

队伍编号	07905
题号	C

处于新型冠状病毒下的医资规划和动态数据模拟

摘要

随着 2019 年的到来，在武汉市爆发了一次世界性的传染病，武汉市政府积极面对，对疫情的拖延取得了不小的贡献，而由于疫情的爆发，医务资源和医护人员的分配成为了广泛讨论的热题，而对于疫情将要结束的后期，对于只进行体温检测的筛选方式，是各个市民常常讨论的问题，本文针对此次疫情建立规划分析模型，对物资人员进行规划调整，然后对后续的筛选方式进行影响分析模型，并对相关问题进行更深入的研究。

首先对于问题一，我们对数据进行预处理，得到武汉市 13 个辖区一共 60 家医院的人口医院比和常住人口数据，并设置人口医院比参数，并以此为其中的衡量标准之一，并针对辖区进行分类，为降低人的主观意识导致的判断误差，文中采用 K-means 聚类模型进行分类，对医疗物资的补给进行更周密的规划，并使用 EXCEL 的三维地图可视化进行主观观测，并在去除异常数据之后，对各区进行 K-means 聚类，最终得到聚类结果，并根据急需程度的差别，对各辖区进行医疗物资支援；然后根据上文中的结论以及其他省市对武汉市的支援人数，使用 Topsis 计算权重，并在避免异常值的过度影响下，认定该权重分配合理，并得出结论。

对于问题二，我们构建了动态 SEIR 传染病微分方程模型，对康复率进行拟合得到随时间变化的函数图像，将其带入 SEIR 模型中使得模型更加符合实际数据，保证了模型的稳健性和适应性，然后我们对数据进行测算时发现实际数据和模型的计算任有出入，我们发现实际的潜伏者感染率并不和我们预想的一样保持固定不变，于是我们使用 cftool 拟合工具箱对潜伏感染率进行拟合得到潜伏感染函数，并加入风险指标进行测算，最后使用比较静态模型在改变不同风险指标固定参数可以得到不同的模型结果，最后根据结果得出结论。

关键词：新型冠状病毒 K-means 聚类算法 优劣解距离法 动态 SEIR 模型 比较静态模型 EXCEL MATLAB 风险指标

目录

一、 问题的分析	1
1.1 问题背景.....	1
1.2 问题分析	1
二、符号说明	1
三、模型的假设.....	2
四、数据处理	2
4.1 数据的统计分析.....	2
4.2 数据的预处理	2
4.3 数据的参数拟合.....	3
4.3.1 感染率.....	3
4.3.2 康复率.....	3
4.3.3 潜伏者转换为易感者	5
4.3.4 潜伏者转换为感染者	5
五、问题一的求解	6
5.1 问题分析	6
5.2 数据预处理.....	6
5.3 模型的建立和求解	7
5.3.1 资源规划问题处理.....	7
5.3.2 医护人员问题规划	10

六、问题二的模型建立求解	13
6.1 问题分析.....	13
6.2 模型的建立与求解	13
七、模型的评价	18
八、参考文献	18
附录.....	19

一、问题的分析

1.1 问题背景

2019 年 12 月，一场突如其来的不明原因的肺炎在武汉发生。随后全国各地都启动了重大突发公共卫生事件一级响应，武汉也因此封城了。2020 年 1 月 10 日，世界卫生组织（WHO）将此次的新型冠状病毒命名为 2019-nCoV，新型冠状病毒感染的肺炎的病理是由于新型冠状病毒（nCoV）感染导致的肺部炎症，肺里发生炎症，肺泡被阻塞使得人体非常缺氧，严重时就会出现呼吸衰竭。为了减小损失提高传染病疫情和突发公共卫生事件报告的质量和时效，我们将开始针对新型冠状病毒的资源分配及对携带病毒人群筛选风险进行建模。

1.2 问题分析

针对问题一：

由于疫情的爆发，武汉政府实行了封城政策，然而武汉开始出现医用物资医疗设备短缺和医护人员不足问题，全国各地纷纷驰援武汉，我们将针对物资的合理分配和医务人员的调度进行合理化分析，实现完整的物资人员规划。

针对问题二：

新型冠状肺炎有一定的潜伏周期，症状表现为发热、乏力、干咳、鼻塞、流涕、腹泻，但是有些患病无症状，在筛查过程中，容易存在缺判漏判的现象，而由于缺判漏判都会对社会和此次疫情产生不小的影响，所以我们对此进行风险评估建模，要以发热为标准进行筛选病毒携带者的筛选方式对疫情的发展有什么影响。

二、符号说明

符号	说明
α_i	感染率
β_i	康复率
δ_1	潜伏者转换为易感者概率
δ_2	潜伏者转换为感染者概率
S	易感者
E	潜伏者
I	感染者
R	康复者

三、模型的假设

- (1) 假设潜伏期为标准的 15 天
- (2) 假设潜伏者传染给正常人的概率为普通感染率
- (3) 假设潜伏者转换为感染者的概率服从历史传染病数据
- (4) 假设初始的潜伏者占比和初始的感染者占比相同
- (5) 假设初始时刻感染人数占比为 0.01%，初始潜伏人数占比为 0.01%

四、数据处理

4.1 数据的统计分析

本文通过搜集得到了全国 1 月 18 日至 3 月 15 日共 48 天的疫情数据，其中可分为确诊人数、治愈人数、死亡人数三个指标，数据包括了全国大陆共 31 个省份，共 1880 条数据，本文对其中武汉的数据进行筛选，得到了共 48 条数据，对应于 1 月 18 日至 3 月 15 日。

4.2 数据的预处理

由于在 2020 年 1 月 28 日的治愈人数数据缺失去，我们对缺失值进行了提出，并对数据中出现比较突出的异常值进行了剔除，得到了共 47 条数据。

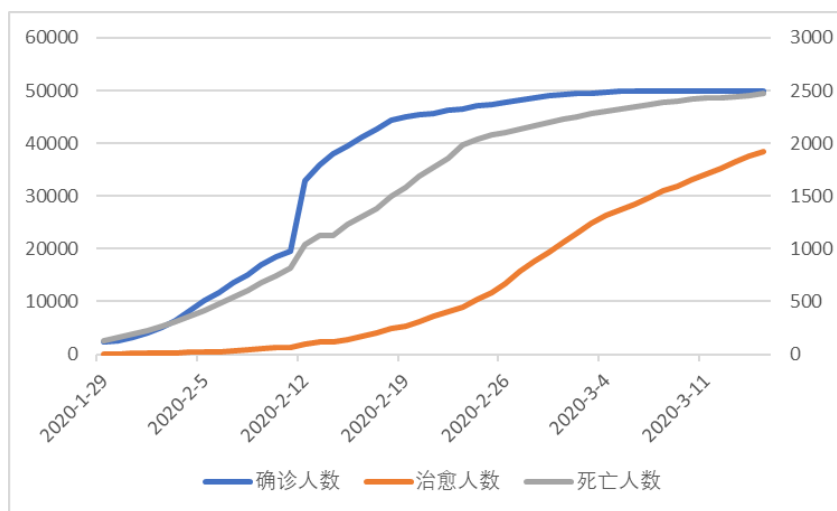


图 4-2-1 武汉疫情数据图

可以看到自 2020 年 1 月 29 日确诊人数以一个稳定的趋势逐渐升高，一直直到 2020 年 2 月 12 日时，开始以一个较陡峭的梯坡型增长趋势猛烈上升，这个上升趋势直到 2020 年的 1 月 14 日开始平缓逐渐趋于一个平稳数值，这可能是政府发布的隔离封城策略效果得到了体现，而治愈人数可以看到自 2020 年 2 月 12 日开始一直趋于爬坡式增长，这代表了国家的医疗体系完善的提高和医疗水平的显著性提高，而死亡人数

随着疫情的发展也逐渐到达一定数值。

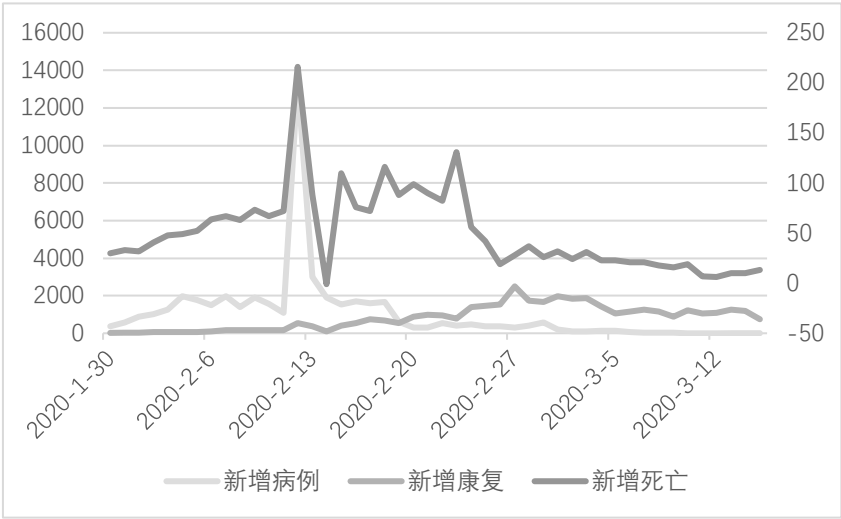


图 4-2-2 武汉疫情变化图

由数据可以得到，武汉的新增感染人数在 2020 年的 2 月 12 日到 2 月 14 日有一个较大的浮动，随后逐渐平稳，而康复人数较为平稳没有太大变化，新增死亡人数随着新增病例的变化，在新增病例平稳后有一个后续波动之后逐渐平稳。

4.3 数据的参数拟合

为了后续我们模型的进行，我们需要对二月十四日之前武汉疫情的数据进行拟合得到各个参数数据。

4.3.1 感染率

由于没有数据出现，本文根据国家健康卫生委员发布的《新型冠状病毒感染的肺炎可疑暴露者和密切接触者管理方案（第二版）》对病例密切接触者的定义，利用新增确诊病例与 15 天潜伏期前的新增病例的比值作为替代。

$$\alpha_i = \frac{\text{新增感染人数}_i}{\text{潜伏期后新增感染人数}_i}$$
，其中*i*为时间序列， α_i 为感染率

由该模型对数据要求较为严格，在潜伏期后的新增感染人数要大于新增感染人数，也就是说必须需要新增病例人数为正向增长，否则会出现异常值于是我们剔除了 2020 年 2 月 12 日以及所有潜伏期新增感染人数小于新增感染人数的数据，并使用 Excel 进行计算得到了感染率 α_i 的数据为 2020 年 1 月 30 日的感染率为 0.166126126。

4.3.2 康复率

本文根据国家健康卫生委员发布的《新型冠状病毒感染的肺炎诊疗方案（试行第四版）》解除隔离和出院标准为体温恢复正常 3 天以上、呼吸道症状明显好转，连续两次呼吸道病原核酸检测阴性（采样时间间隔至少 1 天），可解除隔离出院或根据病情转至

相应科室治疗其他疾病^[1]。因此，本文利用治疗人数和前三日的累计确诊人数作为代替指标来进行拟合。 $\beta_i = \frac{\text{治疗人数}}{\text{前三天的感染人数}}$

由于在 2020 年 2 月 12 日开始有异常值出现，所以我们截断了 2020 年 以后的异常值只对 2020 年 1 月 29 日到 2020 年 2 月 12 日之前的数据进行拟合，因此得到。

表 4-3-1 康复率原始数据

期数	康复率
1	0.019956194
2	0.020031116
3	0.021773183
4	0.02047659
5	0.022140951
6	0.02608022
7	0.027052856
8	0.028767855
9	0.031593894
10	0.037823778
11	0.044840986
12	0.031642117
13	0.033508377
14	0.036319038

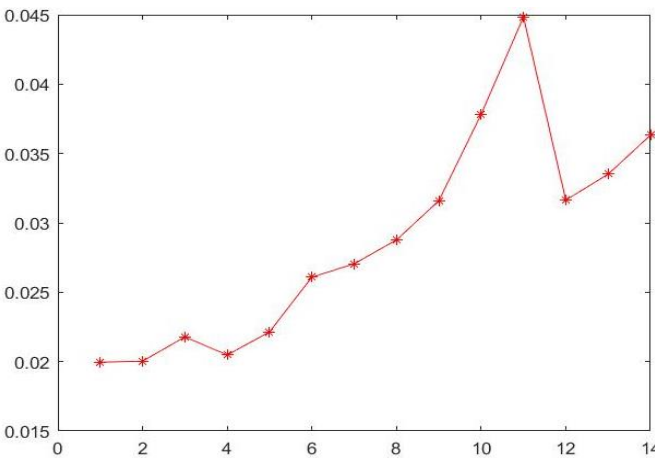


图 4-2-3 康复率时间序列图

由图我们可以得到，在第 11 天的时候康复率最高，由时间序列图我们可以建立拟合函数 $\beta_i = \sum_{i=1}^3 a_i \cos(wit) + b_i \sin(wit) + a_0$ ，然后使用 MATLAB 的拟合 cftool 工具箱对原始时间序列数据进行拟合，得到了

表 4-3-2 拟合参数表

参数
$a_0 = 2.1321 \times 10^8$

^[1] 国家健康卫生委员发布的《新型冠状病毒感染的肺炎诊疗方案（试行第四版）》

$$\begin{aligned}
 a_1 &= -3.1951 \times 10^8 \\
 b_1 &= 1.457 \times 10^7 \\
 a_2 &= 1.2741 \times 10^8 \\
 b_2 &= -1.165 \times 10^7 \\
 a_3 &= -2.114 \times 10^7 \\
 b_3 &= 2.908 \times 10^6 \\
 w &= 0.006487
 \end{aligned}$$

其中误差平方和 SSE 为 7.872×10^5 ，拟合优度 R 的方为 0.8967，所以我们认为我们可以接受我们的假设。

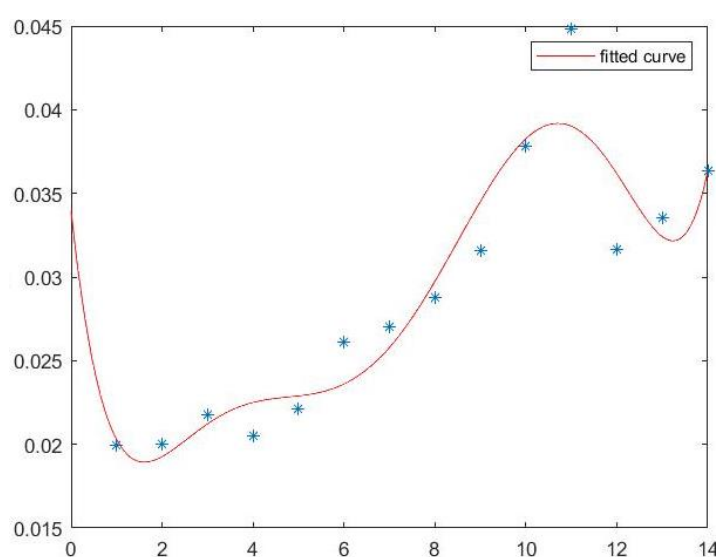


图 4-3-1 康复率拟合图

其中蓝点为实际数据函数，红线为拟合函数。我们取初始的康复率 β 为 0.03.

4.3.3 潜伏者转换为易感者

中国工程院院士、国家呼吸系统疾病临床医学研究中心主任、高级别专家组组长钟南山在接受新华社采访时曾表示：有些病人发展会比较慢，潜伏的带病毒者有多大的传染性，需要做一些观察及研究。对潜伏的带病毒者还是要注意

我们假设潜伏者转换为正常人概率为潜伏者转换为易感者的感染率 δ_1 为 0.05，故 δ_1 为 0.05。

4.3.4 潜伏者转换为感染者

本文对新增确诊病例与前日累计病例的比值进行计算用以代替潜伏者转换为感染者。根据《新型冠状病毒感染的肺炎病例监测方案（第二版）》疑似病例为有以下三项

临床表现，并具有任何一项流行病学史的患者^[2]：

1.临床表现：

- (1) 发热；
- (2) 具有肺炎影像学特征；
- (3) 发病早期白细胞总数正常或降低，或淋巴细胞计数减少。

2.流行病学史：

- (1) 发病前 14 天内有武汉市旅行史或居住史；
- (2) 发病前 14 天内曾接触过来自武汉的发热伴有呼吸道症状的患者；
- (3) 有聚集性发病或与确诊病例有流行病学关联。

而确诊病例。疑似病例具备以下病原学证据之一者：

1.呼吸道标本或血液标本实时荧光 RT-PCR 检测新型冠状病毒核酸阳性；

2.病毒基因测序，与已知的新型冠状病毒高度同源。

基于疑似病例额确诊病例之间的关系和特点，以新增确诊病例与前日累计病例的比值来对潜伏者转化为感染者概率进行替代。由于该指标属于 2019-nCoV 疫情本身的属性，因此该参数全国设定为统一值。根据历史值的回测，该指标在 13%附近波动，取值为 13%。因此我们可以认为 δ_2 为 0.13

五、问题一的求解

5.1 问题分析

随着时间的推移，针对此次疫情的变化情况，不同时期需要的医护人员的类型和数量不同，而且涉及多种医护人员的协调配合。在疫情爆发后，未能制定良好的人员调度和医疗物资方案，导致武汉市疫情期间成为重灾区，而目前的人员调度方案的制订，往往只考虑下一阶段的需求，而缺少对整个计划期内整体需求的把握。为此应结合医疗管理知识，制定优化调度方案，为项目管理者提供决策支持，并需要考虑是否会出现公共卫生安全问题。

本问以疫情期间人员调度问题和医疗物资调度问题为例，对疫情期间的所需医护人员数量及医疗物资储量，结合整数规划，进行重大公共卫生安全问题医护人员调度问题的优化，并使用 MATLAB 进行精确求解。

5.2 数据预处理

我们得到了武汉 13 个区共 60 家医院的人口医院比和常住人口数据，对其他的数据进行描述统计，得到了分布于武汉不同区域的人口医院比。

^[2] 根据国家卫生委员会发布的《新型冠状病毒感染的肺炎病例监测方案（第二版）》

5.3 模型的建立和求解

5.3.1 资源规划问题处理

我们通过搜集得到武汉市有江岸区、江汉区、硚口区、汉阳区、武昌区、青山区、洪山区、东西湖区、蔡甸区、江夏区、新洲区、黄陂区、汉南区共 13 个区，共 60 家发热门诊医疗机构，7 家定点的医疗机构进行人口数据分析. 本文设置了人口医院比参数，用单位区级数与常住人口数的比值作为衡量区级物资紧缺地的标准。

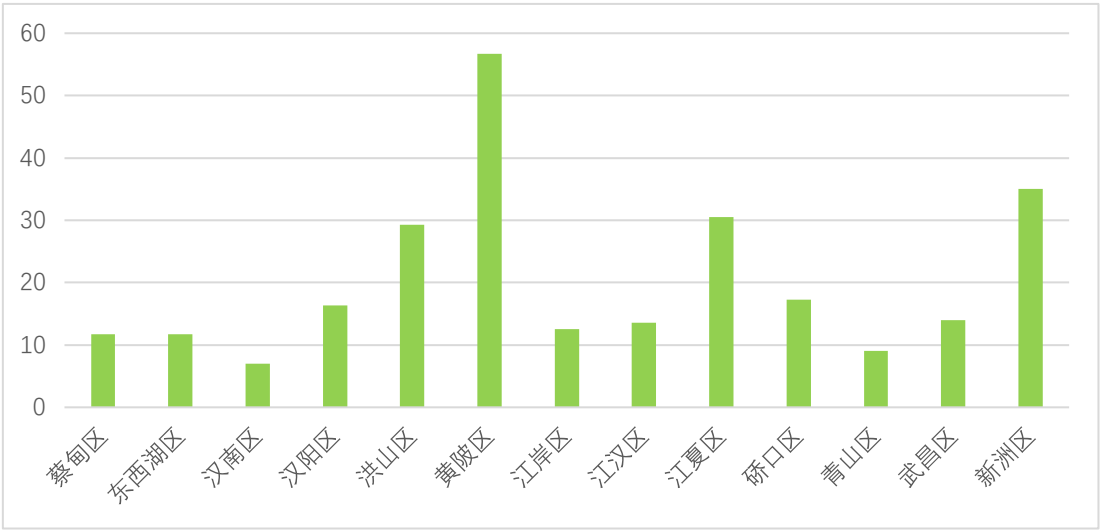


图 5-3-1 武汉各市区的人口医院比

可以看出，在黄陂区的人口医院比最高，代表表面上的黄陂区的医疗资源较为紧缺，其次为新洲区，也可以看出表面上汉南区，青山区等一些区的医疗物资比较充裕，外界的资源援助黄陂区和新洲区更需要援助。

表 5-3-1 武汉各市的人口医院占比

武汉市各辖区	人口医院比
江岸区	12.5
江汉区	13.6
硚口区	17.3
汉阳区	16.3
武昌区	14
青山区	9
洪山区	29.3
东西湖区	11.7
蔡甸区	11.7
江夏区	30.5
新洲区	35
黄陂区	56.7
汉南区	7

于是本文打算对这些地区的医院进行分类，K-means 聚类模型进行分类，对资源的补给进行更周密的规划，使得物资针对不同的医院条件派遣足够的物资进行支援，避免造成资源浪费和资源紧缺。



图 5-3-2 武汉市各区的人口医院比地图

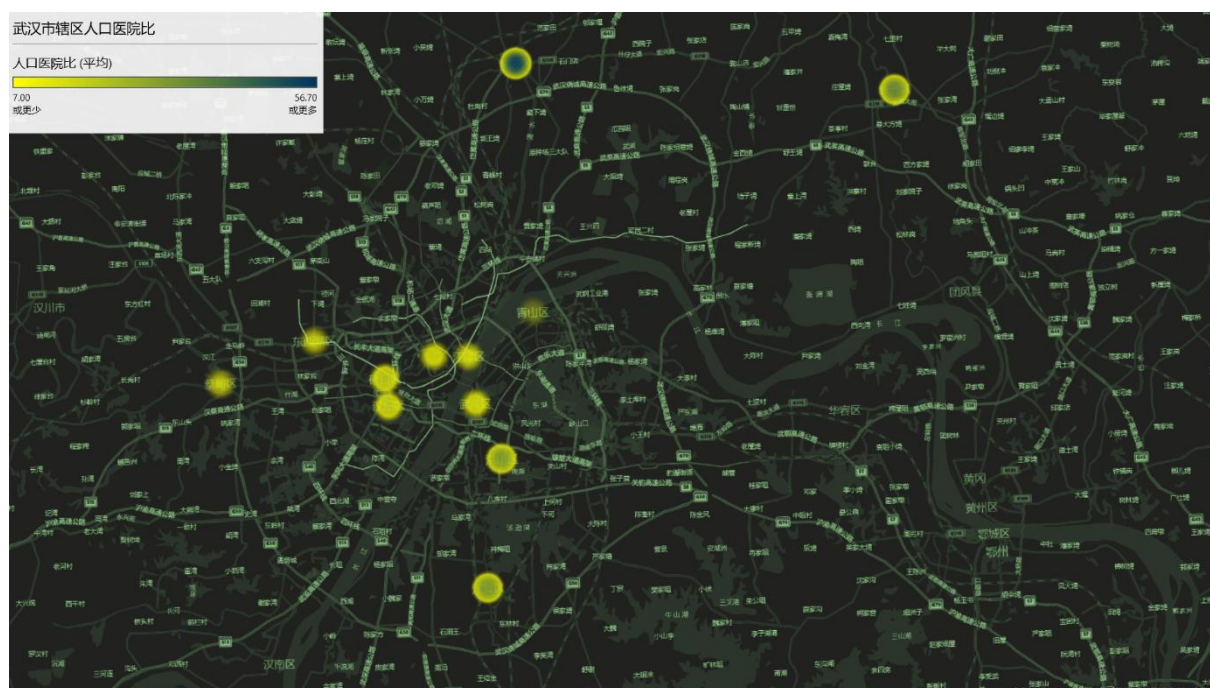


图 5-3-3 武汉市各区人口医院网络图

从地图中可以更详细的看出，新洲区和黄陂区本身并不在武汉市中心，所以对于本身的人口医院比可能并不能很好的表达该地区的医资能力，可能市因为该地区的人口本身较为稀少，所以我们为了简化模型，可以把新洲区和新洲区作为异常数据剔除。对剩下的各区医院进行聚类分析。

一、 对各区地区使用 K-means 聚类算法归类

随机选取一个样本作为第一个聚类中心，然后计算每个样本与当前已有聚类中心的最短距离，值越大，表示被选取作为聚类中心的概率较大，最后，用轮盘法选出下一个聚类中心，反复迭代，直到选出 K 个聚类中心。

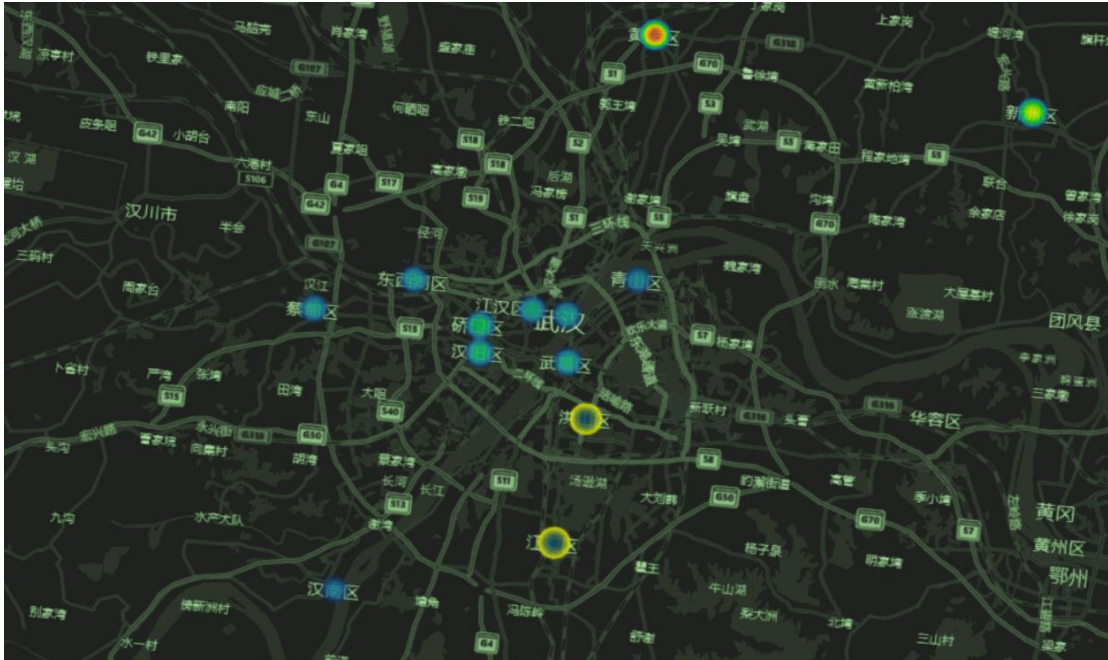


图 5-3-4 武汉各市分类图

本文你利用 spss 软件帮我们进行了聚类分析，得到了以下数据表格：

表 5-3-2 K-means 分析类别

地区	医资实力	类别
江岸区	13	1
江汉区	14	1
硚口区	17	1
汉阳区	16	1
武昌区	14	1
青山区	9	1
洪山区	29	2
东西区	12	1
蔡甸区	12	1
江夏区	31	2
汉南区	7	1

二、 结论

我们将得到的两个分类分为医资急缺医院和普通医院，于是本文将洪山区、江夏区归为医疗物资急缺医院，将江岸区、江汉区、硚口区、汉阳区、武昌区、青山区、东西湖区、蔡甸区、汉南区归为普通医院，所以进行物资分配的时候优先考虑医资急缺

医院进行分配支援。

5.3.2 医护人员问题规划

由于不同地区对医资的紧缺程度不同，所以支援的目标不可能一致相同，这会造成冗员和缺员的现象，所以我们急需需要对人员进行规划分析，使得医护人员的支援最大化，避免造成支援不当的现象。

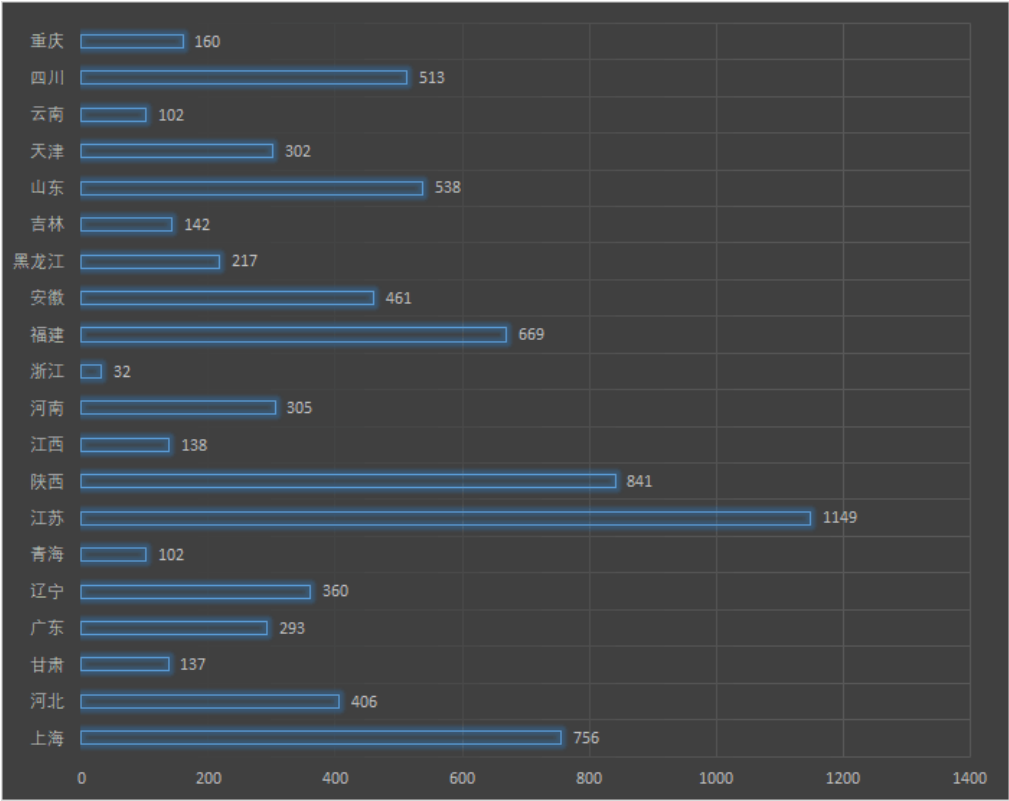


图 5-3-5 各地区的支援援医护人数

经过统计我们得到各省各地区共支援 7623 人，我们需要进行对武汉各区进行构造人员分矩阵权重，通过总支援来对各区医院进行人员分配。我们使用 Topsis 计算权重，可以得到：

表 5-3-3 武汉各地区的支援权重

武汉市各辖区辖区	人口医院比	权重
江岸区	12.5	0.047
江汉区	13.6	0.051
硚口区	17.3	0.065
汉阳区	16.3	0.062
武昌区	14	0.053
青山区	9	0.034
洪山区	29.3	0.111
东西湖区	11.7	0.044
蔡甸区	11.7	0.044
江夏区	30.5	0.115

新洲区	35	0.132
黄陂区	56.7	0.214
汉南区	7	0.026

之后，本文对这些支援矩阵和援助医护人员进行分配规划得到分派医护人员图。但是再后面的建模中发现，由于异常值占权重值过大的影响，极有可能造成医护人源的浪费，于是我们进行二级 TOPSIS 进行权重计算判断避免异常值的过度影响。通过计算我们得到洪山区和江夏区的权重最小，异常值权重第二，最大的为普通地区，这与我们建立的模型不符，所以我们对指标进行正向化，由于黄陂区和新洲区距离中心城区距离较远，运输物资较为困难，所以根据实际情况我们列为第二急缺地区所以我们可以得到：

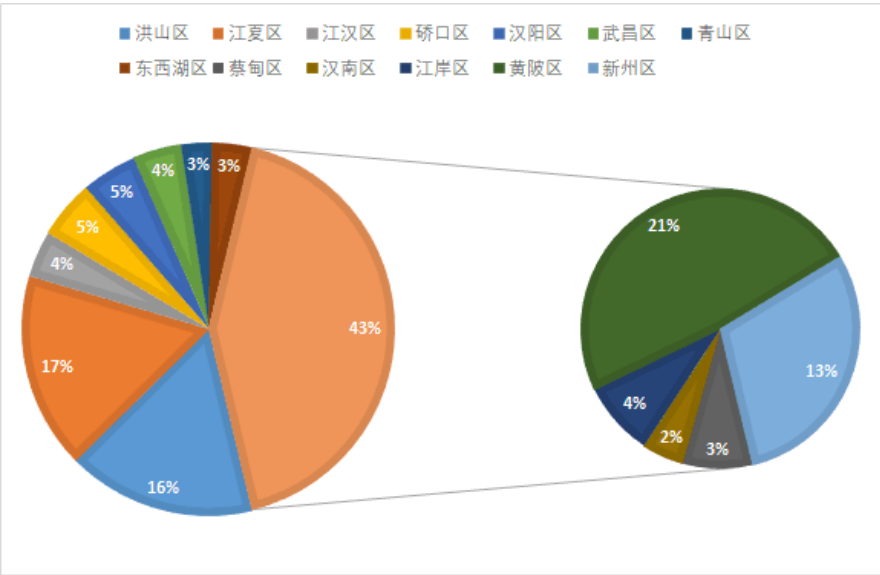


图 5-3-6 武汉各区的子母饼图

表 5-3-4 地区正向化类别权重

类别	支援人数	权重比例
急缺类	59.8	0.458534258
普通类	113.1	0.242443401
异常分类	91.7	0.299022341

表 5-3-5 急缺类权重比例

区域	支援人数	权重比例
洪山区	29.3	0.49
江夏区	30.5	0.51

表 5-3-6 普通类权重比例

区域	支援人数	权重比例
江汉区	13.6	0.12
硚口区	17.3	0.15
汉阳区	16.3	0.14
武昌区	14	0.12
青山区	9	0.08
东西湖区	11.7	0.10

蔡甸区	11.7	0.10
汉南区	7	0.06
江岸区	12.5	0.11

表 5-3-7 异常类的权重比例

区域	支援人数	权重比例
黄陂区	56.7	0.62
新洲区	35	0.38

由权重比例我们可以通过对武汉的总支援人数进而得到各个地区的支援人数。

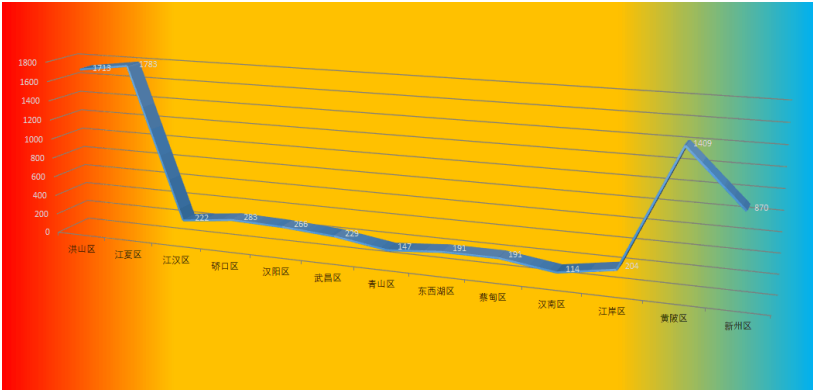


图 5-3-7 各分类及地区的实际支援分配

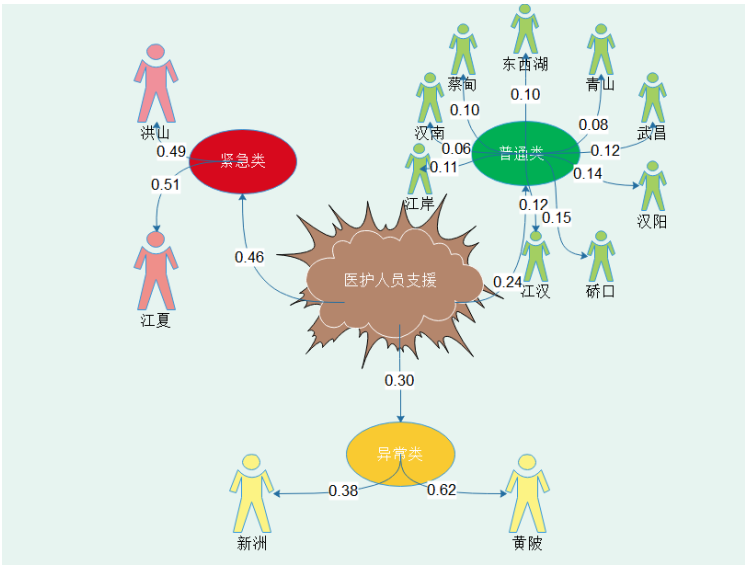


图 5-3-8 各地区权重网络图

本文通过以上图像得到，共受援 7623 人，支援洪山区 1713 人、支援江夏区 1783 人、支援江汉区 222 人、支援硚口区 283 人、汉阳区 266 人、武昌区 229 人、青山区 147 人、东西湖区 191 人、蔡甸区 191 人、汉南区 114 人、江岸区 204 人、黄陂区 1409 人、新洲区 870 人。

六、问题二的模型建立求解

6.1 问题分析

由于新冠病毒有很长的潜伏期，而在潜伏期间易感者和潜伏者之间并不能很好的区分，尽管处于潜伏期有发热、干咳、乏力为主要表现，还拥有一些其他并不明显的并发症，但是市面上主要判断新冠性病毒的主要途径以发热为标准，但发热的人群并不能很好的解释新冠性病毒，所以存在着误判、漏判的情况，而误判会导致社会恐慌，漏判会导致病毒的肆意再次进行。因此本文对于新冠性病毒以发热为主要手段的方法进行危险性分析模型，评估该方法的缺陷对社会造成影响分析。

6.2 模型的建立与求解

由于本次的疫情是典型的传染病模型，且存在较长的潜伏期，所以对此前新型冠状病毒的传染过程进行建模，建立 SEIR 传染病模型，对此，本文对不同人群进行分类，分为易感者、感染者、潜伏者、康复者。

表 6-2-1 人群分类图表

指标	说明
易感者	未感染病毒的普通人
感染者	携带新型冠状病毒的人群
康复者	感染过新型冠状病毒被治愈过的人群
潜伏者	易感者转换有概率自愈或转换为感染者

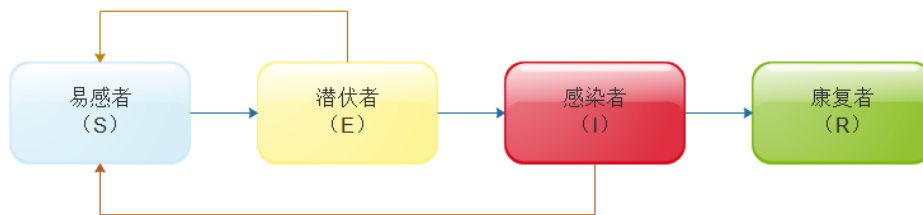


图 6-2-1 模型感染流程

其中假设易感者会通过接触感染者变为潜伏者，而潜伏者有一部分人群有一定的概率变为感染者，另外一部分人群有一定概率变为康复者，而感染者不会一直为感染者，会通过接受一定的医疗手段或者通过自身免疫转变为康复者，该模型最终所以人都会成为康复者，因此本文对此传染机制进行微分方程建模，得到以下微分方程模型：

$$\text{故} \begin{cases} \frac{dS}{dt} = -\alpha IS \\ \frac{dE}{dt} = aIS - (\delta_2 + \delta_1)E \\ \frac{dI}{dt} = \delta_2 E - \beta I \\ \frac{dR}{dt} = \delta_1 E + \beta I \end{cases}$$

S 为易感者人数，E 为潜伏者人数，I 为感染者人数，R 为康复者人数，其中 α 为感染系数， β 为康复系数， δ_1 为潜伏者转换为康复者系数， δ_2 为潜伏者转换为感染者系数。为了保证模型的简便性，本文使用人口占比代替人口数，使得模型变的更加灵活，这样使得我们的模型更加拥有普适性和广泛性。

我们发现康复率的拟合函数过于复杂，对于我们要建立的 SEIR 动态传染模型有很复杂的解析过程，于是我们对康复率函数进行简化，重新对函数进行拟合，由于在第 11 个数据点出现异常值，我们对异常值进行了剔除，得到了 $\beta_i = at^b$ ，其中 a, b 为康复系数。使用 cftool 拟合工具箱进行拟合得到， $a = 0.01543$ ， $b = 0.3172$ 且拟合优度 R 的方为 0.815，误差平方和 SSE 为 8.914×10^{-5} ，所以我们认为我们可以接受模型的假设。

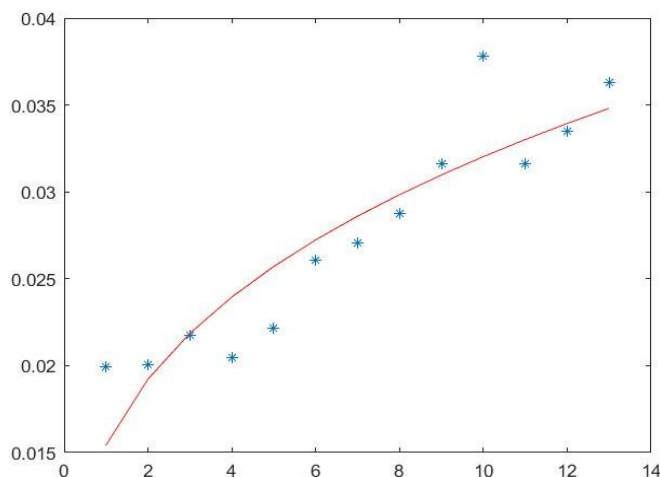


图 6-2-2 康复率拟合函数图形

为了使得我们的模型更加的精准，我们将康复率拟合函数加入到我们的 SEIR 模型中，但在后期的实际建模中发现由于时间的增加，康复率拟合函数会不断增加，这导致了 SEIR 模型中的动态平衡将被打破，于是急需要一个上限值对康复率拟合函数进行限制，使得康复率随时间变化到一定值的时候收敛，于是我们使用蒙特卡洛模拟对康复率上限进行模拟，得到当康复率达到 0.055 的时候 SEIR 模型的动态平衡重新回复。于是我们可以得到 SEIR 的动态模型预测图。

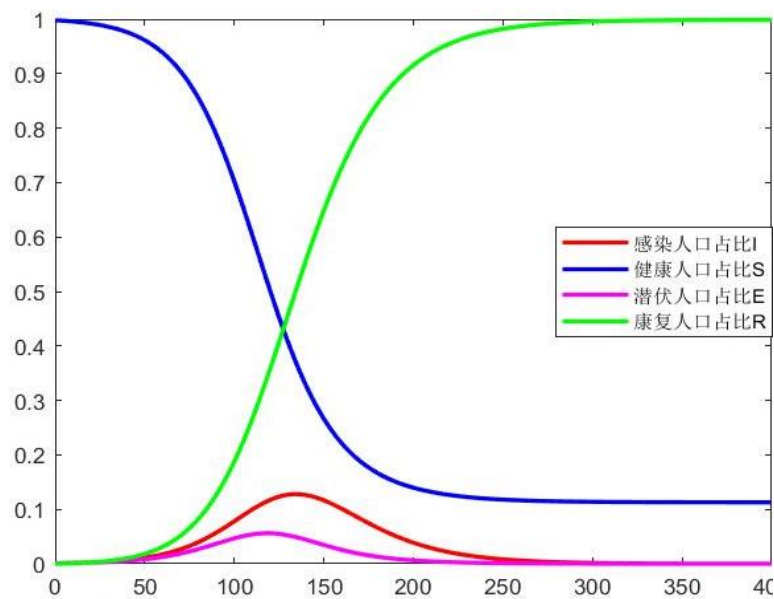


图 6-2-3 SEIR 模型预测占比

从图中我们可以看到，到疫情开始的 130 天左右出现人口感染率和潜伏期最高期，同时健康人口比例和康复人口比例到达平衡，到 120 天到 130 天左右康复人口逐渐升高，而健康人口占比逐渐下降，到 200 天左右健康人数和康复人数逐渐平稳，而感染人口占比和潜伏人口占比在 220 天左右逐渐收缩于 0。

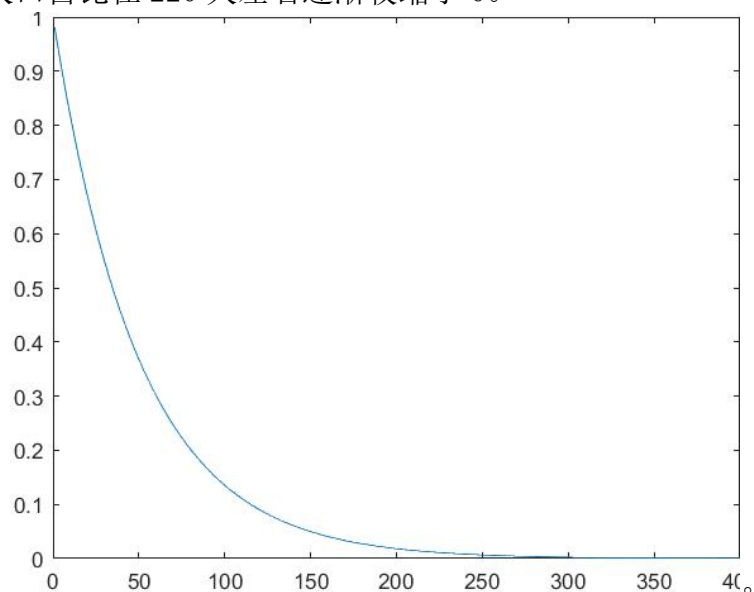


图 6-2-4 潜伏者转换为感染者的拟合函数

但是实际情况与预测情况有所出入，本文对模型进行分析，发现，潜伏者转换为感染者的概率并不完全保持为固定参数，在实际情况中，是服从于 e^{at} 分布的，其中 a 为调整参数，且满足于当 t 到达 100 时，到达最大值 0.13 左右，而 t 到达 200 天左右时，逐渐趋于 0，所以我们使用 MATLAB 对 进行拟合，其中调整参数 a 为 0.02, 本文将优化过的 δ_2 系数函数加入到 SEIR 模型中，得到动态 SEIR 传染预测模型。

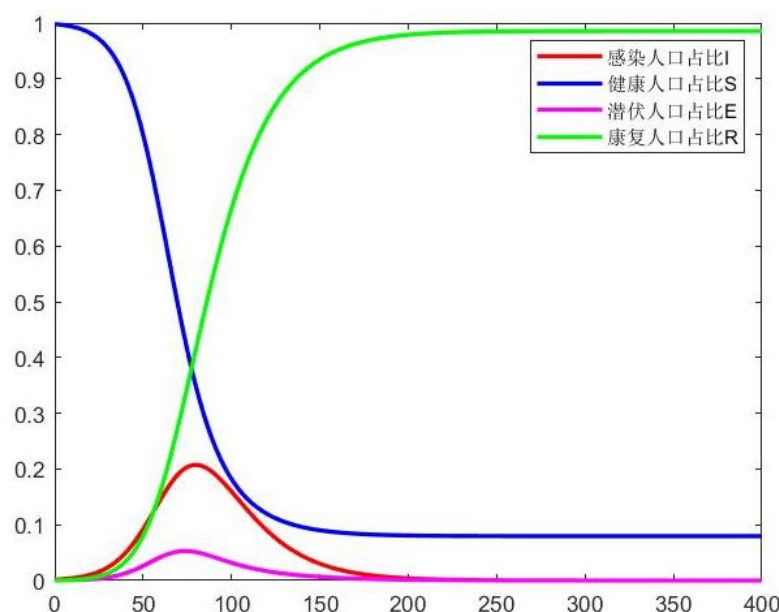


图 6-2-5 动态 δ_2 SEIR 传染模型模型

看到出，改进后的模型更符合此次新冠性冠状病毒的情况，经过 70 天左右感染人口和潜伏人口达到最大值，在 170 天左右潜伏者占比和感染者占比逐渐收缩于 0，和此次新冠疫情在 3 月份达到高峰，5 月份趋于平静不谋而合。

本文通过查询国家卫生委员发布的《新型冠状病毒感染的肺炎病例监测方案（第二版）》得知新型冠状病毒在早期的主要表现主要为发热、乏力、干咳，少量人群并伴随着鼻塞、流涕、腹泻等，而目前主要的侦测手段为体温检测，本文通过搜集资料得知，有少数人群早期的新型冠状病毒的潜伏者并不存在发热的征兆，而即使有发热症状的不一定为新型冠状病毒的携带者，所以只进行检测体温从而判断新型冠状病毒携带者是不准确的，有可能误判漏判的可能，如果误判的话后可能造成社会的恐慌，如果漏判有可能使得疫情再次爆发，于是我们继续改进我们的模型，建立比较静态分析模型，加入危险系数 p 在微分方程中，使得 δ_2 在不同的风险系数下潜伏者转换为感染者的系数不同，由于对筛选手段的不严谨可能对传染病的测验造成两种不同方向，可能会使漏查导致对潜伏者的疏忽，造成感染人数的增加，另外有可能由于误判使得原本就已经是潜伏者的人群得以筛选，或者造成对社会的积极影响，使得人们对于防范措施更加积极造成积极影响，所以我们对模型的风险系数模拟取值，使其对有可能造成积极影响的 1 到 1.5 区间，或者造成消极影响的 0.5 到 1 的区间。

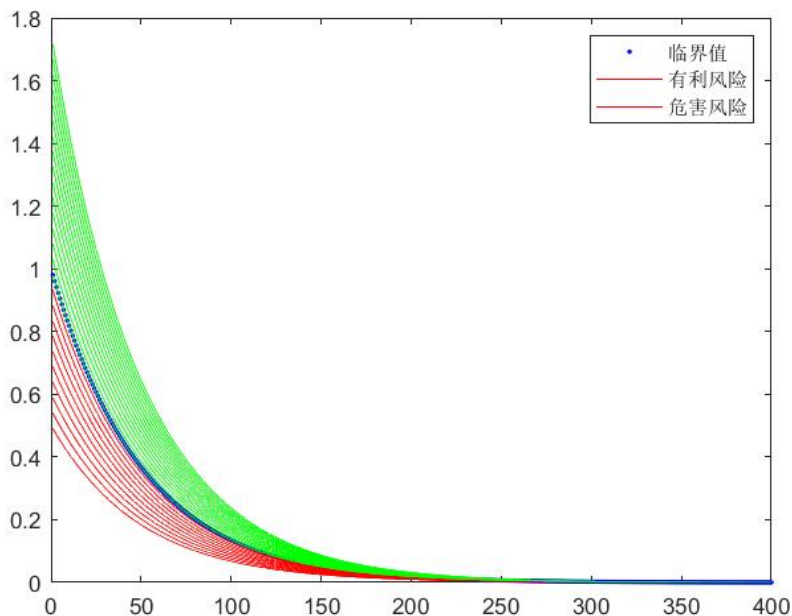


图 6-2-6 风险系数对潜伏者转换为感染者的影响图

可以看到红色区间是造成的消极影响，绿色区间是造成的积极影响，本文对风险的评估带入动态 SEIR 模型进行模拟得到只筛选发热对疫情的影响图。为了简化模型和表现形式，本文对风险系数进行具体取值，取端点中间值，分别为 $\delta_{2消} = 0.75$ $\delta_{2积} = 1.25$ 重新对模型进行优化。

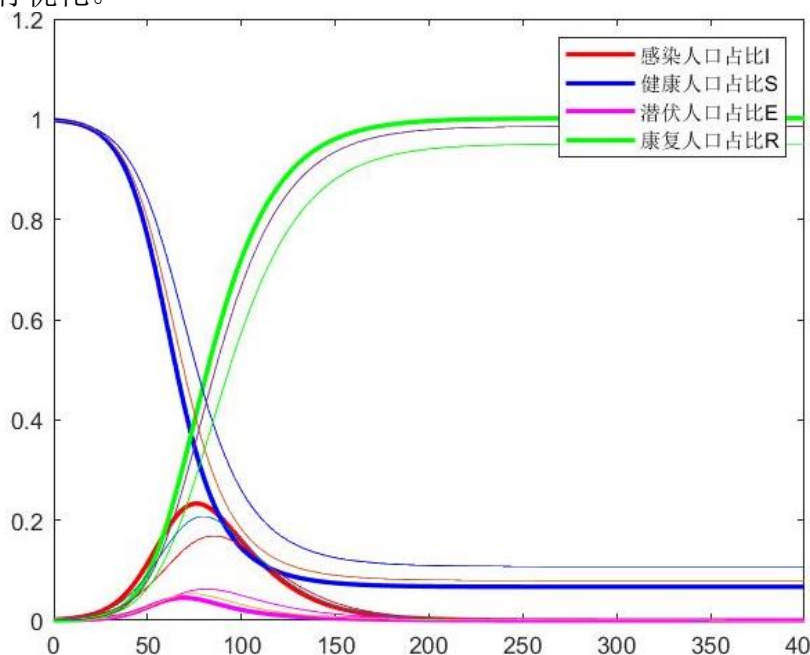


图 6-2-7 SEIR 模型风险曲线

本文对于潜伏者转换为感染者的概率不同，利用 MATLAB 画出来分析曲线，处于粗细线之间的为风险区间，可以看大，筛选条件的改变只能微小的改变各个人群区分的占比系数，对于疫情的情况没有很大的影响，尽管对于潜伏者的鉴定改变参数，新型冠状病毒还是在疫情 70 天左右到达疫情最高峰，在 150 天左右回复平静。

所以我们得出结论，只以发热为标准，对疫情正向方向发展的结果无法产生影响，没有较大的风险。

七、模型的评价

一、模型优点：

(1) 第一问在一定情况下可满足题设情况，并可用于优化分配类问题，并在使用 K-means 聚类模型的情况下去除人的主观判断，大大提高了数据的可利用性和结论的真实性；

(2) 第一问中对模型的二级 topsis 权重计算避免了异常值的过度影响，增加了模型的精准性，并在此基础上得到了较为完善的理想模型。

(3) 第二问建立了多种拟合函数使得 SEIR 有动态预测的能力，使得模型更加精准

(4) 第二问将人口比例作为初始条件，使得模型有很好的普适性和广泛性

二、模型缺点：

(1) 模型在一定基础上过理想化，无法对大部分情况进行模拟，仅能在一定情况下进行模拟，因此降低了该模型的实用性；

(2) 不问附件中的数据具有时效性，随着时间的迁移可能导致得到的特征参数具有一定的误差，导致结果出现偏差；

三、模型的改进

建立更为完备的医护人员数据库，并通过拟合进行阶段性预测，得到的预测值在五年内的误差不超过 10%，并以此为基础拟合随着时间迁移特征参数的拟合曲线，并使用选定年份的参数，进行预测。

八、参考文献

- [1] <https://finance.sina.cn/2020-02-07/detail-iimxyqvz0930302.d.html> 利用 SEIR 模型推演湖北、非湖北和全国疫情拐点-花长春、陈礼清、田玉铎
- [2] 金红,徐璐君.建筑项目施工人员调度优化研究[J].建筑设计管理,2016,33(02):40-42.
- [3] 赵成珍,梁循,王军礼.传染病类突发公共卫生事件风险评估与应对[J].中国流通经济,2020,34(05):84-94.
- [4] <https://news.qq.com/zt2020/page/feiyang.htm#/area?nojump=1>
- [5] <https://news.qq.com/zt2020/page/feiyang.htm#/area?nojump=1>
- [6] 国家健康委员会《新型冠状病毒感染的肺炎病例监测方案（第二版）》
- [7] 国家健康委员会《新型冠状病毒感染的肺炎诊疗方案（试行第四版）》

附录

武汉各区医院分类图

辖区	设置发热门诊医疗机构
江岸区（发热门诊 8 家）	武汉市中医医院
	中部战区总医院（汉口院区）
	长航总医院
	武汉第八医院
	武汉市中心医院
	武汉儿童医院
	武汉市第六医院
江汉区（发热门诊 5 家）	协和医院
	湖北省中西医结合医院
	武汉市中心医院（后湖院区）
	武汉市红十字会医院
	武汉亚洲心脏病医院
硚口区（发热门诊 5 家）	华中科技大学同济医学院附属同济医院
	湖北省第三人民医院
	武汉市第一医院
	武汉市第四医院
	武汉市肺科医院
汉阳区（发热门诊 4 家）	武汉市第五医院
	武汉市汉阳医院
	武汉市中医医院（汉阳院区）
	武汉龙阳医院
武昌区（发热门诊 9 家）	武汉大学人民医院
	武汉大学中南医院
	武汉科技大学附属天佑医院
	湖北省中医院
	武汉市第三医院
	武汉市武昌医院
	武汉市第七医院
	武警湖北省总队医院
	解放军中部战区总医院
青山区（发热门诊 6 家）	华润武钢总医院
	武汉市普仁医院
	武汉市武东医院
	武钢第二职工医院
	武汉市第九医院
	武汉市石化医院
洪山区（发热门诊 4 家）	武汉市第三医院（光谷院区）
	湖北省中医院（光谷院区）

东西湖区（发热门诊 5 家）	湖北省妇幼保健院
	湖北省荣军医院
	华中科技大学同济医学院附属同济医院（光谷院区）
	武汉大学人民医院（东院）
	华中科技大学同济医学院附属同济医院梨园院区
	武汉市东西湖区人民医院
	武汉太康医院
蔡甸区（发热门诊 4 家）	武汉市蔡甸区人民医院
	武汉市蔡甸区中医医院
	武汉济和医院
	华中科技大学同济医学院附属同济医院（中法新城院区）
江夏区（发热门诊 3 家）	武汉市江夏区第一人民医院
	武汉市江夏区中医医院
	江夏区纸坊街社区卫生服务中心
新洲区（发热门诊 3 家）	武汉市新洲区人民医院
	湖北省第三人民医院阳逻院区
	武汉市新洲区中医医院
黄陂区（发热门诊 2 家）	武汉市黄陂区人民医院
	武汉市黄陂区中医医院
汉南区（发热门诊 3 家）	华中科技大学同济医学院附属协和医院（西院）
	武汉亚心总医院
	武汉市汉南区人民医院

SEIR 模型代码

```

1. clc;clear;
2. [t,h] = ode45(@SEIR_,[0 400],[0.001 0.998 0.001 0]);
3. plot(t,h(:,1),'r','linewidth',2);
4. hold on;
5. plot(t,h(:,2),'b','linewidth',2);
6. plot(t,h(:,3),'m','linewidth',2);
7. plot(t,h(:,4),'g','linewidth',2);
8. legend('感染人口占比 I','健康人口占比 S','潜伏人口占比 E','康复人口占比 R');
9. plot(t,h(:,1));
10. hold on;
11. plot(t,h(:,2));
12. plot(t,h(:,3));
13. plot(t,h(:,4));
14. legend('感染人口占比 I','健康人口占比 S','潜伏人口占比 E','康复人口占比 R');

```

SEIR 模型函数

```

1. function dy = SEIR_(t, x, p)
2. g = 0.17; %康复率
3. qk = 0.05; %潜伏者转换为康复者概率
4. %k = 0.03; %康复率
5. k = 0.01543 .* t.^0.3172 ;%动态康复率
6. if k >= 0.055 %设置上限制
7.     k = 0.055
8. end
9. %qg = 0.13; %潜伏者转换为康复率
10. qg = 1 .* exp(-0.02.* t);
11. %动态潜伏者转换为感染者概率,消极为 0.75,积极为 1.25
12. dy=[qg .* x(3) - qk .* x(1);
13.     -g .* x(1) .* x(2);
14.     g .* x(1) * x(2) - (qg + qk) .* x(3);
15.     qk .* x(3) + k * x(1)];

```

Sigma 函数的图像

```

1. clc;clear;
2. t = [1: 1: 400]
3. k= exp(-0.02.* t);
4. plot(t, k, 'b.')
5. for i = 0.5 : 0.05 : 1
6.     hold on;
7.     k= i .* exp(-0.02.* t);
8.     plot (t, k, 'r-');
9. end
10. for i = 1 : 0.05 : 1.75
11.     hold on;
12.     k = i .* exp(-0.02 .* t);
13.     plot(t, k, 'g-');
14. end
15. legend('临界值','有利风险','危害风险');

```