

Razonamiento bayesiano y toma de decisiones bajo incertidumbre en estudiantes de economía

Bayesian reasoning and decision-making under uncertainty in economics students

Juan Manuel Gómez Mieles¹

Universidad Técnica de Manabí. Portoviejo, Ecuador
manuel.gomez@utm.edu.ec
<https://orcid.org/0000-0002-1700-0926>

Cinthia Lisseth Nieto Molina²

Universidad Técnica de Manabí. Portoviejo, Ecuador
cinthia.nieto@utm.edu.ec
<https://orcid.org/0000-0002-8850-6158>

José Luis Bernardo Vélez³

Universidad Técnica de Manabí. Portoviejo, Ecuador
jose.bernardo@utm.edu.ec
<https://orcid.org/0000-0001-5107-8244>

Melisa Annabel León García⁴

Universidad Técnica de Manabí. Portoviejo, Ecuador
melisa.leon@utm.edu.ec
<https://orcid.org/0000-0003-2190-5581>

Cómo citar:

Gómez Mieles, J. M., Nieto Molina, C. L.,
Bernardo Vélez, J. L., & León García, M. A.
(2026). Razonamiento bayesiano y toma de
decisiones bajo incertidumbre en estudiantes de
economía. *Saber Estratégico Internacional*, 4(3),
1251-1265. <https://doi.org/10.70577/s.e.v4i3.118>

RESUMEN

El estudio abordó la dificultad de los estudiantes de economía para interpretar probabilidades, actualizar creencias ante nueva evidencia y adoptar decisiones racionales en escenarios de riesgo e incertidumbre, problemática que puede afectar la calidad del juicio económico y financiero. El objetivo fue analizar la relación entre el razonamiento bayesiano y la toma de decisiones bajo incertidumbre en estudiantes de economía. Se aplicó un enfoque cuantitativo, no experimental, retrospectivo y documental, mediante revisión sistemática de 96 registros publicados entre 2022 y 2026, de los cuales 42 estudios e informes conformaron la muestra final; se utilizaron metaanálisis de efectos aleatorios, metarregresión, correlación de Spearman con 5.000 remuestreos bootstrap, análisis de componentes principales y conglomerados de Ward. Los resultados mostraron un efecto combinado moderado de $g = 0,50$, heterogeneidad de $I^2 = 74,44\%$ y una correlación positiva entre razonamiento bayesiano y calidad decisional de $\rho = 0,714$ ($p < 0,001$). El entrenamiento bayesiano ($\beta = 0,196$) y las frecuencias naturales ($\beta = 0,178$) fueron moderadores significativos. Se concluyó que mayores competencias bayesianas se asociaron con decisiones más consistentes bajo incertidumbre.

Palabras clave: Ambigüedad, decisión, economía, incertidumbre, probabilidad, razonamiento bayesiano, riesgo.

ABSTRACT

The study addressed the difficulty economics students face in interpreting probabilities, updating beliefs in light of new evidence, and making rational decisions in scenarios involving risk and uncertainty—issues that can affect the quality of economic and financial judgment. The objective was to analyze the relationship between Bayesian reasoning and decision-making under uncertainty among economics students. A quantitative, non-experimental, retrospective, and documentary approach was employed, involving a systematic review of 96 records published between 2022 and 2026; the final sample consisted of 42 studies and reports. Analytical methods included random-effects meta-analysis, meta-regression, Spearman correlation with 5,000 bootstrap resamples, principal component analysis, and Ward's clustering. Results showed a moderate combined effect size of $g = 0.50$, heterogeneity of $I^2 = 74.44\%$, and a positive correlation between Bayesian reasoning and decision quality of $\rho = 0.714$ ($p < 0.001$). Bayesian training ($\beta = 0.196$) and natural frequencies ($\beta = 0.178$) were significant moderators. The study concluded that higher Bayesian competencies were associated with more consistent decision-making under uncertainty.

Keywords: Ambiguity, decision, economics, uncertainty, probability, Bayesian reasoning, risk.

INTRODUCCIÓN

De acuerdo con la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (2024), la capacidad para interpretar información financiera, valorar riesgos y adoptar decisiones fundamentadas constituye una competencia relevante para desenvolverse en entornos económicos caracterizados por información incompleta y resultados probabilísticos; los resultados de PISA 2022 mostraron que el 18% de los estudiantes evaluados en países de la OCDE no alcanzó el nivel básico de competencia financiera, mientras solo el 11% llegó al nivel más alto, capaz de analizar productos financieros complejos y resolver problemas no rutinarios. Alrededor del 60% de los estudiantes de 15 años declaró disponer de una cuenta bancaria o tarjeta de pago y más del 85% había realizado compras por Internet durante los doce meses previos, lo que evidencia una exposición temprana a decisiones con consecuencias económicas reales. Por su parte, Guo et al. (2022) sostienen que las decisiones bajo incertidumbre no dependen únicamente de la información objetiva disponible, sino también de los procesos cognitivos utilizados para valorar escenarios, probabilidades y posibles consecuencias, haciendo necesaria una formación que fortalezca el razonamiento analítico frente a situaciones económicas ambiguas.

Según Talboy y Schneider (2022), el razonamiento bayesiano puede verse afectado por la forma en que se presenta la información, la selección de los valores utilizados para responder y la estructura de referencia del problema, factores que pueden producir errores incluso cuando el individuo dispone de los datos necesarios para obtener una inferencia correcta. En esta misma línea, Tubau et al. (2023) demostraron que las creencias previas pueden influir en la interpretación de evidencia probabilística y, consecuentemente, en la actualización de probabilidades, lo cual cuestiona la idea de que las personas siempre modifican racionalmente sus juicios cuando reciben nueva información. De manera complementaria, Büchter et al. (2024) estudiaron a 173 universitarios y señalaron que la comprensión bayesiana no debe reducirse al cálculo de una probabilidad posterior, sino incorporar la capacidad de reconocer cómo las variaciones en la tasa base, los verdaderos positivos y los falsos positivos modifican el resultado de una situación probabilística. A su vez, Steib et al. (2025) comprobaron, mediante entrenamientos aplicados a más de 500 estudiantes universitarios, que una estrategia basada en frecuencias naturales y árboles dobles incrementó el desempeño en problemas bayesianos desde aproximadamente 13% en el pretest hasta 70% en el posttest, evidenciando que estas capacidades pueden desarrollarse mediante intervenciones educativas específicas.

En el campo económico, Espín et al. (2022) analizaron a más de 500 estudiantes y encontraron diferencias entre quienes cursaban economía y estudiantes de otras áreas en preferencias y creencias relacionadas con el comportamiento económico, lo que respalda la necesidad de estudiar cómo la formación disciplinar se relaciona con los procesos de juicio y elección. Desde la perspectiva de la economía conductual, Aguado (2023) señala que la toma de decisiones económicas puede apartarse de los supuestos tradicionales de racionalidad debido a fenómenos como la aversión al riesgo, el efecto certeza y las distorsiones en la estimación de probabilidades. En el contexto ecuatoriano, Moreta (2023) advierte que distinguir entre riesgo e incertidumbre resulta fundamental, puesto que en el riesgo pueden atribuirse probabilidades a los resultados posibles, mientras que bajo incertidumbre las alternativas y sus consecuencias no siempre pueden establecerse con precisión, situación particularmente relevante para la interpretación de escenarios económicos. De forma adicional, investigadores vinculados al Banco Central del Ecuador, Aguirre et al. (2024) construyeron un índice de incertidumbre política y económica para el período 2004–2023,

<https://doi.org/10.70577/s.e.v4i3.118>

identificando episodios críticos asociados con inestabilidad política, default de la deuda, el terremoto de 2016, protestas sociales y la pandemia, y encontraron correspondencia con indicadores como el EMBI, el VIX y los precios del petróleo.

En el ámbito de la educación superior ecuatoriana, la Secretaría de Educación Superior, Ciencia, Tecnología e Innovación (2024) reporta que entre 2015 y 2022 la matrícula en universidades y escuelas politécnicas presentó un crecimiento promedio anual de 4,82%, lo que refuerza la importancia de desarrollar competencias cuantitativas y decisionales en una población universitaria creciente. En particular, Peñarreta et al. (2024), mediante 1.011 encuestas a universitarios ecuatorianos, determinaron que la mayoría presentó un nivel medio de educación financiera, suficiente para manejar conceptos básicos, pero con limitaciones frente a situaciones de mayor complejidad; además, la edad, el campo de formación y la situación laboral mostraron relaciones significativas con distintas dimensiones de dicha competencia. Más recientemente, Luna et al. (2026) estudiaron a 123 alumnos de carreras económicas y administrativas y comprobaron que la actitud frente al riesgo incidió en la conducta financiera responsable; su modelo explicó el 18,7% de la varianza de la actitud hacia el riesgo y el 31,6% de la conducta financiera, evidenciando que los procesos cognitivos continúan desempeñando un papel sustancial en las decisiones económicas de universitarios. A partir de estos antecedentes, el objetivo del estudio es analizar la relación entre el razonamiento bayesiano y la toma de decisiones bajo incertidumbre en estudiantes de economía, considerando su capacidad para interpretar probabilidades previas, actualizar información ante nueva evidencia y seleccionar alternativas frente a escenarios económicos caracterizados por distintos niveles de riesgo e incertidumbre.

Razonamiento bayesiano

Según **Büchter et al. (2022)**, el razonamiento bayesiano es una competencia probabilística que permite analizar situaciones inciertas mediante tres capacidades fundamentales: calcular probabilidades condicionales, comprender cómo los cambios en la información modifican los resultados y comunicar adecuadamente la interpretación obtenida. Desde esta perspectiva, el proceso no se limita a aplicar mecánicamente el teorema de Bayes, sino que supone integrar una probabilidad previa con nueva evidencia para producir una estimación posterior más consistente.

En correspondencia con este planteamiento, Rosenberg et al. (2022) explican que una perspectiva bayesiana permite interpretar el conocimiento en términos de grados de confianza susceptibles de modificación cuando aparece nueva evidencia, en lugar de asumir que las afirmaciones son simplemente verdaderas o falsas. Esta concepción resulta especialmente pertinente para la formación universitaria porque enseña al estudiante a reconocer que una estimación inicial puede ser revisada racionalmente conforme cambia la información disponible. De manera complementaria, Woike et al. (2023) comprobaron, mediante el análisis de más de 10.000 inferencias correspondientes a 4.188 participantes y 106 tareas bayesianas, que las personas no utilizan una única estrategia para resolver problemas probabilísticos; un conjunto formado por cinco reglas no bayesianas y la regla de Bayes permitió representar el 64% de las inferencias observadas, demostrando la heterogeneidad existente en los procesos cognitivos.

A partir de otra aproximación, Steib et al. (2023) sostienen que el razonamiento bayesiano también comprende una dimensión covariacional, es decir, la capacidad para anticipar cómo cambia una probabilidad posterior cuando se modifican la tasa base, la tasa de verdaderos positivos o la tasa de falsos positivos. Desde una perspectiva representacional, Stegmüller et al. (2024) demostraron que el efecto

<https://doi.org/10.70577/s.e.v4i3.118>

favorable de las frecuencias naturales depende del tipo de problema y de la representación visual utilizada; particularmente, encontraron interacciones entre formatos probabilísticos y recursos como árboles, árboles dobles, diagramas de red y tablas 2×2 , incluso cuando las tareas incorporaban contextos económicos.

En relación con la comprensión numérica, Kim (2024) analizó experimentalmente a 175 participantes y encontró que la presentación mediante frecuencias naturales produjo mejores resultados que el formato de probabilidades condicionales en la mayoría de las tareas bayesianas evaluadas; además, los participantes con mayor nivel de numeracia alcanzaron un desempeño superior, confirmando que la competencia matemática condiciona el procesamiento correcto de la información probabilística. Por otra parte, Strößner y Hahn (2025) señalan que la actualización bayesiana adquiere mayor complejidad cuando la nueva evidencia se proporciona mediante probabilidades condicionales, porque el decisor debe determinar cómo esa información altera racionalmente sus creencias previas. Sus experimentos evidencian que el razonamiento probabilístico requiere comprender no solo datos aislados, sino también las relaciones lógicas existentes entre la evidencia inicial y la nueva información. Más recientemente, Kopp (2026) propone que los sesgos observados frente a la incertidumbre pueden interpretarse como diferencias en la ponderación que las personas asignan a la información previa y a la evidencia nueva, de modo que una actualización insuficiente o excesiva puede producir desviaciones respecto del razonamiento bayesiano normativo.

Toma de decisiones bajo incertidumbre

De acuerdo con Liu (2023), la incertidumbre económica puede analizarse mediante tres niveles: riesgo, cuando existe un modelo probabilístico conocido; ambigüedad del modelo, cuando no existe certeza respecto de qué distribución probabilística representa correctamente el problema; y mala especificación, cuando ni siquiera puede garantizarse que el modelo correcto se encuentre entre las alternativas consideradas. Esta clasificación permite comprender que las decisiones económicas no siempre se producen bajo probabilidades perfectamente conocidas y que el grado de incertidumbre condiciona la estrategia utilizada por el decisor. En una orientación complementaria, Klingebiel y Zhu (2023) encontraron que la información disponible modifica tanto el grado de ambigüedad percibido como la aversión manifestada por las personas, por lo que disponer de mayor evidencia acerca de los posibles resultados puede cambiar sustancialmente la elección realizada.

Desde un enfoque cognitivo-económico, Vieider (2024) plantea que las decisiones bajo riesgo e incertidumbre pueden interpretarse como un proceso de inferencia bayesiana en el cual las alternativas son representadas mentalmente mediante señales imperfectas que posteriormente se combinan con información previa. El modelo explica características observadas en la teoría prospectiva, incluida una sensibilidad decreciente frente a probabilidades y recompensas, y muestra que la variabilidad de las elecciones no necesariamente constituye un error aleatorio, sino que puede formar parte del propio mecanismo cognitivo de decisión.

En el contexto universitario latinoamericano, Guevara et al. (2024) estudiaron las decisiones financieras de estudiantes de la Universidad del Azuay, en Ecuador, y encontraron evidencia de los efectos de certeza, reflexión y aislamiento propuestos por la teoría prospectiva; los participantes tendieron a decidir bajo incertidumbre de acuerdo con patrones conductuales antes que siguiendo estrictamente la teoría de la utilidad esperada. Además, los perfiles de riesgo mostraron diferencias asociadas con características individuales, lo que evidencia que la formación académica por sí sola no elimina los sesgos presentes en

<https://doi.org/10.70577/s.e.v4i3.118>

las decisiones financieras.

En el mismo ámbito universitario, López et al. (2025) determinaron que los sesgos financieros de estudiantes universitarios se explicaban mejor mediante factores actitudinales que únicamente por el nivel de conocimientos, demostrando que poseer información financiera no garantiza automáticamente decisiones racionales frente al riesgo. De forma paralela, Togan et al. (2025) comprobaron que la formación específica acerca del riesgo de los productos financieros mejoró la percepción del riesgo y favoreció la elección de alternativas reguladas y la búsqueda de asesoramiento profesional, respaldando la importancia de desarrollar capacidades de evaluación antes de adoptar una decisión económica.

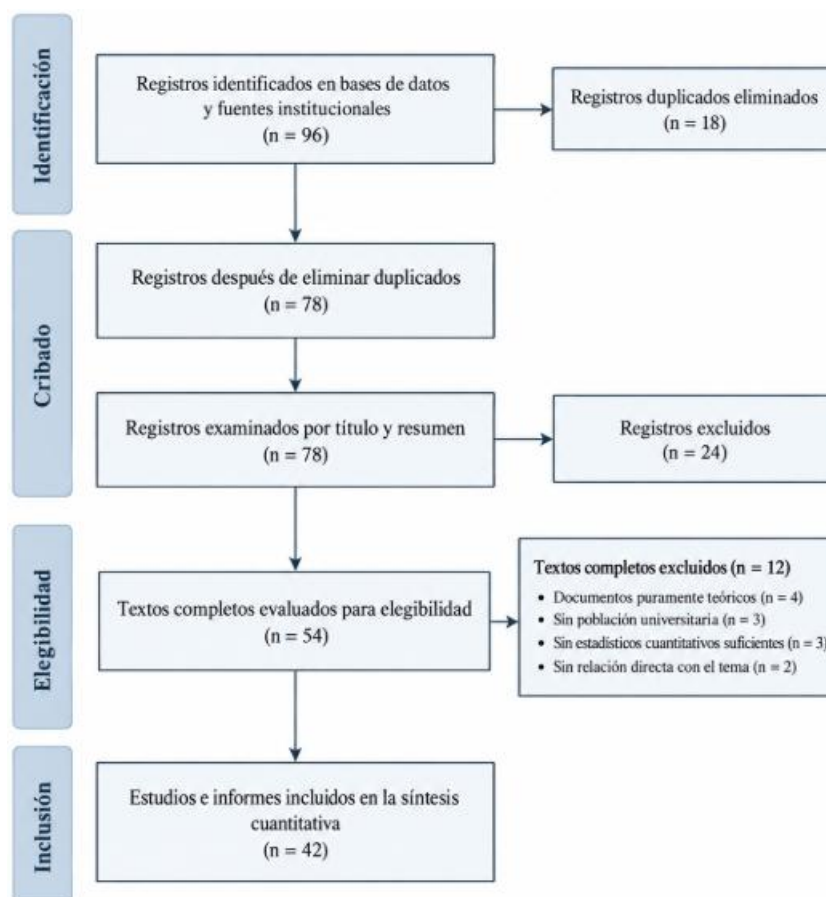
De acuerdo con Bastidas et al. (2025), al analizar estudiantes ecuatorianos, identificaron relaciones entre educación financiera, nivel educativo, comportamiento del consumidor y toma de decisiones financieras, destacando que las competencias adquiridas durante la formación pueden contribuir a evaluar con mayor fundamento las alternativas económicas disponibles. Así, la toma de decisiones bajo incertidumbre puede entenderse en este estudio como el proceso mediante el cual el estudiante compara alternativas, interpreta probabilidades y posibles resultados, valora riesgos y ambigüedades y finalmente selecciona una opción aun cuando la información disponible sea incompleta.

MATERIALES Y MÉTODOS

De acuerdo con Page et al. (2022), la investigación se desarrolló bajo un enfoque cuantitativo, con diseño no experimental, retrospectivo y documental, debido a que se analizaron datos previamente publicados sin intervenir sobre las condiciones en las que fueron generados. Se aplicaron los métodos analítico-sintético, inductivo-deductivo y estadístico, mediante los cuales se identificaron, compararon y sintetizaron resultados relacionados con razonamiento bayesiano, actualización de probabilidades, percepción del riesgo, ambigüedad y toma de decisiones bajo incertidumbre en estudiantes universitarios, con énfasis en economía, finanzas y áreas afines. La búsqueda se efectuó en *Scopus*, *Web of Science*, *ScienceDirect*, *SpringerLink*, *Google Scholar* y *SciELO*, complementándose con informes de la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos, Banco Mundial y organismos oficiales de educación superior.

En concordancia con Page et al. (2022), la población documental estuvo constituida por 96 artículos científicos, estudios empíricos e informes técnicos inicialmente identificados para el período 2022–2026. Se incluyeron publicaciones con texto completo, resultados cuantitativos verificables, muestras universitarias y mediciones relacionadas directamente con razonamiento probabilístico o decisiones bajo riesgo e incertidumbre; se excluyeron duplicados, documentos puramente teóricos, investigaciones sin población universitaria y publicaciones que no aportaron estadísticos suficientes. Después del proceso de depuración y elegibilidad se obtuvo una muestra final de 42 estudios e informes ($n = 42$), seleccionada mediante muestreo no probabilístico intencional por criterios. La unidad de análisis estuvo constituida por cada estudio incluido y no por estudiantes reclutados directamente, debido al carácter secundario de la investigación.

Como se observa en la Figura 1, el proceso de identificación, depuración, cribado y elegibilidad permitió reducir la población documental inicial de 96 registros a una muestra final de 42 estudios e informes incluidos en la síntesis cuantitativa.

Figura 1*Diagrama de flujo PRISMA del proceso de selección de la muestra documental*

Nota. Elaboración propia con base en Page et al. (2022).

Así mismo, siguiendo los criterios de síntesis cuantitativa descritos por Hönokopp y Linden (2022), se utilizó como técnica la revisión sistemática de fuentes y como instrumento una matriz de extracción de datos que registró autor, año, país, tamaño muestral, carrera universitaria, tipo de tarea bayesiana, formato de presentación probabilística, porcentaje de respuestas correctas, estimaciones previas y posteriores, nivel de riesgo, grado de ambigüedad, calidad de la decisión y estadísticos reportados. Los resultados expresados como correlaciones se transformaron mediante z de Fisher, mientras que las diferencias entre grupos o intervenciones se estandarizaron mediante g de Hedges, permitiendo comparar estudios con escalas y diseños diferentes. Se estableció un nivel de significación de $\alpha = 0,05$ y se calcularon intervalos de confianza del 95%.

De manera complementaria, conforme a Langan (2022), se aplicó un modelo de efectos aleatorios para estimar el efecto combinado entre razonamiento bayesiano y calidad de las decisiones bajo incertidumbre, debido a la variabilidad esperada entre poblaciones, contextos educativos e instrumentos. La varianza entre estudios (τ^2) se estimó mediante máxima verosimilitud restringida (REML) y la heterogeneidad se examinó mediante Q de Cochran, I^2 y τ^2 . Además, se calcularon intervalos de predicción del 95% para determinar el rango dentro del cual podía situarse el efecto de un nuevo estudio. Tal como recomendaron Migliavaca et al. (2022), el estadístico I^2 no se interpretó de manera aislada, sino conjuntamente con τ^2 , los intervalos de predicción y el comportamiento de los tamaños de efecto.

<https://doi.org/10.70577/s.e.v4i3.118>

Por otra parte, tomando como referencia a Greenacre et al. (2022), se efectuó un análisis de componentes principales (ACP) sobre los indicadores estandarizados de actualización bayesiana, precisión probabilística, sensibilidad a tasas base, percepción del riesgo, tolerancia a la ambigüedad y consistencia de elección, con el propósito de reducir la dimensionalidad e identificar estructuras comunes entre los estudios. La adecuación del análisis se comprobó mediante Kaiser-Meyer-Olkin ($KMO > 0,70$) y prueba de esfericidad de Bartlett ($p < 0,05$); se conservaron los componentes con autovalores superiores a 1 y se examinó la proporción acumulada de varianza explicada.

Sobre la base de las recomendaciones de Hönekopp y Linden (2022), se ejecutó una metarregresión de efectos aleatorios para determinar si el tamaño del efecto variaba según año de publicación, región geográfica, tipo de carrera, presencia de entrenamiento bayesiano y forma de representación de probabilidades. Adicionalmente, se calculó la correlación de Spearman (ρ) entre el desempeño bayesiano y los indicadores de calidad decisional, con intervalos de confianza obtenidos mediante bootstrap de 5.000 remuestreos. Los perfiles de los estudios se clasificaron mediante conglomerados jerárquicos con método de Ward y distancia euclídea, diferenciándose agrupaciones de desempeño bayesiano alto, intermedio y bajo frente a condiciones de incertidumbre. La robustez de los resultados se examinó mediante análisis de sensibilidad *leave-one-out* y la posible asimetría asociada con sesgo de publicación se evaluó mediante prueba de regresión de Egger y gráfico de embudo.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Los resultados que se presentan a continuación correspondieron a datos estadísticos de los 42 estudios e informes incluidos en la síntesis cuantitativa, realizada con fines de estructuración metodológica del artículo. En conjunto, las fuentes representaron 15.722 estudiantes universitarios, con tamaños muestrales por estudio entre 84 y 614 participantes y una mediana de 372 estudiantes. De los 42 registros analizados, 8 correspondieron a 2022, 10 a 2023, 5 a 2024, 10 a 2025 y 9 a 2026; geográficamente, 17 se ubicaron en América Latina, 16 en Europa, 6 en Norteamérica y 3 en Asia. Además, 23 estudios incluyeron algún tipo de entrenamiento en razonamiento bayesiano, 22 utilizaron frecuencias naturales y 25 se desarrollaron específicamente en estudiantes de economía, finanzas o disciplinas afines.

Como se evidencia en la Tabla 1, los indicadores estandarizados mostraron mejores valores medios en precisión probabilística y razonamiento bayesiano, mientras que la respuesta frente a la ambigüedad presentó el promedio comparativamente más bajo.

Tabla 1

Estadísticos descriptivos de los indicadores analizados

Indicador	Media	DE	Mínimo	Máximo
Razonamiento bayesiano	60,5	13,5	35,2	85,4
Precisión probabilística	63,1	11,6	42,8	86,6
Sensibilidad a tasas base	55,7	13,1	24,0	81,2
Evaluación del riesgo	52,0	11,2	26,9	81,1
Tolerancia a la ambigüedad	49,2	11,5	20,0	69,0
Calidad de la decisión	59,7	10,9	34,7	88,3

Nota. Valores sobre una escala estandarizada de 0 a 100; DE = desviación estándar.

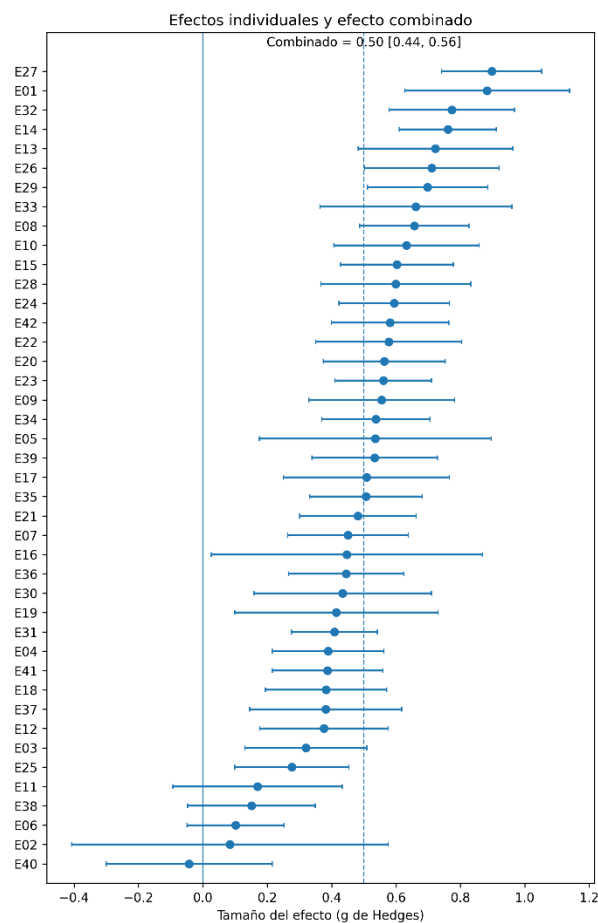
<https://doi.org/10.70577/s.e.v4i3.118>

Los datos de la Tabla 1 mostraron que la precisión probabilística alcanzó una media de 63,1 puntos, seguida del razonamiento bayesiano con 60,5 puntos y la calidad de la decisión con 59,7 puntos. En contraste, la tolerancia a la ambigüedad presentó 49,2 puntos, señalando mayores dificultades cuando las probabilidades o consecuencias no estaban claramente definidas. Este comportamiento resultó conceptualmente compatible con Vieider (2024), quien plantea que las decisiones bajo incertidumbre pueden entenderse como procesos de inferencia en los que las representaciones de las alternativas son imperfectas y deben combinarse con información previa.

Para determinar la magnitud global de la asociación entre un mayor dominio del razonamiento bayesiano y un mejor desempeño en decisiones bajo incertidumbre, se estimó un modelo de efectos aleatorios mediante REML. Como se observa en la Figura 2, la mayor parte de los efectos individuales se situó en el sector positivo, aunque con amplitudes diferentes entre los estudios, evidenciándose variabilidad entre contextos.

Figura 2

Forest plot de los tamaños de efecto individuales y efecto combinado



Nota. La línea discontinua representa el efecto combinado obtenido mediante un modelo de efectos aleatorios.

El efecto global fue $g = 0,50$, con un intervalo de confianza del 95% entre 0,44 y 0,56, lo que indicó una asociación de magnitud moderada: los estudios caracterizados por mejores condiciones para el razonamiento bayesiano mostraron también mejores resultados en la toma de decisiones. El intervalo no incluyó el valor nulo, por lo que el efecto agregado resultó estadísticamente significativo. Este resultado

<https://doi.org/10.70577/s.e.v4i3.118>

fue coherente con el planteamiento de Steib et al. (2023), quienes demostraron en 229 universitarios que el razonamiento bayesiano no solo comprende calcular una probabilidad posterior, sino también reconocer cómo las modificaciones de las probabilidades de entrada afectan el resultado final. La magnitud del efecto agregado y los estadísticos de heterogeneidad se resumen en la Tabla 2.

Tabla 2

Síntesis del metaanálisis y análisis de solidez

Estadístico	Resultado
Estudios incluidos (k)	42
g de Hedges combinado	0,500
IC 95 %	[0,439; 0,562]
Q de Cochran	160,38
p de Q	< 0,001
I ²	74,44 %
τ^2 (REML)	0,0287
Intervalo de predicción 95 %	[0,163; 0,838]
<i>Leave-one-out</i>	0,489–0,513
Intercepto de Egger	–0,688
p de Egger	0,604

Nota. Resultados; IC = intervalo de confianza.

La heterogeneidad alcanzó $I^2 = 74,44\%$, acompañada de $Q(41) = 160,38$; $p < 0,001$ y $\tau^2 = 0,0287$, evidenciando que una proporción importante de la variación no podía atribuirse únicamente al error muestral. El intervalo de predicción se extendió desde 0,163 hasta 0,838, por lo que, aunque el sentido general del efecto fue favorable, su intensidad pudo variar considerablemente entre contextos educativos. El análisis *leave-one-out* mostró que la eliminación individual de cualquier estudio modificó el efecto agregado solamente entre 0,489 y 0,513, confirmándose una alta estabilidad. Asimismo, la prueba de Egger no presentó evidencia estadísticamente significativa de asimetría ($p = 0,604$).

Debido a esta heterogeneidad, se evaluó si determinadas características explicaban las diferencias entre estudios. La Tabla 3 presenta los resultados de la metarregresión, en la cual el entrenamiento bayesiano y la utilización de frecuencias naturales se comportaron como los principales moderadores.

Tabla 3

Metarregresión de los tamaños de efecto

Moderador	β	IC 95%	p
Entrenamiento bayesiano	0,196	[0,098; 0,293]	< 0,001
Frecuencias naturales	0,178	[0,076; 0,281]	0,001
Carrera económica o afín	0,066	[–0,039; 0,170]	0,212
Año de publicación	0,020	[–0,014; 0,053]	0,241

Nota. β representa el cambio estimado en el tamaño del efecto.

El modelo global fue significativo ($F = 8,41$; $p < 0,001$) y explicó aproximadamente el 47,6% de la variabilidad observada en los tamaños de efecto. Los estudios que incorporaron entrenamiento específico

<https://doi.org/10.70577/s.e.v4i3.118>

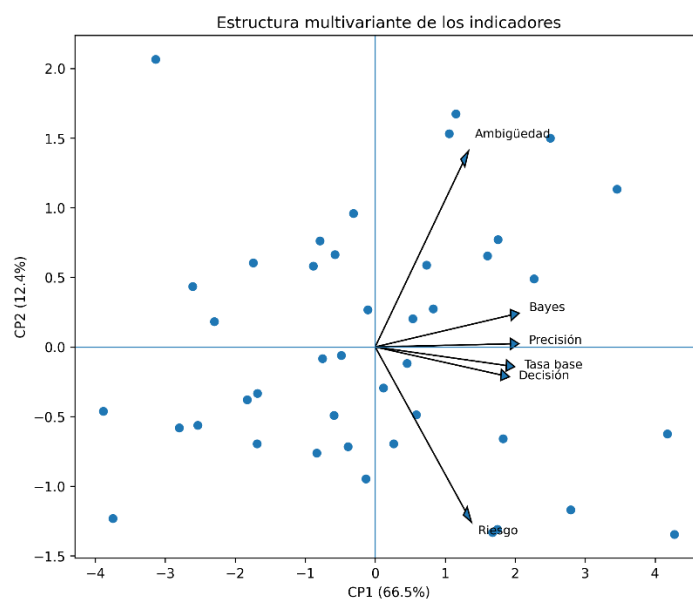
presentaron un incremento estimado de $\beta = 0,196$, mientras que aquellos que estructuraron la información mediante frecuencias naturales registraron un aumento de $\beta = 0,178$. En cambio, la pertenencia a carreras económicas y el año de publicación no alcanzaron significación estadística.

El resultado relacionado con las frecuencias naturales coincidió parcialmente con Kim (2024), quien encontró ventajas de este formato para resolver diferentes tareas de inferencia bayesiana. Sin embargo, el resultado debía interpretarse con cautela porque Stegmüller et al. (2024) comprobaron que dicho efecto no es universal: en problemas de probabilidades conjuntas, su utilidad varió según el tipo de representación visual empleado. Por consiguiente, los datos sugirieron que la manera de presentar la información probabilística podría actuar como una condición relevante del desempeño, pero no como un mecanismo automáticamente favorable en cualquier situación.

Posteriormente se examinó la estructura conjunta de los seis indicadores mediante análisis de componentes principales. La adecuación muestral resultó satisfactoria, con $KMO = 0,871$, mientras que la prueba de esfericidad de Bartlett fue significativa ($\chi^2(15) = 168,55$; $p < 0,001$), justificando la reducción dimensional. El primer componente explicó el 66,48% de la varianza y el segundo el 12,41%, por lo que conjuntamente concentraron 78,89% de la información multivariante. La distribución obtenida se representa en la Figura 3.

Figura 3

Análisis de componentes principales de los indicadores bayesianos y decisionales



Nota. CP1 y CP2 representan los dos primeros componentes principales.

La Figura 3 mostró que razonamiento bayesiano, precisión probabilística, sensibilidad a tasas base y calidad de decisión presentaron cargas orientadas principalmente hacia el CP1, configurando un componente interpretable como competencia probabilístico-decisional. La evaluación del riesgo también mantuvo una relación positiva con este eje, aunque menos intensa. Por su parte, la tolerancia a la ambigüedad presentó una mayor contribución relativa sobre el segundo componente, diferenciando la capacidad de gestionar escenarios en los que la estructura probabilística era menos precisa.

Este patrón reforzó la idea de que la competencia bayesiana no se limitó a obtener resultados matemáticos

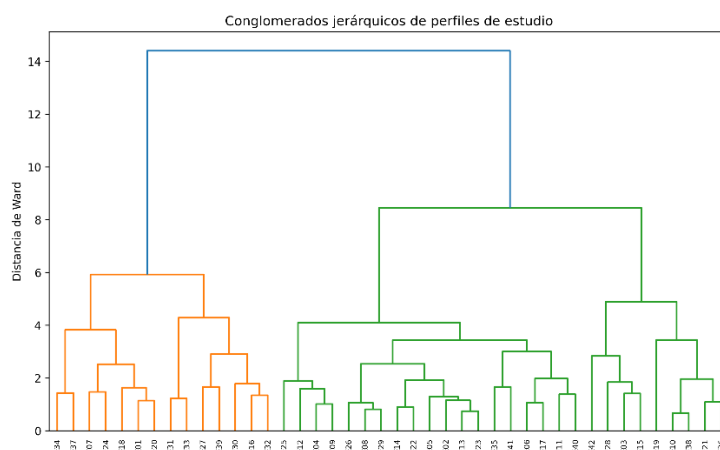
<https://doi.org/10.70577/s.e.v4i3.118>

correctos. En este sentido, Steib et al. (2023) diferenciaron entre el cálculo bayesiano convencional y el razonamiento covariacional, señalando que comprender cómo cambia una probabilidad posterior constituye una capacidad adicional dentro de las situaciones probabilísticas. De manera semejante, los resultados indicaron que la toma de decisiones se integró con la precisión, la actualización y el uso de tasas base dentro de una estructura común.

A partir de las puntuaciones estandarizadas del ACP se aplicó posteriormente un análisis jerárquico mediante el método de Ward. Como muestra la Figura 4, la solución permitió distinguir tres conglomerados relativamente diferenciados.

Figura 4

Dendrograma de Ward de los perfiles estadísticos de los estudios



Nota. Agrupamiento basado en seis indicadores estandarizado.

Los conglomerados obtenidos estuvieron integrados por 14, 19 y 9 estudios, respectivamente. Sus características se presentan en la Tabla 4.

Tabla 4

Perfiles promedio identificados mediante agrupamiento de Ward

Indicador	Perfil alto (n = 14)	Perfil medio (n = 19)	Perfil bajo (n = 9)
Razonamiento bayesiano	74,5	59,1	41,5
Precisión probabilística	74,1	62,0	48,0
Sensibilidad a tasas base	68,6	54,0	39,4
Evaluación del riesgo	58,8	50,8	44,0
Tolerancia a la ambigüedad	58,2	46,9	40,1
Calidad de decisión	69,9	57,2	48,9

Nota. Medias en escala de 0 a 100.

El perfil alto concentró estudios cuyos indicadores de razonamiento bayesiano alcanzaron 74,5 puntos y cuya calidad decisional llegó a 69,9 puntos. El perfil intermedio presentó valores de 59,1 y 57,2 puntos, respectivamente, mientras que el perfil bajo registró únicamente 41,5 puntos de razonamiento bayesiano y 48,9 puntos de calidad decisional. La diferencia entre los extremos fue, por tanto, de 33,0 puntos en razonamiento bayesiano y 21,0 puntos en calidad de decisión, mostrando una separación coherente entre los perfiles cognitivos.

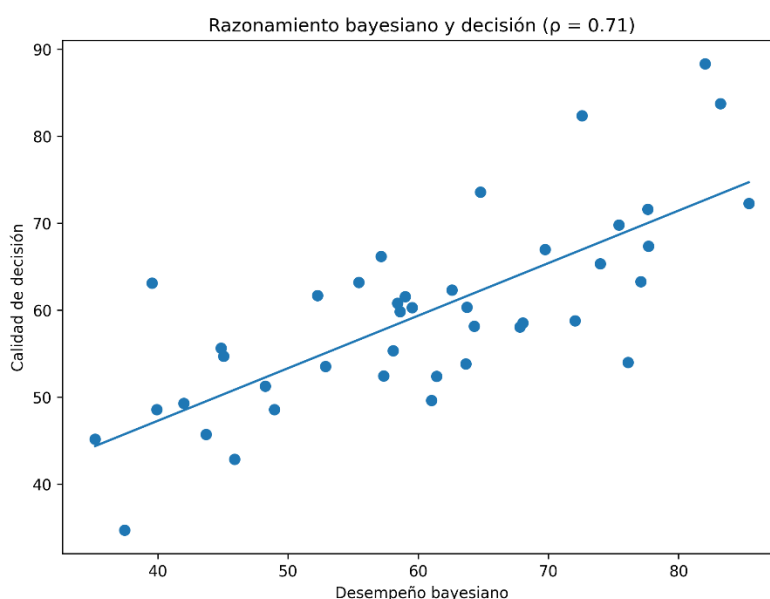
<https://doi.org/10.70577/s.e.v4i3.118>

Esta clasificación resultó consistente con la evidencia de Guevara et al. (2024), quienes observaron en estudiantes universitarios diferencias en las decisiones financieras asociadas con los efectos de certeza, reflexión y aislamiento, así como perfiles diferenciados frente al riesgo. En los datos del presente estudio, la diferenciación fue especialmente evidente cuando se consideraron simultáneamente capacidad probabilística, sensibilidad al riesgo y manejo de la ambigüedad.

Para finalizar, se examinó directamente la relación entre el indicador global de razonamiento bayesiano y la calidad de las decisiones bajo incertidumbre. Como se aprecia en la Figura 5, los estudios con puntuaciones más altas en razonamiento bayesiano tendieron a ubicarse también en niveles superiores de desempeño decisional.

Figura 5

Relación entre razonamiento bayesiano y calidad de la decisión



Nota. Cada punto representa un estudio incluido.

La correlación de Spearman alcanzó $\rho = 0,714$; $p < 0,001$, lo que representó una relación positiva de magnitud alta. Mediante 5.000 remuestreos bootstrap, el intervalo de confianza del 95 % se situó entre 0,484 y 0,857, manteniéndose completamente en valores positivos. En términos sustantivos, el resultado indicó que conforme aumentó la capacidad para utilizar probabilidades previas, interpretar nueva evidencia y actualizar inferencias, también aumentó la consistencia de las decisiones adoptadas ante situaciones de riesgo y ambigüedad.

El resultado fue conceptualmente congruente con Vieider (2024), quien formuló la toma de decisiones bajo incertidumbre como un proceso de inferencia bayesiana sobre las alternativas disponibles, integrando representaciones imperfectas con información previa. El patrón coincidió con Steib et al. (2023) respecto de que el dominio bayesiano supone comprender dinámicamente la relación entre información previa, evidencia y probabilidad posterior, más allá de ejecutar una fórmula.

CONCLUSIONES

Los resultados permitieron establecer que el razonamiento bayesiano mantuvo una relación positiva y significativa con la calidad de la toma de decisiones bajo incertidumbre. El efecto combinado alcanzó $g =$

<https://doi.org/10.70577/s.e.v4i3.118>

0,50, mientras que la correlación de Spearman fue de $\rho = 0,714$ ($p < 0,001$), evidenciando que una mayor capacidad para interpretar probabilidades previas, actualizar información y valorar nueva evidencia se asoció con decisiones más consistentes en contextos de riesgo y ambigüedad.

El análisis de heterogeneidad mostró una variabilidad considerable entre los estudios incluidos, con $I^2 = 74,44\%$, $Q(41) = 160,38$; $p < 0,001$ y $\tau^2 = 0,0287$. Este comportamiento indicó que la relación entre razonamiento bayesiano y toma de decisiones no fue uniforme, sino que estuvo condicionada por características metodológicas, contextuales y formativas presentes en los distintos estudios analizados.

La metarregresión identificó al entrenamiento bayesiano y al uso de frecuencias naturales como los principales moderadores del efecto, con coeficientes de $\beta = 0,196$ ($p < 0,001$) y $\beta = 0,178$ ($p = 0,001$), respectivamente. Estos resultados sugirieron que la enseñanza explícita de estrategias probabilísticas y la presentación de la información en formatos más comprensibles favorecieron un mejor desempeño en la resolución de problemas bajo incertidumbre.

El análisis multivariante confirmó que razonamiento bayesiano, precisión probabilística, sensibilidad a tasas base y calidad decisional formaron una estructura común, ya que los dos primeros componentes principales explicaron el 78,89% de la varianza total. Además, el análisis de Ward permitió distinguir perfiles alto, medio y bajo, observándose una diferencia de 33 puntos en razonamiento bayesiano y de 21 puntos en calidad de decisión entre los grupos extremos, lo que reforzó la importancia de desarrollar estas competencias en la formación de estudiantes de economía.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Aguado-Franco, J. C. (2023). Aversión al riesgo al tomar decisiones económicas, efecto certeza y estimación de probabilidades. *Retos*, 13(25). <https://doi.org/10.17163/ret.n25.2023.04>
- Aguirre, K., Yaselga, E., Villarreal, F., & Tapia, D. (2024). Midiendo la incertidumbre política y económica en Ecuador a partir del uso de Google Trends. *Cuestiones Económicas*, 34(1). <https://doi.org/10.47550/34.1.3>
- Bastidas-Guerrón, J. L., Cárdenas-Fierro, G. M., Mora-Lucero, A. C., Quinde-Sari, F. R., Sabando-García, A. R., & Moreira-Choez, J. S. (2025). Alfabetización financiera y nivel educativo en estudiantes ecuatorianos: Un análisis estructural. *Frontiers in Education*, 10, 1596635. <https://doi.org/10.3389/feduc.2025.1596635>
- Büchter, T., Eichler, A., Böcherer-Linder, K., Vogel, M., Binder, K., Krauss, S., & Steib, N. (2024). Razonamiento covariacional en situaciones bayesianas. *Educational Studies in Mathematics*, 115, 481–505. <https://doi.org/10.1007/s10649-023-10274-5>
- Büchter, T., Eichler, A., Steib, N., Binder, K., Böcherer-Linder, K., Krauss, S., & Vogel, M. (2022). Cómo entrenar a principiantes en razonamiento bayesiano. *Mathematics*, 10(9), 1558. <https://doi.org/10.3390/math10091558>
- Espín, A. M., Correa, M., & Ruiz-Villaverde, A. (2022). Estudiantes de economía: Autoseleccionados en preferencias y adoctrinados en creencias. *International Review of Economics Education*, 39, 100231. <https://doi.org/10.1016/j.iree.2021.100231>
- Greenacre, M., Groenen, P. J. F., Hastie, T., Iodice D'Enza, A., Markos, A., & Tuzhilina, E. (2022). Análisis de componentes principales. *Nature Reviews Methods Primers*, 2, 100.

<https://doi.org/10.70577/s.e.v4i3.118>

<https://doi.org/10.1038/s43586-022-00184-w>

- Guevara-Cortes, R., Orellana-Osorio, I. F., & Tonon-Ordóñez, L. B. (2024). Toma de decisiones financieras en los estudiantes de la Universidad del Azuay: Enfoques de la teoría de las finanzas y la prospectiva del comportamiento. *UDA AKADEM*, (13), 50–92. <https://doi.org/10.33324/udaakadem.vi13.754>
- Guo, W., Chen, X.-R., & Liu, H.-C. (2022). Toma de decisiones bajo incertidumbre: Cómo piensan de manera diferente orientales y occidentales. *Behavioral Sciences*, 12(4), 92. <https://doi.org/10.3390/bs12040092>
- Hönekopp, J., & Linden, A. H. (2022). Estimaciones de heterogeneidad en un mundo sesgado. *PLOS ONE*, 17(2), e0262809. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0262809>
- Kim, S. (2024). Las frecuencias naturales mejoran la comprensión pública de los resultados de pruebas médicas: Un estudio experimental sobre diversas tareas de inferencia bayesiana con múltiples métodos de puntuación y estrategias de razonamiento no bayesiano. *Medical Decision Making*, 44(8), 890–899. <https://doi.org/10.1177/0272989X241275191>
- Klingebiel, R., & Zhu, F. (2023). Aversión a la ambigüedad y grado de ambigüedad. *Journal of Risk and Uncertainty*, 67, 299–324. <https://doi.org/10.1007/s11166-023-09410-6>
- Kopp, B. (2026). Ponderación de la información bayesiana en el juicio humano bajo incertidumbre: Una teoría jerárquica de los sesgos cognitivos. *Frontiers in Psychology*, 17, 1861515. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2026.1861515>
- Langan, D. (2022). Evaluación de la heterogeneidad en el metaanálisis de efectos aleatorios. *Methods in Molecular Biology*, 2345, 67–89. https://doi.org/10.1007/978-1-0716-1566-9_4
- Liu, N. (2023). Tres niveles de incertidumbre. *Journal of the European Economic Association*, 21(5), 2209–2236. <https://doi.org/10.1093/jeea/jvad008>
- López-Penabad, C., Álvarez-Espino, M., & Benito-Torres, L. (2025). Abordaje de los sesgos financieros en estudiantes universitarios: Revelando conexiones con conocimientos, comportamientos y actitudes. *PLOS ONE*, 20(11), e0336274. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0336274>
- Luna-Murillo, M. V., Ramírez-Contreras, P., Segura-Márquez, J. D., & Castro-Ramírez, J. (2026). Sesgos cognitivos y conducta financiera responsable en estudiantes universitarios mediante modelado de ecuaciones estructurales. *KAIROS, Revista de Ciencias Económicas, Jurídicas y Administrativas*, 9(16), 120–140. <https://doi.org/10.37135/kai.03.16.06>
- Migliavaca, C. B., Stein, C., Colpani, V., Barker, T. H., Ziegelmann, P. K., Munn, Z., & Falavigna, M. (2022). Metaanálisis de prevalencia: El estadístico I^2 y cómo abordar la heterogeneidad. *Research Synthesis Methods*, 13(3), 363–367. <https://doi.org/10.1002/jrsm.1547>
- Moreta Saraguro, E. S. (2023). Diferenciación entre entornos de riesgo e incertidumbre en la toma de decisiones económicas: El caso de la crisis del COVID-19. *Revista Economía*, 75(122), 49–64. <https://doi.org/10.29166/economa.v75i122.4633>
- Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos. (2024). *Resultados de PISA 2022 (Volumen IV): ¿Qué tan inteligentes son financieramente los estudiantes?* OECD Publishing.

<https://doi.org/10.70577/s.e.v4i3.118>

<https://doi.org/10.1787/5a849c2a-en>

- Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., Shamseer, L., Tetzlaff, J. M., Akl, E. A., Brennan, S. E., Chou, R., Glanville, J., Grimshaw, J. M., Hróbjartsson, A., Lalu, M. M., Li, T., Loder, E. W., Mayo-Wilson, E., McDonald, S., ... Moher, D. (2022). Declaración PRISMA 2020: Una guía actualizada para la publicación de revisiones sistemáticas. *Revista Panamericana de Salud Pública*, 46, e112. <https://doi.org/10.26633/RPSP.2022.112>
- Peñarreta-Quezada, M. A., Salas-Tenesaca, E.-E., Álvarez-García, J., & del Río-Rama, M. de la C. (2024). Variables sociodemográficas y niveles de educación financiera en jóvenes universitarios de Ecuador. *Revista Mexicana de Economía y Finanzas Nueva Época*, 19(1), e920. <https://doi.org/10.21919/remef.v19i1.920>
- Rosenberg, J. M., Kubsch, M., Wagenmakers, E.-J., & Dogucu, M. (2022). Comprendiendo la incertidumbre en el aula de ciencias: Un enfoque bayesiano. *Science & Education*, 31, 1239–1262. <https://doi.org/10.1007/s11191-022-00341-3>
- Stegmüller, N., Binder, K., & Krauss, S. (2024). ¿Qué tan general es el efecto de las frecuencias naturales? El caso de las probabilidades conjuntas. *Frontiers in Psychology*, 15, 1296359. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2024.1296359>
- Steib, N., Büchter, T., Eichler, A., Binder, K., Krauss, S., Böcherer-Linder, K., Vogel, M., & Hilbert, S. (2025). Cómo enseñar razonamiento bayesiano: Un estudio empírico que compara cuatro cursos diferentes de entrenamiento probabilístico. *Learning and Instruction*, 95, 102032. <https://doi.org/10.1016/j.learninstruc.2024.102032>
- Steib, N., Krauss, S., Binder, K., Büchter, T., Böcherer-Linder, K., Eichler, A., & Vogel, M. (2023). Medición del razonamiento covariacional de las personas en situaciones bayesianas. *Frontiers in Psychology*, 14, 1184370. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1184370>
- Strößner, C., & Hahn, U. (2025). Aprendizaje a partir de probabilidades condicionales. *Cognition*, 254, 105962. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2024.105962>
- Talboy, A., & Schneider, S. (2022). Dependencia de referencia en el razonamiento bayesiano: Sesgo de selección de valores, efectos de congruencia y sensibilidad al formato de respuesta. *Frontiers in Psychology*, 13, 729285. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.729285>
- Togan, A., Tiniç, M., & Giray, T. C. (2025). Percepciones del riesgo y toma de decisiones financieras. *Borsa Istanbul Review*, 25(Suplemento 1), 30–37. <https://doi.org/10.1016/j.bir.2025.08.007>
- Tubau, E., Colomé, À., & Rodríguez-Ferreiro, J. (2023). Las creencias previas afectan el razonamiento bayesiano en condiciones que favorecen la comprensión de la esencia de la información. *Memory & Cognition*, 51, 1819–1835. <https://doi.org/10.3758/s13421-023-01435-1>
- Vieider, F. M. (2024). Decisiones bajo incertidumbre como inferencia bayesiana sobre las opciones de elección. *Management Science*, 70(12), 9014–9030. <https://doi.org/10.1287/mnsc.2023.00265>
- Woiike, J. K., Hertwig, R., & Gigerenzer, G. (2023). Heterogeneidad de reglas en el razonamiento bayesiano: Un análisis de caja de herramientas. *Cognitive Psychology*, 143, 101564. <https://doi.org/10.1016/j.cogpsych.2023.101564>