

带我回家：

防止踏上阿片类药物成瘾之路

近年来，过量服用一直是美国意外死亡的主要原因，而处方阿片类药物和海洛因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、上瘾，并升级为更严重的物质。有各种各样的策略来对抗毒品的传播，如教育、康复和执法。然而，鉴于阿片类药物在美国社会的新无处不在，对它们来说，更有针对性的策略是必要的。

我们已经开发了一个模型，可以稳健而准确地预测俄亥俄州、宾夕法尼亚州、弗吉尼亚州、西弗吉尼亚州和肯塔基州内部和之间的阿片类药物。在此过程中，我们：

- 通过将阿片类药物成瘾视为一种在邻居之间确定性传播的疾病，并假设可以用马尔可夫方式建模它的传播，可视化了 2010 年至 2016 年期间阿片类药物在该区域内的移动和传播。这将使我们能够找到一个过渡矩阵，告诉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，我们对整个数据集的社会经济因素的影响进行了建模，并将这些变化与该县阿片类药物使用随着时间的推移而增长或收缩的方式联系起来。
- 然后，我们以两种方式组合模型——线性和并行方式。我们用这种方法来估计毒品问题的爆发中心。
- 最后，我们进行了多次模拟，并预测了未来的毒品问题，从不同的角度制定了一些应对这一流行病的策略，从对阿片类药物传播贡献最大的变量中进行选择。

我们的模型将阿片类药物的非法使用视为一种传播更频繁的疾病在一个特定地区有更多的人患有这种疾病。这使得我们能够设计它，以便在未来可以推广到更大的区域。通过可视化这种传播，我们能够看到预测的阿片类药物使用通过主要道路和沿主要道路传播的距离比简单的邻接所能预测的距离更远。以这种方式连接的县既包括中心地区，也包括脆弱地区。

为了评估我们的外部模型，我们给了它来自前两年的毒品报告数据所有的县，然后让它传播到 2016 年。我们的预测误差在 10 的数量级<sup>5</sup> 人均毒品报告。在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，但它们无法准确预测阿片类药物滥用。

在此之后，我们修改了我们模型中的各种初始条件，如社会经济震中的因素和影响。通过这样做，我们能够找到有效和高度针对性的战略，这将大大减少和扭转阿片类药物在该地区的流行。

内容

1 介绍	2
1.1 问题总结 .....	2
1.2 我们的模型 .....	3
2 背景	3
3 数据	4
3.1 鉴于数据 .....	4
3.2 额外的数据 .....	4
4 假设	5
4.1 作为疾病.....	5
4.2 马尔可夫假设...	5
4.3 邻近县的邻近性. .	5
4.4 所有阿片类药物都是一样的.....	6
5 个模型	6
5.1 定义生命值. ....	6
5.2 外部因素建模. ....	7
5.2.1 了解 $x_t$ .....	7
5.2.2 了解 $A$ .....	7
5.2.3 了解 $Q$ .....	8
5.2.4 估计 $Q$ .....	8
5.3 建模内部因素. ....	8
5.3.1 线性回归. ....	9
5.3.2 逻辑回归. ....	9
5.4 两种模型的结合 .....	9
6 解决方案	10
6.1 估计 $\delta$ .....	10
6.2 估计外部因素的影响。。	10
6.3 估计内部因素的影响。。	10
6.4 建立模型的凸组合.....	10
6.5 建立两阶段模型. ....	12
6.6 震中和脆弱性.....	12
6.6.1 识别震中.....	13
	13
	13
	14
	15

有道文档翻译  
pdf.youdao.com

7.1 调整外部因素.....	16
7.2 调整内部因素.....8 优势与劣势	日
8.1 优势 .....	17
8.2 缺点 .....	17
	17
9 政策策略	18
10 的结论	19
关于美国阿片类药物使用的政策函附录:震中和脆弱县	21
	25
B 附录:30 个高度相关的社会经济因素	28
C 附录:补充图片	29

1 介绍

2015 年，有 33091 人死于海洛因和其他阿片类药物过量，占当年美国过量死亡总人数[1] 的 60% 以上。考虑到过量用药也是当年[1]意外死亡的主要原因，显然阿片类药物的分散在这个国家是一个严重的问题。阿片类药物是一类麻醉止痛药，包括非法药物海洛因，从罂粟花中提取，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、羟可酮、羟可酮、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控制慢性疼痛，但很明显，阿片类药物的使用已经远远超出了处方药的范围，并以流行病的形式呈现出来。这种瘟疫虽然致命，但只要有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，是至关重要的。在本报告中，我们通过建立数学上严格的模型来做同样的事情。总之，我们将利用与肯塔基州、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有关的数据，开发一个预测模型，以分析药物滥用如何传播和感染这些县。然后，我们将尝试使用该模型为同样的问题找到解决方案。

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每个县的药物报告数据。

- 开发一个预测模型，预测阿片类药物使用在给定时间框架内的扩散，并使用它来寻找这些州内阿片类药物扩散的潜在中心。
- 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。利用这些关系找出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，防止新上瘾的蔓延，并使现有的上瘾更难维持。

1.2 我们的模

- 最初，我们认为阿片类药物成瘾是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，告诉每个县对另一个县的影响。我们还在这个矩阵中考虑了县与县之间的距离。
- 接下来，我们对整个数据集中的社会经济因素的影响进行了建模，并将这些变化与该县阿片类药物使用随着时间的推移而增长或收缩的方式联系起来。
- 然后，我们以两种方式组合模型——线性和并行方式。我们用这种方法来估计毒品问题产生的中心。
- 最后，我们进行了多次模拟，并预测了未来的毒品问题，从不同的角度制定了一些应对这一流行病的策略，从对阿片类药物传播贡献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县的毒品问题。由于在模型中采用的一般方法，该模型很可能会很好地扩展到更大的地区。

本报告的其余部分组织如下：第 2 节将提供理解我们正在建模的条件所必需的背景信息。第 3 节将简要讨论为本分析提供的数据。在第 4 节中，我们将做出必要的假设，以便对情况进行有效的建模。第 5 节将封装我们的模型的细节，包括外部的和内部的。在第 6 节中，我们求解模型的参数，并讨论我们得到的结果。在第 7 节中，我们将修改似乎对模型有很大影响的关键因素，以确定其对初始条件的敏感性，并深入了解对抗毒品问题的最有效策略。在第 8 节，我们将评估我们模型的优点和缺点。第 9 节将列出我们发现的最能扭转毒品危机的策略。最后，我们将在第 10 节总结我们的主要发现，以结束本报告。此外，在第 11 节中，我们向缉毒局撰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

在建模阿片类药物的传播之前，了解成瘾背后的科学是很重要的。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

阻止这些化学物质的再吸收。这导致大脑中充斥着多巴胺，这种化学物质通常是大脑奖励系统的一部分。这有时会导致一种不健康的循环，需要产生这种感觉的药物，并由于耐受性而以越来越高的剂量服用药物。当一个人按照这种循环，药物成为他们的基本需求之一，就像食物或水一样，并因此在生活中遭受极端的不良影响时，他们就会上瘾。由于阿片类药物的成瘾潜力和开阿片类药物的频率，阿片类药物使用和滥用的传播可能是迅速的。

2012 年，美国开出的阿片类药物处方足以让每个美国成年人都有一瓶药[2]。由于阿片类药物现在在日常生活中很常见，了解周围的人会如何影响一个人使用阿片类药物的可能性是很重要的。数据支持，与周围环境一起，某些社会经济因素可能与阿片类药物使用的增加有关。考虑到这些可能性，找出这些因素是否以及在多大程度上可以预测未来的药物使用是至关重要的，以阻止如此多的受害者上瘾的恶性循环。

### 3 数据

在本节中，我们将简要概述我们用于开发后续章节中描述的模型的数据。

#### 3.1 给定的数据

我们得到了 8 个不同的数据文件。第一份包含了美国五个州(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)县的毒品报告计数。在这个案件中，毒品报告是当地警察部门调查的一部分。所提供的数据提供了每个县的总毒品报告，以及处方阿片类药物或海洛因的任何毒品报告计数，由国家法医实验室信息系统(NFLIS)提供。出于我们的目的，我们只使用了阿片类药物和海洛因的计数。其他 7 个数据文件包含了 2010-2016 年这些县的美国人口普查数据。这些数据代表了大约 134 个社会经济因素的共同集合。

在清理数据时，我们意识到某些年份县的数量有所不同。如果某个县在任何一年的第一个文件中缺少毒品报告数据，我们将毒品报告设为零。此外，我们意识到 VA 贝德福德市于 2013 年并入 VA 贝德福德县。因此，我们通过将 2010-2012 年贝德福德市的数据添加到贝德福德县的数据中来修正这一差异。此外，自 2013 年以来，美国人口普查数据划分了一些较大的类别。因此，在清理过程中，我们不得不手动解释这些差异。

#### 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，但允许从外部来源获得此类数据，因此我们获得了县与县之间的距离，以

2010 年，选自 [4]。再一次，我们不得不将贝德福德市从名单中删除，因为它不再独立于同名县。

## 4 假设

在设计模型时，有必要做出假设，以简化问题，使其有效地表示现实。所提供的数据，以便能够有效和紧密地预测未来。我们的模型也没有什么不同，需要对导致药物滥用的因素以及目睹药物使用的社会反应做出假设。下面的小节将按照重要性的顺序讨论我们的每个假设。

### 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，每一份药物报告都是一个受感染的个体。这使我们能够在更熟悉的背景下解释给定的数据。

要了解为什么阿片类药物成瘾可以被认为是一种疾病，请考虑成瘾过程中发生的事情。这种药物会过度刺激大脑的奖励系统，随着使用者建立耐受性——过度刺激的系统成为“新常态”——一个正反馈循环就会产生，用户需要更大剂量才能获得同样的快感。这意味着阿片类药物成瘾不仅仅依赖于耐受性和吸毒习惯等内在因素。它还取决于同伴、药物可得性、合法性等外部因素。这种对外部和内部因素的依赖类似于疾病。以这样的方式对待我们的模型，可以让我们对我们的结果做出简单的解释。

### 4.2 马尔可夫假设

为了减少计算量，该模型基于马尔可夫假设。马尔可夫假设，也被称为马尔可夫性质，指出下一个状态只取决于当前状态。这也被称为无记忆性(memorylessness)，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。除了减少了对过度计算的需求外，我们之所以做出这样的假设，是因为它在过去已经成功地用于模拟人口动力学[5,6]和流行病学[7,8]。

准确地说，我们将使用二阶马尔可夫性质，即未来取决于当前状态和之前的状态，即， $t + 1$ 时刻的状态取决于 $t$ 时刻， $t - 1$ 时刻的状态。

### 4.3 邻近县的邻近性

第三个假设是，与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，距离较远的县会比距离较近的县产生不同的、不一定很小的影响。虽然我们没有办法估算

这种与距离的关系是先验的，我们可以直观地假设它会是一个反比关系。

这个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——一个距离我 100 英里远的人患普通感冒，与一个在我的镇上患有同样疾病的人有不同的影响。

4.4 所有的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，所有的阿片类药物都大致相同，具有相同的健康风险和影响。这使得我们可以分析每个县阿片类药物的总报告，而不是单独分析每一种阿片类药物。虽然这一假设并不完全现实，但我们证明了这一假设是正确的，因为按单个阿片类药物分类的药物报告数量非常稀少。数据的稀疏性，当按单个药物进行分析时，可能会严重扭曲我们的模型。这也可以证明，所有阿片类药物的作用都非常相似，只是大小不同。

这样做的一个后果是，所有的阿片类药物成瘾也以同样的方式被治愈。这使得我们可以使用单一模型来探索干预策略。

4.5 跨县数据同质性

最后，我们假设从每个县收集的数据在每个县具有相同的准确性。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的勤奋程度或缺乏程度。

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纠正我们的数据来反映任何不同质性。此外，这种假设也简化了我们的分析，并确保所提供的数据可以用我们的模型来表示。

5 个模型

命名法

- n =按 FIPS 代码排序的 t 年所有县的健康状况
- t =按 FIPS 代码排序的 t 年所有县的阿片类药物问题
- x =邻接矩阵
- t =转换矩阵
- 一个 =宣布一个县感染的人均阿片类药物报告阈值
- 问 =按 FIPS 编码排序的 t 年各县 30 个高度相关的社会经济因素=使用 S 进行线性回归模型的参数，

如第 4 节所暗示的，我们将阿片类药物危机建模为一种疾病。将其视为一种疾病



帮助我们将较大的问题解耦为两个较小的问题——外部因素的影响建模，以及内部因素的影响建模。这可以理解为:个体未来的健康状况取决于其邻居当前的健康状况以及个体当前的健康状况。方程 1 显示了这种关系。

$$| \{z\} = | \{z\} + | \{z\}$$

未来

阿片类药物的问题

周边阿片类药物问题

内在幸福

(1)

首先，我们将开发一个基于所有县的健康状况来预测健康状况的模型。然后，我们将创建一个模型，将内部因素，即。每个县的社会经济因素。最后，我们将这些因素结合在一起，形成一个整体模型。

5.1 定义健康

到目前为止，我们笼统地使用“健康”一词来指代每个县的毒品危机数量。在这里，我们将正式定义和量化健康。使用每个县的原始药物报告数量可能会产生误导，因为各县的人口是不同的。所以，取而代之的是，我们用该县的人口来标准化每年的毒品报告数量。这让我们更好地反映了各县的健康状况。

我们将使用  $n(k)t$  表示第  $t$  年国家  $k$  的健康度量， $n_t$  表示第  $t$  年按 FIPS 代码排序的所有县的健康。如果我们有  $n$  个县， $n_t \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ 。

5.2 外部因素建模

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公式 2 中。

$$x_{t+1} = QAx_t$$

(2)

现在，我们来看看这些术语分别代表什么。

5.2.1 理解  $x_t$

$x_t$  表示  $t$  年每个县的阿片类药物问题，我们用  $x_t$  来概括当前的健康状况和去年的健康趋势。这是有道理的，因为当前阿片类药物的使用情况以及该县阿片类药物的使用趋势会对邻近的县产生影响。我们计算  $x_t$  为:

$$x_t = n_t + (n_t - n_{t-1})$$
$$= 2n_t - n_{t-1}$$

因此,  $x_t \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ 。这也是我们的二阶马尔可夫假设发挥作用的地方。回到方程 2，注意  $x$  是如何  $t$  预测  $x_{t+1}$  即。，  $t + 1$  年县的阿片类药物问题取决于  $t$  年和  $t - 1$  年县的健康状况。因此，我们的模型在时间上是自我意识的。

5.2.2 理解 A

A 指的是修改后的邻接矩阵。这解释了县与县之间的距离。A ∈ R 中的每个元素  $N \times N$  由:

$$a_{i,j} = \begin{cases} \frac{1}{\text{县 } i \text{ 和县 } j \text{ 之间的距离}} & , i \neq j \\ 1 & , i = j \end{cases}$$

因此，A 中所有县的值都小于 1，更远的县的值会更小。为了理解这是怎么回事，让我们来看看向量 Ax 的每个元素  $i$ :

$$(Ax_t)_i = a_{i,1}x_t^{(1)} + a_{i,2}x_t^{(2)} + \cdots + a_{i,N}x_t^{(N)}$$

我们可以看到，来自距离  $i$  国较远的县的阿片类药物问题在向量 Ax 中贡献了较小的值  $i$ 。因此，Ax 的第  $i$  个元素  $i$  编码了关于这两者的信息，县之间的接近度，以及县之间的阿片类药物问题。因此，我们的模型在空间上意识到自己。

5.2.3 理解 Q

Q 是将第  $t$  年的阿片类药物问题传播到下一年的过渡矩阵。Q ∈  $R^{N \times N}$  通过了解每个县的阿片类药物问题如何影响包括自己在内的其他所有县来传播模型。这样，我们就可以利用 Q 的元素来确定哪些县对其他县的影响最大。

问  $q_{ij}$  = 县  $j$  对县  $i$  的影响与距离无关

将行归一化后，我们可以使用列和来估计阿片类药物危机中最有影响力的县。

5.2.4 Q 估计

此时，我们有  $x_t$  和 A 从数据中得到。我们需要估计 Q，即转换矩阵。注意，我们不需要找到一个完全适用于所有  $t$  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，它也可能不能很好地泛化到数据集之外的例子。相反，我们想要找到一个大约对所有  $t$  都最有效的 Q。我们可以通过解决一个修改后的最小二乘估计问题来做到这一点:

$$Q = \min_{Q'} \sum_t \|x_{t+1} - Q'Ax_t\| \tag{3}$$

这里，规范的总和是对我们数据集中所有  $t$  的总和。

因此，我们有了一个考虑外部因素的模型，它在时空上意识到阿片类药物问题。现在，我们可以专注于构建一个基于内部因素的模型。

5.3 内部因素建模

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。即该县的社会经济因素。所以，我们可以开发一个模型，将这些因素考虑在内，看看社会经济因素对阿片类药物危机的影响。

给我们的数据集大约有 150 个社会经济因素。我们不需要建立一个使用所有因素的模型，相反，我们可以选择 30 个高度相关的因素并使用它们。这个简单的预处理步骤有两个优点——它将简化我们的模型，并且，使我们的模型更具可解释性。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 个特征来建立一个线性模型，用每个县在 t 年的社会经济因素来预测 t 年的阿片类药物问题。让我们将包含所有县在 t 年的前 30 个社会经济因素的矩阵表示为  $S_t$ 。S 的每一行  $i$  对应一个县，每一列对应一个社会经济因素。那么，我们的问题就是参数  $\beta$  的估计，这样：

$$S_t \beta_1 = \mathbf{x}_t$$

(4)

这又是一个寻找最佳  $\beta$  的最小二乘估计问题。

5.3.2 逻辑回归

如果我们定义一个县感染阿片类药物问题的人均药物报告阈值  $\delta$ ，我们还可以使用社会经济因素  $S_t$  来预测一个县是否被感染。我们可以通过构建一个逻辑回归模型，给出一个县被感染的概率[10]来做到这一点。第 i 县在第 t 年被感染的概率由：

$$p_t^{(i)} = \frac{1}{1 + e^{-S_t^{(i)} \beta_2}}$$

(5)

其中  $\beta_2$  是带来  $p^{(i)}_t$  的模型参数， $p^{(i)}_t \rightarrow 0$  表示非感染状态。 $p^{(i)}_t \rightarrow 1$  为感染县和

5.4 结合两种模型

到目前为止，我们已经将问题解耦为外部和内部，并开发了解决这两个问题的模型。现在，我们已经准备好将模型组合起来，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。

5.4.1 凸组合

我们可以将式 2 中的外部传播模型和式 4 中的内部线性回归模型进行凸组合，预测 t 年阿片类问题为:

$$\mathbf{x}_{t+1} = \theta \cdot Q A \mathbf{x}_t + (1 - \theta) \cdot S_{t+1} \beta_1$$

(6)

其中  $\theta \in [0,1]$  是一个参数，它控制每个模型对最终预测的贡献程度。我们可以选择一个使我们的预测误差最小化的  $\theta$ 。

5.4.2 一个两阶段模型

我们不用直接结合两个模型的结果，而是可以独立使用结果来判断一个县是否被感染。使用来自方程 2 的外部传播模型，并应用阈值  $\delta$ ，我们可以识别出受感染的县。然后，我们可以独立地使用公式 5 中的内部逻辑回归模型来识别感染县。然后，从这两个结果中，我们可以推断出县感染的潜在风险。

被两种模型识别为感染的县被标记为高风险，而仅被一种模型识别的县被标记为中等风险，而没有被两种模型识别的县被标记为低风险。需要注意的是，感染阈值  $\delta$  在两个模型的时间跨度内都保持不变。

6 解决方案

我们估计了第 5 节中开发的模型的参数，如公式 2,4,5 所示。在本节中，我们将讨论从我们的模型中得到的结果。

6.1 估算  $\delta$

为了确定宣布一个县被感染的阈值，我们将数据集中的第一年，即。， 2010 年，并将阈值计算为比人均药物报告平均值大一个标准差。这使得我们可以在假设人均毒品报告呈正态分布的情况下，挑选出感染最严重的前 16% 的县。

$$\delta = \text{mean}(\mathbf{n}_{2010}) + \text{std}(\mathbf{n}_{2010})$$

由此得出  $\delta \approx 0.0038$  作为宣布一个县感染的阈值。图 1 显示了 2010 年至 2016 年使用该阈值的受感染县的分布情况。或者，在附录 C 中，图 3 显示了 2010 年至 2016 年阿片类药物危机的蔓延情况，以每 100 人的实际药物报告数量来表示。

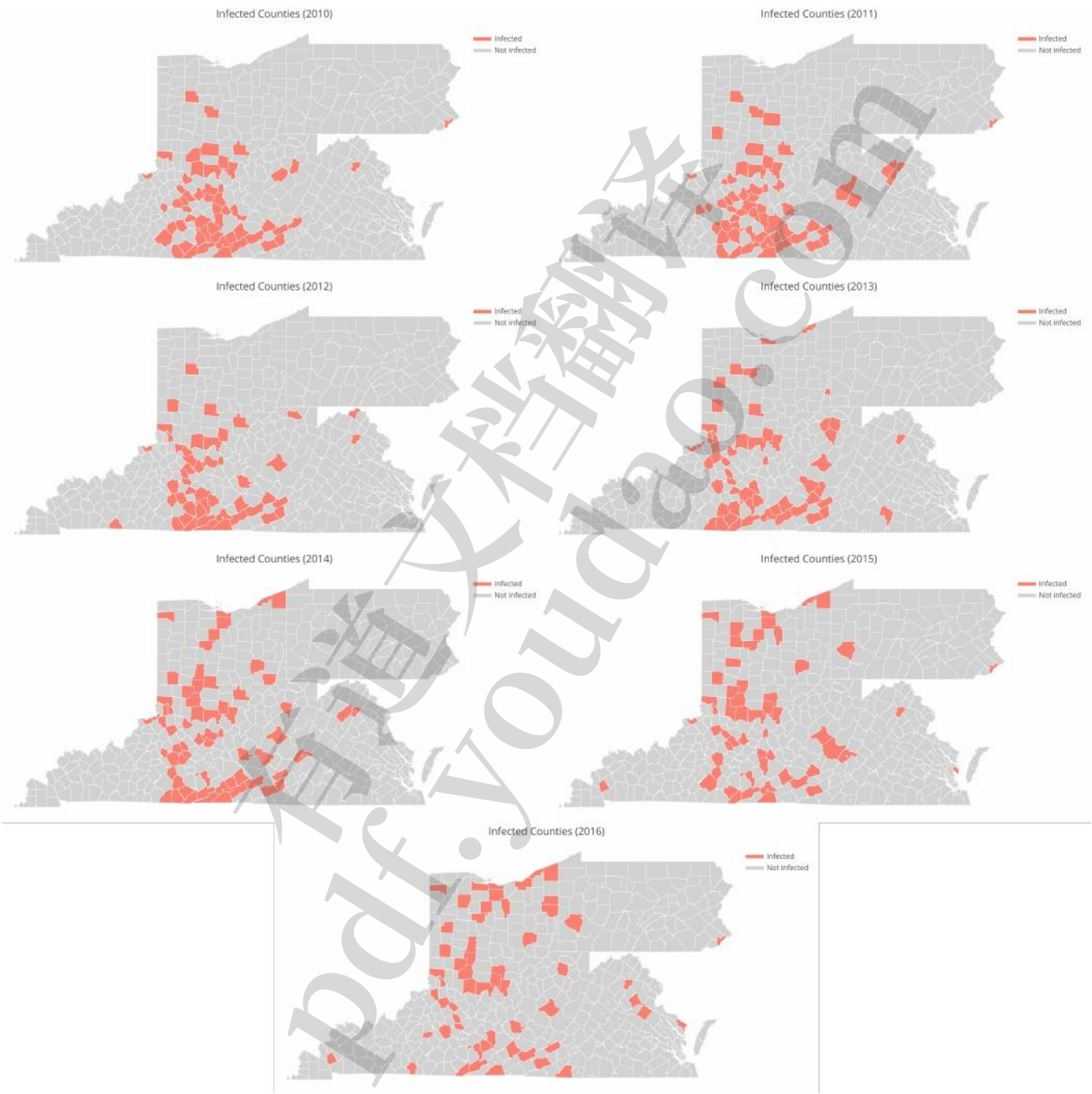


图 1:2010 年至 2016 年阿片类药物危机的蔓延情况。感染阈值为  $\delta = 0.0038$  人均药物报告。红色的县为感染县。

### 6.2 估计外部因素的影响

我们利用 2010-2015 年的数据，借助公式 3 估算  $Q$ 。然后，我们尝试预测 2016 年人均药物报告数  $n_{2016}$  使用这个  $Q$ 。<sup>1</sup> 我们的预测的均方误差为  $2 \times 10^{-5}$  所有县的人均毒品报告。

如此小的误差可能是我们的模型过度拟合了。所以，相反，我们也用 2010 年、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。在这里，我们观察到均方误差为  $8.42 \times 10^{-5}$  2016 年。这表明我们的外部因素模型在预测未来方面做得很好。

然后，我们从提供给我们所有数据中估计  $Q$ ，即。从 2010 年到 2016 年。现在，我们及时传播模型并发现，在其他条件不变的情况下，到 2025 年，所有县都治愈了。进一步，到 2038 年，人均药物报告达到稳定状态。2038 年， $\text{mean}(n_{2038}) = 1.8 \times 10^{-3}$ ,  $\text{std}(n_{2038}) = 0.002$ 。进一步， $\text{mean}(n_{2010}) \approx 1.8 \times 10^{-3}$ 。这表明，当我们在时间上向前传播时，如果没有其他变化，来自所有状态的人均药物报告将收敛于初始数据的平均值。

### 6.3 估计内部因素的影响

我们获得了 2010-2012 年的 149 个社会经济因素。其中一些因素在随后的年份被细分为多个类别，因此 2013-2016 年社会经济因素的数量增加到 152 个。我们用皮尔逊相关系数[9]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。利用这个，我们挑选了高度相关的前 30 个(包括正相关和负相关)进行分析。这简化了我们的模型，因为我们抛弃了低量级相关的社会经济因素。我们选择的社会经济因素列表列在附录 B 中。

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 节中公式 4 所描述的线性模型来预测阿片类药物问题是否可行。我们的回归系数为， $R^2 = 0.1296$ 。这表明，我们不能仅用社会经济因素来准确预测阿片类药物问题。事实上，在用 2010-2015 年的数据训练模型并试图预测 2016 年县的健康状况后，得出的均方误差为  $1.949 \times 10^{-3}$  人均药物报告，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，阿片类药物问题的症结所在——人类行为，在社会经济特征[11]上是非常难以预测的。

然而，当我们构建第 5.3.2 节中公式 5 所描述的逻辑模型时，我们得到了 87.98% 的平均准确率，即。逻辑模型似乎做得更好。仔细看结果，我们的真阳性率是 3.57%，我们的真负率是 99.51%。这表明我们的分类器是倾斜的。看一看数据，我们观察到我们的原始数据中只有 12% 包含正例，即。被感染的县。这是我们选择阈值  $\delta$  时的设计。因此，我们的分类器遇到了类不平衡问题，使分类器倾向于更频繁地预测负面。我们认为，我们

<sup>1</sup> 如果我们有  $x_t, n_t - 1$ ，我们可以找到  $n_t = 0.5 \cdot (x_t + n_t - 1)$

更关心捕获所有感染状态，即使有一些假阳性，而不是选择忽略感染状态。换句话说，与其在一群人健康状况不佳的情况下宣称他们健康状况良好，不如先诊断出一种感染，让这种感染不存在。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，就能捕捉到所有感染县的 70%。

这些分析表明，仅使用社会经济因素来预测健康既不准确，也没有用处，尽管存在很多相关性。因此，为了使这个模型起作用，我们必须将其与外部模型结合起来。

6.4 建立模型的凸组合

我们将 6.2、6.3 节中估计的外部模型和内部模型结合起来，得到两个模型的凸组合，如 5.4.1 节中的式 6 所示。我们以 0.001 的步长改变  $\theta$  从 0 到 1，发现当  $\theta = 1$  时，我们得到了最好的预测，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:第一种是单独的内部因素并不能准确地反映县域的健康状况。虽然不太可能，但从第 6.3 节得到的结果也表明了同样的情况。第二个更可信的结论是，社会经济因素已经被编码到每个县的健康状况中。这就解释了为什么相关性很高，但没有足够的证据来做出准确的预测。

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 节中描述的预测完全相同。

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与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蔓延。一个被两种模型预测为感染的县被确定为高风险;仅被一种模型预测为感染的为低风险且;两者都预测为无风险。

由于我们没有 2016 年之后的社会经济数据，因此我们不可能使用两阶段模型进行超过这一阶段的预测。相反，为了衡量这个模型的表现，我们对 2010-2011 年的模型进行了训练，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。这意味着阿片类药物危机在某种程度上在所有县都趋于稳定，阿片类药物问题严重的县感染减少，阿片类药物问题严重的县感染增加。这与我们在第 6.2 节中得到的结果类似，表明外部模型再次主导了内部模型。

6.6 中心和漏洞

我们确定了在阿片类药物危机中很重要的两类不同的县——中心和脆弱性。我们将震中定义为受感染的县

一年	高发县数	低风险县数
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

随后几年向周围县扩散，周围还有很多其他受感染的县。而且，如果一个县的社会经济(内部)因素提供了足够的证据表明，由于对感染的内部免疫力较低，它将在不久的将来被感染，我们将其定义为脆弱县。

6.6.1 确定疫情中心

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。要做到这一点，我们既需要考虑一个县对其他县的影响有多大，也需要考虑受影响县的距离有多远。这些信息分别被编码在转换矩阵  $Q$  中，和邻接矩阵  $A$  中。为了将这些组合起来，我们执行了逐元素矩阵乘法运算， $\circ$  <sup>2</sup> 在  $Q$  和  $A$  上，因此，每个元素  $(Q \circ A)_{ij}$  告诉我们在考虑距离因素后， $j$  县对  $i$  县的影响。然后，我们将列相加，告诉我们所有县的整体影响力。通过这种方法，我们选择了影响力最大的 10 个县作为中心。

我们预测，以下几个县是疫情中心，排名不分先后<sup>3</sup>

- 西弗吉尼亚州的多德里奇县、哈里森县、马里昂县和摩根县。
- 肯塔基州的布莱肯、卡罗尔、哈兰、加勒廷和坎贝尔县。
- 弗吉尼亚州的梅克伦堡县

图 1 显示了 2010 年至 2016 年感染的传播情况。这里，感染的阈值为  $\delta = 0.0038$  人均药物报告。图 2 显示了我们的模型确定的中心。从这两个图中，我们可以看到，我们的模型能够准确地识别出感染向外扩散的所有县。这为我们提供了证据，证明我们的模型是按照我们预期的方式工作的。

图 2 中的中心有一个共同特征——相对于其他受感染的县，它们位于中心位置，这意味着平均位置影响相当高。作为一个异类，我们发现弗吉尼亚州的梅克伦堡县是一个震中。我们可以看到，这个县对周边县的影响并不大。我们的模型没有区分人均流入和流出的毒品报告。所以，一个貌似合理的解释是，这个县正在被我们数据集之外的邻县感染。

<sup>2</sup> 这通常被描述为阿达玛乘积

<sup>3</sup> 这些县的影响力排名见附录 A 表 4



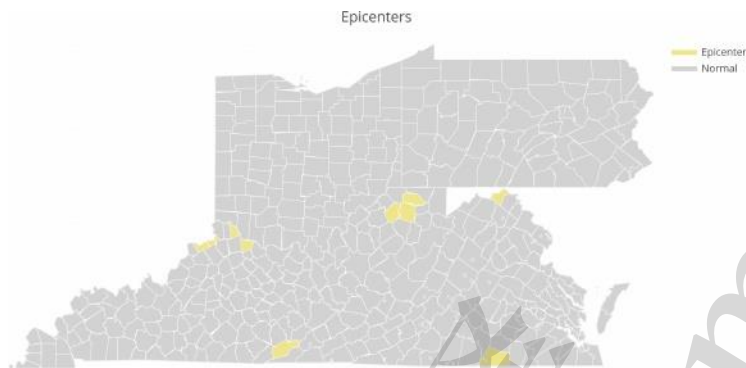


图 2:我们的模型确定的阿片类药物危机的中心。震中用黄色标注。

6.6.2 识别脆弱县

从定义上看，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 年平均感染概率最高的 10 个县。这些县，排名不分先后，如下<sup>4</sup>

- 俄亥俄州的肖托县、蒙哥马利县和汉密尔顿县
- 宾夕法尼亚州费城
- 西弗吉尼亚州卡纳瓦县
- 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 年有 10 个县将变得脆弱。要查看这些县，请参阅附录 A 表 3

6.6.3 了解这些县

虽然图 2 中的震中似乎是孤立的，但这些县都毗邻四条主要道路:(1)I-75 公路，穿过肯塔基的哈兰，穿过肯塔基的布拉肯、坎贝尔和卡罗尔，到达汉密尔顿、俄亥俄州和更北的地方;(2) I-64，自西向东，横跨肯塔基、西弗吉尼亚州和弗吉尼亚州;(3) I-79 从西弗吉尼亚马里昂向北进入宾夕法尼亚和;(4)美国 23 号公路，从肯塔基、西弗吉尼亚州和弗吉尼亚州的边界县向北进入俄亥俄州。

基于这些结果，很明显，我们的模型能够内在地学习阿片类药物报告在区域内主要道路上的运输方式。我们假设，如果将邻近的州包括在分析中，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中心。因此，虽然许多脆弱的县目前还没有受到感染，但确定它们是否位于这些主要道路沿线，可以帮助我们进行缓解工作。

<sup>4</sup> 这些县的排名见附录 A 表 2

## 7 灵敏度分析

在本节中，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，我们将 2010 年所有确定的震中的健康状况设为 0。这类似于从根源上清除阿片类药物危机。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，在邻接矩阵  $a$  中，我们将与中心的距离和与中心的距离设置为 0。这样就有效地阻止了毒品通过这些县的流动。再次，在模拟结束时，我们观察到只有 8 个县被感染，其中 7 个在之前的模拟中出现。我们还实现了另一个版本的边界控制，我们将震中对应的  $Q$  矩阵的条目设置为 0。结果和之前的边境控制实验是一样的。

### 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。在接下来的模拟中，宣布一个县被感染的概率阈值设置为 0.20，并使用 2016 年的数据。

我们将 18 岁以下儿童与祖父母生活在一起的比例降低了一半。正如该模型预测的那样，感染县的数量从 56 个减少到 6 个。我们认为这一趋势来自两种可能性之一。第一种可能是，许多老年人由于年龄或旧伤而处于慢性疼痛状态，因此更有可能被开具阿片类药物并上瘾。另一种是，孩子们从那些爷爷奶奶那里偷阿片类药物，并在娱乐中滥用。

然后，我们将从未结过婚的人的比例降低了一半。这使得受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，受感染的县数量减少到 29 个。这一趋势很有趣，未来心理学领域的进一步研究可以帮助我们解释这一现象。

更有趣的是，减少 18 岁以上退伍军人的数量，感染状态的数量就会减少到 0。这种趋势很可能是因为退伍军人很容易被开出阿片类药物来忍受战争的创伤和他们的受伤，而根本就没有

能够在回家后停止使用。

结果还表明，拥有学士学位的人的比例减少，感染州的数量增加到 105 个。这一趋势很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，因此对使用阿片类药物持谨慎态度。他们也不太可能从事需要大量阿片类药物的职业

体力劳动，因此在某些时候由于工作需要阿片类药物处方。

这些趋势大多可以用直观的方式来解释。这表明，我们的两个模型都以我们期望的方式工作，并且对参数和初始条件以我们希望的方式敏感。这进一步证明，我们的模型将很好地泛化到我们用于开发模型的数据之外的数据。此外，这为我们提供了明确的想法，让我们可以针对新的政策和可能的援助。

## 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 优势

- 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，而不需要计算能力的权衡。在我们的模型中，我们非常有能力仅根据当前阿片类药物的使用和前一年的趋势来近似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在接下来五年的阿片类药物使用，均方误差为  $8.42 \times 10^{-5}$  人均阿片类药物报告。
- 我们的模型代表了县与县之间的影响差异。这是一个重要因素，因为由于资源、位置 and 限制，一些县将对其他县具有更大的影响力。这使得我们的模型能够更好地预测未来的趋势。
- 我们的模型还为我们提供了每个县对其他县的影响的可解释值。因此，我们的模型确定了最具影响力的县，为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。在开发模型时，我们没有对正在处理的区域做任何假设——区域的所有内在因素都只是参数。我们还建立了将阿片类药物危机表示为流行病的模型。因此，我们可以使用相同的模型，并将其应用到世界各地的不同地区，以及其他可以被认为是流行病的问题。

### 8.2 缺点

- 在我们的模型中，震中计算没有区分流出和流入阿片类药物的使用。这意味着根据震中确定的每个县的影响，计算流入该州的阿片类药物与流出该州的阿片类药物的方式相同。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传播影响最大的县，而是预测阿片类药物的总传播。

- 虽然我们的模型包含了位置，但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，我们的模型为数据集中的边缘县分配了额外的影响力。然而，通过调整邻接矩阵  $A$  来反映这一点，这个问题可以非常容易地解决。
- 我们的模型为一个受感染的县设置了一个阈值。我们的模型设定的考虑受感染县的阈值是任何人均阿片类药物报告高于平均值一个标准差的县。这种设计的一个弱点是，不高于这个阈值的值，即使是稍微高一点也不会被认为是感染的，因此不是优先目标区域。
- 同样，我们的模型没有建立一个明确的优先目标县的排名系统。虽然我们的模型关心每个县的人均毒品报告的总体情况，但我们没有考虑到不同县的执法困难。从政策制定者的角度来看，这是一个重要的因素。
- 根据我们的模型，尽管模型证明了一些特定的社会经济因素在改变后直接影响阿片类药物的使用，但社会经济因素对单独进行预测没有帮助。即使有了这些知识，当社会经济模型与外部模型结合时(通过凸组合)，可以看到最有效的模型是社会经济因素不起作用的模型。这很可能是因为社会经济模型是建立在对个体人类行为建模的基础上的，而个体人类行为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危机和社会经济因素之间的反馈循环。虽然我们的模型考虑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引起社会经济因素的变化。因此，我们忽略了这种反馈循环的影响，而不知道它有多强。研究这个反馈循环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 政策策略

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。我们可以针对政策变化来影响其中一些社会经济因素，以间接解决阿片类药物危机。我们还可以利用我们对中心地区的了解，减少这些县阿片类药物使用的蔓延。在本节中，我们将讨论一些缓解阿片类药物危机的策略。

教育弱势群体:最重要的战略将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 岁以上成年人的家庭。这可能是因为青少年使用了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服用阿片类药物。一个例子是在老年人经常去的媒体上做广告，告诉他们把青少年的毒品锁起来，并告诉他们长期服用的危险

阿片类药物的使用和成瘾。我们还发现，拥有大学学位的居民数量的减少加剧了阿片类药物危机。另一项在这方面模仿积极变化的努力是通过学校项目教育年轻人，让他们了解阿片类药物使用的具体健康影响，以及成瘾和过量的危险。

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比例，这可能是由于这些群体的慢性疼痛率增加。一项研究表明，每天接受 200 MME (mg 吗啡当量)的患者，阿片类药物相关的死亡率[12]增加了近 3 倍。一个潜在的解决方案是教育医疗保健提供者慢性疼痛开出替代治疗方法，如物理治疗或非麻醉药物。在我们的模拟中，这两组的减少几乎完全消除了阿片类药物问题。

经历高度生活不确定性的人的心理健康保健:我们的模型还预测，那些在生活中经历高度不确定性的人，比如忍受离婚或住房不确定性，更有可能滥用阿片类药物[13]。这可以归因于那些经历不确定性的人，他们很容易把冲动的决定作为解决问题的方法。针对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接受心理健康护理，并让那些难以负担的群体更容易获得它。

执法:针对阿片类药物整体流动的一种方法是减少我们的模型认为是中心的县获得阿片类药物的机会。这些县是对整个数据集中阿片类药物使用扩散影响最大的县。将阿片类药物预防资源分配给这些县，将使执法部门能够针对在自己的县增加阿片类药物使用的供应商，并防止这些县的供应扩散到其他人群。或者，通过州边界检查站更密切地监测潜在的贩毒者，将大大降低沿着第 6.6.3 节中提到的四条主要公路流向脆弱县的阿片类药物的威胁。

## 10 的结论

阿片类药物的使用和滥用在美国已经成为近二十年来的主要问题。1999 年至 2014 年间，仅处方阿片类药物过量就导致超过 16.5 万人死亡[2]。如果采取适当的策略，在这段时间内的死亡很可能是可以避免的。我们检查了五个州的药物报告数据，以开发一个模型，该模型可以告诉我们，哪些具体策略在预防未来处方阿片类药物和海洛因过量，以及由这些成瘾引起的其他医疗并发症方面最有效。

我们根据各县内部及其之间可能存在的外部因素开发了我们的模型。利用外部模型，我们发现阿片类药物传播的中心是以下县:西弗吉尼亚州:Doddridge, Harrison, Marion, Morgan;肯塔基州:布莱肯、卡罗尔、哈兰、加勒廷、坎贝尔;弗吉尼亚·梅克伦堡。

因此，在执法力度和减少非法供应方面，这些都是最重要的县。此外，我们根据这些县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，预测了在随后几年最有可能被感染的县。这些县分别是:俄亥俄州:西奥托、蒙哥马利、汉密尔顿;宾夕法尼亚州,费城;西弗吉尼亚州:卡纳瓦;肯塔基州:普拉斯基、派克、劳雷尔、贝尔、杰斐逊。

所有这些县都在一张地图上，我们起初认为它们是独立的地区，每个地区都相当独立地传播阿片类药物。经过进一步分析，它们被该地区的四条重要高速公路连接起来，这证实了我们预测的影响值。我们还目睹了许多受感染的县在模拟中随着时间的推移在这些道路上上下移动。这让我们了解到应该采取哪些执法政策来最好地减少数据周围的阿片类物流动。

通过外部模型，我们预测的人均药物报告与实际数据的平均差异为  $8.42 \times 10^{-5}$ 。这意味着这个模型在知道阿片类药物将流向哪里以及它们来自哪里方面是非常稳健的。在设计内部模型时，我们发现社会经济因素与药物滥用问题之间存在高度相关性，但仅凭社会经济因素并不能准确预测药物滥用问题。进一步，当我们将外部模型和内部模型相结合时，外部模型总是占主导地位。因此，我们得出的结论是，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，并在各种条件下进行模拟，我们能够确定这五个州对抗毒品问题的具体策略。

对于未来的发展，除了警方报告之外，更多的医院报告数据，可以更好地了解有多少人存在阿片类药物问题。来自更多邻近州的类似数据可以帮助我们在更广阔背景下理解问题，并可能将孤立的震中点连接起来，以更有效地显示其影响。更多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。不过，总的来说，这个模型与所提供的数据非常吻合，我们希望可以合理地使用这些策略来帮助那些迫切需要它的人。

## 11 关于美国阿片类药物使用的政策信

供 DEA/ nfl 首席行政官注意

尊敬的首席行政官：

美国最紧迫的问题之一是阿片类药物在全国范围内的使用。鉴于阿片类药物成瘾的严重程度及其与过量使用的强烈联系，必须制定一项计划来阻止阿片类药物在美国各地的迅速扩散。为了扭转阿片类药物使用的蔓延，我们开发了一种预测模型，提取目标地区和人口统计数据，以解决邻近五个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蔓延方面最有影响力的县。我们将这些地区确定为问题产生的中心。他们是 Doddridge, Harrison, Marion, Morgan, Bracken, Carroll, Harlan, Gallatin, Campbell 和 Mecklenburg。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。

通过我们的模型，我们测试了限制已确定的中心因素的影响的效果，结果非常积极。在瞄准这些目标的同时，我们认为，资源应该用于与阿片类药物使用高度相关的社会经济特征。下面，我们总结了一些我们认为将通过针对这五个州的中心和社会经济状况来减少阿片类药物滥用的策略。首先，我们建议将资源用于预防药物滥用、教育项目，并在中心地区增加康复服务。我们发现，当 2010 年被确定为中心的 10 个县的阿片类药物流行率被严重削减时，近 90% 的阿片类药物报告在 6 年内消失了。这证明了在这些中心地区消除阿片类药物使用的有效性。我们意识到，很难将任何一个县的阿片类药物问题立即减少到零，但我们相信，以这些县为目标将对整个地区产生连锁反应。这将使我们能够比以前更有效地解决这个问题。

其次，我们建议加强这些疫情中心附近的边境管制。当我们取消了震中与其他县之间的联系时，我。E，减少震中对其他县的影响，结果同样令人震惊。我们的模型显示，通过消除这 10 个县的毒品流入和流出，我们能够在 6 年内将感染县的数量减少 85%。我们相信，阿片类药物影响的这种下降可以通过这些县的主要道路和州边界的边境控制来模仿。这一策略是根据观察制定的，即震中一般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公路和其他地方跨州边界流动的能力，降低这些高影响力县对阿片类药物使用扩散的影响。

第三，我们建议针对 65 岁以上的老年人投放有关成瘾危险的广告

以及青少年服用阿片类药物所带来的风险。在我们的模型中，阿片类药物使用的最高相关因素之一是老年人照顾 18 岁以下儿童的家庭。这可能是因为老年人比其他群体更容易经历慢性疼痛，因此收到阿片类药物的处方，随之而来的是成瘾的可能性。推而广之，这些家庭中的许多儿童由于在家庭中存在，有更大的机会接触到阿片类药物，并出于娱乐目的消费这些阿片类药物。我们对这一假设进行了测试，发现当我们将这些家庭的比例减少一半时，受感染的县的数量减少了近 90%。我们理解，虽然减少 65 岁以上老人带孩子的数量是非常困难的，但可以针对这一群体制作信息性广告，让他们更加意识到这个问题。这种广告放置在老年人收视率高的频道上，会提醒他们上瘾的危险。

第四，我们建议鼓励退伍军人的健康计划包括物理治疗，除了那些已经上瘾的人的康复，而不是处方阿片类药物。我们的模型将退伍军人人群确定为一个高度相关的群体。我们将其归因于这样一个事实，即退伍军人经常被开具阿片类药物来应对战争创伤和慢性疼痛。当我们将模型中每个县的退伍军人比例降低到一半时，在没有感染县的情况下，结果令人震惊地有效。因此，我们相信，通过减少退伍军人和阿片类药物之间的破坏性关系，我们可以极大地扭转阿片类药物问题。我们建议向退伍军人提供更好的物理治疗或其他替代治疗，而不是阿片类药物的处方。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，而且还会减少其他群体获得阿片类药物的潜在机会。

最后，我们建议让每个人都能更容易地接受教育。我们的模型显示，拥有学士学位的人与阿片类药物滥用之间存在负相关。这表明，那些受过足够教育，知道长期使用阿片类药物潜在缺点的人，出于娱乐目的尝试阿片类药物的风险会更低。当我们将拥有学士学位的人数减少一半时，受感染的县的数量几乎是之前的两倍。考虑到这一点，对所有人进行阿片类药物危害的通讯教育，也会达到类似的效果。除了让教育更容易获得外，我们还建议利用电视和其他媒体宣传阿片类药物使用可能造成的整体危害，对人口进行关于处方阿片类药物和海洛因的整体教育将会增加，从而减少不必要地使用它们的冲动决定。虽然这不会提高该地区接受正规教育的人口比例，但我们相信，它将表现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一种流行病的影响，这种流行病已经夺去了数千人的生命，目前还有数百万人处于处方阿片类药物和海洛因的控制之下。

谢谢你！

团队# 1901213



## 参考文献

- [1] A. S. of Addiction Medicine, “阿片类药物成瘾, 2016 年事实与数据。”  
“<https://www.asam.org/docs/default-source/advocacy/opioid-addiction-disease-facts-figures.pdf>, 2016 年。
- [2] “美国 Cdc 慢性疼痛阿片类药物处方指南, 2016 - mmwr。”  
“[https://www.cdc.gov/mmwr/volumes/65/rr/rr6501e1.htm?CDC\\_AA\\_refVal=https%3A%2F%2Fwww.cdc.gov%2Fmmwr%2Fvolumes%2F65%2Frr%2Frr6501e1er.htm](https://www.cdc.gov/mmwr/volumes/65/rr/rr6501e1.htm?CDC_AA_refVal=https%3A%2F%2Fwww.cdc.gov%2Fmmwr%2Fvolumes%2F65%2Frr%2Frr6501e1er.htm), 3 月 2016。
- [3] N. Volkow, “解决阿片类药物危机意味着面对社会经济差距,” 2017。
- [4] J. Roth, “县距离数据库。<https://www.nber.org/data/county-distance-database.html>, 2016。
- 王志强, “马尔可夫种群过程”, 《应用概率》, 第 6 卷, 第 1 期。1, 第 1 - 18 页, 1969 年。
- 李志强, “关于马尔可夫种群过程的一个泛函中心极限定理”, 《应用概率研究进展》, 第 6 卷, 第 1 期。第 1 页, 第 21-39 页, 1974 年。
- 张志强, “马尔可夫链蒙特卡罗方法在植物流行病学中的应用”, 中国生物医学工程学报, 第 3 卷, 第 1 期。第 2 期, 第 215-233 页, 1997。
- 李志强, “动态马尔可夫领域的自动学习与流行病学应用”, 《运行学》, 第 40 卷, 第 1 期。第 5 期, 第 867-876 页, 1992 年。
- 陈志强, 黄玉英, “语音处理中噪声抑制的相关系数”, 第 1-4 页, 第 2 期, 2009。
- [10] C. Robert, 机器学习, 概率视角。Taylor & Francis, 2014。
- [11] J. Frost, “r 平方需要多高?: “2018 只。
- [12] A. Baldini, “长期阿片类药物治疗的潜在不良效应综述:从业人员指南”, 2012。
- 张晓明, “阿片类药物依赖与特质焦虑和冲动关系的不确定性的不耐受”, 2017。
- [14] S. Spampinato, V. Locatelli, D. Cocchi, L. Vicentini, S. Bajusz, S. Ferri 和 E. E. M. uller, “脑 5-羟色胺参与阿片类肽的催乳素释放效应”, 《内分泌学》, 第 105 卷, 第 1 期。1, pp. 163-170, 1979。
- [15] N. A. Battista, L. B. Percy 和 W. C. Strickland, “建模阿片类药物流行”, arXiv 预印本 arXiv:1711.03658, 2017。
- [16] “预防药物滥用和成瘾:最佳战略——国家药物滥用研究所”。  
“<https://www.drugabuse.org>。

gov /出版/ drugs-brains-behavior-science-addiction /  
preventing-drug-misuse-addiction-best-strategy。

[17]” 预防药物滥用和过度饮酒- surgeongeneral.gov.” <https://www.surgeongeneral.gov/priorities/prevention/strategy/preventing-drug-abuse-excessive-alcohol-use.html>。(访问日期:01/28/2019)。

[18]《遏制阿片类药物成瘾需要的不仅仅是新药》，2018。

[19] S. Pei, S. Kandula, W. Yang 和 J. Shaman, “预测美国流感的空间传播”，《美国国家科学院院刊》，

P. 201708856, 2018。

[20] A. L. Pitt, K. Humphreys 和 M. L. Brandeau, “对美国阿片类药物流行的公共政策应对的健康效益和危害建模”，《美国公共卫生杂志》，第 108 卷，第 1 期。10, pp. 1394 - 1400,2018。

附录:震中和脆弱县

脆弱的位置	县	状态
1	赛欧托	俄亥俄州
2	蒙哥马利	俄亥俄州
3.	费城	宾西法尼亚
4	盐都富含	西维吉尼亚州
5	普拉斯基	肯塔基州
6	派克	肯塔基州
7	月桂树	肯塔基州
8	汉密尔顿	俄亥俄州
9	贝尔	肯塔基州
10	杰佛逊	肯塔基州

表 2:2010-2016 年按人口模型划分的脆弱县

脆弱的位置	县	状态
1	盐都富含	西维吉尼亚州
2	赛欧托	俄亥俄州
3.	蒙哥马利	俄亥俄州
4	派克	肯塔基州
5	惠特利	肯塔基州
6	林肯	肯塔基州
7	杰克逊	肯塔基州
8	马里恩	俄亥俄州
9	里士满	维吉尼亚州
10	普拉斯基	肯塔基州

表 3:20 17 年按人口模型划分的脆弱县

有道文档翻译  
pdf.youdao.com

中心	县	状态	边境
1	卡罗尔	肯塔基州	一个
2	欧洲蕨	肯塔基州	D
3.	摩根	西维吉尼亚州	B
4	哈伦	肯塔基州	C
5	马里恩	西维吉尼亚州	E
6	Doddridge	西维吉尼亚州	E
7	加勒廷	肯塔基州	一个
8	哈里森	西维吉尼亚州	E
9	梅克伦堡	维吉尼亚州	K
10	坎贝尔	肯塔基州	D

表 4:按 QA 要素分类的震中

中心	县	状态	边境
1	卡罗尔	肯塔基州	一个
2	摩根	西维吉尼亚州	B
3.	哈伦	肯塔基州	C
4	坎贝尔	肯塔基州	D
5	哈里森	西维吉尼亚州	E
6	马里恩	西维吉尼亚州	E
7	加勒廷	肯塔基州	一个
8	汉普郡	西维吉尼亚州	B
9	欧洲蕨	肯塔基州	D
10	Doddridge	西维吉尼亚州	E

表 5:按 QA 产品排列的震中

中心	县	状态	边境
1	卡罗尔	肯塔基州	一个
2	哈伦	肯塔基州	C
3.	摩根	西维吉尼亚州	B
4	李	肯塔基州	G
5	欧洲蕨	肯塔基州	D
6	坎贝尔	肯塔基州	D
7	哈里森	西维吉尼亚州	E
8	马里恩	西维吉尼亚州	E
9	艾伦	肯塔基州	F
10	尼古拉斯	西维吉尼亚州	H

表 6:仅按 Q 排名的震中

中心	县	状态	边境
1	艾略特	肯塔基州	我
2	哈伦	肯塔基州	C
3.	贝尔	肯塔基州	C
4	刘易斯	西维吉尼亚州	E
5	Owsley	肯塔基州	G
6	鲍威尔	肯塔基州	G
7	卡罗尔	肯塔基州	一个
8	李	肯塔基州	G
9	布里斯托尔	维吉尼亚州	J
10	摩根	西维吉尼亚州	B

表 7:按|Q|排序的震中

B 附录:30 个高度相关的社会经济因素

以下是 30 个高度相关的社会经济因素，排名不分先后：

- 负责抚养 18 岁以下孙辈的祖父母人数
- 与 18 岁以下孙辈生活在一起的祖父母人数
- 15 岁及以上的女性人数
- 15 岁及以上男性人数
- 已婚人数
- 已婚人数
- 18 岁及以上的平民人口
- 3 岁及以上的在校人口
- 总人口
- 在过去 12 个月内生育的 15 至 50 岁女性人数
- 拥有学士学位的人数
- 祖先是乌克兰人的人数
- 有俄罗斯祖先的人数
- 意大利祖先的人数
- 有阿拉伯祖先的人数
- 说亚太岛民语言的人数
- 说英语和亚太岛民语言的人数
- 住在同一个县的不同房子里的人数
- 2010 年之前进入该州的本地居民人数
- 2010 年之前在美国以外出生并进入该州的人数
- 2010 年之前进入美国的外国出生人数
- 世界地区的外国出生人口
- 外国出生人口的公民身份
- 18 岁至 64 岁的残疾人士
- 所有平民的残疾状况
- 65 岁及以上残疾状况
- 18 岁以下残疾
- 有配偶的家庭
- 有已婚夫妇的家庭
- 有电脑和宽带的房子



C 附录:补充图片

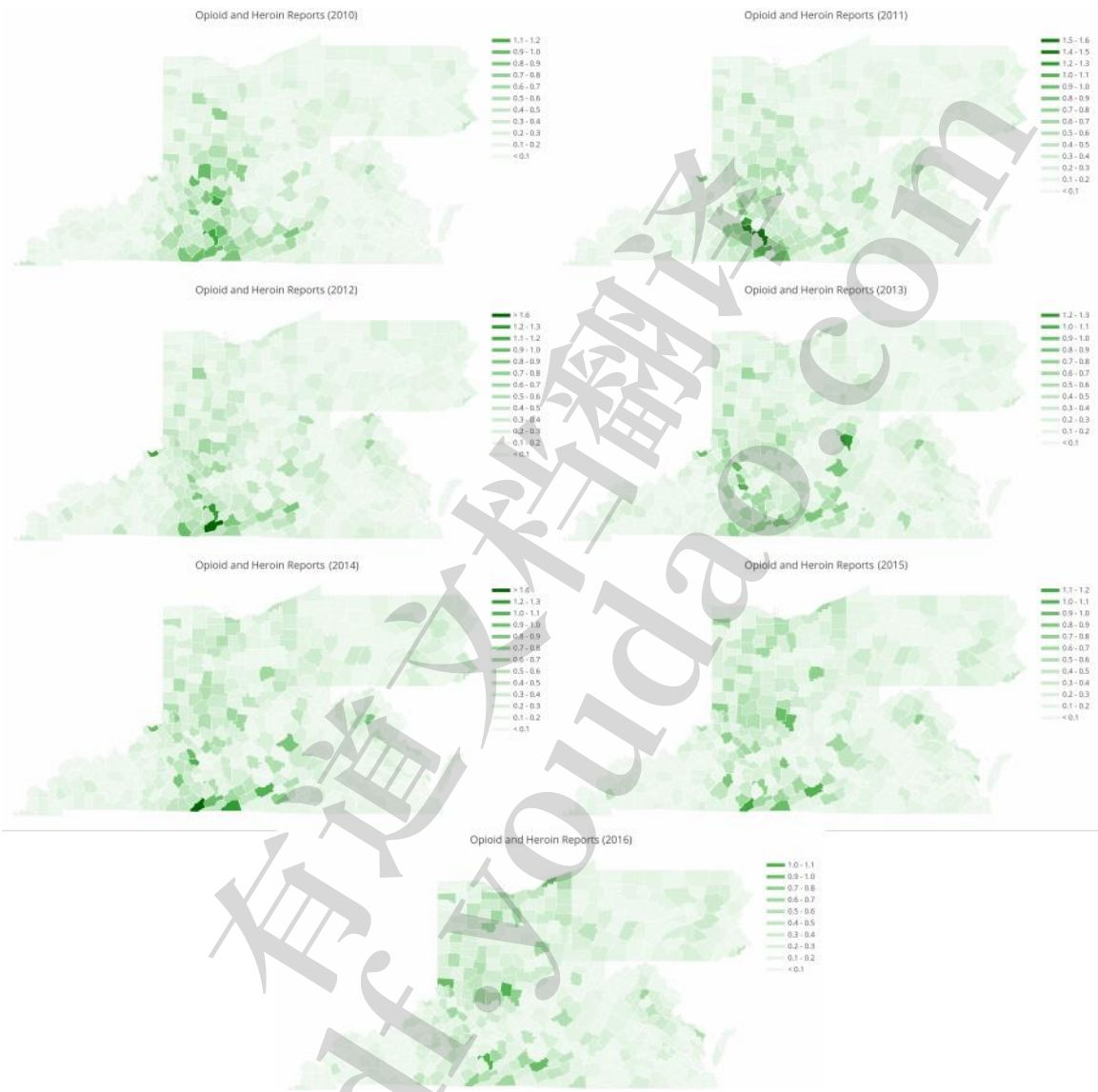


图 3:2010 年至 2016 年阿片类药物危机的蔓延情况。图例讲述了每个县每百人的毒品报告数量。深绿色表示每百人的毒品报告数量更高。