

Variables Instrumentales

2025-12-18

Introducción

Introducción

Los experimentos son el estándar de oro en la inferencia causal.

Pero incluso en experimentos, podemos enfrentar problemas como el cumplimiento imperfecto.

Hoy veremos cómo el método de **variables instrumentales** nos permite:

- Manejar cumplimiento imperfecto en experimentos
- Extender estas ideas a contextos observacionales
- Identificar efectos causales cuando hay confusores no observados

Repaso: Cumplimiento Imperfecto

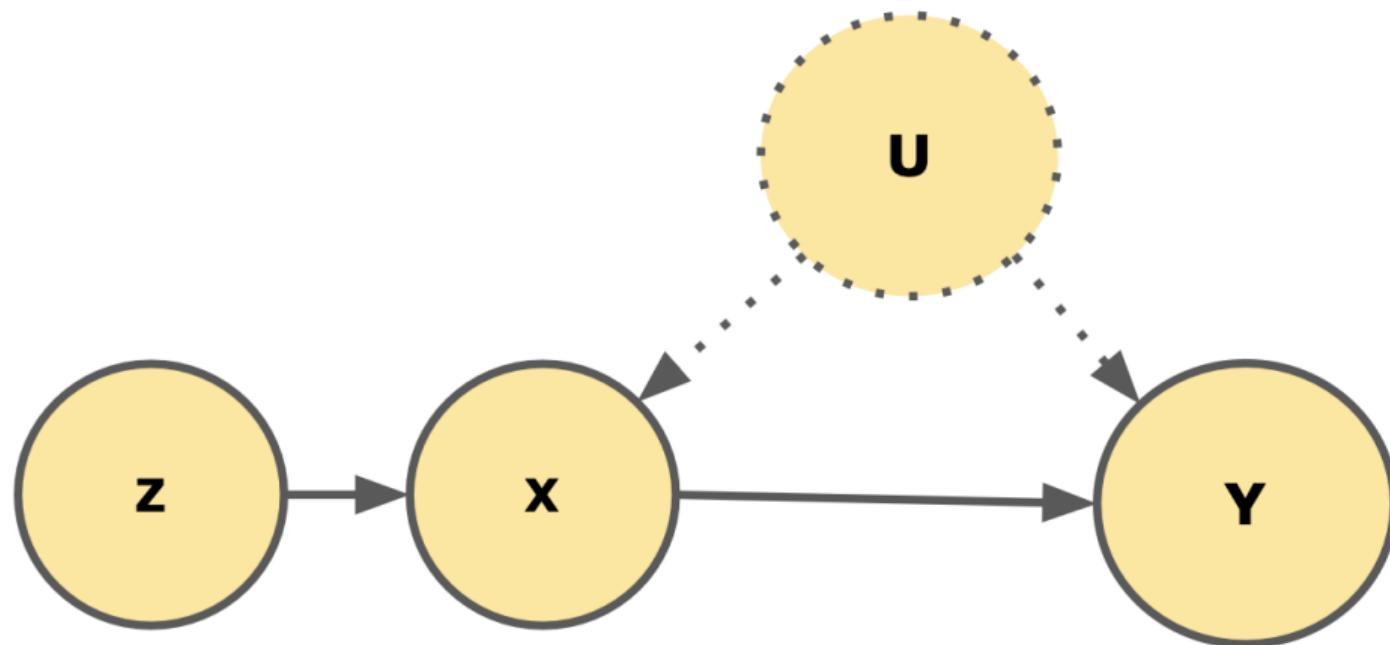
Cumplimiento Imperfecto - Repaso

Recordemos el caso de un experimento con fomento de vacunación:

- Z : asignación aleatoria (recibir carta de fomento)
- X : tratamiento real (vacunarse)
- Y : resultado (contraer enfermedad)

El problema: Z es aleatorio, pero X no lo es.

Cumplimiento Imperfecto - Repaso



Cumplimiento Imperfecto - Repaso

Definimos tres efectos clave:

ITT (Intent-to-Treat): efecto de recibir la carta

$$ITT = E[Y|Z = 1] - E[Y|Z = 0]$$

Primera Etapa: efecto de la carta en vacunación

$$E[X|Z = 1] - E[X|Z = 0]$$

LATE: efecto de vacunarse (para cumplidores)

$$LATE = \frac{ITT}{\text{Primera Etapa}} = \frac{E[Y|Z = 1] - E[Y|Z = 0]}{E[X|Z = 1] - E[X|Z = 0]}$$

Cumplimiento Imperfecto - Repaso

Los supuestos clave que necesitamos:

1. **Exogeneidad:** Z es aleatorio (no causado por variables que afecten X o Y)
2. **Exclusión:** Z solo puede afectar Y a través de X
3. **Monotonicidad:** no hay *defiers*
4. **Primera Etapa Fuerte:** Z tiene un efecto significativo en X

Cuando estos supuestos se cumplen, Z es un **instrumento válido** para X .

Ejercicio 1 - Repaso

Un experimento evalúa el efecto de un programa de tutoría en las calificaciones. Los estudiantes son asignados aleatoriamente a recibir una invitación al programa ($Z=1$) o no ($Z=0$).

Datos:

- Calificación promedio en grupo control ($Z=0$): 75
- Calificación promedio en grupo tratamiento ($Z=1$): 78
- Participación en tutoría en grupo control: 20%
- Participación en tutoría en grupo tratamiento: 60%

Preguntas:

1. ¿Cuál es el ITT?
2. ¿Cuál es el efecto en la Primera Etapa?
3. ¿Cuál es el LATE?

De Experimentos a Observacionales

La misma lógica se extiende más allá de experimentos con cumplimiento imperfecto.

Podemos usar variables instrumentales cuando:

- Queremos estudiar el efecto causal de X en Y
- Hay confusores no observados que afectan tanto X como Y
- Encontramos una variable Z que afecta X pero no afecta Y directamente

La diferencia: en contextos observacionales, debemos argumentar cuidadosamente que Z es “tan bueno como aleatorio”.

IV Continua

IV Continua

Josh Angrist estudió cómo el servicio militar afectaba los salarios y el empleo futuro.

¿Por qué no simplemente comparar a las personas que sirvieron con las que no lo hicieron?

Muchos posibles factores de confusión: los militares pueden haber tenido peores opciones en el mercado laboral, o pueden ser más adecuados para la vida militar.

Entonces, ¿cómo encontrar una “variación limpia en el servicio militar”?

IV Continua

Angrist utilizó la **lotería del reclutamiento**: durante la guerra de Vietnam, a cada hombre de un determinado grupo de edad se le asignó un número aleatorio único.

En cada comunidad, los hombres con los números más bajos fueron reclutados antes que otros.

El número no predice el servicio **perfectamente**:

- Diferentes áreas reclutaron diferentes números de reclutas
- Las personas podían ser dadas de baja por varias razones
- Algunas personas simplemente no se alistaron
- Otros se alistaron voluntariamente

Pero tener un número bajo es un fuerte predictor de servir.

IV Continua

Tenemos un número continuo (número de lotería) que afecta la probabilidad de servicio.

Podemos usar la misma idea de estimar el efecto de la asignación en Y y dividirlo por el efecto en X .

$$IV = \frac{\text{efecto de } Z \text{ sobre } Y}{\text{efecto de } Z \text{ sobre } X}$$

La única diferencia es que “el efecto” aquí no es una diferencia de medias, sino el coeficiente de una regresión.

IV Continua

Entonces, podemos estimar:

$$\text{servicio}_i = \alpha_0 + \alpha_1 \text{número_reclutamiento}_i + u_i$$

y:

$$\text{salarios}_i = \gamma_0 + \gamma_1 \text{número_reclutamiento}_i + v_i$$

De modo que la estimación IV del efecto del servicio en los salarios es:

$$\hat{\beta} = \frac{\text{efecto de } Z \text{ sobre } Y}{\text{efecto de } Z \text{ sobre } X} = \frac{\hat{\gamma}_1}{\hat{\alpha}_1}$$

IV Continua

Digamos que estimamos:

$$E[\text{servicio}_i] = 0.350 - 0.00032\text{número_reclutamiento}_i$$

Un número 100 más alto significa un 3.2% menos de probabilidad de servir.

$$E[\text{salario}_i] = 16000 + 1.25\text{número_reclutamiento}_i$$

Un número 100 más alto también significa \$125 más de ingresos en promedio. Entonces,

$$\hat{\beta} = \frac{+1.25}{-0.00032} = -3906$$

Eso significa que servir causa que los salarios sean casi 4000 dólares más bajos.

IV Continua - Supuestos

Repasemos los supuestos en este caso:

1. **Exogeneidad:** el número de reclutamiento no está relacionado con las ganancias futuras
 - Válido porque fue realmente aleatorio
2. **Exclusión:** el número de reclutamiento puede afectar los salarios *solo* a través del servicio militar
 - Problema potencial: sentencias de prisión para evasores
3. **Monotonicidad:** un número más alto nunca *aumenta* la probabilidad de servir para nadie
 - Plausible en este contexto
4. **Primera Etapa Fuerte:** el número afecta significativamente la probabilidad de servir
 - Verificable empíricamente

IV Continua - Interpretación

¿Quiénes son los cumplidores en este caso?

Las personas que sirvieron porque obtuvieron un número bajo, pero no habrían servido con un número alto.

LATE = Efecto para los cumplidores

No incluye:

- Personas que habrían servido de cualquier manera (voluntarios)
- Personas que no habrían servido en ningún caso

En general, IV estima el efecto **sobre la población sensible al instrumento**.

Mínimos Cuadrados en Dos Etapas

Mínimos Cuadrados en Dos Etapas

Por ahora, vimos un estimador de IV que consiste en una división. Podemos llamar ese estimador “Estimador de Wald”.

Una forma más sencilla y general de estimar IV es:

$$\hat{\beta}_{IV} = \frac{\text{Cov}(Y, Z)}{\text{Cov}(X, Z)}$$

Recordemos que el coeficiente de regresión entre Y y Z es $\hat{\gamma}_1 = \frac{\text{Cov}(Y, Z)}{\text{Var}(Z)}$, y entre X y Z es $\hat{\alpha}_1 = \frac{\text{Cov}(X, Z)}{\text{Var}(Z)}$.

Cuando dividimos, $\text{Var}(Z)$ se cancela.

Mínimos Cuadrados en Dos Etapas

La forma más común de estimar IV se llama Mínimos Cuadrados en Dos Etapas (2SLS).

La idea: usar solo la variación en X que es explicada por Z .

Cómo funciona:

- **Primera Etapa:** regredimos X en Z y obtenemos valores predichos \hat{X}
- **Segunda Etapa:** regredimos Y en \hat{X}

El coeficiente $\hat{\beta}$ es nuestro estimador IV.

Mínimos Cuadrados en Dos Etapas

Más formalmente:

Primera Etapa:

$$X_i = \alpha_0 + \alpha_1 Z_i + \varepsilon_i$$

Obtenemos $\hat{X}_i = \hat{\alpha}_0 + \hat{\alpha}_1 Z_i$

Segunda Etapa:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 \hat{X}_i + u_i$$

El parámetro $\hat{\beta}_1$ es nuestro estimador IV.

¿Por qué funciona 2SLS?

De cierta forma, similar a una regresión múltiple, pero “al revés”:

- **Regresión múltiple:** utilizamos los residuos de la regresión de X en las otras variables (la variación en X que **no es** explicada por otras variables)
- **Variables instrumentales:** utilizamos solo la variación que **sí es** explicada por los instrumentos

Esto “limpia” la variación en X de cualquier factor confusor no observado.

¿Por qué funciona 2SLS?

El truco está en que \hat{X} solo contiene la variación en X que proviene de Z .

Como Z es exógeno (por supuesto de los supuestos), esta variación en X también es exógena.

Entonces podemos usarla para identificar el efecto causal de X en Y .

Mínimos Cuadrados en Dos Etapas

Una ventaja de definir el estimador de esta forma es que ahora podemos trabajar con *múltiples instrumentos*.

Si tenemos dos o más variables Z que podrían ser instrumentos válidos, podemos utilizarlas todas a la vez.

Para eso, simplemente usamos todas para prever X en la primera etapa:

$$X_i = \alpha_0 + \alpha_1 Z_{1i} + \alpha_2 Z_{2i} + \dots + \alpha_k Z_{ki} + \varepsilon_i$$

Educación y Semestre de Nacimiento

Educación y Semestre de Nacimiento

La relación entre educación y salarios es una cuestión clásica en economía laboral.

Normalmente es difícil de responder porque existen factores de confusión que afectan tanto la elección de la educación como los salarios.

¿Por ejemplo?

Educación y Semestre de Nacimiento

Si queremos utilizar el método de variables instrumentales, necesitamos algo que afecte la educación, pero que no afecte los salarios directamente.

Angrist y Krueger proponen: el trimestre de nacimiento.

¿Por qué?

Educación y Semestre de Nacimiento

La lógica proviene de la combinación de dos políticas:

- Por ley, una persona debe estar en la escuela hasta los 16 años de edad
- Normalmente un niño empieza la escuela si tiene 6 años de edad el 1 de enero

Educación y Semestre de Nacimiento

Eso significa que dos personas nacidas en fechas distintas empiezan la escuela a edades ligeramente diferentes y cumplen 16 años en momentos distintos.

A los 16 años pueden elegir dejar la escuela e ir a trabajar.

Educación y Semestre de Nacimiento

Por ejemplo:

- Ana nació el 2 de enero. Como las clases empiezan en septiembre, el año en que empieza la escuela ella tiene 7 años y 9 meses
- Bernardo nació el 28 de diciembre. Él empezará la escuela cuando tenga 6 años y 9 meses
- Ana cumple 16 años después de 8 años y 3 meses de educación. Bernardo cumple 16 años con 9 años y 3 meses. Bernardo debe cursar un año adicional antes de poder salir

Educación y Semestre de Nacimiento

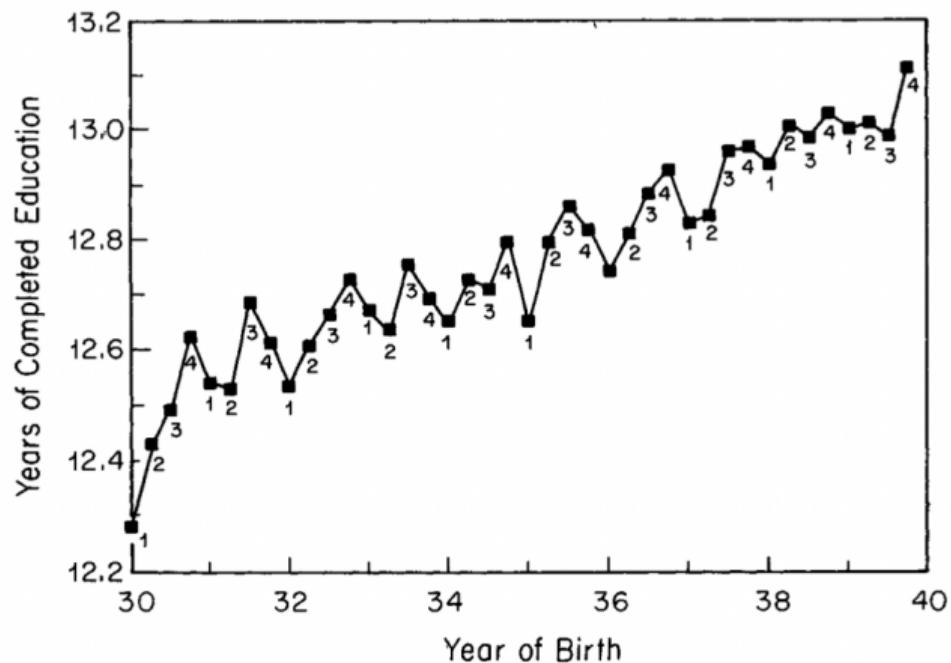


FIGURE I
Years of Education and Season of Birth
1980 Census

Note. Quarter of birth is listed below each observation.

Educación y Semestre de Nacimiento

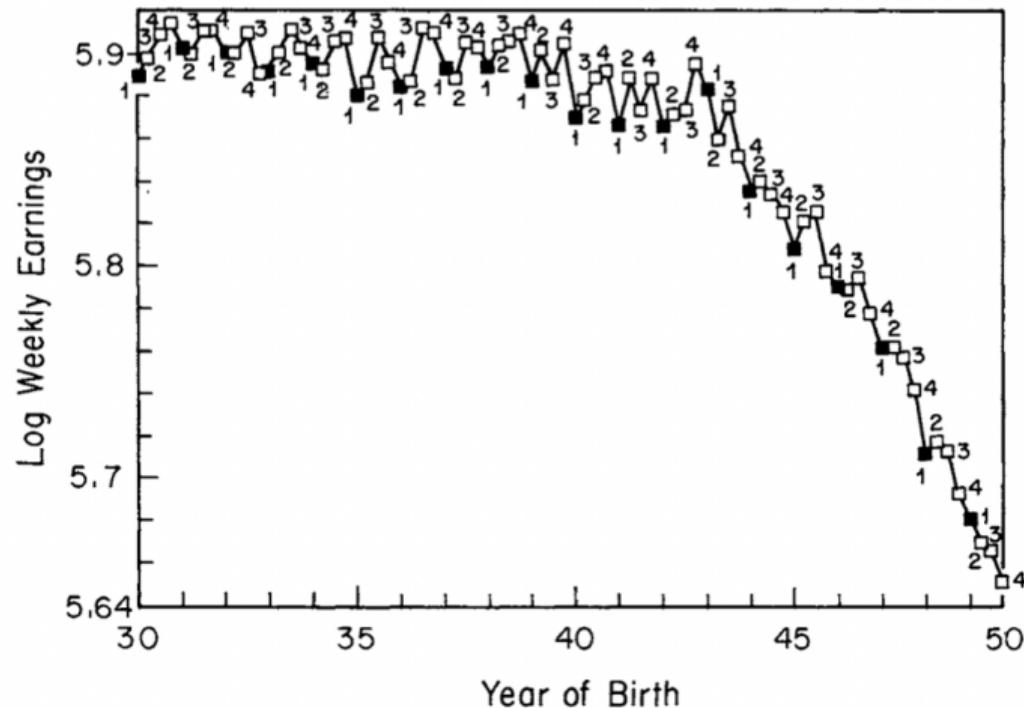


FIGURE V
Mean Log Weekly Wage, by Quarter of Birth
All Men Born 1930–1949; 1980 Census

Educación y Semestre de Nacimiento

Entonces, el estimador de Mínimos Cuadrados en Dos Etapas consiste en una primera etapa que estima:

$$E_i = \alpha_0 + \alpha_1 T_{1i} + \alpha_2 T_{2i} + \alpha_3 T_{3i} + \varepsilon_i$$

y una segunda etapa que estima:

$$W_i = \beta_0 + \beta_1 \hat{E}_i + u_i$$

Educación y Semestre de Nacimiento

En la práctica, el artículo estima algo muy parecido:

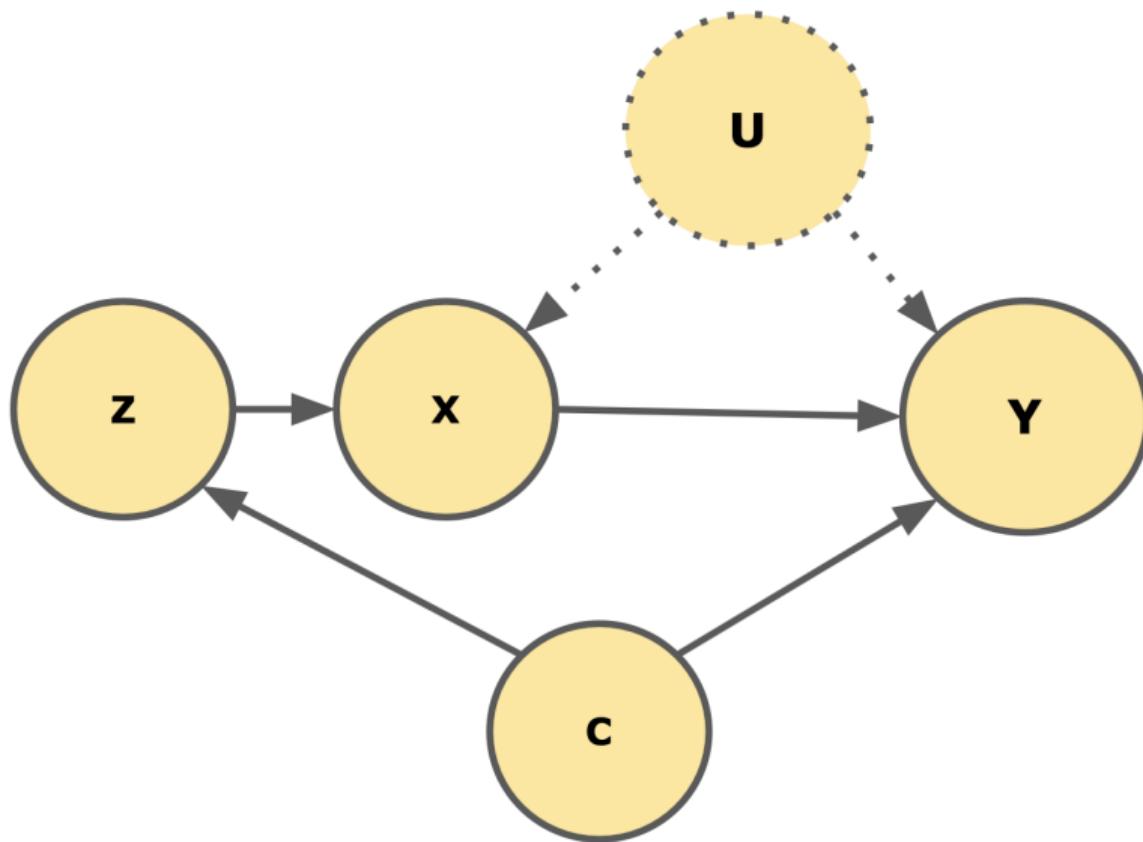
$$E_i = \pi C_i + \sum_c \delta_c Y_c + \sum_c (\theta_{1c} T_{1i} + \theta_{2c} T_{2i} + \theta_{3c} T_{3i}) + \epsilon_i$$

$$\ln W_i = \beta C_i + \sum_c \xi_c Y_c + \sum_c (\theta_{1c} T_{1i} + \theta_{2c} T_{2i} + \theta_{3c} T_{3i}) + \epsilon_i$$

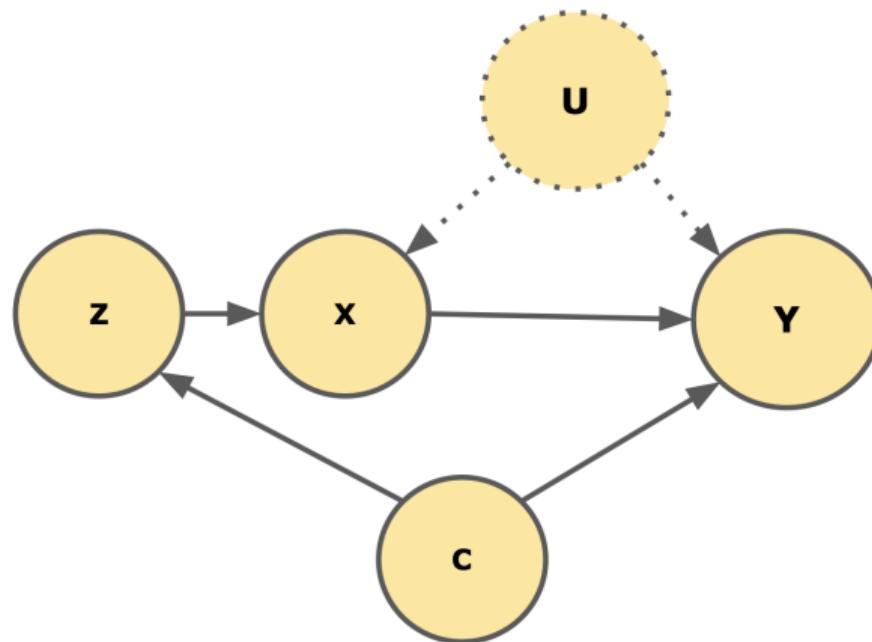
¿Por qué incluyen C_i ?

1. Igual que en MCO, incluir covariables importantes para explicar Y ayuda a reducir los errores
2. En ciertos casos podemos creer que el instrumento es válido *condicional en C*

Educación y Semestre de Nacimiento



Educación y Semestre de Nacimiento



Z es una variable instrumental válida **si** condicionamos en C .
Es decir, es necesario incluir C como control.

Educación y Semestre de Nacimiento

Volvamos a las hipótesis básicas:

1. **Exogeneidad:** el trimestre de nacimiento no puede verse afectado por variables que también afecten educación y salarios
 - Problema potencial: profesionales con carreras demandantes programan fertilidad para tener hijos durante las vacaciones
2. **Exclusión:** el trimestre de nacimiento puede afectar los salarios solo a través de la educación
 - Se violaría si, por ejemplo, los niños nacidos en invierno tuvieran peor salud

Educación y Semestre de Nacimiento

3. **Monotonicidad:** nacer en el primer trimestre no puede provocar que alguien obtenga *más* educación que si hubiera nacido en otro trimestre
 - Más complejo con múltiples instrumentos
4. **Primera Etapa:** el trimestre de nacimiento debe afectar significativamente los años de educación
 - Verificable empíricamente

Educación y Semestre de Nacimiento

¿Quiénes son los cumplidores?

Las personas que tuvieron más educación porque nacieron más hacia el final del año.

Son quienes considerarían dejar la escuela a los 16 años, pero esperan un poco más para terminar un año adicional.

Implicación: probablemente no son personas que alcanzarían niveles de educación muy altos. Las estimaciones valen para un grupo en riesgo de no terminar la educación secundaria.

Educación y Semestre de Nacimiento

Este es un ejemplo de lo que llamamos “experimentos naturales”.

No es una intervención diseñada para estudiar un efecto, sino una variación creada naturalmente por la política educativa.

Pero genera una variación “casi aleatoria” en años de educación, lo que permite estudiar sus efectos.

Oferta Laboral y el Tamaño Familiar

Oferta Laboral y el Tamaño Familiar

¿Cómo influye el número de hijos en el trabajo de las madres?

Esta es una pregunta importante para entender la oferta laboral femenina. También es clave para explicar el aumento del trabajo femenino conforme disminuyó el tamaño de las familias.

Oferta Laboral y el Tamaño Familiar

Si simplemente comparamos el empleo de mujeres con 1 hijo frente a mujeres con 3 hijos, ¿qué otros factores pueden diferir?

Oferta Laboral y el Tamaño Familiar

Al comparar mujeres con 1 hijo y con 3 hijos podrían diferir:

- Probablemente iniciaron la maternidad más jóvenes → menos educación
- Las mujeres con más hijos quizá tengan menos interés en un empleo formal y se dediquen más a la familia

Oferta Laboral y el Tamaño Familiar

Para usar una estrategia de variables instrumentales, necesitamos algo “aleatorio” que haga que una familia tenga más hijos. ¿Qué podría ser?

Oferta Laboral y el Tamaño Familiar

Angrist y Evans (1998) sugieren: que los dos primeros hijos de una familia tengan el mismo sexo.

Oferta Laboral y el Tamaño Familiar

Es muy común que los padres prefieran tener al menos un hijo y al menos una hija.

Muchas familias que tienen 2 hijos del mismo sexo eligen tener uno más para intentar obtener ambos sexos.

Como el sexo del segundo hijo es aleatorio, eso genera un “incentivo” para tener más hijos en algunas familias, pero no en otras.

Oferta Laboral y el Tamaño Familiar

Sex of first two children in families with two or more children	1980 PUMS (394,835 observations)	
	Fraction of sample	Fraction that had another child
one boy, one girl	0.494	0.372 (0.001)
two girls	0.242	0.441 (0.002)
two boys	0.264	0.423 (0.002)
(1) one boy, one girl	0.494	0.372 (0.001)
(2) both same sex	0.506	0.432 (0.001)
difference (2) - (1)	—	0.060 (0.002)

Oferta Laboral y el Tamaño Familiar

Las familias que tuvieron un hijo y una hija tienen 37.2% de probabilidad de tener otro hijo.

Las familias con hijos del mismo sexo tienen 43.2% de probabilidad de tener otro hijo.

Entonces, este “instrumento” aumenta la fertilidad en 6 puntos porcentuales (o más).

Oferta Laboral y el Tamaño Familiar

Por lo tanto, para estimar el efecto del tamaño familiar sobre la oferta laboral, estimamos:

Primera etapa, donde x_i es “tener 3 hijos o más”:

$$x_i = \pi_0 w_i + \pi_1 s_{1i} + \pi_2 s_{2i} + \gamma \text{MismoSexo}_i + \eta_i$$

Segunda etapa:

$$y_i = \alpha_0 w_i + \alpha_1 s_{1i} + \alpha_2 s_{2i} + \beta \hat{x}_i + \varepsilon_i$$

Oferta Laboral y el Tamaño Familiar

TABLE 7—OLS AND 2SLS ESTIMATES OF LABOR-SUPPLY MODELS USING 1980 CENSUS DATA

	All women			Married women			Husbands of married women		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
Estimation method	OLS	2SLS	2SLS	OLS	2SLS	2SLS	OLS	2SLS	2SLS
Instrument for <i>More than 2 children</i>	—	<i>Same sex</i>	<i>Two boys, Two girls</i>	—	<i>Same sex</i>	<i>Two boys, Two girls</i>	—	<i>Same sex</i>	<i>Two boys, Two girls</i>
Dependent variable:									
<i>Worked for pay</i>	-0.176 (0.002)	-0.120 (0.025)	-0.113 (0.025) [0.013]	-0.167 (0.002)	-0.120 (0.028)	-0.113 (0.028) [0.013]	-0.008 (0.001)	0.004 (0.009)	0.001 (0.008) [0.013]
<i>Weeks worked</i>	-8.97 (0.07)	-5.66 (1.11)	-5.37 (1.10) [0.017]	-8.05 (0.09)	-5.40 (1.20)	-5.16 (1.20) [0.071]	-0.82 (0.04)	0.59 (0.60)	0.45 (0.59) [0.030]
<i>Hours/week</i>	-6.66 (0.06)	-4.59 (0.95)	-4.37 (0.94) [0.030]	-6.02 (0.08)	-4.83 (1.02)	-4.61 (1.01) [0.049]	0.25 (0.05)	0.56 (0.70)	0.50 (0.69) [0.71]
<i>Labor income</i>	-3768.2 (35.4)	-1960.5 (541.5)	-1870.4 (538.5) [0.126]	-3165.7 (42.0)	-1344.8 (569.2)	-1321.2 (565.9) [0.703]	-1505.5 (103.5)	-1248.1 (1397.8)	-1382.3 (1388.9) [0.549]

Otra vez, repasemos las hipótesis básicas:

1. **Exogeneidad:** se basa en el hecho biológico de que, en promedio, el 50% de los nacimientos son de cada sexo
 - Violación potencial: abortos selectivos por sexo
2. **Exclusión:** tener dos hijos del mismo sexo puede afectar el empleo **solo** a través de la decisión de tener más hijos
 - Violación potencial: tener dos hijos varones cambia expectativas de ingreso futuro
3. **Monotonicidad:** nadie decide tener otro hijo **porque** tiene uno de cada sexo, ni decide no tener más **porque** tiene dos del mismo sexo

Interpretación del LATE:

1. Supone que la familia tiene cierto control sobre la fertilidad
2. Más importante: solo vale para familias con 2 hijos
 - Tiene gran valor histórico, pero quizá sea menos aplicable hoy

Oferta Laboral y el Tamaño Familiar

Aquí vemos otro ejemplo de “experimento natural” que utiliza la variación que ocurre naturalmente para aislar un efecto causal.

Como en toda aplicación de IV, el conocimiento del contexto es crucial para evaluar si las hipótesis son válidas.

Diseños IV Populares

Tour de Diseños IV Populares

Ahora haremos un breve recorrido por algunos diseños IV comunes en la literatura aplicada.

Para cada uno, discutiremos:

- ¿Cuándo se usa?
- ¿Cuál es el instrumento?
- ¿Qué supuestos son críticos?
- ¿Cuáles son las limitaciones principales?

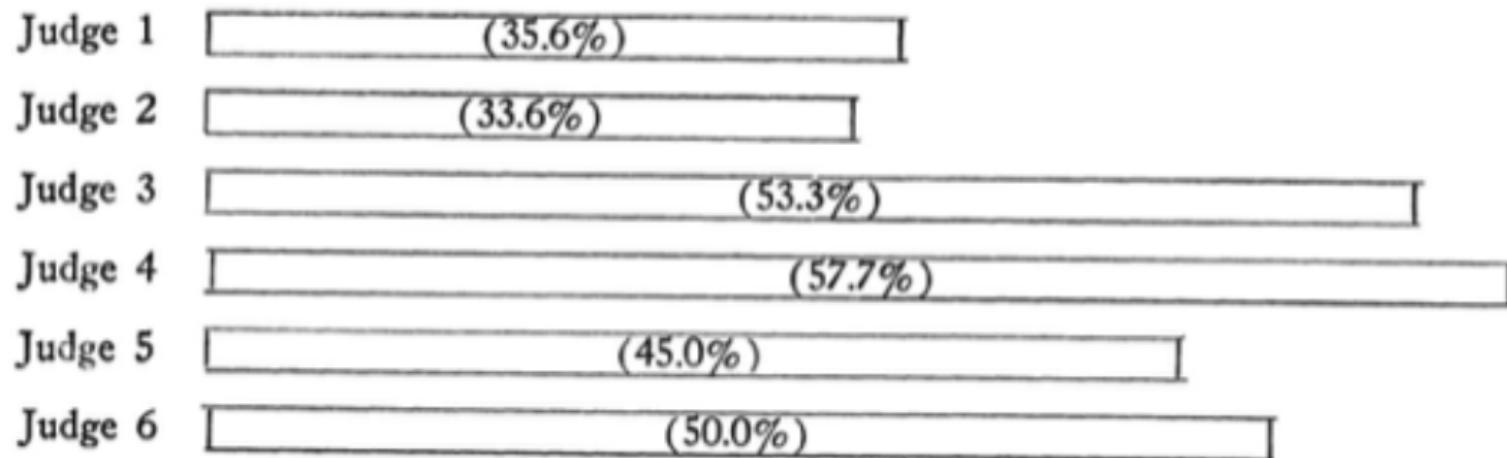
Pregunta típica: ¿Cuál es el efecto causal del encarcelamiento en reincidencia, empleo, etc.?

Instrumento: asignación aleatoria (o quasi-aleatoria) de jueces con diferentes tasas de condena

Intuición: algunos jueces son sistemáticamente más duros que otros. Si los casos se asignan aleatoriamente, esta variación es “tan buena como aleatoria”.

Percentage of Each Kind of Sentence Given by Each Judge

Imprisonment



Primera Etapa:

$$\text{prison}_i = \alpha_0 + \alpha_1 \text{Judge_Severity}_i + \varepsilon_i$$

donde Judge_Severity es la tasa de condena del juez, estimada en otros casos.

Segunda Etapa:

$$\text{Employment}_i = \beta_0 + \beta_1 \widehat{\text{prison}}_i + u_i$$

1. **Exogeneidad:** los casos se asignan aleatoriamente a los jueces
 - Violación: asignar peores casos a jueces más duros
2. **Exclusión:** el juez solo afecta resultados a través de la sentencia
 - Generalmente plausible
3. **Monotonicidad:** cada juez es más duro o más blando para *todos* los casos
 - **Problema:** si un juez es duro con delitos violentos pero blando con otros, viola monotonicidad

LATE: efecto sobre casos “marginales”

- No incluye casos muy graves (condenados por cualquier juez)
- No incluye casos muy leves (liberados por cualquier juez)
- Solo casos que dependen de qué juez les tocó

Generalización: puede aplicarse siempre que haya decisores aleatorios (agentes de servicio al cliente, evaluadores de solicitudes, etc.)

Distancia como Instrumento

Pregunta típica: ¿Cuál es el efecto de asistir a la universidad en salarios futuros?

Instrumento: distancia a la universidad más cercana

Intuición: vivir cerca de una universidad reduce el costo de asistir, pero (argumentablemente) no afecta salarios directamente.

Distancia como Instrumento - Supuestos Críticos

1. **Exogeneidad:** la distancia no está correlacionada con habilidad, riqueza familiar, etc.
 - **Problema:** las universidades se ubican en ciertas áreas por razones no aleatorias
 - Solución común: controlar por características del área
2. **Exclusión:** la distancia solo afecta salarios a través de educación
 - **Problema:** vivir cerca de una universidad puede señalar vivir en área urbana, con mejores oportunidades laborales
3. **Monotonicidad:** distancia menor nunca *reduce* probabilidad de asistir

Distancia como Instrumento - Limitaciones

- La exogeneidad es cuestionable sin buenos controles
- La primera etapa puede ser débil (distancia tiene efecto pequeño)
- LATE aplica solo a personas sensibles a costos de transporte
 - Probablemente estudiantes de bajos recursos
 - No generaliza a todos los estudiantes

Lección: la validez depende crucialmente del contexto y los controles disponibles.

Lotería y Asignación Aleatoria

Ejemplos:

- Lotería de reclutamiento (Vietnam)
- Lotería de visas (H-1B)
- Lotería escolar (charter schools)

Fortalezas:

- Exogeneidad muy creíble (literalmente aleatorio)
- Exclusión generalmente plausible
- Monotonicidad razonable

Limitaciones:

- Disponibilidad: pocos contextos tienen loterías
- LATE puede ser muy específico
 - Ej: lotería escolar identifica efecto solo para familias que aplicaron
 - No para toda la población

Cuándo usar: cuando existe asignación realmente aleatoria de oportunidades o tratamientos.

Shocks de Oferta/Demanda

Pregunta típica: efectos de precio, efectos de comercio, etc.

Ejemplos de instrumentos:

- Clima/lluvia para cosechas (afecta oferta agrícola)
- Distancia a puertos para comercio
- Cambios regulatorios en otros mercados

Intuición: shocks exógenos a oferta o demanda generan variación en precio/cantidad que puede usarse para identificación.

Potencial uso: lluvia afecta ingreso agrícola

Problemas frecuentes:

1. **Exclusión violada:** la lluvia afecta muchas cosas
 - Demanda laboral (trabajo infantil)
 - Prevalencia de enfermedades
 - Infraestructura (escuelas destruidas)
2. **Monotonía violada:** lluvia excesiva puede ser perjudicial
 - La relación no es monótona

Mejor contexto: efectos de corto plazo bien definidos

Ejemplo: lluvia el día de la elección y participación electoral

- **Exclusión más plausible:** un día de lluvia tiene efectos limitados
- **Monotonicidad razonable:** lluvia solo reduce (no aumenta) participación
- **LATE bien definido:** votantes marginales sensibles a inconveniencia

Lección: el mismo instrumento puede ser válido o inválido según la aplicación.

Cambios de Política como Instrumentos

Ejemplos:

- Cambios en edad mínima legal (alcohol, conducir, trabajar)
- Cambios en requisitos obligatorios (escolaridad, servicio militar)
- Cambios en impuestos/subsidios

Fortaleza: timing del cambio a menudo exógeno respecto a individuos

Debilidad: pueden haber cambios simultáneos en otras políticas

Resumen: Evaluando un Instrumento

Para cualquier instrumento propuesto, pregúntate:

1. **¿Es realmente exógeno?** ¿Por qué varía? ¿Esa variación está correlacionada con otros factores?
2. **¿Satisface exclusión?** ¿Hay otras vías causales de Z a Y ?
3. **¿Es monótono?** ¿Para todos la relación $Z \rightarrow X$ tiene el mismo signo?
4. **¿Qué tan fuerte es la primera etapa?** Si es débil, las estimaciones serán ruidosas
5. **¿Quiénes son los cumplidores?** ¿Es una población de interés?

Resumen: Evaluando un Instrumento

Regla de oro: la validez de IV depende del contexto, no del instrumento per se.

La misma variable puede ser:

- Un excelente instrumento en un contexto
- Un instrumento terrible en otro

Siempre: argumente cuidadosamente por qué sus supuestos son plausibles en su aplicación específica.

Resumen de IV

Resumen de Variables Instrumentales

Idea central: usar una variable Z que afecta X pero no afecta Y directamente para identificar el efecto causal de X en Y .

Estimación:

- Primera etapa: $X_i = \alpha_0 + \alpha_1 Z_i + \varepsilon_i$
- Segunda etapa: $Y_i = \beta_0 + \beta_1 \hat{X}_i + u_i$
- Con múltiples instrumentos: incluir todos en primera etapa

Resumen de Variables Instrumentales

Supuestos:

1. Exogeneidad: Z es tan bueno como aleatorio
2. Exclusión: Z solo afecta Y a través de X
3. Monotonicidad: no hay defiers
4. Primera Etapa Fuerte: Z afecta significativamente a X

Resumen de Variables Instrumentales

Interpretación:

- LATE = Efecto promedio para los cumplidores
- Los cumplidores son quienes son afectados por el instrumento
- No generaliza necesariamente a toda la población

Advertencia: la validez depende crucialmente del contexto. Un buen instrumento en una aplicación puede ser terrible en otra.

Resumen de Variables Instrumentales

Cuándo usar IV:

- Hay confusores no observados
- Encontramos variación quasi-experimental
- Podemos argumentar convincentemente que los supuestos se cumplen

Cuándo NO usar IV:

- No hay variación exógena disponible
- La primera etapa es muy débil
- No podemos defender los supuestos de forma convincente

Recuerda: IV no es una solución mágica. Requiere argumentación cuidadosa y conocimiento del contexto.