

Conversación con DeepSeek (27/08/2025)

A continuación te voy a realizar una serie de preguntas, quiero que sin perder el detalle y los factores relevantes me des respuestas concisas

Entendido. Estoy listo para responder tus preguntas de forma clara, concisa y directa, priorizando la información más relevante y los detalles clave sin divagaciones.

Puedes proceder con tu primera pregunta.

¿Qué es el modelo de resultados potenciales?

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_1 : El resultado si recibe el tratamiento.

Y_0 : El resultado si no recibe el tratamiento.

El efecto causal individual se define como la diferencia: $Y_1 - Y_0$.

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.

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

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

Para identificarlo, se requieren supuestos clave, siendo el más importante el de independencia (asignación aleatoria del tratamiento o no confusión), que permite comparar grupos tratados y de control como si fueran equivalentes.

¿Cuál es el problema fundamental de la inferencia causal?

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

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 ($Y_1 - Y_0$) 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.

En econometría, ¿a qué se refieren, en palabras, ATE, ATU, ATT e ITT?

Claro. Estos son los principales tipos de efectos promedio que se estudian 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).

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.

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.

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. y evaluación de impacto. Aquí está su significado en palabras:

Resumen conciso:

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.

¿La ausencia de correlación implica ausencia de causalidad?

No. La ausencia de correlación no implica ausencia de causalidad.

He aquí la explicación concisa:

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:

Mecanismo causal no lineal: La relación causal puede seguir un patrón (como una U invertida) que no es capturado por el coeficiente de correlación, que mide relación lineal.

Variables de confusión no medidas: Una tercera variable puede estar afectando a la causa y a la efecto en direcciones opuestas, enmascarando la relación causal subyacente (efecto de atenuación o sesgo de confusión).

Mala medición: El error de medición en las variables puede atenuar la correlación observada hasta cero, incluso si existe una relación causal real.

Muestreo o diseño inadecuado: Si los datos no tienen variación suficiente o están sesgados, pueden ocultar el vínculo causal.

Conclusión: La correlación es una condición necesaria pero no suficiente para la causalidad. Su ausencia sugiere que no hay un efecto causal lineal simple, pero no descarta por completo la existencia de una relación causal más compleja.

