

INVESTIGAR EN ECONOMÍA DE LA EMPRESA: ¿PARTIAL LEAST SQUARES O MODELOS BASADOS EN LA COVARIANZA?

Carmen Barroso Castro
Gabriel Cepeda Carrión
José Luis Roldán Salgueiro
Universidad de Sevilla

RESUMEN

El reciente interés y la reiterada utilización de diversas técnicas de Modelos de Ecuaciones Estructurales (MEE) junto al paulatino reconocimiento de su utilidad en Economía de la Empresa aconsejan la necesidad de llevar a cabo comparaciones y contrastes entre diferentes tipos de técnicas de MEE. Esto redundará en que los investigadores seleccionen adecuadamente la técnica de MEE más adecuada para sus investigaciones. Tras una rápida revisión sobre las bases teóricas que subyacen en el uso de estas técnicas en la Economía de la Empresa, este artículo presenta dos modelos con diferente tamaño muestral que son analizados mediante dos técnicas estadísticas distintas, utilizando el mismo conjunto de datos. Todo ello nos lleva a comparar dos tipos de MEE como son: los MEE basados en la covarianza (MBC) y los MEE basados en la varianza o en componentes (Partial Least Squares – PLS). El artículo ofrece, a la vista de las comparaciones, indicaciones sobre cuándo utilizar MBC o PLS. Finalmente, se concluye con indicaciones prácticas para la utilización de PLS, y hace una discusión sobre hasta qué punto estas indicaciones están siendo seguidas en la práctica

PALABRAS CLAVE: Metodología, Modelos de ecuaciones estructurales, Partial Least Squares, PLS.

1. INTRODUCCIÓN

La investigación en las áreas de la Economía de la Empresa se ha ido nutriendo, poco a poco, de herramientas metodológicas cada vez más sofisticadas. Gracias a este mayor grado de elaboración, los investigadores han podido diseñar y testar modelos cada vez más complejos que tratan de explicar la realidad. En los últimos tiempos, entre estas herramientas metodológicas de carácter cuantitativo, han surgido los denominados modelos de ecuaciones estructurales (MEE), los cuales tienen como característica fundamental el poder hacer regresiones múltiples entre variables latentes. El programa informático más popular entre los investigadores ha conducido a que cuando se hable de MEE se piense en LISREL o AMOS. Sin embargo, no todos los modelos de ecuaciones estructurales están basados en la covarianza y en el análisis factorial. En los últimos tiempos, ha comenzado a cobrar protagonismo otra técnica denominada *Partial Least Squares* (PLS) que tiene como objetivo la predicción de las variables latentes y que no se basa en la covarianza sino en la varianza, de tal modo que se aplica para explicar la varianza de la/s variable/s dependientes. La técnica PLS se ha popularizado mucho entre los investigadores del *management* (Fornell y Cha, 1994; Hulland, 1999) debido a las ventajas que presenta frente a las técnicas basadas en la covarianza en lo que se refiere a las exigencias de la distribución de las variables de la muestra, el tipo de variables y el tamaño de la propia muestra. Pese a todo, los principales inconvenientes de la técnica PLS frente a los MEE basados en la covarianza son, por una parte, el carácter predictivo y exploratorio que presenta y, por otra, el problema conocido como *consistency at large* (McDonald, 1996). No obstante, pocos son los artículos realizados que abordan cómo ser rigurosos en la aplicación de esta técnica y cómo resolver todos los problemas metodológicos que se pueden plantear en la estimación de los modelos mediante la misma. Si bien existe un gran número de artículos y libros que explican los fundamentos teóricos de la técnica PLS, pocos o escasos son los trabajos, sobre todo en España, que describen y analizan la operativa real en las investigaciones en Organización de Empresas y Marketing.

De esta forma, en este trabajo abordamos la comparación de los resultados que arrojan dos modelos ampliamente conocidos en la literatura de Organización de Empresas y Marketing usando técnicas de modelos de ecuaciones estructurales basados en la covarianza (MBC) y la técnica PLS, con la finalidad de mostrar las semejanzas y discrepancias entre ambas técnicas. Estos dos modelos utilizados aportan una variable más al análisis comparativo, que pocas veces se ha utilizado y que resulta muy interesante, como es el tamaño muestral.

Las conclusiones de este análisis comparativo nos permitirán aclarar, aún más, cuestiones tales como: cuándo es más pertinente utilizar una técnica (PLS) en lugar de otra (MBC), o en qué casos es indiferente.

La respuesta a todas estas cuestiones es el objeto principal de este trabajo y son fruto de la investigación, de la práctica diaria con la técnica en los últimos cinco años y de las cuestiones que muchos investigadores de otras universidades han ido planteando a los autores.

2. LOS MODELOS DE ECUACIONES ESTRUCTURALES

Los modelos de ecuaciones estructurales (MEE) surgen como fruto de la unión de dos tradiciones (Chin, 1998a). De una parte, la perspectiva econométrica que se enfoca en la predicción, de otra, el enfoque psicométrico que modela conceptos como variables latentes (no observadas) que son indirectamente inferidas de múltiples medidas observadas (indicadores o variables manifiestas).

De forma general, los métodos MEE permiten (Chin, 1998a; Fornell, 1982; Haenlein y Kaplan, 2004): (1) Modelizar el error de medida, es decir, el grado con el que las variables que podemos medir (indicadores) no describen perfectamente la/s variable/s latente/s de interés. (2) Incorporar constructos abstractos e inobservables (variables latentes, variables teóricas no observables). (3) Modelizar relaciones entre múltiples variables predictoras (independientes, exógenas) y variables criterios (dependientes o endógenas). (4) Combinar y confrontar conocimiento a priori e hipótesis con datos empíricos. En este sentido, los MEE suelen ser más confirmatorios que exploratorios (algunos más que otros).

Los MEE son técnicas multivariantes que combinan aspectos de la regresión múltiple (examinando relaciones de dependencia) y análisis factorial (que representan conceptos inmedibles –factores– con variables múltiples) para estimar una serie de relaciones de dependencia interrelacionadas simultáneamente.

Los MEE valoran en un análisis único, sistemático e integrador: (1) El *modelo de medida*, es decir, las cargas factoriales de las variables observables (indicadores o medidas) con relación a sus correspondientes variables latentes (constructos). Aquí se valora la fiabilidad y validez de las medidas de los constructos teóricos. (2) El *modelo estructural*, es decir, las relaciones de causalidad hipotizadas entre un conjunto de constructos independientes y dependientes.

El análisis holístico que los MEE desarrollan puede ser llevado a cabo por medio de dos tipos de técnicas estadísticas:

1. Métodos basados en el análisis de las covarianzas (MBC).
2. Análisis basados en la varianza o en componentes (Partial Least Squares).

Ambos enfoques difieren en los objetivos de sus análisis, las suposiciones estadísticas en las que se basan y en la naturaleza de los estadísticos de ajuste que proporcionan.

3. ¿PLS O MÉTODOS BASADOS EN COVARIANZAS (MBC)?

Comenzaremos señalando que ambos métodos presentan claras diferencias en cuanto a los objetivos que persiguen. En este sentido, el objetivo de los métodos basados en covarianzas (MBC) es estimar los parámetros del modelo (es decir, cargas y valores path) de tal modo que se minimicen las discrepancias entre la matriz empírica inicial de datos de covarianzas y la matriz de covarianzas deducida a partir del modelo y de los parámetros estimados. Se trata de usar el modelo para explicar la covariación de todos los indicadores. Asimismo, este enfoque proporciona medidas de bondad de ajuste globales que informan acerca del grado con el que el modelo hipotetizado se ajusta a los datos disponibles. Se coloca el énfasis sobre el ajuste del modelo completo, es decir, se busca testar en conjunto una teoría sólida. Por tanto, los MBC se adaptan mejor a la investigación confirmatoria.

Por su parte, el objetivo perseguido por la modelización PLS es la predicción de las variables dependientes (tanto latentes como manifiestas). Esta meta se traduce en un intento por maximizar la varianza explicada (R^2) de las variables dependientes, lo que nos lleva a que las estimaciones de los parámetros estén basadas en la capacidad de minimizar las varianzas residuales de las variables endógenas.

En comparación con los MBC, PLS se adapta mejor para aplicaciones predictivas y de desarrollo de la teoría (análisis exploratorio), aunque también puede ser usada para la confirmación de la teoría (análisis confirmatorio).

La distinción filosófica entre los dos enfoques mencionados recae sobre la disyuntiva de emplear MEE, bien para llevar a cabo el desarrollo y evaluación de una sólida teoría o bien para la realización de aplicaciones predictivas (Anderson y Gerbing, 1988). En las situaciones donde la teoría previa es sólida y se tiene como meta un mayor desarrollo y evaluación de la teoría, los métodos de estimación basados en covarianzas (p. ej. máxima verosimilitud¹ –ML- o mínimos cuadrados generalizados² –GLS-) son más adecuados. Sin embargo, PLS puede ser más adecuado para fines predictivos (Chin et al., 2003). En efecto, Wold (1979) afirma que PLS se orienta principalmente para el análisis causal predictivo en situaciones de alta complejidad (*i.e.*, modelos con gran número de variables, indicadores y relaciones) pero con un conocimiento teórico poco desarrollado. Barclay *et al.* (1995) concluyen que PLS se recomienda generalmente en modelos de investigación predictivos donde el énfasis se coloca en el desarrollo de una teoría naciente.

Chin (1998b) establece tres distinciones básicas para elegir entre MBC y PLS: (1) si los constructos subyacentes son modelados como indeterminados o determinados³, (2) el alto o bajo grado de confianza que el investigador tiene en el modelo teórico y en la teoría auxiliar que vincula las medidas (variables observables) con los constructos, (3) si el investigador está orientado hacia el cálculo de los parámetros o hacia la predicción. Si las respuestas del investigador se inclinan hacia las segundas opciones, entonces PLS se convierte en el enfoque más adecuado, mientras que los MBC serán el enfoque recomendado si el investigador se decanta por las primeras alternativas.

En efecto, PLS puede llegar a ser un potente método de análisis (Chin *et al.*, 2003) debido a sus mínimos requerimientos relativos a escalas de medidas de las variables⁴, tamaño muestral y distribuciones residuales. Con relación a las técnicas basadas en ajustes de covarianzas, PLS evita dos serios problemas que éstas pueden ocasionar: soluciones impropias o inadmisibles e indeterminación de factores⁵ (Fornell y Bookstein, 1982). Como consecuencia del empleo de un algoritmo iterativo consistente en una serie de mínimos cuadrados ordinarios⁶ (OLS), la identificación no resulta un problema para los modelos recursivos, como tampoco precisa ninguna distribución específica para las variables medidas (Chin, 1998b).

PLS es una técnica que fue diseñada para reflejar las condiciones teóricas y empíricas de las ciencias sociales y del comportamiento, donde son habituales las situaciones con teorías no suficientemente asentadas y escasa información disponible (Wold, 1979). A esta forma de modelización se la conoce como modelización flexible⁷ (Wold, 1980). Los procedimientos matemáticos y estadísticos subyacentes en el sistema son rigurosos y robustos (Wold, 1979)⁸; sin embargo, el modelo matemático es flexible en el sentido de que no realiza suposiciones relativas a niveles de medida, distribuciones de los datos y tamaño muestral. La meta que se persigue es más moderada que la modelización firme. En la modelización flexible se abandona la idea de causalidad y se reemplaza por el concepto de predictibilidad. Mientras que la causalidad garantiza la capacidad de controlar los acontecimientos, la predictibilidad permite sólo un limitado grado de control (Falk y Miller, 1992). En MBC cada relación causal que se establezca debe obedecer a una justificación

¹ Maximun Likelihood (ML).

² Generalized Least Squares (GLS).

³ Un constructo indeterminado es una combinación de sus indicadores más un término de error. Un constructo definido es un compuesto (frecuentemente llamado componente o variable derivada) de sus indicadores, es decir, una agregación lineal ponderada de sus indicadores. Los constructos definidos sacrifican la aspiración teórica de tener en cuenta medidas imprecisas por la ventaja práctica de la estimación del constructo y el cálculo directo de las puntuaciones de los componentes. Un constructo definido está completamente determinado por sus indicadores y asume que el efecto combinado de los indicadores se encuentra libre del error de medida.

⁴ Las variables pueden ser medidas por cualquier nivel de medición (Wold, 1985, p. 234; Fornell y Bookstein, 1982, p. 311)

⁵ La indeterminación de factores ocurre cuando las técnicas MBC son incapaces de asignar valores de caso específicos a los constructos latentes del modelo. PLS evita este problema definiendo explícitamente las variables no observables.

⁶ Ordinary Least Squares (OLS).

⁷ Soft Modeling.

⁸ Simulaciones de Monte Carlo muestran cómo PLS es razonablemente robusto frente a la multicolinealidad, distribuciones sesgadas en las respuestas y omisiones erróneas de variables manifiestas y latentes (Cassel et al., 1999).

basada en la teoría, pudiendo presentarse una causalidad simple, circular o compleja. Dado que en las ciencias sociales es complejo hablar de relaciones causales en sentido estricto, es más conveniente hablar de relaciones funcionales probabilísticas (Luque, 2000).

Teniendo en cuenta la naturaleza de las relaciones epistemológicas⁹, habría que indicar que los MBC están originalmente diseñados para trabajar con indicadores reflectivos, lo que implica que el constructo no observado da lugar a lo que se observa – indicadores- (p.ej. rasgos de personalidad y actitudes). Sin embargo, junto a estos se encuentran los indicadores formativos, los cuales son medidas que dan lugar al constructo teórico latente (p.ej. el constructo estatus social puede ser definido por los indicadores ocupación, ingresos, lugar de residencia, etc.). En este caso, PLS permite operar con ambos tipos de medidas en tanto que los MBC están principalmente diseñados para operar con los reflectivos.

Por lo que concierne a las relaciones direccionales entre constructos, éstas pueden ser tanto recursivas (unidireccionales) como no recursivas (bidireccionales). Los MBC admiten ambas (causalidad circular), mientras que PLS sólo trabaja con las recursivas.

Finalmente, hay que subrayar que los procedimientos de ajuste de covarianzas (p. ej. estimaciones ML y GLS) y el enfoque PLS, más que ser considerados como métodos competitivos, deben ser entendidos como de naturaleza complementaria (Chin *et al.*, 2003). Como afirman Jöreskog y Wold, padres de LISREL y PLS respectivamente, “el procedimiento de estimación ML está orientado hacia la teoría, enfatizando la transición del análisis exploratorio al confirmatorio. PLS se orienta principalmente para el análisis causal-predictivo en situaciones de alta complejidad pero baja información teórica” (1982, p. 270).

Tabla 1. Resumen comparativo de PLS y CBM

Criterio	PLS	CBM
Objetivo	Orientado a la predicción	Orientado a la estimación de parámetros
Enfoque	Basado en la varianza	Basado en covarianzas
Suposiciones	Especificación del predictor (no paramétrica)	Habitualmente distribución normal multivariada y observaciones independientes (paramétrica)
Estimación de parámetros	Consistente a medida que se incrementa el n° de indicadores y aumenta la muestra (<i>consistency at large</i>)	Consistente
Puntuación de las variables latentes	Estimadas explícitamente	Indeterminada
Relaciones epistémicas entre las variables latentes y sus medidas	Pueden ser modeladas tanto en forma reflectiva como formativa	Habitualmente sólo con indicadores reflectivos
Implicaciones	Óptimo para precisión de predicción	Óptimo para precisión de parámetros
Complejidad de modelos	Gran complejidad. P.ej. 100 constructos y 1.000 indicadores.	Complejidad pequeña a moderada. P.ej. menos de 100 indicadores.
Tamaño de la muestra	Análisis de poder basado en la porción del modelo con el número mayor de predictores. Las recomendaciones mínimas están entre 30 y 100 casos.	Basada idealmente en el poder de análisis de un modelo específico. Recomendaciones mínimas entre 200 y 800 casos

5. CARACTERÍSTICAS BÁSICAS DE LA MODELIZACIÓN

La secuencia seguida en el análisis de ecuaciones estructurales responde a los dos pasos propuestos en la literatura (Díez Medrano, 1992): el modelo de medida y el modelo estructural. El modelo de medida trata de analizar si los conceptos teóricos están medidos correctamente a través de las variables observadas. Este análisis se realiza respecto a los atributos validez - mide realmente lo que desea medir- y fiabilidad - lo hace de una forma estable y consistente-. El modelo estructural evalúa el peso y la magnitud de las relaciones entre las distintas variables.

Los términos básicos que se emplean son los siguientes (Falk y Miller, 1992; Wold, 1985; Barclay *et al.*, 1995): (1) Constructo teórico, variable latente o no observable (gráficamente se representa por un círculo) entre los que se diferencia entre constructos exógenos que actúan como variables predictoras o “causales” de los constructos endógenos. (2) Indicadores, medidas, variables manifiestas u observables (se simbolizan gráficamente por medio de cuadrados).

5.1. Evaluación del modelo de medida

La evaluación del modelo de medida implica el análisis de la fiabilidad individual del ítem, la consistencia interna o fiabilidad de una escala, el análisis de la varianza extraída media y la validez discriminante.

⁹ El vínculo existente entre la teoría y los datos, entre los constructos teóricos y los datos empíricos.

En un modelo PLS, la fiabilidad individual del ítem es valorada examinando las cargas (λ), o correlaciones simples, de las medidas o indicadores con su respectivo constructo. En este sentido, la regla empírica más aceptada y difundida es la propuesta por Carmines y Zeller (1979), quienes señalan que para aceptar un indicador como integrante de un constructo, aquél ha de poseer una carga igual o superior a 0.707. Esto implica que la varianza compartida entre el constructo y sus indicadores es mayor que la varianza del error. Sin embargo, diversos investigadores opinan que esta regla empírica ($\lambda \geq 0.707$) no debería ser tan rígida en las etapas iniciales de desarrollo de escalas (Barclay *et al.*, 1995; Chin, 1998b).

Una advertencia debería ser realizada con respecto a los constructos con indicadores formativos. Estos deben ser interpretados en función de los pesos y no de las cargas (Chin, 1998b, p. 307). Como en el caso de una correlación canónica, los pesos proporcionan información acerca de la composición e importancia relativa que tiene cada indicador en la creación o formación de la variable latente. No obstante, sería necesario verificar que no exista entre ellos una alta multicolinealidad (Diamantopoulos y Winklhofer, 2001; Mathieson, Peacock y Chin, 2001).

En un modelo MBC la fiabilidad del ítem muestra la proporción de varianza que tiene en común dicho ítem con el constructo y es equivalente a la comunalidad en el análisis factorial exploratorio. Se considera que un indicador debería tener, al menor, el 50% de su varianza en común con la variable latente, estableciendo como límite de aceptación el valor de 0.5 (Sharma, 1996).

La valoración de la fiabilidad de un constructo nos permite comprobar la consistencia interna de todos los indicadores al medir el concepto, es decir, se evalúa con qué rigurosidad están midiendo las variables manifiestas la misma variable latente. La fiabilidad compuesta (ρ_c) es similar al alfa de Cronbach como medida de consistencia interna. Para la interpretación de ambos índices se pueden emplear las guías ofrecidas por Nunnally (1978), quien sugiere 0.7 como un nivel para una fiabilidad ‘modesta’ en etapas tempranas de investigación, y un más estricto 0.8 para investigación básica.

Finalmente, es necesario realizar una advertencia para el PLS, tanto el alfa de Cronbach como la fiabilidad compuesta, como medidas de consistencia interna son sólo aplicables a variables latentes con indicadores reflectivos (Chin, 1998a). Sin embargo, en un constructo con indicadores formativos no se puede asumir que las medidas formativas covaríen (Chin, 1998c), por lo que queda claro que estos indicadores no van a estar correlacionados. Otra medida que generalmente se utiliza para evaluar el ajuste del modelo es la varianza extraída media (Fornell y Larcker, 1981) que proporciona la cantidad de varianza que un constructo obtiene de sus indicadores con relación a la cantidad de varianza debida al error. Fornell y Larcker (1981) recomiendan que la varianza extraída media sea superior a 0.50, con lo que se establece que más del 50% de la varianza del constructo es debida a sus indicadores. Por último, y como en el caso anterior, esta medida sólo puede ser aplicada a constructos con indicadores reflectivos (Chin, 1998b).

Para finalizar nos centramos en la validez discriminante. Ésta nos indica en qué medida un constructo dado es diferente de otros constructos. Para valorar la validez discriminante, Fornell y Larcker (1981) recomiendan el uso de la varianza extraída. Esta medida debería ser mayor que la varianza compartida entre el constructo con los otros constructos del modelo (la correlación al cuadrado entre dos constructos).

5.2 Evaluación del modelo estructural

En un modelo MBC, el primer paso consiste en analizar la significación alcanzada por los coeficientes estimados ($t > 1.96$). Un parámetro no significativo plantea la necesidad de reformular, teniendo en cuenta la teoría, dicho modelo. Posteriormente, el investigador debe analizar detenidamente las medidas de ajuste global del modelo (Luque, 2000).

Por su parte, para llevar a cabo una adecuada interpretación del modelo estructural en el ámbito de la modelización PLS contaremos con dos índices básicos: el R^2 y los coeficientes *path* estandarizados.

Si en esta sección intentamos responder la pregunta ‘clave’ de cualquier estudio basado en MEE, cual es ¿dónde se encuentran las medidas de bondad de ajuste del PLS?, tendremos que contestar que nos es imposible ofrecer esta información. La razón se encuentra en que las medidas existentes de bondad de ajuste están relacionadas con la capacidad del modelo para explicar las covarianzas de la muestra y asumir por tanto que todos los indicadores son reflectivos. Desde el momento en que PLS tiene una función objetivo distinta, que no presupone ningún tipo de distribución de los datos y permite el empleo de variables manifiestas formativas, nos encontramos que, por definición, nos es imposible mostrar tales medidas (Chin, 1998a).

No obstante, es posible el empleo de técnicas no paramétricas de remuestreo para examinar la estabilidad de las estimaciones de los parámetros ofrecidas por PLS. Las dos técnicas usadas habitualmente son *Jackknife* y *Bootstrap*¹⁰. Tanto *Jackknife* como *Bootstrap* ofrecen el cálculo del error estándar de los parámetros, así como los valores *t* de Student.

Junto a estas técnicas de remuestreo, el cálculo del índice Q^2 desarrollado por Stone (1974) y Geisser (1975) es habitualmente utilizado para medir la relevancia predictiva o predicibilidad de los constructos dependientes. Así, “ Q^2 nos ofrece una medida de la bondad con que los valores observados son reconstruidos por el modelo y sus parámetros” (Chin, 1998b; p.318). Si $Q^2 > 0$, el modelo tiene relevancia predicativa, por el contrario si $Q^2 \leq 0$, el modelo carece de ella.

6. COMPARACIÓN DE UN MISMO MODELO USANDO PLS Y MBC

Para llevar a cabo esta comparación, nos propusimos los siguientes objetivos:

1. Comparar en un mismo modelo los resultados obtenidos por un MBC y PLS.
2. Mostrar dos modelos que puedan llegar a presentar la mayor diferencia en cuanto a muestra y número de indicadores
 - a. Modelo Calidad de Servicio y Satisfacción del Cliente (SERVQUAL): Muestra grande y muchos indicadores
 - b. Modelo del Estrés Laboral: Muestra pequeña y menos indicadores

¹⁰ Para un estudio de mayor profundidad sobre ambas técnicas se recomienda consultar los trabajos de Efron (1982), Efron y Gong (1983), Efron y Tibshirani (1993).

6.1. Comparación de datos con una muestra grande: Modelo Calidad de Servicio (SERVQUAL) y Satisfacción del Cliente.

La literatura de servicios ha analizado, profusamente, la relación entre la calidad de servicio percibida y el grado de satisfacción de los clientes, como componentes de la denominada ‘cadena de lealtad’ (Cronin y Taylor, 1992; Zeithaml *et al.*, 1996; Bitner y Hubbert, 1994; Spreng y Mackoy, 1996; Beerli *et al.*, 2004a; Caruana, 2002; Sureshchandar *et al.*, 2002; Tam, 2004; Yi y La, 2004). Estos estudios han puesto de manifiesto que la calidad percibida debe ser considerada como una actitud altamente relacionada pero no equivalente a la satisfacción (Spreng y Mackoy, 1996; Taylor y Baker, 1994), que describe el grado y la dirección de las discrepancias entre las percepciones sobre el resultado del servicio y las expectativas del cliente sobre el mismo (Parasuraman *et al.*, 1988). En la actualidad, la generalidad de los académicos está de acuerdo a la hora de señalar que la calidad de servicio es un antecedente de la satisfacción (Cronin y Taylor, 1992; Zeithaml *et al.*, 1996; Bitner y Hubbert, 1994; etc.). A pesar de ser un concepto altamente subjetivo, existen diferentes contribuciones que proponen escalas fiables de medida sobre la calidad percibida. Entre las aportaciones más relevantes debemos resaltar la realizada por Parasuraman, Zeithaml y Berry (1985), que proponen el instrumento denominado SERVQUAL que, a pesar de las numerosas críticas recibidas (Teas, 1993; Cronin y Taylor, 1994), es utilizado en múltiples investigaciones. En este estudio se utiliza la versión modificada que sus autores proponen posteriormente (Parasuraman, Zeithaml y Berry, 1991) En resumen, la escala contiene 22 ítems agrupados inicialmente en cinco dimensiones: “tangibilidad” (4 ítems), “fiabilidad” (5 ítems), “capacidad de respuesta” (4 ítems), “seguridad” (4 ítems) y “empatía” (5 ítems). Por su parte, la satisfacción del cliente la medimos con la escala de 9 ítems agrupados en una sola dimensión propuesta por Maloles (1997).

La información relativa a esta muestra se recoge en 1999 en una institución financiera mediante entrevista personal a los clientes, una vez que éstos abandonan la sucursal bancaria.

La estimación de los parámetros correspondientes al modelo que analizamos se realizan usando el método de estimación de máxima verosimilitud (ML: maximum likelihood) y PLS. El número de casos que componen esta muestra es de 3.624. Los resultados alcanzados para el modelo con ambas técnicas son los que se muestran a continuación:

Modelo de medida. Fiabilidad individual del ítem.

A efectos de la comparación omitimos todo el proceso previo habitual de depuración de escalas, a través del análisis factorial exploratorio que concluye con otro análisis factorial de naturaleza confirmatoria

Como se puede observar los indicadores que componen ambos modelos de medida (para MBC y PLS) son exactamente los mismos en este modelo. De hecho, el indicador cs19 se depura en ambos casos. En cuanto a los valores concretos, tal como indicamos a nivel teórico, se puede apreciar que los valores que se obtienen a partir del AFC para MBC son algo menores que para PLS (Chin, 1998b). No obstante, la jerarquía de cada conjunto de indicadores es bastante similar en ambos casos.

Satisfacción cliente	Cargas		Calidad de Servicio	Cargas		Calidad de Servicio	Cargas	
	MBC*	PLS		MBC*	PLS		MBC*	PLS
Ítems			Ítems			Ítems		
s1	0.838	0.8382	Tangibilidad	0.610	0.7243	Cap_respuesta	0.767	0.8854
s2	0.791	0.7811	cs1	0.545	0.6900	cs10	0.649	0.7266
s3	0.714	0.6366	cs2	0.587	0.7330	cs11	0.624	0.7733
s4	0.826	0.7506	cs3	0.695	0.7686	cs12	0.785	0.8237
s5	0.672	0.8421	cs4	0.578	0.7075	cs13	0.516	0.6783
s6	0.672	0.7170	Fiabilidad	0.795	0.8562	Seguridad	0.850	0.8756
s7	0.833	0.8346	cs5	0.703	0.7742	cs14	0.836	0.8770
s8	0.814	0.8378	cs6	0.744	0.8024	cs15	0.792	0.8502
s9	0.871	0.8736	cs7	0.784	0.8320	cs16	0.763	0.8259
			cs8	0.802	0.8471	cs17	0.672	0.7555
			cs9	0.546	0.6230	Empatía	0.781	0.8355
						cs18	0.818	0.8226
						cs19	-	-
						cs20	0.852	0.8474
						cs21	0.642	0.7879
						cs22	0.700	0.8188

Fiabilidad del constructo

Para la comparación de las medidas de fiabilidad de los constructos nos basamos en el coeficiente de fiabilidad compuesta (pc) (Werts *et al.*, 1974). Si bien la fiabilidad también puede medirse utilizando el alfa de Cronbach, nos decantamos por utilizar la fiabilidad compuesta siguiendo las indicaciones de Barclay *et al.* (1995: 297) y Fornell y Larcker (1981), ya que, esta última presenta una serie de ventajas como no verse influenciada por el número de ítems existentes en las escalas y utilizar las cargas de los ítems tal y como existen en el modelo causal. En ambas técnicas los valores de la fiabilidad compuesta son aceptables, puesto que se sitúan por encima o muy cercanos al 0.7. Como se puede observar el mayor valor de las estimaciones de los indicadores con PLS provoca que los valores de la fiabilidad compuesta sean muy superiores a los de MBC.

Constructo	Fiabilidad compuesta (pc)		AVE	
	MBC*	PLS	MBC*	PLS
Tangibilidad	0.6949	0.8160	0.401	0.5262
Fiabilidad	0.8498	0.8848	0.5101	0.6082
Cap. Respuesta	0.7096	0.8385	0.4703	0.5661
Seguridad	0.8511	0.8971	0.5896	0.6862
Empatía	0.8420	0.8910	0.5343	0.6715
Calidad de servicio	0.8307	0.9382	0.5849	0.7013
Satisfacción cliente	0.9295	0.9211	0.6241	0.6296

Fiabilidad del constructo y análisis de la varianza extraída

En lo que respecta a la cantidad de varianza que interpretan los indicadores de cada constructo, utilizamos a efectos de comparación, la medida que nos proporciona el AVE. El objetivo en este caso es que la varianza explicada sea de más del 50% debida a los indicadores que debida al error de medida. En nuestro caso, para ambas técnicas (salvo para el constructo de tangibilidad con MBC) se cumple. También se observa aquí, el efecto de la estimación “al alza” que PLS tiene frente a MBC, lo que provoca que los valores del AVE también tiendan a ser más altos.

Un constructo estará dotado de validez discriminante si la varianza extraída media de un constructo es mayor que las correlaciones al cuadrado entre este constructo y los demás que forman el modelo (Fornell y Larcker, 1981), e indica que un constructo es diferente a otros.

Para agilizar el procedimiento de cálculo, hemos realizado el procedimiento inverso, es decir, para determinar la validez discriminante de un constructo se calcula la raíz cuadrada de la AVE, que ha de ser mayor que las correlaciones que presentan con el resto de constructos. Estos valores aparecen en las tablas siguientes (una para MBC y otra para PLS), donde los elementos de la diagonal (valores entre paréntesis) corresponden a la raíz cuadrada de la varianza extraída media del constructo (AVE)

	TANG	FIABIL	CAPRESP	SEGU	EMPAT	SERVQ	SATCLI
TANG	(0.633)	--	--	--	--	--	--
FIABIL	0.647	(0.714)	--	--	--	--	--
CAPRESP	0.721	0.798	(0.685)	--	--	--	--
SEGU	0.724	0.773	0.855	(0.767)	--	--	--
EMPAT	0.657	0.723	0.746	0.734	(0.730)	--	--
SERVQ						(0.764)	--
SATCLI						0.81	(0.79)

Matriz correlaciones MBC

	TANG	FIABIL	CAPRESP	SEGU	EMPAT	SERVQ	SATCLI
TANG	(0.725)	--	--	--	--	--	--
FIABIL	0.502	(0.780)	--	--	--	--	--
CAPRESP	0.549	0.712	(0.752)	--	--	--	--
SEGU	0.568	0.668	0.751	(0.828)	--	--	--
EMPAT	0.646	0.646	0.658	0.655	(0.819)	--	--
SERVQ						(0.837)	--
SATCLI						0.814	(0.793)

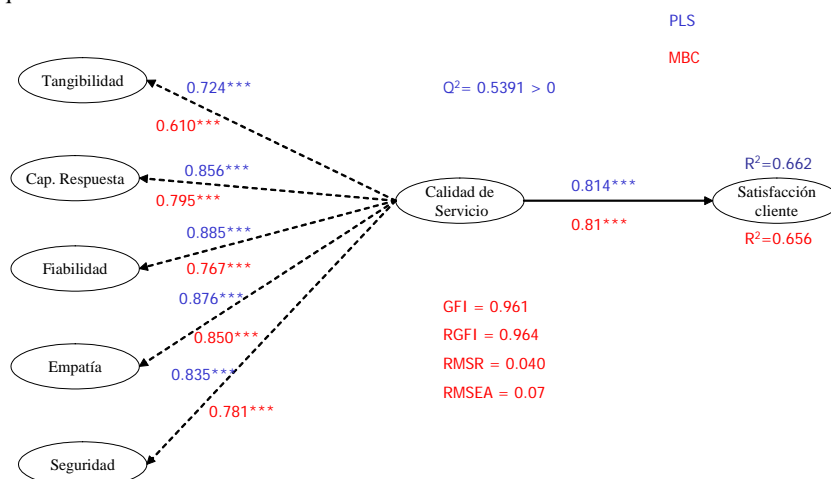
Matriz correlaciones PLS

Todos los constructos cumplen la condición establecida por Fornell y Larcker (1981) para PLS, por lo que podemos afirmar que poseen la propiedad de validez discriminante. Sin embargo, para MBC, a la vista de esta tabla no se cumple la validez discriminante. No obstante, para los dos principales constructos del modelo (Calidad de Servicio (SERVQ) y Satisfacción del Cliente (SATCLI)) sí se cumple la condición establecida. Los problemas se presentan para las dimensiones de Calidad de Servicio. Esta escala es bien conocida en su literatura por sus “problemas”, pero aún así, se trata de la mejor escala de medición de la Calidad de Servicio hasta la fecha. Para esta muestra concreta de casos, se optó por otro método para justificar la validez convergente, como es el del análisis de la varianza (ANOVA) (ver Barroso, Martín y Martín, 2004, para más detalles).

Modelo estructural

El modelo estructural nos muestra, tanto para MBC como para PLS, las relaciones existentes entre los constructos. Los índices de ajustes para MBC, obviando el valor de la Chi-cuadrado, son para GFI, 0.961 por encima del valor deseado de 0.9. Lo mismo ocurre para el valor de RGFI, con un valor de 0.964, también por encima del valor deseado de 0.9. Otro índice de ajuste como el RMSEA se sitúa en 0.07, por encima del valor mínimo de 0.05.

Observando el modelo estructural según MBC se puede observar que las correlaciones estimadas entre las variables latentes es de 0.81, y que los valores para las dimensiones de la Calidad de Servicio varían entre 0.610 y 0.850, todas ellas significativas. La carga estandarizada de cada dimensión de Calidad de Servicio puede interpretarse como la raíz cuadrada del coeficiente de fiabilidad de la dimensión con la que está asociada. Así, por ejemplo, el 72% de la variación de la dimensión Empatía se asocia con la Calidad de Servicio, si se considera que el modelo es correcto.



El modelo estructural según PLS indica también una buena predictibilidad y además bastante cercano a los comentados siguiendo MBC. La varianza explicada (R^2), que es lo que PLS intenta maximizar en su algoritmo es de 0.662, muy cercana al 0.656 que nos ofrece MBC. El índice de predicibilidad del modelo, el Stone-Geisser Test, es 0.54. Un valor por encima de 0 indica que la predicibilidad del modelo es relevante (Sellin, 1989).

Se puede observar que los valores de PLS para las cargas de las dimensiones son más altos que los de MBC. Así, en este ejemplo PLS parece decirnos que las variables latentes son algo mejor medidas por sus indicadores que lo que los resultados de MBC nos sugieren. Otra diferencia entre resultados, que no se aprecia claramente en este caso, es que las correlaciones entre constructos son más pequeñas en PLS que en MBC. En nuestro caso, tal vez debido al tamaño de la muestra, estos valores son prácticamente coincidentes. Ambas diferencias justifican las observaciones hechas por Haenlein y Kaplan (2004), cuando se comparan los resultados de un mismo modelo para MBC y PLS. Si bien, la extrema similitud entre las correlaciones con una muestra tan amplia de casos, justifica las palabras de Herman Wold (padre del PLS) cuando comenta que: "Los valores estimados por PLS se hacen consistentes extensivamente, es decir, estos valores tienden a los valores reales cuando hay un número muy elevado no sólo en el número de casos observados sino en el número de indicadores de cada variable latente" (1985, p. 231). Con relación a esta afirmación, podemos apuntar que en aquellos casos donde esta situación no se produce, PLS tiende a infravalorar los coeficientes path entre las variables latentes y sobreestimar las cargas factoriales (Dijkstra, 1983). Esta situación, nos llevaría en el plano estructural a admitir que PLS suele producir estimaciones conservadoras en los coeficientes path con relación a los valores verdaderos (Fornell y Bookstein, 1982). Al respecto, en una investigación realizada a partir de los datos obtenidos en una simulación de Monte Carlo, donde los verdaderos efectos subyacentes eran conocidos, Chin *et al.* (2003) demostraron que las estimaciones de PLS tienden hacia los auténticos parámetros de la población a medida que se incrementa el número de indicadores y el tamaño de la muestra. Altos niveles de significación se alcanzaron para muestras de 100 casos con constructos de seis indicadores, o de 150 casos con constructos de cuatro indicadores. De acuerdo con estos autores, estos datos representan valores ideales para el tamaño muestral y el número de indicadores para un modelo PLS.

6.2. Comparación de datos con una muestra pequeña: Modelo Estrés Laboral.

La literatura que analiza el comportamiento de los empleados en una organización establece que tanto el conflicto como la ambigüedad en el puesto de trabajo son antecedentes del grado de satisfacción del trabajador (Babin y Boles, 1998; Hartline y Ferrell, 1996; MacKenzie, Podsakoff y Ahearne, 1998; Singh, 1998). El conflicto en el puesto de trabajo se define como el grado en el cual las expectativas y los requerimientos de trabajo de dos o más personas son incompatibles. Por su parte, por ambigüedad se entiende el grado de incertidumbre acerca de las tareas que forman parte del trabajo desempeñado (Rizzo, House y Lirtzman, 1970). Ambos elementos constituyen lo que la literatura denomina estrés del puesto de trabajo - aunque en ocasiones son tres los componentes utilizados para definir este concepto, sumando a los dos ya expuestos un tercero denominado 'sobrecarga'. La literatura plantea que la satisfacción del empleado en su puesto de trabajo disminuye a medida que incrementa la ambigüedad o el conflicto (Hartline y Ferrell, 1996; MacKenzie, Podsakoff y Ahearne, 1998), y que, indirectamente, la ambigüedad tiene una relación positiva con la probabilidad de abandono del personal de la organización y el conflicto una relación negativa con el compromiso organizacional (Brown y Peterson, 1993). La escala de partida estaba constituida por 6 ítems para el caso del 'Conflicto' y de 5 ítems para 'Ambigüedad'. Para su diseño se utilizó la escala de Rizzo, House y Lirtzman (1970) aplicada en la mayoría de las investigaciones ligadas al estrés del empleado en su puesto de trabajo (Babin y Boles, 1998; Mackenzie, Podsakoff y Ahearne, 1998). La escala diseñada para la medida de la satisfacción del cliente consta de 9 ítems y fue adaptada de la investigación realizada por Babin y Boles (1998).

La información relativa a esta muestra se recoge, en 1999, en 106 sucursales de una institución financiera, mediante un cuestionario estructurado a los empleados de la misma.

La estimación de los parámetros correspondientes al modelo que analizamos se realizan usando MBC con estimación de máxima verosimilitud (ML: maximum likelihood) y PLS. El número de casos que componen esta muestra es de 176. Los resultados alcanzados para el modelo con ambas técnicas son los que se muestran a continuación:

Modelo de medida. Fiabilidad individual del ítem.

A efectos de la comparación omitimos todo el proceso previo habitual de depuración de escalas, a través del análisis factorial exploratorio que concluye con otro análisis factorial de naturaleza confirmatoria

Conflicto Ítems	Cargas		Ambigüedad Ítems	Cargas		Satisfacción Ítems	Cargas	
	MBC*	PLS		MBC*	PLS		MBC*	PLS
c1	0.688	0.7174	a1	-	-	s1	0.821	0.8633
c2	0.760	0.7146	a2	-	0.7465	s2	0.696	0.7589
c3	0.421	0.7330	a3	0.720	0.7795	s3	0.630	0.7402
c4	-	-	a4	0.726	0.7791	s4	-	-
c5	0.747	0.7207	a5	-	0.7005	s5	0.671	0.7365
c6	-	0.7323				s6	-	-
						s7	0.633	0.7140
						s8	-	-
						s9	-	-

Como se puede observar los indicadores que componen ambos modelos de medida (para MBC y PLS) ya no son exactamente los mismos en este modelo. De hecho, el indicador c6 se depura en MBC pero permanece en PLS. Igualmente ocurre para el constructo Ambigüedad con a2 y a5. Para el constructo Satisfacción los indicadores si son los mismos. En cuanto a los valores concretos, tal como indicamos a nivel teórico, se puede apreciar que los valores que se obtienen a partir del AFC para MBC son algo menores que para PLS (Chin, 1998b). Parece que las diferencias se acentúan cuando el número de casos se reduce.

Fiabilidad del constructo

Para la comparación de las medidas de fiabilidad de los constructos nos basamos de nuevo en el coeficiente de fiabilidad compuesta (pc). En ambas técnicas (MBC y PLS) los valores de la fiabilidad compuesta son aceptables, puesto que se sitúan por encima del 0.7. Como se puede observar el mayor valor de las estimaciones de los indicadores con PLS provoca que los valores de la fiabilidad compuesta sean muy superiores a los de MBC (las posibles diferencias que se encuentren a esto, se deben a la bondad o no de la escala para MBC).

Constructo	Fiabilidad compuesta (pc)		AVE	
	MBC*	PLS	MBC*	PLS
Conflicto en el puesto	0.771	0.846	0.483	0.524
Ambigüedad en el puesto	0.892	0.839	0.512	0.566
Nivel Satisfacción empleado	0.882	0.875	0.556	0.584

Fiabilidad del constructo y análisis de la varianza extraída

En lo que respecta a la cantidad de varianza que interpretan los indicadores de cada constructo. Utilizamos a los efectos de la comparación la medida que nos proporciona el AVE. En este caso, para ambas técnicas (MBC y PLS) se cumple. También se observa aquí, el efecto de la estimación “al alza” que PLS tiene frente a MBC, lo que provoca que los valores del AVE también tiendan a ser más altos.

Utilizamos de nuevo las matrices de correlaciones. Estos valores aparecen en las tablas siguientes (una para MBC y otra para PLS), donde los elementos de la diagonal (valores entre paréntesis) corresponden a la raíz cuadrada de la varianza extraída media del constructo (AVE).

	Conflicto	Ambigüedad	Satisfacción
Conflicto	(0.694)		
Ambigüedad	0.346	(0.715)	
Satisfacción	-0.432	-0.508	(0.745)

Matriz correlaciones MBC

	Conflicto	Ambigüedad	Satisfacción
Conflicto	(0.768)		
Ambigüedad	0.194	(0.872)	
Satisfacción	-0.232	-0.331	(0.764)

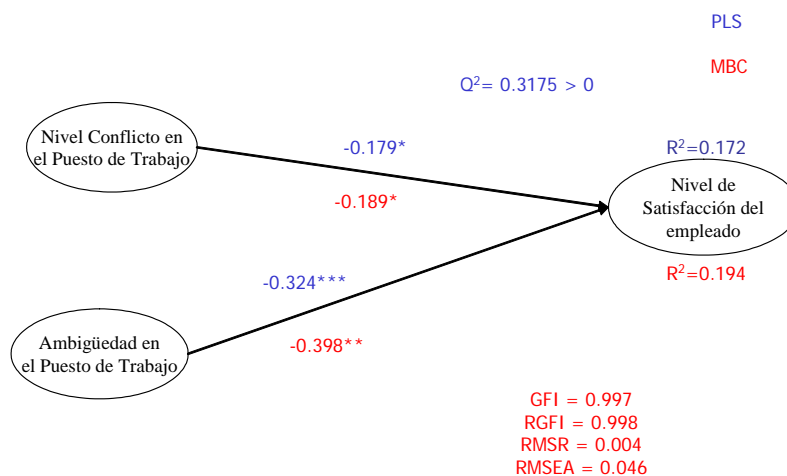
Matriz correlaciones PLS

Todos los constructos cumplen la condición establecida por Fornell y Larcker (1981) tanto para MBC como PLS, por lo que podemos afirmar que poseen la propiedad de validez discriminante.

Modelo estructural

El modelo estructural nos muestra, tanto para MBC como para PLS, las relaciones existentes entre los constructos. Los índices de ajustes para MBC, obviando el valor de la Chi-cuadrado, son para GFI, 0.997 por encima del valor deseado de 0.9. Lo mismo ocurre para el valor de RGFI, con un valor de 0.998, también por encima del valor deseado de 0.9. Otro índice de ajuste como el RMSEA se sitúa en 0.046, muy cercano del valor mínimo de 0.05.

Observando el modelo estructural según MBC se puede observar que las correlaciones estimadas entre las variables latentes es de -0.189 y -0.398, ambas significativas. Los valores para PLS son algo más bajos, pero igualmente significativos, estos son -0.179 y -0.324.



El modelo estructural según PLS indica también un buen ajuste y además bastante cercano a los comentados siguiendo MBC. La varianza explicada (R^2), que es lo que PLS intenta maximizar en su algoritmo es de 0.172, muy cercana al 0.194 que nos ofrece MBC. El índice de predictibilidad del modelo, el Stone-Geisser Test, es 0.32. Un valor por encima de 0 indica que la predictibilidad del modelo es relevante (Sellin, 1989).

Se puede observar que los valores de PLS para las cargas de las dimensiones son más altos que los de MBC. Así, en este ejemplo PLS también parece decirnos que las variables latentes son algo mejor medido por sus indicadores que lo que los resultados de MBC nos sugieren. Otra diferencia clara entre resultados es que las correlaciones entre constructos son más pequeñas en PLS que en MBC. Ambas diferencias justifican las observaciones hechas por Haenlein y Kaplan (2004), cuando se comparan los resultados de un mismo modelo para MBC y PLS. Parece que si el número de casos se reduce, vuelven a aparecer las diferencias comentadas habitualmente.

7. CONCLUSIONES E IMPLICACIONES PARA LOS INVESTIGADORES

La revisión de la literatura relativa al desarrollo de los modelos de ecuaciones estructurales ha puesto de manifiesto que su utilización ha crecido de forma exponencial en el campo de las ciencias sociales. Fruto de este elevado grado de aplicación es la aparición de nuevas técnicas que plantean objetivos y punto de partidas diferentes aunque con importantes puntos de similitud en cuanto a su aplicación. Los investigadores del campo están interesados en conocer no sólo las características fundamentales de estas metodologías sino, sobre todo, cuando pueden o deben ser aplicadas cada una de ellas. Con esta finalidad se ha llevado a cabo la presente investigación, centrada más en poner de manifiesto las similitudes y divergencias entre los modelos basados en las covarianzas y el PLS.

Tras este estudio comparativo, las conclusiones más relevantes son las siguientes. El objetivo de ambas técnicas es dispar, siendo el de PLS orientado hacia la predicción, pretendiendo comprobar el poder predictivo que muestra un modelo. Por su parte, el MBC se centra en la causalidad. En este sentido, MBC toma en consideración el análisis de las covarianzas, mientras que PLS considera las varianzas observadas de las variables dependientes.

En segundo lugar, en PLS las hipótesis se derivan de una teoría a nivel macro de la cual no se conocen todas las variables relevantes o destacadas, de tal manera que la teoría no está sólidamente desarrollada. Los modelos MBC se fundamentan en la teoría, tanto para su planteamiento como para sus posibles modificaciones. En tercer lugar, el tamaño muestral y la posibilidad de incluir indicadores tanto reflectivos como formativos constituyen otra de las principales diferencias.

De lo observado en nuestros modelos, se deduce que los MBC son más exigentes con los datos para ajustarlos a la teoría en la que se basan. Pero, PLS no descarta nada que los MBC acatan, tanto a nivel de indicadores como de relaciones entre variables latentes. En este último caso, suelen ser incluso más conservadores.

En comparación con MBC, PLS tiende a incrementar las cargas factoriales en tanto que disminuye los valores de los coeficientes path (β)

En modelos con muestras grandes y muchos indicadores los resultados de PLS y MBC tienden a converger.

BIBLIOGRAFÍA

- Anderson, J.C.; Gerbing, D.W. (1988): "Structural Equation Modeling in Practice: A Review and Recommended Two-Step Approach", *Psychological Bulletin*, 103: 411-423.
- Babin, B.J. y Boles, J.S. (1998): "Employee Behaviour in a Service Environment: A Model and Test of Potential Differences Between Men and Women"; *Journal of Marketing*, vol 62, 77-91
- Barclay, D.; Higgins, C.; Thompson, R. (1995): "The Partial Least Squares (PLS) Approach to Causal Modelling: Personal Computer Adoption and Use as an Illustration", *Technology Studies, Special Issue on Research Methodology*, 2(2): 285-309.
- Barroso, C.; Martín, E y Martín, D. (2004): "The Influence of Employee Organizational Citizenship Behavior on Customer Loyalty" *International Journal of Service Industry Management*. 15(1), 27-53
- Beerli, A., Martín, J.; Quintana, A. (2004): "A model of customer loyalty in the retail banking market", *European Journal of Marketing*, vol. 38, pp. 253-275.
- Bitner; M.J. y Hubbert, A. (1994): "Encounter Satisfaction versus Overall Satisfaction versus Quality" in *Service Quality*, Eds. Rust and Oliver, Sage Publications, 72-94
- Brown, S. y Peterson, A. (1993): "Antecedents y Consequences of Salesperson Job Satisfaction: A Meta-Analysis and Assessment of Causal Effects"; *Journal of Marketing*, 30, 63-77
- Carmines, E.G.; Zeller, R.A. (1979): "Reliability and Validity Assessment", *Sage University Paper Series on Quantitative Applications in the Social Sciences*. N. 07-017. Beverly Hills, CA: Sage.
- Caruana, A. (2002): "Service Loyalty: The Effects of Service Quality and the Mediating Role of Customer Satisfaction", *European Journal of Marketing*, 36: 811-822.
- Cassel, C.M., Hackl, P.; Westlund, A.H. (1999): "Robustness of Partial Least-Squares. Method for Estimating Latent Variable Quality Structures". *Journal of Applied Statistics*, 26: 435-446.
- Chin, W.W. (1998a): "Issues and Opinion on Structural Equation Modeling", *MIS Quarterly*, 22(1) March: vii-xv.
- Chin, W.W. (1998b): "The Partial Least Squares Approach to Structural Equation Modeling", en G.A. Marcoulides [ed.]: *Modern Methods for Business Research*, pp. 295-336. Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, Publisher.
- Chin, W.W. (1998c): *Structural Equation Modeling in IS Research*, ISWorld Net Virtual Meeting Center at Temple University, November 2-5 1998, Disponible en: <http://interact.cis.temple.edu/~vmc> (click en "guest").
- Chin, W.W.; Marcolin, B.L. & Newsted, P.R. (2003): "A partial least squares latent variable modeling approach for measuring interaction effects: results from a Monte Carlo simulation study and an electronic mail emotion/ adoption study". *Information Systems Research*, 14(2): 189-217.
- Cronin, J.J.; Taylor, S.A. (1992): "Measuring Service Quality: A Reexamination and Extension", *Journal of Marketing*, 56
- Diamantopoulos, A. & Winklhofer, H.M. (2001) Index construction with formative indicators: an alternative to scale development, *Journal of Marketing Research*, 38: 269-277.
- Díez Medrano, J. (1992): "Métodos de análisis causal". *Cuadernos Metodológicos*, N. 3. Madrid: CIS.
- Dijkstra, T. (1983): "Some Comments on Maximum Likelihood and Partial Least Squares Methods", *Journal of Econometrics*, 22: 67-90.
- Efron, B. (1982): *The Jackknife, The Bootstrap and Other Resampling Plans*. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics.
- Efron, B.; Gong, G. (1983): "A Leisurely Look at the Bootstrap, the Jackknife, and Cross-Validation", *The American Statistician*, 37: 36-48.
- Efron, B.; Tibshirani, R. J. (1993): *An Introduction to the Bootstrap*. Monographs on Statistics and Applied Probability, # 57. New York: Chapman and Hall.
- Falk, R.F.; Miller; N.B. (1992): *A Primer for Soft Modeling*. Akron, Ohio: The University of Akron.
- Fornell, C. (1982): "A Second Generation of Multivariate Analysis: An Overview", en C. Fornell [ed.]: *A Second Generation of Multivariate Analysis*, 1: 1-21. New York: Praeger Publishers.

- Fornell, C.; Bookstein, F.L. (1982): "A Comparative Analysis of Two Structural Equation Models: Lisrel and PLS Applied to Market Data", en C. Fornell [ed.]: *A Second Generation of Multivariate Analysis*, 1: 289-324. New York: Praeger Publishers.
- Fornell, Claes and Jaesung Cha (1994), "Partial Least Squares," in *Advanced Methods of Marketing Research*, Richard P. Bagozzi, ed. Cambridge, MA: Blackwell, 52-78.
- Fornell, C.; Larcker, D.F. (1981): "Evaluating Structural Equation Models with Unobservable Variables and Measurement Error", *Journal of Marketing Research*, 18, February: 39-50.
- Geisser, S. (1975): "The Predictive Sample Reuse Method with Applications", *J. Am. Stat. Assoc.*, 70: 320-328.
- Haenlein, M.; Kaplan, A.M. (2004): "A Beginner's Guide to Partial Least Squares Analysis", *Understanding Statistics*, 3(4): 283-297.
- Hartline, M.D.; Ferrell, O.C. (1996): "The Management of Customer-Contact Service Employees: An Empirical Investigation", *Journal of Marketing*, vol. 60, págs. 52-70
- Hulland, John, "Use of partial least squares (PLS) in strategic management research: A review of four recent studies," *Strategic Management Journal* 20, 2 (Feb. 1999): 195-204.
- Jöreskog, K.G.; Wold, H. (1982): *Systems under Indirect Observation – Causality Structure Prediction*. Amsterdam: North Holland Publishing Company.
- Luque, T. (2000): *Técnicas de análisis en marketing*. Madrid: Editorial Pirámide.
- McDonald, R.P. (1996). "Path analysis with composite variables". *Multivariate Behavioral Research*, 31(2), 239-270
- MacKenzie, S.B.; Podsakoff, P.M. y Ahearne, M. (1998): "Some Possible Antecedents and Consequences of In-role and Extra-role Salesperson Performance", *Journal of Marketing*, vol 62, 87-98
- Maloles, C.M. (1997): "The Determinants of Customer Retention", Tesis Doctoral, The City of University of New York
- Mathieson, K., Peacock, E., & Chin, W. W. (2001). Extending the technology acceptance model: The influence of perceived user resources. *Data Base for Advances in Information Systems*, 32(3), 86-112.
- Nunnally, J. (1978): *Psychometric Theory*. 2ª ed. New York: McGraw-Hill.
- Parasuraman, A., Zeithaml, V. A. and Berry, L. L. (1985) "A Conceptual Model of Service Quality and its Implications for Future Research". *Journal of Marketing*, (Fall), pp. 41-50.
- Parasuraman, A.; Zeithaml, V.A. & Berry, L.L. (1988). SERVQUAL: A Multiple Item Scale for Measuring Consumer Perceptions of Service Quality. *Journal of Retailing*, 64 (1), 12 - 40.
- Parasuraman, A., L. L. Berry and V. A. Zeithaml. 1991. Understanding Customer Expectations of Service. *Sloan Management Review* 32 (3): 39-48
- Rizzo, J.R.; House, R.J. y Lirtzman, S.I. (1970): "Role Conflict and Ambiguity in Complex Organizations", *Administrative Science Quarterly*, 15, 150-163
- Sellin, Norbert (1989): "Partial Least Square Modeling in Research on Educational Achievement," in Wilfred Bos and Rainer H. Lehmann, eds., *Reflections on Educational Achievement; Papers in Honour of T. Neville Postlethwaite*, New York: Waxmann Munster, 256-267
- Sharma, S. (1996): *Applied multivariate techniques*, Nueva York, John Wiley & Son, Inc.
- Singh, J. (1998): "Striking a Balance in Boundary-Spanning Positions: An Investigation of some Unconventional Influences of Role Stressors and Job Characteristics on Job Outcomes of Salesperson", *Journal of Marketing*, vol 62, 69-86
- Spreng, R. A. and Mackoy, R. D. (1996) "An empirical examination of a model of perceived service quality and satisfaction", *Journal of Retailing*, Vol. 72, No. 2, pp. 201-214.
- Stone, M. (1974): "Cross-validators choice and assessment of statistical predictions", *Journal of the Royal Statistical Society*, 36(2): 111-147.
- Sureshchandar G.S.; Rajendran C. y Anantharaman R.N (2002): "Determinants of customer-perceived service quality: a confirmatory factor analysis approach", *Journal of Services Marketing*, vol. 16, no. 1, pp. 9-34
- Tam, J.L.M. (2004): "Customer Satisfaction, Service Quality and Perceived Value", *Journal of Marketing Management*, vol. 20, 7/8, pp. 21-35.
- Taylor, S.T. and Baker, T. L. (1994). "An Assessment of the Relationship Between Service Quality and Customer Satisfaction in the Formation of Consumer Purchase Intentions". *Journal of Retailing*. Vol. 70. No. 2. P. 163 – 178.
- Teas, R. Kenneth (1993), "Expectations, Performance Evaluation, and Consumers' Perceptions of Quality," *Journal of Marketing*, 57 (October), 18-34
- Werts, C.E.; Linn, R.L.; Jöreskog, K.G. (1974): "Interclass Reliability Estimates: Testing Structural Assumptions", *Educational and Psychological Measurement*, 34: 25-33.
- Wold, H. (1973): "Nonlinear Iterative Partial Least Squares (NIPALS) Modeling: Some Current Developments, en P.R. Krishnaiah [ed.]: *Multivariate Analysis: II, Proceedings of an Interantional Symposium on Multivariate Analysis Held at Wright State University*, Dayton, Ohio, June 19-24, 1972, pp. 383-407. New York: Academic Press-
- Wold, H. (1979): *Model Construction and Evaluation when Theoretical Knowledge Is Scarce: An Example of the Use of Partial Least Squares*. Cahiers du Département D'Économétrie. Genève: Faculté des Sciences Économiques et Sociales, Université de Genève.
- Wold, H. (1980): "Soft Modeling: Intermediate Between Traditional Model Building and Data Analysis", *Mathematical Statistics*, 6: 333-346.
- Wold, H. (1982): "Systems Under Indirect Observation Using PLS", en C. Fornell [ed.]: *A Second Generation of Multivariate Analysis*, 1: 325-347. New York: Praeger Publishers.
- Wold, H. (1985): "Systems Analysis by Partial Least Squares", en P. Nijkamp, H. Leitner y N. Wrigley [ed.]: *Measuring the Unmeasurable*, pp. 221-251. Dordrecht: Martinus Nijhoff Publishers.
- Yi, Y.; La, S. (2004): "What influences the relationship between customer satisfaction and repurchase intention? Investigating the effects of adjusted expectations and customer loyalty", *Psychology & Marketing*, 21, p. 351-373.
- Zeithaml, V. A.; Berry, L. L. and Parasuraman, A. (1996) "The behavioral consequences of service quality", *Journal of Marketing*, Vol. 60, pp. 31-46.