新冠疫情下六大洲发展趋势对比分析

段成凤

二. 文献及模型理论

2.1 参考文献

关于 2019 n CoV 新冠肺炎的建模 () —基于 Logistic 模型的疫情预测。采用 Logistic 模型与 SEIR 带潜伏期传染模型对疫情进行分析与预测,发现在模型选取的方面,Logistic 大约能预计到的拐点的日期与患病人数的峰值,无法预测出疫情的全过程,同时在 r 与 k 值得优化问题上仍有待改进。

李慧聪和李金仙(2020)关于河南省新型冠状病毒(COVID-19)疫情分析,建立非自治 SIAR 模型,利用 Matlab 对河南省的累计病例数进行数据拟合,刻画了疾病流行时间、规模、高峰时间等流行病学特征。

朱仁杰和唐仕浩(2020)基于改进 SIR 模型的新型冠状病毒肺炎疫情预测及朱仁杰和唐仕浩(2020)基于改进 SIR 模型的新型冠状病毒肺炎疫情预测及防控对疫情发展的影响,发现改进的 SIR 模型对 COVID-19 疫情发展趋势的分析基本可靠;除英国和美国以外,其他 5 个国家的疫情现阶段已经得到初步控制,而英国和美国还需要加强防控,以减少疫情带来的损失。

2.2 研究模型

- 阻滞增长模型
- SEIR 模型

2.3 阻滞增长模型

阻滞增长模型,又叫逻辑斯蒂(Logistic)模型,它是皮埃尔·弗朗索瓦·韦吕勒在 1844 或 1845 年在研究它与人口增长的关系时命名的。Logistic 模型是考虑到自然资源、环境条件等因素对人口增长的阻滞作用,对指数增长模型的基本假设进行修改后得到的。

该方程与指数模型的主要不同之处,是方程的右边增加了 (K-P)/K 修正因子,使模型包含自我抑制作用。如图可知,逻辑斯蒂增长模型与指数模型的主要不同之处,是方程的右边增加了 (K-N)/K 修正因子,使模型包含自我抑制作用。

Logistic 方程,即常微分方程:

$$\frac{dP}{dt} = \frac{rP*(K-P)}{K}$$

求解得 Logistic 函数:

$$P(t) = \frac{KP_0e^rt}{K + P_0(e^rt - 1)}$$

其中 P_0 为初始值,r 衡量曲线变化快慢,t 为时间。dP/dt 是种群增长率(单位时间个体数量的改变),P 是种群的大小(个体的数量),K 是可能出现的最大种群数(上渐近线)或承载力。

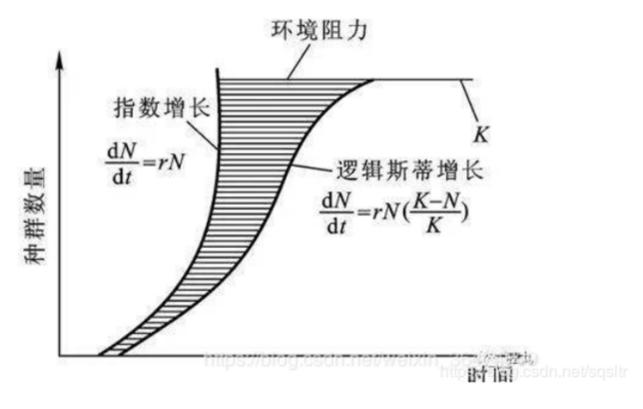
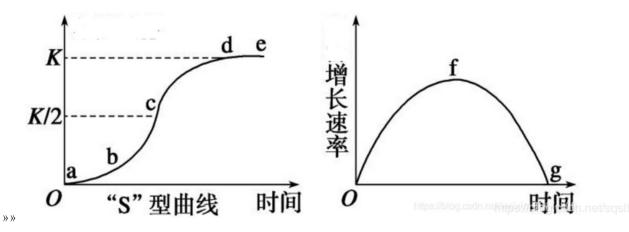


Figure 1: 阻滞增长模型示意图.

广义 Logistic 曲线又称 S 形曲线。起初阶段大致是指数增长;然后随着开始变得饱和,增加变慢;最后,达到成熟时增加停止。



Logistic 曲线通常分为 5 个时期:

- 开始期,由于种群个体数很少,密度增长缓慢,又称潜伏期。
- 加速期,随个体数增加,密度增长加快。
- ullet 转折期,当个体数达到饱和密度一半 ($\mathrm{K}/2$),密度增长最快。
- 减速期 , 个体数超过密度一半 (${
 m K}/2$) 后 , 增长变慢。 ● 饱和期 , 种群个体数达到 ${
 m K}$ 值而饱和。

意义:

- 当 $P{>}K$ 时 , Logistic 系数是负值 , 种群数量下降
- 当 P < K 时, Logistic 系数是正值,种群数量上升
- 当 P=K 时 , Logistic 系数等于零 , 种群数量不变
- (P 表示种群大小, K 表示环境容纳量或种群的稳定平衡密度)

2003 年非典患者预测,部分学者利用逻辑斯蒂增长模型进行预测,并且准确率很高,所以我们也尝试利用 Logistic 增长模型预

测全球的疫情发展趋势。

参考文献

- [1]. 关于 2019 n CoV 新冠肺炎的建模 () —基于 Logistic 模型的疫情预测. https://blog.csdn.net/Zengmeng 1998/article/details/104208.
- [2]. 使用 Logistic 增长模型拟合 2019-nCov 肺炎感染确诊人数. https://blog.csdn.net/z_ccsdn/article/details/104134358.
- [3]. 李慧聪, 李金仙 , 荆文君, 等. 河南省新型冠状病毒 ($\mathrm{COVID} ext{-}19$) 疫情分析.
- [4]. 朱仁杰,唐仕浩,刘彤彤,等. 基于改进 SIR 模型的新型冠状病毒肺炎疫情预测及防控对疫情发展的影响.