

Utilidad de los diagramas causales para conceptualizar mecanismos en epidemiología laboral

Albert Sánchez-Niubò^{abc}, Carlos G Forero^{bc}, Fernando G Benavides^{abc}

Recibido: 15 de octubre de 2015

Aceptado: 4 de febrero de 2016

doi: 10.12961/aprl.2016.19.02.4

RESUMEN

Pese a que un objetivo de la epidemiología es la identificación de relaciones de causalidad entre un factor de riesgo y un problema de salud, la metodología de investigación de esta disciplina sacrifica a menudo la validez interna a favor de la capacidad de detección de asociación. Existen métodos gráficos y estadísticos que pueden ayudar a desentrañar los posibles mecanismos causales y así conocer algo mejor la llamada “caja negra”. En esta nota se presentan los diagramas causales, una de las herramientas más útiles para plantear, antes del análisis, si una posible asociación es causal o simplemente debida a un sesgo. Para mostrar su utilidad, se proponen varias situaciones en el ámbito de salud laboral, mostrando cómo puede surgir asociación en rutas no causales a consecuencia de un sesgo. En conclusión, se recomienda el uso de los diagramas causales como parte de la praxis habitual en la investigación epidemiológica.

PALABRAS CLAVE: Epidemiología ocupacional; causalidad; grafos acíclicos dirigidos; sesgo; confusión; sesgo de selección.

THE APPLICATION OF CAUSAL DIAGRAMS TO CONCEPTUALIZE MECHANISMS IN OCCUPATIONAL EPIDEMIOLOGY

ABSTRACT

Although a goal of epidemiological research is to identify causal relationships between a risk factor and a health problem, the methodology employed often sacrifices internal validity to gain capacity to detect associations. There are new graphical and statistical methods that can help unravel the possible causal mechanisms and better understand this “black box”. This paper presents causal diagrams, one of the most useful tools for mapping out, prior to analysis, whether a possible association is causal or just due to bias. To demonstrate its usefulness, we use occupational health examples, showing how associations may arise through non-causal pathways as a result of bias. In conclusion, we recommend the routine practice of using causal diagrams in epidemiological research.

KEYWORDS: Epidemiology; causality; directed acyclic graphs; bias; confounding; selection bias.

Financiado por el Plan Estatal de I+D+i 2013-2016 y por el ISCIII – Subdirección General de Evaluación y Fomento de la Investigación (FIS PI14/00057 – EBISA Estado de bienestar y salud: trayectoria laboral, incapacidad y mortalidad en una cohorte de afiliados a la Seguridad Social, 2015-2017) y FEDER.

-
- a Centre d'Investigació en Salut Laboral (CiSAL),
Universitat Pompeu Fabra, Barcelona, España.
b IMIM (Institut Hospital del Mar d'Investigacions Mèdiques),
Barcelona, España.
c CIBER en Epidemiología y Salud Pública (CIBERESP),
España.

Correspondencia:
Albert Sánchez-Niubò
Centre d'Investigació en Salut Laboral (CiSAL), Universitat Pompeu Fabra.
c/ Dr. Aiguader 88, 08003 Barcelona.
Tel.: +34 933 160 894
Email: albert.sanchez-niubo@upf.edu

“Draw your assumptions before your conclusions”¹

INTRODUCCIÓN

El estudio de los mecanismos causales de los problemas de salud constituye un reto de la epidemiología que frecuentemente es dejado de lado². Sin embargo en los últimos años, el estudio de causalidad aplicado a estudios de epidemiología laboral ha permitido reinterpretar sesgos ya conocidos, como el “healthyworker survival”³, y es especialmente relevante para analizar los posibles mecanismos causales entre trayectoria laboral y cambios de estatus socio-económico, condiciones de trabajo y aparición de enfermedades o incapacidades^{4,5}.

El uso de los diagramas causales, o más concretamente los grafos acíclicos dirigidos (DirectedAcyclicGraphs-DAGs)^{1,6}, sirve para plantear posibles rutas de asociación entre causas y efectos, así como otras rutas alternativas que pueden producir sesgos en la asociación^{1,7}. Estos métodos facilitan también controlar posibles sesgos no identificados inicialmente en los supuestos del estudio debidos a variables cambiantes en el tiempo (efecto de exposiciones previas)^{1,8}.

Para facilitar su comprensión y fomentar su uso, en esta nota técnica mostramos las estructuras básicas de asociación de los DAGs, y las ilustramos con ejemplos procedentes del ámbito de la salud laboral.

EXPOSICIÓN DEL MÉTODO

Un DAG es una herramienta visual que aplicado a la epidemiología ayuda a identificar el camino que puede seguir la asociación entre una exposición y el problema de salud de interés. Estas asociaciones pueden ser directas o indirectas, producirse a través de terceras variables, o ser consecuencia de un sesgo. En este último caso, un DAG es especialmente útil para identificar aquellas variables, recogidas o no, que puedan asociar factor de exposición o riesgo y problema de salud cuando no hay una relación causa-efecto.

Rutas de asociación

Definimos ruta de asociación (RA) como aquel camino por el cual una variable puede llegar a tener efecto sobre otra, independientemente del sentido de este camino. Existen tres tipos de rutas de asociación entre exposición (A) y problema de salud (Y)¹:

RA1) Causa y efecto: Las variables A (p. ej. asbesto) e Y (cáncer de pulmón) están asociadas causalmente, y existe una tercera variable B (DNA dañado en células del pulmón) que es mediadora. Gráficamente:

$$A \rightarrow B \rightarrow Y,$$

Si no se ajusta por B, es decir, no se tiene en cuenta en el análisis estadístico, la ruta entre A e Y está *abierta*, y por tanto, se encontrará asociación.

Por otro lado, si se ajusta por B:

$$A \rightarrow \boxed{B} \rightarrow Y,$$

la ruta entre A e Y queda *bloqueada* y no se encontrará asociación estadística aun habiendo causalidad. Obsérvese, que, gráficamente, el ajuste se representa enmarcando la variable.

RA2) Causas comunes: La variable L (p. ej. buen estado físico) es una causa común de A (trabajar de bombero) e Y (muerte prematura), donde A e Y *no* están asociados causalmente. Gráficamente:

$$A \leftarrow L \rightarrow Y.$$

De no ajustar por L, la ruta entre A e Y permanece abierta y así se observará asociación entre ambas. Este sesgo es conocido como confusión, debido al efecto de una tercera variable que es causa común de otras dos.

En cambio, si ajustamos por L:

$$A \leftarrow \boxed{L} \rightarrow Y,$$

la ruta entre A e Y queda bloqueada y no se encontrará asociación entre ellas.

RA3) Efectos comunes: Una variable C (p. ej. asma) es efecto común de A (exposición a lejía) e Y (atopía subyacente) donde A e Y *no* están asociados causalmente. Gráficamente:

$$A \rightarrow \boxed{C} \leftarrow Y,$$

Ajustando por C, la ruta se abre y, por tanto, se encontrará asociación entre A e Y. Este es conocido como sesgo de selección, el efecto de ajustar una tercera variable que es efecto común de otras dos.

En cambio, si no se ajusta por C:

$$A \rightarrow C \leftarrow Y,$$

la ruta entre A e Y queda bloqueada y no se observará asociación.

APLICACIÓN PRÁCTICA

Habitualmente en salud laboral se asocia causalmente una trayectoria laboral precaria (TLP) con muerte prematura (MP), y mediada por el padecimiento de incapacidades temporales (IT) o permanentes (IP).

A continuación se muestran dos ejemplos de DAGs en los que la relación entre TLP y MP cambia al contemplar distintas mediadoras.

Ejemplo 1

Dado el DAG:

$$TLP \rightarrow IP \rightarrow MP \text{ (RA1)},$$

si al ajustar por IP, persistiese asociación entre TLP y MP, existiría una ruta causal no contemplada (figura 1a). Alternativamente, podría abrirse una ruta no causal por medio de una variable no contemplada, como estado de salud (ES) que sería causa de IP y MP (figura 1b). Es decir, al ajustar por el efecto común IP de TLP y ES (RA3), se abre la siguiente ruta:

$$TLP \rightarrow IP \leftarrow ES \rightarrow MP.$$

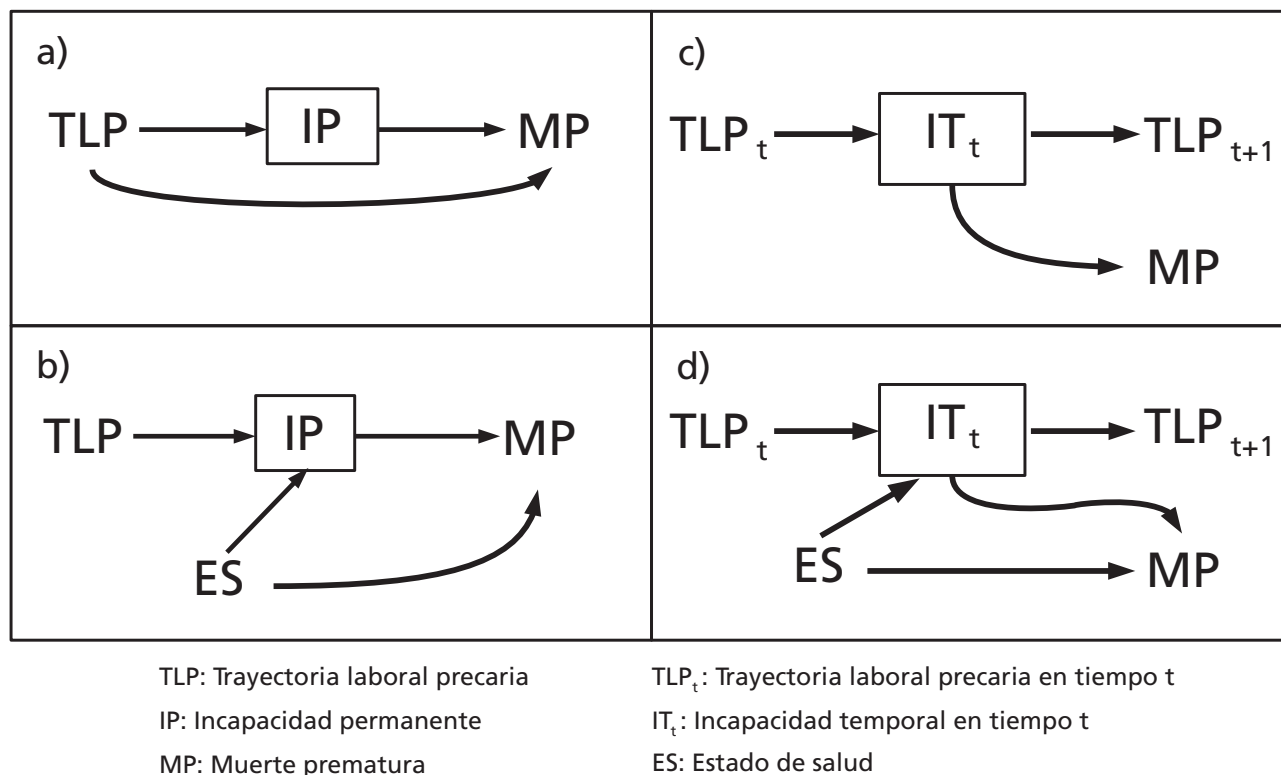


Figura 1. Grafos acíclicos dirigidos para visualizar las posibles rutas de asociación entre la trayectoria laboral precaria y la muerte prematura.

Ejemplo 2

En este otro ejemplo, consideramos TLP e IT como variables que se miden en distintos tiempos t .

Así, en el DAG de la figura 1c observamos que al ajustar por IT , se bloquean las rutas entre TLP y MP . Concretamente:

- La ruta entre TLP_t y MP queda bloqueada al ajustar por una mediadora (RA1).
- La ruta entre TLP_{t+1} y MP queda bloqueada al ajustar por una causa común (RA2).

Considerando este DAG, no deberíamos encontrar asociación entre TLP y MP .

Por otro lado, de encontrarse asociación ajustando por IT cabrían dos posibilidades:

- Una ruta entre TLP_t y MP que no pasa por IT_t , no contemplada en la figura 1.
- Una ruta por ES , que es causa común de IT_t y MP (figura 1d).

Considerando ahora b) como caso de interés, al ajustar por un efecto común IT_t entonces se abre la ruta (RA3):

$$TLP_t \rightarrow IT_t \leftarrow ES \rightarrow MP.$$

Sin embargo, de no ajustar por IT_t para evitar abrir la ruta entre TLP_t y MP por ES , se abrirían dos rutas nuevas (RA2):

- $TLP_{t+1} \leftarrow IT_t \rightarrow MP$
- $TLP_{t+1} \leftarrow IT_t \leftarrow ES \rightarrow MP$

Obsérvese que el efecto de la asociación entre TLP y MP será mayor que el real, al abrirse las dos anteriores rutas de asociación no causal.

CONCLUSIONES

Resumir las asunciones sobre los posibles mecanismos causales a partir de un diagrama es una manera útil de aclarar y comunicar las premisas en las que se basan las hipótesis que se van a poner a prueba¹. Los ejemplos dados muestran que al estudiar la asociación estadística entre dos variables pueden aparecer problemas para distinguir si ésta es causal o debida a un sesgo. Por ello, sería recomendable representar rutas de asociación antes del análisis de datos, como praxis habitual en la investigación epidemiológica⁹.

La aplicación de métodos estadísticos adecuados para llevar a cabo análisis basados en estos métodos gráficos, como pueden ser los modelos estructurales marginales o la "g-fórmula", ayudarían a dar una base empírica a estos supuestos. No obstante, ello excede los objetivos de esta nota, por lo que recomendamos al lector consultar los trabajos de Hernán^{1,10}.

BIBLIOGRAFÍA

1. Hernán M, Robins J. Causal inference. Boca Raton: Chapman & Hall/CRC, forthcoming. 2016.
2. Forero CG, Castro-Rodríguez JI, Alonso J. Towards a biopsychosocial nosology of mental illness: challenges and opportunities for psychiatric epidemiology. *J Epidemiol Community Health*. 2015;69(4):301-2.
3. Picciotto S, Hertz-Picciotto I. Commentary: healthy worker survivor bias: a still-evolving concept. *Epidemiology*. 2015;26(2):213-5.
4. Kristensen P, Aalen OO. Understanding mechanisms: opening the “black box” in observational studies. *Scand J Work Environ Health*. 2013;39(2):121-4.
5. Benavides FG, Durán X, Gimeno D, Vanroelen C, Martínez JM. Labour market trajectories and early retirement due to permanent disability: a study based on 14 972 new cases in Spain. *Eur J Public Health*. 2015;25(4):673-7.
6. Greenland S, Pearl J, Robins JM. Causal diagrams for epidemiologic research. *Epidemiology*. 1999;10(1):37-48.
7. De Irala J, Martínez-González MÁ, Guillén Grima F. ¿Qué es una variable de confusión? *Med Clin (Barc)*. 2001;117(10):377-85.
8. Steenland K. Marginal structural models to control for time-varying confounding in occupational and environmental epidemiology. *Occup Environ Med*. 2013;70(9):601-2.
9. Porta M, Vineis P, Bolúmar F. The current deconstruction of paradoxes: one sign of the ongoing methodological “revolution”. *Eur J Epidemiol*. 2015;30(10):1079-87.
10. Hernán M. Conocimiento experto, confusión y métodos causales. *GacSanit*. 2001;15(Supl. 4):44-8.