仅值	共办	公室	使用	
一利	神网	络的	名称	(传输
率	可	达	1. 5	4mbps)
T2				
T3				
T4				

团队控	制编号
1901	213

选择的问题

 \mathbf{C}

2019 美国大学生数学建模和交叉 学科建模竞赛;美国大学生 数学建模竞赛 观察记录表

仅供 子	办公室	代	
—— 第	<u> </u>	子	代
第	三	子	代
法乐	四联症		

带我回家: 防止阿片成瘾的旅程

近年来,用药过量一直是美国意外死亡的主要原因,处方类阿片和海洛因是这一类别中最严重的罪犯。虽然许多人需要阿片类药物来控制他们的慢性和严重疼痛,但这些治疗的一个常见后果是滥用、成瘾和升级为更糟糕的物质。有各种各样的战略来打击毒品的传播,如教育、康复和执法。然而,鉴于阿片类药物在美国社会中新的无处不在,更有针对性的策略是必要的。

我们开发了一个模型,可以有力而准确地预测阿片类药物在俄亥俄州、宾夕法尼亚州、弗吉尼亚州、西弗吉尼亚州和肯塔基州之间的传播。为此,我们:

- 通过将阿片成瘾视为一种在邻居之间确定性传播的疾病,并假设其传播可以用 马尔可夫方式建模,可视化了2010年至2016年期间阿片在该区域内的运动和 传播。这将使我们能够找到一个过渡矩阵,说明每个县对彼此的影响。我们还 在这个矩阵中考虑了县与县之间的距离。
- 接下来,我们模拟了整个数据集中社会经济因素的影响,并将这些变化与该县 阿片类药物使用量随时间的增长或减少联系起来。
- 然后,我们以两种方式组合模型——以线性和并行的方式。我们用这个来估计 毒品问题起源的震中。
- 最后,我们进行了多次模拟,并预测了未来的毒品问题,以从不同的角度制定 应对这一流行病的多种策略,从对阿片类药物传播影响最大的变量中进行选 择。

我们的模型将非法使用阿片类药物视为一种疾病,当特定地区有更多的人患有这种疾病时,这种疾病会更频繁地传播。这使我们能够设计它,以便将来可以推广到更大的区域。通过可视化这种传播,我们能够见证预测的阿片类药物使用在主要道路上的传播,其传播距离比简单的相邻关系所能预测的要长。以这种方式连接的县包括震中和脆弱的县。

为了评估我们的外部模型,我们给了它前两年所有县的药物报告数据,然后允许它传播到2016年。我们的预测在人均10-5份药物报告的数量级上有误差。当评估我们的内部模型时,我们意识到虽然社会经济因素高度相关,但它们不能准确预测阿片类药物滥用。

此后,我们修改了模型中的各种初始条件,如社会经济因素和震中的影响。通过这样做,我们能够找到有效和高度有针对性的战略,将大幅减少和扭转阿片类药物在所提供区域的流行。

Team #1901213 Page 1 of 29

内容

1	1.1 Summary	
	P	roblem
2	Background3	
3	Data4 3.1 data	
	4 3. 2	Given
	data	 tional
4	4.1 a disease	As
	The 4.3 to neighboring counties	All Data
5	Model6 5.1 Defining health	· · · · · · · · · · · · · · · · · · ·
		· · · · · · odeling
	5.2.1 xt	anding
	5.2.2 A	anding
	8 Underst	anding
	.8 Estimating 5.3 internal factors	
		odeling

Team #1901213 Page 2 of 29

		5.3.2 regression	9
		Logistic	
	5.4	the two models	
		9	Combining
		5.4.1 A convex combination 10	
		5.4.2 A two stage model10	
6	So1	lutions10	
	6.1	Estimating δ10	
	6.2	Estimating the influence of external factors12	
	6.3	Estimating the influence of internal factors12	
	6.4	Building a convex combination of models13	
	6.5	Building the two stage model13	
	6.6	Epicenters and vulnerabilities13	
		6.6.1 Identifying epicenters14	
		6.6.2 Identifying vulnerable counties15	
		6.6.3 Understanding these counties15	

7 Sensitivity Analysis16

Team #1901213 Page 3 of 29

- 7.1 Tweaking the external factors16
- 7.2 Tweaking the internal factors16

8 Strengths and Weaknesses17

- **8.1** Strengths17
- **8.2** Weaknesses17
- 9 Policy Strategies18
- 10 Conclusion19
- 11 Policy Letter Regarding Opioid Use in the United States21
- A Appendix: Epicenters and vulnerable counties25
- B Appendix: Top 30 highly correlated socioeconomic factors28
- C Appendix: Supplementary images29

1 介绍

2015年,33,091人死于海洛因和其他阿片类药物过量,占美国当年药物过量死亡总数的60%以上[1]。鉴于用药过量也是当年意外死亡的主要原因[1],显然阿片类药物的扩散是该国的一个严重问题。阿片类药物是一类麻醉止痛药,包括非法药物海洛因,来源于罂粟花,或人工合成,结构与其他阿片类药物相似。阿片类处方药的一些例子有吗啡、羟考酮、羟考酮、二氢吗啡酮和芬太尼。虽然这类药物中几乎每一种都可以开处方来治疗慢性疼痛,但很明显,阿片类药物使用的传播已经远远超出了处方药物的范围,并表现为一种流行病。这种瘟疫虽然致命,但通过适当的执法目标和针对潜在受害者的策略,是高度可治疗的。因此,我们了解和分析阿片类药物的传播并找出如何扭转这一趋势至关重要。在这份报告中,我们通过建立数学上严格的模型来做同样的事情。总之,我们将收集肯塔基州、西弗吉尼亚州、弗吉尼亚州、俄亥俄州和宾夕法尼亚州五个不同州的县的数据,并开发一个预测模型来分析药物滥用如何在这些县传播和感染。然后,我们将尝试使用模型来寻找相同问题的解决方案。

1.1 问题总结

可视化₂₀₁₀₋₂₀₁₆年俄亥俄州、肯塔基州、宾夕法尼亚州、弗吉尼亚州和西弗吉尼亚州各县的药物报告数据。

Team #1901213 Page 4 of 29

开发一个预测模型,预测阿片类药物使用在给定时间范围内的扩散,并使用它来寻找阿片类药物在这些状态下扩散的潜在震中。

分析关键的社会经济因素,以确定这些因素与阿片类药物使用之间的关系。利用这些关系找到人口统计学上容易滥用阿片类药物的县。

确定一个行动方案,以防止新成瘾的传播,并使现有成瘾更难维持。

1.2 我们的模型

最初,我们将阿片成瘾视为一种在邻居之间确定性传播的疾病,假设它的传播可以用马尔可夫方式建模。这将使我们能够找到一个过渡矩阵,说明每个县对彼此的影响。我们还在这个矩阵中考虑了县与县之间的距离。

接下来,我们模拟了整个数据集中社会经济因素的影响,并将这些变化与该县阿片类药物使用量随时间的增长或减少联系起来。然后,我们以两种方式组合模型——以线性和平行的方式。我们用这个来估计毒品问题起源的震中。

最后,我们进行了多次模拟,并预测了未来的毒品问题,以从不同的角度制定应对这一流行病的多种策略,从对阿片类药物传播影响最大的变量中进行选择。

在我们的模型中,我们分析了社会经济因素的一般影响以及邻近国家的毒品问题。由于模型中采用的一般方法,模型很可能会扩展到更大的区域。

本报告的其余部分组织如下:第2部分将提供理解我们正在建模的条件所需的背景信息。第3节将简要讨论为该分析提供的数据。在第4节中,我们将做出必要的假设,以便有效地模拟情况。第5节将封装我们的模型的细节,包括外部和内部。在第6节中,我们求解了模型的参数,并讨论了我们得到的结果。在第7节中,我们将修改对模型有重大影响的关键因素,以确定其对初始条件的敏感性,并深入了解应对毒品问题的最有效策略。在第8节中,我们将评估我们模型的优缺点。在第9节中,将列出我们发现的最能扭转毒品危机的策略。最后,我们将通过总结我们的主要发现来结束第10节中的报告。此外,在第11节中,我们向缉毒署写了一份简短的备忘录,建议改变政策以应对毒品危机。

2 背景

在模拟阿片类药物的传播之前,了解成瘾背后的科学很重要。当服用阿片类药物时,它会通过锁定和来模仿天然神经递质

Team #1901213 Page 5 of 29

防止这些化学物质的再吸收。这导致大脑被多巴胺淹没,多巴胺是大脑通常作为奖励系统的一部分释放的化学物质。这有时会导致一种不健康的循环,即需要产生这种感觉的药物,并且由于耐受性而以越来越高的剂量服用药物。当一个人把这种循环带到某种程度,药物成为他们的基本需求之一,就像食物或水一样,结果他们在生活中遭受极端的不良影响,他们就上瘾了。由于阿片类药物的成瘾潜力和处方频率,阿片类药物的使用和滥用可能迅速蔓延。

2012年,为每个美国成年人开出了足够的阿片类药物处方,让他们有自己的一瓶药丸[2]。由于阿片类药物现在在日常生活中非常常见,了解周围的人如何影响使用阿片类药物的可能性非常重要。除了周围环境,数据支持某些社会经济因素可能与阿片类药物使用增加相关[3]。鉴于这些可能性,至关重要的是要找到这些因素是否以及在多大程度上能够预测未来的药物使用,以便为如此多的受害者阻止成瘾的恶性循环。

3 数据

在本节中,我们将简要概述用于开发后续章节中描述的模型的数据。

3.1 已知资料

我们得到了8个不同的数据文件。第一份报告包含美国五个州(肯塔基州、西弗吉尼亚州、弗吉尼亚州、俄亥俄州、宾夕法尼亚州)县的药物报告计数。作为当地警方调查的一部分,此案中报告了一种药物。国家法医实验室信息系统(NFLIS)提供的数据给出了每个县的药物报告总数,以及处方阿片或海洛因的药物报告计数。出于我们的目的,我们只使用了阿片类和海洛因的数量。其他7个数据文件包含这些县2010-2016年的美国人口普查数据。这些代表了大约134个社会经济因素的共同集合。

在清理数据的时候,我们意识到有些年份县的数量是不一样的。如果某个县在任何一年的第一个文件中缺少药物报告数据,我们会将药物报告设置为零。此外,我们意识到弗吉尼亚州贝德福德市于 2013 年并入弗吉尼亚州贝德福德县。因此,我们通过将贝德福德市 2010-2012 年的数据与贝德福德县的数据相加,修正了这一差异。此外,自 2013 年以来,美国人口普查数据划分了几个较大的类别。因此,在清理过程中,我们必须手动解释这些差异。

3.2 附加数据

由于我们没有得到任何关于县与县之间距离的数据,但被允许从外部来源获得此类数据, 我们获得了县与县之间的距离,如 Team #1901213 Page 6 of 29

2010年,来自[4]。我们不得不再次将贝德福德市从名单中删除,因为它不再独立于同名的县。

4 假设

在设计模型时,有必要做出假设,将问题简化为对现实的有效表示,即所提供的数据,以便能够有效和密切地预测未来。我们的模型没有什么不同,要求对导致药物滥用的因素和目睹药物使用的社会反应做出假设。以下小节按照重要性的顺序讨论了我们的每一个假设。

4.1 作为一种疾病

我们的模型将阿片类药物危机视为一种流行病,并将每种药物报告视为一个受感染的个体。这使我们能够在更熟悉的环境中解释给定的数据。

要了解为什么阿片成瘾可以被认为是一种疾病,考虑成瘾期间会发生什么。这种药物过度刺激大脑的奖励系统,当使用者建立耐受性时

-过度刺激系统成为"新常态"-在用户需要更大剂量才能获得同样高剂量的情况下,会形成正反馈回路。这意味着阿片成瘾不仅仅取决于耐受性和药物使用习惯等内在因素。这还取决于外部因素,如同行、药物可获得性、合法性等。这种对外部和内部因素的依赖类似于疾病。以这种方式对待我们的模型会给我们的结果提供简单的解释。

4.2 马尔可夫假设

为了减少计算量,我们的模型基于马尔可夫假设。马尔可夫假设,也称为马尔可夫属性,指出下一个状态只取决于当前状态。这也被称为记忆性,因为模型不需要记住过去来预测未来。虽然这经常被用来描述概率模型,但我们将使用相同的假设来帮助构建我们的模型,这并不完全是概率性的。除了减少对过度计算的需求之外,我们还做出了这个假设,因为它在过去已经被成功地用于模拟人口动态[5,6]和流行病学[7,8]。

准确地说,我们将使用二阶马尔可夫属性,即未来取决于当前状态和先前状态,即 t+1时刻的状态取决于 t, t-1 时刻的状态。

4.3 邻近的县

第三个假设是,到其他县的距离在每个县的阿片类药物问题中起着重要作用。换句话说,距离更远的县会比距离更近的县有不同的影响,但不一定很小。虽然我们无法估计

Team #1901213 Page 7 of 29

这种与距离的关系是先验的,我们可以直观地假设它将是一种逆关系。

这一假设也是从阿片类药物危机作为一种流行病的分析中得出的——一个离我 100 英里外患有普通感冒的人与一个在我的镇上患有同样疾病的人有不同的影响。

4.4 所有阿片类药物都是一样的

在我们的模型中做出的另一个假设是,所有阿片类药物都大致相同,具有相同的健康风险和影响。这使我们能够分析每个县阿片类药物的总报告,而不是单独分析每个阿片类药物。虽然这一假设并不完全现实,但我们证明了这一假设的合理性,因为按单个阿片类药物分类的药物报告数量非常稀少。当通过单个药物进行分析时,数据的稀疏性可能会严重扭曲我们的模型。这也是有道理的,因为所有阿片类药物的效果都非常相似,只是量级不同。

这样做的结果是,所有阿片类药物成瘾也以同样的方式治愈。这使我们能够使用单一模型探索干预策略。

4.5 各县之间的数据同质性

最后,我们假设从每个县收集的数据在每个县的准确性相同。例如,我们假设一个县的阿片类药物报告数量反映了该县阿片类药物的真实使用情况,而不是报告阿片类药物使用情况的勤勉程度或缺乏勤勉程度。

虽然这可能不现实,但我们假设同质性,因为我们没有办法验证和修正我们的数据,以反映任何不均匀性。此外,这个假设还简化了我们的分析,并确保所提供的数据可以由我们的模型来表示。

5 模型

术语

- nt =按FIPS代码排序的t年所有具的健康状况
- xt =按FIPS代码排序的t年所有县的阿片类药物问题 邻接矩阵
- 0=转移矩阵
- δ =人均阿片类药物报告宣布一个县感染的阈值
- 圣 = t年所有县的30个高度相关的社会经济因素,按FIPS代码排序
- β1 =使用St 的线性回归模型的参数

正如第4节所暗示的,我们将把阿片样物质危机建模为一种疾病。把这当成一种疾病

Team #1901213 Page 8 of 29

帮助我们将较大的问题解耦为两个较小的问题——模拟外部因素的影响,以及模拟内部因素的影响。这可以认为是这样的:个人未来的健康取决于他们邻居的当前健康和个人的当前健康。等式1显示了这种关系。

+

首先,我们将开发一个基于所有县的健康预测健康的模型。然后,我们将创建一个包含内部因素的模型,即每个县的社会经济因素。最后,我们将这些结合在一起,形成一个整体模型。

5.1 定义健康

到目前为止,我们宽松地使用健康这个术语来指每个县的毒品危机程度。在这里,我们将正式定义和量化健康。使用每个县药物报告的原始数量可能会产生误导,因为县的人口是不同的。因此,相反,我们将该县人口每年报告的毒品数量标准化。这让我们更好地代表了各县的健康状况。

我们将使用 n(k) 来表示 t 年国家 k 的健康度量,nt 表示 t 年按 FIPS 代码排序的所有县的健康。如果我们有 N 个县,nt \in $RN \times 1$ 。

5.2 模拟外部因素

我们利用外部因素预测毒品危机的模型考虑了所有县的阿片类药物问题以及县与县之间的 距离。我们的外部因素模型总结在等式 2 中。

$$xt+1 = QAxt (2)$$

现在,我们将看看这些术语分别代表什么。

5.2.1 理解文本

xt 代表 t 年每个县的阿片类药物问题,我们用 xt 来概括当前的健康状况和去年以来的健康趋势。这是有道理的,因为当前阿片类药物的使用和该县阿片类药物使用的趋势将对邻近县产生影响。我们将 xt 计算为:

$$XT = nt+(nt nt 1)$$

= $2nt nt 1$

因此, xt ∈ RN×1。这也是我们的二阶马尔可夫假设发挥作用的地方。回到等式 2, 注 意 xt 如何预测 xt+1, 即县的阿片类药物问题

t + 1 年取决于 t 年和 t 1 年各县的健康状况。因此,我们的模型在时间上意识到了自己。

Team #1901213 Page 9 of 29

5.2.2 理解A

指的是修改后的邻接矩阵。这说明了县与县之间的距离。 $A \in RN \times N$ 中的每个元素由下式给出:

$$ai$$
, $j=$ $\frac{\zeta_{1}}{0}$ $\frac{\zeta_{1}}{0}$ $\frac{\zeta_{2}}{0}$ $\frac{\zeta_{1}}{0}$ $\frac{\zeta_{1}}{0}$ $\frac{\zeta_{2}}{0}$ $\frac{\zeta_{1}}{0}$ $\frac{\zeta_{1}}{0}$ $\frac{\zeta_{2}}{0}$ $\frac{\zeta_{1}}{0}$ $\frac{\zeta_{1}}{0}$ $\frac{\zeta_{2}}{0}$ $\frac{\zeta_{1}}{0}$ $\frac{$

因此,所有县在 A 中的值都小于 1,更远的县将具有更小的值。为了理解这是如何工作的,让我们看看向量 Axt 的每个元素:

$$(Axt)i = ai, 1x(1) + ai, 2x(2)+ai, Nx(N)$$

正如我们所看到的,来自距离 I 国较远的一个县的阿片类药物问题在向量 Axt 中的贡献值较小。因此,Axt 的第 I 个元素编码了县与县之间的接近度以及县与县之间阿片类药物问题的信息。因此,我们的模型是空间感知的。

5.2.3 理解Q

q是将t年的阿片类药物问题传播到下一年的过渡矩阵。QRN×N通过了解每个县的阿片类药物问题如何影响包括其自身在内的每个其他县来传播该模型。因此,我们可以使用Q的元素来确定哪些县对其他县的影响最大。

将行标准化后,我们可以使用列总和来估计阿片类药物危机中最有影响力的县。

5.2.4 估计 Q

此时,我们有来自数据的 xt 和 A。我们需要估计 Q,转移矩阵。请注意,我们不需要找到一个对所有 t 都完全有效的 Q。事实上,根据我们的数据,这样的 Q 可能根本不存在。即使我们确实找到了这样一个 Q,对于数据集之外的例子来说,它可能也不能很好地概括。相反,我们希望找到一个对所有 t 近似最有效的 Q。我们可以通过解决一个改进的最小二乘估计问题来实现这一点:

$$Q = \frac{1}{4} \sqrt{\frac{d}{dt}} \qquad ||XT + 1| = \frac{1}{4} ||XT + 1| = \frac{1}{4$$

这里,在我们的数据集中,范数的总和超过了所有的t。

因此,我们有一个考虑外部因素的模型,它能在时空上意识到阿片类药物的问题。现在,我们可以专注于构建一个基于内部因素的模型。

Team #1901213 Page 10 of 29

5.3 模拟内部因素

回到疾病的类比,我们可以认为,一个县的阿片类药物问题也取决于该县的内部属性,即该县的社会经济因素。因此,我们可以开发一个模型来考虑这些因素,并观察社会经济因素对阿片类药物危机的影响。

给我们的数据集有大约 150 个社会经济因素。我们可以选择 30 个高度相关的因素并使用它们,而不是建立一个使用所有因素的模型。这个简单的预处理步骤有两个优点——它将简化我们的模型,并使我们的模型更易于解释。为了测量相关性,我们将使用皮尔逊相关系数[9]。

5.3.1 线性回归

我们可以使用这 30 个特征来构建一个线性模型,该模型将使用 t 年每个县的社会经济因素来预测 t 年的阿片类药物问题。让我们将包含 t 年所有县的前 30 个社会经济因素的矩阵表示为 St。St 的每一行对应于单个县,每一列对应单个社会经济因素。那么,我们的问题是估计参数 β 1,使得:

$$St \beta 1 = xt \tag{4}$$

这又是一个寻找最佳 β1的最小二乘估计问题

5.3.2 逻辑回归

如果我们定义一个人均药物报告的阈值 δ ,对于一个县感染阿片类药物的问题,我们也可以使用社会经济因素 St 来预测一个县是否感染。我们可以通过构建一个逻辑回归模型来做到这一点,该模型给出了一个县被感染的概率 [10]。 I 县在 t 年感染的概率由下式给出:

$$p(i) = \xrightarrow{1+e \text{ St } \beta \text{ 2}}$$
 (5)

其中 β 2 是模型的参数,该模型为感染县带来 $p(i) \rightarrow 1$ $p(i) \rightarrow 0$ 表示未感染状态。

5.4 将两种模式结合起来

到目前为止,我们已经将问题分解为外部和内部,并且我们已经开发了解决这两个问题的模型。现在,我们准备好组合模型来完成我们的模型开发阶段。在这里,我们提出了两种不同的方法来组合模型。

Team #1901213 Page 11 of 29

5.4.1 凸组合

我们可以将等式2中的外部传播模型和等式4中的内部线性回归模型以凸的方式结合起来,以预测t年的阿片类药物问题,如下所示:

$$XT+1 = \theta QAxt + (1 \theta) St+1 \beta 1$$
 (6)

其中 θ [0, 1] 是一个参数,控制每个模型对最终预测的贡献。我们可以选择一个 θ ,使 预测误差最小。

5.4.2 两阶段模型

我们可以独立使用这两个模型的结果来确定一个县是否被感染,而不是直接将两个模型的结果结合起来。使用等式 2 中的外部传播模型并应用阈值 δ ,我们可以识别感染县。然后,独立地,我们可以使用等式 5 中的内部逻辑回归模型来识别感染县。然后,从这两个结果,我们可以推断出县感染的潜在风险。

被两种模型确定为感染的县被标记为高风险,而仅被一种模型确定为感染的县被标记为中风险,两种模型都没有确定的县被标记为低风险。请注意,感染阈值 δ 在两个模型的时间跨度内保持不变。

6 解决方法

我们对方程 2、4、5 中描述的第 5 节中开发的模型的参数进行了估计。在本节中,我们将讨论我们从模型中获得的结果。

6.1 估计 δ

为了确定宣布一个县被感染的阈值,我们采用了数据集的第一年,即 2010 年,并计算出阈值比人均药物报告平均值大一个标准差。假设人均药物报告呈正态分布,这使我们能够选出感染最严重的前 16%的县。

这产生 δ 0.0038,作为宣布一个县被感染的阈值。图 1 显示了 2010 年至 2016 年使用该阈值的感染县的传播情况。或者,在附录 C 中,图 3 显示了从 2010 年到 2016 年每 100 人的实际药物报告数量来看阿片类药物危机的蔓延。

Team #1901213 Page 12 of 29

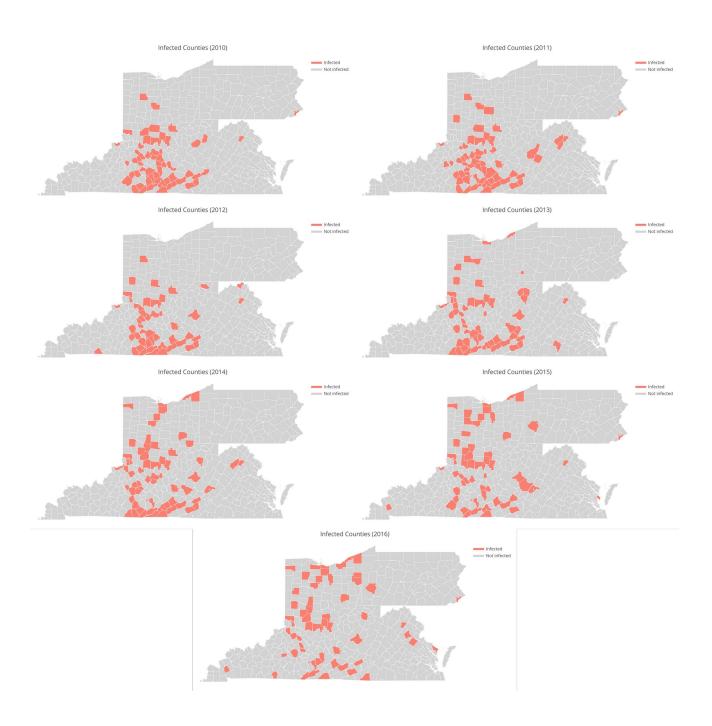


图 1:2010 年至 2016 年阿片类药物危机的蔓延。感染的门槛是 $\delta =$ 人均 0.0038 份药品报告。红色的县被感染了。

Team #1901213 Page 13 of 29

6.2 估计外部因素的影响

我们利用 2010-2015 年的数据,借助等式 3 估算了 Q。然后,我们尝试使用这个问题 1 预测 2016 年的人均药物报告数。我们的预测在所有县的人均药物报告数的均方误差为 2×105。

这样一个小错误可能是因为我们对模型的理解过度了。因此,相反,我们还使用 2010 年和 2011 年的数据来估计 Q。然后,我们预测了 2012-2016 年的药物报告数量。这里,我们观察到 2016 年的均方差为 8. 42±10 ^ 5。这表明我们的外部因素模型很好地预测了未来。

然后,我们根据给我们的所有数据,即 2010-2016 年的数据,估算了 Q。现在,我们及时将模型向前传播,发现在所有其他不变的情况下,到 2025 年,所有的县都被治愈了。此外,到 2038 年,人均药物报告达到稳定状态。2038 年,平均值 (n 2038) = 1.8 10 3,标准值 (n2038) = 0.002。此外,平均值 (n 2010) 1.8 10-3。这表明,当我们及时向前传播时,如果没有其他变化,所有州的人均药物报告都会收敛到初始数据的平均值。

6.3 估计内部因素的影响

2010-2012年间,我们获得了149个社会经济因素。其中一些因素在随后几年被细分为多个类别,因此社会经济因素的数量在2013-2016年增加到152个。我们使用皮尔逊相关系数分析了各个社会经济因素与各县历年健康状况之间的相关性[9]。利用这一点,我们挑选了前30个高度相关的(包括正相关和负相关)进行分析。这简化了我们的模型,因为我们丢弃了低量级相关性的社会经济因素。我们选择的社会经济因素列表列于附录b

仅使用这些社会经济因素,我们进行了回归分析,以确定使用第 5.3.1 节等式 4 描述的线性模型预测阿片类药物问题是否可行。我们的回归系数是,R2 = 0.1296。这表明我们不能仅仅使用社会经济因素来准确预测阿片类药物的问题。事实上,在对 2010-2015 年的数据进行模型训练并尝试预测 2016 年各县的健康状况后,得出人均药物报告的均方误差为1.949±10 ^ 3,这比我们在外部模型中得到的误差要大得多。这并不奇怪,因为事实证明,人类行为是阿片类药物问题的关键,很难根据社会经济特征进行预测[11]。

然而,当我们构建第5.3.2节中方程5描述的逻辑模型时,我们得到了87.98%的平均精度,即逻辑模型似乎做得更好。仔细看结果,我们的真实阳性率是3.57%,真实阴性率是99.51%。这表明我们的分类器是倾斜的。看一下数据,我们发现只有12%的原始数据包含阳性样本,即感染县。这是我们选择阈值δ时的设计。因此,我们的分类器受到类不平衡问题的困扰,这使得分类器更经常地倾向于预测负值。我们认为我们

¹ 如果我们有 xt, nt 1, 我们可以找到 nt = 0.5(XT+nt 1)

Team #1901213 Page 14 of 29

更关心捕获所有感染状态,即使有一些误报,而不是选择忽略感染状态。换句话说,与其宣称一个群体健康状况良好,不如诊断出一种感染,让感染不存在。在这种情况下,将宣布一个县被感染的概率阈值设置为0.1可捕获70%的感染县。

这些分析表明,仅使用社会经济因素来预测健康既不准确也没有用,尽管有很多相关性。 因此,为了让这个模型发挥作用,我们必须将其与外部模型相结合。

6.4 构建模型的凸组合

我们将第 6.2 节和第 6.3 节中估算的外部模型和内部模型结合起来,形成两个模型的凸组合,如第 5.4.1 节中公式 6 所述。我们以 0.001 的步长从 0 到 1 改变 θ ,发现当 θ = 1 时,我们得到最佳预测,即我们只考虑第 6.2 节中开发的外部模型。

对此有两种解释:第一种解释是,单靠内部因素并不能准确反映县域卫生状况。虽然不太可能,但我们在第6.3节的结果也表明了同样的情况。第二个更合理的结论是,社会经济因素已经编码到每个县的健康状况中。这解释了为什么相关性很高,但没有足够的证据做出准确的预测。

由于两个模型的凸组合实际上只是外部模型,因此由此得出的未来预测将与第 6.2 节中描述的预测相同。

6.5 建立两阶段模型

接下来,我们构建了第5.4.2节中描述的两阶段模型。在这里,我们通过比较外部模型和内部逻辑回归模型独立预测的感染状态来分析阿片类药物危机的传播。被两个模型预测为感染的县被确定为高风险;仅通过一种模型预测为感染的风险较低;两者预测都没有风险。

由于我们没有 2016 年后的社会经济数据,我们不可能使用两阶段模型进行预测。相反,为了衡量该模型的性能,我们对模型进行了 2010-2011 年的训练,并对 2012-2016 年进行了预测。结果总结在表 1 中。我们的模型表明,随着时间的推移,高风险县的数量会减少,而低风险县的数量会增加。这意味着所有县的阿片类药物危机都以某种方式稳定下来,在阿片类药物问题严重的县,感染减少,而在阿片类药物问题不严重的县,感染增加。这类似于我们在第 6. 2 节中得到的结果,表明外部模型再次支配内部模型。

6.6 震中和弱点

我们确定了在阿片类药物危机中非常重要的两类不同的县——震中和脆弱性。我们将震中定义为感染发生的县

Team #1901213 Page 15 of 29

年	高风险县的数量	低风险县的数量
2012	6	60
2013	3	66
2014	0	70
2015	0	70
2016	0	76

表1:两阶段模型的预测

在随后的几年中向外传播到周围的县,周围还有许多其他感染的县。此外,如果一个县的社会经济(内部)因素提供了足够的证据,表明该县由于对感染的内部免疫力较低,将在不久的将来被感染,我们将该县定义为易受感染县。

6.6.1 识别震中

从我们对震中的定义来看,使用外部模型来确定震中是有意义的。为此,我们需要考虑一个县对其他县的影响有多大,以及受影响的县有多远。该信息被编码

分别在转移矩阵 Q 和邻接矩阵 A 中。为了将这些结合起来,我们对 Q 和 A 执行了元素式矩阵乘法运算, P , 2。因此,每个元素 (Q A) i, j 都告诉我们在将距离因子化之后,县 j 对县 I 的影响。然后,

我们把各栏相加,得出所有县的整体影响力。通过这种方法,我们选择了影响最大的 10 个县作为震中。

我们预测,以下县,没有特别的顺序,是震中:3

- 西弗吉尼亚州的多德里奇、哈里森、马里恩和摩根县。
- 肯塔基州的布雷肯、卡罗尔、哈兰、加拉廷和坎贝尔县。
- 弗吉尼亚的梅克伦堡县

图 1 显示了 2010 年至 2016 年间感染是如何传播的。这里,感染的阈值是 δ =人均 0.0038 份药物报告。图 2 显示了由我们的模型识别的震中。从这两个数字中,我们可以看到,我们的模型能够准确地识别感染向外传播的所有县。这给了我们证据,证明我们的模型正在按照我们预期的方式工作。

图 2 中的震中有一个共同的特征——它们相对于其他感染县位于中心,这意味着平均位置影响将相当高。作为一个局外人,我们发现弗吉尼亚州的梅克伦堡县是一个震中。可以看出这个县对周边县的影响并不大。我们的模型不区分人均收到和发出的药物报告。因此,一个合理的解释是,这个县正在被我们数据集之外的邻近县感染。

2 这 通 常 被 扩 达 少 哈 达 罗 产 品 3 这 些 县 的 景 响 力 排 名 见 附 录 A 表 4

Team #1901213 Page 16 of 29

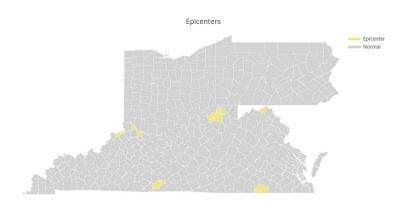


图 2: 由我们的模型确定的阿片类药物危机的震中。震中是黄色的。

6.6.2 确定脆弱的县

根据定义,脆弱县是由社会经济因素决定的。因此,我们使用逻辑回归模型,选择了2010-2016年间平均感染概率最高的10个县。这些县,没有特别的顺序,如下:4

- 俄亥俄州的西托县、蒙哥马利县和汉密尔顿县
- 宾夕法尼亚州费城
- 西弗吉尼亚州卡纳华县
- 肯塔基州的普拉斯基、派克、劳雷尔、贝尔和杰斐逊县

我们还预测,如果人口构成保持不变,2017年将有10个县处于弱势。要查看这些县,请参考附录A中的表3

6.6.3 了解这些县

尽管图 2 中的震中看起来是孤立的,但这些县与四条主要道路相邻一(1)75 号州际公路,穿过肯塔基州的布雷克恩、坎贝尔和卡罗尔,到达俄亥俄州的汉密尔顿,再向北延伸;(2) I-64,从西向东横跨肯塔基州、西弗吉尼亚州和弗吉尼亚州;(3)79 号州际公路从西弗吉尼亚州马里恩向北进入宾夕法尼亚州;(4)美国 23 号公路,从肯塔基州、西弗吉尼亚州和弗吉尼亚州的边境县向北进入俄亥俄州。

基于这些结果,很明显,我们的模型能够固有地了解阿片类药物报告在该地区主要道路上的转运方式。我们假设,如果分析包括邻近的州,如马里兰州或特拉华州,其他主要道路将连接剩余的脆弱县和震中。因此,尽管许多易受感染的县目前没有受到感染,但确定它们是否落在这些主要道路上可能有助于我们的缓解努力。

Team #1901213 Page 17 of 29

7 灵敏度分析

在这一部分,我们将在不同的初始条件下测试我们的模型,看看它们的效果。首先,我们将改变外部因素,然后是内部因素。

7.1 调整外部因素

首先,我们在2010年将所有已识别震中的健康状况设置为0。这类似于从根源上清除阿片类危机。然后,我们将模型推广到2016年。最后,我们观察到只有7个县被感染,而原始数据中有56个。

然后,我们实现了一个版本的边界控制,其中我们将到邻接矩阵中的震中的距离设置为0。这有效地阻止了毒品在这些县的流通。同样,在模拟结束时,我们观察到只有8个县被感染,其中7个县出现在之前的模拟中。我们还实现了另一个版本的边界控制,其中我们将对应于震中的Q矩阵的条目设置为0。结果与之前的边界控制实验相同。

7.2 调整内部因素

我们改变了一些高度相关的社会经济因素,看看它们是否对我们的逻辑回归模型有任何影响。在下面的模拟中,宣布一个县被感染的概率阈值被设置为 0.20,并使用了 2016 年的数据。

我们将 18 岁以下与祖父母生活在一起的儿童比例减少了一半。正如该模型预测的那样,这将感染县的数量从 56 个减少到 6 个。我们认为这种趋势来自两种可能性中的一种。第一个事实是,许多老年人由于年老或旧伤而处于慢性疼痛中,因此更有可能被开阿片类药物并上瘾。另一个是,孩子们从那些祖父母那里偷阿片类药物,并娱乐性地滥用它们。

然后,我们将从未结过婚的人的比例降低了一半。这使感染县的数量增加到 142 个。相应地,将目前已婚人口比例减少一半,感染县的数量就会减少到 29 个。这种趋势很有趣,未来心理学领域的进一步研究可以帮助我们解释这一点。

更有趣的是,减少 18 岁以上退伍军人的数量会将感染州的数量减少到 0。这种趋势很可能是因为退伍军人倾向于服用阿片类药物来忍受战争的创伤及其造成的伤害,并且在回家后根本无法停止。

事实也证明,减少拥有学士学位的人的比例会使感染州的数量增加到 105 个。这一趋势可能是因为受过教育的人更有可能知道长期使用阿片类药物的不良影响,因此对其使用持谨慎态度。他们也不太可能从事需要大量

Team #1901213 Page 18 of 29

体力劳动,因此由于工作需要在某个时候开阿片类药物处方。

这些趋势大多可以直观地解释。这表明,我们的两个模型都以我们期望的方式工作,并且以我们希望的方式对参数和初始条件敏感。这进一步证明,我们的模型将很好地推广到我们用来开发模型的数据之外的数据。此外,这给了我们明确的想法,让我们可以针对不同的群体制定新的政策,并可能提供援助。

8 优势和劣势

在本节中,我们将讨论我们开发的模型的优点和缺点。

8.1 强项

我们的模型几乎是无记忆的,因为它使用了马尔可夫假设。这使得我们的模型能够准确地表示数据,而无需权衡计算能力。在我们的模型中,我们完全能够根据目前阿片类药物的使用情况和前一年的趋势来估算未来的药物使用情况。因此,我们的模型不需要使用超过两年的数据来进行新的预测。

我们的模型在预测方面非常准确。使用仅两年的数据训练我们的模型,我们的模型能够预测每个县随后五年的阿片类药物使用情况,人均阿片类药物报告的均方误差为 8. 42±10 ~ 5。我们的模型代表了县与县之间影响力的差异。这是一个重要因素,因为由于资源、位置和限制,一些县将对其他县产生更大的影响。这使得我们的模型能够更好地预测未来趋势。

我们的模型还为每个县对其他县的影响提供了可解释的值。因此,我们的模型确定了最有影响力的县,给执法人员提供了切实的目标。

最后,我们的模型能够推广到所有领域和问题。当我们开发模型时,我们没有对正在处理的区域做任何假设——这些区域的所有内在因素都只是参数。我们还建立了我们的模型,将阿片类药物危机描述为一种流行病。因此,我们可以使用相同的模型,并将其应用于世界各地的不同地区以及其他可以被视为流行病的问题。

8.2 弱点

在我们的模型中,震中计算没有区分阿片类药物的传出和传入使用。这意味着,每个县的影响,其中震中是根据,计算流入该州的阿片类药物,与流出该州的阿片类药物一样。这意味着我们的震中计算并不仅仅预测对阿片类药物向外扩散影响最大的县,而是预测阿片类药物的总扩散。

Team #1901213 Page 19 of 29

虽然我们的模型结合了位置,但是数据集的有限性不允许模型将一个县的位置 考虑到数据集之外的县。因此,我们的模型将额外的影响分配给数据集中的边 缘县。然而,通过调整邻接矩阵来反映这一点,可以非常容易地解决这个问 题。

我们的模型为受感染的县设定了一个阈值。我们的模型设定的考虑县感染的阈值是人均阿片类药物报告高于平均值一个标准差的任何县。这种设计的一个缺点是,不超过这个阈值的值,即使是轻微的,也不被认为是感染,因此不是优先目标区域。

同样的道理,我们的模型没有建立一个明确的排名系统,以县为目标第一。虽然我们的模型关心每个县的人均总体药物报告,但我们没有考虑到不同县的执法难度。从政策制定者的角度来看,这是一个重要因素。根据我们的模型,社会经济因素无助于单独进行预测,尽管该模型证明某些特定的社会经济因素在改变时会直接影响阿片类药物的使用。即使有了这些知识,当社会经济模型与外部模型相结合(通过凸组合)时,可以看出最有效的模型是社会经济因素没有贡献的模型。这很可能是因为社会经济模型是基于对个体人类行为的建模,而这在很大程度上是无法通过统计来预测的。

最后,我们的模型没有考虑阿片类药物危机和社会经济因素之间的反馈回路。虽然我们的模型解释了社会经济因素对阿片类药物使用的影响,但它没有考虑阿片类药物使用将如何导致社会经济因素的变化。因此,我们忽略了这个反馈回路的影响,不知道它有多强。研究这个反馈回路可以帮助回答为什么我们的社会经济因素在单独使用时无法做出准确的预测。

9 政策战略

我们确定了与阿片类药物使用相关的前30个社会经济因素。我们可以有针对性地改变政策,以影响其中一些社会经济因素,从而间接解决阿片类药物危机。我们还可以利用我们对震中的了解来减少阿片类药物使用在这些县的传播。在本节中,我们讨论了缓解阿片类药物危机的一些策略。

教育弱势群体:最重要的战略是教育那些符合被认为最容易受到阿片类药物使用扩散影响的社会经济因素的群体。导致阿片类药物滥用的最大社会经济因素之一是有 18 岁以下儿童和 65 岁以上成人的家庭。这很可能是由于青少年使用给年长家庭成员开的阿片类药物,而老年人通常不得不更频繁地开阿片类药物。一个例子是在老年人经常光顾的媒体上做广告,告诉他们不要让青少年接触毒品,并告知他们长期服用毒品的危险

Team #1901213 Page 20 of 29

阿片类药物的使用和成瘾。我们还发现,减少拥有大学学位的居民数量加剧了阿片类药物 危机。另一项模仿这方面积极变化的努力是通过学校项目教育年轻人使用阿片类药物对健 康的具体影响,以及成瘾和用药过量的危险。

教育医疗保健提供者:与阿片类药物使用的另一个重要相关性是一个县的残疾居民和退伍军人的比例,这可能是由于这些群体中慢性疼痛的发生率增加。一项研究表明,每天接受200毫克吗啡当量的患者,阿片类药物相关死亡率增加了近3倍[12]。一个潜在的解决方案是教育卫生保健提供者开出慢性疼痛的替代疗法,如物理疗法或非癌症药物。在我们的模拟中,这两组中的减少几乎完全消除了阿片类药物的问题。

生活高度不确定性人群的心理健康护理:我们的模型还预测,那些生活高度不确定性的人群,如忍受离婚或住房不确定性的人群,更容易滥用阿片类药物[13]。这可以归因于那些经历不确定性的人很容易做出冲动的决定来解决他们的问题。这些因素的一个可能的解决方案是鼓励那些经历高度生活不确定性的人获得心理健康护理,并使那些难以负担的群体更容易获得心理健康护理。

执法:针对阿片类药物总体流动的一种方法是减少在我们的模型认为是震中的县获得阿片类药物的机会。这些县对整个数据集阿片类药物使用的扩散影响最大。将阿片类药物预防资源分配给这些国家,将使执法部门能够锁定在其本国增加阿片类药物使用的供应商,并防止来自这些国家的供应扩散到其他人群。或者,通过国家边境检查站更密切地监测潜在的贩毒者,将大大减少这些类阿片沿着第 6. 6. 3 节中提到的四条主要公路流向脆弱国家的威胁。

10 结论

在过去二十年里,阿片类药物在美国的使用和滥用已成为一个主要问题。1999年至2014年间,仅处方阿片类药物过量就导致超过165,000人死亡[2]。如果采取适当的策略,那段时间内的死亡很可能是可以避免的。我们研究了五个州的药物报告数据,以开发一个模型,该模型将告知我们哪些具体策略在预防未来处方类阿片和海洛因过量以及这些成瘾引起的其他医疗并发症方面最有效。

我们基于县内和县间可能存在的外部和内部因素开发了我们的模型。使用外部模型,我们发现阿片类药物传播的中心是以下几个县:西弗吉尼亚州:多德里奇、哈里森、马里恩、摩根;肯塔基:布莱肯、卡罗尔、哈兰、加拉廷、坎贝尔;弗吉尼亚·梅克伦堡。

Team #1901213 Page 21 of 29

因此,就执法努力和减少非法供应而言,这些是最重要的国家。此外,我们根据这些国家的社会经济状况以及这些人口统计数据与阿片类药物使用之间的相关性,预测了在随后几年中最有可能感染的国家。这些县是:俄亥俄州:西约托、蒙哥马利、汉密尔顿;宾夕法尼亚州:费城;西弗吉尼亚州:卡纳华;肯塔基:普拉斯基、派克、劳雷尔、贝尔、杰弗逊。

由于所有这些县都在一张地图上,我们首先认为它们是独立的区域,各自独立地传播阿片类药物。经过进一步分析,它们由该地区的四条重要公路连接,这证实了我们预测的影响值。在我们的模拟中,随着时间的推移,我们还看到许多受感染的县在这些道路上来回移动。这让我们了解到,在执法方面应该采用哪些政策来最好地减少阿片类药物在数据中的流动。

使用外部模型,我们预测的人均药物报告与数据平均相差 8.42±10 ⁵ 5。这意味着这一模型在了解阿片类药物流向和来源方面非常稳健。在设计内部模型时,我们发现社会经济因素和药物滥用问题之间有很高的相关性,但是仅社会经济因素不能准确预测药物滥用问题。此外,当我们将外部和内部模型结合起来时,外部模型总是占主导地位。因此,我们得出结论,社会经济因素很重要,但已经编码在每个县的人均药物报告中。

通过结合这两个模型并在各种条件下运行模拟,我们能够确定在这五个州解决毒品问题的具体策略。

为了未来的发展,除了警方报告之外,更多关于医院报告的数据可以更好地说明有多少人有阿片类药物的问题。来自更多邻近州的类似数据可以帮助我们在更广泛的背景下理解这个问题,并可能将孤立的震中点联系起来,以更有效地展示它们的影响力。更多关于在这些县之间旅行的人的数据可以为每个县的毒品问题如何影响其他县提供额外的见解。然而,总的来说,这个模型与所提供的数据非常接近,我们希望这些策略能够被合理地用来帮助那些迫切需要它的人。

Team #1901213 Page 22 of 29

11 关于美国阿片类药物使用的政策信函

请美国药品管理局/全美橄榄球联盟首席行政官注意

亲爱的首席行政官:

美国最紧迫的问题之一是阿片类药物的使用在全国范围内蔓延。鉴于阿片类药物成瘾的严重性及其与过量使用的密切联系,必须制定一项计划来阻止阿片类药物在美国的快速扩散。为了扭转阿片类药物使用的蔓延,我们开发了一个预测模型来提取目标地区和人口统计数据,以解决五个相邻州的阿片类药物危机。

我们的模型确定了肯塔基州、弗吉尼亚州、西弗吉尼亚州、俄亥俄州和宾夕法尼亚州在阿片类药物使用传播方面最有影响力的县。我们将这些区域确定为问题发生的震中。他们分别是多德里奇、哈里森、马里昂、摩根、布莱肯、卡罗尔、哈伦、加拉廷、坎贝尔和梅克伦堡。我们的模型还确定了阿片类药物滥用中30个最相关的社会经济因素。我们认为,针对这些因素的政策可以间接影响阿片类药物危机。

使用我们的模型,我们测试了限制已识别震中影响的效果,结果非常积极。在瞄准这些的同时,我们认为应该将资源用于瞄准与阿片类药物使用高度相关的社会经济特征。下面,我们总结了一些策略,我们认为这些策略将通过针对这五个州的震中和社会经济概况来减少阿片类药物滥用。

首先,我们建议将资源用于预防药物滥用、教育项目和增加震中的康复服务。我们发现,当阿片类药物的流行率在2010年被确定为震中的10个县中大幅下降时,近90%的阿片类药物报告在6年内消失。这证明了在这些中枢消除阿片类药物使用的有效性。我们意识到,很难立即将任何一个县的阿片类药物问题降至零,但我们相信,针对这些县将对整个地区产生连锁反应。这将使问题得到比以前更有效的解决。

其次,我们建议加强这些震中附近的边境管制。当我们消除震中与其他县之间的交流,即减少震中对其他县的影响时,结果同样令人震惊。我们的模型显示,通过消除进出这 10 个县的毒品流动,我们能够在 6 年内将感染县的数量减少 85%。我们认为,阿片类药物影响的减少可以通过在这些县的主要道路沿线和州边界的边境管制来模仿。这一策略是基于这样的观察制定的,即震中通常位于大型高速公路附近,从而为阿片类药物的传播提供了更大的影响力。边境管制将降低阿片类药物沿这些主要道路和其他地方跨越国界的能力,从而降低这些高影响力国家对阿片类药物使用扩散的影响。

第三,我们建议针对65岁以上的老年人做广告,宣传上瘾的危险

Team #1901213 Page 23 of 29

以及青少年服用阿片类药物带来的风险。在我们的模型中,阿片类药物使用的最相关因素 之一是老年人照顾15岁以下儿童的家庭

18. 这可能是因为老年人比其他群体更有可能经历慢性疼痛,从而接受阿片类药物的处方,这可能会导致成瘾。推而广之,这些家庭中的许多儿童因其在家庭中的存在而有更多机会获得阿片类药物,并出于娱乐目的消费这些阿片类药物。我们检验了这个假设,发现当我们把这些家庭的比例减少一半时,感染县的数量减少了近90%。我们理解,虽然减少65岁以上照顾儿童的老年人数量非常困难,但有可能针对这一群体制作信息性广告,使他们更加意识到这个问题。这一广告被放在高收视率的频道上,警告他们上瘾的危险。

第四,我们建议鼓励退伍军人的健康计划,除了已经上瘾的人的康复之外,还包括物理治疗,而不是处方阿片类药物。我们的模型将退伍军人群体确定为高度相关的群体。我们将此归因于这样一个事实,即退伍军人经常被开阿片类药物来治疗战争创伤和慢性疼痛。当我们在我们的模型中将每个县的退伍军人比例降低到一半时,结果在没有感染县的情况下非常有效。因此,我们认为,通过减少退伍军人和阿片类药物之间的破坏性关系,我们可以大幅扭转阿片类药物问题。我们建议让退伍军人有更好的机会接受物理治疗或其他替代治疗,而不是开阿片类药物的处方。这可以通过鼓励退伍军人的健康计划包括物理治疗来实现。这不仅会限制这一群体与阿片类药物使用之间的联系,还会减少其他群体获得阿片类药物的可能性。

最后,我们建议让每个人都更容易接受教育。我们的模型显示,拥有学士学位的人与阿片类药物滥用呈负相关。这表明,受过足够教育的人知道长期使用阿片类药物的潜在缺点,因此出于娱乐目的尝试使用阿片类药物的风险较低。当我们将拥有学士学位的人数减少一半时,受感染县的数量几乎是以前的两倍。考虑到这一点,对所有人进行阿片类药物危害的普通教育将达到类似的效果。除了使教育更容易获得之外,我们还建议利用电视和其他媒体宣传使用阿片类药物可能造成的总体危害,对人口进行处方阿片类药物和海洛因的总体教育将会增加,从而减少在没有必要的情况下使用这些药物的冲动决定。虽然这不会提高该地区受过正规教育的人口比例,但我们相信,这将显示出与我们模型中预测的相似的变化。

我们衷心希望你们考虑我们的建议,这将有助于这个国家减少这场流行病的影响,这场流行病已经夺去了数千人的生命,目前还有数百万人被处方阿片和海洛因控制。

谢谢 你,1901213 队 Team #1901213 Page 24 of 29

参考

- [1] A. 美国成瘾医学杂志,"阿片成瘾,2016年事实和数字。"https://www.asam.org/docs/default-source/advancing/阿片类药物-成瘾-疾病-事实-数字。pdf,2016年。
- [2] "美国疾控中心慢性疼痛类阿片处方指南,2016年mmwr." https://www.cdc.gov/mmwr/volumes/65/rr/rr6501e1.htm? CDC_AA_refVal=https%3A % 2F % 2 Fww. CDC. gov % 2 Fmwr % 2 Fvolumes % 2 F65 % 2 Frr % 2 Frr 6501 eR. htm, 2016年3月。
- [3] 名词(noun 的缩写)沃尔科夫, "解决阿片类药物危机意味着应对社会经济差异",2017年。
- [4] J. 罗斯, "县距离数据库。"https://www.nber.org/data/county-distance-database.html, 2016年。
- [5] J. 金曼, "马尔可夫总体过程", 《应用概率杂志》,第6卷,第1期,第1-18页,1969年。
- [6] A. 巴伯, "关于马尔可夫总体过程的函数中心极限定理" 应用概率进展,第6卷,第1期,第21-39页,1974年。
- [7] G. J. Gibson, "植物流行病学中拟合时空随机模型的马尔可夫链蒙特卡罗方法",《皇家统计学会学报:C辑(应用统计学)》,第 46 卷,第 2 期,第 215 -233 页,1997 年。
- [8] 南雅科维茨、海斯和加尼,"动态马尔可夫场的自动学习及其在流行病学中的应用",《运筹学》,第40卷,第5期,第867-876页,1992年。
- [9] J. "皮尔逊相关系数", 摘自《语音处理中的降噪》, 第 1-4 页, 斯普林格出版 社, 2009 年。
- [10] C. 罗伯特, 机器学习, 概率观点。泰勒和弗朗西斯, 2014年。
- [11] J. 弗罗斯特, "r平方需要多高?," 2018.
- [12] A. 巴尔迪尼,"长期阿片类药物治疗潜在不良反应的回顾:从业者指南",2012年。
- [13] J. Garami, "对阿片依赖与特质焦虑和冲动之间关系的不确定性的不容忍", 2017。
- [14] 南 Spampinato, V. Locatelli, D. Cocchi, L. Vicentini, S. Bajusz, S. Ferri和E. E. Mu ller, "脑血清素参与阿片肽的催乳素释放作用", 《内分泌学》,第105卷,第1期,第163-170页,1979年。
- [15] 名词 (noun 的缩写) 巴蒂斯塔,皮尔斯和斯特里克兰,"模拟阿片类流行" *arXiv 预印本 arXiv:1711.03658,2017。*
- [16] "预防药物滥用和成瘾:最佳策略——国家药物滥用研究所(nida). "https://www. drug overseas。

Team #1901213 Page 25 of 29

政府/出版物/药物-大脑-行为-科学-成瘾/预防-药物滥用-成瘾-最佳策略。

- [17] "预防药物滥用和过度饮酒——surgeongeneral . gov。"
 https://www . surgeongeneral
 gov/priorities/prevention/strategy/preventing-drug-abuseexcessive-alcohol-use.html。(2019年1月28日访问)。
- [18] "抑制阿片类药物成瘾需要的不仅仅是新药," 2018。
- [19] 南裴, 坎杜拉, 杨, 沙曼, "预测美国流感的空间传播", 《美国国家科学院院刊》, 第201708856页, 2018年。
- [20] A. L. Pitt, K. Humphreys 和 M. L. Brandeau, "模拟公共政策应对美国阿片类药物流行的健康益处和危害",《美国公共卫生杂志》,第 108 卷,第 10 期,第 1394 1400 页,2018 年。

Team #1901213 Page 26 of 29

附录: 震中和脆弱县

易受攻击位置	县	状态
_	赛欧托	俄亥俄州
2	蒙哥马利	俄亥俄州
3	费城	宾夕法尼亚
		州
四	卡那瓦	西弗吉尼亚
		州
5	锹背单刃手	肯塔基
	斧	
6	收费道路	肯塔基
七	月桂树	肯塔基
8	哈密尔顿	俄亥俄州
9	铃	肯塔基
10	杰斐逊	肯塔基

表 2:2010-2016 年按人口模型分列的脆弱县

易受攻击位置	县	状态
_	卡那瓦	西弗吉尼亚
		州
2	赛欧托	俄亥俄州
3	蒙哥马利	俄亥俄州
四	收费道路	肯塔基
5	惠特利	肯塔基
6	林肯	肯塔基
七	杰克逊	肯塔基
8	马里恩	俄亥俄州
9	里士满	弗吉尼亚
10	锹背单刃手	肯塔基
	斧	

表 3:2017 年按人口模型分列的脆弱县

Team #1901213 Page 27 of 29

中心	县	状态	边境
_	卡罗尔	肯塔基	A
2	蕨菜	肯塔基	D
3	摩根	西弗吉尼亚	В
		州	
四	范海峰	肯塔基	С
5	马里恩	西弗吉尼亚	Е
		州	
6	多德里奇	西弗吉尼亚	Е
		州	
七	加勒廷	肯塔基	A
8	哈里森	西弗吉尼亚	Е
		州	
9	梅克伦堡	弗吉尼亚	K
10	坎贝尔	肯塔基	D

表 4:按质量保证要素产品排名的中心

中心	县	状态	边境
_	卡罗尔	肯塔基	A
2	摩根	西弗吉尼亚	В
		州	
3	范海峰	肯塔基	С
四	坎贝尔	肯塔基	D
5	哈里森	西弗吉尼亚	Е
		州	
6	马里恩	西弗吉尼亚	Е
		州	
七	加勒廷	肯塔基	A
8	汉普郡	西弗吉尼亚	В
		州	
9	蕨菜	肯塔基	D
10	多德里奇	西弗吉尼亚	Е
		州	

表 5:按质量保证产品排名的中心

中心	县	状态	边境
	卡罗尔	肯塔基	A
2	范海峰	肯塔基	С
3	摩根	西弗吉尼亚	В
		州	
四	李	肯塔基	G
5	蕨菜	肯塔基	D
6	坎贝尔	肯塔基	D
七	哈里森	西弗吉尼亚	Е
		州	
8	马里恩	西弗吉尼亚	Е
		州	
9	艾伦	肯塔基	F

Team #1901213 Page 28 of 29

10	尼古拉	西弗吉尼亚	Н
		州	

表 6: 仅按 Q 排名的震中

Team #1901213 Page 29 of 29

中心	县	状态	边境
	埃利奥	肯塔基	我
	特(男		
	子名)		
2	范海峰	肯塔基	С
3	铃	肯塔基	С
四	刘易斯	西弗吉尼亚	Е
		州	
5	奥斯利	肯塔基	G
6	鲍威尔	肯塔基	G
七	卡罗尔	肯塔基	A
8	李	肯塔基	G
9	布里斯	弗吉尼亚	J
	托尔		
10	摩根	西弗吉尼亚	В
		州	

表7:按|Q|排名的震中

Team #1901213 Page 30 of 29

附录:前30个高度相关的社会经济因素

以下是前30个高度相关的社会经济因素,没有特别的顺序:

- 对自己 18 岁以下孙子孙女负责的祖父母人数
- 与 18 岁以下的孙子女生活在一起的祖父母人数
- 15 岁及以上女性人数
- 15 岁及以上男性人数
- 结婚人数
- 现在结婚的人数
- 18 岁及以上的平民人口
- 入学的3岁及以上人口
- 总人口
- 在过去 12 个月内生育的 15 至 50 岁妇女人数
- 拥有学士学位的人数
- 有乌克兰祖先的人数
- 有俄罗斯祖先的人数
- 有意大利祖先的人数
- 有阿拉伯祖先的人数
- 说亚洲和太平洋岛民语言的人数
- 说英语和亚洲及太平洋岛民语言的人数
- 住在不同房子但在同一个县的人数
- 2010年前进入该州的土著人数
- 2010年前出生在美国境外进入该州的人数
- 2010年前入境的外国出生人数
- 外国出生人口的世界区域
- 外国出生人口的公民身份
- 18至64岁的残疾状况
- 所有平民的残疾状况
- 65 岁及以上的残疾状况
- 18 岁以下的残疾状况
- 有配偶的家庭
- 有一对夫妇的家庭
- 有电脑和宽带的房子

Team #1901213 Page 31 of 29

附录:补充图片



图 3:2010 年至 2016 年阿片类药物危机的蔓延。这个传说讲述了每个县每 100 人的药物报告数量。较暗的绿色表示每 100 人的药物报告数量较高。