

Conversación DeepSeek

Marlon Angulo Ramos
Carlos Agamez Mendez

Agosto 2025

1 Primer ejercicio

Solución

a) El modelo de resultados potenciales (también conocido como modelo de Rubin o marco Neyman-Rubin) es un marco formal para el análisis causal.

Su premisa central es que para establecer una relación causal (por ejemplo, el efecto de un tratamiento T en un resultado Y), debemos comparar dos estados potenciales para una misma unidad:

- Y_{1i} : El resultado si la unidad i recibe el tratamiento.
- Y_{0i} : El resultado si la unidad i no recibe el tratamiento.

El efecto causal individual para la unidad i se define como la diferencia:

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

El problema fundamental: Es imposible observar ambos estados para la misma unidad al mismo tiempo (esto se conoce como el “problema fundamental de la inferencia causal”). Solo observamos uno de los dos resultados, dependiendo del tratamiento que realmente recibió. El resultado observado Y_i es:

$$Y_i = T_i \cdot Y_{1i} + (1 - T_i) \cdot Y_{0i}$$

donde T_i es una variable binaria que indica el tratamiento ($T_i = 1$ si tratado, $T_i = 0$ si control).

La solución: El modelo se enfoca en estimar promedios de estos efectos, como el Efecto Promedio del Tratamiento (ATE):

$$ATE = E[\tau_i] = E[Y_{1i} - Y_{0i}] = E[Y_{1i}] - E[Y_{0i}]$$

Para identificarlo, se requieren supuestos clave, siendo el más importante el de **independencia** (o no confusión), a menudo expresado como:

$$(Y_{1i}, Y_{0i}) \perp\!\!\!\perp T_i$$

Este supuesto, que se logra típicamente mediante la asignación aleatoria del tratamiento, permite comparar los grupos tratados y de control como si fueran equivalentes, de modo que:

$$E[Y_i|T_i = 1] - E[Y_i|T_i = 0] = E[Y_{1i}|T_i = 1] - E[Y_{0i}|T_i = 0] = E[Y_{1i}] - E[Y_{0i}] = ATE$$

b) El problema fundamental de la inferencia causal es la imposibilidad de observar ambos resultados potenciales (Y_1 e Y_0) para una misma unidad al mismo tiempo.

En términos simples:

- Para una persona que recibió el tratamiento ($T = 1$), observamos Y_1 pero no podemos saber cuál habría sido su resultado Y_0 (el *contrafactual*).
- Para una persona que no recibió el tratamiento ($T = 0$), observamos Y_0 pero no podemos saber cuál habría sido su resultado Y_1 .

Esta falta de información sobre el estado contrafactual hace que el efecto causal individual $\tau_i = Y_{1i} - Y_{0i}$ sea inherentemente **no observable**.

La inferencia causal, por lo tanto, se convierte en el desafío de estimar de manera creíble el resultado no observado para construir una comparación válida, típicamente a nivel de grupo (por ejemplo, el Efecto Promedio del Tratamiento). Esto requiere de supuestos metodológicos sólidos (como la aleatorización) para aproximar la comparación contrafactual.

c) Principales Efectos Promedio en Econometría

- **ATE (Average Treatment Effect - Efecto Promedio del Tratamiento):** El efecto que el tratamiento o política tendría en promedio sobre toda la población de interés (tanto en los tratados como en los no tratados).

$$ATE = E[Y_1 - Y_0] = E[Y_1] - E[Y_0]$$

- **ATT (Average Treatment Effect on the Treated - Efecto Promedio en los Tratados):** El efecto que el tratamiento tuvo en promedio específicamente en el grupo que realmente lo recibió. Esto es crucial cuando el efecto puede ser diferente para quienes se autoseleccionan en el programa.

$$ATT = E[Y_1 - Y_0 | T = 1]$$

- **ATU (Average Treatment Effect on the Untreated - Efecto Promedio en los No Tratados):** El efecto que el tratamiento habría tenido en promedio en el grupo que no lo recibió, si es que ellos hubieran sido tratados.

$$ATU = E[Y_1 - Y_0 \mid T = 0]$$

- **ITT (Intention-To-Treat Effect - Efecto de Intención de Tratar):** El efecto de haber sido ofrecido o asignado al azar para recibir el tratamiento, independientemente de si se lo recibió o no. Mide el impacto de la “oportunidad” de participar y es clave cuando hay incumplimiento en los experimentos.

$$ITT = E[Y \mid Z = 1] - E[Y \mid Z = 0]$$

donde Z indica la asignación aleatoria al grupo de tratamiento.

- **ATE:** El efecto para *todos*.
- **ATT:** El efecto para los que *lo tomaron*.
- **ATU:** El efecto para los que *no lo tomaron* (si lo hubieran tomado).
- **ITT:** El efecto de *intentar tratarlos*.

d) La ausencia de correlación no implica ausencia de causalidad

- **Correlación:** mera asociación estadística entre dos variables
- **Causalidad:** implica que un cambio en una variable provoca un cambio en otra
- **Razones por las que puede no haber correlación a pesar de existir causalidad:**
 1. Mecanismo causal no lineal: Relación causal con patrón no lineal (ej: U invertida)
 2. Variables de confusión no medidas: Tercera variable afecta causa y efecto en direcciones opuestas
 3. Mala medición: Error de medición atenúa la correlación observada
 4. Muestreo o diseño inadecuado: Datos sin variación suficiente o sesgados
- **Conclusión:** La correlación es necesaria pero no suficiente para la causalidad. Su ausencia no descarta relaciones causales complejas.

CorrelaciónCausalidad y AusenciadeCorrelaciónAusenciadeCausalidad

- IA utilizada: DeepSeek
- Enlace de la conversación: Actualmente DeepSeek no cuenta con la opción de compartir los chats, por lo que se tomarán capturas a la conversación y, en un documento de PDF, se subirán a un repositorio en GitHub.
- Repositorio GitHub: <https://github.com/9marlon9/Taller1-EcAv/tree/main>
- Para optimizar el chat con la IA se le dio como instrucción inicial que diera respuestas concisas.
-