

ANÁLISIS DE REDES SOCIALES ONLINE

# UNA NUEVA PERSPECTIVA

Elena del Val

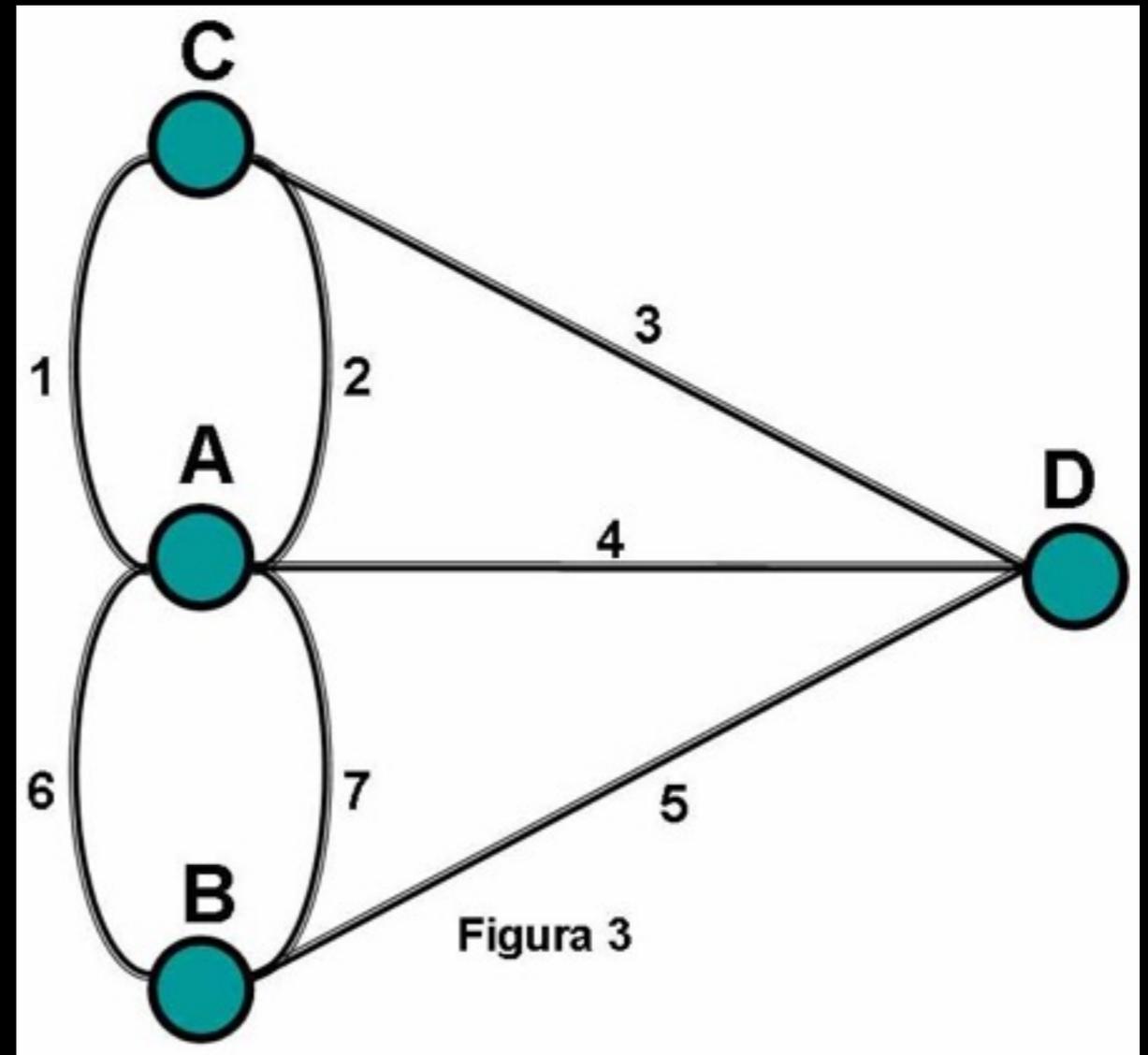
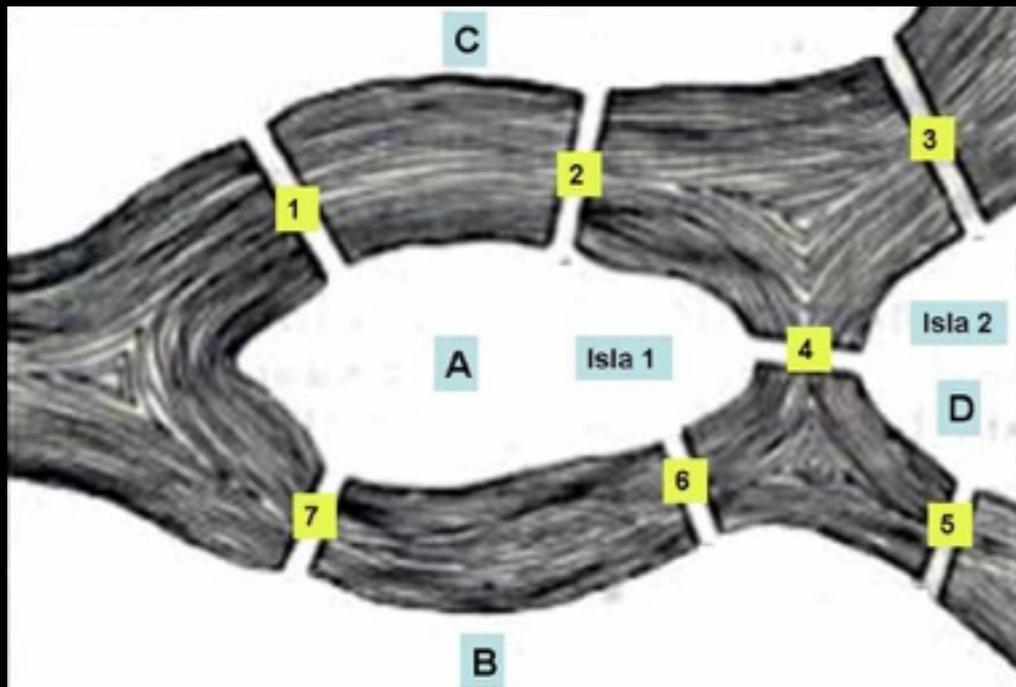
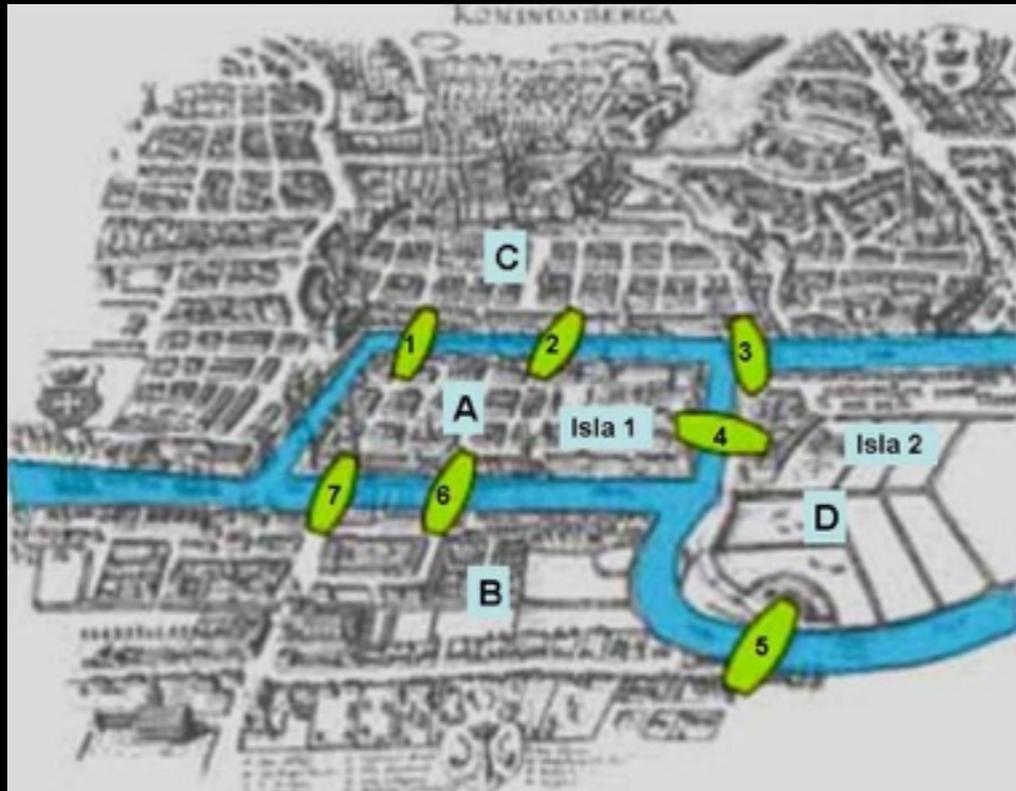
[edelval@dsic.upv.es](mailto:edelval@dsic.upv.es)

@\_edelval\_

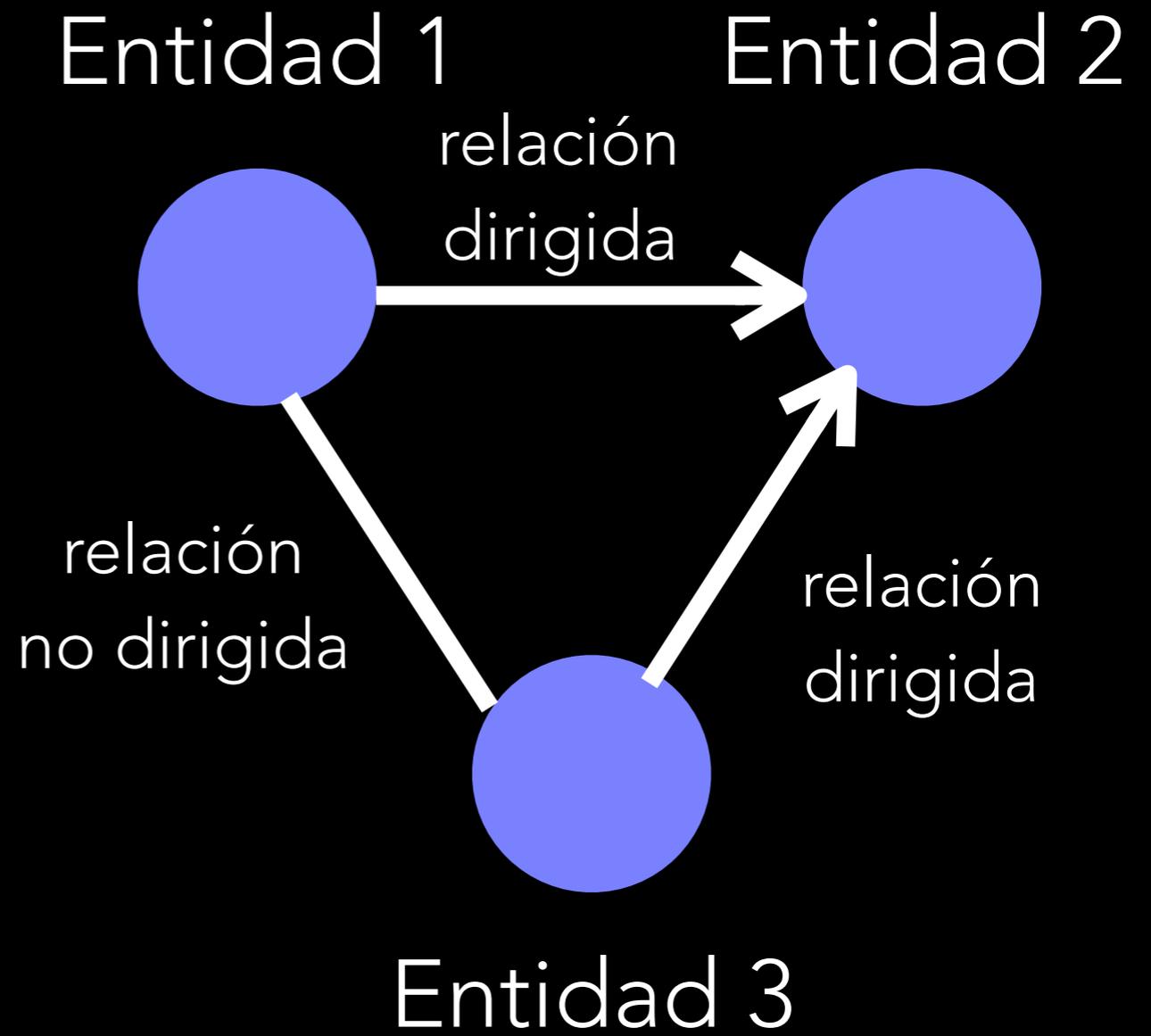
# REDES



# LOS SIETE PUENTES DE KÖNIGSBERG



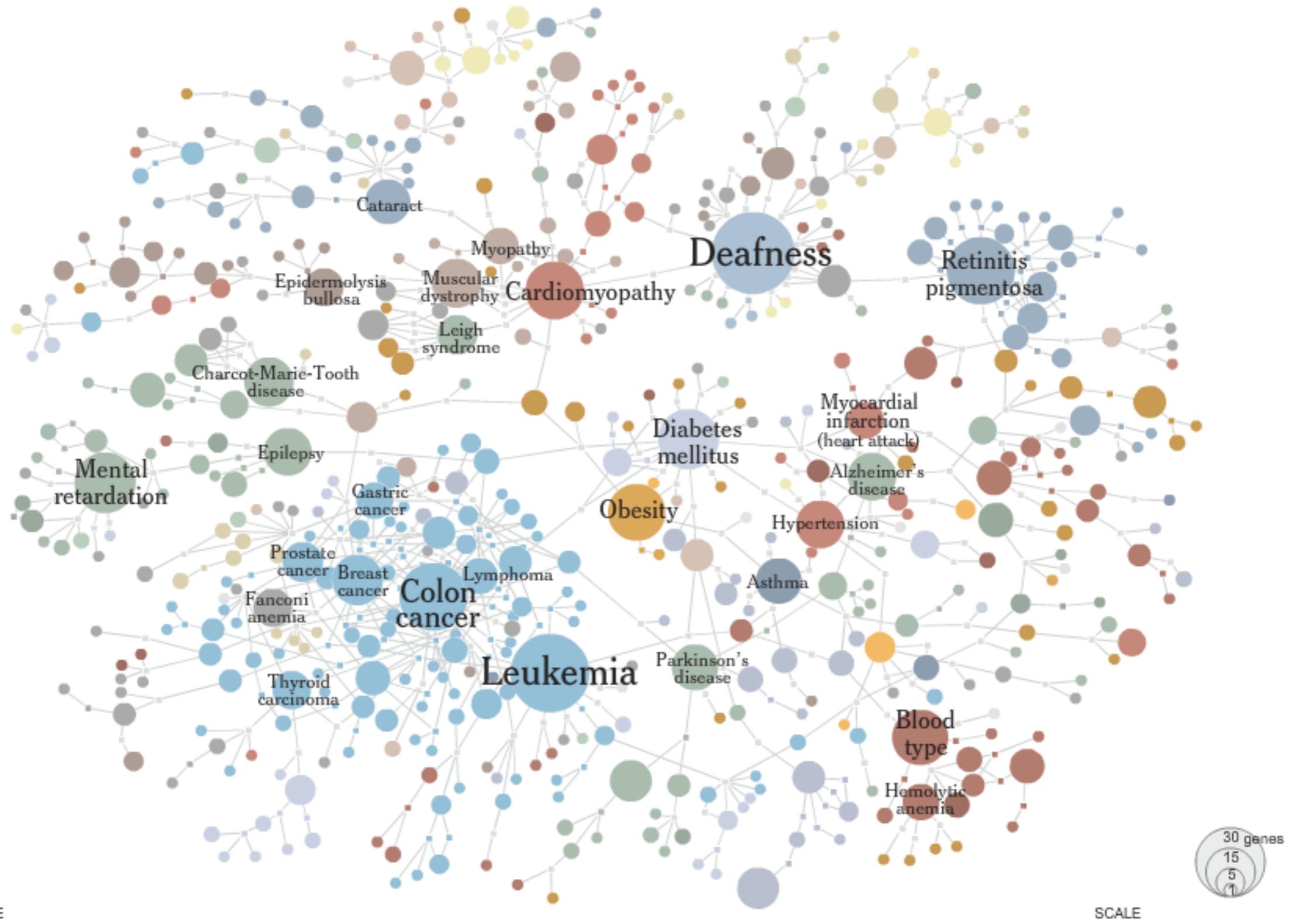
# REDES





# MAPPING THE HUMAN 'DISEASOME'

-SOURCE: IMAGE BY MATTHEW BLOCH, JONATHAN CORUM. THE NEW YORK TIMES. 2008. [HTTP://TINYURL.COM/4JQVTY](http://tinyurl.com/4JQVTY)



**TYPE OF DISEASE**

- |            |                     |                  |                 |                    |                     |                 |                  |
|------------|---------------------|------------------|-----------------|--------------------|---------------------|-----------------|------------------|
| ● Cancer   | ● Connective tissue | ● Cardiovascular | ● Endocrine     | ● Gastrointestinal | ● Ear, nose, throat | ● Developmental | ● Multiple types |
| ● Bone     | ● Muscular          | ● Hematological  | ● Immunological | ● Nutritional      | ● Ophthalmological  | ● Neurological  | ● Unclassified   |
| ● Skeletal | ● Dermatological    | ● Renal          |                 | ● Metabolic        | ● Respiratory       | ● Psychiatric   |                  |

**SCALE**

Each circle represents a disease or disorder and is scaled in proportion to the number of genes associated with that disease.



# GLOBAL FLOW OF PEOPLE

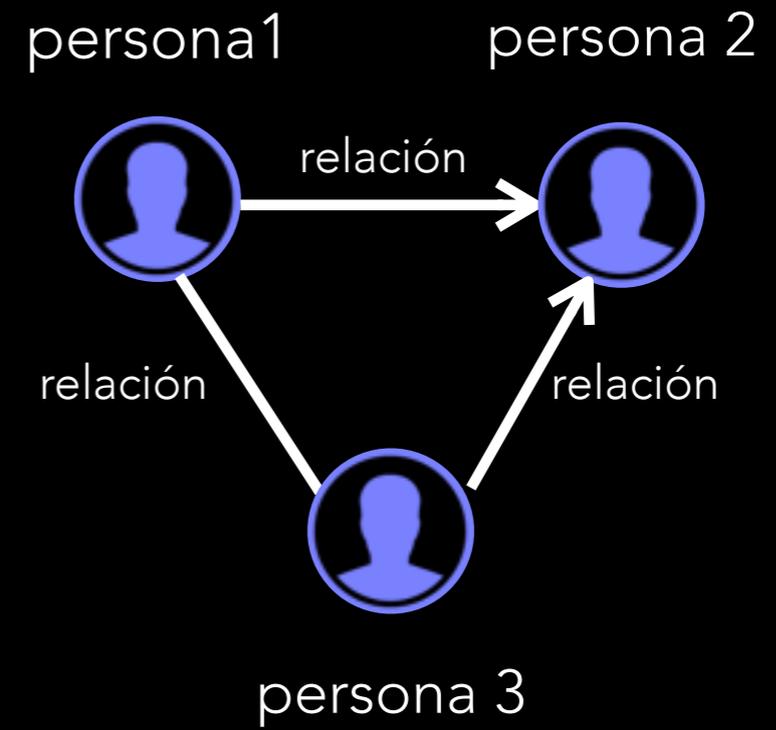
-SOURCE: IMAGE BY NIKOLA SANDER, GUY J. ABEL, RAMON BAUER. [HTTP://WWW.GLOBAL-MIGRATION.INFO](http://www.global-migration.info)



# REDES SOCIALES

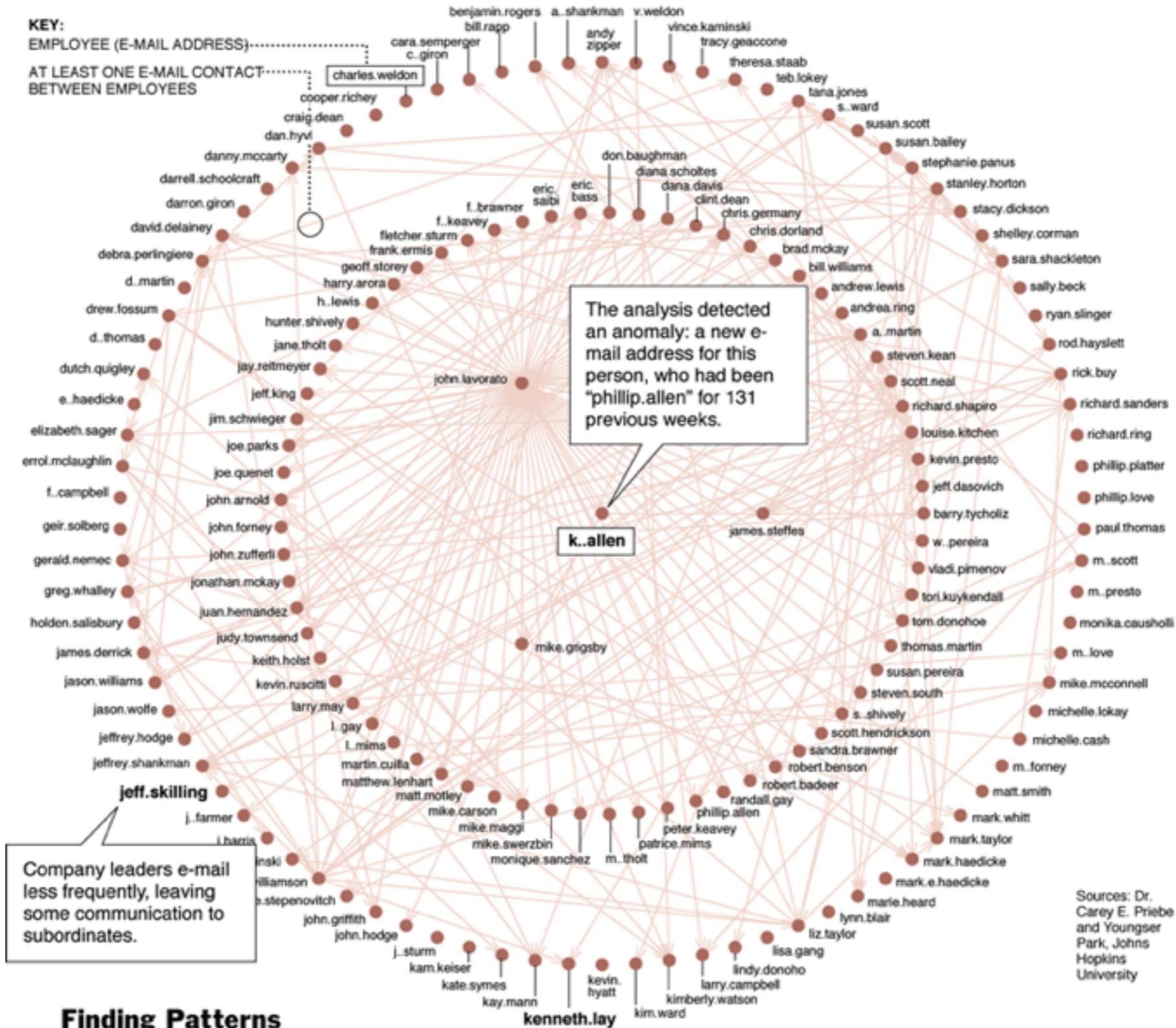


# REDES SOCIALES



# ENRON'S E-MAIL PATTERN

-SOURCE: IMAGE BY BILL MARSH. THE NEW YORK TIMES. 2005. [HTTP://TINYURL.COM/ATPBG](http://tinyurl.com/atpbg)

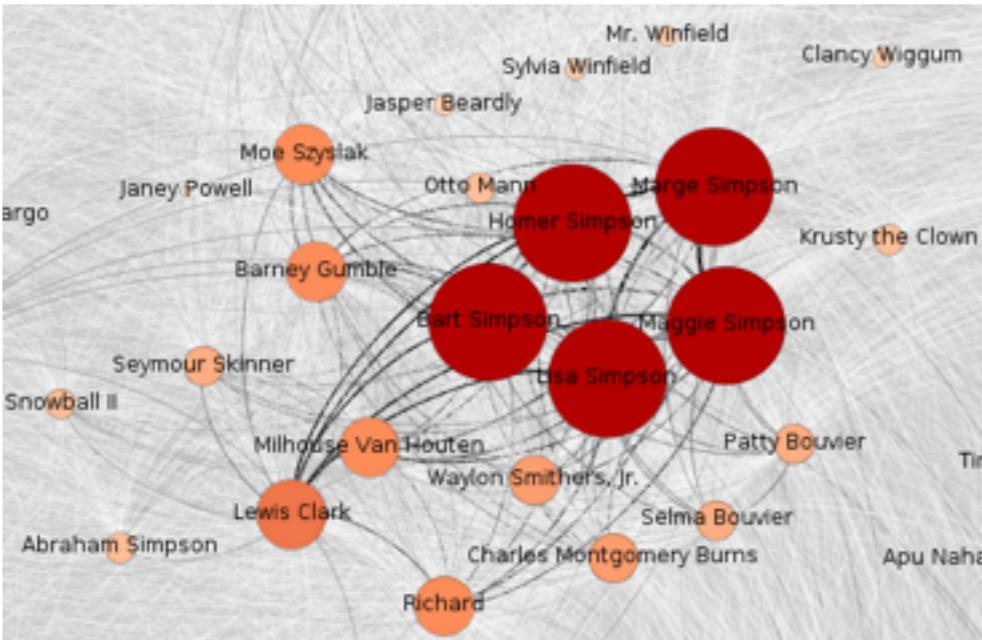


## Finding Patterns In Corporate Chatter

Computer scientists are analyzing about a half million Enron e-mails. Here is a map of a week's e-mail patterns in May 2001, when a new name suddenly appeared. Scientists found that this week's pattern differed greatly from others, suggesting different conversations were taking place that might interest investigators. Next step: word analysis of these messages.

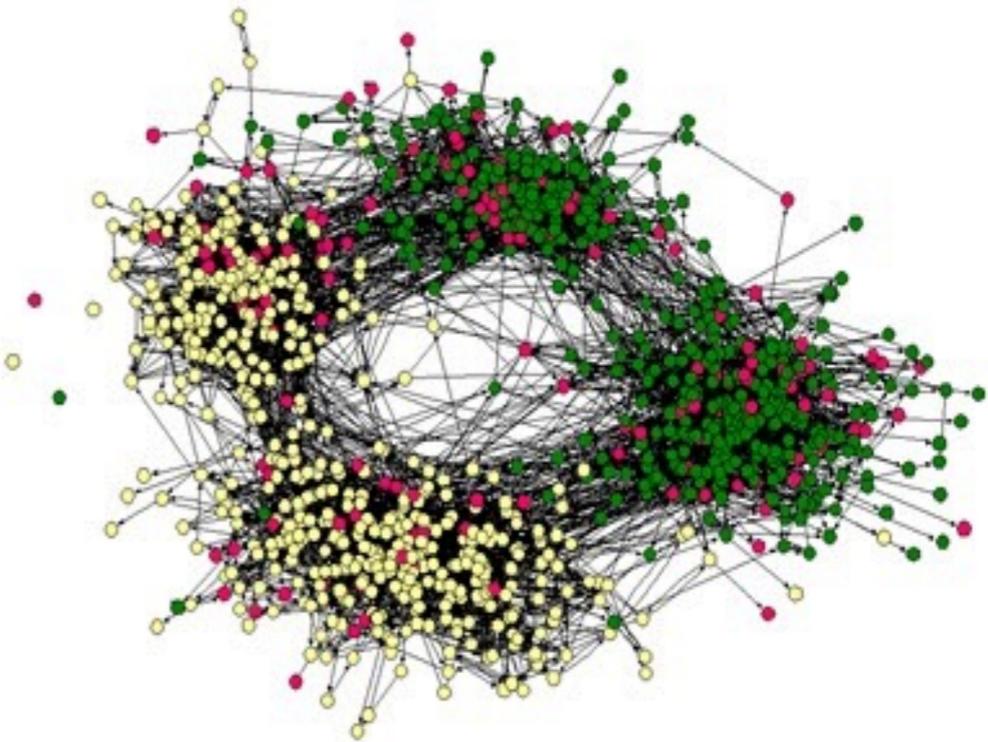
# THE CENTRAL CLUSTER OF THE SIMPSONS CO-APPEARANCE GRAPH.

-SOURCE: IMAGE BY CHRIS PUDNEY. 2014. [HTTP://GOO.GL/8ZHAHQ](http://goo.gl/8ZHAHQ)



# SCHOOL FRIENDSHIP NETWORK

-SOURCE: IMAGE BY JAMES MOODY. 2001. [HTTP://WWW-PERSONAL.UMICH.EDU/~MEJN/NETWORKS/](http://www-personal.umich.edu/~mejn/networks/)



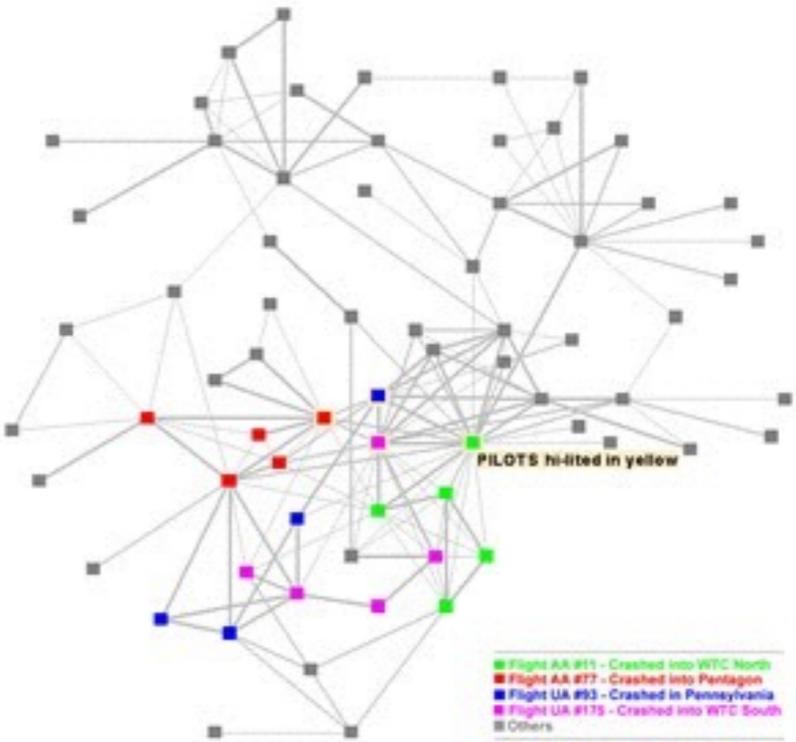
# PHYSICISTS CO-AUTHORSHIP

-SOURCE: IMAGE BY MARK NEWMAN AND M. GIRVAN. UNIVERSITY OF MICHIGAN, SANTA FE INSTITUTE, CORNELL UNIVERSITY. 2004. [HTTP://WWW-PERSONAL.UMICH.EDU/~MEJN/NETWORKS/](http://www-personal.umich.edu/~mejn/networks/)



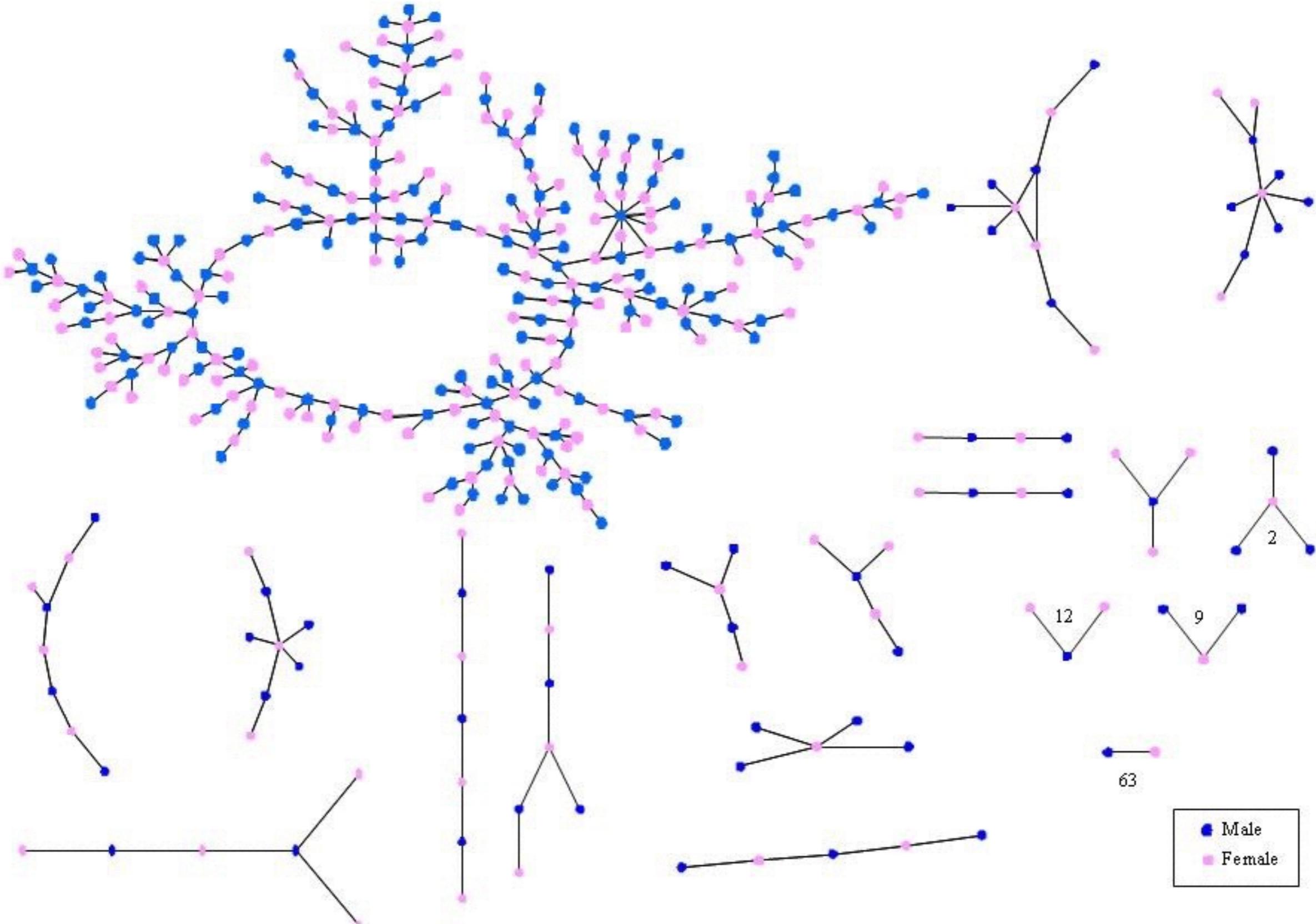
# 9/11 TERRORIST NETWORK

-SOURCE: IMAGE BY VALDIS [KREBS.ORGNET.COM](http://www.orgnet.com). [HTTP://WWW.ORGNET.COM/HIJACKERS.HTML](http://www.orgnet.com/hijackers.html)



# HIGH SCHOOL DATING

-SOURCE: IMAGE BY MARK NEWMAN, DATA DRAWN FROM PETER S. BEARMAN, JAMES MOODY, AND KATHERINE STOVEL, CHAINS OF AFFECTION: THE STRUCTURE OF ADOLESCENT ROMANTIC AND SEXUAL NETWORKS, AMERICAN JOURNAL OF SOCIOLOGY 110, 44-91 (2004).





# REDES SOCIALES ONLINE





# REDES SOCIALES ONLINE

persona 1



persona 2



relación



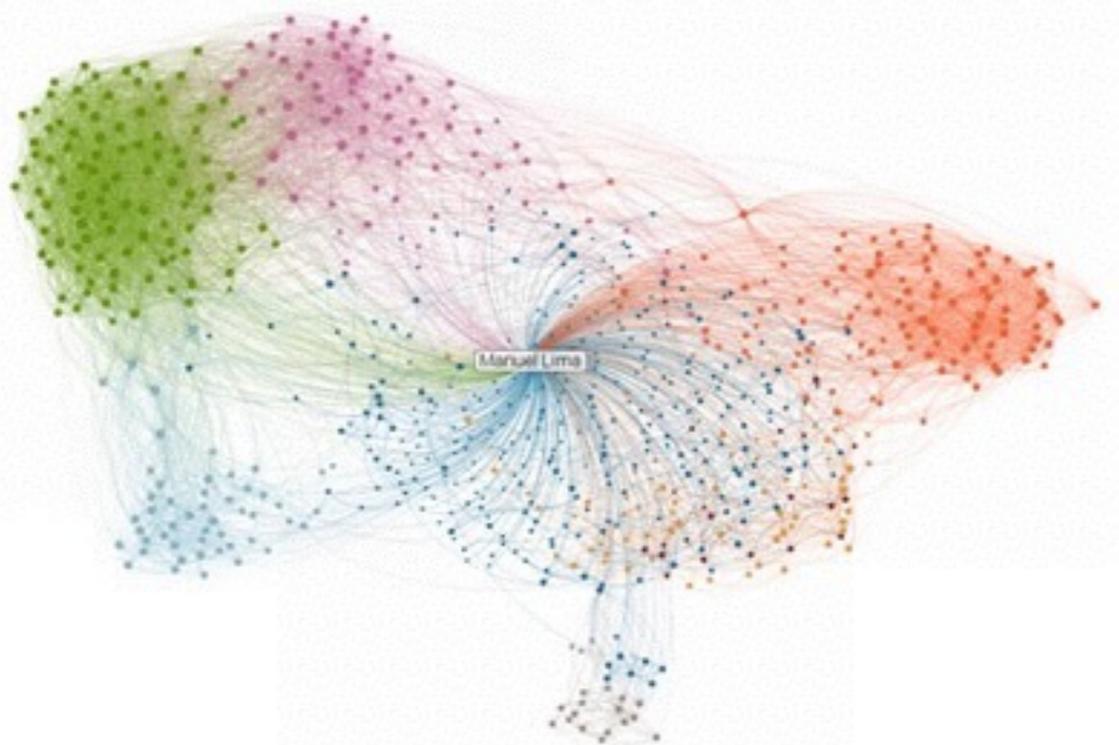
relación



persona 3

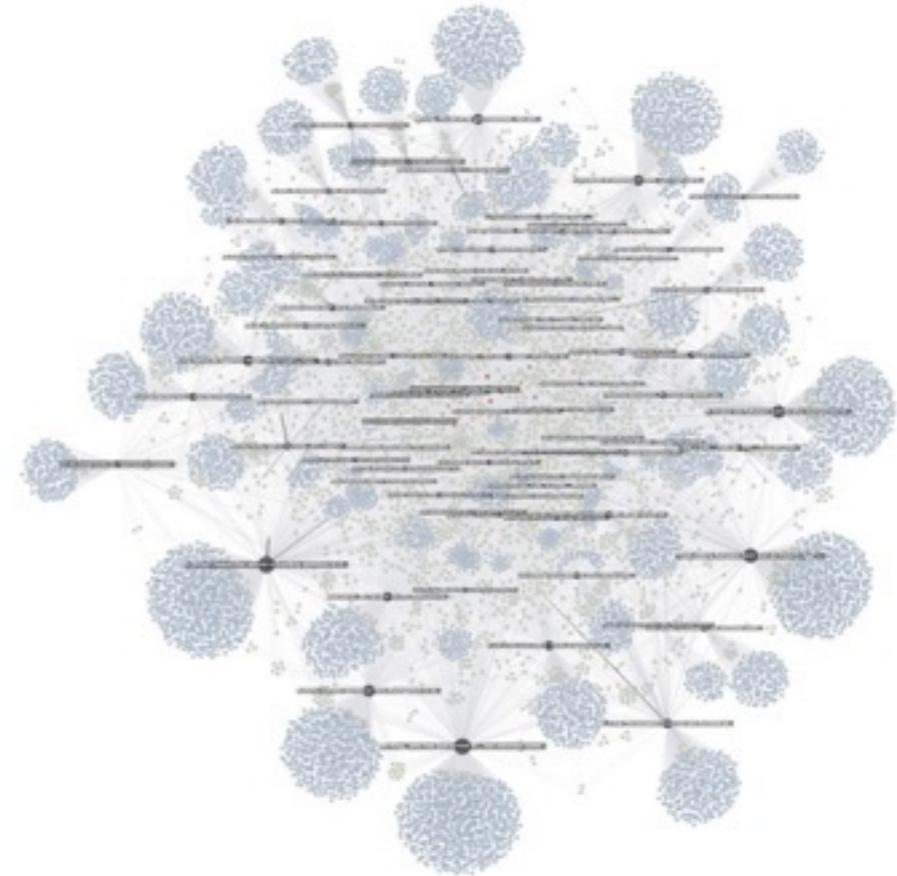
# LINKEDIN INMAPS

-SOURCE: IMAGE BY LINKEDIN LABS. 2011.



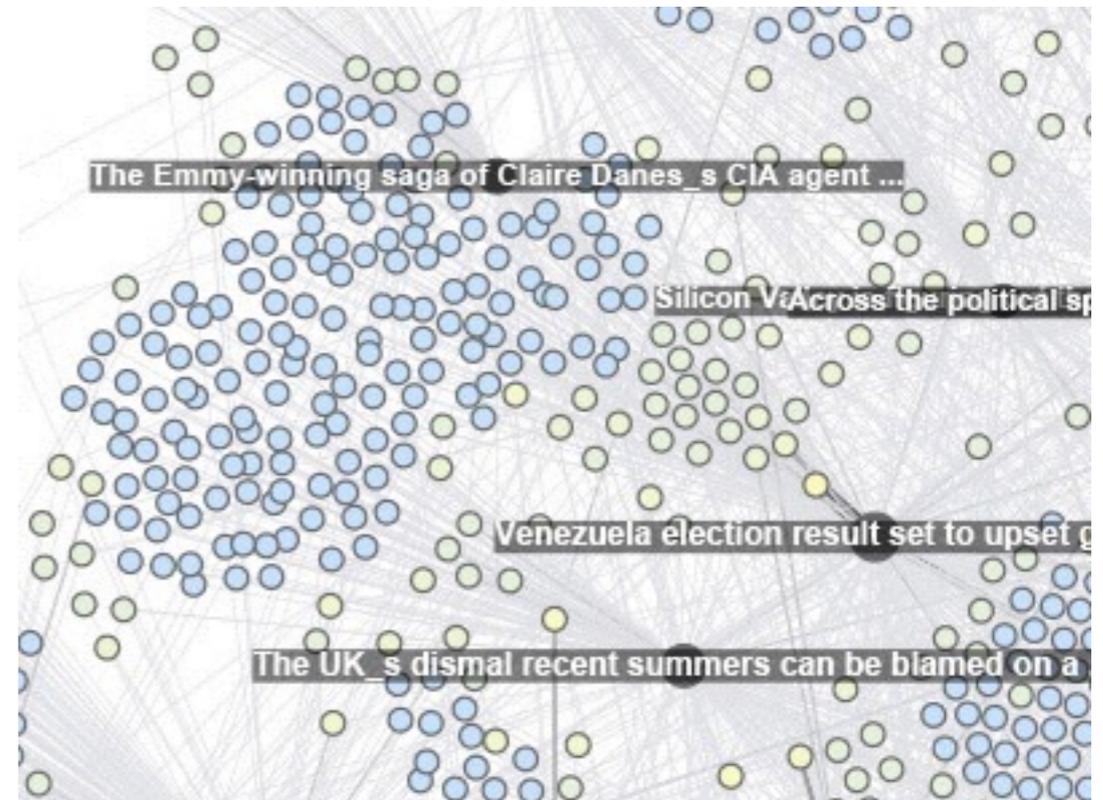
# GUARDIAN'S FACEBOOK PAGE

-SOURCE: IMAGE BY BERNHARD RIEDER. 2012.



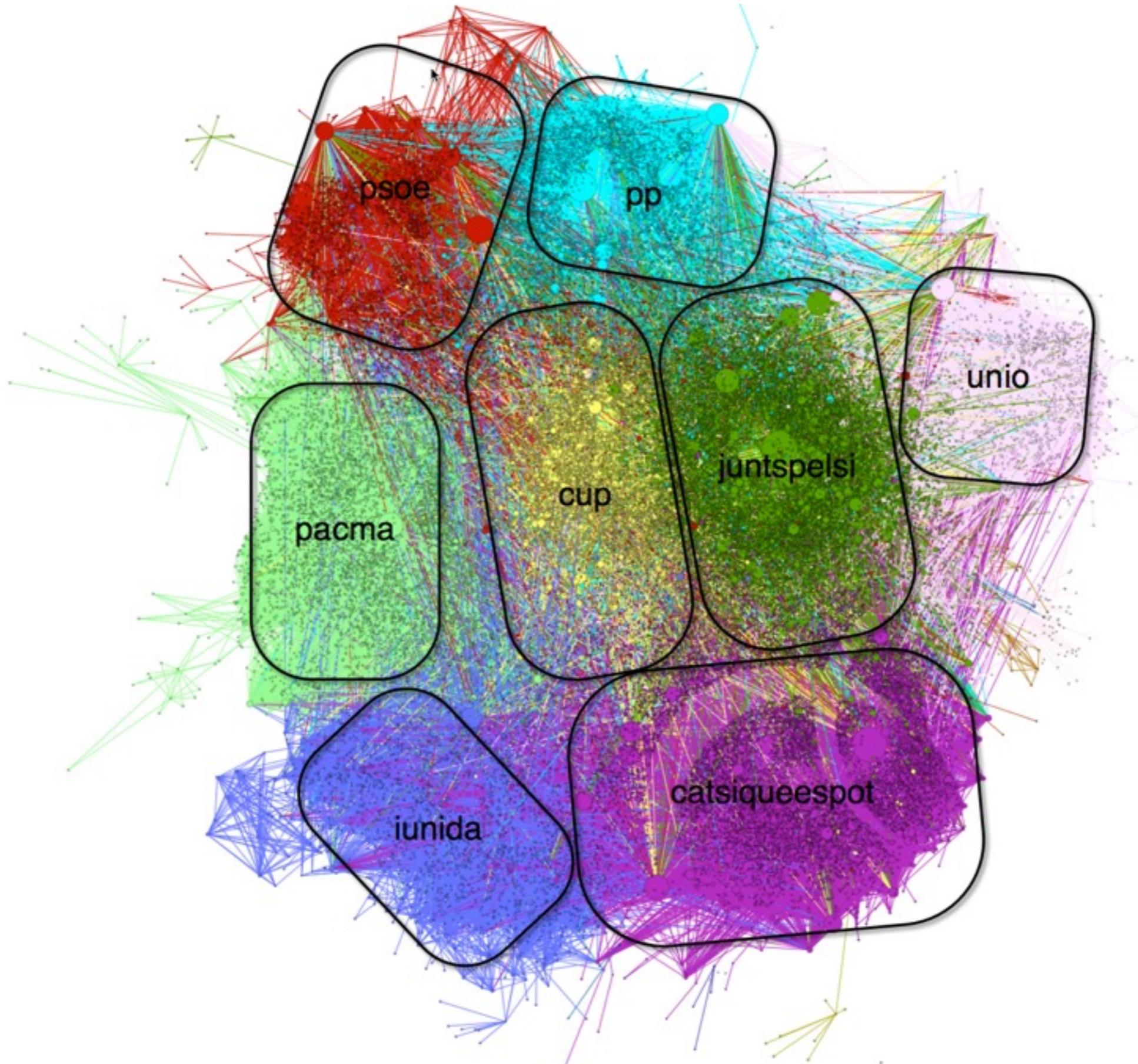
# MAPPING FACEBOOK FRIENDSHIPS

-SOURCE: IMAGE BY FACEBOOK. 2010.



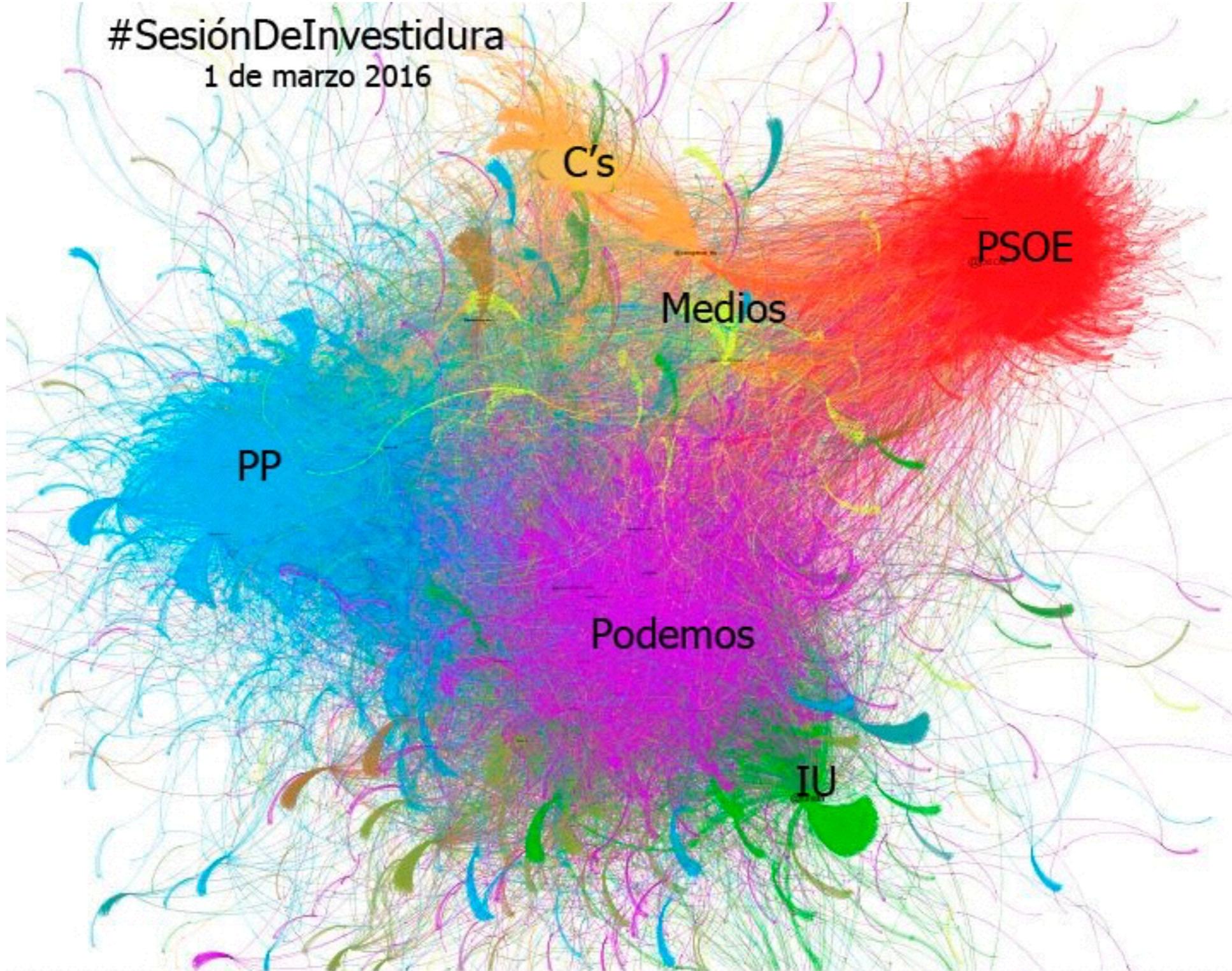
# LA CAMPAÑA CATALANA EN TWITTER.

-SOURCE: IMAGE BY MIGUEL DEL FRESNO. 2014. [HTTP://MIGUELDELFRSNO.COM/2015/09/LA-CAMPANA-CATALANA-EN-TWITTER.HTML](http://migueldelfresno.com/2015/09/LA-CAMPANA-CATALANA-EN-TWITTER.HTML)



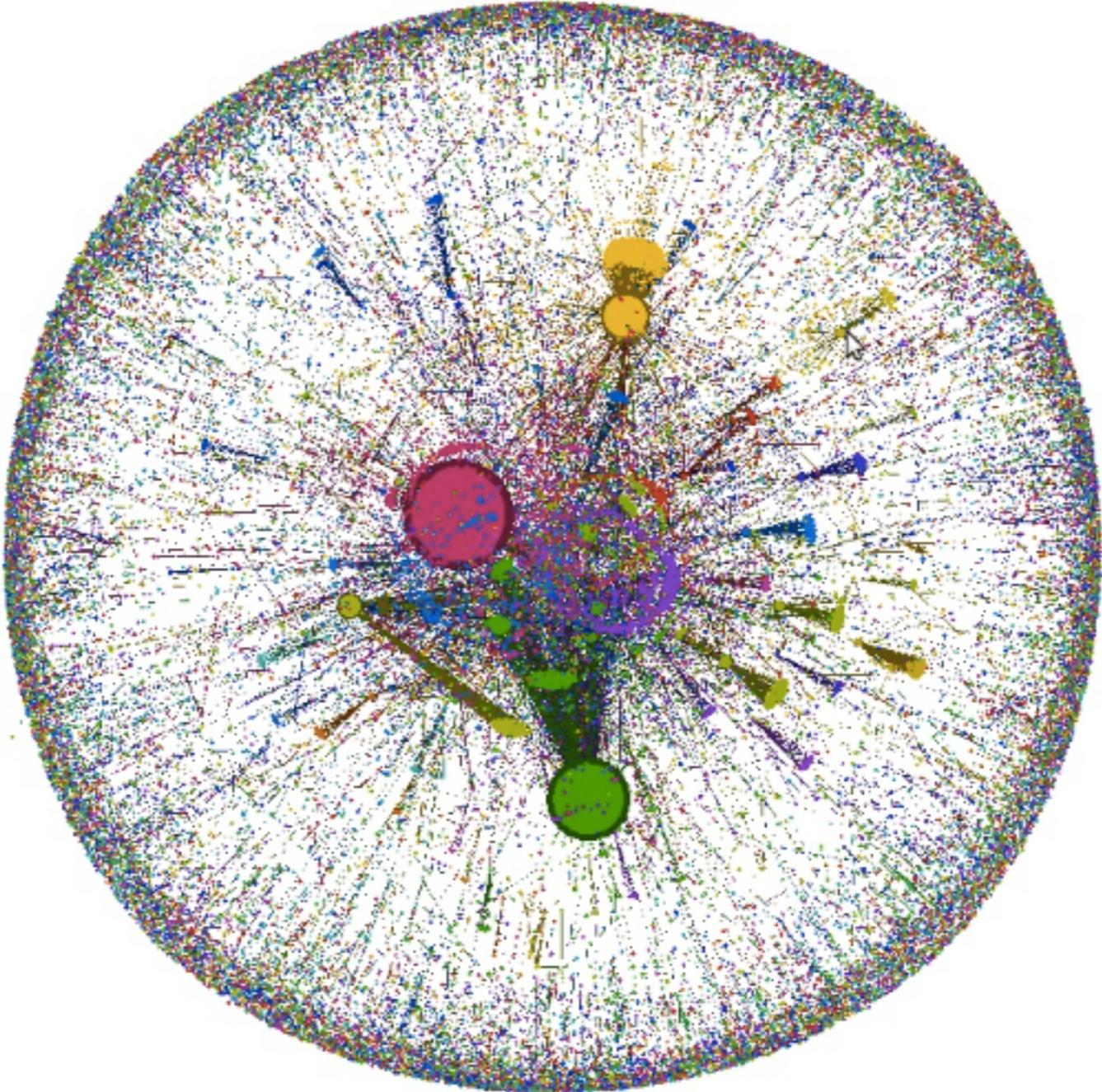
# LA SESIÓN DE INVESTITURA EN TWITTER.

-SOURCE: IMAGE BY MARILUZ CONGOSTO. 2016. [HTTP://WWW.BEZ.ES/526596103/EL-USO-DE-TWITTER-DURANTE-LA-SESION-DE-INVESTITURA.HTML](http://www.bez.es/526596103/EL-USO-DE-TWITTER-DURANTE-LA-SESION-DE-INVESTITURA.HTML)



# PROGRAMA DE LA VOZ EN TWITTER.

-SOURCE: IMAGE BY ELENA DEL VAL. 2016. [HTTP://JOURNALS.PLOS.ORG/PLOSONE/ARTICLE?ID=10.1371/JOURNAL.PONE.0124049](http://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0124049)



**¿QUÉ ANÁLISIS SE  
OFRECEN  
TRADICIONALMENTE LAS  
HERRAMIENTAS ONLINE?**



**ESTADÍSTICAS SOBRE DATOS  
ACUMULADOS  
(MENSAJES, LOCALIZACIÓN,  
DEMOGRAFÍA, LIKES,  
RANKINGS...)**



# RANKINGS

## Usuarios más retuiteados

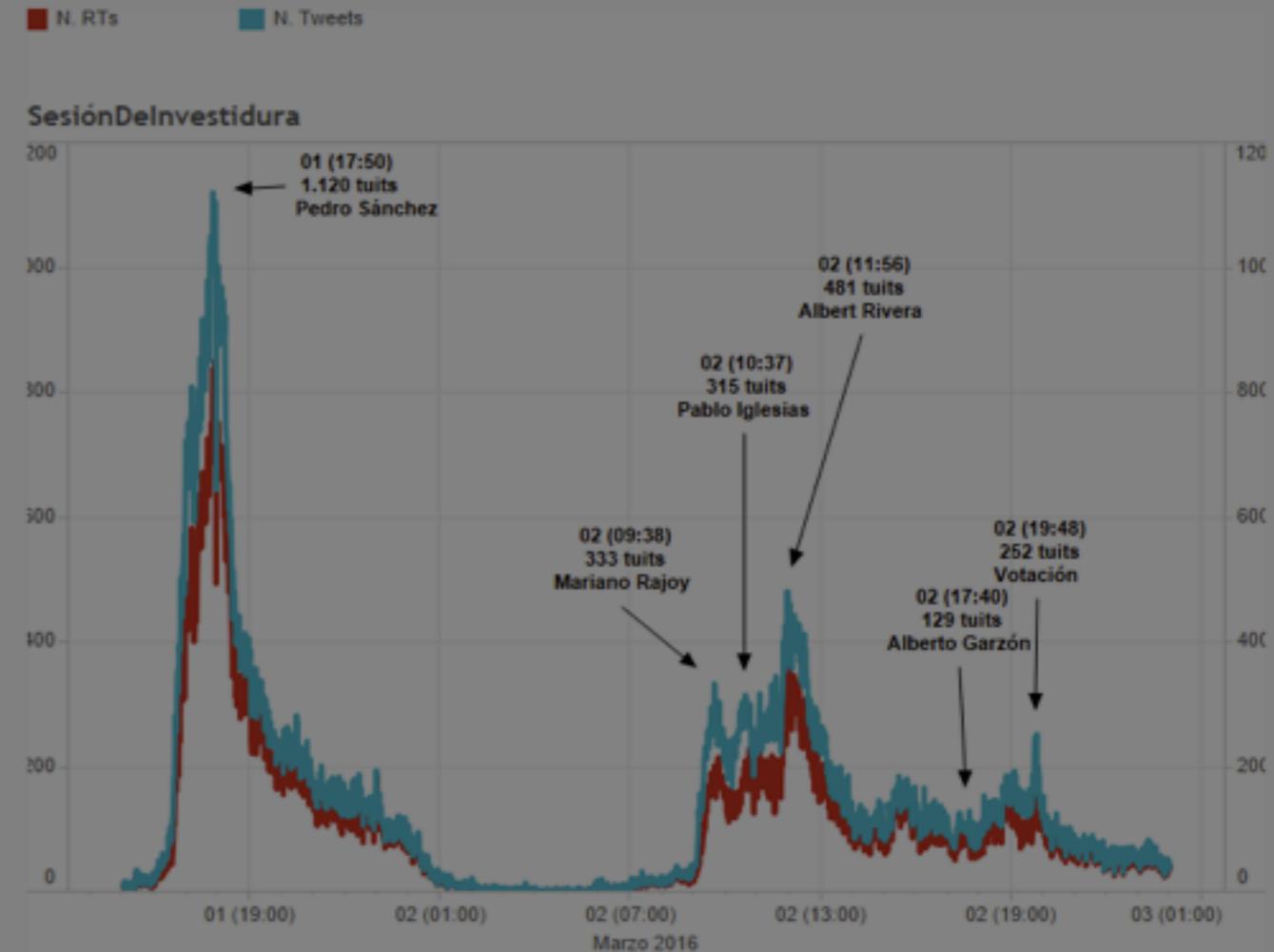
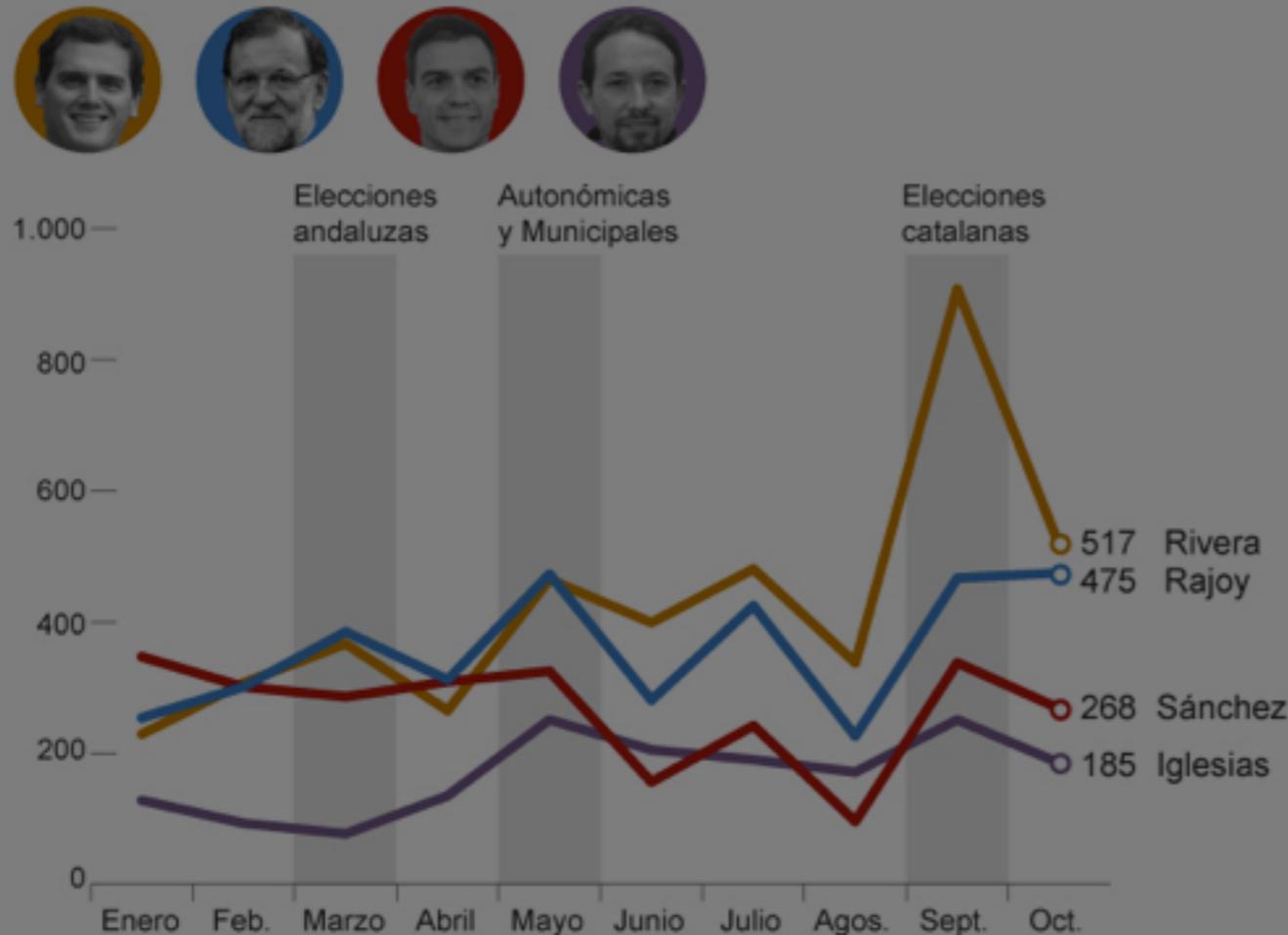
1 de marzo



2 de marzo



En lo que va de año hasta el 26/10/2015. Número de tuits.



# NÚMERO DE MENSAJES ORIGINALES Y REENVIADOS

## Usuarios más retuiteados

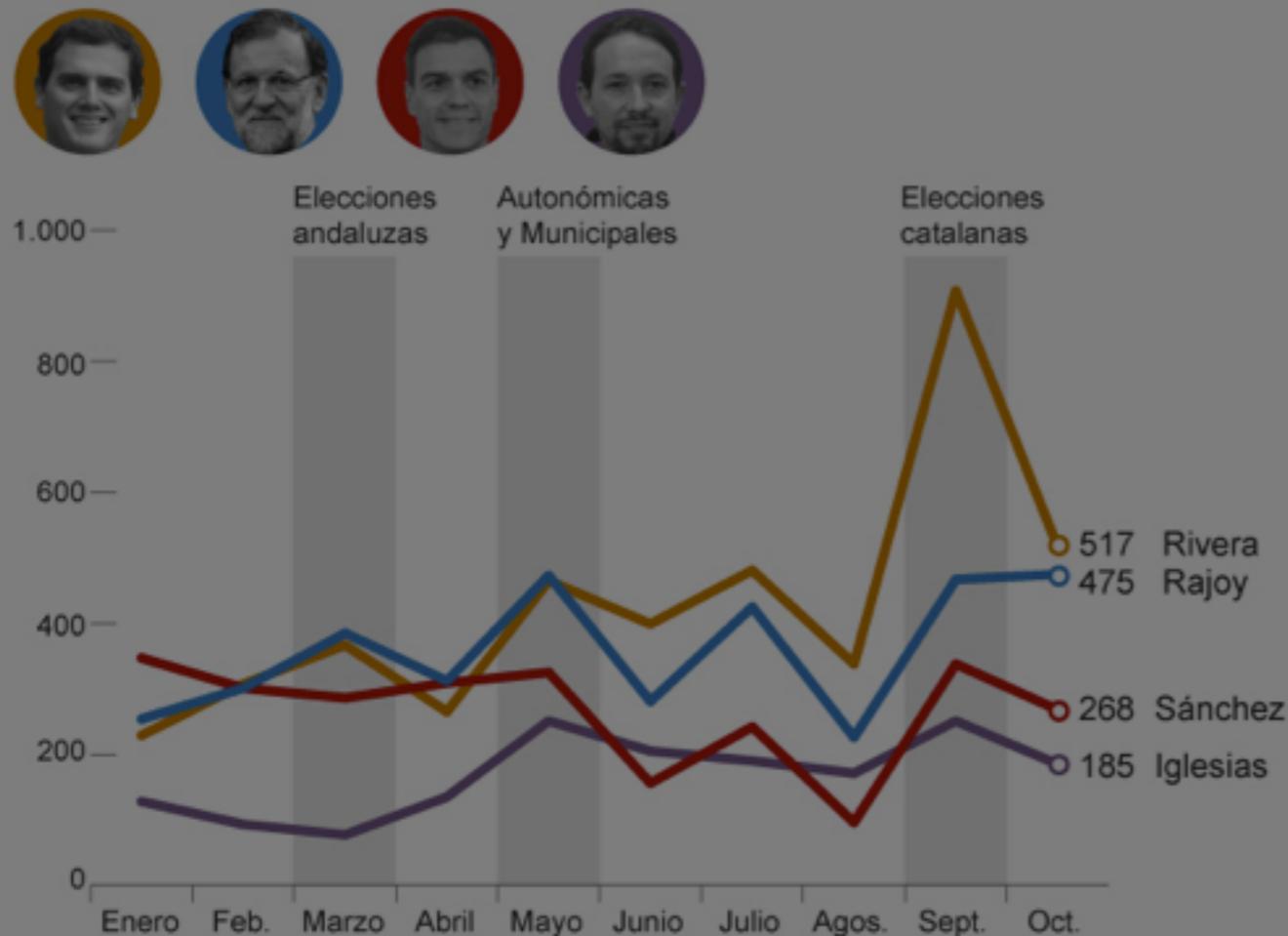
1 de marzo



2 de marzo

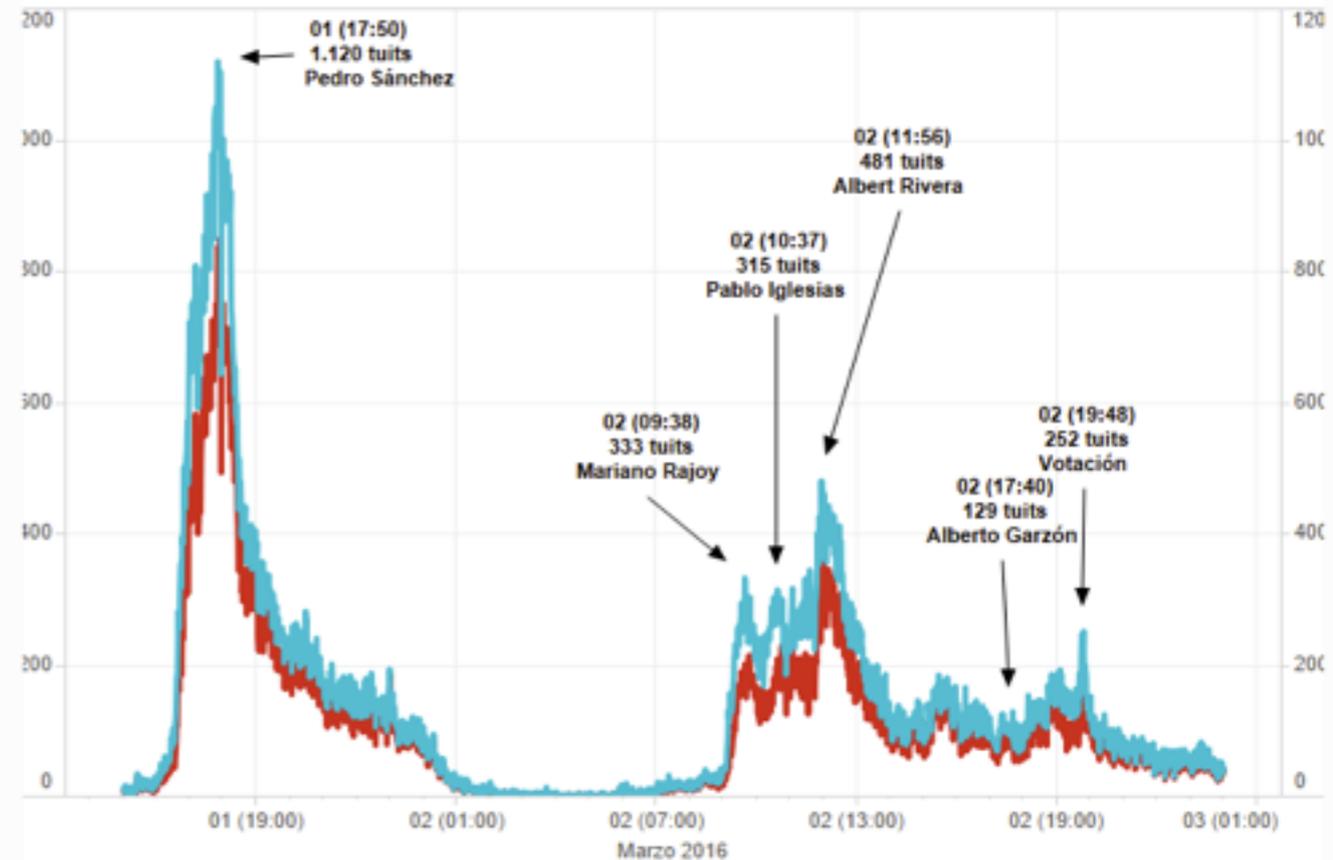


En lo que va de año hasta el 26/10/2015. Número de tuits.



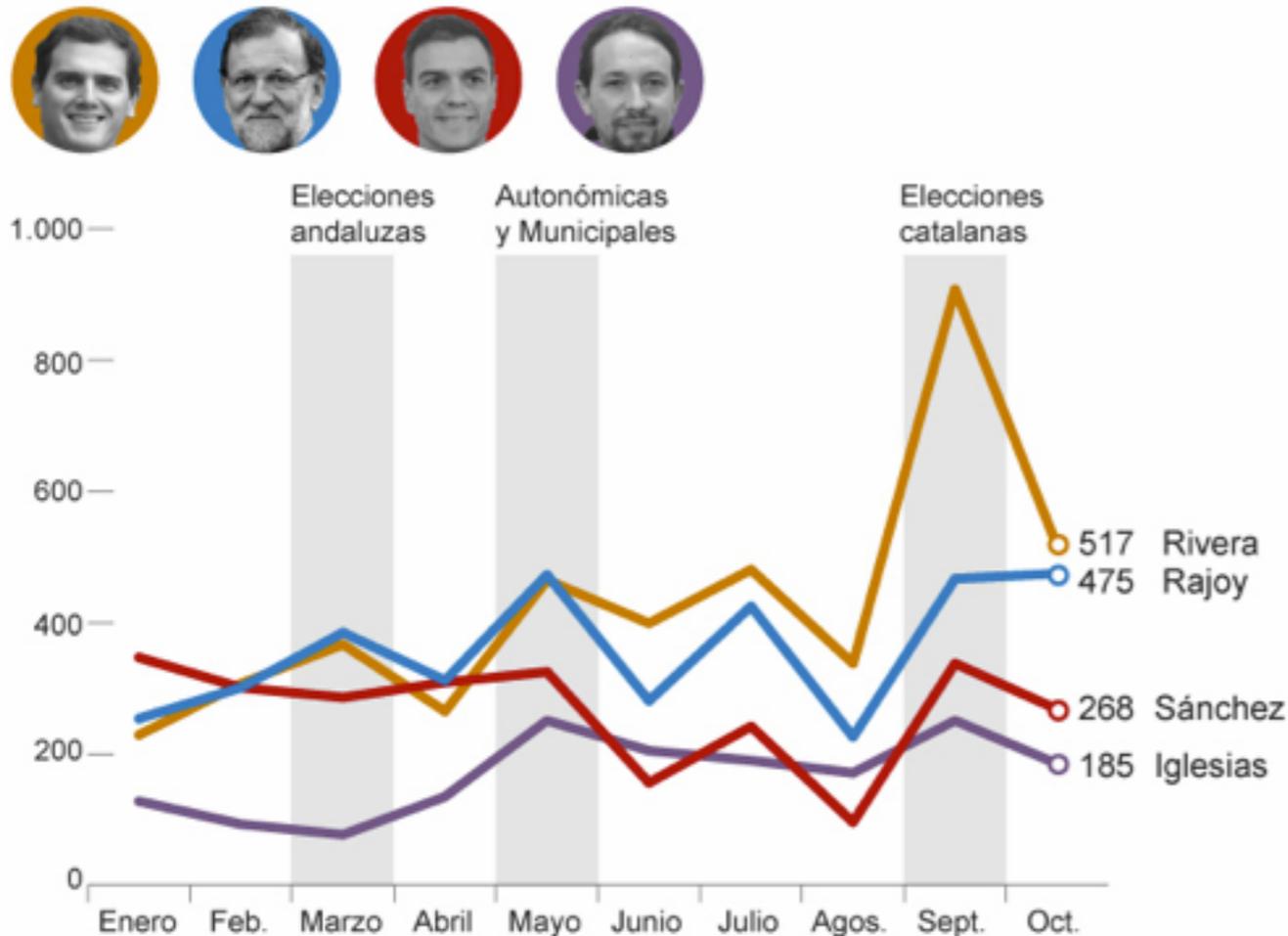
■ N. RTs ■ N. Tweets

SesiónDeInvestidura



# ANÁLISIS DE LA ACTIVIDAD DE DETERMINADOS USUARIOS

En lo que va de año hasta el 26/10/2015. Número de tuits.



## Usuarios más retuiteados

1 de marzo

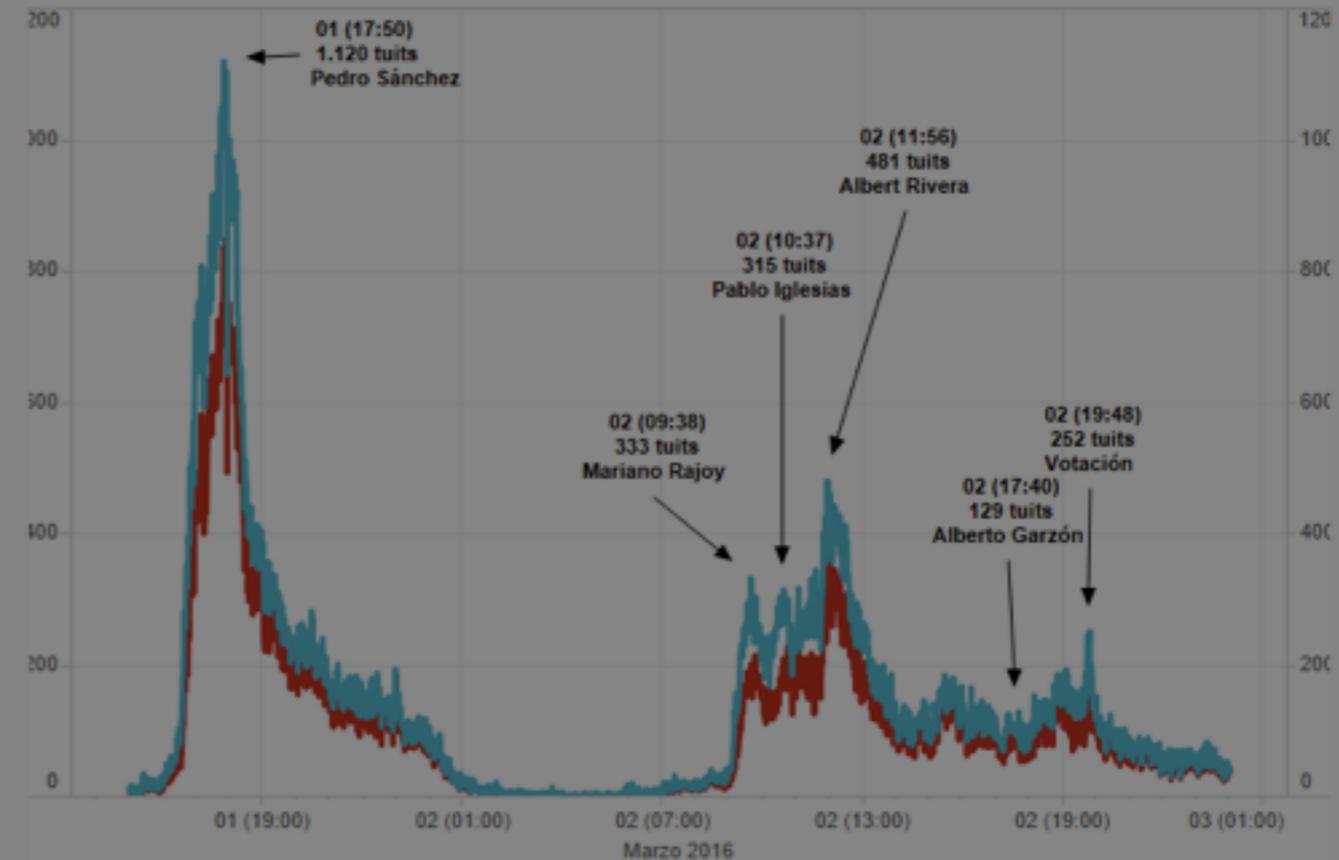


2 de marzo



■ N. RTs      ■ N. Tweets

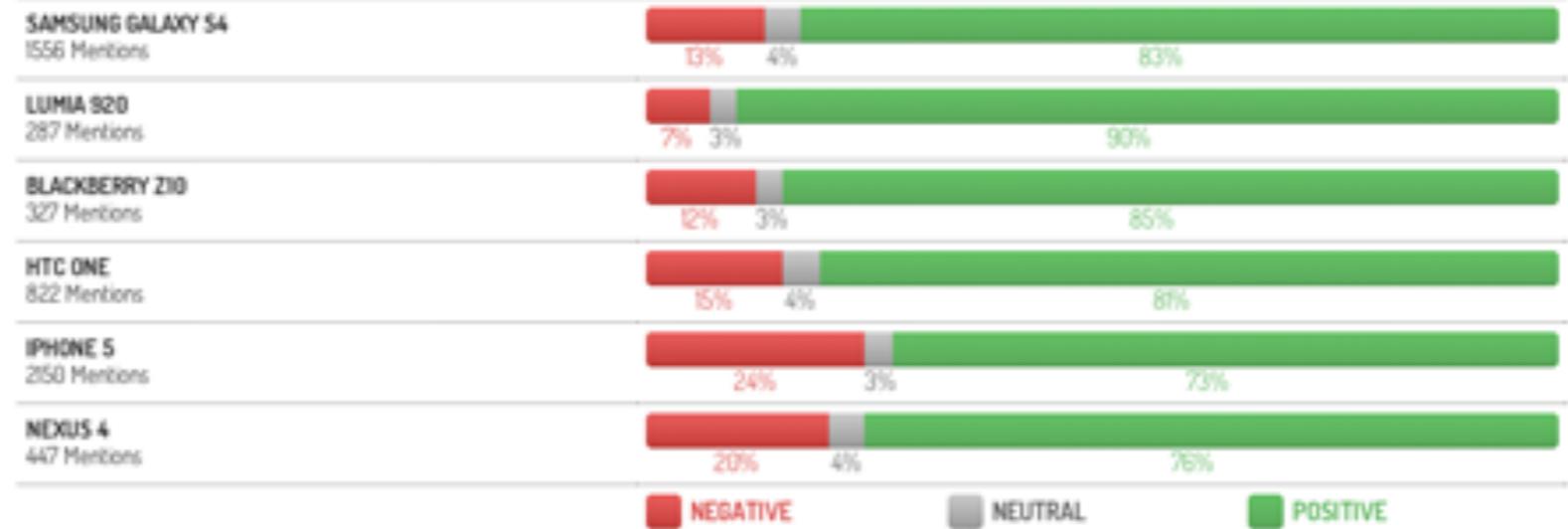
## SesiónDelInvestidura



# SENTIMENT ANALYSIS

## SENTIMENT

between Nov 4, 2013 and Dec 3, 2013



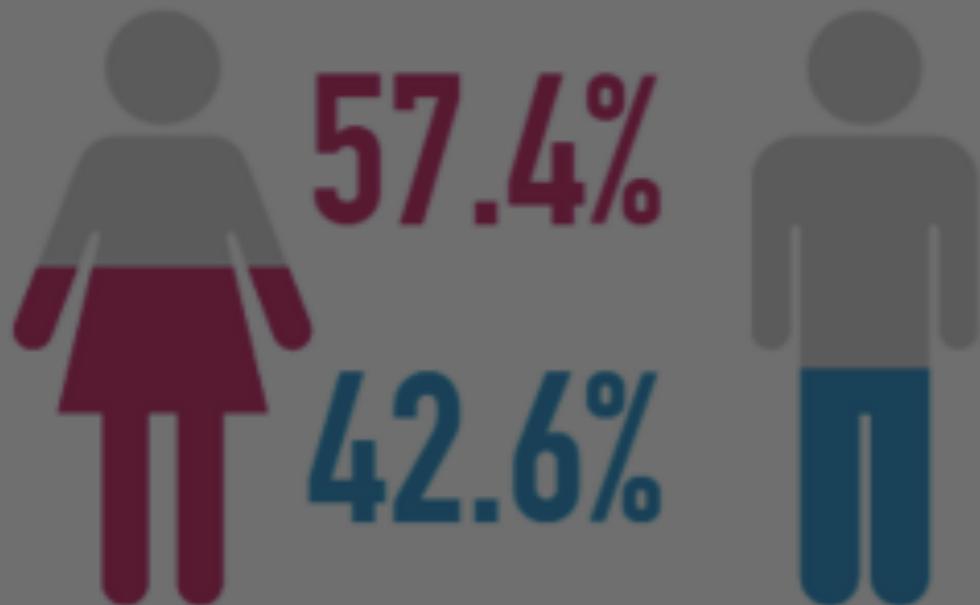
Note: Mentions without sentiment are not represented in this analysis.

## KEY CONCEPTS

between Apr 15, 2014 and Apr 21, 2014



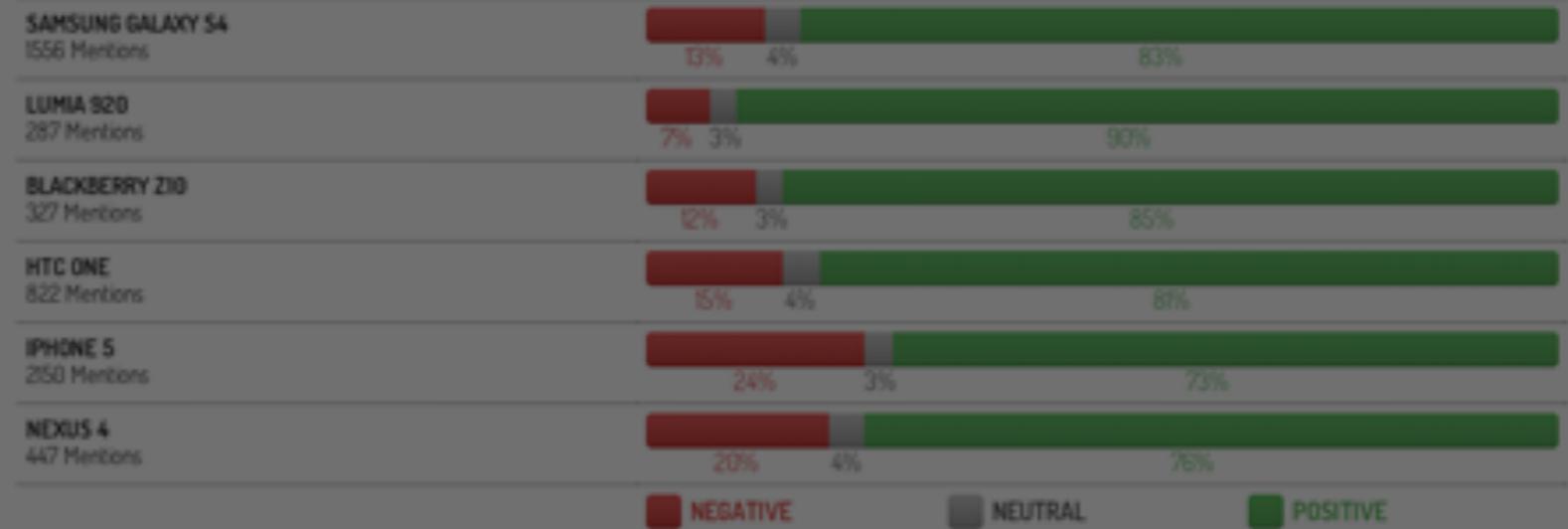
● female ● male



# TOPICS KEY CONCEPTS

## SENTIMENT

between Nov 4, 2013 and Dec 3, 2013



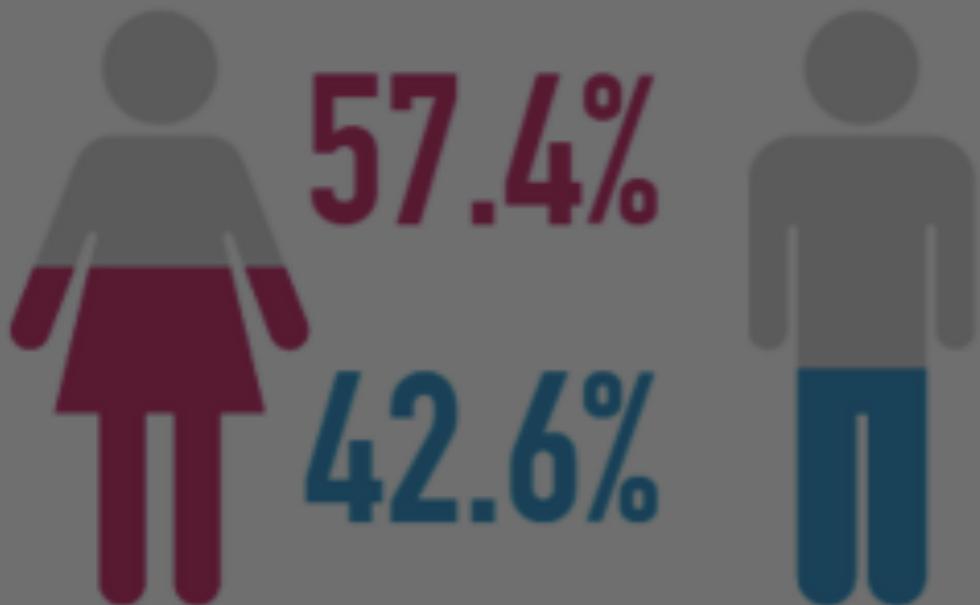
Note: Mentions without sentiment are not represented in this analysis.

## KEY CONCEPTS

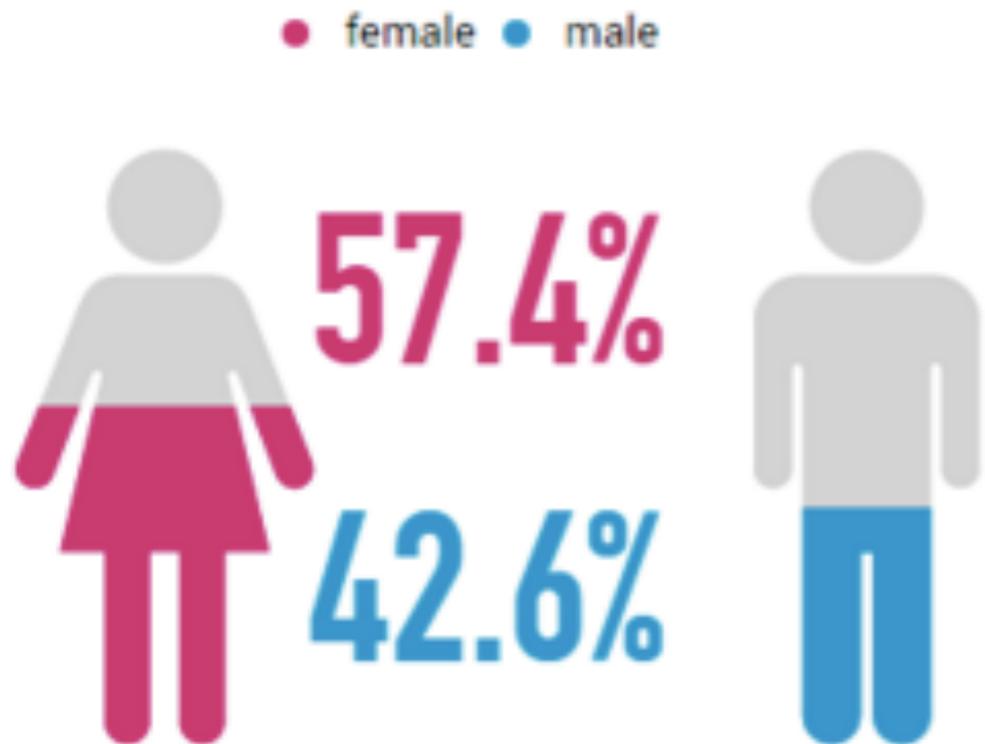
between Apr 15, 2014 and Apr 21, 2014



● female ● male

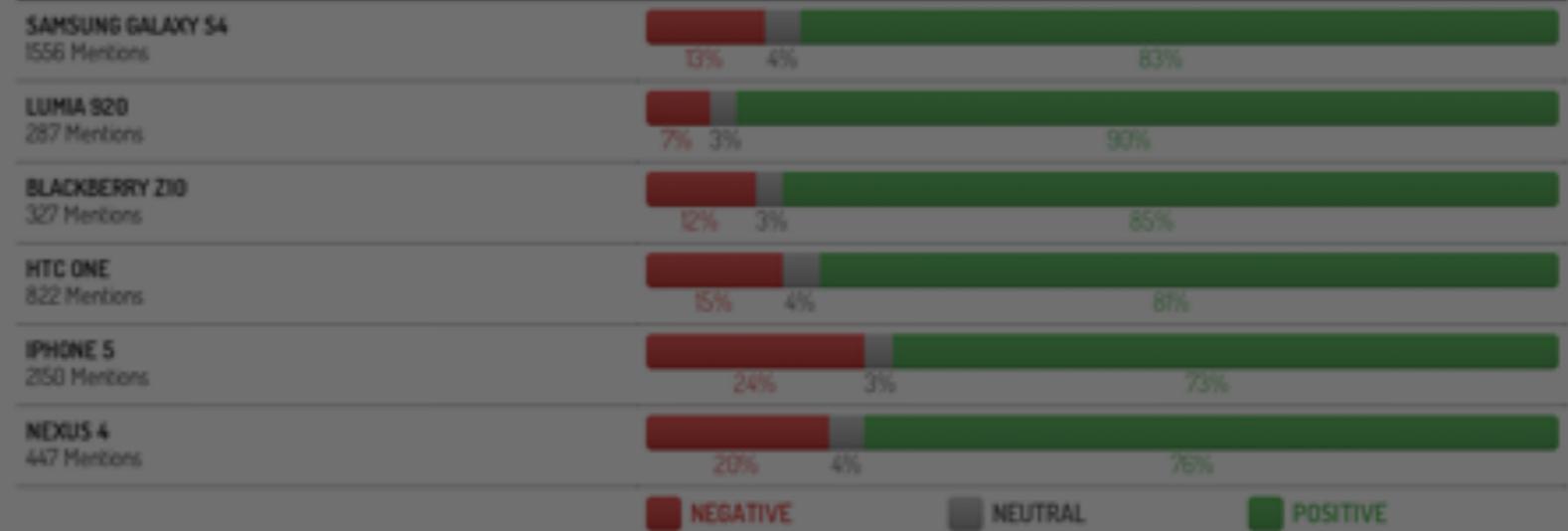


# INFORMACIÓN DEMOGRÁFICA



## SENTIMENT

between Nov 4, 2013 and Dec 3, 2013



Note: Mentions without sentiment are not represented in this analysis.

## KEY CONCEPTS

between Apr 15, 2014 and Apr 21, 2014



# SEGUIDORES, SEGUIDOS, AMIGOS,

## Evolución de tus seguidores, seguidos y tweets

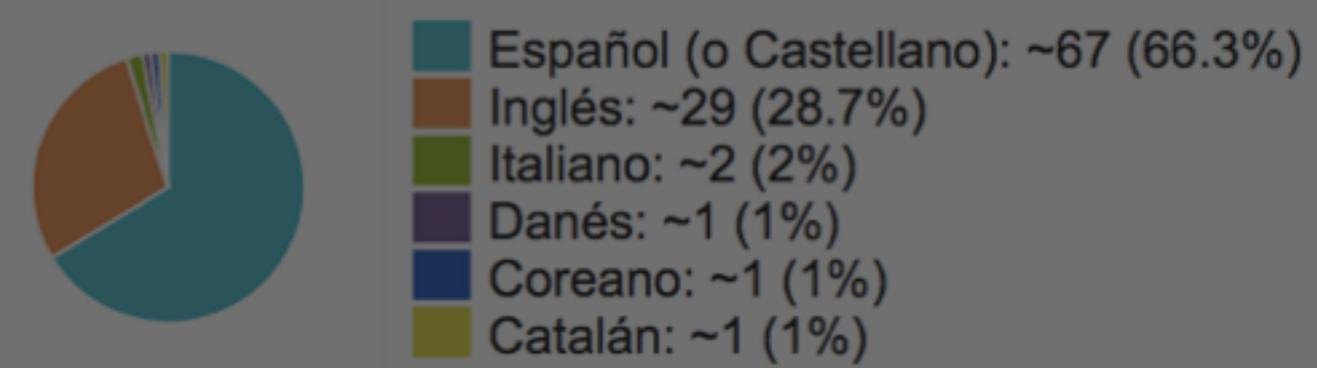
Haz click y arrastra sobre la gráfica para hacer zoom



### Países



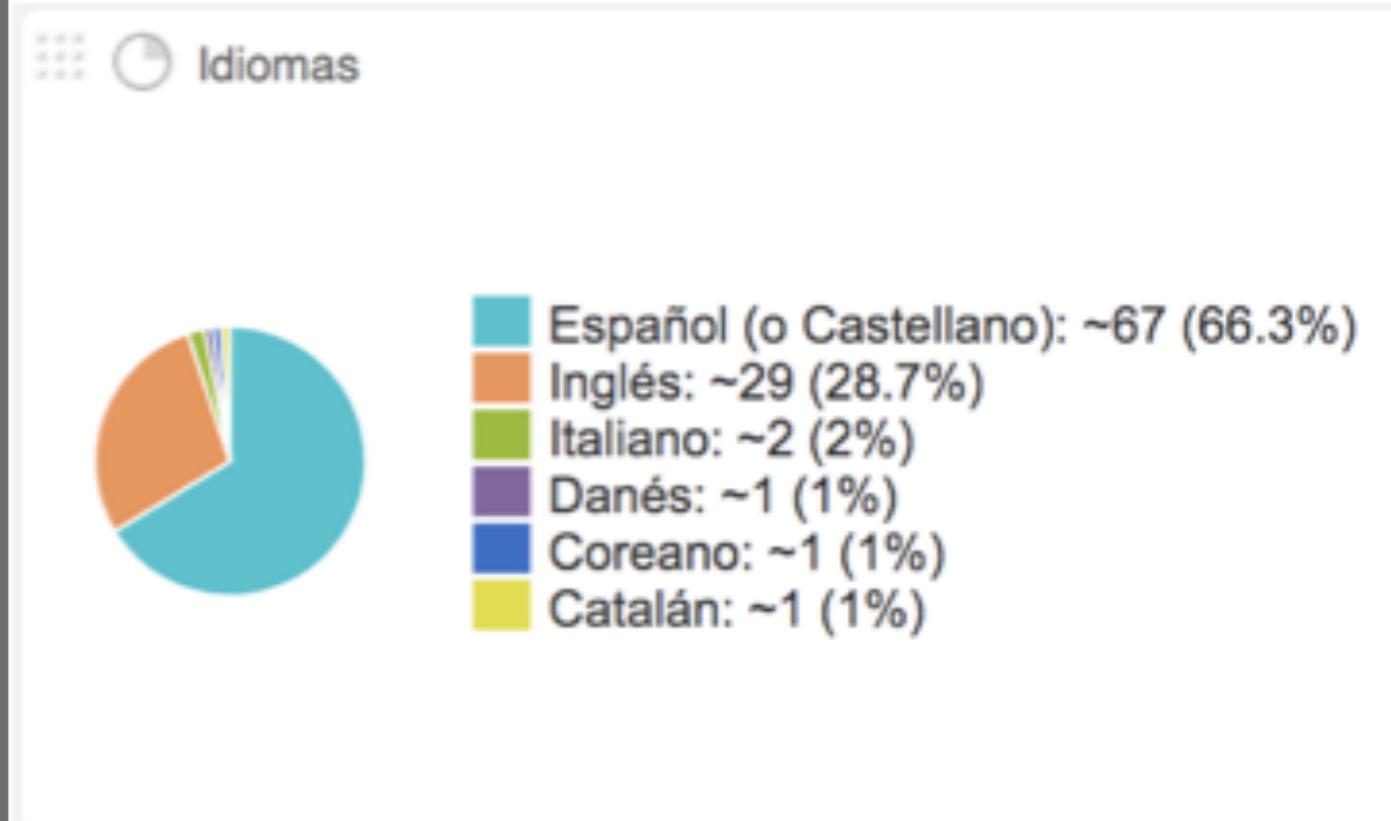
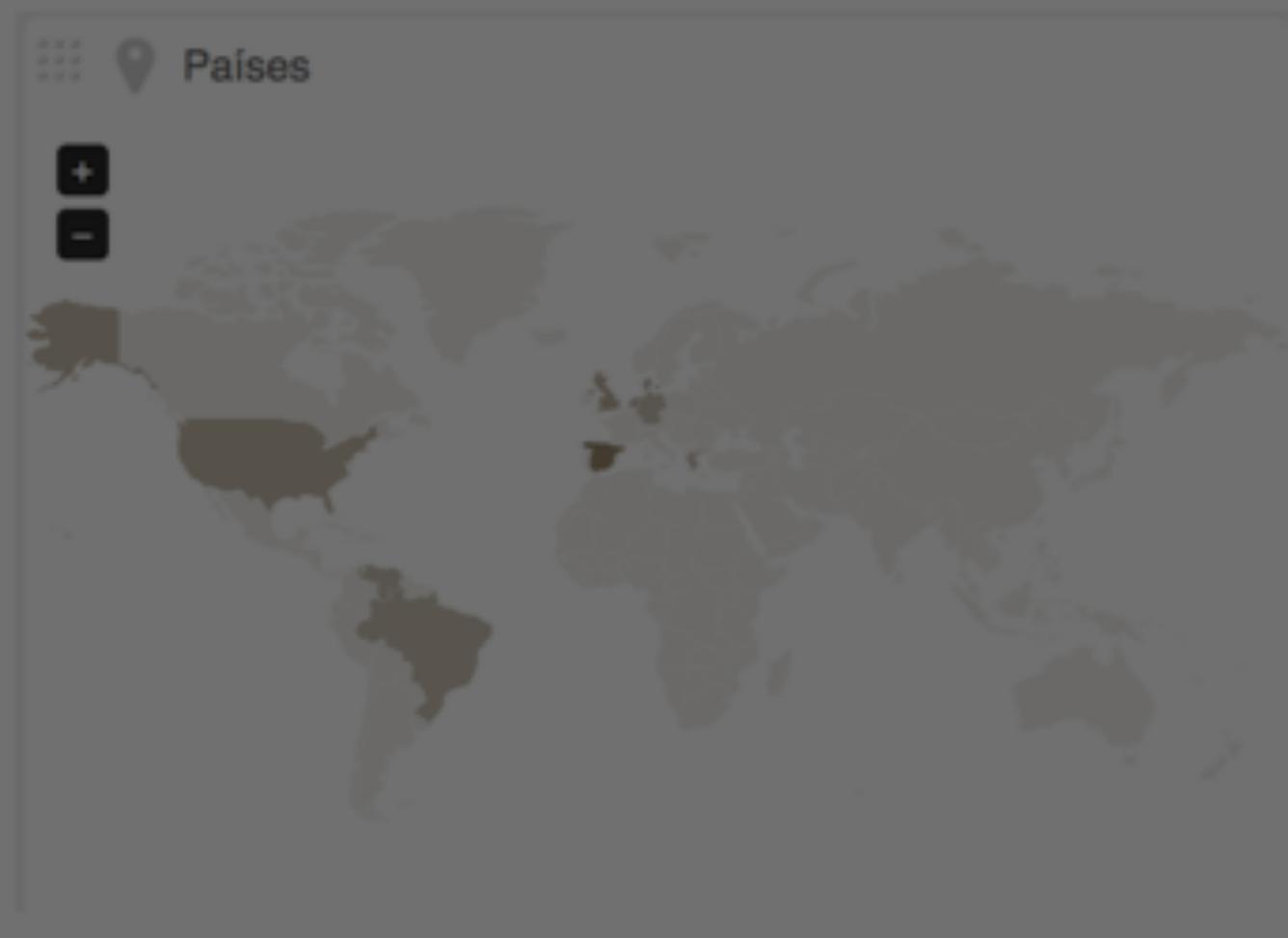
### Idiomas



# IDIOMAS

## Evolución de tus seguidores, seguidos y tweets

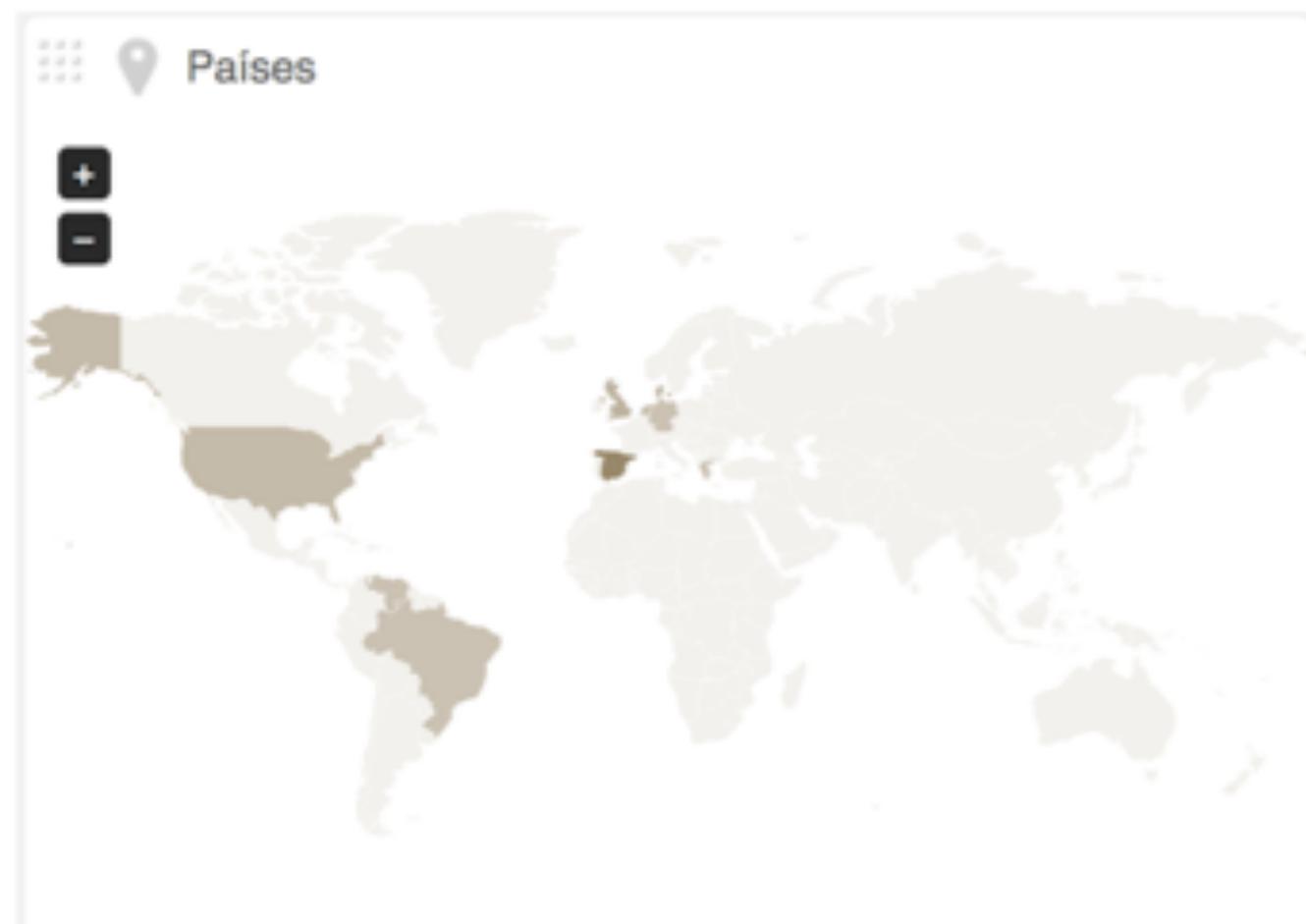
Haz click y arrastra sobre la gráfica para hacer zoom



# PAÍSES

## Evolución de tus seguidores, seguidos y tweets

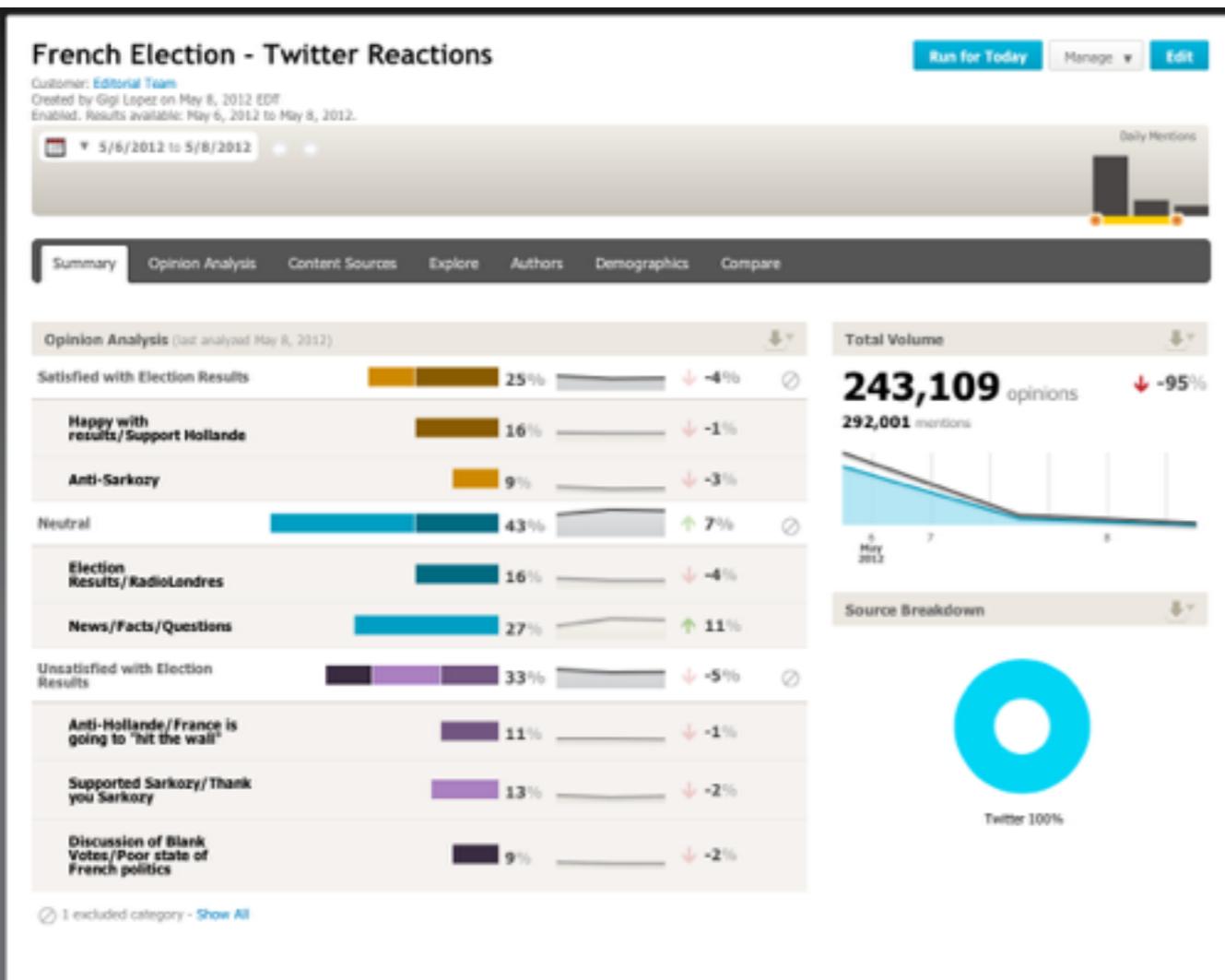
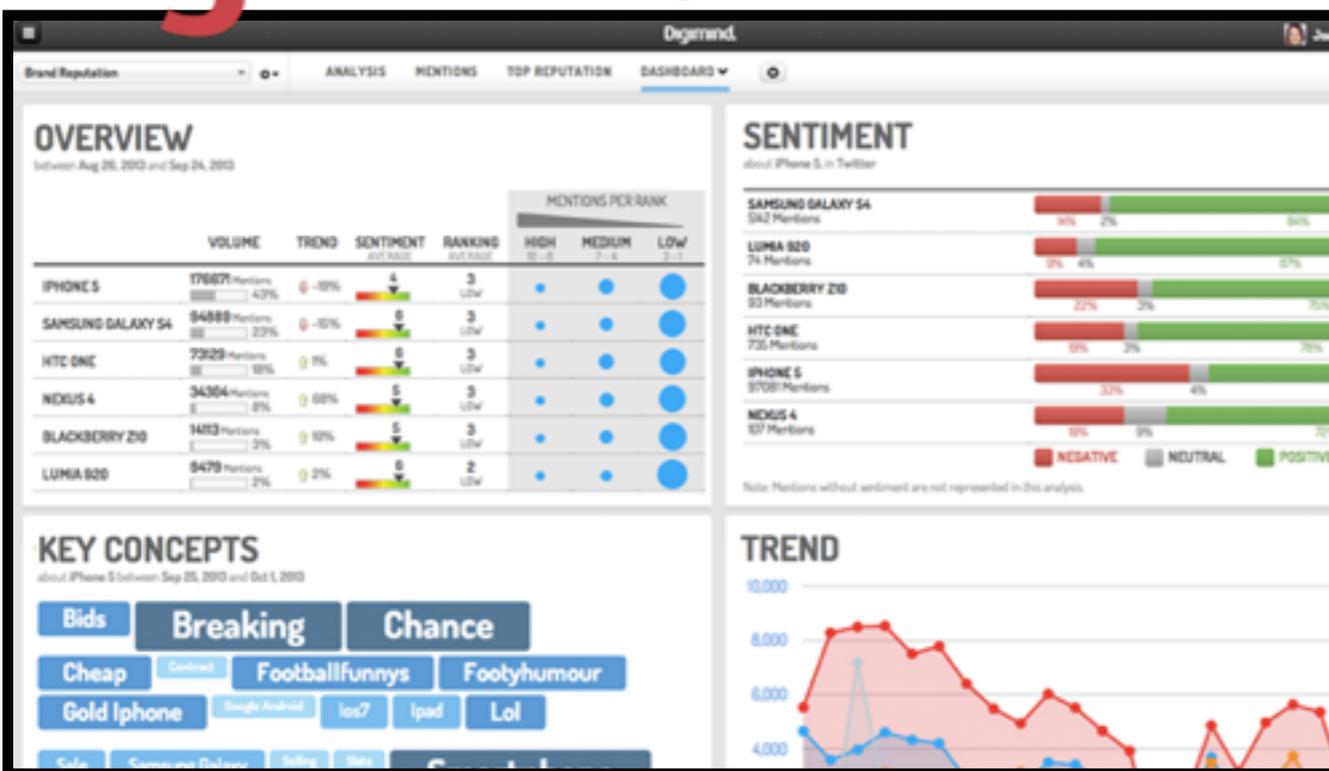
Haz click y arrastra sobre la gráfica para hacer zoom



## Idiomas



Idioma	Cantidad	Porcentaje
Español (o Castellano)	~67	66.3%
Inglés	~29	28.7%
Italiano	~2	2%
Danés	~1	1%
Coreano	~1	1%
Catalán	~1	1%





¿PODEMOS  
OBTENER MÁS  
INFORMACIÓN  
... ?

# ANÁLISIS DE REDES SOCIALES

Teoría de grafos + estadística + física



**PROPIEDADES  
ESTÁTICAS**



**PROPIEDADES  
DINÁMICAS**



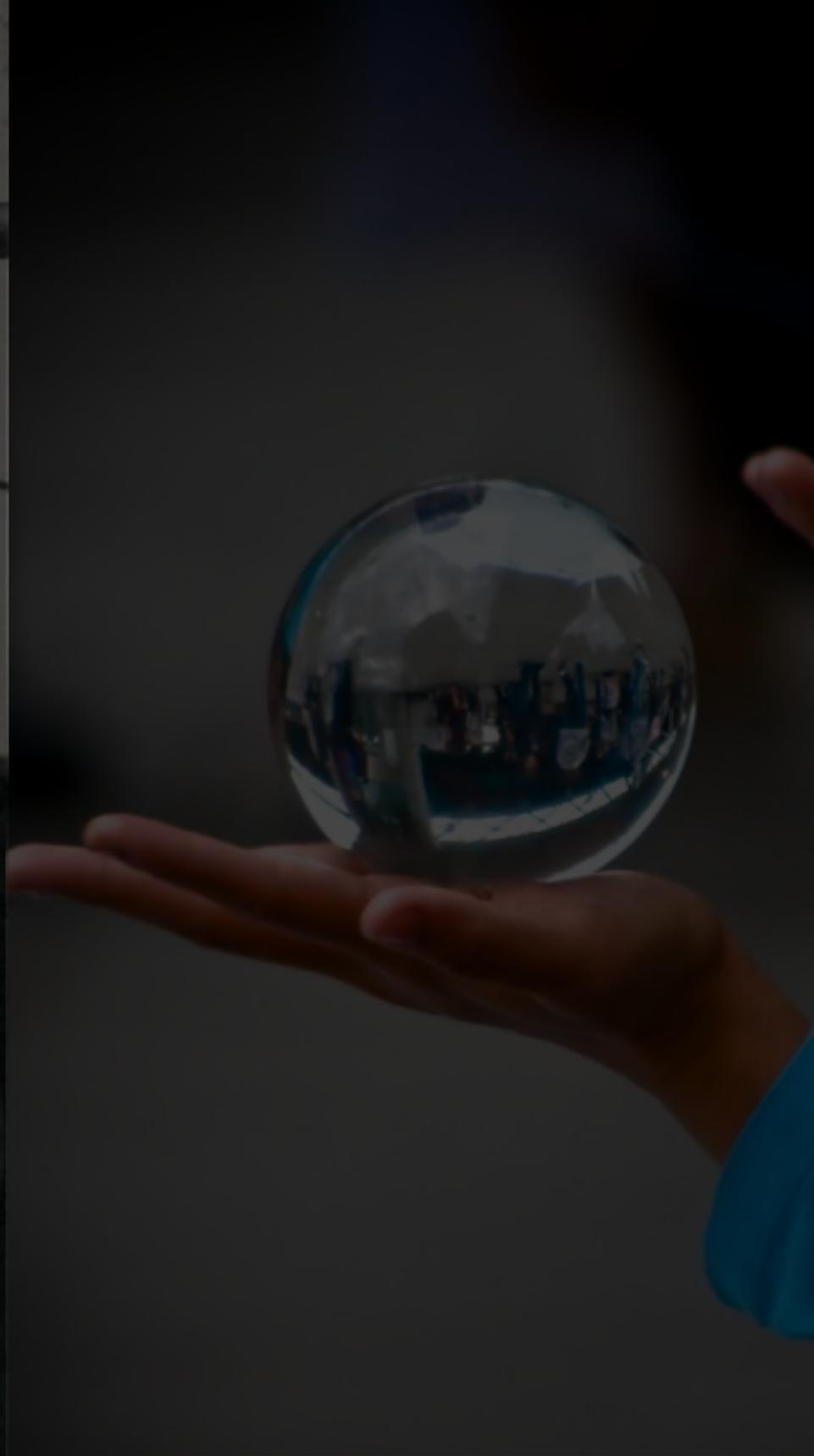
**PREDICCIÓN**



**PROPIEDADES  
ESTÁTICAS**



**PROPIEDADES  
DINÁMICAS**



**PREDICCIÓN**



**VISIÓN  
GLOBAL**



**VISIÓN  
LOCAL**



**VISIÓN  
GLOBAL**

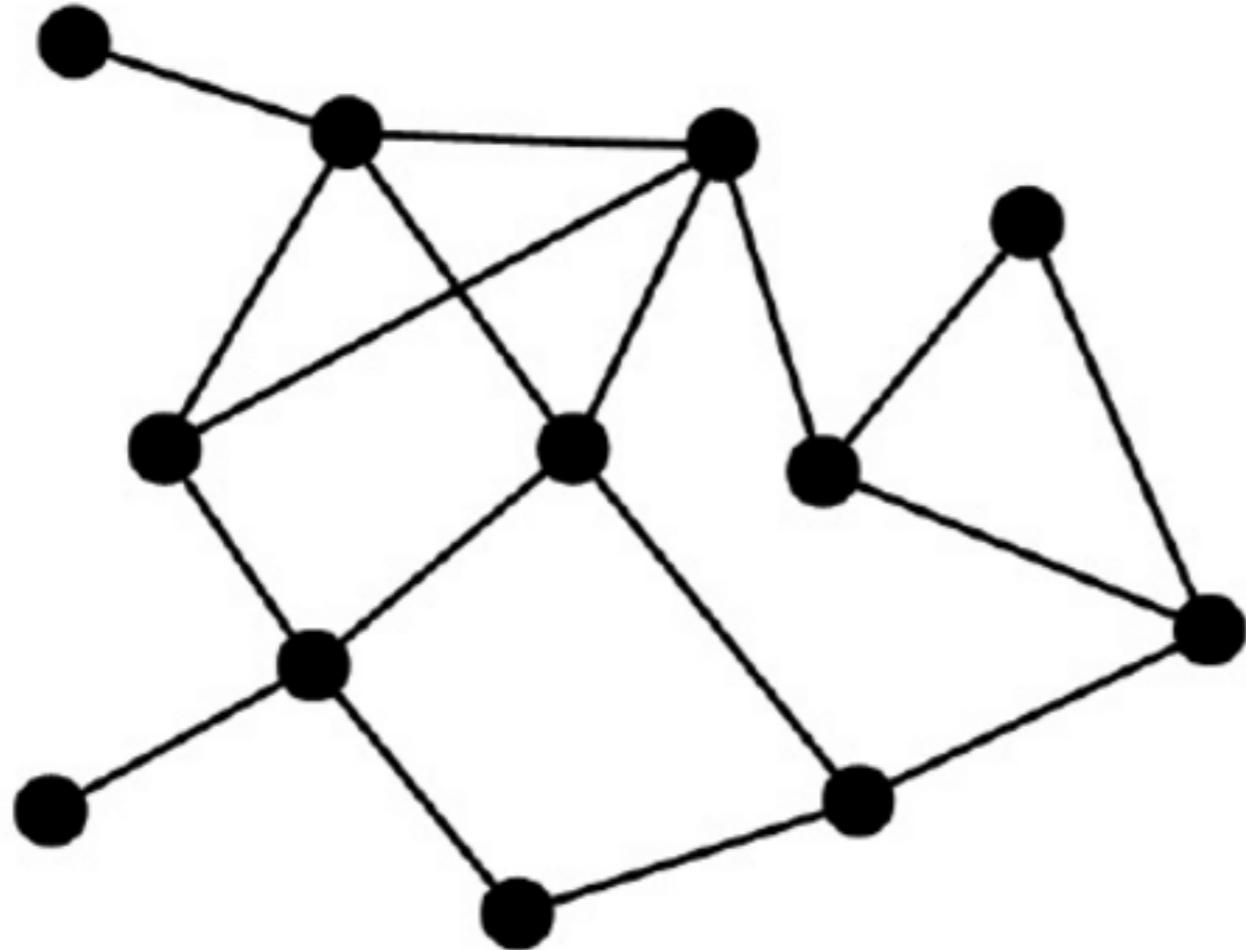


**VISIÓN  
LOCAL**

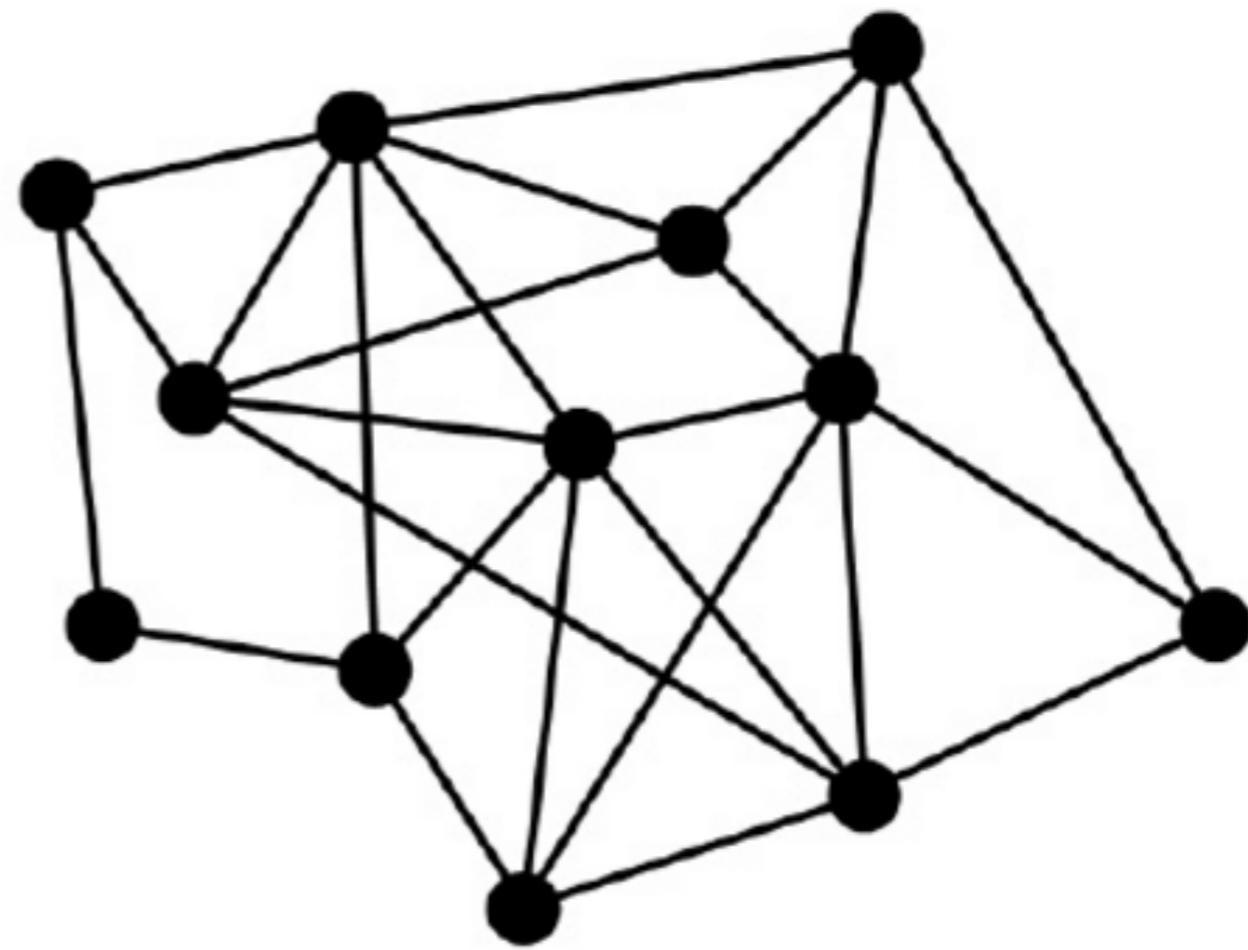
# DENSIDAD

Indicador de la actividad entre los usuarios.

Número de enlaces existentes respecto al número de enlaces posibles.



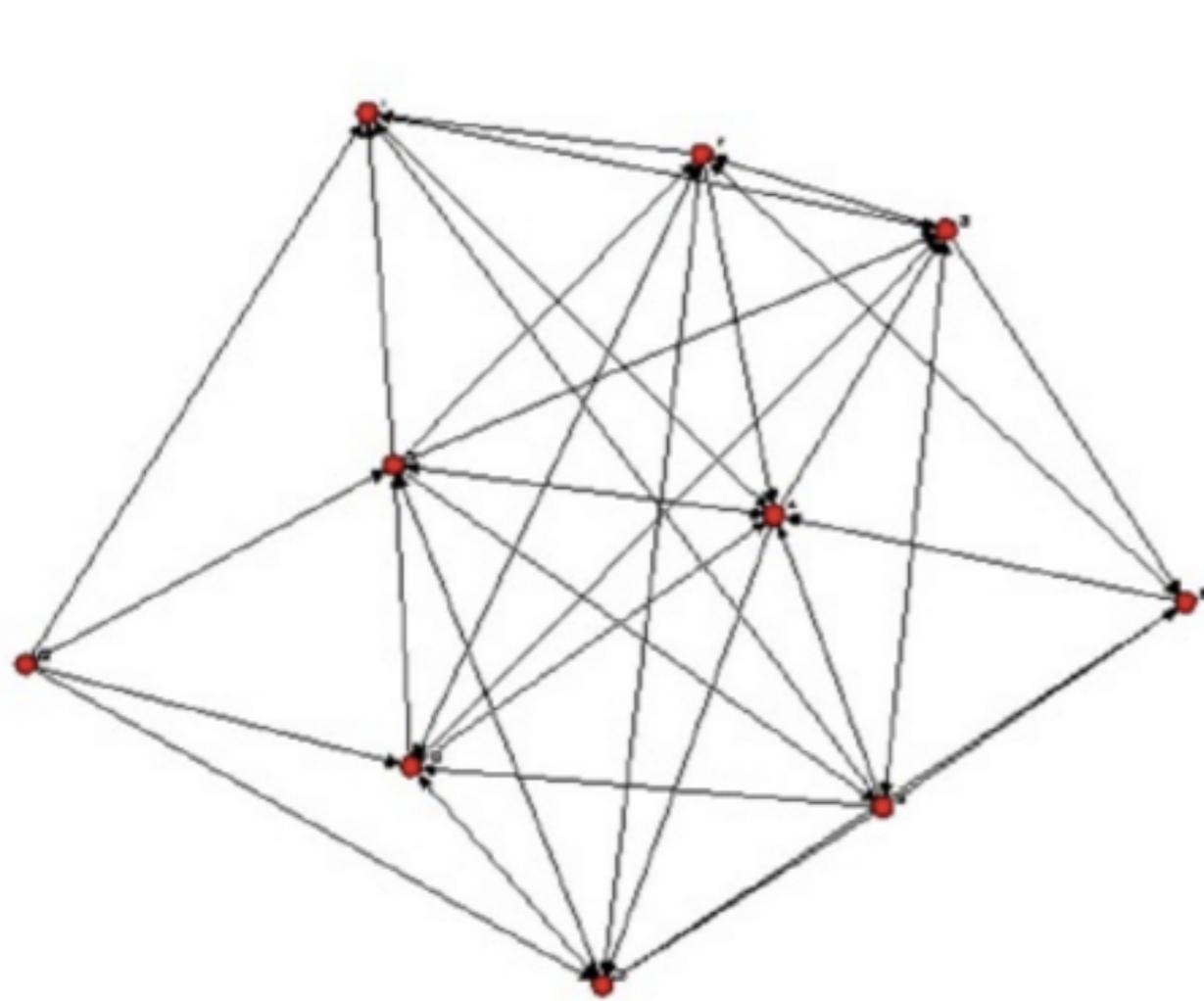
low density: 25%



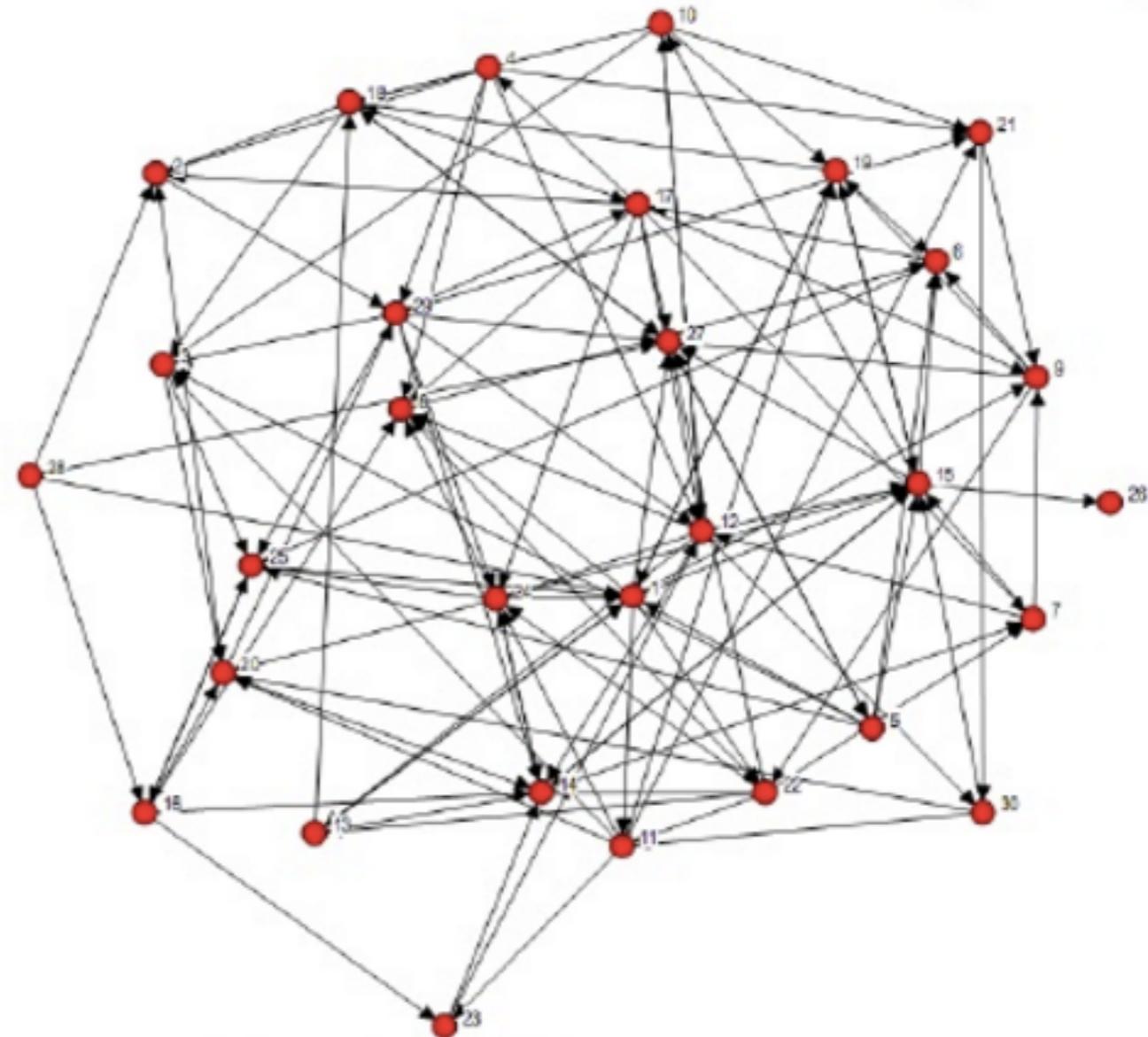
high density: 39%

# GRADO MEDIO

Número medio de interacciones de un usuario.  
Número de enlaces por nodo.



Density: 0,47  
Average Degree: 4

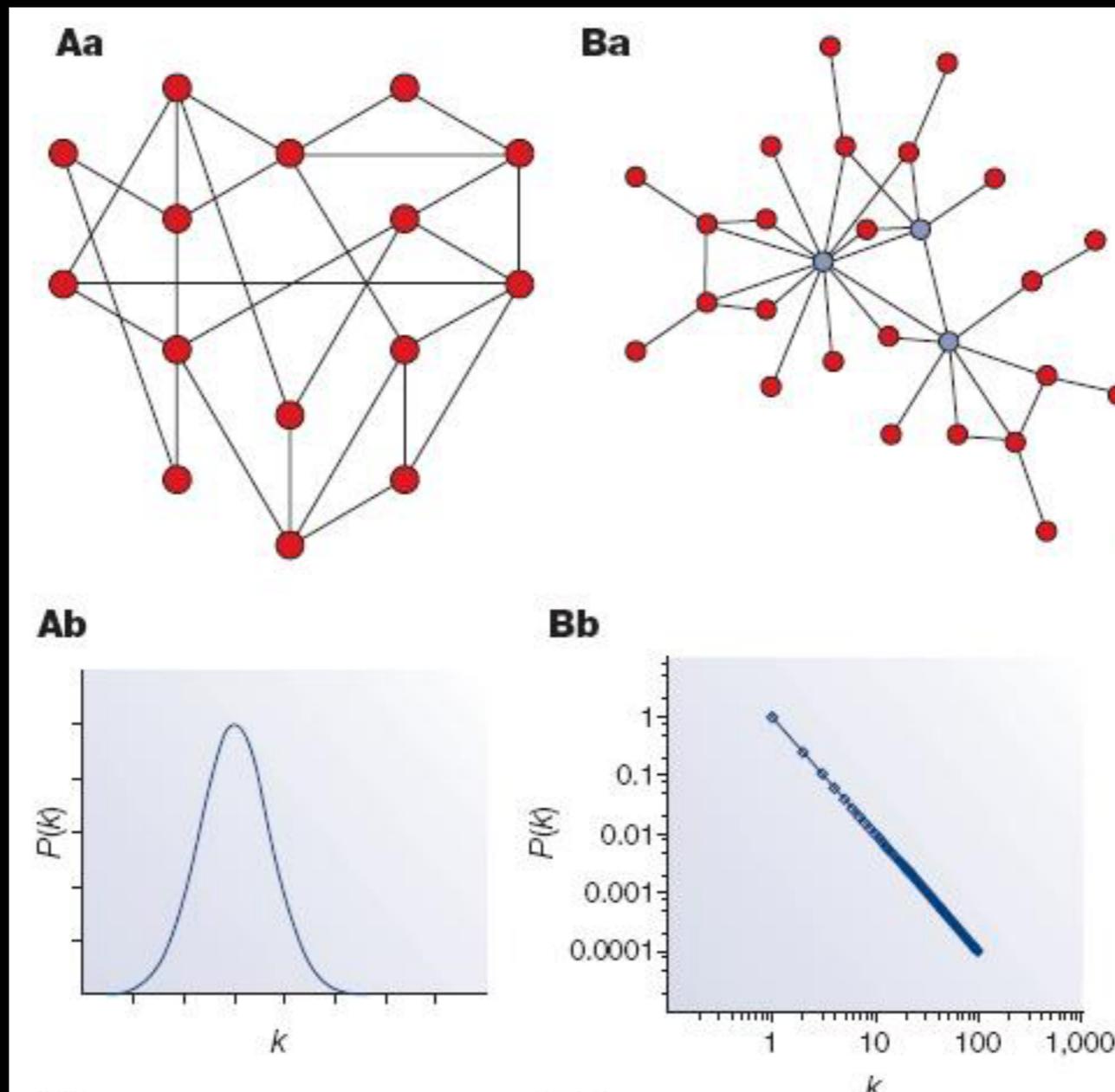


Density: 0,14  
Average Degree: 4

# DISTRIBUCIÓN DE GRADO

¿Cómo suelen interactuar los usuarios de una determinada red?

Probabilidad de que un nodo tenga un determinado grado.

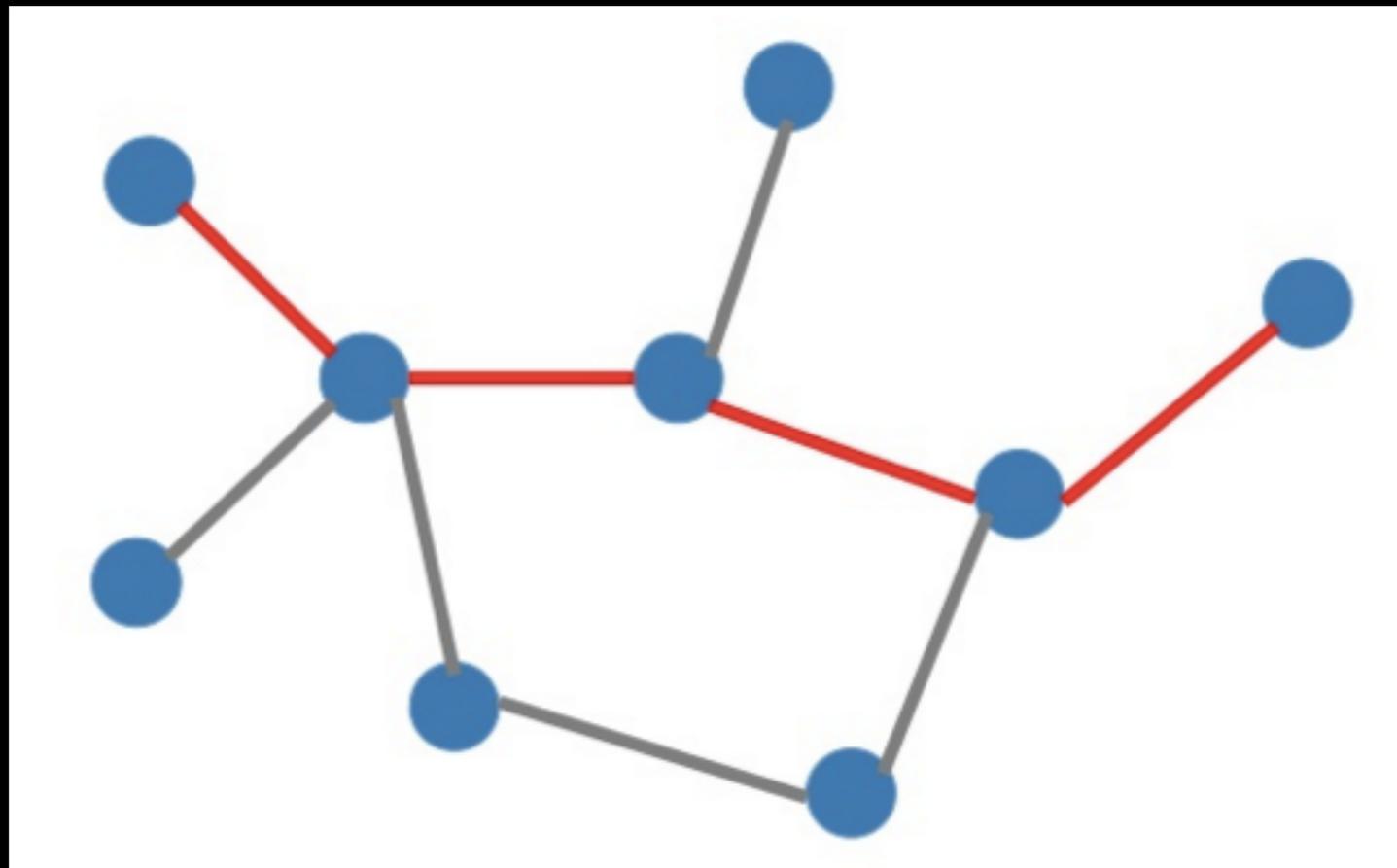


# DIÁMETRO

¿Cómo de separados estamos?

El camino más largo de entre los caminos más cortos.

Cuántos pasos tiene que hacer una persona para llegar a otra.



# CAMINO MEDIO

La media de los caminos más cortos entre todos los posibles pares de nodos.

Experimento de Milgram's

64 de 296 llegaron a su destino, el camino medio de la red fue de 5.5.



DAILY NEWS 7 August 2003

## Email experiment confirms six degrees of separation

Despite enabling almost instantaneous global communication, email appears not to have made the world a more close-knit community.

Duncan Watts and colleagues at Columbia University in New York conducted a massive email experiment to test the theory of “six degrees of separation”, i.e. that everyone in the world can be linked through just six social ties.

More than 60,000 people from 166 different countries took part in the experiment. Participants were assigned one of 18 target people. They were asked to contact that person by sending email to people they already knew and considered potentially “closer” to the target. The targets were chosen at random and included a professor from America, an Australian policeman and a veterinarian from Norway.

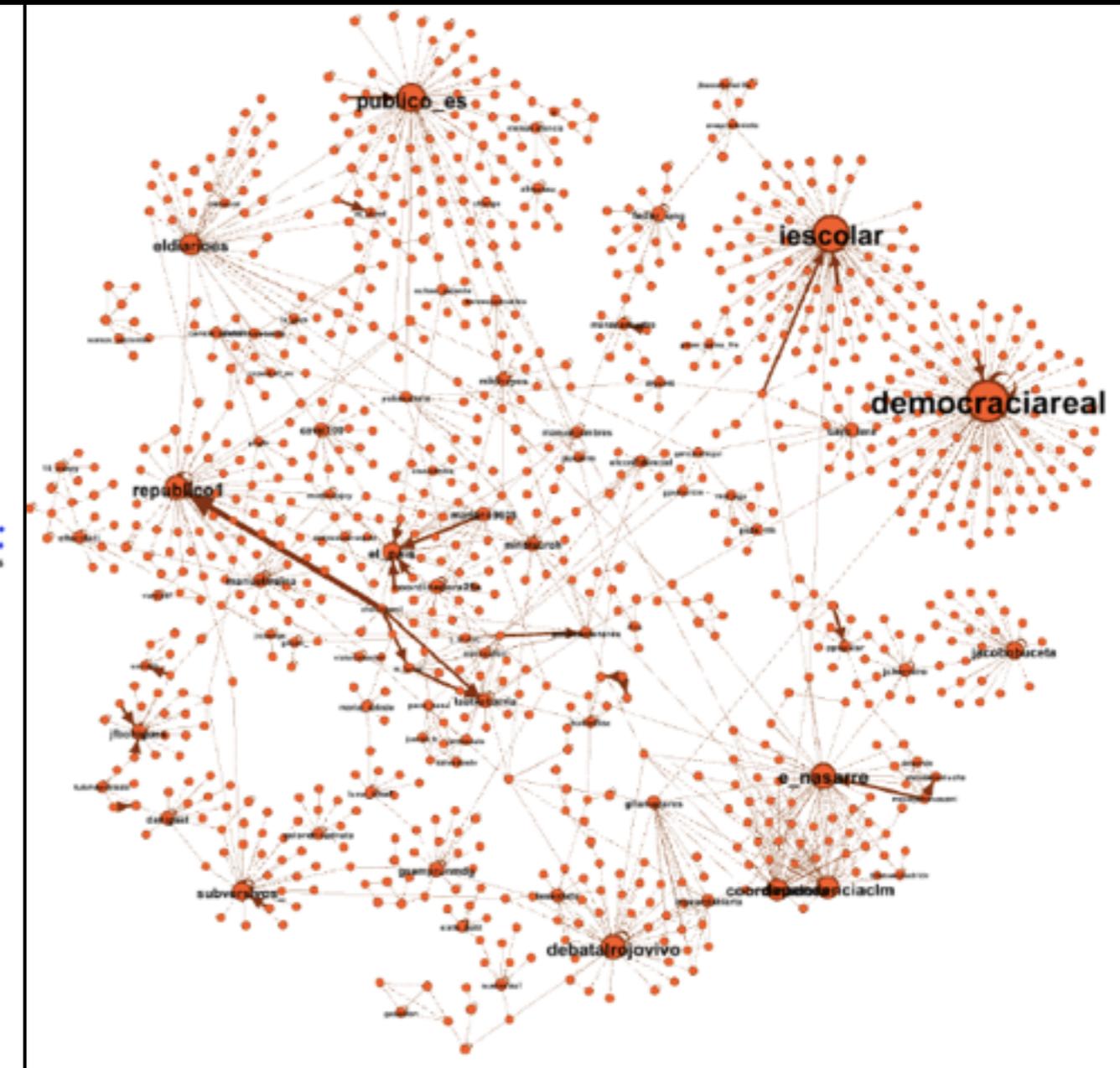
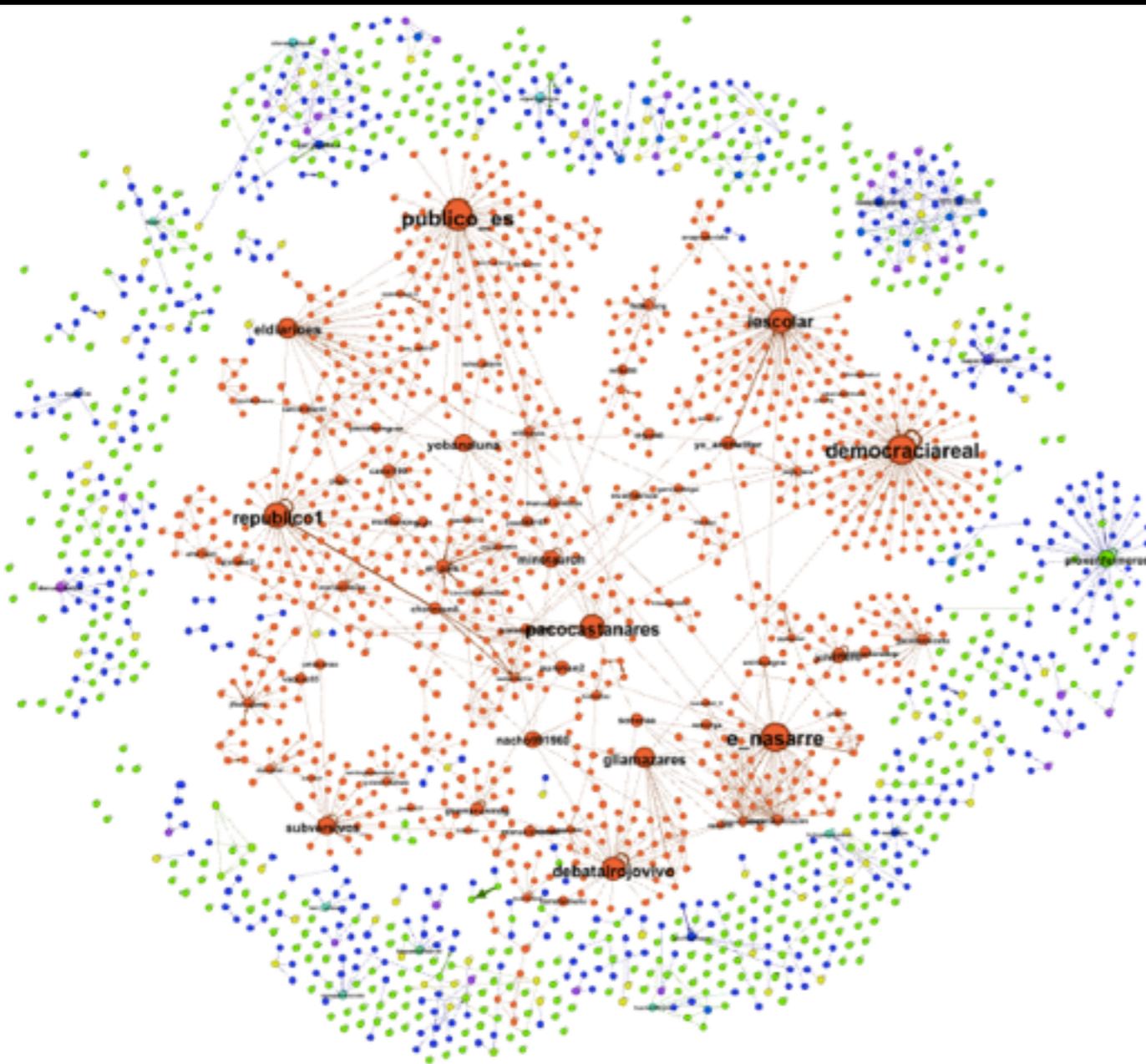
The researchers found that it in most cases it took between five and seven emails to contact the target. Watts says this shows that email has not fundamentally changed the way social ties are created.

“In this experiment, the internet is simply the tool we use to transmit messages,” Watts told **New Scientist**, in an email. “Compared with offline interactions like work, school, family, and community, I don’t see email as being a particularly compelling medium for generating social ties.”

The concept of six degrees of separation emerged from a similar postal experiment conducted by the social psychologist Stanley Milgram in 1967. Milgram asked volunteers to send a package by mail to one of a hundred people chosen at random.

**Virtual friends**

# NÚMERO DE COMPONENTES COMPONENTE GIGANTE



# RECIPROCIDAD

Relaciones bidireccionales

Indica cuántos usuarios están manteniendo conversaciones.

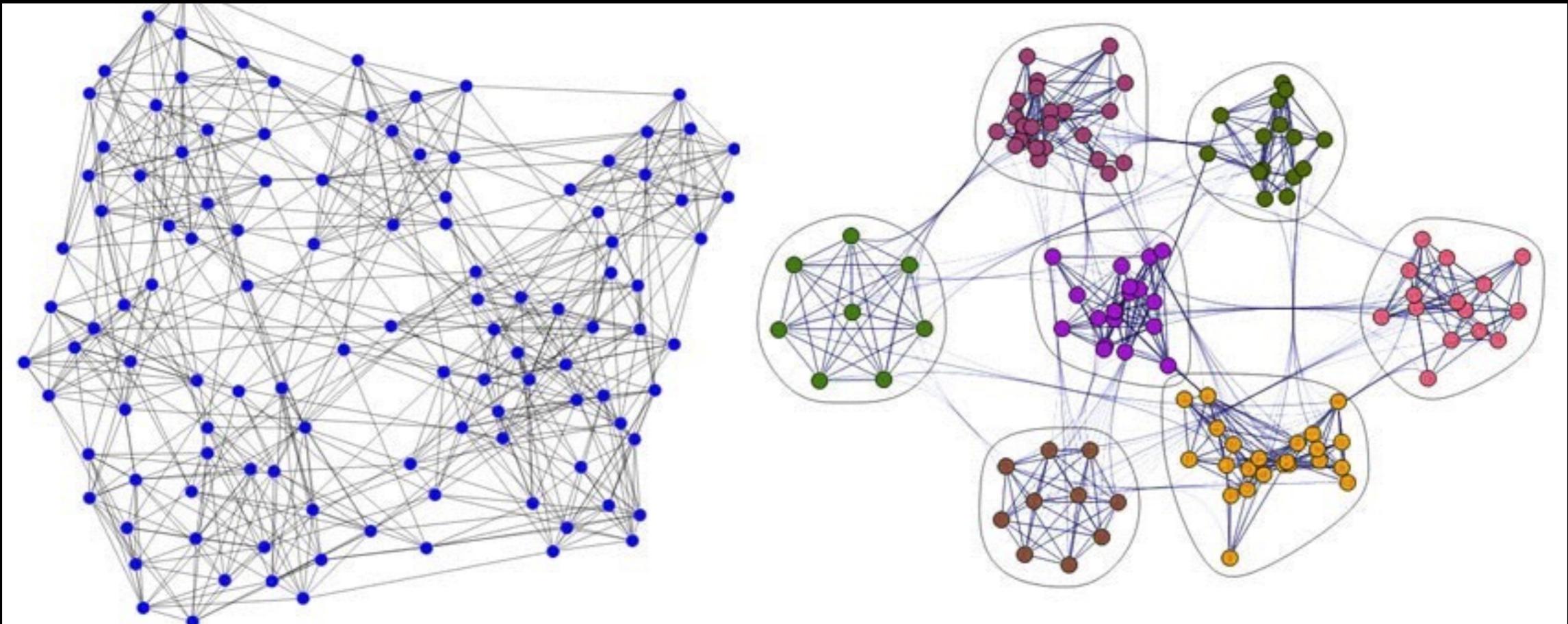
Se puede considerar como un indicador de confianza.



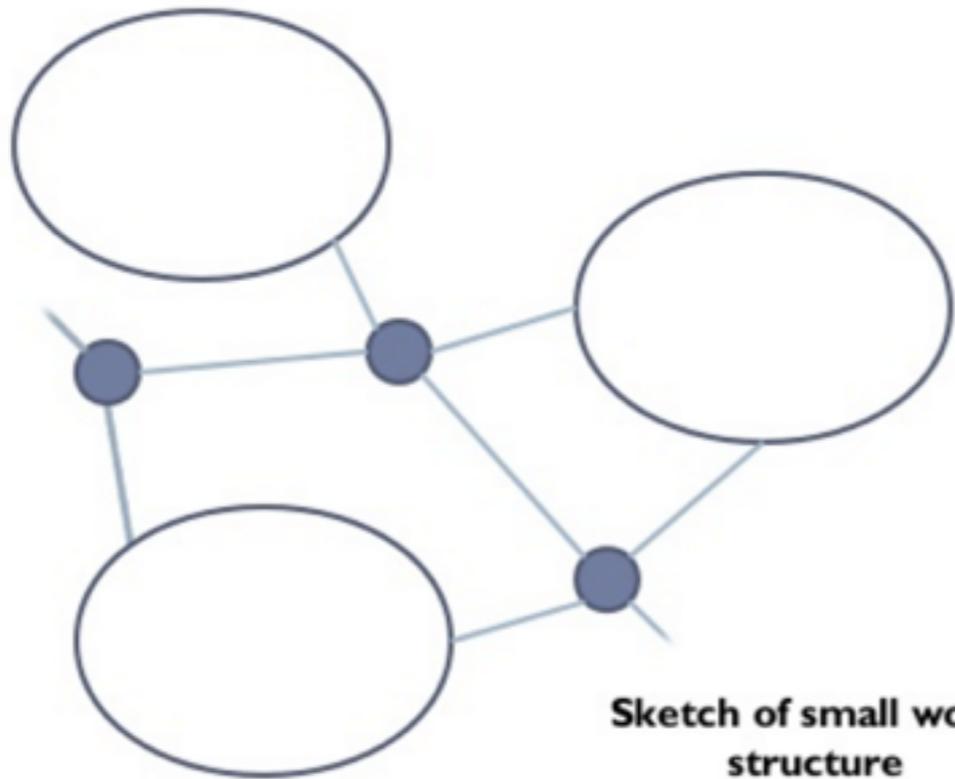
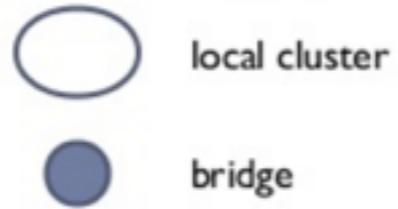
# MODULARIDAD

Proporciona una estimación sobre si la red consiste en:

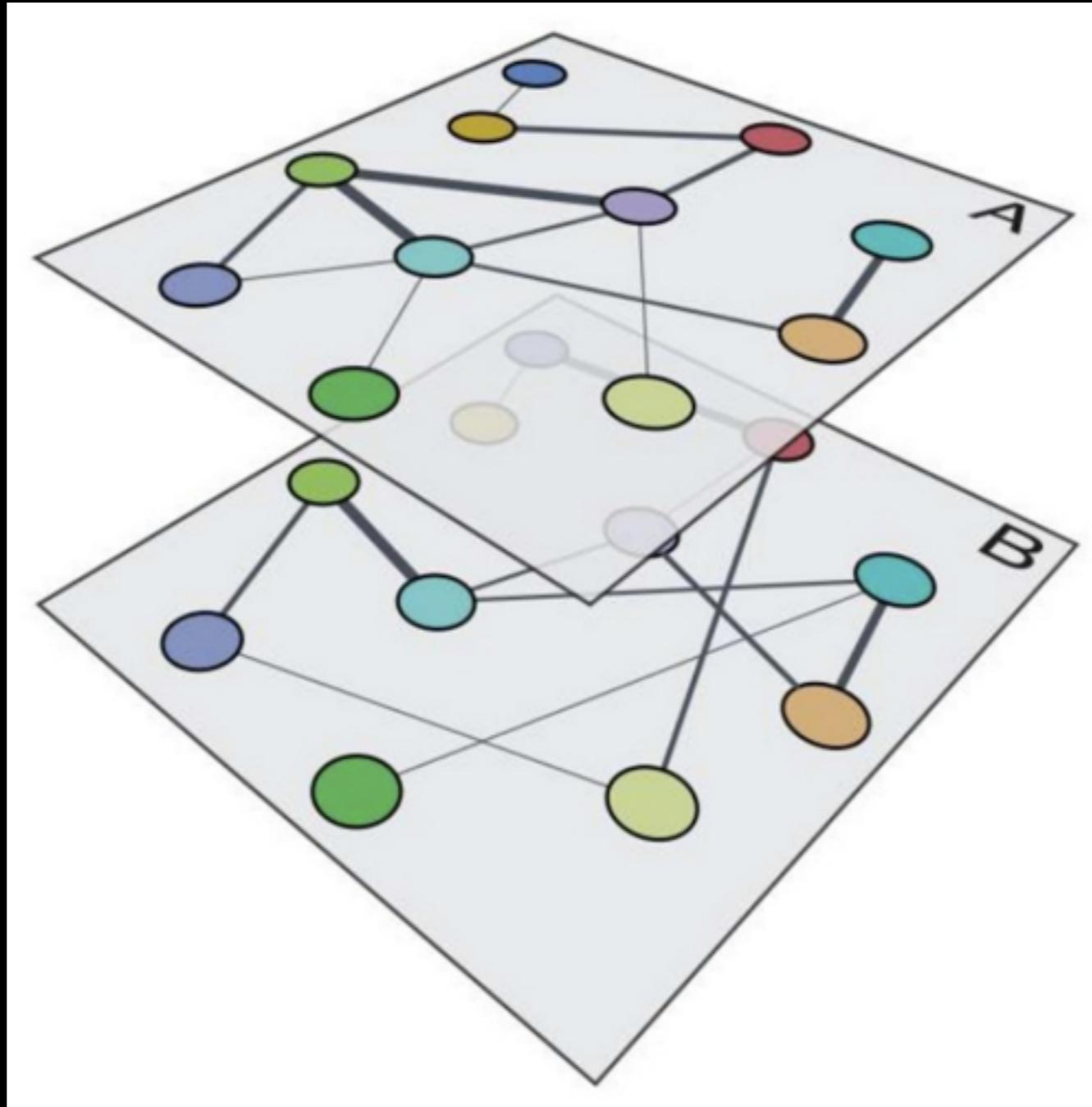
- un único grupo conexas en una misma conversación y que se están prestando atención unos a otros
- distintas conversaciones.



# TIPOS DE REDES



# REDES MULTIPLEX





**VISIÓN  
GLOBAL**



**VISIÓN  
LOCAL**

## **GRADO**

**¿Cuántas personas se puede alcanzar directamente?**

**Cantidad vs calidad**

## **BETWEENNESS**

**¿Cómo de probable es que una persona sea parte de la ruta más directa entre dos personas de la red?**

## **CLOSENESS**

**¿Cómo de rápido puede alcanzar a cualquier persona de la red?**

**Número de pasos medio desde un nodo al resto de la red**

## **EIGENVECTOR**

**¿Cómo de bien conectada está una persona con otras personas bien conectadas?**

## GRADO

¿Cuántas personas se puede alcanzar directamente?

Cantidad vs calidad

## BETWEENNESS

¿Cómo de probable es que una persona sea parte de la ruta más directa entre dos personas de la red?

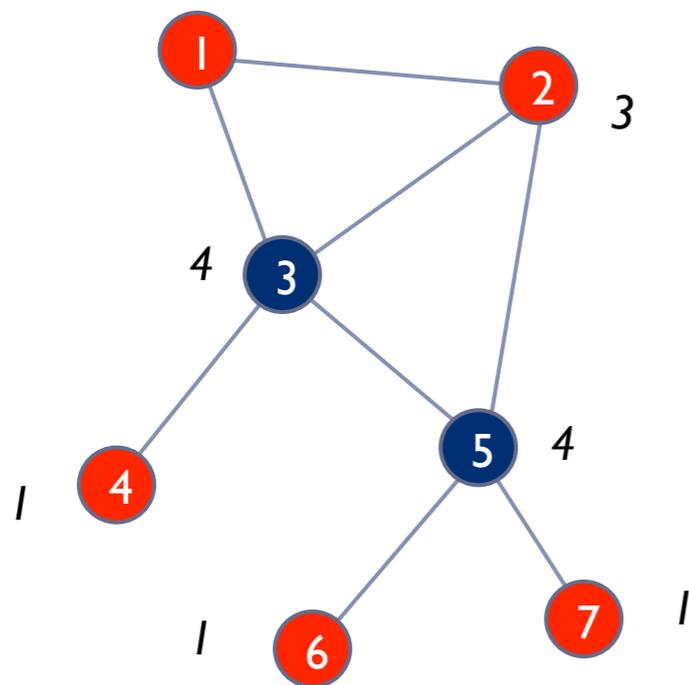
## CLOSENESS

¿Cómo de rápido puede alcanzar a cualquier persona de la red?

Número de pasos medio desde un nodo al resto de la red

## EIGENVECTOR

¿Cómo de bien conectada está una persona con otras personas bien conectadas?



## BETWEENNESS

¿Cómo de probable es que una persona sea parte de la ruta más directa entre dos personas de la red?

## CLOSENESS

Número de pasos medio desde un nodo al resto de la red ¿Cómo de rápido puede alcanzar a cualquier persona de la red?

## EIGENVECTOR

¿Cómo de bien conectada está una persona con otras personas bien conectadas?

## GRADO

¿Cuántas personas se puede alcanzar directamente?

Cantidad vs calidad

## BETWEENNESS

¿Cómo de probable es que una persona sea parte de la ruta más directa entre dos personas de la red?

## CLOSENESS

¿Cómo de rápido puede alcanzar a cualquier persona de la red?

Número de pasos medio desde un nodo al resto de la red

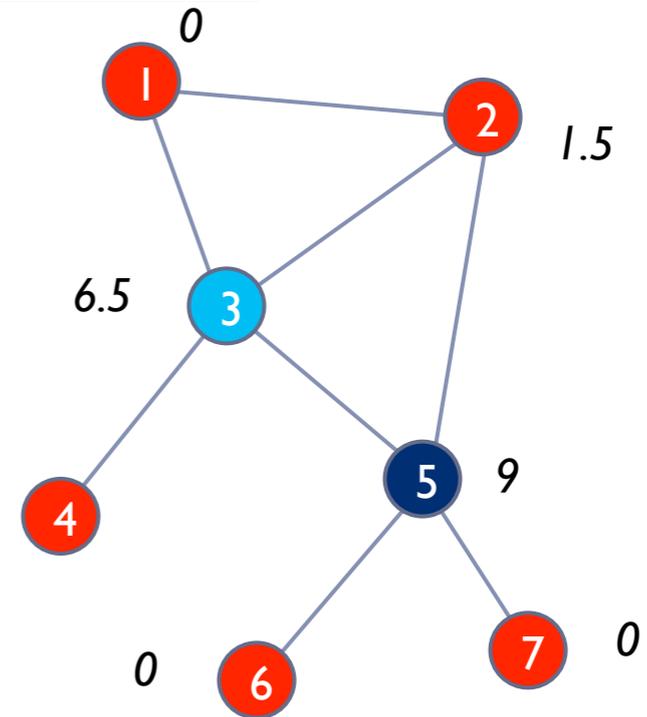
## EIGENVECTOR

¿Cómo de bien conectada está una persona con otras personas bien conectadas?

## GRADO

Cantidad sobre calidad  
¿Cuántas personas se  
puede alcanzar  
directamente?

## BETWEENNESS



## CLOSENESS

Número de pasos medio  
desde un nodo al resto de  
la red ¿Cómo de rápido  
puede alcanzar a cualquier  
persona de la red?

## EIGENVECTOR

¿Cómo de bien conectada  
está una persona con otras  
personas bien conectadas?

## GRADO

¿Cuántas personas se puede alcanzar directamente?

Cantidad vs calidad

## BETWEENNESS

¿Cómo de probable es que una persona sea parte de la ruta más directa entre dos personas de la red?

## CLOSENESS

¿Cómo de rápido puede alcanzarse a cualquier persona de la red?

Número de pasos medio desde un nodo al resto de la red

## EIGENVECTOR

¿Cómo de bien conectada está una persona con otras personas bien conectadas?

## GRADO

Cantidad sobre calidad

¿Cuántas personas se puede alcanzar directamente?

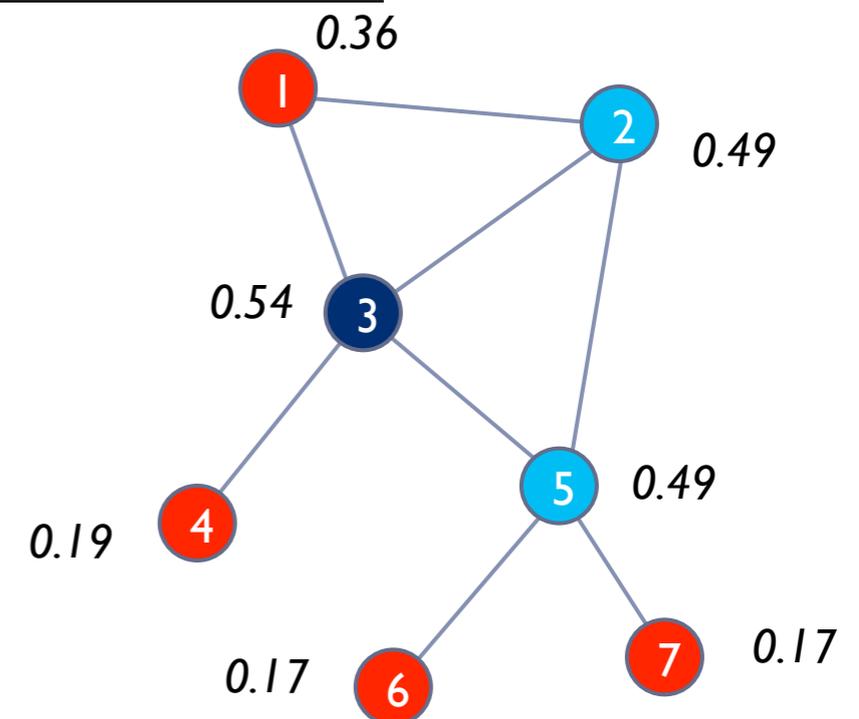
## BETWEENNESS

¿Cómo de probable es que una persona sea parte de la ruta más directa entre dos personas de la red?

## CLOSENESS

Número de pasos medio desde un nodo al resto de la red ¿Cómo de rápido puede alcanzar a cualquier persona de la red?

### EIGENVECTOR



## GRADO

¿Cuántas personas se puede alcanzar directamente?

Cantidad vs calidad

## BETWEENNESS

¿Cómo de probable es que una persona sea parte de la ruta más directa entre dos personas de la red?

## CLOSENESS

¿Cómo de rápido puede alcanzarse a cualquier persona de la red?

Número de pasos medio desde un nodo al resto de la red

## EIGENVECTOR

¿Cómo de bien conectada está una persona con otras personas bien conectadas?

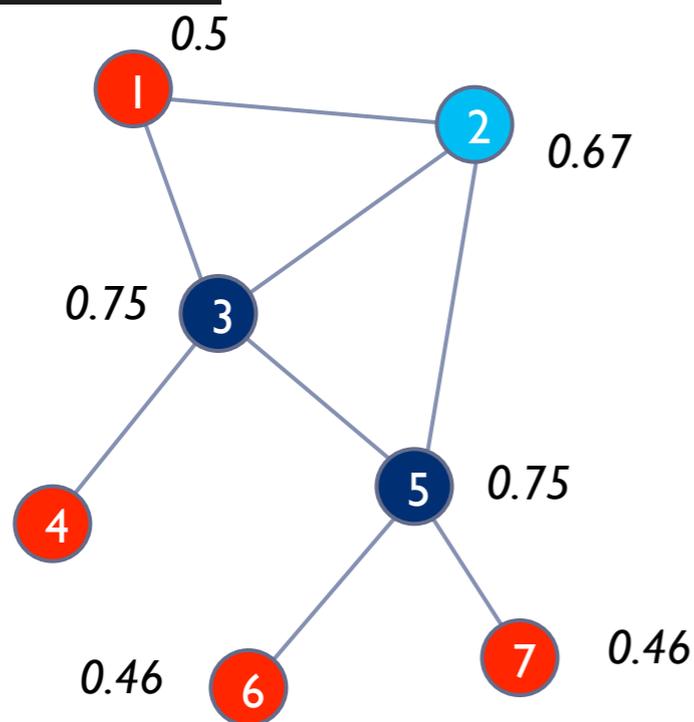
## GRADO

Cantidad sobre calidad  
¿Cuántas personas se puede alcanzar directamente?

## BETWEENNESS

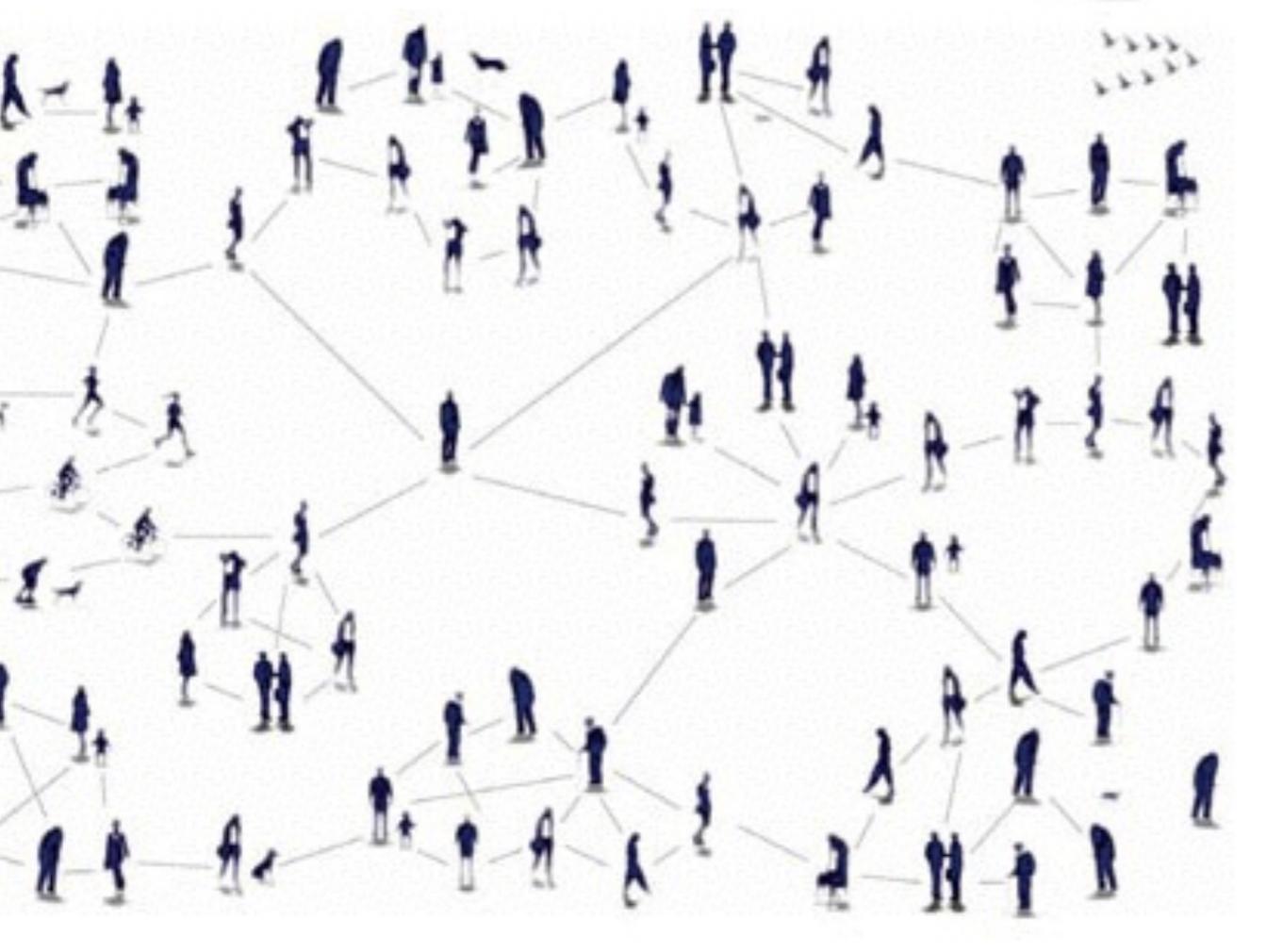
¿Cómo de probable es que una persona sea parte de la ruta más directa entre dos personas de la red?

## CLOSENESS



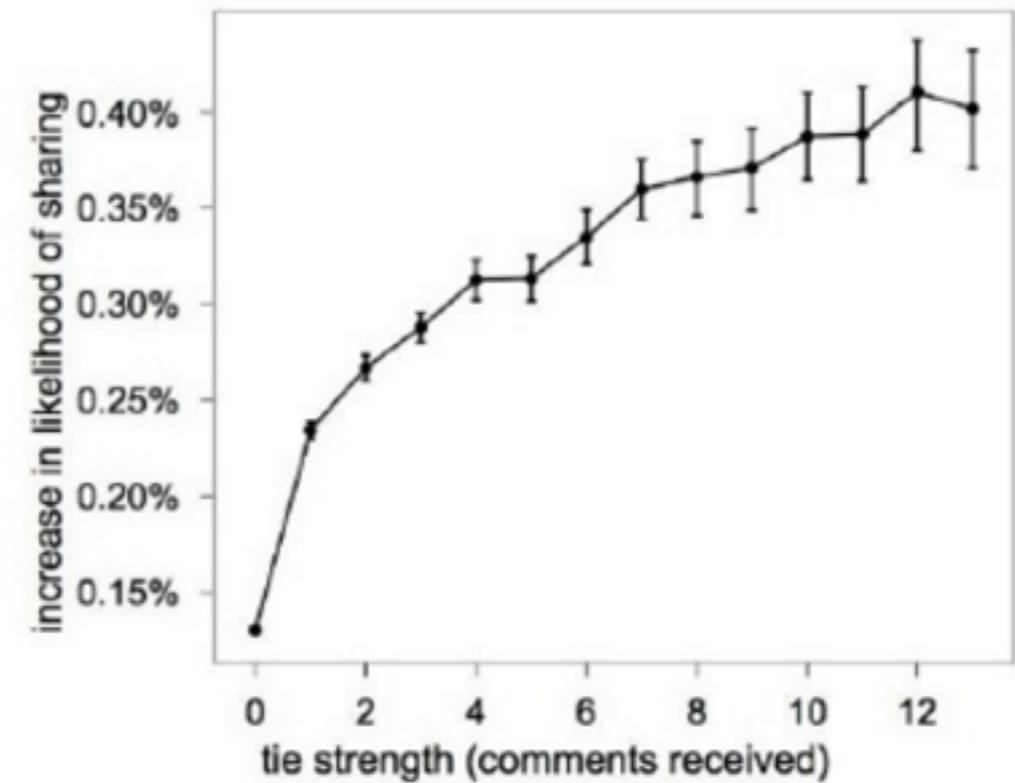
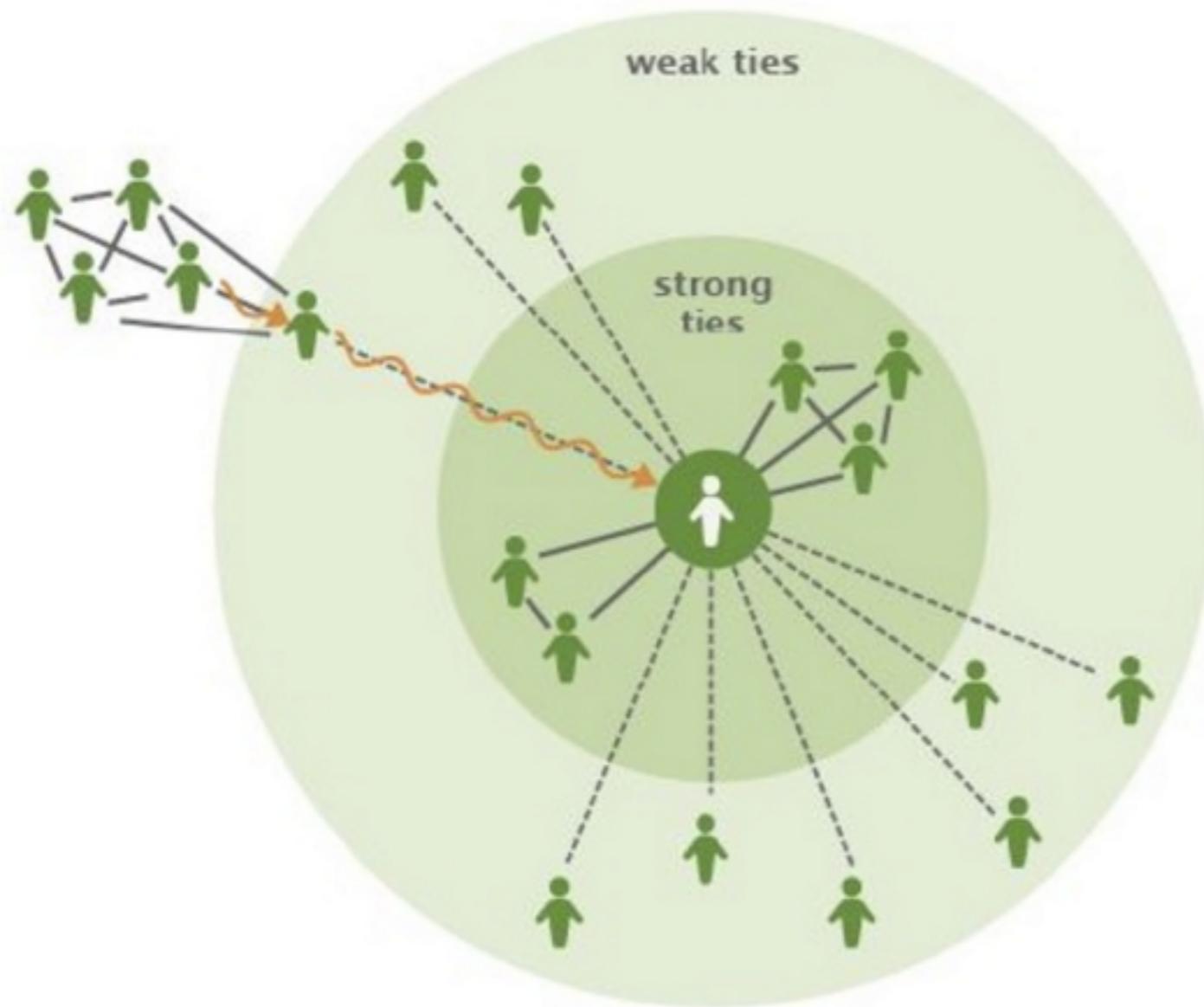
## EIGENVECTOR

¿Cómo de bien conectada está una persona con otras personas bien conectadas?



# FUERZA DE LOS ENLACES

## Enlaces fuertes vs. Enlaces débiles





**PROPIEDADES  
ESTÁTICAS**



**PROPIEDADES  
DINÁMICAS**



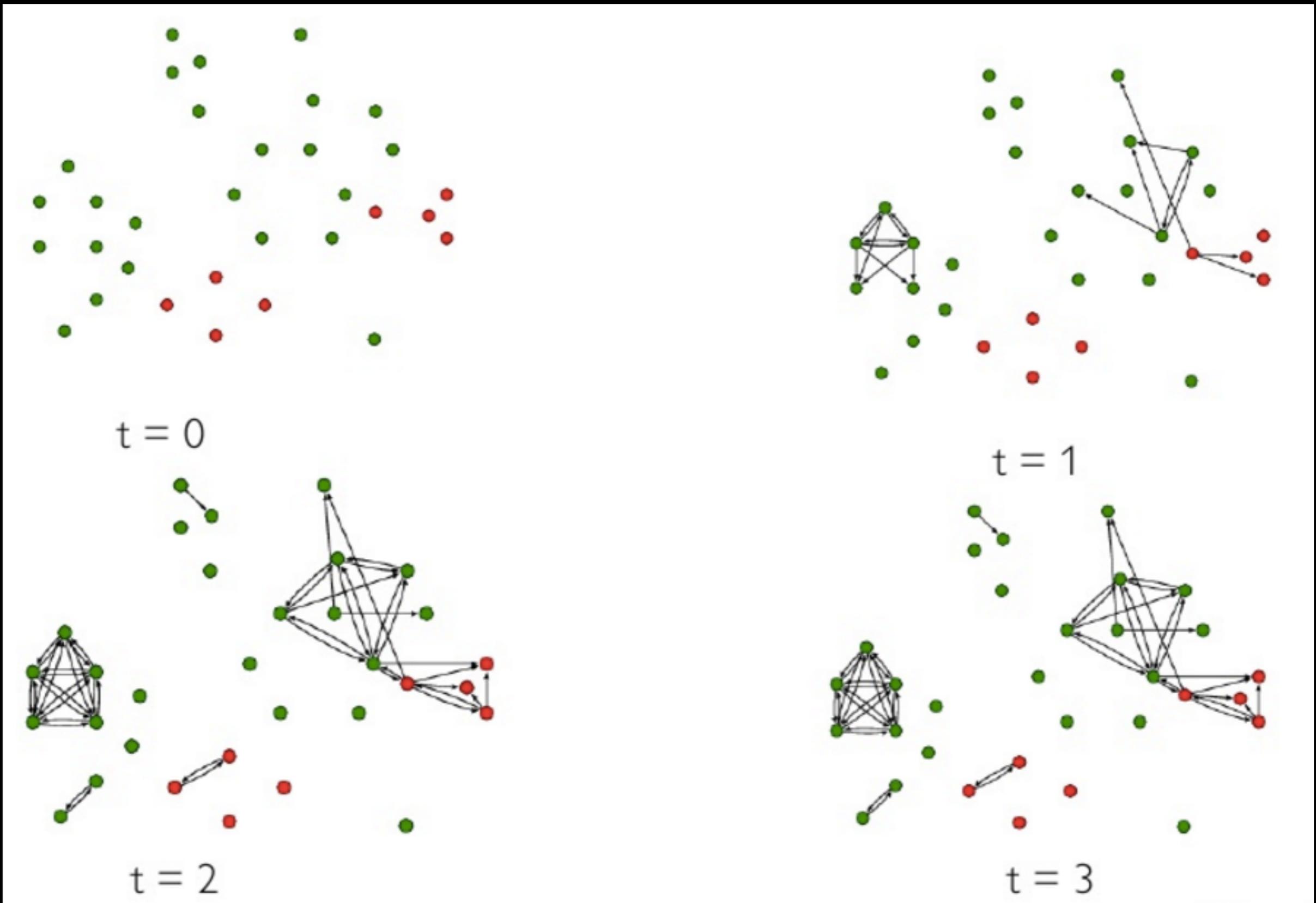
**PREDICCIÓN**

**PROCESO DE  
FORMACIÓN DE LA  
RED**

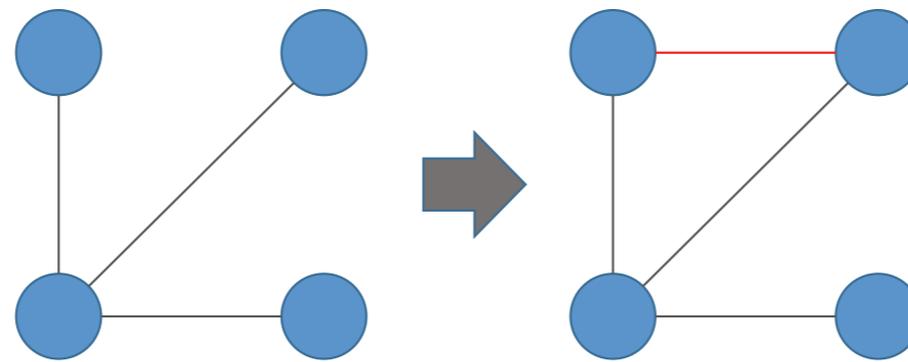
**EVOLUCIÓN DEL  
COMPORTAMIENTO  
DE LOS USUARIOS**

**EVOLUCIÓN DE LAS  
COMUNIDADES**

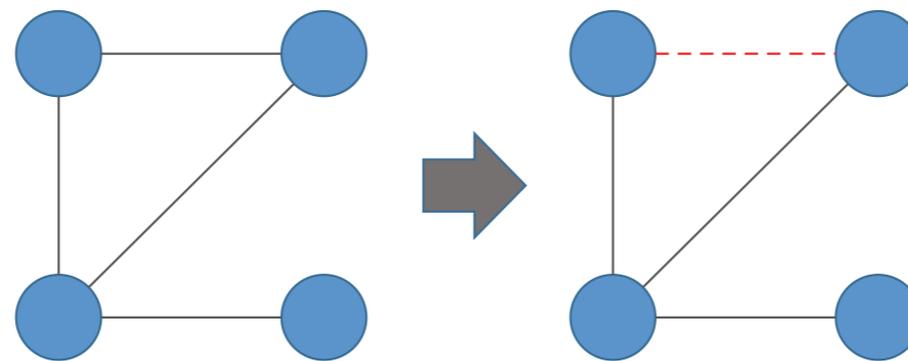
# PROCESO DE FORMACIÓN DE LA RED



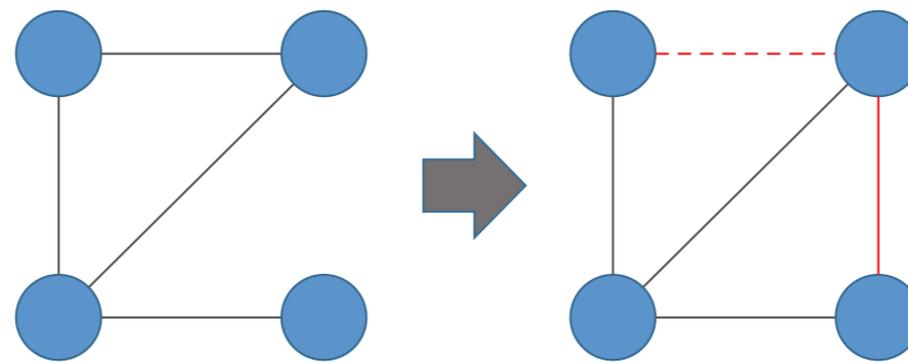
# EVOLUCIÓN DEL COMPORTAMIENTO DE LOS USUARIOS



(a) Adding links

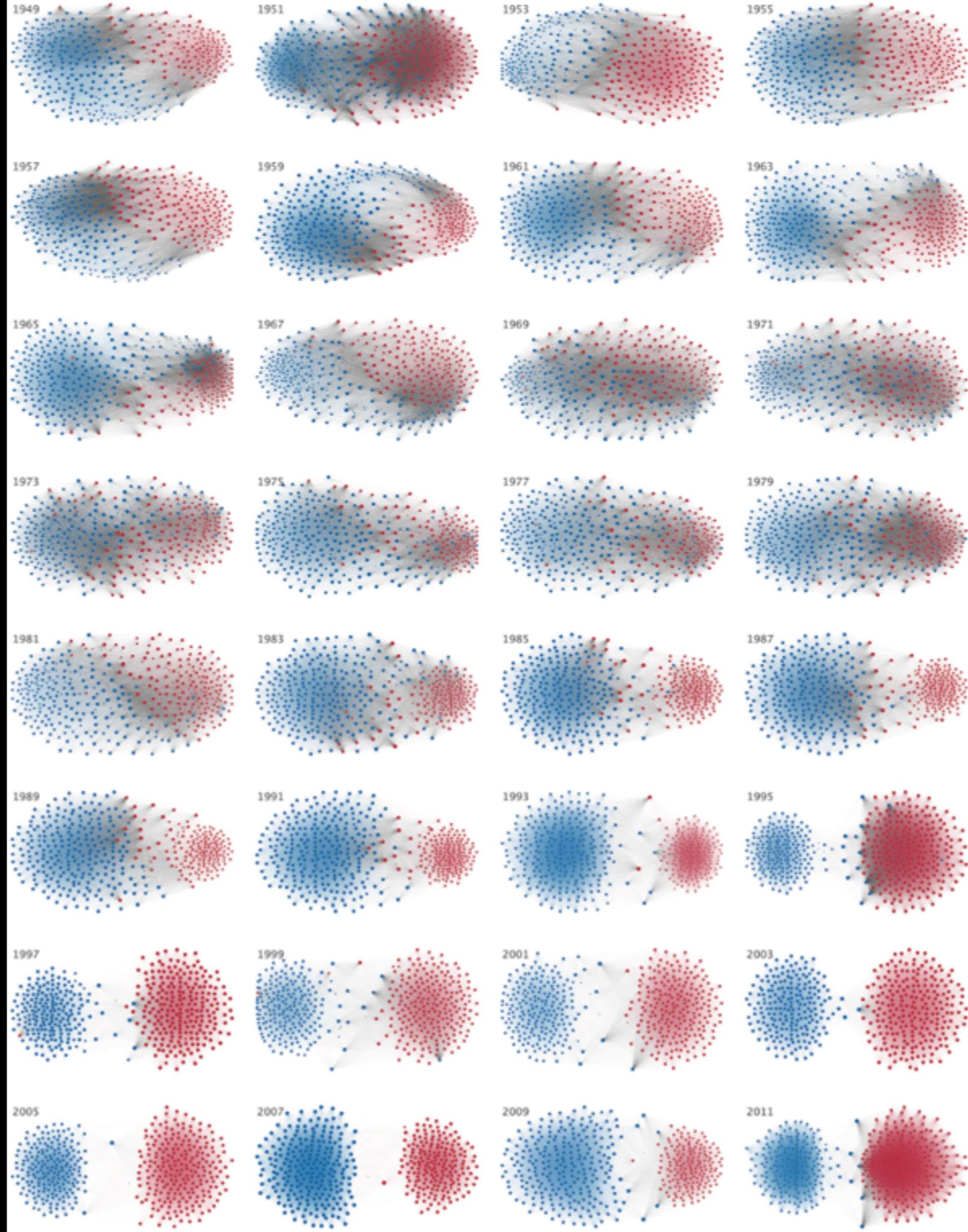


(b) Removing links



(c) Adding and removing links

# EVOLUCIÓN DE LAS COMUNIDADES





Overview Data Laboratory Preview

Workspace 0

Appearance

Nodes Edges

Unique Attribute

Modularity Class

13	(24.42%)
32	(17.44%)
22	(14.03%)
38	(8.45%)
67	(6.82%)
45	(6.36%)
36	(4.5%)

Palette... Apply

Layout

ForceAtlas 2

Run

Threads

Threads number: 2

Performance

Tolerance (speed): 0.1

Approximate Repulsion:

Approximation: 1.2

Tuning

Scaling: 4.0

Stronger Gravity:

Gravity: 1.0

Behavior Alternatives

Discourage Hubs:

ForceAtlas 2

Presets... Reset

Graph

Dragging (Configure)

Context

Nodes: 0 (0% visible)

Edges: 0 (0% visible)

Mixed Graph

Filters Statistics

Reset

- Dynamic
- Edges
- Operator
- Topology
  - Degree Range
  - Ego Network
  - Giant Component
  - Has Self-loop
  - In Degree Range
  - K-core
  - Mutual Degree Range
  - Neighbors Network
  - Out Degree Range
- Saved queries

Queries

- Dynamic Range
  - Parameters
    - Drag subfilter here

Dynamic Range Settings

Close Timeline

Keep empty values

Stop

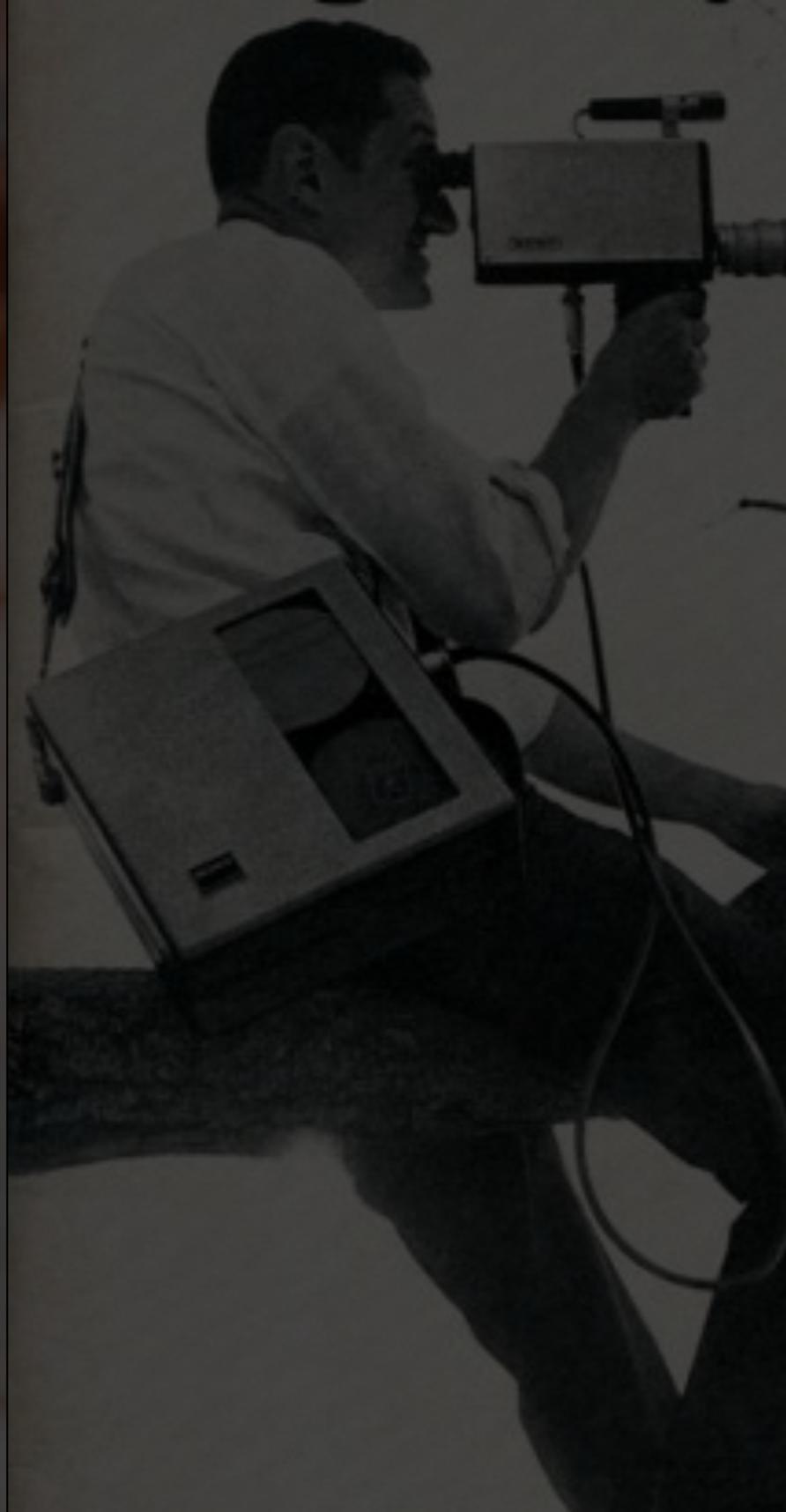
Timeline

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

20 21 22



**PROPIEDADES  
ESTÁTICAS**



**PROPIEDADES  
DINÁMICAS**



**PREDICCIÓN**

**QUÉ USUARIOS/  
PERFILES SERÁN  
CRÍTICOS EN LA  
DIFUSIÓN DE  
INFORMACIÓN**

**A CUANTA GENTE  
ALCANZARÁ LA  
INFORMACIÓN**

**QUÉ MOMENTO SERÁ  
MÁS APROPIADO  
PARA DIFUNDIR  
INFORMACIÓN**

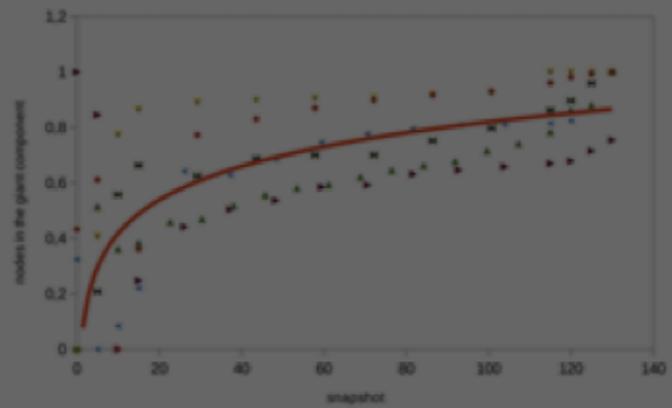
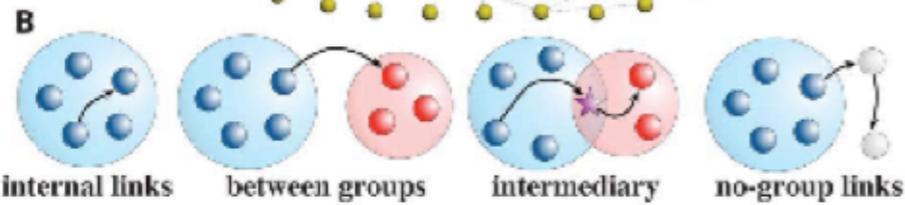
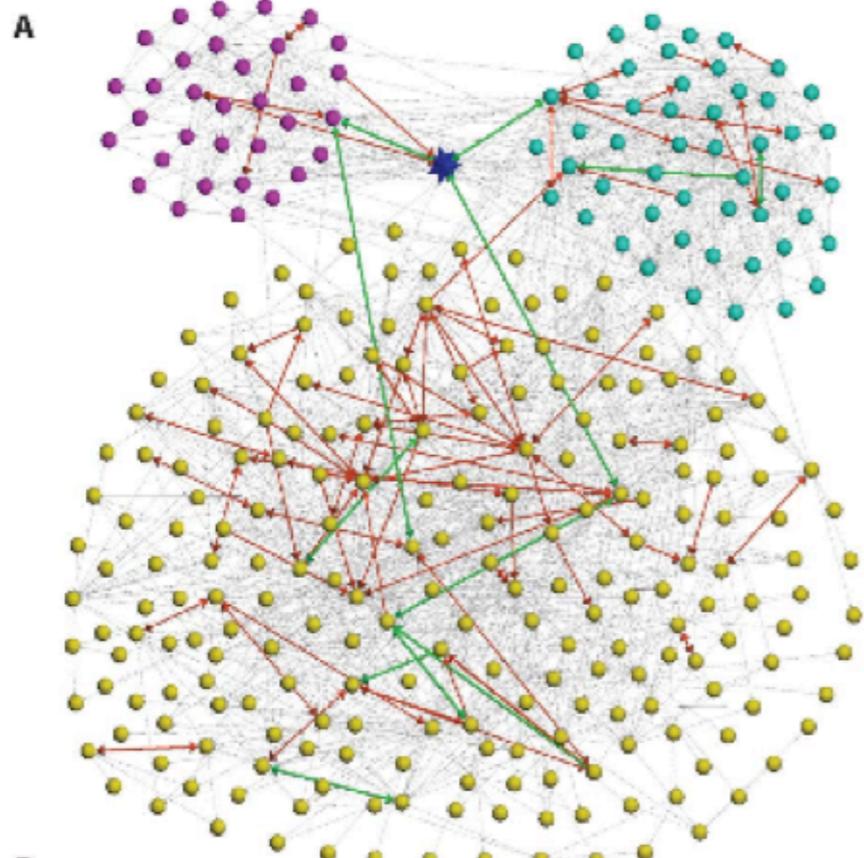
**QUÉ  
COMPORTAMIENTOS  
APARECERÁN**

**QUÉ USUARIOS/  
PERFILES SERÁN  
CRÍTICOS EN LA  
DIFUSIÓN DE  
INFORMACIÓN**

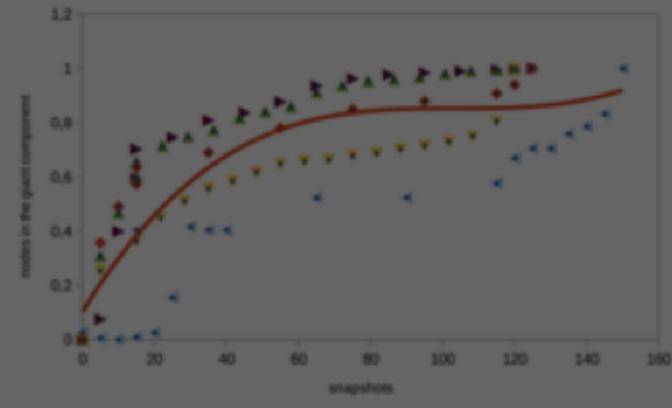
**A CUANTA GENTE  
ALCANZARÁ LA  
INFORMACIÓN**

**QUÉ MOMENTO SERÁ  
MÁS APROPIADO  
PARA DIFUNDIR  
INFORMACIÓN**

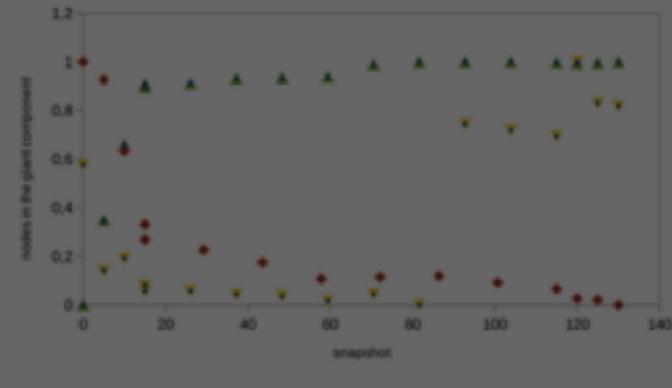
**QUÉ  
COMPORTAMIENTOS  
APARECERÁN**



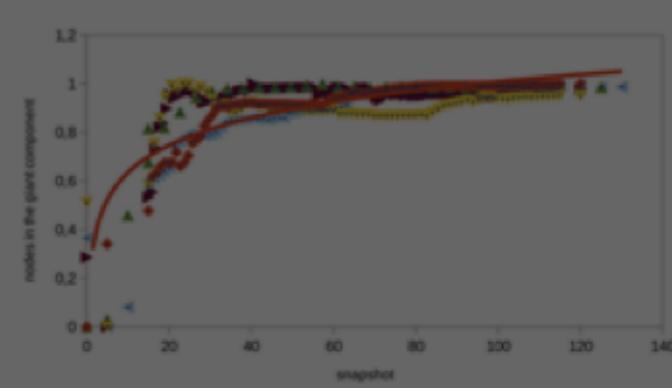
(a) TV show.



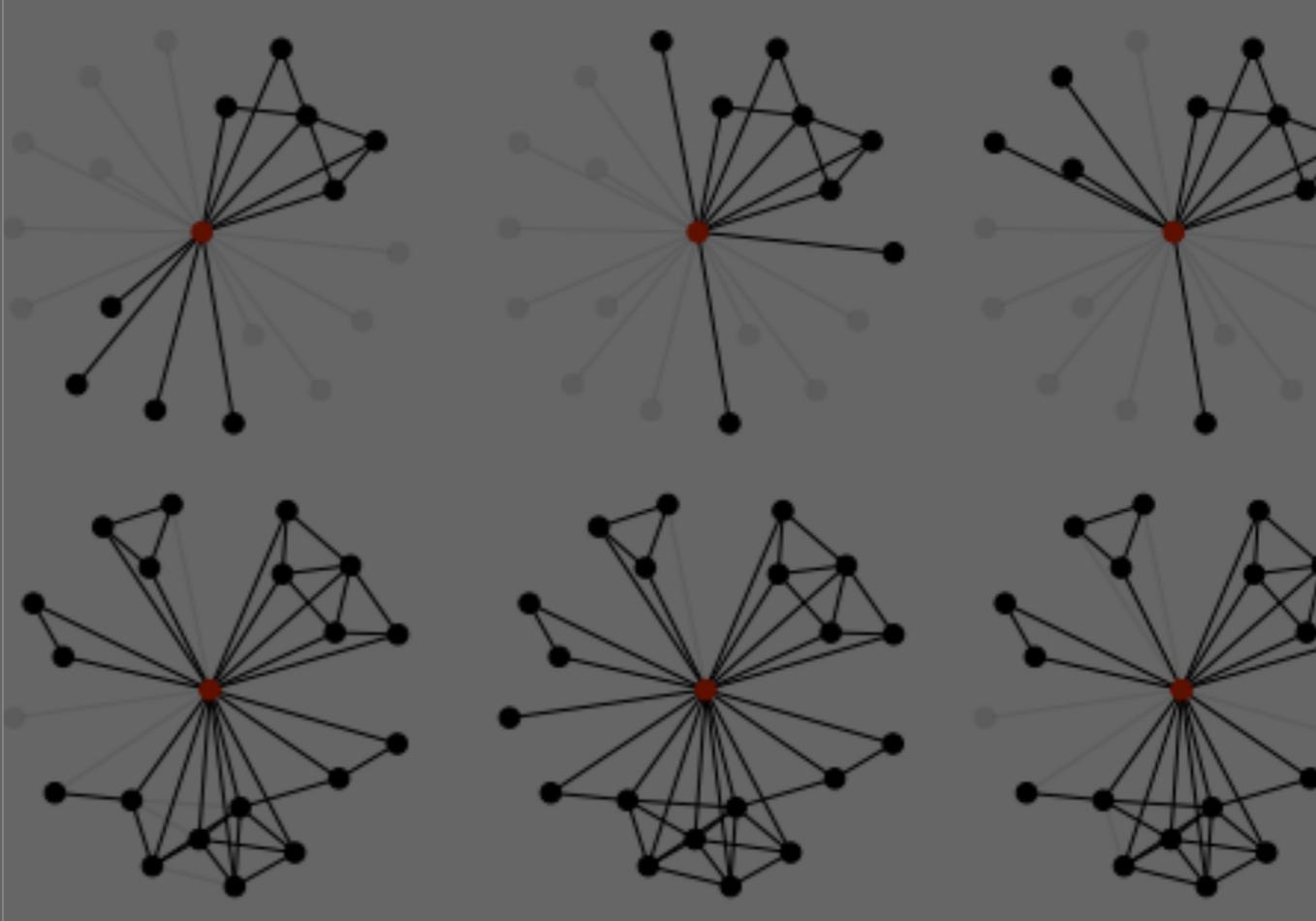
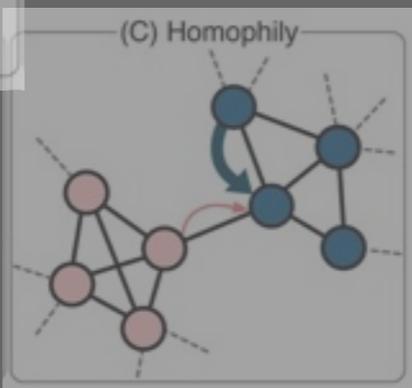
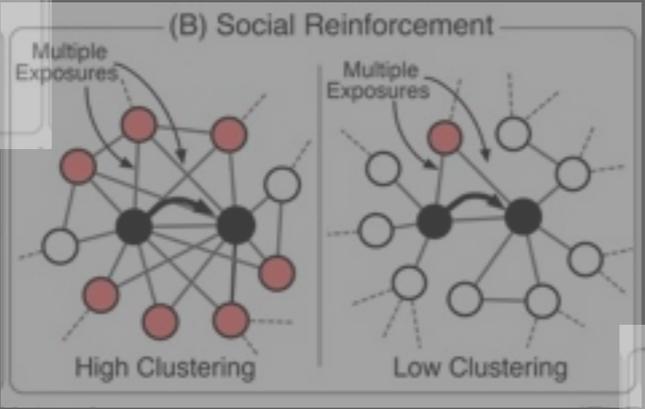
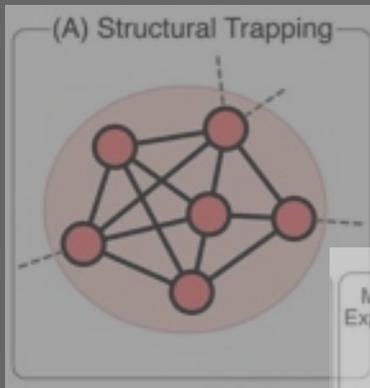
(b) Socio-political.



(c) Keynote.



(d) Conference.

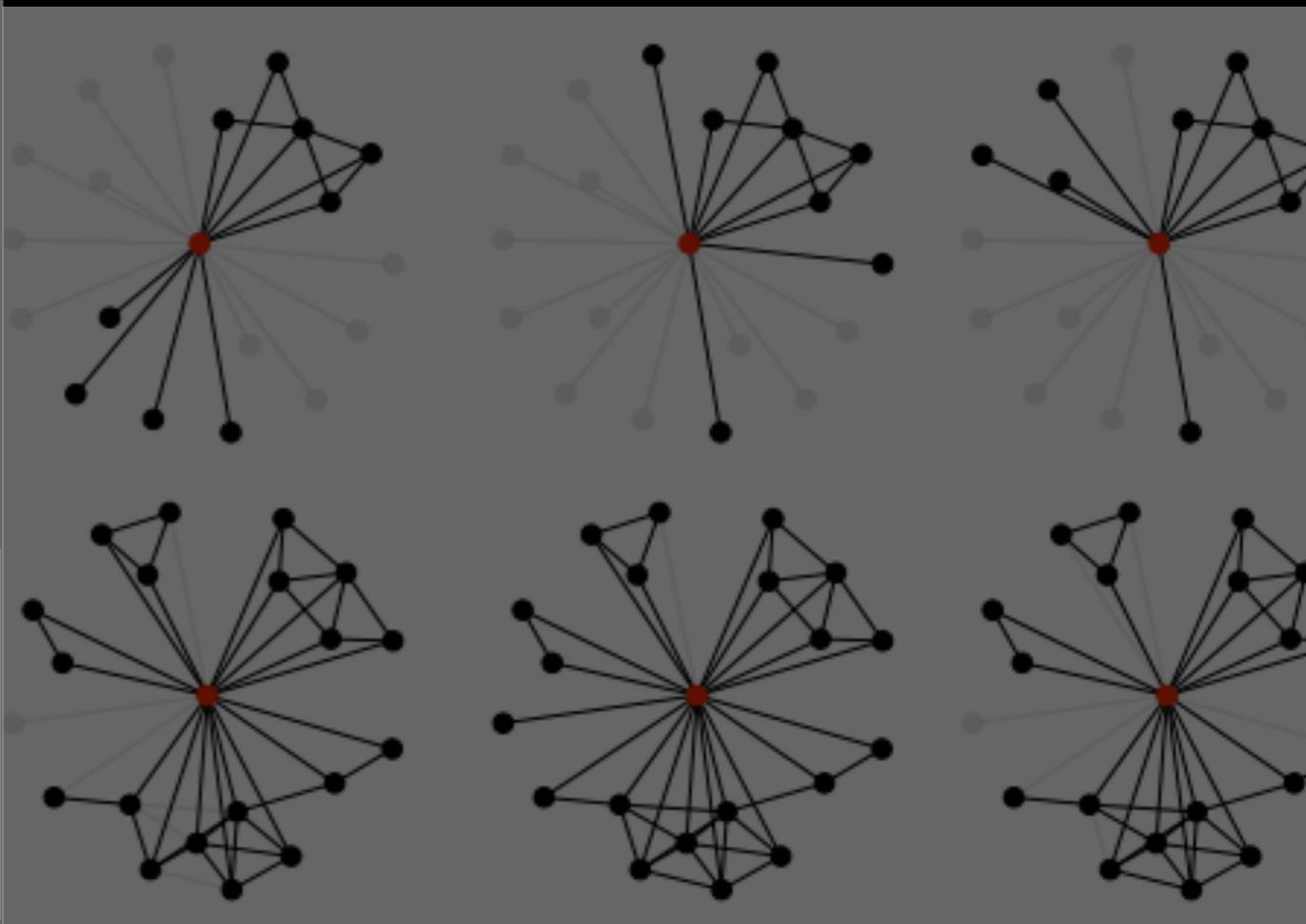
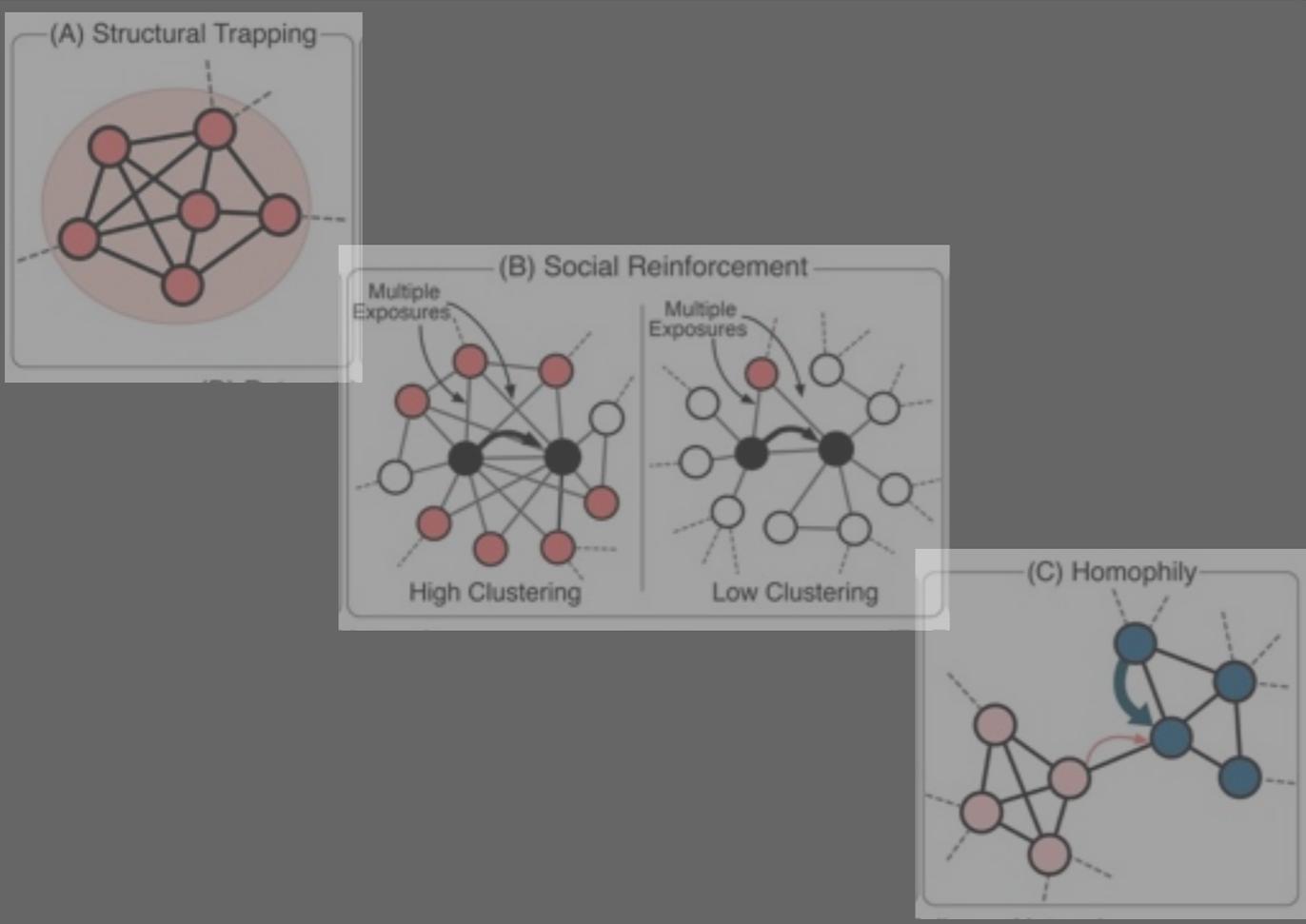
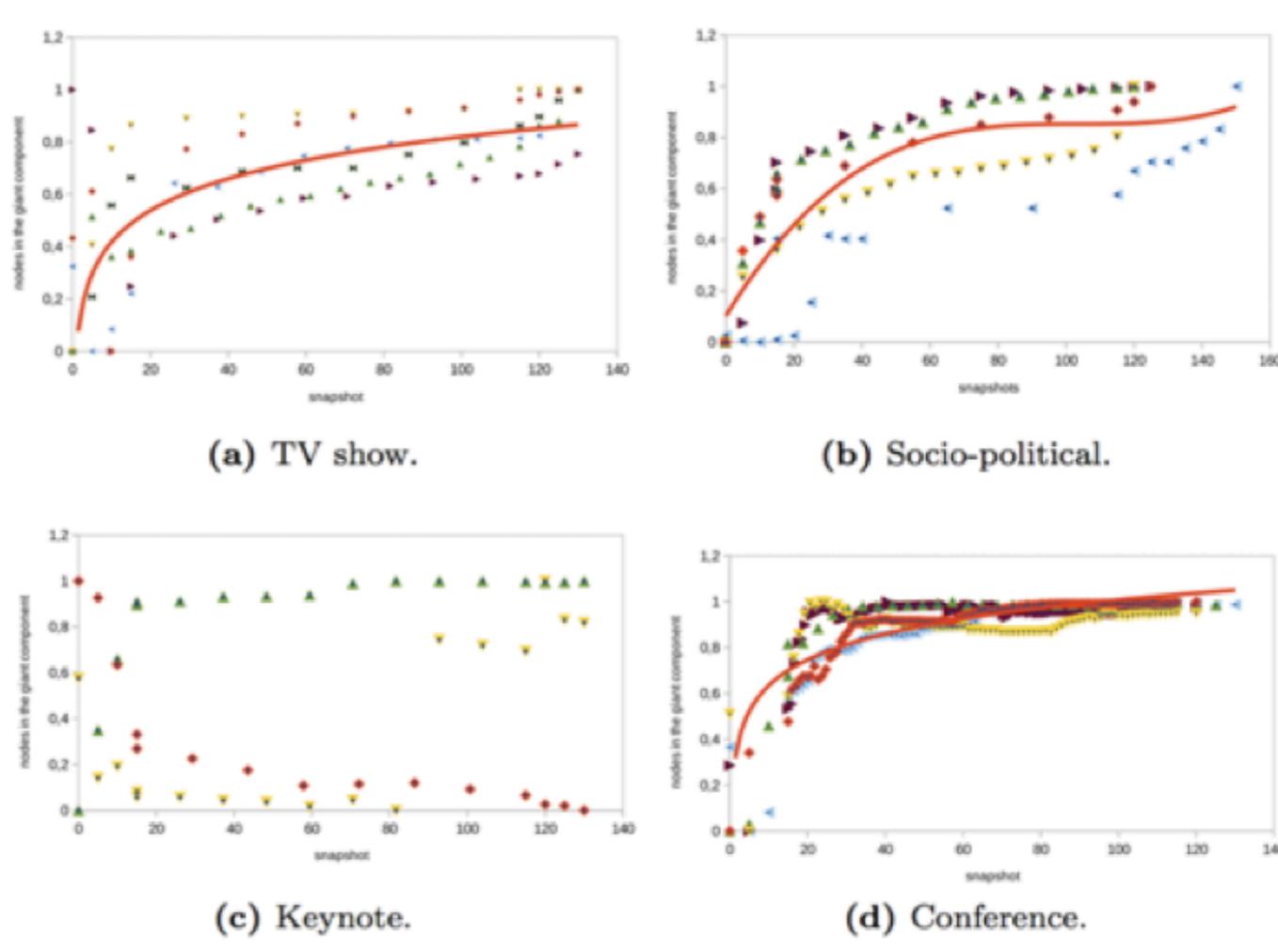
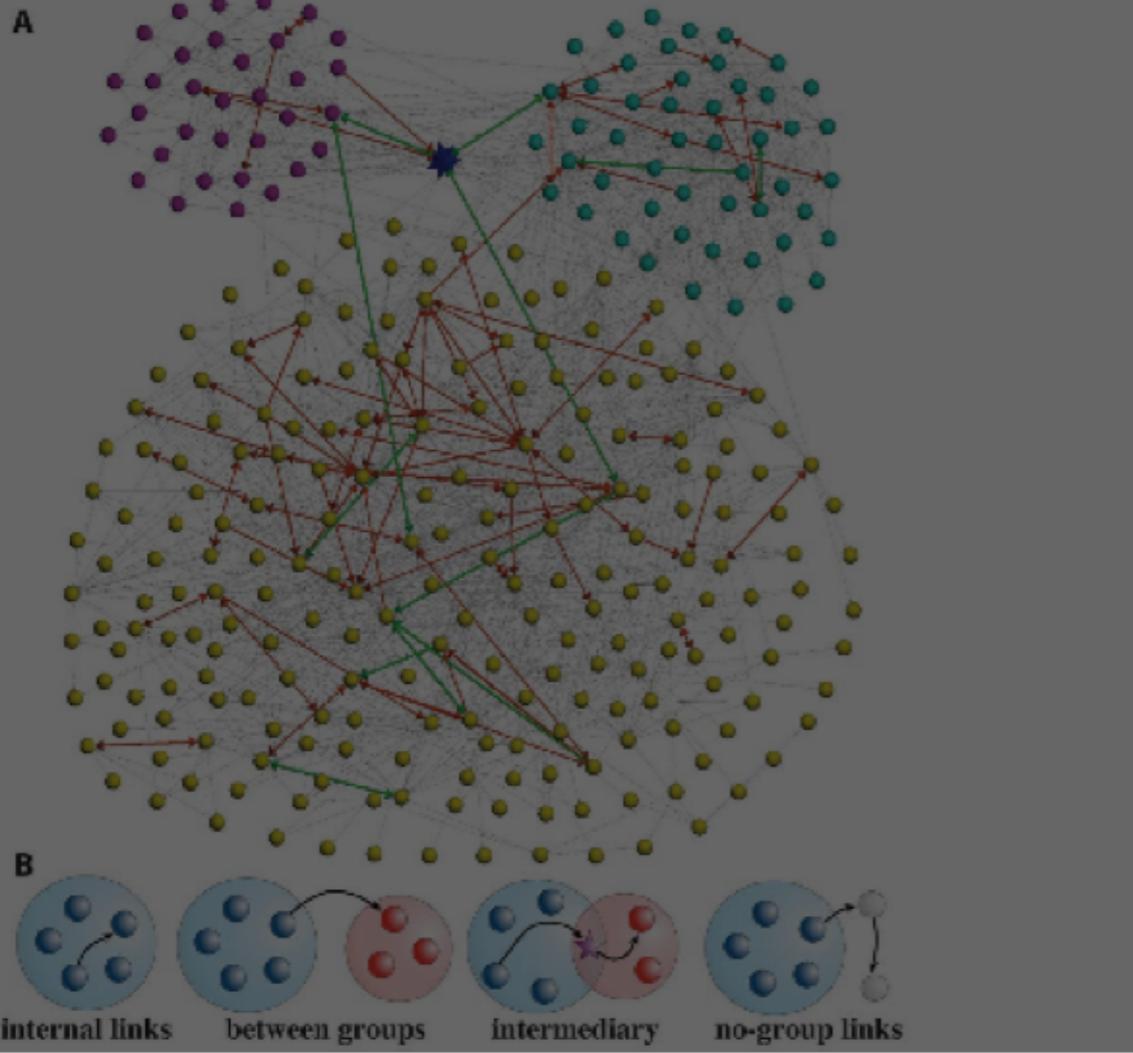


QUÉ USUARIOS/  
PERFILES SERÁN  
CRÍTICOS EN LA  
DIFUSIÓN DE  
INFORMACIÓN

A CUANTA GENTE  
ALCANZARÁ LA  
INFORMACIÓN

QUÉ MOMENTO SERÁ  
MÁS APROPIADO  
PARA DIFUNDIR  
INFORMACIÓN

QUÉ  
COMPORTAMIENTOS  
APARECERÁN



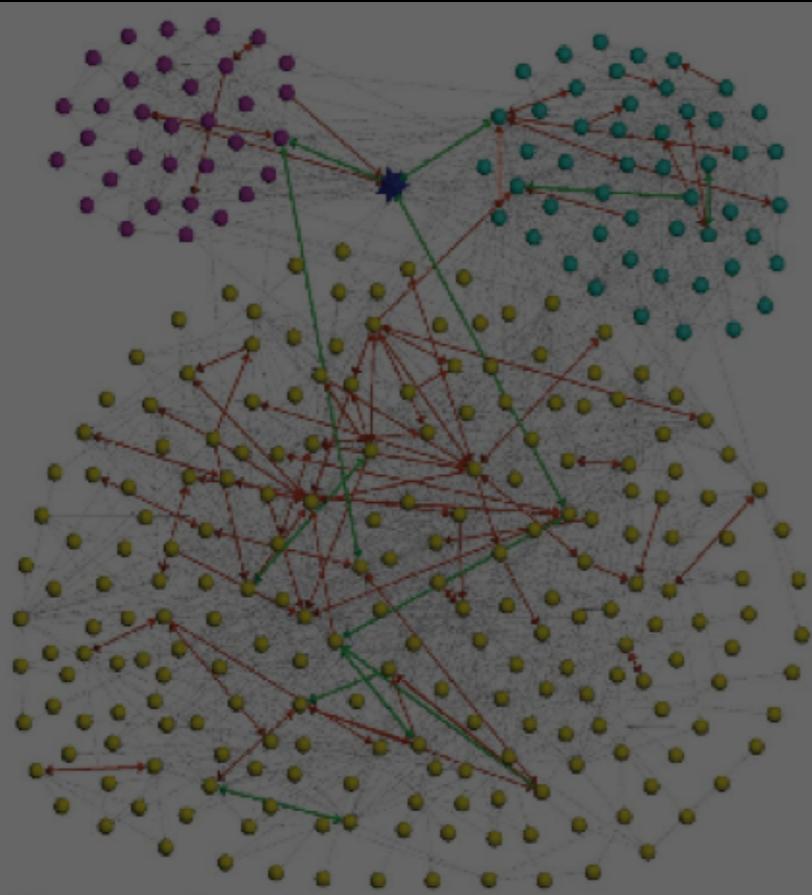
QUÉ USUARIOS/  
PERFILES SERÁN  
CRÍTICOS EN LA  
DIFUSIÓN DE  
INFORMACIÓN

A CUANTA GENTE  
ALCANZARÁ LA  
INFORMACIÓN

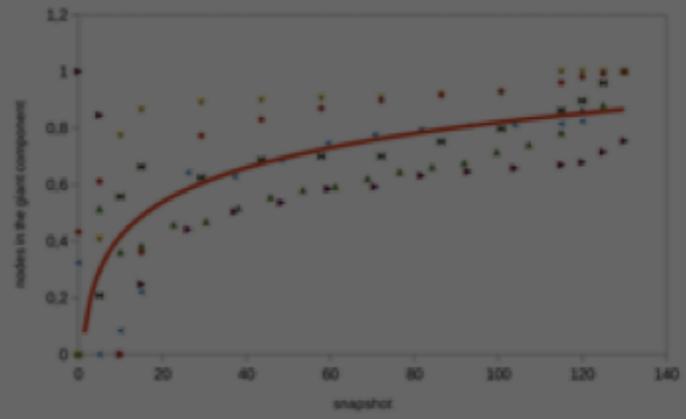
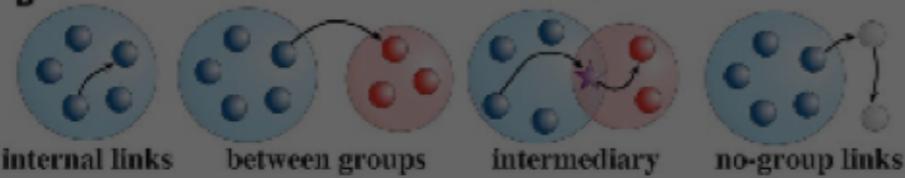
QUÉ MOMENTO SERÁ  
MÁS APROPIADO  
PARA DIFUNDIR  
INFORMACIÓN

QUÉ  
COMPORTAMIENTOS  
APARECERÁN

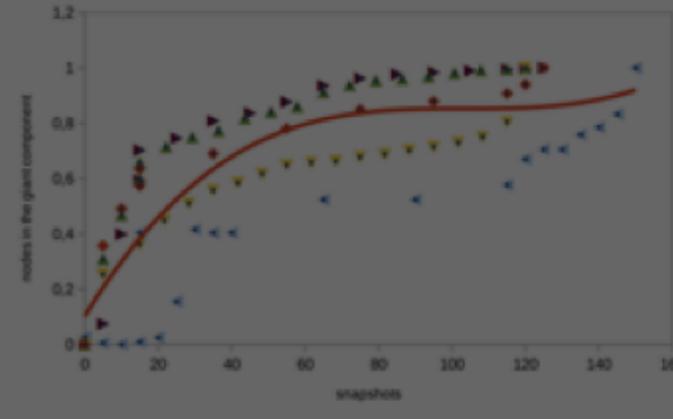
A



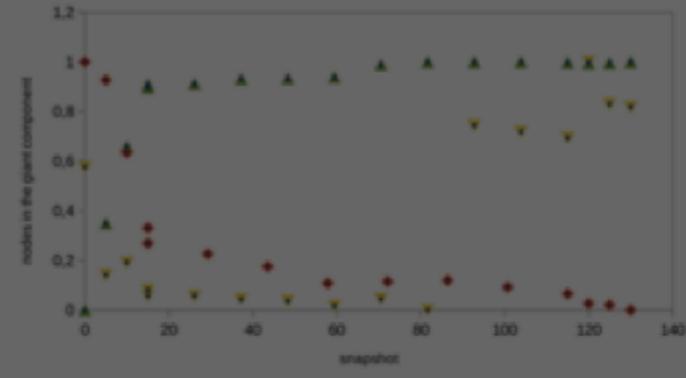
B



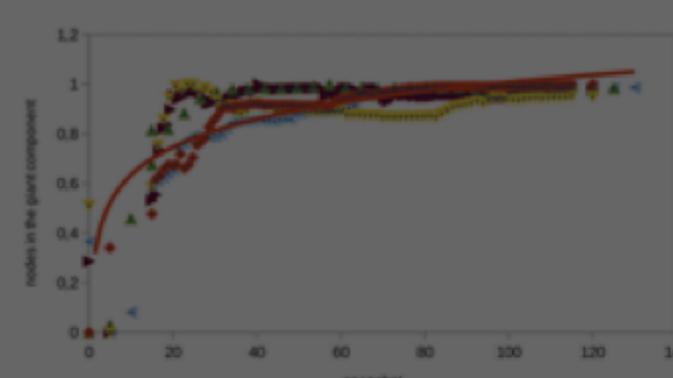
(a) TV show.



(b) Socio-political.

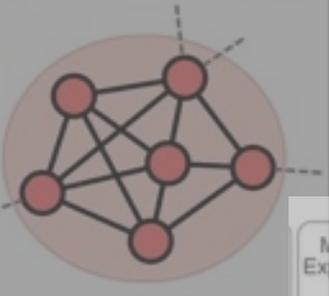


(c) Keynote.

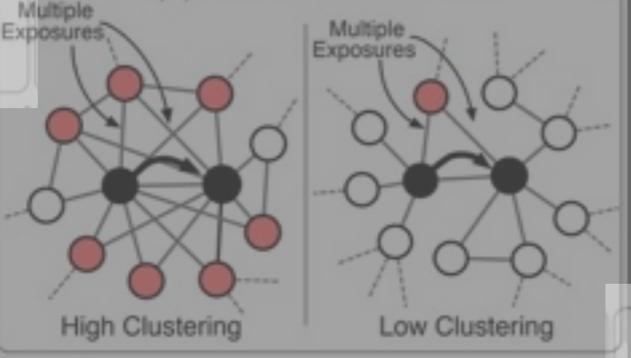


(d) Conference.

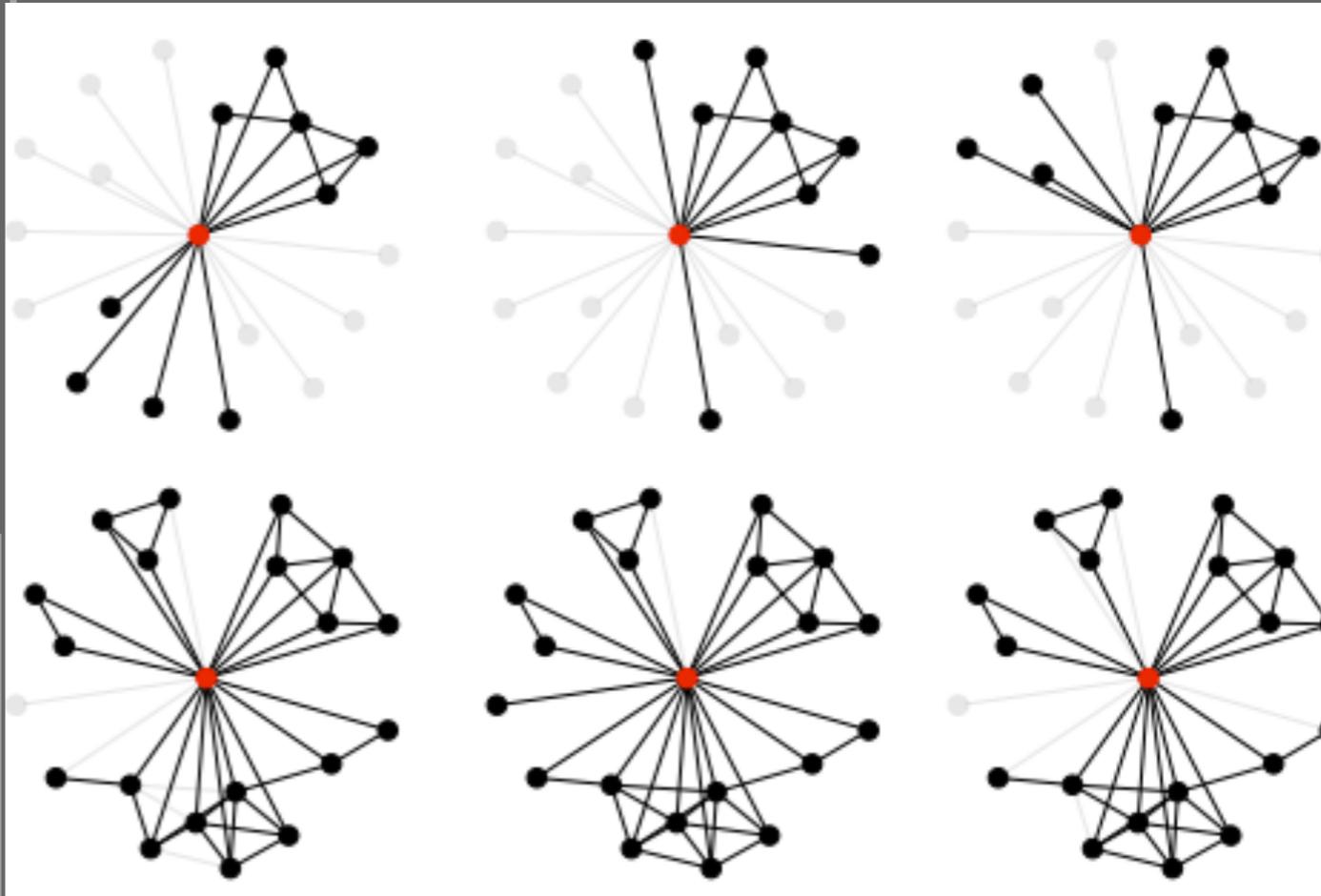
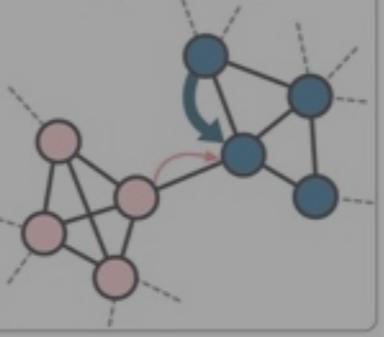
(A) Structural Trapping



(B) Social Reinforcement



(C) Homophily

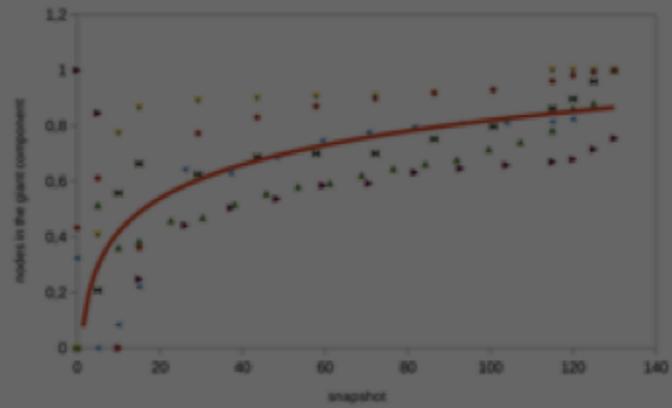
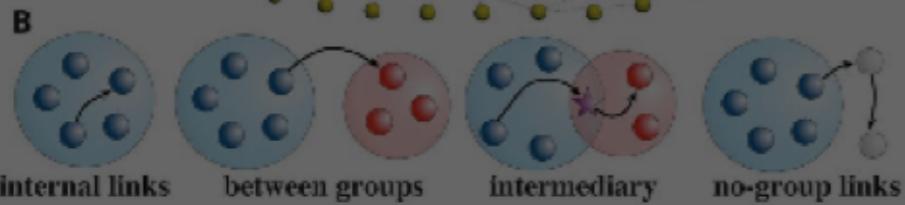
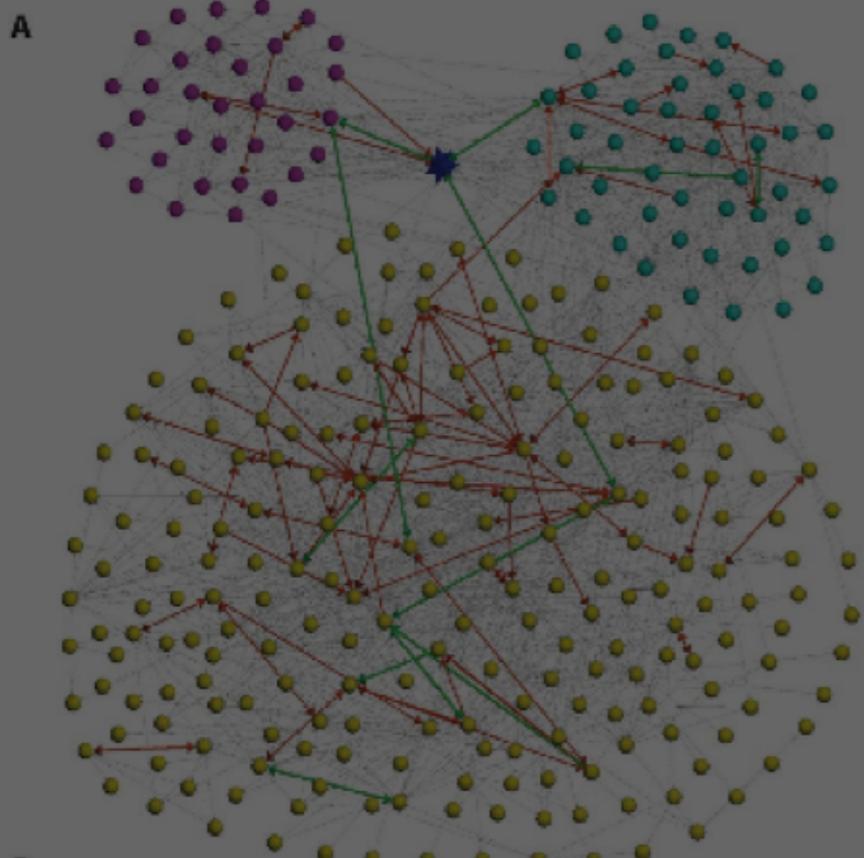


QUÉ USUARIOS/  
PERFILES SERÁN  
CRÍTICOS EN LA  
DIFUSIÓN DE  
INFORMACIÓN

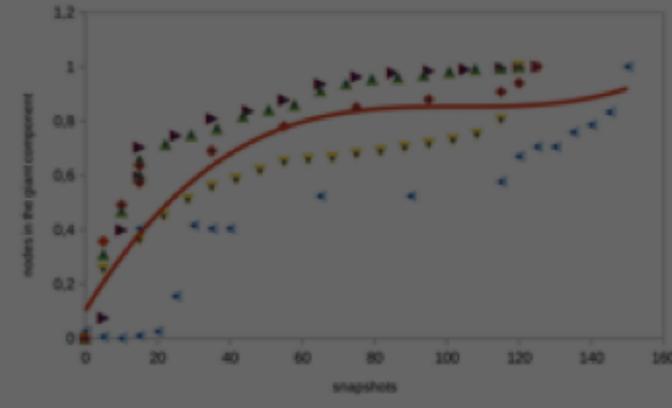
A CUANTA GENTE  
ALCANZARÁ LA  
INFORMACIÓN

QUÉ MOMENTO SERÁ  
MÁS APROPIADO  
PARA DIFUNDIR  
INFORMACIÓN

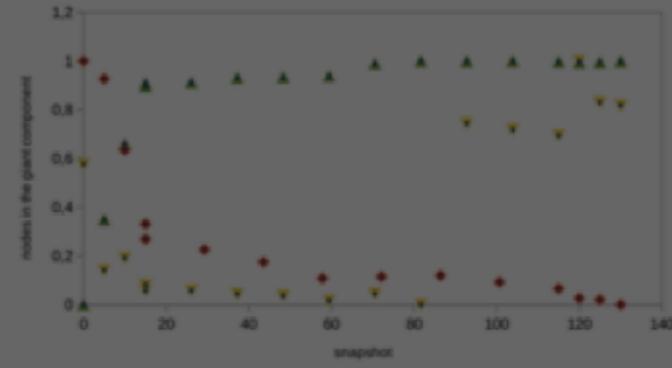
QUÉ  
COMPORTAMIENTOS  
APARECERÁN



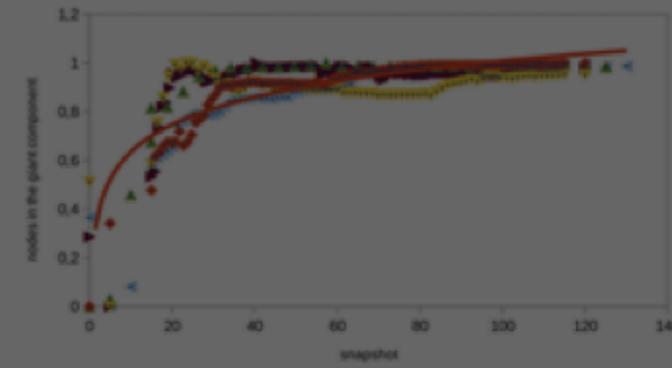
(a) TV show.



(b) Socio-political.

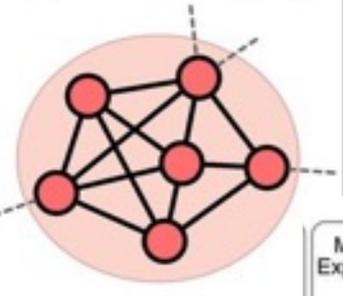


(c) Keynote.

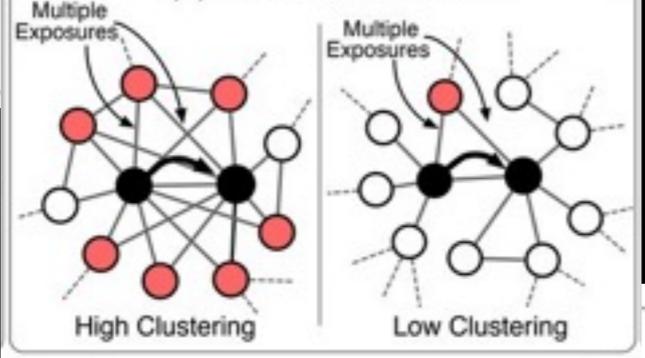


(d) Conference.

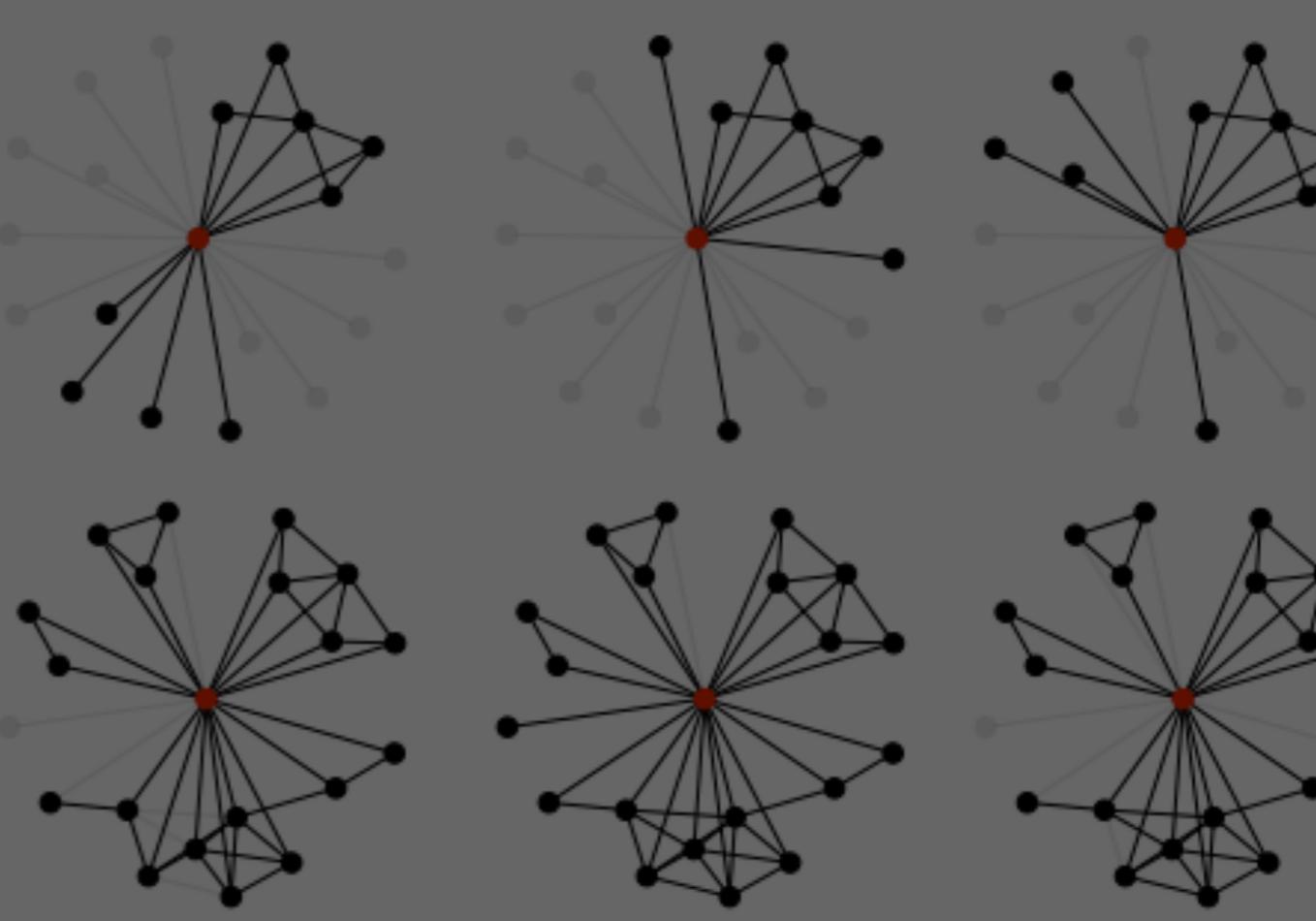
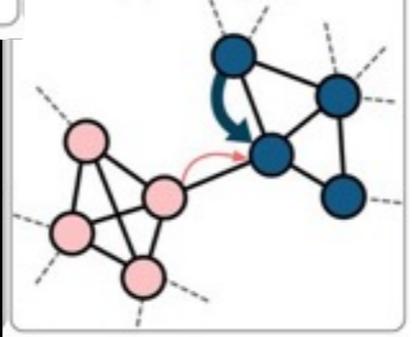
(A) Structural Trapping



(B) Social Reinforcement



(C) Homophily



¿CÓMO HEMOS UTILIZADO  
EL ANÁLISIS DE REDES  
SOCIALES ONLINE?

# Extracción y análisis inteligente de medios sociales

1



Información de medios sociales

2



big data  
redes complejas  
inteligencia artificial

3



Indicadores  
¿qué está sucediendo?  
ayuda a la toma de decisiones  
predicciones  
recomendación  
detección de patrones sociales

# Extracción y análisis inteligente de medios sociales

## Análisis de la evolución del comportamiento de los usuarios



Extracción de tweets asociados a un evento mediante un hashtag durante un intervalo de tiempo.



Construcción de una red temporal de interacciones:

- nodos: usuarios de Twitter
- enlaces: mensajes generados por un usuario donde se mencionan a uno o varios usuarios (tweet, retweet, reply-to,...)

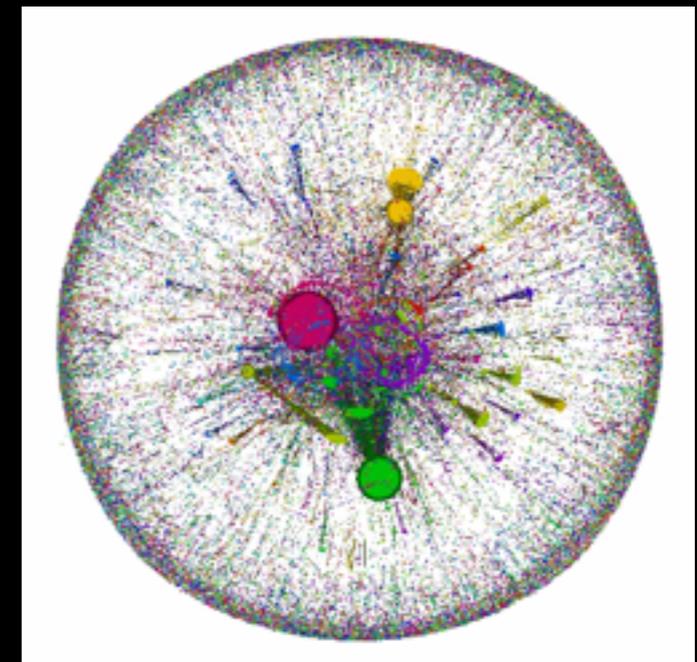
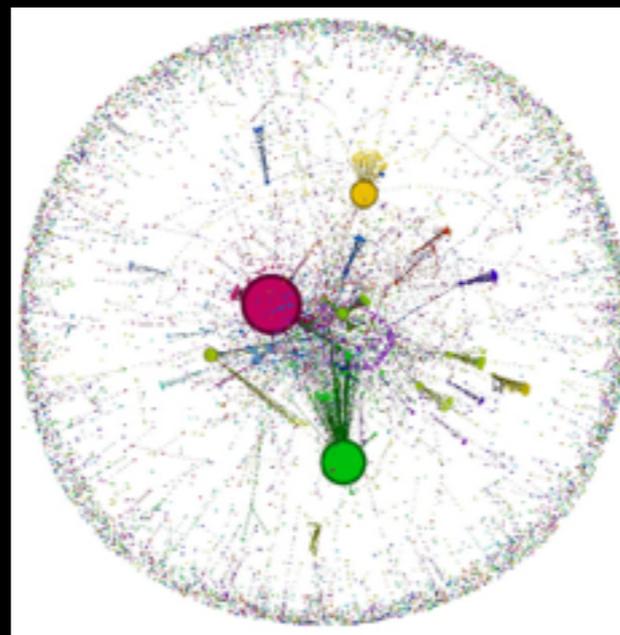
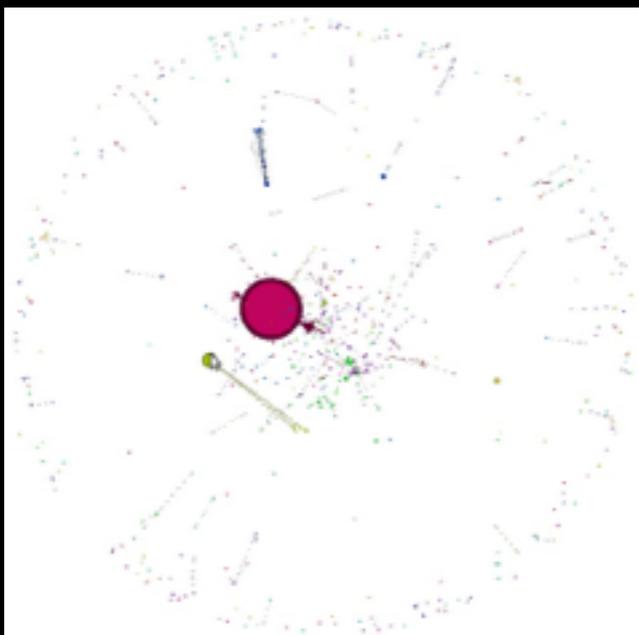
# Extracción y análisis inteligente de medios sociales

## Análisis de la evolución del comportamiento de los usuarios



Análisis de la evolución de la estructura de la red mediante medidas estructurales de redes complejas:

- Globales: degree, clustering, path length, diameter, density, symmetry
- Individuales: centrality (betweenness, indegree, outdegree, closeness, eigenvector values, page-rank, ...)

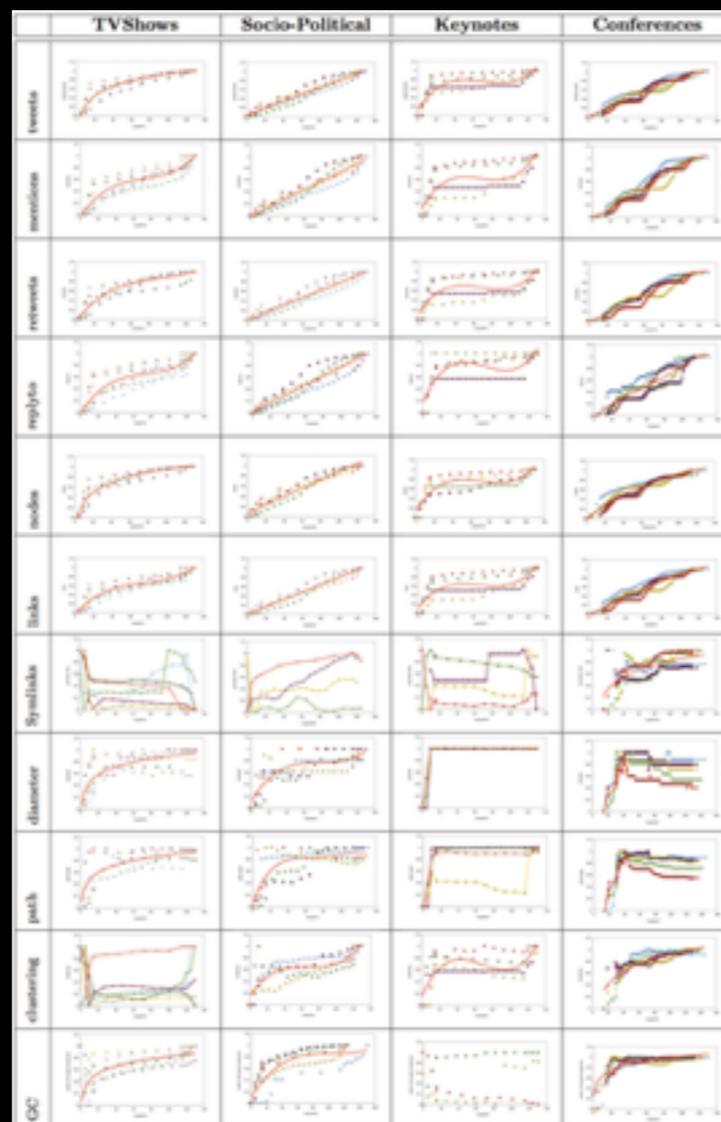


# Extracción y análisis inteligente de medios sociales

## Análisis de la evolución del comportamiento de los usuarios



Extracción de patrones de comportamiento en distintos tipos de eventos conforme pasa el tiempo mediante análisis de regresión:



➔ TOMA de DECISIONES

Marketing Recomendación  
Difusión de información  
Organización de eventos, ...

# Extracción y análisis inteligente de medios sociales

## Análisis de la actividad social de los usuarios en tiempo real en las ciudades



Existe **gran cantidad** de **información** que puede utilizarse para analizar **qué** esta sucediendo y **dónde** en una **ciudad**.

Esta información está a día de hoy **desaprovechada** y puede ser utilizada para **enriquecer** a la propia **ciudad**.

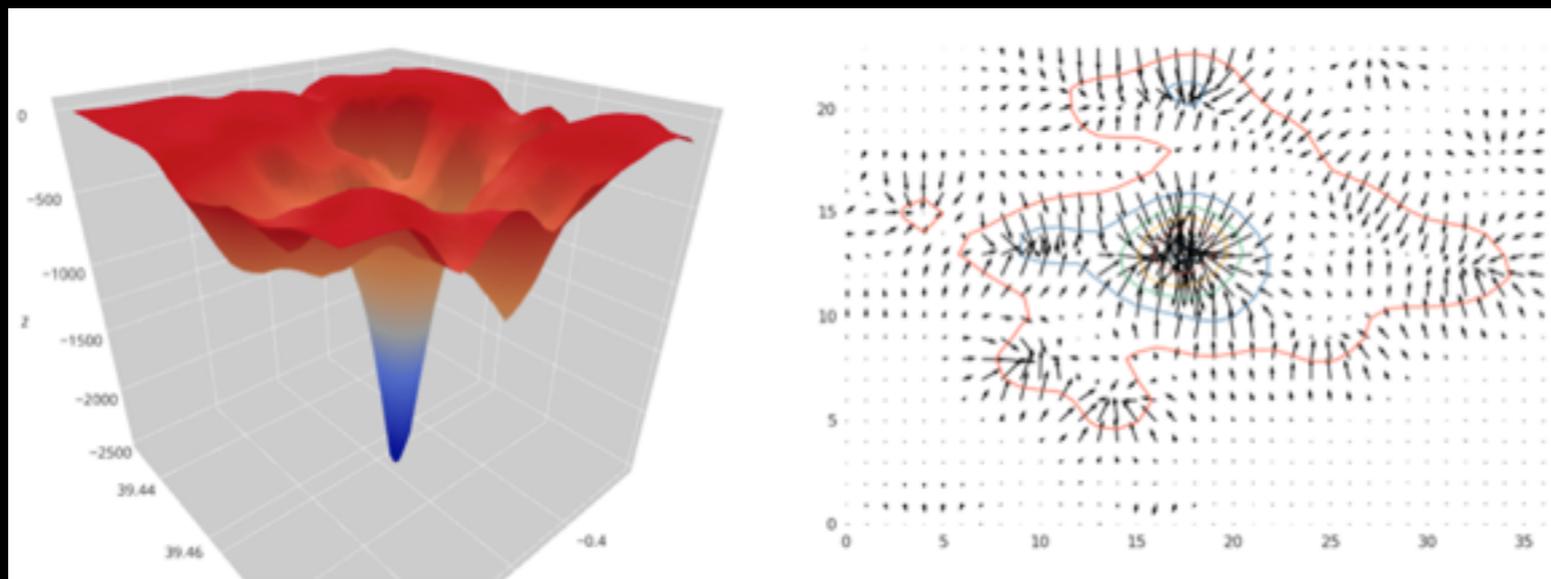
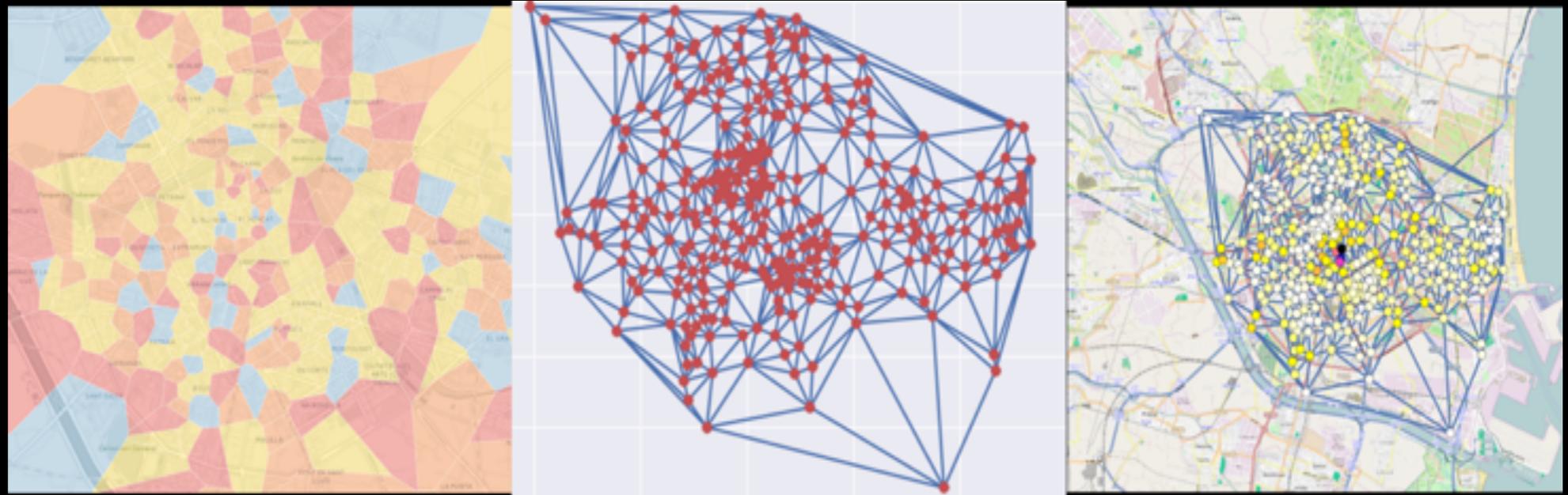


Construcción de una **red temporal de puntos de interés de la ciudad**:

- **nodos**: puntos de interés
- **enlaces**: relaciones entre los puntos de interés (proximidad, movilidad, interacción,...)

# Extracción y análisis inteligente de medios sociales

## Análisis de la actividad social de los usuarios en tiempo real en las ciudades



Medidas de  
centralidad  
Potencial  
gravitatorio



# Extracción y análisis inteligente de medios sociales

## Análisis de la actividad social de los usuarios en tiempo real en las ciudades



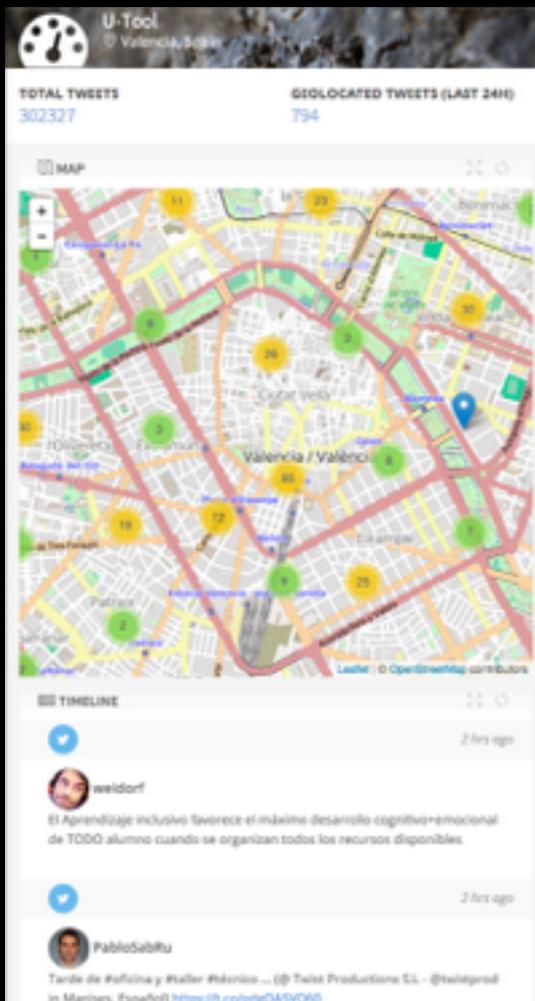
U-Tool: A Urban-Toolkit for enhancing maps through users' social activity

Permite entender cómo los ciudadanos interactúan con la infraestructura de las ciudades

Herramienta visual e intuitiva

Basada en la actividad en tiempo real de redes sociales

Cátedra Telefónica-UPV  
Premio IDEA Valencia 2015



# Extracción y análisis inteligente de medios sociales

## Privacidad en Entornos Sociales



Información extraída de los perfiles de los usuarios y de sus interacciones con otros usuarios en las redes sociales.



Antes de compartir un item de información, hacer una estimación del nivel de sensibilidad del item teniendo en cuenta:

- relevancia/tipo del item
- qué visibilidad tendrá el item al compartirlo con un usuario determinado

# Extracción y análisis inteligente de medios sociales

## Privacidad en Entornos Sociales



Medida de privacidad multi-dimensional que proporcione a los usuarios de las redes sociales una ayuda más personalizada a la hora de establecer perfiles de privacidad de los ítems de información que comparten en la red.

Características que se pueden inferir del análisis de la red social:

- la estimación de la personalidad del usuario,
- la afinidad entre usuarios,
- la influencia de un usuario en el proceso de difusión de información (medidas de centralidad)
- la reputación de los usuarios.

¿POR QUÉ ES IMPORTANTE  
EL ANÁLISIS DE  
REDES SOCIALES ONLINE?

DEVELOP ANALYSIS SUCCESS INNOVATE IDEA MASS DESIGN SUCCESS  
 MAKE IDEA TEAM RESEARCH MARKETING MANAGER TEAM  
**MASS INTERNET** BRAND SERVICE  
 DEVELOP STRATEGY DEVELOP ADVERTISING  
 IDEA ANALYSIS SUCCESS BRANDING CUSTOMERS  
**MARKETING**  
 PLANNING REFRESH PLACE BUSINESS  
 DESIGN SOCIAL INNOVATE TARGET STRATEGY  
 VIRAL SUCCESS BRAND SALES PRODUCT  
 MEDIA ORGANIZATION SEGMENT  
 TEAM DESIGN BUDGET  
 MASS PROMOTION PLAN

