

T1 只供办公室使用  
T2  
T3

团队控制编号  
1901679

F1 仅供办公室使用  
F2  
F3

问题的选择  
C

---

---

---

---

---

---

---

---

2019 年  
MCM /  
ICM  
汇总表

在研究了提供给我们团队的描述 2010 年至 2016 年(含)之间药物使用和社会经济因素的数据后，我们根据其合成和可用性将 69 种阿片类物质分为四类药物。绘制每一类药物的使用率随时间的变化图显示，轻度止痛药和天然生物碱的使用随着时间的推移保持相对稳定，半合成药物略有下降，芬太尼和海洛因等合成药物急剧增加。这些发现与 CDC 的报告一致。我们还根据其方差膨胀因子评分(多重共线性的常见衡量标准)以及基于公共卫生文献的相关性，从 149 个社会经济变量中选择了 54 个。为了模拟阿片类药物危机在肯塔基州、俄亥俄州、宾夕法尼亚州、西弗吉尼亚州和弗吉尼亚州的蔓延，我们采取了双管齐下的方法，开发了两个完全不同的模型，然后在最后进行比较。

我们的第一个模型建立在流行病学中常见的建模方法上:SIR/SIS 模型和随机模拟。我们从头设计了一个算法，模拟六个离散类之间的随机行走，每个类使用阿片类滥用流行率和变化率的阈值代表阿片类危机的不同阶段。我们根据现实的预期，对某些类别之间的过渡进行不同的惩罚。模型的参数和系数的优化是由我们从零开始设计的误差函数指导的，并受到全局空间自相关统计量 Moran’ s i 的启发。通过误差计算和可视化映射测试我们的模型，在数百次试验中显示了很高的精度。然而，该模型并没有对社会经济因素对阿片类药物滥用率的影响提供太多的见解，因为纳入社会经济因素并没有显著改变模型结果。

我们的第二个模型弥补了社会经济因素分析中的这一不足。通过在我们最终收集的社会经济预测因素(包括总药物使用率)上运行一系列空间回归模型，我们分别使用空间滞后、空间误差和空间 Durbin 模型，探讨了阿片类药物危机的空间模式特征，即溢出效应的结果、空间相关危险因素的结果和两者的组合。虽然所有模型都证实了显著的空间信号，但空间 Durbin 模型总是表现最好。我们还计算了每个预测变量对阿片类药物滥用率的直接、间接和总影响。在所有模型中，最重要的变量无疑是每个县的总药物使用率。(所有七年)的平均结果是，在其他条件相同的情况下，总非法药物使用率的单位增加将使阿片类药物滥用率提高 52%。考虑到 2014 年美国疾病控制与预防中心的统计数据，这是相当现实的，61% 的药物过量死亡涉及某种类型的阿片类药物。相比之下，普通线性回归报告的阿片类药物滥用率每单位增加的总药物使用率仅增加 37%。赤池信息准则(Akaike Information Criterion)和似然比检验(Likelihood Ratio Test)等统计措施验证了我们的空间模型的优越性。

为了预测这五个州中阿片类药物流行的可能起源地点，我们对 2000-2010 年的随机游走模型进行了蒙特卡罗模拟。我们绘制了这些县的分布图，并在我们其他发现的背景下讨论了它们的排列。随机漫步发现，阿片类药物危机最有可能始于肯塔基州的蒙哥马利，这与我们的研究一致，即阿片类药物滥用在农村社区比城市社区更普遍。

为了预测 2017-2020 年阿片类危机的蔓延，我们同时使用了随机漫步和空间回归模型。这两个模型之间的偏差令人惊讶地最小，尤其是在 2019 年和 2020 年。随机漫步预测，超过非法阿片类药物使用阈值的县的数量将在未来 7 年内自然下降，这也与阿片类药物流行遵循流行病学中看到的溢出效应的观点一致。

由于假设 SES 指标会线性变化，第二个模型的误差会在大约 4-5 年后显著增加。另一方面，随机游走在想要聚在一起和随机分配类别之间运行在一种健康的张力上。接近初始日期时，它会聚集更多，但随机性开始迅速复合。因此，随机游走在 4-7 年标记附近的误差最低。这意味着预测近期的最佳策略将是空间回归和 4-7 年范围的随机游走。预测超出这一点的任何事情都会有很高的误差。之后，我们向政府提供建议，减少一般药物的使用将有助于减少非法阿片类药物的使用。

# 随机散步和康复:分析阿片类药物危机的蔓延

控制#1901679

2019 年 1 月 29 日



变化率。

.....

.....

.....

有道文档翻译  
pdf.youdao.com

有道文档翻译  
pdf.youdao.com

14  
14  
13  
13  
12  
12 ...

有道文档翻译  
pdf.youdao.com

5.4 误差和灵敏度分析.....

5.3 具有社会经济地位的模型优化

5.2 美国社区调查指标.....

5 第二部分:社会经济因素

5.1 在文献中 .....

5.5 可能的起源位置.....

有道文档翻译  
pdf.youdao.com



7.2 直接阿片类药物干预 .....21

7.1 减少非法毒品的使用 .....20.

7 对抗阿片类药物流行的策略 20 20 19 19 18 16 15 15 ..... .

有道文档翻译  
pdf.youdao.com

有道文档翻译  
pdf.youdao.com

。

。

。

。

。

。

。

6.4

6.3 灵敏度分析 .....

6.2 统计结果 .....

6 第二种建模方法:空间回归

6.1 模型拟合 .....

未来趋势和与第一个模型的比较...

6.4.1 药物鉴定阈值.....

6.4.2 对美国政府的关注. ....

有道文档翻译  
pdf.youdao.com

9.1 未来的探索

索引

23 9Conclusion22 22

22

8.1 总体

8.2 模型我:随机漫步

8.3 模型 II:空间回归

21 日 21

10 给行政长官的备忘录

2014 年空间滞后模型的预测变量

28 A 附录 x28

24

# 1 引言和问题陈述

滥用处方麻醉止痛药、海洛因和合成阿片类药物的致命后果正在影响所有 50 个州和所有社会经济阶层的人们。阿片类药物的泛滥在美国每天夺走 115 人的生命[46]。由于医疗成本、康复治疗、生产力损失和刑事司法介入，阿片类药物危机每年给美国联邦政府造成约 785 亿美元的损失。我们的团队面临以下建模任务:首先，描述阿片类药物在肯塔基州、俄亥俄州、宾夕法尼亚州、弗吉尼亚和西弗吉尼亚州的流行情况，并分析由此产生的模式;其次，在我们的模型中纳入社会经济因素，并分析它们与阿片类药物滥用率之间的关联(如果有的话);最后，利用这些模型的结果来推荐对抗阿片类药物泛滥的公共政策策略。为了进行这些分析，我们仅限于美国社区调查(ACS)提供的 2010-2016 年的数据集，以及国家法医实验室信息系统(NFLIS)关于非法药物使用的社会经济指标。所有数据都是在上述五个州的县一级提供的。

为了描述阿片类药物危机在这五个州的蔓延情况，我们开发了两个模型。第一个模型是我们自己设计的，模拟了稳定、流行和流行阶段的随机游走。第二种是更标准的空间回归模型集合。在本文中，在描述了这两种建模方法及其结果之后，我们报告了两个模型对阿片类药物流行病未来传播的预测，并比较了结果。这种双管齐下的方法为阿片类药物危机的本质提供了多样化的见解，并帮助我们确定政府干预的策略。

## 2 阿片类药物危机的病因学

### 2.1 疫情简表

阿片类药物以前仅限于用于癌症引起的慢性疼痛，在 20 世纪 90 年代初发表的一系列研究表明疼痛得不到充分治疗后，阿片类药物进入了非癌症疼痛市场，高达 42% 的样本人群报告了疼痛处理不当。大约在同一时期，制药公司和医学学会开始放松对阿片类药物的非正式禁令，因为有些错误的研究和文章让他们放心，阿片类药物根本不会上瘾。雪上加霜的是，1996 年，普渡制药公司(Purdue Pharma)推出了奥施康定(OxyContin)，同时还推出了一场有针对性的营销活动，鼓励对慢性疼痛进行持续治疗，并暗示这种半合成药物[24]的副作用最小。

于是，阿片类药物处方的第一波浪潮开始了。整个 20 世纪 90 年代，消费者手中的处方阿片类药物数量持续上升，每年增加多达 200 - 300 万支，直到 21 世纪初，政府(联合委员会)发布了围绕疼痛监测和治疗的新标准。

专家认为，第二波疫情发生在 2010 年左右，当时疫情的真实性质开始浮出水面。为了遏制成瘾，政府机构对阿片类药物处方进行了限制。许多已经上瘾的人转而使用海洛因，因为它更便宜，而且能提供比标准处方药更强烈的快感。然而，由于非法制造，海洛因往往不纯净，或者在消费者不知情的情况下与其他毒品混合，导致美国与药物滥用相关的死亡人数增加[48]。

随着芬太尼等处方阿片类药物的非法制造的合成替代品的兴起，第三波，也是希望的最后一波流行出现在 2013 年。然而，对抗这一流行病的努力也加强了。美国疾病控制中心于 2011 年宣布阿片类药物问题为官方流行病[49]，美国联邦政府于 2017 年跟进。立法称这一流行病为“公共卫生紧急事件”，使卫生与公众服务部得以将更多资源用于治疗、分发过量解毒剂和预防研究。

### 2.2 成瘾的科学

成瘾是一种具有遗传易感性和长期后果的慢性生物物理疾病。作为一种慢性疾病，没有治愈方法，通常必须在康复成瘾者的整个生命中继续治疗。需要注意的是，对某种物质的上瘾和生理上的依赖是完全不同的。身体依赖是一种普遍现象，涉及到身体的生物学而不是个人的行为。而成瘾则相反

手，可以干扰一个人的自制力，挑战他们抵抗强烈的吸毒冲动[45]的能力。这就是为什么上瘾的人，即使在“戒毒”多年后，仍会复发的现象如此普遍。

上瘾的开始很简单:一个人参与了某种行为或经历了某种经历，从而触发了大脑中多巴胺的产生，让这个人感到快乐。通常这些经历都是健康的，多巴胺的释放是为了让这个人重复这种行为;造成这种情况的自然原因包括与社区中的其他人联系、睡觉和吃饭。然而，阿片类药物和酒精等成瘾物质也会激活多巴胺的产生，通常处于较高的水平，使人感到兴奋。通常情况下，个体会试图重复这种行为来感受类似的结果[55]。

随着时间的推移，大脑会试图通过减少多巴胺受体的数量或减少多巴胺的产生来对抗成瘾。因此，必须消耗大量的这种物质来重复这种快感;这就是所谓的耐受性。多巴胺受体或多巴胺产生的减少也会导致个体在以前喜欢的其他活动中找不到乐趣。渴望快乐的人会再次转向这种物质。由于多巴胺也参与了学习过程，大脑会将药物与兴奋联系起来。最终，对毒品的渴望会变得比快感本身更重要。而且对于一些物质，比如可卡因和阿片类药物，上瘾的大脑额叶皮层的神经元表现得更少，这意味着认知推理和冲动控制已经受损[55]。

2.2.1 危险因素

遗传和环境因素在决定一个人是否会对某种物质上瘾方面都起着很大的作用。有些人更容易受到神经生物学变化的影响，从而使成瘾行为生根发芽，而另一些人则可能有上瘾行为的遗传倾向。此外，那些社会支持网络薄弱的人，经历过创伤或虐待的人(尤其是在年轻时)，以及患有某些精神疾病的人，比美国普通人群更容易对某种物质上瘾。

目前，年龄似乎对成瘾易感性的影响最大。一个人越年轻，就越容易上瘾。事实上，一项联邦研究发现，接受治疗的 18 到 30 岁之间的人中，74%的人在 17 岁之前就开始滥用药物。然而，同一项研究发现，大多数因海洛因和处方止痛药上瘾而入院的人是在 25 岁之后开始吸毒的。

这只是阿片类药物成瘾与其他药物成瘾不同的众多方面之一。

2.3 常见的流行病学模型

现在我们转到流行病学的数学建模方面。公共卫生研究中的几种不同类型的模型和总体原则有助于指导我们完成既定任务的方法。

2.3.1 区室模型

区室模型通常用于简化传染病的数学建模。人群被划分为隔间，并对每个隔间的性质以及它们之间的时间转移率[27]进行假设。其中一个模型被称为 SIR 模型，在该模型中，人群被划分为三组:易感(S)、感染(I)和移除(R)。S 是没有被感染，但对感染易感的个体;I 是那些被感染并有能力传播疾病的人;R 是指那些已经恢复了免疫力、被隔离或者已经[20]死亡的人，已经不能再感染这种疾病了。在最简单的 SIR 模型中，个体直接从易感人群转移到被感染人群。该模型的适应性包括 SIS，其中没有被移除的类别，个体从被感染者移回易感者，以及 SIRS，其中对疾病的免疫力随着时间的推移而衰减，最终将该类别中的个体送回易感者类别。

虽然有一些争论认为阿片类药物滥用的传播可以以传染性疾病扩散为特征，但动态区室模型已经应用于这一主题。斯坦福大学(Stanford University)研究人员 2018 年的一项研究使用 SIR 模型预测阿片类药物过量死亡，直到 2026 年，然后评估不同政策对流行病[2]的影响。这些研究人员确定，将阿片类药物处方减少 25%，可以在未来十年在全国范围内减少 2500 例过量用药。但仅凭这一点并不能解决问题，因为阿片类药物滥用者将转向海洛因或非法制造的合成物质。“这就像挤压一个气球，”成瘾专家基思·汉弗莱斯评论道。“当你触及情境的一个方面时，意想不到的结果往往会在其他地方出现。”

2.3.2 随机模拟

随机模拟是指变量可能根据一定的概率随机变化的模拟。由于一种疾病(或任何社会现象)的传播很可能受到随机性的影响,我们决定将随机模拟应用于流行病学做进一步的研究。事实证明,人们已经开发了许多形式的随机流行模型,这些模型往往与确定性的对应物[34]密切相关。

1965年,一位名叫 Thorston Hagerstrand 的研究人员通过纳入一个重要但被忽视的因素:时间,改变了社会科学中使用的空间扩散模型领域。他的蒙特卡洛扩散方法(Monte-Carlo Approach to Diffusion)研究了一个思想通过社交网络[22]的传播。7年后的1972年,A.A.Brownlea 将这一模型应用于澳大利亚卧龙岗的传染性肝炎传播。他假设了一个封闭的人群,在各个方向上的扩散机会均等,以及随着流行病的传播而产生的社区免疫,并模拟了从感染起源开始作为一个环向前推进的随机扩散。当然,疾病的实际进展并不是一个完美的环,但其形状的任何不规则突起都归因于生态参数,例如地理屏障的位置,Brownlea 之前已经识别了这些参数,但他的模型[20]中没有包括这些参数。

与 Brownlea 的论文同时取得进展的另一个随机模型被称为基于代理的模型(ABM)。ABM 将一个系统模拟为称为代理的决策实体的集合。每一个都单独评估自己的情况,并根据一套预先编程的规则做出决策。即使在最基本的形式下,ABMs 也可以表现出复杂的行为模式,并用于建模股票市场、交通和人口中的扩散。在更复杂的ABMs 中,agent 可以进化并描绘全新的[19]行为。

2.3.3 格林伍德模型

基于我们的研究,我们决定结合动态分区和随机模拟的方法来描述阿片类危机的蔓延。这种结合本身并不是一个新颖的想法。一个具体的模型称为格林伍德模型,它结合了马尔可夫链(最简单的随机模型之一)和 SIR 模型,并附加了以下假设:总种群规模是常数,一代人中受感染的个体数量是二项式随机变量,受感染的概率是常数,不依赖于受感染的个体数量。

我们的需求与格林伍德模型不同,因为我们的人口规模和“被感染”的概率都是动态的,特别是当我们将社会经济因素作为预测因素时——这些预测因素会随着时间而变化。因此,我们第一个模型的基础是一个时间非同质随机游走,其中每个县都扮演着“代理人”的角色。

3 模型的基础

3.1 术语

- 在流行病学和卫生统计学中,患病率是指在特定时间点上患有某种疾病的人口的百分比[20]。
- 一种流行病同时使人口、地区或社区中不成比例的大量个人负担;这一术语的另一种定义是发生在明显超出正常预期水平的疾病[42]。
- 在特定地区经常出现的疾病称为地方性[20]。
- 带有强烈传播、表现出高且持续发病率的疾病称为高地方性[42]。
- 如果一个采样单元中某个因素的存在使邻近采样单元中该因素的存在或多或少具有[38]的可能性,则一种现象表现出空间自相关性。

3.2 假设

- 1.2010 - 2016年县界变化不明显。
- 2.我们没有药物数据的所有县的阿片类药物滥用率都很低或没有。这是合理的,因为我们被告知,所有有非法阿片类药物病例的县都报告在我们的数据集中。



- 3.我们假设外部验证我们模型结果的研究统计数据不包括在无外部数据禁令中。
- 4.3个月是一个县可以在阿片类药物流行的不同阶段之间过渡的最短时间(在第4.2节“模型检验”中详细讨论)。
- 5.教育水平是收入和医疗状况的代表，血统和语言一起表明种族，退伍军人身份可以代替残疾(详细讨论在第5.2节，美国社区调查指标)。
- 6.在我们拥有数据的时间跨度(2010-2016年)之外的五年内，社会经济指标的线性外推是一个可以接受的估计。

3.3 总体概念

使用聚合数据来描述社会或生态现象的一个重大危险是容易犯“生态谬误”。犯这种谬误的人断言，在一个分析尺度上统计确定的关联在更大或更小的尺度上都是有效的，[20]。在本文中，我们尽一切努力避免犯这种谬论。然而，总的来说，我们认为，试图在更小的尺度上根据许多观察得出大规模的结论，比试图在更大的尺度上根据关联得出精细的结论更容易被接受。换句话说，我们认为将一些关于个人阿片类药物滥用的逻辑纳入我们的县阿片类药物率模型是可以接受的，但如果反过来声称我们在县一级观察到的模式代表了个人的经验，甚至必然代表了市政当局的经验(取决于一个市政当局相对于其县的规模)，则是不可接受的。

公共卫生空间分析的另一个主要主题是，需要确定健康结果的空间自相关性是由于溢出(扩散)效应，还是简单地用彼此相邻的地区具有相似的社会、经济和环境特征来解释，从而导致类似的健康结果的发展。在本文中，我们探讨了将阿片类药物危机的空间格局表征为溢出效应的结果、空间相关风险因素的结果以及两者结合的可能性。这种分析，再加上有意避免生态谬误，有助于为未来的建模方法以及我们的政策干预建议提供信息。

3.4 探索药物报告数据

追踪国家法医实验室信息系统(National Forensic Laboratory Information System, NFLIS)数据中标记的69种独特药物是一项繁重的任务，而且由于阿片类药物种类繁多，以及不同犯罪实验室的标签差异，这项任务可能不会产生统计学上显著的结果。例如，一些实验室会将一种药物笼统地标记为芬太尼，而另一些实验室则会注明芬太尼的具体种类。因此，为了诊断NFLIS数据中有意义的趋势，我们根据阿片类药物的化学合成和可用性将其分为四类：

美沙酮，丁丙诺啡等:这些是温和的止痛药，在某些情况下用于治疗阿片类药物成瘾。因此，它们在诊所里很容易买到，而且不像其他阿片类药物[5]那样受到严格的监管，大多数都是受管制的物质。氢可酮、羟考酮等:这些都是半合成类阿片类药物，属于最容易上瘾、最致命的类阿片类药物，在2017年[26]中导致过量死亡的处方阿片类药物最多。它们的半合成性质使得它们在实验室之外更难生产;它们很可能被滥用为处方或通过被忽视的分配泄漏[60]。芬太尼、海洛因、U-48800等:这是近年来滥用和过量死亡增加最多的类别。它主要包括合成阿片类药物，每年都有更多的此类药物被引入。例如，U-48800最近在2017年[39]上首次在美国加密市场亮相。海洛因虽然具有半合成性质，但由于它是非法的，因此它也属于这一类，因此像其他合成毒品一样，它可以/必须完全在没有专业实验室协助的情况下制造。吗啡、可待因等:这些都是罂粟的天然生物碱，属于最古老的阿片类药物。它们的效力不如它们的半合成和合成表亲;可待因可以在各种Tylenol止痛药[4]中找到。这类药物在药柜里更容易找到，在某些情况下可以成为更强效阿片类药物的入口。

如图1所示，在我们拥有数据的六年中，每种类别阿片类药物(合成药物除外)的流行程度保持相对稳定。2011年之后，合成类阿片类药物变得越来越普遍;这与疾病控制中心[52]的报告一致。

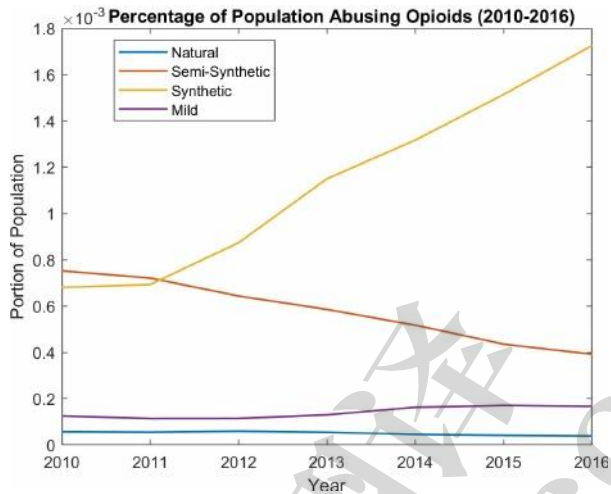


图 1:2010-2016 年各品类药物趋势

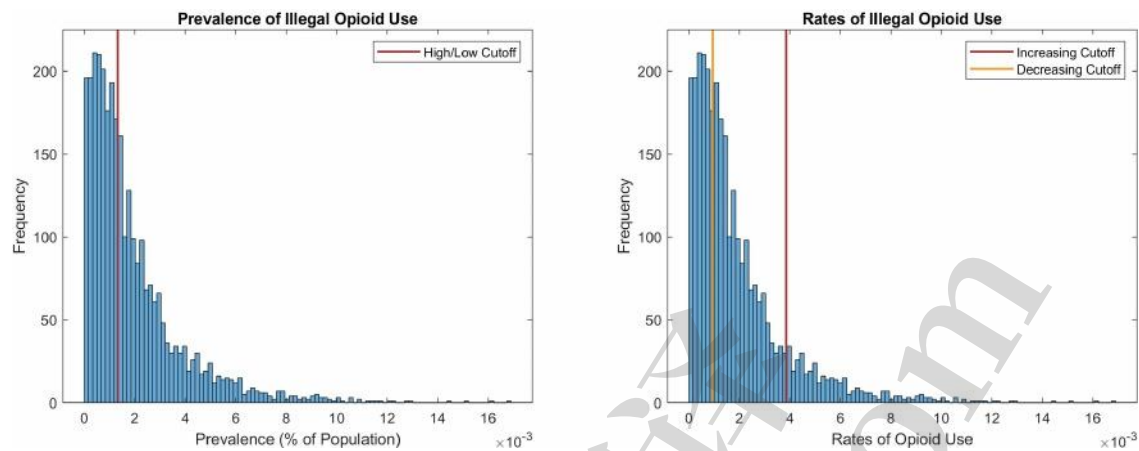
4 建立模型，第一部分:疫情特征

我们的问题的一个重要方面是年度和县汇总数据的离散性。这促使我们考虑离散时间和离散空间(DTDS)马尔可夫模型。如果随机过程中未来状态的条件概率仅取决于当前状态，而不是过去状态的序列[30]，则该随机过程具有马尔可夫性质。在制定我们的第一个模型——随机游走时，我们很早就决定将这个性质纳入其中。我们的直觉是，就像一个人从毒瘾中恢复过来一样，如果一个县不做出持续的努力来解决毒品滥用问题，它可能会倒退。因此，每个县在过去时间步中的情况并不会直接影响到该县在未来时间步中的情况。

4.0.1 患病率和变化率的离散类

基于我们对 SIR 和其他区室模型的研究，我们的直接直觉是将数据组织为“地方性”、“流行”和“恢复”类别，而不是调查每个县阿片类药物滥用的确切患病率。这将使我们能够更好地检测随着时间的推移，流行病的大规模趋势。这一想法的进一步发展使我们根据阿片类药物滥用的“低”或“高”患病率结合患病率的相对变化进行了县分类。

为了确定低、高、增加和减少的分界点，我们检查了患病率和患病率变化率(每年)的直方图。对于患病率，我们选择了中位数。注:在图 2a 中，红线代表中位数。在图 2b 中，橙色和红色的线分别代表递减和递增的截止值。x 轴的刻度为  $10^{-3}$ 。



(a)阿片类药物滥用的流行情况

(b)阿片类药物滥用的变化率

对于变化率，我们将高于平均值一个标准差以上的所有值归为增加，低于平均值一半标准差以下的所有值归为减少。我们对正向和负向不同幅度的推断是:(1)我们的数据都来自阿片类药物危机如火如荼的年份，所以我们数据集中的正常情况并不是一般的正常情况，(2)一个县的恢复比发展出阿片类药物滥用问题更难，因此负向的较小变化代表该县的较大变化。所有在我们的递增和递减截断值之间的值都被归类为稳定值，然后根据流行的绝对水平进行分类。

最初，我们设计了四个类别:低且稳定(LS)、高且稳定(HS)、增加(I)和减少(D)。这些类别旨在代表阿片类药物滥用处于流行、高流行、流行和恢复阶段的县。在对我们的模型进行重大开发后，我们决定使用六类:低且稳定(LS)、高且稳定(HS)、低且上升(LI)、高且上升(HI)、低且下降(LD)、高且下降(HD)。我们将使用我们有六个类别的模型来展示我们模型的结果，并在灵敏度分析中讨论我们有四个类别的模型的结果。

注:我们地图上任何没有数据的县都被归类为“低稳定”。这是一个合理的决定，因为我们被告知，在一年内没有报告非法阿片类药物病例的任何县都不包括在当年的NFLIS数据中。

对NFLIS中的每个县进行分类后，我们将2010年和2016年每类县的比例做成直方图。令我们惊讶的是，这些直方图看起来几乎一模一样。幸运的是，在绝望和放弃这种方法之前，我们有必要的资金来绘制结果。虽然在2010年至2016年期间，每个类别的比例保持不变，但类别的空间分布却并非如此。事实上，这种格局让我们想起了布朗利肝炎模型的描述，它是一个环形的临床前沿，从卧龙岗市[20]向径向扩展。下面的地图描绘了按我们的六个类别分类后，每个县阿片类药物滥用的流行情况。左边我们代表2010年的流行情况，右边代表2016年。注意深红色部分的“环状”扩张(表示阿片类药物滥用程度高且稳定的区域)。注意:在接下来的章节中，我们将描绘一些类似的地图。图例中的数字分别对应我们的六个类别:1-低稳定，2-高稳定，3-低递减，4-高递减，5-低递增，6-高递增。

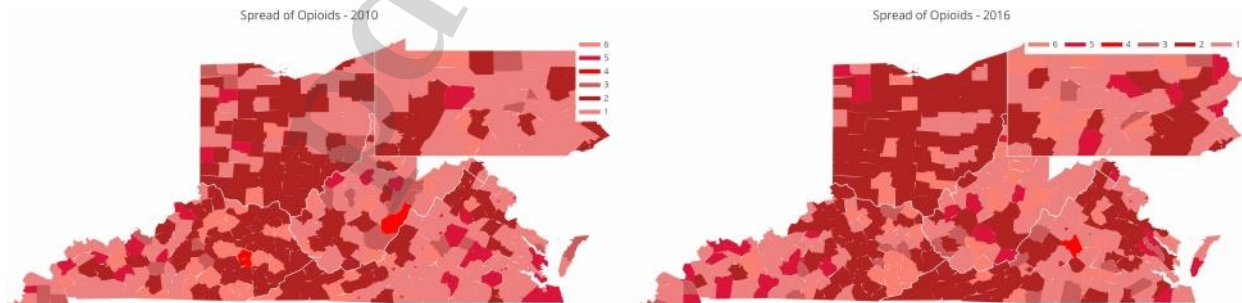


图 3:2010 年(左)至 2016 年(右)阿片类药物疫情的蔓延

这一发现既给了我们继续下去的信心，也让我们怀疑，根据目测，美国这一地区阿片类药物流行的大致起源是西弗吉尼亚州西南部。尽管我们的团队无法通过这些地图正式量化我们的视觉刺激，但考虑到我们的眼睛和大脑在模式识别方面的熟练程度[23]，这些观察结果还是有一定份量的。

4.1 模型如何工作

基来说，我们模型中每个县在下一个时间步的分类受到其当前类别、其邻近县的类别、噪声参数以及从概率向量中随机选择的影响。为了运行模型，我们用 Python 编写了代码，执行以下任务:

- 1.-通过对每个类均匀地添加噪声来初始化概率向量，因此一个县从一个类过渡到任何其他类的概率大于零。在运行模型之前，对每个类添加的噪声级别进行了优化，以使误差最小化(下面讨论)。
- 2.每个邻近的县在概率向量中对其所属类别的指数增加一个计数，以增加原来的县在下一个时间步中属于该类别的概率。这个计数包含了逆距离加权。也就是说，直接相邻的县加 1 的计数，与原点县之间有一个县的县加 1/4 的计数，等等。
- 3.将概率向量中的每个条目除以下面惩罚矩阵中的相关过渡得分。这个矩阵反映了我们对每个类别之间转换难度的预期。

□	LS	HS	李	HI	LD	HD <sup>+</sup>
<sup>+</sup> LS <sup>+</sup> HS		4	2	3.	2	1
<sup>+</sup> <sup>+</sup> LI <sup>+</sup>	1	1	3.	2	3.	2    2
HI <sup>+</sup> <sup>+</sup> LD		3.	1	2	2	2
HD	4	2	2	1	4	2
		2	3.	2	4	1.
		3	2	2	2	
		2				
		3				

- 4.将概率向量按先前优化的系数向量缩放，以考虑每个类别的整体重要性，与噪声优化的方式相同。
- 5.将概率向量归一化，使它实际上是一个离散的概率分布。
- 6.最后的概率向量定义了随机模拟的分布，该随机模拟在下一个时间段为该县选择一个类别。
- 7.重复上述步骤进行一定数量的时间步，然后进行一定数量的试验，使每次试验都经过指定数量的时间步。

运行完所有试验后，在我们感兴趣分析的时间点为每个县选择多数票。

4.1.1 模型的评价

一旦我们创建了模型的结构，我们意识到我们需要一个误差函数来评估模型的性能，并帮助我们优化噪声水平和每个类的系数值。误差分析对于这个模型来说很棘手，因为好的结果并不一定意味着与数据的完美匹配。如果我们的算法将一个县归类为高稳定，而数据表明它应该是高增长的，我们希望误差能反映出我们的模型接近的事实，而不是错误到将那个县归类为阿片类药物滥用的低流行。这种区分某些过渡的概率的需要给了我们惩罚矩阵的想法，在前一节中展示过。

然而，在施加惩罚之后，模型结果开始比真实数据聚类得多，如下面的图 4 所示。

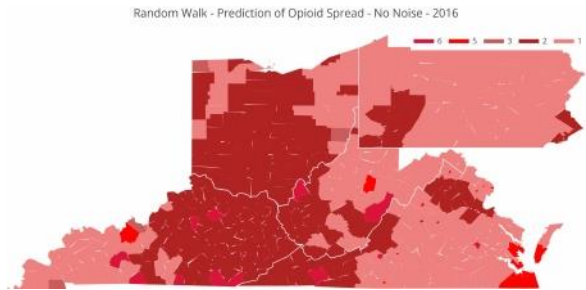


图 4:聚类(2016)

我们没有试图在每个特定位置刻画聚类特征，而是有了基于研究区域整体空间自相关设计误差函数的想法。我们从 Moran’ s I 统计量[20](空间自相关的标准度量)中寻找灵感，并提出了以下公式：

Aclass

1

该等级的县数

县 Xof 那个类?

#

#同阶级的邻居?

#邻居

(1)

(

$$Err_{total} = \sum_{classes} |A_{predicted} - A_{real}|$$

说白了就是 :对于每个类，对于该类中的所有县，我们的空间自相关测度是同类邻居的平均比例。然后，我们将模拟的和真实的空间自相关测度之间的差值对各个类求和。

在使用这个误差函数来优化我们模型中的噪声水平和其他参数并映射结果后，我们发现我们的聚类问题几乎被根除了，留给我们的结果类似于下面描述的结果。注意:每次我们运行模型时，由于添加噪声的随机性，我们得到的结果会略有不同。

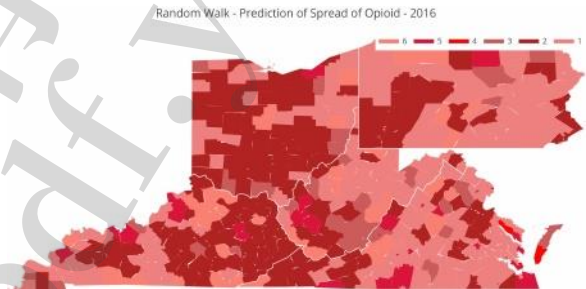


图 5:类分布的最佳预测(2016)， Naive 模型

值得注意的是，我们能够通过只关注惩罚矩阵和整体空间自相关来实现与真实数据如此相似的模式。

4.2 模型检验

在模型测试期间，我们观察到，随着时间的推移，六个类别的直方图或多或少保持不变，这取决于我们添加到初始概率分布中的噪声水平。它们一开始都接近于数据的分布。然后，有更多噪声的模型开始发散。然而，到 2016 年，噪声已经足够复合，以至于有噪声的模拟具有比没有噪声的模拟更接近数据匹配的分布。使用我们新的误差函数，我们确定了噪声的最佳水平为 0.3(如下面的直方图所示)。



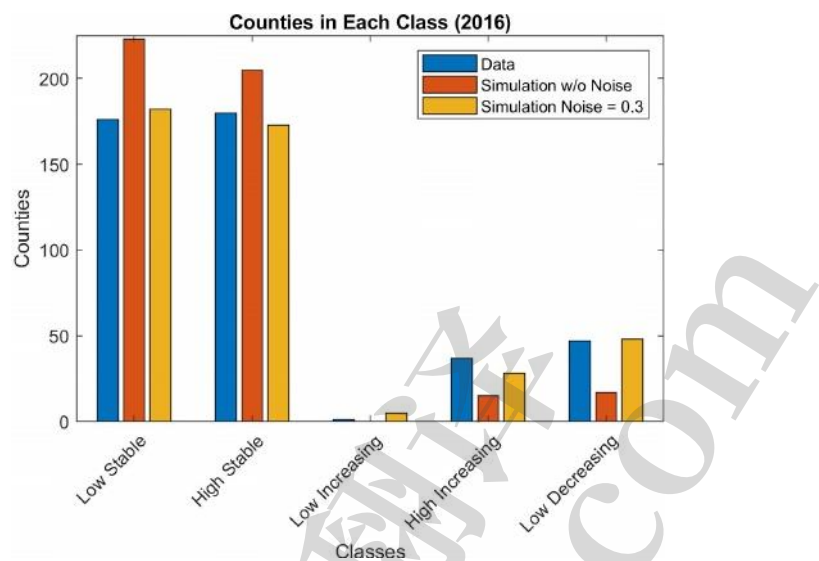


图 6:数据和模拟的类流行率(2016)

模型测试的另一个方面是决定假设什么时间步长。因为随机游走在被 2010 年的数据初始化后是独立的，没有明显的参考点可以从中推断出最优的时间步长。最终，我们意识到，以后的系数优化无论步长如何都会拟合模型，因此我们选择了三个月的步长(每年之间有四个)，以便于与年度数据进行比较，同时考虑到三个月大约是一个县在我们的一个类别之间切换的最小时间范围。最终的优化确定了每个类的系数。注:在纳入社会经济因素后，形式误差和灵敏度分析将在后面的章节中讨论。该模型的未来趋势可以在 5.6 节中找到，并将其与带有社会经济数据的模型进行了比较。

5 建立模型， 第二部分:社会经济因素

5.1 在文献中

阿片类药物的流行不仅在地理上，而且在社会经济阶层中都特别引人注目。经初步检查，其在全国范围内的传播似乎几乎没有社会经济模式。然而，在对阿片类药物滥用数据进行广泛分析后，研究人员发现了目前受该流行病影响最严重的社区的许多情况。下面将详细探讨三个主要发现。

种族:非西班牙语裔美国人不成比例地受到疫情的影响，白人比黑人和西班牙语裔过量使用阿片类药物的可能性分别高出约 50%和 167%，[16]。根据药物滥用和精神健康服务管理局(SAMHSA)的数据，2016 年和 2017 年，超过 700 万 12 岁以上的白人美国人滥用阿片类药物，而 120 万黑人美国人和 190 万西班牙语裔或拉丁裔美国人[51]。由于上世纪 90 年代阿片类药物处方的增加，这种流行病首先包围了白人;当时，美国人比任何其他种族都更有可能由医生开具阿片类药物处方。然而，随着海洛因和芬太尼等合成毒品越来越受欢迎，种族差距正在迅速缩小。2015 年，美国人中黑人和白人的阿片类药物处方率相同(23%)，但黑人的阿片类药物滥用每年增加近 107%，而白人的阿片类药物滥用率仅为 79%。

教育:虽然教育水平与阿片类药物滥用之间似乎确实存在相关性，但研究人员对其方向存在分歧。根据 SAMHSA 的年度药物滥用调查，教育水平和阿片类药物滥用与一个点直接相关。高中毕业生，有一些大学学历的人，以及拥有四年大学学位的人报告的阿片类药物滥用率最高。有高等学位和没有高中文凭的人报告的滥用率要低得多[51]。另一方面，一些私人研究表明阿片类药物滥用与教育水平呈负相关，发现高中以下教育程度的人吸毒过量死亡的人数是大学学历人群的两倍多[53]。

退伍军人状况:大多数退伍军人(64%)在回归平民生活后都会服用阿片类药物[12]。耦合

由于严重精神疾病的发病率很高(这会增加成瘾的易感性), 退伍军人的阿片类药物滥用率是所有人群中最高的(4.5%)[50]也就不足为奇了。2010年至2015年, 对阿片类药物上瘾的退伍军人人数上升了55%。值得庆幸的是, 退伍军人事务部(VA)已经开始削减阿片类药物处方, 并将患者推迟到其他形式的疼痛管理, 包括物理治疗[36]。

阿片类药物滥用的其他风险因素包括性别(尽管最近有所增加, 但女性滥用阿片类药物的可能性低于男性[29])、年龄(年轻人的风险更大[28])和人口规模(阿片类药物滥用在农村社区比在城市环境中更普遍[10])。最初, 我们认为残疾是一个可能的风险因素, 因为阿片类药物处方与慢性疼痛相关的比例较高, 但关于这一主题的数据很少;事实上, 国家残疾、独立生活和康复研究所最近发布了一份关于[44]主题的信息征询书。

5.2 美国社区调查指标

针对这一问题, 2010—2016年美国社区调查(American Community Survey, ACS)为我们提供的数据子集包括以下变量:家庭规模和家庭结构、年龄和性别分布、入学率和受教育程度、退伍军人状况、残疾状况、居住流动性、出生地点、家中使用的语言和血统[43]。它不包括某些统计数据, 我们的研究表明, 这些统计数据在我们分析收入、失业率、医疗保险覆盖率和种族等社会经济因素与阿片类药物滥用的关系时是有用的。此外, 为了保持多年的一致性, 我们决定删除任何一个或多个年份数据缺失的变量。这一过程删除了生育统计数据、残疾状况、公民身份、外国出生的世界出生地区以及几个杂项的家庭/家庭结构变量——总共删除了149个社会经济因素百分比中的27个。由于我们拥有的数据和我们想要的数据之间存在这些差异, 我们不得不假设教育水平是收入和医疗状况的代表, 血统和语言表示种族, 退伍军人身份代表残疾。

由于调查数据中有太多关于家庭规模和家庭结构的信息, 我们将后续研究的重点放在了家庭/家庭结构与阿片类药物成瘾之间的联系上。虽然疫情似乎确实影响了各种类型的家庭, 但我们确实注意到, 在阿片类药物疫情最严重的地区, 祖父母抚养孙子孙女的人数有所增加[54]。这种情况发生在父母与他们的孩子分离的时候, 无论是自愿的还是非自愿的, 都是由于他们的上瘾。从调查数据中可以获得负责照顾孙辈的祖父母的数据, 因此我们将它们纳入了我们的模型。

5.3 基于社会经济地位的模型优化

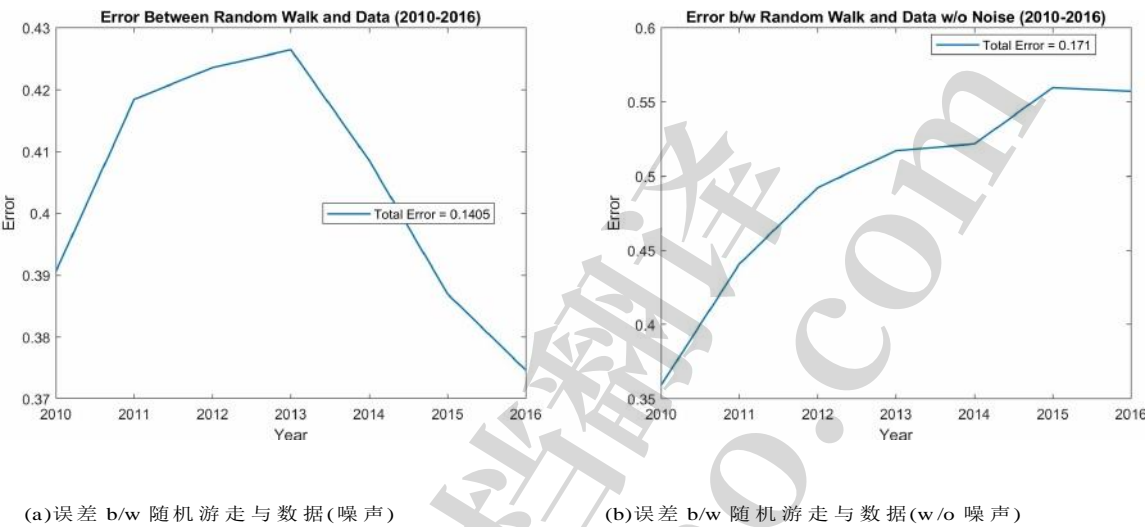
为了将社会经济因素纳入我们的随机游走模型, 我们首先在sklearn中运行了一个随机森林算法, 该算法将每个县根据23个社会经济预测指标划分为我们的六个类别之一。(关于我们选择这些预测因子的更详细解释见下文第6.3节。)我们也尝试了逻辑回归, 但随机森林总是表现得更好, 达到了90%的测试准确率。使用sklearn中的特征重要性属性, 我们发现前十大最重要的社会经济因素(根据分类器)是总非法药物使用率, 总人口, 出生在美国的人, 美国血统, 爱尔兰血统, 家里只说英语, 有一些大学但没有学位的人, 高中毕业率, 波兰血统, 以及拥有研究生或专业学位的人。不幸的是, 这些特征排名是基于绝对量级的, 因此它们无法深入了解对阿片类药物滥用率的影响方向。我们的改编模型使用这个随机森林分类器生成的概率来初始化我们随机游走的概率向量。然后, 算法像以前一样继续进行。

在做了这个调整之后, 我们用我们的误差函数来比较新模型和旧模型的性能。当我们不优化每个类上的系数时, 新模型比旧模型表现得更好。然而, 一旦我们优化了系数, 两个模型都变得更加准确, 它们的性能变得具有可比性。

如图?? ?下图中, 模型的年误差在中间增加了一个but but但在4年后又下降了。这些信息以及缺乏测试数据的事实通常表明, 通过系数优化, 模型也过度拟合了2010年至2015年之间的特定情况。进行系数优化是为了减少2010年至2015年之间的总误差, 但误差在2016年仍在减少。这种收敛性的缺失告诉我们, 过度拟合应该不是一个问题。因此, 我们依靠我们的第二个模型(空间回归)来进一步洞察社会经济因素在表征阿片类药物流行蔓延方面的重要性。

5.4 误差和灵敏度分析

随机游走模型在模拟开始后立即呈现高误差。在有噪声的情况下，误差在 2013 年左右达到峰值，然后开始急剧下降;没有噪声时，误差继续沿着上升的路径上升。下面的图 7a 和 7b 描述了这些趋势。



我们的模型支持我们早期注意到的聚类 and 后来包含噪声而增加的随机性之间的健康紧张关系。然而，这种平衡需要大约 24 个时间步或 6 “年”才能达到，这就是为什么模拟开始时的误差比结束时要高得多。

第二种形式的误差来自于我们在优化系数时缺少小数点。长时间运行这种模拟或进行扩展试验的成本很高，这会使优化系数的成本增加好几度。由于比赛的时间限制，我们选择限制系数的准确性，减少优化系数所需的时间。如果有更多的时间，误差就会更低。

5.5 可能的起源位置

为了避免由于依赖线性外推的社会经济因素而给我们的模型增加偏差，我们决定使用不依赖社会经济因素的旧模型来进行产地识别分析。我们进行了蒙特卡罗模拟，以找到可能的起源地点，从 2000 年阿片类药物危机第一波高峰时期的每个县开始流行。然后，模拟及时向前传播，直到 2010 年，那时我们将结果与给定数据进行了比较。与 2010 年数据差异最小的模拟代表了可能开始流行的县。下图突出显示了疫情可能开始的县(紫色)和各自州登记为第一个感染疫情的县(蓝色)。根据随机游走模型，危机最有可能的起源是肯塔基州的蒙哥马利(下图中以金色显示)。

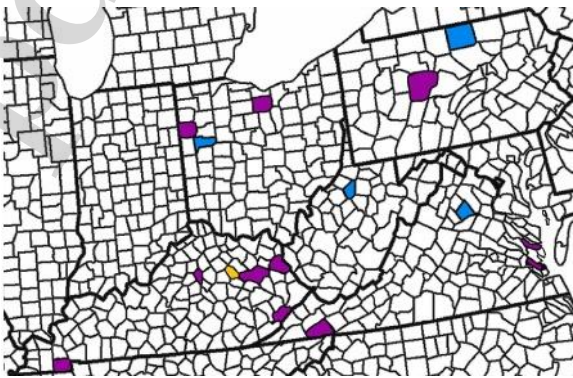


图 8:疫情的起源地点



在前一节分析疫情特征时，我们提到了基于对我们结果的目测和 2.3.2 节讨论的布朗利环效应，我们认为危机起源于西弗吉尼亚州西南部的某个地方。虽然这并不完全正确，但根据我们的模型，实际的起源距离这一地区并不遥远，这强化了环效应的重要性。注:我们讨论了未来的趋势和药物鉴定阈值，并与第二个模型进行了比较。这一讨论位于第 6.4 节。

## 6 第二种建模方法:空间回归

为了进一步了解阿片类药物的流行，我们探索了空间回归模型在 NFLIS 和 ACS 数据中的应用。空间回归通常用于模拟社会和生物现象[58,13]。考虑空间关系是很重要的，因为空间相关性极大地减少了独立数据样本中包含的信息。一个保守的经验法则是，它将数据集信息减少了 2[33]的因子。

在空间回归中，有三种常见的模型类型。空间自回归模型(Spatial Autoregressive models, sar)，也被称为空间滞后模型，它量化了因变量  $y$  在相邻区域之间的空间依赖性。换句话说，它们量化了  $y$ [57]的扩散或“溢出”效应。其正式模型为:

$$y = \rho W y + X \beta + u$$

其中  $W$  代表空间权重(区域之间的邻接或距离)， $\rho$  是空间自回归系数，误差  $u$  被假设为经典(与  $y$  无关)[62]。

空间误差模型(Spatial Error model, 简称 sem)量化了残差的空间依赖性。我们可以将空间误差概念化为一个或多个未知预测变量中的空间相关性，而不是溢出效应。其形式化模型为:

$$y = X \beta + u$$

$$u = \lambda W u + v$$

其中，除了上面定义的变量外， $\lambda$  是空间自回归系数， $v \sim N(0, \sigma^2)$ [62]。

空间 Durbin 模型(SDMs)是空间滞后模型和空间误差模型[14]的组合。通过使用  $W$  对模型中的预测变量进行滞后，我们可以得到除了常规预测变量之外的空间预测变量的集合。正式模型为:

$$y = \rho W y + X \beta + W X \theta + e$$

其中，除了上面定义的变量之外， $\theta$  是滞后预测变量回归系数的向量， $e$  是误差。[57]。也有可能将滞后预测因素包括在空间误差模型中，从而产生 Durbin 误差模型(DEM)，但该模型似乎不太常见，我们在本文中没有进一步探讨它。

模型规范的问题取决于我们是否认为因变量(在我们的例子中，阿片类药物滥用)的空间模式是由扩散造成的，还是仅仅受到空间变化的风险因素的影响。幸运的是，我们可以依靠统计检验以及我们的研究和直觉的结合来选择一个模型。

### 6.1 模型拟合

为了进行统计回归，我们使用了一个名为 `spdep` 的 R 包。这个包除了回归过程之外，还方便了模型规范和结果解释。为了量化空间权重(模型中的  $W$ )，我们使用了所有美国县[21]的 `shapefile`，将其子集化为只包括我们感兴趣的五个州，并将其转换为一个空间权重对象，如图 9 所示。

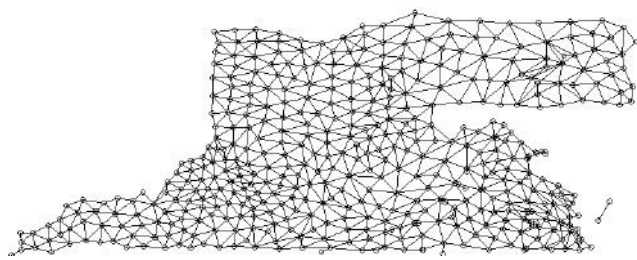


图 9:县与县之间空间权重的可视化

因为我们的 ACS 数据集没有包括 shapefile 中的所有县，所以我们花了一些时间研究如何使用缺失数据进行回归。然后，我们遇到了让模型收敛的麻烦。事实证明，拥有高度相关的变量和具有大量数字的预测器(即数字  $\times 10^{\text{high power}}$ )在矩阵的数值求解过程中会引起问题。在阅读了大量文档并诊断了这些问题之后，我们调整了数值公差水平，重新缩放预测变量，并删除了高度相关的变量。采用方差膨胀因子法(variance inflation factors, VIF)确定高相关变量。VIF 公式如下：

$$VIF_k = \frac{1}{1 - R_k^2}$$

在  $R_k^2$  是  $R^2$ -通过回归  $k$  得到的值  $h$  对剩余预测因子[25]的预测因子。因此，如果一个预测因子与其他预测因子高度相关，其  $R_k^2$  值会很大，VIF 表达式的分母会很小，而 VIF 分数会很大。解决多重共线性的一个常见启发式方法是删除 VIF 评分超过 10 分的预测因素。在我们的数据中，VIF 评分  $> 10$  分的变量组包括家庭/家庭结构、教育入学和获得情况、居住流动性、出生地点和语言等许多重叠指标。去除这组变量后，我们得到 54 个预测因素，主要来自 ACS，但也包括非法药物总使用率(来自 NFLIS 的 `totaldrugreportscounty` 除以来自 ACS 的总人口)，加上我们的因变量:非法阿片类药物使用率(NFLIS 药物报告除以总人口)。注:尽管有几个教育程度类别的 `vif` 在 8 或 9 左右，但我们决定将它们保留在模型中，因为我们在关于社会经济因素的研究中读到了很多关于教育和收入水平(教育是一个代理)的内容。我们后来证实，当我们仅使用 VIF 评分小于 4 分的变量运行模型时，这是一个可接受的决定，并得到了非常相似的结果(系数略有不同，但统计学显著性相同)。

最后，所有的工作都得到了回报。使用类型为 "mixed "的函数 `lagsarlm`、`errorsarlm` 和 `lagsarlm`，成功地对空间滞后、空间误差和空间 Durbin 模型进行了回归分析。注意:这些模型的编码方式，每个空间区域(县)不可能有多个值。因此，我们必须分别运行每年的数据，并综合考虑结果。虽然这确实给我们的工作流程增加了一些复杂性，但这使我们能够分析时间上的非平稳性，即模型反映多年数据差异的方式。

6.2 统计结果

运行完所有模型后，我们对结果进行了分析。每一个模型(跨越七年)都证实了数据中一个高度显著的空间信号。似然比检验(Likelihood Ratio Test, LRT)是两个嵌套模型(其中一个模型的参数多于另一个[41]模型)的似然函数的比值。在这种情况下，LRT 比较了空间线性回归和规则线性回归。空间自回归系数  $\rho$  和  $\lambda$  (分别用于 SAR 和 SEM)的似然比检验和渐近 t 检验的  $p$  值均  $\leq 2^{-3}$ 。这意味着空间回归比常规回归能给我们提供更多的信息。

关于空间模型规范，最直接的比较可以基于最大化的对数似然[14]。各年份空间 Durbin 模型的对数似然最高。这是有道理的，因为我们预计阿片类物流行的传播既会显示出空间滞后，也会显示出空间错误模式，这是基于人类互动和社会经济和/或监管模式。注:似然比检验不能直接比较空间滞后模型和空间误差模型，因为它们不是嵌套[14]。

我们将总体结果报告在下面的表 1 中。

一年	SAR LogLik	SEM LogLik	Durbin LogLik	Durbin $\rho$
2010	2480	2479	2544	0.299
2011	2382	2378	2442	0.205
2012	2405	2400	2454	0.128
2013	2462	2456	2510	0.209
2014	2442	2442	2496	0.188
2015	2408	2408	2457	0.208
2016	2475	2485	2529	0.214

表 1:各空间模型的对数似然和最佳模型的空间自回归系数

每个 SAR 和 Durbin 模型还对残差自相关进行拉格朗日乘子(LM)检验。约一半的 SAR 和 Durbin 模型存在显著的残差自相关( $p$  值  $< 0.01$ )。这表明(a)可能存在其他空间自相关变量, 可以改善我们的模型和/或(b)我们的误差项是异方差(具有非均匀方差)[58]。为了验证后者, 对每个空间 Durbin 模型进行 Breusch-Pagan(BP)检验。果不其然, 所有的 BP 测试在残差中都显示出高度显著的异方差。在空间模型中, 这往往是由于空间单元具有不同的总体大小[58]。我们在第 9.1 节(未来探索)中包含了更多关于潜在重要的其他变量的讨论。

与普通线性回归产生的系数不同, 来自空间滞后模型的系数不便于解释, 因为一个区域的一个预测因子的变化会影响其他区域的响应, 而其他区域的响应又会影响最初发生变化的区域的响应[57]。为了同时考虑直接(局部)和间接(溢出)效应, 我们使用 `spdep` 中的影响函数来计算每个预测变量的单位增加的全球平均影响。我们的结果表明, 到目前为止, 一个县的总非法药物使用率是该县阿片类药物滥用水平的最强预测因子。下面是影响产出的子集, 显示了总非法药物使用率单位增加对阿片类药物使用率的直接、间接和总影响。

一年	直接	间接	总计
2010	0.388	0.236	0.624
2011	0.384	0.178	0.562
2012	0.353	0.126	0.478
2013	0.356	0.149	0.505
2014	0.409	0.123	0.532
2015	0.387	0.118	0.505
2016	0.332	0.080	0.411
平均	0.372	0.145	0.517

美国疾病控制中心报告称, 2014 年, 61%的药物过量死亡与某种类型的阿片类药物有关, 包括海洛因[32]。到 2017 年, 这一数据为 67% [26]。因为我们知道, 自 20 世纪 90 年代以来, 阿片类药物使用率急剧上升, 所以我们的发现(对 2010 年至 2016 年的估计进行平均), 在同等条件下, 总非法药物使用率每增加一个单位, 阿片类药物滥用率就会提高 52%, 这似乎非常现实。为了进行比较, 我们对同一预测集进行了普通线性回归, 发现虽然  $R^2$  值为 0.74(相对较高), 但总非法药物使用率的系数仅为 0.374。值得注意的是, 我们的平均直接影响率为 0.372。这一结果证实了我们的空间模型在预测阿片类药物滥用方面远远优于常规回归模型, 因为它考虑了空间扩散的间接影响。来自 `sarlm` 模型的另一个输出 Akaike 信息准则(AIC)正式量化了所有模型的这种比较。

10 说明了 2012 年最重要的变量, 这是七年中相当有代表性的样本。另一个相当有代表性的模型——2014 年的影响系数(直接、间接和总)的完整清单在附录中。

Predictor Variable	Total Impact
All Illicit Drugs Rate	0.4784479
Ancestry: Norwegian	-0.0005062
Ancestry: Danish	-0.0004275
Ancestry: Portuguese	-0.0003794
Ancestry: West Indian, Excluding Hispanic Origin	0.0003416
Ancestry: Arab	0.0002836
Lived Abroad Last Year	-0.0002458
Ancestry: Ukrainian	-0.0002386
Single Male with Children Under 18	0.0001958
Ancestry: French Canadian	0.0001874

图 10:2012 年空间滞后模型中影响最大的十大预测变量

注:此表是从 R 扫描进来的，因此它被标记为图，而不是表。

七个滞后模型的前十个最重要变量(非法药物使用总量除外)的联合显示:

- 血统:总体而言，北欧和东欧血统是负面预测因素，而法裔加拿大人、阿拉伯人、西印度人和斯洛伐克人是正面预测因素
- 住房/家庭结构:未婚伴侣是一个负预测因子;有 18 岁以下子女的单身男性是正向预测因子
- 其他:去年在国外生活是负面预测因素

这些变量似乎都没有特别有助于为政策提供信息，帮助解决阿片类药物危机。此外，由于总非法药物率与其他预测因子(在每个模型中)之间的影响系数大小存在如此大的差异，因此关注总非法药物率将产生更大的影响。我们在第 7 节(对抗阿片类药物流行的策略)中讨论了降低总非法药物率的策略。

6.3 敏感性分析

在测试空间回归模型的早期阶段，我们使用了社会经济变量的一个较小子集，这些变量是根据我们的研究手工选择的。(这 23 个变量强调教育程度和血统，还包括负责孙辈的祖父母、平民退伍军人、最近一年搬家的人、出生地以及在家只说英语的比例。)结果与涵盖所有数据集的结果没有显著差异。空间信号在所有年份和模型中都非常显著;空间德宾模型都表现最好。非法药物总使用率单位增加对阿片类药物使用率的直接、间接和总平均影响分别为 0.377、0.154 和 0.531，与较大模型对应的平均影响差异均小于 0.01。我们假设，来自较大模型的值略小，因为告知空间格局的变量越多，模型对任何一个变量的依赖就越少。另一个有趣的观察是，对于较大的模型， $\rho$  值和空间回归显著性值有小幅下降。我们假设这是因为有太多变量告知响应，尽管存在空间相关性(以及我们在空间回归部分开头提到的相关信息损失)，但模型仍具有大量信息。

在早期的模型中(有 23 个手工选择的预测因子)，模型之间的共识如下:

- 教育:拥有学士学位的百分比与非法阿片类药物使用均呈正相关;高中毕业生百分比和有一些大学但没有学位的百分比大多为负相关
- 家庭:负责照顾孙辈的祖父母的比例都是正面的
- 语言:在家只说英语的受访者中，持肯定态度的比例居多
- 血统:荷兰人和爱尔兰人的比例都是正面的;挪威人、乌克兰人和匈牙利人的比例大多为阴性

注:“大部分”正面/负面表明在 7 年的模型中，该类别至少有 5:2 的多数。

6.4 未来趋势及与第一模型的比较

的预测。R 中的 `sarlm` 函数允许我们将最初结果中的趋势应用到新数据中。我们用它来预测这两个模型未来 5 年的阿片类药物非法使用情况。因为我们试图对相同的预测变量进行预测，但对模型中的变量(外推的社会经济因素)进行不同的观察，所以我们使用“趋势”预测类型[17]。

在对阿片类药物滥用流行率进行预测后，我们通过我们的六阶段分类器运行这些数字，以使结果与我们的随机游走模型的结果具有可比性。下图说明了我们的第一个模型(随机游走)和第二个模型(空间滞后)的预测之间的偏差。

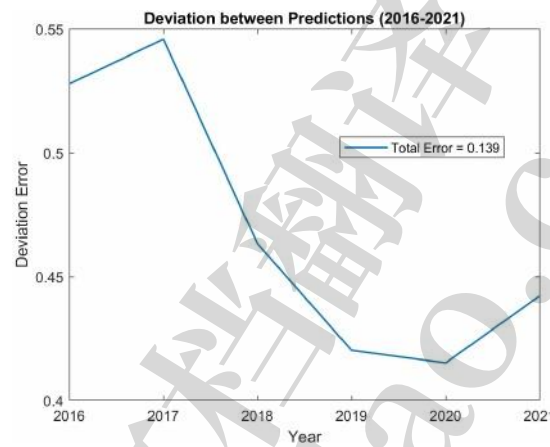


图 11:随机游走和空间回归预测之间的误差

空间回归模型在很大程度上依赖于社会经济因素的准确性。因为我们假设 SES 指标随时间线性变化，外推的指标最接近初始数据，这意味着空间回归模型在 2016 年之后不久的年份最准确。如前几节所讨论的，在初始点之后的几年里，随机游走有显著的误差。在模拟开始的时候，第二个模型更准确，而随机游走失败了，这解释了它们在 2017 年和 2018 年之间的差异。若干年后，我们之前关于社会经济指标的假设使得空间回归越来越不准确;第一个模型的准确性随着随机性和聚类之间的张力达到平衡而增加。

6.4.1 药物识别阈值

在过去的几千年里，毒品的使用几乎是恒定的，未来可能还会继续。考虑到这一点，我们在试图将一个县的毒品使用水平确定为“有问题的”时，将重点放在了该县的高水平或不断增加的毒品使用上。然而，我们无法准确地确定“高稳定”或“增加”的经验措施，随着时间的推移将保持不变。相反，我们决定将一个县归类为有问题的，如果它处于一个相关的状态，即高稳定、高增长或低增长，持续时间超过一年半或 24 个时间步。下图 12 描绘了未来十年预测的问题县数量。

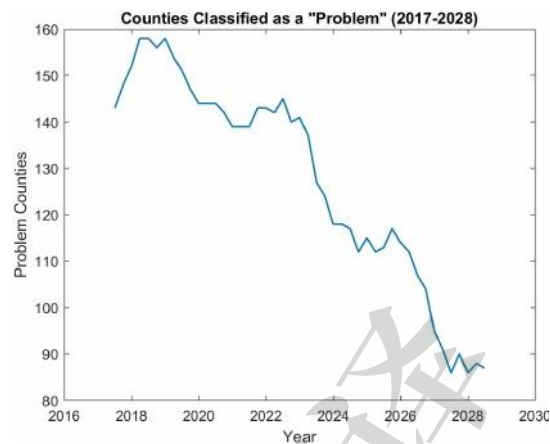


图 12:被列为“问题”的县(2017-2028 年)

令人欣慰的是，我们的模型显示，问题县的数量将在未来十年稳步减少。然而，这可能是由于前面提到的溢出效应。随着危机扩散到国内其他地区，在我们的研究区域内，问题的严重程度可能会降低。

6.4.2 对美国政府的关注

虽然阿片类药物滥用水平的持续上升可能真正破坏国家的社会经济稳定，但这种流行病的一些更令人担忧的后果已经发生。美国的监禁水平是世界上最高的[40]，随着毒品战争的继续，将继续攀升。与“干净”的人相比，吸毒的人更容易被捕，大多数人会在初次释放后的五年内回到监狱[56]。阿片类药物的泛滥也迫使许多孩子在失去父母后离开家庭，进入寄养系统。对于儿童福利资金不足的州来说，这意味着在没有更多寄养家庭的情况下，孩子们只能睡在州政府大楼里[61]。这一点，生产力的损失，以及医疗保健成本，都导致了阿片类物流行的惊人价格。阿片类药物过量死亡人数正在飙升，如果不进行干预，预计到 2027 年，死亡人数将达到每年 9.3 万人。相应的财政成本增加将意味着每年 1430 亿美元的代价。

7 项对抗阿片类物流行的战略

7.1 减少非法药物使用

我们的空间回归和随机森林模型的结果都表明，总非法药物使用率是每个县阿片类药物使用率的最重要预测因子。七年空间回归模型的平均结果是，在其他所有因素不变的情况下，总非法药物使用减少 0.1%将使总非法阿片类药物使用减少 0.052%，这几乎是该地区各县阿片类药物滥用患病率中位数的一半。

我们的进一步阅读显示，文献中记录了减少非法药物的总体使用会显著影响非处方阿片类药物的使用。1993 年，美国国家研究委员会(美国)物质滥用预防研究委员会对美国非法药物使用的研究进行了具有里程碑意义的回顾，发现很少有人尝试高度成瘾性的非法药物时不首先使用其他不那么强大的物质，如大麻[31]。这和文献中的类似发现表明，减少一个地区的毒品使用总量会减少阿片类药物的使用量，因为更少的人会在毒品等级中取得进步。

建议解决非法药物使用率问题的方法包括投资于刑事司法系统内外的康复基础设施[63]，向愿意与警方合作的社区伸出援助之手并提供资源[37]，以及改善青少年关于非法物质成瘾特性的教育[31]。我们关于血统和教育的模型的结果表明，针对所有种族和社会经济地位的人的教育举措是必要的。

7.2 直接阿片类药物干预

20 世纪 70 年代初，美国宣布向毒品宣战，增加了联邦禁毒执法机构的规模和存在，同时停止了对这些物质的医疗功效的调查。在[1]事件之后的几十年里，滥用毒品犯罪的比率一直保持不变或有所上升。发动另一场反毒品战争并不能解决阿片类药物泛滥的问题。相反，我们必须理解它并相应地对待它:作为一场公共卫生危机，需要科学和基于健康的解决方案，而不是过去几年使用的好斗方法。在这个方向上迈出的第一步是对阿片类药物处方的限制，但我们还有很长的路要走。这一过程的下一步涉及预防，减少过量死亡，并改善刑事司法系统内外的成瘾护理[11]。

开展全面的公众意识和教育活动。应该针对那些已经滥用阿片类药物的人开展一系列宣传活动，以传达紧迫的安全问题，例如共用针头导致血源性疾病的危险。针对青少年和年轻人的预防措施尤其重要，因为他们更容易上瘾[6]。以公共卫生科学为基础，指导教育工作者采取有效的预防和干预策略，而不是采取剥夺学生资源的惩罚措施，这会在无意中强化这种行为。利用学校网站向家长和儿童分发有关阿片类药物滥用的信息。

减少阿片类药物的可用性和可及性。各国应扩大并鼓励使用处方药监测计划(PDMP)，以跟踪受管制处方药的处方和配药情况，以查明疑似滥用、购买医生或转移用途。应制定计划，让医疗专业人员了解疼痛管理的安全处方做法，并促进对 CDC 处方指南的依从。在美国，每年约有 61% 的处方药没有被使用。剩下的药物可能会被滥用或转移，冲洗它们会污染供水。启动和扩大药物回收计划将减少这些药物流入街头的数量。

减少过量死亡。将纳洛昔烯等拯救生命的阿片类药物过量解毒剂送到急救人员手中。这种药物的管理已经从过量中拯救了数万人的生命[8]。此外，加快向利益相关者分发有关危机的新信息。这包括有关新兴合成物质的新闻，以及如何治疗接触过合成物质的人。

改善刑事司法系统内外的成瘾治疗。提高治疗能力，扩大药物辅助治疗(MAT)项目的可用性，扩大成瘾治疗项目的保险覆盖范围，将帮助刑事司法系统之外的人获得克服成瘾所需的帮助。提供足够的康复支持系统将鼓励正在康复的上瘾者保持干净。改善刑事司法系统的治疗将降低吸毒者的再犯率，其中四分之三的人在获释后五年内因另一项罪行被捕[56]。为此，鼓励各州教育执法人员将成瘾作为一种慢性健康状况，并实施和支持转移项目，如监禁替代方案(ATI)，这使刑事司法系统中的个人有更多的治疗选择。此外，各国应支持在重返平民生活后对 CJS 人员的治疗方案。

8 .局限性和错误来源

没有一个模型是没有错误的，尤其是那些在不到 99 小时内设计和实现的模型。以下是我们的建模方法内部可能的错误来源或弱点，可以通过未来的探索加以解决。

8.1 总体

数据限制:本报告的一个限制是数据限制，这将我们的可用信息减少到 ACS 和 NFLIS 提供的数据。虽然我们能够从初始数据中推导出额外的变量，并包括来自外部来源的地图数据，但我们的探索受到了给定社会经济因素的限制。

可修改的区域单位问题:MAUP 描述了在不同比例尺上进行的空間分析中的差异，这是因为人们选择分析信息或分组方案的比例尺可以产生不同的结果[20]。如果我们在不同的尺度上提供数据，例如在个人层面，或在人口普查区或邮政编码层面汇总数据，我们的调查可能会产生显著不同的结果。

邻接性 vs.距离:在我们的两个模型中,我们都纳入了基于县邻接性而不是物理距离的空间加权。对于模型来说,似乎所有的县都是等距的,尽管一些县在大小和形状上有很大的不同。例如,被一个小县分隔的两个县可能比被一个大县分隔的两个县具有更多的特征。改变空间加权的类型可能会显著改变我们的结果[33]。

SES 变量的线性外推:预测 2017-2021 年阿片类药物滥用率需要在给定数据的时间框架之外外推社会经济指标。为了简单起见,我们假设每个变量都有线性趋势。在现实中,这些趋势可能会更加多样。注:为了比较我们的空间回归模型和随机游走模型之间的结果,有必要将社会经济指标纳入未来预测。然而,为了我们识别可能的起源点(过去),我们使用了不含社会经济因素的随机游走模型版本,因为有偏差的社会经济因素会给我们的模型引入更多的偏差。由于起源研究构成了从我们的第一个数据回溯到 10 年前,我们假设空间回归模型是站不住脚的。随机游走的蒙特卡罗方面促进了这项任务。

8.2 模型一:随机漫步

马尔可夫性质:马尔可夫链或过程的定义特征是未来状态只依赖于当前状态。我们名义上假设马尔可夫特性来模拟每个县阿片类药物滥用流行率的变化。这里的“名义上”适用,因为一个县的类别的选择取决于它及其邻居的当前类别,而当前类别又取决于该县过去的状态。无论哪种情况,从长期来看,做出这种半马尔可夫假设可能是不现实的,因为较长期的变化,如政策的实施,在很大程度上表明了该地区过去的药物滥用问题,并将推动一个县在长期内具有更一致的药物滥用患病率。这一假设可能会降低我们长期预测的一些有效性。

马尔可夫模型中变量的线性插值:与上文讨论的外推类似,对给定数据年份之间每个“三个月”时间步的社会经济变量进行线性插值是一种方便但可能不准确的捷径。然而,插值所引入的误差远不如外推所引入的误差显著,因为我们处理的是给定数据点之间的时间步长,也因为社会经济因素,如具有某种家庭结构或血统的人的百分比,不太可能在一年的跨度内发生剧烈变化,而它们可能在例如五年的时间内发生显著变化。

识别潜在的起源位置:对于 2000 年,我们将所有县初始化为低稳定类。然而,考虑到该模型固有的随机性,低稳定县在一个时间步内跳跃到高增加、减少或稳定类的可能性很小。这在某种程度上是不现实的,并且可能导致了我们在时间上向前运行这些模型时对 2010 年空间分布的近似存在误差。

8.3 模型 II:空间回归

预测:在预测 2017-2021 年阿片类药物滥用率时,我们应用了 2016 年的空间滞后模型。尽管使用最新的模型似乎是最好的选择,因为我们必须对每一年进行单独的空间回归,但 2016 年的模型并不一定具有 2010-2016 年的代表性。这意味着我们的预测几乎肯定受到了 2016 年社会经济因素数据的影响。

空间模型检验:空间自回归和空间误差回归是渐近的,也就是说,它们仅对大量区域[33]给出了近似有效的推断。我们没有时间了解和运行适当的蒙特卡罗假设检验,以确认我们研究区域的县的数量足够大,但考虑到其他资源讨论统计显著性,每年拥有大约 460 个县的数据似乎已经足够好了。如果考虑到预测变量的数量,我们没有足够的观察数据,那么我们的回归系数估计可能是不准确的。

9 的结论

阿片类药物泛滥是一场史诗级的危机,需要公众和政策制定者立即予以关注。在本报告中,我们使用原始随机游走模型和一套空间回归模型,描述了这场危机在美国阿巴拉契亚地区的蔓延情况,该地区的疫情最为普遍。考虑到所提供的数据,我们的模型表现良好,并且相互补充。这些数据的结合



模型提供了有关与阿片类药物流行和该区域未来空间动态相关的社会经济变量的有用见解，这使我们能够为公共政策干预提出知情建议。

9.1 未来探索

有了更多的时间和资源，我们希望从以下方面扩展我们的分析：

- 将更多的数据纳入分析，包括与药物和阿片类药物使用直接相关的变量，以及收入、医疗保险覆盖范围和残疾状况等社会经济因素。
- 将地理因素(例如，主要城市和高速公路的位置)纳入我们的随机游走模型。
- 将分析与不同尺度下的数据进行比较(以测试 MAUP)，并使用距离加权而不是县之间的邻接。可能要尝试的距离加权包括县地理质心之间的距离和人口加权质心之间的距离。地理上常见的方法包括直线距离和主要道路上的距离。
- 使用过去的实际社会经济数据来帮助指导我们识别可能的原产县，而不是排除它或从我们 2010-2016 年的数据中线性外推。
- 用 2017 年、2018 年以及未来的数据来验证我们的预测。
- 探索将长期趋势的影响(例如公共政策)纳入我们的模型的方法。
- 了解并尝试运行:a)空间回归面板模型，这将允许我们同时分析来自所有年份的数据，并基于超过一年的数据进行预测，以及 b)蒙特卡罗假设检验，以确认空间回归模型在给定我们使用的县和预测变量数量的情况下返回有效的推断。
- 调查空间非平稳性的可能性(不同子区域的不同分布/概率行为，例如州或其他县的集群)。不同区域的不同关系可能为每个区域的不同公共卫生干预策略提供信息。
- 了解并尝试在这些数据上运行广义线性模型(GLMs)。线性模型是空间统计中最广泛使用的回归模型。然而，泊松和逻辑回归模型最广泛地应用于公共卫生应用，特别是那些处理计数数据(例如毒品逮捕)的应用。空间滞后和空间误差模型使我们能够确认空间自相关性在我们的数据中是显著的。然而，我们希望探索具有空间适应性的 GLMs 的应用，它能够结合空间线性回归和传统计数数据模型[33]的优点。一个很有前途的选择是在 R[35]中使用 geoRglm 包。
- 研究更多的政府策略，以全面解决阿片类药物危机，强调但不限于那些在县级降低整体非法药物使用率的策略。

## 10 给行政长官的备忘录

2019 年 1 月 29  
日

致:Uttam Dhillon -代理署长, 缉毒局抄送:Nora D. Volkow 博士-主任,  
国家药物滥用研究所从:MCM 团队#1901679

主题:对抗阿片类物流行的战略

阿片类物流行病在 2017 年夺去了 4.7 万人的生命[26], 如果不解决[18], 在 2027 年之前可能会再夺去 50 万人的生命。我们的团队分析了给定的数据, 并设想了两个模型, 准确描述和预测了肯塔基州、俄亥俄州、宾夕法尼亚州、弗吉尼亚州和西弗吉尼亚州阿片类物流行的传播。为了更好地理解这场危机以及我们减少其影响的任何机会, 我们探索了当前的研究, 并在我们的模型中调查了社会经济地位对阿片类药物滥用的影响。

### 结果

我们使用了两种不同的模型来更全面地了解阿片类药物的流行。两者都将成瘾定性为一种传染病, 从最初的源头向外扩散。我们确定该地区可能的起源点是肯塔基州蒙哥马利县, 这是一个没有太多治疗支持的农村地区。因此, 这个问题只会继续扩大, 并蔓延到邻近的县。在未来, 我们预测这一流行病将继续在全国范围内蔓延, 特别是影响那些已经非法药物使用高发的县。减缓这一流行病的蔓延是至关重要的, 应该立即加以解决。

### 建议

为了减轻阿片类物流行的影响, 并在未来几年减少过量死亡人数, 我们提出以下政策:

- 1.对治疗急性疼痛的阿片类药物处方进行限制, 但不限制残疾人或慢性、严重疼痛患者获得阿片类药物。对医疗专业人员进行安全处方实践教育, 并鼓励遵守美国疾病控制与预防中心的阿片类药物处方指南。
- 2.开展有针对性的教育和宣传活动。其中一组应针对青少年, 他们是最容易受到加法影响的群体之一, 并通过学校系统和网站执行。另一套应该针对那些已经滥用阿片类药物的人, 警告他们继续使用阿片类药物的潜在危险, 并促进他们附近的治疗项目和诊所。
- 3.将拯救生命的阿片类药物过量解毒剂纳洛昔烯分发给急救人员, 并可能分发给成瘾者的家人和朋友, 并告知他们使用情况。
- 4.为那些有成瘾问题的人扩大保险覆盖范围和治疗能力。扩大使用美沙酮和丁丙诺啡等药物的药物辅助治疗(MAT)计划的可用性, 特别是在农村地区, 也将使挣扎的个人克服他们的成瘾。
- 5.改善刑事司法系统中的成瘾治疗。这将降低吸毒者的再犯率, 他们更容易被捕, 四分之三的人在获释后五年内会因另一项罪行被捕[56]。教育执法人员成瘾是一种慢性健康状况, 并支持他们在回归平民生活后继续接受治疗。

## 参考文献

- [1]毒品战争简史。在线》2018。url: [drugpolicy.org/issues/brief-history-drug-war](http://drugpolicy.org/issues/brief-history-drug-war)。
- [2]汤姆·阿巴特。“研究者的模型可以帮助遏制阿片类药物危机”。见:斯坦福医学新闻中心(2018)。网上。网址: [med.stanford.edu/news/all-news/2018/08/researchers-model-could-help-stem-opioid-crisis.html](http://med.stanford.edu/news/all-news/2018/08/researchers-model-could-help-stem-opioid-crisis.html)。
- [3]药物滥用,行为健康统计中心心理健康服务管理局和质量。TEDS 报告:18 - 30 岁接受治疗的患者开始使用药物的年龄。网上。马里兰州罗克维尔: SAMHSA, 2014 年。url: [samhsa.gov/data/sites/default/files/WebFiles\\_TEDS\\_SR142\\_AgeatInit\\_07-10-14/ted-sr142-ageatinit-2014.htm](http://samhsa.gov/data/sites/default/files/WebFiles_TEDS_SR142_AgeatInit_07-10-14/ted-sr142-ageatinit-2014.htm)。
- [4]成瘾中心,编辑,可待因成瘾和滥用。在线》2018。网址: [addictioncenter.com/opiates/可待因/](http://addictioncenter.com/opiates/可待因/)。
- [5]成瘾中心,美沙酮成瘾和滥用。在线》2018。网址: [addictioncenter.com/opiates/美沙酮/](http://addictioncenter.com/opiates/美沙酮/)。
- [6]青少年物质使用:美国头号公共卫生问题。在线》2011。url: [eric.ed.gov/?id=ED521379](http://eric.ed.gov/?id=ED521379)。
- [7] A. Kennedy-Hendricks 等“美国成人阿片类药物的药物共享、储存和处置实践”。见: *Journal of the American Medical Association* 176.7(2016)。网上。第 1027-1029 页。url: [jamanetwork.com/journals/jamainternalmedicine/fullarticle/2527388](http://jamanetwork.com/journals/jamainternalmedicine/fullarticle/2527388)。
- [8] E. Wheeler 等,《为 Layperons 提供纳洛欣的阿片类药物过量预防项目:美国,2014》。见:《发病率与死亡率周报 64.23》(2015)。网上。第 631-635 页。网址: [cdc.gov/mmwr/preview/mmwrhtml/mm6423a2.htm](http://cdc.gov/mmwr/preview/mmwrhtml/mm6423a2.htm)。
- [9] Jordan M. Harrison 等,“2000-2015 年美国成人非癌性疼痛患者中按种族/族群划分的处方止痛药使用趋势”。见:《美国公共卫生杂志》(2018)。doi: 10.2105 / AJP.2018. 304349。
- Katherine M. Keyes 等,“了解美国非医疗处方阿片类药物使用和滥用方面的城乡差异”。见:《美国公共卫生杂志》104.2()。网上。第 52-59 页。url: [ncbi.nlm.nih.gov/pmc/文章/PMC3935688/](http://ncbi.nlm.nih.gov/pmc/文章/PMC3935688/)。
- [11] Lee C. Bollinger 等。终结阿片类药物危机:决策者的实用指南。网上。Center on Addiction, 2017 年。网址: [centeronaddiction.org/addiction-research/reports/ending-opioid-crisis-practical-guide-state-policies](http://centeronaddiction.org/addiction-research/reports/ending-opioid-crisis-practical-guide-state-policies)。
- Tara A. Macey 等”慢性 OEF/OIF 退伍军人的处方阿片类药物使用模式和相关性非癌性疼痛”。见: *Pain Medicine* 12.10(2011)。网上。1502-1509 页。Url: [academic.oup.com/painmedicine/article/12/10/1502/1890236](http://academic.oup.com/painmedicine/article/12/10/1502/1890236)。
- [13] Ver Hoef 等人,“生态数据统计推断的空间自回归模型”。见: *ecology Monographs*(美国生态学会)(2017)。网上。网址: [esajournals.onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1002/ecm.1283](http://esajournals.onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1002/ecm.1283)。
- [14] 卢克·安瑟林。R.技术报告《空间回归分析导论》。网上。伊利诺伊大学香槟分校,2003 年。url: [labs.bio.unc.edu/buckley/documents/anselinintrospatregres.pdf](http://labs.bio.unc.edu/buckley/documents/anselinintrospatregres.pdf)。
- [15] Monica J. Alexander Mathew V. Jiang Magali Barbieri。“1979-2015 年美国黑人和白人阿片类死亡率的趋势”。见:《流行病学》29.5(2018)。网上。第 707-715 页。url: [journals.lww.com/Fulltext/2018/09000/Trends\\_in\\_Black\\_and\\_White\\_Opioid\\_Mortality\\_in\\_the.16.aspx](http://journals.lww.com/Fulltext/2018/09000/Trends_in_Black_and_White_Opioid_Mortality_in_the.16.aspx)。
- 亚历克斯·贝雷佐。白人过量死亡人数比黑人高 50%,比西班牙裔高 167%。在线》2018。网址: [acsh.org/news/2018/04/05/white-overdose-deaths-50-higher-blacks-167-higher-hispanics-12804](http://acsh.org/news/2018/04/05/white-overdose-deaths-50-higher-blacks-167-higher-hispanics-12804)。
- [17] 罗杰·比万德。预测。sarlm:空间同步自回归线性模型对象的预测,来自 spdep v0.8-1。网上。网址: <https://www.rdocumentation.org/packages/spdep/versions/0.8-1/topics/predict.sarlm>。
- [18] Max Blau。”STAT 预测:阿片类药物可能在未来十年杀死近 50 万美国人”。见:STAT 新闻(2017)。网上。url: [statnews.com/2017/06/27/opioid-deaths-forecast/](http://statnews.com/2017/06/27/opioid-deaths-forecast/)。

- [19] Eric Bonabeau。《基于代理的建模:模拟人类系统的方法和技术》。见:Proceedings of the National Academy of Sciences of America of America 99.3(2002)。网上。第 7280 - 7287 页。url: [pnas.org/content/99/suppl\\_3/7280](https://pnas.org/content/99/suppl_3/7280)。
- [20] Michael Emch Elisabeth Dowling Root Margaret Carrel。《健康与医学地理学》。见:第 4 版, 纽约:吉尔福德出版社, 2017 年。
- [21] Cartographic Boundary Shapefiles - Counties 20m。在线》2017。网址:[census.gov/geo/maps-data/data/cbf/cbf\\_counties.html](https://census.gov/geo/maps-data/data/cbf/cbf_counties.html)。
- [22] 约翰·科比特。Torsten Hägerstrand:《时代地理》。网上。马萨里克大学, 2006 年。url: [is.muni.cz / el / 1431 / jaro2006 / Z0147 / time\\_geography.doc](https://is.muni.cz/el/1431/jaro2006/Z0147/time_geography.doc)。
- [23] Ruth C. Fong Walter J. Scheirer David D. Cox。《用人脑活动指导机器学习》。见:Scientific Reports 8.5397(2018)。网上。url: [nature.com/articles/s41598-018-23618-6](https://nature.com/articles/s41598-018-23618-6)。
- [24] Teresa A. Rummins M. Caroline Burton Nancy L. Dawson。《善意如何导致坏结果》。见:梅奥诊所会议记录 93.3(2018)。网上。第 344-350 页。url: [mayoclinicproceedings.org/ article/S0025-6196\(17\)30923-0/全文](https://mayoclinicproceedings.org/article/S0025-6196(17)30923-0/全文)。
- [25] 利用方差膨胀因子(Variance Inflation Factors)检测多重共线性。在线》2018。url: <https://newonlinecourses.science.psu.edu/stat501/node/347/>。
- [26] 疾病控制中心, ed.处方阿片类药物数据。网上。美国政府, 2019 年。url: [cdc.gov/drugoverdose/](https://cdc.gov/drugoverdose/)数据。
- [27] Fred Brauer Pauline van den Driessche J. Wu。《流行病学中的区室模型》。见:数学流行病学。网上。Springer-Verlag 柏林海德堡出版社, 2008 年。url: [springer.com/cda/content/document/cda\\_downloadaddocument/9783540789109-c1.pdf?SGWID=0-0-45-532715-p173817706](https://springer.com/cda/content/document/cda_downloadaddocument/9783540789109-c1.pdf?SGWID=0-0-45-532715-p173817706)。
- 国家药物滥用研究所, 编辑。滥用处方(Rx)毒品对年轻人的影响最大。在线》2018。网址: [drugabuse.gov/related-topics/trends-statistics/infographics/abuse-prescription-rx-drugs-affects-young-adult-most](https://drugabuse.gov/related-topics/trends-statistics/infographics/abuse-prescription-rx-drugs-affects-young-adult-most)。
- 国家药物滥用研究所, 编辑, 物质使用的性别和性别差异。在线》2018。网址: [drugabuse.gov/publications/research-reports/substance-use-in-women/sex-gender-differences-in-substance-use](https://drugabuse.gov/publications/research-reports/substance-use-in-women/sex-gender-differences-in-substance-use)。
- [30] 理查德·达雷特。《随机过程要领》。见:第 3 版, 瑞士:施普林格国际出版社, 2016 年。
- [31] 格斯坦 DR 格林 LW 编辑。预防药物滥用:我们知道些什么?网上。国家研究委员会(美国)物质滥用预防研究委员会, 1993 年。url: [ncbi.nlm.nih.gov /书/NBK234579 /](https://ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK234579/)。
- [32] Rose A. Rudd Noah Aleshire Jon E. Zibbell R. Matthew Gladden。"药物和阿片类药物过量死亡人数增加——美国, 2000-2014 年"。见:发病率和死亡率周报(MMWR) 64.50(2016)。网上。第 1378-1382 页。url: [cdc.gov / mmwr // mmwrhtml / mm6450a3.htm](https://cdc.gov/mmwr/mmwrhtml/mm6450a3.htm)预览。
- [33] Lance A. Waller Carol A. Gotway。公共卫生数据的应用空间统计学。网上。John Wiley & Sons, Inc., 2004 年。第 9 章:将空间暴露数据与健康事件联系起来。网址: [onlinelibrary.wiley.com/ doi/book/10.1002/0471662682](https://onlinelibrary.wiley.com/doi/book/10.1002/0471662682)。
- [34] M.格林伍德。《论传染性的统计学度量》。见:《流行病学与感染》31.3(1931)。网上。第 336-351 页。url: [cambridge.org/core/journals/epidemiology-and-infection](https://cambridge.org/core/journals/epidemiology-and-infection)。
- [35] Ole F. Christensen Paulo J. Ribeiro Jr. geoRglm:一个广义线性空间模型介绍会议的包。在线》2017。url: [cran.r-project.org/web/packages/geoRglm/vignettes/geoRglmintro.pdf](https://cran.r-project.org/web/packages/geoRglm/vignettes/geoRglmintro.pdf)。
- [36] 塔玛拉·肯姆斯利。阿片类药物成瘾:我们又一次辜负了退伍军人。塔尔博特康复, 2018 年。url: [talbotcampus.com](https://talbotcampus.com)。
- [37] Mark H. Moore Mark A.R. Kleiman。警察和毒品。网上。美国司法部, 司法项目办公室, 1989 年。url: [ncjrs.gov / pdffiles1 nij / 117447. pdf](https://ncjrs.gov/pdffiles1/nij/117447.pdf)。

[38] Brian Klinkenberg。空间自相关。在线》2019。url: [ibis.geog.ubc.ca /课程/geob479 // spatial\\_analysis / spatial\\_autocorrelation.htm](http://ibis.geog.ubc.ca/课程/geob479//spatial_analysis/spatial_autocorrelation.htm) 指出。

弗朗索瓦·拉米。eDarkTrends 更新:新合成阿片类药物…在两个加密市场上发现。在线》2017。url: [ndews.umd.edu/sites/ndews.umd.edu/files/pubs/](http://ndews.umd.edu/sites/ndews.umd.edu/files/pubs/)。

有道文档翻译  
pdf.youdao.com

[40]李叶姬。“是的,美国美国的监禁率比其他任何国家都高。”出自:《华盛顿邮报》(The Washington Post, 2015)。网上。网址:washingtonpost.com/news/fact-checker/wp/2015/07/07/yes-u-s-locks-people-up-at-a-higher-rate-than-any-other-country/?noredirect=on&utm\_term=.202a0bf0c748。

[41]似然比检验。Tech. rep Online。科罗拉多州立大学。Url: HTTPS://sites.warnercnr.colostate.edu/gwhite/wp-content/uploads/sites/73/2017/04/LikelihoodRatioTests.pdf。

[42]韦氏大词典。网上。韦氏词典公司, 2016年。url: merriam-webster.com/dictionary/。

[43]国家法医实验室信息系统子集。网上。2010 - 2017。网址:comap.com/undergraduate/competitions/mc/competitions/2019/problems/。

[44]独立生活国家残疾与康复研究所。信息请求:残疾人阿片类药物使用障碍。在线》2018。url: acl.gov/sites/default/files/about-acl/2018-01/Final\_RFI\_Opioid\_Use\_Disorder\_PwD\_Jan2018.pdf。

[45]尼达。理解药物使用和成瘾。网上。美国政府, 2018。url: drugabuse.gov/出版/drugfacts/understanding-drug-use-addiction。

[46]阿片类药物危机。网上。卫生资源和服务管理局, 2019年。url: hrsa.gov/阿片类药物。

[47]阿片类药物过量危机。网上。国家药物滥用研究所, 2019年。网址:drugabuse.gov/drugs-abuse/阿片类药物/阿片类药物过量危机。

[48]药物过量死亡率。在线》2018。网址:drugabuse.gov/related-topics/trends-statistics/overdose-死亡率。

[49]“处方止痛药过量达到流行病水平”。载:CDC Newsroom(2011)。网上。网址:cdc.gov/media/releases/2011/p1101\_flu\_pain\_killer\_overdose.html。

为什么退伍军人容易滥用阿片类药物?在线》2018。网址:recoveryfirst.Org/veterans/阿片类药物滥用/。

[51] 2017年全国毒品使用与健康调查结果。物质滥用, 心理健康服务管理中心行为健康统计和质量, 2018年。

[52] Josh Katz Margot Sanger-Katz。“‘The Numbers are So 惊人。‘去年过量死亡人数创下了记录”。见:《纽约时报》(New York Times, 2018)。网上。网址:nytimes.com/interactive/2018/11/29/upshot/fentanyl-drug-overdose-deaths.html。

[53] Paola Scommegna。阿片类药物过量流行对受教育程度最低的人的打击最大。在线》2018。url:复审委员会.org/people-and-places-hardest-hit-by-the-drug-overdose-epidemic。

[54] BayMark Health Services。佛蒙特州的阿片类药物成瘾:家庭危机。在线》2018。url: baartprograms.com/vermonts-opioid-addiction-a-family-crisis/。

[55]克乌尔·谢赫。《为什么我们会对事物上瘾?》, 摘自:LiveScience(2017)。网上。url:《生活科学》.com/60694-why-do-we-get-addicted.html。

[56] M.R. Durose A.D. Cooper H.N. Snyder。2005年30个州释放囚犯的累犯率:2005 - 2010年的模式。网上。美国司法部, 2014年。url: bjs.gov/内容/酒吧/pdf/rpts05p0510.pdf。

[57]科里·s·斯帕克斯。空间回归模型。在线》2015。url: rpubs.com/corey\_sparks/109650。

[58]赛斯·斯皮尔曼。空间分析与回归。在线》2015。url: sethspielman.org/courses/geog5023/lectures/Lecture\_8\_2015.pdf。

阿片类药物危机。网上。美国政府, 2018。url: whitehouse.gov/阿片类药物/。

阿片类药物危机。在线》2018。url: theopioidcrisis.com。

[61]阿片类药物流行对儿童的影响。在线》2016。网址:goodencenter.Org/阿片类药物-成瘾-治疗/。

[62]菲利普·维顿。空间计量经济模型注释。在线》2010。网址:pdfs.semanticscholar.org/64ab/4ec3a6cb25cb191818c5d65400e6c3697082.pdf。

[63] Redonna K. Chandler Bennett W. Fletcher Nora D. Volkow。《在刑事司法系统中治疗药物滥用和成瘾:改善公共健康和安全》。见:Journal of the American Medical Association(2009)。网上。url: ncbi.nlm.nih.gov/pmc/文章/PMC2681083/。

一 附录

A.1 2014 年空间滞后模型的预测变量

Predictor Variable	Total Impact
All Illicit Drugs Rate	0.5323845
Ancestry: French Canadian	0.0006989
Lived Abroad Last Year	-0.0004824
Ancestry: Danish	-0.0003967
Ancestry: Hungarian	-0.0003788
Ancestry: Greek	-0.0002901
Ancestry: Welsh	-0.0002611
Ancestry: Czech	0.0002339
Ancestry: Swedish	-0.0001862
Ancestry: Ukrainian	-0.0001733
Ancestry: Scottish	0.0001691
Ancestry: Slovak	0.0001519
Asian/Pacific Language(s) at Home	0.0001320
Separated (from Marriage)	0.0001237
Ancestry: Scotch-Irish	-0.0001182
Ancestry: Swiss	-0.0001170
Ancestry: Arab	0.0000909
Ancestry: Irish	0.0000820
Ancestry: Sub-Saharan African	-0.0000766
Ancestry: West Indian, Excluding Hispanic Origin	0.0000736
Ancestry: French-Basque	-0.0000716
Other Indo-Euro Language(s) at Home	0.0000627
Households With Nonrelatives	-0.0000615
Ancestry: Dutch	-0.0000588
Bachelor's Degree	0.0000535
Ancestry: Polish	0.0000515
Ancestry: Norwegian	-0.0000493
Widow	0.0000448
Enrolled in Kindergarten	0.0000347
Living with Unmarried Partner	0.0000342

Predictor Variable	Total Impact
Lived in Different House in U.S. Last Year	0.0000323
Ancestry: Portuguese	-0.0000318
High School Graduate (or Equivalent)	0.0000316
Ancestry: Russian	-0.0000291
Enrolled in Grades 9-12	-0.0000283
Never Married	0.0000250
Ancestry: American	0.0000237
Ancestry: English	0.0000224
Spanish Spoken at Home	-0.0000224
Grandparents Responsible for Grandchildren	0.0000211
Single Male with Children Under 18	-0.0000203
Enrolled in Nursery/Preschool	0.0000180
Civilian Veterans	0.0000143
Graduate/Professional Degree	0.0000125
Ancestry: Lithuanian	-0.0000112
Ancestry: Italian	-0.0000083
Ancestry: German	0.0000074
Single Female with Children Under 18	-0.0000058
Divorced	0.0000024
Enrolled in Grades 1-8	-0.0000015
Person 65+ Living Alone	-0.0000010
FIPS Code	0.0000000
Total Population	0.0000000