Analogías

del Comportamiento

9

BOLETÍN DE LA ESCUELA DE PSICOLOGÍA
DE LA UCAB

UCAB

Analogías
del Comportamiento

Boletín de la Escuela de Psicología de la UCAB

9

Escuela de Psicología
Universidad Católica Andrés Bello
Caracas, 2007

Analogías del Comportamiento es una publicación arbitrada de la Escuela de Psicología de la Universidad Católica Andrés Bello. Considerará para su publicación trabajos originales basados en investigaciones tanto empíricas como teóricas, así como artículos de información y divulgación, en cualquier área de las ciencias del comportamiento. Los artículos serán evaluados por investigadores reconocidos, tomando como referencia su contribución, originalidad de los datos, interpretación e ideas.

Director
Gustavo Peña Torbay

Consejo Editorial
Silvana Campagnaro
Miguel Ángel Gómez
Guillermo Yáber O.
Eugenia Csoban M.

Comité de Arbitraje
Guillermo Álvarez (USB)
Jaime Robles (VCU)
Marisela Hernández (USB)
Luisa Angelucci (UCAB, USB)
Ligia Sánchez (UCV)

Analogías 9
Escuela de Psicología
© Universidad Católica Andrés Bello

PUBLICACIONES
U • C • A • B

EDITORIAL

Este número y el próximo, noveno y décimo, del Boletín *Analogías del Comportamiento*, se dedican al área de la **Metodología en las Ciencias del Comportamiento**.

En este volumen, específicamente, se trabaja el tema del diseño de investigación y del análisis de las relaciones causales en investigaciones de corte no experimental, es decir, lo que respecta tanto al *análisis de rutas* como a los *modelos estrcuturales*, a través de las contribuciones de algunos de los profesores investigadores de la UCAB y de los docentes y estudiantes de la Maestría en Metodología de las Ciencias del Comportamiento de esta casa de estudios.

Finalmente, en lo que respecta al material sobre la Escuela de Psicología, en esta oportunidad se rinde un homenaje póstumo a quien fuera una de las mentes más brillantes de la UCAB y gran impulsor de la metodología de investigación en la Escuela de Psicología, el R.P. Luis Azagra s.j., quien falleció el13 de junio del 2006, en Pamplona (España). El tributo es de la pluma de una de sus asistentes en la Cátedra de Estadística II, la Dra. Cristina Vargas-Irwin, nuestra invitada del exterior, egresada de la Escuela de Psicología de la UCAB, Magíster en Psicología de la Universidad Simón Bolívar y Doctora en Psicología de la Universidad Central de Venezuela, quien actualmente trabaja en la *Virginia Commonwealth University* (Virginia, EEUU).

Dr. Gustavo Peña Torbay
Director
Boletín Analogías del Comportamiento

EDITORIAL

Este número y el próximo, noveno y décimo, del Boletín Analogía del Comportamiento, se dedican al área de la **Metodología en las Ciencias del Comportamiento**.

En este volumen, específicamente, se trabaja el tema del diseño de investigación y del análisis de las relaciones causales en investigaciones de corte no experimental, es decir, lo que respecta tanto al análisis de variancia como a los modelos correlacionales, a través de las contribuciones de algunos de los profesores investigadores de la UCAB y de los docentes y estudiantes de la Maestría en Metodología de las Ciencias del Comportamiento de esta casa de estudios.

Finalmente, en lo que respecta al material sobre la Escuela de Psicología, en esta oportunidad se rinde un homenaje póstumo a quien fuera una de las mentes más brillantes de la UCAB y gran impulsor de la metodología de investigación en la Escuela de Psicología, el R.P. Luis Azagra S.J., quien falleció el 13 de junio del 2006, en Pamplona (España). El tributo es de la pluma de una de sus asistentes en la Cátedra de Estadística II, la Dra. Cristina Vargas-Irwin, nuestra invitada del exterior, egresada de la Escuela de Psicología de la UCAB, Magister en Psicología de la Universidad Simón Bolívar y Doctora en Psicología de la Universidad Central de Venezuela, quien actualmente trabaja en la Graduate Consortium of University Virginia, EEUU.

De, Gustavo Tofa Tarlay

Director

Boletín Analogía del Comportamiento

EDITORIAL

Este número y el próximo, noveno y décimo, del Boletín *Analogías del Comportamiento*, se dedican al área de la **Metodología en las Ciencias del Comportamiento**.

En este volumen, específicamente, se trabaja el tema del diseño de investigación y del análisis de las relaciones causales en investigaciones de corte no experimental, es decir, lo que respecta tanto al *análisis de rutas* como a los *modelos estrcuturales*, a través de las contribuciones de algunos de los profesores investigadores de la UCAB y de los docentes y estudiantes de la Maestría en Metodología de las Ciencias del Comportamiento de esta casa de estudios.

Finalmente, en lo que respecta al material sobre la Escuela de Psicología, en esta oportunidad se rinde un homenaje póstumo a quien fuera una de las mentes más brillantes de la UCAB y gran impulsor de la metodología de investigación en la Escuela de Psicología, el R.P. Luis Azagra s.j., quien falleció el13 de junio del 2006, en Pamplona (España). El tributo es de la pluma de una de sus asistentes en la Cátedra de Estadística II, la Dra. Cristina Vargas-Irwin, nuestra invitada del exterior, egresada de la Escuela de Psicología de la UCAB, Magíster en Psicología de la Universidad Simón Bolívar y Doctora en Psicología de la Universidad Central de Venezuela, quien actualmente trabaja en la *Virginia Commonwealth University* (Virginia, EEUU).

Dr. Gustavo Peña Torbay
Director
Boletín Analogías del Comportamiento

El *modo científico* en Psicología

Dr. Gustavo Peña Torbay

Resumen

Este es un trabajo de corte *epistemológico* en el cual se expone una formalización del grupo de sistemas y subsistemas articulados funcionalmente (estructura) que guían la práctica científica en psicología (*modo científico general*). Esta configuración implica (a) formas de proceder (componente estratégico), (b) representaciones del conocimiento y su problematización (componente teórico) y (c) supuestos y modelos de la realidad que justifican las prácticas de investigación (componente metateórico), destacando que el significado del todo depende de las propiedades de cada elemento y de la conexión funcional entre ellos (dinámica). Además, se clasifican los *modos científicos específicos* más usuales en Psicología, referidos típicamente a los enfoques cualitativo y cuantitativo.

Palabras claves: investigación, método, ciencia, psicología

Introducción

La indagación debe ser metódica, inteligente, apasionada, ambiciosa y sostenida (*Isaac Newton*).

En este trabajo "vamos a centrarnos en el análisis de la práctica científica, especialmente de los psicólogos" (Mayor, 1989, p. 433); por ello, aun cuando el foco es ¿cómo se indaga en Psicología?, el contenido se enmarca en los espacios de la filosofía, y se refiere a la ciencia y el modo en que ella se elabora, la epistemología y la metodología.

En cuanto a estos términos, en primer lugar la filosofía puede entenderse "como una actividad reflexiva de segundo nivel respecto de las actividades reflexivas de primer nivel, es decir, de ciertos modos conceptualmente articulados con los que los seres humanos se enfrentan a la realidad" (Moulines, 1993, p. 11); en segundo lugar, en este mismo orden de ideas,

> uno de los modos más efectivos, sorprendentes y "revolucionarios" de enfrentarse a la realidad ha sido (al menos en los últimos cuatro siglos) el *modo científico*. [...] Entenderemos aquí por "ciencia" el conjunto de las disciplinas teóricas conocidas usualmente como "ciencias empíricas o factuales", es decir, aquellas disciplinas que tienen por objeto hechos directa o indirectamente contrastables con la experiencia sensorial humana. Este rótulo incluye en consecuencia tanto a las llamadas 'ciencias naturales' como las llamadas "ciencias sociales" (Moulines, 1993, p. 11. Cursivas y comillas en el original).

Finalmente, en tercer lugar, "la epistemología, o filosofía de la ciencia, es la rama de la filosofía que estudia la investigación científica y su producto, el conocimiento científico" (Bunge, 1980, p. 13); por ello, "la reflexión epistemológica abre el horizonte de *una observación que observa cómo se observan los problemas de las disciplinas*" (Vieytes, 2004, p. 4. Cursivas en el original) y, además, orienta a la metodología, es decir, guía el modo en que se resuelven los problemas disciplinares.

En la Psicología, específicamente, este último aspecto se aborda desde una gran diversidad de enfoques y asume muchas formas: multiplicidad de métodos de investigación (Peña, 2006); esta variedad es tal que, "no sólo es posible encontrar sensibles diferencias entre las variables contemporáneas de las dos grandes líneas tradicionales, sino que incluso dentro de cada una de ellas aparece una considerable diversidad conceptual y metodológica" (Mateo, 2001, p. 181).

A la par, es importante dejar claro que la exuberancia metodológica en Psicología no sólo se alimenta de factores internos de la disciplina; igualmente, por una parte, la disputa entre "las principales propuestas realizadas por los filósofos de la ciencia a lo largo del siglo XX para caracterizar a la ciencia frente a otras formas del saber humano" (Echeverría, 1999, p. 11) son un acicate de la discordia; y, por la otra, ya que "la diversidad de enfoques en el análisis de la ciencia ha sido y sigue siendo motivo de debates entre filósofos de la ciencia" (Estany, 1993, p. 23) acrece la querella sobre cuál debería ser la epistemología.

Ahora, ante este panorama, asumiendo que "la integración antes que la fragmentación es la vía que debería tomar la Psicología" (Sternberg, 2005, p. 5), todo esfuerzo en aras de la reunión, como "proceso de combinación de elementos que, en

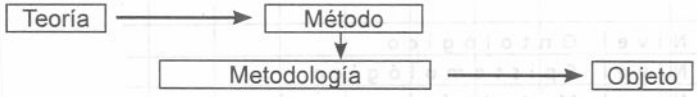
una primera aproximación, lucen incompatibles o, al menos, conflictivos, pero, después de un análisis y resíntesis prueban ser complementarios" (Peña, 2006, p. 561), resulta una tarea muy necesaria.

En este espíritu, en el presente trabajo se expone un esquema que pretende integrar una parte de la variedad de aspectos relativos a la investigación empírica que usualmente se dan disgregados en los textos, como método científico, diseño de investigación, contraste de hipótesis, etc. Para ello, se propone su organización en una estructura de sistemas y subsistemas, *el modo científico en psicología*, vista como un todo, ya que "una *estructura* es el marco de referencia, la organización o configuración de los elementos de la estructura, relacionados de formas específicas" (Kerlinger y Lee, 2001, p. 403), es decir, "es un modo de ser de los sistemas, de tal modo que los sistemas funcionan *en virtud de la estructura* que tienen" (Ferrater, 2001, p. 1126).

Niveles metodológicos

Un primer paso, en el sentido de la integración funcional de los diferentes elementos que intervienen en la indagación científica, es el reconocimiento de la existencia de distintos niveles en la metodología, que van de lo abstracto a lo más concreto, es decir, de lo metateórico a lo operacional. Se inicia con esta idea asumiendo una definición de método y de metodología que refleje estas diferencias; justamente, según Tamayo (2001, p.30)

> Entendemos por método a un orden epistemológico, a partir de la lógica del pensamiento científico que surge de la teoría, teoría y método van siempre juntos, mientras que la metodología es la parte instrumental de la investigación, y como tal me lleva al objeto.



A este planteamiento, según la cual la metodología se plantea como *guía* para la elaboración de la ciencia, subordinada por el método a la teoría y ajustada al objeto de estudio, se le puede agregar una visión más detallada

> Distinguiremos tres categorías que pretenden captar los diferentes sentidos de la metodología en su utilización en el campo científico y filosófico.

i) **Metodología de primer orden (M1)**. La M1 está constituida por las técnicas, o parte instrumental, de una disciplina. A veces se la denomina 'técnicas de investigación' o 'técnicas de análisis'. Estas técnicas pueden ser tanto formales como empíricas.

ii) **Metodología de segundo orden (M2)**. La M2 es la metodología propiamente dicha y se entiende como equivalente a la filosofía de la ciencia [...] Entre las muchas cuestiones que forman parte de la M2 están las siguientes: tipos de conceptos científicos, características de una definición, la distinción entre teórico y observacional, los modelos de explicación científica, las características de las leyes de la naturaleza y la estructura de las teorías científicas.

iii) **Metodología de tercer orden (M3)**. En este nivel metodológico hay que hacer una distinción. Por un lado, está la metafilosofía (M3F), entendida como la evaluación de la maquinaria conceptual ofrecida por la filosofía de la ciencia, y por otro está la metafísica (M3M), entendida como aquellos principios no comprobables empíricamente que están en el sustrato de la investigación científica. Estas dos versiones de M3 forman una unidad (Estany, 1993, p.27-29. Negritas y comillas en el original).

Es decir, la manera en que los investigadores conducen una indagación implica un conjunto de formas de proceder (componente estratégico o M1), un grupo de conceptos (componente teórico o M2) y una variedad de supuestos que justifican a los anteriores (componente meta-teórico o M3), focalizados en una parcela (objeto) de la realidad (naturaleza).

Vieytes (2004) propone un esquema que relaciona los niveles metodológicos con las operaciones de investigación. Éste se muestra en la figura 1.

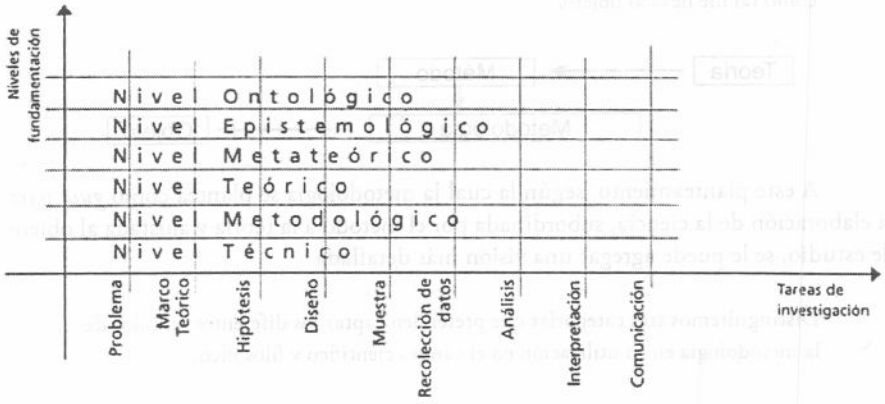


Figura 1: Proceso de investigación: matriz de fundamentación y de tareas (Vieytes, 2004, p. 17).

En relación a esta propuesta, la autora señala que "una primera forma de comprender la necesidad de acercarse a los supuestos que están en la base de las decisiones del investigador es reconocer la matriz que organiza la lógica de las tareas que deben realizarse en una investigación, y los niveles de fundamentación que esas tareas exigen" (Vieytes, 2004, p.1 6).

INTERRELACIÓN FUNCIONAL

Identificadas las partes, es decir, los distintos conjuntos que se encuentran en la práctica científica en Psicología, ahora hay que precisar los elementos y definir la manera en que se articulan entre sí, es decir, cómo se da la interrelación entre ellos, o sea, su dinámica.

Una versión de esta idea se encuentra en Ramos, Catena y Trujillo (2004), para quienes "el proceso de investigación científica, especialmente en Psicología, ha sido descrito como un conjunto de operaciones o etapas relativamente jerarquizadas que pueden agruparse en tres niveles diferentes: el teórico-conceptual, el técnico-metodológico y el estadístico-analítico" (p. 38).

Además, luego agregan, "para englobar las ideas principales, proponemos un modelo general de actuación que vertebra las acciones principales implicadas en el proceso general" (Ramos, Catena y Trujillo, 2004, p. 38), el cual denominan *modelo general de la actuación científica* (p. 39), el cual se muestra en la figura 2.

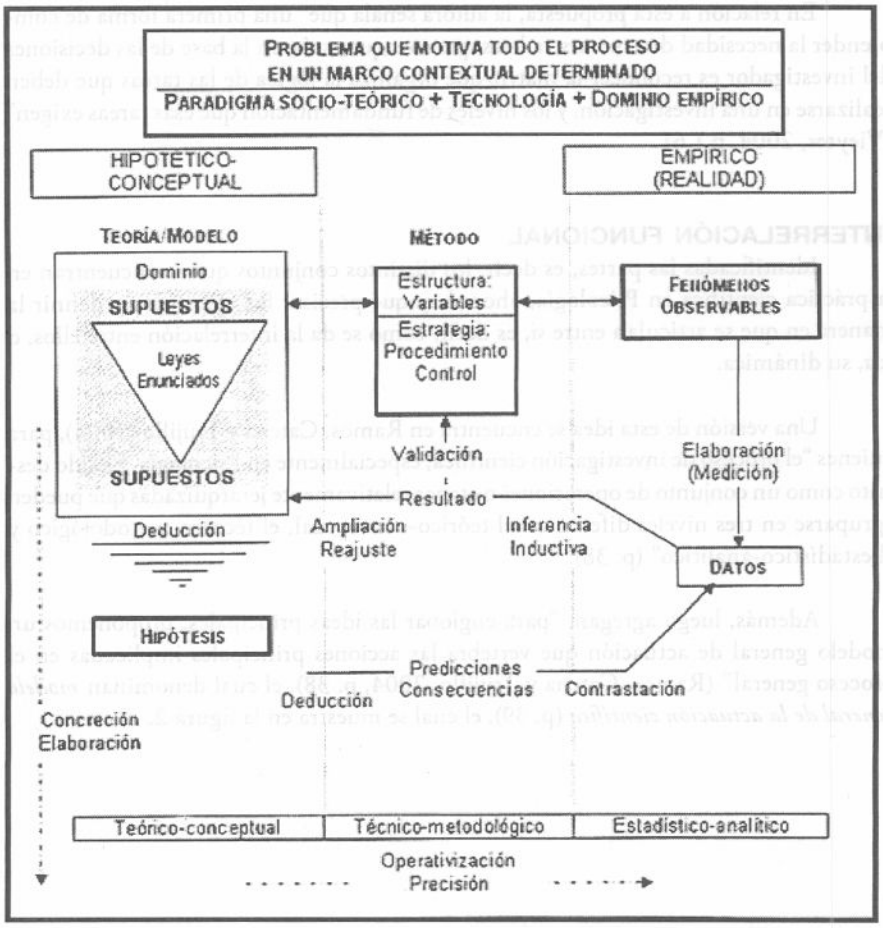


Figura 2: modelo general de la actuación científica (Ramos, Catena y Trujillo, 2004, p. 39).

Sin duda esta formulación es bastante completa, pero destaca poco el tipo de relación que se da entre los elementos propuestos, de manera que no es viable, por ejemplo, saber en qué sentido corren las posibles influencias entre elementos tales como la teoría, el modelo y los datos.

Para la integración se requiere de un esquema que enfatice en el tipo de vínculo que se da entre los aspectos implicados, ya que ellos deberían estar entrelazados "entre sí de forma que puede hablarse de no independencia relativa de unos con otros y también de compenetración mutua" (Ferrater, 2001, p. 1126). Porque el *modo científico*

es más que la simple *integración* de sus partes, se debe ver como un todo inseparable, resultado de las interrelaciones entre los elementos, relaciones, *características*, funciones y cualidades.

Estructura general del *modo científico* en Psicología

Una concepción en este sentido, es decir, en la cual se indica la articulación entre los distintos elementos que conforman la estructura general del *modo científico* en Psicología, que va más al "engranaje del pensar y hacer científicos" (Anguera, 1989, p. 571), se encuentra en Peña (1992, 2003), y una representación actualizada de esta propuesta se muestra en la figura 3.

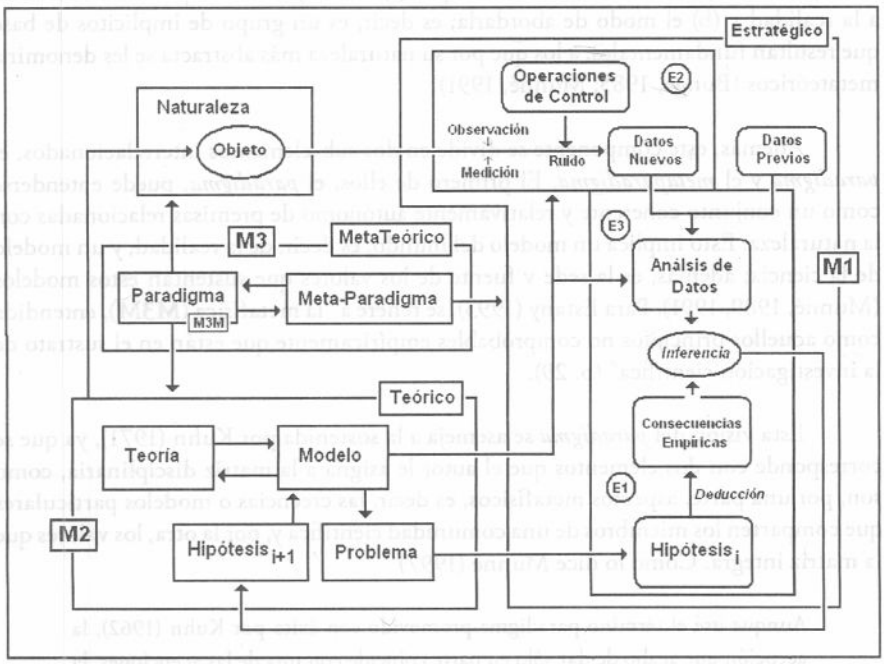


Figura 3: estructura general del *modo científico* en Psicología

En este planteamiento la estructura del *modo científico* se constituye de tres componentes, que se corresponden de forma general con los diferentes niveles de la metodología (Estany, 1992), aun cuando acá se les da una denominación distinta, y se especifican más sus funciones; estos componentes son: metateórico, teórico y estratégico.

Ahora, antes de analizar cada uno de los componentes, vale llamar la atención sobre un recuadro del diagrama, la naturaleza, cuya concepción específica dependerá del *paradigma*; en concreto, como ya se ha dicho, en esta propuesta se enfatiza el carácter factual de la realidad y, de suyo, del objeto de estudio de las disciplinas, el cual, en general, se entiende como una selección guiada por el *componente teórico* y a partir de la realidad objetiva de: elementos, propiedades de elementos y relaciones entre los elementos y con los que se reconstruye un aspecto de la naturaleza.

COMPONENTE METATEÓRICO

Este aspecto se corresponde en parte con la metodología de tercer orden (**M3**) de Estany (1992); básicamente está formado por (a) un conjunto de suposiciones relativas a la realidad y (b) el modo de abordarla; es decir, es un grupo de implícitos de base que resultan fundamentales, a los que por su naturaleza más abstracta se les denomina metateóricos (Bunge, 1985; Munné, 1991).

Además, este componente se divide en dos sub-elementos interrelacionados, el *paradigma* y el *metaparadigma*. El primero de ellos, el *paradigma*, puede entenderse como un conjunto coherente y relativamente autónomo de premisas relacionadas con la naturaleza. Esto implica un modelo del mundo, es decir, de la realidad, y un modelo de la ciencia; además, es la sede y fuente de los valores que sustentan estos modelos (Munné, 1989, 1991). Para Estany (1993), se refiere a "la metafísica (**M3M**), entendida como aquellos principios no comprobables empíricamente que están en el sustrato de la investigación científica" (p. 29).

Esta visión del *paradigma* se asemeja a la sostenida por Kuhn (1971), ya que se corresponde con dos elementos que el autor le asigna a la matriz disciplinaria, como son, por una parte, aspectos metafísicos, es decir, las creencias o modelos particulares que comparten los miembros de una comunidad científica y, por la otra, los valores que la matriz integra. Como lo dice Munné (1997)

> Aunque use el término paradigma promovido con éxito por Kuhn (1962), la acepción que acabo de dar sólo en parte coincide con una de las acepciones, la sociológica, de este autor. Según esta acepción, un paradigma es un patrón de investigación, definitorio de problemas y métodos, asumido por una comunidad científica para su práctica y que comparte unos presupuestos, incuestionados como tales, así como unos mismos canales de comunicación, terminología, métodos y valores. La acepción aquí empleada, en cambio, se centra en el referente de todo ello, dado por un modelo (teórico) del ser humano (en las ciencias de la naturaleza, un modelo del mundo natural), que se basa en la imagen que se tiene del mismo (p. 35).

Como ejemplo, en el cuadro 1 se muestra la caracterización de cuatro paradigmas que se pueden ubicar en el contexto de la psicología contemporánea, tal como la plantean Guba y Lincoln (1998).

Cuadro 1. Características de cuatro paradigmas (Guba y Lincoln, 1998, p. 112)

Issue	*Positivism*	*Postpositivism*	*Critical Theory et al.*	*Constructivism*
Inquiry aim	explanation: prediction and control		critique and transformation; restitution and emancipation	understanding; reconstruction
Nature of knowledge	verified hypotheses established as facts or laws	nonfalsified hypotheses that are probable facts or laws	structural/historical insights	individual reconstructions coalescing around consensus
Knowledge accumulation	accretion—"building clocks" adding to "edifice of knowledge"; generalizations and cause-effect linkages		historical revisionism; generalization by similarity	more informed and sophisticated reconstructions; vicarious experience
Goodness or quality criteria	conventional benchmarks of "rigor": internal and external validity, reliability, and objectivity		historical situatedness; erosion of ignorance action stimulus	trustworthiness and authenticity and misapprehensions;
Values	excluded—influence denied		included—formative	
Ethics	extrinsic; tilt toward deception		intrinsic; moral tilt toward revelation	intrinsic; process tilt toward revelation; special problems
Voice	"disinterested scientist" as informer of decision makers, policy makers, and change agents		"transformative intellectual" as advocate and activist	"passionate participant" as facilitator of multi-voice reconstruction
Training	technical and quantitative; substantive theories	technical; quantitative and qualitative; substantive theories	resocialization; qualitative and quantitative; history; values of altruism and empowerment	
Accommodation	commensurable		incommensurable	
Hegemony	in control of publication, funding, promotion, and tenure		seeking recognition and input	

Por su parte, "el contenido del metaparadigma está constituido por un modelo de conocimiento de la realidad, no separable de la concepción que se tiene de ésta o sea del mundo como globalidad" (Munné, 1989, p. 25). Este subsistema se suele construir como un conjunto de adjetivos que sirven para caracterizar a la realidad y el modo de acceder a ella; Munné (1997, p. 37) señala que

> Este nivel tiende polarizarse, al menos en las ciencias sociales. En el caso de la psicología social, se detectan "claramente" dos grandes metaparadigmas, que a falta de una denominación mejor llamo interaccionismo psicosocial y personalismo psicosocial. He aquí los rasgos tendenciales de cada metaparadigma,

los cuales afectan a la filosofía, la epistemología, la metodología, las técnicas de análisis e intervención, la ideología, etc.

Tendencias configuradoras de los dos metaparadigmas psicosociales

Interaccionismo psicosocial	**Personalismo psicosocial**
Mecanicismo	Humanismo
Ciencia natural	Ciencia cultural
Positivismo	Antipositivismo
Crítica técnica y formal	Crítica axiológica e ideológica
Énfasis en el objeto	Énfasis en el sujeto
Aproximación micro	Aproximación macro
Unidad de análisis atomística: la interacción	Unidad de análisis holística: la persona
Análisis estructural y/o funcional	Análisis causal: genético o dialéctico
Setting artificial	*Setting* natural (y cotidiano)
Ciencia dura	Ciencia blanda
Cuantitativismo	Cualitativismo
Conocimiento nomotético	Conocimiento ideográfico
Fisicalismo	Filosofismo
Derecha ideológica	Izquierda ideológica
Psicología social fría	Psicología social cálida

Dicho esto, "ahora pueden comprenderse mejor las diferencias entre los paradigmas y los metaparadigmas. Aquellos son referentes previos sobre lo que conocemos, mientras que éstos sobre cómo (lo) conocemos" (Munné, 1997, p. 38).

Además, hay que destacar otros dos aspectos. Por un lado, estos conjuntos son en la práctica inseparables, ya que se interconectan y afectan mutuamente; y, por el otro, cada uno de ellos tiene efectos muy importantes en el resto de los elementos estructurales del *modo científico*. Así, el *paradigma* (**M3M**) define la forma en que se entiende la Naturaleza y, además, el modo en que se asume y conceptúa el conocimiento, es decir, moldea el componente *teórico*, por lo cual también se comporta en alguna medida como el **M3F** de Estany (1993). Por su parte, el *metaparadigma* determina el modo en que el perceptor escruta la realidad, por lo cual es el determinante básico del componente *estratégico*, en otras palabras, particularizando, del diseño de investigación, los instrumentos de indagación, el tipo de análisis de datos, etc.

Componente teórico

Para comenzar, según Estany (1992) este componente sería M2 y representa a la metodología propiamente dicha; su contenido específico son aspectos como "tipos de conceptos científicos, características de una definición, la distinción entre teórico y

observacional, los modelos de explicación científica, las características de las leyes de la naturaleza y la estructura de las teorías científicas" (Estany, 1992, p. 29).

Empezando por el último de los ítemes citados, no cabe duda de que el objetivo fundamental de la indagación científica es la construcción del conocimiento, al punto que la definición de lo que se entiende por ciencia suele centrarse en esta noción; ejemplo de este proceder es la propuesta de concepto de ciencia que da Tamayo (2001, p. 17), la cual se presenta en el cuadro 2.

Cuadro 2. *Concepto esquemático de la Ciencia*

Un cuerpo	Unidad coherente, interrelacionada
de conocimientos	Relaciones conceptos/juicios/raciocinios
organizados	Sistematización
objetivos	Contrastables con lo real
ampliados	Se renuevan constantemente
de lo real	De la naturaleza y hechos sociales
en el que se indican	Precisan
las pautas generales	Leyes
de los fenómenos naturales y sociales	De lo real

Del ejemplo anterior se desprende que la ciencia se corresponde con *un cuerpo de conocimientos*, de modo que ella depende directamente del modo de proceder al momento de obtenerlo. Además, si la ciencia es conocimiento y la forma de organización más elaborada del saber es la *teoría*, entonces, ella es el fin mismo de la ciencia. En este sentido, vale señalar que, estructuralmente,

> una teoría científica puede compararse a una red espacial compleja: sus términos vienen representados por los nudos, mientras que los hilos que los conectan corresponden, en parte, a las definiciones y, en parte, a las hipótesis fundamentales y derivadas incluidas en la teoría. El sistema en su conjunto flota, por así decir, por encima del plano de la observación y está anclado en él por las reglas de interpretación (reglas de correspondencia). Éstas pueden concebirse como cuerdas que no son parte de la red pero que vinculan ciertas partes de la misma con lugares específicos en el plano de la observación (Hempel, 1952, p.36).

Es muy importante resaltar, por una parte, que la teoría es quien define el objeto de estudio de una ciencia, caracterizándolo como un subconjunto de los hechos que conforman la realidad; para lo cual, como ya se dijo, estipula los elementos, propiedades de elementos y relaciones entre los elementos, mediante los cuales se reconstruye el objeto de estudio a partir de la naturaleza.

Por otra parte, también es muy importante tener en cuenta que, dado el alto nivel de abstracción de la teoría, ella está muy alejada de los hechos específicos; en otras palabras, la teoría

> [...] no es aplicable a los datos empíricos por falta de operatividad de manejo [...] y es entonces cuando acudimos a los modelos como pieza clave en el engranaje del pensar y hacer científicos. El modelo así considerado adapta la teoría a la realidad empírica y permite su acercamiento a ella, haciéndola más comprensible y evitando los problemas de una rígida formalización (Anguera, 1989, p. 571-572).

En relación al modelo, en el texto anterior hay tres puntos que resaltar. Primero, el modelo se asume como "una estructura conceptual a mitad de camino de la explicación propiamente teórica y de los datos estrictamente empíricos [...] un intento de sistematización y descripción de lo real, en función de presupuestos teóricos" (Arnau, 1978, p. 32); segundo, la relación entre modelo y teoría es tal que "una teoría cualquiera determina la clase de sus modelos" (Mosterín, 1984, p. 153); y, tercero, el modelo es "una proyección de una teoría de tal forma que una teoría puede tener distintas proyecciones todas ellas isomorfas entre sí" (Wartofsky, 1976, p. 178).

Elaborando un poco más estas ideas, hay tres funciones esenciales de los modelos para su compenetración funcional con otros elementos de la estructura del *modo científico*, a saber:

- Primero, el modelo funciona como un conjunto de reglas de inferencia mediante las cuales se pueden derivar consecuencias empíricas contrastables; gracias a esta facultad, el modelo actúa como herramienta esencial en la formulación de los problemas de investigación y, posteriormente, en el enunciado de las hipótesis plausibles y del conjunto de consecuencias empíricas (E1) que serán puestas a prueba mediante el contraste de los datos. Es decir, el modelo es la base de la problematización de la realidad e, igualmente, de su hipotetización.

- Segundo, el modelo tiene una función interpretativa que facilita la traducción del cálculo simbólico, haciendo más inteligibles las reglas de inferencia. Por esta vía el modelo incide en la selección de los métodos de recolección (E2) y las técnicas de análisis de datos (E3).

- Tercero, el modelo actúa como un medio de explicación de la teoría, merced a lo cual hace más preciso el análisis de las relaciones propuestas entre las variables y facilita la definición de las formas específicas del *modo científico*.

De acuerdo a lo anterior, la dinámica de los elementos del componente teórico supone que a partir de la *teoría* se elige un *modelo particular*, del cual se deriva un problema de investigación que, a su vez, implica un conjunto de *hipótesis plausibles* o *alternativas* de entre las cuales, por lo general, se toma una: la hipótesis$_i$. Esta última, luego de ser contrastada, retorna al componente teórico a modo de hipótesis subsiguiente o (i+1), la cual actúa sobre el *modelo particular* modificándolo en alguna medida; consecuentemente, esta variación repercute sobre la teoría y genera un nuevo ciclo que asegura la incorporación de "nuevos elementos de juicio y nuevas ideas a medida que surgen, para convertirlos en parte integrante del cuerpo de conocimiento alcanzado" (Cohen y Nagel, 1961/1973, Vol2, p. 13), o sea, la característica función iterativa de la ciencia.

Es importante notar que el mayor poder de la investigación científica reside en este componente; los problemas son, como se suele decir, *lagunas en el conocimiento* que se identifican merced a las funciones del modelo en relación a la teoría, por lo cual los elementos de este aspecto son el origen y destino de los productos de la indagación, es decir, del saber científico.

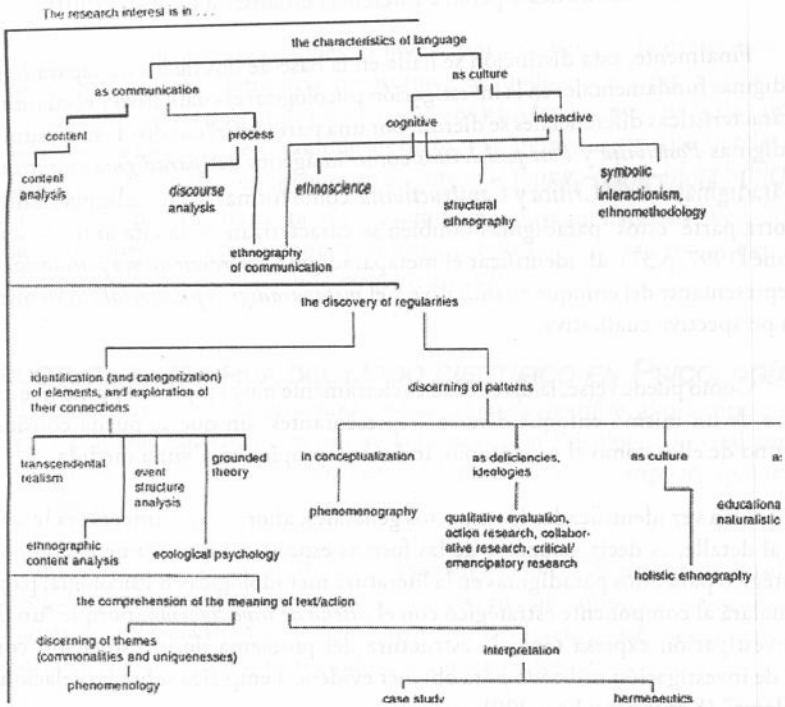
Componente estratégico

Como lo indica Estany (1992), este componente, que para ella es **M1**, es el elemento técnico de la indagación, lo que llaman *método de la ciencia* (Arnau, 1998a), *diseño de investigación (Bunge*, 1980) o nivel *técnico-metodológico* y *estadístico-analítico* (Ramos, Catena y Trujillo, 2004). En lo particular, representa la forma de proceder característica de la ciencia e implica un conjunto de operaciones, algunas de naturaleza formal y otras fácticas, mediante las cuales se va de la proposición de la hipótesis de investigación a su contrastación empírica.

Este componente abarca, específicamente, tres grupos de acciones en sendas subdimensiones: conjetural (E1), táctica (E2) y analítica (E3). La peculiaridad de cada subconjunto es como sigue:

- Conjetural (E1): abarca las operaciones destinadas a la (a) búsqueda de conocimientos relativos al problema (antecedentes, datos previos), (b) generación de una solución tentativa o *hipótesis de investigación* (H_i), (c) invención de nuevas ideas y (d) deducción de las posibles consecuencias empíricas a partir de la hipótesis propuesta (Bunge, 1980).
- Táctica (E2): contiene la diversidad de estrategias destinadas a la obtención de los datos (observación y/o medición), su depuración (eliminación de ruido) y el control de las posibles variables extrañas; en otras palabras, son las actividades destinadas

Cuadro 3. Resumen gráfico de los tipos de investigación cualitativa



Y, en segundo lugar, con relación a los diseños de investigación en el paradigma cuantitativo, una distinción inicial que hay que hacer, de orden metaparadigmático, es la diferenciación entre diseños Experimentales y No Experimentales; a su vez, estos últimos suelen dividirse en los cuasi-experimentales y los observacionales; pero, sin el espacio para ahondar en los conceptos de base que caracterizan a cada una de estas categorías, ni en todas sus formas, en adelante sólo se mencionan, sin pretensión de ser exhaustivos, los ejemplares de corte experimental.

En este sentido, es necesaria una nueva bifurcación inicial, de corte metateórico, la cual lleva a distinguir entre los diseños de grupo (entre sujetos, de n>1 o estadísticos) y los de caso único (intra-sujetos, de n=1 o conductuales) (Arnau, 1998b).

En relación a los diseños experimentales entre sujetos, Balluerka y Vergara (2002) señalan que "aunque en la mayoría de los textos sobre el diseño experimental se abordan los mismos modelos de diseño, existen múltiples categorizaciones al respecto. Estas clasificaciones parten de criterios muy diversos, pero no excluyentes" (p.21). Siguiendo estos autores, en el cuadro 4 se muestra una taxonomía de los diseños experimentales clásicos (Balluerka y Vergara, 2002, pp. 25-26).

Cuadro 4: criterios para la clasificación de los diseños experimentales clásicos (Ballueka y Vergara (2002, pp. 25-26)

Criterio	Estrategia	Diseño	Subclasificación
A) Estrategia de comparación entre tratamientos	Cada tratamiento se administra a un grupo distinto de sujetos	Intergrupo o intersujetos o de medida única	
	Cada tratamiento se administra al mismo grupo de sujetos	Intrasujeto o de medidas repetidas o tratamientos x sujetos	
	Combinación de las estrategias intergrupos e intrasujeto	Mixto o de medidas parcialmente repetidas	
B) Cantidad de variables independientes o factores	Una sola variable independiente	Simples o unifactoriales	• VI con dos niveles: D. bivalentes (en caso de ser intergrupos se denominan D. de dos grupos) • VI con más de dos niveles: D. funcionales, multivalentes o multinivel (en caso de ser intergrupos se denominan D. multigrupos)
	Dos o más variables independientes	Complejos o factoriales	En función de la cantidad de valores adoptados por cada VI y de otros criterios taxonómicos
C) Técnica de control asociada a la estructura del diseño	Técnica de control: aleatorización	De grupos completamente aleatorios	
	Técnica de control: equilibración	Diseños con una o más dimensiones de bloqueo. D. emparejados. D. jerárquicos	
	Técnica de bloque simple Técnica de doble bloqueo Técnica de triple bloqueo Técnica de emparejamiento Técnica de anidamiento	Diseños de bloques aleatorios Diseños de cuadrado latino Diseños de cuadrado grecolatino Diseños emparejados Diseños jerárquicos	
	Técnica de control: el propio sujeto	Diseño intrasujeto	
D) Cantidad de variables dependientes	Una variable dependiente	Univariantes o univariados	
	Varias variables dependientes	Multivariantes o multivariados	
	Presencia de unidades experimentales en todas las combinaciones de tratamientos	Completo	

Entonces un punto que resulta esencial a la sociedad actual, y máxime a la científica, es poder responder a la interrogante ¿cómo se logra el conocimiento científico? o, aún más específicamente, si ¿existe realmente un *método* para ello?

De entrada, a la pregunta anterior se le suele responder, "se ha dicho, con razón, que no hay un método para hacer descubrimientos científicos" (Rojas, 2001, p. 215); o como señala Bunge (2001), "fue fácil bautizar el niño no nacido, y se lo hizo con el nombre de *ars inviendi*. Pero semejante arte jamás fue inventado. Lo que es más, podría argüirse que jamás se lo inventará, a menos que se modifique radicalmente la noción de 'ciencia'" (p. 62. Cursivas y comillas en el original). Sin embargo, el mismo Bunge (1980) dice, "lo que sí hay es una *estrategia de la investigación científica*" (p. 44. Cursivas en el original).

Pero, usualmente, tal estrategia se presenta, en los manuales de Psicología y su metodología, como una variedad de elementos disgregados (método científico, diseño de investigación, problema-hipótesis, etc.), que se supone se reúnen en la *mente* del investigador y dan forman a la *práctica de la investigación*; y, además, la dinámica de estos elementos y de la indagación misma se explican como si todas funcionaran linealmente.

Acá, por el contrario, el *modo científico* se muestra como una estructura formada por varios sistemas y subsistemas, cada uno con un modo propio de acción y una variedad de formas de compenetración funcional con los demás, razón por la cual todos operan en *virtud de la estructura* que conforman; es decir, no se trata de comprender la estructura sólo como un conjunto de elementos, relaciones y *funciones*, ya que el *modo científico* de indagación de la realidad es más que la mera *integración* de las partes, sino que se trata de entenderlo como un todo inseparable, resultado de las interconexiones entre los elementos, relaciones, *características*, funciones y cualidades.

Concretamente, esta estructura está formada por tres componentes básicos: el *metateórico*, contiene un modelo de la realidad (paradigma) y de cómo abordarla (metaparadigma); el *teórico*, congrega los elementos relativos a la representación del conocimiento y a su problematización; y el *estratégico*, agrupa los elementos más operativos, vinculados con el plan de la indagación.

Además, los componentes responden a diferentes niveles de complejidad y abstracción, de manera que sus elementos y sus funciones se dan, en mayor o menor medida, en los niveles ontológico, epistemológico, metateórico, teórico, metodológico y técnico.

Finalmente, la concreción del *modo científico* en Psicología se da mediante una inmensa variedad de modos específicos, usualmente llamados *diseño de investigación*,

todos los cuales responden a las muchas maneras de ocurrir de lo paradigmático en la Psicología. De hecho, son tantas las variantes que fácilmente se entiende la perplejidad de muchos lectores de la metodología en Psicología y que les lleva a expresar: "la simple fórmula científica que utilizarían todos los científicos que proceden correctamente, simplemente no existe" (Travers, 1964/1979, p. 16).

Referencias bibliográficas

Anguera, M. (1989) "Hacia una representación conceptual: teorías y modelos". En J. Arnau y H. Carpintero (Eds) *Tratado de Psicología General: Historia, Teoría y Método.* Madrid: Alambra.

Arnau, J. (1978). *Psicología experimental.* México: Trillas.

Arnau, J. (1998a) "Metodología de la investigación científica". En M. Anguera (Ed) *Métodos de investigación en psicología.* Madrid: Síntesis Psicológica.

Arnau, J. (1998b) "Fundamentos metodológicos de los diseños experimentales de caso único". En M. Anguera (Ed) *Métodos de investigación en psicología.* Madrid: Síntesis Psicológica.

Ato, M. (1998) "Conceptos básicos". En M. Anguera (Ed) *Métodos de investigación en psicología.* Madrid: Síntesis Psicológica.

Balluerka, N. y Vergara, A. (2002) *Diseños de investigación experimental.* Madrid: Prentice Hall.

Bunge, M. (1980) *Epistemología.* Barcelona: Ariel.

Bunge, M. (1985) *Teoría y realidad.* Barcelona: Editorial Ariel.

Bunge, M. (2001) *La ciencia: su método y su filosofía* (4ª Ed). Buenos Aires: Editorial Suramericana.

Cronbach, L. J. (1957) "*The two disciplines of scientific psychology*". *American Psychologist*, 12, 671-684.

Cohen, B. (2001) *Explaining psychological statistics* (2ª Ed). New York: John Wiley & Sons.

Cohen, M. y Nagel, E. (1961/1973) *Introducción a la lógica y al método de la ciencia* (Vol. 2). Buenos Aires: Amorrortu.

Cone, J. (1999) "*Observational assessment: measure development and research issues*". En P. Kendall, J. Butcher, J. y Holmbeck, G. (Ed) *Handbook of research methods in clinical psychology* (2ª Ed). New York: John Wiley & Sons.

Echeverría, J. (1999) *Introducción a la metodología de la ciencia: la filosofía de la ciencia en el siglo XX*. Madrid: Cátedra.

Ferrater, J. (2001) *Diccionario de Filosofía*. Barcelona: Ariel.

Guba, E. y Lincoln, Y. (1998) "*Major paradigms and perspectives*". En N. Denzin e Y. Lincoln (Eds) *Handbook of qualitative research*. Thousands Oaks: Sage Publications.

Hempel, C. (1952) "*Fundamentals of Concepts Formation in Empirical Sciences*". En O. Neurath, R. Carnap y Ch. Morris (Ed) *International Encyclopedia of United Science*. Chicago: University of Chicago Press.

Kerlinger, F. y Lee H. (2001) *Investigación del comportamiento*. México: Trillas.

Kuhn, T. (1971) *La estructura de las revoluciones científicas*. México: Fondo de Cultura Económica.

Kuhn, T. (1981) *Segundos pensamientos sobre paradigmas*. Madrid: Tecnos.

Mayor, J. (1989) "El método científico en psicología". En J. Arnau y H. Carpintero (Eds) *Tratado de psicología general: historia, teoría y método*. Madrid: Alambra.

Mateo, M. (2001) "Reflexiones en torno a aspectos metodológicos de la psicología". En J. Fernández (Ed) *La psicología, una ciencia diversificada*. Madrid: Pirámide.

Miles, M. y Huberman, A. (1994) *Qualitative data analysis* (2ª Ed). Thousands Oaks: Sage Publications.

Mosterín, J. (1984) *Conceptos y teorías en la ciencia*. Madrid: Alianza Universidad.

Munné, F. (1989) *El individuo y la sociedad*. Barcelona: Promociones y Publicaciones Universitarias

Munné, F. (1991) *Los paradigmas de las ciencias*. Conferencia no publicada. Caracas: Universidad Central de Venezuela.

Munné, F. (1997) "Pluralismo Teórico y Comportamiento". *SocialPsicologia & Sociedade. Associaçao Brasileira de Psicologia Social* - ABRAPSO, 9, 1-2, 31-46.

Moulines, C. (1993) "Introducción". En C. Moulines (Ed) *La ciencia: estructura y desarrollo*. Madrid: Editorial Trota.

Myers, J. y Well, A. (2003) *Research design and statistical analysis* (2º Ed). Mahwah: Lawrence Erlbaum.

Peña, G. (1992) *El proceso de investigación empírica*. Monografía Doctoral (no publicada). Caracas: Universidad Central de Venezuela.

Peña, G. (2003) *El marco de la investigación científica*. Monografía de la Cátedra de Psicología Experimental (no publicada). Caracas: Universidad Católica Andrés Bello.

Peña, G. (2006) "De una psicología caleidoscópica a un cuerpo disciplinar integrado funcionalmente". En G. Peña, Y. Cañoto y Z. Santalla (Ed) *Una introducción a la psicología*. Caracas: Universidad Católica Andrés Bello.

Ramos, M., Catena, A. y Trujillo, H. (2004) *Manual de métodos y técnicas de investigación en ciencias del comportamiento.* Madrid: Editorial Biblioteca Nueva.

Rojas, C. (2001) *Invitación a la filosofía de la ciencia*. Humacao.

Sternberg, R. J. (2005) "*Unifying the field of psychology*". En R. J. Sternberg (Ed) *Unity in psychology: possibility or pipedream?* Washington: American Psychological Association.

Tamayo y Tamayo, M. (2001) *El proceso de la investigación científica.* México: Limusa.

Travers, R. (1964/1979) *Introducción a la investigación educativa*. Buenos Aires: Paidos.

Vieytes, R. (2004) *Metodología de la investigación en organizaciones, mercado y sociedad.* Buenos Aires: Editorial de las Ciencias.

Wartofsky, M. (1976) *Introducción a la filosofía de la ciencia.* Madrid: Alianza Universidad.

Young, F., Valero-Mora, P. y Friendly, M. (2006) *Visual statistics: seeing data with dynamic interactive graphics.* Hoboken: Jonh Wiley & Sons.

ANÁLISIS DE RUTA: CONCEPTOS BÁSICOS

MSC Luisa Angelucci B.

RESUMEN

El creciente interés en el establecimiento de leyes causales en las ciencias sociales y del comportamiento ha incrementado el número de investigadores que se abocan al uso de técnicas como el análisis de rutas o los modelos de ecuaciones estructurales. Sin embargo, no siempre estas técnicas han sido correctamente aplicadas, sobre todo por el desconocimiento o comprensión poco clara de los supuestos sobre los cuales se fundamentan dichas técnicas.

El presente artículo se brinda a manera de introducción sobre los conceptos básicos referidos al análisis de ruta. Específicamente el objetivo de este trabajo es ofrecer una aproximación a la técnica, indicando la nociones implicadas en la misma, conceptos relacionados, procedimiento básico de resolución y el establecimiento de algunas diferencias con el planteamiento de los modelos de ecuaciones estructurales.

Se propone al análisis de ruta como una estrategia que permite la comprensión y estudio de diferentes comportamientos bajo la perspectiva de la complejidad y causalidad de los fenómenos, representando un medio para construir rutas causales a partir de supuestos teóricos y para verificar, a su vez, estos supuestos. De esta manera se resalta como una técnica alternativa destinada a la investigación explicativa en las ciencias del comportamiento, específicamente la Psicología.

Palabras claves: análisis de ruta, modelo, causalidad.

GENERALIDADES

El análisis de ruta fue originalmente desarrollado por Sewall Wright en 1934 como una técnica estadística para el establecimiento de las relaciones entre variables de un sistema biológico (Ortiz-Pulido, 2000). El análisis de ruta (*path analysis*) se ha constituido en una herramienta clave en la formulación de hipótesis y evaluación de relaciones causales en las investigaciones de corte no experimental y específicamente en el campo de la Psicología.

Para autores como Klem (1995) el análisis de ruta puede ser visto como una extensión de la regresión múltiple, diferenciándose del mismo en que no sólo trabaja con una variable dependiente, sino con más de una; además de poderse plantear relaciones del tipo X causa Y y Y causa Z. Por otro lado, también puede ser visto como un caso especial de un análisis estructural de covarianza, al plantear la posibilidad de verificar relaciones directas y mediadas entre variables bajo la perspectiva de un modelo.

Como se planteó anteriormente, el análisis de ruta tiene como objetivo la verificación de las relaciones entre las variables planteadas en un modelo. De esta manera se parte de dos conceptos o aspectos cruciales en la ciencia, y específicamente en las ciencias sociales, humanas o del comportamiento, como la Psicología. Uno de los aspectos es la noción de causalidad y el otro la noción de modelo; aspectos que se tratarán a continuación teniendo presente la posible superficialidad del abordaje de estos dos temas en el presente artículo.

CAUSALIDAD

El punto de partida del análisis de rutas es una teoría acerca de las relaciones causales entre un grupo de variables (Klem, 1995). Sin embargo, cuando se habla de causalidad se hace referencia a una asunción, más que a una propiedad del resultado obtenido o de la técnica. Es decir, se asume que algunas variables están causalmente relacionadas y se utiliza la técnica para verificar la proposición planteada. En la literatura sobre el tema, no se evidencia una explicación única del término causalidad. No obstante, se puede decir que aparecen dos posiciones centrales: la ontológica y la gnoseológica (Wartosky, 1976).

En la ontológica, se supone que existe una relación unívoca en la causalidad; una relación necesaria y suficiente entre causa y efecto. La causa proviene del propio objeto, de su esencia. En la gnoseológica, la causa es una entidad inventada para explicar las relaciones. La causación concierne a la experiencia y al conocimiento, sin ser un rasgo de las cosas mismas. En esta posición se habla de relación funcional, donde son básicos tres requisitos: relación de contigüidad entre antecedentes y consecuentes,

relación temporal (precedencia temporal de la causa) y conjución constante entre los elementos (constancia en la relación observada).

En esta línea, según Critto (1982), Jhon Stuart Mill adiciona el requerimiento de la eliminación de otras posibles explicaciones de la relación (relación no espuria). Así, en un esquema de relación causal entre dos variables, puede existir una tercera que provoque una acción sobre ellas. En este sentido se debe considerar la influencia de cualquier variable "extraña" en la relación causal.

Esta noción gnoseológica permite la inclusión de un determinismo condicional, probabilístico, entre las variables, ya sean observadas directamente o estimadas a partir de indicadores, lo que amplía la noción de causalidad, ya que puede considerarse no sólo la lógica del diseño experimental para el análisis causal de las relaciones en ciencias del comportamiento, tal como se plantea en la posición heredada de la psicología y relacionada a su vez con el positivismo tradicional (Bunge, 1981), sino otros métodos, como el análisis multivariado, estudios de panel y tendencia, estudios evaluativos, inventarios de causas y efectos, entre otros (Critto, 1982; Blalock, 1984; Mulaik, 1987).

Al considerar la causalidad como una relación funcional, donde las propiedades de una variable determinan las propiedades de la otra (cuando un elemento de una primera distribución corresponde con otro elemento de una segunda distribución), se da cabida a la noción de contingencia y correlación entre los fenómenos. Así, la metodología estadística y específicamente la asociación entre una determinada posición del caso observado en una de las variables (X) y la posición de otra (Y), permite organizar y entender las relaciones entre las variables, prediciendo lo que ocurrirá en una dimensión al conocer lo que ocurre en la otra (Critto, 1982) y por tanto favoreciendo el descubrimiento de posibles relaciones causales. De esta forma, el análisis de ruta se constituye en una modalidad de investigación que se corresponde con las estrategias basadas en la covariación entre variables, donde la relación causa-efecto se refleja por medio de una función o conjuntos de ecuaciones (de la Garza, 1995).

Cabe resaltar, tal cual lo hacen Robles (1992), Peña (1999) y Keith (2005), entre otros, que el problema de fondo para lograr inferencias causales válidas no es la posibilidad o no de manipular las variables, de usar o no la correlación. Lo esencial es la validez interna del estudio, es decir, la coherencia metodológica entre el objetivo, el planteamiento de la teoría, las hipótesis causales, la pertinencia del diseño de investigación y las operaciones de análisis a la hipótesis a contrastar.

Modelo

La teoría de modelos en sistemas formales y distintas aproximaciones a la epistemología permiten discutir con mucha extensión acerca del significado de modelo y, cualquier definición de modelo que pretenda darse puede ser simple (Robles, 2000). Sin embargo, se acepta que en todo modelo existe un componente teórico, que se concibe como una representación de descripción de hechos observados o conjunto de datos empíricos, que "si bien son sistemas o analogías que nos describen la realidad en términos simplificados, no dejan por ello de participar del esquema teórico dentro del cual son utilizados, ni de su función explicativa" (Arnau, 1982, p. 32).

El modelo se encuentra así siempre relacionado con la teoría. Para Anguera (1989) el modelo adapta la teoría a la realidad empírica y permite su acercamiento a ella, haciéndola más comprensible y evitando los problemas propios de una rígida formalización. Para Sierra Bravo (1981) los modelos se pueden conceptualizar como construcciones teóricas hipotéticas, susceptibles de matematización, con las que se pretende representar una parte de la realidad, para estudiarla y verificar la teoría.

Los modelos son, entonces, enunciados teóricos, elaborados *a priori*, acerca de la relación entre variables y que pueden ser transformados a modelos simbólicos o matemáticos que permitan verificar su poder predictivo y el ajuste del modelo a los datos empíricos, más específicamente a un modelo que se corresponda con el manejo de los datos e incluya la probabilidad de errores (Bross, 1951; Baltes, Reese y Nesselroade, 1980; Sierra Bravo, 1981).

De esta manera, los modelos causales se evalúan determinando su valor teórico, consistencia matemática y adecuación empírica; esto deriva en la posibilidad de reconfirmación o modificación del modelo. Si el modelo se ajusta a los datos, se sigue sometiendo a prueba y evaluación, si no, se descarta como posible explicación de la estructura causal de las variables en estudio.

El análisis de ruta permite expresar formal y explícitamente una teoría por medio de un modelo que se puede representar en palabras, por ecuaciones matemáticas y generalmente por un diagrama de ruta (Klem, 1995). De hecho, para Mulaik (1993) un modelo de rutas es un sistema de hipótesis, derivado de una teoría, en el cual las hipótesis versan sobre los coeficientes de ruta. Conceptualización de análisis de ruta cónsona con la noción de modelo descrita anteriormente.

En síntesis, el modelo representado en el diagrama de rutas es un todo integrado (un sistema), con cohesión conceptual derivada de la teoría y unidad operacional dada por las rutas que conectan las variables e integran los efectos de unas sobre otras, efectos

que pueden evaluarse a la luz de su ajuste a los datos, previa matematización (Baltes y cols., 1980; Sierra Bravo, 1981; Klem, 1995; Robles, 2000).

Presupuestos

Un modelo debe cumplir ciertas condiciones para que le pueda ser aplicado el análisis de ruta. Sierra-Bravo (1995) expone los siguientes:

1. El modelo debe representar relaciones de causa-efecto entre las variables.
2. Las relaciones planteadas en el modelo son lineales y aditivas. Las relaciones curvilíneas, multiplicativas o de interacción son excluidas.
3. El modelo debe ser un sistema cerrado o completo. Así, cada variable dependiente debe ser considerada como completamente determinada por alguna combinación de las variables del sistema. Si la determinación no es completa por las variables medidas, se introduce una variable residual que no presenta correlación con otras variables del modelo.
4. Se asume que las variables residuales del modelo, también llamadas errores, no están correlacionadas entre sí y ejercen una influencia aleatoria sólo sobre una variable del modelo (una endógena) y no sobre varias.
5. El modelo debe ser recursivo: es decir, las relaciones entre las variables que forman el modelo son asimétricas. No se debe asumir relaciones bidireccionales entre las variables, dos variables no pueden ser causa y efecto una de otra.
6. El modelo debe ser lineal: se supone que las relaciones que unen las variables que lo forman se representan por ecuaciones lineales.
7. El nivel de medida de las variables debe ser de intervalo o razón. Se pueden emplear variables cualitativas a condición de que sean dicotómicas o se puedan dicotomizar. Así, variables como sexo, tener o no trabajo, entre otras, que indiquen dos niveles de la variable pueden ser incluidas en el modelo. Las variables categóricas policotómicas deben convertirse en dicotómicas. Una forma de hacerlo es codificarlas como variables *dummy*. Según Kerlinger y Lee (2002) una variable *dummy*, también llamada prototipo, es una variable producto de una solución que consiste en crear tantas variables como categorías menos 1 tiene la variable original. Por ejemplo, si se tiene la variable estado civil con tres categorías: casado, divorciado y soltero, *la* solución por codificación *dummy* sería:

Tabla 1. Ejemplo de codificación *dummy*

	X_1	X_2
Casado	1	0
Divorciado	0	1
Soltero	0	0

De esta forma se tiene un vector 1 y 0: un 1 indica que un sujeto es miembro del grupo (en este caso: casado), y un 0 indica que el sujeto no es miembro del grupo, así X_1 incluye a los casados y X_2 a los divorciados, los solteros, por consecuencia, no pertenecen a los dos grupos anteriores. Con este tipo de codificación la variable puede utilizarse en modelos lineales, como el análisis de rutas.

8. Las variables utilizadas en el modelo son medidas sin error (el error de medida es mínimo / las medidas de las variables presentan una alta confiabilidad).

Otros autores plantean otros requerimientos que se adicionan a los anteriores; éstos son:

9. No deben existir errores de especificación. Los errores de especificación ocurren cuando una variable causal no es considerada en el modelo, o se incluyen variables que no presentan una relación causal relevante. La especificación del modelo tiene que ver con el establecimiento de las relaciones de correspondencia entre los conocimientos teóricos y el planteamiento de las ecuaciones matemáticas relativas a los efectos causales entre las variables (Sierra-Bravo, 1981). Para Casas (2002), además, tiene que ver con la especificación de los supuestos estadísticos sobre las fuentes de variación y el comportamiento de las variables no incluidas en el modelo. La claridad del modelo viene determinada por el grado de conocimiento del investigador; si éste es poco o impreciso, la asignación de parámetros, consecuentemente, es más susceptible de error.

10. No debe existir subidentificación o indeterminación en el modelo. La identificación del modelo se relaciona con el número de ecuaciones y el número de incógnitas existentes en un modelo. Cuando el número de ecuaciones es insuficiente para proporcionar soluciones al número de parámetros incógnitos, se dice que el modelo es infra o sub-identificado. Cuando los modelos contienen el número justo de ecuaciones, son llamados identificados, y aquellos para los que hay más ecuaciones que incógnitas se denominan sobreidentificados. Para Casas (2002) una de las reglas generales para identificar un modelo "es la de los grados de libertad, obtenidos como la diferencia entre el número de varianzas y covarianzas (ecuaciones) y el número de parámetros a estimar. Es una condición necesaria pero no suficiente. Cuando g<0, serán *modelos*

infraidentificados; cuando g=0, los modelos son *posiblemente identificados*, y cuando g>0 el modelo está *sobreidentificado*" (p. 5). Los modelos recursivos, tal como los propuestos como modelos de ruta, *nunca* son subidentificados y generalmente son identificados (Baltes y cols., 1980).

11. Uso apropiado del coeficiente de correlación. Cuando se usa una matriz de correlaciones como resultado, se debe hacer uso adecuado del coeficiente según el nivel de medida de las variables, por ejemplo, el uso de la correlación de Pearson para medir la asociación entre dos variables de intervalo.

12. Tamaño adecuado de la muestra para evaluar la significancia. Kline (1998) recomienda 20 casos por cada uno de los parámetros para evaluar los efectos del modelo (esto incluye todas las posibles dimensiones o subescalas de las variables medidas). Para Klem (1995) el número de casos necesarios depende de la complejidad del modelo, pero mínimo se requiere entre 200 ó 300 casos.

13. Uso de la misma muestra. Todas las relaciones planteadas en el modelo deben verificarse con la misma muestra, por lo que debe tomarse en cuenta la posibilidad de sobremuestrear y de manejar los datos perdidos (Hair y cols., 2000).

14. Ortiz-Pulido (2002) señalan que es necesario estandarizar los datos obtenidos para evitar problemas de magnitud entre las variables consideradas, proponiendo la tipificación por Z.

Igualmente, al utilizar la técnica de regresión para solucionar el análisis de rutas se presentan las mismas limitantes que se aplican a los análisis de regresión (supuestos del análisis). Algunos no contemplados en líneas anteriores son (Hair y cols., 2000; Kerlinger y Lee, 2002; Keith, 2005):

15. Normalidad de los datos de las variables individuales.

16. Debe existir nula o baja multicolinealidad, es decir; nula o baja correlación entre las variables predictoras

17. Los errores están normalmente distribuidos y son independientes entre sí.

18. La distribución de los valores de los errores alrededor de la línea de regresión debería ser constante para todos los valores de X. Este supuesto se refiere a la homocedasticidad.

En caso de no cumplir los supuestos relacionados con el análisis de regresión, se pueden llevar a cabo técnicas para intentar lograrlo (Hair y cols., 2000).

Componentes del modelo de ruta

Un modelo de ruta está compuesto por las *rutas* que conectan en forma directa e indirecta *variables* implicadas en una teoría de forma simbólica y matemática por los *coeficientes de ruta.*

Rutas

Una ruta es la imagen de una relación asimétrica entre dos variables. Las rutas se representan en los diagramas usando flechas de una punta, para señalar su recorrido. Las rutas generalmente se refieren a relaciones entre dos variables, que pueden ser directas o indirectas (Wright, 1934; Wolfle, 1980). Una ruta directa representa la relación entre dos variables en conexión inmediata $X \rightarrow Y$, mientras que una ruta indirecta representa una relación entre dos variables, pasando a través de otras como $X \rightarrow Z \rightarrow Y$. Las rutas permiten la representación bidimensional de relaciones multivariables, cuya presentación multidimensional puede ser bastante compleja (Robles, 2000).

Klem (1995) define dos tipos de modelos de rutas en función de las rutas definidas entre las variable, el modelo totalmente recursivo y el modelo no totalmente recursivo. En el modelo totalmente recursivo, cada variable tiene un efecto directo sobre todas las otras variables de la cadena causal. Un modelo no totalmente recursivo de una o más de las rutas o enlaces causales entre las variables no es propuesto (ver más adelante figuras 1 y 2, respectivamente).

Variable

Una variable es un símbolo al que se le asignan valores o números (Kerlinger y Lee, 2002) y es identificada como la operacionalización de un constructo (Robles, 2000). Como se indicó, las variables en el análisis de ruta son atributos derivados de la teoría en que se basa la investigación. Al representarlas por medio de las ecuaciones y los diagramas no hay que perder de vista sus propiedades teoréticas.

En un análisis de ruta, la principal distinción que debe hacerse es entre las *variables exógenas,* que son aquellas que no reciben influencia de ninguna otra variable en el modelo, más allá del error de medida; y las *variables endógenas,* las cuales reciben influencia de otras variables, es decir, son explicadas por una o más variables del modelo (Klem, 1995; Sierra-Bravo, 1995). La clasificación metodológica entre variables independientes y dependientes, o entre variables predictoras y predichas no es estrictamente

aplicable en este contexto, dado que algunas variables reciben flechas, y a su vez, las dan en el diagrama (son influenciadas e influencian) (Klem, 1995). Las variables dependientes sólo serían aquellas que reciben flechas, las variables independientes aquellas de donde parte la flecha, y aquellas que reciben y dan flecha serían mediadoras (otros autores las llaman intervinientes) (Klem, 1995; Casas, 2002).

Igualmente se distinguen las variables residuales, que representan a los factores no observados que pueden influir en cada una de las variables explicadas en el modelo o a los errores de medida. Vienen a constituir la varianza de los datos no explicada por el modelo. Según Klem (1995) la magnitud del efecto de error para una variable endógena es igual a 1 - R^2 (varianza de error) donde R^2 es el coeficiente de determinación múltiple entre la variable endógena y las variables que la influyen. Asimismo, se usa la fórmula del coeficiente de alienación: $\sqrt{1-R^2}$.

Igualmente, en el análisis de ruta se trabaja con las variables manifiestas u observadas, a diferencia de otras técnicas de análisis causal como el modelo estructural que trabaja con la noción de variable latente. Para Bentler (1980) una variable latente es un constructo hipotético que el investigador no mide y que de hecho no puede ser medida directamente, dado que no existen métodos operacionales para medirlos. Según Kerlinger y Lee (2002) "una variable latente es una entidad no observada, que se presume subyace a las variables observadas" (p. 49); entendiéndose, por tanto, que en el análisis de ruta se trabajaría con la operacionalización de constructos y de variables latentes (no explícitas en el modelo), es decir, con variables o indicadores observables.

Coeficientes de ruta

Cada relación de influencia de una variable sobre otra (una ruta) puede evaluarse a partir de un coeficiente que expresa la magnitud y dirección del efecto. Se han utilizado, en este sentido, los coeficientes Wright o los coeficientes Beta (de regresión estandarizados). Como se indicó anteriormente, el autor a quien puede considerarse creador de la técnica de los coeficientes de ruta es el biólogo Sewall Wright; específicamente, uno de los aportes *más* importantes de Wright fue el desarrollo de una técnica para calcular los coeficientes de ruta a partir de los coeficientes de correlación.

Según Sierra-Bravo (1995) estos coeficientes Wright constituyen las incógnitas cuyo valor se halla mediante la resolución del sistema de ecuaciones del modelo. La notación de estos coeficientes suele ser p_{ij}, donde i es la variable predicha y j la variable predictora (la variable efecto va primero). Es un coeficiente que muestra el efecto directo de una variable independiente sobre una dependiente en el diagrama de ruta. Actualmente, por lo general, no se utilizan los coeficientes de Wright sino los coeficientes

Beta resultantes del análisis de regresión. Según Sierra-Bravo (1995) ambos coeficientes coinciden, por lo que se pueden utilizar indistintamente.

Es útil indicar que para una regresión bivariada, el coeficiente beta –de rutas– es el mismo que el coeficiente de correlación simple o de orden cero, es el caso de un modelo de rutas con una variable endógena influenciada por una sola variable (y el término de error). Para el caso de la regresión múltiple (modelo de rutas donde la variable endógena es influenciada por dos o más variables y el término de error) el coeficiente beta –de rutas– es un coeficiente de regresión parcial, y representan la relativa influencia de la variable predictora sobre la predicha sin contaminación de las varianzas producidas por las otras variables predictoras, es decir, controlando estadísticamente el efecto de las otras variables del modelo. En otras palabras, según Cohen, Cohen, Wert y Aiken (2003) "el término coeficiente de regresión parcial se usa para aclarar que es el peso aplicable a una VI cuando no especifica más de una VI en el modelo" (pp. 66-67).

Representación del modelo de ruta

El modelo causal propuesto bajo la perspectiva del análisis de ruta se puede representar por medio de un diagrama, por medio de ecuaciones o por enunciados verbales. El uso más extendido es la representación gráfica vía diagrama de rutas.

Diagrama de ruta

Es una representación gráfica de las relaciones de causalidad que se presumen entre las variables, que se construye a manera de diagrama de flujo. Tal como se ve en la figura 1, las variables van dentro de cajas (rectángulos) (a diferencia de las variables latentes en los modelos estructurales que van en óvalos). Las relaciones entre las variables se expresan mediante flechas rectas unidireccionales que empiezan en la variable predictora (que influye) y cuya punta termina en la variable predicha o influida (Sierra-Bravo, 1995). Es preferible que las cabezas de las flechas terminen en el lado izquierdo de la caja de la variable influida, no abajo o arriba de la misma. El diagrama debe ser ordenado temporalmente, así existen variables "tempranas" (más hacia la izquierda del diagrama), como por ejemplo variable 2 y 3 en la figura 1 que influyen sobre otras "tardías", como por ejemplo la variable 1 en la misma figura (Ortiz-Pulido, 2000). Más hacia la izquierda del diagrama se encuentran las variables exógenas.

Las relaciones entre variables exógenas (no reciben influencia de otra variable) se representan por líneas curvas, que indican correlación entre las variables, sin causación. Por esta razón se dibujan bidireccionales, con cabeza de flecha a ambos lados (ver figura 2). Algunos autores obvian la representación gráfica de esta correlación (Sierra-Bravo, 1995; Ortiz-Pulido, 2000).

En el diagrama propuesto se coloca sobre cada línea recta (rutas) el símbolo del coeficiente beta (ß) con los números índice de las variables, comenzando con la variable predicha, y luego el signo de la correlación esperada, tal como lo estableció Wright (Sierra-Bravo, 1995; Casa, 2002); por ejemplo, en la figura 1, el coeficiente de ruta entre la variable 1 y la 2 se expresa como $ß_{12}$+. Cabe destacar que el uso de esta nomenclatura no es universal. Algunos autores representan las relaciones colocando sólo el signo esperado en la relación, otros no colocan ni betas ni signos, sino que enuncian en forma verbal cada una de las relaciones esperadas en cada ruta.

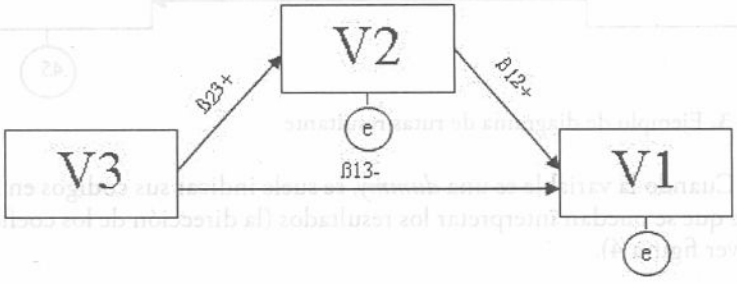


Figura 1. Ejemplo de diagramas de rutas propuesto

Las variables residuales (desconocidas, no medibles, pero que afectan al sistema) se representan como "U" o "e", según el estilo, y dirigen una flecha hacia la variable que es influida por otra (endógena). Algunos autores encierran en un círculo este tipo de variable, como se puede ver en las figuras 1 y 2.

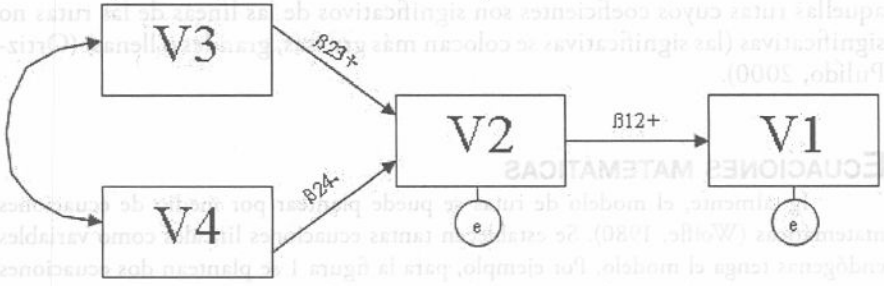


Figura 2. Diagrama de rutas propuesto con dos variables exógenas

Luego de resolver el análisis de rutas, el valor del coeficiente de ruta es colocado arriba de la línea que conecta la variable predictora y la predicha; y el error dentro del círculo (ver figura 3). Algunos autores colocan, además, el coeficiente de determinación del modelo (R^2) arriba o adentro de la caja de cada variable endógena.

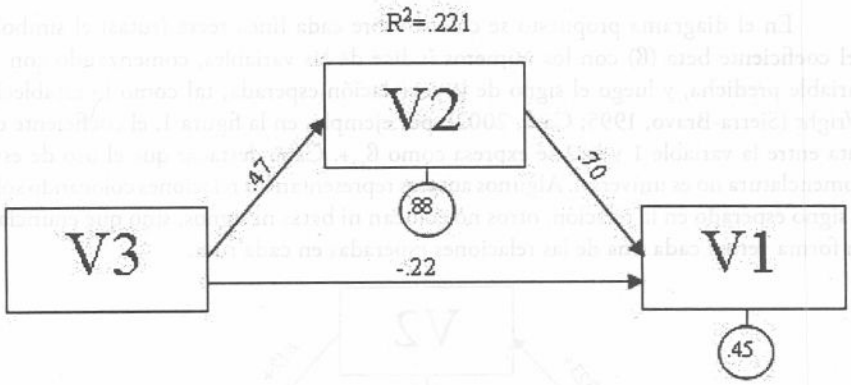


Figura 3. Ejemplo de diagrama de rutas resultante

Cuando la variable es una *dummy,* se suele indicar sus códigos en la caja, a fin de que se puedan interpretar los resultados (la dirección de los coeficientes beta) (ver figura 4).

Cabe destacar que existen varios estilos para presentar un diagrama de rutas resultante: presentando sólo las rutas cuyos coeficientes resultaron significativos (según el nivel de significancia establecido *a priori*); presentando todas las rutas independientemente de su significancia estadística; representando sólo las rutas cuyos coeficientes superan un valor previamente establecido, por ejemplo 0.30 y, representando todas las rutas pero diferenciando las líneas de aquellas rutas cuyos coeficientes son significativos de las líneas de las rutas no significativas (las significativas se colocan más gruesas, grandes o llenas) (Ortiz-Pulido, 2000).

Ecuaciones matemáticas

Igualmente, el modelo de rutas se puede plantear por medio de ecuaciones matemáticas (Wolfle, 1980). Se establecen tantas ecuaciones lineales como variables endógenas tenga el modelo. Por ejemplo, para la figura 1 se plantean dos ecuaciones matemáticas, donde **a** es el intercepto, **b** son los coeficientes de regresión (en Sierra-Bravo (1981) los coeficientes p) y **e** el error.

(1) $$X_1 = a + b_2X_2 + b_3X_3 + e$$
$$X_2 = a + b_3X_3 + e$$

Enunciados verbales

Algunos autores exponen verbalmente (escriben) cada una de las hipótesis o relaciones causales planteadas entre cada variable endógena y su predictora. Generalmente esta forma de presentación no se hace aislada, sino que acompaña al diagrama de rutas.

De seguido se muestra la representación de un modelo de rutas por medio de su diagrama de ruta. Se toma como ejemplo el estudio de Angelucci, Lazo, Loaiza, Montiel, Mora, Páez, Perales, Rojas y Rojas (2006), quienes con una muestra de 398 estudiantes universitarios realizaron una investigación para estudiar la influencia de factores psicosociales, sexo y carrera sobre la distancia social hacia las personas con esquizofrenia, y relacionar estas variables entre sí.

Las hipótesis fueron planteadas en un diagrama de rutas tal como se presenta a continuación en la figura 4.

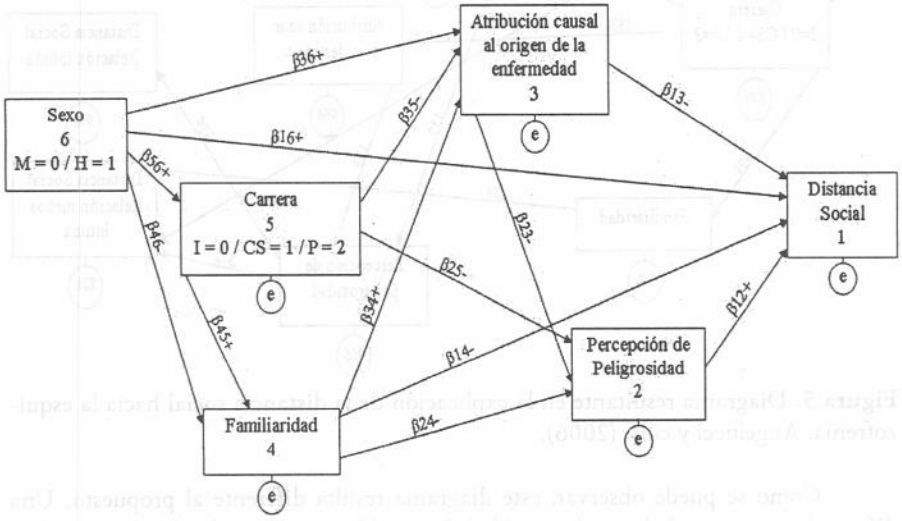


Figura 4. Diagrama propuesto para la distancia social hacia la esquizofrenia. Angelucci y cols. (2006).

Se puede observar que en este diagrama se enumeran las variables del modelo de derecha a izquierda. Se coloca el símbolo de Beta y su signo en cada ruta, expresando la relación esperada y los errores en círculo y debajo de cada caja de las variables endógenas. Se destaca que hay dos variables categóricas, el sexo y la carrera.

Como ya se dijo, es recomendable colocar dentro de las cajas de este tipo de variables (a veces se coloca fuera del diagrama) el código asignado a cada modalidad de la variable. La variable carrera no se convirtió en *dummy*, dado que se asumió como ordinal en cuanto a la cantidad de materias relacionadas con esquizofrenia en cada *pensum* (Ingeniería [I] menor contenido, Psicología [P] mayor contenido).

Luego de realizar los análisis estadísticos pertinentes, se obtuvo el diagrama de rutas definitivo (ver figura 5).

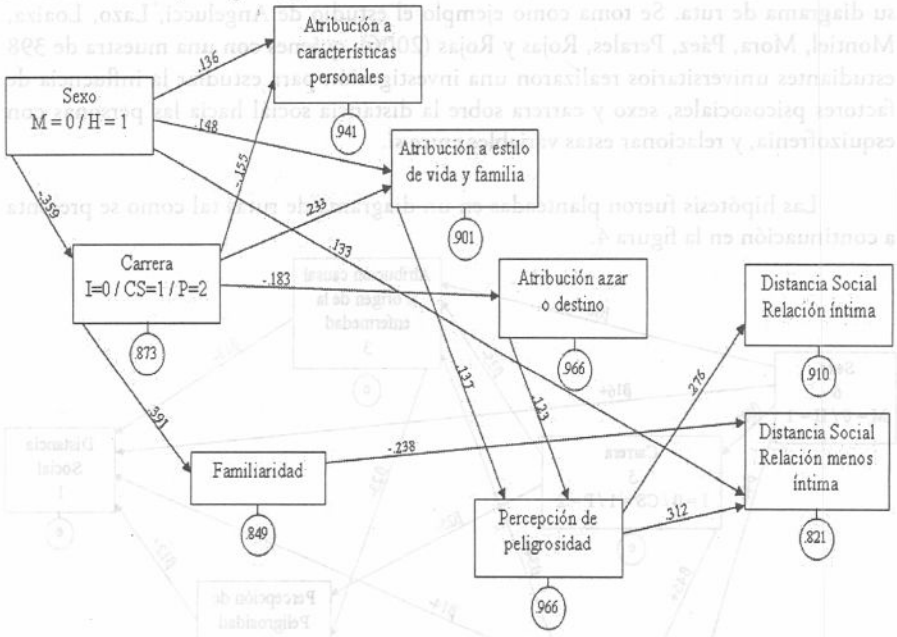


Figura 5. Diagrama resultante en la explicación de la distancia social hacia la esquizofrenia. Angelucci y cols. (2006).

Como se puede observar, este diagrama resulta diferente al propuesto. Una diferencia que viene dada por la cantidad de variables representadas (cajas) en ambos diagramas. Por ejemplo, en el diagrama propuesto, la variable atribución es representada en una sola caja, sin embargo, se realizó posteriormente un análisis de componentes principales donde resultaron tres dimensiones, las cuales se representan diferenciadas en el diagrama de rutas resultante; lo mismo ocurrió con distancia social.

En cuanto a esto, no existen reglas universales, sin embargo, se recomienda representar todas las dimensiones de las variables en el diagrama propuesto, lo que implica, por supuesto, conocimiento del comportamiento de la escala de medida de cada variable.

Por otra parte, en el diagrama resultante sólo se representan las rutas con coeficientes de rutas (regresión) significativos estadísticamente. Por ejemplo, la relación entre familiaridad y percepción de peligrosidad no es dibujada por no ser significativa.

En este tipo de casos hay varias opciones para expresar los diagramas resultantes; algunos autores recomiendan no colocar las flechas cuando la relación no es significativa, como en el caso del ejemplo. Otros, colocar líneas discontinuas para las relaciones negativas (-----), y otros colocan todas las rutas, pero dibujan las significativas con algún otro distintivo como color, grosor, entre otros (–, =), como se ve en la figura 6.

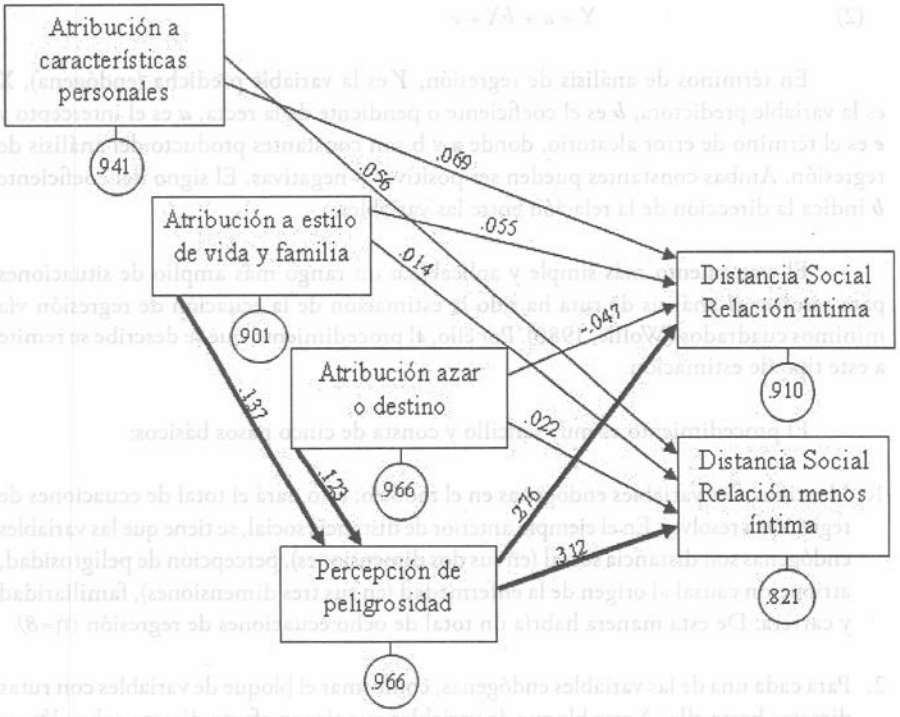


Figura 6. Parte del diagrama de ruta resultante en la explicación de distancia social hacia la esquizofrenia. Angelucci y cols. (2006). Un estilo utilizado para representar rutas no significativas.

Técnica de análisis de ruta

Análisis de regresión

El análisis de rutas es una técnica similar a la regresión pero con poder explicativo, que estudia los efectos directos e indirectos en el conjunto de variables observables (Casas, 2002).

El análisis de regresión implica la estimación de coeficientes de regresión parcial (coeficiente Beta), los cuales pueden ser empleados, como se indicó anteriormente, como coeficientes de rutas en el análisis de rutas.

Para el cálculo de estos coeficientes Beta se utiliza la técnica de regresión múltiple. Se basa en lo que se conoce como modelo lineal general (Hair y cols., 2000; Kerlinger y Lee, 2002; Keith, 2005), el cual puede expresarse como la ecuación de la línea recta, más un término de error aleatorio:

(2) $$Y = a + bX + e$$

En términos de análisis de regresión, *Y* es la variable predicha (endógena), X es la variable predictora, ***b*** es el coeficiente o pendiente de la recta, ***a*** es el intercepto y ***e*** es el término de error aleatorio, donde **a** y **b** son constantes producto del análisis de regresión. Ambas constantes pueden ser positivas o negativas. El signo del coeficiente ***b*** indica la dirección de la relación entre las variables.

El tratamiento más simple y aplicable a un rango más amplio de situaciones para resolver el análisis de ruta ha sido la estimación de la ecuación de regresión vía mínimos cuadrados (Wolfle, 1980). Por ello, el procedimiento que se describe se remite a este tipo de estimación.

El procedimiento es muy sencillo y consta de cinco pasos básicos:

1. Identificar las variables endógenas en el modelo; esto dará el total de ecuaciones de regresión a resolver. En el ejemplo anterior de distancia social, se tiene que las variables endógenas son distancia social (en sus dos dimensiones), percepción de peligrosidad, atribución causal al origen de la enfermedad (en sus tres dimensiones), familiaridad y carrera. De esta manera habría un total de ocho ecuaciones de regresión ($\eta = 8$).

2. Para cada una de las variables endógenas, conformar el bloque de variables con rutas directas hasta ella. A este bloque de variables que tienen efecto directo sobre $Y\eta$, se denominará $X\eta$, y constituye las variables predictoras del modelo de regresión. En el ejemplo anterior las variables predictoras de la variable peligrosidad, por ejemplo, son: familiaridad, carrera y atribución causal al origen de la enfermedad (en sus tres dimensiones).

3. Realizar el análisis de regresión para cada bloque $X\eta \rightarrow Y\eta$. Con esto ya se tienen los estimados de los coeficientes de ruta (coeficientes de regresión Beta) para todos los efectos directos, más los R^2 para cada variable endógena y su nivel de significancia. Si es una variable predictora, se realiza una regresión simple, si existen 2 ó

más variables predictoras se usa el análisis de regresión múltiple simultáneo, donde todas las variables predictoras "entran" en la ecuación de regresión al mismo tiempo (Keith, 2005).

4. Graficar el diagrama resultante.

5. De existir rutas indirectas en el modelo, calcular los efectos indirectos para cada ruta. También se pueden estimar los efectos totales (método descrito en el siguiente apartado).

Cálculo de efectos

Existen tres tipos generales de efectos en el análisis de rutas: efecto directo, efecto indirecto y efecto total, que vienen dados por la posibilidad de descomponer el efecto total del modelo.

El *efecto directo* viene dado por el coeficiente de regresión entre la variable predictora y la predicha, y responde a la pregunta de si existe relación entre las dos variables.

El *efecto indirecto* es el producto de los coeficientes en rutas indirectas entre una variable y otra variable. En un modelo $X \rightarrow Z \rightarrow Y$, el efecto indirecto de X sobre Y viene dado por $bxz * bzy$.

El *efecto total* es la suma de los efectos directos e indirectos. Si bien se pueden hacer distinciones más finas entre los tipos de efectos, ésta es la descomposición básica planteada por diferentes autores (Wolfle, 1980; Robles, 2000).

Significancia y bondad de ajuste de modelos de rutas

Este aspecto se corresponde con la etapa de evaluación del modelo, y se refiere a la exactitud de los supuestos del modelo de rutas especificado para determinar si el modelo es correcto, en el sentido de si se ajusta o aproxima al fenómeno (a los datos).

Generalmente se requiere la consideración de varios indicadores del ajuste del modelo. Para evaluar los coeficientes de rutas individuales se usan los índices de significancia estadística "t" o "F" resultantes de la ecuación de regresión. Igualmente, se evalúa la significancia de los coeficientes de determinación (R^2) para cada variable endógena (Robles, 2000).

Una forma alternativa para evaluar el modelo con sus coeficientes de ruta es utilizar índices de ajuste del modelo a partir de la estrategia de modelos estructurales de covarianza. Si el modelo está correctamente especificado (incluye toda las variables

relevantes y excluye todas las variables irrelevantes), con flechas (rutas) correctamente indicadas, la suma de los valores de rutas desde "i" a "j" van a ser iguales a los coeficientes de regresión de "j" predicha a partir de "i". Se puede comparar la matriz de correlación de los coeficientes de rutas estimados con la matriz de correlaciones observadas, con el fin de evaluar la bondad de ajuste del modelo de ruta.

En la práctica se puede evaluar la bondad de ajuste del modelo por medio de programas estadísticos, como LISREL O AMOS; éstos calculan una variedad de coeficientes de ajuste del modelo, bajo la noción de modelos de ecuaciones estructurales (Keith, 2005). Comúnmente se usa el índice de significancia estadística X^2 (chi cuadrado), con una distribución con los mismos grados de libertad del modelo. Se plantea como hipótesis nula que el modelo que se ajusta "es bueno", por tanto mientras mayor sea el valor del X^2 mayor la posibilidad de que sea significativo y por tanto el modelo no se ajuste (Casas, 2002).

Análisis de ruta y modelos estructurales

Como se dijo al principio de este documento, el análisis de ruta puede verse como un caso especial de análisis estructural de covarianza, relacionándose con el modelo de ecuaciones estructurales (SEM, por sus siglas en inglés). Esta estrategia se basa en el análisis estructural de covarianza, para la estimación de parámetros de modelos que permiten evaluar el ajuste de un modelo esperado a los datos observados. Según Robles (2000) "el análisis de rutas puede considerarse como una forma general de modelos de ecuaciones estructurales, con menor cantidad de suposiciones acerca de la teoría de la medición y menores requisitos computacionales" (p. 9).

Para Robles (2000) algunos puntos separan a las dos clases de modelos: 1) el tipo de estimación de parámetros y 2) la estimación del ajuste del modelo.

En cuanto al tipo de estimación, se tiene que las técnicas de análisis de rutas tradicionalmente utilizadas, se basan en estimaciones sucesivas de los parámetros de cada ecuación; por su parte, el modelo de ecuaciones estructurales se basa en técnicas de estimación simultánea con cada paso del algoritmo computacional. Para este autor, otra distinción relacionada con el tipo de estimación es la que se puede hacer en relación a la función de optimizar en el proceso de estimación. Como ya se señaló, una de las técnicas utilizadas para resolver el análisis de ruta es la regresión múltiple. En este tipo de análisis la función a optimizar más fácilmente manejable es la de mínimos cuadrados (Kerlinger y Lee, 2002).

Existen otras formas de funciones a optimizar, o maneras de realizar la optimización de las mismas funciones, por lo que podrá encontrarse en la literatura análisis de regresión por mínimos cuadrados en dos y tres etapas, mínimos cuadrados genera-

lizados, mínimos cuadrados ponderados, y máxima verosimilitud, entre otras (Lance, Cornwell y Mulaik, 1988).

Según Robles (2000), la propiedad fundamental del análisis de regresión basado en mínimos cuadrados es su simplicidad. De allí su difusión y uso como la base para técnicas elementales de análisis de rutas. En el modelo de ecuaciones estructurales, suelen usarse funciones que cumplen con propiedades cuantitativas más exigentes, como mínimos cuadrados generalizados, mínimos cuadrados ponderados, y máxima verosimilitud. Entre las implicaciones más importantes del uso de estas funciones, está el hecho de que el modelo de ecuaciones estructurales debe usarse para modelos estrictamente confirmatorios y sobreidentificados (Bentler, 1980; Kerlinger y Lee, 2002; Keith, 2005).

Esto crea grandes diferencias en la eficiencia y el significado de la estimación de parámetros, por lo que desde el punto de vista computacional, el modelo de ecuaciones estructurales es más eficiente y elegante (Robles, 2000).

Por otra parte, el análisis de rutas, en su versión más simple, implica el uso de mínimos cuadrados, con estimación sucesiva de parámetros. Esto puede ser objeto de muchos cuestionamientos desde el punto de vista computacional y estadístico. Sin embargo, desde el punto de vista práctico y didáctico el análisis de rutas por técnicas convencionales es más simple y fácil de aprender e interpretar (Bentler, 1980); además, se apunta como una primera aproximación a la construcción de modelos, resulta una opción viable y con muchos antecedentes en la literatura (Wolfle, 1980).

La otra distinción entre estas dos técnicas, según Robles (2000), viene dada por la forma de evaluar el ajuste del modelo. Como se dijo anteriormente en el análisis de rutas, basado en mínimos cuadrados, lo más común es evaluar el ajuste para cada variable endógena, usando la significancia de cada uno de los coeficientes de regresión estandarizados y la del coeficiente de determinación múltiple (R^2). En los modelos de ecuaciones estructurales, para cada modelo existe un índice de ajuste global. Esto se relaciona con la diferencia entre estimación simultánea y sucesiva. La estimación simultánea en modelos de ecuaciones estructurales permite la especificación de un índice de ajuste global (Lance y cols., 1988; Bentler, 1980).

Por otro lado, Bentler (1980) establece que los parámetros estimados por medio de ecuaciones estructurales presentan un mayor significado teórico que los coeficientes resultantes de la ecuación de regresión. Las ecuaciones estructurales, además, no representan explícitamente los parámetros del proceso causal. Implícita en cada ecuación están los parámetros asociados con las varianzas y covarianzas de las variables predictoras.

De esta manera, con el mismo número de variables involucradas en el modelo existen más parámetros asociados con el proceso causal representados en la ecuación estructural. Por ejemplo, si se tienen tres variables predictoras (X_1, X_2, X_3) y una a predecir (Y) en una ecuación de regresión (análisis de rutas) habría tres parámetros representados por cada uno de los coeficientes de regresión (b_1, b_2 y b_3) más un parámetro representado por el término de error (e), en total cuatro. Mientras que en el modelo de ecuaciones estructurales habrían 10 parámetros (tres coeficientes: b_1, b_2 y b_3 , el error: e, tres términos de varianza: σ_1^2, σ_2^2, σ_3^2, y tres términos de covarianzas: σ_{12}^2, σ_{13}^2, σ_{23}^2), donde sólo tres de ellos serían mostrados en la ecuación estructural.

Otra distinción es que la resolución del modelo de ecuaciones estructurales supone previamente un modelo de medida que requiere un análisis factorial confirmatorio y, por tanto, mayor conocimiento de las medidas de cada variable (Bentler , 1980; Kerlinger y Lee, 2002; Keith, 2005).

Por último, ya no relacionada con la estimación, viene dada por el tipo de variable utilizada en cada técnica. Como ya se indicó anteriormente, el modelo de ecuaciones estructurales se propone explicar las propiedades estadísticas de variables medidas en términos de variables latentes, mientras que los modelos de rutas trabajan con variables manifiestas u observables (Kerlinger y Lee, 2002, Keith, 2005).

Este último aspecto lleva a la consideración del uso o no de la noción de variables latentes en el planteamiento de modelos, lo cual, va unido a la posición teórica asumida para la explicación de los hechos; la cual, en las ciencias del comportamiento, tiende a ser diversa. Al respecto, Gintis (2006) establece "todas las disciplinas del comportamiento incluyen un modelo de la conducta humana. Además, estos modelos no sólo son diferentes, como debe esperarse ya que sus aproximaciones explicativas son distintas, sino que son discordias incompatibles" (pp. 1-2).

En Psicología, estas discrepancias son tales que le dan a la disciplina una imagen interna más bien caleidoscópica (Peña, 2006); y, específicamente, una de las repercusiones más sonada de estas controversias está en las divergencias relativas al nivel del discurso de los datos, al punto que los enfoques conceptuales se podrían ordenar de acuerdo a la distancia que asumen entre la realidad y los datos, lo cual repercute a su vez sobre el uso o no de variables intermedias en las explicaciones teóricas (Peña, 2006, *comunicación personal*).

Más específicamente en Psicología, los enfoques conceptuales van desde los que se aferran a elementos directamente observables, la conducta explícita, a los que emplean dimensiones que sólo pueden inferirse, variables latentes. Metodológicamente, para los enfoques en el primer polo el manejo multivariable con intensión explicativa debería

recurrir al Análisis de Ruta; y para los que se ubican en el segundo polo la herramienta sería Modelos Estructurales (Peña, 2006, *comunicación personal*).

Es importante destacar que a estas diferencias subyacen, más en el fondo, modos distintos de asumir la epistemología; por tanto, la elección entre una forma u otra de resolver el cálculo de las covariaciones, contingencia o correlación, análisis de ruta o modelos estructurales, va más allá de las modas o de las competencias informáticas, adentrándose en las raíces filosóficas de cada enfoque; aun más, en Psicología el desarrollo de los modelos de cálculo siempre ha dependido de las pretensiones de los enfoques conceptuales, una regla que sigue aplicando al momento de elegir una metodología y un modo de análisis de datos (Peña, 1995).

Ejemplo del uso del procedimiento

A continuación se va a presentar un fragmento del diagrama de ruta propuesto por Angelucci (2001) para evaluar cómo un conjunto de variables sociodemográficas, laborales, el locus de control de salud, el apoyo social percibido y la salud psicológica, influencian la salud física autopercibida, y evaluar cómo se relacionan entre ellas dichas variables.

Cabe destacar que sólo se muestra el planteamiento del modelo, los resultados a partir del análisis de regresión, el modelo resultante y el cálculo de los efectos directos, indirectos y totales para la parte de modelo original que corresponde a la predicción del apoyo social percibido por parte de amigos.

Como se puede ver en la figura 7, se plantea un modelo que pretende explicar a la variable apoyo percibido de amigos a partir de las relaciones directas e indirectas de esta variable con el locus de control de salud, dividido en dos subescalas (interno y externo), el cumplir con un cargo de supervisor y un conjunto de variables sociodemográficas (nivel socioeconómico, sexo, estado civil y edad) y laborales (antigüedad en el trabajo y tipo de universidad donde laboral). Se representa el error para cada variable que recibe influencia de cualquier otra variable del modelo.

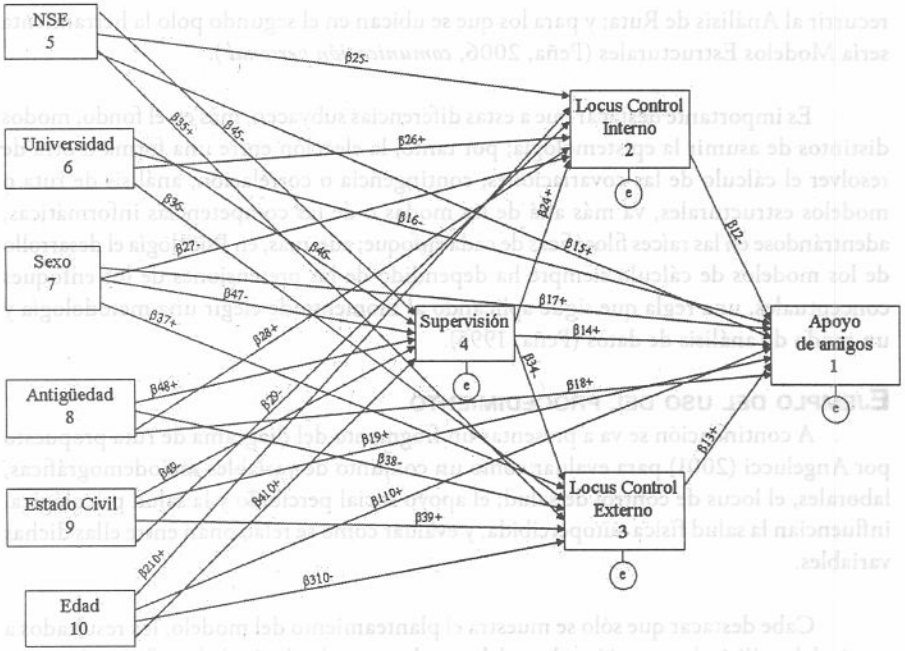


Figura 7. Diagrama de ruta propuesto para explicar apoyo social percibido de amigos. Fragmento de Angelucci (2001).

Luego de haber representado, y siguiendo los pasos del procedimiento basado en la técnica de análisis de regresión, se tiene que:

1. Las variables endógenas del modelo son $X_{1\,(apoyo)}$ (otros autores la llaman Y), $X_{2(locus\ interno)}$, $X_{3(locus\ externo)}$ y $X_{4(supervisión)}$, por lo que $\eta = 4$
2. Las cuatro ecuaciones de regresión tendrían la siguiente forma, considerando las variables predictoras de cada variable endógena. Se plantean tomando las variables endógenas de derecha a izquierda del diagrama:

$$
\begin{aligned}
X_1 &= a - b_2X_2 + b_3X_3 + b_4X_4 + b_5X_5 - b_6X_6 + b_7X_7 + b_8X_8 + b_9X_9 + b_{10}X_{10} + u \\
X_2 &= a + b_4X_4 - b_5X_5 + b_6X_6 - b_7X_7 + b_8X_8 - b_9X_9 + b_{10}X_{10} + u \\
X_3 &= a - b_4X_4 + b_5X_5 - b_6X_6 + b_7X_7 - b_8X_8 + b_9X_9 - b_{10}X_{10} + u \\
X_4 &= a - b_5X_5 - b_6X_6 - b_7X_7 + b_8X_8 - b_9X_9 + b_{10}X_{10} + u
\end{aligned}
\qquad (3)
$$

Como se puede ver, las ecuaciones representan los signos de los coeficientes de regresión para cada variable predictora en función de la relación esperada con la variable predicha o endógena. Cabe destacar que un mayor puntaje de nivel socioeconómico (NSE) representa menor nivel. Supervisión fue categorizada por presencia (1) y ausencia (0). Sexo: mujer 1 y hombre 0. Universidad: pública 0 y privada 1, y estado civil: casado 0 y soltero-divorciado 1.

3. Se realizan los η análisis de regresión. Los resultados aparecen en las tablas siguientes, las cuales contienen los coeficientes de regresión estandarizados y no estandarizados y su nivel significancia asociado. Se toman como significativos los coeficientes con una probabilidad igual o menor a 0.05 (α = 5%).

De esta manera se tiene, en primer lugar, para el *apoyo de amigos* y la combinación lineal de las variables predictoras una correlación moderada, explicándose significativamente el 15% de la varianza total (R= .441, R^2= .15, gl= 9/169, F= 4526, p= 0.000). Al evaluar cada una de las variables del modelo y su correlación con el apoyo de amigos se observa que el locus de control externo correlaciona bajo y negativo (B= -.256, p= 0.01), en el sentido que a menor locus de control externo mayor apoyo de amigos percibido.

Asimismo, correlacionan en forma baja el nivel socioeconómico (B= -.181, p= .018), la supervisión de personal (B= .146, p= .048) y el estado civil (B= .160, p= .042); así, poseer un mayor nivel socioeconómico, supervisar personal y el ser soltero y divorciado se asocia con un mayor apoyo de amigos percibido (Ver tabla 2).

Tabla 2. Coeficientes de regresión y su significancia para apoyo percibido de amigos

	b	Error estándar	Beta	t	p
(Constante)	34,425	3,514		9,796	,000
Locus de control interno	-7.102E-02	,069	-,079	-1,026	,306
Locus de control externo	-,343	,098	-,256	-3,493	,001*
NSE	-,363	,152	-,181	-2,384	,018*
Sexo	,363	,831	,033	,437	,663
Supervisión	1,670	,838	,146	1,992	,048*
Universidad	,152	,796	,014	,191	,848
Antigüedad	-3.093E-02	,067	-,045	-,464	,643*
Edad	-8.525E-02	,057	-,152	-1,490	,138
Estado civil	,932	,454	,160	2,054	,042*

*significativo al 0.05

Para el *locus de control externo* se presenta una correlación baja y no significativa entre esta variable y el conjunto de variables predictoras, explicándose sólo el 0,7% de la varianza total (R= .195, R^2= .007, gl= 6/183, F=1.211, p= 0.302). Como se puede observar en la tabla 3, ninguna variable predice el locus de control externo.

Tabla 3. Coeficientes de regresión y su significancia para locus de control externo

	b	Error estándar	Beta	t	p
(Constante)	14,394	1,742		8,262	,000
NSE	-,115	,116	-,078	-,991	,323
Sexo	,902	,623	,112	1,447	,150
Supervisión	-,699	,648	-,082	-1,080	,282
Antigüedad	-1.994E-02	,050	-,040	-,400	,689
Edad	6,404E-02	,044	,156	1,453	,148
Estado civil	-,591	,350	-,135	-1,691	,093

*significativo al 0.05

Por otra parte, al analizar el *locus de control interno* se obtuvo una correlación múltiple moderada baja, explicándose significativamente el 10% de la varianza total (R= .358, R^2= .10, gl= 6/178, F= 4352, p= 0.000). La variable que predice el locus de control interno es el sexo con una correlación baja y positiva (B= .216, p= .004), donde el ser mujer se asocia con mayor locus de control interno en la salud (ver tabla 4).

Tabla 4. Coeficientes de regresión y su significancia para locus de control interno

	b	Error estándar	Beta	t	p
(Constante)	36,948	2,609		14,162	,000
NSE	-,326	,172	-,145	-1,896	,060
Sexo	2,636	,916	,216	2,878	,004*
Supervisión	1,626	,941	,127	1,728	,086
Antigüedad	7,339E-02	,072	,099	1,013	,312
Edad	-6.113E-02	,064	-,098	-,949	,344
Estado civil	-,800	,505	-,121	-1,585	,115

*significativo al 0.05

Por último, la variable *supervisión del personal* correlaciona bajo pero significativamente con la combinación lineal de las variables involucradas en el modelo, las cuales explican el 5% de esta variable (R= .337, R^2= .05, gl= 4/191, F= 1.693, p= 0.073). De las predictoras, se tiene que sólo el nivel socioeconómico se relaciona con la supervisión de personal (B= -.216, p= .004), en el sentido de que a mayor nivel socioeconómico mayor posibilidad de supervisar personal (ver tabla 5).

Tabla 5. Coeficientes de regresión y su significancia para supervisión de personal

	b	Error estándar	Beta	t	p
(Constante)	,517	,190		2,719	,007
NSE	-3.721E-02	,013	-,216	-2,940	,004*
Sexo	-8.682E-02	,068	-,092	-1,272	,205
Antigüedad	7,664E-03	,006	,132	1,387	,167
Edad	4,088E-03	,005	,085	,882	,379

*significativo al 0.05

4. Se construye el diagrama de rutas resultante. En este caso con los resultados de p≥0.05.

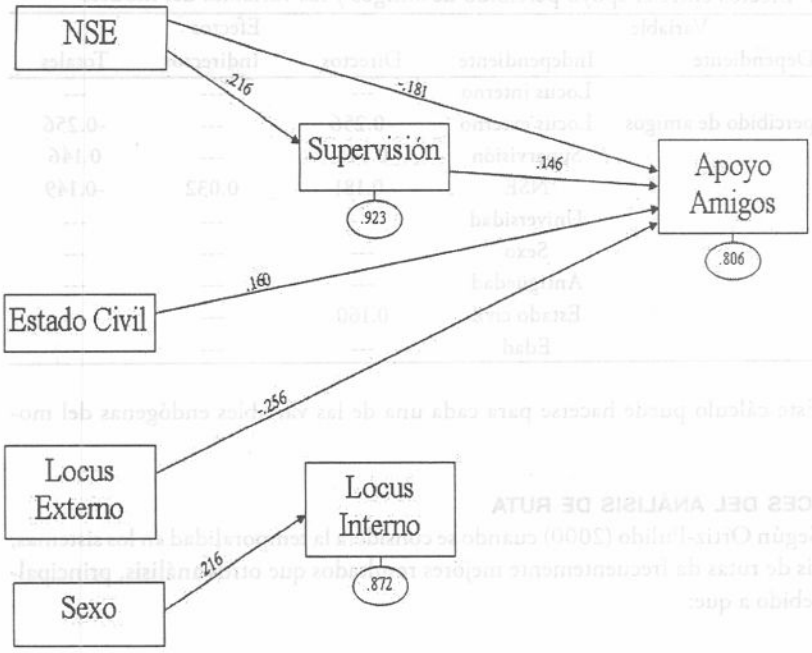


Figura 8. Diagrama de ruta resultante en la explicación del apoyo social percibido de amigos. Fragmento de Angelucci (2001).

5. Como existen rutas indirectas, se calculan los efectos indirectos, por ejemplo $X_{5\,(\text{nivel socioeconómico})}$ sobre $X_{1\,(apoyo)}$, siendo igual a $\beta_{45} * \beta_{14}$, cubriendo la ruta $X_5 \rightarrow X_4 \rightarrow X_1$. Es decir, el nivel socioeconómico tiene un efecto directo sobre apoyo percibido de amigos, pero además tiene un efecto directo mediado (pasando por) por la variable tener o no un cargo de supervisor. Así se multiplican los coeficientes: 0.216 * 0.146, siendo el efecto indirecto igual a 0.032.

En la tabla 6 se presenta los efectos directos, indirectos y totales para la variable apoyo de amigos únicamente. Sólo se tomaron los efectos significativos estadísticamente. Como se puede evidenciar, los efectos totales más altos se presentan entre el apoyo percibido de amigos y locus externo, supervisión y NSE, en ese orden. El único efecto indirecto es con NSE.

Tabla 6. Efectos entre el apoyo percibido de amigos y las variables del modelo

Variable Dependiente	Independiente	Efectos Directos	Efectos Indirectos	Efectos Totales
	Locus interno	---	---	---
Apoyo percibido de amigos	Locus externo	-0.256	---	-0.256
	Supervisión	0.146	---	0.146
	NSE	-0.181	0.032	-0.149
	Universidad	---	---	---
	Sexo	---	---	---
	Antigüedad	---	---	---
	Estado civil	0.160	---	---
	Edad	---	---	---

Este cálculo puede hacerse para cada una de las variables endógenas del modelo.

Alcances del análisis de ruta

Según Ortiz-Pulido (2000) cuando se considera la temporalidad en los sistemas, el análisis de rutas da frecuentemente mejores resultados que otros análisis, principalmente debido a que:

- Permite construir rutas causales. Uno de las mayores ventajas de este tipo de análisis es que verifica los presupuestos de una teoría acerca de las relaciones entre sus términos más que simplemente evaluar un conjunto de datos basada en alguna relación lineal.
- *Provee un medio para descomponer la correlación entre dos variables en componentes que representen contribuciones causales y no causales.*
- Su estructura no es fija, en el sentido de que una misma variable puede cumplir la función de variable dependiente e independiente a la vez.
- Las aplicaciones del análisis de rutas son innumerables. En Psicología se encuentran estudios en áreas como organizacional, clínica, escolar, social, salud, básica, entre otras.

Limitaciones del análisis de ruta

Se adecua más a un análisis exploratorio que confirmatorio. En este sentido, algunos autores establecen que su utilidad en restringida para evaluar pocas hipótesis *o en estadios tempranos o exploratorios de la investigación (Webley y Lea, s/f).*

Cuando se observa la asociación o falta de asociación entre dos dimensiones, hay que tomar en consideración que la relación observada puede "depender" de influencias distorsionantes de otras variables, pudiéndose dar una relación espúrea.

Hay que tomar en cuenta que el análisis de rutas es usado para evaluar hipótesis acerca de relaciones causales entre variables, lo que supone un conocimiento previo acerca del fenómeno por parte del investigador, además del manejo de las asunciones (epistemológicas y técnicas) sobre las cuales se basa esta estrategia.

Referencias bibliográficas

Angelucci, L.; Lazo, V.; Loaiza, G.; Montiel, L.; Mora, N.; Páez, V.; Perales, A.; Rojas C. y Rojas, J. (2006). *Distancia social hacia las personas con esquizofrenia: Influencia de la familiaridad, percepción de peligrosidad, atribución causal, carrera y sexo.* Trabajo no publicado presentado en el V Congreso Iberoamericano de Psicología Clínica y de la Salud. San José, Costa Rica, 19- 23 de septiembre.

Angelucci, L. (2001). *Influencia de las variables sociodemográficas, el apoyo social y locus de control de salud sobre la salud en empleados universitarios.* Trabajo de ascenso para optar a categoría de agregado. Departamento de Ciencia y Tecnología del Comportamiento. Universidad Simón Bolívar, Caracas, Venezuela.

Anguera, M. (1989). "Hacia una representación conceptual: Teorías y modelos". En J. Mayor y J. Pinillos (Eds.) *Tratado de Psicología General* (tomo 1). Madrid: Alambra.

Arnau, J. (1982). *Psicología experimental: un enfoque metodológico.* México: Trillas.

Baltes, P.; Reese, H. y Nesselroade, J. (1980). *Métodos de investigación en psicología evolutiva: Enfoque del ciclo vital.* Madrid: Morata.

Bentler, P. (1980). "*Multivariate analysis with latent variables: Causal modeling*". *Annual Review of Psychology, 31*, 419-456.

Blalock, H. (1984). *Construcción de teorías en las ciencias sociales.* México: Trillas.

Bross, I. (1958). *La decisión estadística.* Madrid: Aguilar.

Bunge, M. (1981). *Epistemología.* Barcelona: Ariel.

Casas, M. (2002). "Los modelos de ecuaciones estructurales y su aplicación en el Índice Europeo de Satisfacción del Cliente". En Rect@ *Revista Electrónica de Comunicaciones y Trabajos de ASEPUMA, actas 10,* 1-11. Recuperado el 15 de febrero de 2007 de http://www.doaj.org/doaj?func=abstract&id=176630&toc=y

Cohen, J.; Cohen, P.; Wert, S. y Aiken, L. (2003). *Applied multiple regression/correlation analysis for the behavioral sciences.* (3ra. edición). Nahwah: Lawrence Erlbaum.

Critto, A. (1982). *El método científico en las ciencias sociales.* Buenos Aires: Paidos.

De la Garza, J. (1995). *Mercadología.* México: Alambra.

Gintis, H. (2006) *Towards a Unified Behavioral Science.* Recuperado el 15 de febrero 2007 de http://www.umass.edu/preferen/gintis/TowardsUnity.pdf

Hair, J.; Anserson, R.; Tatham, R. y Black, W. (2000). *Análisis multivariante.* (5ta. edición). Madrid: Pretince Hall.

Keith, T. (2005). *Multiple regression and beyond.* New York: Pearson.

Kerlinger y Lee, (2002). *Investigación del comportamiento: Métodos de investigación en Ciencias Sociales.* México: Mc Graw Hill

Klem, L. (1995). "*Path analysis*". En *Reading and understanding multivariate statistic,* L. Grimm y P. Yarnold (eds.) (pp. 65-98). Washington: American Psychological Association.

Lance, C.; Cornwell, J. y Mulaik, S. (1988). "*Limited information parameter estimates for latent and mixed manifest and latent variable models*". *Multivariate Behavioral Research, 32,* 215-254.

Mulaik, S. (1987). "*Toward a conception of causality applicable to experimentation and causal modeling*". *Child Development, 58,* 18-32.

Ortiz-Pulido, R. (2000). "Análisis de rutas en biología: Estadística para sistemas multicausales". *Interciencia, 25,* 329-336 (versión electrónica). Recuperado el 12 de febrero 2007 de http://redalyc.uaemex.mx/redalyc/pdf/339/33904903.pdf

Peña, G. (1999). *Enfoque causal-comparativo.* Material no publicado de la cátedra de Psicología experimental. Escuela de Psicología, Universidad Católica Andrés Bello, Caracas, Venezuela.

_____ (1995). "Dos factores explicativos de la cuantofobia: la revolución de la inferencia estadística y el factor humano en la concepción de los métodos estadísticos". *Revista AVEPSO, XVIII,* 2, 65-83.

_____ (2006). "De una psicología caleidoscópica a un cuerpo disciplinar integrado funcionalmente". En G. Peña; Y. Cañoto y Z. Santalla (eds) *Una introducción a la psicología.* Caracas: Universidad Católica Andrés Bello.

Robles, J. (2000). *Introducción al análisis de ruta.* Guía de estudio (no publicada). Cátedra de Metodología II. Escuela de Psicología. Universidad Católica Andrés Bello, Caracas, Venezuela.

_____. (1992). *Contrastación del modelo n: mayor efecto del tamaño muestral que el método de estimación y especificación sobre los índices de ajuste de un modelo estructural.* Tesis de Licenciatura en Psicología (no publicada), Universidad Católica Andrés Bello, Caracas, Venezuela.

Sierra Bravo, R. (1981). *Ciencias sociales: análisis estadístico y modelos matemáticos.* Madrid: Paraninfo.

_____. (1995). *Técnicas de investigación social: teoría y ejercicios.* (10ma. edición). Madrid: Paraninfo.

Wartofsky, M. (1976). *Introducción a la filosofía de la ciencia.* Madrid: Alianza Editorial.

Webley, P. y Lea, S. (s/f). *PSY6003 Advanced statistic: Multivariate analysis II: Manifest variables analyses. Topic 3: Path analysis.* Department of Psychology, University of Exeter, United Kingdom. Recuperado el 12 de febrero 2007 de http://www.people.ex.ac.uk/SEGLea/multvar2/pathanal.html

Wolfle, L. (1980). "*Strategies of path análisis*". *American Educational Research Journal, 17,* 183-209.

Wrigth, S. (1934). "*The method of path coefficients*". *Annals of Mathematical Statistics,* 5, 161-215.

Peña, C. (1999). Enfoque causal comparativo. Material no publicado de la cátedra de Psicología experimental. Escuela de Psicología, Universidad Católica Andrés Bello, Caracas, Venezuela.

_____ (1995). "Dos factores explicativos de la cuantofobia: la revolución de la inferencia estadística y el factor humano en la concepción de los métodos estadísticos". Revista ANEPSO, XVIII 2: 65-83.

_____ (2000). "De una psicología calidoscópica a un enfoque disciplinar integrado funcionalmente". En C. Peña; X. Cañoto y Z. Santalla (eds) Una introducción a la psicología. Caracas: Universidad Católica Andrés Bello.

Robles, J. (2000). Introducción al análisis de una. Guía de estudio (no publicada). Cátedra de Metodología II. Escuela de Psicología. Universidad Católica Andrés Bello. Caracas, Venezuela.

_____ (1992). Construcción del modelo a partir de un nuevo ejemplo numérico que el método de estimación y apoyo (función sobre los índices de ajuste de un modelo construcional. Tesis de Licenciatura en Psicología (no publicada). Universidad Católica Andrés Bello, Caracas, Venezuela.

Sierra Bravo, R. (1981). Ciencias sociales, medición estadística y modelos matemáticos. Madrid: Paraninfo.

_____ (1995). Técnicas de investigación social: teoría y ejercicios. (10ma edición). Madrid: Paraninfo.

Warnofsky, M. (1976). Introducción a la filosofía de la ciencia. Madrid: Alianza Editorial.

Wesley, P. y Lea, S. (eds) (2000). Advanced statistics: Multivariate analysis II. Multivariate analysis. Topic 3: Path analysis. Department of Psychology, University of Exeter, United Kingdom. Recuperado el 12 de febrero 2007 de http://www.people.ex.ac.uk/SEGLea/multivar2/pathanal.html

Wolfle, L. (1980). "Synergies of path analysis". American Educational Research Journal, 17: 183-209.

Wright, S. (1934). "The method of path coefficients". Annals of Mathematical Statistics, 5: 161-215.

MODELOS DE ECUACIONES ESTRUCTURALES: OPERACIONES Y CONCEPTOS BÁSICOS

Lic. Juan Carlos Correa

RESUMEN

El uso de modelos de ecuaciones estructurales exige la comprensión de diversas operaciones y conceptos asociados con la teoría clásica de los tests, la teoría de distribución asintótica y algunas aplicaciones del algebra matricial a la estadística inferencial, en el contexto de la contrastación de hipótesis teóricas. El propósito del presente artículo es destacar la relación entre estos conceptos y operaciones en el uso general de esta metodología. El apéndice incluido al final amplía algunas ideas expuestas a lo largo del artículo.

Palabras claves: modelos de ecuaciones estructurales, especificación, identificación, estimación, contrastación, variables observadas, variables latentes.

MODELOS DE ECUACIONES ESTRUCTURALES: ANTECEDENTES Y NOCIONES PRELIMINARES

Los conceptos y operaciones involucradas en el uso de los modelos de ecuaciones estructurales (SEM) encuentran sus antecedentes en la tradición del análisis factorial (Spearman, 1904), la teoría clásica de los tests (Lord y Novick, 1968) y el enfoque tradicional sobre el contraste de hipótesis estadísticas (Fisher, 1936). Desde estas perspectivas, se advirtió una doble contribución para la investigación en las ciencias del comportamiento. Primero, la necesidad de distinguir conceptual y metodológicamente la diferencia entre variables latentes, variables de disturbancia o error y variables observadas (ver nota 2 del apéndice); y en segundo lugar, se desarrolló la posibilidad de modelar, validar y estimar el ajuste de sus relaciones a la luz de un marco de referencia teórico de interés (Breckler, 1990; Bollen, 2002; MacCallum y Austin, 2000).

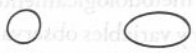
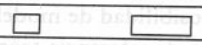
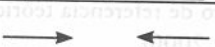
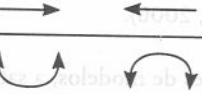
Clásicamente, suele distinguirse entre dos tipos generales de modelos, a saber: "modelos de medición" y "modelos estructurales" (ver nota 1 del apéndice). Un modelo

de medición es aquel en el que se sostiene que las relaciones entre distintas variables observadas (como los puntajes de un ítem en un test) son explicadas por, o explican la varianza de, una o más variables latentes (constructos teóricos) en conjunción con sus correspondientes términos de error. El segundo tipo de modelo general es el que se conoce como "modelo estructural", en el cual se plantea la relación entre una o más variables latentes. Esta distinción, sin embargo, ya no suele plantearse en la práctica, pues en ambos casos siempre se define la existencia hipotética de una estructura de relaciones entre variables, cuya validez o ajuste debe estimarse por la vía de cuatro procedimientos concatenados, a saber: *la especificación, la identificación, la estimación de parámetros y la evaluación de modelos.*

Especificación de modelos

La especificación consiste en establecer cuántas variables (observadas, latentes y de error) son incluidas en un modelo, cuáles son consideradas endógenas (variables dependientes) y cuáles exógenas (variables independientes), así como también el tipo de relación que las vincula (unidireccional o "causal" vs. bidireccional o "no causal"). La especificación se sustenta sobre la base de un criterio racional o marco de referencia teórico que permita sostener *a priori* las relaciones propuestas entre variables. Tales relaciones se asumen como hipótesis específicas a un problema de investigación y, entre otros aspectos, tienen especial vínculo con el número de parámetros a estimar dentro del modelo y los grados de libertad con los cuales se asumirá su contrastación y evaluación (Bentler y Dudgeon, 1996). Existen dos formas de realizar la especificación. La primera consiste en usar diagramas de rutas que sintetizan en forma gráfica las relaciones entre variables. La segunda emplea un sistema de ecuaciones lineales que las representa. La nomenclatura del sistema de ecuaciones se incluye en la nota 1 del apéndice, para utilizarlo en conjunción con varios ejemplos que ilustran dicho procedimiento. La especificación por la vía de diagramas de ruta sigue las convenciones estándares empleadas en análisis de rutas basados en modelos de regresión múltiple (e.g., Asher, 1981; Kerlinger y Pedhazur, 1973; Werts y Linn, 1970) y en la tabla 1 se sintetizan estas convenciones.

Tabla 1. Convenciones de representación gráfica para la especificación de modelos

Representación Gráfica	Significación
	*Variable latente o no directamente observada (e.g., factores,* errores).
	Variable observada o directamente medida.
	Ruta unidireccional que sugiere la influencia "causal" de una variable sobre otra, expresada en términos de pesos de regresión.
	Ruta bidireccional que sugiere la relación "no causal" entre variables, generalmente expresada en términos de covarianza o correlación.

Por conveniencia, los términos "indicadores", "ítems" o "variables observadas" se usarán como sinónimos, al igual que los términos "variables latentes", "factores" o "constructos". Dentro de la perspectiva de los SEM, se plantea una distinción entre dos tipos de "modelos de medición", los cuales están orientados a la validación de mediciones basadas en el uso de los tests. Al primero de ellos se les conoce como modelos de indicadores reflectivos; mientras que al segundo se les denomina modelos de indicadores formativos (Bollen, 1984; 1989; Bollen y Lennox, 1991). En ambos casos se plantean diversas relaciones entre variables observadas y latentes, tales como las que se presentan en los modelos reflejados en la figura 1.

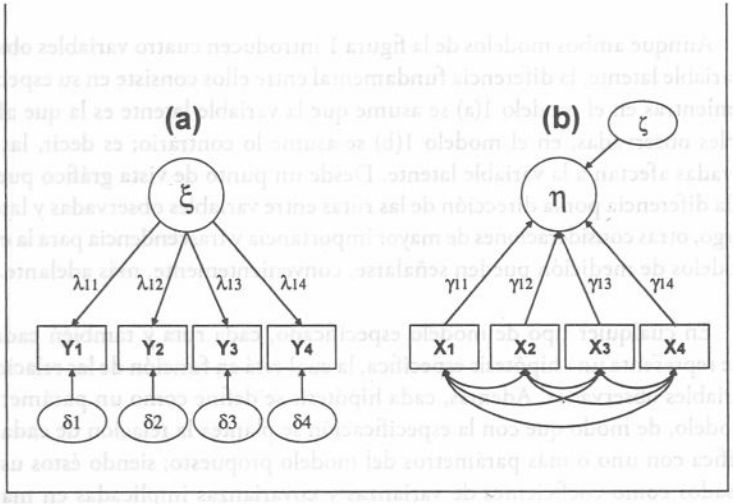


Figura 1. (a) Modelo de medición de indicadores reflectivos y (b) modelo de medición de indicadores formativos.

En el modelo de la figura 1(a) se presenta un modelo de medición de indicadores reflectivos, también conocido como modelo de análisis factorial confirmatorio (CFA). En ellos se considera que las distintas variables observadas (i.e., Y_1, Y_2, Y_3, Y_4) son dependientes de una latente (i.e., ξ) que las afecta en forma común, con una magnitud λ_{ij} que representa el coeficiente de determinación o carga factorial entre la *j*-ésima variable latente y la *i*-ésima variable observada. Adicionalmente, el modelo señala que cada variable observada posee un término de error de medición (i.e., δ_1, δ_2, δ_3, δ_4) que representa aquella proporción de su varianza no explicada por la variable latente. Un aspecto fundamental de este modelo es el hecho de que la varianza de la variable latente (ξ) determina a la varianza común de las variables observadas.

En la figura 1(b), en cambio, se presenta un modelo de medición con indicadores formativos. Dicho modelo es un caso especial de regresión múltiple, con la peculiaridad de que la variable dependiente resulta ser una variable latente (véase Bollen, 2002; pp. 619-624). En estos modelos, al considerar a la variable latente (η) como dependiente de distintas variables observadas (i.e., X_1, X_2, X_3, X_4), se asume que cada una de éstas la afectan de forma simultánea con una magnitud γ_{ij} que representa al coeficiente de determinación entre cada variable observada y la variable latente. Adicionalmente, el modelo señala que la variable latente posee un término de error o disturbancia (ζ_1) que representa aquella proporción de su varianza no explicada por la influencia simultánea de las variables observadas.

Aunque ambos modelos de la figura 1 introducen cuatro variables observadas y una variable latente, la diferencia fundamental entre ellos consiste en su especificación, pues mientras en el modelo 1(a) se asume que la variable latente es la que afecta a las variables observadas, en el modelo 1(b) se asume lo contrario; es decir, las variables observadas afectan a la variable latente. Desde un punto de vista gráfico puede observarse la diferencia por la dirección de las rutas entre variables observadas y latentes. Sin embargo, otras consideraciones de mayor importancia y trascendencia para la evaluación de modelos de medición pueden señalarse, convenientemente, más adelante.

En cualquier tipo de modelo especificado, cada ruta y también cada variable latente representa una hipótesis específica, la cual está en función de las relaciones entre las variables observadas. Además, cada hipótesis se define como un parámetro dentro del modelo, de modo que con la especificación se plantea la relación de cada hipótesis específica con uno o más parámetros del modelo propuesto; siendo éstos usualmente expresados como coeficientes de varianzas y covarianzas implicadas en matrices paramétricas. De allí que todas las hipótesis planteadas se contrasten de manera global mediante la siguiente hipótesis general:

$$\Sigma = \Sigma(\theta) \qquad \text{(Ecuación 1)}$$

Dicha hipótesis, plantea la igualdad entre las matrices S y $\Sigma(\theta)$. La matriz que se encuentra al lado izquierdo de la igualdad representa a una matriz de varianza-covarianza que expresa las relaciones entre "q" variables observadas de una población. La matriz $\Sigma(\theta)$ es una que contiene un conjunto θ de parámetros incluidos en la especificación de un modelo de medición propuesto. A dicho modelo se le especifica con el propósito de observar en qué medida puede juzgarse como una represetación ajustada a las relaciones de las "q" variables implicadas en la población (Bentler y Bonett, 1980).

Dado que los parámetros incluidos en la especificación dependen del tipo de modelo de medición representado en términos de indicadores reflectivos o indicadores

formativos (Bollen, 1984), conviene hacer alusión al conjunto de parámetros que se incluyen en cada uno de estos modelos. En general, las matrices paramétricas incluidas en la especificación de un modelo de medición con indicadores reflectivos son:

$$\Sigma(\theta) = \Lambda x\, \Phi\, \Lambda x' + \Theta\delta \qquad \text{(Ecuación 2)}$$

Donde Λx representa a la matriz de estructura factorial que expresa el grado de asociación entre las variables observadas y las variables latentes; $\Lambda x'$ representa la matriz transpuesta de la estructura factorial, que resulta de invertir las filas por columnas que contienen a los coeficientes de dicha matriz. Por otro lado, Φ representa a la matriz de varianza-covarianza de las distintas variables latentes que explican la varianza común de las variables observadas. Finalmente, $\Theta\delta$ representa a la matriz de varianza-covarianza de los términos de error de medición para las variables observadas.

En contraste, las matrices paramétricas incluidas en la especificación de un modelo de medición con indicadores formativos son:

$$\Sigma(\theta) = \Gamma x + \zeta \qquad \text{(Ecuación 3)}$$

Donde Γx representa a la estructura factorial que expresa el grado de asociación entre la variable latente y sus múltiples indicadores o variables observadas, mientras que ζ representa al término de error o disturbancia de la variable latente η que aparece en el modelo de la figura 1(b). Una vez especificados los parámetros del modelo, la hipótesis general planteada en la ecuación 1 no puede contrastarse hasta tanto no se haya identificado al modelo especificado. De allí, la discusión de este procedimiento en el próximo apartado.

Identificación de modelos de medición

Un primer aspecto a considerar en la identificación es el número de parámetros conocidos y desconocidos, así como también los criterios que deben seguirse para identificarlos (Bollen, 1989). En general, la identificación de un modelo consiste en asignar reglas de correspondencias numéricas que permitan identificar los valores específicos correspondientes a, por lo menos, uno de los términos incluidos en las matrices paramétricas involucradas en la especificación de un modelo (Carmines, 1990; Seidel y Eicheler, 1990). A todos aquellos parámetros que se le asignan dichas reglas, se les denomina parámetros identificados y sin ellos sería imposible la contrastación de la hipótesis general que aparece en la ecuación 1 (Bollen, 1989).

En general, hay cuatro criterios básicos para determinar cuáles son los parámetros identificados de un modelo. Raykov y Marcoulides (2000) sugieren la selección de uno o varios de los siguientes parámetros:

- Las varianzas de las variables exógenas (i.e., la varianza de los factores latentes y las varianzas de los residuales o términos de error).
- Las covarianzas o correlaciones entre las variables exógenas (i.e., la covarianza entre factores latentes o la covarianza entre residuales).
- Las cargas factoriales (coeficientes de regresión) que vinculan a una variable latente con la variable observada.
- Los coeficientes de regresión entre variables observadas o los coeficientes de regresión entre variables latentes.

Con el reconocimiento de estos cuatro criterios, puede emplearse un conjunto de reglas (como la regla-t, explicada más adelante), que aseguran la identificación de un modelo. A pesar de estas observaciones, conviene advertir las implicaciones de identificar a las variables latentes dentro del contexto de la especificación de modelos estructurales.

Una primera razón para identificar a las variables latentes consiste en que ello permite distinguir entre modelos con sólo variables observadas y modelos con variables observadas y variables latentes, a los que se les ha denominado modelos de ruta con variables latentes (McDonald, 1996). Usualmente, en los modelos que incluyen sólo variables observadas se asume que la variable latente es igual a su indicador o variable observada (i.e., $\xi = X$) y, a partir de esto, se estima la relación entre ellas por la vía de una regresión múltiple (e.g., Wright, 1960a, 1960b). Sin embargo, un aspecto implícito en el procedimiento anterior es la inexistencia de errores de medición para la variable latente (Bollen, 1989), lo cual conduce a un estimado sesgado de relación entre variables (McDonald, 1996). Lo anterior puede ilustrarse a partir de los diagramas que aparecen en la figura 2, en donde se muestra la diferencia entre aquellos modelos que sólo asumen variables observadas y aquellos que asumen tanto variables observadas como variables latentes. En la nota 5 del apéndice se discuten estas implicaciones.

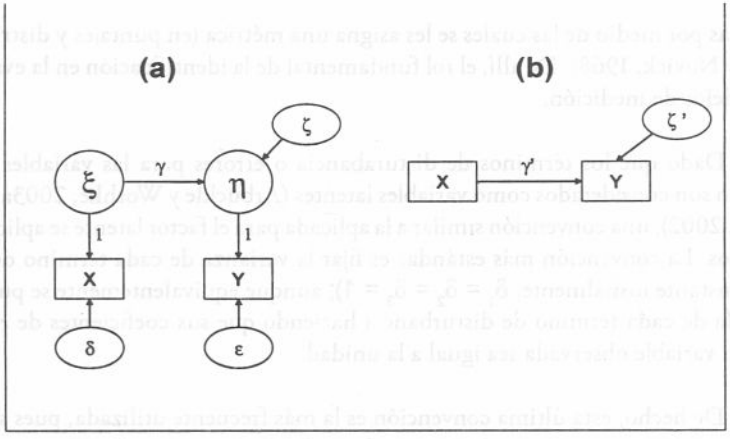


Figura 2. (a) Modelo con variables observadas y latentes y (b) modelo con sólo variables observadas

En el modelo de la figura 2(a) se estima la relación de influencia entre dos variables latentes (i.e., ξ y η), que poseen un indicador o variable observada (X y Y) con su correspondiente término de error asociado (δ y ε). Estos términos no están ni asociados entre sí, ni con las variables latentes (η y ξ) ni con el término de error o disturbancia de la variable endógena (ζ). Además, este último error (ζ) se ha especificado de forma tal que no esté asociado con la variable latente exógena ξ. Por un lado, en el modelo de la figura 2(b) la relación se estima directamente entre las variables observadas, por la vía de una regresión simple. En términos generales, ha sido documentado que la influencia γ' de X sobre Y en el modelo de la figura 2(b) no iguala a la influencia Y de ξ sobre η en el modelo 2(a) (Bollen, 1989). Por otro lado, en el modelo de la figura 2(b), el término de error (ζ') de la variable endógena observada, tampoco iguala al término de error (ζ) de la variable endógena latente del modelo 2(a). La principal diferencia entre estos dos modelos surge a partir de la consideración del rol que tiene el error de medición de las variables latentes en la estimación de sus relaciones con otras variables.

Para asignar una escala al factor latente, se puede fijar la varianza de éste a una constante (usualmente $\phi_{11} = 1$) o de forma equivalente, se puede fijar a una constante el primer coeficiente de regresión de la variable observada al factor latente (usualmente $\lambda_{11} = 1$). Cualquiera de estas convenciones representa la relación existente entre la variable observada y el factor latente, a saber: el cambio esperado en una unidad de ξ_1 es igual, en promedio, al cambio de una unidad γ en X_1. (Bollen, 1989; p. 240). Esta relación sugiere el carácter fundamentalmente hipotético de la medición de variables latentes, las cuales no poseen una métrica propia y, por lo tanto, requieren el establecimiento de

las reglas por medio de las cuales se les asigna una métrica (en puntajes y distribución) (Lord y Novick, 1968). De allí, el rol fundamental de la identificación en la evaluación de modelos de medición.

Dado que los términos de disturabancia o errores para las variables latentes también son considerados como variables latentes (Arbuckle y Wothke, 2003a, 2003b; Bollen, 2002), una convención similar a la aplicada para el factor latente se aplica a estos términos. La convención más estándar es fijar la varianza de cada término de error a una constante (usualmente, $\delta_1 = \delta_2 = \delta_3 = 1$); aunque equivalentemente se pueda fijar la escala de cada término de disturbancia haciendo que sus coeficientes de regresión sobre la variable observada sea igual a la unidad.

De hecho, esta última convención es la más frecuente utilizada, pues su implicación consiste en asumir que los errores de medición siguen una distribución normal, constituida por valores tipificados en torno a su esperanza matemática o promedio, que en este tipo de distribución es la característica más representativa de todo el conjunto de valores incluidos en el rango de la distribución, la cual, al estar expresada en términos estándares, se asocia con la influencia mínima que tienen estos valores sobre la variable observada. Esto último es uno de los supuestos en los que se basa la función de estimación de mínimos cuadrados ordinarios que se emplea en la regresión lineal múltiple, técnica base para el desarrollo de modelos multivariantes (Cohen, 1968) como los que sustentan la validación de estructuras factoriales especificadas en modelos de medición (Bollen, 1989).

Con las dos convenciones señaladas anteriormente, se puede distinguir entre dos tipos de parámetros dentro de los modelos de medición. Al primero se le denomina parámetro restringido, que puede asumírsele como un parámetro identificado porque se le ha asignado algún valor específico. Un segundo tipo de parámetro es el denominado parámetro libre, que representa la característica distribucional de una variable cuyo valor debe estimarse. Para contrastar la hipótesis general, debe conocerse cuántos parámetros libres están propuestos en el modelo. Así, por ejemplo, mientras en el modelo de la figura 1(a) el total de parámetros libres es ocho, luego de haberse identificado un total de cinco parámetros que representan las varianzas de la variable latente y de los términos de error ($\phi_{11} = \delta_1 = \delta_2 = \delta_3 = \delta_4 = 1$); en el modelo de la figura 1(b) el total de parámetros libres es nueve, luego de haberse identificado un total de siete parámetros que representan las covarianzas entre las variables observadas y la varianza del término de disturbancia de la variable latente.

La determinación del número de parámetros libres de un modelo es útil para calcular sus grados de libertad, los cuales son el punto de referencia estadístico para concluir si existe o no una distancia (diferencia) significativa entre el modelo propuesto

(en términos de la matriz $\Sigma(\theta)$) y los datos observados (en términos de la matriz Σ) (ver nota 4 del apéndice). Así, los grados de libertad de un modelo se definen como la diferencia entre el número de términos no redundantes de la matriz de covarianza poblacional (ver nota 3 del apéndice) y el número de parámetros libres a estimar en el modelo. Formalmente, esto puede representarse como:

$$gl = \frac{1}{2}\, p(p+1) - t \qquad \text{(Ecuación 4)}$$

Donde p indica el número de variables observadas y t el número de parámetros libres a estimar en un modelo. Siguiendo como ejemplo los modelos de la figura 1, para el caso del modelo de indicadores reflectivos se tiene un total de 10 elementos no redundantes y un un total de ocho parámetros libres por estimar, mientras que para el caso del modelo con indicadores formativos se tiene un total de 10 elementos no redundantes y total de nueve parámetros libres por estimar. Así, el modelo de indicadores reflectivos tiene dos grados de libertad (gl = 2) y el de indicadores formativos tiene un grado de libertad, por lo cual pueden ser contrastados.

Por otro lado, también es común utilizar algunos modelos con cero grados de libertad, a los que se les denominan "modelos saturados", empleados para efectuar una regla de identificación: la denominada regla-t (Bollen, 1989). De acuerdo con ésta, se establece que el término t de la ecuación 4 debe ser menor o igual a la cantidad de elementos no redundantes de la matriz de covarianza. Si t es igual a la cantidad de términos no redundantes de la matriz, entonces se obtendrá un "modelo saturado" que no podrá, en sí mismo, contrastarse estadísticamente, pero servirá de base para la comparación con otros modelos identificados, algo que tiene especial relevancia para la evaluación de modelos de medición.

Estimación, funciones de ajuste y contrastación de modelos

Como se ha mencionado, todas las hipótesis de un modelo se contrastan de manera global mediante la hipótesis general que aparece en la ecuación 1. Dado que los valores paramétricos pertenecientes a la matriz Σ usualmente se desconocen (Bollen, 1989), se hace necesaria su estimación a partir de una matriz, S, que contiene los valores estadísticos de una muestra de sujetos. Así, la matriz S es empleada en distintas funciones de estimación para obtener una matriz estimada, $\hat{\Sigma}$, que contiene a todos los parámetros estimados (Bentler y Bonnet, 1980). Las ecuaciones 2 y 3 presentadas para los modelos de la figura 1 se refieren a matrices paramétricas. Pero para contrastar las hipótesis de estos modelos en circunstancias reales, la hipótesis general se basa en la comparación de dos matrices estimadas. En otras palabras, se basa en la siguiente hipótesis: $\hat{\Sigma} = \Sigma(\hat{\theta})$. Por tal razón, es conveniente presentar una versión de las ecuaciones anteriores con la siguiente forma:

$$\Sigma(\hat{\theta}) = \hat{\Lambda}\, x\ \hat{\Phi}\, \hat{\Lambda}\, x' + \hat{\Theta}\ \delta \qquad \text{(Ecuación 5)}$$

$$\Sigma(\hat{\theta}) = \hat{\Gamma}\, \xi + \hat{\zeta} \qquad \text{(Ecuación 6)}$$

En estas ecuaciones el símbolo ^ indica los parámetros que son estimados a partir de la matriz S. En general, la estimación de un modelo supone un contraste de la forma ($\hat{\Sigma}$– S), que representa una matriz cuyos elementos surgen a partir de la diferencia entre los valores estimados y los observados. De allí que a la matriz ($\hat{\Sigma}$ – S) se le denomine matriz residual, la cual es empleada para contrastar el modelo especificado de dos maneras. La primera es por la vía que implica el contraste global del modelo, mientras que la segunda consiste en analizar los elementos de la matriz residual (ver nota 7 del apéndice) (Bollen, 1989).

El contraste global resume, a través de una medida "omnibus", la significancia estadística de todas las hipótesis (rutas y variables latentes) especificadas en un modelo. A dicha medida se le reconoce como un valor "υ" (ny) con la propiedad de ser un estadístico con distribución χ^2 y gl grados de libertad obtenidos por la ecuación 4 anteriormente presentada.

La lógica del contraste de hipótesis global en los modelos de medición difiere de la que se sigue en el contraste de hipótesis estándar (Marsh y Balla, 1994), pues en este tipo de contraste (como en el caso del ANOVA o la regresión lineal múltiple), normalmente se desea rechazar la hipótesis nula (H_0) para tomar este resultado como indicador favorable de las hipótesis planteadas. En cambio, en los modelos de medición, normalmente se desea aceptar la H_0 (ecuación 1), pues ello indicaría que el modelo especificado "se ajusta" a las relaciones observadas entre las variables, lo cual permite argumentar que no hay diferencias significativas entre las relaciones observadas y las propuestas en la especificación del modelo.

El análisis de la matriz residual consiste en observar (parámetro por parámetro) la distancia o diferencia entre los valores esperados y los parámetros estimados. Así, cuando υ > gl tal que $p < \alpha \leq .05$, el investigador concluye que las relaciones observadas no pueden considerarse como representativas de las relaciones (poblacionales) propuestas por el modelo, mientras que "si el estadístico es pequeño comparado con sus grados de libertad [y el nivel de significancia adoptado (e.g., α > .05)], uno concluye que el modelo provee una adecuada representación del sistema de influencias entre las variables" (Bentler y Bonett, 1980; p. 591).

Desafortunadamente, el valor que obtiene υ es dependiente del tamaño muestral y la función de ajuste empleada para la estimación de parámetros, lo cual ha dado pie al planteamiento de otras formas de evaluar las hipótesis planteadas en un modelo de

medición (Bentler y Bonett, 1980; Marsh, Balla y McDonald, 1988). La dependencia del estadístico υ con el tamaño muestral y la función de estimación puede formalizarse de la siguiente manera:

$$\upsilon = nF(\hat{\theta}) \qquad \text{(Ecuación 7)}$$

Donde n es el número de sujetos o tamaño de la muestra y $F(\hat{\theta})$ es una función de ajuste empleada para la estimación de los parámetros de un modelo. Como puede observarse, a partir de la ecuación 7 surgen dos consecuencias obvias que afectan el contraste de hipótesis en los modelos de medición.

La primera consecuencia surge de la relación directa entre el estadístico υ y el tamaño muestral. "La probabilidad de rechazar cualquier modelo aumenta a medida que [el tamaño de] la muestra aumenta" (Bentler y Bonett, 1980; p. 591), aun cuando en la matriz residual, la magnitud de la diferencia entre los valores estimados y los observados sea despreciable (Cudeck y Henly, 1991).

La segunda consecuencia es algo más elaborada que la anterior y tiene que ver con las propiedades de las distintas funciones de ajuste empleadas para la estimación de los valores paramétricos contenidos en la especificación de un modelo (ver nota 6 del apéndice). Dichas funciones están amparadas bajo la teoría de distribución asintótica (Bollen, 1989; pp. 466-470), según la cual el valor de un estimado paramétrico se acerca más al valor real de un parámetro poblacional en la medida que el tamaño de la muestra se acerque al tamaño de la población, siempre y cuando se cumplan tres supuestos, a saber: la consistencia, la eficiencia y la distribución subyacente a la estimación de los parámetros.

La consistencia de un parámetro estimado se refiere a la propiedad de que su valor converja con el valor cierto (preestablecido) a medida que la muestra a partir de la cual se estimó, tienda hacia el infinito (ver nota 6 del apéndice); en otras palabras, la probabilidad de la convergencia entre el valor estimado y el parámetro preestablecido (usualmente el promedio de la variable dependiente) alcanza el valor de uno a medida que el tamaño muestral se hace más grande. La eficiencia de un parámetro se refiere a la propiedad de la exactitud con la cual es estimado. Debe recordarse que toda estimación tiene asociada un término de error de estimación que se refiere a la varianza de la distribución de los posibles valores dentro de los cuales está contenido el valor del parámetro.

En general, se dice que un parámetro es eficiente si su error de estimación es mínimo (Bollen, 1989). Finalmente, el supuesto de distribución hace referencia a la necesidad de asumir que la convergencia y eficiencia de los valores paramétricos se

amparan en las propiedades de máxima representación estadística para aquellas características descriptivas de una distribución; por ejemplo, el uso de los dos primeros momentos muestrales (promedio y varianza) para representar adecuadamente una distribución de tipo normal.

Dadas las limitaciones del χ^2 frente al tamaño muestral y la función de estimación, se ha recomendado el uso de diversos criterios de ajuste para juzgar la plausibilidad de las relaciones contenidas en un modelo propuesto (e.g., Bentler, 1990; Bentler y Bonett, 1980; Bentler y Mooijart, 1989; Bollen, 1986, 1989, 1990a, 1990b; Cudeck y Henly, 1991; Curran, West y Finch, 1996; MacCallum y Austin, 2000; McDonald y Marsh, 1990; Mulaik, et. al., 1989). La presentación de estos criterios se discute en el próximo apartado.

MODELOS DE MEDICIÓN Y SU EVALUAIÓN A TRAVÉS DE CRITERIOS O ÍNDICES DE AJUSTE

El uso de criterios o índices de ajuste para juzgar la plausibilidad de modelos estructurales ha sido propuesto desde hace décadas (Bentler y Bonett, 1980), con base en la clasificación general de "índices de ajuste absoluto", "índices de ajuste incremental" e "índices de parsimonia", expresados en su mayoría en forma estandarizada dentro del rango 0 – 1, de forma análoga a como se expresan los coeficientes de regresión (Mulaik, et. al., 1989). En la tabla 2 se presentan algunos de los índices más frecuentemente empleados.

Con el criterio de ajuste absoluto se estima "cuan bien se reproducen los datos de una muestra con la especificación *a priori* de un modelo" (Hu y Bentler, 1999; p. 2), lo que en otras palabras supone la medida en la cual los datos de una muestra pueden considerarse como "ajustados" a la especificación del modelo propuesto.

Con el criterio de ajuste incremental se obtiene una estimación del ajuste de un modelo propuesto con base en su comparación con otros "modelos anidados" (Bentler y Bonnet, 1980; p. 592), entendiendo por modelo anidado un modelo que representa, en términos estadísticos, una hipótesis alternativa al modelo propuesto. Dentro de los modelos anidados se encuentran los modelos saturados, los nulos y los intermediarios.

Tabla 2. Criterios de evaluación e índices de ajuste para modelos estructurales

Criterios de evaluación	Significación	Índices pertenecientes
Ajuste absoluto	Señala la medida en que los datos de una muestra definida pueden considerarse como "ajustados" a la especificación de un modelo teórico propuesto.	• χ^2/gl, (No se expresa en rango 0 – 1) • Índice de bondad de ajuste (GFI). • Índice de parámetro no centralizado (NCP). • Índice estandarizado de parámetro no centralizado (SNCP). • Índice estandarizado de residuo cuadrático medio (SRMR). • Índice de error de aproximación cuadrático medio (RMSEA). • Índice de validación cruzada esperada (ECVI). • Índice de validación cruzada (CVI).
Ajuste incremental	Evalúan el incremento obtenido en el ajuste de un modelo al compararse con otros modelos similares teóricamente.	• Índice de ajuste normalizado (NFI). • Índice Tucker – Lewis o de ajuste no normalizado (TLI; NNFI) (Puede caer fuera de los límites del rango 0 – 1). • Índice de ajuste incremental (IFI). • Índice RNI, CFI, RFI.
Parsimonia	Evalúan el ajuste de un modelo al compararse con otros similares, tomando en consideración la cantidad de hipótesis especificadas y el total de grados de libertad.	• Índice ajustado de bondad de ajuste (AGFI). • Índice de ajuste normalizado de parsimonia (PNFI). • Índice de calidad de ajuste de parsimonia (PGFI). • Criterio de información de Akaike (AIC).

El modelo saturado (M_S), al ser uno con cero grados de libertad que siempre conduce a un "ajuste perfecto", se considera como una hipótesis alternativa que no es informativa en sí misma, pues "no hay un simple modelo que la represente [gráfica o conceptualmente] en el sentido de la H_0" (Bollen, 1989; p. 265). La comparación entre el M_S y el modelo teórico propuesto (M_T) se establece en términos de una diferencia entre sus valores χ^2. De tal modo, si dicha diferencia no es significativa, ello implicaría que el M_T puede considerarse como una representación plausible de las relaciones que existen entre las variables, dando paso a su aceptación provisional (Bentler y Bonett, 1980).

El denominado "modelo nulo" (M_0) supone la independencia (no relación) de las variables, dado que todos sus parámetros (hipótesis) se fijan a cero. El modelo nulo también se toma como una H_1 con la cual se contrasta al M_T. De tal manera, si la diferencia entre los valores χ^2 no es significativa cuando se comparan el M_0 y el M_T, ello implicaría que los parámetros estimados bajo la especificación M_T no mejoran el ajuste global cuando se compara con un modelo poco informativo como el nulo, de modo que M_T debe ser rechazado.

El modelo intermediario (M_K) recibe este nombre porque representa un modelo que se encuentra a medio camino entre el modelo nulo, que supone la independencia entre variables, y el modelo teórico que especifica diversas relaciones entre éstas. De tal manera, cuando la diferencia entre M_K y M_T es significativa, ello sería indicador de que el modelo teórico propuesto mejora o aumenta el ajuste global, de modo que puede aceptarse como una representación plausible de las relaciones entre variables.

Finalmente, otro criterio para la evaluación de modelos se basa en la idea de parsimonia (ver nota 8 del apéndice); razón por la cual los índices basados en esta alternativa llevan su nombre (Bentler y Mooijart, 1989; Mulaik, 1998; Mulaik, et. al., 1989; Raykov y Marcoulides, 1999). La lógica que sustenta este criterio también se basa en la comparación de modelos, pero tomando en consideración a los grados de libertad resultantes de la especificación de cada modelo a comparar (Arbuckle y Wothke, 2003a; Mulaik, et., al., 1989; Mulaik, 1998, 2001). De tal manera, si dos modelos se ajustan igualmente bien a las relaciones observadas entre las variables, se asume usualmente que el modelo más sencillo es probablemente el "cierto" y, en consecuencia, el más fácil de replicarse (contrastarse) en otras muestras pertenecientes a la misma población definida por el investigador (Mulaik, et. al., 1989).

La evaluación de modelos con base en los criterios mencionados, usualmente se sustenta en la observación del valor que alcanzan estos índices luego de habérseles comparado con ciertos puntos de corte (e.g., CFI $\geq$ 0.90; RNI $\geq$ 0.90; RMSEA $\leq$ 0.05) sugeridos para apoyar la decisión de validar los modelos contrastados. Sin embargo, esta forma de evaluación no ha sido tan adecuada, pues conlleva a argumentar las razones que determinan la escogencia de un determinado "punto de corte" para un índice de ajuste prescrito (Boosma, 2000; Hu y Bentler, 1999), dada la sensibilidad de éstos frente a condiciones como la disposición de distribuciones no normales, en pequeñas muestras, con datos perdidos o distintas funciones de estimación y errores de especificación (Curran, West y Finch, 1996; Fan, Thompson y Wang, 1999; Green, Thompson y Poirier, 1999; Hu, Bentler y Kano, 1992; Jackson, 2001; Kaplan, 1988, 1990; La Du y Tanaka, 1989; MacCallum, Roznowski y Necowitz, 1992; Marsh y Balla, 1994; Marsh y Hau, 1996; Muthén, Kaplan y Hollis, 1987; Robles, 1992; Tanaka, 1987).

Como consecuencia de lo anterior, cada vez más se ha reconocido la necesidad de utilizar criterios alternativos de evaluación que, sustentados en argumentos de tipo estadístico, permitan comprender la racionalidad subyacente a la decisión de validar un modelo, que en última instancia representa la información de mayor interés para los propósitos de sustentar su validez o ajuste a la luz de las aseveraciones anticipadas por una teoría. Por ello, en el próximo apartado se discute el rol de criterios alternativos de evaluación sobre la decisión nominal de aceptar como válido o no un modelo estructural.

Condiciones para la validación de modelos: criterios alternativos de decisión

Un aspecto final asociado con la evaluación de un modelo, es el referido a la decisión de aceptarlo como válido o no para una muestra de sujetos pertenecientes a una población teóricamente definida (Bollen, 2002). En estas condiciones, la decisión de validar al modelo, según una estructura teórica propuesta, conlleva el riesgo asociado de un error de decisión de tipo estadístico. En tal sentido, el uso de los SEM mantiene el mismo problema asociado con el uso de modelos estadísticos tradicionales como el ANOVA o el análisis de regresión; en el sentido de cometerse un error estadístico tipo I (rechazar la hipótesis nula cuando es cierta) o un error tipo II (aceptar la hipótesis nula cuando es falsa).

Dada la especial atención que requiere la selección de los índices de ajuste para propósitos de evaluación de modelos, Hu y Bentler (1999) han ofrecido una estrategia alternativa con la cual se busca superar los inconvenientes asociados con el uso individual de los puntos de corte para estos índices. La racionalidad ofrecida por estos autores descansa en el simple razonamiento de que no importa cuál índice de ajuste sea el escogido para la evaluación de un modelo, siempre debe tomarse "un adecuado criterio de punto de corte que resultaría en proporciones mínimas de error tipo I y de error tipo II" (p. 5).

Este criterio, denominado "estrategia de evaluación de doble índice", consiste en utilizar el índice estandarizado de residuo cuadrático medio (SRMR) bajo la función de estimación de máxima verosimilitud y acompañarlo con otros índices como el Tucker-Lewis (TLI), el índice de ajuste comparado (CFI) o el índice de error de aproximación cuadrático medio (RMSEA). De acuerdo con esta estrategia, se obtiene un mecanismo que en principio es más exigente para que la toma de decisión no resulte inadecuada. En otras palabras, se mantienen el uso de los puntos de corte para los índices de ajuste, con la combinación de doble índice mencionada, de modo que la evaluación de un modelo supone la satisfacción conjunta de los valores definidos como puntos de corte para cualquiera de las parejas de índices referidas.

El uso de la metodología propuesta desde la perspectiva de los SEM exige una alta racionalidad que sustente la especificación de un modelo en particular. En la práctica se hace frecuente encontrar, a pesar del uso de la estrategia de doble índice, que los resultados referidos al ajuste de un modelo no hacen sentido a la luz de los procedimientos efectuados en el marco de una investigación y las evidencias empíricas previas.

En estos casos, muchos investigadores recurren a la re-especificación del modelo (añadiendo u omitiendo rutas o variables) para luego encontrar resultados más satisfactorios (Bollen, 1990a). Esta práctica es recomendable siempre y cuando la re-especificación del modelo siga manteniendo sentido con el marco de referencia teórico tomado en consideración. Sin embargo, debe comprenderse el propósito general dentro del cual se inscribe el uso de esta metodología, pues ella puede estar orientada no sólo a fines confirmatorios, sino también a fines heurísticos o exploratorios (Boosma, 2000) y en cualquier caso, no existe un único modelo sujeto a contrastación que se ajuste razonablemente bien a los postulados teóricos que se desean investigar (Bollen, 2000).

APÉNDICE

Nota 1: la notación formal adoptada en los SEM presentada a continuación considera la distinción clásica de "modelos estructurales" y "modelos de medición".

Tabla A1. Sistema de notación para modelos estructurales

Símbolo	Dimensión de la matriz	Representa
VARIABLES		
η(eta)	m × 1	Variables latentes dependientes (endógenas)
ξ(xi)	n × 1	Variables latentes independientes (exógenas)
ζ(zeta)	m × 1	Errores latentes en la ecuación
COEFICIENTES		
B(beta)	m × m	Coeficiente de la matriz para las variables latentes endógenas. Los coeficientes de esta matriz se denotan en minúsculas; e.g., β_{11}
Γ(gamma)	m × n	Coeficiente de la matriz para las variables latentes exógenas. Los coeficientes de esta matriz se denotan en minúsculas; e.g., γ_{11}
MATRICES DE COVARIANZAS		
Φ(phi)	n × n	Matriz de covarianza para variables latentes exógenas. Los coeficientes de esta matriz se denotan en minúsculas; e.g., ϕ_{11}
Ψ(psi)	m × m	Matriz de covarianza para los errores latentes en las ecuaciones. Los coeficientes de esta matriz se denotan en minúsculas; e.g., ψ11

Tabla A2. Sistema de notación para modelos de medición o CFA

Símbolo	Dimensión de la matriz	Representa
VARIABLES		
Y	p × 1	Variable observada (indicador) de la variable latente endógena η
X	q × 1	Variable observada (indicador) de la variable latente exógena ξ
ε(epsilon)	p × 1	Errores de medida para Y
δ(delta)	q × 1	Errores de medida para X
COEFICIENTES		
Λy (Lambda y)	p × m	Coeficiente que relaciona Y con η. Los coeficientes de esta matriz se denotan en minúsculas; e.g., λ_{11}
Λx (Lambda x)	q × n	Coeficiente que relaciona X con ξ. Los coeficientes de esta matriz se denotan en minúsculas; e.g., λ_{11}
MATRICES DE COVARIANZAS		
Θε (thetaepsilon)	p × p	E(εε´) (matriz de covarianza de ε). Los coeficientes de esta matriz se denotan en minúsculas; e.g., ε_{11}
Θδ (thetadelta)	q × q	E (δδ´) (matriz de covarianza de δ). Los coeficientes de esta matriz se denotan en minúsculas; e.g., δ_{11}

Una consideración establecida por Bollen (1989; 2000; 2002) con respecto a los dos tipos de modelos mencionados es la de asumir que los modelos de medición (CFA) también son modelos estructurales. Dado que la denominación de "modelos estructurales" y "modelos de medición" podría sugerir que en los CFA no se especifica alguna estructura particular. Por esta razón, Bollen (2002) sugiere considerar a los CFA como "modelos de variables latentes". A los modelos de ecuaciones estructurales también se les conoce bajo la denominación de análisis de estructuras de covarianzas, debido a que se toma en consideración a las covarianzas como los indicadores de relación entre variables, pues las covarianzas poseen propiedades de mayor robustez para la estimación de parámetros en comparación con sus homólogas, las correlaciones.

Nota 2: según Bollen (2002), el término "variable latente" ha cobrado al menos tres connotaciones informales o intuitivas (i.e., variables hipotéticas, variables que no pueden ser directamente medibles y variables descriptivas de la relación entre datos) y cuatro definiciones formales (independencia local, valor esperado, función no determinista de variables observadas y realización muestral). Las diferencias que surgen entre estas definiciones tienen distintas implicaciones en diferentes modelos metodológico-estadísticos (por ejemplo, teoría clásica de los tests, teoría de respuesta al ítem, análisis factorial). Por ejemplo, según la definición de independencia local, una variable latente es aquella que al ser controlada en una correlación parcial entre dos variables observadas,

elimina la correlación de éstas; mientras que según la definición de valor esperado, una variable latente es aquella considerada como el puntaje verdadero en la teoría clásica de los tests, el cual representa al promedio de todos los puntajes que obtendría un sujeto bajo el supuesto de habérsele evaluado un número infinito de veces. En este artículo no se adopta explícitamente ninguna de las definiciones formales señaladas, pues "no hay una definición correcta o errada de variables latentes" (Bollen, 2002; p. 631).

Nota 3: las matrices de covarianzas entre variables observadas así como también las matrices de correlación son simétricas, lo que implica que los términos por debajo y por encima de la diagonal principal de una matriz son exactamente iguales; es decir: Covarianza(X1,X2) = Covarianza(X2,X1); rx1,x2 = rx2,x1. Cuando se emplean matrices de covarianzas, los términos de la diagonal principal representan la covarianza de una variable consigo misma y eso es igual a la varianza de la variable; es decir: Covarianza(X1,X1) = Varianza(X1). En los SEM es suficiente con utilizar los términos no redundantes de la matriz; es decir, los términos de la diagonal principal más los términos por debajo de ésta.

En los SEM se prefiere el uso de matrices de covarianzas en lugar de matrices de correlaciones debido a la naturaleaza de las covarianzas, como indicadores no estandarizados de asociación, para las funciones de estimación de ajuste entre matrices como la que se emplea en el cálculo de la función de máxima verosimilitud (e.g., Jöreskog, 1978; Werts, Rock, Linn y Jöreskog, 1976; p. 1007).

Nota 4: los términos de la matriz $\Sigma(\theta)$ contienen los parámetros desconocidos que son estimados por distintas funciones de estimación (e.g., máxima verosimilitud, mínimos cuadrados generalizados, mínimos cuadrados no ponderados). Las funciones de los parámetros que se dan en esa matriz conducen a resultados numéricos que pueden o no igualar a los de la matriz Σ. La contrastación de modelos se expresa en términos de igualdad de matrices. Matemáticamente dos matrices son iguales si cada término sij (ubicado en la fila i y columna j) de una matriz Σ, es exactamente igual a cada término σij (ubicado en la fila i y columna j) de la matriz $\Sigma(\theta)$.

Estadísticamente, la igualdad de matrices flexibiliza la lógica de igualdad matemática entre matrices, ya que para cada término σij existen unos grados de libertad que fijan los límites dentro de los cuales puede variar el valor específico del parámetro estimado y considerarle igual al valor observado Sij. La obra de Green y Carroll (1976) puede ser útil para familiarizarse con las operaciones de álgebra matricial implicadas en los modelos estructurales y en las técnicas de análisis estadístico multivariado.

Nota 5: cuando en los SEM se asume que una variable observada es un perfecto indicador de la variable latente ($X = \xi$; $Y = \eta$), se asume que no hay error de medición

para la variable latente. Este supuesto es una convención estándar en los análisis de rutas (Asher, 1981), los cuales son considerados desde la perspectiva de los SEM como modelos con sólo variables observadas (Bollen, 1989). Sin embargo, en los modelos de variables latentes, los indicadores de éstas tienen términos de error asociados, que generalmente hacen que la estimación de los parámetros de influencia γ' en análisis de rutas sean siempre inferiores a los parámetros de influencia γ en modelos de variables latentes (i.e., $\gamma' < \gamma$). De allí que los parámetros de influencia en análisis de rutas con sólo variables observadas sean estimadores sesgados (subestimados). Toda esta argumentación descansa en el supuesto de la "construcción de indicadores válidos y confiables" de las variables latentes (Asher, 1981; p. 9). Para una discusión más detallada sobre las implicaciones de asumir a las variables latentes como variables observadas puede consultarse Werts y Linn (1970) o incluso Bollen (2002).

Nota 6: las funciones de ajuste (e.g., máxima verosimilitud, mínimos cuadrados generalizados, mínimos cuadrados no ponderados, estimación de distribución asintótica libre, etc), pueden considerarse como métodos de estimación paramétricos. Tales funciones están basadas en el análisis de las matrices observadas y estimadas a través de fórmulas que expresan una relación no lineal entre los parámetros a estimar en un modelo, el número de variables endógenas y exógenas, así como también distintas propiedades que estas matrices deben tener. Por ejemplo, cuando se tiene un modelo de regresión múltiple convencional, la función de ajuste que se especifica en el modelo, es la igualdad del valor de la variable predicha Y a un valor estimado Y', para cada valor de X y Y. De esta manera, fijar como criterio de estimación, Y = Y', hace que la relación entre X y Y se ajuste a un función normal lineal, para la cual pueden existir un conjunto de valores Y' normalmente distribuidos, de entre los cuales se escoge, como valor inicial, el promedio de la distribución de puntajes Y' estimados para cada par de valores X y Y. Las funciones de ajuste poseen dos aspectos cruciales que se muestran matemáticamente por el establecimiento de relaciones entre los valores paramétricos y los muestrales. El primer aspecto es la convergencia en probabilidad y, el segundo, la convergencia en distribución.

La convergencia en probabilidad consiste, brevemente, en hacer que el valor resultante de la diferencia entre un estimado paramétrico y su valor poblacional "cierto" sea menor a cualquier valor pequeño arbitrario y previamente definido, de forma tal que se aumente la confianza del estimado paramétrico a medida que se aumente el número de observaciones sobre las cuales ha sido estimado. La convergencia en distribución consiste, brevemente, en observar que la distribución de los parámetros estimados se va ajustando a una distribución de probabilidad conocida (e.g., normal, F o $\chi 2$), a medida que los valores paramétricos sean estimados con mayores tamaños muestrales. Tanto el aspecto de convergencia en probabilidad como el de convergencia en distribución descansan en la teoría de distribución asintótica, la cual describe el comportamiento de

variables aleatorias a medida que su tamaño muestral se aproxima al infinito (Bollen, 1989; pp. 466-470).

Otro uso corriente que se hace de los valores paramétricos estimados es la observación de soluciones impropias y soluciones no convergentes (e.g., Anderson y Gerbing, 1984). Se dice que una solución es no convergente "cuando [una función] de estimación, dentro de un conjunto de iteraciones, es incapaz de llegar a valores numéricos que alcancen un criterio prescrito" (Anderson y Gerbing, 1984; p. 156), que puede ser el criterio de convergencia en probabilidad o el de convergencia en distribución. Se dice que una solución es impropia cuando los valores de los parámetros estimados muestran propiedades no posibles en la población; por ejemplo, una correlación mayor que uno o una varianza negativa (Anderson y Gerbing, 1984). En los experimentos monte carlo, la necesidad de observar la existencia de soluciones impropias y no convergentes es necesaria cuando se manipula el tamaño muestral (Paxton, et. al. 2001). En caso de que este tipo de soluciones ocurran, se ha recomendado cambiar el valor de la semilla inicial que genera los datos de una muestra, para de esta manera tener una muestra que no conduzca a este tipo de soluciones.

Nota 7: la matriz residual, $(\hat{\Sigma} - S)$, contiene tantos elementos como la matriz muestral (S) o la matriz estimada $(\hat{\Sigma})$ y los valores que toman cada uno de estos elementos son considerados uno por uno para observar en qué medida los estimados paramétricos en la matriz convergen o coinciden con los valores observados. La matriz de valores estimados, por ejemplo, es útil para observar la ocurrencia de soluciones no convergentes e impropias, que pueden ocurrir aun cuando se obtengan indicadores de un ajuste global del modelo.

En general, todas las funciones de estimación contienen funciones algebraicas de estas dos matrices (S y $\hat{\Sigma}$) y conducen a un simple resultado numérico que representa el ajuste entre el modelo y los datos observados. Este simple resultado numérico es el valor υ definido en la ecuación 7. Por ejemplo, la función de estimación basada en mínimos cuadrados no ponderados (ULS) es:

$$U(\theta) = \tfrac{1}{2}\, tr(\hat{\Sigma} - S)2 \qquad \text{(Ecuación 8)}$$

En esta función, tr es la función algebraica denominada traza, la cual consiste en sumar los elementos de la diagonal principal de la matriz residual, lo cual viene a ser un indicador similar al de la varianza total a ser explicada en un modelo de regresión múltiple (Green y Carroll, 1976). La función de mínimos cuadrados generalizados (GLS) es:

$$G(\theta) = \tfrac{1}{2}\, tr[(\hat{\Sigma} - S)W]2 \qquad \text{(Ecuación 9)}$$

Donde W es una matriz de ponderación como el inverso de la matriz estimada ($\hat{\Sigma}$). El inverso de la matriz estimada se denota con $\hat{\Sigma}^{-1}$ y es una matriz que multiplicada por $\hat{\Sigma}$ conduce a una matriz de identidad I (que contiene sólo unos en la diagonal y ceros fuera de ésta); así, se tiene que $\hat{\Sigma}\hat{\Sigma}^{-1} = I$. El inverso de una matriz es similar a la lógica de la división en la aritmética, y en el caso de la función de mínimos cuadrados ponderados viene a representar la proporción de varianza explicada por el modelo.

La función de máxima verosimilitud (MV), que es la más frecuentemente utilizada para el contraste de modelos estructurales es:

$$MV(\theta) = \log|\hat{\Sigma}| + tr(S\hat{\Sigma} - 1) - \log|S| - p \qquad \text{(Ecuación 10)}$$

Donde $\log|S|$ representa la función del logaritmo del determinante (suma de productos cruzados) de la matriz observada S, p es el número de variables observadas contenidas en la matriz S y $\log|\hat{\Sigma}|$ representa el logaritmo del determinante de la matriz de valores paramétricos estimados. El determinante de una matriz es un indicador similar a la sumatoria de cuadrados intra en un análisis de varianza (Green y Carroll, 1976). La función MV supone que la distribución de las variables observadas es una de tipo normal multivariado (Bollen, 1989).

La función de estimación basada en la concepción de distribución asintótica libre (ADF) es diferente a las anteriores funciones de estimación, por cuanto no supone la distribución normal de los parámetros estimados; de allí su nombre. La función ADF es:

$$ADF(\theta) = \Sigma[s - \hat{\sigma}]' \, \Sigma^{-1}[s - \hat{\sigma}] \qquad \text{(Ecuación 11)}$$

En esta función el término $\Sigma[s - \hat{\sigma}]'$ es un número que representa la diferencia global entre cada uno de los valores contenidos en la matriz observada S y cada uno de los valores contenidos en la matriz estimada $\hat{\Sigma}$ cuando se transpone la matriz residual (intercambiando las filas por las columnas). El término $\Sigma^{-1}[s - \hat{\sigma}]$ es un número que muestra la misma diferencia entre los elementos de la matriz observada y la estimada cuando se toma en consideración el inverso de la matriz estimada. La función ADF no supone ningún tipo de distribución para las variables observadas (Curran, West y Finch, 1996). Sin embargo, una condición requerida para su uso en el contraste de modelos es que el tamaño muestral sea igual o mayor al número de elementos no redundantes en la matriz de covarianza de forma que $N \geq p(p+1)/2$ donde p es el número de variables observadas. Así por ejemplo, para un modelo con 22 variables se requiere un tamaño muestral mínimo de $N = 253 = (22 \times 23)/2$.

Nota 8: de acuerdo con Mulaik (1998) y Mulaik et. al. (1989) hay un criterio racional que permite justificar la diferencia entre índices de ajuste e índices de parsimonia, a pesar de la íntima relación entre los conceptos de estimación de parámetros, parsimonia y bondad de ajuste. Brevemente, el ajuste hace referencia al tipo de función matemática que se adopta para describir o explicar las relaciones entre dos o más variables (e.g., lineal, cuadrática, cúbica). Y en general, la parsimonia hace referencia a la escogencia de la función más simple dentro del conjunto posible de funciones que describen o explican la relación entre variables. Pero dado que las funciones lineales son el estándar de la estadística multivariada en las ciencias del comportamiento (McDonald, 1986), en el contexto de los SEM la parsimonia asume otra connotación. Tal connotación es la históricamente denominada como "navaja de Occam", que estuvo asociada con la concepción que Kant desarrollara: "[la parsimonia] es el principio regulador que nos impone la razón para unificar la experiencia con el menor número de conceptos tanto como sea posible" *(Mulaik, et. al., 1989; p. 437).*

A partir de esta concepción, si a las variables latentes se les considera como conceptos teóricos, entonces en los modelos estructurales la parsimonia se considera como el criterio que permite distinguir la sencillez entre dos o más modelos causales (lineales), a partir de la distinción de aquel modelo que tenga un menor número de variables latentes (Mulaik, et. al., 1989). Otra acepción de parsimonia también es posible. En los SEM, las especificación de variables latentes supone la estimación de sus parámetros libres (o su varianza o su primer coeficiente de regresión con alguna variable observada). Técnicamente, "para dos modelos con índices de ajuste global comparables, el modelo preferido será aquel que tenga pocos parámetros libres [o en otras palabras, aquellos con] más grados de libertad" (Raykov y Marcoulides, 1999; p. 293). A partir de esta última noción es que puede apreciarse la relación entre la especificación, la parsimonia y el número de parámetros libres a estimar.

Referencias bibliográficas

Anderson, J. C. y Gerbing, D. W. (1984). "*The effect of sampling error on convergence, improper solutions, and goodness-of-fit indices for maximum likelihood confirmatory factor analysis*". *Psychometrika, 49,* 155 – 173.

Arbuckle, J. y Wothke, W. (2003a). *Amos 5.0. User's guide* [Programa de computación]. Chicago: Smallwaters.

Arbuckle, J. y Wothke, W. (2003b). *An introduction to programming with Amos* (Versión 5.0) [Programa de computación]. Chicago: Smallwaters.

Asher, H. B. (1981). *Causal modeling.* Sage University Paper series on Quantitative Applications in the social sciences, 07-003. Beverly Hills and London: Sage Publications.

Bentler, P. M. (1990). "*Comparative fit indexes in structural models*". *Psychological Bulletin, 107,* 238-246.

Bentler, P. M. y Bonett, D. G. (1980). "*Significance tests and goodness of fit in the analysis of covariance structures*". *Psychological Bulletin, 88,* 588-606.

Bentler, P. M. y Dudgeon, P. (1996). "*Covariance structure analysis: Statistical practice, theory and directions*". *Annual Review of Psychology, 47,* 563-592.

Bentler, P. M. y Mooijart, A. (1989). "*Choice of structural model via parsimony: A rationale based on precision*". *Psychological Bulletin, 106,* 315-317.

Bollen, K. A. (1984). "*Multiple indicators: Internal consistency or no necessary relationship?*". *Quality and Quantity, 18,* 377-385.

Bollen, K. A. (1986). "*Sample size and Bentler and Bonett's nonnormed fit index*". *Psychometrika, 51,* 375-377.

Bollen, K. A. (1989). *Structural equation modeling with latent variables.* New York: Wiley.

Bollen, K. A. (1990a). "*A comment on model evaluation and modification*". *Multivariate Behavioral Research, 25,* 181-185.

Bollen, K. A. (1990b). "*Overall fit in covariance structure models: Two types of sample size effects*". *Psychological Bulletin, 107,* 256-259.

Bollen, K. A. (2000). "*Modeling strategies: In search of the holy grail*". *Structural Equation Modeling, 7,* 74-81.

Bollen, K. A. (2002). "*Latent variables in psychology and the social sciences*". *Annual Review of Psychology, 53,* 605-634.

Bollen, K. A. y Lennox, R. (1991). "*Conventional wisdom on measurement: A structural equation perspective*". *Psychological Bulletin, 110,* 305-314.

Boosma, A. (2000). "*Reporting analyses of covariance structures*". *Structural Equation Modeling, 7*, 461-483.

Breckler, S. J. (1990). "*Applications of covariance structure modeling in psychology: Cause of concern?*". *Psychological Bulletin, 107*, 260-273.

Carmines, E. G. (1990). "*The statistical analysis of overidentified linear recursive models*". *Quality and Quantity, 24*, 65-85.

Cohen, J. (1968). "*Multiple regression as a general data-analytic system*". *Psychological Bulletin, 70*, 426-443.

Cudeck, R. y Henly, S. J. (1991). "*Model selection in covariance structure analysis and the 'problem' of sample size: A clarification*". *Psychological Bulletin, 109*, 512-519.

Curran, P. J., West, S. G. y Finch, J. F. (1996). "*The robustness of test statistics to nonnormality and specification error in confirmatory factor analysis*". *Psychological Methods, 1*, 16-29.

Fan, X., Thompson, B. y Wang, L. (1999). "*Effects of sample size, estimation methods, and model specification on structural equation modeling fit indexes*". *Structural Equation Modeling, 6*, 56-83.

Fisher, R. A. (1936). *Statistical methods for research workers.* 11° Ed. New York: Hafner.

Green, P. E. y Carroll, J. D. (1976). *Mathematical tools for applied multivariate analysis.* New York: Academic Press.

Green, S. B., Thompson, M. S. y Poirier, J. (1999). "*Exploratory analyses to improve model fit: Errors due to misspecification and a strategy to reduce their occurrence*". *Structural Equation Modeling, 6*, 113-126.

Hu, L., & Bentler, P. M. (1999). "*Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives*". *Structural Equation Modeling, 6*, 1-55.

Hu, L., Bentler, P. M. y Kano, Y. (1992). "*Can test statistics in covariance structure analysis be trusted?*" *Psychological Bulletin, 112*, 351-362.

Jackson, D. L. (2001). "*Sample size and number of parameter estimates in maximum likelihood confirmatory factor analysis: A monte carlo investigation*". *Structural Equation Modeling, 8*, 205-223.

Jöreskog, K. G. (1978). "*Structural analysis of covariance and correlation matrices*". *Psychometrika, 43*, 443-477.

Kaplan, D. (1988). "*The impact of specification error on the estimation testing, and improvement of structural equation models*". *Multivariate Behavioral Research, 23*, 69-86.

Kaplan, D. (1990). "*Evaluating and modifying covariance structures models: A review and recommendation*". *Multivariate Behavioral Research, 25*, 137-155.

Kerlinger, F. N. y Pedhazur, E. (1973). *Multiple regression in behavioral research.* Holt, Rinehart and Winston, Inc.: New York.

La Du, T. J. y Tanaka, J. S. (1989). "*The influence of sample size, estimation method, and model specification on goodness-of-fit assessment in structural equation models*". *Journal of Applied Psychology, 74*, 625-635.

Lord, F. M. y Novick, M. R. (1968). *Statistical theories of mental tests scores.* Reading, MA: Addison-Wesley.

MacCallum, R. C. y Austin, J. T. (2000). "*Applications of structural equation modeling in psychological research*". *Annual Review of Psychology, 51*, 201-226.

MacCallum, R. C., Roznowski, M. y Necowitz, L. B. (1992). "*Model modifications in covariance structure analysis: The problem of capitalization on chance*". *Psychological Bulletin, 111*, 490-504.

Marsh, H. W. y Balla, J. R. (1994). "*Goodness-of-fit indices in confirmatory factor analysis: The effect of sample size and model complexity*". *Quality and Quantity, 28*, 185-217.

Marsh, H. W. y Hau, K. T. (1996). "*Assessing goodness of fit: Is parsimony always desirable?*" *The Journal of Experimental Education, 64*, 364-390.

Marsh, H. W., Balla, J. R. y McDonald, R. P. (1988). "*Goodness of fit indexes in confirmatory factor analysis: The effect of sample size*". *Psychological Bulletin, 103*, 391-340.

McDonald, R. P. (1986). "*Describing the elephant: Structure and function in multivariate data*". *Psychometrika, 51*, 513-534.

McDonald, R. P. (1996). "*Path analysis with composite variables*". *Multivariate Behavioral Research, 31,* 239-270.

McDonald, R. P. y Marsh, H. W. (1990). "*Choosing a multivariate model: Noncentrality and goodness of fit*". *Psychological Bulletin, 107,* 247-255.

Mulaik, S. A. (1998). "*Parsimony and model evaluation*". *The Journal of Experimental Education, 66,* 266-273.

Mulaik, S. A. (2001). "*The curve-fitting problem: An objetivist view*". *Philosophy of Science, 68,* 218-241.

Mulaik, S. A., James, L. R., Van Alstine, J., Bennet, N., Lind, S. y Stilwell, D. (1989). "*Evaluation of goodness-of-fit indices for structural equation models*". *Psychological Bulletin, 105,* 430-445.

Muthén, B. O., Kaplan, D. y Hollis, M. (1987). "*Structural equation modeling for data that are not missing completely at random*". *Psychometrika, 51,* 431-462.

Paxton, P., Curran, P. J., Bollen, K. A., Kirby, J. & Chen, F. (2001). "*Monte carlo experiments: Designs and implementation*". *Structural Equation Modeling, 8,* 287-312.

Raykov, T. y Marcoulides, G. A. (1999). "*On desirability of parsimony in structural equation model selection*". *Structural Equation Modeling, 6,* 292-300.

Raykov, T. y Marcoulides, G. A. (2000). *A first course in structural equation modeling.* Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.

Robles, J. (1992). *Contrastación del modelo N: Mayor efecto del tamaño muestral que el método de estimación y la especificación sobre los índices de ajuste.* Escuela de psicología, trabajo de licenciatura, no publicado. Universidad Católica Andrés Bello. Caracas, Venezuela.

Seidel, G. y Eicheler, C. (1990). "*Identification structure of linear structural models*". *Quality and Quantity, 24,* 345-365.

Spearman, C. (1904). "*General inteligence: Objectively determined and measured*". *American Journal of Psychology, 15,* 201-293.

Tanaka, J. S. (1987). "*'How big is big enough?': Sample size and goodness-of-fit in structural equation models with latent variables*". *Child Development, 58,* 136-146.

Werts, C. E. y Linn, R. L. (1970). "*Path analysis: Psychological examples*". *Psychological Bulletin, 74*, 193-212.

Werts, C. E., Rock, D. A., Linn, R. L. y Jöreskog, K. G. (1976). "*Comparison of correlations, variances, covariances, and regression weights with or without measurement error*". *Psychological Bulletin, 83,* 1007-1013.

Wright, S. (1960a). "*The treatment of reciprocal interaction, with or without lag, in path analysis*". *Biometrics, 16,* 423-445.

Wright, S. (1960b). "*Path coeeficients and path regressions: Alternative or complementary concepts?*". *Biometrics, 16,* 423-445.

El proyecto de investigación o cómo planear un estudio científico

Dra. Eugenia Csoban Mirka

Resumen

El objetivo principal de este documento es introducir y orientar en los conceptos y elementos básicos a considerar para conducir una investigación científica. Se enfatiza en la necesidad del análisis sistemático de diferentes situaciones relacionadas con el área de interés o experticia del investigador que le permita plantear interrogantes cuya solución pueda ser contrastada empíricamente. El documento se presenta a modo de guía de operaciones a llevar a cabo para plantear un proyecto de investigación factible y, en este sentido, se ofrecen definiciones y modos de hacer para planear y estructurar el trabajo científico.

Palabras claves: investigación científica, investigación empírica, proyecto de trabajo científico.

Introducción

El trabajo de grado constituye el punto culminante o requisito final de la mayoría de los programas de estudios tanto a nivel de pregrado como de postgrado. El estudiante, más tarde o más temprano, debe enfrentar la tarea de proponer y llevar a cabo un trabajo de investigación y, a pesar de haber seguido, probablemente, varios cursos de metodología de la investigación a lo largo de sus estudios formales, esta tarea suele presentarse como difícil y altamente retadora. El objetivo principal de este artículo es ofrecer una perspectiva general y práctica del proceso de investigación que abarca desde la delimitación de un problema de investigación, formulación de hipótesis, elección de un plan o diseño de investigación hasta la estrategia de análisis. El producto de este proceso es la estructuración de un proyecto de investigación científico.

En el presente documento, aunque pretende ser una guía que permita hallar un problema de investigación y plantear una estrategia de investigación, se incluye la revisión de conceptos fundamentales a la táctica científica.

Sobre los tipos de investigación

El significado común de investigar, según la Real Academia Española, es *hacer diligencia para descubrir algo* y, más técnicamente, la misma fuente señala que investigar es *realizar actividades intelectuales y experimentales de modo sistemático con el propósito de aumentar los conocimientos sobre una determinada materia*. La segunda definición mencionada alude más claramente a lo que se considera una investigación científica. De hecho, y siguiendo a Kerlinger y Lee (2002), se considera que una investigación científica es "una investigación sistemática, controlada, empírica, amoral, pública y crítica de fenómenos naturales. Se guía por la teoría y las hipótesis sobre las presuntas relaciones entre esos fenómenos" (p. 13).

Una investigación, que siempre implica el descubrimiento, será científica si cumple, en primer lugar, con el requisito de sistematicidad y control que alude directamente a que la investigación es tan ordenada que se puede tener confianza crítica en los resultados. Esta confianza en los resultados se garantiza al seguir el *Método Científico*, la cual se puede considerar como la estrategia general de la investigación científica y entre cuyas características distintivas se cuenta el hecho de que es autocorrectivo y está abierto al escrutinio público.

Por otro lado, la investigación científica de la que nos ocupamos aquí se califica como empírica pues el investigador se sirve de pruebas objetivas, provenientes de la realidad, para descubrir relaciones entre distintos fenómenos. Cuando se indica que la investigación se ocupa de presuntas relaciones entre fenómenos naturales, lo que se quiere decir es que tales fenómenos ocurren en la realidad, pertenecen a la experiencia: en un laboratorio, en una empresa, en una universidad... Los hechos empíricos son aquellos que pertenecen o son relativos a la experiencia.

La delimitación al descubrimiento de fenómenos naturales, excluye como posibles objetos de investigación a las preguntas sobre relaciones entre entes formales; así, la investigación en lógica y matemática no se refiere a nada que se encuentre en la realidad y, por tanto, no se puede usar la prueba en la realidad para convalidar las relaciones propuestas entre enunciados. Los problemas de investigación que nos plantearemos entonces, como parte del programa de investigación, serán preguntas de relaciones entre objetos o hechos que pertenezcan a la realidad.

EL PROYECTO DE INVESTIGACIÓN O CÓMO PLANEAR UN ESTUDIO CIENTÍFICO

Dra. Eugenia Csoban Mirka

RESUMEN

El objetivo principal de este documento es introducir y orientar en los conceptos y elementos básicos a considerar para conducir una investigación científica. Se enfatiza en la necesidad del análisis sistemático de diferentes situaciones relacionadas con el área de interés o experticia del investigador que le permita plantear interrogantes cuya solución pueda ser contrastada empíricamente. El documento se presenta a modo de guía de operaciones a llevar a cabo para plantear un proyecto de investigación factible y, en este sentido, se ofrecen definiciones y modos de hacer para planear y estructurar el trabajo científico.

Palabras claves: investigación científica, investigación empírica, proyecto de trabajo científico.

INTRODUCCIÓN

El trabajo de grado constituye el punto culminante o requisito final de la mayoría de los programas de estudios tanto a nivel de pregrado como de postgrado. El estudiante, más tarde o más temprano, debe enfrentar la tarea de proponer y llevar a cabo un trabajo de investigación y, a pesar de haber seguido, probablemente, varios cursos de metodología de la investigación a lo largo de sus estudios formales, esta tarea suele presentarse como difícil y altamente retadora. El objetivo principal de este artículo es ofrecer una perspectiva general y práctica del proceso de investigación que abarca desde la delimitación de un problema de investigación, formulación de hipótesis, elección de un plan o diseño de investigación hasta la estrategia de análisis. El producto de este proceso es la estructuración de un proyecto de investigación científico.

En el presente documento, aunque pretende ser una guía que permita hallar un problema de investigación y plantear una estrategia de investigación, se incluye la revisión de conceptos fundamentales a la táctica científica.

Sobre los tipos de investigación

El significado común de investigar, según la Real Academia Española, es *hacer diligencia para descubrir algo* y, más técnicamente, la misma fuente señala que investigar es *realizar actividades intelectuales y experimentales de modo sistemático con el propósito de aumentar los conocimientos sobre una determinada materia*. La segunda definición mencionada alude más claramente a lo que se considera una investigación científica. De hecho, y siguiendo a Kerlinger y Lee (2002), se considera que una investigación científica es "una investigación sistemática, controlada, empírica, amoral, pública y crítica de fenómenos naturales. Se guía por la teoría y las hipótesis sobre las presuntas relaciones entre esos fenómenos" (p. 13).

Una investigación, que siempre implica el descubrimiento, será científica si cumple, en primer lugar, con el requisito de sistematicidad y control que alude directamente a que la investigación es tan ordenada que se puede tener confianza crítica en los resultados. Esta confianza en los resultados se garantiza al seguir el *Método Científico*, la cual se puede considerar como la estrategia general de la investigación científica y entre cuyas características distintivas se cuenta el hecho de que es autocorrectivo y está abierto al escrutinio público.

Por otro lado, la investigación científica de la que nos ocupamos aquí se califica como empírica pues el investigador se sirve de pruebas objetivas, provenientes de la realidad, para descubrir relaciones entre distintos fenómenos. Cuando se indica que la investigación se ocupa de presuntas relaciones entre fenómenos naturales, lo que se quiere decir es que tales fenómenos ocurren en la realidad, pertenecen a la experiencia: en un laboratorio, en una empresa, en una universidad... Los hechos empíricos son aquellos que pertenecen o son relativos a la experiencia.

La delimitación al descubrimiento de fenómenos naturales, excluye como posibles objetos de investigación a las preguntas sobre relaciones entre entes formales; así, la investigación en lógica y matemática no se refiere a nada que se encuentre en la realidad y, por tanto, no se puede usar la prueba en la realidad para convalidar las relaciones propuestas entre enunciados. Los problemas de investigación que nos plantearemos entonces, como parte del programa de investigación, serán preguntas de relaciones entre objetos o hechos que pertenezcan a la realidad.

La distinción anterior quizás resulte familiar: es la distinción que existe entre las llamadas ciencias formales y ciencias fácticas o empíricas. Para Wartofsky (1981), la ciencia empírica "tiene que ver con los hechos tal y como quedan registrados por la observación real, la medida y la interacción experimental con los objetos, acontecimientos y procesos del mundo" (pág. 134).

Ejemplos de ciencias fácticas son, en general, la física, la biología, la astronomía, la psicología, la sociología, la economía, la historia y las llamadas ciencias políticas; esta enumeración no pretende ser exhaustiva, se presenta sólo como ilustración.

Hasta aquí hemos avanzado en el acuerdo de cuáles son los fenómenos de los que se pueden ocupar como investigadores. La segunda delimitación importante está relacionada con el tipo de investigación que se llevará a cabo: básica o aplicada. La investigación básica es aquella cuya finalidad es ampliar el conocimiento científico y esto significa que no persigue, en principio, aplicación práctica. La investigación básica está orientada a la explicación de los fenómenos: al descubrimiento de leyes naturales y la construcción de la teoría. Esta es quizás la definición más generalizada de ciencia fáctica o empírica. Como señalan justamente Kerlinger y Lee (2002) el objetivo de la *ciencia básica o pura* es la teoría y ésta es un conjunto de conceptos interrelacionados, definiciones y proposiciones que suponen una visión sistemática de los fenómenos.

Por otra parte, la investigación aplicada tiene como objetivo mejorar el control que el hombre puede ejercer sobre los hechos; en términos más comunes, persigue fines utilitarios, se preocupa por aumentar el bienestar y el poder humano. La investigación aplicada es una actividad propia de la *ciencia aplicada* y generalmente se vincula con la tecnología: ingeniería, medicina, inteligencia artificial, son ejemplos de áreas de tecnología contemporáneas (Bunge, 1985).

Formulación del problema

Enunciar satisfactoriamente el problema de investigación es el primer paso para llevar a cabo una investigación científica. Definir de forma simple, clara y completa el problema es una tarea que supone exploración, reflexión e investigación en un área del conocimiento, pues dependerá de cada área temática particular la definición de aquello que constituye un problema de investigación.

Como noción, se acepta que un *problema* es un enunciado u oración interrogativa que pregunta sobre la relación entre dos o más variables. Este enunciado tiene la forma de una pregunta que se formula de forma clara y sin ambigüedades y, al mismo tiempo, implica la posibilidad de contrastación empírica. Note que este último requisito conduce a la advertencia de que los problemas científicos no son preguntas morales ni

éticas, esto es, no pueden representar cuestionamientos de valor y juicio pues la ciencia no puede resolver estos dilemas, no es posible la contrastación empírica de este tipo de preguntas (Kerlinger y Lee, 2002). Así, sea que el problema se circunscriba a lo que se ha considerado aquí investigación básica o aplicada, siempre supondrá una pregunta acerca de una posible relación que puede ser sometida a prueba.

En términos prácticos, y en vista de que el objetivo del presente documento es contribuir al planeamiento de una investigación, existen algunas estrategias de uso generalizado para "encontrar" problemas científicos. La primera tarea es hallar un área general y un tema o tópico de interés.

Para Leong y Austin (1996) existen cuatro categorías de estrategias que pueden ponerse en práctica con el objetivo de delimitar un área de interés. Estas estrategias se muestran, de modo resumido, en la tabla 1.

Tabla 1. Estrategias de búsqueda de área y tópico de investigación (Tomado de Leong y Austin, 1996)

Estrategias personales	• Experiencia personal • Generación de ideas • Lecturas no especializadas, noticias, televisión.
Estrategias interpersonales	• Entrevista a expertos: profesores, investigadores, asistentes de investigación. • Conferencias, seminarios, congresos
Fuentes impresas	• Revistas científicas • Libros • Tesis o trabajos de grado
Estrategias computacionales	• Bases de datos • Investigación en línea • Internet

Una vez delimitada el área y tema de interés, el siguiente paso consiste en refinar la búsqueda del problema. León y Montero (2002) aconsejan al investigador inexperto, o un estudiante que debe cumplir con el requisito de llevar a cabo una investigación, desechar la idea de que su problema de investigación tiene que ser absolutamente original y novedoso y que debe constituir una solución trascendental a un problema también trascendental.

Desterrada esta idea, es necesario considerar que muchos trabajos surgen de ideas anteriores de otros investigadores y que, indudablemente, el problema que se plantee debe estar enmarcado en un área de conocimiento reconocida que permita evaluar su

valor y su factibilidad. De tal manera que se pueden llegar a plantear problemas válidos que se propongan lo siguiente:

- *Mejoras*: al revisar literatura especializada en un área conviene estar atento a toda posible mejora que pudiera introducirse en investigaciones anteriores; en este sentido, resulta factible proponer mejoras o modificaciones cuando se detecta un error en el diseño o cuando se vislumbra que existe un diseño más eficaz para resolver el problema que el que se usó. Igualmente, las mejoras pueden incluir modificación a los aparatos, instrumentos, formas de medición o manipulación de las variables implicadas, etc.

- *Aplicar una explicación a otro campo*: un problema de investigación posible sería preguntarse sobre la idoneidad de la aplicación de una explicación aceptada en un campo del conocimiento a otra área distinta de la original.

- *Diferentes explicaciones para sujetos diferentes*: una alternativa de problema científico es proponer explicaciones diferenciales para grupos de individuos en el marco de una teoría o modelo aceptado.

- *Extender las aplicaciones*: ampliar el conocimiento sobre los efectos de un programa, estrategia, técnica o intervención a contextos distintos a aquellos para los cuales fueron creados y donde se han validado.

- *Contrastar las predicciones de una teoría*: esta es quizás la forma más reconocida de problemas pues todas las consecuencias o predicciones de una teoría o modelo deberían ser susceptibles de ser observadas en la realidad o, en otras palabras, las predicciones se pueden convertir en problemas de investigación.

Finalizada la primera etapa de búsqueda general, donde se ha delimitado un tópico de interés, el próximo paso consiste en plantearse una pregunta de investigación que cumpla con los requisitos indicados anteriormente. Al igual que en la primera etapa, debe usar y combinar las estrategias de búsqueda ya conocidas para convertir la pregunta preliminar en un problema de investigación susceptible de verificación empírica. Una estrategia especialmente útil en esta etapa, y de las ya indicadas, es la consulta en bases de datos disponibles en CD-ROM; en este sentido, resulta conveniente explorar en los catálogos de resúmenes (*abstracts*) y los índices (*indexes*) tanto como en las revistas especializadas (*journals*). En forma sintética, cuando busque documentación experta en una base de datos, sea cual sea la base y su formato, sería conveniente seguir los siguientes pasos:

1- Concrete las palabras clave, en español, sobre las que se desea realizar la búsqueda.

2- Traduzca estas palabras al inglés y compruebe que son términos que se incluyen en el Tesaurus de la base de datos.

3- Realice una primera búsqueda depurada.

4- Lea y copie los resúmenes de los trabajos.

5- Localice físicamente los artículos que resultan de su interés (con respecto a su pregunta de investigación).

6- Estudie los artículos y organice la información más relevante.

La búsqueda en la literatura especializada, así como el análisis y presentación de la información recopilada, son habilidades en las que debe hacerse experto. Una vez que se familiarice con el manejo de las bases de datos y los recursos disponibles en línea, el tiempo y el esfuerzo que dedicará a la consulta y recopilación de información será cada vez menor. Asimismo, el evaluar la información de un tópico de modo crítico le ayudará a plantear nuevas preguntas de investigación (y por supuesto, a plantearse SU propio problema de investigación) y el desarrollo de tales habilidades de lectura, revisión y evaluación de material de investigación le serán útiles cuando planee e implemente su propia investigación.

La investigación documental y análisis de investigaciones realizada cumple, como ya se ha señalado, con el objetivo principal de hallar un problema pero, además, una vez logrado este propósito también se ha adquirido un conocimiento importante en relación al tema de interés y los aspectos específicos de conocimiento que se relacionan con la pregunta de investigación. Toda la información recopilada que ha conducido al problema de investigación constituye lo que se conoce como el marco teórico y justificación del estudio.

En efecto, en el marco teórico se incluye la reseña histórica del fenómeno, las bases conceptuales y empíricas que sirven de argumentación al mismo y que permiten su ubicación disciplinaria. Igualmente, debe indicarse la relevancia y pertinencia del tema (justificación), según se desprende de la investigación relacionada (evidencia conceptual y empírica). Por último, es muy importante fijar posición acerca de cuál es el enfoque conceptual y cuáles son las técnicas y procedimientos que se usarán en el estudio. Nótese que este desarrollo del marco teórico conduce al planteamiento del objetivo general de la investigación: identificación de un vacío en el conocimiento.

Una vez que se ha esclarecido el objetivo general y/o el problema de investigación, el siguiente paso es el planteamiento de las hipótesis de investigación.

La hipótesis es un enunciado conjetural sobre la relación entre dos o más variables. Formalmente, la hipótesis se presenta en forma de enunciado declarativo donde se relacionan variables con variables y tienen la estructura de un enunciado condicional: "Si se dan las condiciones de tipo A, entonces se producirá un acontecimiento de tipo B", en función de la posibilidad de crear a voluntad las condiciones declaradas en la hipótesis, las contrastaciones serán experimentales o no-experimentales (Estany, 1993).

Cuando las condiciones de contrastación son tecnológicamente reproducibles, es decir, se pueden provocar a voluntad, se asume que existe cierto control de un factor que, de acuerdo con la hipótesis planteada, tiene un efecto o influencia sobre el fenómeno que se estudia, y así se tiene la base para un contraste experimental; las investigaciones de laboratorio son ejemplo de contraste experimental.

Cuando el control experimental no es posible, cuando las condiciones no pueden ser provocadas o variadas por medios tecnológicos disponibles, entonces la hipótesis se contrasta de un modo no experimental, se busca o espera que ocurran casos en que las condiciones A se den espontáneamente y se comprueba luego si B también se produce (Hempel, 1973).

Para Kerlinger y Lee (2002) existen al menos dos criterios para considerar que una hipótesis es adecuada para la investigación y éstos resultan conocidos, pues son los mismos que se mencionaron antes a propósito de la bondad de un problema de investigación, a saber: 1) las hipótesis son enunciados acerca de las relaciones entre variables y 2) contienen implicaciones claras para contrastar las relaciones enunciadas. Estany (1993), por su parte, propone otros requisitos que deben cumplir las hipótesis antes de ser sometidas a contrastación, a saber: 1) tienen que ser *adecuadas*, lo cual significa que no sean contradictorias con la evidencia existente; 2) *consistentes*, en relación a las hipótesis complejas en las que no puede haber contradicción entre las partes que conforman dichas hipótesis; 3) *compatibles* con otros datos científicos y 4) *comprobables*, es decir, que tengan alcance empírico.

Méndez (2001) señala también que, claramente, debe existir una relación directa entre el objetivo de investigación formulado, el marco teórico desarrollado y la hipótesis propuesta. En efecto, la o las hipótesis surgen a partir de la evidencia empírica acumulada en relación al fenómeno que se pretende estudiar, y esta evidencia ha sido tratada e incluida en el marco teórico del estudio. Por último, debe evitarse el empleo de términos adjetivos y juicios de valor que conduzcan a expresiones ambiguas. La hipótesis debe responder a una realidad observada en forma objetiva e imparcial, por

ello (al igual que el problema) no puede estar ligada a sospechas personales inferidas o a juicios de valor.

Si la hipótesis resulta una respuesta tentativa acerca de la relación entre variables, parece ineludible definir claramente las variables que se incluyen en ella. Las variables son los conceptos, propiedades o constructos que se están estudiando. Más técnicamente, una variable es un símbolo al que se le asignan valores o números: inteligencia, temperatura, gravedad, clima organizacional, satisfacción laboral, productividad, son todos ejemplos de variables. El estudio propuesto debe incluir la definición *conceptual* y *operacional* de las variables. En la definición conceptual se usan términos o expresiones conceptuales para caracterizar a la variable, en tanto que, en la definición operacional se asigna un significado a la variable a partir de las operaciones o actividades necesarias para medirla, evaluar su medición o para manipularla (Kerlinger y Lee, 2002).

La definición de las variables tiene ventajas obvias para la investigación: reduce o elimina la posibilidad de significados distintos para los términos incluidos en el estudio; hace posible el contraste o puesta a prueba de la hipótesis y permite hacer comparaciones con otras investigaciones que compartan las definiciones y, por esta vía, confrontar los resultados de distintas investigaciones.

Estrategia de investigación

Establecidos el problema, objetivos e hipótesis de investigación, ha de avanzarse en lo que se puede considerar la estrategia general de investigación. La estrategia puede entenderse como un plan de acción que permitirá responder la pregunta de investigación y garantizar la validez y confiabilidad de los resultados. Este plan es el esquema o programa general de la investigación y dentro de esta estrategia, típicamente, se aclaran los siguientes aspectos: la unidad de observación, la cual constituye el objeto o sujeto a partir del cual se va a obtener la información indispensable para responder a la pregunta del estudio. Como noción general, la unidad de observación corresponde clásicamente a la decisión sobre qué población y qué muestra se usará para recolectar los datos, sin embargo, esta genérica "unidad de observación" puede variar mucho dependiendo del trabajo que se ha planteado.

Por ejemplo, si se plantea un estudio de caso, entonces no aplica el concepto de población y muestra; asimismo, en los contextos organizacionales aplicados, la unidad de observación puede resultar la organización o, quizás también, la implementación de un proyecto resulta la unidad a estudiar por lo que la noción genérica de población y muestra necesita ser adaptada a cada caso particular.

No obstante, independientemente de las particularidades de cada tipo de estudio planteado, será útil cumplir, al momento de seleccionar la unidad de observación, con los requisitos de *representatividad*: que el o los participantes tengan características similares a la población general a la que pertenece; idoneidad: esto es, que los observados sean los adecuados en relación a la naturaleza del fenómeno a estudiar; y accesibilidad: garantizar la disponibilidad de los objetos de observación.

Hasta aquí se han tomado decisiones acerca del problema, de las situaciones que se probarán y sobre el contexto (sujetos, organización, situación) donde se llevará a cabo tal contrastación. Antes de avanzar en términos de la definición del diseño, es conveniente señalar la necesidad de considerar los aspectos éticos implicados en la investigación. En un sentido genérico, ética alude a conducta adecuada en el proceso de investigación en cualquier área o disciplina: derechos y responsabilidades de las partes que participan en la investigación.

Como señala Davis (2001), la ética es importante para todos los participantes porque afecta los derechos de individuos y la calidad de los datos obtenidos en la indagación. En términos concretos, en el proyecto deben mencionarse las estrategias y operaciones que van a realizarse para cumplir con los estándares éticos de la disciplina donde se inserta el trabajo propuesto; estas reglamentaciones generalmente están disponibles para la mayoría de las asociaciones internacionales y/o nacionales que agrupan miembros de diferentes disciplinas.

Otro aspecto muy importante dentro de la estrategia general de la investigación, es definir el tipo de estudio que se está proponiendo. Existen múltiples clasificaciones en este sentido que Ud. puede revisar en textos dedicados a la metodología de la investigación. Para propósitos de la redacción del proyecto de investigación, quizás sea útil la diferenciación que plantea Mendez (2001): estudios exploratorios, estudios descriptivos y estudios explicativos. Esta clasificación, a su vez, aparece relacionada con lo que indica Davis (2001) sobre los esfuerzos científicos implicados en los diferentes tipos de investigación (tabla 2):

Tabla 2. *Tipo de Investigación y esfuerzo científico* (Tomado de: Davis, 2001)

Menor grado de comprensión	Descripción	Supone la identificación de las principales variables y sus relaciones en una situación problemática. Comprendería los tipos de investigación exploratoria y descriptiva antes mencionadas.
↓	Predicción	Se logra cuando se identifica una variable o serie de variables que están asociadas con la presencia de otra variable.
↓	Explicación	Implica responder a la pregunta de por qué cierto fenómeno o relación existe en la realidad. En este tipo de investigaciones se logra tanto la predicción como la explicación, y correspondería a los estudios explicativos.
↓ Mayor grado de comprensión	Control	Existe cuando se manipula una o más variables en una situación problemática para provocar el cambio deseado en una o más variables asociadas con tal situación. Aquí se logra la explicación con el mayor grado de control.

Antes se indicó que la estrategia de investigación correspondía al plan o estrategia general de la investigación, sin embargo, en los textos de metodología de la investigación se define más específicamente como diseño de la investigación al medio que permite recolectar los datos que responden a la pregunta de investigación: el diseño se entiende como un proceso activo que conduce a la especificación de la estructura que resolverá determinado problema de investigación (Davis, 2001).

Como enfoque general, existen dos tipos de diseño, a saber, los ex post facto y los experimentales y la distinción básica entre ellos tiene que ver con el grado de control que el investigador puede ejercer sobre las variables (recuerde la clasificación anterior en cuanto al esfuerzo científico).

En los diseños ex post facto no se intenta manipular ninguna variable (como se hace en un experimento) ya que no es posible la manipulación por diversos motivos; por la otra parte, en los diseños experimentales, el investigador manipula o controla de alguna forma alguna variable o variables (en este contexto se considera a esta variable como *independiente*) y luego mide el efecto sobre la variable (*dependiente*) de interés. Nótese que la diferenciación entre los diseños está también relacionada con la clasificación propuesta entre hipótesis experimentales y no experimentales (Hempel, 1973).

Decidir sobre el diseño de investigación puede resultar complicado pues no hay un medio definitivo para elegir el mejor diseño y no existe un procedimiento simple que lleve al mejor diseño único para una situación en particular; la recomendación

general es evaluar cuidadosamente el diseño en relación a la situación, problema y la restricción de los recursos disponibles. Por otro lado, se hace necesario consultar los textos especializados en procedimientos de investigación, como los reseñados en este documento, para comprender y proponer el tipo de diseño que se utilizará.

Recolección y análisis de datos

El siguiente aspecto a resolver en una propuesta de investigación es la descripción de las técnicas e instrumentos a emplear para la recolección y análisis de la información. En otros casos, dependiendo de las características del estudio, se incluirá una lista de los aparatos y/o dispositivos técnicos que se utilizarán y se indicará el *software* y *hardware* de propósito especial que se emplearán para la recolección y procesamiento de información relativa a satisfacer los objetivos del estudio.

El modo de obtener los datos, entonces, puede ser muy variado y, en todos los casos, hay que ser exhaustivo en la inclusión y descripción de la estrategia. Como muestra de la diversidad de posibilidades para conseguir la información, considere el siguiente listado, que no necesariamente agota las posibilidades:

- Entrevistas
- Cuestionarios
- Técnicas de observación
- Auto-observación
- Test: de inteligencia, conocimiento, personalidad, etc.
- Escalas: de actitud, valores, etc.
- Sociogramas
- Sondeos
- Aparatos

En apartados anteriores de este documento señalamos la importancia de la búsqueda en fuentes expertas de información, y recordamos aquí que el conocimiento profundo de un área de investigación y el análisis de documentos relacionados permite, no sólo hallar el problema de investigación, sino que resultan guías prácticas de estra-

tegia de investigación, esto quiere decir que, al planear su investigación, puede seguir la estrategia de otra investigación. El cómo se resuelven problemas relacionados al suyo le puede ayudar a decidir la técnica más idónea, el instrumento específico o el registro de observación más pertinente para su situación de investigación.

En su proyecto de investigación, y luego de describir las técnicas de recolección de información, se espera que incluya una sección con el *procedimiento* que seguirá en su investigación. Este procedimiento supone una enumeración de los pasos a seguir para la realización del trabajo, con una descripción detallada de las operaciones a realizar dentro de cada paso. El procedimiento debe exponer los pasos en forma ordenada, en la secuencia real en que deben realizarse y estos pasos son aquellos que correspondan al contraste de las hipótesis (Robles, s/f).

Posterior al planeamiento de la forma de recolectar los datos, es indispensable proponer el análisis que se realizará con el objetivo de responder a la pregunta de investigación. En la actualidad, el análisis de los datos se lleva a cabo de manera computarizada: existe una amplia gama de herramientas o programas estadísticos de análisis de datos. Quizás uno de los más conocidos es el programa SPSS* que es un paquete de análisis estadístico para Ciencias Sociales; con esta herramienta se pueden resolver los cálculos estadísticos de la mayoría de los problemas que se plantean en el área de humanidades y educación, ciencias económicas y ciencias administrativas y de gestión.

En vista de la disponibilidad de estas herramientas para el análisis, el énfasis de esta sección no está en el procedimiento de cálculo sino en la argumentación en relación a la escogencia del análisis que se propone y la interpretación de los métodos de análisis disponibles. Los análisis que se van a realizar, una vez más, dependerán de las características del estudio que se ha planteado; sin embargo, en todos los casos, los análisis que se vayan a practicar dependerán de estos factores (que no debe dejar de considerar como guía fundamental):

- El nivel de medida de las variables: dado que de éste depende el tipo de operaciones de cálculo que es lícito llevar a cabo con los datos.

- La manera como se hayan formulado las hipótesis: esto es, en relación a si las hipótesis formuladas son experimentales o no y también con respecto al esfuerzo científico que implica el estudio.

- El propósito general del estudio: los tipos de análisis son variados y se pueden llevar a cabo muchos de ellos, pero es conveniente no perder de vista lo que el estudio pretende resolver y, en este marco, realizar sólo los análisis que sean necesarios: cada técnica tiene un propósito específico y el análisis no puede ser indiscriminado.

Los análisis que pueden llevarse a cabo se pueden clasificar en dos grandes grupos: descriptivos e inferenciales. El análisis descriptivo constituye la primera etapa de la mayoría de las investigaciones y permite evaluar el comportamiento de las variables del estudio lo cual puede tener un impacto importante en el análisis inferencial posterior. El análisis descriptivo podría incluir:

a- Frecuencias y/o porcentajes

b- Medidas de tendencia central

c- Medidas de dispersión

d- Medidas de forma

e- Análisis exploratorio de datos

f- Medidas de contingencia

Aun cuando el análisis descriptivo provee información importante acerca de las características y distribución de los datos, no resulta suficiente en la mayoría de las situaciones de investigación. Los investigadores requieren hacer inferencias acerca de la población a partir de la muestra que se recolectó. Existen varias alternativas para llevar a cabo el análisis inferencial, para contrastar la o las hipótesis de investigación: pruebas paramétricas, no paramétricas y análisis multivariados. La aplicación de alguna táctica inferencial específica está atada, nuevamente, al tipo de pregunta de investigación y a la hipótesis planteada. La descripción de cada una de estas estrategias escapa al alcance de este documento; las decisiones sobre el análisis más conveniente deberían estar sustentadas en un conocimiento estadístico amplio, baste afirmar que el análisis estadístico es indispensable en la investigación científica en general y en la investigación psicológica en particular.

Este artículo demarca las consideraciones generales involucradas en el planeamiento de un estudio científico. El desarrollo de un plan o proyecto de investigación resulta ventajoso a la investigación pues permite vislumbrar las operaciones idóneas para cumplir con el objetivo planteado, anticiparse a problemas en el trayecto de la investigación y a modificar las operaciones en caso de que esto fuera necesario. Sin embargo, y como señalan Leong y Austin (1996), aun cuando existen reglas de investigación y seguirlas garantiza parte del éxito, el diseño de una investigación no deja de ser un proceso creativo.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Bunge, M. (1985) *La investigación científica* (2° ed). España: Editorial Ariel S.A.

Davis, D. (2001) *Investigación en administración para la toma de decisiones*. México: Thomson Editores.

Estany, A. (1993) *Introducción a la Filosofía de la Ciencia*. Barcelona: Grupo Grijalbo-Mondadori.

Hempel, C. (1973) *Filosofía de la Ciencia Natural*. Madrid: Alianza Editorial.

Kerlinger, F., y Lee, H. (2002) *Investigación del comportamiento: métodos de investigación en ciencias sociales* (4° ed). México: Mc Graw Hill.

León, O., y Montero, I. (2002) *Métodos de investigación en psicología y educación* (3°ed). Madrid: Mc Graw Hill.

Leong, F., & Austin, J. (1996) *The psychology research handbook*. USA: Sage Publications, Inc.

Méndez, C. (2001) *Metodología: diseño y desarrollo del proceso de investigación* (3° ed). Colombia: Mc Graw Hill.

Robles, (s/f). *Guía para la realización del proyecto de trabajo especial de grado de especialización*. Trabajo no publicado. UCAB.

Modelos estructurales: aplicación en el análisis de datos categóricos

MSC Alexander Ibarra

Resumen

Este artículo es un comentario breve sobre las especificidades del planteamiento de modelos estructurales en el caso de variables categóricas. En el se revisa el modo general de los modelos estructurales y luego se anotan algunos de los procedimientos específicos para la formulación de modelos causales con datos cuyo nivel de medida es ordinal o nominal.

Palabras claves: modelos estructurales, variables categóricas.

Es común el uso de variables categóricas en las investigaciones referentes a la salud y a la enfermedad, donde identificar de forma continua los procesos asociados resulta de especial dificultad (Davis y Oxford, 1997).

Las variables categóricas son aquellas que adquieren valores a partir de un grupo de etiquetas verbales, las cuales deben ser mutuamente excluyentes y exhaustivas, de forma tal que cada observación pertenezca solo a una de las categorías (Agresti, 1996). Pueden ser nominales u ordinales, y asignársele valores cuantitativos, aun cuando, del que se le asigne valores numéricos no se sigue que adquieran otras propiedades.

Para el análisis de variables categóricas se cuenta con técnicas inferenciales específicas, como el análisis discriminante, el análisis de cluster, la regresión logística y el análisis de tablas de contingencia mediante los *odds ratio*. Estas aproximaciones pueden ser entendidas como modelos causales, en la medida que se utilicen en un nivel más allá de lo descriptivo, hacia la puesta a prueba de modelos explicativos de las relaciones entre las variables.

Los modelos causales permiten especificar las relaciones entre las variables de forma *a priori* a la obtención de los datos, lo que permite disponer de un modelo de relaciones, con especificaciones cuantitativas respecto a la magnitud de las relaciones y sus direcciones. Este modelo es comparado con los datos observados según el grado de ajuste entre lo estimado desde el modelo y lo observado (Hall, 2007; Hair, Anderson, Tatham y Black, 2000).

Los modelos estructurales son uno de los tipos de modelos causales desarrollados para el estudio de variables latentes a partir de indicadores observados (Hair, et al., 2000), aun cuando se le han señalado problemas referentes a su carácter causal, refiriéndose a ellos solamente como útiles en la selección de aspectos según una estructura antecedente conocida (Hall, 2007).

Las diferentes técnicas perteneciente a la familia de modelos estructurales, como el análisis de estructura de covarianza, análisis de variable latente, y análisis factorial confirmatorio, comparten dos características: la estimación de dependencias múltiples y cruzadas y la capacidad de representar conceptos no observados o variables latentes, considerando el error de estimación (Hair, et al., 2000).

Los modelos estructurales tienen dos componentes: un modelo de medida y un modelo estructural (Skrondall y Rabe-Hesketh, 2005). El competente de medida especifica las relaciones entre los indicadores observados y las variables latentes, mientras que el componente estructural especifica las relaciones entre las variables latentes y las regresiones de éstas a los indicadores (Skrondall y Rabe-Hesketh, 2005).

El proceso de modelización de ecuaciones estructurales pasa por las siguientes fases (Hair, et al., 2000):

1. Desarrollo de un modelo estructural basado en la teoría. En esta fase se evalúan diferentes estrategias de modelización, como la confirmatoria, la de modelos rivales y la de desarrollo. La especificación adecuada de las variables es crucial en esta fase, puesto que resalta las variables relevantes según las relaciones que se quieran indagar con el modelo, para evitar así el error de especificación que sesga el papel de otras variables en el modelo.

2. A partir de la especificación de las variables y del establecimiento de relaciones causales se construye un diagrama de relaciones en el que se definen las variables endógenas y exógenas dentro del modelo. Este diagrama tiene como elementos fundamentales los constructos, los indicadores y las flechas que vinculan a los constructor entre sí, y entre éstos y los indicadores.

3. El diagrama de secuencias es traducido a un conjunto de ecuaciones estructurales que permiten especificar el modelo de medida. Esta fase permite formalizar las relaciones causales supuestas desde el modelo estructural. En la especificación del modelo de medida se utiliza el análisis factorial confirmatorio, determinando previamente qué variables definen a cada constructo o factor; donde las variables funcionan como indicadores observados de los constructos.
4. Elección del tipo de matriz de entrada, el cual puede ser de correlación o de varianza/covarianza, a partir de la cual se evalúa la adecuación de los diferentes elementos del modelo y se elige el método de estimación. Es aquí donde se requiere modificar el modelo de medida cuando se trata con indicadores categóricos, puesto que no es posible el cálculo de correlaciones. La normalidad en la distribución de los puntajes afecta la adecuación del chi cuadrado, utilizado en el cálculo del ajuste del modelo. Además, las variables categóricas no tienen una distribución normal, sino que pueden tener una distribución binomial, en el caso de las variables dicotómicas, o polinomial para variables categóricas con más de dos categorías.
5. Evaluación de la identificación del modelo.
6. Evaluar la estimación y la bondad de ajuste del modelo, para posteriormente pasar a la interpretación.
7. Se realizan las modificaciones del modelo, según el ajuste entre el modelo de medida y el estructural, evaluando el sustento teórico de cada modificación sugerida desde el modelo de medida, para finalmente disponer de un modelo final.

De todas estas fases, sólo el componente de medida requiere modificarse cuando los indicadores son categóricos, no así el estructural que puede permanecer esencialmente igual a cuando se dispone de indicadores cuantitativos (Skrondall y Rabe-Hesketh, 2005).

Con frecuencia, los indicadores de las variables latentes son obtenidos a partir de instrumentos con formato de respuestas tipo Likert, a partir de los cuales se extraen datos categóricos a nivel ordinal (DiStefano, 2002). Es un error común la utilización de los datos así obtenidos como variables continuas; aun cuando desde la teoría puede suponerse la existencia de un continuo real tras los indicadores ordinales, no siempre los instrumentos son acompañados de un desarrollo teórico que sustente tal suposición.

Los modelos estructurales suponen el uso de variables continuas con distribución normal; donde la estimación de los parámetros se realiza, generalmente, mediante la

estimación del valor paramétrico para el cual la probabilidad de los datos observados toman su mayor valor, o *maximum likelihood* (DiStefano, 2002).

La estimación de parámetros para las variables latentes, parámetros para los errores y los índices de ajuste *ad hoc* son las tres técnicas en las que se han centrado los investigadores para adaptar los modelos estructurales a las variables categóricas (DiStefano, 2002). A continuación se muestran problemas asociados al uso de estas tres técnicas:

1. La estimación de parámetros para las variables latentes mediante el método de máxima verosimilitud, utilizando variables categóricas con la técnica producto-momento de Pearson, tiende a generar desviaciones negativas en los parámetros conforme aumentan los niveles de asimetría y curtosis.
2. La estimación de parámetros para los errores utilizando la máxima verosimilitud y la técnica producto-momento de Pearson ha arrojado resultados contradictorios, con desviaciones negativas en unos casos y positivas en otros. Esta desviación tiende a decrecer conforme aumenta el tamaño muestral, y tiende a crecer mientras mayor es la anormalidad de la distribución de los ítems (DiStefano, 2002).
3. Con relación al índice de ajuste, DiStefano (2002) señala cómo el cálculo de la bondad de ajuste por método del chi cuadrado tiende a inflar su valor según aumenta la anormalidad de la distribución de los datos categóricos ordinales.

Formalmente, el modelo estructural es definido según la siguiente ecuación (Skrondall y Rabe-Hesketh, 2005):

$$\eta = \alpha + \beta\eta_j + \Gamma x_{1j} + \varepsilon_j$$

Cada variable latente (η) es definida por un vector que corresponde al intercepto (α), una matriz de parámetros estructurales que corresponden a las relaciones entre las variables latentes (β), un parámetro de regresiones que corresponde a la matriz de regresiones desde las variables latentes a los indicadores (Γx_{1j}), y un vector de error (ε_j).

Disponer de indicadores categóricos requiere modificar el parámetro Γx_{1j}, para incluir los valores referidos a cada una de las categorías. En este sentido, Flora y Curran (2004) proponen un método alternativo de estimación para el análisis factorial confirmatorio con datos ordinales, mientras que Muthén (1978) propone un método de estimación para variables dicotómicas.

El método propuesto por Muthén (1978) se basa en la noción de umbral, como límite entre las categorías, y permite la asignación de los casos a cada categoría según del lado del umbral en el que se observen los valores. A partir de esta noción de umbral se construye un modelo general de variable latente, el cual permite su aplicación tanto a variables continuas como a variables categóricas, sean estas ordenadas o no, y es lo que finalmente va a permitir la inclusión de variables categóricas dentro de los modelos estructurales.

Así, la matriz de correlación empleada en la estimación del parámetro es del tipo tetracórica, para variables dicotómicas, para las que se supone un continuo latente normalmente distribuido, o la policórica, para variables con más de dos categorías. Mediante estas técnicas es posible la estimación del parámetro $\Gamma\ x_{1j}$ dentro de la ecuación estructural.

Referencias bibliográficas

Agresti, A. (1996) *An introduction to categorical data analysis.* Wiley & Sons: New York.

Davis, L. y Offord, K. (1997) "*Logistic regression*". *Journal of Personality Assessment. 68 (3)*, 497-507.

DiStefano, C. (2002) "*The impact of categorization with confirmatory factor analysis*". *Structural Equation Modeling, 9 (3)*, 327-346.

Forran, D. y Curran, P. (2004) "*An empirical evaluation of alternative methods of estimation for confirmatory factor análisis with ordinal data*". *Psychological Methods, 9 (4)*, 466-491.

Hair, J., Anderson, R., Tatham, R. y Black, W. (2000) *Análisis multivariante* (5ta edición). Prentice-Hall: Madrid.

Hall, N. (2007) "*Structural equations and causation*". *Philosophy Studies, 132,* 109-136.

Muthén, B. (1978) "*Contributions to factor analysis of dichotomous variables*". *Psicometrika, 43 (4)*, 551-560.

Skrondall, A. y Rabe-Hesketh, S. (2005) "*Structural equation modeling: categorical variables*". *Encyclopedia of Statistics in Behavioral Science.* Wiley & Sons: New York.

Luis Azagra L. S.J. *In Memoriam*

Dra. Cristina Vargas-Irwin

En una conferencia sobre pedagogía ignaciana, el Padre Azagra comentaba cómo las circunstancias históricas bajo las cuales se funda una Orden marcan el tipo de educación que ésta brinda. A su entender, la educación impartida por la Compañía de Jesús estaba marcada por el Renacimiento: su énfasis humanístico, aún en las carreras técnicas y científicas, y su preocupación por lo individual. El Padre Azagra siempre fue una encarnación clara de este espíritu ignaciano, y han habido pocos terrenos más fértiles para el florecimiento de esta síntesis entre lo científico y lo humanístico que su su paso por la escuela de Psicología de la UCAB.

Luis Azagra Labiano nació un 4 de diciembre de 1928 en Pamplona, España ("Soy vasco, pero no ejerzo," solía decir). Meses antes de cumplir los 17 años comienza su noviciado en la Compañía de Jesús, para ordenarse en 1960, residiendo ya en Venezuela, a donde viaja por primera vez en 1950. Durante esta década pasa a formar parte del grupo de más de 40 jesuitas enviados a formarse en carreras civiles en diversas universidades del mundo, para así fortalecer el proyecto académico de la Orden; en palabras del propio Padre Azagra "para hacer realidad el sustantivo Universidad". Durante este período, obtuvo una Maestría en Educación en la Universidad de Fordham, en el estado de Nueva York, donde su gran habilidad cuantitativa le permitió beneficiarse de la formación allí ofrecida por figuras de la talla de Anne Anastasi, una de las más ampliamente conocidas investigadoras en Medición Psicológica y Psicología de las Diferencias Individuales. Esta segunda carrera civil, aunada a sus estudios de Teología en Innsbruck, Austria, y en la Universidad Javeriana de Bogotá, por nombrar sólo una pequeña parte de su formación, dotaron al Padre Azagra de un acervo de conocimientos difícil de igualar. No creo conocer a nadie más que, habiendo sido Profesor de Física y Matemática, también pudiese leer a Eurípides en su idioma original y, según dicen algunos de sus hermanos jesuitas, fuese también un muy competente arquero de fútbol.

Sus dotes académicas y administrativas no fueron desaprovechadas. Sin pretender agotar en este breve espacio los logros de su extensa carrera, fue Director del Colegio San Ignacio entre 1966 y 1972, Vice-Rector Administrativo y Director de la Oficina de Proyectos de la UCAB, y consultor de Provincia y de la Casa, pero fue su más humilde cargo de Director de la Comisión de Tesis de la Escuela de Psicología lo que en esta ocasión quisiéramos resaltar. El catálogo de tesis (digno precursor de la actual versión computarizada) y el Índice de Pruebas Psicométricas fueron labor suya, dándole así continuidad y sistematicidad a la investigación en la Escuela. Bajo su égida, las tesis de grado pasaron de ser en su mayoría modestas aplicaciones clínicas a ser verdaderos trabajos de investigación: éste es uno de sus muchos legados a conservar.

Quienes tuvimos el privilegio de trabajar para él en la Cátedra de Estadística II gozamos de la oportunidad única de nutrirnos no sólo de prístinas explicaciones del Teorema del Límite Central, sino también de enriquecedoras discusiones sobre teología y ética. Compartimos en varias ocasiones la preocupación por la disparidad entre la formación académica y la formación religiosa, siendo que para los laicos la primera suele prolongarse hasta la edad adulta, mientras que la segunda rara vez pasa más allá de la niñez; como agudamente lo resumió él en una ocasión, tratar de desempeñarse en la vida adulta sólo con la fe aprendida en el Catecismo era tan apropiado como tratar de vestirse con el traje de la Primera Comunión. Esto, creo yo, era parte de su motivación para ese doble rol (tan renacentista, tan Ignaciano), que para tantos de nosotros jugó el Padre Azagra: el de Profesor de Estadística y Profesor de Ética.

Aun cuando nuestras opiniones en cualquiera de estas dos áreas no siempre coincidieron, tuvo siempre la virtud de enfrentarnos a las preguntas importantes, ya fuesen los supuestos básicos de la inferencia estadística o las implicaciones éticas del 27 de febrero de 1989. Su ingenio y ocasional mordacidad podían ser polémicos, pero nunca hirientes o malintencionados. Sus comentarios más agudos estuvieron siempre reservados para sus superiores o sus pares, nunca para los que fuimos sus subordinados; fue un singular placer el verle intercambiar opiniones con rivales de talla, como el Dr. Fernando Rísquez, con quien el Padre Azagra no veía necesidad de medir sus golpes (en mi humilde opinión, el Padre siempre ganó por K.O.). Quizás lo más llamativo en toda su didáctica era esa tan inusual combinación de opiniones firmes y bien documentadas con una ausencia total de dogmatismo: pocas personas hicieron tanto como el Padre Azagra para hacer que estudiantes como yo, pertenecientes a minorías religiosas, nos sintiésemos miembros legítimos de una Universidad Católica.

Su preocupación por el otro también tuvo siempre esa marca tan particular de interés genuino sin condescendencia, de compasión sin sentimentalismo, de compromiso sin aspavientos ni ostentación: su labor pastoral en Carapita, en el Centro de Salud de Santa Inés y su dirección del Parque Social Manuel Aguirre son muestras evidentes

de ello. Mas característico, sin embargo, de su cristianismo de todos los días fue el gesto pequeño, el respeto cotidiano, la ayuda anónima en el momento de verdadera necesidad.

El 13 de junio del 2006, en su Pamplona natal, el Padre Azagra dejó de estar físicamente con nosotros. Su incalculable aporte a la Psicología científica en Venezuela había sido reconocido escasos meses antes, cuando la UCAB le otorgó el Doctorado *Honoris Causa* en Psicología. Créanos Padre, el honor es todo nuestro.

ESTE EJEMPLAR SE TERMINO DE IMPRIMIR
EN LOS TALLERES DE EDITORIAL TEXTO
AV. EL CORTIJO, QUINTA MARISA, Nº 4
LOS ROSALES - CARACAS - VENEZUELA
TELEFONO: 632.97.17