

Reformulación del coeficiente k para juicio de personas expertas aplicada a las competencias digitales docentes

Reformulation of the K Coefficient for Expert Judgment Applied to Digital Teaching Competencies

José González Campos^{*1}, Juan Elías Aspeé^{**}, Juan Silva Quiroz^{***} y Shadye Matar-Khalil^{****}

* Universidad Católica del Maule (Chile)

** Universidad Andrés Bello (Chile)

*** Universidad de Santiago de Chile (Chile)

**** Universidad del Sinú (Colombia)

Resumen

El juicio de personas expertas es una técnica ampliamente utilizada para validar instrumentos de evaluación, autoevaluación, autopercepción, mediante la evaluación informada de ítems. El coeficiente de competencia experta (K) combina la autoevaluación del conocimiento y la argumentación objetiva, ha sido adoptado extensamente en educación y salud; pero su aplicación como promedio simple y equiponderado presenta limitaciones epistemológicas y estadísticas por su vulnerabilidad al sesgo de autopercepción. Se propone una generalización del coeficiente K que incorpora un tercer componente, referido a la proximidad temática del experto con ponderaciones diferenciadas para cada dimensión. Se integra un modelo inferencial basado en la distribución beta y la aproximación normal asintótica, permitiendo estimar intervalos de confianza y realizar pruebas de significación sobre la competencia experta. Se aplicó en dos contextos: un caso simulado y un estudio real de validación de un instrumento sobre competencias digitales en educación parvularia. Los análisis muestran que el coeficiente K tradicional sobrestima la competencia en comparación con la versión generalizada. En el caso real, la muestra inicialmente clasificada como válida bajo el umbral fijo de 0.8 se reduce al aplicar los criterios inferenciales propuestos, aumentando la precisión en la identificación de personas expertas. Una prueba para muestras pareadas confirma diferencias significativas entre

1 **Correspondencia:** José González Campos, jgonzalesc@ucm.cl. Facultad de Ciencias Básicas Universidad Católica del Maule

ambas metodologías. La reformulación del coeficiente K mejora la rigurosidad, transparencia y validez del juicio experto al considerar tanto criterios objetivos como contextuales y al respaldar las decisiones mediante inferencia estadística. La propuesta ofrece un marco sólido y adaptable para futuros procesos de validación en diversas disciplinas.

Palabras Claves: evaluación; tecnologías de la información y la comunicación; juicio de expertos; coeficiente de competencia experta.

Abstract

Expert judgment is a widely used technique to validate assessment, self-assessment, and self-perception instruments through informed item evaluation. The expert competence coefficient (K) combines self-assessment of knowledge and objective argumentation. It has been widely adopted in education and healthcare; however, its application as a simple, equally weighted average presents epistemological and statistical limitations due to its vulnerability to self-perception bias. A generalization of the K coefficient is proposed that incorporates a third component, referring to the expert's thematic proximity with differentiated weights for each dimension. An inferential model based on the beta distribution and the asymptotic normal approximation is integrated, allowing for the estimation of confidence intervals and significance tests on expert competence. It was applied in two contexts: a simulated case and a real-life validation study of an instrument on digital competencies in early childhood education. The analyses show that the traditional K coefficient overestimates competence compared to the generalized version. In the real-world case, the sample initially classified as valid under the fixed threshold of 0.8 is reduced by applying the proposed inferential criteria, increasing the accuracy of expert identification. A test for paired samples confirms significant differences between the two methodologies. The reformulation of the K coefficient improves the rigor, transparency, and validity of expert judgment by considering both objective and contextual criteria and by supporting decisions through statistical inference. The proposal offers a robust and adaptable framework for future validation processes in various disciplines.

Keywords: evaluation; information and communication technologies; expert judgment; expert competence coefficient.

Introducción

El juicio de personas expertas constituye un procedimiento sistemático y riguroso mediante el cual un grupo de individuos con un alto grado de conocimiento especializado evalúa, analiza y valora aspectos de un instrumento, tales como ítems de instrumentos de medición, con el propósito de determinar su relevancia, representatividad, coherencia y claridad (Juárez-Hernández y Tobón, 2018). Esta estrategia metodológica se ha consolidado como un recurso fundamental en procesos de validación, debido a que permite integrar perspectivas diversas y fundamentadas sin requerir complejas infraestructuras técnicas o logísticas. Así, el juicio experto contribuye a la robustez y confiabilidad del proceso evaluativo, al asegurar la alineación del instrumento con los objetivos y la teoría subyacente al estudio.

Desde una perspectiva histórica y epistemológica, uno de los avances más significativos en la objetivación del juicio experto es la propuesta del coeficiente de competencia

experta o coeficiente K, inicialmente planteado por Dobrov y Smirnov (1972). A lo largo de más de cinco décadas, este coeficiente ha experimentado una amplia adopción en diversos ámbitos, especialmente en educación y tecnología, así como en otros contextos educativos y de salud. Por ejemplo, existen algunos trabajos que muestran su versatilidad en el ámbito educacional respecto de las competencias emprendedoras en el alumnado (Fernández Batanero y Reyes Rebollo, 2016), o en la percepción de los equipos docentes respecto de la inclusión (Torres y Fernández, 2015). En el ámbito de la salud, ha tenido impactos en la selección de personas como tutoras clínicas (Carrasco y Dois, 2020; Garrido-García et al., 2020) o en la diversidad funcional (Aranda et al., 2022), la rehabilitación (Capdevila-Pons et al., 2023), entre otros. Así, su versatilidad se refleja en la diversidad de aplicaciones, desde la validación de instrumentos hasta la selección de profesionales en entornos clínicos y educativos.

En el ámbito metodológico, la literatura ha abordado aspectos como el número óptimo de expertos para garantizar la validez del proceso, vinculado directamente a la superación de umbrales mínimos del coeficiente K (Herrera Masó et al., 2022). No obstante, pese a su extensa adopción, rara vez se somete a análisis crítico la propia estructura métrica ni la justificación estadística de dicho coeficiente. De hecho, persiste una aceptación implícita del modelo original, expresado mediante la fórmula $K = 1/2 (K_c + K_a)$, sin que se cuestione ni la lógica de combinar ambos componentes con igual peso, ni la conveniencia de asignar ponderaciones alternativas que reflejen mejor su naturaleza diferenciada, uso acrítico que es común en el ámbito de la estadística aplicada (Gelman y Hennig, 2017).

A mayor abundamiento, los mismos Dobrov y Smirnov (1972) advirtieron que la definición del coeficiente es susceptible de distintas configuraciones, dependiendo de cómo se conceptualicen y operacionalicen sus componentes K_c (autoevaluación subjetiva) y K_a (evaluación objetiva basada en criterios externos). La propuesta original consistente en calcular una media aritmética equiponderada no excluye la posibilidad de asignar pesos diferenciados, una idea que fue retomada y profundizada por Cabero-Almenara et al. (2020), quienes subrayan la necesidad de establecer criterios explícitos para dicha ponderación. Además, Zartha Sossa et al. (2014) plantean inquietudes relativas al impacto del tamaño de la muestra en la estabilidad y representatividad del coeficiente, un aspecto que hasta ahora ha sido insuficientemente explorado.

La expresión operacional y cuantitativa de la estadística k-experto está definida como $\frac{1}{2} (K_c + K_a)$, es decir, es un promedio entre las puntuaciones obtenidas en K_c y K_a , en la cual K_c representa la valoración personal, es decir la valoración del potencial experto respecto de sí mismo en relación a lo que se quiere medir, por otro lado K_a representa la valoración en función de criterios definidos por los investigadores que buscan un perfil particular de las y los expertos que constituirán la muestra de validadores, respectivamente.

Desde la perspectiva epistemológica o de la génesis del estadístico, no se explicita si intencional o casual, pero en definitiva es una mediación entre la subjetividad (K_c) y la objetividad (K_a), y cuyos ámbitos poseen el mismo peso.

Desde la perspectiva métrica se producen algunas inconsistencias e imprecisiones, pues K_c y K_a poseen estatus métricos diferentes, que son corregidos en la obtención de K, y además surge la duda de la equiparación de los pesos para cada componente y la razón del por qué el criterio de decisión se basa en la constante 0.8 (Cerero et al., 2023).

Así las cosas, una problemática central que motiva este estudio es la presencia de limitaciones epistemológicas y metodológicas en la configuración actual del coeficiente K. Este coeficiente, al promediar dos componentes de naturaleza heterogénea (la valoración subjetiva del propio conocimiento -Kc- y la valoración objetiva basada en criterios definidos por los investigadores -Ka-), puede introducir sesgos si ambos elementos se consideran con el mismo peso sin una justificación métrica o teórica adecuada.

Lo anterior es importante, puesto que la confiabilidad del componente subjetivo Kc se ve comprometida por su misma naturaleza, según experto consultado. Por ejemplo, existe el efecto Dunning-Kruger, fenómeno ampliamente documentado, que señala que individuos con menor habilidad tienden a sobrestimar sus capacidades, mientras que los más competentes tienden a subestimarlas (Kruger y Dunning, 1999; Mazor y Fleming, 2021; Vílchez, 2020). Esta sobrestimación o subestimación, afecta directamente la precisión del coeficiente, en tanto se asume como válida una autoevaluación que podría estar sesgada. Asimismo, la ausencia de un marco inferencial que respalde estadísticamente los umbrales de decisión, como el uso extendido del valor 0.8 para definir si una persona es considerada experta, limita la validez del proceso, pues se carece de una base empírica sólida que justifique dicha elección (Gelman y Hennig, 2017). Por ello, la literatura señala la importancia de incorporar métodos estadísticos que permitan estimar intervalos de confianza y realizar pruebas de significancia, proporcionando así criterios de decisión más robustos (Barroso y Cabero, 2013; Cabero-Almenara et al., 2020; Dobrov y Smirnov, 1972).

Estas evidencias sugieren la necesidad de revisar y reformular el coeficiente K, integrando ponderaciones diferenciadas y criterios inferenciales que mejoren la selección y validación de personas expertas, particularmente en contextos educativos.

Frente a estas limitaciones, el presente artículo propone una generalización y profundización en la configuración métrica del coeficiente de competencia experta, incorporando ponderaciones diferenciadas que reflejen las distintas naturalezas de los componentes y un modelo inferencial robusto basado en la distribución beta y la aproximación normal asintótica, que permita establecer criterios estadísticos fundamentados para la selección de expertos. Esta reformulación busca dotar al proceso de validación con mayor rigor, flexibilidad y objetividad, contribuyendo a superar las deficiencias epistemológicas y metodológicas detectadas, especialmente en el contexto de la validación de instrumentos de evaluación. Con este marco, es válido indicar que en este trabajo no se discutirá, ni se cuestionará la complejidad conceptual referida a la expresión experto, pues se escapa del alcance planteado, sin embargo, es posible encontrar interesantes discusiones en Ramírez y Cepena (2020), y en Juárez-Hernández y Tobón (2018).

Método

Tipo de investigación

El presente estudio se enmarca en una investigación cuantitativa de carácter metodológico y transversal, orientada al análisis, reformulación y validación infe-

rencial del coeficiente de competencia experta (K) en procesos de juicio de expertos. Su propósito no es únicamente descriptivo, sino que incorpora un componente de modelación estadística y contraste empírico entre distintas configuraciones del estadístico.

El diseño contempla dos aplicaciones diferenciadas del instrumento de evaluación de expertos: Aplicación mediante simulaciones estadísticas controladas, con el fin de analizar el comportamiento del coeficiente en escenarios teóricos bajo distintos esquemas de ponderación y distribución. Aplicación con datos reales, provenientes de un proceso de validación de un instrumento sobre competencias digitales en educación parvularia (Silva-Quiroz et al., 2025), con el propósito de contrastar empíricamente el modelo clásico y la propuesta generalizada.

Esta doble aproximación, simulada y empírica, permite evaluar tanto la consistencia matemática del modelo como su comportamiento en contextos reales de validación.

Población y muestra

Caso simulado: En la aplicación simulada se generó una muestra artificial de 50 potenciales expertos, cada uno caracterizado por tres componentes:

K_c : coeficiente de conocimiento (autoevaluación),

K_o : coeficiente de argumentación objetiva,

K_p : coeficiente de proximidad temática.

Los valores fueron generados bajo supuestos probabilísticos compatibles con variables acotadas en el intervalo [0,1], permitiendo modelar el comportamiento del coeficiente generalizado bajo distintos esquemas de ponderación y analizar su estabilidad inferencial.

Caso real: En la aplicación empírica se trabajó con una muestra de 32 potenciales personas expertas que participaron en el proceso de validación de un instrumento de competencias digitales adaptado al contexto de educación parvularia en Chile. Los datos originales incluyeron las dimensiones clásicas K_c y K_o , a partir de las cuales se reconstruyó el coeficiente convencional y se aplicó la reformulación propuesta.

Resultados

Formalidad y limitaciones del coeficiente K

El equiparar las componentes K_c y K_o , significa valorar de igual modo la subjetividad y la objetividad, que es representado en $\frac{1}{2} (K_c + K_o)$. Sin embargo, ese modelo y la intención de su definición, como criterio de selección de personas expertas, genera algunas contradicciones epistemológicas referidas al efecto Dunning-Kruger (Kruger y Dunning, 1999), concepto muy presente y discutido fuertemente en variados ámbitos, en particular en el ambiente educativo (Estrada Girón et al., 2022; Vílchez, 2020), aspectos que llevan a concluir en una sobrestimación de la subjetividad en la especificación de la estadística, justificando una ponderación diferenciada en su generalización.

Generalización y extensión: coeficiente K_{eg}

Considerando lo anterior, resulta imprescindible añadir a la definición del coeficiente K un tercer componente que cuantifique el grado de proximidad de la experta con respecto a la temática de que trata el instrumento y el tipo de conocimiento que dicha experta posee de esta. En efecto, opinar desde la teoría merece una diferenciación en relación con la opinión desde la práctica, por tal razón la generalización y extensión de la estadística K , que será simbolizada por K_{eg} queda definida como:

$K_{eg} = \alpha K_c + \beta K_a + \gamma K_b$, donde $\alpha + \beta + \gamma = 1$ y K_b representa el grado de proximidad del potencial experto a la persona a evaluar o medir.

Se observa que al considerar $\alpha = 1/2$, $\beta = 1/2$ y $\gamma = 0$, se tiene el coeficiente k -experto convencional, situándolo como caso particular.

Proceso inferencial para decisión experta

Para poder introducir el concepto de significatividad en el coeficiente K_{eg} , es necesario formalizar un proceso inferencial en torno a su definición. Por tanto, se dirá que $K_{eg_1}, K_{eg_2}, \dots, K_{eg_n}$ representa una secuencia de variables aleatorias independientes e idénticamente distribuidas. En relación con la idéntica distribución, los K_{eg} serán asumidos con distribución beta, de parámetros p y q , lo que se simboliza por $B(p, q)$, en la cual la media es $\frac{p}{p+q}$ y su varianza finita es $\frac{pq}{(p+q)^2(p+q+1)} < \infty$. En este contexto se define $\bar{K}_{eg} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_{eg_i}$, el cual, por construcción y teorema central del límite, se tiene que $\bar{K}_{eg} \sim N(E(\bar{K}_{eg}); Var(\bar{K}_{eg}))$, donde $E(\bar{K}_{eg}) = \frac{p}{p+q}$ $Var(\bar{K}_{eg}) = \frac{pq}{n(p+q)^2(p+q+1)}$.

Por otro lado, considerando las estimaciones muestrales de los parámetros desconocidos p y q , esto es

$$\begin{aligned} \tilde{p} &= \bar{x} \left(\frac{\bar{x}(1-\bar{x})}{s^2} - 1 \right) \\ \tilde{q} &= (1-\bar{x}) \left(\frac{\bar{x}(1-\bar{x})}{s^2} - 1 \right) \end{aligned}$$

Donde \bar{x} y s^2 representan la media y varianza muestral respectivamente (González et al., 2014), el intervalo de confianza para $\frac{p}{p+q}$ estará dado por:

$$IC\left(\frac{p}{p+q}\right) = \left[\frac{\tilde{p}}{\tilde{p} + \tilde{q}} - z_{1-\frac{\alpha}{2}} \cdot \sqrt{\frac{4\tilde{p}\tilde{q}}{n(\tilde{p} + \tilde{q})^2(\tilde{p} + \tilde{q} + 1)}}; \frac{\tilde{p}}{\tilde{p} + \tilde{q}} + z_{1-\frac{\alpha}{2}} \cdot \sqrt{\frac{4\tilde{p}\tilde{q}}{n(\tilde{p} + \tilde{q})^2(\tilde{p} + \tilde{q} + 1)}} \right]$$

Donde el número 4 es una constante de corrección y α el nivel de significancia. Basado en la definición anterior, es posible establecer dos criterios de decisión respecto de la muestra de expertas.

En tanto, para establecer reglas claras y fundamentadas para identificar a los expertos dentro de una muestra, se proponen dos criterios complementarios de decisión: uno de

carácter estocástico, basado en inferencia estadística, y otro determinista, fundamentado en un umbral convencional previamente establecido.

a) Criterio estocástico: se dirá que la muestra de análisis constituye una muestra de expertos válida si $1 \in IC\left(\frac{p}{p+q}\right)$. Esta perspectiva permite especificar el conjunto de especialistas que pueden ser considerados en la categoría de persona experta para el proceso de validación, bajo el criterio de pertenencia o no al $IC\left(\frac{p}{p+q}\right)$. Es decir, si $K_{e_i}g_i$ representa el índice k experto generalizado de la persona i , y si $K_{e_i}g_i \in IC\left(\frac{p}{p+q}\right) \Rightarrow$ la i -ésima persona es considerada experta.

b) Criterio determinista: Ahora si $1 \notin IC\left(\frac{p}{p+q}\right)$, entonces puede ser usado el criterio determinista convencional, considerar experta a la i -ésima persona tal que $K_{e_i}g_i \geq 0.8$.

Es necesario precisar que el criterio estocástico propuesto, basado en la comparación del intervalo de confianza con el valor umbral, no debe interpretarse como una prueba determinista de pertenencia absoluta, sino como una regla de decisión inferencial orientativa. La presencia o ausencia del valor de referencia dentro del intervalo refleja la evidencia estadística disponible bajo los supuestos del modelo, pero no implica una clasificación ontológica o categórica del estatus de experto. En este sentido, el enfoque adoptado busca introducir un marco probabilístico complementario al criterio convencional, reconociendo que las decisiones derivadas están condicionadas por el tamaño muestral, la variabilidad observada y los supuestos distributivos asumidos.

Explicitar que la muestra es válida para juicio experto, quiere decir, que independiente existan personas, cuyos coeficientes k -expertos generalizados sean menores a 0.8, la muestra presenta suficiente robustez para validar a las personas para el juicio experto.

Finalmente, al analizar la estructura interna de K_{ar} , basado en su fuente original, Dobrov y Smirnov (1972), a razón de que todos los demás usos son respetuosos de esa estructura referida a la organización de las puntuaciones, las que son presentadas en la Tabla 1 (la original) siguiente:

Tabla 1

Valoración de las fuentes de argumentación

Source	Extent to which your answer was influenced by the source		
	H (High)	A (Average)	L (Low)
Theoretical analysis you have conducted [Análisis teórico realizado]	0.30	0.20	0.10
Your practical experience [Tu experiencia práctica]	0.50	0.40	0.20
Generalization of works of native authors [Generalización de obras de autores nativos]	0.05	0.05	0.05
Generalization of works of foreign authors [Generalización de obras de autores extranjeros]	0.05	0.05	0.05
Your own knowledge of the worldlevel state of the art [Tu propio conocimiento del estado del arte a nivel mundial]	0.05	0.05	0.05
Your intuition [Tu intuición]	0.05	0.05	0.05

Nota. Fuente: Dobrov y Smirnov (1972). Adaptación propia.

En la Tabla 1 anterior se observa que las últimas cuatro características en la especificación del estadístico K_c , los niveles Bajo, Medio y Alto, son indiferenciables en puntaje, por tanto, las conclusiones basadas en esta misma organización de las puntuaciones, queda sujeta a los dos primeros criterios. Por tanto, surge la inquietud, de cuál es el sentido de definir 4 descriptores, cuyas respuestas no generan ninguna información adicional al proceso de selección del experto. En función de esta especificación no parsimoniosa, es realizada una comparación en significancia del efecto de esta indiferenciación en las conclusiones emanadas.

Cálculo de las ponderaciones

Para establecer las ponderaciones óptimas en la definición del coeficiente generalizado Keg , se propone el siguiente método: se consideran tres columnas de datos correspondientes a K_c , K_a y K_b , con n observaciones en cada una. El objetivo entonces es determinar las ponderaciones α , β y γ que permitan construir una suma ponderada de la forma $\alpha K_c + \beta K_a + \gamma K_b$ que maximice dicha expresión bajo los supuestos de que $\alpha + \beta + \gamma = 1$ y que todas las ponderaciones sean mayores que cero ($\alpha, \beta, \gamma > 0$).

Para obtener las ponderaciones α , β y γ , se siguen estos pasos:

Primero, calculamos los promedios de cada columna de datos

$$\bar{k}_a = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n k_{ai}$$

$$\bar{k}_b = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n k_{bi}$$

$$\bar{k}_c = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n k_{ci}$$

Estandarización de los promedios. Sea $S_p = \bar{k}_a + \bar{k}_b + \bar{k}_c$ la suma de los promedios. Luego, las ponderaciones son determinadas como:

$$\alpha = \frac{\bar{k}_c}{S_p}$$

$$\beta = \frac{\bar{k}_a}{S_p}$$

$$\gamma = \frac{\bar{k}_b}{S_p}$$

En seguida, utilizamos las ponderaciones obtenidas para calcular la suma ponderada para cada observación

$$S_i = \alpha k_{ci} + \beta k_{ai} + \gamma k_{bi}$$

La presente sección expone los resultados obtenidos a partir de la aplicación de la propuesta metodológica desarrollada para la validación de personas expertas en el contexto de un proyecto de investigación nacional que busca evaluar el nivel de competencia digital docente de estudiantes de últimos años de educación parvularia. Se analiza el desempeño de una muestra de potenciales expertas utilizando tanto el coeficiente clásico de competencia (K) como el nuevo enfoque propuesto, que incorpora ajustes metodológicos orientados a fortalecer la rigurosidad del proceso de selección.

Aplicación en caso simulado

Supóngase que se tienen 50 eventuales expertos a los que se les aplicará el coeficiente k -experto generalizado para evaluar su idoneidad en la calibración de un instrumento cualquiera.

Considerando la estadística de estimación del coeficiente k -experto generalizado, $K_{eg} = \alpha K_c + \beta K_a + \gamma K_b$, con $\alpha = \beta = \gamma = \frac{1}{3}$. Las estimaciones son descritas en la Tabla 2.

De esta manera, se tiene que: $\bar{x} = 0.896$, $s^2 = 0.072$, luego $\tilde{p} = \bar{x} \left(\frac{\bar{x}(1-\bar{x})}{s^2} - 1 \right) = 0.249$, $\tilde{q} = (1 - \bar{x}) \left(\frac{\bar{x}(1-\bar{x})}{s^2} - 1 \right) = 0.028$, a partir de lo cual se tiene:

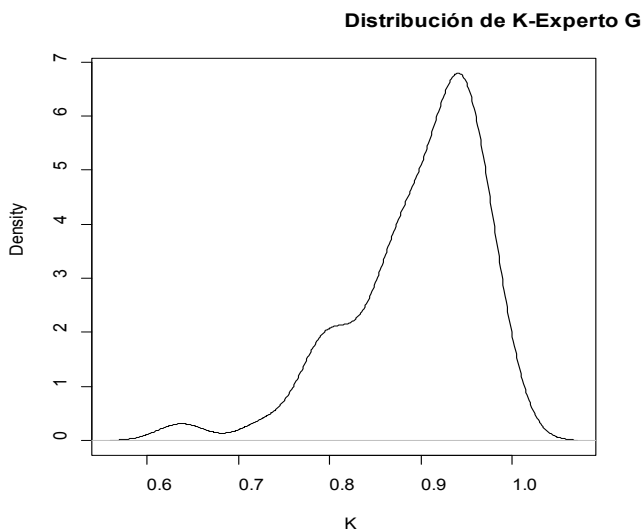
$$IC \left(\frac{p}{p+q} \right) = \left[\frac{\tilde{p}}{\tilde{p} + \tilde{q}} - z_{1-\frac{\alpha}{2}} \cdot \sqrt{\frac{4\tilde{p}\tilde{q}}{n(\tilde{p} + \tilde{q})^2(\tilde{p} + \tilde{q} + 1)}}; \frac{\tilde{p}}{\tilde{p} + \tilde{q}} + z_{1-\frac{\alpha}{2}} \cdot \sqrt{\frac{4\tilde{p}\tilde{q}}{n(\tilde{p} + \tilde{q})^2(\tilde{p} + \tilde{q} + 1)}} \right] = [0.746; 1.000]$$

Luego la muestra de análisis constituye una muestra de expertos válida, pues $1 \in IC \left(\frac{p}{p+q} \right)$. Esto significa que la muestra de potenciales expertos identificará en plenitud a los expertos validadores.

Asimismo, es posible graficar la función de distribución estimada para K_{eg} en la Figura 1 que sigue, a partir de la cual se visualiza una marcada asimetría a la izquierda, implicando una tendencia hacia valores altos, salvo una situación atípica entre 0.6 y 0.7, lo cual da respaldo y consistencia a las decisiones preliminares.

Figura 1

Distribución de K -experto generalizado en 50 casos simulados.



En contraste, desde la perspectiva clásica, considerando $K = 1/2 (K_c + K_a)$, y utilizando el umbral de decisión de 0.8, los resultados presentados en la Tabla 2 muestran que 7 participantes no fueron clasificados como expertos para el proceso de validación.

Por su parte, si se considerara una menor medida de subjetividad, por ejemplo, $\alpha=0.3$, y en consecuencia $\beta=0.7$, se obtienen los resultados que se presentan en la Tabla 3. Esta diferenciación en la ponderación, al otorgar mayor relevancia a los criterios objetivos de selección, se traduce en un aumento de los participantes considerados no aptos para el proceso de validación, quedando fuera únicamente nueve personas que no alcanzan el umbral establecido, destacando la relevancia de las ponderaciones.

Tabla 2

Estimaciones simuladas para K-experto generalizado convencional

K _c	K _a	K _b	K _{c,g}	K _c	K _a	K _b	K _{c,g}	K _c	K _a	K _b	K _{c,g}	K _c	K _a	K _b	K _{c,g}	K _c	K _a	K _b	K _{c,g}
0,81	0,98	0,93	0,90	0,6	0,9	0,95	0,73	0,79	0,63	0,95	0,71	0,78	0,93	0,97	0,86	0,84	0,92	0,96	0,88
0,94	0,97	0,99	0,96	0,84	0,96	0,84	0,90	0,97	0,85	0,99	0,91	0,99	0,98	0,69	0,99	0,9	0,85	0,99	0,88
0,76	0,99	0,61	0,88	0,98	0,85	0,99	0,92	0,98	0,99	0,91	0,99	0,95	0,89	0,98	0,92	0,93	0,71	0,93	0,82
0,83	0,99	0,81	0,91	0,86	0,84	0,83	0,85	0,98	0,83	0,84	0,91	0,73	0,94	0,99	0,84	0,95	0,99	0,98	0,97
0,92	0,89	0,99	0,91	0,89	0,73	0,86	0,81	0,94	0,83	0,86	0,89	0,99	0,72	0,93	0,86	0,93	0,96	0,99	0,95
0,94	0,96	0,68	0,95	0,99	0,93	0,99	0,96	0,91	0,99	0,95	0,95	0,99	0,99	0,88	0,99	0,9	0,99	0,79	0,95
0,97	0,96	0,91	0,97	0,89	0,95	0,99	0,92	0,95	0,99	0,99	0,97	0,99	0,91	0,86	0,95	0,98	0,56	0,86	0,77
0,5	0,7	0,96	0,60	0,97	0,88	0,98	0,93	0,67	0,52	0,61	0,60	0,76	0,98	0,99	0,87	0,96	0,87	0,8	0,92
0,86	0,98	0,99	0,92	0,99	0,96	0,93	0,98	0,92	0,69	0,99	0,81	0,74	0,64	0,88	0,69	0,93	0,87	0,92	0,90
0,86	0,99	0,98	0,93	0,99	0,93	0,69	0,96	0,71	0,98	0,93	0,85	0,98	0,79	0,99	0,89	0,89	0,69	0,86	0,79

Nota. Cada fila de la Tabla 2 representa un caso simulado, compuesto por sus respectivos valores para los tres componentes del coeficiente K-experto generalizado: la dimensión objetiva (K_c), la dimensión subjetiva (K_a) y la dimensión contextual (K_b), considerando $\gamma = 0$.

Tabla 3

Estimaciones simuladas para K-experto generalizado con umbral 0.8

K _c	K _a	K _b	K _{c,g}	K _c	K _a	K _b	K _{c,g}	K _c	K _a	K _b	K _{c,g}	K _c	K _a	K _b	K _{c,g}	K _c	K _a	K _b	K _{c,g}
0,81	0,98	0,93	0,93	0,6	0,9	0,95	0,80	0,79	0,63	0,95	0,68	0,78	0,93	0,97	0,89	0,84	0,92	0,96	0,90
0,94	0,97	0,99	0,96	0,84	0,96	0,84	0,92	0,97	0,85	0,99	0,89	0,99	0,98	0,69	0,98	0,9	0,85	0,99	0,87
0,76	0,99	0,61	0,92	0,98	0,85	0,99	0,89	0,98	0,99	0,91	0,99	0,95	0,89	0,98	0,91	0,93	0,71	0,93	0,78
0,83	0,99	0,81	0,94	0,86	0,84	0,83	0,85	0,98	0,83	0,84	0,88	0,73	0,94	0,99	0,88	0,95	0,99	0,98	0,98
0,92	0,89	0,99	0,90	0,89	0,73	0,86	0,78	0,94	0,83	0,86	0,86	0,99	0,72	0,93	0,80	0,93	0,96	0,99	0,95
0,94	0,96	0,68	0,95	0,99	0,93	0,99	0,95	0,91	0,99	0,95	0,97	0,99	0,99	0,88	0,99	0,9	0,99	0,79	0,96
0,97	0,96	0,91	0,96	0,89	0,95	0,99	0,93	0,95	0,99	0,99	0,98	0,99	0,91	0,86	0,93	0,98	0,56	0,86	0,69
0,5	0,7	0,96	0,64	0,97	0,88	0,98	0,91	0,67	0,52	0,61	0,57	0,76	0,98	0,99	0,91	0,96	0,87	0,8	0,90
0,86	0,98	0,99	0,94	0,99	0,96	0,93	0,97	0,92	0,69	0,99	0,76	0,74	0,64	0,88	0,67	0,93	0,87	0,92	0,89
0,86	0,99	0,98	0,95	0,99	0,93	0,69	0,95	0,71	0,98	0,93	0,90	0,98	0,79	0,99	0,85	0,89	0,69	0,86	0,75

Nota. Cada fila de la Tabla 3 representa un caso simulado, compuesto por sus respectivos valores para los tres componentes del coeficiente K-experto generalizado: la dimensión objetiva (K_c), la dimensión subjetiva (K_a), considerando $\gamma = 0$.

Tabla 4

Estimaciones simuladas para *K*-experto generalizado igualmente ponderado

<i>K_c</i>	<i>K_a</i>	<i>K_b</i>	<i>K_{eg}</i>	<i>K_c</i>	<i>K_a</i>	<i>K_b</i>	<i>K_{eg}</i>	<i>K_c</i>	<i>K_a</i>	<i>K_b</i>	<i>K_{eg}</i>	<i>K_c</i>	<i>K_a</i>	<i>K_b</i>	<i>K_{eg}</i>	<i>K_c</i>	<i>K_a</i>	<i>K_b</i>	<i>K_{eg}</i>
0,81	0,98	0,93	0,91	0,6	0,9	0,95	0,80	0,79	0,63	0,95	0,79	0,78	0,93	0,97	0,89	0,84	0,92	0,96	0,91
0,94	0,97	0,99	0,97	0,84	0,96	0,84	0,88	0,97	0,85	0,99	0,94	0,99	0,98	0,69	0,89	0,9	0,85	0,99	0,91
0,76	0,99	0,61	0,79	0,98	0,85	0,99	0,94	0,98	0,99	0,91	0,96	0,95	0,89	0,98	0,94	0,93	0,71	0,93	0,86
0,83	0,99	0,81	0,88	0,86	0,84	0,83	0,84	0,98	0,83	0,84	0,88	0,73	0,94	0,99	0,89	0,95	0,99	0,98	0,97
0,92	0,89	0,99	0,93	0,89	0,73	0,86	0,83	0,94	0,83	0,86	0,88	0,99	0,72	0,93	0,88	0,93	0,96	0,99	0,96
0,94	0,96	0,68	0,86	0,99	0,93	0,99	0,97	0,91	0,99	0,95	0,95	0,99	0,99	0,88	0,95	0,9	0,99	0,79	0,89
0,97	0,96	0,91	0,95	0,89	0,95	0,99	0,94	0,95	0,99	0,99	0,98	0,99	0,91	0,86	0,92	0,98	0,56	0,86	0,80
0,5	0,7	0,96	0,72	0,97	0,88	0,98	0,94	0,67	0,52	0,61	0,60	0,76	0,98	0,99	0,91	0,96	0,87	0,8	0,88
0,86	0,98	0,99	0,94	0,99	0,96	0,93	0,96	0,92	0,69	0,99	0,87	0,74	0,64	0,88	0,75	0,93	0,87	0,92	0,91
0,86	0,99	0,98	0,94	0,99	0,93	0,69	0,87	0,71	0,98	0,93	0,87	0,98	0,79	0,99	0,92	0,89	0,69	0,86	0,81

Nota. Cada fila de la Tabla 4 representa un caso simulado, compuesto por sus respectivos valores para los tres componentes del coeficiente *K*-experto generalizado: la dimensión objetiva (*K_c*), la dimensión subjetiva (*K_a*) y la dimensión contextual (*K_b*) considerando igual ponderación.

Es importante precisar que las Tablas 2, 3 y 4 presentan escenarios simulados contruidos con fines exclusivamente ilustrativos y metodológicos. Estos ejemplos no corresponden a datos empíricos reales, sino a configuraciones hipotéticas diseñadas para examinar el comportamiento del coeficiente bajo distintos esquemas de ponderación. En particular, dichas tablas permiten visualizar el efecto de la equiponderación clásica frente a configuraciones con ponderaciones diferenciadas, evidenciando cómo pequeñas variaciones en la estructura de pesos pueden modificar la clasificación de expertos. El propósito de estos escenarios no es estimar parámetros poblacionales, sino comprender el impacto estructural del supuesto de equiponderación en la determinación del coeficiente *K*.

Aplicación en caso real

En investigaciones recientes, se ha evidenciado la necesidad de adaptar marcos de competencias digitales docentes a contextos específicos de formación inicial docente, particularmente en el ámbito de la educación parvularia. En ese marco, el estudio de Silva-Quiroz et al. (2025) propuso una adaptación del marco europeo DigCompEdu al contexto de estudiantes en formación inicial para la educación infantil en Chile, validando dicha adaptación mediante el juicio de expertos. Para ello, se empleó el coeficiente de competencia experta (*K*), seleccionando a los jueces con base en su autoevaluación de conocimiento (*K_c*) y la argumentación de su experiencia (*K_a*). Sin embargo, dicho enfoque, si bien útil, presentaba limitaciones asociadas al peso igualitario de sus componentes y a la ausencia de criterios inferenciales robustos que respaldaran la validez del proceso.

A partir de este caso real, el presente trabajo propone una reformulación en el uso del coeficiente *K*, incorporando ponderaciones diferenciadas y un nuevo componente de proximidad temática, junto con un modelo inferencial basado en la distribución beta

y la aproximación normal asintótica. Para la aplicación de esta propuesta, se contó con la participación de 32 potenciales personas expertas en el proceso de validación del instrumento. Desde la perspectiva clásica, los resultados de la estimación del coeficiente K se presentan en la Tabla 5, donde se muestra la clasificación de los y las expertas según la puntuación obtenida en Silva-Quiroz et al. (2025).

Tabla 5

Coefficiente de competencia experta (K) obtenidos por cada uno de los expertos en Silva-Quiroz et al. (2025)

Persona	Coefficiente de conocimiento (Kc)	Coefficiente de argumentación (Ka)	Coefficiente de competencia experta (K)
1	0,92	0,8	0,86
2	0,78	0,8	0,79
3	0,78	0,9	0,84
4	0,84	0,8	0,82
5	0,92	0,7	0,81
6	0,78	0,6	0,69
7	0,76	0,7	0,73
8	0,78	0,7	0,74
9	0,90	0,8	0,85
10	0,83	0,7	0,77
11	0,85	0,7	0,77
12	0,85	0,9	0,87
13	0,92	0,9	0,91
14	0,91	1	0,96
15	0,83	0,8	0,81
16	0,70	0,5	0,60
17	0,90	1	0,95
18	0,77	0,8	0,78
19	0,84	0,9	0,87
20	0,90	0,8	0,85
21	0,91	1	0,96
22	0,92	0,8	0,86
23	0,83	0,7	0,77
24	0,55	0,5	0,53
25	0,92	1	0,96
26	0,91	0,8	0,85
27	0,91	0,8	0,85
28	0,75	0,6	0,68
29	0,78	0,7	0,74
30	0,78	0,7	0,74
31	0,70	0,5	0,60
32	0,75	0,6	0,68

Nota. Fuente: Silva-Quiroz et al. (2025).

Bajo el criterio clásico de selección, solo aquellos potenciales expertos que obtuvieron un coeficiente $k \geq 0.8$, (considere aproximaciones) serán los partícipes del proceso de validación, caracterizando una muestra de 22 expertos.

Ahora, con base en la propuesta, se tiene que el intervalo de confianza para la muestra de potenciales expertas es (0.8310; 0.9462), estableciéndose que todos los valores del intervalo de confianza están por sobre el umbral de selección, sin embargo, bajo el método propuesto, la muestra de análisis no constituye una muestra de personas expertas válida pues 1 no pertenece al $IC\left(\frac{p}{p+q}\right)$, por tanto cabría seleccionar una sub-muestra desde las potenciales expertas, que caracterice al grupo para participar del proceso de validación, a lo cual se establece que son solo 15 los y las expertas que podrían participar del proceso de validación, pues solo ahí se obtiene el intervalo (0.8696; 1.0000), lo que caracterizaría una muestras de expertas bajo el criterio propuesto.

Finalmente, se realiza una prueba para muestras pareadas con el propósito de determinar si la indiferenciación en las puntuaciones de los cuatro descriptores de

K_a , según la propuesta de Dobrov y Smirnov (1972), en comparación con la propuesta actual presentada en la Tabla 6, produce diferencias significativas en la determinación del coeficiente K . Para ello, se consideran las siguientes ponderaciones.

Tabla 6

Propuestas de ponderaciones para los criterios que definen a K_a

Indicador	Observación	Alta	Media	Baja
Indicador 1	Ponderación idéntica a la fuente	0.30	0.20	0.10
Indicador 2	Ponderación idéntica a la fuente	0.30	0.20	0.10
Indicador 3	Cambio en la ponderación	0.10	0.075	0.025
Indicador 4	Cambio en la ponderación	0.10	0.075	0.025
Indicador 5	Cambio en la ponderación	0.10	0.075	0.025
Indicador 6	Cambio en la ponderación	0.10	0.075	0.025

Los resultados se presentan en la Tabla 7, luego de verificar el cumplimiento del supuesto de normalidad mediante la prueba de Shapiro-Wilk ($p = 0.261$).

Tabla 7

Prueba t para muestras pareadas

Comparación	Estadístico t	gl	p
K-Convencional vs. K-Propuesta	51.1	31	< .001

Nota. $H_a: \mu_1 - \mu_2 \neq 0$ (diferencia significativa entre medidas).

A partir del contraste preliminar, se concluye que existen diferencias significativas, lo que evidencia una sobreestimación atribuible a la indiferenciación en las ponderaciones. Considerando las ponderaciones propuestas en esta investigación, se observa

que la media del coeficiente *K* en su versión convencional es de 0.823, mientras que en la versión propuesta alcanza un valor medio de 0.754. Ver Tabla 8.

Tabla 8

Estadísticos descriptivos de K-Convencional y K-Propuesta

Medida	N	Media	Mediana	DE	EE
K-Convencional	32	0.823	0.850	0.122	0.0216
K-Propuesta	32	0.754	0.775	0.127	0.0224

Conclusión

La selección de expertos y expertas en procesos de validación constituye un componente crítico en la construcción de instrumentos de medición y evaluación estandarizada o en la abstracción de fenómenos sociales, ya que sobre esta elección recaen los instrumentos que se utilizarán en la investigación. No obstante, este procedimiento ha sido objeto de cuestionamientos, especialmente desde enfoques metodológicos que exigen mayor rigurosidad estadística. Como respuesta, han surgido propuestas como el coeficiente *k*-experto, el cual ofrece una alternativa cuantitativa para identificar expertos válidos a partir de una muestra de candidatos potenciales. Este coeficiente integra dos dimensiones: la objetiva, vinculada al cumplimiento verificable de ciertos descriptores, y la subjetiva, entendida como la autoevaluación de la propia competencia.

Sin embargo, el modelo original presenta una limitación relevante al otorgar el mismo peso a ambas dimensiones mediante un promedio simple, lo que resulta problemático considerando el sesgo cognitivo evidenciado en el efecto Dunning-Kruger (Mazor y Fleming, 2021), el cual demuestra que los individuos con menor competencia tienden a sobreestimar sus habilidades. Esta observación motiva la necesidad de revisar la estructura del coeficiente, especialmente en lo que respecta a la ponderación de sus componentes.

Ante este escenario, se propone una generalización del coeficiente *k* que incorpora una función ponderada con tres componentes, bajo la restricción de que la suma de sus pesos sea igual a uno. Esta formulación pondera diferenciadamente la dimensión objetiva (criterios verificables), la subjetiva (autoevaluación) y añade un nuevo factor: la proximidad de la persona experta al contexto o público objetivo del estudio.

Este modelo generalizado incluye como caso particular la formulación clásica (cuando $\alpha = 0.5$, $\beta = 0.5$ y $\gamma = 0$), pero se configura como un marco metodológico más flexible y adaptable a diversos contextos de investigación.

Adicionalmente, se redefine el coeficiente *k* como una variable aleatoria con distribución beta, lo que habilita el uso de herramientas de inferencia estadística (como la estimación de parámetros e intervalos de confianza) para fundamentar la selección de expertos. Este enfoque reemplaza la dependencia de umbrales arbitrarios, como el valor fijo de 0.8, y permite decisiones basadas en evidencia empírica y significancia estadística.

En paralelo, se revisa la escala de puntuación de los cinco descriptores del componente objetivo, dado que la formulación original mostraba limitaciones de discriminación y vulneraba el principio de parsimonia. La nueva escala busca mejorar la precisión y coherencia con los fundamentos de la medición educativa.

Los resultados obtenidos en aplicaciones reales respaldan la pertinencia de esta propuesta metodológica. La implementación del coeficiente k generalizado evidenció una mejora significativa en la discriminación entre potenciales expertos, especialmente en situaciones en que la autoevaluación se encontraba inflada. La incorporación del componente γ , vinculado a la afinidad contextual de la persona experta con el fenómeno de estudio, permitió ajustar la selección hacia perfiles más pertinentes, sin depender exclusivamente de criterios formales o autodeclarados. Además, el uso de inferencia estadística para estimar intervalos de confianza otorgó mayor solidez al proceso, reemplazando la lógica de corte fijo. Estos resultados indican que la metodología propuesta es estadísticamente sólida, operativamente más precisa y conceptualmente más alineada con las exigencias actuales en procesos de validación.

En síntesis, la generalización del coeficiente k aporta a un proceso de selección de expertos más riguroso y transparente, y abre nuevas líneas de investigación orientadas a optimizar la ponderación de sus componentes según el tipo de estudio, disciplina o población objetivo. Este avance consolida un marco metodológico robusto y adaptable, fortaleciendo la validez de los juicios expertos y, por extensión, la calidad de los procesos de evaluación científica.

Los resultados del estudio confirman que la versión revisada del coeficiente k ofrece ventajas sustantivas. En particular, el modelado del componente subjetivo mediante una distribución beta, junto con el uso de una aproximación normal para definir el umbral de "experticia", permite derivar intervalos de confianza y realizar pruebas de hipótesis sobre la competencia evaluada. Esta capacidad inferencial añade objetividad al proceso. Como han señalado Cabero-Almenara et al. (2020), la técnica clásica de competencia experta ya permitía discriminar adecuadamente a las y los expertos, y el modelo propuesto fortalece esa capacidad con una base estadística más robusta. En consonancia, Marín-González et al. (2021) encontraron que el coeficiente k validó eficazmente el diseño analizado, permitiendo identificar expertos altamente especializados.

La innovación metodológica propuesta es de carácter general y puede aplicarse en otros ámbitos, como educación superior, salud, ingeniería, entre otros, donde se requiera juicio experto. La formulación beta-normal resulta aplicable siempre que los juicios estén acotados en el intervalo $[0,1]$; por tanto, futuras investigaciones podrían adaptar el modelo a distintas escalas y metodologías como Delphi. Asimismo, la posibilidad de asignar ponderaciones diferenciadas abre nuevas líneas de trabajo. Dobrov y Smirnov (1972) ya señalaban que no es improcedente asignar pesos distintos a Kc y Ka según su naturaleza. Sería interesante explorar enfoques bayesianos o mecanismos de consenso alternativos para calibrar estos pesos, así como evaluar la estabilidad del coeficiente en muestras más amplias (Zartha Sossa et al., 2014). Finalmente, como enfatizan Maldonado-Suárez y Santoyo-Telles (2024), resulta crucial sistematizar y documentar todo el proceso de juicio experto para garantizar su rigor y trazabilidad. Seguir estas recomendaciones, mediante reportes detallados de los criterios estadísticos y empíricos utilizados, contribuirá a fortalecer la validez de futuras aplicaciones del coeficiente k en contextos educativos y

científicos. Si bien el enfoque inferencial introduce mayor rigor respecto del umbral fijo tradicional, debe reconocerse que la utilización del intervalo de confianza como criterio de decisión puede inducir interpretaciones excesivamente categóricas si no se contextualiza adecuadamente. La pertenencia o no del valor de referencia al intervalo no constituye una validación definitiva, sino una aproximación probabilística condicionada por los supuestos del modelo y por la variabilidad muestral. Por tanto, el criterio estocástico debe entenderse como complementario y no sustitutivo del juicio metodológico, evitando interpretaciones dicotómicas rígidas en la clasificación de expertos.

Si bien los resultados obtenidos sugieren que la reformulación propuesta mejora la consistencia interna y la precisión en la selección de expertas respecto del modelo clásico, estas evidencias deben interpretarse con cautela. El alcance de las conclusiones está condicionado por el tamaño muestral, los supuestos distributivos adoptados y el carácter ilustrativo del caso simulado. En consecuencia, más que establecer una superioridad definitiva del modelo generalizado, los hallazgos indican su potencial metodológico como alternativa más flexible y probabilísticamente fundamentada. Futuras investigaciones con muestras más amplias y contextos diversos permitirán evaluar con mayor profundidad su estabilidad y capacidad discriminativa.

Financiación

Esta investigación fue financiada por la Agencia Nacional de Investigación y Desarrollo (ANID) FONDECYT Regular N° 1230754.

Referencias

- Aranda, T. M., Cantabrana, J. L. L., y Cervera, M. G. (2022). Una solución tecnológica para personas con discapacidad intelectual en situaciones de emergencia. *REICE: Revista Iberoamericana sobre Calidad, Eficacia y Cambio en Educación*, 20(2), 65–84. <https://doi.org/10.15366/reice2022.20.2.004>
- Barroso Osuna, J. M., y Cabero Almenara, J. (2013). La utilización del juicio de expertos para la evaluación de TIC: El coeficiente de competencia experta. *Bordón. Revista de Pedagogía*, 65(2), 25–38. <https://doi.org/10.13042/Bordon.2013.65202>
- Cabero-Almenara, J., Barroso-Osuna, J., Rodríguez-García, A. M., y Llorente-Cejudo, C. (2020). El juicio de expertos en la validación de instrumentos de evaluación: La técnica Delphi. *Education in the Knowledge Society (EKS)*, 21, e21923. <https://doi.org/10.14201/eks.21923>
- Capdevila-Pons, M., Pla-Campas, G., y Gironès, X. (2023). An early, intensive and complementary aquatic rehabilitation protocol after arthroscopy rotator cuff repair: Consensus through a Delphi study. *Advances in Rehabilitation / Postępy Rehabilitacji*, 37(1). <https://doi.org/10.5114/areh.2023.124852>
- Carrasco, P., y Dois, A. (2020). Perfil de competencias del tutor clínico de enfermería desde la perspectiva del personal de enfermería experto. *FEM: Revista de la Fundación Educación Médica*, 23(2), 81-87. <https://doi.org/10.33588/fem.232.1048>

- Cerero, J. F., Batanero, J. M. F., y Almenara, J. C. (2023). Digital teaching competencies and disability: Validation of a questionnaire design using the K coefficient to select experts. *Heliyon*, 9(6), e16467. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e16467>
- Dobrov, G. M., y Smirnov, L. P. (1972). Forecasting as a means for scientific and technological policy control. *Technological Forecasting and Social Change*, 4(1), 5–18. [https://doi.org/10.1016/0040-1625\(72\)90043-1](https://doi.org/10.1016/0040-1625(72)90043-1)
- Estrada Girón, A., Moreno Tapia, J., y Cáceres Mesa, M. L. (2022). Autodiagnóstico de habilidades de lectura, metacognición y el efecto Dunning-Kruger en estudiantes de nivel medio superior. *Revista Metropolitana De Ciencias Aplicadas*, 5(3), 105-112. <https://doi.org/10.62452/nnpdx77>
- Fernández Batanero, J. M., y Reyes Rebollo, M. M. (2016). Competencias emprendedoras del alumnado de educación permanente de adultos en andalucía. Percepción del profesorado. *Educación XX1*, 20(1). <https://doi.org/10.5944/educxx1.17511>
- Garrido-García, R., López-Esteban, P., y Martínez-González, R. (2020). Competencias y funciones del tutor clínico de enfermería: Análisis mediante técnica Delphi. FEM: *Revista de la Fundación Educación Médica*, 23(1), 12–19. <https://doi.org/10.35669/fem2020.23.1.12>
- Gelman, A., y Hennig, C. (2017). Beyond subjective and objective in statistics. *Journal of the Royal Statistical Society: Series A (Statistics in Society)*, 180(4), 967–1033. <https://doi.org/10.1111/rssa.12276>
- González, J., Galvis, D., y Hurtado, L. (2014). La distribución Beta Generalizada como un modelo de sobrevivencia para analizar la evasión universitaria. *Estudios pedagógicos (Valdivia)*, 40(1), 133-144. <http://doi.org/10.4067/S0718-07052014000100008>
- Herrera Masó, J. R., Calero-Ricardo, J. L., González Rangel, M. Ángel, Collazo Ramos, M. I., y Travieso González, Y. (2022). El método de consulta a expertos en tres niveles de validación. *Revista Habanera De Ciencias Médicas*, 21(1), e4711. <https://revhabanera.sld.cu/index.php/rhab/article/view/4711>
- Juárez-Hernández, L. G., y Tobón, S. (2018). Análisis de los elementos implícitos en la validación de contenido de un instrumento de investigación. *Revista Espacios*, 39(53). <https://www.revistaespacios.com/a18v39n53/a18v39n53p17.pdf>
- Kruger, J., y Dunning, D. (1999). Unskilled and unaware of it: How difficulties in recognizing one's own incompetence lead to inflated self-assessments. *Journal of Personality and Social Psychology*, 77(6), 1121–1134. <https://doi.org/10.1037/0022-3514.77.6.1121>
- Maldonado-Suárez, N., y Santoyo-Telles, F. (2024). Validez de contenido por juicio de expertos: Integración cuantitativa y cualitativa en la construcción de instrumentos de medición. *REIRE Revista d'Innovació I Recerca En Educació*, 17(2), 1–19. <https://doi.org/10.1344/reire.46238>
- Marín-González, F., Pérez-González, J., Senior-Naveda, A., y García-Guliany, J. (2021). Validación del diseño de una red de cooperación científico-tecnológica utilizando el coeficiente K para la selección de expertos. *Información Tecnológica*, 32(2), 79–88. <https://doi.org/10.4067/S0718-07642021000200079>

- Mazor, M., y Fleming, S. M. (2021). The Dunning–Kruger effect revisited. *Nature Human Behaviour*, 5(6), 677–678. <https://doi.org/10.1038/s41562-021-01101-z>
- Ramírez, M. C., y Cepena, M. C. M. (2020). Origen y desarrollo de un índice de competencia experta: El coeficiente K. *Revista Latinoamericana de Metodología de la Investigación Social*, (19), 40–56.
- Silva-Quiroz, J., González-Campos, J., Garrido-Miranda, J., Lázaro-Cantabrana, J., y Canales-Reyes, R. (2025). Adapting and validating DigCompEdu for early childhood education students through Expert Competence Coefficient. *Social Sciences*, 14(6), 345. <https://doi.org/10.3390/socsci14060345>
- Torres, J. A., y Fernández, J. M. (2015). Promoviendo escuelas inclusivas: análisis de las percepciones y necesidades del profesorado desde una perspectiva organizativa, curricular y de desarrollo profesional. *Revista Electrónica Interuniversitaria de Formación del Profesorado*, 18(1), 177–200. <https://doi.org/10.6018/reifop.18.1.214391>
- Vílchez, J. L. (2020). La dependencia innecesaria en el profesor: Resultados de la corrección sistemática sobre el efecto Dunning Kruger en un contexto educativo. *Transformación*, 16(3), 453–464. http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2077-29552020000300453&lng=es&tlng=es.
- Zartha Sossa, J. W., Montes Hincapié, J. M., Toro Jaramillo, I. D., y Villada, H. S. (2014). Método Delphi: Propuesta para el cálculo del número de expertos en un estudio Delphi sobre empaques biodegradables al 2032. *Revista espacios*, 35(13), 10. <https://www.revistaespacios.com/a14v35n13/14351310.html>

Fecha de recepción: 12 septiembre, 2025

Fecha de revisión: 22 septiembre, 2025

Fecha de aceptación: 3 marzo, 2026