大数据分析实验
PageRank

目录

華中科技大學
计算机科学与技术学院
School of Computer Science &Technology，HUST

一 任务背景

一 任务背景

- 1、学习pagerank算法并熟悉其推导过程；
- 2、实现pagerank算法，理解阻尼系数β的作用；
- 3、将pagerank算法运用于实际，并对结果进行分析

華中科技大學
计算机科学与技术学院
School of Computer Science &Technology，HUST

二 任务描述

二 任务描述

◆任务一

- 实验数据：提供的数据集包含邮件内容（emails.csv），人名与id映射（persons.csv），别名信息（aliases.csv），emails文件中只考虑MetadataTo和MetadataFrom两列，分别表示收件人和寄件人姓名，但这些姓名包含许多别名，提供预处理代码preprocess.py以供参考。

- 由寄件人和收件人为节点构造有向图，不考虑重复边，编写pagerank算法的代码，根据每个节点的入度计算其pagerank值，迭代直到误差小于10e-8。
- 输出：人名id及其对应的pagerank值。

二 任务描述

◆任务二

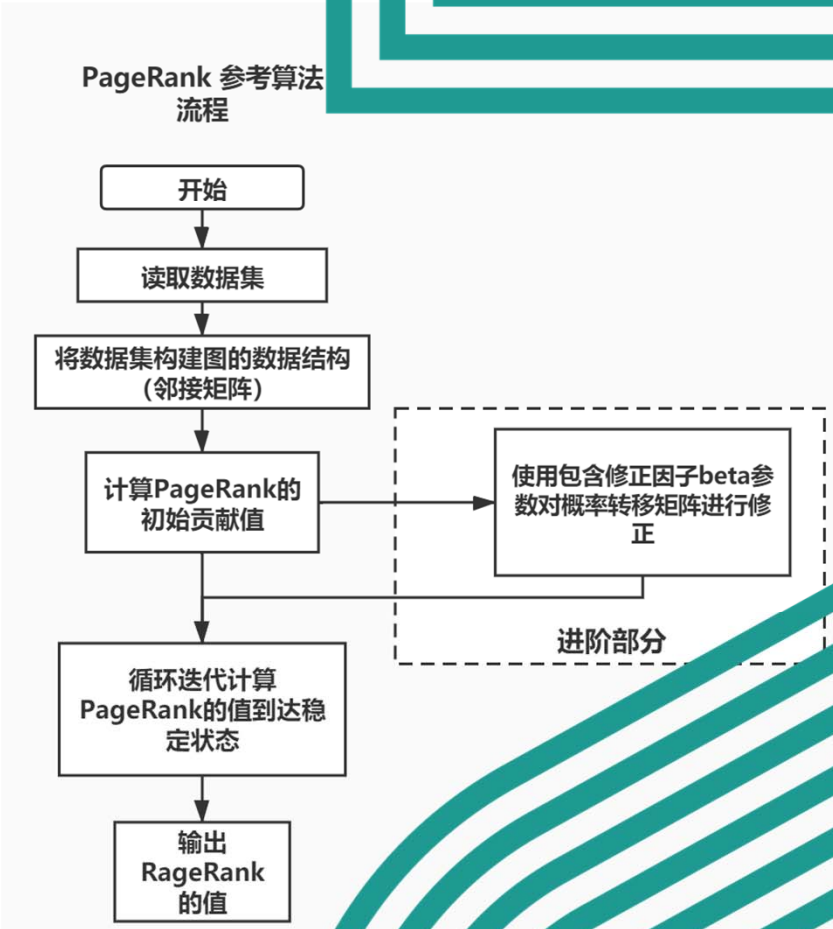
- 加入teleport β=0.8，用以对概率转移矩阵进行修正，解决dead ends和spider trap的问题。

華中科技大學
计算机科学与技术学院
School of Computer Science &Technology，HUST

三 算法流程

三 算法流程

◆ PageRank算法流程：



三 算法流程

◆概率转移矩阵计算与迭代：

- **Stochastic adjacency matrix M**
  - Let page i has d_i out-links
  - If $i \rightarrow j$, then $M_{ji} = \frac{1}{d_i}$ else $M_{ji} = 0$
    - M is a **column stochastic matrix**
      - Columns sum to 1
- **Rank vector r:** vector with an entry per page
  - r_i is the importance score of page i
  - $\sum_i r_i = 1$
- **The flow equations can be written**

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

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

三 算法流程

◆概率转移矩阵计算与迭代：

- **Given a web graph with *n* nodes, where the nodes are pages and edges are hyperlinks**
- **Power iteration:** a simple iterative scheme
  - Suppose there are *N* web pages
  - Initialize: $\mathbf{r}^{(0)} = [1/N,\ldots,1/N]^T$
  - Iterate: $\mathbf{r}^{(t+1)} = \mathbf{M} \cdot \mathbf{r}^{(t)}$
  - Stop when $|\mathbf{r}^{(t+1)} - \mathbf{r}^{(t)}|_1 < \varepsilon$

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

d_i …. out-degree of no

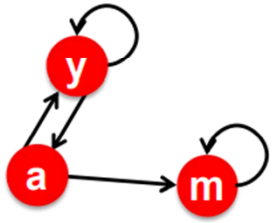
$|\mathbf{x}|_1 = \sum_{1 \le i \le N} |x_i|$ is the L_1 norm

Can use any other vector norm, e.g., Euclidean

三 算法流程

◆ 上述方法中的问题1 Spider Traps

- **Power Iteration:**
  - Set $r_j = 1$
  - $r_j = \sum_{i \to j} \frac{r_i}{d_i}$
    - And iterate



m is a spider trap

	y	a	m
y	½	½	0
a	½	0	0
m	0	½	1

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

- **Example:**

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

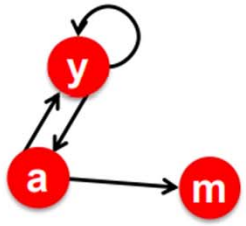
Iteration 0, 1, 2, …

All the PageRank score gets "trapped" in node m.

三 算法流程

◆ 上述方法中的问题2 Dead Ends

- **Power Iteration:**
  - Set $r_j = 1$
  - $r_j = \sum_{i \to j} \frac{r_i}{d_i}$
    - And iterate



	y	a	m
y	½	½	0
a	½	0	0
m	0	½	0

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

- **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, …

Here the PageRank "leaks" out since the matrix is not stochastic.

三 算法流程

◆对概率转移矩阵进行修正

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

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

- **The Google Matrix *A*:**

$[1/N]_{N\times N}$…N by N matrix where all entries are 1/N

$$A = \beta M + (1-\beta)\left[\frac{1}{N}\right]_{N\times N}$$

- **We have a recursive problem: $r = A \cdot r$**

  And the Power method still works!

- **What is β?**
  - In practice $\beta = 0.8, 0.9$ (make 5 steps on avg, jump)


華中科技大學
计算机科学与技术学院
School of Computer Science &Technology，HUST

四 验收流程

四 验收流程

- title及其对应的pagerank值；
- 验收时对代码的大致解释；
- 验收时的提问与回答。