

Desafíos de estudiar la gratuidad universitaria desde una perspectiva poblacional

Taller Desigualdad y Estratificación - ISUC

Pablo Geraldo Bastías

5 de agosto de 2025

El caso

ALTO EN LUCRO

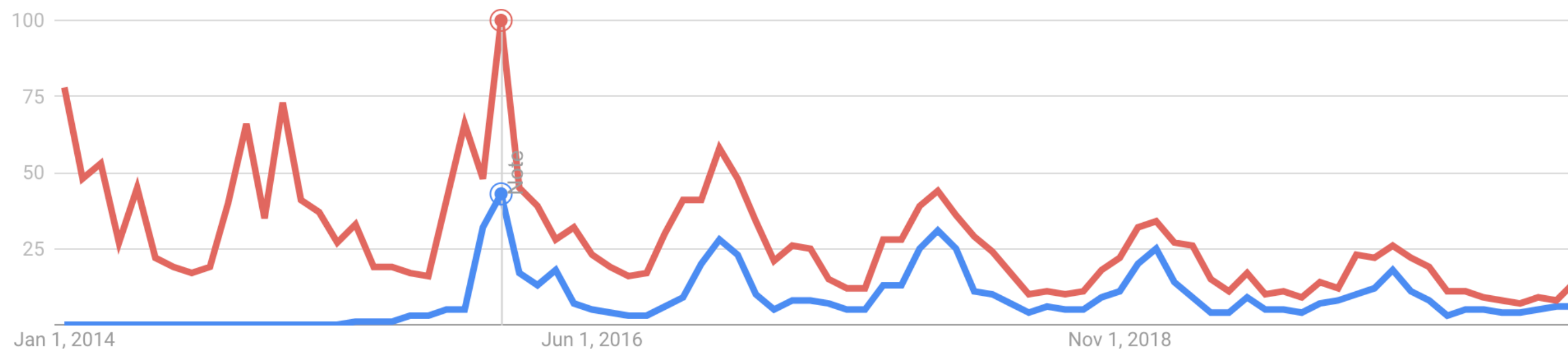
BAJO EN CALIDAD

ALTO EN SEGREGACION



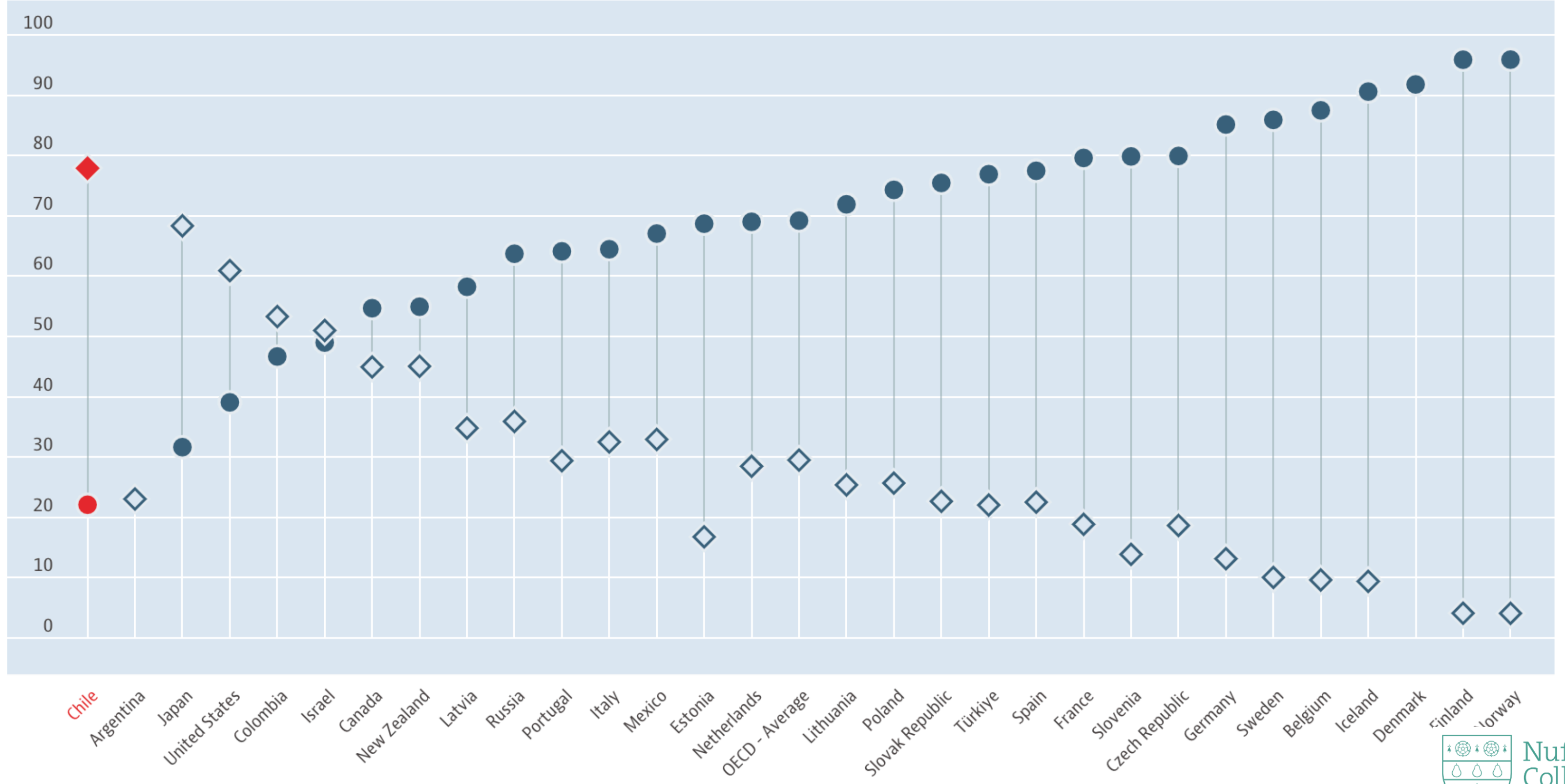


Reforma de la gratuidad de la matrícula universitaria (2015/2016)

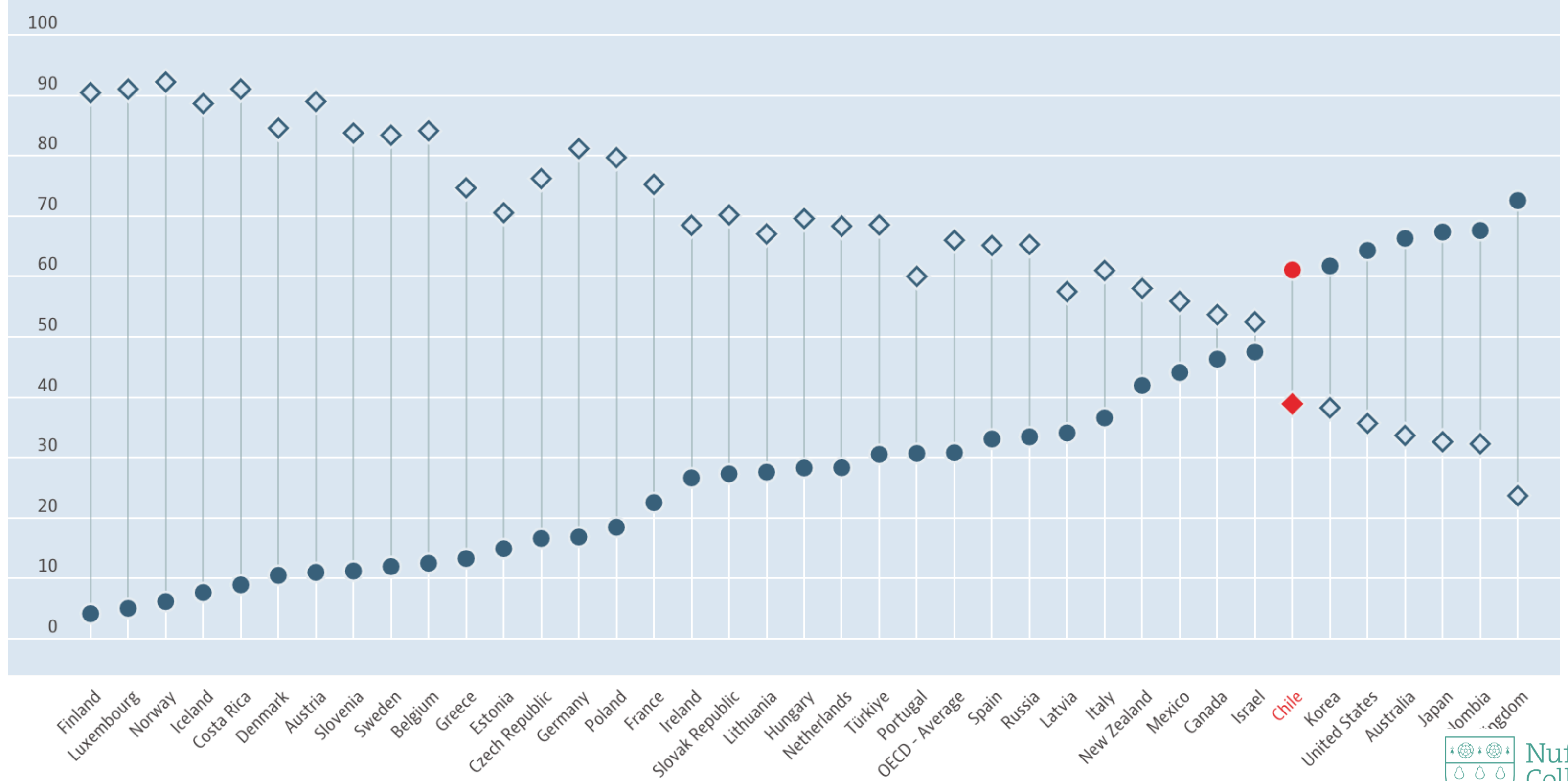


- Anunciado en 2015, implementado en 2016
- Inicialmente 30 instituciones
- Pública y sin fines de lucro
- Estudiantes en el 50% más bajo de ingresos

Gasto público vs. privado (2011)



Gasto público vs. privado (2019)



Marco teórico

La financiación de la educación superior es un asunto polémico

- ¿Quién tiene que pagarlo?
- Aumento de los costes y disminución de la financiación pública
- Aumento vertiginoso de la deuda estudiantil, alivio y condonación de la deuda
- Implicaciones para la desigualdad y la movilidad

¿Son estas políticas progresistas o regresivas?

- ¿Quién se beneficiaría de ampliar la financiación universitaria? ¿Quién está en riesgo?
- Compensaciones entre la financiación de la educación superior frente a otros niveles
- ¿Quién se beneficia *más* de la universidad?

¿Qué esperar de las reformas de financiación?

¿Cómo modificar el comportamiento de los estudiantes?

Tradicionalmente, el énfasis en **la información**

- Sólo información: efectos pequeños e inconsistentes
- Información + asesoramiento: mejor
- Ayuda financiera: aún mejor
- **Certeza de financiación para gobernarlos a todos** (Burland et al., 2023, Dynarski et al., 2021)

¿Por qué centrarse en *los estudiantes de secundaria* ?

Las políticas de financiación universitaria generalmente están destinadas a beneficiar a los estudiantes universitarios, pero

- Podría haber efectos *no deseados* considerables en otras poblaciones.
- Uno de esos grupos potencialmente afectados son *los estudiantes de secundaria*.
- Sus decisiones de continuar o no sus estudios afectan directamente *a quién está en riesgo* de ir a la universidad.

¿Qué sabemos sobre los efectos anticipatorios?

- Se puede esperar que el impacto en los costos y las expectativas afecte a los estudiantes en etapas más tempranas de sus trayectorias.
- Investigaciones previas: expectativas, abandono escolar y conductas de riesgo

Datos y métodos

sistema educativo chileno

Datos y variables

Datos administrativos 2009-2020:

- Datos de matrícula (abril)
- Datos de la promoción (diciembre)
- Estudiantes en sistema regular

Variables clave:

- Tratamiento: exposición a la universidad gratuita (antes y después de 2016)
- Resultado principal: abandono estudiantil
- Subgrupos: sexo, región, grado, modalidad escolar y titularidad

Identificación

$$\underbrace{E[Y_1 | \text{Publicar} = 1]}_{\text{observado}} = \underbrace{E[Y_0 | \text{Publicar} = 1]}_{\text{desaparecido}}$$

Estudio de eventos de un solo grupo (también conocido como pre/post)

$$E[Y_0 | \text{Publicar} = 0] \approx E[Y_0 | \text{Publicar} = 1]$$

Con grupo de comparación

$$E[Y_0 | \text{Publicar} = 1, \text{Publico}] - E[Y_0 | \text{Publicar} = 0, \text{Publico}]$$

$$E[Y_0 | \text{Publicar} = 1, \text{Private}] - E[Y_0 | \text{Post} = 0, \text{Private}]$$

Estimación

Estudio de eventos de un solo grupo (también conocido como pre/post)

Análisis de regresión segmentada

Variables ficticias anuales para la dinámica del tiempo

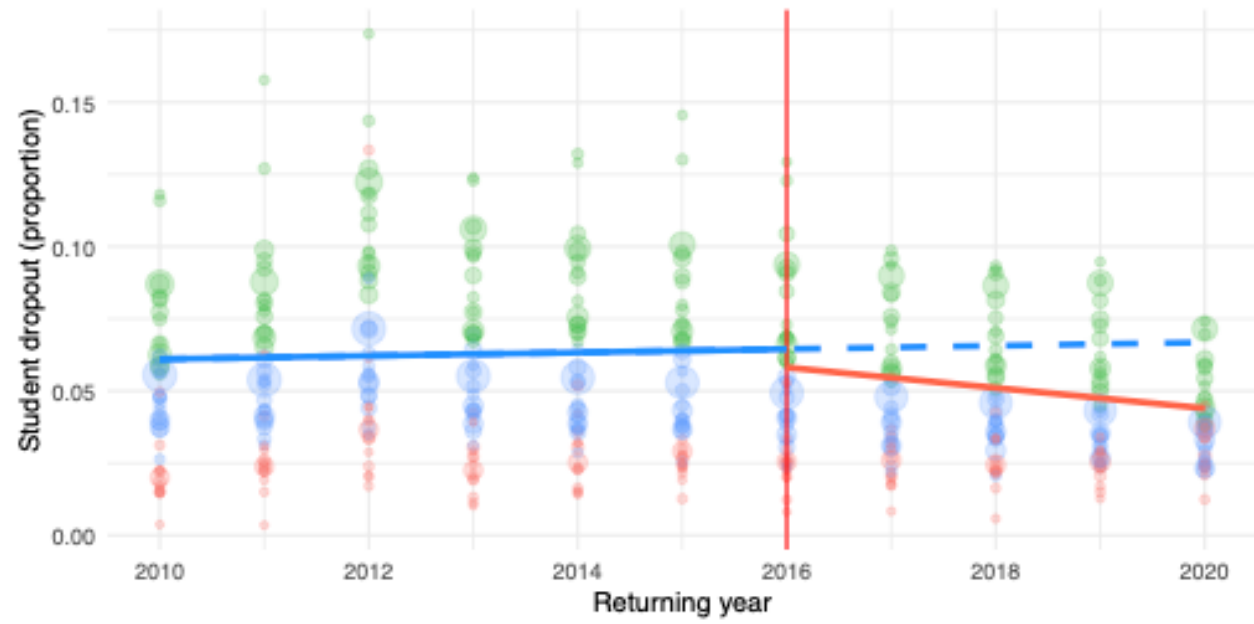
Con grupo de comparación

Diferencias en diferencias

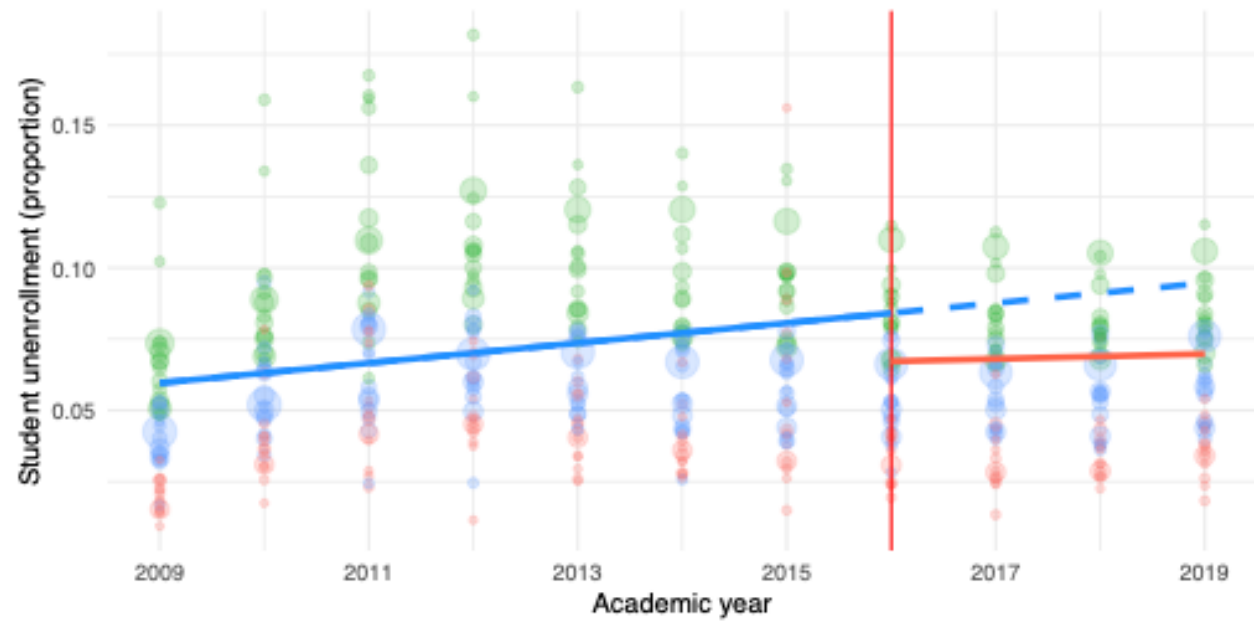
Equilibrio de trayectoria

Resultados principales

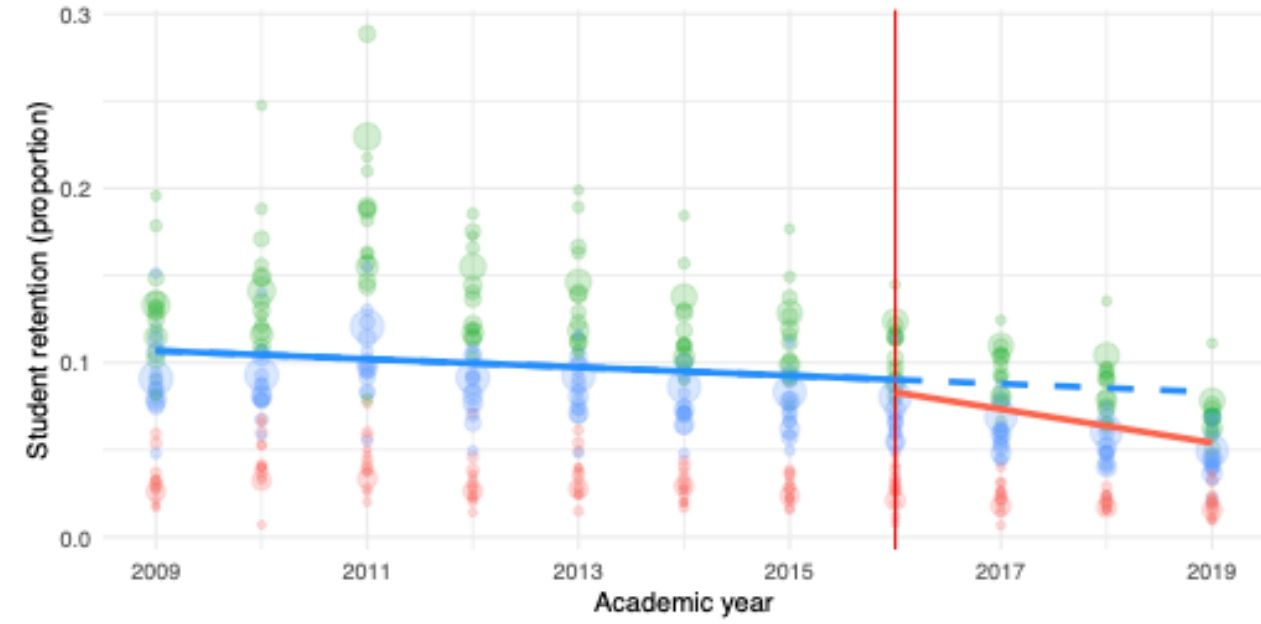
Regresión segmentada



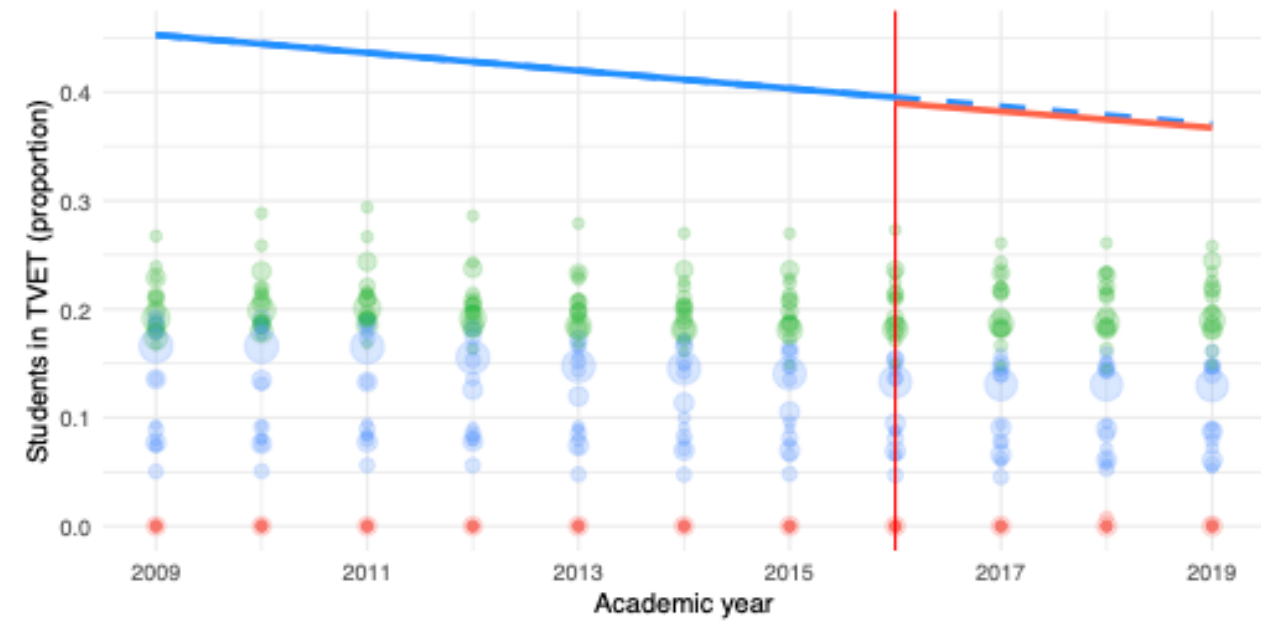
Abandonar



Darse de baja



Retención



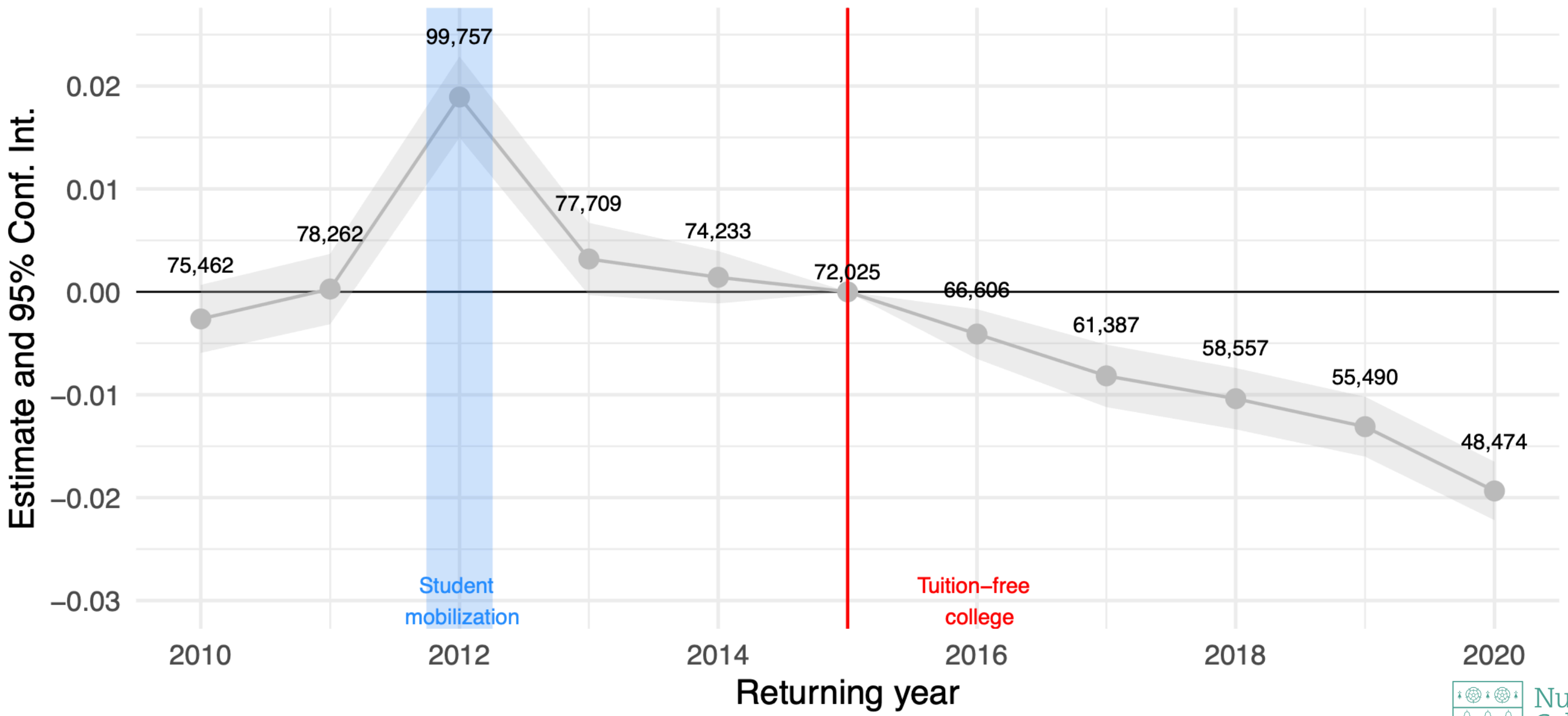
EFTP



Nuffield
College

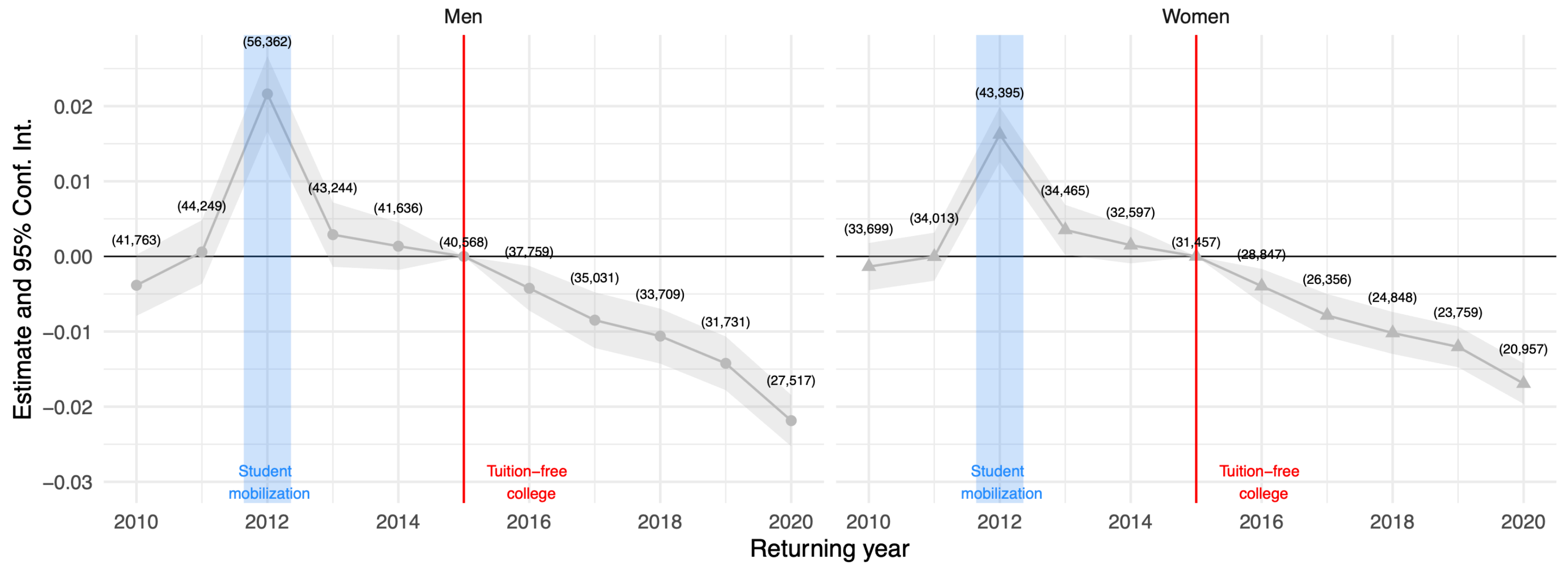
UNIVERSITY OF OXFORD

Estudio de eventos de un solo grupo



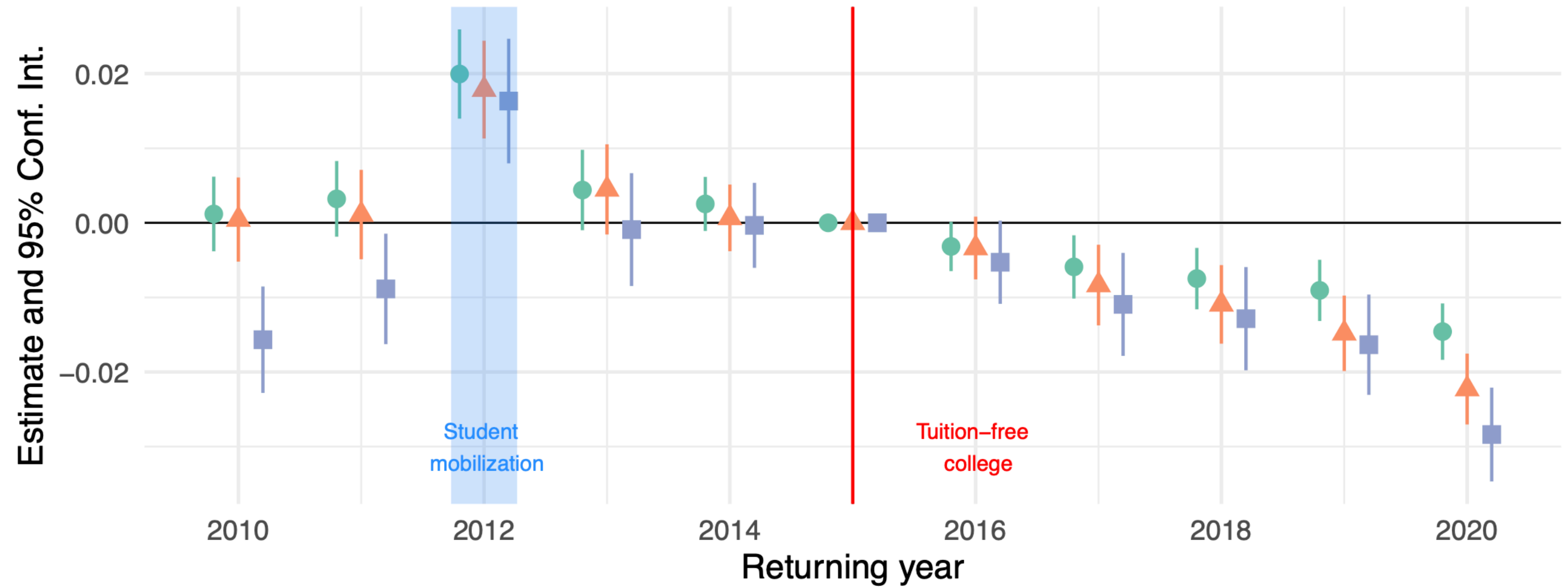
Análisis de submuestras

Sexo del registro



Análisis de submuestras

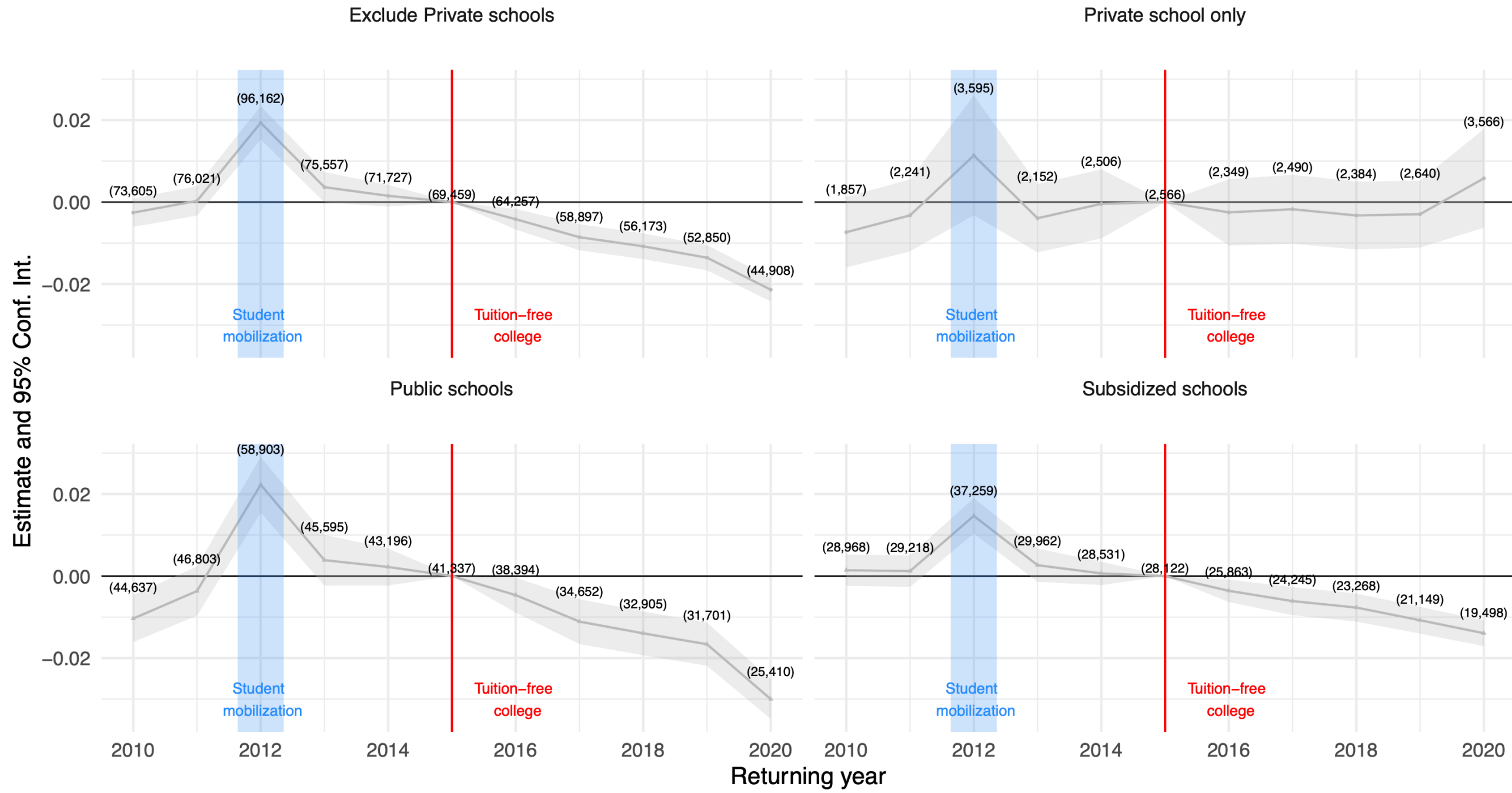
Pista escolar



group ● sample: academic ▲ sample: mixed ■ sample: tvet

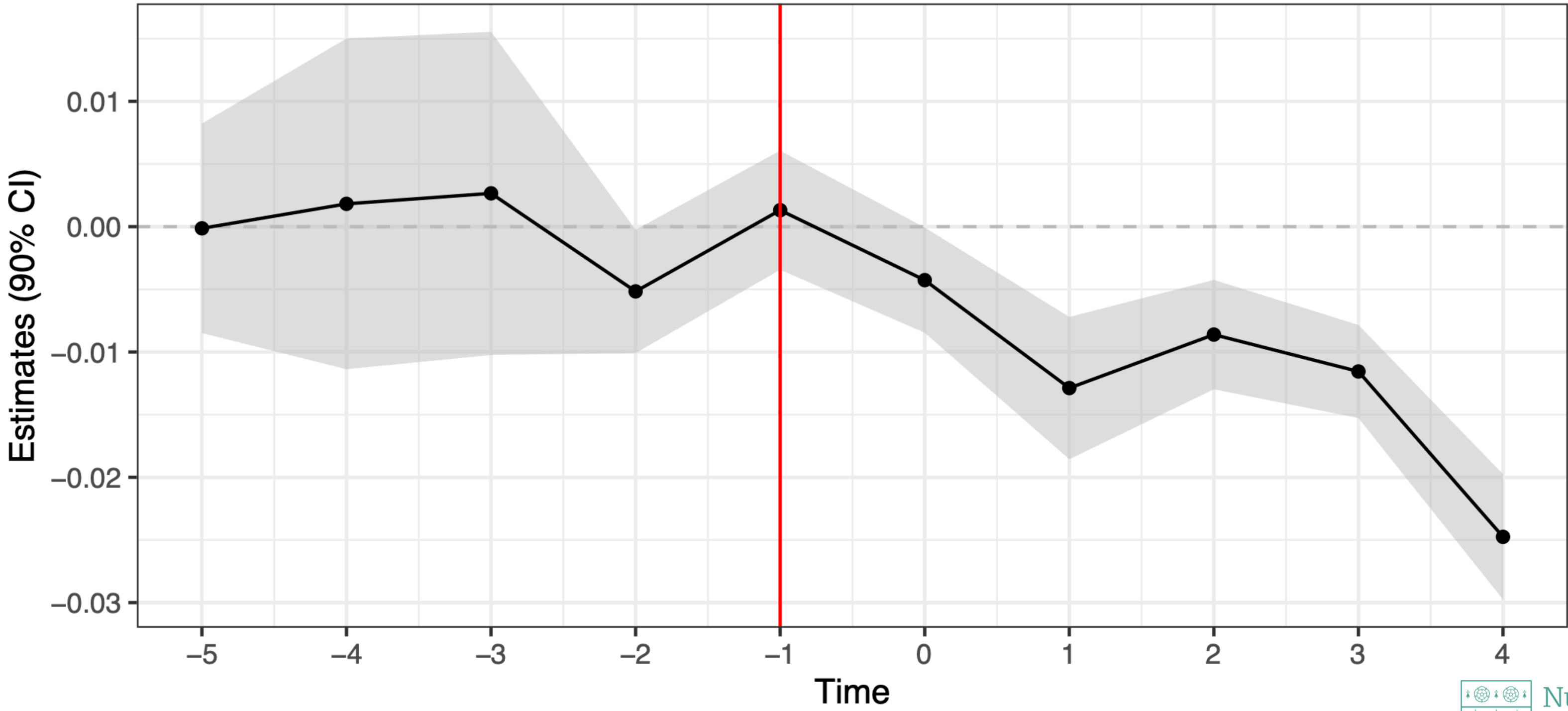
Análisis de submuestras

Propiedad de la escuela



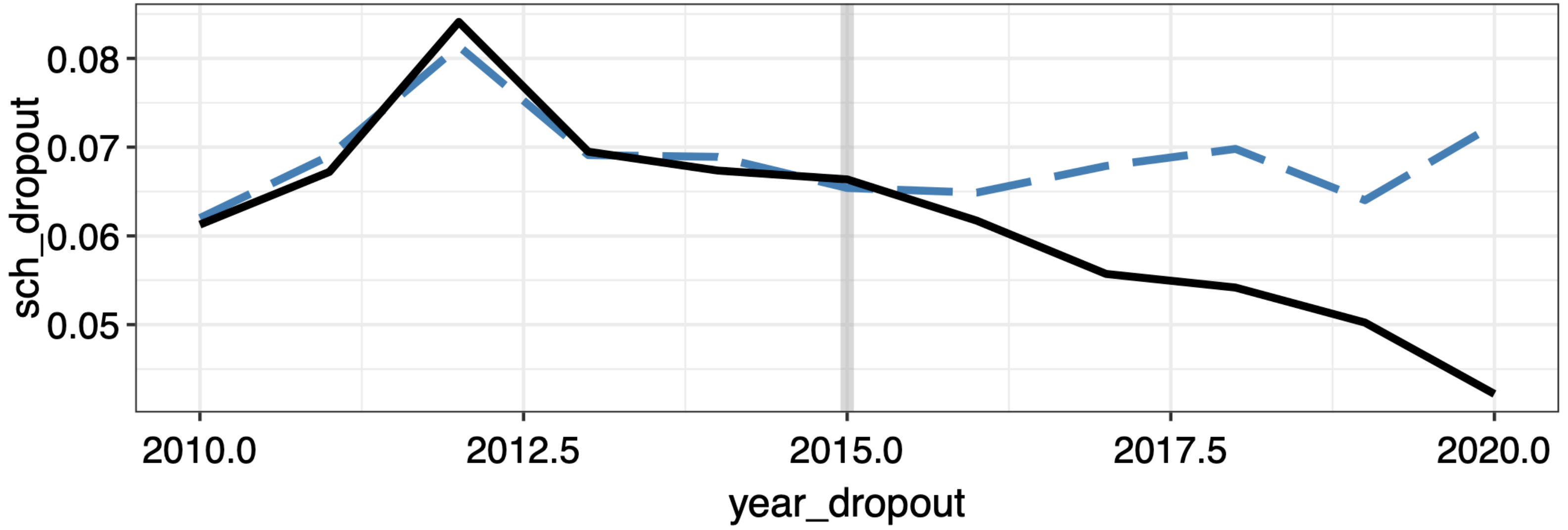
Diferencia en diferencia

Dropout rates



Equilibrio de trayectoria

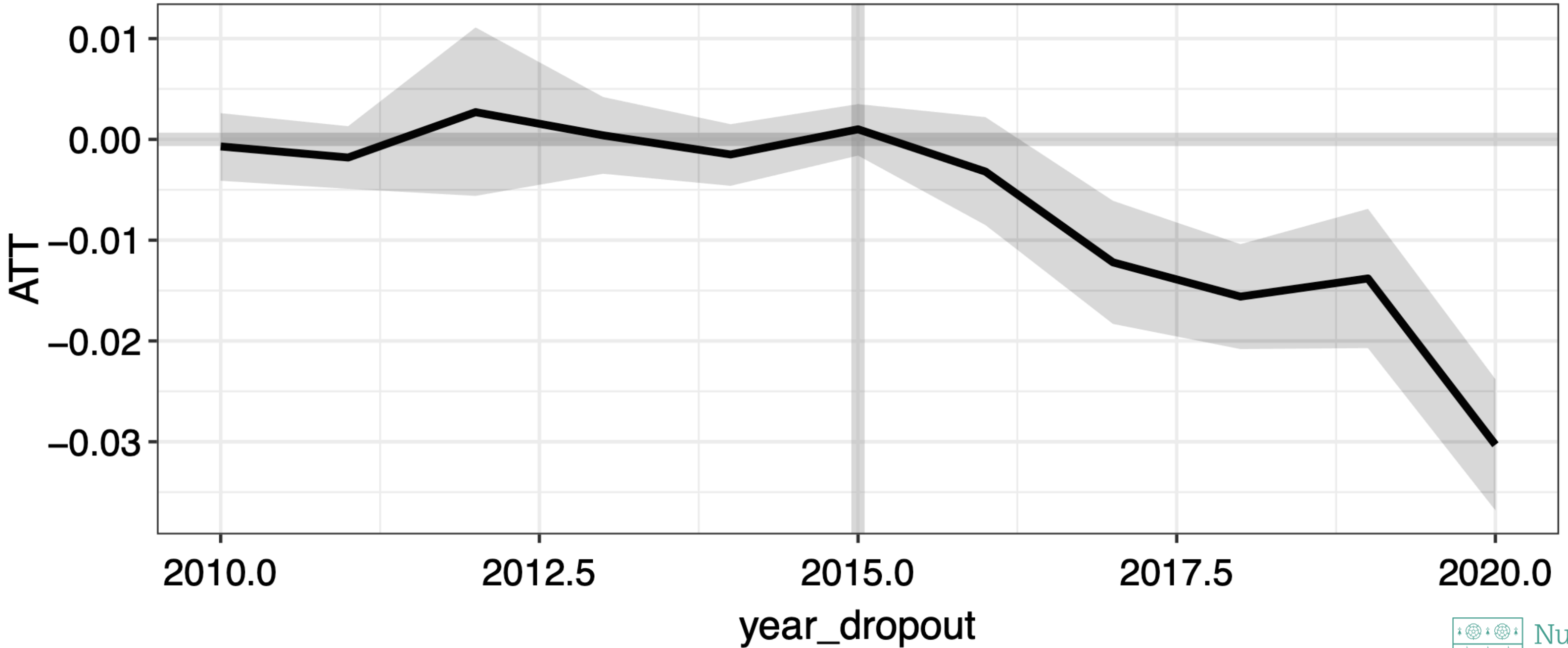
Treated and Counterfactual Averages



— Treated Average - - - Estimated Y(0) Average

Equilibrio de trayectoria

Average Treatment Effect on the Treated



Conclusiones

La introducción de la universidad gratuita en 2016 parece haber beneficiado a los estudiantes de secundaria, reduciendo sus tasas de deserción escolar:

- Como era de esperar, el efecto es más pronunciado para los estudiantes más desfavorecidos.

En otros resultados (retención/promoción, abandono escolar, elección de modalidad) no hay un efecto claro de la política.

Los resultados resaltan la importancia de centrarse en los impactos *más amplios* de las políticas de financiación de la educación, que afectan nuestras consideraciones de equidad:

- Las políticas por sí mismas pueden modificar su población *en riesgo*

Las investigaciones futuras deberían abordar las trayectorias de los estudiantes *inducidos*, más allá de la escuela secundaria.

Manejo de la selección de población

Inferencia causal 101 (¡otra vez!)

Para pensar *causalmente*, necesitamos ir **más allá** de lo que podemos observar. Necesitamos formular hipótesis sobre mundos posibles (¿qué pasaría si ...?).

Para ello, postulamos *la* existencia de **resultados potenciales**.

Comencemos con algunas definiciones:

Y es la variable de resultado *tal como la observamos*

D es la variable cuyo efecto queremos estudiar (tratamiento, exposición)

Y_d es el resultado potencial cuando **establecemos** $D = d$. Por ejemplo, cuando $D \in \{0, 1\}$:

- Y_1 ¿Cuál es el resultado potencial bajo “tratamiento”?
- Y_0 ¿Está el resultado potencial bajo “control”?

Estimandos causales

Lo primero que nos permiten hacer los resultados potenciales es formalizar los efectos causales que queremos estimar.

Algunos estimandos frecuentemente invocados son los siguientes:

Efecto del tratamiento individual

$$\text{ITE} = \tau_i = Y_{1i} - Y_{0i}$$

Efecto medio del tratamiento

$$\begin{aligned} \text{ATE} &= E[\tau_i] = E[Y_{1i} - Y_{0i}] \\ &= E[Y_{1i}] - E[Y_{0i}] \end{aligned}$$

¿Cual es tu estimacion?

El primer paso de la investigación empírica cuantitativa, ya sea descriptiva, predictiva o causal, es establecer un estimado teórico que exista fuera del modelo estadístico. Proponemos que el objetivo suele ser una cantidad que involucra dos componentes: una cantidad específica de la unidad subíndice por agregados sobre una población objetivo de unidades”. (Lundberg et al.)

Causal goals follow similar notation. How would the probability of employment differ if we enrolled a randomly chosen individual in job training or not? We can define this causal goal using potential outcomes notation ([Imbens and Rubin 2015](#)) as the difference in the potential employment each person would realize if enrolled in job training—denoted $Y_i(1)$ —versus if they did not—denoted $Y_i(0)$:

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(Y_i(1) - Y_i(0) \right) \quad (2)$$

Mean over every i among U.S. adults (target population)
 Employment if enrolled in job training (unit-specific quantity)
 Employment if not enrolled in job training

La escalera de la causalidad

Asociación

Intervenciones

Contrafácticos

Estimando	Actividad	Campo/Disciplina	Preguntas	Ejemplo
$P(Y X)$	Ver, observar	Estadísticas, aprendizaje automático	<i>¿Qué creería sobre Y si veo X?</i>	¿Cuál es el ingreso esperado de un graduado universitario en un campo determinado?

El problema

- Resultados inexistentes (Lundberg y Cho)

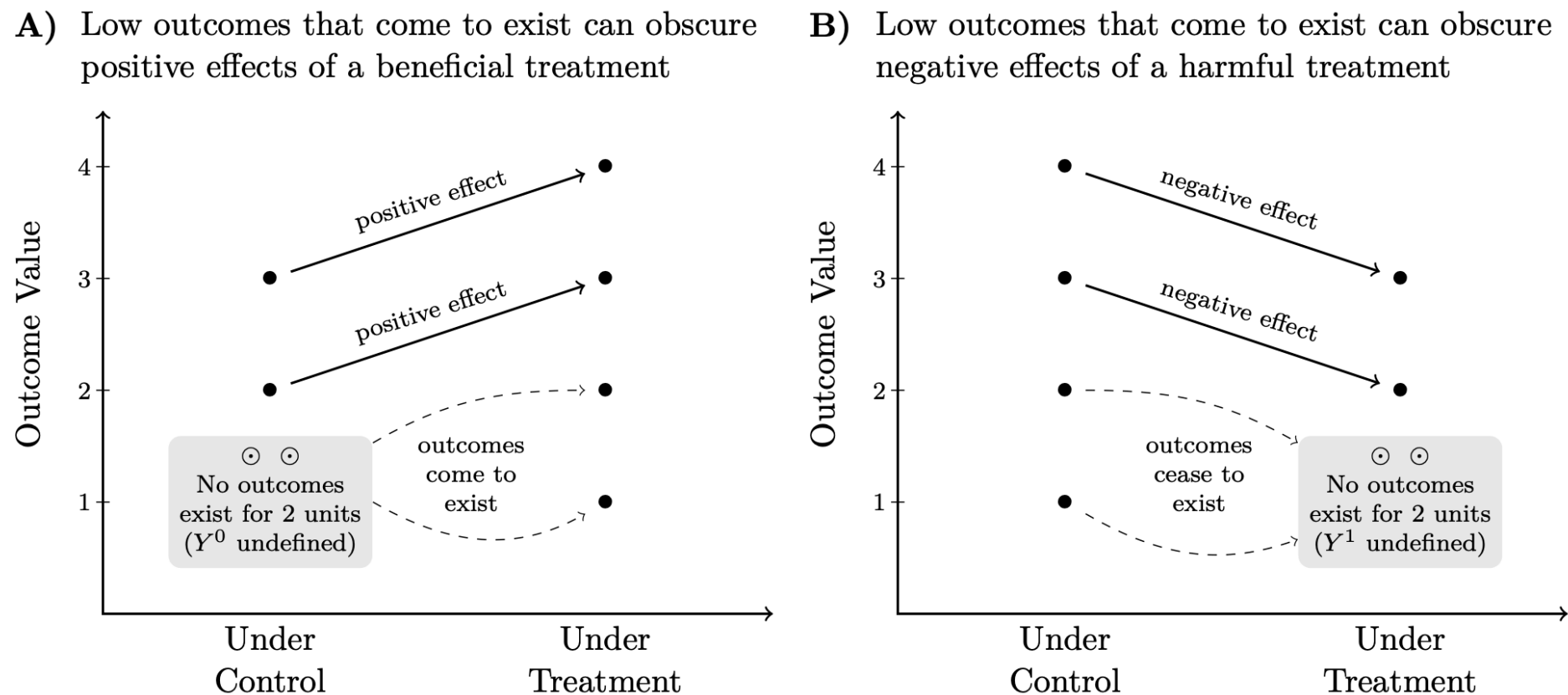
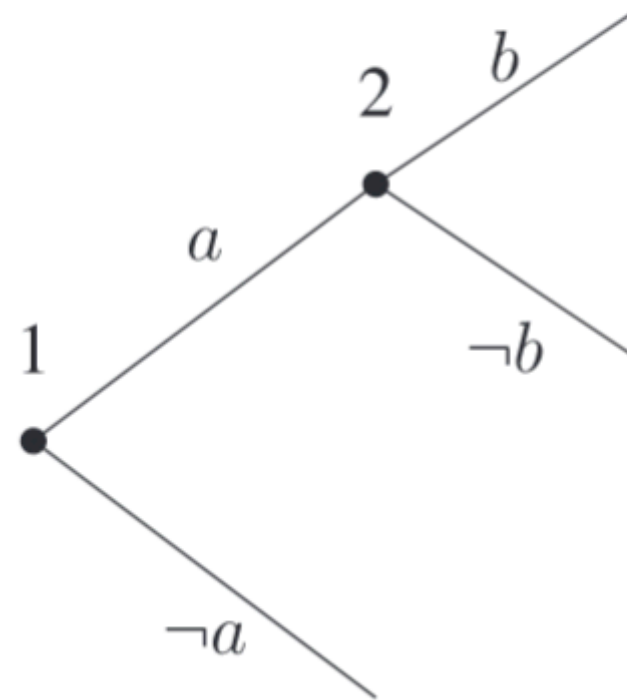


Fig. 1. Non-existent outcomes can obscure beneficial or harmful effects. In Panel A, a treatment with positive effects also causes low outcomes to come to exist. A job training program lifts wages for two workers while helping two lower-paid workers to find jobs. In Panel B, a treatment with negative effects also causes low outcomes to cease to exist. Motherhood causes two women's wages to decline and causes two other women to leave paid employment entirely. In both panels, the mean value of the observed outcomes takes the same value (2.5) in both the control and the treatment conditions.

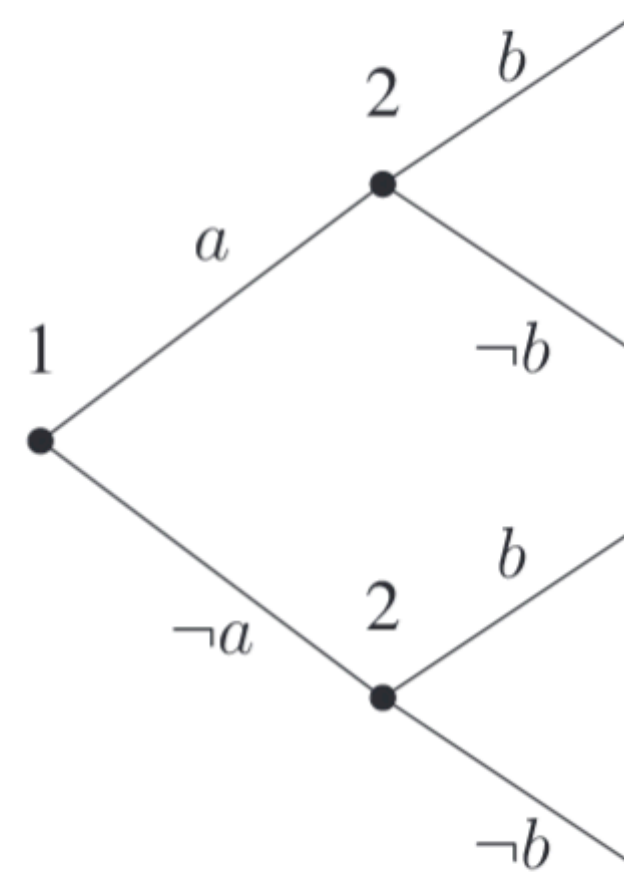
El problema

- Contrafácticos fantasmas (Slough)

FIGURE 1 Strategy-Set Symmetry



ASYMMETRIC
STRATEGY SETS



SYMMETRIC
STRATEGY SETS

Enfoque 1: Estratificación principal

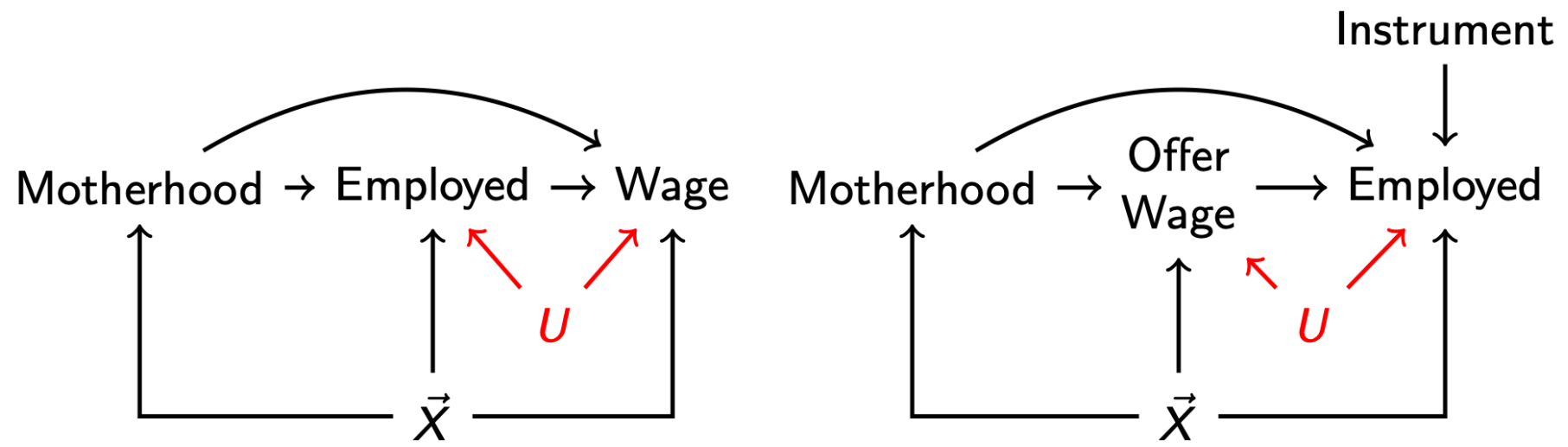
Definir una variable intermedia (S), que define la existencia del resultado. Esta variable es en sí misma un *resultado potencial*: $S_d \in \{0, 1\}$ define la existencia (1) o no (0) del resultado en tratamiento d .

Puede tomarse como un resultado en sí mismo y definir el subgrupo *latente* de interés (también conocido como efecto causal *del superviviente*).

$$\tau = \mathbf{E} \left(\underbrace{Y^1 - Y^0}_{\text{Effect of Treatment on Outcome Value}} \mid \underbrace{S^1 = S^0 = 1}_{\text{Among Those Whose Outcome Exists Regardless of Treatment}} \right)$$

- Se utiliza en el marco IV moderno para identificar a los *compiladores*.
- Puede identificarse bajo intercambiabilidad condicional, monotonía o dominancia media.

Estratificación principal vs. selección de Heckman



Our DAG

Heckman DAG

Enfoque 2: Efectos reactivos del tratamiento (TRACE)

Denote the TE in the group defined by their $M(d)$ type using $TE_{M(d)=d'}$. For example, the TE among implementers is written $TE_{M(1)=1}$. By the law of iterated expectations,

$$TE = TE_{M(1)=1}Pr(M(1) = 1) + TE_{M(1)=0}Pr(M(1) = 0)$$

$$TE_{M(1)=1} = \frac{TE - TE_{M(1)=0}Pr(M(1) = 0)}{Pr(M(1) = 1)} \quad (1)$$

$$TRACE = \frac{TE - TRACE(0) \cdot Pr(M(1) = 0)}{Pr(M(1) = 1)} \quad (2)$$

- Relacionado con los efectos “diluidos” en el contexto ITT

Enfoque 2: Efectos reactivos del tratamiento (TRACE)

Estimand	Definition	Among Whom	Identification Assumptions
LATE (IV)	$\mathbb{E}[Y_1 - Y_0 \mid M_0 = 0, M_1 = 1]$	compliers	relevance, exogeneity, exclusion restriction
SACE	$\mathbb{E}[Y_1 - Y_0 \mid M_0 = M_1 = 1]$	always-takers	monotonicity, $M(1) \perp\!\!\!\perp M(0)$, $\mathbb{E}[Y_1 \mid \text{AT}] = \mathbb{E}[Y_1 \mid \text{C}]$, $\mathbb{E}[Y_0 \mid \text{AT}] = \mathbb{E}[Y_0 \mid \text{D}]$ given X
CDE(m)	$\mathbb{E}[Y_{1,m} - Y_{0,m}]$	all units	unconfoundedness of $M - Y$
g-est./ per-protocol	$\mathbb{E}_x \mathbb{E}[Y_1 - Y_0 \mid M_0 = 0, M_1 = 1, X]$	compliers	(conditional) ignorability on $M - Y$ path
TRACE	$\mathbb{E}[Y_1 - Y_0 \mid M_1 = 1]$	compliers, always-takers	postulated $TE_{M(1)=0}$ TRACE(0) (i.e.

Table 1: Comparison of different estimands for settings in which post-treatment variables are relevant. AT: always-taker; C: complier.

Enfoque 3: Estratos contrafácticos

Estudiar intervenciones que afecten el resultado simultáneamente a través de un mayor alcance (por ejemplo, pruebas o detección), pero con resultados medidos solo entre los alcanzados.

Es crucial que tanto el resultado como la población objetivo estén sujetos a errores.

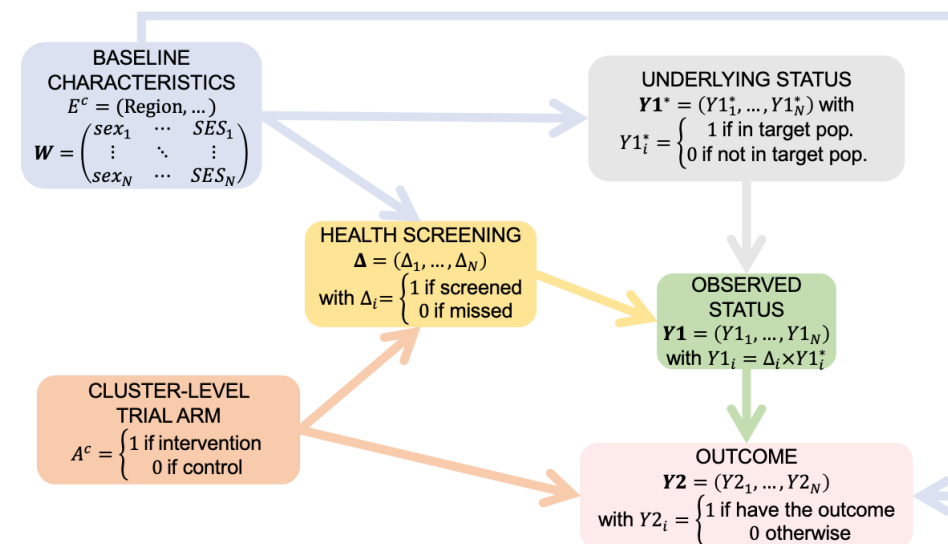
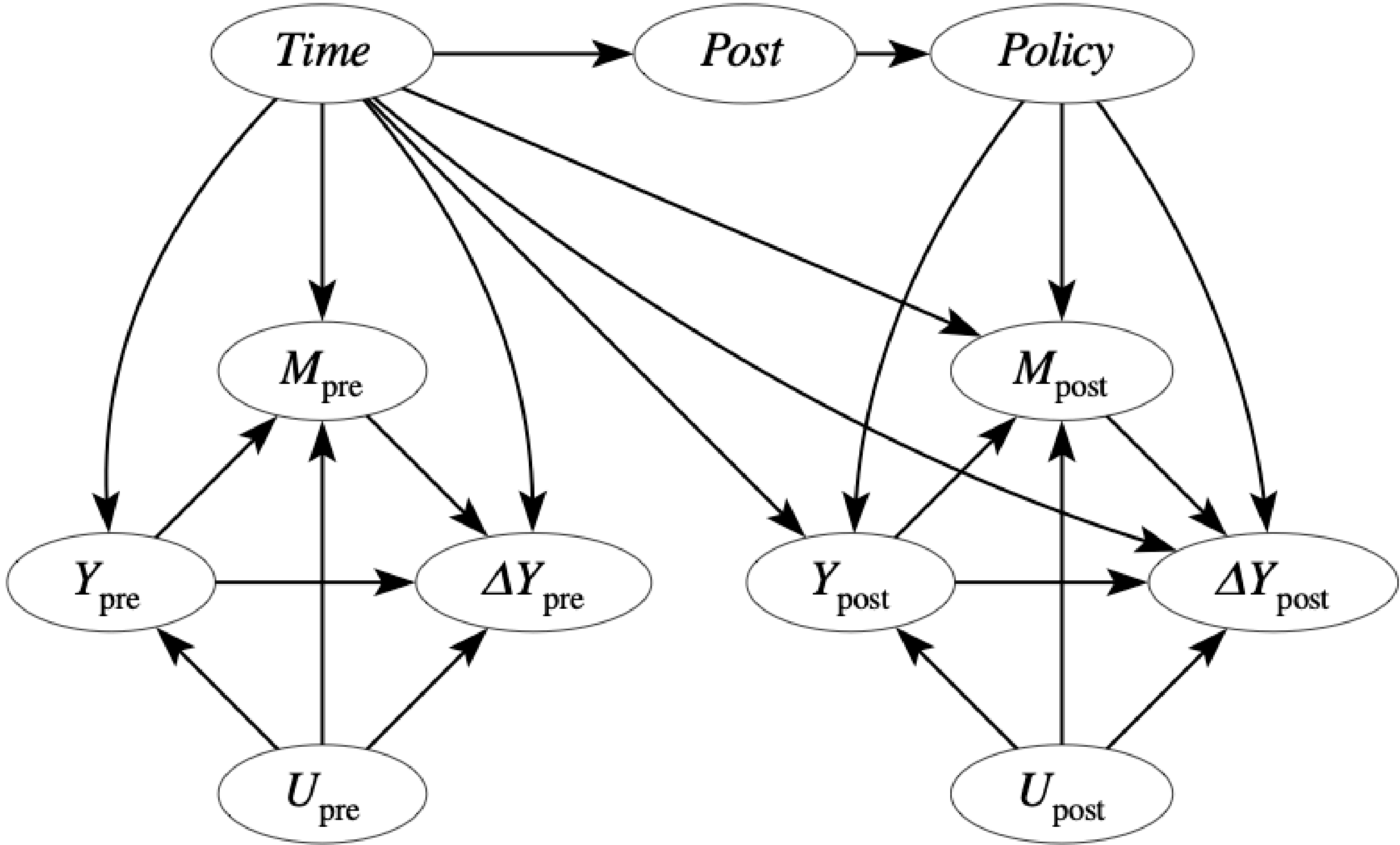
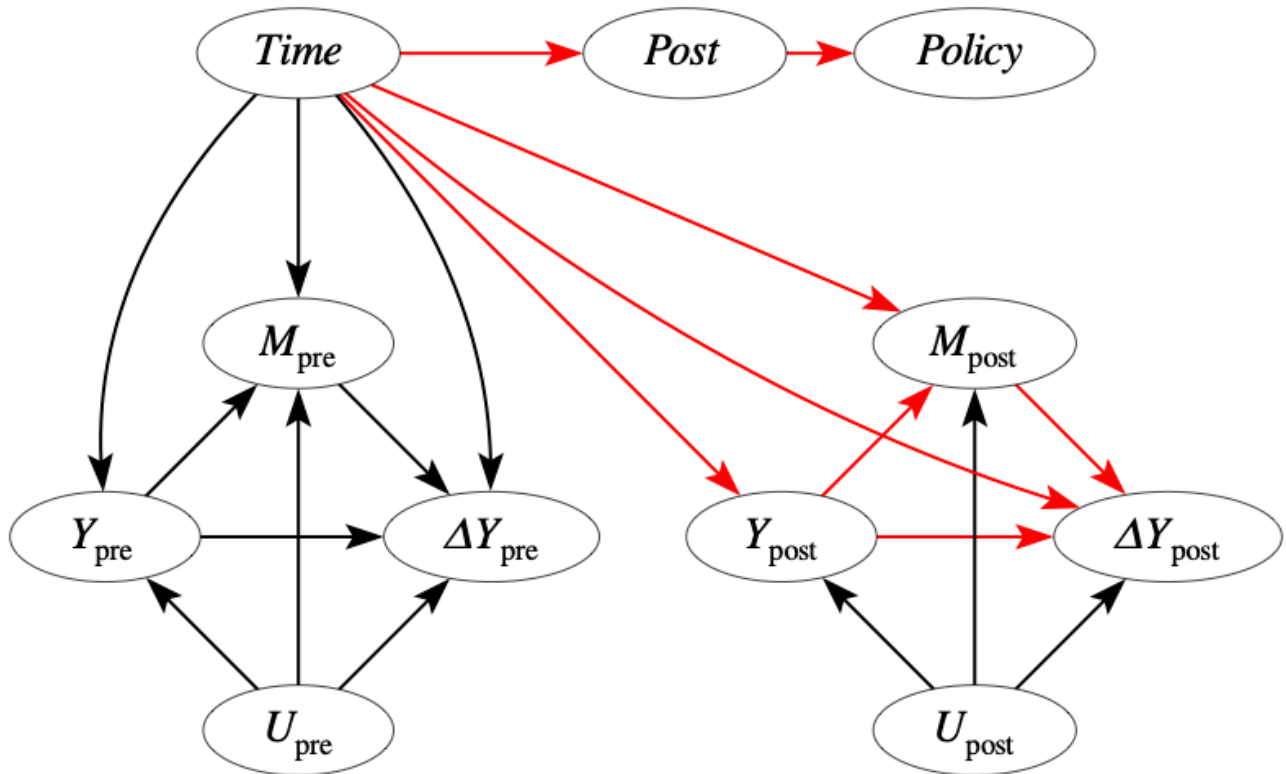
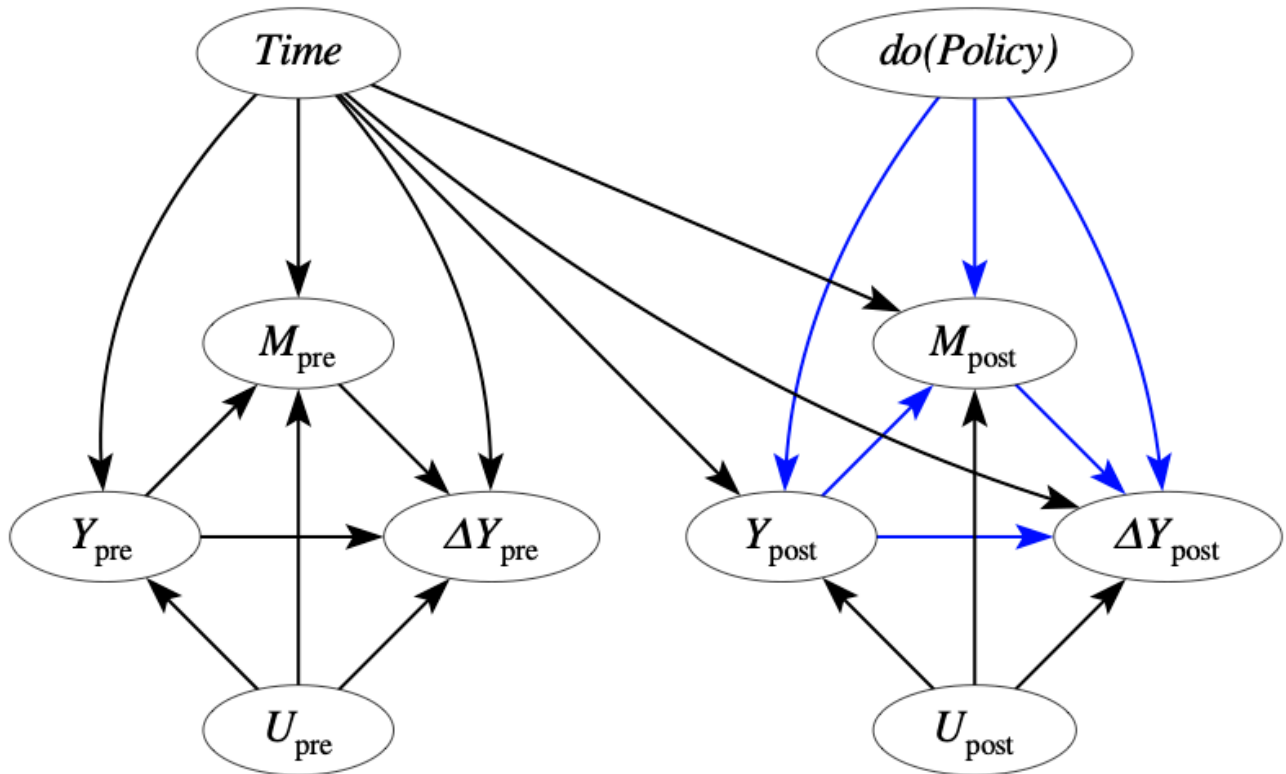


Figure 2: A simplified hierarchical causal graph to illustrate the data generating process in a CRT where the intervention improves health screening and health outcomes (among those screened). Since the causal model is defined at the cluster-level, we drop the subscript j throughout. For simplicity, we have omitted the unmeasured factors: $U = (U_{E^c}, U_W, U_{A^c}, U_{Y1^*}, U_\Delta, U_{Y2})$.

Regreso a la universidad gratuita



Identificación



¿Por qué son problemáticos los marcos existentes?

- Enfoques que priorizan al individuo frente a la población en la inferencia causal (cuestiones de agregación)
- No es preciso en cuanto a la intervención frente a los efectos contrafácticos
- Requiere supuestos de independencia entre mundos (como en la mediación natural)
- Pase por alto los problemas de especificación del modelo (consulte el ejemplo de selección de Heckman)

¡Gracias!

¿Preguntas o comentarios? Pueden contactarme en pablo.geraldo@nuffield.ox.ac.uk