# **HW4 Report**

计11 周韧平 2021010699

## 题目1

如果G是有向图,则平均节点度数为 $\frac{m}{n}$ 

如果G是无向图,则平均节点度数为 $\frac{2m}{n}$ 

## 题目 2

根据讲义中的公式可以计算得到 v 的clustering coefficient

$$cc(v) = rac{2 imes 6}{7 imes (7-1)}pprox 0.286$$

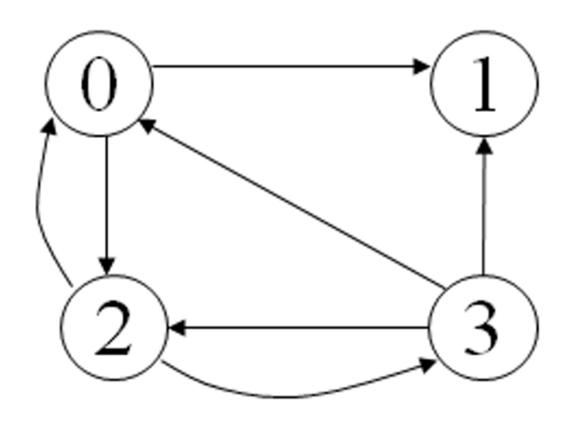
### 题目 3

D,一般来说 k 的值都要小于 |V|,一般来说,隐空间的维度应该小于原始的维度

## 题目 4

### 算法介绍

PageRank 算法由 Google 创始人 Larry Page 在斯坦福读大学时提出,该算法基于两个基本假设: 一个网页接收到指向它的入链越多,这个网站越重要(数量假设),一个质量高的网页指向另一个网页,说明那个网页也比较重要(质量假设)。具体来说,PageRank算法作用在的模型可以抽象成一个有向图结构(如下图),对于这个图,我们可以抽象出一个邻接矩阵  $A_{ij}$  来表示节点之间的关系, $a_{ij}=1$  表示从节点 j 到节点 i 有一条边。而PageRank则是通过迭代的方式,去给这些节点一个重要性排名



#### 实现思路

我的PageRank算法实现可以分为以下几步

- 1. 初始化: 一开始,初始化每个节点的重要性为1,即  $x_i^{(0)}=1, i=0,1,\cdots n$ ,其中 |V|=n 表示 图中的节点个数
- 2. 第 t 步到第 t+1步,第i个节点重要性值的更新公式为  $x_i^{(t+1)} = \beta \sum_{j=1}^n \frac{a_{ij}}{d_j^{out}} x_j^{(t)} + (1-\beta) \frac{1}{n}$ ,其中  $\beta = 0.85$  为阻尼系数, $d_j^{out}$ 表示节点 j 的出度,其实际含义为让算法以  $\beta$  的概率按照图中的结构迭代重要性,否则随机游走跳跃到任意节点。这里我发现课件中提供的矩阵形式公式存在问题,因此在代码实现时,我采用的两层循环实现迭代。此外,为了应对 dead end 的情况,即某一个节点出度为 0,此时原有的公式会因为分母为 0 而失效,因此我调整为将 $a_{ij}/d_j^{out}$ 设为 1/n,该操作等价于邻接矩阵对应的第 j 行设为相同的值,即节点 j 以相等的权重指向其它节点
- 3. 判停准则,当重要性向量两次迭代的差值最大分量小于  $\epsilon=10^{-3}$  时,停止迭代,该操作等价于  $|\Delta x|_{\infty}<\epsilon$

#### 运行结果和分析

迭代收敛后,节点0到3的重要性为 0.26979373 0.26979373 0.26979373 0.21007725,其实际含义可以理解为0, 1, 2都相同重要,而节点3相对不那么重要,这一结果也可以通过PageRank前两条假设来解释:由于前三个节点都有两个节点指向他们,且其中一个节点是3,而3号只有2号节点指向它,因此从数量假设来看,3号节点相对不那么重要