

**科目：1071\_資料探勘 DATA MINING**

**學生：楊沛霖**

**學號：Q36071156**

**日期：2018-11-18**

**作業要求：**

1. 利用課程給的八個 Graphs 來計算 HITS、PageRank 和 SimRank。
2. 運算所需的參數為 random jumping probability
3. 討論和分析每個演算法和結果。

## 1. 各圖間的比較

**graph\_1:**

是一條線單一方向的圖由  $1 \rightarrow 2 \rightarrow 3 \rightarrow 4 \rightarrow 5 \rightarrow 6$

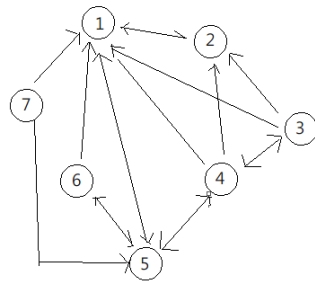
**graph\_2:**

是一條線但是方向是雙向的由  $1 \leftrightarrow 2 \leftrightarrow 3 \leftrightarrow 4$

**graph\_3:**

是一條線單一方向的圖由  $1 > 2 > 3 \dots > 6$

**graph\_4:**



**graph\_5,6:**

已過於複雜

## 2. Hits

實作方式:

```
HubsAuthorities(G)
1  $\mathbf{1} \leftarrow [1, \dots, 1] \in \mathbb{R}^{|V|}$ 
2  $\mathbf{a}_0 \leftarrow \mathbf{h}_0 \leftarrow \mathbf{1}$ 
3  $t \leftarrow 1$ 
4 repeat
5   for each  $v$  in  $V$ 
6     do  $a_t(v) \leftarrow \sum_{w \in \text{pa}[v]} h_{t-1}(w)$ 
7      $h_t(v) \leftarrow \sum_{w \in \text{ch}[v]} a_{t-1}(w)$ 
8      $\mathbf{a}_t \leftarrow \mathbf{a}_t / \|\mathbf{a}_t\|$ 
9      $\mathbf{h}_t \leftarrow \mathbf{h}_t / \|\mathbf{h}_t\|$  normalization
10     $t \leftarrow t + 1$ 
11 until  $\|\mathbf{a}_t - \mathbf{a}_{t-1}\| + \|\mathbf{h}_t - \mathbf{h}_{t-1}\| < \epsilon$ 
12 return  $(\mathbf{a}_t, \mathbf{h}_t)$ 
```

1. 資料初始化,看有幾個點就創幾個  $\mathbf{a}$  和  $\mathbf{h}$  而他們的值皆為 1(1.2.3 行)

2. 對每個有連接到  $a_t(v)$  的點的  $h_{t-1}(w)$  作加總(第 6 行)
3. 對每個有連接到  $h_t(v)$  的點的  $a_{t-1}(w)$  作加總(第 7 行)
4. 正規化(第 8.9 行)
5. 重複 2-5 直到  $a$  和  $h$  與前項相減絕對值得加總小於誤差值
6. 取得  $a_t$  和  $h_t$

D 設定為 : 0.15

正規化方式為 : 平方後加總在開根號

### graph\_1:

時間與 cpu :

0.46s user 0.19s system 14% cpu 4.626 total

結果 :

收斂執行次數 : 3

收斂結束時 Error : 0.9190116821894447

```
authority page : {'1': 0.5, '2': 0.5, '3': 0.5, '4': 0.5, '5': 0.0, '6': 0}
hub : {'1': 0.5, '2': 0.5, '3': 0.5, '4': 0.5, '5': 0.0, '6': 0}
```

### graph\_2:

時間與 cpu :

0.46s user 0.15s system 4% cpu 14.856 total

結果 :

收斂執行次數 : 3

收斂結束時 Error : 0.0

authority page :

```
{'1': 0.4472135954999579, '2': 0.4472135954999579, '3':  
0.4472135954999579, '4': 0.4472135954999579, '5':  
0.4472135954999579}
```

hub page :

```
{'1': 0.4472135954999579, '2': 0.4472135954999579, '3':  
0.4472135954999579, '4': 0.4472135954999579, '5':  
0.4472135954999579}
```

### **graph\_3:**

時間與 cpu :

0.46s user 0.15s system 4% cpu 14.856 total

結果 :

收斂執行次數 :3

收斂結束時 Error:0.24854976622531513

authority page :

```
{'1': 0.3922322702763681, '2': 0.5883484054145521, '3':  
0.5883484054145521, '4': 0.3922322702763681}
```

hub page :

```
{'1': 0.3922322702763681, '2': 0.5883484054145521, '3':  
0.5883484054145521, '4': 0.3922322702763681}
```

### **graph\_4:**

時間與 cpu :

0.44s user 0.15s system 48% cpu 1.256 total

結果 :

收斂執行次數 :3

收斂結束時 Error:0.5012605876917594

authority page :

```
{'1': 0.5063160398440778, '2': 0.23014365447458082, '3':  
0.276172385369497, '4': 0.3222011162644131, '5':
```

0.552344770738994, '6': 0.4142585780542455, '7':  
0.18411492357966464}

hub page :

{'1': 0.5063160398440778, '2': 0.23014365447458082, '3':  
0.276172385369497, '4': 0.3222011162644131, '5':  
0.552344770738994, '6': 0.4142585780542455, '7':  
0.18411492357966464}

## graph\_5:

時間與 cpu :

0.45s user 0.15s system 55% cpu 1.056 total

結果 :

收斂執行次數 : 3

收斂結束時 Error : 1.4092964448407446

authority page :

```
authority page : {'3': 0.04119823789241145, '6': 0.043487028886434305, '1': 0.07781889379677717, '396': 0.03204307391632001, '223': 0.0709525208147086, '412': 0.4463142438344573, '38': 0.25863338232458294, '95': 0.12130592268321146, '179': 0.14648262361746292, '236': 0.12130592268321146, '43': 0.05950856584459431, '109': 0.027465491928274296, '369': 0.05950856584459431, '152': 0.13961625063539435, '204': 0.12130592268321146, '273': 0.10070680373700575, '277': 0.12130592268321146, '321': 0.10070680373700575, '327': 0.11901713168918861, '386': 0.10070680373700575, '439': 0.08468526677884575, '94': 0.12130592268321146, '47': 0.029754282922297155, '192': 0.03204307391632001, '399': 0.013732745964137148, '58': 0.06866372982068575, '103': 0.06408614783264002, '443': 0.06866372982068575, '458': 0.1533489965995315, '5': 0.08468526677884576, '306': 0.1602153695816001, '380': 0.13503866864734862, '7': 0.14877141461148577, '60': 0.14877141461148577, '84': 0.16708174256366864, '12': 0.13961625063539435, '258': 0.14419383262344004, '70': 0.038909446898388586, '184': 0.0823964757848229, '11': 0.1373274596413715, '113': 0.029754282922297155, '119': 0.05493098385654859, '323': 0.018310327952182865, '463': 0.038909446898388586, '37': 0.0869740577728686, '85': 0.04119823789241145, '134': 0.048064610874480024, '176': 0.0869740577728686, '182': 0.0869740577728686, '186': 0.057219774850571455, '224': 0.08468526677884575, '249': 0.013732745964137148, '254': 0.07553010280275431, '274': 0.13274987765332574, '285': 0.11901713168918862, '303': 0.06408614783264002, '325': 0.057219774850571455, '440': 0.057219774850571455, '348': 0.1304610866593029, '115': 0.09155163976091432, '185': 0.061797356838617166, '212': 0.061797356838617166, '283': 0.12359471367723432, '293': 0.10986196771309717, '297': 0.09384043075493717, '299': 0.09384043075493717, '315': 0.0709525208147086, '326': 0.07553010280275431, '371': 0.10528438572505146, '416': 0.07553010280275431, '426': 0.10528438572505146, '450': 0.07553010280275431, '456': 0.07553010280275431, '56': 0.09155163976091434, '284': 0.05035340186850288, '130': 0.01144395497011429, '148': 0.03662065590436573, '381': 0.01144395497011429, '2': 0.004577581988045716, '202': 0.018310327952182865, '227': 0.12359471367723433, '253': 0.013732745964137148, '259': 0.006866372982068574, '264': 0.02059911894620572, '4': 0.11672834069516574, '344': 0.09384043075493717, '363': 0.09384043075493717, '421': 0.09384043075493717, '454': 0.07781889379677717, '265': 0.05493098385654859, '300': 0.0869740577728686, '413': 0.038909446898388586, '351': 0.04577581988045717, '307': 0.05493098385654859, '235': 0.027465491928274296, '174': 0.027465491928274296, '13': 0.03662065590436573, '27': 0.0, '31': 0.0, '106': 0.0, '222': 0.0, '34': 0.0, '72': 0.0, '81': 0.0, '141': 0.0, '261': 0.0, '96': 0.0, '124': 0.0, '131': 0.0, '143': 0.0, '162': 0.0, '199': 0.0, '414': 0.0, '219': 0.0, '221': 0.0, '345': 0.0, '448': 0.0, '468': 0.0, '8': 0.0, '168': 0.0, '9': 0.0, '10': 0.0, '14': 0.0, '296': 0.0, '336': 0.0, '40': 0.0, '136': 0.0, '217': 0.0, '287': 0.0, '457': 0.0, '15': 0.0, '46': 0.0, '187': 0.0, '191': 0.0, '244': 0.0, '436': 0.0, '444': 0.0, '26': 0.0, '256': 0.0, '398': 0.0, '449': 0.0, '459': 0.0, '469': 0.0, '59': 0.0, '86': 0.0, '107': 0.0, '180': 0.0, '195': 0.0, '239': 0.0, '271': 0.0, '292': 0.0, '305': 0.0, '312': 0.0, '364': 0.0, '370': 0.0, '397': 0.0, '409': 0.0, '437': 0.0, '446': 0.0, '447': 0.0, '462': 0.0, '465': 0.0, '140': 0.0, '183': 0.0, '188': 0.0, '225': 0.0, '238': 0.0, '245': 0.0, '334': 0.0, '338': 0.0, '342': 0.0, '358': 0.0, '360': 0.0, '368': 0.0, '379': 0.0, '382': 0.0, '432': 0.0, '433': 0.0, '453': 0.0, '65': 0.0, '207': 0.0, '232': 0.0, '276': 0.0, '407': 0.0, '466': 0.0, '61': 0.0, '122': 0.0, '282': 0.0, '25': 0.0, '88': 0.0, '104': 0.0, '133': 0.0, '154': 0.0, '203': 0.0, '314': 0.0, '404': 0.0, '24': 0.0, '35': 0.0, '92': 0.0, '167': 0.0, '126': 0.0, '267': 0.0, '372': 0.0, '68': 0.0, '145': 0.0, '343': 0.0, '55': 0.0, '79': 0.0, '156': 0.0, '164': 0.0, '193': 0.0, '216': 0.0, '229': 0.0, '247': 0.0, '266': 0.0, '278': 0.0, '353': 0.0, '22': 0.0, '137': 0.0, '422': 0.0, '389': 0.0,
```

hub page :

```
hub : {'3': 0.04119823789241142, '5': 0.08468526677884572, '1': 0.07781889379677713, '2': 0.004577581988045714, '223': 0.070
9525081470857, '227': 0.12359471367723428, '235': 0.027465491928274285, '254': 0.07553010280275428, '412': 0.44631424383445
706, '70': 0.03890944689838857, '94': 0.1213059226832114, '152': 0.13961625063539426, '273': 0.10070680373700569, '277': 0.1
213059226832114, '369': 0.05950856584459428, '386': 0.10070680373700569, '192': 0.03204307391632, '202': 0.01831032795218285
5, '38': 0.25863338232458283, '184': 0.08239647578482284, '458': 0.1533489965995314, '12': 0.13961625063539426, '84': 0.1670
817425636686, '258': 0.14419383262344, '306': 0.16021536958160001, '380': 0.13503866864734856, '43': 0.05950856584459428, '1
09': 0.027465491928274285, '58': 0.06866372982068572, '103': 0.06408614783264, '443': 0.06866372982068572, '56': 0.091551639
76091427, '204': 0.1213059226832114, '321': 0.10070680373700569, '327': 0.11901713168918855, '439': 0.0846852667788457, '264
': 0.02059911894620571, '307': 0.05493098385654857, '7': 0.1487714146114857, '60': 0.1487714146114857, '148': 0.036620655904
36571, '274': 0.1327498776533257, '37': 0.08697405777286857, '115': 0.09155163976091428, '176': 0.08697405777286857, '182':
0.08697405777286857, '186': 0.05721977485057143, '224': 0.08468526677884572, '285': 0.11901713168918857, '293': 0.1098619677
1309714, '325': 0.05721977485057143, '348': 0.13046108665930284, '440': 0.05721977485057143, '85': 0.04119823789241143, '174
': 0.027465491928274285, '284': 0.05035340186850286, '303': 0.06408614783264, '134': 0.048064610874479996, '179': 0.14648262
361746284, '249': 0.013732745964137143, '13': 0.03662065590436571, '212': 0.06179735683861714, '297': 0.09384043075493714, '
299': 0.09384043075493714, '326': 0.0755301028027543, '416': 0.0755301028027543, '450': 0.0755301028027543, '456': 0.0755301
028027543, '47': 0.02975428292229714, '11': 0.1373274596413714, '399': 0.013732745964137143, '185': 0.06179735683861714, '28
3': 0.12359471367723428, '315': 0.07095252081470857, '371': 0.10528438572505143, '426': 0.10528438572505143, '6': 0.04348702
8886434284, '396': 0.03204307391632, '130': 0.011443954970114283, '381': 0.011443954970114283, '259': 0.006866372982068571, '
253': 0.013732745964137143, '113': 0.02975428292229714, '4': 0.11672834069516569, '300': 0.08697405777286855, '344': 0.0938
4043075493713, '351': 0.04577581988045714, '363': 0.09384043075493713, '421': 0.09384043075493713, '454': 0.0778188937967771
3, '119': 0.05493098385654857, '323': 0.01831032795218285, '463': 0.038909446898388565, '95': 0.12130592268321141, '236': 0
.12130592268321141, '265': 0.05493098385654857, '413': 0.038909446898388565, '27': 0.0, '31': 0.0, '106': 0.0, '222': 0.0, '
34': 0.0, '72': 0.0, '81': 0.0, '141': 0.0, '261': 0.0, '96': 0.0, '124': 0.0, '131': 0.0, '143': 0.0, '162': 0.0, '199': 0.
0, '414': 0.0, '219': 0.0, '221': 0.0, '345': 0.0, '448': 0.0, '468': 0.0, '8': 0.0, '168': 0.0, '9': 0.0, '10': 0.0, '14': 0.0, '296'
: 0.0, '336': 0.0, '40': 0.0, '136': 0.0, '217': 0.0, '287': 0.0, '457': 0.0, '15': 0.0, '46': 0.0, '187': 0.0, '191': 0.0, '244': 0.0, '436': 0.0, '4
44': 0.0, '26': 0.0, '256': 0.0, '398': 0.0, '449': 0.0, '459': 0.0, '469': 0.0, '59': 0.0, '86': 0.0, '107': 0.0, '180': 0.0, '195': 0.0, '239': 0.0,
'271': 0.0, '292': 0.0, '305': 0.0, '312': 0.0, '364': 0.0, '370': 0.0, '397': 0.0, '409': 0.0, '437': 0.0, '446': 0.0, '447': 0.0, '462': 0.0, '46
5': 0.0, '140': 0.0, '183': 0.0, '188': 0.0, '225': 0.0, '238': 0.0, '245': 0.0, '334': 0.0, '338': 0.0, '342': 0.0, '358': 0.0, '360': 0.0, '368':
0.0, '379': 0.0, '382': 0.0, '432': 0.0, '433': 0.0, '453': 0.0, '65': 0.0, '207': 0.0, '232': 0.0, '276': 0.0, '407': 0.0, '466': 0.0, '61': 0.0, '12
2': 0.0, '282': 0.0, '25': 0.0, '88': 0.0, '104': 0.0, '133': 0.0, '154': 0.0, '203': 0.0, '314': 0.0, '404': 0.0, '24': 0.0, '35': 0.0, '92': 0.0, '1
67': 0.0, '126': 0.0, '267': 0.0, '372': 0.0, '68': 0.0, '145': 0.0, '343': 0.0, '55': 0.0, '79': 0.0, '156': 0.0, '164': 0.0, '193': 0.0, '216': 0.0,
```

## graph\_6:

時間與 cpu :

0.48s user 0.25s system 57% cpu 1.456 total

結果 :

收斂執行次數 : 3

收斂結束時 Error : 0.8876169361023691

資料量太大其他結果放在: some\_output\hits\_G6.txt

**討論:** 由於 Hits 的算法就算被多個 node 指但沒有對其它 node 指的點 hub

值會是 0 而如果都指向人而沒被指的話 authority 也會是 0，而相較於 PageRank Hits 是比較容易被作弊的，比如作弊者可以建立一個網頁，頁面內容增加很多指向高質量網頁或者著名網站的網址，這就是一個很好的 Hub 頁面，之後作弊者再將這個網頁連結指向作弊網頁，於是可以提升作弊網頁的 Authority 得分。

## 3. PageRank

實作方式:

$$PR(P_i) = \frac{(d)}{n} + (1-d) \times \sum_{l_{j,i} \in E} PR(P_j) / \text{Outdegree}(P_j)$$

D(damping factor)=0.1~0.15  
n=|page set|

因此為 Quick reference 所以只要照著這個公式去實作即可。

$\sum_{l_{j,i} \in E} PR(P_j) / \text{Outdegree}(P_j)$  為  $P_j$  的 P R 除上所有射入  $P_j$  點的數量

D 設定為 : 0.15

**graph\_1:**

時間與 cpu :

0.41s user 0.13s system 49% cpu 1.071 total

結果 :

```
{'1': 0.024999999999999998, '2': 0.16666666666666666, '3':  
0.16666666666666666, '4': 0.16666666666666666, '5':  
0.16666666666666666, '6': 0.16666666666666666}
```

**graph\_2:**

時間與 cpu :

0.34s user 0.07s system 92% cpu 0.471 total

結果 :

```
{'1': 0.2, '2': 0.2, '3': 0.2, '4': 0.2, '5': 0.2}
```

**graph\_3:**

時間與 cpu :

0.38s user 0.12s system 72% cpu 0.711 total

結果：

```
{'1': 0.14375, '2': 0.35624999999999996, '3': 0.35624999999999996, '4':  
0.14375}
```

#### **graph\_4:**

時間與 cpu：

```
0.33s user 0.06s system 92% cpu 0.381 total
```

結果：

```
{'1': 0.2946428571428571, '2': 0.1469047619047619, '3':  
0.11654761904761904, '4': 0.07607142857142857, '5':  
0.2683333333333333, '6': 0.05178571428571428, '7':  
0.045714285714285714}
```

#### **graph\_5:**

時間與 cpu：

```
0.41s user 0.05s system 92% cpu 0.781 total
```

結果： 由於數量眾多,只取前面常出現的數值,以下格式為:

(數值,出現次數)

```
(0.0005787389582698751, 12), (0.00044065387348969436, 15),  
(0.00044928419128845566, 17), (0.00041521714734597684, 19),  
(0.00045924225028702635, 20), (0.0005463752665245202, 20),  
(0.0004264392324093816, 20), (0.00039534470504619753, 20),  
(0.0003923240938166311, 24), (0.00036752328582650653, 25),  
(0.0004331023454157782, 30), (0.0003663003663003663, 39)
```

#### **graph\_6:**

時間與 cpu：

```
0.45s user 0.04s system 92% cpu 0.981 total
```



結果： 由於數量眾多,只取前面常出現的數值,以下格式為:

(數值,出現次數)

(0.00015099077090119435, 21), (0.00013248091788613933, 21),  
(0.00015361267397098017, 24), (0.0001452225841476656, 25),  
(0.00013788125555226532, 28), (0.00014312506169183694, 29),  
(0.00015511090429657206, 32), (0.00014983713355048862, 35),  
(0.00014687063750581667, 39), (0.00014378053745928339, 43),  
(0.0001425081433224756, 46), (0.00015224472454326583, 48),  
(0.00014447830198591993, 48), (0.00014877223753445253, 51),  
(0.00013903233494875664, 62)

**討論:** 相對於 Hits PageRank 的算法是比較全面性的,因為 Hits 只需要負責兩個網站之間的關係,但是 PageRank 則會牽扯到整個網路(會去抓指向該 node 的 node 的資訊)

## 4. SimRank

實作方式：

(1) 当  $a = b$  时  $\cdot s(a, b) = 1$ .

(2) 当  $\mathcal{I}(a) = \emptyset$  或者  $\mathcal{I}(b) = \emptyset$  时  $\cdot s(a, b) = 0$ .

(3) 其他情況下 ·

$$s(a, b) = \frac{C}{|\mathcal{I}(a)| |\mathcal{I}(b)|} \sum_{i=1}^{|\mathcal{I}(a)|} \sum_{j=1}^{|\mathcal{I}(b)|} s(\mathcal{I}_i(a), \mathcal{I}_j(b))$$

$$\sum_{i=1}^{|\mathcal{I}(a)|} \sum_{j=1}^{|\mathcal{I}(b)|} s(\mathcal{I}_i(a), \mathcal{I}_j(b))$$

意思為執行每個射入的 node 兩兩做 SimRank 並且加總

C 為：0.6

搜尋深度為：10

### **graph\_1:**

時間與 cpu : 0.45s user 0.12s system 20% cpu 2.814 total

執行結果：除了 node 相同的為 1 以外的 node 與 node 都為 0

討論:

由於 G\_1 是一個由  $1 \rightarrow 2 \rightarrow 3 \dots \rightarrow 6$  一條線的圖, 因此除了自己和自

己其他的射入點都為 0

### **graph\_2:**

時間與 cpu : 0.37s user 0.83s system 70% cpu 0.605 total

執行結果：除了 node 相同的為 1 以外的 node 與 node 都為 0

### **graph\_3:**

時間與 cpu : 7.88s user 0.11s system 90% cpu 8.607 total

執行結果：

除了點(1,3)(3,1)(2,4)(4,2)為 0.42856、node 相同的為 1 外，其

他都為 0

### **graph\_4:**

時間與 cpu : 0.35s user 0.06s system 95% cpu 0.432 total

執行結果：

1	1	1.00000
1	2	0.12686
1	3	0.11582
1	4	0.12226
1	5	0.10949
1	6	0.18525
1	7	0.05927
2	1	0.14265
2	2	1.00000
2	3	0.18811
2	4	0.15064
2	5	0.18843
2	6	0.06686
2	7	0.23441
3	1	0.13302
3	2	0.18629
3	3	1.00000
3	4	0.23882
3	5	0.17004
3	6	0.24574
3	7	0.23191

4	1	0.13715
4	2	0.14390
4	3	0.23338
4	4	1.00000
4	5	0.12268
4	6	0.33181
4	7	0.31125
5	1	0.12743
5	2	0.19681
5	3	0.17861
5	4	0.13604
5	5	1.00000
5	6	0.06712
5	7	0.20497
6	1	0.19490
6	2	0.04250
6	3	0.22250
6	4	0.31125
6	5	0.04347
6	6	1.00000
6	7	0.02250
7	1	0.07940
7	2	0.24530
7	3	0.24427
7	4	0.33181
7	5	0.20189
7	6	0.06361
7	7	1.00000

**graph\_5:**

時間與 cpu : 0.35s user 0.06s system 95% cpu 0.432 total

執行結果：除了 node 相同的為 1 以外的 node 與 node 都為 0

**討論:**

對於 SimRank 的算法比起 Hits 更接近 PageRank,因為他們的關聯度都不單單只是兩個網頁,而是在整個網路上,而 SimRank 更是將迭代的概念用的更為貫徹.

## 5. 增加 node 1 的 hub, authority, and PageRank

### 1. graph\_1

- Hits:可以再增加一個點在 node1 的前面指向 node1 即可增加他的 hub 和 authority
- PageRank:可以拿掉 node6 即可

## 2. graph\_2

- Hits:只要再隨意找一個 node 並且將它指向 node1 即可
- PageRank: 只要再隨意找一個 node 並且將它指向 node1 即可

## 3. graph\_3

- Hits:只要將 node4 指向 node1 即可
- PageRank: 只要將 node4 指向 node1 即可

## 6. 問題討論

### 1. More limitations about link analysis algo

- 在這些演算法中都必須要設定最大深度才行，否則就會出現永遠跑不完的情況出現，而這個深度的其實也不是越多越好，在這些 dataSet 中常常只要跑個 3.4 次就可以知道有沒有循環的輪迴了。

### 2. What are practical issues when use in real web

- 在真實的 web 中應該沒辦法像我們的 dataset 一樣可以看到他的完整有向圖，因為你在逛網頁的時候那個網頁通常只知道你去了哪裡，而沒辦法知道你是從哪裡來(in\_edges)

### 3. What do the result say for your actor/movie graph

- 我們可以從演算法裡面得知這個 graph 的哪個 node 有著比其他 node 都還要高的權重(重要性),比起人用肉眼看還要準確並且有明確性

### 4. What is the effect of 'C' in SimRank

- C 的值影響性其實沒有我一開始想的還要大，由於在同一個圖中 C 的值基本上是一樣的，因此對其他 node 來說反而沒意義，除非拿來跟不同的圖的 node 做比較才會顯示出他的用意。不過在同一個圖中也會因為 C 所以不段的滾動某個較長的邊的 node 值

## 7. 心得

這次的 project 和前幾次的很不一樣,前面的都可以用肉眼稍微計算一次就可以得到答案,但這次的需要大量的運算,真的很佩服當初可以想出這些演算法的科學家們。而在這次的 project 中學到最大的應該就是圖形的應用了吧!原本還在思考要用怎麼樣的方式去把圖

給實做出來,但幸好後來找到了 `networkx` 讓圖這邊可以快速地找到 `inoutedge`,真的方便了許多。