

Construcción de un modelo predictivo para determinar el rendimiento académico de los estudiantes del colegio de estudios científicos y tecnológicos del estado de Michoacán

Alejandro Amín Lemus Amezcua

a0047107@cecytem.edu.mx

Estudiante del Doctorado en Tecnologías de la Información y Negocios Electrónicos.
Universidad Popular Autónoma del Estado de Puebla (UPAEP),
Puebla, Puebla, México

Rosa María Cantón Croda

rosamaria.canton@upaep.mx

Investigador de la Universidad Popular Autónoma del Estado de Puebla (UPAEP),
Puebla, Puebla, México.

María del Rocío Morales Salgado

mariadelrocio.morales@upaep.mx

Directora Académica del Doctorado en Tecnologías de Información y Negocios Electrónicos. Universidad Popular Autónoma del Estado de Puebla (UPAEP), Puebla, Puebla, México.

RESUMEN

El propósito de esta investigación es definir un indicador del desempeño académico estudiantil basado en los créditos académicos, como alternativa al indicador tradicional basado en el promedio de calificaciones. Se estudia comparativamente el comportamiento de ambos indicadores mediante modelado estadístico multivariante, a partir de variables explicativas sociodemográficas, académicas y motivacionales. Se construyen y comparan modelos de regresión lineal y logística y modelos de ecuaciones estructurales (de rutas y de variables latentes empleando agrupaciones de ítems), en dos grupos independientes extraídos de una misma población. Los resultados sugieren que el comportamiento de ambos indicadores es similar. En cuanto a los modelos de regresión, se confirma la pérdida de potencia para detectar efectos significativos al categorizar la variable criterio para su modelado mediante regresión logística. Respecto a los modelos de ecuaciones estructurales, los modelos de variables latentes que utilizan agrupaciones de ítems resultan una alternativa atractiva frente a los modelos de rutas.

Palabras Clave: indicadores de desempeño académico; regresión lineal; bachillerato, variables demográficas.

Construction of a predictive model to determine the academic performance of students of the college of scientific and technological studies of the state of Michoacán

ABSTRACT

The purpose of this research is to define an indicator of student academic performance based on academic credits, as an alternative to the traditional indicator based on the average grades. Comparatively the behavior of both indicators is studied using multivariate statistical modeling, based on sociodemographic, academic and motivational explanatory variables. Linear and logistic regression models and models of structural equations (paths and latent variables using groupings of items) are constructed and compared in two separate groups extracted from the same population. The results suggest that the behavior of both indicators is similar. For regression models, power loss is confirmed to detect significant effects by categorizing the criterion variable for logistic regression modeling. For models of structural equations, latent variable models that use item groupings are an attractive alternative to route models.

Keywords: indicators of academic performance; linear regression; bacalaureate; demographic variables.

Artículo recibido: 10 Agosto. 2021

Aceptado para publicación: 07. Setiembre. 2021

Correspondencia: a0047107@cecytem.edu.mx

Conflictos de Interés: Ninguna que declarar

1. INTRODUCCIÓN

Gran parte de la investigación dedicada a esclarecer cuales son los factores que influyen sobre el rendimiento académico de los estudiantes ha dirigido su atención predominantemente a variables distales como el nivel socioeconómico, la escolaridad de los padres, el tipo de institución educativa, el barrio de residencia, etc. (Casanova, P., Cruz, M., de la Torre, M. & de la Villa, M., 2005); (Eamon, 2005); (Jones, I. & White, S., 2000). A pesar de que la responsabilidad de éstas y otras variables demográficas en el rendimiento académico se ha demostrado, poco es lo que aportan a la planeación e instrumentación de programas preventivos. Resulta claro que es difícil afectar variables como el ingreso familiar o la escolaridad de los padres.

El contar con datos que arrojen luz sobre el posible efecto de otras variables de índole personal sobre el rendimiento escolar, permitiría el diseño e instrumentación de programas preventivos dirigidos a la población general en riesgo de fracaso escolar, debido a su exposición al efecto nocivo de variables distales como el nivel socioeconómico o la escolaridad de los padres.

De entre las variables personales comúnmente asociadas con el rendimiento académico se encuentran las habilidades de estudio. Esta relación se ha documentado ampliamente, y sugiere la contribución de éstas a la explicación del éxito o fracaso escolar y a la caracterización de estudiantes con alto y bajo rendimiento (Lammers, W., Onweugbuzie, A. & Slate, J. R., 2001); (Proctor, B., Hurst, A., Prevant, F., Petscher, Y. & Adams, K., 2006). La organización y concentración en el estudio, la capacidad para relacionar nuevos conocimientos con los existentes, la comprensión lectora y la capacidad para autorregular el aprendizaje, son habilidades que correlacionan con el rendimiento académico de los estudiantes (Lammers, W., Onweugbuzie, A. & Slate, J. R., 2001) (Ruban, 2000); (Valle, A., González, R., Núñez, J. & González-Pienda, J. A., 1998). Asimismo, otros estudios corroboran esta relación al mostrar que cuando se ha entrenado específicamente a estudiantes del bachillerato a desplegar dichas habilidades, sus calificaciones escolares tienden a mejorar (Tuckman, 2003), aumentan sus habilidades para la comprensión de lectura (Fuchs, D., Fuchs, L. S., Thompson, A., Svenson, E., Yen, L., Otaiba, S., Yang, N., McMaster, K., Prentice, K., Kazdan, S., & Saenz, L., 2001), de las matemáticas (Ashman, A. & Conway, R., 1993) y de las ciencias (Nelson, J., Smith, D. & Dodd, J., 1992), a la vez que mejora su motivación hacia el estudio (Catello, 2000).

Si bien no se ha documentado claramente si la motivación hacia el estudio promueve que los estudiantes le dediquen más tiempo y, posiblemente, echen mano de mejores estrategias de aprendizaje y habilidades de estudio, se reconoce el efecto positivo que ejerce en el desempeño escolar y las calificaciones escolares (Powell, C. L. & Arriola, K. R, 2003); (Shim, S. & Ryan, A, 2005); (Tavani, C. M. & Losh, S. C., 2003). La motivación hacia el estudio se ha medido mediante el establecimiento de metas. En el contexto del desarrollo adolescente, el establecimiento de metas se ha asociado con el rendimiento académico, la orientación vocacional y la educación para el trabajo (Lupart, Cannon & Telfer, 2004). Por otra parte, existen datos que lo vinculan con la participación en clase y la habilidad para escribir (Bogolin, L., Harris, L. & Norris, L., 2003).

Otra de las asociaciones que más se ha investigado es la existente entre la autoestima y el rendimiento académico. Si bien la investigación sobre autoestima ha permitido trazar con mayor detalle su desarrollo a partir de las relaciones familiares (Franklin, C. & Streeter, C. L., 1995), no queda tan clara su contribución al rendimiento académico. Sin embargo, son diversos los estudios correlacionales que han documentado la relación autoestima - rendimiento académico con muestras importantes de adolescentes (DuBois, D. L., Bull, C. A., Sherman, M. D. & Roberts, M., 1998); (Owens, 1994). Sus resultados han sido consistentes con los registrados por otros realizados en las últimas décadas, en los que al comparar estudiantes con alto y bajo rendimiento escolar, se ha encontrado que éstos últimos presentan baja autoestima y conducta delictiva y rebelde, sentimientos de ineficacia personal y ausencia de expectativas profesionales (Felner, D., Brand, S., DuBois, D., Adan, A. M., Mulhall, P. F & Evans, E. G., 1995); (Harter, 1993); (Hernández-Guzmán, L. & Sánchez-Sosa, J. J., 1996).

2. MARCO TEÓRICO

2.1. Definición de rendimiento académico

Dentro del marco de la educación y formación es posible encontrar un sinnúmero de intentos por comprender y explicar el rendimiento académico desde diferentes perspectivas, entre ellas: la pedagogía, la sociología, la psicología y más recientemente la neurociencia de la educación, en ese sentido, se reconoce que estos abordajes en su momento han brindado elementos importantes para la construcción de políticas encaminadas en pro de la calidad educativa y formativa.

Autores como (García Alcaraz, 1990) consideran el rendimiento académico como una

parte del proceso educativo que, a su vez, se constituye de dos dimensiones: una individual y una social; mencionan además que será a través de este proceso que el alumno adquiere nuevas formas y modelos de comportamiento y nuevos conocimientos que dependerán no solo del contexto educativo institucional sino también del ambiente familiar y social.

Por su parte (Rodríguez, 1982) afirma que el rendimiento académico estaría determinado por dos factores a saber, los psicológicos, asociados a las características del individuo y los sociológicos, dados por los contextos familiar y escolar; así mismo Miguel Díaz (citado por (Pérez A., 1997) añade a los determinantes psicológicos y sociológicos los predictores pedagógicos, “que tienen que ver fundamentalmente con aspectos relacionados con el rendimiento anterior del alumno” (p.20).

El rendimiento académico se define como el producto de la asimilación del contenido de los programas de estudio, expresado en calificaciones dentro de una escala convencional (Figuroa, 2004). En otras palabras se refiere al resultado cuantitativo que se obtiene en el proceso de aprendizaje de conocimientos, conforme a las evaluaciones que realiza el docente mediante pruebas objetivas y otras actividades complementarias.

El rendimiento académico refleja el resultado de las diferentes y complejas etapas del proceso educativo y al mismo tiempo, una de las metas hacia las que convergen todos los esfuerzos y todas las iniciativas de las autoridades educacionales, maestros, padres de familia y alumnos. No se trata de cuanto material han memorizado los educandos sino de cuánto de ello han incorporado realmente a su conducta, manifestándolo en su manera de sentir, de resolver los problemas y hacer o utilizar cosas aprendidas. La comprobación y la evaluación de sus conocimientos y capacidades, las notas dadas y la evaluación tienen que ser una medida objetiva sobre el estado de los rendimientos de los alumnos. El rendimiento educativo lo consideramos como el conjunto de transformaciones operadas en el educando, a través del proceso enseñanza - aprendizaje, que se manifiesta mediante el crecimiento y enriquecimiento de la personalidad en formación.

El rendimiento académico sintetiza la acción del proceso educativo, no solo en el aspecto cognoscitivo logrado por el educando, sino también en el conjunto de habilidades, destrezas, aptitudes, ideales, intereses, los esfuerzos de la sociedad, del profesor y del rendimiento enseñanza - aprendizaje, el profesor es el responsable en gran parte del rendimiento escolar. Consideramos que en el rendimiento educativo intervienen una serie

de factores: la metodología del profesor, el aspecto individual del alumno, el apoyo familia, entre otros.

2. 2. Definiciones de rendimiento centradas en la institución

Las definiciones de desempeño o rendimiento académico que se presentan en este apartado están *centradas en la Institución educativa* como entidad responsable de satisfacer las expectativas de la sociedad respecto a la Educación Media Superior.

Existe una gran variedad de actores sociales vinculados a las instituciones de Educación Media Superior (estudiantes, empleadores, profesores, personal no docente, gobierno, agencias financieras, agencias de acreditación, consultores, industriales, etc.). Cada uno de estos actores puede tener una visión diferente respecto a lo que es la calidad en Educación Superior y por tanto, tienen expectativas de distinta naturaleza respecto al desempeño de las instituciones (Burrows, A. / Harvey, L., 1992).

(Reynolds, 1990) Ejemplifica diferentes definiciones según las expectativas de los diversos actores. Para los académicos un buen desempeño institucional es aquel que proporciona un flujo de personas con inteligencia y compromiso con el aprendizaje, quienes continuarán el proceso de transmisión de conocimiento. Para los gobiernos, el enfoque está en la producción de científicos y profesionales, en la cantidad que corresponda a las demandas sociales. Para un industrial el buen desempeño estaría asociado con aquel sistema educativo que arroja egresados con capacidad de adquirir destrezas y adaptarse a las nuevas metodologías y necesidades. Cada una de las distintas visiones constituye una expectativa válida respecto a la Educación Superior.

2.3. Definiciones de rendimiento centradas en el estudiante

(Barnett, 1994) relaciona las cuatro concepciones de desempeño centrado en la institución con cuatro concepciones acerca de los fines de la Educación Media Superior, centradas en la experiencia de los estudiantes. Pero en este caso, a diferencia de las cuatro concepciones mencionadas en el apartado anterior, se requiere del diseño de indicadores de desempeño más complejos, que incluyan a los procesos educativos que dan lugar a los resultados deseados. Las cuatro concepciones son: exponer o iniciar a los alumnos en el proceso de adquisición y generación de conocimientos, promover autonomía en el estudiante, desarrollar habilidades intelectuales en los estudiantes, de modo que éstos adquieran perspectivas más allá de los confines de una disciplina y desarrollar el razonamiento crítico.

(Algarabel, S. & Dasi, C, 2001) realizaron una revisión de las diversas definiciones de rendimiento de acuerdo con las corrientes psicológicas y educativas. Según las normas para construcción de tests de la American Psychological Association, el rendimiento es la competencia que un sujeto tiene en determinada área, resultado de variables tanto intelectuales como no intelectuales. Desde el punto de vista de la representación del constructo rendimiento, éste puede estudiarse con un enfoque conductual o cognitivo. El primero está centrado en el resultado (reproducción del conocimiento declarativo) en tanto que el segundo pone énfasis en los procesos mentales de integración y estructuración de la información, que conducen al producto final (conocimiento del experto).

Desde un enfoque multidisciplinar (García, M., Alvarado, J. & Jiménez, M., 2000) conciben el rendimiento académico como “un constructo en el que no sólo se contemplan las aptitudes y la motivación del alumno sino también otras variables intervinientes como los aspectos docentes, relación profesor-alumno, el entorno familiar, etc.” (p. 248).

2.4. Factores explicativos del rendimiento académico

En este apartado se brinda un panorama general de los principales factores explicativos empleados en la predicción del rendimiento académico. Se discuten los efectos de variables sustantivas así como variables de control sociodemográficas en el rendimiento académico.

(Zeegers, 2004) desarrolló modelos causales de desempeño académico, previa eliminación del efecto del rendimiento previo, que es el factor explicativo dominante. Sus resultados muestran que las estrategias de aprendizaje (profundas y superficiales) tienen efectos directos sobre el rendimiento, lo cual es consistente con estudios previos (Biggs, *The Study Process Questionnaire (SPQ) manual*, 1987c); (Pintrich, P.R. & De Groot, E., 1990); (Vermunt, 1996). Zeegers no encontró efectos de habilidades metacognitivas sobre el desempeño. Sus resultados también revelan que la capacidad percibida tiene efectos directos sobre el desempeño entre estudiantes de tercer año, no así entre los de primero.

2.5. Indicadores de rendimiento académico

Desde el punto de vista de la representación del constructo rendimiento, en la presente investigación éste se aborda desde una perspectiva conductual, por cuanto los indicadores de rendimiento que se emplean están centrados en los resultados de los estudiantes (Algarabel, S. & Dasi, C, 2001). Ello no significa que no le otorguemos importancia a los procesos cognitivos de integración y estructuración de la información mediante los

cuales se logran dichos resultados, sino solamente que en este trabajo se pone el énfasis en la predicción del resultado obtenido.

Es importante tener presente esta característica de la investigación que se propone, puesto que tanto unas calificaciones altas como unos niveles de progreso en la carrera elevados no necesariamente implican aprendizajes significativos, pues también pueden resultar de aprendizajes de tipo memorístico (Romainville, 1994); (Valle A., Cabanach, R.G., Núñez, J.C., González-Pienda, J., Rodríguez, S. y Piñeiro, I., 2003a). Dejamos para un futuro el análisis de los indicadores de rendimiento incluyendo aspectos del contexto pedagógico-didáctico que tienen incidencia en el éxito/fracaso estudiantil: por ejemplo, demanda cognitiva y apoyo social (Clifton, R., Perry, R., Adams, C. y Roberts, L., 2004); (Clifton, R., Etcheverry, E., Hasinoff, S. y Roberts, L., 1996) Noel, 1985; (Tinto, 1985), grado de dificultad de los cursos (Szafran, 2001), etc.

El constructo desempeño académico, a la hora de ser operativizado sufre un reduccionismo respecto a las concepciones teóricas expuestas anteriormente, pues la mayor parte de las medidas de rendimiento son los resultados de pruebas objetivas y las calificaciones del profesorado (García, M., Alvarado, J. & Jiménez, M., 2000).

Según (Norris, 1998) los indicadores de rendimiento académico son datos de series temporales que reflejan y registran cambios a través de un número significativo de dimensiones relevantes, a través de los cuales se juzgará la eficacia y la eficiencia de un sistema para alcanzar unos objetivos. Una de las dificultades más grandes que señala Norris en la construcción de indicadores de rendimiento es que los diversos resultados educativos no son igualmente susceptibles de definición operacional y medición.

Los indicadores deben cumplir tres condiciones (Cabrera, A., Colbeck, C. & Ternezini, P, 2001). En primer lugar, deben suministrar información útil acerca de los procesos que tienen lugar, a fin de mejorar la toma de decisiones (Ewell, 1996-1998). En segundo lugar, es preferible disponer de un conjunto de indicadores en lugar de uno solo, con el objetivo de obtener una visión panorámica del área en estudio, especialmente si han de constituir los fundamentos para decisiones estratégicas (Ewell, 1996-1998). En tercer lugar, los indicadores deben proporcionar información acerca de las variables de entrada o inputs y de los procesos asociados a determinados resultados (Borden, V. & Banta, T., 1994). Esta condición requiere el conocimiento del proceso educativo que se está considerando.

(Burke, J. & Minassians, H., 2004) hacen una revisión de los indicadores de desempeño educativo más empleados, a partir de informes de 29 estados norteamericanos correspondientes al bienio 2000-2001, en los cuales encontraron 158 indicadores genéricos. Basándose en la frecuencia de su uso en los informes analizados, los autores describen los 20 indicadores más comunes, en orden de frecuencia decreciente (Tabla 2.1). Los autores clasifican los indicadores en las siguientes categorías:

- 1) *input* o entrada (recursos humanos, materiales y financieros recibidos)
- 2) procesos (medios o vías de ejecución de programas, actividades y servicios)
- 3) *output* o cantidad de productos producidos
- 4) *outcomes* o calidad del beneficio o impacto de los programas, actividades, servicios
- 5) otros

Tabla 2.1 Tipos de indicadores de rendimiento académico.

Indicador	Categoría
Movilidad estudiantil	5
Tasa de matrícula	1
Tasa de graduación/retención estudiantil	3
Tutorías	1
Tasa de inserción laboral	4
Eficiencia de las actividades	2
Tasa de matrícula por programa curricular	1
Cantidad y tipo de títulos emitidos	3
Calificaciones en exámenes para la licenciatura	4
Tasa de matrícula para <i>residencia</i>	1
Tendencias de matrícula	1
Compensación a los docentes	1
Educación a distancia	2
Costos académicos/administrativos	1
Tasa de matrícula discriminada según género	1
Apoyo financiero	1
Tiempo requerido para la titulación	3
Tasa de matrícula universitaria	1
Edad al ingreso	1
Apoyo financiero del estado	1

Nota. 1 = input; 2 = procesos; 3 = output; 4 = calidad o impacto; 5 = mixto.

2.6. Variables académicas: el rendimiento previo

La investigación sobre predicción del rendimiento académico data de casi un siglo y una gran parte de los trabajos se ha centrado en la predicción de las calificaciones en la Universidad a partir de medidas de aptitud y desempeño previo (Pike, G.R. & Saupe, J., 2002).

Al operativizar las variables que postulan los modelos teóricos o las teorías en las que se enmarca la investigación, los investigadores pueden emplear variables diversas en los modelos y así es posible llegar a conclusiones también diversas respecto a los efectos pronosticados y a su significación estadística (Goenner, C. & Snaith, S., 2004). En relación

con el rendimiento previo, sin embargo, existe una gran convergencia entre las investigaciones en cuanto a que se trata de una variable clave en la predicción del rendimiento futuro (Mathiasen, Producing college academic achievement: a research review., 1984); (McKenzie, K. y Schweitzer, R., 2001); (Pascoe, R., McClelland, A. y McGraw, B., 1997); (Pike, The effect of background, coursework and involvement on students' grades and satisfaction., 1991); (Pike, G.R. & Saupe, J., 2002); (Power, C., Robertson, F. & Baker, M., 1987); (Zeegers, 2004).

Aun en los modelos multivariantes en los que se incluyen factores motivacionales, cognitivos y metacognitivos la contribución del rendimiento previo a la explicación del rendimiento futuro es generalmente la dominante (Zeegers, 2004) o bien una de las dominantes (Zusho, A., Pintrich, P. & Coppola, B., 2003).

Según (Zeegers, 2004) pese a que hay una multiplicidad de factores que pueden contribuir al desempeño académico, solamente unos pocos parecen tener efectos directos y medibles, y de éstos, el más prominente sería el rendimiento previo. Su conclusión principal es que independientemente de cuán complejos sean los modelos explicativos del desempeño académico, el desempeño previo es el mejor factor predictivo. Esta conclusión está en consonancia con los trabajos de (Power, C., Robertson, F. & Baker, M., 1987), de (Lietz, 1996) y de (McKenzie, K. y Schweitzer, R., 2001).

En cuanto a los indicadores de rendimiento previo, (Sánchez, 2006) considera que cuanto más cerca esté en el tiempo el indicador de rendimiento previo que se seleccione, mejor es su capacidad predictiva. Los que se emplean más comúnmente son las calificaciones obtenidas en el Bachillerato o las puntuaciones en tests estandarizados al ingreso a la Universidad (Goberna, M., López, M. & Pastor, J., 1987); (Grant, H. & Dweck, C.S., 2003); (Zeegers, 2004); (Zusho, A., Pintrich, P. & Coppola, B., 2003). También se emplea el *rank-class* o porcentaje de estudiantes con un promedio de calificaciones inferior al del alumno (Beck, H & Davidson W., 2001); (Stricker, L., Rock, D. & Burton, N., 1996). En algunos estudios se utilizan medidas de rendimiento en estadios tempranos de la Universidad como predictores del rendimiento en estadios más avanzados (Bivin, D. & Rooney, P., 1999); (Kahn, J. & Nauta, M., 2001); (Nurmi, J., Aunola, K, Salmela-Aro, K & Lindroos, M, 2003). Hay trabajos en los que se ha empleado más de uno de estos indicadores simultáneamente (Beck, H & Davidson W., 2001); (Kahn, J. & Nauta, M., 2001).

2.7. Factores relacionados con la inteligencia

La inteligencia/aptitud de los sujetos ha sido considerada en numerosas investigaciones sobre rendimiento académico (Pike, G.R. y Saupe, J., 2002). Tradicionalmente se han realizado medidas de inteligencia mediante tests estandarizados, diseñados a esos efectos a partir de un marco conceptual psicométrico acerca de la naturaleza y estructura de la inteligencia. Las medidas del Cociente Intelectual (CI) – indicador convencional de inteligencia según este enfoque – y de rendimiento académico (en general, las calificaciones de los alumnos) están fuertemente correlacionadas, lo que ha contribuido a validar el CI como una definición operativa de la inteligencia (Paulhus, D. & Harms, P., 2004); (Sternberg R. , 1988).

2.8. Factores relacionados con la motivación

En algunas publicaciones se encuentran resultados muy diversos sobre las relaciones entre constructos motivacionales y rendimiento académico. Entre otros motivos, esto es debido al uso de distintas definiciones y operativizaciones de los constructos motivacionales claves en la explicación del rendimiento académico (Elliot, A.J. & Dweck, C.S., 2005); (Grant, H. & Dweck, C.S., 2003); (Murphy, P.K. y Alexander, P.A., 2000); (Pintrich, 2000a); (Schunk D. , 2000).

Algo similar ocurre con el papel de las percepciones de la aptitud como variable moderadora/mediadora del efecto de las metas académicas en el rendimiento. Investigaciones empíricas sugieren que habría un efecto modulador del efecto de las metas de ejecución, no así del efecto de las metas de aprendizaje (Elliott, E.S. & Dweck, C.S., 1988). Sin embargo, en investigaciones de tipo correlacional no sólo no se ha encontrado prueba de tal efecto modulador, sino que se ha constatado interacción entre capacidad auto-percibida y metas de aprendizaje (p.e., (Elliot, A.J. y Church, M., 1997); (Kaplan, A. & Migdley, C., 1997); (Miller, B., Behrens, J., Greene, B. y Newman, D., 1993). En otros estudios se ha investigado solamente el posible efecto mediador de la percepción de la aptitud, pero no el modulador (Leondari, A. & Gialamas, V., 2002), por lo que en realidad no se puede distinguir si se trata de percepción de la aptitud o constructo motivacional.

Las investigaciones correlacionales se han llevado a cabo con participantes de diferentes dominios disciplinares, siendo ello otra fuente de varianza de los resultados obtenidos (Breen, R. y Lindsay, R., 2002). Por ejemplo entre estudiantes universitarios se han

conducido trabajos en el área de las Ciencias Naturales (Grant, H. & Dweck, C.S., 2003); (Zeegers, 2004); (Zusho, A., Pintrich, P. y Coppola, B., 2003); Ciencias Empresariales (Nonis, S. y Wright, D., 2003); Psicología (Elliot, A.J. y Church, M., 1997); (Harackiewicz, J.M., Barron, K.E., Carter, S.M., Lehto, A.T. y Elliot, A.J., 1997), 1998). Entre estudiantes de enseñanza media (equivalente a la enseñanza secundaria) se han medido diferentes tipos de rendimiento: en Matemática (Kaplan, A. & Migdley, C., 1997); Pajares y Graham, 1999; Pajares y Kranzler, 1995; Pajares y Miller, 1996), en Lengua (Kaplan y Migdley, 1997; Pajares y Valiante, 1999), rendimiento general (Miller, Greene, Montalvo, Ravindran. y Nichols, 1996).

3. METODOLOGÍA

ESTUDIO 1. Propiedades Métricas de los Instrumentos

3.1. Introducción

El estudio 1 consiste en el análisis de las propiedades psicométricas de los instrumentos utilizados para medir las metas académicas de los estudiantes y su capacidad auto-percibida. Dando cumplimiento al segundo objetivo de investigación, *determinar las propiedades psicométricas en la población de interés de los instrumentos empleados en la medición de las metas académicas de los estudiantes y de su percepción de la propia capacidad, a fin de disponer de medidas fiables sobre los constructos a incluir en los modelos multivariantes*, este estudio constituye un paso previo al contraste de las hipótesis de investigación.

De acuerdo con la bibliografía, la escala de Hayamizu y Weiner (1991) tiene una estructura tridimensional que permite medir tres tipos de metas académicas, una de aprendizaje y dos de ejecución; la escala de capacidad percibida de Trapnell (1994) presenta una estructura unidimensional. Los modelos confirmatorios que se contrastan en este estudio se basan en los antecedentes disponibles así como en nuestros propios resultados exploratorios.

Participantes

Los sujetos participantes del estudio 1 ascienden a un total de 1.543 estudiantes matriculados en 2014-2018 en alguna de las cuatro carreras técnicas del CECyTEM 34: Técnico en Agroindustrias (TAGI), Técnico en Proceso de Gestión Administrativa (TPGA), Técnico en Producción Industrial de Alimentos (TPIA) y Técnico en Soporte y Mantenimiento de Equipo de Cómputo (TSMEC) y que participaron en la Encuesta

Estudiantil On-line (EEO) llevada a cabo en julio-agosto 2019. La población matriculada en carreras de TSMEC durante 2014-2018 está compuesta por 438 mujeres (28,3%) y 405 varones (26,2%), siendo el promedio de edad de 16,15 años.

Los 1543 participantes de este estudio representan un 54% de la población teórica objetivo. Para estimar el total de alumnos encuestables, consideramos el total de estudiantes que al momento de esta investigación no hubieran abandonado sus estudios (población activa). El criterio adoptado para definir el abandono fue la ausencia de asignaturas aprobadas durante dos años consecutivos. Esta estimación del total de alumnos encuestables es una estimación por exceso, puesto que incluye a aquellos que, habiendo resuelto abandonar sus estudios, tienen alguna asignatura aprobada en el período considerado, por lo que no es posible identificar su situación como de abandono y excluidos de la muestra encuestable. Considerando solamente a las cohortes 2014-2017*, los participantes en la EEO de estas cuatro promociones representarían el 67% de sus respectivas poblaciones activas. Cabe señalar que no participó de la encuesta ningún estudiante que hubiera abandonado sus estudios de acuerdo con la definición de abandono adoptada.

Se describe a continuación el método de selección de los grupos de participantes. La descripción detallada de las muestras utilizadas se ofrece en el apartado de resultados.

Grupo M1: para validar el instrumento de metas académicas, grupo obtenido a partir de los participantes en la EEO. Comprende estudiantes de las cohortes 2014-2016, con un total de 135 sujetos únicamente para TSMEC.

Grupo M2: para validar el instrumento de capacidad percibida, grupo obtenido a partir de los participantes en la EEO. Comprende estudiantes de las cohortes 2017-2019. Está formado por 153 sujetos para TSMEC.

Instrumentos

Los instrumentos de medida empleados en esta investigación fueron los registros académicos disponibles en la Universidad, el formulario de la encuesta estudiantil on-line (EEO) y las escalas para medir las metas académicas y la capacidad auto-percibida. Para seleccionar los instrumentos a aplicar para medir las metas y la capacidad percibida se tuvo en cuenta su adecuación teórica a los objetivos de esta investigación, así como los datos existentes sobre fiabilidad, validez y porcentaje de varianza explicada.

Registros del colegio

A partir de ficheros disponibles en la Secretaría del CECyTEM se tuvo acceso a datos académicos de los estudiantes (carreras, año de ingreso a la Universidad, calificaciones por asignatura, número de créditos acumulados en cada año, número de aprobados y número de suspensos) y a algunos datos socio-demográficos (sexo, procedencia geográfica y tipo de Institución de Enseñanza Media (pública o privada).

Formulario de la encuesta estudiantil on-line (EEO)

En esta encuesta, dirigida a estudiantes del CECyTEM matriculados en la carreras de TSMEC, se recabó información socio-demográfica complementaria, no contenida en los registros de Secretaría (tipo de Bachillerato preuniversitario cursado, situación laboral, situación familiar, situación habitacional y antecedentes educativos de los padres). Se adjuntaron al formulario de la EEO los cuestionarios para medir metas las académicas y la capacidad percibida, los cuales se describen a continuación. El formulario de la EEO se encuentra en el Apéndice B, apartado B1.

Cuestionario de Metas Académicas

Para medir las metas académicas se empleó la escala de Hayamizu y Weiner (1991), cuya versión en español fue validada por Cabanach (1994) y Núñez y González-Pienda (1994). Para esta investigación el cuestionario fue adaptado a la cultura mexicana. La escala fue adaptada por Hayamizu y Weiner para aplicarla a estudiantes universitarios, a partir de la escala de Hayamizu et al. (1989), que fuera diseñada originalmente para estudiantes de Enseñanza Media. Está compuesta por 20 ítems medidos en una escala Likert de 5 puntos y tiene una estructura de tres factores.

De acuerdo con los resultados de Hayamizu y Weiner (1991), los primeros ocho ítems miden metas de aprendizaje, tal como las definió Dweck (1986). El segundo y el tercer factor, compuestos por seis ítems cada uno, se refieren a metas de rendimiento. El segundo factor, (ítems M9-M14), se refiere a un conjunto de motivos orientados o bien a la búsqueda de una evaluación positiva por parte de los demás o, en algún caso, evitar una evaluación negativa. El tercer factor, (ítems M15-M20), también corresponde a metas de rendimiento, pero referidas a la superación y logros personales, de carácter no normativo. Como se explicó en el Capítulo 3, epígrafe **3.1**, consideramos que el segundo factor es equiparable a las metas de lucimiento de Alonso y Sánchez (1992) y que el tercer factor es equiparable a las de metas de resultado de Grant y Dweck (2003).

De acuerdo con los resultados de Hayamizu y Weiner (1991) el coeficiente de correlación de Pearson entre las puntuaciones de cada subescala de rendimiento (metas de lucimiento y metas de resultado) es $r=0,44$ y ninguna de ellas correlaciona significativamente con las metas de aprendizaje. Los autores informan de fiabilidades de 0,89; 0,78 y 0,81 para aprendizaje, lucimiento y resultado, respectivamente, y un 52,4% de varianza explicada mediante extracción de Ejes Principales (EP) y rotación Varimax.

Dupeyrat y Escribe (2000) aplicaron esta escala a estudiantes universitarios franceses, obteniendo la misma estructura de tres escalas, con fiabilidades de 0,80; 0,85 y 0,81, una varianza explicada del 45% mediante extracción de Componentes Principales (CP) y rotación Varimax y una correlación más elevada ($r=0,69$) entre las metas de lucimiento y las metas de resultado. Este cuestionario también fue validado entre estudiantes españoles, obteniéndose la misma estructura trifactorial (Cabanach, 1994; Núñez y González-Pienda, 1994; Núñez et al., 1996). No se encontró en la literatura resultados de análisis factorial confirmatorio de esta escala, excepto el trabajo de Dupeyrat y Mariné (2004), en el que solamente se informa la confirmación de las tres dimensiones y de un valor de 0,90 para el índice de bondad de ajuste CFI.

Basado en todo lo anterior, se considera que esta escala es adecuada para nuestros objetivos. Puesto que la escala original está dirigida a estudiantes universitarios norteamericanos, los ítems fueron revisados para asegurar su adecuación al contexto del CECyTEM 34. La pregunta de la escala original “Estudio porque quiero ser admitido en la Escuela de Graduados” fue sustituida por “Estudio porque la escolaridad se tiene en cuenta en la mayoría de las selecciones (becas, practicantado, etc.)”. Esto se debe a que la escolaridad no es un criterio básico de admisión a estudios de nivel medio superior en el colegio, como puede suceder en el contexto del cual proviene la escala original. En cambio, sí es un criterio empleado en situaciones tales como la concesión de becas, de plazas para la práctica profesional obligatoria (practicantado), de plazas para asignaturas electivas, etc.

A su vez, dentro de la escala de lucimiento los ítems M11 y M12 hacen referencia a metas de evitación, en tanto que los ítems M9, M10, M13 y M14 corresponderían a metas de aproximación. Dada la importancia señalada por Elliot, Harackiewicz y sus colaboradores (p.e. Elliot, 1997; Elliot y Church, 1997; Elliot y Harackiewicz, 1996) respecto a la distinción entre unas y otras a efectos de estudiar su incidencia en el

rendimiento académico, y considerando que este cuestionario no fue diseñado para distinguir unas de otras, se siguieron las recomendaciones de algunos autores (p.e. Elliot, 2005; Harackiewicz et al., 1998): al modelar los indicadores de rendimiento académico (estudio 2) se considerará como una alternativa el empleo de la subescala de aproximación solamente, compuesta por cuatro ítems, cuando el fin sea comparar su efecto en el rendimiento académico con el efecto de la subescala original de seis ítems. La escala de metas académicas se presenta en el Apéndice B, apartado B2.

ANÁLISIS

Para dar cumplimiento al segundo objetivo trazado – disponer de medidas fiables sobre las metas académicas y la capacidad percibida en la población objetivo – se valoraron las propiedades psicométricas básicas de los instrumentos. En concreto se realizó el análisis de los ítems para valorar la fiabilidad y capacidad métrica, el análisis factorial exploratorio (AFE) para descubrir la dimensionalidad en la población analizada y el análisis factorial confirmatorio (AFC) para validar la dimensionalidad teórica del constructo. Para ello se emplearon los paquetes estadísticos SPSS versión 11.0 y AMOS versión 5.0.

Análisis factorial exploratorio (AFE) y análisis de los ítems

Para el AFE se sugieren las pautas generales de Fabrigar, MacCallum, Wegener y Strahan (1999), que comparan los resultados obtenidos al emplear distintos métodos de extracción y de rotación de factores. Los métodos de extracción empleados fueron Componentes Principales (CP) y Ejes Principales (EP). Los métodos de rotación fueron Varimax (ortogonal) y Oblimin (oblicua) con $\delta=0$. La convergencia de los resultados fue examinada mediante los índices de congruencia K y los índices de variabilidad V de MacCallum, Widaman, Zhang y Hong (1999), que miden respectivamente la correspondencia y la distancia entre las soluciones factoriales. Para interpretar los valores del índice K se adoptó el criterio seguido por MacCallum et al.: entre 0,98 y 1 excelente, entre 0,92 y 0,98 bueno, entre 0,82 y 0,92 límite, entre 0,68 y 0,82 pobre y $< 0,68$ muy pobre. Para los índices de variabilidad V se adoptó el valor 0,08 para una correspondencia aceptable y 0,05 para una buena correspondencia entre las soluciones (Rodríguez Ayán y Ruiz, en prensa). Los índices K y V se describen en el Apéndice C, apartado C1.

También se siguieron diversos criterios de selección del número de factores a extraer

(Ruiz y San Martín, 1992b; Fabrigar et al., 1999). Se emplearon la regla de Kaiser-Guttman (Guttman, 1953; Kaiser, 1960) de extracción de los autovalores superiores a 1 (K_1), el gráfico de sedimentación de Cattell (1966) – que designa el número de factores en el punto anterior a aquel en cual la pendiente se hace casi cero y se puede considerar residual – y el método Minimum Average Partial (MAP) propuesto por Velicer (1976). Para implementarlo se utilizó el procedimiento MATRIX propuesto por Ruiz y San Martín (1993).

Se utilizó también la prueba de adecuación muestral de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) para comprobar el ajuste de los datos a un modelo factorial. Se adoptó el criterio de Kaiser (1974), según el cual valores de $KMO > 0,80$ son buenos, valores $> 0,50$ y $< 0,70$ son aceptables y valores $< 0,50$ son inaceptables. También se realizó la prueba de esfericidad de Bartlett (1950, 1951), adoptando $p < 0,05$ como nivel de significación umbral para rechazar la hipótesis nula de matriz de correlaciones igual a la matriz identidad. Los detalles de todos estos análisis, así como los criterios de selección de factores, e índices de ajuste y adecuación muestral se presentan en el Apéndice C, apartado C1.

También se llevó a cabo el análisis convencional de los ítems de las escalas. Para ello se estimó el poder discriminante de cada ítem, así como la consistencia interna de las escalas – α de Cronbach (1951) – incluyendo y excluyendo el ítem. Para evaluar el poder discriminante se empleó la correlación entre la puntuación en el ítem y la puntuación en la escala, habiendo eliminado de la misma la contribución del ítem que se analiza (correlación ítem-total corregida). Este índice mide la fracción de varianza del ítem compartida con los restantes ítems de la escala (Nunnally y Bernstein, 1994).

ESTUDIO 2. Análisis Multivariante del Rendimiento Académico

3.2. Introducción

En el estudio 2 se ponen a prueba las hipótesis de investigación formuladas. Se construyen modelos predictivos del rendimiento empleando la regresión lineal y logística y modelos de ecuaciones estructurales (modelos de rutas y modelos de variables latentes con agrupaciones de ítems). Se realiza un análisis de conglomerados a fin de identificar el perfil motivacional de los participantes.

3.3. MÉTODO

Participantes

Los sujetos participantes del estudio 2 (M3) constituyen una subpoblación de los grupos M1 y M2 del estudio 1, que en marzo de 2020 constituía la población activa de su cohorte. De acuerdo con la definición de abandono adoptada para esta investigación (ausencia de asignaturas aprobadas durante dos años consecutivos, véase Capítulo 4, epígrafe 4.2) en marzo de 2020 solamente las cohortes 2015-2020 pueden evaluarse como activas o desertoras. Por lo tanto, los criterios de inclusión y exclusión de M3 son:

1. Criterio de inclusión en M3: participantes de la EEO de las cohortes 2015-2020, con al menos una asignatura aprobada durante el período de dos años comprendido entre marzo 2015 y marzo 2020.
2. Criterios de exclusión de M3: estudiantes que no participaron de la EEO, estudiantes de las cohortes 2015-2020 que en marzo 2020 fueron considerados desertores de acuerdo al criterio establecido y estudiantes que ingresaron a la especialidad de Soporte y Mantenimiento de Equipo de Cómputo por primera vez en 2019 o en 2020 (imposibilidad de ser evaluado como activo o desertor en marzo 2020).

Posteriormente se procedió a eliminar aquellos casos para los cuales los registros del colegio no estaban completos, quedando un total de 707 estudiantes. Este número representa el 51% de las poblaciones activas de las generaciones 2015-2020. Para construir los modelos multivariantes se eliminaron aquellos casos que no contestaron alguna de las preguntas de las escalas de metas o de capacidad percibida (eliminación por lista), por lo que el grupo M3 quedó constituido por 587 participantes, lo que representa el 42% de las poblaciones activas de las cohortes 2015-2020. Se dividió este grupo aleatoriamente en dos muestras, de estimación (E) y de comprobación (C), compuestas por 312 y 287 alumnos respectivamente. La división se realizó de manera de equilibrar las variables sociodemográficas en ambas muestras.

La proporción de mujeres es de 75% (muestra E) y 73,5 % (muestra C). La media de edad y la desviación típica son prácticamente las mismas: (muestra E, $M = 21,7$; $SD = 1,81$; muestra C, $M = 21,9$; $SD = 1,86$). La distribución de los participantes en términos de franjas de edad también es la misma: casi la totalidad (muestra E, 90 %; muestra C, 87%) corresponde a edad típica de estudiantes de bachillerato (15-18 años).

Para el análisis de conglomerados se trabajó con el grupo M1.

Mediciones

Variables criterio

Se propone trabajar con dos indicadores de desempeño cuantitativos, a ser modelados mediante técnicas de regresión jerárquicas y modelos de ecuaciones estructurales.

- El indicador tradicional: promedio de calificaciones en la especialidad de Soporte y Mantenimiento de Equipo.
- El indicador novedoso: progreso en la carrera

$$\text{Progreso}_i = \frac{CR_i}{CT_i}$$

El progreso en la carrera se define como el cociente entre el número de créditos reales (CR) acumulados por el alumno i desde su ingreso al bachillerato al momento de la recogida de los datos para esta investigación y el número de créditos que teóricamente debió acumular en el mismo período (CT), de acuerdo con el Plan de Estudios programado (una media de 84 créditos anuales para las carrera considerada en esta investigación, totalizando 420 créditos en 3 años). El crédito es una unidad de medida del trabajo del alumno que toma en cuenta las horas de clases teóricas, prácticas, seminarios, tutorías, evaluaciones y horas de dedicación personal al trabajo. Constituye una valoración del trabajo que el estudiante debe dedicar, en condiciones ideales, para obtener un conjunto de conocimientos. En el CECyTEM el crédito equivale a 15 horas de trabajo total del estudiante (de clase y personal). Se trata de determinar si a partir de las variables disponibles en los registros académicos de la Facultad es posible explicar la variabilidad correspondiente al progreso de los alumnos y cuáles serían los modelos predictivos más adecuados a tales efectos.

También se define una tercer variable, el rendimiento global, como la suma de las puntuaciones tipificadas de los dos indicadores (rendimiento promedio y progreso), de modo de llevarlos a una métrica común. Esta variable se empleará en los modelos de ecuaciones estructurales.

$$\text{Rendimiento global} = Z_{\text{Promedio}} + Z_{\text{Progreso}}$$

Variables explicativas

Las variables explicativas empleadas en esta investigación son características sociodemográficas y las variables de carácter académico y motivacional que se discuten a continuación. No se tuvo acceso a las calificaciones de los estudiantes en el Bachillerato, por lo que dentro de las variables de rendimiento previo se consideró la nota

de la asignatura de TIC's. Ésta es una asignatura del primer semestre de estudios, obligatoria y común a todas las carreras del plantel, por lo que pareció un buen indicador de rendimiento previo de los alumnos.

En las Tablas 4.1 y 4.2 se muestran las distintas variables consideradas así como la escala de medida correspondiente y las categorías de respuesta (variables categóricas) o su amplitud (variables continuas), según sea pertinente

Tabla 4.1. Variables sociodemográficas.

Variable	Escala de medida	Categoría de respuesta
Sexo	nominal	0 (M) 1 (F)
Orientación de Enseñanza Media	nominal	1 (Medicina) 2 (Ingeniería)
Sistema de Enseñanza Media	nominal	1 (Público) 2 (Privado)
Procedencia geográfica	nominal	1 (Irapeo) 2 (Otra comunidad)
Condición de trabajador	nominal	1 (Sí) 2 (No)
Carga horaria semana	ordinal	1 (menos de 20) 2 (entre 20 y 29) 3 (entre 30 y 44) 4 (más de 44 hs)
Vínculo entre trabajo y carrera	nominal	1 (Irapeo) 2 (Otra comunidad)
Máximo nivel de estudios de los padres	ordinal	1 (Primario) 2 (Secundario) 3 (Terciario)
Tipo de hogar	nominal	1 (Nuclear: padres o tutores) 2 (Nuclear propio) 3 (Unipersonal) 4 (Otro)
Tipo de vivienda	nominal	1 (Propia) 2 (Alquilada) 3 (Otro)

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 4.2. Variables de carácter académico y motivacional.

Variable	Amplitud	Escala de medida
Rendimiento previo (primer año del bachillerato)	0-12a	continua
Metas de aprendizaje	8-40	continua
Metas de lucimiento	6-30	continua
Metas de resultado	6-30	continua
Capacidad percibida	9-36	continua

Nota. ^a La escala de calificaciones del CECyTEM va del 0 (Deficiente) al 10 (Sobresaliente). **Fuente:** *Elaboración propia*

DISEÑO

Este estudio se enmarca en una investigación no experimental, de tipo correlacional. La estrategia de análisis es transversal, puesto que se dispone de una sola medida de las variables, en un único momento.

ANÁLISIS

Descriptivos

En primer lugar se realizaron análisis descriptivos. Los estadísticos empleados para la descripción de las variables cuantitativas fueron: media, mediana, desviación típica, asimetría y curtosis. En algunos casos se incluyó también el contraste de hipótesis de normalidad univariante y la estimación de la curtosis multivariante de Mardia (1970, 1974). En el caso de las variables nominales, así como de algunas variables ordinales con escaso número de categorías, se informan de las frecuencias y/o porcentajes.

Modelos de regresión lineal

Se construyeron modelos de regresión lineal multivariante para ambos indicadores de rendimiento, promedio y progreso. Para decidir qué variables explicativas habrían de incluirse en los análisis multivariantes, previamente se analizaron las relaciones de las predictoras con cada variable dependiente. Las asociaciones de los indicadores con las metas académicas y con la capacidad percibida se midieron mediante la correlación bivariante de Pearson; para las asociaciones con las variables demográficas se realizó el contraste t de Student (previa constatación del supuesto de normalidad) y el de Mann-Whitney. Para estos análisis preliminares se adoptó un nivel de significación umbral de

$\alpha = 0,25$. Se empleó este valor dado que Bendel y Afifi (1977) mostraron que el empleo de umbrales más tradicionales en las exploraciones bivariantes previas (p.e., $\alpha=0,05$) con frecuencia conduce a la eliminación de variables que luego resultan importantes al ser consideradas conjuntamente con otras variables en los modelos multivariantes. Para los análisis multivariantes se consideró el nivel umbral habitual ($\alpha=0,05$).

Para examinar los efectos de las variables predictoras sobre la variable criterio se tuvieron en cuenta las recomendaciones de Pedhazur (1997) respecto a las ventajas y desventajas del uso de coeficientes de regresión estandarizados (β) y no estandarizados (b) (véase Apéndice D, apartado D1). En el presente trabajo se informa de ambos coeficientes, de modo que sea posible hacer uso de las ventajas de cada uno según el caso, complementando la información que suministran.

Modelos lineales planteados

Luego de evaluar el cumplimiento del supuesto de normalidad de las variables a explicar y de la ausencia de colinealidad entre las predictoras se llevaron a cabo una serie de análisis jerárquicos o procedimiento de partición incremental de la varianza (Cohen y Cohen, 1983), para analizar los efectos de las variables predictoras sobre los indicadores de rendimiento. Como explica Pedhazur (1997), cuando se modela una variable criterio mediante un análisis de regresión en una única etapa, todos los factores explicativos incluidos en la ecuación son tratados como variables exógenas, asumiendo que tendrán solamente efectos directos sobre el criterio. En cambio en el análisis jerárquico solamente las variables incluidas en el primer bloque son consideradas exógenas y en cada etapa de la regresión se van ajustando los efectos de las variables por las variables incluidas en la etapa inmediatamente anterior. Este procedimiento permite identificar efectos indirectos, mediatizados por variables que se incluyen en una etapa posterior del análisis. Se trata de un enfoque válido para estimar los efectos de las variables después de controlar por otras variables, no para establecer la importancia relativa de los factores explicativos.

Los modelos lineales que se plantean para cada indicador corresponden a dos conjuntos de regresiones multivariantes jerárquicas y a una regresión en una sola etapa. La inclusión de las predictoras de un segundo bloque permite examinar el efecto modulador del primer bloque sobre el segundo. Debe tenerse presente que como en esta investigación existe cierto grado de colinealidad entre las variables predictoras (factores de inflación de la varianza comprendidos entre 1 y 1,45), el incremento de varianza observado luego de la

inclusión de un bloque subsiguiente no representa la fracción de varianza explicada por las predictoras de dicho bloque, sino la fracción explicada por las mismas luego de controlar por el efecto de las predictoras del bloque anterior (Pedhazur, 1997). Puesto que el progreso en la carrera no cumple con las pautas de normalidad se normalizó mediante el procedimiento de Blom (véase Apéndice F, Tabla F3) y se realizó la regresión del progreso normalizado.

Los modelos planteados son los siguientes:

1. Regresión múltiple en dos bloques. En el primer bloque se incluyen el rendimiento previo y las variables demográficas y en el segundo los constructos motivacionales. El objetivo es examinar si el agregado de estos constructos modifica sensiblemente los efectos directos del rendimiento previo sobre alguno de los indicadores de rendimiento, de modo de poner a prueba la primera hipótesis de investigación. Para ello se comparan los coeficientes de regresión del rendimiento previo en los dos bloques. De acuerdo con las hipótesis H2, H3, H4 y H5 se espera que, además del rendimiento previo, también la capacidad percibida y las metas de aprendizaje tengan efectos significativos sobre el rendimiento, no así las metas de lucimiento ni las metas de resultado.
2. Regresión múltiple en tres bloques. En el primer bloque se incluyen las variables demográficas y las metas académicas, en el segundo la capacidad percibida y en el tercero el rendimiento previo. Mediante este procedimiento se trata de determinar si las metas sin efectos significativos directos en el rendimiento tienen efectos indirectos, mediatizados por la capacidad percibida y/o por el rendimiento previo. Para ello se comparan los valores de los coeficientes de regresión de las metas en los distintos bloques. También se examina si las metas con efectos directos significativos tienen, además, efectos indirectos.
3. Regresión en una etapa. Se construyeron los modelos incluyendo únicamente al conjunto de variables con efectos significativos directos, dando lugar a los modelos reducidos. El objetivo es determinar si se modifican los efectos de las variables que permanecen en los modelos.

Análisis de interacciones

Luego de construir los modelos lineales se estudiaron posibles efectos de interacción, a fin de determinar si un modelo no aditivo presenta alguna ventaja sobre los lineales, así

como para poner a prueba la hipótesis de investigación H6 (ausencia de interacción entre las metas de aprendizaje y la capacidad percibida). Se incluyeron en el primer bloque todas las variables explicativas con efectos significativos directos sobre el indicador a modelar. Luego se repitió el análisis incluyendo conjuntamente en el segundo bloque todos los términos de interacción de primer orden que en primera instancia fueron significativos.

En general cuando los datos proceden de una investigación no experimental como en este caso, la interpretación de los efectos multiplicativos de dos factores explicativos no es simple, puesto que éstos suelen estar correlacionados (Pedhazur, 1997). En la presente investigación el grado de colinealidad entre las predictoras no es elevado, por lo que ello no parece ser un problema a la hora de interpretar los resultados de un modelo no aditivo.

Diagnóstico de anomalías

Por último se evaluó la incidencia de posibles casos de influencia mediante los siguientes estadísticos de diagnóstico: residuos tipificados Z_{res} , influencia h , distancia D de Cook (1977, 1979), ajuste tipificado (SDFFIT) y razón de covarianzas (Cov). Para establecer los puntos de corte de los índices se adoptaron los criterios recomendados por Belsley, Kuh y Welsch (1980), Hoaglin y Welsch (1978), Pedhazur (1997) y Velleman y Welsch (1981). Se adoptó como criterio para considerar un caso como anómalo cuando se excediera el valor umbral de al menos tres de los índices seleccionados.

Regresión logística

El modelo estadístico de regresión logística es más flexible que el de la regresión lineal ya que no requiere el cumplimiento de los supuestos de normalidad y homocedasticidad, y permite la inclusión directa de variables predictoras nominales. Sin embargo la dicotomización de la variable dependiente supone una pérdida de información. Mediante técnicas de simulación Taylor et al. (1996) encontraron que la pérdida de potencia para identificar un efecto significativo en una variable cuantitativa categorizada es mayor cuando la distribución resultante de tal categorización es asimétrica. Los estudios empíricos disponibles sobre dicotomización y modelado logístico de la variable progreso confirman lo anterior (Rodríguez Ayán y Coello, en prensa). Por lo tanto en este caso se decidió hacer regresiones logísticas multivariantes dicotomizando las variables rendimiento promedio y progreso según la mediana.

El punto de corte seleccionado determina dos tipos de situación curricular estudiantil.

Para el rendimiento promedio, se trata de promedios bajos frente a promedios altos, en tanto que para el progreso se trata de retraso curricular frente a ajuste curricular. Se considera el logit del promedio bajo frente al promedio alto y del retraso curricular frente al ajuste.

Al igual que en la regresión lineal primero se analizó la asociación entre cada variable predictora y las variables a modelar, considerando en principio un nivel de significación de $\alpha=0,25$, de acuerdo con las recomendaciones de Mickey y Greenland (1989). Para examinar la intensidad de las asociaciones con las variables explicativas se utilizó la razón de ventajas u Odds ratio (OR) (Agresti, 1990). La significación de los parámetros de los modelos multivariantes se examinó mediante el estadístico de Wald, el cambio en el estadístico de verosimilitud, los estadísticos de ji- cuadrado de la prueba de razón de verosimilitud Pearson (P) y Desviación (D) y el estadístico de Hosmer y Lemeshow (HS) (Hosmer y Lemeshow, 1989), considerando un valor de significación nominal $\alpha = 0,05$. También se analizaron efectos de interacción y casos anómalos, de manera análoga a lo descrito para los modelos lineales. Para el diagnóstico de anomalías se siguieron las pautas de Hosmer y Lemeshow (1989), según las cuales los estadísticos de diagnóstico se evalúan según la región de probabilidad estimada por el modelo para determinadas configuraciones o patrones de las variables explicativas (Tabla 5.3).

Tabla 4.3. Estadísticos de diagnóstico según probabilidad estimada ^a

Probabilidad estimada por el modelo logístico

Estadístico	0 – 0,1	0,1 – 0,3	0,3 – 0,7	0,7 – 0,9	0,9 - 1
ΔP	Alto o Bajo	Moderado	Moderado o Bajo	Moderado	Alto o Bajo
ΔD	Bajo	Alto	Moderado	Alto	Bajo

Nota. ΔP = cambio en el estadístico de ji-cuadrado de Pearson; ΔD = cambio en el estadístico de ji-cuadrado Desviación. ^a Extraído de Hosmer y Lemeshow (1989).

Los casos se agregaron empleando como variables de segmentación las variables predictoras con efecto significativo y se calcularon los estadísticos de Pearson y Desviación según las pautas de Hosmer y Lemeshow (1989). Para los cambios en ji-cuadrado de Pearson (ΔP) y en Desviación (ΔD) se adoptó el valor 4 como límite para considerar un ajuste pobre, dado que el valor umbral de ji-cuadrado con un grado de

libertad para un nivel $\alpha=0,05$ es 3,84.

La ventaja de la flexibilidad del modelo logístico frente al lineal podría resultar atenuada o contrarrestada por la pérdida de potencia del análisis, por lo que no se espera que los modelos logísticos resulten una mejor alternativa que los lineales. Sin embargo se ha optado por estimar los modelos logísticos para arrojar datos de validez concurrente sobre los modelos lineales por dos motivos. En primer lugar la insensibilidad de los modelos logísticos frente a las desviaciones de los supuestos básicos del modelo de regresión lineal múltiple permiten obtener estimaciones más robustas. En segundo lugar, los modelos logísticos permiten estimar de manera más eficiente el error típico de los parámetros correspondientes a las variables dicotómicas.

Modelos de ecuaciones estructurales

En primer lugar se construyeron modelos de ecuaciones estructurales para ambos indicadores de rendimiento – promedio y progreso – así como para el rendimiento global (modelos de rutas). Para ello se parte del supuesto de que las variables constituyen medidas perfectas de los constructos subyacentes. En este caso se empleó la suma de los ítems de las escalas de metas de aprendizaje, metas de lucimiento, metas de resultado y capacidad percibida como medida de cada variable latente. Las variables a explicar fueron el rendimiento promedio, el progreso y el rendimiento global, separadamente. El coeficiente de Mardia (1970, 1974) de la distribución conjunta de las tres metas académicas, la capacidad percibida, el rendimiento previo y el rendimiento promedio es de 6,354; para la distribución de las tres metas académicas, la capacidad percibida, el rendimiento previo y el progreso el coeficiente es de 6,096. Ello muestra una desviación moderada de la normalidad multivariante, por lo que se empleó el método ML para la estimación de los parámetros, (Rodríguez Ayán y Ruiz, en prensa; Schermelleh-Engel et al., 2003; Tomás y Oliver, 1998). En segundo lugar se trabajó con modelos de variables latentes, en los cuales las metas académicas, la capacidad percibida y el rendimiento global son variables latentes con sus correspondientes indicadores.

Para estimar los modelos de variables latentes se construyeron agrupaciones de ítems para definir los indicadores de las metas académicas, método que prácticamente no ha sido estudiado como alternativa frente a los modelos de rutas (Coffman y MacCallum, 2005). Puesto que las publicaciones sugieren el empleo de tres o más grupos de ítems por constructo (Little et al., 2002) se emplearon cuatro agrupaciones de dos ítems para las

metas de aprendizaje y tres grupos de dos ítems para las metas de lucimiento y para las metas de resultado. Para la capacidad percibida se emplearon como indicadores los cuatro ítems que componen la escala. Para el rendimiento global se emplearon los dos indicadores previamente definidos, el promedio y el progreso.

Las agrupaciones de ítems se construyeron de acuerdo con cuatro criterios: a) aleatoriamente, b) teniendo en cuenta las saturaciones de los ítems en la escala correspondiente, a fin de lograr grupos equilibrados en la relación ítem-constructo, c) teniendo en cuenta la asimetría de los ítems, a fin de lograr grupos equilibrados en la desviación del supuesto de normalidad multivariante y d) teniendo en cuenta el contenido de los ítems.

Si bien los ítems de cada subescala de metas académicas pueden considerarse unidimensionales, y por lo tanto las agrupaciones de los ítems de cada meta deberían ser homogéneas respecto a su contenido sea cual fuere la estrategia para su construcción, el estudio 1 arroja prueba de que las metas de resultado eventualmente podrían considerarse como bidimensionales (corto y largo plazo). Por tal razón, al emplear el método d) para agrupar los ítems en el caso de las metas de resultado se agruparon los dos ítems referidos al largo plazo (M19 y M20); las restantes dos agrupaciones se construyeron de acuerdo al criterio b). Así, las metas de resultado tienen dos indicadores de resultados a corto plazo y uno a largo plazo. En la subescala de metas de lucimiento se distinguen cuatro ítems de aproximación y dos de evitación. Por lo tanto, al agrupar según el método d) una de las agrupaciones de lucimiento se construyó con los dos ítems de evitación (M11 y M12); las restantes dos agrupaciones se construyeron de acuerdo al criterio b). Por lo tanto las metas de lucimiento tienen dos indicadores de aproximación y uno de evitación.

MODELO TEÓRICO

Se propone el modelo de rutas teórico de la Figura 4.1. Las variables exógenas, cuya varianza no es explicada por el modelo, son las metas académicas y el rendimiento previo y las endógenas la capacidad percibida y el rendimiento (promedio, progreso o rendimiento global). El modelo teórico toma en cuenta las primeras ocho hipótesis de investigación, relativas a los efectos del rendimiento previo, de la capacidad percibida y de las metas sobre el rendimiento, así como a la relación entre las metas y la capacidad. Se permite que las tres metas correlacionen entre sí. También se permite que el rendimiento previo correlacione con las metas de aprendizaje, pero no con las metas de

lucimiento ni con las de resultado, en línea con las hipótesis H3, H4 y H5.

Figura 4.1. Modelo teórico de rutas

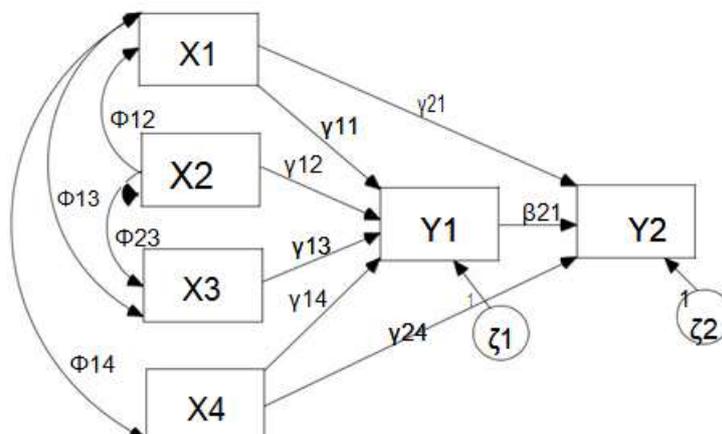


Figura 4.1. Modelo teórico de rutas. x_1 = metas de aprendizaje; x_2 = metas de lucimiento; x_3 = metas de resultado; x_4 = rendimiento previo; y_1 = capacidad percibida; y_2 = rendimiento (promedio, progreso o global); ζ_1 = error que afecta a la capacidad percibida; ζ_2 = error que afecta al rendimiento; Φ = correlaciones entre las variables exógenas.

El modelo teórico de rutas puede plantearse según el siguiente conjunto de ecuaciones:

$$Y_1 = \gamma_{11} X_1 + \gamma_{12} X_2 + \gamma_{13} X_3 + \gamma_{14} X_4 + \zeta_1$$

$$Y_2 = \gamma_{21} X_1 + \gamma_{24} X_4 + \beta_{21} Y_1 + \zeta_2$$

cuya representación matricial es:

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} & \gamma_{13} & \gamma_{14} \\ \gamma_{21} & 0 & 0 & \gamma_{24} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ X_3 \\ X_4 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \zeta_1 \\ \zeta_2 \end{bmatrix}$$

El correspondiente modelo teórico de variables latentes se muestra en la Figura 4.2.

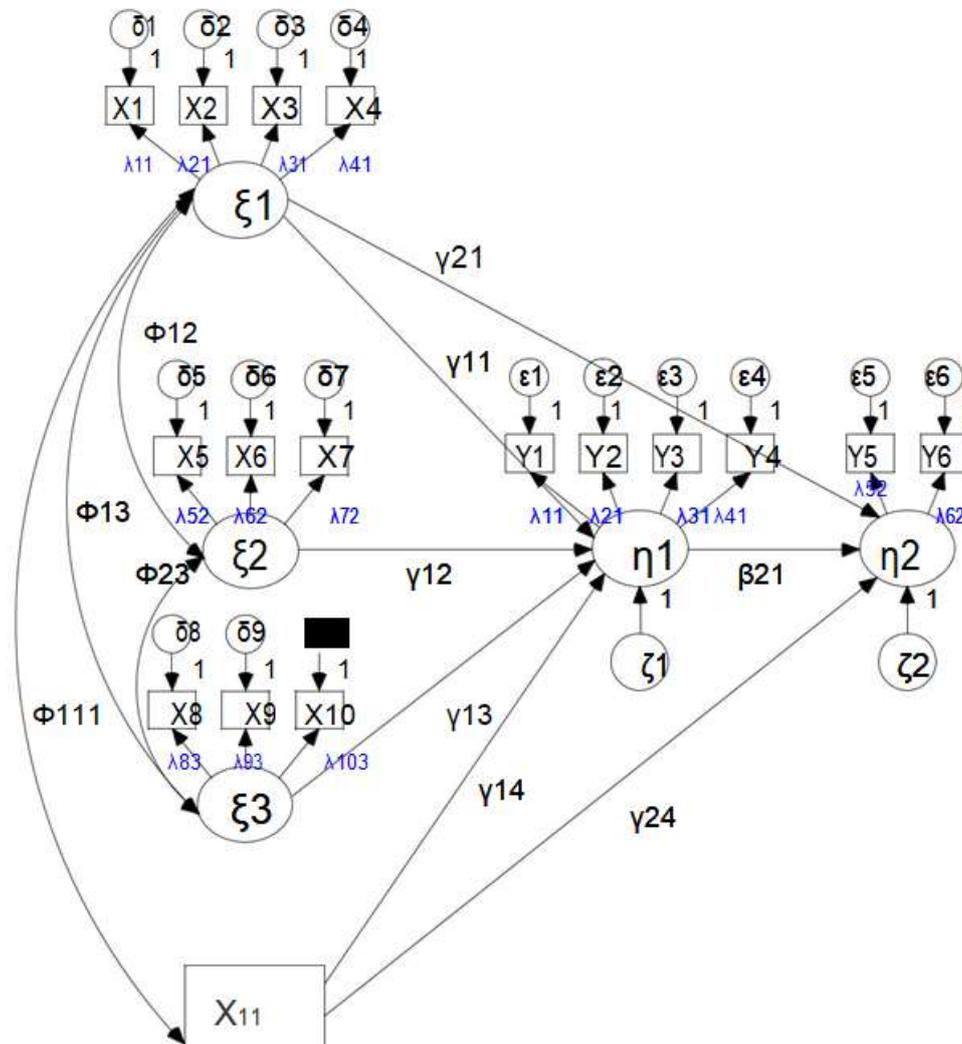


Figura 4.2. Modelo teórico de variables latentes. ζ_1 = metas de aprendizaje; ζ_2 = metas de lucimiento; ζ_3 = metas de resultado; x_{11} = rendimiento previo; η_1 = capacidad percibida; η_2 = rendimiento; x_1-x_4 = indicadores de las metas de aprendizaje; x_5-x_7 = indicadores de las metas de lucimiento; x_8-x_{10} = indicadores de las metas de resultado; y_1-y_4 = indicadores de la capacidad percibida; y_5 = rendimiento promedio; y_6 = progreso; ζ_1 = error que afecta a la capacidad percibida, ζ_2 = error que afecta al rendimiento global; $\delta_1-\delta_4$ = errores de medida de los indicadores de las metas de aprendizaje; $\delta_5-\delta_7$ = errores de medida de los indicadores de las metas de lucimiento; $\delta_8-\delta_{10}$ = errores de medida de los indicadores de las metas de resultado; $\epsilon_1-\epsilon_4$ = errores de medida de los indicadores de la capacidad percibida; ϵ_5 = error de medida del rendimiento promedio; ϵ_6 = error de medida del progreso; λ = saturaciones de los indicadores en los constructos; Φ = correlaciones entre las variables exógenas.

Las ecuaciones y representación matricial de este modelo son las siguientes:

Modelo de medida:

$$\begin{aligned}
 X_1 &= \lambda_{11}\xi_1 + \delta_1 & X_5 &= \lambda_{52}\xi_2 + \delta_5 & X_8 &= \lambda_{83}\xi_3 + \delta_8 & Y_1 &= \lambda_{11}\eta_1 + \varepsilon_1 & Y_5 &= \lambda_{52}\eta_2 + \varepsilon_5 \\
 X_2 &= \lambda_{21}\xi_1 + \delta_2 & X_6 &= \lambda_{62}\xi_2 + \delta_6 & X_9 &= \lambda_{93}\xi_3 + \delta_9 & Y_2 &= \lambda_{21}\eta_1 + \varepsilon_2 & Y_6 &= \lambda_{62}\eta_2 + \varepsilon_6 \\
 X_3 &= \lambda_{31}\xi_1 + \delta_3 & X_7 &= \lambda_{72}\xi_2 + \delta_7 & X_{10} &= \lambda_{103}\xi_3 + \delta_{10} & Y_3 &= \lambda_{31}\eta_1 + \varepsilon_3 & & \\
 X_4 &= \lambda_{41}\xi_1 + \delta_4 & & & & & Y_4 &= \lambda_{41}\eta_1 + \varepsilon_4 & &
 \end{aligned}$$

$$\begin{array}{cccccc}
 X_1 & & \lambda_{11} & 0 & 0 & \delta_1 \\
 & & \lambda_{21} & 0 & 0 & \delta_2 \\
 X_2 & & & & & \\
 X_3 & & \lambda_{31} & 0 & 0 & \delta_3 \\
 X_4 & & \lambda_{41} & 0 & 0 & \delta_4 \\
 & & 0 & \lambda_{52} & 0 & \delta_5 \\
 = & & 0 & \lambda_{62} & 0 & \delta_6 \\
 & & 0 & \lambda_{72} & 0 & \delta_7 \\
 X_8 & & 0 & 0 & \lambda_{83} & \delta_8 \\
 & & 0 & 0 & \lambda_{93} & \delta_9 \\
 & & 0 & 0 & \lambda_{103} & \delta_{10} \\
 & & & & & \\
 Y_1 & & \lambda_{11} & 0 & 0 & \varepsilon_1 \\
 Y_2 & & \lambda_{21} & 0 & 0 & \varepsilon_2 \\
 Y_3 & & \lambda_{31} & 0 & 0 & \varepsilon_3 \\
 Y_4 & & 0 & \lambda_{41} & 0 & \varepsilon_4 \\
 Y_5 & & 0 & \lambda_{52} & 0 & \varepsilon_5 \\
 & & 0 & \lambda_{62} & 0 & \varepsilon_6
 \end{array}$$

Modelo de variables latentes:

$$\eta_1 = \gamma_{11}\xi_1 + \gamma_{12}\xi_2 + \gamma_{13}\xi_3 + \gamma_{111}\eta_1 + \zeta_1$$

$$\eta_2 = \gamma_{21}\xi_1 + \beta_{21}\eta_1 + \gamma_{211}\eta_1 + \zeta_2$$

$$\begin{array}{cccccc}
 1 & 0 & \eta_1 & = & \gamma_{11} & \gamma_{12} & \gamma_{13} & \gamma_{111} & \xi_1 & \zeta_1 \\
 -\beta_{21} & 1 & \eta_2 & = & \gamma_{21} & 0 & 0 & \gamma_{211} & \xi_2 & \zeta_2 \\
 & & & & & & & & \xi_3 & \\
 & & & & & & & & \xi_4 &
 \end{array}$$

Comparación de modelos explicativos (intra-grupo)

Se comparan los resultados obtenidos mediante los modelos de regresión lineal, regresión logística, los modelos estructurales de rutas y los modelos estructurales de variables latentes. Para la comparación de los modelos se consideraron valor, significación estadística ($\alpha=0,05$) y estabilidad de las estimaciones, así como el porcentaje de varianza explicada por los modelos lineales y de ecuaciones estructurales. Para los modelos estructurales también se consideraron otras dimensiones de análisis, a fin de comparar los resultados de los modelos de rutas frente a los modelos de variables latentes con agrupaciones de ítems: varianza residual de las variables endógenas, índices de ajuste global: ji-cuadrado, ji-cuadrado / grados de libertad, GFI, NFI, CFI y RMSEA.

Validación cruzada de los modelos explicativos (inter-grupos)

Los modelos de regresión lineal y de ecuaciones estructurales fueron construidos en la muestra de estimación y validados en la muestra de comprobación. La comparación de las estimaciones de los parámetros en las dos muestras se realizó mediante el estadístico de Clogg et al. (1995):

$$Z = \frac{B_E - B_C}{\sqrt{(ET)_E^2 + (ET)_C^2}}$$

donde los subíndices E y C representan las muestras de estimación y comprobación respectivamente, B el valor del parámetro no estandarizado y ET el error típico de estimación. Para tamaños de muestra grandes la distribución del estadístico de contraste se aproxima a la normal. En cada contraste de igualdad de parámetros se adoptó un nivel umbral de significación estadística α_i , de modo de mantener la tasa de error tipo I del análisis multivariante en su valor nominal ($\alpha=0,05$).

$$\alpha_i = 1 - (1 - \alpha)^{1/p}$$

donde p representa el número de parámetros cuya estabilidad inter-grupos se contrasta. De esta manera, bajo la hipótesis de que el modelo es el mismo en ambas muestras, la probabilidad de que por azar cualquiera de los contrastes individuales resulte significativo (al nivel α_i) es 0,05.

En el caso de los modelos estructurales se contrastaron también las hipótesis del procedimiento multigrupo del paquete estadístico AMOS, que se resumen en la Tabla 4.4:

4. RESULTADOS

Para la validez matemática, se realizó el análisis de los indicadores de acuerdo a las dimensiones presentadas de cada informe. La Tabla 3 muestra un ejemplo de lo que se realizó por cada indicador que integra cada informe seleccionado: (124 indicadores del Glosario de OPS/OMS; 81 del informe de Las Américas 2016 y 118 indicadores del informe de México 2010): en la columna 1 se identifica el nombre del indicador; la columna 2 presenta el tipo de operación aritmética (suma, resta, multiplicación, división) que se requiere para la obtención del indicador; en la columna 3 se define el indicador y con ello se identifica el tipo de escala de cada variable (numerador, denominador) que compone al indicador; la columna 4 presenta el tipo de escala resultado de realizar la transformación (operación aritmética) para obtener el indicador; en la columna 5 se identificó si mediante la operación aritmética se transformaba a otro tipo de escala; en la columna 6 se identificó si el indicador es matemáticamente válido, considerando que, un indicador es matemáticamente válido cuando es posible obtenerlo con operaciones aritméticas básicas; aquellos indicadores que requieren de fórmulas complejas se clasificaron como indicadores no analizados. Esto, con la finalidad de conocer del total de los indicadores de cada informe, cuáles si son posibles obtener mediante operaciones aritméticas básicas.

Tabla 3. Validez matemática de indicadores del Glosario OPS 2015. Dimensión Demográficos, de acuerdo a tipo de escala

Objeto (indicador de salud), 2015	Operación	Tipo de escala (Desde)	Tipo de Escala (Hacia)	Transformación a otro tipo de escala	Matemáticamente Válido
A.1- Población	Suma	Absoluto (Es el número total de habitantes o de un determinado sexo y/o grupo etáreo que viven efectivamente dentro de los límites fronterizos del país, territorio o área geográfica en un punto de tiempo específico, usualmente a mitad de año)	Absoluto	No	SI
A.2- Proporción de población urbana	División	Absoluto (población zona urbana) entre Absoluto (total de población)	Razón	SI	SI
A.3- Proporción de población menor de 15 años de edad	División	Absoluto (población menor de 15 años) entre Absoluto (total de población)	Razón	SI	SI
A.4- Proporción de población de 60 y más años de edad	División	Absoluto (población de 60y más años) entre Absoluto (total de población)	Razón	SI	SI
A.5- Razón de dependencia	Suma	Absoluto (población menor de 15 años más población de 65 y más años)	Absoluto	No	SI
	División	Absoluto (población menor de 15 años y población de 65 y más años) entre Absoluto (población de 15 y 64 años)	Razón	SI	SI
	Multiplicación	Razón (proporción de dependencia) por (Absoluto 100 personas)	Razón	SI	SI

Se analizó si las operaciones aritméticas y las escalas definidas en cada indicador garantizaban la condición de representación.^f Los indicadores de salud que pudieron indicarse como matemáticamente válidos son: 90% del *Glosario OPS/OMS*, 89% del

documento en *Las Américas* y 91% del documento en *México*. Es decir, alrededor del 10% de indicadores de los documentos revisados requieren de operaciones matemáticas complejas, por lo que fueron reverenciados como *no analizados* debido a la complejidad en la construcción del indicador, dado que el tratamiento y análisis de los datos se realiza por lo general, bajo la responsabilidad de diversas instituciones.

En la comparación de los indicadores básicos de salud que establece OPS/OMS en el Glosario, se encontró que, 35% (44) de los indicadores publicados en *Las Américas* y en *México* se relacionan con los establecidos en el *Glosario*. Los dominios con más del 50% de coincidencia fueron *Demográficos* en los dos documentos de comparación y *Mortalidad* del documento de indicadores en *México* (Tabla 4).

Tabla 4. Indicadores de salud del Glosario OPS, con relación a indicadores de informes de Las Américas y de México.

Categorías de indicadores Glosario de OPS* 2015	Total de indicadores OPS 2015	Indicadores de OPS considerados en informe de Las Américas 2016		Indicadores de OPS considerados en informe de México 2010	
		Total	%	Total	%
A. Demográficos	12 (9.7%)	7	58.3	7	58.3
B. Socioeconómicos	12 (9.7%)	1	8.3	0	0.0
C. Mortalidad	37 (29.8%)	12	32.4	22	59.5
D. Morbilidad y Factores de Riesgo	30 (24.2%)	14	46.7	5	16.7
E. Recursos, Servicios, Cobertura	33 (26.6%)	10	30.3	10	30.3
Total	124 (100%)	44	35.5	44	35.5

a. Nota: *OPS (Organización Panamericana de la Salud)

b. Fuente: Construcción propia a partir de los documentos revisados

En la comparación de los indicadores que se publican a nivel internacional en el documento de *Las Américas*; 44 (54.3%) indicadores del *Glosario OPS/OMS* y 33 (40.7%) indicadores en *México* se relacionan con éste. Los dominios que presentaron más del 50% de coincidencia son *Demográficos-Socioeconómicos*, y *Del estado de salud: morbilidad y mortalidad* del documento de indicadores en *México* y *Del estado de salud: morbilidad y mortalidad* del Glosario de OPS, con respecto al documento base (Tabla 5).

Tabla 5. Indicadores de salud del informe de Las Américas, con relación a indicadores del Glosario de OPS y del informe de indicadores de México

Categorías de indicadores básicos de la situación de salud en Las Américas 2016	Indicadores de Las Américas 2016	Indicadores de Las Américas considerados en Glosario OPS 2015		Indicadores de Las Américas considerados en informe de México 2010	
		Total	%	Total	%
Demográficos - Socioeconómicos	16 (19.7)	7	43.8	9	56.3
Del estado de salud: morbilidad y mortalidad	32 (39.5)	22	68.8	17	53.1
Factores de riesgo	14 (17.3)	8	57.1	1	7.1
Cobertura de servicios	11 (13.6)	3	27.3	3	27.3
Sistemas de salud	8 (9.9)	4	50.0	3	37.5
Total	81	44	54.3	33	40.7

Nota: *OPS (Organización Panamericana de la Salud)

Fuente: Construcción propia a partir de los documentos revisados

En cuanto a la relación del documento de indicadores *en México*, se encontró que 41.5% (49) indicadores del *Glosario OPS/OMS* y 28% (33) indicadores de *en Las Américas* se relacionan con los indicadores publicados en México. Identificándose en esta comparación, más del 50% de coincidencia en los dominios: *morbilidad* 7 (70%) y *Cobertura, Recursos y Servicios* 8(50%) en el Glosario OPS/OMS. En el documento de indicadores *en Las Américas* no se identificaron indicadores en este dominio (Tabla 6).

Tabla 6. Indicadores de salud del informe de México con relación a los indicadores Las Américas y del Glosario de OPS

Categorías de Indicadores de México 2010	Indicadores de México 2010		Indicadores de México considerados en el Glosario OPS* 201		Indicadores de México considerados en informe de Las Américas 2016_	
	Individual	Total	Total	%	Total	%
Agrupados						
Demográficos – Socioeconómicos	16	22(18.6%)	10	45.5	10	45.5
Mortalidad	24	60(50.8%)	24	40.0	15	25.0
Morbilidad	8	10(8.5%)	7	70.0	2	20.0
Cobertura, Recursos y Servicios	7	16(13.6%)	8	50.0	6	37.5
Financieros	5	10(8.5%)	0	0.0	0	0.0
Total	60	118(100%)	49	41.5	33	28.0

Nota: *OPS (Organización Panamericana de la Salud)

Fuente: Construcción propia a partir de los documentos revisados

Como puede apreciarse en el análisis realizado, los indicadores que establece la OPS/OMS para facilitar el monitoreo y seguimiento de metas en salud, así como la recopilación y utilización de datos para caracterizar la situación y tendencias de salud en la población de países de las Américas; uno de cinco dominios (mortalidad) es donde los tres documentos concentran la mayor parte de los indicadores.

5. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

5.1. Discusión

Una de las resoluciones de la Iniciativa Regional de Datos Básicos en Salud, es que se utilicen los indicadores de salud como fuente principal para la medición cuantitativa y la comparación de prácticas en cuanto al logro de metas de situación de salud fijadas por mandatos nacionales e internacionales, por lo que la disponibilidad de indicadores básicos que la iniciativa provee en la Región de las Américas, debe ser la materia prima para el análisis de salud.(OPS, 1997). De acuerdo a los resultados obtenidos, no se puede hacer un análisis transversal comparativo entre regiones, debido a la dificultad para comparar el 100% de los indicadores establecidos. Los resultados reflejan que solo la Dimensión Mortalidad es comparable en el 60% de los indicadores de los tres informes revisados. Aunque en el presente artículo solo han explorado indicadores básicos de salud en los informes de la Región de las Américas y México, respecto a los indicadores básicos de salud considerados en el Glosario de OPS, se observa un vacío en la disponibilidad de información para la toma de decisiones basada en evidencia, para el análisis y evaluación de la situación de salud (OPS, 2001). Se requiere de iniciativas que mejoren la recolección, calidad y uso de los datos para caracterizar la situación y tendencias de salud de la población de los países de la Región de las Américas (OPS, 2014).

Considerando las operaciones básicas que se deben realizar según el tipo de escala de cada indicador (Sánchez, 2012; Valdés, 2011). Se realizó el análisis de la validez matemática de indicadores de los informes seleccionados, se encontró que: 88% de los indicadores de OPS, 90% de Las Región de las Américas y 100% de México, son matemáticamente válidos. Es fundamental aclarar que el 10% restante, **no se pudo determinar**, debido a que utilizan operaciones aritméticas complejas. El tratamiento y análisis de los datos para la construcción de los indicadores, se realiza por varias estructuras de organización, generalmente bajo la responsabilidad de diferentes instituciones, lo que dificulta identificar la validez de éstos (Pinzón et al., 2016). La

investigación aporta, especialmente la validación de los indicadores básicos de salud que se obtienen mediante operaciones aritméticas básicas; lo que refleja que, 90% de los indicadores básicos de salud son factibles de calcular; considerando la importancia de éstos, para una evaluación objetiva de la situación de salud de la población (OPS, 2001). En la comparación de los informes sobre indicadores básicos de salud; de 124 indicadores que propone OPS/OMS en su Glosario de indicadores de salud, el 35.5% (44) están considerados en el informe de *indicadores básicos de la situación de salud en Las Américas* (OPS, 2016). *Misma cifra se obtuvo en el informe de los indicadores en salud de México* (OPS, 2010). Si bien, algunos países han fortalecido la estandarización de indicadores y el acceso a la información de salud de la población (Pinzón et al., 2016). El análisis realizado, permite identificar que no se está dando el seguimiento a la totalidad de indicadores propuestos por OPS para conocer la situación de salud de la población tanto a nivel internacional como en México; si bien cada país integra los indicadores de acuerdo a las necesidades de salud “locales”, los esfuerzos de OPS para la comparación de indicadores de salud entre países a nivel Latinoamérica son fundamentales.

5.2. Conclusiones

Los indicadores de salud, metodológicamente deben ser construidos de forma sencilla, de fácil comprensión e interpretación y comparables en el tiempo y espacio. Los indicadores básicos de salud objeto de estudio de esta investigación, en su mayoría (más del 90%) son construido mediante operaciones aritméticas (suma, resta, multiplicación, división); los tipos de escala que se identificaron en cada indicador, garantizaron la condición de representación, dado que cada variable del indicador tiene su tipo de escala determinada. Con este trabajo se logró identificar que existe una amplia brecha para la comparación entre los indicadores que establece la OPS en el Glosario de indicadores de salud, respecto a los que se publican en los informes revisados en La Región de las Américas y en México. Se identifica la falta de estandarización en el uso de indicadores a nivel internacional y nacional, lo que dificulta su comparación. Es importante considerar la relevancia de los indicadores básicos de salud para la toma de decisiones en las políticas públicas de salud. Sin embargo, entre las limitaciones de este estudio cabe destacar que no se consideró en su objetivo, identificar la disponibilidad de las diferentes fuentes para el cálculo de los indicadores. Siendo un reto para futuras investigaciones. dada la importancia de la disponibilidad de las fuentes de datos oficiales que hoy en día es un reto

en México, así como la estandarización y calidad de la información recolectada para la toma de decisiones.

6. REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

- Aurino, E. (2014). Selecting a core set of indicators for monitoring global food security: A methodological Proposal. FAO. Disponible en: <http://www.fao.org/3/a-i4095e.pdf>. Consultado (1/marzo/ 2019).
- Boerma, T., Y Mathers, C. (2015). The World Health Organization and global health estimates: improving collaboration and capacity. BMC Medicine. Disponible en URL: DOI 10.1186/s12916-015-0286-7. Consultado (1/marzo/ 2019).
- Centro Español de Metrología (CEM). (2012). Vocabulario Internacional de Metrología - Conceptos fundamentales y generales, y términos asociados (VIM). Disponible desde: [https://doi.org/10.1016/0263-2241\(85\)90006-5](https://doi.org/10.1016/0263-2241(85)90006-5)
- Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL). (2016). Informe de avance del grupo de trabajo ad hoc encargado de elaborar una propuesta de indicadores para el seguimiento regional del Consenso de Montevideo sobre población y desarrollo, LC/L.4201(MDP.3/3), Santiago. Consultado (8/febrero/ 2019).
- Hosseinpoor AR, Bergen N, Koller T, Prasad A, Schlottheuber A, et al. (2014) Equity-Oriented Monitoring in the Context of Universal Health Coverage. PLoS Med 11(9): e1001727. doi:10.1371/journal.pmed.1001727. Consultado (1/marzo/ 2019).
- Larson C, Mercer A. (2004) Global health indicators: an overview. CMAJ. 171(10):1199-1200; DOI: <https://doi.org/10.1503/cmaj.1021409>. Disponible en: <http://www.cmaj.ca/content/cmaj/171/10/1199.full.pdf>. Consultado (8/febrero/ 2019).
- López, C., y Galbán, P. (2011). Definiciones, características y problemas en el empleo de indicadores de salud. Revista Cubana Salud Pública. Disponible en URL: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=21418849011>. Consultado (28/octubre/ 2017).
- Moreno-Altamirano A., López Moreno S., y Corcho-Berdugo A. Principales medidas en epidemiología. (2000). salud pública de México / vol.42, no.4.
- Murray C., y Frenk J. (2000), framework for assessing the performance of health systems. Bulletin WHO. Consultado (1/marzo/ 2019).

- Naciones Unidas, (2015). Transformar nuestro mundo: la Agenda 2030 para el Desarrollo sostenible. A/RES/70/1. Consultado (1/marzo/ 2019).
- Organización Panamericana de la Salud (OPS/OMS). (1997). Recopilación y utilización de datos básicos en salud. CD40/19 (Esp.). XL Reunión OPS XLIX Reunión OMS Washington, D.C.
- Organización Panamericana de la Salud (OPS). (2001). Indicadores de Salud : Elementos Básicos para el Análisis de la Situación de Salud. Boletín Epidemiológico. Retrieved from http://www1.paho.org/spanish/sha/eb_v22n4.pdf
- Organización Panamericana de la Salud (OPS). Unidad de Información y Análisis de Salud (HA). (2015). Glosario de Indicadores Básicos de la OPS. Washington DC. Disponible en URL: <https://www.paho.org/hq/dmdocuments/2015/glosario-spa-2014.pdf>. Consultado (1/marzo/ 2017).
- Organización Panamericana de la Salud (OPS). (2010). Situación de salud en México 2010, Indicadores básicos. disponible en URL: https://www.paho.org/mex/index.php?option=com_content&view=article&id=200:indicadores-basicos-mexico-2000-2010&Itemid=309. Consultado (6/mayo/ 2017).
- Organización Panamericana de la Salud (OPS). (2014). Estrategia para el acceso universal a la salud y la cobertura universal de salud. Hacia el consenso en la Región de las Américas. 66. Sesión del Comité Regional de la OMS para Las Américas, 1–26. Disponible en URL: <https://doi.org/10.1590/0104-1169.0000.2502>. Consultado (22/abril/ 2019).
- Organización Panamericana de la Salud (OPS). (2016). Situación de la Salud en las Américas: Indicadores Básicos 2016. Consultado (25, marzo 2017). Disponible en URL: <http://iris.paho.org/xmlui/handle/123456789/31288>. Consultado (25, marzo 2017).
- Organización Panamericana de la Salud (OPS). (2017). Informe quinquenal 2013-2017 del Director de la Oficina Sanitaria Panamericana. Abogar por la salud a favor del desarrollo sostenible y la equidad: En el camino hacia a la salud universal. sostenible y la equidad: En el camino hacia a la salud universal. Consultado (14, diciembre 2019). Disponible en URL: http://iris.paho.org/xmlui/bitstream/handle/123456789/34314/9789275319703_spa.pdf?sequence=12&isAllowed=y

- Organización Panamericana de la Salud (OPS). (2018). Indicadores de salud: Aspectos conceptuales y operativos. Disponible en URL: https://www.paho.org/hq/index.php?option=com_content&view=article&id=14405:health-indicators-conceptual-and-operational-considerations&Itemid=0&lang=es. Consultado (23/septiembre/ 2018).
- Organización Panamericana de la Salud. (1997) Recolección y Uso de Datos Básicos en Salud. Washington, DC: OPS. Documento CD40.R10.
- Pfleeger, S. L., & Society, I. C. (1995). Towards a Framework for Software Measurement Validation, 21(12), 1017–1071.
- Pfleeger, S. L. (1997). Software Metrics. (P. P. Company, Ed.) (Second). Retrieved from <http://www.arcliive.org/details/softwaremetricsrOOofent>
- Pinzón Flórez CE, Chapman E, Panisset U, Arredondo A, Fitzgerald J, Reveiz L. (2016). Disponibilidad de indicadores para el seguimiento del alcance de la “Salud Universal” en América Latina y el Caribe. Rev Panam Salud Publica. 2016;39(6):330–40
- Sánchez, S. Sicilia, M. Rodriguez, D. (2012). Ingeniería del software. Un enfoque desde la guía SWEBOK. Alfaomega. 2012. Consultado (19/junio/ 2017).
- Stevens G., et. al. (2016). Guidelines for Accurate and Transparent Health Estimates Reporting: the GATHER statement. Vol. 388. The Lancet. Disponible en URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0140673616303h889?via%3Dihub#!> Consultado (1/marzo/ 2019).
- Toledo, C. (2005) Fundamentos de Salud PúblicaI. Disponible en URL: <http://bibliotecadesalud.com/espmedica/libros/Fundamentos de Salud Publica 1.pdf>
- Valdés, F. (2011). *Design of a Fuzzy Logic Software Estimation Process*. Consultado (19/junio/2017).