

DiD II

Gustavo A. Castillo Alvarez

Octubre 28, 2021

1 Section 1

1.1 Forma funcional

El supuesto de **tendencias paralelas** es muy sensible a la forma funcional de la variable dependiente. Una transformación puede cambiar todo: e.g. tener var. indep. como empleo, o $\log(\text{empleo})$

- El caso de *empleo* estamos hablando en cambios absolutos
- El caso de $\log(\text{empleo})$ estamos hablando en cambios porcentuales

¿Por qué hay que tener mucho cuidado con las transformaciones en las variables en DiD?

2 Diferencias en Diferencias en Diferencias (DDD)

Si no se me cumple el supuesto de **tendencias paralelas** podría solucionar el problema con una 3ra diferencia. e.g. Muralidharan and Prakash (2017): ¿Cómo diseñamos la identificación de este problema? La manera más sencilla sería utilizar el grupo de hombres que no recibieron la bicicleta como mi grupo de control, y así usando DiD puedo comparar cohortes de mujeres antes y después del tratamiento usando hombres como grupo de control.

Problema: Las tasas de cobertura de hombres y mujeres NO siguen la misma tendencia, probablemente NO hay tendencias paralelas: la tasa de cobertura de las mujeres a través del tiempo *ha ido creciendo* a través del tiempo, NO se ha movido de manera paralela con la tasa de cobertura de los hombres.

Solución: La *brecha* o las diferencias *en la tendencia* sean iguales (paralelas) en otros estados. Es posible que haya **tendencias paralelas entre estados** en la **brecha** de cobertura en ausencia del tratamiento.

$$DDD = DiD_{Bihar} - DiD_{Jharkhand}$$

3 Estudios de Evento

Debemos utilizarlos cuando las unidades reciben el tratamiento en *diferentes* momentos del tiempo. **Suponemos** que el evento corresponde a un **absorbing state**.

Intuición: ¿Por qué no simplemente utilizar TWFE y permitir que la variable que determina el tratamiento D_{it} se active en distintos momentos del tiempo?

Excepción es cuando tenemos **efectos constantes** y homogéneos (entre unidades y el tiempo), pues se cumple tendencias paralelas y podemos estimar la ecuación y el estimador τ por MCO sí captura el ATT.

Problema cuando tenemos presencia de:

1. Efectos heterogéneos
2. Efectos dinámicos

Si las unidades están recibiendo el tratamiento en distintos instantes del tiempo, temprano (k) y tarde (l) el problema radica en lo que τ está capturando, puesto que teniendo estos "3 grupos" de untreated (u), early treated (k) and late treated (l) pueden crear 4 diferentes escenarios de DiD de 2x2 entre ellos: Epa

- early vs untreated • early vs late in t_0
- late vs untreated • late vs early in t_1

Los pesos son una función del **tamaño** de cada grupo y del **tiempo de exposición** al tratamiento. Así surgen dos problemas:

1. Efectos heterogéneos: La distribución temporal del tratamiento afecta el resultado, es decir, los early están expuestos más al tratamiento que los late.
2. Efectos dinámicos: Algunos pesos pueden ser *negativos*, por el 4to escenario de late vs early in t_1 puesto que se está usando un grupo *tratado* en período post como un grupo de control.

Esto es un problema de estimación, no un problema de la lógica de la identificación.

3.1 Alternativas de Solución

Utilizar 3 diferentes estimadores que buscan garantizar que los grupos de control que utilizaremos son los

- Callaway and Sant'Anna (2021): Solo escoger los grupos (e.g. los 2x2) que me interesan estimándolos de forma no-paramétrica, y luego incorporándolos "adecuadamente" (unos pesos bien comportados)
- Abraham and Sun (2021):
- de Chaisemartin and D'Haultfoeuille (2021): No

3.2 Ejemplo Kleven et al. (2019)

Busca estudiar el *por qué* diferencias en aspectos laborales (ingresos, participación y horas trabajadas) entre hombres y mujeres y explicándolo con el efecto de tener hijos T sobre la carrera de las mujeres.

Evento: momento (relativo) del nacimiento del primer hijo ($t = 0$ es año en que nace el primer hijo) Control: Hombres Tratamiento: Mujeres

El efecto que se desea estimar es entonces

$$P_t = \frac{\tau^m - \tau^w}{E()}.$$