

INFERENCIA ESTADÍSTICA PARA EL ÍNDICE EUROPEO DE SATISFACCIÓN DE CLIENTES BASADA EN BOOTSTRAP Y PRUEBAS DE PERMUTACIÓN

Alexandra Belén Viñán Andino^{1*} y Sergio Francisco Juárez Cerrillo^{2**}

*Facultad de Ciencias, Escuela Superior Politécnica de Chimborazo, Chimborazo, Ecuador

**Facultad de Estadística e Informática, Universidad Veracruzana, Xalapa, Veracruz, México

ABSTRACT

In this work we develop statistical inference procedures, based on bootstrap and permutation tests, for the European Customer Satisfaction Index (ECSI). The main objective is to fill an existent gap, to the best of our knowledge, in statistical methods for confidence interval estimation of one ECSI, for hypothesis testing comparing two or more ECSIs, and for ranking a set of ECSIs. The procedures proposed is applied to a study of higher education students' satisfaction conducted in Veracruz University (México). The results indicate that the procedures of statistical inference are feasible and straightforward to implement with R.

KEYWORDS: Aggregate Customer Satisfaction Index, Structural Equations Model, Partial Least Squares, Students' Satisfaction.

MSC: 91B82, 91B42, 62G09

RESUMEN

En este trabajo se desarrollan procedimientos de inferencia estadística, basados en bootstrap y pruebas de permutación, para el Índice Europeo de Satisfacción de Clientes (ECSI). El objetivo principal es llenar un vacío existente, hasta donde llega nuestro conocimiento, en la metodología estadística para hacer estimación por intervalo para el ECSI, para comparar dos o más ECSIs y para construir rankings de ECSIs. El funcionamiento de los procedimientos propuestos se ilustra con un estudio de medición de satisfacción estudiantil realizado en la Universidad Veracruzana (México). Los resultados indican que los procedimientos de inferencia estadística son factibles y directos de implementar con R.

PALABRAS CLAVE: Índices Agregados de Satisfacción de Clientes, Modelos de Ecuaciones Estructurales, Mínimos Cuadrados Parciales, Satisfacción Estudiantil.

1. INTRODUCCIÓN

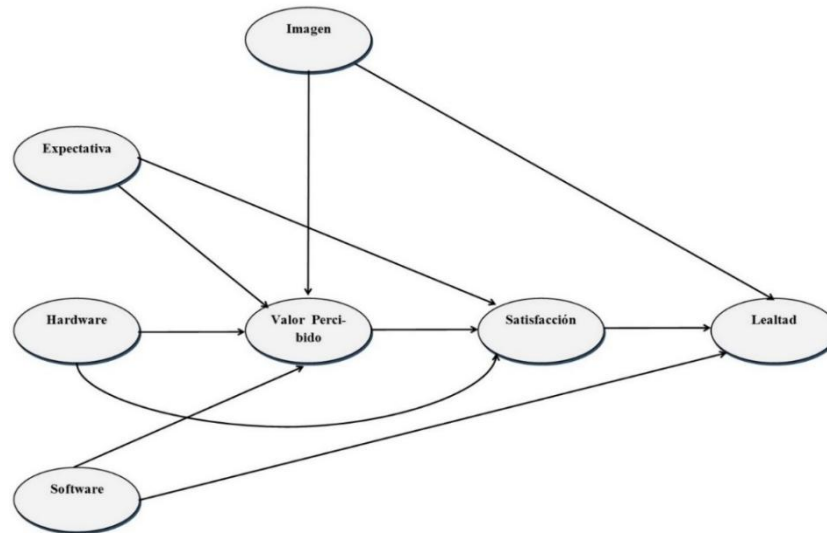
El *European Customer Satisfaction Index* (ECSI) es un modelo micro-económico de causalidad desarrollado por la Comisión de la Unión Europea en coordinación con el Comité Técnico ECSI a finales de los 1990s (ECSI Technical Committee, 1998). En su origen, este modelo fue creado para identificar aquellos factores que contribuyen a la satisfacción de clientes de servicios y así evaluar el impacto de ésta en la lealtad al servicio. El ECSI posteriormente fue depurado por Eklöf (2000), para en el 2001 convertirse en el *European Performance Satisfaction Index* rating (EPSI), presentado por Eklöf y Westlund (2002) después de tres años de estudios llevados a cabo en diferentes países de Europa. Actualmente el EPSI rating es operado en 20 países de Europa bajo la administración, sin fines de lucro, de tres organizaciones: la European Foundation for Quality Management, la European Organization for Quality y la International Foundation for Customer Focus. Hoy el EPSI es un sistema ampliamente utilizado para monitorear la satisfacción de clientes con servicios; es utilizado por alrededor de 300 empresas, negocios, industrias y gobierno, y además se reconoce como un sistema de medición de responsabilidad social de organizaciones. En el ECSI se postula la existencia de una variable no observable llamada *Satisfacción*, que representa a la percepción de satisfacción que tiene el cliente con el servicio. En el modelo, la Satisfacción está anidada en una estructura causa-efecto que considera a las variables latentes *Imagen Corporativa*, *Expectativa del*

¹ alexandra.vinan@esPOCH.edu.ec

² sejuarez@uv.mx

Cliente, Valor Percibido, Calidad Percibida en los Elementos no Humanos del Servicio y Calidad Percibida en los Elementos Humanos del Servicio, como factores causantes de la Satisfacción; a la vez, la Satisfacción tiene como consecuencia a la variable latente Lealtad del Cliente. La Figura 1 muestra al modelo ECSI.

Figura 1. El Modelo ECSI.



Matemáticamente, el ECSI se formula mediante un modelo de ecuaciones estructurales (MEE) el cual se ajusta con el método de estimación de Mínimos Cuadrados Parciales (MCP). Una vez que se ha ajustado el modelo, a partir de éste se calcula un índice agregado, llamado también ECSI, el cual toma valores entre 0 y 100 y se considera un indicador de la satisfacción de los clientes con el servicio o producto.

MCP no requiere de supuestos distribucionales para las variables latentes y las de medición, excepto la existencia de sus segundos momentos. Por lo tanto, las propiedades distribucionales para tamaños de muestra finitos de los estimadores de MCP son desconocidas. Por lo que los problemas de inferencia estadística para MCP en MEE, tales como el cálculo de errores estándar de los diversos parámetros del modelo, se han abordado con procedimientos no-paramétricos de remuestreo como el jackknife y el bootstrap; así como también se ha recurrido al uso de pruebas de permutaciones. Chin (2003) es posiblemente el primer trabajo donde se aborda el problema de comparar los coeficientes estructurales de dos modelos con pruebas de permutaciones usando estadísticos tipo *t*-student. Chin y Dibbern (2010) elaboran sobre estos procedimientos para resolver el problema de determinar si los parámetros de un MEE -ya sea el modelo de medición o el estructural- son invariantes entre grupos (el llamado problema de probar invarianza multi-grupos). Henseler (2007), Henseler et al. (2009), Esposito et al. (2010), Sarstedt et al. (2011), y Chin et al. (2014) son algunos otros trabajos que proponen y desarrollan esta clase de procedimientos de inferencia estadística para MEE ajustados con MCP. Una revisión exhaustiva de los enfoques y técnicas de inferencias en MEE con MCP, en particular del bootstrap y las pruebas de permutación se puede ver en los recientes libros de Hair et al. (2017) y Hair et al. (2018).

Sin embargo, a pesar de que se ha prestado atención para desarrollar procedimientos de inferencia para MEE ajustados con MCP, aún no se han desarrollado procedimientos para construir intervalos de confianza y realizar pruebas de hipótesis para el índice ECSI. En este trabajo abordamos este problema con bootstrap y pruebas de permutación. Concretamente, proponemos un programa original de análisis integral para el ECSI. Iniciamos nuestra propuesta con un algoritmo bootstrap para construir un intervalo de confianza para el ECSI. A continuación, proponemos una prueba de permutaciones para probar la hipótesis de igualdad de dos ECSI. Si esta hipótesis se rechaza, la cuestión de interés es estimar la diferencia de los ECSIs; para lo cual proponemos un algoritmo bootstrap de estimación por intervalo de confianza de esta diferencia. La prueba para comparar a dos ECSIs la extendemos para comparar a *k* ECSIs y usamos el estadístico de prueba de Chung y Romano (2013). Finalmente, en caso de tener *k* ECSIs no iguales, y en un sentido análogo al de comparaciones múltiples en el análisis de varianza, aplicamos el procedimiento de Hall y Miller (2009) para construir un ranking de *k* ECSIs con bootstrap.

El programa de análisis propuesto lo ilustramos con un estudio de medición de satisfacción de estudiantes con los servicios ofrecidos por la Universidad Veracruzana, México, en el 2016. El resto del artículo lo hemos organizado del siguiente modo. En la Sección 2 presentamos al modelo ECSI. Los algoritmos propuestos los presentamos con detalle en la Sección 3. En la Sección 4 presentamos el estudio de satisfacción como ejemplo. En la Sección 5 justificamos teóricamente los procedimientos propuestos. Finalmente, en la Sección 6 presentamos conclusiones.

2. EL MODELO Y EL ÍNDICE ECSI

El ECSI es un modelo que se formula en un MEE que anida una estructura de causa-efecto entre la satisfacción y la lealtad de clientes con los impulsores de estas variables. El modelo considera a cuatro variables latentes exógenas:

1. Imagen Corporativa (I): Imagen global de calidad que el cliente tiene del servicio.
2. Expectativa del Cliente (E): Calidad que el cliente esperaba del servicio previo a estar expuesto a este.
3. Calidad percibida en los elementos humanos del servicio (SW): Calidad percibida por el cliente en aspectos humanos del servicio (software).
4. Calidad percibida en los elementos no humanos del servicio (HW): Calidad percibida por el cliente en aspectos no humanos del servicio (hardware).

Y considera a tres variables latentes endógenas:

1. Valor Percibido (V): Calidad relativa percibida por el cliente del servicio con respecto al costo del servicio.
2. Satisfacción del Cliente (S): El grado en el cual el cliente percibe que se ha logrado su expectativa.
3. Lealtad del Cliente (L): La capacidad de retención del cliente, entendida como la intencionalidad de este por continuar con el servicio y su inclinación a recomendarlo.

El modelo estructural del ECSI tiene las siguientes tres ecuaciones estructurales de regresión

$$\begin{aligned} V &= \beta_{1,0} + \beta_{1,1}I + \beta_{1,2}E + \beta_{1,3}HW + \beta_{1,4}SW + \varepsilon_1, \\ S &= \beta_{2,0} + \beta_{2,1}E + \beta_{2,2}V + \beta_{2,3}HW + \varepsilon_2, \\ L &= \beta_{3,0} + \beta_{3,1}I + \beta_{3,2}S + \beta_{3,3}SW + \varepsilon_3. \end{aligned}$$

Sean $\eta = (V, S, L)'$, $\xi = (I, E, HW, SW)'$ y $\varepsilon = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3)'$; se hacen los supuestos $E(\varepsilon) = 0$, $\text{Var}(\varepsilon) = \Sigma_\varepsilon$, $\text{Cov}(\eta, \varepsilon) = 0$, $\text{Cov}(\xi, \varepsilon) = 0$. Las ecuaciones del modelo de medición para las variables latentes endógenas η están dadas por $Y = \Lambda_Y \eta + \delta_Y$, donde Y es el vector de variables observables las cuales operacionalizan a sus respectivas variables latentes endógenas η . La matriz Λ_Y contiene los coeficientes de la estructura lineal entre las variables latentes endógenas con sus variables de medición. El término δ_Y es un vector de errores del modelo de medición que satisface $E(\delta_Y) = 0$, $\text{Var}(\delta_Y) = \Sigma_{\delta_Y}$ y $\text{Cov}(\eta, \delta_Y) = 0$. La otra parte del modelo de medición es la que relaciona a las variables latentes exógenas con las variables de medición que las operacionalizan $X = \Lambda_X \xi + \delta_X$, ahora X es el vector de variables observables relacionadas linealmente a las variables latentes exógenas. La matriz Λ_X tiene a los coeficientes de la estructura lineal entre ξ con sus variables de medición. El vector δ_X es un término de error que satisface $E(\delta_X) = 0$, $\text{Var}(\delta_X) = \Sigma_{\delta_X}$ y $\text{Cov}(\xi, \delta_X) = 0$.

Con el modelo ECSI se define un indicador, llamado también ECSI, cuya expresión es

$$\text{ECSI} = \frac{E(S) - \min(S)}{\max(S) - \min(S)} \times 100.$$

Implícito en la construcción de este índice está el supuesto de que la variable latente Satisfacción tiene soporte compacto dado por $[\min(S), \max(S)]$, lo cual garantiza la existencia del valor esperado $E(S)$.

Sean Y_1, Y_2, \dots, Y_q las variables que operacionalizan a la Satisfacción, estas variables se observan en una escala tipo Likert de 1 a L , generalmente $L = 7$ o $L = 10$. Las variables de medición se observan en n

individuos, lo que resulta en los datos y_{i1}, \dots, y_{iq} , ($i = 1, \dots, n$). MCP produce unas ponderaciones w_1, \dots, w_q con las que se construye una variable $\hat{S} = (\hat{s}_1, \dots, \hat{s}_n)$ donde $\hat{s}_i = \sum_{j=1}^q w_j y_{ij}$, ($i = 1, \dots, n$). Esta variable se llama score de la Satisfacción y se puede conceptualizar como una aproximación de la variable latente Satisfacción. El ECSI se estima con las contrapartes muestrales del score \hat{S}

$$\begin{aligned}\bar{S} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \hat{s}_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^q w_j y_{ij} = \sum_{j=1}^q w_j \bar{y}_j \\ \min(\hat{S}) &= \min_i \left\{ \sum_{j=1}^q w_j y_{ij} \right\} = \sum_{j=1}^q \min_i (w_j y_{ij}) = \sum_{j=1}^q w_j \\ \max(\hat{S}) &= \max_i \left\{ \sum_{j=1}^q w_j y_{ij} \right\} = \sum_{j=1}^q \max_i (w_j y_{ij}) = L \sum_{j=1}^q w_j\end{aligned}$$

donde $\bar{y}_j = \sum_{i=1}^n y_{ij} / n$. El estimador del ECSI es

$$\widehat{\text{ECSI}} = \frac{\sum_{j=1}^q w_j \bar{y}_j - \sum_{j=1}^q w_j}{(L - 1) \sum_{j=1}^q w_j} \times 100.$$

El ECSI es un indicador compuesto del tipo min-max que toma valores entre 0 y 100. Estos valores se pueden interpretar siguiendo las recomendaciones para el EPSI: un EPSI entre 0 y 55 es totalmente inaceptables, entre 55 y 60 es muy pobre, entre 60 y 65 es pobre/bajo, entre 65 y 75 es promedio, entre 75 y 80 es fuerte/bueno, entre 75 y 85 es muy fuerte y entre 85 y 100 extraordinario/único.

3. BOOTSTRAP Y PRUEBAS DE PERMUTACIONES PARA EL ECSI

En esta sección describimos los procedimientos bootstrap, Efron (1979), y de pruebas de permutaciones, Fisher (1925), que se proponen. Específicamente, detallamos los procedimientos de inferencia para realizar lo siguiente:

1. Intervalo de confianza bootstrap para un ECSI.
2. Prueba de permutaciones para probar la hipótesis de igualdad de dos ECSIs.
3. Intervalo de confianza bootstrap para la diferencia de dos ECSIs.
4. Pruebas de permutaciones para probar la hipótesis de igualdad de k ECSIs.
5. Ranking bootstrap de k ECSIs.

Intervalo de confianza bootstrap para un ECSI

Para el ECSI los datos están dados por una matriz $n \times (p + q)$ con las variables de medición, $Z = (X_1, \dots, X_p, Y_1, \dots, Y_q)$, las hileras de Z son observaciones i.i.d. de la distribución F . El problema de inferencia es estimar a la distribución muestral del ECSI, $G_{\text{ECSI}}(x) = P(\text{ECSI}(Z) \leq x)$. Se estima a G_{ECSI} con la distribución \hat{G}_{ECSI} producida por el algoritmo bootstrap no paramétrico presentado en el Cuadro 1. Una vez que se tiene a \hat{G}_{ECSI} , un intervalo de confianza está dado por $[\widehat{\text{ECSI}}_\alpha, \widehat{\text{ECSI}}_{1-\alpha}]$ donde $\hat{G}_{\text{ECSI}}^{-1}(\alpha) = \widehat{\text{ECSI}}_\alpha$ y $\hat{G}_{\text{ECSI}}^{-1}(1 - \alpha) = \widehat{\text{ECSI}}_{1-\alpha}$ son los cuantiles de la distribución bootstrap \hat{G}_{ECSI} . Este intervalo se llama el intervalo del percentil. Si la distribución bootstrap \hat{G}_{ECSI} es aproximadamente normal e insesgada, entonces otro intervalo de confianza es $[\widehat{\text{ECSI}} - z_\alpha \hat{\sigma}, \widehat{\text{ECSI}} + z_\alpha \hat{\sigma}]$ donde $\widehat{\text{ECSI}}$ es el ECSI estimado en los datos, z_α es el cuantil $1 - \alpha$ de la normal estándar y $\hat{\sigma}$ es la desviación estándar de $(\text{ECSI}_1^*, \dots, \text{ECSI}_B^*)$. Este método se conoce como el método estándar. Existen otros métodos para calcular intervalos de confianza, pero en este trabajo usaremos sólo a estos dos.

Cuadro 1. Algoritmo bootstrap no paramétrico para la distribución de un ECSI.

Dada la matriz de datos $n \times (p + q)$ $Z = (X_1, \dots, X_p, Y_1, \dots, Y_q)$

Para $i = 1, \dots, B$

{

Selecciona una muestra bootstrap de las hileras de Z , $Z_i^* = (X_{i1}^*, \dots, X_{ip}^*, Y_{i1}^*, \dots, Y_{iq}^*)$

Ajusta el modelo ECSI a la muestra bootstrap Z_i^*
 Calcula al valor del índice $\text{ECSI}_i^* = \text{ECSI}(Z_i^*)$
 }
 Calcula la distribución bootstrap

$$\hat{G}_{\text{ECSI}}(x) = \frac{1}{B} \sum_{i=1}^B 1_{(-\infty, \text{ECSI}_i^*]}(x)$$

Prueba de permutaciones para probar la hipótesis de igualdad de dos ECSIs

Pasemos ahora a la situación de ajustar el ECSI a dos muestras independientes provenientes de dos poblaciones. Sean $Z_1 = (X_{1,1}, \dots, X_{1,p}, Y_{1,1}, \dots, Y_{1,q})$ y $Z_2 = (X_{2,1}, \dots, X_{2,p}, Y_{2,1}, \dots, Y_{2,q})$, las respectivas matrices de datos de tamaño $n_1 \times (p + q)$ y $n_2 \times (p + q)$ y cuyas hileras son observaciones i.i.d. de las distribuciones F_1 y F_2 , respectivamente. Se desea probar la hipótesis de que los ECSIs de las poblaciones son iguales $H_0: \text{ECSI}(Z_1) = \text{ECSI}(Z_2)$. Bajo el supuesto de que $F_1 = F_2 = F$, la etiqueta que indica la distribución a la que pertenece la observación no es informativa. Es decir, si se eliminan estas etiquetas y se asignan n_1 etiquetas 1 y n_2 etiquetas 2 a las hileras de Z , la distribución conjunta de las hileras con las nuevas etiquetas es la misma que la distribución conjunta de las hileras de Z . Este hecho se puede utilizar para construir una prueba para probar H_0 mediante permutaciones como sigue. Bajo el supuesto de que F_1 y F_2 son iguales, entonces la distribución conjunta de las hileras de Z , denotadas por $z_1, \dots, z_{n_1+n_2}$, es la misma que la de $z_{\pi(1)}, \dots, z_{\pi(n_1+n_2)}$, donde $(\pi(1), \dots, \pi(n_1 + n_2))$ es cualquier permutación de $\{1, \dots, n_1 + n_2\}$. Sea \mathcal{Z} el conjunto de todas las matrices resultantes de permutar las hileras de Z y sea $D(Z)$, un estadístico de prueba apropiado para probar H_0 en el sentido que valores grandes de D indican que H_0 es falsa, mientras que valores pequeños de D no dan evidencia para rechazar H_0 . La distribución de permutaciones de D es

$$P(D \leq d) = \frac{1}{\text{card}(\mathcal{Z})} \sum_{Z \in \mathcal{Z}} 1_{(-\infty, D(z_{\pi(1)}, \dots, z_{\pi(n_1+n_2)})]}(d).$$

Si d^* es el valor del estadístico D al ser evaluado en los datos Z , entonces el p -valor de la prueba es $P(D \geq d^*)$. Este p -valor se puede aproximar muestreando sin reemplazo a M matrices de \mathcal{Z} . Sean $U_{MC} = \{d_1^*, d_2^*, \dots, d_M^*\}$ los valores observados de D en estas matrices muestreadas, entonces el p -valor de la prueba se estima con

$$\hat{p} = \frac{1 + \sum_{i=1}^M 1_{[d^*, \infty)}(d_i^*)}{M + 1}, d_i^* \in U_{MC}.$$

El Cuadro 2 muestra el algoritmo para probar la hipótesis de igualdad de ECSIs con el estadístico de prueba $D(Z) = \text{ECSI}(Z_2) - \text{ECSI}(Z_1)$.

Cuadro 2. Algoritmo de prueba de permutaciones para comparar dos ECSIs.

Dadas las matrices de datos $Z_1 = (X_{1,1}, \dots, X_{1,p}, Y_{1,1}, \dots, Y_{1,q})$ y $Z_2 = (X_{2,1}, \dots, X_{2,p}, Y_{2,1}, \dots, Y_{2,q})$ de dimensión $n_1 \times (p + q)$ y $n_2 \times (p + q)$
 Ajusta el modelo ECSI a Z_1 y Z_2 , calcula $\text{ECSI}(Z_1)$ y $\text{ECSI}(Z_2)$ y $\hat{D} = \text{ECSI}(Z_2) - \text{ECSI}(Z_1)$
 Sea $p = 0$
 Para $i = 1, \dots, M$
 {
 Determina una matriz de permutación de hileras de $Z = (Z_1, Z_2)'$, $Z_i^* = (Z_{i1}^*, Z_{i2}^*)' \in \mathcal{Z}$
 Calcula el estadístico de prueba $D_i^*(Z_i^*) = \text{ECSI}(Z_{i2}^*) - \text{ECSI}(Z_{i1}^*)$
 Si $D_i^* \geq \hat{D}$, $p = p + 1$
 }
 p-valor = $p / (M+1)$

Intervalo de confianza bootstrap para la diferencia de dos ECSIs

Supongamos que dados dos ECSIs diferentes de dos muestras independientes, se desea estimar la magnitud de la diferencia de estos. Un intervalo de confianza bootstrap para la diferencia $D = \text{ECSI}_2 - \text{ECSI}_1$, se construye con el siguiente procedimiento: Se tienen dos muestras independientes $X = (X_1, \dots, X_{n_1})$ y $Y = (Y_1, \dots, Y_{n_2})$ provenientes de las distribuciones F_X y F_Y , respectivamente. El interés está en construir un intervalo de confianza para la diferencia $D = \theta(F_X) - \theta(F_Y)$, donde $\theta(\cdot)$ es un parámetro funcional. Se extraen muestras bootstrap por separado de X y Y , se calcula al estadístico D en cada una de estas muestra y el proceso se itera B veces. Notemos que, a diferencia de la prueba de permutaciones del Cuadro 2, en este procedimiento de remuestreo no se hace el supuesto de que los parámetros son iguales ni tampoco de que las distribuciones lo son.

Para el caso de estimar por intervalo a la diferencia de dos ECSIs, se tiene el mismo escenario de la prueba de permutaciones para comparar dos ECSI, excepto que no hacemos el supuesto de que las distribuciones F_1 y F_2 son iguales. Se extraen muestras bootstrap de las hileras de las matrices de datos Z_1 y Z_2 , cada una por separado, $Z_1^* = (X_{1,1}^*, \dots, X_{1,p}^*, Y_{1,1}^*, \dots, Y_{1,q}^*)$ y $Z_2^* = (X_{2,1}^*, \dots, X_{2,p}^*, Y_{2,1}^*, \dots, Y_{2,q}^*)$. Se ajusta el ECSI a cada muestra bootstrap y se calcula la diferencia de los ECSIs. Este proceso se itera B veces. Con la muestra bootstrap de la diferencia $D = \text{ECSI}(Z_2) - \text{ECSI}(Z_1)$ se construye un intervalo de confianza para D . Este algoritmo bootstrap se presenta en el Cuadro 3.

Cuadro 3. Algoritmo bootstrap para un intervalo de confianza para la diferencia de dos ECSIs.

Dadas las matrices de datos $Z_1 = (X_{1,1}, \dots, X_{1,p}, Y_{1,1}, \dots, Y_{1,q})$ y $Z_2 = (X_{2,1}, \dots, X_{2,p}, Y_{2,1}, \dots, Y_{2,q})$ de dimensión $n_1 \times (p + q)$ y $n_2 \times (p + q)$
 Para $i = 1, \dots, B$
 {
 Selecciona muestras bootstrap Z_{i1}^* y Z_{i2}^* de cada matriz Z_1 y Z_2
 Ajusta el modelo ECSI a las muestras bootstrap Z_{i1}^* y Z_{i2}^*
 Calcula la diferencia $D_i(Z_{i1}^*, Z_{i2}^*) = \text{ECSI}(Z_{i2}^*) - \text{ECSI}(Z_{i1}^*)$
 }
 Calcula la distribución bootstrap aproximada

$$\hat{G}_D(x) = \frac{1}{B} \sum_{i=1}^B 1_{(-\infty, D_i(Z_{i1}^*, Z_{i2}^*)]}(x)$$

Pruebas de permutaciones para probar la hipótesis de igualdad de k ECSIs

La prueba de permutación para dos muestras del Cuadro 2 se extiende de la siguiente forma para el caso de k muestras con respectivas matrices de datos $Z_j = (X_{j,1}, \dots, X_{j,p}, Y_{j,1}, \dots, Y_{j,q})$ que son de dimensión $n_j \times (p + q)$ y sus hileras son observaciones i.i.d. de la distribución F_j , ($j = 1, \dots, k$). Bajo la hipótesis nula $H_0: F_1 = \dots = F_k$ y dado un estadístico de prueba $T(Z_1, \dots, Z_k)$ para probar H_0 , el algoritmo para hacer la prueba de permutación es básicamente el mismo que el algoritmo para dos muestras, sólo que ahora se permutan las k etiquetas 1, 2, ..., k de tal forma que se obtiene la matriz Z'_1 con n_1 hileras etiquetadas con "1", y así hasta la matriz Z'_k con n_k hileras etiquetadas con " k ". El estadístico de prueba se evalúa en las matrices permutadas $t^* = T(Z'_1, \dots, Z'_k)$, este proceso se itera M veces hasta obtener los valores $\{t_1^*, t_2^*, \dots, t_M^*\}$. El p -valor de la prueba se calcula igual que en el caso de la prueba de permutaciones para comparar dos ECSIs. Para probar la hipótesis nula $H_0: \text{ECSI}_1 = \text{ECSI}_2 = \dots = \text{ECSI}_k$ usamos el estadístico de Chung y Romano (2013), el cual para el ECSI toma la forma

$$T = \sum_{j=1}^k \frac{n_j}{\hat{\sigma}_j^2} \left[\widehat{\text{ECSI}}_j - \frac{\sum_{j=1}^k n_j \widehat{\text{ECSI}}_j / \hat{\sigma}_j^2}{\sum_{j=1}^k n_j / \hat{\sigma}_j^2} \right]^2$$

donde $\widehat{\text{ECSI}}_{ij}$ es el ECSI estimado en Z_j en la iteración i y además

$$\hat{\sigma}_j^2 = \frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^M (\widehat{\text{ECSI}}_{ij} - \overline{\text{ECSI}}_j)^2, \quad \overline{\text{ECSI}}_j = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \widehat{\text{ECSI}}_{ij}.$$

El Cuadro 4 presenta el algoritmo de esta prueba de permutaciones.

Cuadro 4. Algoritmo de prueba de permutaciones para comparar k ECSIs.

Dadas las matrices de datos $Z_j = (X_{j,1}, \dots, X_{j,p}, Y_{j,1}, \dots, Y_{j,q})$ de dimensión $n_j \times (p + q)$, $j = 1, \dots, k$
 Ajusta el modelo ECSI a cada Z_j y calcula $ECSI_j$, $j = 1, \dots, k$
 Calcula el estadístico de prueba $\hat{T} = \hat{T}(Z_1, \dots, Z_k)$
 Sea $p = 0$
 Para $i = 1, \dots, M$
 {
 Determina las matrices Z'_{ij} , $j = 1, \dots, k$ de permutaciones
 Calcula el estadístico de prueba $T_i^* = T_i^*(Z'_{1j}, \dots, Z'_{kj})$
 Si $T_i^* > \hat{T}$, $p = p + 1$
 }
 p-valor = $p / (M+1)$

Ranking bootstrap de k ECSIs

Finalmente, supongamos que se tienen k ECSIs calculados de k muestras independientes, ahora es de interés construir un ranking de estos: $ECSI_{(1)} \leq ECSI_{(2)} \leq \dots \leq ECSI_{(k)}$. Este ranking lo construimos adaptando el siguiente procedimiento bootstrap propuesto por Hall y Miller (2009). Sean F_1, F_2, \dots, F_k k distribuciones con sus respectivos parámetros funcionales de interés $\theta_1 = \theta(F_1), \theta_2 = \theta(F_2), \dots, \theta_k = \theta(F_k)$. Consideremos a estos parámetros ordenados $\theta_{(1)} \leq \theta_{(2)} \leq \dots \leq \theta_{(k)}$, y asignamos a $\theta_{(j)}$ el rango r_j . Formalmente los rangos r_1, r_2, \dots, r_k se definen por

$$r_j = \sum_{i=1}^k 1_{\{\theta_i \leq \theta_j\}}(\theta_i) = 1 + \sum_{i \neq j} 1_{\{\theta_i \leq \theta_j\}}(\theta_i), \quad j = 1, \dots, k.$$

Los rangos r_j se estiman a partir de estimaciones de los parámetros $\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \dots, \hat{\theta}_k$

$$\hat{r}_j = \sum_{i=1}^k 1_{\{\hat{\theta}_i \leq \hat{\theta}_j\}}(\hat{\theta}_i) = 1 + \sum_{i \neq j} 1_{\{\hat{\theta}_i \leq \hat{\theta}_j\}}(\hat{\theta}_i), \quad j = 1, \dots, k.$$

Sea $y_j = (y_{j,1}, \dots, y_{j,n_j})$ una muestra aleatoria de F_j y sea $F_{j,n}$ la función de distribución empírica de esta muestra. De cada una de las funciones de distribución empíricas $F_{1,n}, F_{2,n}, \dots, F_{k,n}$ se selecciona una respectiva muestra bootstrap $Y_j^* = (Y_{j,1}^*, \dots, Y_{j,n_j}^*)$ y se calculan $\theta_j^* = \theta(Y_j^*)$; con estos valores se calculan los rangos bootstrap

$$r_j^* = \sum_{i=1}^k 1_{\{\theta_i^* \leq \theta_j^*\}}(\theta_i^*) = 1 + \sum_{i \neq j} 1_{\{\theta_i^* \leq \theta_j^*\}}(\theta_i^*), \quad j = 1, \dots, k.$$

Este proceso se itera B veces para obtener un conjunto de B vectores de rangos bootstrap $r_b^* = (r_{b,1}^*, r_{b,2}^*, \dots, r_{b,k}^*)$, ($b = 1, \dots, B$). Con estos rangos se calculan intervalos confianza con el método percentil

$$\left[\hat{r}_j^{*(\alpha/2)}, \hat{r}_j^{*(1-\alpha/2)} \right], \quad j = 1, 2, \dots, k,$$

donde $\hat{r}_j^{*(\alpha/2)}$ y $\hat{r}_j^{*(1-\alpha/2)}$ son los cuantiles empíricos $\alpha/2$ y $1 - \alpha/2$ de la distribución bootstrap de los rangos (columnas de la Tabla 1), es decir, $F_{j,n}(\hat{r}_j^{*(\alpha/2)}) = \alpha/2$ y $F_{j,n}(\hat{r}_j^{*(1-\alpha/2)}) = 1 - \alpha/2$. Este algoritmo bootstrap lo implementamos para construir un ranking de k ECSIs con el algoritmo en el Cuadro 5.

Cuadro 5. Algoritmo bootstrap para ranking de k ECSIs.

Dadas las matrices de datos $Z_j = (X_{j,1}, \dots, X_{j,p}, Y_{j,1}, \dots, Y_{j,q})$ de dimensión $n_j \times (p + q)$, $j = 1, \dots, k$

Para $i=1, \dots, B$

{
 Selecciona una muestra bootstrap $Z_j^* = (X_{j,1}^*, \dots, X_{j,p}^*, Y_{j,1}^*, \dots, Y_{j,q}^*)$ de cada una de las k matrices Z_j

Calcula los k ECSIs bootstrap $ECSI_1^* = ECSI(Z_1^*), ECSI_2^* = ECSI(Z_2^*), \dots, ECSI_k^* = ECSI(Z_k^*)$

Construye el vector de rangos bootstrap $r^* = (r_1^*, r_2^*, \dots, r_k^*)$, donde

$$r_j^* = 1 + \sum_{i \neq j} 1_{\{ECSI_i^* \leq ECSI_j^*\}}(ECSI_i^*), \quad j = 1, \dots, k.$$

}

Calcula el promedio y la desviación estándar de los rangos para cada muestra j

$$\bar{r}_j^* = \frac{1}{B} \sum_b r_{b,j}^*, \quad s_j^* = \sqrt{\frac{1}{B-1} \sum_b (r_{b,j}^* - \bar{r}_j^*)^2}$$

Construye el intervalo de confianza bootstrap para cada rango $\bar{r}_j^* \pm 2s_j^*$

4. MEDICIÓN DE SATISFACCIÓN DE ESTUDIANTES EN LA UV (MÉXICO)

La Universidad Veracruzana (UV) es la institución de educación superior pública más importante del sureste de México. La universidad tiene una fuerte presencia a lo largo y ancho del estado de Veracruz, con cinco regiones que cubren completamente el territorio de Veracruz. De acuerdo a cifras institucionales, (<https://www.uv.mx/numeralia/>), en el 2015 la UV tenía más de 78,000 estudiantes inscritos en 174 programas de pregrado y 132 programas de posgrado.

En el 2016 se realizó un estudio para la medición de la satisfacción de los estudiantes de la UV. El estudio se llevó a cabo con una muestra aleatoria estratificada de estudiantes de licenciatura de las carreras que se ofrecen dentro del área Económico-Administrativa en sus cinco regiones. Las variables latentes exógenas y endógenas del ECSI se operacionalizaron en las variables que presentamos en la Tabla A1 del apéndice. Cada variable de medición se midió en una escala tipo Likert del 1 al 10.

La Tabla 1 muestra la distribución de la muestra por región, así como los ECSI observados en cada región. Globalmente para toda el área Económico-Administrativa se observó ECSI = 80.2.

Tabla 1. Valores del ECSI observados en las regiones de la UV.

Región	Tamaño de muestra	ECSI
Xalapa	910	77.16
Veracruz	427	83.56
Córdoba-Orizaba	320	80.15
Poza Rica-Tuxpan	113	78.21
Coatzacoalcos-Minatitlán	299	84.71

La Figura 2 muestra el diagrama de cuantiles normales de la distribución bootstrap, calculada con base a 1000 muestras bootstrap, del ECSI global. La normalidad de la distribución bootstrap del ECSI es evidente. En la Figura 3 vemos la distribución bootstrap (histograma de densidad) junto con su suavización. También se indican los límites de los intervalos al 95% nivel de confianza, en líneas azules se muestran los límites obtenidos con el método estándar, en verde los límites obtenidos con el método percentil. Los intervalos de confianza estándar y percentil al 95% son [79.424,80.973] y [79.415,80.61]. Con estos resultados podemos concluir que, a nivel global en el área Económico-Administrativa, el verdadero ECSI está entre 79 y 81 con un nivel de confianza del 95%.

Figura 2. Cuantiles normales para el ECSI de la UV.

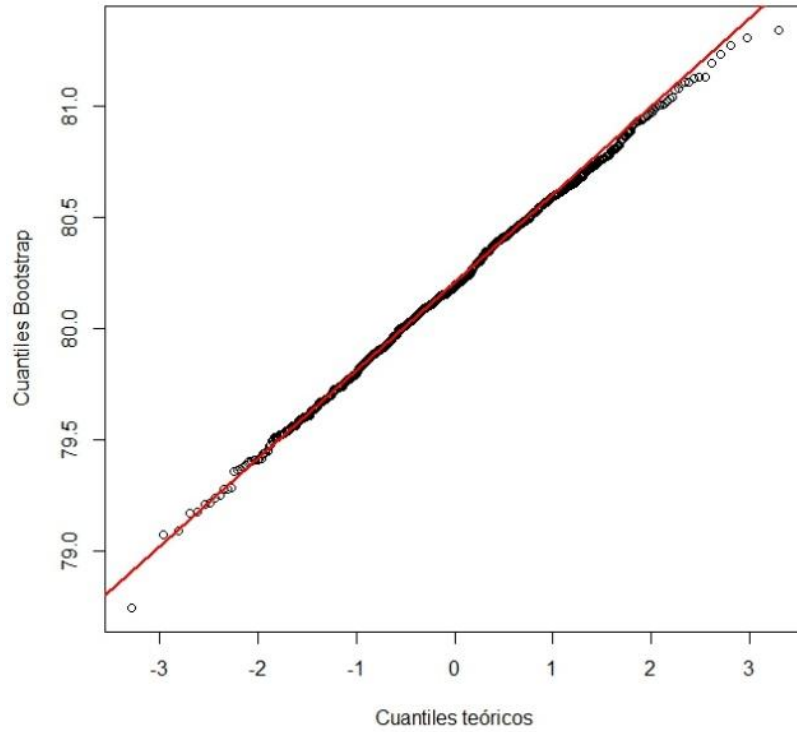
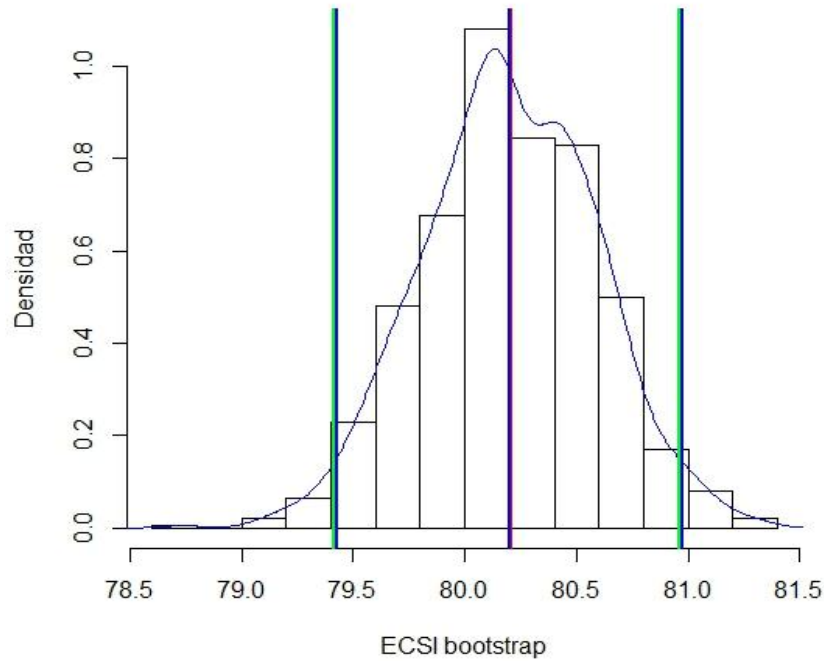
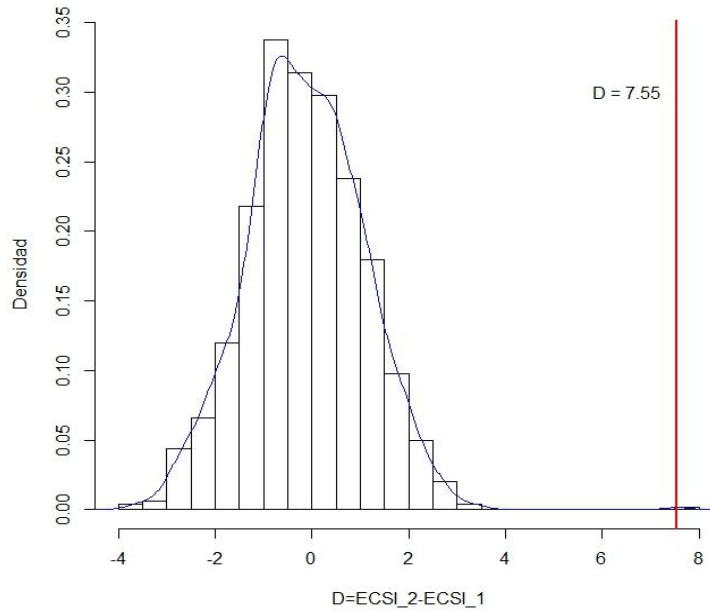


Figura 3. Distribución Bootstrap del ECSI para la UV.



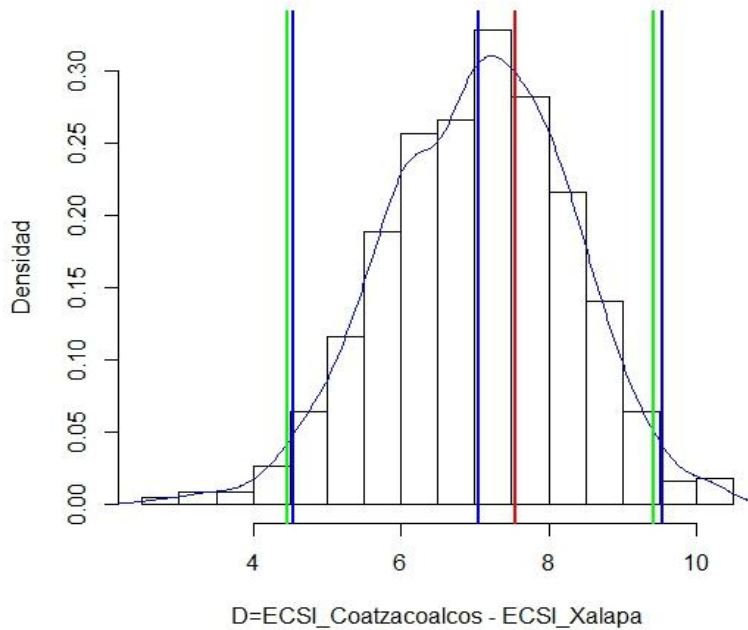
De la Tabla 1, se observa que los niveles más altos de satisfacción estudiantil se observan en Coatzacoalcos-Minatitlán, $ECSI_{C-M} = 84.71$, mientras que los más bajos están en Xalapa, $ECSI_{Xal} = 77.16$. Para probar si esta diferencia entre los ECSI es significativa, probamos la hipótesis $H_0: ECSI_{Xal} = ECSI_{C-M}$. Los resultados de aplicar la prueba de permutaciones para dos ECSIs son $D = ECSI_{C-M} - ECSI_{Xal} = 7.55$ y en la Figura 4 se muestra la distribución de permutaciones de D basada en 1000 permutaciones. El p -valor es $1/1001$.

Figura 4. Distribución de permutaciones de D .



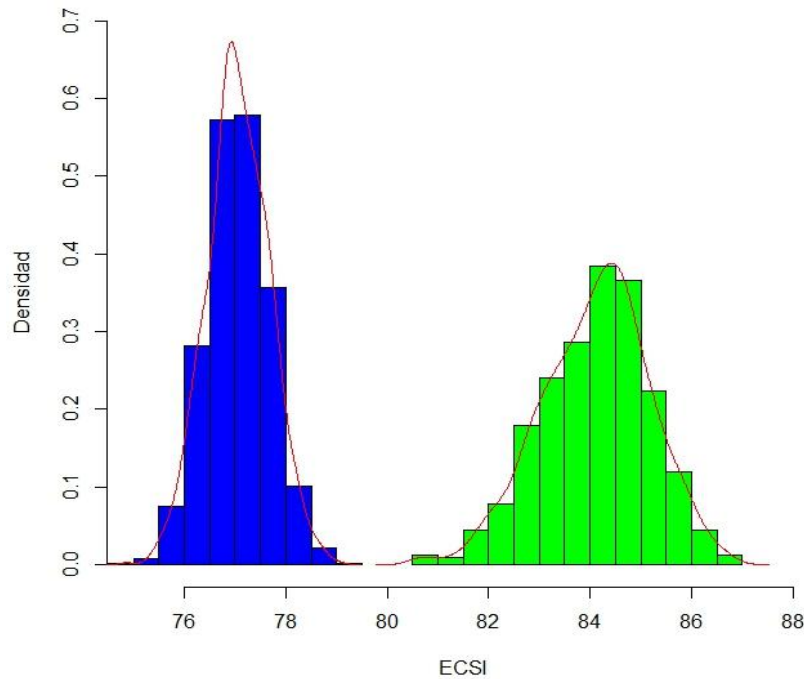
La prueba de permutaciones indica que la diferencia entre los ECSI de las regiones Xalapa y Coatzacoalcos-Minatitlán es estadísticamente significativa. Una vez que se ha rechazado la hipótesis nula y se ha concluido que los ECSI de Xalapa y Coatzacoalcos-Minatitlán son diferentes, estimamos por intervalo a la diferencia de los ECSI. En la Figura 5 se muestran los intervalos de confianza bootstrap para la diferencia $D = \text{ECSI}_{C-M} - \text{ECSI}_{Xal}$.

Figura 5. Distribución Bootstrap para la diferencia D .



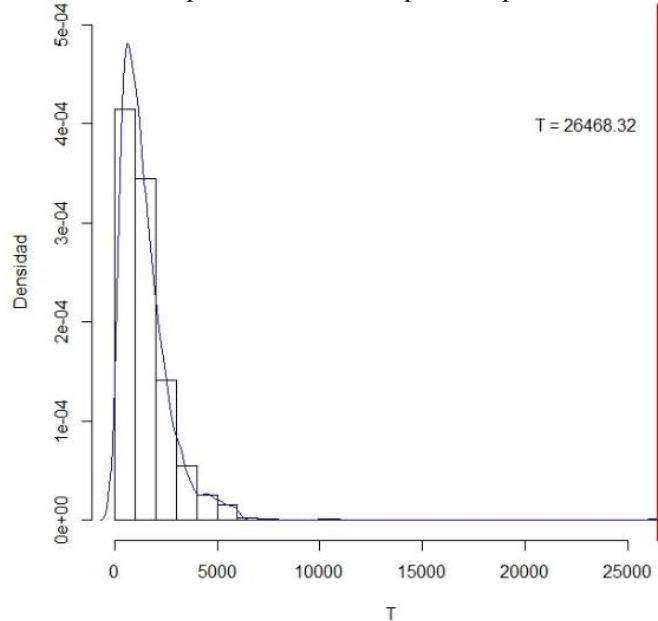
Los intervalos estándar y percentil al 95% para $D = \text{ECSI}_{C-M} - \text{ECSI}_{Xal}$ son $[4.542, 9.545]$ y $[4.462, 9.419]$. Podemos concluir que la diferencia del nivel de satisfacción de los estudiantes de Coatzacoalcos-Minatitlán está por arriba del nivel de satisfacción de los estudiantes de Xalapa por un valor entre 4.5 y 9.5 puntos en la escala ECSI. En la Figura 6 vemos las distribuciones bootstrap del ECSI de Xalapa (azul) y del ECSI de Coatzacoalcos-Minatitlán (verde).

Figura 6. Distribuciones Bootstrap del ECSI de Xalapa (azul) y Coatzacoalcos-Minatitlán (verde).



Supongamos que en lugar de comparar sólo dos ECSIs nos interesa comparar a los 5 índices de las regiones. Es decir, deseamos probar la hipótesis $H_0: ECSI_{Xal} = ECSI_{Ver} = ECSI_{C-O} = ECSI_{P-T} = ECSI_{C-M}$. En la Figura 7 se muestra la distribución de permutaciones, calculada con 1000 permutaciones, del estadístico de prueba de Chung y Romano (2013). El p -valor resultante es $1/1001$.

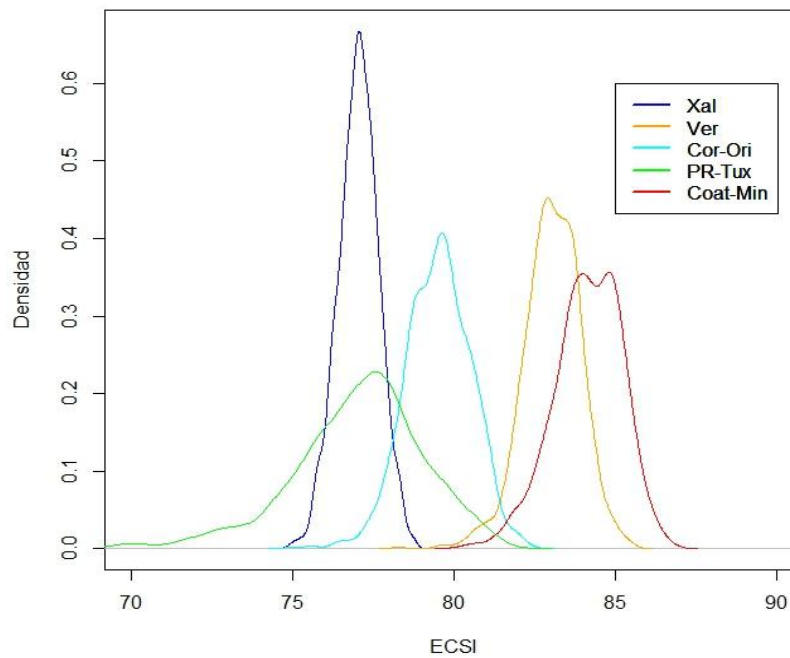
Figura 7. Distribución de permutaciones de T para comparar los ECSIs por región.



Podemos, por lo tanto, concluir que los ECSIs de las regiones difieren, por lo que el nivel de satisfacción de los estudiantes difiere por región. La Figura 8 sugiere que aparentemente el ranking de las regiones por nivel de satisfacción de sus estudiantes es, de menos a más, Xalapa, Poza Rica-Tuxpan, Córdoba-Orizaba,

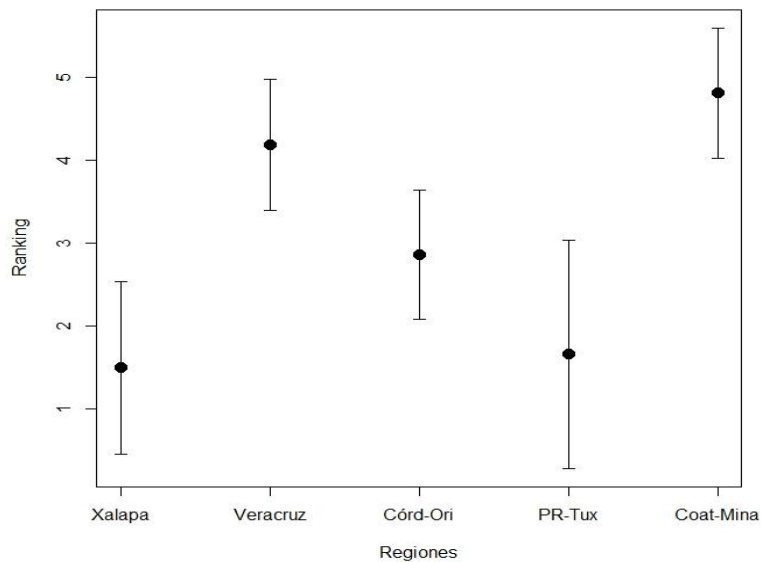
Veracruz, Coatzacoalcos-Minatitlán. Para determinar la significancia de este ordenamiento, realizamos el ranking bootstrap.

Figura 8. Distribuciones bootstrap de los ECSI por región.



Los resultados del ranking bootstrap se presentan en la Figura 9. Las líneas son a dos desviaciones estándar del ranking promedio del ECSI, el cual se ha señalado como un punto.

Figura 9. Ranking de los ECSI de las regiones.



Los resultados indican que el ranking de las regiones de acuerdo al ECSI es: Xalapa igual que Poza Rica-Tuxpan, Córdoba-Orizaba, y Veracruz igual que Coatzacoalcos-Minatitlán. Por lo tanto, concluimos que existe evidencia estadística significativa de que es en las regiones de Xalapa y Poza Rica-Tuxpan donde los estudiantes han manifestado niveles similares de satisfacción además de ser los más bajos. Los estudiantes de la región Córdoba-Orizaba son los que siguen en el ranking de satisfacción. Los niveles más altos de satisfacción los manifiestan los estudiantes de Veracruz y finalmente los de Coatzacoalcos-Minatitlán.

5. JUSTIFICACIÓN DE LOS PROCEDIMIENTOS PROPUESTOS

El bootstrap y las pruebas de permutaciones proporcionan alternativas con un fundamento matemático sólido para realizar inferencia estadística cuando otros enfoques, por ejemplo, aquellos basados en teoría distribucional asintótica, fallan. Sin embargo, en la práctica es crucial asegurarse que se satisfacen las condiciones que garantizan que tanto el bootstrap como las pruebas de permutaciones funcionan, de otro modo se pueden hacer aplicaciones incorrectas de estas técnicas. Para verificar que efectivamente es válido usar bootstrap para el ECSI, consideremos lo siguiente: Supongamos que las variables aleatorias X_1, \dots, X_n , son i.i.d. con distribución $F \in \mathcal{F}$ y espacio muestral \mathcal{X} . Sea θ una función que va de $\mathcal{X} \times \mathcal{F}$ a \mathbb{R} . Interesa estimar a la distribución de $\theta(X_1, \dots, X_n; F)$, $G_{F,n}(x) = P(\theta(X_1, \dots, X_n; F) \leq x)$. Un estimador de $G_{F,n}$ es la distribución bootstrap $G_{F_n}(x) = P(\theta(X_1, \dots, X_n; F_n) \leq x)$, donde F_n es la función de distribución empírica de X_1, \dots, X_n . Se dice que G_{F_n} es consistente si para cada $\epsilon > 0$ y cada $F \in \mathcal{F}$ se tiene que

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P[\sup_x |G_{F_n}(x) - G_{F,\infty}(x)| \leq \epsilon] = 1,$$

donde $G_{F,\infty}$ es la distribución asintótica de $\theta(X_1, \dots, X_n; F)$. Es decir, G_{F_n} es consistente si converge en probabilidad a $G_{F,\infty}$, conforme $n \rightarrow \infty$. El Teorema 1 del Capítulo 1, de Mammen (1992), establece que si $\theta(X_1, \dots, X_n; F)$ es una funcional lineal, esto es, tiene la forma

$$\theta(X_1, \dots, X_n; F) = \int g_n(x) dF(x),$$

donde g_n son funciones conocidas, entonces G_{F_n} es consistente si y sólo si existen secuencias de números t_n y σ_n tales que

$$T_n = \sum_{i=1}^n \frac{g_n(X_i) - t_n}{\sigma_n} \xrightarrow{d} N(0,1)$$

En el caso del ECSI, para tener consistencia de la distribución bootstrap, basta que supongamos que la variable latente Satisfacción S es una variable aleatoria absolutamente continua con soporte compacto $[\min(S), \max(S)]$ y distribución G_S , de modo que el valor esperado

$$E(S) = \int_{\min(S)}^{\max(S)} s dG_S(s)$$

es finito y tenemos que $ECSI = a - bE(S)$, donde $a = 100 \min(S) / (\max(S) - \min(S))$ y $b = 100 / (\max(S) - \min(S))$ son simplemente constantes normalizadoras. Por lo que el ECSI es un parámetro que es una funcional lineal de G_S . Además, también por el Teorema de Mammen citado arriba, se tiene que la distribución asintótica de la distribución bootstrap \widehat{ECSI} es normal.

En cuanto a la prueba de permutaciones que proponemos para comparar a k ECSIs, hemos usado el estadístico de prueba de Chung y Romano (2013), el cual para el ECSI tiene la forma

$$T = \sum_{j=1}^k \frac{n_j}{\widehat{\sigma}_j^2} \left[\widehat{ECSI}_j - \frac{\sum_{j=1}^k n_j \widehat{ECSI}_j / \widehat{\sigma}_j^2}{\sum_{j=1}^k n_j / \widehat{\sigma}_j^2} \right]^2.$$

Si demostramos que existen estimadores $\widehat{ECSI}(Z_j)$ del parámetro de interés $ECSI(Z_j)$, que satisfagan la siguiente aproximación lineal

$$n_j^{1/2} [\widehat{ECSI}(Z_j) - ECSI(Z_j)] = \frac{1}{\sqrt{n_j}} \sum_{i=1}^{n_j} f_{F_j}(\mathbf{z}_{ij}) + o_p(1),$$

donde f_{F_j} es una función que caracteriza a la aproximación lineal, \mathbf{z}_{ij} es la hilera i de Z_j , y $n_j \rightarrow \infty$ con $n_j/N \rightarrow p_j$ para $j = 1, \dots, k$, y $N = \sum_{j=1}^k n_j$, y además $\widehat{\sigma}_j^2$ es un estimador consistente de la varianza, entonces,

por el Lema 3.1 y el Teorema 3.1 de Chung y Romano (2013), el estadístico de prueba T converge en distribución a una ji-cuadrada con $k - 1$ grados de libertad. Más aún, la distribución de permutaciones de T también converge en distribución a una ji-cuadrada con $k - 1$ grados de libertad. Notemos que la aproximación lineal se cumple trivialmente ya que

$$n_j^{1/2}[\widehat{\text{ECSI}}(Z_j) - \text{ECSI}(Z_j)] = \frac{1}{\sqrt{n_j}} \sum_{i=1}^{n_j} f_{F_j}(\mathbf{z}_{ij})$$

donde $f_{F_j}(\mathbf{z}_{ij}) = \hat{s}_i - E(S)/\{\max(S) - \min(S)\}$, y $\hat{s}_i = \sum_{l=1}^q w_j y_{ilj}$, ($i = 1, \dots, n, j = 1, \dots, k$), y por lo tanto la distribución de permutaciones de T que usamos converge a una ji-cuadrada con $k - 1$ grados de libertad.

6. CONCLUSIONES

En este trabajo hemos visto que los procedimientos de inferencia propuestos para construir intervalos de confianza y probar hipótesis para el índice ECSI son factibles desde las perspectivas teórica y computacional. La implementación de los algoritmos es relativamente sencilla y la hicimos programándolos en R. Los modelos ECSI se ajustaron con el paquete de R `plsppm`, Sánchez (2013), siguiendo las recomendaciones metodológicas de Tenenhaus et al. (2005): variables de medición no se centran ni se estandarizan, la estimación de los scores se hizo en el modo A (variables de medición reflexivas) junto con el esquema del centroide para calcular las ponderaciones de los scores. El código R para hacer el análisis está disponible con los autores previa petición.

AGRADECIMIENTOS

Agradecemos al árbitro cuyo trabajo nos permitió mejorar sustancialmente al artículo. Alexandra Belen Viñán Andino desea manifestar su agradecimiento a las instituciones que hicieron posible esta investigación: A la Universidad Veracruzana por abrirle sus puertas para formarse dentro de ella. Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (México) por la beca otorgada para realizar sus estudios de posgrado en la UV. Y a la Organización de los Estados Americanos (OEA) por el apoyo económico para iniciar los estudios de posgrado en México.

RECEIVED: AUGUST, 2017
REVISED: NOVEMBER, 2017

REFERENCIAS

- [1] CHIN, W.W. (2003): A permutation procedure for multi-group comparison of PLS models. Vilares, M., Tenenhaus, M., Coelho, P., Esposito Vinzi, V., and Morineau, A. (Eds.). **PLS and Related Methods: Proceedings of the International Symposium PLS'03**. Decisia: Lisbon.
- [2] CHIN, W.W., and DIBBERN, J. (2010). An introduction to a permutation based procedure for multi-group PLS analysis: Results of tests of differences on simulated data and a cross cultural analysis of the sourcing of information system services between Germany and the USA.
- [3] Esposito Vinzi, V., Chin, W.W., Henseler, J., and Wang, H. (2010). **Handbook of Partial Least Squares. Concepts, Methods, and Applications**. Springer: Heidelberg.
- [3a] CHIN, W.W., MILLS, A.M., STEEL, D.J., and SCHWARZ, A. (2014): Multi-group invariance testing: An illustrative comparison of PLS permutation and covariance-based SEM invariance analysis. Abdi, H., Esposito Vinzi, V., Russolillo, G., Saporta, G., and Trinchera. L. (Eds.). **The Multiple Facets of Partial Least Squares and Related Methods**. Springer proceedings in Mathematics and Statistics 173.
- [4] CHUNG, E.Y., and ROMANO, J.P. (2013). Exact and asymptotically robust permutation test. **The Annals of Statistics** 41 , 484-507.
- [5] ECSI TECHNICAL COMMITTEE (1998): European customer satisfaction index: foundation and structure for harmonized national pilot projects. **Report prepared by ECSI Technical Committee**. ECSI document no. 005 ed. 1, 20-11-98.
- [6] EFRON, B. (1979): Bootstrap methods: Another look at the jackknife. **The Annals of Statistics**, 7, 1-26.

- [7] EKLÖF, J.A. (2000): **European Customer Satisfaction Index. Pan-European telecommunication sector report based on the pilot studies 1999**. Stockholm, Sweden: European Organization for Quality and European Foundation for Quality Management.
- [8] EKLÖF, J.A., and WESTLUND, A.H. (2002): The Pan-European customer satisfaction index programme—current work and the way ahead. **Total Quality Management**, 13, 1099-1106.
- [9] ESPOSITO VINZI, V., TRINCHERA, L., and AMATO, S. (2010): PLS path modeling: From foundations to recent developments and open issues for model assessment and improvement. Esposito Vinzi, V., Chin, W.W., Henseler, J., and Wang, H. (Eds.). **Handbook of Partial Least Squares. Concepts, Methods, and Applications**. Springer: Heidelberg.
- [10] FISHER, R.A. (1925): **Statistical Methods for Research Workers**. Oliver and Boyd: Edinburgh.
- [11] HAIR, J.F. JR., HULT, G.T.M., RINGLE, C.M., and SARSTEDT, M. (2017): **A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)**. Second Edition. Sage, Los Angeles.
- [12] HAIR, J.F. JR., SARSTEDT, M., RINGLE, C.M., and GUDERGAN, S.P. (2018). **Advanced issues in partial least squares structural equation modeling**. Sage, Los Angeles.
- [13] HALL, P. and MILLER, H. (2009): Using the bootstrap to quantify the authority of an empirical ranking. **The Annals of Statistics**, 37, 3929-3959.
- [14] HENSELER, J. (2007): A new and simple approach to multi-group analysis in partial least squares path modeling. Marstens, H., and Næs, T. (Eds.). **Causalities explored by indirect observation: Proceedings of the 5th international symposium on PLS and related methods (PLS'07)**. Oslo.
- [15] HENSELER, J., RINGLE, C.M., and SINKOVICS, R.R. (2009): The use of partial least squares path modeling in international marketing. **New Challenges to International Marketing Advances in International Marketing**, 20, 277-319.
- [16] MAMMEN, E. (1992): **When Does Bootstrap Work?** Springer: New York.
- [17] SÁNCHEZ, G. (2013): **PLS Path Modeling with R**. Trowchez Editions, Berkeley.
<http://www.gastonsanchez.com/PLS Path Modeling with R.pdf>
- [18] SARSTEDT, M., HENSELER, J., and RINGLE, C.M. (2011): Multigroup analysis in partial least squares (PLS) modeling: Alternative methods and empirical results. **Measurement and Research Methods in International Marketing Advances in International Marketing**, 22, 195-218.
- [19] TENENHAUS, M., ESPOSITO VINZI, V., CHATELIN, Y.M., and LAURO, C. (2005): PLS path modeling. **Computational Statistics and Data Analysis**, 48, 159-205.

APÉNDICE

Tabla A1. Variables del modelo ECSI para la Universidad Veracruzana.

Variables Latentes	Variables de Medición
ξ_1 : Imagen Institucional	Imagen global de la UV como institución de educación superior. Responsabilidad y compromiso social de la institución. Credibilidad y ética de la institución.
ξ_2 : Expectativa de la calidad	Calidad del contenido de los programas de las experiencias educativas. Calidad de las aulas. Calidad de las bibliotecas. Calidad de los centros de cómputo. Calidad del nivel académico de los profesores. Calidad del servicio proporcionado por las autoridades administrativas (directores, secretarios académicos) y secretarías.
ξ_3 : Calidad percibida en los elementos no humanos (hardware)	Calidad global del contenido de los programas de las experiencias educativas. Calidad global de la oferta educativa. Calidad global de los horarios. Calidad global de la tutoría. Calidad global de las aulas. Calidad global de las bibliotecas. Calidad global de los centros de cómputo. Calidad global de la información recibida respecto al Modelo Educativo. Calidad total de las estrategias innovadoras para el aprendizaje que utilizan tus profesores.
ξ_4 : Calidad percibida en los elementos humanos (software)	Calidad global del proceso de enseñanza-aprendizaje que desarrolla el profesor. Calidad global de tu tutor en su quehacer tutorial. Calidad global del servicio prestado por las autoridades académicas (director, secretario, jefe de carrera y/o departamento). Calidad global del servicio prestado por el personal administrativo (administradores, secretarías, encargados de bibliotecas, encargados de centros de cómputo).
η_1 : Valor Percibido	Valor relativo de la educación que estás adquiriendo en términos de lo que te está costando (en tiempo, dinero y esfuerzo). Valor relativo de la educación que estás adquiriendo en términos al beneficio esperado (Acceso al empleo). Valor relativo de la educación que estás adquiriendo en términos al beneficio esperado (Acceso al posgrado).
η_2 : Satisfacción	Satisfacción global con la UV. El grado en que se han llenado las expectativas que tenías de la UV La UV en comparación con la institución de educación superior ideal para ti.
η_3 : Lealtad	Continuar con el estudio de un posgrado en la UV. Recomendar la UV a otros estudiantes. Recomendar la carrera que estudias a otros estudiantes. Elegir la UV, pero diferente carrera si tuvieras que hacerlo. Elegir la misma carrera en la UV si tuvieras que hacerlo. Recomendarías a la UV a otras personas.