



Cuadernos del CIMBAGE

ISSN: 1666-5112

cimbage@econ.uba.ar

Facultad de Ciencias Económicas  
Argentina

Alvarez, Ramón; Vernazza, Elena  
EVALUACIÓN DE UN INSTRUMENTO DE MEDICIÓN DEL NIVEL DE SATISFACCIÓN  
ESTUDIANTIL A TRAVÉS DE LA APLICACIÓN DE MODELOS DE ECUACIONES  
ESTRUCTURALES

Cuadernos del CIMBAGE, núm. 19, 2017, pp. 1-25  
Facultad de Ciencias Económicas  
Buenos Aires, Argentina

Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=46251257001>

- Cómo citar el artículo
- Número completo
- Más información del artículo
- Página de la revista en redalyc.org

redalyc.org

Sistema de Información Científica

Red de Revistas Científicas de América Latina, el Caribe, España y Portugal

Proyecto académico sin fines de lucro, desarrollado bajo la iniciativa de acceso abierto

## **EVALUACIÓN DE UN INSTRUMENTO DE MEDICIÓN DEL NIVEL DE SATISFACCIÓN ESTUDIANTEL A TRAVÉS DE LA APLICACIÓN DE MODELOS DE ECUACIONES ESTRUCTURALES**

Ramón Alvarez, Elena Vernazza  
Instituto de Estadística – Facultad de Ciencias Económicas y de  
Administración, Universidad de la República, Uruguay  
Eduardo Acevedo 1139 CP.11200, Montevideo, Uruguay  
ramon@iesta.edu.uy, evernazza@iesta.edu.uy

Recibido 20 de septiembre 2015, aceptado 11 de octubre de 2016

---

### **Resumen**

En este trabajo se estudian las propiedades psicométricas de un instrumento propuesto para medir la satisfacción estudiantil para cursos superiores de la Universidad de Beira Interior (Portugal), para luego ver los resultados que surgen de aplicarlo en la Facultad de Ciencias Económicas y de Administración, Universidad de la República, Uruguay.

El indicador propuesto para medir el nivel de satisfacción estudiantil considera relaciones de causa-efecto entre algunas variables que son consideradas como "antecedentes" y otras "consecuencia" de la satisfacción. En el primer conjunto de variables se encuentran las expectativas de los alumnos, la imagen que tiene de la facultad, la calidad de la enseñanza y servicios, y el valor percibido, mientras que como "consecuencias" de la satisfacción se encuentran la lealtad hacia la institución y el impacto en el boca a boca.

Los datos utilizados para la aplicación presentada provienen de una encuesta aplicada sobre una muestra probabilística de estudiantes de la facultad, en 2009.

El cuestionario aplicado, presenta 9 bloques de preguntas; el primero contiene las variables que permitirán realizar una caracterización de los estudiantes en función de características sociodemográficas. Por otra parte, las variables pertenecientes a los bloques A - H presentan las variables del modelo ECSI (European Customer Satisfaction Index), insumos para el cálculo del índice de satisfacción estudiantil.

Los resultados, presentados para un modelo con 22 variables observables y 7 constructos no observables, se comparan para dos métodos de estimación: máxima verosimilitud y mínimos cuadrados parciales.

**Palabras clave:** análisis factorial, índice de satisfacción, SEM.

---

## **ASSESSMENT OF A TOOL TO MEASURE STUDENT SATISFACTION THROUGH STRUCTURAL EQUATION MODELING (SEM)**

Ramón Álvarez, Elena Vernazza

Instituto de Estadística – Facultad de Ciencias Económicas y de  
Administración, Universidad de la República, Uruguay  
Eduardo Acevedo 1139 CP.11200, Montevideo, Uruguay  
ramon@iesta.edu.uy; evernazza@iesta.edu.uy

Received September 22<sup>nd</sup> 2015, accepted October 11<sup>th</sup> 2016

---

### **Abstract**

The purpose of this paper is to examine the psychometric properties of an instrument proposed to measure students satisfaction in higher education at the University of Beira Interior (Portugal), and to compare the results to those arising from applying the same instrument at the School of Economics and Management; University of República del Uruguay.

The indicator proposed to measure students satisfaction considers cause-effect relationship between a set of variables considered as "background" and another set of variables considered as a "consequences" of satisfaction.

In the first set we find students' expectations, their image of that School, the quality of teaching and services, and their perceived value, while within satisfaction "consequences" we find students' loyalty to the institution and the impact on the word-of-mouth.

The data used in this application come from a survey conducted on a random sample of students of that School in 2009.

The questionnaire applied, has 9 sets of questions; the first contains the variables that allow us to make a profile of the students according to their sociodemographic environment.

On the other hand, the variables in sets A to H are the model variables ECSI (European Customer Satisfaction Index) and will be used as inputs for calculating the student' satisfaction index.

The results, presented for a model with 22 observable variables and 7 unobservable constructs are compared between two estimation methods: maximum likelihood and partial least squares.

**Keywords:** factor analysis, customer satisfaction index, SEM.

---

## 1. INTRODUCCIÓN

Conocer el nivel de satisfacción de los clientes, con determinado servicio al cual acceden, resulta fundamental ya que en función de esto se podrán tomar decisiones que tengan como objetivo primordial mantener o mejorar, en caso de que sea necesario, aquellos aspectos que se entiende determinan la "satisfacción".

En un intento de vincular esta idea con la educación universitaria, se toma lo propuesto por Alves y Raposo (2004), quienes plantean: "Sólo con la satisfacción de los alumnos se podrá alcanzar el éxito escolar, la permanencia de los estudiantes en la institución y, sobre todo, la formación de una valoración positiva boca a boca. En este sentido, es extremadamente importante encontrar formas fiables de medir la satisfacción del alumno en la enseñanza universitaria, permitiendo así a las instituciones de enseñanza conocer su realidad, compararla con la de los otros competidores y analizarla a lo largo del tiempo".

En este trabajo se considera a los estudiantes universitarios de los cursos superiores de la Facultad de Ciencias Económicas y Administración, FCCEEyA – Universidad de la República -UdelaR, como "clientes" y se entiende que el "servicio" que se les brinda es el de la educación a nivel terciario. Sin embargo, tal como establecen Blanco y Blanco (2007)<sup>1</sup> no se pueden dejar de lado los valores y metas de la Universidad como institución, es decir, no debe perderse la visión humana de los estudiantes que forman parte de ella. Logrando esto, se evitará considerar al modelo de educación como un modelo industrial, donde se estaría considerando a los estudiantes como simples productos del sistema.

Lograr conocer la dimensión de la satisfacción de los estudiantes con la facultad a la cual concurren, permitirá identificar aspectos tanto positivos como negativos, siendo estos últimos fundamentales a la hora de determinar estrategias de mejora de la educación.

La información necesaria para poder evaluar y entender por un lado, qué conceptos se asocian a la satisfacción y por otro, cómo se establecen la interrelaciones entre estos conceptos, se obtiene a través de la aplicación de un cuestionario formado por una serie de bloques de preguntas que conforman el modelo ECSI (European Customer Satisfaction Index); sobre este instrumento y con la ayuda del Análisis Factorial y, más precisamente, de los Modelos de Ecuaciones

---

<sup>1</sup> Citando a Gaitán y López, 1999. "La medición de la calidad de servicios en la educación universitaria"

Estructurales que se presentan en la sección 2, se logra poner de manifiesto los componentes de la satisfacción.

El presente trabajo se estructura en 6 secciones. En primera instancia se presenta la metodología utilizada. Las secciones 3 y 4 muestran la aplicación y los principales resultados obtenidos. A continuación, en la sección 5 se plantean las comparaciones realizadas con los resultados obtenidos por los investigadores portugueses y, por último se presentan las principales conclusiones y pasos a seguir.

## **2. METODOLOGÍA**

### **2.1 Modelos de Ecuaciones Estructurales**

Este tipo de modelos pueden ser vistos, fundamentalmente, de dos maneras. Por un lado, pueden ser enmarcados en el ámbito de los modelos de regresión, con ciertas particularidades que los diferencian de los modelos de regresión clásicos y, por otro, pueden ser vistos como una técnica de análisis factorial que permite establecer relaciones entre los factores.

De modo simplificado, podría entenderse que en los modelos de ecuaciones estructurales se presentan relaciones causales entre, por un lado, un conjunto de variables observables y por otro, variables tanto observables como no observables.

Esto da lugar a dos submodelos: modelo estructural y modelo de medida, respectivamente

A modo de resumen, se puede decir que las principales etapas que conforman el proceso de determinar/confirmar las relaciones existentes entre determinadas variables, a partir de la implementación de modelos de ecuaciones estructurales, son las que se presentan en la figura 1.

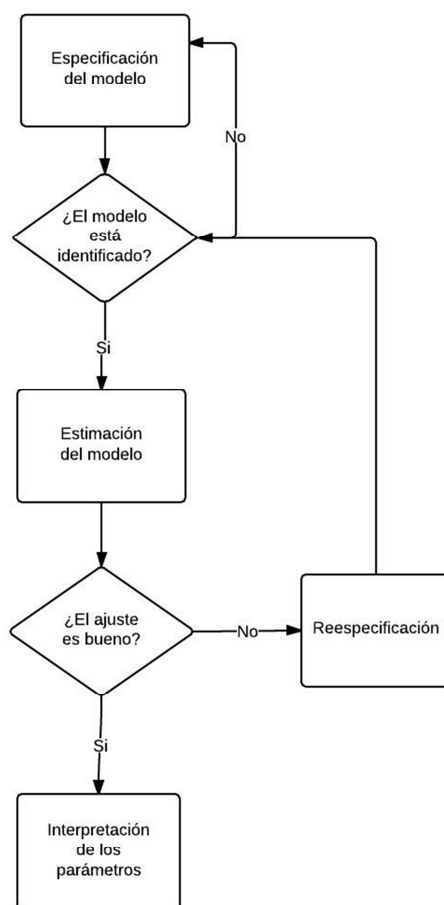


Figura 1. Pasos a seguir al trabajar con SEM

### 2.1.1 Especificación: Modelo estructural

El modelo estructural es el submodelo, dentro de los SEM, que captura las relaciones existentes entre las variables no observables, también denominadas variables latentes, constructos o factores.<sup>2</sup>

En formato matricial (Ruiz, 2000), podemos representar estos modelos de la siguiente manera:

$$\beta = \Gamma\xi + \zeta \Rightarrow \eta = B\eta + \Gamma\xi + \zeta \quad (1)$$

donde, considerando un modelo con  $m$  variables latentes endógenas y  $k$  variables latentes exógenas, se tiene:

- $\beta$  (beta) matriz, de dimensión  $m \times m$ , de pesos  $\beta$  que determinan la relación entre dos variables latentes endógenas
- $\eta$  (eta) vector, de dimensión  $m \times 1$ , de variables latentes endógenas
- $\Gamma$  (gamma) matriz, de dimensión  $m \times k$  de pesos  $\gamma$  que determinan la relación entre una variable endógena y una exógena, ambas latentes
- $\xi$  (xi) vector, de dimensión  $k \times 1$ , de variables latentes exógenas
- $\zeta$  (zeta) vector, de dimensión  $m \times 1$ , de términos de error/perturbación.

También forman parte de este modelo, las matrices  $\phi$  (phi) y  $\psi$  (psi), que representan la matriz de correlaciones entre las variables latentes exógenas ( $\xi$ ) y la matriz de correlaciones entre los errores de las variables latentes endógenas ( $\zeta$ ) respectivamente.

### 2.1.2 Especificación: Modelo de medida

En el modelo de medida se establecen las relaciones que existen entre los factores y las variables observables. Se presentan, por separado, las relaciones entre las variables exógenas y las endógenas, lo que determina dos submodelos.

La expresión matricial del modelo de medida, para las variables exógenas, queda determinado por:

$$X = \Lambda_x \xi + \delta \quad (2)$$

donde, considerando un modelo con  $k$  variables latentes y  $q$  variables observables, se tiene:

---

<sup>2</sup> De aquí en adelante, utilizaremos cualquiera de estos términos indistintamente.

- $X$  vector, de dimensión  $qx1$  de variables observables
- $\Lambda_x$  (lambda) matriz, de dimensión  $qxk$  de pesos  $\lambda$  que determinan la relación entre cada  $x$  y cada  $\xi$
- $\xi$  (xi) vector, de dimensión  $kx1$ , de variables latentes exógenas
- $\delta$  (delta) vector, de dimensión  $qx1$ , de términos de error/perturbación

La matriz  $\theta_\delta$  también forma parte de este submodelo. Ésta es la matriz de covarianzas entre los errores de las variables exógenas observadas ( $\delta$ ). Los errores  $\delta$  se suponen incorrelacionados, por lo que la matriz  $\theta_\delta$  resulta una matriz diagonal.

Para las variables endógenas, la expresión matricial del modelo de medida, es la siguiente:

$$Y = \Lambda_y \eta + \epsilon \quad (3)$$

donde, considerando un modelo con  $m$  variables latentes y  $p$  variables observables, se tiene:

- $Y$  vector, de dimensión  $px1$ , de variables observables
- $\Lambda_y$  (lambda) matriz, de dimensión  $pxm$ , de pesos  $\lambda$  que determinan la relación entre cada  $y$  y cada  $\eta$
- $\eta$  (eta) vector, de dimensión  $mx1$ , de variables latentes endógenas
- $\epsilon$  (epsilon) vector, de dimensión  $px1$ , de términos de error/perturbación


La matriz  $\theta_\epsilon$  también forma parte de este submodelo. Ésta es la matriz de covarianzas entre los errores de las variables endógenas observadas ( $\epsilon$ ). Los errores  $\epsilon$  se suponen incorrelacionados, por lo que la matriz  $\theta_\epsilon$  resulta una matriz diagonal.

### 2.1.3 Representación gráfica de los MES

Por lo general la especificación analítica de los modelos de ecuaciones estructurales se acompaña de una representación gráfica. Lo más frecuente es que ésta sea a través de los diagramas de senderos o ruta (*pathdiagrams*) (Kline, 2011). Este tipo de diagramas se basan en algunas convenciones que resulta conveniente explicitar, de forma tal que su "lectura" resulte sencilla.

- Variables observables:



- Variables latentes: 
- Efecto, directo, de una variable sobre otra:  $\rightarrow$  Al inicio de la flecha se encuentra la variable independiente y al final, la dependiente. Los errores también se vinculan con las variables dependientes a través de estas flechas.
- Covarianza/correlación entre variables:  $\leftrightarrow$

#### 2.1.4 Identificación y Estimación

Una vez especificado el modelo, siguiendo lo establecido en 2.1.2 y 2.1.3 y previo a realizar las estimaciones de los parámetros, es necesario determinar si dichas estimaciones serán únicas, es decir, si el modelo está identificado.

Para esto, en este trabajo, se utilizará la denominada “regla de conteo”, que establece que para que el modelo esté identificado es necesario que la cantidad de parámetros a estimar sea menor que la cantidad de elementos no redundantes de la matriz de varianzas y covarianzas de las variables involucradas en el modelo (grados de libertad del modelo positivos).

Una vez confirmado que el modelo está identificado, se procede a la estimación del modelo que implica obtener una estimación puntual para cada uno de los parámetros involucrados en los submodelos de medida y estructural. Existen varios métodos de estimación, entre los que se destacan:

- Máxima verosimilitud (MV)
- Mínimos cuadrados generalizados (MCG)
- Mínimos cuadrados parciales (MCP - PLS)

En este trabajo se hará especial énfasis en el método de MCP.

### 2.1.4.1 Mínimos cuadrados parciales

El método a presentar es el de mínimos cuadrados parciales. Retomando la notación típica de los modelos de ecuaciones estructurales, y tratando de vincularla con la terminología propia de los PLS, se establecen las siguientes ecuaciones, con sus correspondientes parámetros a estimar:

- Modelo estructural (*InnerModel*): Los parámetros a estimar son los  $\beta$  y  $\gamma$ , también denominados *pathcoefficients*, de la ecuación  $\beta\eta = \Gamma\xi + \zeta$
- Modelo de medida (*OuterModel*): Los parámetros a estimar son los denominados *loadings*  $\lambda$  de las ecuaciones:
  - $X = \Lambda_x\xi + \delta$
  - $Y = \Lambda_y\eta + \epsilon$

Otro elemento importante que se incorpora al considerar este método de estimación, es el hecho de que las variables latentes, justamente por su condición de no observables, deben ser presentadas/especificadas de forma tal que resulte posible introducirlas como variables a explicar o explicadas tanto en el modelo de medida como en el modelo estructural. Es para esto que se introduce la idea de *score* y *outerweights* que determinan que las variables latentes son estimadas a través de una combinación lineal de las variables observadas con las que se vincula, tal como se presenta en las siguientes ecuaciones:

$$\widehat{\eta}_j = \sum_k w_{jk} Y_{jk} \quad (4)$$

$$\widehat{\xi}_l = \sum_m w_{lm} X_{lm} \quad (5)$$

donde las denominaciones *score* y *outerweight* hacen referencia a  $\widehat{\eta}_j$  y  $\widehat{\xi}_l$  y  $w$  respectivamente.

Siguiendo lo propuesto por Sánchez (2012), una vez definidos todos estos elementos, se puede decir que el procedimiento de estimar un modelo por mínimos cuadrados parciales consiste fundamentalmente en:

- Obtener los pesos que permitan determinar  $\widehat{\eta}_j$  y  $\widehat{\xi}_l$
- Estimar todos los elementos de  $\beta$  y  $\gamma$
- Obtener los  $\lambda$  de los dos submodelos que determinan el modelo de medida

El primer paso consiste en determinar los  $w$ , lo cual se logra implementando el siguiente proceso iterativo:

1. Se determinan valores arbitrarios para  $w$  por lo general se inicia con  $w = 1$ .
2. Se realiza una aproximación "externa" para las variables latentes.
3. Se obtienen nuevos pesos.
4. Se realiza una aproximación "interna" para las variables latentes.
5. Se calculan nuevos valores para  $w$ .

Se repiten los pasos 2 a 5, hasta lograr convergencia.

Al finalizar este proceso iterativo, se pasa a las siguientes etapas que consisten en estimar los  $\beta$ ,  $\gamma$  y  $\lambda$  que forman parte tanto del modelo estructural, como del de medida.

Las estimaciones de  $\beta$  se obtienen por mínimos cuadrados ordinarios (MCO), tal como se establece a continuación:

$$\widehat{\beta}_i = (\widehat{VL}_i' \widehat{VL}_i)^{-1} (\widehat{VL}_i' \widehat{VL}_j) \quad (6)$$

Los  $\hat{\gamma}$  se estiman de manera análoga.

Por último, los  $\lambda$  se estiman como la correlación entre la variable latente y las indicadoras con las que se relaciona, es decir:

$$\hat{\lambda}_{jk} = cor(X_{jk}, \widehat{VL}_j) \quad (7)$$

### 3. APLICACIÓN

En esta sección se presenta en forma resumida los datos con los que se trabajó, describiendo el diseño muestral empleado y el cuestionario utilizado

#### 3.1 Diseño muestral

La aplicación que se presentará en este trabajo fue realizada sobre los datos obtenidos mediante la aplicación de un cuestionario sobre una muestra probabilística a estudiantes de los cursos superiores de la FCCEEyA, en el año 2009. En esta sección se presentan las principales características del diseño muestral utilizado.

La muestra fue seleccionada en base a un marco muestral que se construyó a partir de las inscripciones a cursos de FCCEEyA en 2009. El diseño muestral usado fue estratificado por conglomerados en 2 etapas y presentó las siguientes características: en una primera instancia se formaron 6 estratos que corresponden aproximadamente a cada uno de los 5 años en los que podía estar cada estudiante en el 2009. Adicionalmente, se propone un 6to estrato para un grupo reducido de materias que corresponden únicamente a la Licenciatura en Administración. Una vez conformados los estratos, se determina que la muestra total se repartirá en forma proporcional a la matrícula de cada estrato.

Al tener definidas las unidades de muestreo, se procede a seleccionar la muestra, proceso que presentó las siguientes etapas:

1. Se sortean los grupos prácticos de cada materia en cada estrato con probabilidad proporcional a la matrícula de cada grupo (conglomerado)
2. Mediante muestreo aleatorio simple (MAS), se seleccionan la misma cantidad de estudiantes en cada grupo seleccionado en la primera etapa. La cantidad de estudiantes de cada grupo es la misma en los 6 estratos.

La muestra finalmente queda conformada por estudiantes que provienen de 60 grupos prácticos (repartidos en forma proporcional en los 6 estratos). Se sortean 12 estudiantes por grupo, lo que determina un tamaño de muestra de 720 estudiantes.

La siguiente tabla muestra cómo quedan repartidos los 60 grupos prácticos en los 6 estratos.

<b>Estrato</b>	1	2	3	4	5	6	Total
<b># grupos prácticos</b>	21	15	9	9	4	2	60

Tabla 1. Cantidad de grupos prácticos por estrato

Con la muestra seleccionada, se procedió a realizar el relevamiento de los datos, el cual culminó con 647 encuestas realizadas (tasa de cobertura de la muestra de  $647/720 = 90\%$ ).

Considerando como variables fundamentales el estrato, la edad y el sexo de los estudiantes, se constató que éstas no estaban asociadas a ese 10 % que quedó sin encuestar, es decir que ninguno de esos 3 atributos estaba sub o sobre representados. Se descarta, por lo tanto, un sesgo de selección.

### 3.2 Cuestionario utilizado

El cuestionario, aplicado sobre la muestra seleccionada, resulta de una adaptación del cuestionario utilizado por los investigadores Alves y Raposo de la Universidad de Beira Interior (Portugal). Éste presenta la siguiente estructura: un primer bloque, claramente diferenciado de los demás, que contiene algunas variables de carácter sociodemográfico, como sexo, edad y algunas otras variables que caracterizan al estudiante dentro del ámbito de la facultad, como año de ingreso, año y cantidad de materias en curso, entre otras. Los restantes 8 bloques de preguntas (presentados como bloque A hasta bloque H) presentan todos la misma estructura, se plantea una pregunta general que determina la esencia del bloque y a partir de ella, se establecen una serie de afirmaciones sobre las cuales el estudiante deberá expresar su posición, utilizando una escala Likert que toma valores en el intervalo [1 - 10], donde 1 indicará la mayor discrepancia con lo planteado en la pregunta y 10 el mayor acuerdo.

## 4. RESULTADOS

Para la estimación de los modelos en este trabajo solamente se presentan en detalle los resultados al aplicar MCP que fuera detallado en 2.2.5 y luego se compara con los que se obtienen al aplicar MV.

A continuación se presentan los resultados obtenidos para un modelo cuyo componente estructural propone 15 relaciones entre 7 constructos no observables (Imagen (I), Expectativas (E), Calidad (C), Valor percibido (V), Satisfacción (S), Lealtad (L) y Boca a boca (BB)), mientras que el submodelo de medida relaciona estos 7 constructos con 22 variables observadas (ver Anexo).

### 4.1 Modelo estructural

El modelo estructural estimado por Mínimos Cuadrado Parciales, presenta los resultados resumidos en la tabla 2.

En ésta se exponen las estimaciones puntuales (Original) para cada uno de los  $\beta$ 's y  $\gamma$ 's presentes en el modelo. Para ser validadas, estas estimaciones serán comparadas contra las obtenidas para 100 muestras *bootstrap*, reportando los cuantiles empíricos y la media muestral de cada parámetro.

<b>Relación</b>	<b>Original</b>	<b><math>\bar{x}</math>Boot</b>	<b>E.E.</b>	<b>q(0.025)</b>	<b>q(0.975)</b>
I->E	0.61	0.62	0.04	0.55	0.68
I->C	0.53	0.53	0.03	0.46	0.59
I->V	0.42	0.41	0.05	0.32	0.52
I->S	0.23	0.22	0.04	0.15	0.31
I->L	0.16	0.15	0.05	0.06	0.25
I->BB	0.23	0.23	0.04	0.13	0.32
E->C	0.40	0.40	0.04	0.34	0.47
E->V	0.08	0.08	0.05	-0.02	0.18
E->S	-0.00	-0.01	0.04	-0.09	0.07
C->V	0.31	0.32	0.06	0.22	0.43
C->S	0.30	0.30	0.06	0.19	0.41
V->S	0.39	0.39	0.04	0.32	0.47
V->BB	0.30	0.30	0.05	0.21	0.39
S->L	0.62	0.63	0.04	0.54	0.70
L->BB	0.38	0.38	0.04	0.28	0.47

Tabla 2. Modelo estructural - Estimaciones

A partir de los resultados presentados se concluye que de las 15 relaciones propuestas en el modelo estructural, hay 2 que no se confirman. Éstas refieren a la influencia que tienen las expectativas sobre la construcción de los conceptos de valor percibido y de satisfacción.

Gráficamente, el modelo estimado se presenta en la figura 2.

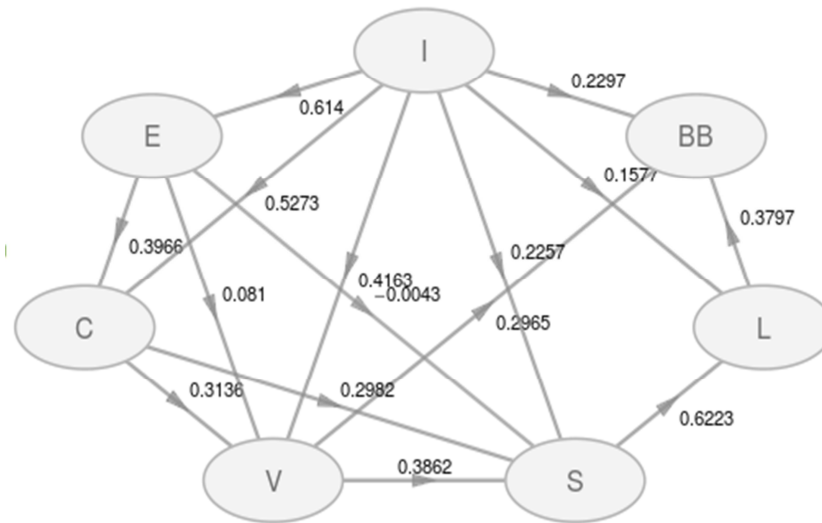


Figura 2. Modelo estructural Estimado

Otra medida que resulta de interés al momento de evaluar el modelo estructural es la proporción de varianza de cada variable latente que logra ser explicada por las variables, también latentes, que la causan directamente. Esta proporción queda determinada a partir del coeficiente de determinación  $R^2$ .

Variable	$R^2$
E	0.38
C	0.69
S	0.67
VP	0.56
L	0.55
BB	0.63

Tabla 3.  $R^2$  para el modelo estructural

A partir de la tabla 3 puede concluirse que calidad es el constructo que mejor queda explicado por las variables que lo preceden, las que logran explicar un 69% de la variabilidad total del constructo.

En segundo lugar se encuentra aquella variable que refleja el grado de satisfacción de los estudiantes, el 67% de la varianza total de este constructo queda explicado por las variables expectativas, calidad, valor percibido e imagen. En el otro extremo, se encuentran las expectativas, las cuales se entiende quedan determinadas por la imagen que tienen los estudiantes sobre la facultad, sin embargo ésta parece no resultar suficiente, ya que sólo logra captar un 38% de la variabilidad total.

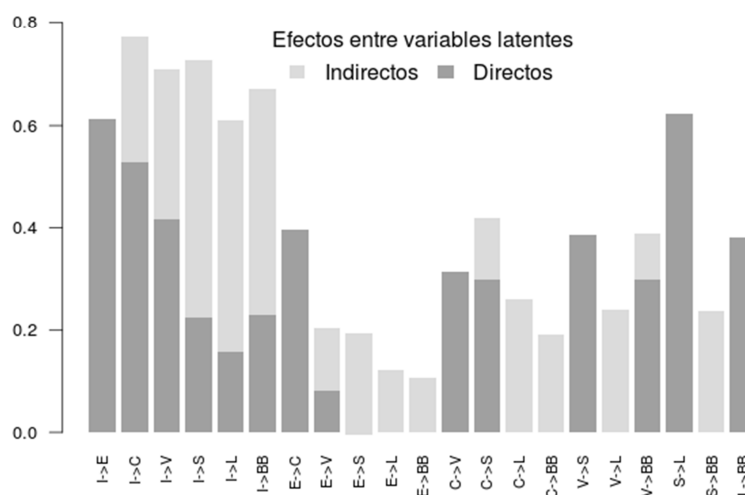


Figura 3. Modelo estructural - Efectos directos e indirectos

Además del análisis de los efectos directos que tiene una variable latente sobre otra u otras, se pueden analizar las relaciones indirectas que se generan dentro del modelo estructural (ver figura 2).

#### 4.2 Modelo de medida

El modelo de medida estimado por mínimos cuadrados parciales puede verse numéricamente en la tabla 4



<b>V.Observada</b>	<b>V. Latente</b>	<b><math>\lambda</math></b>	<b>Comunalidad</b>
eexp2_bprep	E	0.88	0.77
eexp3_ccdoc	E	0.83	0.69
eexp6_ccur	E	0.87	0.76
eim1_bpest	I	0.88	0.77
eim2_innov	I	0.84	0.71
eim4_buprep	I	0.87	0.76
ely1_veleg	L	0.91	0.83
ely2_pgele	L	0.89	0.80
ely4_orgu	BB	0.90	0.82
ely5_suge	BB	0.93	0.87
epa1_help	V	0.85	0.72
epa2_AAA	V	0.86	0.75
epa3_pubnv	V	0.85	0.73
epa5_empl	V	0.83	0.69
eqt1_calgl	C	0.87	0.76
eqt2_ccdoc	C	0.82	0.67
eqt4_aacad	C	0.80	0.63
eqt5_ccur	C	0.87	0.75
es1_sat	S	0.92	0.86
es2_ajexp	S	0.91	0.83
es3_atiend	S	0.88	0.78
es6_happy	S	0.86	0.73

Tabla 4. Modelo de medida - Estimado

Al observar las estimaciones obtenidas para cada uno los  $\lambda$  presentes en el submodelo de medida, lo primero que cabe destacar

es que, tal como puede verse en la tabla 4, los parámetros estimados resultan todos mayores a 0.7 (valor mínimo aceptado para validar estas estimaciones).

En cuanto a las variables que determinan la imagen que tienen los estudiantes de la FCCEEyA sobre ésta, puede verse que las comunialidades<sup>3</sup> toman valores entre 0.71 y 0.77. La variable que mejor queda explicada por el constructo imagen es aquella que refiere a la visión general que tienen los estudiantes sobre la Universidad, como lugar donde estudiar.

En cuanto al modelo de medida para el bloque que contiene las variables referentes a las expectativas que tienen los estudiantes sobre la facultad, se tiene que el factor común logra explicar más del 69% de la varianza original de cada una de las 3 variables.

Al considerar las variables que conforman el bloque referente a la evaluación que hacen los estudiantes sobre la calidad del servicio brindado por la facultad se muestra que la variable observada que mejor queda explicada por la variable latente calidad es la que refiere a la calidad global de enseñanza (eqt1\_calg), ya que el 76% de su varianza original es captada por el constructo. En el otro extremo, se encuentra la afirmación que hace referencia al ambiente académico (eqt4\_aacad), donde el factor logra explicar el 63% de la varianza original.

En lo que refiere al bloque de preguntas específicas sobre satisfacción, puede verse que este constructo logra captar una cantidad importante (entre un 73% y un 86%) de la varianza original de las variables observadas que lo conforman.

Considerando aquellas variables que son entendidas como causantes de la satisfacción, sólo resta presentar el bloque de preguntas que refiere al valor percibido. Tal como puede verse en la tabla 4, las cuatro variables observadas, aquí consideradas, que conforman el constructo valor percibido quedan bien explicadas por éste (comunialidad mayor a 0.68).

En cuanto a las variables consideradas como consecuencias de la satisfacción, en la tabla 4, se presentan aquellas que conforman el constructo lealtad, donde se ve que la variable que mejor queda explicada por éste es Si tuviera que decidir nuevamente, volvería a elegir esta facultad" (ely1\_veleg).

---

<sup>3</sup> Proporción de varianza original de cada variable observada, que queda explicada por el factor que satura sobre ella.

Por último, puede verse que la varianza de aquellas variables que forman el constructo boca a boca resulta captada en gran proporción por este factor, sobre todo para la variable "Recomendaría esta facultad a un amigo" (ely5\_suge).

## 5. DISCUSIÓN

A los efectos de poder tener comparabilidad con los resultados desarrollados por los investigadores de Portugal se hace estimación mediante MV, que supone distribución multinormal.

Esta fue testeada a través de los estadísticos de simetría y kurtosis propuestos por Mardia en Kankainen (2003), a partir de los cuales se rechazó la hipótesis de existencia de normalidad multivariada. Este resultado es el esperado considerando, por un lado, el tamaño de muestra y por otro, el hecho de que las variables observadas son variables discretas que toman valores en el intervalo [1 - 10], por lo que la normalidad nunca podría resultar más que una aproximación.

Relación	MCP	q(0.025)- q(0.075)	MV	$PR >  z $
I->E	0.61	[0.55;0.67]	0.63	0.0
I->C	0.53	[0.47;0.58]	0.48	0.0
I->V	0.42	[0.32;0.49]	0.45	0.0
I->S	0.23	[0.16;0.30]	0.23	0.0
I->L	0.16	[0.06;0.26]	0.13	0.0
I->BB	0.23	[0.14;0.29]	0.10	0.05
E->C	0.40	[0.33;0.47]	0.34	0.0
E->V	0.08	[0.00;0.16]	0.03	0.54
E->S	-0.00	[-0.07;0.08]	-0.04	0.44
C->V	0.31	[0.21;0.42]	0.36	0.0
C->S	0.30	[0.20;0.40]	0.30	0.0
V->S	0.39	[0.31;0.46]	0.36	0.0

Tabla 5. Modelo estructural - Comparación de MCP y MV

V->BB	0.30	[0.23;0.39]	0.21	0.0
S->L	0.62	[0.53;0.70]	0.76	0.0
L->BB	0.38	[0.30;0.45]	0.60	0.0

Tabla 5. Modelo estructural - Comparación de MCP y MV (cont.)

Si se observan los resultados de la tabla 5 vemos que no hay mucha diferencia entre las estimaciones con MCP y MV, donde se encuentra que las mismas variables no resultan significativas en ambos casos. La columna 3 de la tabla contiene el intervalo formado por los cuantiles 2.5 y el 97.5 obtenidos mediante *bootstrap* para MCP que no supone distribución normal y la columna 4 presenta el p-valor del parámetro estimado bajo MV. La relación  $E \rightarrow V$  y  $E \rightarrow S$  coinciden en no ser significativas con estimaciones cercanas a 0, intervalo *bootstrap* que contiene al 0 y un p-valor mayor a  $\alpha=0.05$ .

En la tabla 6 se observa que para el modelo de medida tampoco existen diferencias entre las estimaciones obtenidas por MCP y MV. En el caso del primer método, todas las estimaciones superan el valor mínimo aceptable (0.7) y para el segundo todas las variables resultan significativas al 5 % (asumiendo normalidad).

<b>Relación</b>	<b>MCP</b>	<b>MV</b>	<b>Pr(&gt; z )</b>
eim1_bpest -> I	0.88	0.84	0.00
eim2_innov -> I	0.84	0.72	0.00
eim4_buprep -> I	0.87	0.72	
eexp2_bprep -> E	0.88	0.83	0.00
eexp3_ccdoc -> E	0.83	0.79	
eexp6_ccur -> E	0.87	0.81	0.00
eqt1_calgl -> C	0.87	0.91	
eqt2_ccdoc -> C	0.82	0.76	0.00
eqt4_aacad -> C	0.80	0.72	0.00
eqt5_ccur -> C	0.87	0.83	0.00
epa1_help -> V	0.85	0.82	
epa2_AAA -> V	0.86	0.83	0.00
epa3_pubnv -> V	0.85	0.80	0.00
epa5_empl -> V	0.83	0.76	0.00
es1_sat -> S	0.92	0.93	
es2_ajexp -> S	0.91	0.90	0.00
es3_atiend -> S	0.88	0.84	0.00
es6_happy -> S	0.86	0.83	0.00
ely1_veleg -> L	0.91	0.86	
ely2_pgele -> L	0.89	0.75	0.00
ely4_orgu -> BB	0.90	0.72	0.00
ely5_suge -> BB	0.93	0.96	

Tabla 6. Modelo de medida - Comparación de MCP y MV

### 5.1 Índice de satisfacción estudiantil – FCCEE y A

Considerando las estimaciones obtenidas a través del método MV se puede calcular un índice de satisfacción estudiantil para la FCCEEyA, a partir de la fórmula propuesta por Fornell *et al.* (1996).

Esto se hace trabajando con las estimaciones no estandarizadas de los factores de carga que vinculan el factor satisfacción con cuatro de las variables observadas que conforman este constructo, con el siguiente algoritmo

$$IS = \frac{\sum_i w_i \bar{y}_i - \sum_i w_i}{10 \sum_i w_i - \sum_i w_i} 100 = \frac{\sum_i w_i \bar{y}_i - \sum_i w_i}{9 \sum_i w_i} 100 \quad (8)$$

<b>Variable Medida (<math>y_i</math>)</b>	<b>Estimación no estandarizada Uruguay (<math>w_i</math>)</b>	<b>Media variable medida (<math>\bar{y}</math>)</b>	<b>(<math>w_i \bar{y}_i</math>)</b>
$S_1$	1.00	7.45	7.45
$S_2$	0.97	7.03	6.81
$S_3$	0.89	6.70	5.96
$S_4$	0.98	7.53	7.37
$S_5$	3.84	-	27.59

Tabla 7. Índice de satisfacción estudiantil FCCEEyA

A partir de lo expuesto en la tabla 7, el IS para la FCCEEyA es 69%.

## 6. CONCLUSIONES

En cuanto al objetivo principal de este trabajo, éste apuntaba fundamentalmente a la evaluación de un instrumento de medida para evaluar el nivel de satisfacción estudiantil para los cursos de educación superior de la FCCEEyA. Esto implicaba llevar a cabo la modelización de la satisfacción a través de la aplicación de modelos de ecuaciones estructurales, a partir de los cuales se generan nuevos objetivos.

En lo que refiere al modelo estructural, el objetivo perseguido al plantearlo era ver si determinadas relaciones, tomadas tanto del ECSI como de las investigaciones portuguesas, se confirmaban para el caso de la FCCEEyA. De esto surgen conclusiones que apuntan por un lado, a la comparación directa con, por ejemplo, la Universidad de Beira Interior, las cuales establecen que existen diferencias en cómo se elabora el constructo satisfacción en ambos casos (en el caso portugués, las expectativas influyen directamente sobre la construcción de los conceptos de valor percibido y de satisfacción,  $E \rightarrow V$  y  $E \rightarrow S$ , lo que no se da en el caso de FCCEEyA).

En cuanto a los diseños muestrales utilizados, para el caso de la FCCEEyA se usó un diseño muestral complejo, el cual determinaba el manejo de pesos autoponderados, lo cual finalmente no resultó posible, ya que existió la necesidad de calibrar y trabajar con multiplicidad.

Para el caso de Portugal, el diseño muestral, proponía tener un número fijo de estudiantes por Universidad (250) pero esto no resulta (para 2 Universidades el tamaño se redujo sensiblemente).

De todas formas, si bien originalmente ambos diseños difieren, los resultados presentados en ambos casos se obtienen bajo el supuesto de un muestreo aleatorio simple.

Para este trabajo se hace una depuración de las 45 variables originales, considerando solamente 22, 18 de las cuales coinciden con las utilizadas por los investigadores portugueses, y 4 más que surgen de tener en cuenta la consistencia interna dentro de cada bloque.

Una vez que se determina que estas 22 variables observadas serán las consideradas en el modelo de medida, el modelo global, incorpora como modelo estructural el formado por las 22 variables tal como se presentó en las secciones anteriores.

Los resultados obtenidos en este trabajo, presentados en secciones previas, se obtuvieron mediante (MCP) pero a los efectos de tener comparabilidad con los resultados de los investigadores portugueses, se estiman con el método MV que tiene el supuesto de distribución multinormal de las variables observadas, aspecto que se analizó y se corroboró que no se cumplía.

La violación de este supuesto, fundamental dentro del análisis factorial, influye sobre las estimaciones de los parámetros involucrados en el modelo, afectando directamente las decisiones que se tomen a partir de éstas.

De todas formas, en este trabajo para la estimación bajo MV se asume que sí existe multinormalidad de las variables y se presentan resultados, y por ende conclusiones, respaldados en este supuesto.

Con las estimaciones obtenidas bajo MV se puede calcular el Índice de Satisfacción, que presenta un valor de 0.69 (69% de satisfacción).

### **6.1 Consideraciones a futuro**

Como consideraciones para futuras investigaciones se sugiere ver cómo impacta en los estadísticos de prueba de bondad de ajuste para MV, la violación del supuesto de multinormalidad, ya que la mayoría de estos estadísticos, son reglas empíricas del estilo '*rule of thumb*', basados en descomposición de la varianza donde los autores manejan supuestos que aquí no se verifican, como el de multinormalidad y además cálculo de varianza bajo muestreo aleatorio simple. Si la intención resulta mantenerse dentro de la máxima verosimilitud, se puede considerar, por ejemplo, la propuesta de Oberski y Satorra (2013), quienes

sugieren un proceso de estimación en dos etapas e incorporar componentes extra de varianza Satorra (1995), Stapleton (2006), Stapleton (2008).

Como aspectos a futuros en cuanto al MCP es importante tratar de implementar en las rutinas de estimación el peso diferente que tienen las respuestas, al ser una muestra probabilística compleja con expansores diferentes. Actualmente el software usado (R-Project, paquetes *plspm* y *semPLS*), no admite forma de ponderar los datos, aspecto que si se podía hacer para el método MV que puede trabajar con una matriz de varianzas y covarianzas expandida.

En cuanto al índice de satisfacción es necesario evaluar cómo sería la adaptación al trabajar con factores de carga que si están estandarizados.

## BIBLIOGRAFIA

Alves, H. y Raposo, M. (2005), "La medición de la satisfacción en la enseñanza universitaria: El ejemplo de la Universidade da Beira Interior", *International Review on Public and Nonprofit Marketing* 1(1), 73-88.

Blanco, R. J. y Blanco Peck, R. (2007), "La medición de la calidad de servicios en la educación universitaria", *Cuaderno de Investigación en la Educación* 22(7), 121-136.

Fornell C., F.; Michael D., J.; Eugene W., A., Jaesung, C. & Bryant, B. E. (1996), "The American Customer Satisfaction Index: Nature, Purpose, and Findings", *Journal of Marketing* 60, 7-18.

Kankainen, A., Taskinen, S. y Oja, H. (2003), "On Mardia's Tests of Multinormality", *Statistics for Industry and Technology*, 153-164.

Kline, R. (2011), *Principles and Practice of Structural Equation Modeling*, The Guilford Press.

Oberski, D. y Satorra, A. (2013), "Measurement error models with uncertainty about the error variance", *Structural Equation Modeling* 20, 409-428.

R Core Team (2014), *A language and environment for statistical computing*. R. Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <https://www.R-project.org/>

Ruiz, M. (2000), *Modelos de ecuaciones estructurales*. Tech. rep., Universidad Autónoma de Madrid.



Sánchez, G. (2012), “*PLS Path Modeling with R*”. *Creative Commons Attribution-NonCommercial-ShareAlike 3.0 Unported*. License (CC BY-NC-SA 3.0) <http://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/3.0/>

Satorra, A. y Muthen, B. (1995), “Complex sample data in structural equation modeling”, *Sociological methodology* 25, 267-316.

Stapleton, L. (2006), “An Assessment of Practical Solutions for Structural Equation Modeling with Complex Sample Data”, *Structural Equation Modeling* 13(1), 28-58.

Stapleton, L. (2008), “Variance Estimation Using Replication Methods in Structural Equation Modeling with Complex Sample Data”, *Structural Equation Modeling* 15(2), 183-210.

**ANEXO. Variables utilizadas**

<b>E - Expectativas</b>	
eexp2_bprep	La capacidad de la facultad para darle una buena preparación
eexp3_ccdoc	La capacidad y el conocimiento de los docentes
eexp6_ccur	El contenido de los cursos
<b>I - Imagen</b>	
eim1_bpest	En general pienso que esta es una buena Universidad para estudiar
eim2_innov	Es una facultad innovadora y con visión al futuro
eim4_buprep	Es una facultad que da una buena preparación a sus estudiantes
<b>L - Lealtad</b>	
ely1_veleg	Si tuviera que decidir nuevamente, volvería a elegir esta facultad
ely2_pgele	Si siguiera estudiando seguramente elegiría esta facultad
<b>BB – Boca a boca</b>	
ely4_orgu	Esta es una facultad de la cual los egresados se enorgullecen
ely5_suge	Si un amigo cercano estuviera interesado en ingresar a la enseñanza superior, le recomendaría esta facultad
<b>V – Valor percibido</b>	
epa1_help	La experiencia que he tenido en esta facultad me ayudará a conseguir un buen empleo
epa2_AAA	Mi carrera en esta facultad es una buena inversión
epa3_pubnv	Teniendo en cuenta que la FCCEEyA es pública, considero que recibo un servicio de calidad
epa5_empl	Considero que los empleadores están interesados en contratar estudiantes de mi facultad
<b>C - Calidad</b>	
eqt1_calgl	La calidad global de enseñanza
eqt2_ccdoc	El nivel de conocimiento de los docentes
eqt4_aacad	El ambiente académico
eqt5_ccur	El contenido de los cursos
<b>S – Satisfacción</b>	
es1_sat	Considerando la experiencia global con esta facultad, en general, cuál es su grado de satisfacción?
es2_ajexp	Hasta qué punto esta facultad atendió sus expectativas?
es3_atiend	Hasta qué punto esta facultad atiende sus necesidades actuales?
es6_happy	Cuál es su grado de felicidad por haber elegido esta facultad?