THE WORLD BANK

IMPACT EVALUATION

Sesión Técnica I
Inferencia Causal

Claudio Ferraz

Managua, 3 Marzo 2008

Human Development Network

Latin American and the Caribbean Region

Finance, Private Sector, and Infrastructure Department

World Bank Institute Evaluation Group

Justificación

- Las preguntas de investigación que motivan la mayoría de los estudios en las ciencias de la salud son de naturaleza causal.
- Por ejemplo:
  - ¿Cuál es la eficacia de un medicamento en una población dada?
  - ¿Qué fracción de muertes de una enfermedad dada podrían haberse evitado por un tratamiento o política dada?

IMPACT EVALUATION

Justificación

- Las preguntas empíricas más difíciles en economía también involucran relaciones causa-efecto:

  - ¿La descentralizacion de las escuelas mejora la calidad de la educación?
  - ¿Un año de capacitación *causa* mayores ingresos?
  - ¿Las transferencias condicionadas mejoran la salud de niños?

IMPACT EVALUATION

Justificación

El interés en estas preguntas está motivado por:

- Preocupaciones de política

  Ej. ¿ Los programas públicos reducen la pobreza?

- Consideraciones teóricas

- Problemas que enfrentan los tomadores de decisiones.

IMPACT EVALUATION

Intuición del problema: un ejemplo hipotético

- Un programa de transferencias monetarias condicionadas para mujeres embarazadas
  - Se someten a controles médicos periódicos
  - Se refuerza la alimentación
  - Se realizan reuniones informativas sobre riesgos de fumar y consumir alcohol durante el embarazo

- La pregunta es: el programa tiene algún impacto sobre el peso del niño al nacer?
  - Cuales son los canales de impacto? Discusión

IMPACT EVALUATION

Transferencias y peso al nacer

- Asuma que tiene datos sobre mujeres en un pueblo con TMC, y sobre mujeres en un pueblo vecino sin TMC

Y = promedio del peso al nacer, en gramos				
	Mujeres con TMC Pueblo con TMC	Mujeres sin TMC Pueblo vecino	Diferencia	Doble Difference
Antes del inicio de las TMC	?	?		
Después de que se iniciaron las TMC	3,250	3,100	150	?
Asuma: las diferencias son significativas				

Transferencias y peso al nacer

- Datos: personas en el programa y personas sin programa, pueblo vecino, Y datos antes del programa

Y = promedio del peso al nacer, en gramos				
	Mujeres con TMC Pueblo con TMC	Mujeres sin TMC Pueblo vecino	Diferencia	Doble Diferencia
Antes del inicio de las TMC	3,025	2,840	185	
Después de que se iniciaron las TMC	3,250	3,100	150	?
Asuma: las diferencias son significativas				

IMPACT EVALUATION

Transferencias y peso al nacer

- Datos: personas en el programa y personas sin programa a través de una lotería

Y = promedio del peso al nacer, en gramos				
	Mujeres con TMC Pueblo con TMC	Mujeres sin TMC Pueblo vecino	Diferencia	Doble Diferencia
Antes del inicio de las TMC	3,025	2,840	185	
Después de que se iniciaron las TMC	3,250	3,100	150	-35
	Mujeres con TMC **por loteria**	Mujeres sin TMC **por loteria**	Diferencia	Doble Diferencia
Antes del inicio de las TMC	3,028	3,028	0	
Después de que se iniciaron las TMC	3,250	3,105	145	145
Asuma: las diferencias son significativas				

EVALUATION

Análisis Causal

- El objetivo del análisis estadístico estándar, típicamente probabilidad y otras técnicas de estimación, es inferir parámetros de una distribución, a partir de muestras obtenidas de esa distribución.

- Con la ayuda de tales parámetros, uno puede:

1. Inferir asociación entre variables,
2. Estimar la probabilidad de eventos pasados y futuros,
3. Así como actualizar la probabilidad de eventos a la luz de nueva evidencia o nuevas mediciones.

Análisis Causal

- Estas tareas pueden llevarse a cabo adecuadamente por el análisis estadístico estándar, si las condiciones experimentales se mantienen.

- El análisis causal va un paso adelante:
  - Su objetivo es inferir aspectos del proceso de generación de datos.
  - Con la ayuda de tales aspectos, uno puede deducir no solamente la probabilidad de eventos bajo condiciones estáticas, sino también la dinámica de eventos bajo condiciones cambiantes.

IMPACT EVALUATION

Análisis Causal

- Esta capacidad incluye:

1. Predecir los efectos de intervenciones
2. Predecir los efectos de cambios espontáneos
3. Identificar las causas de eventos reportados

- Esta distinción implica que los conceptos causales y de asociación no se mezclan.

IMPACT EVALUATION

Análisis Causal

La palabra *causa* no está en el vocabulario de la teoría de probabilidad estándar.

- Toda teoría de probabilidad nos permite decir que dos eventos están mutuamente *correlacionados*, o son dependientes – lo que significa que, si encontramos uno, podemos esperar encontrar el otro.

- Los científicos que buscan explicaciones causales para fenómenos complejos o racionales para decisiones políticas deben, por tanto, suplir el término de probabilidad con un vocabulario para *causalidad*.

Análisis Causal

Se han propuesto dos términos para causalidad :

1. Structural equation modeling (ESM)
   (Haavelmo 1943)

2. The Neyman-Rubin potential outcome model
   (RCM)
   (Neyman, 1923; Rubin, 1974)

IMPACT EVALUATION

Modelo Causal de Rubin

- Define a la población por la letra *U*.

  Cada unidad en *U* es denotada por *u*.

- Para cada *u* Î *U*, hay asociado un valor *Y(u)* de la variable de interés *Y*, la cual llamamos variable de respuesta.

- Sea *A* una segunda variable definida en *U*. Llamamos a *A* un atributo de las unidades en U.

IMPACT EVALUATION

- La idea clave es el ***potencial*** para exponer o no cada unidad a la acción de una causa:

- Cada unidad tiene que ser potencialmente expuesta a cualquiera de las causas.

- Así, Rubin **toma** la posición de que las causas son acciones que podrían ser tratamientos en experimentos hipotéticos.

- Un atributo no puede ser una causa en un experimento, porque la idea de *exposición potencial* no aplica a éste.

IMPACT EVALUATION

- Por simplicidad, asumimos que hay solo 2 causas o nivel de tratamiento.

- Sea *D* una variable que indica la causa a la cual cada unidad en *U* es expuesta:

$$D = \begin{cases} t & \text{si la unidad } u \text{ es expuesta a tratamiento} \\ c & \text{si la unidad } u \text{ es expuesta a control} \end{cases}$$

- En un estudio controlado, *D* es construido por el experimentador.

- En un estudio sin control, *D* es determinado por factores que están más allá del control del experimentador.

IMPACT EVALUATION

- Los valores de Y son potencialmente afectados por la causa particular, t o c, a la cual la unidad es expuesta.

- Así, necesitamos dos variables de respuesta:

$$Y_t(u),\ Y_c(u)$$

- $Y_t(u)$ es el valor de la respuesta que sería observada si la unidad u fuera expuesta a t

- $Y_c(u)$ es el valor que sería observado en la misma unidad u si ésta fuera expuesta a c.

IMPACT EVALUATION

Alternativamente, D se puede expresar como una variable binaria:

$$D = \begin{cases} 0 & \text{si la unidad } u \text{ es expuesta a tratamiento} \\ 1 & \text{si la unidad } u \text{ es expuesta a control} \end{cases}$$

Entonces,

$Y_1(u)$ es el el resultado si la unidad u es expuesta a tratamiento

$Y_0(u)$ es el el resultado si la unidad u es expuesta a control

Entonces, el resultado de cada individuo puede ser escrito como:

$$Y(u) = DY_1(u) + (1 - D)Y_0(u)$$

IMPACT EVALUATION

Definition: Para cada unidad tratada u, el tratamiento causa

$$d_{\mathrm{u}} = Y_1(u) - Y_0(u)$$

- Esta definición de un efecto causal asume que el estado de tratamiento de un individuo no afecta los resultados potenciales de otros individuos.

- **Problema Fundamental de Inferencia Causal:**

  Es imposible observar el valor de $Y_1(u)$ y $Y_0(u)$ en la misma unidad *u*, por lo tanto, es imposible observar el efecto de *t* en *u*.

- Es decir: No podemos inferir el efecto de tratamiento por que no tenemos la evidencia *contrafactual*.

  ¿Qué hubiera sucedido en ausencia de tratamiento?

IMPACT EVALUATION

- Dado que el efecto causal para una sola unidad *u* no puede ser observada, intentamos identificar el **efecto causal promedio** para la población entera o para las sub-poblaciones.

- El **efecto de tratamiento promedio** (*ATE*) de *t* (relativo a *c*) sobre *U* (o cualquier sub-población) está dado por:

$$\begin{aligned} ATE &= E\ [Y_1(u) - Y_0(u)] \\ &= E\ [Y_1(u)] - E[Y_0(u)] \\ &= \bar{d} = \bar{Y}_1 - \bar{Y}_0 \qquad (1) \end{aligned}$$

- La solución estadística reemplaza el efecto causal imposible de observar de t en una unidad específica con la posibilidad de estimar el *efecto causal* promedio de t sobre una población de unidades.

- $E(Y_1)$ y $E(Y_0)$ pueden ser estimados.

- La mayoría de los métodos econométricos intentan construir de datos observacionales estimaciones consistentes de

$$\overline{Y_1} \text{ y } \overline{Y_0}$$

IMPACT EVALUATION

- Considere el siguiente estimador simple de ATE ("después de tratamiento"):

$$\hat{d} = [\hat{\bar{Y}}_1 \mid D = 1] - [\hat{\bar{Y}}_0 \mid D = 0] \qquad (2)$$

- Note que la ecuación (1) está definida para la población completa, mientras que la ecuación (2) representa un estimador a ser evaluado en una muestra obtenida de esa población.

Asuma que *p* es igual a la proporción de la población que sería asignada al grupo de tratamiento.

Se puede descomponer *ATE* de manera siguiente:

$$
\begin{aligned}
\bar{d} &= p\,\bar{d}_{\{D=1\}} + (1-p)\,\bar{d}_{\{D=0\}} \\
&= p\left[\left(\bar{Y}_1 - \bar{Y}_0\right) \mid D=1\right] + (1-p)\left[\left(\bar{Y}_1 - \bar{Y}_0\right) \mid D=0\right] \\
&= \left[p\,[\bar{Y}_1 \mid D=1] + (1-p)[\bar{Y}_1 \mid D=0]\right] + \\
&\qquad \left[p\,[\bar{Y}_0 \mid D=1] + (1-p)[\bar{Y}_0 \mid D=0]\right] \\
&= \bar{Y}_1 - \bar{Y}_0
\end{aligned}
$$

IMPACT EVALUATION

Si se supone que

$$[\bar{Y}_1 \mid D=1]=[\bar{Y}_1 \mid D=0] \quad and \quad [\bar{Y}_0 \mid D=1]=[\bar{Y}_0 \mid D=0]$$

entonces

$$\begin{aligned}\bar{d} &= \left[p\,[\bar{Y}_1 \mid D=1]+(1-p)[\bar{Y}_1 \mid D=1]\right]+\\ &\quad \left[p\,[\bar{Y}_0 \mid D=0]+(1-p)[\bar{Y}_0 \mid D=0]\right]\end{aligned}$$

$$\bar{d} = [\bar{Y}_1 \mid D=1]\text{-}[\bar{Y}_0 \mid D=0]$$

Lo cual puede ser estimado de manera consistente por:

$$\hat{\bar{d}} = [\hat{\bar{Y}}_1 \mid D=1]\text{-}[\hat{\bar{Y}}_0 \mid D=0]$$

IMPACT EVALUATION

- Así, una condición suficiente para el estimador estándar para estimar consistentemente el ATE verdadero es que:

$$[\bar{Y}_1 | D = 1] = [\bar{Y}_1 | D = 0] \quad y \quad [\bar{Y}_0 | D = 1] = [\bar{Y}_0 | D = 0]$$

- En esta situación, el resultado promedio bajo el tratamiento *y* el resultado promedio bajo control no difiere entre los grupos de tratamiento y de control.

- A fin de satisfacer estas condiciones, es suficiente que la asignación del tratamiento D no esté correlacionado con las potenciales distribuciones resultantes de Y_1 y Y_0.

- La forma principal de conseguir esta no-correlación es a través de la asignación aleatoria del tratamiento

IMPACT EVALUATION

- En la mayoría de los casos, simplemente no hay información disponible sobre cómo aquellos individuos en el grupo control habrían reaccionado si hubieran recibido el tratamiento.

- Ésta es la base para comprender los potenciales sesgos del estimador estándar (2).

- Después de un poco de algebra, se puede mostrar que:

$$\hat{\bar{d}} = \bar{d} + \underbrace{\left([\bar{Y}_0 \mid D=1] - [\bar{Y}_0 \mid D=0]\right)}_{\text{Diferencia en la línea base}} + (1-p) \underbrace{\left(\bar{d}_{\{D=1\}} - \bar{d}_{\{D=0\}}\right)}_{\text{Heterogeneidad del tratamiento}}$$

IMPACT EVALUATION

- Esta ecuación especifica las dos fuentes de sesgo que necesitan ser eliminadas de las estimaciones de efectos causales de estudios observacionales.

1. Sesgo de selección: diferencias en la línea de base.
2. Heterogeneidad del tratamiento

- La mayoría de los métodos disponibles solamente se enfocan al sesgo de selección, asumiendo que el efecto del tratamiento es constante en la población o redefiniendo los parámetros de interés en la población.

Tratamiento en los tratados

- *ATE* no siempre es el parámetro de interés.

- En una variedad de contextos de política, el efecto de tratamiento promedio *para la persona bajo intervención* es de sumo interés:

$$TOT = E\,[Y_1(u) - Y_0(u) \mid D = 1]$$
$$= E\,[Y_1(u) \mid D = 1] - E\,[Y_0(u) \mid D = 1]$$

IMPACT EVALUATION

Tratamiento en la persona tratada

- El estimador estándar (2) estima consistentemente *TOT* si:

$$[\overline{Y}_0 \mid D = 1] = [\overline{Y}_0 \mid D = 0]$$

Referencias

- Judea Pearl (2000): Causality: Models, Reasoning and Inference, CUP. Chapters 1, 5 and 7.
- Trygve Haavelmo (1944): “The probability approach in econometrics,” *Econometrica* 12, pp. iii-vi+1-115.
- Arthur Goldberger (1972): “Structural Equations Methods in the Social Sciences,” *Econometrica 40*, pp. 979-1002.
- Donald B. Rubin (1974): “Estimating causal effects of treatments in randomized and nonrandomized experiments,” *Journal of Educational Psychology 66*, pp. 688-701.
- Paul W. Holland (1986): “Statistics and Causal Inference,” *Journal of the American Statistical Association 81*, pp. 945-70, with discussion.