ΜΥΕ003: Ανάκτηση Πληροφορίας

Διδάσκουσα: Ευαγγελία Πιτουρά

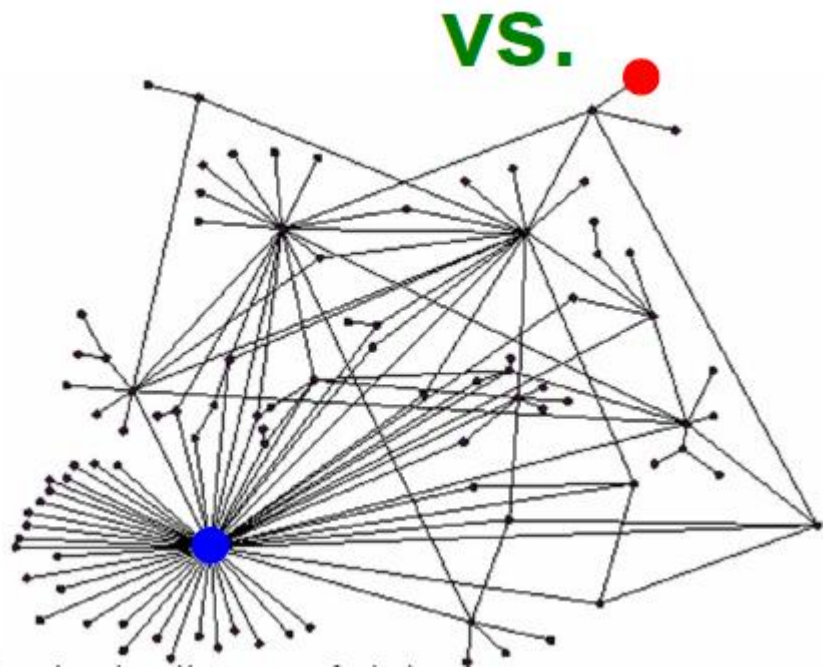
Κεφάλαιο 21: Ανάλυση Συνδέσμων.

Ακαδημαϊκό Έτος 2020-2021

Τι θα δούμε σήμερα

Πως μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε το δίκτυο στη διάταξη των αποτελεσμάτων

Δεν είναι όλες οι σελίδες (κόμβοι) ίσες. Ποιες σελίδες είναι «σημαντικές»?



Τι θα δούμε σήμερα

Ανάλυση συνδέσμων (link analysis)

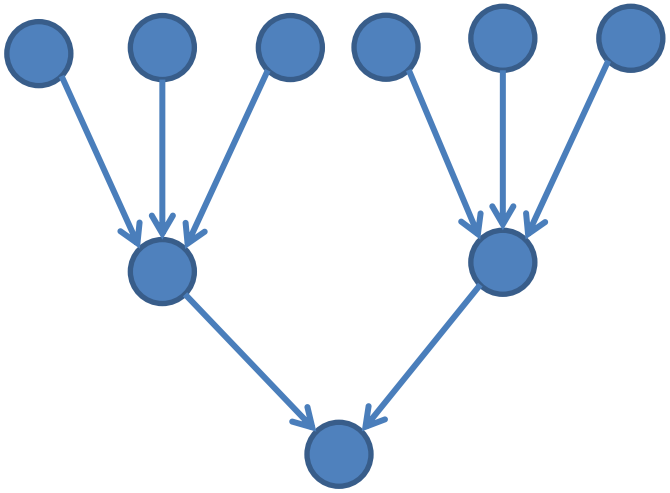
- PageRank
- HITS (Κομβικές σελίδες και σελίδες κύρους)

Υπολογισμός μιας τιμής ανά σελίδα (κόμβο) που εκφράζει το πόσο σημαντική είναι στο δίκτυο

Διάταξη με βάση τη δημοτικότητα

Διάταξη των σελίδων με βάσει τον αριθμό των εισερχόμενων ακμών (in-degree, degree centrality)

Αρκεί η δημοτικότητα;



- Δεν είναι σημαντικό *πόσοι κόμβοι* δείχνουν σε μια σελίδα αλλά το *πόσο σημαντικοί* είναι αυτοί οι κόμβοι

PageRank

PageRank

- Βασική ιδέα: Μια σελίδα είναι σημαντική αν δείχνουν σε αυτήν σημαντικές σελίδες
- Η αξία (PageRank) ενός κόμβου είναι το άθροισμα της αξίας των φίλων του

PageRank: Βασική ιδέα

Έχουμε μια «μονάδα κύρους» που τη λέμε PageRank και την μοιράζουμε στις σελίδες.

Κάθε σελίδα έχει μια τιμή PageRank

- Κάθε σελίδα *μοιράζει το PageRank της στις σελίδες που δείχνει*
- Το PageRank μιας σελίδας είναι το *άθροισμα των PageRank των σελίδων που δείχνουν σε αυτήν*

PageRank: Ορισμός

$$PageRank(v) = \sum_{u \in InNeigbors(v)} \frac{PageRank(u)}{outdegree(u)}$$

PageRank: παράδειγμα

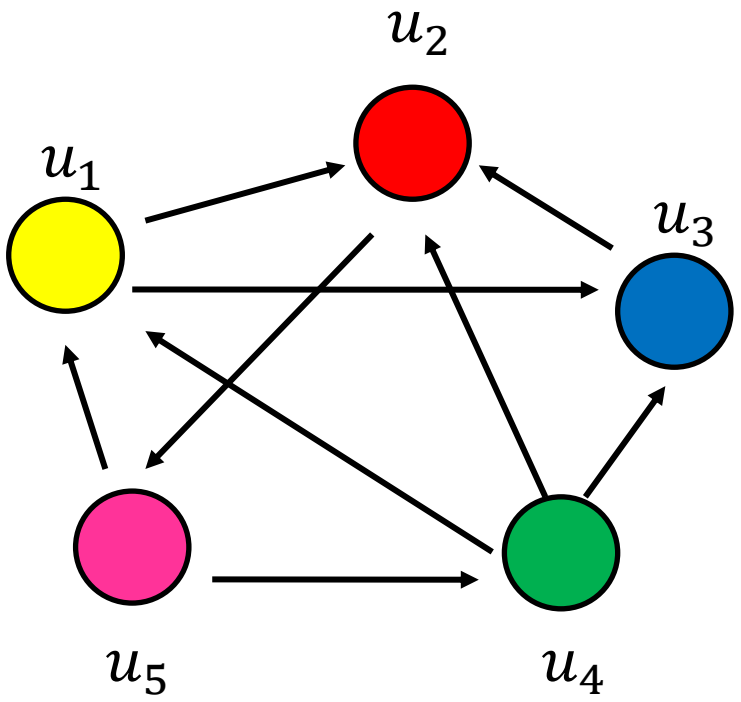
$r(u_1) = 1/3\ r(u_4) + 1/2\ r(u_5)$

$r(u_2) = 1/2\ r(u_1) + r(u_3) + 1/3\ r(u_4)$

$r(u_3) = 1/2\ r(u_1) + 1/3\ r(u_4)$

$r(u_4) = 1/2\ r(u_5)$

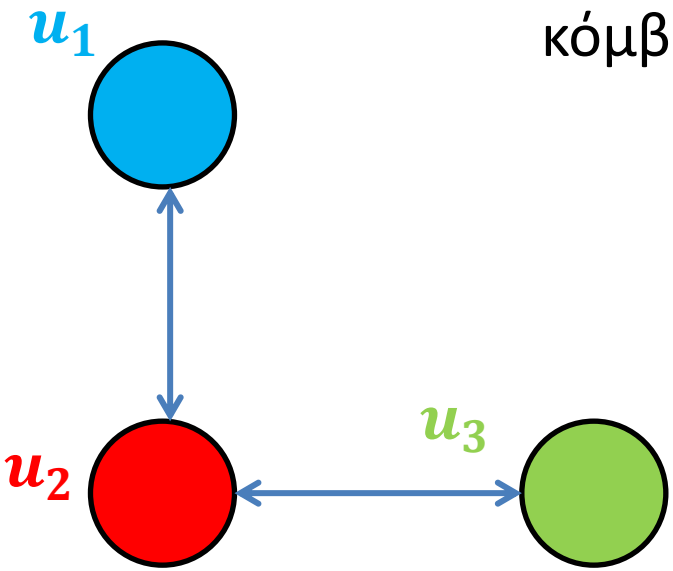
$r(u_5) = r(u_2)$



$r(u_1) + r(u_2) + r(u_3) + r(u_4) + r(u_5) = 1$

r(u): PageRank(u)

Ένα απλό παράδειγμα: υπολογισμός



Το συνολικό PageRank μοιράζεται στους 3 κόμβους

$$r(u_2) + r(u_2) + r(u_2) = 1$$

$$r(u_1) = \frac{1}{2}\, r(u_2)$$

$$r(u_2) = r(u_1) + r(u_3)$$

$$r(u_3) = \frac{1}{2}\, r(u_2)$$

- Λύνοντας το σύστημα εξισώσεων παίρνουμε το PageRank των κόμβων

$$r(u_2) = \frac{1}{2}\, r(u_1) = \frac{1}{4}\, r(u_3) = \frac{1}{4}$$

PageRank: επαναληπτικός αλγόριθμος

Επαναληπτικός υπολογισμός (power iteration method)

Initialize $r^0(v) \leftarrow \frac{1}{n}$

t = 1

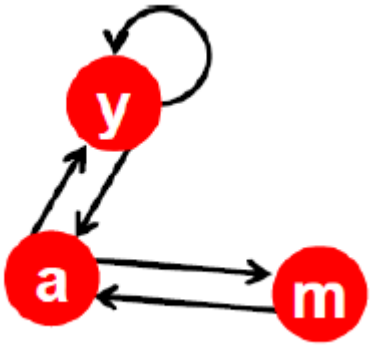
repeat

$r^t(v) \leftarrow \sum_{u \rightarrow v} \frac{r^{t-1}(u)}{outdegree(u)}$

t = t + 1

until convergence

Υπολογισμός: Παράδειγμα

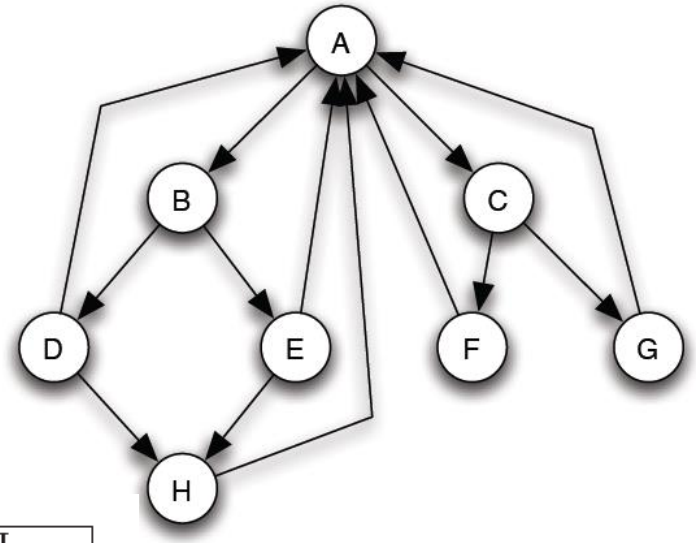


$$r_y = r_y/2 + r_a/2$$
$$r_a = r_y/2 + r_m$$
$$r_m = r_a/2$$

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

Ένα μεγαλύτερο παράδειγμα

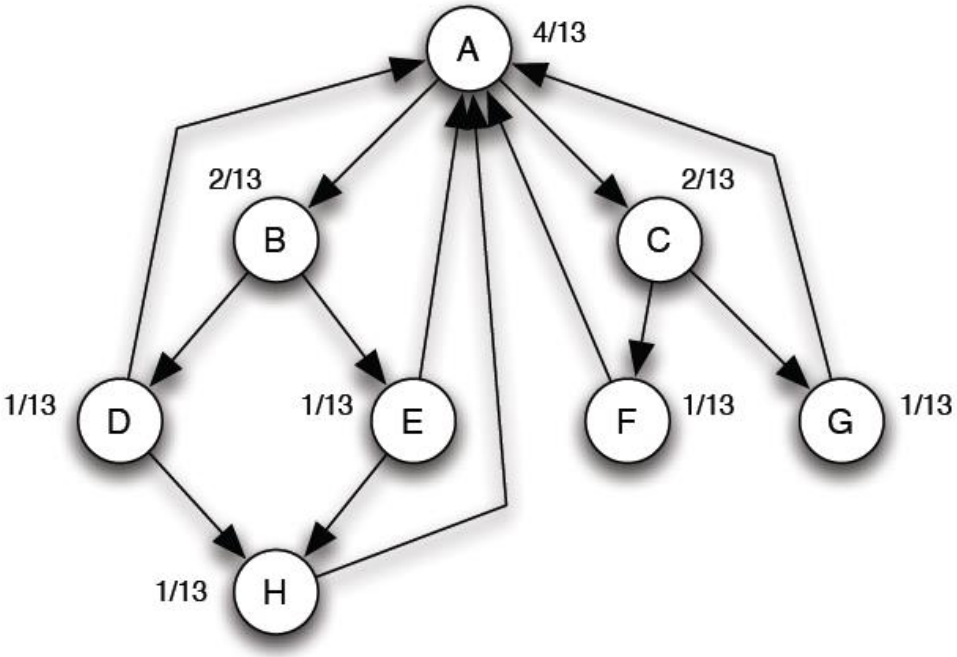
Αρχικά όλοι οι κόμβοι
PageRank 1/8



Step	A	B	C	D	E	F	G	H
1	1/2	1/16	1/16	1/16	1/16	1/16	1/16	1/8
2	3/16	1/4	1/4	1/32	1/32	1/32	1/32	1/16

- Ένα είδος ροής (“fluid”) που κινείται στο δίκτυο
- Το συνολικό PageRank στο δίκτυο παραμένει σταθερό (δε χρειάζεται κανονικοποίηση)

Ισορροπία



- Ένας απλός τρόπος να ελέγξουμε αν το σύνολο PageRank τιμών αντιστοιχεί σε ισορροπία: οι τιμές αθροίζουν σε 1 και δεν αλλάζουν αν εφαρμόσουμε τον κανόνα ενημέρωσης

PageRank: Διανυσματική αναπαράσταση

Stochastic Adjacency Matrix – (Στοχαστικός) Πίνακας Γειτνίασης *M*

Πίνακας M – πίνακας γειτνίασης του web

Αν j -> i, τότε $M_{ij} = 1/\text{outdegree}(j)$

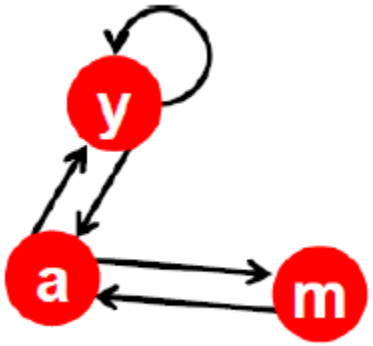
Αλλιώς, $M_{ij} = 0$

Page Rank Vector *r*

Ένα διάνυσμα με μία τιμή για κάθε σελίδα (το PageRank της σελίδας)

$$\sum r_i = 1$$

PageRank: Διανυσματική αναπαράσταση



	y	a	m
y	½	½	0
a	½	0	1
m	0	½	0

Column stochastic: οι τιμές στις στήλες αθροίζουν στο 1

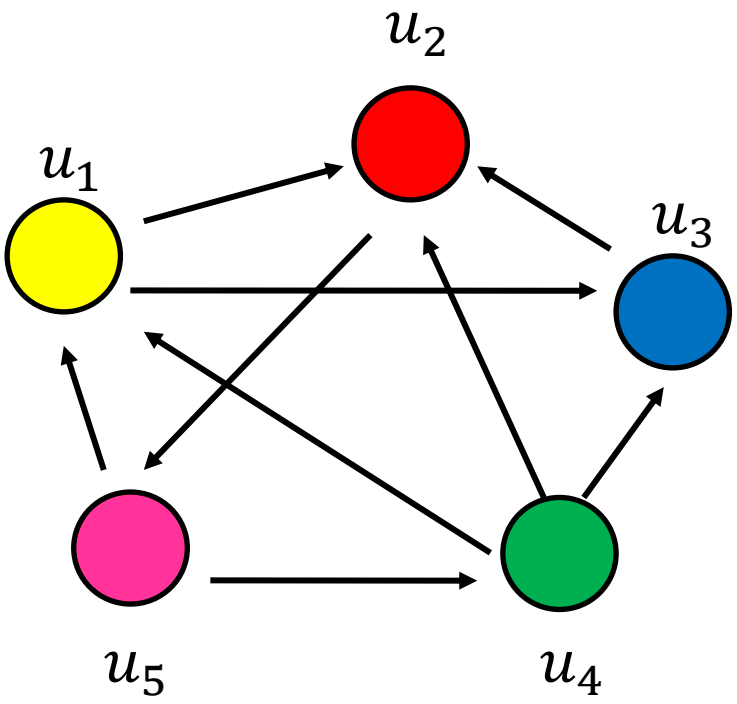
$$\begin{bmatrix} r_y \\ r_a \\ r_m \end{bmatrix}$$

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

ιδιοδιάνυσμα, με ιδιοτιμή 1

Ισοδύναμα, r 1 x n vector (αριστερό ιδιοδιάνυσμα)
row stochastic adjacency matrix
r = r M

PageRank: παράδειγμα



$$A^T = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$M = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1/3 & 1/2 \\ 1/2 & 0 & 1 & 1/3 & 0 \\ 1/2 & 0 & 0 & 1/3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1/2 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \qquad \begin{bmatrix} r(u_1) \\ r(u_2) \\ r(u_3) \\ r(u_4) \\ r(u_5) \end{bmatrix}$$

$r(u_1) = 1/3\ r(u_4) + 1/2\ r(u_5)$

$r(u_2) = 1/2\ r(u_1) + r(u_3) + 1/3\ r(u_4)$

$r(u_3) = 1/2\ r(u_1) + 1/3\ r(u_4)$

$r(u_4) = 1/2\ r(u_5)$

$r(u_5) = r(u_2)$

PageRank: Διανυσματική αναπαράσταση

$$r_j^{(t+1)} = \sum_{i \to j} \frac{r_i^{(t)}}{\mathrm{d_i}} \qquad r = Mr$$

- Ποια είναι η φυσική σημασία;
- Συγκλίνει ο επαναληπτικός αλγόριθμος;

Τυχαίος Περίπατος (Random Walks)

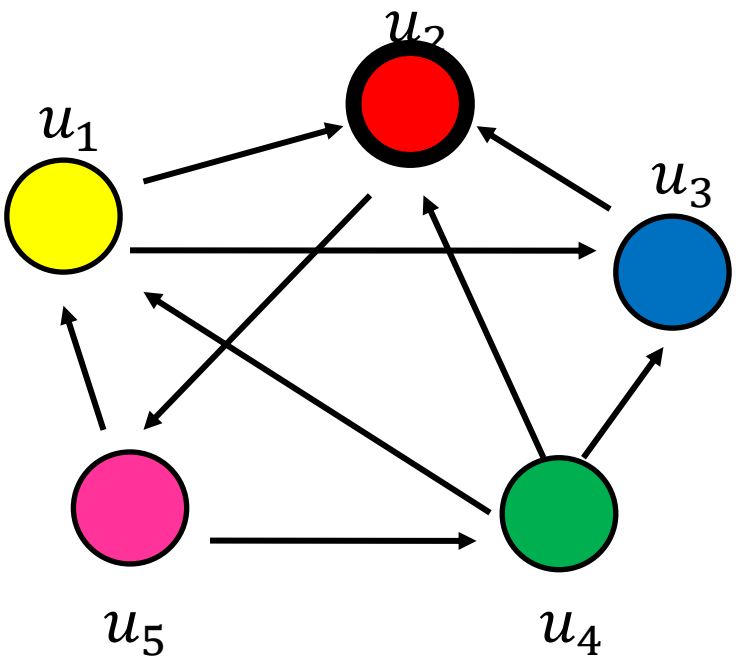
Ο αλγόριθμος προσομοιώνει ένα τυχαίο περίπατο (random walk) στο γράφο

Τυχαίος περίπατος:

- Ξεκίνα από κάποιον τυχαίο κόμβο (επιλεγμένο uniformly at random) με πιθανότητα 1/n
- Επέλεξε τυχαία (uniformly at random) μια από τις εξερχόμενες ακμές του κόμβου
- Ακολούθησε την ακμή
- Επανέλαβε

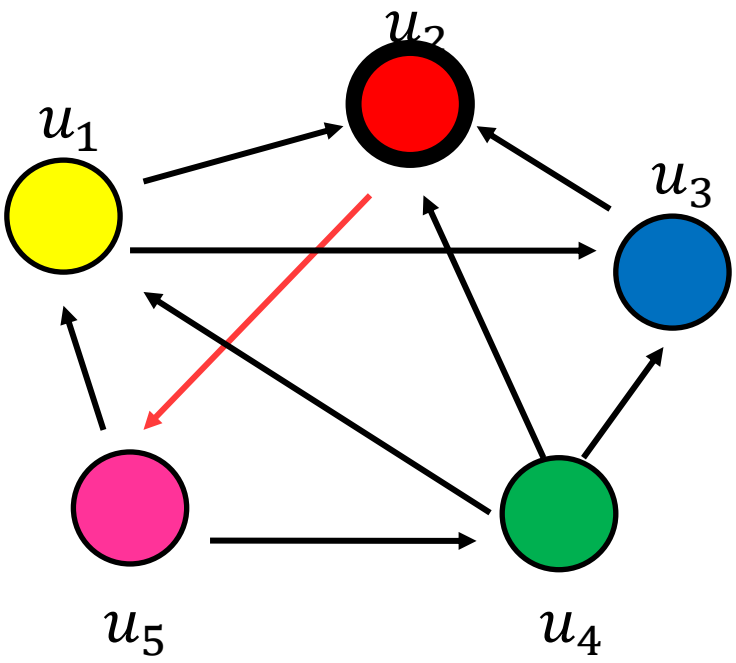
Παράδειγμα

- Step 0



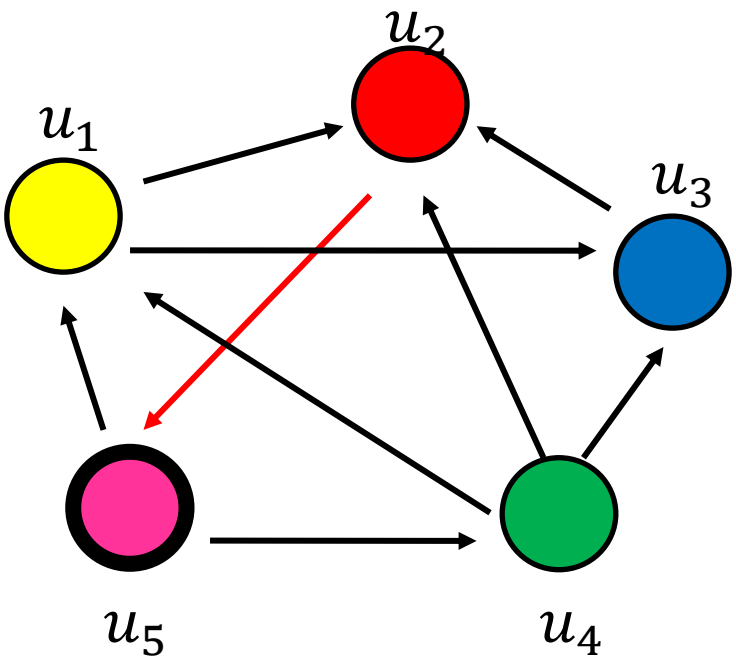
Παράδειγμα

- Step 0



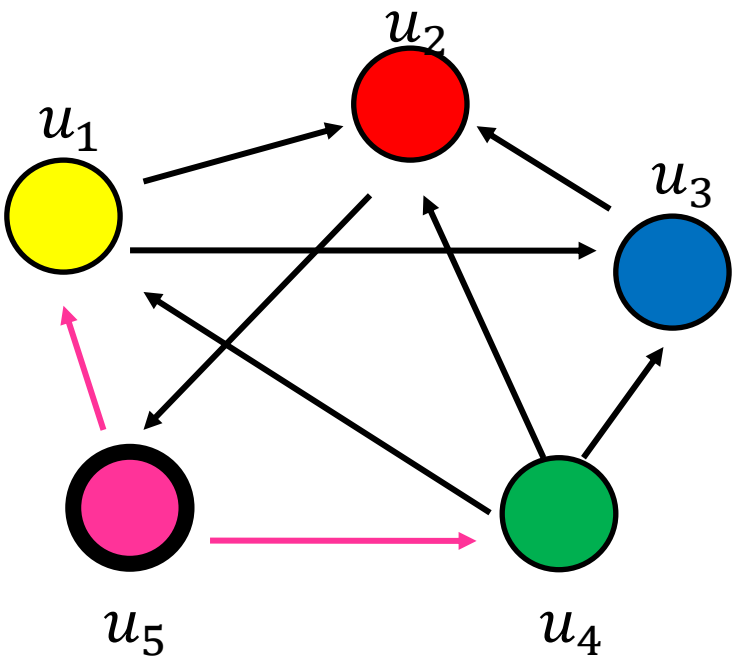
Παράδειγμα

- Step 1



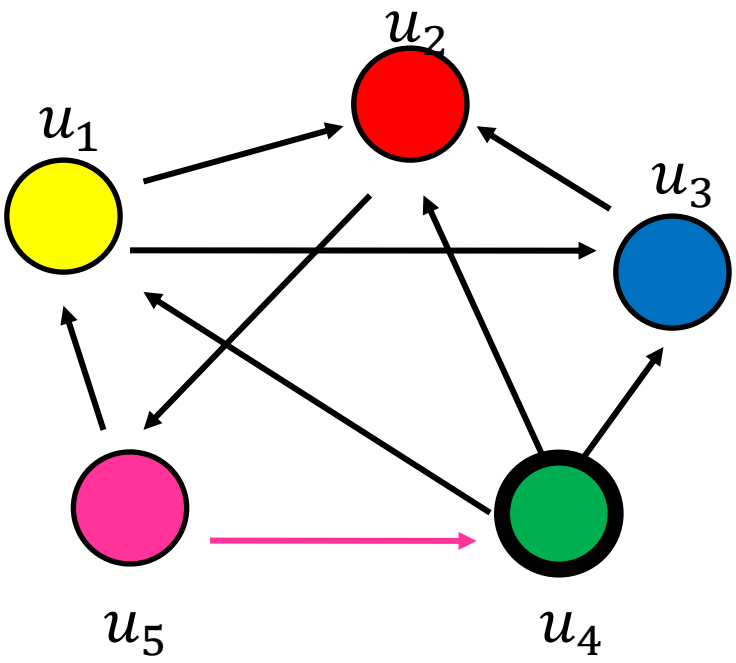
Παράδειγμα

- Step 1



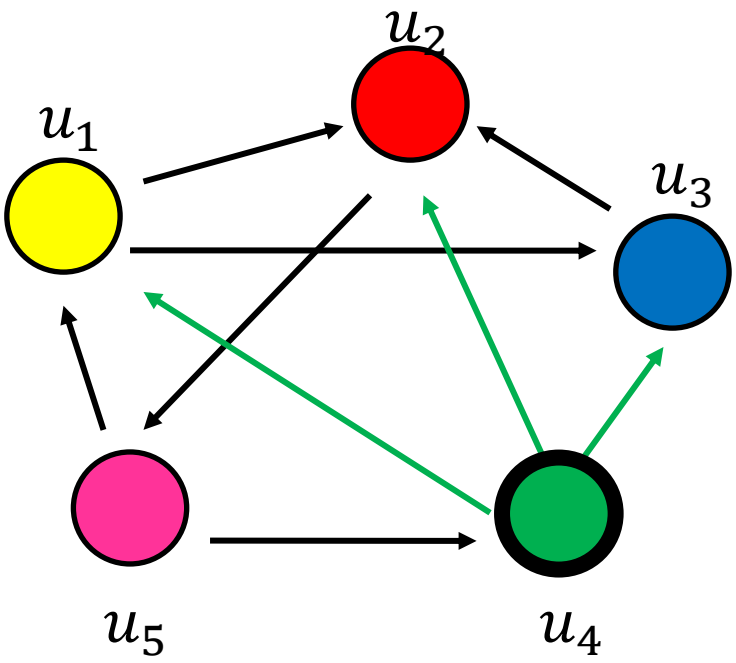
Παράδειγμα

- Step 2



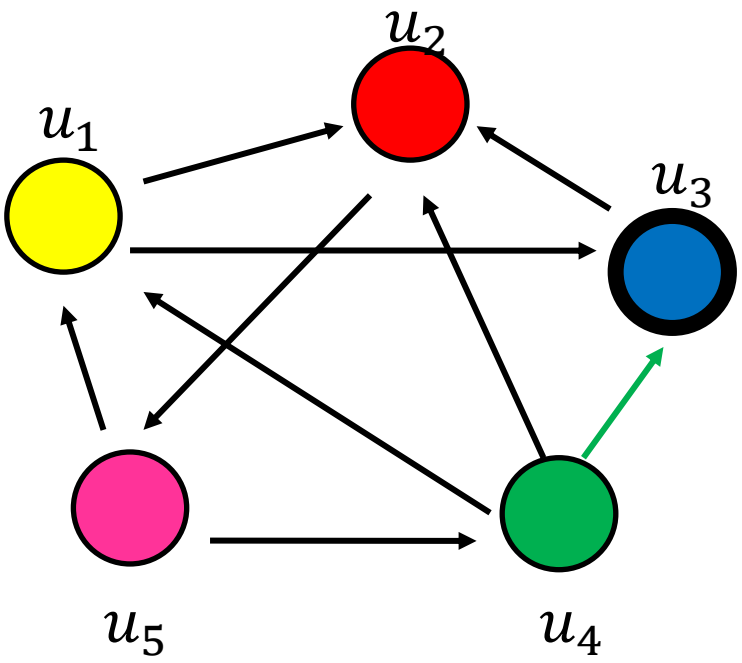
Παράδειγμα

- Step 2



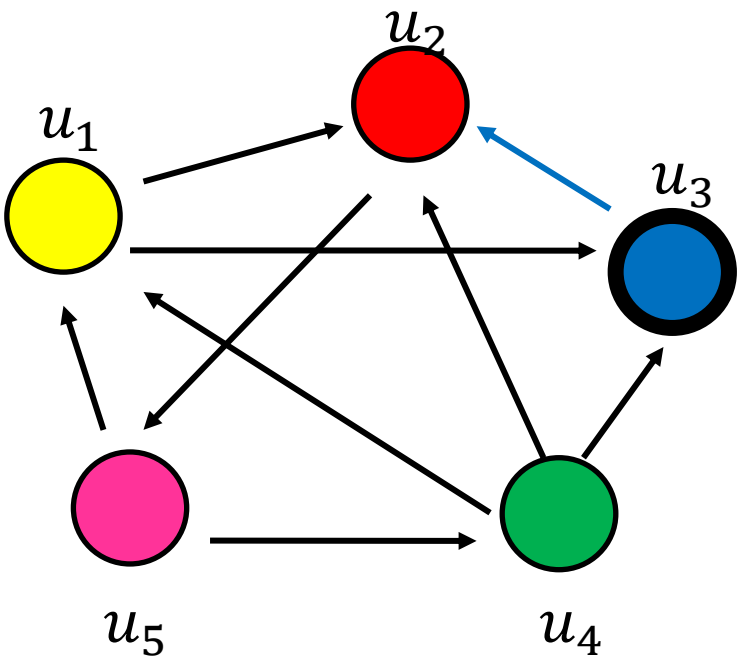
Παράδειγμα

- Step 3



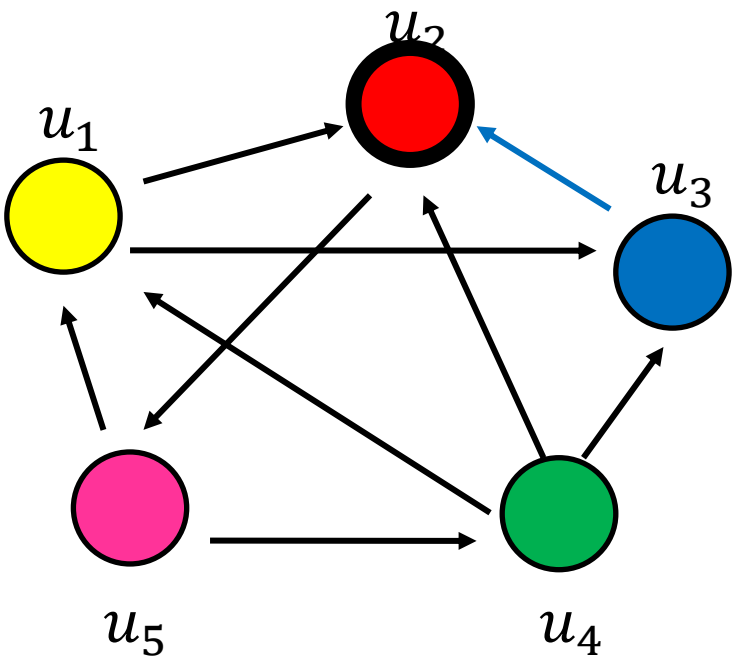
Παράδειγμα

- Step 3



Παράδειγμα

- Step 4…



Τυχαίος Περίπατος

Η πιθανότητα να είσαι στη σελίδα Χ μετά από k βήματα του τυχαίου περιπάτου είναι το PageRank της σελίδας Χ μετά από k επαναλήψεις του υπολογισμού του PageRank

Το μοντέλο του Random Surfer

Του χρήστη που τριγυρνά στο web, ξεκινώντας από μια τυχαία σελίδα και συνεχίζει ακολουθώντας τυχαία κάποια από τις συνδέσεις της σελίδας

PageRank: Επεκτάσεις

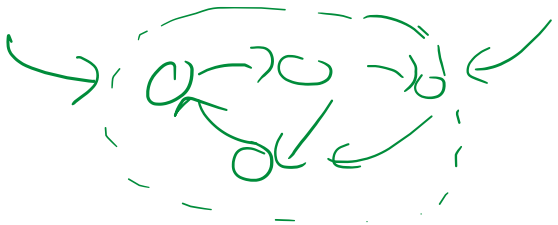
Δύο προβλήματα

1. Dead ends: σελίδες χωρίς εξερχόμενες ακμές

   Έχουν ως αποτέλεσμα να ξεφεύγει (leak out) το PageRank

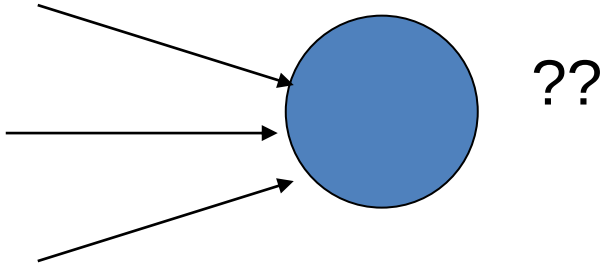
2. Spider traps: Ομάδα σελίδων που όλες οι εξερχόμενες ακμές είναι μεταξύ τους

   Τελικά απορροφούν όλο το PageRank



PageRank: Αδιέξοδα

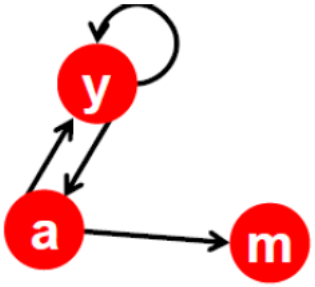
Αδιέξοδα (dead ends): σελίδες που δεν έχουν εξερχόμενες ακμές



Ο τυχαίος περίπατος μπορεί να κολλήσει σε ένα τέτοιον κόμβο

Λέγονται και sink nodes

PageRank: Αδιέξοδα



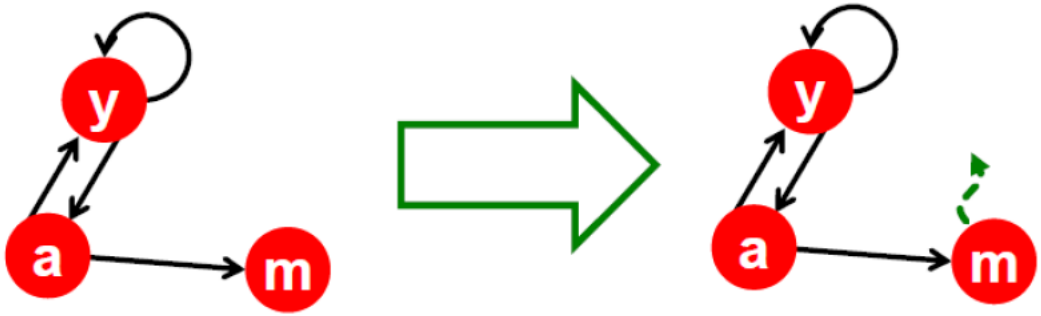
	y	a	m
y	½	½	0
a	½	0	0
m	0	½	0

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

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

PageRank: Αδιέξοδα

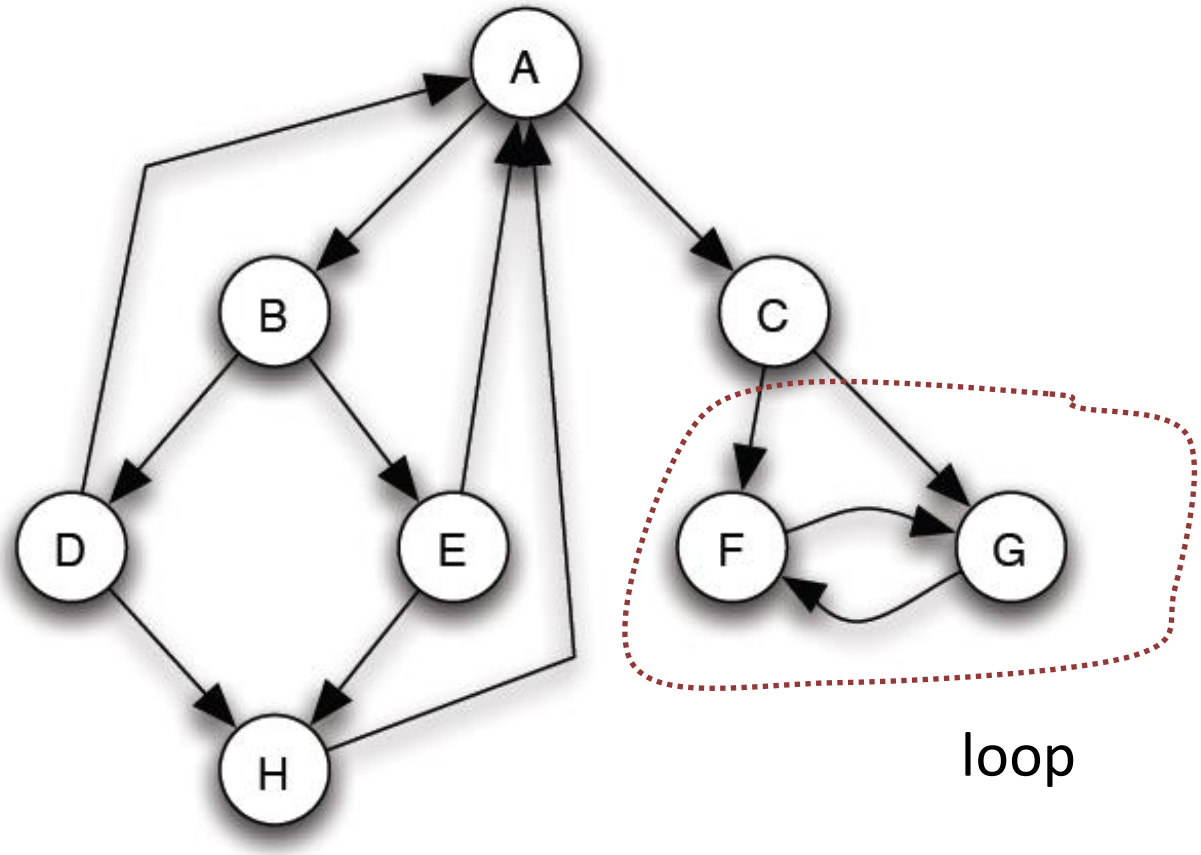
Teleports: ακολούθησε με πιθανότητα 1 τυχαία links από τους αδιέξοδους κόμβους



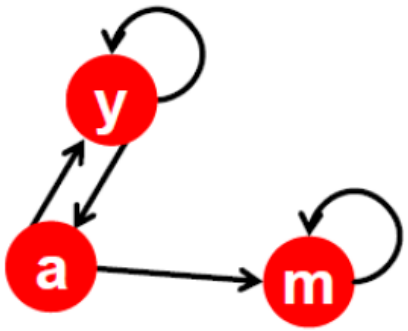
Αντίστοιχη τροποποίηση του πίνακα

	y	a	m
y	½	½	⅓
a	½	0	⅓
m	0	½	⅓

PageRank: Spider Traps



PageRank: Spider Traps



	y	a	m
y	½	½	0
a	½	0	0
m	0	½	1

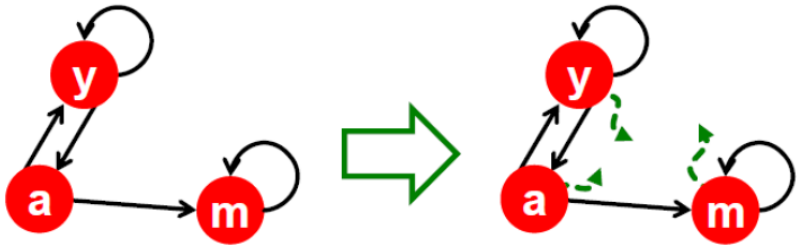
$r_y = r_y/2 + r_a/2$
$r_a = r_y/2$
$r_m = r_a/2 + r_m$

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

Random Walks with Jumps

Τυχαία περίπατοι με «άλματα»

Με πιθανότητα β, ο περιπατητής ακολουθεί μια τυχαία εξερχόμενη ακμή όπως πριν και με πιθανότητα 1-β επιλέγει (jumps) σε μια τυχαία σελίδα στο δίκτυο, επιλεγμένη με πιθανότητα 1/n



Random Walks with Jumps

Γράφος με 3 κόμβους

Brin-Page, 1998

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

$$bM + (1-b)\begin{bmatrix} 1/3 & 1/3 & 1/3 \\ 1/3 & 1/3 & 1/3 \\ 1/3 & 1/3 & 1/3 \end{bmatrix}$$

Προτεινόμενη τιμή 0,8 – 0,9

damping factor: probability to jump ~0,15

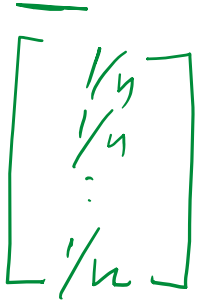
Μοντέλο του Random Surfer

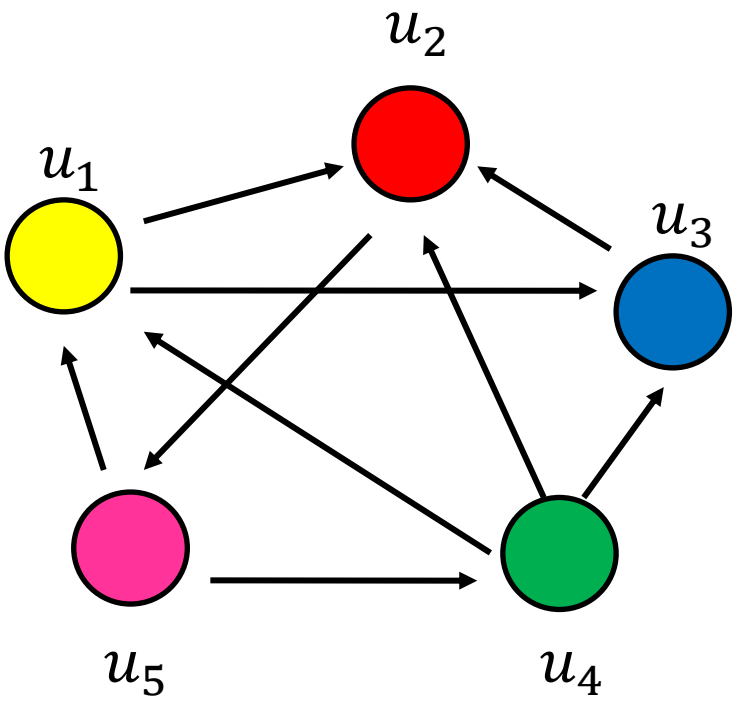
Του χρήστη που τριγυρνά στο web, ξεκινώντας από μια τυχαία σελίδα συνεχίζει ακολουθώντας τυχαία συνδέσεις ή με κάποια πιθανότητα βαριέται και πάει (jumps) σε μια άλλη τυχαία σελίδα

5 links και 1 jump

- Προσθέτουμε ένα τυχαίο άλμα σε ένα διάνυσμα v (jump vector) με πιθανότητα 1-β
  - συνήθως, το ομοιόμορφο διάνυσμα
  - β dumping factor
- Ο τυχαίος περίπατος ξαναρχίζει μετά από 1/(1-β) βήματα in expectation

$$r = \beta\, M\, r + (1 - \beta)\, v^t$$





Πίνακας μετάβασης

$$M = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1/3 & 1/2 \\ 1/2 & 0 & 1 & 1/3 & 0 \\ 1/2 & 0 & 0 & 1/3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1/2 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$r(u_1) = 1/3\ r(u_4) + 1/2\ r(u_5)$

$r(u_2) = 1/2\ r(u_1) + r(u_3) + 1/3\ r(u_4)$

$r(u_3) = 1/2\ r(u_1) + 1/3\ r(u_4)$

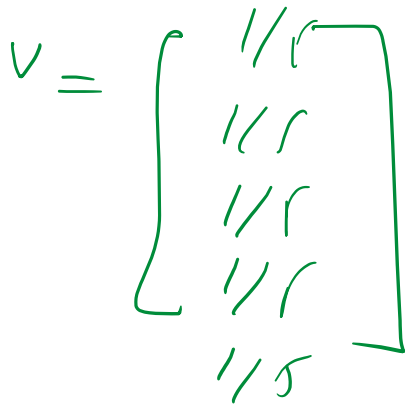
$r(u_4) = 1/2\ r(u_5)$

$r(u_5) = r(u_2)$

$$r = \begin{bmatrix} r(u_1) \\ r(u_2) \\ r(u_3) \\ r(u_4) \\ r(u_5) \end{bmatrix}$$

$r = Mr$

$$r = \beta\, M\, r + (1 - \beta)\, v^t$$



Νέος πίνακας μετάβασης

$$P' = \beta \begin{bmatrix} 0 & 1/2 & 1/2 & 0 & 0 \\ 1/5 & 1/5 & 1/5 & 1/5 & 1/5 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1/3 & 1/3 & 1/3 & 0 & 0 \\ 1/2 & 0 & 0 & 0 & 1/2 \end{bmatrix} + (1 - \beta) \begin{bmatrix} 1/5 & 1/5 & 1/5 & 1/5 & 1/5 \\ 1/5 & 1/5 & 1/5 & 1/5 & 1/5 \\ 1/5 & 1/5 & 1/5 & 1/5 & 1/5 \\ 1/5 & 1/5 & 1/5 & 1/5 & 1/5 \\ 1/5 & 1/5 & 1/5 & 1/5 & 1/5 \end{bmatrix}$$

$$P' = \beta\, M + (1 - \beta)\, i_1\, v^t$$ όπου i_1 το διάνυσμα με όλα 1

PageRank, τυχαίοι περίπατοι και αλυσίδες Markov

Ποια είναι η πιθανότητα p_i^t να είσαι στον κόμβο i μετά από t βήματα;

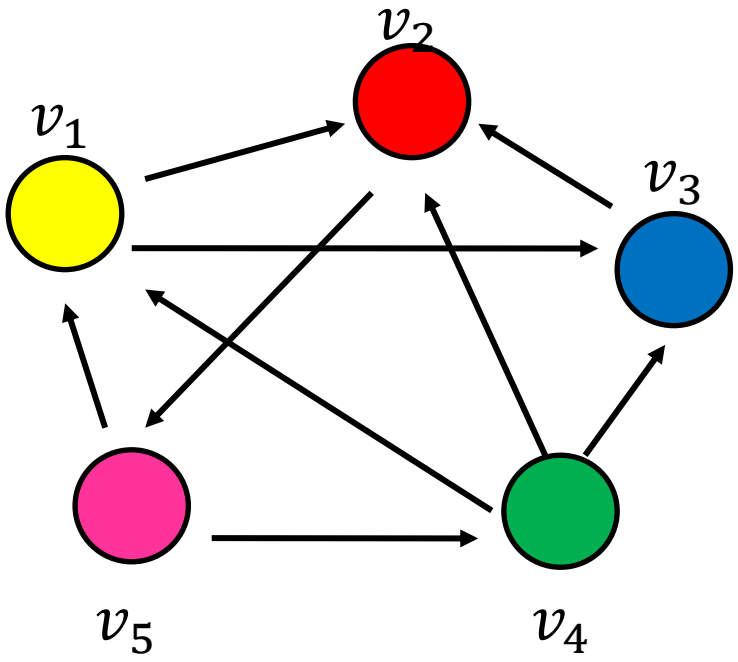
$$p_1^0 = \frac{1}{5} \qquad p_1^t = \frac{1}{3}p_4^{t-1} + \frac{1}{2}p_5^{t-1}$$

$$p_2^0 = \frac{1}{5} \qquad p_2^t = \frac{1}{2}p_1^{t-1} + p_3^{t-1} + \frac{1}{3}p_4^{t-1}$$

$$p_3^0 = \frac{1}{5} \qquad p_3^t = \frac{1}{2}p_1^{t-1} + \frac{1}{3}p_4^{t-1}$$

$$p_4^0 = \frac{1}{5} \qquad p_4^t = \frac{1}{2}p_5^{t-1}$$

$$p_5^0 = \frac{1}{5} \qquad p_5^t = p_2^{t-1}$$



Αλυσίδες Markov

- Περιγράφουν μια στοχαστική διαδικασία διακριτού χρόνου σε ένα σύνολο από καταστάσεις S

  $$S = \{s_1, s_2, \ldots, s_n\}$$

  με βάση έναν πίνακα πιθανοτήτων μετάβασης (transition probability matrix) P

  Όπου $P[i, j]$ είναι η πιθανότητα $s_i \rightarrow s_j$ να μεταβούμε στην κατάσταση s_j όταν είμαστε στην κατάσταση s_i

- Οι γραμμές αθροίζουν σε 1 (row stochastic)

- Memoryless: η επόμενη κατάσταση εξαρτάται *μόνο* από την τωρινή κατάσταση και όχι από τον παρελθόν της διαδικασίας

Αλυσίδες Markov

- State probability distribution vector

$$p^t = (p_1^t, p_2^t, \dots, p_n^t)$$

Διάνυσμα που αποθηκεύει την πιθανότητα να είμαστε στην κατάσταση p_i μετά από t βήματα

- Μπορούμε να το υπολογίσουμε ως:

$$p^t = P\ p^{t-1}$$

- Το state probability vector συγκλίνει σε μια μοναδική κατανομή αν η αλυσίδα είναι *μη περιοδική* (aperiodic) και *αμείωτη* (irreducible)

Αλυσίδες Markov

Irreducible: υπάρχει πάντα μια ακολουθία μεταβάσεων με μη μηδενική πιθανότητα από μια οποιαδήποτε κατάσταση σε μία άλλη (connectivity)

Aperiodicity: οι καταστάσεις δε μπορούν να χωριστούν σε σύνολα τέτοια ώστε όλες οι μεταβάσεις να συμβαίνουν κυκλικά από το ένα σύνολο στο άλλο

Τυχαίοι Περίπατοι

Οι τυχαίοι περίπατοι στους γράφους αντιστοιχούν σε Αλυσίδες Markov

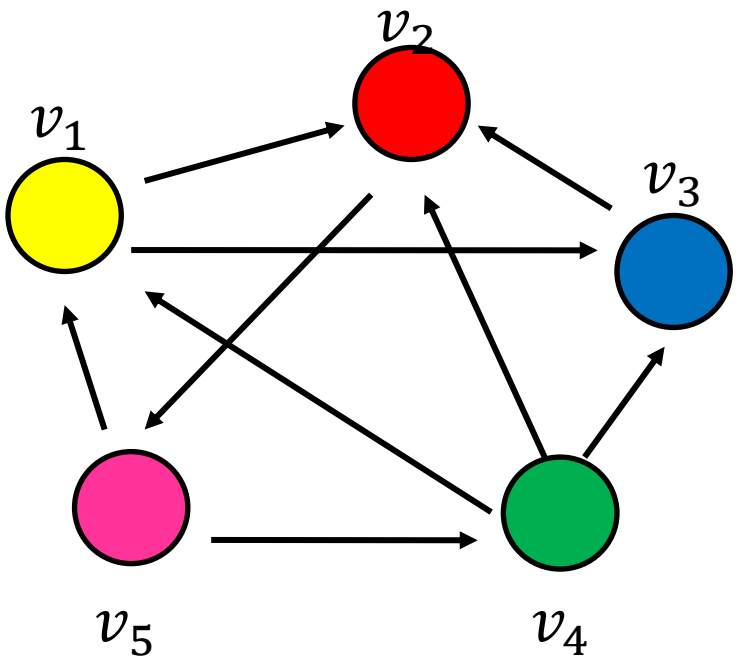
- Το σύνολο των καταστάσεων S είναι οι κόμβοι του γράφου
- Ο πίνακας πιθανοτήτων μετάβασης είναι η πιθανότητα να ακολουθήσουμε μια ακμή από έναν κόμβο σε ένα άλλο

$$P[i,j] = 1/outdegree(i)$$

Στα επόμενα θα θεωρήσουμε τον ανάστροφο (transpose) του πίνακα M

Ένα παράδειγμα

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$



$$P = \begin{bmatrix} 0 & 1/2 & 1/2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1/3 & 1/3 & 1/3 & 0 & 0 \\ 1/2 & 0 & 0 & 1/2 & 0 \end{bmatrix}$$

Το διάνυσμα πιθανοτήτων

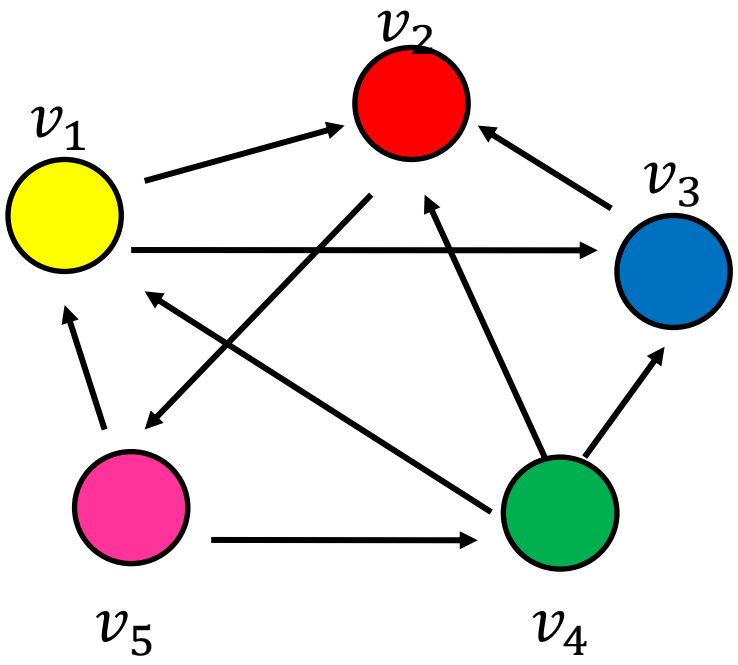
$$p^t = (p_1^t, p_2^t, \dots, p_n^t)$$

Διάνυσμα που αποθηκεύει την πιθανότητα να είμαστε στον κόμβο u_i μετά από t βήματα

- p_i^0 πιθανότητα να αρχίσουμε από τον κόμβο i (συνήθως) ομοιόμορφη
- $p^t = \mathrm{P}\, p^{t-1}$

Ένα παράδειγμα

$$P = \begin{bmatrix} 0 & 1/2 & 1/2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1/3 & 1/3 & 1/3 & 0 & 0 \\ 1/2 & 0 & 0 & 1/2 & 0 \end{bmatrix}$$



$$p_1^t = \frac{1}{3}p_4^{t-1} + \frac{1}{2}p_5^{t-1}$$

$$p_2^t = \frac{1}{2}p_1^{t-1} + p_3^{t-1} + \frac{1}{3}p_4^{t-1}$$

$$p_3^t = \frac{1}{2}p_1^{t-1} + \frac{1}{3}p_4^{t-1}$$

$$p_4^t = \frac{1}{2}p_5^{t-1}$$

$$p_5^t = p_2^{t-1}$$

Stationary distribution

- Η stationary κατανομή ενός τυχαίου περίπατου με πίνακα μετάβασης P είναι η κατανομή πιθανοτήτων π τέτοια ώστε
  - $\pi = \pi P$

- Το ιδιοδιάνυσμα (principal left eigenvector) του πίνακα P (οι στοχαστικοί πίνακες έχουν μέγιστη ιδιοτιμή 1)

- Το ποσοστό των φορών που επισκεπτόμαστε την κατάσταση (κόμβο) i όταν $t \to \infty$

- Θεωρία Αλυσίδων Markov: Ο τυχαίος περίπατος συγκλίνει σε μια μοναδική stationary distribution ανεξάρτητα από την αρχική κατάσταση αν ο γράφος είναι ισχυρά συνεκτικός και δεν είναι διμερής

Υπολογισμός

- Power Method

Initialize q^0 to some distribution
Repeat
$q^t = q^{t-1}P$
Until convergence

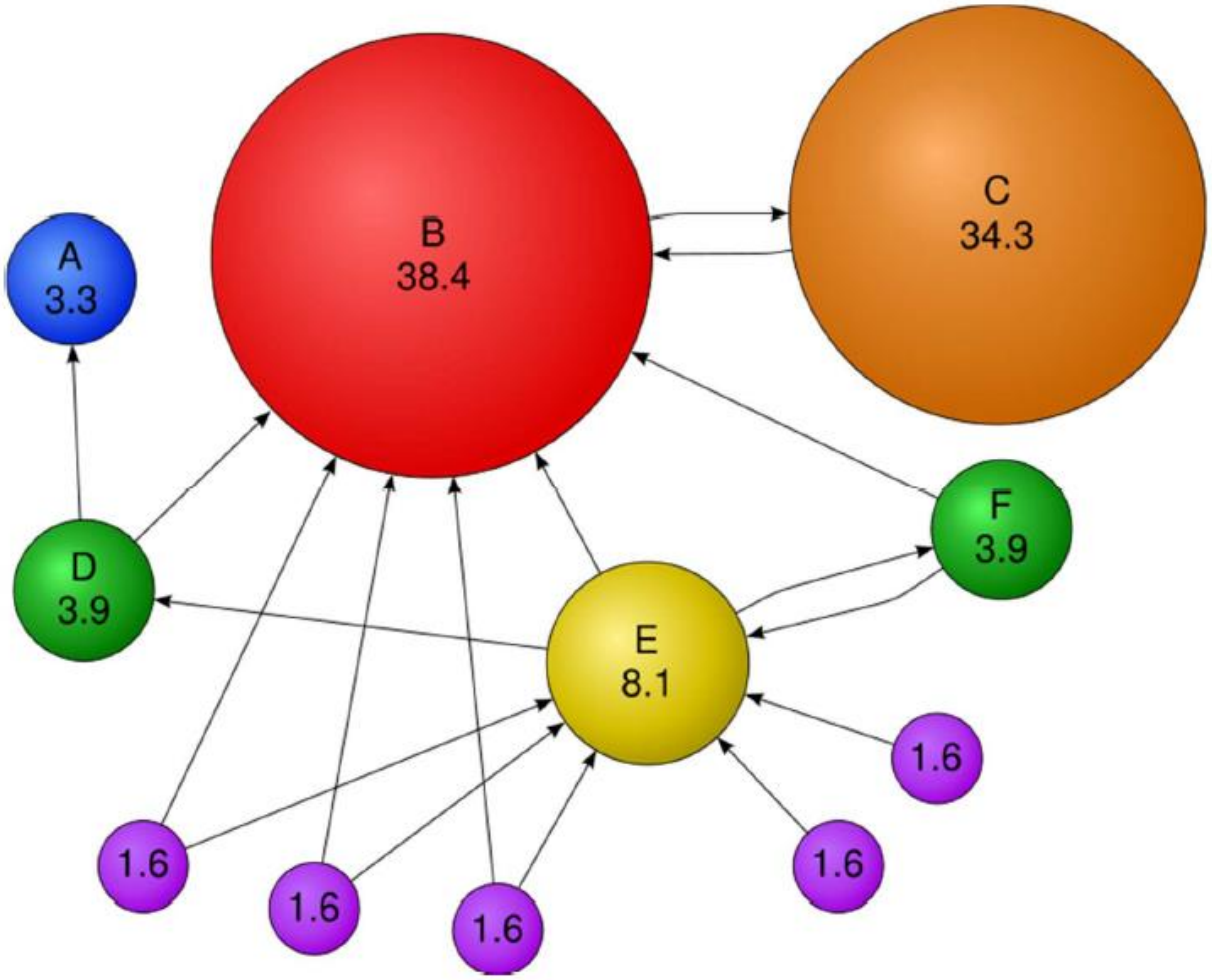
- Μετά από πολλές επαναλήψεις $q^t \rightarrow \pi$ ανεξάρτητα από το αρχικό διάνυσμα q^0
- Power method γιατί υπολογίζει το $q^t = q^0 P^t$

- Ρυθμός σύγκλισης
  - Καθορίζεται από τη δεύτερη ιδιοτιμή ${\lambda_2}^t$

Stationary distribution

- Τι σημαίνει η stationary distribution π ενός τυχαίου περίπατου
- $\pi(i)$: η πιθανότητα να είμαστε στον κόμβο *i* μετά από ένα πολύ μεγάλο (άπειρο) αριθμό από βήματα
- $\pi = p_0 P^{\infty}$, όπου P ο πίνακας μετάβασης, p_0 το αρχικό διάνυσμα
  - $P(i,j)$: πιθανότητα μετάβασης από το i στο j σε ένα βήμα
  - $P^2(i,j)$: πιθανότητα μετάβασης από το i στο j σε δύο βήματα (πιθανότητα όλων των μονοπατιών μήκους 2)
  - $P^{\infty}(i,j) = \pi(j)$: πιθανότητα μετάβασης από το i στο j σε άπειρα βήματα – δεν έχει σημασία το αρχικό σημείο

PageRank: Παράδειγμα



PageRank: τυχαίος περίπατος

Αν το διάνυσμα v που γίνεται το jump δεν είναι uniform, τότε μια *προτίμηση* σε συγκεκριμένους κόμβους

Ονομάζεται και τυχαίος περίπατος με επανεκκίνηση (random walk with restart) - Personalized page rank – Rooted page rank

Κόμβοq σε «μικρή» απόσταση από τον «restart» κόμβο

Θεματικό PageRank

Η σημασία μιας σελίδας μόνο με βάση το δίκτυο – ανεξάρτητη από την ερώτηση (ή, το θέμα)

Πως μπορούμε να υπολογίσουμε «θεματικό» ή personalized PageRank;

Θεματικό PageRank

Έστω *S* ένα σύνολο από σελίδες «συναφείς» με το θέμα

Προσθέτουμε συνδέσεις teleports σε αυτές αντί σε τυχαίους κόμβους

$$M'_{ij} = (1-\beta)\, M_{ij} + \beta / |S| \quad \text{if } i \in S$$
$$= (1-\beta)\, M_{ij} \quad \text{otherwise}$$

Γειτνίαση με τις σελίδες στο σύνολο *S*

PageRank

Link Farms: δίκτυα από εκατομμύρια σελίδες που δείχνουν η μία στην άλλη με στόχο την αύξηση του PageRank κάποιων σελίδων

PageRank: χρήση στην ανάκτηση

- Σελίδες με μεγάλο PageRank υψηλότερα στη διάταξη
- Τελικός βαθμός συνδυασμός πολλών χαρακτηριστικών (features)

HITS

Hyperlink-Induced Topic Search (HITS)

Την ίδια εποχή με το PageRank

Δύο βασικές διαφορές

1. Κάθε σελίδα έχει δύο βαθμούς:
   - ένα βαθμό κύρους (authority rank) και
   - ένα κομβικό βαθμό (hub rank)

2. Οι βαθμοί είναι θεματικοί

HITS

Authorities (σελίδες κύρους): σελίδες που περιέχουν χρήσιμη πληροφορία (οι εξέχουσες, έγκριτες απαντήσεις στις ερωτήσεις)

- Σελίδες εφημερίδων
- Σελίδες μαθημάτων
- Σελίδες κατασκευαστών αυτοκινήτων

Hubs (κομβικές σελίδες): σελίδες που δείχνουν σε αυθεντίες (λίστες μεγάλης αξίας)

- Λίστες από εφημερίδες
- Πρόγραμμα μαθημάτων
- Λίστες από κατασκευαστές

Άλλη εφαρμογή: βιβλιογραφικές αναφορές

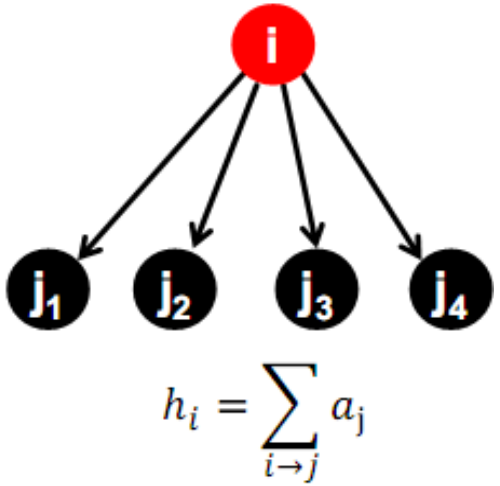
HITS

- Ένα hub είναι τόσο καλό όσο καλά είναι τα authorities στα οποία δείχνει (εξερχόμενες ακμές σε πολλά καλά authorities)
- Ένα authority είναι τόσο καλό όσο τα hubs που δείχνουν σε αυτό (εισερχόμενες ακμές από πολλά καλά hubs)

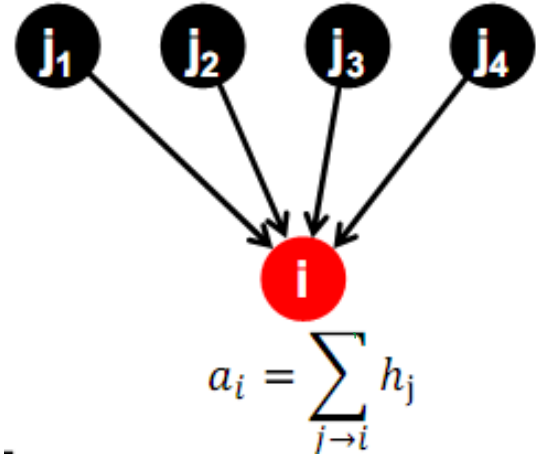
HITS: Ορισμοί

Κάθε σελίδα p, έχει δύο σκορ

- **hub score** (h) ως ειδικός
  Άθροισμα των authority σκορ των σελίδων στις οποίες δείχνει
- **authority score** (a) ποιότητα περιεχομένου
  Άθροισμα των hub σκορ των σελίδων που δείχνουν σε αυτήν



$$h_i = \sum_{i \to j} a_j$$



$$a_i = \sum_{j \to i} h_j$$

Χρήση στη αναζήτηση

- Στην αρχική του μορφή, ο αλγόριθμος εφαρμόζεται σε *υποσύνολο του web (query dependent input)*

1. Βρες από το web ένα σύνολο βάσης (base set) από σελίδες που θα μπορούσαν να είναι καλά hubs ή authorities.
2. *Χρησιμοποίησε αυτό το σύνολο* για να υπολογίσεις τα scores και να βρεις ένα μικρό σύνολο από κορυφαίες hub και authority σελίδες (επαναληπτικός αλγόριθμος)

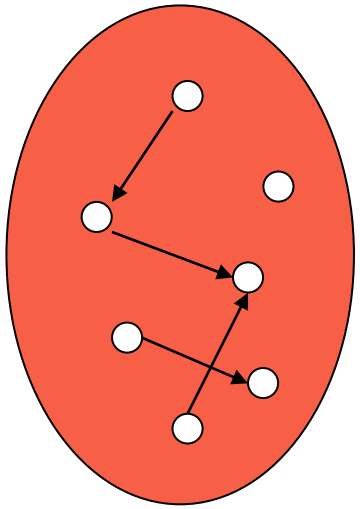
Σύνολο βάσης

- Δοθείσας μια ερώτησης (πχ ***Covid19***), χρησιμοποίησε ένα ευρετήριο κειμένου και ανέκτησε όλες τις σελίδες που περιέχουν τον όρο ***Covid19.***
  - Ας ονομάσουμε αυτό το σύνολο, σύνολο ρίζα (root set)
- Πρόσθεσε οποιαδήποτε σελίδα:
  - είτε δείχνει σε μια σελίδα στο σύνολο ρίζα,
  - είτε μια σελίδα στο σύνολο ρίζα δείχνει σε αυτήν

  Και τις μεταξύ τους συνδέσεις
- Ονομάζουμε το σύνολο που προκύπτει σύνολο βάσης

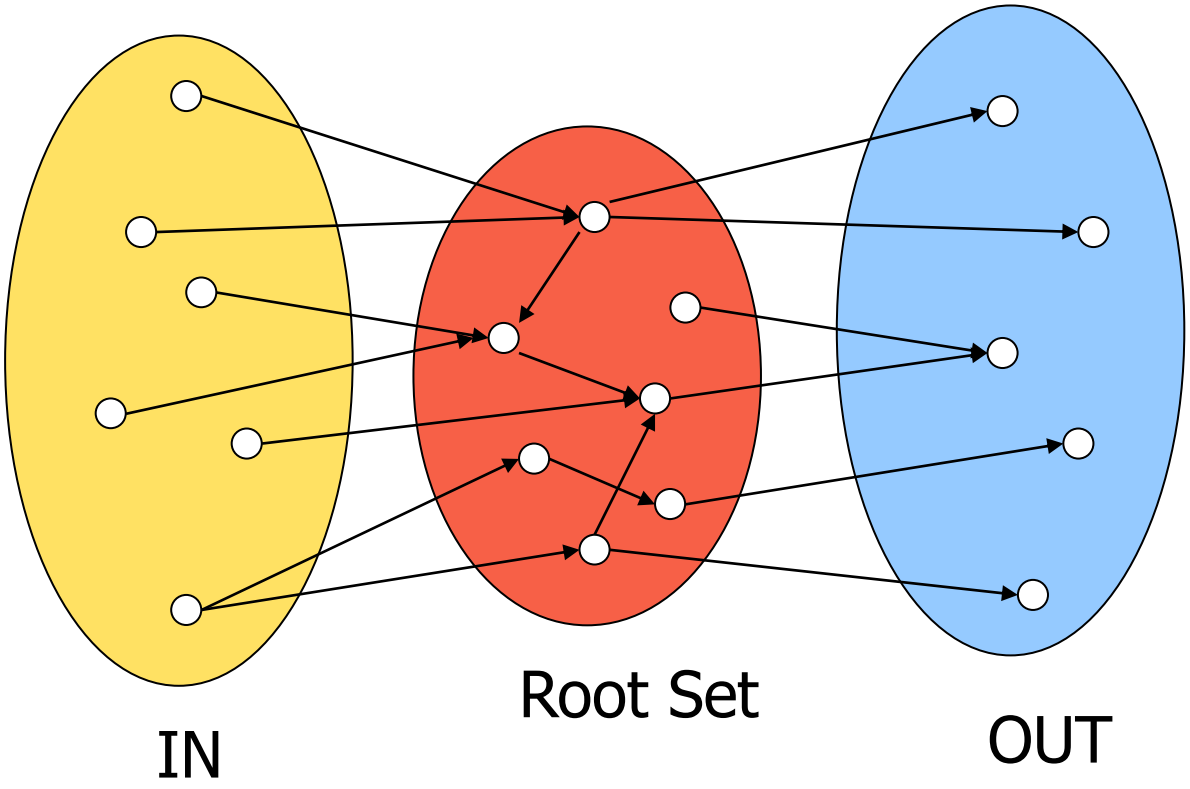
Σύνολο βάσης

Σύνολο ρίζα που προκύπτει από μια μηχανή αναζήτησης που χρησιμοποιεί μόνο το κείμενο

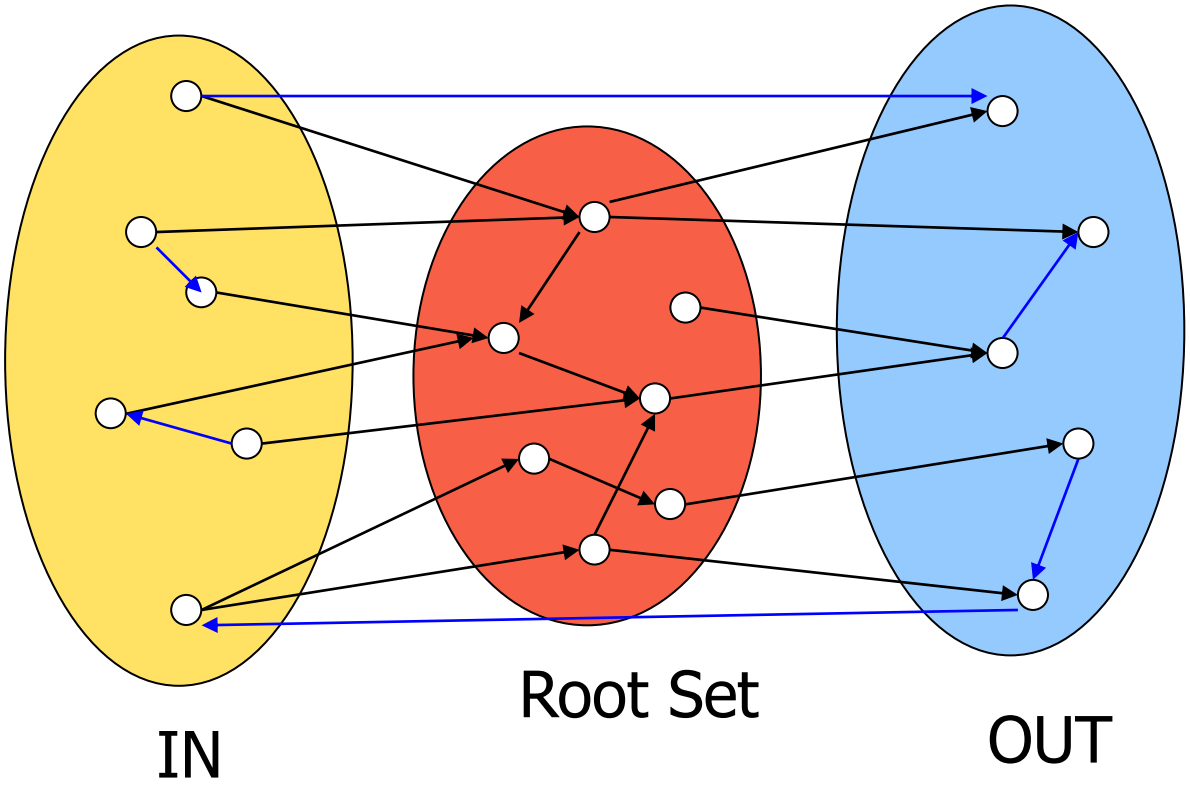


Root Set

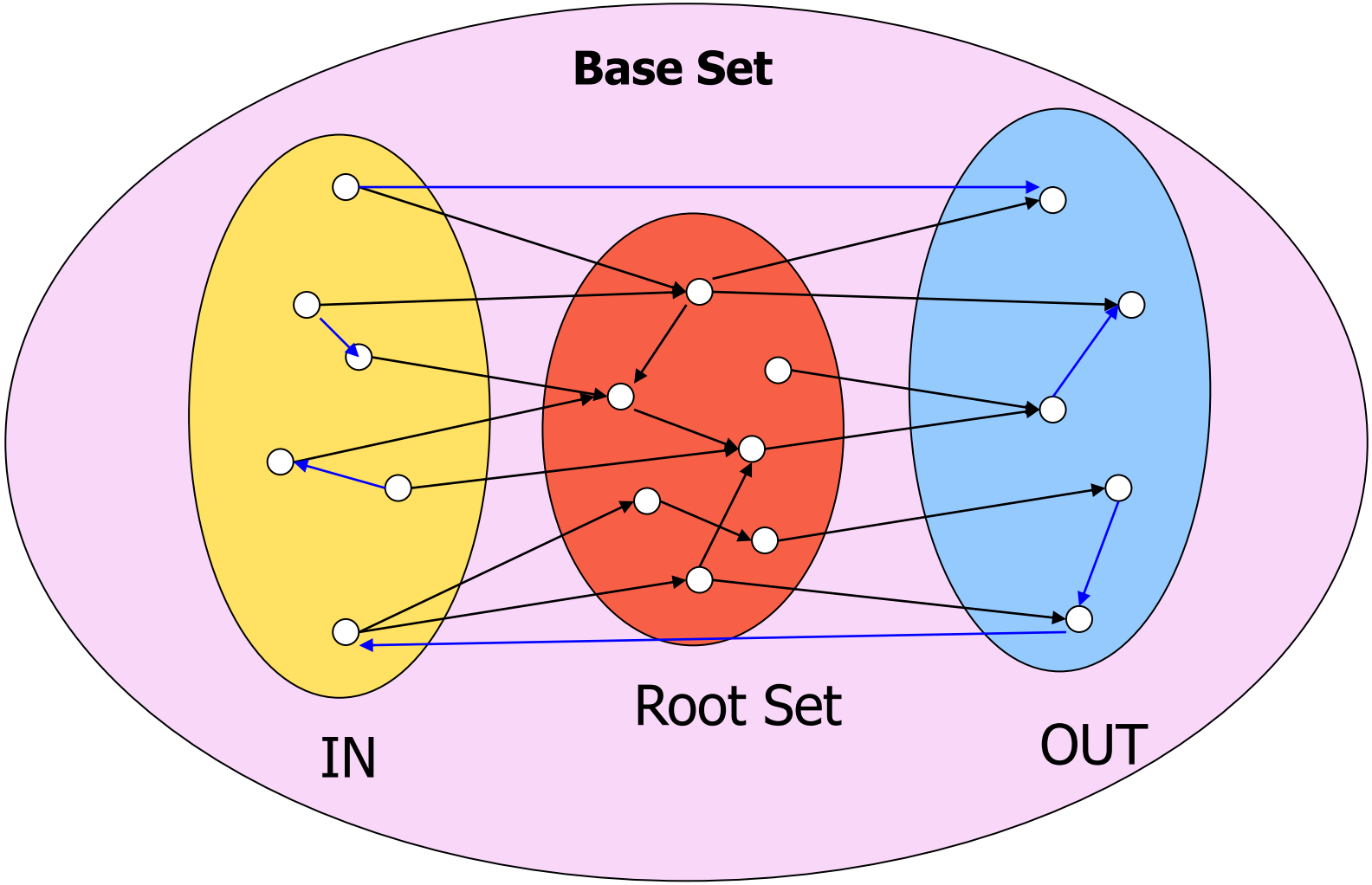
Σύνολο βάσης



Σύνολο βάσης



Σύνολο βάσης



Υπολογισμός

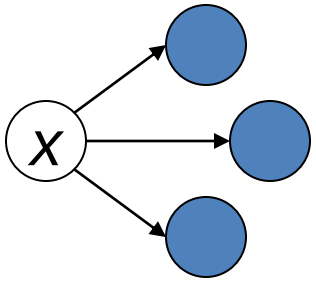
- Υπολόγισε για κάθε σελίδα *x* στο σύνολο βάσης ένα hub score *h(x)* και ένα authority score *a(x).*
  - Initialize: for all *x*, $h(x) \leftarrow 1$; $a(x) \leftarrow 1$;
  - Iteratively update all *h(x), a(x)*;

Επαναληπτικός υπολογισμός

- Επανέλαβε τις παρακάτω ενημερώσεις για κάθε κόμβο *x*:

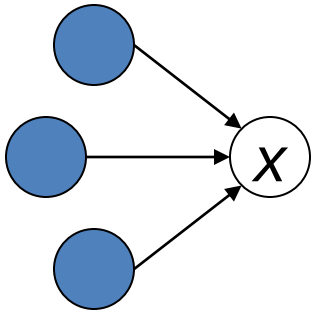
I operation

$$h(x) \leftarrow \sum_{x \mapsto y} a(y)$$



O operation

$$a(x) \leftarrow \sum_{y \mapsto x} h(y)$$

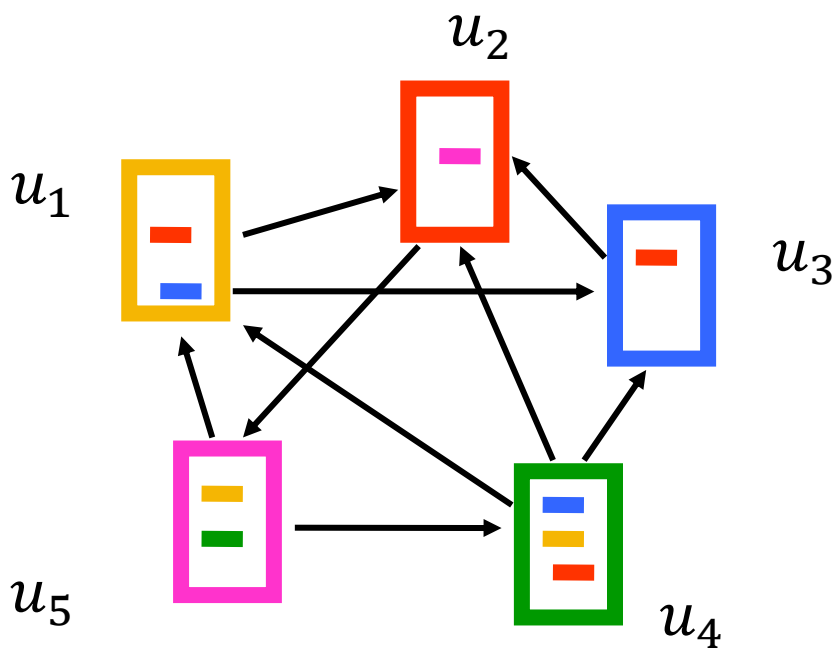


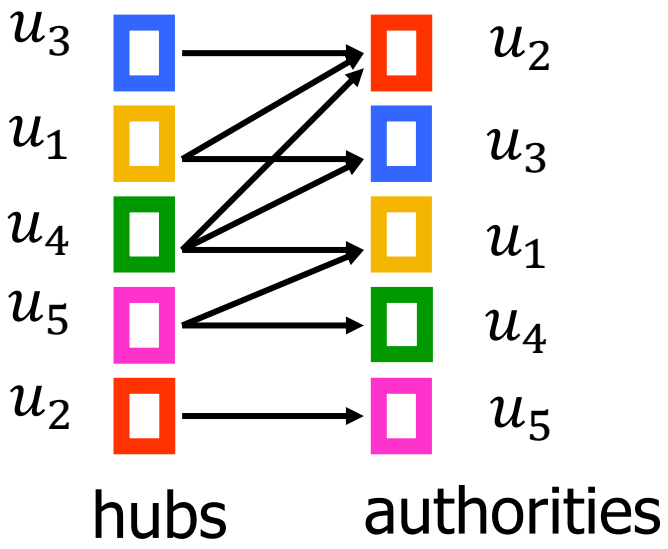
Normalize

Κανονικοποίηση

- Για να αποφύγουμε οι τιμές *h()* and *a()* να γίνουν πολύ μεγάλες τις κλιμακώνουμε (scale down) μετά από κάθε επανάληψη
- Πως;
  - Δεν έχει σημασία γιατί αυτό που πραγματικά μας ενδιαφέρει είναι οι σχετικές τιμές τους
  - Διαίρεσε όλα τα hub scores με το άθροισμα των hub scores και όλα τα authority scores με το άθροισμα των authority scores

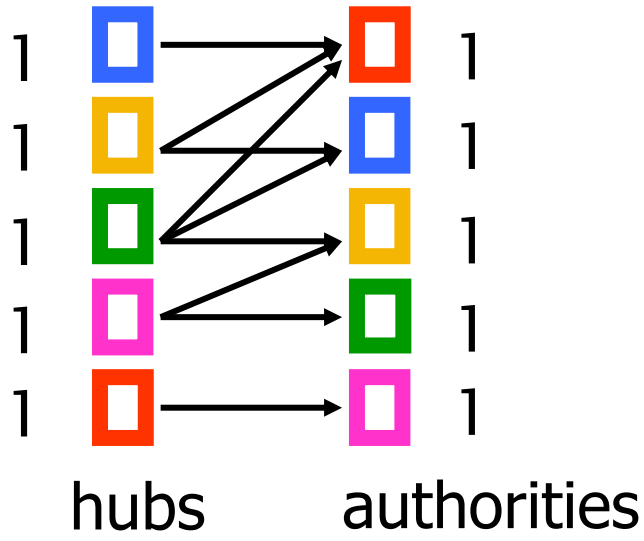
Παράδειγμα





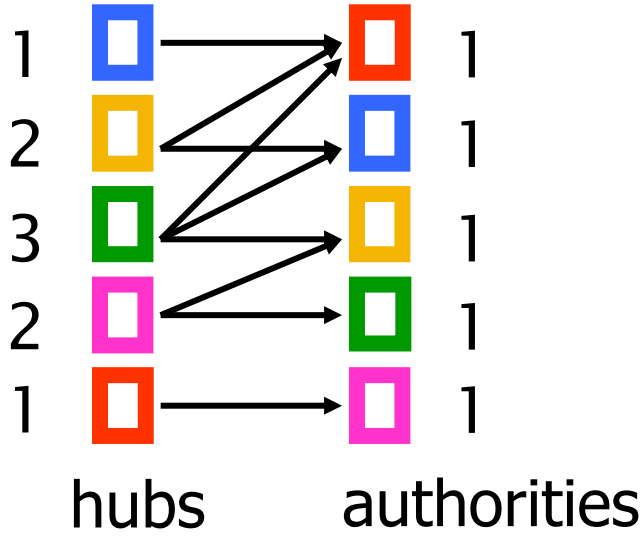
Παράδειγμα

Initialize



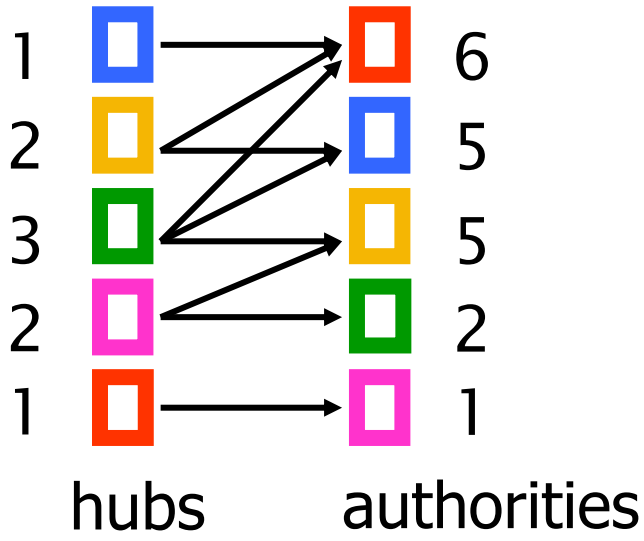
Παράδειγμα

Step 1: O operation



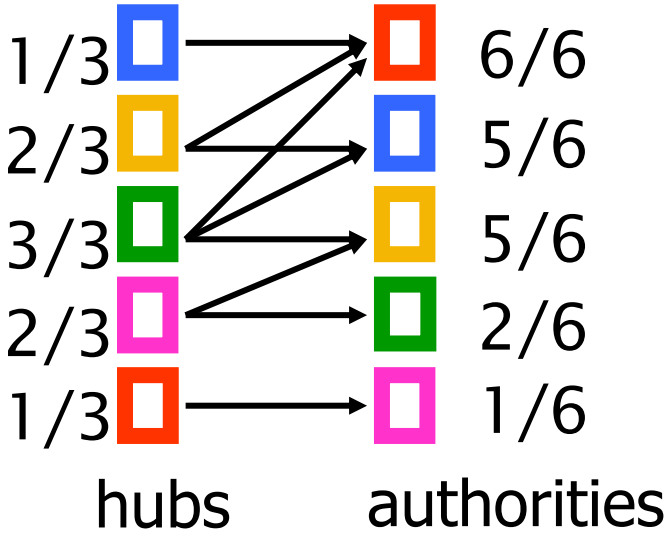
Παράδειγμα

Step 1: I operation



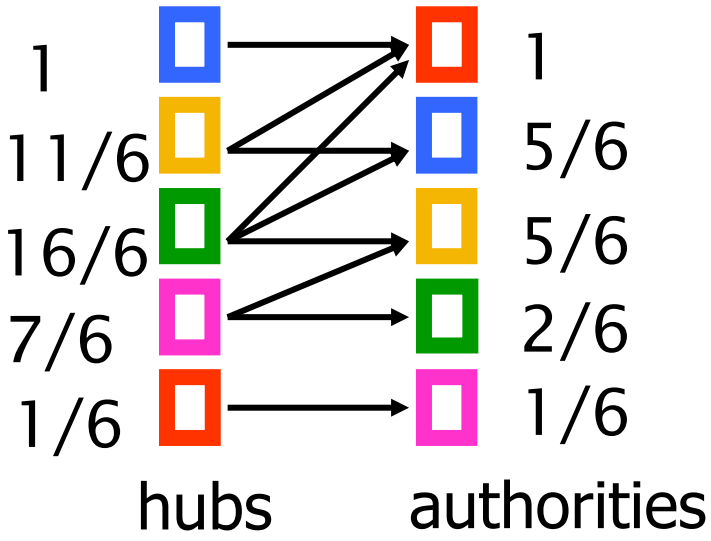
Παράδειγμα

Step 1: Normalization (Max norm)



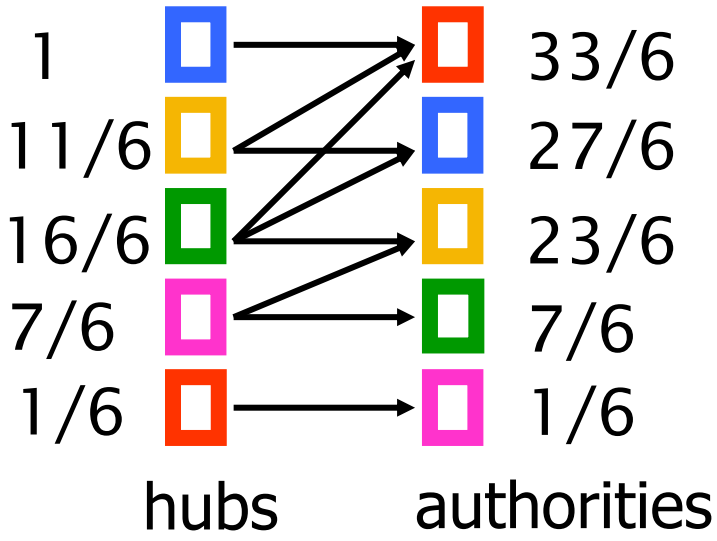
Παράδειγμα

Step 2: O step



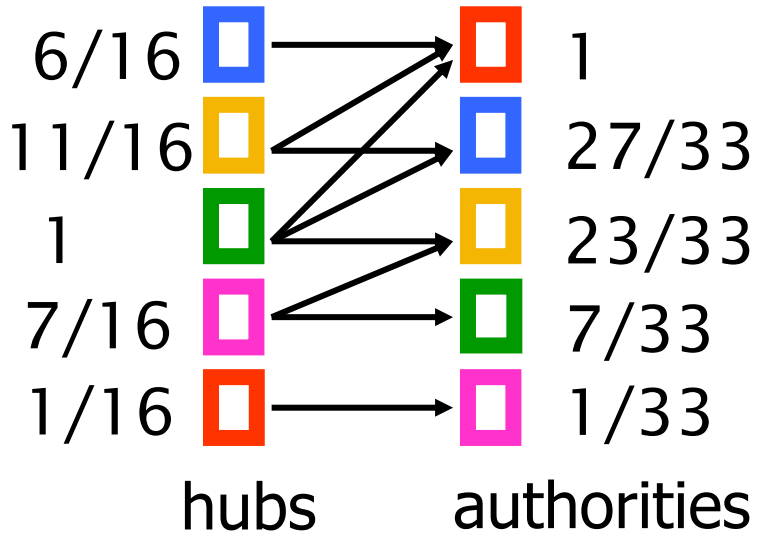
Παράδειγμα

Step 2: I step

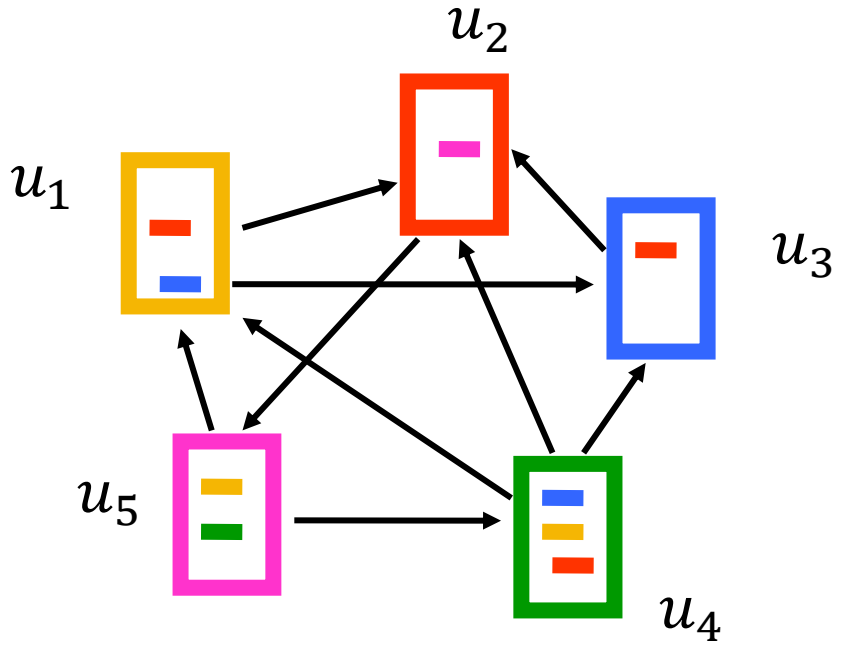


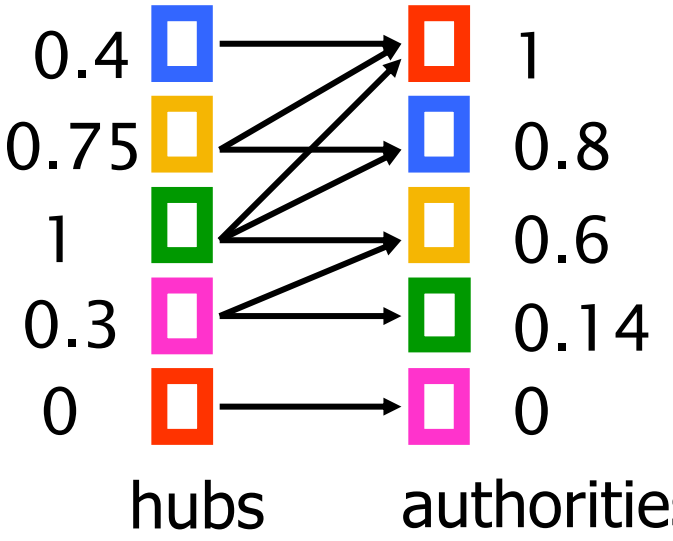
Παράδειγμα

Step 2: Normalization



Convergence





Σύγκλιση

- Οι σχετικές τιμές συγκλίνουν μετά από λίγες επαναλήψεις
- Στην πράξη, μετά από ~5 επαναλήψεις οι τιμές σχεδόν σταθεροποιούνται

Japan Elementary Schools

Hubs

- schools
- LINK Page-13
- “ú–{‚ÌŠwZ
- ä‰„¬ŠwZƒz[ƒƒy[ƒW
- 100 Schools Home Pages (English)
- K-12 from Japan 10/...rnet and Education)
- http://www...iglobe.ne.jp/~IKESAN
- ‚l‚f‚j¬ŠwZ‚U”N‚P‘g•¨Œê
- ÒŠ—’¬—§ÒŠ—“Œ¬ŠwZ
- Koulutus ja oppilaitokset
- TOYODA HOMEPAGE
- Education
- Cay's Homepage(Japanese)
- –y“ì¬ŠwZ‚Ìƒz[ƒƒy[ƒW
- UNIVERSITY
- ‰J—³¬ŠwZ DRAGON97-TOP
- Â‰ª¬ŠwZ‚T”N‚P‘gƒz[ƒƒy[ƒW
- ¶µ°é¼ÂÁ© ¥á¥Ë¥å¡¼ ¥á¥Ë¥å¡¼

Authorities

- The American School in Japan
- The Link Page
- ‰ª èž—§ˆä“c¬ŠwZƒz[ƒƒy[ƒW
- Kids' Space
- ˆÀéž—§ˆÀé¼•”¬ŠwZ
- ‹{é‹³ˆç‘åŠw•‘®¬ŠwZ
- KEIMEI GAKUEN Home Page (Japanese)
- Shiranuma Home Page
- fuzoku-es.fukui-u.ac.jp
- welcome to Miasa E&J school
- ‗“ÞìŒ§Ê‰¡•ls—§’†ì¼¬ŠwZ‚Ìƒy
- http://www...p/~m_maru/index.html
- fukui haruyama-es HomePage
- Torisu primary school
- goo
- Yakumo Elementary,Hokkaido,Japan
- FUZOKU Home Page
- Kamishibun Elementary School...

Παρατηρήσεις

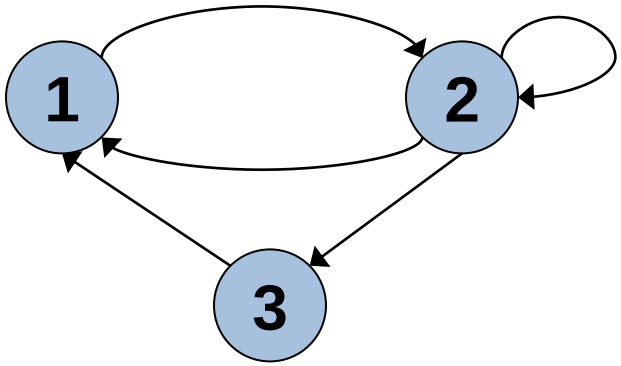
- Συγκεντρώθηκαν καλές σελίδες ανεξάρτητα από τη γλώσσα του περιεχομένου της σελίδας
- Η χρήση της ανάλυσης συνδέσμων γίνεται μετά τη δημιουργία του συνόλου βάσης
  - ο υπολογισμός των score εξαρτάται από το ερώτημα και γίνεται μετά την ανάκτηση με βάση το περιεχόμενο *(σημαντική χρονική επιβάρυνση)*

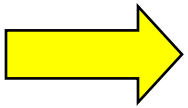
Θέματα

- Topic Drift
  - Σελίδες εκτός θέματος (off-topic) μπορεί να οδηγήσουν στο να επιστραφούν εκτός θέματος authorities
    - Π.χ., οι γειτονικοί κόμβοι μπορεί να αναφέρονται σε κάποιο "super topic"
- Mutually Reinforcing Affiliates
  - Συνεργαζόμενες σελίδες μπορεί να αυξήσουν τα σκορ τους

Διανυσματική αναπαράσταση

- $n \times n$ πίνακας γειτνίασης **A**:
  - Για το σύνολο βάση
  - $A_{ij} = 1$ αν η σελίδα page i δείχνει στο j, αλλιώς = 0.





	1	2	3
1	0	1	0
2	1	1	1
3	1	0	0

Διανύσματα Hub/Authority

- Τα hub σκορ *h()* και authority σκορ *a()* ως n-διάστατα διανύσματα
- Οι επαναληπτικοί υπολογισμοί:

$$h(x) \leftarrow \sum_{x \mapsto y} a(y) \qquad h_i = \sum_j A_{ij} \cdot a_j$$

$$a(x) \leftarrow \sum_{y \mapsto x} h(y)$$

$h = A\ a$

$a = A^T h$, A^T transpose (ανάστροφος)

Διανυσματική αναπαράσταση

$h = A\, a.$

$a = A^T h.$

Αντικατάσταση:

$h = A\, A^T h$

$a = A^T A\, a.$

- h ιδιοδιάνυσμα του AA^T
- α ιδιοδιάνυσμα του $A^T A$

- Ο αλγόριθμος ανήκει στις *power iteration* μεθόδους υπολογισμού ιδιοδιανυσμάτων
- Συγκλίνει

PageRank vs HITS

- Θα μπορούσαμε να εφαρμόσουμε το HITS σε όλο το web και το PageRank σε θεματικό υποσύνολο
- Στο web,
  - Ένα καλό hub είναι συνήθως και ένα καλό authority
  - Οι διαφορές στο rank με PageRank και HITS μικρές

ΤΕΛΟΣ 21ου Κεφαλαίου

Ερωτήσεις?

Χρησιμοποιήθηκε κάποιο υλικό από:

- ✓ *Pandu Nayak and Prabhakar Raghavan, CS276:Information Retrieval and Web Search (Stanford)*
- ✓ *Hinrich Schütze and Christina Lioma, Stuttgart IIR class*
- ✓ *Τις αντίστοιχες διαλέξεις του μεταπτυχιακού μαθήματος «Κοινωνικά Δίκτυα και Μέσα»*