



Enseñando un nuevo paradigma metodológico para investigar en Ingeniería

Césari Matilde

Diplomatura en Métodos de Explotación Inteligente de Datos, Centro de Investigación CeReCoN, UTN - FRM
matilde.cesari@frm.utn.edu.ar

Césari Ricardo

Diplomatura en Métodos de Explotación Inteligente de Datos, Centro de Investigación CeReCoN, UTN - FRM
ricardocesari@ymail.com

Resumen

La investigación en Ingeniería carece de un mecanismo formal para integrar la especificación de la teoría con su prueba. La práctica ha sido formular una teoría en términos abstractos y probar sus predicciones utilizando observaciones concretas. Aunque existen criterios desarrollados para guiar la formulación de la teoría, los vínculos entre los conceptos teóricos y su medición a menudo se dejan sin especificar, se estipulan de manera poco verificable o no se hacen. Esta falla en representar explícitamente el grado de correspondencia entre las mediciones y los conceptos, como un constructo, socava la prueba de la teoría en una investigación. Los investigadores han utilizado una variedad de métodos con deficiencias para evaluar la validez del estudio y probar las hipótesis. Se reduce el poder predictivo de todo modelo y la relevancia práctica de los resultados de la investigación. Se necesita de un paradigma metodológico que evalúe en forma directa el grado de correspondencia entre mediciones, conceptos y tenga en cuenta esta relación en la prueba de hipótesis sustantivas. El presente artículo propone un nuevo paradigma metodológico llamado "Path Modeling". Los conceptos teóricos e hipótesis se formulan tentativamente en forma deductiva, se prueban experimentalmente en datos, se reformulan y vuelven a probar cíclicamente, hasta que surja un resultado significativo. Es un paso evolutivo, donde teoría e hipótesis se comparan con observación y experiencia. Su aplicación supera las limitaciones de enfoques antiguos, logra un diseño riguroso, evalúa la teoría y entra en una nueva fase de la investigación científica y tecnológica en Ingeniería.

Palabras clave: Investigación científica, métodos validez del estudio, Path Modeling



Abstract

Engineering research lacks a formal mechanism to integrate theory specification with its proof. The practice has been to formulate a theory in abstract terms and test its predictions using concrete observations. Although there are criteria developed to guide theory formulation, the links between theoretical concepts and their measurement are often left unspecified, poorly verifiably stipulated, or not made at all. This failure to explicitly represent the degree of correspondence between measurements and concepts, as a construct, undermines the test of the theory in an investigation. Researchers have used a variety of flawed methods to assess study validity and test hypotheses. The predictive power of any model and the practical relevance of the research results are reduced. A methodological paradigm is needed that directly evaluates the degree of correspondence between measurements and concepts and takes this relationship into account in the testing of substantive hypotheses. This article proposes a new methodological paradigm called "Path Modeling". Theoretical concepts and hypotheses are tentatively formulated deductively, tested experimentally on data, restated, and retested cyclically, until a meaningful result emerges. It is an evolutionary step, where theory and hypothesis are compared with observation and experience. Its application overcomes the limitations of old approaches, achieves rigorous design, evaluates theory and enters a new phase of scientific and technological research in Engineering.

Key words: Scientific research, study validity methods, Path Modeling.

INTRODUCCIÓN:

La adopción de la segunda generación del análisis multivariante implicó cambios fundamentales en la metodología de la investigación. Cambio el enfoque de las asociaciones empíricas al análisis de sistemas de relaciones entre construcciones teóricas; ahora se necesita hipótesis explícitas sobre la medición experimental y la teoría; y desafía los enfoques estadísticos tradicionales para la evaluación de validez.

Un cambio dramático ocurrió en la metodología de la investigación, con nuevos métodos multivariados de segunda generación, las ecuaciones estructurales (SEM) y la regresión polinómica PLS, en sus contribuciones a las ciencias de la Ingeniería y que están ya disponibles.

Los nuevos métodos representan un cambio de enfoques al análisis simultáneo de multivariación; y lo que fue una "revolución multivariante" a principios de la década de 1980. Se ha convertido ahora en un factor decisivo en la investigación académica, en solo unos pocos años [1].

La rápida difusión del análisis multivariante se debió al hecho de que los métodos estadísticos son "en gran medida empíricos"; y en contraste a un enfoque de "datos, luego conceptualización", la investigación metodológica sobre modelos de ecuaciones estructurales de mínimos cuadrados parciales (PLS-SEM) y el



PLS Path Modeling (PLS-PM), permiten un enfoque más basado en la teoría que en la experimentación, [2],[2a] [3].

Problema

A través del texto de [4] metodología de investigación, establecer una teoría puede contener tres diferentes tipos de nociones: (a) conceptos teóricos que "son propiedades o atributos abstractos e inobservables"; (b) conceptos empíricos que "pueden ser comprobados mediante observaciones directas "; y (c) conceptos derivados, que son no observables, pero "a diferencia de los conceptos teóricos, deben vincularse directamente a los conceptos empíricos, [5], [6] la verdad es una cualidad de las proposiciones que concuerdan con la realidad.

La segunda, la verdad como coherencia, sostiene que hay conjuntos de axiomas o enunciados que son verdaderos simultáneamente. Es muy utilizada en ciencias formales. En ella un enunciado es verdadero cuando se deduce del conjunto de axiomas o es compatible con un conjunto coherente de enunciados. Así, por ejemplo, el teorema de Pitágoras es verdadero porque es una deducción de los axiomas de la geometría euclidiana (completitud) y además, no está en contradicción con esos axiomas (consistencia).

En cambio, si el teorema de Pitágoras estuviese referido a otro conjunto de axiomas podría ser falso o carecer de significado [7].

Cuando este criterio de verdad se aplica en ámbitos no formales, se considera que el conjunto de enunciados son todos verdaderos. Por último, en la teoría pragmática, la verdad de un enunciado se ve en la práctica, porque funciona o tiene consecuencias útiles [8]

Estos autores definen tres posibles tipos de relaciones que vinculan a estos conceptos: "las hipótesis no observacionales", "las definiciones teóricas" y "las reglas de correspondencia", representado en la figura 1.

En la expresión de Fornell, "la esencia de la metodología de investigación" es avanzar en la comprensión de estas relaciones, combinando el conocimiento teórico con el conocimiento empírico. Sin teoría, cualquier manipulación estadística de datos tiene un valor muy limitado; y sin datos, la teoría sigue siendo imaginaria y abstracta"; dice también en su texto, "El progreso científico depende de un diálogo continuo entre los dos y en este diálogo, uno no puede estar totalmente separado del otro: los datos se interpretan en términos del contexto teórico y viceversa", [16a].

En la visión ortodoxa de Hempel en 1952, [14]. representada en la figura 2: "La teoría científica podría compararse con una red espacial compleja; sus conceptos están representados por nudos, mientras que los hilos que conectan estos últimos corresponden, en parte, a las definiciones y en parte, a las hipótesis fundamentales y derivadas incluidas en la teoría. Todo el sistema flota, sobre el plano de observación y está anclado a él por reglas de interpretación.

En virtud de esas conexiones interpretativas, la red puede funcionar como una teoría científica; a partir de ciertos datos de observación, podemos ascender, a través de una cadena interpretativa, a algún punto de la red teórica, de allí proceder, a través de definiciones e hipótesis, a otros puntos, desde el cual otra cadena interpretativa permite un descenso al plano de observación”.

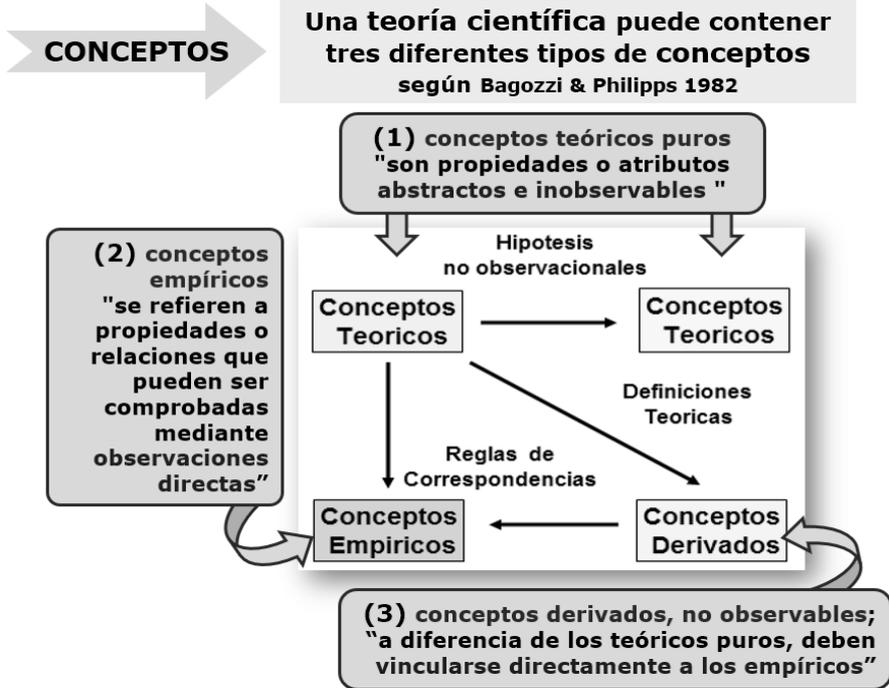


Figura 1. Relaciones entre conceptos contenidos en una teoría.

Fuente: elaboración propia

La característica fundamental del análisis multivariado de segunda generación, especialmente los modelos PLS - Path Modeling, radica en una interacción flexible entre la teoría y los datos, que combinan conocimiento teórico y empírico mediante los errores de modelado en la observación (errores de medición), incorporando variables teóricas (no observables, teóricas) y empíricas (observables, manifiestas) en el análisis, confrontando la teoría con datos (prueba de hipótesis) y la combinación de teoría y datos (desarrollo de teorías), [9]; [10]; [11] .

Aquí los conceptos y las relaciones definidas, sobre el contenido de una teoría en el proceso de Investigación, se ponen en evidencia con la aplicación de los métodos descriptos.

DESCRIPCIÓN DE METODOLOGÍA DE MODELADO

Los *conceptos teóricos* son propiedades o atributos abstractos, no observables que alcanzan su significado a través de conexiones formales con los conceptos empíricos, así como a través de su definición, [12]; [13]; [6].

Simposio STEM Miami 2023

Educando en Ciencia, Ingeniería y Matemáticas a través de las Tecnologías en el Contexto de la Inteligencia Artificial

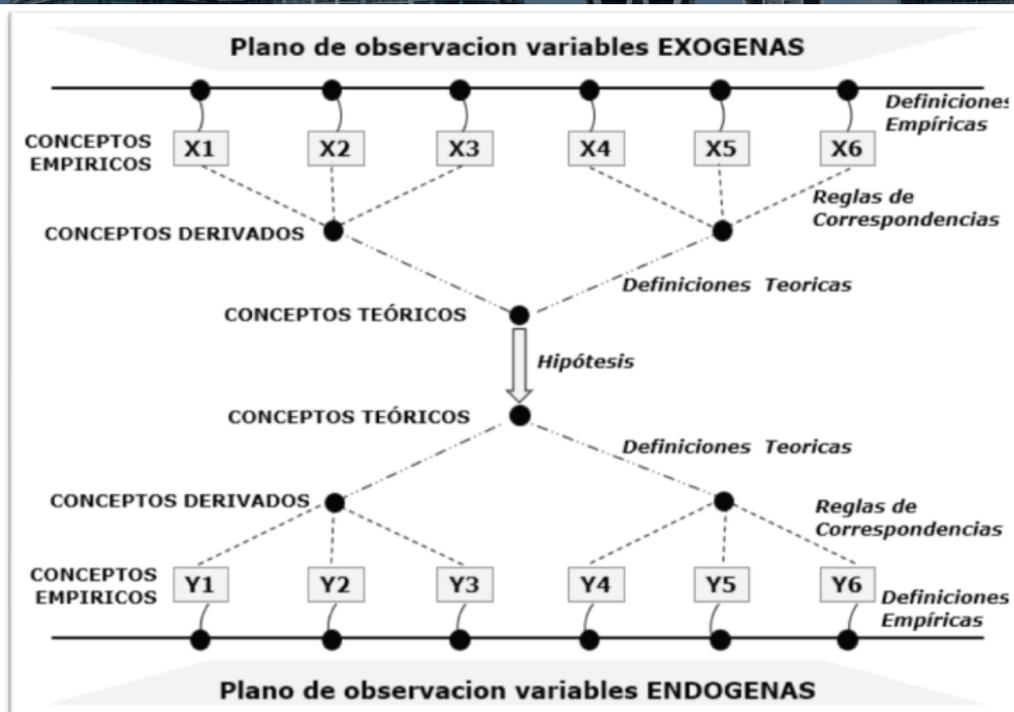


Figura 2. Red espacial de Hempel representando la teoría científica.

Fuente: adaptado de Bagozzi & Phillips [5]

Los *conceptos derivados*, como los conceptos teóricos, son inobservables. Sin embargo, a diferencia de los conceptos teóricos, los conceptos derivados deben estar vinculados directamente con los conceptos empíricos, y generalmente están en niveles de abstracción más bajos que los conceptos teóricos. Los conceptos empíricos se refieren a "propiedades o relaciones cuya presencia o ausencia en un caso dado puede ser determinada subjetivamente, bajo circunstancias apropiadas, por observación directa". Los *conceptos empíricos* pueden incluir datos experimentales o pueden medirse a través de instrumentos objetivos. En cualquier caso, el investigador registra los fenómenos observables y puede asignar codificación numérica o simbólica, representado en la fig.3 [6]. Con respecto a las relaciones entre conceptos, la primera es la *hipótesis no observacional*, que vincula los conceptos teóricos con otros conceptos teóricos (indicado con las líneas continuas).

Los sinónimos comunes para las hipótesis no observacionales incluyen leyes teóricas, leyes hipotéticas, proposiciones no observacionales, axiomas, postulados, relaciones causales, a veces, simplemente, hipótesis.

El segundo tipo de relación es la *definición teórica*, que conecta un concepto teórico con un concepto derivado (indicado por líneas continuas con rupturas de 2 puntos y raya entre ellos). El tercer tipo de relación, *las reglas de correspondencias*, que se encuentra en cualquier teoría (ilustradas por líneas discontinuas), expresa una relación entre conceptos no observables (teóricos o derivados) y conceptos empíricos.

La cuarta y última relación, la *definición empírica* (indicada por las líneas curvas en bucle), da sentido a un concepto empírico al equipararlo con eventos físicos reales en el mundo de las experiencias, [13].

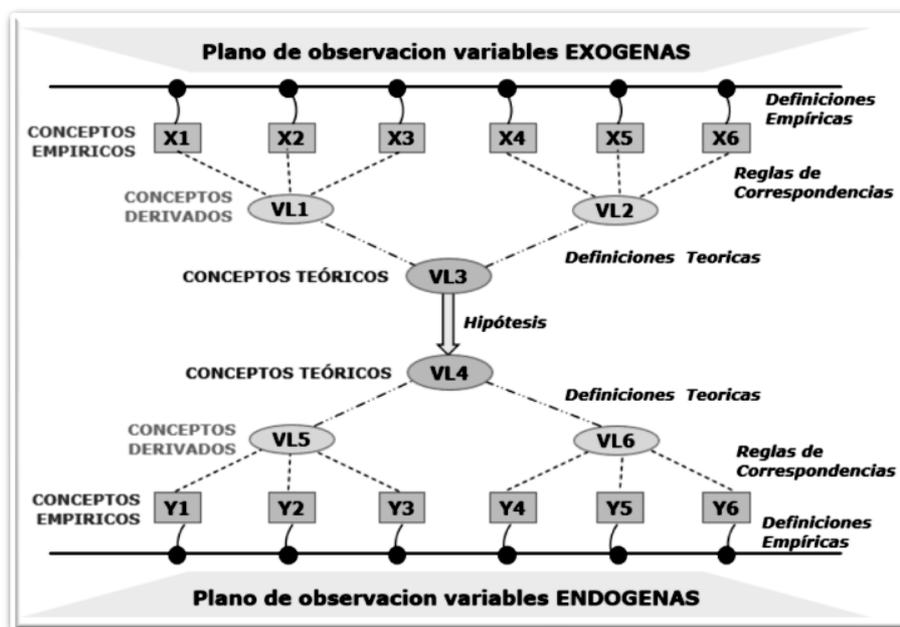


Figura 3. Representación de la teoría científica de Hempel con un constructo multivariado, donde las VL_i, son las variables latentes o teóricas del constructo multivariado.

Fuente: adaptado de Bagozzi & Phillips [5]

Los *constructos* en el modelo multivariante, se visualizan mediante un *Path Diagram*, que relaciona los conceptos teóricos y empíricos, representado simplemente en la Figura 4. [15]; [3]; [8]; [9].

En este modelo, la teoría en Investigación es una forma de abstracción. Las *variables teóricas* en la estructura de los modelos son por definición conceptos abstractos (teóricos), no son directamente observables, se llaman “latentes” y no pueden aplicarse con observaciones directas. Una variable teórica o un concepto teórico, representa un fenómeno no observacional abstracto que obtiene su significado conceptual a través de su relación con otras *variables manifiestas* (observables) en la red en que forman parte.

Fornell manifiesta que, en esta construcción multivariada, “el significado de una variable teórica se deriva de sus vínculos con las observaciones en el mundo empírico”. Por lo tanto, el significado empírico es proporcionado por la observación y los datos; y el significado conceptual está dado por un sistema de hipótesis teóricas dadas por el investigador.

Estas consideraciones empíricas y conceptuales, se combinan prácticamente, dependiendo del método multivariado aplicado, por ejemplo, para construir variables teóricas y expresarlas en función de sus variables observadas (de los indicadores), su relación está determinada por el *contexto teórico* (significado conceptual), así también por los *indicadores* mismos (significado empírico), [16].

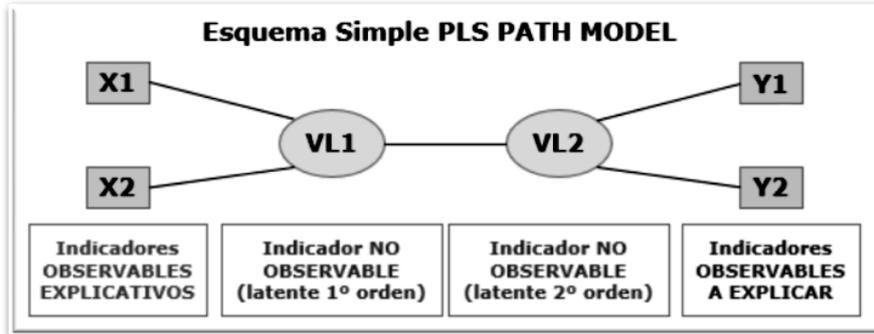


Figura 4. Esquema Simple del modelo PLS-Path Modeling.
 Fuente: elaboración propia.

En cualquier proceso de Investigación, generalmente la variable teórica, no puede expresarse en función de sus indicadores empíricos sin incluir un error, constituyendo las llamadas variables indeterminadas y la elección depende de la confianza del analista en los datos frente a la confianza en la teoría. Si el analista tiene una gran confianza en la teoría, pero considera que los datos están llenos de “ruido aleatorio”, serían preferibles las variables determinadas con corrección posterior (debido a un error de medición aleatorio). Esto movería el análisis “lejos” de los datos y “más cerca” de la teoría. Si, por el contrario, se da más fe en la precisión de los datos y el analista quisiera permanecer “más cerca” del nivel empírico, entonces las variables definidas serían más apropiadas, [13]; [6].

Por lo tanto, la elección de los tipos de variables teóricas y sus análisis de influencias, en un estudio multivariado, tiene implicaciones para la ponderación del conocimiento empírico vs teórico. Este vínculo entre variables teóricas y empíricas se denomina relaciones epistémicas o reglas de correspondencia. Hay tres tipos de relaciones epistémicas incorporadas por los métodos de segunda generación PLS Path Modeling; y son los enfoques con indicadores *reflexivos*, *formativos* y *simétricos*.

Los requisitos para que un método sea de segunda generación del análisis multivariado, es que tenga la capacidad de analizar criterios múltiples, variables predictoras, variables teóricas no observables (latentes), errores en la medición y aplicaciones confirmatorias (validación).

La adopción de este tipo de análisis multivariante, implica cambios fundamentales en la metodología actual de la investigación en Ingeniería. Cambia el enfoque de las asociaciones empíricas a un análisis de sistemas de relaciones entre constructos teóricos; necesita hipótesis explícitas sobre la medición y la teoría, simultáneamente; y desafía los enfoques estadísticos tradicionales para la evaluación de validez.

Es decir, los datos siempre se interpretan en el contexto de algún marco de referencia teórico y dependiendo éste, un solo fenómeno puede tener varias interpretaciones.



Simposio STEM Miami 2023

Educando en Ciencia, Ingeniería y Matemáticas a través de las Tecnologías en el Contexto de la **Inteligencia Artificial**

Desde décadas atrás, los analistas han argumentado que gran parte de las críticas a la metodología de la investigación se derivan de la incapacidad de combinar el conocimiento teórico con el conocimiento empírico. Sin embargo, esta segunda generación de análisis multivariante, ofrece un remedio, obliga al analista a hacer que el marco teórico de referencia sea más explícito y proporciona una mejor interacción entre la teoría y los datos [16] [16a].

En general, los indicadores se pueden dividir en dos grupos que están indicados gráficamente por el sentido de las flechas: (1) *Indicadores reflexivos*, que dependen del constructo (conocidos como efectos de las medidas); y (2) *Indicadores formativos* que causan la formación o los cambios en una variable no observable (conocidos como causa de las medidas). Los indicadores formativos no están influenciados por las variables latentes, sino que influyen en ellas (son causales) [17]; [18].

La diferencia entre los indicadores reflexivos y formativos, está relacionada con la conceptualización de dos métodos de análisis de datos de primera generación: el análisis factorial común AF y análisis de componentes principales ACP. En el AF las variables latentes encontradas se llaman “factores” y supone que estos factores explican a las variables observadas. Por el contrario, las variables latentes en el ACP se llaman “componentes”, que se forman como relaciones lineales de las variables observadas. Bajo el punto de vista del AF, un factor está asociado a las variables observadas en forma reflexiva, mientras que bajo el punto de vista del ACP, un componente puede ser representado con indicadores formativos, [19]; [20]; [21].

Típicamente, los modelos de variables latentes se caracterizan por relaciones formativas versus reflexivas entre los constructos del modelo y se distinguen cuatro tipos de mismo que dependen de la relación entre variables latentes y sus variables manifiestas y de las variables latentes entre sí. Ellos son: los modelos de constructos reflexivos, modelos de constructos formativos, modelos de constructos reflexivos-formativos y formativos – reflexivos. [22]; [23].

Según lo propuesto por Diamantopoulos [24], cuando debemos analizar cualquier fenómeno mediante un modelo, tenemos que medir, dos “constructos”: uno empírico (con variables observables) y otro abstracto o teórico (con variables latentes o no observables); ambos, “reflejan o forman” las variables latentes, por eso, también se las llama “indicadores reflexivos o formativos”. A su vez, ambos constructos pueden ser: “independientes” (o explicativos) y “dependientes” (o no explicativos). También, si una variable latente o indicador no es influenciado por otra variable o no depende de ninguna otra en el modelo, es una “variable exógena” y éstas siempre actúan como variable independiente. La variable que en el modelo es influida o depende de otras variables o indicadores, se la conoce como “variable endógena”, ésta puede afectar a otras variables endógenas, en este caso, pueden actuar como variables independientes o como dependientes.



En estas dependencias se debe incluir un término residual o error de medición, dado que pocas veces tienen una validez y confiabilidad ideales y esta variable contempla las “variaciones inexplicables”, [24].

APLICACIÓN

Este ejemplo es parte de un estudio de los impactos de la temperatura en la precipitación, del autor Javarí [25]. Se investigaron los efectos directos e indirectos del cambio de elementos de temperatura en la precipitación. Este análisis adopta el enfoque Path Model, al examinar el efecto de una combinación de indicadores de temperatura con respecto a la precipitación general y, por lo tanto, brinda una imagen más clara de la situación a medida que toman decisiones en el análisis. Para realizar esto, se necesita un modelo unificado para investigar las relaciones entre las variables de temperatura y precipitación comprometidas. La técnica PLS-Path Model puede proporcionar un marco adecuado para el análisis causal de los indicadores de temperaturas relacionados con patrones de variaciones de precipitación. Modelar los factores que contribuyen a la precipitación en una Región, nos permite hacer predicciones sobre la precipitación y los cambios climáticos

En este estudio de caso se presenta el modelo matemático PLS- PM y se valida su aplicabilidad en el procesamiento de los datos climáticos para identificar los factores asociados con los patrones de cambio de precipitación. El caso de estudio utiliza valores de concentración de 14 elementos obtenidos de 140 estaciones meteorológicas en la zona de estudio. Con fines comparativos, con la técnica aplicada se utilizaron los tres métodos, es decir: gráfico de trayectorias (PM), ecuaciones estructuradas (SEM) y regresión polinómica (PLS), para analizar el conjunto de datos.

- **Modelado para el pronóstico de lluvias y sequía.**

El estudio de caso aborda la identificación del efecto que las temperaturas producen sobre la precipitación, con el fin de mejorar el *pronóstico de lluvias y sequía*. En primer lugar, se crea el *modelo estructural*, conformado con las variables latentes teóricas planteadas por el analista, u obtenidas del Análisis Factorial AF. Posteriormente, el *modelo de medición*, que relaciona las variables observadas con las variables latentes. Y finalmente el modelo estructural que especifica las relaciones entre variables latentes y regresiones de variables latentes sobre variables observadas.

Con el modelo, se estiman tres tipos de efectos; *directos*, *indirectos* y *totales*. Los *efectos directos*, mostrados por flechas rectas unidireccionales, representan la relación entre una variable latente y otra. Las flechas utilizadas en el diagrama indican direccionalidad y no causalidad. Los *efectos indirectos*, reflejan la relación entre una variable latente independiente (variable exógena) y una variable latente dependiente (variable endógena) que está mediada por una o

Simposio STEM Miami 2023

Educando en Ciencia, Ingeniería y Matemáticas a través de las Tecnologías en el Contexto de la **Inteligencia Artificial**

más variables latentes. El *efecto total*, es la suma de los efectos directos e indirectos.

Las *variaciones de precipitación* se pueden definir a partir de varios aspectos, como la eficacia de los factores de formación de precipitaciones o incluso eventos climáticos como la sequía.

Con respecto a la *influencia en los cambios de precipitación*, se eligieron catorce índices de temperatura, a saber:

1. Temperatura media anual (T.AAN)
2. Temperatura mínima media (T.MIN)
3. Temperatura máxima media (T.MAX)
4. Temperatura de punto de rocío (TDP)
5. Rango de temperatura (T. Range)
6. Temperatura diaria (T.Daily)
7. Temperatura absoluta máxima (T. MAXA) registradas
8. Temperatura absoluta mínima (T. MINA) registradas
9. Número de días con temperatura máxima igual y menor a 0°C (T.MAXB)
10. Número de días con temperatura máxima igual y mayor a 30°C (T.HIGH)
11. Número de días con temperatura mínima (DMIN) igual e inferior a -4°C (D TINF)
12. Número de días con temperatura mínima igual e inferior a 0°C (D.TMINC)
13. Número de días con temperatura mínima igual y superior a 21°C (D.T BAJA).

- **Modelo de formación de conceptos.**

Para *probar los efectos absolutos* de los elementos de temperatura en la precipitación, se realizó un *análisis de ruta confirmatorio y exploratorio*, que identifica los vínculos causales más probables entre las variables correlacionadas. Se estudiaron los posibles caminos causales entre la temperatura y la precipitación. Se encontraron que los efectos directos, indirectos y totales de las temperaturas consideradas, están muy relacionados con el vínculo causal con la precipitación.

RESULTADOS

El *modelo de medición formado* permite al Investigador evaluar qué tan bien se combinaron sus variables observadas (medidas) para Identificar construcciones hipotéticas subyacentes. El análisis factorial se utilizó para probar el modelo de medición y obtener los factores hipotéticos o variables latentes.

Los *efectos directos* son relaciones entre variables medidas y latentes. Se muestran pictóricamente usando las flechas unidireccionales, que darán las ecuaciones estructurales. Un *efecto indirecto* es la relación entre una variable latente independiente y una variable latente dependiente que está mediada por una o más variables latentes. La mediación puede ser total o parcial. El efecto de las variables latentes o las variables que no son directamente observables, son medidas por diferentes variables manifiestas; se encontró, en cuanto a los efectos de las variables de temperatura sobre la precipitación, que tres latentes

VL influyen significativamente en la precipitación, las temperaturas máximas, las temperaturas mínimas y los índices de temperatura considerados.

Con respecto al diseño del *modelo conceptual*, la prueba del modelo se realiza junto con la prueba del modelo de medición y el modelo estructural.

La *validez diagnóstica* de los indicadores de un constructo, deben tener cargas factoriales más altas, es decir, la carga cruzada más baja con respecto a otros constructos y las que no cumplen se las elimina.

En la Figura 5, se presenta el modelo completo con la validación más alta obtenido.

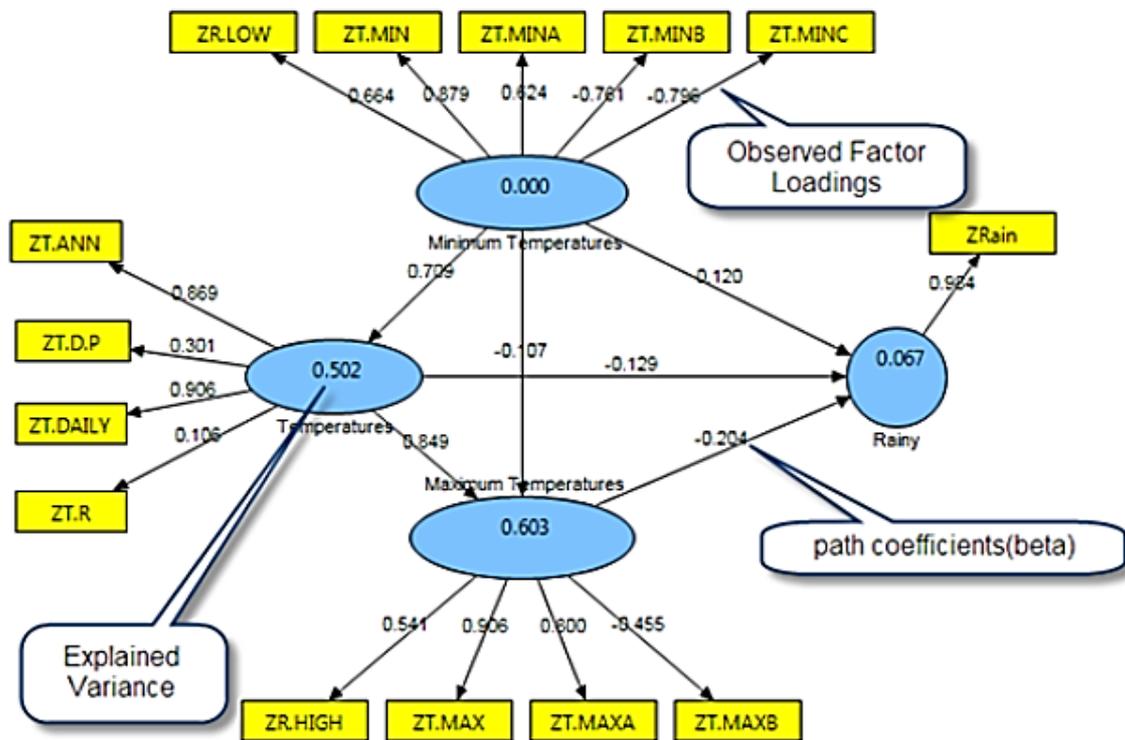


Figura 5. Modelo del Comportamientos conjunto de los índices de temperaturas, en las variaciones de precipitación. Fuente: Javari, [25]

Los hallazgos en este estudio también indicaron que entre los tres factores teóricos de temperatura que influyeron en la precipitación, el factor de temperaturas mínimas tuvo el efecto más alto en la tasa de precipitación. La hipótesis para los efectos de la media de temperatura mínima, los registros de temperatura más baja, media de temperatura máx.

También se aceptan los registros de temperatura más altos, la temperatura del punto de rocío y la temperatura diaria en la tasa de lluvia. Después de todo, el análisis de los efectos de la temperatura en la tasa de precipitación a través de la técnica PLS-Path Model muestra la magnitud de estos efectos en los cambios en la tasa de precipitación y puede examinar bien los patrones de variación.



CONCLUSIONES

La aplicación de PLS-PM requiere que la teoría sustantiva se pueda explicar en un esquema de flechas (Path Diagram) y en este contexto, identificar simultáneamente conceptos abstractos (teóricos), relacionados con variables manifiestas (observadas experimentalmente). En cuanto a los vínculos entre las variables teóricas y empíricas, el analista es libre de especificar relaciones formativas, reflexivas, o simétricas de las diversas relaciones epistémicas en el modelo a construir.

El PLS-PM, proporciona un medio poderoso para la interacción teoría-datos. Cuanto mejor especificada esta la teoría, más dominante es el papel que desempeña. Una teoría bien especificada puede reflejarse en un gran sistema de relaciones de variables.

La adopción de esta segunda generación de análisis multivariante implica cambios fundamentales en la metodología de investigación. Se cambia el enfoque de asociaciones empíricas, al de análisis de sistemas de relaciones entre constructos teóricos; ahora se necesita conjuntamente, hipótesis explícitas sobre la medición experimental y la teoría y desafía los enfoques estadísticos tradicionales para la evaluación de validez de los análisis.

Los nuevos métodos multivariados de segunda generación, como el PLS-Path Model, permiten, a través de la elección del modelo y la especificación del método, determinar la relación de un conocimiento previo relativo a los datos en el análisis; es la especificación de cómo el modelo teórico se relaciona con el modelo de medición.

Considerando, la especificación del modelo con indicadores formativos versus indicadores reflexivos, muy común en los métodos multivariados; en estos casos, se supone que la teoría implica ciertas observaciones y las observaciones implican algo sobre la teoría.

Cuando el conocimiento teórico se tiene bien desarrollado, es posible dejar que este conocimiento tenga una mayor influencia en el análisis y cuando alguien tiene menos explicación de la teoría, es posible dejar que los datos o conceptos empíricos, jueguen el papel más importante en el análisis, pero siempre interrelacionados.

Esto lo permite la técnica PLS-Path Model, propuesta para las investigaciones en las disciplinas de la Ingeniería.

Citas

- [1] Ringle, C. M., Sarstedt, M., & Straub, D. W. (2012). Editor's comments: a critical look at the use of PLS-SEM in "MIS Quarterly". *MIS quarterly*, iii-xiv.
- [2a] Richter, NF, Sinkovics, RR, Ringle, CM y Schlägel, C. (2016). Una mirada crítica al uso de SEM en la investigación empresarial internacional. *Revisión de marketing internacional*.
- [2] Henseler, J., Hubona, G., & Ray, P. A. (2016). Using PLS path modeling in new technology research: updated guidelines. *Industrial management & data systems*.

Simposio STEM Miami 2023

Educando en Ciencia, Ingeniería y Matemáticas a través de las Tecnologías en el Contexto de la **Inteligencia Artificial**

- [3] Wong, K. K. K. (2016). Mediation analysis, categorical moderation analysis, and higher-order constructs modeling in Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM): A B2B Example using SmartPLS. *Marketing Bulletin*, 26(1), 1-22..
- [4] Haenlein, M., & Kaplan, A. M. (2004). A beginner's guide to partial least squares analysis. *Understanding statistics*, 3(4), 283-297.
- [5] Bagozzi, R. P., & Phillips, L. W. (1982). Representing and testing organizational theories: A holistic construal. *Administrative science quarterly*, 459-489..
- [6] Belkhamza, Z., & Hubona, G. S. (2018). Nomological Networks in IS Research..
- [7] Fabián, R. M. (2014). ASIGNATURA: Lógica y metodología de las Ciencias..
- [8] Tenenhaus, M., Vinzi, V. E., Chatelin, Y. M., & Lauro, C. (2005). PLS path modeling. *Computational statistics & data analysis*, 48(1), 159-205
- [9] Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., Sarstedt, M., & Thiele, K. O. (2017). Mirror, mirror on the wall: a comparative evaluation of composite-based structural equation modeling methods. *Journal of the academy of marketing science*, 45(5), 616-632..
- [10] Henseler, J., Ringle, C. M., & Sinkovics, R. R. (2009). The use of partial least squares path modeling in international marketing. In *New challenges to international marketing*. Emerald Group Publishing Limited..
- [11] Hanson, N. R. (1965). *Patterns of discovery: An inquiry into the conceptual foundations of science*. CUP Archive..
- [12] Bagozzi, R. P. (1977). Structural equation models in experimental research. *Journal of Marketing Research*, 14(2), 209-226..
- [13] Bagozzi, R. P., & Fornell, C. (1982). Theoretical concepts, measurements, and meaning. A second generation of multivariate analysis, 2(2), 5-23..
- [14] Hempel, E. (1965). *Baroque Art and Architecture in Central Europe: Germany, Austria, Switzerland, Hungary, Czechoslovakia, Poland: Painting and Sculpture: Seventeenth and Eighteenth Centuries; Architecture: Sixteenth to Eighteenth Centuries (Vol. 22)*. [Harmondsworth, Middlesex]: Penguin Books..
- [15] Becker, J. M., Klein, K., & Wetzels, M. (2012). Hierarchical latent variable models in PLS-SEM: guidelines for using reflective-formative type models. *Long range planning*, 45(5-6), 359-394..
- [16] Bagozzi, RP (1986). Formación de actitudes bajo la teoría de la acción razonada y una reformulación propositiva de la conducta. *Revista británica de psicología social* , 25 (2), 95-107.
- [16a] Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. *Journal of marketing research*, 18(1), 39-50..
- [17] Bollen, K. A., & Diamantopoulos, A. (2017). Notes on measurement theory for causal-formative indicators: A reply to Hardin..
- [18] Bollen, K. y Lennox, R. (1991). Sabiduría convencional sobre la medición: una perspectiva de ecuación estructural. *Boletín psicológico* , 110 (2), 305.
- [19] Hulland, J. (1999). Uso de mínimos cuadrados parciales (PLS) en la investigación de gestión estratégica: una revisión de cuatro estudios recientes. *Revista de gestión estratégica* , 20 (2), 195-204.
- [20] Ziyae, B., & Heydari, R. (2016). Investigating the effect of self-leadership on entrepreneurs' innovation in small and medium-sized enterprises. *International Journal of Humanities and Cultural Studies*, 2(4), 1169-1182.,
- [21] Hulland, J., Baumgartner, H. y Smith, KM (2018). Mejores prácticas de investigación de encuestas de marketing: evidencia y recomendaciones de una revisión de artículos de JAMS. *Revista de la Academia de Ciencias del Marketing* , 46 (1), 92-108.



Simposio STEM Miami 2023

Educando en Ciencia, Ingeniería y Matemáticas a través de las Tecnologías
en el Contexto de la **Inteligencia Artificial**

- [22] Ringle, CM, Sarstedt, M. y Straub, DW (2012). Comentarios del editor: una mirada crítica al uso de PLS-SEM en "MIS Quarterly". MIS trimestral , iii-xiv.
- [23] Rindskopf, D., & Rose, T. (1988). Some theory and applications of confirmatory second-order factor analysis. Multivariate behavioral research, 23(1), 51-67..
- [24] Diamantopoulos, A., & Temme, D. (2013). MIMIC models, formative indicators and the joys of research. AMS review, 3(3), 160-170.
- [25] Javari, M. (2015).. estudio de los impactos de los componentes de la temperatura en la precipitación en Irán utilizando SEM-PLS-GIS. J. Ciencias de la Tierra. Climat. Cambiar , 3 , 2.
- [26] Lohmöller, J. B. (1983). Path models with latent variables and partial least squares (PLS) estimation (Doctoral dissertation, Verlag nicht ermittelbar).