

For office use only

T1 \_\_\_\_\_

T2 \_\_\_\_\_

T3 \_\_\_\_\_

T4 \_\_\_\_\_

Team Control Number

1900577

Problem Chosen

C

For office use only

F1 \_\_\_\_\_

F2 \_\_\_\_\_

F3 \_\_\_\_\_

F4 \_\_\_\_\_

2019

MCM/ICM

Summary Sheet

阿片类药物危机的严重性

由于阿片类药物在全国范围内的极端滥用，美国正处于一场全国性危机之中。所有年龄和人口结构的使用者都比以往任何时候都更加上瘾。为了探索这种药物流行的未来影响，我们对药物滥用的传播进行了建模和描述。

我们利用 2010-2017 年 NFLIS 药物报告数据，对肯塔基州、俄亥俄州、宾夕法尼亚州、弗吉尼亚州和西弗吉尼亚州的县及其县之间的药物使用传播情况进行了多变量分析。我们将药物传播模型的开发基于三个主要因素：

- i. 吸毒影响
- 2 药物报告的当前趋势
- 3 相关的社会经济因素

我们通过对现有县域药品报告数据进行二次加权线性回归，确定了当前药品报告的趋势。为了表征毒品使用对一个县的影响性质，我们将一个县的毒品影响因子定义为每个地区的毒品报告密度。我们找到特定阿片类药物的来源，并根据影响因子确定药物识别阈值。从 2018 年到 2025 年，有 6 个县超过了我们为模拟确定的阈值，这表明疫情的强度正在增加。

利用地理引力原理，我们建立了对其他县的影响与距离之间的反比关系，作为其现有趋势的加权因素。我们验证了我们的模型比前一年的数据更能预测下一年的药物报告。

然后，我们发现随着时间的推移，毒品报告与美国人口普查社会经济因素之间的关联。使用相关性最高的社会经济数据，我们计算了基于时间的毒品报告的多元线性回归。这个调整后的模型显示，与基线相比，我们的预测数据相对于真实数据的残差下降了 12.2%。

我们使用了来自美国其他地区的策略，在适应吸毒者方面做出了改进。利用毒品教育和康复中心等因素，我们估计总体毒品消费会减少。

内容

1 介绍	2
1.1 问题总结. . . . .	2
1.2 数据来源. . . . .1.2.1 数据清洗..	2
1.3 现有模型. . . . .	3
1.4 我们的型号. . . . .	4
2 背景	4
2.1 阿片类流行 . . . . .	4
2.1.1 类阿片类药物 . . . . .	4
2.1.2 药物滥用的常见原因. . . . .	5
3 术语	5
4 假设	5
5 模型开发	6
5.1 地理引力. . . . .	6
5.2 模型构建. . . . .	7
5.3 模型. . . . .的扩展	8
5.4 模型验证. . . . .	8
5.5 应用. . . . .	10
5.5.1 预测起始点.....	11
5.5.2 药品鉴别阈值...	11
	12
	13
6 的结果	15
6.1 第一部分:起源预测与阈值. . . . .	15
6.2 第二部分:社会经济调整. . . . .	15
6.3 第三部分:应对危机的战略. . . . .	16
7 敏感性分析	17
7.1 药品报告量表的变化. . . . .	17
8 的结论	18
8.1 模型的优点 . . . . .	18
8.2 模型的弱点和限制假设	18
给 DEA/NFLIS 首席行政官的备忘录	20
参考文献	22
附录	

# 1 介绍

毒品滥用是一个困扰世界数百年的问题。第一个关于吗啡成瘾的研究是在 1875 年完成的，确定了使用者对一种物质[13]上瘾的关键因素。在过去的几十年里，美国阿片类药物的泛滥以惊人的速度增长。目前，美国平均有 130 名公民服用阿片类药物。美国每天死于阿片类药物过量[4]。了解这种流行病的传播可以用来为政府政策提供信息，以控制这场危机。

## 1.1 问题总结

对美国政府来说，执行禁毒法律是一个挑战，特别是在国家危机正在发生的情况下。DEA 希望了解是否有因素导致美国东部 5 个州-俄亥俄州(OH)、肯塔基州(KY)、西弗吉尼亚州(WV)、弗吉尼亚州(VA)和宾夕法尼亚州(PA) -之间阿片类药物事件的传播。

我们使用数据分析建立了一个模型，描述了阿片类药物案件在这些州的传播情况，并能够识别出特定药物可能起源的任何可能地点。然后，我们设置一个阈值，表示该县药物使用的不安全水平，预测未来这种情况会发生在哪里。然后，我们将美国人口普查数据添加到我们的模型中，将社会经济因素纳入模型。然后使用这个模型来确定对抗阿片类药物流行的策略，并测试这些策略的有效性。

## 1.2 数据来源

我们的模型基于美国国家法医实验室信息系统(National Forensic Laboratory Information System, NFLIS)中 2010—2017 年麻醉性镇痛药和海洛因的 8 年药物鉴定计数。我们还从 NFLIS 数据集[9]获得地理数据。该模型以美国人口普查局(U.S. Census Bureau) 2010 年至 2016 年 7 年的数据为条件，这些数据代表了一组共同的社会经济因素。

### 1.2.1 数据清理

所提供的人口普查数据存在缺失和部分填充的数据，难以有效利用。我们做了以下工作来净化数据集：

- 去除根本没有测量的因素(用符号(x)表示，如 HC04 VC03)

-

- 剔除仅在特定年份测量的因素，如计算机和互联网使用(HC01 VC216)，因为跨越多年的趋势将不那么存在，更容易受到潜在异常值的影响。
- 删除所有县的数据不完整的因素，通常用符号“\*\*\*\*\*”表示。一个因子的数据不完整会抑制建立适当的药物传播模型，因为可能存在由于数据缺失而不明显的隐藏趋势。

1.3 现有模型

过去已经进行了许多关于药物传播和影响的综合研究和模型。这些模型很多都集中在以下思路上:

- 非法药物使用者被分为 3 组:轻度使用者、易感使用者和经销商。这些群体中的每一个都可能通过缓解、死亡或影响[7]进入其他任何群体。
- 设置一个阈值数量，即一个普通经销商或轻度使用者一生中会产生多少新的药物滥用者。
- 通过模拟以前阿片类药物流行的浪潮来预测未来的变化。第一波始于 1999 年的处方阿片类药物，第二波始于 2010 年海洛因使用的增加，第三波始于 2013 年，合成阿片类药物变得越来越普遍，如图 1 所示。

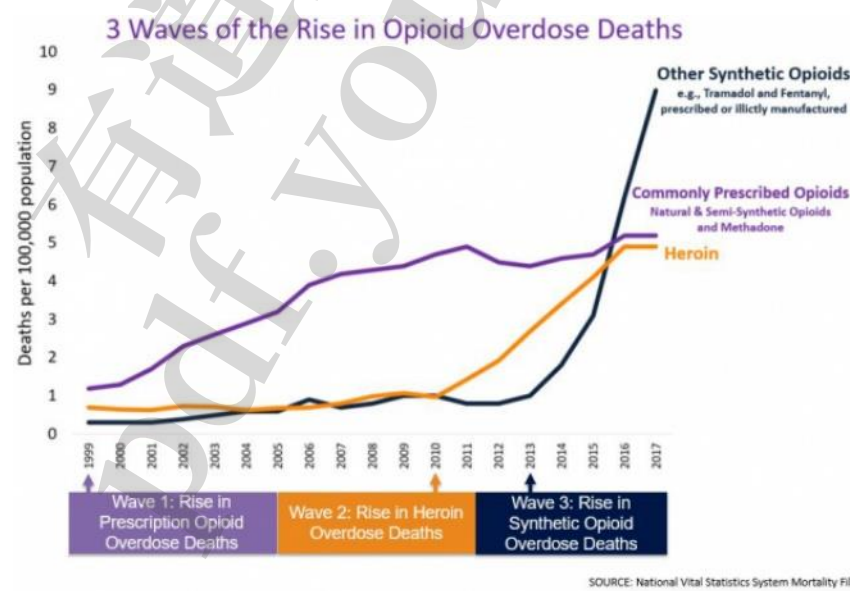


图 1:阿片类药物泛滥的三波浪潮[2]

1.4 我们的模型

为了确定一个有效的模型来描述阿片类事件的传播，我们描述了药物使用对每个县的外部 and 内部影响的性质。外部对一个县的影响由附近县的毒品报告密度决定，与地理距离成反比。在内部，一个县的影响力来自于基于类别的药品报告总量的加权趋势分析。

在加入社会经济因素后，我们的模型采取了多变量方法。我们确定了哪些因素对毒品使用趋势的影响最大，并应用了预测拟合来确定这些因素的变化如何影响一个县。这将使我们能够预测未来毒品报告的传播将如何变化，为缓解阿片类药物的流行创造机会，以免它变得更加失控。

2 背景

2.1 阿片类药物泛滥

阿片类药物流行是一种奇怪的药物成瘾现象，人们开始服用处方阿片类药物来治疗与医疗问题有关的疼痛。从本质上讲，阿片类药物是一种高度成瘾性的药物形式，由于服用阿片类药物时体验到的欣快感，使用者可以很快变得依赖。使用者很快就会导致对这种药物产生耐受性，并需要更多或不同类型的药物才能继续有效[2]。这可能会导致问题，尤其是在医疗方面，因为使用者的身体将不再对某些形式的这种药物产生反应，从而引起巨大的疼痛。

2.1.1 类阿片类药物的类别

阿片类药物主要分为三类：

- 阿片类药物(非合成阿片类药物):可待因、吗啡、鸦片、海洛因-半合成阿片类药物:氢可酮、羟考酮、丁丙诺啡-合成阿片类药物:芬太尼、布托啡诺、美沙酮、丙氧酚

阿片类药物类型的这种区别不同的用户将使用每一类，这可能导致不同的总体趋势。虽然海洛因被认为是一种阿片类药物，但它是由吗啡加工而成的，通常被放在单独的类别中进行分析。

阿片类药物的强度与口服吗啡毫克当量(MME)的转换系数进行比较。例如，合成阿片类药物曲马多的 MME 转换因子为 0.1，这意味着曲马多的强度是等效药物的 10 倍

大量吗啡。趋势是合成阿片类药物的作用要比阿片类药物和半合成阿片类药物强得多。

2.1.2 药物滥用的常见原因

研究人员普遍认为有以下几个因素会增加成瘾的可能性[6]:

- 心理健康问题
- 职业、家庭、学校或友谊问题-与其他吸毒者的接触-过去的创伤事件

3 术语

象征	定义
$G_{d,i}$	药物 d 和县 i 的 Gravity of Influence
$\alpha_i$	一个县的影响因子
$\pi_i$	县的外部影响 i
$R$	地球半径
$r_{i,j}$	沿地球的距离，单位为千米
$I_{max}$	数据集中最大的影响因子
$i$	县标识符
$\frac{dG_{d,i}}{dr_{i,j}}$	药物线性最优拟合时间导数与时间距离 i 与 j 之间的距离(m)
$\Delta_i$	包含除 i 之外的每个县标识符的集合药物报告的预测变化纬度的差异弧度的经度的差异
$\Delta \phi$	
$\Delta \lambda$	
$\phi_1$	纬度 1 的弧度度量
$\phi_2$	纬度 2 的弧度度量
$\mu_i$	中位影响因子

表 1:变量与函数

4 假设

- 非法药物使用主要受到人际交往的影响。就像文化一样，吸毒也会在地理上传播，对附近地区的影响比对远处的影响更大。

- 药物报告数据代表了一个县或州的总体药物使用情况。
- 较小的(农村)人口比较大的(城市)人口更容易受到基于外部影响的变化。
- 新型药物一般呈波状出现，根据所提供的药品报告数据进行预测是不确定的。为了这个模型的目的，我们假设不会有新药出现在人群中。
- 在没有外部影响的情况下，成瘾人群将继续他们目前的吸毒趋势[10]。

5 模式发展

为了量化和预测阿片类药物在这 5 个状态之间的传播速度，有必要证明影响的想法是正确的。增加药物成瘾可能性的最大因素之一是与其它药物使用的接近程度。一个县，在某种程度上，会更强烈地受到附近县吸毒情况的影响，而不是更远的县。为了量化一个地区的吸毒密度，我们定义了一个县的影响因子  $i$ :

$$i = \frac{\text{县毒品报告数量}}{\text{Area of County } i} \tag{1}$$

假设一个地区的毒品报告数量恰当地代表了该地区的实际吸毒情况，我们可以用这个因子作为衡量一个县吸毒情况的标准化方法。阿片类药物流行的传播与药物报告密度相关，而不是严格地与这些值的大小相关的假设，与之前在流行病学[15]中所做的工作相似。

5.1 地理引力

下一步是确定这些影响对邻近县的影响。我们从引力的概念开始。在物理学中，物体受到的引力正比于每个物体的质量除以两个物体之间距离的平方的乘积:

$$F_g \propto \frac{m_1 m_2}{r^2} \tag{2}$$

就像这个量依赖于与物体之间距离的平方反比一样，一个县对另一个县的药物影响也随着与该县的距离而减小。陈彦光在地理空间分析方面的工作

社会物理学支持这一观点，指出引力模型说明了县之间的相互作用，而指数衰减更能说明局域相互作用，而不是空间相互作用。

为了让我们的模型测量距离，我们需要利用外部地理数据。我们使用数据中提供的 **FIPS** 代码，将每个县与来自美国人口普查局[9]的纬度坐标、经度坐标和县土地面积进行匹配。虽然这些坐标指向每个县的中心(对于一个形状不寻常的县的位置来说，这可能不能完全代表)，但它为我们提供了一种确定县与县之间距离的方法。我们现在使用哈弗辛公式来确定任意两个县之间的距离，它解释了地球的曲率，提供了一个比笛卡尔估计更准确的值：

$$r = 2R_E \arcsin(\sqrt{a}), \quad a = \sin^2\left(\frac{\Delta\phi}{2}\right) + \cos(\phi_1)\cos(\phi_2)\sin^2\left(\frac{\Delta\lambda}{2}\right)$$

配备了一个县的药物影响度量，以及每个县之间的距离，我们将县  $i$  的外部影响势(External influence Potential)定义为：

$$P_i = \sum_{j \in S_i} \frac{I_j}{r_{i,j}^2}, \quad S_i = \{j \in \mathbb{N} \mid 1 \leq j \leq n; j \neq i\} \tag{3}$$

5.2 模型构建

我们的阿片类药物传播模型侧重于两个主要思想：一个县的影响力(包括内部和外部)以及当前县毒品报告的趋势。尽管拥有更广泛的历史数据将是有益的，但我们利用 NFLIS 的 8 年价值来合理准确地确定一个县当前的药物报告趋势。

为了找到这一趋势，我们对每个县进行了加权趋势分析。我们使用二次加权(年-2009 年)对所有县的药物报告与时间进行线性拟合。<sup>2</sup> 对于截至当年的每个点。这使我们能够考虑到一个县过去的毒品报告使用情况，同时也对数据中更近期的趋势赋予了更高的重要性。这个线性的时间导数拟合了  $m_i$  是针对每一个至少有两年的药品报告数据的年份和县计算的。

为了将影响因素与数据中的当前趋势结合起来，我们为影响值引入了归一化系数。该系数用于将这些影响值归一化，同时为外部影响潜力将在多大程度上影响该县药品报告的变化提供基础。基于社会物理模型，一个影响力大的县会受到很大的影响



受外界影响比较小的县少，因此我们基于中位数和当前影响因子值[8]之间的比率编制量表。这就得到了 i 县在给定年份的药品报告变化公式，如公式 4 所示。

$$\Delta Drug_i = \left[ \left( \frac{\mu_I}{I_i I_{max}} \right) \sum_{n \in S_i} \frac{I_n}{r_{n,i}^2} + 1 \right] * m_i$$

(4)

$\Delta Drug$  在 MATLAB 中计算，并针对每个时间步对每个县进行迭代。

5.3 模型的扩展

为了将该模型应用于特定药物或药物类别，而不仅仅是一个县的药物增长总量，我们可以使用该特定药物的药品报告计数重新计算影响因子值，而不是综合总价值。趋势值， $m_i$ ，也需要以类似的方式重新计算。然而，当按阿片类药物类型分解时，较小的药物报告值对我们的模型来说是一个重大障碍，因为它容易受到报告药物的县数量较少的影响。

5.4 模型验证

为了测试我们的模型，我们预测了未来某一年的药物报告值，并将其与该年的现有数据进行比较。例如，我们使用 2014 年的数据来预测 2015 年的药物报告值，然后将预测结果与 2015 年的实际药物报告进行比较。斜率为 1 穿过原点的参考线代表理想预测值，其中每个预测值都等于下一年的实际值。

定性上，我们可以看到预测是否落在这条线附近，预测趋势是高还是低。定量上，我们用两个指标来判断预测的质量。最适合预测与实际数据的最小二乘线产生的斜率值接近于 1。斜率低于 1 告诉我们，我们的模型预测趋势太低，斜率高于 1 表示我们的模型预测趋势太高。我们还计算了从点到斜率为 1 的参考线的残差。残差之和允许我们给出预测的接近程度的大小。

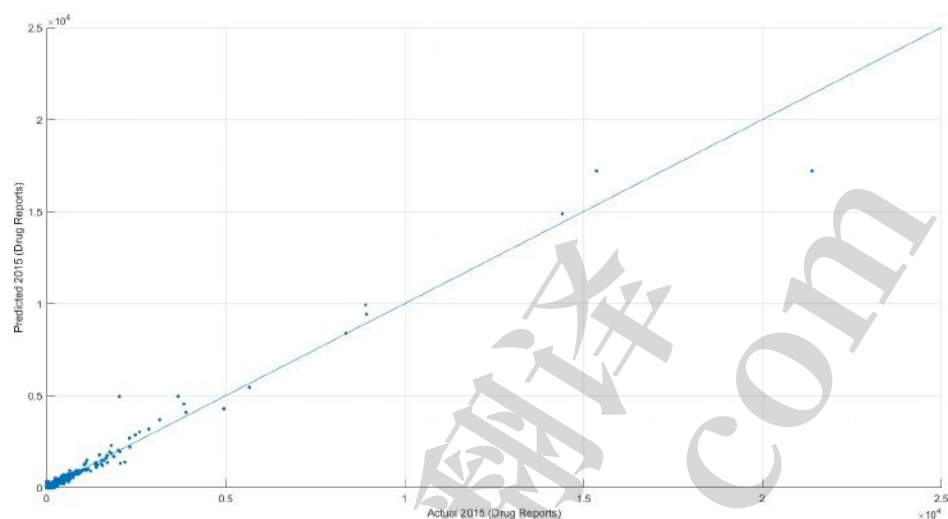


图 2:2015 年县药品报告数据与基于 2014 年的模型预测

我们需要建立一个基线来确定我们的预测是否有效。最好的选择是将过去的一年与正在预测的下一年进行比较。我们的模型计算 $\Delta \text{Drug}_i$  并将其加入到过去一年的毒品报告中。如果我们的模型是有效的，它将显示出比基线测量的改善。

如图 2 所示，我们的模型在 2015 年的预测比基线更好，最佳拟合斜率分别为 0.9276 和 0.9262。我们的模型可能改善斜率的最大值是  $1 - 0.9262 = 0.0738$ 。我们的模型将斜率提高了 0.0014，比 2015 年增加了 1.9%，并显示从 2013 年到 2017 年的基线斜率也有所改善。然而，预测结果仅略好于基线。后期有毒品报告的县数量较多，有助于我们的模型更好地预测方向性趋势。同样，2015 年示例的残差基线总和为 47408 份药物报告。我们的模型的残差总和减少为 45539。这是一个 3.94% 的下降。

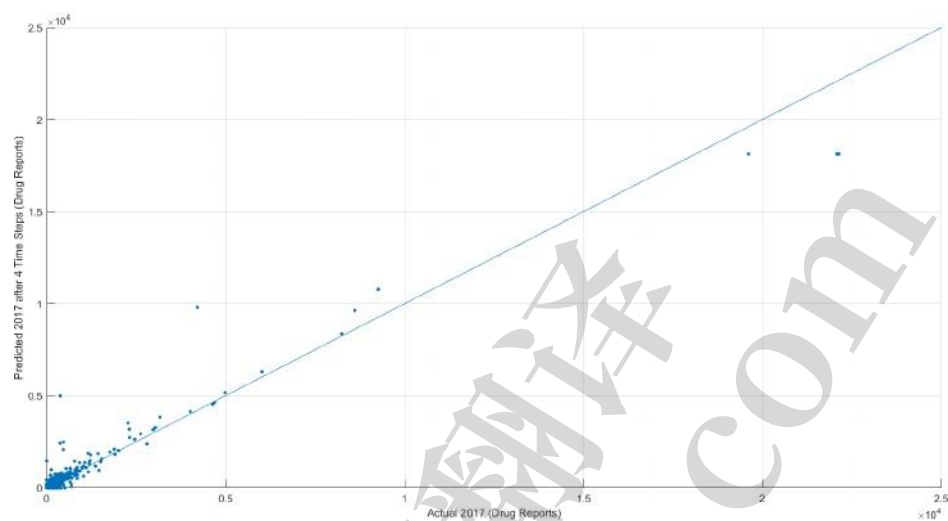


图 3:4 个时间步后 2017 年药品报告的模型预测

下一步是增加我们的模型从一年开始预测的时间步数。我们模拟了四年，从 2013 年的药物报告数据开始，预测 2014 年到 2017 年的药物报告，每个后续的时间步骤都基于之前的预测。这再次与将 2013 年的药物报告与我们模型预测年份的药物报告进行比较的基线进行了比较。不出所料，模型在每一个时间步的准确率上都有所下降，如图 3 所示。无论如何，我们的模型在每个时间步上都击败了基线。到 2017 年，来自 2013 年数据的预测 2017 年与 2017 年真实数据的线性最佳拟合斜率为 0.913，而基线(图 10)的斜率为 0.786(增长 16.6%)。该模拟的残差之和为 82835 份药物报告，而基线数据为 93656 份药物报告(下降 11.5%)。

5.5 应用程序

根据数据和我们的模型的特征，阿片类药物流行的中心位于城市一直具有高影响因子的县。这些县的影响向外辐射，影响附近的县。然而，真正的问题是，已经有大量毒品报告的县，多年来继续有大量毒品报告。美国政府也应该特别关注合成阿片类药物，如芬太尼及其类似物。数据表明，合成阿片类药物的传播速度比天然阿片类药物更快。合成阿片类药物的强度水平比吗啡高出 400 - 6000 倍，导致过量服用的几率要高得多[3]。

5.5.1 预测 起源点

使用我们模型的扩展，我们能够确定特定药物最有可能开始的位置。公式 5 引入了县 i 中任何特定药物 d 的重力影响(Gravity of Influence)概念。

$$G_{d,i} = \sum_{n \in S_i} \frac{I_{i,d} I_{n,d}}{r_{n,i}^2}$$

(5)

对于任何一种药物，G 最大的县 d 值在最初暴发年的，最有可能是其使用来源。我们将以 2016 年首次出现在 NFLIS 数据中的 3-甲基芬太尼激增为例。俄亥俄州伊利县的 G 值最高 d 3-甲基芬太尼在 2016 年的价值，表明该药物很有可能是从这里开始的。图 4 中 3-甲基芬太尼药物报告的传播情况支持这一假设，因为俄亥俄州北部地区(伊利县所在地区)是该药物在暴发年集中程度最高的地区。

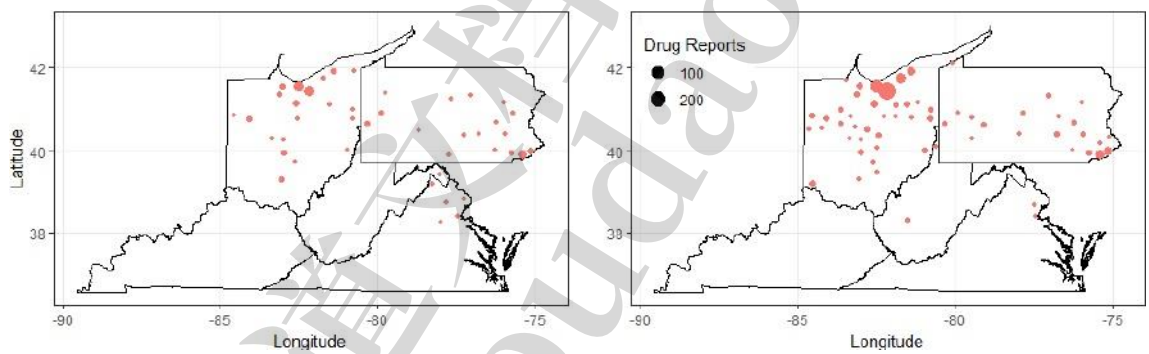


图 4:2016 年(左)和 2017 年(右)县 3-甲基芬太尼的药物报告地图数据来自 GADM [1]

5.5.2 药物识别 阈值

为了使这个模型能够帮助解决阿片类药物泛滥问题，我们确定了一个阈值，该阈值表示政府的关注点。我们知道，在高药物使用县已经存在阿片类药物过量的重大问题。因此，我们选择的阈值为 2017 年影响值的第 90 百分位。通过将我们的阈值基于影响值，这确保了每个县都有自己按大小缩放的个性化药品报告阈值。

使用我们的模型，我们模拟了到 2025 年总药物使用的扩散情况。2017 年，也就是我们开始模拟的时候，上面已经有 11 个县了

the threshold (Lake and Cuyajoga County, OH;特拉华州费城和宾夕法尼亚州比弗县;富兰克林, 蒙哥马利, 汉密尔顿县, OH;阿灵顿、罗阿诺克、弗吉尼亚州费尔法克斯市县)。在模拟到 2025 年时, 还有 6 个县超过了阈值。不幸的是, 2017 年已经超过阈值的县, 没有一个再次跌破阈值。然而, 这是可以理解的, 因为阿片类物流行的模型预计将在没有外部干预的情况下继续蔓延。

一年	县
2018	弗吉尼亚州费尔法克斯和肯塔基州肯顿
2020	近日,弗吉尼亚州
2021	斯塔克, OH
2023	Summit, OH
2024	Lorain, OH

表 2:2018-2025 年模拟中县超过阈值

5.6 重要的社会经济影响

除影响因素外, 还有其他因素可能导致吸毒的蔓延。作为纳入数据的一部分, 我们获得了广泛的社会经济因素的美国人口普查数据。为了量化哪些因素与毒品使用趋势最相关, 我们发现  $R^2$  线性拟合的值的总县药品报告之间的差异和每个因素的值相对于时间。然后, 我们计算这些  $R$  的中值 <sup>2</sup> 所有县中每个特定因子的值。

使用这些中值作为基线, 我们可以检查哪些因素与全县毒品报告的趋势最接近。通过绘制每个因素的相关值分布, 可以得出两个主要趋势, 如图 5 所示。对于中值较高的因素, 分布严重偏向可能  $R$  的刻度的一端 <sup>2</sup> 值(-1 或 1), 表明有大量的县可以用这些因素来模拟药物使用的趋势。对于较低的中位数, 分布几乎是均匀的, 表明该因素与吸毒趋势之间相关性很小, 并不是模型的良好候选者。

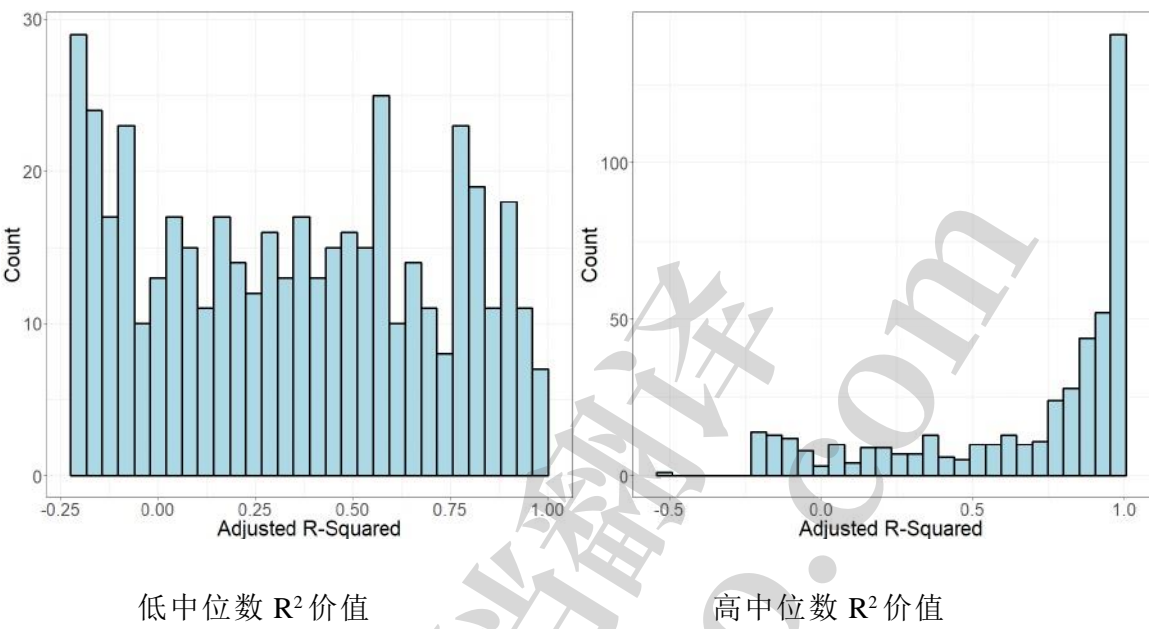


图 5:R<sup>2</sup> value 的趋势<sup>2</sup>

表 3 显示了中位数 R 最高的因素<sup>2</sup> 位于已清理数据中的值及其人口普查元数据代码。

因素	元数据代码	中值 R <sup>2</sup> 价值
>人口 1 年居住	HC01 VC117	.861
具有退伍军人身份的平民人口	HC01 VC98	.790
副学士学位评估	HC01 VC89	.744

表 3:因子及其中位数 R<sup>2</sup> 值

5.7 调整

为了将这些相关的社会经济因素考虑到我们的模型中，我们采用了多元方法来找出当前药物报告的时间趋势。而不是使用加权线性回归来寻找 m 的值，我们对总药物报告与时间和最相关的社会经济因素进行多项式回归拟合。公式 6 表示这个方程的形式适合具有社会经济因素 x 的县 i<sub>l</sub> 通过 x<sub>n</sub> 在 y 年。

总药品报告= m<sub>1</sub>y + m<sub>2</sub>x<sub>1</sub> + • • • + m<sub>n+1</sub>x<sub>n</sub>

(6)

由此，我们得到值  $m_{i,y}$  对于  $y$  年的县  $I$ ，输入每个因子在  $y$  年随时间的变化值。

$$m_{i,y} = m_1 + m_2 \frac{dx_1}{dt}(y) + \cdots + m_{n+1} \frac{dx_n}{dt}(y)$$

(7)

阿片类扩散模型的整体方程保持不变，加入了新的因子  $m_{i,y}$  替换之前的趋势值。在将表 3 中的因子尝试不同的实现组合到我们的模型中后，我们发现最适合数据的模型是仅使用中位数  $R$  最大的因子<sup>2</sup>取值(HC01 VC117)。这是有道理的，因为它是平均而言最能代表每个县药品报告趋势的因素。

-

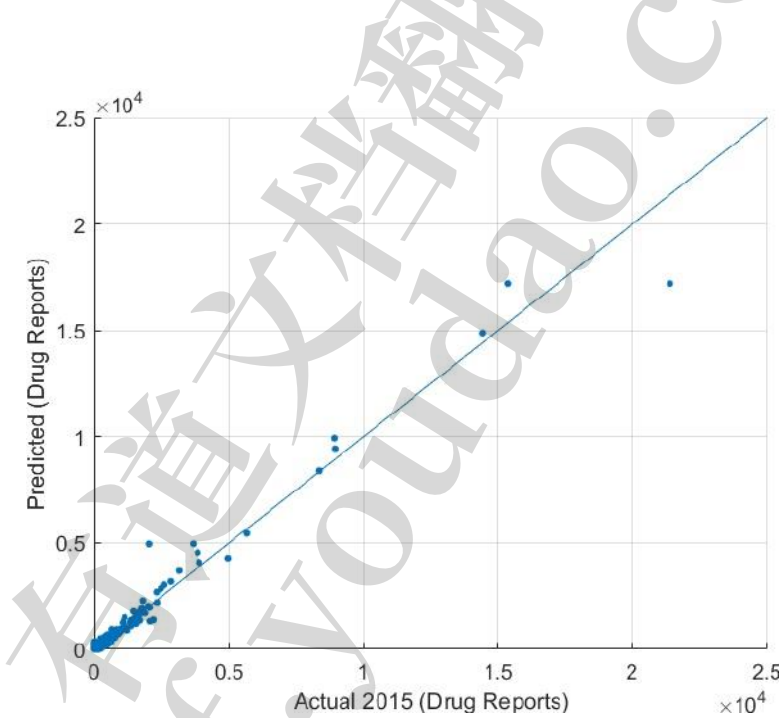


图 6:2015 年各县药品报告数据与基于 2014 年的未调整模型预测

使用调整后的模型，如图 7 所示，我们检查了社会经济因素的添加如何影响我们的预测。在使用调整后的模型根据 2014 年的数据来预测 2015 年的药物报告传播后，最佳拟合线的斜率仅略有增加(从。9276 增加到。9288)。但是，调整后模型的残差之和为 41631，比基线中的 47408 份药物报告减少了 12.2%，比原始模型中的 45539 份药物报告减少了 3.9%(图 6)。

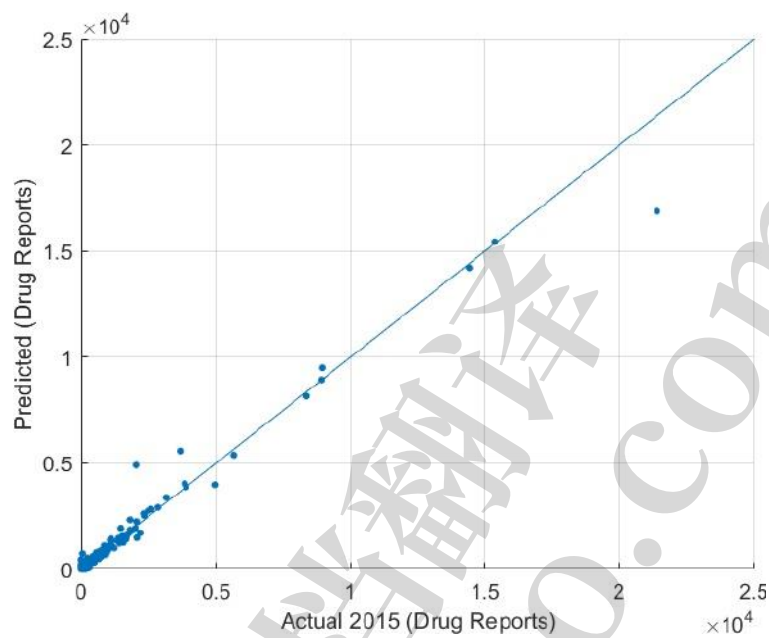


图 7:2015 年县药品报告数据与基于 2014 年调整后的模型预测

6 的结果

6.1 第一部分:起源预测和阈值

该模型可以根据每个县的影响权重( $G_d$ )。例如，2016 年发现 3-甲基芬太尼的产地是俄亥俄州伊利县。这是通过找到最大  $G_d$  从这种特定药物的所有县中。

我们确定的药物识别阈值水平是 2017 年县影响值的第 90 百分位。目前已经有 11 个县高于这一阈值，模型预测 2018 年至 2025 年将跨越这一阈值。不幸的是，如果政府不改变政策或针对阿片类药物成瘾的行动，目前高于阈值的县预计都不会低于该阈值。

6.2 第二部分:社会经济调整

我们发现居住权大于 1 年的使用者人口、具有退伍军人身份的平民人口、副学士学位人数是与毒品报告数据最接近的社会经济因素。通过调节



我们的模型基于影响最大的因素，模型预测残差比非条件模型下降了 12.2%。

6.3 第三部分:应对危机的策略

在过去几年中，为遏制阿片类药物流行做出了许多努力。简单地逮捕吸毒者并不能解决这个问题，因为这只会让这些人更难康复，而且找一份有犯罪记录的工作也更有挑战性。有必要通过数据驱动的解决方案来解决这一问题，才能看到重大变化。

从第一部分我们看到，影响值大的县不容易受到影响，但影响值低的县在合适的条件下可以呈指数级增长。及早发现新药物的出现，向上将是用正确的方法应对危机的有效策略。

在第二部分中，我们注意到有几个社会经济因素似乎与毒品使用趋势密切相关。其中一个因素是副学士学位的数量。这可能是因为机会更少，找工作的挑战更少，或者其他与更高水平的大学学位不同的挣扎。解决这个问题一个办法是实施一项计划，激励大专毕业生在毕业后继续攻读四年制学位。通过允许毕业生继续他们的教育，他们可能会得到比持有副学士学位更多的机会。另一个密切相关的因素是一个县的退伍军人人数。这可能是因为退伍军人有某种形式的过去创伤的机会增加，这是一个已知的吸毒成瘾的原因[6]。一个可能的解决方案是提供一个成瘾康复课程，可以提供一个低成本的康复替代品或补充，退伍军人可以有资格免费或降低费用参加这个课程。

当前阿片类药物危机的一个问题是，随着时间的推移，已经使用最多药物的县将继续使用最多药物。为了缓解这一问题，政府应该必须转变为年度药物报告最多的县。通过实施自我选择的项目，如康复和教育中心，人们将有机会获得他们需要的帮助。而且，这些项目已经被证明是有效的。中国针头交换计划和美沙酮维持治疗中心在该计划实施后，用户显著减少。这些项目在中国的私营部门非常有效，政府决定在 2004 年开设四家，到 2008 年扩大到 558 家。在美国建立这样的实施中心很可能会遵循类似的改进轨迹。

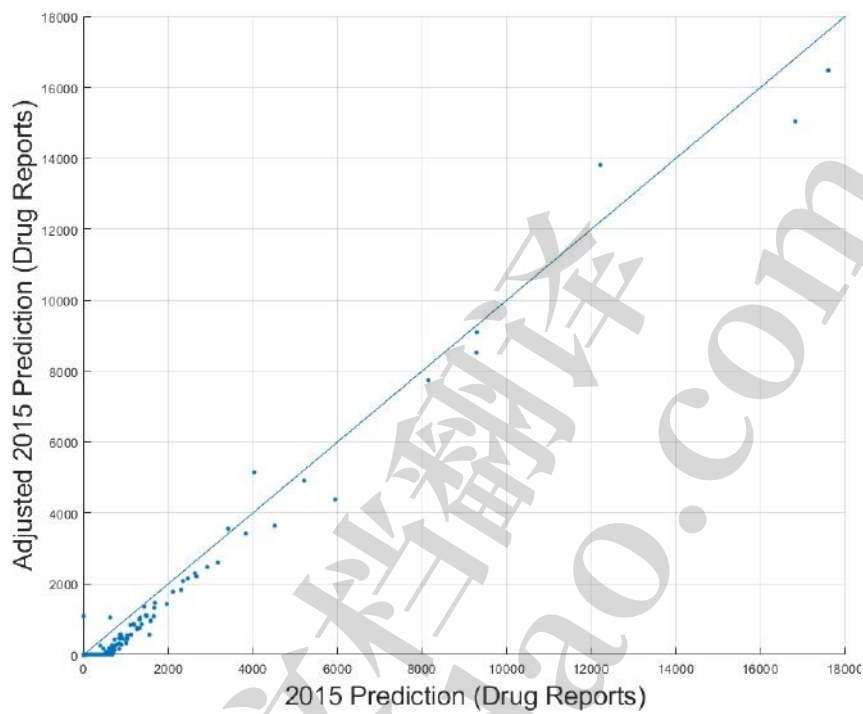


图 8:2015 年实施戒毒康复中心后的效果

图 8 显示了在我们模拟的县实施药物康复中心可能产生的结果。我们估计了对趋势斜率的影响，以预测我们的政策变化的影响。通过这一调整，我们可以看到药物报告的整体变化被预测会减少，这意味着成瘾和滥用的整体减少。

7 敏感性分析

7.1 药品报告量表的变化

我们测试了我们的模型对高  $m$  的敏感性；值，这模拟了快速增加的流行病。我们将 2015 年的药物报告值翻倍，保持 2014 年的药物报告值不变，并重新计算线性拟合和  $m_i$  值。我们的模型有一个很好的线性回归斜率为 1.01。残差仅在 60186 份药物报告时略高。这种低灵敏度可能是由于二次加权最佳拟合线，它对更接近当前的变化赋予了更高的权重。

然后，我们将 2014 年和 2015 年的药物报告都翻了一番，并重新计算  $m_i$ 。这模拟了高药物报告水平，但增长的速度几乎与

原始数据。残差较高，在 120190 点。预测趋势低于 2015 年预期数据，斜率为 0.890。这表明我们的模型对药物报告规模的变化总体上具有鲁棒性。

7.2 社会经济因素的变化

我们将在同一个地方居住一年以上的居民(最具代表性的社会经济因素)的价值普查数据翻了一番。新的 2015 年药品报告预测的线性回归斜率为 0.971，但其残差要大得多，为 106250 份药品报告。我们的模型对社会经济因素的剧烈变化高度敏感。

8 的结论

阿片类药物的使用继续在全国各地蔓延，无论是穷人还是富人，它都是一种有利可图的诱人产品。尽管政府尽了最大努力，但这种蔓延仍难以遏制和限制。由于许多阿片类药物是被滥用的处方药，所以随处可见。然而，一旦被使用者或经销商非法拥有，它们的流动性就会受到更大的限制。

阿片类药物的流动被限制在一个势力范围内，而不能在国际上前往任何由数十亿美元的大企业集团资助的药房。和文化一样，毒品更容易在附近传播，而不是遥远的地方。一种毒品一旦传播开来，就很难停止，因为它的使用者会上瘾，并愿意花更多的钱来满足自己的需求。几十年来，这一直是一个问题，随着时间的推移，这个问题只会越来越严重。为了降低死亡率和成瘾率，政府必须在帮助已经上瘾的人方面产生更大的影响，同时劝阻其他人开始。

随着各州和县试图规范和康复阿片类药物使用者，他们将需要不断调整他们的策略以适应人民。退伍军人身份和居住年限等社会经济因素可以帮助预测毒品事件的趋势。通过实施既主动又改革的项目，公民就有办法从毒瘾中恢复过来。将设施和教育交到使用者手中，有助于他们选择自我改善，而不是监禁。新的毒品比以往任何时候都更加有害和强大，这取决于人民和政府来改变毒品滥用的性质。

8.1 示范优势

- 我们的模型通过引力地理量化了毒品使用影响的性质，并说明了它如何在内部和外部影响一个县

外部。

- 通过对总药物报告使用加权趋势分析，我们考虑了历史数据，同时对最近的发展施加了更大的影响。
- 模型的多元方法描述了相关社会经济因素对毒品使用扩散的影响。
- 该模型可以计算任何县给定初始数据的每种药物和药物类型的药物使用趋势，并且很容易根据基线进行验证。
- 该模型很容易扩展到其他州和县。拥有我们五个州的邻近州的毒品报告数据将提高模型的准确性。

8.2 模型弱点和限制性假设

- 由于该模型仅基于美国东北部 5 个州的 NFLIS，一些县的影响值没有得到适当计算，特别是那些与其他州接壤的县。因此，该模型将低估外部影响将对这些县产生的影响，并且该模型可能会低估毒品使用的趋势。这可以通过扩大初始数据来包含更多的县和州来改善。
- 提供的美国人口普查数据只包含了一部分可能的社会经济因素。还有一些其他因素没有包括在这些数据中，这些因素通常更能说明毒品的传播，比如平均家庭收入或无家可归的人口。因此，我们的模型无法解释这些因素的变化。
- 该模型需要大量的数据来正确预测药物使用的趋势。因此，在数据较少或不完整的县，药物使用趋势无法有效表示。
- 由于提供的数据是以年度为基础的，该模型受到离散时间步长的限制，并且缺乏更连续的评估来提高准确性。
- 使用所提供的数据集很难预测新药的浪潮，因此模型没有考虑到向这些县引入新型药物的情况。这将导致我们的模型低估了药物使用的上升趋势水平。

9 致 DEA/NFLIS 首席行政官的备忘录

日期:2019 年 1 月 29 日

致:DEA/NFLIS 数据库首席管理员  
来自:MCM 团队#1900577



主题:阿片类药物危机洞察和建议

首席管理员,

为了解决阿片类药物危机,我们建立了模型

它是如何随着时间的推移而扩散的。从 2010 年费城县的海洛因危机到 2016 年伊利县最近爆发的 3-甲基芬太尼,毒品每年都是一个全国性的问题。俄亥俄州是新药产地最大的罪犯之一。因此,俄亥俄州也是美国死亡率最高的州之一。然而,随着我们继续建模方法来寻找药物的起始点,对它们做出反应变得更容易。

如果一个县的影响因子超过 90%(以 2017 年为基准),这是一个严重的问题。模拟到 2025 年的扩散情况,我们确定了 6 个将超过这一阈值的县。超过这个阈值,将很难减少毒品报告,因为它会影响周围的县,并保持在阈值以上。

不过,我们还是有帮助的,因为我们确定了几个与毒品报告相关的社会经济因素。在一个县居住超过 1 年的人,退伍军人的人口,以及拥有大专学位的人都是其趋势与毒品报告密切相关的群体。制定项目帮助居民积极参与社区,为退伍军人提供就业机会,同时照顾他们的心理健康,鼓励该县居民接受高等教育,这些都是帮助对抗阿片类药物流行的方法。

随着新技术的出现,沟通变得更加便利,经销商可以进一步与买家脱钩,从而增加销量。合成阿片类药物极具诱惑力,比吗啡等天然阿片类药物强 400 ~ 6000 倍。随着强度的增加,死亡率也会增加。阿片类药物的另一个问题是,许多滥用阿片类药物的人是从他们的朋友或亲戚那里获得的。这意味着,无论地理位置如何,选择服用药物的人总是能够获得药物。这是另一种形式的毒品战争。

目前,对毒品的量刑差别很大。一些罪名很低,罚款 500 美元,而另一些则高达 15 年监禁,初犯罚款 25000 美元。虽然非常严厉的惩罚确实减少了毒品的使用,但它们也让国家在被定罪者的监禁费用上花费了大量资金。其他州已经开始实施一项政策,即县提供一个课程,首先,然后

有时是二犯，这让他们自己或作为刑期的一部分试图从毒瘾中恢复过来。教育和康复为罪犯节省了国家的资金，并为他们提供了一个改变习惯的机会。像这样的项目已经在美国和世界其他地方的其他县被证明是有效的。

见解：

- 毒品开始出现的县往往与毒品最有害的地方相同。
- 县总是有毒品可以提供给他们，所以不指望一个人能够根除所有药物。

结果：

- 退伍军人、长期居民和大专毕业生的人数与每年毒品事件的趋势有最高的关联
- 宾夕法尼亚州的毒品死亡率最高
- 伊利县最近一直是新药的热点，如3-甲基芬太尼建议：
- 启动帮助戒毒成瘾者康复的项目，类似于中国清洁针头交换项目。
- 以尽可能低的成本向民众提供药物效果和使用教育。
- 提供吸毒者改过自新的机会，而不是国家资助的监禁。

最好的

MCM 团队#1900577

## 参考文献

- [1] GADM。 <https://gadm.org/>。
- [2]数据资源|药物过量| CDC 伤害中心，2018 年 11 月。 <https://www.cdc.gov/drugoverdose/资源/研究司。>
- [3] 药物过量死亡|药物过量| CDC 伤害中心，2018 年 12 月。  
<https://www.cdc.gov/drugoverdose/data/statedeaths.html>。
- [4] 了解流行病|药物过量| CDC 损伤中心，2018 年 12 月。  
<https://www.cdc.gov/drugoverdose/epidemic/index.html>。
- [5] 美国国家药物滥用研究所。处方药滥用的范围是什么？<https://www.drugabuse.gov/publications/research-reports/misuse-prescription-drugs/what-scope-prescription-drug-misuse>。
- [6] 国家药物滥用研究所。《吸毒科学:讨论点》，2017 年 2 月。  
<https://www.drugabuse.gov/related-topics/刑事司法/science-drug-use-discussion-points>。
- Afsaneh Bakhtiari 和 Alexander Rutherford。评估措施和控制非法药物使用扩散的数学建模。在 Evangelos Kranakis，编辑，《网络分析及其应用的进展》，第 18 卷，257-268 页。施普林格柏林海德堡，柏林，海德堡，2012 年。  
<http://link.springer.com/10.1007/978-3-642-30904-5-11>。
- [8]陈彦光。地理引力模型的距离衰减函数:幂律还是指数律?Chaos, Solitons & Fractals, 77:174-189, 2015 年 8 月。  
<https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0960077915001587>。
- [9]美国人口普查局地理。2017 年美国地名地名档案记录布局。 <https://www.census.gov/地理/地图数据/数据/gazetteer2017.html>。
- [10]威廉·m·霍姆斯。准实验设计中使用倾向分数。SAGE Publications, Pg. 231, 2013 年 6 月。Google-Books-ID: 7 z92awaaqbaj。
- [11]李建华，哈托安 H，张存民，刘宏杰。中国对吸毒和艾滋病的应对:政策和项目回顾。《危害减少杂志》，2010 年 3 月，7:4。  
<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/文章/PMC2847555/>。

- [12] Steady Mushayabasa 和 Gift Tapedzesa。非法药物使用动力学建模及其最优控制分析。《医学中的计算与数学方法》，2015,2015。  
<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC4707024/>。
- [13]医学研究所(美国)药物滥用研究机会委员会。历史视角下的药物滥用研究。国家科学出版社(美国)，1996年。  
<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK232965/>。
- [14]玛丽莎·a·斯卡拉。《重返校园:本科课堂中老年人的参与动机和经历》。《教育老年学》，22(8):747-773,1996年1月。  
<https://doi.org/10.1080/0360127960220804>。
- [15]帕特里克·m·塔沃特和克莱德·f·马丁。人口密度对疾病传播的影响。复杂性，6(6):29-36,2001年7月。<http://doi.wiley.com/10.1002/cplx.10003>。



附录

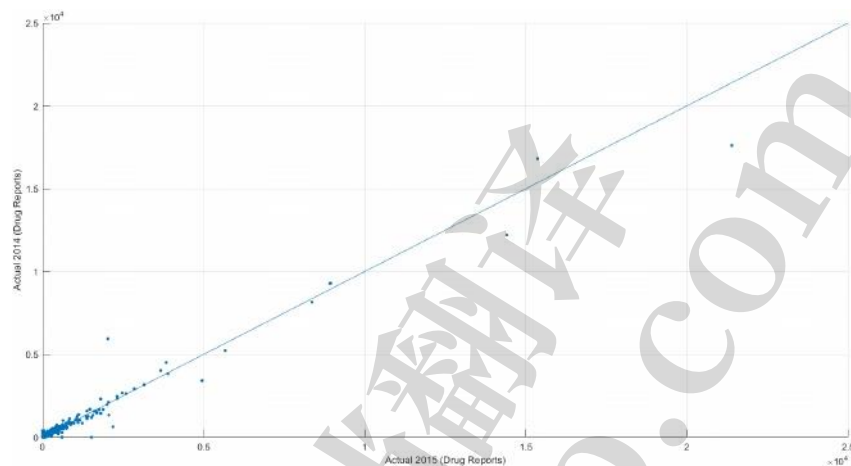


图 9:使用 2014 年数据作为 2015 年预测因子的基线测试

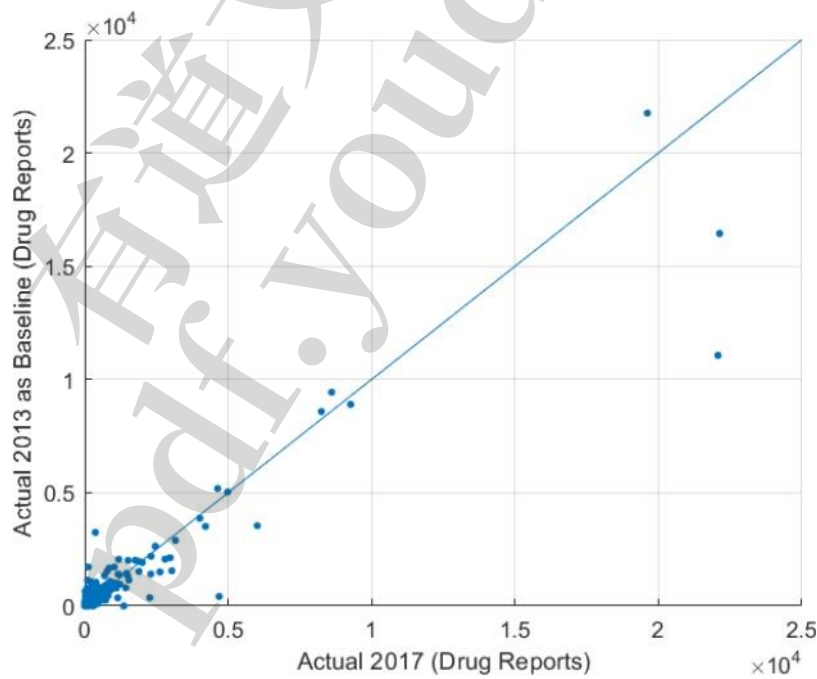


图 10:4 个时间步后的 2013 年药物报告基线