

TEORETYCZNE PODSTAWY INFORMATYKI

21/11/2016

WFAiS UJ, Informatyka Stosowana
I rok studiów, I stopień

Wykład 9

2

Dane w postaci grafów

- Dane w postaci grafów
- Algorytm PageRanking

Przykład: social network

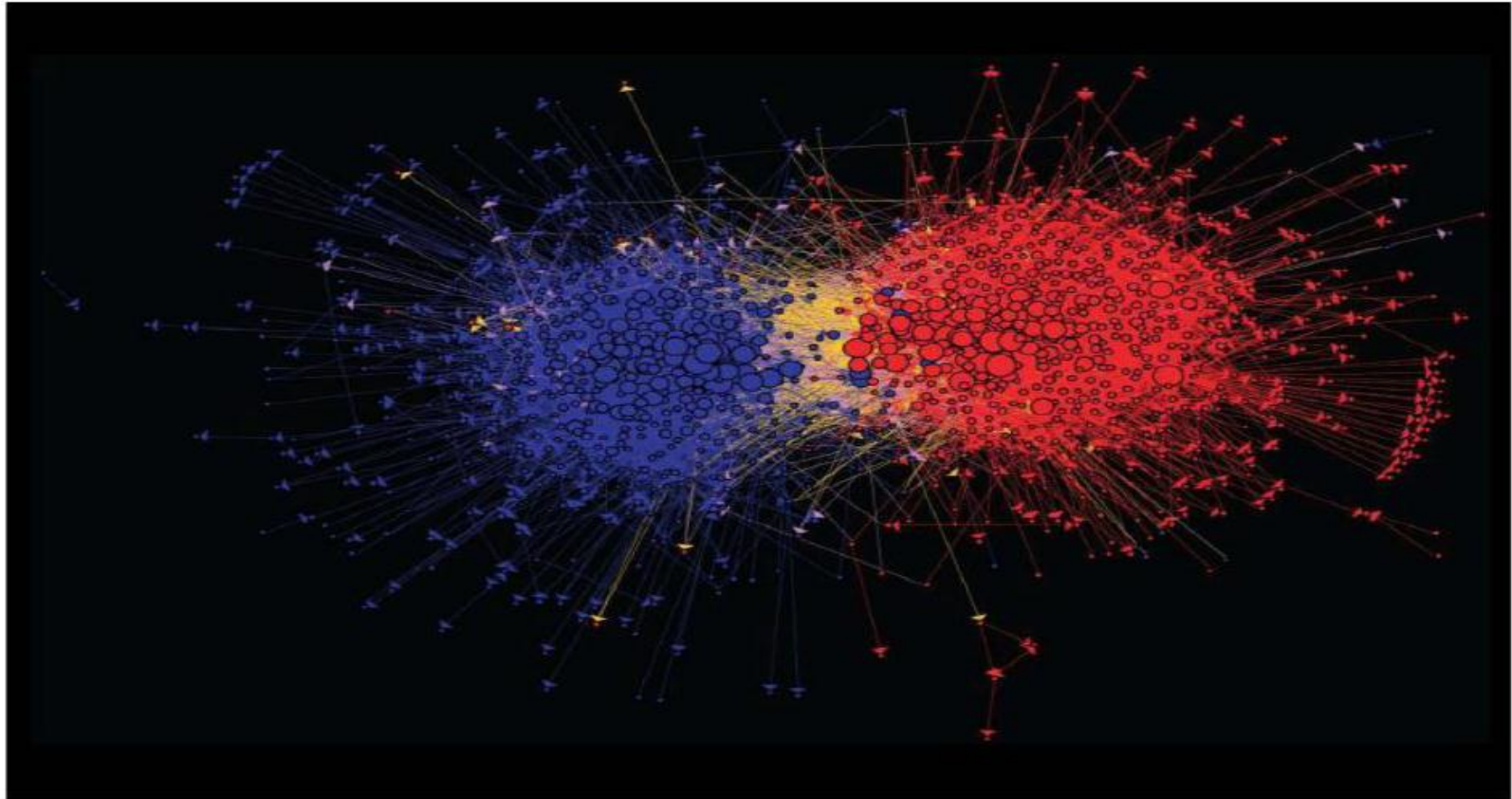
3



Facebook social graph

Przykład: media network

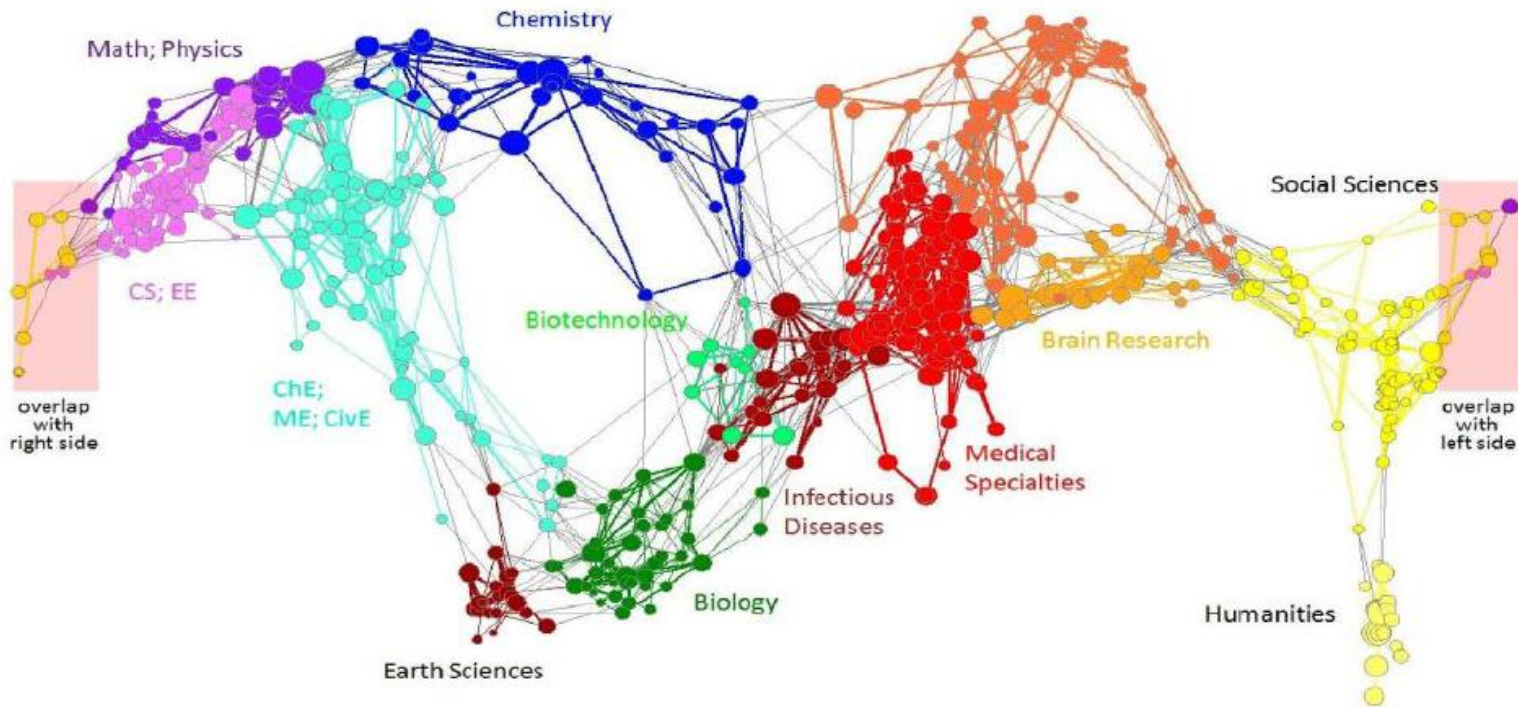
4



Connections between political blogs
Polarization of the network [Adamic-Glance, 2005]

Przykład: information network

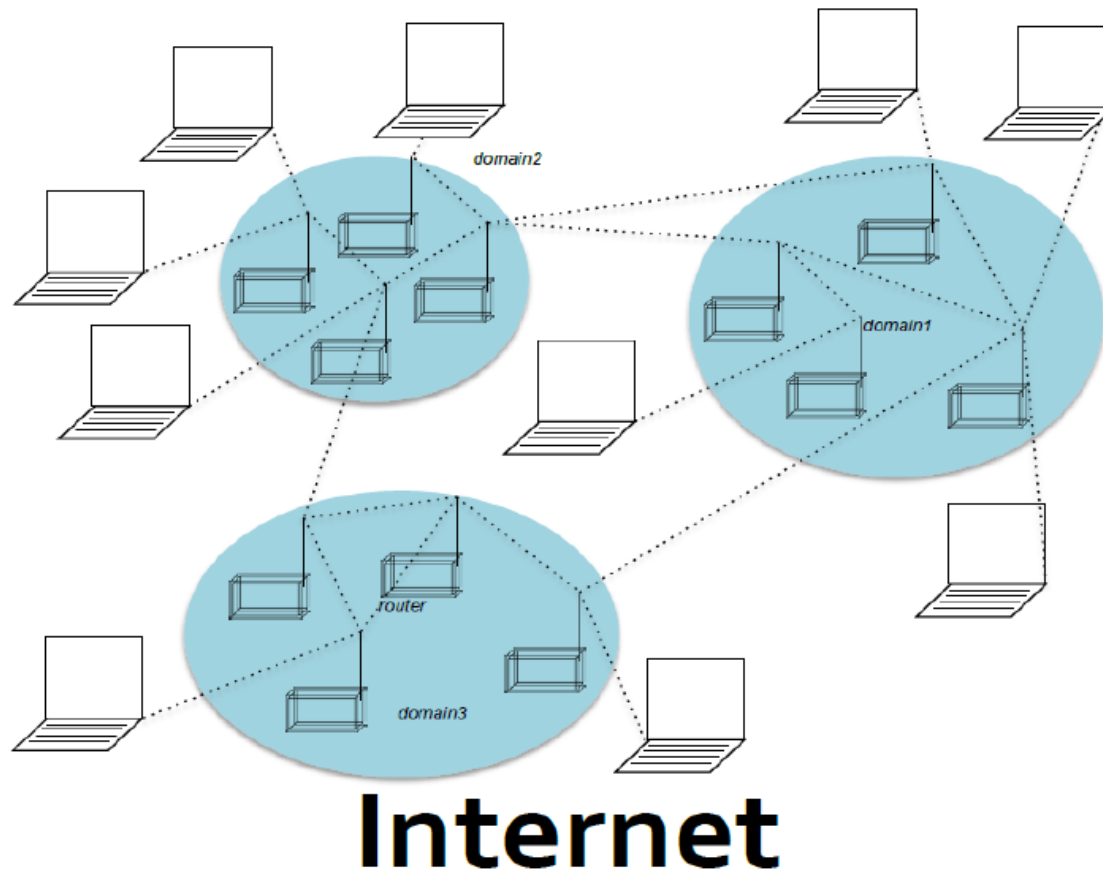
5



Citation networks and Maps of science
[Börner et al., 2012]

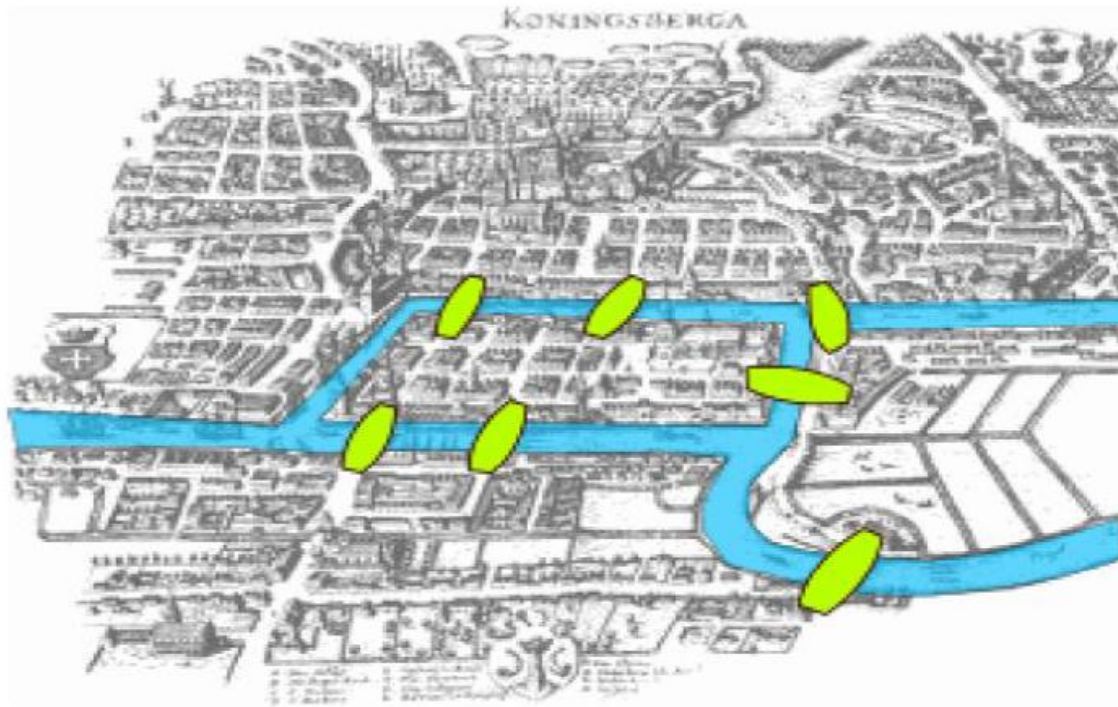
Przykład: communication network

6



Przykład: technologicalical network

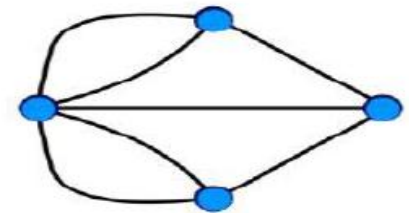
7



Seven Bridges of Königsberg

[Euler, 1735]

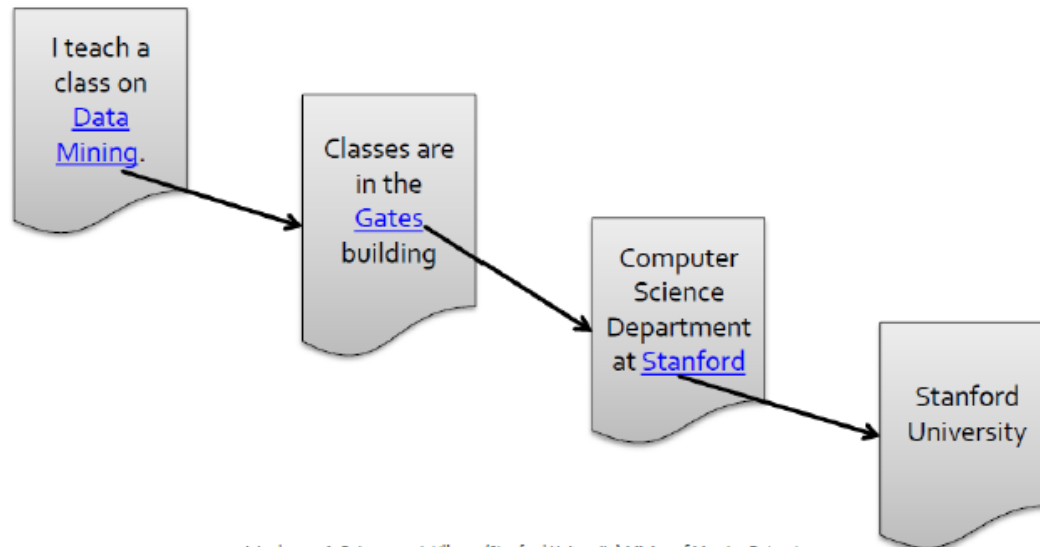
Return to the starting point by traveling each link of the graph once and only once.



Web jako graf

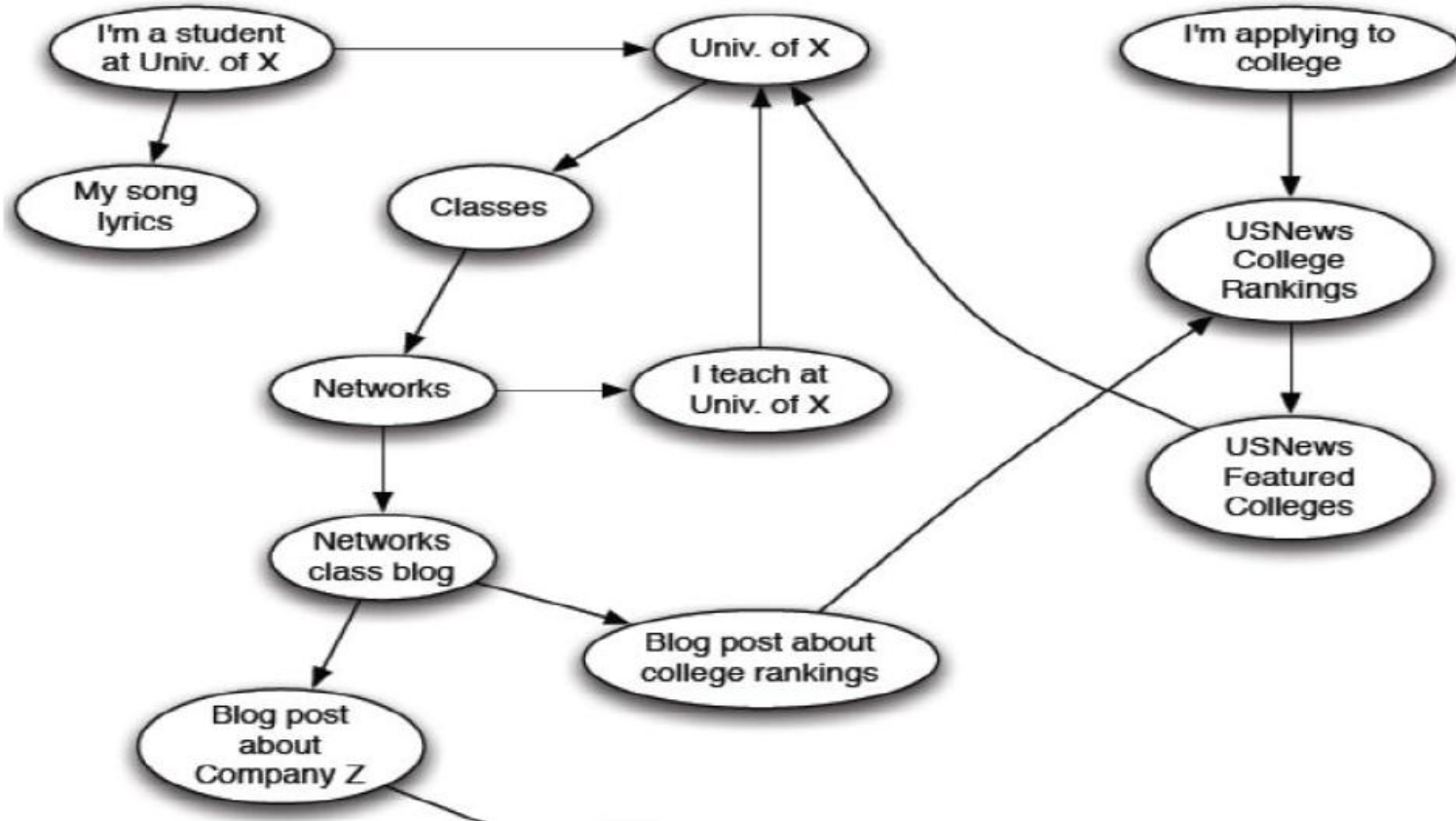
8

- Web jako skierowany graf
 - ▣ Węzły: strony internetowe
 - ▣ Strzałki: hyperlinki



Web jako skierowany graf

9



Jak organizować web

10

- Pierwsza próba: ręcznie tworzone katalogi
 - ▣ Yahoo, DMOZ, LookSmart
- Następna próba: WebSearch
 - ▣ Przeszukiwanie zawartości stron z małych i wiarygodnych podzbiorów: artykuły w gazetach, patenty, etc.
 - ▣ Ale: Web jest ogromny, wiarygodność stron trudna do weryfikacji, spamowanie web, itd.

Podstawowe wyzwania

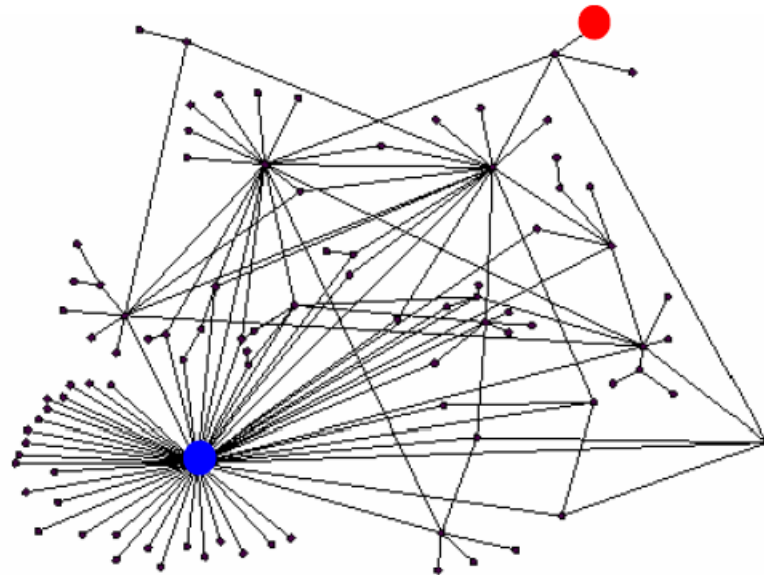
11

- W jaki sposób sprawdzać że strona jest wiarygodna?
- Jaka jest najlepsza odpowiedź na hasło „gazeta”?
 - ▣ Nie ma jednej najlepszej odpowiedzi
 - ▣ Strony które pokazują informacje na temat gazet mogą dotyczyć wielu różnych gazet

Które strony są najważniejsze

12

- Nie wszystkie strony są tak samo ważne
- Zrobimy „ranking” stron ze względu na ilość linków



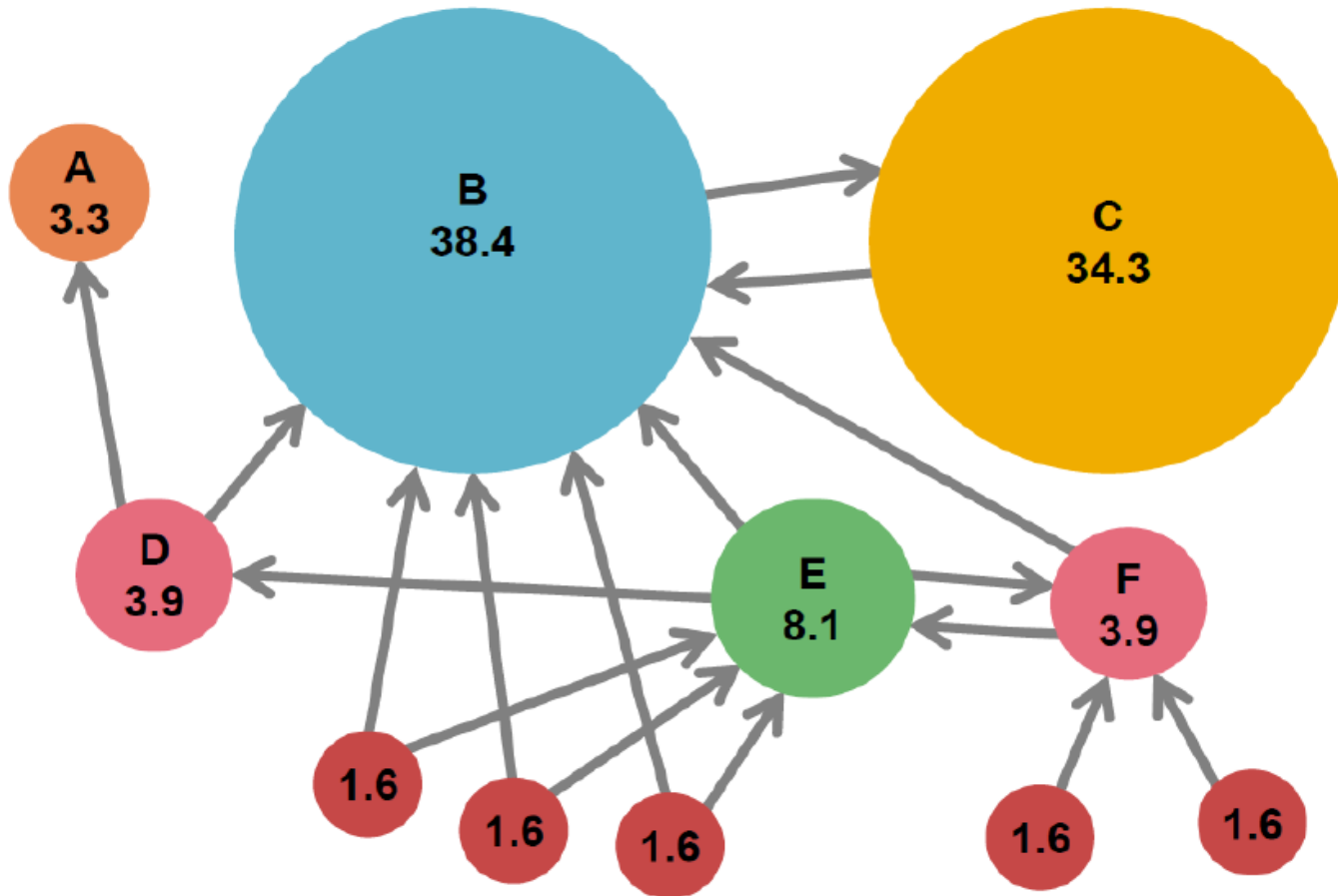
Algorytmy do analizy linków

13

- Wiele różnych algorytmów zostało rozwiniętych
- Omówię algorytm PageRank używany przez Google.
 - Każdy link liczy się jako punkt, bardziej ważna strona to ta która ma więcej linków: Wchodzących? Wychodzących?
 - A linki a ważnych stron do danej strony powinny się liczyć bardziej! Hm.. To wygląda jak pytanie rekurencyjne..

Przykład: PageRank punktacja

14

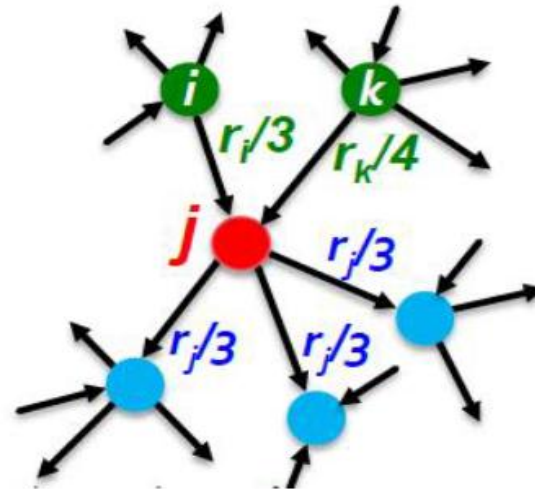


Prosta rekurencyjna formuła

15

- Wartość każdego linku jest proporcjonalna do wartości strony z której wychodzi
- Jeżeli strona j z wartością r_j na n -wychodzących linków to każdy ma wartość r_j/n .
- Wartość strony j jest sumą wartości linków do niej wchodzących.

$$r_j = r_i/3 + r_k/4$$



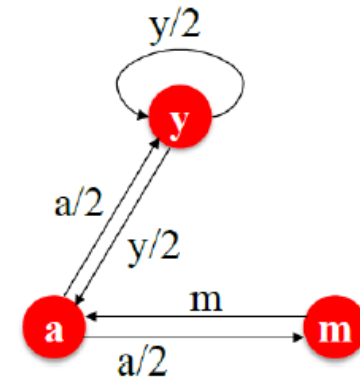
Page Rank: flow model

16

- Link z „ważnej” strony jest więcej warty
- Strona jest „ważna” jeżeli jest wskazywana przez wiele innych stron.
- Zdefiniujemy „rank” strony

$$r_j = \sum_{i \rightarrow j} \frac{r_i}{d_i}$$

d_i ... out-degree of node i



“Flow” equations:

$$r_y = r_y/2 + r_a/2$$

$$r_a = r_y/2 + r_m$$

$$r_m = r_a/2$$

Rozwiązanie dla „flow” równania

17

- 3 równania, 3 niewiadome, nie ma stałej
- Nie ma jednego rozwiązania
- Dodatkowy warunek dot. Normalizacji

Flow equations:

$$r_y = r_y/2 + r_a/2$$

$$r_a = r_y/2 + r_m$$

$$r_m = r_a/2$$

- $r_y + r_a + r_m = 1$

- **Solution:** $r_y = \frac{2}{5}, r_a = \frac{2}{5}, r_m = \frac{1}{5}$

- Układ równań możemy rozwiązać np. metodą eliminacji Gaussa. Ale potrzebujemy czegoś lepszego

Interpretacja macierzowa

18

- Ponieważ kolumny normalizowane do 1 => interpretacja prawdopodobieństwowa.
 - Page i ma d_i out-link
 - Jeżeli $i \rightarrow j$, to $M_{ji} = 1/d_i$, w pozostałych $M_{ji} = 0$
 - Kolumny tej macierzy sumują się do 1
- Oznaczmy $r_i = \text{rank strony}$
- Równanie „flow”

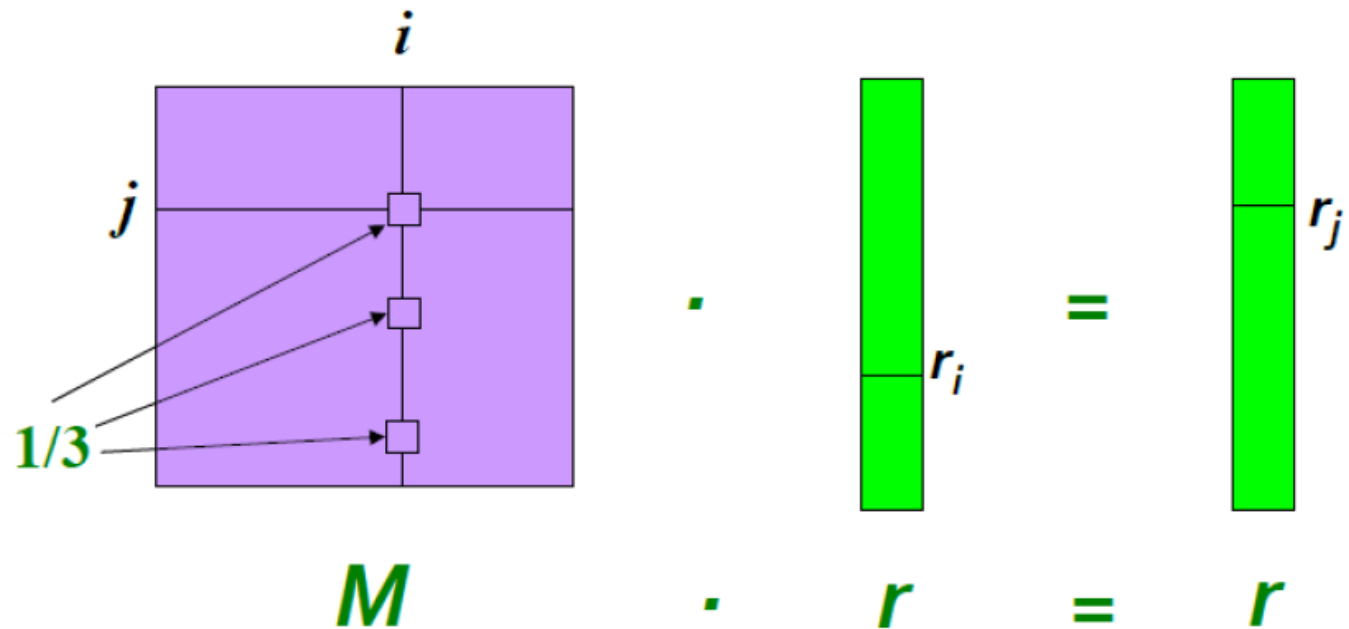
$$\sum_i r_i = 1$$

$$\mathbf{r} = \mathbf{M} \cdot \mathbf{r}$$

$$r_j = \sum_{i \rightarrow j} \frac{r_i}{d_i}$$

Przykład

19



Power iteration

20

□ Jak efektywnie możemy rozwiązać takie równanie?

□ Metoda „power iteration”

$$\mathbf{r} = \mathbf{M} \cdot \mathbf{r}$$

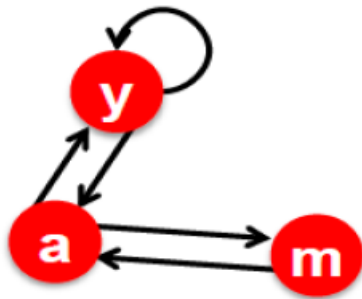
□ Wektor \mathbf{r} jest wektorem własnym macierzy prawdopodobieństwa.

NOTE: \mathbf{x} is an eigenvector with the corresponding eigenvalue λ if:

$$\mathbf{A}\mathbf{x} = \lambda\mathbf{x}$$

Przykład

21



$$r_y = r_y/2 + r_a/2$$

$$r_a = r_y/2 + r_m$$

$$r_m = r_a/2$$

	y	a	m
y	1/2	1/2	0
a	1/2	0	1
m	0	1/2	0

$$r = M \cdot r$$

$$\begin{bmatrix} y \\ a \\ m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1/2 & 1/2 & 0 \\ 1/2 & 0 & 1 \\ 0 & 1/2 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y \\ a \\ m \end{bmatrix}$$

Metoda „power iteration”

22

- Mając dany graf z N węzłami, gdzie każdy węzeł to są strony a skierowane krawędzie to są hiperlinki
 - ▣ Zainicjalizuj $r(0) = [1/N, \dots, 1/N]^T$
 - ▣ Iteruj: $r^{(t+1)} = M r^{(t)}$
 - ▣ Zatrzymaj jeżeli $\|r^{(t+1)} - r^{(t)}\|_1 < \varepsilon$

$\|x\|_1 = \sum_{1 \leq i \leq N} |x_i|$ is the L_1 norm

$$r_j^{(t+1)} = \sum_{i \rightarrow j} \frac{r_i^{(t)}}{d_i}$$

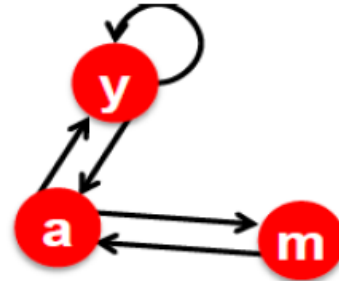
d_i out-degree of node i

Przykład

23

Power Iteration:

- Set $r_j = 1/N$
- 1:** $r'_j = \sum_{i \rightarrow j} \frac{r_i}{d_i}$
- 2:** $r = r'$
- If not converged: goto **1**



	y	a	m
y	1/2	1/2	0
a	1/2	0	1
m	0	1/2	0

$$r_y = r_y/2 + r_a/2$$

$$r_a = r_y/2 + r_m$$

$$r_m = r_a/2$$

Example:

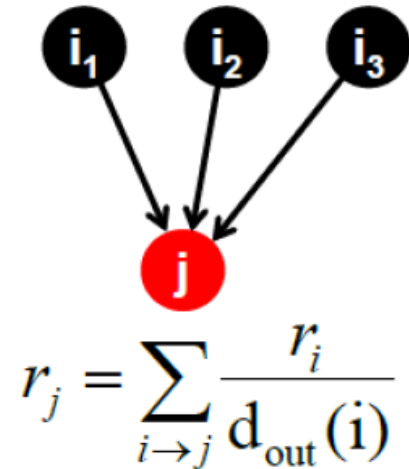
$$\begin{pmatrix} r_y \\ r_a \\ r_m \end{pmatrix} = \begin{matrix} 1/3 & 1/3 & 5/12 & 9/24 & & 6/15 \\ 1/3 & 3/6 & 1/3 & 11/24 & \dots & 6/15 \\ 1/3 & 1/6 & 3/12 & 1/6 & & 3/15 \end{matrix}$$

Iteration 0, 1, 2, ...

Błądzenie przypadkowe

24

- Oglądamy przypadkowe strony internetowe
 - ▣ W momencie t , jesteśmy na stronie i
 - ▣ W czasie $(t+1)$ przechodzimy losowo na jedną ze stron podłączonych ze strony i
 - ▣ W pewnym momencie kończymy na stronie j
 - ▣ Powtarzamy ten krok nieskończoną ilość razy.



Rozkład stacjonarny

25

- Na jakiej stronie jesteśmy w czasie $(t+1)$?
 - ▣ Błądzimy losowo

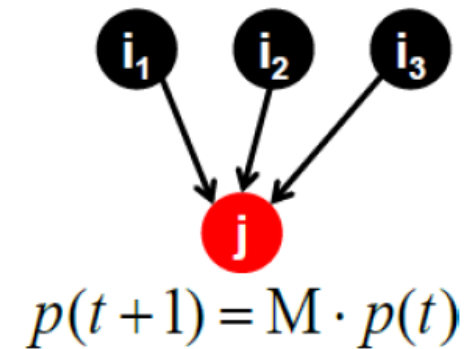
$$p(t+1) = M \cdot p(t)$$

- ▣ Załóżmy że rozwiązanie jest stacjonarne

$$p(t+1) = M \cdot p(t) = p(t)$$

- ▣ Nasze oryginalne równanie to było

$$r = M \cdot r$$



Procesy Markowa

26

- **Dla grafów które spełniają pewne warunki rozwiązanie stacjonarne będzie osiągnięte niezależnie od warunków początkowych.**
- **To rozwiązanie jest jednoznaczne.**

PageRank wg. Googla

27

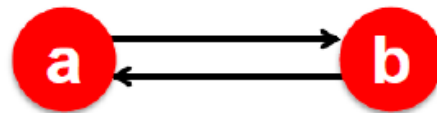
$$r_j^{(t+1)} = \sum_{i \rightarrow j} \frac{r_i^{(t)}}{d_i} \quad \text{or equivalently} \quad r = Mr$$

- Trzy pytania:
 - ▣ Czy rozwiązanie zbieżne?
 - ▣ Czy zbieżne do rozwiązania które oczekujemy?
 - ▣ Czy rozwiązanie jest rozsądne?

Czy rozwiązanie jest zbieżne?

28

- „Spider trap” problem



$$r_j^{(t+1)} = \sum_{i \rightarrow j} \frac{r_i^{(t)}}{d_i}$$

- **Example:**

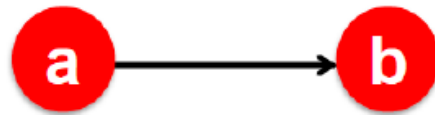
$$\begin{array}{l} r_a \\ r_b \end{array} = \begin{array}{cccc} 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \end{array}$$

Iteration 0, 1, 2, ...

Czy zbieżne do tego czego oczekujemy?

29

□ „Dead end” problem



$$r_j^{(t+1)} = \sum_{i \rightarrow j} \frac{r_i^{(t)}}{d_i}$$

■ Example:

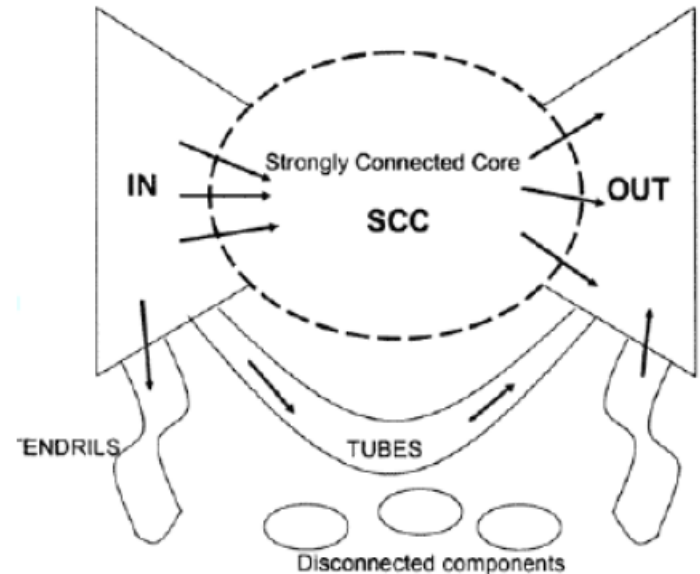
$$\begin{array}{l} r_a \\ r_b \end{array} = \begin{array}{cccc} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{array}$$

Iteration 0, 1, 2, ...

PageRank: problemy

30

- Niektóre strony są „dead end” czyli nie mają wychodzących linków
 - ▣ Takie strony powodują „wyciekanie” informacji o ważności stron
- Niektóre grupy stron tworzą „spider traps” czyli wszystkie out-linki są do zamkniętej grupy stron.
 - ▣ I wtedy tak grupa stron zaasimiluje wszystkie punkty ważności stron.

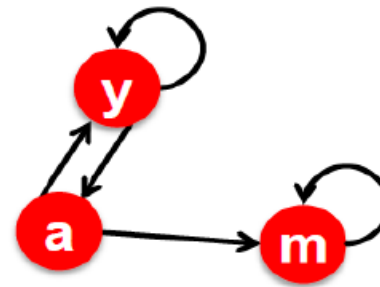


Spider Traps

31

■ Power Iteration:

- Set $r_j = 1$
- $r_j = \sum_{i \rightarrow j} \frac{r_i}{d_i}$
 - And iterate



	y	a	m
y	1/2	1/2	0
a	1/2	0	0
m	0	1/2	1

$$r_y = r_y/2 + r_a/2$$

$$r_a = r_y/2$$

$$r_m = r_a/2 + r_m$$

■ Example:

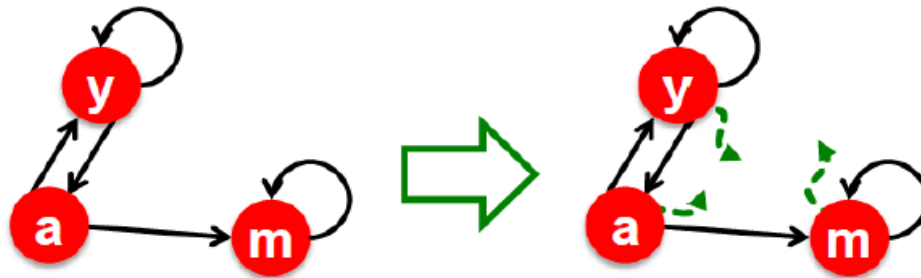
$$\begin{pmatrix} r_y \\ r_a \\ r_m \end{pmatrix} = \begin{matrix} 1/3 & 2/6 & 3/12 & 5/24 & & 0 \\ 1/3 & 1/6 & 2/12 & 3/24 & \dots & 0 \\ 1/3 & 3/6 & 7/12 & 16/24 & & 1 \end{matrix}$$

Iteration 0, 1, 2, ...

Rozwiązanie: teleportacja

32

- W każdym kroku błędzenia można
 - ▣ z prawdopodobieństwem β pójść jedną z wychodzących ścieżek
 - ▣ z prawdopodobieństwem $(1 - \beta)$ przeskoczyć na losowo wybraną stronę
 - ▣ Najczęściej stosowane wartości $\beta = 0.8-0.9$

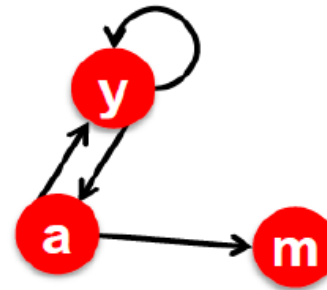


Problem: dead end

33

■ Power Iteration:

- Set $r_j = 1$
- $r_j = \sum_{i \rightarrow j} \frac{r_i}{d_i}$
 - And iterate



	y	a	m
y	1/2	1/2	0
a	1/2	0	0
m	0	1/2	0

$$r_y = r_y/2 + r_a/2$$

$$r_a = r_y/2$$

$$r_m = r_a/2$$

■ Example:

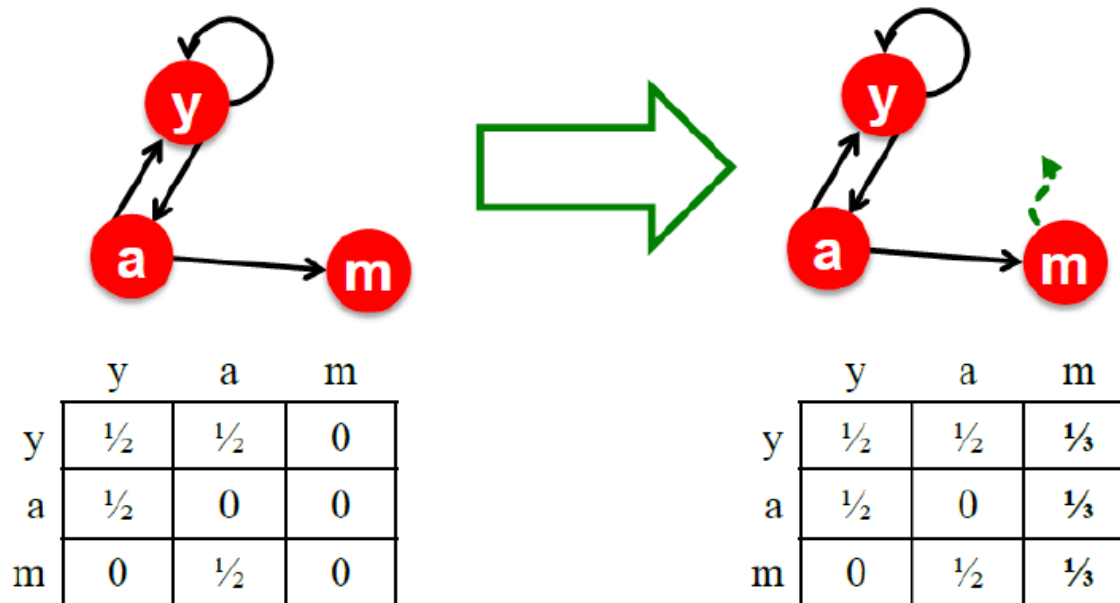
$$\begin{pmatrix} r_y \\ r_a \\ r_m \end{pmatrix} = \begin{matrix} 1/3 & 2/6 & 3/12 & 5/24 & & 0 \\ 1/3 & 1/6 & 2/12 & 3/24 & \dots & 0 \\ 1/3 & 1/6 & 1/12 & 2/24 & & 0 \end{matrix}$$

Iteration 0, 1, 2, ...

Rozwiązanie teleportacja

34

- Zawsze przeskocz do losowo wybranej strony
- Odpowiednio zmodyfikuj macierz przejść



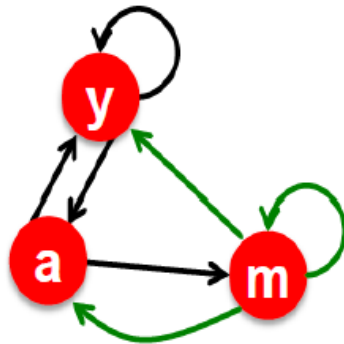
Teleportacja

35

- Powoduje że macierz staje się stochastyczna

$$A = M + a^T \left(\frac{1}{n} e \right)$$

- $a_i \dots = 1$ if node i has out deg 0, =0 else
- $e \dots$ vector of all 1s



	y	a	m
y	1/2	1/2	1/3
a	1/2	0	1/3
m	0	1/2	1/3

$$r_y = r_y/2 + r_a/2 + r_m/3$$

$$r_a = r_y/2 + r_m/3$$

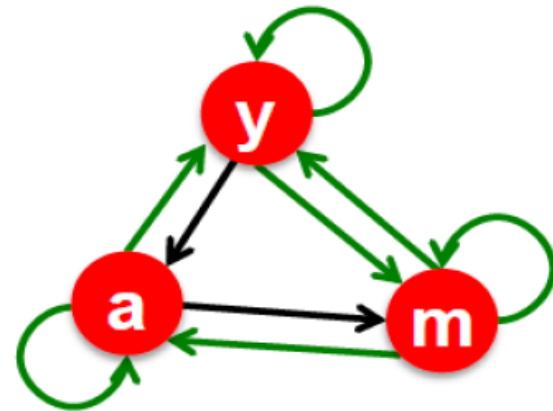
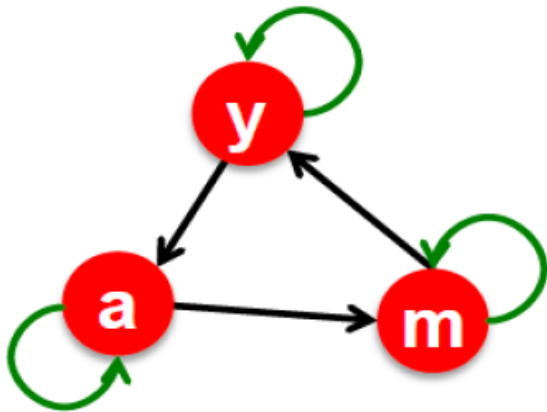
$$r_m = r_a/2 + r_m/3$$

Teleportacja

36

- Powoduje że macierz staje się aperiodyczna i nieredukowalna

Niezerowe prawdopodobieństwo
Przejścia z każdego stanu do
każdego innego.



Rozwiązanie Google

37

PageRank equation [Brin-Page, 98]

$$r_j = \sum_{i \rightarrow j} \beta \frac{r_i}{d_i} + (1 - \beta) \frac{1}{n}$$

d_i ... out-degree
of node i

The above formulation assumes that M has no dead ends. We can either preprocess matrix M (**bad!**) or explicitly follow random teleport links with probability 1.0 from dead-ends.

Rozwiązanie Google

38

- **PageRank equation** [Brin-Page, 98]

$$r_j = \sum_{i \rightarrow j} \beta \frac{r_i}{d_i} + (1 - \beta) \frac{1}{n}$$

- **The Google Matrix A:**

$$A = \beta M + (1 - \beta) \frac{1}{n} \mathbf{e} \cdot \mathbf{e}^T$$

\mathbf{e} ...vector of all 1s

- **A is stochastic, aperiodic and irreducible, so**

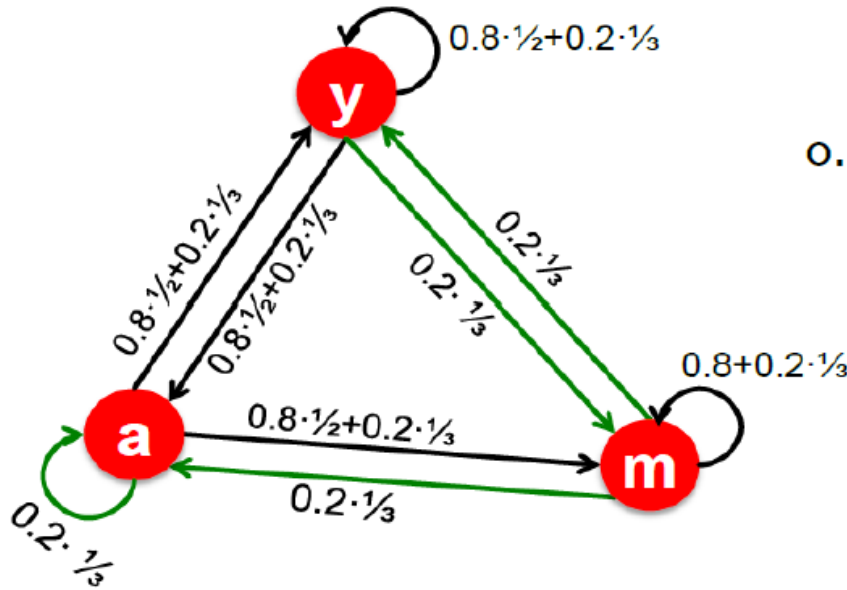
$$\mathbf{r}^{(t+1)} = \mathbf{A} \cdot \mathbf{r}^{(t)}$$

- **What is β ?**

- In practice $\beta = 0.8, 0.9$ (make 5 steps and jump)

Przykład

39



$$0.8 \begin{matrix} \mathbf{M} \\ \begin{bmatrix} 1/2 & 1/2 & 0 \\ 1/2 & 0 & 0 \\ 0 & 1/2 & 1 \end{bmatrix} \end{matrix} + 0.2 \begin{matrix} \mathbf{1/n \cdot 1 \cdot 1^T} \\ \begin{bmatrix} 1/3 & 1/3 & 1/3 \\ 1/3 & 1/3 & 1/3 \\ 1/3 & 1/3 & 1/3 \end{bmatrix} \end{matrix}$$

$$\begin{matrix} \mathbf{y} \\ \mathbf{a} \\ \mathbf{m} \end{matrix} \begin{bmatrix} 7/15 & 7/15 & 1/15 \\ 7/15 & 1/15 & 1/15 \\ 1/15 & 7/15 & 13/15 \end{bmatrix}$$

A

y	=	1/3	0.33	0.24	0.26	7/33
a		1/3	0.20	0.20	0.18	5/33
m		1/3	0.46	0.52	0.56	21/33

PageRank: kompletny algorytm

40

■ Output: PageRank vector r

- **Set:** $r_j^{(0)} = \frac{1}{N}, \quad t = 1$

- **do:**

- $\forall j: r'_j{}^{(t)} = \sum_{i \rightarrow j} \beta \frac{r_i^{(t-1)}}{d_i}$

- $r'_j{}^{(t)} = \mathbf{0}$ if in-deg. of j is $\mathbf{0}$

- **Now re-insert the leaked PageRank:**

- $\forall j: r_j^{(t)} = r'_j{}^{(t)} + \frac{1-S}{N}$ where: $S = \sum_j r'_j{}^{(t)}$

- $t = t + 1$

- **while** $\sum_j |r_j^{(t)} - r_j^{(t-1)}| > \varepsilon$