## Network Effects And Cascading Behaviour

网络传播和级联行为的现象在许多实际网络中普遍存在。比如,传染病的蔓延,技术的级联故障,虚假新闻的传播以及病毒式营销。形式上,一个"感染"事件可以通过主玩家(活跃/感染节点)构成传播树,被称为级联。我们将研究两个主要的扩散模型类别:

- 基于决策:每个节点根据其邻居的决策来决定是否激活。该模型中有确定的规则,节点是活跃的参与者,适合于建模adoption(没有很好的翻译)
- 概率模型: 受感染的节点以一定的概率将感染"推"向未感染的节点。可能涉及随机性, 节点是被动的, 适合于建模传染病传播

### **Decision Based Diffusion**

级联的博弈论模型:单一行为采用

博弈论模型背后的主要理论是,如果节点的邻居采取与节点相同的行为,则该节点将获得更多收益。例如竞争性的技术产品:如果您的朋友拥有相同类型的DVD播放器和光盘(例如蓝光与HD DVD),则可以享受与他们共享DVD的乐趣。

每个节点都根据其邻居节点独立决定是否采用这种传播策略。该决策被建模为节点和给定邻居之间的两人游戏。因此,具有 k 个度的节点进行 k 次这种游戏以评估其收益和行为。总收益是所有游戏的节点收益之和。

如果网络中存在两种行为 A 和 B 并且每个节点可以采用一种行为,则两人游戏的收益矩阵如下

	A	В
A	a	0
В	0	b

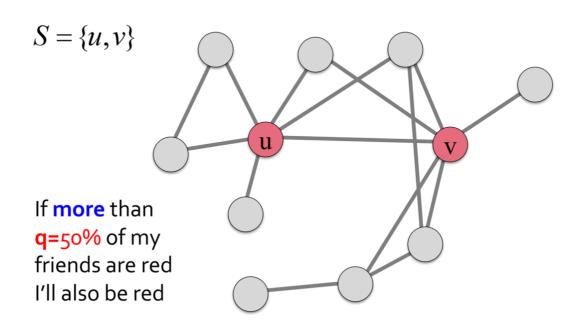
其中行对应于节点 v 的行为, 列对应于节点 w 的行为, 值代表每个节点的收益。

让我们分析一个具有 d 个邻居的节点,令 p 为节点采用 A 行为的概率。选择 A 行为的回报是 apd ,选择 B 行为的回报是 b(1-p)d 。 因此,如果满足以下条件,则该节点将采用行为A:  $apd > b(1-p)d \to p > \frac{b}{a+b}$  定义  $q = \frac{b}{a+b}$  为节点邻居选择行为 A 的阈值,即 p > q。

#### 举例场景:

- 图中所有节点初始时选择行为 B。
- 设少量的采用行为 A 行为的节点集合 S。硬连接此集合以使这些节点将永久使用 A 而不管收益如何。设置  $a = b \epsilon$ ,其中  $\epsilon$  是一个非常小的常量。解释:如果我的邻居中有50%以上的人采用A行为,我就会采用。

# **Example Scenario**



10/30/19

Jure Leskovec, Stanford CS224W: Machine Learning with Graphs, http://cs224w.stanford.edu

1

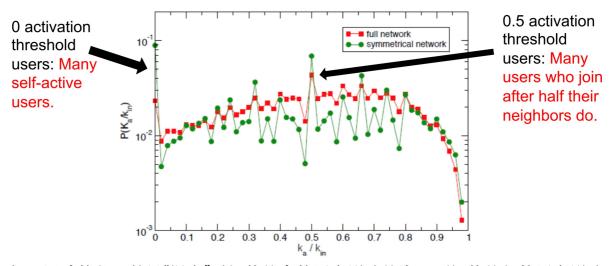
# 案例研究: 在社交网络上建模抗议招募

Twitter用户是无向网络图。70个与2011年西班牙反紧缩抗议活动有关的标签。对于每个用户(节点):

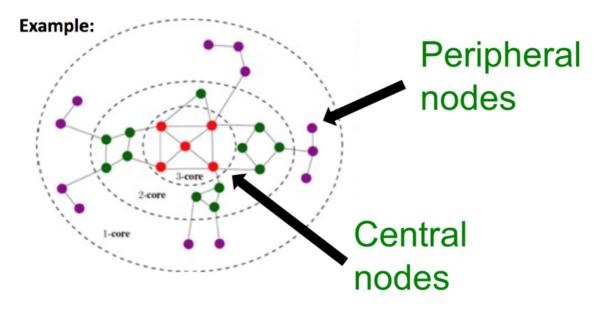
- 用户活跃时间=用户开始发布抗议消息的时刻
- kin = 用户活跃时的邻居总数
- ka = 用户活跃时活跃邻居的数量
- 激活阈值  $\frac{k_a}{k_m}$  = 用户活跃时活跃邻居的数量与用户活跃时的邻居总数的比例

#### Key Insights:

• 激活阈值的分布具有两个局部峰值: i)在  $\frac{k_a}{k_{in}} \approx 0$  处,表示许多自活跃用户加入; ii)在  $\frac{k_a}{k_{in}} \approx 0.5$  表明一半的用户在邻居加入后加入。其余大部分分布均匀。



- 加入运动的邻居数量"爆发"对阈值较高的用户影响较大,而阈值较低的用户影响较小
- 多数级联很小
- 更大的级联是由具有更高核心数(即更核心)的用户启动的。k-core被定义为每一个节点具有至少度为k的最大连通子图,并且可以通过迭代地移除与节点度小于k的节点进行评估



# Extending Game Theoretic Model: multi-behavior adoption

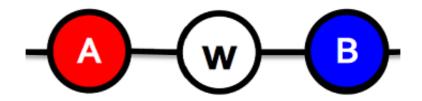
一个节点可以可以通过付出代价 c 来同时采取两种行为 AB。得出的收益矩阵(不计成本 c)如下:

	A	В	AB
A	а	0	α
В	0	b	b
AB	а	b	max(a,b)

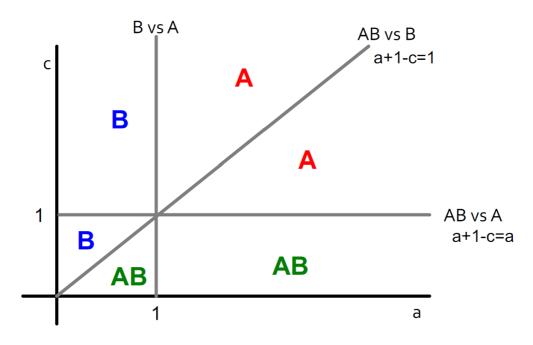
### 示例: 无限路径图

让我们检查一个无限路径图,其中除以下情况的三个节点外,每个人都从行为/产品 B 开始。让我们也设置 b = 1。

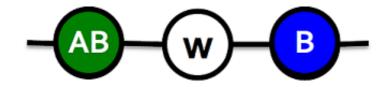
情况1: A-w-B



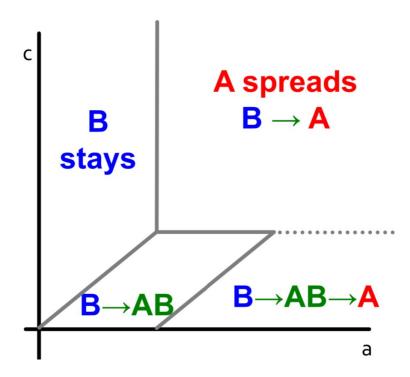
w 的收益为: A: a, B: 1, AB: a+1-c



情况2: AB-w-B



w 的收益为: A: a, B: 1, AB: max(a, 1)+1-c



这些图显示了不同的 (a, c) 值区域如何影响基于决策的扩散:

- B->A(Direct Conquest): 如果 α 和 c 都很高,那么与这两种产品兼容的成本是不值得的,直接转化为 A
- B->AB->A(Infiltration): 如果 α 高 c 低,用户先转换为 AB 然后再转换为 A