

# 社会ネットワーク分析 (SNA: Social Network Analysis)

URL: <https://www.kkaneko.jp/ai/st/sna.pptx>

金子邦彦



# 社会ネットワーク分析の基本概念、グラフによる関係性の表現、指標を用いたノードの重要性評価

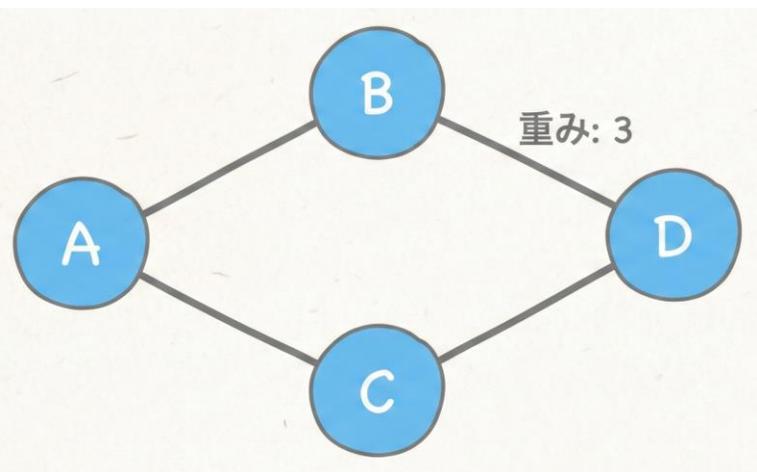
## 【学習内容の構成】

1. **グラフ表現**：ネットワークをノードとエッジで表現し、有向・無向グラフや重み付けで関係の方向性・強度を扱う
2. **中心性指標**：次数中心性（接続数）、媒介中心性（仲介者としての重要性）、近接中心性（到達しやすさ）、PageRank（リンク元の重要性を考慮）による評価
3. **Python実装**：NetworkXライブラリを用いた有向グラフの構築と各指標の算出
  - 前提：Pythonプログラミングの基礎
  - 意義：個々の属性ではなく関係性からネットワーク構造を読み解く視点の獲得

# 社会ネットワーク分析 (SNA)



社会ネットワーク分析 (SNA) は関係性の分析手法である



## グラフ表現

ネットワークを**ノード** (node) と **エッジ** (edge) で表現

**ノード** : 人物、組織などの表現

**エッジ** : ノード間の関係の表現

**エッジへの重み** (weight) 付与が可能

図解は Nano Banana Pro を用いて作成

# 従来手法との比較



観点	統計手法	社会ネットワーク分析
分析対象	個々の属性	関係性
問い	個体の特性は何か ※	個々の要素が、どのようにつながっているか

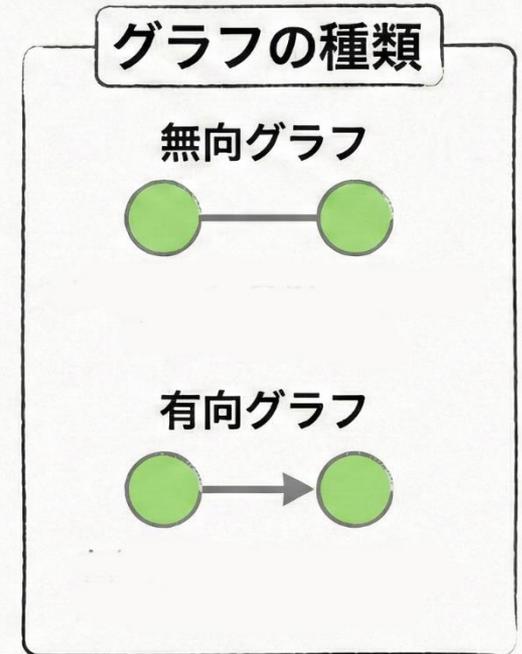
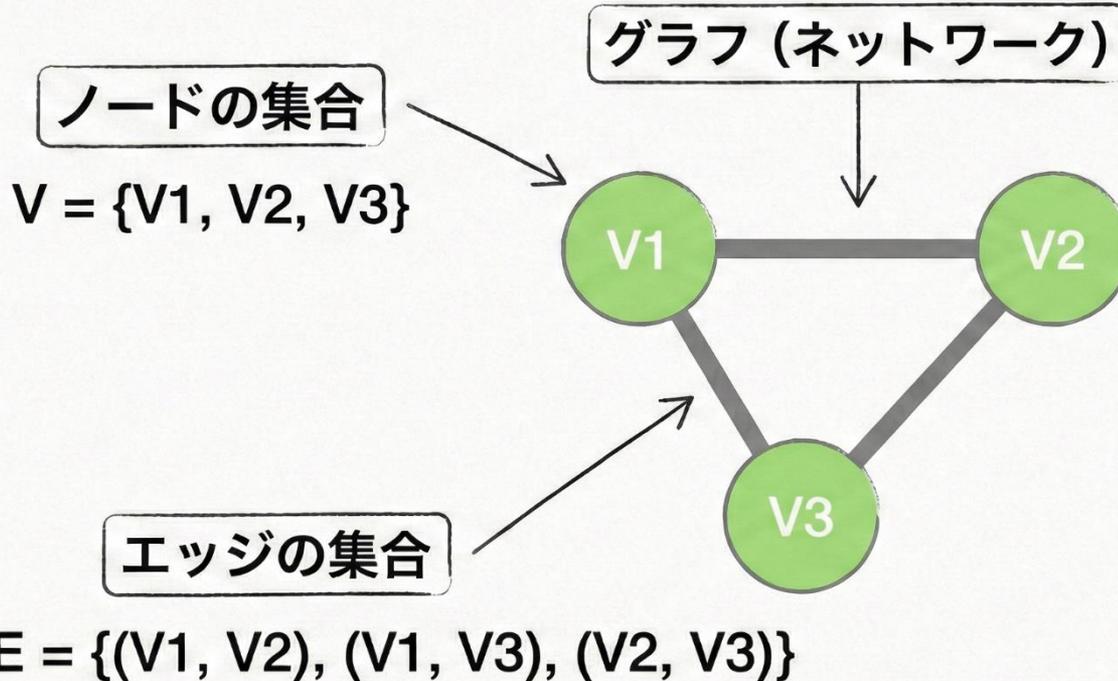
※ 相関分析など関係性を扱う統計手法も存在

# ネットワークのグラフ表現



## ネットワークのグラフ $G = (V, E)$ による表現

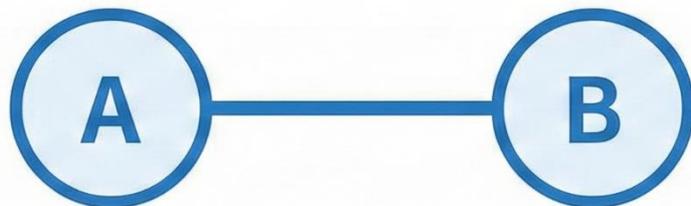
$$G = (V, E)$$



# 有向グラフと無向グラフ



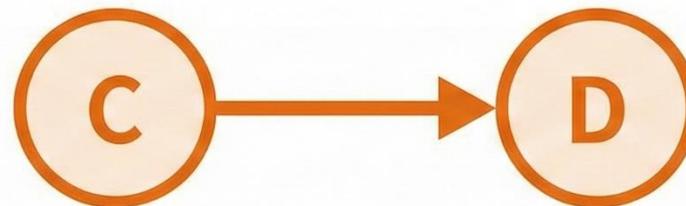
## 無向グラフ



エッジに方向性がない

適用例: 友人関係 (双方向の関係)

## 有向グラフ



エッジに方向性がある

適用例: 引用関係、影響関係

本資料では有向グラフを扱う

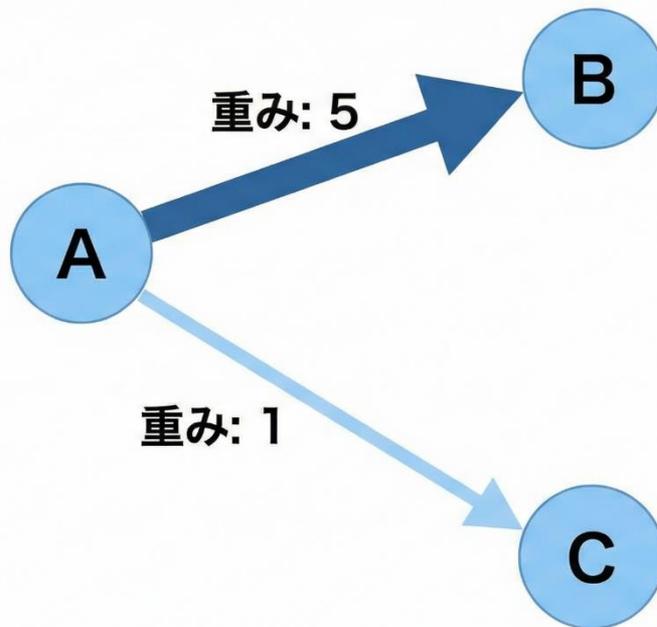
# 重み付きエッジ



## エッジへの重み付与が可能

- **重み**：関係の強さや頻度の表現
- **例**：引用回数、影響の強さ

## 重み付きエッジ：ネットワーク図における関係の強さ



# 主な分析手法



	分析対象	重みの考慮
密度	ネットワーク全体	なし
次数中心性 (入次数・出次数)	ノード	なし
媒介中心性	ノード	あり
近接中心性	ノード	あり
PageRank	ノード	あり

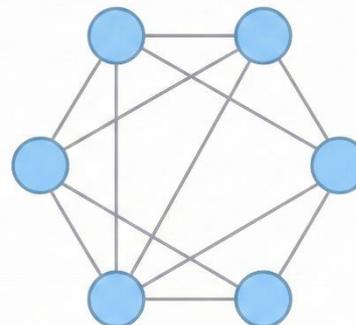
# 密度 (Density)



- 実際のエッジ数を最大エッジ数で割った値
- ネットワーク全体の結合度の指標
- 有向グラフでは $A \rightarrow B$ と $B \rightarrow A$ を別エッジとして算出
- 計算式： $D = E / (N \times (N-1))$ 
  - N：ノード数
  - E：エッジ数
- 密度：重みは非考慮

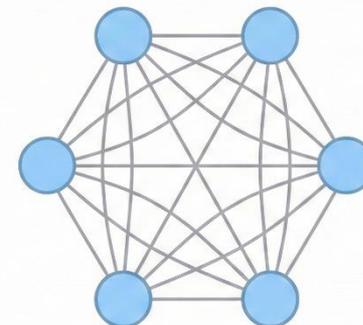
## 密度 (Density)

低密度ネットワーク



密度 = 低

高密度ネットワーク



密度 = 高

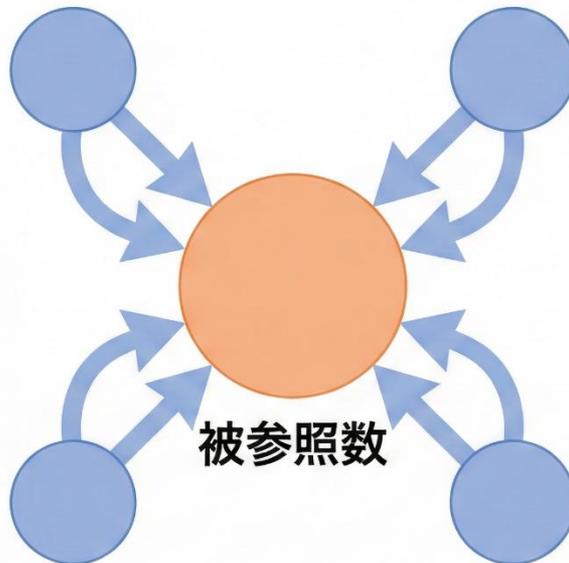
$$\text{密度} = \text{エッジ数} \div \text{最大エッジ数}$$

# 次数中心性 (Degree Centrality)



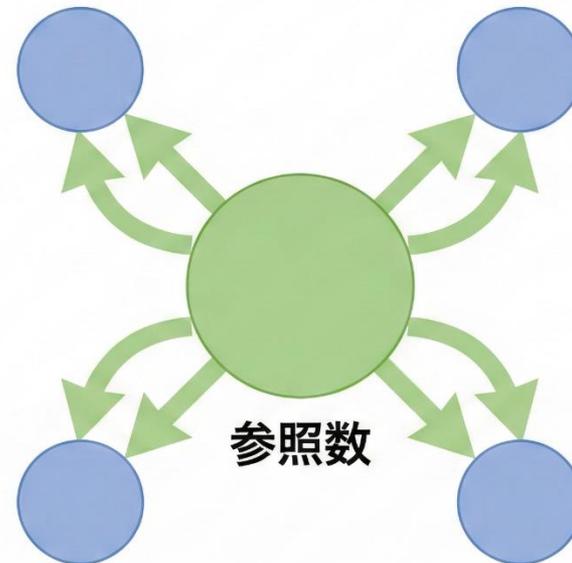
- ノードに接続するエッジの数で重要性を評価
- 有向グラフでは入次数と出次数を区別
- 重み：非考慮

入次数中心性



そのノードに入るエッジの数

出次数中心性

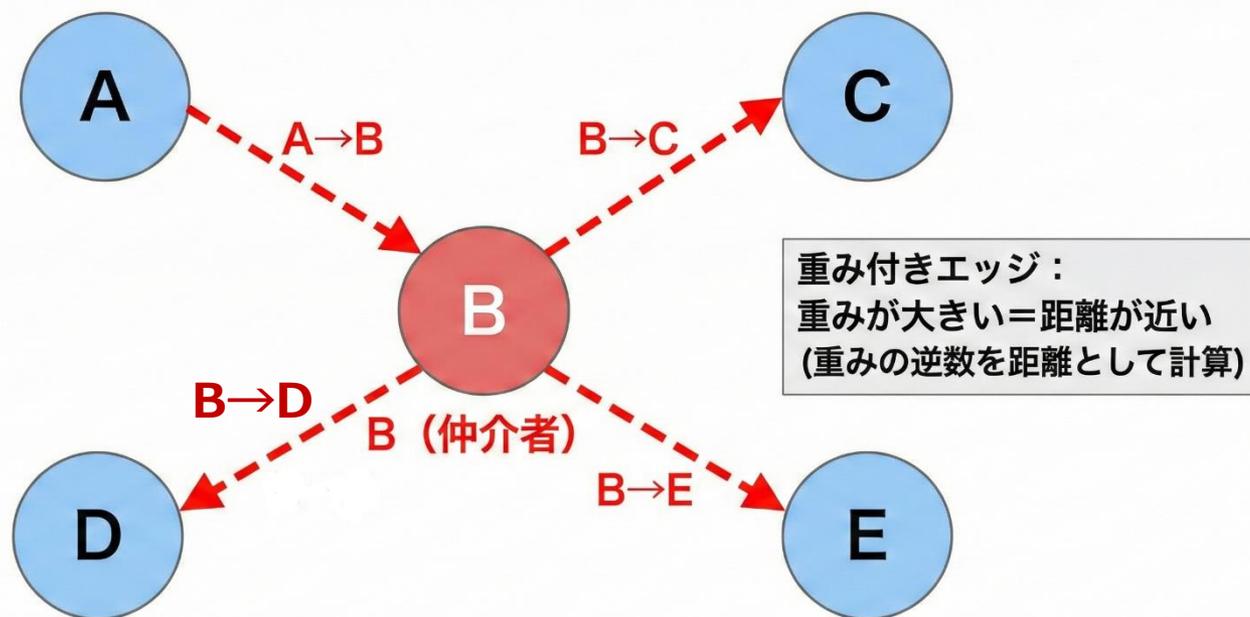


そのノードから出るエッジの数

# 媒介中心性 (Betweenness Centrality)



- 他のノード間の最短経路上にそのノードが含まれる頻度
- 重み付きエッジの場合：重みの逆数を距離として計算



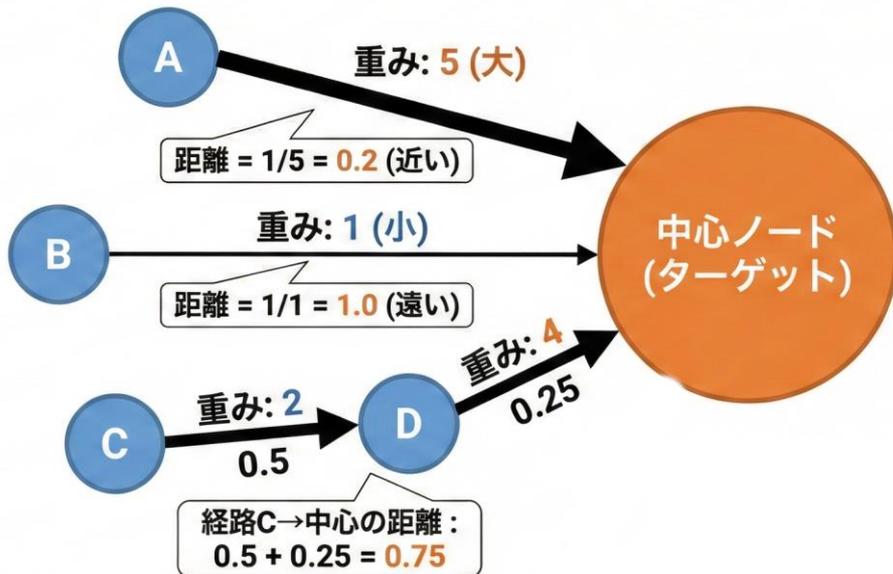
## 媒介中心性 (Betweenness Centrality)

他のノード間の最短経路上にそのノードが含まれる頻度 - 仲介者としての重要性を示す 11

# 近接中心性 (Closeness Centrality)



- 他の全ノードからそのノードへの平均経路長の逆数
- 他のノードからの到達しやすさを示す
- 入ってくるエッジがないノード：値は0
- 重み付きエッジの場合：重みの逆数を距離として計算（重みが大きいほど距離が近い）



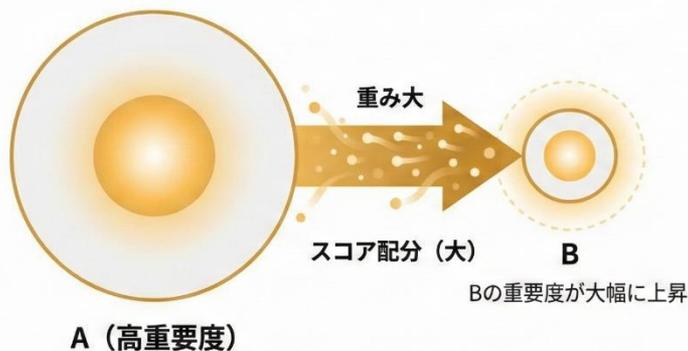
※ 近接中心性は 2種類。  
この資料では「入方向」のものを説明

出方向：引用先への到達しやすさ  
(参照の効率性)

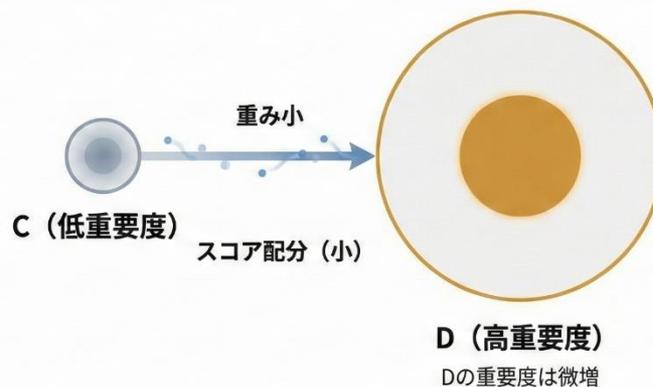
入方向：引用元からの到達しやすさ  
(被引用の容易さ)

- **重要なノードからリンクされているノードほど高い値**
- **入次数だけでなくリンク元の重要性も考慮**
- **重み付きエッジの場合：重みに応じたスコア配分**

重要なノードからの重いリンク（スコア上昇大）



重要でないノードからの軽いリンク（スコア上昇小）



重要なノードからのリンクは価値が高く、重いエッジはより多くのスコアを配分します。

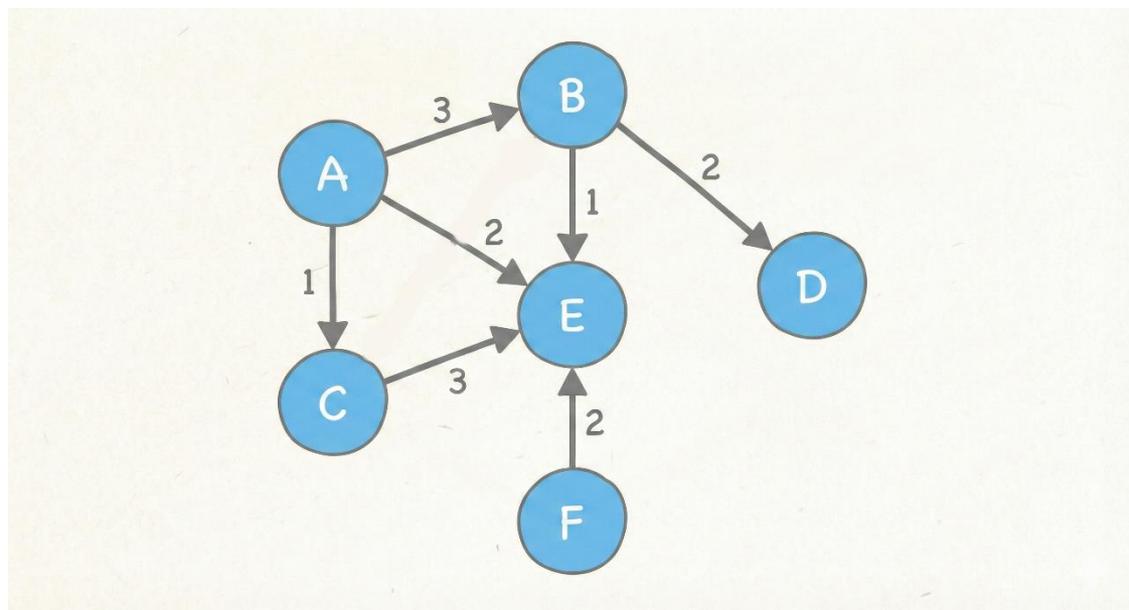
# サンプルネットワーク



論文の引用ネットワークを例として使用。

論文Aが論文Bを引用する場合、**A→Bのエッジ**を作成。**重み**は引用の**重要度**を表現。

エッジ	重み
A → B	3
A → C	1
A → E	2
B → D	2
B → E	1
C → E	3
F → E	2



図解は Nano Banana Pro を用いて作成

# Python による社会ネットワーク分析



```
import networkx as nx
```

```
# 有向グラフの構築 (重み付き)
```

```
G = nx.DiGraph()
```

```
edges = [
```

```
    ('A', 'B', 3), ('A', 'C', 1), ('A', 'E', 2),
```

```
    ('B', 'D', 2), ('B', 'E', 1),
```

```
    ('C', 'E', 3), ('F', 'E', 2)
```

```
]
```

```
G.add_weighted_edges_from(edges)
```

```
# 重みの逆数を距離として設定
```

```
for u, v, data in G.edges(data=True):
```

```
    data['distance'] = 1 / data['weight']
```

```
# 各指標の計算
```

```
in_degree_cent = nx.in_degree_centrality(G)
```

```
out_degree_cent = nx.out_degree_centrality(G)
```

```
betweenness_cent = nx.betweenness_centrality(G, weight='distance')
```

```
closeness_cent = nx.closeness_centrality(G, distance='distance')
```

```
pagerank = nx.pagerank(G, weight='weight')
```

```
# 結果の表示 (小数点以下3桁)
```

```
print("入次数中心性:", {k: f"{v:.3f}" for k, v in in_degree_cent.items()})
```

```
print("出次数中心性:", {k: f"{v:.3f}" for k, v in out_degree_cent.items()})
```

```
print("媒介中心性:", {k: f"{v:.3f}" for k, v in betweenness_cent.items()})
```

```
print("近接中心性:", {k: f"{v:.3f}" for k, v in closeness_cent.items()})
```

```
print("PageRank:", {k: f"{v:.3f}" for k, v in pagerank.items()})
```

```
>>> # 結果の表示 (小数点以下3桁)
>>> print("入次数中心性:", {k: f"{v:.3f}" for k, v in in_degree_cent.items()})
入次数中心性: {'A': '0.000', 'B': '0.200', 'C': '0.200', 'E': '0.800', 'D': '0.200', 'F': '0.000'}
>>> print("出次数中心性:", {k: f"{v:.3f}" for k, v in out_degree_cent.items()})
出次数中心性: {'A': '0.600', 'B': '0.400', 'C': '0.200', 'E': '0.000', 'D': '0.000', 'F': '0.200'}
>>> print("媒介中心性:", {k: f"{v:.3f}" for k, v in betweenness_cent.items()})
媒介中心性: {'A': '0.000', 'B': '0.050', 'C': '0.000', 'E': '0.000', 'D': '0.000', 'F': '0.000'}
>>> print("近接中心性:", {k: f"{v:.3f}" for k, v in closeness_cent.items()})
近接中心性: {'A': '0.000', 'B': '0.600', 'C': '0.200', 'E': '1.371', 'D': '0.600', 'F': '0.000'}
>>> print("PageRank:", {k: f"{v:.3f}" for k, v in pagerank.items()})
PageRank: {'A': '0.101', 'B': '0.144', 'C': '0.116', 'E': '0.355', 'D': '0.183', 'F': '0.101'}
>>>
```

社会ネットワーク分析の結果

# 実行結果



ノード	入次数 中心性	出次数 中心性	媒介中 心性	近接中 心性	PageRan k
A	0.000	<b>0.600</b>	0.000	0.000	0.101
B	0.200	0.400	<b>0.050</b>	0.600	0.144
C	0.200	0.200	0.000	0.200	0.116
D	0.200	0.000	0.000	0.600	0.183
E	<b>0.800</b>	0.000	0.000	<b>1.371</b>	<b>0.355</b>
F	0.000	0.200	0.000	0.000	0.101

ネットワーク全体：ノード数 6、エッジ数 7、密度 0.233

## 入次数中心性と出次数中心性

- **Eの入次数中心性が0.800と最も高い**（4つの論文から引用）
- AとFは0.000（引用されていない）
- **出次数中心性はAが0.600と最も高い**（3つの論文を引用）
- DとEは0.000（引用していない）

## 媒介中心性

- **Bのみが0.050を示す**（A→D経路の仲介）
- 他のノードは0.000

## 近接中心性

- **Eが1.371と最も高い**（4つのノードから引用され、到達されやすい）
- BとDが0.600（それぞれ引用元から短い距離）
- AとFは0.000（引用されておらず、他から到達できない）

## PageRank

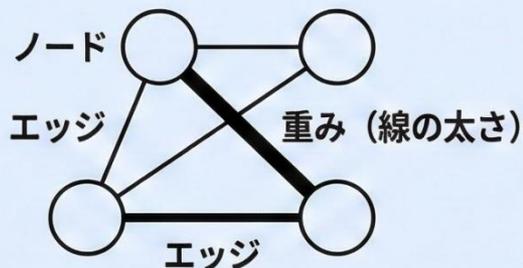
- **Eが0.355と最も高い**（4つのノードからリンク）
- Dが0.183（Bからのみリンクされるが、Bの重要度が反映）

## 密度

- **0.233**は、最大エッジ数**30本**（ $6 \times 5$ ）のうち**7本のエッジ**が存在することを示す

# 全体まとめ — 社会ネットワーク分析

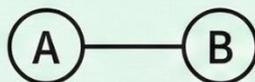
## 基本概念：グラフで関係を表す



- ・ノード (○) → 人物や組織
- ・エッジ (線) → 関係
- ・重み (線の太さ) → 関係の強さ

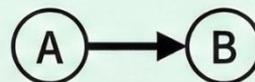
## グラフの種類：2種類のグラフ

### 無向グラフ



双方向  
例：友人

### 有向グラフ



一方向  
例：引用

## 分析手法：何を測るか

### 全体の指標

- ・密度：つながりの多さ

### ノードの重要性 (中心性)

- ・次数：接続の数
- ・媒介：仲介者の度合い
- ・近接：到達しやすさ
- ・PageRank：重要なノードからのリンクを重視

## 重みの扱い：重みを考慮するか

考慮しない	密度、次数中心性
考慮する	媒介中心性、近接中心性、PageRank

## 従来手法との違い：統計手法との違い

	統計手法	SNA
対象	個々の属性	関係性
問い	特性は何か	どうつながるか