

Juan Seguro

3Dresyns by Resyner Technologies S.L.

© 2026 Juan Seguro. Todos los derechos reservados.

Correspondencia: info@3Dresyns.com · www.3Dresyns.com

INF-002 · Inferencia Científica y Razonamiento Experimental · Versión v0.2

Resumen

La inferencia causal depende de la estructura que conecta las variables, no de una regla genérica de “ajustar por más covariables”. Una variable puede ser confusora, mediadora, colisionadora o modificadora de efecto solo respecto de una pregunta y una estructura causales especificadas. Ajustar por un confusor verdadero puede cerrar una vía no causal; ajustar por un mediador puede eliminar parte del efecto total de interés; condicionar por un colisionador o por uno de sus descendientes puede crear una asociación que no existía antes del condicionamiento. El error de medición puede distorsionar además las estimaciones de efectos causales incluso cuando el grafo causal cualitativo está correctamente especificado. Este artículo define el vocabulario de roles causales utilizado por INF, distingue observación de intervención y explica por qué la selección de variables para el ajuste debe seguir el contraste causal objetivo y no únicamente la asociación estadística. No pretende ofrecer un curso completo de inferencia causal. Su propósito es establecer la disciplina estructural necesaria antes de que artículos posteriores de INF traten el sesgo de selección, la fuerza de la evidencia, la generalización y la robustez.

Palabras clave: inferencia causal; confusión; colisionador; mediador; intervención; diagrama causal; identificación; error de medición; modificación de efecto

1. Las preguntas causales requieren una estructura

Una afirmación causal pregunta qué ocurriría bajo un cambio, intervención o contraste, no simplemente si dos variables están asociadas. El marco estructural de Pearl y el enfoque de resultados potenciales desarrollado en la epidemiología moderna proporcionan lenguajes formales complementarios para esta distinción [1,2]. Ambos dejan claro que la identificación causal requiere supuestos que no están contenidos únicamente en la distribución conjunta observada.

2. Confusor, mediador y colisionador son roles, no etiquetas intrínsecas

La misma variable medida puede desempeñar distintos roles causales en preguntas diferentes. Un confusor es, bajo una estructura causal especificada, una causa común de la exposición o intervención y del resultado, o bien una variable situada en una vía no causal abierta entre ambos que debe bloquearse para el contraste objetivo. Un mediador se encuentra en una vía causal desde la exposición hasta el resultado. Un colisionador es un efecto común de dos o más variables en una vía especificada. La modificación de efecto es distinta: se refiere a la variación en la magnitud o forma de un efecto definido entre niveles de otra variable.

Rol	Significado estructural	Consecuencia inferencial habitual
Confusor	Causa común u otra fuente de una vía no causal abierta	No abordarlo puede sesgar un contraste causal objetivo.
Mediador	Variable situada en una vía causal desde la exposición hasta el resultado	Condicionar por él puede eliminar parte del efecto total; la mediación requiere un estimando definido por separado.
Colisionador	Efecto común de dos o más variables en una vía	Condicionar por él o por un descendiente puede abrir una asociación no causal.
Modificador de efecto	Variable entre cuyos niveles difiere un efecto definido	Indica heterogeneidad del efecto objetivo; no es sinónimo de confusión.

3. Por qué falla “ajustar por todo”

El ajuste por covariables no protege automáticamente. Condicionar por una causa común puede ser necesario para la intercambiabilidad en un análisis observacional, mientras que condicionar por un colisionador puede inducir sesgo [3,4]. Condicionar por un mediador cambia la pregunta causal cuando el estimando de interés es el efecto total. Por tanto, la inclusión de variables debe justificarse por la estructura causal y el estimando, no por la significación, la correlación con el resultado, la selección por pasos o el hecho de que el ajuste cambie una estimación.

4. Qué aporta la intervención

La intervención separa la manipulación de una variable de la observación pasiva. En un experimento aleatorizado, la asignación puede crear intercambiabilidad para el contraste de intervención dentro de la población de estudio, sujeta a adherencia, pérdidas de seguimiento, medición y otras condiciones de diseño. En estudios observacionales, la

interpretación causal requiere supuestos adicionales de identificación. Los criterios gráficos y los supuestos de resultados potenciales ofrecen formas de declarar explícitamente esas condiciones [1,2].

La intervención no identifica automáticamente el mecanismo. Un tratamiento puede cambiar un resultado a través de varias vías; el efecto total puede identificarse sin establecer qué vía lo transmite. Los efectos directos e indirectos requieren definiciones y supuestos adicionales [5,6].

5. El error de medición pertenece al razonamiento causal

Los diagramas causales suelen representar las variables como si se midieran sin error, pero el proxy registrado puede diferir de forma material del constructo pretendido. El error de medición en exposiciones, confusores, mediadores o resultados puede atenuar, amplificar o distorsionar de otras formas las estimaciones de efecto según la estructura y el proceso de error. La teoría general del error de medición muestra que la dirección y magnitud de la distorsión no se resumen en una regla universal de corrección [7]. INF trata por ello el error de medición como una posible distorsión de la estimación causal, mientras que HEB conserva la titularidad del fallo del sistema de medición como tema diagnóstico.

6. La frontera del colisionador con INF-003

INF-002 posee el colisionador como rol causal y la regla estructural según la cual condicionar por un colisionador o por su descendiente puede abrir una vía. INF-003 posee los mecanismos de selección mediante los que las observaciones llegan al conjunto de datos analizado, incluida la selección sobre un colisionador, la supervivencia y los datos faltantes. Esta separación evita que “sesgo de colisionador” se convierta en una etiqueta indiferenciada para cualquier forma de selección.

7. Identificación causal no significa verdad causal

Identificación significa que la magnitud causal objetivo queda determinada de forma única, bajo el modelo y los supuestos declarados, por la distribución observable o el diseño experimental. No demuestra que los supuestos sean verdaderos. Por eso el análisis de sensibilidad, los controles negativos, la triangulación y la información externa pueden seguir siendo relevantes incluso cuando se satisface el criterio matemático de identificación. INF-004 e INF-009 tratan posteriormente las estructuras rivales y la robustez.

8. Disciplina mínima de reporte

- Indique el estimando causal o contraste de intervención.
- Dibuje o declare de otro modo la estructura causal supuesta pertinente para el ajuste.
- Justifique cada variable ajustada por su rol causal y no solo por la asociación.
- Distinga efectos totales, directos e indirectos cuando se trate la mediación.
- Indique si la selección ocurre antes o después de la exposición/intervención y de la medición del resultado.
- Identifique el error de medición material en las variables causales y la dirección en la que podría afectar a la inferencia.
- Separe la identificación bajo supuestos de la validación empírica de esos supuestos.

Referencias

- [1] Pearl, J. Causality: Models, Reasoning, and Inference. 2nd ed. Cambridge University Press, 2009. DOI: 10.1017/CBO9780511803161.
- [2] Hernán, M.A.; Robins, J.M. Causal Inference: What If. Boca Raton: Chapman & Hall/CRC, 2020. DOI: 10.1201/9781315374932.
- [3] Hernán, M.A.; Hernández-Díaz, S.; Robins, J.M. A Structural Approach to Selection Bias. Epidemiology 15(5), 615-625 (2004). DOI: 10.1097/01.ede.0000135174.63482.43.
- [4] Cole, S.R.; Platt, R.W.; Schisterman, E.F.; Chu, H.; Westreich, D.; Richardson, D.; Poole, C. Illustrating Bias Due to Conditioning on a Collider. International Journal of Epidemiology 39(2), 417-420 (2010). DOI: 10.1093/ije/dyp334.
- [5] VanderWeele, T.J. Marginal Structural Models for the Estimation of Direct and Indirect Effects. Epidemiology 20(1), 18-26 (2009). DOI: 10.1097/EDE.0b013e31818f69ce.
- [6] VanderWeele, T.J. Mediation and Mechanism. European Journal of Epidemiology 24(5), 217-224 (2009). DOI: 10.1007/s10654-009-9331-1.
- [7] Carroll, R.J.; Ruppert, D.; Stefanski, L.A.; Crainiceanu, C.M. Measurement Error in Nonlinear Models: A Modern Perspective. 2nd ed. Chapman & Hall/CRC, 2006. DOI: 10.1201/9781420010138.

Declaración de datos y materiales

No se generó ningún conjunto de datos experimental nuevo para este artículo. El artículo es un análisis metodológico basado en la bibliografía citada y en la arquitectura de atribución de contenidos congelada de la serie INF.