

Tipos de análisis estadísticos en estudios correlacionales

Gabriel Pérez-León · Estadística · 3 de julio de 2026 · 7 min de lectura

Revisión de los principales análisis estadísticos aplicables en estudios correlacionales y su interpretación metodológica.

Cuando dos variables se mueven juntas, surge una pregunta casi instintiva: ¿están relacionadas? Los estudios correlacionales existen justamente para responder eso, sin necesidad de manipular nada ni de asumir causalidad. En GPL Research trabajamos a diario con este tipo de diseños, así que vale la pena detenerse en cómo se eligen y se interpretan sus análisis estadísticos.

¿Qué es un estudio correlacional?

Un estudio correlacional busca conocer el grado de asociación entre dos o más variables dentro de una muestra concreta, sin que el investigador intervenga sobre ellas (Gómez Chipana, 2020). A diferencia de un experimento, aquí no se manipulan condiciones: simplemente se observa cómo se comportan los datos en conjunto.

Este enfoque es transversal por naturaleza. Los datos se recogen en un solo momento, lo que permite describir relaciones, pero no establecer relaciones de causa y efecto (Gómez Chipana, 2020). Es una herramienta exploratoria, útil para generar hipótesis que después se confirmarán con métodos más rigurosos.

El primer paso, antes de calcular cualquier coeficiente, es mirar un diagrama de dispersión. Esa imagen revela si la relación es lineal, monotónica o inexistente, y si los datos siguen una distribución normal (Miot, 2018). Esa decisión inicial condiciona todo el análisis posterior.

Tipos de coeficientes de correlación

No existe un único "test de correlación". La elección depende del tipo de variable, de la forma de la relación y de si los datos cumplen el supuesto de normalidad.

Correlación de Pearson

El coeficiente de Pearson (r) es el método más utilizado para medir asociación lineal entre dos variables cuantitativas continuas (Camacho-Sandoval, 2008). Su valor oscila entre -1 y 1, y al no tener unidades de medición, permite comparar relaciones de distinta naturaleza.

La magnitud indica qué tan fuerte es la asociación; el signo indica la dirección. Un coeficiente positivo señala que ambas variables aumentan juntas, mientras que uno negativo indica que se mueven en sentidos opuestos (Camacho-Sandoval, 2008).

Para que Pearson sea válido, se requiere que las variables tengan una distribución normal bivariada y que la relación sea efectivamente lineal (Miot, 2018). Si esos supuestos fallan, los resultados pueden ser engañosos incluso con muestras grandes.

Un dato curioso: el cuadrado de r estima qué porcentaje de la variabilidad de una variable se explica por la otra. Un r de 0.7, por ejemplo, implica que el 49% de esa variabilidad es compartida (Miot, 2018).

Correlación de Spearman

Cuando los datos no siguen una distribución normal —algo muy común en variables como ingresos, calidad de vida o años de estudio—, el coeficiente de Spearman (ρ) se convierte en la alternativa más usada (Miot, 2018). Funciona sustituyendo los valores originales por sus rangos ordenados.

Spearman también es la opción adecuada cuando al menos una variable es ordinal, como nivel educativo, clase funcional o estadiamiento clínico (Miot, 2018). Además, no exige que la relación sea estrictamente lineal: basta con que sea monótona.

Un ejemplo aplicado: en un estudio con estudiantes universitarios, se usó ρ de Spearman para analizar la relación entre formación académico-profesional y cultura tributaria, obteniendo una correlación significativa aunque de magnitud mínima (Gómez Chipana, 2020).

Correlación de Kendall (Tau-b)

El coeficiente Tau-b de Kendall es menos conocido, pero ofrece ventajas concretas. Es más robusto frente a valores extremos (outliers) y produce errores de estimación menores que Spearman (Miot, 2018).

Su interpretación es distinta: representa el porcentaje de pares de observaciones que coinciden en dirección, menos los que no coinciden. Un Tau de 0.60 equivale, por ejemplo, a un 80% de pares concordantes frente a un 20% discordantes (Miot, 2018).

Otros métodos de análisis correlacional

Más allá de los tres coeficientes clásicos, existen herramientas pensadas para situaciones específicas. Conocerlas evita errores comunes al analizar datos que no encajan en los casos típicos.

Correlación policórica

Cuando se trabaja con variables ordinales que tienen pocas categorías —como escalas de satisfacción o niveles socioeconómicos—, el test de correlación policórica suele ser más robusto que Spearman o Kendall, ya que reduce el riesgo de error tipo I (Miot, 2018).

Otras alternativas según el tipo de variable

Existen métodos diseñados para combinaciones específicas de variables, entre ellos:

- Coeficiente V de Cramér, para relacionar dos variables categóricas.
- Correlación punto-biserial, para vincular una variable dicotómica con una cuantitativa.
- Coeficiente de correlación intraclase (CCI), útil cuando se analiza la consistencia conjunta entre varias variables, como ítems de un cuestionario (Miot, 2018).

El CCI, en su versión de consistencia con medidas promedio, arroja el mismo resultado que el alfa de Cronbach, ampliamente usado para evaluar la fiabilidad interna de escalas (Miot, 2018).

Cómo interpretar la magnitud y la significancia

Tener un coeficiente no basta: hay que saber leerlo. En ciencias biomédicas y sociales se suele usar una escala orientativa para Pearson y Spearman:

- 0 a 0.3: correlación despreciable.
- 0.31 a 0.5: correlación débil.
- 0.51 a 0.7: correlación moderada.
- 0.71 a 0.9: correlación fuerte.
- Mayor a 0.9: correlación muy fuerte (Miot, 2018).

La significancia estadística (valor p) depende tanto de la magnitud del efecto como del tamaño de la muestra. Por eso, una muestra muy grande puede arrojar un p-valor significativo aun con una correlación débil, lo que exige prudencia al interpretar resultados (Miot, 2018).

Lo más recomendable es acompañar siempre el coeficiente con su intervalo de confianza del 95% y su valor p, en lugar de reportar solo el número aislado (Camacho-Sandoval, 2008; Miot, 2018).

Consideraciones y limitaciones que conviene recordar

Ningún análisis correlacional, por riguroso que sea, prueba causalidad. Solo indica que dos variables tienden a variar juntas, y esa distinción debe quedar siempre clara en cualquier reporte de investigación (Miot, 2018).

Otros puntos importantes a tener en cuenta:

1. Realizar múltiples correlaciones sobre una misma base de datos aumenta el riesgo de hallar asociaciones "espurias" por azar, por lo que conviene ajustar los valores p cuando se hacen comparaciones múltiples (Miot, 2018).
2. Los resultados no deben extrapolarse a poblaciones o rangos de datos distintos a los estudiados originalmente.
3. Si el objetivo es predecir valores o explicar un fenómeno a partir de varias variables, conviene recurrir a regresión o análisis multivariado, no solo a correlación (Miot, 2018).

Aplicaciones prácticas en investigación

Estos análisis no son solo teoría de manual: aparecen constantemente en investigación clínica, social y educativa. Conocer su lógica ayuda a leer artículos científicos con criterio propio, en lugar de aceptar cualquier coeficiente reportado sin cuestionarlo.

Algunos ejemplos ilustran su uso real:

- En salud pública, se ha encontrado correlación positiva entre índices de tabaquismo y mortalidad por cáncer de pulmón, calculada mediante Pearson (Camacho-Sandoval, 2008).
- En estudios clínicos, se ha reportado correlación negativa moderada entre la temperatura regional promedio y la incidencia de trombosis venosa (Miot, 2018).
- En el ámbito educativo, se ha medido la asociación entre formación académico-profesional y cultura tributaria en estudiantes universitarios usando Spearman (Gómez Chipana, 2020).

Estos casos muestran algo importante: el método no se elige por preferencia personal, sino según la naturaleza de los datos disponibles. Esa decisión metodológica es la que distingue un análisis riguroso de uno improvisado.

Conclusión

Elegir el análisis correlacional correcto no es un detalle técnico menor: define si las conclusiones de un estudio son confiables o engañosas. Pearson, Spearman y Kendall cubren la mayoría de los escenarios, pero herramientas como la correlación policórica o el CCI resuelven casos más particulares.

En GPL Research entendemos que detrás de cada coeficiente hay decisiones metodológicas que merecen reflexión, no solo cálculo automático. Conocer estas herramientas permite leer la evidencia científica con más criterio y comunicar hallazgos con mayor honestidad estadística.

Referencias

- Camacho-Sandoval, J. (2008). Asociación entre variables cuantitativas: análisis de correlación. *Acta Médica Costarricense*, 50(2), 94-96.
- Gómez Chipana, E. (2020). Análisis correlacional de la formación académico-profesional y cultura tributaria de los estudiantes de Marketing y Dirección de Empresas. *Revista Universidad y Sociedad*, 12(6), 478-483.
- Miot, H. A. (2018). Correlation analysis in clinical and experimental studies. *Jornal Vascular Brasileiro*, 17(4), 275-279. <https://doi.org/10.1590/1677-5449.174118>

Análisis correlacional con interpretación académica

GPL Research realiza análisis de asociación, correlación, regresión e interpretación estadística para tesis y artículos científicos.

<https://gplresearch.com/servicios/analisis-estadistico>