

# Análisis de Redes Sociales

Dirección Nacional de Aduanas

Agosto 2016

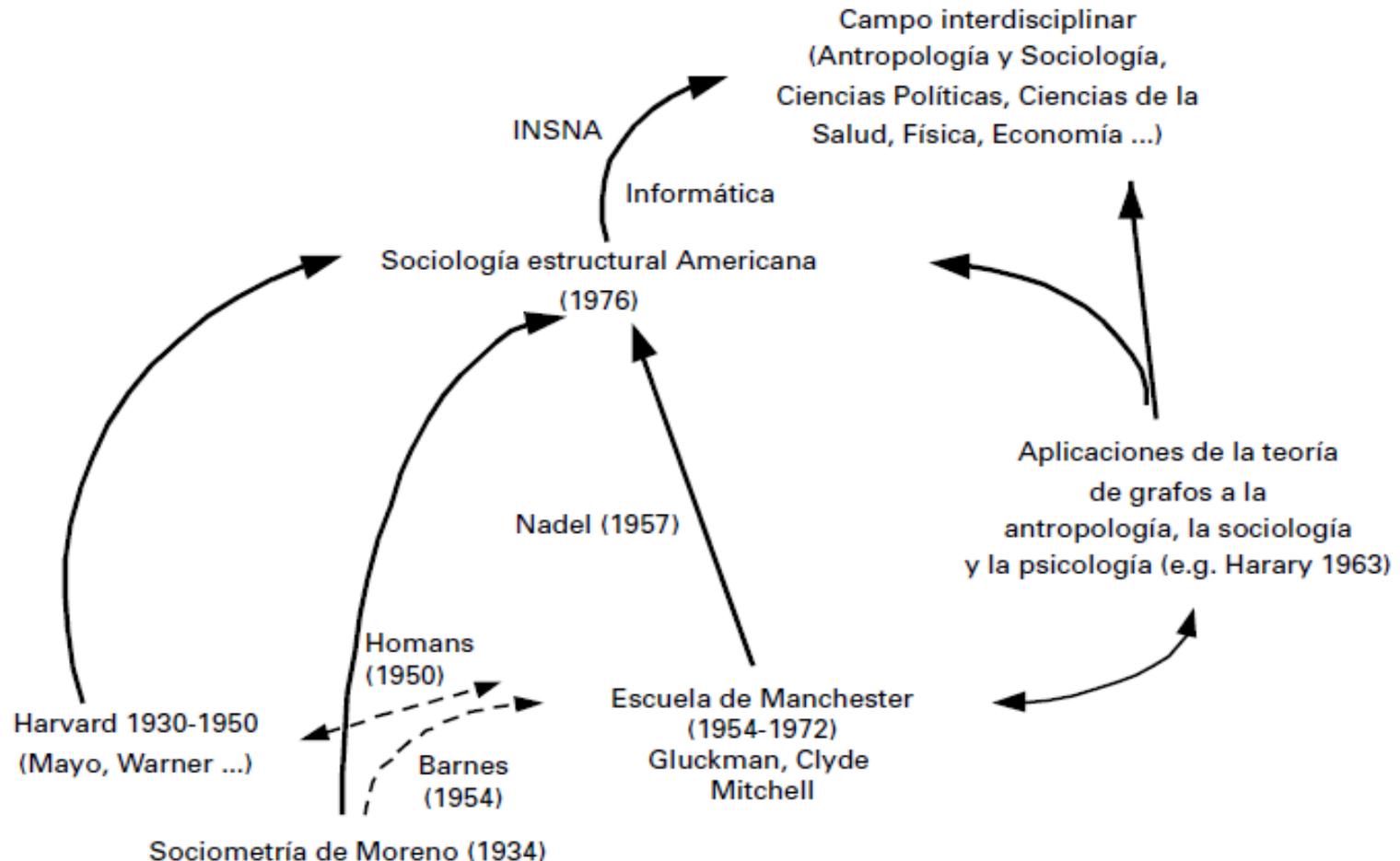
Mag. Federico Monteverde

# Análisis de Redes Sociales

- A diferencia de los análisis tradicionales que explican la conducta en función de la clase social y la profesión (por ejemplo), el análisis de redes sociales **se centra en las relaciones** y no en los atributos de los elementos.
- El Análisis de Redes Sociales estudia **relaciones específicas** entre una **serie definida de elementos** (personas, grupos, organizaciones, países, acontecimientos, etc.)
- El Análisis de Redes Sociales trata con **datos relacionales**
- Un **dato relacional** es un vínculo específico existente entre dos elementos

# El desarrollo del Análisis de Redes Sociales

- Principales tradiciones de investigación en el análisis de redes sociales



# A nivel de la población

- Las diferencias de grado de conexión de poblaciones completas puede tener consecuencias importantes.
- Las enfermedades y los rumores se expanden muy rápidamente donde hay altas tasas de conexiones.
- Lo mismo sucede con la información. Las poblaciones más conectadas pueden ser más capaces para movilizar sus recursos y para tener múltiples perspectivas para resolver problemas

# Entre el individuo y la población

- Hay otro nivel de análisis: el de la “composición”
- Hay poblaciones que pueden estar compuestas por individuos que son bastante similares en la forma en que están conectados
- Otras poblaciones pueden mostrar grandes diferencias, con una pequeña elite de personas centrales y conectadas y una masa de personas con pocas conexiones.
- Las diferencias de conexiones pueden explicar como están estratificados los grupos sociales

# Primeros pasos analíticos: Densidad

- En una población muchos individuos no están conectados a la mayoría de los otros individuos
  - Examinaremos las conexiones inmediatas de los actores y la densidad media de las conexiones directas en las poblaciones

# Primeros pasos analíticos: Distancia

- Distancia entre los actores (qué tan cerca está uno de otro)
- Hay algunos individuos pueden hacer llegar info a otros con poco esfuerzo
- Otros individuos pueden tener dificultades para que le llegue la info, o para hacer llegar su info
- Si mis amigos y yo tenemos amigos en común mi red está bastante limitada
- Si mis amigos tienen conexiones no redundantes el rango de mis conexiones se expande
- Si hay individuos que difieren en su cercanía con otros, la posibilidad de “estratificación” aumenta (clases sociales)

# Primeros pasos analíticos

- La diferencia entre “clases sociales” no reside en la cantidad de conexiones que tienen los actores
- Importa cuáles de esas conexiones se superponen y “limitan” o se extienden y proporcionan “oportunidades”
- Una población puede diferir de otra en base a qué tan cerca están los actores con respecto a los actores promedio
- Se puede inferir difusión, homogeneidad, solidaridad, y otras diferencias de una sociedad a partir de las propiedades macro

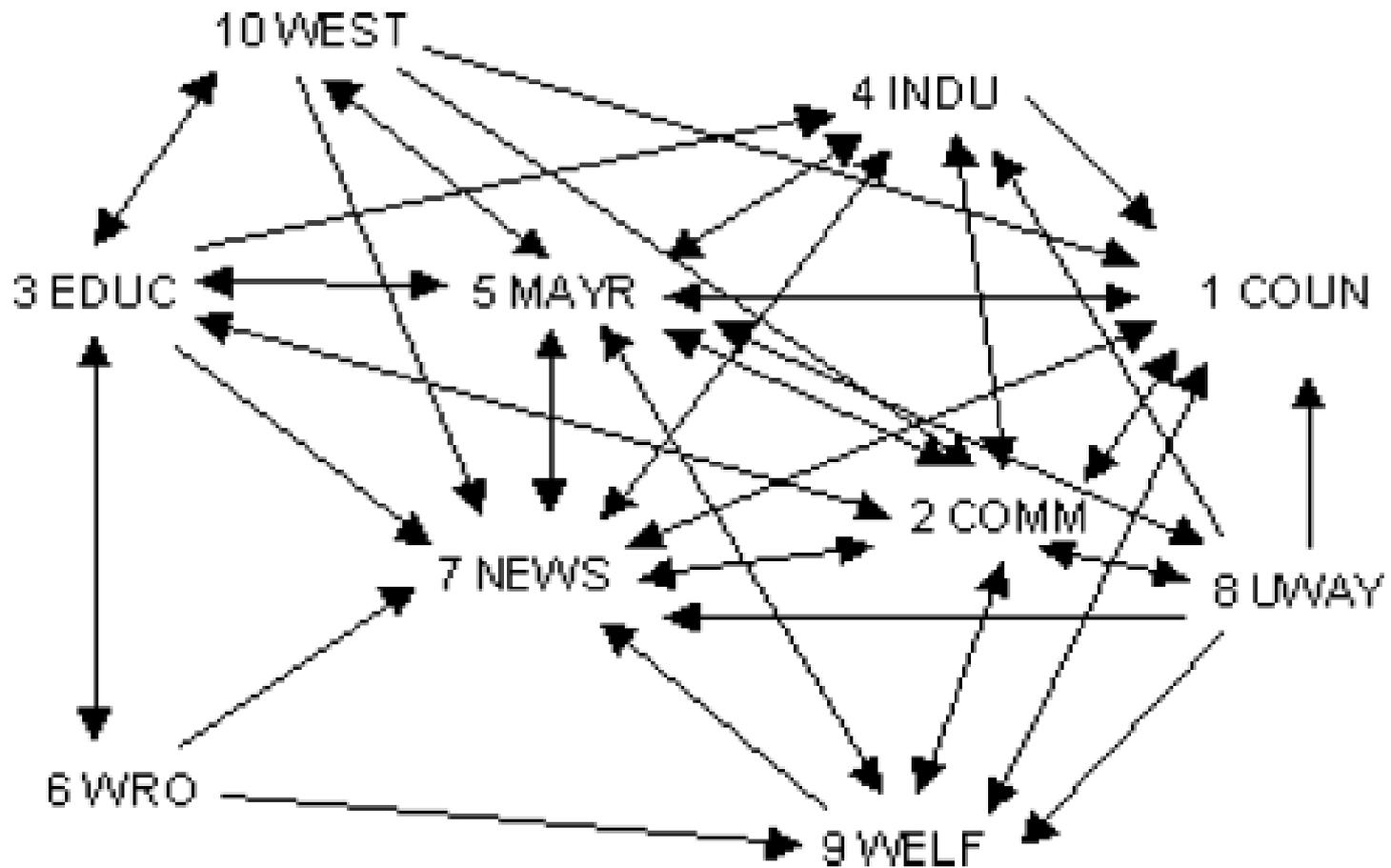
# Un Ejemplo

- Red de intercambio de información entre 10 organizaciones civiles vinculadas a la salud
- Los vínculos entre las organizaciones son “dirigidos” (de un solo sentido)
- Matriz relacional
  - Asimétrica
  - Las filas representan emisores de información
  - Las columnas representan receptores de información

# Ejemplo: Matriz relacional

	1COUN	2COMM	3EDUC	4INDU	5MAYR	6WRO	7NEWS	8UWAY	9WELF	10WEST
1COUN	X	1	0	0	1	0	1	0	1	0
2COMM	1	X	1	1	1	0	1	1	1	0
3EDUC	0	1	X	1	1	1	1	0	0	1
4INDU	1	1	0	X	1	0	1	0	0	0
5MAYR	1	1	1	1	X	0	1	1	1	1
6WRO	0	0	1	1	1	X	1	0	1	0
7NEWS	0	1	0	1	1	0	X	0	0	0
8UWAY	1	1	0	1	1	0	1	X	1	0
9WELF	0	1	0	0	1	0	1	0	X	1
10WEST	1	1	1	0	1	0	1	0	0	X

# Un ejemplo: El grafo



# Ejemplo: Conectividad

- A nivel de la red
  - Numero de actores
  - Número de conexiones presentes
  - Número de conexiones posibles
  - Porcentaje de conexiones presentes (densidad)
- Como están conectados los actores en una población nos puede indicar solidaridad, densidad moral y complejidad

# Ejemplo: Conectividad

## ■ A nivel individual

- Pueden tener muchos o pocos lazos
- Pueden ser “fuentes” de relaciones o “agujeros” (reciben pero no emiten)
- El número de lazos de un cierto tipo permite hacer comparaciones entre actores y encontrar diferencias y similitudes (estratificación)
- El número y clase de lazos de un actor permiten ver cómo su inclusión en la red limita o favorece su poder, influencia, conducta, oportunidades
- Si un actor no puede alcanzar o ser alcanzado por otro puede que no exista aprendizaje, ayuda, influencia, etc. entre ambos

# Tamaño, densidad y grado

## ■ La red

- Tiene 10 actores
- Relaciones posibles =  $n \cdot (n-1) = 90$
- Hay 49 relaciones presentes
- Densidad = 0,54 (está el 54% de la relaciones)

# Tamaño, densidad y grado

- Grado nodal de salida (por Filas)

1	0.44
2	0.78
3	0.67
4	0.44
5	0.89
6	0.33
7	0.33
8	0.67
9	0.33
10	0.56

- Grado nodal de entrada (por Columnas)

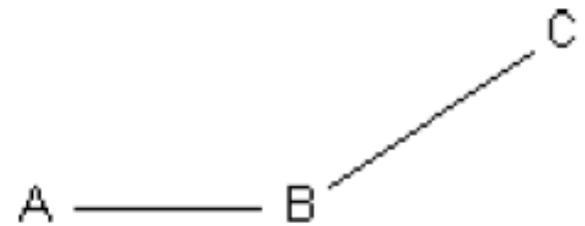
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
	COUN	COMM	EDUC	INDU	MAYR	WRO	NEWS	UWAY	WELF	WEST
Mean	0.56	0.89	0.44	0.56	0.89	0.11	1.00	0.22	0.56	0.22

# Accesibilidad

- Un actor es accesible por otro si existe un conjunto de conexiones mediante las cuales podemos trazar un camino desde la fuente hasta el destino, sin importar cuantos nodos hay entre ellos.
- Si algunos actores no pueden alcanzar a otros existe una potencial fractura en la red, o podría significar que la población que estamos estudiando está compuesta por subpoblaciones separadas.

# Distancia

- Si dos actores son adyacentes la distancia es 1
- Si A habla con B, B habla con C (pero A no habla con C) la distancia entre A y C es 2
- En un grafo dirigido A puede ser adyacente de B, pero B no ser adyacente de A



# Poder y Centralidad

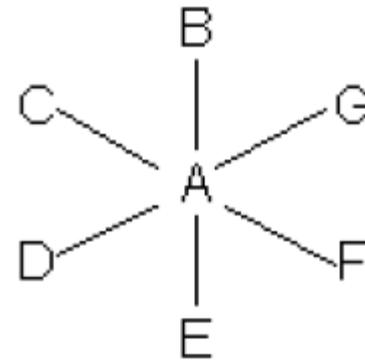
- Desde la perspectiva del ARS el poder es inherentemente relacional
- Un individuo abstracto no tiene poder en abstracto. Se tiene poder porque se puede dominar a otros
- El poder de ego es la dependencia del alter y viceversa
- Como el poder es consecuencia de las relaciones:
- Si la red tiene baja densidad se puede ejercer poco poder
- Si la red tiene alta densidad, hay mas potencia para ejercer el poder

# Poder y Centralidad

- El poder es una propiedad macro y micro
- No es lo mismo la cantidad de poder en una red y su distribución entre los actores
- Dos redes pueden tener el mismo poder a nivel macro pero su distribución en los actores puede ser diferente
  - Por ej: puede estar distribuido en forma igualitaria en una y en forma desigual en otra

# Poder y Centralidad

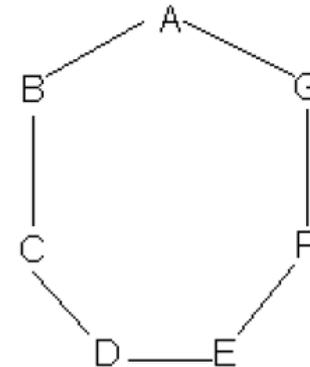
- Estrella



- Línea



- Círculo



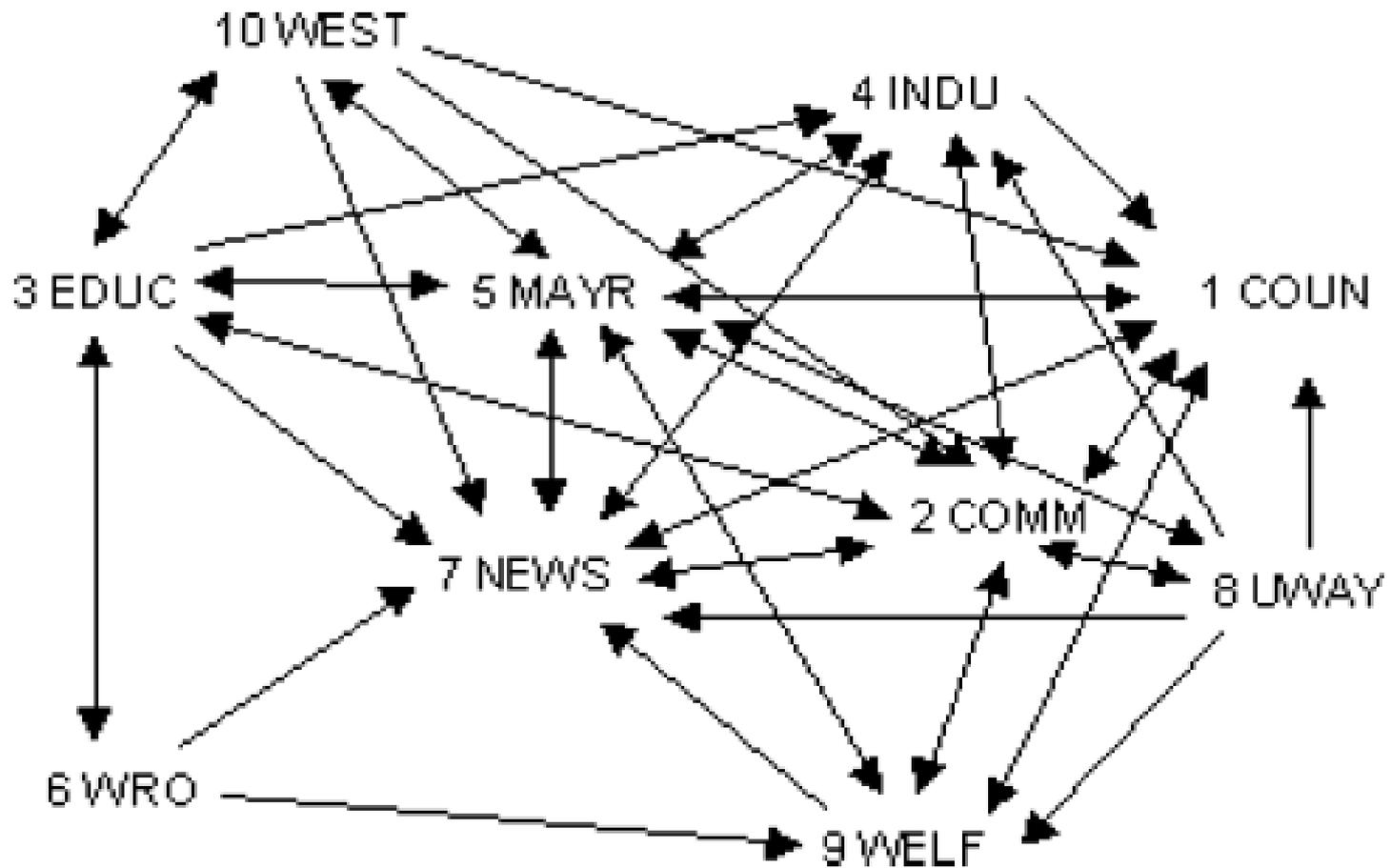
# Poder y Centralidad

- Grado
- Cercanía
- Intermediación

# Centralidad de Grado

- Los actores con más vínculos (tienen mayor grado) y puede que ocupen posiciones ventajosas
- En redes con relaciones recíprocas solo importa la cantidad de lazos
- En redes con relaciones direccionadas pueden tener un significado diferente
  - Si un actor recibe muchos vínculos puede ser una señal de prestigio, ya que muchos actores quieren entrar en contacto con el
  - Si un actor tiene un alto grado de centralidad de salida puede interpretarse que es un actor influyente

# Un ejemplo: El grafo



# Medidas de Centralidad Micro (Freeman)

	1	2	3	4
	Grado de salida	Grado de Entrada	Número de Grado de Salida	Número de Grado de Entrada
1 COUN	4.00	5.00	44.44	55.56
2 COMM	7.00	8.00	77.78	88.89
3 EDUC	6.00	4.00	66.67	44.44
4 INDU	4.00	5.00	44.44	55.56
5 MAYR	8.00	8.00	88.89	88.89
6 WRO	3.00	1.00	33.33	11.11
7 NEWS	3.00	9.00	33.33	100.00
8 UWAY	6.00	2.00	66.67	22.22
9 WELF	3.00	5.00	33.33	55.56
10 WEST	5.00	2.00	55.56	22.22

# Medidas de Centralidad Meso (Freeman)

	1	2	3	4
	Grado de salida	Grado de Entrada	Número de Grado de Salida	Número de Grado de Entrada
Promedio	4.90	4.90	54.44	54.44
Desviación Estándar	1.70	2.62	18.89	29.17
Varianza	2.89	6.89	356.79	850.62
Mínimo	3.00	1.00	33.33	11.11
Máximo	8.00	9.00	88.89	100.00

# Medidas de Centralidad Macro (Freeman)

Centralización de red (grado de salida): 43.056%

Centralización de red (grado de entrada): 56.944%

- Freeman utiliza una red estrella como base de comparación.

# Centralidad de Cercanía

- En ocasiones la Centralidad de Grado es criticada porque únicamente considera las relaciones inmediatas y no los **vínculos indirectos** con los demás
- La **centralidad por Cercanía** toma en cuenta la distancia de un actor a los demás
- De la sumatoria de las distancias de un actor a los otros resulta la **lejanía** del actor respecto del resto

# Centralidad de Cercanía (Micro)

- La cercanía la calculamos mediante la inversa de lejanía normalizada con el actor más central

	<u>Lejanía</u>	<u>Cercanía</u>
1	11.00	81.82
2	10.00	90.00
3	12.00	75.00
4	12.00	75.00
5	10.00	90.00
6	15.00	60.00
7	9.00	100.00
8	12.00	75.00
9	12.00	75.00
10	13.00	69.23

# Centralidad de Cercanía (meso)

	<u>Lejanía</u>	<u>Cercanía</u>
Promedio	11.60	79.10
Desviación Est.	1.62	11.01
Suma	116.00	791.05
Varianza	2.64	121.13
Mínimo	9.00	60.00
Máximo	15.00	100.00

# Centralidad de Cercanía (macro) método de Freeman

Centralización de red: 49.34%

# Centralidad de Intermediación

- Un actor se encuentra en posición favorable si se encuentra en el camino geodésico de otros actores
- Se calcula obteniendo todos los caminos geodésicos y obteniendo la proporción que cada actor está entre otros actores.

# Centralidad de Intermediación (micro)

	Intermediación	Intermediación Normalizada
1	0.67	0.93
2	12.33	17.13
3	11.69	16.24
4	0.81	1.12
5	17.83	24.77
6	0.33	0.46
7	2.75	3.82
8	0.00	0.00
9	1.22	1.70
10	0.36	0.50

# Centralidad de Intermediación (meso)

	Intermediación	Intermediación Normalizada
Promedio	4.80	6.67
Desviación Est.	6.22	8.64
Suma	48.00	66.67
Varianza	38.69	74.63
Mínimo	0.00	0.00
Máximo	17.83	24.77

# Centralidad de Intermediación (macro)

## - Freeman

**Centralización de red = 20.11%**



# Ejemplo: Impacto en Twitter de la reforma de la Aduana

Criterio de búsqueda en Twitter: reforma aduana

The image shows a screenshot of a Twitter search results page. The search query is "reforma aduana lang:es since:2016-07-27 until:2016-08-02". The page displays several tweets related to the topic.

**Who to follow:**

- Cablevisión Uruguay @cabl... Followed by Andrea Calvete
- Javier de Haedo @Javierde... Follow
- Omar Fuentes @omarfuar Followed by Daniel Chasquetti

**Trends:**

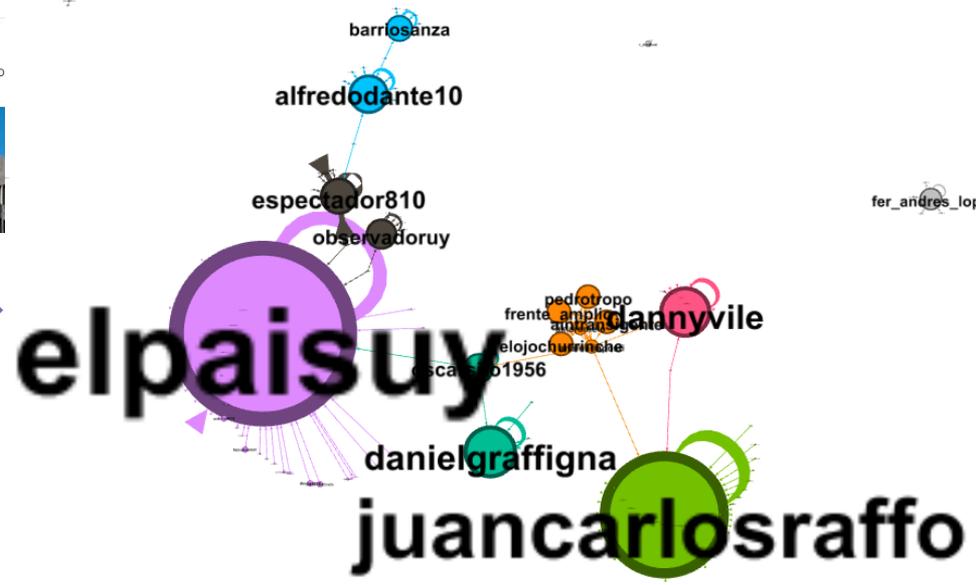
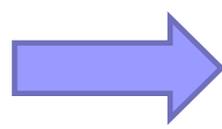
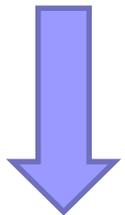
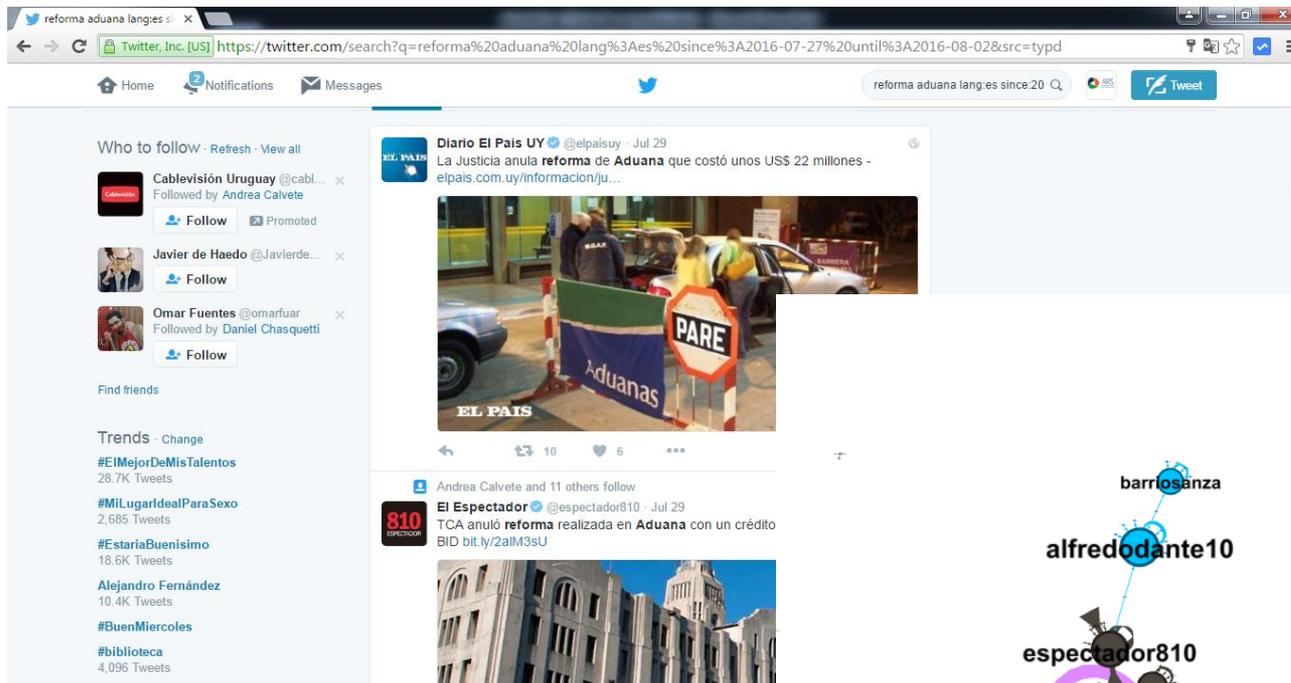
- #ElMejorDeMisTalentos 28.7K Tweets
- #MiLugarIdealParaSexo 2,685 Tweets
- #EstariaBuenisimo 18.6K Tweets
- Alejandro Fernández 10.4K Tweets
- #BuenMiercoles
- #biblioteca 4,096 Tweets

**Top Tweet:**

**Diario El País UY** @elpaisuy · Jul 29  
La Justicia anula **reforma de Aduana** que costó unos US\$ 22 millones - elpais.com.uy/informacion/ju...

**810 El Espectador** @espectador810 · Jul 29  
TCA anuló **reforma** realizada en **Aduana** con un crédito de US\$ 22 millones del BID bit.ly/2aIM3sU

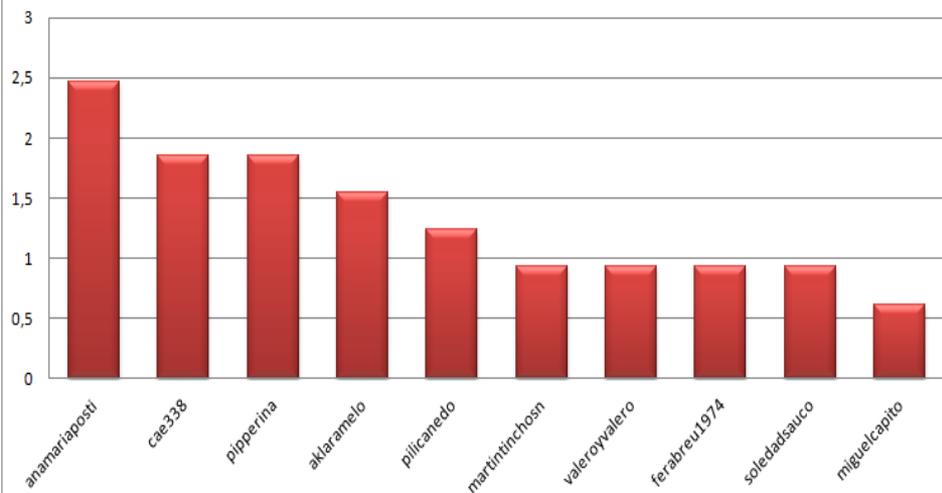
# Ejemplo: Impacto en Twitter de la reforma de la Aduana



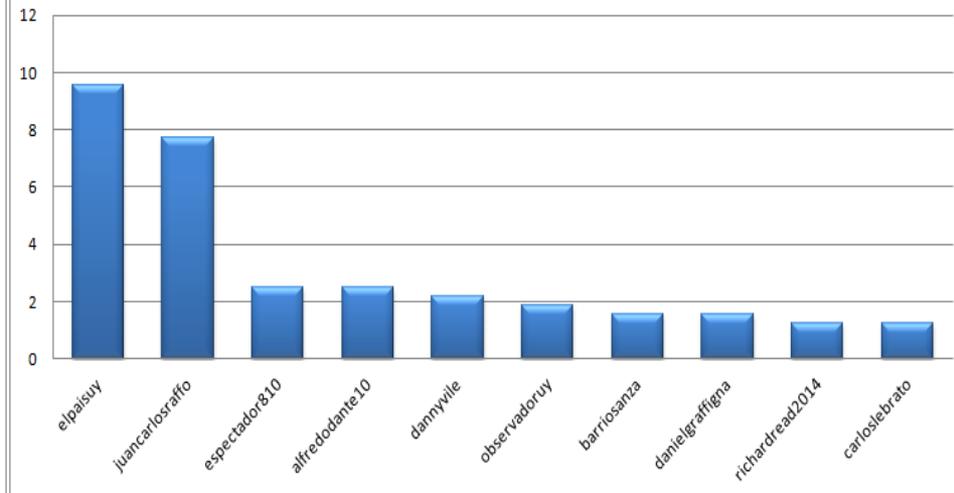
Densidad de la red: 0,7%  
Total de usuarios: 163  
Total de relaciones: 197

# Ejemplo: Impacto en Twitter de la reforma de la Aduana

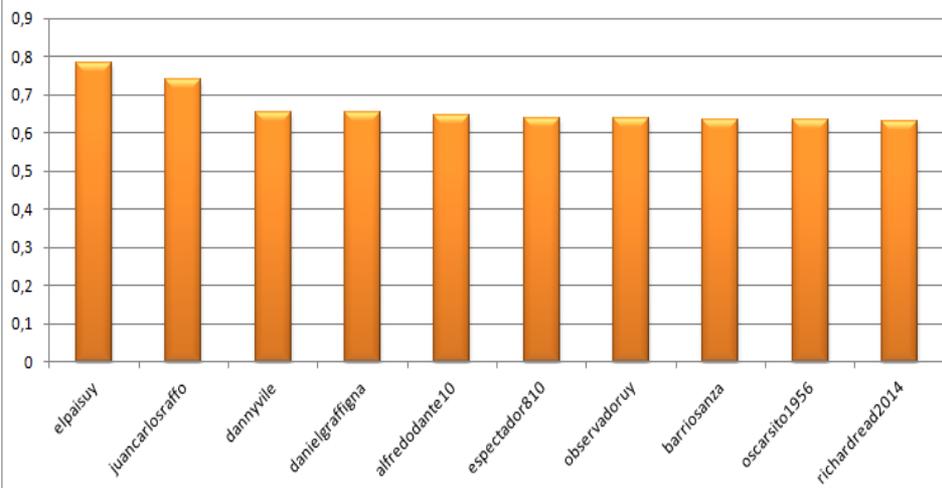
## Menciona



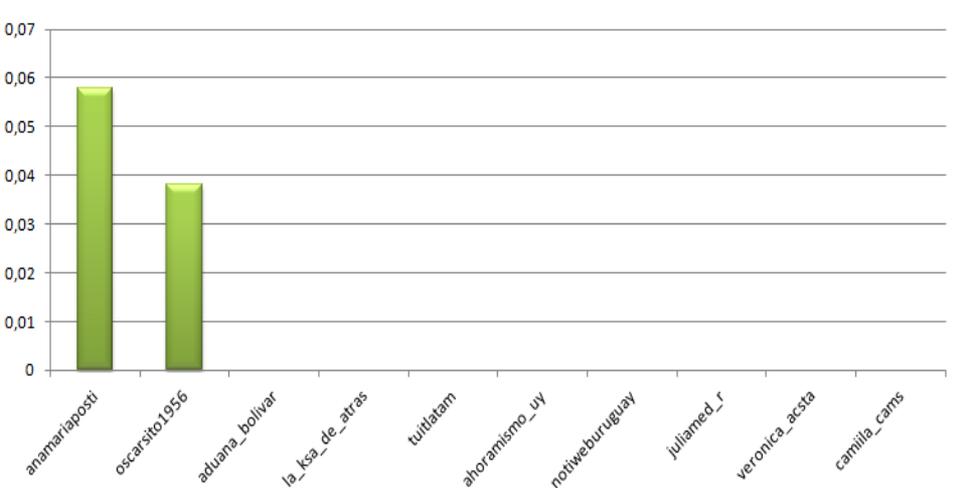
## Es Mencionado



## Cercanía



## Intermediación



# Análisis de subgrupos

- Se encontraron 81 grupos de actores completamente conectados entre sí (cliques)
- Quienes más figuran simultáneamente en estos grupos son:

1	elpaisuy	destino110	adrianbatllista	
2	elpaisuy	santiagopcampos	susanasotto	
3	elpaisuy	drfluquez	erba1erba	
4	jdrosav	espectador810	lanoticia_uy	
5	espectador810	lanoticia_uy	_anatabeira	
6	soledadsauco	carloslebrato	miguelcapito	
7	soledadsauco	richardread2014	miguelcapito	
8	richardread2014	miguelcapito	ferabreu1974	
9	richardread2014	miguelcapito	martintinchosn	
10	carloslebrato	miguelcapito	ferabreu1974	
11	carloslebrato	miguelcapito	martintinchosn	
12	fedaec	senae_aduana	valeroyvalero	
13	fedaec	valeroyvalero	comercioextec	
14	anamariaposti	pipperina	frente_amplio	aklaramelo
15	anamariaposti	pipperina	pedrotropo	aklaramelo
16	anamariaposti	pipperina	elochurrinche	aklaramelo
17	anamariaposti	pipperina	aintransigente	aklaramelo
18	anamariaposti	pedrotropo	aklaramelo	cae338
19	anamariaposti	elochurrinche	aklaramelo	cae338
20	anamariaposti	aintransigente	aklaramelo	cae338
21	anamariaposti	frente_amplio	aklaramelo	cae338

# Análisis de subgrupos (coparticipación)

- Quienes participan conjuntamente en subgrupos son:
  - 1) aklaramelo – anamariaposti (8 subg)
  - 2) aklaramelo – anamariaposti – frente\_amplio (4 subg)
  - 3) aklaramelo – anamariaposti – frente\_amplio - cae338 (3 subg)
  - 4) miguelcapito – richardread2014 (3 subg)
  - 5) fedaec – valeroyvalero - (2 subg)
  - 6) miguelcapito – richardread2014 – carloslebrato (2 subg)
  - 7) espectador810 – lanoticia\_uy (2 subg)

# Conclusiones

- Las redes sociales pueden ser **analizadas**
- Las redes de datos pueden ser **gestionadas**
- El Análisis de Redes Sociales brinda un marco para **objetivarlas**
- Es posible **diseñar intervenciones** a partir del Análisis de Redes Sociales
- Los datos cuantitativos sirven de línea base para la **evaluación** de las intervenciones

# Conclusiones

“La información es el combustible del siglo XXI, y la analítica de datos el motor de combustión”

Peter Sondergaard  
Vice President, Gartner

# Análisis de Redes Sociales

**Federico Monteverde**

[federico.monteverde@gmail.com](mailto:federico.monteverde@gmail.com)