

Nuevos procesos de producción de evidencia empírica cuantitativa a través del análisis de redes sociales.

Carlos F. De Angelis, Mirta S. Mauro, Silvia Lago Martínez.

Cita:

Carlos F. De Angelis, Mirta S. Mauro, Silvia Lago Martínez (2011). *Nuevos procesos de producción de evidencia empírica cuantitativa a través del análisis de redes sociales. IX Jornadas de Sociología. Facultad de Ciencias Sociales, Universidad de Buenos Aires, Buenos Aires.*

Dirección estable: <https://www.aacademica.org/000-034/641>

Análisis cuantitativo de las redes sociales

Carlos De Angelis, Mirta S. Mauro, Silvia Lago Martínez

Facultad de Ciencias Sociales – Carrera de Sociología – UBA

cfdeangelis@gmail.com

msmauro@ciudad.com.ar

slagomartinez@gmail.com

RESUMEN: El enfoque tradicional de producción de datos en estrategias cuantitativas, a través de muestras probabilísticas es replanteado mediante una nueva modalidad de relevamiento cuyo fin es mostrar las relaciones entre los actores. Con esta modalidad se pueden detectar redes sociales que no podrían visibilizarse con estrategias tradicionales. Estas redes sociales si bien existen desde siempre, han cobrado relevancia en la última década de este siglo, por la presencia de las redes mediadas por computadoras.

La perspectiva del análisis de redes sociales conceptualiza la estructura social como una red con vínculos que conectan a los actores sociales facilitando sus interacciones, en este sentido esta perspectiva focaliza su análisis en las características de estas relaciones más que en las de los miembros individuales, participantes de dicha red. Se propone presentar una ejemplificación de esta metodología y explicitar sus potencialidades.

Palabras clave: redes sociales – producción de datos – evidencia empírica - cuantitativa – relevamiento.

1. INTRODUCCIÓN

Las redes sociales han cobrado una particular relevancia en la primera década del siglo XXI a partir de la generalización de Internet y la ampliación de los intercambios de información mediados por computadora. La importancia de esta modalidad de interacción ha producido un cambio de paradigma al pasar de la “Sociedad de la Información” a la “Sociedad Red”. “Una característica fundamental de la estructura social en la era de la información es su dependencia de las redes como el eje básico de la morfología social. Mientras que las redes son formas antiguas de organización social, ahora están “empoderadas” facultadas por las nuevas tecnologías de información y comunicación, capaces al mismo tiempo de hacer frente a una descentralización flexible y a la toma de decisiones” (Castells. 2000, p 9).

Wasserman, y Faust (1994) plantean que la noción de una red social y los métodos de análisis de redes sociales han atraído considerable interés por parte

de las ciencias del comportamiento en las últimas décadas por su enfoque sobre las relaciones entre las entidades sociales, sus patrones y las consecuencias de estas relaciones. La perspectiva de la red social permite aprovechar nuevas herramientas para evaluar en una forma precisa los aspectos estructurales del medio ambiente político, económico o social, encontrando patrones o regularidades en las relaciones entre la interacción de actores.

Tradicionalmente, la investigación social dominante se ha centrado exclusivamente en el comportamiento de las personas. Este enfoque deja de lado la parte social o la estructura de la conducta humana; las formas de interactuar con otros y posible influencia mutua. Sin embargo, un supuesto fundamental de la teoría de redes sociales es que la estructura de las relaciones en que los actores se incorporan afecta a su comportamiento. Estos efectos se supone que operan a nivel individual, organizacional e incluso nacional (Mizruchi y Marquis, 2006).

El cambio de enfoque tiene consecuencias teóricas y metodológicas, dado que los investigadores de redes sociales comienzan su análisis desde una óptica diferente a la realizada en forma tradicional por la ciencia social basada en individuos y atributos. Bajo la perspectiva del análisis de redes sociales se conceptualiza la estructura social como una red con vínculos que conectan a los miembros y canaliza los recursos, centrándose en las características de relaciones y no en las características de los miembros individuales.

Desde una perspectiva crítica, Boltansky y Chiapello (2002) sugieren una sobrevaloración del concepto traducido en múltiples solapamientos de las líneas de trabajo que van de las científicas a las ideológicas, donde se incorporan nociones extraídas de la gestión empresarial donde la lógica de red es destacada, sobre todo en las modalidades surgidas del paradigma productivo del “toyotismo”.

2. UNA APROXIMACIÓN AL ANÁLISIS CUANTITATIVO A LAS REDES SOCIALES

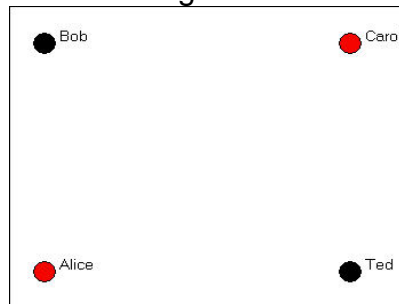
Desde los años '50 el análisis de las redes se ha caracterizado por la adopción de técnicas matemáticas, especialmente de la teoría de grafos. Un grafo es la representación matemática de un conjunto de nodos (actores o vértices) unidos por una serie de lazos (relaciones, líneas).

Existen distintos tipos de redes y se las puede clasificar por la naturaleza de los actores involucrados y las propiedades de los lazos entre ellos. Por otra parte se puede representar la información “extraída” de una red de dos formas distintas: la matriz reticular (también llamada matriz de adyacencia, socio matriz) y la gráfica correspondiente como forma de visualización (sociogramas, o simplemente grafos).

Como señalan Hanneman y Riddle (2005) existe una serie de variaciones sobre el tema de la sociogramas, en general, se emplea un círculo en torno para cada actor y líneas o segmentos para caracterizar la existencia de un vínculo entre dos nodos.

En un ejemplo citado por Hanneman y Riddle (2005, p25), existen cuatro amigos. En la Figura 1 sólo se indica la presencia, pero en la Figura 2 se aprecian la red de relaciones existentes entre los cuatro.

Figura 1



Se registraron datos sobre los vínculos de amistad pidiendo a cada miembro del grupo que seleccione a los que considere como "amigos cercanos" de una lista que contiene a los otros los miembros del grupo. Al final resultó que, en el caso ficticio, Bob escogió Carol y Ted, pero no Alice; Carol escogió sólo a Ted, Ted eligió Bob y Carol y Alice, y Alice eligió sólo a Ted. Cada flecha indica la dirección de la elección realizada. Solamente en el caso de Bob y Ted la elección fue recíproca.

Figura 2

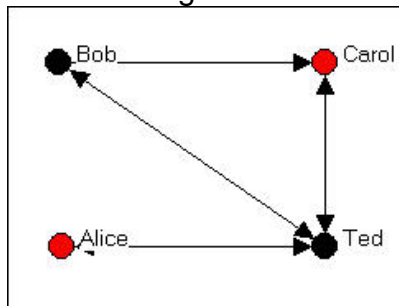


Tabla 1: Matriz de adyacencia

	Bob	Carol	Ted	Alice
Bob	-	1	1	0
Carol	0	-	0	0
Ted	1	1	-	1
Alice	0	0	1	-

La matriz de adyacencia (o reticular) que corresponde a la Figura 2 se puede observar en la Tabla 1. Donde existe la relación se caracterizó como 1, y la inexistencia de la relación como 0 (se excluye a cada uno consigo mismo).

Tiene una estructura reticular porque tanto las filas como las columnas refieren a las unidades de análisis, a diferencia de la matriz estadística donde habitualmente las filas se remiten a las unidades de análisis, las columnas a variables y las celdas a la categoría de las variables. La variable de elección fue para el ejemplo binaria, y debido a que la matriz es cuadrada (las mismas unidades de análisis en filas y columnas) se tratará de una matriz simétrica (forma espejular).

En matrices más complejas las categorías de elección podría ser ordinal (clasificar a los amigos en un orden determinado) o numérica (ejemplo, la cantidad de horas que habló por teléfono con cada miembro de la lista), en estos dos últimos casos se denominan matriz ponderada.

Se emplea la convención de que las filas inicien las relaciones y las columnas las reciban. En el ejemplo, Bob eligió a Carol y a Ted, este elemento es relevante porque va a permitir la ubicación de la flecha correspondiente en el sociograma.

Como regla general las matrices que tienen en las filas y las columnas la misma serie de actores, ya sean binarias o ponderadas, simétricas o asimétricas, se denominan de modo 1

Sin embargo en muchas ocasiones pueden existir más columnas que filas (más "receptores" que "dadores") un ejemplo de esto podría ser la obra pública cuyos ejecutores suelen estar cartelizados, una gran cantidad de filas y pocas columnas, a estas columnas además de actores se le puede sumar otro tipo de atributos o evento (como contratos de ejecución). A este tipo de matriz se la llama de modo 2.

Sintetizando la primera clasificación es el análisis de las redes modo 1 contra el enfoque modo dos, mientras que en el primero, el enfoque que predomina es el estudio de un único conjunto de sujetos (u objetos) mientras que en el segundo se analizan dos grupos de actores, o un conjunto de actores y un conjunto de eventos.

Muchos conceptos fundamentales y métricas de análisis de redes sociales se derivan de la teoría de grafos, porque formalmente representa a las propiedades estructurales de las redes sociales.

El ejemplo que sigue a continuación es conocido como "Monasterio" El investigador S. Sampson registró en 1969 las interacciones sociales entre un grupo de dieciocho monjes, y recogiendo numerosas clasificaciones sociométricas. Durante su estancia, una política de "crisis en el claustro" dio lugar a la expulsión de cuatro monjes (números 2, 3, 17 y 18) y la salida voluntaria de varios otros - de manera más inmediata, los números 1, 7, 14, 15 y 16. (Al final, sólo el numerados como 5, 6, 9 y 11 se mantuvieron).

La mayor parte de datos fueron recogidos después de la ruptura y se refieren a un período durante el cual un nuevo grupo entró en el monasterio cerca de la final del estudio, pero antes de que comenzara el conflicto mayor (Sampson, S. 1969 en Borgatti, S.P., Everett, M.G. and Freeman, L.C. 2002. Ucinet for Windows: Software for Social Network Analysis. Harvard, MA: Analytic Technologies)

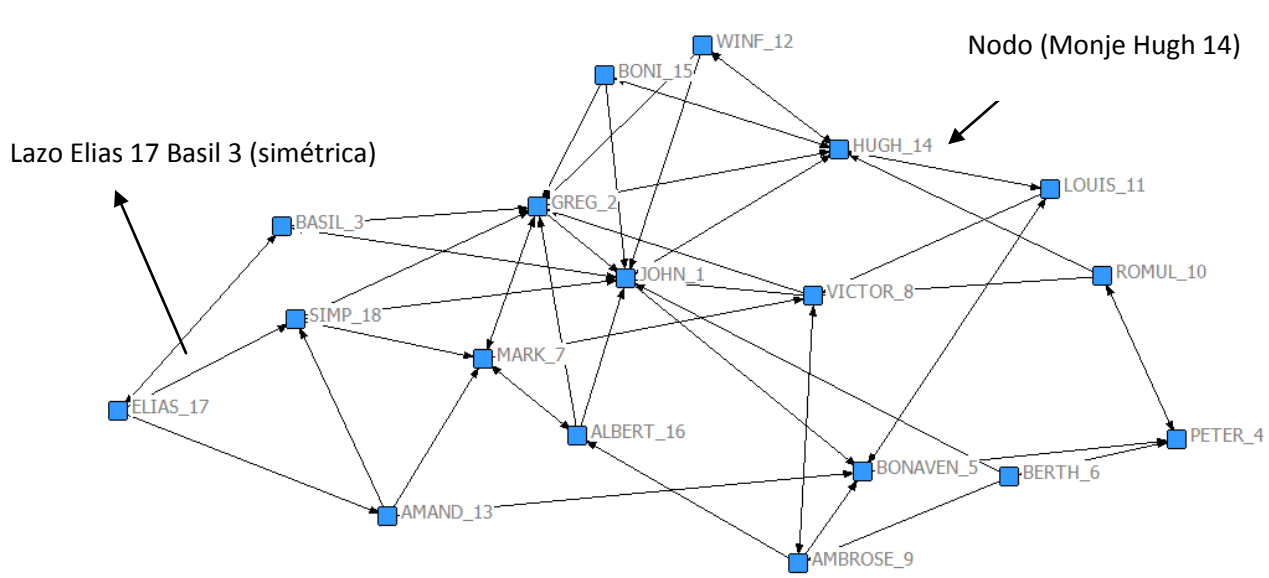
La matriz de adyacencia fue la siguiente:

Tabla 3- Matriz de adyacencia

		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
1	ROMUL_10	0	0	0	0	3	0	1	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0
2	BONAVENT_5	0	0	0	0	3	2	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
3	AMBROSE_9	0	2	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
4	BERTH_6	0	0	2	0	3	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	PETER_4	2	3	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
6	LOUIS_11	0	3	0	0	0	0	1	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0
7	VICTOR_8	0	0	1	0	0	0	0	0	3	2	0	0	0	0	0	0	0	0
8	WINF_12	0	0	0	0	0	0	0	0	3	2	1	0	0	0	0	0	0	0
9	JOHN_1	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	2	0	0
10	GREG_2	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	1	0	2	0	0	0	0	0
11	HUGH_14	0	0	0	0	0	1	0	2	3	0	0	2	0	0	0	0	0	0
12	BONI_15	0	0	0	0	0	0	0	0	3	2	1	0	0	0	0	0	0	0
13	MARK_7	0	0	0	0	0	0	1	0	0	2	0	0	0	3	0	0	0	0
14	ALBERT_16	0	0	0	0	0	0	0	0	1	2	0	0	3	0	0	0	0	0
15	AMAND_13	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	3
16	BASIL_3	0	0	0	0	0	0	0	0	2	3	0	0	0	0	0	0	1	0
17	ELIAS_17	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	3	0	1
18	SIMP_18	0	0	0	0	0	0	0	0	2	3	0	0	1	0	0	0	0	0

El grafo que corresponde a esta matriz es el siguiente:

Gráfico 3 - Elementos básicos de una red



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

Se pueden observar en la figura los nodos y lazos o enlaces correspondientes. Algunos lazos tienen dos flechas, mientras que otros, poseen una sola flecha.

3 .UNIDADES DE ANÁLISIS Y MUESTRAS EN ANÁLISIS DE REDES SOCIALES

Los nodos o actores de las muestras utilizadas en estudios estadísticos suelen basarse en la independencia de las observaciones y en la equiprobabilidad de ser seleccionados, en cambio los estudios de redes tienden a incluir a las unidades de análisis en forma más cercana a los enfoques cualitativos, seleccionando los sujetos dentro un campo o área determinado. En este sentido los estudios de red no emplean muestras estadísticas porque por el contrario, tienden a incluir a todos los actores en alguna población o poblaciones. Por otra parte precisamente se busca conocer el nivel de relación con otros actores cercanos, lo que suele limitar su aplicación a poblaciones limitadas.

Sin embargo, las muestras incluidas en un estudio de red pertenecer a un conjunto más amplio de la población, como en el caso de las muestras tradicionales. El uso de toda la población como una forma de selección de las observaciones en los estudios de la red dificulta la tarea de encontrar los límites de la “muestra” (Molina, 2010). El problema básico del muestreo para el análisis de las redes sociales se basa en que no se intenta identificar individuos sino sus relaciones, por lo tanto cada individuo que no “cae” en la muestra elimina un número no determinado de relaciones.

4. MEDIDAS EN ANÁLISIS CUANTITATIVO DE REDES SOCIALES

A partir de los años sesenta se desarrollaron una serie de modelos matemáticos y estadísticos que a partir de algoritmos logran explorar los diferentes tipos de relaciones, atributos y afiliaciones que organizan los actores que integran una determinada red.

Estas pueden organizarse siguiendo dos enfoques o aproximaciones principales: el de Equivalencia Estructural y el de Cohesión Social. Ambos enfoques enfatizarán diferentes aspectos de la red, el primero va a analizar las posiciones y sus equivalencias, mientras que el enfoque de la cohesión hará eje en la presencia de lazos, para observar la existencia de subgrupos, también denominados cliques o camarillas.

Dentro de la perspectiva de la Equivalencia Estructural se destaca la identificación del rol de los actores en cuanto a su centralidad y prestigio. Si se realizara una distinción entre vínculos enviados y recibidos los lazos, como es el caso de las relaciones de dirección, se podrá definir a un actor de prestigio como uno que posee amplios vínculos, especialmente cuando es mayoritariamente en destinatario de los lazos de los demás, es decir se considera en forma asimétrica los lazos de dirección (Wasserman y Faust, 2004). Se deben analizar las relaciones dirigidas a un actor para estudiar su prestigio. La cuantificación de prestigio, y la separación del concepto de centralidad, es algo análogo a la

distinción con frecuencia hecha entre outdegrees y indegrees. Se debe tener en cuenta que la denominación de "prestigio" no implica siempre una valoración positiva de la relación, para el cálculo del prestigio. Otros sinónimos de prestigio incluyen deferencia, y la popularidad.

Según Wasserman y Faust (1994) uno de los principales usos de la teoría de grafos en el análisis de redes sociales es la identificación de los actores "más importantes" o "prominentes" de una red social. Estos actores suelen localizarse en forma estratégica de la red. Del mismo modo que se pueden localizar actores "estrellas", existen otros que pueden considerarse "aislados", por los motivos contrario, suelen tener pocos lazos o lazos débiles, y suelen ubicarse en los bordes. Las medidas principales de este enfoque suelen identificar la centralidad y el prestigio de estos actores.

La centralidad es un atributo estructural de los nodos en una red, no se trata de una categoría de análisis de los actores (variables o atributos) sino un valor que se puede deducir del nodo debido a su posición estructural en la red. De esta forma se puede observar la contribución de un nodo a la posición que ocupa en la red, bien sea en forma de importancia, influencia, relevancia o prominencia. Por ejemplo en un grafo en forma de estrella, el nodo central ocupa un valor máximo de centralidad, mientras que los nodos de las puntas ocupan un valor de centralidad inferior. Se han propuesto diversas medidas de la centralidad de un nodo. Algunas de las más importantes son:

Rango o Grado

Mide el número de lazos directos que tiene cada actor. Si se especifica la relación se podrán contabilizar los "indegrees" (lazos entrantes al nodo) y los "outdegrees" (número de lazos que sale del nodo). Suele representarse con una letra "k". El grado se puede interpretar como el número de enlaces que posee un actor en una red social.

En el ejemplo de los monjes citado todos tienen los mismos grados de salida (Outdegrees), mientras que John 1 tiene la mayor centralidad de entrada (Indegrees).

Tabla 4 - FREEMAN'S DEGREE CENTRALITY MEASURES

Diagonal valid? NO

Model: ASYMMETRIC

Input dataset: sampson (C:\Users\CFD\Documents\UCINET

	1	2	3	4
	OutDegree	InDegree	NrmOutDeg	NrmInDeg
ROMUL_10	6.000	2.000	11.765	3.922
BONAVENT_5	6.000	13.000	11.765	25.490
AMBROSE_9	6.000	3.000	11.765	5.882

BERTH_6	6.000	1.000	11.765	1.961
PETER_4	6.000	9.000	11.765	17.647
LOUIS_11	6.000	3.000	11.765	5.882
VICTOR_8	6.000	6.000	11.765	11.765
WINF_12	6.000	2.000	11.765	3.922
JOHN_1	6.000	21.000	11.765	41.176
GREG_2	6.000	16.000	11.765	31.373
HUGH_14	8.000	8.000	15.686	15.686
BONI_15	6.000	2.000	11.765	3.922
MARK_7	6.000	7.000	11.765	13.725
ALBERT_16	6.000	4.000	11.765	7.843
AMAND_13	6.000	3.000	11.765	5.882
BASIL_3	6.000	5.000	11.765	9.804
ELIAS_17	6.000	1.000	11.765	1.961
SIMP_18	6.000	4.000	11.765	7.843

Tabla 5 STATISTICS

	1	2	3	4
	OutDegree	InDegree	NrmOutDeg	NrmInDeg
Mean	6.111	6.111	11.983	11.983
Std Dev	0.458	5.384	0.898	10.557
Sum	110.000	110.000	215.686	215.686
Variance	0.210	28.988	0.807	111.448
SSQ	676.000	1.194.000	2.599.000	4.590.542
MCSSQ	3.778	521.778	14.524	2.006.066
Euc Norm	26.000	34.554	50.980	67.754
Minimum	6.000	1.000	11.765	1.961
Maximum	8.000	21.000	15.686	41.176
N of Obs	18.000	18.000	18.000	18.000

Network Centralization (Outdegree)=3922%

Network Centralization (Indegree)=30911%

Las columnas 3 y 4 muestran los valores normalizados para facilitar la comparación. Los datos de “Descriptive Statistics” muestran las estadísticas globales para el grupo de monjes.

Cercanía (centralidad)

La cercanía de un nodo (node’s closeness centrality) es la suma de las distancias en un grafo de todos los nodos de la red, donde la distancia de un nodo a otro se define como la longitud (en enlaces) del camino más corto de un nodo a otro. En un contexto de flujo se suele interpretar como el tiempo de llegada de algo que fluye a través de la red.

La cercanía mide de alguna forma la accesibilidad de un nodo respecto a otro. La diferencia entre el número de enlaces para cada nodo, dividido entre la cantidad máxima posible de diferencias. Una red centralizada tendrá muchos de sus vínculos dispersos alrededor de uno o unos cuantos puntos nodales, mientras que una red descentralizada es aquella en la que hay poca variación entre el número de enlaces de cada nodo posee.

La salida del programa de redes UCINET muestra que la mayor cercanía de entrada (Incloseness) la tiene John 1 con 65,385 quien ocupa un lugar central en la red.

Tabla 6. Closeness Centrality Measures

		1	2	3	4
		inFarness	outFarness	inCloseness	outCloseness
9	JOHN_1	26.000	40.000	65.385	42.500
2	BONAVEN_5	30.000	42.000	56.667	40.476
10	GREG_2	30.000	41.000	56.667	41.463
11	HUGH_14	31.000	43.000	54.839	39.535
7	VICTOR_8	35.000	43.000	48.571	39.535
13	MARK_7	36.000	51.000	47.222	33.333
6	LOUIS_11	39.000	39.000	43.590	43.590
16	BASIL_3	40.000	43.000	42.500	39.535
5	PETER_4	42.000	40.000	40.476	42.500
15	AMAND_13	43.000	42.000	39.535	40.476
14	ALBERT_16	44.000	44.000	38.636	38.636
8	WINF_12	47.000	44.000	36.170	38.636
12	BONI_15	47.000	44.000	36.170	38.636
3	AMBROSE_9	48.000	42.000	35.417	40.476
18	SIMP_18	55.000	42.000	30.909	40.476
17	ELIAS_17	56.000	46.000	30.357	36.957
4	BERTH_6	58.000	40.000	29.310	42.500
1	ROMUL_10	58.000	39.000	29.310	43.590

Tabla 7. Statistics

		1	2	3	4
		inFarness	outFarness	inCloseness	outCloseness
1	Mean	42.500	42.500	42.318	40.158
2	Std Dev	9.794	2.774	10.341	2.439
3	Sum	765.000	765.000	761.732	722.851
4	Variance	95.917	7.694	106.942	5.947

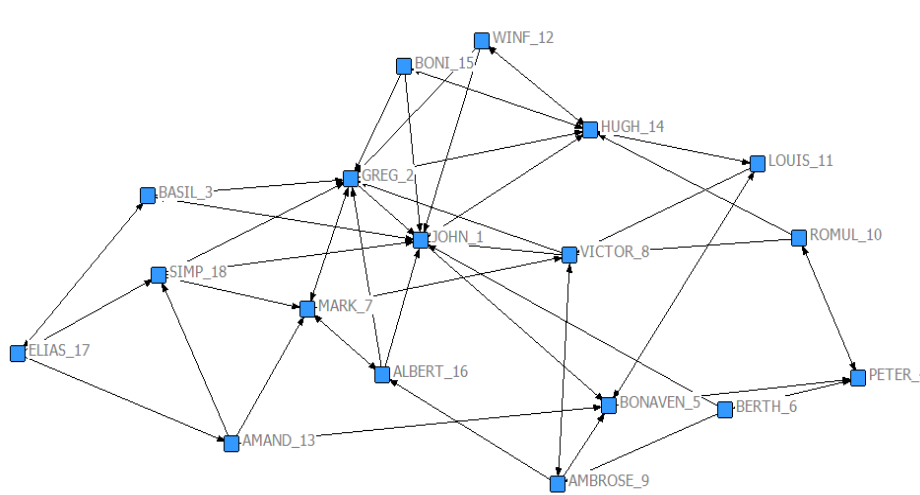
5	SSQ	34.239.000	32.651.000	34.160.219	29.135.607
6	MCSSQ	1.726.500	138.500	1.924.948	107.054
7	Euc Nor	185.038	180.696	184.825	170.692
8	Minimum	26.000	39.000	29.310	33.333
9	Maximum	58.000	51.000	65.385	43.590
10	N of Obs	18.000	18.000	18.000	18.000

Network in-Centralization = 50.37%

Network out-Centralization = 7,49%

Se reproduce el sociograma correspondiente donde se observa el rol central de John 1.

Figura 4 – Sociograma Monasterio



Intermediación (o betweenness)

Es otra medida de la centralidad que indica la frecuencia con la que un nodo aparece en el camino más corto que conecta otros dos nodos, es decir evalúa la posición de cada nodo en relación a los demás nodos en una red. Un nodo con alto valor de intermediación tiene mayor “control del flujo” y alta capacidad de mantener separadas una red, en diversos subgrupos. Esta medida toma en cuenta la conectividad de los vecinos del nodo, dando un mayor valor a los nodos que conectan a grupos.

En forma coherente con los demás datos presentados, John 1 tiene el mayor grado de Intermediación (Betweenness) con el valor de 90,89. En el otro extremo comparten el menor grado intermediación la Boni 15 y Winf 12 ambos con un puntaje de 1,333, es decir la menor información que pasa por estos actores es escasa.

Tabla 8. FREEMAN BETWEENNESS CENTRALITY

Un-normalized centralization: 1177029

		1	2
		Betweenness	nBetweenness
9	JOHN_1	90.890	33.416
2	BONAVENT_5	76.921	28.280
11	HUGH_14	46.833	17.218
5	PETER_4	37.750	13.879
10	GREG_2	33.152	12.188
7	VICTOR_8	31.545	11.598
13	MARK_7	25.250	9.283
16	BASIL_3	24.679	9.073
15	AMAND_13	23.071	8.482
6	LOUIS_11	16.517	6.072
3	AMBROSE_9	13.643	5.016
18	SIMP_18	10.583	3.891
14	ALBERT_16	8.069	2.967
4	BERTH_6	6.583	2.420
17	ELIAS_17	5.845	2.149
1	ROMUL_10	5.000	1.838
8	WINF_12	1.333	0.490
12	BONI_15	1.333	0.490

Tabla 9- DESCRIPTIVE STATISTICS FOR EACH MEASURE

		1	2
		Betweenness	nBetweenness
1	Mean	25.500	9.375
2	Std Dev	24.389	8.967
3	Sum	459.000	168.750
4	Variance	594.838	80.401
5	SSQ	22.411.582	3.029.247
6	MCSSQ	10.707.082	1.447.216
7	Euc Norm	149.705	55.039
8	Minimum	1.333	0.490
9	Maximum	90.890	33.416
10	N of Obs	18.000	18.000

Network Centralization Index = 25.45%

UCINET 6315 Copyright © 1992-2010 Analytic Technologies

Autovalores y autovectores:

El nodo que contenga un valor alto de autovector indica un doble valor, puesto que ese actor estará conectado a muchos nodos que a su vez están ampliamente conectados. Es una medida de la importancia de un nodo en una red. Asigna puntuaciones relativas a todos los nodos de la red basadas en el principio de que las conexiones a los nodos que tienen una puntuación más alta, contribuyen más a la puntuación del nodo en cuestión.

Estadísticamente el autovalor relaciona a los actores con los factores subyacentes a toda la matriz y se suelen seleccionar los dos primeros factores que contienen la mayor cantidad de información, en segunda instancia se identifican los autovectores que son los casos que mayor correlación tienen con los factores.

En la salida del programa UCINET muestra en primera instancia a todos los diecisiete que es posible calcular (n-1) y se seleccionan los dos primeros por incorporar el 30,6% de la información disponible, factores el autovalor (Bonacich Centrality Eigenvalues)

Tabla 10. BONACICH CENTRALITY EIGENVALUES

FACTOR	VALUE	PERCENT	CUM %	RATIO
01:00	12.178	20.2	20.2	1.943
02:00	6.266	10.4	30.6	1.269
03:00	4.936	8.2	38.8	1.272
04:00	3.879	6.4	45.3	1.424
05:00	2.723	4.5	49.8	1.126
06:00	2.418	4.0	53.8	1.898
07:00	1.274	2.1	55.9	1.516
08:00	0.840	1.4	57.3	
09:00	-0.000	-0.0	57.3	
10:00	-0.363	-0.6	56.7	
11:00	-1.136	-1.9	54.8	
12:00	-2.393	-4.0	50.8	
13:00	-3.196	-5.3	45.5	
14:00	-3.448	-5.7	39.8	
15:00	-4.073	-6.8	33.0	
16:00	-5.064	-8.4	24.6	
17:00	-6.047	-10.0	14.6	

60.237 14.6

Tabla 11. Bonacich Eigenvector Centralities

		1	2
		Eigenvec	nEigenvec
1	ROMUL_10	0.091	12.843

2	BONAVEN_5	0.221	31.259
3	AMBROSE_9	0.128	18.110
4	BERTH_6	0.087	12.311
5	PETER_4	0.098	13.897
6	LOUIS_11	0.121	17.120
7	VICTOR_8	0.260	36.715
8	WINF_12	0.243	34.296
9	JOHN_1	0.509	72.018
10	GREG_2	0.437	61.799
11	HUGH_14	0.276	39.001
12	BONI_15	0.243	34.296
13	MARK_7	0.164	23.169
14	ALBERT_16	0.164	23.257
15	AMAND_13	0.125	17.674
16	BASIL_3	0.214	30.301
17	ELIAS_17	0.093	13.191
18	SIMP_18	0.243	34.391

Luego y consistente con las demás medidas observadas, el monje John 1 tiene el mayor autovector (Eigenvector) con un coeficiente de 0,509 y 72,018 cuando estos valores se normalizan (nEigenvector).

Enfoque de la Cohesión

Una de las principales preocupaciones de los análisis de redes sociales es la identificación de subgrupos que cohesionan a los actores dentro de un subconjunto de la red. Para observar esto se busca formalizar la noción intuitiva y teórica del grupo social con características de red social, mediante el desarrollo de la metodología y estadística adecuada. Sin embargo, desde el concepto de grupo social como es usado por los investigadores sociales y de las ciencias del comportamiento es bastante general, existen muchas posibles definiciones sociales subgrupo de la red. Uno de los principales conceptos para identificar a los subgrupos de una red es el “cliqué” o “camarilla”

Cliqué

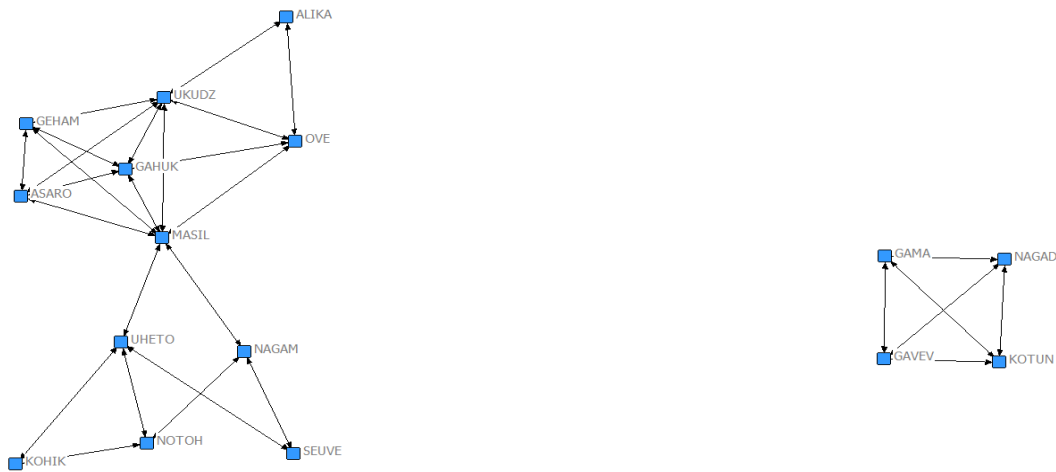
El cliqué o camarilla es un concepto central para el estudio de los subgrupos de cohesión en las redes sociales. El análisis de la camarilla es apropiado para grupos con relaciones dicotómicas no direccionales.

Un cliqué es un subgrafo compuesto por tres o más nodos. Los miembros de la camarilla están completamente conectados como un subconjunto de nodos, todos los cuales son adyacentes a entre sí. La restricción en la camarilla de contener al menos tres nodos se incluye precisamente para excluir díadas de nodos formados en parejas.

Se puede plantear una camarilla como un agrupamiento de los actores que eligen entre sí, y se excluyen a otros actores en el grupo. La definición de cliqué es un punto de partida para especificar las propiedades que un subgrupo de cohesión debe tener. Para este aspecto tres algoritmos se han desarrollados para definir los subgrupos: Cliqué, nCliqué y k-plex.

Para ejemplificar el concepto se empleará el trabajo desarrollado por Hage y Harary en 1983 analizando el sistema tribal de los Gahuku-Gama de la Sierra centro-oriental de Nueva Guinea, descrito por Lee (1954). Se trata de una cultura que tuvo la particularidad de permanecer oculta para occidente hasta el año 1981. Aquí se puede identificar una estructura de alianza entre los tres grupos tribales que buscan mantener un balance en forma permanente dado que entre los Gahuku-Gama, el enemigo de un enemigo puede ser un amigo o un enemigo.

Figura 5 – Sociograma Sistema Tribal



A simple viste se observa en la figura hay dos grupos claramente definidos, pero el grupo de la derecha incluye dos subgrupos que mantienen relaciones entre sí solamente por un nodo (Masil). Sin embargo, cuando se aplica el algoritmo de análisis “Cliqué”, que establece un coeficiente identifica cinco camarillas.

Tabla 12. CLIQUES
Minimum Set Size: 3
5 cliques found

01:00	GAHUK	MASIL	UKUDZ	GEHAM	ASARO
02:00	OVE	GAHUK	MASIL	UKUDZ	
03:00	GAVEV	KOTUN	NAGAD	GAMA	
04:00	OVE	ALIKA	UKUDZ		
05:00	NOTOH	KOHIK	UHETO		

Esto es explicado por Wasserman y Faust (1994) una camarilla es una definición muy estricta de subgrupo cohesivo. La ausencia de una sola línea, o en términos

Una tercera medida para analizar los subgrupos K-plex. Aquí un actor puede pertenecer a una camarilla siempre y cuando esté vinculado a todos los miembros menos K actores (es K puede definirse).

Hanneman dice que, si bien “el enfoque K-plex parece tener bastante en común con el N-clique, el análisis basado en K-plex a menudo arroja un cuadro bastante diferente de las sub-estructuras del grafo. En vez de las agrupaciones grandes y concatenadas que a veces produce el análisis N-clique, el análisis K-plex tiende a encontrar número relativamente grandes de pequeñas agrupaciones. Esto tienen a llamar la atención sobre yuxtaposiciones y co-presencia (centralización) más que en solidaridad y accesibilidad”. (Hanneman citado por Quiroga, 2003). K-plex, va a mostrar información sobre subgrupos o círculos sociales solapados o simultáneos.

Tabla 16. K-PLEX

Value of K:2 (each member of a K-plex of size N has N-K ties of to other members)

Minimum Set Size 3

25 k-plexes found.

01:00	GAVEV	KOTUN	NAGAD	GAMA	
02:00	OVE	ALIKA	GAHUK	UKUDZ	
03:00	OVE	ALIKA	MASIL	UKUDZ	
04:00	OVE	NAGAM	MASIL		
05:00	OVE	GAHUK	MASIL	UKUDZ	GEHAM
06:00	OVE	GAHUK	MASIL	UKUDZ	ASARO
07:00	OVE	MASIL	UHETO		
08:00	ALIKA	UKUDZ	GEHAM		
09:00	ALIKA	UKUDZ	ASARO		
10:00	NAGAM	GAHUK	MASIL		
11:00	NAGAM	MASIL	UKUDZ		
12:00	NAGAM	MASIL	NOTOH	UHETO	
13:00	NAGAM	MASIL	GEHAM		
14:00	NAGAM	MASIL	ASARO		
15:00	NAGAM	MASIL	UHETO	SEUVE	
16:00	NAGAM	NOTOH	KOHIK		
17:00	NAGAM	NOTOH	UHETO	SEUVE	
18:00	GAHUK	MASIL	UKUDZ	GEHAM	ASARO
19:00	GAHUK	MASIL	UHETO		
20:00	MASIL	UKUDZ	UHETO		
21:00	MASIL	KOHIK	UHETO		
22:00	MASIL	GEHAM	UHETO		
23:00	MASIL	ASARO	UHETO		
24:00:00	NOTOH	KOHIK	UHETO		
25:00:00	KOHIK	UHETO	SEUVE		

Como puede observarse se identifican 25 k-plexes, es decir identifica 16 k-plexes de tres miembros, seis de cuatro y tres de cinco.

Tabla 17. Actor-by-Actor Clique Co-Membership Matrix

		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
		GA	KO	OV	AL	NA	GA	MA	UK	NO	KO	GE	AS	UH	SE	NA	GA
1	GAVEV	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1
2	KOTUN	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1
3	OVE	0	0	6	2	1	3	5	4	0	0	1	1	1	0	0	0
4	ALIKA	0	0	2	4	0	1	1	4	0	0	1	1	0	0	0	0
5	NAGAM	0	0	1	0	9	1	7	1	3	1	1	1	3	2	0	0
6	GAHUK	0	0	3	1	1	6	5	4	0	0	2	2	1	0	0	0
7	MASIL	0	0	5	1	7	5	17	6	1	1	4	4	8	1	0	0
8	UKUDZ	0	0	4	4	1	4	6	9	0	0	3	3	1	0	0	0
9	NOTOH	0	0	0	0	3	0	1	0	4	2	0	0	3	1	0	0
10	KOHIK	0	0	0	0	1	0	1	0	2	4	0	0	3	1	0	0
11	GEHAM	0	0	1	1	1	2	4	3	0	0	5	1	1	0	0	0
12	ASARO	0	0	1	1	1	2	4	3	0	0	1	5	1	0	0	0
13	UHETO	0	0	1	0	3	1	8	1	3	3	1	1	11	3	0	0
14	SEUVE	0	0	0	0	2	0	1	0	1	1	0	0	3	3	0	0
15	NAGAD	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1
16	GAMA	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1

Finalmente la matriz “Actor-by-Actor Clique Co-Membership Matrix” indica que varios miembros integran varias camarillas en forma simultánea. Esta medida permite observar el rol estratégico de Masil que forma parte de 17 subgrupos.

5. CONCLUSIONES

Las redes sociales y su análisis han cobrado una nueva relevancia en la última década. Si bien históricamente la formación de grupos y comunidades ha sido una preocupación analítica de los fundadores de sociología, el surgimiento de sistemas computarizados y el desarrollo de software especializado le han dado al campo una nueva perspectiva.

A lo largo de este trabajo se ha realizado una exposición sobre los conceptos y discusiones sobre el concepto de redes sociales y se analizado brevemente si constituye una disciplina diferente de la sociología, radicado en el aporte antropológico. También se han detallado las críticas que le adjudican un sesgo hacia las disciplinas de organización empresarial que emplea estas técnicas para analizar sus estrategias de recursos humanos y buscan por esta vía mejorar su productividad y detectar los flujos de información no controlados.

No obstante, el aporte de esta perspectiva al estudio de comunidades y redes de capital social es determinante allí donde la estadística clásica no logra acceder al tipo de información que suelen requerir (grandes muestras, unidades de análisis independientes). Nuevos y variadas aplicaciones son posibles son pasibles de realizar mediante estas técnicas.

Luego se mostró sucintamente algunas clasificaciones del tipo de redes, especialmente en la división de aguas que implica en enfoque sociocéntrico contra el egocéntrico.

Por último se considera aquí se extrema utilidad es empleo de técnicas cuantitativas para el análisis de las redes mediante dos modalidades: la visión de la Equivalencia Estructural con la aplicación de algunas medidas de centralidad y prestigio y el de Cohesión Social con el análisis de las camarillas o Cliques. Estas técnicas aportan información que no es directamente visible en los grafos o sistemas de visualización y permite un conocimiento de las redes como un campo mensurable.

6. BIBLIOGRAFÍA

Aguilar Gallegos y Velázquez Alvares (2005). "Manual introductorio al análisis de redes sociales".

En http://revista-redes.rediris.es/webredes/talleres/Manual_ARIS.pdf (consulta 17/03/2011)

Boltansky Luc y Chiapello Eve (2002) "El nuevo espíritu del capitalismo" Editorial Akal, Madrid.

Borgatti, S.P., Everett, M.G. and Freeman, L.C. 2002. "Ucinet for Windows": Software for Social Network Analysis. Harvard

Borgatti, S. P. "Conceptos Básicos de Redes Sociales", conferencia en Cancún 14 de febrero 2003, disponible en www.analytictech.com/networks (consultado 10/03/2011)

Castro, Luis Antonio Orozco y Chavarro Bohóquez, Diego Andrés, (2006). "De historia y sociología de la ciencia a indicadores y redes sociales". Observatorio Colombiano de Ciencia y Tecnología

Castells, Manuel (2000) "La Galaxia Internet". Editorial Areté, Barcelona.

Chen Xiang and Yang Cheng-Zen (2010) "Visualization of Social Networks" en Furht, Borko Editor "Handbook of Social Network Technologies and Applications" Springer Editors, New York.

David, J, Chang, K y Hossain L. (2005) "Exploring Sociocentric and Egocentric Approaches for Social Network Analysis", Paper presentado en International

Conference on Knowledge Management in Asia Pacific, Wellington, New Zealand, November 27-29, 2005 disponible en :
<http://sydney.edu.au/engineering/it/~info4990/2006/papers/HossainKMAP.pdf>

Dekker (2006), "Conceptual Distance in Social Network Analysis" en Journal of Social Structure. JoSS Article: Volume 6.

Granovetter Mark (1990) "The Myth of Social Network Analysis as a Special Method in the Social Sciences", Sunbelt Social Networks Conference, San Diego, February 15, Department of Sociologist, State University of New York.

Galaskiewicz Joseph y Wasserman Stanley (1993), "Social Network Analysis. Concepts, Methodology, and Directions for the 1990s". En Sociological Methods & Research, Vol. 22, N° 1, August 1993 3 – 22, Sage Publications.

Gurrutxaga, Ander (1991) "El redescubrimiento de la comunidad". En Reis N° 56, Octubre – Diciembre 1991, Madrid.

Hanneman, Robert A. and Mark Riddle (2005) "Introduction to social network methods". Riverside, CA: University of California, Riverside.

Molina, José Luis (2001). "El análisis de las redes sociales: Una introducción". Edicions Bellaterra, Barcelona.

Merton Robert (2002) "La división social del trabajo en Durkhmeim" en REIS N° 99 -Julio Septiembre 2002

Mizruchi Mark S y Marquis Christopher (2006) "Egocentric, sociocentric, or dyadic? Identifying the appropriate level of analysis in the study of organizational networks" Social Networks 28, no. 3 (July 2006): 187-208. Disponible en:
<http://drfd.hbs.edu/fit/public/facultyInfo.do?facInfo=pub&facId=340837> (consulta 16/03/2011)

Reynoso, Carlos (2008) "Hacia la complejidad por la vía de las redes. Nuevas lecciones epistemológicas". En Desacatos, septiembre – diciembre 2008. Centro de Investigaciones y Estudios Superiores en antropología Social, pp. 17- 40 México en: <http://carlosreynoso.com.ar/archivos/varios/Hacia-la-complejidad.pdf> (consulta 20/03/2011)

Sampson, S. (1969). "Crisis in a cloister". Unpublished doctoral dissertation, Cornell University.

Wasserman, Stanley, Katherine Faust. (1994) "Social network analysis: methods and applications". Cambridge University Press, Cambridge.

Zhang Mingxin (2010) "Network Analysis: History, Concepts, and Research" en Furht, Borko Editor "Handbook of Social Network Technologies and Applications" Springer Editors, New York.