

Aplicación de los modelos de ecuaciones estructurales para el estudio de la satisfacción estudiantil en los cursos superiores de FCCEEyA.

Ramón Álvarez

Elena Vernazza

Noviembre 2013

Serie DT (13/02)  
ISSN : 1688-6453

## RESUMEN

En este trabajo se presentan los resultados obtenidos al realizar una réplica de una investigación llevada adelante por H. Alves y M. Raposo en la Universidad de Beira Interior (Portugal), donde se realiza una revisión de las formas tradicionales de medir la satisfacción y se ensaya un modelo que pone especial énfasis en los índices de satisfacción al cliente.

Como punto de partida, se toman algunos resultados obtenidos en una investigación realizada en el año 2009 por Cátedra de Metodología de la Investigación de Facultad de Ciencias Económicas y de Administración de la Universidad de la República (FCCEEyA - UdelaR), en conjunto con el Instituto de Estadística (IESTA), cuyo principal objetivo era medir el nivel de satisfacción estudiantil en la educación superior de la FCEEyA - UdelaR.

El principal objetivo de este trabajo es evaluar la adecuación del índice de satisfacción estudiantil, planteado por los investigadores portugueses, como instrumento de medición del nivel de satisfacción estudiantil en los cursos de formación superior de la FCCEEyA de la UDELAR. Esto se realizará a partir de la aplicación de Modelos de Ecuaciones Estructurales (MES). En primer lugar se estudiará la adecuación del modelo propuesto para el caso Portugués, para la FCCEEyA y por otra parte se analizará si existen diferencias al plantear estos modelos teniendo en consideración el sexo de los estudiantes.

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 como “consecuencia” de la satisfacción. En el primer conjunto de variables se encuentran las *expectativas* de los alumnos, la *imagen* que tienen de la Facultad y la *calidad* de la enseñanza y servicios, mientras que como “consecuencias” de la satisfacción se encuentran la *lealtad* hacia la institución elegida y el impacto en el *boca a boca*.

El cuestionario aplicado, presenta 9 bloques de preguntas. El primer bloque contiene las variables que permitirán realizar una caracterización de los estudiantes en función de características sociodemográficas. Las variables pertenecientes a los bloques A - H presentan las variables del modelo ECSI (European Customer Satisfaction Index) y serán las utilizadas como insumos para el cálculo del índice de satisfacción estudiantil. Para el caso de la FCCEEyA este cuestionario fue aplicado a una muestra probabilística de estudiantes en el año 2009.

**Palabras clave:** índice, modelos de ecuaciones estructurales, satisfacción

# 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 ó 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 [1], 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 que concurren a la Facultad de Ciencias Económicas y Administración, FCCEEyA - 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 [4] <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 estructurales que se presentan en las secciones 2.1 y 2.2, se logra poner de manifiesto los componentes de la satisfacción.

El presente trabajo se estructura en 5 secciones. En primera instancia se presenta la metodología utilizada, se hace referencia a los principales aspectos del análisis factorial

---

<sup>1</sup>Citando a Gaitán y López, 1999. “La calidad, nueva función de la Universidad Venezolana”

y se pone especial énfasis en la presentación de los modelos de ecuaciones estructurales. 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. Análisis factorial

El principal objetivo del análisis factorial (AF) [8], [18], [20] es reducir las dimensiones del problema en estudio. A partir de una gran cantidad ( $p$ ) de variables observadas  $x = (x_1, \dots, x_p)$  se construye una menor cantidad ( $m$ ) de variables no observadas (latentes), denominadas factores  $f = (f_1, \dots, f_m)$ . Estas últimas resultan de combinar linealmente las variables observadas.

**Formulación del AF** La representación matricial del modelo factorial general, se expresa de la siguiente manera:

$$x = \Lambda f + \varepsilon \quad (1)$$

donde:

- $x' = (x_1, \dots, x_p)$  es un vector de  $p$  variables observables
- $\Lambda_{p \times m}$  matriz de coeficientes que describen cómo los factores  $f$  afectan a las variables observadas  $x$ . Matriz de cargas.
- $f_{m \times 1}$  vector de variables latentes/factores, tal que:  $f \sim (0, I)$
- $\varepsilon_{p \times 1}$  vector de perturbaciones (no observadas), tal que:  $\varepsilon \sim (0, \Psi)$ ,  $\Psi$  matriz diagonal
- $cor(f, \varepsilon) = 0$

Si además se supone que tanto los factores como las perturbaciones siguen una distribución normal multivariada,  $f \sim N_m(0, I)$  y  $\varepsilon \sim N_p(0, \Psi)$ , se deduce que el vector de variables observadas  $x$  también tiene distribución Normal (por ser combinación lineal de variables aleatorias normales) y cuyo vector de medias es el vector nulo,  $x \sim N_p(0, \Sigma)$

A partir de la ecuación 1 se tiene que, dada una muestra aleatoria de tamaño  $n$ , cada elemento  $x_{ij}$  de la muestra queda determinado como:

$$x_{ij} = \lambda_{j1}f_{1i} + \dots + \lambda_{jm}f_{mi} + \varepsilon_{ij} \quad (2)$$

con:  $i = 1, \dots, n$  y  $j = 1, \dots, p$ .

Los primeros  $m$  términos, reflejan el efecto de los  $m$  factores, y el último muestra una perturbación específica de cada observación.

Al considerar todas las ecuaciones, la matriz de datos  $X_{n \times p}$  puede plantearse como:

$$X_{n \times p} = F_{n \times m} \Lambda'_{m \times p} + \varepsilon_{n \times p} \quad (3)$$

A partir de los supuestos realizados, se tiene:  $cov(f, x) = \Lambda$ , ya que :

$$cov(f, x) = E(xf') - \underbrace{E(x)}_{=0} \underbrace{E(f')}_{=0} = E((\Lambda f + \varepsilon)f') = E(\Lambda f f') + \underbrace{E(\varepsilon f')}_{=0} = \Lambda \underbrace{E(f f')}_{=I}$$

Equivalentemente, para cada  $i, j$ , se tiene:  $\lambda_{i,j} = cov(x_i, f_j)$  y si se trabaja con las variables estandarizadas, la igualdad es:  $\lambda_{i,j} = cor(x_i, f_j)$ .

Por otra parte, la matriz de varianzas y covarianzas de las variables observadas,  $\Sigma$ , verifica:

$$\Sigma = \Lambda \Lambda' + \Psi \quad (4)$$

donde:  $\Lambda \Lambda'$  es una matriz simétrica, de rango  $m$  que contiene la parte de varianza común al conjunto de las  $x$ , y  $\Psi$  es una matriz diagonal que contiene la parte de varianza específica de cada variable. Por lo tanto la varianza de cada variable observada  $x_i$ , será:

$$\sigma_i^2 = \sum_{j=1}^m \lambda_{ij}^2 + \psi_i \quad (5)$$

El primer término, que refiere a la proporción de variabilidad de  $x_i$ , explicada por los factores comunes, se denomina *comunalidad* y se denota  $h_i^2$ . El segundo término refiere a la proporción de variabilidad específica de cada  $x_i$ , y se denomina *unicidad*. Siguiendo

esta notación, se tiene:  $\sigma_i^2 = h_i^2 + \psi_i$ .

Tal como plantea, por ejemplo, Peña [18] el análisis factorial puede ser aplicado como una herramienta exploratoria (análisis factorial exploratorio) (AFE) o como un modelo para contrastar teorías (análisis factorial confirmatorio) (AFC). El AFE, intenta reducir el número inicial de variables, en un conjunto de menor dimensión de factores. Éstos se determinan en función a algún criterio estadístico, que por lo general tiende a optar por la solución factorial que logra explicar la mayor cantidad de varianza original. Por otra parte, en el caso del AFC el número de factores se supone conocido a priori y se establecen restricciones sobre los elementos de la matriz de cargas. Por ejemplo, algunos pesos pueden ser fijados en cero o se puede determinar que haya dos pesos iguales [18],[20].

Como un caso particular dentro del análisis factorial confirmatorio se encuentran los *modelos de ecuaciones estructurales* que se presentan a continuación.

## 2.2. Modelos de ecuaciones estructurales

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

A partir de esto, y recordando además que estos modelos se presentan en el contexto del análisis factorial confirmatorio, es que resulta fundamental establecer de forma clara el concepto de *causalidad*, ya que justamente es esta relación la que este tipo de modelos intentan *confirmar*.

Tomando como referencia lo propuesto por Casas Guillen [6]<sup>2</sup> podríamos decir que existe una relación de causalidad entre la variable  $X$  y la variable  $Y$  y, más precisamente, que  $X$  causa a  $Y$  si cada vez que sucede  $X$ , sucede  $Y$ , y nunca se da  $Y$  sin que previamente se haya dado  $X$ .

Los modelos de ecuaciones estructurales presentan la particularidad de que una variable puede ser causada por otra variable del sistema y a la vez, dentro del mismo modelo, ser causa de otra variable.

Como se explicitó previamente, existen fundamentalmente dos tipos de relaciones presentadas en los modelos de ecuaciones estructurales. Por un lado se establecen relaciones

---

<sup>2</sup>Citando a Bisquerra, R. (1989), en “Introducción conceptual al análisis multivariable. Vol. II, PPU, Barcelona.”

entre variables no observadas, y por otro, relaciones entre estas variables, y variables observadas. Esto da lugar a dos submodelos: *modelo jhestructural y modelo de medida*.

Si bien la presentación de estos modelos, se plantea en términos de ecuaciones, por lo general, se adiciona una representación gráfica que permite visualizar mejor las relaciones entre variables.

Previo a presentar en detalles tanto el modelo estructural como el de medida, se establecen las características más relevantes de las variables que los conforman. Tanto las variables observadas como las no observadas, pueden ser de naturaleza endógena o exógena. En lo que refiere a variables latentes, de aquí en adelante se entenderá por variable endógena, a aquella variable cuyas *causas* están presentes en el modelo, estas variables estarán siempre acompañadas de un término de error/perturbación. Por otra parte, una variable será tratada como exógena cuando no reciba efecto alguno de ninguna de las variables que forman parte del modelo. Éstas serán manejadas como «libres de error».

En cuanto a las variables observadas, diremos que una variables es exógena, cuando las variables que la causan sean variable latentes exógenas, mientras que estaremos frente a una variable endógena cuando las causas de ésta sean de naturaleza también endógena. Por último se presentan los errores, variables aleatorias no observables que recojen aquellos efectos sobre las variables dependientes, que el modelo no logra captar.

### 2.2.1. Modelo estructural

El modelo estructural es el submodelo, dentro de los MES, que captura las relaciones existentes entre las variables no observables, también denominadas variables latentes, constructos o factores.<sup>3</sup>

En formato matricial, podemos representar estos modelos de la siguiente manera:

$$\beta\eta = \Gamma\xi + \zeta \quad (6)$$

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

---

<sup>3</sup>De aquí en adelante, utilizaremos cualquiera de estos términos indistintamente

- $\Gamma$  (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.

A modo de ejemplo, se consideran tres variables latentes endógenas  $\eta_1, \eta_2, \eta_3$  y una variable latente exógena  $\xi_1$  y lo que se desea es confirmar que:  $\xi_1$  y  $\eta_2$  *causan* a  $\eta_1$ ,  $\xi_1$  y  $\eta_3$  *causan* a  $\eta_2$ , y  $\xi_1$  y  $\eta_1$  *causan* a  $\eta_3$ . La representación analítica del modelo es la siguiente:

$$\begin{cases} \eta_1 = \gamma_1 \xi_1 + \beta_1 \eta_2 + \zeta_1 \\ \eta_2 = \gamma_2 \xi_1 + \beta_2 \eta_3 + \zeta_2 \\ \eta_3 = \gamma_3 \xi_1 + \beta_3 \eta_1 + \zeta_3 \end{cases}$$

### 2.2.2. Modelo de medida

En el modelo de medida se establecen las relaciones que existen entre los factores y las variables observables. Este modelo presenta, por separado, las relaciones entre las variables exógenas y las endógenas, por lo cual puede ser presentado a través de dos submodelos. La expresión matricial para el modelo de medida, para las variables exógenas, queda determinado por:

$$X = \Lambda_x \xi + \delta \quad (7)$$

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

- $X$  vector, de dimensión  $q \times 1$ , de variables observables
- $\Lambda_x$  (lambda) matriz, de dimensión  $q \times k$ , de pesos  $\lambda$  que determinan la relación entre cada  $x$  y cada  $\xi$
- $\xi$  vector, de dimensión  $k \times 1$ , de variables latentes exógenas
- $\delta$  vector, de dimensión  $q \times 1$ , 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 para el modelo de medida, es la siguiente:

$$Y = \Lambda_y \eta + \epsilon \quad (8)$$

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

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

Continuando con el ejemplo presentado para el modelo estructural, agregamos dos variables exógenas  $x_1, x_2$  y seis endógenas  $y_1 \dots y_6$ , todas observables. Suponemos que  $x_1$  y  $x_2$  son causadas por  $\xi_1$ ,  $y_1$  y  $y_2$  por  $\eta_1$ ,  $y_3$  y  $y_4$  por  $\eta_2$  y  $y_5$  y  $y_6$  por  $\eta_3$ . Las ecuaciones que determinan este modelo son:

$$\begin{cases} x_1 = \lambda_1 \xi_1 + \delta_1 \\ x_2 = \lambda_2 \xi_1 + \delta_2 \end{cases}$$



$$\begin{cases} y_1 = \lambda_3 \eta_1 + \epsilon_1 \\ y_2 = \lambda_4 \eta_1 + \epsilon_2 \\ y_3 = \lambda_5 \eta_2 + \epsilon_3 \\ y_4 = \lambda_6 \eta_2 + \epsilon_4 \\ y_5 = \lambda_7 \eta_3 + \epsilon_5 \\ y_6 = \lambda_8 \eta_3 + \epsilon_6 \end{cases}$$

Una vez que quedan explicitadas por un lado, las relaciones que se desean confirmar a nivel de variables latentes (modelo estructural) y por otro, aquellas relaciones que se pretende

determinar entre las variables observables y las latentes (modelo de medida), culmina el primer paso en el proceso de realizar un estudio de relaciones a partir de modelos de ecuaciones estructurales, la «especificación» del modelo, antes de pasar al siguiente paso que es el de «identificación». Siguiendo a Kline [12] se entiende que un modelo está *identificado* si es posible obtener una estimación única para cada uno de los parámetros involucrados en el modelo. Una vez que se logra la identificación del modelo se pasa a la etapa que consiste en recolectar/limpiar los datos y prepararlos para pasar a la «estimación» del modelo. Este paso consiste fundamentalmente en obtener una estimación puntual (por lo general por máxima verosimilitud y/o algún método de mínimos cuadrados) para cada uno de los parámetros, determinar si el modelo ajusta bien a los datos y, en caso afirmativo, presentar la interpretación de las estimaciones. En caso de que el ajuste del modelo no resulte bueno, existirá una etapa extra que consistirá en la «reespecificación» del modelo.

### 2.3. Representación gráfica de los MES

Tal como se mencionó previamente, 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 («path diagrams»). 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:  $\longrightarrow$ . 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:  $\longleftrightarrow$

Siguiendo estas convenciones, el modelo estructural presentado a modo de ejemplo, en la sección 3.1.1 con las tres variables latentes se puede representar gráficamente con la figura 1

Por su parte, el modelo de medida presentado, a modo de ejemplo, en la sección 3.1.2 se presenta a través del diagrama que aparece en la figura 2

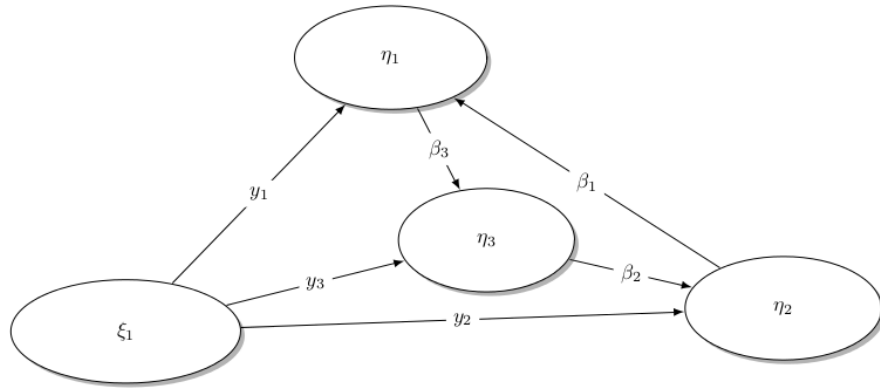


Figura 1: Modelo estructural

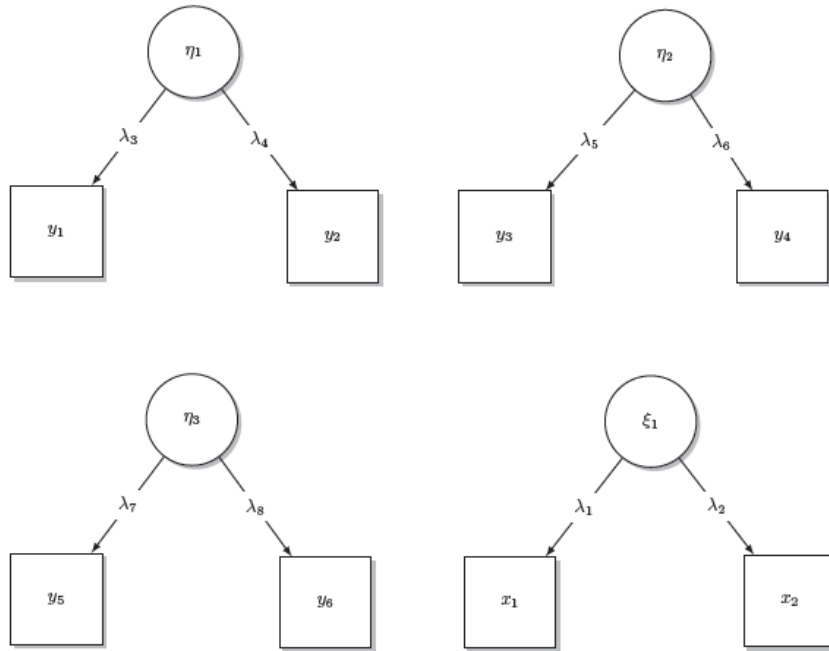


Figura 2: Modelo de medida

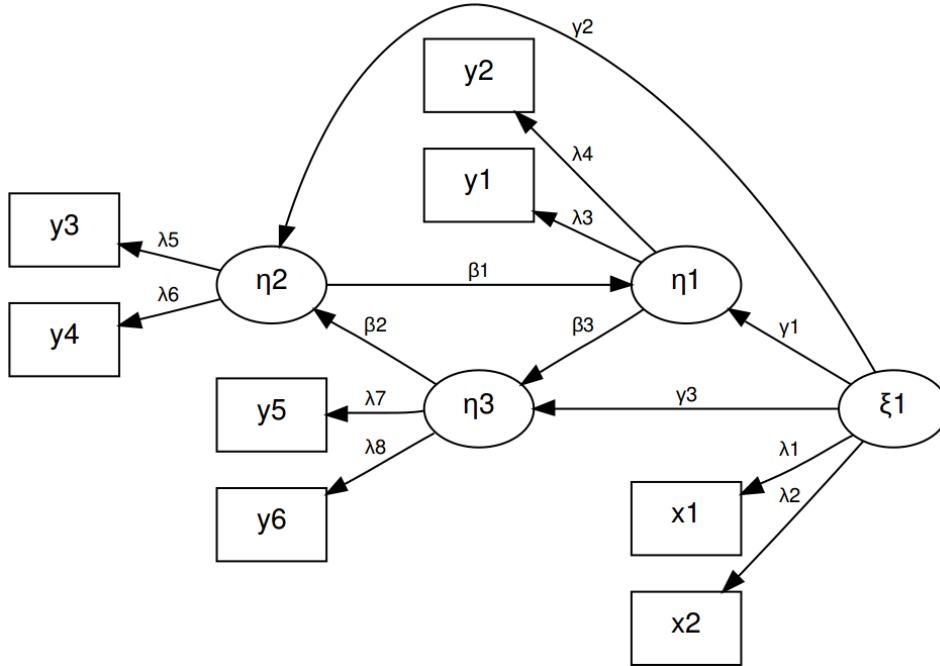


Figura 3: MES para ejemplo presentado

Finalmente, el modelo MES que combina los submodelos de medida y estructural ejemplificados, tiene el digrama de senderos que se presenta en la figura 3.

## 2.4. Bondad de ajuste del modelo

Para ver como ajustan los modelos estimados, se puede comparar la matriz de varianzas y covarianzas observadas y la que resulta del modelo estimado. Esta comparación puede ser hecha término a término, pero también se pueden construir una serie de estadísticos a partir de los componentes de los modelos estimados, que llamaremos Índices de Bondad de Ajuste (IBJ).

### 2.4.1. Medidas de ajuste incremental

#### Bentler-Bonett Index or Normed Fit Index (NFI)

El NFI es la primera medida de ajuste propuesta en la literatura (Bentler y Bonett, 1980).

$$NFI = \frac{(\chi_{nulo}^2) - (\chi_{propuesto}^2)}{(\chi_{nulo}^2)} \quad (9)$$

El mejor modelo es el modelo con un valor de  $\chi^2 = 0$  y el peor modelo es el que tiene

valor  $\chi^2 = \chi_{nulo}^2$

Un valor entre 0.90 y 0.95 se considera marginal, por encima de 0.95 es bueno, y por debajo de 0.90 se considera que es un modelo de ajuste pobre. La principal desventaja de esta medida es que no disminuye si se agregan parámetros en el modelo. Es decir, no penaliza por complejidad. Es por esta razón que no se recomienda esta medida, y sí se recomiendan las siguientes.

### **Tucker Lewis Index (TLI) o Non-Normed Fit Index (NNFI)**

La diferencia entre el NFI y el NNFI, es que el NNFI, penaliza por cantidad de parámetros, y por lo tanto tiende a aceptar modelos más parsimoniosos.

$$NNFI = \frac{(\chi_{nulo}^2/df_{nulo}) - (\chi_{propuesto}^2/df_{propuesto})}{(\chi_{nulo}^2/df_{nulo}) - 1} \quad (10)$$

Si se obtiene un valor entre 0.90 y 0.95 se considera que se está frente a un modelo de ajuste marginal, por encima de 0.95 es bueno, y por debajo de 0.90 se considera que es un modelo de ajuste pobre.

### **Comparative Fit Index (CFI)**

$$CFI = \frac{(d_{nulo}) - (d_{propuesto})}{(d_{nulo})} \quad (11)$$

donde:  $d = \chi^2 - df$

Si el índice es mayor que uno, se fija en uno y si es menor que cero, se fija en cero. Se interpreta como los índices incrementales anteriores. Si el CFI es menor que uno, entonces el CFI es siempre mayor que el TLI. Debido a que el TLI y CFI están altamente correlacionados, por lo general se presenta solamente uno.

#### **2.4.2. Medidas de Ajuste Absoluto**

##### **Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA)**

$$RMSEA = \frac{\sqrt{\chi^2 - df}}{\sqrt{df(N - 1)}} \quad (12)$$

donde: N es el tamaño de muestra

Algunos investigadores utilizan los valores 0.01, 0.05, y 0.08 para indicar un ajuste excelente, buena, y mediocre, respectivamente. Sin embargo, también están aquellos que sugieren 0.10 como punto de corte para el ajuste de modelos pobres.

### **Standardized Root Mean Square Residual (SRMR)**

El SRMR es una medida absoluta de ajuste y se define como la normalización de la diferencia entre la correlación observada y la correlación pronosticada. Un valor de cero indica ajuste perfecto y un valor inferior a 0.08 se considera un buen ajuste (Hu y Bentler, 1999). El SRMR no penaliza por complejidad.

### **Goodness Fit Index (GFI) - Adjusted Goodness Fit Index(AGFI)**

Estos índices se ven afectados por el tamaño de muestra y por lo tanto, actualmente se recomienda no usarlos como medidas de bondad de ajuste. (Sharma, Mukherjee, Kumar, Dillon, 2005).

## **2.5. Problemas al trabajar con datos de muestras complejas**

Tal como se vió en las secciones anteriores los modelos considerados dependen de la especificación de la matriz de varianzas y covarianzas, la que varía sustancialmente si se toma en cuenta que los datos no provienen de una muestra generada mediante muestreo aleatorio simple (MAS). El hecho de considerar datos generados mediante algún diseño muestral complejo obliga a hacer correcciones mediante incrementos de la varianza (habitualmente la varianza es mayor que bajo MAS, aspecto que se evalúa a través del efecto diseño *deff*). Este incremento extra de la varianza no sólo impacta en el modelo estimado, sino también en los estadísticos de prueba, donde se ve alterada tanto la robustez, como la distribución de probabilidad considerada.

Para tratar esto existen 2 grandes formas de corrección que son:

- por un lado solamente considerar componentes extra de varianza (inflación de varianza) sugeridos por algunos autores mediante trabajo de simulación [23], [24], [25].
- por otra parte hacer estimacion en 2 etapas [14]

## **3. Aplicación**

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, usando un marco muestral que

se construyó a partir de las inscripciones a curso de ese año. El diseño muestral usado es estratificado por conglomerados en 2 etapas:

1. Se forman 6 estratos, en base a una clasificación desarrollada por el equipo de investigación y que corresponden aproximadamente a cada uno de los 5 años en los que podía estar cada estudiante; un 6 estrato para un grupo reducido de materias que corresponden a los Licenciados en Administración.
2. La muestra total se reparte en forma proporcional a la matrícula de cada estrato
3. En la primera etapa de muestreo se sortean los grupos prácticos de cada materia en cada estrato con probabilidad proporcional a la matrícula de cada grupo (conglomerado) (Muestreo  $\pi$ -ps)
4. En la segunda etapa mediante MAS (Muestreo aleatorio simple) se eligen 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

De esta manera se tiene un diseño muestral que presenta varias ventajas ya que es muy sencillo de implementar en la práctica, ya que no se debe controlar un número diferente de unidades finales de muestreo (estudiantes) en cada grupo y estrato. Por otra parte los expansores que se deben usar para las estimaciones son aproximadamente constantes en los 6 estratos, haciendo más sencillos los cálculos.

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.

Con la muestra seleccionada, se procedió a realizar el relevamiento de los datos el cual culminó con 647 de encuestas realizadas, dejando en evidencia que no fue posible acceder a los 720 estudiantes originalmente estipulados, quedando determinada entonces una tasa de cobertura de la muestra de  $647/720 = 90\%$ .

En función de esto, al momento de calcular los expansores, lo primero que se hace es analizar el 10% de estudiantes que quedó sin encuestar, con el objetivo de evaluar si se podía pensar que éstos eran una muestra aleatoria de los 720 estudiantes originales, descartando de esta manera un sesgo de selección. 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 estaban sub o sobre representados.

Otros dos aspectos a tener en cuenta previo al cálculo de los expansores son los siguientes: por un lado se debe tener en cuenta la existencia de multiplicidad en el marco muestral debido a que hay un número diferente de matrículas correspondientes a cada estudiante, lo que impacta en la probabilidad de selección ya que la unidades primarias de muestreo

son conglomerados de matrículas y no de estudiantes, es decir, hay estudiantes que están repetidos y pueden ser encontrados en más de una materia. Por último, debe ser tenido en cuenta el hecho de que la distribución por sexo y edad presente en la muestra definitiva no es la distribución poblacional, lo cual genera la necesidad de aplicar un proceso de calibración mediante pos-estratificación.

El instrumento utilizado para recolectar la información es un cuestionario de 9 bloques de preguntas, 6 de los cuales hacen referencia a las variables del modelo ECSI de la figura 4.

La especificación del modelo que será presentada resulta de una réplica del modelo encontrado por los investigadores Alves y Raposo [1], por lo tanto las variables a considerar son únicamente aquellas que resultan significativas para el modelo portugués.

### 3.1. Modelo teórico de calidad

El modelo teórico general de calidad en el que se basa el desarrollo del trabajo de los investigadores portugueses y del grupo local responde a un modelo formado por 6 constructos o variables latentes con una serie de interrelaciones y rutas de causalidad, que pueden verse en la figura 4.

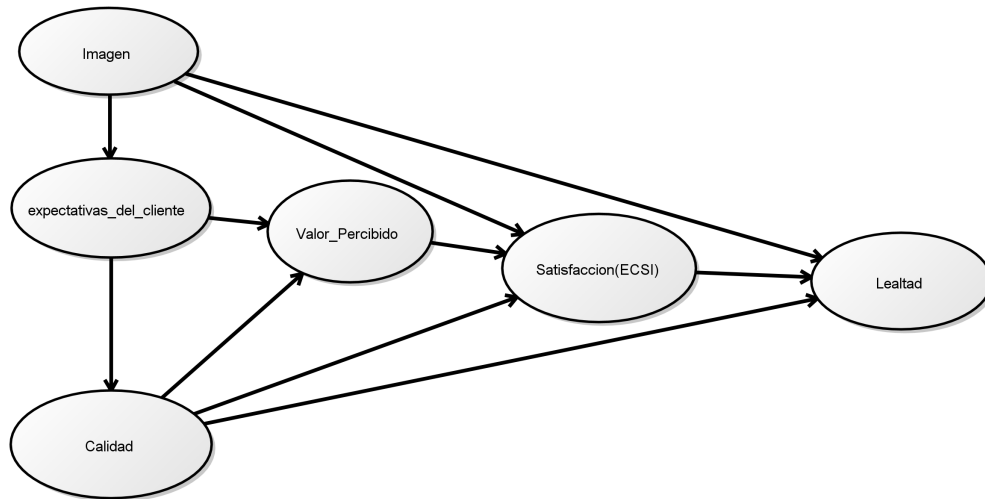


Figura 4: Modelo teórico de satisfacción del cliente (ECSI)

Este modelo mide la satisfacción del cliente en función de las siguientes variables: calidad,



imágen, expectativas, valor percibido e intenta, a la vez, cuales son las consecuencias del nivel de satisfacción, medidas a través de la *lealtad*. Alves y Raposo [2] incuyen como consecuencia de la satisfacción, además de la *lealtad*, el concepto del “*boca a boca*”.

En el cuadro 1 se presentan las variables a ser consideradas en los modelos presentados en las secciones 3.1.1 y en 3.1.2.

Bloque Tipo	Variable	Descripción
<b>E</b>	Expectativas	Lat. endógena
<b>C</b>	Calidad	Lat. endógena
<b>VP</b>	Valor percibido	Lat. endógena
<b>S</b>	Satisfacción	Lat. endógena
<b>L</b>	Lealtad	Lat. endógena
<b>BB</b>	Boca a boca	Lat. endógena
<b>I</b>	Imágen	Lat. exógena
EXP1	Buena preparación para la carrera	Obser. endógena
EXP2	Capacidad y conocimiento de los docentes	Obser. endógena
Q1	Calidad global de la enseñanza	Obser. endógena
Q2	Nivel de conocimiento de los docentes	Obser. endógena
Q5	Contenido de los cursos	Obser. endógena
S1	Satisfacción global	Obser. endógena
S2	Correspondencia con las expectativas	Obser. endógena
S3	Correspondencia con deseos/necesidades	Obser. endógena
L1	Volvería a elegir esta facultad	Obser. endógena
L2	Elegiría esta facultad para carreras de post-grado	Obser. endógena
P1	Es una facultad de la cual los egresados se enorgullecen	Obser. endógena
P2	Recomendaría esta facultad a un amigo	Obser. endógena
V1	Estudiar en esta facultad me ayudará a conseguir un buen empleo	Obser. endógena
V2	Mi carrera en esta facultad es una buena inversión	Obser. endógena
V4	Empleadores interesados en contratar estudiantes de esta facultad	Obser. endógena
IM1	Buena Universidad para estudiar	Obser. exógena
IM2	Facultad innovadora y con visión al futuro	Obser. exógena
IM4	Facultad que da una buena preparación a sus estudiantes	Obser. exógena

Cuadro 1: Variables observadas y latentes consideradas en el modelo

A partir del modelo teórico presentado gráficamente en la figura 4 y con las variables observadas y latentes del cuadro 1 se puede tener una representación analítica explícita, mediante ecuaciones, tanto para los submodelos estructural y de medida.

### 3.1.1. Modelo estructural - Relación entre variables latentes

**Ecuaciones**

$$\begin{cases} E = \gamma_1 I + \zeta_1 \\ C = \gamma_2 I + \beta_1 E + \zeta_2 \\ VP = \gamma_3 I + \beta_2 E + \beta_3 C + \zeta_3 \\ S = \gamma_4 I + \beta_4 E + \beta_5 C + \beta_6 VP + \zeta_4 \\ L = \gamma_5 I + \beta_7 S + \zeta_5 \\ BB = \gamma_6 I + \beta_8 VP + \beta_9 L + \zeta_6 \end{cases} \quad (13)$$

**Forma matricial**

$$\beta\eta = \gamma\xi + \zeta \quad (14)$$

Donde cada una de las matrices queda conformada de la siguiente manera:

$$\beta = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -\beta_1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -\beta_2 & -\beta_3 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ -\beta_4 & -\beta_5 & -\beta_6 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\beta_7 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -\beta_8 & 0 & -\beta_9 & 1 \end{pmatrix} \quad \eta = \begin{pmatrix} E \\ C \\ VP \\ S \\ L \\ BB \end{pmatrix} \quad \gamma = \begin{pmatrix} \gamma_1 \\ \gamma_2 \\ \gamma_3 \\ \gamma_4 \\ \gamma_5 \\ \gamma_6 \end{pmatrix} \quad \xi = I \quad \zeta = \begin{pmatrix} \zeta_1 \\ \zeta_2 \\ \zeta_3 \\ \zeta_4 \\ \zeta_5 \\ \zeta_6 \end{pmatrix}$$

### 3.1.2. Modelo de medida - Relación entre variables observadas y variables latentes

**Ecuaciones - Variables exógenas**

$$\begin{cases} IM1 = \lambda_1 I + \delta_1 \\ IM2 = \lambda_2 I + \delta_2 \\ IM4 = \lambda_3 I + \delta_3 \end{cases}$$

**Forma matricial**

$$X = \Lambda_X \xi + \delta \quad (15)$$

$$X = \begin{pmatrix} IM1 \\ IM2 \\ IM4 \end{pmatrix} \quad \Lambda_X = \begin{pmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \\ \lambda_3 \end{pmatrix} \quad \xi = I \quad \delta = \begin{pmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \\ \delta_3 \end{pmatrix}$$

**Ecuaciones - Variables endógenas**

$$\begin{cases} EXP1 = \lambda_4 E + \epsilon_1 \\ EXP2 = \lambda_5 E + \epsilon_2 \\ Q1 = \lambda_6 C + \epsilon_3 \\ Q2 = \lambda_7 C + \epsilon_4 \\ Q5 = \lambda_8 C + \epsilon_5 \\ S1 = \lambda_9 S + \epsilon_6 \\ S2 = \lambda_{10} S + \epsilon_7 \\ S3 = \lambda_{11} S + \epsilon_8 \end{cases} \quad \begin{cases} L1 = \lambda_{12} L + \epsilon_9 \\ L2 = \lambda_{13} L + \epsilon_{10} \\ P1 = \lambda_{14} BB + \epsilon_{11} \\ P2 = \lambda_{15} BB + \epsilon_{12} \\ V1 = \lambda_{16} VP + \epsilon_{13} \\ V2 = \lambda_{17} VP + \epsilon_{14} \\ V4 = \lambda_{18} VP + \epsilon_{15} \end{cases} \quad (16)$$

**Forma matricial**

$$Y = \Lambda_Y \eta + \epsilon \quad (17)$$

$$Y = \begin{pmatrix} EXP1 \\ EXP2 \\ Q1 \\ Q2 \\ Q5 \\ S1 \\ S2 \\ S3 \\ L1 \\ L2 \\ P1 \\ P2 \\ V1 \\ V2 \\ V4 \end{pmatrix} \quad \Lambda_Y = \begin{pmatrix} \lambda_4 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \lambda_5 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_6 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_7 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_8 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_9 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_{10} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_{11} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \lambda_{12} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \lambda_{13} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \lambda_{14} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \lambda_{15} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \lambda_{16} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \lambda_{17} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \lambda_{18} \end{pmatrix} \quad \eta = \begin{pmatrix} E \\ C \\ VP \\ S \\ L \\ BB \end{pmatrix} \quad \epsilon = \begin{pmatrix} \epsilon_1 \\ \epsilon_2 \\ \epsilon_3 \\ \epsilon_4 \\ \epsilon_5 \\ \epsilon_6 \\ \epsilon_7 \\ \epsilon_8 \\ \epsilon_9 \\ \epsilon_{10} \\ \epsilon_{11} \\ \epsilon_{12} \\ \epsilon_{13} \\ \epsilon_{14} \\ \epsilon_{15} \end{pmatrix}$$

#### Otras matrices involucradas:

- Matriz de correlaciones entre las variables latentes exógenas ( $\xi$ )  $\Phi$
- Matriz de correlaciones entre los errores de las variables latentes endógenas ( $\zeta$ )  $\Psi$
- Matriz de covarianzas entre los errores de las variables exógenas observadas ( $\delta$ )  $\theta_\delta$
- Matriz de covarianzas entre los errores de las variables endógenas observadas ( $\epsilon$ )  $\theta_\epsilon$

## 4. Resultados

Los aspectos computacionales de la aplicación presentada en este trabajo fue realizada con el software libre R - project [19]. Para el análisis de confiabilidad, realizado a través del estadístico  $\alpha$  de Cronbach, de los ítems que componen cada bloque y que saturan los variables latentes, y para el estudio de la multinormalidad se usó la librería *psych* [21]. Para la estimación de los MES se usa la librería *sem* [9], [10] y *lavaan* [22]. Cuando se intenta incorporar el efecto de trabajar con datos con diseño muestral complejo, se corrige estimando nuevamente a utilizando la librería *lavaan.survey*[16], [17].

Considerando el diseño de muestreo asociado interesa ver como impacta éste en el cálculo de la matriz de covarianza, la que está dilatada en virtud del diseño. A su vez ese cambio en la varianza se traduce en modificaciones en los errores estándar de los coeficientes del

modelo.

No se reportan los resultados de las estimaciones puntuales obtenidas con la librería *lavaan.survey* que incorpora el diseño ya que éstas son muy diferentes a las que se obtienen sin considerarlo, con valores extremadamente grandes y errores estándar muy chicos, lo que obliga a indagar por qué se da esto y si no es algún problema con la librería que es muy reciente [15].

#### 4.1. Análisis de confiabilidad

	$\alpha$ Cronbach global	$\bar{r}$	$\bar{x}$	S
Exp	0.75	0.60	7.59	1.45
Ima	0.82	0.61	7.62	1.46
Cal	0.85	0.65	7.40	1.40
Val	0.83	0.63	7.93	1.60
Sat	0.91	0.77	6.99	1.57
Lea	0.77	0.63	7.52	2.33
B.B	0.80	0.68	8.01	2.00

donde

$$\alpha = \frac{\sigma_t^2}{\sigma_x^2} = \frac{k}{k-1} \frac{\sigma_x^2 - \sum \sigma_i^2}{\sigma_x^2} \quad (18)$$

siendo  $\sigma_t^2$  la covarianza total y  $\sigma_x^2$  la varianza total del test. El  $\bar{r}$  y  $\bar{x}$  representan los coeficientes de correlación promedio y la media para cada bloque.

Cuando se evalúa el  $\alpha$  de Cronbach para cada uno de los bloques reducidos, al quitar de a una variable, el valor del estadístico siempre baja sensiblemente lo cual indica justamente que los ítems que se conservan son realmente importantes a nivel del bloque.

#### 4.2. Análisis de la distribución multinormal

Para el modelo uruguayo se testea la multinormalidad, a través del test de Mardia que toma en cuenta la curtosis y la asimetría, para los 7 bloques que forman el instrumento testeado. El test se aplica para cada bloque en su totalidad y para los bloques reducidos donde se consideran solamente los ítems, por bloque, que luego forman parte del MES estimado por lo portugueses [21].

En este caso, tanto para los bloques completos como para los bloques reducidos, las pruebas de normalidad rechazan la hipótesis de que los datos provengan de una distribución normal multivariada. Este aspecto se discute en la sección 5.

### 4.3. Modelo global estimado

En la investigación realizada por Alves y Raposo [2], éstos encuentran 18 variables (de un total de 54 preguntas del cuestionario utilizado) que saturan en 7 constructos o variables latentes. En función de esto, para que los modelos resulten directamente comparables, el modelo global estimado en este trabajo es el que contiene las 25 variables, 18 observadas y 7 latentes, presentadas en el cuadro 1.

La calidad del ajuste para el modelo del caso uruguayo, se presenta en el cuadro 2 y las comparaciones con el modelo portugués se presentan en la sección 5.1.

### 4.4. Bondad de ajuste del modelo estimado

Para evaluar la calidad del modelo ajustado se calculan algunos estadísticos de bondad de ajuste (IBJ) mediante la librerías *sem* y *lavaan*. Se presentan los resultados logrados con ambas librerías como forma de comparar la *performance* de ambas, encontrándose que no existen diferencias. A su vez, se incorporan al cuadro los IBJ presentados por los portugueses, que tal como hacen constar en los artículos, fueron obtenidos mediante el software comercial AMOS [5].

Indice	IBJ-Estimación por sem	IBJ-Estimación por lavaan	IBJ-Modelo Portugal
NFI	0.892	0.892	0.96
NNFI	0.885	0.887	0.958
CFI	0.905	0.906	–
RMSEA	0.098	0.098	0.065
SRMR	0.093	0.094	–

Cuadro 2: Indices de Bondad de ajuste para Modelo Global

## 5. Discusión

### 5.1. Comparación del modelo Uruguayo-Portugués

Luego de evaluar los modelos estimados para Uruguay y para Portugal los resultados son los que se presentan en el cuadro 3.

Parámetro	Estimación Uruguay	Estimación Portugal	Comparación de modelos (Ratios)
$\beta_1$	0.31	0.12	2.66
$\beta_2(*)$	0.06	0.10	0.61
$\beta_3$	0.32	0.25	1.28
$\beta_4(*)$	-0.04	-0.12	0.33
$\beta_5$	0.33	0.16	2.08
$\beta_6$	0.33	0.37	0.87
$\beta_7$	0.75	0.89	0.84
$\beta_8$	0.23	0.21	1.12
$\beta_9$	0.60	0.61	0.98
$\gamma_1$	0.81	0.54	1.50
$\gamma_2$	0.79	0.78	1.01
$\gamma_3$	0.72	0.58	1.23
$\gamma_4$	0.39	0.43	0.90
$\gamma_5$	0.48	0.34	1.42
$\gamma_6(*)$	0.17	0.32	0.54
$\lambda_1$	1.21	0.98	1.24
$\lambda_2$	1.20	0.96	1.25
$\lambda_4$	1.04	0.90	1.16
$\lambda_7$	0.77	0.82	0.93
$\lambda_8$	0.83	0.87	0.96
$\lambda_{10}$	0.97	1.02	0.95
$\lambda_{11}$	0.89	1.04	0.86
$\lambda_{13}$	1.02	0.93	1.09
$\lambda_{14}$	0.64	0.84	0.76
$\lambda_{17}$	0.89	1.02	0.87
$\lambda_{18}$	0.80	1.00	0.80

Cuadro 3: Comparación de los coeficientes del modelo estimado para Uruguay vs Portugal

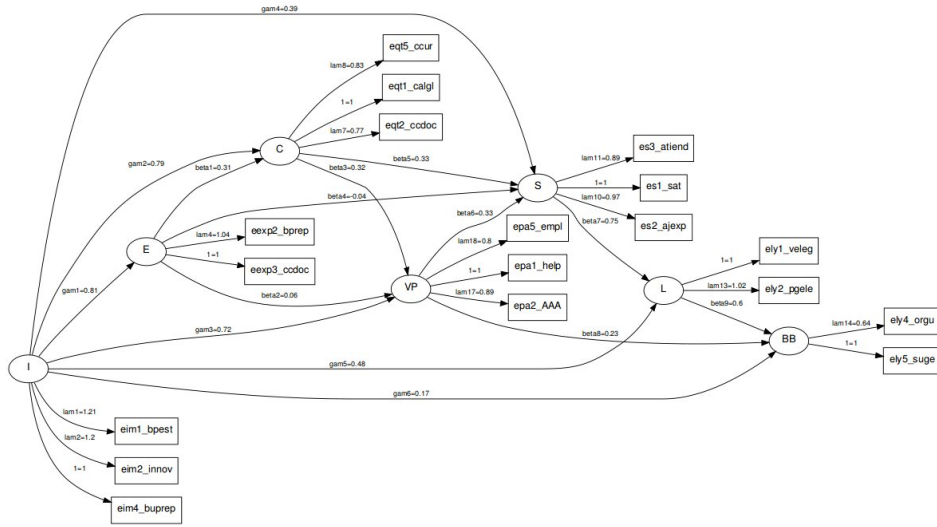


Figura 5: Modelo estimado para Uruguay

Los coeficientes que no aparecen en el cuadro 3 son porque se fijaron en 1 lo que introduce restricciones al modelo estimado. Estas restricciones son las mismas para el modelo portugués y para el uruguayo.

Hay solamente 3 variables que con el modelo estimado para Uruguay no resultan significativas con un nivel  $\alpha = 0,05$ . Éstas son  $\beta_2$ ,  $\beta_4$  y  $\gamma_6$ , indicadas en el cuadro 3, con (\*).

Se reporta el índice de satisfacción desarrollado por Fornell et al. [7] con la siguiente fórmula de cálculo:

$$IS = \frac{\sum w_i \bar{x}_i - \sum w_i}{9 \sum w_i} * 100 \quad (19)$$

Variable Medida V. Latente Satisfaccion	Coef NO estandarizado Uruguay	Media variable medida	$w_i \bar{x}_i$
<i>Sat</i> <sub>1</sub>	1.00	7.45	7.45
<i>Sat</i> <sub>2</sub>	0.967	7.03	6.79
<i>Sat</i> <sub>3</sub>	0.891	6.70	5.96
<i>Total</i>	2.858	21.17	20.231

Cuadro 4: Índice de Satisfacción para Uruguay



$IS$  vale en este caso 67,5% el cual resulta mayor al reportado por los investigadores portugueses [1] donde vale 54%.

## 5.2. MES estimados según diferentes subgrupos

Para el caso del modelo con 18 variables que se consideró en la sección 4.3 se procede con los datos de Uruguay a evaluar si existen diferencias entre los modelos que responden a la satisfacción para hombres y mujeres. Para eso a través de la librería *sem* se estiman los 2 modelos que se presentan en el cuadro 5, donde la última columna muestra las diferencia de coeficientes a través de ratios entre éstos.

Parámetro	Femenino	Masculino	ratio.sexo
$\beta_1$	0.31	0.16	1.94
$\beta_2$	0.03	0.04	0.67
$\beta_4$	0.01	-0.10	-0.09
$\beta_3$	0.26	0.39	0.67
$\beta_5$	0.25	0.45	0.56
$\beta_7$	0.80	0.71	1.13
$\beta_6$	0.36	0.25	1.45
$\beta_8$	0.20	0.27	0.76
$\beta_9$	0.53	0.73	0.73
$\gamma_1$	0.73	1.10	0.67
$\gamma_2$	0.78	0.92	0.84
$\gamma_3$	0.83	0.65	1.29
$\gamma_4$	0.41	0.39	1.03
$\gamma_5$	0.40	0.55	0.72
$\gamma_6$	0.34	-0.07	-4.99
$\lambda_1$	1.16	1.28	0.91
$\lambda_2$	1.18	1.22	0.97
$\lambda_4$	1.07	0.95	1.12
$\lambda_7$	0.81	0.71	1.13
$\lambda_8$	0.82	0.81	1.01
$\lambda_{10}$	1.01	0.90	1.12
$\lambda_{11}$	0.89	0.87	1.02
$\lambda_{13}$	1.05	0.95	1.10
$\lambda_{14}$	0.66	0.60	1.09
$\lambda_{17}$	0.96	0.82	1.17
$\lambda_{18}$	0.80	0.80	1.00

Cuadro 5: Modelo SEM para Uruguay con sugrupos por sexo

El cuadro 5 muestra que para algunos coeficientes existen diferencias importantes en los modelos estimados para hombres y mujeres, indicando que el equilibrio entre variables no es el mismo. Como diferencias a destacar surgen:

- Dos estimaciones con distinto signo ( $\gamma_6$  y  $\beta_4$ ), en ambos casos para el modelo masculino es negativo y para el femenino positivo.
- Para el modelo femenino, hay 2 coeficientes que no resultan significativos. Estos son  $\beta_2$  con un  $p$  valor de 0.748 y  $\beta_4$  con un  $p$  valor de 0.903. Para el modelo masculino son 4 los coeficientes que deben descartarse  $\gamma_6$  ( $p = 0.6785$ ),  $\beta_1$  ( $p = 0.138$ ),  $\beta_2$  ( $p = 0.689$ ) y  $\beta_4$  ( $p = 0.257$ )

En suma, los resultados que se encontraron permiten establecer las siguientes consideraciones: Para el caso de Uruguay se verificó que no existe multinormalidad para cada bloque considerado en el MES, sea bloque completo o bloque reducido. Este aspecto a juicio de los autores del trabajo era esperable considerando por un lado, el tamaño de muestra, y por otro, el hecho de las variables observadas no son variables continuas. Para los investigadores portugueses este resultado si se verifica según lo que consignan en el artículo “Student Satisfaction Index in Portuguese Public Higher Education” [3], aunque no presentan resultados con respecto a ese tópico. Por otra parte, en el caso del modelo portugués el tamaño de muestra considerado es 4 veces mayor y en cierta forma promedia los resultados al agregar datos de 15 universidades provenientes de diferentes campos de la educación, lo que permite suponer que se están considerando datos muy heterogéneos entre sí; es decir que los puntajes que en cierta forma evalúan constructos como calidad y expectativas, deben diferir y responder a percepciones diferenciales, según sean estudiantes del area científica, de las ciencias naturales o de las letras. Otro aspecto que diferencia el estudio desarrollado por el grupo de Portugal, del desarrollado por el grupo de Metodología de Investigación en Uruguay es que éste último propone un diseño muestral complejo, lo que implica modificaciones en las estimaciones, de las que los autores de este trabajo dan cuenta y consideran en los cálculos; el diseño muestral originalmente considerado se respetó rigurosamente y un aspecto que se intentó manejar para usar pesos autoponderados, no se pudo cumplir al tener que calibrar y trabajar con multiplicidad. El manejo de los datos para el caso de Portugal en cuanto al muestreo no es el mismo ya que según consignan intentan tener un número fijo por Universidad (250) pero que luego no dió de esa manera (para 2 Universidades el tamaño se redujo sensiblemente) y no se hacen modificaciones de los datos, dando a entender que los datos fueron manejados como si fuese un diseño bajo MAS.

De cualquier manera, los resultados encontrados en ambos trabajos son coincidentes, ya que las 18 variables observadas, consideradas en el modelo portugués, resultan significativas para el caso de la FCCCEyA. En lo que refiere al modelo estructural, de las 15

relaciones propuestas por los investigadores Alves y Raposo [2], 3 de ellas no logran confirmarse para el caso presentado en este trabajo. Éstas son: “Las *expectativas* que tienen los estudiantes sobre la facultad impactan directamente sobre el *valor percibido* ( $\beta_2$ ) y sobre la *satisfacción*( $\beta_4$ )” y “La *imagen* que tienen los estduiantes de la FCCEEyA es causa directa del *boca a boca* que se genera entre ellos ( $\gamma_5$ )”.

## 6. Conclusiones

De esta manera hasta el momento podría decirse que los modelos ajustados para Portugal y Uruguay no son tan diferentes, restando por probar algunas alternativas que se proponen a continuación:

- Estimar nuevamente los MES considerando los bloques completos usando las mismas librerías de cálculo, aún sabiendo que los supuestos distribucionales no se verifican y ver cuál es el mejor modelo que se estima
- Estimar los MES usando rutinas de cálculo que están implementadas en nuevas librerías del R recientemente desarrolladas como *semPLS* [13]
- Estimar diferentes modelos MES por subgrupos, considerando por ejemplo avance en la carrera o también la tipología que se creó para los mismos datos mediante combinación de Análisis Factorial Exploratorio (ACP) con Análisis de Cluster Jerárquico y que se presentó para las jornadas académicas de 2011.[11]

## Referencias

- [1] ALVES, H., Y RAPOSO, M. 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 (2004), 73–88.
- [2] ALVES, H., Y RAPOSO, M. Conceptual model of student satisfaction in higher education. *Total Quality Management Vol. 18*, 5 (July 2007), 571 - 588.
- [3] ALVES, H., Y RAPOSO, M. Student satisfaction index in portuguese public higher education. *The Service Industries Journal* 27, 6 (2007), 795 - 808.
- [4] BLANCO, R.J., Y BLANCO PECK, R. La medición de la calidad de servicios en la educación universitaria. *Cuaderno de Investigación en la Educación* 22, 7 (Diciembre 2007), 121–136.

- [5] BYRNE, B. M. *Structural Equation Modeling With AMOS: Basic Concepts, Applications, and Programming. 2nd ed.* 2009.
- [6] CASAS GUILLÉN, M. Los modelos de ecuaciones estructurales y su aplicación en el índice europeo de satisfacción del cliente. Tech. rep., Facultad de Económicas, Universidad San Pablo, CEU.
- [7] CLAES, F., MICHAEL D., J., EUGENE W., A., JAESUNG, C., Y BRYANT, B. E. The american customer satisfaction index: Nature, purpose, and findings. *Journal of Marketing* 60 (Octubre 1996), 7–18.
- [8] DILLON, W., Y GOLDSTEIN, M. *Multivariate analysis methods and applications.* 1984.
- [9] FOX, J. Structural equation modeling with the package in r. *STRUCTURAL EQUATION MODELING* 13, 3 (2006), 465–486.
- [10] FOX, J., NIE, Z., Y BYRNES, J. *sem: Structural Equation Models*, 2013. R package version 3.1-1.
- [11] FREIRA, D., ALVAREZ, R., LITWIN, E., ARRARTE, C., Y AMIEL, J. Encuesta sobre satisfacción estudiantil en la educación superior de la facultad de ciencias económicas y de administración. Facultad de Ciencias Económicas y de Administración (FCCEEyA), Universidad de la República (UdelaR).
- [12] KLINE, R. *Principles and Practice of Structural Equation Modeling.* The Guilford Press, 2011.
- [13] MONECKE, A., Y LEISCH, F. *sempls: Structural equation modeling using partial least squares.* *Journal of Statistical Software* 48, 3 (5 2012), 1–32.
- [14] OBERSKI, D. Conditional design effects for structural equation model estimates. In *Proceedings of the 59th World Statistics Congress 2013* (Hong Kong, 2013), I. S. Institute, Ed.
- [15] OBERSKI, D. *lavaan.survey: Complex survey structural equation modeling (SEM)*, 2013. R package version 0.8.
- [16] OBERSKI, D. *lavaan.survey: An r package for complex survey analysis of structural equation models.* *Journal of Statistical Software* (conditionally accepted).
- [17] OBERSKI, D. A flexible method to explain differences in structural equation model parameters over subgroups.

- [18] PEÑA, D. *Análisis de datos multivariantes*. McGraw-Hill/Interamericana, Madrid, 2002.
- [19] R CORE TEAM. *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria, 2013. ISBN 3-900051-07-0.
- [20] REVELLE, W. *An introduction to psychometric theory with applications in R*. Lawrence Erlbaum Associates, Mahwah, N.J., 2004.
- [21] REVELLE, W. *psych: Procedures for Psychological, Psychometric, and Personality Research*. Northwestern University, Evanston, Illinois, 2013. R package version 1.3.2.
- [22] ROSSEEL, Y. lavaan: An R Package for Structural Equation Modeling. *Journal of Statistical Software* 48, 2 (2012), 1–36.
- [23] SATORRA, A., Y MUTHEN, B. Complex sample data in structural equation modeling. *Sociological methodology* 25 (1995), 267–316.
- [24] STAPLETON, L. An assessment of practical solutions for structural equation modeling with complex sample data. *Structural Equation Modeling* 13, 1 (2006), 28–58.
- [25] STAPLETON, L. Variance estimation using replication methods in structural equation modeling with complex sample data. *Structural Equation Modeling* 15, 2 (2008), 183–210.