

Factores asociados al rendimiento académico en un curso de introducción a la Estadística en Costa Rica

Rebeca Sura-Fonseca

Escuela de Sociología

Universidad de Costa Rica

Leiner Víquez-García

Luis Rojas-Torres

Instituto de Investigaciones Psicológicas,

Prueba de Habilidades Cuantitativas y

Escuela de Matemática

Universidad de Costa Rica

Resumen: *El presente estudio analiza la relación de seis variables (que han sido asociadas con el desempeño en cursos de matemática) con el rendimiento en un curso de introducción a la Estadística: razonamiento cuantitativo, inteligencia fluida, autoeficacia matemática, razonamiento viso-espacial, sexo y capital cultural-económico. Se analiza la información de las seis variables mencionadas y la nota obtenida en el curso Estadística Introductoria de 73 estudiantes de la carrera de Estadística de la Universidad de Costa Rica. El análisis de regresión lineal evidencia que las variables con mayor relación positiva con el rendimiento son el razonamiento cuantitativo y la autoeficacia. Por ello, se discute la posibilidad de implementar intervenciones con estudiantes de nuevo ingreso a la carrera de Estadística.*

Palabras clave: *rendimiento académico; Estadística; educación estadística; razonamiento cuantitativo; autoeficacia; inteligencia fluida; capital económico cultural; razonamiento visoespacial; género.*

Factors associated with student performance in an introductory Statistics course in Costa Rica

Abstract: *This study analyzes the relationship between six variables (which have been associated with performance in mathematics courses) and performance in a statistics course. These variables are quantitative reasoning, fluid intelligence, mathematical self-efficacy, visuospatial reasoning, gender, and cultural-economic capital. Data on the six variables and the numerical grade obtained in an Introductory Statistics course of 73 students of the Statistics career of the University of Costa Rica is analyzed. Linear regression analysis shows that the variables with the greatest positive relationship to performance are quantitative reasoning and self-efficacy. The possibility of implementing interventions with new students in the area of statistics is discussed.*

Keywords: *academic performance, Statistics, statistical education, quantitative reasoning, self-efficacy, fluid intelligence, cultural capital, economic capital, visuospatial reasoning, gender.*

1. INTRODUCCIÓN

La Estadística es un área de la matemática que en los últimos años ha tomado un papel relevante en todas áreas del quehacer humano como el desarrollo tecnológico, la salud, la economía y la política. En la actualidad, los tomadores de decisiones utilizan el análisis de las estadísticas como la principal fuente de insumos para realizar su trabajo, dado que la estadística permite acceder a interpretaciones objetivas de grandes cantidades de información (Barreto-Villanueva, 2012; Pullinger, 2013; Vásquez 2020).

Ante la creciente demanda de profesionales en Estadística, las instituciones formadoras de profesionales en estadística se enfrentan al reto de informar a la comunidad interesada en la carrera cuáles son las habilidades deseadas para estudiar la carrera de forma eficiente. Por otro lado, las instituciones universitarias están explorando elementos pedagógicos, directrices y recursos para que los estudiantes de los cursos de Estadística y, en particular, los que se están formando para ser profesionales en esa disciplina, vean reforzadas competencias requeridas para desempeñarse exitosamente en sus cursos y en su desempeño posterior como profesionales (Blanco, 2018; Ramos, 2019; Martínez-Castro y Zapata-Cardona, 2020).

Con base en lo anterior, el presente artículo da cuenta de algunas competencias asociadas con un indicador de éxito en la carrera de Estadística: el rendimiento en un curso introductorio de estadística. Garbanzo (2007) describe el rendimiento académico como una suma de factores que actúan sobre la persona que aprende y lo define como un valor atribuido al logro de la persona estudiante en las tareas académicas y que permite certificar dicho logro mediante las calificaciones obtenidas. Para esta autora, las notas representarán un indicador preciso y accesible para el rendimiento académico, si se asume que, en efecto, reflejan el logro académico en los diferentes componentes del aprendizaje.

Ahora bien, la cantidad de competencias que se pueden considerar en un análisis de rendimiento académico es muy extensa (Garbanzo, 2007; Montero, Villalobos y Valverde, 2007; Miñano y Castejón, 2011; Elvira-Valdez y Pujol, 2014; Vargas y Montero, 2016). En este trabajo, se pretende dar cuenta de analizar la relación entre diversas variables cognitivas y sociales de los estudiantes de la carrera de Estadística con el desempeño en el rendimiento en un curso introductorio de estadística de dicha profesión. Específicamente se van a tomar en cuenta el razonamiento cuantitativo, la inteligencia fluida, la autoeficacia y el razonamiento espacial. Adicionalmente a las variables ya señaladas, se estudiará si dos factores que han sido asociados con diferencias en el rendimiento en matemática, se relacionan con diferencias en el rendimiento en la estadística, a saber, el sexo y el capital cultural y económico. Lo anterior se realiza mediante un análisis cuantitativo descriptivo y exploratorio.

La selección de estas variables se justifica en el hecho de que, como se expondrá a continuación, existen múltiples estudios que reportan altos niveles de correlación entre cada una de dichas variables con el rendimiento académico en matemática, por tanto, parece razonable suponer que esto se replica en el área de la estadística. No obstante, hay que someter esta suposición a investigación, ya que se ha argumentado que las similitudes y las diferencias entre educación matemática y educación estadística, demandan un análisis cuidadoso que tome en cuenta las interacciones entre ambas disciplinas antes de establecer generalizaciones de resultados de una de ellas hacia la otra, particularmente cuando se hacen especulaciones en las cercanías de los límites entre ambas (Del Pino y Estrella, 2012; Groth, 2015).

2. MARCO CONCEPTUAL

2.1 Razonamiento Cuantitativo

Uno de los factores que ha sido asociado al rendimiento académico en matemática y que se busca explorar en el presente estudio es el *razonamiento cuantitativo* (RC). Dwyer, Gallagher, Levin y Morley (2003) definen el RC como la habilidad de analizar información cuantitativa, tomando en cuenta como parte de ese análisis la determinación de cuáles destrezas y procedimientos pueden ser aplicados a un problema particular para llegar a su resolución. Dichos autores también destacan que el RC es fundamentalmente diferente al dominio de contenidos matemáticos, ya que el conocimiento del contenido es necesario (aunque no suficiente) para la resolución de problemas que requieren (o que busquen medir) el RC.

Rojas, Mora y Ordóñez (2018) encuentran evidencias que respaldan la hipótesis de que el razonamiento cuantitativo (medido con una prueba asociada a este constructo) es un predictor relevante del rendimiento en cursos introductorios de matemática en carreras de Ciencia, Tecnología, Ingeniería y Matemática (STEM por sus siglas en inglés); controlando otras variables relevantes para la predicción del mismo, tales como tipo de colegio de procedencia (público o privado), sexo, prueba de admisión a la universidad, promedio de cursos de matemática en secundaria. Los resultados de dicho estudio evidenciaron que en todos los modelos finales, la variable de razonamiento cuantitativo fue

la más importante como predictora del rendimiento académico en los cursos introductorios de matemática, siendo que a mayor nivel de razonamiento cuantitativo hay un mejor rendimiento en los cursos.

Diferentes investigaciones han identificado una correlación positiva entre el razonamiento cuantitativo y el rendimiento académico en diferentes cursos universitarios que revisten un perfil cuantitativo o que, al menos, tienen un componente importante de contenido matemático (Johnson y Kuennen, 2006; Veenstra Dey y Herrin, 2009; Guglietta y Delgado, 2010; White y Sivitanides, 2003; Colorado y Corcino, 2014; Islam y Al-Ghassani, 2015). Algunos ejemplos específicos de cursos universitarios en los que se ha puesto en evidencia la relación a la que se ha hecho referencia son: (i) curso introductorio de contabilidad (Yunker, Yunker y Krull, 2003); (ii) curso introductorio de Estadística (Johnson y Kuennen, 2006); (iii) cursos introductorios de Negocios y Economía (White y Sivitanides, 2003) ; y, (iv) cursos introductorios de matemática universitaria en carreras como Física, Meteorología, Matemática, Ciencias y Farmacia de la Universidad de Costa Rica (Rojas, 2014).

2.2. Autoeficacia

La *autoeficacia* en términos generales se refiere a la convicción que una persona tiene de poder llevar a cabo exitosamente las tareas requeridas ya sea para obtener ciertos resultados o para lidiar con situaciones particularmente amenazantes a través del esfuerzo persistente (Bandura, 1977). La autoeficacia conlleva además la creencia en la capacidad propia de un individuo para la movilización de la motivación y los recursos cognitivos así como el encauzamiento y ejecución de las acciones necesarias para tomar el control sobre eventos dados que potencialmente representan una amenaza (Ozer y Bandura, 1988). Es esta creencia la que permite explicar por qué se asocia un nivel alto de autoeficacia con un mejor desempeño ante eventos específicos. Una muestra de eventos en los que la autoeficacia podría influenciar el desempeño, la proveen los contextos educativos: la participación en una clase, la realización de una prueba estandarizada, el rendimiento en un curso, etc.

De hecho, Schunk y DiBenedetto (2016) hacen referencia a la autoeficacia en contextos educativos. Señalan que la misma puede influir positivamente en los estudiantes en lo que se refiere a la selección de actividades, esfuerzo invertido, persistencia, interés y niveles de desempeño. Honicke y Broadbent (2016) indican que en ámbitos académicos se define la *autoeficacia académica* como una referencia a la autoeficacia de quien aprende. Estos autores hacen un recuento de estudios que relacionan positivamente la autoeficacia y el desempeño académico en diferentes ambientes y etapas de aprendizaje (primaria, secundaria, universitaria), así como en diferentes niveles de especificidad (éxito al completar tareas propias de una asignatura, obtención de una calificación específica en una materia o la aprobación de un curso universitario). Estudios meta-analíticos aportan evidencia de una relación moderada positiva entre la autoeficacia académica y el desempeño académico de los estudiantes (Robbins, Lauver, Le, Davis, Langley y Carlstrom, 2004; Richardson, Bond y Abraham, 2012; Honicke y Broadbent, 2016).

Ahora bien, en el caso específico de la educación estadística se han llevado a cabo investigaciones relacionadas con una categoría de la autoeficacia que ha sido denominada *autoeficacia estadística* y que se define como la confianza de las personas en su capacidad para completar tareas específicas relacionadas con la estadística. No obstante, los resultados con respecto a la relación entre autoeficacia estadística y desempeño en esa disciplina han sido sorpresivamente disímiles. Una asociación positiva entre la autoeficacia estadística de los estudiantes en un curso de Estadística y su rendimiento académico en el mismo ha sido reportada en algunos estudios (Finney y Schraw, 2003; Bandalos et al., 2003), mientras que algunas investigaciones obtienen resultados diferentes. Por ejemplo, Walker y Brakke (2017) reportan como parte de sus hallazgos la ausencia de una asociación estadísticamente significativa entre la autoeficacia en estadística de los estudiantes de un curso de Estadística y su desempeño en ese curso.

Scheider (2011) tampoco llega a encontrar una relación significativa entre autoeficacia estadística y desempeño en un curso de estadísticas y, de hecho, uno de los dos instrumentos que utilizó para medir la autoeficacia mostró una correlación negativa con el desempeño, sin llegar a alcanzar significancia. En este último estudio el autor atribuye la ausencia de la esperable correlación positiva significativa entre esas variables al hecho de que la medición de la autoeficacia estadística se hizo al inicio de un semestre, mientras que la medición del desempeño se efectuó mediante los exámenes del curso, uno a mediados y otro a finales de semestre. Esta explicación la sustenta en Bandura (1997) quien sugiere que cuando las mediciones de la autoeficacia y del desempeño tienen mayor proximidad temporal la relación entre ambas será más precisa, lo que desaconseja diferencias prolongadas en la toma de esas medidas en estudios que involucren la autoeficacia. Cabe destacar que, además de la disparidad temporal, Bandura (1997) hace referencia a varias posibles explicaciones para la discordancia entre autoeficacia y desempeño, tales como deficiencias en las mediciones de ambas variables, ambigüedad o desconocimiento con respecto a lo que la tarea de desempeño requerirá, objetivos poco definidos, poca información del desempeño propio durante el desarrollo de la tarea, entre otras.

2.3. Razonamiento visoespacial

En el contexto de una taxonomía de habilidades psicológicas, las habilidades relacionadas con el razonamiento visoespacial han sido clasificadas por McGrew (2009) en una categoría general que denomina *habilidades de procesamiento visual*. Esta categoría hace referencia a la habilidad de generar, almacenar, recuperar y transformar imágenes y sensaciones visuales. Según la descripción dada por este autor, estas habilidades generalmente se miden mediante tareas (en las que aparecen estímulos geométricos o figurales) que requieren la percepción y transformación de imágenes o formas visuales o tareas que requieren mantener la orientación espacial en relación con objetos que pueden cambiar o moverse en el espacio. En esta categorización se detallan como habilidades específicas del procesamiento visual las siguientes: visualización, establecimiento de relaciones espaciales, escaneo espacial, integración perceptual de

series, estimación de longitudes, identificación de ilusiones perceptuales, alternancias perceptivas, imágenes.

En el estudio de los factores que pueden incidir en el desempeño en cursos de Matemática o, particularmente de Estadística, el razonamiento visoespacial se ha vuelto relevante, pues como señala Arcavi (2003) la visualización (entendida como capacidad, proceso y producto de la creación, interpretación, uso y reflexión sobre retratos, imágenes, diagramas, en nuestras mentes, en el papel o con herramientas tecnológicas) tiene como propósito la representación y comunicación de información, el pensamiento y desarrollo de ideas previamente desconocidas y comprensión avanzada. En ese sentido este autor afirma de esta habilidad específica que permite *ver lo invisible en los datos*, en alusión a las abstracciones que no son visibles literalmente y, de hecho, Arcavi da como instancia de este tipo de entes *invisibles* el caso de las matemáticas (o disciplinas aliadas, por ejemplo, manejo de datos o estadísticas) puesto que manipulan objetos y entidades muy diferentes de cualquier fenómeno físico y, por tanto, requieren la habilidad de visualización en diferentes formas y niveles.

Godino et al. (2012), también se refieren a la importancia del papel de la visualización en la actividad de la producción y comunicación matemática, en la formación de conceptos, en los procedimientos y en los modos de justificación de las proposiciones matemáticas. Ellos concluyen que en la configuración de objetos y procesos asociados a la matemática, el componente analítico (fundamental en etapas de generalización y justificación de las soluciones), se apoyará en un componente visual. Para estos autores, ambos componentes se apoyan mutuamente en el proceso de solución de tareas matemática. En ese sentido el grado de visualización utilizado durante la ejecución de una tarea será clave en la comprensión inicial de la naturaleza de la misma y en la elaboración de conjeturas.

Algunos estudios han explorado las relaciones entre las habilidades visoespaciales y el desempeño en matemática. Por ejemplo, en un estudio longitudinal Geer, Quinn y Ganley (2019) obtienen resultados que sugieren una relación positiva entre habilidades espaciales y rendimiento en matemática en alumnos en edad escolar. Otra investigación con estudiantes también en etapa escolar (Lowrie, Logan, y Ramful, 2017) expone a un grupo de estudiantes a un entrenamiento en habilidades visoespaciales y lo comparan con un grupo que no ha recibido el entrenamiento (control) y obtienen como resultado un mejor desempeño en el grupo de sujetos que fueron parte de la intervención diseñada. También se ha investigado la relación entre razonamiento visoespacial y desempeño en matemática en etapas de la vida adulta, en aspectos que pueden incidir incluso en la selección y el desempeño en cursos o carreras. Por ejemplo, Wai, Lubinski y Benbow (2009) han llevado a cabo un estudio longitudinal que aporta evidencia del papel de la habilidad visoespacial como un predictor del éxito académico en carreras STEM; Shea, Lubinski y Benbow (2001) también llevan a cabo un estudio longitudinal que revela el papel como predictor de la habilidad espacial con respecto al perfil educativo y vocacional resultante en individuos intelectualmente talentosos, encontrando que jóvenes intelectualmente talentosos que además están dotados con mayores habilidades espaciales, tienen una mayor probabilidad de encontrarse en su edad adulta en campos relacionados con la matemática, tales como las ingenierías o las ciencias de la computación.

2.4. Inteligencia fluida

Para exponer el concepto de la *inteligencia fluida* es necesario delimitar el concepto y compararlo con su contraparte la *inteligencia cristalizada*. La inteligencia fluida (*Gf*) se relaciona con el uso de procesos mentales para resolver problemas novedosos que no pueden ser resueltos por simple memorización o conductas rutinarias; mientras que la inteligencia cristalizada (*Gc*) hace referencia a desempeños cognitivos para los cuales es necesaria la utilización de conocimientos aprendidos o habilidades adquiridos previamente. De ahí que se considere que *Gc* se fundamenta en la riqueza del conocimiento adquirido, pero es *Gf* la que provee la adquisición de las habilidades y conocimientos necesarios para la *Gc*, extendiéndose por lo tanto la definición de la *Gf* a la habilidad para aprender nueva información y, por tanto, adaptarse a situaciones novedosas (Cattell, 1963; Cattell, 1987; McGrew, 2009; Primi, Ferrão y Almeida, 2010).

La inteligencia fluida ha sido identificada como una variable que se asocia positivamente con el desempeño matemático en diferentes estudios. Por ejemplo, Taub, Floyd, Keith y McGrew (2008) reportan evidencia del efecto directo y estadísticamente significativo de la *Gf* sobre variables de desempeño matemático; Primi et al. (2010) en un estudio longitudinal con adolescentes durante dos años escolares, exploran la asociación entre *Gf* y el desempeño en matemática, no sólo mediante la comparación entre individuos, sino también por el análisis de la mejora del desempeño de cada individuo en su desempeño a lo largo del período, con lo que evidencian que *Gf* es capaz de predecir no sólo el desempeño inicial en tareas matemáticas, sino la mejora en esas tareas; Zhang y Ziegler (2015) reportan el papel de *Gf* como predictor de las notas en Matemática en una muestra de estudiantes de séptimo a onceavo grado en China; Peng., Wang, Wang, y Lin (2019) a partir de un meta-análisis reportan que la relación positiva entre *Gf* y el desempeño en matemática está influenciada por el tipo de tareas de *Gf*, las habilidades matemática y la edad.

2.5. Capital cultural y económico

Bourdieu (2001) en su teoría del capital hace referencia a tres tipos de capital, a saber, (i) el *capital económico*, transformable directa e inmediatamente en dinero; (ii) el *capital social*, que corresponde a la totalidad de los recursos basados en la pertenencia del individuo a un grupo; y finalmente, (iii) el *capital cultural*, que puede ser categorizado según sea *incorporado* (habilidades, capacidades, destrezas interiorizadas en el seno de la familia o el ámbito escolar), *objetivado* (bienes culturales materialmente transferibles por su soporte físico como por ejemplo escritos, pinturas, instrumentos o monumentos, pero cuya verdadera apropiación es intrasferible y se da por medio del capital cultural interiorizado) o *institucionalizado* (objetivación del capital cultural incorporado en la forma de títulos académicos por ejemplo).

Álvarez y Martínez (2016), retomando la teoría del capital de Bourdieu, describen dos formas en que el capital económico y cultural repercute en mayores rendimientos educativos. Una de ellas explica las diferencias en desempeño a partir de las diferencias en la distribución de los recursos económicos de los hogares (capital económico) y de

los costos de oportunidad para el estudio, pues familias con mayores limitaciones económicas tendrán menos posibilidad de costear a plenitud la educación de sus hijos, restringiendo sus oportunidades académicas. La otra teoría señala que las diferencias en los resultados educativos se relacionan con el origen sociocultural que los niños heredan de sus familias en aspectos tales como, su forma de pensar, sentir y actuar (capital cultural); es decir, aquellos estilos, gustos, hábitos y disposiciones culturales transmitidos a los niños en el seno de su familia.

Algunos estudios han aportado evidencia de una relación positiva entre elementos (generales y específicos) del capital cultural y económico sobre el rendimiento académico de los individuos. Por ejemplo, Lozano y Trinidad (2019) llevan a cabo un estudio que buscaba analizar el papel del capital cultural como predictor del rendimiento académico en las pruebas del Programa para la Evaluación Internacional de Alumnos (PISA por sus siglas en Inglés) de la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE), creado en 1997 y que busca medir los resultados en los sistemas educativos de los países asociados en cuanto al rendimiento de los estudiantes dentro de un marco común acordado internacionalmente, en áreas de lectura, ciencias y matemática (OCDE, 2017; OCDE 2018). Volviendo al estudio que Lozano y Trinidad (2019) llevan a cabo a partir de estas pruebas (llamadas comúnmente pruebas PISA), se analizan nueve variables propias del capital cultural y dos adicionales que corresponden a índices generados por la misma prueba (el índice social, económico, cultural y posesiones culturales en el hogar) y, para su población de estudio, llegan a concluir que la variable de *cantidad de libros en el hogar*, es la mejor predictora para rendimiento académico.

Con respecto a aspectos más relacionados con capital económico, Sirin (2005) lleva a cabo un meta-análisis que incluía los reportes de investigaciones que exploraban la relación entre rendimiento académico y el status socio-económico de los estudiantes, logrando evidenciar que la posición de la familia en la estructura socio-económica es uno de correlatos más fuertes en el desempeño académico. En otro estudio también meta-analítico, Peng et al (2019) obtienen resultados que sugieren papel moderador del status socio-económico de los estudiantes en la relación entre el desempeño en tareas de matemática y de lectura con la inteligencia fluida *Gf* y sugieren que esa moderación se ve influenciada por la edad, de forma que la relación entre *Gf* y desempeño para los individuos más jóvenes, es más alta en aquellos que tienen un contexto socio económico relativamente más alto.

2.6. Sexo

Las diferencias en el rendimiento en matemáticas asociadas al sexo son objeto de interés desde hace varias décadas. Como señalan Aguiar, Gutiérrez, Lara y Villalpando (2011), todavía a finales del siglo XIX la educación que recibían hombres y mujeres no era la misma, debido principalmente al rol que se asumía que hombres y mujeres debían ocupar en la sociedad y, aunque en la actualidad ya se ha logrado una mayor cercanía a la equidad de género en cuanto al acceso a una misma educación, se mantienen varias prácticas que generan una inequidad educativa en contra de las mujeres, lo cual

provoca diferencias por género tanto en los puntajes obtenidos en pruebas con contenido matemático, así como en el acceso a carreras universitarias científico-tecnológicas. Jacobs (2005) señala que, aunque la brecha por género en el acceso a esas carreras ha disminuido, aún sigue existiendo y no se debe a diferencias en cuanto a competencias matemáticas sino a diferencias por género en variables sociopsicológicas tales como, autoconcepto de la propia habilidad matemática, identidad social, valores, interés por ciertos cursos o tópicos en ellos e incluso la influencia parental.

Durante varias décadas estas diferencias han sido objeto de estudio a nivel internacional. Por ejemplo, en Latinoamérica algunas investigaciones han encontrado que en el caso de matemática los hombres presentan un mejor desempeño que las mujeres e incluso se ha encontrado alguna interacción significativa de variables de género y nivel socio-económico sobre el rendimiento en matemática, que evidencia que la brecha entre géneros es mayor en estudiantes con un menor nivel socioeconómico; es decir, las mujeres se ven aún más afectadas si presentan un nivel socioeconómico bajo (Cervini, Dari y Quiroz, 2015; Radovic, 2018). Otra fuente de información muy valiosa con respecto a las diferencias por género en el rendimiento académico son las ya mencionadas pruebas PISA. Por ejemplo, OCDE (2019) encontró que en los 67 países o economías participantes en en PISA 2015, los hombres tuvieron un mejor desempeño que las mujeres en el área de matemática.

Un estudio interesante relacionado con las diferencias por género en el desempeño académico en cursos de estadística lo llevaron a cabo Cendales, Vargas-Trujillo y Barbosa (2013), en el cual a partir de variables auto-perceptivas (autoconcepto, autoeficacia) y actitudinales hacia la estadística, generan dos perfiles (bajo y alto) y determina que las diferencias por sexo en el rendimiento académico en estadística depende del perfil auto-perceptivo/actitudinal, ya que en el grupo con perfil bajo los hombres obtienen mejores calificaciones que las mujeres, mientras que el grupo con perfil alto, son las mujeres las que obtienen mejores puntuaciones.

3. ESTRATEGIA METODOLÓGICA

En esta sección se describen los componentes de la estrategia metodológica empleada para cumplir con los objetivos planteados en el presente documento: los participantes del estudio realizado, los instrumentos de medición utilizados para aproximarse a las variables de interés, el método de aplicación de dichas herramientas y finalmente, el análisis de datos propuesto.

3.1. Participantes

En el estudio participaron 73 personas (25 hombres y 48 mujeres). Estas personas eran estudiantes del curso de Estadística Introdutoria de la carrera de Estadística de la Universidad de Costa Rica (UCR).

3.2. Variables e instrumentos de medición empleados para construirlas

Estadística introductoria: Esta variable es la nota obtenida en el curso con el mismo nombre. Esta nota está compuesta por tres evaluaciones, donde cada una de ellas equivale a un 33,3% de la calificación final. Los objetivos de este curso son dar una visión global de la Estadística presentando el lugar que ocupa en la investigación científica y sus múltiples aplicaciones; transmitir la importancia de la calidad de los datos para que reflejen correctamente la realidad, presentando los métodos y problemas existentes para la recolección de información, así como enseñar a los estudiantes a presentar las estadísticas descriptivas utilizando técnicas básicas de exploración, descripción y resumen de datos.

Razonamiento Cuantitativo: Esta variable se midió a través de la Prueba de Habilidades Cuantitativas (PHC) aplicada en la UCR. Esta prueba está compuesta de 40 ítems de selección única con 4 opciones de respuesta y las puntuaciones se ubican en el rango de 0 a 40. Las personas que obtienen entre 17 y 23 puntos en la PHC se consideran que tienen un nivel medio de razonamiento cuantitativo (Rojas y Ordóñez, 2019). La versión utilizada disponía de 1 hora y 45 minutos para su resolución y su alfa de Cronbach de la PHC fue de .88.

Visualización espacial: Se utilizó el Test de Visualización Espacial (Prieto, Carro, Orgaz y Pulido, 1993). Un elemento relevante sobre el test de visualización espacial es que su versión original contiene 26 ítems y su tiempo de aplicación es de 40 minutos (Prieto et al., 1993). En este estudio se requirió aplicar el test en 20 minutos, debido a esto se decidió aplicar una versión reducida de la prueba que consta de 14 ítems (los 13 ítems impares más el ítem 26). Esta solución toma en cuenta que los ítems están ordenados por dificultad creciente, y según la ecuación de la profecía de Spearman-Brown, a la selección de preguntas realizada se le pronostica una confiabilidad alta de 0,85¹. La versión final de la escala presentó un alfa de Cronbach de 0,65 y la varianza explicada por la escala en el primer factor fue de 15,4%.

Inteligencia fluida: Para la medición de este constructo se utilizaron los test uno y tres de la Prueba de Cattell (Cattell y Cattell, 2001). En estos test se presentan reactivos de tipo no verbal en los que se requieren establecer relaciones entre formas y figuras abstractas para su resolución (Cattell, Cattell y Weiss, 2017). Esta versión de la Prueba de Cattell contó con 26 ítems, con seis opciones de respuesta en cada uno de estos. Al finalizar el análisis psicométrico se conservaron 19 ítems, los cuales presentaron un alfa de Cronbach de 0,61, donde en el análisis factorial el primer factor explicó un 8% de la varianza. Esto implica que el puntaje más alto que podía obtener los estudiantes en esta escala era de 19 y el valor mínimo 0.

Capital cultural y económico: Para cuantificar el capital cultural-económico se utilizó la escala de capital económico y capital cultural de las Pruebas de PISA, que en total cuenta con 24 ítems, 16 para capital cultural y 8 para capital económico. Los primeros

1. La fórmula de predicción de Spearman-Brown, también conocida como fórmula o ecuación de profecía Spearman-Brown, es una fórmula que relaciona la fiabilidad psicométrica con el tiempo de duración de la aplicación de la prueba. Es decir, la fiabilidad de una prueba después de cambiar la longitud de la misma (Allen y Yen, 1979).

ítems son dicotómicos (donde se responde sí o no a la tenencia de ciertos bienes), mientras que los segundo presentaban cuatro opciones de respuesta, donde la primera permitía reportar que en el hogar no existía cierto objeto (por ejemplo, un televisor), y la cuarta opción permitía reportar la tenencia de tres o más unidades del objeto en cuestión. El alfa de Cronbach tomó un valor de 0,83, mientras que el análisis factorial el primer factor explicó un 27,4% de la varianza. La puntuación de la escala se realizó por medio de la suma total de los ítems y, por lo tanto, el valor mínimo que puede tomar el puntaje de capital es 0, mientras que el máximo es 40.

Autoeficacia matemática: Esta variable se aproximó mediante una adaptación al español para Costa Rica de la escala de autoeficacia matemática (Moreira, Smith, Montero y Zamora, 2017), la cual forma parte del conjunto de escalas que se encuentran en Modified Fennema-Sherman Attitude Scales de Doepken, Lawsky y Padwa (2003). Los 12 ítems de ese instrumento utilizan el formato de una escala Likert de cinco opciones que van desde “completamente en desacuerdo” a “completamente de acuerdo”. Al realizar el análisis psicométrico, se eliminó un ítem, con lo cual el alfa de Cronbach tomó un valor de 0,85, y el primer factor explicó el 35% de la varianza. De esta forma, el puntaje máximo que podían tener los estudiantes en autoeficacia matemática era de 55 y el valor mínimo 5.

Sobre la calidad de estas fuentes de datos, cabe destacar que todos estos instrumentos han sido validados previamente, por lo cual aportan información de alta calidad psicométrica para la medición de los constructos de interés. Además, no se registraron valores perdidos en las respuestas de los ítems.

3.3. Aplicación de los instrumentos

Durante el primer ciclo lectivo del año 2017, se llevó a cabo la aplicación de un cuestionario auto administrado, a las personas que estaban cursando Estadística Introdutoria 1 (curso que se ubica en el primer año de la malla curricular del Bachillerato en Estadística). En dicho periodo académico se abrieron cinco grupos del curso de interés y se consiguió obtener la respuesta de 73 de los estudiantes matriculados, los cuales habían realizado la PHC en el 2016 o el 2015. Por tanto, es un sondeo, debido a que no se utilizaron métodos probabilísticos para la selección de la muestra. La recolección de los datos se realizó en sesenta minutos de una de las sesiones de clase del curso mencionado. Cabe destacar que las personas investigadoras no eran docentes de ninguno de los cursos en los que se realizó la recolección de datos.

Las personas que estuvieron de acuerdo en participar de la investigación completaron la prueba de inteligencia fluida y la de razonamiento visoespacial, junto con las escalas de autoeficacia matemática y factores asociados al capital cultural y económico. Posterior a esto, los datos recolectados se concatenaron con los resultados de la PHC descrita previamente, así como la nota final obtenida en el curso mencionado.

3.4. Análisis de datos

En primer lugar, se realizó un análisis psicométrico de las escalas y las pruebas que se emplearon, para seleccionar los reactivos que conformaron las medidas. Para llevar a cabo el análisis de confiabilidad y validez de las escalas, se realizaron dos análisis: por un lado, la estimación de la validez del constructo de cada instrumento se estudió a través de un análisis factorial de componentes principales con rotación PROMAX, y, por otro lado, se estimó la confiabilidad de cada escala utilizando el Alfa de Cronbach.

En el caso del análisis de la validez del constructo se utilizaron dos criterios psicométricos complementarios para establecer el número de factores: (1) un porcentaje de varianza explicada de 10% como mínimo para cada factor, y, (2) confirmación de los factores mediante el comportamiento del gráfico de sedimentación y la aparición del “codo” en el mismo. Por otro lado, en el caso del análisis de confiabilidad, se procuró que el Alfa de Cronbach tomara valores de por lo menos 0,60 y se valora la posibilidad de eliminar ítems si se daba un mejoramiento del Alfa de Cronbach.

Una vez seleccionados los reactivos utilizados en cada medida se realizó un análisis descriptivo de los datos. En esta etapa se estudiaron las medidas de tendencia central de cada una de las seis variables empleadas en el análisis y las correlaciones entre estas variables para estudiar la asociación entre las mismas y particularmente la asociación de las variables con el rendimiento académico en estadística.

En lo que respecta al análisis de asociación de las variables de interés con el rendimiento en Estadística Introdutoria, se realizó una prueba de diferencias de medias de la nota de Estadística, según los niveles bajos y altos de cada variable. Las personas con valores bajos en una variable fueron aquellas que tuvieron valores en el primer tercil de esta, mientras que las personas con valores en el tercer tercil se categorizaron como de valores altos.

Además, para determinar las variables más importantes en la predicción del rendimiento académico del curso indicado, se estimó un modelo de regresión lineal con el método de máxima verosimilitud cuya variable respuesta fueron las notas del curso en cuestión y las variables independientes a las variables: razonamiento cuantitativo, inteligencia fluida, razonamiento visoespacial, autoeficacia, capital económico-cultural, grupo y sexo. Como parte del análisis de regresión se realizaron los diagnósticos del modelo; es decir: el gráfico Q-Q para estudiar la normalidad de los residuos, el gráfico de residuos contra valores predichos para analizar la homocedasticidad y los factores de inflación de varianza para evaluar la multicolinealidad entre las variables independientes. A partir de estos análisis, se concluyó que se cumplieron los supuestos del modelo de regresión lineal.

4. RESULTADOS

En la tabla 1 se presentan los estadísticos descriptivos de los datos utilizados en el análisis principal. La variable dependiente de interés presentó un promedio de 5.8, lo cual es un valor inferior al mínimo requerido para pasar el curso (7). Por su parte, la variable de

habilidades cuantitativas presentó un promedio de 15, el cual se asocia a una habilidad media-baja (Rojas y Ordóñez, 2019).

Tabla 1. Estadísticos descriptivos de las variables del análisis

Variable	Puntaje que puede tomar la escala	Promedio	Desviación estándar	Mínimo	Mediana	Máximo	Rango
Nota Estadística Introdutoria I	De 0 a 10	5,8	1,9	2,0	6,0	9,5	7,5
Inteligencia fluida	De 0 a 19	11,3	2,8	4,0	11,0	18,0	14,0
Visualización Espacial	De 0 a 14	2,7	2,2	0,0	2,0	12,0	12,0
Razonamiento cuantitativo	De 0 a 40	15,0	5,5	7,0	14,0	34,0	27,0
Capital económico y cultural	De 0 a 40	20,7	6,5	5,0	22,0	32,0	27,0
Autoeficacia Matemática	De 5 a 55	36,4	4,4	28,0	36,0	46,0	18,0

Fuente: Elaboración propia.

En la figura 1 de los anexos se muestra la matriz de correlaciones de las variables. En particular, se obtuvo que la correlación más alta en valor absoluto de Estadística Introdutoria fue con el razonamiento cuantitativo (.37), luego, con autoeficacia matemática (-.29) e inteligencia fluida (.26); las más bajas fueron con visualización espacial y capital económico y cultural (.19 y .18, respectivamente).

En la tabla 2 se presentan los resultados de las pruebas de medias de Estadística Introdutoria, en los grupos definidos por los terciles extremos de cada variable de interés. Las comparaciones en las que no hubo diferencias significativas al 5% fue en las realizadas con los grupos definidos por inteligencia fluida, visualización espacial y capital económico-cultural. En cambio, en los grupos definidos por las variables razonamiento cuantitativo y autoeficacia matemática si se observaron diferencias en la nota de Estadística Introdutoria. Se observó que las personas que presentaron niveles altos de razonamiento cuantitativo obtuvieron mayores promedios en Estadística Introdutoria que las personas del primer tercil; por otro lado, las personas con niveles altos de autoeficacia presentaron promedios más bajos de Estadística Introdutoria que las del primer tercil.

Tabla 2. Pruebas de diferencias de medias del curso Estadística Introductoria I entre el primer y tercer tercil de las variables de interés

Variable	Media primer tercil	Media tercer tercil	Valor t	Valor p
Inteligencia fluida	5,64	6,30	-1,28	0,21
Visualización Espacial	5,86	6,10	-0,44	0,66
Razonamiento cuantitativo	5,24	6,66	173,5	0,01
Capital económico y cultural	5,44	6,36	-1,78	0,08
Autoeficacia Matemática	6,10	4,74	2,84	0,01

1/ La prueba de diferencia de medias utilizada es la t de Student. Por tanto, antes de realizar la prueba se probó que los grupos de datos de cada tercil tuvieran una distribución normal y que las varianzas de los grupos fueran iguales, lo anterior mediante la prueba de normalidad de Shapiro-Wilk y la prueba F de comparación de varianzas. Cabe destacar, que solo los terciles ordenados según el Razonamiento Cuantitativo no se distribuyeron normalmente, entonces se usó el test de rangos de Wilcoxon. Ello implica que en la casilla de valor t lo que se reporta es el estadístico W.

Fuente: Elaboración propia.

Luego, es importante mencionar que la prueba de diferencias de media de las notas de Estadística Introductoria, según los grupos definidos con el capital cultural y económico fue marginalmente significativo ($p=.08$). En esta comparación se obtuvo que las personas con mayores índices de capital cultural y económico presentaron mayores promedios en Estadística Introductoria que sus contrapartes con bajos índices de capital cultural y económico. Además, al realizar la prueba de diferencias de medias en la nota de Estadística según sexo, se obtuvo que no hubo diferencias significativas entre estos grupos ($t(71)=-.906, p=.368$).

En la tabla 3 se presentan los resultados de la regresión lineal sobre la nota del curso de Estadística Introductoria. En este análisis se obtuvo que la única variable que mostró una asociación significativa al 5% con la nota del curso de Estadística fue el razonamiento cuantitativo. Dicha asociación fue positiva, esto quiere decir que a mayores niveles de razonamiento cuantitativo se observan mayores promedios en las notas de Estadística Introductoria, manteniendo el resto de variables constantes.

Tabla 3. Coeficientes estandarizados, errores estándar, valores t y valores p del modelo de regresión lineal cuya variable respuesta es el rendimiento en el curso de Estadístico Introductoria I

Variable	Coeficiente	Error Estándar	Valor t	Valor p
Intercepto	0,074	0,136	0,546	0,587
Inteligencia fluida	0,027	0,136	0,200	0,842
Visualización Espacial	0,003	0,124	0,027	0,978
Razonamiento Cuantitativo	0,332	0,135	2,461	0,017*
Capital económico y cultural	0,066	0,118	0,556	0,580
Autoeficacia Matemática	-0,199	0,125	1,835	0,116
Sexo (Hombres)	-0,217	0,239	-0,906	0,368

R cuadrado múltiple = 0,21

Nota: el asterisco a la par de el valor p significa que el mismo es menor al nivel de significancia 0,05.

Fuente: Elaboración propia.

En este análisis, las variables autoeficacia y capital económico y cultural no presentaron significancia estadística relevante como en el estudio de las diferencias de las medias. Esto indica que para las diferencias en capital económico, cultural o autoeficacia en esta muestra no se asocian a cambios en las calificaciones de Estadística Introductoria. Mientras que el razonamiento cuantitativo si se asocia con cambios en las calificaciones en este curso introductorio.

Sin embargo, a la hora de leer estos resultados es importante destacar que se está trabajando con una muestra no probabilística, por tanto los resultados obtenidos hacen referencia específicamente a los sujetos que participaron en la recolección de datos. Ahora, esto no significa que los resultados no muestren cierta tendencia del comportamiento de los estudiantes de la carrera Estadística de la UCR, lo cual permite generar o pensar estrategias en pos de mejorar el desempeño del estudiantado que cursa para obtener el título de profesional en Estadística.

5. DISCUSIÓN

La relevancia de estudio se debe a que posibilita la detección de variables asociadas al rendimiento en cursos de Estadística. La dilucidación de estas variables es la base para el desarrollo de intervenciones para la mejora del rendimiento en los cursos, ya que muchas veces los bajos rendimientos no se deben a dificultades en la comprensión de los contenidos, sino a elementos externos, como las variables estudiadas en este artículo.

El análisis descriptivo de las variables predictoras consideradas indicó que todas las variables presentaban una correlación lineal positiva con el rendimiento en Estadística, con excepción de la autoeficacia matemática. En particular, únicamente la variable razonamiento cuantitativo presentó una correlación mayor a .30, lo cual indica un patrón definido, de que a mayores niveles en esta variable se observan mayores niveles promedio en las notas en Estadística.

Por otro lado, al comparar el rendimiento en Estadística de las personas con mayores valores en una variable con los de aquellas con los menores valores, se observaron diferencias significativas del promedio en Estadística según niveles de razonamiento cuantitativo, lo cual coincidió con la correlación descrita previamente. Además, se observaron diferencias en el promedio de Estadística según nivel de autoeficacia matemática y capital cultural y económico, en el primer caso, a favor de las personas con niveles bajos en la variable y, en el segundo a favor del grupo con notas altas.

Las diferencias anteriores coincidieron con lo esperado teóricamente. En el caso del razonamiento cuantitativo, en los problemas de estadística, por lo general se requiere de este proceso, debido a que estos van más allá de reproducir un algoritmo visto en clase, demandan plantear estrategias basadas en los contenidos que permitan llegar a la solución del problema (Rojas et al., 2018). En particular, muchos de los problemas de Estadística Introdutoria se presentan en contextos cotidianos, esto obliga a los estudiantes a realizar otra etapa del razonamiento cuantitativo: identificar las piezas de información claves del ejercicio.

En cuanto al capital económico y cultural, era esperable que personas con mayores niveles en esta variable tuvieran mayores rendimientos debido a los insumos educativos exclusivos que han recibido a lo largo de su vida (Álvarez y Martínez, 2016). Con respecto a la autoeficacia, los resultados fueron inesperados, debido a que en la mayoría de antecedentes y en la teoría se justifica la presencia de una relación positiva y en este primer análisis se obtuvo una relación negativa (Walker y Brakke, 2017; Scheider, 2011).

Las variables inteligencia fluida y razonamiento espacial fueron las que no reflejaron diferencias de promedios de rendimiento en Estadística entre sus terciles. En la primera variable, la razón puede ser que en cursos universitarios de estadística se hacen razonamientos sobre objetos conocidos por los estudiantes o contruidos sobre esos objetos, en cambio, en la inteligencia fluida se trata de aislar el conocimiento adquirido (Cattell, Cattell y Weiss, 2017). En la segunda variable, la razón puede ser que en el curso de estadística introductorio solo se estudia análisis bidimensional, en cursos más avanzados esta variable puede ser más relevante, dado que se requiere el análisis tridimensional (por ej. distribuciones bivariadas y análisis factorial). Además, se observó que no hubo diferencias por sexo en las notas de Estadística, lo cual es esperable si se toma en cuenta que en un análisis de datos adicional se observó que las variables motivacional y de capital económico consideradas no presentaron diferencias significativas según sexo y, como se dijo en la introducción, las diferencias observadas en rendimiento según sexo no se deben a factores del sexo en sí, sino de elementos externos como los considerados en estas variables (Jacobs, 2005).

Luego, el análisis de regresión múltiple permitió analizar la asociación de cada una de las variables mencionadas, pero considerando mismos valores el resto de variables.

Se obtuvo que con esas condiciones, únicamente el razonamiento cuantitativo se asoció con el rendimiento en Estadística. Por tanto, en personas con los mismos niveles en todas las variables, se observó un crecimiento del promedio en la nota de Estadística, según el nivel de razonamiento cuantitativo.

En el análisis de regresión hay que resaltar que la variable capital económico y cultural ya no es relevante, como se observó cuando no se controlaba ninguna variable. La importancia de este resultado es que esta es una variable para la cual no se pueden realizar intervenciones directamente, pero dada su pérdida de relevancia, las intervenciones se deben hacer en función de la variable en la que se tiene mayor margen de acción: el razonamiento cuantitativo.

6. CONCLUSIÓN

Mediante el análisis realizado en este artículo, se da cuenta de la relación entre diversas variables cognitivas y sociales de los estudiantes de la carrera de Estadística con el rendimiento en un curso introductorio de estadística de dicha profesión. Si bien es cierto, los resultados obtenidos se circunscriben a la interpretación del comportamiento de los sujetos que componen la muestra con la que se trabaja, este ejercicio analítico permite visibilizar algunas tendencias alrededor del aprendizaje y el rendimiento de los estudiantes de la carrera ya mencionada.

Por un lado, se confirma que las personas con mayores habilidades en razonamiento cuantitativo también tienden a tener mejor rendimiento en el curso introductorio a la estadística en cuestión, lo cual va de la mano con lo que se plantea en la teoría. Asimismo, se repite esta tendencia con respecto al capital económico y cultural, lo cual también era un resultado esperado. Por otra parte, las habilidades en visualización espacial y la inteligencia fluida no se presentaron como factores asociados de manera relevante al rendimiento del curso analizado, lo cual se puede ver relacionado con el hecho de que en el mismo no se estudian y evalúan tópicos que requieran de dichas habilidades. Además, se observa que el sexo no es un factor que esté generando diferencias en el rendimiento de las personas que participaron en el análisis.

El único resultado inesperado que se obtuvo, tiene que ver con la autoeficacia matemática, pues se obtuvo una relación negativa entre dicha variable y el rendimiento en el curso de estadística introductoria. En ese sentido, una hipótesis que se podría explorar es que los estudiantes con alta autoeficacia pueden esforzarse menos por obtener notas altas, debido a su alta confianza en sus capacidades, lo cual los lleva a presentar un rendimiento más bajo que aquellos con autoeficacia baja, los cuales se tienden a esforzar mucho más, debido a que confían poco en sus capacidades. Sin embargo, esta es una idea que debe ser sometida a evaluación y además, es un resultado que deja de ser significativo cuando se consideran otras variables (aunque esta pérdida de significancia se puede deber a la hipótesis mencionada). Asimismo, es relevante recordar que esta es una muestra no probabilística, por tanto se insiste en que los resultados obtenidos se limitan a la explicación del comportamiento de los sujetos de los cuales se obtuvieron los datos.

Tomando en cuenta los hallazgos del análisis planteado, se sugiere que las intervenciones para mejorar el rendimiento en la nota de Estadística se pueden basar en el entrenamiento del razonamiento cuantitativo. Dicho entrenamiento se puede dar en un taller centrado en estrategias de solución de problemas matemáticos, en los que se enseñe los casos de aplicación y uso de las estrategias de solución.

Para finalizar, cabe señalar que en este artículo se presentó una introducción de las asociaciones directas de un grupo de variables de interés con el rendimiento en Estadística, por medio de una regresión lineal, la cual es útil para tomar decisiones sobre las variables más relevantes para el desarrollo de una intervención dirigida al mejoramiento del rendimiento en el curso. En este trabajo se consideraron las variables que fueron evaluadas por los autores de este artículo como potenciales predictores del rendimiento en estadística, no obstante, quedaron por fuera otras variables que podrían ser tomadas en cuenta en otros estudios: ansiedad matemática, hábitos de estudio o interés por la materia. Además, se podrían considerar redes de asociaciones más complejas entre las variables de interés, que la asociación directa de los predictores con la predicha, las cuales podrían ser utilizadas si son justificadas en las teorías que sustentan los futuros estudios.

7. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Aguilar Barrera, M. E., Gutiérrez Pulido, H., Lara Barragán Gómez, A., & Villalpando Becerra, J. F. (2011). El rendimiento académico de las mujeres en matemáticas: Análisis bibliográfico y un estudio de caso en educación superior en México. *Revista Electrónica «Actualidades Investigativas en Educación»*, 11(2), 1-24.
- Álvarez-Sotomayor, A., & Martínez-Cousinou, G. (2016). ¿Capital económico o cultural? El efecto del origen social sobre las desventajas académicas de los hijos de inmigrantes en España*. *Papers 2016*, 101(4), 527-554. <https://doi.org/10.5565/rev/papers.2200>
- Arcavi, A. (2003). The role of visual representations in the learning of mathematics. *Educational Studies in Mathematics*, 52(3), 215-241. <https://doi.org/10.1023/A:1024312321077>
- Bandalos, D. L., Finney, S. J., & Geske, J. A. (2003). A model of statistics performance based on achievement goal theory. *Journal of Educational Psychology*, 95(3), 604-616. <https://doi.org/10.1037/0022-0663.95.3.604>
- Bandura, A. (1977). Self-efficacy: Toward a Unifying Theory of Behavioral Change. *Psychological Review*, 84(2), 191-215. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0146640278900024>
- Bandura, A. (1997). *Self-efficacy: The exercise of control*. W.H. Freeman.
- Barreto-Villanueva, A. (2012). El progreso de la Estadística y su utilidad en la evaluación del desarrollo. *Papeles de población*, 18(73), 241-271.
- Blanco, A. (2018). Directrices y recursos para la innovación en la enseñanza de la Estadística en la universidad: Una revisión documental. *REDU. Revista de Docencia Universitaria*, 16(1), 251. <https://doi.org/10.4995/redu.2018.9372>
- Bourdieu, P. (2001). Las formas del capital, Capital económico, capital cultural y capital social. En *Poder. Derecho y clases sociales* (2.ª ed., pp. 131-164). Editorial Desclée de

- Brouwer. <https://erikafontanez.files.wordpress.com/2015/08/pierre-bourdieu-poder-derecho-y-clases-sociales.pdf>
- Cattell, R. B. (1963). Theory of fluid and crystallized intelligence: A critical experiment. *Journal of Educational Psychology*, 54(1), 1-22. <https://doi.org/10.1037/h0046743>
- Cattell, R. B., & Cattell, R. B. (1987). *Intelligence: Its structure, growth, and action*. North-Holland ; Sole distributors for the U.S.A. and Canada, Elsevier Science Pub. Co.
- Cattell, R. B., & Cattell, A. K. S. (2001). *Factor «g» 2 y 3. Test de Factor «g», Escalas 2 y 3. Manual*. (Vol. 10). TEA Ediciones, S.A.
- Cattell, R. B., Cattell, A. K. S., & Weiss, R. H. (2017). *Factor g-R. Test de inteligencia no verbal revisado. Manual*. TEA Ediciones, S.A. http://www.web.teaediciones.com/Ejemplos/FACTOR-G-R_Extracto-Manual-WEB.PDF
- Cendales, B., Vargas-Trujillo, E., & Barbosa, C. (2013). Factores psicológicos asociados al desempeño académico en los cursos universitarios de estadística: Diferencias por sexo y área de titulación. *Avances en Psicología Latinoamericana*, 31(2), 363-375.
- Cervini, R. A., Dari, N., & Quiroz, S. (2015). Género y rendimiento escolar en América Latina. Los datos del serce en matemática y lectura. *Revista Iberoamericana de Educación*, 68, 99-116.
- Colorado, R., & Corcino, L. (2014). Diferencias en el desempeño académico y en los predictores de éxito universitario por escuela de procedencia. *Pedagogía*, 47(1), 159-191.
- Del Pino, G., & Estrella, S. (2012). Educación estadística: Relaciones con la matemática. *Pensamiento Educativo: Revista de Investigación Educativa Latinoamericana*, 49(1), 53-64. <https://doi.org/10.7764/PEL.49.1.2012.5>
- Doepken, D. Lawsky, E., & Padwa, L. (2003). Modified Fennema-Sherman Attitude Scales. Recuperado de: <https://teacherleaders.files.wordpress.com/2013/07/modified-fennema-math-attitude.doc>
- Dwyer, C. A., Gallagher, A., Levin, J., & Morley, M. E. (2003). What is Quantitative Reasoning? Defining the Construct for Assessment Purposes. *Research Reports. Educational Testing Service*. <https://www.ets.org/Media/Research/pdf/RR-03-30-Dwyer.pdf>
- Elvira-Valdez, M. A., & Pujol, L. (2014). Variables cognitivas e ingreso universitario: Predictores del rendimiento académico. *Universitas Psychologica*, 13(4). <https://doi.org/10.11144/Javeriana.UPSY13-4.vciu>
- Finney, S. J., & Schraw, G. (2003). Self-efficacy beliefs in college statistics courses. *Contemporary Educational Psychology*, 28(2), 161-186. [https://doi.org/10.1016/S0361-476X\(02\)00015-2](https://doi.org/10.1016/S0361-476X(02)00015-2)
- Garbanzo, G. (2007). Factores asociados al rendimiento académico en estudiantes universitarios, una reflexión desde la calidad de la educación superior pública. *Revista Educación*, 34(1), 43-63. <https://www.redalyc.org/pdf/440/44031103.pdf>
- Geer, E. A., Quinn, J. M., & Ganley, C. M. (2019). Relations Between Spatial Skills and Math Performance in Elementary School Children: A Longitudinal Investigation. *Developmental Psychology*, 55(3), 637-652. <https://doi.org/10.1037/dev0000649>
- Godino, J. D., Gonzato, M., Cajaraville, J. A., & Fernández, T. (2012). Una aproximación ontosemiótica a la visualización en educación matemática. *Enseñanza de las Ciencias: Revista de investigación y experiencias didácticas*, 30.2, 109-130.

- Groth. (2015). Working at the Boundaries of Mathematics Education and Statistics Education Communities of Practice. *Journal for Research in Mathematics Education*, 46(1), 4. <https://doi.org/10.5951/jresmetheduc.46.1.0004>
- Guglietta, L., & Delgado, C. (2010). Validez de constructo de un modelo de admisión a posgrado. Un análisis de ruta. *Revista Galego-portuguesa de psicología e educación.*, 18(1), 227-237.
- Honick, T., & Broadbent, J. (2016). The influence of academic self-efficacy on academic performance: A systematic review. *Educational Research Review*, 17, 63-84. <https://doi.org/10.1016/j.edurev.2015.11.002>
- Islam, M. M., & Al-Ghassani, A. (2015). Predicting College Math Success: Do High School Performance and Gender Matter? Evidence from Sultan Qaboos University in Oman. *International Journal of Higher Education*, 4(2), p67. <https://doi.org/10.5430/ijhe.v4n2p67>
- Jacobs, J. E. (2005). Twenty-five years of research on gender and ethnic differences in math and science career choices: What have we learned? *New Directions for Child and Adolescent Development*, 2005(110), 85-94. <https://doi.org/10.1002/cd.151>
- Johnson, M., & Kuennen, E. (2006). Basic Math Skills and Performance in an Introductory Statistics Course. *Journal of Statistics Education*, 14(2), 2. <https://doi.org/10.1080/10691898.2006.11910581>
- Lozano Pérez, M. Á., & Trinidad Requena, A. (2019). El Capital Cultural como Predictor del Rendimiento Escolar en España. *International Journal of Sociology of Education*, 8(1), 45. <https://doi.org/10.17583/rise.2019.3862>
- Lowrie, T., Logan, T., & Ramful, A. (2017). Visuospatial training improves elementary students' mathematics performance. *British Journal of Educational Psychology*, 87, 170-186. <https://doi.org/10.1111/bjep.12142>
- McGrew, K. S. (2009). CHC theory and the human cognitive abilities project: Standing on the shoulders of the giants of psychometric intelligence research. *Intelligence*, 37(1), 1-10. <https://doi.org/10.1016/j.intell.2008.08.004>
- Martínez-Castro, C. A. y Zapata-Cardona, L. (2020). Desarrollando sentido de agencia en la formación inicial de profesores de Estadística. *Matemáticas, Educación y Sociedad*, 3(2), 40-55
- Miñano, P., & Castejón, J. L. (2011). Variables cognitivas y motivacionales en el rendimiento académico en Lengua y Matemáticas: Un modelo estructural. *Revista de Psicodidáctica*, 16(2), 203-230.
- Montero Rojas, E., Villalobos Palma, J., & Valverde Bermúdez, A. (2007). Factores institucionales, pedagógicos, psicosociales y sociodemográficos asociados al rendimiento académico en la Universidad de Costa Rica: Un análisis multinivel. *RELIEVE. Revista Electrónica de Investigación y Evaluación Educativa*, 13(2), 215-234.
- Moreira-Mora, T.E., Smith-Castro, V., Montero-Rojas, E. y Zamora-Araya, A. (julio, 2017). Propiedades psicométricas de escalas de sexismo y autoeficacia matemática aplicadas a estudiantes universitarios y de secundaria en Costa Rica. Trabajo presentado en III Congreso Nacional de Psicología, Oviedo, España, pp. 473-474. Recuperado de https://repositoriotec.tec.ac.cr/bitstream/handle/2238/10449/DOP_PON_07_%20propiedades%20psicom%C3%A9tricas_III Congreso%20Nacional%20de%20Psicolog%C3%ADa.pdf?sequence=1&isAllowed=y

- OCDE. (2017). *Marco de Evaluación y de Análisis de PISA para el Desarrollo: Lectura, matemáticas y ciencias*, (Versión preliminar). OECD Publishing.
- OCDE. (2018). Pisa para el desarrollo. Resultados en foco. *Pisa en foco*, 91, 1-19. http://www.oecd.org/pisa/pisa-for-development/PISA_D_Resultados_en_Foco.pdf
- OCDE. (2019). Why don't more girls choose to pursue a science career? *Pisa in focus*, 93, 1-5. <https://www.oecd-ilibrary.org/docserver/02bd2b68-en.pdf?expires=1579725938&id=id&accname=guest&checksum=5AF48AEE07D6759A3E0A0BE987812749>
- Ozer, E. M., & Bandura, A. (1990). Mechanisms Governing Empowerment Effects: A Self-Efficacy Analysis. *Journal of Personality and Social Psychology*, 58(3), 472-486. <https://www.uky.edu/~eushe2/Bandura/Bandura1990JPSP.pdf>
- Peng, P., Wang, T., Wang, C., & Lin, X. (2019). A meta-analysis on the relation between fluid intelligence and reading/mathematics: Effects of tasks, age, and social economics status. *Psychological Bulletin*, 145(2), 189-236. <https://doi.org/10.1037/bul0000182>
- Prieto, G., Carro, J., Orgaz, B y Pulido, R. (1993). Análisis cognitivo de un test informatizado de visualización espacial. *Revista Psicothema*, 5(2), 293-301.
- Primi, R., Ferrão, M. E., & Almeida, L. S. (2010). Fluid intelligence as a predictor of learning: A longitudinal multilevel approach applied to math. *Learning and Individual Differences*, 20(5), 446-451. <https://doi.org/10.1016/j.lindif.2010.05.001>
- Pullinger, J. (2013). Statistics making an impact. *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (Statistics in Society)*, 176(4), 818-839.
- Radovic Sendra, D. (2018). Diferencias de género en rendimiento matemático en Chile. *Revista Colombiana de Educación*, 74, 221-242.
- Ramos, L. F. (2019). La educación estadística en el nivel universitario: Retos y oportunidades. *Revista Digital de Investigación en Docencia Universitaria*, 13(2), 67-82. <https://doi.org/10.19083/ridu.2019.1081>
- Richardson, M., Abraham, C., & Bond, R. (2012). Psychological correlates of university students' academic performance: A systematic review and meta-analysis. *Psychological Bulletin*, 138(2), 353-387. <https://doi.org/10.1037/a0026838>
- Robbins, S. B., Lauver, K., Le, H., Davis, D., Langley, R., & Carlstrom, A. (2004). Do Psychosocial and Study Skill Factors Predict College Outcomes? A Meta-Analysis. *Psychological Bulletin*, 130(2), 261-288. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.130.2.261>
- Rojas-Torres, L. (2014). Predicción de la reprobación de cursos de matemática básicos en las carreras de Física, Meteorología, Matemática, Ciencias Actuariales y Farmacia. *Revista Electrónica Educare*, 18(3), 3-15. <https://doi.org/10.15359/ree.18-3.1>
- Rojas, L., Mora, M., & Ordoñez, G. (2018). Asociación del Razonamiento Cuantitativo con el Rendimiento Académico en Cursos Introductorios de Matemática de Carreras STEM. *Revista digital Matemática, Educación e Internet*, 19(1), 1-13. <http://tecdigital.tec.ac.cr/revistamatematica/>
- Rojas, L., & Ordoñez, G. (2019). Proceso de construcción de pruebas educativas: El caso de la Prueba de Habilidades Cuantitativas. *Evaluar*, 19(2), 15-29.
- Shea, D. L., Lubinski, D., & Benbow, C. P. (2001). Importance of assessing spatial ability in intellectually talented young adolescents: A 20-year longitudinal study. *Journal of Educational Psychology*, 93(3), 604-614. <https://doi.org/10.1037/0022-0663.93.3.604>

- Scheider, W. R. (2011). The relationship between statistics self-efficacy, statistics anxiety, and performance in an introductory graduate statistics course. *Graduate Theses and Dissertations*, 1-123.
- Schunk, D. H., & DiBenedetto, M. K. (2016). Self-Efficacy Theory in Education. En *Handbook of Motivation at School Routledge*. <https://www.routledgehandbooks.com/doi/10.4324/9781315773384.ch3>
- Sirin, S. R. (2005). Socioeconomic Status and Academic Achievement: A Meta-Analytic Review of Research. *Review of Educational Research*, 75(3), 417-453. <https://doi.org/10.3102/00346543075003417>
- Taub, G. E., Keith, T. Z., Floyd, R. G., & Mcgrew, K. S. (2008). Effects of general and broad cognitive abilities on mathematics achievement. *School Psychology Quarterly*, 23(2), 187-198. <https://doi.org/10.1037/1045-3830.23.2.187>
- Vargas Hernández, M. M., & Montero Rojas, E. (2016). Factores que determinan el rendimiento académico en Matemáticas en la Universidad Nacional de Ingeniería (UNI), Nicaragua: Un modelo de ecuaciones estructurales. *Universitas Psychologica*, 15(4). <https://doi.org/10.11144/Javeriana.upsy15-4.fdra>
- Vásquez, C. (2020). Educación Estocástica en el aula escolar: una herramienta para formar ciudadanos de sostenibilidad. *Matemáticas, Educación y Sociedad*, 3(2), 1-20
- Veenstra, C., Dey, E., & Herrin, G. (2009). A model for freshman engineering retention. *Advances in Engineering Education*, 1(3), 1-31.
- Wai, J., Lubinski, D., & Benbow, C. P. (2009). Spatial ability for STEM domains: Aligning over 50 years of cumulative psychological knowledge solidifies its importance. *Journal of Educational Psychology*, 101(4), 817-835. <https://doi.org/10.1037/a0016127>
- Walker, E. R., & Brakke, K. E. (2017). Undergraduate psychology students' efficacy and attitudes across introductory and advanced statistics courses. *Scholarship of Teaching and Learning in Psychology*, 3(2), 132-140. <https://doi.org/10.1037/stl0000088>
- White, G., & Sivitanides, M. (2003). An empirical investigation of the relationship between success in mathematics and visual programming courses. *Journal of information systems education*, 14(4), 409-416.
- Yunker, P., Yunker, J., & Krull, G. (2009). The Influence of Mathematics Ability on Performance in Principles of Accounting. *The accounting educators journal*, XIX, 1-20.
- Zhang, J., & Ziegler, M. (2015). Interaction Effects between Openness and Fluid Intelligence Predicting Scholastic Performance. *Journal of Intelligence*, 3(3), 91-110. <https://doi.org/10.3390/jintelligence3030091>

ANEXOS

Ilustración 1. Matriz de correlaciones de Pearson entre las variables incorporadas al análisis



Fuente: Elaboración propia.