

# 基于 SEIRDQ 模型的新型冠状病毒疫情分析与动态建模

任子骏 PB20051046

2023 年 8 月 15 日



## 摘要

近年来, 新冠疫情在全球各地肆虐。本文通过对经典传染病 SEIR 模型进行复现, 提出模型 SEIRDQ 以提高模型的现实表达能力, 在两模型内做出比较, 来分析新冠病毒在几个特定时间段内典型地区的传播情况, 并探讨各国措施对疫情发展的影响, 以及对新冠病毒将来的发展趋势做出预测, 给出减缓疫情传播的措施。另外, 我们基于将所得模型参数进行传染病的动态建模, 以获得对传染病传播更清晰的视角。

**关键词:** 新冠疫情; SEIR 模型; SEIRDQ 模型; 传染病动态建模

## 一、前言

新型冠状病毒肺炎 (COVID-19) 是一种由严重急性呼吸道综合征冠状病毒 2 型 (缩写:SARS-CoV-2) 引发的传染病,首次在中国武汉(湖北)发现。在发现疫情后的几个月内,新冠肺炎病例在中国大陆和世界范围内呈指数级增长。在全球范围内,各国政府采取了关键措施,包括社会疏远和隔离措施,以应对新冠肺炎疫情。根据世界卫生组织 2023 年 5 月 3 日发布的结果,全球总病例数超过 7 亿,死亡人数超过 300 万。对新型冠状病毒肺炎传播的分析迫在眉睫。

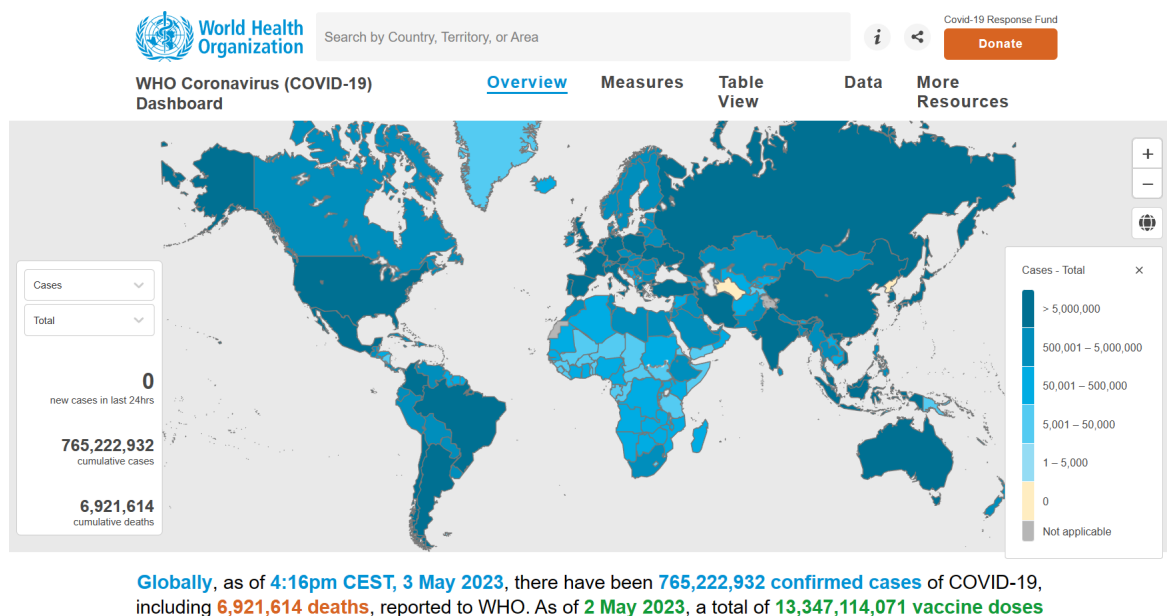


图 1: 全球疫情数据

## 二、前人工作

对新冠肺炎演变的动态进行数学建模有助于规划有效的大流行传播控制策略。人们提出了各种模型来模拟新冠肺炎疫情的传播。

Adam J Kucharski<sup>[1]</sup> 等人采用了一个 SEIR 传染病模型。利用早期的 COVID-19 疫情数据(主要来源于中国湖北省武汉市),估计了模型中的几个关键参数,包括疾病的基本再生数( $R_0$ )、潜伏期和感染期。

Yu Chen<sup>[2]</sup> 团队改进了 SEIR 模型,通过引入一个外部源(例如,从疫情其他地区流入的感染者),以及时间延迟以模拟疾病的潜伏期。通过这个改进的模型,他们能够更准确地模拟疾病的传播过程,尤其是在初期阶段效果显著。

H. Chandra<sup>[3]</sup> 等人则改进模型,SEIRD 模型,该模型考虑了 COVID-19 的传播过程中易感者、暴露者、感染者、康复者和死亡者的数量。然后,作者引入了一个隔离项  $Q$ ,以模拟隔离措施对病例数量的影响,并使用人工神经网络(ANN)来模拟隔离措施的效果,利用真实的 COVID-19 病例数据来验证

他们的模型，并使用 SEIRDQ 模型进行了未来病例的预测，并根据这些预测提供了一些公共卫生策略建议。

本文主要参考上述论文，分析 SEIR 模型与 SEIRDQ 模型在新冠疫情上的表现，并基于所得参数进行新冠疫情的动态模拟。

## 三、模型构建

### 3.1 SEIR 模型

我们考虑将新冠病毒传播过程抽象化。

我们假设病毒在某个大小的人群系统  $N$  中进行较为快速理想传播，并满足以下假设：

1. 在起始时间，感染者已经出现。
2. 系统大小不变，即在病毒的感染速度下，出生率与人口的迁入迁出可以忽略。
3. 病毒主要基于四个主要群体的动力学来描述疾病在人群中的传播。

SEIR 代表易感者 (Susceptible)、暴露者 (Exposed)、感染者 (Infected) 和康复者 (Recovered) 四个不同的群体。以下是 SEIR 模型的基本构成：易感者 (Susceptible,  $S$ )：易感者是指那些尚未感染病毒但有可能感染病毒的健康人群。这个群体中的个体可以通过与感染者接触而变成暴露者。暴露者 (Exposed,  $E$ )：暴露者是指那些已经与病毒接触并感染，但尚未出现症状或具有传染性的人群。这个群体中的个体经过潜伏期后会变成感染者。感染者 (Infected,  $I$ )：感染者是指那些已经感染病毒并具有传染性的人群。这个群体中的个体可以将病毒传播给易感者。感染者在病程结束后可能康复并获得免疫，或者死亡。康复者 (Recovered,  $R$ )：康复者是指那些已经从感染中恢复并获得免疫的人群。这个群体中的个体不再具有传染性，也不会再次感染该病毒。

4. 感染速度与易感者和感染者的比例成正比。感染者经过一段固定的恢复期后成为移除者，即受感染死亡或经医疗恢复。

5. 恢复的人具有对病毒的免疫力，在现实情况里，感染者恢复后再次被感染的样本数极少，这样假设是有依据的

由此我们得到 SEIR 模型。SEIR 模型是典型模型，它用微分方程刻画疫情传播。具体的方程如下：

$$\frac{dS}{dt} = -\frac{\beta SI}{N} \quad (1)$$

$$\frac{dE}{dt} = \frac{\beta SI}{N} - \sigma * E \quad (2)$$

$$\frac{dI}{dt} = \sigma * E - \gamma I \quad (3)$$

$$\frac{dR}{dt} = \gamma I \quad (4)$$

这里符号的含义参见章节 4 符号说明。特别地， $\beta$  称为感染系数，它反映病毒的感染强度； $\gamma$  称为恢复系数， $\frac{1}{\gamma}$  可以看作感染者恢复所需的平均时间。基本传染数  $R_0 = \frac{\beta}{\gamma}$  可以看作一个感染者平均能够传染易感者的数量，它反映了病毒控制程度的难易。

### 3.2 SEIRDQ 模型

SEIRDQ 模型是 SEIR 模型的扩展，它在 SEIR 模型的基础上加入了两个新的组成部分：死亡者 (D) 和隔离者 (Q)。这是为了更加全面和准确地描述疾病的传播过程，特别是对于 COVID-19 这种具有明显死亡率和大规模隔离措施的疾病。

与 SEIR 模型类似，SEIRDQ 模型的动态可以通过一组微分方程来描述，这组方程描述了每个群体的人数随时间的变化情况。我们在 SEIR 模型基础上增加了很多具有现实意义的参数。比如，由于病毒的特性，潜伏期患者具有与发病者相同的对易感者的感染力。同时，人体内抗体持续时间并不是永久，也就是说，随着时间推移，部分康复者会逐渐转化为易感者（转化比率为抗体持续时间的倒数）。同时，引入政府对疫情的管控，表现为隔离政策，政府会根据时间给出隔离政策，以遏制疫情传播。

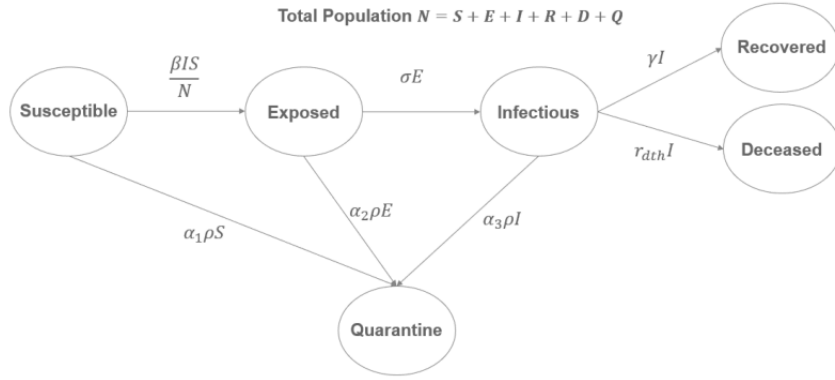


图 2: SEIRDQ 模型部分图示

以下是 SEIRDQ 模型的微分方程：

$$\frac{dS}{dt} = -\frac{\beta S(I + E)}{N - D} - \rho(t)S + -\alpha * R \quad (5)$$

$$\frac{dE}{dt} = \frac{\beta S(I + E)}{N - D} - \sigma E - \rho(t)E \quad (6)$$

$$\frac{dI}{dt} = \sigma E - \gamma I - \mu I - \rho(t)I \quad (7)$$

$$\frac{dR}{dt} = \gamma(I + Q) - \alpha * R \quad (8)$$

$$\frac{dD}{dt} = \mu I \quad (9)$$

$$\frac{dQ}{dt} = \rho(t)(S + E + I) \quad (10)$$

式中

$$\rho(t) = L \frac{\exp(t - t_0)}{1 + \exp(t - t_0)}$$

代表检疫函数，反应政府根据时间变化对隔离的态度。其中  $L$  代表代表政府关注强度， $t_0$  代表传染病的峰值出现时间。在未到达峰值  $t_0$  时， $\rho(t) = 0$

### 3.3 动态模型

上述两种模型广泛应用于模型分析，但仍然有不足之处。比如 SEIR 模型通常假设群体中的个体混合均匀，即每个个体接触其他个体的机会是平等的。然而，在现实世界中，人群的接触模式并不总是随机的，往往受到社区结构、文化习俗、经济状况等多种因素的影响。同时，在现实生活中，疫情传播受到政策资源影响，比如医院床位的数量、防疫政策、人们活动自由度等，在这些因素影响下的疫情传播往往不能精确拟合数据曲线。

因此，本文另辟蹊径，以人为观察点，以可视图的形式展现出疫情的传播过程。在我们的建模中，人定义为  $xy$  平面的一个点，人可以在  $xy$  平面内随意移动，若其为感染者，在其接触的其他人（也是  $xy$  平面内的其他点）后，依照感染概率（即 SEIR 模型中  $\beta$  值的大小）导致他人被感染，但未被接触的人则不会感染。这是符合现实情况的，是否被感染可以用两点之间距离判定。同样，在  $xy$  平面内设有医院和隔离点，患者出现新冠症状后会自行前往医院，即  $xy$  坐标的变动。在医院检查到病毒后政府会根据感染程度采取措施，例如核酸检测、封城隔离等措施。在建模过程中即未表现出病症的人在核酸检测阳性后前往医院，医院床位具有限制。在医院床位满后，患者前往隔离点进行治疗，表现为  $xy$  坐标的变化。人群用 SEIRDQ 模型代表，用  $xy$  坐标位置和颜色在可视图上区分。如下图所示：

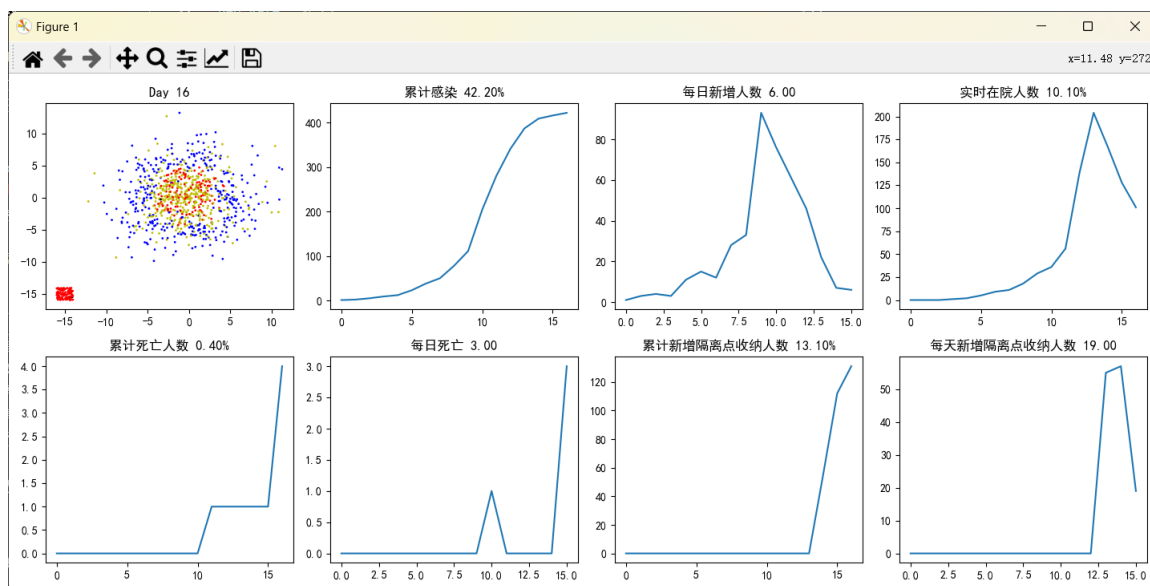


图 3: 动态模型展示

在图中，每一副图都随着时间动态变化，这样，动态模型就能较为直观的反应疫情的发展趋势和动向，以及能为政府决策做一些参考，为疫情分析提供了一个崭新视角。

## 四、符号说明

表 1: 符号说明

符号	说明	单位
$N$	总人口数，即不同人群数量总和。	人
$S$	易感者（Susceptible）的数量。这个群体中的个体没有被感染，但有可能被感染。	人
$E$	暴露者（Exposed）的数量。这个群体中的个体已经被感染，但还没有发病，不具有传染性。	人
$I$	感染者（Infected）的数量。这个群体中的个体已经被感染，并且具有传染性。	人
$R$	康复者（Recovered）的数量。这个群体中的个体已经从疾病中康复，并且获得了免疫力，不再易感。	人
$D$	死亡者（Deceased）的数量。这个群体中的个体由于感染疾病而死亡。	人
$Q$	隔离者（Quarantined）的数量。这个群体中的个体正在接受隔离，以防止疾病的进一步传播。	人
$\beta$	感染率系数，反映了疾病的传播能力。	/
$\sigma$	潜伏期的倒数，即从感染到发病的平均时间。	/
$\gamma$	恢复率系数，反映了感染者康复的速度。	/
$\mu$	死亡率系数，反映了感染者死亡的速度。	/
$\alpha$	抗体存在时间的倒数，反映了康复者重新变为易感染者的平均时间。	/
$\rho(t)$	检疫函数，反应政府根据时间变化对隔离的态度	/
$t_0$	疫情处于峰值的时间，超过这一时间，政府将对疫情进行隔离管控	天
$L$	政府对疫情管控力度	/

## 五、代码说明

本实验代码放于 src 文件夹中，分为 EpidemicModelFitting 传染病拟合，EpidemicModelShowing 传染病模型展示与 DynamicGraph\_SEIRDQ 基于 SEIRDQ 的传染病动态模型展示三部分。

### 5.4 EpidemicModelShowing 传染病模型展示

EpidemicModelShowing 文件中，SEIR 模型与本文介绍的 SEIR 模型无异，只考虑了易感人群、潜伏期、感染者和康复者四个因素，而 SEIRDQ 模型则在此基础上增加了死亡人数和隔离人员两个因素，并考虑例如传染率、致死率、潜伏期、无症状感染者时空接触平均人群数、感染者（已发病）接触平均人群数、治疗率、抗体持续时间、疫苗覆盖率等等参数，以获得更清晰的表达。微分方程由 solve\_ivp 函数计算，程序无需输入任何值或调用文件，代码的输出各人群比例随时间变化统计图，可以用来展示疫情传播的情况。

### 5.5 EpidemicModelFitting 传染病拟合

EpidemicModelFitting 传染病拟合使用上述模型展示中的 SEIR 模型与 SEIRDQ 模型对统计的数据进行拟合。数据来源于 WHO 世界卫生组织与约翰霍普金斯大学数据，已存入 data 文件夹中。文件输

入参数为不同 csv 文件（不同 csv 文件可能要修改文件处理格式，给出代码以 WHO 提供文件举例）、国家、疫情开始日期与结束日期。可调节参数有 SEIR、SEIRDQ 模型参数等。

模型由 EpidemicModel 类管理，通过 fit 函数引入数据并提出相应国家时间段内每日新增感染者进行数据拟合。拟合过程使用差分进化算法 differential\_evolution 将 SEIR 和 SEIRDQ 模型拟合到数据中。最后，由 plot\_fitting 函数绘制观测数据和拟合数据以及对应拟合参数。将得到的最佳模型参数与现实  $R_0$  进行比较，判断模型的拟合效果。

## 5.6 DynamicGraph\_SEIRDQ 动态模型

SEIRDQ 动态实时模拟基于静态分析的一些结论，以每个人为切入点，建立 class 类 person，构建人在疫情中的基本行为函数，对人群走向进行动态模拟，程序无需输入任何值或调用文，参数自行在程序中更改即可。

### 5.6.1 参数设置

本实验由于涉及到的参数过于庞大，不采用命令行输入或文件输入形式。所有参数均在代码中体现，且均有详细注释，可自行更改。

SEIRDQ 动态实时模拟定义参数有

Incubation: 潜伏期，即感染到住院所需时间

observing\_time: 住院观察时间，住院观察结束一定治疗恢复。

Hospital\_Recovery: 医院治疗能力（即单日出院概率）

Quarantine\_time: 隔离所需天数

ri: 感染范围。在动态实时模拟中，我们判断易感人群与感染者的时空距离（采用欧氏距离）进行判断其是否会被感染。

I\_Infectious\_Rate: 与感染者成为密接后（即距离小于 ri 时）感染概率

Move\_Rate: 人员流动参数，Move\_Rate 值越高，表示人员越倾向于乱走、社交

Mild\_Rate: 轻症比例，人员被感染后，有一定比例转化为重症  $\text{Severe\_Rate} = 1 - \text{Mild\_Rate}$ ，其余人员保持轻症，轻症、重症死亡率  $\text{Mild\_Lethality\_Rate}, \text{Severe\_Lethality\_Rate}$  会随人群境遇变化而变化（比如在医院，重症死亡率会降低，反之升高）

persons: 社区总人口数，由于计算算力与 CPU 限制，推荐值为 5000，不建议超过 20000。

days: 设定疫情持续天数，推荐值为 60，不然要等很久（笑）

Bed\_Rate: 床位占人口比，代表医院医疗能力值，医院总床位为  $\text{bed\_num} = \text{persons} * \text{Bed\_Rate}$ ，超出该值医院将被击穿，无法再接纳新患者。

Find\_Rate: 医院床位被占满比例，显示疫情严重程度，若达到阈值，社区将发现病毒并开始核酸检测，是核酸检测开始天数的动态控制量。

Vaccine\_Coverage: 疫苗覆盖率

Superinfection: 疫苗有效率

Accuracy\_Nucleic\_acid\_testing: 核酸检测有效率

self\_Recovery: 自愈能力

class 类中参数:

self.p: 个人在社区中位置坐标，用于画图

self.s: 是否易感，1= 易感，0= 免疫

self.i: 是否患病/传染, 1= 患病, 0= 未患病  
self.c : 是否重症, 1= 重症, 0= 轻症, 只有在 i=1 时有效  
self.d : 是否死亡, 1= 死亡, 0= 存活, 失去传染能力以及易感性  
Infected\_day: 感染日, 默认值为-1  
Hospital\_day: 住院日, 默认值为-1  
Hospital\_time: 留院时长, 默认值为-1  
Quaranitine\_day: 隔离日期, 默认值为-1  
Quaranitine\_Mild\_Rate: 封城后由于物质缺乏轻症比例下降, 再进行一次重症判断  
index: 个人身份唯一标识

### 5.6.2 重要函数介绍

#### 人员流动 move

在未封城未入院情况下, 人群能在一定范围内自由移动, 自由移动范围完全随机:

```
1 def move(self):
2     self.p.x = self.p.x + Move_Rate * ((1-(-1)) * np.random.random() + (-1))
3     self.p.y = self.p.y + Move_Rate * ((1-(-1)) * np.random.random() + (-1))
```

#### 注射疫苗 GetVaccined

利用概率判断其是否参与疫苗接种, 若生成的随机数大于疫苗覆盖率, 判定为未接种。若生成的随机数大于疫苗失效率, 判定为疫苗失效, 两种情况都变为易感人群。

```
1 def GetVaccined(self):
2     self.s = 0
3     if np.random.rand() > Vaccine_Coverage:
4         self.s = 1
5     if np.random.rand() > Superinfection:
6         self.s = 1
```

#### 核酸检测 Nucleic\_acid\_testing

本动态模型中核酸检测对无感染者判断为绝对阴性, 返回值为 0。只有在检测感染者时会有错检概率, 检测概率由随机数控制。

```
1 def Nucleic_acid_testing(self, day):
2     if self.i == 1 and np.random.rand() > Accuracy_Nucleic_acid_testing:
3         return 1
4     else:
5         return 0
```

#### 感染有关函数 If\_infected、infected、severity、If\_die、die

判断易感人群是否会被感染由函数 If\_infected 确定, 当人处易感状态时, 会计算其与其他感染者的时空距离, 如果为密接, 则进入 infected 函数进入感染流程。

在 infected 函数中, 易感人将有 self.I\_Infectious\_Rate 的概率被感染, 单人感染概率仍由随机数控制。若被感染, 记录下感染时间并进入统计, 进一步由 severity 函数判断其是否进入重症。



进入 severity 函数后,病人将有 Mild\_Rate 的概率保持在轻症,否则转为重症患者。进一步判断其是否死亡,即调用 If\_die 函数。

轻症患者有 Mild\_Lethality\_Rate 的概率死亡,而重症患者死亡率将达到 Severe\_Lethality\_Rate。值得一提的是,重症患者死亡率将随环境变化而变化(比如进入医院,重症患者死亡率下降),在未封城,即医疗系统未被击穿前,只进行一次死亡判断。

在 die 函数中,病人死亡,统计进入当日死亡率,并移出医院和感染者范畴(死者判定为不具备感染性)

#### 治疗相关函数 hospital、cured

当患者潜伏期到发病自行进入医院或者在核酸检测中被检测阳性进入医院时调用 hospital 函数,确诊病例加一,认为医院中治疗不具备感染性,同时进入住院期间仍需判断是否死亡。即 If\_die 函数。

cured 函数代表感染者通过自身免疫或入院治疗获得抗体,成为康复者。但康复者仍有二次感染概率 Superinfection 转为易感人群,概率仍由随机数判断,如果在医院中,办理出院手续,将 Hospital\_day、Hospital\_time 重置为-1,进入社区并出院。

#### 生命周期函数 Lifecycle

生命周期函数 Lifecycle 是人在疫情中整个行动轨迹,串联起上述所有函数。设定如下:

在第一天时,所有人群注射疫苗,同时判断是否感染。

若未感染,进入 If\_infected 判断是否为密接,若同时未封城(医疗系统被击穿),可自由移动 move。

若感染,当核酸检测未开始时(即尚未探测到该病毒),在潜伏期内人可以自由移动 move,潜伏期过后进入 hospital 函数住院并判断死亡治愈与否。

当核酸检测开始但医疗系统未被击穿时,即  $self.i == 1$  and  $Ifhalf == 1$  and  $IfPierced == 0$  (此种情况也可能发生在封城结束解封后),由于发现疫情,人们使用各种手法控制疫情传播,表现为病毒传染率下降。同时进行每日核酸检测。当核酸检测为阴性时,可自由移动 move,核酸检测为阳性时进入住院流程。

医疗系统被击穿时,封城开始,若封城时患者不在医院,对核酸检测阳性者进行隔离处理,隔离点设置在  $(-15, -15)$  加随机数的区间内,远离主城区。封城后由于物资匮乏,每天进行病情加重以及死亡判定。同时隔离人员有 self\_Recovery 概率自愈。阳性未被检测出的患者居家隔离,仍旧进行死亡判定。若封城时患者在医院,执行正常的治疗操作。医院内和隔离点重症死亡率有区分,轻症死亡率一致。

封城结束后,代表医疗系统未被击穿,仍有  $self.i == 1$  and  $Ifhalf == 1$  and  $IfPierced == 0$ ,隔离点阳性者进入医院(此时医院面临被击穿风险,可能导致二次封城),位置更改为主城区中心。

### 5.6.3 外界干扰

#### 政府应对疫情举措

政府在第一天给全体公民注射疫苗。累计确诊大于限定值  $bed\_num * Find\_Rate$  (即医院判定其病床使用率达到 Find\_Rate 值),开始进行核酸检测操作。在确诊病例大于医院病床量时,医疗系统被击穿,宣布封城举措,建立隔离点。在确诊病例重新小于限定值  $bed\_num * Find\_Rate$  后解除封城(但仍然进行每日核酸检测)。值得注意的是,如果 Find\_Rate 值过高,积累了大量感染者,在核酸检测第一天就能使得医院直接崩溃。医院限定床位  $bed\_num$  可在当日内超额(毕竟不能见死不救),但第二天就无法容纳更多患者了。

#### 病毒变异

在动态模拟中,病毒在第十天发生变异,传染率提高 0.2,感染半径扩大两倍,重症死亡率提升两倍

## 六、实验结果分析

我们通过调整系数可以得到不同的曲线图、拟合图像与和动态模拟感染图。我们基于此来分析不同模型与不同现实因素对疫情的影响。

### 6.7 疫苗对疫情传播的影响

我们通过影响初始人群中  $R$  与  $S$  的值来模拟疫苗覆盖率。以下为测试结果：我们从图片可以看出，

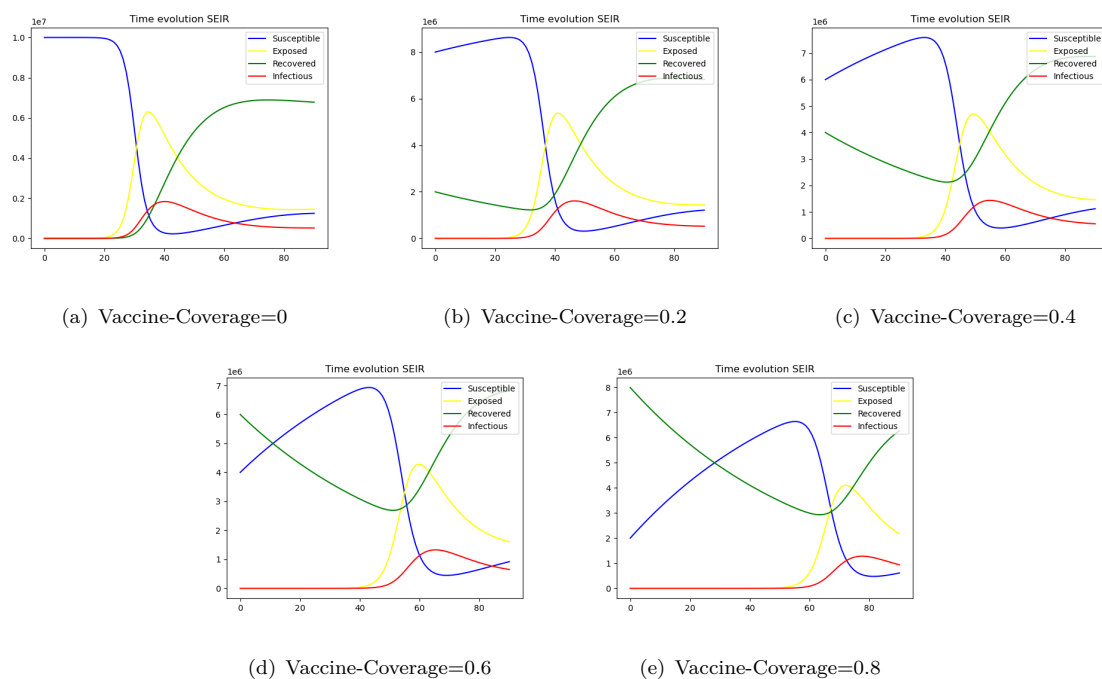


图 4: 不同疫苗覆盖率对疫情传播的影响

疫苗覆盖率越高，疫情出现时间越晚，疫情峰值越低，疫情持续时间越短。由于我们在此处设定的抗体持续时间即为 60 天，图中反应为 90 天数据，我们不难发现，在疫苗覆盖率达到 0.8 时，疫情的开始时间处于 60 天之后，代表此时免疫屏障已经能够抵御疫情传播。

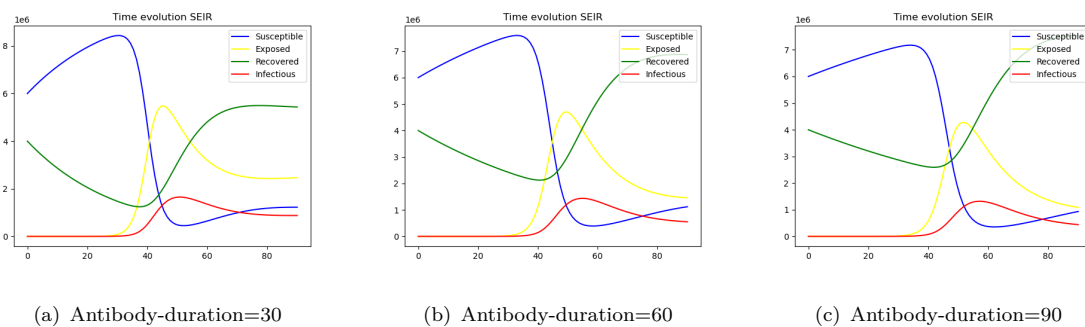
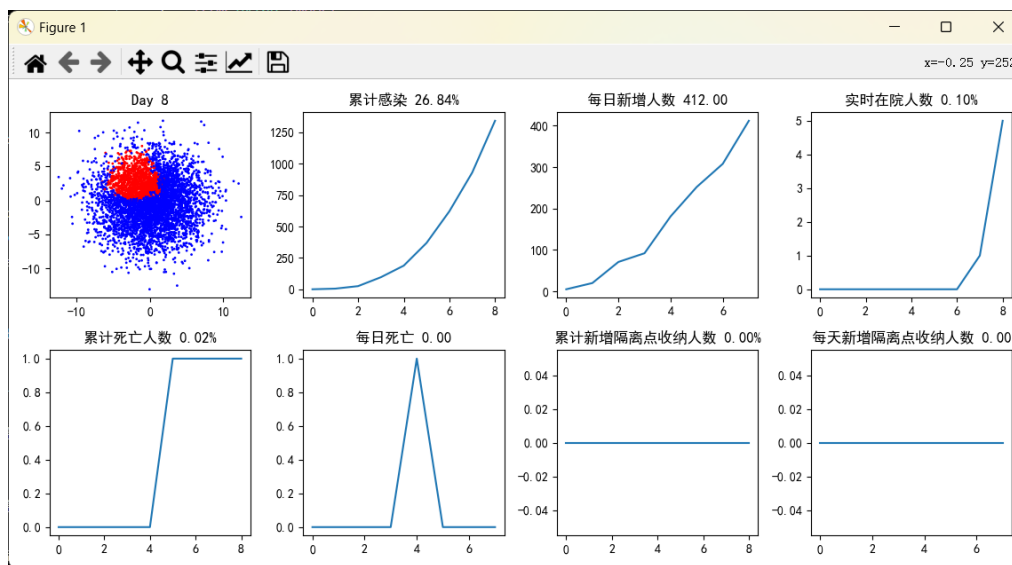


图 5: 不同抗体持续时间对疫情传播的影响

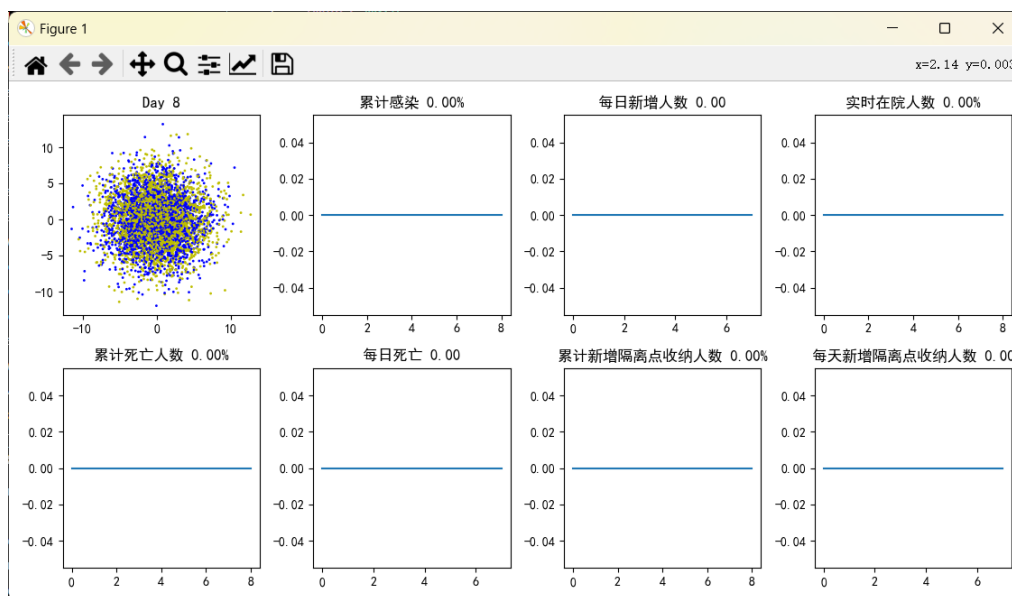
由于新冠病毒的高变异性，接种疫苗或患病后产生的抗体不足以维持太长时间或者对新病毒无效，这就导致了康复者会重新转变为易感染者。我们调节抗体持续时间以观察疫情表现，控制疫苗覆盖率为 0.4。所得结果如图所示。

我们可以发现，同样地，抗体持续时间越长，疫情发展越缓慢，疫情峰值越低。但在疫苗覆盖率较低时，抗体持续时间的影响并不大，疫情走势仍然难以控制。

上述结论我们也能通过动态模型构建得出：



(a) Vaccine-Coverage=0



(b) Vaccine-Coverage=0.6

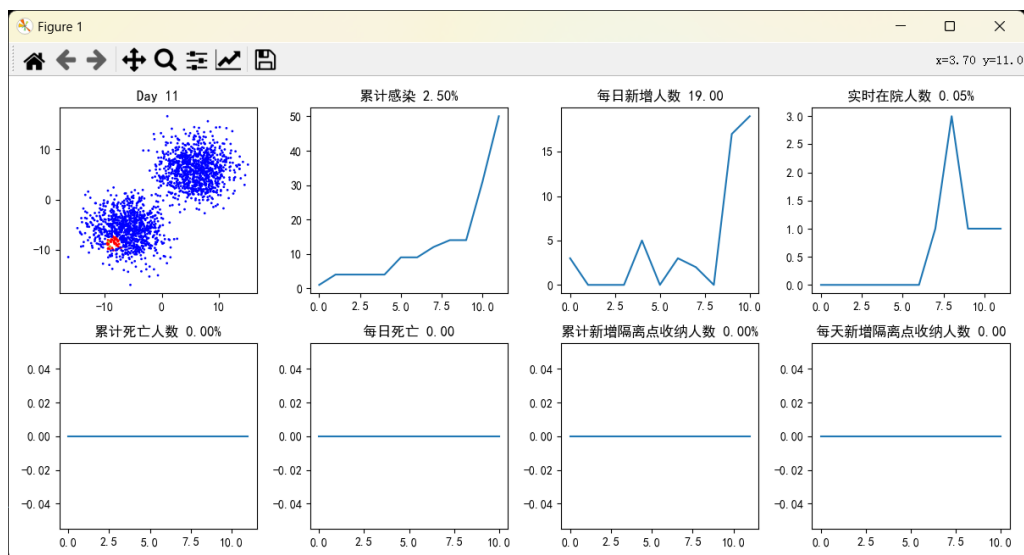
图 6: 动态模型中不同疫苗覆盖率对疫情传播的影响

可以很清晰的发现，在这一 5000 社区中，图一为均未接种疫苗，在零号患者降临后，社区很快被大面积感染。而疫苗覆盖率 0.6 的社区则将感染直接在萌芽中清除了，并未造成大范围的传播。

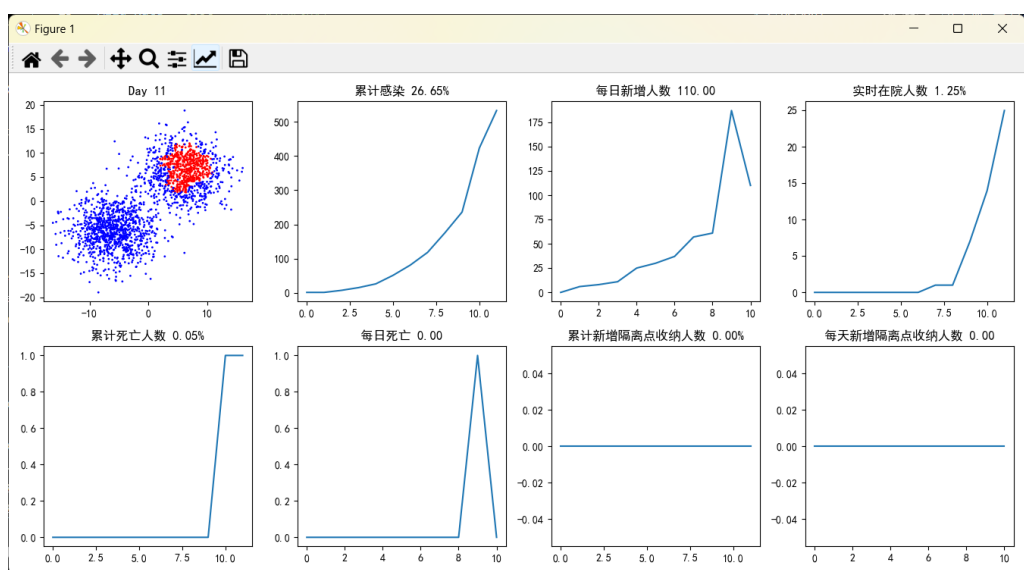
## 6.8 人员流动与隔离政策对疫情传播的影响

人口流动是控制疫情传播的重要因素。大规模的人口流动也可能导致病毒在不同地区之间的传播，从而加剧疫情的扩散。下面通过动态模型分析。

模型中  $\text{Move\_Rate}$  参数代表人员流动意向， $\text{Move\_Rate}$  越高，代表人员流动越大，能在短时间内移动到更远的地方。下图以两个相邻社区为例，分析人员流动对疫情传播的影响。



(a)  $\text{Move-Rate}=0.3$



(b)  $\text{Move-Rate}=1$

图 7: 动态模型中不同人员流动率对疫情传播的影响

从上图可以发现，在  $\text{Move-Rate}=1$  时，疫情非常快地在其中一个社区内传播开来，并依据高人员流动率迅速到达另一个社区，造成大面积感染。 $\text{Move-Rate}=0.3$  时，疫情仍然传播，但第十一天时并没有像  $\text{Move-Rate}=1$  时传播那么迅猛，在后续的传播中也被及时发现，并未对另一个社区造成太大影响。这点证明，在疫情时，抑制人员流动率对疫情的传播有显著作用。于是我们进一步探讨隔离政策对疫情发展的影响。

自新冠疫情以来，各国都采取了不同的隔离政策来应对疫情传播。以下对比相近一段时间内各国不同程度的隔离政策对疫情管控的影响。

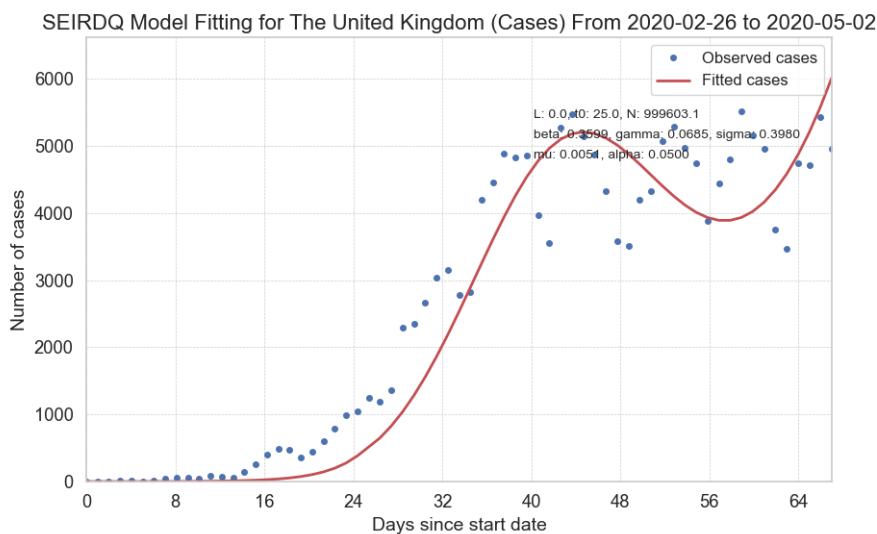


图 8: 2020-02-26 至 2020-05-02 英国疫情数据

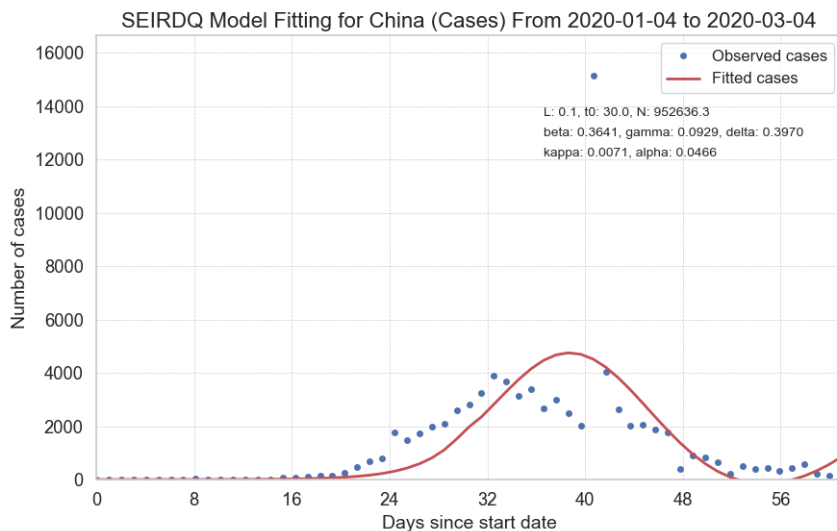


图 9: 2020-01-04 至 2020-03-04 中国疫情数据

面对 2020 年初的疫情，中国选择严格的封城与隔离政策，禁止疫情地区人员的出行。英国采取群体免疫措施，不进行政府层面上的管控。意大利在疫情中期，即 2020 年 3 月 11 日宣布戒严令，但民众遵守程度不高。可以从上图看出，中国的疫情数据在两个月内得到了较为有效的控制，英国疫情在两个月内没有丝毫抑制，还有反弹倾向。意大利疫情迅猛，在三个月努力后也得到了较为有效的遏止。

这证明了隔离政策的有效性。

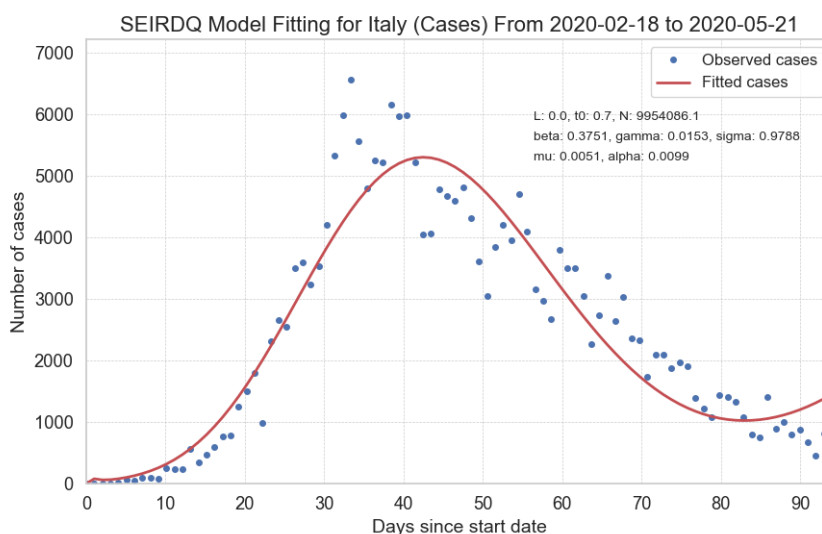


图 10: 2020-02-18 至 2020-05-21 意大利疫情数据

## 6.9 医疗资源对疫情传播的影响

医疗资源对疫情传播的影响是非常重要的。具备良好医疗资源的国家，相较于医疗资源匮乏的国家，对疫情的控制能力显然更好。

日本和墨西哥人口相近，均为一亿两千万左右。日本属于发达国家，日本的医疗水平在《柳叶刀》的《全球 195 个国家和地区的医疗质量与可及性排名》排名 12。墨西哥的医疗水平则排名 91。通过两国在 2020 年初的疫情走势，可以推断出医疗水平对疫情走势的影响。拟合图如下：

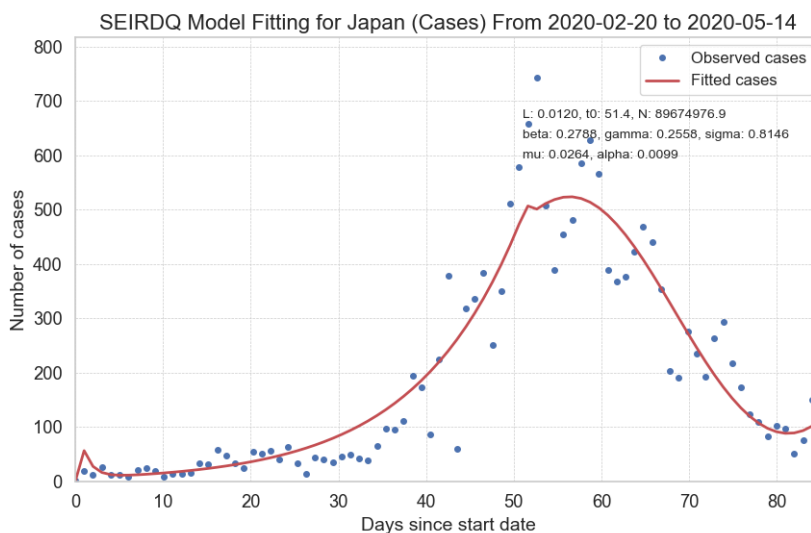


图 11: 2020-02-20 至 2020-05-14 日本疫情数据

从图中可看出，日本疫情得到了较好控制，而墨西哥疫情没有丝毫控制的表现，甚至在之后愈演愈烈。值得一提的是，墨西哥的死亡率比日本也高了很多，这表明了医疗水平对疫情的控制能力。

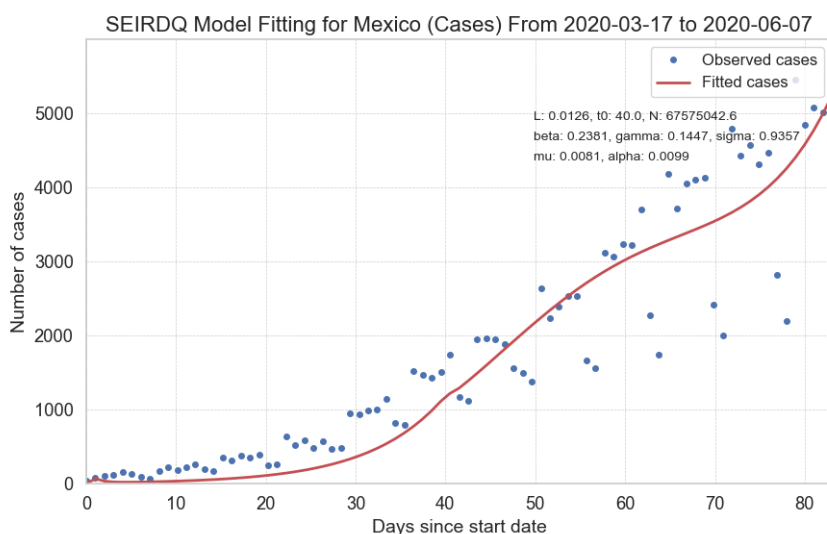


图 12: 2020-03-17 至 2020-06-07 墨西哥疫情数据

## 七、实验结论与建议

从上述结果我们可以得出，注射疫苗、控制人员流动，加强医疗资源建设对疫情控制均有积极作用。本实验的三个模型从不同角度给出了疫情发展的观察与判断，从结果上看，模型的表现效果都十分优秀，是很好的疫情有关知识的学习工具。当然，笔者由于时间与精力限制，不能展现模型全部特性，比如动态模型的诸多参数，笔者并未全部调节，读者可自行选择调节参数，以观察模型变化。

中国于 2022 年 12 月 07 日宣布正式放开，随后迎来了一波大的疫情爆发。近日来，疫情又有反弹。

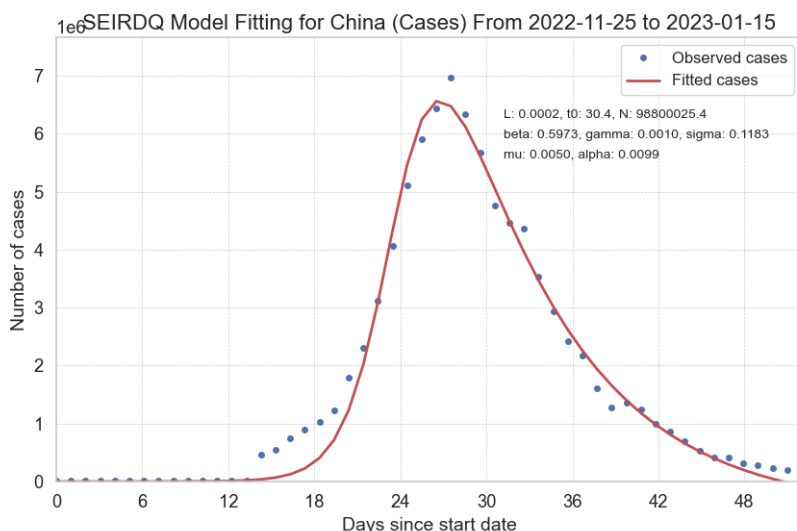


图 13: 2022-11-25 至 2023-01-15 中国疫情数据

笔者也不幸在前段时间难受了很久。然而，由于最近疫情数据的匮乏，WHO 世界卫生组织已经停止对新

冠病毒进行追踪，加上疫情数据的延后性（即只有检测出来才算感染，这就导致数据的不足和延后），要进行精确疫情预测十分困难。

不过，我们依然可以从疫情中学习到很多应对传染病的措施：

国家层面：可以加强疫苗研发和生产，保障疫苗的质量和供应。制定疫苗接种计划，推广疫苗接种，提高人群免疫力。在疫情暴发时，加强疫苗应急调配和使用。加强边境检疫和入境人员健康监测，及时发现和隔离病例。加强对重点地区和人群的监测和管理，如疫情高发地区、密切接触者等。加强信息共享和合作，建立跨国合作机制。加强医疗资源建设，提高医疗水平和能力。建立应急医疗救援队伍，加强医疗资源调配和应急响应能力。建立疫情信息共享平台，加强信息化建设，提升对重大疫情的早期预警能力、风险研判能力、流行病学调查能力、临床医疗救治尤其是重症救治的能力，才能实现尽可能少的人感染，尽可能少的人发展成重症、危重症。

个人层面：主动接种疫苗，遵守疫苗接种计划，及时完成疫苗接种。对于某些高风险职业人群，如医护人员、实验室工作人员等，应定期接种相应的疫苗。避免前往疫情高发地区，减少不必要的人群聚集。如必须前往，应做好个人防护措施，如佩戴口罩、勤洗手等。如有疑似症状，应及时就医并配合隔离措施。遵守医疗机构的防疫措施，如佩戴口罩、测量体温等。如有疑似症状，应及时就医并配合隔离措施。避免恐慌和传播谣言，保持良好的心态和行为习惯，自我加强锻炼也是提高自身免疫能力的一种有效方式，养成良好的卫生习惯。做到这些，也就降低了模型中的其他相关参数，这也能使得疫情传播得到有效控制。

总之，传染病的防治措施需要国家和个人共同努力，防疫政策也不能过于死板，还需考虑政治、经济等对社会的影响，不能一蹴而就。

希望终有一天，疫情能完全消除。

## 参考文献

- [1] A. J. Kucharski, T. W. Russell, C. Diamond, Y. Liu, C. nCoV working group, J. Edmunds, S. Funk, and R. M. Eggo, “Early dynamics of transmission and control of covid-19: a mathematical modelling study,” *medRxiv*, 2020.
- [2] Y. Chen, J. Cheng, Y. Jiang, and K. Liu, “A time delay dynamic system with external source for the local outbreak of 2019-ncov,” *Applicable Analysis*, pp. 1–12, 2020.
- [3] H. Chandra, X. Meng, and A. Margaryan, “Seirdq: A covid-19 case projection modeling framework using ann to model quarantine,” in *medRxiv*, 2021.