

大阪大学基礎工学部

数値計算

2つのレポートから分かった ネットワークと固有ベクトル

1. レポートの参照関係の構造解析
2. べき乗法を用いたネットワークの中心の推定

アウトライン

1. レポートのネットワーク構造
2. ページランクを用いたネットワークの重要人物の推定

レポートと参照関係(1/2)

- 今年度はレポートの共同作業をアリとした
⇒レポートの共著・参照を元に、参照ネットワーク構造を作成

数値計算 第〇回レポート

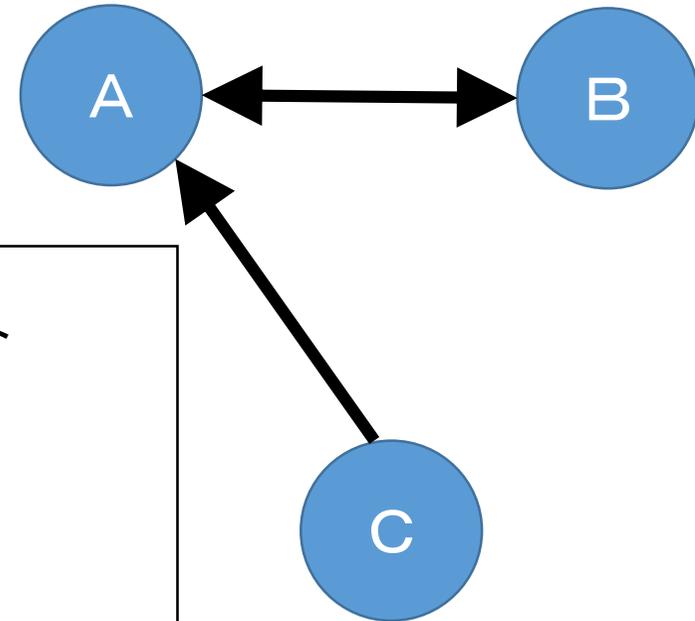
氏名: A ○○○
学籍: * * * * *
共著: B △△

数値計算 第〇

氏名: C □□
学籍: * * * * *
共著: A ○○○

数値計算 第〇回レポート

氏名: B △△
学籍: * * * * *
共著: A ○○○

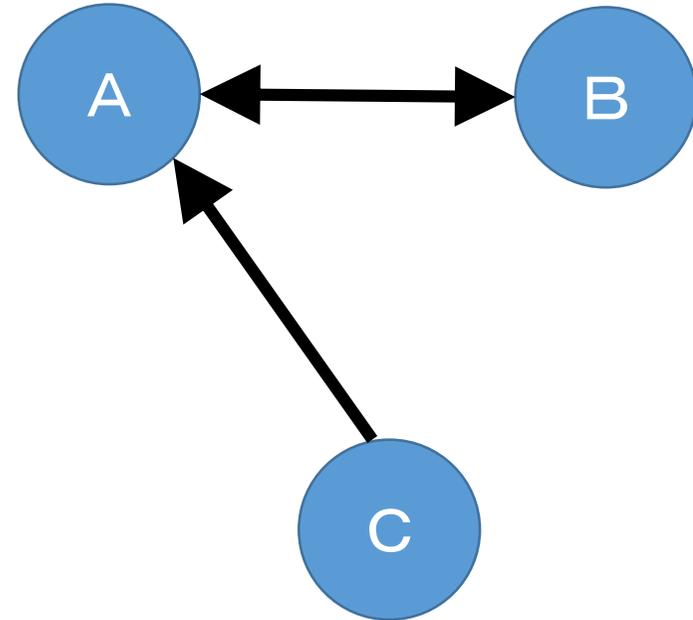


レポートと参照関係(2/2)

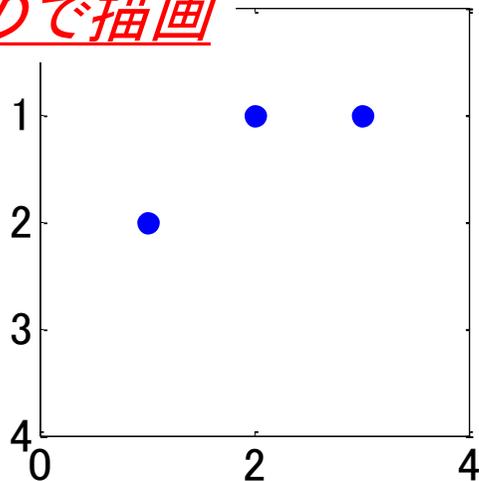
- 参照ネットワーク構造を行列表示(隣接行列)

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

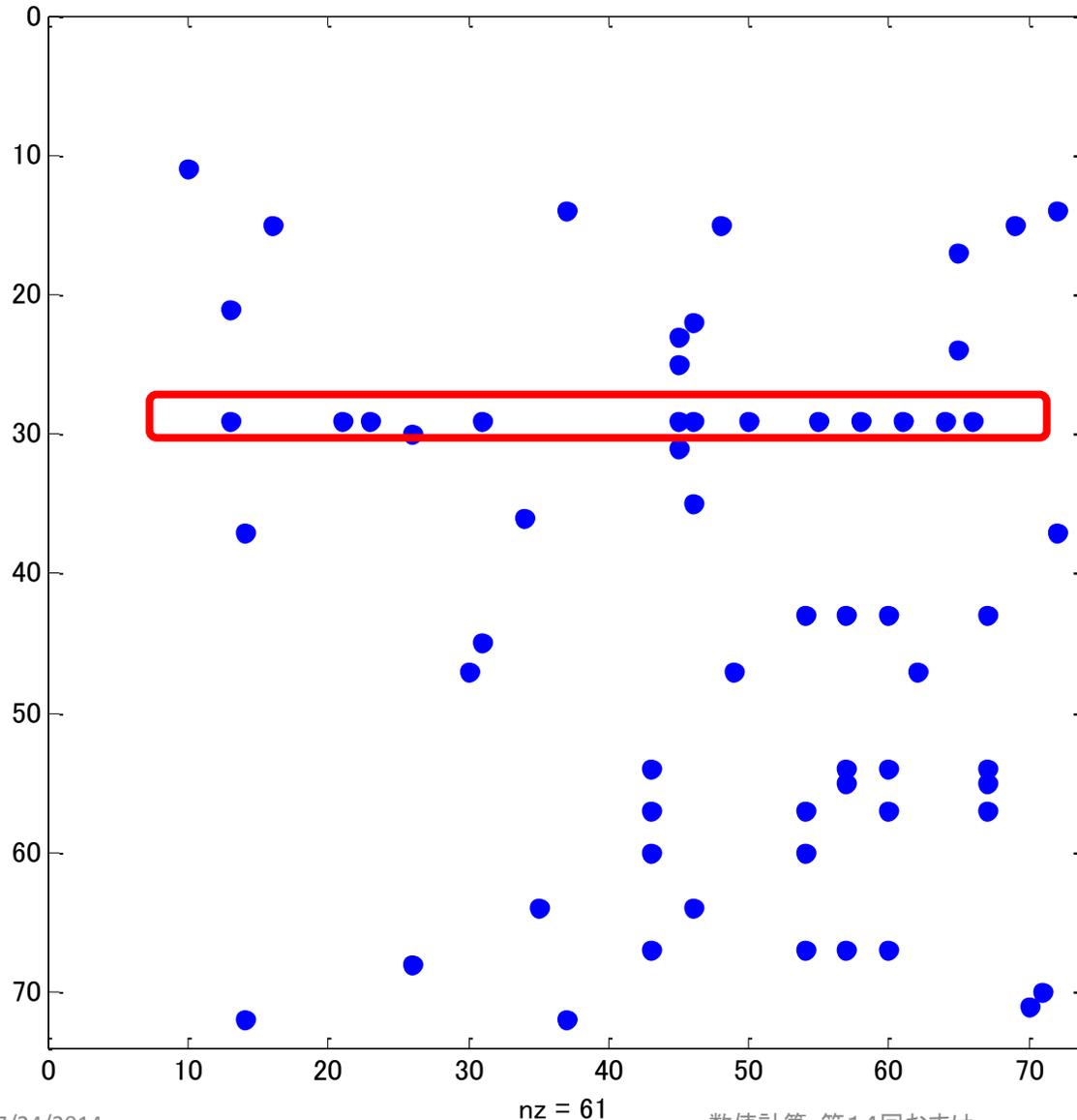
A ← B
A ← C
B ← A
C



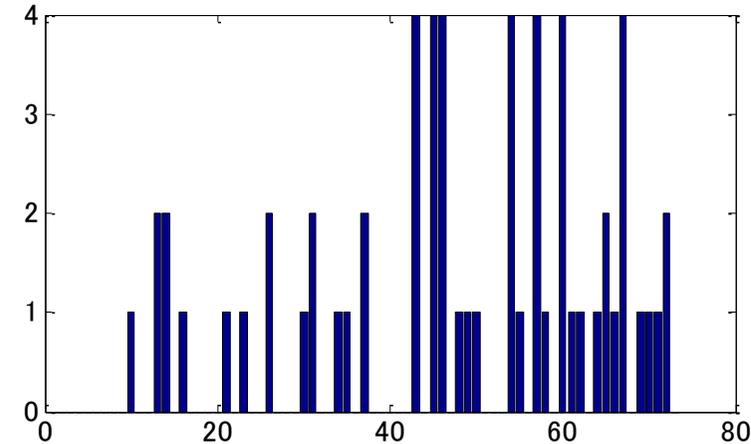
数が多いので描画



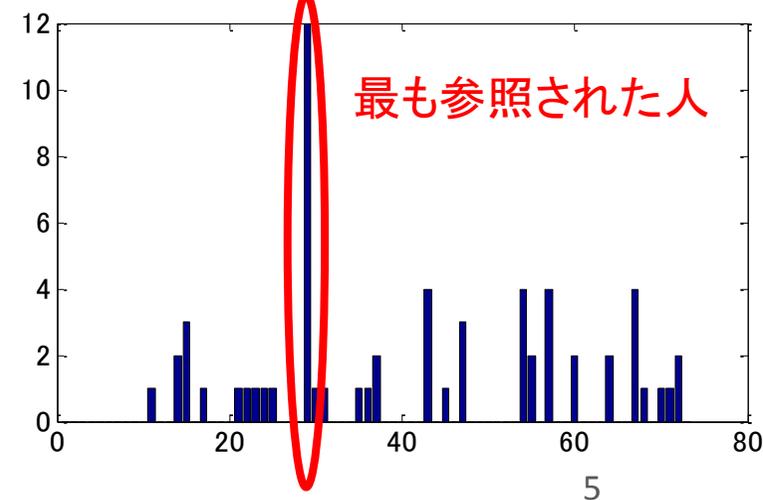
第一回レポートの隣接行列 (73 × 73)



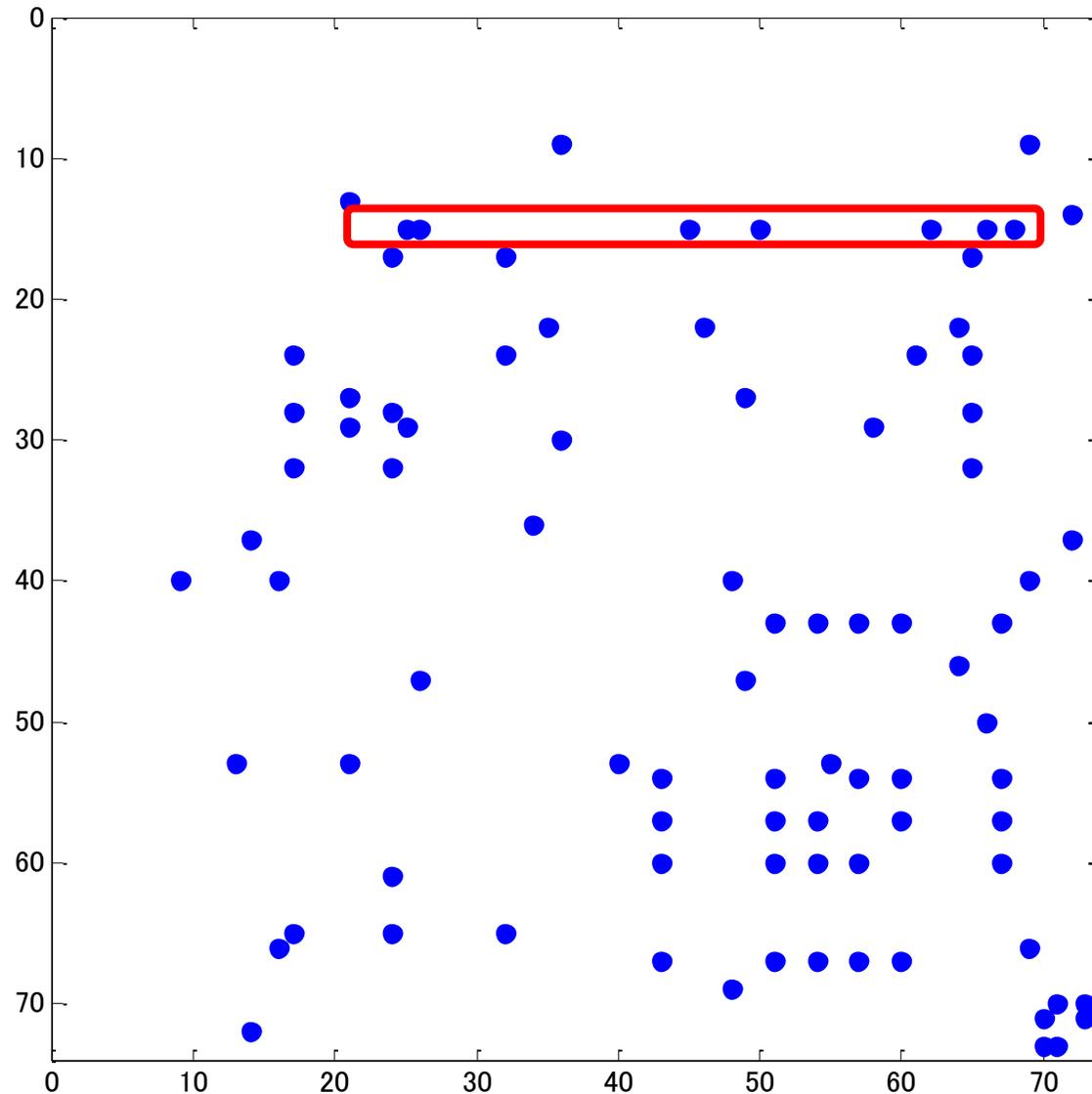
参照数 (行和)



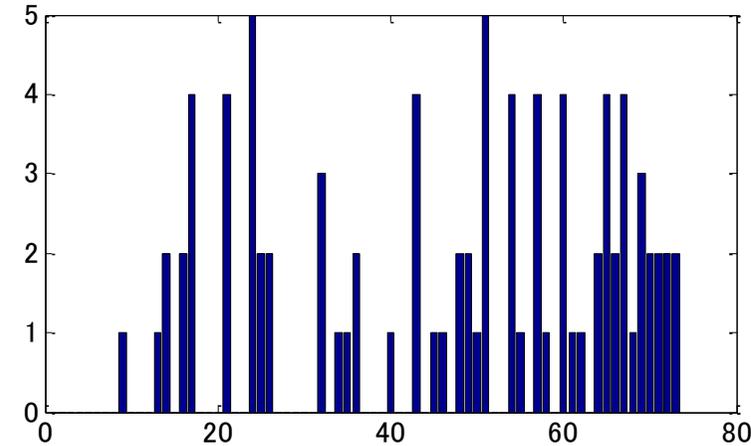
被参照数 (列和)



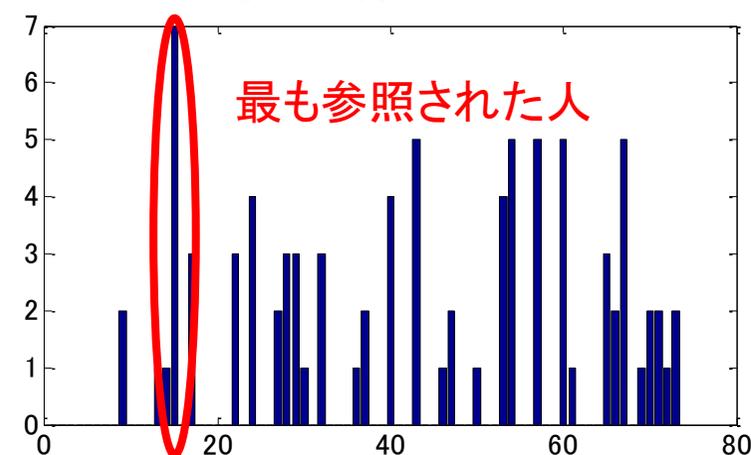
第二回レポートの隣接行列 (73 × 73)



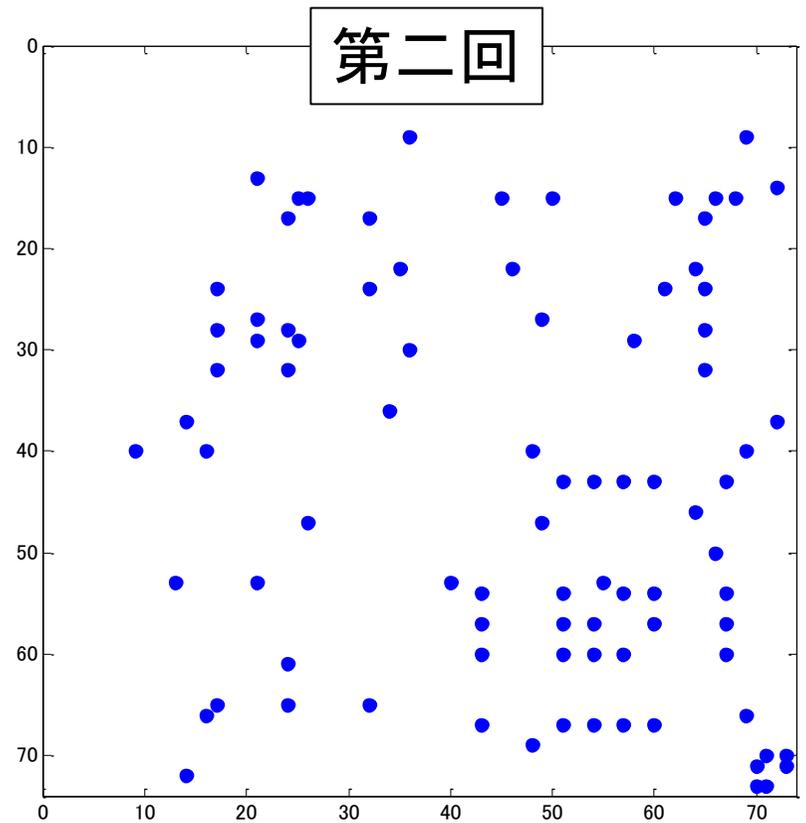
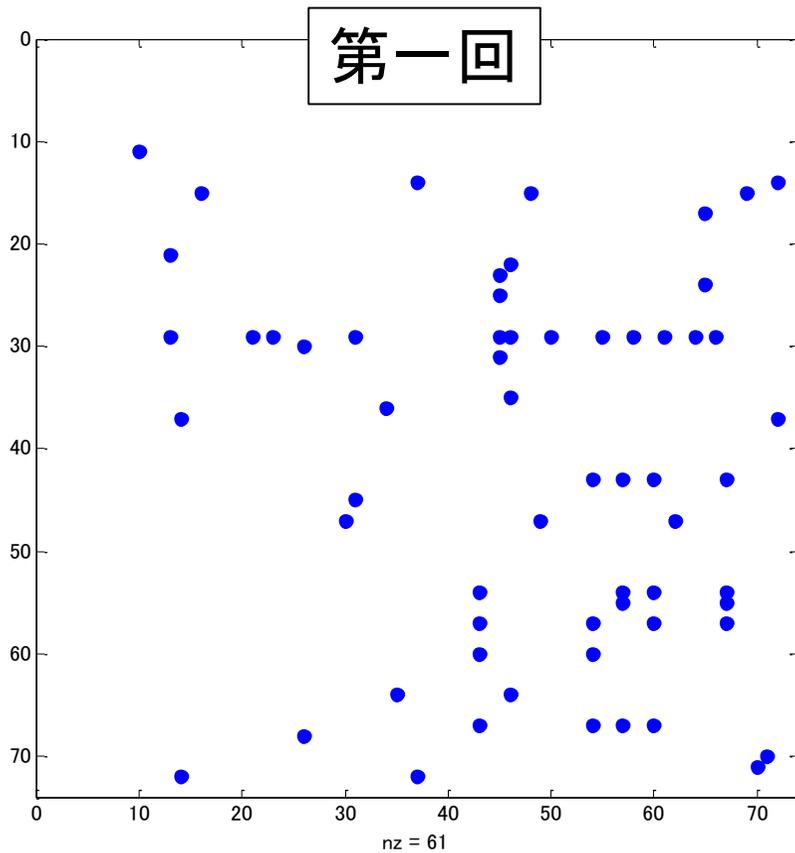
参照数 (行和)



被参照数 (列和)

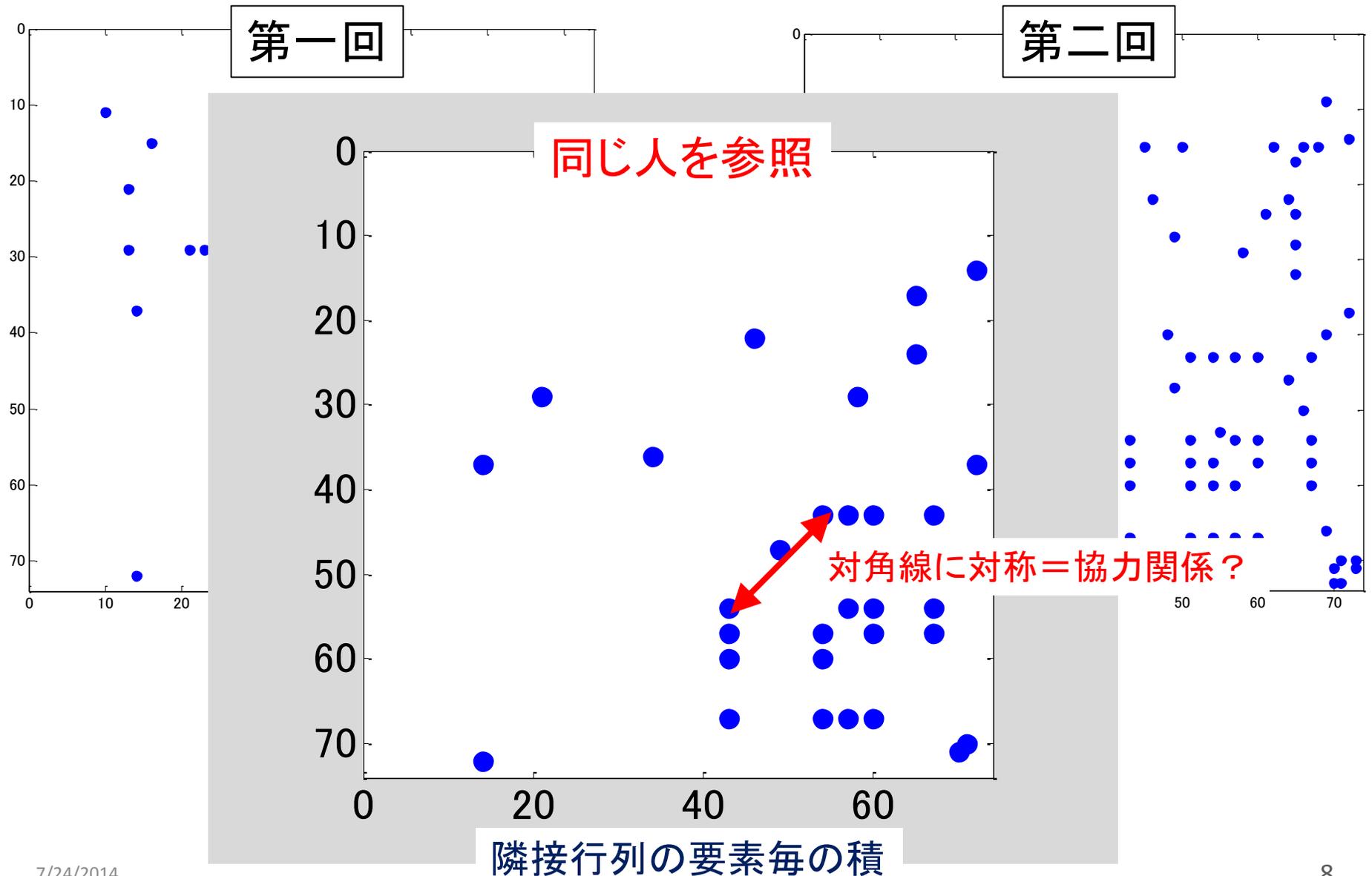


比較

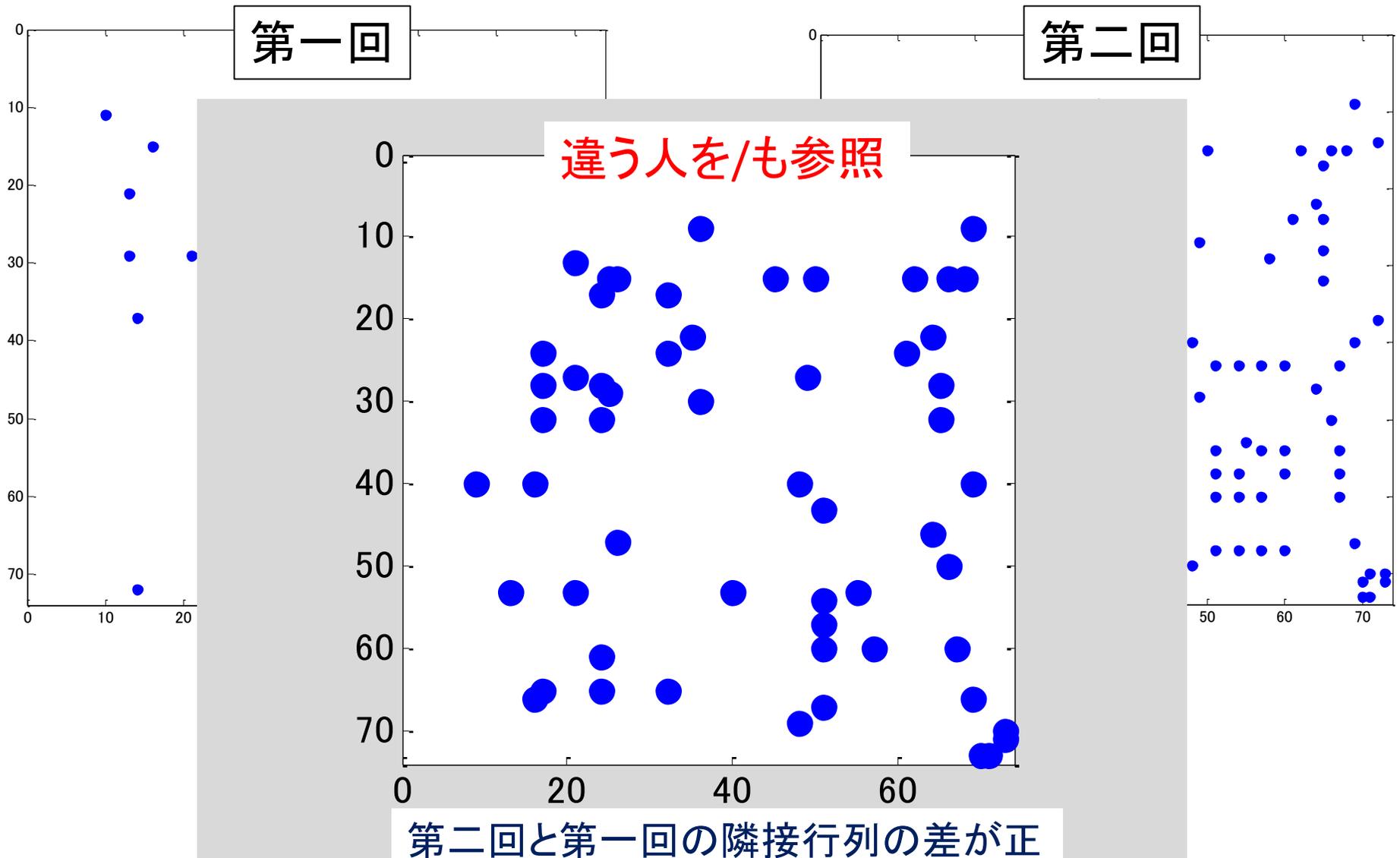


参照ネットワークの変化(増えたものと減ったものがある)

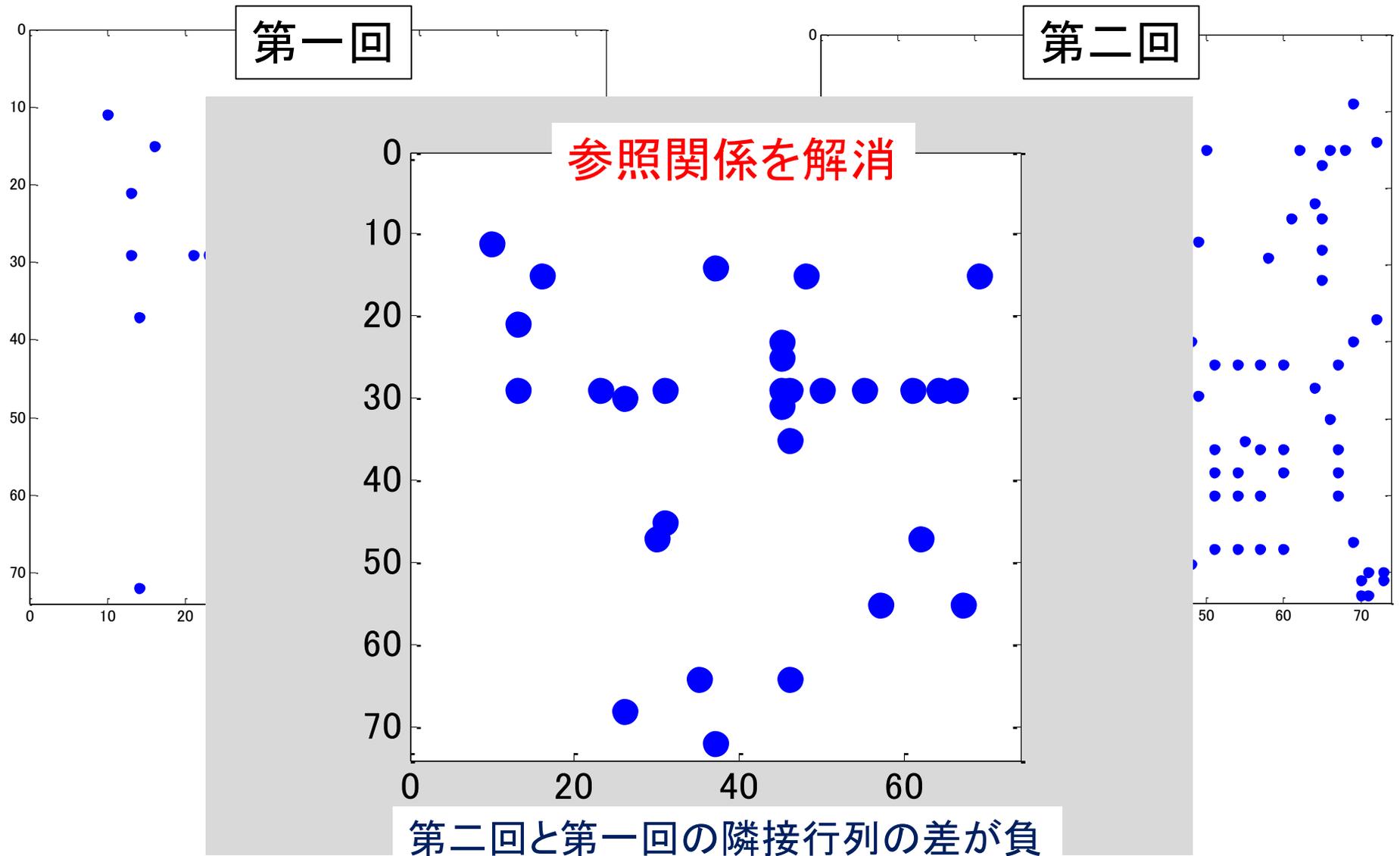
比較：不変参照ネットワーク



比較：追加された参照ネットワーク



比較：消失した参照ネットワーク



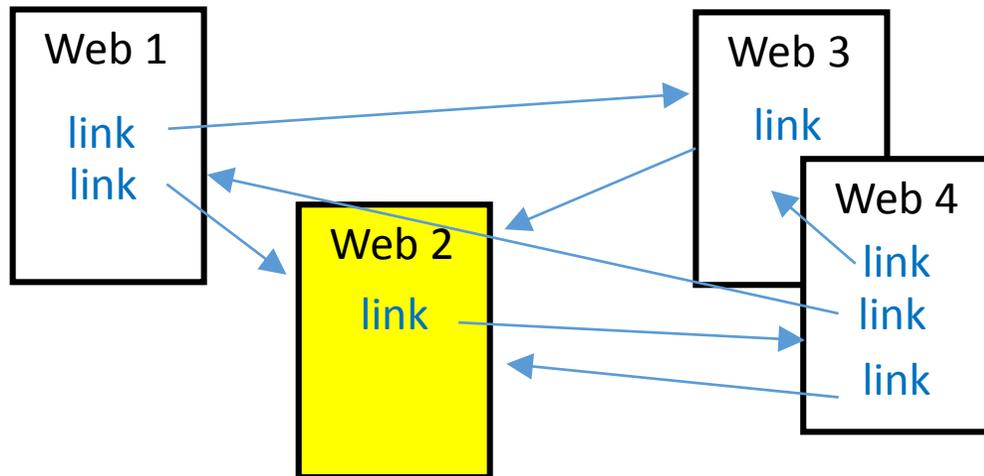
アウトライン

1. レポートのネットワーク構造
2. ページランクを用いたネットワークの重要人物の推定

ページランク

- ノードの順位付け

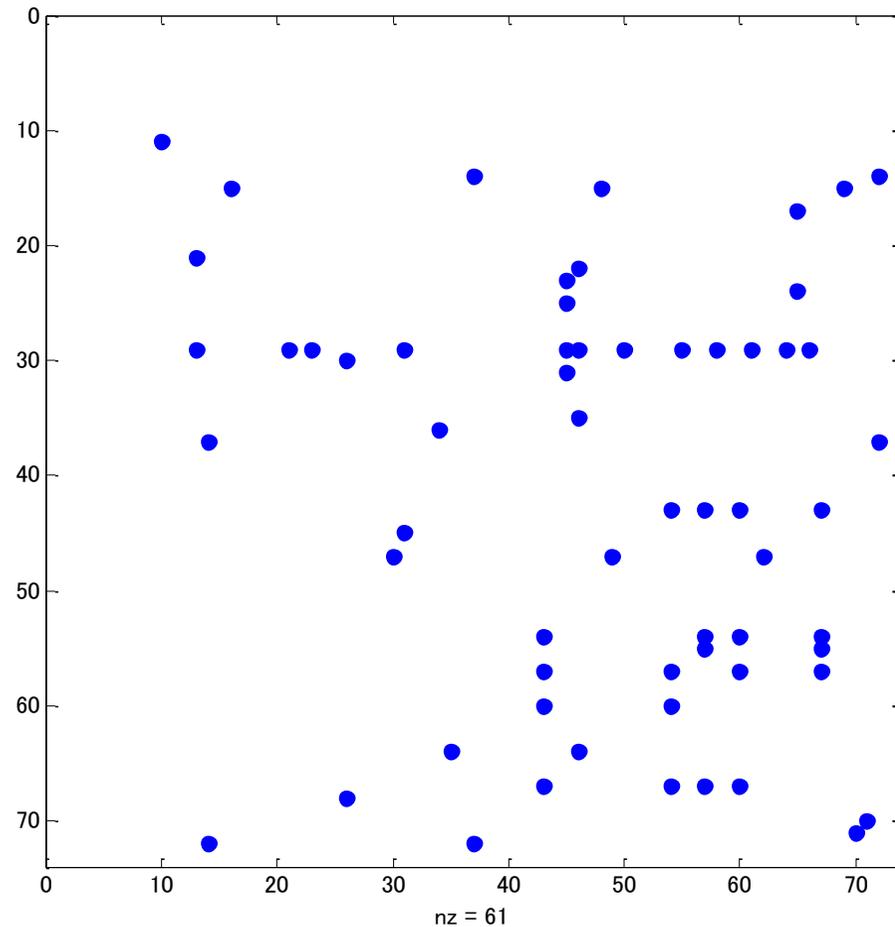
- たくさん参照されているページは良質なページ
- 良質なページに参照されているページも良質なページ



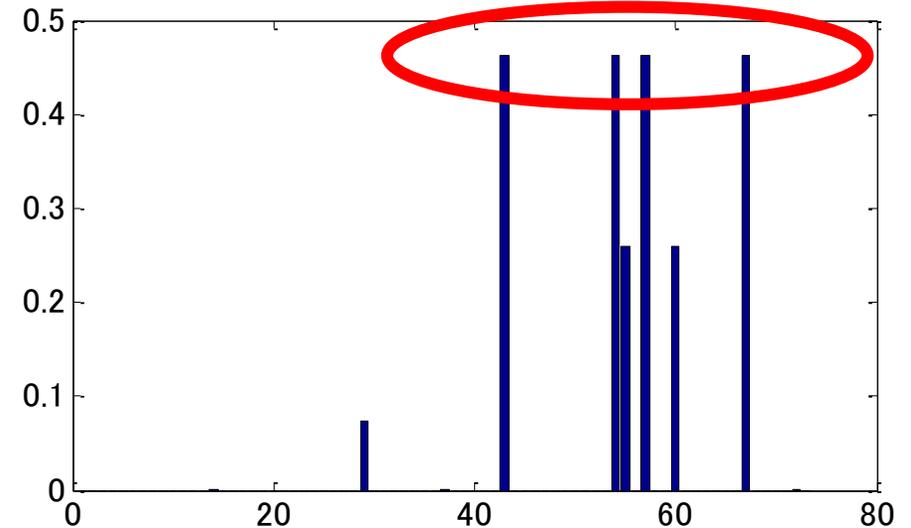
Langville and Meyer: Google PageRankの数理, 共立出版 (2009)

隣接行列の固有ベクトル: 第一回レポート

- 非負行列(要素が非負行列)は実部が最大の固有値は実数となり, その固有ベクトルは非負ベクトルになる(Perron-Frobeniusの定理)



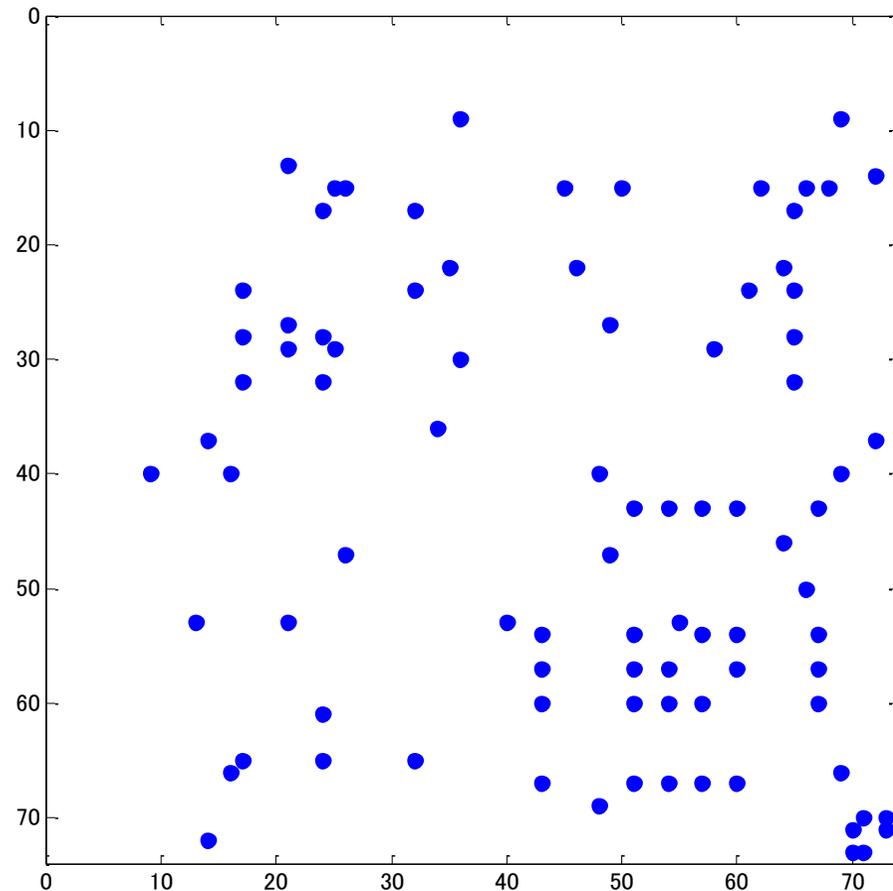
べき乗法で求めた固有ベクトル



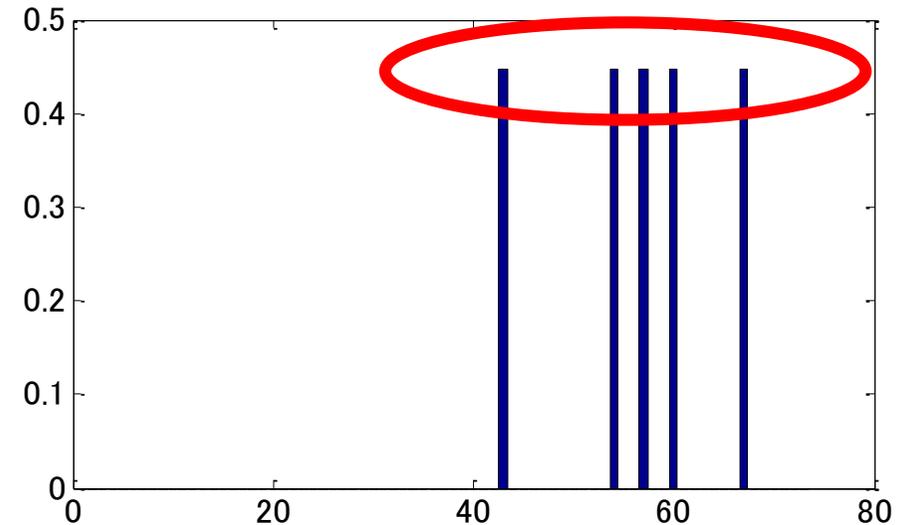
ページランクの対応物
(行列の正規化(行和が1)をしてない)

隣接行列の固有ベクトル: 第二回レポート

- 非負行列(要素が非負行列)は実部が最大の固有値は実数となり, その固有ベクトルは非負ベクトルになる(Perron-Frobeniusの定理)



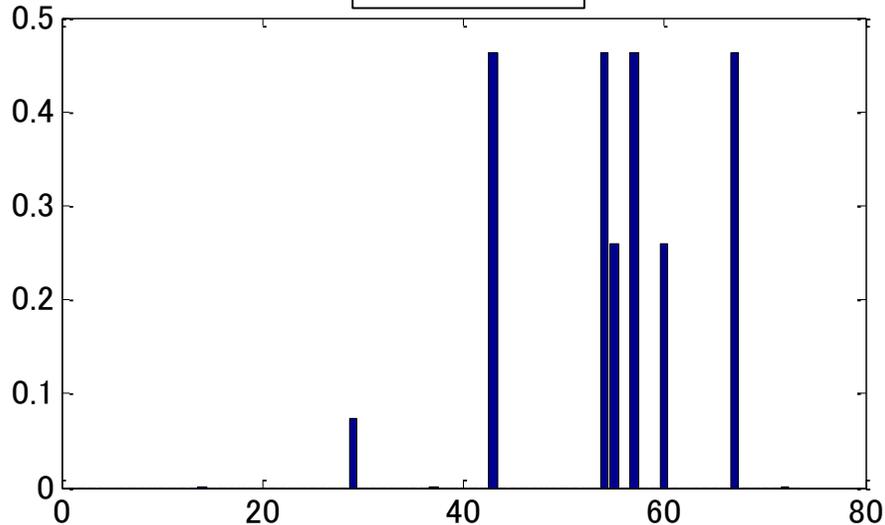
べき乗法で求めた固有ベクトル



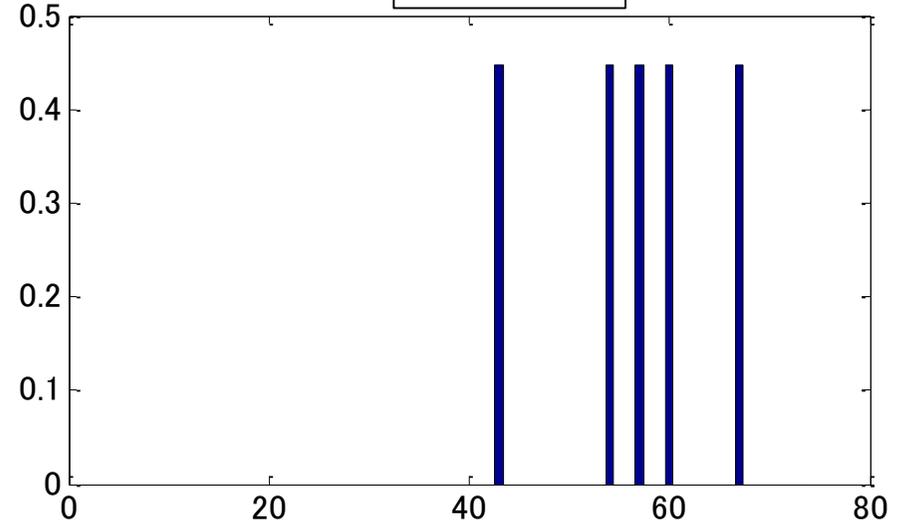
ページランクの対応物
(行列の正規化(行和が1)をしてない)

比較と考察

第一回



第二回



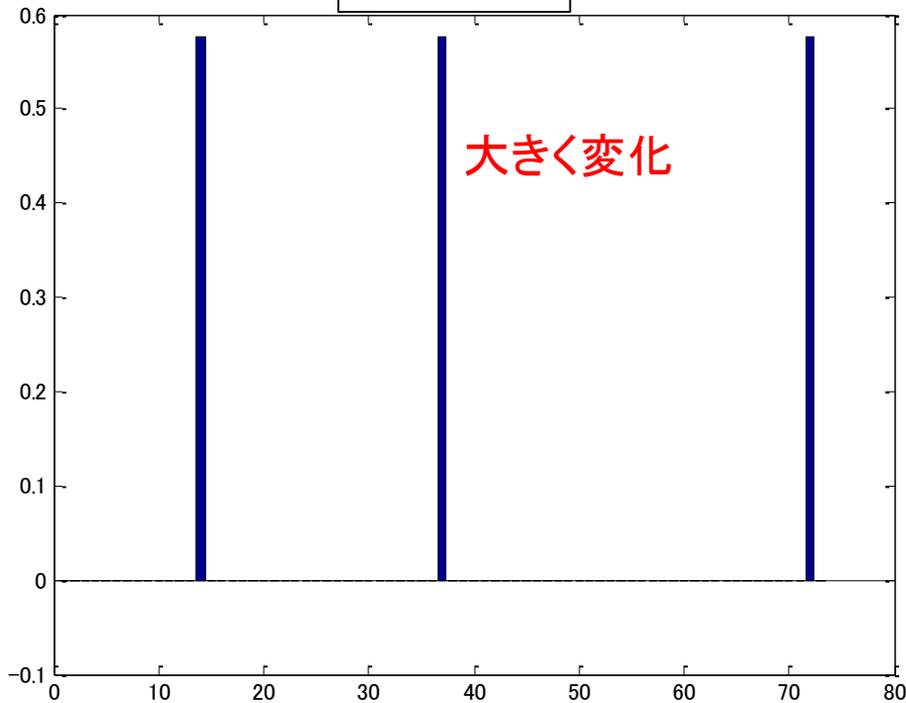
- 一回目と二回目で参照ネットワークの重要人物はほぼ変わらない
 - ✓ コミュカの高い人？
- 多く参照されている人がレポートの参照ネットワークの中心となるわけではない
 - ✓ 被参照数の高い人は他を参照しない傾向
 - ページランクは高くなりにくい
 - ✓ 成績の良い人が、中心になるとは限らない

おまけ

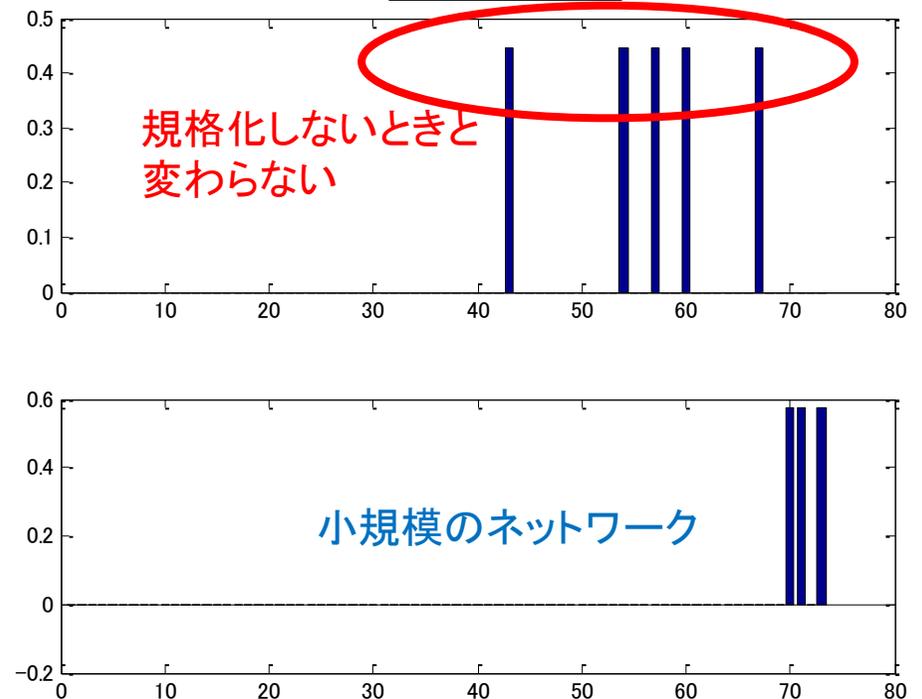
隣接行列の行和が1になるように規格化し，ページランクベクトルを計算

1つのレポートの完成に，参照の割合を均等化（実際は均一にはなっていない）

第一回



第二回



一次参照（直接友達に聞いた）よりも
二次参照以降（又聞き）の影響が大きくなった？