

# METODE INTELIGENTE DE REZOLVARE A PROBLEMELOR REALE



Laura Dioşan  
Tema 8

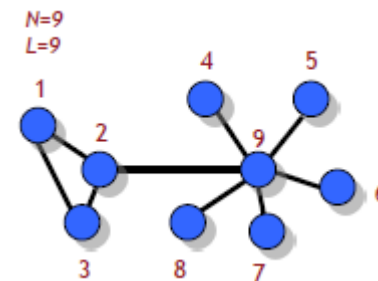
# Rețele complexe

---

- Ce este o rețea complexă?
- Concepte de bază
- Tipuri de rețele complexe
- Aplicații

# Ce este o rețea complexă?

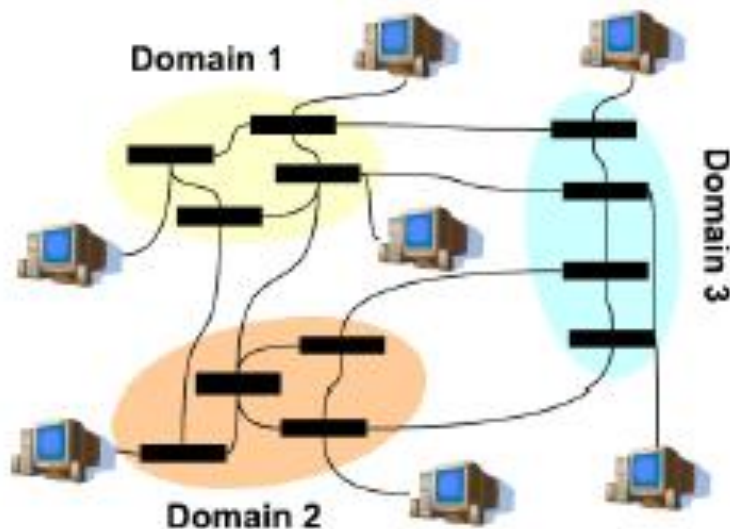
- O mulțime de elemente cu conexiuni între ele
- O rețea (un graf)  $G=(N,M)$  este format dintr-o mulțime de noduri  $N=\{n_1, n_2, \dots, n_N\}$  și o mulțime de conexiuni  $L=\{l_1, l_2, \dots, l_M\}$
- Un graf = o sbractizare matematică a rețelei



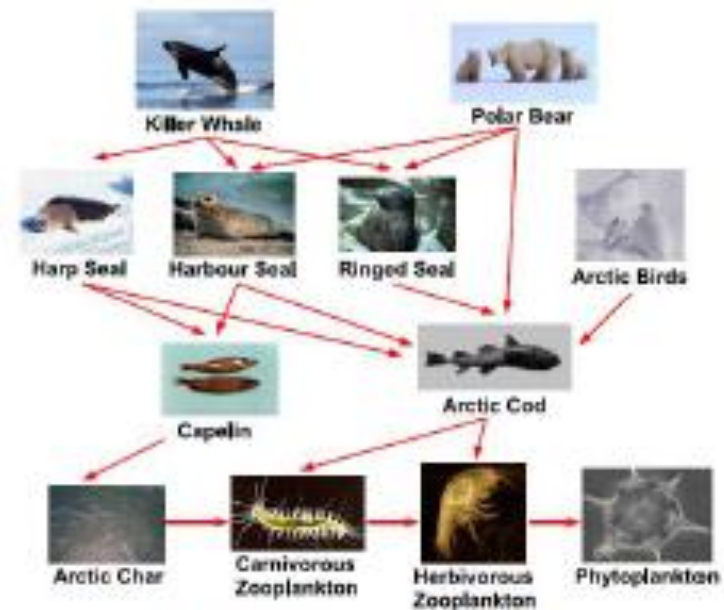
- Fiecare element este reprezentat prin
  - Locație (fizică)
  - Nod (informatică)
  - Actor (sociologie)
  - Vârf (teoria grafelor)
- Interacțiunea dintre 2 elemente este reprezentată prin
  - Legătură (fizică)
  - Link (informatică)
  - Relație (sociologie)
  - Muchie (teoria grafelor)

# Ce este o rețea complexă?

- ❑ Nodurile și legăturile pot proveni din contexte variate



Schematic representation of a network of hosts and routers.

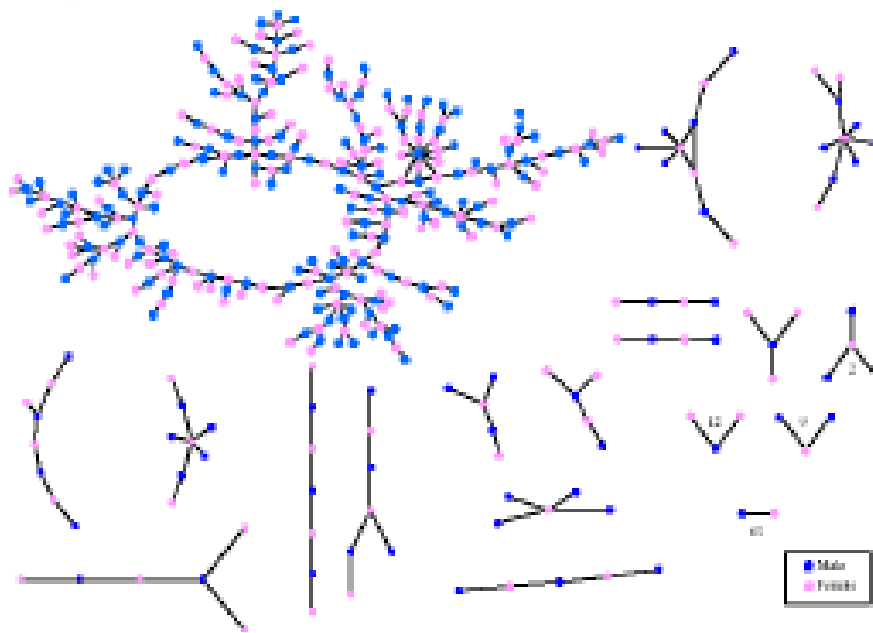


Simplified representation of the Arctic food web

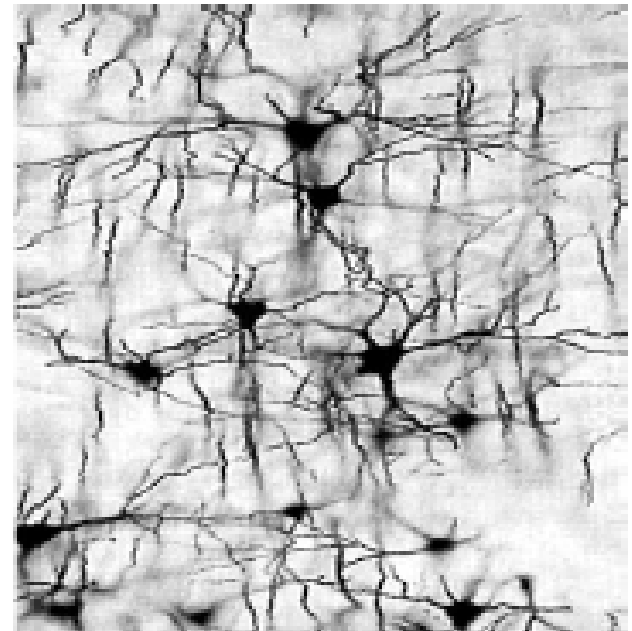


# Ce este o rețea complexă?

- Nodurile și legăturile pot proveni din contexte variate



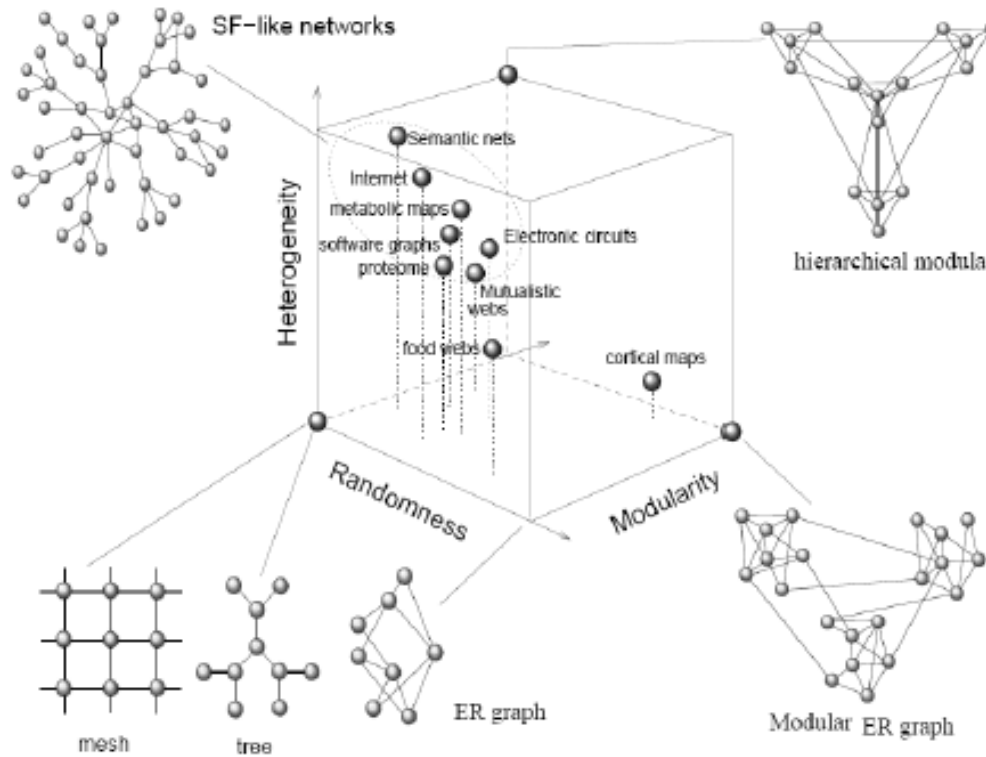
Structure of romantic and sexual contact at Jefferson High School  
From P.S. Bearman et al., AJS, 110, 44 (2004)



Neuron network

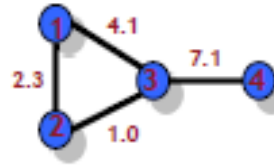
# Ce este o rețea complexă?

- ❑ O rețea complexă este o rețea cu
  - attribute topologice ne-triviale,
  - patternuri de conexiuni care nu sunt nici pur aleatorii, dar nici pur regulate



# Concepte de bază

- Descrierea rețelei (cu  $N$  noduri și  $M$  legături) prin matrici



- Matricea ponderilor fiecărei legături

$$\begin{pmatrix} 0.0 & 2.3 & 4.1 & 0.0 \\ 2.3 & 0.0 & 1.0 & 0.0 \\ 4.1 & 1.0 & 0.0 & 7.1 \\ 0.0 & 0.0 & 7.1 & 0.0 \end{pmatrix}$$

- Matricea de adiacență  $A$

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

- Matricea Laplaciană  $L = A - K$

- $K$  – matrice diagonală cu

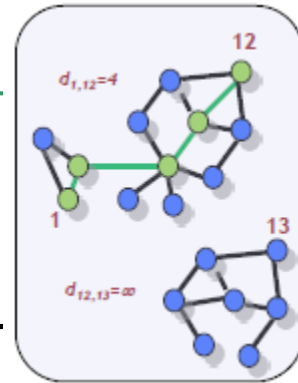
$$\begin{pmatrix} -2 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & -2 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & -3 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & -1 \end{pmatrix}$$

$$k_{ii} = \sum a_{ij}$$



# Concepte de bază

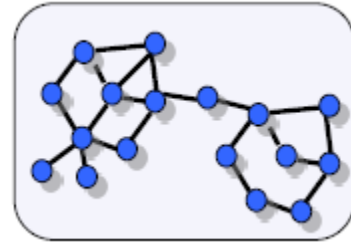
- Cel mai scurt drum între 2 noduri ( $d_{ij}$ )
  - Cel mai scurt drum (ca nr de muchii)
  - Cel mai scurt drum (ca sumă a ponderilor muchiilor)



- Drum mediu /
  - Media (aritmetică sau armonică) tuturor celor mai scurte drumuri între oricare 2 noduri ale rețelei
- Diametru ( $D$ )
  - Cel mai lung dintre toate drumurile cele mai scurte
- Componentă
  - Mulțimea tuturor nodurilor în care se poate ajunge plecând dintr-un anumit nod

# Concepte de bază

- ❑ Gradul unui nod ( $k_i$ )
    - Numărul de legături ale unui nod
  - ❑ Puterea unui nod ( $s_i$ )
    - Suma ponderilor conexiunilor unui nod  $s_i = \sum w_{ij}$
  - ❑ Apropierea ( $b_i$ ) unui nod sau a unei legături
    - Numărul celor mai scurte drumuri care trec prin acel nod/acea legătură
- 
- ❑ Nodul cu cel mai mare grad e și cel mai puternic?
  - ❑ Care e nodul cu cea mai mare apropiere?

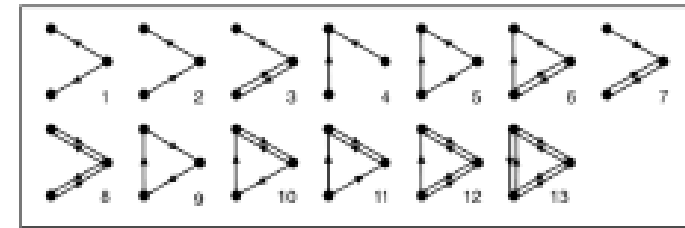


# Concepte de bază

## □ Motive în rețea

- Componente (sub-grafe) care apar în rețea mai des decât ne-am aștepta (în caz aleator)
- Fiecare motiv poate "coda" informații specifice

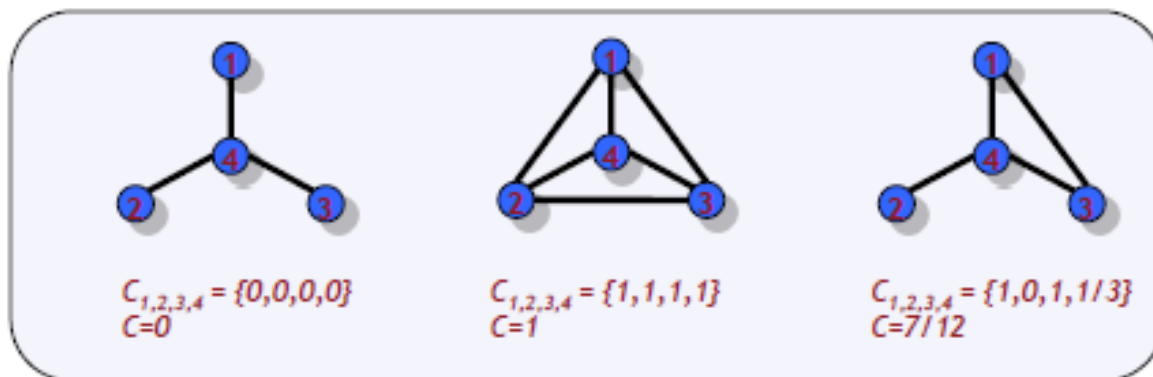
Example: all 13 types of three-node connected subgraphs:



| Network  | Nodes   | Edges  | $N_{\text{real}}$ | $N_{\text{rand}} \pm \text{SD}$ | Z score |
|--|---------|--------|-------------------|---------------------------------|---------|
| Gene regulation (transcription)                      |         |        |                   |                                 |         |
| <i>E. coli</i>                                       | 424     | 519    | 40                | $7 \pm 3$                       | 10      |
| <i>S. cerevisiae</i> *                               | 685     | 1,052  | 70                | $11 \pm 4$                      | 14      |
| Neurons  |         |        |                   |                                 |         |
| <i>C. elegans</i> †                                  | 252     | 509    | 125               | $90 \pm 10$                     | 3.7     |
| Electronic circuits (digital fractional multipliers) |         |        |                   |                                 |         |
| s208   | 122     | 189    | 10                | $1 \pm 1$                       | 9       |
| s420   | 252     | 399    | 20                | $1 \pm 1$                       | 18      |
| s838‡  | 512     | 819    | 40                | $1 \pm 1$                       | 38      |
| World Wide Web                                       |         |        |                   |                                 |         |
| nd.edu§  | 325,729 | 1.46e6 | 1.1e5             | $2e3 \pm 1e2$                   | 800     |

# Concepte de bază

- Coeficient de clusterizare  $C \rightarrow$  *are my friends, friends of my friends?*
  - Ia în calcul numărul de triunghiuri din rețea
  - Coeficientul unui nod = raportul dintre numărul legăturilor care conectează vecinii nodului și numărul de legături posibile între acești vecini
  - $C$ - media coeficienților tuturor nodurilor din rețea



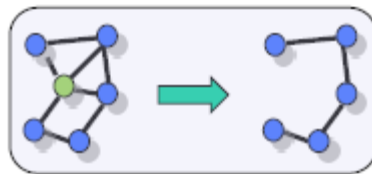
# Concepte de bază

## □ Eficiență globală

- Media armonică a drumurilor optime între toate nodurile rețelei

## □ Eficiență locală (a unui nod) → coeficientul de clusterizare

- Lungimea celui mai scurt drum între mulțimea vecinilor nodului (fără a considera nodul)



# Concepte de bază

## □ Spectrul unui graf

### ■ Mulțimea valorilor proprii a matricii de adiacență sau a celei Laplaciene

□ Un graf cu  $N$  noduri are  $N$  valori proprii  $\mu = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_N)$  și  $N$  vectori proprii  $V = (V_1, V_2, \dots, V_N)$ .

□ importante pentru attributele topologice

- Diametru
- Număr de cicluri
- Propagarea informației

□ importante pentru attributele de conectivitate

### ■ Densitatea spectrală

$$\rho(\mu) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta(\mu - \mu_i)$$

# Concepte de bază

## □ Structura comunităților

### ■ Comunitate în graf

- Un sub-graf ale cărui noduri sunt puternic conectate (sau cel puțin mai puternic conectate decât în cazul unei rețele aleatoare)

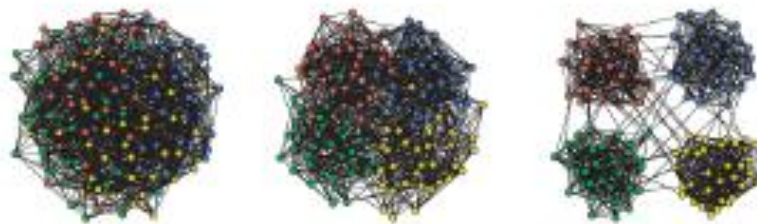


Figure from: Guimerà et al., Nature, 433, 895(2005)



### □ Evaluare

#### ■ Modularitate M

$$M = \sum_{s=1}^{N_M} \left[ \frac{l_s}{L} - \left( \frac{d_s}{2L} \right)^2 \right]$$

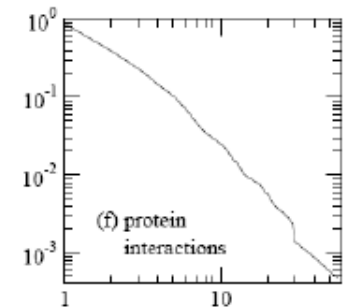
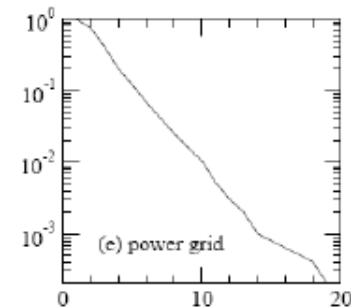
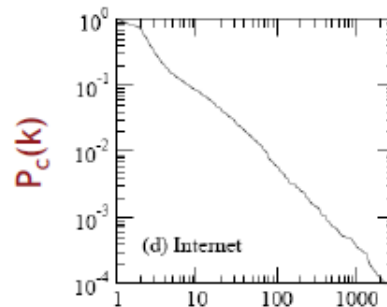
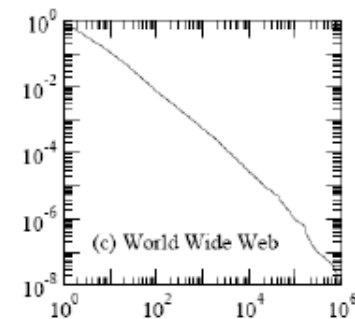
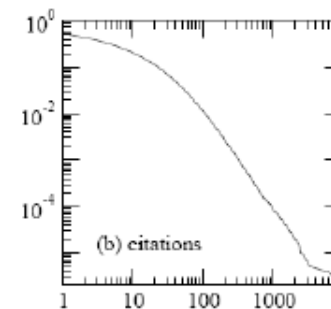
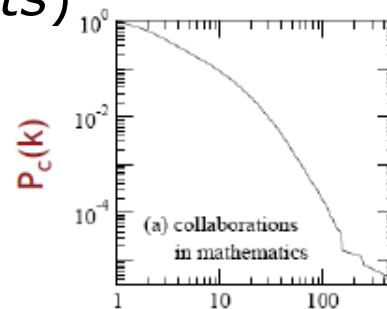
where  $N_M$  is the number of modules,  $L$  is the number of links in the network,  $l_s$  is the number of links between nodes in module  $s$ , and  $d_s$  is the sum of the degrees of the nodes in module  $s$ .

# Concepte de bază

## □ Distribuția gradelor

### ■ Distribuția (cumulată a) gradelor

- Proporția nodurilor în rețea cu grad (mai mare sau) egal cu un prag  $k$
- Poate fi exponențială (*random nets*) sau lege putere (*scale-free nets*)



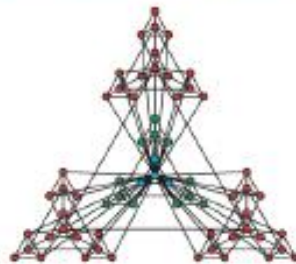
degree  $k$



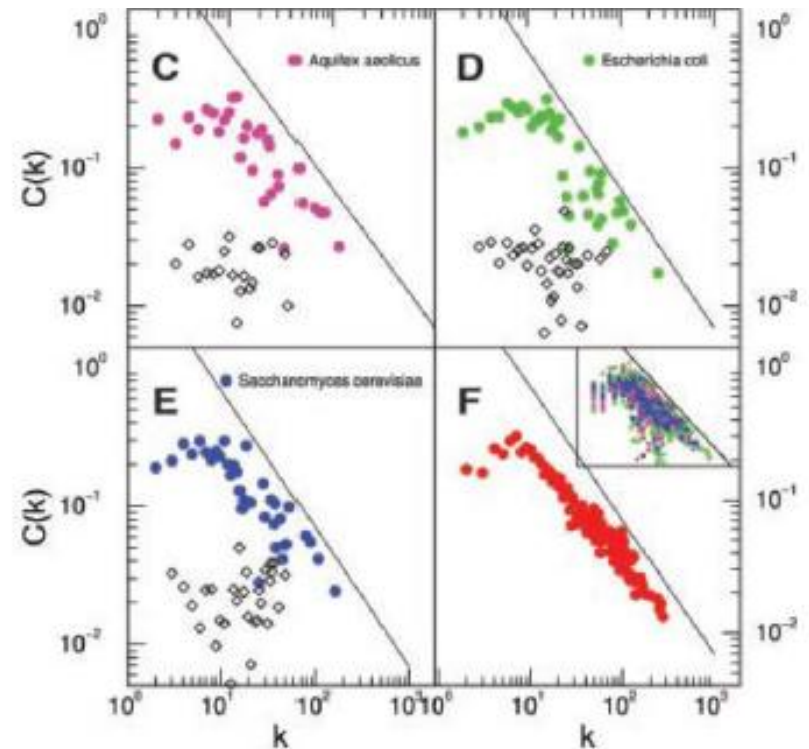
# Concepte de bază

## □ Clustering distribution

Figure: Clustering distribution in three organisms: *Aquifex aeolicus* (archaea) (C), *Escherichia coli* (bacterium) (D), and *Saccharomyces cerevisiae* (eukaryote) (E). (F) The  $C(k)$  curves averaged over all 43 organisms is shown, and the inset displays all 43 species together. Lines correspond to  $C(k) \sim k^{-1}$ , and diamonds represent the  $C(k)$  value expected for an equivalent scale-free network, indicating the absence of scaling

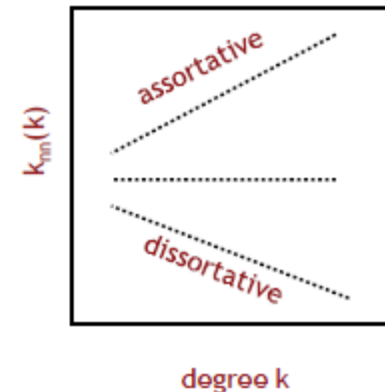
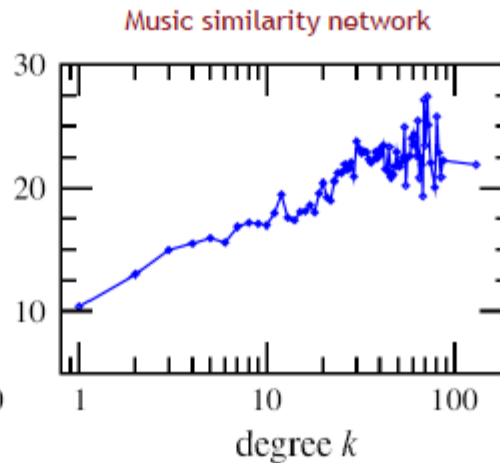
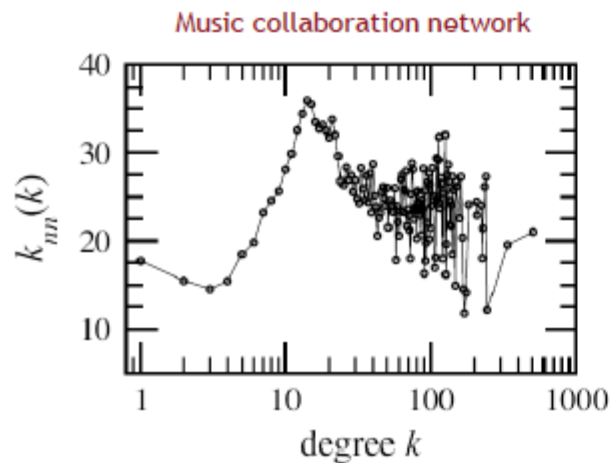


From E. Ravasz et al., Science, 297, 1551 (2002).



# Concepte de bază

- *Nearest neighbor degree*  $k_{nn}(k)$  și *assortativity*
  - $k_{nn}(k)$  – măsoara gradul vecinilor, fiind un indicator al asortării rețelei



# Tipuri de rețele complexe

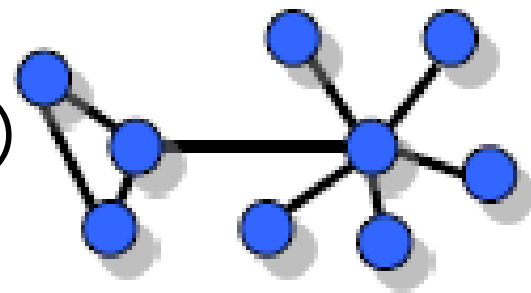
---

- Direcția legăturilor
  - Neorientate
  - Orientate
- Tipul legăturilor
  - Neponderate
  - Ponderate
- Diferențele între noduri
  - Simple
  - Bipartite
- Topologie
  - Statice
  - Evolutive
- Dinamica nodurilor
  - Fără dinamică
  - Cu dinamică

# Tipuri de rețele complexe

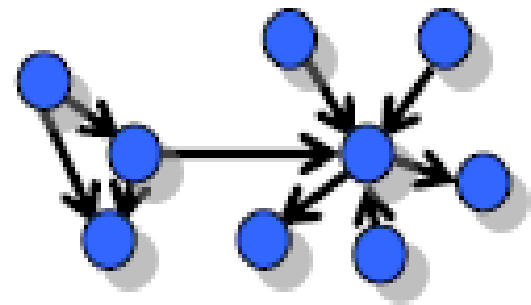
□ **Direcția legăturilor** → procesele dinamice din rețea (propagarea informației, sincronizarea, robustețea)

■ Neorientate (legături simetrice)



Examples: router network, power grid.

■ Orientate (legături asimetrice)

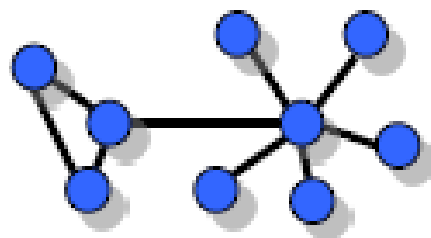


Examples: Internet, food webs, e-mail/telephone networks, etc...

# Tipuri de rețele complexe

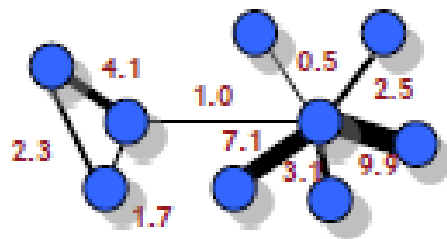
□ **Tipul legăturilor** → procesele dinamice din rețea (propagarea informației, sincronizare, robustețe)

■ Neponderate (omogene)



Examples: citation network, Internet, etc...

■ Ponderate (eterogene)



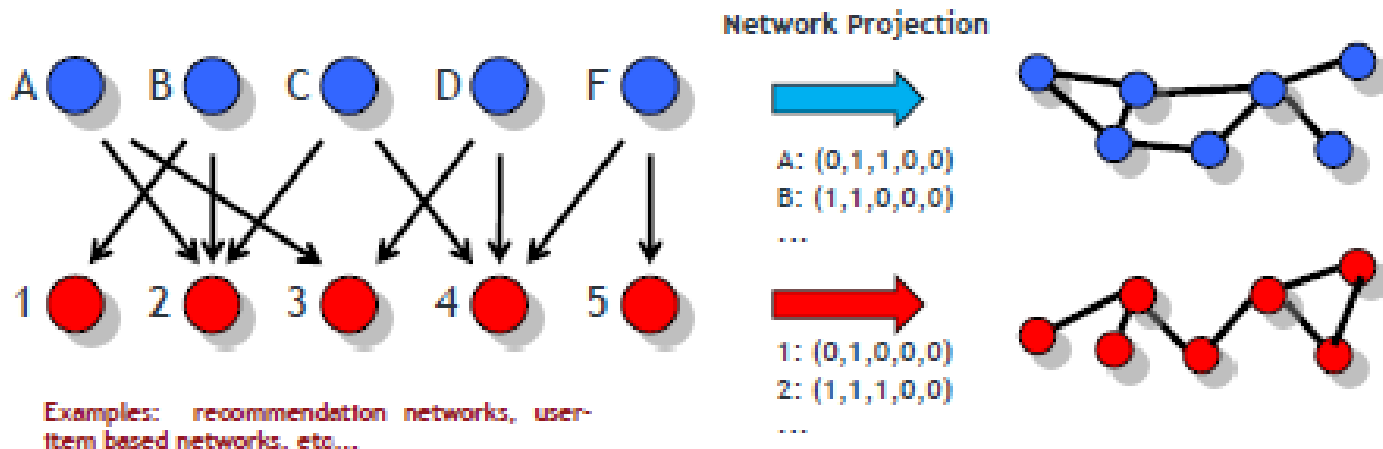
Examples: e-mail/telephone networks, food webs, power grid, collaboration network, etc...

# Tipuri de rețele complexe

## □ Diferențele între noduri

### ■ Simple

- Bipartite → rețele cu noduri de 2 sau mai multe tipuri și legături **doar** între nodurile de același



# Tipuri de rețele complexe

□ **Topologie** → rețelele nu "apar" instantaneu;

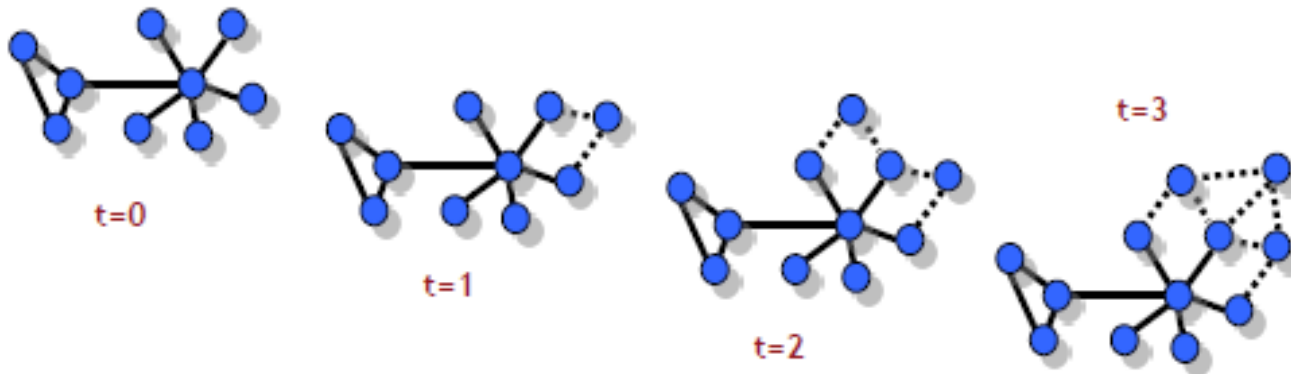
- Statice (ca și structură)

- Evolutive (ca și structură)

  - Posibile întrebări:

    - Care sunt reguli ce guvernează evoluția?

    - Care sunt consecințele aplicării acestor reguli asupra topologiei finale a rețelei?



# Tipuri de rețele complexe

---

## □ Dinamica nodurilor

- poate fi influențată prin matricea conexiunilor;
- se poate analiza influența topologiei rețelei în procesele dinamice care apar în rețea
  - sincronizări,
  - procese stocastice
- dar și vice-versa (influența proceselor asupra topologiei rețelei)
- Fără dinamică
- Cu dinamică → nodurile sunt sisteme dinamice (cuplate):
  - oscilatoare periodice – ex. Pendulul lui Foucault,
  - sisteme excitabile,
  - oscilatoare haotice – ex. criptări,
  - sisteme bistabile – ex. *semiconductor memory*



# Aplicații

---

## □ Rețele sociale

### ■ Proprietăți

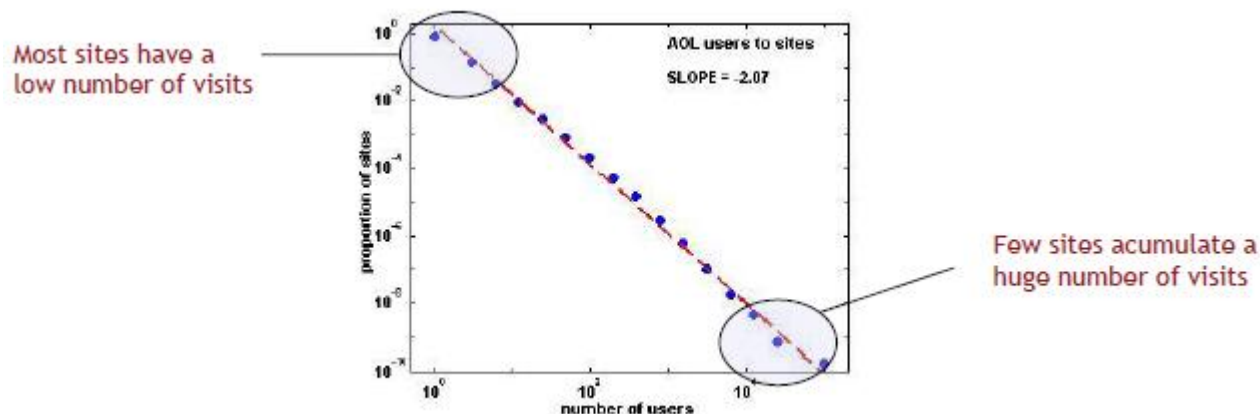
- Small-world
- Distribuții de tip power-low → noduri foarte conectate (*hub-uri*)
- Coeficient de clusterizare mare (relativ la rețelele aleatoare)
- Amestec de asortare
  - Ex: most connected nodes like to be together

# Aplicații

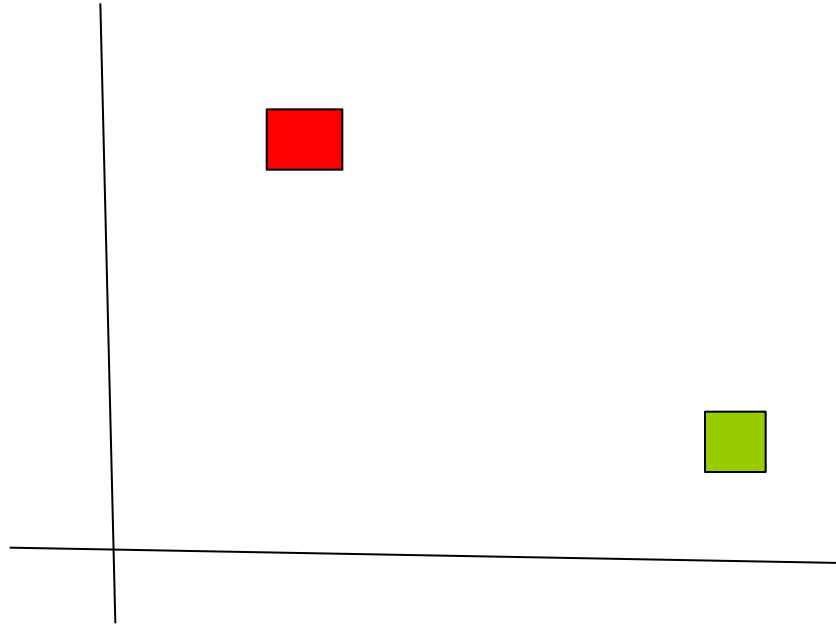
## □ Rețele sociale

### ■ Vilfredo Pareto (1848 – 1923)

- Distribuția bunăstării (venituri, pământuri, etc.) în diferite țări
  - Au aceeași distribuție *power-law*  $p(X \geq x) \sim x^{-\beta}$
- Principiu Pareto (regula 80-20):
  - 80% din efecte provin din 20% din cauze
    - Consecință a distribuției cumulate de tip *power law*
  - Aplicat în diferite domenii (economie ... sociologie)



AOL users' visits to various sites on a December day in 1997. From L.A. Adamic



# Aplicații

## □ Rețele sociale

### ■ George K. Zipf (1902 – 1950)

- Frecvența apariției cuvintelor în limba engleză urmează o distribuție a rangurilor ( $r$ ) de tip *power-law*

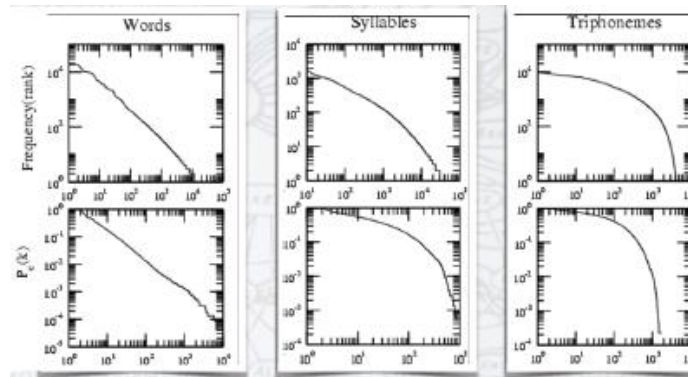
- $N(r) \sim r^{-\gamma}$

- Contexte (la diferite scări)

- Cuvinte

- Silabe

- Foneme



- Distribuția se schimbă atunci când se pierde semantica
    - Frecvența și gradul devin similare

**Simon model:** "as words are successively added to the text, a context is created. As the context emerges, it favors the later appearance of certain words—in particular, those that have already appeared—and inhibits the use of others."

$$n(r) = \frac{1}{(a + br)^z}$$

Depend on the context

Depends on semantics

# Aplicații

## □ Rețele sociale

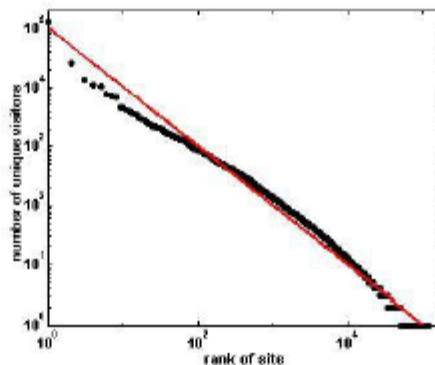
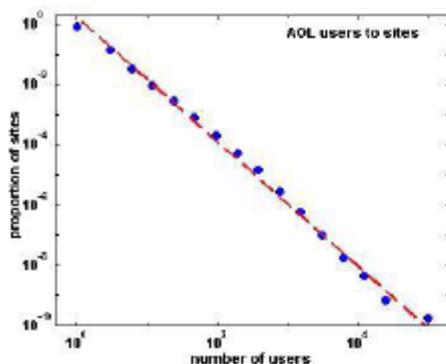
### ■ George K. Zipf (1902 – 1950)

#### □ Alte domenii

- Lingvistică
- Distribuția populației
- Rangurile veniturilor

#### □ Legătura cu Pareto

- al  $r$ -lea cel mai larg oraș are  $n$  locuitori (Zipf)
- $r$  orașe au  $n$  sau mai mult de  $n$  locuitori (Pareto)



AOL users' visits to various sites on a December day in 1997.  
From L.A. Adamic, *Zipf, Power-laws, and Pareto - a ranking tutorial*.

Pareto Distribution:

$$r(X \geq n) \sim n^{-\beta}$$

Zipfian Distribution:

$$n(r) \sim r^{-\gamma}$$

Correspondence:

$$\beta = 1/\gamma$$

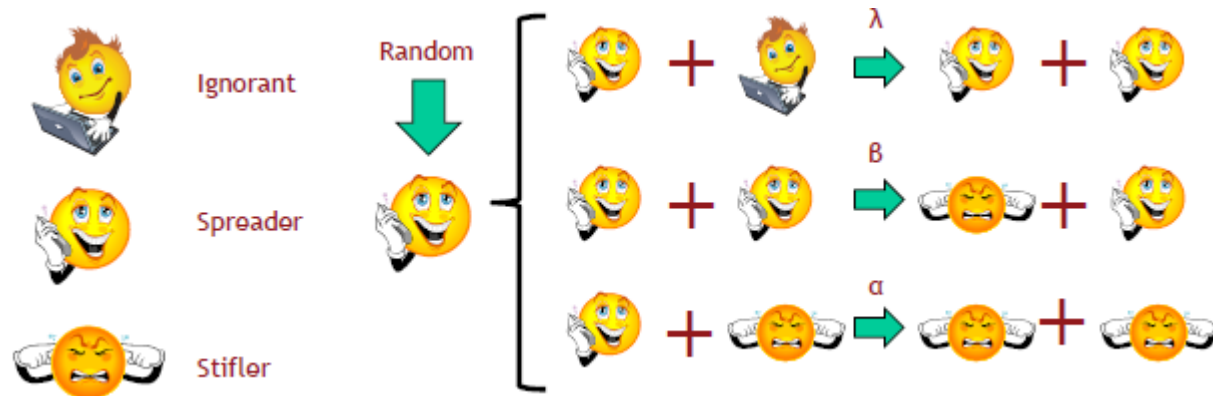
# Aplicații

## □ Rețele sociale

### ■ Răspândirea zvonurilor/bolilor

#### □ Modelul *Ignorant-Spreader-Stifler* (modelul Daley and Kendal)

- La fiecare moment de timp un informator aleator  $i$  este selectat; acesta contactează unul din vecinii săi  $j$ 
  - Dacă  $j$  este ignorant,  $j$  se transformă în informator
  - Dacă  $j$  este un informator sau un ne-interesat,  $i$  se transformă în ne-interesat



# Aplicații

## □ Rețele sociale

### ■ Răspândirea zvonurilor/bolilor într-o rețea small-world

#### □ Modelul Ignorant-Spreader-Stifler (modelul Daley and Kendal)

After a certain transient, the rumor stops:

$N$  = total number of nodes

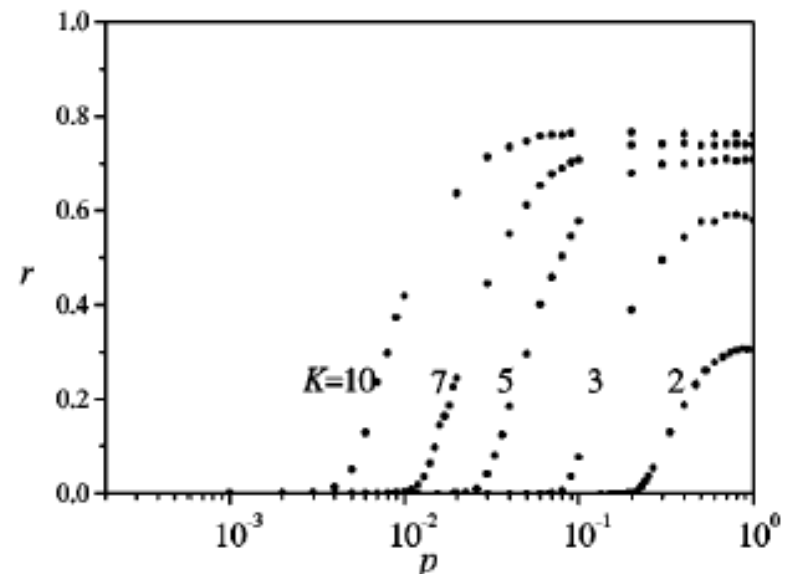
$r = N_{\text{stiflers}}/N$

$P$  = probability of rewiring

$\lambda = \beta = \alpha$  (for the case of the figure)

□ Below a certain  $p_c$  the rumor does not reach a significant part of the network.

□ Highest degree, highest probability for the onset of the rumor propagation.

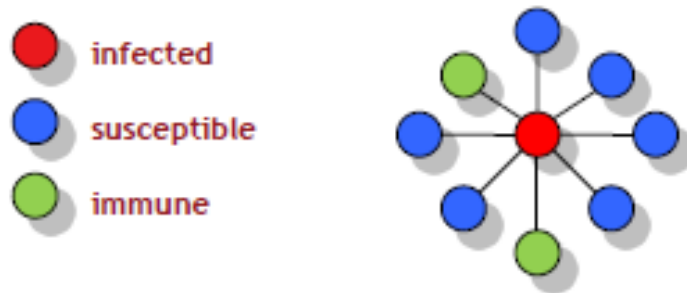


# Aplicații

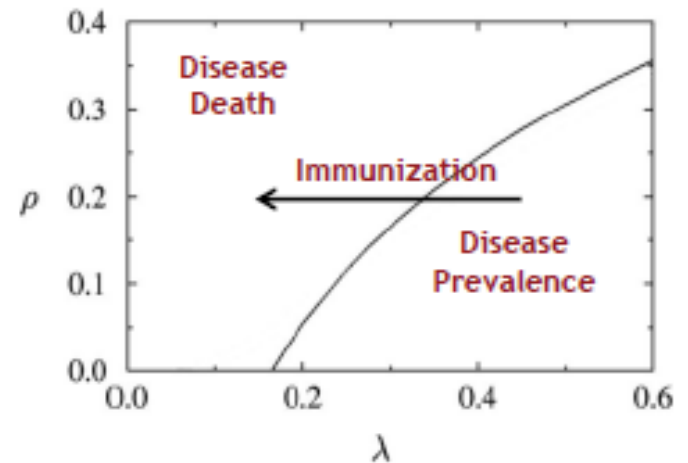
## □ Rețele sociale

- Răspândirea zvonurilor/bolilor într-o rețea small-world
  - Cum să luptăm împotriva răspândirii?

$\lambda$  = spreading rate  
 $g$  = fraction of immune nodes



Effective Spreading Rate:  $\lambda_g \rightarrow \lambda (1-g) \leq \lambda_c$





# Aplicații

## □ Rețele sociale

### ■ Comunitățile și rolul lor

#### □ Clubul Zachary (de karate)

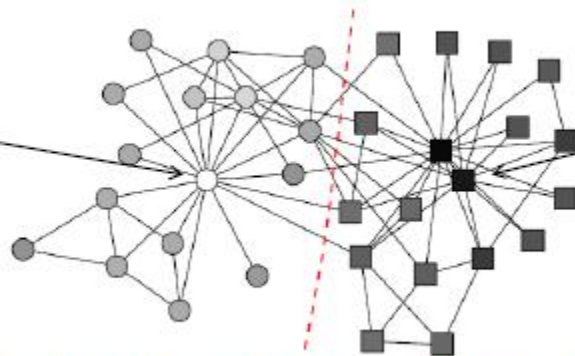


Figure from: M. E. J. Newman, Proc. Natl. Acad. Sci. USA 103, 8577 (2006)

# Aplicații

---

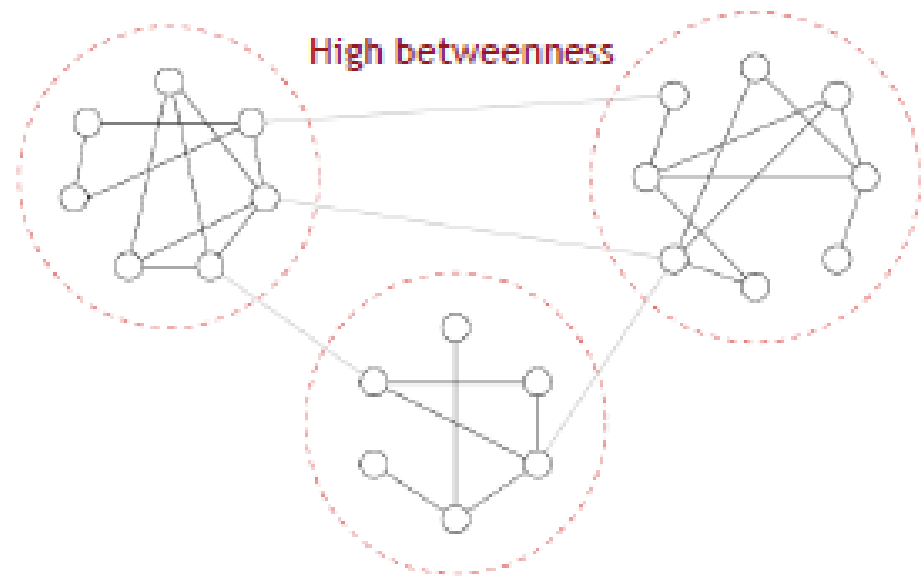
- Rețele sociale → Comunitățile și rolul lor
  - Structura modulară a rețelelor complexe
    - Existența comunităților nu se reflectă în distribuția gradelor, clustering sau assortativity
    - Comunitățile sunt relaționate de funcțiile nodurilor
    - Detecția comunităților = problemă cu multiple soluții
      - Algoritmi
        - Metode de eliminare a legăturilor
        - Metode aglomerative
        - Algoritmi bazați pe modularitate
        - Metode spectrale

# Aplicații

- ❑ Rețele sociale → Comunitățile și rolul lor → Detecția comunităților
  - Metode de eliminare a legăturilor
    - ❑ Se tot elimină legăturile slabe până când rețeaua începe să se rupă

Example:

The weakest links are those with the highest betweenness.



# Aplicații

## □ Rețele sociale → Comunitățile și rolul lor → Detectia comunităților

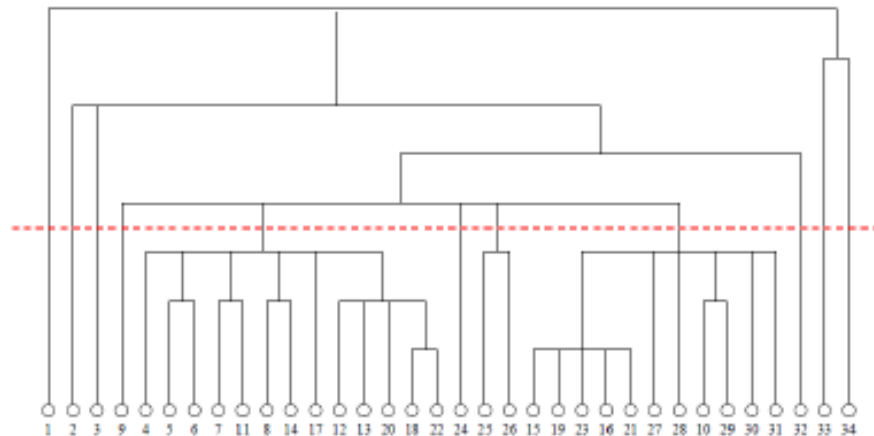
### ■ Metode aglomerative (*Bottom-up*)

- Inițial fiecare nod aparține unei comunități
- Nodurile similare

Example:

The similarity is based on the  
*structural equivalence*

$$x_{ij} = \sqrt{\sum_{k \neq i,j} (A_{ik} - A_{kj})^2}$$



Hierarchical clustering partition of the Zachary Karate Club.

# Aplicații

## □ Rețele sociale → Comunitățile și rolul lor → Detecția comunităților

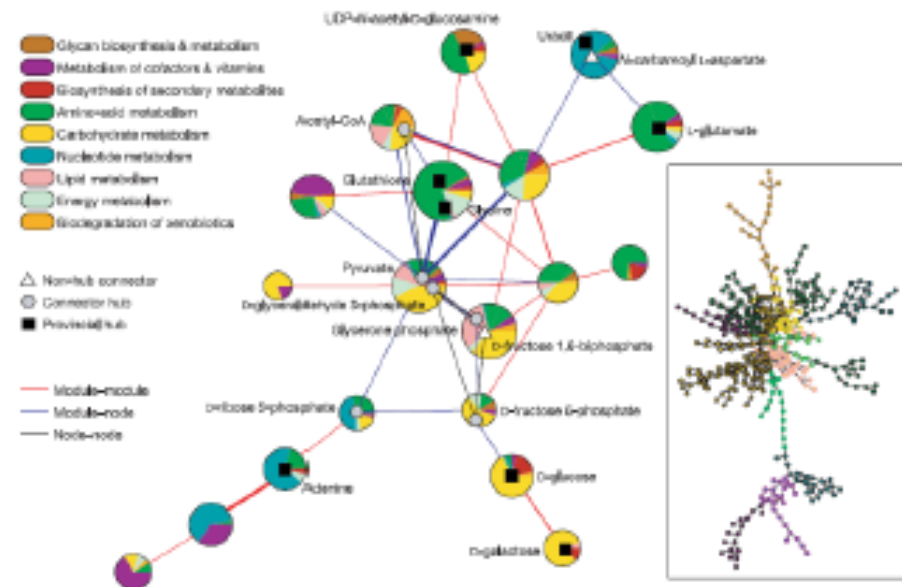
### ■ Algoritmi bazați pe modularitate

- Modularitatea = numărul de elgături dintre grupuri – numărul estimat de legături între grupuri într-o rețea aleatoare

Example:

The simulated annealing algorithm is an stochastic algorithm that searches for the maximum modularity by allowing negative (decreasing) variations of the modularity.

Figure: Partition of the metabolic network of *E. Coli* using AS algorithm. From Guimerà et al., Nature, 433,895 (2005).



# Aplicații

## □ Rețele sociale → Comunitățile și rolul lor → Detectia comunităților

### ■ Metode spectrale

#### □ Separarea rețelei în

- 2 (sau mai multe) componente
- prin analiza spectrală a matricii Laplaciene
  - care conține toate informațiile topologice despre rețea

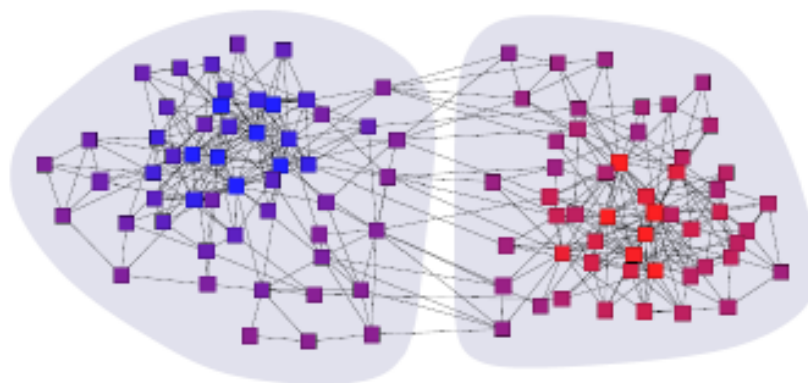


Figure: Division of a collection of US political books (blue, left wing) (red, right wing) made by spectral partitioning.  
From Newman, PRE, 74, 36104 (2006).

# Aplicații

## □ Rețele biologice

### ■ Proprietăți

- Small-world
- Dissortative mixing
  - multe dintre nodurile conectate nu sunt conectate preferențial unele cu altele
- Organizate în sub-module
  - Modularitate ridicată
  - Structuri comunitare

### ■ Pionieri

- Watts și Strogatz



|                   | $L_{actual}$ | $L_{random}$ | $C_{actual}$ | $C_{random}$ |
|-------------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| Film actors       | 3.65         | 2.99         | 0.79         | 0.00027      |
| Power grid        | 18.7         | 12.4         | 0.080        | 0.005        |
| <i>C. elegans</i> | 2.65         | 2.25         | 0.28         | 0.05         |

The small-world of *C. Elegans* neural network, with an edge joining two neurons if they are connected by either a synapse or a gap junction ( $n=282$ ,  $\langle k \rangle=14$ ). Table from Watts et al., 393, 440 (1998)

# Aplicații

## □ Rețele biologice

### ■ Rețele metabolice

### ■ Rețele proteice

#### □ Drojdia

- 6000 proteine
- 3 interacțiuni per proteină
- 20 000 interacțiuni

#### □ Corpul uman

- De ordinul 100 000 de interacțiuni

### ■ Rețele genetice

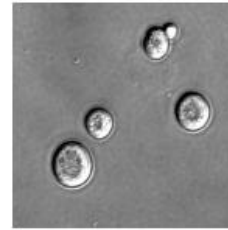
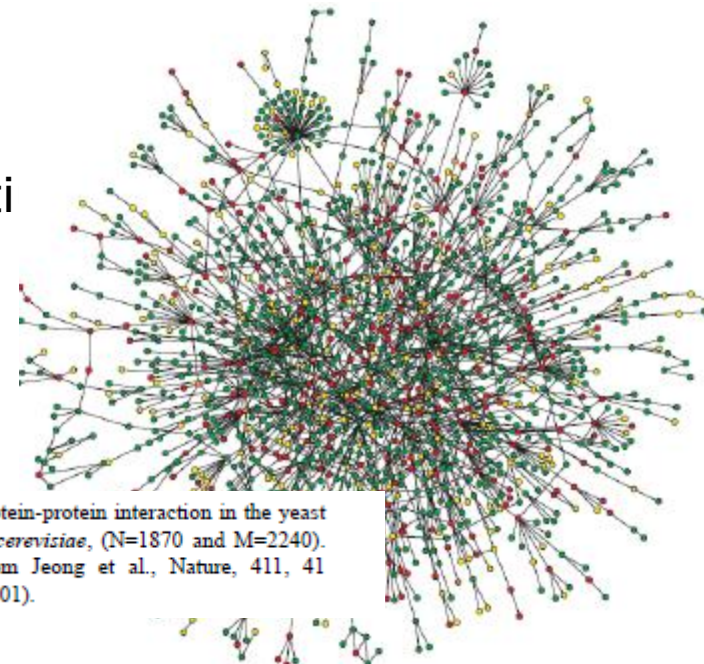
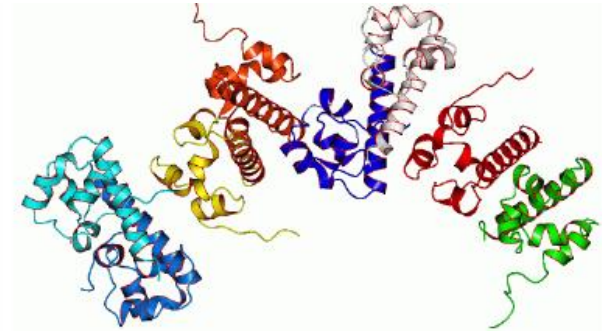


Figure from Thanos, et al.,  
Science, 283, 833 (1999)



Protein-protein interaction in the yeast  
*S. cerevisiae*, (N=1870 and M=2240).  
From Jeong et al., Nature, 411, 41  
(2001).



# Aplicații

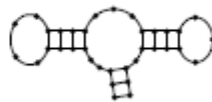
## □ Rețele biologice

### ■ Rețele neutre ale acidului ribonucleic (RNA)

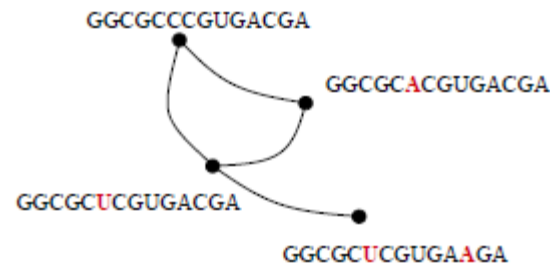
- Transformarea secvență – structură este degenerată
  - Aceeași structură poate fi obținută cu o multitudine de diferite lanțuri

A: adenina  
C: citosina  
G: guanina  
U: uracilo

|                                      |   |
|--------------------------------------|---|
| AGCUAGUGCAAUAGCACCAAGGAUCCGGAUCCAGCU | ((((...(((.....))))...(((.....))))...)) |
| AGCAAAGUGCAGUUGCACAAGGAUCCUUAUCCAGCU | ((((...(((.....))))...(((.....))))...)) |
| GGCCCCCGUGACGACGGAGCGGAUAAGGUCCAGCC  | ((((...(((.....))))...(((.....))))...)) |
| GGCAAUUGCUCAUGUAAACGGGAUCCGGAUCCAGCU | ((((...(((.....))))...(((.....))))...)) |
| GGCGCCCGUGACGACGGAGCGGAGAAGCUCCAGCC  | ((((...(((.....))))...(((.....))))...)) |



S



# Aplicații

## □ Rețele biologice

### ■ Rețele funcționale ale creierului

#### □ RMN funcțional

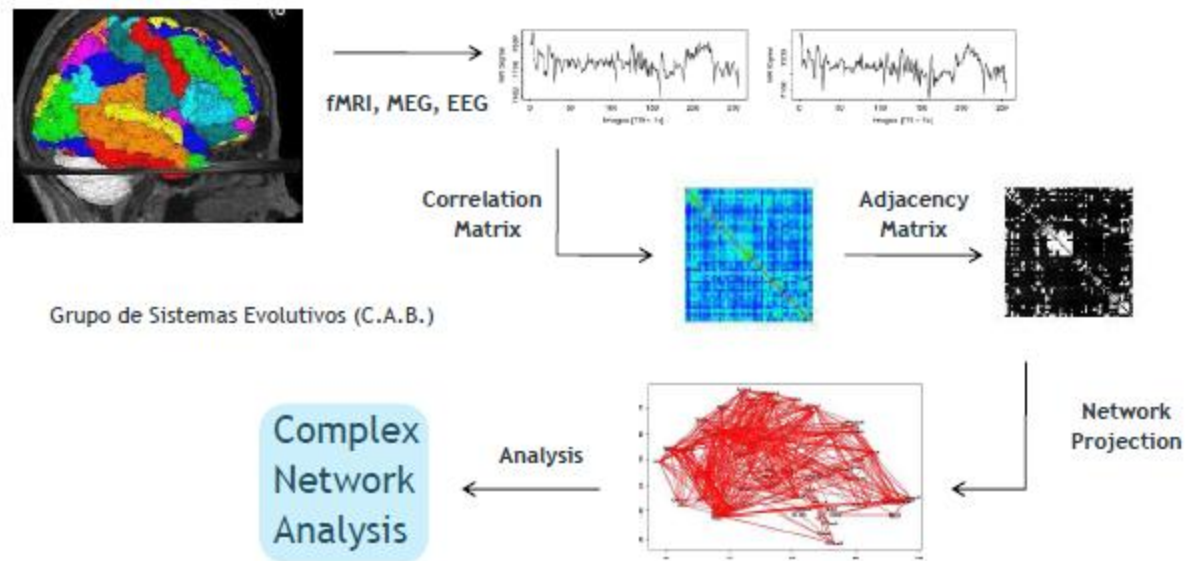
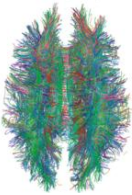
- Măsoară cum diferite părți ale creierului răspund la stimuli exteriori sau la activități pasive într-o stare de repaus

#### □ Electroencefalogramă

- Înregistrarea biocurenților câmpurilor transcranieni la nivelul tegumentelor și înregistrarea grafică a acestora în timp sub forma de unde

#### □ Magnetoencefalogramă

- tehnică de imagistică neurală funcțională pentru cartografierea activității **creierului** prin înregistrarea câmpurilor magnetice produse de curenții electrici ce apar în mod natural în creier,



# Aplicații

---

## □ Rețele biologice

### ■ Rețele funcționale ale creierului

- Alzheimer
- Mild Cognitive Impairment
- Schizofrenie
- Epilepsie

# Aplicații

## □ Rețele muzicale

- Rețele ale notelor
- Rețele ale melodiilor
- Rețele ale artiștilor
- Rețele ale utilizatorilor

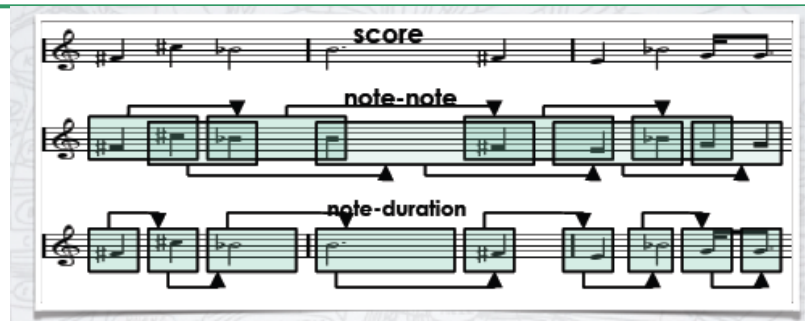


# Aplicații

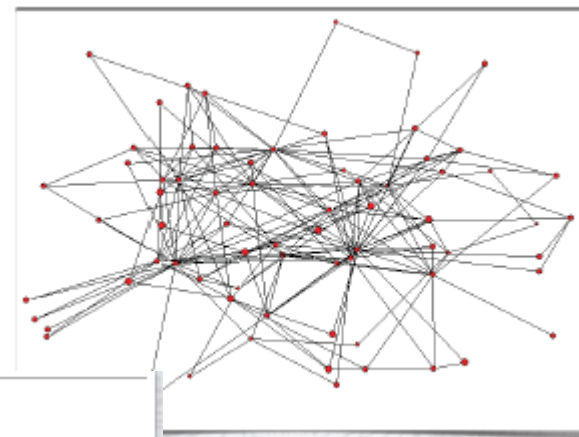
## □ Rețele muzicale

### ■ Rețele ale notelor

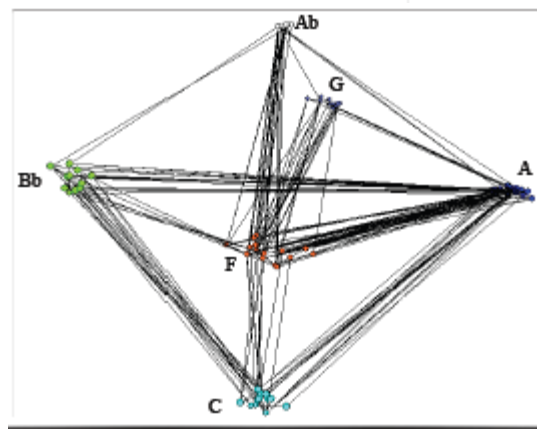
- Nota = nod
- Legătura = proximitatea (apropierea) notelor



### □ Rețeaua duratei notelor



### □ Rețeaua notelor



# Aplicații

## □ Rețele muzicale de note

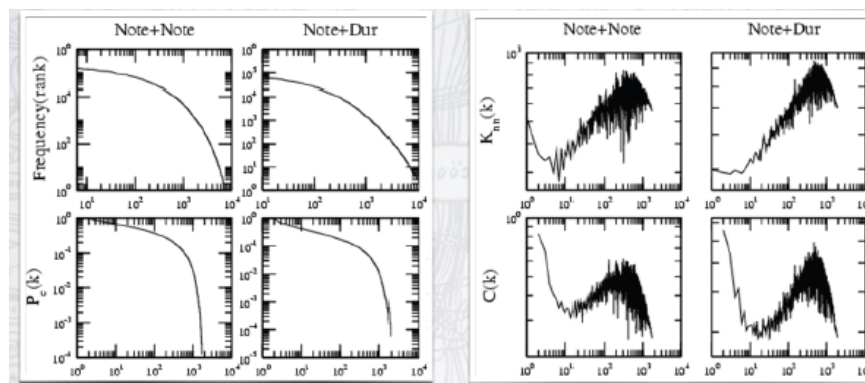
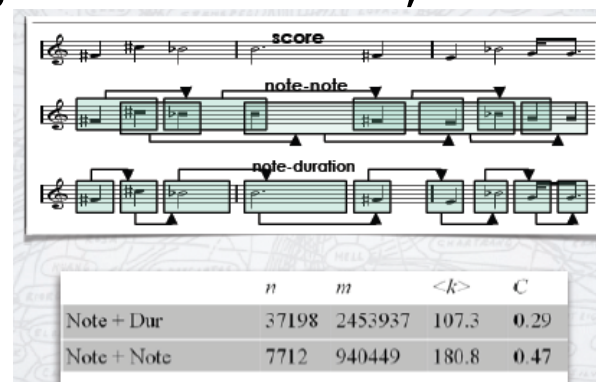
### ■ Legea Zipf

- Context = o ierarhie a modelelor (șabloanelor) care apar în diferite tempo-uri (progresie armonică, melodie, ton, ritm, ...)

- Note + durată
- Note + note

### ■ Rețelele de note

- sunt assortative
- au o distribuție de clusterizare specifică

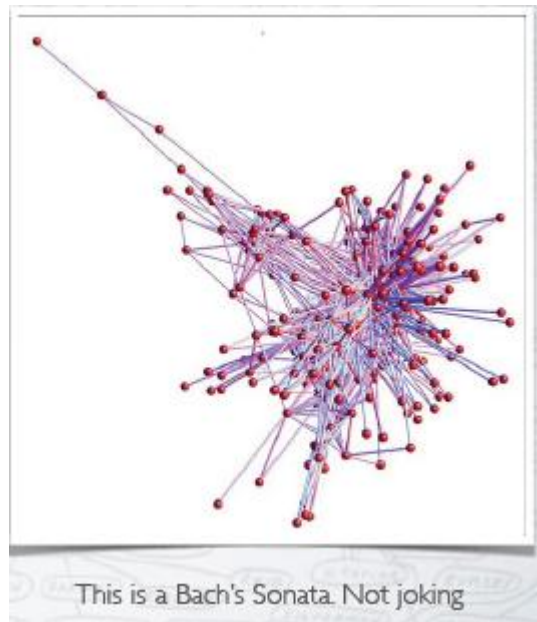


# Aplicații

## □ Rețele muzicale de note

### ■ De ce?

- Sa creăm muzică pornind de la proprietățile rețelei și folosind procese aleatoare ghidate

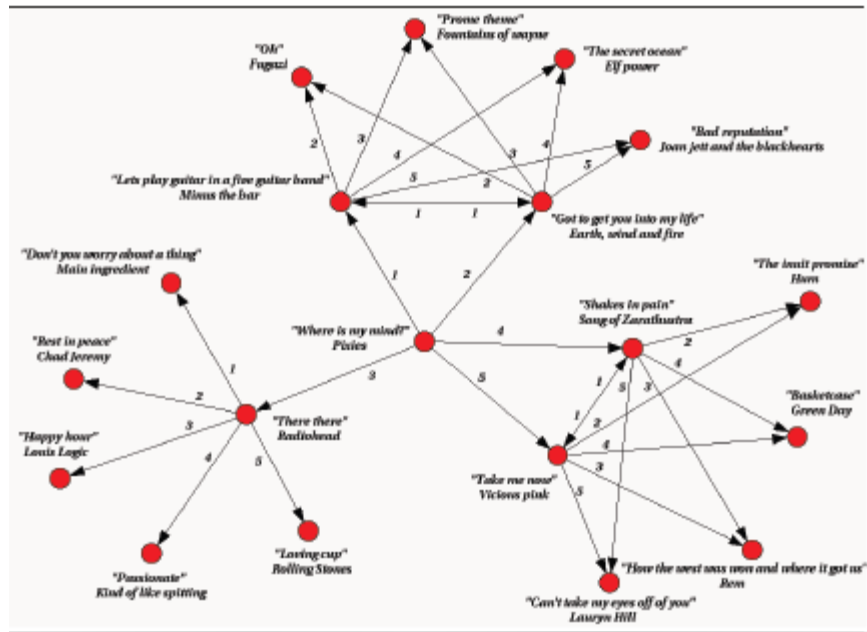


# Aplicații

## □ Rețele muzicale

### ■ Rețele ale melodiilor

- Nod = melodie
- Legătura = diferite relații
  - Ex. Apariția în playlist-uri



From "The complex network of musical tastes", J.M. Buldú, P. Cano, M. Koppenberger, J.A. Almendral and S. Boccaletti, New J. Phys. 9, 172 (2007).



# Aplicații

---

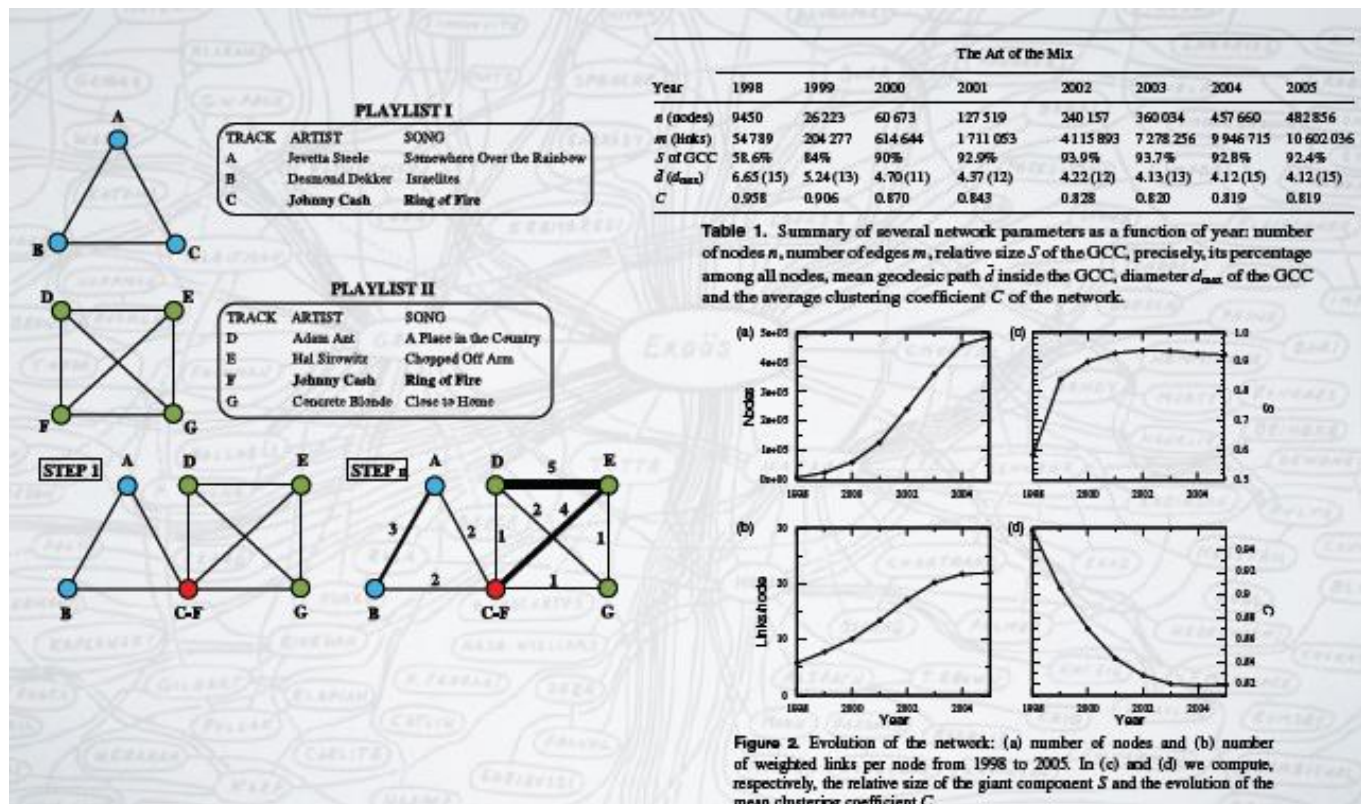
## □ Rețele muzicale ale melodiilor

### ■ De ce?

- Analiza structurii
  - Drumuri, module
- Detectarea celei mai influente melodii
- Clasificare (etichetare)
- Proiectarea unor sisteme automate de recomandare eficiente

# Aplicații

- Rețele muzicale de melodii
  - Evoluează în timp

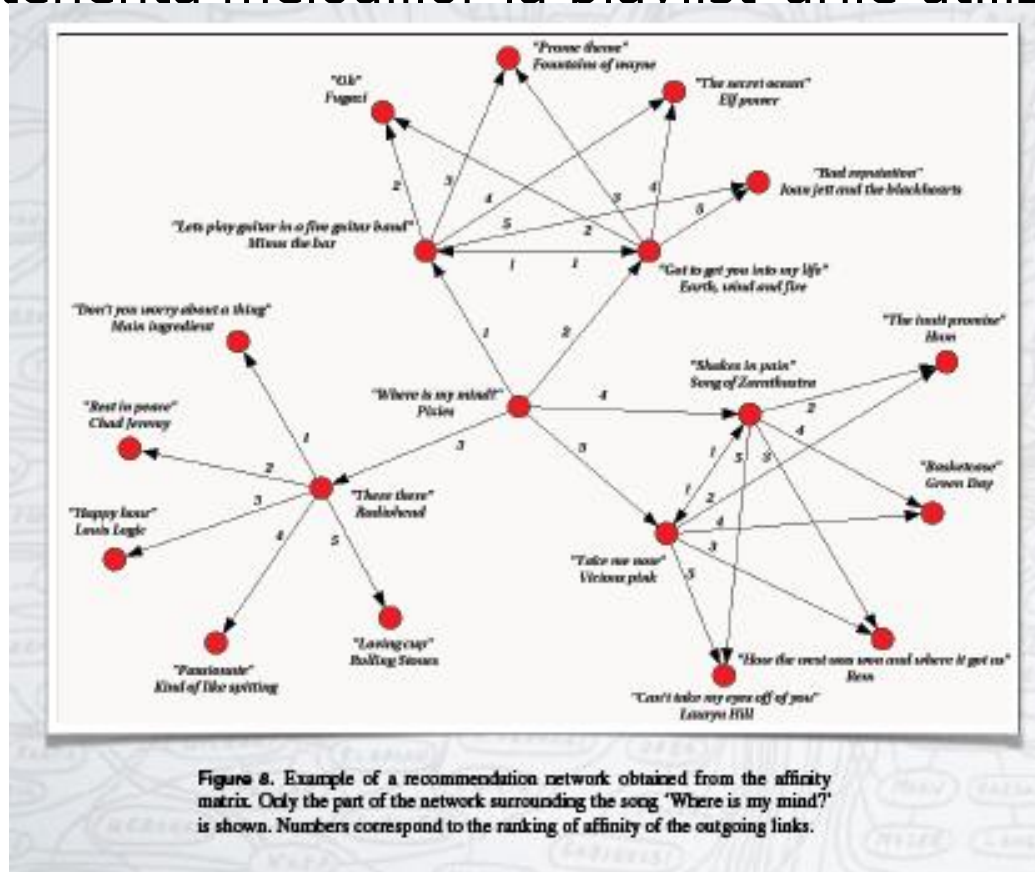


# Aplicații

## □ Rețele muzicale de melodii

### ■ Gusturi muzicale

#### □ Apartenența melodiilor la playlist-urile utilizatorilor

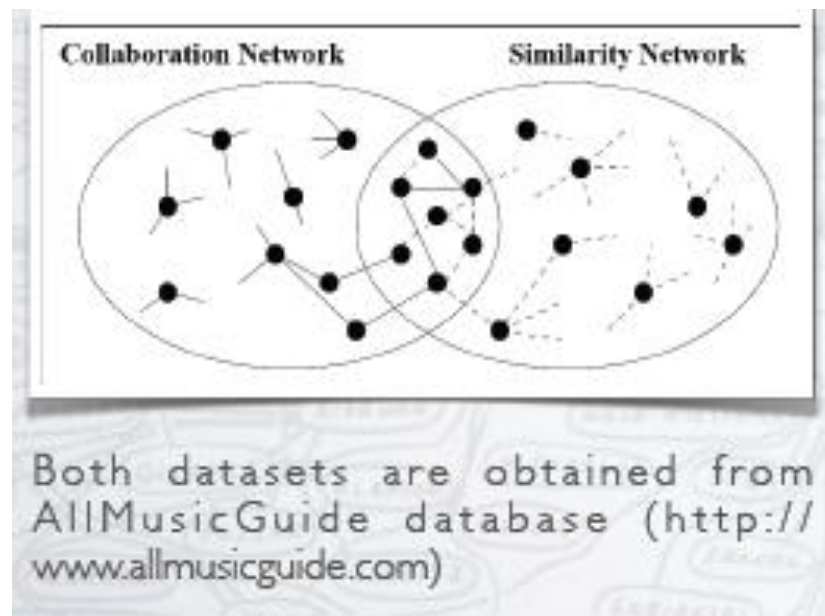
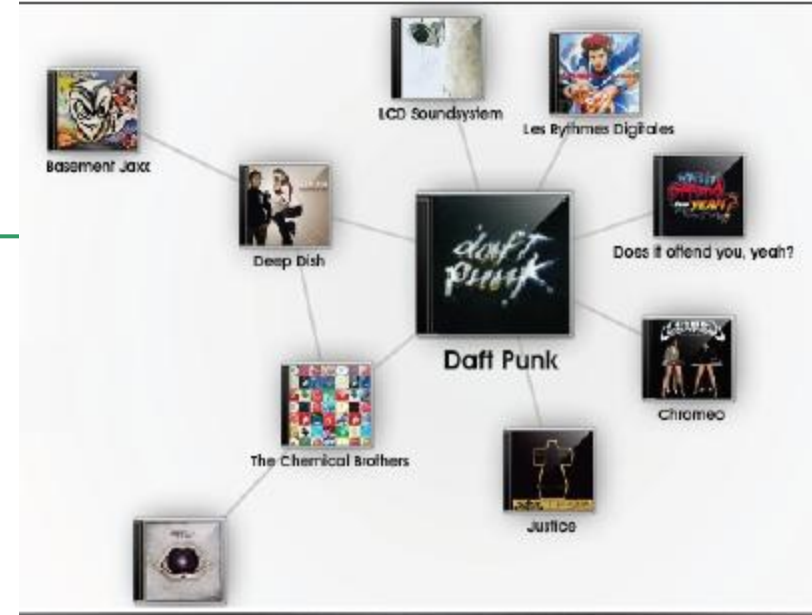


# Aplicații

## □ Rețele muzicale

### ■ Rețele ale artiștilor

- Nod = artist
- Legătură = diferite relații
  - Similaritate
  - Colaborare
  - Afinitate

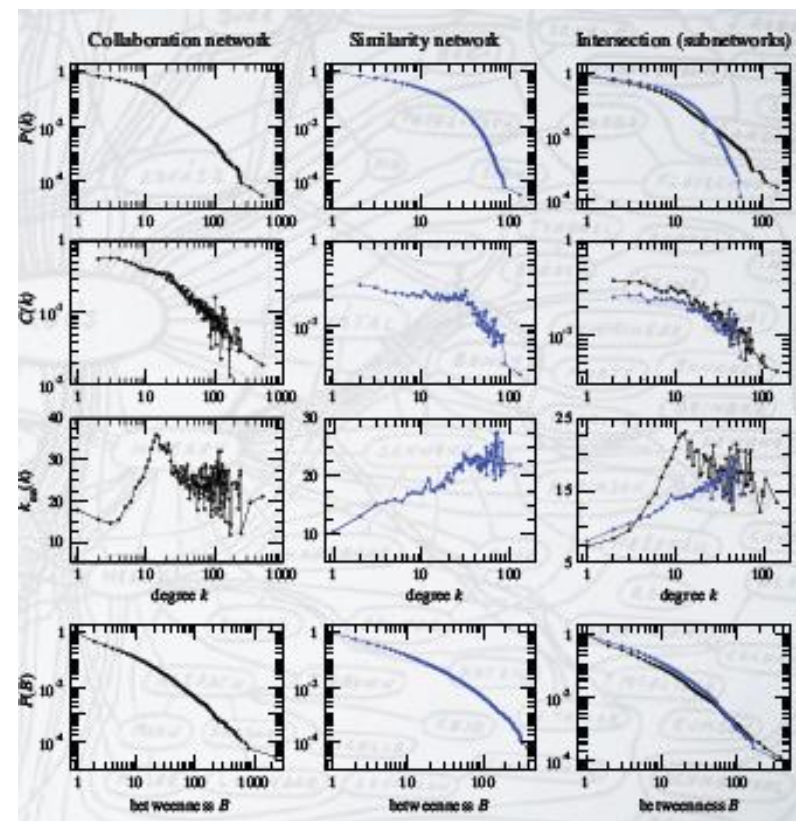


# Aplicații

## □ Rețele muzicale

### ■ Rețele ale artiștilor

- Nod = artist
- Legătură = diferite relații
  - Similaritate
  - Colaborare
  - Afinitate
- Au același număr de noduri
- Au structuri diferite



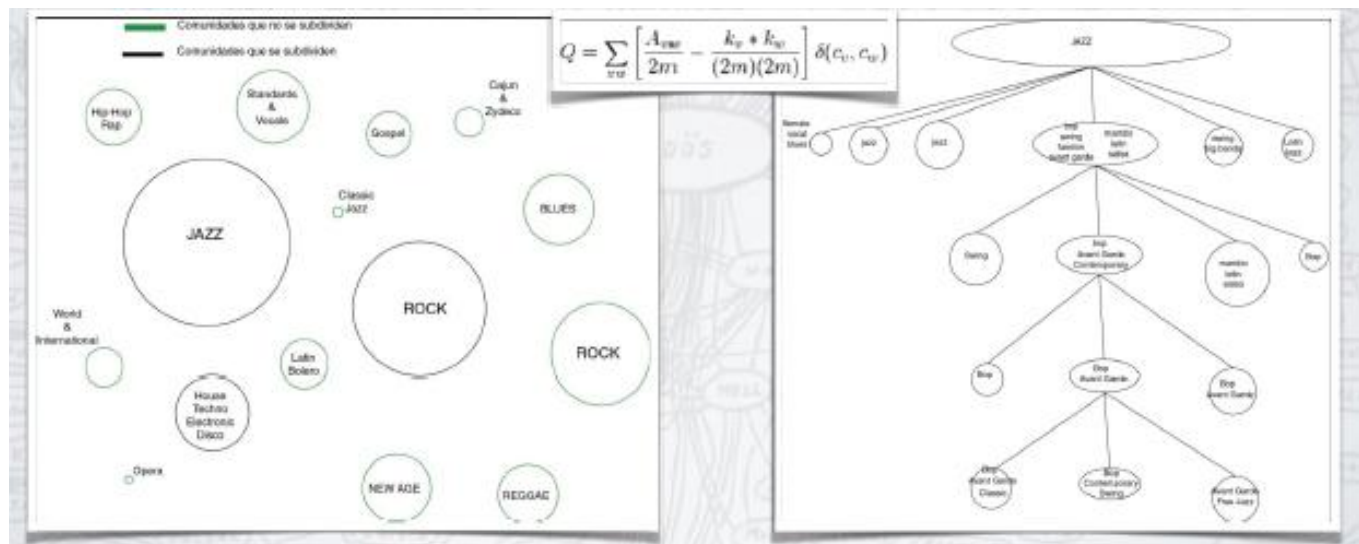
# Aplicații

## □ Rețele muzicale ale artiștilor

### ■ Detecția comunităților oferă informații despre rețea

#### □ Separarea rețelei pe baza modularității

- În comunități
- În sub-comunități

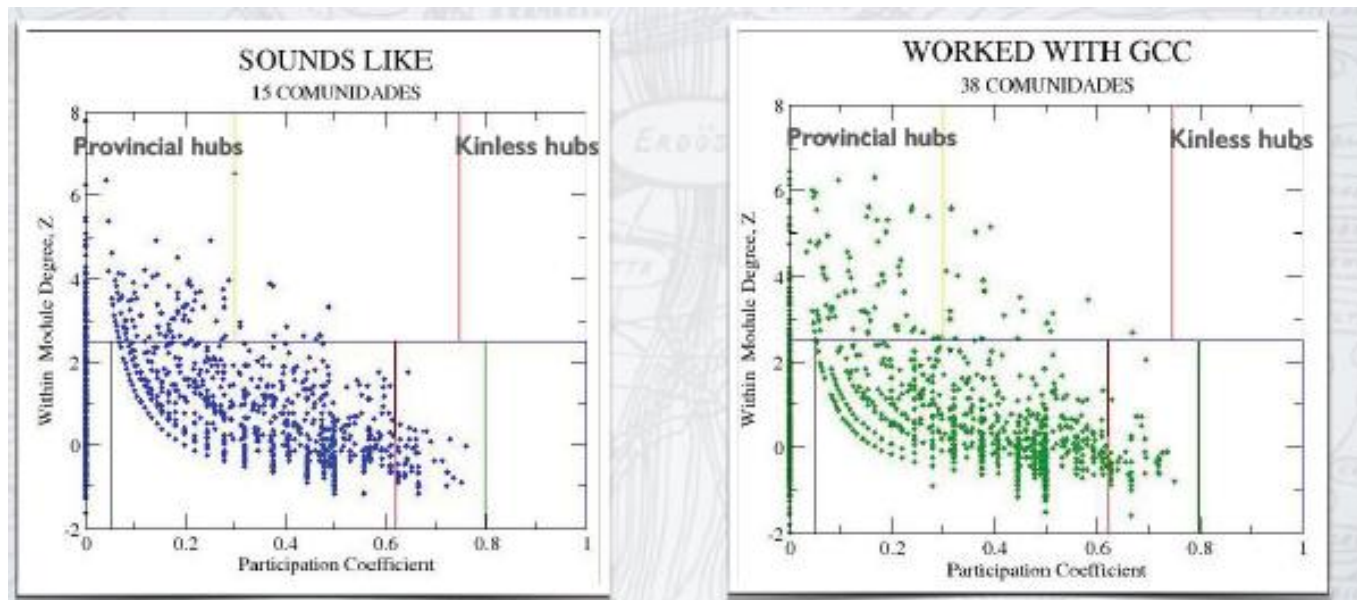




# Aplicații

## □ Rețele muzicale ale artiștilor

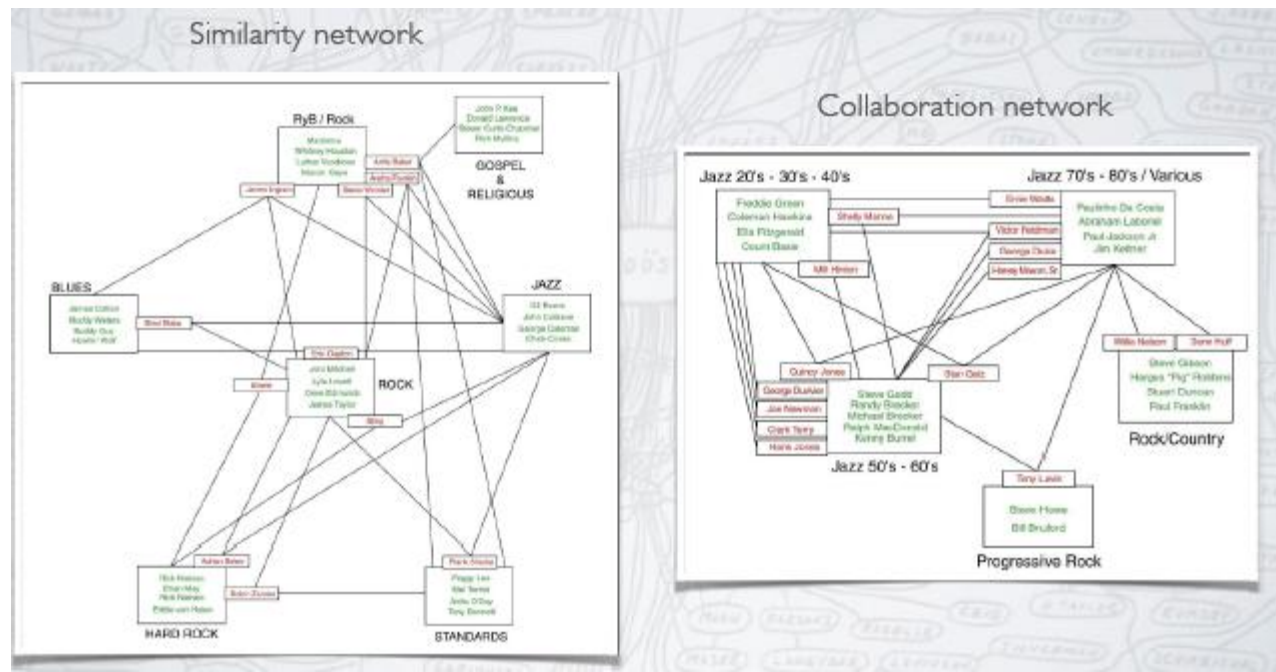
- Detecția comunităților oferă informații despre rețea
  - Separarea rețelei pe baza modularității
  - Se pot identifica hub-uri



# MIRPR

## □ Rețele muzicale ale artiștilor

- **Detecția comunităților oferă informații despre rețea**
  - Separarea rețelei pe baza modularității
  - Se pot identifica hub-uri
  - Se pot face cartografieri ale hub-urilor



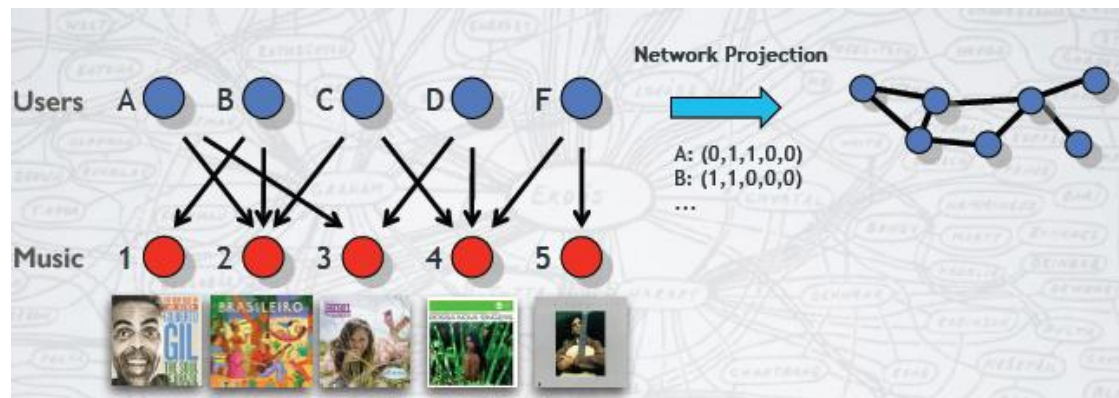


# Aplicații

## □ Rețele muzicale

### ■ Rețele ale utilizatorilor

- Nod = utilizator (consumator)
- Legătură = diferite relații



### ■ De ce?

- Folosite în sistemele de recomandare



# Aplicații

- Rețele muzicale ale utilizatorilor
  - De ce e importantă topologia rețelei?

|        | n      | <k>  | C    | d   | d <sub>r</sub> | r     | γ <sub>in</sub> | γ <sub>out</sub> |
|--------|--------|------|------|-----|----------------|-------|-----------------|------------------|
| MSN    | 51,616 | 5.5  | 0.54 | 7.7 | 6.4            | -0.07 | 2.4±.01         |                  |
| Amazon | 23,566 | 13.4 | 0.14 | 4.2 | 3.9            | -0.06 | 2.3±.02         | 2.4±.04          |
| Yahoo! | 16,302 | 62.8 | 0.38 | 2.7 | 2.3            | -0.21 |                 |                  |
| AMG    | 29,206 | 8.15 | 0.20 | 6.2 | 4.9            | 0.18  |                 |                  |

Small World

Good navigation properties  
Kleinberg, Nature 406:845 (2000)  
de Moura..., PRE 68, 036106 (2003)

# Aplicații

## □ Rețele muzicale

- O diversitate de a proiecta muzica într-o rețea
- Care model de rețea este cel mai potrivit?

