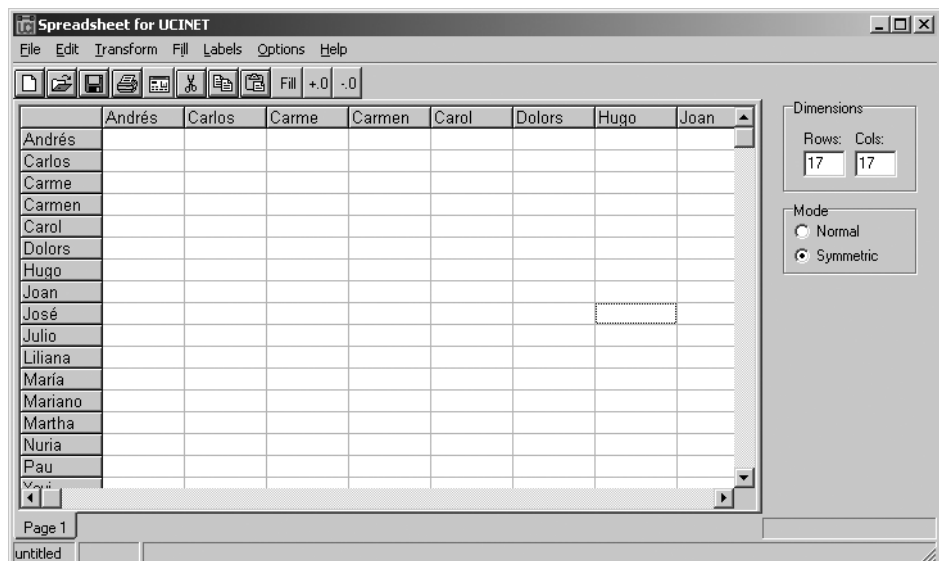


Ilustración 2. Hoja de datos con los estudiantes.

The screenshot shows the same UCINET Spreadsheet window, but now with an adjacency matrix filled in. The matrix is symmetric, with '1' indicating a relationship between two students. The headers in the first row are: Dolores, Hugo, Joan, José, Julio, Liliana, María, Mariano, Martha, Nuria, Pau, and Xavi. The first column lists the same student names. The matrix shows the following relationships (1 = relationship, 0 = no relationship):

	Dolores	Hugo	Joan	José	Julio	Liliana	María	Mariano	Martha	Nuria	Pau	Xavi
Andrés	1											
Carlos		1										
Carme												
Carmen	1										1	
Carol												
Dolores			1									
Hugo					1							
Joan				1	1						1	
José	1		1				1			1		1
Julio												
Liliana		1	1									
María				1								
Mariano							1		1	1		
Martha											1	
Nuria				1			1					
Pau			1					1	1			
Xavi				1								

The 'Dimensions' panel on the right shows 'Rows: 17' and 'Cols: 17'. The 'Mode' panel has 'Normal' selected, and 'Symmetric' is also visible.

Ilustración 3. Relación existente entre los estudiantes (conocimiento previo).

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

Hemos introducido ya los nodos de la red que queremos analizar. A continuación introduciremos los valores de la relación. Así, siguiendo la información de la tabla 5, introduciremos manualmente la información correspondiente a cada par de personas. Introduciremos un 1 si hay relación y dejaremos la celda en blanco si no la hay.

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

```
Fill> Blanks w/0s
```

De esta manera, se completarán con ceros el resto de las celdas de la matriz.

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 3 (*sexo* y *carrera* a la que pertenecen los estudiantes). Recuerdemos 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».

Una vez borrada la información de las columnas, cambiaremos el modo de la matriz a «Normal» (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 (Ilustración 4).

Guardamos la matriz y elegimos «yes» en la opción guardar cambios.

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

	carrera
Andrés	1
Carlos	2
Carne	2
Carmen	1
Carol	2
Dolors	1
Hugo	3
Joan	1
José	4
Julio	1
Liliana	3
María	4
Mariano	2
Martha	2
Nuria	4
Pau	1
Xavi	4

**Ilustración 4.** Datos atributivos de los estudiantes (carrera).

como encabezado de la misma «sexo» (sin comillas) e introducimos la información codificada de la siguiente manera: 1 para varones y 2 para mujeres.

Cerramos la matriz y guardamos los cambios. Hemos introducido ya toda la información que utilizaremos en este taller.

## Graficar una red con Netdraw

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). 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.###h» que hemos creado anteriormente desde:

```
File>Open>Ucinet dataset>Network
```

Al abrirla obtenemos el gráfico de la ilustración 5.

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 sociométrica 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 existentes. Por ejem-

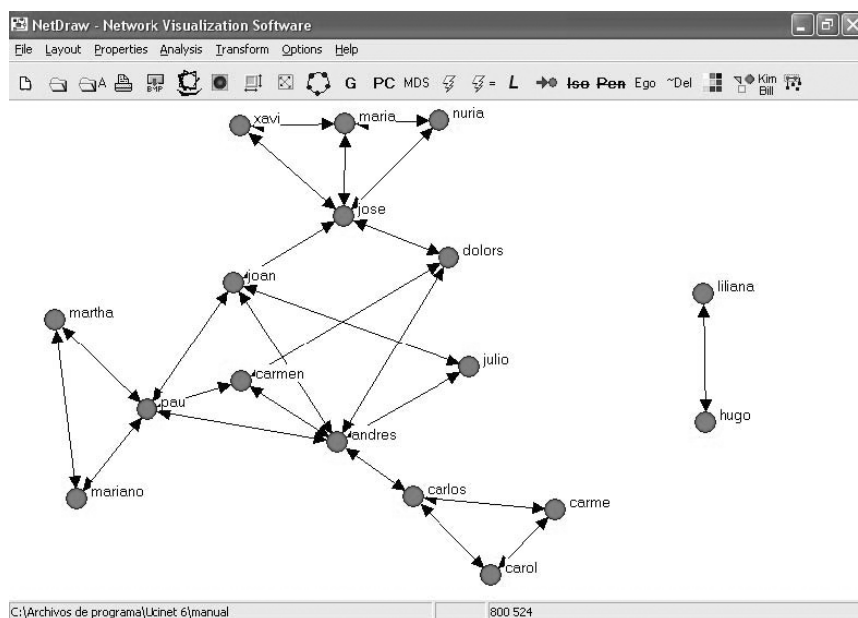


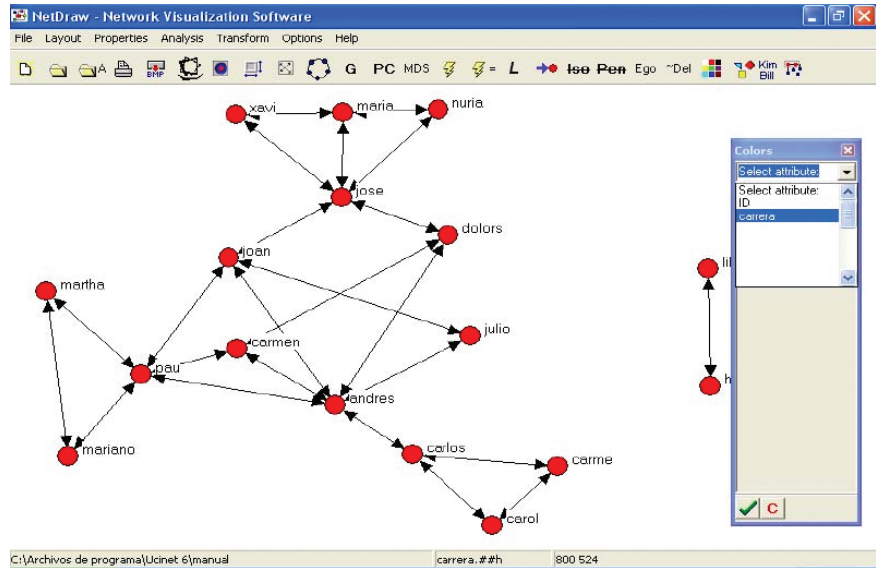
Ilustración 5. Red de los estudiantes con NetDraw.

plo, podríamos suponer 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.

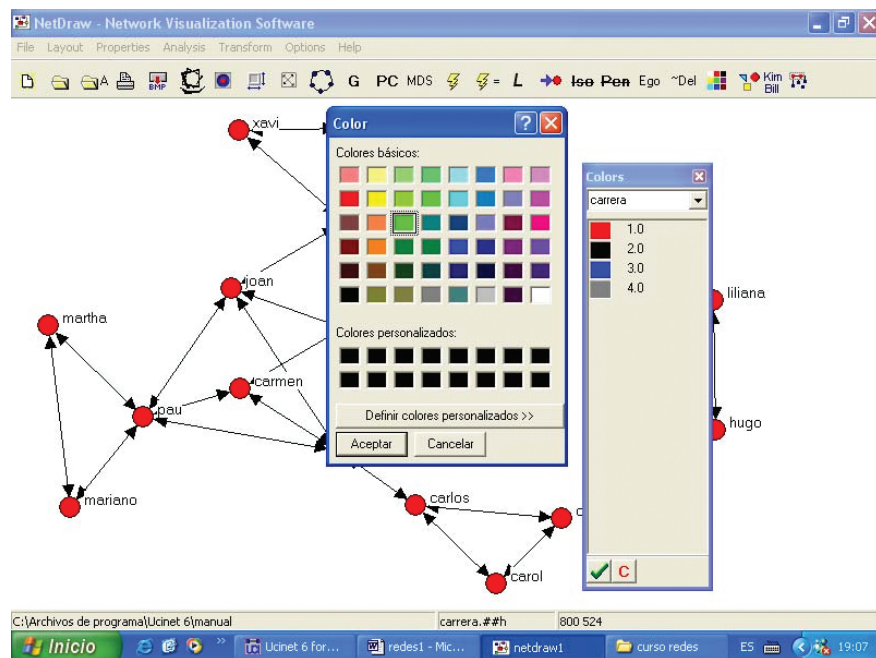
Para ello, añadiremos la matriz que contiene la información sobre las carreras a la matriz que representaba las relaciones de conocimiento y que ya hemos realizado. La operación es muy sencilla. Sin salir de la red de estudiantes (Ilustración 6) realizamos:

File>Open>Ucinet dataset>Attribute Data

Y seleccionamos el fichero «carrera.##h».



**Ilustración 6.** Red de estudiantes y la información sobre sus estudios.



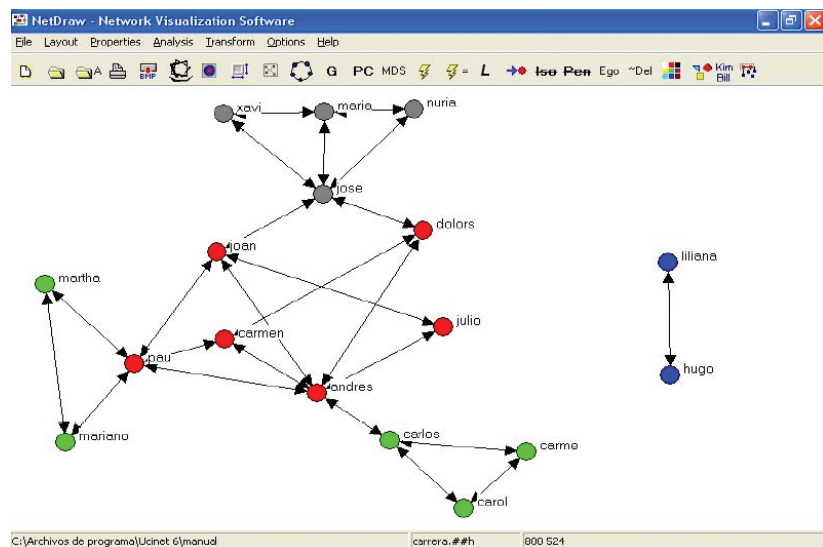
**Ilustración 7.** Cambiando los colores de las categorías de la variable atributiva «carrera».

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 (Ilustración 7).

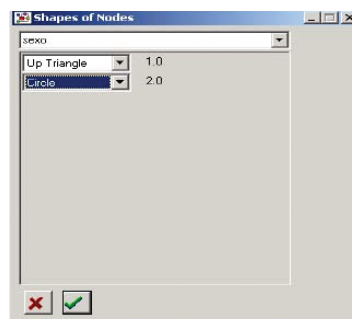
Una vez efectuado el cambio, hacemos click sobre el botón «Aceptar». Vemos entonces que a cada persona le corresponde el color de la carrera que está estudiando: rojo para Antropología, verde para Arqueología, azul para Sociología y gris para Psicología Social (Ilustración 8).

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 (sexo.##h). Y seleccionamos la función «Choose node shapes according to attribute values» (tercer icono contando desde la derecha). 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.

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») (Ilustración 9).



**Ilustración 8.** Representación de la red con el atributo correspondiente.



**Ilustración 9.** Variable atributiva «sexo».

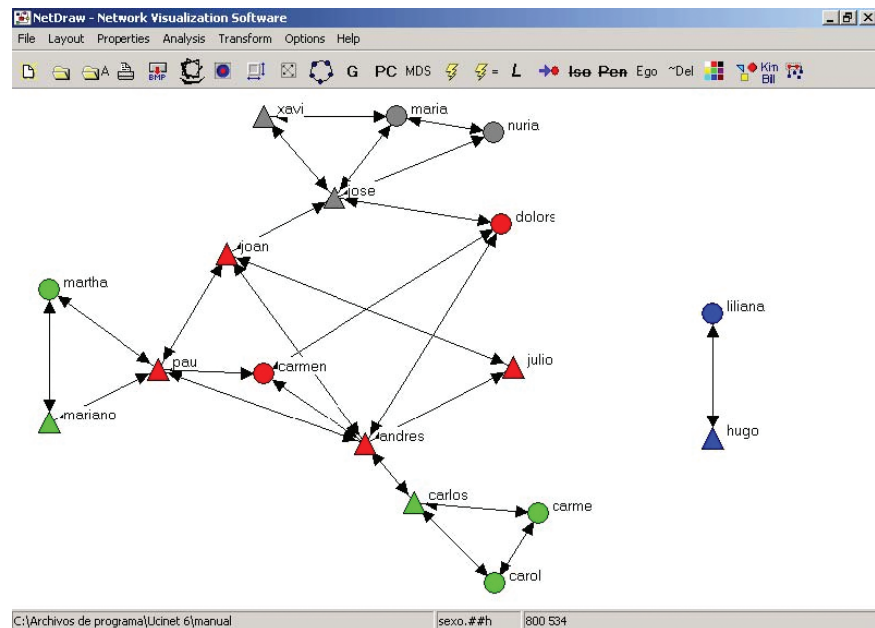
De esta manera hemos introducido los dos atributos en la red. Y obtenemos el resultado que muestra la ilustración 10.

Hemos conseguido una descripción más detallada de la red de interacciones. Como podemos observar en la ilustración 10, existen subgrupos en el interior de nuestra red así como 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») (Ilustración 11).

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). (Ilustración 12).

Seleccionamos la imagen a insertar («redestudiantes»), y guardamos los cambios realizados en el informe.



**Ilustración 10.** Red social con indicación del sexo (forma) y los estudios (color).

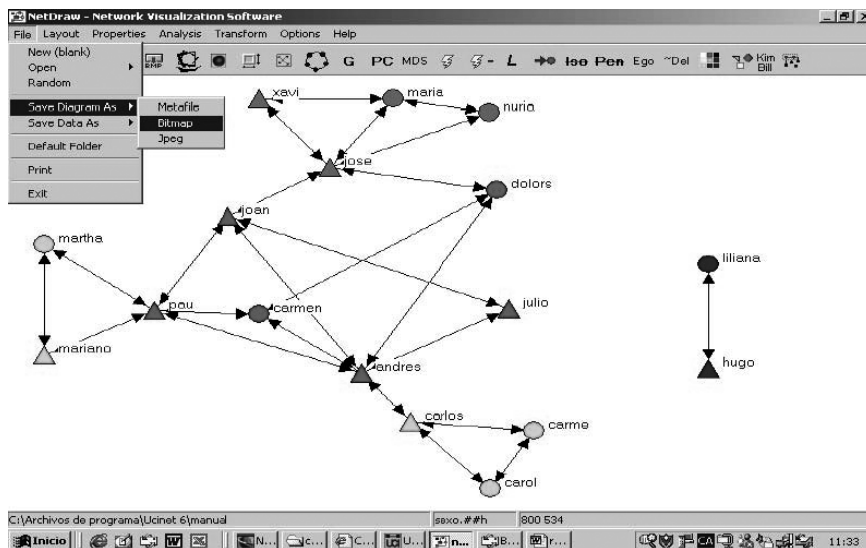


Ilustración 11. Guardando la red como imagen.

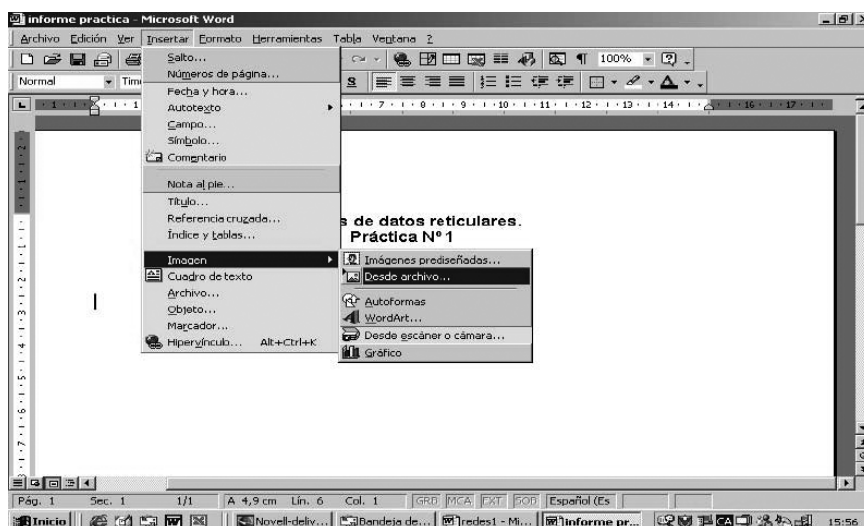


Ilustración 12. Insertando una red en Word.

## 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.

### Grado nodal (*degree*)

El grado nodal o 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» (Ilustración 13).

En la pantalla que se despliega seleccionaremos la matriz que contiene los datos que queremos analizar. En este caso, analizaremos la matriz «estudiantes.##h», la que tiene la información sobre las relaciones de conocimiento entre los estudiantes de la

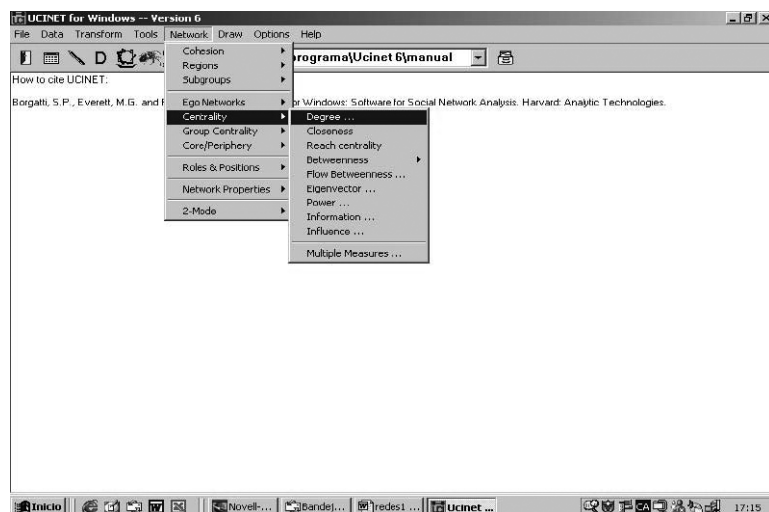


Ilustración 13. Calculando el grado nodal (Degree) con Ucinet 6.



clase. Para ello, haremos click con el ratón en el botón de la fila «imput dataset» (marcado con tres puntos) (Ilustración 14).

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 pre-determinado. 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 pantalla de la ilustración 15.

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 en la tabla de la página siguiente la información obtenida en las tres primeras columnas (Cuadro 1).

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 o grado nodal 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 grado nodal 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



Ilustración 14. Seleccionando el fichero «estudiantes».

Output Log #1

Log File Number 1

FREEMAN'S DEGREE CENTRALITY MEASURES:

Diagonal valid? NO  
 Model: SYMMETRIC  
 Input dataset: C:\Archivos de programa\Ucinet 6\manual\estudiantes

		1	2	3
		Degree	NrmDegree	Share
1	andres	6.000	37.500	0.125
16	peu	5.000	31.250	0.104
9	jose	5.000	31.250	0.104
8	joan	4.000	25.000	0.083
2	carlos	3.000	18.750	0.063
6	dolors	3.000	18.750	0.063
4	carmen	3.000	18.750	0.063
12	maria	3.000	18.750	0.063
3	carme	2.000	12.500	0.042
15	nuria	2.000	12.500	0.042
5	carol	2.000	12.500	0.042
13	mariano	2.000	12.500	0.042
17	xavi	2.000	12.500	0.042
10	julio	2.000	12.500	0.042
14	martha	2.000	12.500	0.042
11	liliana	1.000	6.250	0.021
7	hugo	1.000	6.250	0.021

DESCRIPTIVE STATISTICS

		1	2	3
		Degree	NrmDegree	Share
1	Mean	2.824	17.447	0.080

Ilustración 15. Resultados del cálculo del grado nodal.

	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

Cuadro 1.

grado nodal 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. 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 grado nodal de 6, el más alto de la red) parece ser un buen informante, alguien que tiene acceso a bastante información de la que cir-

```

Output Log #1
File Edit
Log File Number 1
17 xavi 2.000 12.500 0.042
10 julio 2.000 12.500 0.042
14 martha 2.000 12.500 0.042
11 liliana 1.000 6.250 0.021
7 hugo 1.000 6.250 0.021

DESCRIPTIVE STATISTICS
          1          2          3
          Degree  NrmDegree  Share
1 Mean          2.624          17.647          0.000
2 Std Dev        1.382           8.638          0.000
3 Sum            48.000          300.000          0.000
4 Variance       1.910           74.611          0.000
5 SSQ            168.000          6562.500          0.000
6 MCSQ           32.471          1268.382          0.000
7 Euc Norm       12.961           81.009          0.000
8 Minimum        1.000           6.250          0.000
9 Maximum        6.000           37.500          0.000

Network Centralization = 22.50%
Homogeneity = 7.29%

NOTE: For valued data, both the normalized centrality and the centralization index may be larger
Actor-by-centrality matrix saved as dataset FreemanDegree

Running time: 00:00:01
Output generated: 23 Jun 03 17:26:54
Copyright (c) 1999-2000 Analytic Technologies

```

Ilustración 16. Estadísticos descriptivos del cálculo del grado nodal.

cula 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 (Ilustración 16).

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).

### 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:

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». Obtenemos como resultado el valor del grado de intermediación de cada nodo, ordenados de mayor a menor (Ilustración 17).

```

FREEMAN BETWEENNESS CENTRALITY
-----
Input dataset:          C:\Archivos de programa\Ucinet 6>manual\estudiantes

Important note: this routine binarizes but does NOT symmetrize.

Un-normalized centralization: 502.000

      1      2
      Betweenness nBetweenness
-----
1 andres          39.000          32.500
9 jose            34.000          28.333
8 joan            25.500          21.250
16 pau            24.500          20.417
2 carles          24.000          20.000
6 dolors          12.000          10.000
4 carmen           1.500           1.250
12 maria           0.500           0.417
3 carme            0.000           0.000
7 hugo             0.000           0.000
5 carol            0.000           0.000
11 liliana         0.000           0.000
13 mariano         0.000           0.000
10 julio           0.000           0.000
15 nuria           0.000           0.000
14 martha          0.000           0.000
17 xavi            0.000           0.000

DESCRIPTIVE STATISTICS FOR EACH MEASURE
      1      2
  
```

Ilustración 17. Resultados del cálculo del grado de intermediación.

Se reproducen a continuación los resultados obtenidos:

	<b>Betweenness</b>	<b>nBetweenness</b>
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» incorporaremos la información en el documento del informe.

### ***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). Seleccionamos el archivo a analizar y damos click en el botón «ok». 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*) (Ilustración 18).

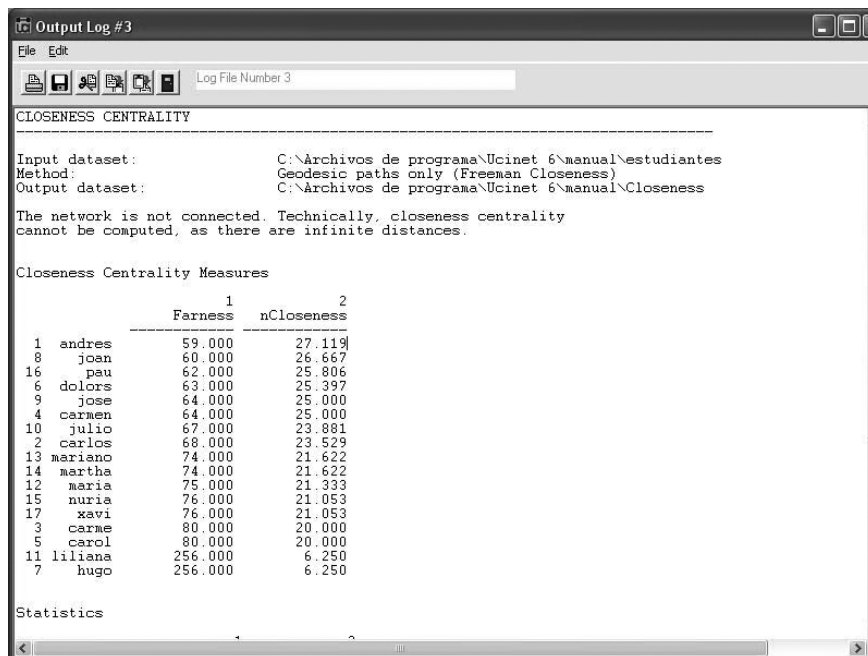


Ilustración 18. Cálculo de la cercanía.

Se reproducen a continuación los resultados:

	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 del grado nodal 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 red 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. «Una 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.

### ***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 subgrupo 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.

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 subestructuras de la red, a partir de una serie de medidas de agrupamiento, que revisaremos a continuación

### ***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 «sub-grafo máximo completo».

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 «Network» y luego Subgroups>Cliques (Ilustración 19).

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 (Ilustración 20).

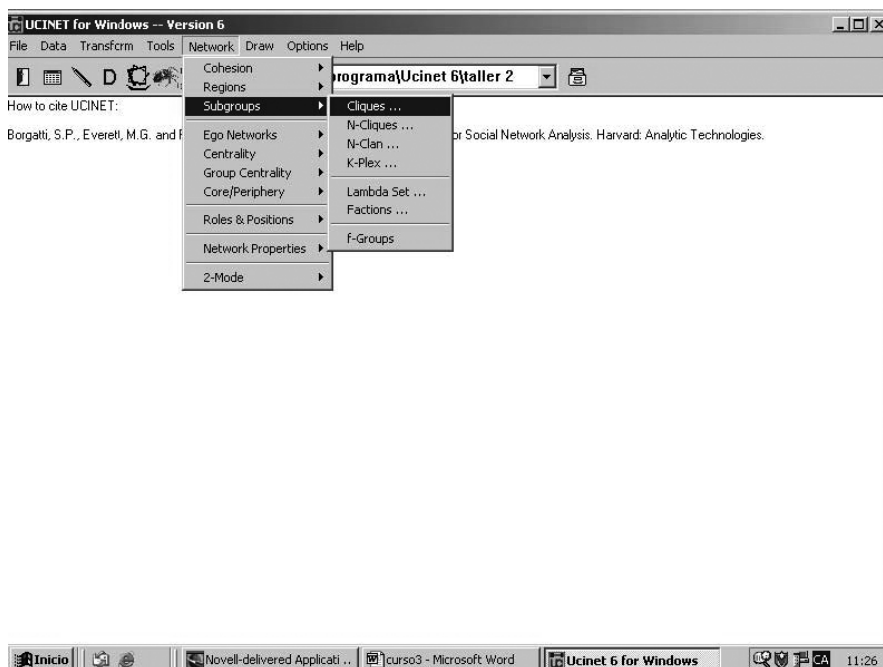


Ilustración 19. Localizando cliques en la red.

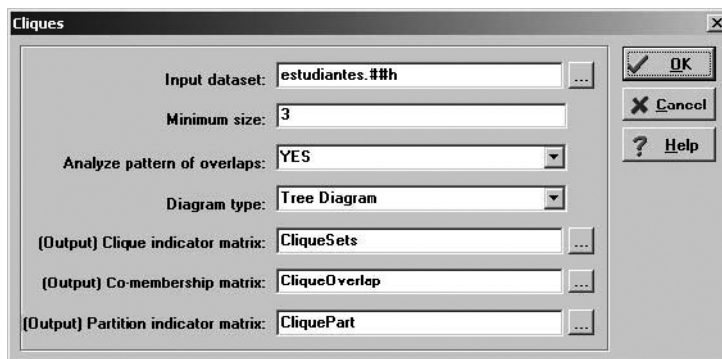


Ilustración 20. Ventana de diálogo de la opción Cliques.

Al hacer click en «OK» obtenemos la pantalla de la ilustración 21.  
 El primer dato que obtenemos es que se han encontrado 8 cliques en nuestra red.  
 Transcribo a continuación los resultados:

8 cliques found	
1	Andrés- Carmen- Dolors
2	Andrés- Carmen- Pau
3	Andrés- Joan- Julio
4	Andrés- Joan- Pau
5	Carlos- Carne- 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):

Actor-by-Actor Clique Co-Membership Matrix

```

                                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 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  carne   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
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
13 mariano 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 0 1 0
14 martha  0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 0 1 0
15 nuria   0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 1 0 0 1 0 0
16 pau     2 0 0 1 0 0 0 1 0 0 0 0 1 1 0 3 0
17 xavi    0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 1 0 0 0 0 1
    
```



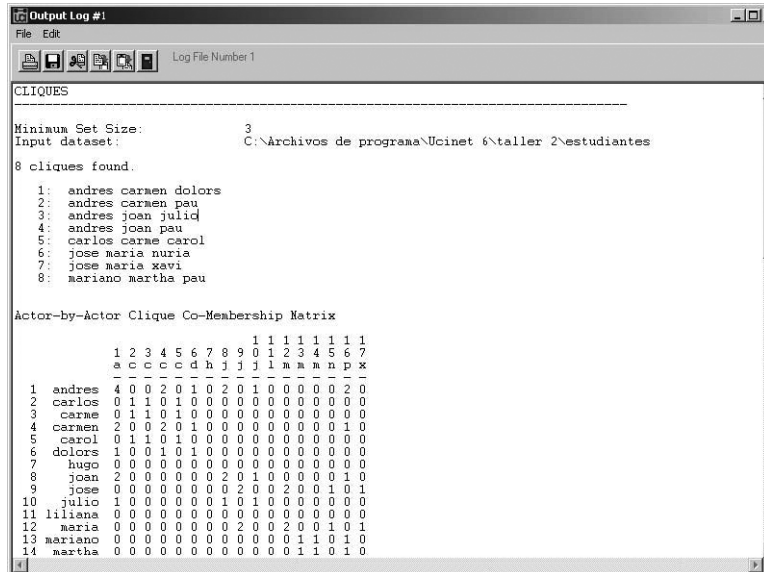


Ilustración 21. Ventana de datos de los resultados del cálculo de los Cliques.

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:

									1	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	<b>4</b>	0	0	2	0	1	0	2	0	1	0	0	0	0	0	2	0
2	carlos	0	<b>1</b>	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	carne	0	1	<b>1</b>	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	carmen	2	0	0	<b>2</b>	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
5	carol	0	1	1	0	<b>1</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	dolors	1	0	0	1	0	<b>1</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	hugo	0	0	0	0	0	0	<b>0</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	joan	2	0	0	0	0	0	0	<b>2</b>	0	1	0	0	0	0	0	0	1
9	jose	0	0	0	0	0	0	0	0	<b>2</b>	0	0	2	0	0	1	0	1
10	julio	1	0	0	0	0	0	0	1	0	<b>1</b>	0	0	0	0	0	0	0
11	liliana	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	<b>0</b>	0	0	0	0	0	0
12	maria	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	<b>2</b>	0	0	1	0	1
13	mariano	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	<b>1</b>	1	0	1	0
14	martha	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	<b>1</b>	0	1	0
15	nuria	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	<b>1</b>	0	0
16	pau	2	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	1	0	<b>3</b>	0
17	xavi	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	<b>1</b>

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 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	0	0	2	0	1	0	2	0	1	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
3	carme	0	1	1	0	1	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	1	0
5	carol	0	1	1	0	1	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
7	hugo	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	1	0
9	jose	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
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	2	0	0	2	0	0	1	0	1
13	mariano	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
15	nuria	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	0	1	1	0	3	0
17	xavi	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	1

Podemos observar, por ejemplo, que Andrés no comparte ningún clique con Carlos o Carme, pero comparte dos cliques con Carmen, Joan y Pau, y uno con Dolors y con Julio. O que Dolors comparte un clique con Andrés y otro con Carmen, y ninguno más con el resto de los actores de la red, y constatar el aislamiento de Liliana y Hugo. Pero también podemos analizar qué cliques comparten miembros entre sí. En este caso, nuestra unidad ya no son los actores, sino los cliques.

## Clique-by-Clique Co-membership matrix

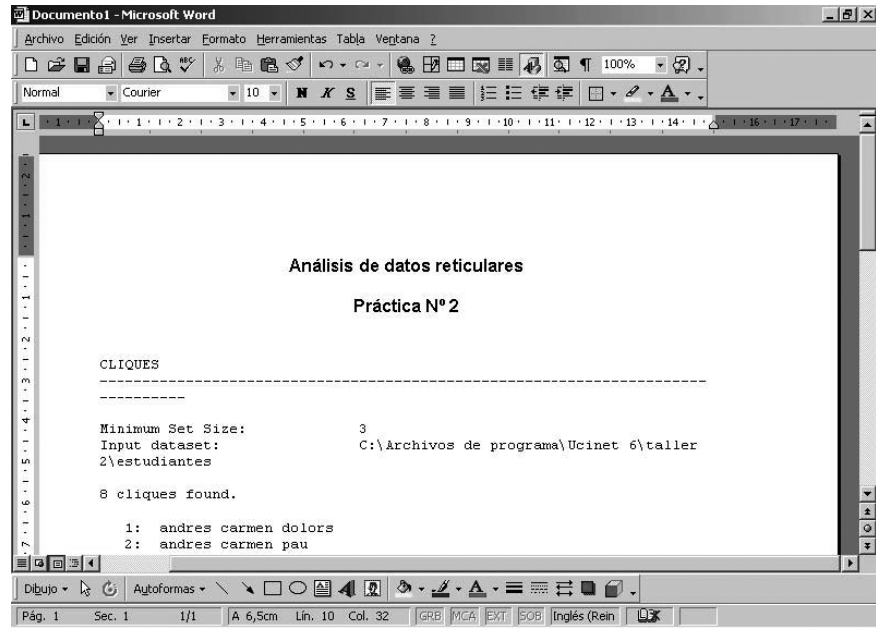
	1	2	3	4	5	6	7	8
	-	-	-	-	-	-	-	-
1	6	2	1	1	0	0	0	0
2	2	6	1	2	0	0	0	1
3	1	1	6	2	0	0	0	0
4	1	2	2	6	0	0	0	1
5	0	0	0	0	6	0	0	0
6	0	0	0	0	0	6	2	0
7	0	0	0	0	0	2	6	0
8	0	1	0	1	0	0	0	6

Esta matriz presenta en las filas y las columnas los cliques y leeremos la línea vertical o la horizontal, ignorando la diagonal:

	1	2	3	4	5	6	7	8
	-	-	-	-	-	-	-	-
1	6	<b>2</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>
2	<b>2</b>	6	1	2	0	0	0	1
3	<b>1</b>	1	6	2	0	0	0	0
4	<b>1</b>	2	2	6	0	0	0	1
5	<b>0</b>	0	0	0	6	0	0	0
6	<b>0</b>	0	0	0	0	6	2	0
7	<b>0</b>	0	0	0	0	2	6	0
8	<b>0</b>	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») (Ilustración 22).



**Ilustración 22.** Guardando los resultados en Word.

### *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).

Aplicaremos N-clique a nuestros datos. Para ellos, seleccionaremos el menú *Network* y a continuación *Subgroups>N-cliques*.

En el cuadro de diálogo que se despliega, seleccionaremos en primer lugar la matriz que contiene los datos a analizar (*estudiantes.###*). 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 (Ilustración 23).

Obtenemos el resultado que muestra la ilustración 24.

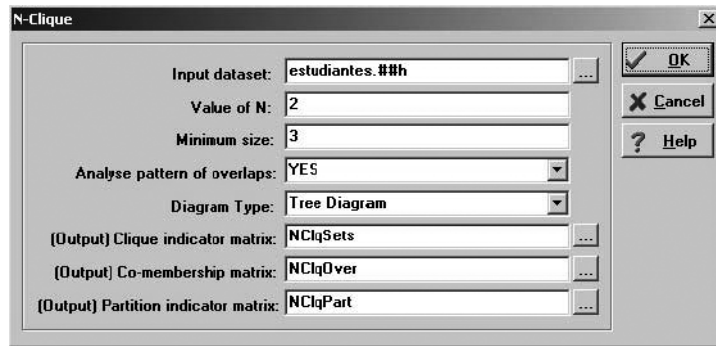


Ilustración 23. Ventana de diálogo de N-Cliques.

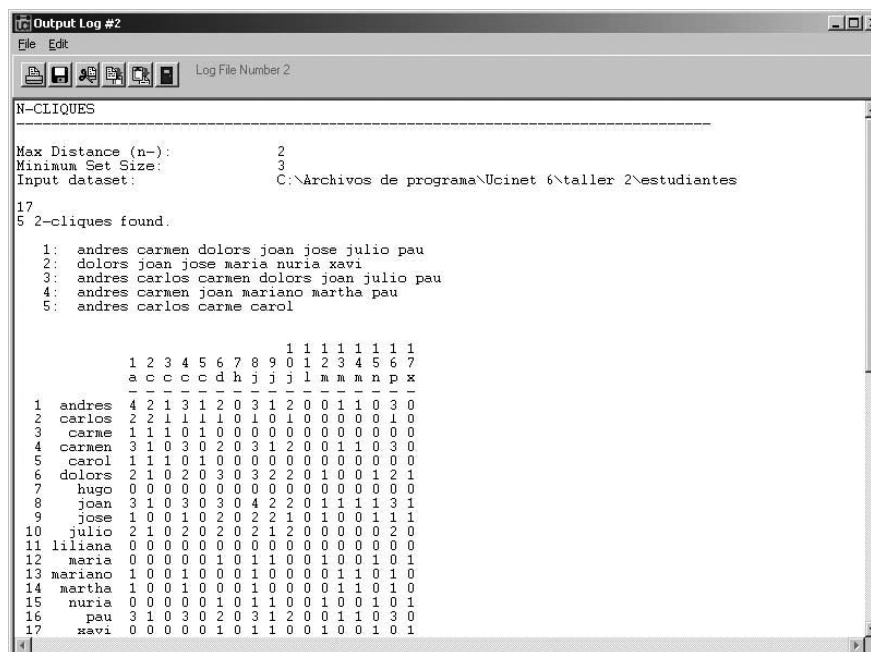


Ilustración 24. Resultados de N-Cliques.

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:

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 continua 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, 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 4, 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). 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:

											1	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	<b>4</b>	2	1	3	1	2	0	3	1	2	0	0	1	1	0	3	0	
2	carlos	2	<b>2</b>	1	1	1	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	
3	carme	1	1	<b>1</b>	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
4	carmen	3	1	0	<b>3</b>	0	2	0	3	1	2	0	0	1	1	0	3	0	
5	carol	1	1	1	0	<b>1</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
6	dolors	2	1	0	2	0	<b>3</b>	0	3	2	2	0	1	0	0	1	2	1	
7	hugo	0	0	0	0	0	0	<b>0</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
8	joan	3	1	0	3	0	3	0	<b>4</b>	2	2	0	1	1	1	1	3	1	
9	jose	1	0	0	1	0	2	0	2	<b>2</b>	1	0	1	0	0	1	1	1	
10	julio	2	1	0	2	0	2	0	2	1	<b>2</b>	0	0	0	0	2	0		
11	liliana	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	<b>0</b>	0	0	0	0	0	0	
12	maria	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	<b>1</b>	0	0	1	0	1	
13	mariano	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	<b>1</b>	1	0	1	0	
14	martha	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	<b>1</b>	0	1	0	
15	nuria	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	1	0	0	<b>1</b>	0	1	
16	pau	3	1	0	3	0	2	0	3	1	2	0	0	1	1	0	<b>3</b>	0	
17	xavi	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	<b>1</b>	

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, 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:



```

                                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 0 1 0
3 carme 1 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 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 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 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 continúa 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).

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 (Ilustración 25).

Obtenemos la pantalla de resultados (Ilustración 26).

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

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), 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 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.

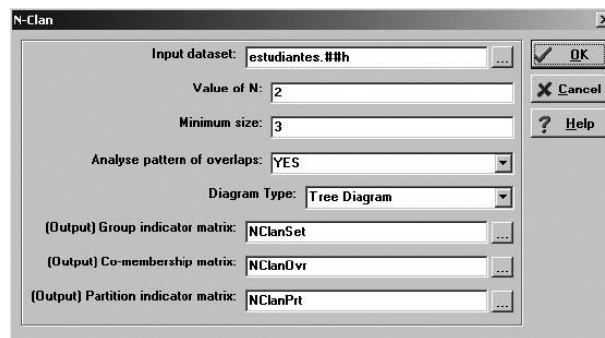


Ilustración 25. Ventana de diálogo de N-Clan.

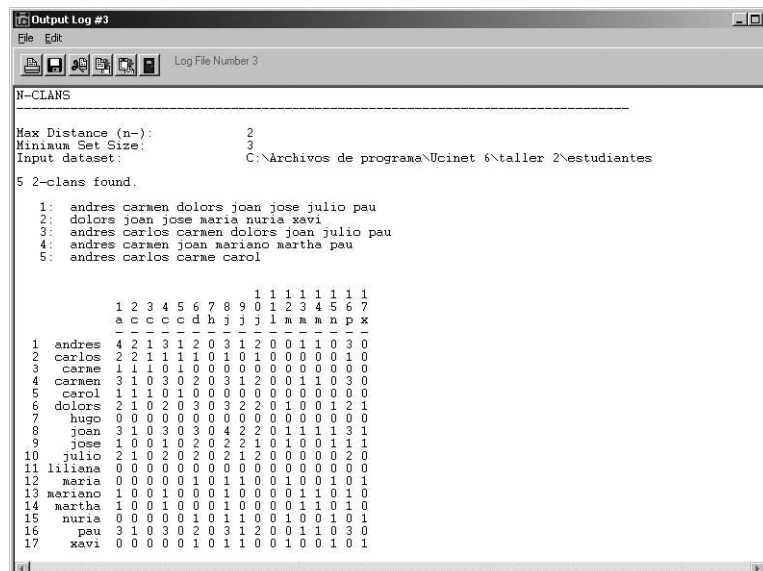


Ilustración 26. Resultados N-Cliques.



## 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 tiende 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`. 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 (Ilustración 27).

Obtenemos el resultado de la ilustración 28.

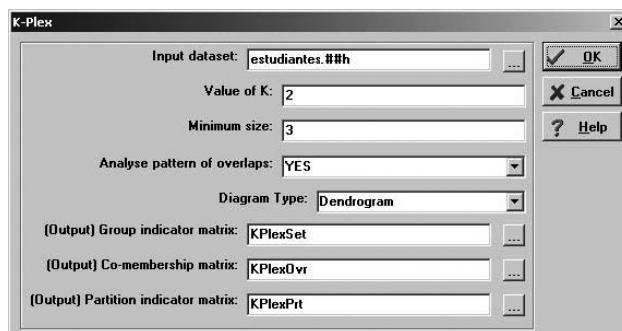


Ilustración 27. Ventana de diálogo de K-plex.

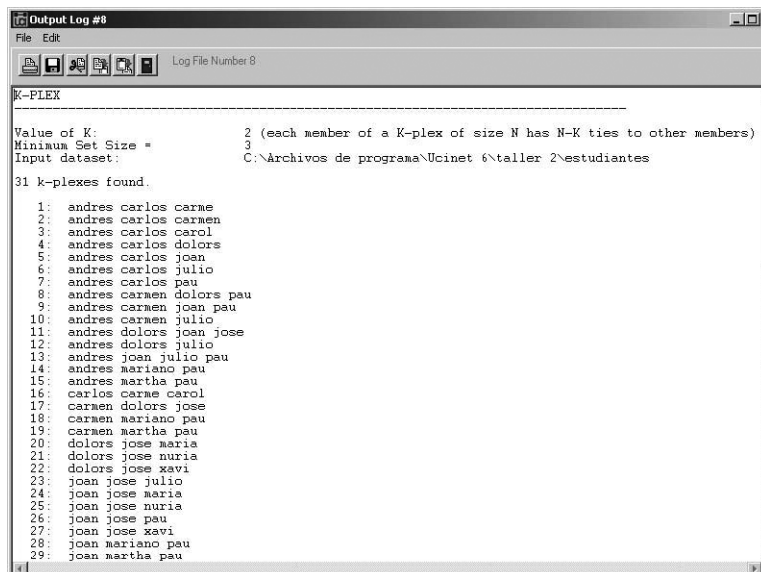


Ilustración 28. Resultados de K-Plex.

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:

31 k-plexes found.	
1	andres carlos carne
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 carne 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.

		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	<b>15</b>	7	1	4	1	4	0	4	1	4	0	0	1	1	0	6	0
2	carlos	7	<b>8</b>	2	1	2	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0
3	carme	1	2	<b>2</b>	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	carmen	4	1	0	<b>7</b>	0	2	0	1	1	1	0	0	1	1	0	4	0
5	carol	1	2	1	0	<b>2</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	dolors	4	1	0	2	0	<b>8</b>	0	1	5	1	0	1	0	0	1	1	1
7	hugo	0	0	0	0	0	0	<b>0</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	joan	4	1	0	1	0	1	0	<b>11</b>	6	2	0	1	1	1	1	5	1
9	jose	1	0	0	1	0	5	0	6	<b>11</b>	1	0	3	0	0	3	1	3
10	julio	4	1	0	1	0	1	0	2	1	<b>5</b>	0	0	0	0	0	1	0
11	liliana	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	<b>0</b>	0	0	0	0	0	0
12	maria	0	0	0	0	0	1	0	1	3	0	0	<b>3</b>	0	0	1	0	1
13	mariano	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	<b>4</b>	1	0	4	0
14	martha	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	<b>4</b>	0	4	0
15	nuria	0	0	0	0	0	1	0	1	3	0	0	1	0	0	<b>3</b>	0	1
16	pau	6	1	0	4	0	1	0	5	1	1	0	0	4	4	0	<b>12</b>	0
17	xavi	0	0	0	0	0	1	0	1	3	0	0	1	0	0	1	0	<b>3</b>

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

		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17												
		a	n	c	a	c	a	d	o	h	u	j	o	j	o	j	u	l	i	m	a	m	a	n	u	p	a	x	a	
		-----																												
1	andres	15	<b>7</b>	<b>1</b>	<b>4</b>	<b>1</b>	<b>4</b>	<b>0</b>	<b>4</b>	<b>1</b>	<b>4</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>6</b>	<b>0</b>												
2	carlos	<b>7</b>	8	2	1	2	<b>1</b>	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0											
3	carme	<b>1</b>	2	2	0	1	<b>0</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0											
4	carmen	<b>4</b>	1	0	7	0	<b>2</b>	0	1	1	1	0	0	1	1	0	4	0												
5	carol	<b>1</b>	2	1	0	2	<b>0</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0												
6	dolors	<b>4</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>2</b>	<b>0</b>	<b>8</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>5</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>												
7	hugo	<b>0</b>	0	0	0	0	<b>0</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0												
8	joan	<b>4</b>	1	0	1	0	<b>1</b>	0	11	6	2	0	1	1	1	1	5	1												
9	jose	<b>1</b>	0	0	1	0	<b>5</b>	0	6	11	1	0	3	0	0	3	1	3												
10	julio	<b>4</b>	1	0	1	0	<b>1</b>	0	2	1	5	0	0	0	0	0	1	0												
11	liliana	<b>0</b>	0	0	0	0	<b>0</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0												
12	maria	<b>0</b>	0	0	0	0	<b>1</b>	0	1	3	0	0	3	0	0	1	0	1												
13	mariano	<b>1</b>	0	0	1	0	<b>0</b>	0	1	0	0	0	0	4	1	0	4	0												
14	martha	<b>1</b>	0	0	1	0	<b>0</b>	0	1	0	0	0	0	1	4	0	4	0												
15	nuria	<b>0</b>	0	0	0	0	<b>1</b>	0	1	3	0	0	1	0	0	3	0	1												
16	pau	<b>6</b>	1	0	4	0	<b>1</b>	0	5	1	1	0	0	4	4	0	12	0												
17	xavi	<b>0</b>	0	0	0	0	<b>1</b>	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 declaramos que el tamaño mínimo del grupo deberá ser de 4 nodos. Transcribo a continuación los resultados obtenidos:

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.

		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	<b>4</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>2</b>	<b>0</b>	<b>2</b>	<b>0</b>	<b>3</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>3</b>	<b>0</b>
2	carlos	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>
3	carme	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>
4	carmen	<b>2</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>2</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>2</b>	<b>0</b>
5	carol	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>
6	dolors	<b>2</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>2</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>
7	hugo	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>
8	joan	<b>3</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>3</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>2</b>	<b>0</b>
9	jose	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>1</b>
10	julio	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>
11	liliana	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>
12	maria	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>
13	mariano	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>
14	martha	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>
15	nuria	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>
16	pau	<b>3</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>2</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>2</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>3</b>	<b>0</b>
17	xavi	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>

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 resultados obtenidos en el documento de Word.



## El análisis de redes personales con Egonet i Visualizer

José Luis Molina

Departament d' Antropologia social i cultural, UAB

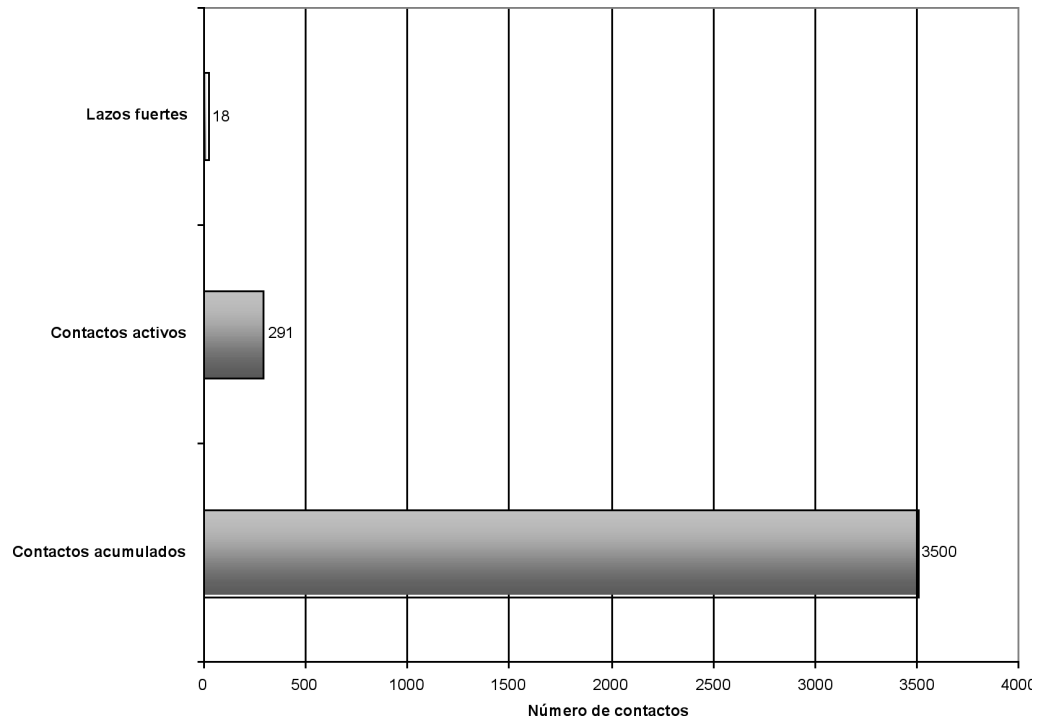
Existen dos perspectivas diferentes para el estudio de las redes sociales: la sociocéntrica y la egocéntrica. La perspectiva sociocéntrica suele identificar para cada contexto institucional una red diferente. Así, si utilizamos como generador de nombres, «señala por favor a quiénes elegirías como representantes de esta lista», o «dime a quién pedirías prestado dinero», la red de respondientes y personas nominadas será diferente en cada caso. Naturalmente, podemos recoger diferentes contextos y combinarlos, pero la perspectiva sigue siendo la misma: un conjunto definido de personas o actores que tienen relaciones entre sí por algún tipo de relación (o contexto institucional) previamente definido.

La perspectiva egocéntrica, en cambio, parte de un ego o punto focal y se interroga por *todas* las relaciones existentes. Naturalmente, de esta forma se recogen (o se deberían recoger) *todos los contextos institucionales* en los que se mueve ego, es decir, familia, vecinos, compañeros de estudio o trabajo, grupo religioso o cualquier institución relevante para su vida social. Estas instituciones varían según la cultura, naturalmente.

Ahora bien, ¿cómo recoger o aproximarse la mirada de interacciones que se producen alrededor de una persona? La respuesta a esta pregunta depende también de la perspectiva adoptada. En general podemos afirmar que las redes personales están constituidas por un centro de lazos fuertes que cambia lentamente a lo largo de la vida y una periferia más amplia y dinámica. El tamaño de esta red varía enormemente en la escala social, de forma que las personas con cargos políticos o administrativos de importancia suelen tener unas redes muy amplias comparadas con las redes de personas marginales en una sociedad. Si atendemos a las relaciones acumuladas a lo largo de una vida (muchas de ellas se olvidan) el resultado es de 3500 personas (Cf. Molina, 2005 para una explicación detallada de los métodos). Si atendemos a las relaciones *estables*, podemos identificar una media de unas 300 personas, con una desviación típica importante en función de la clase social y el sexo. Si atendemos a las relaciones fuertes e íntimas, el número se puede reducir a menos de una veintena. En la ilustración 1 podemos apreciar estas diferencias.

Christopher McCarty (2002) sugiere un cambio en el enfoque del estudio de redes personales, pasando de la estimación del tamaño a la estimación de la *estructura* de las redes personales. La pregunta es: *¿cuál es el mínimo de número de alteri sobre los que hay que indagar para disponer de una idea aproximada de la estructura de la red personal?* McCarty propone que un número entre 30 y 45 personas tiene que ser suficiente si el generador de nombres utilizado permite obtener una lista libre de personas de todas las categorías sociales. Por ejemplo:

Por favor, díganos una lista de 40 personas que Ud. conozca. Intente que todas las categorías importantes de personas (parientes, amigos, compañeros, vecinos...) estén representados en la lista.



**Ilustración 1.** Las diferentes estimaciones del tamaño de la red personal.

El generador utilizado tiende a producir lazos íntimos al principio, pero la lista es lo suficientemente larga como para recoger información de diferentes áreas de la estructura de las redes personales, incluidos los lazos débiles. A continuación es necesario indagar sobre quién conoce a quién, aparte de recoger datos atributivos sobre ego y los *alteri*. Esta parte es la más larga pues una lista de 40 personas implica 780 preguntas de si dos personas se conocen o tienen algún tipo de relación que interese recoger. Para obtener esta información es necesaria la ayuda del programa Egonet. Por último, se presenta un informe a ego sobre su propia red personal. En todos los casos, los informantes se han mostrado sorprendidos por la calidad de la información mostrada sobre sus propias redes.

El estudio de las redes personales tiene la inmensa ventaja que permite aplicar los métodos de muestreo de poblaciones (a diferencia del enfoque sociocéntrico) y que los resultados acerca de la composición y la estructura de cada red personal pueden ser convertidos en variables atributivas de los casos y formar parte de los modelos explicativos sobre una variedad de temas (salud, discursos, rendimiento académico, aculturación ...).

En este ejercicio realizaremos tres actividades. La primera, con el módulo de administración de Egonet, diseñaremos un cuestionario que nos permita aproximarnos a nuestra propia red personal. La segunda actividad consistirá en recoger datos de nuestra red personal (y, en su caso, la de otras personas) y visualizarla y analizarla con Visualizer, el módulo de visualización incorporado en Egonet. La tercera actividad consistirá en exportar los datos recogidos a SPSS.



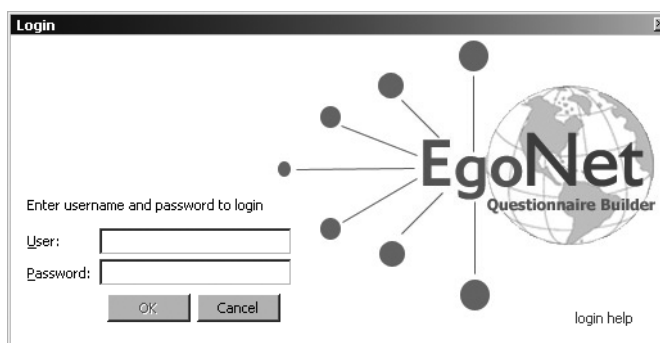
## Notas sobre la instalación de Egonet

Puede descargarse una versión de prueba de 60 días de Egonet de la página de MDlogix: <http://www.mdlogix.com/egonet.htm#purchasing>.

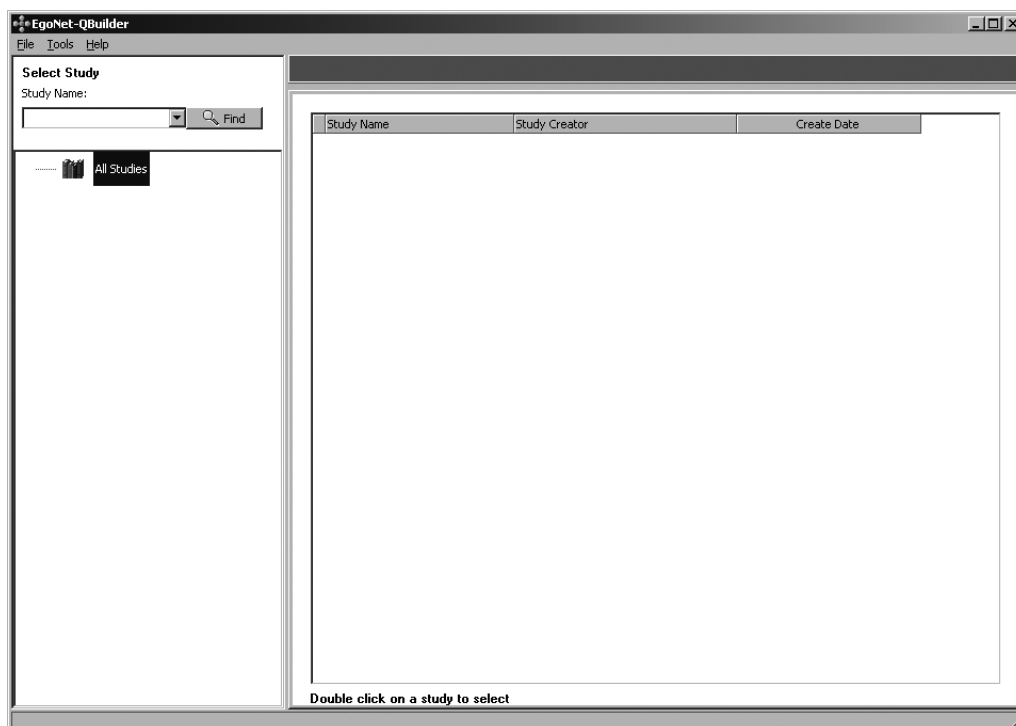
## Módulo administrador (Egonet\_QB)

El módulo Administrador de Egonet se llama **Egonet\_QB** (Egonet Q- Builder, administrador de cuestionarios). Una vez clicamos el icono aparece la pantalla que muestra la ilustración 2.

Introduciremos, en la versión de prueba, la misma serie de caracteres: `nimh` y clicaremos **Ok**. La pantalla que obtendremos será la de la que muestra la ilustración 3.



**Ilustración 2.** Pantalla de identificación de Egonet\_QB.



**Ilustración 3.** Pantalla de QBuilder.

A continuación Seleccionaremos `File>New Study` y, en la parte derecha de la pantalla, escribiremos «Red personal» en el campo `Study Name` y fijaremos en 30 el número de nominados o alteri («Nominees») (Ilustración 4).

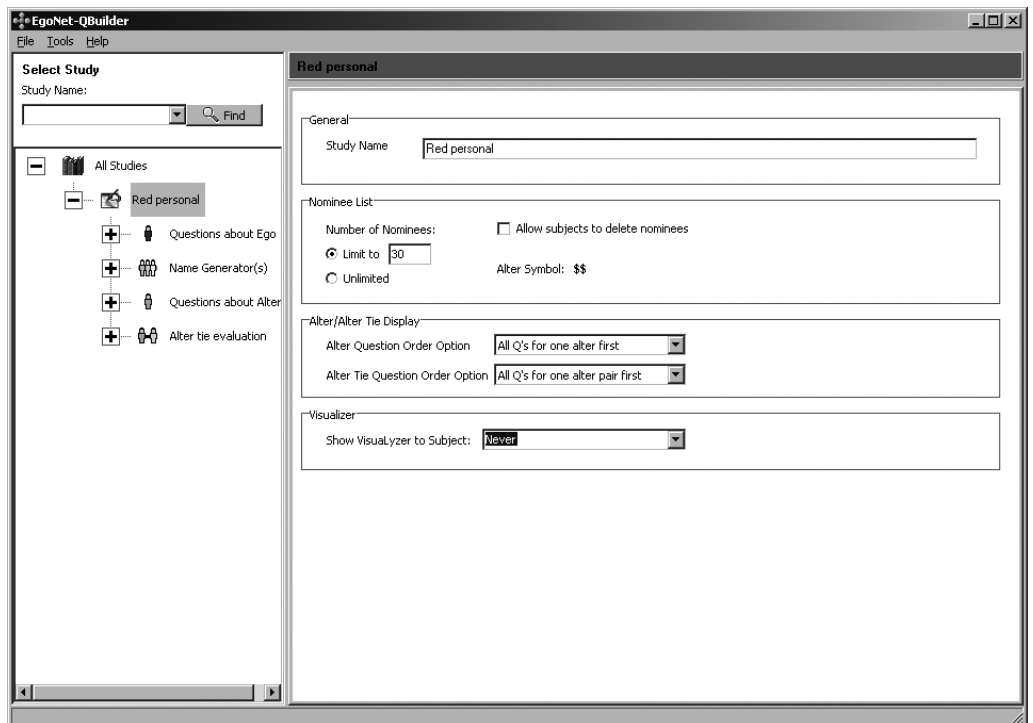
Los módulos que componen **QBuilder** son «Questions about Ego», las variables identificativas de Ego, «Name Generator(s)», la pregunta o preguntas que utilizaremos para generador nombres o nominaciones de personas, «Questions about Alters», las variables que pediremos para cada una de las personas nominadas y «Alter tie evaluation», la pregunta que utilizaremos para saber si dos personas nominadas tienen algún tipo de relación entre sí.

### *Questions about Ego*

Si seleccionamos la primera opción, «Questions about Ego» obtendremos una pantalla que nos permitirá introducir una información estática que permanecerá en la pantalla del usuario durante toda la fase de recogida de variables atributivas de Ego. Esta información (totalmente opcional) puede aparecer tanto en la parte superior como en la parte inferior de la pantalla. Introduciremos el rótulo «En este apartado le pediremos alguna información sobre Ud.» Para la cabecera y «Estudio de la red personal» en el pie según muestra la ilustración 5.

Ya estamos en condiciones de crear preguntas para cada Ego. La información Ego ID, Nombre y Apellido aparece automáticamente cuando se ejecuta Egonet, por lo que no es necesario introducir estas preguntas. Clicaremos el botón **Create New Item** e introduciremos la primera pregunta, la edad de Ego (Ilustración 6).

Observamos que en el campo `Text` se introduce el literal de la pregunta, en el campo `Variable name`, una cadena de un máximo de 5 caracteres (en este caso solamente hemos utilizado 4: edad) y en `Answer Type` hemos seleccionado «Numeric» para



**Ilustración 4.** Módulos de QBuilder.

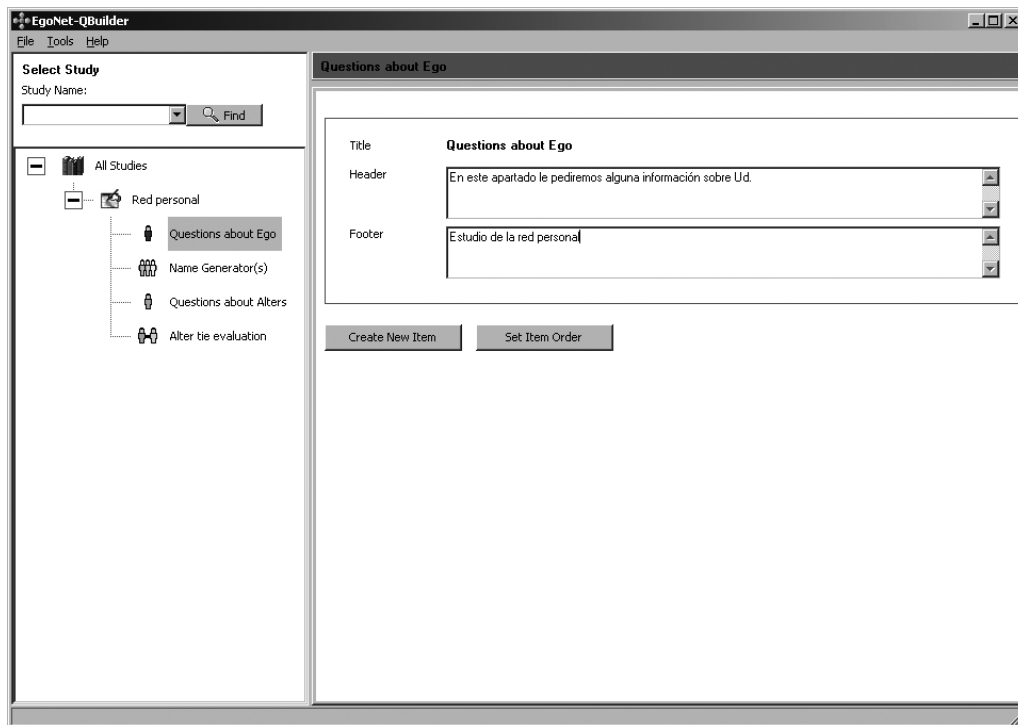


Ilustración 5. Pantalla de entrada al módulo de preguntas sobre Ego.

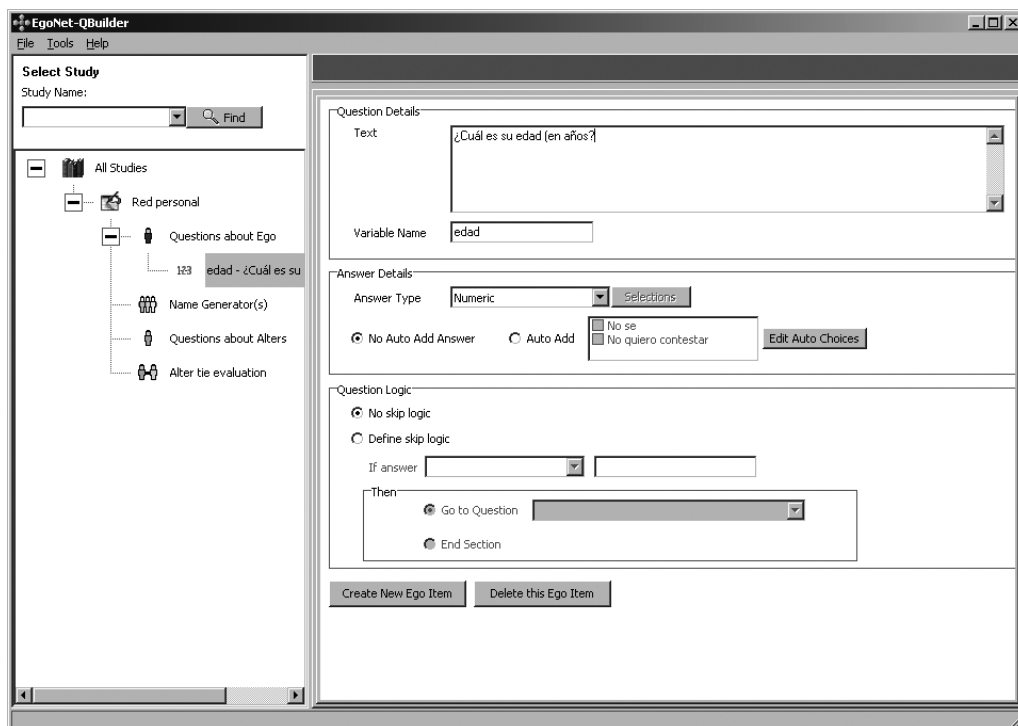


Ilustración 6. Variable atributiva de Ego.

poder introducir directamente los años como un número entero. Siempre estaremos a tiempo después de convertir la edad en categorías en SPSS.

Si clicamos el botón **Create New Ego Item** podremos introducir una nueva variable, el sexo en este caso. Para ello introducimos un literal («¿Es Ud. hombre o mujer?»), el nombre de la variable («sexo») y seleccionamos el botón **Selections** (si en `Answer type` figura la opción «Categorical»). Al hacerlo se nos abre una ventana de gestión de categorías. Obsérvese que una vez creado un conjunto de categorías para una respuesta resta disponible para los nuevos estudios. En este caso utilizaremos la categoría disponible `Sex_esp`, que es la que nos interesa y clicaremos el botón **Select** (Ilustración 7).

En el caso de no disponer de las categorías adecuadas podemos crear una nueva de la siguiente forma: clicando **Add** (botón izquierdo de la pantalla), introduciendo «sexo» en el espacio superior derecho («Current selected category:»), clicando **Add** (botón derecho de la pantalla), introduciendo «Hombre», «1», «1» y clicando otra vez **Add** e introduciendo «Mujer», «2», «2» y clicando **Select**. La columna «Score» nos indica el valor que se introducirá en la celda SPSS, mientras que el valor «Sequence» nos indica el número de orden en la ventana de selección de categorías.

Podemos así ir introduciendo las categorías que estimados de interés para nuestra investigación. Para *borrar* una variable, simplemente nos colocamos en el panel izquierdo, seleccionamos la variable y clicamos el botón derecho del ratón para obtener la opción de borrar.

### *Name generator(s)*

En el siguiente módulo de **QBuilder** disponemos de nuevo de la opción de informar al usuario en la cabecera y el pie de la pantalla. En este caso dejaremos en blanco los campos, clicaremos el botón **Create New Item** e introduciremos «Lista libre nombres» en el campo `Title` y la expresión «Díganos nombres de personas que conozca por su nombre de pila y viceversa y con las que haya tenido al menos algún contacto personal en los dos últimos años y con la que sea posible contactar de nuevo si fuese necesario. Intente que todas las categorías de contactos estén representados». Seleccionaremos a continuación «First Name Only» en el campo `Format` (siempre es útil trabajar con acrónimos, por ejemplo MigCer para Miguel de Cervantes) y clicaremos el botón **Create new name generator Item**.

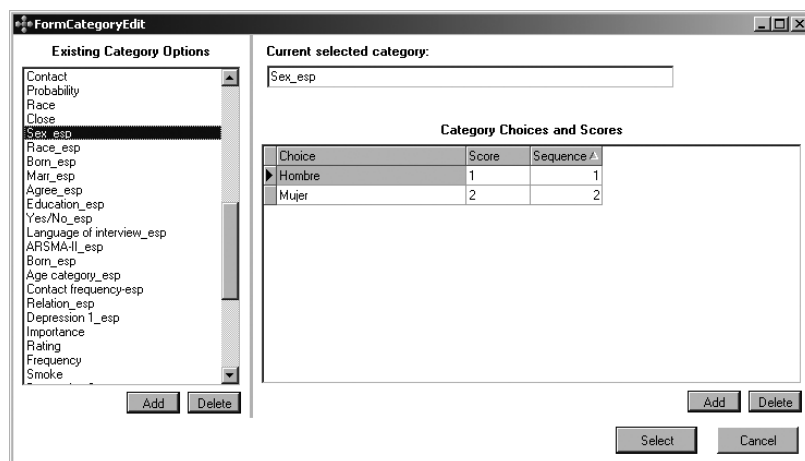


Ilustración 7. Gestor de categorías.

### Questions about alters

En este módulo introduciremos variables atributivas del mismo modo que el módulo para Ego. En este caso introduciremos también la *edad*, el *sexo* y la *categoría ocupacional*. Otras variables, como la *nacionalidad* o la *ciudad de residencia habitual*, exigirían bien un listado de países adaptado a los respondientes, bien un espacio en blanco para la introducción de un literal. Es importante limitar el número de variables de este módulo, pues cada variable tendrá que ser contestada 30 veces (una vez por cada alter o persona nominada).

Crearemos las siguientes preguntas (Egonet sustituye automáticamente \$\$ por el nombre de cada alter):

- «¿La edad aproximada de \$\$ es ...?» (numérica), nombre de la variable *edad*.
- «¿El sexo de \$\$ es ...?» (categórica, *sex\_esp*), nombre de la variable *sexoa*.
- «¿La categoría ocupacional de \$\$ es, de una escala de 0 a 5 (0 dependiente, trabajador/a doméstico ... a 5, directivo/a, responsable político de alto nivel) es ...?» (numérica), nombre de la variable *cat\_o*.

Si hemos realizado correctamente estas operaciones, el aspecto de **QBuilder** debería ser el que muestra la ilustración 8.

Y ahora nos resta el módulo final.

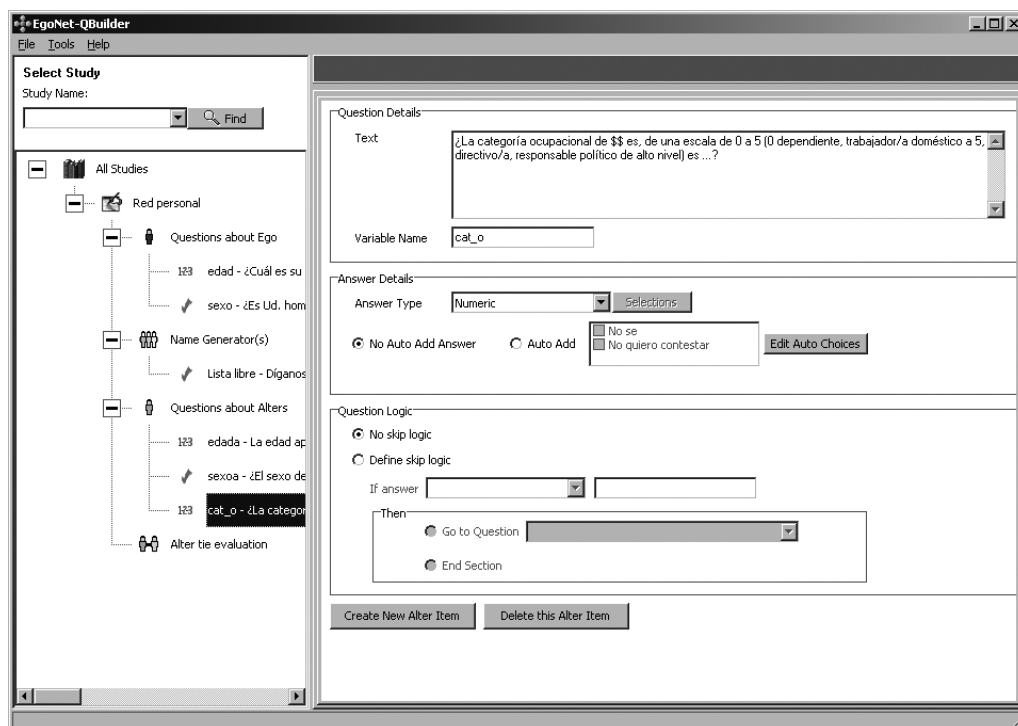


Ilustración 8. Construcción del cuestionario con QBuilder.

### *Alter tie evaluation*

En este módulo introduciremos una sola pregunta para relacionar los alteri entre sí. Esta pregunta es la siguiente:

- «¿\$\$ y \$\$ se relacionarían entre sí Ud no estuviese?» (categórica, «Muy probablemente (2), probablemente (1), no es probable (0)», nombre de la variable: `relac`).

Una vez completado el cuestionario guardaremos el estudio (`File>Save all`) aceptando la ventana de diálogo.

Con esto ya tenemos creado un estudio en la base de datos `Psychometrica.gdb`. En esta base de datos podemos ir añadiendo otros estudios. Para ello simplemente tenemos que clicar un estudio existente (por ejemplo el que acabamos de crear llamado «Red personal») y pulsando el botón derecho del ratón podemos seleccionar la opción **Duplicate** y utilizar ese estudio como punto de partida para realizar las modificaciones que estemos oportunas. También podemos archivar el estudio (opción **Archive**), para que no aparezca en la pantalla principal. Si queremos recuperar los estudios archivados solamente tenemos que seleccionar del menú `Tools` la opción `Study Archive`, opción que nos permitirá activar o archivar los estudios almacenados en la base de datos.

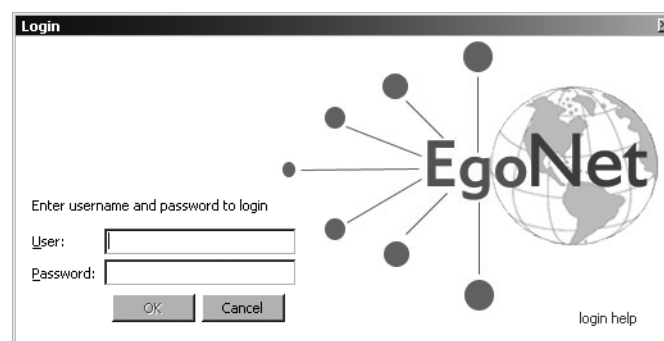
Con `File>Exit` saldremos del módulo de administración de Egonet con nuestro cuestionario listo para ser utilizado.

### **Módulo cliente (Egonet)**

La pantalla de identificación que obtenemos cuando ejecutamos Egonet es la que muestra la ilustración 9.

Una vez introducida la palabra clave (`nimh` si se trata de la versión de prueba) y aceptando, obtenemos una pantalla informativa de los estudios disponibles. En este caso disponemos del estudio «Red personal» pero podríamos seleccionar uno de una lista de estudios disponibles. Si clicamos el botón **Next** obtenemos la pantalla que muestra la ilustración 10.

Egonet está diseñado para recoger cientos de entrevistas a partir de un estudio o cuestionario. Por ello es posible iniciar una nueva entrevista («Start Interview»), dejar una entrevista a medias y continuar («Continue Incomplete Interview»), Visualizar una entrevista completa («View Completed Interview») o Borrar una entrevista («Delete Interview»).



**Ilustración 9.** Pantalla de identificación de Egonet (módulo cliente).

Si volvemos a clicar el botón **Next** obtenemos la pantalla que muestra la ilustración 11. Es recomendable introducir un código único para cada Ego, por ejemplo, 1001, 1002, etc. El nombre y el apellido pueden ser auténticos, pero siempre es recomendable la utilización de acrónimos. Introducimos, por ejemplo, «1001», «Juan» y «Ruiz» en cada uno de los tres campos respectivos y continuamos.

Una vez hemos clicado el botón **Start** nos aparece la primera pantalla que hemos diseñado previamente, con su cabecera y pie informativos correspondiente al primer módulo de preguntas sobre Ego (Ilustración 12).

Una vez contestadas las preguntas nos aparece la pantalla correspondiente al segundo módulo. En todo momento disponemos de una barra informativa sobre el porcentaje de trabajo de cada módulo que nos resta por cumplir. Una vez introducido el nombre o el acrónimo debemos aceptar con un **Return** o **Enter** (Ilustración 13).

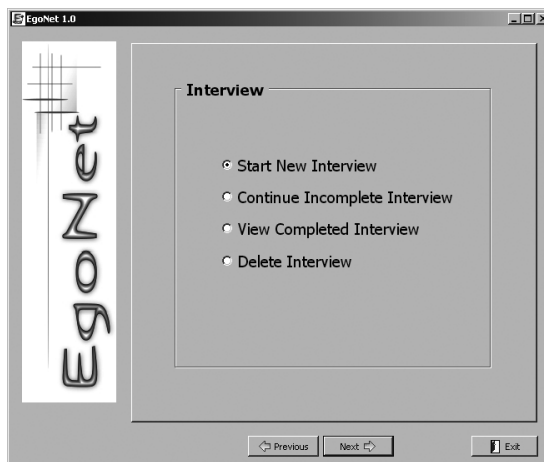


Ilustración 10. Opciones de entrevista con Egonet.

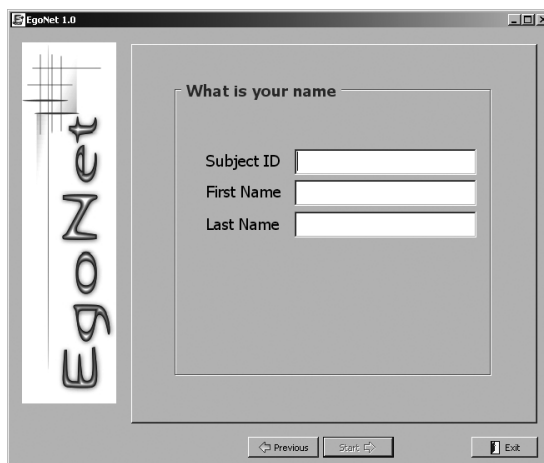
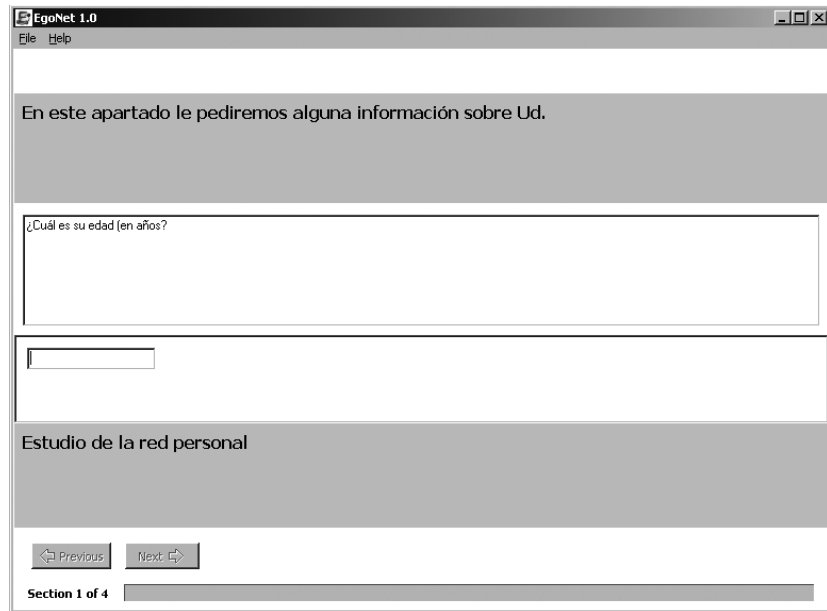


Ilustración 11. Identificación de Ego.

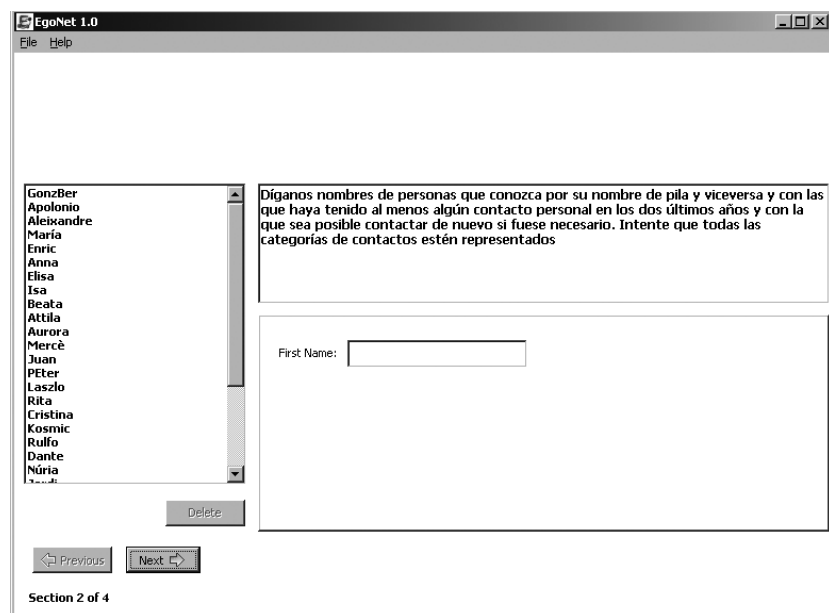
Ahora viene la parte más larga de la entrevista, la atribución de variables a los alteri. Una vez cumplimentada esta parte nos aparece el último módulo de relación, indicando cada pareja de nominados (Ilustración 14).

Se observará que es posible clicar la opción adecuada o bien teclear el número, lo cual suele ser más rápido.

Una vez completado este módulo, el ordenador calcula el gráfico resultante y, después de unos minutos, nos avisa que se han seleccionado todas las relaciones probables. Seleccionamos la opción de «Muy probablemente» y observamos la red personal resultante (Ilustración 15).



**Ilustración 12.** Primera pantalla diseñada previamente con QBuilder.



**Ilustración 13.** Lista de nominados.



El módulo de visualización nos permite analizar la red personal. Un ejemplo de análisis de la red personal mediante combinación de las diferentes variables recogidas se ofrece en el apartado siguiente.

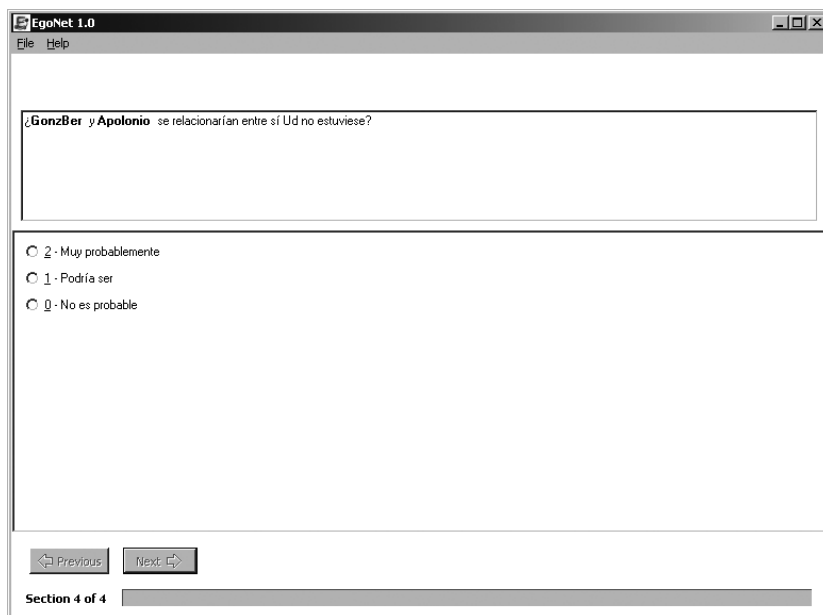


Ilustración 14. Módulo cuarto para la relación entre las personas nominadas.

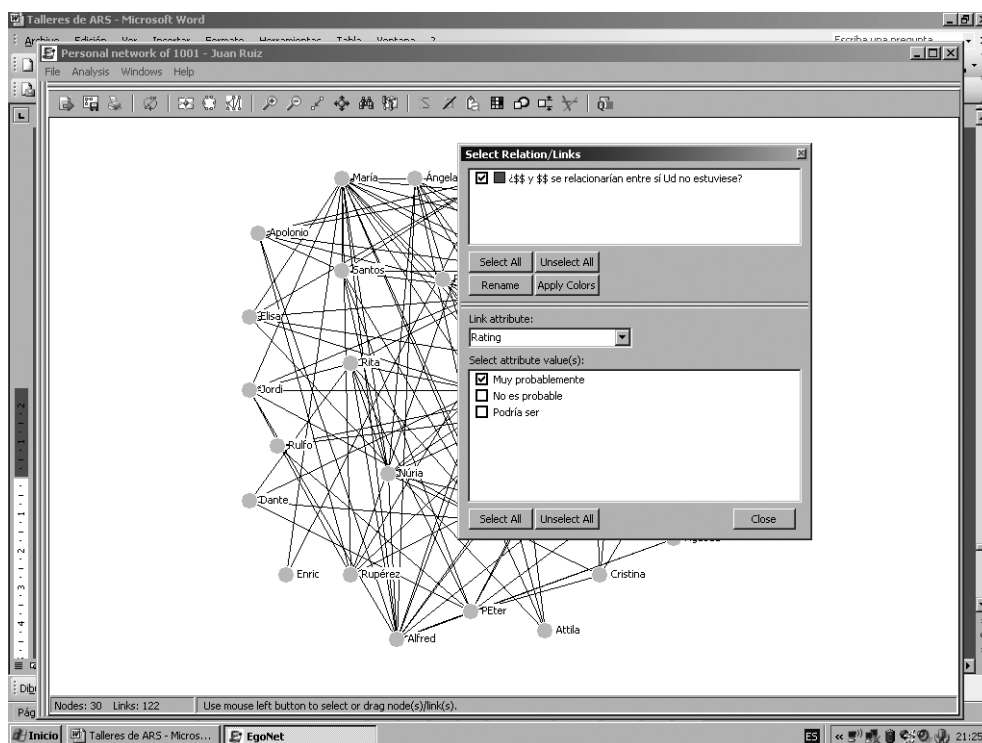


Ilustración 15. Visualización de la red personal.

## La entrevista cualitativa con Visualizer

La visualización de la red personal es un recurso extraordinario para indagar conjuntamente con el informante acerca del significado de los diferentes grupos, posición de personas o distribución de variables de su red personal. En este apartado mostramos un ejemplo tomado de un proyecto de investigación que ilustra las posibilidades que ofrece el módulo de visualización de Egonet. Estas entrevistas pueden grabarse utilizando el mismo ordenador con programas gratuitos con *Windows Media Encoder*, por ejemplo.

En este caso se ha escogido como en nuestro ejemplo anterior la opción «Muy probablemente» (*Very likely*) y clicando sobre el botón **Spring Embedding Layout**, el quinto por la izquierda). El resultado es el que muestra la ilustración 16.

A continuación vamos a realizar un conjunto de manipulaciones en la visualización que nos permitan introducir un conjunto de variables visuales en la red personal sobre la estructura y composición de su red.

Clicando directamente en cada nodo se puede acceder a toda la información introducida sobre el nodo. Así si clicamos encima de *Pam* tenemos la pantalla que muestra la ilustración 17.

Es decir, las variables en la izquierda y su contenido en la derecha de la tabla.

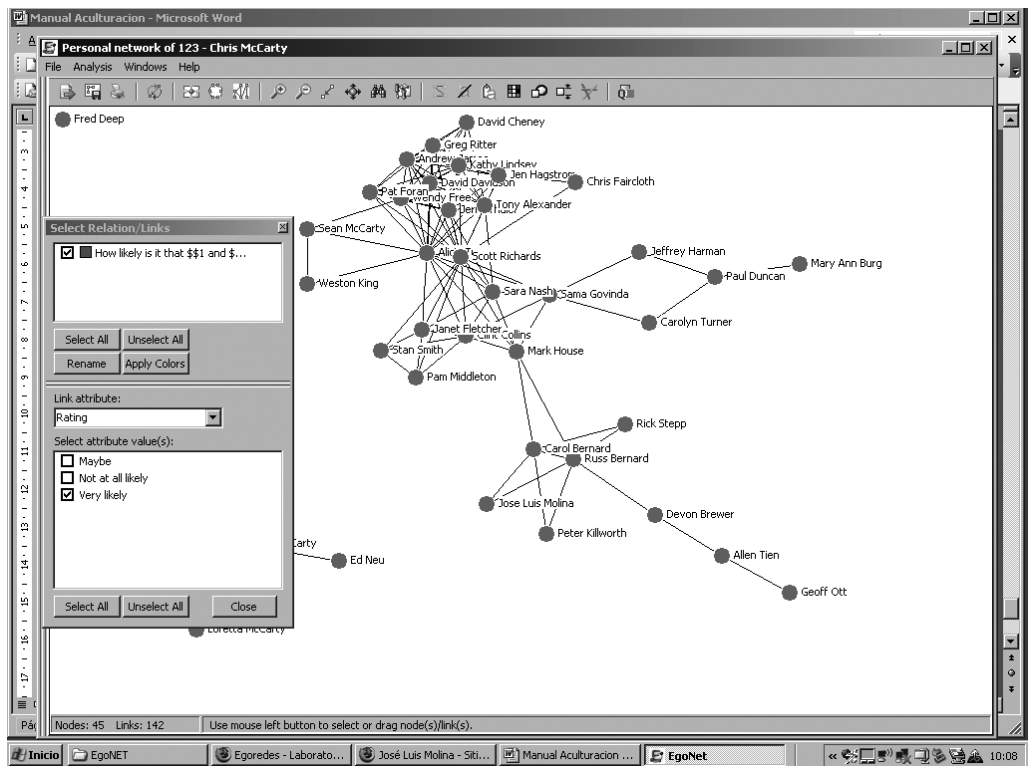
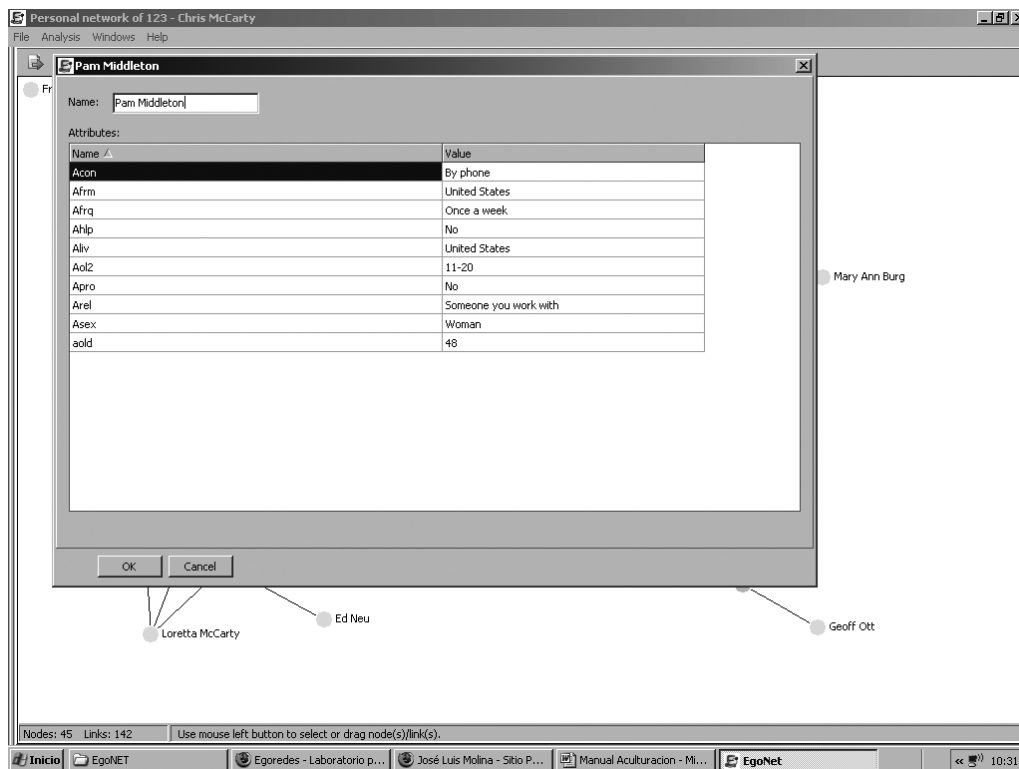


Ilustración 16. Ejemplo de red personal.



**Ilustración 17.** Variables atributivas de un alter.

***Clusters o grupos de la red personal***

En primer lugar pediremos al informante que nos explique la estructura global de su red. Para esto nos ayudará la función `Analysis>Partitions-Clusters>Hierarchical Clustering` (Ilustración 18).

El resultado es el que muestra la pantalla de la ilustración 19.

La pantalla con los resultados hay que moverla para poder enseñar los grupos y preguntar por su significado. Cuando hayamos acabado simplemente hay que cerrar la pantalla de datos. Clicando en cualquier punto de la pantalla se vuelve a la situación original.

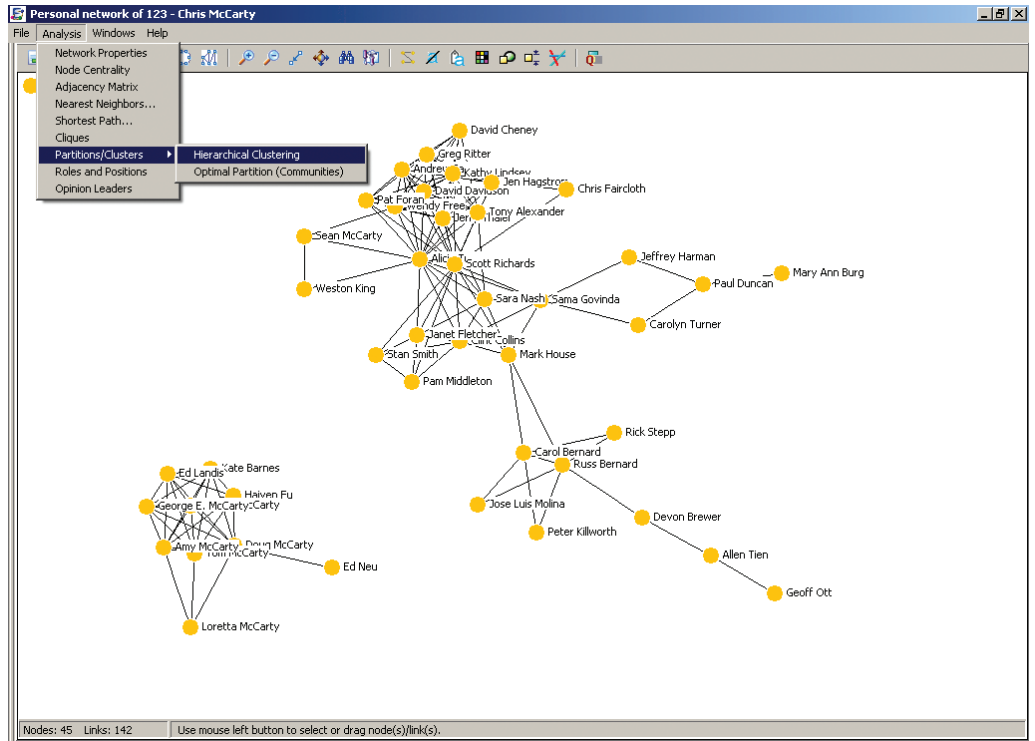


Ilustración 18. Buscando grupos en la red personal.

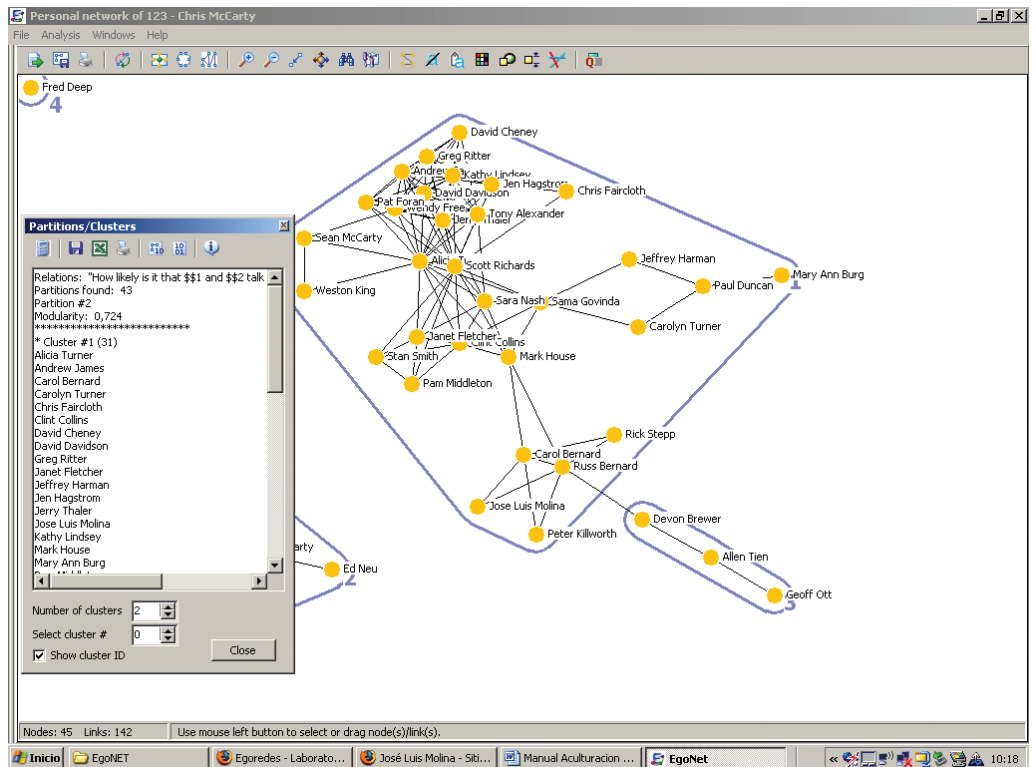


Ilustración 19. Clusters de la red personal numerados.

### Grado de intermediación

Vamos a representar en la visualización el grado de intermediación de los nodos con un color. Para ello haremos lo siguiente: *Analysis>Node Centrality*. Aparece entonces una ventana y seleccionaremos los cuadros de color y la *betweenness centrality* (Ilustración 20).

Aceptamos y obtenemos lo que muestra la ilustración 21.

Ahora podemos preguntar sobre los nodos con el tono de color más acusado y también sobre el resto, por supuesto.

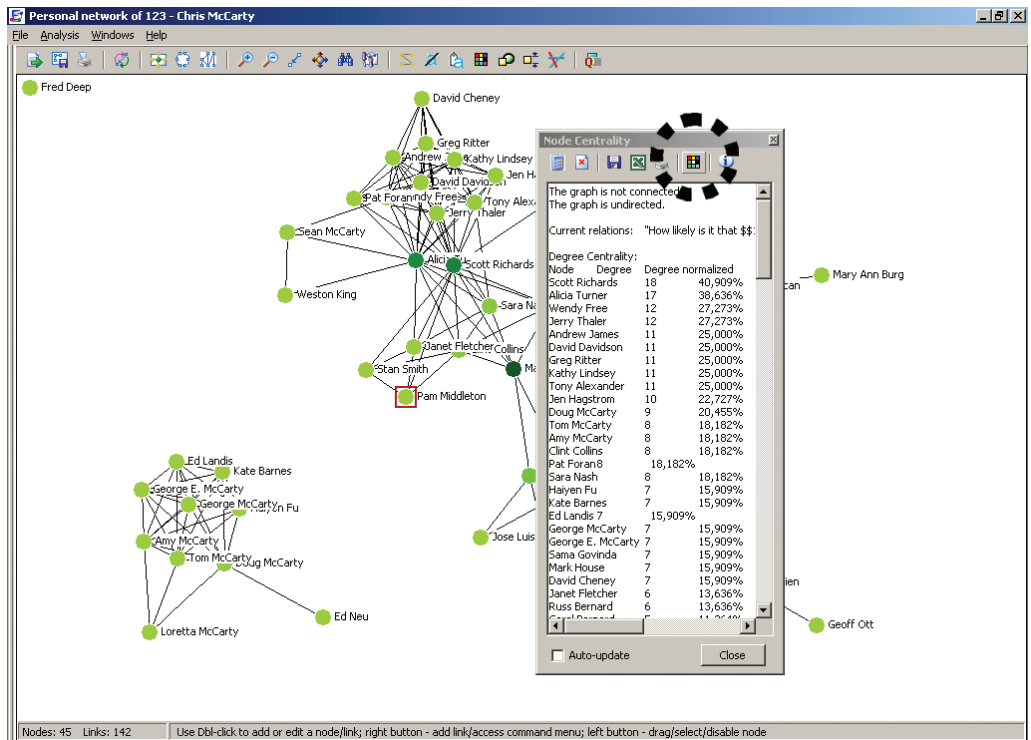
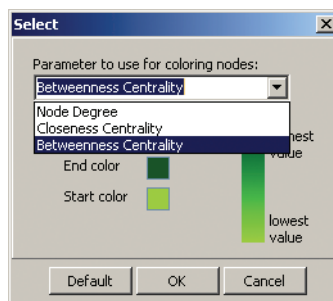
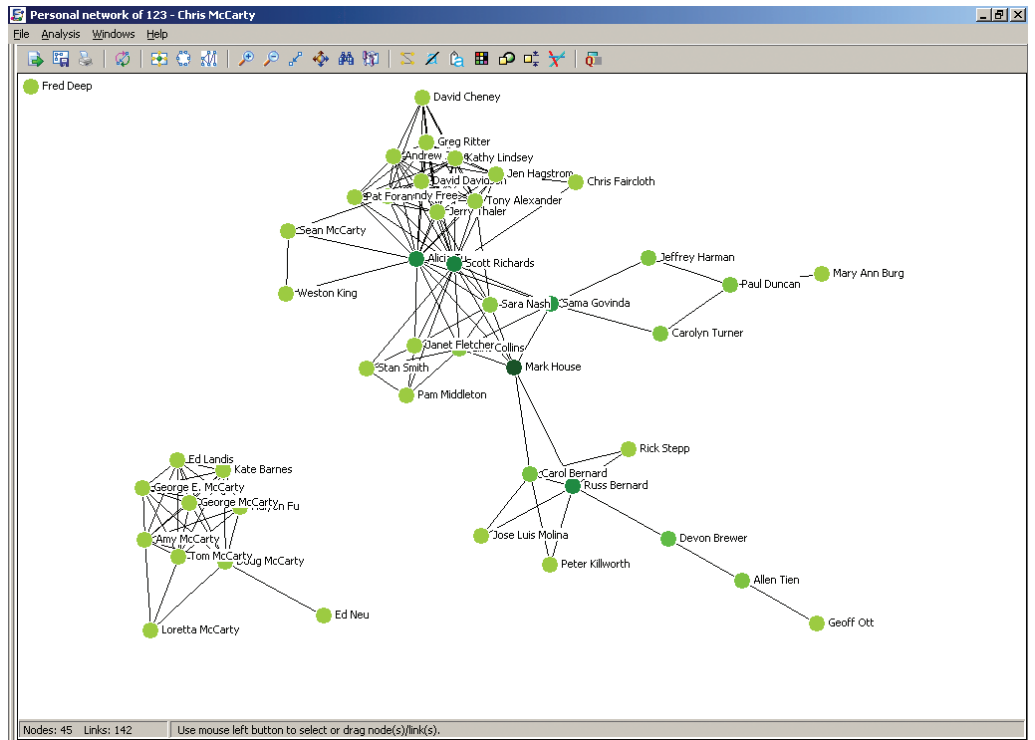


Ilustración 20. Coloreando la red personal en función del grado de intermediación.





**Ilustración 21.** Red personal que muestra grupos y grado de intermediación.

### Composición: sexo, residencia y otras

A continuación vamos a mostrar dos variables visuales al mismo tiempo (color y forma, además de la posición) a partir de las variables disponibles sobre la composición de la red personal. De entrada haremos las siguientes selecciones:

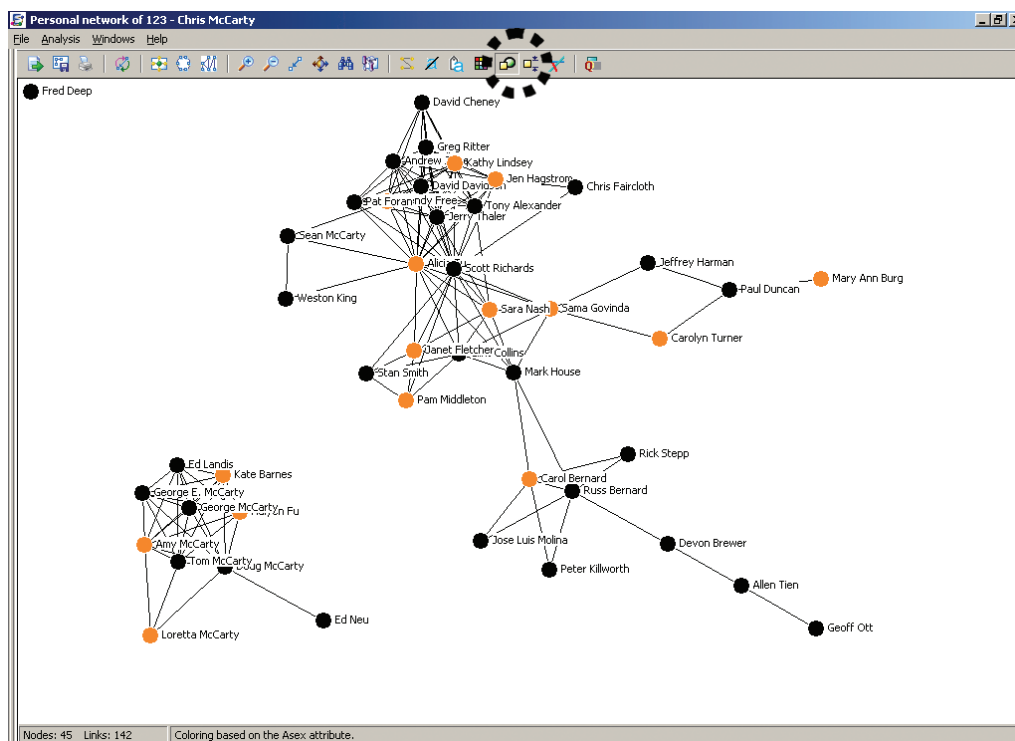
- *Color*: residencia actual.
- *Forma*: sexo (triángulo hombres, círculo mujeres)

Por supuesto se pueden explorar otras variables, las que sean necesarias en función de los objetivos del estudio.

Seleccionamos en primer lugar «Shape by attribute» (Ilustración 22).

Elegimos la variable *Asex* en este caso y seleccionamos las formas adecuadas en *Select*, seleccionando antes la categoría a cambiar (Ilustración 23).

Hacemos lo mismo con la segunda, clicamos en el botón **Apply** y obtenemos lo que muestra la ilustración 24.



**Ilustración 22.** Red personal con grupos, color a la que se quiere añadir la forma en función de una variable.



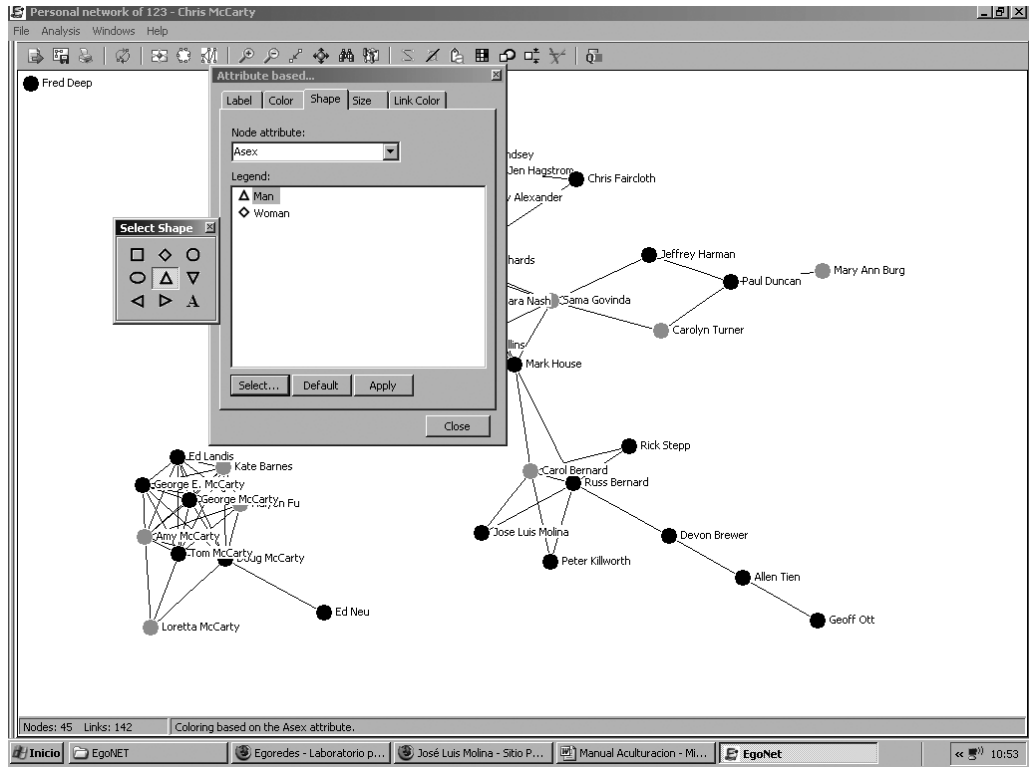


Ilustración 23. Añadiendo la forma en función de la variable sexo.

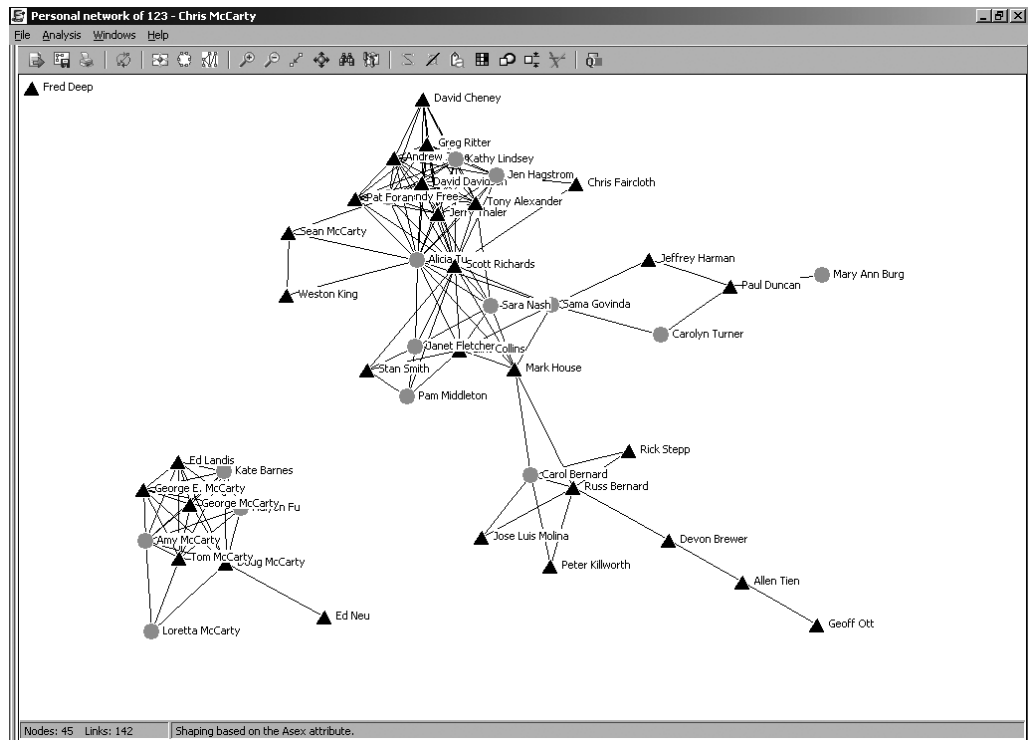
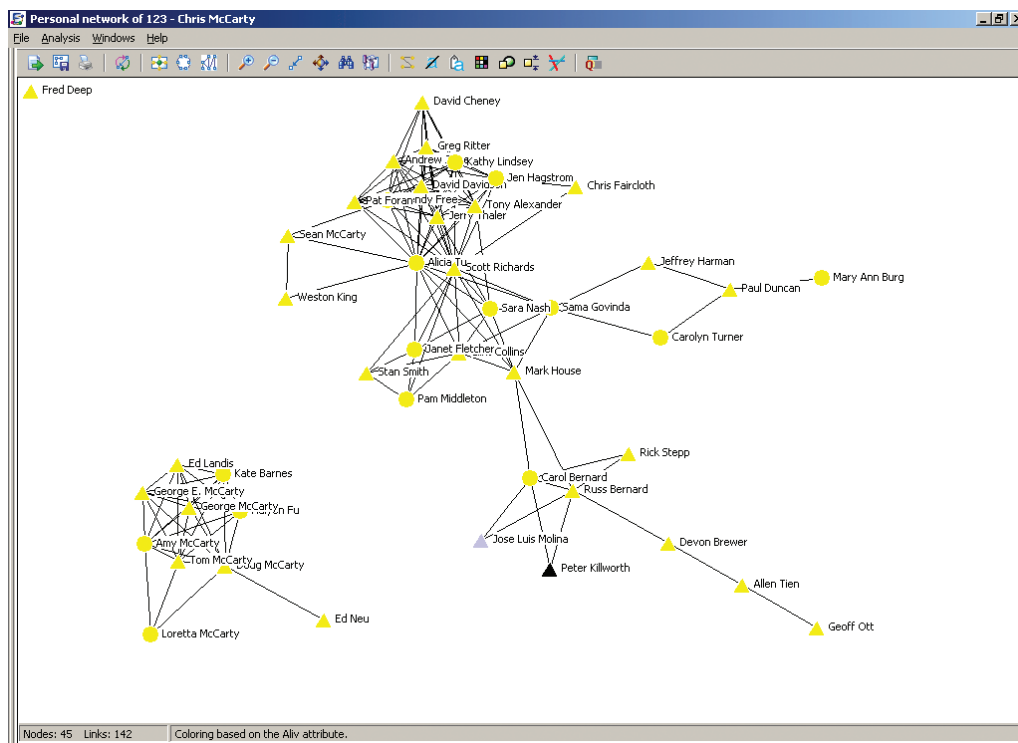
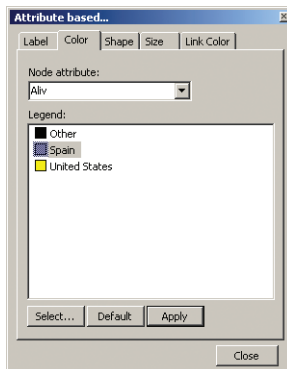


Ilustración 24.

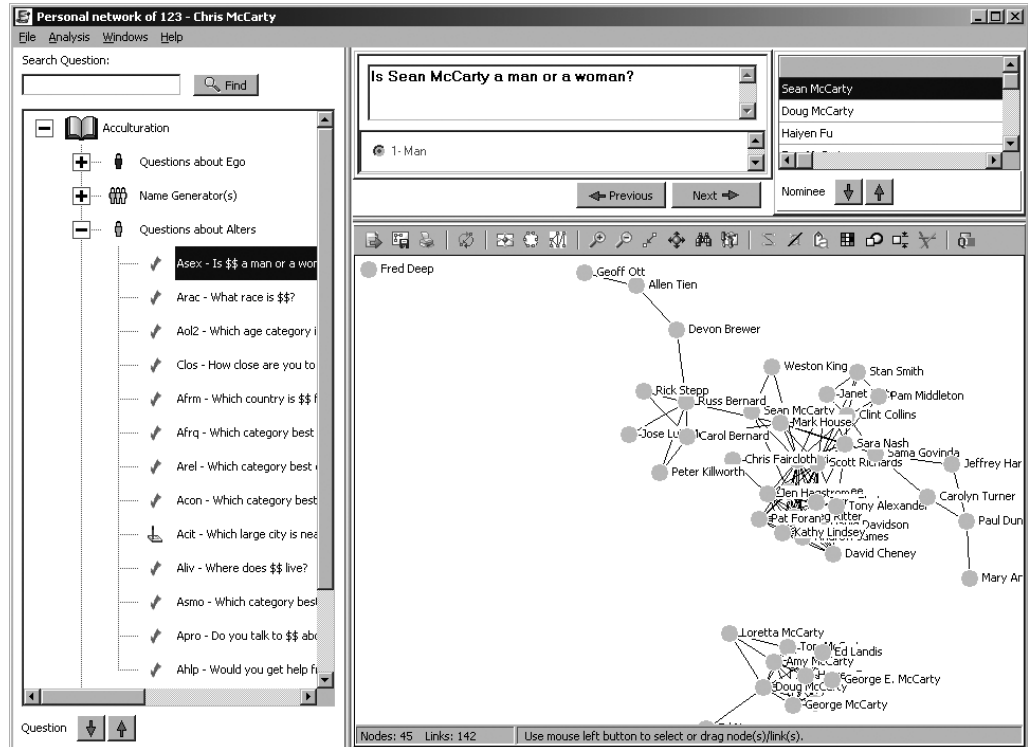


A continuación seleccionamos el color, y la variable *Aliv*, que en este caso significa *dónde viven actualmente* (Ilustración 25).



**Ilustración 25.** Red personal con indicación de los grupos, el sexo y la residencia de los alteri.

En este caso, la mayor parte de la red vive en los Estados Unidos.



**Ilustración 26.** Funcionalidad que permite ver las preguntas del cuestionario al mismo tiempo que la visualización.

En función de la información que obtengamos podemos ir mostrando nuevas variables visuales en la pantalla. Para ello es útil clicar la opción `Windows > Show Study Questions`. Así, en el apartado *Questions About Alters* es posible elegir la variable más adecuada (Ilustración 26).

Los ejemplos pueden multiplicarse. El siguiente paso será exportar a SPSS todas las entrevistas realizadas con sus correspondientes variables.

## Bibliografía

- DAVIS, A.; GARDNER, B.B.; GARDNER, M.R. (1941). *Deep South. A Social Anthropological Study of Caste and Class*. Chicago: University of Chicago Press.
- MOLINA, José Luis (2005). «El análisis de las redes personales». *Empiria*, 10, Julio-Diciembre (71-106).

## El análisis dinámico de redes con Siena

*Isidro Maya Jariego*

Departamento de Psicología Social, Universidad de Sevilla

*Ainhoa de Federico de la Rúa*

Institut de Sociologie et d'Anthropologie, Université de Lille 1

Correspondencia con los autores: Isidro Maya Jariego. Departamento de Psicología Social. Universidad de Sevilla. Campus Ramón y Cajal. 41.018. Sevilla. Correo-electrónico: [isidromj@us.es](mailto:isidromj@us.es)

Las redes sociales son estructuras que cambian a lo largo del tiempo. Sin embargo, la mayoría de los métodos estadísticos que se han desarrollado hasta hoy no tratan la evolución de la red. En cambio, el programa SIENA (*Simulation Investigation for Empirical Network Analysis*) es una herramienta de análisis **longitudinal** de redes sociales. SIENA corresponde concretamente a un programa de investigación sobre «las dinámicas de las redes y el comportamiento» liderado por Tom Snijders en la Universidad de Groningen, en Holanda, que analiza la mutua dependencia de las redes sociales y los comportamientos de los actores.

SIENA es una plataforma en desarrollo a la que cabe considerar todavía un subproducto (a la vez que una herramienta) de investigación, más que un *software* dirigido al usuario promedio. Sin ir más lejos, la aplicación StOCNET, que agrupa hasta cinco programas estadísticos diferentes para el análisis de redes sociales (incluyendo a SIENA), presenta algunos problemas de fiabilidad y «usabilidad». Sin embargo, por sus características, constituye uno de los programas de investigación más prometedores en el ámbito del análisis de redes sociales. Concretamente:

- Permite el análisis longitudinal de las redes sociales.
- Incorpora herramientas de inferencia estadística.
- Y facilita el análisis de la mutua dependencia de las redes y el comportamiento de los actores. Es decir, las redes pueden ser tratadas como variable dependiente o como variable independiente<sup>1</sup>.

El programa, junto con manuales, artículos y otros materiales, puede obtenerse libre y gratuitamente del sitio Web <<http://stat.gamma.rug.nl/snijders/siena.html>>.

Con este ejercicio realizamos una presentación no técnica del programa SIENA<sup>2</sup>. En primer lugar, presentamos el fundamento teórico y las potencialidades del modelo estadístico con el que opera el programa. A continuación, enumeramos los pasos y operaciones de una sesión básica con SIENA. Finalmente, mostramos un ejemplo de aplicación, analizando la evolución de los intercambios (de preguntas y respuestas) entre los participantes en una lista de correo electrónico.

---

1. SIENA analiza simultáneamente los procesos de selección e influencia. Por ejemplo, es muy conocido el fenómeno por el que los chicos que fuman en la escuela tienden a asociarse entre sí, formando grupos de fumadores. Este hecho puede ser analizado como un proceso de selección («los chicos que fuman suelen hacerse amigos de otros fumadores») o como un proceso de influencia («los chicos que fuman inducen a sus amigos a fumar»). En el primer caso el comportamiento condiciona la red social de los actores, mientras que en el segundo es la red social la que influye en el comportamiento. Ambos procesos, en diferente grado, pueden estar presentes simultáneamente en esa tendencia a la *homofilia* en las relaciones, y son analizados como un proceso de dependencia mutua en el programa SIENA.

2. Para una exposición detallada del modelo estadístico, véase por ejemplo: Snijders (2005), Snijders et al. (2005). Una presentación no técnica está disponible en de Federico (2004, 2005).

## El programa Siena: especificaciones de modelo

SIENA es un programa informático que efectúa la estimación estadística de modelos de medidas repetidas de redes sociales. Las tres características más destacadas de esta propuesta son (a) el desarrollo de la inferencia estadística y (b) la utilización de modelos de simulación, en (c) el análisis de la evolución de las redes sociales. Para ello, se basa en el *modelo dinámico orientado al actor*. Veamos a continuación dichas características, repasando los presupuestos y los componentes básicos del modelo.

SIENA trabaja con redes totales. Para ello requiere de dos o más matrices, correspondientes a las observaciones en dos o más momentos diferentes de una red total determinada. El modelo analiza los factores que intervienen en el paso de un estado de la red social al siguiente. Se parte del supuesto de que la estructura condiciona su propia evolución, existiendo una dinámica por la que los actores pretenden maximizar su utilidad optando por establecer, mantener o suprimir relaciones con otros actores.

La evolución de la red depende de procesos estructurales endógenos, de efectos exógenos y de efectos aleatorios:

1. En primer lugar, la estructura de relaciones tiene una lógica endógena, que explica su propia evolución. Por ejemplo, la red puede estar experimentando un aumento de la densidad en términos generales, puede estar sometida a la lógica de la reciprocidad en las relaciones o puede seguir una dinámica transitiva en su evolución. Todos ellos son procesos endógenos.
2. En segundo lugar, la evolución puede obedecer a la influencia de variables externas (ya sean individuales o diádicas). Por ejemplo, la evolución de la red puede depender de las asociaciones que se producen (o no) en función del sexo de los actores, o en función de la edad. Es frecuente, por poner un caso, que los actores se asocien cuando comparten una característica determinada: la filiación ideológica, la procedencia geográfica, el nivel de estudios, etcétera.
3. Finalmente, el modelo también tiene en cuenta un componente aleatorio en la evolución de la red. De esta forma se toma en consideración la «variabilidad no explicada».

Repasemos someramente algunas de las peculiaridades del enfoque estadístico de análisis. SIENA utiliza simulaciones por ordenador del proceso de evolución de la red, basándose en aproximaciones aleatorias. En concreto, recurre a procedimientos estadísticos basados en el método de los momentos. Se presume que el cambio latente se produce de modo continuo entre los períodos analizados. Es recomendable que las dos observaciones sean cercanas entre sí, pero que al mismo tiempo reflejen un cambio suficiente como para que la dinámica de la red sea susceptible de investigación. En su puesta en práctica, los efectos de todas las variables incluidas en el análisis se controlan recíprocamente.

Un paso clave en la aplicación del programa consiste en la especificación del modelo, pues nos obliga a seleccionar el conjunto de elementos cuyo efecto queremos valorar en la evolución de la red (o, en su caso, en la co-variable de comportamiento que queramos introducir). El modelo de SIENA incluye tres elementos:

1. *La función de velocidad*. Se refiere a la rapidez con la que cambia la variable dependiente. Más exactamente refleja la velocidad con la que los actores tienen la oportunidad de cambiar en la variable dependiente (ya sean sus conexiones en la red o el comportamiento que estemos analizando como co-variable). Con este componente del modelo se reconoce que la evolución de las redes puede darse con ritmos de cambio diferentes. Por ejemplo, es posible que en una red emergente se produzcan cam-

- bios más rápidamente en las primeras etapas de su desarrollo que una vez que las relaciones ya se han construido y estabilizado.
2. *La función de utilidad.* Es el componente central del modelo, e indica la satisfacción de los actores con la configuración del vecindario de su red local. Se supone que los actores cambian sus conexiones (o el comportamiento) para aumentar su satisfacción. Esta función expresa, por ejemplo, la preferencia por relaciones con personas de iguales características (sexo, edad, estatus...) o la preferencia por personas populares, disponibles, conocidas de conocidos, etc.
  3. *La función de dotación.* Establece las diferencias entre el establecimiento o la ruptura de lazos. Efectivamente, la función de utilidad puede ser diferente dependiendo de que estemos hablando del establecimiento de nuevas relaciones o de la ruptura de las mismas. Crear o romper un lazo no son acciones exactamente inversas en términos de satisfacción de los actores. Al romper una relación se pierden los recursos no recuperables que se invirtieron en ella, tales como el tiempo, el afecto etc. Otro ejemplo, la reciprocidad o la transitividad, pueden tener un rol diferente al tratarse de crear relaciones o de disolverlas.

<i>Función de utilidad</i>	<i>Función de velocidad</i>	<i>Función de dotación</i>
Densidad	Efecto básico de la velocidad	Ruptura de relaciones recíprocas
Reciprocidad	Efectos sobre la velocidad de:	Acceso por relaciones indirectas
Popularidad	- la actividad,	Ruptura por variables diádicas
Actividad	- la popularidad,	Ruptura por disimilitud
Transitividad	- la reciprocidad,	
Relaciones indirectas	- los atributos de los actores.	
Equilibrio		
Popularidad /con una variable		
Actividad /con una variable		
Similitud /con una variable		
Efectos para variables diádicas		

**Tabla 1.** Efectos del modelo SIENA.

**Nota.** No se trata de un inventario exhaustivo. El programa sigue incorporando efectos, pero este listado permite una descripción básica del modelo.

Con este esquema como referencia<sup>3</sup> (Tabla 1), podemos pasar a operar con el programa. Ya podemos dar nuestros «primeros pasos» con SIENA.

### Los primeros pasos con Siena: una sesión de trabajo con el programa

Como hemos mostrado en el apartado anterior, SIENA es un programa que requiere de un trabajo teórico previo. Por un lado, es necesario conocer los tres componentes del modelo que corresponden a la estructura del análisis estadístico: la función de utilidad, la función de velocidad y la función de dotación. Por otro lado, el modelo sustantivo a contrastar sobre la evolución de la red también debe asentarse en el conocimiento teórico previo del fenómeno bajo estudio.

3. El modelo ha ido evolucionando en las sucesivas versiones del programa. El modelo básico (la función de utilidad) se ha ampliado con la incorporación de la velocidad y la dotación del cambio de la red. El mismo esquema de trabajo para analizar la evolución de la red se ha extendido a las co-variables de comportamiento, cuya mutua dependencia se pretende analizar. Por otro lado, en los primeros trabajos la función de utilidad era denominada «función objetiva» y la función de dotación era denominada «función de gratificación». Una explicación más detallada de los efectos puede consultarse en de Federico (2004); y en Snijders et al. (2005).

Pero este documento sólo pretende mostrar de un modo sencillo los pasos habituales en una sesión con SIENA. Así que a continuación mostramos la secuencia de operaciones necesarias para definir y preparar los datos; seleccionar los casos que van a ser analizados; especificar el modelo a contrastar; e interpretar finalmente los resultados obtenidos. Esta secuencia aparece destacada en el menú horizontal superior del programa (véase, por ejemplo, en la Ilustración 1).

1. Definición de los datos.
2. Transformación de los datos.
3. Selección de los casos.
4. Especificación del modelo.
5. Lectura de los resultados.

1. Stocnet se inicia con la **definición de los datos** que se van a analizar. Se pueden incorporar matrices de redes de relaciones o de variables diádicas en «Network(s)» o características de los actores en «Actor attribute file(s)».

Con SIENA generalmente utilizamos la red de contactos entre un conjunto de actores en dos o más momentos diferentes, por lo que el primer paso suele consistir en añadir («Add») dos o más archivos con dichos datos (Ilustración 2).

Y utilizando las opciones «Edit» o «View» podemos observar las matrices de datos que vamos a proceder a analizar (Ilustración 3).

También es posible incorporar atributos de los actores que puedan influir en la evolución de la red, por ejemplo mediante efectos de homofilia (el sexo o la edad), o mediante efectos de admiración y aspiración (el estatus de los actores). De momento, para mantener la sencillez de la presentación, no introducimos atributos de los acto-

## StOCNET > Data >

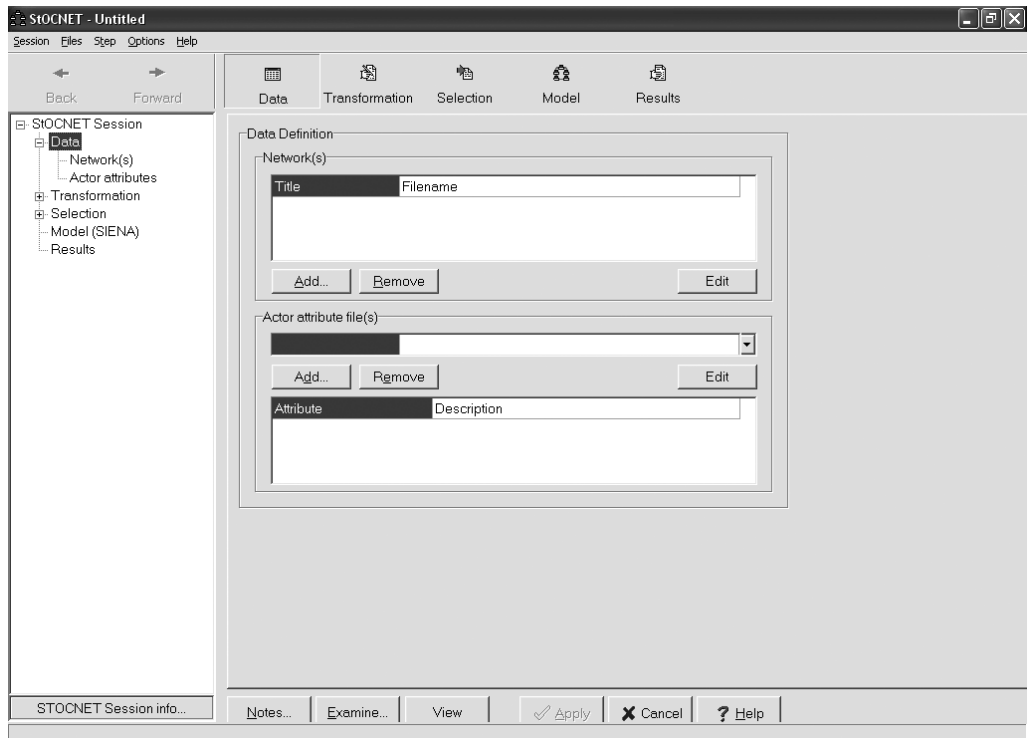


Ilustración 1. Interface de entrada en StOCNET.

res. Caso de desear hacerlo, el procedimiento consiste en añadir («Add») un archivo con las características de los actores en la sección «Actor attribute file(s)».

Tras cada operación realizada (añadir ficheros, editarlos u operaciones posteriores) conviene pinchar en el botón «Apply», que se habrá vuelto activo al realizar una nueva operación. De esta manera el cambio queda incorporado a la definición de la sesión de análisis. En todo momento la columna de la izquierda titulada «StOCNET Session» permite ver los cambios que se han ido incorporando a la sesión mediante un «árbol desplegable» organizado según las mismas 5 etapas.

2. El segundo paso da la oportunidad de **transformar los datos**. En esta fase podemos recodificar los valores de las variables de nuestro estudio, convertir las matrices en simétricas o definir los valores perdidos («missing values»). Por ejemplo, si se ha utilizado una escala con cinco valores para definir las relaciones de amistad (v. gr. «desconocido», «conocido», «amigo», «buen amigo» y «enemigo») habría que decidir qué categorías corresponden a la existencia de un lazo de amistad («amigo» y «buen

StOCNET> Data > Add >

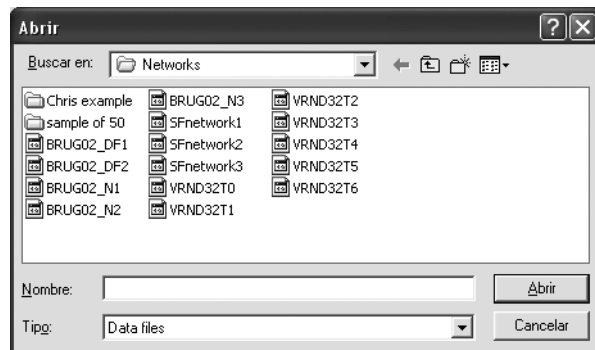


Ilustración 2.

Edit > or View

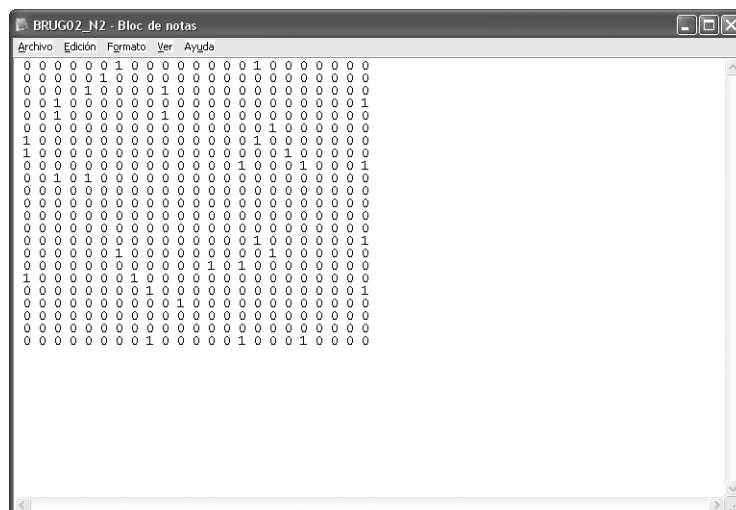


Ilustración 3. Las matrices utilizadas en este ejemplo están recogidas en el Apéndice I.

amigo») y cuáles no («desconocido», «conocido», «enemigo»), ya que SIENA trabaja sólo con relaciones definidas de forma dicotómica.

Cuando iniciamos el paso de Transformación de los datos, StOCNET solicita previamente un título para el archivo donde se van a guardar de modo automático los resultados de nuestra sesión. En nuestro caso hemos elegido «Sesion1» (Ilustración 4).

3. El tercer paso de preparación de los datos nos permite **seleccionar los casos** que vamos a analizar. Podemos seleccionar a todos los actores, o a un subgrupo de actores, ya sea un rango de ellos, o de acuerdo con una variable o atributo. Generalmente seleccionamos «todos» los casos en cuestión (Ilustración 5).
4. Finalmente, introducimos las **especificaciones del modelo** con el que vamos a analizar los datos. Primero definimos qué datos y variables estarán presentes en nuestro análisis (botón de «data specification»). Y a continuación los efectos que queremos analizar con el mismo (botón de «model specification») (Ilustración 6).

Para empezar con un ejemplo sencillo, podemos introducir dos archivos con las

### Transformation >

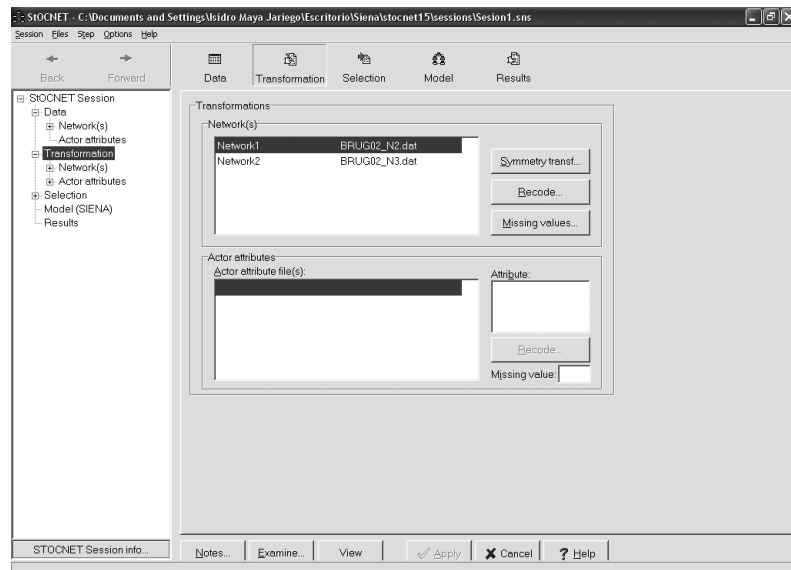
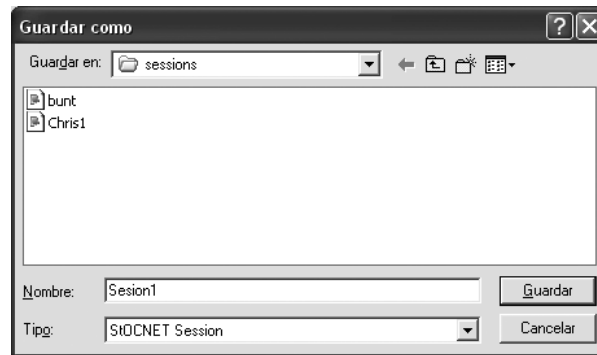


Ilustración 4. Definición y preparación de los datos.



relaciones entre un pequeño número de actores en dos momentos diferentes. Estarán disponibles aquellos que añadimos en el primer paso. Las matrices a analizar las pasaremos a la ventana «Digraphs in seq. Order». De momento, vamos a prescindir de introducir atributos de los actores (Ilustración 7)...

El modelo a analizar lo especificamos a continuación. Señalamos en la columna «u» (de «utility function») los efectos de red que queremos estudiar (la «e» corres-

### Selection > Select All

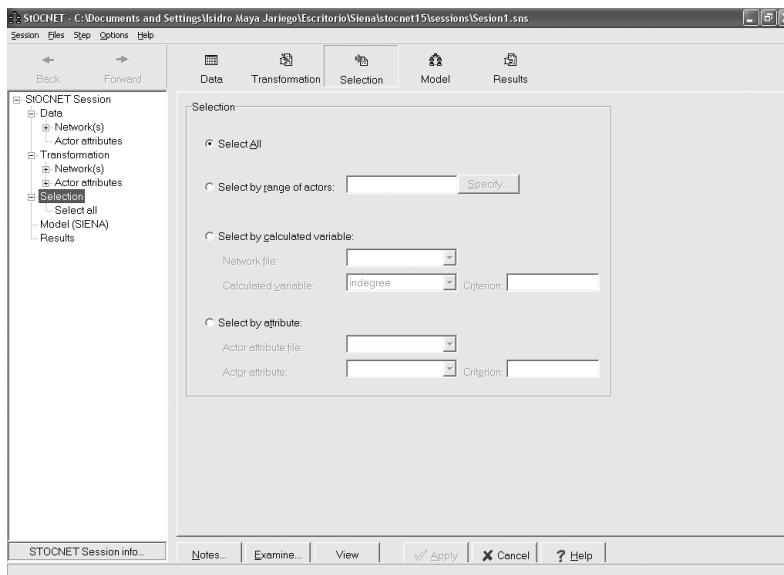


Ilustración 5. Selección de los datos a utilizar en el análisis.

### Model >

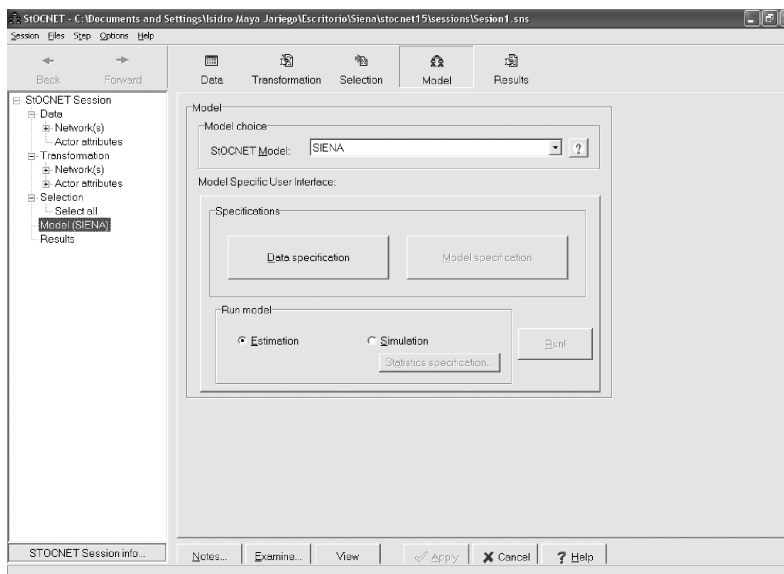


Ilustración 6. Especificación del análisis: datos y modelo.

ponde a la función de dotación *endowment function*). Para el ejemplo, optamos por un modelo simple, con los efectos de la densidad, la reciprocidad, el carácter transitivo y la equivalencia estructural en la evolución de la red (Ilustración 8).

Ya sólo queda ejecutar el modelo que hemos definido. ¡Le damos a «Run»! (Ilustración 9).

Y esperamos pacientemente las tres fases de estimación de SIENA. El tiempo de estimación del modelo de cambio de una red puede ser bastante largo, dependiendo del número de actores de la red, el número de efectos nuevos implicados en la estimación y la diferencia entre las redes observadas en distintos momentos del tiempo.

Dependiendo de la capacidad de computación del ordenador, algunos análisis pueden llegar a durar varios días.

### Data specification > Digraphs in seq. order

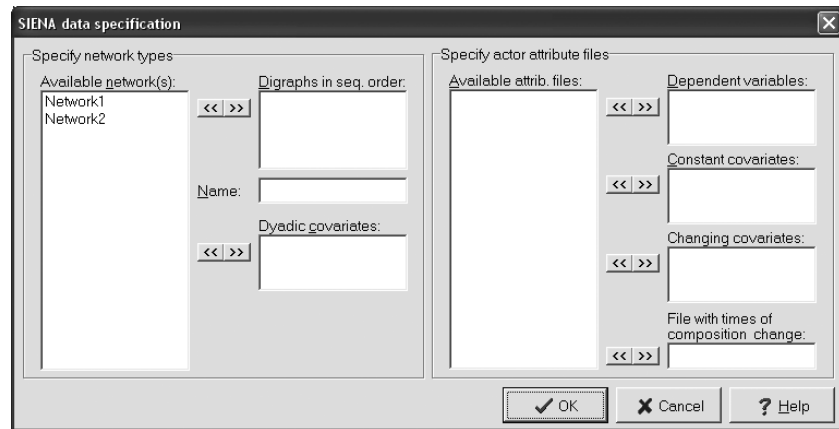


Ilustración 7. Selección de los datos de las redes y de los actores.

### Model Specification >

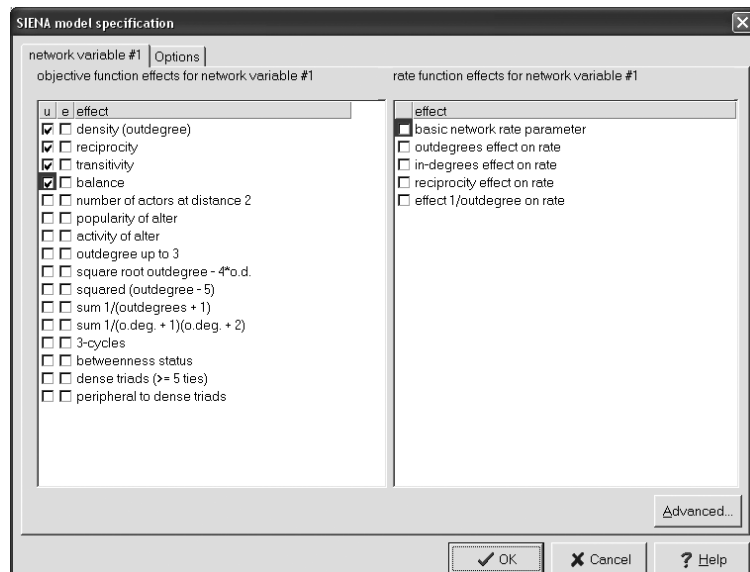


Ilustración 8. Selección de los efectos a contrastar en el modelo.

- Obtenemos un **informe detallado de los resultados**. Las potencialidades y límites del análisis longitudinal de redes hay que ir descubriéndolos poco a poco, pero para empezar hay dos apartados de los resultados que nos interesan especialmente. La convergencia del modelo, y la significación de los parámetros estudiados (Ilustración 10).

Run >

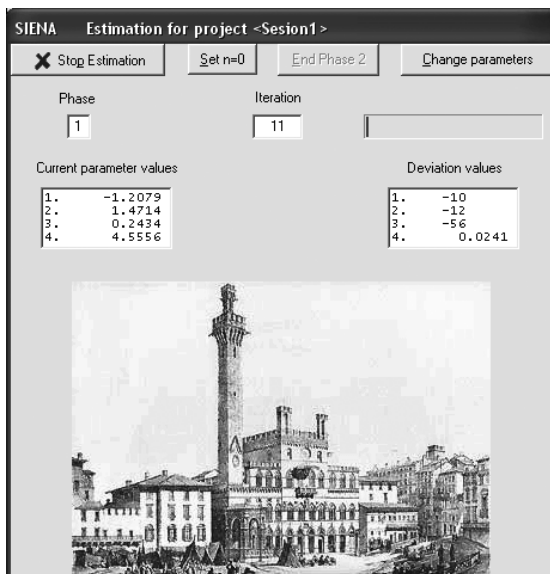


Ilustración 9. El proceso de estimación.

Results >

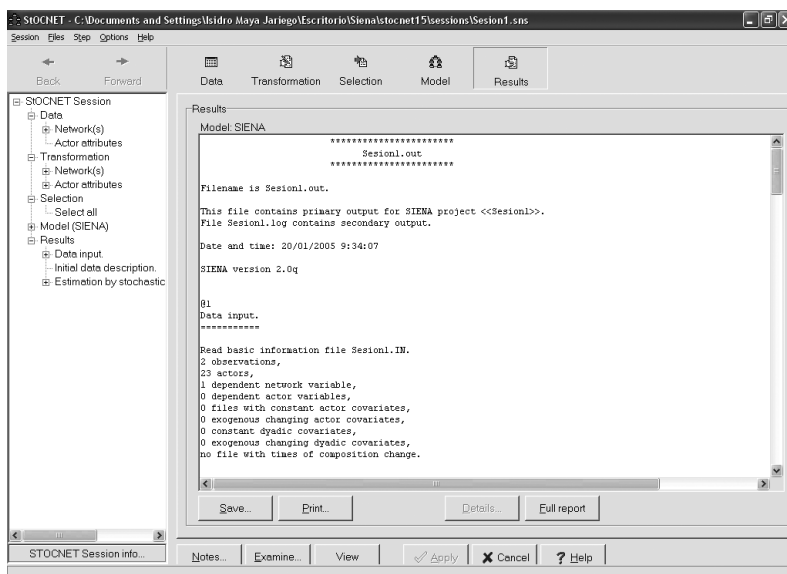


Ilustración 10. Ventana que permite acceder a los resultados.

La convergencia nos informa de la adecuación general del modelo. La información que aparece organiza en tres columnas consecutivas los promedios, las desviaciones tipo y los estadísticos «t». Cuando estos últimos están por debajo de 0.2 podemos considerar adecuado el modelo. Por debajo de 0.1 el resultado es muy satisfactorio. Si tenemos valores de 0.3 o mayores, conviene repetir el análisis sin cambiar la especificación del modelo, en general la convergencia mejorará la segunda vez.

```

Convergence information >
Information for convergence diagnosis.
Averages, standard deviations, and t
statistics for deviations from targets:
  1.      0.056    8.022    0.007
  2.      0.444   10.653    0.042
  3.      0.026   53.320    0.000
  4.     -0.027    1.580   -0.017

Good convergence is indicated by the t-
statistics being close to zero.

```

En segundo lugar, valoramos la significación de los parámetros del modelo. En cada caso comprobamos si el valor de estimación (primera columna) es dos o más veces superior al error estándar (segunda columna), que es más o menos el equivalente a un intervalo de confianza del 95%<sup>4</sup>. En el ejemplo, la reciprocidad y el equilibrio estructural parecen tener un efecto en la evolución de la red analizada.

```

@2
Estimation results.
-----

Regular end of estimation algorithm.
Total of 1215 iteration steps.

Estimation Results >

@3
Estimates and standard errors

  0. Rate parameter of conditioning variable      1.287993 ( 0.426689)
Other parameters:
  1. u: density (outdegree)                       -1.106880 ( 0.554959)
  2. u: reciprocity                               1.425366 ( 0.484723)
  3. u: transitivity                              0.183750 ( 0.267330)
  4. u: balance                                   4.623074 ( 2.239667)

```

4. Los valores exactos que corresponde a los niveles de significación son respectivamente: si  $1.65 < t < 1.96$ ,  $p < 0.10$ ; si  $1.96 < t < 2.53$ ,  $p < 0.05$ ; si  $2.53 < t < 3.29$ ,  $p < 0.01$ ; y si  $t > 3.29$ ,  $p < 0.001$ .

No hay que olvidar que SIENA es un programa de simulación y que el producto resultante no tiene por qué ser exactamente el mismo en cada aplicación, pese a contar con las mismas especificaciones del modelo. Un modelo con los mismos parámetros puede producir distintos resultados en momentos diferentes.

También hay que señalar que los resultados nos informan de la significación de los efectos (que se controlan mutuamente), pero no es posible comparar las magnitudes o el tamaño del efecto.

### Un ejemplo de aplicación del programa: la evolución de los intercambios en una lista e correo electrónico

Veamos un sencillo ejemplo de aplicación de SIENA, analizando la evolución de la red de intercambios de preguntas y respuestas en una lista de correo electrónico.

E-Voluntas es una lista de correo sobre «voluntariado, sociedad civil e intervención social». Se trata de un canal para compartir experiencias de intervención e investigación sobre voluntariado. Cuenta con unos 300 subscriptores, de más de 15 países diferentes. Desde su fundación en diciembre de 2002, la participación oscila entre 2 y 14 mensajes por semana, aproximadamente.

Analizando *quién responde a quién* podemos configurar una estructura básica de la participación en la lista (Borgatti & Molina, 2002; Maya Jariego, 2001). Esto significa prescindir de aquellos mensajes en la lista de correo en los que no se da un intercambio persona a persona; haciendo abstracción, además, de que los mensajes en la lista son de carácter público y ponen en relación (potencialmente) al emisor del mensaje con todos los subscriptores de la misma. A pesar de estas limitaciones, la red de mensajes y respuestas permite representar la estructura de las relaciones entre el grupo de actores más activos en la comunidad virtual. Por ejemplo, en la secuencia de sociogramas de la siguiente ilustración (elaborados con *Netdraw*) podemos comprobar cómo evoluciona la estructura de intercambios entre los participantes<sup>5</sup> (Ilustración 11).

A simple vista, parece que la lista se desarrolla a través de la formación paulatina de pequeñas agrupaciones, el aumento del número de participantes, la emergencia de líderes y la organización progresiva de una estructura social de participación. Sin embargo, nos interesa conocer de modo más sistemático cuáles son las dinámicas presentes en la evolución de esta red social. Por eso procedemos recopilando los intercambios en E-Voluntas, en dos intervalos sucesivos de 16 meses cada uno<sup>6</sup>. A continuación, analizamos con SIENA los dos momentos observados en la evolución de la red.

Como recomendación general, resulta práctico comenzar con un modelo simple, incorporando más efectos en sucesivos modelos. Aún no siendo la única forma de proceder, se puede seguir una aproximación exploratoria en la determinación del modelo.

5. Se trata de grafos dirigidos que representan *quién responde a quién* en E-Voluntas. Cada gráfico representa sucesivamente un intervalo más amplio de observación, con un mayor número de mensajes (es decir, cada intervalo incluye al anterior). Esta estrategia acumulativa sólo ha hemos seguido en la representación gráfica, puesto que SIENA requiere de dos o más observaciones independientes. El nivel de conexión se refleja con la intensidad del lazo (con un trazo más grueso). Con fines exploratorios agrupamos los nodos de acuerdo con el algoritmo de Girvan-Newman (en colores diferentes), reflejando la formación de agrupaciones incipientes.

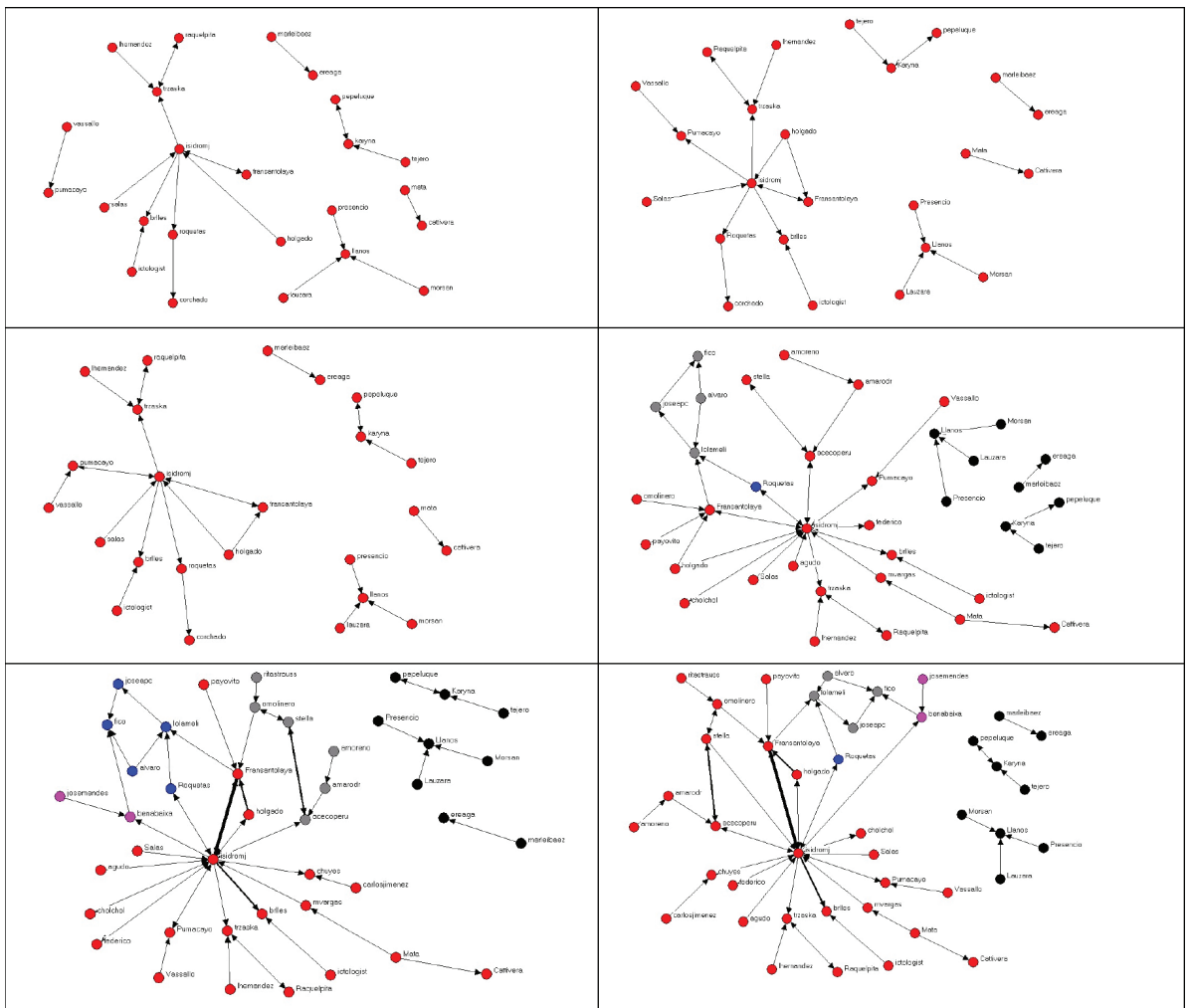
6. Se trata, de hecho, de los 32 primeros meses de funcionamiento de la lista de correo. El segundo intervalo se empezó a considerar a partir de la aplicación de la técnica de *Netmirror* (Borgatti & Molina, 2002; Santolaya & Maya Jariego, 2004). *Netmirror* consiste en un procedimiento para representar los intercambios entre un grupo de participantes y proporcionarle feedback sobre sus relaciones. Después de reflejar sus relaciones se espera un aumento de la participación en la lista y una aceleración de la conformación de una estructura centro-periferia. SIENA podría aplicarse con un diseño cuasi-experimental, evaluando si las listas de correo donde se ha aplicado *Netmirror* (V.gr. E-Voluntas) experimentan cambios que no se observan en los grupos de control (es decir, en otras listas de correo). Sin embargo, para efectos de este capítulo, analizaremos sólo la evolución de la red de E-Voluntas.

Por ejemplo, podemos evaluar en un primer paso la incidencia de la densidad y la reciprocidad en la evolución de la red, para incorporar en un segundo paso la tendencia a asociarse en función del género. Después de una primera aplicación podemos prescindir de los efectos no significativos e incorporar otros nuevos. Igual que ocurre con el análisis de regresión, determinados efectos pueden ser significativos cuando añadimos o eliminamos otros.

En general, es recomendable iniciar los análisis con una función de velocidad constante, y sin efectos de dotación. Por lo que respecta a la función de utilidad, el modelo debería incluir siempre la densidad (por tratarse de un indicador estructural básico).

En nuestro ejemplo seguiremos la pauta más simple. Consideraremos sólo algunos efectos endógenos en la evolución de los intercambios en E-Voluntas:

1. En primer lugar, confeccionamos un modelo con los efectos de (a) la densidad y (b) la reciprocidad.
2. A continuación, y en función de los resultados, comprobaremos la existencia de (c) una lógica transitiva en la evolución de la red («los amigos de mis amigos se convierten en mis amigos»).



**Ilustración 11.** Secuencia de sociogramas mensajes-respuestas en la lista de correo E-Voluntas. (La serie se ordena de izquierda a derecha y de arriba abajo).

Efecto	(n = 113)	Diagnóstico de convergencia			Resultados de estimación finales	
		AES	S.D.	t	AES	S.E.
<i>Función de utilidad</i>						
Densidad		-1.132	11.592	-0.098	-2.782	0.0771
Reciprocidad		-0.800	7.984	-0.100	2.022	0.1138

$n$  = número de actores; AES = tamaño del efecto promedio estimado; SE = error estándar; SD = desviación tipo;  $t$  = estadístico de significación,  $t$  de student.

**Tabla 2.** Resultados del Modelo 1.

Como vemos en la tabla 2, el modelo cuenta con un nivel de significación adecuado, con valores de  $t$  por debajo de 0.1 en el *diagnóstico de convergencia*. Además, los valores de estimación de los dos efectos incluidos en el modelo resultan significativos, como podemos observar en los *resultados de estimación finales*. Tanto la densidad como la reciprocidad parecen tener un efecto en la evolución de la red.

En segundo lugar, para comprobar si la formación de tripletes transitivos afecta al desarrollo de la red, incorporamos la transitividad en el modelo de la tabla 3. En este caso fue necesario someter a estimación en dos ocasiones el modelo para lograr resultados válidos. Como podemos observar, pese a obtener un tamaño del efecto relativamente bajo, la transitividad mostró también un resultado significativo en la evolución de la red.

Debemos recordar que los efectos de las distintas variables se controlan recíprocamente, por lo que el Modelo 2 puede tomarse como evidencia de que la reciprocidad y la transitividad están presentes simultáneamente en la evolución de los intercambios en la lista de correo.

Teniendo en cuenta las limitaciones de los datos disponibles, se trata –en nuestra opinión– de una conclusión bastante reveladora de los patrones de cambio en la red analizada<sup>7</sup>.

Efecto	(n = 113)	Diagnóstico de convergencia			Resultados de estimación finales	
		AES	S.D.	t	AES	S.E.
<i>Función de utilidad</i>						
Densidad		-1.456	19.453	-0.075	-2.859	0.086
Reciprocidad		-1.744	17.127	-0.102	1.687	0.171
Transitividad		-5.486	83.721	-0.066	0.546	0.096

$n$  = número de actores; AES = tamaño del efecto promedio estimado; SE = error estándar; SD = desviación tipo;  $t$  = estadístico de significación,  $t$  de student.

**Tabla 3.** Resultados del Modelo 2.

7. Para la mayor claridad del ejemplo, hemos prescindido de los cambios en la composición de la lista de correo que se producen entre ambas observaciones. Por otro lado, la incorporación de una tercera observación –controlando los cambios de composición en la lista– puede mostrar más claramente el proceso de evolución de la red. Las dos matrices para trabajar este ejemplo están disponibles en el fichero comprimido: <[http://revista-redes.rediris.es/siena\\_ejemplo.zip](http://revista-redes.rediris.es/siena_ejemplo.zip)>.

Veamos ahora gráficamente los cambios entre observaciones. Este paso, aunque no corresponde al programa SIENA nos puede servir para interpretar los resultados (Brandes, Kenis & Raab, 2006), y en este capítulo tiene una función ilustrativa.

En los primeros 16 meses de funcionamiento de la lista se constituye una red muy centralizada. La dinamización de la comunidad virtual depende de unos pocos participantes. Por ejemplo, el administrador de la lista es el autor del 32 por ciento de los mensajes. Aunque se intuyen algunas agrupaciones, la red parece muy dispersa, con cierta dependencia respecto a tres nodos vertebradores. De hecho, si retiramos los tres nodos con mayor centralidad, la red se disgregaría en ocho componentes separados (Santolaya & Maya Jariego, 2004). Se trata en general de un grupo todavía poco estructurado (Ilustración 12).

En el seguimiento, durante los 16 meses siguientes a la primera observación, se obtiene una red más compleja y diversificada. Como observamos en la ilustración 13, se trata de una configuración más densa, pese a contar con mayor número de actores. Además, es posible reconocer algunas agrupaciones incipientes, y hay al menos 7 suscriptores destacados por su nivel de participación. Es, en general, un grupo de discusión más activo y organizado que el que observamos en el primer intervalo (Ilustración 13).

La información descriptiva apoya estas interpretaciones. Como vemos en la tabla 4, la segunda observación corresponde a una red ligeramente más densa, con un mayor número de tripletes transitivos, y donde ha aumentado la participación, tanto en número de actores como en número de mensajes promedio. Además, entre ambas observaciones parece haber aumentado el número de actores que ocupan el núcleo de los intercambios pregunta-respuesta.

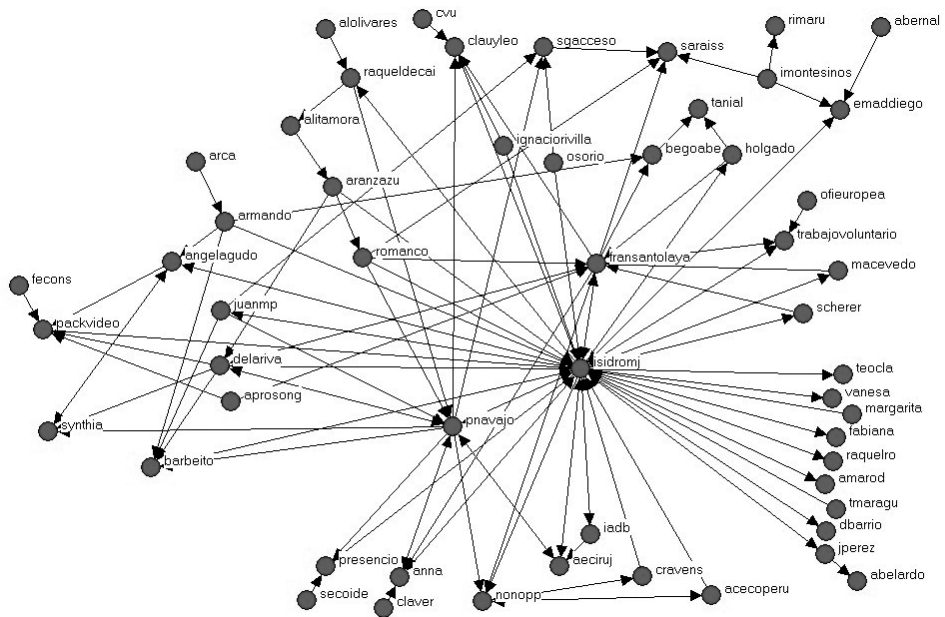


Ilustración 12. E-Voluntas en Tiempo 1.



La información descriptiva permite comprobar que a lo largo del tiempo se produce un aumento en la participación en la lista de correo. Así lo reflejan los indicadores de densidad y de centralidad promedio.

Sin embargo, el análisis longitudinal con SIENA nos ha servido para poner de manifiesto que la reciprocidad y la transitividad son dos de los factores endógenos que están presentes en la evolución de la red de intercambios. Esta conclusión difícilmente habríamos podido alcanzarla sin la metodología para el análisis longitudinal que proporciona SIENA.

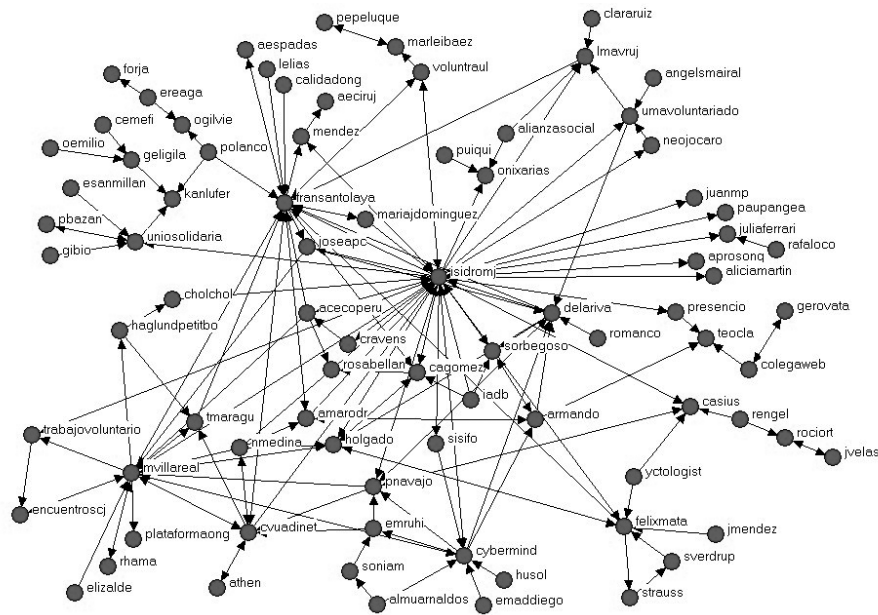


Ilustración 13. E-Voluntas en Tiempo 2.

	E-Voluntas T1	E-Voluntas T2
Densidad de la red	0.009	0.011
Centralidad de grado promedio (average degree)	0.991	1.286
Densidad del subconjunto de actores participantes en cada observación	1,009	1,148
Reciprocidad híbrida	0,18	0,22
Transitividad	74	83
Centro / Periferia cualitativa	isidromj, pnavajo, fransantolaya, delariva, anna, aeciruj	isidromj, pnavajo, fransantayola, delariva, mvillareal, holgado, felixmata, cvuadinet

Los dos primeros indicadores fueron calculados con SIENA para el total de la red (n = 113), mientras que los tres últimos indicadores fueron calculados con UCINET (Borgatti, Everett & Freeman, 2002), con el subconjunto de actores participantes en cada observación (n = 53; y n = 81, respectivamente).

Tabla 4. Estadísticos de la red de relaciones en tiempo 1 y en tiempo 2.

Los datos de nuestro ejemplo parecen apuntar a que *la formación de una comunidad virtual se asienta en la conformación progresiva de una estructura centro-periferia en torno a un pequeño número de actores clave*. Dicho núcleo se expande progresivamente, aumentando la densidad de la red mediante el establecimiento de relaciones transitivas y recíprocas. Pero esto es sólo un apunte para futuras investigaciones.

## Bibliografía

- BORGATTI, S.P.; EVERETT, M.G.; FREEMAN, L.C. (2002). *Ucinet for Windows: Software for Social Network Analysis*. Harvard: Analytic Technologies.
- BORGATTI, S.; MOLINA, J.L. (2002). What Can Social Network Analysis Do for Management Consulting. «Building Effective Networks» Conference, Academy of Management, Denver, Colorado, 9 a 14 de agosto.
- BRANDES, U.; KENIS, P.; RAAB, J. (2005). La explicación a través de la visualización. *Redes. Revista hispana para el análisis de redes sociales*, 9, #6 <[http://revista-redes.rediris.es/pdf-vol9/vol9\\_6.pdf](http://revista-redes.rediris.es/pdf-vol9/vol9_6.pdf)>.
- DE FEDERICO DE LA RÚA, A. (2004). L'analyse longitudinale de réseaux sociaux totaux avec SIENA. Méthode, discussion et application. *Bulletin de Méthodologie Sociologique*, 84, 5-39.
- DE FEDERICO DE LA RÚA, A. (2005). El análisis dinámico de redes sociales con SIENA. Método, discusión y aplicación. *Empiria. Revista de metodología de ciencias sociales*, 10, 151-184.
- DOREIAN, P.; STOKMAN, F.N. (1997). *Evolution of social networks*. Amsterdam: Gordon and Breach Publishers.
- KREBS, V.; HOLLEY, J. (2002). Building sustainable communities through network building. <http://www.orgnet.com>
- MAYA JARIEGO, I. (2001). Psycho-social aspects in an on-line self-help group of Alzheimer's patients and caregivers. En Casas, F. y Saurina, C. (Eds.). *Proceedings of the Third Conference of the International Society for Quality of Life Studies*, 923-936. Universitat de Girona. Institut de Recerca sobre Qualitat de Vida.
- MAYA JARIEGO, I.; SANTOLAYA SORIANO (2005). E-Voluntas. Tendiendo puentes en el Tercer Sector. *Summa de Voluntades. Revista del Voluntariado Social desde Andalucía*, 5, 16-19.
- SANTOLAYA, F.J.; MAYA JARIEGO, I. (2004). Comunidades virtuales y acción voluntaria: la constitución de la lista de distribución de correo electrónico E-Voluntas. *XVIII IAVE World Volunteer Conference*. Barcelona, 17 a 21 de agosto de 2004.
- SNIJDERS, T.A.B. (2001). The Statistical Evaluation of Social Network Dynamics, en *Sociological Methodology*, editado por M.E. Sobel and M.P. Becker. Boston and London: Basil Blackwell, pp. 361-395.
- SNIJDERS, T.A.B. (2003). Accounting for degree distributions in empirical analysis of network dynamics. En Breiger, R. Carley, K. & Pattison, F. (Eds.). *Dynamic social network modeling and analysis*, 146-161. National Research Council of the National Academies: Washington, DC.
- SNIJDERS, T.A.B.; BAERVELDT, C. (2003). A multilevel network study of the effects of delinquent behavior on friendship evolution. *Journal of Mathematical Sociology*, 27, 123-151.
- SNIJDERS, T.A.B. (2005). Models for longitudinal network data. En Carrington, P.J., Scott, J. & Wasserman, S. (Eds.). *Models and methods in social network analysis*, 215-247. Cambridge: Cambridge University Press.
- SNIJDERS, T.A.B.; STEGLICH, C., SCHWEINBERGER, M.; HUISMAN, M. (2005). *Manual for SIENA version 2.1*. ICS Department of Sociology, Groningen (The Netherlands).

**Apéndice I. Matrices utilizadas en el apartado *Los primeros pasos con Siena***  
(Obsérvese el espacio en blanco antes de cada fila).

Matriz\_tiempo\_1.dat

```

0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 1 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1
0 0 1 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0
1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0
1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 0 0 1
0 0 1 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 1
0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0
1 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 0 0 0

```

Matriz\_tiempo\_2.dat

```

0 0 0 0 0 0 0 1 1 0 0 0 1 0 0 0 0 1 1 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 1 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 1 0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 1
0 0 1 0 0 0 0 0 1 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 1 1 0 0 0 0 1 0 0 1 1 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0
0 0 0 1 0 0 0 0 0 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1
0 0 0 1 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1
0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 0 0 0
1 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 0
0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 0
0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0
0 0 1 1 0 0 0 0 0 1 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0
0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0
0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0
0 0 0 1 0 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0

```



## El análisis del discurso con Visone

Joel Martí

Departament de Sociologia, UAB

En muchas aplicaciones del análisis de redes resulta más práctico introducir los datos relacionales de forma gráfica, mediante un sociograma, en lugar de utilizar una matriz de datos o el formato DL. Además, en muchos casos deseamos realizar un análisis de los datos que sea eminentemente visual. *visone* es uno de los programas existentes que explota a fondo estas posibilidades, y en este capítulo nos ocuparemos de él. Y lo haremos con una aplicación del ARS que se adecua especialmente a estos casos: el análisis reticular de textos.

### El análisis reticular de textos

Bajo este nombre podemos englobar un conjunto muy amplio y diverso de procedimientos que pretenden representar los *discursos como una red de significados*. La idea es bien sencilla: las palabras, acciones, proposiciones ...son nodos de un entramado lingüístico que las relaciona. Y esta estructura conceptual, discursiva o narrativa puede ser estudiada mediante el análisis de redes sociales, mostrando esquemas cognitivos.<sup>1</sup>

En particular, el procedimiento con el que se ejemplificará esta aplicación será el análisis reticular del discurso basado en la teoría de la argumentación en la lengua. Esta teoría, desarrollada por Anscombe y Ducrot (1983), se centra en una relación discursiva llamada *topos*. Para estos autores, un *topos* es un vínculo entre dos proposiciones interdependientes, P y Q, que puede ser vista como una estructura argumento-conclusión que da soporte a un enunciado (por ejemplo, si alguien dice «he encontrado trabajo porque tenía buenos contactos», desde la teoría de la argumentación se diría que este argumento es comprensible no tanto por la presencia de la preposición «porque», sino debido al hecho de que existe un *topos*, una creencia socialmente compartida, que relaciona dos hechos: el de tener buenos contactos y el de insertarse laboralmente). Con algunas reorientaciones, esta herramienta lingüística se ha aplicado satisfactoriamente al análisis sociológico del discurso (puede encontrarse un mayor desarrollo de este método en Martí, 2000).

El pequeño fragmento de texto con el que trabajaremos en este capítulo corresponde a una entrevista realizada a una cajera de hipermercado de 26 años, a la que se pedía que trazara las grandes etapas de su vida (Martí 2000: 160):

Hombre, yo cuando empecé a trabajar, pues con más libertad porque en mi casa, siempre era del instituto a mi casa, no. No tenía amigos, no salía apenas. Y te cambia mucho la vida porque ya salía, disponía de mi dinero que cambia. Luego enseguida ya..., empecé a salir con mi marido. Ya empecé a salir y me cambió la vida en ese año, a partir de los dieciocho años, para acá, sí, me ha cambiado la vida, es lo que más. Pero al principio era

1. Para más información sobre el análisis reticular de textos consultar Lozares y otros (2003).

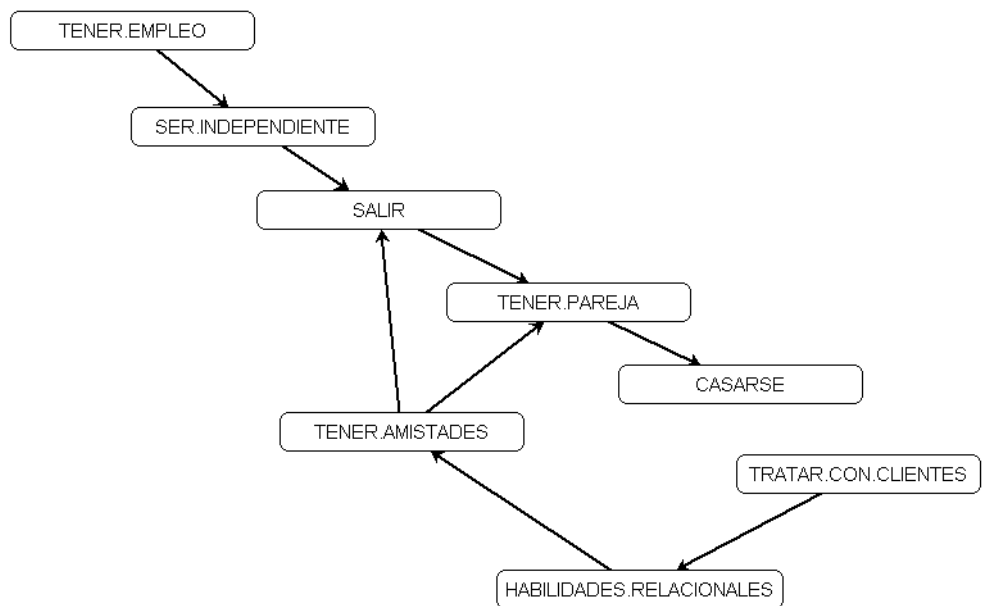
una cría, no tengo muchos recuerdos de..., hombre, la etapa del instituto que tampoco fue muy buena, porque no tenía amigos y no, lo pasé... Es que yo no soy muy comunicativa y lo pasé mal. Luego aquí ya me fui abriendo con la gente, también estaba de cara al público, te abres más, te haces más sociable...

La interpretación de este texto nos lleva a la representación gráfica que nos muestra la ilustración 1 (en tanto que se trata de un proceso interpretativo, esta no es la única representación posible).

Más allá de la secuencialidad de la narración, la observación de la estructura discursiva nos permite mostrar su forma a simple vista: este discurso parte del mundo laboral (gracias a éste se obtiene más independencia y se aprende a relacionarse con otros), fluye por el ocio (se sale, se conoce gente) y desemboca en el ámbito doméstico (una empieza a salir por ahí... y termina casándose). En textos más amplios, en los que estructuras discursivas más complejas están entrelazadas a lo largo de varias argumentaciones, la construcción de un sociograma en el que unas relaciones se solapan con otras y se muestran globalmente permite mostrar y analizar una red cognitiva global.

## El programa Visone

*visone*<sup>2</sup> es un programa pensado especialmente para la representación de sociogramas y su análisis de forma predominantemente visual. Aunque no tiene las potencialidades analíticas de otros programas de ARS, sus interesantes visualizaciones hacen de él una herramienta ideal para un estudio exploratorio de datos relacionales. Además de las rutinas propias de análisis y representación, *visone* puede exportar los datos a otros programas para realizar análisis más detallados, como *Ucinet*.



**Ilustración 1.** Red discursiva.

2. Los orígenes de este programa, ideado por Ulrik Brandes y Dorothea Wagner, se encuentran en la Universidad de Konstanz. Está disponible gratuitamente para fines académicos y de investigación en la dirección [www.visone.info](http://www.visone.info).

### *Panorámica general del programa*

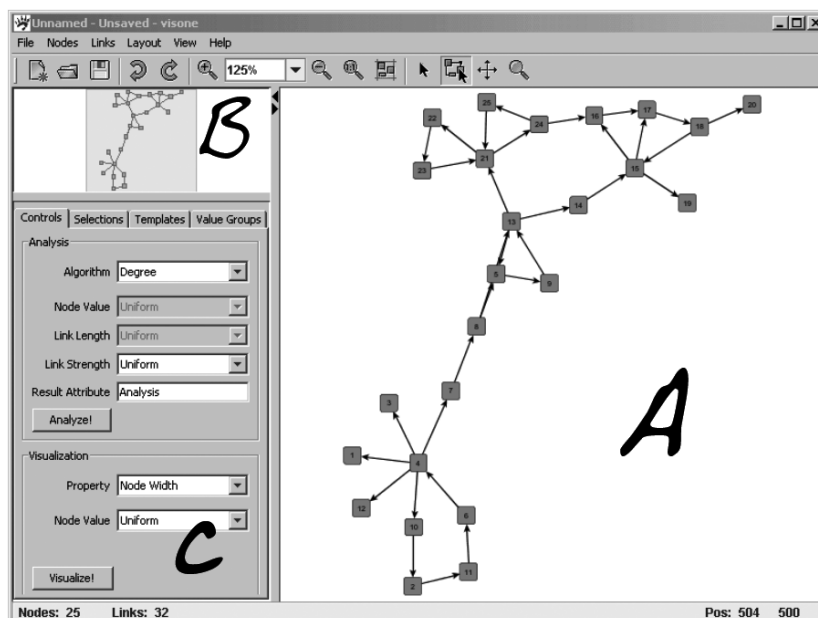
En la versión con la que trabajaremos aquí (2.0.2, plenamente funcional), el programa consta de un archivo de ejecución en *Java* que no requiere instalación, aunque previamente hay que tener instalado este entorno (JRE 1.5).<sup>3</sup>

Al ejecutarlo por primera vez se creará una carpeta en la que el programa guardará los archivos de configuración, y se abrirá la pantalla principal del programa, en la que, además de las barras de menús, botones y estatus, podemos distinguir tres áreas:

- Área A: Inicialmente en blanco, es la zona principal de entrada de datos (siempre de forma gráfica) y visualización.
- Área B: Permite visualizar globalmente el sociograma y desplazarlo por la pantalla.
- Área C: Contiene los comandos de análisis y visualización que constituyen el corazón del programa.

Los menús del programa son muy intuitivos, por lo que no los explicaremos en detalle. En *File* se encuentran las opciones de gestión de archivos (crear, abrir, guardar, exportar y opciones generales de configuración -por ahora, los únicos idiomas disponibles son el inglés y el alemán); los menús de *Nodes* y *Links* nos permiten seleccionar y cambiar las opciones de visualización de nodos y vínculos, mientras que *Layout* y *View* permiten elegir entre distintas formas de visualización del sociograma en su conjunto; el menú de ayuda se encuentra, por ahora, sin desarrollar (Ilustración 2).

La primera vez que cerremos *visone*, éste creará automáticamente una subcarpeta en la ruta en la que se encuentra el programa, en la que va a guardar automáticamente los archivos de configuración y preferencias.



**Ilustración 2.** Pantalla principal de *visone*.

3. Descargaremos el archivo del programa desde la página principal de Visone ([www.visone.info](http://www.visone.info)), lo guardaremos en la carpeta que deseemos y lo ejecutaremos haciendo doble clic sobre el icono. Si el sistema no reconoce el programa, deberemos instalar el entorno *Java*

Los sociogramas que creemos deberemos guardarlos manualmente desde el menú *File>Save as*. Los archivos de *visone* (con formato y extensión *.graphml*) guardan la información correspondiente a los nodos y vínculos, su formato y su ubicación en el plano. Para abrir un archivo existente deberemos hacerlo desde el mismo programa (menú *File>Open*).

### ***Cómo crear sociogramas y modificar el aspecto de nodos y vínculos***

Las funciones del ratón son distintas en cada uno de lo que *visone* llama «*Modes*», por lo que es recomendable familiarizarse con los mismos para poder moverse mejor por el programa. Los cuatro modos de *visone* (*Analysis*, *Insertion*, *Navigation* y *Zoom*) se corresponden, respectivamente, con los cuatro últimos iconos de la barra de botones, y también podemos acceder a ellos desde el menú *View>Mode*.

Por defecto, el programa se inicia en el modo *Insertion*, el que debemos usar para crear nodos y vínculos. Estas funciones se realizan en la ventana principal (área A) con el botón izquierdo del ratón:

- *Crear un nodo*: basta con hacer clic en cualquier lugar de la pantalla y aparecerá un nuevo nodo.
- *Crear un vínculo entre dos nodos*: Señalar un nodo con el botón izquierdo. Al soltar el botón del ratón, el nodo aparecerá sombreado; desplazamos el ratón hasta el nodo de destino y hacemos clic encima (si se hace en un lugar en blanco de la pantalla, se creará un nuevo nodo vinculado al anterior).

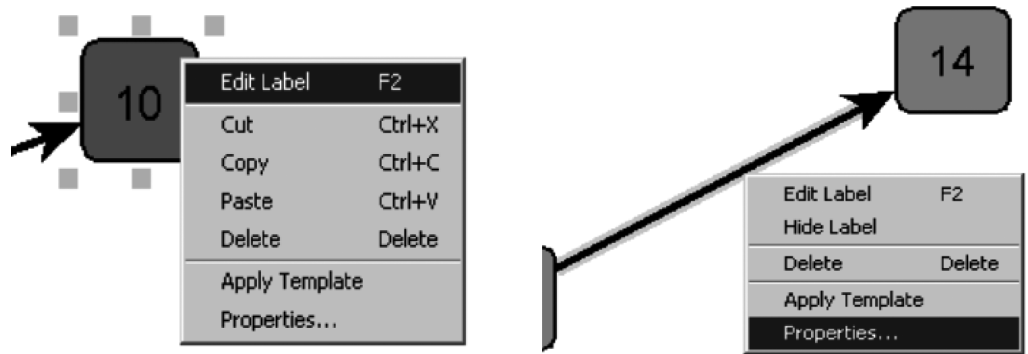
Podemos aumentar o disminuir el tamaño del sociograma pulsando en la lupa que tenemos en la barra de botones, y activando el modo *Zoom* podemos focalizar la visualización arrastrando el ratón por un área concreta del sociograma (para volver a visualizar todo el sociograma, menú *View/Zomm 100%* o, alternativamente, clic en el botón correspondiente o pulsar <enter> en el teclado). También podemos arrastrar nodos concretos y moverlos por la pantalla si activamos el modo *Analysis*.

Pero... ¿y cuando llega el momento en el que tenemos una infinidad de nodos y vínculos que se entrecruzan y no vemos nada? Ningún problema: basta con acudir al menú *Layout* y escoger uno de los algoritmos de visualización.

En cualquier momento (excepto estando en el modo *Zoom*) podemos acceder a distintas opciones sobre los nodos y los vínculos haciendo clic con el botón derecho (menú contextual). Mediante la opción *Edit label* podemos cambiar la etiqueta del nodo (que *visone introduce* por defecto) o añadir, si lo deseamos, una etiqueta al vínculo. Pulsando *Properties* accederemos a un cuadro de diálogo en el que podemos configurar características y apariencias de cada uno de los elementos; en el caso de los vínculos, varias opciones adicionales nos permiten cambiar la direccionalidad y valor de la relación (Ilustración 3).

Claro que, para empezar, lo mejor es configurar globalmente el programa para que los nodos y los vínculos aparezcan, por defecto, con la configuración que más nos interese. Lo veremos en el siguiente apartado.



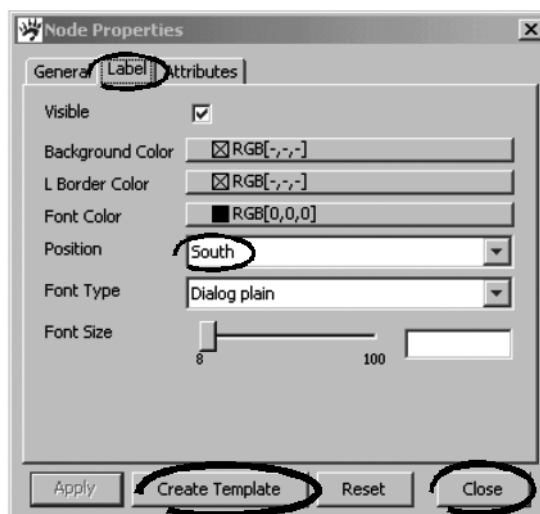


**Ilustración 3.** Menús contextuales de ndos y vínculos.

## Creación de una red discursiva con Visone

### *Configuración general*

Para representar el ejemplo propuesto de red discursiva, primero deberemos cambiar el formato de los nodos para que las etiquetas de texto se puedan leer correctamente. Desde el menú *Nodes>Properties*, vamos a la pestaña *Label* y situamos las etiquetas de texto fuera de la figura (en *South*, por ejemplo). Pulsamos *Create template* para activar los cambios y *Close* para salir del cuadro de diálogo. Todos los nodos que generemos ahora tendrán este formato por defecto (y, con la misma lógica, podemos cambiar la forma, el color, etc.). Para este ejemplo no es necesario modificar las opciones por defecto de los vínculos, aunque el procedimiento es análogo (menú: *Links>Properties*). Todos estos cambios los podemos ir gestionando desde la pestaña *Templates* de la ventana principal (área C), en la que podemos guardar distintas configuraciones (plantillas) que el programa registra en los archivos de configuración para que se mantengan la próxima vez que entremos (Ilustración 4).



**Ilustración 4.** Configuración por defecto de los nodos (*Nodes>Properties*).

### Dibujando nodos y vínculos

Una vez definido el formato de los nodos, sólo nos queda dibujarlos en pantalla y vincularlos entre ellos (recordemos que para introducir nodos y vínculos debemos estar en el modo *Insertion*; en caso de no ser así, deberemos activarlo). Cada clic que hagamos en la pantalla nos creará un nuevo nodo al que *visone* atribuye un número; deberemos cambiar este número por una etiqueta que corresponda al significado que va a reflejar; basta con señalar el nodo en cuestión con el botón derecho, ir a la opción *Edit label* y cambiarla.

Introducimos todos los nodos del ejemplo y las relaciones entre los mismos. Por defecto, *visone* está configurado para crear relaciones dirigidas y no valoradas. Si alguna de estas relaciones fuera bidireccional, basta con editar la configuración del vínculo en cuestión (*Properties* en el menú contextual, señalando el vínculo con el botón derecho). Si, por defecto, queremos que todos los vínculos que creamos sean no dirigidos, bastará con indicárselo así en el menú *Links>Properties>General/Direction/Undirected*.

El grafo nos debe quedar parecido al que muestra la ilustración 5.

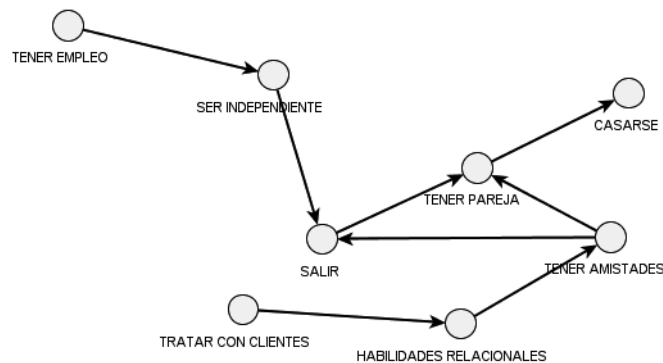


Ilustración 5. Sociograma.

## Visualización y análisis de la red

### Análisis básicos

El menú *Layout* nos ofrece distintas opciones de visualización, pero en *visone* destacan sobretudo las rutinas de análisis/visualización contenidas en la pestaña *Controls*, a la izquierda de la pantalla.

Veamos un ejemplo. En primer lugar, analizaremos el grado de entrada (*Indegree*) marcando la opción correspondiente en *Algorithm*, y llamaremos «Entrada» a los resultados, escribiéndolo en el espacio correspondiente (*Result Attribute*). Si hacemos clic en *Analyze!* no pasa, aparentemente, nada; sin embargo, vayamos ahora a la pestaña *Value Grups*, e indiquemos al programa que nos proyecte los resultados (*Name: Entrada*). Observaremos que en la columna «Value» aparecen los distintos valores que toma el *Indegree* en el sociograma analizado, y en la columna *Count*, el número de nodos que tienen ese valor. Todavía más: si señalamos un determinado valor con puntero del ratón y hacemos clic, nos señala en la pantalla de qué nodos se trata (Ilustración 6).

Seguidamente, indicaremos al programa que queremos que represente este dato variando el ancho de los nodos. Para hacerlo, volvemos a la pestaña *Controls* y, en el campo *Visualization*, marcamos la opción *Property/Node With* y especificamos que lo que queremos representar son los resultados anteriores: *Node Value/Entrada*. Pulsamos en *Visualize!* y observaremos los cambios en la pantalla.

Podemos repetir el mismo procedimiento para el grado de salida: en la pestaña *Controls*, marcamos *Algorithm/Outdegree* y escribimos «Salida» en *Result Attribute*, y hacemos clic en *Analyze!* Seguidamente, representamos el grado de salida mediante la altura del nodo: *Property/Node Height* y *Node Value/Salida*. Clic en *Visualize!* y nos tiene que quedar un grafo parecido a este: a mayor grado nodal de entrada (*indegree*), la figura es más ancha; a mayor grado nodal de salida (*outdegree*), la figura es más alta (Ilustración 7).

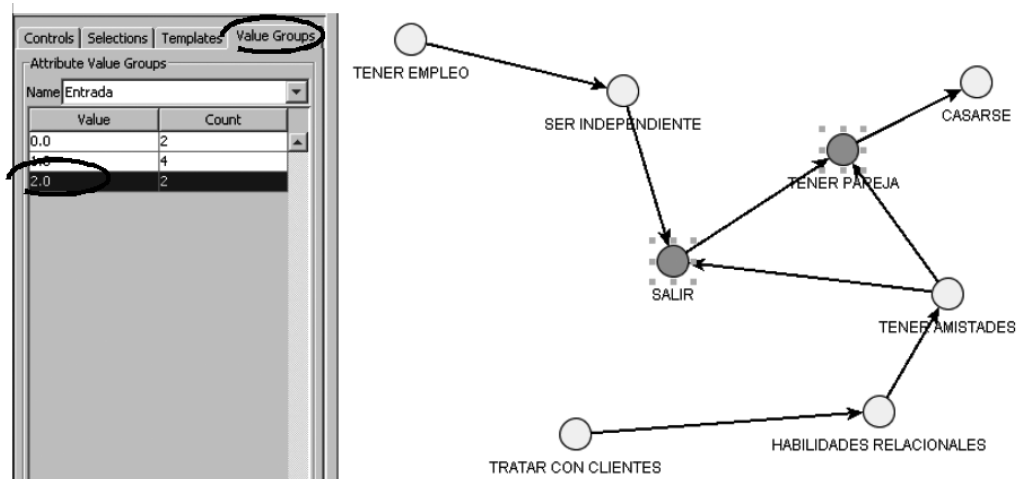


Ilustración 6. Análisis gráfico desde la pestaña Value Groups.

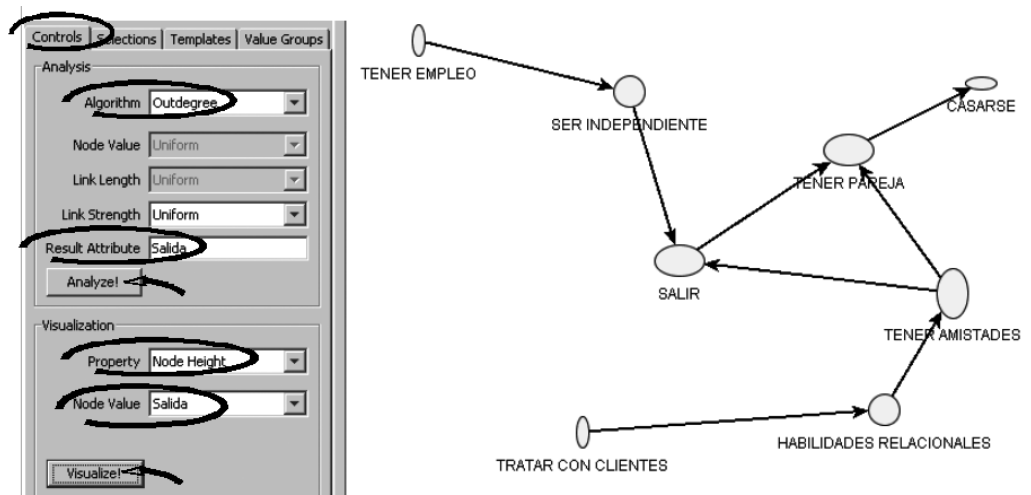
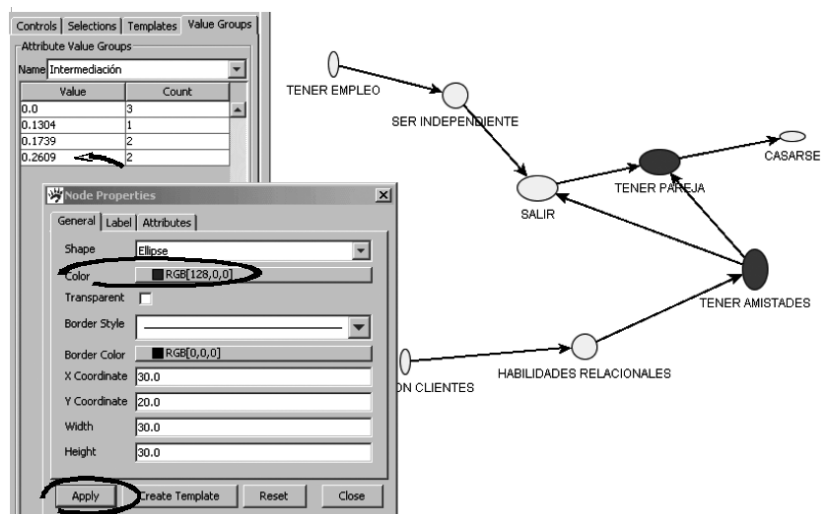


Ilustración 7. Representación del grado nodal en la forma de los nodos.

Otro indicador que nos puede ofrecer información sobre la red textual y que nos permitirá explorar otras potencialidades del programa es la centralidad por intermediación (*betweenness*). Éste nos indica qué nodos son más estratégicos, al situarse como puente entre unos y otros. Marcamos, en la pestaña *Controls*, *Algorithm/Betweenness*, y en *Result Attribute* escribiremos «Intermediación». Pulsamos *Analyze!* y nos vamos a la pestaña *Value Groups* para visualizar los nodos con mayor intermediación (situamos el ratón encima del valor 0,2609 y hacemos clic con el botón izquierdo). Destacaremos estos nodos en rojo: como los tenemos seleccionados, basta con ir al menú *Nodes/Properties* y cambiar el color. Pulsando *Apply* veremos como los cambios se reflejan en el grafo (Ilustración 8).

Observamos que, en este ejemplo, estos nodos corresponden al mundo relacional («tener amistades» y «tener pareja», ambos con un valor de 0,2609), que se situaría aquí como mediador entre la actividad laboral y el ámbito doméstico. Y supongamos que este «estar en medio» que nos señala la intermediación queremos expresarlo de forma gráfica. Entonces, puede ser interesante realizar una representación radial del índice, en el que cuanta más intermediación tenga un nodo, más «en medio» de la pantalla se sitúe. Si queremos representar la intermediación de este modo, basta con señalar, en el apartado *Visualization* de la pestaña *Controls*, los comandos *Property: Radius* y *Node Value: Intermediación*. Obtendremos un grafo parecido al que muestra la ilustración 9.

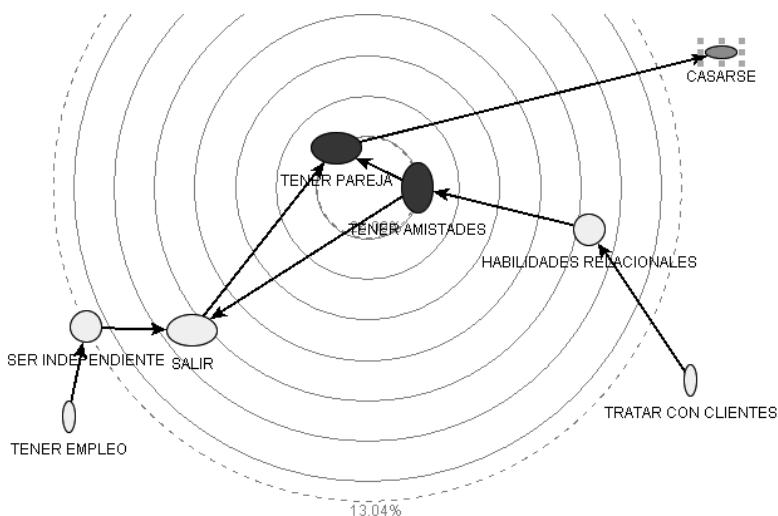
*visone 1.1* nos ofrece un índice de centralidad muy interesante para redes textuales, que todavía no ha sido incorporado a la versión 2.0.2, pero que lo será próximamente: el *PageRank*. *PageRank* es un indicador introducido y utilizado por la empresa *Google* (Brin y Page, 1998) para indexar la importancia de las páginas web. Explicado de forma intuitiva: se trata de atribuir puntos a aquellas páginas (nodos) que son enlazadas por otras (cuanto más enlaces lleven a una página, más importante será ésta); a su vez, estos puntos son ponderados por la importancia que tienen las páginas que contienen los enlaces. En una red de significados, el *PageRank* puede ser interpretado como un indicador de accesibilidad de los nodos, es decir, del grado en que un significado es accedido por el resto; los valores altos de *PageRank* nos suelen indicar los «puntos de llegada» más centrales de los discursos. En cambio, los valores bajos nos dan buenas pistas de cuales son los «principios motores» de los discursos, aquellas acciones o significados que desencadenan el resto. Veamos como se distribuyen estos valores en el ejemplo (aunque el



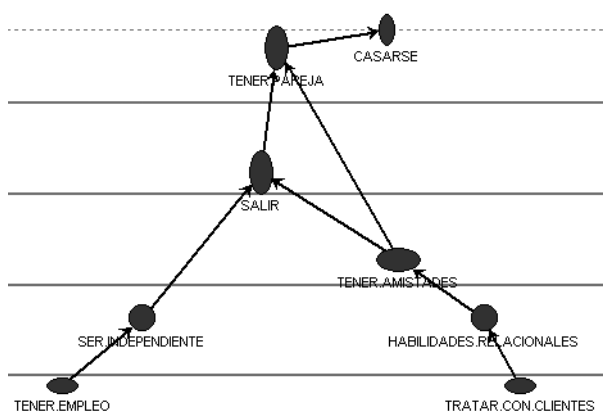
**Ilustración 8.** Representación de alta intermediación en el color de los nodos.

análisis ha sido realizado con *visone 1.1*, este tipo de representación puede obtenerse con otros índices en la versión 2.0 indicando *Property/Layer* en el campo *Visualization*) (Ilustración 10).

Vemos como los nodos con valor de *PageRank* más altos (los más accesibles) son TENER PAREJA y CASARSE: se sitúan aquí como nodos finalistas, puntos de llegada del discurso (la propia representación gráfica muestra como parece que todo el discurso «fluye» hacia allí). Los nodos con un *PageRank* más bajo son los referidos a la actividad laboral, y muestran como ésta es el motor o generador del resto, porque es la que acaba «enlazando» con la boda.



**Ilustración 9.** Representación radial de la intermediación.

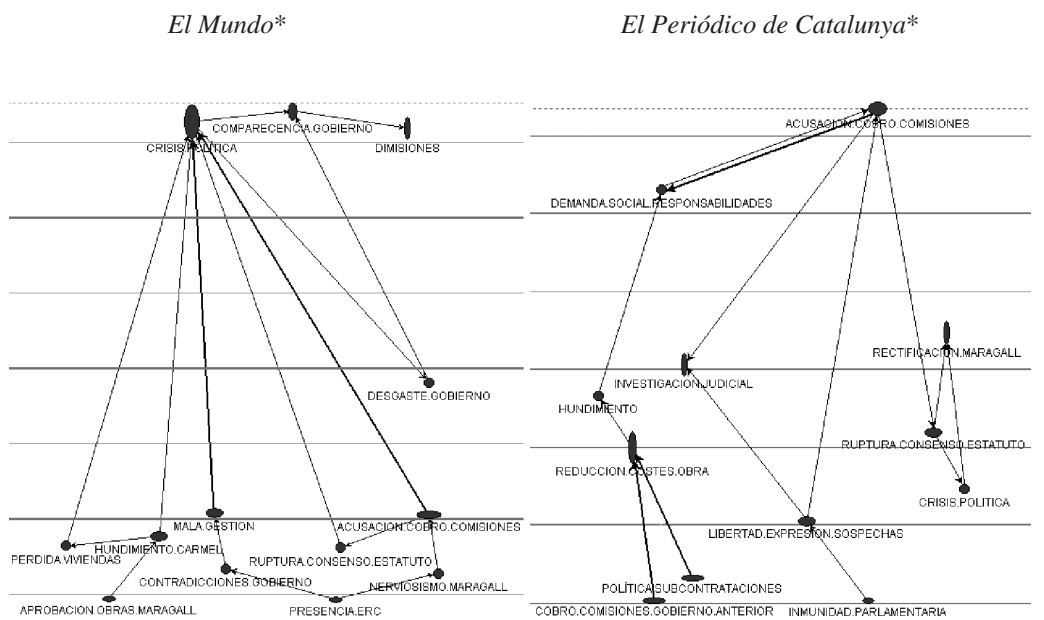


**Ilustración 10.** Representación por capas de *PageRank*.

**Más posibilidades**

Además de los anteriores, el programa permite el cálculo/visualización de otros índices de centralidad. Todos ellos se encuentran definidos en un artículo de los autores disponible en red (Brandes y Wagner, 2003). La nueva versión de visone incorpora también cálculos de agrupación y análisis de subgrupos que no desarrollaremos aquí, pero que pueden aplicarse siguiendo las mismas pautas que se han introducido.

Por otro lado, en muchos casos el interés del análisis es poder comparar distintos textos o discursos. Utilizando el mismo método, los grafos adjuntos muestran la estructura discursiva de dos editoriales de periódicos españoles, *El Mundo* y *El Periódico de Catalunya*, sobre el hundimiento de un túnel de metro en Barcelona y el posterior conflicto político que se generó por acusaciones de corrupción entre grupos políticos (la llamada «crisis del 3%»). Se observa cómo para *El Mundo*, de línea conservadora, la noticia es la crisis política desencadenada en el gobierno de izquierdas, y cómo lo que origina esa crisis son los dos principales fantasmas de este periódico en Cataluña: el gobierno de Maragall (responsable de aprobar las obras que dieron lugar al hundimiento) y la presencia del partido independentista ERC en el mismo (que conlleva nerviosismo y mala gestión de la crisis). El tratamiento de los mismos hechos es bien distinto en *El Periódico de Catalunya*, defensor de las tesis gubernamentales: la noticia principal es la salida a la luz del cobro de comisiones ilegales por parte del gobierno anterior (la crisis política es sólo un elemento derivado de esta acusación). Para esta editorial los cobros son, en última instancia, los causantes de la reducción de costes de obra que ha provocado el hundimiento; con lo que se justifica que, amparado en la inmunidad parlamentaria, el Gobierno catalán haya hecho estas acusaciones a la oposición (Ilustración 11).

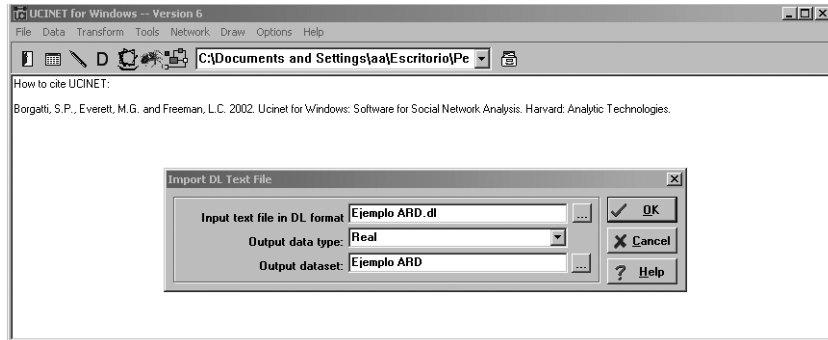


\* Editoriales del 25/02/2005 (www.elmundo.es) y 27/2/2005 (www.elperiodico.com).

**Ilustración 11.** Comparación de dos editoriales por *Degree* y *PageRank*.

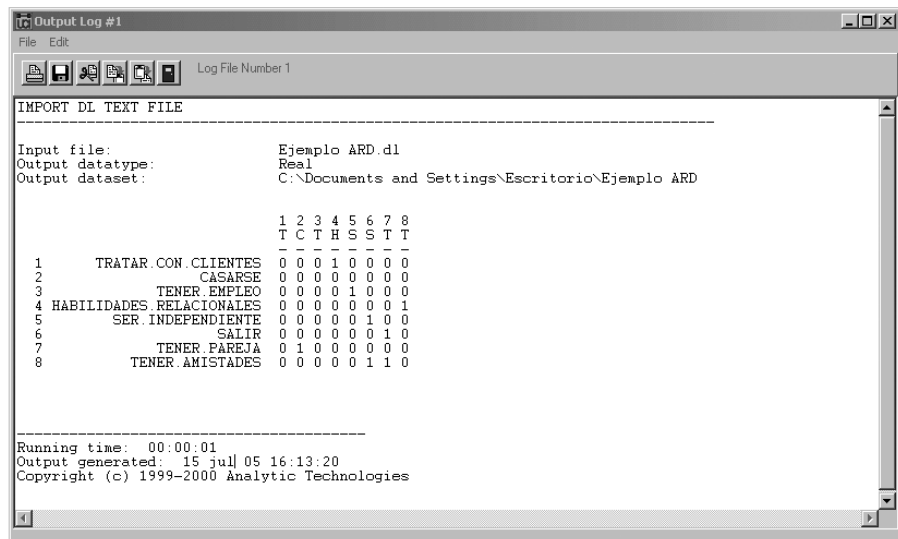


1. Exportación de *visone* a DL. Después de haber guardado la versión definitiva del archivo en *visone*, guardarlo en formato DL desde el menú *File>Export* y, en *Files of type*, escoger *Ucinet DL Files*.
2. Importación de formato DL a *Ucinet* (##d). Ejecutar *Ucinet* y, desde la pantalla principal, acceder al menú *Data>Import>DL*. En el cuadro de diálogo que nos aparece, deberemos explorar e introducir el nombre de archivo DL. Automáticamente, *Ucinet* atribuirá el mismo nombre al archivo de salida, pero esta vez en el formato propio del programa (Ilustración 13).



**Ilustración 13.** Importación de datos desde Ucinet.

La matriz está lista para ser analizada con *Ucinet* (Ilustración 14).



**Ilustración 14.** Output del fichero de datos importado.



## Bibliografía

- ANSCOMBRE, J.C.; DUCROT, O. (1983). *L'argumentation dans la langue*. Liège: Mardaga.
- BATAGELJ, V.; BRANDES, U.; JOHNSON, J.C.; KOBOUROV, S.; KREMPEL, L.; MRVAR, A.; WAGNER, D. (2002) «Analysis and visualization of network data». Sunbelt Social Network Conference XXII, New Orleans, February 2002.
- BRANDES, U.; KENIS, P.; RAAB, J. (2005). «La explicación a través de la visualización de redes». *Redes, Revista Hispana para el Análisis de Redes Sociales*. Disponible en: [http://revista-redes.rediris.es/html-vol9/vol9\\_6.htm](http://revista-redes.rediris.es/html-vol9/vol9_6.htm) [marzo 2006].
- BRANDES, U.; WAGNER, D. (2003). «Visone. Analysis and Visualization of Social Networks», en Michael Juenger and Petra Mutzel (eds.), *Special Issue on Graph Drawing Software, Springer-Verlag, Springer Series in Mathematics and Visualization*, Springer-Verlag, págs. 321-340. Disponible en <http://i11www.ilkd.uni-karlsruhe.de/algo/people/dwagner/papers/bw-vavsn-03.pdf> [marzo 2006].
- BRIN, S.; PAGE, L. (1998). «The anatomy of a large-scale hypertextual Web search engine». *Computer Networks and ISDN Systems*, 30(1-7), págs. 107-117.
- CARLEY, K. (1997). «Network text analysis: The network position of concepts», en Carl W. Roberts (ed.): *Text Analysis for the Social Sciences: Methods for Drawing Statistical Inferences from Texts and Transcripts*. Mahwah, New Jersey: Lawrence Erlbaum.
- CORMAN, S.R.; KUHN, T.; MCPHEE, R.D.; DOOLEY, K.J. (2002). «Studying complex discursive systems: Centering resonance analysis of communication». *Human Communication Research*, 28(2):157-206.
- LOZARES, C.; VERD, J.M., MARTÍ, J.; LÓPEZ ROLDÁN, P. (2003). «Relaciones, redes y discurso: revisión y propuestas en torno al análisis reticular de datos textuales». *Revista Española de Investigaciones Sociológicas*, nº 101/03, págs. 175-200.
- MARTÍ, J. (2000). *Formació i ocupació en el discurs dels treballadors. Una proposta metodològica*. Bellaterra: UAB. Tesis doctoral.