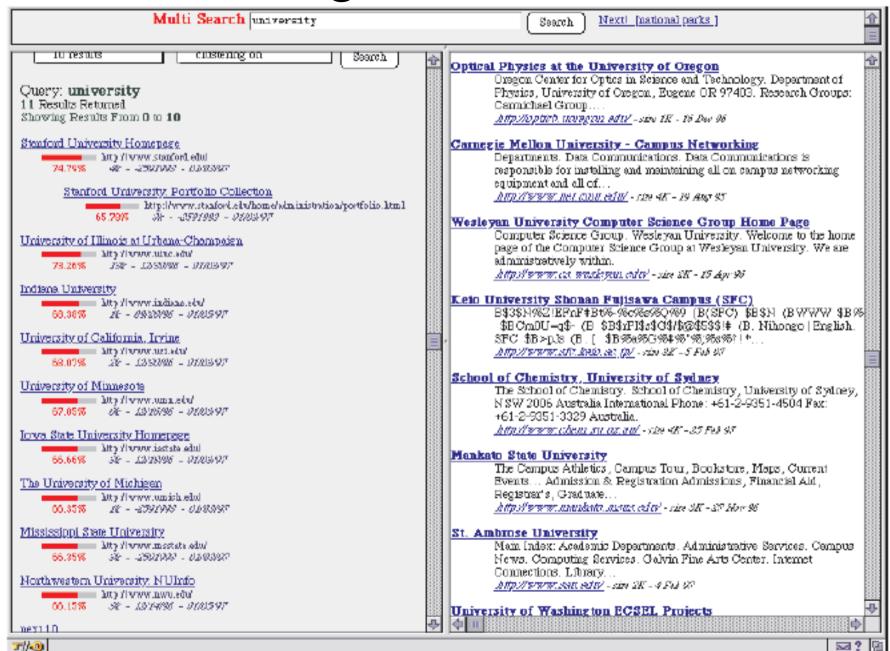
# PageRank

教科書 2 章 23-30 ページ

# 左:Google 右:Altavista



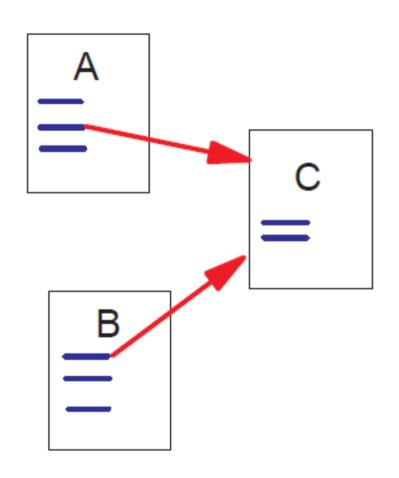
### PageRank

- Google の検索エンジン
- 1998 年にスタンフォード大学の学生だった Brin と Page により提案された。2 人は現在の Google の 社長

# PageRank の基本的なアイデア

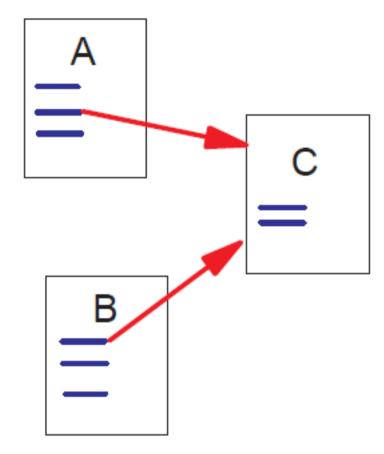
- 重要なサイトにリンクされているサイトは重要なサイト。
- 多くのサイトにリンクされているサイトは重要なサイト。
- リンク集のように多くのページへのリンクをもつサイトは重要でないサイト。

# 簡単な PageRank(1)



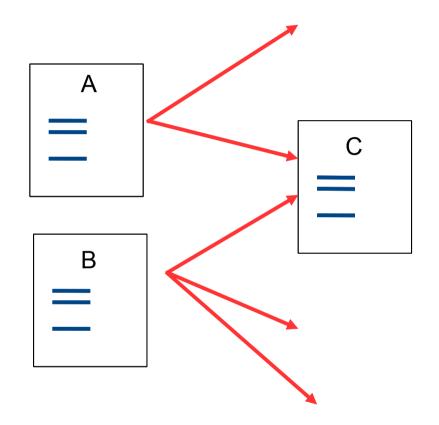
• ページ A とページ B がページ C を指しているとする。

# 簡単な PageRank(1)



- ページ C のランクを x(C) とすると、
  - r(C) = r(A) + r(B)
  - A や B が重要なページであるほど PageRank 上昇
- しかし、AやBはただのリンク集かもしれない。

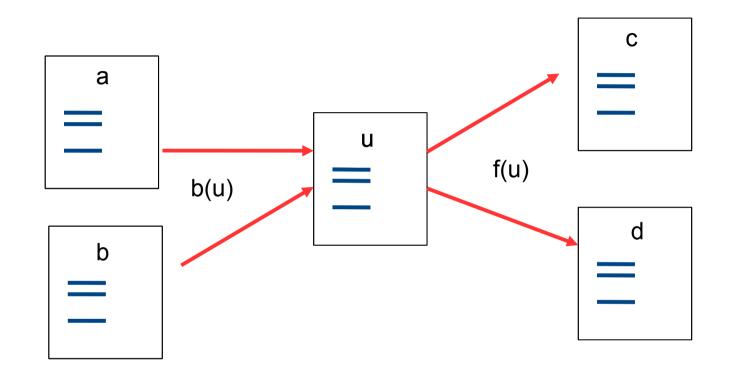
# PageRank の簡単な例 (2)



そこで、AやBから出ているリンクの数を考慮する。

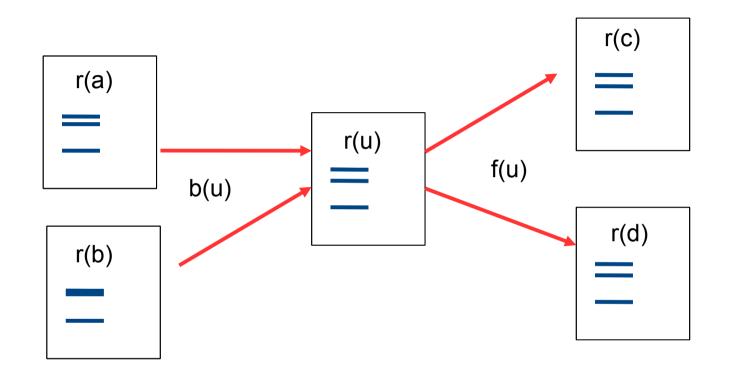
$$r(C) = r(A) / 2 + r(B) / 3$$

# PageRankの簡単な例 (2)の一般化



あるウェブページ u に関して、u を指すページによるリンク b(u)と、u 自身が指すリンク f(u)の2 種類がある。

# PageRank の簡単な例 (2) の一般化

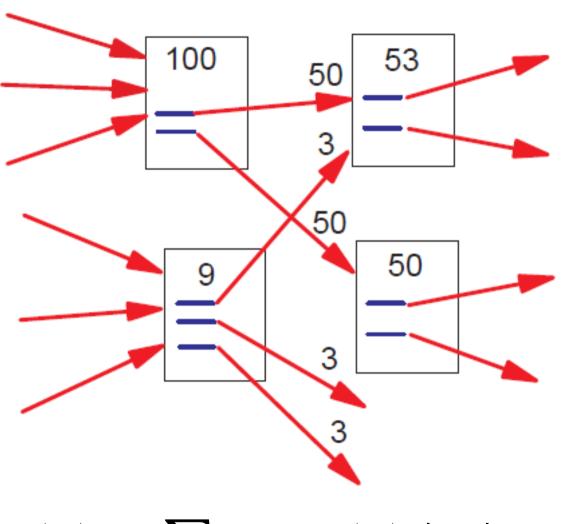


今、ページ u のランクを r(u) とすると、

$$r(u) = c \sum_{v \in b(u)} r(v) / |f_v|$$
 c は 1 より小さい定数 (後で解説)

|f v| は v の forward リンクの

# 簡単な PageRank(2) の具体例

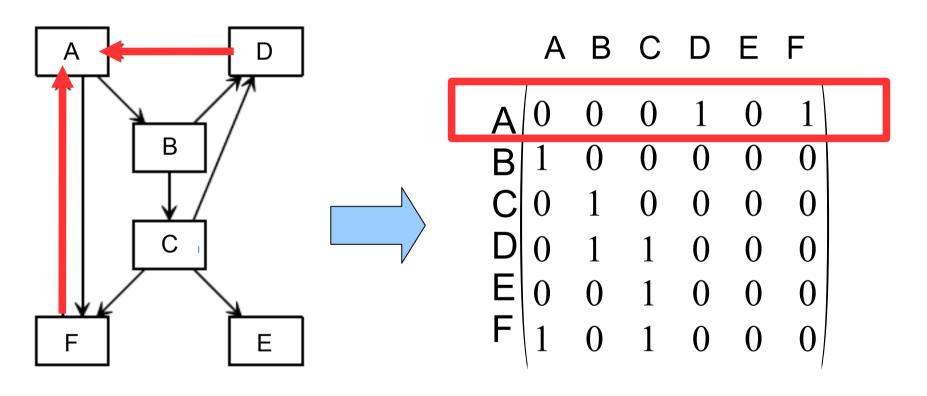


$$r(u) = c \sum_{v \in b(u)} r(v) / |f_v|$$

# PageRank を行列表現で 計算してみよう

#### リンクの隣接行列表現

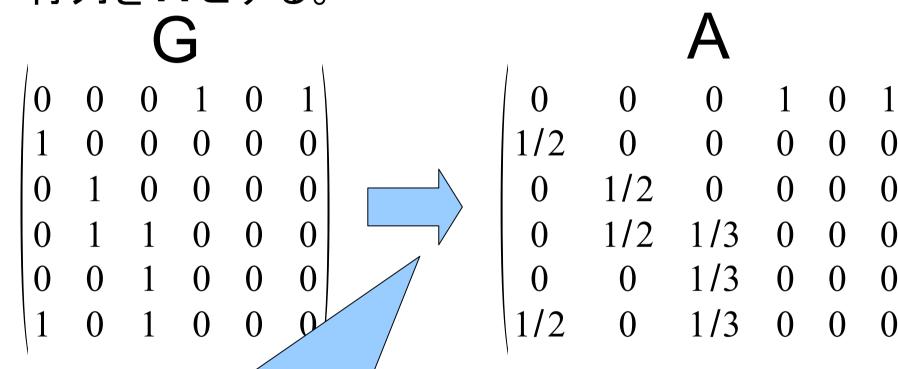
・今、教科書26ページの例のリンク関係は次の正方 行列で表すことができる。この行列を隣接行列という。



• 隣接行列の行成分が、被リンク関係に対応。 PageRankの計算は、被リンク数の数え上げです。

#### リンクの隣接行列表現

• 隣接行列の各列の和が1となるように正則化した 行列を A とする。



```
A = zeros(6,6)

for i = 1:6

if sum(G(:,i)) ~= 0

A(:,i) = G(:,i)./sum(G(:,i));

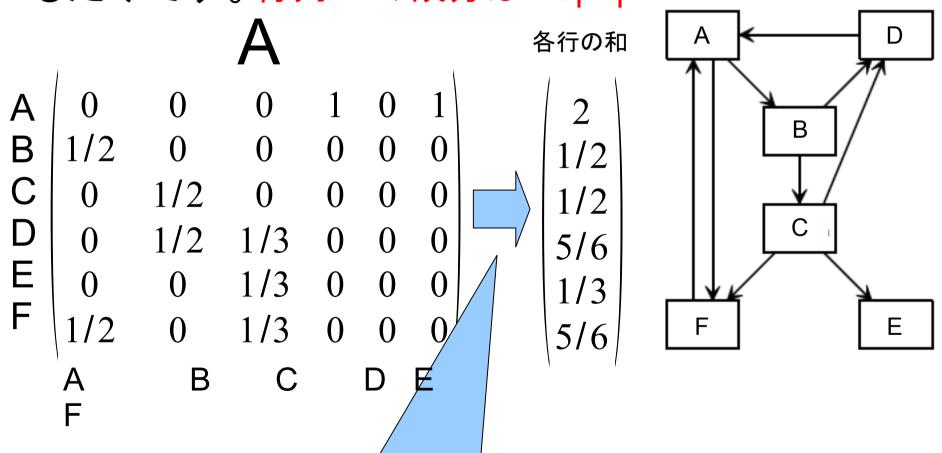
end

end
```

各列の和が1となるように正則化

$$r(u) = c \sum_{v \in b(u)} r(v) / |f_v|$$

すると、先程の式は、行列 A の行成分を足し合わせるだけです。行列 A の成分は 1/|f|



r = sum(A,2)

行列 A に対して sum(A,1) で A の列成分の和を計算。 sum(A,2) で A の行成分の和を計算。

$$r(u) = c \sum_{v \in b(u)} r(v) / |f_v|$$

 PageRank の式は r が 左辺と右辺に出てくる再 帰的な式なので、収束するまで何度も r を再計算 する • 行列 A が正規化されているとき、その成分は 1/|f| なので、PageRank の式

$$r(u) = c \sum_{v \in b(u)} r(v) / |f_v|$$

は  $r = c \times A \times r$  という行列式と等価です。

# Octave を用いた PageRank の計 算

- 次の rec は、行列 A を引数(入力)として、ページ ランク r を出力とする関数です。
- r の再計算を 100 回行います。

# rec.m function [r] = rec(A) r = ones(6,1);for i = 1:100 r = A\*rend

#### 計算結果

初期値はゼロベクト ルでなければ何でも いいです。無限回繰 り返せば同じ結果に 収束します。 r= 0.0657717 0.0339851 0.0175606 0.0236098 0.0060492

0.0400344

$$r = c \times A \times r \quad \left( A r = \frac{1}{c} r \right)$$

- この式は固有方程式。1/c が固有値、r が固有 ベクトルです。
- また、先程の繰り返し関数は、行列の最大固有値を見つけるためのべき乗法 (power method) と同じです。

```
power.m

function [r] = power(A)

r = ones(6,1);

for i = 1:100

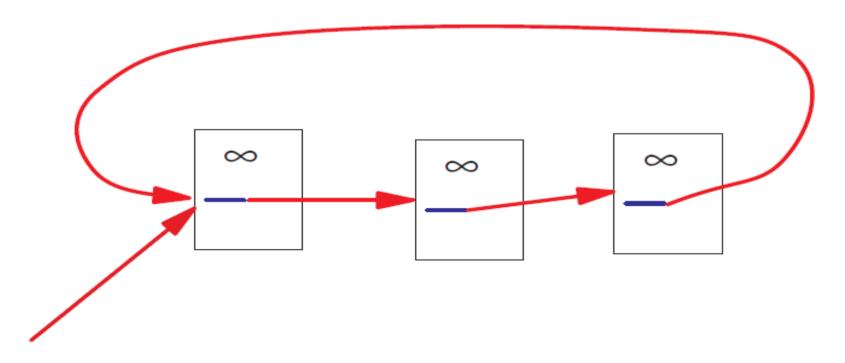
    r = A*r
    r = r./norm(r)

end
```

もし A も r も正規化 されていないと、不安 定になって桁落ちし やすいので注意

# これまでの PageRank の問題

- もし、次のような閉じたループがある時は、ランクは外に出ていくことなく、蓄積されてしまう。
- 実際の行動でいえば、ウェブサーファーは同じページを巡回することになり、不自然。
- そこで、実際のウェブサーファーはある程度ランダムにこの 閉じたループから飛び出すと仮定。



# 改良 PageRank

• 全てのページ u に対して、外からランダムに人が訪れると 考え、これを単位ベクトル e であらわす。

$$r(u) = c \left( \sum_{v \in b(u)} r(v) / |f_v| + e \right)$$

・ 行列で書くと  $\mathbf{r}=c\left(\mathbf{A}\times\mathbf{r}+\mathbf{e}\right)$  もしくは  $\mathbf{E}$  を 単位対角行列として

$$r = (E - cA)^{-1}ce$$

#### pagerank.m

```
function [r] = pagerank(A)
c = 0.85;
n = size(A,1);
r = (eye(n)-c*A)\(c*ones(n,1));
```

# 1996 年 1 月の Top15 ウェブサイト

Web Page	PageRank (average is 1.0)
Download Netscape Software	11589.00
http://www.w3.org/	10717.70
Welcome to Netscape	8673.51
Point: It's What You're Searching For	7930.92
Web-Counter Home Page	7254.97
The Blue Ribbon Campaign for Online Free Speech	7010.39
CERN Welcome	6562.49
Yahoo!	6561.80
Welcome to Netscape	6203.47
Wusage 4.1: A Usage Statistics System For Web Servers	5963.27
The World Wide Web Consortium (W3C)	5672.21
Lycos, Inc. Home Page	4683.31
Starting Point	4501.98
Welcome to Magellan!	3866.82
Oracle Corporation	3587.63

## 今日のまとめ

- PageRank のしくみ
- 行列を用いた PageRank の計算法

### 演習

- PageRank の定数 c は1より小さい値とするべきである。なぜか?
  - 答えは教科書中
- 一般的な検索結果とパーソナライズド検索の結果 は異なる。どのように個人情報を使って検索結果 の精度を向上できるか?
  - 答えは原著論文中

http://www.cs.umd.edu/areas/db/dbchat/papers/pageranksub.pdf

#### Reference

The PageRank Citation Ranking: Bringing Order to the Web, Lawrence Page and Sergey Brin, Technical Report, Stanford University 1999