

# 模型仿真整理

王帅

## 目录

<b>1 对模型的简洁描述</b>	<b>1</b>
1.1 1. 模型描述	1
<b>2 正式描述</b>	<b>3</b>
2.1 3. 模型	3

## 1 对模型的简洁描述

### 1.1 1. 模型描述

模型地址: [multiplex\\_networks.m](#)

#### 1.1.1 1.1 网络模型

1. 双层网络, 节点数  $N = 2,000$  其中上层为 WS 模型; 下层为 BA 模型。
2. 双层网络, 节点数  $N = 2,000$  的 BA 网络执行。为了保证两层网络的相关性, 在接触层 BA 网络上随机增加了 400 条边作为信息传播层。

#### 1.1.2 1.2 传播模型

下层为 SIS 传播模型, 上层为 UAU 传播模型。

注: ‘-’ 后为对应上图的参数名称; 粗体为新增参数

- $\beta$  感染概率
- $\mu$  恢复概率-对应  $\gamma$

- $\lambda$  传播概率-对应  $\alpha$
- $\delta$  遗忘概率-对应  $\lambda$
- $\alpha$  信息上传率
- $K$  S 节点在不知情时接触 I 节点后知到信息的概率
- $\sigma_{F(orget)}$  已知信息 I 节点信息遗忘率衰减-对应  $\delta$
- $\sigma_I$  I 节点在知道信息后的感染率衰减
- $\sigma_S$  S 节点在知道信息后的防御系数/感染率衰减
- $\sigma_{R(ecover)}$  I 节点在知道信息后的康复加快率-对应  $\varepsilon$

表 1 在传播过程中使用的参数。

参数	说明
$\beta$	$S_-$ 个体被 $I_-$ 邻居感染的概率 ( $S_-I_- \rightarrow I_-I_-$ )
$\sigma_S\beta$	$S_+$ 个体被 $I_-$ 邻居感染的概率 ( $S_+I_- \rightarrow I_+I_-$ )
$\sigma_I\beta$	$S_-$ 个体被 $I_+$ 邻居感染的概率 ( $S_-I_+ \rightarrow I_-I_+$ )
$\sigma_{SI}\beta$	$S_+$ 个体被 $I_+$ 邻居感染的概率 ( $S_+I_+ \rightarrow I_+I_+$ )
$\mu$	$I_-$ 个体康复为 $S_-$ 个体的概率
$\sigma_R\mu$	$I_+$ 个体康复为 $S_+$ 个体的概率
$\lambda$	信息传输率
$\delta$	信息遗忘率 ( $S_+ \rightarrow S_-$ )
$\sigma_F\delta$	信息遗忘率 ( $I_+ \rightarrow I_-$ )
$\alpha$	信息上传率 ( $I_- \rightarrow I_+$ )
$K$	S 节点和已知信息的 I 节点接触后知晓信息的概率

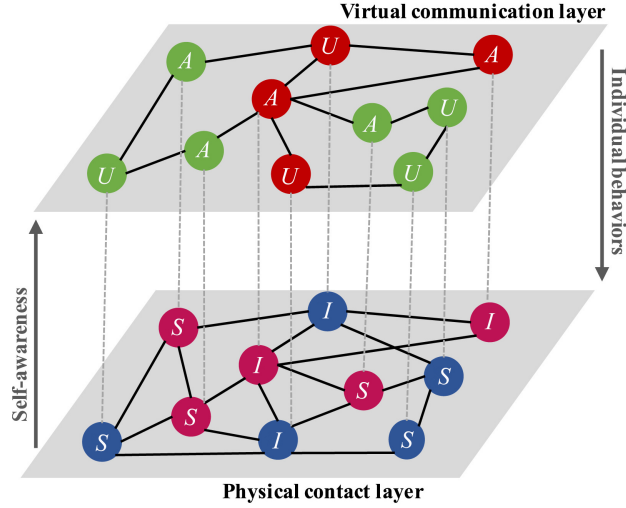


图 1: 图 1-双层网络传播模型的示意图

## 2 正式描述

### 2.1 3. 模型

#### 2.1.1 3.1 符号说明

通过真实情况搜集到的数据和经验/其他人的工作证明，疾病和疾病信息的传播具有相互耦合作用。基于以上信息，提出了一种基于网络的非线性模型来描述流行病传播与信息传播之间的相互作用。网络模型如图 1 所示。在这个模型中，假设疾病传播有两种状态：易感 (S) 和感染 (I)，以及两种信息传播状态：知情 (+/A) 和不知情 (-/U)。因此，在模型演变的过程中，每个人都将处于以下四个状态之一：

- $S_-$ : 不知道流行病的易感个体；
- $S_+$ : 知道流行病的易感个体；
- $I_-$ : 不知道流行病的被感染者；
- $I_+$ : 知道流行病的被感染者。

图 2 展示了基于 SIS-UAU 模型的状态转换。因此，该模型可以作如下描述：  
\* 初始时刻，从给定的网络模型中随机挑选任意一个个体作为传播种子 ( $I_+$  状态)。其余的人都将成为  $S_-$  状态。  
\* 在每个时间步，处于感染状

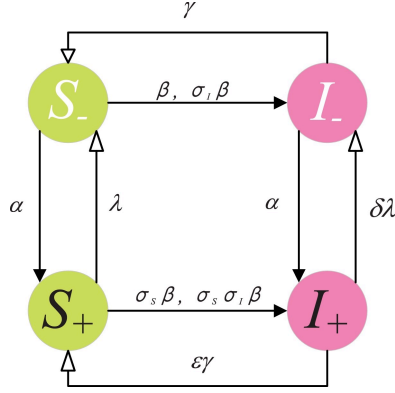


图 2: 图 2-模型的状态转换

态的个体 ( $I_+$  和  $I_-$  状态) 可以以给定的传播概率把流行病传播给其易感状态的邻居 ( $S_+$  和  $S_-$  状态)。受感染的个体 ( $I_+$  和  $I_-$  状态) 可以以给定的恢复概率恢复到易感状态。\* 在每个时间步, 知道疾病的个体 ( $I_+$  和  $S_+$  状态) 将信息以概率  $\lambda$  传递给他们不知情的邻居 ( $I_-$  和  $S_-$  状态)。此外, 知情个体 ( $I_+$  和  $S_+$  状态) 可能分别以  $\delta$  和  $\sigma_F \delta$  的概率遗忘掉疾病的信息。

除了表 1 中给出的参数外, 我们将  $\sigma$  定义为个人采取保护措施所产生的影响因子。因此,  $\sigma_S < 1$  被定义为易感个体采取保护措施以避免感染的因子, 并且  $\sigma_I < 1$  定义为知到信息的感染个体 ( $I_+$ ) 减少与易感邻居接触或采取医疗措施来避免传染的感染率衰减因子。此外, 我们假设这两个不同群体的感染率彼此独立, 因此,  $\sigma_{SI} = \sigma_S \sigma_I$  被定义为  $I_+$  个体感染  $S_+$  个体的概率。当  $I_+$  个体意识到流行病的发生时, 他/她会采取积极措施, 导致恢复率增加, 其代表因子  $\sigma_R > 1$ 。此外,  $I_+$  状态的个体更可能明白流行病的严重性, 因此更可能难以忘记疾病信息的传播, 导致  $\sigma_F < 1$ 。同时, 不知情的  $S_-$  节点在和知道疾病信息的  $I_+$  节点接触时, 会依概率  $K$  知到疾病的传播信息。且不知道疾病信息的  $I_-$  节点可以以概率  $\alpha$  自行了解到疾病传播的相关信息, 成为  $I_+$  节点。在本次工作中, 由于信息和疾病的传播过程主要由相应的传播概率决定, 我们修正其他参数, 主要研究  $\alpha$  和  $\beta$  的影响。在下面的分析中, 我们设定  $\sigma_S = 0.3$ ,  $\sigma_I = 0.6$ ,  $\sigma_F = 0.8$ ,  $\sigma_R = 1.5$ ,  $\delta = 0.15$  和  $\mu = 0.1$ 。

表 1 在传播过程中使用的参数。

参数	说明
$\beta$	$S_-$ 个体被 $I_-$ 邻居感染的概率 ( $S_- I_- \rightarrow I_- I_-$ )
$\sigma_S \beta$	$S_+$ 个体被 $I_-$ 邻居感染的概率 ( $S_+ I_- \rightarrow I_+ I_-$ )
$\sigma_I \beta$	$S_-$ 个体被 $I_+$ 邻居感染的概率 ( $S_- I_+ \rightarrow I_- I_+$ )
$\sigma_{SI} \beta$	$S_+$ 个体被 $I_+$ 邻居感染的概率 ( $S_+ I_+ \rightarrow I_+ I_+$ )
$\mu$	$I_-$ 个体康复为 $S_-$ 个体的概率
$\sigma_R \mu$	$I_+$ 个体康复为 $S_+$ 个体的概率
$\lambda$	信息传输率
$\delta$	信息遗忘率 ( $S_+ \rightarrow S_-$ )
$\sigma_F \delta$	信息遗忘率 ( $I_+ \rightarrow I_-$ )
$\alpha$	信息上传率 ( $I_- \rightarrow I_+$ )
$K$	S 节点和已知信息的 I 节点接触后知晓信息的概率

### 2.1.2 3.2 模型分析

随后，以上所提出的模型在具有总人口  $N = 2,000$  的 BA 网络执行。为了保证两层网络的相关性，在接触层 BA 网络上随机增加了 400 条边作为信息传播层。为了测量传播效应，我们将感染率 ( $I(t)$ ) 表示为受感染个体的比例 (同时包括  $I_+$  和  $I_-$ )，知情率 ( $A(t)$ ) 表示为知道疾病信息的人的比例 (同时包括  $S_+$  和  $I_+$ )。

当令时间迭代 50 步，完成 100 次蒙特卡罗模拟后，疾病感染率 ( $I(t)$ ) 和信息知晓率 ( $A(t)$ ) 随时间变化的曲线如图 3 所示。其中上图为 BA-WS 双层网络的模拟结果; 下图为 BA-BA 双层网络的模拟结果。

### 2.1.3 3.3 存在的问题

图 3-1 的双层网络物理层是 2000 个节点的 BA 网络，信息层是 2000 个节点的 WS 网络，可以看到在曲线稳定之前一段时间经历了逐渐衰减的震荡。这段震荡时期即便是作了 100 次蒙特卡洛模拟也无法消除。

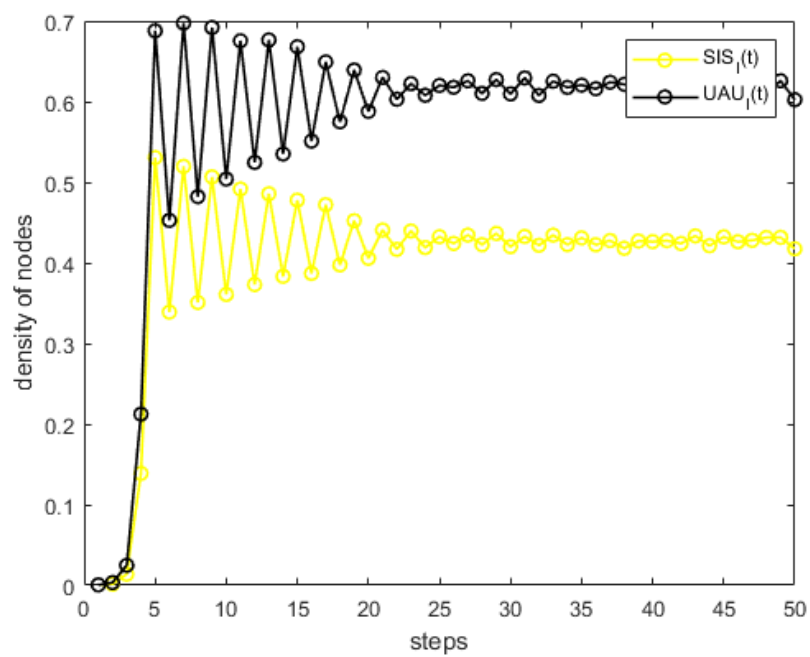


图 3: 图 3-1-传播率曲线

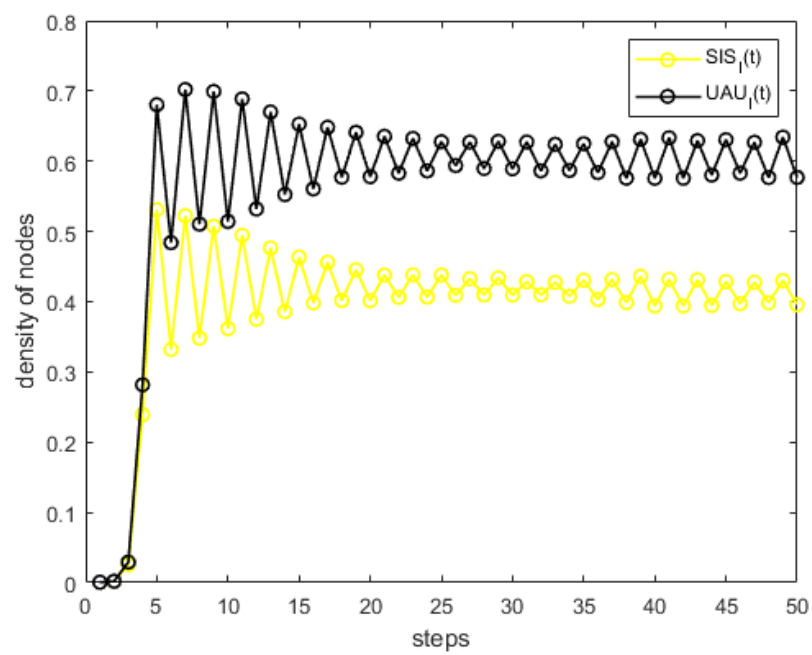


图 4: 图 3-2-传播率曲线

图 3-2 是两层相关的 BA 网络上的模拟结果，前期和图 3-1 类似，但是即便是后期也无法完全消除震荡，这个形状在模型调试早期出现过，但在排除了 bug 之后应该表现得像图 3-1 的曲线形状，这种结果目前还无法解释。