

Modelos de variables latentes para la investigación conductual

Víctor Corral-Verdugo¹

Universidad de Sonora-Hermosillo

La investigación conductual implica resolver una serie de dificultades inherentes al estudio científico del comportamiento: a) plantear una teoría razonable y adecuada al problema que se trata de abordar; b) utilizar experiencias previamente empleadas al abordar el fenómeno bajo estudio o uno semejante; c) seleccionar y utilizar una metodología de la investigación congruente con los postulados teóricos planteados, y, d) analizar resultados e interpretarlos. Si bien los pasos a y b no son necesariamente fáciles de desarrollar, se presume que un candidato a investigador del comportamiento al menos debe contar con una base conceptual mínima y conocer estudios relacionados con su campo de interés. Esto no implica que el conocimiento teórico, ni mucho menos su desarrollo, sea una empresa fácil. Por lo contrario, manejar y desarrollar esquemas conceptuales en ciencia [lo que Popper (1963) denomina el *contexto de descubrimiento*] es una tarea difícil, probablemente más complicada que someter a prueba la "veracidad" de esos esquemas (el *contexto de justificación* de Popper).

Sucede, no obstante, que a pesar de la complejidad que entraña la tarea de elaboración teórica y su discusión, muchos investigadores, particularmente en países fuera del ámbito anglosajón, desarrollan su labor en estos dos niveles. Esto es cierto especialmente en lo que se refiere al nivel de discusión de teorías desarrolladas por otros. Los siguientes pasos, que implican confrontar postulados contra datos de la "realidad" y posteriormente interpretar esos datos, tradicionalmente han sido descuidados.

¹ El autor agradece las observaciones y sugerencias de Martha Frías Armenta y dos revisores anónimos en la elaboración de este artículo. Correspondencia: Víctor Corral Verdugo, Departamento de Psicología y Ciencias de la Comunicación, Universidad de Sonora. Blvd. Transversal y Rosales s/n, Hermosillo, Sonora 83000, México.

Hay muchas explicaciones posibles para esta situación: una de ellas plantearía que la cultura en la que se desarrolla un investigador promueve en él o ella una preferencia por la teoría y un cierto desdén por los datos; otra explicación involucraría las fallas en los sistemas educativos (especialmente aquellos dedicados a la formación de investigadores) y, otra más, implicaría la falta de métodos adecuados a la teoría manejada por un grupo de investigación, etc. Cualquiera que sea la razón, a juicio nuestro, sería importante que se iniciara una discusión acerca de esas variables que impiden que el proceso investigativo culmine de manera satisfactoria. Al reconocer que la falta de opciones metodológicas para un investigador pudiera constituirse en una de esas razones, nos interesaría que parte de esa discusión involucrara alternativas metodológicas en la investigación relacionada con la teoría de la conducta.

Aunque son múltiples los métodos de investigación y de análisis de datos, el autor se encuentra especialmente interesado en discutir los llamados *modelos de variables latentes*, es decir, modelos en los que el investigador forma constructos y los contrasta con datos. Las aplicaciones de dichos modelos son relativamente nuevas, dado que su complejidad los hacía prácticamente inaccesibles a la mayoría de los investigadores, antes del advenimiento de la revolución en sistemas computacionales.

Los modelos de variables latentes se han utilizado de manera especial en Estados Unidos, principalmente en la psicología de corte cognoscitivista, heredera de buena parte de la tradición psicométrica. El autor no ha detectado un solo informe de corte conductual que utilice esta aproximación metodológica, con la notable excepción de Pérez Gil, Martínez y Moreno (1994), esto a pesar de que gran parte de la teoría de la conducta utiliza constructos como postulados a analizar. Estas consideraciones nos llevan a presentar una introducción no técnica al uso de modelos de variables latentes, la cual podría servir a los investigadores en su proceso de elección de métodos de medición y análisis de los fenómenos de interés.

VARIABLES LATENTES Y VARIABLES OBSERVADAS

En todas las ramas de la ciencia encontramos *variables latentes*, también identificadas como factores o constructos, y *variables observadas*, llamadas también variables medidas, variables manifiestas o indicadores. Las variables latentes son construcciones o elaboraciones teóricas acerca de procesos o eventos que no son observables a simple vista, sino que deben inferirse a través de la presencia de objetos, eventos o acciones (variables observadas o indicadores). Decir que las variables latentes "no son observables a simple vista" no presu-

pone aceptar la noción mentalista clásica de que estos constructos son “entidades internas” transespaciales (Kantor, 1963). En el contexto de la Teoría de la Conducta, esta caracterización más bien refiere el hecho de que una variable latente no hace alusión a objetos, eventos u ocurrencias (las cuales serían variables observadas), sino, como lo señala Ribes (1990), a colecciones de eventos, que al correlacionarse conforman, en la mayoría de los casos, tendencias, disposiciones o categorías funcionales, dentro de la gama de fenómenos psicológicos. Dado que no es posible registrar, por ejemplo, una función psicológica, al margen de múltiples indicadores, esta variable latente debe inferirse buscando una correspondencia entre los eventos observados, agrupándolos en categorías que correspondan con el constructo en cuestión. No obstante, esto no implica que una variable latente tenga una existencia al margen de comportamientos o interacciones entre un organismo y su ambiente, tal y como las corrientes mentalistas sugieren. De esta manera, la variable latente de interés se define operacionalmente en términos de comportamientos que —se cree— deben representarla (Byrne, 1994). En psicología son múltiples los ejemplos de variables latentes: pulsión, aprendizaje, inteligencia, memoria, pensamiento, conocimiento, etc., y aun cuando su uso en el área de teoría de la conducta es más selectivo, éste sigue presentándose en una buena cantidad: conducta idiosincrásica, conducta cultural, nivel de desligamiento, competencias, motivos, estilos interactivos, etcétera (Kantor y Smith, 1975; Ribes, 1990).

Dada la importante liga entre variables latentes y observadas, los metodólogos alertan a los investigadores acerca del cuidado que deben tomar a la hora de seleccionar sus instrumentos de medición. Si la elaboración y/o selección de instrumentos tiene un efecto importante en la credibilidad de los resultados de la investigación, dicha elaboración/selección se vuelve aún más crítica cuando una medida observada se presume y representa un constructo subyacente (Byrne, 1994). Lo anterior significa, por supuesto, que contar con un método flexible y sofisticado para el análisis y manipulación de variables latentes no es suficiente. Ningún método de análisis de datos reemplazará la lógica y el esfuerzo de creación del contexto de descubrimiento.

Con esta nota precautoria, a continuación hacemos una breve descripción de estrategias de investigación, fundamentalmente asociadas con el análisis de datos, que permiten el modelamiento y manipulación de variables latentes. Tres observaciones son necesarias antes de iniciar esta lectura: 1) dado que la mayor parte de estas manipulaciones involucra teoría y operaciones estadísticas, se recomienda al lector no versado en esta área efectuar previamente un breve repaso de estadística inferencial; 2) a pesar de lo anterior, la discusión acerca de estrategias de modelamiento de variables latentes será de

naturaleza no técnica, evitando al máximo explicaciones matemáticas, y, 3) quien lea esto no debe pensar que, en el afán de modelar variables latentes, tendrá que realizar por sí mismo (manualmente) los procedimientos que se describirán. Existen paquetes de cómputo (SAS, LISREL, EQS) que sorprenden por su sencillez, desarrollan las sofisticadas operaciones de especificación y estimación de constructos con un mínimo esfuerzo y bases conceptuales de parte del usuario. El lector puede remitirse a las obras de Bentler (1989, 1990), Jöreskog y Sörbom (1989; 1990) y SAS Institute (1991) para adquirir las habilidades de programación en el modelamiento de variables latentes.

ANÁLISIS FACTORIAL EXPLORATORIO

La "medición" y el análisis de variables latentes han sido tradicionalmente desarrollados mediante el análisis factorial exploratorio (AFE). Este análisis consiste fundamentalmente en la extracción de factores (variables latentes) a partir de correlaciones altas entre variables que en teoría miden el mismo constructo (Kim y Mueller, 1991). Se presume que estas correlaciones son un indicador de la presencia de una variable latente que se encuentra explicando dichas correlaciones entre las variables observadas (Carrol, 1985; Gorsuch, 1988).

El análisis inicia con la elaboración de una matriz completa de correlaciones entre todas las variables medidas. La matriz puede involucrar datos como observaciones de comportamiento, respuestas verbales, trazos de conducta, medidas fisiológicas o cualquier tipo de registro. Los datos pueden referirse a diferentes aspectos del comportamiento, por ejemplo, podrían incluirse mediciones de *competencias*, indicadas por distintos *niveles funcionales* (Ribes 1990; Ribes y López, 1985), en la misma matriz. Las competencias, tal y como las define Ribes (1990), son constructos disposicionales referidos a acciones que producen resultados o logros específicos en situaciones en las que se requiere de alguna destreza o habilidad para alcanzar dichos logros. Por otro lado, Ribes y López (1985) plantean cinco niveles de estructuración funcional del comportamiento humano, catalogados como función contextual, función suplementaria, función selectora, función sustitutiva referencial y función sustitutiva no referencial. Entonces, una competencia puede formar parte de diferentes estructuras funcionales de manera tal que, por ejemplo, la conducta de escribir puede indicar niveles funcionales de complejidad diversa. "Una persona puede escribir una cuartilla copiándola de un texto, puede escribir la misma cuartilla para solicitar algo, puede escribir informando a otra persona sobre un suceso, o puede reflexionar sobre algún suceso a través de la escritura" (Mares, Ribes y Rueda, 1993, p. 32). Dado que la medición de variables latentes requiere de

múltiples medidas, cada competencia debería ser indicada por más de una variable observada (ejecuciones ante tareas requeridas). Las correlaciones entre todas estas variables medidas constituirían la matriz de correlaciones.

El segundo paso en un AFE consiste en la extracción de los factores iniciales. Kim y Mueller (1991) describen en detalle dos de las maneras en las que se extraen estos factores: 1) la solución de máxima verosimilitud y 2) la solución de los cuadrados mínimos. En cualquier caso, el objetivo de la extracción es el de determinar el número mínimo de factores comunes (variables latentes) que explicarían satisfactoriamente las correlaciones entre las variables observadas. Dependiendo de ciertos criterios estadísticos podría, por ejemplo, establecerse que las correlaciones en la matriz pudieran al menos explicarse por la presencia de tres factores, los cuales corresponderían a tres distintos niveles funcionales.

Tras lo anterior, el siguiente paso comprende encontrar factores más simples y fácilmente interpretables. Tener un número mínimo de factores comunes puede no ser suficiente para "descubrir" la composición y la naturaleza de un factor. Dada la naturaleza del procedimiento de extracción, algunas de las observaciones correspondientes con un nivel funcional de la competencia [en nuestro ejemplo] pudieran mostrar altas correlaciones (pesos factoriales) con más de un factor, y esto dificultaría establecer cuáles son las variables resultantes del análisis. La solución a este problema se encuentra en los *métodos de rotación* que Gorsuch (1988) y Kim y Mueller (1991) detallan en extenso. La rotación, considerada desde una perspectiva geométrica, "coloca" a las variables más cerca de los factores que las explican y, usualmente, provee factores que son más cercanamente iguales en importancia a los factores originales (Bernstein y Nunnally, 1994). Con esto se logra una resolución más clara de las relaciones entre variables observadas y sus constructos subyacentes.

El AFE es una estrategia analítica útil cuando no se cuenta con una teoría a contrastar con los datos, o cuando el investigador se encuentra en la fase de construcción de la teoría, es decir, cuando no se conoce la naturaleza de las variables latentes subyacentes a las medidas empleadas. A pesar de la utilidad prestada por el análisis factorial exploratorio, como estrategia inicial de investigación, sus limitaciones han sido ampliamente señaladas (McCloskey y Figueredo, 1994): a) dada su naturaleza exploratoria el AFE capitaliza el azar (existe el riesgo de que parte de sus resultados sean debidos al azar); b) ya que el AFE es atóxico, éste podría promover una posible interpretación *post hoc* equivocada de los factores resultantes, y, c) el AFE asume una posición inductivista, dado que su aplicación no permite la prueba de hipótesis o confirmación/desconfirmación de teorías, lo cual limita su utilidad. Debido a esto, algunos investigadores utilizan sistemas analíticos alternativos.

ANÁLISIS FACTORIAL CONFIRMATORIO

El análisis factorial confirmatorio (AFC) representa un paso adelante en la investigación de variables latentes. Como su nombre lo establece, este procedimiento es útil cuando el propósito del investigador es el de confirmar/disconfirmar la existencia de uno o más factores subyacentes a las correlaciones encontradas entre variables observadas. Además, el AFC permite la confirmación de correlaciones o covarianzas entre los factores establecidos. El uso del AFC presupone entonces la existencia de una teoría que se someterá a prueba, al contrastarla contra los datos. Siguiendo con nuestro ejemplo, el investigador podría plantear que su matriz de correlaciones, compuesta por las relaciones entre nueve variables manifiestas (ejecuciones de las tareas requeridas), puede ser explicada por la presencia de tres niveles funcionales, los cuales, además mostrarían un cierto grado de covarianza.

Además de 1) hacer explícito el número de factores esperado, el investigador tiene que; 2) especificar el número de variables observadas; 3) fijar la varianza y correlación entre factores, esto es "conectar" de antemano a las variables latentes que están presumiblemente presentes; 4) especificar la relación existente entre variables observadas y factores, en donde algunas de las variables manifiestas podrían estar enlazadas a más de un factor; 5) especificar la relación existente entre las variables del modelo y el componente único (error), ya que suponemos que estas variables fueron medidas con un cierto margen de incertidumbre, y, 6) especificar la varianza y la correlación entre los errores correspondientes a cada variable latente. La figura 1 muestra un ejemplo hipotético de especificación, en donde los niveles funcionales de la competencia son representados como óvalos, sus indicadores se muestran en rectángulos, los errores asociados a las variables latentes (D) se encierran en círculos pequeños, los errores asociados a las variables observadas son las "E", los pesos factoriales se muestran como flechas unidireccionales que van del constructo al indicador dado que, se supone, la variable latente "explica" la ejecución, y las covarianzas entre factores se representan como flechas curvas bidireccionales, indicando que no existe dirección causal, sólo correlación entre los constructos.

Habiendo especificado el modelo, el siguiente paso comprende la prueba de éste. El método comúnmente utilizado incluye la medición de la *bondad de ajuste* entre un modelo inclusivo y un modelo restringido. Pasemos a explicar esto:

Una representación inclusiva implica que todos los elementos (factores y variables observadas) que constituyen el modelo se encuentran interrelacionados. Aunque sabemos que en la realidad cada variable guarda al menos una

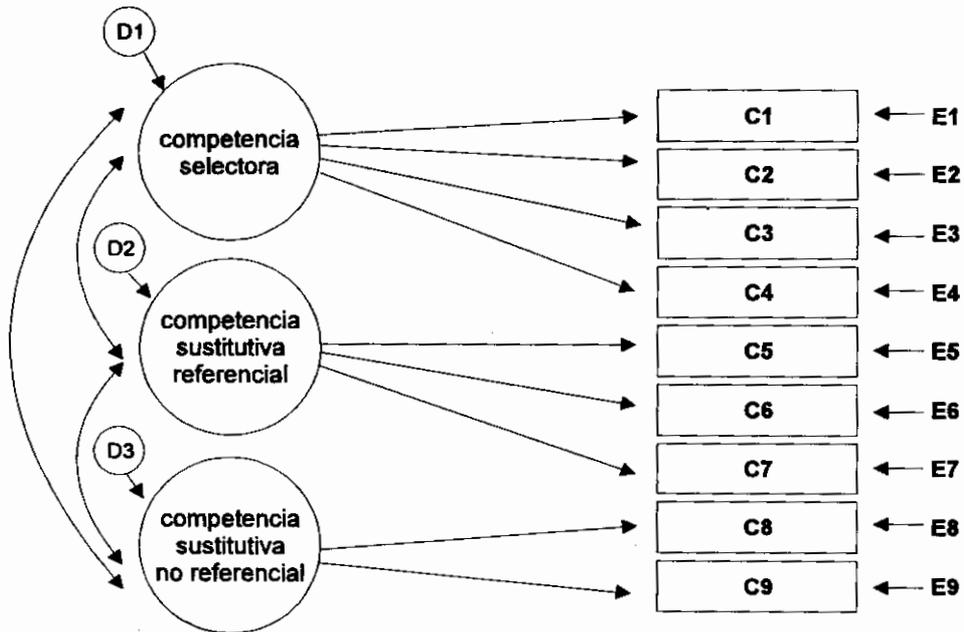


Figura 1. Análisis factorial confirmatorio de tres niveles funcionales de una competencia. C1-C9 representan ejecuciones ante tareas requeridas, E1-E9 son los errores asociados a la medición de dichas ejecuciones, mientras que D1-D3 son los errores asociados a los constructos. Las flechas unidireccionales (pesos factoriales) indican que los niveles funcionales afectan las ejecuciones y las flechas curvadas bidireccionales representan las covarianzas entre los niveles funcionales.

mínima relación con todas las demás variables, en ciencia se buscan modelos simples que expliquen lo más posible, considerando la menor cantidad de elementos e interrelaciones (principio de parsimonia). Por ejemplo, podría plantearse que las cuatro primeras variables manifiestas se correlacionan con el primer factor, "competencia selectora", en este caso, las siguientes tres con el factor número dos, "competencia sustitutiva referencial", y las dos finales con la variable latente tres, "competencia sustitutiva no referencial". Este sería un modelo restringido. Dado que la sencillez no debe sacrificar el poder de explicación, nuestro modelo restringido debe probar que "explica" tanto o casi tanto como el modelo inclusivo, es decir, debe medirse la bondad de ajuste del modelo teórico de relaciones. Esta sería una prueba de la diferencia entre el modelo inclusivo y el nuestro, la cual se logra usualmente empleando el estadígrafo χ^2 . Como se sabe, este estadígrafo sirve para comparar el grado de diferencia entre dos medidas. Una χ^2 alta y significativa nos dice que estas dos medidas son diferentes. La prueba de bondad de ajuste, entonces, consiste en comparar el modelo inclusivo (una medida) en donde todas las variables se correlacionan entre sí, contra nuestro modelo (la otra medida), en donde solo se especifican unas cuantas correlaciones. El modelo inclusivo es generado por el

programa estadístico, a partir de los datos y éste mismo produce la X , la cual debe resultar no significativa, de manera tal que muestre que el modelo restringido no es diferente del modelo inclusivo, en términos de poder explicativo. Si el valor de la X , asociado con un modelo, es estadísticamente significativo, hay bases para rechazar el modelo en favor de uno con menos restricciones, de manera tal que los patrones en los datos puedan ser modelados adecuadamente. La X , por lo tanto, debe ser pequeña y no significativa para aceptar nuestro modelo.

Además, pueden considerarse otros índices de ajuste más elaborados, basados todos en la X , tales como el Índice Bentler-Bonett de ajuste Normado (IBAN), el Índice Bentler-Bonett de Ajuste No Normado (IBANN) o el Índice de Ajuste Comparativo (IAC), por ejemplo, dentro del programa EQS (Bentler, 1989). Todos estos producen resultados que van de 0 a 1.0, en donde, para propósitos prácticos se acepta .90 como índice de ajuste adecuado, el cual es el indicador de la cercanía entre el modelo saturado y aquél que se sujeta a prueba (ver Bentler, 1989; 1990). De nueva cuenta, el lector no debe dejarse apabullar por estas operaciones, las cuales son realizadas por el programa de cómputo. Su labor básicamente se limita a interpretar los valores de los indicadores arriba enlistados, conforme a la exposición planteada. Esto significa que un modelo asociado a una X pequeña y no significativa y una IBAN, IBANN y/o IAC superior a .90 puede ser razonablemente aceptado, ya que los datos lo respaldan.

El último paso comprende la estimación de las correlaciones entre variables medidas y factores y las covarianzas de las variables latentes entre sí, así como el de los errores correspondientes a cada factor. Este proceso es análogo al procedimiento utilizado para estimar la relación lineal entre variables dentro de la regresión múltiple (cuadrados mínimos u otro procedimiento similar). El investigador buscaría que las relaciones entre sus variables observadas y la variable latente correspondiente sean altas y significativas, de manera tal que su teoría y la validez de constructo convergente de sus medidas sean confirmadas. Debería asimismo estar interesado en mostrar que las correlaciones entre algunas variables observadas y uno o más factores que no corresponden [según su teoría] con estas variables observadas sea menor y tal vez no significativa (validez de constructo divergente o discriminante). La validez predictiva, que es una pieza importante en el proceso de validación de medidas, no puede ser estimada por el AFC. Ésta requiere de una estrategia más sofisticada que exponeremos más adelante. También ampliaremos la exposición acerca de los aspectos de validez de constructo, en una sección posterior, cuando abordemos aplicaciones especiales de los modelos de variables latentes.

MODELOS DE ECUACIONES ESTRUCTURALES

El propósito fundamental de los modelos de ecuaciones estructurales (MEE) es modelar covarianzas, lo que implica proponer un conjunto de relaciones y evaluar su consistencia con las relaciones manifiestas en una matriz de covarianzas (Bollen, 1989). Los MEE se conforman a partir de dos modelos complementarios: el *modelo de medición*, que incluye las relaciones entre una variable latente y un conjunto de indicadores; y el *modelo estructural*, que se refiere a las relaciones entre variables dependientes e independientes, las cuales pueden ser tanto observadas como latentes (Bentler, 1989). El análisis factorial es un claro ejemplo de un modelo de medición, mientras que cualquier caso del modelo general lineal (regresión, ANOVA, análisis causal) ejemplifica al modelo estructural. Lo anterior significa que el modelo general lineal y el análisis factorial pueden considerarse instancias específicas del modelo de ecuaciones estructurales (Hoyle y Smith, 1994).

El análisis causal (o *path analysis*, en inglés), una de las aplicaciones del modelo estructural, consiste en el modelamiento y estimación de las correlaciones entre un conjunto de variables observadas, en las cuales se presupone una dirección causal (Asher, 1991; Davis, 1990). Una de las ventajas de este sistema analítico, con respecto a los otros casos del modelo general lineal (regresión, ANOVA), es que el análisis causal permite modelar interrelaciones entre las variables independientes. El investigador puede estimar no solo efectos directos sobre una variable específica de interés, sino además efectos indirectos o espurios, los cuales no pueden precisarse mediante el uso de la regresión múltiple o el ANOVA. Dado que el análisis causal no permite el modelamiento de variables latentes, este análisis debe combinarse con el modelo de medición (análisis factorial) para producir el sistema de ecuaciones estructurales que posibilite la caracterización de relaciones causales entre constructos.

La figura 2 representa un ejemplo hipotético de un modelo de ecuaciones estructurales para caracterizar las relaciones entre tres constructos: motivos, competencias y comportamiento. En la notación convencional los rectángulos representan variables observadas y los óvalos, variables latentes. La dirección de las flechas señala el flujo causal. El modelo de medición, básicamente un análisis factorial confirmatorio, se conforma de las relaciones entre cada uno de los constructos con sus respectivos indicadores o variables observadas. En el modelo de medición, la dirección de las flechas va del constructo hacia cada uno de los indicadores, dado que se supone que la variable latente explica la respuesta o comportamiento indicador. Por ejemplo, la posesión de una competencia hace posible que el sujeto lleve a cabo una tarea requerida (indicador de la competencia) y el motivo, como tendencia, afecta las

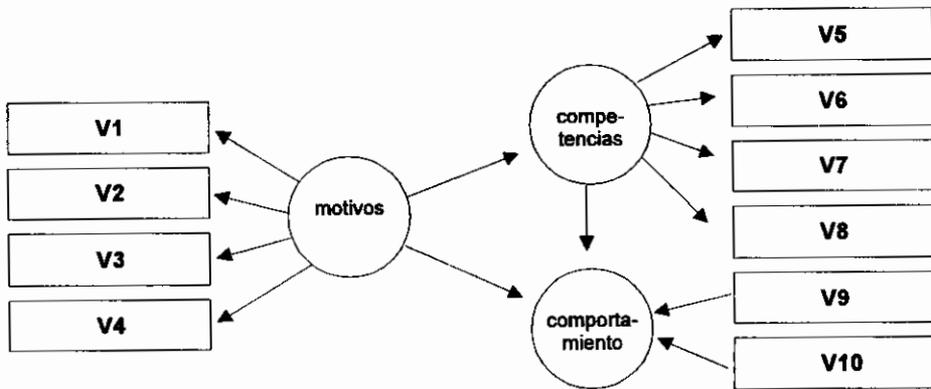


Figura 2. Modelo hipotético de relaciones estructurales entre tres constructos: motivos, competencias y un tipo de comportamiento. El modelo de medición se produce entre las variables latentes (motivos y competencias) y sus indicadores, y el modelo estructural se conforma de las relaciones entre motivos, competencias y comportamiento. Este último es una variable emergente.

elecciones y preferencias (indicadores de los motivos) exhibidos por los sujetos. En este esquema, y los que siguen, se ha eliminado la especificación de los errores, con fines de simplificación.

El modelo estructural se conforma de las relaciones entre los constructos. En el ejemplo que seguimos, se da un efecto estructural directo de las competencias y los motivos sobre el comportamiento, y un efecto indirecto de los motivos sobre el comportamiento, mediado por las competencias. Este tipo de relaciones (indirectas, estructurales) sería imposible de ser modelada a través de otros sistemas de análisis, por ejemplo la regresión o el mismo *path analysis* (el cual no modela variables latentes).

Una aplicación especial de las ecuaciones estructurales es el modelamiento de *variables emergentes*, las cuales, al igual que los constructos o variables latentes, pueden "construirse" a partir de correlaciones entre variables observadas. Una diferencia entre estas dos variables se refiere al origen de la relación causal entre variables observadas y los factores resultantes: en el caso de los constructos, como vimos, "afectan" o "influyen" a las variables observadas, mientras que las variables emergentes son causadas por o "emergen" a partir de las variables observadas. Por ejemplo, el riesgo de contraer SIDA es una variable emergente que es causada por comportamientos como el coito sin utilizar medidas precautorias, o el compartir jeringas con otras personas, y no al revés (el riesgo no produce los comportamientos). Además, las variables latentes se construyen, por necesidad, a partir de las correlaciones altas entre

sus variables observadas, mientras que las variables emergentes pueden ser producidas por la suma de las variables manifiestas, aun en ausencia de correlaciones entre estas variables: el riesgo de contraer SIDA puede existir aun si el sujeto incurre en sólo uno de los dos comportamientos arriba ejemplificados. Otros ejemplos de variables emergentes serían el estrés, el estatus social, etc. y otras variables en donde se cumplan las caracterizaciones de causalidad y correlación arriba enlistadas. Al utilizar variables emergentes dentro de un modelo estructural, el investigador solo tiene que especificarlas sumando los indicadores de dicha variable y "fijarlas" dentro del modelo de relaciones con otras variables latentes y observadas. Por ejemplo, tras crear la variable emergente "estatus socioeconómico", uno podría hipotetizar que ésta influiría en cierto tipo de motivos o cualquier otra variable latente. En la figura 2, la variable identificada como "comportamiento" es un ejemplo de variable emergente.

Como puede apreciarse, la aplicación más deseable del modelamiento de ecuaciones estructurales sería aquella en la que se incluyeran, de manera conjunta, los modelos de medición y estructurales, permitiendo contrastar las hipótesis formuladas por el investigador contra sus datos. Esta aplicación corrige la falta de confiabilidad de las medidas y mantiene una flexibilidad máxima al modelar las relaciones entre variables dependientes e independientes. En un modelo de ecuaciones estructurales, las relaciones entre variables latentes son variadas y complejas, no constreñidas a una correlación bivariada como es el caso del análisis factorial. Un elemento importante de este sistema de análisis lo constituye el hecho de que todas las relaciones estructurales (coeficientes de relación entre variables), tanto en el componente de medición como en el estructural, son estimadas y evaluadas de manera simultánea. De esta forma, el modelo general de ecuaciones estructurales es un modelo flexible y comprehensivo de relaciones entre un conjunto de variables, el cual incorpora las ventajas de la regresión múltiple, el análisis factorial y el ANOVA multivariado dentro de un modelo simple que puede ser evaluado estadísticamente. Más aún, este modelo permite predicciones direccionales (causalidad) entre un conjunto de variables independientes o un grupo de variables dependientes, lo cual permite el modelamiento de efectos indirectos.

Para analizar datos a través del modelamiento de ecuaciones estructurales se requiere efectuar las operaciones que expusimos en la sección de análisis factorial confirmatorio. En el primer paso [la especificación de las relaciones entre variables] se definen las varianzas, covarianzas y la dirección de las relaciones, tanto en el modelo de medición como en el modelo estructural, así como las relaciones entre las variables latentes y otras variables (observadas o emergentes); en el paso de prueba de la bondad de ajuste del modelo, se obtie-

nen indicadores del grado de ajuste del modelo con los datos analizados, lo cual, como se recordará, se logra mediante el uso de estadígrafos como la X , el IBAN, IBANN o el IAC; finalmente, se efectúa la estimación de relaciones entre variables.

OTRAS APLICACIONES

Confiabilidad

Cualquier medida del comportamiento debe mostrar ser confiable y válida. La confiabilidad se refiere al grado de estabilidad y consistencia de los datos obtenida al utilizar un instrumento o procedimiento de medición (Nunnally y Bernstein, 1994). Tanto la estabilidad como la consistencia interna de las medidas conductuales pueden ser estimadas mediante el uso de ecuaciones estructurales.

Estabilidad

Al estimar la estabilidad de una medida, el investigador mide el grado de correlación que se obtiene entre dos medidas del mismo evento, en dos tiempos diferentes, empleando el mismo instrumento, de manera tal que una alta autocorrelación le indica que su método de medición produce una respuesta estable. Al utilizar ecuaciones estructurales es posible estimar la estabilidad de las medidas autocorrelacionando no sólo las variables observadas, sino también los constructos. La figura 3 presenta un ejemplo de esta aplicación del modelamiento estructural. En ésta, cada variable observada en un tiempo a se correlaciona con la misma variable en un tiempo b , al igual que la variable latente resultante del modelo de medición en el tiempo a covaría con esa misma variable en el tiempo b .

Consistencia interna

La consistencia interna tradicionalmente se estima empleando el *alfa de Cronbach* (Norusis, 1990). Dado que este indicador de confiabilidad refiere el grado con el que los items de una medida reflejan una variable latente simple (Hoyle y Smith, 1994), su estimación puede desarrollarse en el contexto de los modelos de ecuaciones estructurales. Una ventaja de este sistema la representa su habilidad para evaluar la consistencia de las relaciones entre un conjunto de indicadores y la variable latente que éstos representan; es decir, una

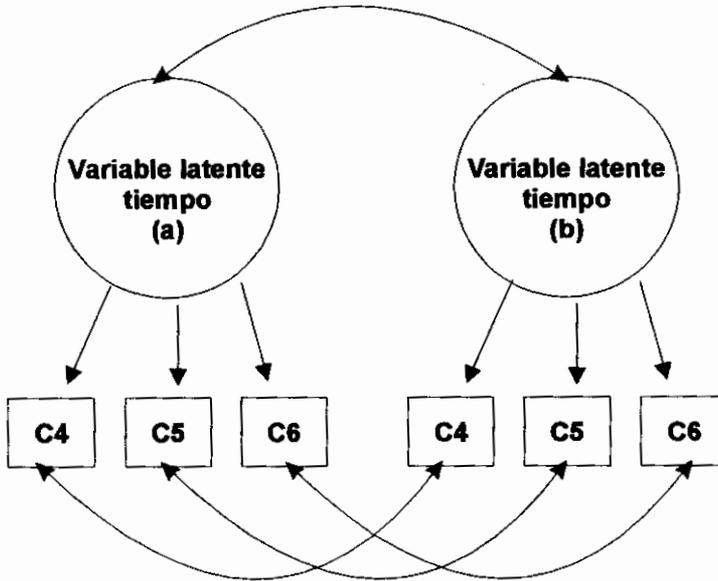


Figura 3. Evaluación de la estabilidad de una medida de comportamiento en los tiempos a y b. La covarianza entre las variables latentes indicaría la estabilidad del constructo y las covarianzas de los indicadores podría indicar la fuente precisa de variación de esa estabilidad.

medición es consistente en la medida en la que los coeficientes de correlación entre la variable latente y los indicadores son de una intensidad equivalente. Por supuesto que dicha equivalencia es prácticamente imposible de obtener en la práctica, no obstante, mientras más próximos a ella se coloquen los datos de nuestro modelo, mayor será su consistencia interna.

Validez

La confiabilidad de las mediciones es necesaria, mas no suficiente. Una medición puede ser confiable y no ser válida, aunque todas las medidas válidas por fuerza son confiables (Campbell y Fiske, 1959). Los metodólogos distinguen al menos tres tipos de validez: la validez de contenido que, por lo general, se determina al considerar si un registro contiene una muestra representativa de tareas u observaciones que definen el dominio de contenido a investigar (Marutza, 1977); la validez de constructo, que establece si nuestros instrumentos miden lo que pretendemos medir con ellos (Bechtel, Marans y Michelson, 1990) y, la validez predictiva, que se refiere al grado en el cual las medidas de

un instrumento predicen (se correlacionan con) los resultados de otras medidas diferentes; la teoría establece que deberían estar relacionadas (Nunnally y Bernstein, 1994). El modelamiento de variables latentes nos permite obtener indicadores de validez de constructo y predictiva, tal y como lo mostramos a continuación.

Validez de constructo. Este tipo de validez es frecuentemente dividida en dos componentes: la validez convergente y la validez divergente o discriminante. La validez convergente se obtiene cuando medidas independientes de los datos producen correlaciones altas y significativas entre sí, lo cual indica que formas diferentes de medición o registro están captando la misma dimensión comportamental que el investigador pretende medir. Al utilizar un modelo de variables latentes podemos captar la convergencia de diferentes métodos, que presumiblemente miden el mismo constructo, sobre ese constructo. Por ejemplo, si al registrar competencias empleamos indicadores morfológicos de tipo fisicoquímico, conductual y convencional (como métodos diferentes de medición) para modelar la variable latente "competencia" y si estimamos la correlación entre esta variable latente y cada uno de los métodos, este modelo de medición debería producir coeficientes estructurales altos y significativos entre cada indicador morfológico y la competencia (Corral Verdugo, 1994). Si estos coeficientes no revelan la fuerza de correlación requerida, entonces podría plantearse que la medición no es válida, o que el modelo de medición probablemente tiene otra composición (multifactorial, por ejemplo).

La validez divergente es el caso opuesto a la anterior. Ésta se produce cuando, al usar métodos diferentes para medir diferentes dimensiones conductuales, se producen bajas correlaciones entre las medidas, es decir, el método discrimina las dimensiones conductuales que, en teoría, son diferentes entre sí. El modelamiento de variables latentes es muy útil en esta prueba de validez; al contrastar los coeficientes estructurales entre variables latentes diferentes que han sido producidas empleando métodos diversos, uno esperaría que estos coeficientes fueran bajos y no significativos. En la medición de competencias y motivos (dos constructos diferentes), lograda empleando métodos diferentes, cabría esperar que la correlación entre estas variables latentes fuera inferior a la obtenida entre los indicadores de la competencia, por un lado, y las interrelaciones obtenidas entre los indicadores de los motivos, por el otro. Esto indicaría que nuestras medidas discriminan entre competencias y motivos, tal y como la teoría (Ribes, 1990) lo establece.

Existe una manera de obtener evidencias de validez convergente y divergente de manera simultánea. Esto se logra empleando una aproximación multicaracterística-multimétodo (término acuñado por Campbell y Fiske, 1959),

adaptada al uso de modelos de variables latentes (Widaman, 1985). Bajo esta aproximación analítica se utilizan métodos diversos de medición (registros, entrevistas, pruebas de ejecución, medidas electrofisiológicas, etc.) de diferentes características o rasgos (motivos, competencias, niveles funcionales de desligamiento, etc.). En este caso, tanto los rasgos como los métodos son considerados como variables latentes o factores, los cuales son indicados por variables observadas que, en esencia, constituyen una medición discreta de uno de los rasgos, empleando uno de los métodos. En la figura 4, por ejemplo, se representa la medición de competencias en tres niveles funcionales (selector, sustitutivo referencial y sustitutivo no referencial), cada uno de los cuales se considera como una "característica" o "rasgo", empleando pruebas de ejecución escrita, lectura y verbalización, como métodos. Cada rasgo es registrado tres veces, empleando un método diferente en cada ocasión, los registros son representados por las v's en la figura. El modelo debe mostrar que las correlaciones entre cada variable latente (métodos y rasgos) y sus variables observadas son altas y significativas (validez convergente) y que las covarianzas entre las variables latentes son menores a las correlaciones entre constructos y sus indicadores (validez divergente).

Validez predictiva. La validez predictiva de un instrumento se obtiene estimando la relación que existe entre una medida (cuya validez está sujeta a prueba) y un comportamiento externo al instrumento de medición en sí (Nunnally y Bernstein, 1994). El modelamiento de variables latentes puede utilizarse para estimar la correlación existente entre un constructo predictor y una variable latente criterio, en donde el primero es el factor resultante del instrumento a validar y la segunda es un factor surgido de otro instrumento. El investigador cuenta con razones para suponer que la variable predictora *debe* predecir a la variable criterio. Por ejemplo, Corral-Verdugo, Frías, Romero y Muñoz (1995) construyeron una escala de creencias acerca de los efectos "positivos" del castigo a niños, y la validaron empleando un informe de conductas punitivas del cual construyeron dos factores: un tipo de castigo disciplinario, y otro de castigo severo. De su instrumento crearon una variable latente, a la cual denominaron "creencias disciplinarias" la cual fue correlacionada con los otros dos factores. Dentro del proceso de especificación de su modelo, los autores hipotetizaron que las creencias disciplinarias debieran influenciar al castigo disciplinario, mas no al castigo severo, lo cual fue confirmado. Sus resultados mostraron evidencias de validez predictiva en su instrumento al encontrar un coeficiente estructural alto y significativo entre las creencias y el castigo disciplinario, y una correlación no significativa entre esas creencias y el castigo severo. Punto aparte, también informaron una influencia significativa del castigo

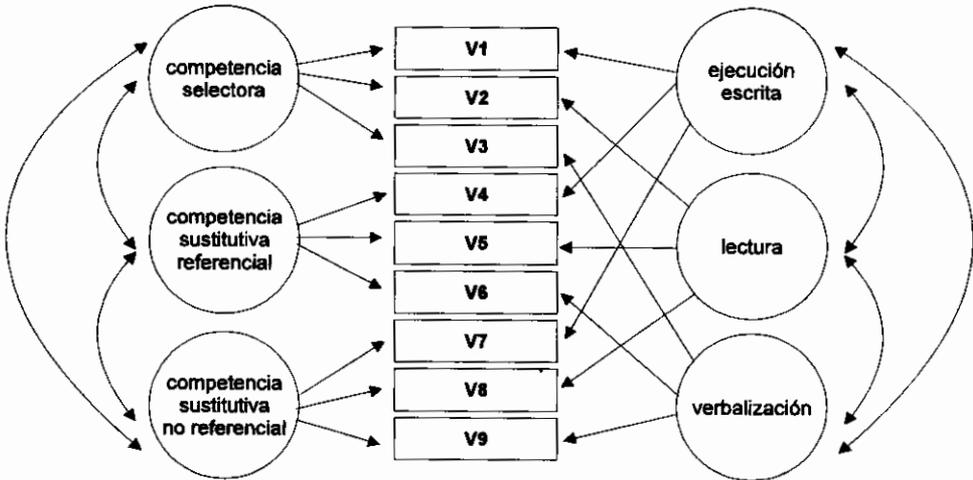
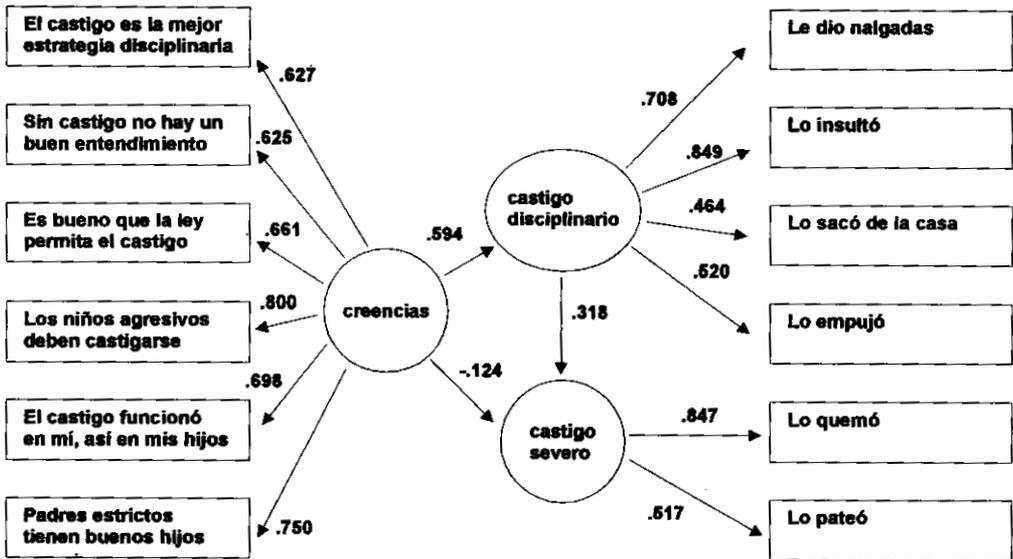


Figura 4. Un modelo multicaracterística-multimétodo de tres niveles competenciales (características), medidos por tres métodos diferentes en cada ocasión (V1-V9). Altos pesos factoriales entre cada factor y sus indicadores revelan la validez de constructo. Las covarianzas entre constructos deben ser menores para obtener validez divergente. La covarianza entre métodos y características se fija a cero en el proceso de especificación del modelo.

disciplinario sobre el desarrollo de prácticas punitivas severas (ver figura 5). La figura sirve también para ilustrar los resultados de la prueba de bondad de ajuste. Como se observa, el valor de la X es bajo y significativo, y tanto el IBAN, como el IBANN e IAC alcanzan valores superiores a .90, lo cual indica que los datos parecen respaldar el modelo teórico de relaciones estructurales planteado por los autores.

Efectos experimentales

Muchos analistas de la conducta están interesados en estudiar el efecto de tratamientos o situaciones experimentales en el cambio comportamental. Podría darse el caso de que el comportamiento en cuestión represente un factor (constructo), más que la suma de indicadores conductuales, lo cual hace que el modelamiento de variables latentes se constituya en una opción más representativa del modelo de cambio o efectos experimentales. Una segunda ventaja de la utilización de modelos con variables latentes, y no modelos de variables observadas, lo representa el hecho de que las intervenciones pueden producir cambios en la estructura o significado de las variables más que simplemente cambios en el nivel de la media (Hoyle y Smith, 1994). Por ejemplo, si una variable latente que representa un "desorden" conductual es indicada por un conjunto



Bondad de ajuste: $X^2 = 59.9$, $p = 0.14$ IBAN = .97, IBANN = .98, IAC = .99

Figura 5. Validez predictiva de una medida de creencias disciplinarias. El coeficiente estructural entre estas creencias y el castigo disciplinario es significativo, mientras que el obtenido entre las creencias y el castigo severo es pequeño y no significativo. Los indicadores de bondad de ajuste (X^2 , IBAN, IBANN e IAC) revelan que este modelo de relaciones se ajusta a los datos. (Tomado de Corral y cols., 1995).

de síntomas, podría ser de utilidad considerar la aportación de posibles cambios en la contribución de síntomas particulares sobre el desorden en cuestión, como resultado de una intervención o, simplemente, del paso del tiempo. Esta estimación no puede efectuarse empleando únicamente variables observadas.

Una aplicación de interés particular del uso de variables latentes se encuentra en la estimación de diferencias entre grupos, la cual tradicionalmente se efectúa utilizando pruebas t , F o ANOVA. Bajo esta perspectiva es posible responder preguntas tales como ¿para quién fue el tratamiento x más efectivo?, o ¿bajo qué condiciones fue el tratamiento más pronunciado?

Existen al menos dos estrategias de comparación de medias en el modelamiento de ecuaciones estructurales. La primera implica introducir en un modelo de ecuaciones estructurales una variable o conjunto de variables que refleje variabilidad en la membresía grupal —estrategia semejante al uso de códigos de representación (*dummy variables*, en inglés) en la regresión— (Cohen y Cohen, 1983). La segunda estrategia involucra la estimación simultánea de modelos de medición para grupos de comparación, en la cual las variables de interés son modeladas como variables latentes. Este análisis, que es conocido como el *análisis estructurado de medias* (Jöreskog y Sörbom, 1989), asume

que el número de factores y el patrón de pesos factoriales son estadísticamente equivalentes entre grupos. De acuerdo con Hoyle y Smith (1994) el valor del análisis de medias estructurado es que éste produce una comparación de medias controlando el error de medición y la variabilidad intergrupala en el modelo de medición.

A MANERA DE CONCLUSIÓN

El presente artículo tuvo como finalidad presentar una introducción al uso de modelos de variables latentes, tratando de mostrar la utilidad y ventajas que representa utilizarlos en la investigación de corte conductual. Dentro de este campo se estudian variables que por necesidad deben ser inferidas a partir de observaciones de conducta manifiesta, tales como las variables disposicionales, estados o condiciones psicológicas, niveles de desligamiento funcional, u otros factores comportamentales. La premisa básica es que las variables observadas, a partir de las que se infiere la existencia de dichas variables latentes, guardan un alto nivel de correlación, lo cual posibilita conformar conglomerados que indican la presencia de los constructos hipotetizados. Una vez especificados, estos constructos pueden ser manipulados dentro de modelos que representen relaciones con otras variables latentes u observadas, relaciones que son guiadas por consideraciones teóricas. Los ejemplos brindados a lo largo de esta exposición son solo una pequeña muestra de la gran gama de posibilidades que permite el modelamiento de variables latentes a la teoría de la conducta. Como lo hicimos notar, pensamos que el modelamiento de ecuaciones estructurales es un complemento al uso de técnicas tradicionales como la regresión múltiple o el análisis de varianza, y que en muchas ocasiones esta estrategia es una clara alternativa a dichas técnicas clásicas.

REFERENCIAS

- Asher, H.B. (1991). *Causal modeling*. Sage University Paper Series on Quantitative Application in the Social Sciences. Beverly Hills: Sage Publications.
- Bechtel, R.B., Marans, R.W., y Michelson, W. (1990). *Methods in environmental and behavioral research*. Malabar, FLA: Krieger.
- Bentler, P.M. (1989). *EQS. Structural Equations Program Manual*. Los Angeles: BMDP Statistical Software, Inc.
- Bentler, P.M. (1990). Comparative fit indexes in structural models. *Psychological Bulletin*, 107, 238-246.
- Bollen, K.A. (1989). *Structural equations with latent variables*. New York: John Wiley and Sons.

- Byrne, B.M. (1994). *Structural equation modeling with EQS and EQS/Windows*. London: Sage Publications.
- Campbell, D.T., y Fiske, D.W. (1959). Convergent and discriminant validation by the multitrait-multimethod matrix. *Psychological Bulletin*, 56, 81-105.
- Carrol, J.B. (1985). Exploratory factor analysis: A tutorial. En D.K. Detterman (Ed.), *Current topics in human intelligence*, Vol. 1 Research Methodology. Norwood, NJ: Ablex.
- Cohen, J., y Cohen, P. (1983). *Applied multiple regression/correlation for the behavioral sciences* (2nd ed.). Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Corral Verdugo, V. (1994). ¿Mapas cognoscitivos o competencias ambientales? *Acta Comportamental*, 2, 25-55.
- Corral Verdugo, V., Frías Armenta, M., Romero, M., y Muñoz, A. (1995). Validity of a scale of beliefs regarding the "positive" effects of punishing children: A study of Mexican mothers. *Child Abuse & Neglect*, 19, 669-679.
- Davis, J.A. (1990). *The logic of causal order*. Sage University Paper Series on Quantitative Applications in the Social Sciences. Beverly Hills: Sage Publications.
- Gorsuch, R.L. (1988). Exploratory factor analysis. En J.R. Nesselroade y R.B. Cattell (Eds.), *Handbook of Multivariate Experimental Psychology*, 2nd ed. New York: Plenum Press.
- Hoyle, R.H., y Smith, G.T. (1994). Formulating clinical research hypotheses as structural equation models: A conceptual overview. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, 67, 429-440.
- Jöreskog, K.G., y Sörbom, D. (1989). *LISREL 7: A guide to the program and applications* (2nd ed.). Chicago: SPSS Inc.
- Jöreskog, K.G., y Sörbom, D. (1990). Model search with TETRAD II and LISREL. *Sociological Methods and Research*, 19, 93-106.
- Judd, C.M., Jessor, R., y Donovan, E. (1986). Structural equation models and personality research. *Journal of personality*, 54, 149-198.
- Kantor, J.R. (1963). *The scientific evolution of psychology*, Vol. I. Chicago: The Principia Press.
- Kantor, J.R., y Smith, N.W. (1975). *The Science of Psychology: An interbehavior Survey*. Chicago: The Principia Press.
- Kim, J., y Mueller, C. (1991). *Factor Analysis*. Sage University Paper Series on Quantitative Applications in the Social Sciences. Beverly Hills: Sage Publications.
- Mares, G., Ribes, E., y Rueda, E. (1993). El nivel de funcionalidad en lectura y su efecto en la transferencia de lo leído. *Revista Sonorense de Psicología*, 7, 32-44.
- Marutza, V.R. (1977). *Applying norm-referenced and criterion-referenced measurement in education*. New York: Ally & Bacon.
- McCloskey, L.A., y Figueredo, A.J. (1994). *Poverty, domestic violence and children: The effects of differential income within families*. Manuscrito inédito, University of Arizona, Tucson, AZ.
- Norusis, M.J. (1990). *SPSS Base System User's Guide*. Chicago: SPSS.
- Nunnally, J.C., y Bernstein, I.H. (1994). *Psychometric Theory*. New York: McGraw-Hill.
- Pérez Gil, J.A., Martínez, R., y Moreno, R. (1984). Modelos de ecuaciones estructurales y de campo psicológico. *Revista Mexicana de Análisis de la Conducta*, 20, 240-252.
- Popper, K.R. (1963). *Conjectures and refutations*. London: Routledge & Kegan.
- Ribes, E. (1990). *Psicología General*. México: Editorial Trillas.
- Ribes, E., y López, F. (1985). *Teoría de la Conducta*. México: Editorial Trillas.
- SAS Institute (1991). *SAS/STAT User's Guide*. Version 6, 4th edition. Cary, NJ: SAS Institute.
- Widaman, K.F. (1985). Hierarchically nested covariance structure models for multitrait-multimethod data. *Applied Psychological Measurement*, 9, 1-26.

RESUMEN

Se presenta una introducción al modelamiento de variables latentes como una estrategia analítica de datos para la investigación comportamental. Dicha estrategia permite modelar y manipular constructos, a diferencia de otras aproximaciones analíticas que solo manejan variables observadas. Se detallan procedimientos como el análisis factorial exploratorio, el análisis factorial confirmatorio y los modelos de ecuaciones estructurales, como medios para modelar variables latentes. Se enfatiza que la utilización de modelos de ecuaciones estructurales permite no sólo la "construcción" de variables latentes sino el modelamiento de relaciones entre estos constructos, otras variables observadas y variables emergentes. Se presentan algunas aplicaciones de estos sistemas analíticos, tales como la estimación de efectos indirectos, dirección causal, estabilidad, consistencia interna, validez convergente, validez discriminante, y validez predictiva de medidas comportamentales, así como la especificación y estimación de los efectos de tratamientos y comparaciones entre grupos. Se discute la utilidad de estas aplicaciones en el marco de la investigación científica del comportamiento.

Palabras clave: variables latentes, análisis factorial exploratorio, análisis factorial confirmatorio, ecuaciones estructurales.

ABSTRACT

An introduction to modelling latent variable as an analytic strategy for data in behavioral research is presented. This strategy allows to model and manipulate constructs, in contrast to other analytical approaches that only deal with observed variables. Procedures such as exploratory factor analysis, confirmatory factor analysis and structural equations models are detailed as means to model latent variables. It is emphasized that the use of structural equations models allows the "construction" of latent variables, the modelling of relations between these constructs, other observed variables and emergent variables. Some application of these analytic systems are presented, such as indirect effects estimation, causal direction, stability, internal consistency, convergent validity, discriminant validity, and predictive validity of behavioral measures, as well as the specification and estimation of treatment effects and group comparisons. The usefulness of these application to scientific behavioral research is discussed.

Key words: latent variables, exploratory factor analysis, confirmatory factor analysis, structural equations.