



第四届 Stata 中国用户大会 · 主题分享 

# 合成控制法安慰剂检验改进研究

——基于标准化处理效应和非拒绝域的统计推断

连玉君 (中山大学); 李鑫 (云南大学)

[arlionn@163.com](mailto:arlionn@163.com)



## 内容提要

- 问题背景
- 合成控制法简介
- 安慰剂检验
- 改进方法
  - MC 证据
  - 非拒绝域
- 结论



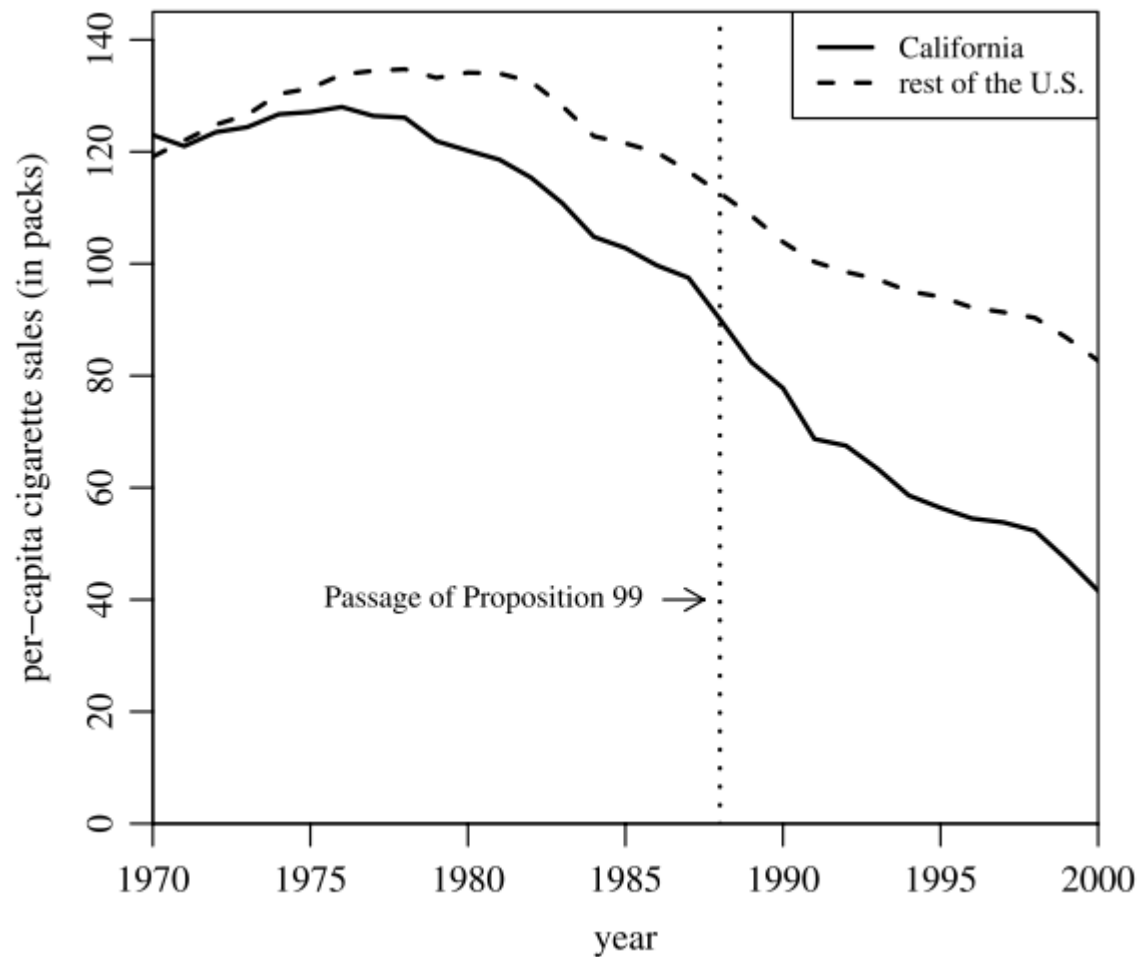
## 1. 问题背景

- **政策评价与因果推断：** 经济学、政治学和社会学等诸多领域，政策效果、外部冲击
- **随机试验：** 2019 诺奖得主 E. Duflo 教授，研究发展中国家政治、性别和教育等问题
  - 优势：干净
  - 局限：经济成本、时间成本、伦理道德和制度制约
- **准自然实验：**
  - 双重差分法 (DID)
  - 断点回归设计 (RDD)
  - 时间中断分析 (ITSA)
  - **合成控制法 (SCM)**
  - .....



# 1. 问题背景：反事实架构

Source: Abadie et al. (2010, JASA), 加州禁烟的政策效果, Figure 1





## 1. 问题背景：反事实架构

- $J + 1$  个个体，处理组 ( $j = 1$ ), 控制组  $j = 2, 3, \dots, J + 1$
- 政策时点:  $t_0 \in (1, T)$ 。

- 加州禁烟案例中:

$$\circ t = \underbrace{1970, \dots, 1988}_{Pre}, \underbrace{1989}_{t_0}, \underbrace{1990, \dots, 2000}_{Post}$$

- Treat:  $j = 1$ , 加州 (CA)

- Donor Pool:  $j = 2, 3, \dots, 39$ , 38 个州, 样本期内未实施过禁烟政策

- 我们关心的是: 政策效果 ( $t > t_0$ ):  $\alpha_{1t} = y_{1t}^I - y_{1t}^N$

- $y_{1t}^I$  可以观测 (I: Intervention)

- $y_{1t}^N$  无法观测, 如何估计? (**反事实**: 假如 CA 没有实施禁烟政策会怎样?)



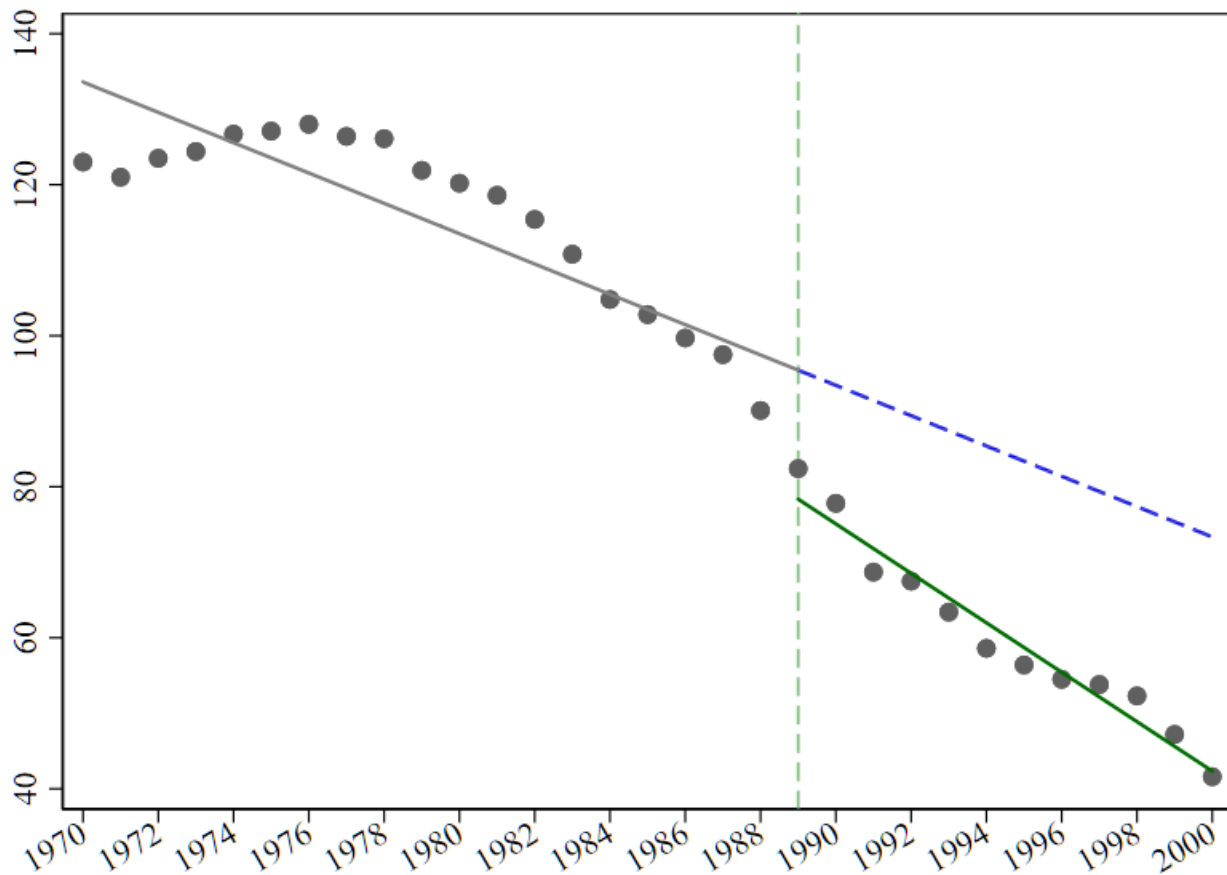
## 1. 问题背景：反事实架构 - $y_{1t}^N$ 估算方法

- 线性外推
- 找一个与 **加州 (CA)** 相似的州  $CA'$
- PSM (Propensity Score Matching)
- 合成控制法 (SCM)

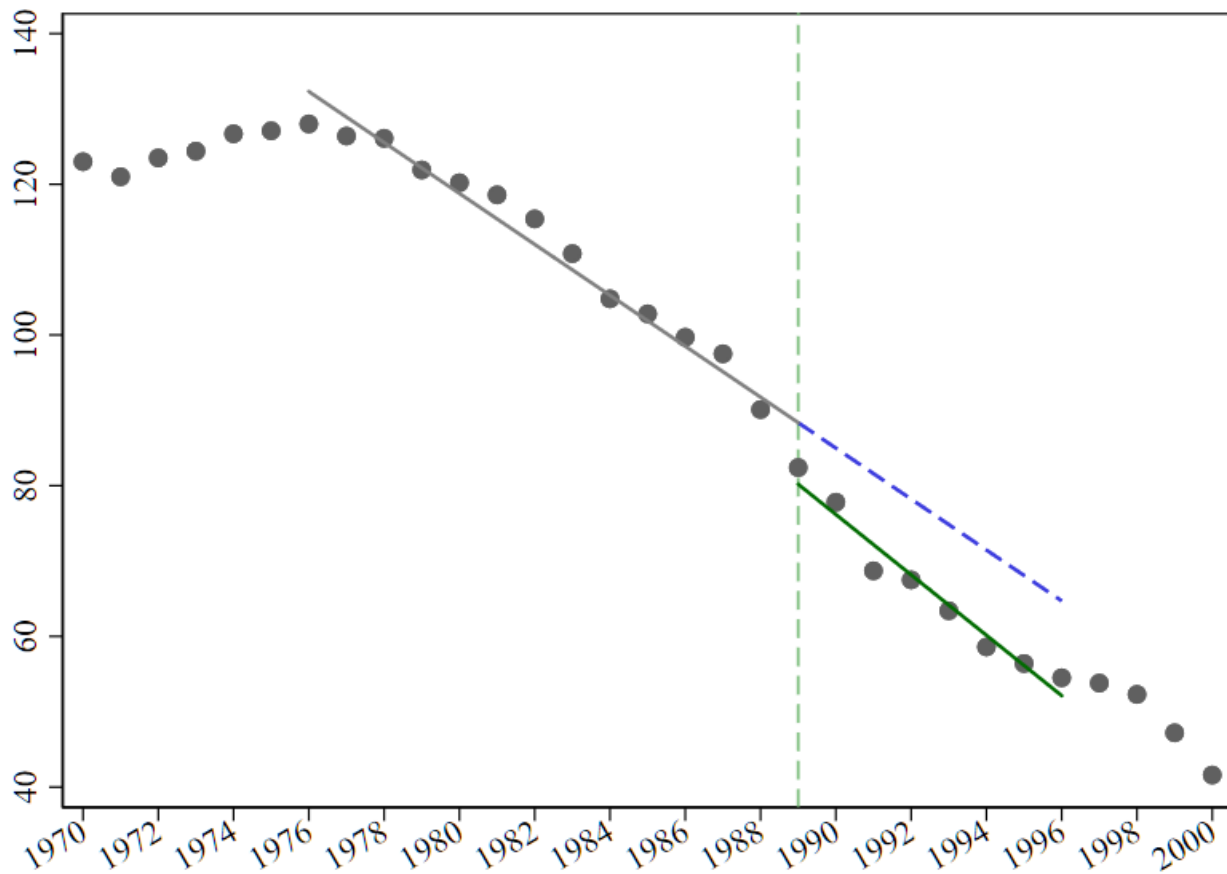


# $y_{1t}^N$ 估算方法 1: 线性外推 (ITSA) - 全样本

ITSA: Interrupted Time-Series Analysis



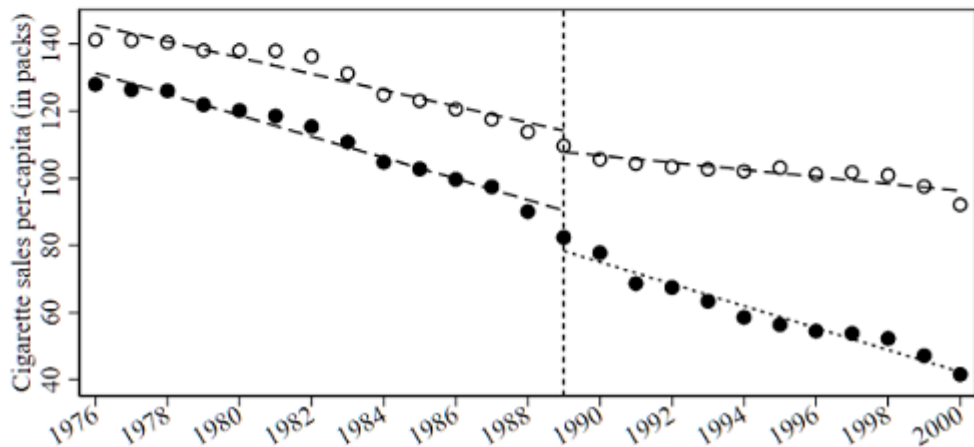
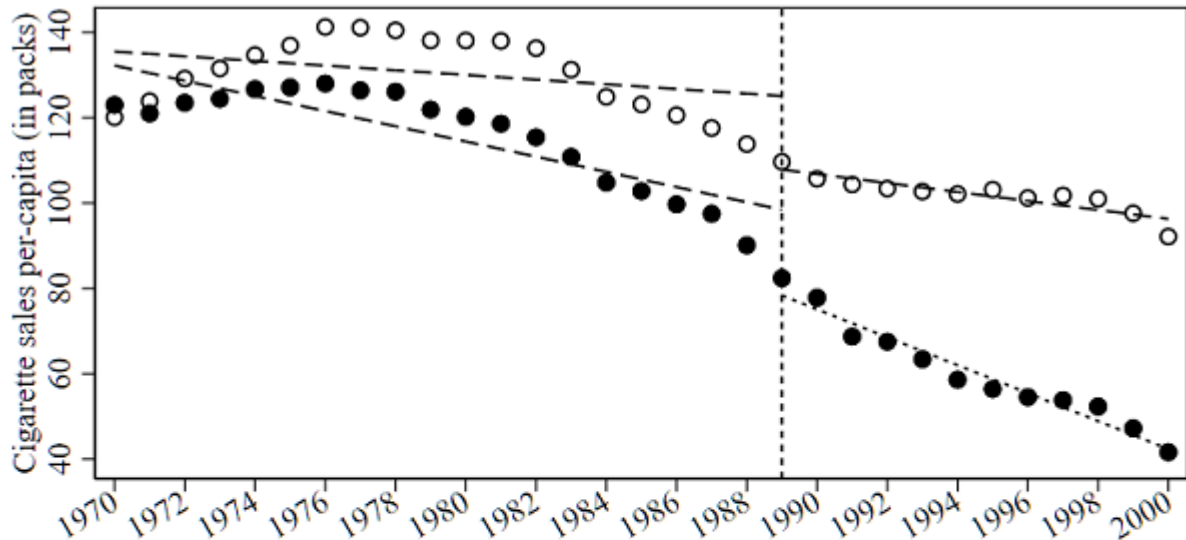
# $y_{1t}^N$ 估算方法 1: 线性外推 (ITSA) - 限制样本范围







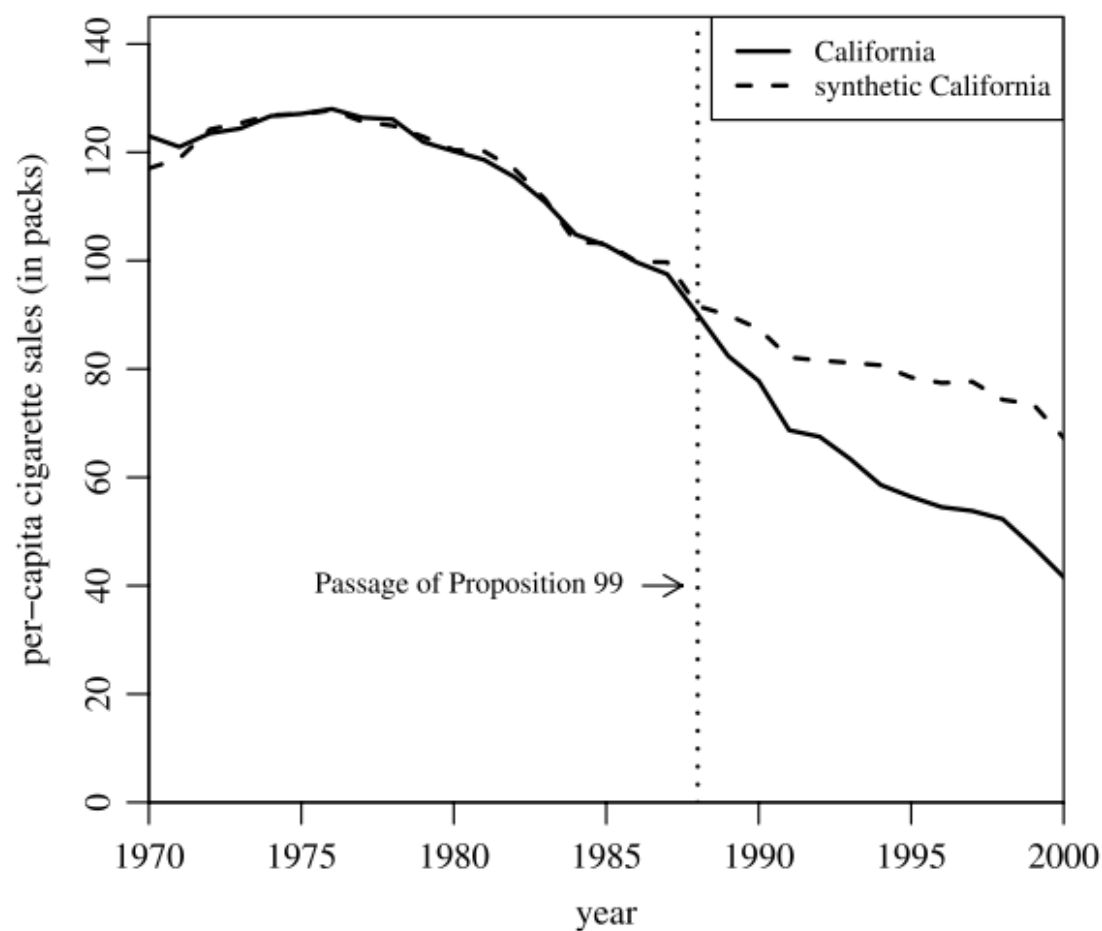
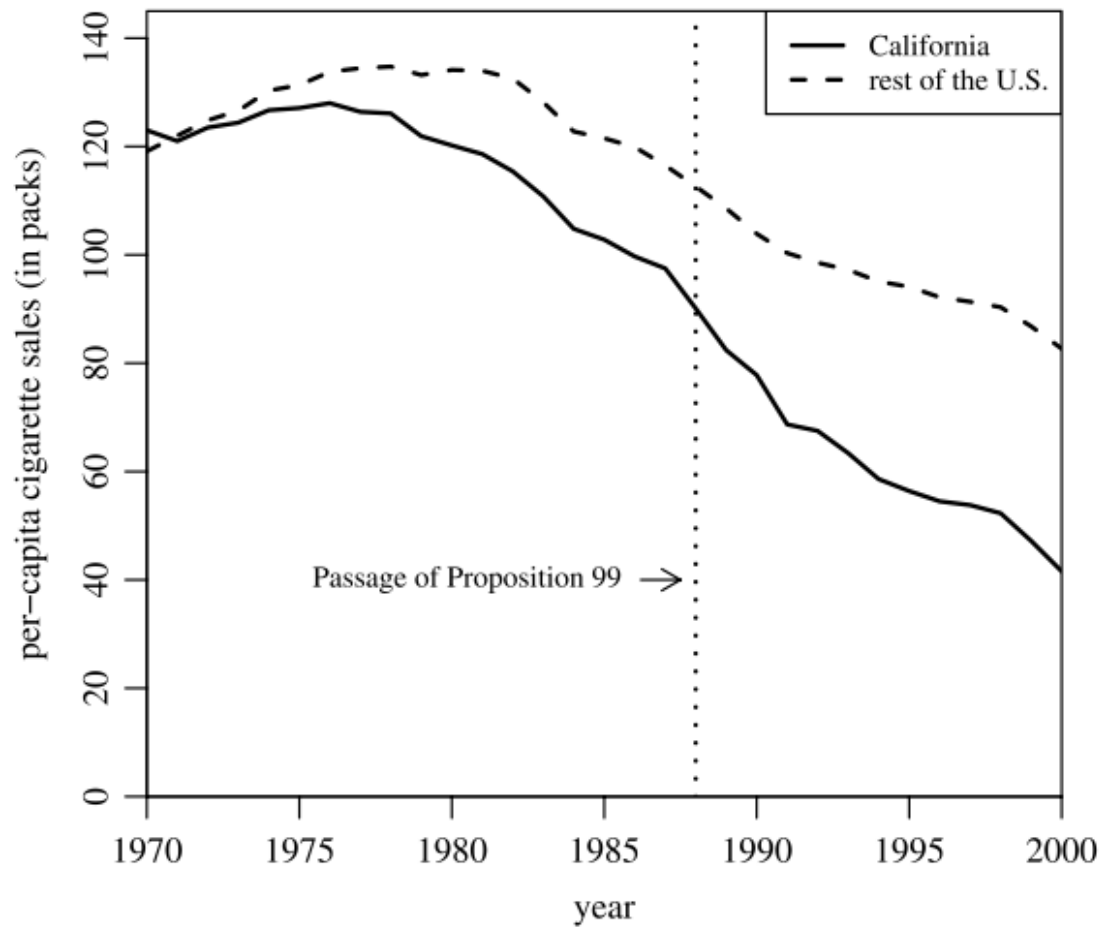
# $y_{1t}^N$ 估算方法 2: 线性外推 (ITSA) + DID



## 2. 合成控制法



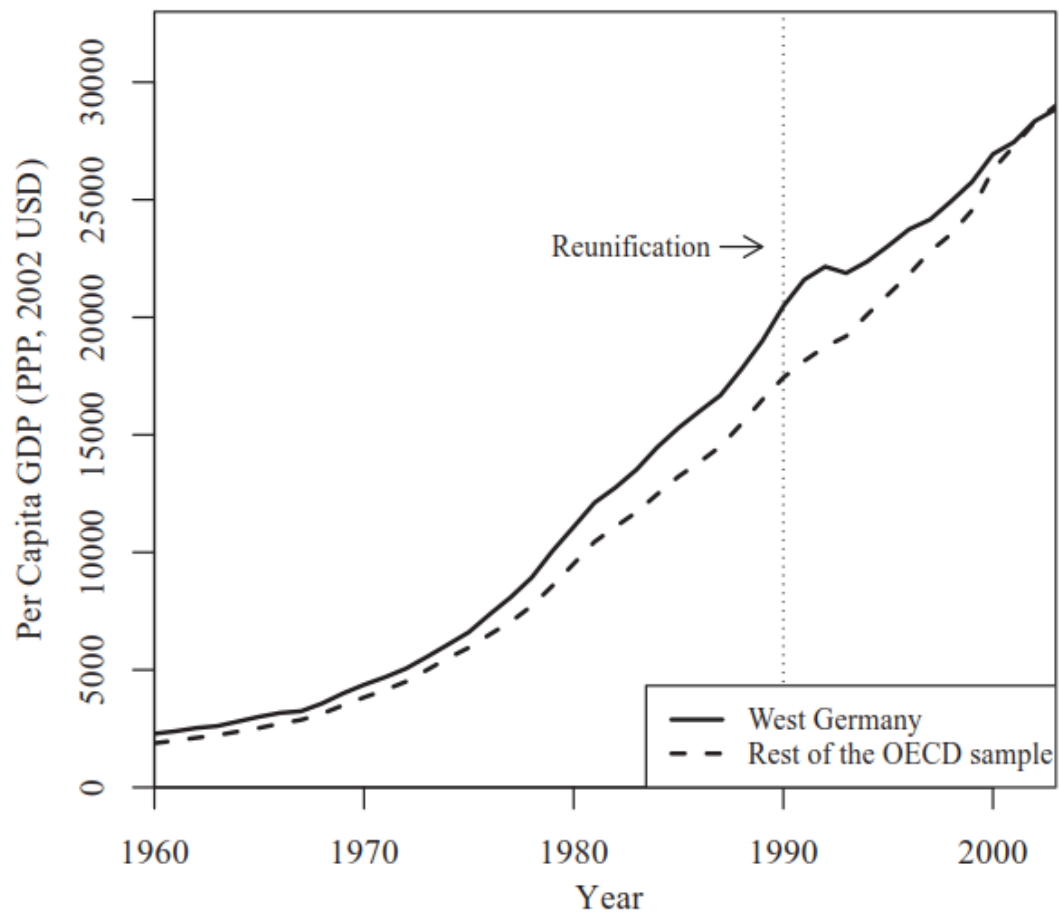
## 2. 合成控制法：基本思想



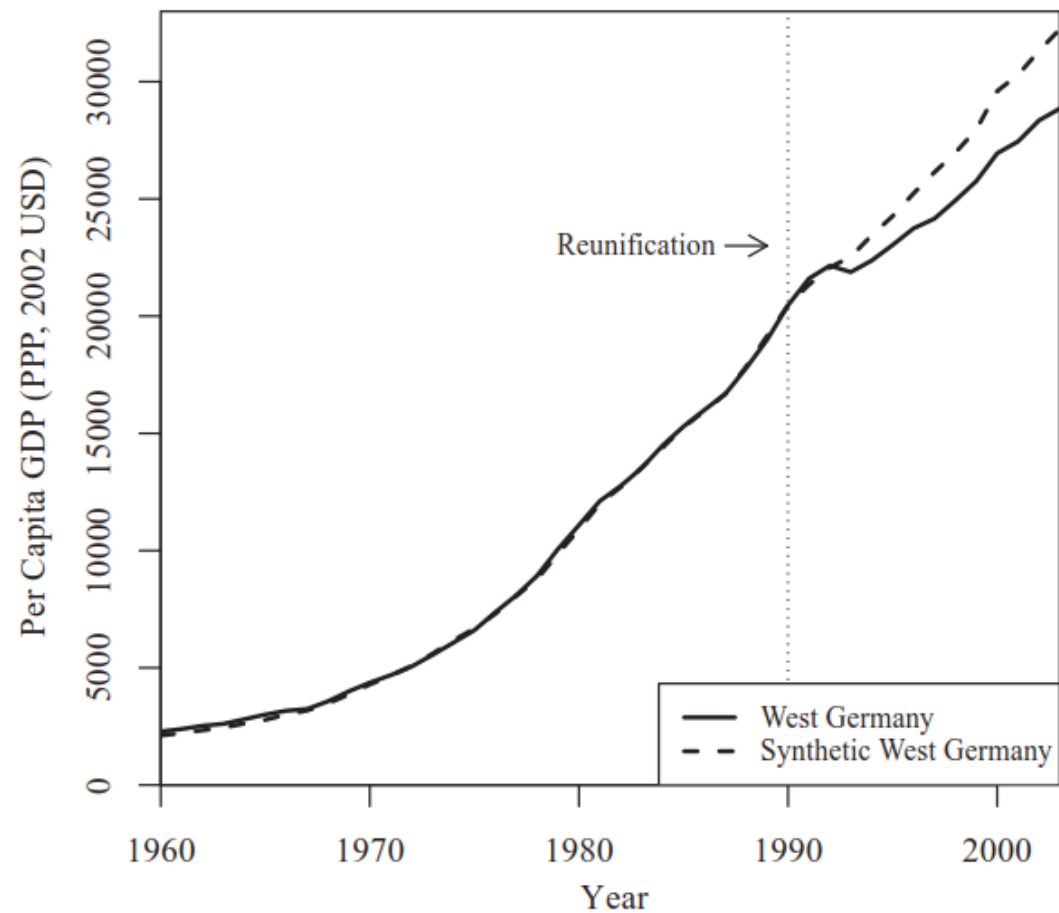
Source: Abadie et al. (2010), Journal of the American Statistical Association



**FIGURE 1 Trends in per Capita GDP: West Germany versus Rest of the OECD Sample**



**FIGURE 2 Trends in per Capita GDP: West Germany versus Synthetic West Germany**



Source: Abadie et al. (2015), American Journal of Political Science ( $J = 16$ )



Table 2. State weights in the synthetic California

State	Weight	State	Weight
Alabama	0	Montana	0.199
Alaska	–	Nebraska	0
Arizona	–	Nevada	0.234
Arkansas	0	New Hampshire	0
Colorado	0.164	New Jersey	–
Connecticut	0.069	New Mexico	0
Delaware	0	New York	–
District of Columbia	–	North Carolina	0
Florida	–	North Dakota	0
<del>Louisiana</del>	<del>0</del>	<del>Texas</del>	<del>0</del>
Maine	0	Utah	0.334
Maryland	–	Vermont	0
Massachusetts	–	Virginia	0
Michigan	–	Washington	–
Minnesota	0	West Virginia	0
Mississippi	0	Wisconsin	0
Missouri	0	Wyoming	0



## 2. 合成控制法：估算方法

Treat:  $j = 1$  (CA), Donor Pool:  $j = 2, 3, \dots, 39$ , 38 个州

政策效果:  $\alpha_{1t} = y_{1t}^I - y_{1t}^N$  ( $t > t_0$ )

- $y_{1t}^N$  无法观测, 可以用 **控制组的加权平均值** 来替代:
  - 权重向量:  $\mathbf{W} = (w_2, \dots, w_{J+1})'$
  - $y_{1t}^N$  和  $\alpha_{1t}$  的估计值分别为:

$$\hat{y}_{1t}^N = \sum_{j=2}^{J+1} w_j \cdot y_{jt}$$

$$\hat{\alpha}_{1t} = y_{1t} - \hat{y}_{1t}^N = \widehat{Gap}_{1t}$$

- 要求:  $w_j \geq 0$ ,  $\sum_{j=2}^{J+1} w_j = 1$ . Note: 这个条件也可以放松。



## 2. 合成控制法：估算方法

$$\widehat{\alpha}_{1t} = \widehat{Gap}_{1t} = y_{1t} - \widehat{y}_{1t}^N, \quad \widehat{y}_{1t}^N = \sum_{j=2}^{J+1} w_j \cdot y_{jt}$$

DGP: Abadie et al. (2010)

$$y_{it} = \delta_t + \theta_t Z_{it} + \lambda_t \mu_i + \varepsilon_{it}$$

- $\delta_t$  是不可观测的共同因子：时间趋势
- $Z_{it}$  是一组可观测的预测变量 (e.g., 人口结构、收入水平等),  $\theta_t$  为未知参数向量
- $\lambda_t$  是一个  $(1 \times F)$  阶未知的共同因子
- $\mu_i$  是一个  $(F \times 1)$  阶的未知因子载荷矩阵
- $\varepsilon_{it}$  是一个不可观测的随机冲击



$$\sum_{j=2}^{J+1} w_j Y_{jt} = \delta_t + \boldsymbol{\theta}_t \sum_{j=2}^{J+1} w_j \mathbf{Z}_j + \lambda_t \sum_{j=2}^{J+1} w_j \boldsymbol{\mu}_j + \sum_{j=2}^{J+1} w_j \varepsilon_{jt}$$

假设存在一组权重系数  $(w_2^*, \dots, w_{J+1}^*)$  使得如下关系成立 (实现了「合成」):

$$\sum_{j=2}^{J+1} w_j^* Y_{j1} = Y_{11}, \quad \sum_{j=2}^{J+1} w_j^* Y_{j2} = Y_{12}, \quad \dots$$

$$\sum_{j=2}^{J+1} w_j^* Y_{jT_0} = Y_{1T_0}, \quad \text{and} \quad \sum_{j=2}^{J+1} w_j^* \mathbf{Z}_j = \mathbf{Z}_1$$





## 2. 合成控制法：政策效果估算

$$\hat{\alpha}_{1t} = y_{1t} - \hat{y}_{1t}^N = \widehat{Gap}_{1t}, \quad (t = 1989, 1990, \dots, 2000)$$

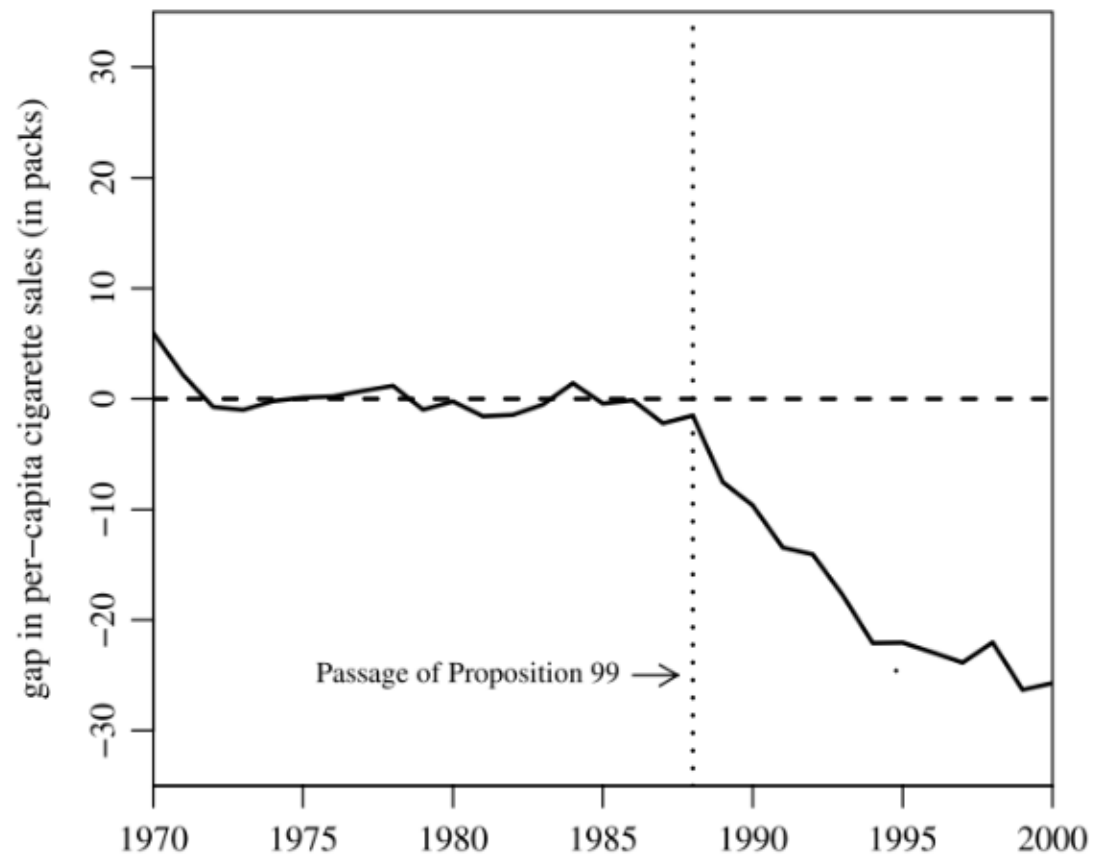
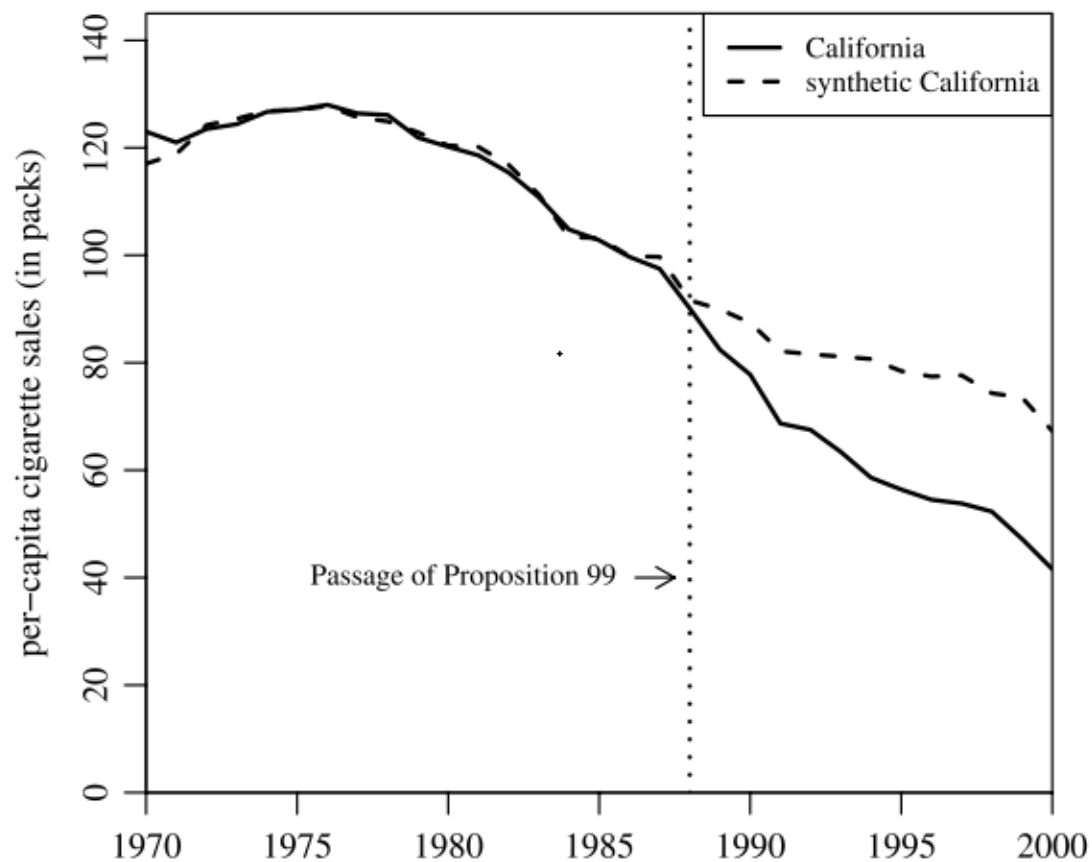


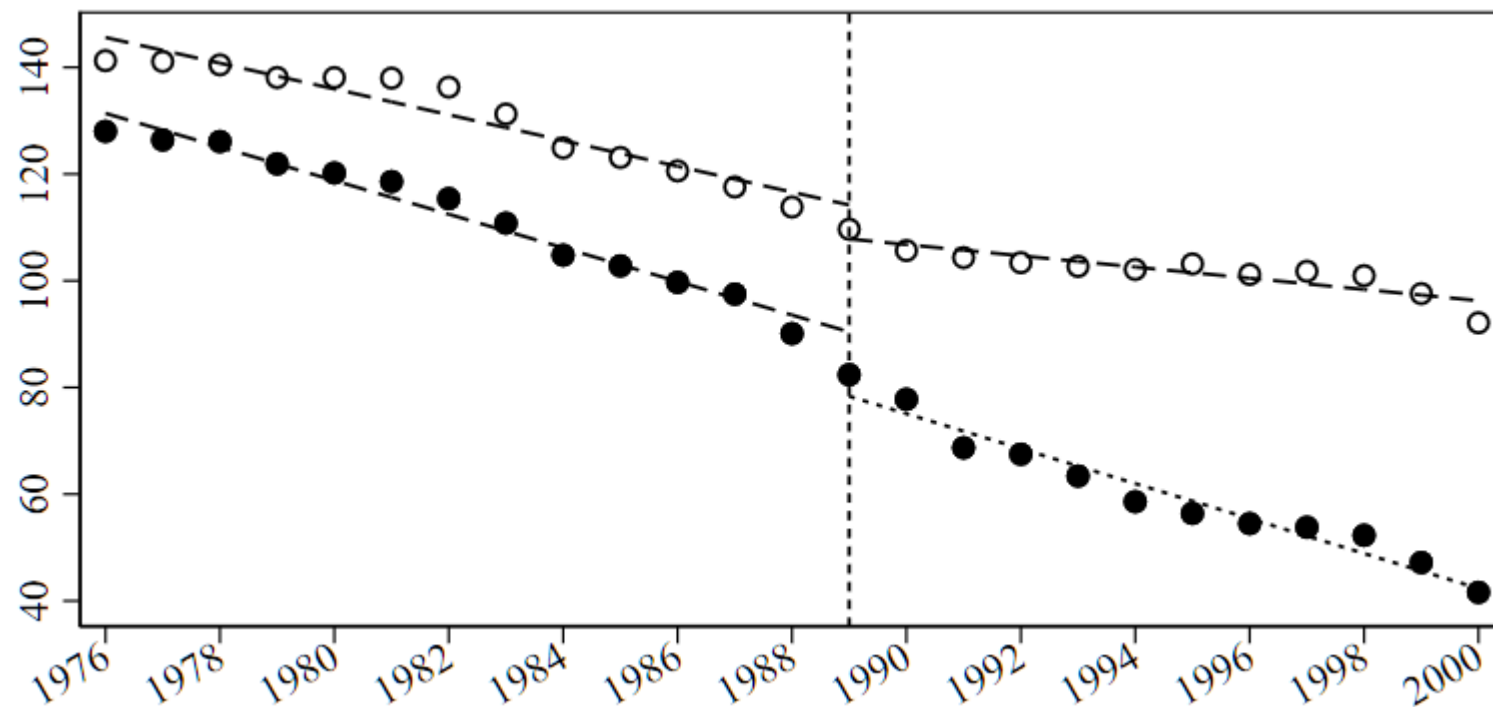


Table 1. Cigarette sales predictor means

Variables	California		Average of 38 control states
	Real	Synthetic	
Ln(GDP per capita)	10.08	9.86	9.86
Percent aged 15–24	17.40	17.40	17.29
Retail price	89.42	89.41	87.27
Beer consumption per capita	24.28	24.20	23.75
Cigarette sales per capita 1988	90.10	91.62	114.20
Cigarette sales per capita 1980	120.20	120.43	136.58
Cigarette sales per capita 1975	127.10	126.99	132.81

NOTE: All variables except lagged cigarette sales are averaged for the 1980–1988 period (beer consumption is averaged 1984–1988). GDP per capita is measured in 1997 dollars, retail prices are measured in cents, beer consumption is measured in gallons, and cigarette sales are measured in packs.

## (补充) 2. 合成控制法 v.s. 倍分法 (DID)





## (补充) 2. 合成控制法 v.s. 倍分法 (DID)

第  $i$  个州在  $t$  时点上观测到的结果变量为:  $Y_{it} = \alpha_{it}D_{it} + Y_{it}^N$

由于只有第 1 个州 (CA) 受到了政策影响, 可以定义如下虚拟变量标记之:

$$D_{it} = \begin{cases} 1 & \text{if } i = 1 \text{ and } t > T_0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

前面的设定的 DGP 为:  $y_{it}^N = \delta_t + \theta_t Z_{it} + \lambda_t \mu_i + \varepsilon_{it}$

**合成控制法:**  $y_{it} = \alpha_{it}D_{it} + \delta_t + \theta_t Z_{it} + \lambda_t \mu_i + \varepsilon_{it}$

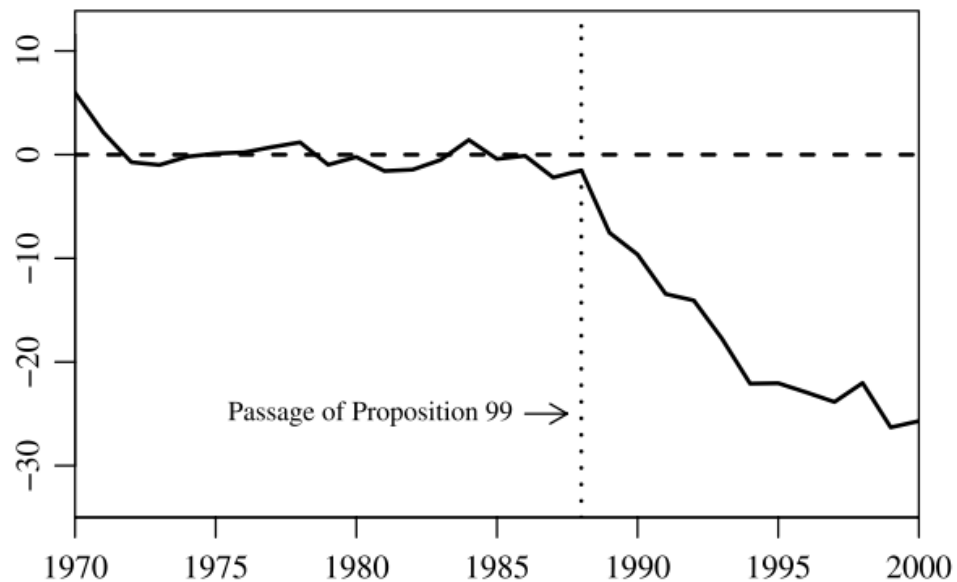
**双重差分法:**  $y_{it} = \alpha_{it}D_{it} + \delta_t + \theta Z_{it} + \mu_i + \varepsilon_{it}$

Notes: SCM 无需「平行趋势假设」



## MPSE (mean squared prediction error) and RMSPE

- $Gap_{1t} = y_{1t} - \hat{y}_{1t}^N$ 
  - Pre:  $t < t_0 : Gap_{1t} \rightarrow 0 \rightarrow w_j^*$ ; Post:  $t \geq t_0 : Gap_{1t}$  ?
  - $MPSE_{1t} = (1/T) \sum_{t=1}^T Gap_{1t}^2$ ,  $RSMPE_{1t} = \sqrt{MPSE_{1t}}$ 
    - $MPSE_{Pre}$ : 尽可能小;  $MPSE_{Post}$ : 尽可能大





## 3. 安慰剂检验

置换检验 (Permutation test)

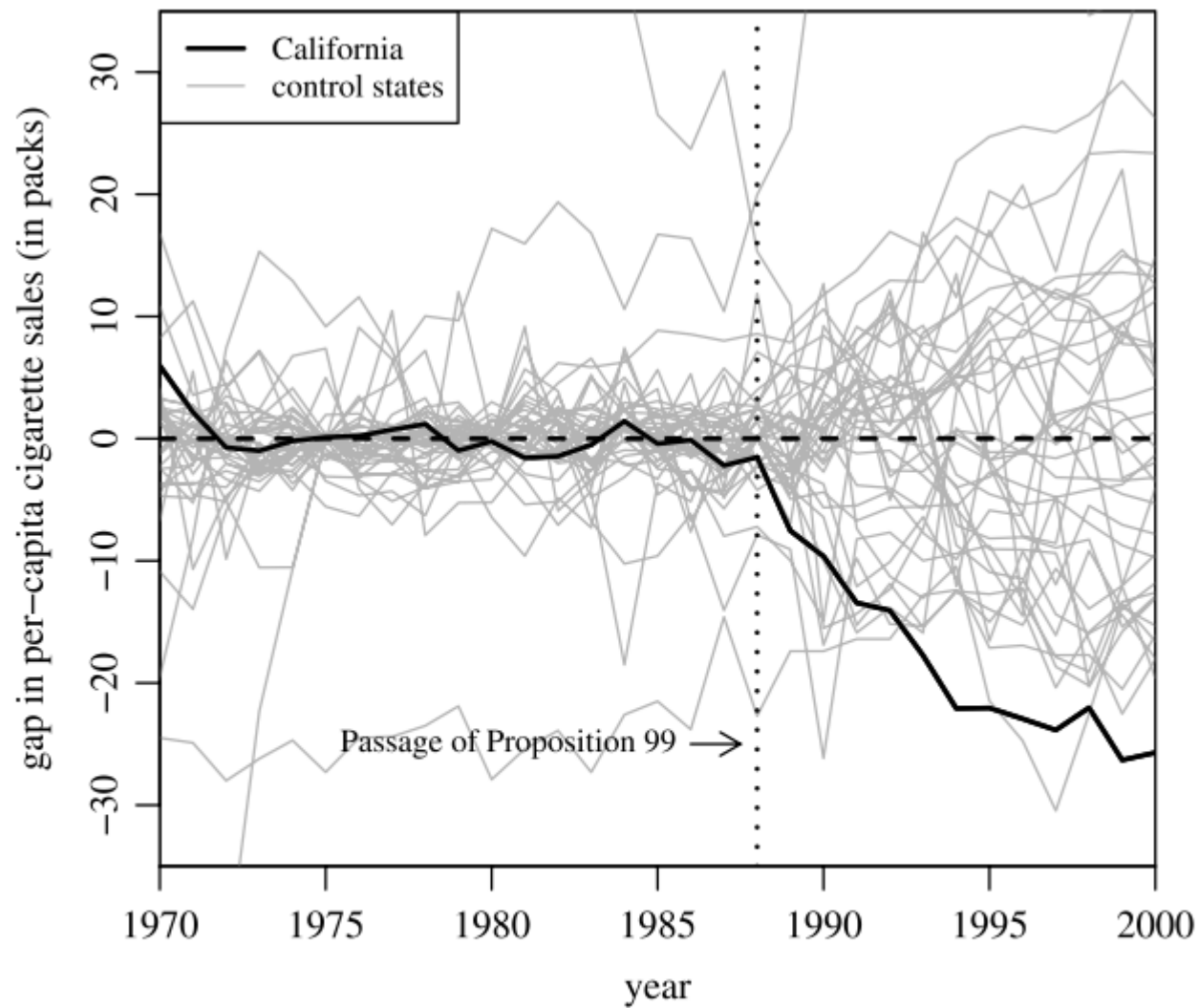


Figure 4. Per-capita cigarette sales gaps in California and placebo gaps in all 38 control states.



## 🍏 难点:

- 有些控制组的合成效果很糟糕, 在 Pre 阶段的 GAP 和 MSPE 都很大
- 注意:  $\hat{\alpha}_{1t} = y_{1t} - \hat{y}_{1t}^N$  ( $t \geq t_0$ ) 无偏的前提是  $\hat{\alpha}_{1t} \rightarrow 0$  ( $t < t_0$ )

## 🍏 处理方法:

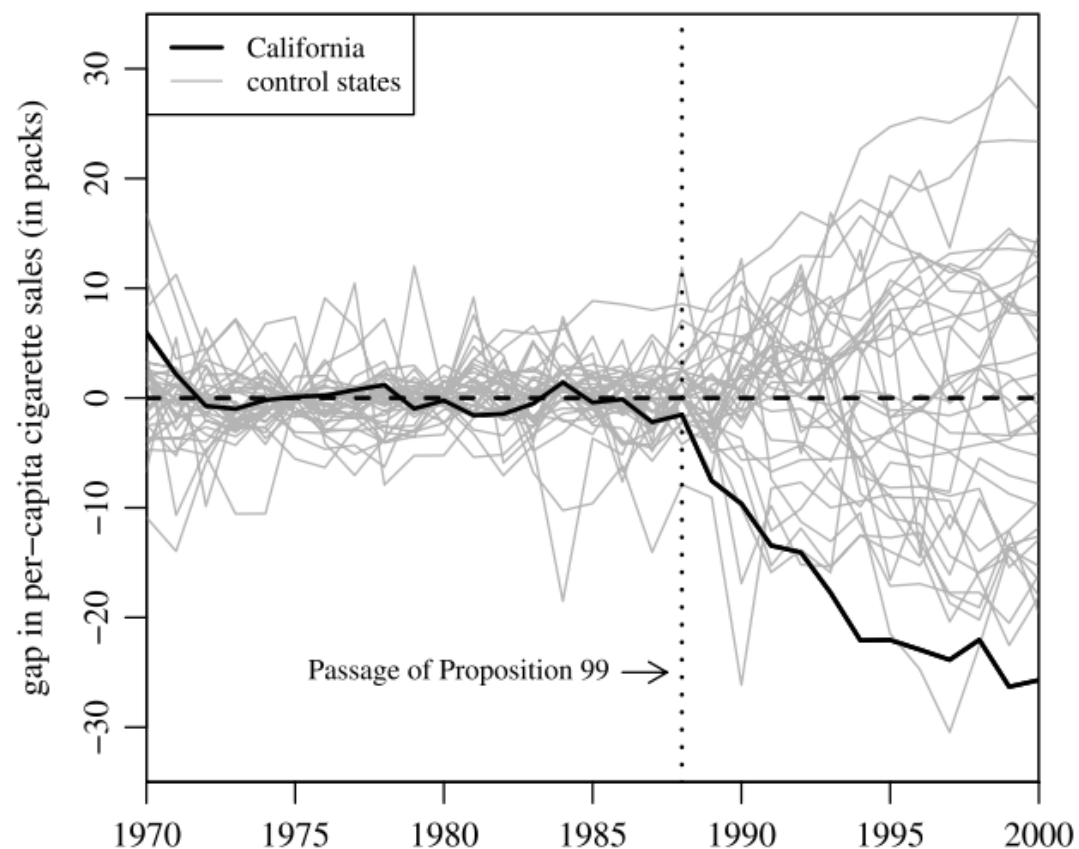
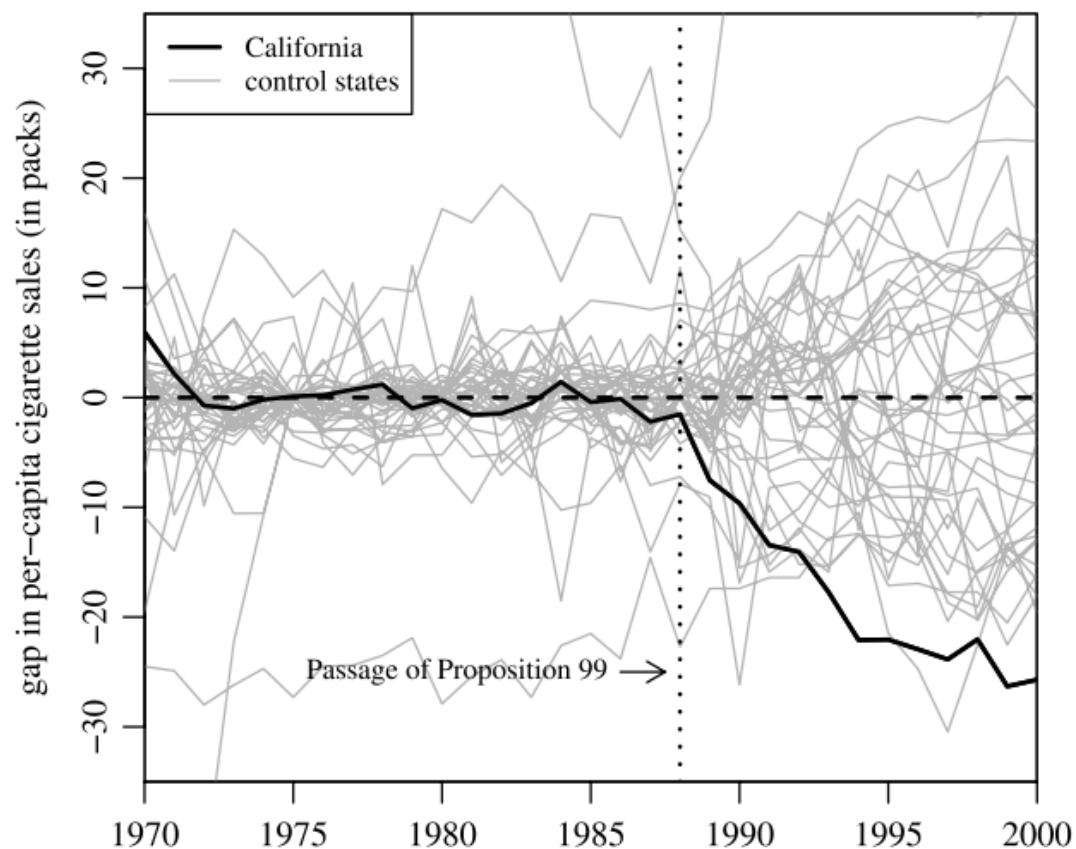
- Abadie et al. (2010): 删去噪音大的控制组样本
- 我们的办法: 修理 (惩罚) 一下, 接着用 —— 不抛弃不放弃!





## Abadie et al. (2010): 删去噪音大的控制组样本 (1/2)

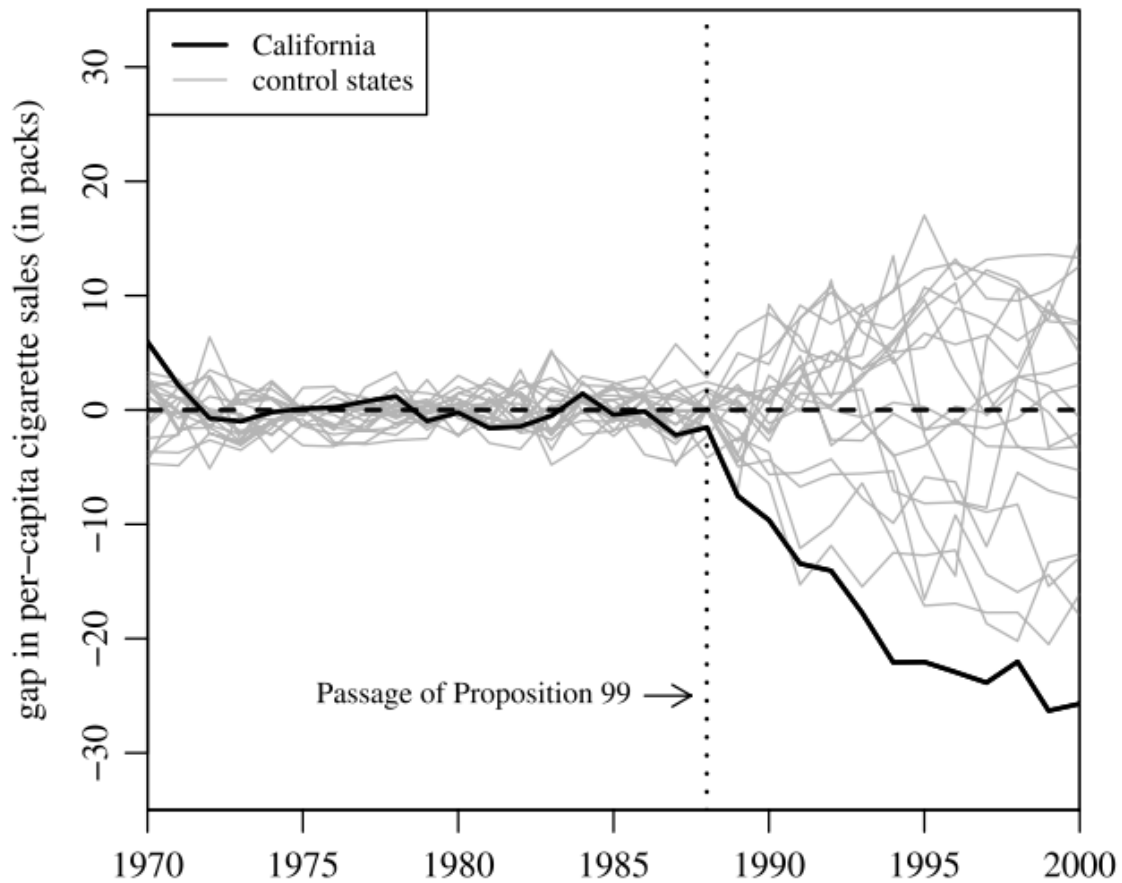
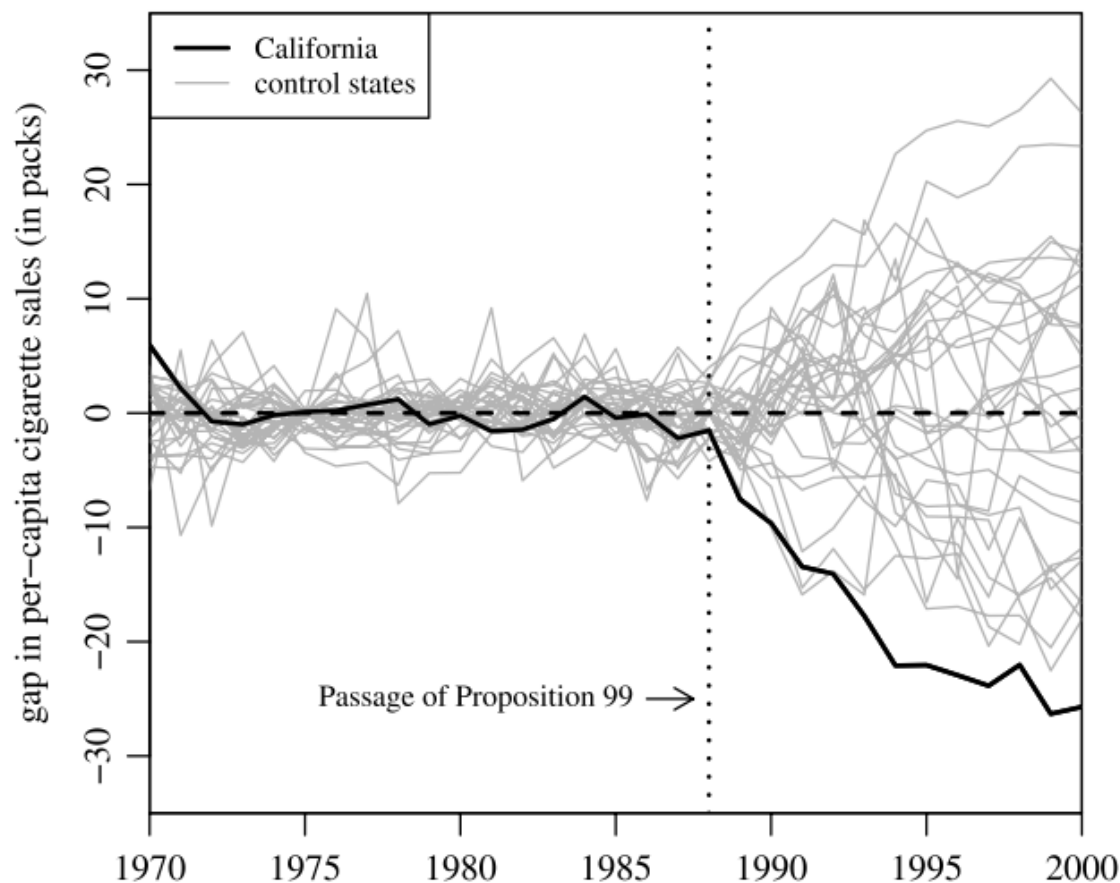
- **左图** (Fig 4): Control 组包含原始的 38 个州
- **右图** (Fig 5): 34 个州 ( $MPSE_j^{Pre} < 20 \times MPSE_{CA}^{Pre}$ )



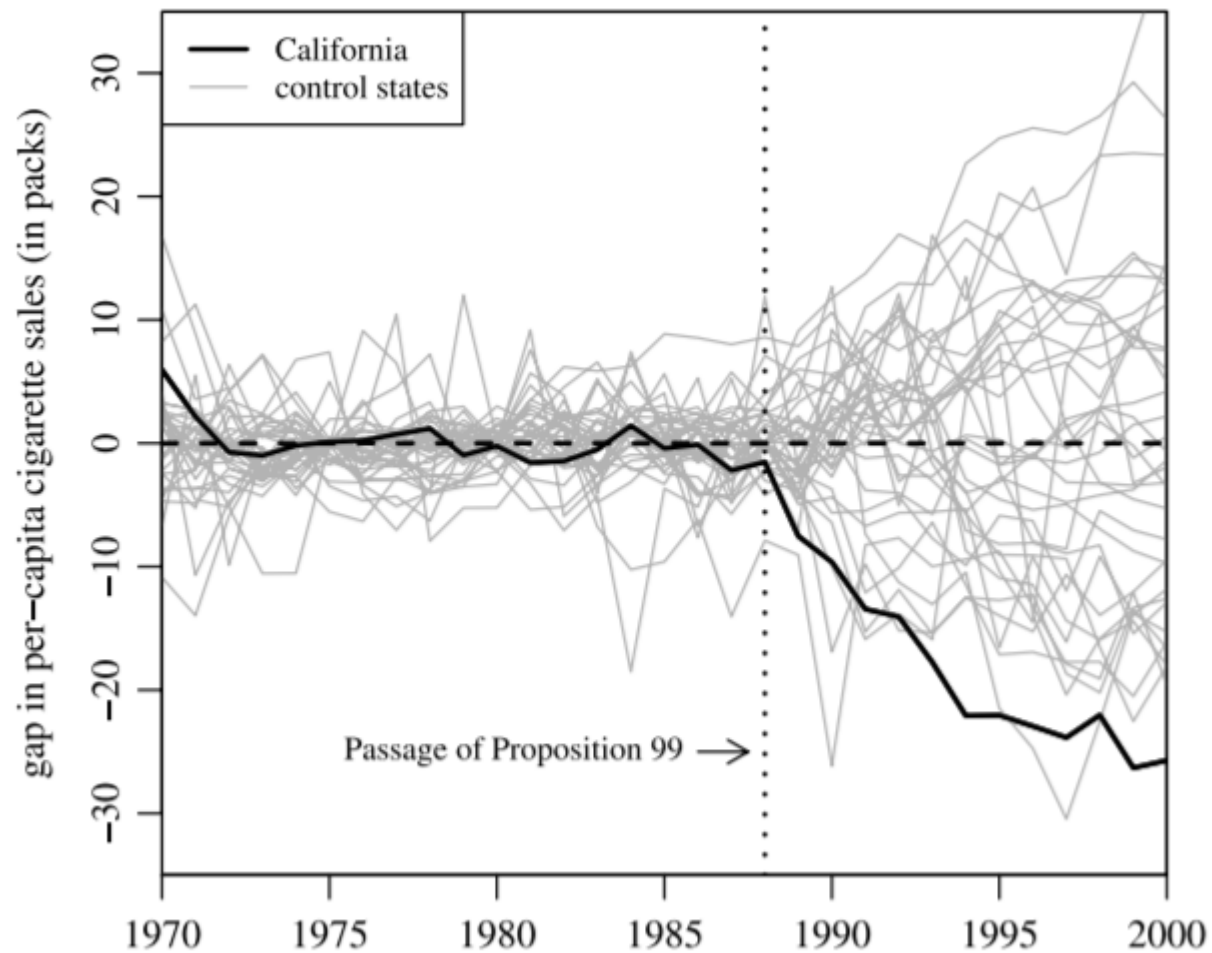


## Abadie et al. (2010): 删去噪音大的控制组样本 (2/2)

- **左图** (Fig 6): 29 个州 ( $MPSE_j^{Pre} < 5 \times MPSE_{CA}^{Pre}$ )
- **右图** (Fig 7): 19 个州 ( $MPSE_j^{Pre} < 2 \times MPSE_{CA}^{Pre}$ )



$$\text{Empirical } p\text{-value} = \frac{\#(\text{MPSE}_j^{\text{Post}} > \text{MPSE}_{CA}^{\text{Post}})}{J + 1}$$



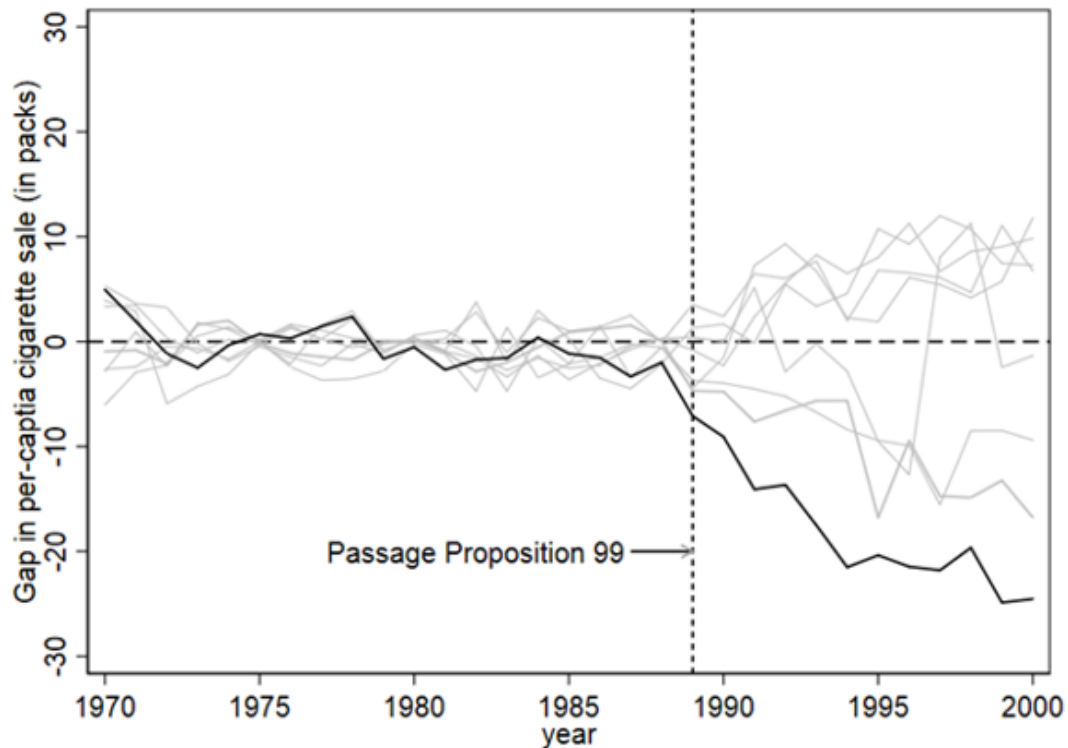


图 2 删除  $MSPE_i > 1.5 \times MSPE_0$  后的安慰剂检验结果

$$\text{Empirical } p\text{-value} = \frac{\#(\text{MPSE}_j^{\text{Post}} > \text{MPSE}_{CA}^{\text{Post}})}{J + 1} = \frac{0}{7} = 0$$

? How about  $\frac{1}{7} \simeq 0.143$ ,  $\frac{1}{9} \simeq 0.111$



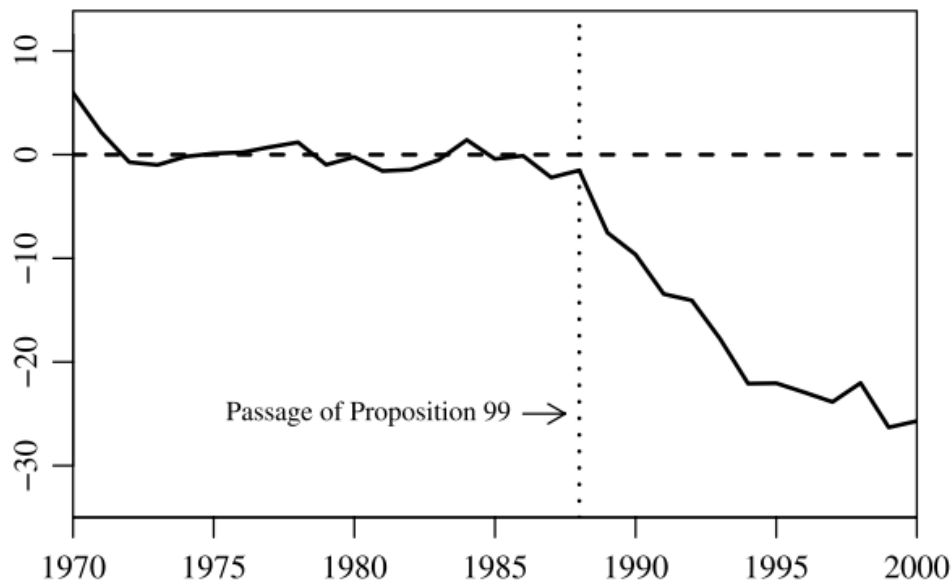
# 替代检验指标: $r_j$ (Ratio of MSPE\_Post to MSPE\_Pre)

- $Gap_{jt} = y_{jt} - \hat{y}_{jt}^N$ ,    Pre:  $t < t_0$ ;    Post:  $t \geq t_0$

- $MPSE_{jt} = (1/T) \sum_{t=1}^T Gap_{jt}^2$ ,     $RSMPE_{jt} = \sqrt{MPSE_{jt}}$

- $MPSE^{Pre}$ : 尽可能小;     $MPSE^{Post}$ : 尽可能大

$$r_j^M = \frac{MPSE_j^{Post}}{MPSE_j^{Pre}} \quad or \quad r_j^R = \frac{RMPSE_j^{Post}}{RMPSE_j^{Pre}}$$



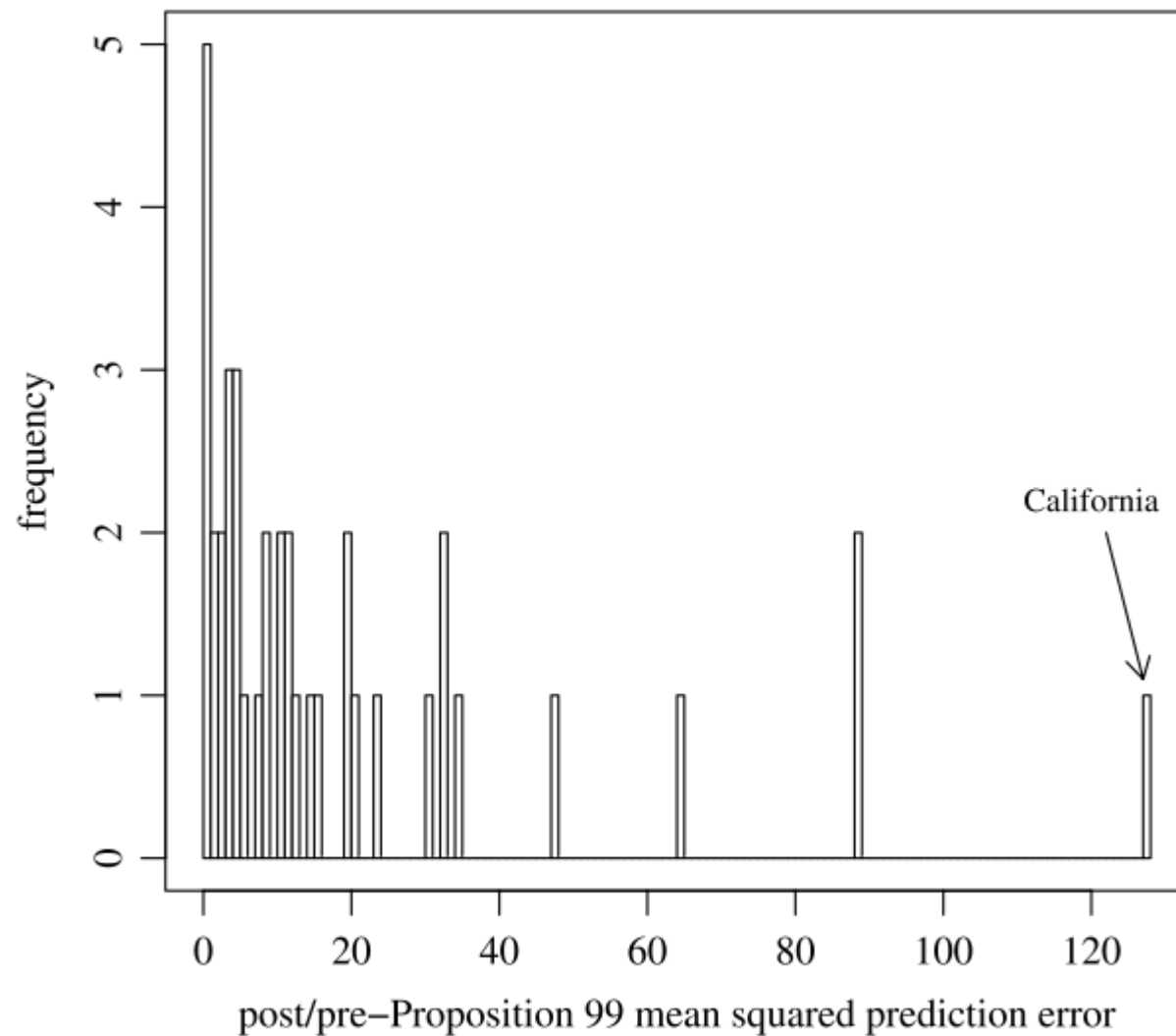


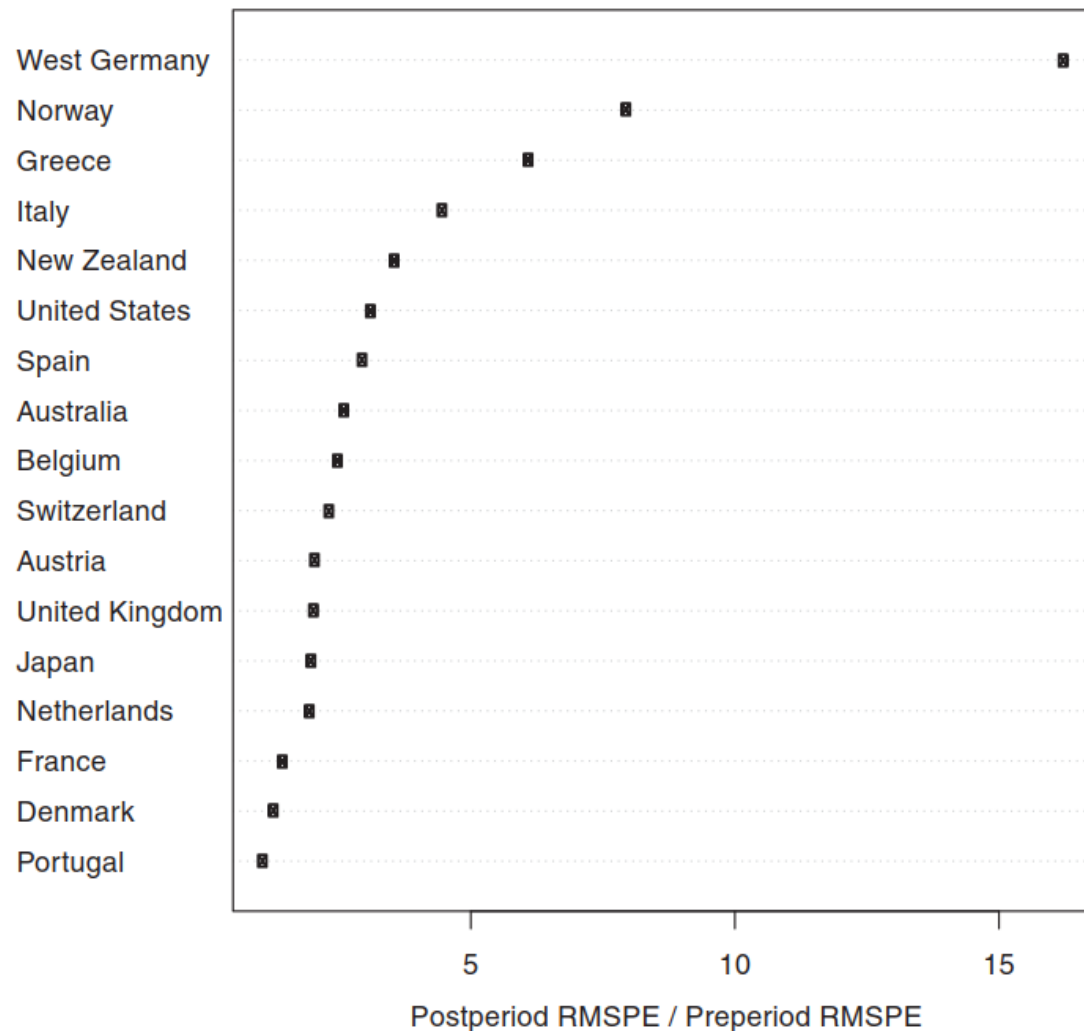
Figure 8. Ratio of post-Proposition 99 MSPE and pre-Proposition 99 MSPE: California and 38 control states.



$$r_j^R$$

Source: Abadie et al. (2015), AJPS, Figure 5

FIGURE 5 Ratio of Postreunification RMSPE to Prereunification RMSPE: West Germany and Control Countries





## 问题依然存在

? How about  $\frac{1}{7} \simeq 0.143$ ,  $\frac{1}{9} \simeq 0.111$

?  $\frac{1}{17} \simeq 0.059$





## 评价：传统置换检验存在的两个问题

- **显著性检验效果扭曲问题。** 由于噪音干预的影响，使得安慰剂检验分布存在非一致性问题，因而我们得到了太多「虚假」的统计检验结果。
- **临界值缺失问题。** 该方法只能基于「经验 p 值 (empirical p-value)」进行推断，缺少传统意义上的临界值，从而使得研究者可以通过数据删减等方法来「改进」统计推断结果，即所谓的「显著性水平的追逐问题」。



## 4. 改进：准标准化变换 (quasi-standardized transformation)

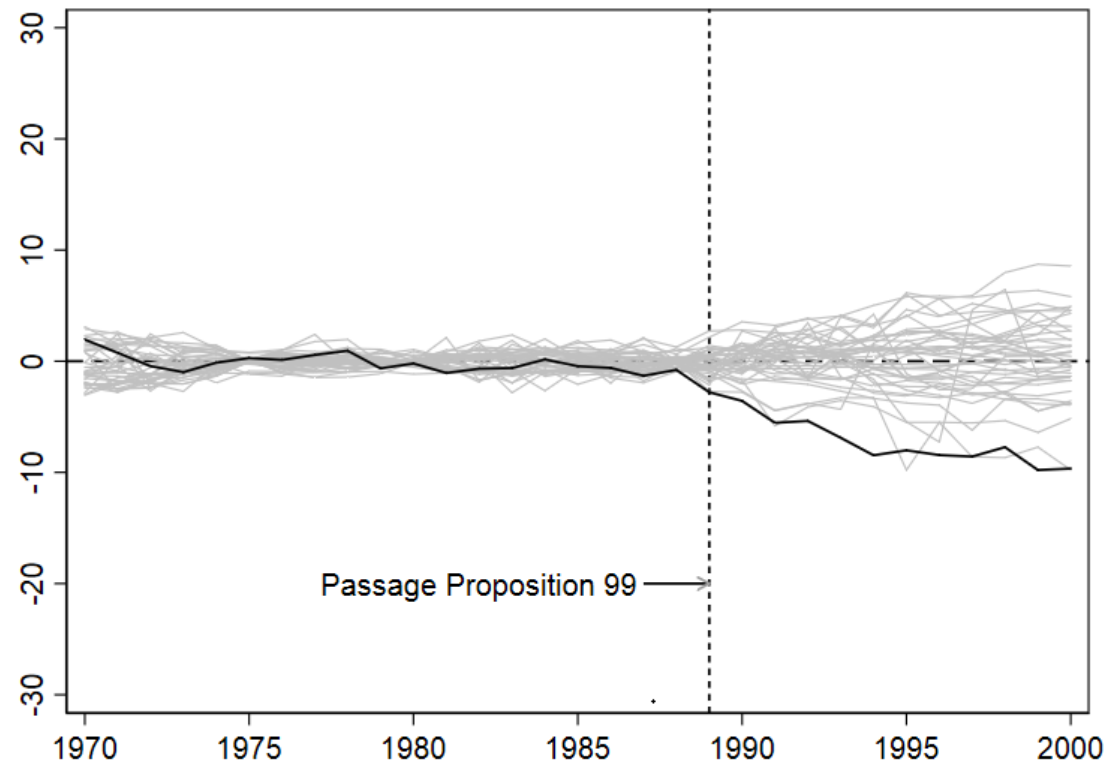
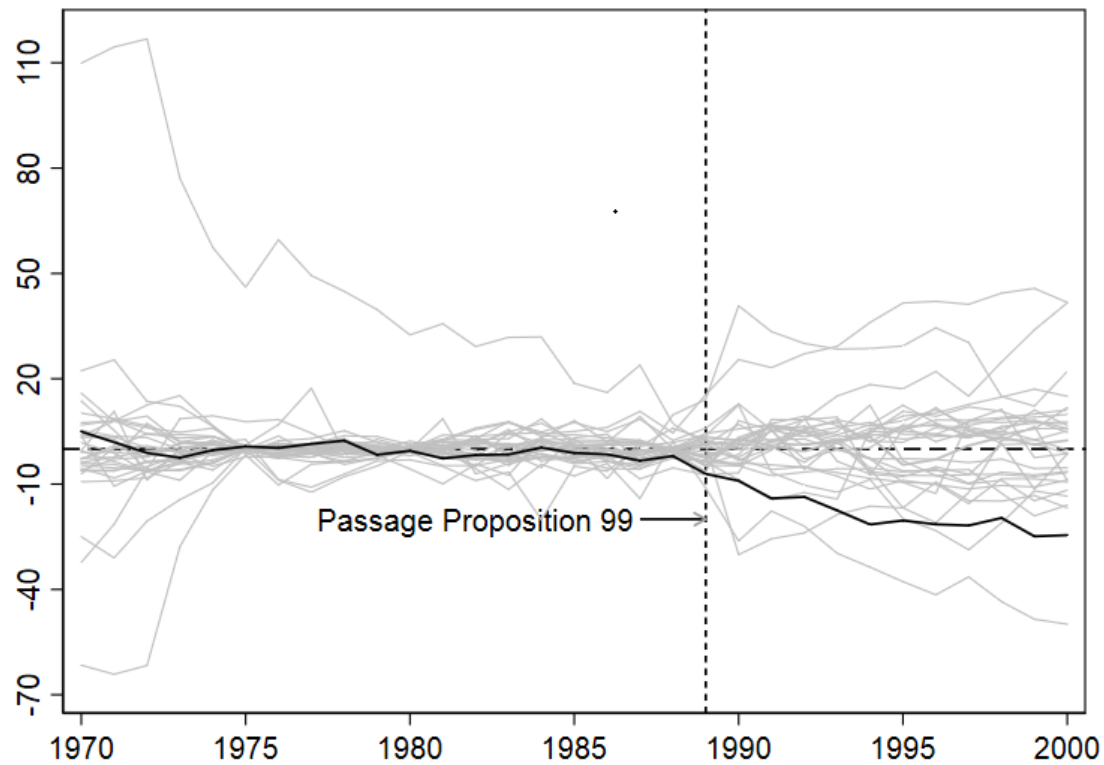
 **思路：** 修理 (惩罚) 一下，接着用 —— 不抛弃不放弃！

当  $\hat{\alpha}_{jt}^{Pre} \neq 0$  时，设法寻求其函数变换  $g(\cdot)$ ，以便满足： $g(\hat{\alpha}_{jt}^{Pre}) \rightarrow 0$

 **灵感：** 源自 WLS (加权最小二乘法)



## 4. 改进思路 and 效果





## 改进思路：源于「加权最小二乘法」

- Abadie et al. (2010):  $\widehat{Gap}_{jt} = \hat{\alpha}_{jt} = y_{jt} - \hat{y}_{jt}^N$ , 其中,  $\hat{y}_{1t}^N = \sum_{j=2}^{J+1} w_j^* \cdot y_{jt}$

- 我们的:

$$\widehat{Gap}_{jt}^S = \hat{\alpha}_{jt}^S = \frac{\widehat{Gap}_{jt}}{\text{RMSPE}_j^{Pre}} = m_i \cdot \widehat{Gap}_{jt}$$

- $\widehat{Gap}_{jt}^S$  称为 **准标准化平均处理效应** (quasi- standardized ATT):
  - 原因：上述变换并不是严格的标准化系数的处理过程



## 合理性分析：噪音来源

$$\hat{\alpha}_{1t} = \widehat{Gap}_{1t} = y_{1t} - \hat{y}_{1t}^N, \quad \hat{y}_{1t}^N = \sum_{j=2}^{J+1} w_j \cdot y_{jt}$$

$$y_{jt} = \delta_t + \theta_t \mathbf{Z}_j + \lambda_t \mu_i + \varepsilon_{it}$$

- 根据 Abadie et al. (2010) 的假设，在政策干预前， $\alpha_{it}^{Pre} = 0$
- 干预前，合成处理组与处理组之间的偏离程度全部由噪音构成：

$$\widehat{Gap}_{it}^{pre} = \underbrace{\alpha_{it}^{Pre}}_{=0} + \underbrace{\theta_t \left( z_{it}^{pre} - \sum_{j \neq i}^{J+1} \omega_j z_{jt}^{pre} \right) + \lambda_t \left( \mu_{it}^{pre} - \sum_{j \neq i}^{J+1} \omega_j \mu_{jt}^{pre} \right) + \left( \varepsilon_{it}^{pre} - \sum_{j \neq i}^{J+1} \omega_j \varepsilon_{jt}^{pre} \right)}_{Noise}$$



- **未经惩罚**: 干预前时期噪音污染的方差为  $\text{Var} \left( \widehat{Gap}_{it}^{pre} \right)$ ,
- **经过惩罚**: 干预前时期噪音污染的方差为  $\text{Var} \left( \widehat{Gap}_{it}^{pre, S} \right)$ ,
- 由于  $\widehat{Gap}_{jt}^{Pre, S} = \frac{\widehat{Gap}_{jt}^{Pre}}{\text{RMSPE}_j^{Pre}}$ , 二者的关系为:  
$$\text{Var} \left( \widehat{Gap}_{it}^{pre, S} \right) = \frac{1}{\text{MSPE}_i} \text{Var} \left( \widehat{Gap}_{it}^{pre} \right)$$



进一步设定指标  $\phi$  来衡量 **干预前** 潜在控制组与处理组的方差倍数:

- 未经惩罚: 方差比为  $\phi = \frac{\text{Var}(Gap_{jt}^{Pre})}{\text{Var}(Gap_{1t}^{Pre})}$
- 经惩罚后: 方差比为  $\tilde{\phi} = \frac{\text{Var}(Gap_{jt}^{Pre, S})}{\text{Var}(Gap_{1t}^{Pre, S})}$
- 定义:  $VR_j = \frac{\tilde{\phi}}{\phi}$  代表 **方差比率** (Variance Ratio), 用以衡量方程(5)与方程(6)所衡量的方差的偏离程度
- 干预前时期的方差偏离程度:  $VR_j = \frac{\tilde{\phi}}{\phi} = \frac{MSPE_1}{MSPE_j}$ , 其中  $j = 2, 3, \dots, J + 1$



- 当干预前时期潜在控制组的偏离状况优于处理组时 ( $MSPSE_i \leq MSPSE_1$ ), 则方差偏离程度  $VR_i \geq 1$ , 那么适当地扩大干预前时期存在过度拟合个体的方差水平, 避免由于较小的噪音扰动所导致的政策效果估计量存在低估现象, 使得安慰剂检验存在过度拒绝原假设的风险, 即犯第一类错误的几率上升。
- 当干预前时期潜在控制组的拟合状况不足时 ( $MSPSE_i > MSPSE_1$ ), 则方差偏离程度  $VR_i < 1$ , 那么通过对干预前时期反事实估计效果较差的观测组进行降噪处理, 避免噪音干预对于政策效果估计结果的高估, 使得安慰剂检验存在过度接受原假设的风险, 即犯第二类错误的几率上升。





## 5. Monte Carlo 模拟分析

- 在干扰项  $\varepsilon_{it}$  中添加噪音
- 在解释变量  $Z_{it}$  中添加噪音

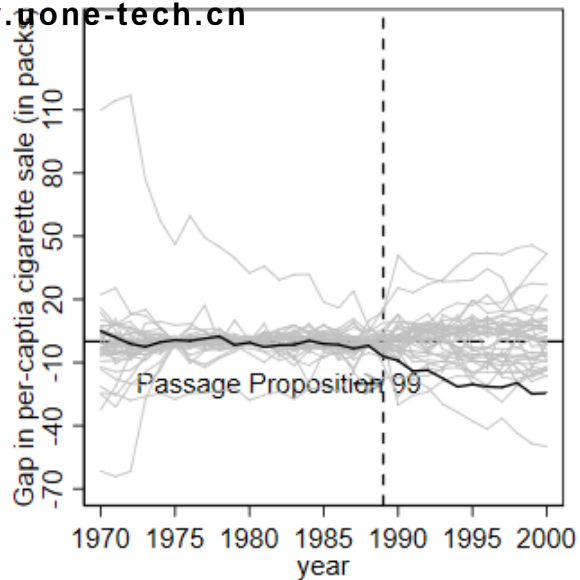
$$\widehat{Gap}_{it}^{pre} = \underbrace{\alpha_{it}^{Pre}}_{=0} + \underbrace{\theta_t \left( Z_{it}^{pre} - \sum_{j \neq i}^{J+1} \omega_j Z_{jt}^{pre} \right) + \lambda_t \left( \mu_{it}^{pre} - \sum_{j \neq i}^{J+1} \omega_j \mu_{jt}^{pre} \right) + \left( \varepsilon_{it}^{pre} - \sum_{j \neq i}^{J+1} \omega_j \varepsilon_{jt}^{pre} \right)}_{Noise}$$



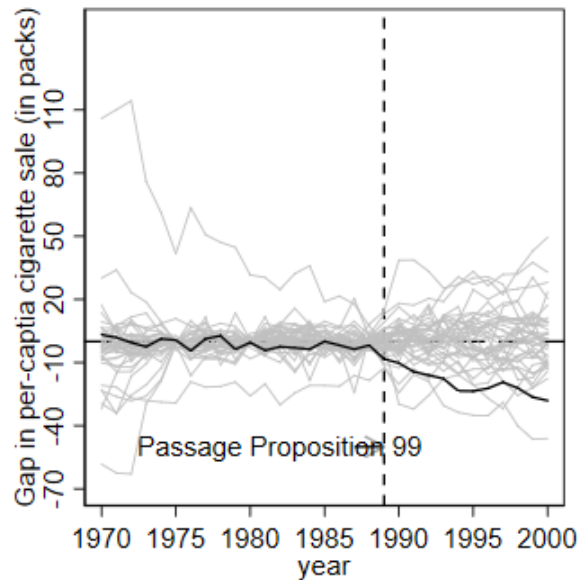
## A. 随机冲击异方差检验：在干扰项 $\varepsilon_{it}$ 中添加噪音

DGP: 参考 Flannery and Hankins. (2013, JCF)

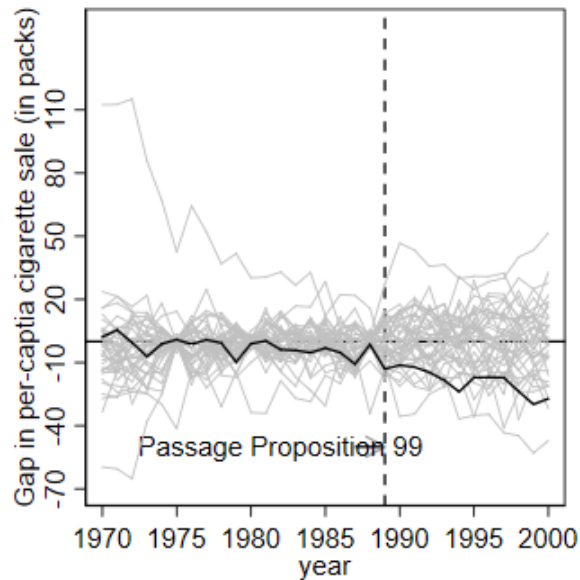
- S1: 生成一个标准正态分布下的随机变量  $\psi_{it} \sim N(0, 1)$
- S2: 生成标准差为 2, 5, 10 的随机变量  $\psi_{it}^2$ 、 $\psi_{it}^5$ 、 $\psi_{it}^{10}$ , e.g.,  $\psi_{it}^2 \sim N(0, 2^2)$
- S3: 模拟 DGP
  - Treat 组:  $y'_{1t} = y_{1t}^0 + \psi_{it}$
  - Control 组:  $y'_{jt} = y_{jt}^0 + \psi_{it}^P$ ,  $j = 2, \dots, J + 1$ 
    - 其中,  $P = \{2, 5, 10\}$
  - Note: 在 DGP 过程中, 人为加大了 Control 组的噪音程度,  $P$  值越大, 噪音越严重。



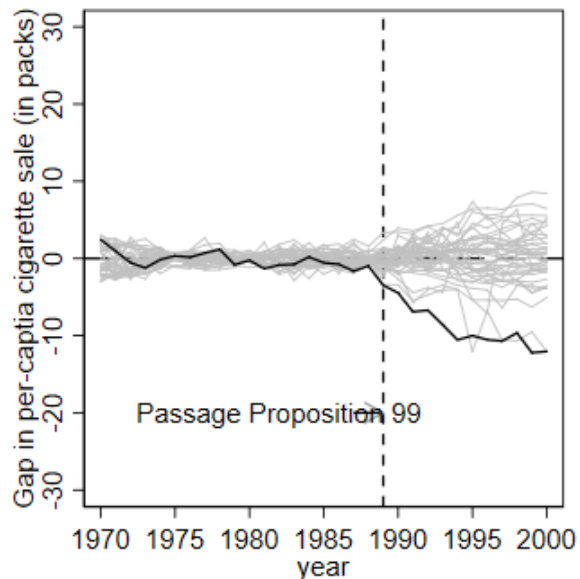
(1)



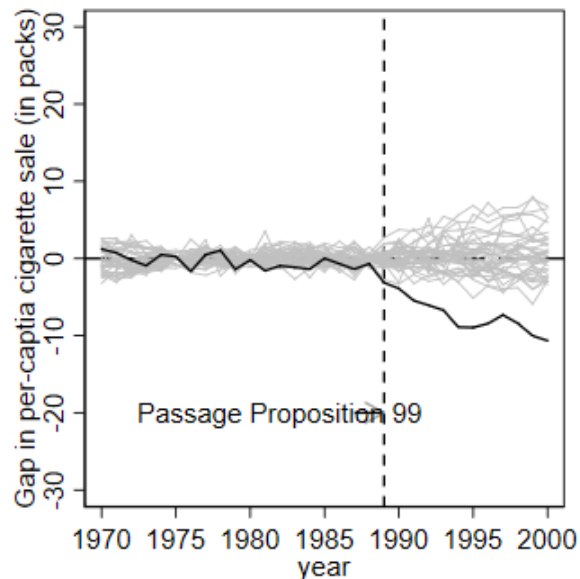
(2)



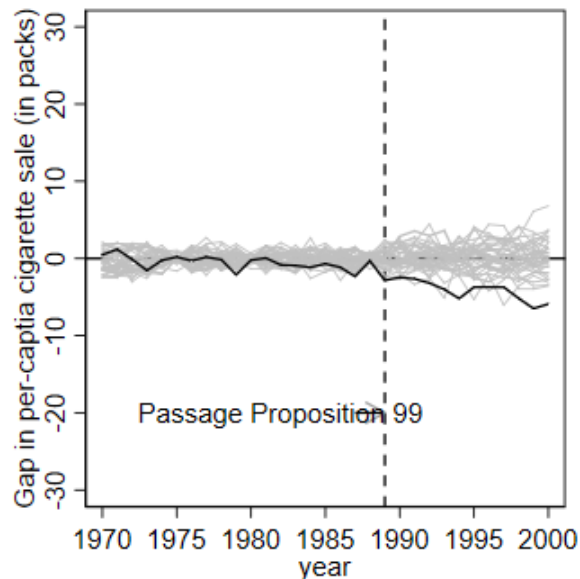
(3)



(1S)



(2S)



(3S)

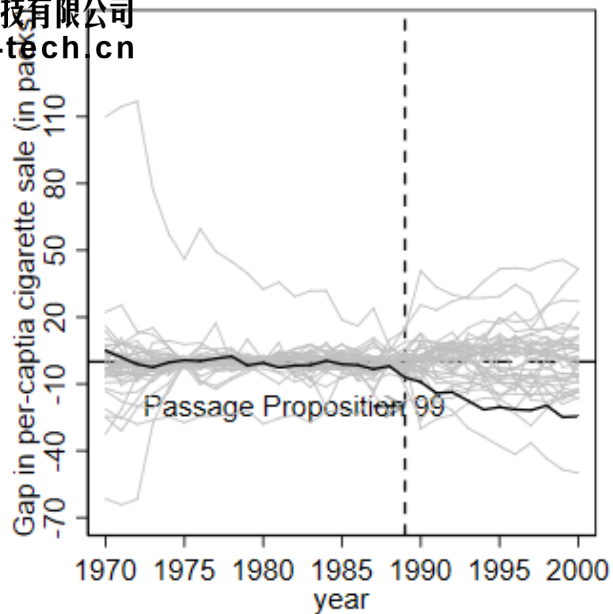


## B. 权重估计分布偏差检验：在解释变量 $Z_{it}$ 中添加噪音

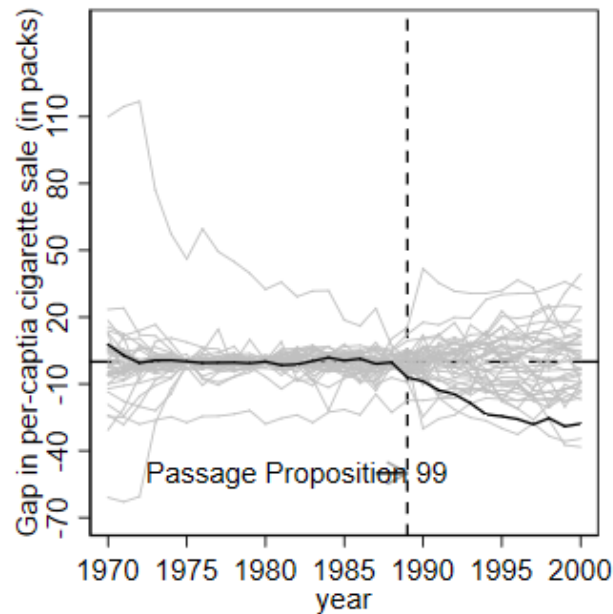
- 合成控制法最优权重的计算依赖于处理组预测变量 ( $X_1$ ) 与潜在控制组预测变量 ( $X_0 = (X_2, X_3, \dots, X_{(J+1)})'$ ) 之间的最小距离
- Abadie et al.(2010) 使用欧氏距离计算公式进行估计
- 7 个可观测的预测变量 (对数人均收入、15-24 岁年龄段比重、香烟零售价格、人均啤酒消费量、1988 年人均香烟消费量、1980 年人均香烟消费量、1975 年人均香烟消费量) 对于结果变量的贡献力相同(1/7)



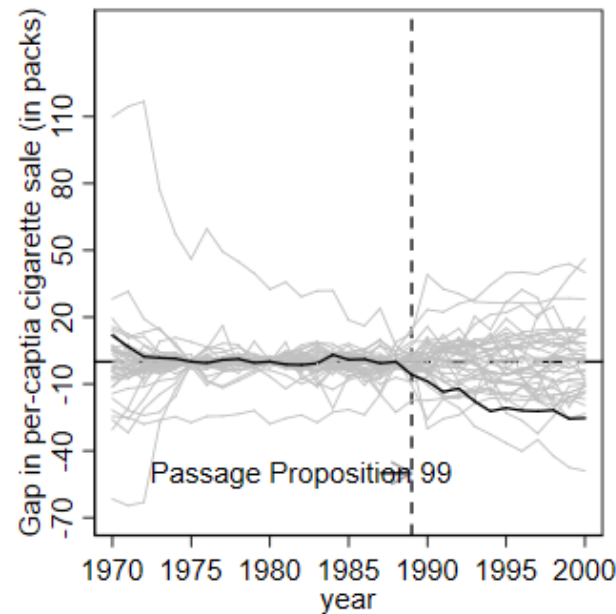
- S1: 生成一个标准正态分布下的随机变量  $\psi_{it} \sim N(0, 1)$
- S2: 生成标准差为 2, 5, 10 的随机变量  $\psi_{it}^2$ 、 $\psi_{it}^5$ 、 $\psi_{it}^{10}$ , e.g.,  $\psi_{it}^2 \sim N(0, 2^2)$
- S3: 模拟 DGP
  - Treat 组:  $\ln income'_{1t} = \ln income_{1t} + \psi_{it}$
  - Control 组:  $\ln income'_{jt} = \ln income_{jt} + \psi_{jt}^P$ 
    - $j = 2, \dots, J + 1$
    - $P = \{2, 5, 10\}$
  - Note: 在 DGP 过程中, 人为加大了 Control 组的噪音程度,  $P$  值越大, 噪音越严重。



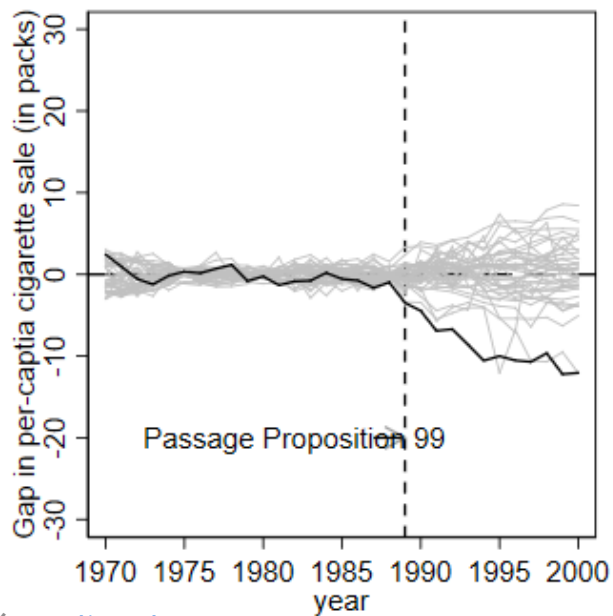
(1)



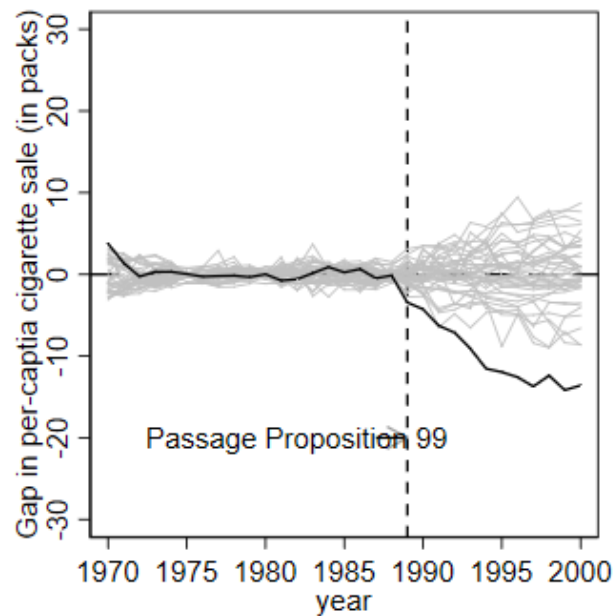
(2)



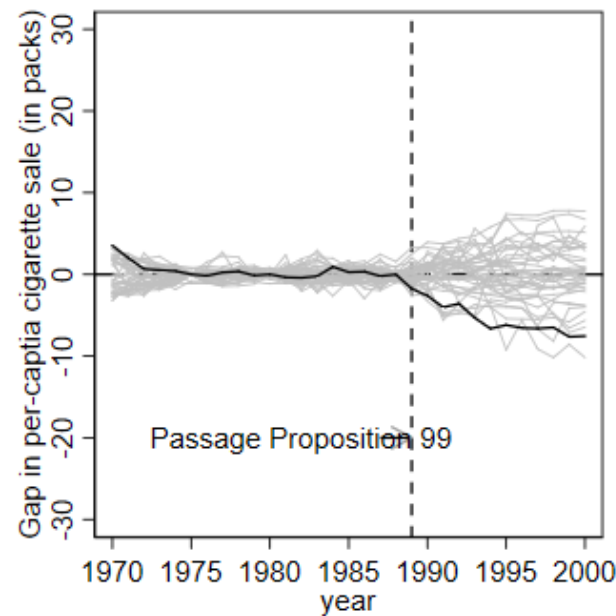
(3)



(1S)



(2S)



(3S)

## 6. 非拒绝域的构造



- **目的：** 尽管通过准标准化处理后的安慰剂检验能够很好地识别出政策干预的显著性水平，但是研究者更为偏好于呈现出处理组在各时点上的政策效果估计值，以及其非拒绝域，用于更为准确的政策效果的评价。
- 原假设：  $H_0 : Gap_{1t} = 0$
- 对此通过对处理组政策效果的估计值进行准标准化处理，降低由于再抽样过程中所引起的权重估计的偏误，获得相对干净的数据，实现对于非拒绝域的估计。
- 由于合成控制法模型无法获得加州各时点的残差估计值，因此无法使用参数 bootstrap 的方法，通过抽取残差样本的方式重新构造各州香烟消费量。为此我们使用非参数的 bootstrap 方式进行样本抽样。





- Step1: 对控制组样本 (38 个州) 进行 **再抽样(有放回)**, 获得 **经验样本**, 采用合成控制法估计政策效果, 进而得到 **准标准化政策效应**  $\widehat{Gap}_{jt}^S$ , 记为  $\widehat{Gap}_{jt}^{S,1}$
- Step2: 把第一步重复进行  $K$  次, 得到  $\left\{ \widehat{Gap}_{jt}^{S,1}, \widehat{Gap}_{jt}^{S,2}, \dots, \widehat{Gap}_{jt}^{S,K} \right\}$ , 由此可得  $\widehat{Gap}_{1t}^S$  的标准误  $se(\widehat{Gap}_{1t}^S) = s.d \left\{ \widehat{Gap}_{jt}^{S,k} \right\} (k = 1, 2, \dots, K)$ , 以此为基础构造非拒绝域。
- Step3: 恢复原始数值  $\widehat{Gap}_{1t} = \widehat{Gap}_{1t}^S \cdot \mathbf{RMSPE}_1^{Pre}$



# Gap<sub>1t</sub> 的非拒绝域

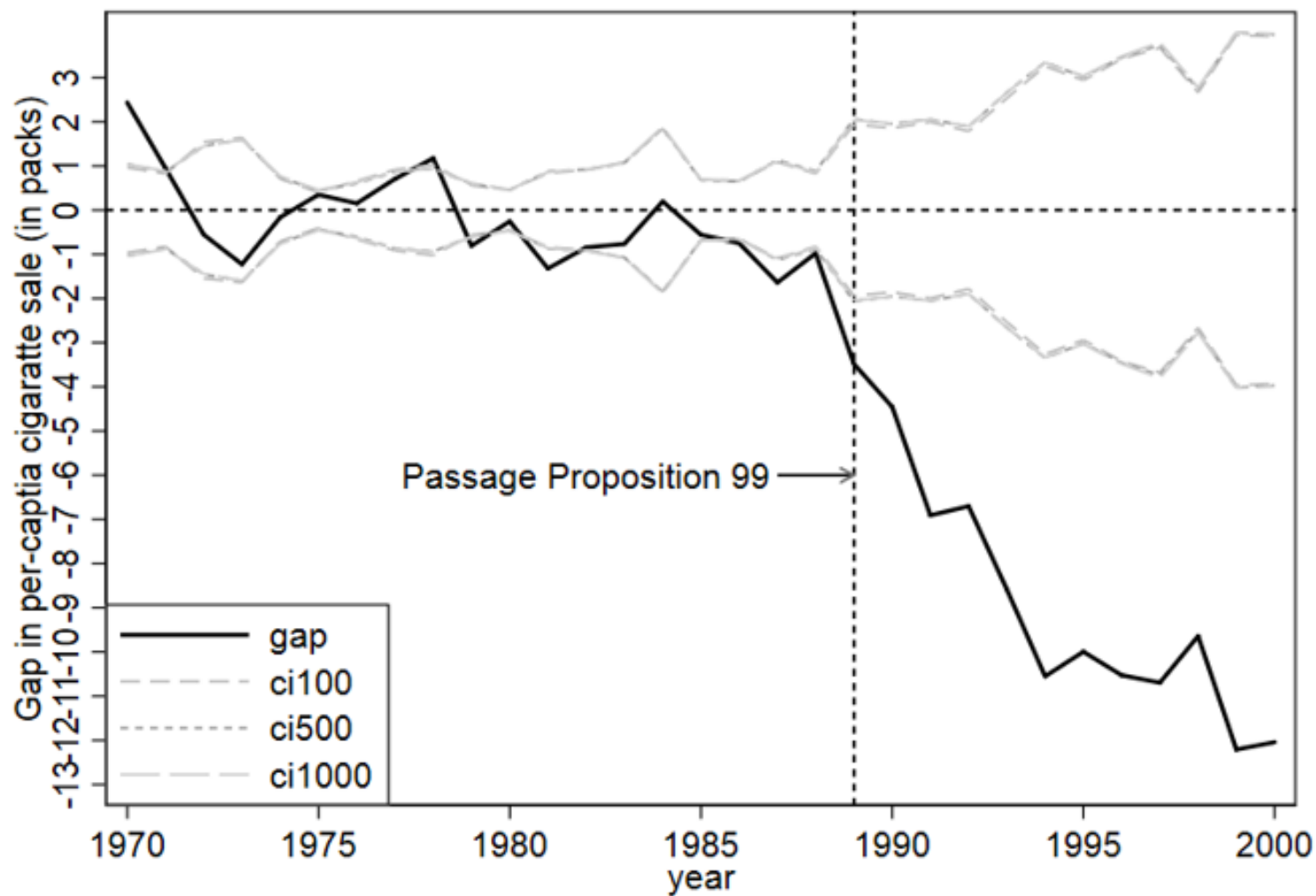


图 6 香烟法案非拒绝域



- 干预后各时期的政策效果均 1% 的显著性水平下显著，说明随着禁烟法案的实施，加州香烟消费量呈现逐渐下降趋势。
- 由于我们对于政策效果进行了惩罚，所以此时的政策效果并不是禁烟法案所引发的实际政策效果绝对量指标，因此在实际分析中只能使用其与政策发生时期的相对量指标来进行分析。
- 在政策干预前时期 1986-1988 年之间的政策效果在 5% 的显著性水平下显著，这说明与禁烟法案相关的禁烟政策存在政策变迁的影响，并且对于加州香烟消费量具有负向影响。

# 结语



## 合成控制法的用武之地

- 孤零零的一个实验对象 (国家、省份、行业等)
- 无需平行趋势假设 (DID 的关键假设)
- 提供了政策效果的动态长期估计 (RDD 只能进行局政策效果评估)



## 合成控制法的局限

- 统计推断
  - 安慰剂检验 → 本文拓展
  - 交叉验证、去一法 (类似于本文使用的 Bootstrap)
  - .....
- 依赖于  $Z$  变量和 Donor Pool 的选择, 存在较强的主观性



## 结论和贡献

- 准标准化安慰剂检验方法
- 基于 Bootstrap 构造出「非拒绝域」

# Thanks

[lianxh.cn](http://lianxh.cn)