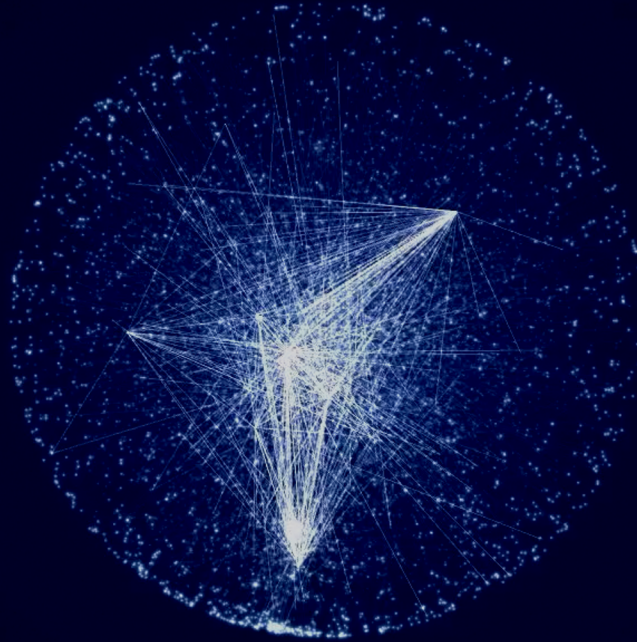


PARTIMOS EN BREVE

MUCHAS GRACIAS

El test comienza a las 11:55 en Canvas. Sección Evaluaciones

Network Science



Dr. Cristian Candia

*Director del Magister en Data Science y del Computational
Research in Social Science Laboratory,
Instituto de Data Science, Centro de Inv. en Complejidad Social,
Facultades de Ingeniería y Gobierno
Universidad del Desarrollo, Chile*

*Académico Adjunto,
Northwestern University, United States*

Video: Protein-Protein Interactions
Credit: Mauro Martino



Universidad del Desarrollo
Facultad de Ingeniería



Universidad del Desarrollo
Facultad de Gobierno

dataScience 

CICS 
CENTRO DE INVESTIGACIÓN EN COMPLEJIDAD SOCIAL

CRISSLAB
DECODING BEHAVIOR, ADVANCING SOCIETY

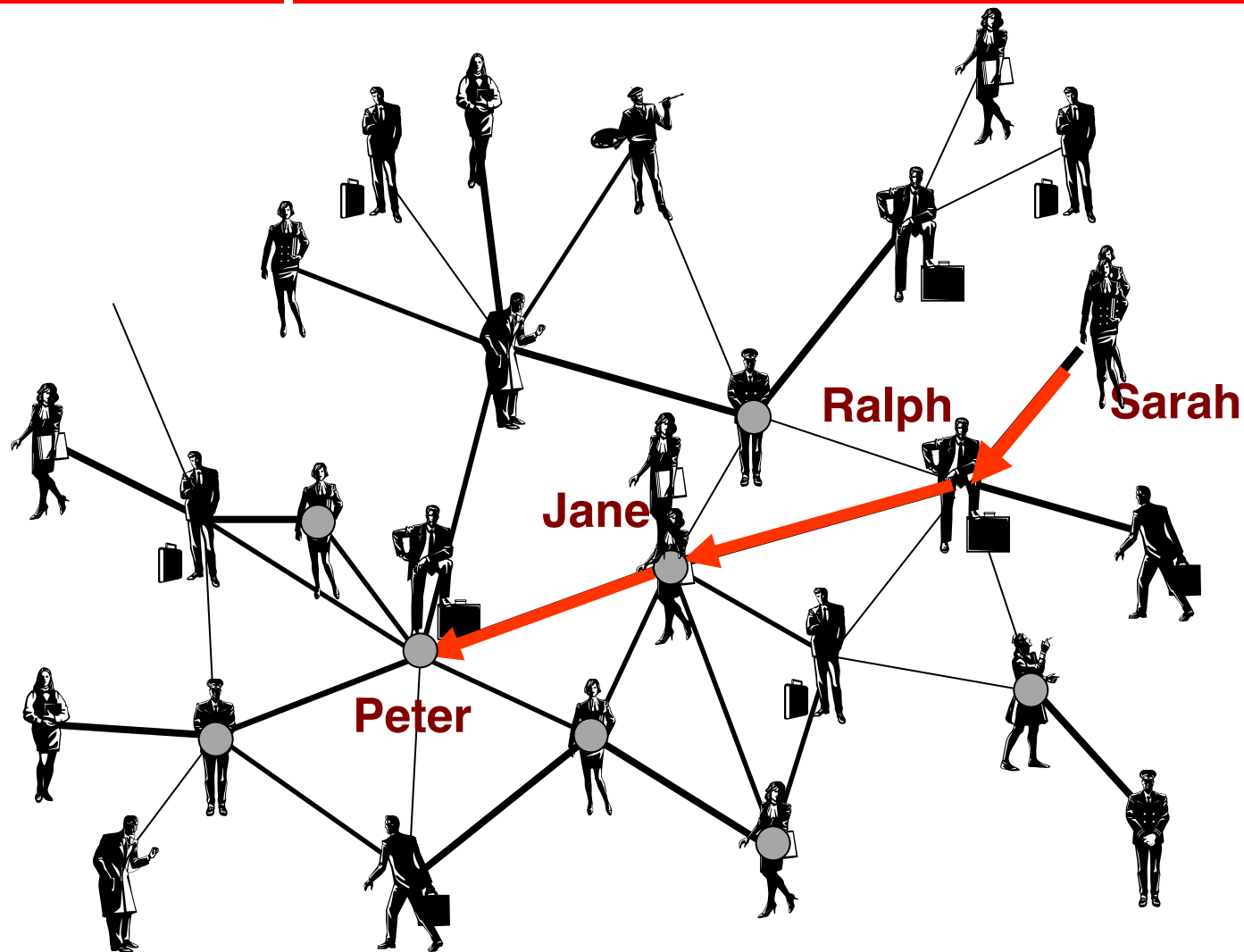
NICO  NORTHWESTERN INSTITUTE
ON COMPLEX SYSTEMS

Modelos de Formación de Redes

Estas diapositivas se basan parcialmente en el curso del
Prof. Albert-László Barabási, de Northeastern University, con autorización.
El contenido ha sido traducido para su uso en este curso.

Mundo Pequeño

(Small World, modelo Watts-Strogatz)



Frigyés Karinthy, 1929
Stanley Milgram, 1967



Frigyes Karinthy (1887-1938)
Hungarian Writer

1929: *Minden másképpen van* (Everything is Different)
Láncszemek (Chains)

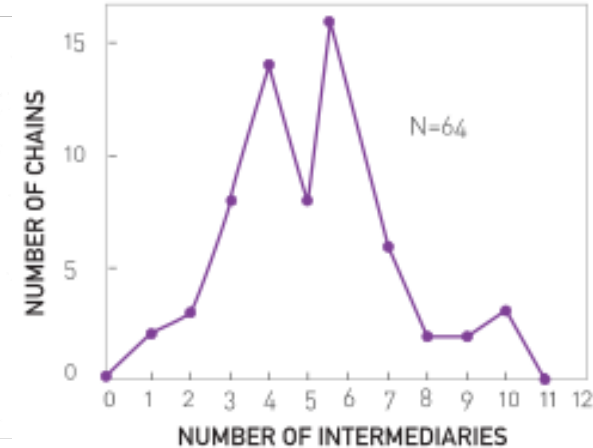
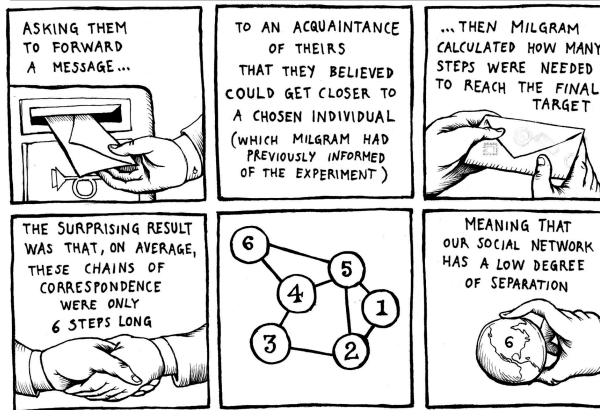
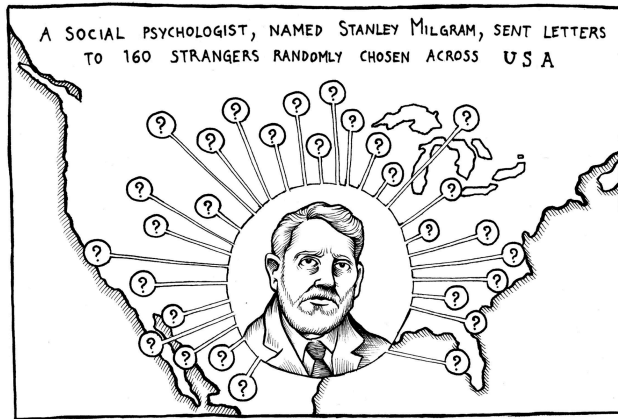
"Mire, Selma Lagerlöf acaba de ganar el Premio Nobel de Literatura, por lo que está obligada a conocer al Rey Gustav de Suecia, después de todo, él fue quien le entregó el Premio, como lo exige la tradición. El Rey Gustav, sin duda, es un apasionado jugador de tenis, que siempre participa en torneos internacionales. Se sabe que jugó con el Sr. Kehrling, a quien, por lo tanto, lo debe conocer con seguridad, y sucede que yo mismo conozco bastante bien al Sr. Kehrling".

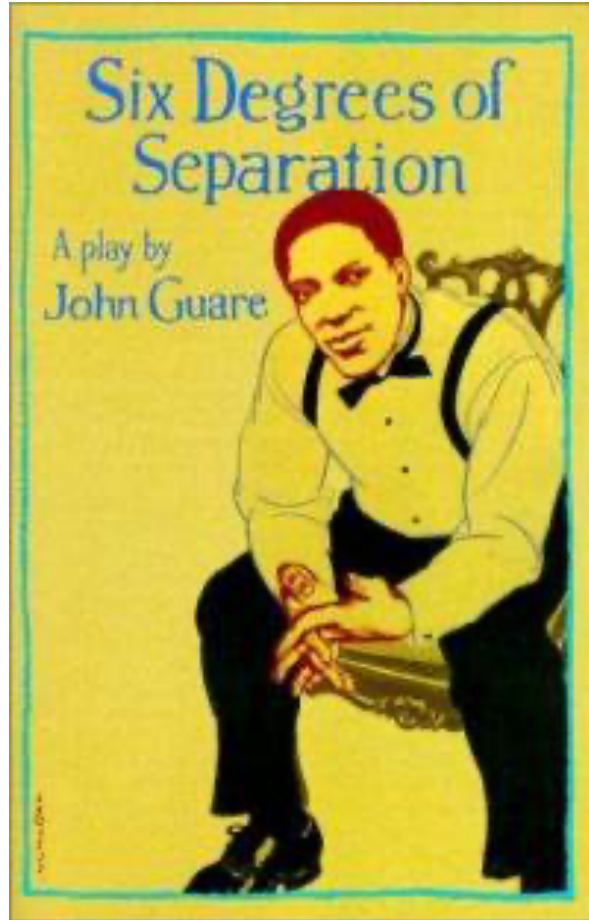
"El trabajador conoce al gerente de la tienda, quién conoce a Ford; Ford tiene una relación amistosa con el director general de Hearst Publications, que el año pasado se hizo muy amigo de Arpad Pasztor, alguien que no solo conozco, sino que es un buen amigo mío. Así que fácilmente podría pedirle que envíe un telegrama a través del director general para que le diga a Ford que debe hablar con el gerente para que le informe al trabajador de la tienda que arme un auto rápidamente para mí, ya que necesito uno."

The Small World Experiment

- Se entregaron cartas a personas en Nebraska para que las enviaran a una persona objetivo en Boston.
- Se instruyó a las personas para que pasaran las cartas a alguien que conocían por su nombre de pila.
- Las cartas que llegaron a destino siguieron caminos de una longitud de alrededor de 6 enlaces
- Seis grados de separación, ¿Cómo puede ser eso?

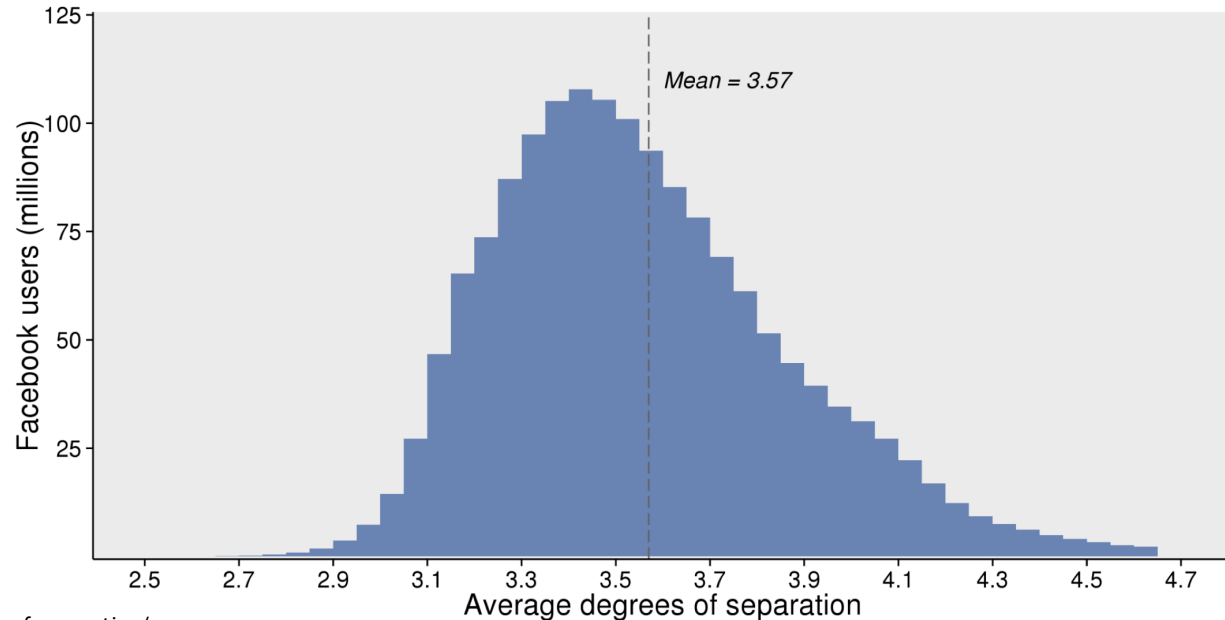
1967



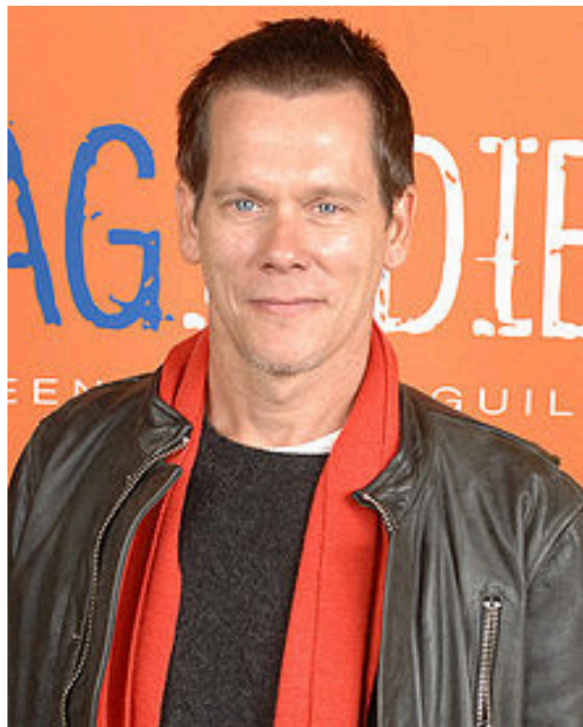


"Todos en este planeta están separados solo por otras seis personas. Seis grados de separación. Entre nosotros y todos los demás en este planeta. El presidente de los Estados Unidos. Un gondolero en Venecia ... No son solo los grandes nombres. Es cualquiera. Un nativo en una selva tropical. Un Tierra del Fuego. Un esquimal. Estoy atado a todos en este planeta por un rastro de seis personas. Es un pensamiento profundo. Cómo cada persona es una puerta nueva, abriéndose a otros mundos ".

- Informado en el blog de investigación de Facebook en 2016;
- La mayoría de las personas en Facebook tienen promedios de entre 2,9 y 4,2 grados de separación;
- La figura muestra los grados promedio estimados de separación entre todas las personas en Facebook. La persona promedio está conectada con todas las demás personas en un promedio de 3.57 pasos. La mayoría de personas tiene un promedio de entre 3 y 4 pasos;



The Six Degrees of Kevin Bacon



Paso 1. Nombra a un actor de cine

Paso 2. A través de los papeles en las películas, identifique una secuencia de actores que conecten al actor del Paso 1 con Kevin Bacon.

Paso 3. El ganador es la persona que encuentra el camino más corto



Lorenza Izzo has a Bacon number of 2.

Find a di

Lorenza Izzo

was in

Once Upon a Time in Hollywood

with

Brad Pitt

was in

Moneyball

with

Kevin Bacon

Kevin Bacon

to

Lorenza Izzo

Find link

More o

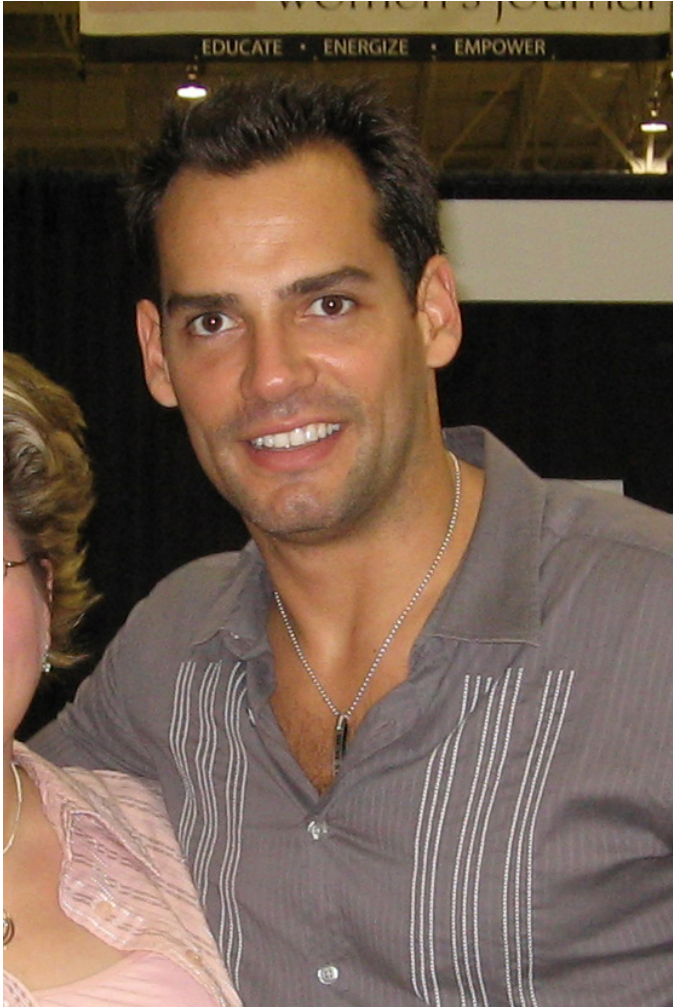
<https://oracleofbacon.org>



daniela vega has a Bacon number of 3.



Kevin Bacon to daniela vega Find link



cristian de la fuente has a Bacon number of 2.

Find

Cristian de la Fuente

was in

Driven

with

Burt Reynolds

was in

Starting Over

with

Kevin Bacon

Kevin Bacon

to

cristian de la fuente

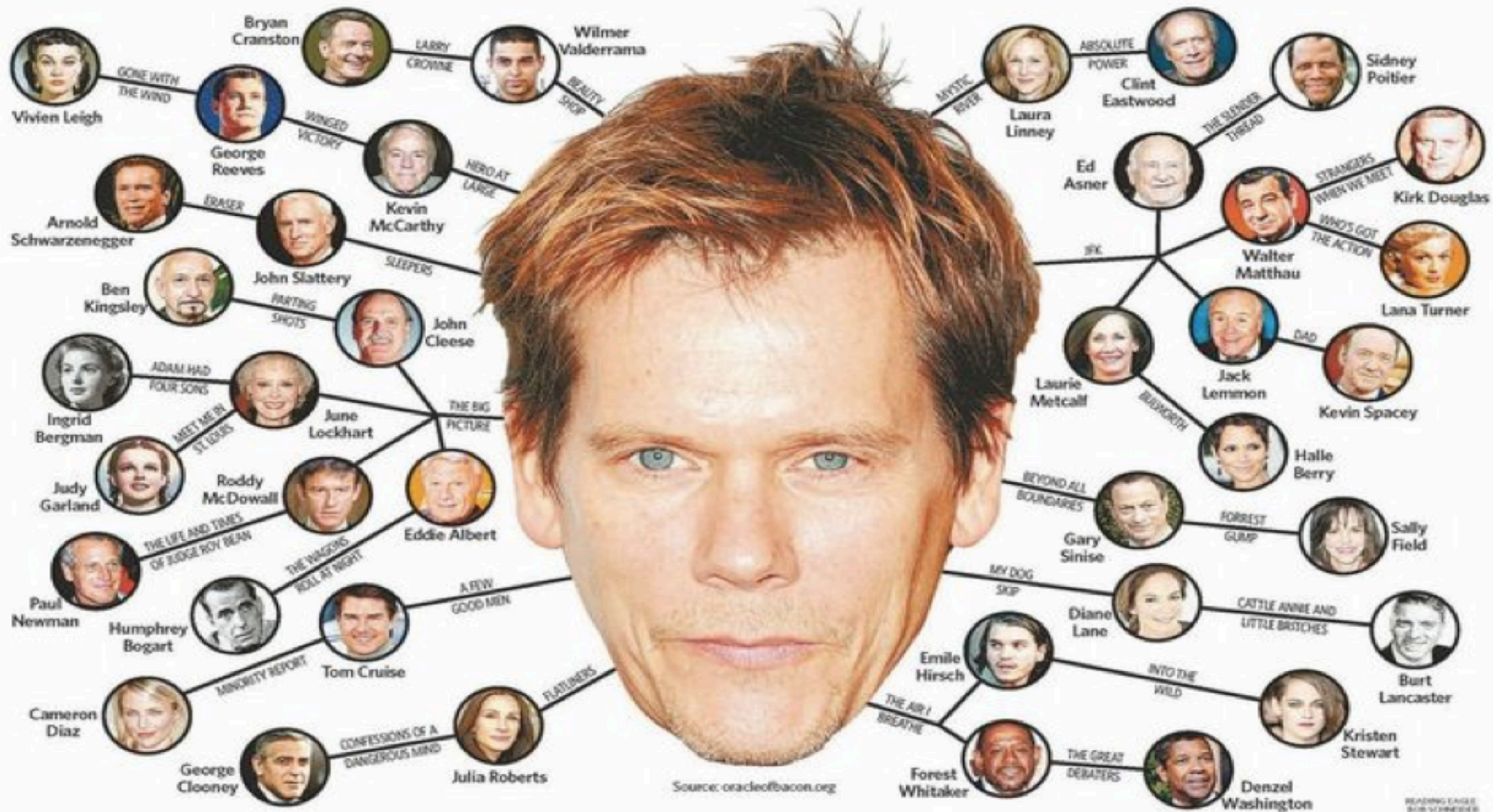
Find link

More options



Bryan Cranston has a Bacon number of 2.



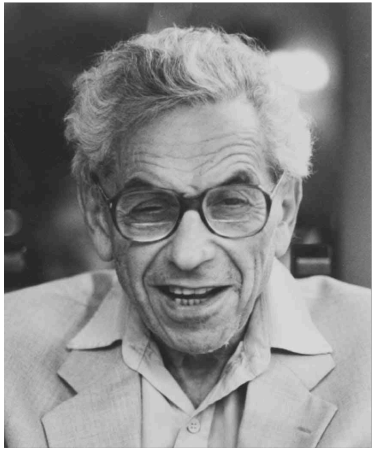


Source: oracleofbacon.org

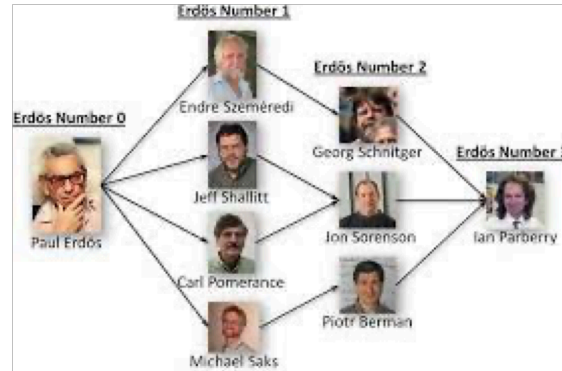
PLAYING CARDS
© 2008 SCHNEIDER

<https://oracleofbacon.org>

Erdos Number

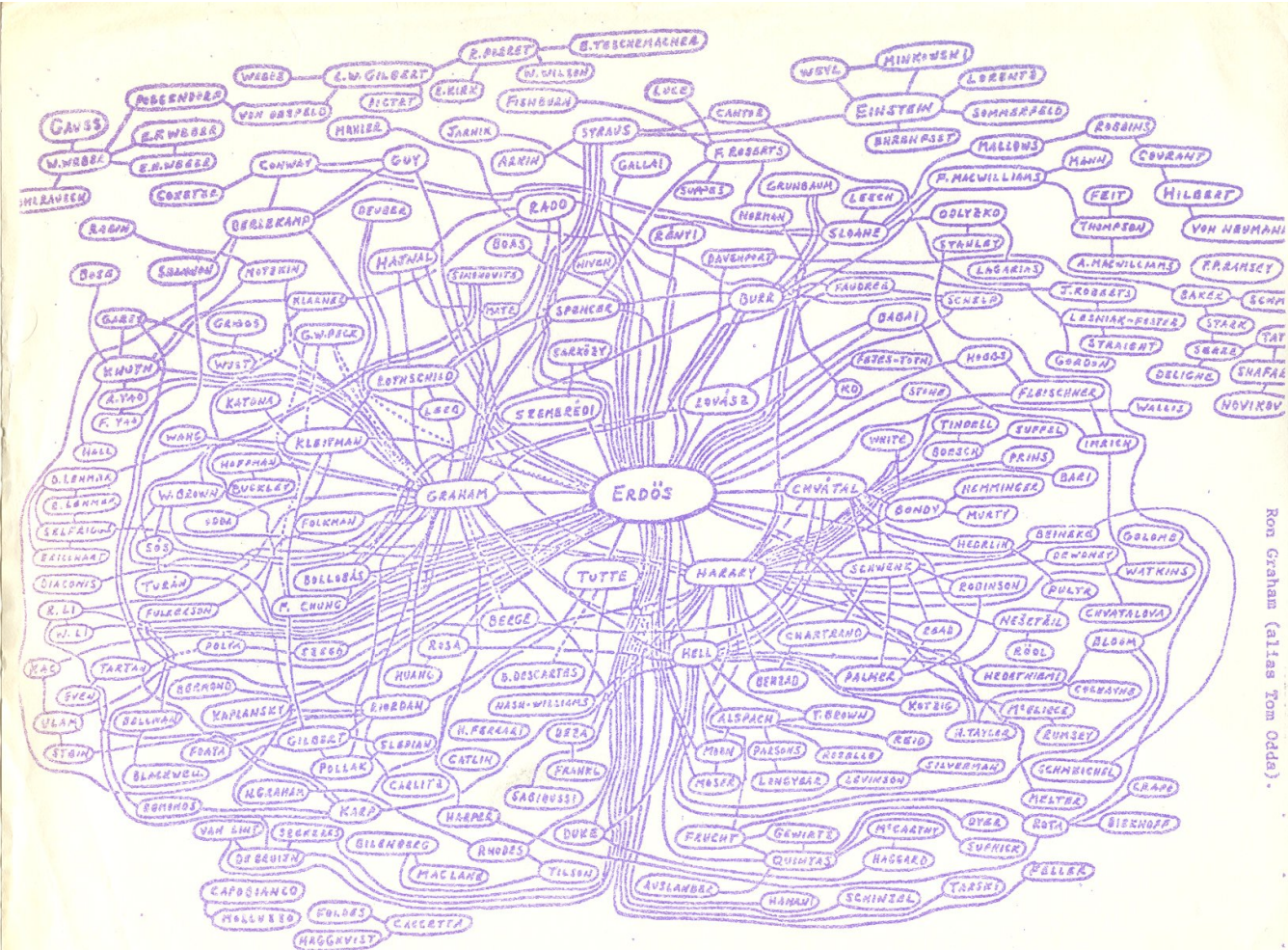


Paul Erdős



Erdős number	0	---	1 person
Erdős number	1	---	504 people
Erdős number	2	---	6593 people
Erdős number	3	---	33605 people
Erdős number	4	---	83642 people
Erdős number	5	---	87760 people
Erdős number	6	---	40014 people
Erdős number	7	---	11591 people
Erdős number	8	---	3146 people
Erdős number	9	---	819 people
Erdős number	10	---	244 people
Erdős number	11	---	68 people
Erdős number	12	---	23 people
Erdős number	13	---	5 people

DATOS DE RED: REDES DE COLABORACIÓN DE CIENCIAS



Erdos:
1,400 papers
507 coauthors

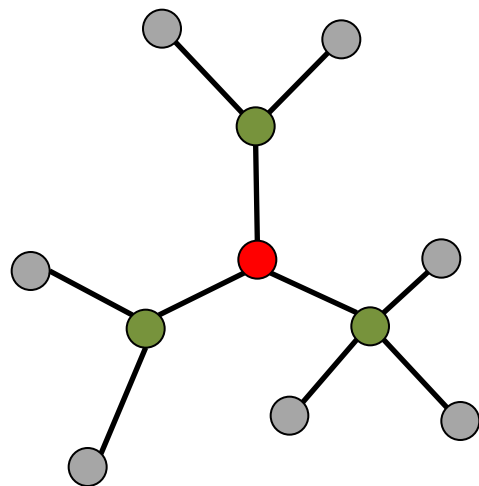
Einstein: EN=2
Paul Samuelson EN=5

ALB: EN= 3
CCV: EN=4

Figure 1
To appear in Topics in Graph Theory (F. Harary, ed.) New York Academy of Sciences (1979).

DISTANCIA EN GRAFOS ALEATORIOS

Los grafos aleatorios tienden a tener una topología en forma de árbol con grados de nodo casi constantes.



$\langle k \rangle$ nodes at distance one ($d=1$).

$\langle k \rangle^2$ nodes at distance two ($d=2$).

$\langle k \rangle^3$ nodes at distance three ($d=3$).

...

$\langle k \rangle^d$ nodes at distance d .

Podemos escribir la cantidad total de nodos de la red como:

$$N = 1 + \langle k \rangle + \langle k \rangle^2 + \dots + \langle k \rangle^{d_{\max}} = \frac{\langle k \rangle^{d_{\max} + 1} - 1}{\langle k \rangle - 1} \approx \langle k \rangle^{d_{\max}} \Rightarrow d_{\max} = \frac{\log N}{\log \langle k \rangle}$$

DISTANCIA EN GRAFOS ALEATORIOS

$$d_{\max} = \frac{\log N}{\log \langle k \rangle}$$

En la mayoría de las redes, esto ofrece una mejor aproximación a la distancia promedio entre dos nodos elegidos al azar, $\langle d \rangle$, que al diámetro $d_{\max}$.

$$\langle d \rangle = \frac{\log N}{\log \langle k \rangle}$$

Llamaremos a este fenómeno de mundo pequeño la propiedad de que la **longitud promedio de la trayectoria o el diámetro depende logarítmicamente del tamaño del sistema**. Por lo tanto, "pequeño" significa que $\langle d \rangle$ es proporcional al logaritmo de N , en lugar de a N .

El término $1/\log \langle k \rangle$ implica cuanto más densa sea la red, menor será la distancia entre los nodos.

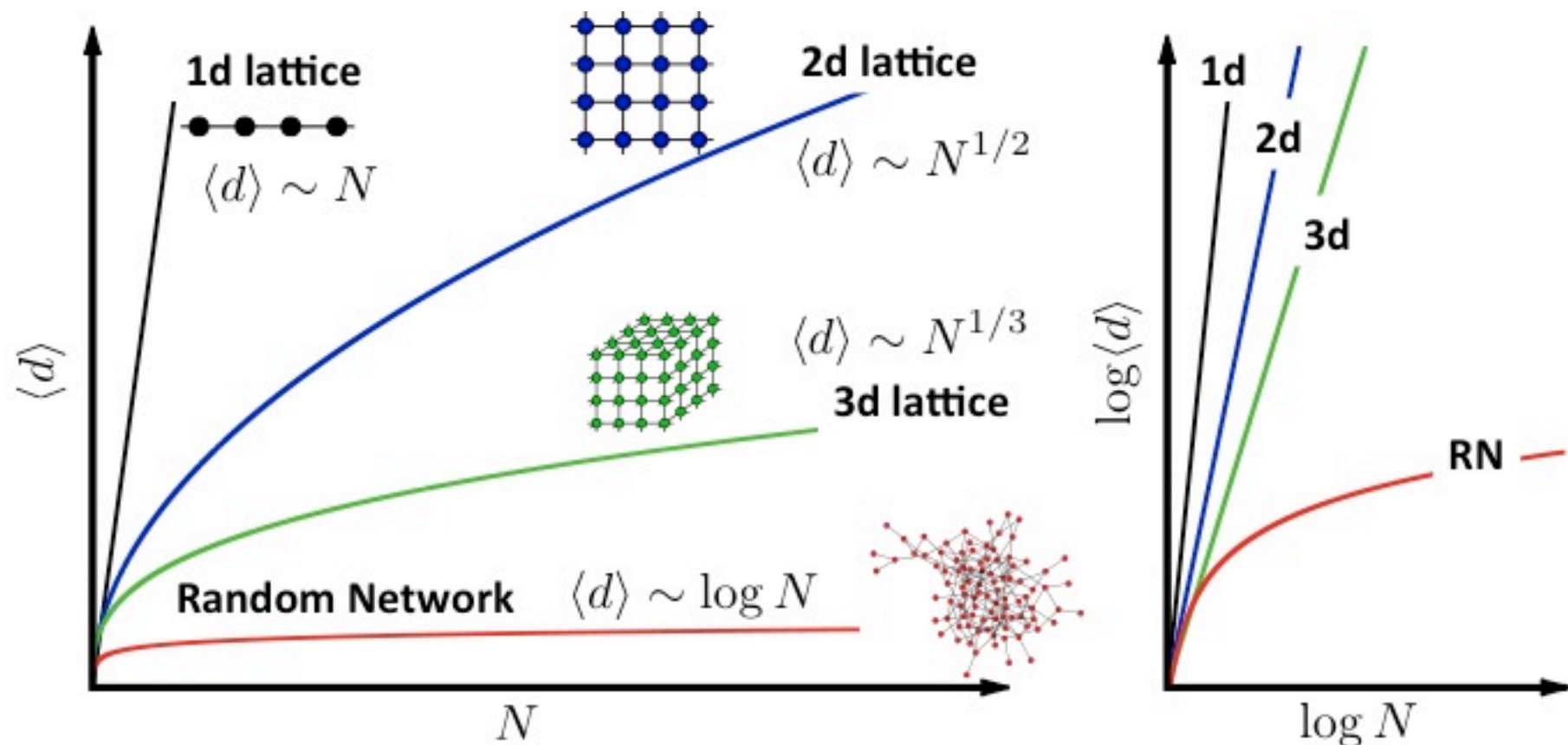
DISTANCIAS EN GRÁFOS ALEATORIOS

comparados con datos reales

Network	N	L	$\langle k \rangle$	$\langle d \rangle$	$d_{\max}$	$\ln N / \ln \langle k \rangle$
Internet	192,244	609,066	6.34	6.98	26	6.58
WWW	325,729	1,497,134	4.60	11.27	93	8.31
Power Grid	4,941	6,594	2.67	18.99	46	8.66
Mobile-Phone Calls	36,595	91,826	2.51	11.72	39	11.42
Email	57,194	103,731	1.81	5.88	18	18.4
Science Collaboration	23,133	93,437	8.08	5.35	15	4.81
Actor Network	702,388	29,397,908	83.71	3.91	14	3.04
Citation Network	449,673	4,707,958	10.43	11.21	42	5.55
E. Coli Metabolism	1,039	5,802	5.58	2.98	8	4.04
Protein Interactions	2,018	2,930	2.90	5.61	14	7.14

Dadas las enormes diferencias en diámetro, tamaño y grado promedio, la aproximación es excelente.

¿Por qué sorprenden los pequeños mundos? Sorprendente en comparación con qué?



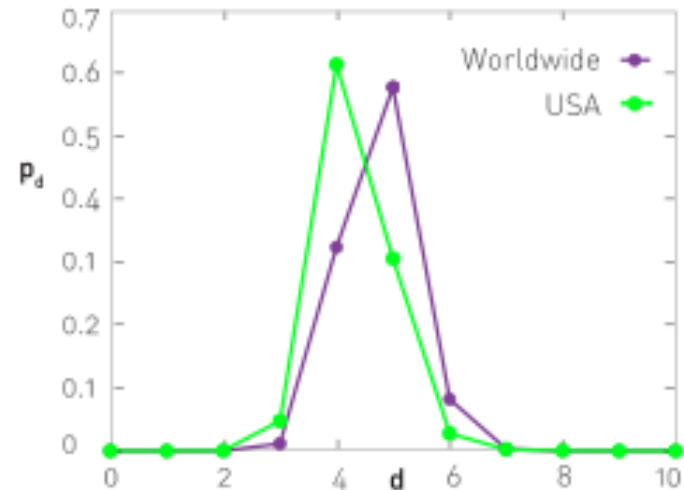
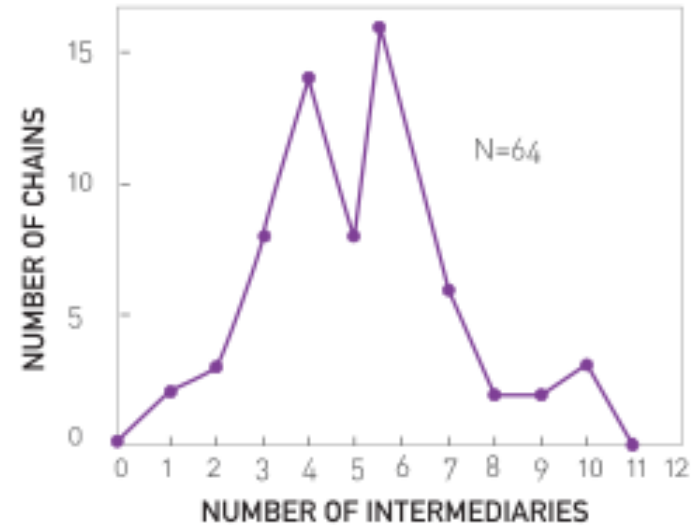
Tres, cuatro o seis grados?

Para las redes sociales del mundo:

$$\langle k \rangle \simeq 10^3$$

$N \simeq 7 \times 10^9$ para la población mundial.

$$\langle d \rangle = \frac{\ln(N)}{\ln \langle k \rangle} = 3.28$$



"The worker knows the manager in the shop, who knows Ford; Ford is on friendly terms with the general director of Hearst Publications, who last year became good friends with Árpád Pásztor, someone I not only know, but to the best of my knowledge a good friend of mine."

Karinthy, 1929



Manfred Kochen



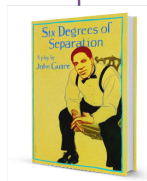
Ithiel de Sola Pool



Stanley Milgram

"Everybody on this planet is separated by only six other people. Six degrees of separation. Between us and everybody else on this planet. The president of the United States. A gondolier in Venice. It's not just the big names. It's anyone. A native in a rain forest. A Tierra del Fuegan. An Eskimo. I am bound to everyone on this planet by a trail of six people. It's a profound thought. How every person is a new door, opening up into other worlds."

Guare, 1991



John Guare
6-DEGREE OF SEPARATION



Duncan J. Watts



Steven Strogatz



4-DEGREE OF SEPARATION

MILESTONES

PUBLICATION DATE

1929

1935

1940

1945

1950

1958

1960

1967

1970

1978

1980

1985

1991

1998

2000

2005

2011



Frigyes Karinthy (1887-1938)

Hungarian writer, journalist and playwright, the first to describe the small world property. In his short story entitled 'Láncszemek' (Chains) he links a worker in Ford's factory to himself [23, 24].

WWII

DISCOVERY

PUBLISHED 20 YEARS LATER

Manfred Kochen (1928-1989), **Ithiel de Sola Pool** (1917-1984)
Scientific interest in small worlds started with a paper by political scientist Ithiel de Sola Pool and mathematician Manfred Kochen. Written in 1958 and published in 1978, their work addressed in mathematical detail the small world effect, predicting that most individuals can be connected via two to three acquaintances. Their paper inspired the experiments of Stanley Milgram.

Stanley Milgram (1933-1984)
American social psychologist who carried out the first experiment testing the small-world phenomena. (BOX 3.6).



John Guare (1938)

The phrase 'six degrees of separation' was introduced by the playwright John Guare, who used it as the title of his Broadway play.

Duncan J. Watts (1971), **Steven Strogatz** (1959)

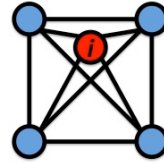
A new wave of interest in small worlds followed the study of Watts and Strogatz, finding that the small world property applies to natural and technological networks as well.

The **Facebook Data Team** measures the average distance between its users, finding "4 degrees" (BOX 3.6).

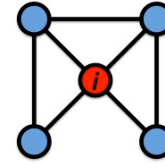
Coeficiente de Agrupamiento (Clustering)

COEFICIENTE DE AGRUPAMIENTO

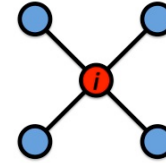
$$C_i \equiv \frac{2 \langle L_i \rangle}{k_i(k_i - 1)}$$



$$C_i = 1$$



$$C_i = 1/2$$



$$C_i = 0$$

Dado que los enlaces son independientes y tienen la misma probabilidad p ,

$$\langle L_i \rangle \cong p \frac{k_i(k_i - 1)}{2}$$



$$C_i = \frac{2 \langle L_i \rangle}{k_i(k_i - 1)} = p = \frac{\langle k \rangle}{N}$$

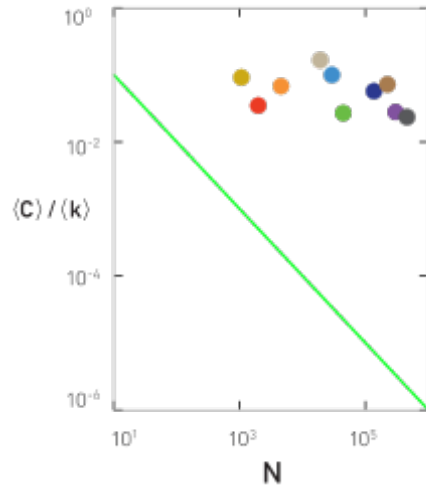
k_i =número de vecinos del nodo i

L_i =Número de enlaces que pasan por el nodo i

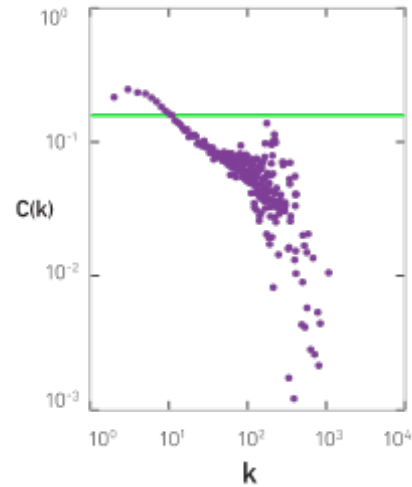
- El coeficiente de agrupamiento de los grafos aleatorios es pequeño.
- Para grados fijos, C disminuye con el tamaño del sistema N .
- C es independiente del grado k de nodos individuales.

COEFICIENTE DE AGRUPAMIENTO

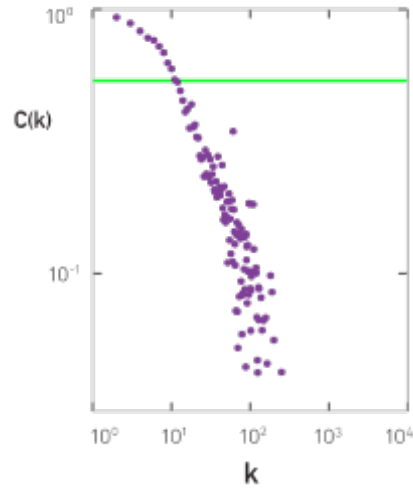
(a) All Networks



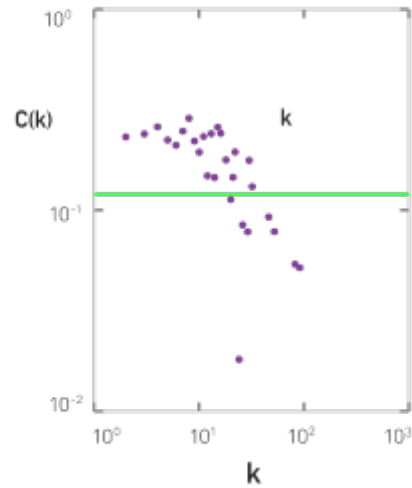
(b) Internet



(c) Science Collaboration



(d) Protein Interactions



$$C_i = \frac{2\langle L_i \rangle}{k_i(k_i - 1)} = p = \frac{\langle k \rangle}{N}.$$

C disminuye con el tamaño del sistema N .

C es independiente del grado k de los nodos individuales.

Small World Networks

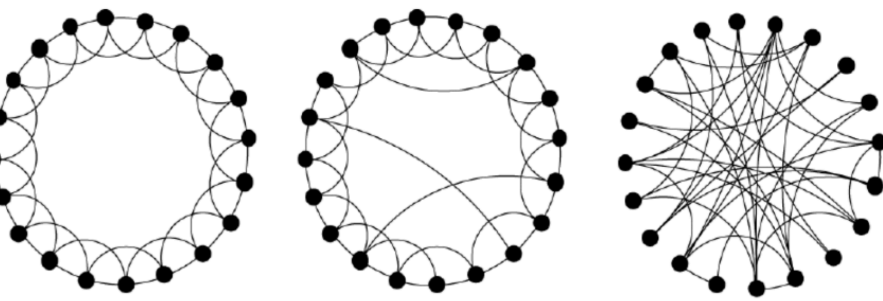


Duncan J Watts Steven Strogatz

Regular

Small-world

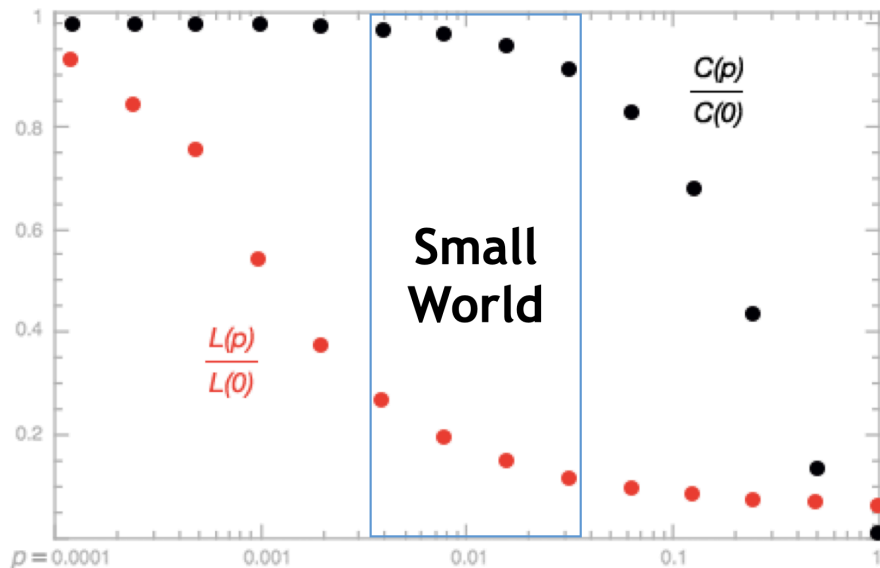
Random



rewiring probability, p

Watts & Strogatz algorithm

A partir de una red de anillo regular, destruya cada enlace con probabilidad p , creando un nuevo enlace a un nodo aleatorio.



Las redes reales no son aleatorias.

¿Las redes reales son como los grafos aleatorios?

A medida que se dispone de datos cuantitativos sobre redes reales, podemos compara su topología con las predicciones de la teoría de grafos aleatorios.

Tenga en cuenta que una vez que tenemos N y $\langle k \rangle$ para una red aleatoria, de ella podemos derivar cada propiedad medible. De hecho, tenemos:

Longitud media del camino:

$$\langle l_{rand} \rangle \approx \frac{\log N}{\log \langle k \rangle}$$

Coeficiente de agrupamiento:

$$C_i = \frac{2\langle L_i \rangle}{k_i(k_i - 1)} = p = \frac{\langle k \rangle}{N}.$$

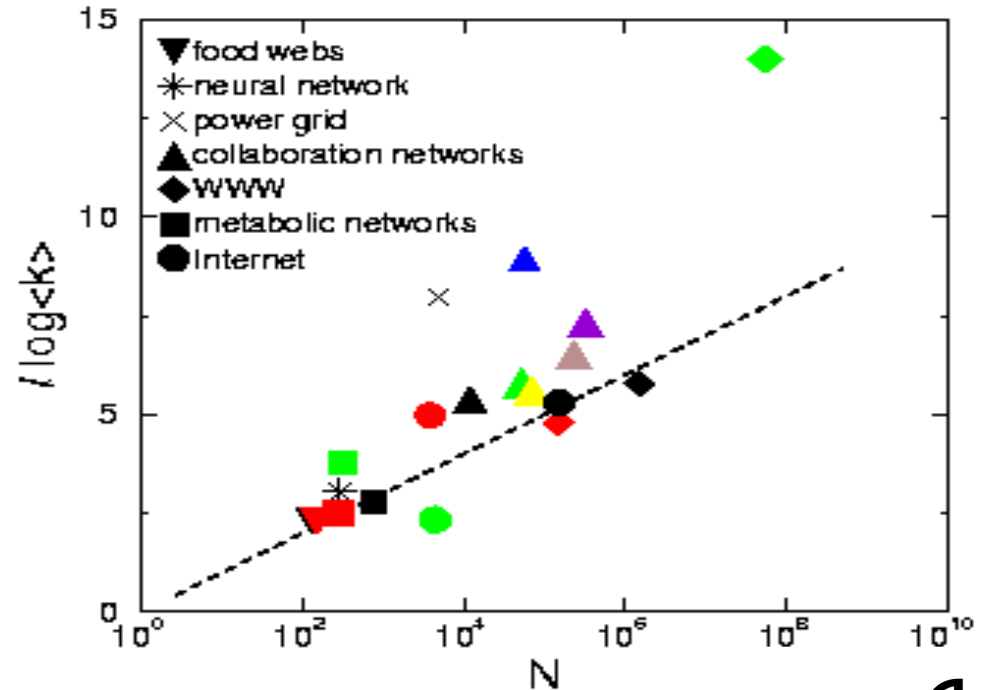
Distribución de Grados:

$$P(k) = e^{-\langle k \rangle} \frac{\langle k \rangle^k}{k!}$$

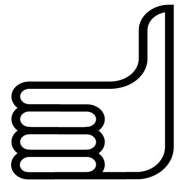
LONGITUD DE CAMINOS EN REDES REALES

Predicción:

$$\langle d \rangle = \frac{\log N}{\log \langle k \rangle}$$



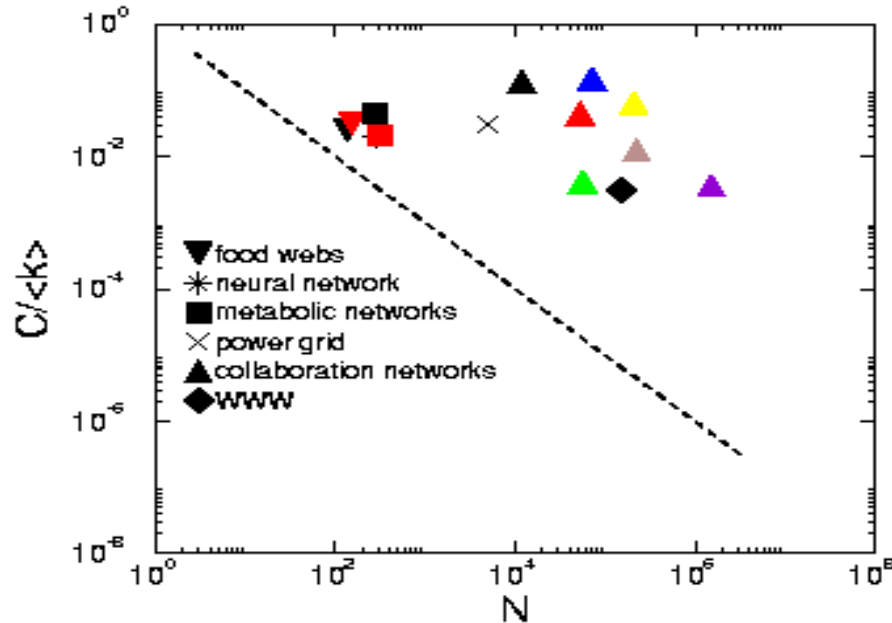
Las redes reales tienen distancias cortas como los grafos aleatorios.



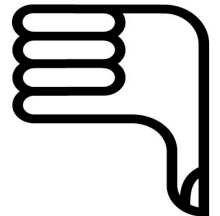
COEFICIENTE DE CLUSTERING

Predicción:

$$C_i = \frac{2\langle L_i \rangle}{k_i(k_i - 1)} = p = \frac{\langle k \rangle}{N}.$$



C_{rand} Subestima en órdenes de magnitudes el coeficiente de agrupamiento de las redes reales.



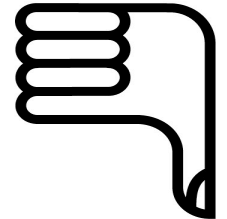
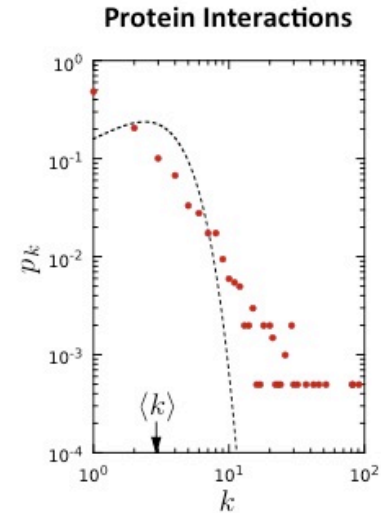
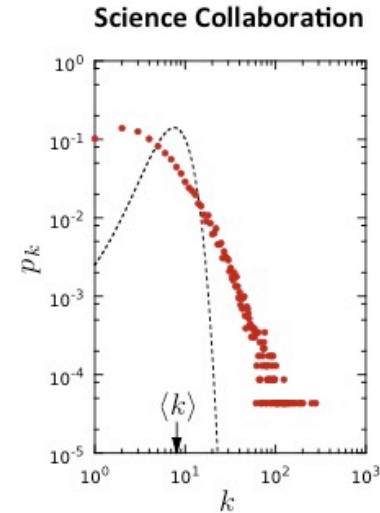
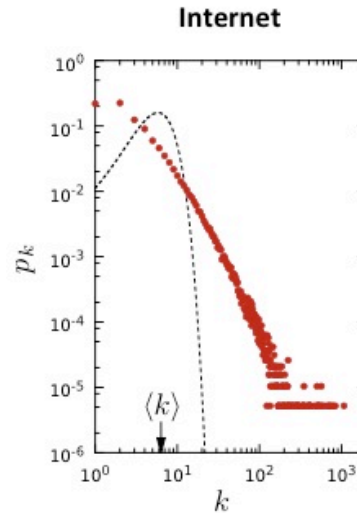
LA DISTRIBUCIÓN DE GRADO

Predicción:

$$P(k) = e^{-\langle k \rangle} \frac{\langle k \rangle^k}{k!}$$

Data:

$$P(k) \approx k^{-\gamma}$$



¿Las redes reales son como los grafos aleatorios?

A medida que se dispone de datos cuantitativos sobre redes reales, podemos compara su topología con las predicciones de la teoría de grafos aleatorios.

Tenga en cuenta que una vez que tenemos N y $\langle k \rangle$ para una red aleatoria, de ella podemos derivar cada propiedad medible. De hecho, tenemos:

$$\langle l_{rand} \rangle \approx \frac{\log N}{\log \langle k \rangle}$$

Longitud media del camino:

$$C_1 = \frac{2\langle L_1 \rangle}{k_1(k_1 - 1)} = p = \frac{\langle k \rangle}{N}.$$

Coeficiente de agrupamiento:

$$P(k) = e^{-\langle k \rangle} \frac{\langle k \rangle^k}{k!}$$

Distribución de Grados:

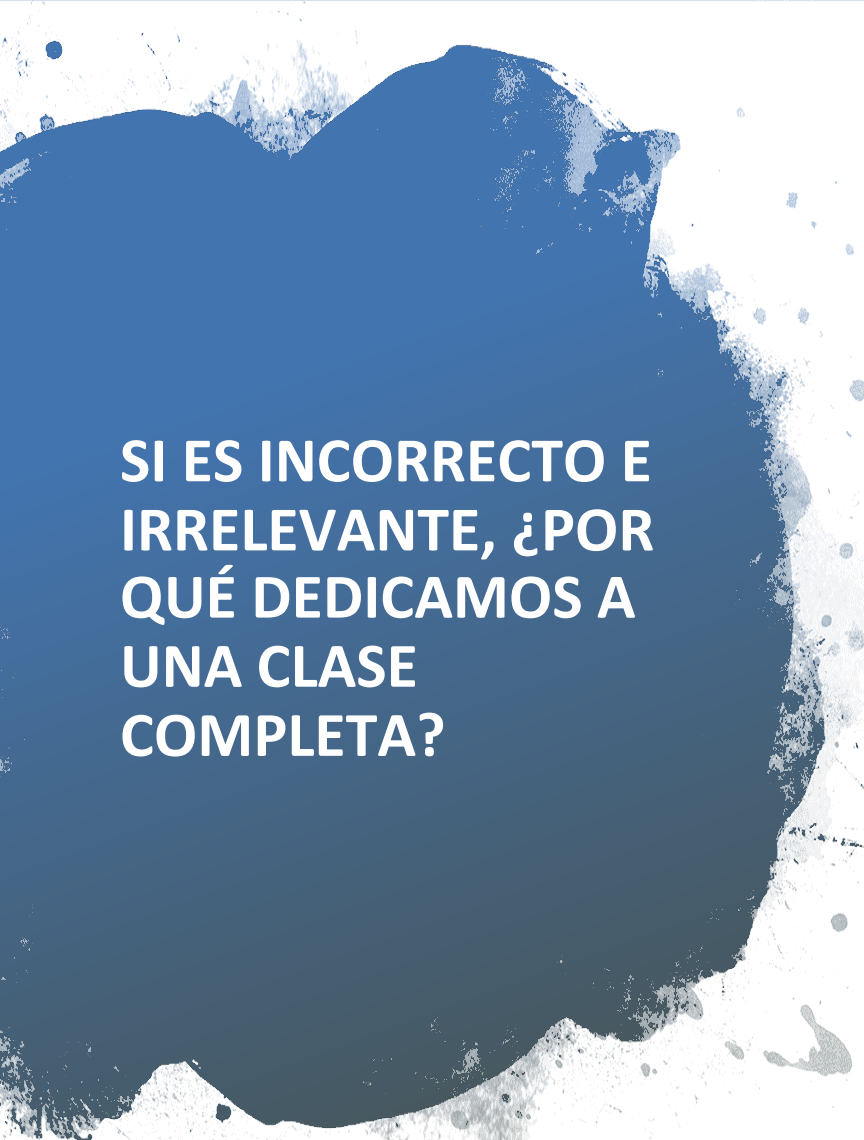


¿ES EL MODELO ALEATORIO RELEVANTE PARA LOS SISTEMAS REALES?

(B) Lo más importante: debemos preguntarnos, ¿son las redes reales aleatorias?

La respuesta simplemente es no

No hay ninguna red en la naturaleza que sepamos que sería descrita por el modelo de red aleatorio.



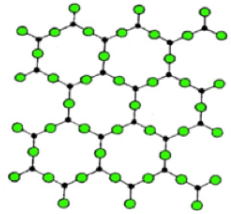
SI ES INCORRECTO E IRRELEVANTE, ¿POR QUÉ DEDICAMOS A UNA CLASE COMPLETA?

- Es el modelo de referencia para el resto del curso
- Nos ayudará a calcular muchas cantidades, que luego se pueden comparar con los datos reales, entendiendo hasta qué punto es una propiedad particular el resultado de algún proceso aleatorio.
- Patrones en redes reales, que son compartidos por una gran cantidad de redes reales, pero que se desvían de las predicciones del modelo de red aleatorio.
- Para identificarlos, debemos entender cómo se vería una propiedad en particular si está totalmente controlada por procesos aleatorios.

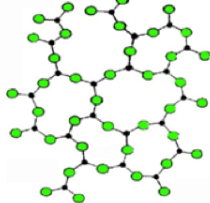
Si bien es EQUIVOCADO e IRRELEVANTE, ¡resultará extremadamente ÚTIL!

Scale-free Networks

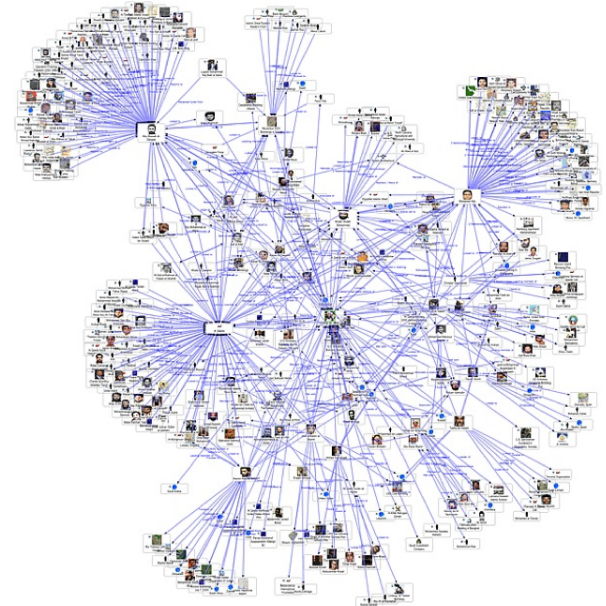
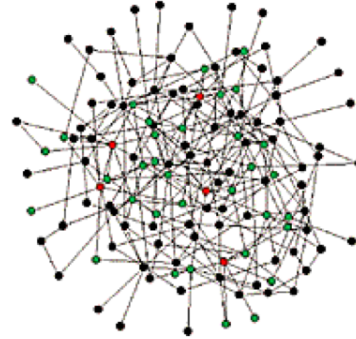
Desde sistemas físicos a sociales



Crystalline silica



Vitreous silica

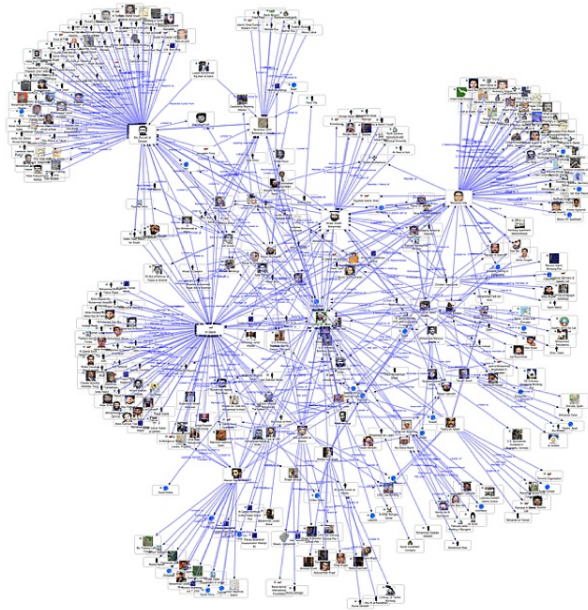


increasing network heterogeneity/complexity

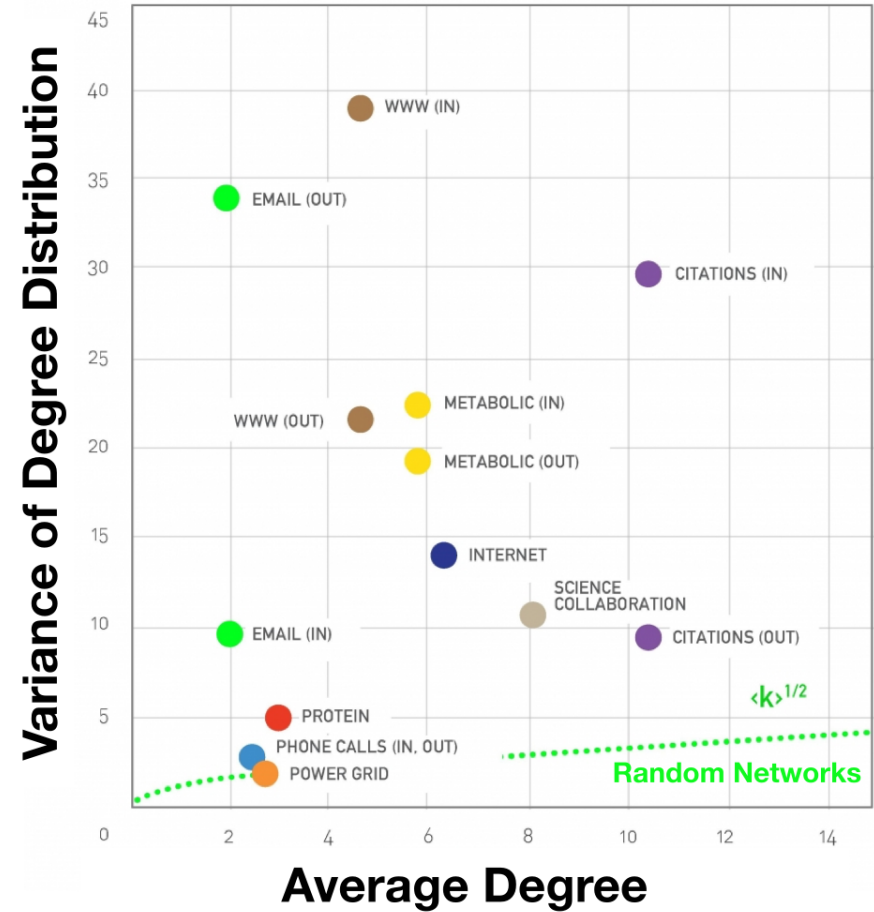
regular, lattices
physical systems

random structures
mathematics

complex structures
social systems



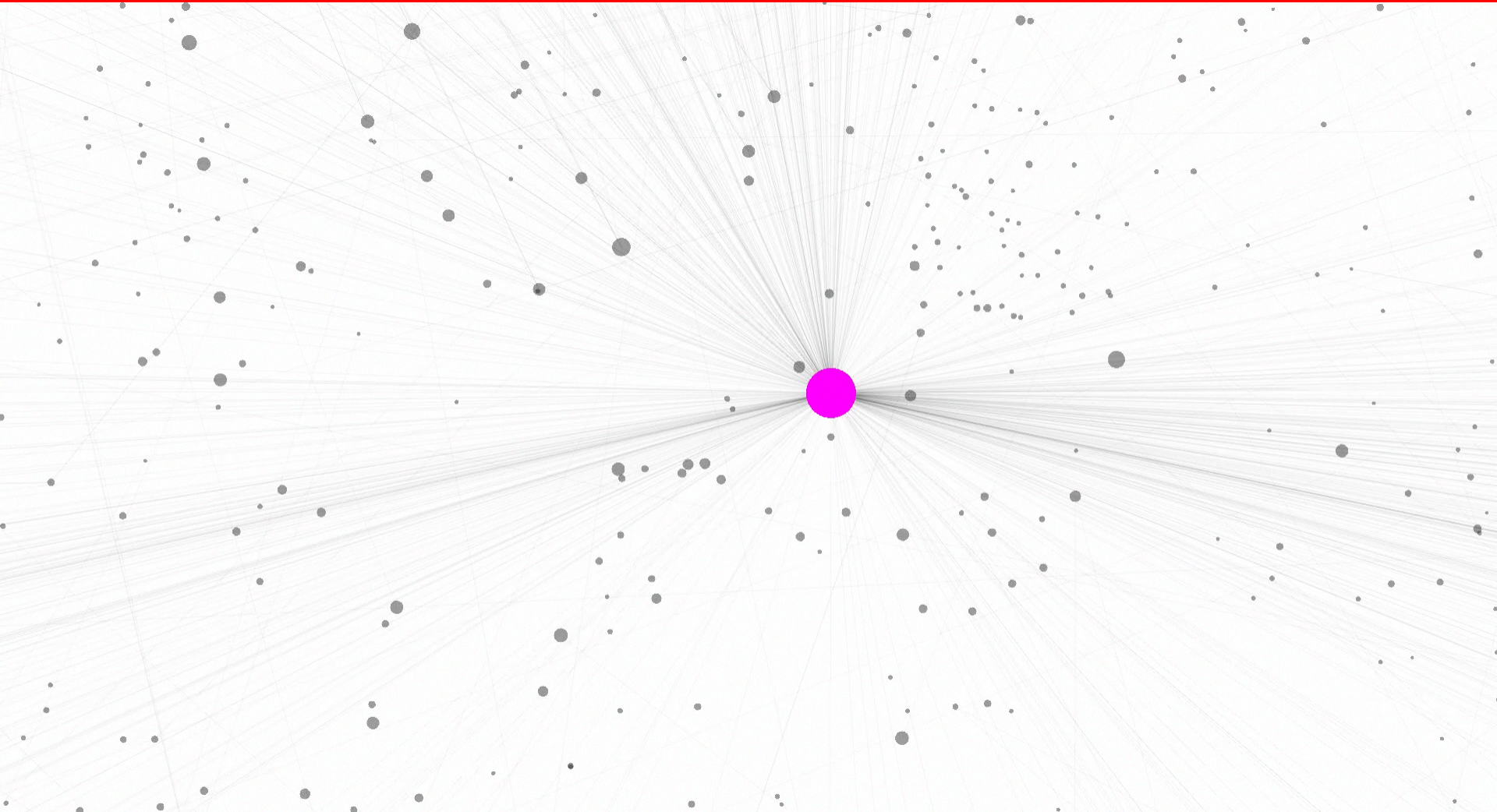
Las redes reales no son random son libre de escala!



Leyes de potencia y redes libre de escala

El nombre libre de escala captura la falta de una escala interna, una consecuencia del hecho de que los nodos con grados muy diferentes coexisten en la misma red. Esta característica distingue las redes libre de escala de las grillas, en las que todos los nodos tienen exactamente el mismo grado ($\sigma = 0$), o de las redes aleatorias, cuyos grados varían en un rango estrecho ($\sigma = \langle k \rangle^{1/2}$)

WORLD WIDE WEB



R. Albert, H. Jeong, A-L Barabasi, *Nature*, 401 130 (1999).

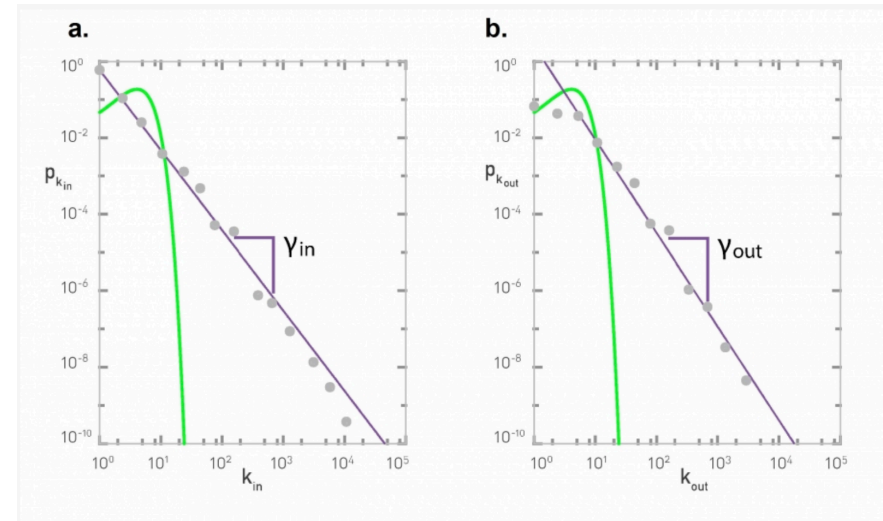
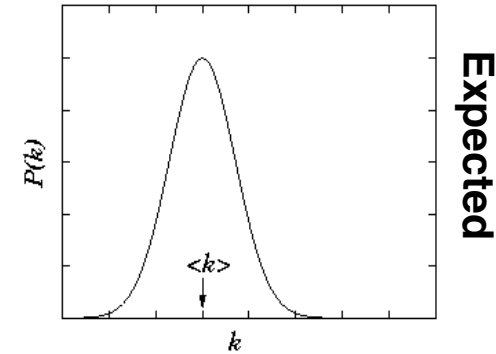
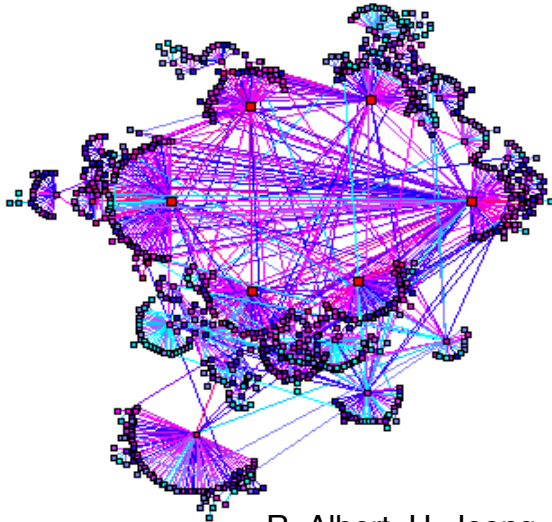
WORLD WIDE WEB

Nodos: **documentos WWW**

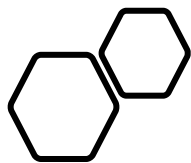
Enlaces: **links URL**

Más de 3 mil millones de documentos.

ROBOT: recopila todas las URL encontradas en un documento y las sigue de manera recursiva

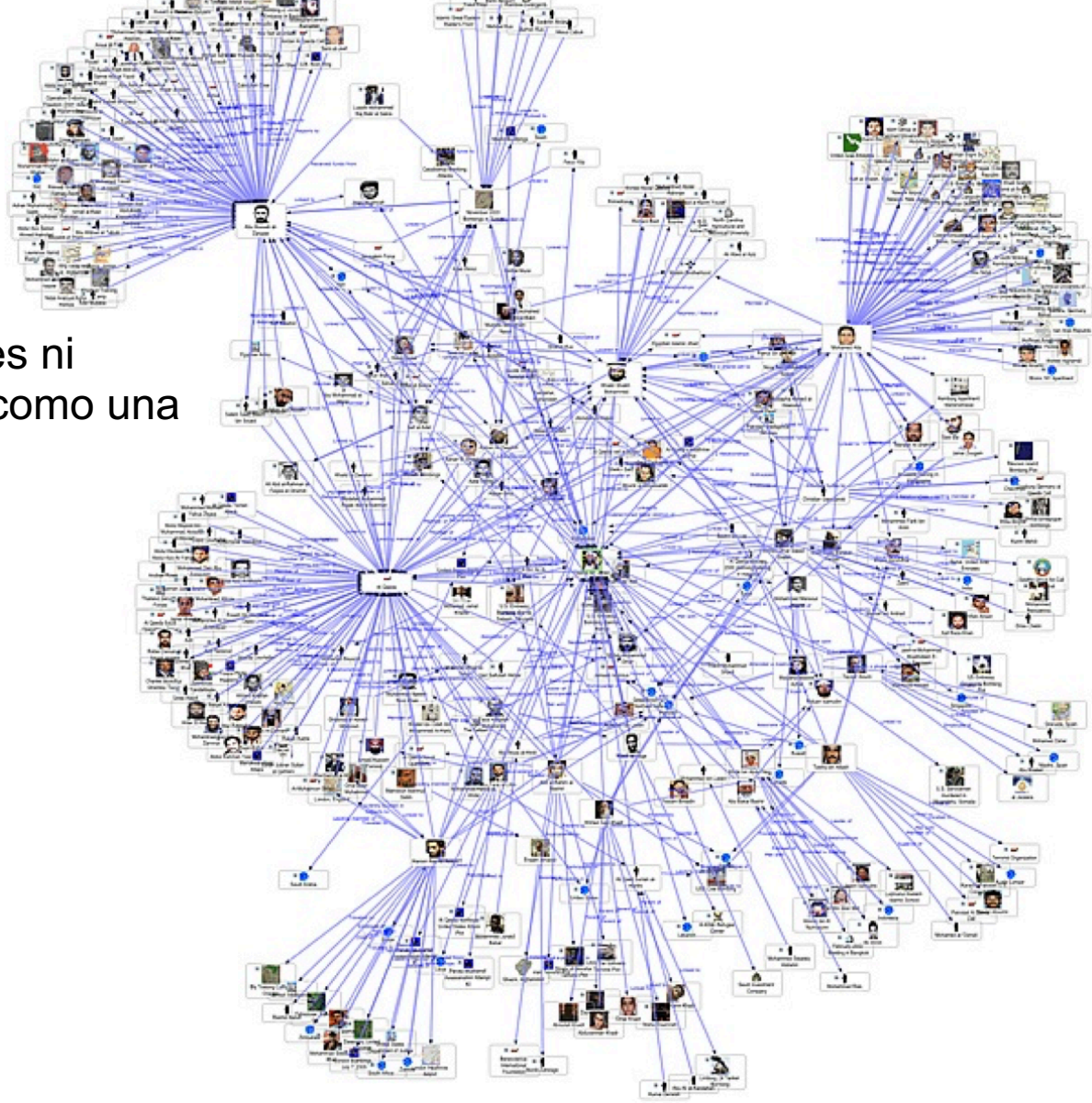


R. Albert, H. Jeong, A-L Barabasi, *Nature*, 401 130 (1999).



Las redes reales no son regulares ni aleatorias, ¡son mejor descritas como una red libre de escala!

- El nombre sin escala captura la falta de una escala interna, una consecuencia del hecho de que nodos con grados muy diferentes coexisten en la misma red. Esta característica distingue las redes sin escala de las redes, en las que todos los nodos tienen exactamente el mismo grado ($\sigma = 0$), o de las redes aleatorias, cuyos grados varían en un rango estrecho ($\sigma = \langle k \rangle^{1/2}$)



Formalismo discreto vs. continuo.

Formalismo discreto

Como los grados de nodo son siempre enteros positivos, el formalismo discreto captura la probabilidad de que un nodo tenga exactamente k enlaces:

$$p_k = Ck^{-\gamma}.$$
$$\sum_{k=1}^{\infty} p_k = 1.$$

$$C \sum_{k=1}^{\infty} k^{-\gamma} = 1 \quad C = \frac{1}{\sum_{k=1}^{\infty} k^{-\gamma}} = \frac{1}{\zeta(\gamma)},$$
$$p_k = \frac{k^{-\gamma}}{\zeta(\gamma)}$$

INTERPRETATION:

$$p_k$$

Formalismo continuo

En los cálculos analíticos a menudo es conveniente suponer que los grados pueden tomar cualquier valor real positivo:

$$p(k) = Ck^{-\gamma}.$$
$$\int_{k_{\min}}^{\infty} p(k)dk = 1$$

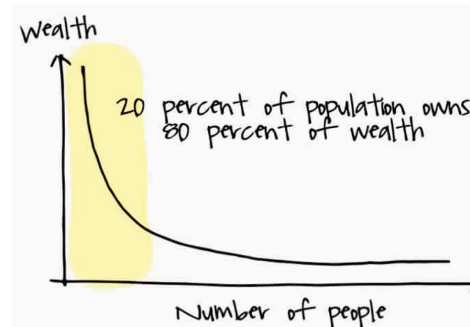
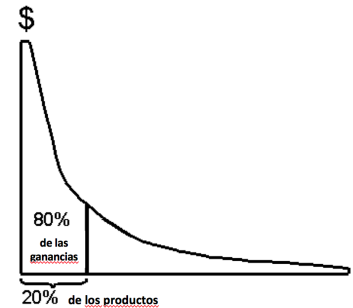
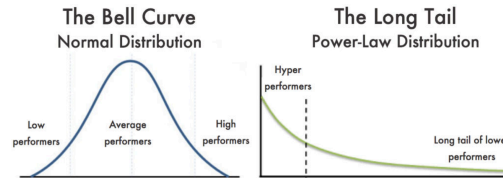
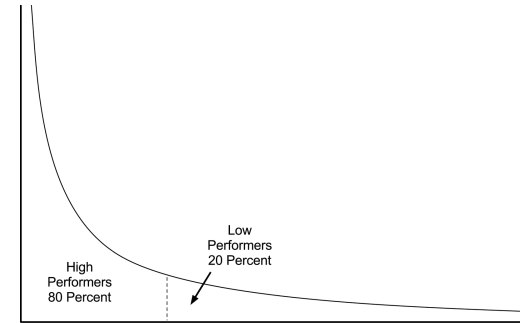
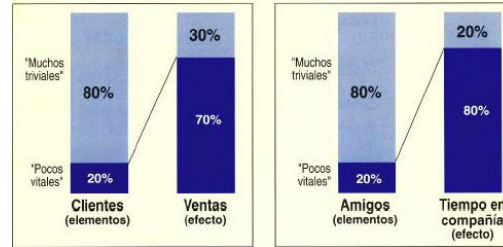
$$C = \frac{1}{\int_{k_{\min}}^{\infty} k^{-\gamma} dk} = (\gamma - 1)k_{\min}^{\gamma-1}$$

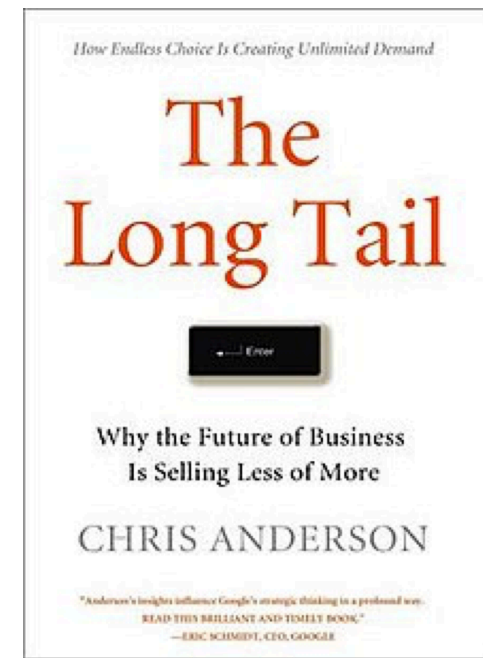
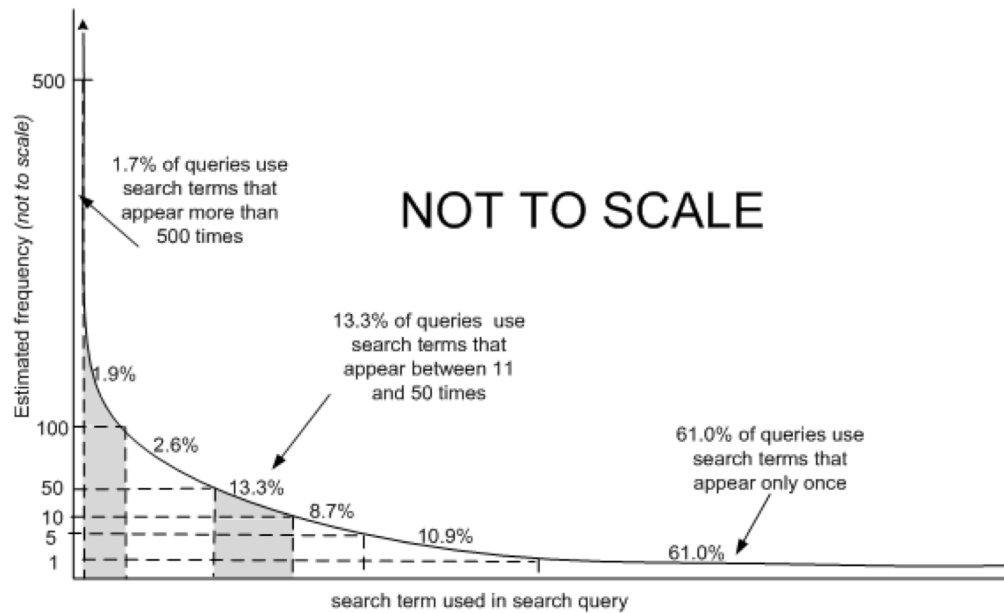
$$p(k) = (\gamma - 1)k_{\min}^{\gamma-1} k^{-\gamma}.$$

$$\int_{k_1}^{k_2} p(k)dk$$

REGLA 80/20

- **Vilfredo Federico Damaso Pareto (1848 – 1923)**, Economista, politólogo y filósofo italiano, que contribuyó de manera importante a nuestra comprensión de la distribución del ingreso y al análisis de las elecciones individuales. Algunos de sus principios fundamentales llevan su nombre, como la eficiencia de Pareto, la distribución de Pareto (otro nombre para una distribución de ley de poder), el principio de Pareto (o ley 80/20).





¿Qué sucede cuando desaparecen los cuellos de botella que se interponen entre la oferta y la demanda en nuestra cultura y todo está al alcance de todos?

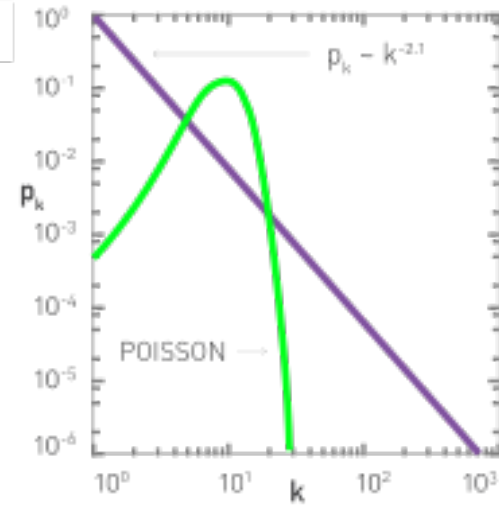
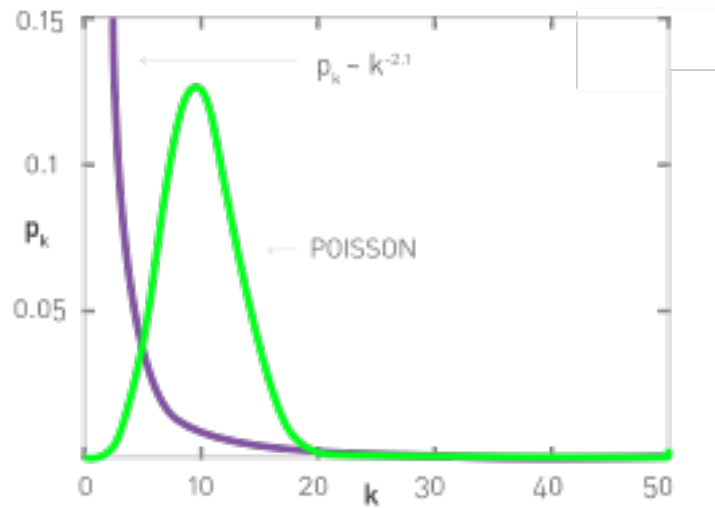
"The Long Tail" es una nueva y poderosa fuerza en nuestra economía: el surgimiento del nicho. A medida que el costo de llegar a los consumidores se reduce drásticamente, nuestros mercados están pasando de un modelo único de atractivo masivo a uno de variedad ilimitada para gustos únicos. Desde los estantes de los supermercados hasta las agencias de publicidad, la capacidad de ofrecer una gran variedad de opciones lo está cambiando todo y nos obliga a repensar dónde se encuentran nuestros mercados y cómo llegar a ellos. La selección ilimitada está revelando verdades sobre lo que quieren los consumidores y cómo quieren obtenerlo, desde DVD en Netflix hasta canciones en iTunes y publicidad en Google.

Sin embargo, esto no es solo una virtud de los mercados en línea; es un ejemplo de un modelo económico completamente nuevo para los negocios, uno que recién comienza a mostrar su poder. **Después de un siglo de obsesionarnos con los pocos productos que se encuentran a la cabeza de la curva de demanda, la nueva economía de la distribución nos permite centrarnos en los muchos más productos que se encuentran en la cola, que colectivamente pueden crear un nuevo mercado tan grande como el que tenemos. ya saben.**

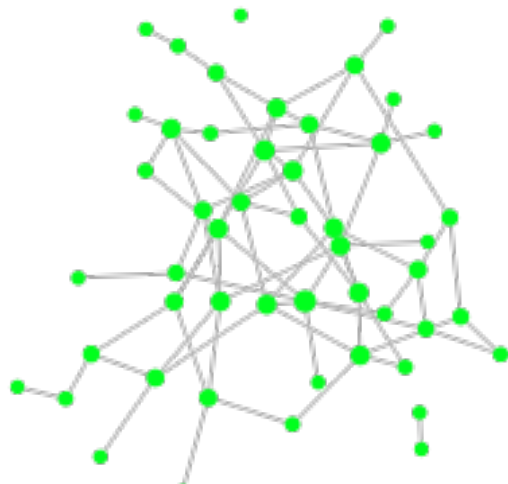
The Long Tail se trata realmente de la economía de la abundancia. Las nuevas eficiencias en la distribución, la fabricación y el marketing esencialmente están restableciendo la definición de lo que es comercialmente viable en todos los ámbitos. Si el siglo XX fue de hits, el XXI será igualmente de nichos.

Hubs

La diferencia entre una ley de potencia y una distribución exponencial.



(c)



(d)



La diferencia entre una ley de potencia y una distribución exponencial.

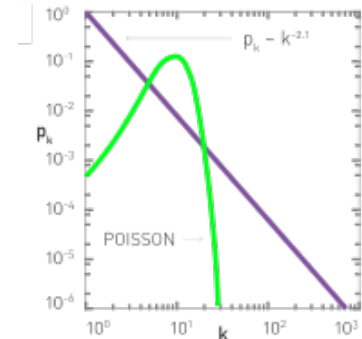
Usemos la WWW para ilustrar las propiedades del régimen de alto-k.
La probabilidad de tener un nodo con $k \sim 100$ es

•Cercana a $p_{100} \simeq 10^{-30}$ en una distribución de Poisson

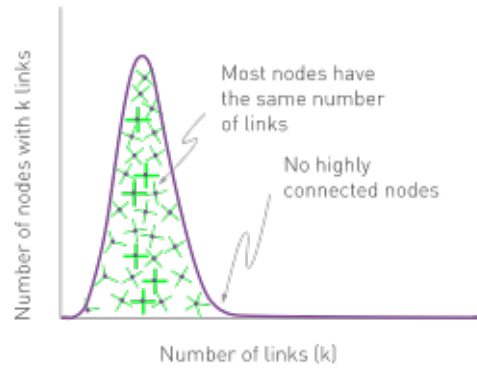
•Cercana a $p_{100} \simeq 10^{-4}$ si p_k sigue una ley de potencia

•En consecuencia, si la WWW fuera una red aleatoria, de acuerdo con la predicción de Poisson, esperaríamos 10^{-18} nodos de grado $k > 100$, o ninguno.

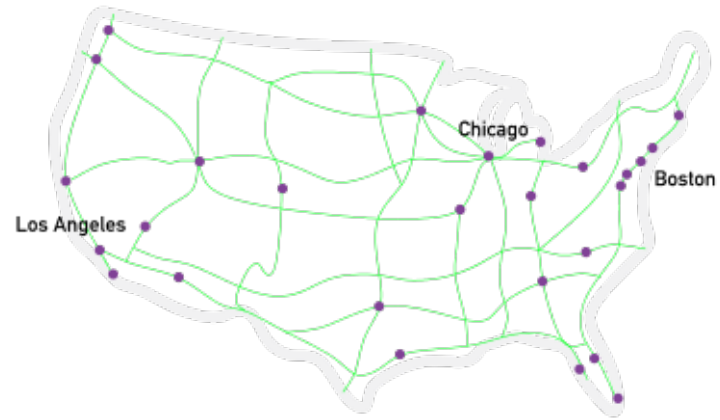
•Para una distribución de grado de ley de potencia, esperamos alrededor de $N_{k>100} = 10^9$ nodos de grado $k > 100$



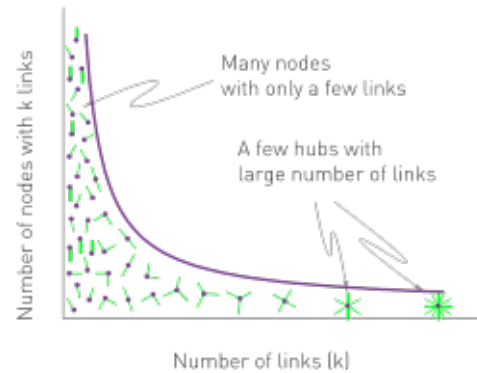
(a) POISSON



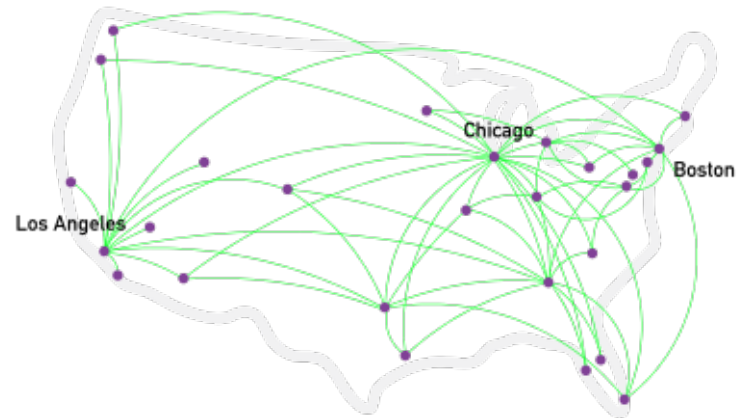
(b)



(c) POWER LAW



(d)



El tamaño del hub más grande.

Todas las redes reales son finitas $\rightarrow$ exploremos sus consecuencias.

$\rightarrow$ Tenemos un grado máximo esperado, $k_{\max}$

Estimando $k_{\max}$

$$\int_{k_{\max}}^{\infty} P(k) dk \approx \frac{1}{N}$$

Por qué: la probabilidad de tener un nodo mayor que $k_{\max}$ no debe exceder la probabilidad de tener un nodo, es decir, una fracción $1 / N$ de todos los nodos

$$\int_{k_{\max}}^{\infty} P(k) dk = (\gamma - 1) k_{\min}^{\gamma-1} \int_{k_{\max}}^{\infty} k^{-\gamma} dk = \frac{(\gamma - 1)}{(-\gamma + 1)} k_{\min}^{\gamma-1} \left[k^{-\gamma+1} \right]_{k_{\max}}^{\infty} = \frac{k_{\min}^{\gamma-1}}{k_{\max}^{\gamma-1}} \approx \frac{1}{N}$$

$$k_{\max} = k_{\min} N^{\frac{1}{\gamma-1}}$$

El tamaño del hub más grande.

$$k_{\max} = k_{\min} N^{\frac{1}{\gamma} - 1}$$

Red libre de escala:

$$\gamma = 2.1 \quad k_{\max} \approx 85,000$$

Red libre aleatoria (hubs prohibidos):

$$k_{\max} \approx 13$$

Red real WWW: $k_{\max}=10,721$

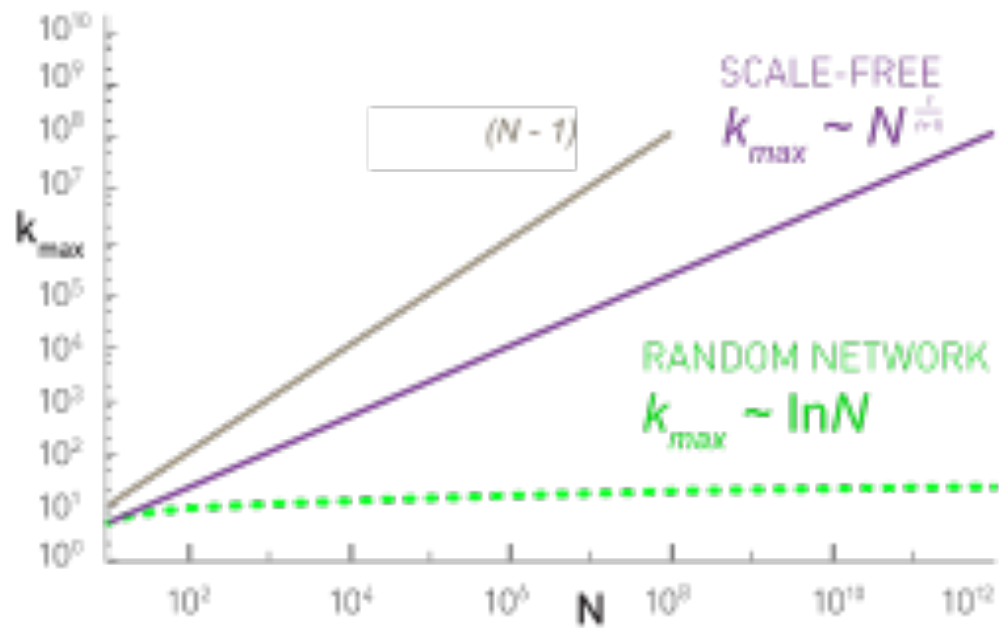
Redes libre de escala finitas

Grado máximo esperado, $k_{\max}$

$$k_{\max} = k_{\min} N^{\frac{1}{\gamma}-1}$$

- $k_{\max}$, Aumenta con el tamaño de la red.
→ Cuanto más grande es un sistema, más grande es su **hub** más grande.
- Para $\gamma > 2$ $k_{\max}$ aumenta mas lento que N
à el **hub** más grande contendrá una fracción decreciente de enlaces a medida que N aumente.
- Para $\gamma = 2$ $k_{\max} \sim N$.
→ El tamaño del centro más grande es $O(N)$ (lineal con N)
- Para $\gamma < 2$ $k_{\max}$ aumenta más rápido que N: fenómenos de condensación
→ el **hub** más grande tomará una fracción creciente de enlaces. ¡Anomalía!

El tamaño del hub más grande.



$$k_{\max} = k_{\min} N^{\frac{1}{\gamma-1}}$$

El significado de la propiedad
libre de escala

Redes libre de escala: Definición

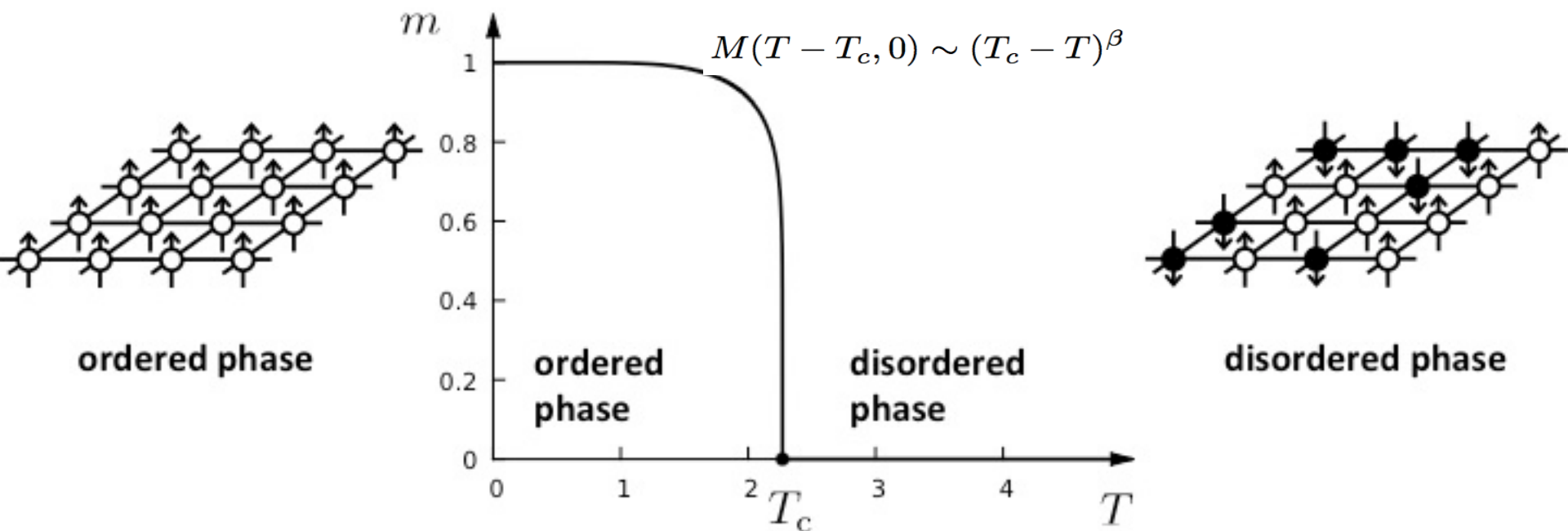
Definición :

Las redes con una ley de potencia en su distribución de grado se llaman 'Redes libre de escala'

¿De dónde viene el nombre?

Fenómenos críticos e invariancia de escala.
(un desvío)

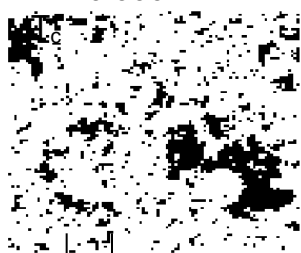
Transiciones de fase en sistemas complejos I: Magnetismo



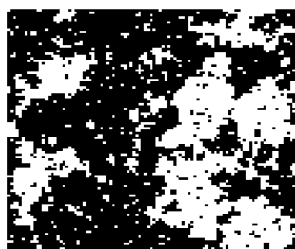
$T = 0.99 T_c$



$T = 0.999$



$T = T_c$



$$\xi \sim |T - T_c|^{-\nu}$$

$T = 1.5 T_c$



$T = 2 T_c$



$$\xi \sim |T - T_c|^{-\nu}$$

a $T = T_c$:

la longitud de
correlación diverge

Las fluctuaciones emergen
en todas las escalas:

*comportamiento libre de
escala*

Kinetically Constrained



Scale invariance at the critical point

by Douglas Ashton

www.kineticallyconstrained.com

FENOMENOS CRITICOS

- La longitud de correlación diverge en el punto crítico: ¡todo el sistema está correlacionado!
- **Invariancia de escala**: no hay una escala característica para la fluctuación (**comportamiento libre de escala**).
- **Universalidad**: los exponentes son independientes de los detalles del sistema.

Divergencias en distribuciones sin escala.

$$P(k) = Ck^{-\gamma} \quad k = [k_{\min}, \infty) \quad \int_{k_{\min}}^{\infty} P(k) dk = 1 \quad C = \frac{1}{\int_{k_{\min}}^{\infty} k^{-\gamma} dk} = (\gamma - 1)k_{\min}^{\gamma-1}$$

$$P(k) = (\gamma - 1)k_{\min}^{\gamma-1} k^{-\gamma}$$

$$\langle k^m \rangle = \int_{k_{\min}}^{\infty} k^m P(k) dk \quad \langle k^m \rangle = (\gamma - 1)k_{\min}^{\gamma-1} \int_{k_{\min}}^{\infty} k^{m-\gamma} dk = \frac{(\gamma - 1)}{(m - \gamma + 1)} k_{\min}^{\gamma-1} \left[k^{m-\gamma+1} \right]_{k_{\min}}^{\infty}$$

Exponente debe ser negativo

If $m - \gamma + 1 < 0$:

$$\langle k^m \rangle = -\frac{(\gamma - 1)}{(m - \gamma + 1)} k_{\min}^m$$

If $m - \gamma + 1 > 0$, La integral diverge.

Para un γ fijo, esto significa que todos los momentos con $m > \gamma - 1$ divergen.

DIVERGENCIA DE LOS MOMENTOS SUPERIORES

$$\langle k^m \rangle = (\gamma - 1) k_{\min}^{\gamma-1} \int_{k_{\min}}^{\infty} k^{m-\lambda} dk = \frac{(\gamma - 1)}{(m - \gamma + 1)} k_{\min}^{\gamma-1} \left[k^{m-\gamma+1} \right]_{k_{\min}}^{\infty}$$

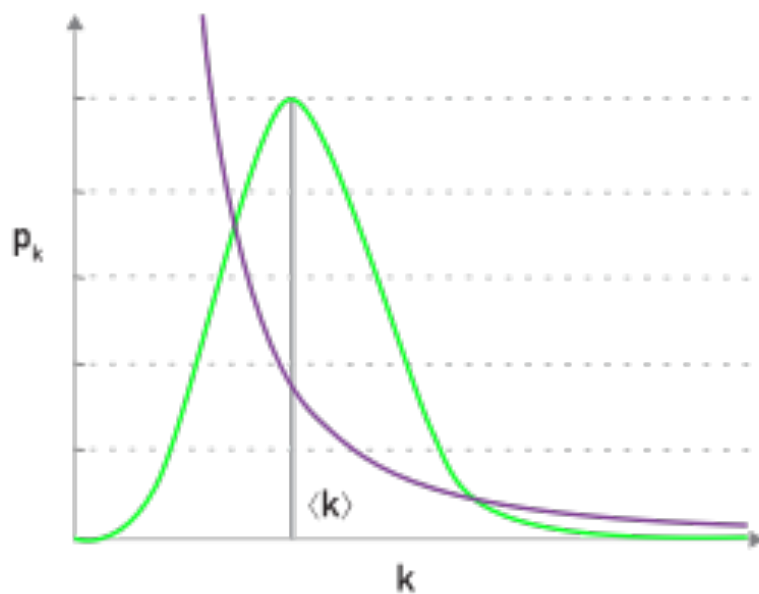
Para un γ fijo, esto significa que todos los momentos con $m > \gamma - 1$ divergen.

Network	Size	$\langle k \rangle$	κ	γ_{out}	γ_{in}
WWW	325 729	4.51	900	2.45	2.1
WWW	4×10^7	7		2.38	2.1
WWW	2×10^5	7.5	4000	2.72	2.1
WWW, site	260 000				1.94
Internet, domain*	3015–4389	3.42–3.76	30–40	2.1–2.2	2.1–2.2
Internet, router*	3888	2.57	30	2.48	2.48
Internet, router*	150 000	2.66	60	2.4	2.4
Movie actors*	212 250	28.78	900	2.3	2.3
Co-authors, SPIRES*	56 627	173	1100	1.2	1.2
Co-authors, neuro.*	209 293	11.54	400	2.1	2.1
Co-authors, math.*	70 975	3.9	120	2.5	2.5
Sexual contacts*	2810			3.4	3.4
Metabolic, <i>E. coli</i>	778	7.4	110	2.2	2.2
Protein, <i>S. cerev.</i> *	1870	2.39		2.4	2.4
Ythan estuary*	134	8.7	35	1.05	1.05
Silwood Park*	154	4.75	27	1.13	1.13
Citation	783 339	8.57			3
Phone call	53×10^5	3.16		2.1	2.1
Words, co-occurrence*	460 902	70.13		2.7	2.7
Words, synonyms*	22 311	13.48		2.8	2.8

Network	<i>N</i>	<i>L</i>	$\langle k \rangle$	$\langle k_{in}^2 \rangle$	$\langle k_{out}^2 \rangle$	$\langle k^2 \rangle$	γ_{in}	γ_{out}	γ
Internet	192,244	609,066	6.34	-	-	240.1	-	-	3.42*
WWW	325,729	1,497,134	4.60	1546.0	482.4	-	2.00	2.31	-
Power Grid	4,941	6,594	2.67	-	-	10.3	-	-	Exp.
Mobile-Phone Calls	36,595	91,826	2.51	12.0	11.7	-	4.69*	5.01*	-
Email	57,194	103,731	1.81	94.7	1163.9	-	3.43*	2.03*	-
Science Collaboration	23,133	93,437	8.08	-	-	178.2	-	-	3.35*
Actor Network	702,388	29,397,908	83.71	-	-	47,353.7	-	-	2.12*
Citation Network	449,673	4,689,479	10.43	971.5	198.8	-	3.03*	4.00*	-
E. Coli Metabolism	1,039	5,802	5.58	535.7	396.7	-	2.43*	2.90*	-
Protein Interactions	2,018	2,930	2.90	-	-	32.3	-	-	2.89*-

Muchos exponentes de grado son más pequeños que 3

→ $\langle k^2 \rangle$ diverge en el límite $N \rightarrow \infty$



Random Network

Nodo elegido al azar:

Scale: $\langle k \rangle$

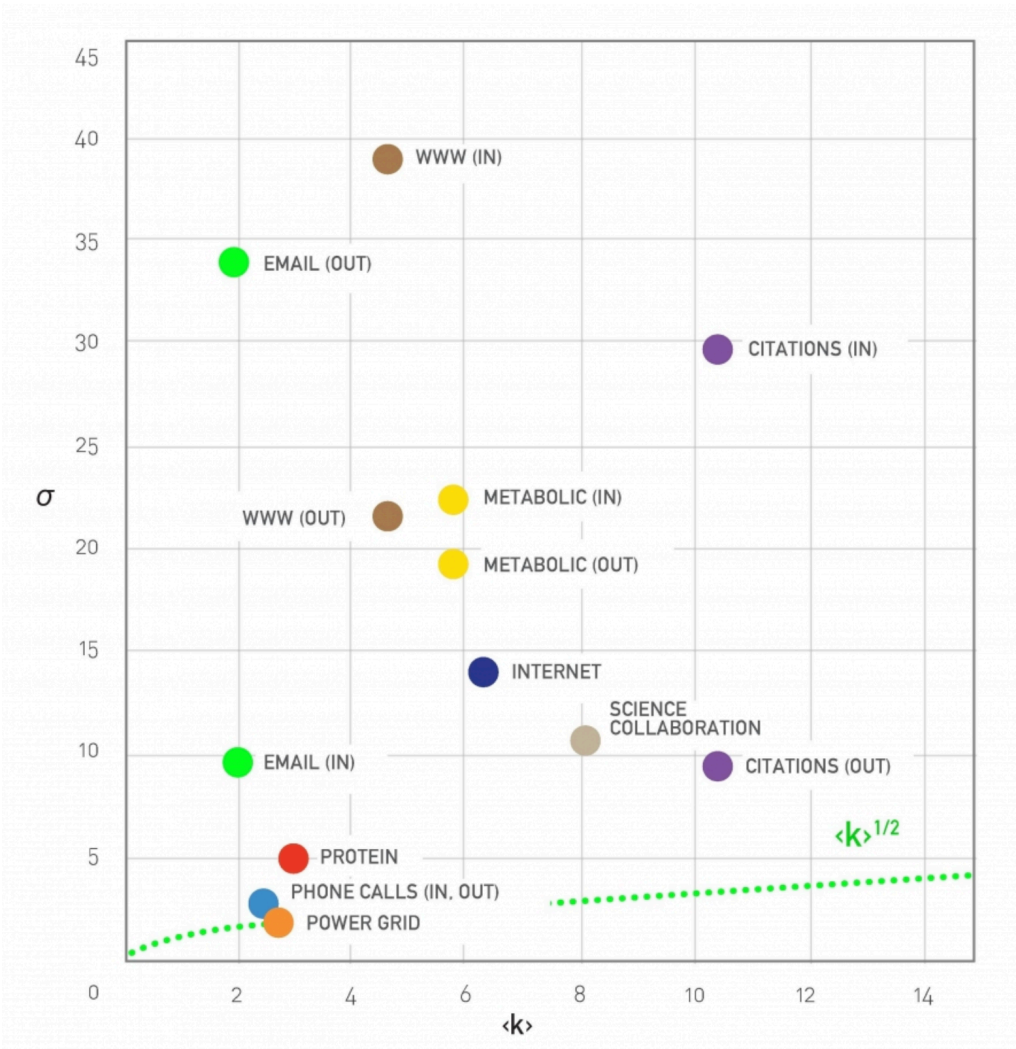
$$k = \langle k \rangle \pm \langle k \rangle^{1/2}$$

Scale-Free Network

Nodo elegido al azar:

Scale: none

$$k = \langle k \rangle \pm \infty$$



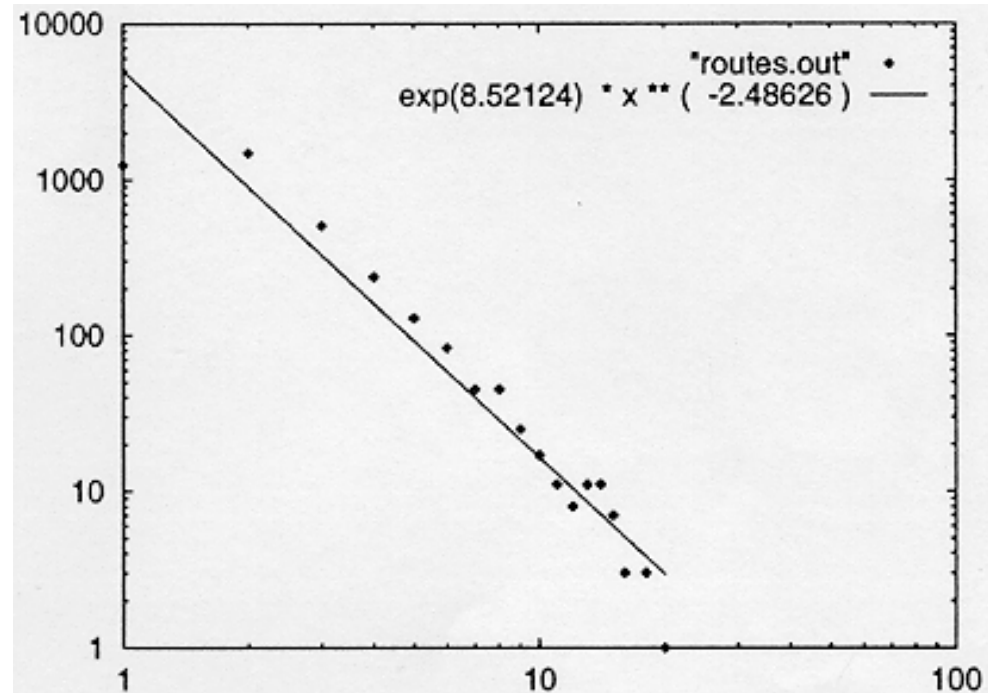
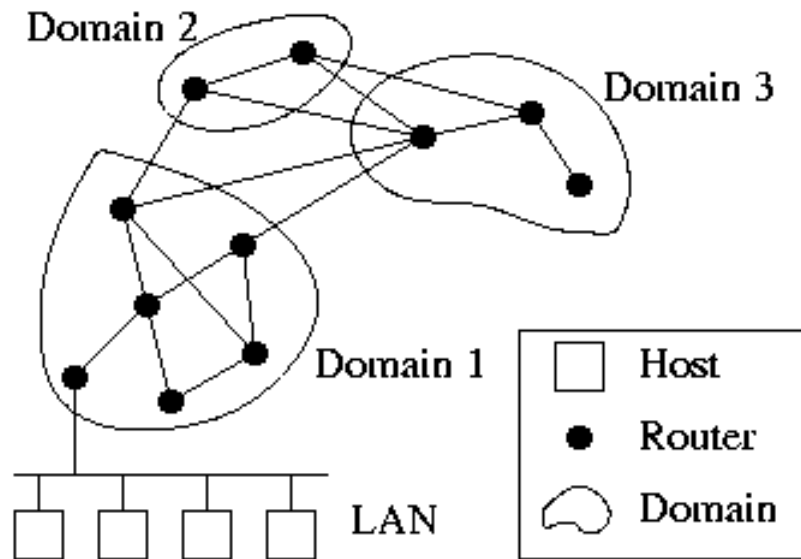
$$k = \langle k \rangle \pm \sigma_k$$

Universalidad

Backbone de internet

Nodos: computadores, routers

Enlaces: líneas físicas



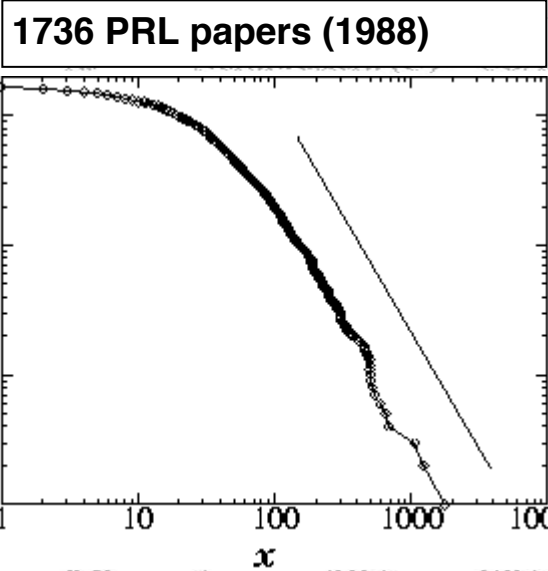
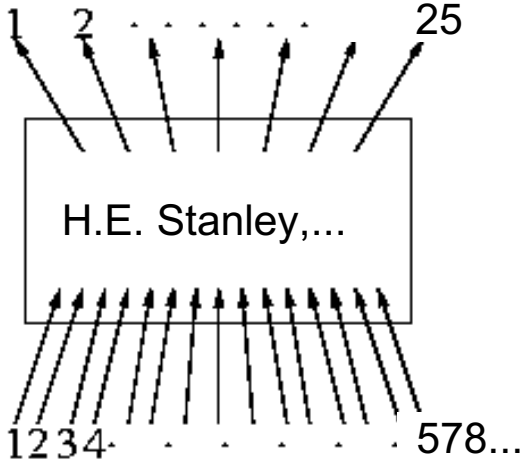


INDICE DE CITACIONES EN CIENCIA

Out of over 500,000 Examined
(see <http://www.sst.nrel.gov>)

Nodos: papers
Enlaces: citaciones

Author	Institute	Country	Field	avg. cites	total art.	total cites	rank by total cit.
Wigner	Princeton (U)	USA, NJ	High-energy (T)	168	138	23235	1
Anderson	UCSB (U)	USA, CA	Semie				2
Cava	RJ Bell Labs (I)	USA, NJ	Supern				3
Battlogg	B Bell Labs (I)	USA, NJ	Supern				4
Floog	K Max-Planck (NL)	Germany	Semie				5
Ellis	J Euro Nuclear Cent.	Switzerland	Astrop				6
Fisk	Z Florida State (U)	USA, FL	Solid S				7
Cardona	M Max Planck (NL)	Germany	Semie				8
Nanopoulos	DV Texas A&M (U)	USA, TX	High-e				9
Heeger	AJ UCSB (U)	USA, CA	Polym				10
Lee*	PA						11
Suzuki*	T						12
Anderson		NJ	Solid S				13
Suzuki*							14
Freeman		IL	Solid S				15
Tani							16
Mull		land	Supern				17
Schn		I	Supern				18
Chen		A	Optics				19
Mork		L	Semie				19
Mille		A	Semie				21
Chu		X	Superconductivity (E)	44	213	9453	22
Bedn		land	Superconductivity (E)	85	85	9311	23
Cole		A	Solid State (T)	86	284	9311	23
Metg		X	Superconductivity (E)	86	108	9300	25
Wass		I	Superconductivity (E)	57	162	9170	26
Shira		IY	Superconductivity (E)	33	269	8841	27
Wieg		I	Semiconductors (E)	85	104	8822	28
Vand		I	Magnetism (E)	67	129	8686	29
Uchi				28	301	8520	30
Hor		X	Superconductivity (E)	72	119	8512	31
Murp			Astronomy (E)	111	76	8439	32
Birge		IA	Superconductivity (E)	41	286	8375	33
Jorge		L	Superconductivity (E)	50	167	8298	34
Hinks	DG Argonne (NL)	USA, IL	Superconductivity (E)	37	223	8263	35



$P(k) \sim k^{-\gamma}$
 $(\gamma = 3)$

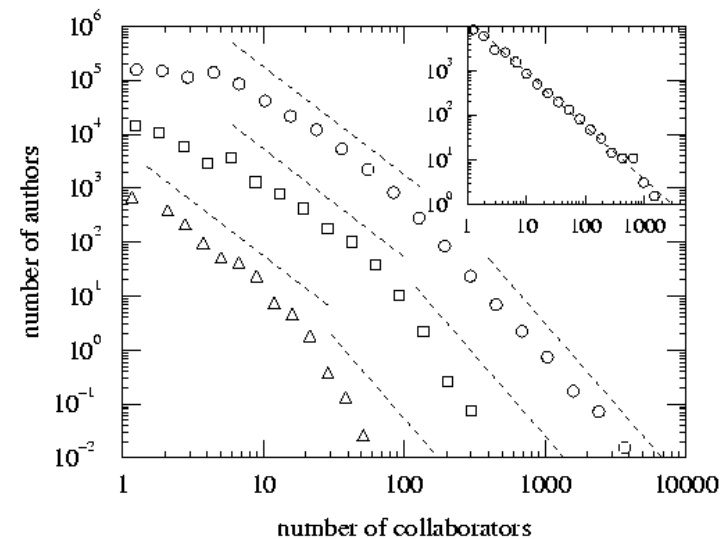
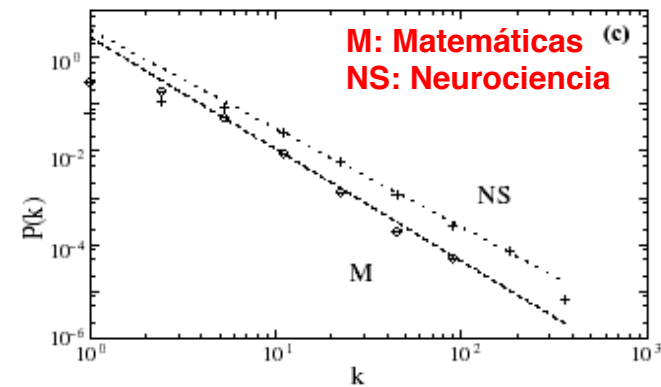
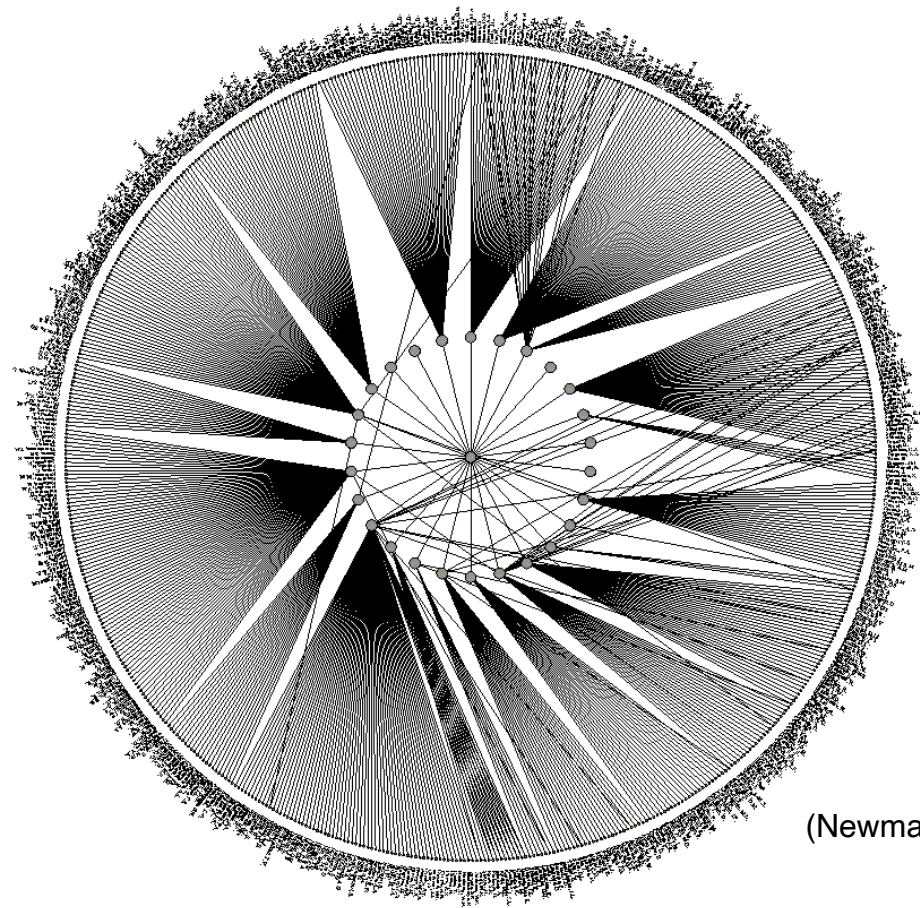
(S. Redner, 1998)

* citation total may be skewed because of multiple authors with the same name

CO-AUTORIA EN CIENCIA

Nodos: Científicos (autores)

Links: Publicaciones conjuntas

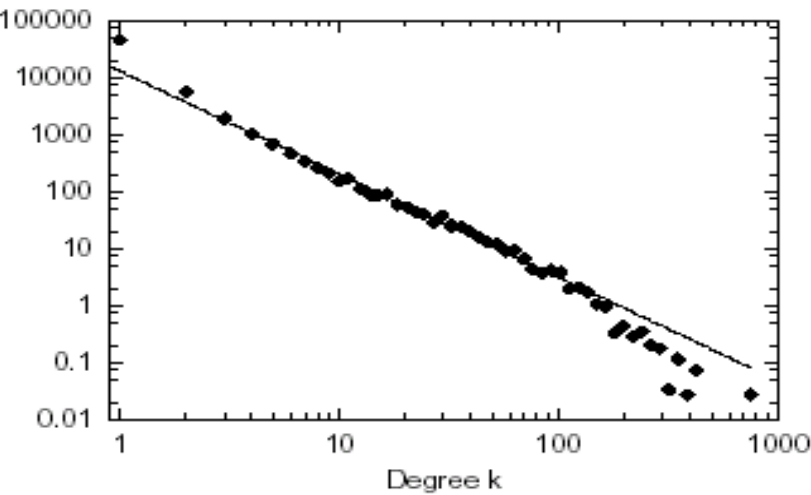


(Newman, 2000, Barabasi et al 2001)

COMUNIDADES ONLINE

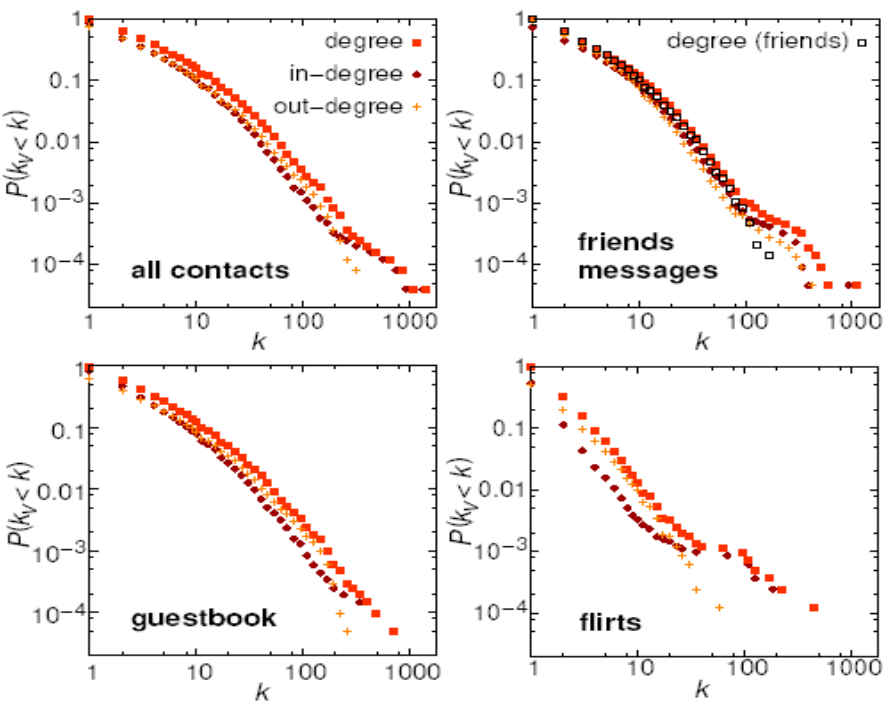
Nodos: Usuarios online
Enlaces: contactos email

Archivos log de Kiel University
112 días, N=59,912 nodos



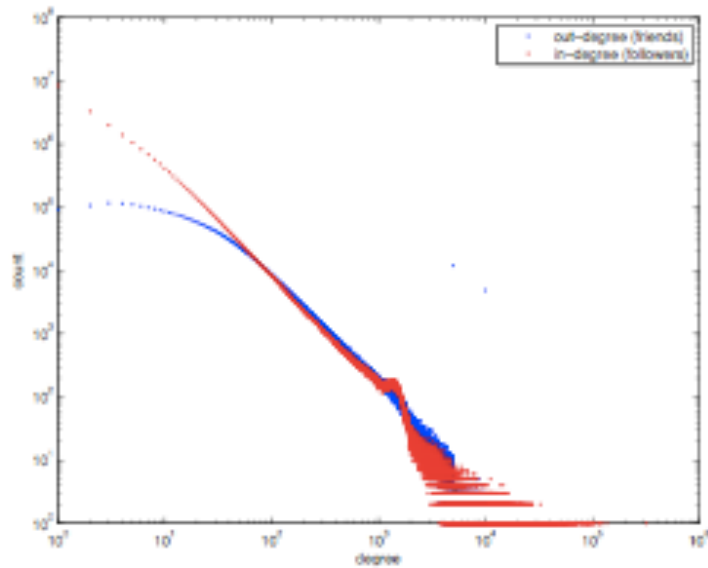
Ebel, Mielsch, Bornholdtz, PRE 2002.

Pussokram.com comunidad online;
512 days, 25,000 users.

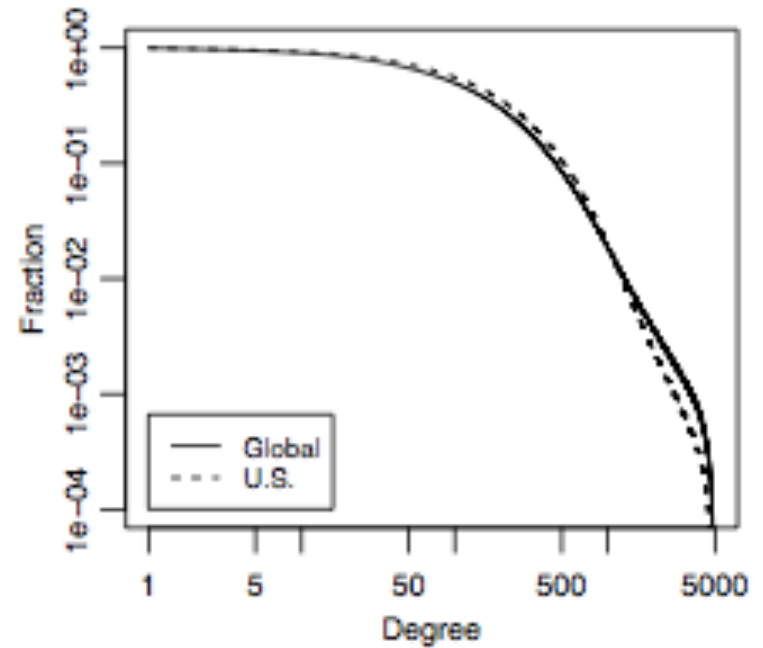


Holme, Edling, Liljeros, 2002.

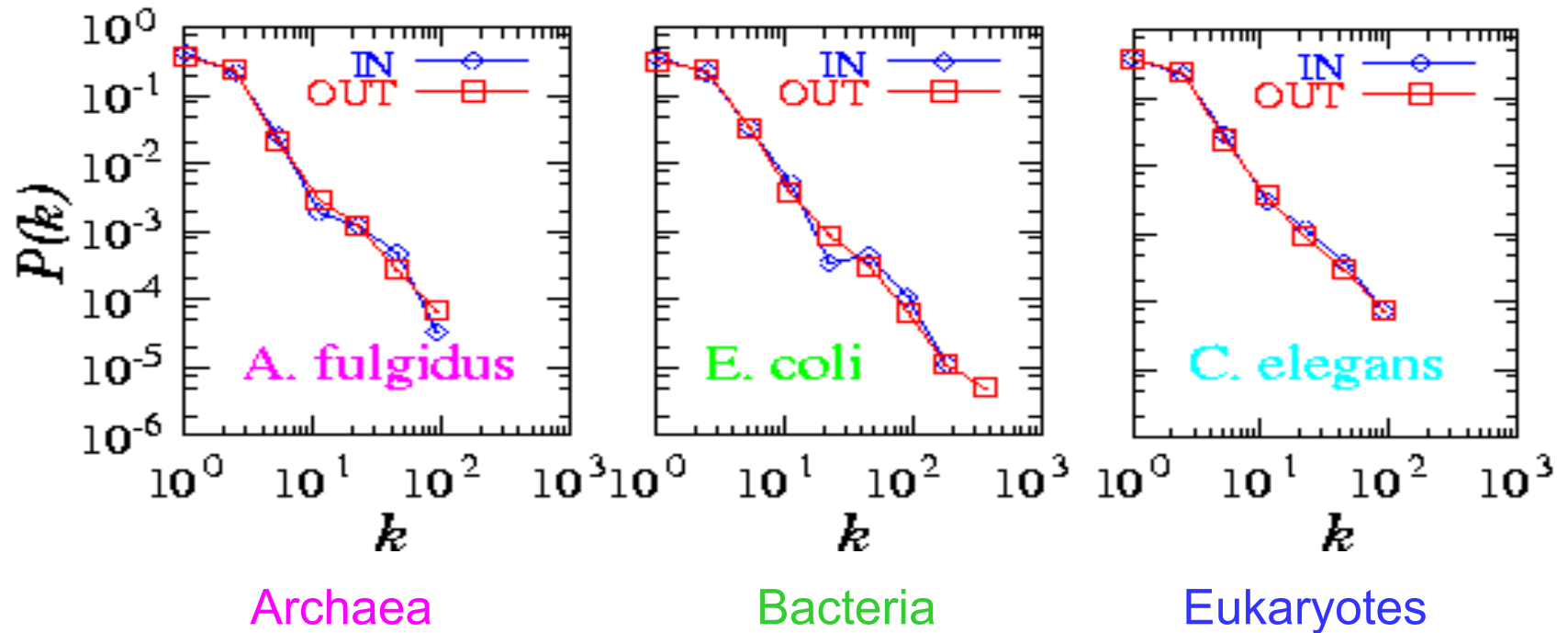
Twitter:



Facebook



RED METABOLICA



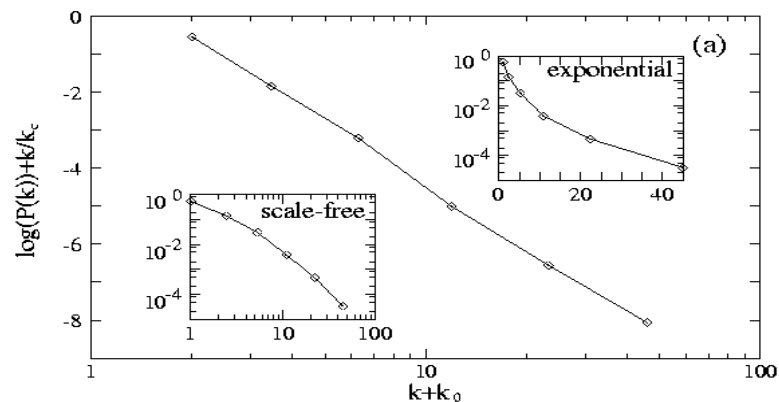
¡Los organismos de los tres dominios de la vida son **libres de escala**!

$$P_{in}(k) \approx k^{-2.2}$$

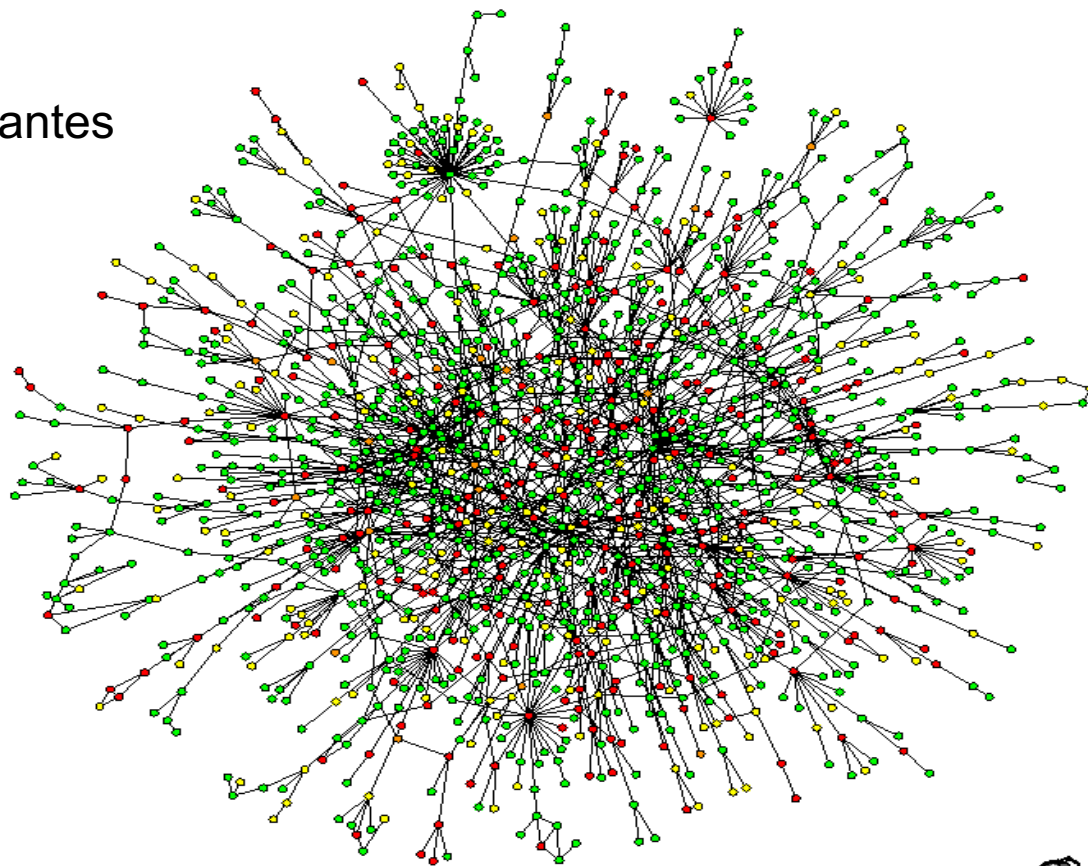
$$P_{out}(k) \approx k^{-2.2}$$

TOPOLOGÍA DE LA RED DE PROTEÍNAS

Nodos: proteínas
Enlaces: interacciones físicas vinculantes



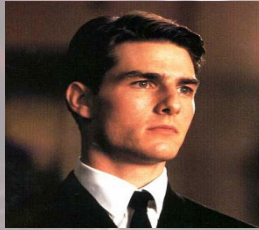
$$P(k) \sim (k + k_0)^{-\gamma} \exp\left(-\frac{k + k_0}{k_\tau}\right)$$



RED DE ACTORES

Nodos: actores

Enlaces: película conjunta

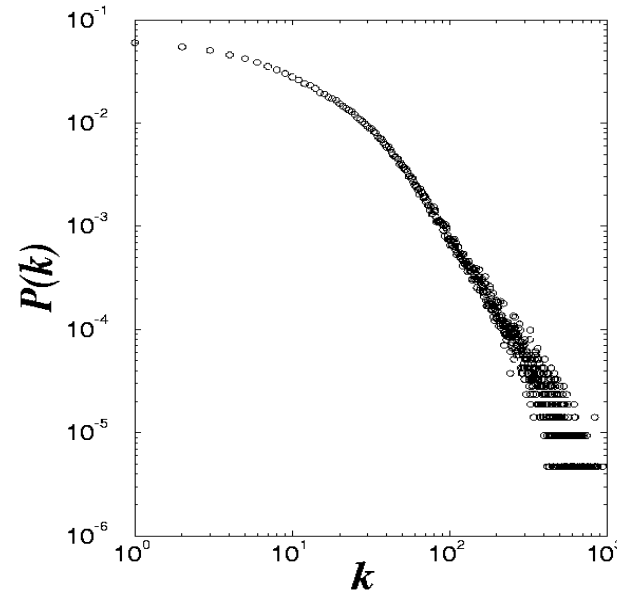


Days of Thunder (1990)
Far and Away (1992)
Eyes Wide Shut (1999)



$N = 212,250$ actores
 $\langle k \rangle = 28.78$

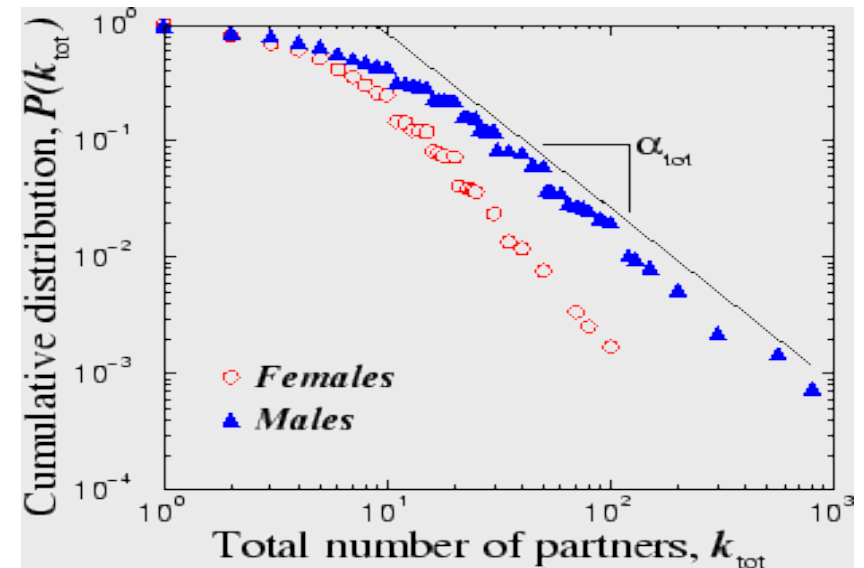
$P(k) \sim k^{-\gamma}$
 $\gamma = 2.3$





Nodos: Personas (Mujeres; Hombres)

Enlaces: Relaciones sexuales

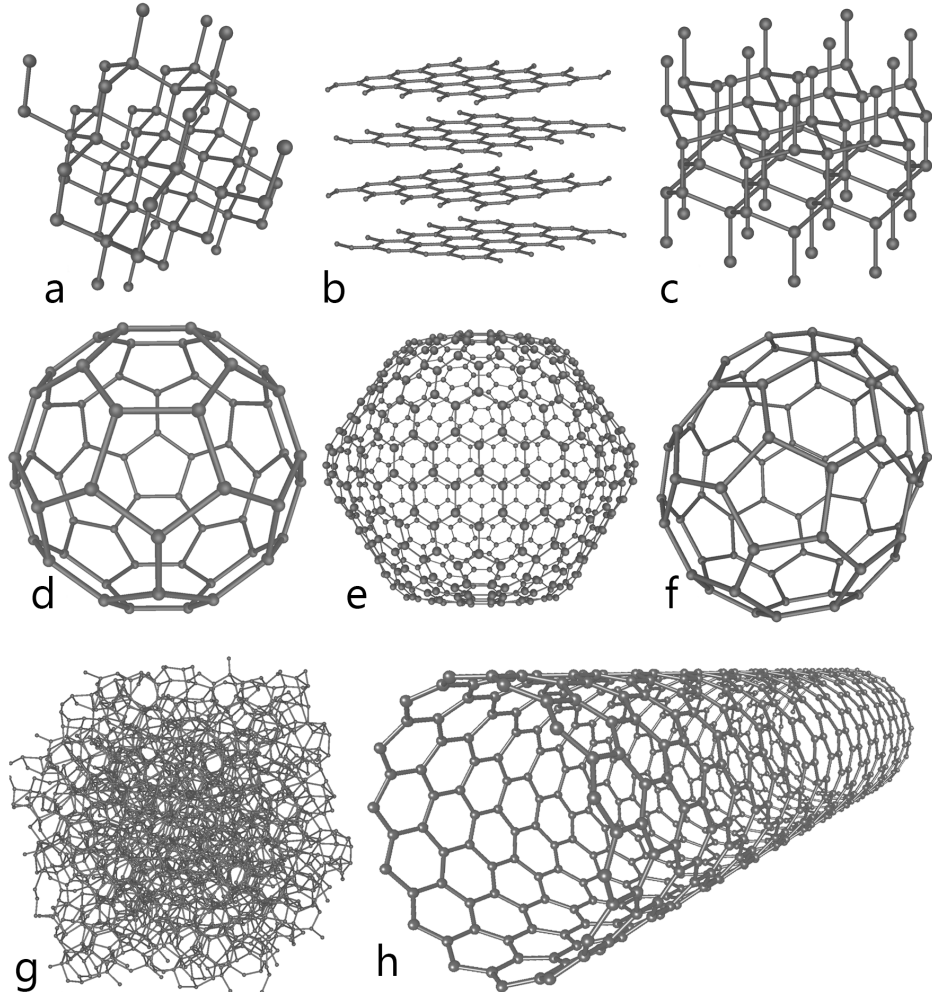


4781 Suizos; 18-74;
59% tasa de respuesta.

Liljeros et al. Nature 2001

No todas las redes pueden ser descritas como libres de escala

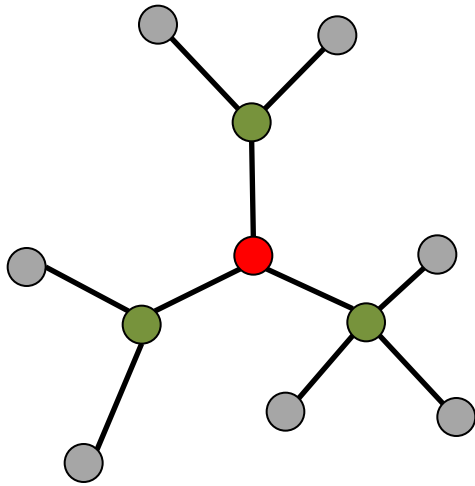
- *Redes que aparecen en la ciencia de los materiales, como la red que describe los enlaces entre los átomos en materiales cristalinos o amorfos, donde cada nodo tiene exactamente el mismo grado.*
- *La red neuronal del gusano *C.elegans*.*
- *La red eléctrica, compuesta por generadores e interruptores conectados por líneas de transmisión.*



Propiedad ultra-pequeña

DISTANCIAS EN GRAFOS ALEATORIOS

Los grafos aleatorios tienden a tener una topología en forma de árbol con grados de nodo casi constantes.



- nr de primeros vecinos

$$N_1 \cong \langle k \rangle$$

- nr de segundos vecinos:

$$N_2 \cong \langle k \rangle^2$$

- nr de vecinos a distancia d:

$$N_d \cong \langle k \rangle^d$$

- estimar la distancia máxima:

$$1 + \sum_{l=1}^{l_{max}} \langle k \rangle^l = N \Rightarrow l_{max} = \frac{\log N}{\log \langle k \rangle}$$

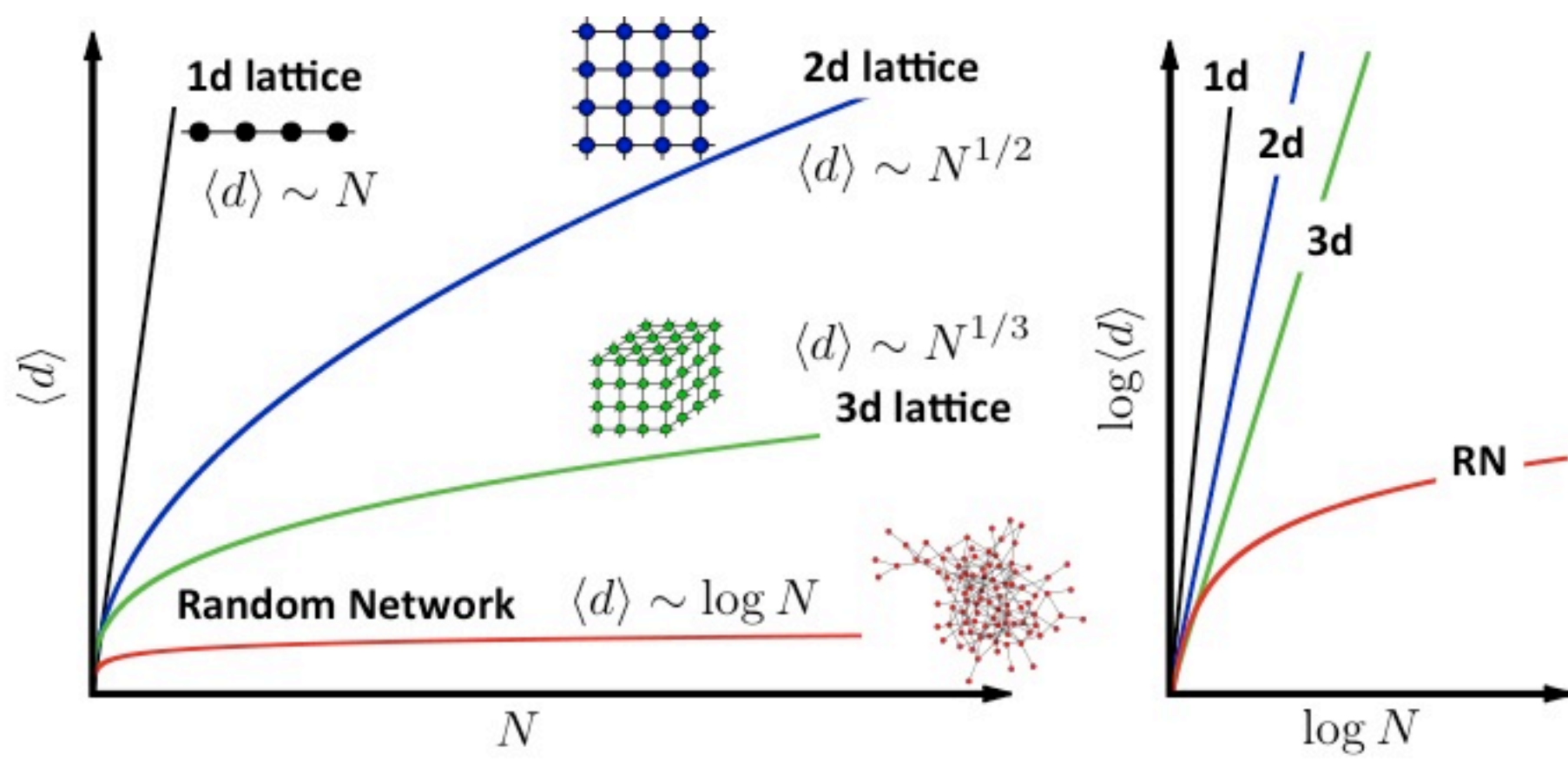
COMPORTAMIENTO DE MUNDO PEQUEÑO EN REDES SIN ESCALA

$$k_{\max} = k_{\min} N^{\frac{1}{\gamma - 1}}$$

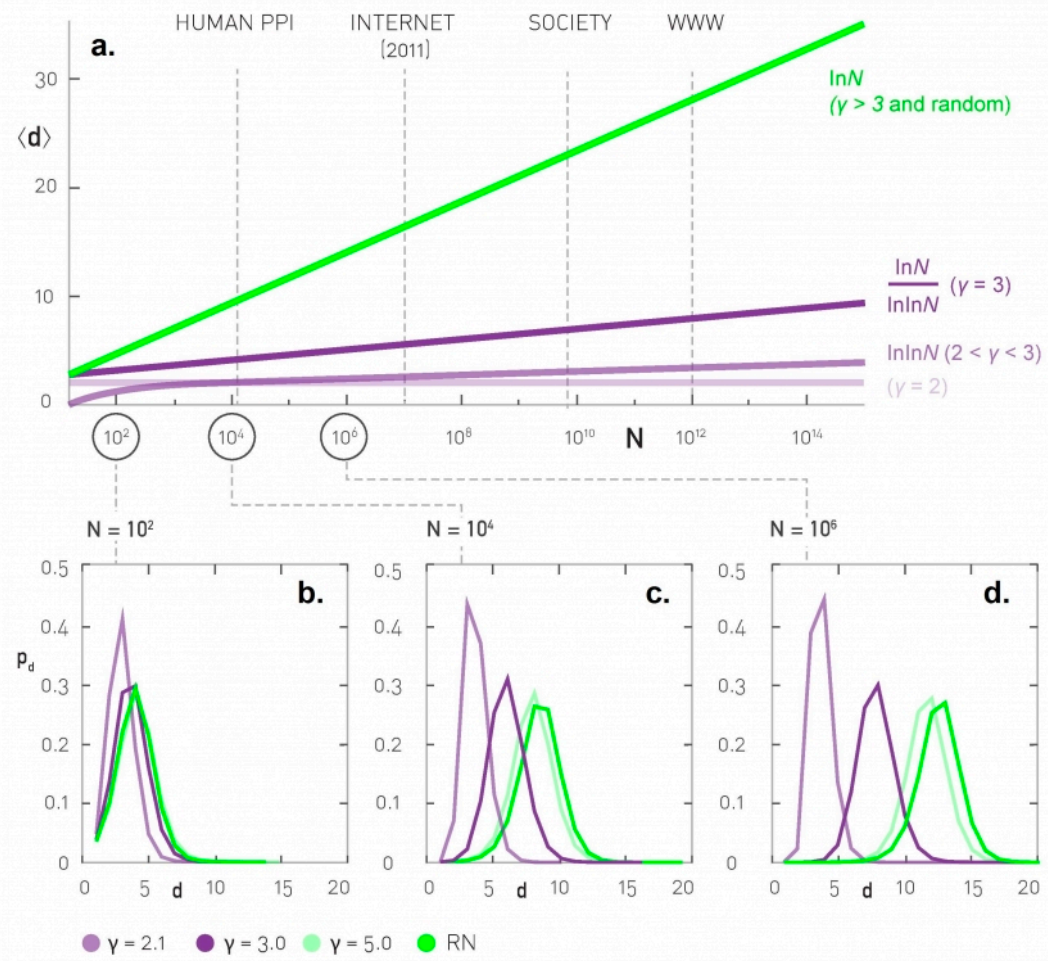
Ultra Small World	< l > ~ {	const.	$\gamma = 2$	El tamaño del hub más grande es de orden $O(N)$. La mayoría de los nodos se pueden conectar dentro de dos enlaces (la gran mayoría están conectados al hub), por lo que la longitud promedio de la ruta será independiente del tamaño del sistema.
		$\frac{\ln \ln N}{\ln(\gamma - 1)}$	$2 < \gamma < 3$	La longitud media de la ruta aumenta más lentamente que logarítmicamente. En una red aleatoria, todos los nodos tienen un grado comparable, por lo que la mayoría de las rutas tendrán una longitud comparable. En una red libre de escala, la gran mayoría de la ruta pasa por unos pocos hubs de alto grado, lo que reduce las distancias entre los nodos.
		$\frac{\ln N}{\ln \ln N}$	$\gamma = 3$	Algunos modelos clave producen $\gamma = 3$, por lo que el resultado es de particular importancia para ellos. Esto fue derivado por primera vez por Bollobas et al. para el diámetro de la red en el contexto de un modelo dinámico, pero también se aplica a la longitud de ruta promedio.
Small World		$\ln N$	$\gamma > 3$	El segundo momento de la distribución es finito, por lo que de muchas maneras la red se comporta como una red aleatoria. Por lo tanto, la longitud promedio de la ruta sigue el resultado que obtuvimos anteriormente para el modelo de red aleatorio.

Cohen, Havlin Phys. Rev. Lett. 90, 58701(2003); Cohen, Havlin and ben-Avraham, in Handbook of Graphs and Networks, Eds. Bornholdt and Shuster (Wiley-VCH, NY, 2002) Chap. 4; Confirmed also by: Dorogovtsev et al (2002), Chung and Lu (2002); (Bollobas, Riordan, 2002; Bollobas, 1985; Newman, 2001

¿Por qué sorprenden los pequeños mundos? Sorprendente en comparación con qué?

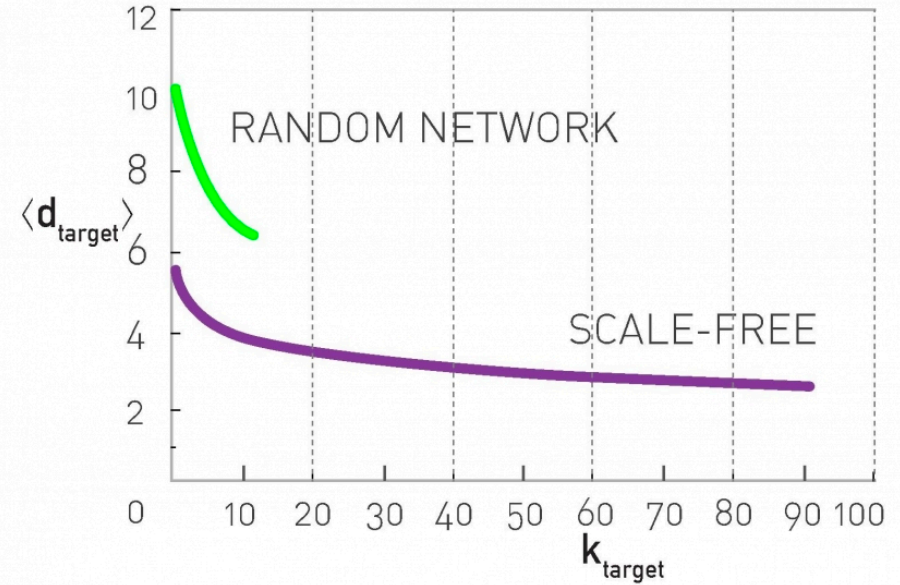


COMPORTAMIENTO DE MUNDO PEQUEÑO EN REDES SIN ESCALA



$$\langle d \rangle \sim \begin{cases} \text{const.} & \gamma = 2, \\ \frac{\ln \ln N}{\ln(\gamma - 1)} & 2 < \gamma < 3, \\ \frac{\ln N}{\ln \ln N} & \gamma = 3, \\ \ln N & \gamma > 3. \end{cases}$$

”Siempre es más fácil encontrar a alguien que conozca a una figura famosa o popular que a una persona insignificante.”
(Frigyes Karinthy, 1929)





Para generar redes libres de escala, Laszlo Barabási y Réka Albert sugirieron el algoritmo

Barabási-Albert model of Growth and Preferential Attachment

Growth and Preferential Attachment

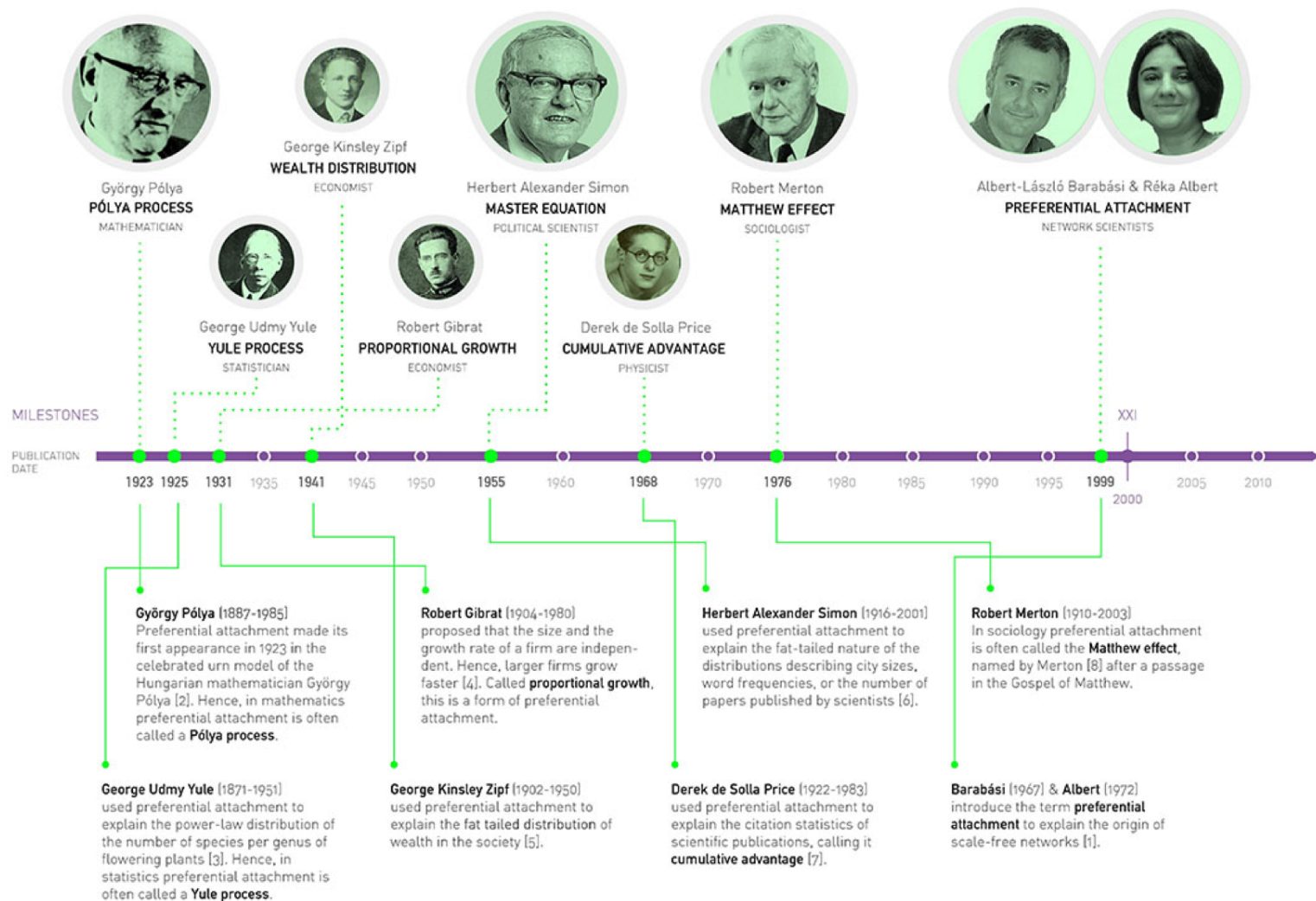


Crecimiento significa que tendremos una red en la que el número de nodos crecerá iterativamente en el tiempo hasta que alcancemos el tamaño de población deseado.



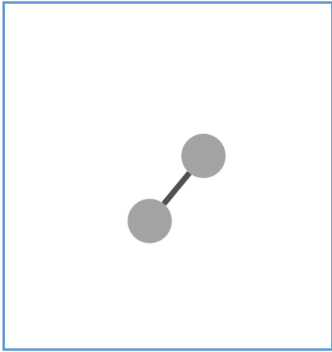
Los nuevos nodos se unirán a los nodos existentes, pero lo harán preferentemente a los más conectados.

Preferential Attachment



Growth and Preferential Attachment

Step 0



El algoritmo consta de los siguientes pasos:

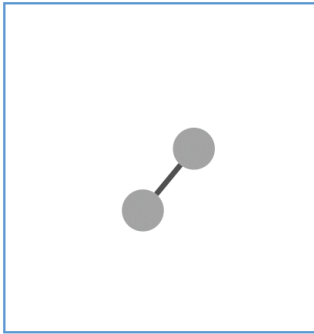
- Comenzando con m_0 nodos, los enlaces se eligen arbitrariamente, siempre que cada nodo tenga al menos un enlace.
- Para las $N - m_0$ iteraciones, agregue un nodo nuevo que se conecte con m ($< m_0$) enlaces a nodos preexistentes con probabilidad:

$$\Pi(k_i) = \frac{k_i}{\sum_j k_j}$$

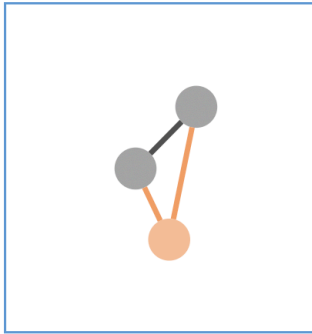
la probabilidad de que un enlace del nuevo nodo se conecte al nodo i depende del grado k_i como

Growth and Preferential Attachment

Step 0



Step 1



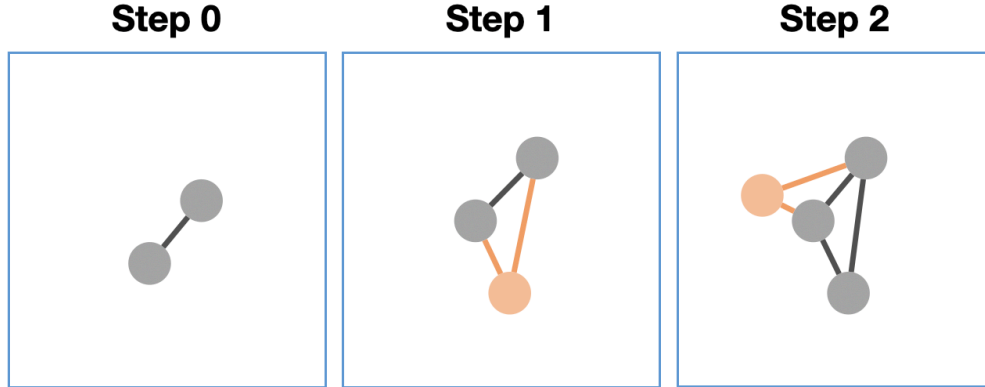
El algoritmo consta de los siguientes pasos:

- Comenzando con m_0 nodos, los enlaces se eligen arbitrariamente, siempre que cada nodo tenga al menos un enlace.
- Para las $N - m_0$ iteraciones, agregue un nodo nuevo que se conecte con m ($< m_0$) enlaces a nodos preexistentes con probabilidad:

$$\Pi(k_i) = \frac{k_i}{\sum_j k_j}$$

la probabilidad de que un enlace del nuevo nodo se conecte al nodo i depende del grado k_i como

Growth and Preferential Attachment



El algoritmo consta de los siguientes pasos:

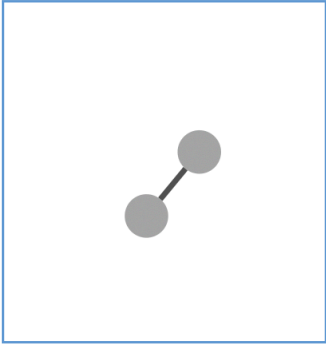
- Comenzando con m_0 nodos, los enlaces se eligen arbitrariamente, siempre que cada nodo tenga al menos un enlace.
- Para las $N - m_0$ iteraciones, agregue un nodo nuevo que se conecte con m ($< m_0$) enlaces a nodos preexistentes con probabilidad:

$$\Pi(k_i) = \frac{k_i}{\sum_j k_j}$$

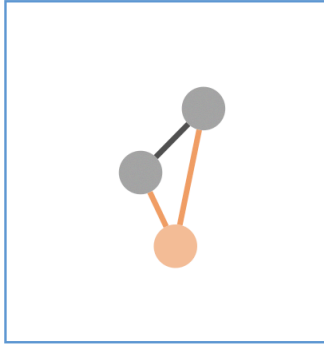
la probabilidad de que un enlace del nuevo nodo se conecte al nodo i depende del grado k_i como

Growth and Preferential Attachment

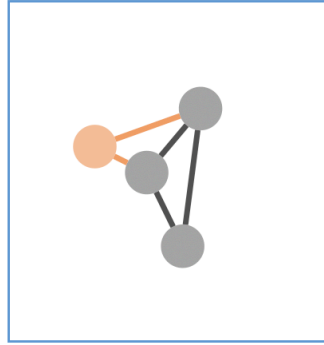
Step 0



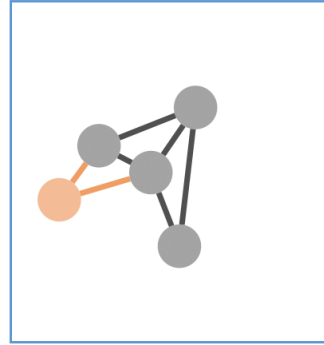
Step 1



Step 2



Step 3



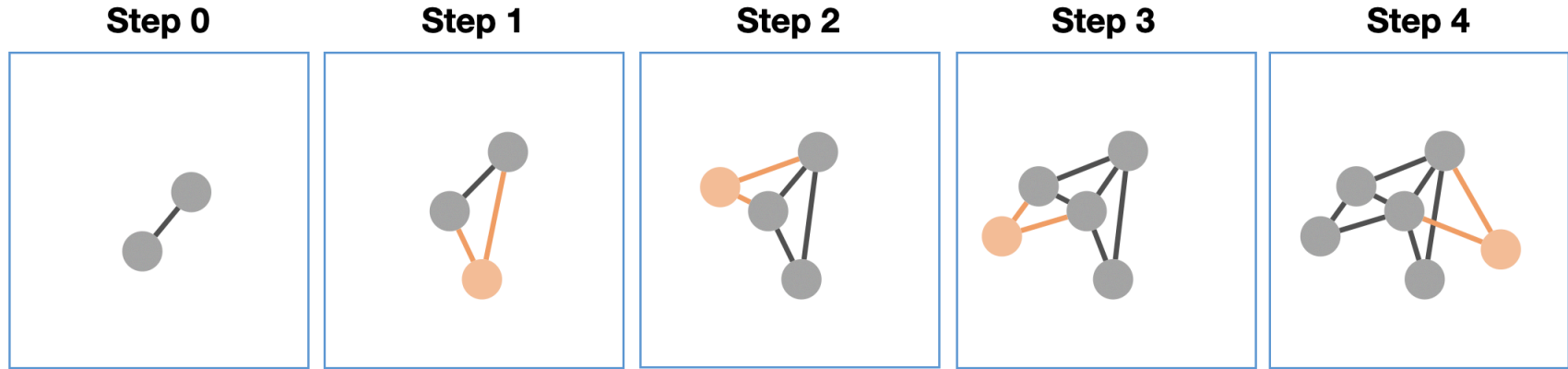
El algoritmo consta de los siguientes pasos:

- Comenzando con m_0 nodos, los enlaces se eligen arbitrariamente, siempre que cada nodo tenga al menos un enlace.
- Para las $N - m_0$ iteraciones, agregue un nodo nuevo que se conecte con m ($< m_0$) enlaces a nodos preexistentes con probabilidad:

$$\Pi(k_i) = \frac{k_i}{\sum_j k_j}$$

la probabilidad de que un enlace del nuevo nodo se conecte al nodo i depende del grado k_i como

Growth and Preferential Attachment



El algoritmo consta de los siguientes pasos:

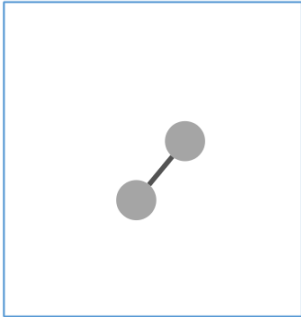
- Comenzando con m_0 nodos, los enlaces se eligen arbitrariamente, siempre que cada nodo tenga al menos un enlace.
- Para las $N - m_0$ iteraciones, agregue un nodo nuevo que se conecte con m ($< m_0$) enlaces a nodos preexistentes con probabilidad:

$$\Pi(k_i) = \frac{k_i}{\sum_j k_j}$$

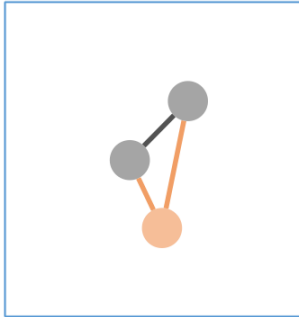
la probabilidad de que un enlace del nuevo nodo se conecte al nodo i depende del grado k_i como

Growth and Preferential Attachment

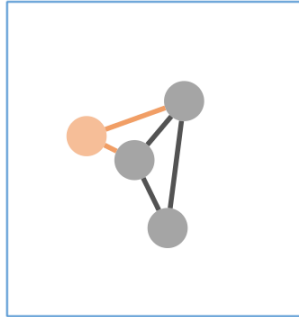
Step 0



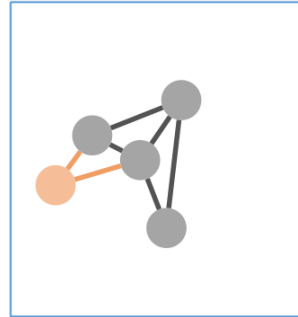
Step 1



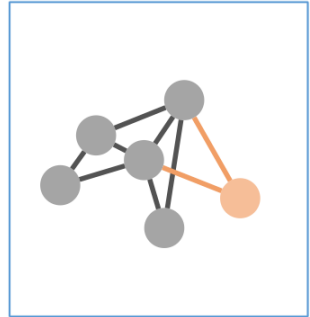
Step 2



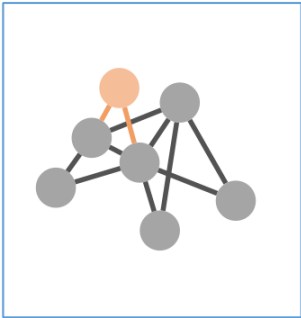
Step 3



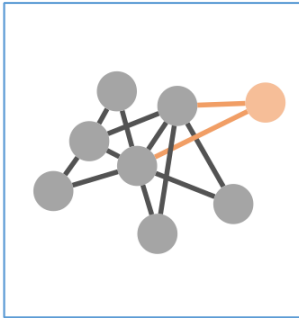
Step 4



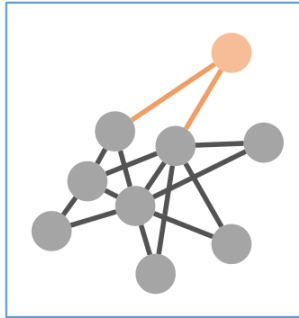
Step 5



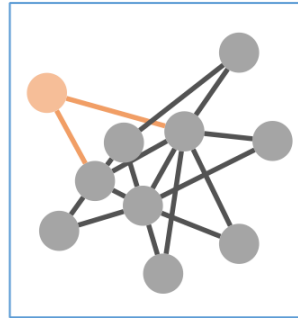
Step 6



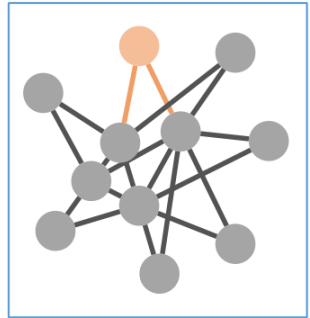
Step 7



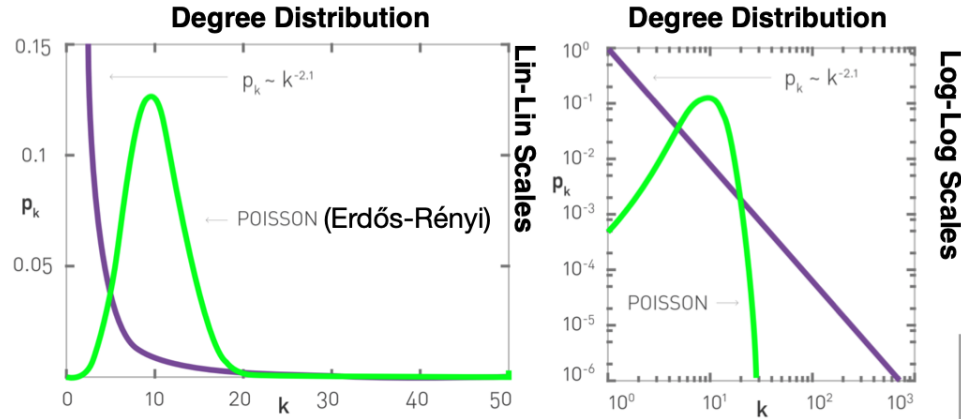
Step 8



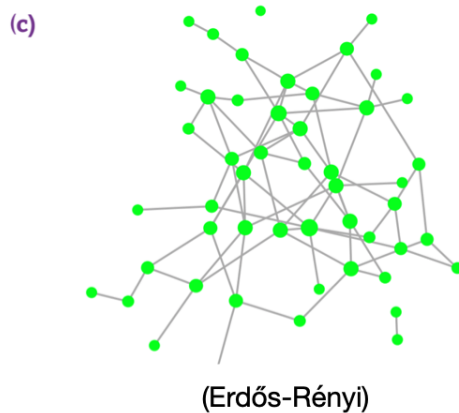
Step 9



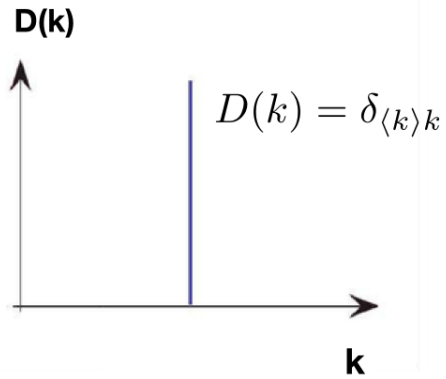
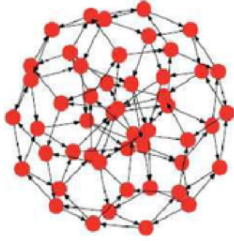
Scale-Free and Random Networks



¡Las redes sin escala tienen una distribución de grados que sigue una ley de potencia!

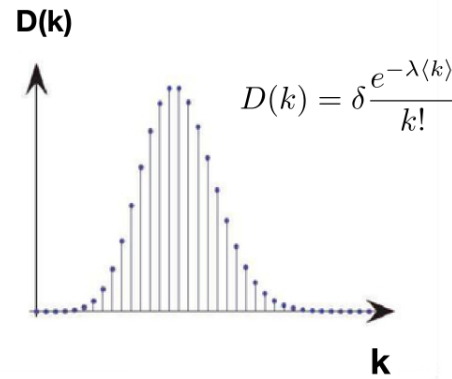
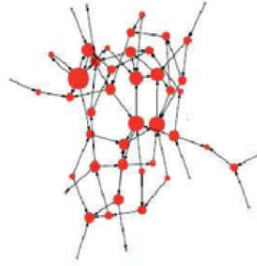


Lattices



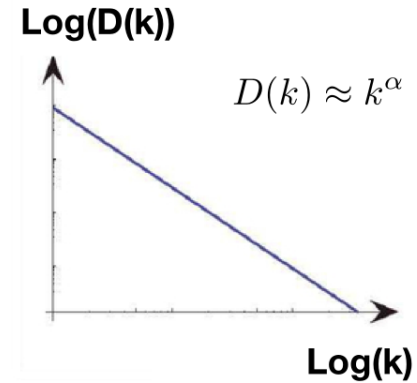
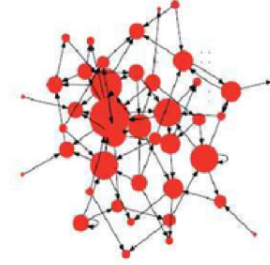
Regular

Erdős-Rényi



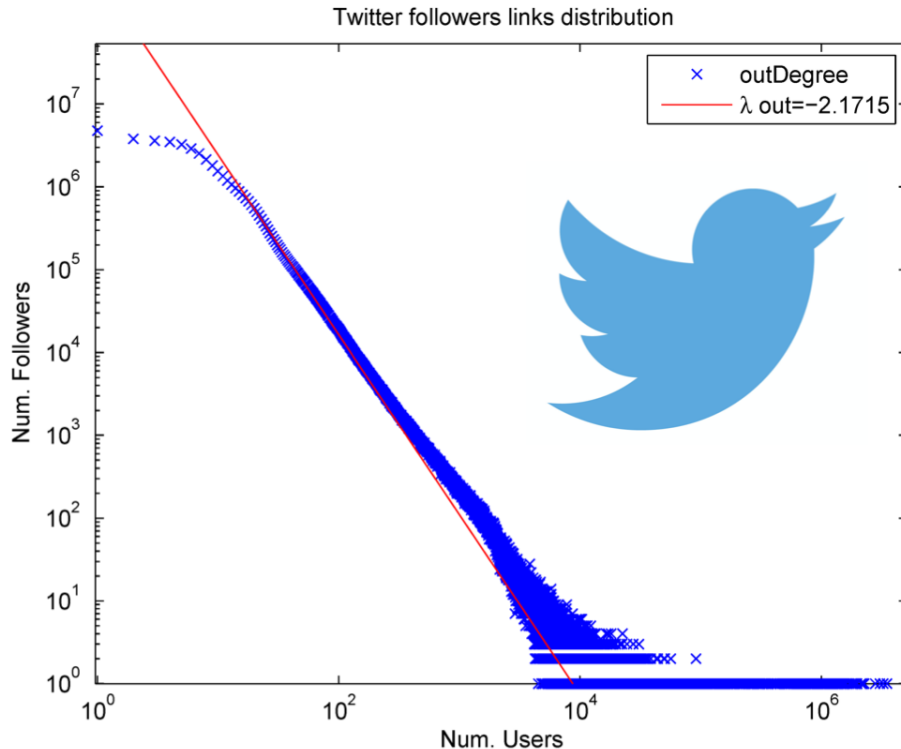
Random

Barabási-Albert



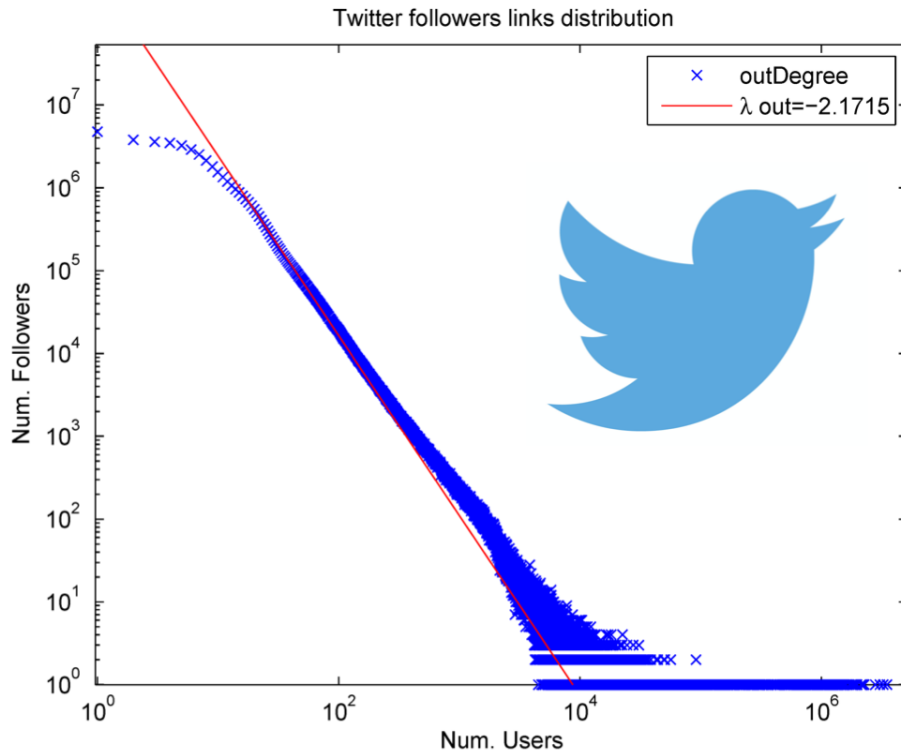
Scale Free

Scale Free Networks



- La ubicuidad de la propiedad sin escala sugiere algún mecanismo subyacente fundamental;
- Crecimiento y apego preferencial:
 - Crecimiento: se agregan nodos a la red con el tiempo;
 - Apego preferencial: estos nodos prefieren vincularse a nodos altamente conectados;
- El modelo simple de Barabási-Albert muestra que el crecimiento y el apego preferencial conducen a redes sin escala;
- Los ricos se hacen más ricos: los nodos altamente conectados tienden a seguir adquiriendo más conexiones
- Resultado claro del apego preferencial
 - En última instancia, conduce a una propiedad sin escala
 - Ventaja del primero: los nodos que se agregan antes tienen grados más altos

¿Es el modelo B.A. un buen modelo?



- Captura la intuición de que las redes reales crecen y que los nuevos nodos prefieren conectarse a nodos altamente conectados;
- Predice el comportamiento sin escala observado en redes reales;
- Que la preferencia sea directamente proporcional al número de enlaces parece simplista;
- La predicción de que los primeros nodos siempre están más conectados parece extraña;

Posibles extensiones:

- apego preferencial sublineal/superlineal
- métricas de fitness para nodos
- eliminación de nodos (edad fuera de la red)
- modelo mejor vinculado con la dinámica específica en cuestión.

“There is no general theory of networks”

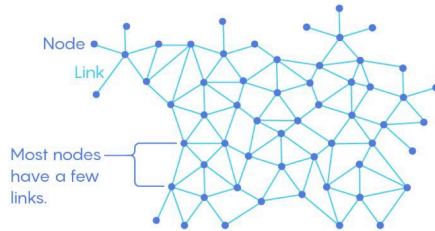
To Be or Not to Be Scale-Free

Scientists study complex networks by looking at the distribution of the number of links (or “degree”) of each node.

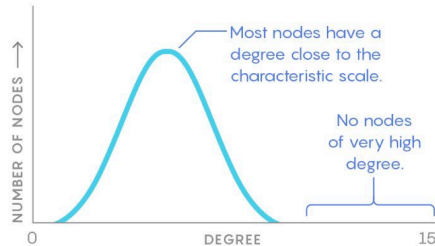
Some experts see so-called scale-free networks everywhere. But a new study suggests greater diversity in real-world networks.

Random Network

Randomly connected networks have nodes with similar degrees. There are no (or virtually no) “hubs” — nodes with many times the average number of links.

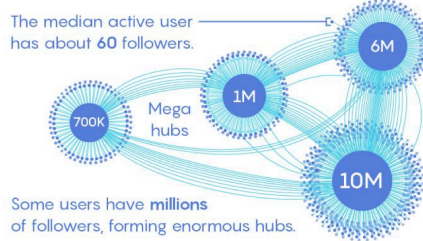


The distribution of degrees is shaped roughly like a bell curve that peaks at the network’s “characteristic scale.”

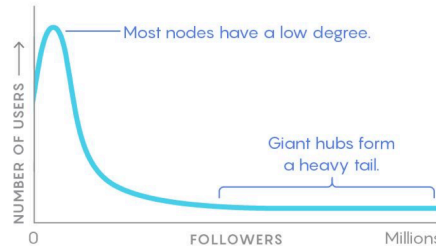


Twitter’s Scale-Free Network

Most real-world networks of interest are not random. Some nonrandom networks have massive hubs with vastly higher degrees than other nodes.

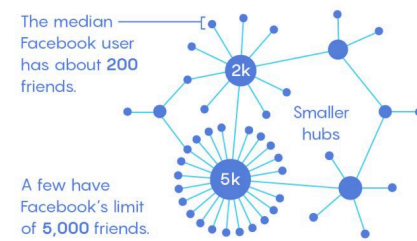


The degrees roughly follow a power law distribution that has a “heavy tail.” The distribution has no characteristic scale, making it scale-free.

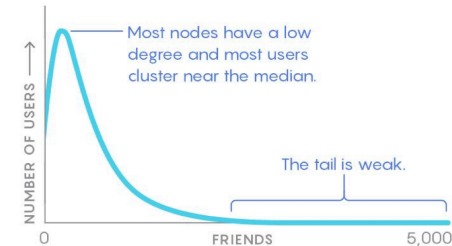


Facebook’s In-Between Network

Researchers have found that most nonrandom networks are not strictly scale-free. Many have a weak heavy tail and a rough characteristic scale.



This network has fewer and smaller hubs than in a scale-free network. The distribution of nodes has a scale and does not follow a pure power law.



Preguntas básicas

- Explica cómo se alcanza la propiedad de mundo pequeño en el modelo Watts-Strogatz.
- Qué es lo que explica el modelo Barabási-Albert en ciencia de redes?
- Compara y contrasta las distribuciones de grado de los tres modelos. De qué manera difieren y como se relacionan con la estructura de la red?