

清華大學經濟學系碩士班  
計量經濟的因果分析  
學期論文

美國口罩強制政策之效果的因果分析

指導教授：洗芻蕘教授

邱泰瑋、陳威宇、魏志浩、李錡威

中華民國 110 年 2 月

# 摘要

本文使用 New York Time 所提供美國各州自 2020 年 3 月至 12 月 Covid-19 累計感染案例日資料，共 14699 筆觀察值，分析美國口罩強制政策的效果。我們首先透過應用綜合控制方法(Synthetic Control Analysis, SC)建立美國各州的累計感染案例的反事實模擬，並利用此模擬建立一評估政策效果的估計量，檢視政策效果與政策反應時間的關係。過程中，我們依據資料特性，重新選取控制組，改進 SC 方法，獲得原 SC 方法一致的推論，並發現一個具意義的量化指標，使 SC 方法亦能進行量化分析。分析顯示，政策效果與政策是否快速實施並無顯著相關性，但兩變數的截距項呈現顯著。顯示口罩政策確實對於降低感染人數具有有效性，與原 SC 方法的推論一致。口罩強制政策實施後可於一個月內減少 0.8% 的感染案例、兩個月內減少 2% 的感染案例。

關鍵詞：Covid-19、Face mask restriction、Synthetic control method

## ■ 於美國 Covid-19 感染案例人數資料應用 Synthetic Control Method

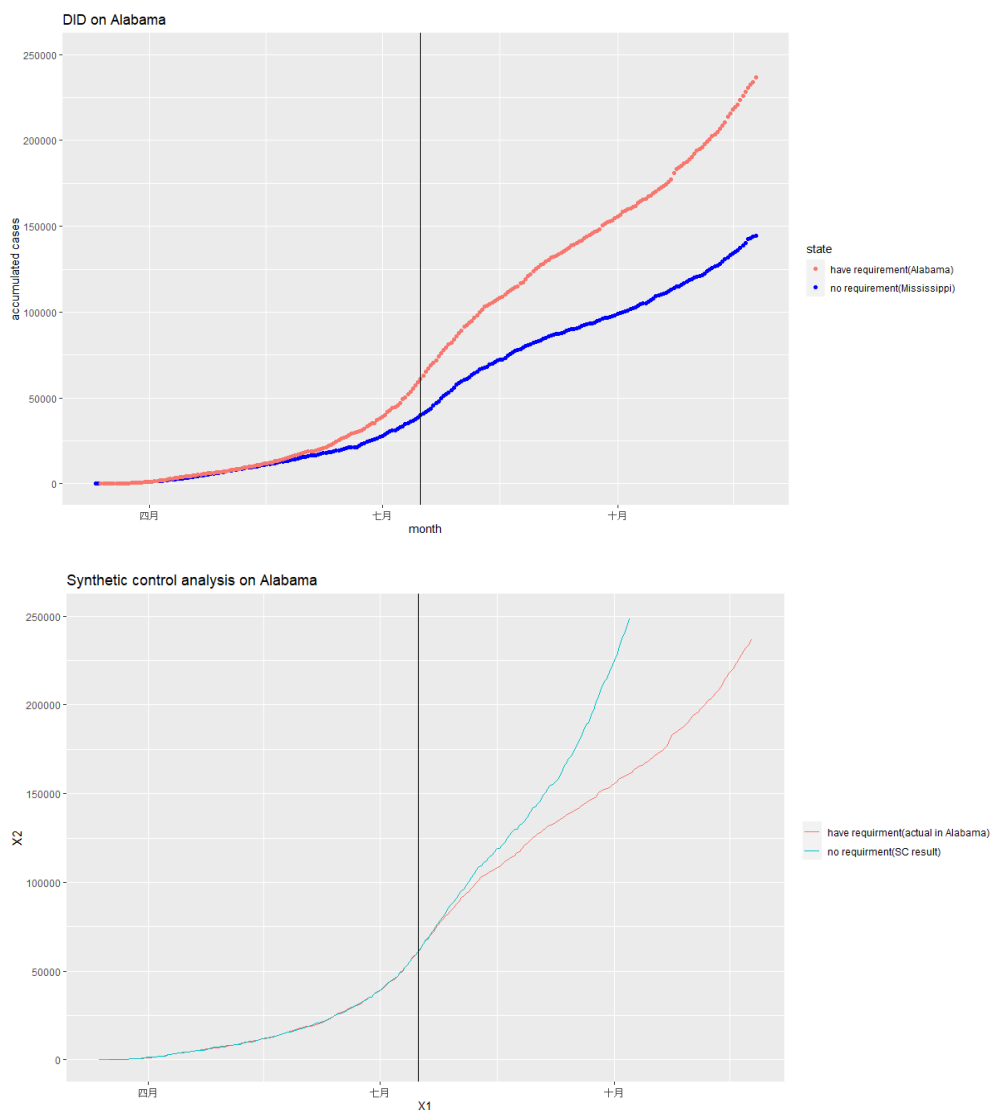
在期中考報告中，我們嘗試用 Difference-In-Difference(DID)方法探討美國各州實施口罩強制政策(face mask requirement)之成效，並且驗證了強制政策的有效性。同時，我們也嘗試探討無法應用 DID 方法分析之州別的可能原因，並且發現以下兩點：

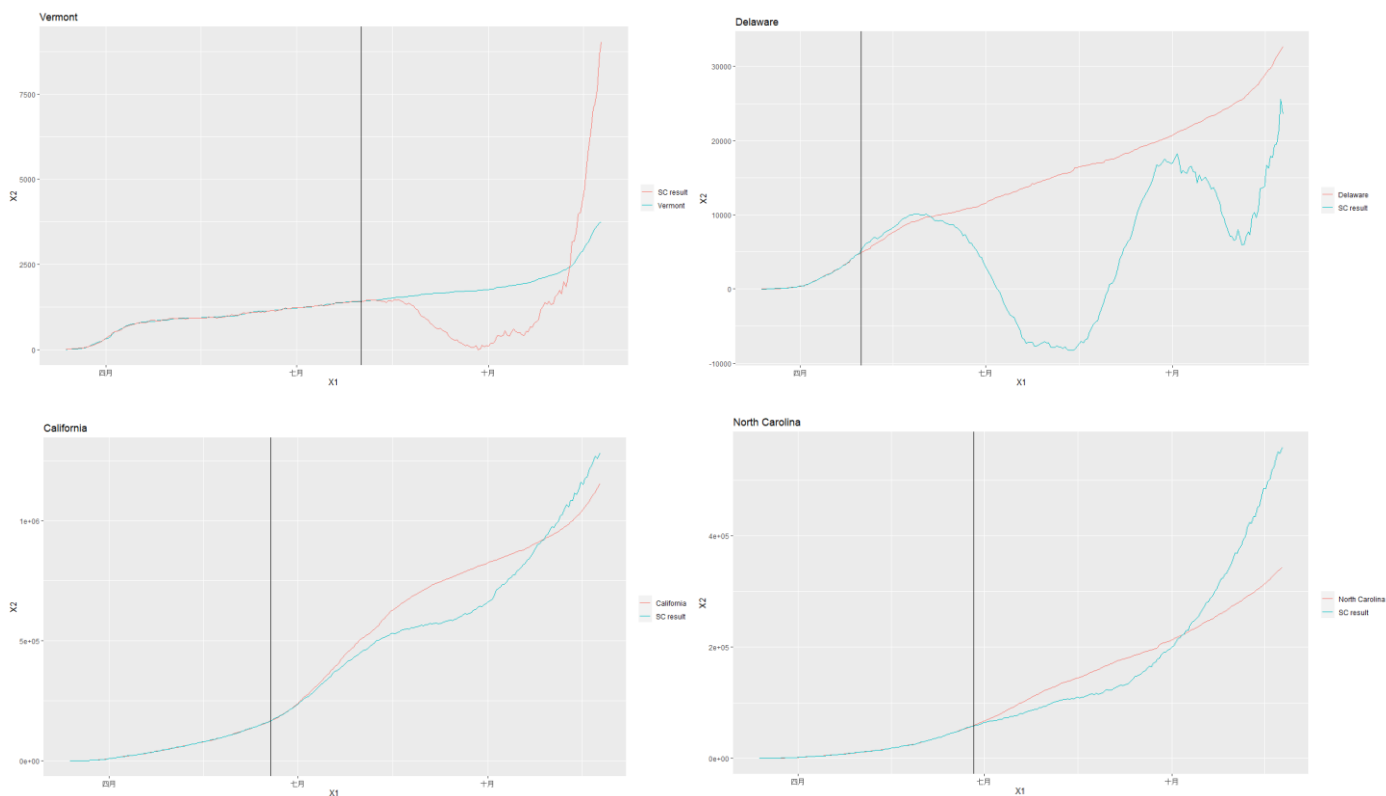
- (1)各州口罩強制政策的實施時間並不同步；
- (2)較慢實施強制政策之州別，由於缺乏適當的州別做為控制組(control group)，應用 DID 分析之結果呈現不顯著。

Synthetic Control Method (SC)可以解決上述兩點困難。透過選取未實施口罩強制政策的州別作為 control group 進行 Synthetic Control，一部分因為缺乏適當控制組而無法進行 DID 比較的州別，亦能證實口罩強制政策的效果。

以 Alabama(在兩張圖中皆為紅線)為例，Alabama 實施口罩強制的日期為 7 月 14 日。上圖為使用 DID 方法的比較結果，可以發現對照組(藍線)在政策實施前就已經與 Alabama 有顯著差異，因而無法進行適當的因果推論。而在下圖中，透過 SC 方法即能模擬出適當的反事實對照組，並驗證政策的效果。

雖然對於部分未能以 DID 方法驗證口罩強制政策效果的州別，其政策效果評估可利用 SC 方法解決。但是 SC 方法無法適當地應用在全部州別，尤其在部分州別甚至呈現負向的模擬結果，如下列州別：





由此可知，應用 **Synthetic Control Method** 進行因果推論的有效性會隨著 **control group** 的選取而改變。換句話說，**control group** 的選擇有好壞可言，研究者或能根據資料進行更好的 **Synthetic Control Analysis**。

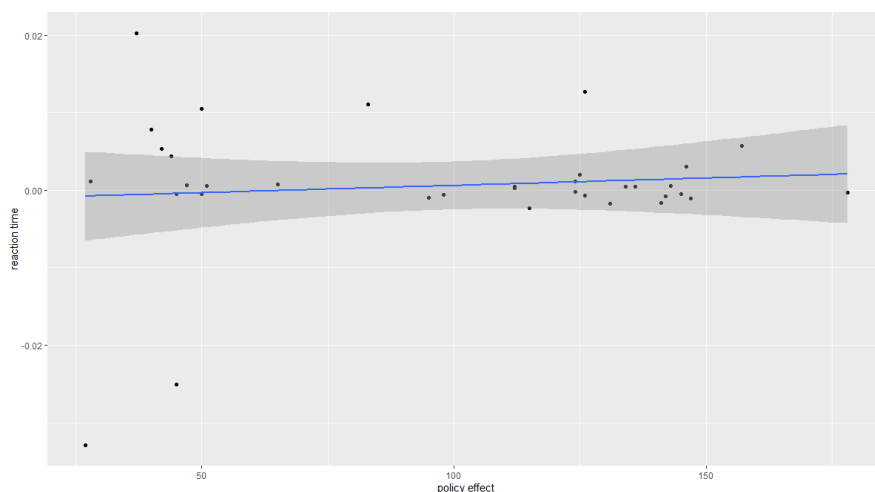
## ■ 反應時間與口罩強制政策效果之關係

在期中考報告中，我們注意到美國各州實施口罩強制政策的實施有快慢之別。我們想了解政策實施的反應速度，是否會對其政策效果造成影響。

我們定義政策的反應時間  $T_i$  為第  $i$  州從其第一個案例出現，至實施口罩強制政策，其間隔的天數。我們定義政策效果  $E_i$  為實施口罩強制政策後第 30 天，**Synthetic Control** 預測之該州感染人數  $x_i^{sc}$  與該州實際感染人數  $x_i^{real}$  之差，並除以該州人口，亦即。

$$E_i = (x_i^{sc} - x_i^{real}) \times \frac{1}{population_i}$$

在此，我們暫定為政策實施後 30 天作為評估效果的基準，在本文後續會有更多討論。分析資料結果如下圖：



Call:

```
lm(formula = effect_vec ~ ReactionTime, data = f1)
```

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.032153	-0.001854	-0.000411	0.001721	0.020870

Coefficients:

Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	
(Intercept)	-1.274e-03	3.631e-03	-0.351	0.728
ReactionTime	1.888e-05	3.385e-05	0.558	0.581

Residual standard error: 0.008969 on 33 degrees of freedom

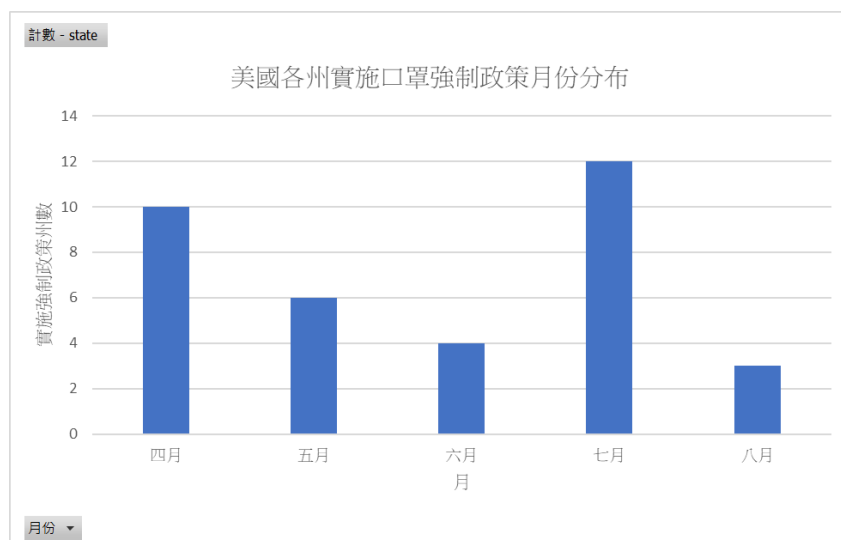
Multiple R-squared: 0.009341, Adjusted R-squared: -0.02068

F-statistic: 0.3111 on 1 and 33 DF, p-value: 0.5807

如圖表所示，兩者的關係統計上並不顯著。甚至有些微的正斜率，這意味口罩政策實施得越慢，能夠減少的感染人數卻變多。另一個不甚合理之處，是截距項為負值，意味著無論各州實施口罩政策的快慢，口罩政策都會「增加」該州的感染人數！

我們認為造成截距項為負值的原因，可能源於我們用來建構反事實模擬的 **control group** 並不適當。因為我們僅選取並未實施口罩強制政策的州別作為控制組，並以此模擬實施口罩政策的州別。然而，政策之實施並非隨機分配(random assignment)，很有可能不需實施口罩政策的州別原本就較不具疾病傳播擴散的條件(人口密度、交通網路分布密度、地理氣候條件等)。因此用作模擬時，可能低估實施口罩政策州別的感染人數，因而造成截距項為負值。

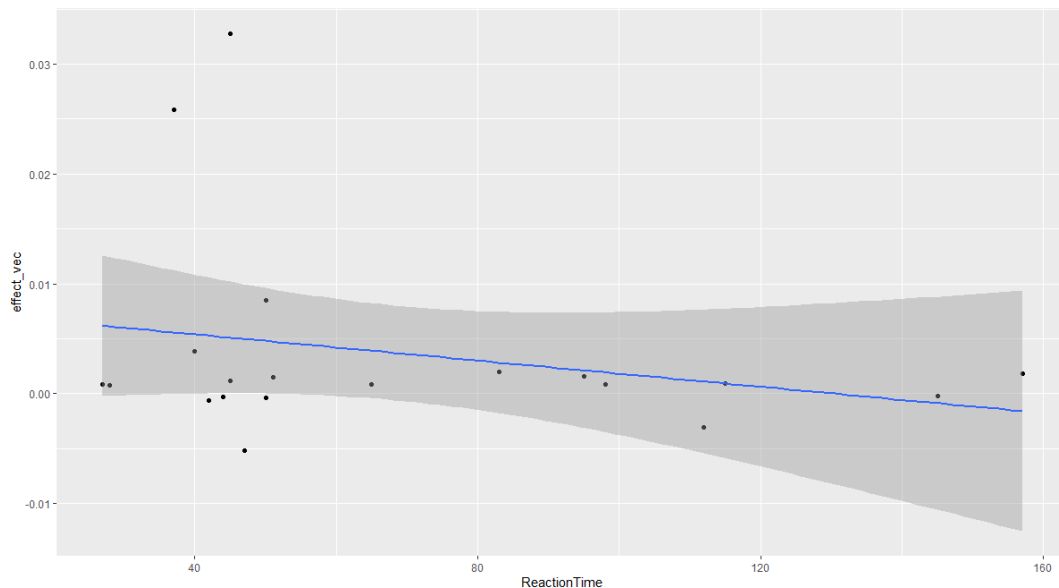
另一方面，我們注意到口罩政策的實施有快慢之別，可分為在四月起率先實施的第一波，以及至七月才實施的第二波。由於疫情在 2020 年 7 月迎來了第二波傳染，我們認為前述結果極有可能是受到第二波疫情的影響所致。這些州別在實行政策時的感染人數較多，傳染速度所根據的基數較大。是以，口罩強制政策所能減少的感染人數也因為此基數較大的緣故，而有較大的數值。這才導致了正斜率的出現。



是以，綜合上述理由，我們認為若能改變作為 **control group** 的州別組合，以排除上述的影響，應能產生更佳的結果。

我們的第一個考慮是將 **control group** 加入七月之後才實施口罩強制政策的州別，以改善低估並忽略第二波疫情的影響。然而，這使得 **control group** 的數目達 42 個。我們發現部分反應時間極快的州別，其反應時間小於 42 天(District of Columbia 27 天、New Jersey 37 天、Puerto Rico 28 天)。這導致觀察值少於變數數目，無法計算反事實模擬中作為 **control group** 的各州的權重。

因此，我們退而求其次，僅選取七月以後才實施口罩強制政策的州別作為 **Control group**，排除所有未實施政策的州別，再次進行分析。結果如下。



Call:

```
lm(formula = effect_vec ~ ReactionTime, data = f1)
```

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-0.0101625	-0.0052416	-0.0023036	0.0001895	0.0276866

Coefficients:

Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )	
(Intercept)	7.792e-03	4.259e-03	1.83	0.0839 .
ReactionTime	-5.969e-05	5.426e-05	-1.10	0.2858

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.009169 on 18 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.063, Adjusted R-squared: 0.01095

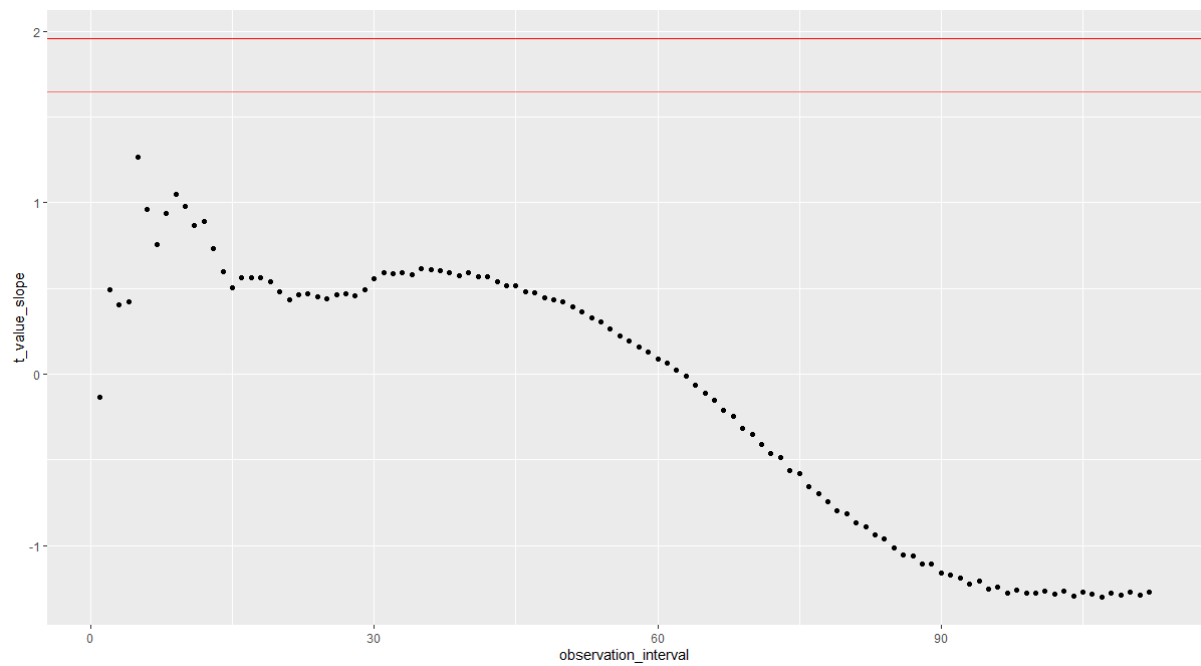
F-statistic: 1.21 on 1 and 18 DF, p-value: 0.2858

如圖表所示，雖然回歸式呈現負斜率，顯示反應時間越慢，政策效果越差，但是依然為不顯著的結果。不過，在此截距項為正值，並且  $t$  值達 1.83，在 10%顯著水準之下，我們可以拒絕「口罩強制政策無效」的虛無假設！因此，我們可以適當地如是詮釋此結果：口罩強制政策的效果與反應時間並無關係，不過一旦實施口罩強制政策，不論反應時間的快慢，皆會減少一定比例的感染人數。

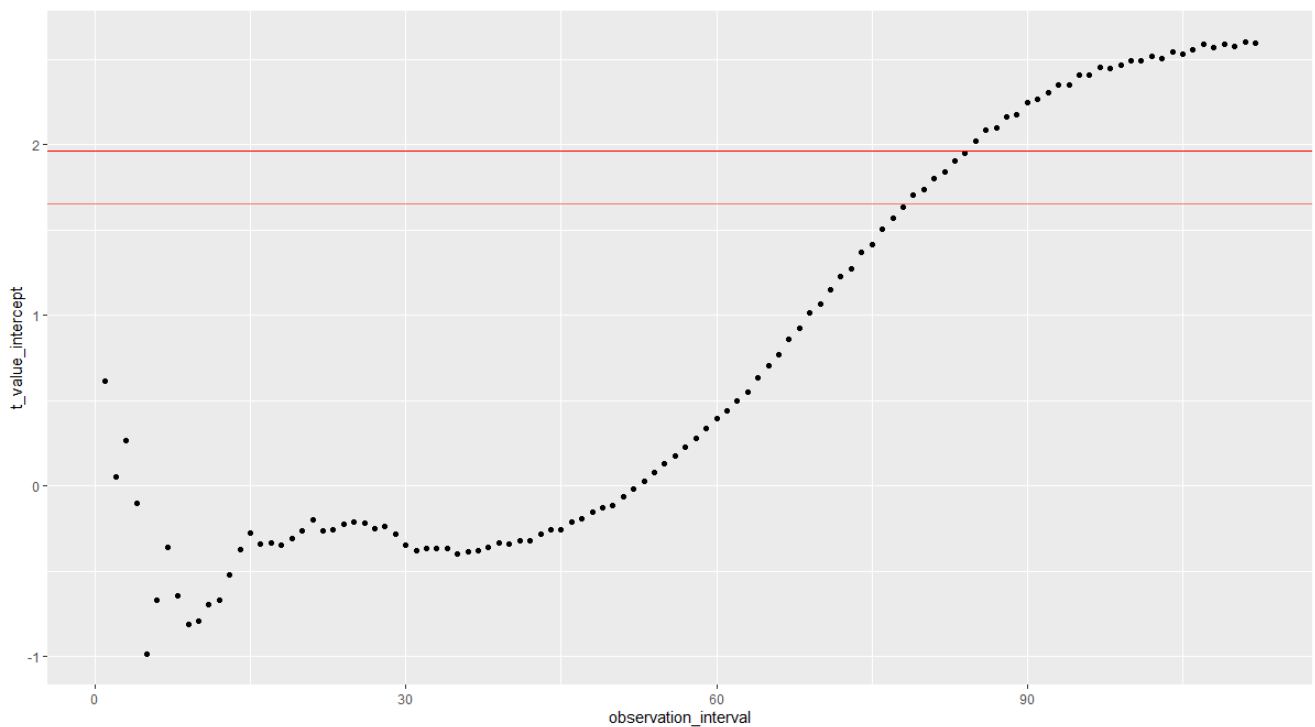
## ■ Sensitive Analysis

在前一小節，我們選取了政策實施後 30 天，作為觀察政策效果的時間點。在此，我們希望對這個改變這個天數，觀察對於前一小節的分析結果有何變化。進行此敏感性分析具有以下優點：第一，我們注意到部分州別之 Synthetic control 模擬的結果，必須以較長時間觀察方能有明顯差異。第二，以 30 天作為判斷標準的選取是缺乏足夠的理據，透過敏感性分析可以幫助我們更完備地進行分析及推論。第三，此分析可以幫助我們了解口罩政策的效果隨著時間變化的情形。

未調整的控制組(以未實施口罩強制政策的州別作為 **control group**)



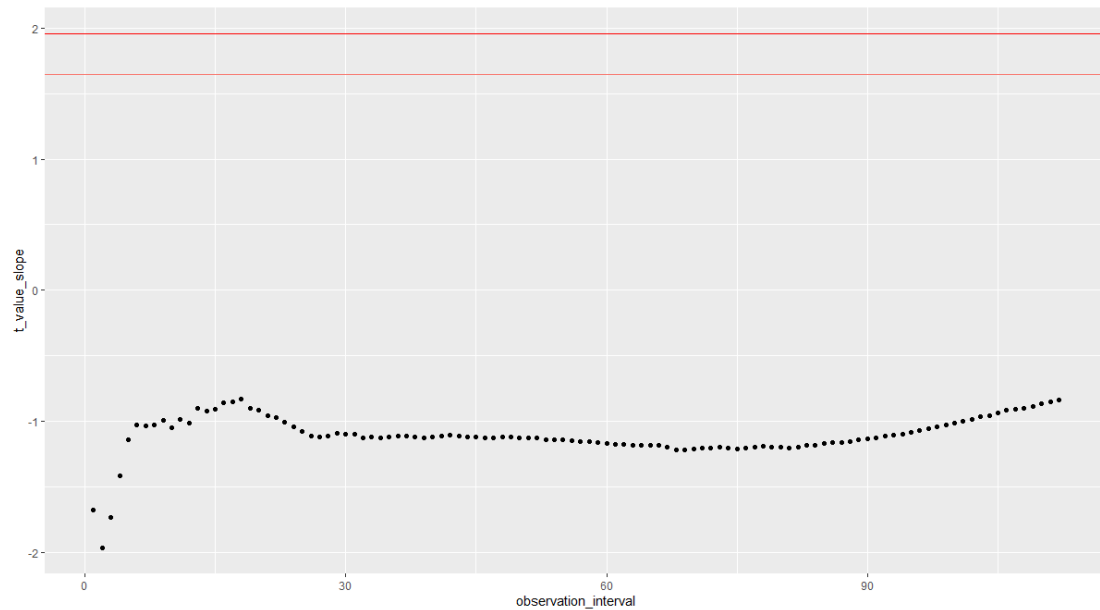
上圖的 y 軸為反應時間對政策效果的係數之 t 值，x 軸為觀察效果的時間點，從 0 到 112 天(資料最大值)，圖片上方的兩條線分別標示 y 等於 1.65 和 1.96 的位置。我們可以觀察到，無論觀察效果的時間點為何，t 值皆未大於 5%顯著水準。



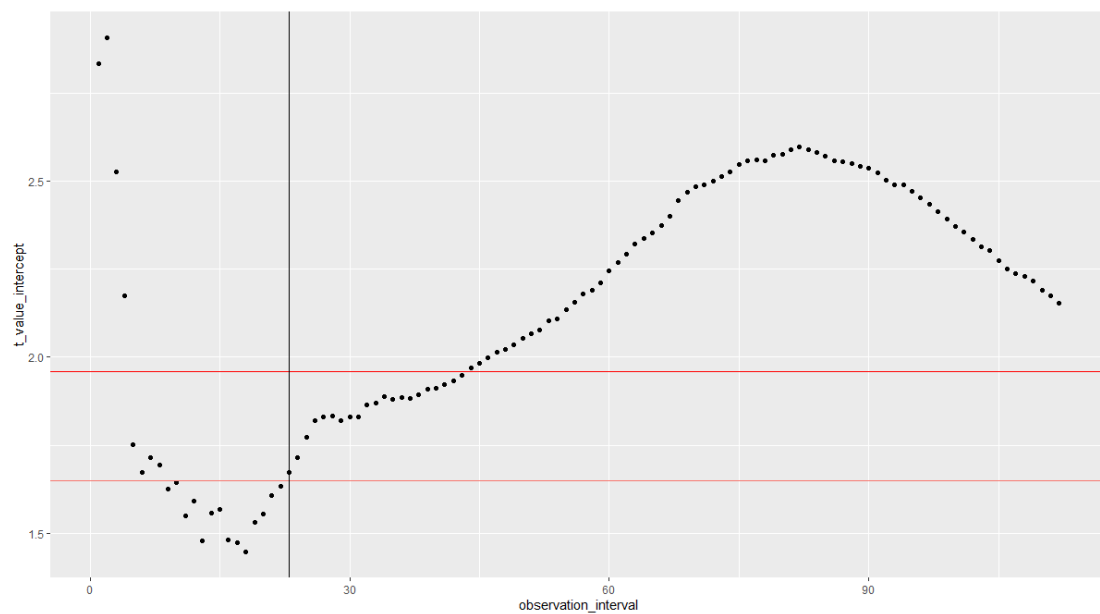
這一張圖的 y 軸則是政策效果的截距項之係數的 t 值，我們發現在觀察時間點達約 80 天時達 2.5%顯著水準。



## 調整後的控制組(以僅 7 月後實施口罩強制政策的州別作為 **control group**)

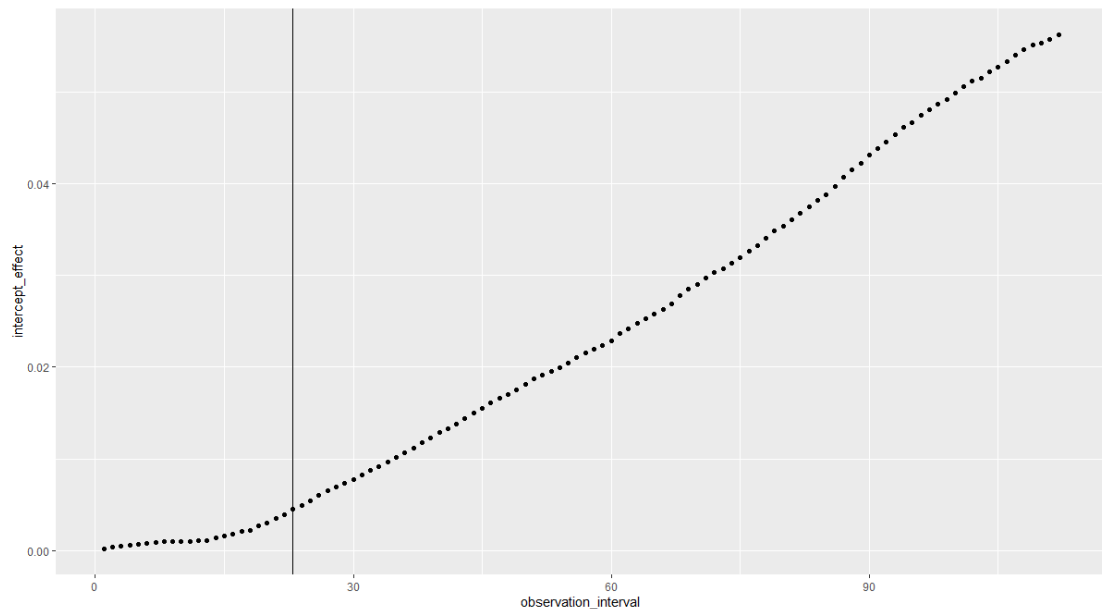


上圖的 y 軸為反應時間對政策效果的係數之  $t$  值。此圖顯示無論觀察效果的時間點為何， $t$  值皆未大於 5% 顯著水準。



這一張圖的 y 軸則是政策效果的截距項之係數的  $t$  值，我們發現在觀察時間點在第 23 天之後皆高於 5% 顯著水準，在第 44 天之後皆高於 2.5% 顯著水準。

這個結果意味著，我們可以有相當地把握推論口罩強制政策是有用的。



在這張圖中，我們可以發現口罩政策實施效果隨著時間變化的情形。Y 軸為回歸式截距項的係數，x 軸是觀察時間點。圖中垂直線所標示之位置為達 5%顯著水準的時間點第 23 天。

是以，對四月即實施口罩強制政策的州別，總體而言，口罩政策在一個月後，相比於不實施口罩政策，能減少約 0.8%的感染人數，兩個月後能減少約 2%。

## ■ 結論

本文透過美國各州 Covid-19 感染人數的實證資料，利用 Synthetic control Method 驗證口罩強制政策的有效性。本文首先討論利用 SC 方法相比於 DID 方法有哪些優點以及限制。我們認為 SC 方法由於對於控制組的選取較為彈性，因而應用範圍更廣泛；但是發現控制組的選取對於分析的有效性有直接的影響。

其次，本文嘗試探討政策實施的反應時間與口罩強制政策之效果的關係，並在根據資料發現，僅選取 7 月以後實施口罩政策的州別作為控制組，進行調整後的 SC 方法分析。我們發現反應時間對於口罩政策的效果並無顯著影響，但是透過回歸式中呈統計顯著的截距項，再次證實了口罩政策的有效性。

最後，我們透過敏感性分析，一方面比較、完備兩種控制組選取的分析效果，一方面呈現政策效果隨時間變化的情形。我們發現調整過後的控制組，在口罩政策效果的截距項呈現表現更佳的 t 值分布。我們因而能夠更穩健地推論口罩政策的有效性。並且，我們也得到一個口罩政策效果的量化結果，發現總體而言，口罩政策在一個月後，相比於不實施口罩政策，能減少約 0.8%的感染人數，兩個月後能減少約 2%。