



Título:

Propuesta de un modelo longitudinal basado en modelado con ecuaciones estructurales para obtener los indicadores de calidad en el Tecnológico Nacional de México.

Candidato:

Eloísa Bernardett Villalobos Oliver

Directora de trabajo de investigación:

Dra. Ma. del Carmen Cornejo Serrano

Para obtener el grado de:

Doctora en Administración

Dedicatoria

A mi esposo Jorge, mis hijos Eloisa y Alejandro por su paciencia, amor y cariño de toda la vida.

A mis padres por ser el mejor ejemplo de vida, a mis hermanos por su afecto y cariño.

A mis compañeros del Departamento de Ciencias Básicas del Tecnológico Nacional de México en Celaya, de manera especial a Carmelita, Sarita, Alfredo, Martha y Sergio, por su apoyo constante y estímulo para la realización de este trabajo.

Agradecimientos

Mi profundo agradecimiento a la Universidad de Celaya y al Tecnológico Nacional de México en Celaya, a mi directora de tesis, la Dra. Ma. del Carmen Cornejo Serrano, por su apoyo incondicional y desinteresada ayuda, a mis profesores del Doctorado en Administración, al Dr. Alejandro Saldaña, al Dr. Roberto Hernández Sampieri, a la Dra. Christian Paulina Mendoza, al Dr. Pedro Quintana Hernández, a mis compañeros y a todas aquellas personas que contribuyeron a la realización de este trabajo de investigación y sobre todo a Dios, por darme vida para realizar este trabajo.

Sumario

El objetivo de esta investigación fue realizar un análisis lineal de los indicadores de calidad del Tecnológico Nacional de México del periodo 2015-2018, a través de diferentes modelos matemáticos obtenidos con ecuaciones estructurales. El estudio es cuantitativo con un diseño no experimental y longitudinal, se aplicó análisis factorial exploratorio y confirmatorio para obtener diferentes modelos para cada año y un modelo multigrupo que representa el periodo de análisis. Los factores representativos se denominaron: alumnos, institución, docentes e investigadores, dentro de los cuales el de mayor impacto fue el de investigadores y el de menor impacto fue el de alumnos. Con los modelos encontrados se construyeron índices de calidad representativos de cada tecnológico para realizar una clasificación entre ellos. Los resultados muestran que las instituciones que se encuentran en los cinco primeros lugares son las pertenecientes a: Celaya, Tijuana, Morelia, Ciudad Madero y Orizaba ya que en dicho periodo se mantienen constantes, solo cambian de orden en su caso. Mediante los modelos obtenidos es posible simular los procesos estratégicos educativos para planear acciones orientadas a la mejora del desempeño de cada institución. En la medida en que se cuente con información confiable y se genere información completa y detallada, se podrá mejorar el modelo al incluir otros indicadores que amplíen su cobertura. Es importante que esta información se difunda entre las instituciones del Tecnológico Nacional de México para producir mejoras tanto a nivel institución como a nivel del Tecnológico Nacional de México, del mismo modo, con ayuda de las nuevas tecnologías de la industria 4.0 se puede sistematizar el uso de la información y de los modelos y así contar con información veraz y actualizada en forma inmediata para la toma de decisiones oportunas en vía de la mejora de las instituciones.

Índice

Introducción	18
Antecedentes	18
Planteamiento del problema.....	18
Objetivos de investigación.....	20
Objetivo general.....	20
Objetivos específicos.....	20
Preguntas de la investigación.....	20
Justificación	21
Variables de la investigación	21
Muestra e instrumento	22
Capítulo 1. Marco teórico	24
1.1 Introducción.....	24
1.2. El concepto de calidad	24
1.3. La calidad en la educación	25
1.4. La evaluación de la educación superior y los sistemas de gestión de la calidad.	26
1.4.1 Norma ISO (Organización internacional de Normalización).	28
1.4.2 El Banco Mundial.....	31
1.4.3 Modelo EFQM (European Foundation for Quality Management).	34

1.4.4 Modelo TQM (Total Quality Management)	36
1.5. Indicadores	40
1.6. Indicadores en la educación	41
1.6.1 Metodología para generar un sistema de indicadores	42
1.7. Utilidad de los sistemas de indicadores.....	45
1.8. Herramientas estadísticas	48
1.8.1 Análisis factorial	48
1.8.2 Análisis factorial exploratorio (Exploratory factor analysis EFA)	50
1.8.3 Análisis factorial confirmatorio. (Confirmatory factor analysis CFA)	50
1.8.4 Ecuaciones estructurales	51
Capítulo 2. Método.....	53
2.1 Introducción.....	53
2.2 Hipótesis.....	54
2.3 Variables	54
2.4 Dimensiones de las variables.....	55
2.5 Diseño	62
2.6 Universo y muestra.....	62
2.7 Técnicas e instrumentos.....	64
2.8 Preparación de la información.....	64
2.9. Procedimiento	64

2.9.1 Análisis factorial	66
2.9.2 Análisis factorial exploratorio (Exploratory Factor Analysis, EFA)	68
2.9.3. Análisis de los componentes principales.	69
2.9.4 Análisis factorial confirmatorio (CFA) y ecuaciones estructurales (SEM).....	72
2.9.5 Etapas del análisis de ecuaciones estructurales.....	74
2.9.6 Validez y confiabilidad	80
2.10 Modelo multigrupos	84
Capítulo 3. Resultados.....	88
3.1 Resultados del análisis factorial exploratorio.....	88
3.1.1 Análisis factorial exploratorio 2015	88
3.1.2 Análisis factorial exploratorio 2016.	91
3.1.3 Análisis factorial exploratorio 2017.	94
3.1.4 Análisis factorial exploratorio 2018.	96
3.2 Análisis factorial confirmatorio.....	100
3.2.1 Análisis factorial confirmatorio para 2015.	100
3.2.2 Análisis factorial confirmatorio para 2017.	118
3.2.3 Análisis factorial confirmatorio para 2018	136
3.3 Análisis lineal con un modelo multigrupo.....	154
3.3.1 Invarianza configural.....	154
3.3.2 Invarianza estructural.....	157

3.3.3 Modelo multigrupo predictor.....	169
Capítulo 4. Discusión.....	180
4.1 Sobre el modelo	180
4.2 Modelo multigrupo	182
4.3 Respecto al alcance de la investigación.....	183
Bibliografía	185

Índice de tablas

Tabla 1.1 Indicadores de impacto y desempeño par la educación 2020.	33
Tabla 2.1 Indicadores por proceso.....	55
Tabla 2.2. Tecnológicos del TecNM que integran la muestra	62
Tabla 2.3 Etapas y recomendaciones para hacer un análisis factorial exploratorio de una muestra por medio del análisis de los componentes principales.	69
Tabla 2.4 Parámetros de bondad de ajuste con valores limitantes.....	78
Tabla 2.5. Criterios de confiabilidad y validez para el modelo.	82
Tabla 3.1 Indicadores propuestos para el EFA	88
Tabla 3.2 Estadísticos de prueba KMO y Bartlett.	89
Tabla 3.3 Matriz de comunalidades.	89
Tabla 3.4 Varianza total explicada	89
Tabla 3.5 Matriz rotada. Método de extracción: análisis de los componentes principales. Método de rotación: Varimax con normalización Kaiser. La rotación convergió después de 8 iteraciones.	90
Tabla 3.6. Indicadores que conforman cada factor.	91
Tabla 3.7 Estadísticos de prueba KMO y Bartlett	91
Tabla 3.8 Matriz de comunalidades.	92
Tabla 3.9 Varianza total explicada.	92
Tabla 3.10 Matriz rotada. Método de extracción: análisis de los componentes principales. Método de rotación: Varimax con normalización Kaiser. La rotación alcanzó la convergencia después de 7 iteraciones.....	93

Tabla 3.11 Indicadores que conforman cada factor.	93
Tabla 3.12 Estadísticos de prueba KMO y Bartlett	94
Tabla 3.13 Matriz de comunalidades.	94
Tabla 3.14 Varianza total explicada	95
Tabla 3.15 Matriz rotada. Método de extracción: análisis de los componentes principales. Método de rotación: Varimax con normalización Kaiser. La rotación convergió después de 6 iteraciones	95
Tabla 3.16 Indicadores que conforman cada factor.	96
Tabla 3.17 Estadísticos de prueba KMO y Bartlett	97
Tabla 3.18 Matriz de comunalidades	97
Tabla 3.19. Varianza total explicada.	97
Tabla 3.20 Matriz rotada. Método de extracción: análisis de los componentes principales. Método de rotación: Varimax con normalización Kaiser. La rotación convergió después de 6 iteraciones	98
Tabla 3.21. Indicadores que conforman cada factor.	99
Tabla 3.22. Resultados de la validación del modelo para 2015.	102
Tabla 3.23 Validez y confiabilidad del modelo para 2015.	103
Tabla 3.24 Carga factorial calculada para cada tecnológico en 2015.	104
Tabla 3.25 índices por tecnológico normalizados para 2015.	109
Tabla 3.26 Resultados del análisis de ANOVA para el factor DOCENTES 2015.....	112
Tabla 3.27 Coeficientes de ajuste para el factor DOCENTES 2015.	112

Tabla 3.28 Coeficientes de correlación para el factor DOCENTES 2015.	112
Tabla 3.29 Resultados del análisis de ANOVA para el factor ALUMNOS 2015.	113
Tabla 3.30 Coeficientes de ajuste para el factor ALUMNOS 2015. ...	113
Tabla 3.31 Coeficientes de correlación para el factor ALUMNOS 2015.	113
Tabla 3.32 Resultados del análisis de ANOVA para el factor INSTITUCIÓN 2015.	113
Tabla 3.33 Coeficientes de ajuste para el factor INSTITUCIÓN 2015.	114
Tabla 3.34 Coeficientes de correlación para el factor INSTITUCIÓN 2015.	114
Tabla 3.35 Resultados del análisis de ANOVA para el factor INVESTIGADORES 2015.	114
Tabla 3.36 Coeficientes de ajuste para el factor INVESTIGADORES 2015.	115
Tabla 3.37 Coeficientes de correlación para el factor INVESTIGADORES 2015.	115
Tabla 3.38 Resumen de ecuaciones propuestas para calcular cada factor y el índice del modelo 2015.	115
Tabla 3.39 Índices comparados para 2015.	116
Tabla 3.40. Resultados de la validación del modelo para 2017.	120
Tabla 3.41 Validez y confiabilidad del modelo para 2017.	121

Tabla 3.42 Carga factorial calculada para cada tecnológico en 2017.	121
Tabla 3.43 Índices propuestos por tecnológico normalizados para 2017.	126
Tabla 3.44 Resultados del análisis de ANOVA para el factor DOCENTES 2017.....	129
Tabla 3.45 Coeficientes de ajuste para el factor DOCENTES 2017.	130
Tabla 3.46 Coeficientes de correlación para el factor DOCENTES 2017.	130
Tabla 3.47 Resultados del análisis de ANOVA para el factor ALUMNOS 2017.....	130
Tabla 3.48 Coeficientes de ajuste para el factor ALUMNOS 2017. ..	131
Tabla 3.49 Coeficientes de correlación para el factor ALUMNOS 2017.	131
Tabla 3.50 Resultados del análisis de ANOVA para el factor INSTITUCIÓN 2017.....	131
Tabla 3.51 Coeficientes de ajuste para el factor INSTITUCIÓN 2017	131
Tabla 3.52 Coeficientes de correlación para el factor INSTITUCIÓN 2018.	132
Tabla 3.53 Resultados del análisis de ANOVA para el factor INVESTIGADORES 2017.....	132
Tabla 3.54 Coeficientes de ajuste para el factor INVESTIGADORES 2017.	132

Tabla 3.55 Coeficientes de correlación para el factor INVESTIGADORES 2017.....	132
Tabla 3.56 Resumen de ecuaciones propuestas para calcular cada factor y el índice del modelo 2017.....	133
Tabla 3.57. Comparación de índices obtenidos con el software SPSS y con el modelo de regresión lineal múltiple para 2017.....	134
Tabla 3.58 Resultados de la validación del modelo 2018	138
Tabla 3.59 Validez y confiabilidad del modelo para 2018.	139
Tabla 3.60 Carga factorial calculada para cada tecnológico en 2018.	139
Tabla 3.61 índices por tecnológico normalizados para 2018.	144
Tabla 3.62 Resultados del análisis de ANOVA para el factor DOCENTES 2018.....	148
Tabla 3.63 Coeficientes de ajuste para el factor DOCENTES 2018.	148
Tabla 3.64 Coeficientes de correlación para el factor DOCENTES 2018.	148
Tabla 3.65 Resultados del análisis de ANOVA para el factor ALUMNOS 2018.....	149
Tabla 3.66 Coeficientes de ajuste para el factor ALUMNOS 2018. ...	149
Tabla 3.67 Coeficientes de correlación para el factor ALUMNOS 2018.	149
Tabla 3.68 Resultados del análisis de ANOVA para el factor INSTITUCIÓN 2018.....	149
Tabla 3.69 Coeficientes de ajuste para el factor INSTITUCIÓN 2018.	150

Tabla 3.70 Coeficientes de correlación para el factor INSTITUCIÓN 2018.	150
Tabla 3.71 Resultados del análisis de ANOVA para el factor INVESTIGADORES 2018.....	150
Tabla 3.72 Coeficientes de ajuste para el factor INVESTIGADORES 2018.	150
Tabla 3.73 Coeficientes de correlación para el factor INVESTIGADORES 2018.....	151
Tabla 3.74 Resumen de ecuaciones propuestas para calcular cada factor y el índice del modelo 2018.	151
Tabla 3.75 Comparación de índices obtenidos con el software SPSS y con el modelo de regresión lineal múltiple para 2018.....	152
Tabla 3.76 Resultados de los índices de bondad de ajuste del modelo multigrupo para 2015, 2016 y 2018.	156
Tabla 3.77 Resultados de los índices de ajuste en la prueba de invarianza de las cargas de los factores (Modelo 1) en el modelo multigrupo.	160
Tabla 3.78 Resumen de los resultados del modelo estructural de medias.	167
Tabla 3.79 Resultados del análisis de ANOVA para el factor DOCENTES del modelo multigrupo	169
Tabla 3.80 Coeficientes de ajuste para el factor DOCENTES multigrupo.....	169
Tabla 3.81 Coeficientes de correlación para el factor DOCENTES multigrupo.....	169

Tabla 3.82 Resultados del análisis de ANOVA para el factor ALUMNOS multigrupo.	170
Tabla 3.83 Coeficientes de ajuste para el factor ALUMNOS multigrupo.	170
Tabla 3.84 Coeficientes de correlación para el factor ALUMNOS multigrupo.....	170
Tabla 3.85 Resultados del análisis de ANOVA para el factor INSTITUCIÓN multigrupo.	170
Tabla 3.86 Coeficientes de ajuste para el factor INSTITUCIÓN multigrupo.....	171
Tabla 3.87 Coeficientes de correlación para el factor INSTITUCIÓN multigrupo.....	171
Tabla 3.88 Resultados del análisis de ANOVA para el factor INVESTIGADORES multigrupo.	171
Tabla 3.89 Coeficientes de ajuste para el factor INVESTIGADORES multigrupo.....	171
Tabla 3.90 Coeficientes de correlación para el factor INVESTIGADORES multigrupo.	172
Tabla 3.91 Resumen de ecuaciones propuestas para calcular cada factor y el índice del modelo multigrupo.	172
Tabla 3.92 Comparación de índices obtenidos con el software SPSS y con el modelo de regresión lineal múltiple multigrupo para 2015.	173
Tabla 3.93 Comparación de índices obtenidos con el software SPSS y con el modelo de regresión lineal múltiple multigrupo para 2016.	175
Tabla 3.94 Comparación de índices obtenidos con el software SPSS y con el modelo de regresión lineal múltiple multigrupo para 2018.	177

Tabla 4.1 Participación de cada factor del modelo por año.	181
Tabla 4.2 Tabla representativa de los tecnológicos con valores mayores en su índice institucional.....	181
Tabla 4.3 Tabla representativa obtenida con el modelo multigrupo de los tecnológicos con valores mayores en su índice institucional.	183

Índice de figuras

Figura 1.1 Marco lógico de un sistema de gestión de calidad basado en la norma ISO 9001:2015.....	31
Figura 1.2 Diagrama entradas- proceso- salidas en el marco de la educación superior	36
Figura 3.1 Modelo obtenido después del análisis factorial confirmatorio entre las variables que provienen del análisis factorial exploratorio con AMOS.....	101
Figura 3.2 Modelo propuesto para 2015 con la estructura del modelo original.....	102
Figura 3.3 Ponderación de cada factor en el modelo global para 2015.	107
Figura 3.4 Participación de cada factor en el modelo del Tecnológico de Celaya para 2015.	108
Figura 3.5 Modelo propuesto de 2017 con la estructura del modelo original.....	119
Figura 3.6 Ponderación de cada factor en el modelo del índice global 2017.	125
Figura 3.7 Ponderación de cada factor en el modelo en el índice del Instituto Tecnológico de Celaya 2017.....	125
Figura 3.8 Resultados de covarianzas entre las variables que provienen del análisis factorial exploratorio para 2018 con AMOS.....	137
Figura 3.9 Ponderación de cada factor en el modelo del índice global 2018.	143
Figura 3.10 Ponderación de cada factor en el modelo en el índice del Instituto Tecnológico de Celaya 2018.....	144

Figura 3.11 Introducción al programa Amos los nombres de los grupos a analizar para el modelo multigrupo.....	155
Figura 3.12 Introducción de archivos de datos a analizar en el modelo multigrupo.....	155
Figura 3.13 Modelo multigrupo para 2015, 2016 y 2018 basado en el modelo de la doctora Cornejo.....	157
Figura 3.14 Análisis multigrupo para la selección de restricciones. ...	158
Figura 3.15 Modelo general en el que se encuentran igualdad de restricciones para todas las cargas de factores, varianzas y covarianzas. .	159
Figura 3.16 Selección de opciones para estimar las medias y las intercepciones con AMOS en el modelo multigrupo.	163
Figura 3.17 Selección de opciones para restringir las cargas de los factores y las medias de las intercepciones con AMOS en el modelo multigrupo.....	164
Figura 3.18 Modelo modificado donde se han restringido las cargas de los factores y las medias de las intercepciones.....	164
Figura 3.19 Selección de opciones en AMOS para hacer la prueba de diferencias de medias latentes.	165
Figura 3.20 Modelo estructural de medias del PERIODO 2015.....	166

Introducción

Antecedentes

La educación es uno de los temas que más nos preocupa a los mexicanos ya que de ella depende en gran parte el futuro de nuestro país. Dentro de la educación, existen organismos destinados a la observancia del correcto funcionamiento de las instituciones, uno de ellos es el Grupo del Banco Mundial, quien se enfoca a contribuir a las reformas de los sistemas educativos, llámense escuelas públicas de educación básica, de educación media superior y superior, etc.

En su documento “Estrategia de Educación 2020 del Grupo del Banco Mundial” (King et al. 2011), propone una nueva estrategia la cual se centra en incrementar la rendición de cuentas para lograr un conocimiento de las fortalezas y debilidades de cada sistema educativo, y se enfoca en tres áreas afines: la generación y el intercambio de conocimientos, la asistencia técnica y financiera y las asociaciones estratégicas.

Para medir el éxito de la estrategia, el Grupo del Banco Mundial utiliza varios indicadores de desempeño, de resultados y de impacto, a fin de garantizar una educación de calidad, por lo que debe poseer un sistema integral de información e indicadores que permitan el seguimiento de la problemática educativa, los cuales deben ser ordenados, coordinados y confiables.

Planteamiento del problema.

En el marco de la educación superior, en julio de 2014 se creó la institución de educación superior tecnológica más grande de nuestro país, el Tecnológico Nacional de México, (TecNM) constituido por 254 instituciones, de las cuales 126 son institutos tecnológicos federales, 122 institutos tecnológicos descentralizados, cuatro Centros Regionales de Optimización y Desarrollo de Equipo (CRODE) un Centro Interdisciplinario de Investigación y Docencia en Educación Técnica (CIIDET) y un Centro Nacional de

Investigación y Desarrollo Tecnológico (CENIDET). El TecNM atendió a una población escolar de 597,031 estudiantes en licenciatura y posgrado en todo el territorio nacional en el ciclo 2017-2018. La oferta educativa está integrada por 43 planes de estudio de licenciatura y 102 de posgrado, con 705 profesores en el Sistema Nacional de Investigadores (Quintero, 2017).

Dentro de las metas principales del TecNM se encuentran:

- Fortalecer la calidad de los servicios educativos
- Incrementar la cobertura y promover la inclusión y equidad educativa
- Promover la formación integral de los estudiantes
- Impulsar la ciencia, tecnología e innovación
- Consolidar la vinculación con los sectores público social y privado
- Modernizar la gestión institucional con transparencia y rendición de cuentas

En lo que respecta al fortalecimiento de la calidad de los servicios educativos, es necesario desarrollar indicadores clave de calidad educativa, que orienten acerca del desarrollo de los objetivos formativos y conduzcan a un mejor desempeño de las instituciones involucradas.

Con relación al desarrollo de indicadores, se cuenta con la investigación realizada por Cornejo (2018) quien propuso un conjunto de indicadores básicos que caracterizan los procesos estratégicos de vinculación, académico, planeación y administración de recursos y calidad, los cuales están orientados para medir y mejorar la calidad en la educación en el TecNM.

Además, encontró un modelo basado en ecuaciones estructurales que permite hacer estimaciones para medir el impacto de cuatro factores estratégicos del proceso educativo: docentes, alumnos, institución e investigadores, de tal forma que se pueda determinar en qué rubro se debe poner atención para el crecimiento cada institución.

Siguiendo con esa misma tendencia, es importante hacer un análisis lineal de la evolución de los indicadores significativos en el TecNM y disponer de un modelo matemático que ayude a predecir el comportamiento de cada tecnológico de manera individual en cualquier año y así tener los elementos necesarios para la toma de decisiones fundamentales para mejorar la calidad educativa.

Objetivos de investigación

Objetivo general

Proponer un modelo matemático de correlación, para estimar el índice de desempeño y de calidad de los Institutos que conforman el Tecnológico Nacional de México, en los ciclos que están comprendidos del año 2015 al 2018.

Conocer la evolución de los indicadores y el comportamiento de los procesos estratégicos en ese período, a fin de saber si el modelo es realmente predictivo linealmente.

Objetivos específicos.

- Determinar para el periodo 2015 - 2018 los indicadores significativos del proceso estratégico académico, de vinculación y extensión, de planeación, de administración de recursos y de calidad.
- Obtener un modelo matemático de correlación para estimar el índice de desempeño y de calidad de los Institutos que conforman el Tecnológico Nacional de México, en los ciclos que están comprendidos del año 2015 al 2018, con el apoyo de análisis factorial exploratorio, análisis factorial confirmatorio y ecuaciones estructurales.
- Validar el modelo obtenido para analizar el comportamiento de los indicadores en los tecnológicos.

Preguntas de la investigación.

1. ¿Han evolucionado los indicadores de desempeño y de calidad en los ciclos escolares 2015-2018, es decir, han mostrado cambios significativos?

2. ¿En qué medida los indicadores de desempeño y de calidad de los procesos estratégicos han evolucionado a través de los años?
3. ¿Es posible ajustar los indicadores transversales a través de un modelo matemático predictor?
4. ¿Existe un modelo validado estadísticamente que permita medir y predecir la evolución de los indicadores de desempeño y de calidad del TecNM en el ciclo 2015-2018?

Justificación

En estos momentos de continuo cambio en el que vivimos, es importante para cualquier institución de nivel superior poner atención a aspectos tales como la globalización, la universalización de la educación, las demandas de la industria 4.0, etc. Todos estos factores exigen la disponibilidad de información confiable para la toma de decisiones de la mejor manera posible para mejorar la calidad educativa.

El TecNM no está exento de este proceso, por lo que debe tener un sistema de indicadores significativos y un modelo matemático que ayuden a representar la realidad de los institutos tecnológicos en sus distintos procesos estratégicos y que sirvan como base para la toma de decisiones para mejorar la calidad educativa.

Variables de la investigación

Las variables corresponden a las funciones que son los ejes que guían las actividades sustantivas de las instituciones del TecNM:

1. Proceso académico: Se refiere a las características de dicho proceso en cuanto a resultados, demanda, acceso a la educación, características del proceso tanto en licenciatura como en posgrado, el perfil de los docentes de acuerdo con su preparación académica y organización escolar.

2. Proceso investigación: Se refiere al desarrollo de proyectos de investigación, artículos y libros publicados, desarrollo de proyectos por investigadores y cuerpos académicos.

3. Proceso vinculación: En esta área, se realizan actividades de extensión, intercambios culturales, servicio social, residencias profesionales, movilidad estudiantil, así como actividades de divulgación entre instituciones y empresas.

4. Proceso calidad: En este espacio se tratan aspectos como el análisis de las competencias alcanzadas por los estudiantes para el desarrollo de su vida profesional; los resultados alcanzados por los estudiantes una vez concluidos sus estudios y el impacto que pudieran tener en la sociedad.

5. Proceso recursos: Este campo se refiere al uso de los recursos de la institución para el desarrollo del proceso educativo, ya sean recursos financieros, recursos físicos o recursos humanos.

Muestra e instrumento

En esta investigación participaron 126 tecnológicos federales del Tecnológico Nacional de México que se encuentran en la República Mexicana. Se seleccionó una muestra aleatoria de 82 tecnológicos con un nivel de confianza de 95% y un error de 5%.

Los instrumentos utilizados fueron las bases de datos generadas de la información extraída de los anuarios estadísticos del TecNM de los años 2015 a 2018, los cuales se encuentran disponibles en el departamento de planeación del sistema y se consideran libres de errores de medición durante el proceso de adquisición y recolección de datos.

Procedimiento.

Se construyeron las bases de datos con los indicadores representativos para cada año y se procesaron con diferentes programas como Excel, SPSS y AMOS. Se realizó el análisis lineal del periodo 2015-2018 mediante el análisis factorial exploratorio y confirmatorio en cada año para asegurar la validez del modelo de la doctora Cornejo de acuerdo a los criterios establecidos en este tipo de análisis.

Se procesaron los datos para obtener un solo modelo de ecuaciones estructurales que fuera representativo para todo el periodo y validarlo con los criterios establecidos para tal efecto.

Algunos resultados de la investigación

Se realizó el análisis lineal del periodo 2015- 2018 y se comprobó que el modelo de la doctora Cornejo es representativo para ese ciclo con los indicadores definidos y con los criterios que marcan los principales autores especialistas en estos temas, que se tratarán en los capítulos correspondientes.

Se propusieron modelos basados en ecuaciones estructurales para cada año, así como un modelo, llamado multigrupo, que fuera representativo del periodo analizado. Estos modelos se aplicaron al conjunto de instituciones que forman parte del Tecnológico Nacional de México a fin de comparar la situación en que se encuentra cada uno de ellos de acuerdo con los modelos propuestos.

Se plantea finalmente dar a conocer estas investigaciones a las autoridades del Tecnológico Nacional de México para que cuenten con elementos estadísticamente confiables que permitan mejorar algunos procesos de planeación. Diseñar un sistema de captura de datos para captar la información necesaria en los anuarios que sea real, confiable y representativa de cada proceso estratégico de las instituciones, para generar indicadores y modelos matemáticos que permitan simular los procesos y ayuden a planear estrategias y acciones que contribuyan a mejorar el desempeño de cada uno de los institutos tecnológicos.

Capítulo 1. Marco teórico

1.1 Introducción.

La calidad educativa ha sido un tema que ha preocupado a muchos a lo largo de la historia. Las instituciones de educación superior, asumen un papel muy importante ya que tienen como objetivo la formación de individuos que requiere la sociedad en que vivimos la cual está basada en el conocimiento. Términos como calidad, eficiencia, productividad, que son términos propios de la industria, se han llevado al contexto educativo para tener un marco de referencia y comparar el desempeño de las instituciones.

1.2. El concepto de calidad

El diccionario de la lengua de la Real Academia Española (2018) define el término calidad como: “la propiedad o conjunto de propiedades inherentes a algo, que permiten juzgar su valor”.

Según Arredondo (1982), el término calidad hace referencia a la cualidad, es decir, a la manera de ser de una persona o cosa, a la importancia de ésta, a las circunstancias o condiciones de una situación, y a la ausencia o presencia de rasgos, atributos, particularidades o características de algo. Aunque también se refiere a algo valioso, esencial e importante, por lo que la noción parece negar o rechazar, a la vez, lo mediocre, la ineptitud, la inadecuación, la no funcionalidad, la ineficiencia, la inutilidad, etc.

El Blog de calidad ISO en el apartado de conceptos más importantes en calidad ISO, indica que “la calidad es el conjunto de propiedades y características de un producto, proceso o servicio que le confieren su aptitud para satisfacer las necesidades establecidas o implícitas” (Blog calidad ISO, 2015).

En relación con la calidad, la norma internacional de calidad ISO 9000,2015: Sistemas de Gestión de calidad-Fundamentos y vocabulario, afirma que “la calidad es el grado en el que un conjunto de características inherentes cumple con los requisitos”, entendiéndose por requisito “necesidad

o expectativa establecida, generalmente implícita u obligatoria” (ISO 9000, 2015).

1.3. La calidad en la educación

En el marco educativo, Rodríguez (2010) afirma que la calidad educativa puede tener muchos significados ya que este concepto es producto de la actividad humana y se ha transformado a lo largo de la historia. El concepto de calidad educativa se puede abordar de una manera simple o compleja, desde esta última, la calidad educativa es entendida de forma multidimensional y contextual. Más allá de los índices de matrícula, retención y aprovechamiento académico (éstos últimos la mayor parte de las veces determinados a partir de indicadores primordialmente cognitivos), debe entenderse el carácter multideterminado y dinámico de la calidad.

Cardoso (2011) indica que la calidad educativa de un programa puede ser vista desde tres dimensiones: 1) un programa educativo es de calidad si logra sus metas y objetivos previstos; 2) un programa educativo es de calidad si incluye contenidos valiosos y útiles que respondan a los requerimientos necesarios para formar de manera integral al alumno, para preparar profesionistas excelentes, acordes a las necesidades sociales y 3) un programa es de calidad si cuenta con los recursos necesarios y los emplea de manera eficiente. Por lo tanto si se pretende medir la calidad educativa de una institución de nivel superior, el programa es el elemento principal sobre el que se deben definir los criterios de medición como pueden ser: la eficacia, la pertinencia, la trascendencia, etc., parámetros con los que se construyen indicadores que permitan identificar, comparar y calificar las características y atributos de un programa de educación superior.

El Laboratorio Latinoamericano de Evaluación de la Calidad de la Educación (LLECE, 2015) considera la calidad de la educación como un concepto multidimensional, en el cual el logro de aprendizaje es un elemento imprescindible, pero no el único. De acuerdo con la UNESCO (citada por LLECE, 2007) la educación de calidad representa también a variables como eficiencia (buen uso de recursos), equidad (distribución de beneficios

educativos), relevancia (que responda a las necesidades de la sociedad) y pertinencia (que responda a las necesidades de los estudiantes).

Guzmán (2011) propone que la enseñanza de calidad es aquella que consigue alcanzar las metas de enseñanza propuestas. Actualmente los sistemas de educación superior en el mundo buscan elevar su calidad, ya que las instituciones se someten a una constante comparación para conocer la apreciación que tienen frente a otras instituciones de primera línea, debido a esto, las instituciones realizan un gran esfuerzo por planear y mejorar su calidad. Para mejorar la calidad es necesario contar con información confiable y válida para la toma de decisiones en donde los indicadores de calidad educativos constituyen un marco de referencia para conocer lo que sucede en cada institución.

Duarte-Mora (2019) indica que la calidad educativa es un concepto multidimensional, relativo, y fuertemente influido por el aspecto central a considerar, donde la calidad educativa debe ser orientada a dos ramas:

a) La rama predictora, la cual permite obtener un diagnóstico de toda la estructura institucional educativa, por concentrar los siguientes elementos: liderazgo educativo, métodos educativos, gestión de recursos, diseño de estrategias y disponibilidad de medios.

b) La rama de indicadores, los cuales se consideran de alguna manera las metas hacia las cuales debe enfocarse la calidad educativa, donde los involucrados en el proceso, como pueden ser las autoridades gubernamentales, directivos, docentes, alumnos, etc., deben asumir sus compromisos y responsabilidades.

1.4. La evaluación de la educación superior y los sistemas de gestión de la calidad.

Debido a la internacionalización de las instituciones de nivel superior, las expectativas de los estudiantes y la confianza en la institución, surge la necesidad de demostrar que se ha alcanzado un cierto nivel de calidad, por lo

que las instituciones deben ser evaluadas en aspectos como docencia, investigación, extensión y en la gestión de servicios que se brindan a la comunidad académica (Escobar, Baculima y Guerra, 2017). Roszak y Van der Bank (citados por Escobar, et al., 2017) afirman que en las instituciones educativas se debe hacer una gestión de calidad interna con el fin de mejorar el desempeño y cumplir con los requisitos impuestos externamente para la evaluación y acreditación universitaria.

El Banco Mundial (2018) es uno de los organismos internacionales que otorga financiamiento a los países en el área de la educación. El Banco Mundial se originó en 1944 por los líderes de Estados Unidos e Inglaterra, su propósito fue ayudar a la reconstrucción de los países afectados después de la guerra, impulsando los mercados internacionales de capital de las naciones deudoras con el objeto de reparar sus economías y proporcionar nuevos incentivos a los prestamistas.

A partir de la presidencia de Mc Namara en Estados Unidos, fue cuando se incorporó la política para combatir la pobreza, y la educación se convirtió en un tema de importancia para este organismo. Desde entonces, se han publicado diferentes documentos relacionados con políticas educativas, los cuales están relacionados con la educación primaria, educación técnica y formación profesional, y con la educación superior.

El Banco Mundial tiene prioridades en el campo educativo, como son:

- Garantizar que los niños tengan un buen comienzo.
- Reformular el desarrollo profesional de los docentes.
- Integrar los programas de estudio y la instrucción a favor del aprendizaje.
- Reforzar la capacidad de ejecución y gestión

El Banco Mundial está trabajando con los gobiernos y socios para desarrollar la capacidad de organizar y gestionar los sistemas educativos. Esto incluye el uso de desarrollo profesional para funcionarios de gestión escolar, un intercambio más amplio de las mejores prácticas administrativas e

institucionales, la creación de redes internacionales de acción entre pares y el desarrollo de herramientas de encuestas nuevas o mejoradas para evaluar mejor el rendimiento del proceso de todo el sistema.

Existen varias propuestas de modelos de gestión de calidad que se crearon a lo largo del tiempo, con el propósito de que las instituciones contaran con un marco de referencia para hacer la evaluación en su interior y así poder compararse con otras, dentro de éstos se describen los siguientes:

1.4.1 Norma ISO (Organización internacional de Normalización).

Dentro de las normas ISO 9001, existía un apartado para la gestión de la calidad educativa llamada IWA 2, la cual fue publicada en 2003 y actualizada posteriormente en 2007. Este documento estaba basado en la norma ISO 9001:2000 y ayudaba a aplicar la norma en el área educativa, sin embargo, esta guía se retiró en 2015 ya que no era compatible con la nueva estructura de la norma, no obstante, sirve perfectamente para implementar un sistema de gestión de calidad en las organizaciones educativas (Escobar et al., 2017).

La gestión de la calidad se define como “las actividades coordinadas para dirigir y controlar una organización con respecto a la calidad” (ISO, 2015a: 14). El sistema de gestión de la calidad (SGC) es el “conjunto de elementos de una organización interrelacionados o que interactúan para establecer las políticas y los objetivos de la calidad y procesos para lograr estos objetivos” (ISO, 2015a: 17). Estos elementos establecen la estructura de la organización, los roles y responsabilidades, la planificación, la operación, las políticas, las reglas, las creencias, los objetivos y los procesos para lograrlos.

Los sistemas de gestión de calidad deben estar orientados al cumplimiento de las funciones sustantivas de la universidad como son: la docencia, investigación y vinculación, además se considera que la gestión de la calidad se logra a partir de las siguientes actividades:

- Planificación de la calidad
- Aseguramiento de la calidad

- Control de la calidad
- Mejora de la calidad
- Los objetivos de la calidad
- Política de calidad

Escobar, et al., (2017) analizó a varios autores (Karapetrovic, 2002; Guerra y cols., 2006; Roszak, 2009; Habánik y Jambor, 2014; Michalska-Ćwiek, 2009), quienes estudiaron los procesos para la implantación de un sistema de gestión de calidad y propone un procedimiento para la implantación del mismo, el cual está basado en la norma ISO 9001:2015 y consta de varias etapas:

1.4.1.1 Concientización y preparación.

En esta etapa, los directivos de la institución toman conciencia de los beneficios que otorga la implantación de un sistema de gestión de calidad y los principios que lo sustentan.

1.4.1.2 Planeación y diseño.

En esta etapa se define el alcance del sistema de gestión de calidad y se declara la política de calidad, incluye actividades como:

- Determinar los procesos para el sistema de gestión de calidad y sus interacciones
- Asignar responsabilidades y autoridades sobre los procesos
- Identificar y elaborar la documentación para la operación del sistema de gestión de calidad.
- Definir los criterios, métodos de medición e indicadores para la evaluación del desempeño de los procesos del sistema de gestión de calidad.
- Identificar y forma de afrontar los riesgos.

1.4.1.3 Operación y control.

En esta etapa se proporcionan los recursos para el funcionamiento del sistema y se hacen las acciones correspondientes para lograr los resultados planeados.

1.4.1.4 Evaluación del desempeño.

En esta etapa se realizan evaluaciones acordes a las necesidades de la organización, a los servicios que brinda y a las características propias de la institución

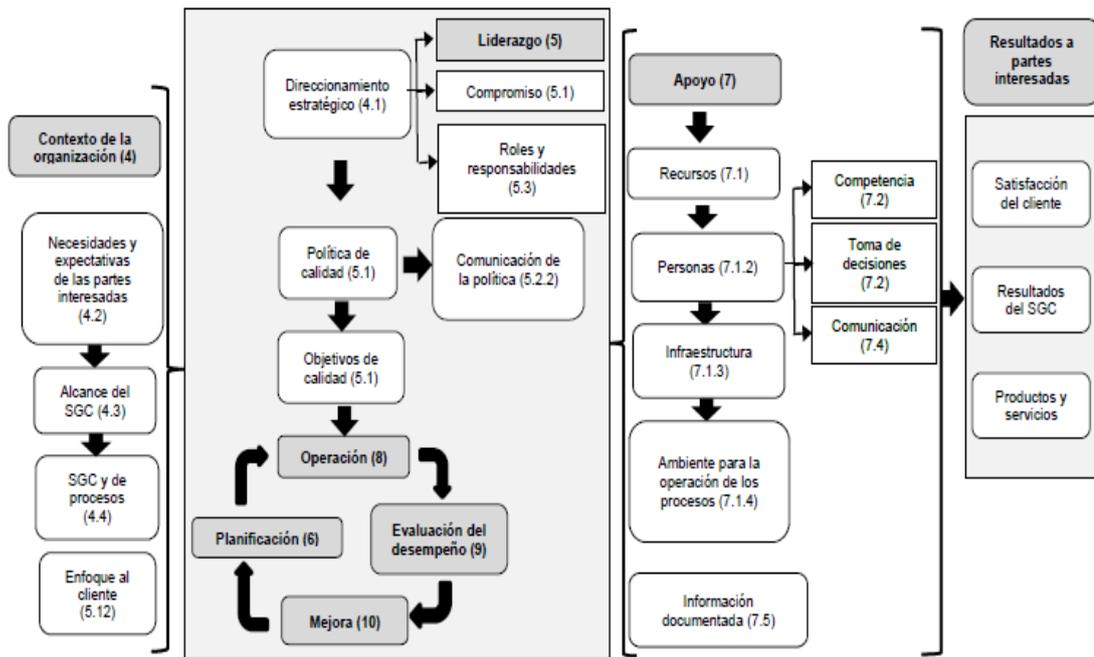
1.4.1.5 Mejora.

En esta etapa se proponen acciones que contribuyan a cumplir con las necesidades de la organización o a optimizar las zonas de oportunidad que se encuentren.

Fontalvo (2018) propone un sistema de gestión de calidad basado en la norma ISO 9001:2015 para una universidad colombiana, pero es aplicable a cualquier institución de nivel superior, en el incluye las estructuras operativas y un programa para el diseño e implementación del sistema de gestión de calidad, se definen las actividades y los responsables asociados al diseño e implementación del sistema. Afirma que es necesario que el sistema de gestión de calidad debe responder al contexto riguroso, que identifique los riesgos y los gestione para un mejor desempeño de la institución.

El sistema de gestión de calidad se puede resumir en la matriz de marco lógico de la figura 1.1.

Figura 1.1 Marco lógico de un sistema de gestión de calidad basado en la norma ISO 9001:2015.



Fuente: Fontalvo (2018, p. 38).

1.4.2 El Banco Mundial

La nueva estrategia educativa del Banco Mundial para 2020 (King, 2011) está orientada a hacer más efectivos los recursos del Gobierno y apoyar el financiamiento para la educación. El Banco mundial aportará asistencia financiera, operativa y técnica, y así respaldar las diferentes iniciativas de los países para fortalecer sus sistemas educativos.

Con esta nueva estrategia educativa, el Banco Mundial mantiene su compromiso de fomentar la educación como una inversión central en el crecimiento a largo plazo y la reducción de la pobreza, así como mejorar la calidad de vida de las personas.

Esta nueva estrategia se debe aplicar en seis áreas principalmente:

1. Herramientas de diagnóstico para evaluar la capacidad que posee el sistema educativo para generar un mayor aprendizaje.

2. Recopilar y analizar datos del sistema basados en dichas herramientas de diagnóstico.

3. Hacer evaluaciones de aprendizaje y medir las capacidades.

4. Los financiamientos deberán estar basados en resultados.

5. El desarrollo educativo deberá ser multisectorial.

6. Evaluar el impacto de las políticas e intervenciones orientadas a sistemas.

El éxito de la nueva estrategia se evaluará por medio de varios indicadores de impacto y desempeño que aparecen en la tabla 1.1.

Tabla 1.1 Indicadores de impacto y desempeño par la educación 2020.		
Recursos para la ejecución	Indicadores de desempeño	Indicadores de impacto
Intercambio y generación de conocimientos	<p>1. Disponibilidad de herramientas de diagnóstico para subsistemas educativos (por ejemplo: contratación, remuneración y promoción de maestros; inspección de los establecimientos educacionales; financiamiento de la educación superior).</p> <p>2. Cantidad de investigaciones analíticas y evaluativas correspondientes a las políticas y a las intervenciones que utilizan un enfoque sistémico.</p> <p>3. Desarrollo de un instrumento de medición de capacidades más allá de mediciones de alfabetización y conocimientos básicos de aritmética.</p>	<p>Cantidad de países que han aplicado la herramienta de diagnóstico de sistemas, y que han recopilado y utilizado datos de sistemas</p> <p>2.Cantidad de países que aplicaron el instrumento de medición de capacidades, y que han recopilado y utilizado datos de capacidades</p>
Organización del banco.	<p>4. Creación de un programa de desarrollo de personal en torno al enfoque sistémico, y cantidad de personal capacitado.</p> <p>5. Creación de grupos de prácticas del personal orientadas al sistema.</p>	<p>3. Cantidad de préstamos/créditos con resultados satisfactorios.</p> <p>4. Cantidad de préstamos/créditos que han utilizado un enfoque multisectorial.</p>
Productos del banco	<p>6. Cantidad de préstamos/créditos que han utilizado financiamiento basado en resultados.</p> <p>7. Cantidad de préstamos/créditos que apoyaron a los países para que llevaran a cabo evaluaciones</p>	

Tabla 1.1 Indicadores de impacto y desempeño par la educación 2020. (cont.)		
Recursos para la ejecución	Indicadores de desempeño	Indicadores de impacto
	de aprendizaje y/o participaran en evaluaciones regionales o internacionales.	
	8. Cantidad de países más distantes de los ODM (objetivos de desarrollo del milenio) en materia de educación en 2010 que han recibido asistencia financiera y técnica del Banco	5. Cantidad de países asistidos que han avanzado significativamente hacia los ODM.

Fuente: Banco Mundial (2019, p. 7).

1.4.3 Modelo EFQM (European Foundation for Quality Management).

Según Del Campo, Ferreiro y Camino (2012) en 1988 se funda la European Foundation for Quality Management (EFQM), con el propósito de impulsar la excelencia de las organizaciones europeas de forma sostenida y en 1991 establece su modelo hacia la excelencia empresarial, este modelo se caracteriza por no ser normativo y respeta la personalidad de cada organización, permite a la dirección de la organización establecer planes de mejora basados en hechos objetivos y en una visión común de las metas a alcanzar y los medios a utilizar.

Los conceptos básicos en la gestión de la calidad que constituyen la base del modelo son:

- El involucramiento de las personas
- El reconocimiento a los logros alcanzados
- El liderazgo y participación de los directivos
- Trabajar con información confiable y contrastada
- Hacer asociaciones, interacciones y alianzas para la mejora en la prestación del servicio

- Respetar las normas, al cliente, al personal, el entorno social, la ética y la responsabilidad social como valores del comportamiento
- Enfoque a los resultados
- Enfoque al cliente
- Medición y evaluación
- Aprendizaje, innovación y mejora continua

El modelo EFQM es utilizado por muchas organizaciones como una herramienta de autoevaluación y planeación. En este contexto, se utiliza para averiguar dónde están, a dónde quieren ir y qué hacer, mejorar, y cómo llegar. El modelo ayuda a identificar las fortalezas y áreas de mejora y también las acciones que deben tomarse para lograr los objetivos. Este modelo es utilizado por instituciones de educación superior para evaluar y gestionar los procesos educativos que los atañe en sus diferentes grupos de interés.

De acuerdo con Tari (2006, citado por Maziar, 2012), las universidades deben ser evaluadas en tres áreas principales: la enseñanza, la investigación y servicios. En la enseñanza, los clientes son los estudiantes, sus padres y los futuros empleadores. La calidad de la educación puede ser evaluada por la tasa de desempleo, así como la satisfacción de los alumnos, sus padres y los empresarios. En la investigación, los clientes son industrias, instituciones que otorgan financiamiento y comunidades de investigación. La forma de medir la calidad en este aspecto son los ingresos por las investigaciones y la tasa de publicación de las universidades. En el área de servicio, el cliente es el público en general que busca la calidad de la educación superior para influir en su prosperidad y avance de la comunidad. (Maziar, 2012).

El modelo sugiere utilizar la matriz de puntuación RADAR como una herramienta para la medición. RADAR significa:

R (results) de resultados según los logros de la organización

A (approach) el enfoque, según los planes y políticas

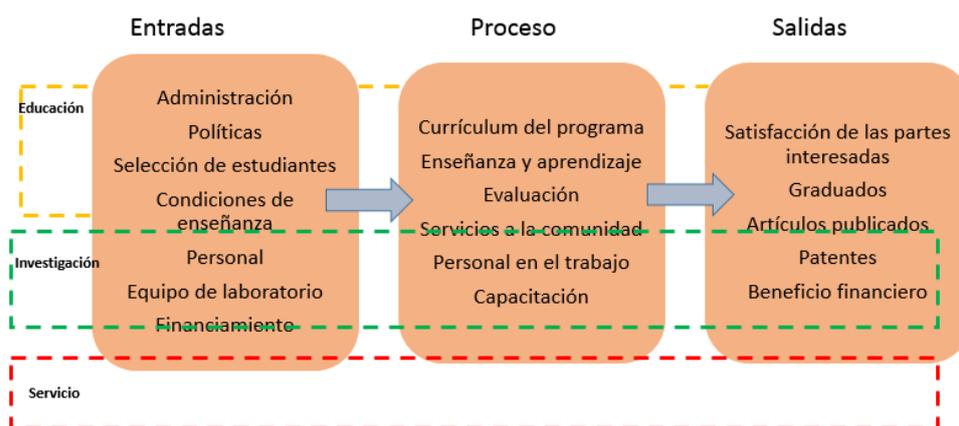
D (deployment) la implementación

A (assessment) evaluación

R (review) revisión

El Modelo EFQM se ha utilizado para la educación superior desde el establecimiento de la versión empresarial y ha tenido éxito por varias universidades de Europa y Asia, a pesar del hecho de que se requiere más investigación sobre la definición de los conceptos de calidad y cliente (Spasos et al., 2008, y Chua, 2004, citados por Maziar, 2012). Este modelo puede utilizarse en las instituciones de educación superior para el aseguramiento de la calidad de sus procesos principales: educación, investigación y servicio, en dos fases: la calidad del proceso y la calidad del producto.

Figura 1.2 Diagrama entradas- proceso- salidas en el marco de la educación superior



Fuente: Adaptado de Maziar, (2012, p. 1017).

1.4.4 Modelo TQM (Total Quality Management)

Es una estrategia orientada a mejorar la calidad y desempeño de la organización, de manera que se puedan cumplir los intereses del cliente. Esta Calidad Total se encuentra relacionada con los Sistemas de Gestión Integrado (Isotools Excelence, 2014).

Se dice que la calidad es total porque abarca todas las áreas de desarrollo y gestión de la organización e involucra a todos los integrantes de la misma. La calidad total implica reunir los requisitos convenidos con el

beneficiario y superarlos, en el presente y en el futuro. El objetivo de toda organización es generar un producto o servicio que va a recibir otra organización, otra área u otra persona, a quien se concibe como usuario, consumidor (servicio) o beneficiario. En la expresión “calidad total” el término “calidad” significa que el producto o servicio debe satisfacer las expectativas del usuario; y el término “total” que dicha calidad es lograda con la participación de todos los miembros de la organización (González y Espinoza, 2008).

El proceso de mejora para alcanzar la calidad total se basa en cuatro pilares:

1. Principios básicos para lograr la calidad total
2. Modalidades de mejora
3. Ciclo de mejora
4. Actividades para generar un proceso hacia la calidad total.

Todo proceso en el que se desee lograr la calidad total, debe estar basado en los siguientes principios:

1. la calidad es la clave para lograr competitividad
2. la calidad la determina el usuario
3. el proceso de producción está en toda la organización
4. la calidad de productos y servicios es resultado de la calidad de los procesos
5. el proveedor es parte del proceso de gestión
6. son indispensables las cadenas proveedor-clientes internas
7. la calidad es lograda por las personas y para las personas
8. se establece la mentalidad de cero defectos

9. la ventaja competitiva está en la reducción de errores y en el mejoramiento continuo (mejorar utilidades y el producto final)

10. es imprescindible la participación de todos (conciencia colectiva)

11. se requiere una nueva cultura (todos piensan y hacen).

El TQM abarca seis procesos, cada uno de los cuales considera estos componentes:

1. mejoramiento hacia la calidad total

2. liderazgo para la calidad

3. cultura organizacional para la calidad

4. desarrollo de personal

5. participación de la comunidad académica y trabajo en equipo

6. enfoque a los beneficiarios.

En la educación superior se han ido introduciendo progresivamente sistemas de gestión de alta calidad durante las últimas dos décadas, la necesidad de medir la calidad se ha incrementado rápidamente, particularmente en los Estados Unidos y Europa, así como en el Medio y Cercano Oriente, África, China, el sudeste asiático, el Reino Unido, Australia y Nueva Zelanda (Srikanthan y Dalrymple, 2003; Haug, 2003; Materu, 2007; Brookes y Becket, 2007, citados por Hassan, 2014). Además, los fondos de los gobiernos destinados a la educación exigen a aquellos que gestionan la educación que garanticen que la educación que se brinda en las escuelas, universidades e instituciones de aprendizaje sea fructífera.

Aplicar TQM a la educación superior tiene sentido, se han realizado estudios en varios países en el ámbito de la educación superior y no se han encontrado diferencias significativas entre la educación superior y otros sectores en términos de tipos de actividades operativas (Kanji, Tambi, y

Wallace, 1999). De hecho, una serie de modelos de TQM desarrollados para la educación superior son consistentes con modelos de uso frecuente en los sectores de fabricación, negocios y servicios (Demirbag, Lenny Koh, Tatoglu y Zaim, 2006, citados por Chen, I., Chen, J. y Padró, 2017).

Sin embargo, se han tenido dificultades para aplicar el modelo en algunas universidades debido a que no es fácil adaptar el modelo TQM a un ambiente educativo, esto se deriva de la dificultad para medir el aprendizaje porque los procesos centrales del aprendizaje son demasiado sutiles para ser medidos significativamente. La enseñanza es muy variada por lo que los conceptos de gestión de calidad total no tienen traducción sencilla en la educación superior (Srikanthan y Dalrymple, 2007; citados por Chen, I., et al., 2017).

Las semejanzas entre el modelo TQM y la educación superior se puede resumir en:

1. Aceptar el valor y las habilidades de todos los estudiantes de nivel inferior (educación superior) o trabajador (TQM).
2. Perseguir el cambio a través de procedimientos estándar y sistemáticos destinados a mejorar a todos los interesados.
3. Centrarse en el pensamiento crítico y la resolución de problemas tanto a nivel individual como colectivo.
4. Practicar la mejora continua a través del desarrollo del aprendizaje a lo largo de toda la vida.

La implementación de la mejora constante es crucial en TQM: sistemas orientados al cliente, métodos centrados en el cliente, desarrollo continuo, innovación continua, diseño de calidad en productos y servicios, cambio siempre y en todas partes, acceso seguro al lugar de trabajo, uso persistente del tiempo, etc. (Bowles y Hammond, 1991, citados por Brinia y Soundoulounakis, 2015)

1.5. Indicadores

Para implementar un sistema de gestión de calidad, en la etapa de planeación y diseño es necesario definir los criterios, métodos de medición e indicadores para la evaluación del desempeño de los procesos del sistema de gestión de calidad, dentro de este marco de referencia cabe la pregunta ¿qué es un indicador?

Existen numerosas definiciones para los indicadores, Bauer (1966, citado por Alfaro, 2016) revela que los indicadores son estadísticas, serie estadística o cualquier forma de indicación que facilita estudiar dónde estamos y hacia dónde nos dirigimos con respecto a determinados objetivos y metas, así como evaluar programas específicos y determinar su impacto.

La norma UNE 66.175 (2003) lo define como “dato o conjunto de datos que ayudan a medir objetivamente la evolución de un proceso o de una actividad”. También se ha definido como “un parámetro que permite evaluar de forma cuantitativa la eficacia y/o eficiencia de los procesos”.

Según Mondragón (2002, p.52), los indicadores son “Herramientas para clarificar y definir, de forma más precisa, objetivos e impactos (...) son medidas verificables de cambio o resultado (...) diseñadas para contar con un estándar contra el cual evaluar, estimar o demostrar el progreso (...) con respecto a metas establecidas, facilitan el reparto de insumos, produciendo (...) productos y alcanzando objetivos”.

Cada indicador debe tener una definición, fórmula de cálculo y datos necesarios para su entendimiento y socialización. También debe ser confiable, exacto en cuanto a su metodología de cálculo y consistente, permitiendo expresar el mismo mensaje o producir la misma conclusión si la medición es llevada a cabo con diferentes herramientas, por distintas personas, en similares circunstancias.

De acuerdo con el Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social (CONEVAL, 2013), un indicador es una herramienta

cuantitativa y cualitativa que muestra indicios o señales de una situación, actividad o resultado; brinda una señal relacionada con una información única, lo que implica que esta no pueda ser interpretada en otro contexto. Debe ser la relación entre dos o más variables y debe estar contextualizado al menos geográfica y temporalmente. Propone también seis pasos para su construcción:

1. Revisar la claridad del resumen narrativo
2. Identificar los factores relevantes
3. Establecer el objetivo de la medición
4. Plantear el nombre y la fórmula de cálculo
5. Determinar la frecuencia de medición
6. Seleccionar los medios de verificación

1.6. Indicadores en la educación

Murdochowicz (2006) afirma que en el sistema educativo el posible conocer la calidad por medio de información cuantitativa, esta información no se encuentra disponible directamente sino hay que generarla en forma de indicadores educativos, que son medidas estadísticas que sirven para comparar y juzgar el contexto, el funcionamiento de la enseñanza y sus resultados, aspectos básicos para la toma de decisiones. Además, para construir un buen indicador se necesita identificar el fenómeno que se desea medir, esto va a depender de la política educativa del país en cuestión, ya que no son igualmente importantes para todos, y se encuentran condicionados por el contexto.

Martínez (2010) afirma que un sistema de indicadores para la evaluación de la calidad de un sistema educativo no debe incluir solamente la aplicación de pruebas estandarizadas que midan el grado en que los alumnos adquieren ciertos niveles de los aprendizajes que se esperan, sino que debe incluir indicadores que sean representativos de las estadísticas tradicionales

como los recursos y los procesos que tiene lugar en el interior de la institución. También recalca que es conveniente que el número de indicadores sea reducido para una mejor toma de decisiones después de su análisis.

De acuerdo con Carot (2012) un indicador debe definirse precisando los siguientes aspectos:

- La unidad de medida
- Los elementos que lo componen
- El origen de los datos
- La periodicidad con que se mide
- El proceso matemático seguido
- El significado que debe darse al resultado numérico final

Además, los indicadores deben cumplir las siguientes propiedades: pertinencia, validez, fiabilidad, comparabilidad, comunicabilidad, resistencia a la manipulación y factibilidad.

En cualquier institución educativa existe la necesidad de medir el grado de cumplimiento de las metas establecidas, la forma de hacerlo no es mediante algún indicador en particular sino de un conjunto de ellos constituidos en un sistema de indicadores.

También afirma que las organizaciones que usan de manera adecuada los sistemas de indicadores se benefician enormemente de sus ventajas y obtienen mejores resultados que las organizaciones que no los usan. Además, el grado de desarrollo de un sistema de indicadores es un reflejo del nivel de madurez de la organización. De hecho, la calidad de las decisiones que se toman está directamente relacionada con la calidad de la información utilizada.

1.6.1 Metodología para generar un sistema de indicadores

Para la elaboración del sistema de indicadores existe la metodología propuesta por Martínez (2007), publicada en el documento del Instituto Nacional de la Evaluación de la Educación (INEE), quien ha tenido una vasta experiencia en el desarrollo de indicadores de la calidad del sistema educativo

mexicano, como es el caso de la Universidad Autónoma de Aguascalientes, el sistema educativo del estado de Aguascalientes y el Instituto Nacional de la Evaluación de la Educación.

La metodología para el diseño de un sistema de indicadores comprende cuatro etapas:

1.6.1.1. Elaboración de la lista de indicadores

Esta lista debe integrarse de manera lógica y debe incluir las metas prioritarias definidas en las políticas educativas de las instituciones, al mismo tiempo debe diseñarse de acuerdo con lo que se defina como importante, tanto sistémicamente como estratégicamente, y debe incluir las siguientes dimensiones:

- Relevancia, la cual se entiende como la cualidad de un sistema que define objetivos curriculares adecuados a las necesidades de la sociedad a la que pertenece.
- Eficacia interna y externa, es cuando el sistema educativo logra que un alto porcentaje de los aspirantes acceda a la escuela, permanezca en ella hasta el final y egrese después de haber alcanzado los objetivos de aprendizaje.
- Impacto que se dará cuando el sistema consiga que los aprendizajes que consiguieron los alumnos se asimilen y se traduzcan en comportamientos fructíferos para la sociedad y los propios estudiantes.
- Suficiencia y eficiencia, es cuando los recursos humanos y materiales se aprovechan de la mejor manera posible.
- Equidad, es cuando se ofrecen apoyos especiales a aquellos que lo requieren para que se puedan cumplir los objetivos educativos.

Una vez que se tiene definida la estructura del sistema se elabora una lista de indicadores que se base en lo que se considere importante para la institución, incluyendo aspectos que tal vez no se cuente con los datos adecuados y se realicen los esfuerzos para obtenerlos.

1.6.1.2. Desarrollo de cada indicador del listado inicial

En el desarrollo de cada indicador se deben precisar los siguientes datos:

- Nombre, lo más claro y breve posible
- Definición, con la mayor precisión y rigor conceptual
- Explicación, Ubicar el indicador en el conjunto del sistema, indicando la dimensión del concepto de calidad y los elementos sistémicos a los que corresponde.
- Fuentes de obtención de la información base
- Fórmula de cálculo
- Desagregaciones posibles (por género, por especialidad, etc.)
- Elementos para la interpretación de resultados.

1.6.1.3 Jueceo inicial

Hacer un proceso de revisión entre expertos y usuarios para valorar si el indicador cumple con los siguientes criterios de calidad:

- Validez. Esta propiedad consiste en que el indicador mida realmente lo que se pretenda que mida.
- Confiabilidad. Consiste en que el indicador se defina conceptual y operacionalmente de forma que permita obtener sea consistente para aplicaciones sucesivas.
- Comparabilidad. Esta propiedad es para cuando el indicador se aplica en diferentes contextos educativos y permita hacer comparaciones significativas.
- Estabilidad temporal. Es cuando el indicador permite comparaciones significativas lo largo del tiempo.
- Actualidad. La información que proporcione el indicador deberá ser relativamente reciente.
- Sensibilidad. Esta propiedad ocurrirá cuando con valores distintos del indicador se asocian diferencias significativas en los sistemas educativos en forma consistente.

- Factibilidad de implementación es cuando se tiene la información necesaria para construir el indicador.
- Importancia. Esta propiedad se refiere al peso significativo del indicador en relación con alguna dimensión de calidad.
- Utilidad. Se refiere al grado en que el indicador pueda impactar a las decisiones que tomen los responsables del sistema educativo.
- Claridad. En la forma en que se presente la información deberá facilitar una adecuada interpretación para el usuario de la información.

El jueceo deberá hacerse por lo menos tres veces y en él se verificará que cada indicador cumpla con los criterios de calidad, calificándolos con una escala ordinal de cinco valores. Después con la opinión de los jueces se podrá decidir cuales indicadores satisfacen los criterios, cuales pueden modificarse o descartarse.

1.6.1.4 Prueba piloto o primera aplicación del sistema

Después de efectuar las etapas anteriores se podrá hacer la primera aplicación del sistema, alimentándolo con la información necesaria para obtener los primeros valores de cada indicador.

1.7. Utilidad de los sistemas de indicadores.

Una vez que se tiene el sistema de indicadores educativos se procede a comparar, pero ¿cuál es la referencia óptima a tomar como punto de comparación?

En el caso de México tiene sentido hacerlo con el comportamiento de países más avanzados, lo que podría considerarse una meta a alcanzar, aunque sea a mediano o largo plazo, sin embargo, esto sería inadecuado ya que no se toman en cuenta factores demográficos, sociales, económicos y culturales que rigen el tejido de las instituciones educativas.

En este contexto se propone obtener un modelo que sea representativo del comportamiento de los indicadores en el pasado y sirva para predecir el comportamiento en el futuro, en este sentido cabe citar a Martínez (2010),

quien afirma que una escuela o sistema escolar de calidad es aquella o aquél que siempre mejora respecto a sí mismo, sin idealizar el pasado y con metas ambiciosas, pero realistas para el futuro.

La UNESCO (2016) en su documento titulado *Designing effective monitoring and evaluation of education systems for 2030: A global synthesis of policies and practices*, señala que la mayoría de los gobiernos tienen sistemas de datos, simples o sofisticados, para medir los resultados de cualquier programa sobre el grupo o población objetivo, tal es el caso de países como México, Chile o Brasil en América Latina, quienes tienen sistemas eficientes para monitorear y evaluar el desempeño de la educación.

El término monitoreo está relacionado con la recopilación de información que se produce en el día a día, en el curso de los acontecimientos educativos y sirve como base en las decisiones sobre la gestión (Sheerens, Glass y Thomas, citados por García, 2010). Mientras que la evaluación requiere un análisis más profundo, que se hace en determinados momentos de la operación de los programas o proyectos o de partes de ellos, y que se dirige principalmente hacia el impacto, la eficiencia, eficacia, pertinencia, replicabilidad y sostenibilidad de dichos programas o proyectos (Dale, 1998; citado por García, 2010).

La evaluación de un sistema educativo se apoya en la obtención de datos de diferentes fuentes y se hace para determinar su calidad. Las principales funciones de la evaluación son: la certificación y acreditación; la rendición de cuentas y el aprendizaje de la organización, el cual está enfocado a determinar si la evaluación de la calidad se utiliza como punto de partida para la mejora de la institución evaluada (García, 2010).

Sin embargo, hay que señalar que el alcance del monitoreo y evaluación no es estático, ya que depende de las necesidades del país, que cambian con el tiempo, con la situación económica y política que se presente, por lo que surge la necesidad de contar con un modelo matemático que pueda reproducir este proceso dinámico. Los modelos deben ajustarse a los cambios que surjan

en las organizaciones, por lo que el uso de herramientas estadísticas cada vez más sofisticadas y rigurosas se hace necesario para conseguir estas metas.

En la actualidad, existen diferentes propuestas para obtener modelos y una de ellas es utilizar ecuaciones estructurales las cuales se han vuelto muy populares entre los científicos por las siguientes razones (Shumaker y Lomax, 2004):

1. La necesidad de utilizar una gran cantidad de variables observadas para estudiar el fenómeno, en este caso las ecuaciones estructurales permiten representar fenómenos complejos para probarse y modelarse estadísticamente.

2. El análisis mediante el modelado con ecuaciones estructurales incluye variables latentes y observadas, así como términos de error de medición en ciertos modelos.

3. El modelo con ecuaciones estructurales ha madurado en los últimos 30 años, especialmente en su capacidad de analizar modelos teóricos más avanzados, como pueden ser las diferencias de grupo en los modelos teóricos pueden evaluarse a través de grupos múltiples.

4. Se han desarrollado varios programas para el análisis de la información con ecuaciones estructurales, los cuales son amigables y fáciles de utilizar, como son Amos, EQS, y LISREL.

Se han realizado distintas investigaciones tomando como base el uso de ecuaciones estructurales, tal es el caso de la investigación realizada por Masa'deh, Rifat, Mahhmouth y Tarhini (2017) en la Universidad de Jordania, quienes estudiaron la relación entre el proceso de la gestión del conocimiento y el desempeño laboral en la educación superior en dicho país. En ella encontraron que el proceso de gestión del conocimiento está representado por las variables: identificación del conocimiento, creación de conocimiento, recolección de conocimiento, organización del conocimiento, almacenamiento de conocimiento, diseminación de conocimiento y aplicación de conocimiento.

Antes de analizar el modelo estructural, se llevó a cabo un análisis factorial confirmatorio basado en AMOS 20.0 para considerar primero si el modelo de medición se ajustaba y luego evaluar la confiabilidad y validez discriminante de los constructos.

Los resultados del análisis mostraron que había una relación significativa entre la gestión del conocimiento y el desempeño laboral.

En la investigación que llevó a cabo Cornejo (2018), desarrolló un sistema básico de indicadores de desempeño y calidad para el Tecnológico Nacional de México, esta propuesta cuenta con un sistema simplificado de 24 indicadores, el cual, al ser analizado a través del método de componentes principales, de manera exploratoria, generó una propuesta de 4 factores y 17 indicadores. Además, no solo generó el sistema de indicadores, sino que lo validó utilizando el análisis factorial confirmatorio y a través de ecuaciones estructurales, generó un modelo final de 9 indicadores y 4 factores. Los factores de acuerdo con sus indicadores representativos se denominaron: alumnos, docentes, institución e investigadores. El modelo predictor obtenido mediante regresión lineal múltiple, permite calcular el índice de desempeño de cualquier tecnológico de la muestra.

1.8. Herramientas estadísticas

Como uno de los objetivos de esta investigación es validar el modelo propuesto por Cornejo (2018) y hacer un análisis longitudinal del modelo en el periodo 2015- 2018, para confirmar si el modelo es representativo o si se deben hacer modificaciones debido al cambio que puedan sufrir los indicadores con el tiempo, es necesario describir las herramientas estadísticas que se utilizaron para hacer dicho trabajo.

1.8.1 Análisis factorial

De acuerdo con López-Roldán (2015) el análisis factorial tiene como objetivo establecer las interrelaciones que se dan entre un conjunto de variables observadas que identifican una realidad social con la intención de

reducir la complejidad que reflejan a lo que de forma latente es esencial o más significativo y así identificar unos pocos factores sintéticos que más diferencian a los individuos.

Marín (2014) explica que el análisis factorial es una técnica que sirve para reducir la dimensionalidad de los datos, consiste en buscar el número mínimo de dimensiones que sean capaces de explicar el máximo de información contenida en los datos. Afirma que, a diferencia de otras técnicas, en el análisis factorial todas las variables se consideran independientes, es decir que no existe una dependencia conceptual de unas variables sobre otras.

El análisis factorial incluye una variedad de procedimientos estadísticos destinados para la dimensionalización, es decir a la obtención de nuevas variables o factores subyacentes a un conjunto de información (campo de variables o espacio de atributos) que definen cierta problemática científica específica, múltiple y compleja.

López Roldan (2015) afirma que las técnicas de análisis factorial muestran la existencia de variables que conjuntamente miden el mismo fenómeno de la realidad estudiada. Matemáticamente significa que los factores que se encuentran son combinaciones (lineales) de las variables originales, cada una de estas variables contribuirá en mayor o menor medida a configurar las nuevas variables factoriales. El modelo matemático que resulta es un modelo lineal que trata de explicar las correlaciones, la variabilidad, de un conjunto de datos con un número menor de variables nuevas (factores) que se generan de la combinación de las variables observables originales.

La interpretación de los nuevos factores se hace en el contexto del problema a analizar, de tal manera que se justifique la pertinencia de las variables y la conceptualización de los resultados que se obtengan.

Existen dos tipos de análisis factorial, dependiendo de los objetivos de la investigación: análisis factorial exploratorio y análisis factorial confirmatorio.

1.8.2 Análisis factorial exploratorio (Exploratory factor analysis EFA)

El análisis factorial exploratorio es una técnica de reducción de datos utilizada para agrupar variables en conjuntos más pequeños que resumen el comportamiento de los datos. Estos factores se consideran potencialmente responsables de los patrones de colinealidad entre dichas variables (Watson, 2017).

Es un método estadístico de interdependencia (es decir, es un conjunto de variables en las cuales no existe una variable respuesta ni variables independientes, como en la mayoría de los modelos de regresión, sino que todas las variables son analizadas en conjunto) y se caracteriza por su versatilidad. Su propósito principal es definir grupos de variables (más conocidos como factores) que estén altamente correlacionados entre sí. También se usa para reducir la complejidad de un gran número de variables en un número más reducido; por lo tanto, tiene como objetivo explicar un fenómeno de forma minuciosa (Méndez, 2012).

1.8.3 Análisis factorial confirmatorio. (Confirmatory factor analysis CFA)

El análisis factorial confirmatorio es un tipo de modelo de ecuaciones estructurales (Structural Equation Modeling, SEM) que se ocupa principalmente de modelos de medición que analiza las relaciones entre medidas observadas o indicadores y variables latentes o factores. El CFA requiere que el investigador preespecifique todos los aspectos del modelo, por lo que debe tener un firme conocimiento a priori, basado en evidencia y teoría pasadas, del número de factores que existen en los datos, de qué indicadores se relacionan con qué factores, etc. CFA (Brown, 2015) se utiliza con frecuencia en las últimas etapas de desarrollo de una investigación, después de que la estructura factorial de un instrumento de prueba ha sido explorada y refinada por el análisis factorial exploratorio (EFA).

1.8.4 Ecuaciones estructurales

El modelo de ecuaciones estructurales es una de las herramientas estadísticas para estudiar relaciones causales en datos no experimentales. Son una combinación del análisis factorial y la regresión múltiple y están compuestos por dos componentes: el modelo de medida y el modelo estructural. El modelo de medida describe la relación existente entre una serie de variables observables; mientras que en el modelo estructural se especifican las relaciones hipotetizadas entre las variables, es decir, se describen las relaciones entre las variables latentes (Medrano, 2017).

El modelo de ecuaciones estructurales (SEM) permite examinar simultáneamente una serie de relaciones de dependencia, y es particularmente útil cuando una variable dependiente se convierte en variable independiente en ulteriores relaciones de dependencia. Además, muchas de las mismas variables afectan a cada una de las variables dependientes, pero con efectos distintos (Hair, Anderson, Tatham y Black, 2001; citados por Cupani, 2012). Se puede pensar que el modelo de ecuaciones estructurales es una extensión de varias técnicas multivariadas como la regresión múltiple y el análisis factorial (Kahn, 2006, citado por Cupani, 2012), sin embargo, posee algunas características particulares que lo diferencian de las otras técnicas multivariadas. Una de las diferencias es la capacidad de estimar y evaluar la relación entre constructos no observables, denominados generalmente variables latentes.

El principal aporte de SEM es que ofrece al investigador una herramienta para evaluar modelos teóricos y para encontrar relaciones causales de datos no experimentales cuando estas relaciones son lineales. De igual forma, ayudan a seleccionar hipótesis causales relevantes, eliminando aquellas que no están sustentadas por la evidencia empírica.

Gracias al desarrollo de la tecnología, han surgido varios programas para la aplicación de este tipo de análisis, como son: LISREL (Linear Estructural Relations) que fue creado por Joreskog y Sorbom en 1996); EQS (Structural Equation Modeling Software) que fue desarrollado por Bentler en

1995 y el programa Análisis de Estructuras Momentáneas (Analysis of Moment Structures, AMOS) que fue creado por Arbuckle en 2003 (Cupani, 2012).

Capítulo 2. Método.

2.1 Introducción

De acuerdo con Estévez y Pérez (2007), un indicador es una proposición que identifica cierta característica empíricamente observable que permite medir estadísticamente un concepto o de una dimensión de un concepto, basado en un análisis teórico previo e integrado a un sistema coherente de proposiciones vinculadas, cuyo análisis puede servir para describir, comparar, explicar o prever hechos.

Los especialistas establecen que los indicadores pueden clasificarse de acuerdo con su nivel de medida en dos categorías las medidas no métricas y las métricas. Las primeras son características que indican la presencia o ausencia de un determinado atributo, y las segundas proporcionan el mayor nivel de medición en la escala, a su vez se clasifican en escalas de intervalo y escalas de razón, en las que se realizan cálculos aritméticos con los valores, por lo que resultan adecuadas para dar cuenta de las magnitudes en este tipo de información (Estévez et al., 2007).

En el caso de este trabajo se obtuvieron datos que son medibles y comparables entre instituciones y que identifican características fundamentales del proceso educativo. Los indicadores propuestos están alineados con los objetivos del Tecnológico Nacional de México y un mismo indicador puede utilizarse en varios objetivos. Cada indicador emana de información procesada que se encuentra en los Anuarios del TecNM y se generaron con el fin de utilizar la información disponible para la toma de decisiones y proponer acciones de mejora en las instituciones.

Aunado a lo expuesto anteriormente, se realizó un estudio longitudinal para la obtención de un modelo basado en ecuaciones estructurales que represente el grupo de indicadores emanado del análisis estadístico y que sea útil para el análisis de la información y proponer acciones que beneficien a los institutos tecnológicos.

2.2 Hipótesis

El Tecnológico Nacional de México puede contar con un modelo matemático basado en ecuaciones estructurales que prediga el comportamiento de los diferentes indicadores de desempeño y calidad en el periodo 2015-2018, que permita el análisis de la información, la comparación institucional y la observancia de las tendencias, para la toma de decisiones en cada institución y en el TecNM.

2.3 Variables

Para operacionalizar la hipótesis, es decir, hacer medibles los conceptos que se emplean en ella, se definirán las variables y sus dimensiones, que en este caso corresponden a las categorías e indicadores respectivamente. Esta parte de la investigación se hizo con base en el estudio realizado por Estévez (2007).

Las variables corresponden a las funciones que son los ejes que guían las actividades sustantivas de las instituciones del TecNM:

1. Proceso académico: Se refiere a las características de dicho proceso en cuanto a resultados, demanda, acceso a la educación, características del proceso tanto en licenciatura como en posgrado, el perfil de los docentes de acuerdo con su preparación académica y organización escolar.

2. Proceso investigación: Se refiere al desarrollo de proyectos de investigación, artículos y libros publicados, desarrollo de proyectos por investigadores y cuerpos académicos.

3. Proceso vinculación: En esta área, se realizan actividades de extensión, intercambios culturales, servicio social, residencias profesionales, movilidad estudiantil, así como actividades de divulgación entre instituciones y empresas.

4. Proceso calidad: En este espacio se tratan aspectos como el análisis de las competencias alcanzadas por los estudiantes para el desarrollo de su

vida profesional; los resultados alcanzados por los estudiantes una vez concluidos sus estudios y el impacto que pudieran tener en la sociedad.

5. Proceso recursos: Este campo se refiere al uso de los recursos de la institución para el desarrollo del proceso educativo, ya sean recursos financieros, recursos físicos o recursos humanos.

2.4 Dimensiones de las variables.

En esta investigación, las dimensiones que se propusieron para cada categoría son los indicadores que se definen en la tabla 2.1, cabe señalar que estos indicadores fueron definidos por la doctora Ma. Del Carmen Cornejo, quien trabajó con la información de 2016 para obtener el modelo inicial.

Los indicadores propuestos se obtuvieron con la información disponible en los Anuarios Estadísticos del TecNM y se describen por proceso en la tabla 2.1.

Tabla 2.1 Indicadores por proceso.		
PROCESO ACADÉMICO/CALIDAD		
Nombre	Descripción	Método de Cálculo
1. Tecnológico	Nombre del tecnológico	
Clave	Definición	Utilidad
TECNOLÓGICO	Nombre del tecnológico	Identificar a la institución participante
Nombre	Descripción	Método de Cálculo
2. Antigüedad.	Años de antigüedad de la institución.	$\left(\frac{\text{años de antigüedad de la institución}}{\text{Mayor cantidad años de antigüedad en el TecNM}} \right) * 100$
Clave	Definición	Utilidad
ANTIGÜEDAD	Porcentaje de años de antigüedad de la institución desde su fecha de inicio de actividades, referido a la máxima cantidad de años	Conocer los años que lleva la institución en funcionamiento respecto al tecnológico con mayor antigüedad.

Tabla 2.1 Indicadores por proceso. (cont.)

Tabla 2.1 Indicadores por proceso. (cont.)		
	de antigüedad en el TecNM.	
Nombre	Descripción	Método de Cálculo
3. Matrícula de la institución.	Cantidad de estudiantes inscritos en la institución en el ciclo escolar entre 100.	$\left(\frac{\text{alumnos inscritos en licenciatura y posgrado}}{100} \right)$
Clave	Definición	Utilidad
MATRÍCULA_TOTAL	Número de estudiantes que cursan programas de licenciatura y posgrado en la institución (Normalizada).	Conocer la población estudiantil de licenciatura y posgrado.
Nombre	Descripción	Método de Cálculo
4. Programas educativos totales.	Total de programas de licenciatura y posgrado.	$\left(\frac{\text{programas de licenciatura y posgrado}}{\text{máxima cantidas de programas de lic. y pos. en el TecNM}} \right) * 100$
Clave	Definición	Utilidad
PROGRAMAS_EDUCATIVOS_TOTALES	Porcentaje de programas de licenciatura y posgrado que ofrece la institución tanto en forma presencial, virtual o mixta, referidos a la máxima cantidad de programas educativos en el TecNM.	Conocer la participación de programas ofrecidos por la institución dentro del TecNM.
Nombre	Descripción	Método de Cálculo
5. Total de Carreras en licenciatura.	Total de programas de licenciatura.	$\left(\frac{\text{programas de licenciatura}}{\text{máxima cantidad de programas de lic. en el TecNM}} \right) * 100$
Clave	Definición	Utilidad
TOTAL_CARRE_LICENCIATUR A.	Porcentaje de carreras en licenciatura referido a la máxima cantidad de carreras en licenciatura en el TecNM.	Conocer la participación de la institución de las carreras de licenciatura ofrecidas en el TecNM.
Nombre	Descripción	Método de Cálculo

Tabla 2.1 Indicadores por proceso. (cont.)

6. Carreras de licenciatura acreditadas.	Total de programas de licenciatura acreditados.	$\left(\frac{\text{programas de licenciatura acreditados}}{\text{total de programas de licenciatura}} \right) * 100$
Clave	Definición	Utilidad
CARRE_ACRE DITADAS.	Porcentaje de carreras acreditadas en licenciatura referido a la cantidad de carreras en licenciatura.	Conocer la proporción de carreras acreditadas de la institución.
Nombre	Descripción	Método de Cálculo
7. Matrícula posgrado.	Total de matrícula de posgrado.	$\left(\frac{\text{matrícula en posgrado}}{\text{matrícula máxima en posgrado en el TecNM}} \right) * 100$
Clave	Definición	Utilidad
MATRIC_POSG RADO.	Porcentaje de alumnos inscritos en posgrado referido a la máxima cantidad de alumnos de posgrado inscritos en el TecNM.	Conocer la cobertura de la matrícula del posgrado dentro del TecNM.
Nombre	Descripción	Método de Cálculo
8. Total de programas de posgrado.	Total de programas de posgrado en la institución.	$\left(\frac{\text{programas de posgrado}}{\text{máxima cantidad de programas de posgrado en el TecNM}} \right) * 100$
Clave	Definición	Utilidad
TOTAL_POSGR ADOS.	Porcentaje programas de posgrados referidos a la máxima cantidad de programas de posgrados en el TecNM.	Conocer la cobertura de programas de posgrado de la institución dentro del TecNM.
Nombre	Descripción	Método de Cálculo
9. Total de programas de posgrado en el PNPC.	Programas de posgrado pertenecientes al PNPC de la institución.	$\left(\frac{\text{programas de posgrado en el PNPC}}{\text{programas de posgrado}} \right) * 100$
Clave	Definición	Utilidad

Tabla 2.1 Indicadores por proceso. (cont.)

TOTAL_PNPC.	Porcentaje de posgrados que pertenecen al PNPB referidos al total de posgrados en la institución.	Conocer la proporción de posgrados que pertenecen al PNPB de la institución.
Nombre	Descripción	Método de Cálculo
10. Solicitudes en licenciatura.	Relación entre los aspirantes de licenciatura de la institución con la máxima cantidad de aspirantes en el TecNM.	$\left(\frac{\text{alumnos solicitantes en licenciatura}}{\text{máxima cantidad de aspirantes en licenciatura en el TecNM}} \right) * 100$
Clave	Definición	Utilidad
SOLICITUDES_LICENCIATURA.	Porcentaje de solicitudes de ingreso a licenciatura referido a la máxima cantidad de solicitudes en licenciatura en el TecNM.	Conocer la participación de solicitudes de ingreso de la institución respecto al TecNM en el ciclo escolar.
Nombre	Descripción	Método de Cálculo
11. Índice de absorción.	Relación entre los alumnos aceptados respecto a la cantidad de solicitudes de ingreso.	$\left(\frac{\text{alumnos aceptados en licenciatura}}{\text{alumnos solicitantes en licenciatura}} \right) * 100$
Clave	Definición	Utilidad
ÍNDICE_DE_ABSORCIÓN.	Porcentaje de estudiantes aceptados en licenciatura referido al total de aspirantes a licenciatura que solicitaron el ingreso en el ciclo escolar.	Conocer la proporción de alumnos aceptados de licenciatura, respecto a la demanda de ingreso al ciclo escolar en la institución.
Nombre	Descripción	Método de Cálculo
12. Índice de egreso.	Relación entre los alumnos egresados respecto a los alumnos aceptados en la institución.	$\left(\frac{\text{alumnos egresados en licenciatura y posgrado}}{\text{alumnos aceptados en licenciatura y posgrado}} \right) * 100$
Clave	Definición	Utilidad

Tabla 2.1 Indicadores por proceso. (cont.)

ÍNDICE_EGRES O	Porcentaje de alumnos egresados de licenciatura y posgrado referido al total de alumnos aceptados en licenciatura y posgrado en la institución.	Conocer la proporción de alumnos egresados de licenciatura y posgrado, respecto a los alumnos aceptados al ciclo escolar en la institución.
Nombre	Descripción	Método de Cálculo
13. Índice de titulación.	Alumnos titulados respecto a los alumnos egresados en la institución.	$\left(\frac{\text{alumnos titulados en licenciatura y posgrado}}{\text{alumnos egresados en licenciatura y posgrado}} \right) * 100$
Clave	Definición	Utilidad
ÍNDICE_TITUL ADOS.	Porcentaje de alumnos titulados referido a la cantidad de alumnos egresados en la institución.	Conocer la proporción de alumnos titulados de licenciatura y posgrado, respecto a los alumnos egresados en el ciclo escolar en la institución.
PROCESO VINCULACIÓN		
Nombre	Descripción	Método de Cálculo
14. Servicio social.	Participación de alumnos de servicio social.	$\left(\frac{\text{alumnos con servicio social}}{\left(\frac{\text{matrícula licenciatura}}{9} \right) * 2} \right) * 100$
Clave	Definición	Utilidad
SERV_SOCIAL	Porcentaje de alumnos que realizaron servicio social referido a la cantidad de alumnos inscritos en dos semestres.	Conocer la proporción de alumnos que hicieron servicio social en el año con relación a los alumnos inscritos en la institución.
Nombre	Descripción	Método de Cálculo
15. Residencias profesionales.	Participación de alumnos que realizaron residencias profesionales.	$\left(\frac{\text{alumnos con residencia profesional}}{\left(\frac{\text{matrícula licenciatura}}{9} \right) * 2} \right) * 100$
Clave	Definición	Utilidad

Tabla 2.1 Indicadores por proceso. (cont.)

RESIDEN	Porcentaje de alumnos que realizaron residencias profesionales referido a la cantidad de alumnos inscritos en dos semestres.	Conocer la proporción de alumnos que hicieron residencias profesionales en el año con relación a los alumnos inscritos en la institución.
PROCESO RECURSOS		
Nombre	Descripción	Método de Cálculo
16. Total de docentes con posgrado.	Docentes con posgrado.	$\left(\frac{\text{docentes con maestría y doctorado}}{\text{cantidad total de docentes}} \right) * 100$
Clave	Definición	Utilidad
TOTAL_DOCEN T_CON_POSG RADO	Porcentaje de docentes con posgrado referido a la cantidad total de docentes en la institución.	Conocer la proporción de docentes con posgrado en la institución.
Nombre	Descripción	Método de Cálculo
17. Total de docentes con doctorado.	Docentes con doctorado.	$\left(\frac{\text{docentes con doctorado}}{\text{cantidad total de docentes}} \right) * 100$
Clave	Definición	Utilidad
TOTAL_DOCEN T_CON_DOCT ORADO	Porcentaje de docentes con doctorado con grado y sin grado referido a la cantidad total de docentes en la institución.	Conocer la proporción de docentes con doctorado en la institución.
Nombre	Descripción	Método de Cálculo
18. Total de docentes con tiempo completo.	Docentes con tiempo completo.	$\left(\frac{\text{docentes con tiempo completo}}{\text{cantidad total de docentes}} \right) * 100$
Clave	Definición	Utilidad
PTC	Porcentaje de docentes con tiempo completo referido a la cantidad total	Conocer la proporción de docentes de tiempo completo en la institución.

Tabla 2.1 Indicadores por proceso. (cont.)

	de docentes en la institución.	
Nombre	Descripción	Método de Cálculo
19. Total de docentes con tiempo completo con posgrado.	Docentes de tiempo completo con posgrado.	$\left(\frac{\text{docentes de tiempo completo con posgrado}}{\text{cantidad total de docentes}} \right) * 100$
Clave	Definición	Utilidad
PTC_CPSG	Porcentaje de docentes de tiempo completo con posgrado referido a la cantidad total de docentes en la institución.	Conocer la proporción de docentes de tiempo completo con posgrado en la institución.
PROCESO INVESTIGACIÓN		
Nombre	Descripción	Método de Cálculo
20. Total de cuerpos académicos.	Cuerpos académicos.	$\left(\frac{\text{total de cuerpos académicos en la institución}}{\text{máxima cantidad de cuerpos académicos en el TecNM}} \right) 100$
Clave	Definición	Utilidad
CA	Porcentaje de cuerpos académicos referidos a la máxima cantidad de cuerpos académicos en el TecNM.	Conocer la participación de cuerpos académicos de la institución en el TecNM.
Nombre	Descripción	Método de Cálculo
21. Total de profesores con perfil deseable.	Profesores con perfil deseable.	$\left(\frac{\text{cantidad de docentes con perfil deseable}}{\text{total de profesores de tiempo completo con posgrado}} \right) 100$
Clave	Definición	Utilidad
PDESEA	Porcentaje de profesores con perfil deseable referidos a la cantidad total de profesores de tiempo completo.	Conocer la proporción de docentes con perfil deseable respecto a la cantidad de profesores de tiempo completo con posgrado en la institución.
Nombre	Descripción	Método de Cálculo

Tabla 2.1 Indicadores por proceso. (cont.)		
22. Total de profesores en el SNI.	Profesores que pertenecen al SNI.	$\left(\frac{\text{cantidad de docentes con SNI}}{\text{máxima cantidad de docentes con SNI en el TecNM}} \right) 100$
Clave	Definición	Utilidad
SNI	Porcentaje de profesores que pertenecen al SNI referido a la máxima cantidad de docentes con SNI en el TecNM.	Conocer la participación de profesores que pertenecen al SNI de la institución en el TecNM.

2.5 Diseño

El estudio es cuantitativo con un diseño no experimental, transversal/longitudinal, para verificar si el modelo de análisis factorial exploratorio y confirmatorio es válido para diferentes años o en cierto intervalo.

Los indicadores se calcularon a partir de las bases de datos institucionales del TecNM, y se formularon de tal manera que la información sea útil y clara y represente el comportamiento de interés de las instituciones.

2.6 Universo y muestra

En esta investigación participaron 126 tecnológicos federales del Tecnológico Nacional de México que se encuentran en la República Mexicana. Se seleccionó una muestra aleatoria de 82 tecnológicos con un nivel de confianza de 95% y un error de 5%. En la tabla 2.2 se listan los tecnológicos de la muestra:

Tabla 2.2. Tecnológicos del TecNM que integran la muestra		
Puebla	Tijuana	Morelia
Saltillo	Cd. Madero	Villahermosa
Cd. Juárez	Durango	Zacatepec
Oaxaca	Culiacán	De Chihuahua

Tabla 2.2. Tecnológicos del TecNM que integran la muestra (cont.)		
Los Mochis	Aguascalientes	De Hermosillo
Querétaro	Orizaba	De Tuxtla Gutiérrez
Mérida	La Laguna	De Acapulco
De Tlalnepantla	De La Laguna	De Mexicali
De Roque	Chihuahua II	De San Juan Del Rio
Apizaco	Colima	De Ensenada
Cd. Guzmán	Chilpancingo	De Ciudad Valles
Tehuacán	Cuatla	De Campeche
Reynosa	Gustavo A. Madero	De Iguala
De Delicias	De Minatitlán	De Zitácuaro
De Cd. Victoria	De Matamoros	De Comitán
Del Istmo	De Pachuca	De Salina Cruz
Cancún	De Nuevo León	De La Piedad
De Nuevo Laredo	De La Paz	De Ocotlán
De Zacatecas	De Cd. Cuauhtémoc	De Pinotepa
De San Luis Potosí	De Chetumal	De Iztapalapa
De Veracruz	De Tláhuac	De Tláhuac II
De Celaya	De Tuxtepec	De Boca Del Rio
De León	De Jiquilpan	De Torreón
De Tepic	De Nogales	De Piedras Negras
De Conkal	De Cerro Azul	De Huejutla
De Valle de Oaxaca	De Tapachula	De Altamira
De Mazatlán	De Parral	De Valle del Yaqui
De Matehuala		

2.7 Técnicas e instrumentos

Las fuentes de información fueron los anuarios estadísticos 2015-2018, que se encuentran disponibles en el área de planeación del Tecnológico Nacional de México, de los cuales se generaron las bases de datos para procesarlos en los programas estadísticos SPSS Y AMOS.

2.8 Preparación de la información.

Antes de someter la información a los diferentes análisis, fue necesario probar que cumplieran las condiciones de normalidad, para eso se utilizaron las pruebas de normalidad de Kolmogorov- Smirnov, las cuales deben cumplir con un valor de significancia $p > 0.05$.

Se demostró que las muestras no cumplen con la condición de normalidad, por lo que los métodos de análisis se seleccionaron de acuerdo con las características de las muestras y se describen en la parte del trabajo donde se aplicaron.

2.9. Procedimiento

Desde hace más de un siglo el análisis factorial se ha convertido en uno de los procedimientos estadísticos multivariados más utilizados en la investigación en sus diferentes áreas tales como: psicología, educación, política, salud, etc.

Los métodos de análisis multivariado según Hernández-Sampieri y Mendoza (2018), se utilizan para procesar la información para responder preguntas y cumplir con las metas de la investigación, en este proceso se incluye la determinación de la confiabilidad y validez del instrumento de medición; eliminar reactivos, valores o indicadores que generan error o afectan la confiabilidad y validez de la medición; analizar la relación entre los ítems, valores o indicadores que integran el instrumento de evaluación y evaluar las hipótesis planteadas mediante la revisión de los resultados del análisis estadístico inferencial de los datos.

Proponen tres tipos de análisis estadístico: análisis exploratorios, descriptivos e inferenciales, los dos primeros preceden al análisis inferencial, el cual se utilizó en esta investigación, en el cual se estiman parámetros a partir de estadísticas calculadas sobre una muestra con el fin de generalizar los resultados a la población.

En este tipo de análisis lo primero que debe hacerse es verificar que las mediciones hayan sido válidas y confiables, para lo cual se aplicará el Análisis de factores por Componentes Principales (ACP), ya que se cuenta con datos de razón (indicadores) y de esta forma se eliminarán los datos que producen error.

El análisis de los Componentes Principales (ACP) permite sintetizar grandes volúmenes de información en medidas de resumen que se comprendan mejor y sean más claras que las que surgen de una gran cantidad de indicadores originales y sirven para una mejor interpretación de la información, y de acuerdo con Hernández-Sampieri y Mendoza (2018), tiene como objetivos:

- Analizar la estructura de una matriz, referida a una medición de una variable hecha en una muestra, para analizar qué factores o dimensiones integran la medición (uno, dos o más). Es decir, determinar la unidimensionalidad-multidimensionalidad de los datos obtenidos por un instrumento de medición.
- Analizar la pertenencia de un conjunto de reactivos, o valores a la dimensión o dimensiones (o factores) que componen la medición de la variable de interés.
- Descomponer una matriz de datos con mediciones correlacionadas en una nueva serie de variables no correlacionadas. Estas variables son llamadas, de acuerdo con el contexto, componentes, factores, valores propios, vectores singulares o cargas principales. Cada unidad es también asignada a un conjunto de puntuaciones que corresponden a su proyección sobre los componentes.

En esta investigación se utilizó el análisis factorial exploratorio para la selección de factores y validarlo con el análisis factorial confirmatorio. De manera de hacer un análisis longitudinal de dichos factores en el periodo 2015-2018 para comprobar si el modelo con que se cuenta es representativo o si se deben hacer modificaciones debido a los cambios que puedan sufrir los indicadores, para ello es necesario describir las herramientas estadísticas que se utilizaron para hacer dicho trabajo.

2.9.1 Análisis factorial

De acuerdo con López-Roldán (2015), el análisis factorial tiene como objetivo establecer las interrelaciones que se dan entre un conjunto de variables observadas que identifican una realidad social con la intención de reducir la complejidad que reflejan a lo que de forma latente es esencial o más significativo y así identificar unos pocos factores sintéticos que más diferencian a los individuos.

Marín (2014) explica que el análisis factorial es una técnica que sirve para reducir la dimensionalidad de los datos, consiste en buscar el número mínimo de dimensiones que sean capaces de explicar el máximo de información contenida en los datos. Afirma que, a diferencia de otras técnicas, en el análisis factorial todas las variables se consideran independientes, es decir que no existe una dependencia conceptual de unas variables sobre otras.

El análisis factorial incluye una variedad de procedimientos estadísticos destinados para la dimensionalización, es decir a la obtención de nuevas variables o factores subyacentes a un conjunto de información (campo de variables o espacio de atributos) que definen cierta problemática científica específica, múltiple y compleja.

López-Roldán (2015) afirma que las técnicas de análisis factorial muestran la existencia de variables que conjuntamente miden el mismo fenómeno de la realidad estudiada. Matemáticamente significa que los factores que se encuentran son combinaciones (lineales) de las variables originales, cada una de estas variables contribuirá en mayor o menor medida a configurar

las nuevas variables factoriales. El modelo matemático que resulta es un modelo lineal que trata de explicar las correlaciones, la variabilidad, de un conjunto de datos con un número menor de nuevas variables (factores) que se generan de la combinación de las variables observables originales.

El análisis factorial propone que cada indicador, en un conjunto de medidas observadas, es una función lineal de uno o varios factores más comunes y un factor único. Divide la varianza de cada indicador (derivado de la matriz de correlación / covarianza de la muestra que se utiliza como entrada para el análisis) en dos partes: (1) varianza común, o la varianza contabilizada por el factor, que se estima sobre la base de la varianza compartida con otros indicadores en el análisis; y (2) varianza única, que es una combinación de varianza confiable, eso es específico del indicador, es decir, factores sistemáticos que influyen en un solo indicador; y varianza de error aleatorio, (es decir, error de medición o falta de fiabilidad en el indicador) (Brown, 2015).

La interpretación de los nuevos factores se hace en el contexto del problema a analizar, de tal manera que se justifique la pertinencia de las variables y la conceptualización de los resultados que se obtengan.

Existen dos tipos de análisis factorial, dependiendo de los objetivos de la investigación: análisis factorial exploratorio (EFA) y análisis factorial confirmatorio (CFA), ambos buscan reproducir las relaciones observadas entre un grupo de indicadores con un conjunto más pequeño de variables latentes, y difieren primordialmente por el número y la naturaleza de las especificaciones y restricciones a priori hechas en el modelo factorial.

El EFA está basado en datos de enfoque, de modo que no se especifica inicialmente el número de factores o el patrón de relaciones entre los factores comunes y los indicadores, por el contrario, el investigador usa EFA para determinar el número apropiado de factores comunes, y para descubrir qué variables medidas son indicadores razonables de las variables latentes.

En CFA, el investigador especifica el número de factores y el patrón del indicador en un inicio, así como otros parámetros relacionados con la

independencia o covarianza de los factores e indicadores de varianzas únicas. La solución del factor pre-especificado se evalúa en términos de qué tan bien reproduce la correlación muestral de la matriz de covarianzas de las variables medidas (Brown, 2015).

2.9.2 Análisis factorial exploratorio (Exploratory Factor Analysis, EFA)

El análisis factorial exploratorio es una técnica de reducción de datos utilizada para agrupar variables en conjuntos más pequeños que resumen el comportamiento de los datos. Estos factores se consideran potencialmente responsables de los patrones de colinealidad entre dichas variables (Watson, 2017).

Es un método estadístico de interdependencia (es decir, es un conjunto de variables en las cuales no existe una variable respuesta ni variables independientes, como en la mayoría de los modelos de regresión, sino que todas las variables son analizadas en conjunto) y se caracteriza por su versatilidad. Su propósito principal es definir grupos de variables (más conocidos como factores) que estén altamente correlacionados entre sí. También se usa para reducir la complejidad de un gran número de variables en un número más reducido; por lo tanto, tiene como objetivo explicar un fenómeno de forma minuciosa (Méndez, 2012).

El EFA pretende buscar los factores, pero no a partir de un modelo prefijado sino a partir de la interpretación de los datos y atribuyendo un significado a posteriori a los factores obtenidos.

Existen diferentes tipos de análisis factorial exploratorio, en este caso se utiliza el análisis factorial de varianza total, donde se extraen los factores comunes que explican el total de la varianza, particularmente el método de los componentes principales, el cual estudia la relaciones entre variables cuantitativas.

2.9.3. Análisis de los componentes principales.

Es un método estadístico que sintetiza y da estructura a una matriz de datos tratando de encontrar dimensiones o factores que son una combinación lineal de las variables introducidas, que a su vez no tengan correlación entre ellos, es decir, sean linealmente independientes, lo que asegura la estructuración de las variables iniciales. En la tabla 2.3 se muestran los principales pasos y recomendaciones para realizar el análisis factorial exploratorio de una base de datos.

Tabla 2.3 Etapas y recomendaciones para hacer un análisis factorial exploratorio de una muestra por medio del análisis de los componentes principales.

Tabla 2.3 Etapas y recomendaciones para hacer un análisis factorial exploratorio de una muestra por medio del análisis de los componentes principales.
Elección del conjunto de variables original
<p>Preparar la matriz de correlaciones, ya que el análisis busca mostrar las correlaciones que se dan entre grupos de variables, por tanto, se debe constatar de antemano que las variables están manifiestamente relacionadas. En este caso la matriz de indicadores para la muestra descritos en la tabla 2.1.</p> <p>Comprobar las condiciones de aplicación, como son: tamaño muestral, normalidad, linealidad y ausencia de casos extremos.</p>
Extracción de factores o componentes
<ol style="list-style-type: none">1. Análisis de la matriz de correlaciones, en la cual se manifiestan las relaciones entre las variables que integran los diferentes grupos generados.2. Determinante de la matriz de correlaciones R, el cual mientras más se aproxime a cero significa que existe una intercorrelación alta entre las variables y que los datos son adecuados para realizar un análisis de componentes principales (López Roldán, 2015 pp.25).3. Prueba de esfericidad de Bartlett. Se utiliza para probar la hipótesis nula la cual indica que la matriz de correlaciones de las variables observadas es la matriz identidad. Es decir, la relación de las variables con sí mismas establece una relación representada con el número 1, mientras que las relaciones entre diferentes variables deben alejarse de cero ya que de lo contrario el significado indica que no hay relaciones entre las variables y el comportamiento geométrico tiende a ser una esfera. Esto significa que no se podrán encontrar los factores porque las variables originales son independientes y no están relacionadas.4. El estadístico de Bartlett está basado en una distribución de Chi-cuadrado X^2, a partir de n casos y p variables, calculada por la ecuación (1):

Tabla 2.3 Etapas y recomendaciones para hacer un análisis factorial exploratorio de una muestra por medio del análisis de los componentes principales. (cont.)

$$\chi^2 = - \left(n - 1 - \frac{2p + 5}{6} \right) \ln |R| \quad (1)$$

con v grados de libertad, ecuación (2):

$$v = \frac{p^2 - p}{2} \quad (2)$$

Donde la significancia p (menor a 0.05) indica que la matriz no es una matriz identidad, lo que implica que las variables se relacionan entre sí lo suficiente para que el análisis factorial exploratorio tenga significado.

5. El coeficiente de correlación parcial r mide la correlación entre dos variables cuando permanecen constantes el resto de las variables del análisis. De esta forma, cuando las variables incluidas en el análisis comparten gran cantidad de información debido a la presencia de factores comunes, la correlación parcial entre dos de ellas debe ser pequeña, cercana a cero.

Cuando dos variables comparten gran cantidad de información entre ellas, pero no la comparten con el resto de las variables, no contribuyen a generar factores comunes y la correlación parcial entre ellas será elevada, esto sirve para indicar la falta de idoneidad de las variables implicadas en el análisis. Si existen factores comunes a un conjunto de variables con una fuerte correlación, al eliminar el efecto de asociación que tienen las otras variables sobre dos de ellas, el coeficiente de correlación parcial entre dos variables deberá ser pequeño (próximo a cero).

6. Correlación anti-imagen es el valor negativo del coeficiente de correlación parcial. Se considera que la mayor proporción de los valores de la matriz sean valores bajos para que el análisis de los componentes principales se justifique.

7. El índice Kaiser-Meier-Olkin (KMO) se calcula con los valores de la diagonal de la matriz de correlaciones anti-imagen para cada variable, un índice que se utiliza para comparar, para dos variables (j, j') , los coeficientes de correlación simples $r_{jj'}$, con los de correlación parcial $r^p_{jj'}$, ecuación (3).

$$KMO = \frac{\sum_{j=1}^p \sum_{j'=1}^p r_{jj'}^2}{\sum_{j=1}^p \sum_{j'=1}^p r_{jj'}^2 + \sum_{j=1}^p \sum_{j'=1}^p r^p_{jj'}^2} \quad (3)$$

Cuando las correlaciones entre las variables son fuertes, el índice KMO tiende a 1, mientras que, cuando las correlaciones entre las variables son bajas, el índice tiende a cero; en general, cuando se obtienen valores pequeños de KMO, significa que las correlaciones entre pares de variables no son explicadas por otras variables y es necesario reconsiderar el modelo factorial. Cuando $KMO < 0.5$, se considera inaceptable.

Tabla 2.3 Etapas y recomendaciones para hacer un análisis factorial exploratorio de una muestra por medio del análisis de los componentes principales. (cont.)

8. La diagonal de la matriz de correlaciones anti-imagen contiene la medida de adecuación muestral (Measures of Sampling Adequacy, MSA) la cual se calcula mediante la ecuación (4).

$$MSA_{x+j} = \frac{\sum_{j \neq j'} r_{jj'}^2}{\sum_{j \neq j'} r_{jj'}^2 + \sum_{j \neq j'} r p_{jj'}^2} \quad (4)$$

En este caso, los valores deben ser elevados para un buen Análisis de los componentes principales, además de ser de utilidad para considerar eliminar alguna variable.

9. Para la extracción de factores se necesitan varias condiciones:

- a) Que los factores expliquen la varianza total del sistema.
- b) Que la varianza sea jerárquica, o sea que de forma sucesiva y jerárquica se acumule la máxima carga, lo cual conducirá a conservar unos pocos factores a costa de pérdida de varianza.
- c) Que sean linealmente independientes, es decir la correlación entre factores sea cero.

Selección de factores

Criterios recomendados:

- a) Considerar aquellos factores que tienen un valor característico mayor a uno.
- b) Considerar los factores que acumulan alrededor de 70% de la varianza total, cantidad que se considera equilibrada entre la pérdida de información del 30%.
- c) Hacer una gráfica de sedimentación, es decir una gráfica en la que en las abscisas se representen los distintos factores y en las ordenadas los valores característicos asociados de la matriz de correlaciones reducida.
- d) Determinar el número apropiado de factores por scree plot, es decir, el número de factores seleccionados viene determinado por el punto en el que cambia de pendiente la curva.

Rotación de factores

En modelos multifactoriales, se recomienda rotar la solución para obtener una estructura más simple, como varimax, promax, geomin, etc. La rotación de los factores facilita la interpretación de la estructura de los datos sin alterar las pruebas de bondad de ajuste. Las comunalidades y los porcentajes de varianza explicada se mantienen inalterados, simplemente se redistribuye la varianza explicada entre los factores.

Interpretar los factores

Considerar el sentido e interpretación de los factores:

<p>Tabla 2.3 Etapas y recomendaciones para hacer un análisis factorial exploratorio de una muestra por medio del análisis de los componentes principales. (cont.)</p>
<ul style="list-style-type: none"> a) Los factores deben tener un significado sustantivo y significancia conceptual o empírica. b) Eliminar factores pobremente definidos como aquellos que tienen carga pequeña. c) Si algún indicador queda ubicado fuera del factor deseable, se puede reubicar a otro en el que tenga impacto realmente. d) Finalmente, el modelo quedará determinado y validado en el análisis factorial confirmatorio.

Fuente: Brown, 2015. pp. 34. y López Roldán, 2015.

2.9.4 Análisis factorial confirmatorio (CFA) y ecuaciones estructurales (SEM)

El análisis factorial confirmatorio es un tipo de modelo de ecuaciones estructurales (Structural Equation Modeling, SEM) que analiza las relaciones entre medidas observadas o indicadores y variables latentes o factores. El CFA requiere que el investigador pre-especifique todos los aspectos del modelo, por lo que debe tener un firme conocimiento a priori, basado en evidencia y teoría pasadas, del número de factores que existen en los datos, de qué indicadores se relacionan con qué factores, etc., se utiliza con frecuencia en las últimas etapas de desarrollo de una investigación, después de que la estructura factorial de un instrumento de prueba ha sido explorada y refinada por el análisis factorial exploratorio (Brown, 2015).

El modelo de ecuaciones estructurales permite examinar simultáneamente una serie de relaciones de dependencia, y es particularmente útil cuando una variable dependiente se convierte en variable independiente en ulteriores relaciones de dependencia. Además, muchas de las mismas variables afectan a cada una de las variables dependientes, pero con efectos distintos (Hair, Anderson, Tatham y Black, 2001, citados por Cupani, 2012). Se puede pensar que el modelo de ecuaciones estructurales es una extensión de varias técnicas multivariadas como la regresión múltiple y el análisis factorial (Kahn, 2006, citado por Cupani, 2012). Sin embargo, posee algunas características particulares que lo diferencian de las otras técnicas multivariadas. Una de las diferencias es la capacidad de estimar y evaluar la

relación entre constructos no observables, denominados generalmente variables latentes.

El principal aporte del modelo de ecuaciones estructurales es que ofrece al investigador una herramienta para evaluar modelos teóricos y para encontrar relaciones causales de datos no experimentales cuando estas relaciones son lineales. De igual forma, ayudan a seleccionar hipótesis causales relevantes, eliminando aquellas que no están sustentadas por la evidencia empírica.

El análisis factorial confirmatorio (CFA) se usa cuando el investigador tiene algún conocimiento de la estructura de las variables latentes basado en el conocimiento de la teoría, la investigación empírica, o ambos, en este análisis se establecen relaciones entre las medidas observadas y los factores subyacentes a priori y luego se prueba esta hipótesis estadísticamente. El análisis factorial confirmatorio (CFA) se centra únicamente en el vínculo entre factores y sus variables medidas, en el marco del modelo de ecuaciones estructurales (SEM), representa lo que se ha denominado un modelo de medida.

El modelo de variables latentes completo (LV) permite especificar la estructura de regresión entre las variables latentes. Es decir, el investigador puede hipotetizar el impacto de una variable latente sobre otra. Se conoce como completo porque incluye el modelo de medida y el modelo estructural (Byrne, 2016). El modelo de ecuaciones estructurales (SEM) es una de las herramientas estadísticas para estudiar relaciones causales en datos no experimentales. Son una combinación del análisis factorial y regresión múltiple y están compuestos por dos componentes: el modelo de medida y el modelo estructural. El modelo de medida describe la relación existente entre una serie de variables observables; mientras que en el modelo estructural se especifican las relaciones entre las variables latentes (Medrano, 2017).

2.9.5 Etapas del análisis de ecuaciones estructurales

2.9.5.1 Especificación del modelo

En esta etapa se requiere que el investigador tenga ya especificados todos los aspectos del modelo, por lo que debe tener un firme conocimiento a priori, basado en evidencia y teoría pasadas, del número de factores que existen en los datos, de qué indicadores se relacionan con qué factores, etc., es decir, que el análisis factorial exploratorio ya se haya realizado y se cuente con dicho modelo.

2.9.5.2 Identificación del modelo

Antes de utilizar el modelo de la estructura factorial se debe validar y saber que tan bien representa las correlaciones entre variables de los datos. Si estamos contabilizando todas las correlaciones principales inherentes en el conjunto de datos (con respecto a las variables en nuestro modelo), entonces tendremos un buen ajuste; si no, entonces hay una diferencia significativa entre las correlaciones propuestas y las correlaciones observadas, y por lo tanto tenemos un modelo de ajuste pobre.

De acuerdo con Byrne (2016), es importante considerar la identificación del modelo, la cual está relacionada con un grupo de parámetros consistentes con los datos. Estos parámetros están relacionados directamente con la trasposición de la matriz de covarianza de las variables observadas (datos) en los parámetros estructurales del modelo de estudio. Si se puede encontrar una solución única para los valores de los parámetros estructurales, el modelo se considera para ser identificado, por lo tanto, los parámetros se consideran estimables y el modelo verificable. Si por el contrario, no se puede identificar un modelo, se indica que los parámetros están sujetos a la arbitrariedad, lo cual implica que diferentes valores de los parámetros definen el mismo modelo, por lo que no es posible obtener un modelo coherente y el modelo no puede evaluarse empíricamente.

En relación con la cuestión de la identificación está el requisito de que cada variable latente tenga su escala determinada. Esta restricción surge

porque estas variables no se observan y, por tanto, no tienen una escala métrica definida. Al especificar el modelo de medición, la variable latente no medida se asigna a su variable indicadora observada conexas. Este requisito de escalado se satisface limitando a algún valor distinto de cero (típicamente 1.0), un parámetro de carga de factor en cada conjunto de cargas con genérico. Esto significa que para una de las trayectorias de regresión que conducen de cada factor hay un conjunto de indicadores observados, donde debe especificarse algún valor fijo para alguno de ellos que sea altamente representativo en el modelo; este parámetro fijo se denomina variable de referencia.

2.9.5.3 Estimación de los parámetros del modelo

El procedimiento más común de estimación SEM es el método de la máxima verosimilitud (MLE). Algunos estudios sugieren que, en condiciones ideales, MLE proporciona resultados válidos y estables con tamaños de muestra tan pequeños como 50. Cuando los datos no presentan normalidad multivariable, entonces la proporción de encuestados necesita aumentar y se recomienda 15 encuestados por cada parámetro estimado en el modelo. Cabe señalar que para muestras grandes (>400), el método se vuelve más sensible, haciendo que las medidas de bondad de ajuste proporcionen un ajuste pobre (Hair, Black, Babin y Anderson, 2014).

2.9.5.4 Análisis y adecuación del modelo

Después de estimar el modelo se debe evaluar si es adecuado, para esto se introducen una serie de estadísticos y tolerancias que se describen en la tabla 2.4, los cuales se conocen como índices para determinar la bondad de ajuste.

Un índice de bondad de ajuste se utiliza para cuantificar el grado de concordancia a lo largo de un continuo y se pueden clasificar en absolutos e incrementales. Un índice de bondad de ajuste absoluto evalúa lo bien que un modelo a priori reproduce los datos de la muestra, no hay modelo de referencia

para evaluar la cantidad de incremento en el ajuste del modelo, se puede hacer una comparación implícita o explícita con un modelo de saturación que reproduzca exactamente la matriz de covarianzas (Hu y Bentler, 1999).

Los índices de ajuste incrementales comparan el modelo propuesto con un modelo básico que se toma de referencia, el cual suele ser aquel que estipula una falta absoluta de asociación entre las variables del modelo; se trata, por lo tanto, de comparar nuestro modelo con el peor modelo posible. Dentro de estos índices incrementales se puede destacar el índice de bondad de ajuste ajustado (AGFI) y el índice de ajuste comparativo (CFI) (Salgado, 2009).

Pruebas de bondad de ajuste utilizadas:

1. El valor Chi-cuadrado (X^2) es la medida tradicional para evaluar el ajuste global del modelo y, evalúa la diferencia entre la matriz de covarianza observada y la ajustada (Hu y Bentler, 1999). Es el producto del tamaño de la muestra menos uno por el valor mínimo de la función de ajuste. Los valores más cercanos a cero indican un mejor ajuste, ya que hay menor diferencia entre las matrices de covarianza esperadas y observadas (Gatignon, 2010).

La prueba de Chi-cuadrado presenta una serie de limitaciones severas en su uso. En primer lugar, esta prueba asume la normalidad multivariante y desviaciones graves de la normalidad puede dar lugar a rechazos de modelos, incluso cuando el modelo está debidamente especificado (Mcintosh, 2006, citado por Hooper, Coughlan y Mullen, 2008). La estadística de Chi-cuadrado casi siempre rechaza el modelo cuando se utilizan muestras grandes (Bentler y Bonnet, 1980; Jöreskog y Sörbom, 1993, citados por Hooper et. al., 2008). Por otra parte, cuando se usan muestras pequeñas, la estadística de Chi-cuadrado carece de poder y debido a esto puede no discriminar entre buenos modelos de ajuste y modelos de ajuste pobres (Kenny y Mccoach, 2003, citados por Hooper et al., 2008).

2. El índice de ajuste comparativo (CFI) analiza el ajuste del modelo examinando la diferencia entre los datos y el modelo hipotético, al mismo

tiempo se ajusta a los problemas de tamaño de la muestra inherentes a la prueba de Chi-cuadrado de ajuste del modelo. Los valores CFI varían de 0 a 1, mientras más se acerquen a uno indica un mejor ajuste. Sin embargo, estudios recientes han indicado que un valor mayor que 0.90 es necesario para garantizar que los modelos mal especificados no se acepten (Hu y Bentler, 1999).

3. Índice de bondad de ajuste (GFI). Es una medida de ajuste entre el modelo hipotético y la matriz de covarianza observada, que señala la variabilidad explicada por el modelo, sus valores oscilan entre 0 (ajuste pobre) y 1 (ajuste perfecto). Valores superiores a 0.90, indican un buen ajuste. Analizando la ecuación (7), un modelo que encaja bien produce una relación de F_k / F_0 bastante pequeña. Por el contrario, un modelo que no encaja bien produce que F_k / F_0 sea relativamente grande porque F_k no diferiría mucho de F_0 . En el extremo, si un modelo no pudo explicar cualquier covarianza verdadera entre las variables medidas, F_k / F_0 sería 1, lo que significa que el GFI sería 0 (Hair et al.,2014).

4. Índice de bondad de ajuste ajustado (AGFI). Este índice corrige el GFI, que se ve afectado por el número de indicadores de cada variable latente. El GFI y AGFI oscilan entre 0 y 1, con un valor de más de 0.9 que generalmente indica un ajuste del modelo aceptable (Baumgartner y Homburg,1996).

5. Índice estandarizado de la raíz cuadrada del promedio del cuadrado de los residuos (SRMR). Es la raíz cuadrada de la diferencia entre la matriz de covarianza de la muestra y la matriz de covarianza del modelo. El rango de valores oscila entre 0 y 1, siendo el valor de 0.08 o menor indicativo de un modelo aceptable (Hu y Bentler, 1999).

6. Raíz cuadrada del error cuadrático medio de la aproximación (RMSEA). El RMSEA nos dice lo bien que el modelo, con estimaciones de parámetros desconocidos pero elegidos óptimamente, encajaría con la matriz de covarianza de las poblaciones (Byrne, 2015). Se considera uno de los

índices de ajuste más informativos (Diamantopoulos y Siguaaw, 2000: 85 citados por Hooper et al., 2008) debido a su sensibilidad al número de parámetros estimados en el modelo.

Hasta principios de los años noventa, el rango de variación de 0.05 a 0.10 del RMSEA se consideró un ajuste perfecto, y cuando los valores están por encima de 0.10 indican un mal ajuste (Maccallum et al., 1996, citados por Hooper et al., 2008). Valores del RMSEA entre 0,08 a 0,10 indican un ajuste mediocre y por debajo de 0.08 muestra un buen ajuste (Maccallum et al., 1996, citados por Hooper et al., 2008). Sin embargo, en estudios posteriores se observó que un valor cercano a 0.06 (Hu y Bentler, 1999) o un límite superior estricto de 0.07 (Steiger, 2007, citado por Hooper et al., 2008) corresponden a un buen ajuste, y parece ser el consenso general entre las autoridades en este ámbito.

Tabla 2.4 Parámetros de bondad de ajuste con valores limitante		
Parámetro	Valores limitantes	Fórmula
χ^2 Chi cuadrada o CMIN (Byrne, 2016).	<3 bueno; <5 algunas veces permitido	$\chi^2 = (N-1)FMIN \quad (5)$ <p>Donde:</p> <p>χ^2 Chi cuadrada.</p> <p>N es el tamaño de la muestra.</p> <p><i>FMIN</i> es el valor del mínimo de la función de discrepancia del modelo objetivo (Byrne, 2016).</p>
CFI Índice de ajuste comparativo.	>0.95 excelente >0.9 tradicional >0.8 algunas veces permitido	$CFI = 1 - \frac{(\chi_r^2 - df_r)}{(\chi_B^2 - df_B)} \quad (6)$ $CFI = 1 - \frac{\max(F_r - df_r)}{\max(F_B - df_B)} = 1 - \frac{NCP_r}{NCP_B}$ <p>Donde</p> <p>χ_r^2 estadístico del modelo objetivo.</p>

Tabla 2.4 Parámetros de bondad de ajuste con valores limitantes. (cont.)		
Parámetro	Valores limitantes	Fórmula
		<p>df_T grados de libertad del modelo objetivo.</p> <p>χ^2_B es el estadístico del modelo base.</p> <p>df_B grados de libertad del modelo base.</p> <p>χ^2_r parámetro de no centralidad o del modelo objetivo.</p> <p>F_r discrepancia del modelo objetivo.</p> <p>F_B discrepancia del modelo base.</p> <p>NCP_r parámetro de no centralidad del modelo objetivo.</p> <p>NCP_B parámetro de no centralidad del modelo base.</p>
GFI índice de bondad de ajuste	>0.95	$GFI = 1 - \frac{FMIN_r}{FMIN_B} \quad (7)$ <p>Donde:</p> <p>$FMIN_r$ es el mínimo de la función de discrepancia del modelo objetivo.</p> <p>$FMIN_B$ es el mínimo de la discrepancia del modelo base. (Byrne, 2016, pp. 98)</p>
SRMR La raíz cuadrada estandarizada del promedio del cuadrado de los residuales	<0.09	$SRMR = \sqrt{\frac{2 \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^i \left[\frac{(s_{ij} - \hat{\sigma}_{ij})^2}{(s_{ii} s_{jj})} \right]}{p(p+1)}} \quad (8)$

Tabla 2.4 Parámetros de bondad de ajuste con valores limitantes. (cont.)		
Parámetro	Valores limitantes	Fórmula
		<p>Donde:</p> <p>s_{ij} son las covarianzas observadas</p> <p>$\hat{\sigma}_{ij}$ son las covarianzas reproducidas</p> <p>s_{ii} y s_{jj} son las desviaciones standard observadas.</p> <p>p numero de variables observadas</p>
<p>RMSEA</p> <p>Raíz cuadrada del error de aproximación</p>	<p><0.05 bueno;</p> <p>Entre 0.05 y 0.10 moderado;</p> <p>>0.10 ajuste pobre</p>	$RMSEA = \sqrt{\frac{F_0}{df_r}} \quad (9)$ <p>Donde</p> $F_0 = \frac{(\chi^2 - df_r)}{(N-1)}$ <p>F_0 es el máximo la discrepancia del modelo objetivo.</p> <p>χ^2 es el estadístico del modelo objetivo</p> <p>df_r grados de libertad del modelo objetivo Hu y Bentler (1999).</p>
PCLOSE	>0.05	
p-valor para el modelo	>0.05	

Fuente: Hu y Bentler (1999) y Hair, et al. (2014).

2.9.6 Validez y confiabilidad

En el CFA es absolutamente necesario establecer la validez convergente y la validez discriminante, así como la confiabilidad del modelo.

2.9.6.1. Validez convergente

Es el grado en que los indicadores de una construcción específica convergen o comparten una alta proporción de varianza en común (Hair et al., 2014). En este tipo de validez se incluyen los siguientes parámetros:

- a) Cargas de factores.** Cuando existen cargas de factores altas significa que convergen en un punto, el constructo latente. El valor mínimo significa que todas las cargas de los factores son estadísticamente significativas. Una buena regla general es que las estimaciones de carga estandarizadas deben ser 0.5 o más, y lo ideal sería 0.7 o más.
- b) Varianza media extraída (AVE).** Es el promedio de la varianza extraída entre los elementos de una construcción. Se calcula como el promedio de las varianzas de las cargas de los factores y es un indicador de resumen de convergencia. Es el promedio de las comunalidades. Si AVE es 0.5 o mayor se presenta una convergencia adecuada, si el valor es menor de 0.5 indica que más error permanece en los elementos que la varianza explicada por la estructura de los factores (Hair et al., 2014).
- c) Confiabilidad de constructo (CR).** Es un indicador de validez convergente. Para estimar la confiabilidad se puede utilizar el coeficiente alfa de Cronbach, aunque puede subestimar la confiabilidad, por lo que se aplican otras formas de estimarla como es la confiabilidad de constructo.

La regla general para cualquier estimación de fiabilidad indica que el valor mayor o igual a 0.7 sugiere una buena confiabilidad. Los valores entre 0.6 y 0.7 pueden ser aceptables, siempre que otros indicadores de la validez del modelo sean buenos. Alta confiabilidad de construcción indica que la consistencia interna existe, lo que significa que todas las medidas representan consistentemente la misma construcción latente (Hair et al., 2014).

2.9.6.2 Validez discriminante

Es la medida en que una construcción es realmente distinta de otras construcciones tanto en términos de cuánto se correlaciona con otras construcciones y que tan claramente representa las variables medidas; por lo tanto, una alta validez discriminante proporciona evidencia de que una construcción es única y captura algunos fenómenos que otros modelos no (Hair et al., 2014).

a) Máxima varianza compartida (MSV).

Es el cuadrado del coeficiente de correlación más alto entre los factores latentes. Por ejemplo, si la correlación entre los factores latentes A y B es 0.40, A y C es 0.50, A y D es 0.30; el coeficiente de correlación más alto aquí es 0.50, en ese caso, el MSV para la construcción latente es $(0.5)^2=0.25$ (Grigoryev, 2017).

Las medidas que son útiles para establecer validez y confiabilidad son:

Validez de constructo (CR), Varianza Media Extraída (AVE) y Varianza Máxima Compartida (MSV). Los límites para estos parámetros son los que se muestran en la tabla 2.5 (Hair et al., 2014 y Gaskin,2016).

Tabla 2.5. Criterios de confiabilidad y validez para el modelo		
Criterio	límites	fórmula
Varianza media extraída (AVE)	AVE>0.5	$AVE = \frac{\sum_{i=1}^n L_i^2}{n}$ <p>Donde:</p> <p>L_i representa las cargas estandarizadas de los factores.</p>

Tabla 2.5. Criterios de confiabilidad y validez para el modelo. (cont.)		
Criterio	limites	fórmula
Validez de constructo (CR)	CR>0.7	$CR = \frac{\left(\sum_{i=1}^n L_i \right)^2}{\left(\sum_{i=1}^n L_i \right)^2 + \left(\sum_{i=1}^n e_i \right)}$ <p>Donde:</p> <p>L_i representa las cargas estandarizadas de los factores.</p> <p>e_i representa los errores de varianza del constructo.</p>
Máxima varianza compartida (MSV)	MSV<AVE	Es el cuadrado del coeficiente de correlación más alto entre los factores latentes. Por ejemplo, si la correlación entre los factores latentes A y B = 0.40, A y C = 0.50, A y D = 0.30; el coeficiente de correlación más alto aquí es 0.50, en ese caso, MSV para la construcción latente es $(0.5)^2=0.25$ (Grygoriev, 2017).

Si se tienen problemas de validez convergente, significa que las variables no se correlacionan bien entre sí dentro del factor al que pertenecen, es decir, el factor latente no se explica bien por sus variables observadas. Si se observan problemas de validez discriminante, entonces las variables se correlacionan mejor con variables fuera de su factor al que pertenecen que con las variables dentro del factor al que pertenecen; es decir, el factor latente se explica mejor por algunas otras variables (a partir de un factor diferente), que por sus propias variables observadas (Gaskin, 2016).

Gracias al desarrollo de la tecnología, han surgido varios programas para la aplicación de este tipo de análisis, como son: LISREL (Linear Estructural Relations) que fue creado por Joreskog y Sorbom en 1996); EQS (Structural Equation Modeling Software) que fue desarrollado por Bentler en 1995 y el programa Análisis de Estructuras Momentáneas (Analysis of Moment Structures, AMOS) que fue creado por Arbuckle en 2003 (Cupani, 2012).

En esta investigación se utilizó el programa SPSS 24 y el AMOS 22 compatible con SPSS.

2.10 Modelo multigrupos

El método de análisis de invarianza de grupos se utiliza para investigar si el modelo factorial propuesto es invariante a través de un cierto tiempo y también si es efectivo para representar diferentes poblaciones. Buscar pruebas de la invarianza de medición es encontrar pistas que indican que el mismo atributo se mide bajo diferentes condiciones.

De acuerdo con Golembiewski, Billingsley, y Yeager (1976, citados por Brown, 2015) y Chan (1998, citado por Brown, 2015), existen tres tipos de cambios, los cuales se pueden clasificar en cambios alpha, cambios beta y cambios gamma. Los primeros ocurren en el contexto de la invarianza de medición longitudinal, es decir, evidencia de que la medición del constructo no cambia con el tiempo. Los cambios beta ocurren en los casos en donde el constructo de interés sigue siendo constante, pero las propiedades de medición de los indicadores de la construcción son temporalmente inconsistentes (por ejemplo, los valores numéricos en todos los puntos de evaluación no tienen la misma escala de medida); y los cambios gamma ocurren cuando el significado del constructo cambia en el tiempo (por ejemplo, el número de factores que representan la construcción varían en el modelo de cada evaluación). Este estudio se enfocó a un tipo de cambio alpha, es decir probar la evidencia de que el constructo no cambia con el tiempo en el periodo de estudio.

La invarianza configural implica un conjunto jerárquico de pasos que típicamente comienzan con la determinación de un modelo multigrupo adecuado, el cual se toma como modelo de referencia. En términos técnicos, este modelo se denomina comúnmente configural y es el primero y menos restrictivo a ser probado (Horn & Mcardle, 1992, citados por Byrne, 2008). La invarianza configural es la que sirve para analizar si la estructura factorial es similar entre los diferentes grupos (forma igual, es decir que el número de

factores y el patrón de cargas indicador-factor sean idénticos a través los grupos).

Con este modelo inicial, resulta interesante observar si la misma configuración de parámetros fijos y libremente estimados se mantiene en todos los grupos, por lo que no se imponen restricciones a la igualdad. La importancia del modelo de configuración es que sirve de base para comparar todos los ensayos de equivalencia posteriores. A diferencia del modelo configural, todas las pruebas de equivalencia restantes implican la especificación de restricciones de igualdad de grupos cruzados para determinados parámetros, la idea aquí es probar que los parámetros de medida operan de igual forma en los diferentes grupos.

De acuerdo con Barrera, Navarro y Peris (2014), la invarianza de medida se centra en las variables observadas, se refiere al grado en que los parámetros del instrumento de medida son similares entre grupos (Byrne, 2008) y es evaluado a 3 niveles: débil (invarianza de las cargas factoriales), fuerte (invarianza de las cargas factoriales y las intercepciones) y estricta (invarianza de las cargas factoriales, intercepciones, covarianzas y varianzas de los errores). Generalmente, la invarianza de medida se centra únicamente en la invarianza de las cargas factoriales, también llamada invarianza métrica (Vandenberg, 2002; citado por Barrera, 2014).

La perspectiva tomada en este estudio se basa en los criterios de Byrne (2016), quien afirma que es muy importante conocer a priori las características o especificación del modelo para la aplicación de los procedimientos de pruebas de invariancia. En función del modelo y las hipótesis que deben probarse, se analizan los siguientes conjuntos de parámetros para estudiar la invarianza multigrupo: a) carga de factores, b) covarianzas de factores, c) intersecciones del indicador y d) vías de regresión estructural.

En la especificación de modelos multigrupo en Amos Graphics se deben cumplir ciertas reglas básicas, la primera es la determinación de un modelo de referencia para cada grupo por separado. Este modelo debe ser el que mejor se ajusta a los datos desde las perspectivas tanto de parsimonia como de

significado sustantivo. Para el análisis multigrupo todos los grupos deben tener la misma estructura o diagrama de ruta, en consecuencia, sólo se debe introducir para el primer grupo ya que todos los demás grupos tendrán la misma estructura por defecto.

La segunda consiste en que los mismos parámetros que se estimaron en el modelo de referencia para cada grupo por separado se estimarán nuevamente, aunque dentro del marco de un modelo multigrupo. El principal interés consiste en probar que el modelo de cada grupo se ajuste el modelo multigrupo. Si las estadísticas del modelo multigrupo son compatibles o mejores que las que se encontraron por cada grupo por separado, apoyarán la afirmación de que la misma configuración de parámetros se mantiene a través de los grupos por lo tanto presenta invarianza configural.

Una vez que se llevó a cabo el establecimiento del modelo de referencia, se hace la prueba simultánea de la invarianza a través de los grupos, es decir, los parámetros se estiman en los grupos en forma simultánea; en segundo lugar, en pruebas de invarianza, el ajuste del modelo configural proporciona el valor de referencia frente al cual se comparan todos los otros modelos para observar la invarianza.

Cuando se utiliza el método de Máxima verosimilitud (ML), las estadísticas de χ^2 son sumatorias y, por tanto, el valor global χ^2 para el modelo multigrupo debe ser igual a la suma de los valores χ^2 obtenidos cuando el modelo de referencia se prueba por separado para cada grupo. De acuerdo con los análisis de un solo grupo, las pruebas de bondad de ajuste para el modelo multigrupo deben mostrar un buen ajuste, si es que lo hubo en los grupos en forma individual.

A pesar de la estructura multigrupo los análisis sólo proporcionan un conjunto de estadísticas de ajuste a un solo modelo, por lo que es necesario hacer la prueba de equivalencia de medida.

Cuando un investigador está preocupado sólo en la medida en que un instrumento es equivalente en muestras independientes, la medida de la

equivalencia se centra exclusivamente en la invarianza de los ítems o en las cargas de factores. Las pruebas de invarianza para las cargas de factores se conocen como pruebas de equivalencia métrica (Horn & Mcardle, 1992, citados por Byrne, 2006). En las pruebas de equivalencia de cargas factoriales, estas se estiman libremente sólo para el primer grupo; para todos grupos restantes, las estimaciones de la carga de los factores se limitan igual a los del Grupo 1.

De acuerdo con Jöreskog (Citado por Byrne, 2016), argumenta que la evidencia de invarianza métrica se basa en la prueba de la diferencia de los valores de X^2 entre el modelo multigrupo base y los otros modelos, en los cuales se han hecho restricciones en diferentes parámetros.

Para probar la invarianza métrica, se realiza una prueba de diferencia de X^2 en los dos grupos al igual que lo haría para un modelo estructural. La evaluación es la misma que en la prueba de invarianza del modelo estructural: si se tiene un valor p significativo para la prueba, entonces existe evidencia de diferencias entre los grupos, de lo contrario, son invariantes.

La diferencia (ΔX^2) sigue una distribución X^2 con unos grados de libertad iguales a la diferencia entre los grados de libertad (Δdf). Si este valor es estadísticamente significativo, en la comparación de los 2 modelos quiere decir que las restricciones especificadas en el modelo más restringido no se sostienen (es decir, los 2 modelos no son equivalentes entre los grupos). Sin embargo, debido a la sensibilidad de la X^2 al tamaño de la muestra y la no normalidad (Hair, Anderson, Tatham y Black, 2001; Cheung y Rensvold ,2002; citados por Byrne, 2016) proponen un criterio más práctico, utilizar el incremento en el índice CFI (ΔCFI), para determinar si los modelos que se comparan son equivalentes. En este sentido, cuando $\Delta CFI > 0.01$, el modelo menos restringido se acepta y el otro se rechaza, es decir, el modelo más restrictivo no se sostiene. Por otra parte, si $\Delta CFI < 0.01$, se considera que todas las restricciones se sostienen, y por tanto podemos seguir con el siguiente paso en el análisis de la invarianza (Barrera, 2014).

Capítulo 3. Resultados

3.1 Resultados del análisis factorial exploratorio

Para realizar este análisis se tomó como base el modelo propuesto por la doctora Carmen Cornejo para los períodos 2015, 2017 y 2018. El análisis factorial exploratorio se realizó con el software SPSS 24 por el método de extracción de los componentes principales con valores propios mayores a 1. Para la solución rotada se aplicó el método Varimax y así obtener los factores representativos de los datos, los cuales se ordenaron jerárquicamente y se suprimieron aquellos factores cuyo valor absoluto fuera menor a 0.5, para la siguiente etapa del análisis (CFA).

3.1.1 Análisis factorial exploratorio 2015

En la tabla 3.1 se presentan los indicadores propuestos después de eliminar los indicadores no representativos para el modelo.

Tabla 3.1 Indicadores propuestos para el EFA

MATRIC_POSGRADO
TOTAL_POSGRADOS
SNI
CA
TOTAL_DOCENT_CON_DR
PTC_CPOSG
TOTAL_DOCENT_CON_POSGRADO
PTC
TOTAL_CARRE_LICENCIATURAS
PROGRAMAS_EDUCATIVOS_TOTALES
MATRICULA_TOTAL
SOLICITUDES_LICENCIATURA
INDICE_DE_ABSORCION
ANTIGÜEDAD
SERV_SOC
RESIDEN
INDICE_EGRESO

En la tabla 3.2 se presentan los valores de los estadísticos de prueba como son el de Kaiser-Meyer- Olkin (KMO) el cual es de 0.784 y el de Bartlett, que de acuerdo con la tabla 2.3 son bastante aceptables.

Tabla 3.2 Estadísticos de prueba KMO y Bartlett.

Medida Kaiser-Meyer-Olkin de adecuación de muestreo		.784
Prueba de esfericidad de Bartlett	Aprox. Chi-cuadrado	1700.473
	gl	136
Sig.		.000

En la tabla 3.3 se muestra la matriz de comunalidades de los indicadores que se extrajeron después del análisis, en el que se utilizó el criterio de excluir los coeficientes menores a 0.5 y por el método de los componentes principales.

Tabla 3.3 Matriz de comunalidades.

	Inicial	Extracción
ANTIGÜEDAD	1.000	.783
MATRICULA_TOTAL	1.000	.797
PROGRAMAS_EDUCATIVOS_TOTALES	1.000	.903
TOTAL_CARRE_LICENCIATURAS	1.000	.829
MATRIC_POSGRADO	1.000	.825
TOTAL_POSGRADOS	1.000	.897
SOLICITUDES_LICENCIATURA	1.000	.826
INDICE_DE_ABSORCION	1.000	.642
INDICE_EGRESO	1.000	.721
SERV_SOC	1.000	.727
RESIDEN	1.000	.640
TOTAL_DOCENT_CON_POSGRADO	1.000	.718
TOTAL_DOCENT_CON_DR	1.000	.658
PTC	1.000	.780
PTC_CPOSG	1.000	.904
CA	1.000	.825
SNI	1.000	.854
Método de extracción: análisis de componentes principales.		

En la tabla 3.4 se muestra la varianza total explicada de las variables observadas por 4 factores, la cual es de 78.415.

Comp onente	Autovalores iniciales			Sumas de extracción de cargas al cuadrado			Sumas de rotación de cargas al cuadrado		
	Total	% de varianz a	% acumulad o	Total	% de varian za	% acumulad o	Total	% de varian za	% acumulad o
1	8.117	47.749	47.749	8.117	47.749	47.749	4.490	26.413	26.413
2	2.403	14.135	61.884	2.403	14.135	61.884	3.664	21.551	47.964
3	1.755	10.322	72.206	1.755	10.322	72.206	2.765	16.265	64.229
4	1.056	6.209	78.415	1.056	6.209	78.415	2.412	14.187	78.415
5	.743	4.372	82.788						
6	.650	3.821	86.609						
7	.503	2.959	89.567						
8	.433	2.545	92.112						
9	.374	2.198	94.310						

Comp onente	Autovalores iniciales			Sumas de extracción de cargas al cuadrado			Sumas de rotación de cargas al cuadrado		
	Total	% de varianza	% acumulad o	Total	% de varianza	% acumulad o	Total	% de varianza	% acumulad o
10	.292	1.716	96.025						
11	.186	1.094	97.119						
12	.154	.906	98.025						
13	.118	.694	98.719						
14	.093	.545	99.264						
15	.078	.456	99.721						
16	.047	.278	99.998						
17	.000	.002	100.000						

Método de extracción: análisis de componentes principales.

En la tabla 3.5 se muestra la matriz rotada con los 4 factores como resultado del análisis, en ella se excluyeron los indicadores cuyos valores absolutos de varianza eran menores a 0.5, excepto los que forman parte del modelo base.

	Componente			
	1	2	3	4
SNI	.854			
TOTAL_POSGRADOS	.836			
MATRIC_POSGRADO	.816			
CA	.784			
TOTAL_DOCENT_CON_DR	.589		.554	
INDICE_DE_ABSORCION	-.564			
TOTAL_CARRE_LICENCIATURAS		.905		
PROGRAMAS_EDUCATIVOS_TOTAL ES		.824		
MATRICULA_TOTAL		.729		
SOLICITUDES_LICENCIATURA	.584	.693		
ANTIGÜEDAD		.596		
PTC_CPOSG			.901	
TOTAL_DOCENT_CON_POSGRADO			.825	
PTC			.702	
SERV_SOC				.831
INDICE_EGRESO				.783
RESIDEN				.781

Los factores están conformados por los indicadores que se describen en la tabla 3.6.

Tabla 3.6. Indicadores que conforman cada factor.	
1	SNI
	TOTAL_POSGRADOS
	MATRIC_POSGRADO
	CA
	TOTAL_DOCENT_CON_DR
2	INDICE_DE_ABSORCION
	TOTAL_CARRE_LICENCIATURAS
	PROGRAMAS_EDUCATIVOS_TOTALES
	MATRICULA_TOTAL
	SOLICITUDES_LICENCIATURA
3	ANTIGÜEDAD
	PTC_CPOSG
	TOTAL_DOCENT_CON_POSGRADO
4	PTC
	SERV_SOC
	INDICE_EGRESO
	RESIDEN

3.1.2 Análisis factorial exploratorio 2016.

Este análisis fue realizado por la doctora Ma. Del Carmen Cornejo Serrano y se presentan los resultados que ella obtuvo, que es el modelo base para el trabajo que aquí se hizo.

Los indicadores propuestos después de eliminar los indicadores no representativos para el modelo son los mismos que se presentaron en la tabla 3.1.

En la tabla 3.7 se presentan los valores de los estadísticos de prueba como son el de Kaiser-Meyer- Olkin (KMO) el cual es de 0.791 y el de Bartlett, que de acuerdo con la tabla 2.3 son bastante aceptables.

Tabla 3.7 Estadísticos de prueba KMO y Bartlett		
Medida Kaiser-Meyer-Olkin de adecuación de muestreo		.791
Prueba de esfericidad de Bartlett	Aprox. Chi-cuadrado	1174.353
	gl	136
	Sig.	.000

Fuente: Cornejo, 2018, pp.63.

En la tabla 3.8 se muestra la matriz de comunalidades de los indicadores que se extrajeron después del análisis en el que se utilizó el criterio de desechar los coeficientes menores a 0.3 y por el método de los componentes principales.

Indicador	Inicial	Extracción
ANTIGÜEDAD	1.000	.860
MATRICULA_TOTAL	1.000	.841
PROGRAMAS_EDUCATIVOS_TOTALES	1.000	.888
TOTAL_CARRE_LICENCIATURAS	1.000	.796
MATRICULA_POSGRADO	1.000	.825
TOTAL_POSGRADOS	1.000	.897
SOLICITUDES_LICENCIATURA	1.000	.833
INDICE_DE_ABSORCION	1.000	.649
INDICE_EGRESO	1.000	.648
SERV_SOC	1.000	.556
RESIDEN	1.000	.787
TOTAL_DOCENT_CON_POSGRADO	1.000	.760
TOTAL_DOCENT_CON_DR	1.000	.777
PTC	1.000	.819
PTC_CPOSG	1.000	.927
CA	1.000	.830
SNI	1.000	0.904

Fuente: Cornejo, 2018, pp.64.

En la tabla 3.9 se muestra la varianza total explicada de las variables observadas por 4 factores, la cual es de 79.972.

Componente	Autovalores iniciales			Sumas de extracción de cargas al cuadrado			Sumas de rotación de cargas al cuadrado		
	Total	% de varianza	% acumulado	Total	% de varianza	% acumulado	Total	% de varianza	% acumulado
1	8.807	51.805	51.805	8.807	51.805	51.805	4.612	27.131	27.131
2	1.978	11.634	63.439	1.978	11.634	63.439	3.861	22.713	49.844
3	1.693	9.961	73.400	1.693	9.961	73.400	3.021	17.769	67.613
4	1.117	6.571	79.972	1.117	6.571	79.972	2.101	12.358	79.972
5	.819	4.818	84.789						
6	.602	3.539	88.328						
7	.496	2.918	91.246						
8	.348	2.045	93.291						
9	0.315	1.855	95.147						
10	0.266	1.566	96.712						
11	.174	1.026	97.738						
12	.122	.715	98.453						
13	.095	0.561	99.014						
14	.069	.409	99.422						
15	.048	.284	99.707						
16	.044	.456	99.963						
17	.006	.037	100.000						

Método de extracción: análisis de componentes principales.

Fuente: Cornejo, 2018, pp.65.

En la tabla 3.10 se muestra la matriz rotada con los 4 factores como resultado del análisis.

Tabla 3.10 Matriz rotada. Método de extracción: análisis de los componentes principales. Método de rotación: Varimax con normalización Kaiser. La rotación alcanzó la convergencia después de 7 iteraciones.

	Componentes			
	1	2	3	4
TOTAL_CARRE_LICENCIATURAS	.855			
PROGRAMAS_EDUCATIVOS_TOTALES	.837			
MATRICULA_TOTAL	.828			
SOLICITUDES_LICENCIATURA	.771			
ANTIGÜEDAD	.669			
INDICE_DE_ABSORCION	-.655			
SNI		.857		
MATRIC_POSGRADO		.755		
TOTAL_POSGRADOS		.736		
TOTAL_DOCENT_CON_DR		.710		
CA		.705		
PTC_CPOSG			.899	
TOTAL_DOCENT_CON_POSGRADO			.827	
PTC			.755	
RESIDEN				.872
SERV_SOC				.738
INDICE_EGRESO				.670

Fuente: Cornejo, 2018, pp.66.

Los factores están conformados por los indicadores que se describen en la tabla 3.11.

Tabla 3.11 Indicadores que conforman cada factor.

FACTOR	INDICADORES
1	MATRIC_POSGRADO
	TOTAL_POSGRADOS
	SNI
	CA
	TOTAL_DOCENT_CON_DR
2	TOTAL_CARRE_LICENCIATURAS
	PROGRAMAS_EDUCATIVOS_TOTALES
	MATRICULA_TOTAL
	SOLICITUDES_LICENCIATURA
	INDICE_DE_ABSORCION
	ANTIGÜEDAD
3	PTC_CPOSG
	TOTAL_DOCENT_CON_POSGRADO
	PTC
4	RESIDEN
	SERV_SOC
	INDICE_EGRESO

Fuente: Cornejo, 2018, pp.67.

3.1.3 Análisis factorial exploratorio 2017.

Los indicadores propuestos después de eliminar los indicadores no representativos para el modelo son los mismos que se presentaron en la tabla 3.1.

En la tabla 3.12 se presentan los valores de los estadísticos de prueba como son el de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) el cual es de 0.741 y el de Bartlett, que de acuerdo con la tabla 2.3 son bastante aceptables.

Tabla 3.12 Estadísticos de prueba KMO y Bartlett		
Medida Kaiser-Meyer-Olkin de adecuación de muestreo		.741
Prueba de esfericidad de Bartlett	Aprox. Chi-cuadrado	1754.461
	gl	136
	Sig.	.000

En la tabla 3.13 se muestra la matriz de comunalidades de los indicadores que se extrajeron después del análisis, en el que se utilizó el criterio de desechar los coeficientes menores a 0.5 y por el método de los componentes principales.

	Inicial	Extracción
MATRICULA_TOTAL	1.000	.843
PROGRAMAS_EDUCATIVOS_TOTALES	1.000	.894
TOTAL_CARRE_LICENCIATURAS	1.000	.809
MATRIC_POSGRADO	1.000	.850
TOTAL_POSGRADOS	1.000	.900
SOLICITUDES_LICENCIATURA	1.000	.795
INDICE_DE_ABSORCION	1.000	.614
INDICE_EGRESO	1.000	.552
SERV_SOC	1.000	.702
RESIDEN	1.000	.739
TOTAL_DOCENT_CON_POSGRADO	1.000	.673
TOTAL_DOCENT_CON_DR	1.000	.742
PTC	1.000	.779
PTC_CPOSG	1.000	.939
CA	1.000	.756
SNI	1.000	.867
ANTIGÜEDAD	1.000	.723
Método de extracción: análisis de componentes principales.		

En la tabla 3.14 se muestra la varianza total explicada de las variables observadas por 4 factores, la cual es de 77.518.

Tabla 3.14 Varianza total explicada.									
Componente	Autovalores iniciales			Sumas de extracción de cargas al cuadrado			Sumas de rotación de cargas al cuadrado		
	Total	% de varianza	% acumulado	Total	% de varianza	% acumulado	Total	% de varianza	% acumulado
1	7.736	45.508	45.508	7.736	45.508	45.508	4.301	25.298	25.298
2	2.258	13.284	58.792	2.258	13.284	58.792	4.087	24.040	49.337
3	1.992	11.717	70.509	1.992	11.717	70.509	2.711	15.946	65.283
4	1.192	7.009	77.518	1.192	7.009	77.518	2.080	12.235	77.518
5	.867	5.102	82.620						
6	.711	4.185	86.805						
7	.588	3.460	90.265						
8	.401	2.357	92.622						
9	.368	2.167	94.788						
10	.276	1.624	96.412						
11	.179	1.052	97.465						
12	.148	.870	98.335						
13	.125	.735	99.070						
14	.066	.387	99.457						
15	.058	.339	99.796						
16	.034	.202	99.999						
17	.000	.001	100.000						

Método de extracción: análisis de componentes principales.

En la tabla 3.15 se muestra la matriz rotada con los 4 factores como resultado del análisis.

Tabla 3.15 Matriz rotada. Método de extracción: análisis de los componentes principales. Método de rotación: Varimax con normalización Kaiser. La rotación convergió después de 6 iteraciones.				
Componente	Componente			
	1	2	3	4
TOTAL_CARRE_LICENCIATURAS	0.887			
PROGRAMAS_EDUCATIVOS_TOTALES	0.835			
MATRICULA_TOTAL	0.824			
SOLICITUDES_LICENCIATURA	0.764			
ANTIGÜEDAD	0.645			
INDICE_DE_ABSORCION	-0.528			
SNI		0.830		
TOTAL_POSGRADOS		0.817		
MATRIC_POSGRADO		0.808		
TOTAL_DOCENT_CON_DR		0.726		
CA		0.724		
PTC_CPOSG			0.938	
PTC			0.777	
TOTAL_DOCENT_CON_POSGRADO			0.775	

Tabla 3.15 Matriz rotada. Método de extracción: análisis de los componentes principales. Método de rotación: Varimax con normalización Kaiser. La rotación convergió después de 6 iteraciones. (cont.)				
RESIDEN				0.851
SERV_SOC				0.785
INDICE_EGRESO				0.709

Los factores están conformados por los indicadores que se describen en la tabla 3.16.

Tabla 3.16 Indicadores que conforman cada factor.	
FACTOR	INDICADORES
1	MATRIC_POSGRADO
	TOTAL_POSGRADOS
	SNI
	CA
	TOTAL_DOCENT_CON_DR
2	TOTAL_CARRE_LICENCIATURAS
	PROGRAMAS_EDUCATIVOS_TOTALES
	MATRICULA_TOTAL
	SOLICITUDES_LICENCIATURA
	ANTIGUEDAD
3	INDICE_DE_ABSORCIÓN
	PTC_CPOSG
	PTC
4	TOTAL_DOCENT_CON_POSGRADO
	RESIDEN
	SERV_SOC
	INDICE_EGRESO

3.1.4 Análisis factorial exploratorio 2018.

Los indicadores propuestos después de eliminar los indicadores no representativos para el modelo son los mismos que se presentaron en la tabla 3.1.

En la tabla 3.17 se presentan los valores de los estadísticos de prueba como son el de Kaiser- Meyer- Olkin (KMO) el cual es de 0.75 y el de Bartlett, que de acuerdo con la tabla 2.3 son bastante aceptables.

Tabla 3.17 Estadísticos de prueba KMO y Bartlett		
Medida Kaiser-Meyer-Olkin de adecuación de muestreo		.750
Prueba de esfericidad de Bartlett	Aprox. Chi-cuadrado	1536.775
	gl	120
	Sig.	.000

En la tabla 3.18 se muestra la matriz de comunalidades de los indicadores que se extrajeron después del análisis, en el que se utilizó el criterio de desechar los coeficientes menores a 0.5 y por el método de los componentes principales.

Tabla 3.18 Matriz de comunalidades		
	Inicial	Extracción
MATRICULA_TOTAL	1.000	.817
PROGRAMAS_EDUCATIVOS_TOTALES	1.000	.905
TOTAL_CARRE_LICENCIATURAS	1.000	.724
INDICE_DE_ABSORCION	1.000	.727
SERV_SOC	1.000	.690
RESIDEN	1.000	.659
TOTAL_DOCENT_CON_POSGRADO	1.000	.717
TOTAL_DOCENT_CON_DR	1.000	.717
PTC	1.000	.695
PTC_CPOSG	1.000	.878
CA	1.000	.764
SNI	1.000	.765
TOTAL_POSGRADOS	1.000	.873
INDICE_EGRESO	1.000	.718
MATRIC_POSGRADO	1.000	.812
ANTIGÜEDAD	1.000	.739
Método de extracción: análisis de componentes principales.		

En la tabla 3.19 se muestra la varianza total explicada de las variables observadas por 4 factores, la cual es de 76.248.

Tabla 3.19. Varianza total explicada.									
Componente	Autovalores iniciales			Sumas de extracción de cargas al cuadrado			Sumas de rotación de cargas al cuadrado		
	Total	% de varianza	% acumulado	Total	% de varianza	% acumulado	Total	% de varianza	% acumulado
1	7.247	45.292	45.292	7.247	45.292	45.292	5.927	37.044	37.044
2	2.449	15.304	60.597	2.449	15.304	60.597	3.137	19.609	56.653
3	1.486	9.285	69.882	1.486	9.285	69.882	1.810	11.313	67.966
4	1.019	6.366	76.248	1.019	6.366	76.248	1.325	8.282	76.248
5	.911	5.695	81.943						

6	.673	4.205	86.148						
7	.523	3.270	89.417						
8	.421	2.632	92.050						
9	.404	2.525	94.575						
10	.279	1.742	96.316						
11	.212	1.326	97.643						
12	.156	.975	98.617						
13	.106	.663	99.280						
14	.066	.413	99.693						
15	.049	.305	99.998						
16	.000	.002	100.000						

Método de extracción: análisis de componentes principales.

En la tabla 3.20 se muestra la matriz rotada con los 4 factores como resultado del análisis.

	Componente			
	1	2	3	4
PROGRAMAS_EDUCATIVOS_TOTALES	.919			
MATRICULA_TOTAL	.888			
TOTAL_POSGRADOS	.856			
MATRIC_POSGRADO	.834			
TOTAL_CARRE_LICENCIATURAS	.780			
SNI	.761			
ANTIGÜEDAD	.746			
CA	.681	.530		
PTC_CPOSG		.849		
TOTAL_DOCENT_CON_POSGRADO		.824		
TOTAL_DOCENT_CON_DR		.762		
PTC	.502	.535		
SERV_SOC			.820	
RESIDEN			.758	
INDICE_DE_ABSORCION				-.713
INDICE_EGRESO				.661

Método de extracción: análisis de componentes principales.
Método de rotación: Varimax con normalización Kaiser.^a

a. La rotación ha convergido en 6 iteraciones.

Los factores están conformados por los indicadores que se describen en la tabla 3.21.

Tabla 3.21. Indicadores que conforman cada factor.	
FACTOR	INDICADORES
1	PROGRAMAS_EDUCATIVOS_TOTALES
	MATRICULA_TOTAL
	TOTAL_POSGRADOS
	MATRIC_POSGRADO
	TOTAL_CARRE_LICENCIATURAS
	SNI
2	ANTIGÜEDAD
	CA
	PTC_CPOSG
	TOTAL_DOCENT_CON_PSGRADO
	TOTAL_DOCENT_CON_DR
3	PTC
	SERV_SOC
4	RESIDEN
	INDICE_DE_ABSORCION
	INDICE_EGRESO

Respecto a la información presentada en el análisis factorial exploratorio, se ha observado que el conjunto de indicadores propuestos en el modelo base han sido representativos para los años 2015-2017, periodo para el cual el modelo del análisis factorial exploratorio fue consistente. Los factores se mantuvieron en un 94% del modelo original (2016) ya que en 2015 el indicador correspondiente al índice de absorción se integró al factor 1 en lugar de integrarse al factor 2 como se estableció en el modelo original, sin embargo, se mantuvo así porque todavía falta hacer la validación del modelo mediante el análisis factorial confirmatorio.

Los datos de 2017 se ajustaron al comportamiento del modelo original, en cuanto a indicadores así como a factores, después del análisis factorial exploratorio, aunque todavía falta validar el comportamiento con el análisis factorial confirmatorio.

En el análisis para 2018, los indicadores se reagruparon de manera distinta a los propuestos para 2016, no se pudieron obtener los mismos indicadores para cada factor, esto se puede deber al comportamiento de los datos, sin embargo, el modelo se validará hasta después de haber realizado el análisis factorial confirmatorio.

De acuerdo con el modelo original, se propusieron 4 factores que se muestran en la tabla 3.1 para todos los años estudiados, esta propuesta fue sometida al análisis factorial confirmatorio, después del cual se obtuvo en modelo propuesto por la doctora Cornejo, el cual se muestra en la figura 3.1.

3.2 Análisis factorial confirmatorio.

Para el año 2016, la doctora Cornejo obtuvo el modelo representado en la figura 3.1 mediante el análisis factorial confirmatorio.

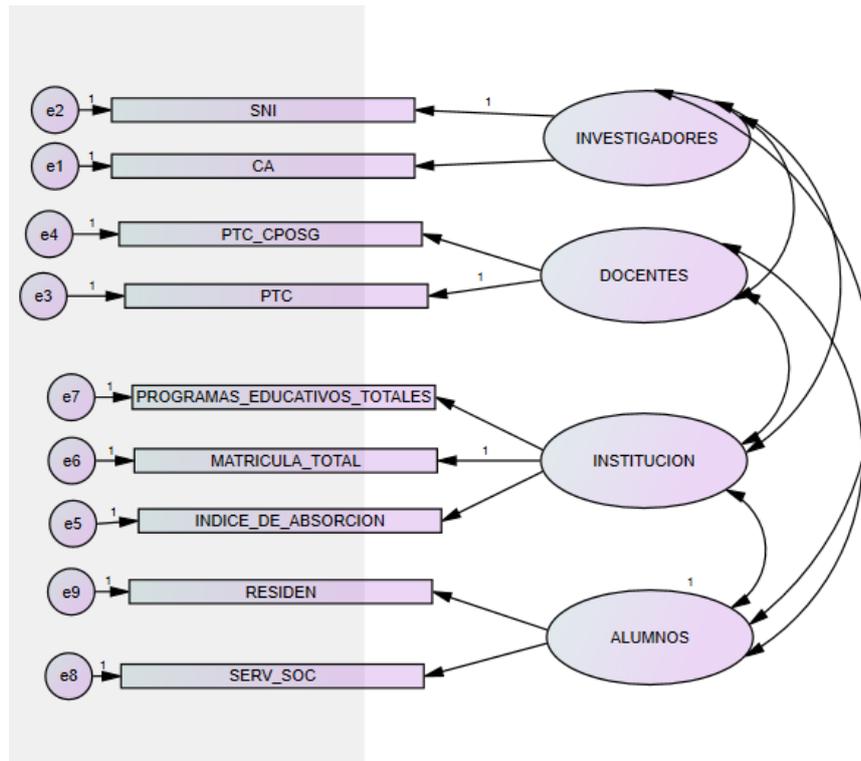
3.2.1 Análisis factorial confirmatorio para 2015.

3.2.1.1 Modelo de covarianzas.

A partir del modelo propuesto en la figura 3.1, se hizo el análisis factorial confirmatorio para validar el modelo de la doctora Cornejo, para esto se utilizó el programa AMOS 22, con él se obtuvo la representación de las covarianzas entre las variables de los factores y entre los factores que se obtuvieron del análisis factorial exploratorio.

Es importante señalar que se debe identificar el modelo (Byrne, 2016) asignando el valor de 1 entre el indicador y el factor que sea más significativo dentro de él, en el caso de este modelo en el factor INVESTIGADORES se consideró el indicador SNI; en el factor DOCENTES se consideró el indicador PTC; en el factor INSTITUCIÓN se consideró el indicador MATRÍCULA TOTAL y en el factor ALUMNOS se le asignó al factor el peso de regresión de 1 para fortalecerlo y no desapareciera.

Figura 3.1 Modelo obtenido después del análisis factorial confirmatorio entre las variables que provienen del análisis factorial exploratorio con AMOS.



Para el año 2015, se obtuvo el modelo que aparece en la figura 3.2.

El modelo de la figura 3.2 se sometió a la validación con AMOS para encontrar el ajuste al modelo propuesto por la doctora Cornejo, para esto se utilizó el plug in Model fit Measures, de Gaskin (2016), con el que se obtuvieron los resultados de la tabla 3.22.

Figura 4.2 Modelo propuesto para 2015 con la estructura del modelo original.

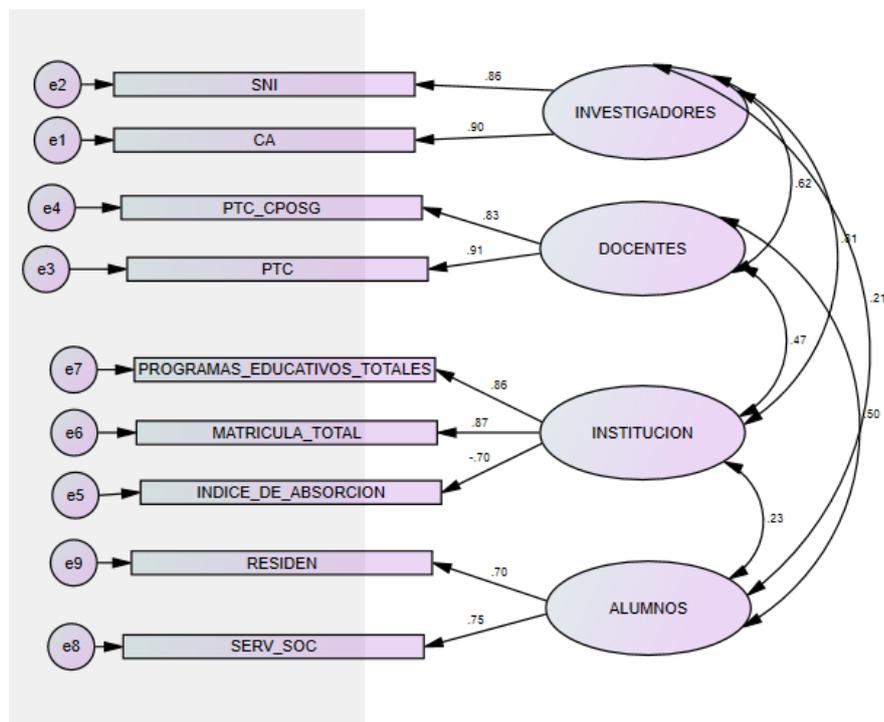
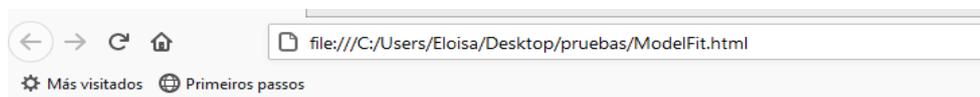


Tabla 3.22. Resultados de la validación del modelo para 2015.



Model Fit Measures

Measure	Estimate	Threshold	Interpretation
CMIN	37.904	--	--
DF	21	--	--
CMIN/DF	1.805	Between 1 and 3	Excellent
CFI	0.960	>0.95	Excellent
SRMR	0.056	<0.08	Excellent
RMSEA	0.097	<0.06	Terrible
PClose	0.068	>0.05	Excellent

Unfortunately, your model fit could improve. Based on the standardized residual covariances, we recommend removing PTC.

Cutoff Criteria*

Measure	Terrible	Acceptable	Excellent
CMIN/DF	> 5	> 3	> 1
CFI	<0.90	<0.95	>0.95
SRMR	>0.10	>0.08	<0.08
RMSEA	>0.08	>0.06	<0.06
PClose	<0.01	<0.05	>0.05

Gaskin y Lim (2016), "Model Fit Measures", AMOS Plugin.

Los resultados muestran que el modelo cumple con los criterios de validez de Hu y Bentler (1999), según lo indica la tabla 3.22 (Cutoff Criteria), excepto el valor de RMSEA. El plugin sugiere eliminar el indicador PTC para que el valor de RMSEA se aproxime a los criterios de validación, sin embargo, el modelo se conservó tal como está ya que hay autores como Gaskin quien ha obtenido valores de RMSEA cercanos al obtenido en algunos de sus modelos (Gaskin, s./f.). Por otra parte, si se eliminaba el indicador PTC el factor se quedaría con un solo indicador, lo cual no resulta representativo del modelo teórico.

También se analizó la confiabilidad y validez para el modelo, para esto se utilizó la herramienta Excel Stat tools de Gaskin (2016), la cual se muestra en la tabla 3.23, en la cual se observa que el modelo cumple con los criterios de confiabilidad y validez que aparecen en la tabla 2.5.

Tabla 3.23 Validez y confiabilidad del modelo para 2015.

	CR	AVE	MSV	MaxR(H)	INSTITUCION	INVESTIGADORES	DOCENTES	ALUMNOS
INSTITUCION	0.521	0.676	0.676	0.880	0.822			
INVESTIGADORES	0.876	0.780	0.676	0.880	0.822	0.883		
DOCENTES	0.872	0.773	0.388	0.888	0.512	0.623	0.879	
ALUMNOS	0.703	0.545	0.228	0.737	0.195	0.159	0.477	0.739
VALIDITY CONCERNS								
Reliability: the CR for INSTITUCION is less than 0.70.								
Convergent Validity: the CR for INSTITUCION is less than the AVE.								

3.2.1.2 Carga factorial calculada para cada tecnológico

Con el modelo propuesto y validado se obtuvieron los resultados de la tabla 3.24, donde se hizo el cálculo de la carga factorial de cada uno de los factores involucrados por tecnológico. La columna final corresponde a la suma de los cuatro factores y los tecnológicos se ordenaron de mayor a menor de acuerdo con puntaje obtenido, donde se observa que el Tecnológico de Celaya muestra el puntaje más alto de 215.05.

Tabla 3.24 Carga factorial calculada para cada tecnológico en 2015.

TECNOLÓGICO	ALUMNOS	INSTITUCIÓN	DOCENTES	INVESTIGADORES	ÍNDICE TOTAL
Instituto Tecnológico de Celaya	3.16	53.73	72.81	85.35	215.05
Instituto Tecnológico de Tijuana	2.78	70.99	47.81	62.9	184.48
Instituto Tecnológico de Morelia	3.3	50.58	68.84	58.69	181.41
Instituto Tecnológico de Ciudad Madero	4.18	53.87	51.87	50.53	160.45
Instituto Tecnológico de Orizaba	3.88	38.59	69.66	47.4	159.53
Instituto Tecnológico de Durango	3.57	51.93	58.88	43.83	158.21
Instituto Tecnológico de Aguascalientes	2.66	43.11	55.99	46.3	148.06
Instituto Tecnológico de Veracruz	3.79	32.8	65.18	42.62	144.39
Instituto Tecnológico de Mérida	3.13	44.82	48.06	43.46	139.47
Instituto Tecnológico de Chihuahua	3.51	27.45	66.48	36.52	133.96
Instituto Tecnológico de La Laguna	3.36	35.08	58.88	35.38	132.7
Instituto Tecnológico de Oaxaca	3.94	36.91	60.47	31.04	132.36
Instituto Tecnológico de Puebla	2.85	30.11	56.61	31.41	120.98
Instituto Tecnológico de Toluca	2.3	35.19	46.36	36.48	120.33
Instituto Tecnológico de Tuxtla Gutiérrez	4.24	31.32	52.49	31.46	119.51
Instituto Tecnológico de Hermosillo	3.59	31.2	50.98	28.45	114.22
Instituto Tecnológico de Ciudad Victoria	3.08	24.72	56.51	27.51	111.82
Instituto Tecnológico de Conkal	3.47	11.61	62.42	33.12	110.62
Instituto Tecnológico de San Luis Potosí	3.14	30.15	52.44	21.27	107
Instituto Tecnológico de Querétaro	4.2	35.7	44.85	21.5	106.25
Instituto Tecnológico de Zacatepec	3.46	28.88	43.58	30.24	106.16
Instituto Tecnológico de Ciudad Juárez	2.35	37.26	39.37	26.6	105.58
Instituto Tecnológico de Ciudad Guzmán	3.04	19.98	58.99	23.27	105.28
Instituto Tecnológico de Villahermosa	3.49	32.08	42.48	25.23	103.28

Tabla 3.24 Carga factorial calculada para cada tecnológico en 2015. (cont.)

TECNOLÓGICO	ALUMNOS	INSTITUCIÓN	DOCENTES	INVESTIGADORES	ÍNDICE TOTAL
Instituto Tecnológico de Saltillo	3.88	37.95	38.08	21.19	101.1
Instituto Tecnológico Culiacán	3.05	29.84	45.59	22.6	101.08
Instituto Tecnológico de Apizaco	2.19	21.2	51.15	25.83	100.37
Instituto Tecnológico de León	3.31	27.44	47.81	20.43	98.99
Instituto Tecnológico de Parral	3.64	16.24	58.32	16.63	94.83
Instituto Tecnológico de Tepic	2.84	26.99	42.17	22.58	94.58
Instituto Tecnológico de Nuevo León	3.14	18.81	52.67	19.2	93.82
Instituto Tecnológico del Valle de Oaxaca	3.78	9.13	61.15	19.61	93.67
Instituto Tecnológico de Tlalnepantla	2.85	29.44	36.2	23.48	91.97
Instituto Tecnológico de Chetumal	3.31	25.35	44.87	17.34	90.87
Instituto Tecnológico de Pachuca	3.93	28.49	41.54	15.85	89.81
Instituto Tecnológico de Roque	3	15.33	48.21	22.24	88.78
Instituto Tecnológico de Mazatlán	4.15	12.27	55.08	16.32	87.82
Instituto Tecnológico de Nuevo Laredo	2.47	15.78	55.75	12.61	86.61
Instituto Tecnológico de Tuxtepec	3.49	12.86	52.07	17.74	86.16
Instituto Tecnológico de Nogales	2.45	15.87	45.45	21.84	85.61
Instituto Tecnológico de La Paz	1.59	19.51	41.59	19.85	82.54
Instituto Tecnológico de Mexicali	2.07	24.39	40.35	15.56	82.37
Instituto Tecnológico de Los Mochis	2.78	26.02	42.19	10.73	81.72
Instituto Tecnológico de Chihuahua II	3.98	16.11	43.39	15.68	79.16
Instituto Tecnológico de Campeche	3.07	8.6	50.8	14.01	76.48
Instituto Tecnológico del Valle del Yaqui	3.05	5.9	57.17	8.69	74.81
Instituto Tecnológico de Tehuacán	3.12	17.99	38.05	14.45	73.61
Instituto Tecnológico del Istmo	3.55	13.11	48.4	8.29	73.35
Instituto Tecnológico de Cerro Azul	3.18	13.86	47.97	8.18	73.19

Tabla 3.24 Carga factorial calculada para cada tecnológico en 2015. (cont.)

TECNOLÓGICO	ALUMNOS	INSTITUCIÓN	DOCENTES	INVESTIGADORES	ÍNDICE TOTAL
Instituto Tecnológico de Matamoros	2.13	19.54	35.74	15.29	72.7
Instituto Tecnológico de Colima	2.29	16.39	40.99	11.24	70.91
Instituto Tecnológico Acapulco	3.08	17.56	35.82	11.83	68.29
Instituto Tecnológico de Zacatecas	3.17	13.05	43.58	8.38	68.18
Instituto Tecnológico de Ciudad Cuauhtémoc	2.78	22.85	32.17	8.43	66.23
Instituto Tecnológico de Ciudad Cuauhtémoc	2.78	22.85	32.17	8.43	66.23
Instituto Tecnológico de Minatitlán	4.19	19.27	35.37	6.88	65.71
Instituto Tecnológico de Tapachula	3.48	10.66	40.83	10.5	65.47
Instituto Tecnológico de Comitán	4	11.36	41.75	8.19	65.3
Instituto Tecnológico de Cancún	0.56	15.96	35.58	12.73	64.83
Instituto Tecnológico de Jiquilpan	3.05	7.51	47.28	6.57	64.41
Instituto Tecnológico de Boca del Río	2.41	14.95	28.88	15.13	61.37
Instituto Tecnológico de Chilpancingo	2.87	9.54	41.43	6.88	60.72
Instituto Tecnológico de Ciudad Valles	3.26	5.27	43.82	7.53	59.88
Instituto Tecnológico de Altamira	2.44	5.21	41.56	10.05	59.26
Instituto Tecnológico de Huejutla	5	1.8	45.18	6.01	57.99
Instituto Tecnológico de Reynosa	2.69	13.49	32.72	6.19	55.09
Instituto Tecnológico de San Juan del Río	3.27	5.97	38.32	7.41	54.97
Instituto Tecnológico de Delicias	2.59	3.5	43.36	5.33	54.78
Instituto Tecnológico de Cautla	2.42	6.32	36.13	9.54	54.41
Instituto Tecnológico de La Piedad	2.77	6.18	38.95	5.21	53.11
Instituto Tecnológico de Iguala	3	4.08	33.12	10.28	50.48
Instituto Tecnológico de Piedras Negras	2.94	3.32	39.67	4.45	50.38
Instituto Tecnológico de Zitácuaro	2.37	8.4	33.03	5.2	49

Tabla 3.24 Carga factorial calculada para cada tecnológico en 2015. (cont.)

TECNOLÓGICO	ALUMNOS	INSTITUCIÓN	DOCENTES	INVESTIGADORES	ÍNDICE TOTAL
Instituto Tecnológico de Ocotlán	4.05	3.92	35.69	3.14	46.8
Instituto Tecnológico de Ensenada	2.17	13.37	20.61	9.74	45.89
Instituto Tecnológico de Pinotepa	2.24	2.91	33.64	4	42.79
Instituto Tecnológico de Matehuala	3.66	4.65	29.12	2.64	40.07
Instituto Tecnológico de Salina Cruz	2.31	3.48	12.35	0.91	19.05
Instituto Tecnológico de Tláhuac	1.18	5.28	4.11	1.56	12.13
Instituto Tecnológico de Gustavo A. Madero	0.11	2.2	6.75	1.48	10.54
Instituto Tecnológico de Tláhuac II	0.69	-1.65	7.03	2.3	8.37
Instituto Tecnológico de Iztapalapa	1.21	-2.19	7.37	-0.41	5.98

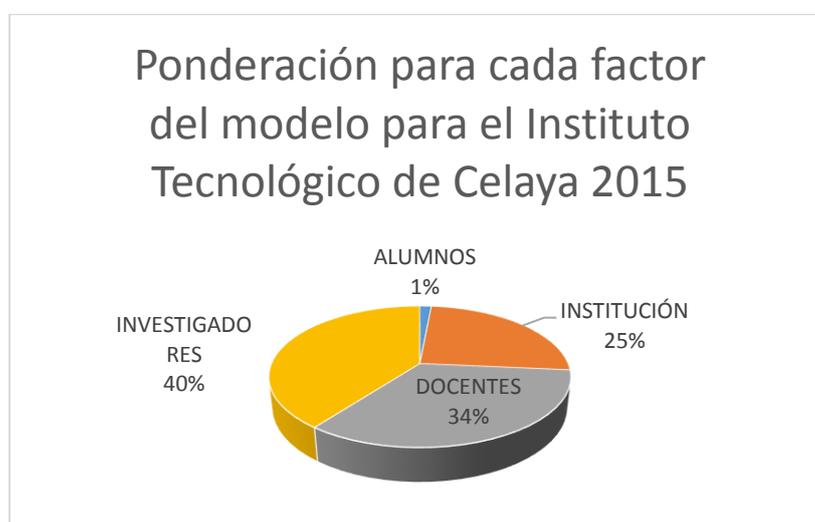
En la figura 3.3 se muestran los porcentajes de participación de cada factor en el modelo 2015, en esta gráfica se observa que el factor predominante es el de INVESTIGADORES con un 56% de efecto, seguido del factor DOCENTES con un 29%, después el factor INSTITUCIÓN con un 13% de participación y por último el factor ALUMNOS con un peso de 2%.

Figura 5.3 Ponderación de cada factor en el modelo global para 2015.



En la figura 3.4 se muestran los resultados del Tecnológico de Celaya, donde se observa que el 40% de efecto de los indicadores corresponde al factor INVESTIGADORES, el cual está conformado por los indicadores SNI y CA, el 34% al factor INSTITUCIÓN, el cual contiene los indicadores PROGRAMAS EDUCATIVOS TOTALES, MATRÍCULA TOTAL e ÍNDICE DE ABSORCIÓN; el 25% por el factor DOCENTES, el cual contiene los indicadores PTC_CPOSG y PTC; y por último, el factor ALUMNOS en un 1%, el cual contiene los indicadores RESIDEN y SERV_SOC.

Figura 6.4 Participación de cada factor en el modelo del Tecnológico de Celaya para 2015.



3.2.1.3 Propuesta de índices por tecnológico.

Los resultados que se obtuvieron en la tabla 3.24 se normalizaron y se obtuvo la tabla 3.25 en donde se presentan los índices de todas las instituciones de la muestra ordenados de mayor a menor; donde las cuatro primeras columnas corresponden a la participación de cada factor en porcentaje sobre el valor total del índice.

Tabla 3.25 índices por tecnológico normalizados para 2015.

TECNOLÓGICO	ALUMNOS	INSTITUCIÓN	DOCENTES	INVESTIGADORES	ÍNDICE NORMALIZADO
Instituto Tecnológico de Celaya	1.47	24.98	33.86	39.69	1.00
Instituto Tecnológico de Tijuana	1.51	38.48	25.92	34.10	0.86
Instituto Tecnológico de Morelia	1.82	27.88	37.95	32.35	0.84
Instituto Tecnológico de Ciudad Madero	2.61	33.57	32.33	31.49	0.75
Instituto Tecnológico de Orizaba	2.43	24.19	43.67	29.71	0.74
Instituto Tecnológico de Durango	2.26	32.82	37.22	27.70	0.74
Instituto Tecnológico de Aguascalientes	1.80	29.12	37.82	31.27	0.69
Instituto Tecnológico de Veracruz	2.62	22.72	45.14	29.52	0.67
Instituto Tecnológico de Mérida	2.24	32.14	34.46	31.16	0.65
Instituto Tecnológico de Chihuahua	2.62	20.49	49.63	27.26	0.62
Instituto Tecnológico de La Laguna	2.53	26.44	44.37	26.66	0.62
Instituto Tecnológico de Oaxaca	2.98	27.89	45.69	23.45	0.62
Instituto Tecnológico de Puebla	2.36	24.89	46.79	25.96	0.56
Instituto Tecnológico de Toluca	1.91	29.24	38.53	30.32	0.56
Instituto Tecnológico de Tuxtla Gutiérrez	3.55	26.21	43.92	26.32	0.56
Instituto Tecnológico de Hermosillo	3.14	27.32	44.63	24.91	0.53
Instituto Tecnológico de Ciudad Victoria	2.75	22.11	50.54	24.60	0.52
Instituto Tecnológico de Conkal	3.14	10.50	56.43	29.94	0.51
Instituto Tecnológico de San Luis Potosí	2.93	28.18	49.01	19.88	0.50
Instituto Tecnológico de Querétaro	3.95	33.60	42.21	20.24	0.49
Instituto Tecnológico de Zacatepec	3.26	27.20	41.05	28.49	0.49
Instituto Tecnológico de Ciudad Juárez	2.23	35.29	37.29	25.19	0.49
Instituto Tecnológico de Ciudad Guzmán	2.89	18.98	56.03	22.10	0.49
Instituto Tecnológico de Villahermosa	3.38	31.06	41.13	24.43	0.48
Instituto Tecnológico de Saltillo	3.84	37.54	37.67	20.96	0.47
Instituto Tecnológico Culiacán	3.02	29.52	45.10	22.36	0.47
Instituto Tecnológico de Apizaco	2.18	21.12	50.96	25.73	0.47
Instituto Tecnológico de León	3.34	27.72	48.30	20.64	0.46

Tabla 3.25 índices por tecnológico normalizados para 2015. (cont.)

TECNOLÓGICO	ALUMNOS	INSTITUCIÓN	DOCENTES	INVESTIGADORES	ÍNDICE NORMALIZADO
Instituto Tecnológico de Parral	3.84	17.13	61.50	17.54	0.44
Instituto Tecnológico de Tepic	3.00	28.54	44.59	23.87	0.44
Instituto Tecnológico de Nuevo León	3.35	20.05	56.14	20.46	0.44
Instituto Tecnológico del Valle de Oaxaca	4.04	9.75	65.28	20.94	0.44
Instituto Tecnológico de Tlalnepantla	3.10	32.01	39.36	25.53	0.43
Instituto Tecnológico de Chetumal	3.64	27.90	49.38	19.08	0.42
Instituto Tecnológico de Pachuca	4.38	31.72	46.25	17.65	0.42
Instituto Tecnológico de Roque	3.38	17.27	54.30	25.05	0.41
Instituto Tecnológico de Mazatlán	4.73	13.97	62.72	18.58	0.41
Instituto Tecnológico de Nuevo Laredo	2.85	18.22	64.37	14.56	0.40
Instituto Tecnológico de Tuxtepec	4.05	14.93	60.43	20.59	0.40
Instituto Tecnológico de Nogales	2.86	18.54	53.09	25.51	0.40
Instituto Tecnológico de La Paz	1.93	23.64	50.39	24.05	0.38
Instituto Tecnológico de Mexicali	2.51	29.61	48.99	18.89	0.38
Instituto Tecnológico de Los Mochis	3.40	31.84	51.63	13.13	0.38
Instituto Tecnológico de Chihuahua II	5.03	20.35	54.81	19.81	0.37
Instituto Tecnológico de Campeche	4.01	11.24	66.42	18.32	0.36
Instituto Tecnológico del Valle del Yaqui	4.08	7.89	76.42	11.62	0.35
Instituto Tecnológico de Tehuacán	4.24	24.44	51.69	19.63	0.34
Instituto Tecnológico del Istmo	4.84	17.87	65.99	11.30	0.34
Instituto Tecnológico de Cerro Azul	4.34	18.94	65.54	11.18	0.34
Instituto Tecnológico de Matamoros	2.93	26.88	49.16	21.03	0.34
Instituto Tecnológico de Colima	3.23	23.11	57.81	15.85	0.33
Instituto Tecnológico Acapulco	4.51	25.71	52.45	17.32	0.32
Instituto Tecnológico de Zacatecas	4.65	19.14	63.92	12.29	0.32
Instituto Tecnológico de Ciudad Cuauhtémoc	4.20	34.50	48.57	12.73	0.31
Instituto Tecnológico de Ciudad Cuauhtémoc	4.20	34.50	48.57	12.73	0.31
Instituto Tecnológico de Minatitlán	6.38	29.33	53.83	10.47	0.31

Tabla 3.25 índices por tecnológico normalizados para 2015. (cont.)

TECNOLÓGICO	ALUMNOS	INSTITUCIÓN	DOCENTES	INVESTIGADORES	ÍNDICE NORMALIZADO
Instituto Tecnológico de Tapachula	5.32	16.28	62.36	16.04	0.30
Instituto Tecnológico de Comitán	6.13	17.40	63.94	12.54	0.30
Instituto Tecnológico de Cancún	0.86	24.62	54.88	19.64	0.30
Instituto Tecnológico de Jiquilpan	4.74	11.66	73.40	10.20	0.30
Instituto Tecnológico de Boca del Río	3.93	24.36	47.06	24.65	0.29
Instituto Tecnológico de Chilpancingo	4.73	15.71	68.23	11.33	0.28
Instituto Tecnológico de Ciudad Valles	5.44	8.80	73.18	12.58	0.28
Instituto Tecnológico de Altamira	4.12	8.79	70.13	16.96	0.28
Instituto Tecnológico de Huejutla	8.62	3.10	77.91	10.36	0.27
Instituto Tecnológico de Reynosa	4.88	24.49	59.39	11.24	0.26
Instituto Tecnológico de San Juan del Río	5.95	10.86	69.71	13.48	0.26
Instituto Tecnológico de Delicias	4.73	6.39	79.15	9.73	0.25
Instituto Tecnológico de Cuautla	4.45	11.62	66.40	17.53	0.25
Instituto Tecnológico de La Piedad	5.22	11.64	73.34	9.81	0.25
Instituto Tecnológico de Iguala	5.94	8.08	65.61	20.36	0.23
Instituto Tecnológico de Piedras Negras	5.84	6.59	78.74	8.83	0.23
Instituto Tecnológico de Zitácuaro	4.84	17.14	67.41	10.61	0.23
Instituto Tecnológico de Ocotlán	8.65	8.38	76.26	6.71	0.22
Instituto Tecnológico de Ensenada	4.73	29.13	44.91	21.22	0.21
Instituto Tecnológico de Pinotepa	5.23	6.80	78.62	9.35	0.20
Instituto Tecnológico de Matehuala	9.13	11.60	72.67	6.59	0.19
Instituto Tecnológico de Salina Cruz	12.13	18.27	64.83	4.78	0.09
Instituto Tecnológico de Tláhuac	9.73	43.53	33.88	12.86	0.06
Instituto Tecnológico de Gustavo A. Madero	1.04	20.87	64.04	14.04	0.05
Instituto Tecnológico de Tláhuac II	8.24	-19.71	83.99	27.48	0.04
Instituto Tecnológico de Iztapalapa	20.23	-36.62	123.24	-6.86	0.03

En la tabla 3.25 se observa que, de acuerdo a los criterios establecidos por la doctora Cornejo, 6 tecnológicos lograron un índice mayor a 0.7 (7.3% de la muestra), 13 tecnológicos tuvieron un desempeño suficiente al encontrarse en un intervalo de 0.5 a 0.7 (15.9% de la muestra); 49 tuvieron un desempeño insuficiente entre 0.3 y 0.49 (50% de la muestra) y el resto tuvieron un índice menor a 0.3, lo cual corresponde al 26.8% de la muestra.

3.2.1.4 Generación del modelo predictor

Para generar el modelo que prediga el índice de cualquier tecnológico, se propuso un modelo lineal, y mediante regresión lineal múltiple se estimaron los coeficientes del modelo para cada factor.

Para el factor DOCENTES se muestran los resultados de la regresión lineal múltiple en las tablas 3.26, 3.27 y 3.28, que corresponden al análisis de ANOVA, los coeficientes de correlación y el coeficiente de regresión, respectivamente.

Modelo		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
1	Regresión	15285.073	2	7642.537	2911.763	.000 ^b
	Residuo	207.352	79	2.625		
	Total	15492.426	81			

a. Variable dependiente: DOCENTES
b. Predictores: (Constante), PTC, PTC_CPOSG

Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados	t	Sig.
		B	Error estándar	Beta		
1	(Constante)	.587	.604		.972	.334
	PTC_CPOSG	.477	.026	.367	18.532	.000
	PTC	.585	.017	.688	34.756	.000

a. Variable dependiente: DOCENTES

Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado ajustado	Error estándar de la estimación	Durbin-Watson
1	.993 ^a	.987	.986	1.62010	1.305

a. Predictores: (Constante), PTC, PTC_CPOSG
b. Variable dependiente: DOCENTES

Para el factor ALUMNOS se muestran los resultados de la regresión lineal múltiple en las tablas 3.29, 3.30 y 3.31, que corresponden al análisis de ANOVA, los coeficientes de correlación y el coeficiente de regresión, respectivamente.

Modelo		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
1	Regresión	56.818	2	28.409	1059.899	.000 ^b
	Residuo	2.117	79	.027		
	Total	58.936	81			
a. Variable dependiente: ALUMNOS						
b. Predictores: (Constante), SERV_SOC, RESIDEN						

Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados	t	Sig.
		B	Error estándar	Beta		
1	(Constante)	.376	.060		6.286	.000
	RESIDEN	.020	.001	.492	19.633	.000
	SERV_SOC	.024	.001	.630	25.130	.000
a. Variable dependiente: ALUMNOS						

Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado ajustado	Error estándar de la estimación	Durbin-Watson
1	.982 ^a	.964	.963	.16372	1.528
a. Predictores: (Constante), SERV_SOC, RESIDEN					
b. Variable dependiente: ALUMNOS					

Para el factor INSTITUCIÓN se muestran los resultados de la regresión lineal múltiple en las tablas 3.32, 3.33 y 3.34, que corresponden al análisis de ANOVA, los coeficientes de correlación y el coeficiente de regresión, respectivamente.

Modelo		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
1	Regresión	17220.030	3	5740.010	1228.702	.000 ^b
	Residuo	364.385	78	4.672		

Tabla 3.32 Resultados del análisis de ANOVA para el factor INSTITUCIÓN 2015. (cont.)					
	Total	17584.416	81		
a. Variable dependiente: INSTITUCION					
b. Predictores: (Constante), INDICE_DE_ABSORCION, PROGRAMAS_EDUCATIVOS_TOTALES, MATRICULA_TOTAL					

Tabla 3.33 Coeficientes de ajuste para el factor INSTITUCIÓN 2015.						
Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados	t	Sig.
		B	Error estándar	Beta		
1	(Constante)	2.676	1.723		1.554	.124
	PROGRAMAS_EDUCATIVOS_TOTALES	.439	.024	.461	17.996	.000
	MATRICULA_TOTAL	.357	.022	.436	16.213	.000
	INDICE_DE_ABSORCION	-.153	.015	-.213	-	.000
					10.078	
a. Variable dependiente: INSTITUCIÓN						

Tabla 3.34 Coeficientes de correlación para el factor INSTITUCIÓN 2015.					
Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado ajustado	Error estándar de la estimación	Durbin-Watson
1	.990 ^a	.979	.978	2.16139	1.787
a. Predictores: (Constante), INDICE_DE_ABSORCION, PROGRAMAS_EDUCATIVOS_TOTALES, MATRICULA_TOTAL					
b. Variable dependiente: INSTITUCION					

Para el factor INVESTIGADORES se muestran los resultados de la regresión lineal múltiple en las tablas 3.35, 3.36 y 3.37, que corresponden al análisis de ANOVA, los coeficientes de correlación y el coeficiente de regresión, respectivamente.

Tabla 3.35 Resultados del análisis de ANOVA para el factor INVESTIGADORES 2015.						
Modelo		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
1	Regresión	19489.709	2	9744.855	1433.122	.000 ^b
	Residuo	537.179	79	6.800		
	Total	20026.888	81			
a. Variable dependiente: INVESTIGADORES						
b. Predictores: (Constante), SNI, CA						

Modelo	Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados	t	Sig.	
	B	Error estándar	Beta			
1	(Constante)	5.742	.410		14.018	.000
	CA	.505	.024	.607	20.702	.000
	SNI	.359	.024	.437	14.917	.000

a. Variable dependiente: INVESTIGADORES

Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado ajustado	Error estándar de la estimación	Durbin-Watson
1	.986 ^a	.973	.972	2.60763	1.401

a. Predictores: (Constante), SNI, CA
b. Variable dependiente: INVESTIGADORES

Con base en las tablas 3.26 a 3.37 se obtuvieron los modelos de regresión lineal múltiple para cada factor como variable dependiente y sus respectivos indicadores como variables independientes, así como el modelo global predictor del índice. Este resumen se muestra en la tabla 3.38.

ECUACIONES DE REGRESIÓN PARA ESTIMAR CADA UNO DE LOS FACTORES DEL MODELO 2015.
$DOCENTES = 0.587 * PTC + 0.477 * PTC_CPOSG + 0.587$
$ALUMNOS = 0.020 * RESIDEN + 0.024 * SERV_SOCIAL + 0.376$
<i>INSTITUCIÓN</i> $= 0.439 * PROGRAMAS_EDUCATIVOS_TOTALES + 0.357 * MATRÍCULA_TOTAL - 0.153 * INDICE_DE_ABSORCION + 2.676$
$INVESTIGADORES = 0.359 * SNI + 0.505 * CA + 5.742$

Tabla 3.38 Resumen de ecuaciones propuestas para calcular cada factor y el índice del modelo 2015. (cont.)
ECUACIONES DE REGRESIÓN PARA ESTIMAR CADA UNO DE LOS FACTORES DEL MODELO 2015.
MODELO GLOBAL PARA OBTENER EL ÍNDICE
$\text{ÍNDICE} = \frac{\text{DOCENTES} + \text{ALUMNOS} + \text{INSTITUCIÓN} + \text{INVESTIGADORES}}{215.05}$

En La tabla 3.39 se pueden observar los valores de los índices obtenidos con el Software SPSS y los índices obtenidos a partir del modelo de regresión lineal múltiple.

TECNOLÓGICO	ÍNDICE OBTENIDO CON SOFTWARE	ÍNDICE OBTENIDO CON EL MODELO DE REGRESIÓN PROPUESTO
Instituto Tecnológico de Celaya	1.00	1.00
Instituto Tecnológico de Tijuana	0.86	0.86
Instituto Tecnológico de Morelia	0.84	0.85
Instituto Tecnológico de Ciudad Madero	0.75	0.75
Instituto Tecnológico de Orizaba	0.74	0.75
Instituto Tecnológico de Durango	0.74	0.75
Instituto Tecnológico de Aguascalientes	0.69	0.70
Instituto Tecnológico de Veracruz	0.67	0.68
Instituto Tecnológico de Mérida	0.65	0.66
Instituto Tecnológico de Chihuahua	0.62	0.63
Instituto Tecnológico de La Laguna	0.62	0.63
Instituto Tecnológico de Oaxaca	0.62	0.63
Instituto Tecnológico de Toluca	0.56	0.58
Instituto Tecnológico de Puebla	0.56	0.57
Instituto Tecnológico de Tuxtla Gutiérrez	0.56	0.57
Instituto Tecnológico de Hermosillo	0.53	0.55
Instituto Tecnológico de Ciudad Victoria	0.52	0.53
Instituto Tecnológico de Conkal	0.51	0.53
Instituto Tecnológico de San Luis Potosí	0.50	0.52

Tabla 3.39 Índices comparados para 2015. (cont.)		
TECNOLÓGICO	ÍNDICE OBTENIDO CON SOFTWARE	ÍNDICE OBTENIDO CON EL MODELO DE REGRESIÓN PROPUESTO
Instituto Tecnológico de Ciudad Guzmán	0.49	0.51
Instituto Tecnológico de Ciudad Juárez	0.49	0.50
Instituto Tecnológico de Zacatepec	0.49	0.50
Instituto Tecnológico de Querétaro	0.49	0.50
Instituto Tecnológico de Villahermosa	0.48	0.49
Instituto Tecnológico de Apizaco	0.47	0.49
Instituto Tecnológico de Saltillo	0.47	0.48
Instituto Tecnológico Culiacán	0.47	0.48
Instituto Tecnológico de León	0.46	0.48
Instituto Tecnológico de Parral	0.44	0.46
Instituto Tecnológico de Tepic	0.44	0.45
Instituto Tecnológico de Nuevo León	0.44	0.45
Instituto Tecnológico del Valle de Oaxaca	0.44	0.45
Instituto Tecnológico de Tlalnepantla	0.43	0.44
Instituto Tecnológico de Chetumal	0.42	0.44
Instituto Tecnológico de Pachuca	0.42	0.44
Instituto Tecnológico de Mazatlán	0.41	0.43
Instituto Tecnológico de Roque	0.41	0.43
Instituto Tecnológico de Nuevo Laredo	0.40	0.42
Instituto Tecnológico de Nogales	0.40	0.42
Instituto Tecnológico de Tuxtepec	0.40	0.41
Instituto Tecnológico de Mexicali	0.38	0.41
Instituto Tecnológico de La Paz	0.38	0.41
Instituto Tecnológico de Los Mochis	0.38	0.40
Instituto Tecnológico de Chihuahua II	0.37	0.38
Instituto Tecnológico de Campeche	0.36	0.37
Instituto Tecnológico del Valle del Yaqui	0.35	0.37
Instituto Tecnológico de Cerro Azul	0.34	0.36
Instituto Tecnológico del Istmo	0.34	0.36
Instituto Tecnológico de Matamoros	0.34	0.36
Instituto Tecnológico de Tehuacán	0.34	0.36
Instituto Tecnológico de Colima	0.33	0.35
Instituto Tecnológico de Zacatecas	0.32	0.34
Instituto Tecnológico Acapulco	0.32	0.33
Instituto Tecnológico de Cancún	0.30	0.33
Instituto Tecnológico de Ciudad Cuauhtémoc	0.31	0.33
Instituto Tecnológico de Ciudad Cuauhtémoc	0.31	0.33
Instituto Tecnológico de Minatitlán	0.31	0.32

Tabla 3.39 Índices comparados para 2015. (cont.)		
TECNOLÓGICO	ÍNDICE OBTENIDO CON SOFTWARE	ÍNDICE OBTENIDO CON EL MODELO DE REGRESIÓN PROPUESTO
Instituto Tecnológico de Jiquilpan	0.30	0.32
Instituto Tecnológico de Comitán	0.30	0.32
Instituto Tecnológico de Tapachula	0.30	0.32
Instituto Tecnológico de Chilpancingo	0.28	0.31
Instituto Tecnológico de Boca del Río	0.29	0.31
Instituto Tecnológico de Ciudad Valles	0.28	0.30
Instituto Tecnológico de Altamira	0.28	0.30
Instituto Tecnológico de Huejutla	0.27	0.28
Instituto Tecnológico de Delicias	0.25	0.28
Instituto Tecnológico de Reynosa	0.26	0.28
Instituto Tecnológico de Cuautla	0.25	0.27
Instituto Tecnológico de San Juan del Río	0.26	0.27
Instituto Tecnológico de La Piedad	0.25	0.27
Instituto Tecnológico de Piedras Negras	0.23	0.26
Instituto Tecnológico de Zitácuaro	0.23	0.26
Instituto Tecnológico de Iguala	0.23	0.25
Instituto Tecnológico de Ocotlán	0.22	0.24
Instituto Tecnológico de Ensenada	0.21	0.24
Instituto Tecnológico de Pinotepa	0.20	0.23
Instituto Tecnológico de Matehuala	0.19	0.21
Instituto Tecnológico de Salina Cruz	0.09	0.11
Instituto Tecnológico de Tláhuac	0.06	0.09
Instituto Tecnológico de Gustavo A. Madero	0.05	0.08
Instituto Tecnológico de Tláhuac II	0.04	0.07
Instituto Tecnológico de Iztapalapa	0.03	0.06

Los resultados que se obtuvieron con el modelo de regresión son bastante acertados, ya que al obtener los errores entre los dos índices se observa que son muy pequeños, lo cual se verifica con los coeficientes de correlación que se obtuvieron en los cuatro factores.

3.2.2 Análisis factorial confirmatorio para 2017.

3.2.2.1 Modelo de covarianzas.

A partir de la propuesta del modelo de la figura 3.1, se hizo el análisis factorial confirmatorio para validar el modelo para este año, para esto se utilizó

el programa AMOS 22, con él se obtuvo la representación de las covarianzas entre las variables de los factores y entre los factores que se obtuvieron del análisis factorial exploratorio.

El modelo se sometió a la validación con AMOS para encontrar si se ajustaba al modelo propuesto por la doctora Cornejo, el modelo obtenido aparece en la figura 3.5. Después se validó con el software utilizando el plug in Model fit Measures de Gaskin (2016), con el que se obtuvieron los resultados de la tabla 3.40.

Figura 7.5 Modelo propuesto de 2017 con la estructura del modelo original.

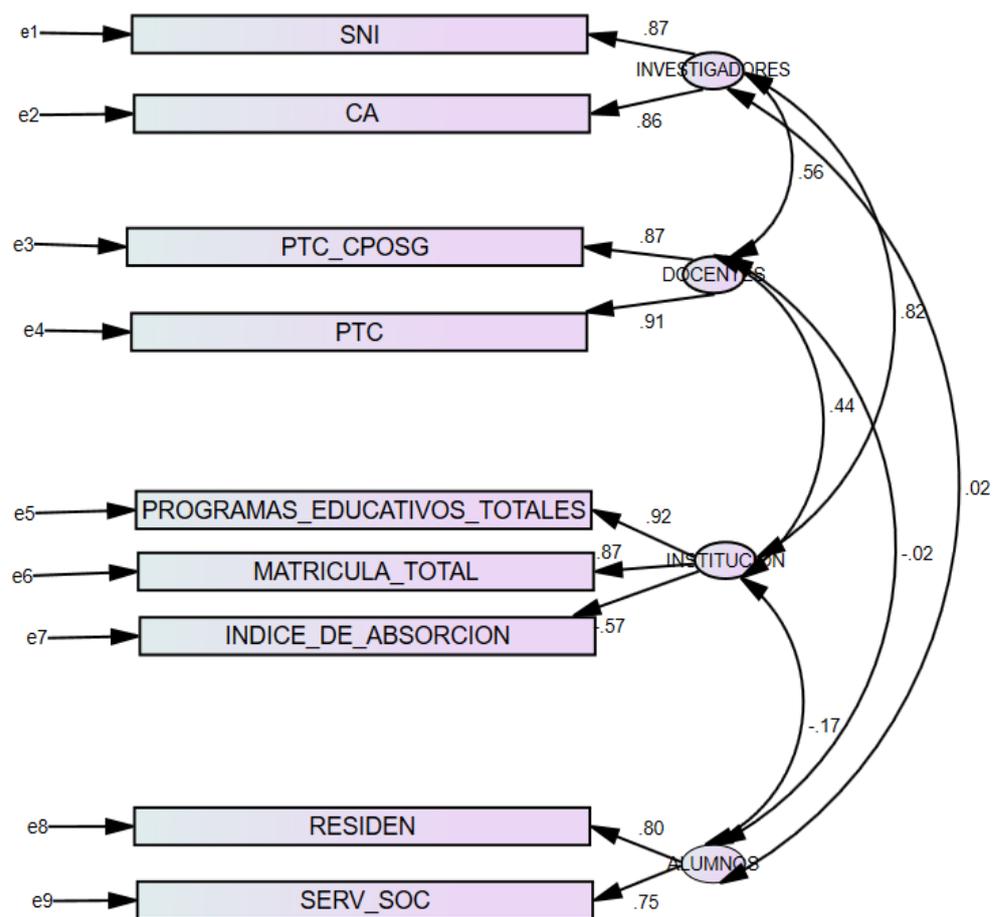


Tabla 3.40. Resultados de la validación del modelo para 2017.

Model Fit Measures

Measure	Estimate	Threshold	Interpretation
CMIN	45.314	--	--
DF	22	--	--
CMIN/DF	2.060	Between 1 and 3	Excellent
CFI	0.940	>0.95	Acceptable
SRMR	0.085	<0.08	Acceptable
RMSEA	0.114	<0.06	Terrible
PClose	0.018	>0.05	Acceptable

Unfortunately, your model fit could improve. Based on the standardized residual covariances, we recommend removing PTC.

Cutoff Criteria*

Measure	Terrible	Acceptable	Excellent
CMIN/DF	> 5	> 3	> 1
CFI	<0.90	<0.95	>0.95
SRMR	>0.10	>0.08	<0.08
RMSEA	>0.08	>0.06	<0.06
PClose	<0.01	<0.05	>0.05

*Note: Hu and Bentler (1999, "Cutoff Criteria for Fit Indexes in Covariance Structure Analysis: Conventional Criteria Versus New Alternatives") recommend combinations of measures. Personally, I prefer a combination of CFI>0.95 and SRMR<0.08. To further solidify evidence, add the RMSEA<0.06.

**If you would like to cite this tool directly, please use the following: Gaskin, J. & Lim, J. (2016), "Model Fit Measures", AMOS Plugin. [Gaskination's StatWiki](#).

Gaskin y Lim (2016), "Model Fit Measures", AMOS Plugin.

Los resultados muestran que el modelo cumple con los criterios de validez de Hu y Bentler (1999), según lo indica la tabla 3.40 (Cutoff Criteria), excepto el valor de RMSEA. El plugin sugiere eliminar el indicador PTC para que el valor de RMSEA se aproxime a los criterios de validación, sin embargo el modelo se conservó tal como está ya que hay autores como Gaskin quien ha obtenido valores de RMSEA cercanos al obtenido en algunos de sus modelos (Gaskin, s./f.), además, si se eliminaba PTC el factor se quedaría con un solo indicador, lo cual no resulta representativo del modelo teórico.

También se analizó la confiabilidad y validez para el modelo, para esto se utilizó la herramienta Excel Stat tools de Gaskin (2016), la cual se muestra en la tabla 3.41, en la cual se muestra que se cumplen los criterios de confiabilidad y validez para el modelo de la tabla 2.5.

Tabla 3.41 Validez y confiabilidad del modelo para 2017.

	CR	AVE	MSV	MaxR(H)	INSTITUCION	INVESTIGADORES	DOCENTES	ALUMNOS
INSTITUCION	0.577	0.642	0.676	0.900	0.801			
INVESTIGADORES	0.860	0.754	0.676	0.860	0.822	0.869		
DOCENTES	0.887	0.797	0.318	0.888	0.433	0.564	0.893	
ALUMNOS	4.181	6.102	0.003	18.051	0.013	0.058	0.013	2.470
VALIDITY CONCERNS								
Discriminant Validity: the square root of the AVE for INSTITUCION is less than the absolute value of the correlations with another factor.								
Reliability: the CR for INSTITUCION is less than 0.70.								
Convergent Validity: the CR for INSTITUCION is less than the AVE.								
Discriminant Validity: the AVE for INSTITUCION is less than the MSV.								
Convergent Validity: the CR for ALUMNOS is less than the AVE								

3.2.2.2 Carga factorial calculada para cada tecnológico

Con el modelo propuesto y validado se obtienen los resultados de la tabla 3.42, donde se hizo el cálculo de la carga factorial de cada uno de los factores involucrados por tecnológico. La columna final corresponde a la suma de los cuatro factores y los tecnológicos se ordenaron de mayor a menor de acuerdo con el puntaje obtenido, donde se observa que el Instituto Tecnológico de Celaya muestra el puntaje más alto de 237.01.

Tecnológico	ALUMNOS	INSTITUCIÓN	DOCENTES	INVESTIGADORES	ÍNDICE TOTAL
Instituto Tecnológico de Celaya	3	69	70	95	237.01
Instituto Tecnológico de Tijuana	2	88	45	74	210.02
Instituto Tecnológico de Morelia	3	60	67	69	200.07
Instituto Tecnológico de Durango	3	66	55	55	180.17
Instituto Tecnológico de Ciudad Madero	2	58	45	61	165.93
Instituto Tecnológico de Orizaba	4	42	67	52	163.78
Instituto Tecnológico de Veracruz	3	42	62	50	157.48
Instituto Tecnológico de Chihuahua	2	43	68	44	157.21
Instituto Tecnológico de Aguascalientes	3	48	55	49	155.32
Instituto Tecnológico de La Laguna	2	46	58	45	151.90
Instituto Tecnológico de Mérida	3	48	50	44	144.95

Tabla 3.42 Carga factorial calculada para cada tecnológico en 2017. (cont.)

Tecnológico	ALUMNOS	INSTITUCIÓN	DOCENTES	INVESTIGADORES	ÍNDICE TOTAL
Instituto Tecnológico de Oaxaca	3	41	58	31	133.38
Instituto Tecnológico de Tuxtla Gutiérrez	2	44	48	37	130.81
Instituto Tecnológico de Ciudad Juárez	1	56	38	33	128.21
Instituto Tecnológico de Toluca	3	41	45	38	127.91
Instituto Tecnológico de Hermosillo	3	39	47	37	126.23
Instituto Tecnológico de San Luis Potosí	3	41	53	28	125.84
Instituto Tecnológico de Ciudad Guzmán	3	29	63	29	124.29
Instituto Tecnológico de Puebla	3	35	55	30	122.89
Instituto Tecnológico de Saltillo	4	44	37	33	118.18
Instituto Tecnológico de Ciudad Victoria	2	34	52	31	118.16
Instituto Tecnológico de Villahermosa	3	41	42	32	117.99
Instituto Tecnológico de Conkal	5	17	59	35	116.40
Instituto Tecnológico Culiacán	3	40	43	29	114.70
Instituto Tecnológico de Tuxtepec	3	25	53	31	112.01
Instituto Tecnológico de Apizaco	2	31	48	29	110.20
Instituto Tecnológico de Zacatepec	3	35	40	32	109.86
Instituto Tecnológico de Tepic	3	37	38	29	107.86
Instituto Tecnológico de Parral	2	24	61	20	107.46
Instituto Tecnológico de Querétaro	3	39	38	25	105.57
Instituto Tecnológico de Chetumal	3	33	44	26	105.31
Instituto Tecnológico de Los Mochis	1	38	46	17	102.89
Instituto Tecnológico del Valle del Yaqui	4	14	63	19	100.62
Instituto Tecnológico del Valle de Oaxaca	2	14	63	22	99.95
Instituto Tecnológico de Nuevo Laredo	3	25	55	16	99.43
Instituto Tecnológico de Nuevo León	1	25	49	23	98.61
Instituto Tecnológico de Tehuacán	3	28	41	27	98.58
Instituto Tecnológico de León	3	28	44	23	98.51
Instituto Tecnológico de Mexicali	2	33	40	22	97.00
Instituto Tecnológico de Pachuca	3	35	37	21	96.78
Instituto Tecnológico de Campeche	3	20	53	20	96.65
Instituto Tecnológico de La Paz	3	27	42	23	94.98
Instituto Tecnológico de Nogales	3	26	38	27	94.42

Tabla 3.42 Carga factorial calculada para cada tecnológico en 2017. (cont.)

Tecnológico	ALUMNOS	INSTITUCIÓN	DOCENTES	INVESTIGADORES	ÍNDICE TOTAL
Instituto Tecnológico de Colima	3	27	41	22	93.68
Instituto Tecnológico de Roque	3	19	46	26	93.52
Instituto Tecnológico de Tlalnepantla	2	34	32	24	92.51
Instituto Tecnológico de Mazatlán	4	16	49	21	90.11
Instituto Tecnológico de Matamoros	3	29	35	22	88.70
Instituto Tecnológico de Cerro Azul	3	22	45	19	88.67
Instituto Tecnológico de Ciudad Cuauhtémoc	1	33	37	18	88.48
Instituto Tecnológico de Ciudad Cuauhtémoc	1	33	37	18	88.48
Instituto Tecnológico de Chihuahua II	3	22	41	21	86.35
Instituto Tecnológico Acapulco	4	21	39	18	82.01
Instituto Tecnológico del Istmo	4	21	43	14	81.98
Instituto Tecnológico de Cancún	1	25	39	16	81.88
Instituto Tecnológico de Zitácuaro	2	20	36	19	77.61
Instituto Tecnológico de Comitán	3	19	41	14	76.95
Instituto Tecnológico de Cuautla	3	12	48	14	76.59
Instituto Tecnológico de Ciudad Valles	3	13	43	17	76.39
Instituto Tecnológico de Jiquilpan	3	14	47	12	75.96
Instituto Tecnológico de Zacatecas	1	21	41	12	75.31
Instituto Tecnológico de Boca del Río	2	26	25	20	73.24
Instituto Tecnológico de Minatitlán	3	25	28	14	70.62
Instituto Tecnológico de Reynosa	3	25	28	14	69.75
Instituto Tecnológico de Altamira	4	12	40	14	69.68
Instituto Tecnológico de Tapachula	3	14	39	12	67.92
Instituto Tecnológico de la Piedad	4	12	40	11	66.35
Instituto Tecnológico de Chilpancingo	3	14	38	12	66.31
Instituto Tecnológico de Piedras Negras	1	13	41	11	66.05
Instituto Tecnológico de San Juan del Río	4	10	37	15	65.96
Instituto Tecnológico de Ensenada	3	26	16	18	62.86
Instituto Tecnológico de Huejutla	1	8	43	10	61.77
Instituto Tecnológico de Delicias	2	12	38	10	61.26
Instituto Tecnológico de Iguala	4	8	31	18	60.43
Instituto Tecnológico de Pinotepa	6	7	32	12	56.97
Instituto Tecnológico de Ocotlán	3	7	30	8	48.02

Tabla 3.42 Carga factorial calculada para cada tecnológico en 2017. (cont.)					
Tecnológico	ALUMNOS	INSTITUCIÓN	DOCENTES	INVESTIGADORES	ÍNDICE TOTAL
Instituto Tecnológico de Matehuala	3	7	28	8	47.73
Instituto Tecnológico de Gustavo A. Madero	5	6	10	7	27.97
Instituto Tecnológico de Salina Cruz	3	8	9	6	25.99
Instituto Tecnológico de Tláhuac	3	11	5	7	25.57
Instituto Tecnológico de Iztapalapa	3	3	6	4	15.02
Instituto Tecnológico de Tláhuac II	2	3	2	5	12.01

En la figura 3.6 se muestran los pesos de cada factor en el modelo expresados en porcentajes, en esta gráfica se observa que el factor predominante es el de DOCENTES con un 43% de efecto, seguido del factor INSTITUCIÓN con un 28%, después el factor INVESTIGADORES con un 26% de participación y por último el factor ALUMNOS con un peso de 3%.

En la figura 3.7 se muestran los resultados del Tecnológico de Celaya, donde se observa que el 43% de efecto de los indicadores corresponde al factor INVESTIGADORES, el cual está conformado por los indicadores SNI y CA, el 29% al factor INSTITUCIÓN, el cual contiene los indicadores PROGRAMAS EDUCATIVOS TOTALES, MATRÍCULA TOTAL e ÍNDICE DE ABSORCIÓN; el 28% por el factor DOCENTES, el cual contiene los indicadores PTC_CPOSG y PTC; y por último, el factor ALUMNOS en un 1%, el cual contiene los indicadores RESIDEN y SERV_SOC.

Figura 8.6 Ponderación de cada factor en el modelo del índice global 2017.

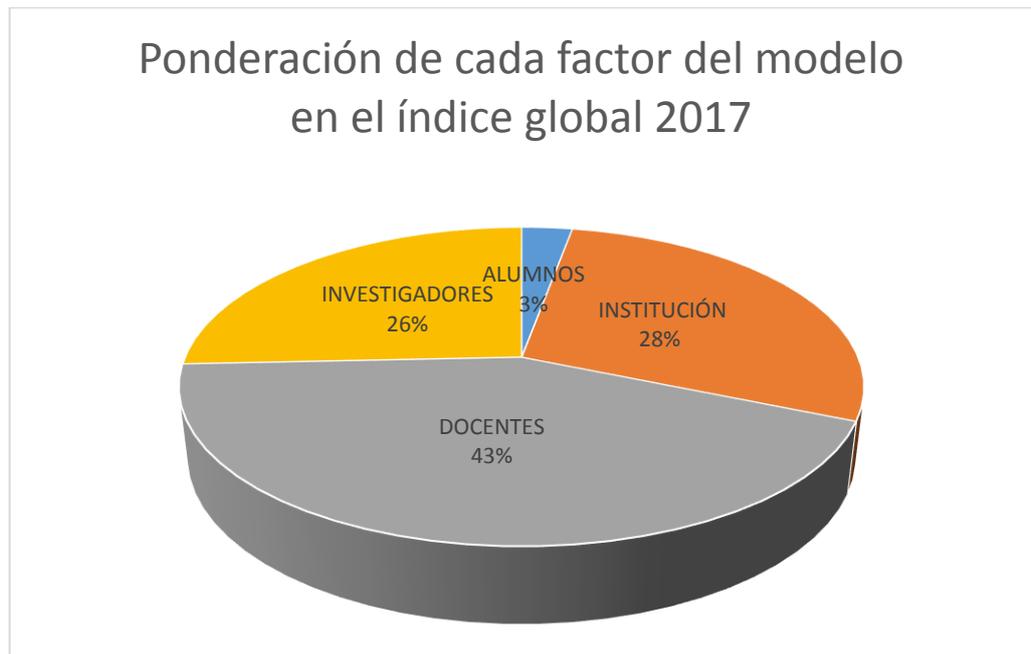
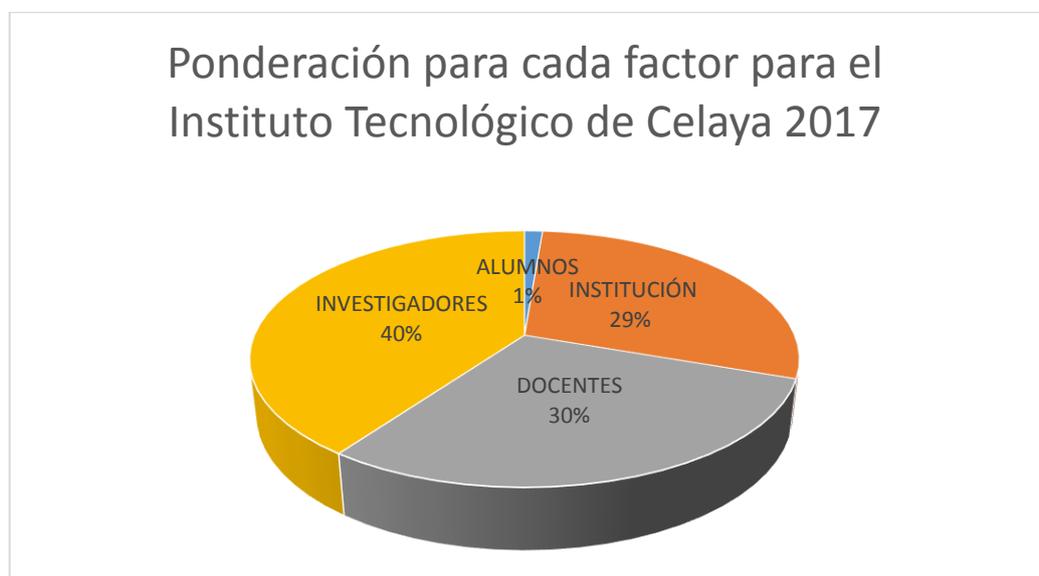


Figura 9.7 Ponderación de cada factor en el modelo en el índice del Instituto Tecnológico de Celaya 2017.



3.2.2.3 Propuesta de índices por tecnológico

Los resultados que se obtuvieron en la tabla 3.42 se normalizaron y se obtuvo la tabla 3.43 en donde se presentan los índices de todas las

instituciones de la muestra ordenados de mayor a menor; donde las cuatro primeras columnas corresponden a la participación de cada factor en porcentaje sobre el valor total del índice.

Tabla 3.43 Índices propuestos por tecnológico normalizados para 2017.					
Tecnológico	ALUMNOS	INSTITUCIÓN	DOCENTES	INVESTIGADORES	ÍNDICE NORMALIZADO
Instituto Tecnológico de Celaya	1.41	28.97	29.69	39.94	1.00
Instituto Tecnológico de Tijuana	0.95	42.08	21.53	35.44	0.89
Instituto Tecnológico de Morelia	1.61	30.09	33.58	34.71	0.84
Instituto Tecnológico de Durango	1.77	36.73	30.76	30.74	0.76
Instituto Tecnológico de Ciudad Madero	1.11	34.98	27.35	36.56	0.70
Instituto Tecnológico de Orizaba	2.18	25.43	40.79	31.60	0.69
Instituto Tecnológico de Veracruz	1.89	26.94	39.47	31.71	0.66
Instituto Tecnológico de Chihuahua	1.37	27.41	42.97	28.25	0.66
Instituto Tecnológico de Aguascalientes	2.22	30.94	35.10	31.74	0.66
Instituto Tecnológico de La Laguna	1.61	30.42	38.38	29.59	0.64
Instituto Tecnológico de Mérida	1.97	33.41	34.18	30.43	0.61
Instituto Tecnológico de Oaxaca	2.06	30.79	43.57	23.57	0.56
Instituto Tecnológico de Tuxtla Gutiérrez	1.38	33.36	36.74	28.52	0.55
Instituto Tecnológico de Ciudad Juárez	1.12	43.63	29.73	25.51	0.54
Instituto Tecnológico de Toluca	2.19	32.35	35.50	29.96	0.54
Instituto Tecnológico de Hermosillo	2.27	30.74	37.30	29.70	0.53
Instituto Tecnológico de San Luis Potosí	2.49	32.90	42.24	22.37	0.53
Instituto Tecnológico de Ciudad Guzmán	2.80	23.59	50.37	23.24	0.52
Instituto Tecnológico de Puebla	2.14	28.63	44.63	24.61	0.52
Instituto Tecnológico de Saltillo	3.15	37.10	31.60	28.15	0.50
Instituto Tecnológico de Ciudad Victoria	1.60	28.42	44.01	25.97	0.50
Instituto Tecnológico de Villahermosa	2.85	35.04	35.27	26.84	0.50
Instituto Tecnológico de Conkal	3.90	14.92	50.98	30.20	0.49
Instituto Tecnológico Culiacán	2.44	34.52	37.87	25.16	0.48

Tabla 3.43 Índices propuestos por tecnológico normalizados para 2017. (cont.)					
Tecnológico	ALUMNOS	INSTITUCIÓN	DOCENTES	INVESTIGADORES	ÍNDICE NORMALIZADO
Instituto Tecnológico de Tuxtepec	2.66	21.94	47.53	27.86	0.47
Instituto Tecnológico de Apizaco	1.95	28.23	43.91	25.91	0.46
Instituto Tecnológico de Zacatepec	2.96	31.60	36.01	29.43	0.46
Instituto Tecnológico de Tepic	2.88	34.40	35.65	27.07	0.46
Instituto Tecnológico de Parral	2.32	22.23	56.80	18.65	0.45
Instituto Tecnológico de Querétaro	2.85	36.93	36.40	23.81	0.45
Instituto Tecnológico de Chetumal	2.72	31.02	41.59	24.67	0.44
Instituto Tecnológico de Los Mochis	1.21	37.01	45.06	16.72	0.43
Instituto Tecnológico del Valle del Yaqui	3.99	13.65	63.03	19.34	0.42
Instituto Tecnológico del Valle de Oaxaca	1.61	14.08	62.65	21.66	0.42
Instituto Tecnológico de Nuevo Laredo	2.89	25.42	55.60	16.09	0.42
Instituto Tecnológico de Nuevo León	1.13	25.65	49.59	23.64	0.42
Instituto Tecnológico de Tehuacán	2.95	28.54	41.46	27.05	0.42
Instituto Tecnológico de León	3.35	28.18	44.74	23.73	0.42
Instituto Tecnológico de Mexicali	2.08	34.47	40.74	22.70	0.41
Instituto Tecnológico de Pachuca	3.32	36.13	38.40	22.15	0.41
Instituto Tecnológico de Campeche	3.27	20.87	55.09	20.78	0.41
Instituto Tecnológico de La Paz	3.12	28.03	44.15	24.71	0.40
Instituto Tecnológico de Nogales	2.88	27.93	40.60	28.60	0.40
Instituto Tecnológico de Colima	3.51	28.75	44.04	23.70	0.40
Instituto Tecnológico de Roque	3.28	19.86	49.21	27.65	0.39
Instituto Tecnológico de Tlalnepantla	2.59	36.27	34.93	26.21	0.39
Instituto Tecnológico de Mazatlán	4.06	17.51	54.62	23.80	0.38
Instituto Tecnológico de Matamoros	3.40	32.94	38.96	24.69	0.37
Instituto Tecnológico de Cerro Azul	3.55	25.24	50.33	20.88	0.37
Instituto Tecnológico de Ciudad Cuauhtémoc	1.42	36.82	41.93	19.82	0.37
Instituto Tecnológico de Ciudad Cuauhtémoc	1.42	36.82	41.93	19.82	0.37

Tabla 3.43 Índices propuestos por tecnológico normalizados para 2017.
(cont.)

Tecnológico	ALUMNOS	INSTITUCIÓN	DOCENTES	INVESTIGADORES	ÍNDICE NORMALIZADO
Instituto Tecnológico de Chihuahua II	3.37	25.29	47.10	24.24	0.36
Instituto Tecnológico Acapulco	4.66	25.40	47.82	22.12	0.35
Instituto Tecnológico del Istmo	4.33	26.06	52.28	17.33	0.35
Instituto Tecnológico de Cancún	1.31	30.63	48.06	20.00	0.35
Instituto Tecnológico de Zitácuaro	3.17	25.37	46.86	24.60	0.33
Instituto Tecnológico de Comitán	4.42	24.21	52.76	18.61	0.32
Instituto Tecnológico de Cuautla	3.62	15.63	62.29	18.46	0.32
Instituto Tecnológico de Ciudad Valles	4.52	16.74	56.32	22.42	0.32
Instituto Tecnológico de Jiquilpan	3.77	18.67	61.93	15.64	0.32
Instituto Tecnológico de Zacatecas	1.34	28.38	54.91	15.38	0.32
Instituto Tecnológico de Boca del Río	2.61	35.80	34.01	27.58	0.31
Instituto Tecnológico de Minatitlán	4.33	36.04	39.79	19.84	0.30
Instituto Tecnológico de Reynosa	4.19	35.18	40.20	20.43	0.29
Instituto Tecnológico de Altamira	5.08	17.21	57.49	20.22	0.29
Instituto Tecnológico de Tapachula	4.40	20.26	57.20	18.14	0.29
Instituto Tecnológico de la Piedad	5.34	17.63	60.32	16.71	0.28
Instituto Tecnológico de Chilpancingo	4.71	20.62	57.08	17.60	0.28
Instituto Tecnológico de Piedras Negras	1.73	19.62	62.68	15.97	0.28
Instituto Tecnológico de San Juan del Río	5.94	15.27	55.34	23.45	0.28
Instituto Tecnológico de Ensenada	4.22	41.87	25.18	28.73	0.27
Instituto Tecnológico de Huejutla	1.07	13.57	69.86	15.51	0.26
Instituto Tecnológico de Delicias	3.66	19.18	61.51	15.65	0.26
Instituto Tecnológico de Iguala	5.96	13.35	51.61	29.07	0.25
Instituto Tecnológico de Pinotepa	10.20	12.66	56.42	20.73	0.24
Instituto Tecnológico de Ocotlán	6.37	14.08	62.62	16.93	0.20
Instituto Tecnológico de Matehuala	7.04	15.57	59.69	17.70	0.20

Tabla 3.43 Índices propuestos por tecnológico normalizados para 2017. (cont.)					
Tecnológico	ALUMNOS	INSTITUCIÓN	DOCENTES	INVESTIGADORES	ÍNDICE NORMALIZADO
Instituto Tecnológico de Gustavo A. Madero	17.02	21.92	34.47	26.60	0.12
Instituto Tecnológico de Salina Cruz	11.50	30.86	33.86	23.78	0.11
Instituto Tecnológico de Tláhuac	10.25	43.41	19.16	27.18	0.11
Instituto Tecnológico de Iztapalapa	18.97	16.98	36.75	27.30	0.06
Instituto Tecnológico de Tláhuac II	20.23	26.06	14.07	39.63	0.05

En la tabla 3.43 se observa que, de acuerdo a los criterios establecidos por la doctora Cornejo, 5 tecnológicos lograron un índice mayor o igual a 0.7 (6% de la muestra), 17 tecnológicos tuvieron un desempeño suficiente al encontrarse en un intervalo de 0.5 a 0.7 (21% de la muestra); 41 tuvieron un desempeño insuficiente entre 0.3 y 0.49 (50% de la muestra) y el resto tuvieron un índice menor a 0.3, lo cual corresponde al 23% de la muestra.

3.2.2.4 Generación del modelo predictor

Para generar el modelo que prediga el índice de cualquier tecnológico, se propuso un modelo lineal, y mediante regresión lineal múltiple se estimaron los coeficientes del modelo para cada factor.

Para el factor DOCENTES se muestran los resultados de la regresión lineal múltiple en las tablas 3.44, 3.45 y 3.46, que corresponden al análisis de ANOVA, los coeficientes de correlación y el coeficiente de regresión, respectivamente.

Tabla 3.44 Resultados del análisis de ANOVA para el factor DOCENTES 2017.						
Modelo		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
1	Regresión	15908.527	2	7954.264	8273.619	.000 ^p
	Residuo	75.951	79	.961		
	Total	15984.478	81			

Tabla 3.44 Resultados del análisis de ANOVA para el factor DOCENTES 2017. (cont.)	
a. Variable dependiente: DOCENTES	
b. Predictores: (Constante), PTC_CPOSG, PTC	

Tabla 3.45 Coeficientes de ajuste para el factor DOCENTES 2017.						
Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados	t	Sig.
		B	Error estándar	Beta		
1	(Constante)	-.551	.372		-1.481	.143
	PTC	.549	.011	.635	49.546	.000
	PTC_CPOSG	.493	.015	.415	32.422	.000
a. Variable dependiente: DOCENTES						

Tabla 3.46 Coeficientes de correlación para el factor DOCENTES 2017.					
Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado ajustado	Error estándar de la estimación	Durbin-Watson
1	.998 ^a	.995	.995	.98051	1.230
a. Predictores: (Constante), PTC_CPOSG, PTC					
b. Variable dependiente: DOCENTES					

Para el factor ALUMNOS se muestran los resultados de la regresión lineal múltiple en las tablas 3.47, 3.48 y 3.49, que corresponden al análisis de ANOVA, los coeficientes de correlación y el coeficiente de regresión, respectivamente.

Tabla 3.47 Resultados del análisis de ANOVA para el factor ALUMNOS 2017.						
Modelo		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
1	Regresión	62.094	2	31.047	7742.319	.000 ^b
	Residuo	.317	79	.004		
	Total	62.411	81			
a. Variable dependiente: ALUMNOS						
b. Predictores: (Constante), RESIDEN, SERV_SOC						

Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados	t	Sig.
		B	Error estándar	Beta		
1	(Constante)	-.171	.025		-6.702	.000
	SERV_SOC	.022	.000	.467	46.540	.000
	RESIDEN	.032	.000	.644	64.158	.000

a. Variable dependiente: ALUMNOS

Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado ajustado	Error estándar de la estimación	Durbin-Watson
1	.997 ^a	.995	.995	.06332	1.375

a. Predictores: (Constante), RESIDEN, SERV_SOC
b. Variable dependiente: ALUMNOS

Para el factor INSTITUCIÓN se muestran los resultados de la regresión lineal múltiple en las tablas 3.50, 3.51 y 3.52, que corresponden al análisis de ANOVA, los coeficientes de correlación y el coeficiente de regresión, respectivamente.

Modelo		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
1	Regresión	21230.242	3	7076.747	1910.390	.000 ^b
	Residuo	288.939	78	3.704		
	Total	21519.181	81			

a. Variable dependiente: INSTITUCION
b. Predictores: (Constante), INDICE_DE_ABSORCION, PROGRAMAS_EDUCATIVOS_TOTALES, MATRICULA_TOTAL

Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados	t	Sig.
		B	Error estándar	Beta		
1	(Constante)	-1.227	1.372		-.894	.374
	PROGRAMAS_EDUCATIVOS_TOTALES	.662	.022	.661	29.967	.000
	MATRICULA_TOTAL	.259	.019	.312	13.326	.000
	INDICE_DE_ABSORCION	-.091	.013	-.112	-7.077	.000

a. Variable dependiente: INSTITUCION

Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado ajustado	Error estándar de la estimación	Durbin-Watson
1	.993 ^a	.987	.986	1.92467	1.944

a. Predictores: (Constante), INDICE_DE_ABSORCION, PROGRAMAS_EDUCATIVOS_TOTALES, MATRICULA_TOTAL

b. Variable dependiente: INSTITUCION

Para el factor INVESTIGADORES se muestran los resultados de la regresión lineal múltiple en las tablas 3.53, 3.54 y 3.55, que corresponden al análisis de ANOVA, los coeficientes de correlación y el coeficiente de regresión, respectivamente.

Modelo		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
1	Regresión	20530.070	2	10265.035	1064.184	.000 ^b
	Residuo	762.027	79	9.646		
	Total	21292.097	81			

a. Variable dependiente: INVESTIGADORES

b. Predictores: (Constante), CA, SNI

Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados	t	Sig.
		B	Error estándar	Beta		
1	(Constante)	11.372	.505		22.540	.000
	SNI	.454	.027	.550	16.971	.000
	CA	.455	.030	.498	15.375	.000

a. Variable dependiente: INVESTIGADORES

Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado ajustado	Error estándar de la estimación	Durbin-Watson
1	.982 ^a	.964	.963	3.10579	1.475

a. Predictores: (Constante), CA, SNI

b. Variable dependiente: INVESTIGADORES

Con base en las tablas 3.44 a 3.55 se obtuvieron los modelos de regresión lineal múltiple para cada factor como variable dependiente y sus respectivos indicadores como variables independientes, así como el modelo global predictor del índice. Este resumen se muestra en la tabla 3.56.

Tabla 3.56 Resumen de ecuaciones propuestas para calcular cada factor y el índice del modelo 2017.
ECUACIONES DE REGRESIÓN PARA ESTIMAR CADA UNO DE LOS FACTORES DEL MODELO 2017.
$DOCENTES = 0.549 * PTC + 0.493 * PTC_CPOSG - 0.551$
$ALUMNOS = 0.032 * RESIDEN + 0.022 * SERV_SOCIAL - 0.171$
$INSTITUCION$ $= 0.662 * PROGRAMAS_EDUCATIVOS_TOTALES + 0.259$ $* MATRICULA_TOTAL - 0.091 * INDICE_DE_ABSORCION$ $- 1.227$
$INVESTIGADORES = 0.454 * SNI + 0.455 * CA + 11.372$
MODELO GLOBAL PARA OBTENER EL ÍNDICE
$ÍNDICE = \frac{DOCENTES + ALUMNOS + INSTITUCIÓN + INVESTIGADORES}{237.01}$

En la tabla 3.57 se muestran los índices obtenidos con el software SPSS y los índices obtenidos con el modelo de regresión lineal múltiple propuesto para 2017.

Tabla 3.57. Comparación de índices obtenidos con el software SPSS y con el modelo de regresión lineal múltiple para 2017.

Tecnológico	ÍNDICE OBTENIDO CON SOFTWARE	ÍNDICE OBTENIDO CON EL MODELO DE REGRESIÓN PROPUESTO
Instituto Tecnológico de Celaya	1.00	1.00
Instituto Tecnológico de Tijuana	0.89	0.88
Instituto Tecnológico de Morelia	0.84	0.85
Instituto Tecnológico de Durango	0.76	0.76
Instituto Tecnológico de Ciudad Madero	0.70	0.70
Instituto Tecnológico de Orizaba	0.69	0.69
Instituto Tecnológico de Veracruz	0.66	0.67
Instituto Tecnológico de Chihuahua	0.66	0.67
Instituto Tecnológico de Aguascalientes	0.66	0.66
Instituto Tecnológico de La Laguna	0.64	0.64
Instituto Tecnológico de Mérida	0.61	0.61
Instituto Tecnológico de Oaxaca	0.56	0.56
Instituto Tecnológico de Tuxtla Gutiérrez	0.55	0.55
Instituto Tecnológico de Toluca	0.54	0.55
Instituto Tecnológico de Hermosillo	0.53	0.54
Instituto Tecnológico de Ciudad Juárez	0.54	0.54
Instituto Tecnológico de San Luis Potosí	0.53	0.54
Instituto Tecnológico de Ciudad Guzmán	0.52	0.53
Instituto Tecnológico de Puebla	0.52	0.52
Instituto Tecnológico de Conkal	0.49	0.51
Instituto Tecnológico de Ciudad Victoria	0.50	0.51
Instituto Tecnológico de Saltillo	0.50	0.50
Instituto Tecnológico de Villahermosa	0.50	0.50
Instituto Tecnológico Culiacán	0.48	0.48
Instituto Tecnológico de Tuxtepec	0.47	0.48
Instituto Tecnológico de Zacatepec	0.46	0.47
Instituto Tecnológico de Apizaco	0.46	0.47
Instituto Tecnológico de Parral	0.45	0.46
Instituto Tecnológico de Tepic	0.46	0.46
Instituto Tecnológico de Chetumal	0.44	0.45
Instituto Tecnológico de Querétaro	0.45	0.45
Instituto Tecnológico del Valle de Oaxaca	0.42	0.44
Instituto Tecnológico del Valle del Yaqui	0.42	0.44
Instituto Tecnológico de Los Mochis	0.43	0.43
Instituto Tecnológico de León	0.42	0.43
Instituto Tecnológico de Nuevo Laredo	0.42	0.43
Instituto Tecnológico de Tehuacán	0.42	0.43

Tabla 3.57. Comparación de índices obtenidos con el software SPSS y con el modelo de regresión lineal múltiple para 2017. (cont.)

Tecnológico	ÍNDICE OBTENIDO CON SOFTWARE	ÍNDICE OBTENIDO CON EL MODELO DE REGRESIÓN PROPUESTO
Instituto Tecnológico de Nuevo León	0.42	0.43
Instituto Tecnológico de Campeche	0.41	0.42
Instituto Tecnológico de Pachuca	0.41	0.42
Instituto Tecnológico de Mexicali	0.41	0.42
Instituto Tecnológico de Nogales	0.40	0.41
Instituto Tecnológico de La Paz	0.40	0.41
Instituto Tecnológico de Colima	0.40	0.41
Instituto Tecnológico de Roque	0.39	0.41
Instituto Tecnológico de Tlalnepantla	0.39	0.40
Instituto Tecnológico de Mazatlán	0.38	0.40
Instituto Tecnológico de Matamoros	0.37	0.39
Instituto Tecnológico de Cerro Azul	0.37	0.38
Instituto Tecnológico de Ciudad Cuauhtémoc	0.37	0.38
Instituto Tecnológico de Ciudad Cuauhtémoc	0.37	0.38
Instituto Tecnológico de Chihuahua II	0.36	0.38
Instituto Tecnológico de Cancún	0.35	0.36
Instituto Tecnológico Acapulco	0.35	0.36
Instituto Tecnológico del Istmo	0.35	0.35
Instituto Tecnológico de Zitácuaro	0.33	0.35
Instituto Tecnológico de Comitán	0.32	0.34
Instituto Tecnológico de Ciudad Valles	0.32	0.34
Instituto Tecnológico de Cuautla	0.32	0.34
Instituto Tecnológico de Jiquilpan	0.32	0.33
Instituto Tecnológico de Boca del Río	0.31	0.33
Instituto Tecnológico de Zacatecas	0.32	0.33
Instituto Tecnológico de Minatitlán	0.30	0.31
Instituto Tecnológico de Altamira	0.29	0.31
Instituto Tecnológico de Reynosa	0.29	0.31
Instituto Tecnológico de Tapachula	0.29	0.30
Instituto Tecnológico de la Piedad	0.28	0.30
Instituto Tecnológico de Chilpancingo	0.28	0.30
Instituto Tecnológico de San Juan del Río	0.28	0.30
Instituto Tecnológico de Piedras Negras	0.28	0.30
Instituto Tecnológico de Ensenada	0.27	0.28
Instituto Tecnológico de Huejutla	0.26	0.28
Instituto Tecnológico de Iguala	0.25	0.28
Instituto Tecnológico de Delicias	0.26	0.28

Tabla 3.57. Comparación de índices obtenidos con el software SPSS y con el modelo de regresión lineal múltiple para 2017. (cont.)		
Tecnológico	ÍNDICE OBTENIDO CON SOFTWARE	ÍNDICE OBTENIDO CON EL MODELO DE REGRESIÓN PROPUESTO
Instituto Tecnológico de Pinotepa	0.24	0.26
Instituto Tecnológico de Ocotlán	0.20	0.22
Instituto Tecnológico de Matehuala	0.20	0.22
Instituto Tecnológico de Gustavo A. Madero	0.12	0.14
Instituto Tecnológico de Salina Cruz	0.11	0.14
Instituto Tecnológico de Tláhuac	0.11	0.13
Instituto Tecnológico de Iztapalapa	0.06	0.09
Instituto Tecnológico de Tláhuac II	0.05	0.08

Los resultados que se obtuvieron con el modelo de regresión son bastante acertados, ya que al obtener los errores entre los dos índices se observa que son muy pequeños, lo cual se verifica con los coeficientes de correlación que se obtuvieron en los cuatro factores del modelo propuesto.

3.2.3 Análisis factorial confirmatorio para 2018

3.2.3.1 Modelo de covarianzas

A partir del modelo propuesto en la figura 3.1, se hizo el análisis factorial confirmatorio para validar el modelo de la doctora Cornejo, para esto se utilizó el programa AMOS 22, con él se obtuvo la representación de las covarianzas entre las variables de los factores y entre los factores que se obtuvieron del análisis factorial exploratorio.

Para el año 2018, se obtuvo el modelo que aparece en la figura 3.8, el cual se sometió a la validación con AMOS para encontrar si se ajusta al modelo propuesto por la doctora Cornejo, para esto se utilizó el plug in Model fit Measures, de Gaskin (2016), con el que se obtuvieron los resultados de la tabla 3.58.

Figura 3.10 Resultados de covarianzas entre las variables que provienen del análisis factorial exploratorio para 2018 con AMOS.

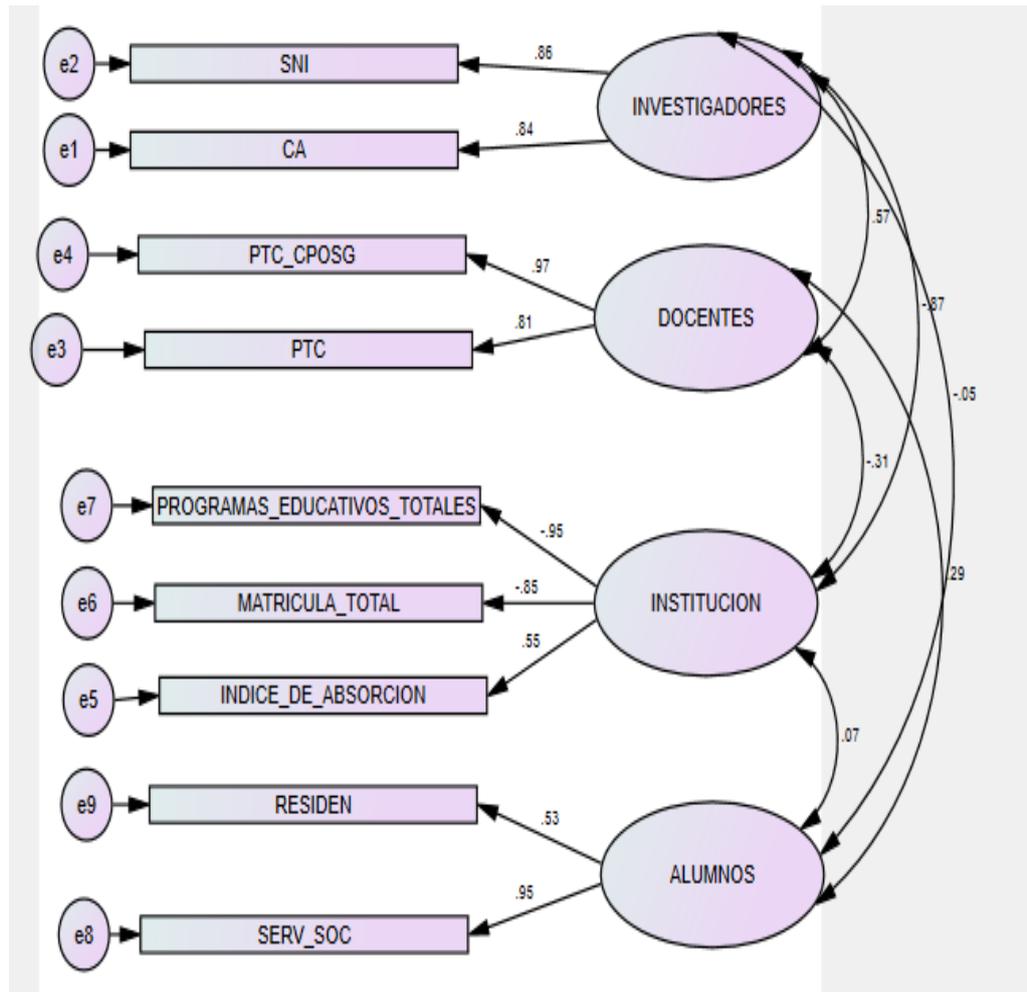


Tabla 3.58 Resultados de la validación del modelo 2018.

Model Fit Measures

Measure	Estimate	Threshold	Interpretation
CMIN	31.051	--	--
DF	21	--	--
CMIN/DF	1.479	Between 1 and 3	Excellent
CFI	0.973	>0.95	Excellent
SRMR	0.075	<0.08	Excellent
RMSEA	0.077	<0.06	Acceptable
PClose	0.211	>0.05	Excellent

Congratulations, your model fit is acceptable.

Cutoff Criteria*

Measure	Terrible	Acceptable	Excellent
CMIN/DF	> 5	> 3	> 1
CFI	<0.90	<0.95	>0.95
SRMR	>0.10	>0.08	<0.08
RMSEA	>0.08	>0.06	<0.06
PClose	<0.01	<0.05	>0.05

*Note: Hu and Bentler (1999), "Cutoff Criteria for Fit Indexes in Covariance Structure Analysis: Co-solidify evidence, add the RMSEA<0.06.

Gaskin y Lim (2016), "Model Fit Measures", AMOS Plugin.

Los resultados muestran que el modelo cumple perfectamente con los criterios de validez de Hu y Bentler (1999), según lo indica la tabla 3.58 (Cutoff Criteria).

También se analizó la confiabilidad y validez para el modelo, para esto se utilizó la herramienta Excel Stat tools de Gaskin (2016), la cual se muestra en la tabla 3.59, en la cual se muestra que se cumplen los criterios de confiabilidad y validez para el modelo de la tabla 2.5.

Tabla 3.59 Validez y confiabilidad del modelo para 2018.

	CR	AVE	MSV	MaxR(H)	INSTITUCION	INVESTIGADORES	DOCENTES	ALUMNOS
INSTITUCION	0.593	0.644	0.750	0.923	0.802			
INVESTIGADORES	0.838	0.722	0.750	0.839	0.866	0.850		
DOCENTES	0.885	0.795	0.325	0.944	0.306	0.570	0.892	
ALUMNOS	0.725	0.587	0.082	0.899	-0.065	-0.048	0.286	0.766
VALIDITY CONCERNS								
Discriminant Validity: the square root of the AVE for INSTITUCION is less than the absolute value of the correlations with another factor.								
Discriminant Validity: the square root of the AVE for INVESTIGADORES is less than the absolute value of the correlations with another factor.								
Reliability: the CR for INSTITUCION is less than 0.70.								
Convergent Validity: the CR for INSTITUCION is less than the AVE.								
Discriminant Validity: the AVE for INSTITUCION is less than the MSV.								
Discriminant Validity: the AVE for INVESTIGADORES is less than the MSV.								

3.2.3.2 Carga factorial calculada para cada tecnológico

Con el modelo propuesto y validado se obtuvieron los resultados de la tabla 3.60, donde se hizo el cálculo de la carga factorial de cada uno de los factores involucrados por tecnológico. La columna final corresponde a la suma de los cuatro factores y los tecnológicos se ordenaron de mayor a menor de acuerdo con el puntaje obtenido, donde se observa que el Instituto Tecnológico de Celaya muestra el puntaje más alto de 217.42.

Tabla 3.60 Carga factorial calculada para cada tecnológico en 2018.					
TECNOLÓGICO	CARGAS POR FACTOR				
	ALUMNOS	INSTITUCIÓN	DOCENTES	INVESTIGADORES	ÍNDICE TOTAL
Instituto Tecnológico de Celaya	2.30	70.90	57.75	86.47	217.42
Instituto Tecnológico de Tijuana	2.27	99.62	28.65	75.96	206.50
Instituto Tecnológico de Morelia	3.64	66.93	55.79	66.16	192.52
Instituto Tecnológico de Ciudad Madero	5.55	58.47	53.61	58.51	176.14
Instituto Tecnológico de La Laguna	3.43	68.02	46.59	57.68	175.72
Instituto Tecnológico de Orizaba	3.86	41.64	64.08	50.48	160.06
Instituto Tecnológico de Durango	3.82	64.20	32.2	50.86	151.08
Instituto Tecnológico de Aguascalientes	3.85	50.80	42.89	48.16	145.70
Instituto Tecnológico de Veracruz	1.69	44.13	46.11	48.56	140.49
Instituto Tecnológico de Chihuahua	2.90	35.26	55.32	40.26	133.74
Instituto Tecnológico de Mérida	1.60	51.83	33.29	44.31	131.03
Instituto Tecnológico de Hermosillo	4.16	41.98	38.39	38.19	122.72

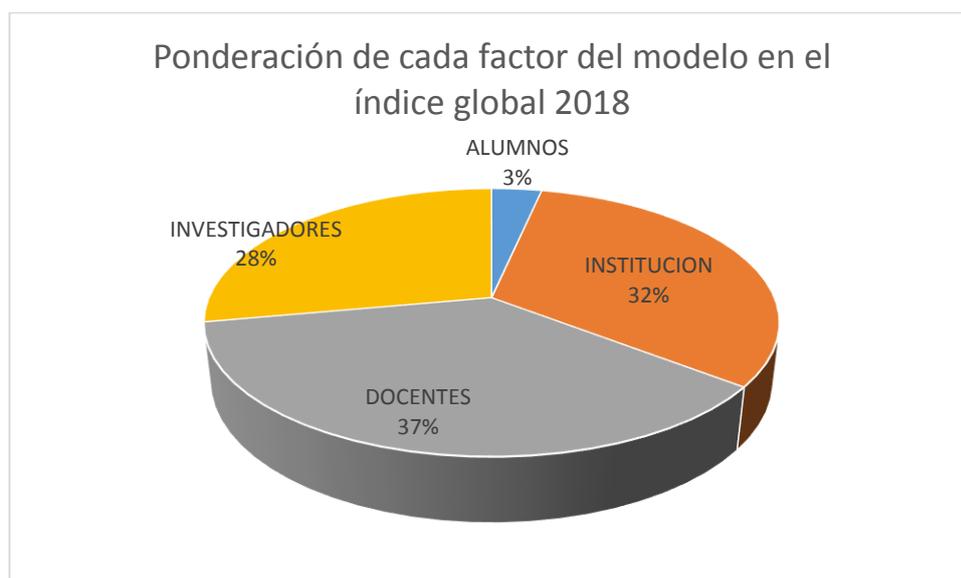
Tabla 3.60 Carga factorial calculada para cada tecnológico en 2018. (cont.)					
	CARGAS POR FACTOR				
Instituto Tecnológico de Tuxtla Gutiérrez	2.69	43.67	37	38.01	121.37
Instituto Tecnológico de Ciudad Juárez	2.73	52.63	30.66	34.24	120.26
Instituto Tecnológico de Saltillo	3.64	47.94	31.04	37.09	119.71
Instituto Tecnológico de Ciudad Guzmán	4.05	27.67	56.2	29.95	117.87
Instituto Tecnológico de Toluca	2.66	40.72	37.79	36.16	117.33
Instituto Tecnológico de Oaxaca	3.22	39.85	40.89	32.54	116.50
Instituto Tecnológico de Tlalnepantla	3.13	25.60	56.36	29.64	114.73
Instituto Tecnológico de Conkal	3.40	19.31	54.72	32.8	110.23
Instituto Tecnológico de Ciudad Victoria	3.51	34.65	38.23	30.67	107.06
Instituto Tecnológico de Puebla	2.97	33.11	39.92	30.84	106.84
Instituto Tecnológico de Villahermosa	1.49	42.93	30.08	32.21	106.71
Instituto Tecnológico de San Luis Potosí	3.22	41.08	32.41	29.92	106.63
Instituto Tecnológico de Tepic	1.80	38.58	31.95	32.69	105.02
Instituto Tecnológico de Zacatepec	3.14	34.99	36.02	30.32	104.47
Instituto Tecnológico de Apizaco	2.60	33.60	35.79	30.66	102.65
Instituto Tecnológico de Tuxtepec	3.15	26.77	41.24	31.33	102.49
Instituto Tecnológico de Querétaro	3.60	41.20	29.07	28.18	102.05
Instituto Tecnológico de Chetumal	2.88	35.75	32.44	28.53	99.60
Instituto Tecnológico de Mexicali	2.55	39.58	29.85	27.46	99.44
Instituto Tecnológico del Valle de Oaxaca	3.90	13.90	57.02	23.78	98.60
Instituto Tecnológico de Pachuca	2.92	37.52	31.56	25.84	97.84
Instituto Tecnológico de Culiacán	3.48	40.15	26.12	26.8	96.55
Instituto Tecnológico de Parral	2.64	27.02	42.92	23.06	95.64
Instituto Tecnológico de Colima	3.44	29.31	38.47	24.35	95.57
Instituto Tecnológico de Los Mochis	2.26	39.60	28.74	23.21	93.81
Instituto Tecnológico de León	3.73	28.50	37.8	23.1	93.13
Instituto Tecnológico de Nuevo León	1.89	24.96	37.99	25.8	90.64
Instituto Tecnológico de Tehuacán	2.06	30.03	31.33	26.67	90.09
Instituto Tecnológico de La Paz	3.22	27.82	34.51	24.16	89.71
Instituto Tecnológico de Roque	1.84	23.25	33.44	30.33	88.86
Instituto Tecnológico de Cerro Azul	4.50	23.41	40.06	20.39	88.36

Tabla 3.60 Carga factorial calculada para cada tecnológico en 2018. (cont.)					
	CARGAS POR FACTOR				
Instituto Tecnológico de Nogales	2.56	24.18	33.89	26.48	87.11
Instituto Tecnológico de Chihuahua II	2.59	21.99	39.71	22.11	86.40
Instituto Tecnológico del Valle del Yaqui	3.81	15.74	46.93	19.26	85.74
Instituto Tecnológico de Campeche	2.35	20.35	38.86	21.88	83.44
Instituto Tecnológico de Matamoros	4.31	31.22	26.02	20.21	81.76
Instituto Tecnológico de Nuevo Laredo	3.35	25.05	33.29	17.4	79.09
Instituto Tecnológico de Ciudad Cuauhtémoc	2.47	31.02	25.77	19.48	78.74
Instituto Tecnológico de Ciudad Cuauhtémoc	2.47	31.02	25.77	19.48	78.74
Instituto Tecnológico de Cuautla	2.53	14.94	43.06	17.78	78.31
Instituto Tecnológico de Zacatecas	6.07	23.26	34.79	13.41	77.53
Instituto Tecnológico de Ciudad Valles	3.73	17.14	37.22	18.68	76.77
Instituto Tecnológico de Zitácuaro	3.22	23.87	29.05	19.61	75.75
Instituto Tecnológico de Mazatlán	3.55	16.80	35.86	18.77	74.98
Instituto Tecnológico Acapulco	2.05	22.06	27.86	18.83	70.80
Instituto Tecnológico de Comitán	4.19	22.16	28.57	14.87	69.79
Instituto Tecnológico de Piedras Negras	2.94	15.48	34.8	16.31	69.53
Instituto Tecnológico de Tapachula	4.07	16.38	34.43	14.3	69.18
Instituto Tecnológico de Altamira	5.66	12.82	37.36	12.49	68.33
Instituto Tecnológico de Cancún	3.34	24.71	23.1	15.68	66.83
Instituto Tecnológico de Chilpancingo	3.86	9.90	40.39	11.78	65.93
Instituto Tecnológico de Reynosa	3.00	26.64	19.8	14.52	63.96
Instituto Tecnológico de Minatitlán	3.88	24.45	21.12	12.66	62.11
Instituto Tecnológico de la Piedad	3.42	14.39	32.4	11.78	61.99
Instituto Tecnológico de San Juan del Río	3.53	12.95	31.27	14.09	61.84
Instituto Tecnológico de Iguala	3.05	9.78	33.29	15.19	61.31
Instituto Tecnológico del Istmo	3.59	23.10	22.11	12.24	61.04
Instituto Tecnológico de Jiquilpan	3.03	15.73	27.54	11.33	57.63
Instituto Tecnológico de Delicias	2.23	15.33	27.62	12.01	57.19

Tabla 3.60 Carga factorial calculada para cada tecnológico en 2018. (cont.)					
	CARGAS POR FACTOR				
Instituto Tecnológico de Boca del Río	1.08	28.26	8.24	17.63	55.21
Instituto Tecnológico de Ensenada	1.54	26.15	10.42	16.91	55.02
Instituto Tecnológico de Pinotepa	2.92	11.90	28.48	10.59	53.89
Instituto Tecnológico de Huejutla	1.91	6.44	28.84	10.36	47.55
Instituto Tecnológico de Gustavo A. Madero	2.72	9.61	24.06	9.01	45.40
Instituto Tecnológico de Matehuala	5.50	7.90	25.85	5.08	44.33
Instituto Tecnológico de Ocotlán	3.71	10.33	21.47	6.65	42.16
Instituto Tecnológico de Tláhuac	1.65	11.81	6.7	5.57	25.73
Instituto Tecnológico de Salina Cruz	2.29	11.30	7.51	4.49	25.59
Instituto Tecnológico de Tláhuac II	2.92	6.31	5.21	1.11	15.55
Instituto Tecnológico de Iztapalapa	2.44	6.97	1.53	0.81	11.75

En la figura 3.9 se muestra la gráfica con los pesos de cada factor en el modelo expresados en porcentajes; se observa que el factor predominante es el de DOCENTES con un 36.6% de efecto, seguido del factor INSTITUCIÓN con un 32.14%, después el factor INVESTIGADORES con un 27.91% de participación y por último el factor ALUMNOS con un peso de 3.36%.

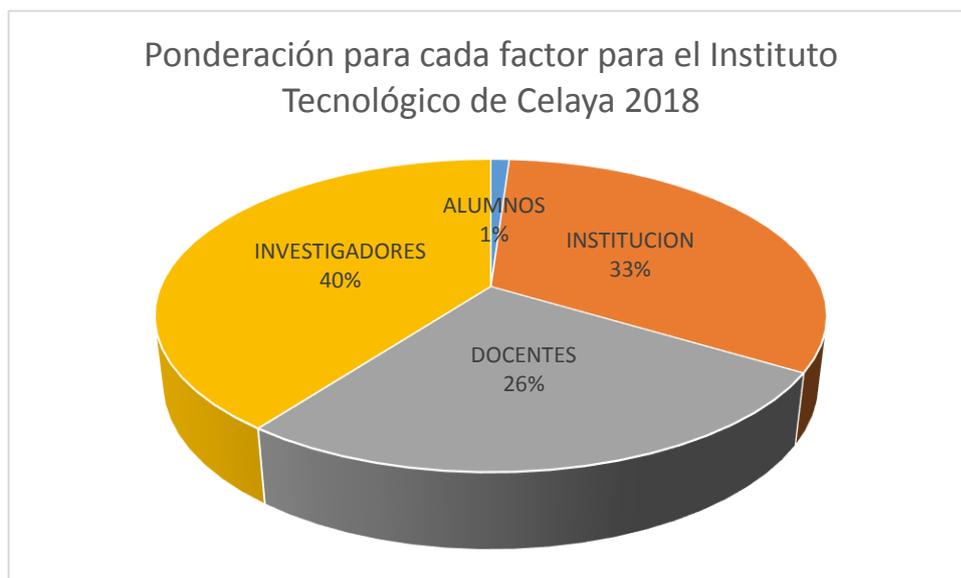
Figura 3.11 Ponderación de cada factor en el modelo del índice global 2018.



En la figura 3.10 se muestran los resultados del Tecnológico de Celaya, donde se observa que el 40% de efecto de los indicadores corresponde al factor INVESTIGADORES, el cual está conformado por los indicadores SNI y CA, el 33% al factor INSTITUCIÓN, el cual contiene los indicadores PROGRAMAS EDUCATIVOS TOTALES, MATRÍCULA TOTAL e ÍNDICE DE ABSORCIÓN; el 26% por el factor DOCENTES, el cual contiene los indicadores PTC_CPOSG y PTC; y por último, el factor ALUMNOS en un 1%, el cual contiene los indicadores RESIDEN y SERV_SOC.

Aunque el factor alumnos sigue permaneciendo muy bajo, se puede observar el beneficio que tienen los estudiantes al verse favorecidos con docentes altamente capacitados, que tienen actividad docente, y actividad en la investigación, generan publicaciones, forman cuerpos académicos y concursan para tener el perfil deseable, etc., lo cual repercute en la generación de proyectos de investigación y que el estudiante adquiera las competencias relacionadas con esa área para después desempeñarse mejor como profesionista.

Figura 3.12 Ponderación de cada factor en el modelo en el índice del Instituto Tecnológico de Celaya 2018.



3.2.3.3 Propuesta de índices por tecnológico

Como propuso la doctora Cornejo, se normalizaron los índices por tecnológico, de tal forma que el índice más alto toma el valor de 1, de esta forma la tabla 3.60 se transformó en la tabla 3.61.

TECNOLÓGICO	ALUMNOS	INSTITUCIÓN	DOCENTES	INVESTIGADORES	ÍNDICE NORMALIZADO
Instituto Tecnológico de Celaya	1.06	32.61	26.56	39.77	1.00
Instituto Tecnológico de Tijuana	1.04	45.82	13.18	34.94	0.95
Instituto Tecnológico de Morelia	1.67	30.78	25.66	30.43	0.89
Instituto Tecnológico de Ciudad Madero	2.55	26.89	24.66	26.91	0.81
Instituto Tecnológico de La Laguna	1.58	31.29	21.43	26.53	0.81
Instituto Tecnológico de Orizaba	1.78	19.15	29.47	23.22	0.74
Instituto Tecnológico de Durango	1.76	29.53	14.81	23.39	0.69
Instituto Tecnológico de Aguascalientes	1.77	23.36	19.73	22.15	0.67
Instituto Tecnológico de Veracruz	0.78	20.30	21.21	22.33	0.65

Tabla 3.61 índices por tecnológico normalizados para 2018. (cont.)

TECNOLÓGICO	ALUMNOS	INSTITUCIÓN	DOCENTES	INVESTIGADORES	ÍNDICE NORMALIZADO
Instituto Tecnológico de Chihuahua	1.33	16.22	25.44	18.52	0.62
Instituto Tecnológico de Mérida	0.74	23.84	15.31	20.38	0.60
Instituto Tecnológico de Hermosillo	1.91	19.31	17.66	17.57	0.56
Instituto Tecnológico de Tuxtla Gutiérrez	1.24	20.09	17.02	17.48	0.56
Instituto Tecnológico de Ciudad Juárez	1.26	24.21	14.10	15.75	0.55
Instituto Tecnológico de Saltillo	1.67	22.05	14.28	17.06	0.55
Instituto Tecnológico de Ciudad Guzmán	1.86	12.73	25.85	13.78	0.54
Instituto Tecnológico de Toluca	1.22	18.73	17.38	16.63	0.54
Instituto Tecnológico de Oaxaca	1.48	18.33	18.81	14.97	0.54
Instituto Tecnológico de Tlalnepantla	1.44	11.77	25.92	13.63	0.53
Instituto Tecnológico de Conkal	1.56	8.88	25.17	15.09	0.51
Instituto Tecnológico de Ciudad Victoria	1.61	15.94	17.58	14.11	0.49
Instituto Tecnológico de Puebla	1.37	15.23	18.36	14.18	0.49
Instituto Tecnológico de Villahermosa	0.69	19.75	13.83	14.81	0.49
Instituto Tecnológico de San Luis Potosí	1.48	18.89	14.91	13.76	0.49
Instituto Tecnológico de Tepic	0.83	17.74	14.70	15.04	0.48
Instituto Tecnológico de Zacatepec	1.44	16.09	16.57	13.95	0.48
Instituto Tecnológico de Apizaco	1.20	15.45	16.46	14.10	0.47
Instituto Tecnológico de Tuxtepec	1.45	12.31	18.97	14.41	0.47
Instituto Tecnológico de Querétaro	1.66	18.95	13.37	12.96	0.47
Instituto Tecnológico de Chetumal	1.32	16.44	14.92	13.12	0.46
Instituto Tecnológico de Mexicali	1.17	18.20	13.73	12.63	0.46
Instituto Tecnológico del Valle de Oaxaca	1.79	6.39	26.23	10.94	0.45
Instituto Tecnológico de Pachuca	1.34	17.26	14.52	11.88	0.45
Instituto Tecnológico de Culiacán	1.60	18.47	12.01	12.33	0.44
Instituto Tecnológico de Parral	1.21	12.43	19.74	10.61	0.44
Instituto Tecnológico de Colima	1.58	13.48	17.69	11.20	0.44
Instituto Tecnológico de Los Mochis	1.04	18.21	13.22	10.68	0.43

Tabla 3.61 índices por tecnológico normalizados para 2018. (cont.)

TECNOLÓGICO	ALUMNOS	INSTITUCIÓN	DOCENTES	INVESTIGADORES	ÍNDICE NORMALIZADO
Instituto Tecnológico de León	1.72	13.11	17.39	10.62	0.43
Instituto Tecnológico de Nuevo León	0.87	11.48	17.47	11.87	0.42
Instituto Tecnológico de Tehuacán	0.95	13.81	14.41	12.27	0.41
Instituto Tecnológico de La Paz	1.48	12.80	15.87	11.11	0.41
Instituto Tecnológico de Roque	0.85	10.69	15.38	13.95	0.41
Instituto Tecnológico de Cerro Azul	2.07	10.77	18.43	9.38	0.41
Instituto Tecnológico de Nogales	1.18	11.12	15.59	12.18	0.40
Instituto Tecnológico de Chihuahua II	1.19	10.11	18.26	10.17	0.40
Instituto Tecnológico del Valle del Yaqui	1.75	7.24	21.58	8.86	0.39
Instituto Tecnológico de Campeche	1.08	9.36	17.87	10.06	0.38
Instituto Tecnológico de Matamoros	1.98	14.36	11.97	9.30	0.38
Instituto Tecnológico de Nuevo Laredo	1.54	11.52	15.31	8.00	0.36
Instituto Tecnológico de Ciudad Cuauhtémoc	1.14	14.27	11.85	8.96	0.36
Instituto Tecnológico de Ciudad Cuauhtémoc	1.14	14.27	11.85	8.96	0.36
Instituto Tecnológico de Cuautla	1.16	6.87	19.80	8.18	0.36
Instituto Tecnológico de Zacatecas	2.79	10.70	16.00	6.17	0.36
Instituto Tecnológico de Ciudad Valles	1.72	7.88	17.12	8.59	0.35
Instituto Tecnológico de Zitácuaro	1.48	10.98	13.36	9.02	0.35
Instituto Tecnológico de Mazatlán	1.63	7.73	16.49	8.63	0.34
Instituto Tecnológico Acapulco	0.94	10.15	12.81	8.66	0.33
Instituto Tecnológico de Comitán	1.93	10.19	13.14	6.84	0.32
Instituto Tecnológico de Piedras Negras	1.35	7.12	16.01	7.50	0.32
Instituto Tecnológico de Tapachula	1.87	7.53	15.84	6.58	0.32
Instituto Tecnológico de Altamira	2.60	5.90	17.18	5.74	0.31
Instituto Tecnológico de Cancún	1.54	11.37	10.62	7.21	0.31
Instituto Tecnológico de Chilpancingo	1.78	4.55	18.58	5.42	0.30
Instituto Tecnológico de Reynosa	1.38	12.25	9.11	6.68	0.29

Tabla 3.61 índices por tecnológico normalizados para 2018. (cont.)					
TECNOLÓGICO	ALUMNOS	INSTITUCIÓN	DOCENTES	INVESTIGADORES	ÍNDICE NORMALIZADO
Instituto Tecnológico de Minatitlán	1.78	11.25	9.71	5.82	0.29
Instituto Tecnológico de la Piedad	1.57	6.62	14.90	5.42	0.29
Instituto Tecnológico de San Juan del Río	1.62	5.96	14.38	6.48	0.28
Instituto Tecnológico de Iguala	1.40	4.50	15.31	6.99	0.28
Instituto Tecnológico del Istmo	1.65	10.62	10.17	5.63	0.28
Instituto Tecnológico de Jiquilpan	1.39	7.23	12.67	5.21	0.27
Instituto Tecnológico de Delicias	1.03	7.05	12.70	5.52	0.26
Instituto Tecnológico de Boca del Río	0.50	13.00	3.79	8.11	0.25
Instituto Tecnológico de Ensenada	0.71	12.03	4.79	7.78	0.25
Instituto Tecnológico de Pinotepa	1.34	5.47	13.10	4.87	0.25
Instituto Tecnológico de Huejutla	0.88	2.96	13.26	4.76	0.22
Instituto Tecnológico de Gustavo A. Madero	1.25	4.42	11.07	4.14	0.21
Instituto Tecnológico de Matehuala	2.53	3.63	11.89	2.34	0.20
Instituto Tecnológico de Ocotlán	1.71	4.75	9.87	3.06	0.19
Instituto Tecnológico de Tláhuac	0.76	5.43	3.08	2.56	0.12
Instituto Tecnológico de Salina Cruz	1.05	5.20	3.45	2.07	0.12
Instituto Tecnológico de Tláhuac II	1.34	2.90	2.40	0.51	0.07
Instituto Tecnológico de Iztapalapa	1.12	3.21	0.70	0.37	0.05

En la tabla 3.61 se observa que, de acuerdo a los criterios establecidos por la doctora Cornejo los cuales indican que cuando el valor del índice sea 1 corresponde al máximo puntaje alcanzado por la institución, los tecnológicos tendrán un desempeño aceptable si logran un índice mayor o igual a 0.7, que en este caso son 6, lo cual corresponde al 7.3% de la muestra; 14 tecnológicos tuvieron un desempeño suficiente al encontrarse en un intervalo de 0.5 a 0.7 (17% de la muestra); 43 tuvieron un desempeño insuficiente entre 0.3 y 0.49 (52.4% de la muestra) y el resto tuvieron un índice menor a 0.3, lo cual corresponde al 23.3% de la muestra.

3.2.3.4 Generación del modelo predictor

Para generar el modelo que prediga el índice de cualquier tecnológico, se propuso un modelo lineal, y mediante regresión lineal múltiple se estimaron los coeficientes del modelo para cada factor.

Para el factor DOCENTES se muestran los resultados de la regresión lineal múltiple en las tablas 3.62, 3.63 y 3.64, que corresponden al análisis de ANOVA, los coeficientes de correlación y el coeficiente de regresión, respectivamente.

Tabla 3.62 Resultados del análisis de ANOVA para el factor DOCENTES 2018.						
Modelo		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
1	Regresión	11998.472	2	5999.236	19636.251	.000 ^b
	Residuo	24.136	79	.306		
	Total	12022.608	81			
a. Variable dependiente: DOCENTES						
b. Predictores: (Constante), PTC_CPOSG, PTC						

Tabla 3.63 Coeficientes de ajuste para el factor DOCENTES 2018.						
Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados	t	Sig.
		B	Error estándar	Beta		
1	(Constante)	.111	.220		.503	.616
	PTC	.106	.006	.135	16.744	.000
	PTC_CPOSG	.968	.009	.889	109.931	.000
a. Variable dependiente: DOCENTES						

Tabla 3.64 Coeficientes de correlación para el factor DOCENTES 2018.					
Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado ajustado	Error estándar de la estimación	Durbin-Watson
1	.999 ^a	.998	.998	.55274	1.790
a. Predictores: (Constante), PTC_CPOSG, PTC					
b. Variable dependiente: DOCENTES					

Para el factor ALUMNOS se muestran los resultados de la regresión lineal múltiple en las tablas 3.65, 3.66 y 3.67, que corresponden al análisis de

ANOVA, los coeficientes de correlación y el coeficiente de regresión, respectivamente.

Tabla 3.65 Resultados del análisis de ANOVA para el factor ALUMNOS 2018.						
Modelo		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
1	Regresión	73.741	2	36.870	25192.424	.000 ^b
	Residuo	.116	79	.001		
	Total	73.857	81			
a. Variable dependiente: ALUMNOS						
b. Predictores: (Constante), SERV_SOC, RESIDEN						

Tabla 3.66 Coeficientes de ajuste para el factor ALUMNOS 2018.						
Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados	t	Sig.
		B	Error estándar	Beta		
1	(Constante)	.064	.015		4.195	.000
	RESIDEN	.004	.000	.078	15.159	.000
	SERV_SOC	.046	.000	.958	186.301	.000
a. Variable dependiente: ALUMNOS						

Tabla 3.67 Coeficientes de correlación para el factor ALUMNOS 2018.					
Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado ajustado	Error estándar de la estimación	Durbin-Watson
1	.999 ^a	.998	.998	.03826	1.773
a. Predictores: (Constante), SERV_SOC, RESIDEN					
b. Variable dependiente: ALUMNOS					

Para el factor INSTITUCIÓN se muestran los resultados de la regresión lineal múltiple en las tablas 3.68, 3.69 y 3.70, que corresponden al análisis de ANOVA, los coeficientes de correlación y el coeficiente de regresión, respectivamente.

Tabla 3.68 Resultados del análisis de ANOVA para el factor INSTITUCIÓN 2018.						
Modelo		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
1	Regresión	22933.693	3	7644.564	2605.269	.000 ^b
	Residuo	228.873	78	2.934		
	Total	23162.567	81			
a. Variable dependiente: INSTITUCION						
b. Predictores: (Constante), INDICE_DE_ABSORCION, PROGRAMAS_EDUCATIVOS_TOTALES, MATRICULA_TOTAL						

Tabla 3.69 Coeficientes de ajuste para el factor INSTITUCIÓN 2018. (cont.)

Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados	t	Sig.
		B	Error estándar	Beta		
1	(Constante)	-1.666	1.229		-1.355	.179
	PROGRAMAS_EDUCATIVOS_TOTALES	.813	.021	.758	38.874	.000
	MATRICULA_TOTAL	.190	.016	.231	11.730	.000
	INDICE_DE_ABSORCION	-.064	.012	-.073	-5.484	.000

a. Variable dependiente: INSTITUCION

Tabla 3.70 Coeficientes de correlación para el factor INSTITUCIÓN 2018.

Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado ajustado	Error estándar de la estimación	Durbin-Watson
1	.995 ^a	.990	.990	1.71297	1.855

a. Predictores: (Constante), INDICE_DE_ABSORCION, PROGRAMAS_EDUCATIVOS_TOTALES, MATRICULA_TOTAL
b. Variable dependiente: INSTITUCION

Para el factor INVESTIGADORES se muestran los resultados de la regresión lineal múltiple en las tablas 3.71, 3.72 y 3.73, que corresponden al análisis de ANOVA, los coeficientes de correlación y el coeficiente de regresión, respectivamente.

Tabla 3.71 Resultados del análisis de ANOVA para el factor INVESTIGADORES 2018.

Modelo		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
1	Regresión	18902.841	2	9451.420	506.127	.000 ^b
	Residuo	1475.245	79	18.674		
	Total	20378.086	81			

a. Variable dependiente: INVESTIGADORES
b. Predictores: (Constante), CA, SNI

Tabla 3.72 Coeficientes de ajuste para el factor INVESTIGADORES 2018.

Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados	t	Sig.
		B	Error estándar	Beta		
1	(Constante)	11.845	.719		16.483	.000
	SNI	.451	.036	.552	12.614	.000
	CA	.447	.040	.486	11.104	.000

a. Variable dependiente: INVESTIGADORES

Tabla 3.73 Coeficientes de correlación para el factor INVESTIGADORES 2018.					
Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado ajustado	Error estándar de la estimación	Durbin-Watson
1	.963 ^a	.928	.926	4.32134	1.581
a. Predictores: (Constante), CA, SNI					
b. Variable dependiente: INVESTIGADORES					

Con base en las tablas 3.62 a 3.73 se obtuvieron los modelos de regresión lineal múltiple para cada factor como variable dependiente y sus respectivos indicadores como variables independientes, así como el modelo global predictor del índice. Este resumen se muestra en la tabla 3.74.

Tabla 3.74 Resumen de ecuaciones propuestas para calcular cada factor y el índice del modelo 2018.
<p align="center">ECUACIONES DE REGRESIÓN PARA ESTIMAR CADA UNO DE LOS FACTORES DEL MODELO 2018.</p>
$\text{DOCENTES} = 0.106 * \text{PTC} + 0.968 * \text{PTC_CPOSG} + 0.111$
$\text{ALUMNOS} = 0.004 * \text{RESIDEN} + 0.046 * \text{SERV_SOCIAL} + 0.064$
$\text{INSTITUCION} = 0.813 * \text{PROGRAMAS_EDUCATIVOS_TOTALES} + 0.19 * \text{MATRICULA_TOTAL} - 0.064 * \text{INDICE_DE_ABSORCION} - 1.666$
$\text{INVESTIGADORES} = 0.451 * \text{SNI} + 0.447 * \text{CA} + 11.845$
<p align="center">MODELO GLOBAL PARA OBTENER EL ÍNDICE</p>
$\text{ÍNDICE} = \frac{\text{DOCENTES} + \text{ALUMNOS} + \text{INSTITUCIÓN} + \text{INVESTIGADORES}}{217.42}$

En la tabla 3.75 se muestran los índices obtenidos con el software SPSS y los índices obtenidos con el modelo de regresión lineal múltiple propuesto para 2018.

Tabla 3.75 Comparación de índices obtenidos con el software SPSS y con el modelo de regresión lineal múltiple para 2018.		
TECNOLÓGICO	ÍNDICE OBTENIDO CON SOFTWARE	ÍNDICE OBTENIDO CON EL MODELO DE REGRESIÓN PROPUESTO
Instituto Tecnológico de Celaya	1.00	1.00
Instituto Tecnológico de Tijuana	0.95	0.92
Instituto Tecnológico de Morelia	0.89	0.86
Instituto Tecnológico de Ciudad Madero	0.81	0.80
Instituto Tecnológico de La Laguna	0.81	0.78
Instituto Tecnológico de Orizaba	0.74	0.72
Instituto Tecnológico de Durango	0.69	0.68
Instituto Tecnológico de Aguascalientes	0.67	0.67
Instituto Tecnológico de Veracruz	0.65	0.64
Instituto Tecnológico de Chihuahua	0.62	0.60
Instituto Tecnológico de Mérida	0.60	0.59
Instituto Tecnológico de Hermosillo	0.56	0.57
Instituto Tecnológico de Tuxtla Gutiérrez	0.56	0.55
Instituto Tecnológico de Ciudad Juárez	0.55	0.53
Instituto Tecnológico de Saltillo	0.55	0.54
Instituto Tecnológico de Ciudad Guzmán	0.54	0.52
Instituto Tecnológico de Toluca	0.54	0.53
Instituto Tecnológico de Oaxaca	0.54	0.52
Instituto Tecnológico de Tlalnepantla	0.53	0.51
Instituto Tecnológico de Conkal	0.51	0.51
Instituto Tecnológico de Ciudad Victoria	0.49	0.49
Instituto Tecnológico de Puebla	0.49	0.48
Instituto Tecnológico de Villahermosa	0.49	0.48
Instituto Tecnológico de San Luis Potosí	0.49	0.48
Instituto Tecnológico de Tepic	0.48	0.47
Instituto Tecnológico de Zacatepec	0.48	0.48
Instituto Tecnológico de Apizaco	0.47	0.47
Instituto Tecnológico de Tuxtepec	0.47	0.48
Instituto Tecnológico de Querétaro	0.47	0.46
Instituto Tecnológico de Chetumal	0.46	0.45
Instituto Tecnológico de Mexicali	0.46	0.44
Instituto Tecnológico del Valle de Oaxaca	0.45	0.45

Tabla 3.75 Comparación de índices obtenidos con el software SPSS y con el modelo de regresión lineal múltiple para 2018. (cont.)		
TECNOLÓGICO	ÍNDICE OBTENIDO CON SOFTWARE	ÍNDICE OBTENIDO CON EL MODELO DE REGRESIÓN PROPUESTO
Instituto Tecnológico de Pachuca	0.45	0.44
Instituto Tecnológico de Culiacán	0.44	0.44
Instituto Tecnológico de Parral	0.44	0.42
Instituto Tecnológico de Colima	0.44	0.43
Instituto Tecnológico de Los Mochis	0.43	0.41
Instituto Tecnológico de León	0.43	0.43
Instituto Tecnológico de Nuevo León	0.42	0.41
Instituto Tecnológico de Tehuacán	0.41	0.42
Instituto Tecnológico de La Paz	0.41	0.41
Instituto Tecnológico de Roque	0.41	0.42
Instituto Tecnológico de Cerro Azul	0.41	0.40
Instituto Tecnológico de Nogales	0.40	0.41
Instituto Tecnológico de Chihuahua II	0.40	0.39
Instituto Tecnológico del Valle del Yaqui	0.39	0.40
Instituto Tecnológico de Campeche	0.38	0.39
Instituto Tecnológico de Matamoros	0.38	0.38
Instituto Tecnológico de Nuevo Laredo	0.36	0.36
Instituto Tecnológico de Ciudad Cuauhtémoc	0.36	0.35
Instituto Tecnológico de Ciudad Cuauhtémoc	0.36	0.35
Instituto Tecnológico de Cuautla	0.36	0.35
Instituto Tecnológico de Zacatecas	0.36	0.36
Instituto Tecnológico de Ciudad Valles	0.35	0.36
Instituto Tecnológico de Zitácuaro	0.35	0.36
Instituto Tecnológico de Mazatlán	0.34	0.35
Instituto Tecnológico Acapulco	0.33	0.33
Instituto Tecnológico de Comitán	0.32	0.33
Instituto Tecnológico de Piedras Negras	0.32	0.32
Instituto Tecnológico de Tapachula	0.32	0.32
Instituto Tecnológico de Altamira	0.31	0.33
Instituto Tecnológico de Cancún	0.31	0.31
Instituto Tecnológico de Chilpancingo	0.30	0.31
Instituto Tecnológico de Reynosa	0.29	0.30
Instituto Tecnológico de Minatitlán	0.29	0.29
Instituto Tecnológico de la Piedad	0.29	0.29
Instituto Tecnológico de San Juan del Río	0.28	0.30
Instituto Tecnológico de Iguala	0.28	0.30
Instituto Tecnológico del Istmo	0.28	0.29

Tabla 3.75 Comparación de índices obtenidos con el software SPSS y con el modelo de regresión lineal múltiple para 2018. (cont.)		
TECNOLÓGICO	ÍNDICE OBTENIDO CON SOFTWARE	ÍNDICE OBTENIDO CON EL MODELO DE REGRESIÓN PROPUESTO
Instituto Tecnológico de Jiquilpan	0.27	0.27
Instituto Tecnológico de Delicias	0.26	0.27
Instituto Tecnológico de Boca del Río	0.25	0.27
Instituto Tecnológico de Ensenada	0.25	0.27
Instituto Tecnológico de Pinotepa	0.25	0.26
Instituto Tecnológico de Huejutla	0.22	0.23
Instituto Tecnológico de Gustavo A. Madero	0.21	0.23
Instituto Tecnológico de Matehuala	0.20	0.23
Instituto Tecnológico de Ocotlán	0.19	0.22
Instituto Tecnológico de Tláhuac	0.12	0.14
Instituto Tecnológico de Salina Cruz	0.12	0.15
Instituto Tecnológico de Tláhuac II	0.07	0.11
Instituto Tecnológico de Iztapalapa	0.05	0.09

Los resultados que se obtuvieron con el modelo de regresión son bastante acertados, ya que al obtener los errores entre los dos índices se observa que son muy pequeños, lo cual se verifica con los coeficientes de correlación que se obtuvieron en los cuatro factores del modelo propuesto.

3.3 Análisis lineal con un modelo multigrupo

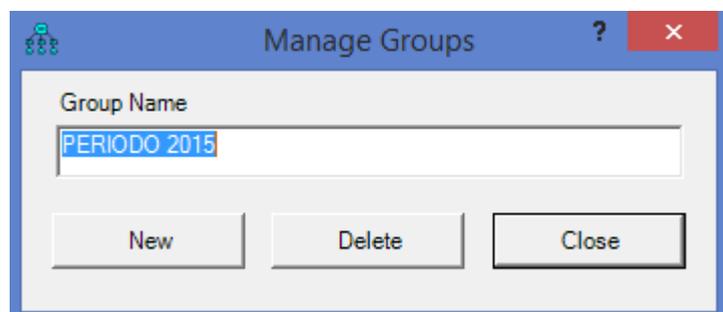
En esta investigación se utilizó el método de grupos múltiples para investigar la invarianza de medición longitudinal, en este caso cada grupo está representado por una etapa de medición diferente, es decir, el grupo 1 en el tiempo 1, el grupo 2 en el tiempo 2, y así sucesivamente. El grupo 1 corresponde al periodo 2015, el grupo 2 corresponde al periodo 2016 y el grupo 3 corresponde al periodo 2018. El periodo 2017 se excluyó del análisis multigrupo debido a que los índices particulares de este modelo no satisficieron al 100% los límites establecidos para ser considerado y el método exige que el modelo satisfaga los índices perfectamente.

3.3.1 Invarianza configural

Para realizar la prueba de **invarianza de configuración** en AMOS, se requirió que el modelo de factores y cargas fuera idéntico para todos los grupos, para esto se utilizó el modelo de la figura 3.1, que es el que propuso la doctora Cornejo. Los mismos parámetros que se estimaron en el modelo base fueron estimados para el modelo multigrupo.

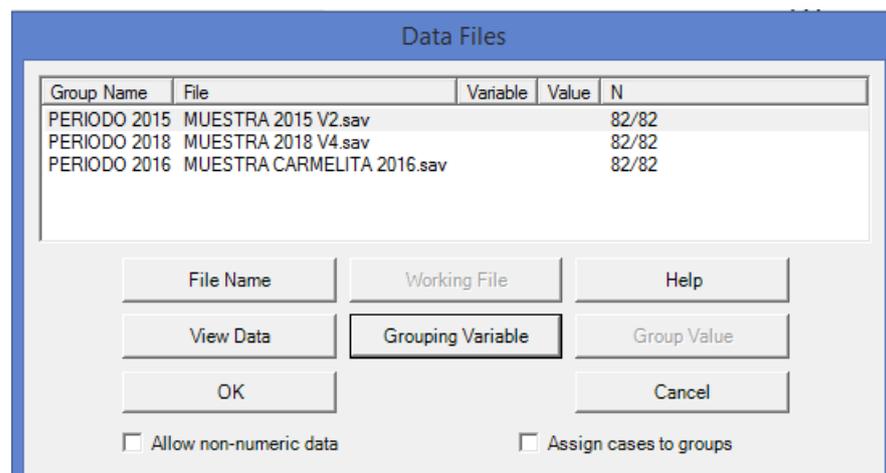
En el software Amos, después de seleccionar la opción de Manejo de grupos se introdujeron los grupos a analizar, tal como se muestra en la figura 3.11.

Figura 3.13 Introducción al programa Amos los nombres de los grupos a analizar para el modelo multigrupo.



Se introdujeron los archivos de datos, como se muestra en la figura 3.12.

Figura 3.14 Introducción de archivos de datos a analizar en el modelo multigrupo.



Se analizaron los datos para obtener los índices que se presentan en la tabla 3.76.

Tabla 3.76 Resultados de los índices de bondad de ajuste del modelo multigrupo para 2015, 2016 y 2018.

Model Fit Measures

Measure	Estimate	Threshold	Interpretation
CMIN	96.613	--	--
DF	63	--	--
CMIN/DF	1.534	Between 1 and 3	Excellent
CFI	0.971	>0.95	Excellent
SRMR	0.058	<0.08	Excellent
RMSEA	0.047	<0.06	Excellent
PClose	0.592	>0.05	Excellent

Congratulations, your model fit is excellent!

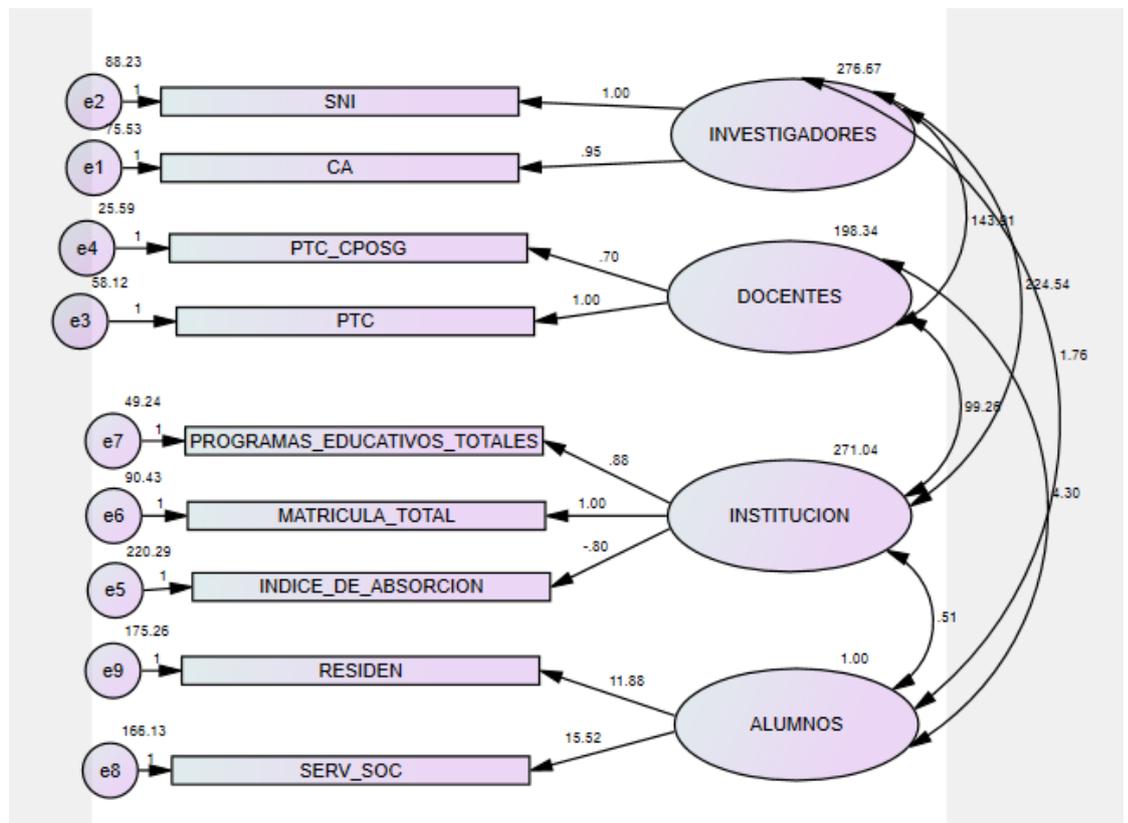
Cutoff Criteria*

Measure	Terrible	Acceptable	Excellent
CMIN/DF	> 5	> 3	> 1
CFI	<0.90	<0.95	>0.95
SRMR	>0.10	>0.08	<0.08
RMSEA	>0.08	>0.06	<0.06
PClose	<0.01	<0.05	>0.05

Gaskin y Lim (2016), "Model Fit Measures", AMOS Plugin.

Después de analizar la información de la tabla 3.76 fue posible concluir que el modelo multigrupo tiene invarianza configural, ya que se observa que los valores de los índices son compatibles o mejores que los que se encontraron por cada grupo por separado, por lo que se puede afirmar que la misma configuración de parámetros se mantiene a través de los grupos y en este caso a través del tiempo. Esto significa que el número de factores y el patrón de las cargas de los factores, de los tres grupos son equivalentes.

Figura 3.153 Modelo multigrupo para 2015, 2016 y 2018 basado en el modelo de la doctora Cornejo.



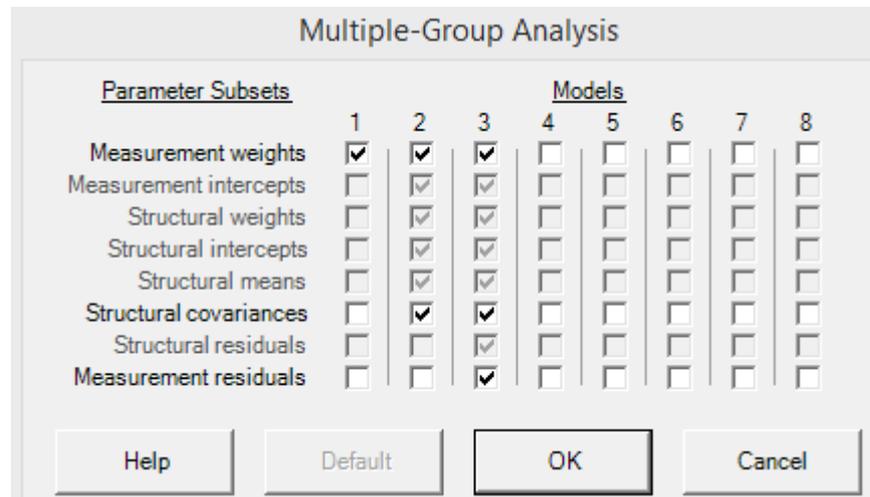
3.3.2 Invarianza estructural

En las pruebas para medir la **invarianza estructural**, el interés se centra en determinar en qué grado los parámetros de medida y los estructurales del modelo son equivalentes en los grupos. Este proceso de pruebas se logra mediante la asignación de restricciones de igualdad en parámetros particulares. El procedimiento funciona de tal manera que estos parámetros sólo se dan para el primer grupo; y el resto de los grupos estarán restringidos de acuerdo a las consideraciones hechas para el primer grupo.

En el software AMOS, las restricciones pueden especificarse mediante dos métodos: a) asignar individualmente una para cada parámetro a ser mantenido igual entre los grupos en forma manual, y (b) usando la selección automática de parámetros que proporciona el cuadro de diálogo del modelo multigrupo.

El método de selección automática se activa seleccionando el ícono de análisis multigrupos, después del cual aparece la caja de diálogo que se muestra en la figura 3.14.

Figura 3.16 Análisis multigrupo para la selección de restricciones.



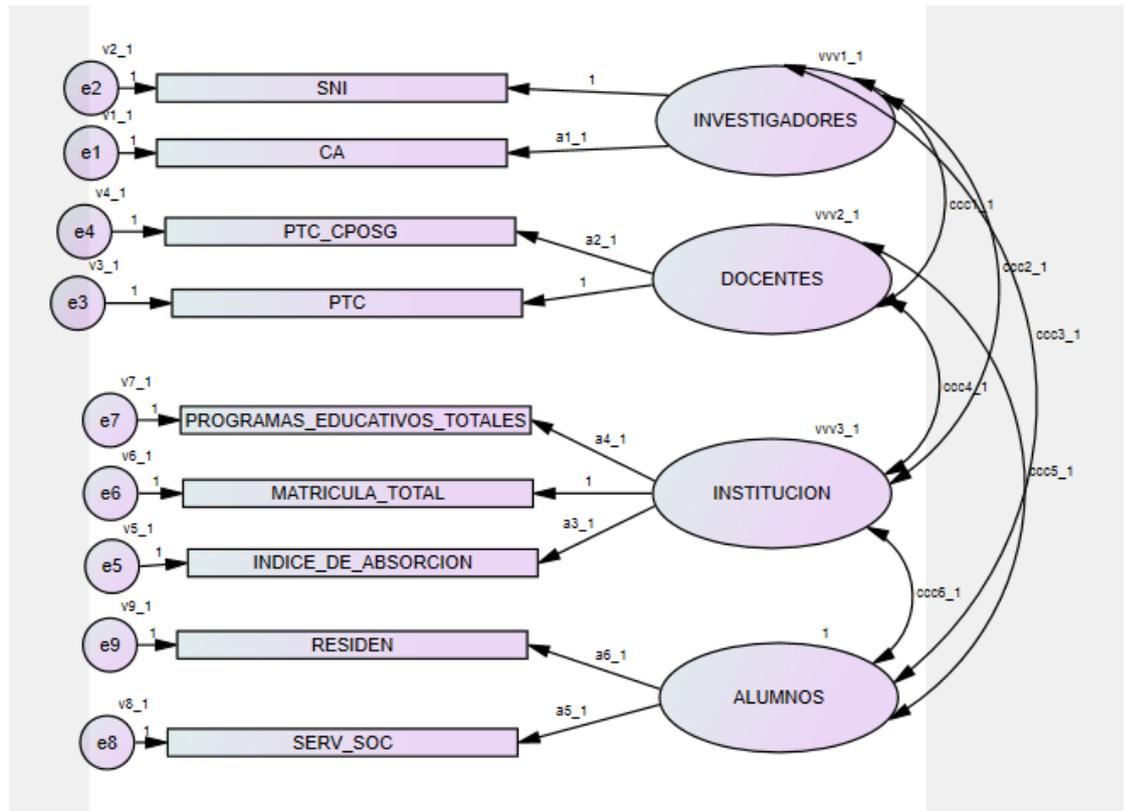
Las palomitas de color negro que aparecen en las columnas representan los modelos para ser probados por defecto. La palomita de la columna 1 indica un modelo en el que solo las cargas del factor (measurement weights) se limitan por igual en todos los grupos (modelo 1).

En las columnas 2 y 3 se observan palomitas negras y grises, las palomitas negras de la columna 2 indican un modelo en el que todas las cargas de los factores estimadas, así como varianzas y covarianzas de los factores (es decir, covarianzas estructurales), están restringidas por igual en todos los grupos (Modelo 2).

Las palomitas de la columna 3 representan un modelo en el que todas las cargas factoriales, las varianzas factoriales, las covarianzas de los factores y los errores de varianzas (es decir, los residuales de medición) están restringidos de forma igual para todos los grupos (Modelo 3). Este modelo es excesivamente limitado, por lo que raramente se utiliza.

En esta investigación se probaron los dos primeros modelos propuestos en el modelo multigrupo, tal como aparece en la figura 3.15.

Figura 3.17 Modelo general en el que se encuentran igualdad de restricciones para todas las cargas de factores, varianzas y covarianzas.



Primero se hizo la prueba de invarianza relacionada con las cargas de los factores, que corresponde al modelo 1, porque en el caso de que existiera evidencia de no invarianza se podría investigar cuales de las cargas de los factores no operan de la misma forma en todos los grupos y se pueden excluir para el siguiente análisis.

Para hacer este análisis con AMOS, se modifica la ventana de Análisis multigrupo en la columna 1, se deja activa solamente la palomita correspondiente a “measurement weights” y se realiza el análisis.

Los resultados de los índices de ajuste se muestran en la tabla 3.77, los valores reportados muestran que la prueba de invarianza de las cargas de los factores presenta evidencias de un modelo de ajuste adecuado ($X^2 = 109.479$; CFI = 0.97; RMSEA = 0.043). Como se observa, la diferencia en los valores de Chi cuadrado del modelo de configuración fue estadísticamente significativo ($\Delta X^2 = 12.866$) con un valor $p < 0.379$, la diferencia entre los valores de los

índices CFI ($\Delta\text{CFI}=0.001$), cumplió el criterio de corte recomendado ($\Delta\text{CFI} < 0.01$), todo esto indica que hay invarianza en las cargas de los factores en el modelo multigrupo.

Tabla 3.77 Resultados de los índices de ajuste en la prueba de invarianza de las cargas de los factores (Modelo 1) en el modelo multigrupo.

Model Fit Summary

CMIN

Model	NPAR	CMIN	DF	P	CMIN/DF
Unconstrained	72	96.613	63	.004	1.534
Model 1	60	109.479	75	.006	1.460
Model 2	72	96.613	63	.004	1.534
Model 3	72	96.613	63	.004	1.534
Saturated model	135	.000	0		
Independence model	27	1261.408	108	.000	11.680

RMR, GFI

Model	RMR	GFI	AGFI	PGFI
Unconstrained	18.270	.924	.837	.431
Model 1	25.936	.914	.845	.508
Model 2	18.270	.924	.837	.431
Model 3	18.270	.924	.837	.431
Saturated model	.000	1.000		
Independence model	120.191	.398	.248	.319

Baseline Comparisons

Model	NFI Delta1	RFI rho1	IFI Delta2	TLI rho2	CFI
Unconstrained	.923	.869	.972	.950	.971
Model 1	.913	.875	.971	.957	.970
Model 2	.923	.869	.972	.950	.971
Model 3	.923	.869	.972	.950	.971
Saturated model	1.000		1.000		1.000
Independence model	.000	.000	.000	.000	.000

Tabla 3.77 Resultados de los índices de ajuste en la prueba de invarianza de las cargas de los factores (Modelo 1) en el modelo multigrupo. (cont.)

Parsimony-Adjusted Measures

Model	PRATIO	PNFI	PCFI
Unconstrained	.583	.539	.566
Model 1	.694	.634	.674
Model 2	.583	.539	.566
Model 3	.583	.539	.566
Saturated model	.000	.000	.000
Independence model	1.000	.000	.000

NCP

Model	NCP	LO 90	HI 90
Unconstrained	33.613	10.968	64.208
Model 1	34.479	10.497	66.454
Model 2	33.613	10.968	64.208
Model 3	33.613	10.968	64.208
Saturated model	.000	.000	.000
Independence model	1153.408	1042.770	1271.470

FMIN

Model	FMIN	F0	LO 90	HI 90
Unconstrained	.398	.138	.045	.264
Model 1	.451	.142	.043	.273
Model 2	.398	.138	.045	.264
Model 3	.398	.138	.045	.264
Saturated model	.000	.000	.000	.000
Independence model	5.191	4.747	4.291	5.232

Tabla 3.77 Resultados de los índices de ajuste en la prueba de invarianza de las cargas de los factores (Modelo 1) en el modelo multigrupo. (cont.)

RMSEA

Model	RMSEA	LO 90	HI 90	PCLOSE
Unconstrained	.047	.027	.065	.592
Model 1	.043	.024	.060	.719
Model 2	.047	.027	.065	.592
Model 3	.047	.027	.065	.592
Independence model	.210	.199	.220	.000

AIC

Model	AIC	BCC	BIC	CAIC
Unconstrained	240.613	260.895		
Model 1	229.479	246.381		
Model 2	240.613	260.895		
Model 3	240.613	260.895		
Saturated model	270.000	308.028		
Independence model	1315.408	1323.014		

ECVI

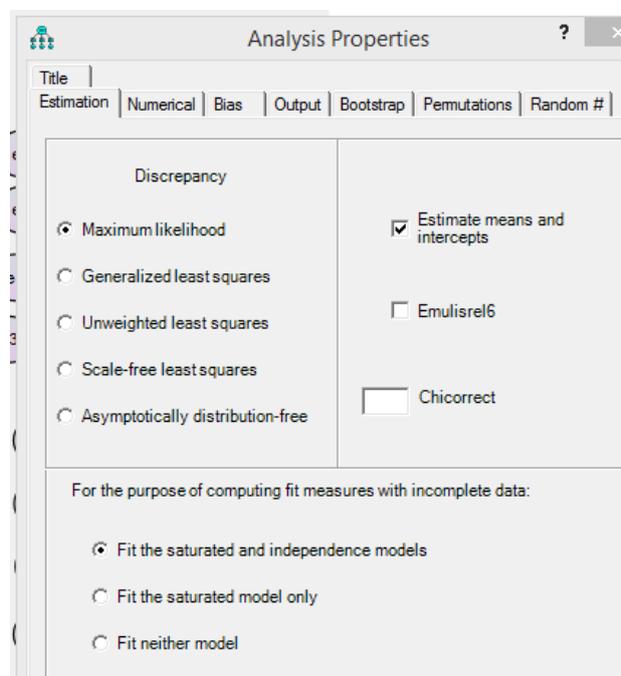
Model	ECVI	LO 90	HI 90	MECVI
Unconstrained	.990	.897	1.116	1.074
Model 1	.944	.846	1.076	1.014
Model 2	.990	.897	1.116	1.074
Model 3	.990	.897	1.116	1.074
Saturated model	1.111	1.111	1.111	1.268
Independence model	5.413	4.958	5.899	5.445

HOELTER

Model	HOELTER .05	HOELTER .01
Unconstrained	210	234
Model 1	216	239
Model 2	210	234
Model 3	210	234
Independence model	28	30

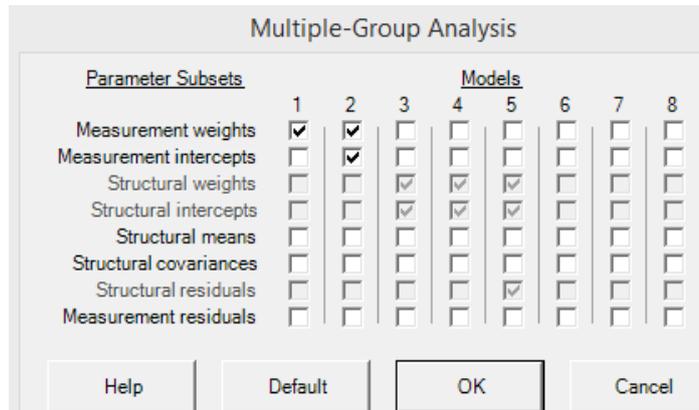
Después se realizó la prueba de diferencias entre las medias de las variables latentes, modelo 2, para lo cual fue necesario restringir las cargas de los factores y las intercepciones de las variables observadas de forma igual en todos los grupos. El primer paso fue hacer la prueba de diferencias de medias latentes y después se restringieron las intercepciones en todos los grupos por igual. Para realizar este procedimiento con AMOS, se abrió la caja de texto de Analysis Properties y se seleccionó en el menú la opción Estimate means and intercepts, tal como se muestra en la figura 3.16.

Figura 3.18 Selección de opciones para estimar las medias y las intercepciones con AMOS en el modelo multigrupo.



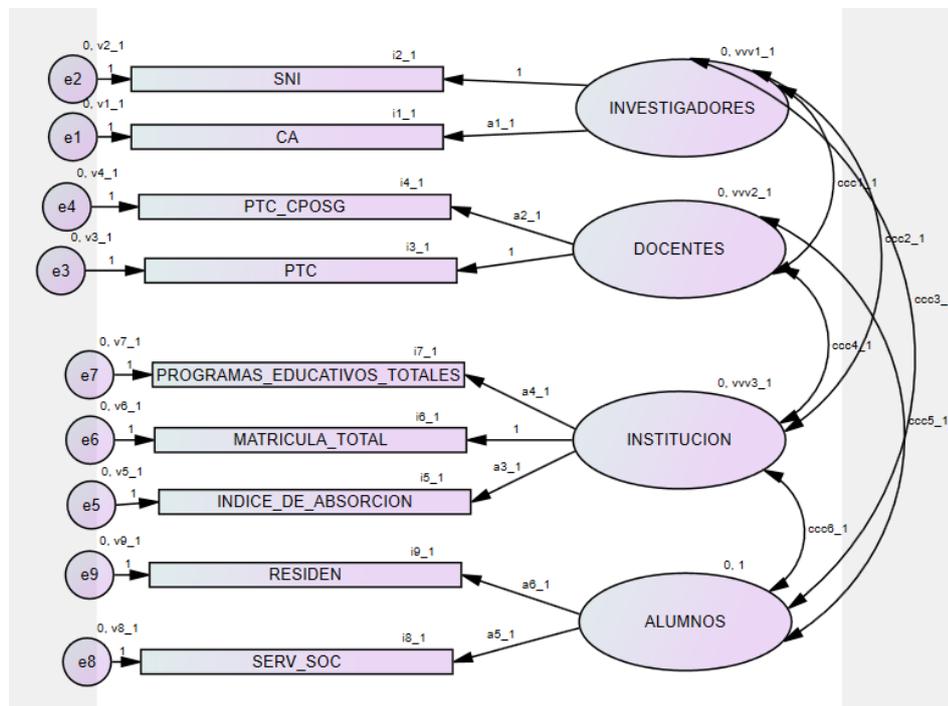
A continuación, se seleccionó la opción Multiple Group Analysis y en donde aparece la matriz de palomitas, en las que se activó en la columna 1 la opción correspondiente a “measurement weights”, y en la columna 2 se activaron las palomitas correspondientes a “measurement weights” y “measurement intercepts”, tal como aparece en la figura 3.17.

Figura 3.19 Selección de opciones para restringir las cargas de los factores y las medias de las intercepciones con AMOS en el modelo multigrupo.



Una vez hechas estas modificaciones, AMOS asignó automáticamente a los parámetros correspondientes un cero seguido por una coma (0,) a cada factor, tal como aparece en la figura 3.18.

Figura 3.20 Modelo modificado donde se han restringido las cargas de los factores y las medias de las intercepciones.

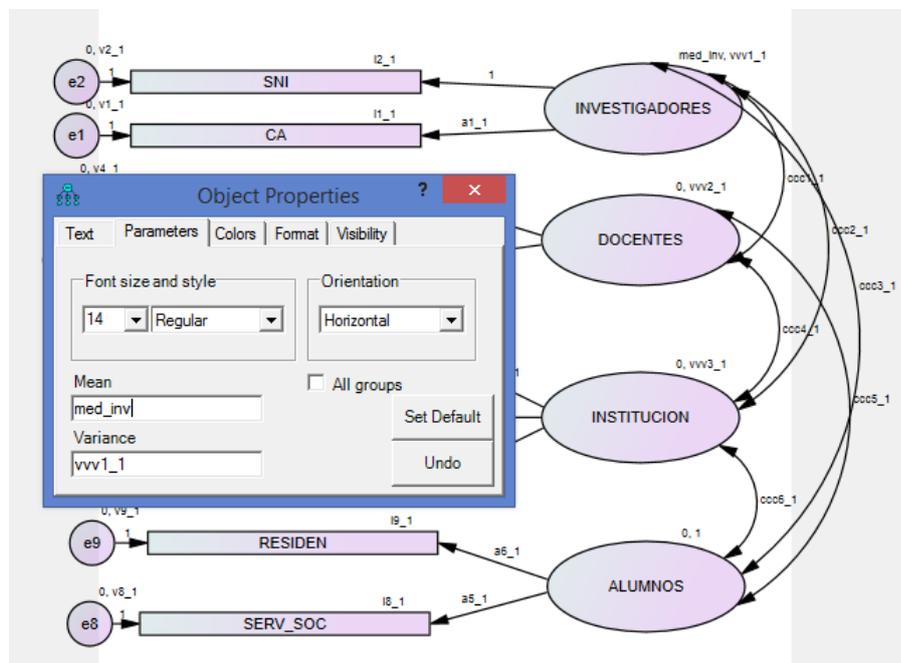


Para hacer la prueba de diferencias de medias latentes, uno de los grupos debió ser estimado libremente, mientras que los otros fueron restringidos igualmente a un valor determinado. El software AMOS fija los

valores en cero para todos los grupos, por lo que el siguiente paso consistió en eliminar estos valores de cero para alguno de los grupos, el cual puede ser cualquiera, sin afectar los resultados que se obtengan.

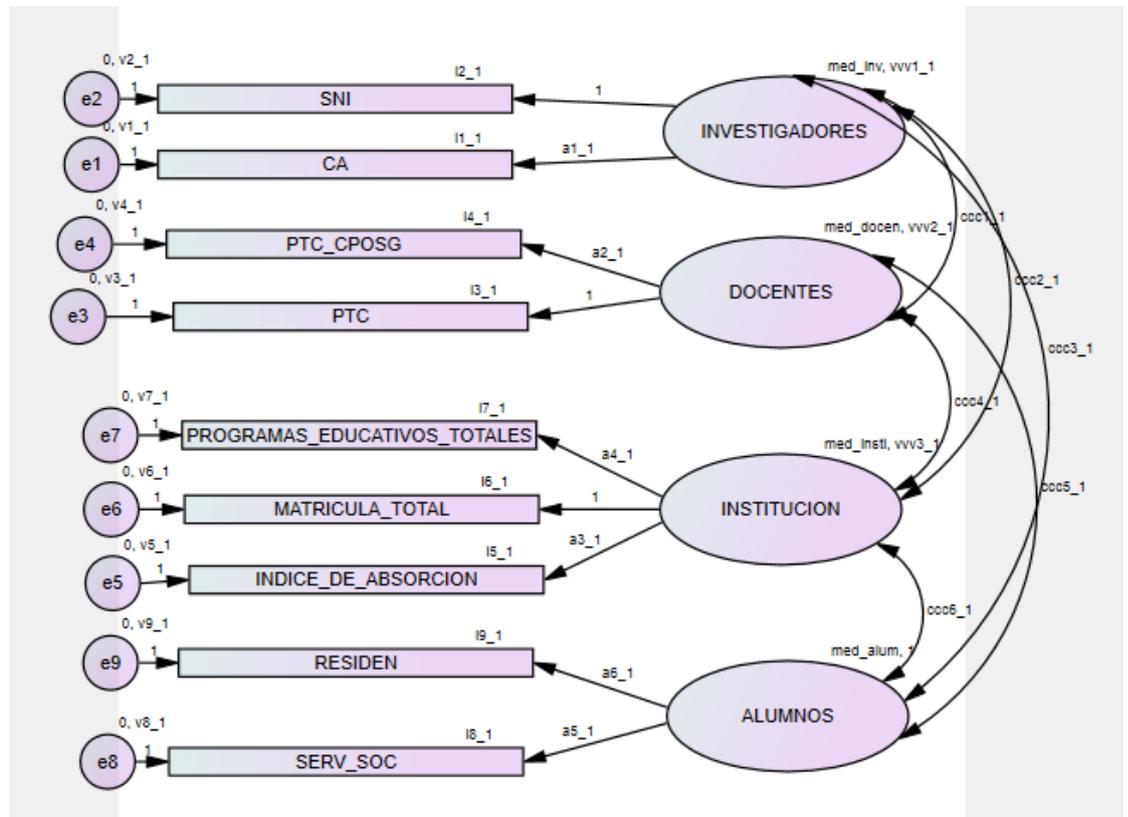
Este procedimiento se realizó con el software AMOS de la siguiente forma: con el modelo abierto, se seleccionó el factor a modificar con click izquierdo con el mouse y después con el click derecho en el factor, se activaron las propiedades “object properties”, se seleccionó la opción “parameters”, en este caso lo que interesó fue quitar el valor cero asignado a la media de cada factor en la casilla “mean” y asignarle una etiqueta que permita que estos parámetros puedan estimarse libremente. Para el grupo PERIODO 2015, se introdujo la etiqueta “med_inv” en la casilla “mean”, además, se debió verificar que la casilla “all groups” permaneciera vacía, para que los cambios se hicieran solamente para el grupo antes mencionado. Estas modificaciones se hicieron para cada factor, lo cual se ilustra en la figura 3.19.

Figura 3.21 Selección de opciones en AMOS para hacer la prueba de diferencias de medias latentes.



El modelo final para hacer la prueba se muestra en la figura 3.20.

Figura 3.22 Modelo estructural de medias del PERIODO 2015.



El interés principal de este análisis fue enfocado a los resultados de las medias latentes y a la bondad de ajuste entre el modelo hipotético multigrupo y los datos de los grupos. En la tabla 3.78 se muestran los resultados del modelo estructural de medias, en ella se puede apreciar que, con las restricciones impuestas al modelo en las cargas de los factores y en las intercepciones de las variables en los tres grupos, se observa que el modelo estructural de medias tiene un buen ajuste con los valores de los siguientes índices: CFI=0.956 y RMSEA= 0.048; sin embargo la prueba de la diferencia entre los valores de Chi cuadrada ($\Delta X^2 = 43.129$) con un valor $p=0.019$, no fue estadísticamente significativa, además el valor del $\Delta CFI = 0.021$ no cumple con los criterios de Cheung y Rensvold, 2002 (Byrne, 2016), quienes indican que $\Delta CFI < 0.01$. Esto me condujo a confirmar que el modelo multigrupo restringido no es invariante métricamente, por lo que este modelo se rechaza y se acepta el modelo configural original.

Se pueden proponer modificaciones al modelo de la doctora Cornejo, sin embargo, los cambios propuestos pueden alterar el significado y contexto de los factores e indicadores y se perdería la esencia del modelo original.

Tabla 3.78 Resumen de los resultados del modelo estructural de medias.

Model Fit Summary

CMIN

Model	NPAR	CMIN	DF	P	CMIN/DF
Model 2	73	139.742	89	.000	1.570
Saturated model	162	.000	0		
Independence model	54	1261.408	108	.000	11.680

Baseline Comparisons

Model	NFI Delta1	RFI rho1	IFI Delta2	TLI rho2	CFI
Model 2	.889	.866	.957	.947	.956
Saturated model	1.000		1.000		1.000
Independence model	.000	.000	.000	.000	.000

Parsimony-Adjusted Measures

Model	PRATIO	PNFI	PCFI
Model 2	.824	.733	.788
Saturated model	.000	.000	.000
Independence model	1.000	.000	.000

NCP

Model	NCP	LO 90	HI 90
Model 2	50.742	22.543	86.877
Saturated model	.000	.000	.000
Independence model	1153.408	1042.770	1271.470

Tabla 3.78 Resumen de los resultados del modelo estructural de medias.
(cont.)

FMIN

Model	FMIN	F0	LO 90	HI 90
Model 2	.575	.209	.093	.358
Saturated model	.000	.000	.000	.000
Independence model	5.191	4.747	4.291	5.232

RMSEA

Model	RMSEA	LO 90	HI 90	PCLOSE
Model 2	.048	.032	.063	.550
Independence model	.210	.199	.220	.000

AIC

Model	AIC	BCC	BIC	CAIC
Model 2	285.742	306.306		
Saturated model	324.000	369.634		
Independence model	1369.408	1384.620		

ECVI

Model	ECVI	LO 90	HI 90	MECVI
Model 2	1.176	1.060	1.325	1.261
Saturated model	1.333	1.333	1.333	1.521
Independence model	5.635	5.180	6.121	5.698

HOELTER

Model	HOELTER .05	HOELTER .01
Model 2	197	216
Independence model	28	30

3.3.3 Modelo multigrupo predictor

Para generar el modelo que prediga el índice de cualquier tecnológico, se propuso un modelo lineal, y mediante regresión lineal múltiple se estimaron los coeficientes del modelo para cada factor.

Para el factor DOCENTES se muestran los resultados de la regresión lineal múltiple en las tablas 3.79, 3.80 y 3.81, que corresponden al análisis de ANOVA, los coeficientes de correlación y el coeficiente de regresión, respectivamente.

Modelo	Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
1					
Regresión	40270.984	2	20135.492	668.264	.000 ^b
Residuo	7321.845	243	30.131		
Total	47592.830	245			

a. Variable dependiente: DOCENTES
b. Predictores: (Constante), PTC_CPOSG, PTC

Modelo	Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados	t	Sig.
	B	Error estándar	Beta		
1					
(Constante)	.366	1.201		.305	.761
PTC	.404	.035	.466	11.557	.000
PTC_CPOSG	.639	.051	.509	12.617	.000

a. Variable dependiente: DOCENTES

Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado ajustado	Error estándar de la estimación	Durbin-Watson
1	.920 ^a	.846	.845	5.48918	.285

a. Predictores: (Constante), PTC_CPOSG, PTC
b. Variable dependiente: DOCENTES

Para el factor ALUMNOS se muestran los resultados de la regresión lineal múltiple en las tablas 3.82, 3.83 y 3.84, que corresponden al análisis de ANOVA, los coeficientes de correlación y el coeficiente de regresión, respectivamente.

Tabla 3.82 Resultados del análisis de ANOVA para el factor ALUMNOS multigrupo.						
Modelo		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
1	Regresión	179.914	2	89.957	389.909	.000 ^p
	Residuo	56.063	243	.231		
	Total	235.977	245			
a. Variable dependiente: ALUMNOS						
b. Predictores: (Constante), RESIDEN, SERV_SOC						

Tabla 3.83 Coeficientes de ajuste para el factor ALUMNOS multigrupo.						
Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados	t	Sig.
		B	Error estándar	Beta		
1	(Constante)	.312	.113		2.769	.006
	SERV_SOC	.028	.002	.570	15.670	.000
	RESIDEN	.024	.002	.431	11.838	.000
a. Variable dependiente: ALUMNOS						

Tabla 3.84 Coeficientes de correlación para el factor ALUMNOS multigrupo.					
Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado ajustado	Error estándar de la estimación	Durbin-Watson
1	.873 ^a	.762	.760	.48032	.912
a. Predictores: (Constante), RESIDEN, SERV_SOC					
b. Variable dependiente: ALUMNOS					

Para el factor INSTITUCIÓN se muestran los resultados de la regresión lineal múltiple en las tablas 3.85, 3.86 y 3.87, que corresponden al análisis de ANOVA, los coeficientes de correlación y el coeficiente de regresión, respectivamente.

Tabla 3.85 Resultados del análisis de ANOVA para el factor INSTITUCIÓN multigrupo.						
Modelo		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
1	Regresión	57614.518	3	19204.839	528.090	.000 ^p
	Residuo	8800.712	242	36.367		
	Total	66415.230	245			
a. Variable dependiente: INSTITUCION						
b. Predictores: (Constante), PROGRAMAS_EDUCATIVOS_TOTALES, INDICE_DE_ABSORCION, MATRICULA_TOTAL						

Tabla 3.86 Coeficientes de ajuste para el factor INSTITUCIÓN multigrupo.						
Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados	t	Sig.
		B	Error estándar	Beta		
1	(Constante)	2.566	2.699		.951	.343
	INDICE_DE_ABSORCION	-.135	.024	-.163	-5.523	.000
	MATRICULA_TOTAL	.416	.033	.482	12.481	.000
	PROGRAMAS_EDUCATIVOS_TOTALES	.396	.038	.391	10.415	.000

a. Variable dependiente: INSTITUCION

Tabla 3.87 Coeficientes de correlación para el factor INSTITUCIÓN multigrupo.					
Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado ajustado	Error estándar de la estimación	Durbin-Watson
1	.931 ^a	.867	.866	6.03047	.485

a. Predictores: (Constante), PROGRAMAS_EDUCATIVOS_TOTALES, INDICE_DE_ABSORCION, MATRICULA_TOTAL
b. Variable dependiente: INSTITUCION

Para el factor INVESTIGADORES se muestran los resultados de la regresión lineal múltiple en las tablas 3.88, 3.89 y 3.90, que corresponden al análisis de ANOVA, los coeficientes de correlación y el coeficiente de regresión, respectivamente.

Tabla 3.88 Resultados del análisis de ANOVA para el factor INVESTIGADORES multigrupo.						
Modelo		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
1	Regresión	58190.210	2	29095.105	1701.124	.000 ^b
	Residuo	4156.141	243	17.103		
	Total	62346.351	245			

a. Variable dependiente: INVESTIGADORES
b. Predictores: (Constante), CA, SNI

Tabla 3.89 Coeficientes de ajuste para el factor INVESTIGADORES multigrupo.					
	Mínimo	Máximo	Media	Desviación estándar	N
Valor pronosticado	8.2518	96.9207	22.0045	15.41139	246
Residuo	-11.56959	14.21179	.00000	4.11872	246
Valor pronosticado estándar	-.892	4.861	.000	1.000	246
Residuo estándar	-2.798	3.436	.000	.996	246

a. Variable dependiente: INVESTIGADORES

Tabla 3.90 Coeficientes de correlación para el factor INVESTIGADORES multigrupo.										
Modelo	R	R cuadrado	R cuadrado ajustado	Error estándar de la estimación	Estadísticos de cambio					Durbin-Watson
					Cambio en R cuadrado	Cambio en F	gl1	gl2	Sig. Cambio en F	
1	.966 ^a	.933	.933	4.13563	.933	1701.124	2	243	.000	.949
a. Predictores: (Constante), CA, SNI										
b. Variable dependiente: INVESTIGADORES										

Con base en las tablas 3.79 a 3.90 se obtuvieron los modelos de regresión lineal múltiple para cada factor como variable dependiente y sus respectivos indicadores como variables independientes, así como el modelo global predictor del índice. Este resumen se muestra en la tabla 3.91.

Tabla 3.91 Resumen de ecuaciones propuestas para calcular cada factor y el índice del modelo multigrupo.
ECUACIONES DE REGRESIÓN PARA ESTIMAR CADA UNO DE LOS FACTORES DEL MODELO MULTIGRUPO.
$DOCENTES = 0.404 * PTC + 0.639 * PTC_CPOSG + 0.366$
$ALUMNOS = 0.024 * RESIDEN + 0.028 * SERV_SOCIAL + 0.312$
$INSTITUCION = 0.396 * PROGRAMAS_EDUCATIVOS_TOTALES + 0.416 * MATRICULA_TOTAL - 0.135 * INDICE_DE_ABSORCION + 2.566$
$INVESTIGADORES = 0.391 * SNI + 0.495 * CA + 8.252$
MODELO GLOBAL PARA OBTENER EL ÍNDICE
$ÍNDICE = \frac{DOCENTES + ALUMNOS + INSTITUCIÓN + INVESTIGADORES}{210.504}$

Una vez obtenido el modelo global para obtener el índice de cada tecnológico, se realizó una comparación con el índice obtenido por medio de software con el índice obtenido con el modelo multigrupo, la cual aparece en las tablas 3.92 a 3.94.

Tabla 3.92 Comparación de índices obtenidos con el software SPSS y con el modelo de regresión lineal múltiple multigrupo para 2015.		
TECNOLÓGICO	ÍNDICE SOFTWARE	ÍNDICE_MMG
Instituto Tecnológico de Celaya	1.00	0.98
Instituto Tecnológico de Tijuana	0.86	0.85
Instituto Tecnológico de Morelia	0.84	0.82
Instituto Tecnológico de Orizaba	0.74	0.73
Instituto Tecnológico de Ciudad Madero	0.75	0.72
Instituto Tecnológico de Durango	0.74	0.72
Instituto Tecnológico de Aguascalientes	0.69	0.68
Instituto Tecnológico de Veracruz	0.67	0.67
Instituto Tecnológico de Mérida	0.65	0.64
Instituto Tecnológico de Chihuahua	0.62	0.61
Instituto Tecnológico de La Laguna	0.62	0.61
Instituto Tecnológico de Oaxaca	0.62	0.60
Instituto Tecnológico de Puebla	0.56	0.57
Instituto Tecnológico de Toluca	0.56	0.56
Instituto Tecnológico de Tuxtla Gutiérrez	0.56	0.54
Instituto Tecnológico de Hermosillo	0.53	0.53
Instituto Tecnológico de Conkal	0.51	0.52
Instituto Tecnológico de Ciudad Victoria	0.52	0.51
Instituto Tecnológico de Ciudad Juárez	0.49	0.50
Instituto Tecnológico de Zacatepec	0.49	0.50
Instituto Tecnológico de Ciudad Guzmán	0.49	0.50
Instituto Tecnológico de Querétaro	0.49	0.49
Instituto Tecnológico de San Luis Potosí	0.50	0.49
Instituto Tecnológico de Culiacán	0.47	0.47
Instituto Tecnológico de Villahermosa	0.48	0.47
Instituto Tecnológico de León	0.46	0.47
Instituto Tecnológico de Saltillo	0.47	0.47
Instituto Tecnológico de Apizaco	0.47	0.46
Instituto Tecnológico de Tepic	0.44	0.45
Instituto Tecnológico del Valle de Oaxaca	0.44	0.44
Instituto Tecnológico de Nuevo León	0.44	0.44
Instituto Tecnológico de Parral	0.44	0.44
Instituto Tecnológico de Tlalnepantla	0.43	0.43

Tabla 3.92 Comparación de índices obtenidos con el software SPSS y con el modelo de regresión lineal múltiple multigrupo para 2015. (cont.)		
TECNOLÓGICO	ÍNDICE SOFTWARE	ÍNDICE_MMG
Instituto Tecnológico de Chetumal	0.42	0.42
Instituto Tecnológico de Roque	0.41	0.41
Instituto Tecnológico de Pachuca	0.42	0.41
Instituto Tecnológico de Mazatlán	0.41	0.41
Instituto Tecnológico de Tuxtepec	0.40	0.41
Instituto Tecnológico de Nogales	0.40	0.40
Instituto Tecnológico de Nuevo Laredo	0.40	0.40
Instituto Tecnológico de Mexicali	0.38	0.39
Instituto Tecnológico de Los Mochis	0.38	0.39
Instituto Tecnológico de La Paz	0.38	0.39
Instituto Tecnológico de Chihuahua II	0.37	0.37
Instituto Tecnológico de Campeche	0.36	0.36
Instituto Tecnológico de Cerro Azul	0.34	0.36
Instituto Tecnológico de Tehuacán	0.34	0.35
Instituto Tecnológico del Valle del Yaqui	0.35	0.35
Instituto Tecnológico de Colima	0.33	0.35
Instituto Tecnológico de Matamoros	0.34	0.35
Instituto Tecnológico de Zacatecas	0.32	0.33
Instituto Tecnológico Acapulco	0.32	0.33
Instituto Tecnológico de Ciudad Cuauhtémoc	0.31	0.32
Instituto Tecnológico de Ciudad Cuauhtémoc	0.31	0.32
Instituto Tecnológico de Cancún	0.30	0.32
Instituto Tecnológico de Minatitlán	0.31	0.32
Instituto Tecnológico de Tapachula	0.30	0.32
Instituto Tecnológico del Istmo	0.34	0.31
Instituto Tecnológico de Comitán	0.30	0.30
Instituto Tecnológico de Chilpancingo	0.28	0.30
Instituto Tecnológico de Jiquilpan	0.30	0.29
Instituto Tecnológico de Ciudad Valles	0.28	0.29
Instituto Tecnológico de Boca del Río	0.29	0.29
Instituto Tecnológico de Altamira	0.28	0.29
Instituto Tecnológico de Cuautla	0.25	0.28
Instituto Tecnológico de Delicias	0.25	0.28
Instituto Tecnológico de Reynosa	0.26	0.28
Instituto Tecnológico de San Juan del Río	0.26	0.27
Instituto Tecnológico de la Piedad	0.25	0.27
Instituto Tecnológico de Huejutla	0.27	0.26
Instituto Tecnológico de Iguala	0.23	0.25

Tabla 3.92 Comparación de índices obtenidos con el software SPSS y con el modelo de regresión lineal múltiple multigrupo para 2015. (cont.)		
TECNOLÓGICO	ÍNDICE SOFTWARE	ÍNDICE_MMG
Instituto Tecnológico de Piedras Negras	0.23	0.25
Instituto Tecnológico de Zitácuaro	0.23	0.24
Instituto Tecnológico de Ensenada	0.21	0.24
Instituto Tecnológico de Ocotlán	0.22	0.23
Instituto Tecnológico de Pinotepa	0.20	0.22
Instituto Tecnológico de Matehuala	0.19	0.21
Instituto Tecnológico de Salina Cruz	0.09	0.12
Instituto Tecnológico de Tláhuac	0.06	0.10
Instituto Tecnológico de Gustavo A. Madero	0.05	0.10
Instituto Tecnológico de Tláhuac II	0.04	0.09
Instituto Tecnológico de Iztapalapa	0.03	0.07

Tabla 3.93 Comparación de índices obtenidos con el software SPSS y con el modelo de regresión lineal múltiple multigrupo para 2016.		
TECNOLÓGICO	ÍNDICE SOFTWARE	ÍNDICE_MMG
Instituto Tecnológico de Celaya	1.00	1.00
Instituto Tecnológico de Tijuana	0.83	0.87
Instituto Tecnológico de Morelia	0.83	0.84
Instituto Tecnológico de Durango	0.76	0.77
Instituto Tecnológico de Ciudad Madero	0.72	0.74
Instituto Tecnológico de Orizaba	0.68	0.69
Instituto Tecnológico de Veracruz	0.67	0.69
Instituto Tecnológico de Chihuahua	0.67	0.68
Instituto Tecnológico de Aguascalientes	0.65	0.67
Instituto Tecnológico de Mérida	0.64	0.65
Instituto Tecnológico de La Laguna	0.62	0.65
Instituto Tecnológico de Toluca	0.60	0.62
Instituto Tecnológico de Puebla	0.55	0.58
Instituto Tecnológico de Hermosillo	0.56	0.58
Instituto Tecnológico de Oaxaca	0.54	0.58
Instituto Tecnológico de Ciudad Juárez	0.51	0.54
Instituto Tecnológico de Conkal	0.52	0.54
Instituto Tecnológico de Tuxtla Gutiérrez	0.50	0.53
Instituto Tecnológico de Ciudad Victoria	0.49	0.51
Instituto Tecnológico de Ciudad Guzmán	0.49	0.51
Instituto Tecnológico de Zacatepec	0.47	0.50

Tabla 3.93 Comparación de índices obtenidos con el software SPSS y con el modelo de regresión lineal múltiple multigrupo para 2016. (cont).		
TECNOLÓGICO	ÍNDICE SOFTWARE	ÍNDICE_MMG
Instituto Tecnológico de Saltillo	0.45	0.49
Instituto Tecnológico de Querétaro	0.46	0.49
Instituto Tecnológico de San Luis Potosí	0.45	0.48
Instituto Tecnológico de Culiacán	0.44	0.48
Instituto Tecnológico de Villahermosa	0.45	0.48
Instituto Tecnológico de Tuxtepec	0.46	0.48
Instituto Tecnológico de Nuevo León	0.45	0.47
Instituto Tecnológico de León	0.43	0.47
Instituto Tecnológico de Apizaco	0.43	0.46
Instituto Tecnológico de Chetumal	0.43	0.45
Instituto Tecnológico de Tlalnepantla	0.41	0.44
Instituto Tecnológico del Valle del Yaqui	0.43	0.44
Instituto Tecnológico de Tepic	0.40	0.44
Instituto Tecnológico del Valle de Oaxaca	0.40	0.43
Instituto Tecnológico de Parral	0.39	0.41
Instituto Tecnológico de Pachuca	0.38	0.41
Instituto Tecnológico de Los Mochis	0.37	0.41
Instituto Tecnológico de Nuevo Laredo	0.38	0.41
Instituto Tecnológico de Roque	0.37	0.41
Instituto Tecnológico de Mexicali	0.37	0.40
Instituto Tecnológico de Tehuacán	0.36	0.39
Instituto Tecnológico de Campeche	0.37	0.39
Instituto Tecnológico de Chihuahua II	0.35	0.39
Instituto Tecnológico de Mazatlán	0.36	0.39
Instituto Tecnológico de Nogales	0.36	0.38
Instituto Tecnológico de La Paz	0.35	0.38
Instituto Tecnológico de Colima	0.33	0.36
Instituto Tecnológico de Matamoros	0.32	0.36
Instituto Tecnológico de Cerro Azul	0.33	0.35
Instituto Tecnológico Acapulco	0.32	0.35
Instituto Tecnológico de Zacatecas	0.30	0.34
Instituto Tecnológico de Ciudad Cuauhtémoc	0.30	0.33
Instituto Tecnológico de Ciudad Cuauhtémoc	0.30	0.33
Instituto Tecnológico de Comitán	0.29	0.32
Instituto Tecnológico de Boca del Río	0.28	0.32
Instituto Tecnológico de Cancún	0.27	0.32
Instituto Tecnológico de Minatitlán	0.27	0.31
Instituto Tecnológico de Tapachula	0.27	0.30

Tabla 3.93 Comparación de índices obtenidos con el software SPSS y con el modelo de regresión lineal múltiple multigrupo para 2016. (cont).		
TECNOLÓGICO	ÍNDICE SOFTWARE	ÍNDICE_MMG
Instituto Tecnológico de Jiquilpan	0.26	0.30
Instituto Tecnológico de Ciudad Valles	0.27	0.30
Instituto Tecnológico del Istmo	0.26	0.30
Instituto Tecnológico de San Juan del Río	0.27	0.30
Instituto Tecnológico de Chilpancingo	0.25	0.29
Instituto Tecnológico de Zitácuaro	0.26	0.29
Instituto Tecnológico de Reynosa	0.24	0.28
Instituto Tecnológico de Iguala	0.25	0.28
Instituto Tecnológico de la Piedad	0.24	0.27
Instituto Tecnológico de Huejutla	0.24	0.27
Instituto Tecnológico de Piedras Negras	0.23	0.27
Instituto Tecnológico de Altamira	0.23	0.27
Instituto Tecnológico de Cuautla	0.22	0.26
Instituto Tecnológico de Ensenada	0.21	0.25
Instituto Tecnológico de Delicias	0.20	0.24
Instituto Tecnológico de Ocotlán	0.21	0.24
Instituto Tecnológico de Pinotepa	0.20	0.24
Instituto Tecnológico de Matehuala	0.16	0.20
Instituto Tecnológico de Salina Cruz	0.07	0.12
Instituto Tecnológico de Gustavo A. Madero	0.06	0.11
Instituto Tecnológico de Tláhuac	0.04	0.10
Instituto Tecnológico de Iztapalapa	0.04	0.08
Instituto Tecnológico de Tláhuac II	0.02	0.07

Tabla 3.94 Comparación de índices obtenidos con el software SPSS y con el modelo de regresión lineal múltiple multigrupo para 2018.		
TECNOLÓGICO	ÍNDICE SOFTWARE	ÍNDICE_MMG
Instituto Tecnológico de Celaya	1.00	0.98
Instituto Tecnológico de Tijuana	0.95	0.88
Instituto Tecnológico de Morelia	0.89	0.84
Instituto Tecnológico de Ciudad Madero	0.81	0.80
Instituto Tecnológico de Orizaba	0.74	0.75
Instituto Tecnológico de La Laguna	0.81	0.74
Instituto Tecnológico de Durango	0.69	0.69
Instituto Tecnológico de Aguascalientes	0.67	0.69
Instituto Tecnológico de Veracruz	0.65	0.65
Instituto Tecnológico de Chihuahua	0.62	0.60

Tabla 3.94 Comparación de índices obtenidos con el software SPSS y con el modelo de regresión lineal múltiple multigrupo para 2018. (cont.)		
TECNOLÓGICO	ÍNDICE SOFTWARE	ÍNDICE_MMG
Instituto Tecnológico de Mérida	0.60	0.59
Instituto Tecnológico de Tlalnepantla	0.53	0.59
Instituto Tecnológico de Hermosillo	0.56	0.57
Instituto Tecnológico de Saltillo	0.55	0.56
Instituto Tecnológico de Oaxaca	0.54	0.56
Instituto Tecnológico de Toluca	0.54	0.55
Instituto Tecnológico de Tuxtla Gutiérrez	0.56	0.54
Instituto Tecnológico de Puebla	0.49	0.54
Instituto Tecnológico de Ciudad Juárez	0.55	0.51
Instituto Tecnológico de Ciudad Guzmán	0.54	0.51
Instituto Tecnológico de San Luis Potosí	0.49	0.50
Instituto Tecnológico de Apizaco	0.47	0.49
Instituto Tecnológico de Querétaro	0.47	0.48
Instituto Tecnológico de Conkal	0.51	0.48
Instituto Tecnológico de Zacatepec	0.48	0.47
Instituto Tecnológico de Ciudad Victoria	0.49	0.47
Instituto Tecnológico de Tuxtepec	0.47	0.46
Instituto Tecnológico de Tepic	0.48	0.46
Instituto Tecnológico de Culiacán	0.44	0.45
Instituto Tecnológico de Villahermosa	0.49	0.45
Instituto Tecnológico de Pachuca	0.45	0.44
Instituto Tecnológico de León	0.43	0.43
Instituto Tecnológico de Mexicali	0.46	0.43
Instituto Tecnológico del Valle de Oaxaca	0.45	0.43
Instituto Tecnológico de Nuevo León	0.42	0.43
Instituto Tecnológico de Roque	0.41	0.43
Instituto Tecnológico de Los Mochis	0.43	0.42
Instituto Tecnológico de Tehuacán	0.41	0.42
Instituto Tecnológico de Nogales	0.40	0.41
Instituto Tecnológico de La Paz	0.41	0.41
Instituto Tecnológico de Chetumal	0.46	0.41
Instituto Tecnológico de Parral	0.44	0.40
Instituto Tecnológico de Colima	0.44	0.40
Instituto Tecnológico de Cerro Azul	0.41	0.39
Instituto Tecnológico de Nuevo Laredo	0.36	0.39
Instituto Tecnológico del Valle del Yaqui	0.39	0.38
Instituto Tecnológico de Matamoros	0.38	0.38
Instituto Tecnológico de Chihuahua II	0.40	0.38
Instituto Tecnológico de Campeche	0.38	0.37
Instituto Tecnológico Acapulco	0.33	0.36

Tabla 3.94 Comparación de índices obtenidos con el software SPSS y con el modelo de regresión lineal múltiple multigrupo para 2018. (cont.)

TECNOLÓGICO	ÍNDICE SOFTWARE	ÍNDICE_MMG
Instituto Tecnológico de Mazatlán	0.34	0.34
Instituto Tecnológico de Ciudad Valles	0.35	0.34
Instituto Tecnológico de Cuautla	0.36	0.34
Instituto Tecnológico de Zitácuaro	0.35	0.34
Instituto Tecnológico de Tapachula	0.32	0.34
Instituto Tecnológico de Zacatecas	0.36	0.33
Instituto Tecnológico de Piedras Negras	0.32	0.32
Instituto Tecnológico del Istmo	0.28	0.32
Instituto Tecnológico de Ciudad Cuauhtémoc	0.36	0.32
Instituto Tecnológico de Ciudad Cuauhtémoc	0.36	0.32
Instituto Tecnológico de Chilpancingo	0.30	0.32
Instituto Tecnológico de Comitán	0.32	0.31
Instituto Tecnológico de Altamira	0.31	0.31
Instituto Tecnológico de Minatitlán	0.29	0.30
Instituto Tecnológico de Cancún	0.31	0.30
Instituto Tecnológico de San Juan del Río	0.28	0.30
Instituto Tecnológico de Jiquilpan	0.27	0.30
Instituto Tecnológico de Iguala	0.28	0.29
Instituto Tecnológico de Reynosa	0.29	0.29
Instituto Tecnológico de Boca del Río	0.25	0.28
Instituto Tecnológico de la Piedad	0.29	0.26
Instituto Tecnológico de Delicias	0.26	0.26
Instituto Tecnológico de Huejutla	0.22	0.25
Instituto Tecnológico de Pinotepa	0.25	0.24
Instituto Tecnológico de Ensenada	0.25	0.23
Instituto Tecnológico de Gustavo A. Madero	0.21	0.21
Instituto Tecnológico de Matehuala	0.20	0.21
Instituto Tecnológico de Ocotlán	0.19	0.20
Instituto Tecnológico de Tláhuac	0.12	0.16
Instituto Tecnológico de Salina Cruz	0.12	0.12
Instituto Tecnológico de Tláhuac II	0.07	0.11
Instituto Tecnológico de Iztapalapa	0.05	0.08

Como se observa en las tablas 3.92, 3.93 y 3.94, los valores de los índices para cada año son bastante cercanos entre los obtenidos por el software y los obtenidos por el modelo multigrupo, lo cual se verifica con los coeficientes de correlación de cada uno de los factores del modelo propuesto.

Capítulo 4. Discusión.

4.1 Sobre el modelo

En esta investigación se recuperaron los datos de los anuarios de 2015, 2017 y 2018 y con ellos se construyeron las bases de datos de los indicadores definidos en la investigación de la doctora Cornejo; se aplicó el análisis factorial exploratorio y confirmatorio en cada caso, y se hizo la validación del modelo obtenido para cada periodo.

Para 2016 se cumplen perfectamente con los criterios de validez de Hu y Bentler (1999). En los periodos 2015 y 2018 se encontró que los modelos cumplían ampliamente con los criterios de validación, es decir, los valores de los índices de bondad de ajuste se encontraron perfectamente entre los límites de tolerancia (Hu y Bentler 1999), sin embargo, en el 2017 los resultados muestran que el modelo cumplía con los criterios de validez de Hu y Bentler (1999), según lo indica la tabla 3.22 (Cutoff Criteria), excepto para el valor de RMSEA cuyo valor fue de 0.11, el cual es superior a 0.08 que es el límite superior de los criterios establecidos. Dicho modelo se conservó porque existen otras opiniones como las de Hooper, Coughlan, y Mullen (2010), quienes recomiendan para el RMSEA los valores límites en el rango de 0.05 a 0.10.

De igual forma, se analizó la validez y confiabilidad para el modelo de cada año con ayuda del software Amos y el Plugin de Gaskin (2006), donde se observó que los modelos cumplen con la mayoría de los criterios que se establecen en la tabla 2.5 de este trabajo.

Para cada año se construyó un modelo con ecuaciones estructurales, mediante los cuales se puede calcular el efecto de cada factor de manera global, es decir en todos los tecnológicos, así como por institución. De manera global se encontró que la participación de cada factor para cada año está distribuida de la manera que se muestra en la tabla 4.1.

Tabla 4.1 Participación de cada factor del modelo por año.				
Factor	% Participación 2015	% Participación 2016	% Participación 2017	% Participación 2018
Investigadores	56	25	26	28
Docentes	29	46	43	37
Institución	13	22	28	32
Alumnos	2	5	3	3

Al analizar la tabla 4.1 se puede observar que el factor más impactante es el de DOCENTES, seguido muy de cerca por el de INSTITUCIÓN y el de INVESTIGADORES, siendo muy poca la presencia del factor ALUMNOS.

Con el modelo de ecuaciones estructurales, se generó un índice para cada tecnológico de la muestra, donde el índice más alto toma el valor de 1, con el fin de conocer su posición en el ranking de los tecnológicos de la muestra. Cada tecnológico puede utilizar el modelo para conocer el valor de su índice y conocer la posición que ocupa en los tecnológicos que forman parte del Tecnológico Nacional de México, para ilustrar esto se muestra la posición de los 5 primeros tecnológicos del sistema en forma descendente en la tabla 4.2.

Tabla 4.2 Tabla representativa de los tecnológicos con valores mayores en su índice institucional.			
2015	2016	2017	2018
Celaya	Celaya	Celaya	Celaya
Tijuana	Tijuana	Tijuana	Tijuana
Morelia	Morelia	Morelia	Morelia
Madero	Durango	Durango	Madero
Orizaba	Madero	Madero	La Laguna

4.2 Sobre el modelo multigrupo

Se propuso un modelo multigrupo, es decir, un solo modelo que permita obtener el índice de cada tecnológico en el periodo analizado, para lo cual fue necesario verificar si el modelo factorial propuesto era invariante a través de un cierto periodo.

Respecto a la invarianza del modelo, se encontró que existe equivalencia en la estructura del modelo entre los diferentes grupos, es decir, el mismo modelo es aplicable para los diferentes años de estudio. Esto significa que se obtuvo invarianza configural en el modelo, por lo que se mantiene la misma configuración de parámetros a través de los grupos, el número de factores y el patrón de cargas en los factores son equivalentes en los grupos.

Respecto a la invarianza estructural, al restringir más el modelo base, es decir, que además de restringir las cargas de los factores, se restringieron las intercepciones de las variables observadas de forma igual en todos los grupos, se observó que no presenta este tipo de invarianza, por lo que, al limitar las cargas de los factores, las varianzas y covarianzas de los factores (covarianzas estructurales), se encontró que no cumplía con las restricciones estadísticas, por lo que se rechazó el modelo restringido y se aceptó el modelo configural, es decir el modelo base original. Esto significa que el modelo de la doctora Cornejo no se debe modificar y se puede aplicar a los diferentes grupos a través del tiempo.

Una vez que se probó que el modelo cumplía con las condiciones de invarianza configural, mediante regresión lineal múltiple, se obtuvo un modelo multigrupo de ecuaciones estructurales que sirve para predecir el índice de cada tecnológico en el periodo analizado.

Con el modelo multigrupo, se generó un índice para cada tecnológico de la muestra, donde el índice más alto toma el valor de 1, con el fin de conocer su posición en el ranking de los tecnológicos de la muestra, para ilustrar la utilidad del modelo se muestra la posición de los 5 primeros tecnológicos del sistema en forma descendente en la tabla 4.3.

Tabla 4.3 Tabla representativa obtenida con el modelo multigrupo de los tecnológicos con valores mayores en su índice institucional.		
2015	2016	2018
Celaya	Celaya	Celaya
Tijuana	Tijuana	Tijuana
Morelia	Morelia	Morelia
Orizaba	Durango	Madero
Cd. Madero	Cd. Madero	Orizaba

4.3 Respecto al alcance de la investigación

Los modelos obtenidos permiten cuantificar la influencia de cada factor por separado para cada institución, de esta manera cada tecnológico puede tomar las medidas necesarias para mejorar los indicadores que incluye cada uno de ellos y como consecuencia superar su desempeño institucional.

Al contar con un modelo, ya sea para cada año por separado o con un modelo multigrupo, es posible predecir y planear acciones estratégicas para la mejora del desempeño de cada institución. En la medida en que se cuente con información confiable y se genere información completa y detallada, se podrá mejorar el modelo al incluir otros índices de medida que coadyuven a la mejora del modelo.

Es importante que esta información se difunda entre las instituciones del Tecnológico Nacional de México para producir mejoras tanto a nivel institución como a nivel del Tecnológico Nacional de México. Del mismo modo, con ayuda de las nuevas tecnologías y el manejo de bases de datos se puede sistematizar el uso de la información y de los modelos y así contar con información veraz y actualizada en forma inmediata para la toma de decisiones oportunas en vía de la mejora de las instituciones.

Estos modelos no son únicos y pueden proponerse otros diferentes, de acuerdo con la información que se genere en la dirección de planeación del Tecnológico Nacional de México, donde se presentan áreas de oportunidad para mejorar y ampliar la información para la toma de decisiones.

En el estudio se presentaron algunas limitantes como son el tipo de información disponible para el público en el TecNM, ya que no fue fácil obtener la información debido a que a pesar de que se encuentra en el departamento de planeación, no es fácil acceder a los anuarios, además la información no se actualiza en forma rápida, actualmente solo se dispone del anuario de 2018 y no se han elaborado ni el de 2019, ni el de 2020. Además, la información disponible no es la mejor para generar los indicadores idóneos que representen en su totalidad cada proceso estratégico que se lleva a cabo en el Tecnológico Nacional de México, hacen falta otro tipo de datos que fortalezcan la información relacionada con el desempeño del alumno, con el desarrollo de proyectos de investigación, con la vinculación entre instituciones y entre instituciones y la industria y con los procesos administrativos sobre todo.

Con las investigaciones realizadas por la doctora Cornejo y la de este estudio, se puede generar una línea de investigación orientada a la generación de indicadores que sean representativos del comportamiento de los diferentes procesos estratégicos del Tecnológico Nacional de México o de cualquier institución educativa de nivel superior. De igual forma, la creación de nuevas bases de datos y de modelos realizables con ecuaciones estructurales, que sirvan para simular su comportamiento, comparar el desempeño de las instituciones y realizar una mejor planeación de diferentes estrategias y acciones que coadyuven a la mejora del desempeño institucional.

El modelo obtenido y la forma de trabajar pueden servir de ejemplo para futuras investigaciones para otras instituciones educativas o empresas, que generen datos para la definición de indicadores de procesos y puedan monitorearse de manera sistemática y fácil para la toma de decisiones en tiempo real, como lo requiere la industria 4.0 en la que vivimos hoy en día.

Bibliografía

- Alfaro, C. y Gómez, J. (2016): Un sistema de indicadores para la medición, evaluación, innovación y participación orientado a la Administración Pública, *Methodos. Revista de ciencias sociales*, 4 (2): 274-290. Doi:10.17502/m.rcs.v4i2.124
- Arjomandi, M., Kestell, C. y Grimshaw, P. (2009). *An EFQM Excellence Model for higher education quality assessment*. 20th. Australasian Association for Engineering Education Conference. University of Adelaide. Recuperado de https://www.academia.edu/2055675/An_EFQM_excellence_model_for_higher_education_quality_assessment?auto=download
- Arredondo, M. (1982). El concepto de calidad en la educación superior. *Perfiles Educativos*, No. 19. P. 44.México.
- Arribas, J. y Martínez, C. (2017). Análisis y valoración de la aplicación de sistemas de gestión de la calidad ISO 9001 y su incidencia en centros educativos. *Revista complutense de educación*. 28 (4). Pp. 1137-1154. Recuperado de <https://core.ac.uk/download/pdf/93690275.pdf>
- Banco Mundial (2018). *Education management*. Recuperado de <http://www.worldbank.org/en/topic/education/brief/education-management>
- Barrera, R.; Navarro, A. y Peris-Ortiz, M. (2014). El papel de la invarianza factorial en la validación del constructo calidad de servicio electrónico. *Revista Europea de Dirección y Economía de la Empresa*. 24, 13-24. Recuperado de <https://reader.elsevier.com/reader/sd/pii/S1019683814000560?token=0C6BC8FFDE0C3D364CA59E03E88C5238680C59FC2821A972FB7C423B7F7A84FC9ED2D789D5B3E3783337943042C8BEC9>
- Baumgartner, H., y Homburg, C. (1996). Applications of structural equation modeling in marketing and consumer research: A review. *International Journal of Research in Marketing*, 13, 139-161. [https://doi.org/10.1016/0167-8116\(95\)00038-0](https://doi.org/10.1016/0167-8116(95)00038-0).

- Blog de calidad ISO (2015). *Los conceptos más importantes en calidad ISO*. Recuperado de <http://blogdecadidadiso.es/los-conceptos-mas-importantes-en-calidad-iso/>
- Brinia, V. y Soundoulounakis, N. (2015). Quality assurance system in higher education. *International Journal of Academic Research in Accounting, Finance and Management Science*. Vol. 5, No.4. pp. 123-128. Recuperado de http://hrmars.com/hrmars_papers/Article_16_Quality_Assurance_System_in_Higher_Education.pdf
- Brown, T. (2015). *Confirmatory Factor Analysis for Applied Research*. (2a Ed.). New York.EE.UU.: The Guilford Press.
- Byrne, B. (2008). Testing for multigroup equivalence of a measuring instrument: a walk through the process. *Psicothema*. 20, (4), 872-882. Recuperado de <https://www.unioviado.es/reunido/index.php/PST/article/view/8744/8608>
- Byrne, B. (2016). *Structural equation modeling with AMOS. Basic concepts, applications and programming*. EE.UU. : Routledge.
- Cardoso, E. y Cerecedo, M. (2011). Propuesta de indicadores para evaluar la calidad de un programa de posgrado en educación. *Revista electrónica de Investigación Educativa*. Pp. 68-82. México. Recuperado de <http://redie.uabc.mx/vol13no2/contenido-cardosocerecedo.html>
- Carot, J. (2012). *Sistema básico de indicadores para la educación superior de América Latina*. Universidad Politécnica de Valencia. Recuperado de <https://www.epn.edu.ec/wp-content/uploads/2017/03/Sistema-Basico-de-Indicadores-para-la-Educacion-Superior-de-America-Latina-Marzo-2012-Version-completa.pdf>
- Chan, D. (1998). The conceptualization and analysis of change over time: An integrative approach incorporating longitudinal mean and covariance structures analysis (LMACS) and multiple indicator latent growth modeling (MLGM). *Organizational Research methods*, 1, 421-483. doi: 10.1177/109442819814004.

- Chen, I.; Chen, J. y Padró, F. (2017). Critical quality indicators of higher education. *Total Quality Management & Business Excellence*, 28, (1), pp. 421-483. doi:10.1080/14783363.2015.1050178.
- Cheung, G.W. & Rensvold, R.B. (2002). *Evaluating goodness-of-fit indexes for testing measurement invariance*. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 9, (2), 233–255. doi:10.1207/S15328007SEM0902_5.
- CONEVAL. (2013). *Manual para el diseño y la construcción de indicadores. Instrumentos principales para el monitoreo de programas sociales de México*. Recuperado de [https://www.coneval.org.mx/Informes/Coordinacion/Publicaciones%20oficiales/MANUAL PARA EL DISENO Y CONTRUCCION DE INDICADORES.pdf](https://www.coneval.org.mx/Informes/Coordinacion/Publicaciones%20oficiales/MANUAL_PARA_EL_DISENO_Y_CONTRUCCION_DE_INDICADORES.pdf).
- Cornejo, M. (2018). *Propuesta de un sistema básico de indicadores de desempeño y de calidad en el Tecnológico Nacional de México*. Tesis doctoral. Universidad de Celaya. México.
- Cudeck, R. & Browne, M.W. (1983). *Cross-validation of covariance structures*. *Multivariate Behavioral Research*, 18, (2), 147–167. doi: 10.1207/s15327906mbr1802_2.
- Cupani, M. (2012). Análisis de ecuaciones estructurales, conceptos, etapas de desarrollo y un ejemplo de aplicación. *Revista Tesis*, 1, (2), pp. 186-199. Recuperado de <https://revistas.unc.edu.ar/index.php/tesis/article/view/2884>
- Del Campo, M., Ferreiro, J. y Camino, M. (2012). *Una aplicación del modelo EFQM a la educación superior*. *Investigaciones de economía en educación*. No. 8. Investigaciones de economía de la educación. Pp. 369-388. Recuperado de [https://www.researchgate.net/publication/322831628 Una aplicacion del modelo EFQM a la Educacion Superior](https://www.researchgate.net/publication/322831628_Una_aplicacion_del_modelo_EFQM_a_la_Educacion_Superior)
- Duarte-Mora, J. (2019). *Calidad educativa*. *Aibi revista de investigación, administración e ingeniería*. Volumen 7, (51), Pp. 32-35. doi: 10.15649/2346030X.442 .

- Escobar, A., Baculima, V. y Guerra, R. (2017): Gestionando la calidad en la educación superior, *Revista Atlante: Cuadernos de Educación y Desarrollo*. (Febrero, 2017). Recuperado de <http://www.eumed.net/rev/atlante/2017/02/calidad.html>
- Estévez García, J. Pérez García, M. (2007). *Sistema de indicadores para el diagnóstico y seguimiento de la educación superior en México*. México. ANUIES.
- Fontalvo, T. y De la Hoz, E. (2018). Diseño e implementación de un sistema de gestión de la calidad ISO 9001:2015 en una universidad colombiana. *Revista Formación universitaria*, 11, (1), pp. 35-44. Recuperado de <https://scielo.conicyt.cl/pdf/formuniv/v11n1/0718-5006-formuniv-11-01-00035.pdf>
- García, B. (2010). Modelos teóricos e indicadores de evaluación educativa. *Revista Sinéctica*. (on line), 35, pp. 1-17. Recuperado de http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1665-109X2010000200005
- Gaskin, J., (2016). "Confirmatory Factor Analysis", Gaskination's StatWiki. Recuperado de <http://statwiki.kolobkreations.com>
- (Gaskin, J. (s./f.). Model fit during a Confirmatory Factor Analysis (CFA) in AMOS. Recuperado de <https://www.youtube.com/watch?v=JkZGWUUjdLg> (VIDEO)
- Gatignon, H. (2010). *Confirmatory Factor Analysis in Statistical analysis of management data*. doi: 10.1007/978-1-4419-1270-1_4.
- Golembiewski, R.T., Billingsley, K. y Yeager, S. (1976). Measuring change and persistence in human affairs: Types of change generated by OD designs. *Journal of Applied Behavioral Science*, 12, 133-144.
- González, L. y Espinoza, O. (2008). Calidad en la educación superior, concepto y modelos 2008. *Calidad en la educación*, (28), pp. 248-276. doi: 10.31619/caledu.n28.210.
- Grigoryev, D. (2017). How to calculate MSV (maximum shared variance) and ASV (average shared variance)? ResearchGate. Recuperado de https://www.researchgate.net/post/How_to_calculate_MSV_maximum

[shared variance and ASV average shared variance I use EQS to perform CFA Can anyone share the formula.](#)

- Grupo Banco Mundial (2019). Estrategia de educación 2020 del Banco Mundial. Versión preliminar. Recuperado de http://siteresources.worldbank.org/EDUCATION/Resources/ESSU/463292-1269917617150/6915424-1279137061297/ExecSummary_Spanish.pdf
- Guzmán, J. (2011). La calidad de la enseñanza en educación superior. ¿Qué es una buena enseñanza en este nivel educativo? *Perfiles educativos en línea*. Vol. XXXIII, número especial. Recuperado de <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=13221258012>
- Hair, J., Anderson, R., Tatham, R. y Black, W. (2001). *Multivariate data analysis*. London: Prentice Hall.
- Hair, J., Black, W., Babin, B., and Anderson, R. (2014). *Multivariate data analysis*. Séptima edición. EE.UU. : Pearson.
- Hassan, M. y Al-Kasem, A. (2014). Total quality management in higher education: a review. *International Journal of Human Studies*, 4, (3), pp. 294-307. doi: 10.5296 / ijhrs.v4i3.6368
- Hernández-Sampieri y Mendoza (2018). *Metodología de la Investigación. Las rutas cuantitativa, cualitativa y mixta*. México, D.F., México: McGraw-Hill Interamericana.
- Herrero, J. (2010). El Análisis Factorial Confirmatorio en el estudio de la Estructura y Estabilidad de los Instrumentos de Evaluación: Un ejemplo con el Cuestionario de Autoestima CA-14. *Intervención psicosocial*. 19(3), pp. 294-300. Recuperado de <http://scielo.isciii.es/pdf/inter/v19n3/v19n3a09.pdf>
- Hooper, D., Coughlan, J. and Mullen, M. R. (2010). Structural Equation Modelling: Guidelines for Determining Model Fit. *The Electronic Journal of Business Research Methods*. 6, (1), pp. 53 – 60. Recuperado de <http://mural.maynoothuniversity.ie/6596/1/JC-Structural-Equation.pdf>

- Horn, J. y McArdle, J. (1992). A practical and theoretical guide to measurement equivalence in aging research. *Experimental Aging Research*, 18, (3-4), pp. 117-144. doi: 10.1080/03610739208253916.
- Hu, L.T. y Bentler, P.M. (1999), Cutoff Criteria for Fit Indexes in Covariance Structure Analysis: Conventional Criteria Versus New Alternatives, *Structural Equation Modeling*, 6 (1), 1-55. doi:10.1080/10705519909540118.
- Iso Tools Excelence. (2014). Sistemas integrados de gestión. Enfoque según los principios de TQM. Recuperado de <https://www.isotools.org/2014/09/29/sistemas-integrados-gestion-enfoque-segun-los-principios-de-tqm/>
- King, E. (2011). Aprendizaje para todos. Invertir en los conocimientos y las capacidades de las personas para fomentar el desarrollo. Estrategia de Educación 2020 del Grupo del Banco Mundial. Resumen Ejecutivo. Recuperado de <https://recursos.portaleducoas.org/publicaciones/estrategia-de-educaci-n-2020-del-grupo-del-banco-mundial>.
- Laboratorio Latinoamericano de Evaluación de la Calidad de la Educación (LLECE) (2015). *Informe de resultados TERCE. Tercer estudio regional comparativo y explicativo*. UNESCO. Recuperado de <http://unesdoc.unesco.org/images/0024/002435/243533s.pdf>
- López-Roldán y Fachelli (2015). *Metodología de la investigación social cuantitativa*. Barcelona, España: Universidad Autónoma de Barcelona. Edición digital: <http://ddd.uab.cat/record/129382>.
- MacCallum, R.C., Roznowski, M., & Necowitz, L.B. (1992). Model modifications in covariance structure analysis: The problem of capitalization on chance. *Psychological Bulletin*, 111, (3), 490–504. doi: 10.1037/0033-2909.111.3.490.
- Maldonado, A. (2000). Los organismos internacionales y la educación en México. El caso de la educación superior y el Banco Mundial. *Perfiles educativos*. XXII, (87), pp. 51-75. Recuperado de <http://www.scielo.org.mx/pdf/peredu/v22n87/v22n87a4.pdf>.

- Marín, J. (2014). *Guía Para el análisis de datos estadísticos con SPSS. Análisis factorial*. Departamento de estadística de la Universidad Carlos III. España. Recuperado de <http://halweb.uc3m.es/esp/Personal/personas/jmmarin/esp/GuiaSPSS/verguia.pdf>
- Martínez. (2007). Instituto Nacional para la evaluación de la educación (INEE). Propuesta metodológica para desarrollar un sistema de indicadores educativos para evaluar la calidad de la educación en México. *Seminario internacional de Indicadores Educativos*. (pp.37-55). Recuperado de <https://www.inee.edu.mx/wp-content/uploads/2018/12/P1C224.pdf>
- Martínez-Rizo (2010). Los indicadores como herramientas para la evaluación de la calidad de los sistemas educativos. *Sinéctica [online]*, 35, pp.1-17. ISSN 2007-7033. Recuperado de http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1665-109X2010000200004&lng=es&tlng=es.
- Masa'deh, R., Rifat, S., Mahmouh M. y Tarhini, A. (2017) The impact of knowledge management on job performance in higher education: The case of the University of Jordan", *Journal of Enterprise Information Management*, 30 (2), pp.244-262. doi: 10.1108/JEIM-09-2015-0087
- Medrano, L. A. y Muñoz-Navarro, R. (2017). Aproximación Conceptual y Práctica a los Modelos de Ecuaciones Estructurales. *Revista Digital de Investigación en Docencia Universitaria*, 11(1), pp.219-239. doi.org/10.19083/ridu.11.486
- Méndez, P. (2012). Introducción al análisis factorial exploratorio. *Revista Colombiana de Psiquiatría*, 41 (1), enero-abril, pp. 197-207. Asociación Colombiana de Psiquiatría. Bogotá, D.C., Colombia. Recuperado de <http://www.redalyc.org/pdf/806/80624093014.pdf>
- Murdochowicz (2006). Los indicadores educativos y las dimensiones que los integran. UNESCO. Argentina. Recuperado de https://www.buenosaires.iiep.unesco.org/sites/default/files/indicadores_educativos.pdf

- Norma española UNE 66.175 (2003). Sistemas de gestión de calidad. Guía para la implantación de sistemas de indicadores. Aenor. Madrid. Recuperado de <https://www.uatx.mx/calidad/UNE66175.pdf>
- Norma ISO 9000:2015. (2015). ISO Online Browsing platform. Recuperado de <https://www.iso.org/obp/ui/#iso:std:iso:9000:ed-4:v1:es>
- Norma ISO 9000:2015 (2015a) ISO 9000 Quality management systems. Fundamentals and vocabulary. International Organization for Standardization, Geneva, Switzerland.
- Norma ISO 9001 (2015). Sistemas de Gestión de calidad, fundamentos y vocabulario. Recuperado de <http://queaprendemoshoy.com/%C2%BFque-es-la-calidad-vi-el-modelo-iso-9001-de-gestion-de-la-calidad/>
- Quintero (2017). *Informe de rendición de cuentas del Tecnológico Nacional de México 2017*. Recuperado de https://www.tecnm.mx/images/areas/2017/IRC_2017_TecNM.pdf
- Real Academia Española. (2018). *Diccionario de la lengua española*. Concepto de calidad. Recuperado de <https://dle.rae.es/?id=6nVpk8P|6nXVL1Z>
- Rodríguez (2010). El concepto de calidad educativa: una mirada crítica desde el enfoque histórico cultural. *Revista Actualidades Investigativas en Educación (On line)*, 10 (1), 1-28. doi: 10.15517/aie.v10i1.10088
- Salgado, L. (2009). *Instrumentos de marketing aplicados a la compra de productos ecológicos: un caso de estudio entre Barcelona, España y La Paz, México*. Tesis de grado. Universitat de Barcelona. Recuperado de https://www.tesisenred.net/bitstream/handle/10803/1485/08.LSB_CAPITULO_8.pdf?sequence=9&isAllowed=y
- Schumaker, R. y Lomax R. (2004). *A beginner's guide to structural equation modeling*. Segunda edición. Mahwah, New Jersey London: Lawrence Erlbaum Associates Publishers.
- UNESCO. (2016). *Designing effective monitoring and evaluation of education systems for 2030: A global synthesis of policies and practices*.

Recuperado de
<http://www.unesco.org/new/fileadmin/MULTIMEDIA/HQ/ED/pdf/me-report.pdf>

- UNESCO. (2018). *Handbook on Measuring Equity in Education*. Recuperado de <http://uis.unesco.org/sites/default/files/documents/handbook-measuring-equity-education-2018-en.pdf>
- Watson, J. (2017). Establishing Evidence for Internal Structure Using Exploratory Factor Analysis. *Measurement and evaluation in counseling and development*. 50 (4), pp.232-238. doi:10.1080/07481756.2017.1336931.