GraphSEIR

Analysis of COVID-19 spreading using the extended SEIR model.

描述 Description

该模型描述一个国家的流行病传播过程。模型主题是一个图,节点代表城市,边表示城市间的人口迁移,节点内部演化采用扩展SEIR模型。模型定义如下:

 $S(\text{Susceptible}, 易感) \to E(\text{Exposed}, 潜伏) \to I(\text{Infectious}, 感染) \to R(\text{Recovered}, 康复)$

$$egin{aligned} rac{\mathrm{d}S}{\mathrm{d}t} &= -retarac{IS}{N} - rhrac{ES}{N} + S_{in} - S_{out} + S_{
u} \ rac{\mathrm{d}E}{\mathrm{d}t} &= retarac{IS}{N} + rhrac{ES}{N} - heta E + E_{in} - E_{out} + E_{
u} \ rac{\mathrm{d}I}{\mathrm{d}t} &= heta E - \gamma I + I_{in} - I_{out} + I_{
u} \ rac{\mathrm{d}R}{\mathrm{d}t} &= \gamma I + R_{in} - R_{out} + R_{
u} \end{aligned}$$

参数解释如下:

 $r \rightarrow \Box$ 均人际接触概率,一个人在一天中接触别人的数量;

 β -> 显性接触感染概率,每次和感染者接触而转化为潜伏者的概率;

 $h \rightarrow$ 隐性接触感染概率,每次和潜伏者接触而转化为潜伏者的概率;

 θ -> 日均潜伏者发病概率,一个潜伏者在一天中发病而转化为感染者的概率;

 γ -> 日均感染者痊愈概率,一个感染者在一天中痊愈而转化为康复者的概率;

 $N \to N = S + E + I + R$, 当前城市总人口;

 $X_{in}, X_{out} \rightarrow X$ 的输入与输出,某时刻全国的输入之和等于输出之和;

 X_{ν} ->t 时刻 X 的扰动,外部注入。

该模型有以下特点:

- 1. 相比于传统SEIR模型,此处我们使用模型增加了 $S \times E \rightarrow E$ 的过程,即潜伏期病毒携带者具有传染性;
- 2. 各节点的演化参数是 (S, E, I, R, t) 的函数,而并非固定,可用于描述政府政策的介入、图自身的传播饱和等;
- 3. 节点的演化中包含时间相关的扰动项 $\nu: t \to \mathbb{R}$,用于描述某时刻的外生扰动,如 超级传播者;

- 4. 节点演化包含外部注入与输出: 这一部分与节点间人口迁移相联系,外部注入与输出同样也是 (S, E, I, R, t) 的函数;
- 5. 采用格点地图,节点间定义距离 r,注入与输出同 r^{-2} 、两节点人口乘积、 SEIR 人口比例成正比,即引力模型:

$$ext{Migration}_{ij} = K rac{ ext{Population}_i ext{Population}_j}{ ext{Distance}_{ij}^2}$$

模型使用 RK4 数值算法求解,确保模拟准确性。

政策与扰动注入 Politics&Disturbance Injection

- 1. 强制戴口罩、鼓励在家办公、公共场所戒严:降低r(日均人际接触概率);
- 2. 精准隔离,跟踪初期感染者与密切接触者并将其隔离:降低 β, h ;
- 3. 封城: 目标城市与其他节点间的人口交换降至0;
- 4. 核酸检测:目标城市与其他节点间交换的E, I降至0;
- 5. 超级传播者:某时刻城市增加>10单位的 I 注入;

模型参数化 Parameterization

- 1. SEIR 固定参数: θ (日均潜伏者发病概率), γ (日均感染者痊愈概率), 调查正常状态下的估计值
- 2. SEIR 可变参数: r (日均人际接触概率), β (显性接触感染概率: 每次 S 与 I 接触导致携带病毒的概率),h (隐性接触感染概率: 每次 S 与 E 接触导致携带病毒概率),调查正常状态/政策注入下的估计值
- 3. 节点人口迁移:调查城市间人口迁移同城市人口与城市间距离的关系(SEIR各部分的迁移按比例计算,因此无需调查各部分的迁移)。但人口迁移中的各部分比例可能与城市比例不同,最好能调查一下武汉疫情爆发初期外逃人口中感染者的比例,用作模型参考

我们小组未能从文献中找到引力模型中迁移系数的报道,而利用各地市之间的客流量、距离进行回归的工作量太大(数据难以查找),本模拟中采用的格点模型结构本身就与现实不同,结果是半定量的,因此引力模型参数精确度要求度不高。我们决定从石家庄和邢台的人口、距离数据对 K 进行估计:

石家庄市人口 1103.12 万人(2019年)

邢台市人口 739.52 万人(2019年)

石家庄到邢台公路距离 127 km(高德地图,市中心间距)

假设石家庄和邢台之间每天的人口交换占邢台人口的**0.3%**(实在实在找不着数据了......)

计算得到 K = 0.04 万人⁻¹·km²

输入输出 I/O

- 输入: 各城市SEIR各部初值 ($H \times W \times 4$ 矩阵),模拟时间范围,模拟时间步长, 采样时间步长
- 输出: 各城市SEIR各部采样时间下的人数 $(N \times H \times W \times 4$ 矩阵)

数据分析报告 Data Report

A基本宏观数据

- 1. 全国范围内SEIR人口随时间变化曲线, I 曲线峰值, 以及 S 降至 50% 用时
- 2. 各城市SEIR人口随时间变化曲线, I 曲线峰值, 以及 S 降至 50% 用时

B格点地图感染动画

动画,描述各个节点感染情况随时间的变化

模拟参数与结果说明

基本参数声明

源代码参考 defaults.py, 自然状态下(不封城)

```
r = 20.
beta = 0.048
h = 0.048
theta = 0.1
gamma = 0.1
```

封城后, r = 3.

人口迁移引力模型中,迁移系数 K = 0.04,迁移指数 alpha = 2

封城后,城市间无人口迁移。

模拟说明

城市布局 5 * 5 矩阵,人口均为 1000 万人,城市间距 100 km,初始时向中心城市 city22 投放一位潜伏者。分别模拟以下 4 种封城时机:

序号	封城时间	结果文件目录
0	5	reports/sim_0
1	10	reports/sim_1
2	15	reports/sim_2
3	10000(不封城)	reports/sim_3

模拟时间区间 [0, 360] (一年),从第 0 天开始,模拟时间步长与采样步长均为 0.1 天,模拟使用 RK4 算法。

数据分析报告说明

相应结果文件目录中包含:

- 1. 国家整体变化曲线 country.svg
- 2. 各城市变化曲线 cityxx.svg
- 3. 数据报告,包含三项补充信息:感染最高点时间,感染最高点,易感人群下降至初始的 50% 耗时 report.csv
- 4. 模拟动画 animation.mp4, 描述各城市感染人群随时间变化情况。圆圈面积与感染人数成正比。

单位声明

程序和说明文件中,人口的单位均为万人,距离单位均为km