

SERIE: ¿CÓMO SE COMPORTA LA INVESTIGACIÓN EDUCATIVA EN CUBA, CINCO AÑOS DESPUÉS?

NÚMERO No.11: LOS GRANDES ALIADOS DE LA INVESTIGACIÓN CUANTITATIVA EN EL ANÁLISIS DE LOS DATOS: LA ESTADÍSTICA MULTIVARIANTE Y EL ENTORNO 'R-PROJECT' (2da. Parte)

Dr. Cs. Paul A. Torres Fernández
Profesor e Investigador Titular, ICCP

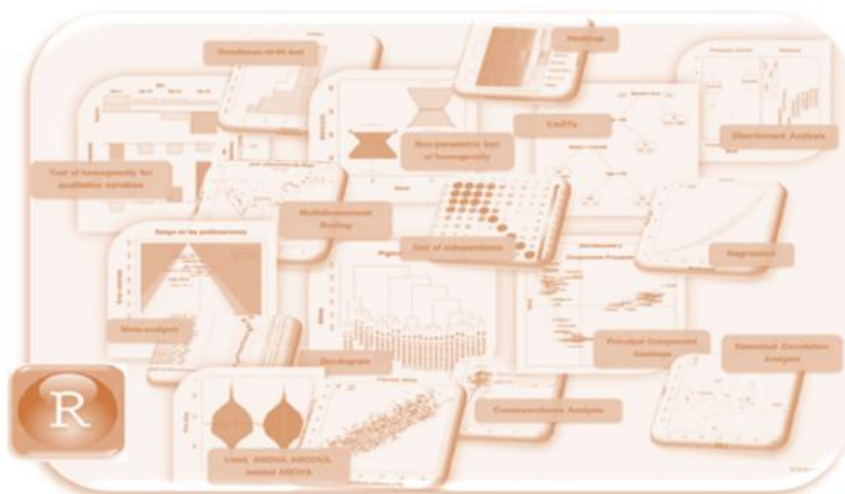
orcid.org/0000-0002-7862-2737

[linkedin.com/in/paul-antonio-torres-fernandez-4684048a](https://www.linkedin.com/in/paul-antonio-torres-fernandez-4684048a)

<https://www.facebook.com/ptorresfernandez>

<https://twitter.com/paintelectual>

<https://paulantoniotorresfernandez.blogspot.com>



Fuente: RWinzard (Universidad de Vigo, 2014).

10.07.2022; 16:14hs.

Recordarán que tuvimos que dividir el Número 11 de la Serie para poder abarcar, al menos mínimamente, el tercer grupo de recursos estadísticos de los tratados en los marcos del 'auxilio de la Estadística Aplicada a la Investigación Educativa'. Me refiero a los *métodos estadísticos multivariantes* (y *multinivel*), correspondientes a lo que he denominado Estadística Inferencial '*avanzada*'.

Si algún lector se incorpora a partir de este post a la Serie, le recomiendo que no deje de leerse los dos anteriores para poder entender ese tercero y su continuación hoy; no solo en lo que al contenido estadístico se refiere, sino además en cuanto al objetivo y alcance de esta trilogía parcial de la Serie.

Para los lectores usuales, repasemos brevemente la única *técnica multivariante* que abordamos en el Número pasado: la *regresión lineal*.

Técnicas multivariantes de notable utilidad para la investigación educativa: '*regresiones*', '*análisis de la varianza*' y '*análisis canónico*' / *continuación*

Siguiendo a R. Hernández-Sampieri, C. Fernández & P. Baptista (2010), habíamos explicado que una *regresión lineal* no es más que un *modelo estadístico* que permite

estimar el efecto de una o más variables cuantitativas sobre otra también cuantitativa, a la vez que permite predecir los valores esperados de la variable que recibe el efecto a partir de la variable o de las variables que lo generan. Esta técnica tiene, así, dos potencialidades esenciales: una explicativa y otra predictiva.

El lector especialmente interesado en esta *técnica multivariante* (presente también ya en la Estadística Inferencial ‘clásica’, solo que con una *variable explicativa*) puede encontrar entre las páginas 314-319 (Hernández-Sampieri, Fernández & Baptista, 2010) una explicación elemental de ella.

Pasemos entonces, sin más, a la segunda técnica anunciada: el *análisis de la varianza*. Ya hemos explicado que la *varianza* –más que una *medida de dispersión* de los datos– es expresión de la ‘*variabilidad*’ hacia el interior del conjunto de datos (o entre conjuntos de datos), siendo este elemento estadístico el referente principal de la Estadística Inferencial ‘*avanzada*’ (a diferencia del papel atribuido al par estadístico ‘*medida de tendencia central*–*medida de dispersión*’ en las Estadísticas Descriptiva e Inferencial ‘clásica’).

En realidad, bajo la denominación de ‘*análisis de varianza*’ se acumulan un grupo considerable de *pruebas de hipótesis* (de la Estadística Inferencial ‘clásica’, en este caso ‘*no paramétrica*’), y las *técnicas multivariantes* ‘ANOVA de uno’ o ‘dos factores’ (y por extensión: las de MANOVA, ANCOVA y MANCOVA), así como los *modelos lineales de efectos fijos, aleatorios o mixtos* (Egaña, 2003) (Pérez, 2004) (Triola, 2018). Pero ya hemos dicho que esta Serie no tiene por objeto de estudio la Estadística, sino la Metodología de la Investigación Educativa; por lo que no pretendemos tratarlos todos aquí.

Como bien explica E. Egaña (2003): “*El nombre de análisis de varianza proviene de que se parte de la descomposición de la varianza total en un componente debido a la varianza interna y otro debido a la variación entre los tratamientos (...)*” (p.173).

Y precisamente ese contraste entre *variabilidad hacia el interior* de los grupos (clases o tratamientos) y *variabilidad entre* los grupos (clases o tratamientos) es lo que da especial fuerza a este conjunto de técnicas, pues si la segunda es mayor que la primera, entonces esos grupos (clases o tratamientos) explican mejor la *variabilidad* de la *variable de salida* (o de producto), que la composición interna de los *factores* (entiéndase: *variables categóricas*) y/o *variables explicativas*.

También en la obra (Hernández-Sampieri, Fernández & Baptista, 2010), entre las páginas 322 y 325, se puede encontrar un acápite con la descripción y ejemplificación de la más elemental de las *técnicas multivariantes* del *análisis de la varianza*: el ANOVA de un factor. Pero yo, ahora aquí, me voy a mover al otro extremo de este grupo de técnicas, en lo que a nivel de complejidad se refiere.

Y no es producto de una devoción injustificada por la *complejidad*, sino por una razón muy *objetiva*, como explicaré a continuación. Recordemos que en la *ciencia* (la verdadera) nada es dado por ‘*lujo*’ o por ‘*voluntarismos*’, sino que –como bien nos recordara Engels– “*(...) una necesidad técnica impulsa más la ciencia que diez universidades (...)*” (Núñez-Jover, 2007, p. 31). Les contaré –lo más brevemente posible– la historia que dio lugar a esa ‘*necesidad técnica*’, primero.

En el año 1966, en vísperas de la aprobación de la *Ley de igualdad de los derechos civiles* en los Estados Unidos, se le encomendó a un equipo de investigadores, encabezados por J. S. Coleman, explorar cuán preparadas estaban las escuelas de la nación para educar a los escolares en las nuevas condiciones de convivencia que

se admitieron crear como fruto de las luchas de los movimientos sociales de entonces. El llamado '*Informe Coleman*', que reportó los resultados de esa amplia investigación, se hizo famoso a partir del slogan con que sintetizaron sus autores los resultados: '*La escuela no aporta nada al rendimiento cognitivo*'. Es decir, los hijos de familias con un alto nivel socioeconómico estaban predeterminados al éxito escolar, mientras que los hijos de las familias pobres y de bajo nivel cultural estaban condenados a bajos niveles de logros en el aprendizaje (Murillo *et al.*, 2007).

Pero, ello generó un fuerte debate pedagógico y –en consecuencia– la ejecución de numerosas investigaciones similares en diferentes países, dando lugar al llamado "*Movimiento de la Eficacia Escolar*". Lo interesante fue que ninguna de esas otras investigaciones logró durante años refutar al '*Informe Coleman*', hecho que pudo ser posible cuando, asistidos de la Estadística Inferencial '*avanzada*', se utilizaron los *modelos multinivel*, una de las técnicas multivariantes complejas del *análisis de varianza*, y que se integra a los ya referidos *modelos de regresión lineal múltiples*.



Figura No. 9: Polos en los debates que dieron lugar al Movimiento de la Eficacia Escolar, contexto de los modelos multinivel (Elaboración propia con imágenes de Internet).

Los investigadores educativos F.J. Murillo & M. Román sintetizan los fundamentos y avances del *Movimiento de la Eficacia Escolar* en su artículo "*¿La escuela o la cuna? Evidencias sobre su aportación al rendimiento de los estudiantes de América Latina. Estudio multinivel sobre la estimación de los efectos escolares*" (2011), donde –por cierto– hacen un elogio explícito a nuestro país, sobre la base de los extraordinarios resultados de Cuba en el *Segundo Estudio Regional Comparativo y Explicativo* de la OREALC-UNESCO, en el año 2006.

Pero, regresando a lo que nos interesa en el presente post, ¿qué son los *modelos multinivel* y por qué hay que emplearlos en la investigación educativa (médica, etc.)?

Una definición *modelos multinivel* es la siguiente: "*Los modelos jerárquicos lineales son conjuntos de ecuaciones de regresión lineal que representan la asociación entre una variable-producto (numérica) y otras variables (también numéricas o dummy) que teóricamente están relacionadas con ellas, y en los que se tienen en cuenta los efectos de anidamiento que se producen entre los diferentes niveles de agrupación considerados*" (Torres, 2009, p.6).

Y bueno, eso nos lleva a la necesidad de explicar el término '*efectos de anidamiento*'. Para ello voy a emplear nuevamente a Mafalda y al sistema de influencias socio-

educativas que interactúa con su desarrollo personalógico a lo largo de su trayectoria escolar. Apoyémoslo en la siguiente imagen gráfica:

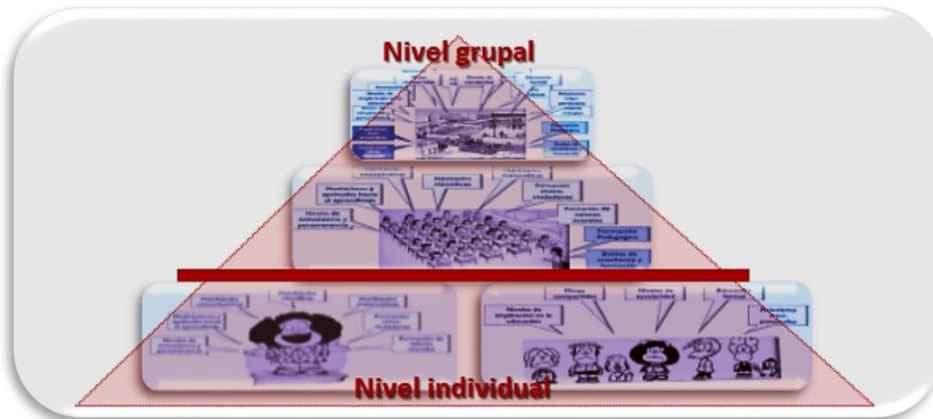


Figura No. 10: Representación de la estructura jerárquica del sistema de influencias socio-educativas sobre los educandos (Elaboración propia).

Puesto que los análisis estadísticos siguen estando dirigidos a explicar la *variabilidad de los logros* de Mafalda y sus pares (por ejemplo, en el aprendizaje), a partir de los *efectos* que generan las *variables explicativas*, y esto se logra con *modelos de regresión lineal*, la novedad está en considerar en dichos *modelos* los '*efectos aleatorios*' que producen las agrupaciones sucesivas de esos escolares (en aulas, escuelas, etc.), a la par de los tradicionales '*efectos fijos*' (o sea, los directamente *estimados* con los datos generados por los *instrumentos de investigación*).

Esa otra *variabilidad* estaba siendo desconocida hasta el presente (incluyendo en el potente recurso de la *regresión lineal*), dando lugar a errores como los producidos con los sucesivos intentos fallidos –durante un periodo de tiempo– de hacer valer la máxima pedagógica de que '*la escuela sí importa; sí hace diferencia*'; claro, si se trata de '*escuelas eficaces*'.

El procedimiento estadístico es complejo, lo reconozco; pero intentaré explicarlo de la forma más simple posible y lo ratifico... ¡sin emplear ni una fórmula estadística! Lo que si no podré evitar es mostrarles algunas capturas de pantalla de las devoluciones que me fue dando '*mi genio de la lámpara de Aladino*' [R-Project, a través de RStudio] (Torres, 2018).

La idea es incorporar variables del *nivel 1* (el individual o '*composicional*') y, más adelante, del *nivel 2* (grupal o '*contextual*'). En el ejemplo asumiremos para el *primer nivel* el perturbador '*índice del nivel socioeconómico de la familia de los estudiantes*', mientras que para el *segundo nivel* emplearemos al '*hábitat*' o *tipo de administración de las escuelas*' (*urbano/rural*), que es una variable '*natural*' de ese nivel grupal.

Cuando el interés principal está en *estimar los efectos* de las *variables predictoras*, el procedimiento recomendado es ir complejizando los diseños de los *modelos multinivel* a trabajar, siempre comenzando por el '*modelo nulo*' (o *vacío*), que es con el cual se verifica la *partición de la varianza* de la *variable-producto* (en nuestro ejemplo, los *logros del aprendizaje*); en él no considera todavía ninguna *variable predictora*.

Después se pasa a un nuevo *modelo*, donde se incorpora una *variable predictora* del *primer nivel*, para continuar con otro tercero donde se agrega además una variable del *segundo nivel*. Posteriormente, se *fija* un cuarto *modelo* en el que se añade la

variable del *primer nivel* (de ser estadística *significativa* allí) a la *parte aleatoria* del *modelo* también; en este caso se suele hablar de un '*modelo con pendiente aleatoria*'.

Por último, se diseña y *ajusta* un quinto *modelo* más completo, en donde se añade un nuevo término, que consiste en el producto de las dos *variables predictoras*. En consecuencia, se habla aquí de un '*modelo con interacción entre niveles*', y es el más completo de todos, pues se liberan los *interceptos* y las *pendientes* de las *rectas de ajustes* de cada una de las escuelas, intentando así *atrapar* con más amplitud todas las *variaciones* presentes en la situación de estudio.

	Cuba_nulo	Cuba_1pred	Cuba_fixed	Cuba_randon	Cuba_crosslevel
(Intercept)	634.00 *** (8.11)	598.48 *** (8.99)	613.88 *** (12.42)	606.59 *** (12.95)	633.43 *** (14.66)
Indice_Nivel_socioecon_wg		79.71 *** (8.16)	80.57 *** (8.17)	83.05 *** (9.45)	27.55 (16.88)
AdnRur			-29.21 (16.40)	-18.51 (16.35)	-62.44 *** (19.83)
Indice_Nivel_socioecon_wg:AdnRur					80.23 *** (20.29)
AIC	72052.72	71960.17	71959.02	71948.77	71935.26
BIC	72072.76	71986.89	71992.42	71995.52	71988.69
Log Likelihood	-36023.36	-35976.09	-35974.51	-35967.39	-35959.63
num. obs.	5879	5879	5879	5879	5879
num. groups: id_esc	187	187	187	187	187
var: id_esc (Intercept)	11543.85	11889.76	11699.46	14569.59	14608.68
var: Residual	11131.11	10938.14	10937.54	10852.65	10831.68
var: id_esc Indice_Nivel_socioecon_wg				2681.52	2576.23
cov: id_esc (Intercept) Indice_Nivel_socioecon_wg				-3711.77	-3888.08

*** p < 0.001; ** p < 0.01; * p < 0.05

Figura No. 11: Representación de la salida en RStudio de la 'corrida' de los cinco modelos multinivel fijados con las variables predictoras 'índice del nivel socioeconómico de la familia' y tipo de 'administración de la escuela' (Elaboración propia).

En la Figura No.11 (arriba) tenemos los resultados de las *corridas* de los cinco *modelos multinivel* diseñados (*nulo* ['Cuba_nulo'], *con un predictor en el primer nivel* ['Cuba_1pred'], *con variables predictoras en el primer y segundo nivel* ['Cuba-fixed'], *con variable en la parte aleatoria* ['Cuba_randon'] y, por último, el *modelo con interacción entre niveles* ['Cuba_crosslevel']).

En la parte superior están las *estimaciones de los efectos*, sus *niveles de significación estadística* (con asteriscos separados por barras verticales) y el *error muestral* (entre paréntesis, debajo de las *estimaciones de efectos fijos*). Hacia la parte inferior están, primero algunos *parámetros de control* de la calidad de los *modelos fijados* (como los coeficientes; *AIC*, *BIC* y *Log Likelihood*, y que no vamos a explicar aquí), seguido de los *números de observaciones* (estudiantes de la *muestra*) y *de grupos* (escuelas).

Por último, aparecen los valores de la *varianza hacia el interior de los grupos* (o sea, las escuelas) y de la *varianza residual* (entre escuelas, aquí); es decir, los resultados de la *partición de la varianza total*, que ya dijimos que es clave entre las técnicas de *análisis de la varianza*.

Observen que en los resultados de *fijar* el quinto *modelo* ['Cuba_crosslevel'] hizo que dejara de ser *estadísticamente significativo* el omnipresente '*índice del nivel socioeconómico de la familia*' ['Indice_Nivel_socioecon_wg'], que lo había estado siendo del '*modelo nulo*' a acá.

Mientras que el '*intercepto global*' de 633.43 puntos en la *escala SERCE-2006* (o sea, la *puntuación promedio* de los estudiantes de la *muestra* cuando se considera en el *modelo* que no está influyendo todavía ninguna *variable explicativa*), como mismo la *administración de las escuelas (urbano/rural)* y la *interacción* de esta con el *índice socioeconómico de las familias* terminan generando *efectos con niveles de confianza*

muy elevados (concretamente, al 95% o 99.9%, según el caso) y, por tanto, *estimaciones* muy esperables en la *población* de la cual se extrajo la *muestra*.

El efecto del '*hábitat*' (aquí '*AdmRur*') es negativo (-62.44), pero eso es porque es una '*variable dummy*' (donde el valor 0 fue asignado a las *escuelas rurales*, y el valor 1 preservado para las *escuelas urbanas*). Lo que en realidad nos está queriendo decir el *modelo* es que el tipo de *administración de las escuelas* produce un considerable efecto de 62.44 puntos más sobre los *logros del aprendizaje* cuando la escuela es rural, en vez de urbana.

En este ejemplo con *modelos multinivel* hemos dado preferencia a la *estimación de efectos* de un par de *variables explicativas* sobre los *logros del aprendizaje*. Es decir, hemos ponderado el '*carácter explicativo*' de los *modelos multinivel*. Vamos a ver ahora, rápidamente, otro ejemplo donde se hace foco –en su lugar– en el '*carácter explicativo*' de dichos *modelos*.

En rigor, las indagaciones dirigidas a diferenciar escuelas y estudiantes mediante los *modelos multinivel* abarcan tres '*problemas estadísticos*' diferentes, que varían de acuerdo con la manera que se diseñe el *centrado de las variables*; se verá ahora solo el caso de las relaciones de las variables explicativas entre escuelas, o el llamado '*modelo entre escuelas*'.

Tras *ajustar ese modelo*, que *predice* los puntajes del *logro del aprendizaje* una vez *controlado el efecto* de '*nivel socioeconómico de las familias*', aislé las escuelas del *primer quintil* de la distribución de valores de dicho nivel socioeconómico; es decir, el 20% del total de escuelas con valores más bajos en él. Este último criterio es arbitrario, o sea estaba buscando quedarme con las escuelas a donde asisten los educandos de familias de más bajo nivel económico y cultural, entre las de la *muestra*.

Y dentro de ellas seleccioné las que disponían valores altos en la *media* de los *logros del aprendizaje* predicho por el '*modelo entre escuelas*'; también con otro criterio empírico: que superaran el promedio de las puntuaciones nacionales en la asignatura evaluada en el estudio. En otras palabras, las escuelas que el modelo fijado predijo como las que '*hacían más con menos*', las *escuelas eficaces*.

Esta vez trabajé un poco más en la salida del *análisis estadístico* practicado con R-Project y –como ya había anticipado– utilicé imágenes satelitales para '*mapear*' esas escuelas junto con las zonas montañosas y los ríos próximos.

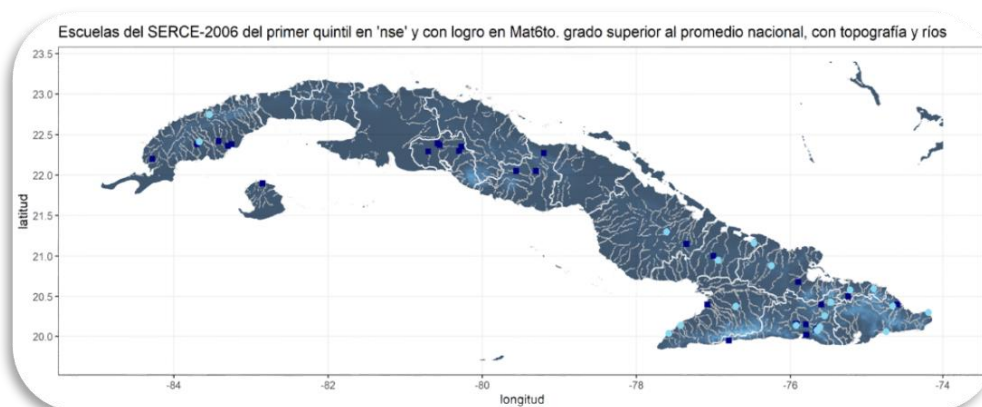


Figura No. 12: Representación de las escuelas con resultados factuales más altos [puntos en azul oscuro] y con promedios de los niveles socioeconómicos de las familias más bajos [puntos en azul claro] así como resultados proyectivos superiores (Elaboración propia).

Con una representación así se pudiera revisar ‘a golpe de vista’ si las *escuelas eficaces* proyectadas por los *modelos multinivel* coinciden o no con las escuelas de mejores *resultados factuales*, si se concentran en determinados territorios, etc. Si se le añade al mapa las carreteras y las capitales provinciales, se podría determinar además si se encuentran en zonas apartadas o *de difícil acceso*, lo que aumentaría aún más el mérito de ser escuelas que ‘*logran más con menos*’ y, seguramente, anónimas.

Debo alertar que las ubicaciones satelitales de este ejemplo son ficticias, pues en el estudio SERCE-2006 el Laboratorio Latinoamericano de Evaluación de la Calidad de la Educación (LLECE) no solicitó previamente ese tipo de datos a los países, durante la entrega del *marco muestral*. Lo comenzó a hacer a partir del TERCE-2013; de modo que cuando se liberen próximamente las bases de datos del recientemente concluido cuarto estudio, ERCE-2019, se podrán realizar análisis detallados como el anterior.

Pasaremos ahora, a la tercera y última *técnica multivariante* que consideraremos en esta Serie; recuerden, me refiero al ‘*análisis canónico*’.

Si se revisa la Figura No.4 de la primera parte del presente post, se apreciará que el ‘*análisis canónico*’ es una técnica que corresponde también, como las dos anteriores, a los llamados ‘*métodos explicativos*’, solo que en su caso se presupone la existencia de más de una *variable explicada* (o *producto*). Lo esperado es que también las *variables explicativas* sean varias y que ambos grupos de variables sean *numéricas*.

En términos formales, el ‘*análisis canónico*’ (también conocido como ‘*correlación canónica*’) puede ser definido como: “(...) *una técnica estadística utilizada para analizar la relación entre múltiples variables dependientes (o endógenas) métricas y varias variables independientes (o exógenas) también métricas. El objetivo esencial (...) es utilizar variables independientes (...) para predecir las variables [dependientes] seleccionadas (...)*” (Pérez, 2004, p.5).

El empleo de los términos de ‘*variables independientes*’ y ‘*dependientes*’ sugiere una utilidad esencial en condiciones experimentales. La técnica funciona mejor cuando la *correlación* entre ambos grupos es mayor, que la existente dentro de cada uno de esos grupos de variables, igual que en las técnicas de ‘*análisis de la varianza*’.

Para ejemplificar el empleo de esta tercera *técnica multivariante* en la Investigación Educativa voy a acudir a un ejemplo totalmente ficticio (en lo que a los datos de partida se refiere). Se trata de una ejemplificación que a modo de recomendación ofrecí, hace no muchos años, a los líderes de un proyecto de investigación. Como he señalado, la base de datos primarios fue artificialmente creada por mí, luego los resultados que proyectaré a continuación no son tampoco válidos, solo los recursos.

Se tienen dos grupos de variables, un grupo de las consideradas ‘*independientes*’ y el otro de variables asumidas como ‘*dependientes*’ de las anteriores. Las etiquetas que he utilizado (que no son exactamente los nombres de esas variables) son: ‘*Estilo*’, ‘*PEI*’, ‘*TM*’ y ‘*DPE*’, para las ‘*variables independientes*’; y ‘*Valores*’, ‘*Comportamiento*’, ‘*Proyectos*’, y ‘*Aprendizaje*’ para las ‘*variables dependientes*’, todas ellas medidas en *escalas de razón* (es decir, todas son *variables numéricas* o *cuantitativas*). También se tienen en la base de datos las cuatro regiones geográficas donde se experimentó con aquellas (y que denominé para el análisis estadístico: S1, S2, S3 y S4).

La técnica, asistida de nuestro ‘*genio de la lámpara de Aladino*’ (Torres, 2018), calcula varios pares de *combinaciones lineales*, llamadas *variables canónicas*, ordenándolos descendientemente de acuerdo con la parte de la *varianza* de los datos que explican;

cada par de *variables canónicas* que sigue a otro explica el máximo de la *varianza* que va restando, no estando esos pares nunca *correlacionados* entre sí. También R-Project devuelve el *nivel de significancia* de la *hipótesis nula* de una *prueba de hipótesis* apropiada a esta técnica.

En la Figura No.13 (debajo) pueden apreciarse los resultados de la aplicación de la *técnica multivariante*: el primer par de *variables canónicas* ('CanR1') explica casi toda la *varianza de los datos* ('percent: 95.124'), y la *décima de control* del *modelo* permite rechazar con más de un 99,9% de confianza ['Pr (>F)'] la *hipótesis nula*, haciéndolo confiable.

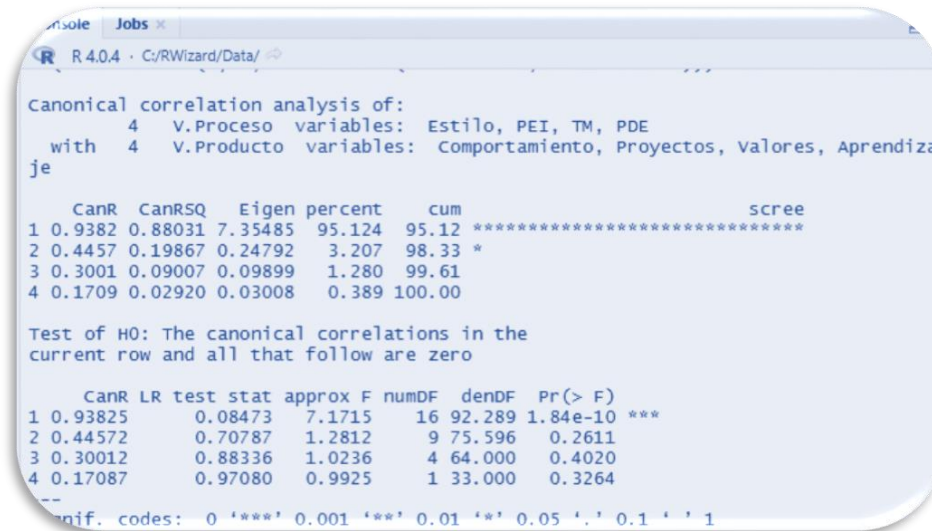


Figura No. 13: Representación de la salida analítica de la aplicación de la técnica de 'análisis canónico' en el ejemplo recreado (Elaboración propia).

En la Figura No.14 se tiene una mejor representación de los resultados; aquí gráficos.

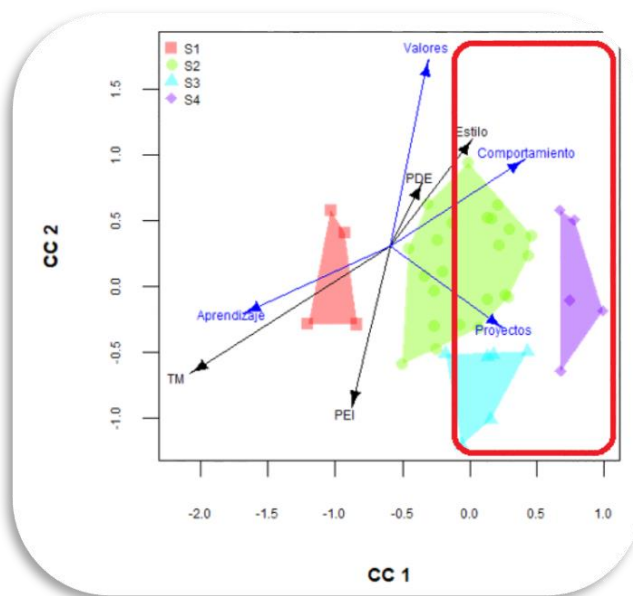


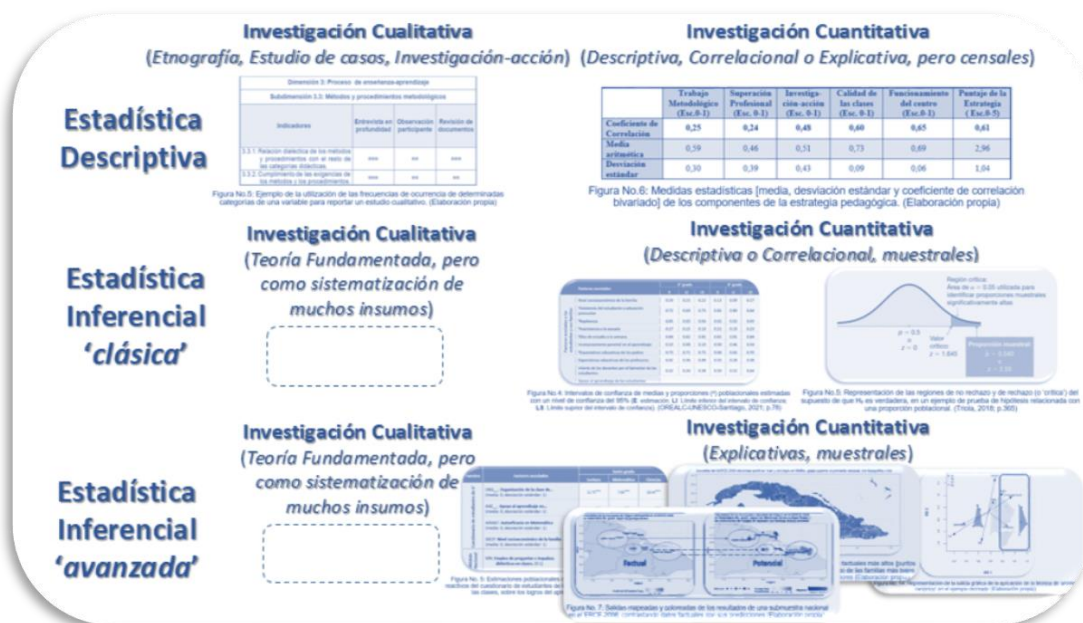
Figura No. 14: Representación de la salida gráfica de la aplicación de la técnica de 'análisis canónico' en el ejemplo recreado (Elaboración propia).

De acuerdo con ella, la *variable independiente* 'Estilo' y las *variables dependientes* 'Comportamiento' y 'Proyectos' combinan los mejores efectos (pues alcanzan los mayores pesos en la primera 'correlación canónica' [CC1], la de mayor *varianza explicada*. Entre las submuestras, la región denominada S4 es donde más claramente se aprecia el efecto de esas *variables iniciales* identificadas como las de mejor comportamiento.

Hasta aquí las *técnicas multivariantes* que quería ilustrar. Solo resta, en este extenso post (de dos partes), responder a la pregunta clave: *¿cuál de 'las tres' Estadísticas recomendar para la investigación educativa, la Estadística Descriptiva, la Estadística Inferencial 'clásica', o la Estadística Inferencial 'avanzada'?*

La Estadística más recomendable para la Investigación Educativa

Ya anticipé, en la parte anterior de este onceno post, que la respuesta no es única. Y la daré a partir de la siguiente sistematización de los tres últimos posts de la Serie.



Solo resaltar dos ideas que aparecen únicamente de forma implícita en la Figura:

- (i) las *pruebas de hipótesis* en las *investigaciones cuantitativas de corte explicativo* debieran evitarse, pues involucran muy pocas variables frente a *objetos de estudio* muy *dinámicos* y *multifactoriales* en la investigación educativa, y si además se utilizan en *situaciones experimentales* es peor aún (dado que dan la sensación de *impacto* de las *variables independientes* sobre las *dependientes*, cuando solo permiten rechazar *hipótesis nulas* referidas a una parte de ella, sin aportar evidencias de probables *asociaciones* o *covariaciones*); y
- (ii) la *modalidad de teoría fundamentada*, del *enfoque investigativo*, no se llama solo 'teoría' sino además '*fundamentada*', luego debe apoyarse en muchos resultados previos provenientes de investigaciones con *profundas raíces* en la práctica escolar misma, fruto de *investigaciones cuantitativas explicativas* esencialmente

y, además, demostrando consistencias entre los *hallazgos científicos*; otra cosa es más *teoría empírica*, o incluso *especulativa*, que verdadera *teoría científica*.

El lector seguramente habrá comprendido, con este segmento de la Serie (dedicado al papel de la Estadística como disciplina auxiliar de la investigación educativa), que nuestra comunidad científica tiene grandes *retos* que asumir y vencer en relación con ella. Mas, las principales debilidades y errores metodológicos de nuestra comunidad en los últimos 40 años están aún por describir y analizar en esta Serie.

¡Los esperamos el próximo fin de semana! ¡Sigán con nosotros!

(Tomado de los Blogs ‘Investigación Educativa en Cuba’, de Google, y ‘Evaluación Educativa’, de CubaEduca)

Referencias bibliográficas

1. Lage, A. (2018). *La Osadía de la Ciencia*. Cuba, La Habana: Editorial Academia.
2. Egaña, E. (2003). *La Estadística, herramienta fundamental de la investigación pedagógica*. Cuba, La Habana: Editorial Pueblo y Educación.
3. Hernández-Sampieri, R., Fernández, C. & Baptista, M. P. (2010). *Metodología de la investigación* (Quinta edición). México, México D.F.: McGraw-Hill.
4. Murillo, F.J. & Román, M. (2011). ¿La escuela o la cuna? Evidencias sobre su aportación al rendimiento de los estudiantes de América Latina. Estudio multinivel sobre la estimación de los efectos escolares. *Profesorado. Revista de currículum y formación de profesores*, Vol. 15, No.3 (Recuperado de <http://www.ugr.es/local/recfpro/rev153ART3.pdf>)
5. Murillo, F. J. et al. (2007). *Investigación Iberoamericana sobre Eficacia Escolar*. Colombia, Santa Fe de Bogotá: Convenio Andrés Bello.
6. Núñez-Jover, J. (2007). *La Ciencia y la Tecnología como procesos sociales. Lo que la educación científica no debería olvidar*. Cuba, La Habana: Editorial Félix Varela.
7. Pérez, C. (2004). *Técnicas de Análisis Multivariante de Datos*. España, Madrid: Pearson Educación, S.A.
8. Torres, P. (2009). Modelos jerárquicos lineales. *Boletín Mensual ‘El Evaluador Educativo’*. No.9, Año I (Parte I). (En el repositorio de CubaEduca, actualmente en reajustes; provisionalmente recuperado de <https://drive.google.com/file/d/1bk812I6BL1m4mT05Na4wyuXMBRp8H-0N/view?usp=drivesdk>).
9. _____ (2016). *Retos de la investigación educativa actual. Aportes a su tratamiento*. Universidad en Ciencias Pedagógicas “Enrique José Varona”. Cuba, La Habana (Recuperado de <https://drive.google.com/file/d/17w13EvbTYMR266KHI2UsFw9VDyCXwal/view?usp=sharing>).
10. _____ (2018). Lo que todo investigador educativo cubano debiera conocer: el entorno informático R. *Atenas*, Vol. 4, Núm. 44. (Recuperado de <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=478055154001>)
11. Triola, M. (2018). *Estadística (Decimosegunda edición)*. México, Ciudad de México: Pearson Educación (ISBN 978-607-32-4377-3).
12. Universidad de Vigo-España (2014). *RWizard software versión 4.2* (Recuperado de www.ipez.es/RWizard) (Registro No. 03/2014/1262)