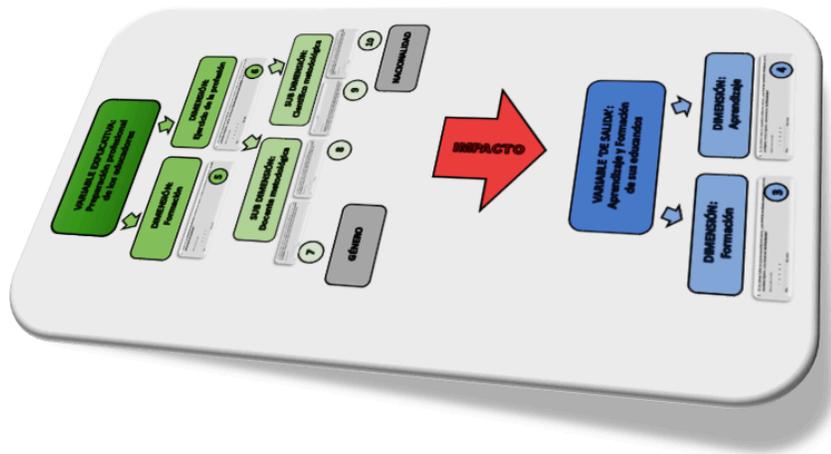




## Serie de Posts Número 6

¿Cómo debiera realizarse la Investigación Educativa en torno a la relación: calidad del aprendizaje / de la formación vs. preparación profesional de los docentes?  
(5° parte)



¡Junto con el inicio del Año cerramos este extenso **Número 6!**... Toca a su turno ofrecer finalmente una respuesta a la pregunta que ha precedido todas las **Partes** de este. Pero repasemos, antes, los contenidos de cada una de aquellas **Partes**:

- [1] las **diferencias entre la construcción de una teoría científica, frente a las frecuentes construcciones de teorías especulativas**; o sea, el cómo realizar una verdadera investigación científica (Kerlinger, 1985) (Hernández-Sampieri, Fernández y Baptista, 2010) (Torres, 2016b) (Torres, 2024a);
- [2] los **fundamentos filosóficos, sociológicos y psicológicos de la preparación profesional permanente**, nuestra macro variable explicativa de los resultados en la calidad del aprendizaje y la formación de los estudiantes (Torres, 2024b);
- [3] los **avances extraordinarios de la Psicometría y de la Estadística en materia de construcción de los instrumentos de investigación**; es decir, el cómo dar cumplimiento al trascendental **principio de validez y confiabilidad** de estos en el proceso de investigación científica (Torres, 2024c); y
- [4] el **'camino descendente'** en la construcción de instrumentos de investigación; o sea, el proceso de **definición conceptual y operacional** de las principales variables de investigación (Hernández-Sampieri, Fernández y Baptista, 2010) (Torres, 2016b), además de que aprovechamos los resultados de la encuesta internacional presentada para analizar la **validez y confiabilidad de ese instrumento**, esta vez **con datos factuales**; también explicamos cómo **proponer una encuesta en línea**, a través de **'Google Formularios'** (Torres, 2024d).

Pero esta última **Parte** requerirá un esfuerzo especial; será una explicación muy permeada por la Estadística, puesto que hemos centrado todo el contenido del **Número** en el **enfoque cuantitativo de investigación**; algo que me crea una deuda con ustedes –mis lectores– que es la de retomar ese proceso desde el **enfoque cualitativo** también (Torres, 2016a). Pero, como siempre les digo, tengan confianza en que explicaremos todo lo más intuitivamente posible; para empezar, no presentaremos ni una fórmula estadística siquiera.

Por supuesto, aprovecharemos los datos que gentilmente nos ofrecieron los 156 colegas que respondieron nuestra encuesta, mas –antes de avanzar hacia el proceso definitivo– iremos explicando los **errores que comúnmente se cometen cuando se pretende de hablar de 'impacto' de unas variables sobre otras** [y recordemos que en el país disponemos de no pocas propuestas de {teorías de} 'evaluación de impactos' (Torres, 2016b)]. Comencemos...

### LA FALACIA DE LA COMPARACIÓN DE LOS 'POR CIENTOS'

El más frecuente de esos errores –al menos en la literatura nacional de los últimos 20-30 años– es pretender explicar la existencia de ‘impactos’ trabajando con por cientos; bajo la creencia de que si aumentan simultáneamente los porcentajes de las mediciones en las ‘variables explicativas’ y en las ‘variables de salida’ esto es ya una señal inequívoca de que las primeras ‘explican’ las segundas; o sea, que aquellas han impactado estas últimas.

Para iniciar el análisis de las proporciones (por cientos) de las frecuencias de las categorías de las variables politómicas (recuérdese, los valores 1, 2, 3, 4, 5 de la graduación de las respuestas a las preguntas de la encuesta que seguían la ‘Escala Likert’) creamos cuatro subconjuntos de datos.

En ese primer dataset se agruparon las respuestas a las preguntas No.3 y 4 de la encuesta, referidas a los criterios de los respondientes sobre la calidad del aprendizaje y de la formación de sus estudiantes (en lo adelante ‘Salidas’), mientras que en un segundo dataset fueron desplegadas las puntuaciones de las respuestas a las siguientes preguntas (o sea, de la No.5 a la No.10), que exploraban los criterios de los respondientes a las variables explicativas de aquellos resultados (por lo que será denominado en lo adelante: ‘Explicativas’). Veamos el gráfico correspondiente.

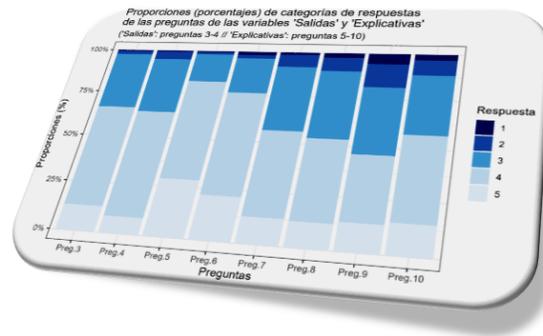
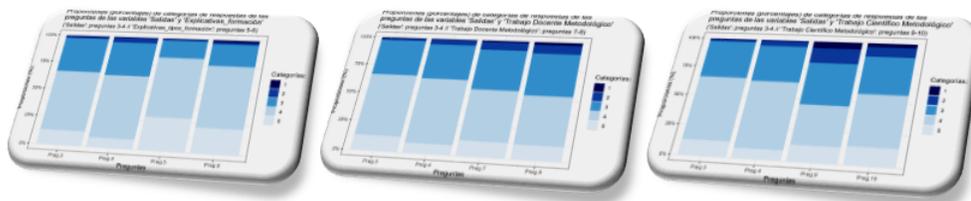


Gráfico de barras apiladas con las categorías de las respuestas a las preguntas de los subconjunto ‘Salidas’ y ‘Explicativas’ (Elaboración propia).

Los colores superiores –de tonos oscuros– corresponden a las categorías ‘Muy baja’, ‘Baja’ y ‘Neutro’, mientras que los inferiores –los de tonos claros– representan las categorías de respuestas más favorables: ‘Alta’ y ‘Muy alta’. Como puede apreciarse, estas categorías superiores suelen alcanzar porcentajes tan altos en las respuestas a las preguntas del subconjunto ‘Salidas’ (preguntas No.3 y No.4), como a las del ‘Explicativas’ (preguntas No.5 a la No.10). Esto hace suponer a los investigadores educativos –lamentablemente, con no poca frecuencia– que las variables del conjunto de datos ‘Explicativas’ son, de acuerdo con la teoría en uso, la causa del comportamiento –igual de favorable– de las variables del dataset ‘Salidas’.

Más o menos, ese patrón de porcentaje se pone también de manifiesto en otros agrupamientos de variables del tipo ‘explicativas’ (como sucede con las variables de los subconjuntos: ‘Explicativas-formación’ [Preg. 5 {pregrado} y 6 {postgrado}], ‘Trabajo Docente Metodológico’ [Preg. 7 {reuniones metodológicas} y 8 {visitas técnicas}], así como ‘Trabajo Científico Metodológico’ [Preg. 9 {estudios científicos} y 10 {eventos científicos}]).



Gráficos de barras apiladas con las categorías de las respuestas a las preguntas de los subconjuntos ‘Explicativas-formación’, ‘Trabajo Docente Metodológico’ y ‘Trabajo Científico Metodológico’ (Elaboración propia).

Estas similitudes en las secuencias de los por cientos refuerzan la creencia –errada– de que estas variables ‘explican’ los también mayoritarios porcentajes, en los niveles superiores de la ‘Escala Likert’, de las percepciones de los respondientes sobre la calidad del aprendizaje y de la formación de sus estudiantes. Pero esa no es razón probada de causalidad, como veremos al final de esta Parte del Número del post.

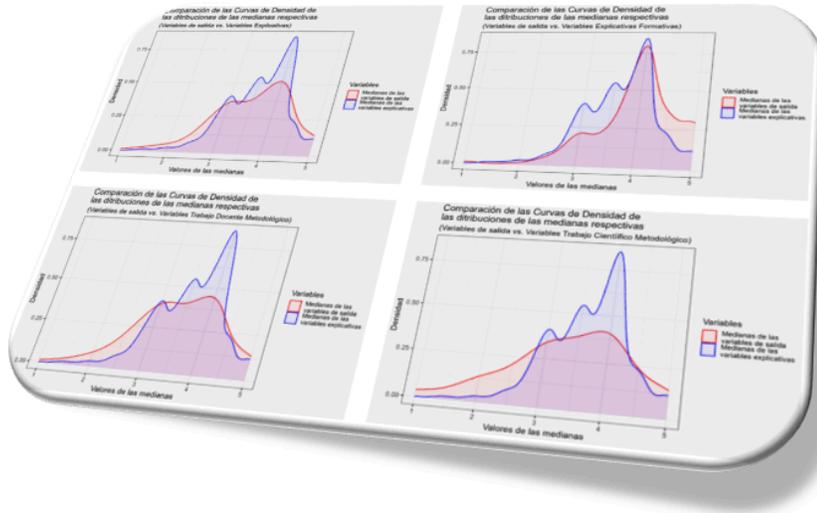
## LA FALACIA DE LA COMPARACIÓN DE LAS ‘MEDIANAS’

Algo parecido sucede cuando las comparaciones (¡y generalizaciones!) se realizan apoyadas en medidas de tendencia central de las distribuciones de datos asociados a estos dos grupos de variables (salidas y explicativas).

Aunque para variables numéricas, como las calificaciones de las respuestas a las preguntas de la encuesta que siguen la ‘Escala Likert’, lo usual es utilizar el estadígrafo ‘media’ (o ‘promedio’), lo correcto acá es trabajar con la ‘mediana’, dado que esas variables son numéricas discretas y no numéricas continuas (puesto que aunque hay clasificación y ordenamiento de las categorías de aquella escala, no hay una métrica asegurada; o sea, no tenemos garantía que la distancia existente entre ‘Muy baja’ y ‘Baja’ sea exactamente la misma que entre esta última y ‘Neutro’, por ejemplo).

Para seguir con el análisis de contraste de datos de los subconjuntos ‘Salidas’ con **subsets** de diversas agrupaciones de variables del tipo ‘**explicativas**’, fueron calculadas las **medianas** correspondientes, y graficadas sus **curvas de densidad**, en tanto patrones de comportamiento apoyados en esa **medida de tendencia central**, aquí con datos relativos a **muestras**; o sea, limitados a la **Estadística Descriptiva**.

Como puede apreciarse, en este otro caso, los patrones de las medianas relativas a ‘**Salidas**’ (siempre con curvas de color rojo) y de los diversos subsets con medianas de variables del tipo ‘**explicativas**’ (curvas de color azul) son relativamente similares, en el sentido de que presentan ambas ‘**picos**’ (o sea, **altas frecuencias**) en torno a las **categorías superiores** (4 y 5) de la ‘**Escala Likert**’, asumida para estas **preguntas politómicas**. **Esos comportamientos inducen también a errores en las conclusiones del análisis**, como veremos también al final de la presenta **Parte** de este **Número 6**.



Comparaciones de las curvas de densidad de las distribuciones de medianas correspondientes a los datos contenidos en el subconjunto ‘Salidas’, con los de los subconjuntos: ‘Explicativas’, ‘Explicativas-formación’, ‘Trabajo Docente Metodológico’ y ‘Trabajo Científico Metodológico’ (Elaboración propia).

De modo que podemos concluir –a manera de **resumen parcial**– que **estos recursos de la Estadística Descriptiva** (proporciones y medidas de tendencia central) **no son suficientes para desentrañar las verdaderas relaciones que subyacen entre las agrupaciones de variables**; algo tan común en las **investigaciones educativas y sociales**, en general. **Mucho menos lo son para proporcionar una magnitud de ‘impacto’ de unas variables sobre otras.**

## **LA FALACIA DE LAS ‘PRUEBAS DE HIPÓTESIS’**

Sin embargo, el problema de la ‘**captura**’ de la esencia de las relaciones entre esos tipos de agrupaciones de variables (ya presentes en los ‘**metarrelatos**’ teóricos de las investigaciones de las ciencias sociales, y las educativas) tampoco se resuelve con el ‘**simple paso**’ de la **Estadística Descriptiva** a la **Estadística Inferencial**, como creen no pocos colegas. El tema está en que lo primero que encontramos cuando damos ese ‘salto’ son las llamadas ‘**inferencias estadísticas**’ (a través de la determinación de ‘**intervalos de confianza**’) y, sobre todo, la ansiada ‘**significación estadística**’ de las ‘**pruebas de hipótesis**’ (Quevedo, 2011).

Estas últimas son un buen recurso para intentar hacer ‘**generalizaciones**’ más allá de la muestra, en tanto se formulan dos hipótesis previas (una ‘**nula**’ y otra ‘**alternativa**’) y se le concede una probabilidad de **certeza máxima** a la ‘**nula**’ (que es **contraria** a la hipótesis de investigación asumida como resultado de la construcción del **marco teórico referencial**), pero se contrasta con los datos factuales, de modo que –si a pesar de toda esa probabilidad mayoritaria otorgada a su favor– la correspondiente al estadígrafo calculado la supera, se termina rechazando la ‘**hipótesis nula**’ y aceptando la ‘**alternativa**’; es decir, consiste en un método indirecto de demostración.

**La limitación radica en que involucra en sus hipótesis (nula y alternativa) solo a una o unas pocas variables de investigación**, desconociendo así –aún sin proponérselo– las otras muchas **variables concomitantes** presentes en el objeto o fenómeno estudiado.

Veamos que sucedió con este recurso aplicado a los datos acopiados con la encuesta internacional administrada. Un primer análisis con **pruebas de hipótesis** lo realizamos apoyándonos en las distribuciones de medianas de las variables del subconjunto ‘**Salidas**’ (recuérdese, las respuestas a las preguntas No. 3 y 4 de la encuesta, referidas a las percepciones de los respondientes sobre la **calidad del aprendizaje** y de la **formación de sus estudiantes**) y el subset ‘**Explicativas**’ (con las respuestas a las preguntas de la No.5 a la No.10, que intentaron captar los criterios de los informantes acerca de temas que hablan a favor de su preparación profesional como docentes: la **formación de pregrado y de postgrado**, el **trabajo docente metodológico**, y el **trabajo científico metodológico**).

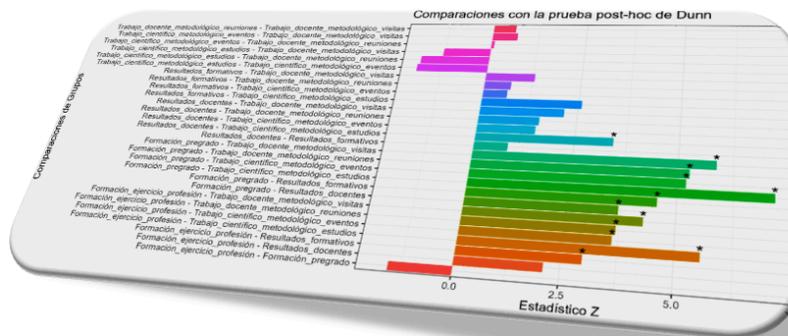
Utilizamos la **prueba de Wilcoxon** (para dos muestras independientes, toda vez que las primeras preguntas estaban dirigidas a los estudiantes y las segundas a ellos y a sus pares profesionales). Con una **suma de rangos**:  $W = 12512$ , se obtuvo una probabilidad para el estadígrafo calculado de:  $p\text{-value} = 0.7$ , que al ser muy superior al nivel de **significación**

comúnmente asumido (de  $\alpha=0.05$ ) no aportó evidencias estadísticas suficientes como para poder rechazar la hipótesis nula, de medianas iguales (para sus respectivas ‘poblaciones’).

Se pasó, entonces, a una segunda utilización de pruebas de hipótesis, al decidir trabajar ya no con las distribuciones de medianas de ambos grupos de variables, sino con las distribuciones de datos originales de las diversas variables que los conformaban. Se optó así por la prueba Kruskal-Wallis (para más de dos muestras independientes), obteniéndose para los puntajes de las ocho variables los siguientes parámetros: Kruskal-Wallis chi-squared = 77, df = 7, y p-value = 0.000000000000007. De modo que, al ser el ‘p-value’ mucho menor que el valor del nivel de significancia ( $\alpha=0.05$ ), se pudo rechazar la hipótesis nula y asumir que hay diferencias entre las medianas de las ‘poblaciones’ de esas ocho ‘muestras’, o al menos entre dos de ellas.

Pero necesitábamos conocer en cuales de las medianas de esas ‘poblaciones’ se ponían de manifiesto las diferencias, pues teníamos medianas de dos grupos de variables (de salida y explicativas); de manera que empleamos también la ‘prueba post-hoc de Dunn’, con el método de ‘Bonferroni’; ello generó veintiocho parejas de comparaciones.

Para ellas, la prueba devuelve, en el entorno de R-Project (Torres, 2018), el valor Z, el cual proporciona una medida cuantitativa de en cuánto difieren las medianas de los ‘grupos’, y en qué dirección se encuentran esas diferencias, convirtiéndolo así en un recurso clave para determinar la eventual existencia de ‘significación estadística’ en las comparaciones de los ‘grupos’ (o variables). Como puede apreciarse, de las veintiocho comparaciones, solo en doce se alcanza la necesaria ‘significación estadística’, para poder trascender de forma confiable lo palpado en las muestras.



Comparaciones de las parejas de las variables sometidas a la prueba post-hoc de Dunn, con las magnitudes y el sentido del estadístico Z, así como la existencia o no de diferencias significativas entre las medianas de las parejas (Elaboración propia).

Ahora bien, el lector debiera estar atento al hecho ilógico de que este tipo de recurso estadístico no nos proporciona tampoco una información coherente acerca de si el comportamiento de las ‘variables de salida’ han sido el producto de la ‘influencia’ de las ‘variables explicativas’, o al menos por algunas de ellas. Menos aún de con qué magnitud han sido esas ‘influencias’ o ‘impactos’. Y es que el problema aquí no es de ‘diferencias’ de estadígrafos de variables, sino de ‘asociaciones’, mejor aún de ‘predicciones’ entre estas últimas.

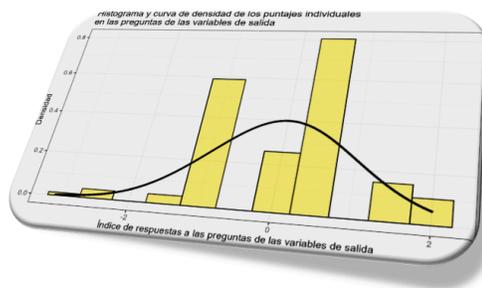
## LA APERTURA A TÉCNICAS MÁS POTENTES CON LA CONSTRUCCIÓN DE ‘ÍNDICES ESTADÍSTICOS’

Una manera apropiada de avanzar por este otro camino es tratar de ‘integrar’ esas varias variables en nuevas distribuciones de puntajes, preferentemente numéricos. Ya vimos que hacer esas ‘integraciones’ con ayuda de medidas de tendencia central acordes a la naturaleza de los datos originales (aquí las medianas, dado que los datos factuales constituyen variables ordinales) no nos dio un buen resultado.

Este hecho nos traslada a una segunda situación conflictiva: el cómo ‘integrar’ datos sin que los procedimientos estadísticos de cálculo atenten contra el principio epistemológico de ‘buscar –en cada paso del proceso investigativo– la mayor objetividad posible’ (como sucedió con la decisión de asumir que las medianas de dos valores serían un ‘buen representante’ de las variables integradas, o que pudiera serlo la construcción de un índice estadístico con la media ponderada, como se suele hacer muchas veces, desconociendo que la asignación de los pesos a las categorías de las variables constituye ya una arbitrariedad, una manifestación de ‘voluntarismo científico’).

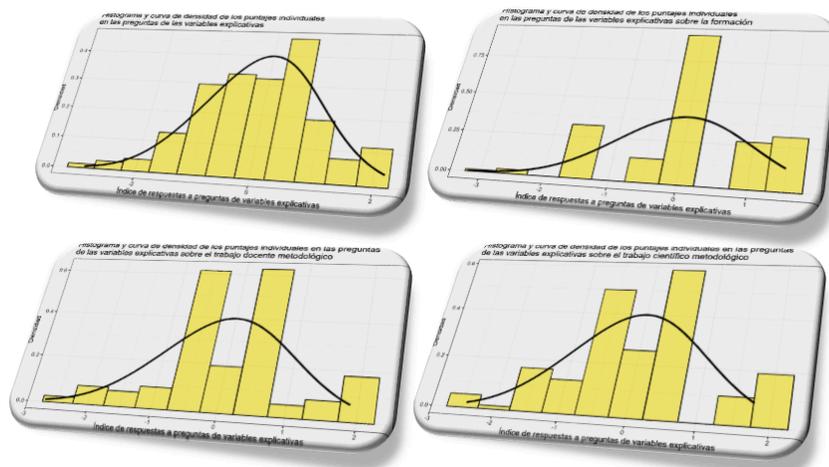
Los avances actuales en materia de ‘Psicometría’ y de ‘Estadística Multivariante’ nos indican que lo óptimo (y, sobre todo, lo más objetivo) es dejar esas decisiones a los propios datos, como ‘buenos representantes de la práctica’ que son. En nuestro caso, sería combinar los modelos de medida de la Teoría de Respuesta al Ítem (para respuestas graduadas) con la asignación de ‘cargas’ (o pesos) a través de un Análisis Factorial Confirmatorio. Nuestro software ‘estrella’, R-Project, es muy bueno también en ese tipo de análisis estadístico complejo (Torres, 2018).

De modo que utilizando esas ‘poderosas armas’ logramos construir diferentes ‘índices estadísticos’ (por demás ‘estandarizados’; o sea, centrados en las medias de las distribuciones de puntajes correspondientes, facilitando así la comparación de los datos primarios, ahora como valores numéricos). A continuación, les presento el histograma y la curva de densidad para el índice representativo de las variables del subconjunto ‘Salidas’, un gráfico igualmente construido con R-Project (Torres, 2018).



Representación del histograma y de la curva de densidad correspondiente al índice estadístico construido con las variables de salida del estudio (Elaboración propia).

Y acá, las distribuciones de frecuencias de los índices estadísticos correspondientes a los datos de los cuatro subsets en cuyo interior fueron agrupadas las variables de propósitos explicativos. Obsérvese que en los cinco gráficos se presentan curvas ‘acampanadas’, presagiando distribuciones normales, o casi normales, lo cual es muy importante para nuestros propósitos de utilizar recursos estadísticos más adecuados para poder responder a la pregunta científica que ha guiado nuestros análisis, y que ha estado dando título a este Número 6 de la Serie de Posts.



Representación de los histogramas y curvas de densidad correspondientes a los índices estadísticos construidos con las agrupaciones de variables: ‘Explicativas’, ‘Explicativas-formación’, ‘Trabajo Docente Metodológico’ y ‘Trabajo Científico Metodológico’ (Elaboración propia).

Aprovecho este momento del análisis para destacar que al trabajar el modelo de respuestas graduadas con el subconjunto de datos que abarcó las preguntas de la No.5 a la No.10 (básicamente, el subset ‘Explicativas’), se obtuvieron parámetros de control que mejoran los obtenidos para el modelo fijado con todas las respuestas del instrumento, en la Parte pasada. Esto refuerza la hipótesis, allí formulada, de que las preguntas No.3 y No.4 no debieron integrarse a la encuesta, pues sus variables (de ‘salida’: calidad del aprendizaje y de la formación ético-axiológica de los estudiantes) requieren de ‘pruebas objetivas’, en vez de percepciones en una encuesta de opinión.

M2	df	p	RMSEA	RMSEA_5	RMSEA_95	SRMSR	TLI	CFI
51.3	9	0	0.174	0.129	0.221	0.084	0.904	0.943

Representación tabular de los parámetros de control del modelo de respuestas graduadas para el subconjunto de variables ‘Explicativas’, de la encuesta internacional aplicada (Elaboración propia).

Uno de los recursos estadísticos que nos permitió emplear el hecho de haber logrado pasar de distribuciones de datos de variables ordinales a distribuciones de datos con variables numéricas es la correlación estadística; se trata de un recurso que, si bien es posible trabajar también entre las primeras, sus coeficientes de correlación no son tan fáciles de comparar de conjunto. Veamos a continuación una tabla de correlaciones bivariadas (de Pearson) calculadas con pares de los índices estadísticos construidos; la cual fue igualmente generada por nuestro ‘genio de la lámpara’, R-Project (Torres, 2018).

**Correlaciones de Pearson de los índices estadísticos contruidos**

Variables	Salidas	Explicativas	Formativas	Trab_doc_met	Trab_cient_met
Salidas	1	0.44	0.49	0.41	0.4
Explicativas	0.44	1	0.55	0.87	0.91
Formativas	0.49	0.55	1	0.48	0.43
Trab_doc_met	0.41	0.87	0.48	1	0.69
Trab_cient_met	0.4	0.91	0.43	0.69	1

Representación tabular de los coeficientes de correlación para las diferentes combinaciones de pares de variables de los subconjuntos 'Salida' y 'Explicativas' (Elaboración propia).

Un coeficiente de correlación de Pearson es apropiado cuando alcanza valores iguales o mayores a 0.7 (o a 0.70, que es lo mismo). Obsérvese que (en la primera fila, o en la primera columna, como se quiera) la asociación entre el índice estadístico de la (macro) variable 'Salidas' está muy bajamente asociado a los índices de las distintas agrupaciones de variables del tipo 'Explicativas' (con valores que se ubican entre 0.40 y 0.49).

Con R-Project también podemos representar esta tabla de una forma 'más gráfica' o detallada, como se verá a continuación.



Representación gráfica de la matriz de coeficientes de correlación para las diferentes combinaciones de pares de variables de los subconjuntos 'Salida' y 'Explicativas' (Elaboración propia).

El hallazgo obtenido es muy importante para nuestro análisis, pues nos permite refutar aquellos (falsos) criterios de influencia de estas últimas variables sobre las 'Salidas', tal y como supusimos –al asumir como válidos los razonamientos de no pocos investigadores educativos y sociales– en los acápites donde tratamos las 'falacias de las comparaciones' con porcentajes y con medianas, a partir de la observancia de ciertos 'patrones coincidentes' en los comportamientos de esas medidas de la Estadística Descriptiva, para ambos tipos de variables.

Valorar niveles de asociación en vez de intensidad y sentido de diferencias entre estadígrafos es ya un paso de avance hacia nuestra meta –como señalamos antes– pero no resulta suficiente, pues seguimos sin saber la magnitud y el sentido de los 'efectos' (o 'impactos', como quiera decirse) derivados de esas asociaciones. De manera que, ya disponiendo de variables numéricas, lo sugerente es acudir a modelos de regresión estadística.

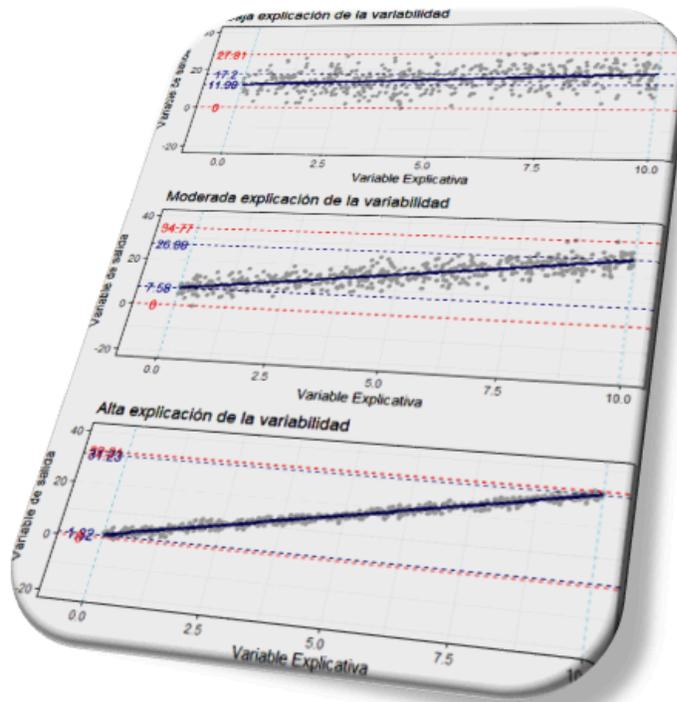
Ya hemos hablado de ellos en otras Partes de este Número, como –por ejemplo– de la regresión binomial en los marcos de la determinación de la validez y confiabilidad de los instrumentos de investigación, con base en la 'Psicometría' (Torres, 2024b) (Torres, 2024c).

Pero anticiparé que un modelo de regresión lineal –que es del tipo de los que utilizaremos a continuación– es una recta que 'atraviesa óptimamente' la nube de puntos que conforman los pares de valores de variables 'explicativa' y 'de salida', razón por la cual decimos que es la 'recta de mejor ajuste' a la nube (es decir, que minimiza la distancia de todos los puntos de la nube a esa recta que representa al modelo estadístico).

Como se muestra en la imagen siguiente, la esencia de los modelos de regresión lineal consiste en 'atrapar' la variabilidad de la variable 'de salida' (o 'a explicar'), al variar los valores de la variable 'explicativa', y de ahí le viene ese calificativo, pues está claro que si la recta de mejor ajuste resultara ser paralela al eje horizontal (el eje cartesiano de los valores de esa primera variable), significaría que no importa que cambien esos valores primarios, no lo harán los de la variable 'de salida' (de hecho, será único); o sea, que cabe decir que aquellos 'no explican' la variabilidad de la segunda variable.

Por eso hemos querido ilustrar tres situaciones diferentes en la figura que sigue: un ejemplo de explicación baja de la variabilidad (arriba), otro de explicación moderada de la variabilidad (al centro), y uno final de explicación alta de la variabilidad. Las parejas de líneas discontinuas de color rojo, en cada ejemplo, delimitan el rango (o diferencia entre el máximo y el mínimo de los valores de la variable 'de salida', representada sobre el eje vertical); mientras que las líneas

discontinuas azules representan los análogos a esos valores extremos, pero dentro del rango que logra cubrir la recta de regresión (o recta 'de mejor ajuste'), que es la línea recta continua de color azul oscuro (o prusia) que 'atraviesa' cada nube de puntos.



Representación gráfica de tres nubes de puntos conformadas por parejas de valores de variables 'explicativa' y 'de salida', con sus respectivas 'rectas de mejor ajuste' (Elaboración propia).

De aquí podemos inferir también que mientras más inclinada sea la recta de regresión, mayor será su capacidad de explicación de la variabilidad; así como que –modelo, al fin– presentan errores de estimación, pues –recordando al destacado estadístico inglés G. Box– “Todos los modelos están equivocados; [aunque] algunos son útiles”; juicio que, llevado a los tiempos actuales, incluye y fundamenta las llamadas 'alucinaciones' de los modelos de Inteligencia Artificial, los cuales tienen detrás –siempre– modelos estadísticos que 'le dan vida'; vale aclarar (Torres, 2023).

## PROCEDIMIENTO 'MAXIMAL' PARA LA UTILIZACIÓN DE 'MODELOS DE REGRESIÓN LINEAL' EN LA EVALUACIÓN DE 'IMPACTOS'

Bien, regresemos a la esencia de nuestro análisis en este **Número 6** de la actual **Serie de Posts**, y veamos los resultados de la aplicación de esta otra poderosa 'arma' a los datos aportados por nuestros gentiles lectores que respondieron a la encuesta internacional proporcionada, en crucial apoyo a nuestra seminal intención de trabajar con datos factuales, en vez de con ficticios.

He seguido un criterio maximal al momento de desplegar el procedimiento de trabajo con los modelos de regresión lineal. No necesariamente tiene que ser así, pero preferí presentar todas las opciones (o casi todas) que nos proporciona R-Project en esa dirección. Voy a desplegar la explicación desde el diseño y fijación de un modelo de regresión lineal simple (aquí, el índice de 'variables de salida' explicado por el índice de las 'variables explicativas'), hasta el umbral de la Inteligencia Artificial [AI] (con el diseño automático del 'mejor modelo' [o del 'modelo promediado', de ser el caso] y su testeo con el método de 'validación cruzada').

No quise ir más allá de este último paso, pues nuestro estimado profesor chileno, **Dr. Derek Córcoran**, nos explicó –en su momento– que utilizar la AI en R-Project, aunque posible, puede terminar exigiendo varios días de trabajo ininterrumpido de nuestras máquinas de cómputo; de modo que no quise inducirlos a ese riesgo, ni asumirlo yo con mi modesta laptop. Comencemos...

Primero veremos los resultados de la fijación del modelo de regresión lineal simple arriba descrito, y que llamé 'nulo' por aquello de que es uno de los más elementales que podemos diseñar, pues deja fuera a los demás índices estadísticos construidos, las variables primarias y las composicionales de la muestra (recuérdese: 'género' y 'nacionalidad').

Estimaciones con el modelo nulo				
term	estimate	std.error	statistic	p.value
(Intercept)	0	0.07	0	1
Explicativas	0.44	0.07	6.07	0

Representación tabular de la estimación del efecto del índice de las variables 'explicativa' [estimate] y de su nivel de significancia [p.value] (Elaboración propia).

No hablaré de la estimación del 'intercepto' de la recta de regresión con el eje vertical, pues no es esencial aquí y haría más extensa, de lo que ya viene siendo, esta Parte. Centrémonos, en su lugar, en la estimación del efecto de la variable predictiva (el índice estadístico 'Explicativas').

Este es notablemente bajo: 0.44, aunque confiadamente 'generalizable' (p.value=0). Este resultado significa que por cada unidad de incremento en el índice 'Explicativas', el modelo predice que el valor del índice 'Salidas' se incrementará en 0.44 unidades (consecuentemente, cuando el primer índice se incremente en dos unidades, el segundo lo hará en 0.88, y cuando sea en tres unidades este otro ascenderá en 1.32 unidades, y así sucesivamente).

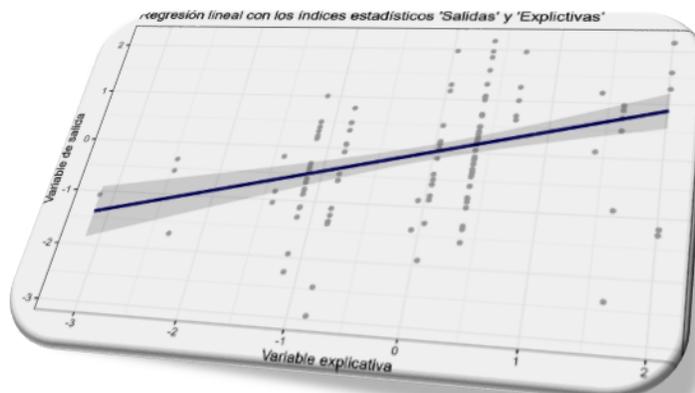
Ya esto nos está diciendo que la cuestión de atribuirle 'impactos' a un grupo de variables educativas (aquí asociadas al fortalecimiento de la preparación profesional de los docentes) no es tan expedita. También, que las conclusiones precipitadas, realizadas sobre la base de la observancia de tendencias en los comportamientos de 'por cientos' o de 'medidas de tendencia central' son –como norma– muy poco objetivas (o si se quiere escuchar mejor: muy subjetivas).

Ahora bien, una de las potencialidades del recurso de los modelos estadísticos es que no solo importan las estimaciones de efectos de las variables incluidas, sino también el seguimiento a los parámetros que hablan a favor (o no) de la calidad de estos. En la imagen siguiente se muestran los parámetros de este primer modelo fijado, entre los cuales debiera hacerse énfasis con: 'r.squared' (o 'r cuadrado'), 'adj.r.squared' (o 'r cuadrado ajustado') y 'p.value' (que aquí es casi cero, lo cual habla muy bien de lo logrado); también merece especial atención el parámetro 'AIC' ('Coeficiente de Información de Akaike'), para cuando se intente comparar varios modelos similares, con vistas a poder decidir cuál de ellos es el mejor, como veremos más adelante.

Parámetros del modelo nulo												
r.squared	adj.r.squared	sigma	statistic	p.value	df	logLik	AIC	BIC	deviance	df.residual	nobs	
0.19	0.19	0.9	36.86	0	1	-204.11	414.23	423.38	125.06	154	156	

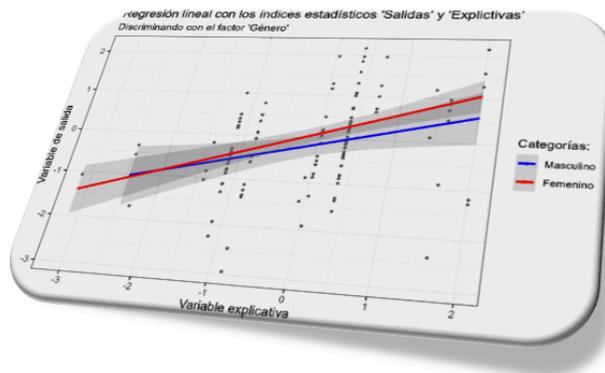
Representación tabular del cálculo de los parámetros de calidad del aquí llamado 'modelo nulo', de regresión lineal simple (Elaboración propia).

Y, por último, podemos graficar fácilmente con R-Project el modelo fijado, en tanto recta de mejor ajuste a la nube de puntos. Recuérdese la importancia de la inclinación de esa recta, para la explicación de la variabilidad y, por tanto, de la magnitud del efecto de una variable sobre la otra. También se muestra la banda de valores del error muestral a lo largo de la recta de regresión.



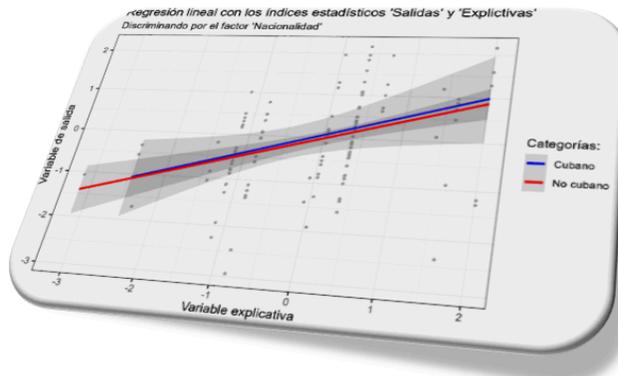
Representación gráfica de los resultados de la fijación del 'modelo nulo', de regresión lineal simple (Elaboración propia).

Y antes de abandonar el recurso de trabajo de los modelos de regresión lineal simples, debemos ilustrar cómo aún con ellos podemos hacer discriminaciones con ayuda de 'variables composicionales' (acerca de la muestra asumida). Veamos...



Representación gráfica de los resultados de la fijación del 'modelo nulo', ajustado por la variable composicional 'Género' (Elaboración propia).

Como puede apreciarse –en lo fundamental– el 'Género' de los respondientes no hizo mucha diferencia en el efecto estimado, aunque sí deja claro que las mujeres resultaron ser más enfáticas, en sus valoraciones, con las variables que terminaron conformando las distribuciones de índices estadísticos contrastados.



Representación gráfica de los resultados de la fijación del 'modelo nulo', ajustado por la variable composicional 'Nacionalidad' (Elaboración propia).

Tampoco lo fue la incidencia de la variable composicional 'Nacionalidad', en el ajuste de las variables contrastadas por el modelo. Aunque, al menos para mí, sorprendió el hecho de que las percepciones informadas por los compañeros cubanos no difirieran notablemente de las de nuestros colegas de otros países, toda vez que acá tenemos todo un sistema de 'Trabajo Metodológico' supuestamente bien organizado e instrumentado y esperaba –por tanto– diferencias más marcadas en torno a las respuestas a las preguntas de la No.7 a la No.10 de la encuesta. En todo caso, esta es una 'señal' que genera muchas interrogantes e hipótesis acerca del estado de esa otrora 'arma secreta' de nuestro sistema educativo, en los estudios internacionales de evaluación de la calidad de la educación, y merece estudios específicos actuales.

Este último ejercicio (de incluir variables 'no principales' en un modelo de regresión inicial) nos indica –entonces– que un 'buen camino' sería pasar de modelos de regresión simple (o sea, de una sola variable explicativa de la variable de salida) a otros del tipo de regresión lineal múltiple (es decir, con la inclusión de dos o más variables explicativas, tratando de explicar la variabilidad de la variable de salida).

Claro, debemos imaginar que eso generaría muchos más modelos e impondría la tarea adicional de saber elegir, entre todos ellos, el más adecuado; además de que puede hacer mucho más difícil la interpretación práctica de los resultados de los efectos estimados.

Pero en aras del referido principio epistemológico de la 'búsqueda de la mayor objetividad posible', no debiéramos evadir esa compleja tarea. Afortunadamente, R-Project tiene amplias posibilidades de apoyarnos también en ese engorroso proceso.

Partiremos de diseñar un modelo que llamaremos 'basal' (de base, o 'de partida') que considere todas las variables medidas con la encuesta, tanto las variables numéricas continuas (los índices contruidos), como las variables numéricas discretas (las politómicas), como también las variables dicotómicas (las composicionales).

term	estimate	std.error	statistic	p.value
(Intercept)	12.39	4.25	2.91	0
Nacionalidad1	0.31	0.19	1.65	0.1
Genero1	-0.04	0.14	-0.29	0.77
Formativas	1.01	0.56	1.81	0.07
Trab_doc_met	0.94	0.93	1.01	0.31
Trab_cient_met	1.54	0.81	1.91	0.06
Formacion_pregraduada	-0.88	0.67	-1.32	0.19
Formacion_permanente	-0.07	0.18	-0.41	0.68
Reuniones_metodologicas	-0.69	0.93	-0.75	0.46
Visitas_tecnicas	-0.28	0.27	-1.06	0.29
Estudios_cientificos	-0.4	0.2	-2.05	0.04
Conferencias_cientificas	-1.09	0.72	-1.51	0.13

Representación tabular de los resultados de la fijación del 'modelo basal', que incluyó todas las variables representadas en la encuesta (Elaboración propia).

Como puede apreciarse en la imagen anterior, los resultados de las estimaciones no han sido nada favorables; una parte de ellos han resultado ser negativos (lo cual indica que al crecer los valores de esas variables explicativas, decrece el de la variable de salida); lo que es peor aún, prácticamente ninguna de esas estimaciones son generalizables, pues solo para 'Estudios\_cientificos' el p.value es menor que 0.05, el nivel de significación estadística mínimo reconocido (recuérdese que la del intercepto no cuenta para este análisis).

Ahora bien, no debemos decepcionarnos; se trata solo de un modelo de partida (basal). Lo que buscaremos a partir de él son todas las posibles combinaciones de los efectos de esas muchas variables a considerar (combinaciones que se pueden lograr bien sumando las variables predictoras, o bien ajustándolas [dividiendo], o incluso interactuándolas [multiplicando] en el diseño inicial del modelo a fijar. Pero, antes debemos también excluir aquellas variables predictoras que estén altamente correlacionadas entre sí (recuérdese, que generan coeficientes de correlación bivariados con valores iguales o superiores a 0.70), generando sesgos en las estimaciones a causa de ese fenómeno de colinealidad. Como dije, R-Project se ocupa muy bien de ejecutar, con precisión, esas laboriosas acciones.

Modelo	Nacionalidad	Genero	Formativas	Trab_doc_met	Trab_cient_met	Formacion_pregraduada	Formacion_permanente	Reuniones_metodologicas	Visitas_tecnicas	Estudios_cientificos	Conferencias_cientificas
NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
TRUE	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
FALSE	TRUE	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
TRUE	TRUE	TRUE	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE	TRUE
FALSE	TRUE	TRUE									

**Selección automática de modelos lineales múltiples**

Modelo	Formativas	Genero	Nacionalidad	Reuniones_metodologicas	Trab_cient_met	Trab_doc_met	Visualizacion	AIC	delta
347	NA	NA	NA	0.37	NA	NA	0.24	NA	NA
348	NA	NA	NA	0.34	NA	NA	NA	5 390.77	0
349	NA	NA	NA	0.34	NA	NA	0.18	0.14	NA
350	NA	NA	NA	0.34	NA	NA	0.14	NA	NA
351	NA	NA	NA	0.34	NA	NA	0.23	NA	NA
352	NA	NA	NA	0.34	NA	NA	NA	0.16	NA
353	NA	NA	NA	0.30	NA	NA	0.16	0.13	NA
354	NA	NA	NA	0.36	NA	NA	NA	0.24	NA
355	NA	NA	NA	0.37	NA	NA	0.13	0.17	NA
356	NA	NA	NA	0.38	NA	NA	NA	NA	NA
357	NA	NA	NA	0.33	NA	NA	0.16	NA	NA
358	NA	NA	NA	0.36	NA	NA	NA	NA	NA
359	NA	NA	NA	0.36	NA	NA	NA	NA	NA
360	NA	NA	NA	0.36	NA	NA	NA	0.15	NA
361	NA	NA	NA	0.4	NA	NA	NA	0.23	NA
362	NA	NA	NA	0.4	NA	NA	NA	NA	NA
363	NA	NA	NA	0.37	NA	NA	0.24	NA	NA
364	NA	NA	NA	0.37	NA	NA	0.15	NA	NA
365	NA	NA	NA	0.34	NA	NA	NA	NA	NA
366	NA	NA	NA	0.36	NA	NA	0.16	0.14	NA
367	NA	NA	NA	0.37	NA	NA	0.24	NA	NA
368	NA	NA	NA	0.37	NA	NA	0.26	NA	NA
369	NA	NA	NA	0.37	NA	NA	NA	NA	NA
370	NA	NA	NA	0.37	NA	NA	NA	5 390.97	2.2

Representación tabular de los resultados de la generación automática de modelos de regresión lineal múltiple a partir del 'modelo basal', ordenados por los valores de su AIC (Elaboración propia).

Si hubiera resultado en la cima de esa tabla un modelo con una diferencia en su AIC al del siguiente ('delta') de 2 o más unidades, entonces ese debería ser el modelo definitivo a asumir para el análisis (lo llamaríamos técnicamente entonces como 'el mejor modelo'); pero si existen dos o más modelos con una diferencia ('delta') menor a dos unidades en sus AIC, hay que optar por el proceso de 'promediar' todos esos modelos. Afortunadamente, R-Project dispone de potentes 'librerías' especializadas en la automatización del proceso. A continuación, les muestro una tabla que contiene los efectos estimados sobre la variable de salida de las variables explicativas que integraron el 'modelo promedio'.

**Estimaciones de los 'impactos', según el 'modelo promedio'**

Variables	Estimaciones
Formativas	0.36
Nacionalidad	0.3
Trab_cient_met	0.19
Conferencias_cientificas	0.18
Trab_doc_met	0.17
Reuniones_metodologicas	0.14
Genero	-0.08

Representación tabular de los resultados de la fijación del 'modelo promedio' de regresión lineal múltiple, con las estimaciones de los efectos de sus variables explicativas (Elaboración propia).

Como se observa, todas las variables explicativas automáticamente incluidas en el 'modelo promedio' alcanzan a producir 'impactos' sobre la variable de salida, aunque con magnitudes discretas (de 0.08 a 0.36); esto refuerza lo antes dicho de que efectos 'estrellas' entre variables educativas (y, en general, sociales) no son nada frecuentes; de modo que –de ser reportadas– debiera ponernos en posición de alerta.

El efecto estimado de la variable composicional 'Género' no debe interpretarse indebidamente, puesto que el signo negativo solo significa aquí que ese efecto es atribuido a la segunda categoría de la variable (o sea, a las mujeres; no a los hombres). Todos los efectos estimados son estadísticamente significativos y, por tanto, generalizables más allá de la muestra utilizada.

Por último, tengamos presente que –como ya anticipamos– en materia de modelos estadísticos no solo son importantes las estimaciones de efectos y su significatividad, sino también la calidad probada de los propios modelos, a través de un grupo de parámetros a seguir de cerca.

La manera más apropiada de hacerlo es utilizando el método de 'validación cruzada' (Crossvalidation), imprescindible en el trabajo con la Inteligencia Artificial (la básica, no la novedosa 'generativa'; esa que nos habla de la posibilidad de dibujar y hasta animar un gato azul con gorra roja, paseándose lo mismo por la arena de una playa, que por la superficie de un planeta sin atmósfera viable para los seres terrenales).

El método consiste en particionar la base de datos original en dos subsets, uno 'de entrenamiento' y otro 'de testeo'; para el proceso de entrenamiento del modelo diseñado se crean también particiones (o 'folds') dentro del subset, que se van rotando constantemente, de modo que vayan variando sucesivamente los datos con los que se fija el modelo (o sea, se utilizan múltiples remuestreos para entrenarlo); al final, se cambia imprevistamente el trabajo para el subset (hasta ahora oculto) de testeo; el modelo se considerará listo para un trabajo autónomo solo si pasa bien esa 'prueba de fuego', de desempeñarse óptimamente con los datos nunca antes vistos.

Veamos a continuación una vista parcial de los resultados de ese proceso de entrenamiento de nuestro 'modelo promedio'.

Parámetros de los remuestros con 'Crossvalidación' (solo los primeros 10 registros)

RMSE	Required	MAE	Recamplio
1.283	0	0.894	Fold1.Rep01
0.666	0.49	0.527	Fold2.Rep01
0.823	0.336	0.7	Fold3.Rep01
0.79	0.427	0.583	Fold4.Rep01
0.803	0.234	0.756	Fold5.Rep01
0.843	0.19	0.72	Fold1.Rep02
0.839	0.372	0.677	Fold2.Rep02
0.844	0.254	0.677	Fold3.Rep02
0.774	0.452	0.578	Fold4.Rep02
0.972	0.159	0.771	Fold5.Rep02
0.943	0.161	0.747	Fold1.Rep03
0.819	0.367	0.657	Fold2.Rep03
1.062	0.085	0.85	Fold3.Rep03
0.748	0.434	0.577	Fold4.Rep03
0.71	0.493	0.612	Fold5.Rep03
0.859	0.343	0.695	Fold1.Rep04
1.005	0.077	0.728	Fold2.Rep04
0.821	0.383	0.647	Fold3.Rep04
0.799	0.273	0.694	Fold4.Rep04
0.8	0.328	0.673	Fold5.Rep04

Representación tabular del proceso de entrenamiento con 'validación cruzada' del modelo promediado (Elaboración propia).

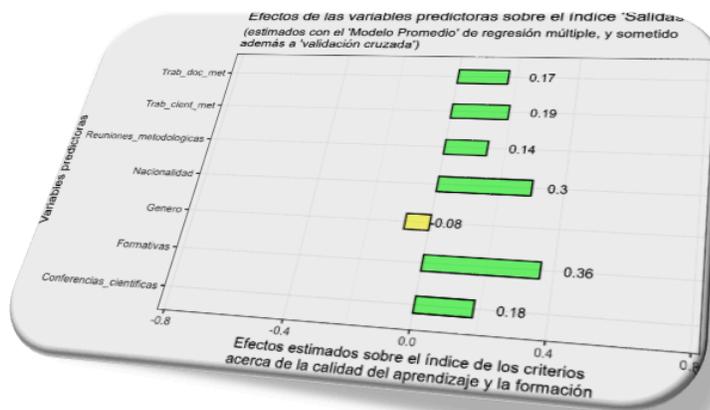
Finalmente, se verifica que los promedios y desvíos de los parámetros de control, utilizados en el seguimiento del proceso anterior, son notablemente pequeños; es decir, que el modelo entrenado y testeado solo presenta errores de ajuste muy esporádicamente.

Parámetros de la validación cruzada del Modelo Promedio

mean_R2	sd_R2
0.271	0.121

Representación tabular de los parámetros finales de la 'validación cruzada' del 'modelo promediado' (Elaboración propia).

Como en todo lo anterior, estos procesos finales los realiza con mucha eficacia R-Project; al igual que la generación de gráficos apropiados para la interpretación final de los resultados del trabajo con el 'modelo promediado' (o con el 'mejor modelo', si fuera el caso), así como para el reporte a la comunidad científica. Cierro, dejándoles la siguiente propuesta gráfica para el análisis final realizado.



Representación gráfica de la magnitud y sentido de los 'efectos estimados' para las 'variables predictoras' del 'modelo promediado' (Elaboración propia).

**Cerramos así este Número 6. Como ya les anticipé, con el Número 7 de la Serie de Posts regresaremos al proceso sustantivo de la docencia universitaria; y lo haremos con el tratamiento didáctico de la creación de una motivación real entre nuestros educandos, al momento de apropiarse de los nuevos contenidos de enseñanza; ello sobre la base de la premisa lapidaria de Roger Schank, de que: 'el aprendizaje ocurre cuando alguien quiere aprender, no cuando alguien quiere enseñar'. ¡Los espero, entonces, en el Número 7!**



**Paul A. Torres Fernández**

**Licenciado en Educación (1980)**

**Doctor en Ciencias Pedagógicas (1993)**

**Profesor Titular (2001)**

**Investigador Titular (2013)**

**Doctor en Ciencias [PhD] (2016)**

**Profesor Invitado de la Universidad de Matanzas (2023)**

## Referencias Bibliográficas

1. Hernández-Sampieri, R., Fernández, C. y Baptista, M. P. (2010). *Metodología de la investigación (Quinta edición)*. McGraw-Hill. [https://drive.google.com/file/d/1OzAyRwb\\_hGWHFOuhs6iWpFv8bstIXLfs/view](https://drive.google.com/file/d/1OzAyRwb_hGWHFOuhs6iWpFv8bstIXLfs/view)
2. Kerlinger, F. N. (1985). *Investigación del comportamiento (2° edición)*. Nueva Editorial Interamericana. <https://idoc.pub/documents/kerlinger-1985-investigaciondelcomportamientopdf-d47e1r238yn2>
3. Quevedo, F. (2011). La prueba de hipótesis. *Medwave*, 11(07); doi: [10.5867/medwave.2011.07.5066](https://doi.org/10.5867/medwave.2011.07.5066)
4. Torres, P. A. (2016a). Acerca de los enfoques cuantitativo y cualitativo en la investigación educativa cubana actual. *Atenas*, Vol. 2, No.34, pp. 1-15. <https://www.redalyc.org/jatsRepo/4780/478054643001/478054643001.pdf>
5. \_\_\_\_\_ (2016b). *Retos de la investigación educativa actual. Aportes a su tratamiento*. Universidad en Ciencias Pedagógicas “Enrique José Varona”. [Tesis doctoral de segundo grado]. <https://drive.google.com/file/d/17w13EvbTYMR266KHI2UsFw9VDyCXwaI/view?usp=sharing>
6. \_\_\_\_\_ (2018). Lo que todo investigador educativo cubano debiera conocer: el entorno informático R. *Atenas*, Vol. 4, Núm. 44. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=478055154001>
7. \_\_\_\_\_ (2023). La Inteligencia Artificial (AI) y la Enseñanza de la Matemática en tiempos de renovación de las TIC. En: *MATECOMPU 2023*. Universidad de Matanzas. [Conferencia inicial] [https://drive.google.com/file/d/1f\\_V5kgc6fz\\_VKHkuEqX\\_H7wiTOplzFQH/view?usp=sharing](https://drive.google.com/file/d/1f_V5kgc6fz_VKHkuEqX_H7wiTOplzFQH/view?usp=sharing)
8. \_\_\_\_\_ (2024a). Serie de Post ‘*Extensionismo Universitario*’ Número 6: *¿Cómo debiera realizarse la Investigación Educativa en torno a la relación: calidad del aprendizaje / de la formación vs. preparación profesional de los docentes?* (1° parte) <https://drive.google.com/file/d/14reH5H00hXdcU-jlbqvWb6z2JdxsFig7/view?usp=drivesdk>
9. \_\_\_\_\_ (2024b). Serie de Post ‘*Extensionismo Universitario*’ Número 6: *¿Cómo debiera realizarse la Investigación Educativa en torno a la relación: calidad del aprendizaje / de la formación vs. preparación profesional de los docentes?* (2° parte) <https://drive.google.com/file/d/1rB5MGlR-5QtItRRNS3J8PGt7dFkRRRj/view?usp=sharing>
10. \_\_\_\_\_ (2024c). Serie de Post ‘*Extensionismo Universitario*’ Número 6: *¿Cómo debiera realizarse la Investigación Educativa en torno a la relación: calidad del aprendizaje / de la formación vs. preparación profesional de los docentes?* (3° parte) <https://drive.google.com/file/d/1cNN7c1x4-15gjAnVN8MW3usaBPtoGpLO/view?usp=sharing>
11. \_\_\_\_\_ (2024d). Serie de Post ‘*Extensionismo Universitario*’ Número 6: *¿Cómo debiera realizarse la Investigación Educativa en torno a la relación: calidad del aprendizaje / de la formación vs. preparación profesional de los docentes?* (4° parte) <https://drive.google.com/file/d/1mOSSM7quyJKs4h-Q1bG70Obu4eFYnyaH/view?usp=sharing>

**Iniciado:** 27 de diciembre de 2024. **Concluido:** 1° de enero de 2025.

**Creado con Canva**