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 $1\rightarrow 2\rightarrow 3\rightarrow 4\rightarrow 5\rightarrow 6$

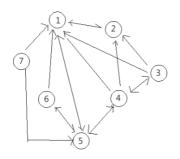
graph 2:

是一條線但是方向是雙向的由 15-25-35-4

graph_3:

是一條線單一方向的圖由 1>2>3....>6

graph_4:

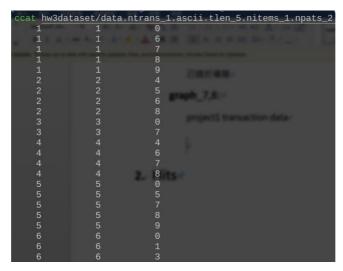


graph_5,6:

已過於複雜

graph_7,8:

project1 transaction data · 這裡取的點與點的連結是利用第 2 行和第三行做連結 (第一行永遠和第二行一樣)



2. Hits

實作方式:

```
\begin{array}{lll} \text{HubsAuthorities}(G) \\ 1 & 1 & \leftarrow [1, \dots, 1] \in \mathbb{R}^{|V|} \\ 2 & a_0 & \leftarrow h_0 \leftarrow 1 \\ 3 & t & \leftarrow 1 \\ 4 & \text{repeat} \\ 5 & \text{for each v in V} \\ 6 & \text{do } a_t \text{ (v)} \leftarrow \sum_{\substack{\text{$W \in pa[v]$ $t-1$}}} h_{\text{$(W)$}} \\ 7 & & h_t \text{ (v)} \leftarrow \sum_{\substack{\text{$W \in ch[v]$ $a_t$}}} h_{\text{$(W)$}} \\ 8 & & a_t \leftarrow a_t / \| a_t \| \|_{normalization} \\ 10 & & t \leftarrow t+1 \\ 11 & \text{until } \| a_t - a_{t-1} \| + \| h_t - h_{t-1} \| < \epsilon \\ 12 & \text{return } (a_t, h_t) \end{array}
```

- 1. 資料初始化,看有幾個點就創幾個 a 和 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(類似於MSE或是空間距離的算

法)

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': 0.0790525208147086, '412': 0.4463142438344573, '38': 0.25863338232458924, '95': 0.12130592268321146, '179': 0.146482 (2361746292, '236': 0.12130592268321146, '43': 0.05950856584459431, '169': 0.027465491928274296, '369': 0.05950856584459431, '152': 0.13961625063539435, '204': 0.12130592268321146, '273': 0.10070680373706575, '277': 0.12130592268321146, '321': 0.10070680373706575, '327': 0.1194713168918861, '386': 0.10070680373706575, '329': 0.08468526677884575, '94': 0.1213059226831146, '47': 0.029754282922297155, '192': 0.03204307391632001, '399': 0.013732745964137148, '58': 0.06866372982068575, '103': 0.06408614783260402, '443': 0.06866372982068575, '458': 0.13504899653995315, '5': 0.08468526677884576, '306': 0.16021536958160 (1, '380': 0.13504866664734862, '7': 0.1477141461148577, '60': 0.14877141461148577, '60': 0.187663539435, '258': 0.14419383262344094, '70': 0.083905446898388586, '184': 0.0823964757848229, '11': 0.1373274596413715, '113': 0.029754282922297155, '119': 0.05493099385654859, '323': 0.018310327952182865, '463': 0.038909446898388586, '37': 0.0859740577728686, '85': 0.04119823789241145, '134': 0.048064610874480024, '176': 0.0860740577728686, '182': 0.0860740577728686, '85': 0.04119823789241145, '134': 0.048064610874480024, '176': 0.0860740577728686, '182': 0

hub page :

hub: {'3': 0.04119823789241142, '5': 0.08468526677884572, '1': 0.07781889379677713, '2': 0.064577581988045714, '222': 0.470
95252081470857, '227': 0.12359471367723428, '235': 0.027465491928274285, '254': 0.07553010280275428, '412': 0.44631424383445
706, '70': 0.03890944689838857, '94': 0.1213059226832114, '152': 0.13961625963539426, '273': 0.100706680737009569, '277': 0.1
213059226832114, '369': 0.05950856584459428, '386': 0.100706680373700569, '192': 0.03204307391632, '202': 0.01831032795218285
5, '38': 0.25863338232458283, '184': 0.08239647578422244, '458': 0.15370845995995314, '12': 0.19561635906255904356, '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': 0.06866372982066572, '56': 0.091551639
76091427, '204': 0.113059226833114, '321': 0.10670680373700569, '327': 0.11901713168918855, '439': 0.084695667788457, '264
': 0.02059911894620571, '307': 0.05493098385654857, '7': 0.1487714146114857, '60': 0.1487714146114857, '148': 0.0366206655904
36571, '274': 0.1327499776533257, '37': 0.086697405777286857, '115': 0.09155163976091428, '176': 0.08667405777286857, '182': 0.86697405777286857, '182': 0.86697405777286857, '182': 0.86697405777286857, '182': 0.8697405777286857, '182': 0.89721977485057143, '348': 0.0553340186850286, '303': 0.06408614783264, '134': 0.04866410874479996, '179': 0.09384043075493714, '290': 0.09384043075493714, '326': 0.0755301028027543, '476': 0.097554282922229714, '11': 0.13732745964137143, '135': 0.06179735683861714, '297': 0.09384043075493714, '206': 0.09755301028027543, '476': 0.097554082922222714, '11': 0.13732745964137143, '135': 0.0167284385752565143, '426': 0.105284385752565143, '65': 0.06386637194, '297': 0.09384043075493713, '135': 0.09384043075493713, '135': 0.061870388645714, '326': 0.043732745964137143, '113': 0.02975428292222714, '41': 0.116728343685756594, '426': 0.09384043075493713, '455': 0.06486663729820668

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

graph_7(Bidirected graph):

每一點都會互相指

時間與 cpu:

0.44s user 0.14s system 51% cpu 1.127 total

結果:

收斂執行次數:3

收斂結束時 Error: 0.2246391705315527

authority page :

authority page: {'1': 0.23118372816008875, '6': 0.37567355826014426, '8': 0.3708572305901424, '5': 0.3178776; 62201221, '3': 0.255265366510098, '10': 0.22636740049008694, '11': 0.21191841748008136, '12': 0.2215510728200; 507, '13': 0.10595920874004067, '0': 0.28897966020011095, '7': 0.3082449708801184, '9': 0.26971434952010365, '2': 0.21673474515008323, '4': 0.21673474515008323}

hub page:

hub: {'0': 0.28897966020011095, '6': 0.3756735582601442, '7': 0.3082449708801183, '8': 0.37085723059014236, '9': 0.26971434952010354, '1': 0.23118372816008873, '5': 0.31787762622012206, '3': 0.255265366510098, '10': 0.263674004900869, '11': 0.2119184174800813, '12': 0.22155107282008502, '13': 0.10595920874004065, '2': 0.21673474515008315. '4': 0.21673474515008315.

graph_8(directed graph):

時間與 cpu:

0.39s user 0.11s system 74% cpu 0.672 total

結果:

收斂執行次數:3

收斂結束時 Error: 0.41622469097770454

authority page :

authority page : {'1': 0.2970145510386751, '2': 0.32530165113759657, '4': 0.3394452011870573, '7': 0.367732301 2859787, '8': 0.353588751236518, '10': 0.28287100098921436, '12': 0.2404403508408322, '3': 0.08486130029676432, '5': 0.2545839008902929, '6': 0.4101629514343609, '11': 0.2121532507419108, '13': 0.08486130029676431, '9': 0.014143550049460718, '0': 0}

hub page:

hub: {'6': 0.4101629514343609, '7': 0.3677323012859787, '8': 0.353588751236518, '11': 0.21215325074191077, '1
2': 0.2404403508408322, '13': 0.08486130029676431, '2': 0.32530165113759657, '4': 0.3394452011870573, '5': 0.2
545839008902929, '10': 0.28287100098921436, '1': 0.2970145510386751, '3': 0.08486130029676432, '9': 0.01414355

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。

$$\sum_{j, \in I} PR(P_j) / \text{Outdegree}(P_j)$$
 為 P_j 的 P_i 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': 0.02499999999999999, '2': 0.16666666666666666, '3':

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': 0.3562499999999996, '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':
   0.045714285714285714}
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)
graph 7(Bidirected graph):
  時間與 cpu:
  0.45s user 0.17s system 44% cpu 1.380 total
  結果:
    (0.04283459595959596, 1), (0.10682552566481138, 1),
    (0.11226834673263245, 1), (0.09337945784374355, 1),
    (0.11559536693465265, 1), (0.08672979797979798, 1),
    (0.046207611832611836, 1), (0.07099927849927849, 1),
    (0.07470959595959596, 1), (0.07976911976911975, 1),
    (0.04367784992784993, 1), (0.045988584827870535, 1),
    (0.044762033601319307, 1), (0.036252834467120174, 1)
graph 8(directed graph):
  時間與 cpu:
  0.44s user 0.17s system 54% cpu 1.114 total
```

結果:

(0.018303571428571426, 1), (0.0208333333333333332, 1),

(0.08306547619047619, 1), (0.07901785714285714, 1),

(0.07800595238095238, 1), (0.09773809523809524, 1),

(0.11038690476190477, 1), (0.11949404761904761, 1),

(0.14985119047619047, 1), (0.13973214285714283, 1),

(0.010714285714285714, 4)

4. SimRank

實作方式:

(1) 当
$$a = b$$
时, $s(a,b) = 1$

$$\mathcal{I}(a) \cong \mathcal{I}(a) = \emptyset$$
或者 $\mathcal{I}(b) = \emptyset$ 时, $s(a,b) = 0$

(3) 其他情况下,

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

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

意思為執行每個射入的 node 兩兩做 SimRank 並目加總

C為:06

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

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

5. 三種演算法的比較

Hits:

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。

RankPage:

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)

SimRank:

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

將跌代的概念用的更為貫徹.

6. 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

7. 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. Any new idea about the link analysis algorithm?

➤ 對於六度空間分隔理論,這種人與人資間的 social network 就很適用利用 link analysis algorithm 來做優化,雖然就目前而言該理論一直飽受爭議,但是現在有了 FB 等等的社群網站多多少少都能夠利用此方法來預測了。

5. 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

6. Design a new link-based similarity measurement

➤ 就像第四題所說的我們可以建立一個與人群有關的 social network 利用每個人可以走 6 步的方式來記錄此人與周遭的人要透過多少 人才能有關聯,這應該是一個非常有趣的例子。

8. 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。

還有在 HITS 和 PageRank 的部分因為要加入 Project 1 的 dataset,而那個 dataset 的 parse 方法又與原本的不一樣因此還有稍微做修改,而比較有趣的地方是第七張圖要求的是雙向圖,因此在放點的連線的時候左邊連到右邊,同時右邊還要連到左邊,也就是 key 變 value 而 value 變成 key。