

UNIVERSIDAD
DE LOS ANDES
MERIDA-VENEZUELA

ESTRUCTURA MODULAR INDUCIDA POR EXCLUSIÓN EN UN MODELO DE FORMACIÓN DE OPINIÓN SOBRE REDES COEVOLUTIVAS.

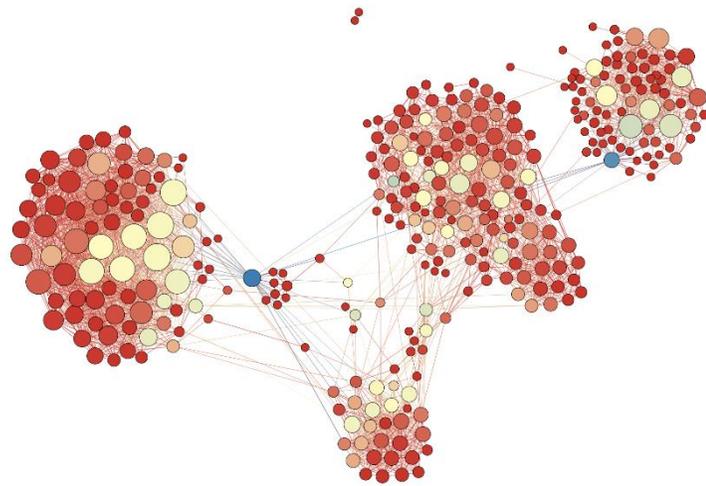
Br. Sirius Fuenmayor Cardozo
Dr. Kay Tucci
Grupo de Caos y Sistemas
Complejos
Facultad de Ciencias
Universidad de los Andes

INTRODUCCIÓN A LA SOCIOFÍSICA

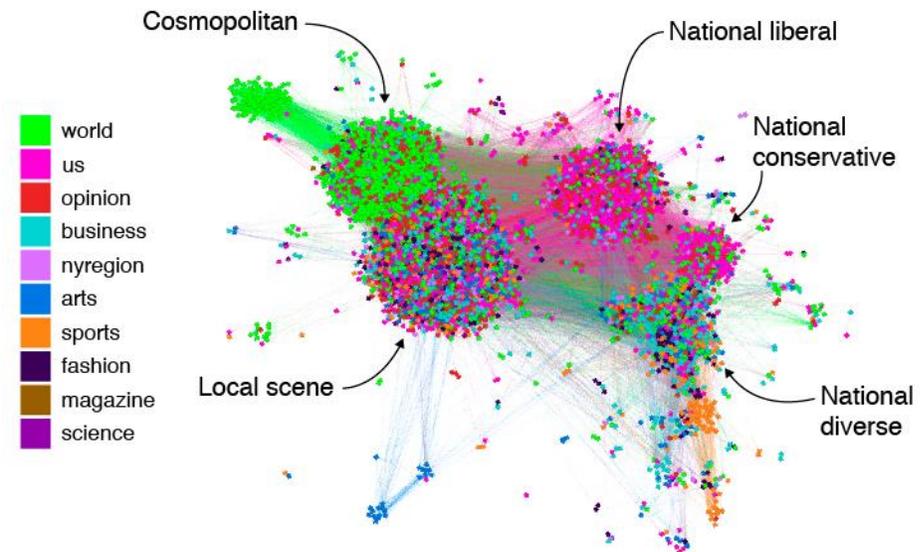
- Sociofísica: estudio de fenómenos (*comportamientos colectivos*) en sistemas sociales utilizando mecánica estadística y teoría de redes.
- Comportamientos colectivos estudiados:
 - Formación de opinión y/o creencias.
 - Difusión de propaganda.
 - Esparcimiento de rumores y epidemias.
- Premisa: El comportamiento de un ser humano es simple en ciertos aspectos.
- Sistema social: conjunto de elementos que interactúan bajo reglas simples y modifican así sus atributos.
- Atributos: *creencias, riqueza, preferencias*.

REDES SOCIALES

- Generalmente la interacción ocurre a través de una red con una arquitectura no trivial:



Facebook map degree (http://bellm.org/blog/wp-content/uploads/2011/06/facebook_map_degree.png)



Red de usuarios de Twitter que comparten artículos en línea del New York Times. Se crea un enlace entre dos usuarios si uno sigue al otro. (A. Herdağdelen, W. Zuo, A.S. Gard-Murray, Y. Bar-Yam, An exploration of social identity: The geography and politics of news-sharing communities in Twitter, Complexity 19, 10-20 (2013).)

TEORÍA DE REDES

Al estudiar a las redes sociales deseamos responder las siguientes preguntas:

- i. Como se define y caracteriza matemáticamente a una red.

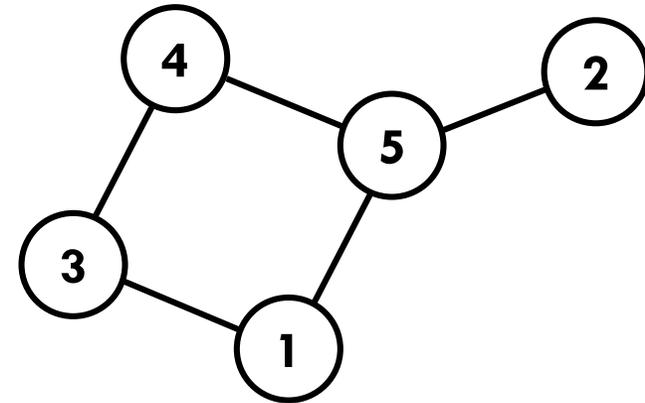
TEORÍA DE REDES:

- Una red se representa por un grafo.
- Un grafo es un par de conjuntos:

$$G = (V, E)$$

V guarda las etiquetas de los elementos.

E guarda los enlaces entre los elementos como pares ordenados: Si i y j están conectados $(i, j) \rightarrow E$.



$$V = (1, 2, 3, 4, 5)$$

$$E = ((1, 3), (1, 5), (3,4), (4, 5), (5, 2))$$

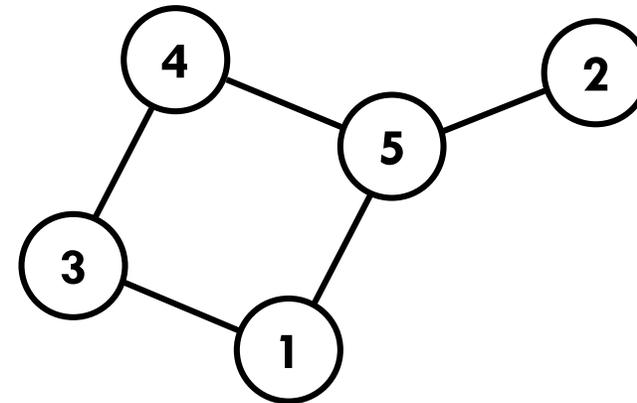
TEORÍA DE REDES: MATRIZ DE ADYACENCIA

También se puede representar un grafo a través de una matriz, llamada **matriz de adyacencia**, para una red de N nodos se define como una matriz booleana A de tamaño $(N \times N)$ donde:

$$a_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{si } i \text{ y } j \text{ están conectados} \\ 0, & \text{si no hay conexión} \end{cases}$$

En términos de los conjuntos E y V la matriz de adyacencia se define como:

$$a_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{si } (i,j) \in E \\ 0, & \text{si } (i,j) \notin E \end{cases}$$



$$A = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

TEORÍA DE REDES: MEDIDAS CARACTERÍSTICAS

Para caracterizar a un grafo se utilizan diferentes medidas:

- Distribución de grado.
- Coeficiente de agrupamiento.
- Longitud característica.
- Centralidad.
- Modularidad.

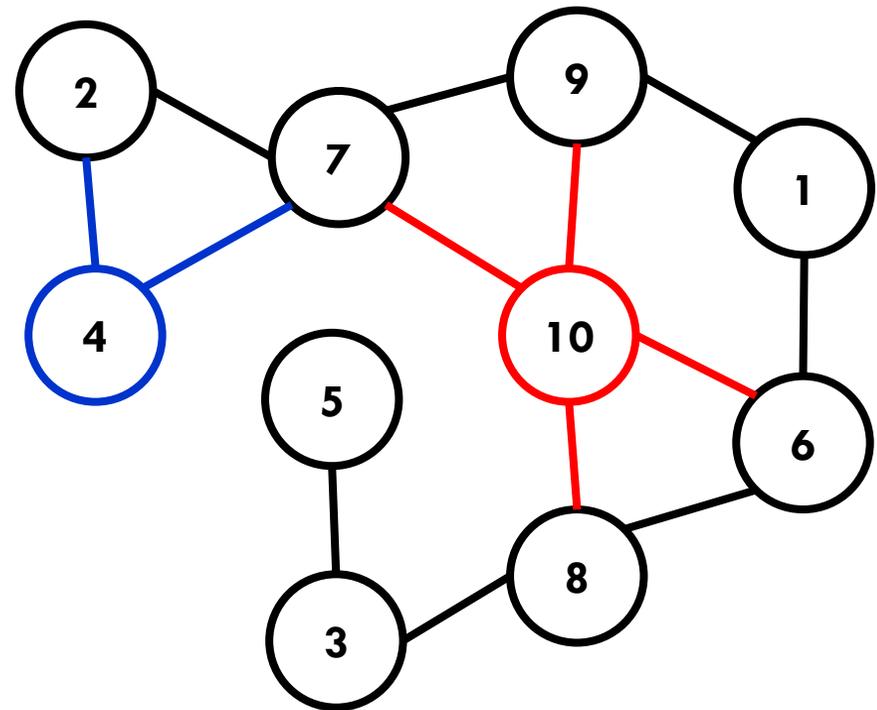
TEORÍA DE REDES: MEDIDAS CARACTERÍSTICAS

- **Grado:** Numero de enlaces de un nodo.

e. g.: grado de los nodos 4 y 10 de la red mostrada:

$$k(4) = 2, k(10) = 4.$$

- **Distribución de grado $P(k)$:** distribución del grado de los nodos en la red o probabilidad de encontrar un nodo con grado k .



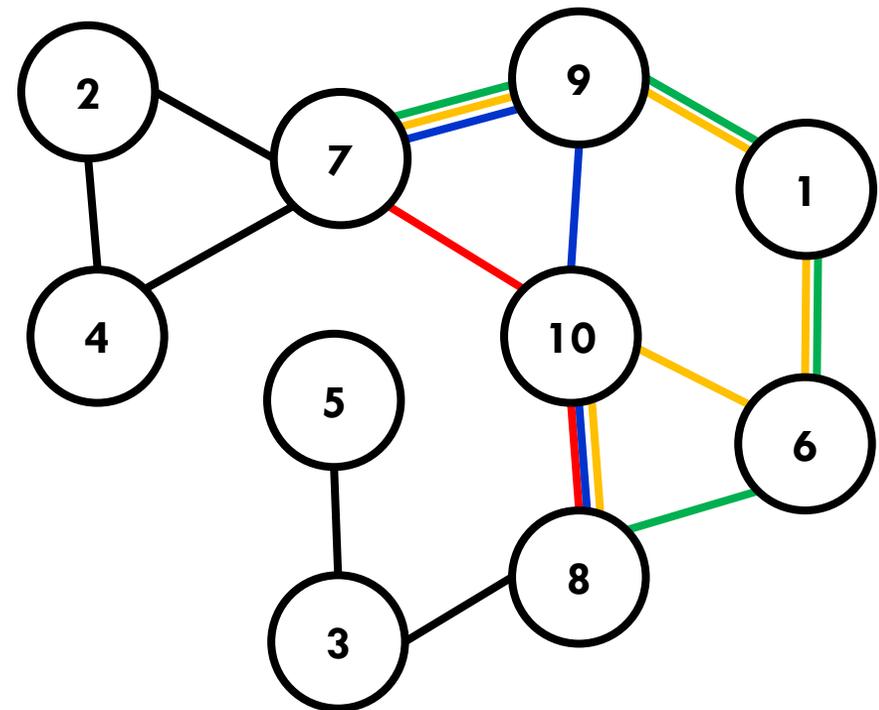
TEORÍA DE REDES: MEDIDAS CARACTERÍSTICAS

- **Longitud característica entre dos vértices i y j :** longitud del camino más corto entre i y j .

e. g.: Para los nodos 7 y 8: $l_{7,8} = 2$

- **Longitud característica de la red:** promedio de las longitudes mas cortas entre todos los nodos.

$$l = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i \neq j} l_{i,j}$$

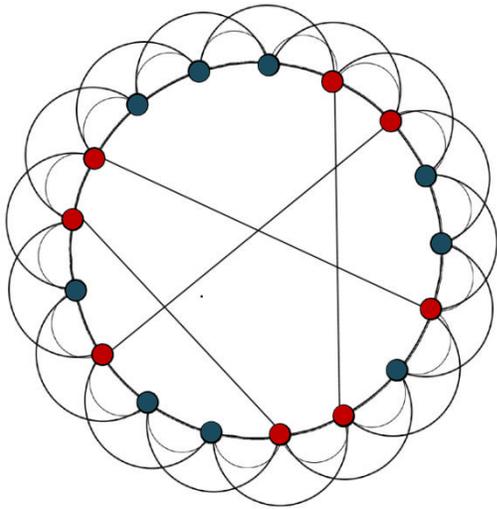


TEORÍA DE REDES

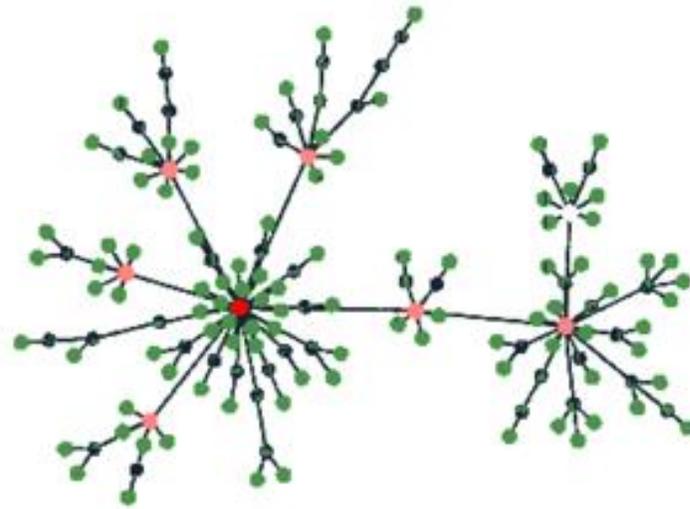
Al estudiar a las redes sociales deseamos responder las siguientes preguntas:

- i. Como se define y caracteriza matemáticamente a una red.
- ii. ¿Existen patrones en la manera en que se conectan los elementos en una red social?

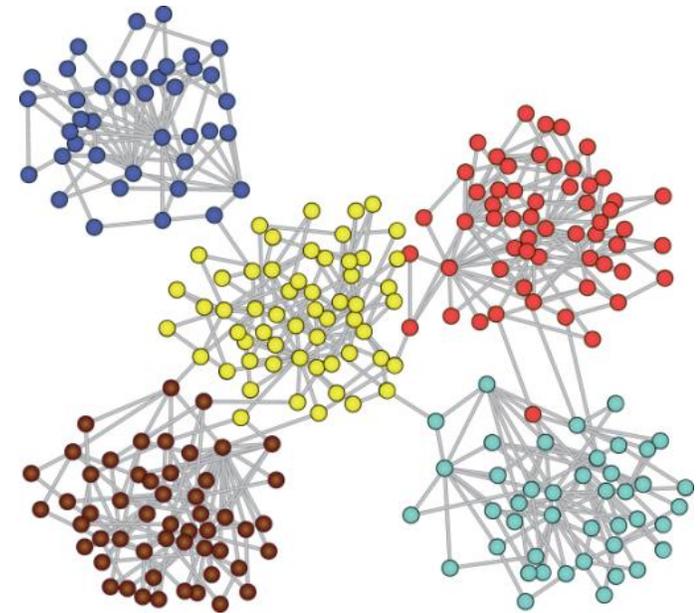
TOPOLOGÍAS COMUNES EN REDES SOCIALES



Propiedad de Pequeño Mundo



Topología Libre de Escala



Estructura Modular

TEORÍA DE REDES

Al estudiar a las redes sociales deseamos responder las siguientes preguntas:

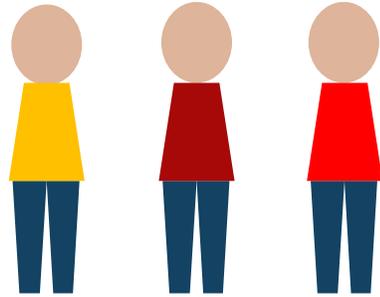
- i. Como se define y caracteriza matemáticamente a una red.
- ii. ¿Existen patrones en la manera en que se conectan los elementos en una red social?
- iii. ¿Que mecanismos conducen a la formación de una estructura especifica?

TEORÍA DE REDES

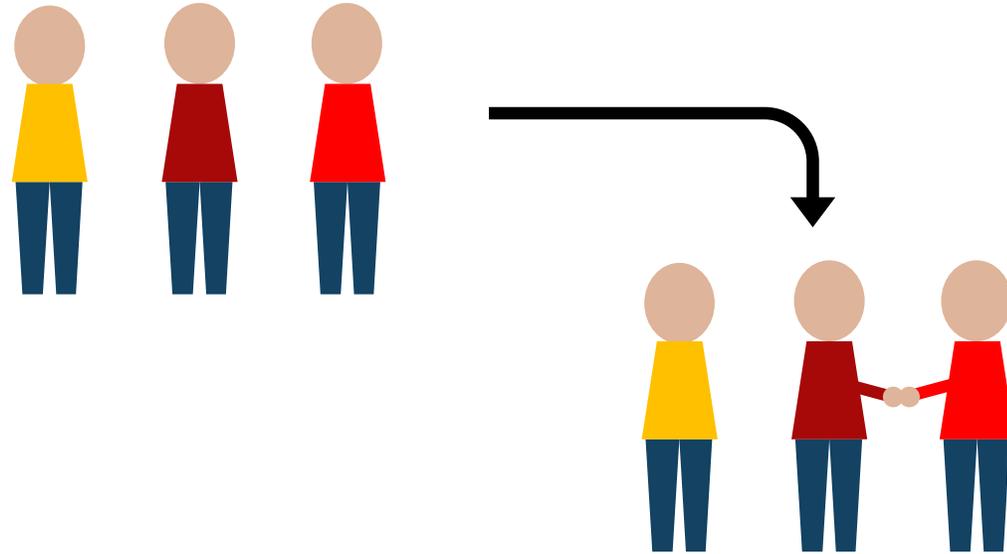
Al estudiar a las redes sociales deseamos responder las siguientes preguntas:

- i. Como se define y caracteriza matemáticamente a una red.
- ii. ¿Existen patrones en la manera en que se conectan los elementos en una red social?
- iii. ¿Que mecanismos conducen a la formación de una estructura especifica?

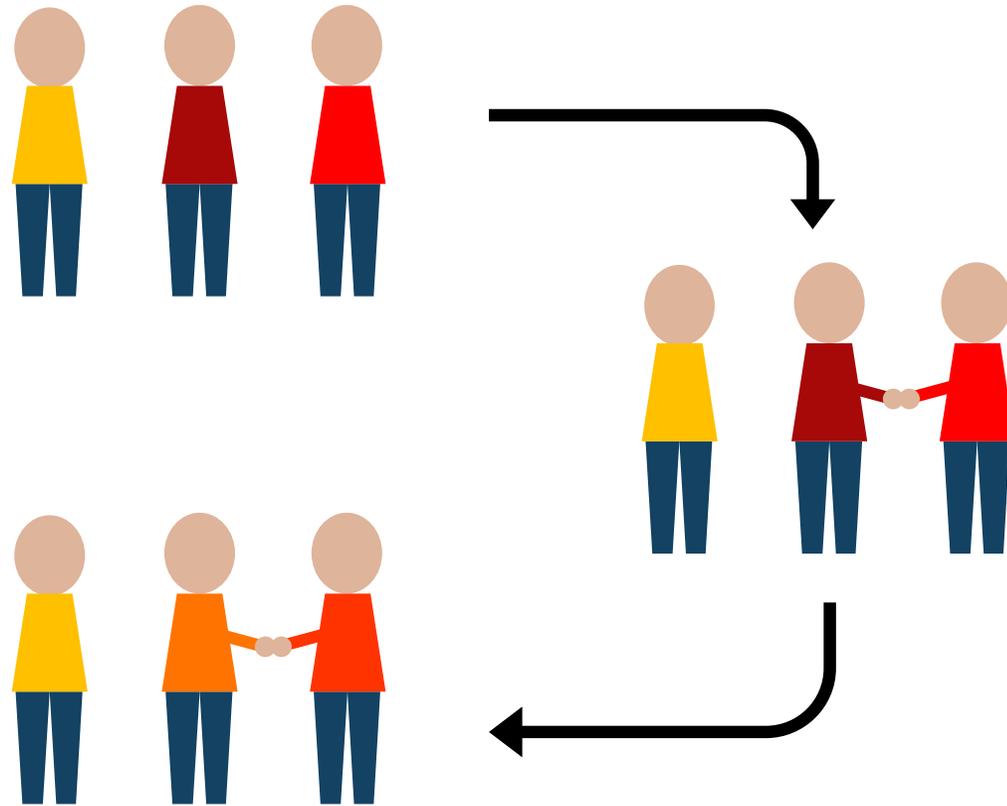
COEVOLUCIÓN EN REDES SOCIALES



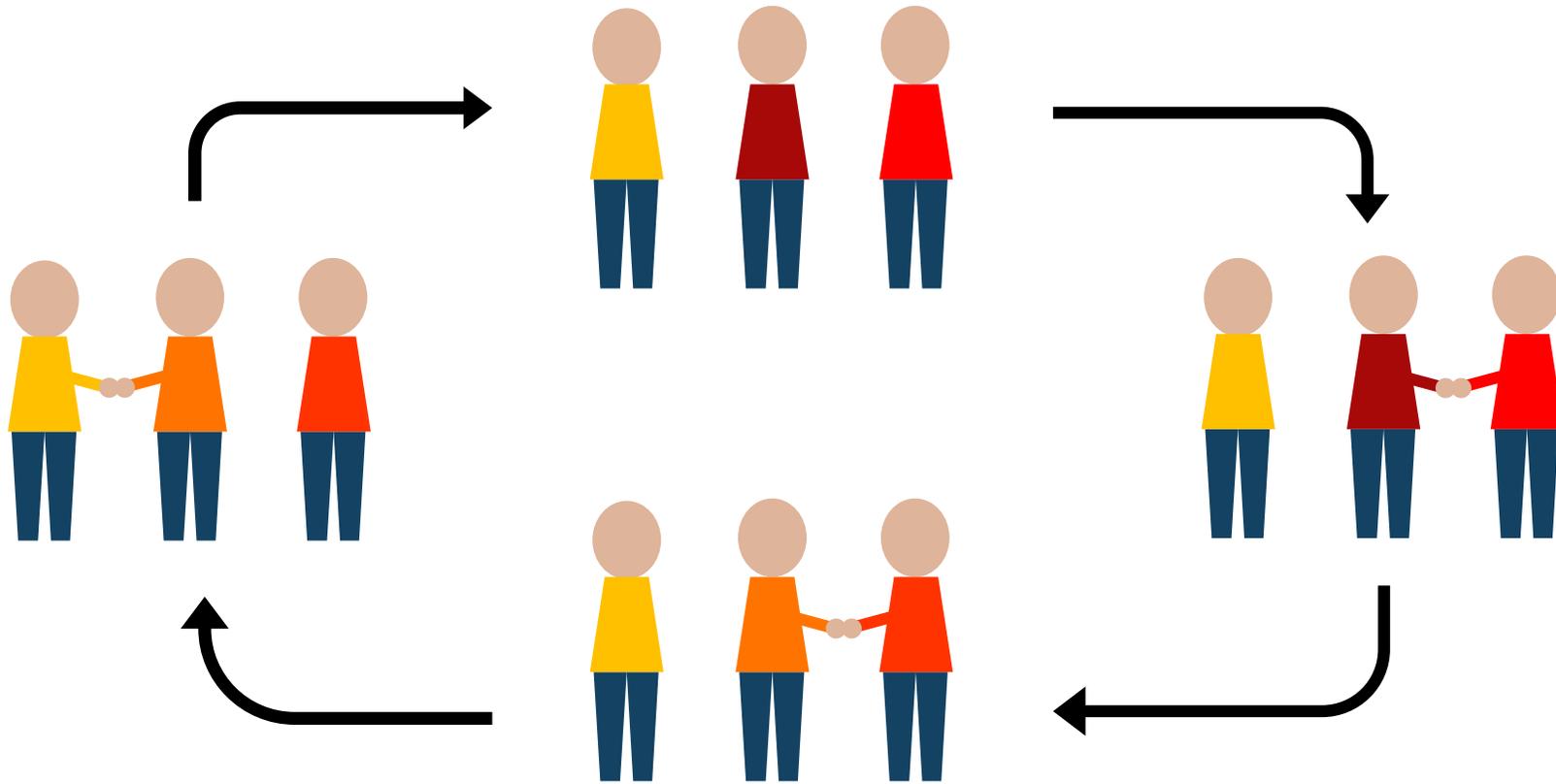
COEVOLUCIÓN EN REDES SOCIALES



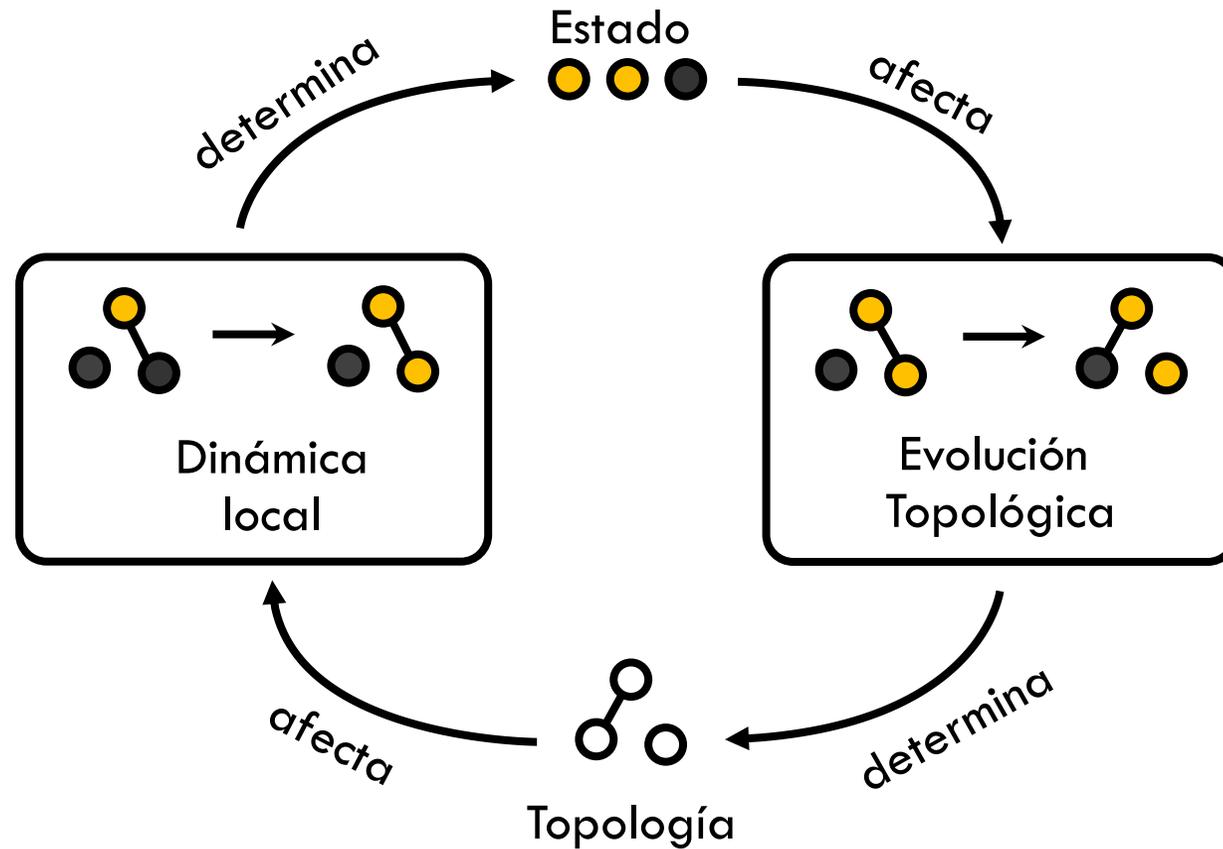
COEVOLUCIÓN EN REDES SOCIALES



COEVOLUCIÓN EN REDES SOCIALES



COEVOLUCION EN REDES SOCIALES



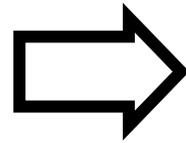
TEORÍA DE REDES

Al estudiar a las redes sociales deseamos responder las siguientes preguntas:

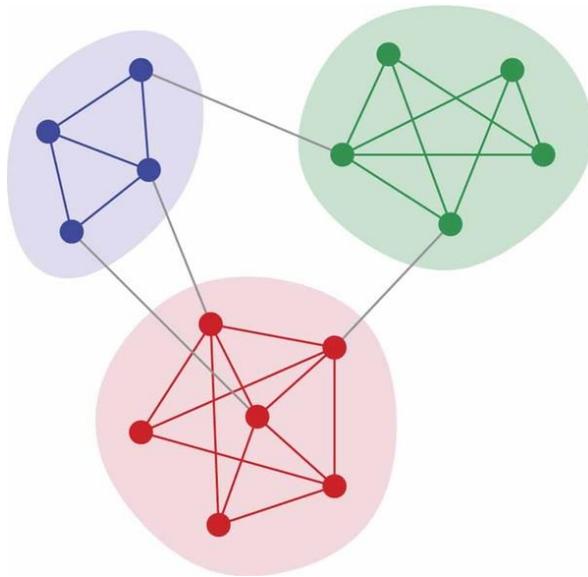
- i. Como se define y caracteriza matemáticamente a una red.
- ii. ¿Existen patrones en la manera en que se conectan los elementos en una red social?
- iii. ¿Que mecanismos conducen a la formación de una estructura especifica?

¿COMO EMERGEN LAS COMUNIDADES?

¿Como emergen grupos de opinión y la estructura modular en una población?

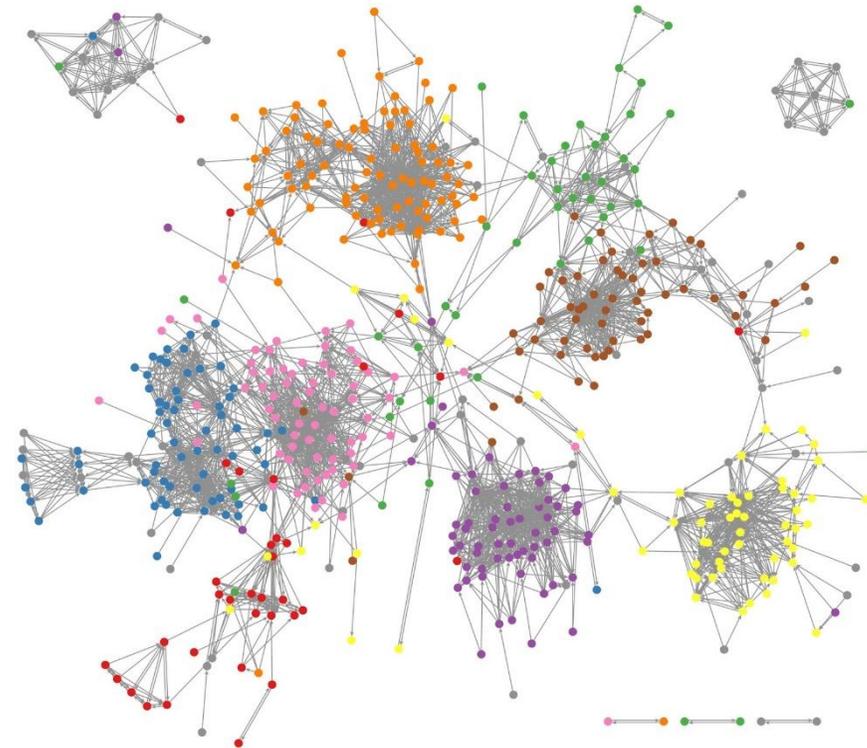


ESTRUCTURA MODULAR



Red con Estructura Modular

http://www.nature.com/nphys/journal/v8/n1/fig_tab/nphys2162_F1.html



Red de Facebook del instituto Caltech

<http://sociograph.blogspot.com/2013/05/revealing-community-structure-with.html>

MODELO DE FORMACIÓN DE CREENCIAS Y REDES

- Sistema: N individuos que interactúan a través de una red. Enlaces = relaciones.
- Creencia del individuo i : $x_i \in [0, 1]$.
- Condiciones iniciales: distribución heterogénea de creencias, red aleatoria.
- En cada paso de tiempo se repite N veces el siguiente proceso:
 - Se seleccionan al azar dos individuos $i \in \{1, 2, \dots, N\}$ y $j \in \eta_i$.
 - Se ajustan las creencias $x_i(t)$ y $x_j(t)$ de acuerdo a las siguientes ecuaciones:

$$\begin{aligned}x_i(t + 1) &= x_i(t) + \mu \cdot p(d_{ij}) \cdot (x_j(t) - x_i(t)) \\x_j(t + 1) &= x_j(t) + \mu \cdot p(d_{ij}) \cdot (x_i(t) - x_j(t))\end{aligned} \quad (1)$$

Donde μ es un parámetro $\in [0, 0.5]$.



MODELO DE FORMACIÓN DE CREENCIAS Y REDES

- Sistema: N individuos que interactúan a través de una red. Enlaces = relaciones.
- Creencia del individuo i : $x_i \in [0, 1]$.
- Condiciones iniciales: distribución heterogénea de creencias, red aleatoria.
- En cada paso de tiempo se repite N veces el siguiente proceso:
 - Se seleccionan al azar dos individuos $i \in \{1, 2, \dots, N\}$ y $j \in \eta_i$.
 - Se ajustan las creencias $x_i(t)$ y $x_j(t)$ de acuerdo a las siguientes ecuaciones:

$$\begin{aligned}x_i(t + 1) &= x_i(t) + \mu \cdot p(d_{ij}) \cdot (x_j(t) - x_i(t)) \\x_j(t + 1) &= x_j(t) + \mu \cdot p(d_{ij}) \cdot (x_i(t) - x_j(t))\end{aligned} \quad (1)$$

Donde μ es un parámetro $\in [0, 0.5]$.

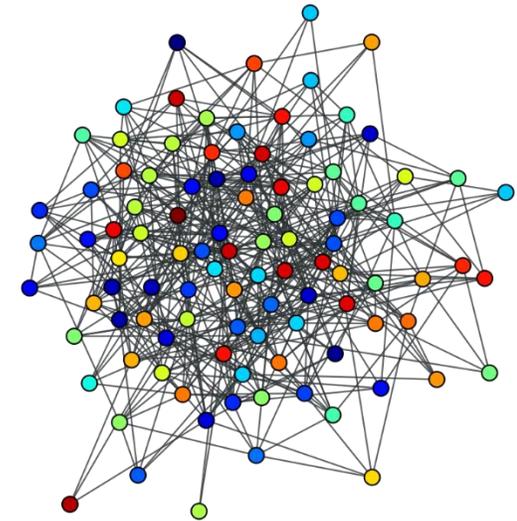


MODELO DE FORMACIÓN DE CREENCIAS Y REDES

- Sistema: N individuos que interactúan a través de una red. Enlaces = relaciones.
- Creencia del individuo i : $x_i \in [0, 1]$.
- Condiciones iniciales: distribución heterogénea de creencias, red aleatoria.
- En cada paso de tiempo se repite N veces el siguiente proceso:
 - Se seleccionan al azar dos individuos $i \in \{1, 2, \dots, N\}$ y $j \in \eta_i$.
 - Se ajustan las creencias $x_i(t)$ y $x_j(t)$ de acuerdo a las siguientes ecuaciones:

$$\begin{aligned}x_i(t + 1) &= x_i(t) + \mu \cdot p(d_{ij}) \cdot (x_j(t) - x_i(t)) \\x_j(t + 1) &= x_j(t) + \mu \cdot p(d_{ij}) \cdot (x_i(t) - x_j(t))\end{aligned} \quad (1)$$

Donde μ es un parámetro $\in [0, 0.5]$.



MODELO DE FORMACIÓN DE CREENCIAS Y REDES

- Sistema: N elementos que interactúan a través de una red. Enlaces = relaciones.
- Creencia del individuo i : $x_i \in [0, 1]$.
- Condiciones iniciales: distribución heterogénea de creencias, red aleatoria.
- En cada paso de tiempo se repite N veces el siguiente proceso:
 - Se seleccionan al azar dos individuos $i \in \{1, 2, \dots, N\}$ y $j \in \eta_i$.
 - Se ajustan las creencias $x_i(t)$ y $x_j(t)$ de acuerdo a las siguientes ecuaciones:

$$\begin{aligned}x_i(t + 1) &= x_i(t) + \mu \cdot p(d_{ij}) \cdot (x_j(t) - x_i(t)) \\x_j(t + 1) &= x_j(t) + \mu \cdot p(d_{ij}) \cdot (x_i(t) - x_j(t))\end{aligned}\quad (1)$$

Donde $d_{ij} = |x_i(t) - x_j(t)|$ es el desacuerdo entre los individuos i y j , μ es un parámetro $\in [0, 0.5]$ y...



MODELO DE FORMACIÓN DE CREENCIAS Y REDES

- y $p(d_{ij})$ se define como:

$$p = \begin{cases} s_1 & \text{si } d \in [0, u_1) \\ s_2 & \text{si } d \in [u_1, u_2) \\ s_3 & \text{si } d \in [u_2, 1) \end{cases} \quad (2)$$

Donde s_1, s_2 y $s_3 \in \{-1, 0, 1\}$ con $s_1 \neq s_2 \neq s_3$ y $u_1, u_2 \in [0, 1]$.

- *La interacción depende del desacuerdo o de la diferencia entre las creencias de los individuos.*

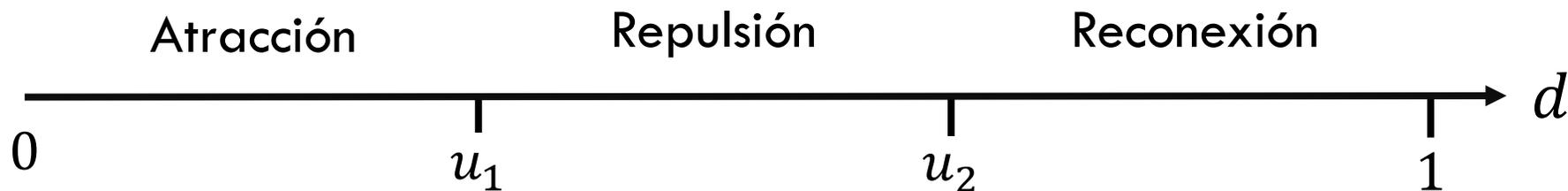
MODELO DE FORMACIÓN DE CREENCIAS Y REDES

Se puede demostrar que:

- Si $x_i(t)$ y $x_j(t)$ y s_1, s_2, s_3, u_1, u_2 son tales que $p(d_{ij}) = 1$, la dinámica disminuye el desacuerdo $d_{ij} = |x_i(t) - x_j(t)|$ entre los individuos. Este proceso se llamara **atracción**.
- Si $x_i(t)$ y $x_j(t)$ y s_1, s_2, s_3, u_1, u_2 son tales que $p(d_{ij}) = -1$, la dinámica aumenta el desacuerdo d_{ij} entre los individuos. Este proceso se llamara **repulsión**.
- Si $x_i(t)$ y $x_j(t)$ y s_1, s_2, s_3, u_1, u_2 son tales que $p(d_{ij}) = 0$, i y j se desconectan e i se conectara con otro individuo $l \notin \eta_i$ para el cual $p(d_{ij}) \neq 0$. Este proceso se llamara **reconexión e introduce la coevolución entre creencias y relaciones en el sistema**.

MODELO DE FORMACIÓN DE CREENCIAS Y REDES

- Supongamos que $s_1 = 1, s_2 = -1, s_3 = 0$, en este caso tenemos:
 - Si $d \in [0, u_1)$ entonces $p(d_{ij}) = 1$ y ocurre el proceso de atracción.
 - Si $d \in [u_1, u_2)$ entonces $p(d_{ij}) = -1$ y ocurre el proceso de repulsión.
 - Si $d \in [u_2, 1)$ entonces $p(d_{ij}) = 0$ y ocurre el proceso de reconexión.



MODELO DE FORMACIÓN DE CREENCIAS Y REDES

Caso	s_1	s_2	s_3	Proceso
1	-1 (Repulsión)	1 (Atracción)	0 (Reconexión)	Homofilia
2	1 (Atracción)	-1 (Repulsión)	0 (Reconexión)	Homofilia
3	-1 (Repulsión)	0 (Reconexión)	1 (Atracción)	
4	1 (Atracción)	0 (Reconexión)	-1 (Repulsión)	
5	0 (Reconexión)	1 (Atracción)	-1 (Repulsión)	Heterofilia
6	0 (Reconexión)	-1 (Repulsión)	1 (Atracción)	Heterofilia

Tabla 1 – Mecanismos posibles en el modelo.

MODELO DE FORMACIÓN DE CREENCIAS Y REDES

- ¿Qué estructuras emergen en nuestro modelo? ¿Emerge una estructura modular?

CARACTERIZACIÓN DE LA ESTRUCTURA MODULAR A TRAVÉS DE LA MODULARIDAD.

Para una división candidata de los nodos en cierto número de grupos c , Q se define como:

$$Q = \sum_i^c (e_{ii} - a_i^2) \quad \text{Con } e_{ii} = \sum_{vw} \frac{A_{vw}}{2m} \delta(c_v, c_w) \text{ y } a_i = \frac{k_i}{2m}$$

Donde: e_{ii} es la fracción de enlaces que unen dos nodos en la misma comunidad i y a_i el número de enlaces que parte fuera de i . m es el número de enlaces, A la matriz de adyacencia de la red y δ es la delta de Kronecker.

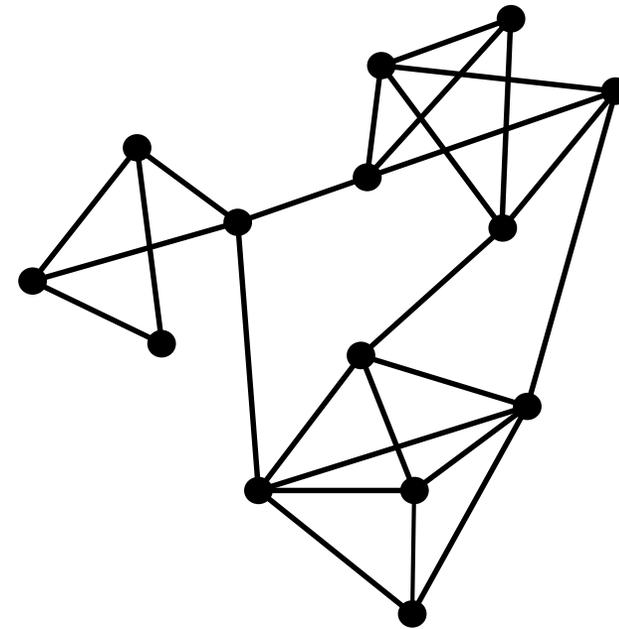
Cambio en la modularidad para el tiempo t : $\Delta Q(t) = Q(t) - Q(0)$.

DETECCIÓN DE COMUNIDADES BASADA EN LA MODULARIDAD

- Proponer un número arbitrario de comunidades.
- Proponer una partición arbitraria de nodos en estas comunidades.
- Medir la modularidad en cada caso.
- La partición con mayor modularidad corresponde a la verdadera estructura de comunidades en la red.

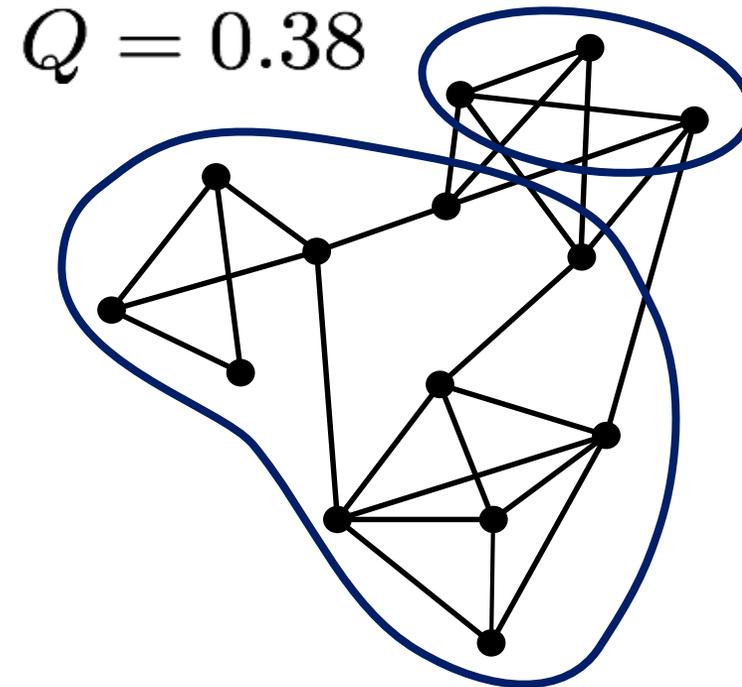
DETECCIÓN DE COMUNIDADES BASADA EN LA MODULARIDAD

- Proponer un número arbitrario de comunidades.
- Proponer una partición arbitraria de nodos en estas comunidades.
- Medir la modularidad en cada caso.
- La partición con mayor modularidad corresponde a la verdadera estructura de comunidades en la red.



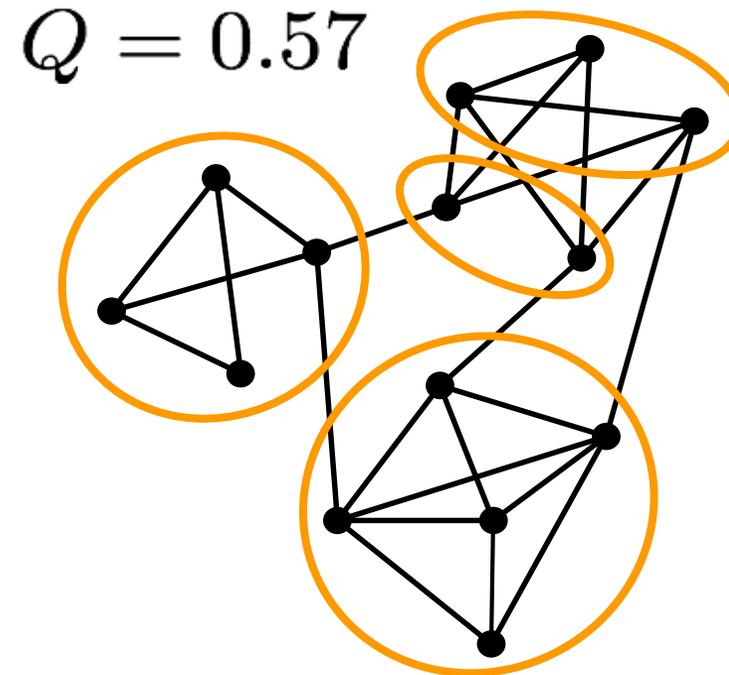
DETECCIÓN DE COMUNIDADES BASADA EN LA MODULARIDAD

- Proponer en un numero arbitrario de comunidades.
- Proponer una partición arbitraria de nodos en estas comunidades.
- Medir la modularidad en cada caso.
- La partición con mayor modularidad corresponde a la verdadera estructura de comunidades en la red.



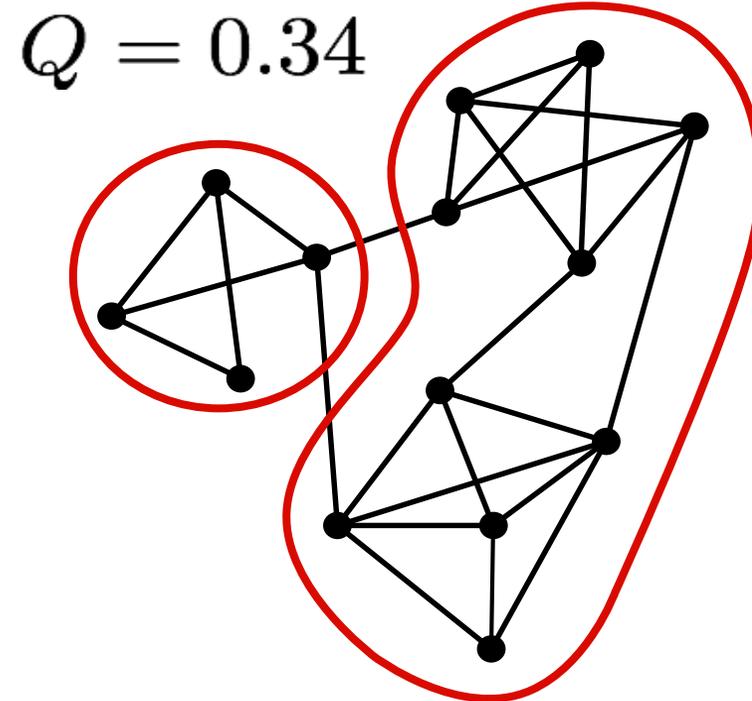
DETECCIÓN DE COMUNIDADES BASADA EN LA MODULARIDAD

- Proponer en un numero arbitrario de comunidades.
- Proponer una partición arbitraria de nodos en estas comunidades.
- Medir la modularidad en cada caso.
- La partición con mayor modularidad corresponde a la verdadera estructura de comunidades en la red.



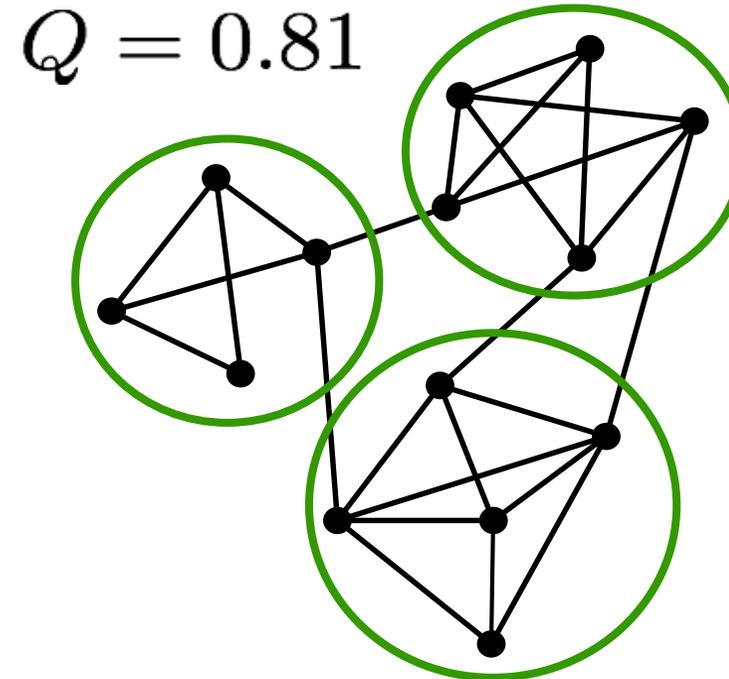
DETECCIÓN DE COMUNIDADES BASADA EN LA MODULARIDAD

- Proponer en un numero arbitrario de comunidades.
- Proponer una partición arbitraria de nodos en estas comunidades.
- Medir la modularidad en cada caso.
- La partición con mayor modularidad corresponde a la verdadera estructura de comunidades en la red.

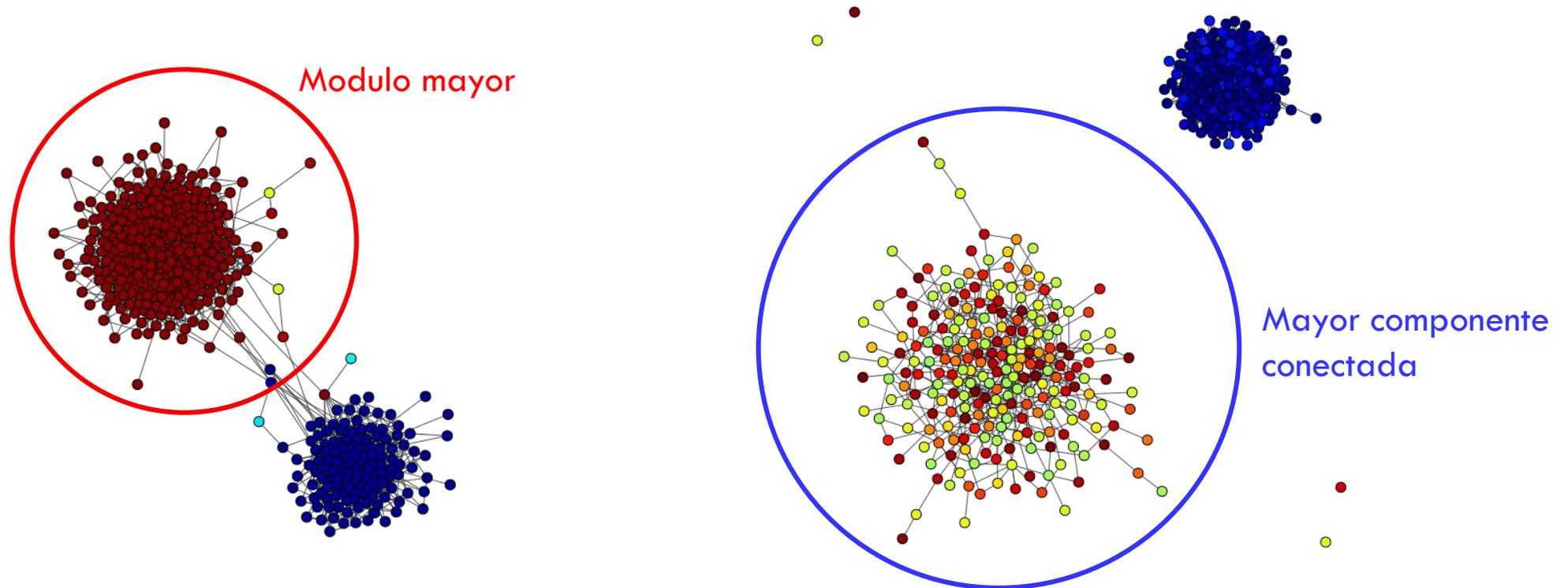


DETECCIÓN DE COMUNIDADES BASADA EN LA MODULARIDAD

- Proponer en un numero arbitrario de comunidades.
- Proponer una partición arbitraria de nodos en estas comunidades.
- Medir la modularidad en cada caso.
- La partición con mayor modularidad corresponde a la verdadera estructura de comunidades en la red.



CARACTERIZACIÓN DE LA ESTRUCTURA MODULAR: TAMAÑO DEL MODULO MAYOR M Y DE LA MAYOR COMPONENTE CONECTADA S .



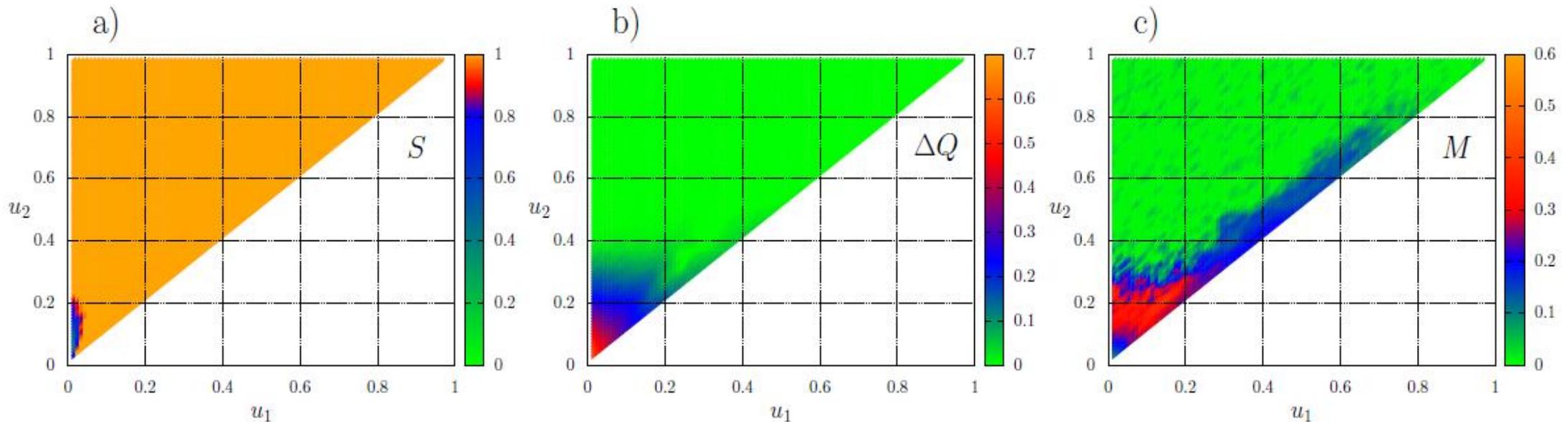
M es calculado de acuerdo al algoritmo de detección de comunidades propuesto en: Fast unfolding of community hierarchies in large networks, V.D. Blondel, J.-L. Guillaume, R. Lambiotte and E. Lefebvre, J. Stat. Mech., (2008) P10008.

CARACTERIZACIÓN DEL SISTEMA

Para caracterizar al sistema utilizaremos las siguientes medidas:

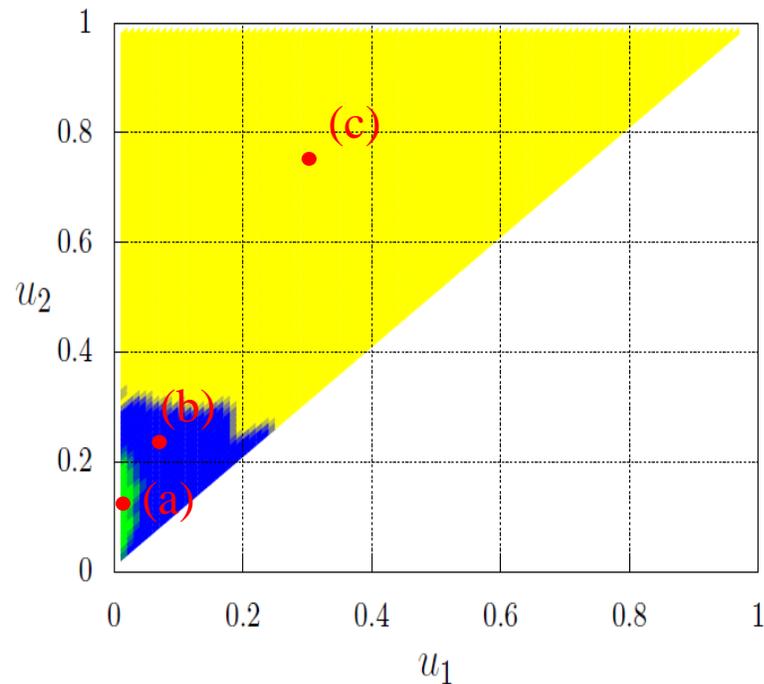
- Tamaño de la mayor componente conectada del sistema S .
- Tamaño del modulo mayor M .
- Cambio en la modularidad ΔQ .

RESULTADOS: CASO 1, $S_1 = -1$, $S_2 = 1$, $S_3 = 0$



ΔQ , M y S en $t=1000$ para la combinación de parámetros $s_1 = -1$, $s_2 = 1$, $s_3 = 0$ en función de u_1 y u_2 . Los resultados fueron generados para $\mu=0.1$, $N=1000$ y $\langle k_{ini} \rangle = 10$. ΔQ y M fueron calculados con el algoritmo en la referencia: Fast unfolding of community hierarchies in large networks, V.D. Blondel, J.-L. Guillaume, R. Lambiotte and E. Lefebvre, J. Stat. Mech., (2008) P10008.

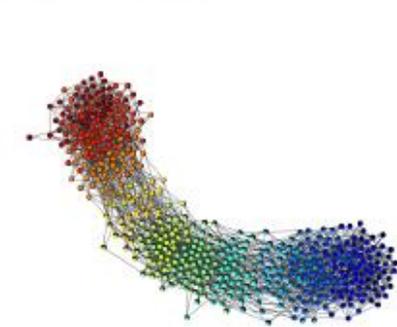
RESULTADOS: CASO 1, $S_1 = -1$, $S_2 = 1$, $S_3 = 0$



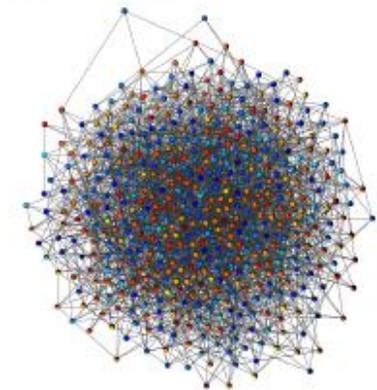
(a) $u_1 = 0.01$, $u_2 = 0.03$.



(b) $u_1 = 0.08$, $u_2 = 0.16$.



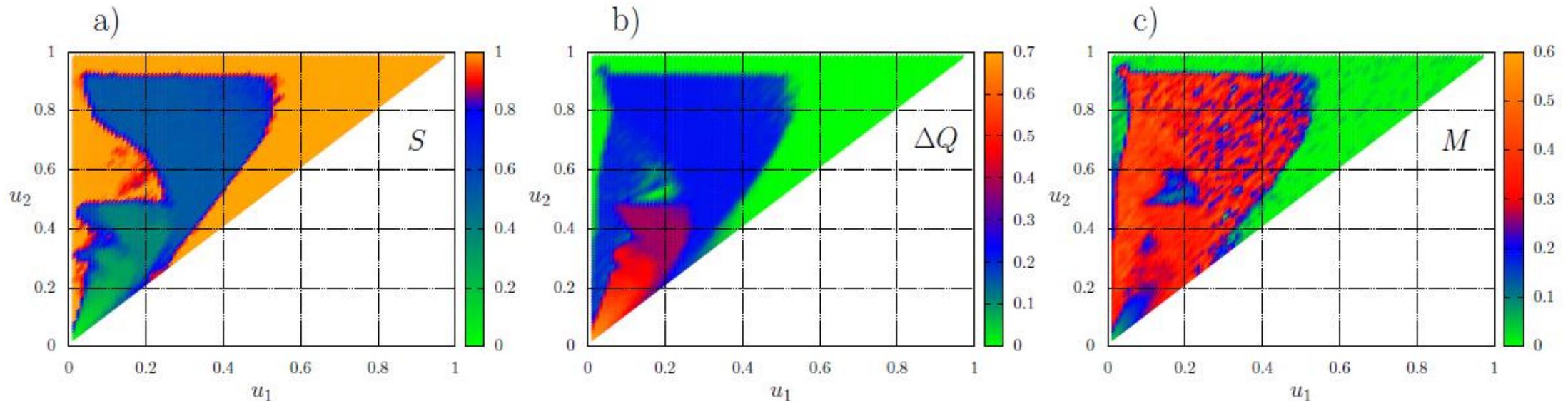
(c) $u_1 = 0.40$, $u_2 = 0.80$.



Gráficos de la red para las diferentes fases, los colores de los nodos representan su estado.

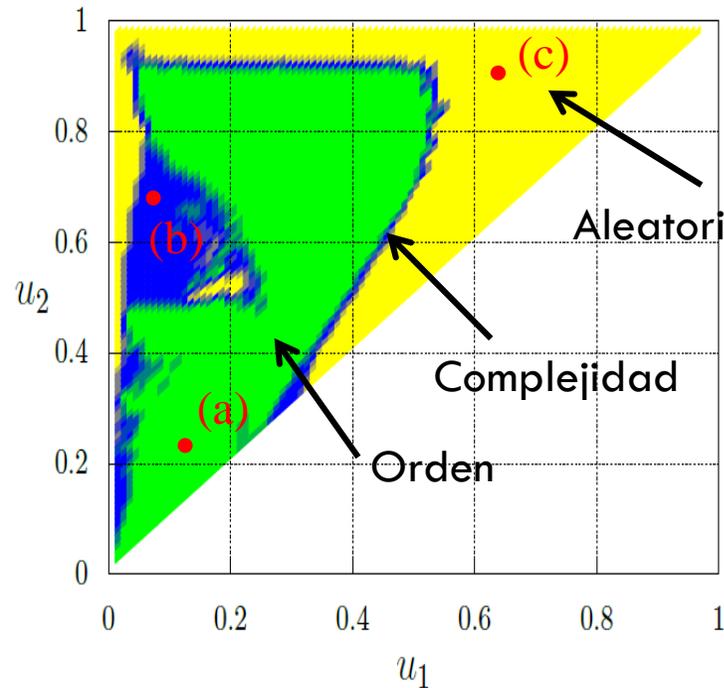
Fases del sistema para ΔQ y S en el espacio de parámetros (u_1, u_2) . Región en amarillo: $S > 0.9$, $\Delta Q < 0.1$ (componente gigante sin estructura modular). Región en azul: $S > 0.9$, $\Delta Q > 0.1$ (estructura modular). Región en verde: $S < 0.9$ (fragmentación). Los resultados fueron generados para $\mu=0.1$, $N=1000$ y $\langle k_{ini} \rangle = 10$.

RESULTADOS: CASO 2, $s_1 = 1, s_2 = -1, s_3 = 0$



ΔQ , M y S en $t=1000$ para la combinación de parámetros $s_1 = 1, s_2 = -1, s_3 = 0$ en función de u_1 y u_2 .
Los resultados fueron generados para $\mu=0.1, N=1000$ y $\langle k_{ini} \rangle = 10$.

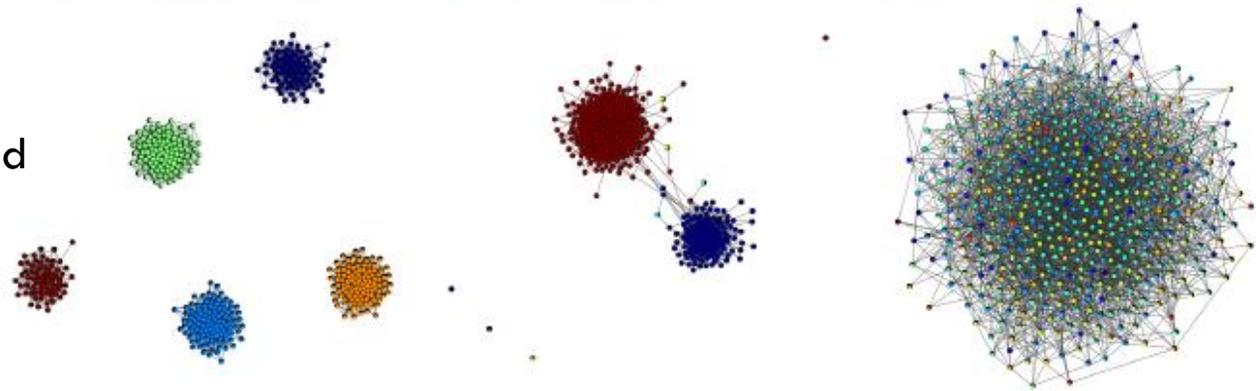
RESULTADOS: CASO 2, $S_1 = 1, S_2 = -1, S_3 = 0$



(a) $u_1 = 0.10, u_2 = 0.20.$

(b) $u_1 = 0.05, u_2 = 0.60.$

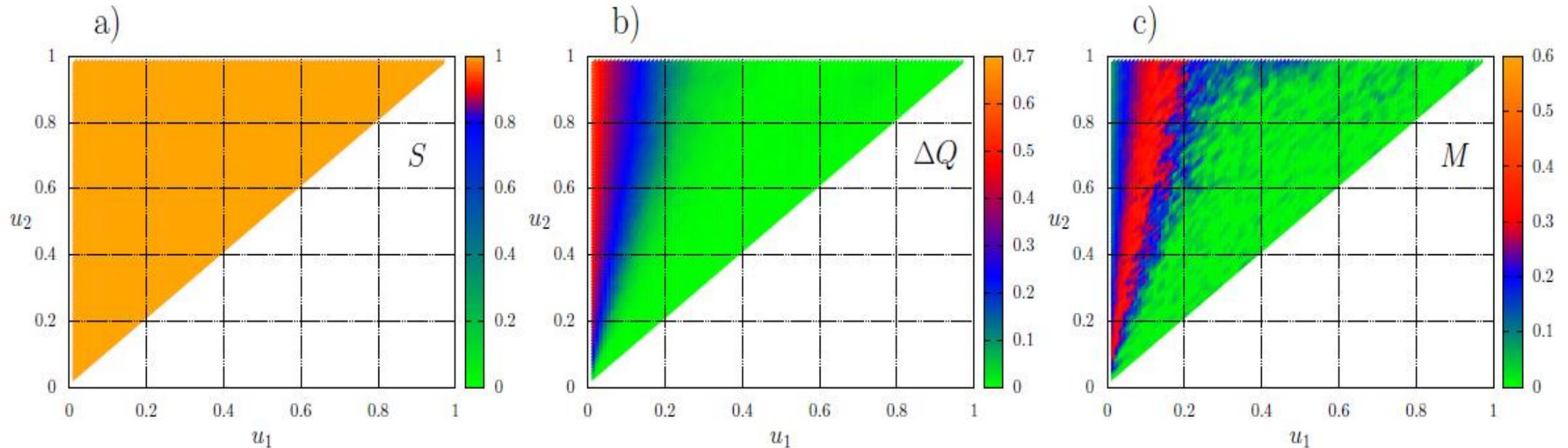
(c) $u_1 = 0.65, u_2 = 0.80.$



Gráficos de la red para las diferentes fases, los colores de los nodos representan su estado.

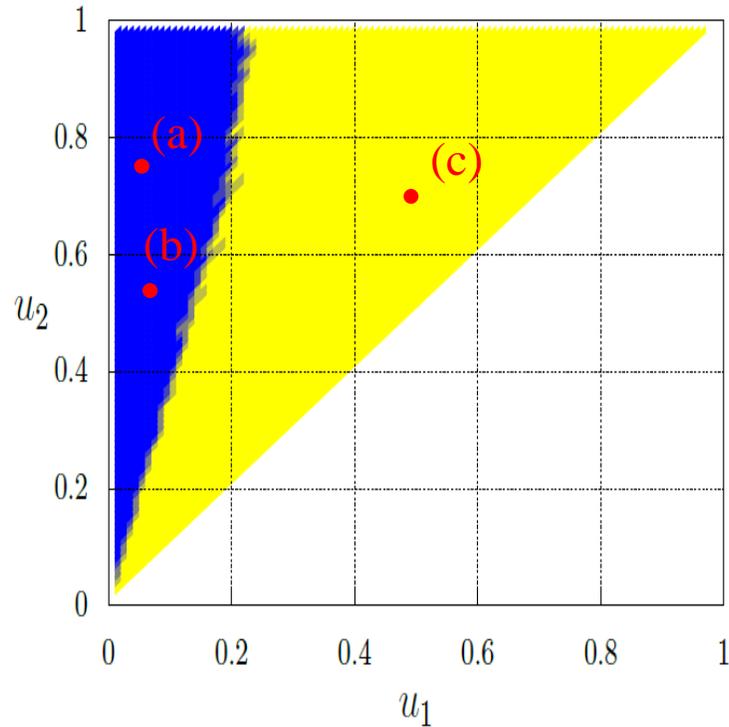
Fases del sistema para ΔQ y S en el espacio de parámetros (u_1, u_2) . Región en amarillo: $S > 0.9, \Delta Q < 0.1$ (componente gigante sin estructura modular). Región en azul: $S > 0.9, \Delta Q > 0.1$ (estructura modular). Región en verde: $S < 0.9$ (fragmentación). Los resultados fueron generados para $\mu=0.1, N=1000$ y $\langle k_{ini} \rangle = 10$.

RESULTADOS: CASO 3, $s_1 = -1$, $s_2 = 0$, $s_3 = 1$



ΔQ , M y S en $t=1000$ para la combinación de parámetros $s_1 = -1$, $s_2 = 0$, $s_3 = 1$ en función de u_1 y u_2 .
Los resultados fueron generados para $\mu=0.1$, $N=1000$ y $\langle k_{ini} \rangle = 10$.

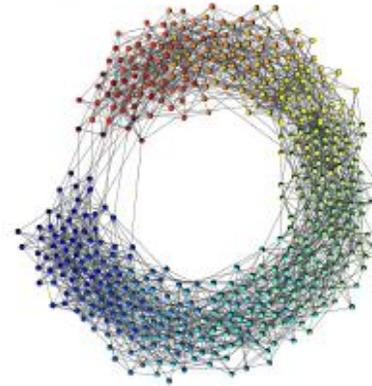
RESULTADOS: CASO 3, $S_1 = -1$, $S_2 = 0$, $S_3 = 1$



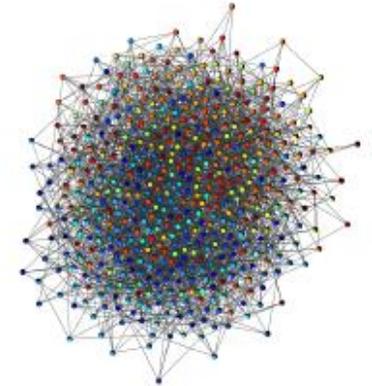
(a) $u_1 = 0.03$, $u_2 = 0.75$.



(b) $u_1 = 0.05$, $u_2 = 0.55$.



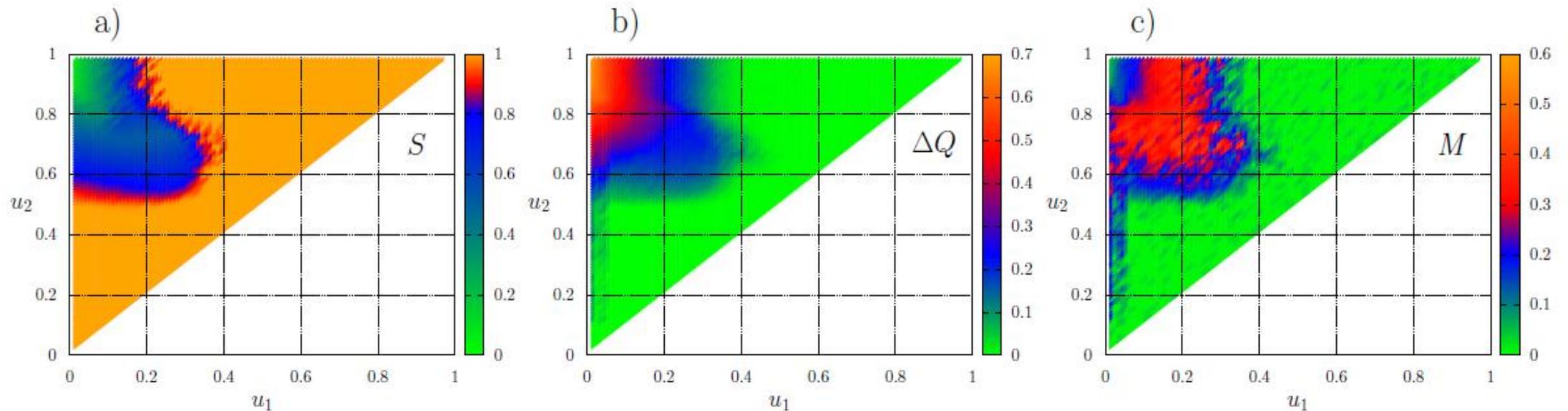
(c) $u_1 = 0.50$, $u_2 = 0.70$.



Gráficos de la red para las diferentes fases, los colores de los nodos representan su estado.

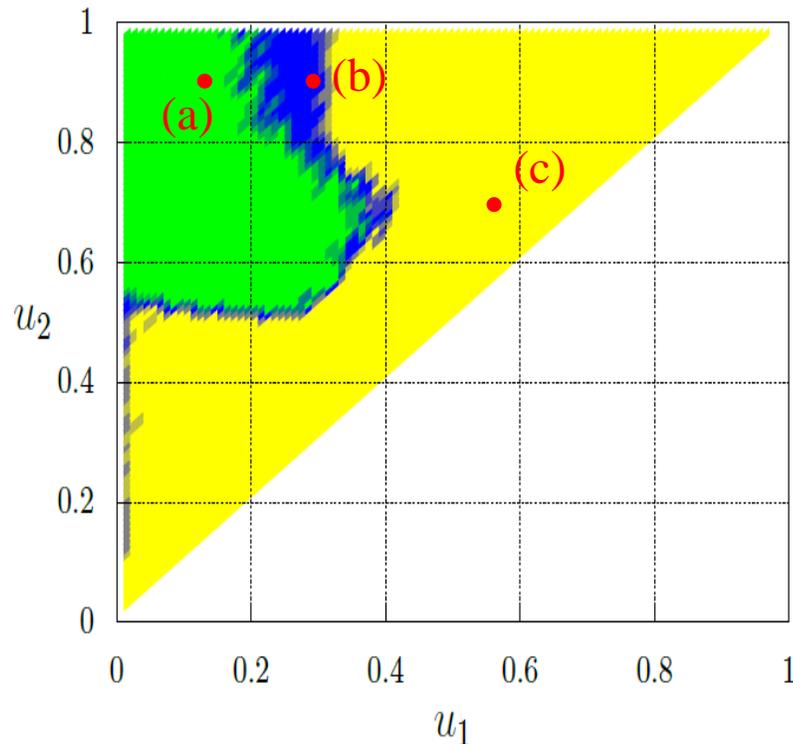
Fases del sistema para ΔQ y S en el espacio de parámetros (u_1, u_2) . Región en amarillo: $S > 0.9$, $\Delta Q < 0.1$ (componente gigante sin estructura modular). Región en azul: $S > 0.9$, $\Delta Q > 0.1$ (estructura modular).

RESULTADOS: CASO 4, $s_1 = 1, s_2 = 0, s_3 = -1$



ΔQ , M y S en $t=1000$ para la combinación de parámetros $s_1 = 1, s_2 = 0, s_3 = -1$ en función de u_1 y u_2 . Los resultados fueron generados para $\mu=0.1, N=1000$ y $\langle k_{ini} \rangle = 10$.

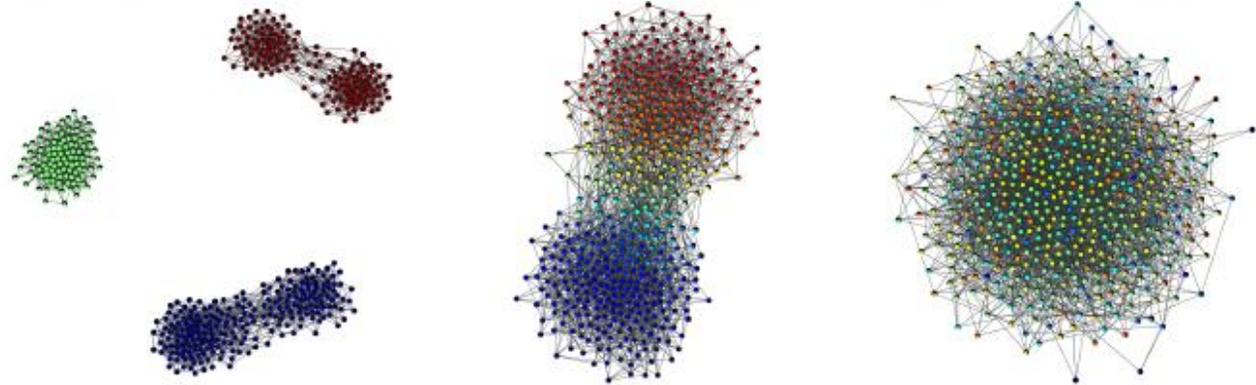
RESULTADOS: CASO 4, $S_1 = 1, S_2 = 0, S_3 = -1$



(a) $u_1 = 0.10, u_2 = 0.90$.

(b) $u_1 = 0.30, u_2 = 0.90$.

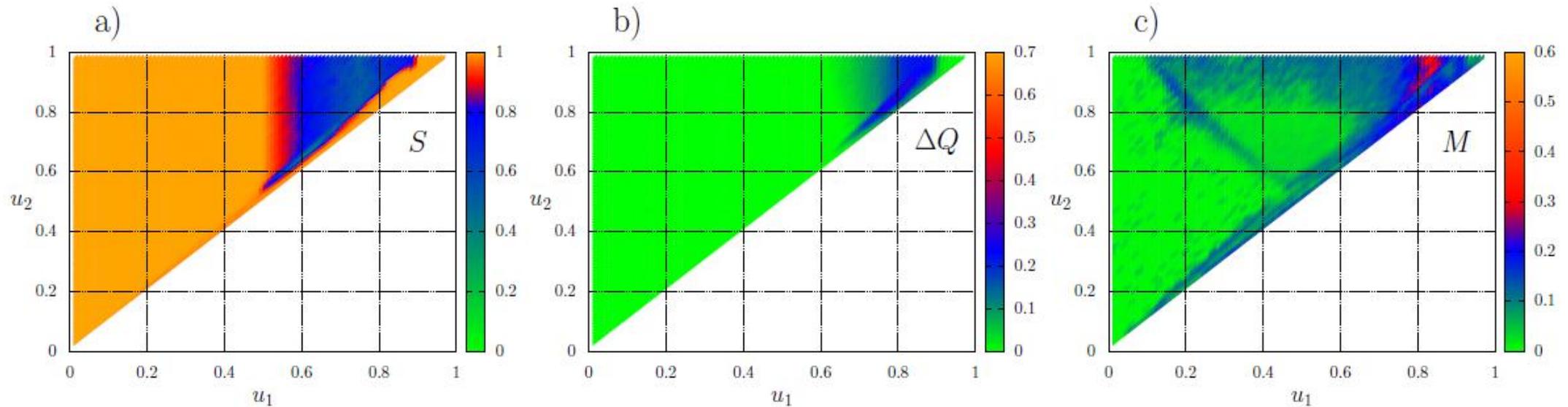
(c) $u_1 = 0.60, u_2 = 0.70$.



Gráficos de la red para las diferentes fases, los colores de los nodos representan su estado.

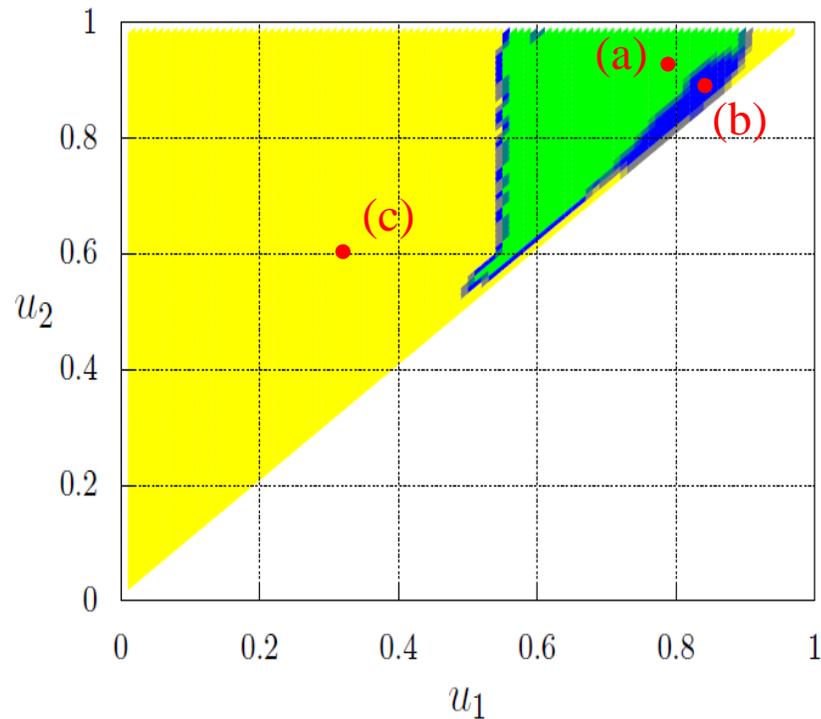
Fases del sistema para ΔQ y S en el espacio de parámetros (u_1, u_2) . Región en amarillo: $S > 0.9, \Delta Q < 0.1$ (componente gigante sin estructura modular). Región en azul: $S > 0.9, \Delta Q > 0.1$ (estructura modular). Región en verde: $S < 0.9$ (fragmentación). Los resultados fueron generados para $\mu=0.1, N=1000$ y $\langle k_{ini} \rangle = 10$.

RESULTADOS: CASO 5, $s_1 = 0$, $s_2 = -1$, $s_3 = 1$



ΔQ , M y S en $t=1000$ para la combinación de parámetros $s_1 = 0$, $s_2 = -1$, $s_3 = 1$ en función de u_1 y u_2 . Los resultados fueron generados para $\mu=0.1$, $N=1000$ y $\langle k_{ini} \rangle = 10$.

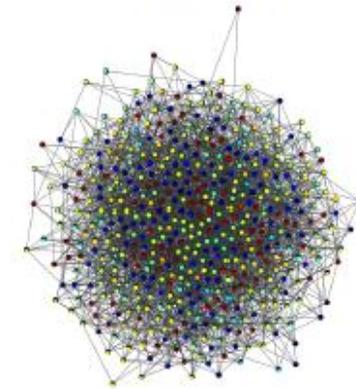
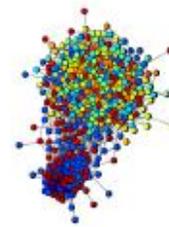
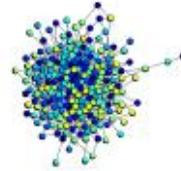
RESULTADOS: CASO 5, $S_1 = 0$, $S_2 = -1$, $S_3 = 1$



(a) $u_1 = 0.74$, $u_2 = 0.92$.

(b) $u_1 = 0.81$, $u_2 = 0.86$.

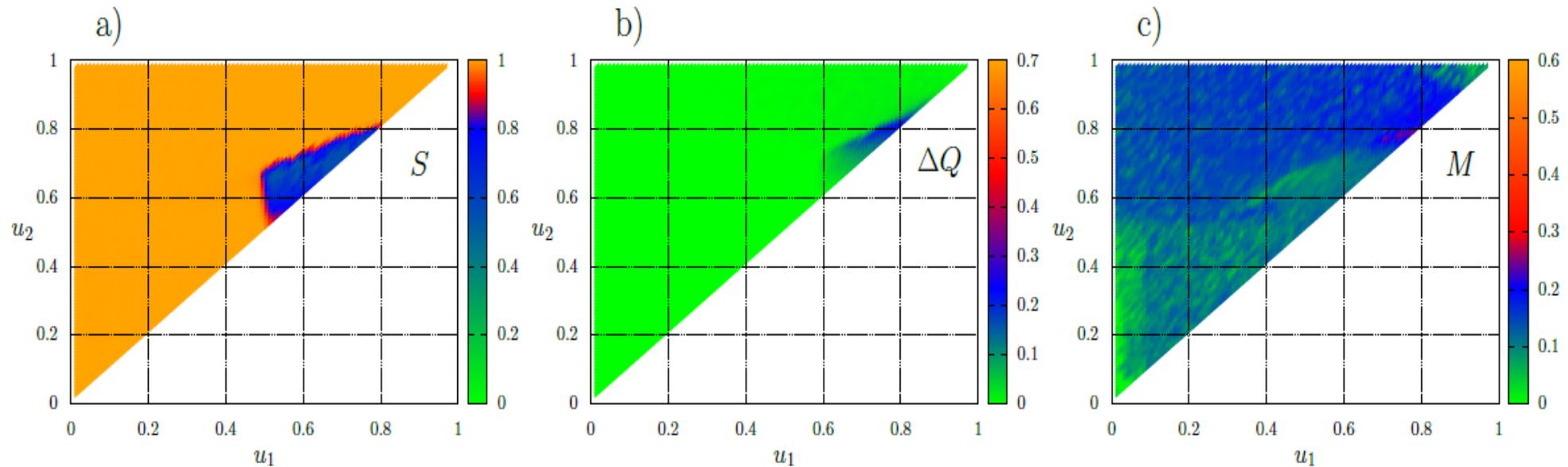
(c) $u_1 = 0.20$, $u_2 = 0.60$.



Gráficos de la red para las diferentes fases, los colores de los nodos representan su estado.

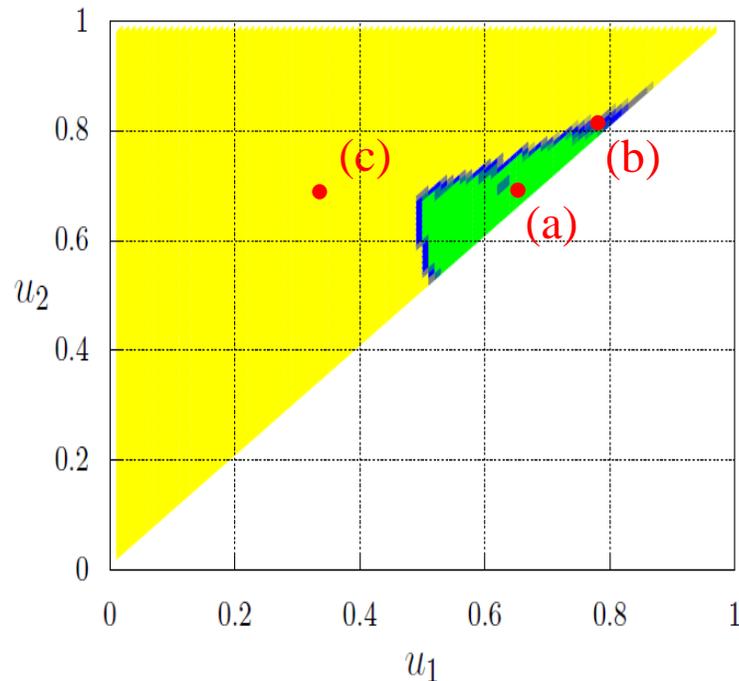
Fases del sistema para ΔQ y S en el espacio de parámetros (u_1, u_2) . Región en amarillo: $S > 0.9$, $\Delta Q < 0.1$ (componente gigante sin estructura modular). Región en azul: $S > 0.9$, $\Delta Q > 0.1$ (estructura modular). Región en verde: $S < 0.9$ (fragmentación). Los resultados fueron generados para $\mu=0.1$, $N=1000$ y $\langle k_{ini} \rangle = 10$.

RESULTADOS: CASO 6, $S_1 = 0$, $S_2 = 1$, $S_3 = -1$



ΔQ , M y S en $t=1000$ para la combinación de parámetros $s_1 = 0$, $s_2 = 1$, $s_3 = -1$ en función de u_1 y u_2 . Los resultados fueron generados para $\mu=0.1$, $N=1000$ y $\langle k_{ini} \rangle = 10$.

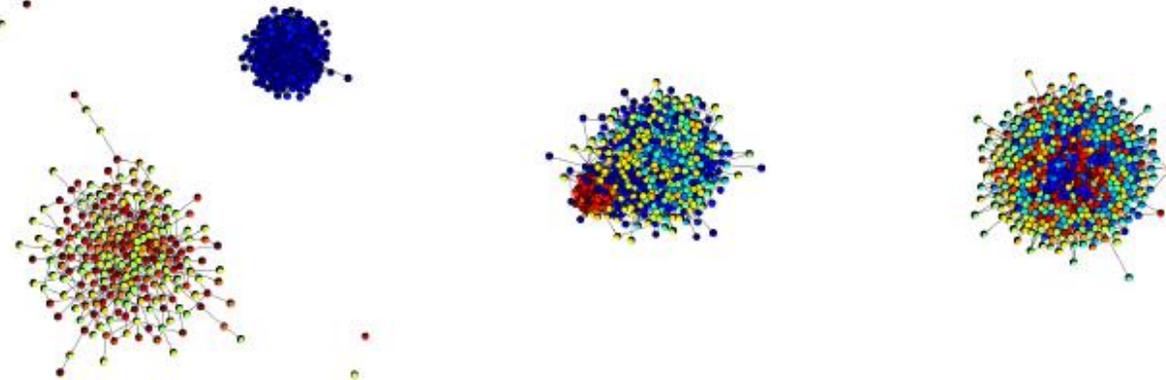
RESULTADOS: CASO 6, $S_1 = 0$, $S_2 = 1$, $S_3 = -1$



(a) $u_1 = 0.65, u_2 = 0.70$.

(b) $u_1 = 0.77, u_2 = 0.81$.

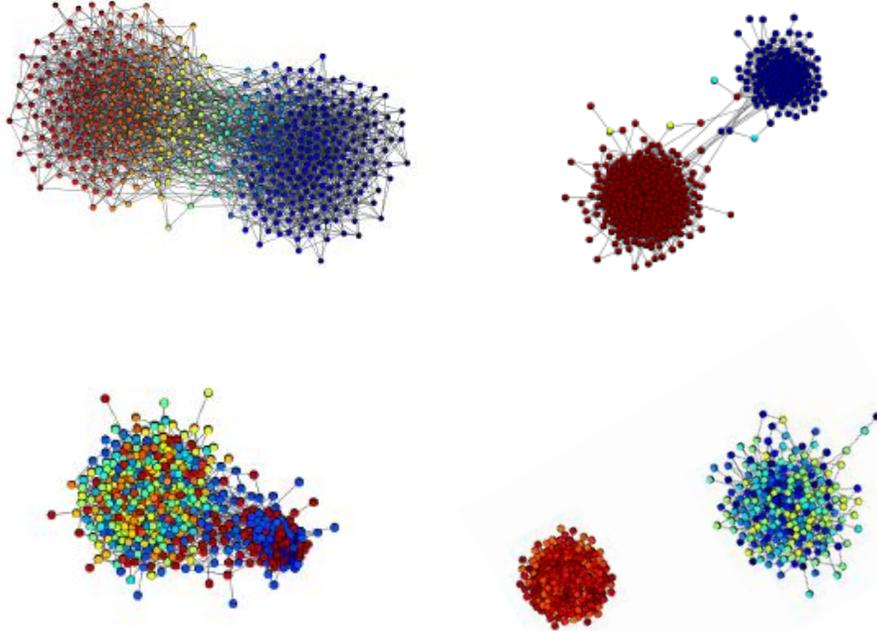
(c) $u_1 = 0.30, u_2 = 0.70$.



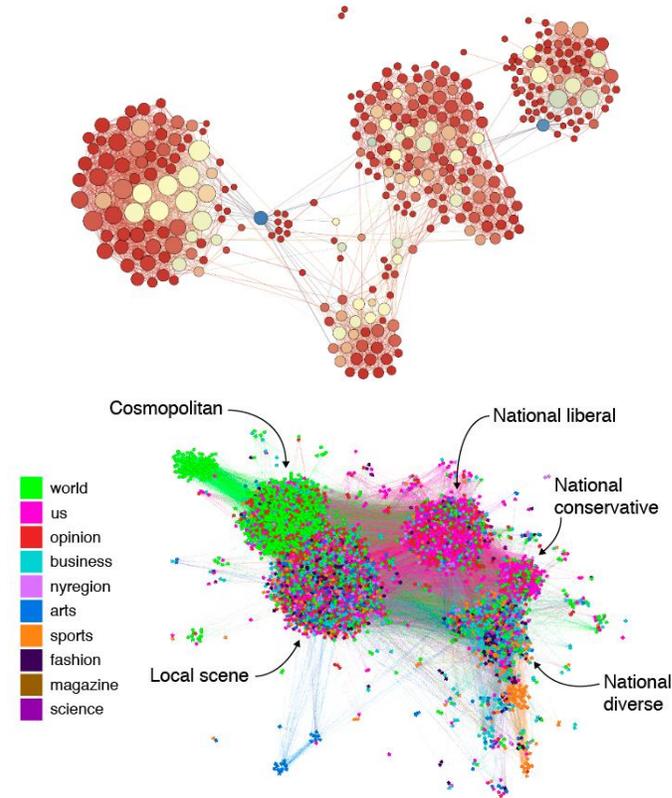
Gráficos de la red para las diferentes fases, los colores de los nodos representan su estado.

Fases del sistema para ΔQ y S en el espacio de parámetros (u_1, u_2) . Región en amarillo: $S > 0.9, \Delta Q < 0.1$ (componente gigante sin estructura modular). Región en azul: $S > 0.9, \Delta Q > 0.1$ (estructura modular). Región en verde: $S < 0.9$ (fragmentación). Los resultados fueron generados para $\mu=0.1, N=1000$ y $\langle k_{ini} \rangle = 10$.

LOS RESULTADOS DEL MODELO SE ASEMEJAN A LA REALIDAD



Redes producidas por el modelo



Redes de Facebook y Twitter.

CONCLUSIONES

- Hemos presentado un modelo de formación de creencias en una población donde la red de interacción entre individuos en la población se representa por una red coevolutiva cuyos enlaces cambian en el tiempo en función de las creencias de los individuos. Además de los dos procesos convencionales estudiados en este tipo de modelos: el acercamiento de las creencias de individuos que interactúan y el cambio de vecinos por la falta de interacción; a nuestro modelo se le agregó un tercer proceso: el distanciamiento o exclusión de las creencias. Cuál de estos procesos ocurre está determinado por la diferencia entre las creencias, o desacuerdo, entre los individuos. El intervalo de desacuerdo $[0, 1]$, está dividido en tres subintervalos definidos por los umbrales u_1 y u_2 : $[0, u_1)$, $[u_1, u_2)$ y $[u_2, 1]$. Cuál de los tres procesos mencionados ocurre en cada uno de estos subintervalos de desacuerdo se determina por los valores de tres parámetros; s_1 , s_2 y s_3 , que pueden ser -1 para la repulsión entre las creencias de los individuos, 0 para la reconexión entre los individuos y 1 para la atracción o acercamiento de las creencias.
- Estudiamos como cambia la estructura del sistema a medida que varían estos parámetros, enfocándonos en la formación de grupos y comunidades y encontramos los siguientes comportamientos en nuestro sistema.
- Para todas las combinaciones de los parámetros s_1 , s_2 y s_3 consideradas encontramos la emergencia de una estructura modular en la frontera entre las regiones del espacio de parámetros (u_1, u_2) donde la red permanece conexa y donde surge fragmentación, excepto para la regla $s_1 = -1, s_2 = 0, s_3 = 1$ en la cual no ocurre fragmentación en el sistema, indicando la auto-organización del sistema hacia un estado crítico entre regularidad y aleatoriedad.

CONCLUSIONES

- Para los casos $s_1 = -1, s_2 = 1, s_3 = 0$ y $s_1 = 1, s_2 = -1, s_3 = 0$ en los cuales la reconexión se efectúa para desacuerdos grandes, se observa la formación de comunidades por individuos con creencias similares y se observa un gradiente de creencias entre una comunidad y otra. Lo mismo ocurre para los casos $s_1 = 1, s_2 = 0, s_3 = -1$ y $s_1 = -1, s_2 = 0, s_3 = 1$ en los cuales la reconexión ocurre para un desacuerdo medio.
- Para los otros dos casos; $s_1 = 0, s_2 = -1, s_3 = 1$ y $s_1 = 0, s_2 = 1, s_3 = -1$, en las cuales la reconexión ocurre para desacuerdos bajos las comunidades se forman entre individuos con creencias diferentes y su modularidad es mucho menor que en los otros casos.
- La repulsión en la dinámica juega también un papel importante en el modelo, como puede apreciarse de los resultados; un cambio en los intervalos en los cuales ocurre el proceso de repulsión o el de atracción cambia completamente el comportamiento final del sistema.

CRITICAS A LA SOCIOFÍSICA

“...abogar por el uso de modelos de las ciencias físicas para entender el comportamiento humano puede percibirse como equivalente a descartar la existencia del libre albedrío humano.”

“...futuros desarrollos y evaluación mostraran a la sociofísica como inadecuada; apoyando así la hipótesis de que los seres humanos son principalmente agentes libres, o valida; abriendo así el camino a una visión radicalmente diferente de la sociedad y de la responsabilidad personal.”

Traducido de “Galam, Serge. *Sociophysics: A Physicist's Modeling of Psycho-Political Phenomena*. Springer-Verlag: Berlin, 2012.”