

# MODELO DE MONTE CARLO PARA LA PREDICCIÓN DE LA DESERCIÓN: HERRAMIENTA PARA LA RETROALIMENTACIÓN DE LAS POLÍTICAS PÚBLICAS EN LA EDUCACIÓN SUPERIOR

MONTE CARLO MODEL FOR PREDICTING DROPOUT: TOOL TO FEEDBACK PUBLIC POLICIES IN HIGHER EDUCATION

MODELO DE MONTE CARLO PARA PREVER A EVASÃO: UMA FERRAMENTA PARA O FEEDBACK DE POLÍTICAS PÚBLICAS NO ENSINO SUPERIOR

*Alfredo Guzmán Rincón*

Doctor en Modelado de política y gestión pública de la Universidad de Bogotá Jorge Tadeo Lozano, Colombia  
Docente Investigadora de la Corporación Universitaria de Asturias, Colombia  
alfredo.guzman@asturias.edu.co | <https://orcid.org/0000-0003-1994-6261>

*Lira Isis Valencia Quecano*

Maestra en Educación del Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey, México.  
Docente Investigadora de la Corporación Universitaria de Asturias, Colombia  
lira.valencia@asturias.edu.co | <https://orcid.org/0000-0002-3501-4774>

**Fecha de recepción:** 15 de junio de 2023

**Fecha de aceptación:** 28 de noviembre de 2023

**Disponible en línea:** 24 de marzo de 2024

**Sugerencia de citación:** Guzmán Rincón, A., Valencia Quecano, L. I. (2024). Modelo de Monte Carlo para la predicción de la deserción: herramienta para la retroalimentación de las políticas públicas en la educación superior. *Razón Crítica*, 17, 1-19. <https://doi.org/10.21789/25007807.2024>

## Resumen

La deserción en la educación superior es un problema global en aumento que afecta los beneficios individuales y sociales asociados a un mayor nivel educativo. A pesar de las investigaciones existentes sobre los factores que contribuyen a la deserción, se ha prestado poca atención al desarrollo de modelos predictivos que puedan informar las políticas públicas en esta área. Este artículo se propuso determinar la tendencia de la deserción en Colombia mediante un modelo de Monte Carlo, con el objetivo de proporcionar una retroalimentación para la toma de decisiones sobre las políticas públicas de prevención y mitigación de la deserción. El modelo utilizado se basó en datos históricos y se implementó en Python utilizando la Suite de Google Collaboratory. Los resultados mostraron que, si se mantienen las políticas actuales de financiamiento estudiantil en Colombia, se espera que la tasa promedio de deserción para el período 2022-1 y 2024-1 sea del 11,65 %, con una desviación estándar del 2,82 %. Este modelo ofrece una herramienta novedosa para predecir la deserción estudiantil y respaldar el diseño de políticas públicas. Sin embargo, es importante tener en cuenta las limitaciones del modelo y complementar los resultados con análisis adicionales para tomar decisiones informadas en la prevención y mitigación de la deserción.

**Palabras clave:** Deserción; educación superior; modelo de Monte Carlo; simulación; políticas públicas; ciencias sociales.

---

### Abstract

Dropout in higher education is a growing global problem that affects the individual and social benefits associated with higher educational attainment. Despite the existing research on the factors that contribute to dropout, little attention has been paid to the development of predictive models that can feed public policies in this area. The objective of this article is to determine the dropout trend in Colombia, using a Monte Carlo model, to provide feedback for decision-making on public policies aimed at preventing and mitigating dropout. The chosen model was fed with historical data and was implemented in Python using the Google Collaboratory Suite. The results showed that if the current student financing policies in Colombia are maintained, the average dropout rate for the period 2022-1 and 2024-1 is expected to be 11.65%, with a standard deviation of 2.82%. The model presented in this research provides a novel tool that predicts student dropout and supports the design of public policies. However, it is important to keep in mind that it has limitations and that it is necessary to complement its results with additional analyzes in order to make informed decisions to prevent and mitigate dropout.

**Keywords:** Dropout; Higher education; Monte Carlo model; Simulation; Public policies; Social sciences.

---

### Resumo

A evasão no ensino superior é um problema global crescente que afeta os benefícios individuais e sociais associados ao nível superior de escolaridade. Apesar das pesquisas existentes sobre os fatores que contribuem para a evasão, pouca atenção tem sido dada ao desenvolvimento de modelos preditivos que possam informar as políticas públicas nessa área. Neste artigo, propõe-se determinar a tendência de evasão escolar na Colômbia usando o modelo de Monte Carlo, com o objetivo de fornecer feedback para a tomada de decisões sobre políticas públicas para prevenir e mitigar a evasão escolar. O modelo utilizado foi baseado em dados históricos e implementado em Python usando o Google Collaboratory Suite. Os resultados mostraram que, se as atuais políticas de financiamento estudantil na Colômbia forem mantidas, a taxa média de evasão escolar para o período de 2022-1 e 2024-1 deverá ser de 11,65%, com um desvio-padrão de 2,82%. Esse modelo oferece uma nova ferramenta para prever a evasão escolar e apoiar a elaboração de políticas públicas. No entanto, é importante levar em conta as limitações do modelo e complementar os resultados com análises adicionais para tomar decisões informadas sobre a prevenção e a mitigação da evasão escolar.

**Palavras-chave:** evasão escolar; ensino superior; modelo de Monte Carlo; simulação; política pública; ciências sociais.

---

### Introducción

La deserción afecta a la educación superior a nivel mundial, lo que se evidencia en la tasa persistente, y en algunos casos creciente, de este fenómeno. Ejemplo de esto es la situación que se presenta en los países pertenecientes a la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE), en los que para el año 2018 la tasa de deserción promedio en la educación superior era del 64,5 % (OCDE, 2018); o el caso de Latinoamérica, donde Becerra et al. (2020) estimaron que el 54 % de los estudiantes vinculados a un programa de educación superior no finalizaron sus estudios. Así, la deserción como problema estructural limita los beneficios sociales e individuales que trae consigo un mayor nivel educativo, tales como el aumento de los ingresos y de la probabilidad de emplearse, mayor calidad y expectativa de vida, fortalecimiento de los procesos democráticos y actividades cívicas, disminución de los niveles de delincuencia común e inseguridad, entre otros (Guzmán et al., 2021a; McMahon y Delaney, 2021; Cristia y Pulido, 2020; Chalfin y Deza, 2019; Montenegro y Patrinos, 2014; Lance, 2011; McMahon, 2010).

Aunado a lo anterior, la deserción tiene múltiples consecuencias para los actores del sistema educativo. En el caso de los estudiantes, este fenómeno supone la afectación de los factores de aprendizaje (Sintayehu et al., 2022; Hällsten, 2017) y, a largo plazo, dificultades en su desempeño laboral (Sosu y Pheunpha, 2019; Hällsten, 2017). Del mismo modo, para el estudiante y su familia la deserción representa un costo hundido debido a las matrículas pagadas y demás gastos asociados a la educación superior en los que incurrieron y que difícilmente se pueden recuperar (Moreno et al., 2019); además de esto, la familia se encuentra expuesta a la destrucción y la imposibilidad de construir capital social a mediano y largo plazo (Ghignoni, 2017). Para las Instituciones de Educación Superior (IES), la deserción afecta las condiciones de calidad de los programas formativos, debido a que a menor cantidad de estudiantes se tendrán menos recursos para desarrollar sus funciones sustantivas (docencia, investigación y proyección social) (Barragán y Rodríguez, 2015; Ortiz y Dehon, 2013; Voelke y Sander, 2008). Por último, en el caso de los Estados la deserción se considera un detrimento del erario, ya que “(...) los estudiantes que no se gradúan a tiempo (o no se gradúan) cuando reciben financiamiento público consumen valiosos recursos fiscales, que en muchos casos no son recuperables” (Al-Samarrai, 2020, p. 14), lo que puede llevar al desfinanciamiento de programas sociales relacionados con la educación superior.

En este contexto, de las limitaciones de los beneficios sociales e individuales de la educación, así como de las consecuencias que trae la deserción para los actores del sistema, los Estados han diseñado políticas públicas que permitan prevenir y mitigar este fenómeno educativo. Dicho esto, los países de occidente se han concentrado en el desarrollo e implementación de políticas públicas que buscan tratar aquellas variables de índole socioeconómico que puedan llevar al estudiante a desertar (Moreno et al., 2019). Ejemplo de esto es el caso de Colombia, que desarrolló los programas Más Colombiano que Nunca y Generación E, el cual buscó vincular a estudiantes de bajos ingresos a la educación superior (Guzmán et al., 2021b), beneficiando a 75 131 estudiantes (Sistema Nacional de Información de la Educación Superior [SNIES], 2020).

En este escenario, el análisis de la eficiencia de las políticas públicas de los Estados no es clara, dado a que los modelos desarrollados para la evaluación de la deserción se han concentrado más en identificar las variables que explican este fenómeno (p. ej.: Santos-Villalba et al., 2023; Bakker et al., 2023; Guzmán et al., 2022; Segovia-García et al., 2022; Segovia-García, 2022; Guzmán et al., 2021a; Opazo et al., 2021), que en establecer modelos que evalúen cuál será el comportamiento de la deserción de continuar con las políticas públicas actuales. La ausencia de este tipo de modelos puede llevar a que los Estados tomen decisiones contraintuitivas debido al retraso que existe entre la toma de decisiones y los efectos esperados de la implementación de las políticas públicas. Tomando en cuenta lo anterior, el presente artículo tiene como objetivo determinar para el caso colombiano la tendencia de la deserción de forma agregada a partir de un modelo de Monte Carlo de corte predictivo que permita retroalimentar la toma de decisiones de sostenimiento y eliminación de las políticas públicas actuales para la prevención y mitigación de la deserción.

El presente artículo se divide en cinco secciones: la primera presenta el marco teórico, haciendo hincapié en la deserción como fenómeno complejo; la segunda muestra el modelo desarrollado y los supuestos para su operacionalización; la tercera describe la metodología usada para la implementación del modelo; la cuarta desarrolla los resultados obtenidos con el modelo frente a la tendencia global de la deserción de forma agregada y la quinta presenta la discusión y conclusiones.

## Marco teórico

### *La deserción como fenómeno complejo*

La deserción como fenómeno no cuenta con una acepción única. En este sentido, se evidencian dos grandes sectores que buscan establecer su conceptualización. El primero corresponde a la comunidad académica que ha propuesto múltiples definiciones en función de criterios particulares de investigación y del contexto donde se desarrollan (Xavier y Meneses, 2020). Así, desde el Proyecto Alfa Guía (2014) como trabajo

transnacional para la región de Iberoamérica y que ejemplifica el sector de la comunidad académica, la deserción se conceptualizó como:

El cese de la relación entre el estudiante y el programa de formación que conduce a una titulación de educación superior antes de que ésta se consiga. Un acontecimiento de carácter complejo, multidimensional y sistémico, que puede entenderse como causa o efecto, fracaso o reorientación de un proceso formativo, elección o respuesta obligatoria, o como indicador de la calidad del sistema educativo (p. 6)

El segundo sector corresponde a los Estados, en los que las definiciones buscan facilitar modelos basados a partir de los conteos de los estudiantes desertores y de sus características. Muestra de lo anterior es la definición dada por el Estado colombiano, en la cual la deserción es establecida en función de la cantidad de períodos académicos que un estudiante no estuvo vinculado a una IES, considerándose desertor si no se inscribió para cursar el programa de formación en dos períodos consecutivos y no se graduó o se retiró por razones disciplinarias (Ministerio de Educación Nacional, 2009).

Al margen de las definiciones de ambos sectores, estas buscan complementarse para brindar un análisis desde diversos puntos de vista de la deserción, dado a que la decisión del estudiante de finalizar su formación académica no depende de una sola variable, sino de la interacción de múltiples factores que pueden diferir en su naturaleza. Es ahí donde surge la complejidad de este fenómeno educativo. A partir de lo anterior, las variables que explican la deserción se han categorizado en cuatro grandes determinantes que son la base para el desarrollo de las políticas públicas que favorezcan su prevención y mitigación, así como para el de futuras investigaciones (Segovia-García et al., 2022; Barragán y González, 2022; Guzmán et al., 2021a; Guzmán et al., 2021b; Fonseca y García, 2016).

### ***Modelo de evaluación de la deserción académica***

Inicialmente, el estudio de las variables explicativas de la deserción académica se basó en el modelo realizado por Tinto y Cullen (1973) y desarrollado después por Tinto (1975, 1987), quienes establecieron como punto de partida la base emocional e intelectual del educando. De esta manera, se identifican las características individuales, antecedentes familiares y su historial académico como variables que impactan su permanencia en la institución educativa al afectar su integración al sistema académico y social (Himmel, 2002). A partir del modelo de Tinto y Cullen (1973) y de sus trabajos posteriores (Tinto, 1975, 1987), se presenta a continuación el abordaje conceptual de los determinantes individual, socioeconómico, académico e institucional.

El primer determinante es el individual, el cual corresponde a las características de los estudiantes y de su entorno familiar que inciden en la deserción. Las investigaciones han demostrado que los estudiantes con obligaciones domésticas o laborales tienen mayor probabilidad de desertar (Santos-Villalba et al., 2023; Xavier y Meneses, 2020). Del mismo modo, aquellos que ingresaron con mayor edad a la educación superior y sin empleo suelen desertar con mayor frecuencia debido a la imposibilidad de cubrir sus gastos personales y familiares (Hart y Venter, 2013; Nishat et al., 2020). Por otra parte, se ha evidenciado que la falta de estructuras de apoyo académico y el nivel educativo de los padres se relaciona con la intención de finalizar su proceso formativo de manera anticipada (Guzmán et al., 2021a). Así, las mujeres son más susceptibles de dejar su formación si el nivel educativo de los padres es considerado bajo (Ghignoni, 2017; Bania y Kvernmo, 2016). Las anteriores variables son algunos ejemplos de aquellas que componen el determinante individual y cabe resaltar que no son las únicas.

Siguiendo esta lógica, el segundo determinante denominado socioeconómico refiere a la influencia del contexto social y económico en el que se desenvuelve el estudiante y que puede llevarlo a no completar su formación. El ingreso económico de la familia del estudiante, especialmente en las poblaciones vulnerables, es un predictor clave de la deserción debido a que este se asocia con la imposibilidad de cubrir los costos y gastos

que supone la educación superior (Behr et al., 2020; Adroque y García, 2018). Igualmente, la literatura deja en evidencia que la dificultad de trasladarse entre la vivienda y la IES, el conseguir alojamiento y la ineficiencia de los apoyos estatales impulsan al estudiante a desertar (Troester-Trate, 2020).

El tercer determinante conglomerar las variables relacionadas con los resultados de aprendizaje, competencias, habilidades, rendimiento y otros aspectos del proceso de enseñanza y aprendizaje en todos los niveles de educación finalizados o en curso, tanto formales como informales. Los estudios indican que el bajo desempeño alcanzado en la secundaria se correlaciona con el desempeño en la educación superior, teniendo mayor probabilidad de desertar aquellos estudiantes con promedio bajo (Heidrich et al., 2018; Rice et al., 2013). Ahora bien, la ausencia de estructuras de soporte de las IES en lo concerniente al componente académico potencializa el riesgo de deserción (Heidrich et al., 2018). Igualmente, el tipo de colegio del que se graduó el estudiante afecta la posibilidad de desertar, dado a que aquellos que desde una edad temprana tuvieron la posibilidad de aprendizaje de un segundo idioma, acceso a las tecnologías propias de la educación, formación en ciencia, tecnología, ingeniería y matemáticas (STEM por su sigla en inglés) presentan un menor riesgo de abandonar su proceso formativo (Orellana et al., 2020).

Por último, el cuarto determinante es el institucional, que concierne a los aspectos propios y políticas institucionales de las IES que pueden llevar al estudiante a finalizar su formación de manera anticipada. Frente a este determinante, las investigaciones han señalado que la falta de acompañamiento a los estudiantes mediante planes de bienestar universitario se relaciona con niveles de deserción más elevados (Park y Choi, 2009). Por otra parte, el rol de los docentes incide de manera directa en el evento de la deserción. Así, la falta de comunicación con estos, especialmente por la estructura de los modelos pedagógicos virtuales, transgrede la percepción del estudiante llevándolo a desertar (Guzmán et al., 2020).

### ***Modelos predictivos de la deserción***

Los modelos predictivos son un conjunto de técnicas matemáticas y estadísticas que, mediante el aprendizaje automático, uso de datos históricos y el reconocimiento de patrones, buscan establecer el comportamiento de un sistema en el futuro (Lamba y Madhusudhan, 2022). El uso de este tipo de modelado es frecuente en la literatura de la deserción en la educación superior (Tete et al., 2022; Silva et al., 2020) y generalmente se usa desde el nivel micro, en el que se estudian las variables que explican este fenómeno educativo. Entre las técnicas más usadas se destacan el árbol de decisiones, redes bayesianas, regresiones logísticas y redes neuronales (Tete et al., 2022). El uso de modelos predictivos tiene múltiples ventajas en el estudio de la deserción, ejemplo de esto es el árbol de decisiones que facilita la comprensión de este fenómeno educativo a partir del comportamiento de la gran mayoría de individuos, determinando los factores que más influyen a la hora de tomar la decisión de no continuar con su educación (Días et al., 2008). Para el caso de las redes bayesianas, estas permiten conocer las relaciones causales entre una o más variables explicativas de la deserción (Tete et al., 2022).

En el marco de los modelos predictivos, los modelos de Monte Carlo son una herramienta que ha mostrado su amplia utilidad para la toma de decisiones y la predicción del comportamiento de un sistema (Menčík, 2016) a partir de la probabilidad de un suceso simulado. Los modelos de Monte Carlo son flexibles al simular una muestra aleatoria de datos con diferentes combinaciones y distribuciones de variables (Menčík, 2016; Marseguerra et al., 1998), obteniendo resultados precisos y confiables como resultado de  $q$  cantidad de escenarios simulados.

El uso de los modelos de Monte Carlo para explicar fenómenos educativos ha permitido analizar el rendimiento de los estudiantes a lo largo de un plan de estudios determinado, tal como se desarrolló en los trabajos de Caro et al. (2014) y Torres et al. (2021), mediante el uso de probabilidades y datos históricos de programas de formación en educación superior. De igual forma, se ha utilizado los modelos de Monte Carlo para determinar los efectos de la integración de las tecnologías de la información y comunicación (TIC) en la puntuación de los exámenes. Esto quedó evidenciado en el estudio de Ferraro (2018), quien encontró mediante

la combinación de árboles de regresión aditiva bayesiana y cadenas de Márkov, que las TIC incidían de forma positiva en las puntuaciones de las pruebas de matemáticas.

En la actualidad, los modelos de Monte Carlo aplicados al estudio de la deserción, especialmente de la predicción de tendencias, están en etapas iniciales; más aún aquellos que evalúan la deserción de forma agregada para servir de base para la toma de decisiones en materia de políticas públicas.

## Modelo propuesto

El modelo de simulación parte del cambio de la tasa de deserción entre períodos para eliminar los efectos de magnitud dadas las oscilaciones en esta para cada uno de los períodos. Al aplicar el cambio logarítmico, la distribución de la tasa de deserción se vuelve más simétrica, lo que puede mejorar la precisión y la interpretación del modelo. Dicho esto, el cambio de la tasa de deserción se expresó de la siguiente forma.

$$\Delta dr = \ln\left(\frac{dr_t}{dr_{t-1}}\right) \quad (1)$$

Donde para  $t = 1$  el  $\Delta dr$  presentará valor nulo. Los valores obtenidos en  $\Delta dr$  fueron la base para el desarrollo de las simulaciones, siendo utilizados para calcular la media, la varianza y la desviación estándar del cambio en la tasa de deserción, así:

$$\mu = \frac{\sum \Delta dr}{n} \quad (2)$$

$$\sigma^2 = \frac{\sum (\Delta dr - \mu)^2}{n} \quad (3)$$

$$\sigma = \sqrt{\sigma^2} \quad (4)$$

Teniendo en cuenta estas variables se planteó el modelo de proyección. Este modelo parte del uso de la constante  $e$ , la cual tiene propiedades matemáticas útiles para modelar procesos exponenciales como la tasa de crecimiento o decaimiento de una variable, en este caso de la deserción.

$$dr_t = dr_{t-1} \times e^{FA+V} \quad (5)$$

Donde  $FA$  corresponde al factor de ajuste, el cual tiene como función corregir el sesgo en la estimación de la media de los cambios en la tasa de deserción y producir una estimación más precisa.

$$FA = \mu - \frac{1}{2}\sigma^2 \quad (5.1)$$

Ahora bien,  $V$  representa un valor aleatorio que sigue una distribución normal con media cero y una desviación estándar igual a la desviación estándar de los cambios en la tasa de deserción a lo largo del tiempo.  $V$  permite simular los escenarios de deserción y evaluar su probabilidad.

$$V = \sigma \times Z[\text{Rand}(t, q)] \quad (5.2)$$

En este caso  $t$  representa el número de períodos de tiempo a simular y  $q$  la cantidad de simulaciones a realizar para cada  $t$ . Finalmente, se estimó el error en los cálculos de las tasas proyectadas.

$$Error = \frac{3\sigma^2}{2\sqrt{q}} \quad (6)$$

## Operacionalización del modelo

Para operacionalizar el modelo se tomaron los datos del Spadies de la deserción anual desde el primer semestre de 1999 hasta el segundo semestre del 2021; para la simulación presentada en secciones subsecuentes solo se optó por la tasa agregada nacional. Dicho esto, se utilizó Python para la implementación del modelo en la Suite de Google Collaboratory. Así, se siguieron los siguientes pasos:

1. Se dieron permisos de acceso a Google Drive, se importaron las librerías y se dio acceso a la base de datos. En este caso, la línea correspondiente a la definición del *Data Frame* (df) se debe personalizar. Los puntos suspensivos se deben reemplazar por la ubicación de la base de datos, adicionando el nombre del archivo y la extensión correspondiente. El código usado se presenta a continuación:

```
# Dar acceso a Google Drive.
from google.colab import drive
drive.mount('/content/drive')

# Importar librerías.
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from scipy.stats import norm
import seaborn as sns
from matplotlib import style
style.use('seaborn')

# Dar acceso a la base de datos.
df=pd.read_excel("/.../", sheet_name="")
```

2. Se realizó una exploración de los datos mediante la visualización del comportamiento de la deserción, así como el uso de estadísticas descriptivas para identificar tendencias, patrones y relaciones. Esto se ejecutó mediante el siguiente código:

```
# Obtener los valores del eje x.  
x = df.index  
  
# Crear la gráfica con puntos.  
plt.figure(figsize=(10,10))  
plt.plot(x, df['Tasa'], marker='o', color='green')  
  
# Mostrar la gráfica.  
plt.show()  
  
# Obtener estadísticos descriptivos.  
df.describe()
```

3. Luego, se calculó el cambio logarítmico de la tasa de deserción para cada período de tiempo, utilizando la ecuación 1 presentada en el modelo propuesto. Esto se realizó de la siguiente forma:

```
# Calcular el cambio logarítmico de la tasa de deserción  
Cambio_desertores = np.log(df['Tasa'] / df['Tasa'].shift(1))  
Cambio_desertores.head()
```

4. De forma posterior, se estimaron la media, la varianza y la desviación estándar del cambio en la tasa de deserción utilizando las ecuaciones 2, 3, 4, 5.1 y 5.2 presentadas en el modelo propuesto, a partir del siguiente código:

```
# Definir variables  
u = Cambio_desertores.mean() # media  
var = Cambio_desertores.var() # varianza  
fa = u - (0.5*var) # factor de ajuste  
stdev = Cambio_desertores.std () # desviación estándar
```

5. Se implementó el modelo de proyección utilizando la ecuación 5, haciendo uso de la librería NumPy para la generación de números aleatorios. La cantidad de semestres a proyectar con los datos fueron cinco, y por cada semestre se realizaron 5000 simulaciones. El código fue:

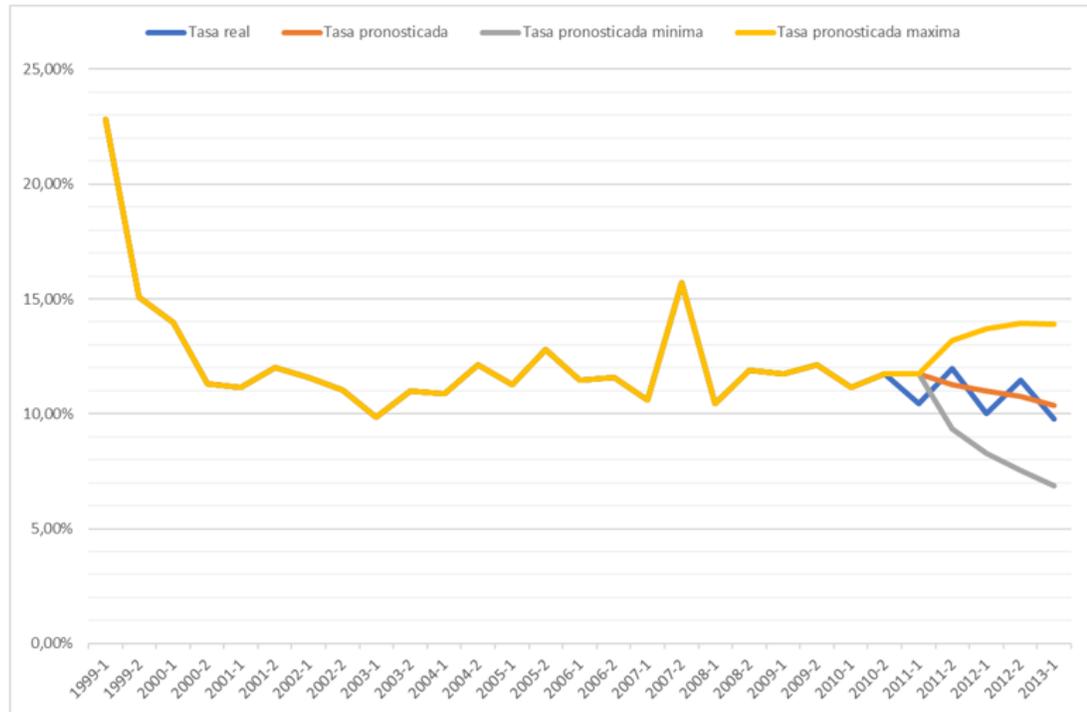
```
# Creación del modelo de Montecarlo
semestres = 5 # cantidad de semestres a simular
Cantidad_simulaciones = 5000 # cantidad de simulaciones a ejecutar
Z = norm.ppf(np.random.rand(semestres, Cantidad_simulaciones))
Desertores_Semestrales = np.exp(fa + stdev * Z)
Simulaciones = np.zeros_like(Desertores_Semestrales)
Simulaciones[0] = df['Tasa'].iloc[-1]
for t in range(1, semestres):
    Simulaciones[t] = Simulaciones[t-1] * Desertores_Semestrales[t]
    Simulaciones[t] = np.minimum(Simulaciones[t], 1.0) # Limitar la simulación al 100%
```

6. Frente al cálculo de error del modelo se utilizó el siguiente código:

```
# Calculo del error del modelo
Er = (3*Simulaciones.std(1))/Cantidad_simulaciones
Er
```

Con base en este código se llevó a cabo la fase de validación, utilizando datos del período comprendido entre 1999-1 y 2010-2, con el fin de evaluar el pronóstico para los seis semestres siguientes (2011-1 a 2013-1). Para realizar esta evaluación se compararon gráficamente los datos reales con los generados por el modelo, además de utilizar estadística descriptiva. En la Figura 1 se presentan los resultados de la validación del modelo.

**Figura 1.** Validación del modelo.



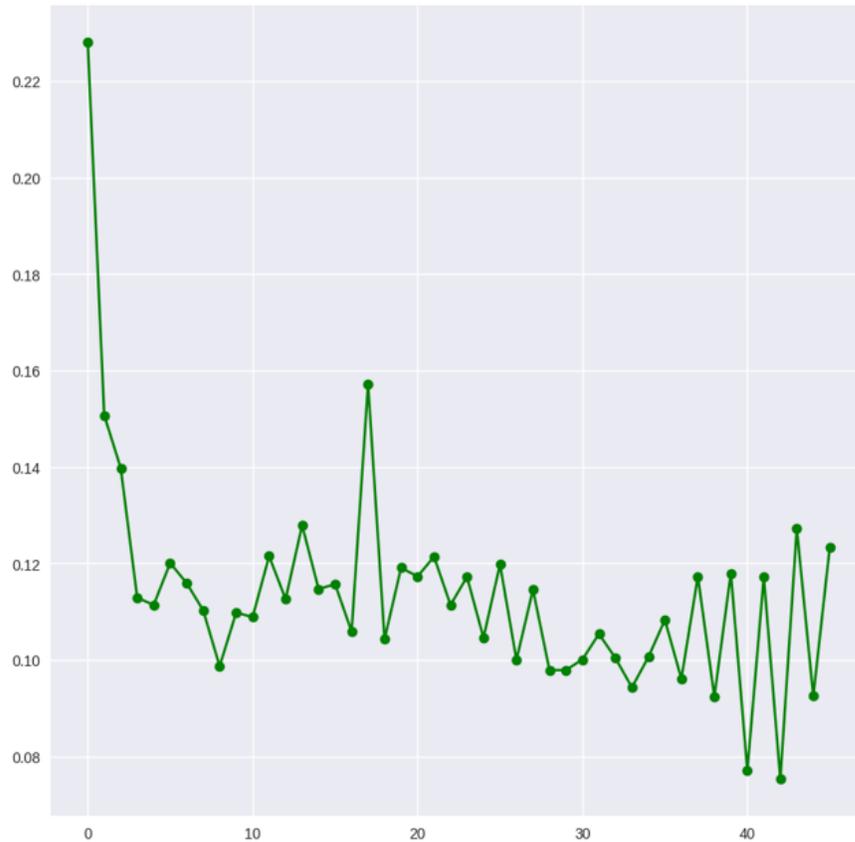
En términos generales, el comportamiento del modelo permite establecer la tendencia de la deserción agregada. Los valores pronosticados se encuentran dentro de un rango que abarca la tasa mínima y máxima pronosticada y que coincide con el rango de la tasa real de deserción. Durante los períodos simulados, la tasa pronosticada promedio fue del 11,02 %, mientras que la tasa real fue del 10,74 %, lo que resulta en una diferencia de 0,28 %.

Dada la validación del modelo y su capacidad de pronóstico para la deserción agregada, con los datos entre 1999 a 2021 se realizaron un total de 5000 simulaciones para cada uno de los 5 semestres proyectados.

## Resultados de las simulaciones del modelo

La deserción anual en Colombia, en términos generales, ha seguido una tendencia decreciente, tal como se observa en la Figura 2. Para los 46 semestres registrados en Spadies, la deserción en promedio del sistema fue de 11,37 % con una desviación estándar de 2,31 %.

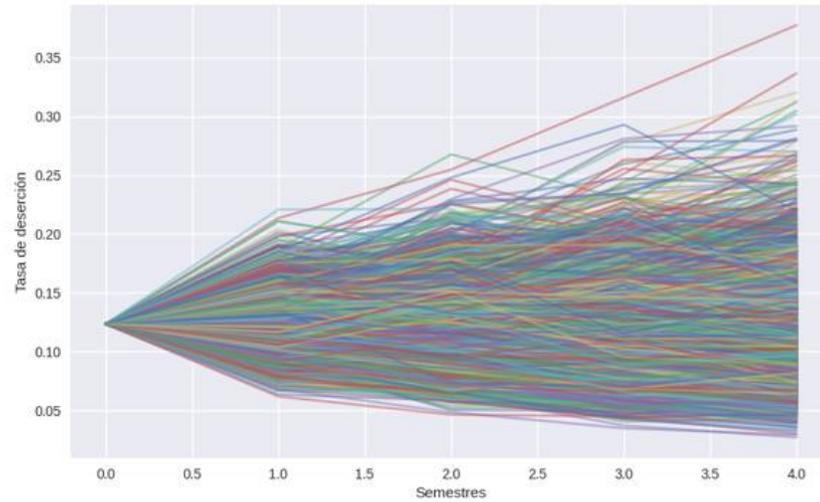
**Figura 2.** Tasa de deserción anual en Colombia.



**Nota.** Para efectos de esta figura, el “.” representa la separación de decimales por efectos del programa.

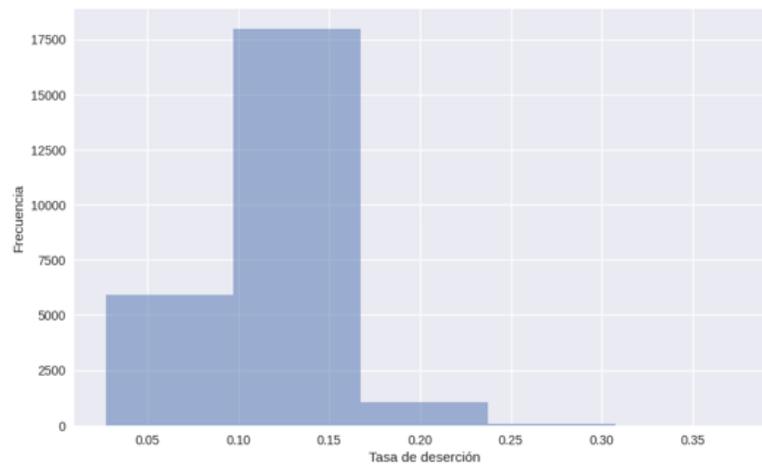
A partir de las simulaciones, para los próximos cinco semestres la deserción anual agregada se estimó que sea para el 2022-1 de 12,34 %, 2022-2 de 11,99 %, 2023-1 de 11,65 %, 2023-2 de 11,29 % y 2024-1 de 10,98 % con desviaciones estándares < 0,001 %, 2,58 %, 2,83 %, 3,37 % y 3,38 respectivamente. El promedio general de las simulaciones indicó que la deserción será, para los períodos simulados, del 11,65 % con una desviación estándar del 2,82 % y un error de 0.00169 %. En la Figura 3 se presenta los resultados de los 5000 escenarios y en la Figura 4 el histograma de las simulaciones.

**Figura 3.** Simulaciones ejecutadas a partir del modelo.



**Nota.** El eje x representa los semestres, donde 0 es 2022-1 y 4 el 2024-1. Para efectos de esta figura, el “.” representa la separación de decimales por efectos del programa.

**Figura 4.** Histograma de las simulaciones.



**Nota.** Para efectos de esta figura, el “.” representa la separación de decimales por efectos del programa.

En relación con la probabilidad de que la tasa de deserción se encuentre dentro de un rango determinado, se pronostica que en el primer semestre existe un 100 % de probabilidad de que la tasa se sitúe entre el 10 % y el 15 %. Para el segundo semestre, la probabilidad más alta también se encuentra en el mismo rango, con un 75,48 %, mientras que hay un 16 % de probabilidad de que se sitúe entre el 5 % y el 10 %. En cuanto al pronóstico de la tasa para el tercer semestre, la probabilidad de que la deserción sea igual o inferior al 15 % es del 87,78 %, mostrando un comportamiento similar para el cuarto y quinto semestre pronosticado. Los valores por intervalo se presentan en la Tabla 1.

**Tabla 1.** Probabilidad de deserción proyectada.

Rango	Semestre 1	Semestre 2	Semestre 3	Semestre 4	Semestre 5
0-5 %	0,0	0,0	0,0004	0,0036	0,0146
5-10 %	0,0	0,16	0,3074	0,3956	0,4464
10-15 %	1,0	0,7578	0,5706	0,4684	0,4026
15-20 %	0,0	0,081	0,1132	0,1126	0,108
20-25 %	0,0	0,0012	0,008	0,0176	0,0228
25-30 %	0,0	0,0	0,0004	0,002	0,0042
30-35 %	0,0	0,0	0,0	0,0002	0,0012
35-40 %	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0002
40-45 %	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
45-50 %	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
50-55 %	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
55-60 %	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
60-65 %	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
65-70 %	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
70-75 %	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
75-80 %	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
80-85 %	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
85-90 %	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
90-95 %	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
95-100%	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0

## Conclusiones

El presente artículo tuvo como objetivo determinar, para el caso colombiano, la tendencia de la deserción de forma agregada a partir de un modelo de Monte Carlo de corte predictivo que permita retroalimentar la toma de decisiones de sostenimiento y eliminación de las políticas públicas actuales para la prevención y mitigación de la deserción.

Dicho esto, y a partir de los resultados, de mantenerse las políticas que ha desarrollado el Estado colombiano se puede inferir que la tendencia decreciente de la deserción anual en el país se mantendrá en los próximos cinco semestres. Según las simulaciones realizadas, se estimó que la deserción agregada para estos períodos oscilará entre el 10,98 % y el 12,34 %. Teniendo en cuenta lo anterior, el modelo busca proporcionar información valiosa para los responsables de la toma de decisiones en políticas públicas, con el fin de mejorar la efectividad de las medidas actuales y desarrollar estrategias de prevención y mitigación de la deserción. A diferencia de estudios previos (p. ej.: Santos-Villalba et al., 2023; Bakker et al., 2023; Guzmán et al., 2022; Segovia-García et al., 2022), este modelo no se enfoca en las variables que explican la deserción, sino en su comportamiento agregado. De esta manera, se ofrece una nueva herramienta que permite proyectar la tendencia de la deserción en caso de que las políticas actuales se mantengan.

Si bien el modelo tiene la capacidad de proyectar la deserción agregada, es fundamental tener en cuenta que las proyecciones están sujetas a cierto grado de incertidumbre. Aunque se han realizado simulaciones exhaustivas y se han calculado las probabilidades de la deserción dentro de rangos específicos, existen variables y factores imprevistos que podrían influir en los resultados. Por lo tanto, es recomendable que los responsables de la toma de decisiones consideren el modelo y los resultados aquí simulados como una guía inicial y continúen monitoreando y evaluando la situación de la deserción estudiantil en Colombia de manera constante.

Ahora bien, el modelo presenta algunas limitaciones que deben ser tenidas en cuenta para su uso, especialmente para su adaptación en otros contextos diferentes al colombiano. En primer lugar, el modelo asume que el cambio en la tasa de deserción sigue una distribución normal. Segundo, se basa en los datos históricos de la tasa de deserción para calcular las medias, varianzas y desviaciones estándar necesarias; si hay cambios significativos en las condiciones que afectan la deserción estudiantil y estos no están reflejados en los datos históricos, el modelo puede producir proyecciones inexactas. En tercer lugar, el modelo asume que las simulaciones son independientes entre sí; sin embargo, en la realidad pueden existir correlaciones o dependencias entre los eventos de deserción estudiantil que no se tienen en cuenta en el modelo.

Como líneas futuras de investigación se sugiere considerar variables dinámicas y no lineales que puedan influir en el proceso, además de integrar técnicas de aprendizaje automático para optimizar la precisión de las predicciones. Esta investigación podría contribuir al desarrollo de herramientas más sofisticadas y personalizadas para abordar la deserción estudiantil, ofreciendo a las instituciones educativas modelos más precisos y útiles para intervenir y apoyar a los estudiantes en riesgo.

## Referencias

- Adroque, C. y García, A. M. (2018). Gaps in persistence under open-access and tuition-free public higher education policies [Deficiencias en la persistencia de las políticas de acceso abierto y de enseñanza superior pública gratuita]. *Education Policy Analysis Archives*, 26(126). <https://doi.org/10.14507/epaa.26.3497>
- Al-Samarrai, S. (2020). *The Impact of the covid-19 Pandemic on Education Financing* [El impacto de la pandemia por covid-19 en la financiación de la educación]. World Bank Group. <https://documents.worldbank.org/en/publication/documents-reports/documentdetail/479041589318526060/the-impact-of-the-covid-19-pandemic-on-education-financing>
- Bakker, T., Krabbendam, L., Bhulai, S., Meeter, M. y Begeer, S. (2023). Predicting academic success of autistic students in higher education [Predecir el éxito académico de los estudiantes autistas en la educación superior]. *Autism*, 27(6), 1803-1816. <https://doi.org/10.1177/13623613221146439>
- Bania, E. V. y Kvernmo, S. E. (2016). Tertiary education and its association with mental health indicators and educational factors among Arctic young adults: the NAAHS cohort study [La educación terciaria y su asociación con los indicadores de salud mental y los factores educativos entre los jóvenes del Ártico: el estudio de cohorte del NAAHS]. *International Journal of Circumpolar Health*, 75(1). <https://doi.org/10.3402/ijch.v75.32086>
- Barragán, S. y Gonzalez, O. (2022). Explanatory Variables of Dropout in Colombian Public Education: Evolution Limited to Coronavirus Disease [Variables explicativas del abandono escolar en la educación pública colombiana: evolución limitada a la enfermedad por coronavirus]. *European Journal of Educational Research*, 11(1), 287–304. <https://doi.org/10.12973/eu-jer.11.1.287>

- Barragán, S. y Rodríguez, R. (2015). *Diagnóstico y seguimiento de la deserción en la Universidad de Bogotá Jorge Tadeo Lozano*. (1ª ed.). Universidad Jorge Tadeo Lozano. [https://www.researchgate.net/profile/Sandra-Barragan-2/publication/317076881\\_Diagnostico\\_y\\_seguimiento\\_de\\_la\\_desercion\\_en\\_la\\_Universidad\\_de\\_Bogota\\_Jorge\\_Tadeo\\_Lozano/links/59728ca4458515e26dfd9754/Diagnostico-y-seguimiento-de-la-desercion-en-la-Universidad-de-Bogota-Jorge-Tadeo-Lozano.pdf](https://www.researchgate.net/profile/Sandra-Barragan-2/publication/317076881_Diagnostico_y_seguimiento_de_la_desercion_en_la_Universidad_de_Bogota_Jorge_Tadeo_Lozano/links/59728ca4458515e26dfd9754/Diagnostico-y-seguimiento-de-la-desercion-en-la-Universidad-de-Bogota-Jorge-Tadeo-Lozano.pdf)
- Becerra, M., Alonso, J. D., Frias, M., Angel-Urdinola, D. y Vergara, S. (2020). *Latin America y the Caribbean: Tertiary Education* [América Latina y el Caribe: Educación Terciaria]. The World Bank. <https://pubdocs.worldbank.org/en/738931611934489480/LAC-TE-and-Covid-updated.pdf>
- Behr, A., Giese, M., Tegum Kamdjou, H. D. y Theune, K. (2020). Dropping out of university: a literature review [Abandonar la universidad: una revisión de la literatura]. *Review of Education*, 8(2), 614–652. <https://doi.org/10.1002/rev3.3202>
- Caro, E., González, C. y Mira, J. M. (2014). Student academic performance stochastic simulator based on the Monte Carlo method [Simulador estocástico de rendimiento académico basado en el método Monte Carlo]. *Computers & Education*, 76, 42–54. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2014.03.007>
- Chalfin, A. y Deza, M. (2019). The intergenerational effects of education on delinquency [Los efectos intergeneracionales de la educación en la delincuencia]. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 159, 553–571. <https://doi.org/10.1016/j.jebo.2017.07.034>
- Cristia, J. y Pulido, J. (2020). Education in Latin America y the Caribbean: segregated y unequal [Educación en América Latina y el Caribe: segregación y desigualdad]. En M. Busso y J. Messina (Eds.), *The inequality crisis: Latin America y the Caribbean at the crossroad* [La crisis de la desigualdad: América Latina y el Caribe en la encrucijada] (pp. 166–193). Banco Interamericano de Desarrollo.
- Dias, M. M., Filho, L. A. da S., Lino, A. D. P., Favero, E. L. y Ramos, E. M. L. S. (2008). Aplicação de Técnicas de Mineração de Dados no Processo de Aprendizagem na Educação a Distância [Aplicación de técnicas de minería de datos en el proceso de aprendizaje en la educación a distancia]. *Brazilian Symposium on Computers in Education (Simpósio Brasileiro de Informática na Educação-SBIE)*, 1(1), 105–114. <http://milanesa.ime.usp.br/rbie/index.php/sbie/article/view/693>
- Ferraro, S. (2018). Is information and communication technology satisfying educational needs at school? [¿Satisface la tecnología de la información y las comunicaciones las necesidades educativas de la escuela?] *Computers & Education*, 122, 194–204. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2018.04.002>
- Fonseca, G. y García, F. (2016). Permanencia y abandono de estudios en estudiantes universitarios: un análisis desde la teoría organizacional. *Revista de la Educación Superior*, 45(179), 25–39. <https://doi.org/10.1016/j.resu.2016.06.004>
- Ghignoni, E. (2017). Family background y university dropouts during the crisis: the case of Italy [Antecedentes familiares y abandono universitario durante la crisis: el caso de Italia]. *Higher Education*, 73(1), 127–151. <https://doi.org/10.1007/s10734-016-0004-1>
- Guzmán, A., Barragán, S. y Cala Vitery, F. (2021a). Rurality y Dropout in Virtual Higher Education Programmes in Colombia [Ruralidad y deserción en programas de educación superior virtual en Colombia]. *Sustainability*, 13(9). <https://doi.org/10.3390/su13094953>

Guzmán, A., Barragán, S. y Cala Vitery, F. (2021b). Dropout in Rural Higher Education: A Systematic Review [El abandono escolar en la educación superior rural: una revisión sistemática]. *Frontiers in Education*, 6. <https://doi.org/10.3389/educ.2021.727833>

Guzmán, A., Barragán, S. y Cala Vitery, F. (2022). Comparative Analysis of Dropout and Student Permanence in Rural Higher Education [Análisis comparativo del abandono y permanencia estudiantil en la educación superior rural]. *Sustainability*, 14(14). <https://doi.org/10.3390/su14148871>

Guzmán, A., Valencia, L. I., Segovia- García, N. y Rodríguez-Cánovas, B. (2020). Abandono estudiantil en Educación Superior y su relación con la comunicación en programas de modalidad virtual: Colombia. En A. M. de Vicente Domínguez y N. Abuín Vences (coords.), *La comunicación especializada del siglo XXI* (pp. 939–957). McGraw-Hill Interamericana de España. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=7695480>

Hällsten, M. (2017). Is Education a Risky Investment? The Scarring Effect of University Dropout in Sweden [¿Es la educación una inversión arriesgada? El efecto cicatrizante de la deserción universitaria en Suecia]. *European Sociological Review*, 33(2), 169–181. <https://doi.org/10.1093/esr/jcw053>

Hart, K. D. y Venter, J. M. P. (2013). Comparison of urban and rural dropout rates of distance students [Comparación de las tasas de deserción escolar urbana y rural de los estudiantes a distancia]. *Perspectives in Education*, 31(1), 66–76. <https://www.ajol.info/index.php/pie/article/view/87989>

Heidrich, L., Victória Barbosa, J. L., Cambuzzi, W., Rigo, S. J., Martins, M. G. y dos Santos, R. B. S. (2018). Diagnosis of learner dropout based on learning styles for online distance learning [Diagnóstico del abandono escolar basado en estilos de aprendizaje para la educación a distancia en línea]. *Telematics and Informatics*, 35(6), 1593–1606. <https://doi.org/10.1016/j.tele.2018.04.007>

Higher Education Authority. (2022). *Programme for Access to Higher Education* [Programa de acceso a la educación superior]. <https://hea.ie/policy/access-policy/path/>

Himmel, E. (2002). Modelo de análisis de la deserción estudiantil en la educación superior. *Calidad en la Educación*, (17), 91–108. <http://dx.doi.org/doi.org/10.31619/caledu.n17.409>

Lamba, M. y Madhusudhan, M. (2022). *Text Mining for Information Professionals* [Minería de textos para profesionales de la información]. Springer International Publishing. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-85085-2\\_8](https://doi.org/10.1007/978-3-030-85085-2_8)

Lance, L. (2011). Nonproduction Benefits of Education [Beneficios no productivos de la educación]. En E. Hanushek, S. Machin y L. Woessmann (eds.), *Handbook of the Economics of Education* [Manual de economía de la educación] (Vol. 4, pp. 183–282). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-444-53444-6.00002-X>

Marseguerra, M., Zio, E., Devooght, J. y Labeau, P. E. (1998). A concept paper on dynamic reliability via Monte Carlo simulation [Un documento conceptual sobre la fiabilidad dinámica a través de la simulación de Monte Carlo]. *Mathematics and Computers in Simulation*, 47(2–5), 371–382. [https://doi.org/10.1016/S0378-4754\(98\)00112-8](https://doi.org/10.1016/S0378-4754(98)00112-8)

McMahon, W. W. (2010). The External Benefits of Education [Los beneficios externos de la educación]. En P. Peterson, E. Baker y B. McGaw (eds.), *International Encyclopedia of Education* [Enciclopedia Internacional de la Educación] (pp. 260–271). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-08-044894-7.01226-4>

McMahon, W. W. y Delaney, J. A. (2021). The External Social Benefits of Higher Education: Introduction to This Special Issue [Los beneficios sociales externos de la educación superior: Introducción a este número especial]. *Journal of Education Finance*, 46(4), 387–397. <https://muse.jhu.edu/article/796973>

Menčík, J. (2016). *Concise Reliability for Engineers* [Fiabilidad concisa para los ingenieros]. Intech Open. <https://doi.org/10.5772/62009>

Ministerio de Educación Nacional. (2009). *Deserción estudiantil en la educación superior colombiana: Metodología de seguimiento, diagnóstico y elementos para su prevención*. [www.mineducacion.gov.co/sistemasdeinformacion/1735/articulos-254702\\_libro\\_desercion.pdf](http://www.mineducacion.gov.co/sistemasdeinformacion/1735/articulos-254702_libro_desercion.pdf)

Montenegro, C. E. y Patrinos, H. A. (2014). *Comparable estimates of returns to schooling around the world* [Estimaciones comparables del rendimiento escolar en todo el mundo]. Banco Mundial. <https://doi.org/10.1596/1813-9450-7020>

Moreno, W., Segovia, N., Grillo, C., Dworaczek, H. O. y Coy, H. V. (2019). Naturaleza del endeudamiento como base de la propuesta de política pública para la educación superior en Colombia desde 2013. En J. J. Gázquez, M. M. Molero Jurado, Á. Martos Martínez, A. B. Barragán Martín, M. M. Simón Márquez, M. Sisto, R. M. del Pino Salvador y B. M. Tortosa Martínez (comps.), *Innovación Docente e Investigación en Ciencias Sociales, Económicas y Jurídicas* (pp. 25–36). Dykinson.

Nishat, N., Islam, Y. M., Biplob, K. B. Md. B., Mustain, U. y Hossain, M. K. (2020). Empowering tertiary level students to solve their own study-related problems to improve study performance [Capacitar a los estudiantes de nivel terciario para resolver sus propios problemas relacionados con el estudio para mejorar el rendimiento del estudio]. *Journal of Applied Research in Higher Education*, 12(5), 1117–1133. <https://doi.org/10.1108/JARHE-07-2018-0136>

Opazo, D., Moreno, S., Álvarez-Miranda, E. y Pereira, J. (2021). Analysis of First-Year University Student Dropout through Machine Learning Models: A Comparison between Universities [Análisis de la deserción de estudiantes universitarios de primer año a través de modelos de aprendizaje automático: una comparación entre universidades]. *Mathematics*, 9(20). <https://doi.org/10.3390/math9202599>

Orellana, D., Segovia-García, N. y Rodríguez Cánovas, B. (2020). El abandono estudiantil en programas de educación superior virtual: revisión de literatura. *Revista de la educación superior*, 49(194), 47–64. [https://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0185-27602020000200047](https://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0185-27602020000200047)

Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos. (2018). *Tertiary graduation rate* [Data set]. <https://doi.org/10.1787/15c523d3-en>

Ortiz, E. y Dehon, C. (2013). Roads to Success in the Belgian French Community's Higher Education System: Predictors of Dropout y Degree Completion at the Université Libre de Bruxelles [Caminos hacia el éxito en el sistema de educación superior de la comunidad francesa belga: Predictores de abandono escolar en la Universidad Libre de Bruselas]. *Research in Higher Education*, 54(6), 693–723. <https://doi.org/10.1007/s11162-013-9290-y>

Park, J.-H. y Choi, H. J. (2009). Factors Influencing Adult Learners' Decision to Drop Out or Persist in Online Learning [Factores que influyen en la decisión de los estudiantes adultos de abandonar o persistir en el aprendizaje en línea]. *Educational Technology & Society*, 12(4), 207–217. <https://www.jstor.org/stable/jeductechsoci.12.4.207>

Proyecto ALFA GUÍA DCI-ALA/2010/94. (2014). *Estudio sobre Políticas Nacionales sobre el abandono en la Educación Superior en los países que participan en el Proyecto ALFA-GUIA*.

[https://www.researchgate.net/publication/266475186\\_Estudio\\_sobre\\_Políticas\\_Nacionales\\_sobre\\_el\\_abandono\\_en\\_la\\_Educacion\\_Superior\\_en\\_los\\_paises\\_que\\_participan\\_en\\_el\\_Proyecto\\_ALFA\\_GUIA](https://www.researchgate.net/publication/266475186_Estudio_sobre_Políticas_Nacionales_sobre_el_abandono_en_la_Educacion_Superior_en_los_paises_que_participan_en_el_Proyecto_ALFA_GUIA)

Rice, J., Rojjanasrirat, W. y Trachsel, P. (2013). Attrition of On-line Graduate Nursing Students Before and After Program Structural Changes [Desgaste de los estudiantes de enfermería de posgrado en línea antes y después de los cambios estructurales del programa]. *Journal of Professional Nursing*, 29(3), 181–186. <https://doi.org/10.1016/j.profnurs.2012.05.007>

Santos-Villalba, M. J., Alcalá Del Olmo Fernández, M. J., Montenegro Rueda, M. y Fernández Cerero, J. (2023). Incident factors in Andalusian university dropout: A qualitative approach from the perspective of higher education students [Factores de incidencia en la deserción universitaria andaluza: Un enfoque cualitativo desde la perspectiva de los estudiantes de educación superior]. *Frontiers in Education*, 7. <https://doi.org/10.3389/educ.2022.1083773>

Segovia-García, N. (2022). Valoración de los estudiantes sobre la calidad del e-learning en Colombia. *IJNE: International Journal of New Education*, 9, 189–205. <https://doi.org/10.24310/IJNE.9.2022.14678>

Segovia-García, N., Said-Hung, E. y Aguilera, F. J. G. (2022). Educación superior virtual en Colombia: factores asociados al abandono. *Educación XXI*, 25(1), 197–218. <https://doi.org/10.5944/eduxx1.30455>

Silva, F. C. D., Cabral, T. L. D. O. y Pacheco, A. S. V. (2020). Evasão ou permanência? Modelos preditivos para a gestão do Ensino Superior [¿Evasión o permanencia? Modelos predictivos para la gestión de la Enseñanza Superior]. *Education Policy Analysis Archives*, 28. <https://doi.org/10.14507/epaa.28.5387>

Sintayehu, B., Ahmed, A. y Sudhakar, J. (2022). Impact of institutional crisis on the process of teaching-learning at Haramaya University [Impacto de la crisis institucional en el proceso de enseñanza-aprendizaje en la Universidad de Haramaya]. *International Journal of Educational Research Open*, 3. <https://doi.org/10.1016/j.ijedro.2022.100140>

Sistema Nacional de Información de la Educación Superior. (2022). *Generación E, el programa que está transformando la vida 78.798 colombianos*. <https://snies.mineducacion.gov.co/portal/NOTICIAS/391383:Generacion-E-el-programa-que-esta-transformando-la-vida-78-798-colombianos#:~:text=A%20la%20fecha%2C%20el%20componente,los%2032%20departamentos%20del%20Pa%C3%ADs>

Sosu, E. M. y Pheunpha, P. (2019). Trajectory of University Dropout: Investigating the Cumulative Effect of Academic Vulnerability y Proximity to Family Support [Trayectoria del abandono universitario: Investigando el efecto acumulativo de la vulnerabilidad académica y la proximidad al apoyo familiar]. *Frontiers in Education*, 4. <https://doi.org/10.3389/educ.2019.00006>

Tinto, V. (1975). Dropout from higher education: A theoretical synthesis of recent research [Abandono de la enseñanza superior: síntesis teórica de investigaciones recientes]. *Review of Educational Research*, 45(1), 89–125. <http://dx.doi.org/10.3102/00346543045001089>

Tinto, V. (1987). *Leaving College: Rethinking the Causes and Cures of Student Attrition* [Dejando la universidad: Repensando las causas y curas del desgaste de los estudiantes]. The University of Chicago Press.

Tinto, V. y Cullen, J. (1973). *Dropout in higher education: a review and theoretical synthesis of recent research (Contract OEC-0-73-1409, 99)* [Abandono escolar en la enseñanza superior: revisión y síntesis teórica de investigaciones recientes]. Office of Education (DHEW). <https://files.eric.ed.gov/fulltext/ED078802.pdf>

Tete, M. F., Sousa, M. D. M., De Santana, T. S. y Silva, S. F. (2022). Aplicação de métodos preditivos em evasão no ensino superior: Uma revisão sistemática da literatura [Aplicación de métodos predictivos en evasión en la enseñanza superior: Una revisión sistemática de la literatura]. *Education Policy Analysis Archives*, 30. <https://doi.org/10.14507/epaa.30.6845>

Torres, D., Crichigno, J. y Sanchez, C. (2021). Assessing Curriculum Efficiency Through Monte Carlo Simulation [Evaluación de la eficiencia curricular a través de la simulación de Monte Carlo]. *Journal of College Student Retention: Research, Theory & Practice*, 22(4), 597–610. <https://doi.org/10.1177/1521025118776618>

Troester-Trate, K. E. (2020). Food Insecurity, Inadequate Childcare, & Transportation Disadvantage: Student Retention and Persistence of Community College Students [Inseguridad alimentaria, cuidado de niños inadecuado y desventaja en el transporte: retención de estudiantes y persistencia de estudiantes del Community College]. *Community College Journal of Research and Practice*, 44(8), 608–622. <https://doi.org/10.1080/10668926.2019.1627956>

Voelkle, M. C. y Sander, N. (2008). University Dropout: A Structural Equation Approach to Discrete-Time Survival Analysis [Deserción universitaria: Un enfoque de ecuación estructural para el análisis de supervivencia en tiempo discreto]. *Journal of Individual Differences*, 29(3), 134–147. <https://doi.org/10.1027/1614-0001.29.3.134>

Xavier, M. y Meneses, J. (2020). A Literature Review on the Definitions of Dropout in Online Higher Education [Revisión bibliográfica de las definiciones de abandono escolar en la educación superior en línea]. *EDEN Conference Proceedings*, 1, 73–80. <https://doi.org/10.38069/edenconf-2020-ac0004>

Xavier, M. y Meneses, J. (2022). Persistence and time challenges in an open online university: a case study of the experiences of first-year learners [Persistencia y retos de tiempo en una universidad abierta en línea: un estudio de caso de las experiencias de los estudiantes de primer año]. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 19(1), 31. <https://doi.org/10.1186/s41239-022-00338-6>