

Artículo de Investigación

Trazando rumbos: un análisis estadístico de la deserción en instituciones de educación superior en Santander, Colombia

Charting directions: A statistical analysis of attrition in higher education institutions in Santander, Colombia

Omar Millán Delgado: Universidad de Investigación y Desarrollo, Colombia.
omillan1@udi.edu.co

Fecha de Recepción: 28/05/2024

Fecha de Aceptación: 29/07/2024

Fecha de Publicación: 19/08/2024

Cómo citar el artículo:

Millán Delgado, O. (2024). Trazando rumbos: un análisis estadístico de la deserción en instituciones de educación superior en Santander, Colombia [Charting directions: a statistical analysis of attrition in higher education institutions in Santander, Colombia]. *European Public & Social Innovation Review*, 9, 1-19. <https://doi.org/10.31637/epsir-2024-431>

Resumen:

Introducción: Para identificar si la deserción en las universidades se halla bajo un control, se hace necesario que la herramienta de control de procesos estadísticos y los icp, como parámetros de fiabilidad, se trasladen a este escenario, bajo la rigurosidad estadística con la que se aplica en procesos de fabricación. **Metodología:** se utilizó la base de datos del SPADIES de 22 años de análisis. Se pre-procesaron y depuraron datos de 12 universidades del departamento de Santander. Después se aplicaron técnicas de revisión y validación de distribución normal, implementación de métodos de transformación de registros, pruebas de bondad de ajuste y métodos de control estadístico y análisis de capacidad. **Resultados:** A pesar de que algunas universidades cumplen en el corto plazo el objetivo de controlar la deserción, en el largo plazo la variabilidad intrínseca de la deserción deja patente la presencia de desviaciones que conllevan procesos de deserción fuera de especificaciones. **Discusión:** Esta variación hace que no sea viable su control a largo plazo. **Conclusiones:** un proceso que no se halla bajo condiciones controladas no garantiza resultados de calidad en el futuro. En consecuencia, se requiere de estrategias más efectivas para contrarrestar los resultados actuales de deserción universitaria.

Palabras clave: capacidad; control estadístico; deserción universitaria; desviaciones; gráficas de control; índices de deserción; normalidad; universidad.

Abstract:

Introduction: In order to identify whether university attrition is under control, it is necessary that the statistical process control tool and the icp, as reliability parameters, be transferred to this scenario, under the statistical rigour with which it is applied in manufacturing processes.

Methodology: the SPADIES database of 22 years of analysis was used. After the pre-processing, imputation and data cleaning phase from 12 universities in the department of Santander, the techniques of normal distribution review and validation, implementation of log transformation methods, goodness-of-fit tests and statistical control methods were applied together with the capability analysis. **Results:** Although some universities meet the short-term objective of controlling attrition in the short term, in the long term the intrinsic variability of attrition makes clear the presence of deviations that lead to out-of-specification attrition processes. **Discussion:** This variation makes it unfeasible to control in the long term. **Conclusions:** a process that is not under controlled conditions does not guarantee quality results in the future. Consequently, the restructuring of more effective strategies is required to counteract the current university dropout results.

Keywords: capacity; statistical control; university attrition; deviations; control charts; attrition rates; normality; university.

1. Introducción

1.1. Contexto regional

1.1.1. La deserción universitaria en la región de América Latina y del Caribe

El fenómeno de la deserción es un reto trascendental que se suma a la administración de la educación universitaria. Según la Comisión Económica para América Latina y el Caribe [CEPAL] (2020), países latinoamericanos como Costa Rica, con valores cercanos al 37 %, o Cuba, con tasas del 38 %, dejan en evidencia las debilidades del sistema educativo en preparar y retener a sus estudiantes de educación superior. Otros territorios presentan tasas semestrales relativamente más bajas: Argentina, un 14 %; Venezuela, 19 %; y Colombia con la tasa del 18 % (Seminara y Aparicio, 2019). En América Latina, cerca de la mitad de las personas, con edades entre los 25 a 29 años, que iniciaron su ciclo académico, no lograron finalizar sus estudios, bien sea porque aún están estudiando o porque desertaron (Ferreira *et al.*, 2017). En esta misma línea, las estimaciones que proyectó la UNESCO evidencian que el cierre temporal de las Instituciones de Educación Superior [IES] afectó a cerca de 23,4 millones de estudiantes y a cerca de 1,4 millones de docentes de IES (UNESCO-IESALC, 2020). Por su parte, Seminara (2021) hace énfasis en que la deserción en la época de la covid-19 generó impactos negativos en el bienestar psicológico estudiantil así como desgaste de docentes (Gutiérrez *et al.*, 2021; Naffah, *et al.*, 2021), y la afectación al mismo estado (Herrero *et al.*, 2018; Ikemoto y Suzuki, 2019).

Las variables que se correlacionan con el problema de la deserción, tales como la pérdida de las oportunidades como resultado de bajos ingresos laborales (Tinto, 1975), concentración de bajos niveles de ahorro de las familias de escasos ingresos financieros (Castaño, 2019), el grado de exigencia académica y la calidad de algunas universidades (Ministerio de Educación Nacional [MEN], 2020), la imagen no favorable que presentan otros tipos de educación, la técnica y la educación vocacional, entre otros factores, coadyuvan al abandono escolar y universitario (CEPAL, 2020). Para González y Arismendi (2018) y para Díaz (2008),

existen factores del mismo sistema educativo, así como factores de orden social y familiar que hacen proclive la intención de abandono de los estudiantes de las universidades.

Según la UNESCO, en el año 2019, el sistema de educación terciaria en Colombia logró matricular 2,1 millones de estudiantes; lo que ha representado una tasa del 48 %, superior si se compara con la tasa del 2004, que fue de tan solo el 28 %. Los resultados del 2019 son muy cercanos a los que arroja en promedio el conjunto de las naciones de América Latina y el Caribe, los cuales están en torno al 44 %. Sin embargo, al comparar con matrículas como las presentadas en Chile (79 %) y la media de la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económico [OCDE] (72 %), (UNESCO, 2020), de la cual Colombia es miembro desde el año 2018, se observa que las tasas de matrícula colombianas están claramente por debajo de estos niveles.

1.1.2. La problemática de la deserción universitaria en Colombia y en el departamento

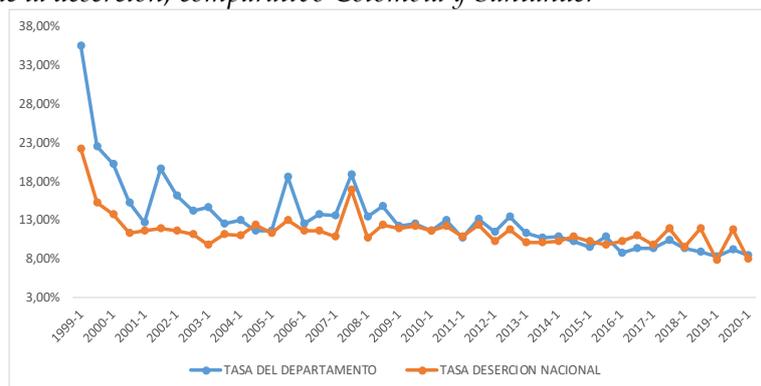
Las universidades del territorio se han caracterizado por presentar altas tasas de deserción acumulada. Según el MEN (2021), los registros relativos a la deserción acumulada siguen presentando valores cercanos al 50 %, lo que significa que, en promedio, uno de dos casos no termina sus estudios de educación superior. Lo anterior evidencia ineficiencias operativas en el sistema de educación (Rodríguez, 2019).

Las políticas de orden nacional, orientadas a la reducción de las tasas de deserción han aportado al objetivo de manera ligera. Para el período comprendido entre 2004 y 2015, se logró una reducción del 48 % al 47 % en las tasas acumuladas, y la tasa de deserción por período se redujo del 16 % al 13,08 % (Sistema para la Prevención de la Deserción de la Educación Superior [SPADIES], 2016). Para los años 2020 y 2021, la tasa media de deserción anual fue del 11 %; para el segundo semestre de 2022, debido a la pandemia, la tasa de deserción se incrementó al 12,7 %, valor superior al promedio de las dos décadas (Pontificia Universidad Javeriana, Laboratorio de la Economía de la Educación [LEE], 2023). De acuerdo con la propuesta del Instituto Internacional para la Educación Superior en América Latina y el Caribe -IESALC- de UNESCO (2019), así como lo establece el MEN (2021), se hace indispensable fortalecer las estrategias, identificar nuevos métodos y alternativas, así como acelerar el proceso para reducir estas tasas en el territorio.

La deserción también es un asunto de equidad. Los niveles de deserción más altos se presentan justamente en los grupos sociales con menos capacidad financiera. Según la OCDE (2021), cerca del 33 % de la población colombiana vive en la línea de la pobreza, un valor superior al de cualquier otro territorio vinculado a la OCDE, y muy por encima de su media, la cual está en un 11 %. Según el índice de Gini, existe una desigualdad muy alta (0,539), incluso comparable con naciones como Haití, Honduras y Sudáfrica (OCDE, 2021). Adicional a lo anterior, un gran porcentaje de estudiantes de estratos bajos presentan mayores niveles de deserción (Pontificia Universidad Javeriana, LEE, 2023).

Figura 1.

Comportamiento de la deserción, comparativo Colombia y Santander



Fuente: Adaptada de SPADIES (2021). <https://goo.su/10Ut8w>

El Departamento presenta 87 municipios adscritos a su territorio, con cerca de 2,061 millones de habitantes, y aproximadamente 188.246 habitantes entre los 17 y 21 años de edad. Presenta un 19,5 % de índice de pobreza. Para el año 2020-I, la tasa de deserción es del 8,42 %, levemente superior al valor de la media nacional, la cual refleja un 7,91 % para ese mismo período (SPADIES, 2021).

1.2. Marco teórico

1.2.1. Deserción escolar

Varios autores han definido la deserción escolar como variable crítica en las IES. Se refiere al “abandono prematuro de un programa de estudios antes de alcanzar el título o grado, y considera un tiempo suficientemente largo como para descartar la posibilidad de que el estudiante se reincorpore” (Himmel, 2002, p. 94). Existen varios tipos de deserción; por una parte está la deserción voluntaria, definida como la retirada del estudiante, bien sea del programa académico o de la IES; por otra, la deserción involuntaria, que se da como resultado de una decisión institucional en donde el estudiante debe retirarse de la IES.

Para Tinto (1989) y Giovagnoli (2001), la deserción es el evento que enfrenta un estudiante cuando tiene por meta su proyecto académico, pero no logra concluirlo. Un desertor es aquel estudiante de una IES que no evidencia alguna actividad académica por un período de dos semestres consecutivos (MEN, 2009). Según Himmel (2002), la deserción de los estudiantes se debe dilucidar según los diferentes tipos de retiro o renuncia. Un indicador de la deserción hace referencia a la cantidad absoluta de estudiantes que renuncian a una IES, antes de haberse graduado (Instituto Colombiano para el Fomento de la Educación Superior [ICFES], 2002). Sobre ello, la deserción se define como el retiro del estudiante del sistema de educación en general (Castaño *et al.*, 2004).

1.2.2. Control estadístico de procesos

Uno de los pioneros en el control estadístico de procesos de fabricación ha sido el físico, ingeniero y estadístico Shewhart (1931), quien presentó un enfoque innovador para la gestión y mejora de procesos industriales mediante el uso de la herramienta de control de procesos estadísticos, que posteriormente se conocería como el "Control Estadístico de Procesos". Este autor estableció que los procesos en un contexto productivo presentan variaciones de orden natural y, en ocasiones, variaciones que podrían ser controladas, pero

que afectaban a la calidad del resultado final si no se establecían medidas de control. De acuerdo con la temática que nos ocupa, la deserción puede ser tratada bajo el enfoque de un proceso de orden social, con variaciones intrínsecas.

El objetivo de un control estadístico de procesos yace en poder mantener bajo unos parámetros establecidos la variabilidad de los resultados, dentro de unos límites permisibles que previamente se han concertado como los márgenes adecuados de control de calidad (Falcó, 2006). Juran (1999) menciona que la variabilidad de un aspecto de calidad se puede cuantificar y controlar por procesos de muestreo estadístico de los elementos producidos, de tal forma que se identifique la distribución estadística que los representa. Según Duncan (1986), las cartas o gráficas de control estadístico de procesos son una herramienta viable y eficaz para este tipo de propósitos. En esencia, un gráfico de control lo constituyen tres límites de especificación: una recta horizontal que gráficamente se ubica por encima y por debajo de una recta central, denominada línea promedio del proceso. Sobre estos parámetros se compara de manera visible el desempeño o rendimiento del proceso con los “límites de control estadístico” establecidos o calculados previamente. Las líneas horizontales que grafican los límites de control estadístico que hacen parte de las gráficas de control se presentan en las siguientes ecuaciones:

$$LCS = \bar{X} + \frac{3R}{d_2} \quad (1)$$

$$LC = \bar{X} \quad (2)$$

$$LCI = \bar{X} - \frac{3R}{d_2} \quad (3)$$

donde:

LCS: Límite de Control Superior, (o Límite de Especificación Superior)

LC: Límite central (considerado como el objetivo a lograr)

LCI: Límite de Control Inferior (Límite de Especificación Inferior)

Existen situaciones en las que, de acuerdo a la misma naturaleza de la característica o requisito de calidad, no es viable lograr agrupaciones de la salida del proceso; tal es el caso de las tasas de deserción por período, las cuales generan registros cada semestre. La recomendación en estas situaciones, en donde se generan observaciones de forma individual, es el uso de Gráfica \bar{X} con subgrupos $n = 2$, o amplitudes móviles y con el respectivo d_2 con un valor de tablas de constantes de 1,128 (Juran, 1999; Montgomery, 2001). Un proceso se halla bajo control estadístico si de él se han excluido las causas asignables, ya que su presencia en el proceso afecta el comportamiento de la distribución de probabilidad de la variable de análisis, con un efecto adverso y que no logra producir artículos con calidad (Shewhart, 1931). Si se tiene el conjunto de observaciones $X_1; X_2; \dots; X_n$ relativas a la necesidad de calidad que se analiza, se parte de la hipótesis de que se asume una distribución normal con media μ y varianza σ^2 .

Se define el rango R como $R_i = |X_i - X_{i+1}|$ será el “valor absoluto del i -ésimo rango móvil para $i = 1; 2; 3; \dots; (n - 1)$ ” (Juran, 1999).

1.2.3. Índices de capacidad y de tolerancia de los procesos

Basterfield (2009) menciona que al grado de dispersión de la distribución de probabilidad del proceso al nivel de 6σ se le denomina Capacidad del proceso C_p . A la resta de los límites de especificación o control superior e inferior LSE-LIE se le llama Tolerancia. Para obtener un proceso que está bajo control, se debe lograr un escenario en que su capacidad sea menor a

su tolerancia. De la capacidad del proceso y su tolerancia resulta el índice de capacidad ICP. La capacidad del proceso mide la fluctuación de un proceso que presenta resultados en torno a su valor promedio, cuando funciona bajo control. Así, cuantifica la capacidad potencial, partiendo del hecho de que la media aritmética del proceso equipara al valor de la media de los límites de especificación, y se define así:

Cp: Capacidad del proceso (base para los ICP)
 LES: Límite Superior de Especificación
 LEI: Límite Inferior de Especificación
 σ : Desviación estándar de los registros

Según Falcó (2006), un proceso con un Cp de 1,0 o superior es un proceso que logra generar productos que cumplen con las especificaciones relativas a su calidad, ya que la amplitud de sus especificaciones es superior a la misma distribución de sus resultados a 6σ . Si el proceso presenta un Cp menor que 1, este no logra generar productos con cumplimiento de requisitos de calidad. Con el objeto de constatar las variaciones que se evidencian en el proceso y la ubicación del valor central o media, se utilizan índices complementarios al análisis del proceso, como el Cpk (denominado índice de habilidad).

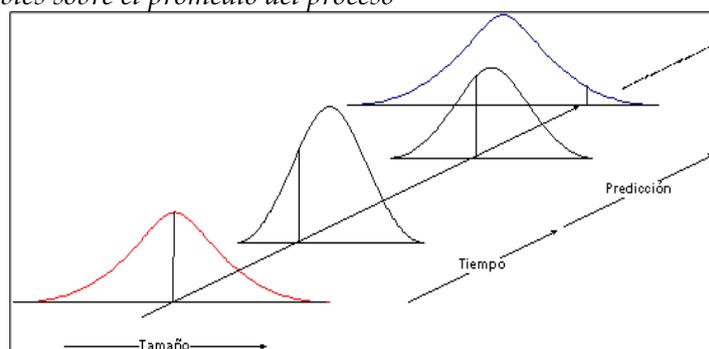
Cpk = definido como el índice de habilidad de un proceso
 μ = promedio del proceso

$$cpk = \min \left\{ \frac{LES - \mu}{3\delta}; \frac{\mu - lei}{3\delta} \right\} \quad (4)$$

En la figura 2, el índice Cpk muestra la cercanía del promedio real del proceso en algunos momentos de medición, tanto al Límite de Especificación Superior - LES o al límite inferior de especificación LEI. Si en la generación de los productos elaborados el proceso no es capaz de centrarse, se generaría como resultado que el Cp no representaría la realidad del nivel de cobertura sobre los productos que fueron elaborados fuera de los límites o tolerancias de especificación (Minitab, 2021). Sobre lo anterior, es más loable el índice Cpk en valores mayores a 1,0 (Basterfield, 2009).

Figura 2.

Fluctuaciones inestables sobre el promedio del proceso



Fuente: Elaboración propia (2023).

El marco teórico presentado anteriormente es extrapolable a la variable social de la deserción en las IES. Al considerar que en toda institución de educación superior se presentan fenómenos y factores que logran medir y cuantificar sus eficiencias operativas, como es el caso de la deserción de sus estudiantes, y si se considera a este bajo la óptica de un proceso

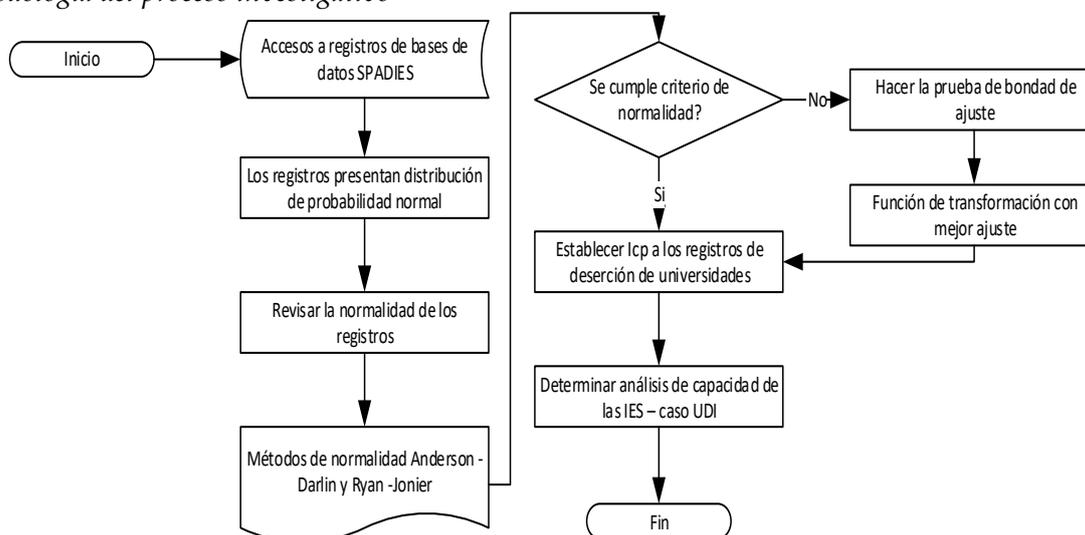
social con sus elementos constitutivos, esto es, una serie de variables de entrada que a través de un proceso de enseñanza – aprendizaje, el cual presenta variaciones de orden intrínseco y genera como salida una transformación de los “insumos” al final del proceso, es factible y loable considerar que las gráficas cumplen un objeto en la posibilidad de identificar si se han logrado los controles estadísticos para que la deserción esté dentro de unos límites que la institución considere pertinentes (Montgomery, 2001). Los resultados y el comportamiento que arrojen los índices de capacidad serán el punto de partida para el establecimiento de estrategias que redunden en el fortalecimiento de los servicios de educación universitaria en lo que respecta a la retención de estudiantes.

2. Metodología

El método para la investigación se presenta en la figura 3, que describe de forma sucinta las fases implementadas.

Figura 3.

Metodología del proceso investigativo



Fuente: Elaboración propia (2023).

2.1. Acceso a registros SPADIES – prueba de hipótesis

La primera fase fue acceder a la información de los registros del sistema para la prevención de la deserción de las IES en Colombia -SPADIES MEN (2021). Se logró extraer la información de las tasas de deserción anual para un total de 12 universidades localizadas en el departamento de Santander, en los períodos comprendidos entre 1991-I y 2020-I. En total 43 períodos de análisis para un registro de 559 tasas anuales. Se hizo un pre-procesamiento por imputación de registros a través del promedio aritmético, para los períodos 2015-II a 2020-I y 2018-I a 2010-I de las Universidades Antonio Nariño y la Universidad Industrial de Santander respectivamente, debido a que no presentaban reportes en estos períodos, ello con el fin de evitar algún sesgo estadístico en los resultados.

Uno de los criterios requeridos en torno al uso de los índices de capacidad ICP consiste en validar el supuesto o hipótesis relativa a la distribución de normalidad de los registros de la deserción por cada IES analizada. Para ello, se aplicó el test de normalidad o prueba no paramétrica bajo la metodología Anderson Darling [A-D]. Los motivos que dan vigor a esta

prueba están en la capacidad de ser flexibles y potentes a la vez (Arshad *et al.*, 2003; Pedroza *et al.*, 2015; Shahabuddin *et al.*, 2009). Se describe bajo el estadístico A, en donde $\{Y_1 < \dots < Y_N\}$ provienen de una función acumulativa F (Anderson y Darling, 1952). Los valores de Y deben estar ordenados.

$$A^2 = -N - S \quad (5)$$

$$s = \sum_{k=1}^N \frac{2k-1}{N} [\ln F(Y_k) + \ln(1 - F(Y_{N+1-k}))] \quad (6)$$

Hipótesis:

H₀: hipótesis nula: Los registros de deserción en cada IES presentan una distribución normal o proceden de una población con distribución normal

H₁: Hipótesis alterna: Los registros no presentan una distribución normal

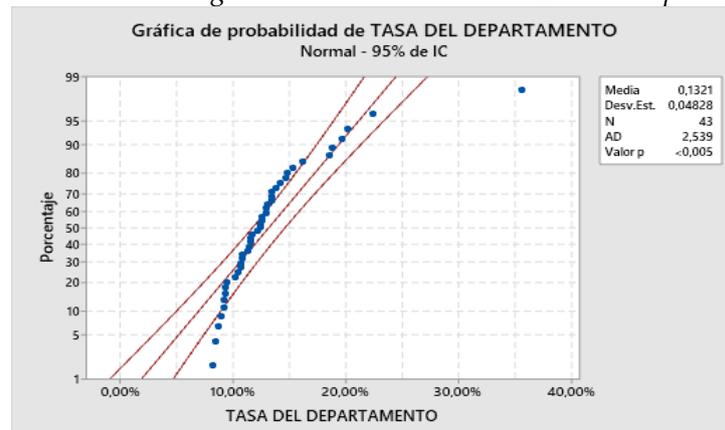
Se optó por un nivel de significancia del 5 %.

2.2. Prueba de distribución de normalidad

A manera de presentación gráfica, se adjunta el resultado de la prueba [A-D] para las IES del departamento, con evidencia de gran dispersión sobre la línea de tendencia de normalidad, así como con un p-value menor a 0,05 (se rechaza H₀).

Figura 4.

Distribución de probabilidad de los registros de deserción de las IES en el departamento de Santander



Fuente: Elaboración propia con software Minitab (2023).

En la siguiente tabla se presenta el resultado de las pruebas en conjunto [A-D] y [R-J] con el respectivo p-value. Se resalta que la Universidad Pontificia Bolivariana es la única IES que muestra que no existe evidencia estadística contundente para rechazar la hipótesis nula. En tal sentido, presenta distribución de probabilidad normal. La hipótesis alternativa se acepta para las restantes IES; esto es, no se evidencia una distribución de normalidad.

Tabla 1.

Resultados del test de normalidad para la variable deserción semestralizada de las IES en Santander

TIPO	[A-D]	p-value	[R-J]	p-value
UDI	1,14	<0,005	0,942	<0,01
Universidad Libre	1,12	0,01	0,975	0,06
UIS	11,46	<0,005	0,483	<0,01
Universidad Pontificia Bolivariana	0,46	0,25	0,979	>0,1
Universidad Francisco de Paula Santander	9,02	<0,005	0,644	<0,01
Universidad Santo Tomás	3,61	<0,005	0,791	<0,01
UNAB	9,04	<0,005	0,544	<0,01
Universidad Antonio Nariño	4,52	<0,005	0,869	<0,01
U. de la Paz	5,09	<0,005	0,778	<0,01
UNISANGIL	1,77	<0,005	0,919	<0,01
UDES	3,80	<0,005	0,79	<0,01
Total Departamento	2,53	<0,005	0,858	<0,01

Fuente: Elaboración propia (2023).

2.3. Prueba de bondad de ajuste

Según Lagos y Vargas (2003) y Mosquera *et al.* (2010), asumir una distribución de normalidad en los registros de deserción puede verse como un desvío en las conclusiones de la investigación. Así, se puede concluir que el proceso de deserción universitaria cumple requisitos de límites de control estadístico cuando, en realidad, no presenta este comportamiento, o viceversa (aumenta el riesgo tipo I o II en la decisión sobre las hipótesis planteadas), lo que hace que se sea proclive a la toma de decisiones erróneas y costos en demasía.

Con el propósito de aplicar los respectivos índices de capacidad, cuyo requisito previo es la normalidad de los registros, se hace necesario conocer la distribución que más se ajuste, para lograr una transformación de los registros en una distribución de orden normal de cada IES en el departamento. Se identificaron 9 tipos de distribución junto con la distribución de Johnson (Lagos y Vargas, 2003).

2.4. Transformación de distribuciones de datos de la deserción

Se requirió transformar los resultados de la deserción que presentaban distribución no normal para convertirla en tipo normal por medio de procesos como el que presenta el grupo de la distribución de Johnson (Chou *et al.*, 1998) para la variable de análisis X que fue la deserción semestral. Las familias de transformación Johnson fueron:

Sobre el proceso de transformación se utilizó la propuesta aportada directamente por el software Minitab con base en las ecuaciones suministradas, tomando como criterio el mayor resultado del estadístico p-value, de tal forma que fue viable aplicar los diferentes índices ya referenciados.

En línea con Slifker y Shapiro (1980), los parámetros que se requieren inferenciar para esta familia están supeditados a la razón de cuartiles $QR > 1$ en términos de p, n y m y son según la transformación η , γ , y ϵ . Un método de transformación complementario que arroja valores p superiores es el grupo de transformaciones de Box y Cox (1964), como indican Peña y Peña

(1986). Según los resultados del test de bondad de ajuste, los valores del parámetro λ a usados fueron de -1 para los registros de deserción de la U. Francisco de Paula Santander y en conjunto para los registros del Departamento, así como de 1,0 para la universidad UDES. Se procedió a la transformación, tanto para los registros con método Johnson como para los del Box Cox, con los siguientes resultados (ver tabla 2):

Tabla 2.

Test de normalidad una vez aplicadas las transformaciones de los registros

TIPO	A-D	p-value (95% n.c)
UDI	1,176	0,918
Universidad Libre	0,634	0,092
UIS	0,412	0,327
Universidad Francisco de Paula Santander	0,620	0,10
Universidad Santo Tomás	0,288	0,601
UNAB	0,201	0,874
Universidad Antonio Nariño	0,50	0,198
U. de la Paz	0,215	0,837
UNISANGIL	0,471	0,234
UDES	0,170	0,929
Total Departamento	0,251	0,726

Fuente: Elaboración propia (2023).

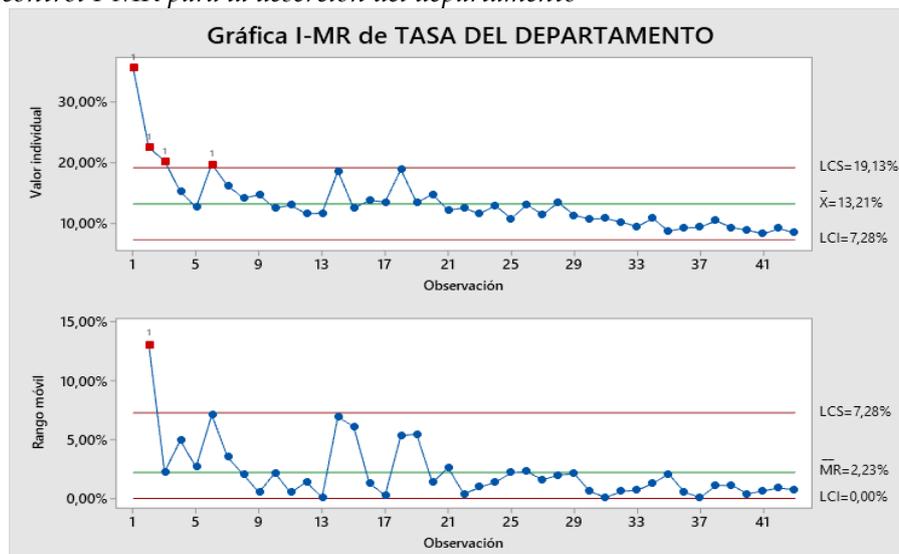
3. Resultados

3.1. Determinación de los índices de capacidad para la deserción de las IES

Al no ser posible identificar las metas u objetivos trazados por las IES para establecer límites tolerables de deserción, se optó por los límites de especificación inferior, superior y central, según lo mencionado en el acápite del marco teórico, de acuerdo a los resultados que arrojen las gráficas I-MR - Individuales y de Promedio Móvil, debido a la misma naturaleza de recolección de registros de deserción en períodos semestrales, inicialmente sin transformación. Se relacionan, a manera de ejemplo, los límites o tolerancias de especificación y la gráfica de control para la deserción del departamento.

Figura 5.

Gráficas del control I-MR para la deserción del departamento



Fuente: Elaboración propia (2023).

A continuación, se presenta la tabla resumen de los diferentes límites de especificación que se usaron como referente para la obtención de los índices que valoran la capacidad de cada universidad, basados en las cartas de control I-MR.

Tabla 3.

Límites de especificación IES del departamento

Ítem - universidad	Límites de especificación establecidos		
	Superior	Central	Inferior
Departamento en conjunto	0,19	0,13	0,07
UDI	0,3	0,18	0,07
Universidad Libre	0,31	0,10	0,0
UIS	0,1	0,07	0,03
Universidad Pontificia Bolivariana	0,1	0,07	0,04
Universidad Francisco de Paula Santander	0,31	0,14	0,02
Universidad Santo Tomás	0,22	0,12	0,02
UNAB	0,18	0,11	0,02
Universidad Antonio Nariño	0,29	0,19	0,09
U. de la Paz	0,33	0,16	0,02
UNISANGIL	0,17	0,11	0,06
UDES	0,21	0,14	0,07

Fuente: Elaboración propia (2023).

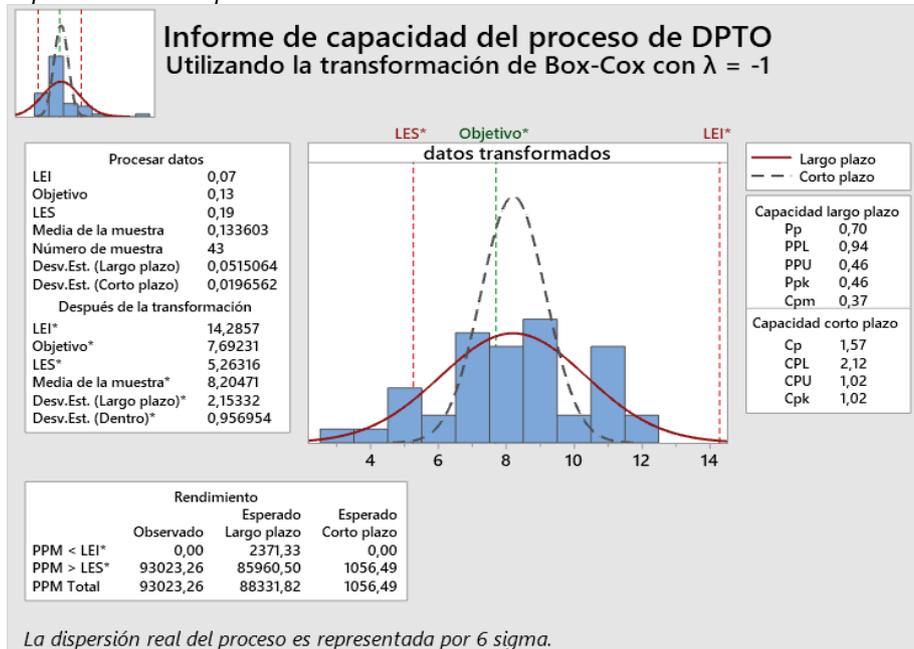
3.2. Índices de capacidad de aplicables al fenómeno de la deserción bajo transformación Box Cox

Los resultados del departamento presentan una situación bastante favorable en las proyecciones de corto plazo, pues Cp y Cpk superan el valor 1,0, hecho que evidencia la presencia de control sobre la deserción. A largo plazo, un Cpm, con resultado de 0,37, muy por debajo de 1,0, muestra que el control al fenómeno de la deserción en el territorio no

lograría cumplirse, al no centrarse en la meta establecida. Más de 90.000 estudiantes por millón estarían por fuera del límite superior de deserción.

Figura 6.

Capacidad del proceso en el departamento



Fuente: Elaboración propia con Minitab (2023).

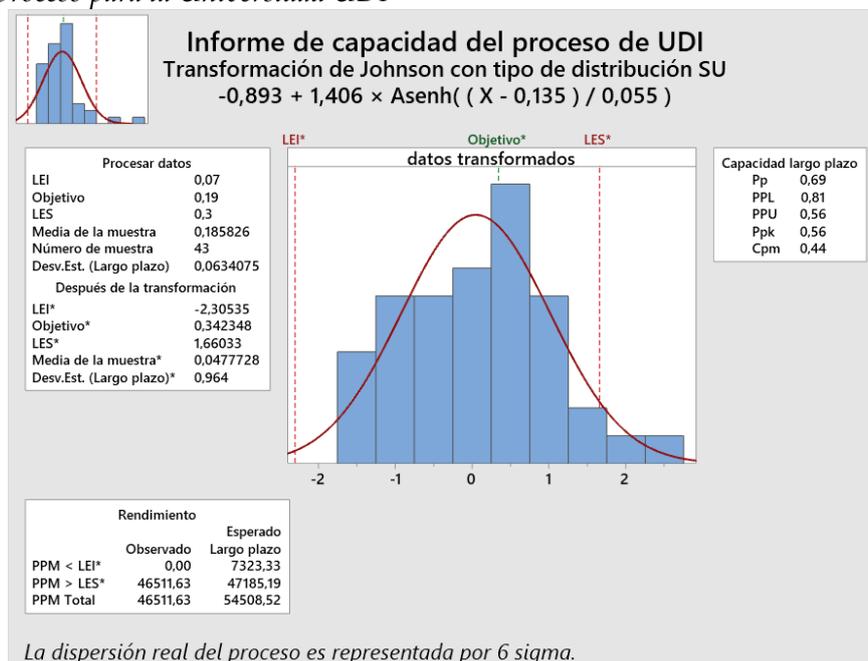
UNISANGIL mantiene la deserción bajo condiciones controladas en el corto plazo. Sin embargo, no se halla del todo centrado en la meta, de ahí su Cpk inferior a 1,0, lo que conlleva presentar potenciales estudiantes que se ubicarán en zonas por fuera del límite superior del gráfico. A largo plazo, un $C_p > P_p$, así como un $P_{pk} > C_{pk}$ advierten de resultados fuera de control. Se deben eliminar causas asignables para mejorar el resultado Cpm.

3.3. Índices de capacidad usando transformación Johnson

Ningún índice logra resultados favorables en el largo plazo, debido a las variaciones y desvíos de comportamiento para los registros observados en la actualidad. De forma similar al proceso de producción y trasladado al escenario de la deserción, se esperaría que más de 54.000 estudiantes por cada millón presenten deserción por encima de su límite superior permisible.

Figura 7.

Capacidad el proceso para la Universidad UDI



Fuente: Elaboración propia (2023).

3.4. Índice de capacidad registros no transformados - Universidad Pontificia Bolivariana

Este índice muestra que se supera el valor unitario en el corto plazo, logrando el cumplimiento de la deserción con respecto a sus límites y un proceso centrado, esto es, los esfuerzos de la IES por concretar la reducción de la deserción logran su objetivo. Sin embargo, a largo plazo y de mantener un comportamiento tendencial, como consecuencia de la variabilidad de deserción, no soportaría resultados superiores al valor unitario y no lograría resultados bajo especificaciones.

4. Discusión

Las gráficas de control son una fuerte evidencia para determinar si un proceso está sometido a condiciones controladas, siempre que los resultados del proceso se ubiquen dentro de unos límites permisibles (Crosby, 1979), de tal forma que se satisfagan los criterios de calidad para la característica que se estudia. Todo proceso presenta causas intrínsecas que logran determinado nivel de variabilidad, pero la existencia de otro tipo de causas como las denominadas asignables (Shewhart, 1954) logran un nivel de variación del proceso que lo desestabiliza y genera producto con características de calidad fuera de especificaciones (Trong-Dung *et al.*, 2022). Autores como Arias-Montes (2023) han utilizado esta herramienta incluso en medidas correctivas necesarias para lograr mejores resultados en los procesos de enseñanza-aprendizaje.

La deserción es un problema crítico en las universidades, ya que puede afectar negativamente a la calidad de la educación y a la reputación institucional (Hanna *et al.*, 2012). Con el fin de resolver este problema, las IES deben identificar las tendencias de abandono y los principales factores determinantes de las tasas de abandono más altas (Semeon, 2011), a pesar de que los factores que afectan al abandono de los estudiantes son numerosos y suelen

tener efectos que cambian con el tiempo (Ishitani y DesJardins, 2002). Las gráficas de control estadístico son una herramienta valiosa para evaluar el estado de control de la deserción, permitiendo a las instituciones educativas identificar patrones y tendencias. A lo anterior se debe sumar el criterio de cumplir con especificaciones de índices de Capacidad del Proceso (Basterfield, 2009). El análisis de la distribución de la deserción es crucial para comprender mejor las tendencias y patrones de deserción (Beshah, 2012).

Los puntos de inflexión en la tasa de deserción pueden indicar cambios significativos en la institución educativa (Trong-Dung *et al.*, 2022b). Según Arshad *et al.* (2003), las gráficas deben incluir puntos de inflexión para identificar momentos críticos en la tasa de deserción, lo que puede ayudar a las instituciones a implementar estrategias de intervención temprana. En complemento, según Montoya (1999), las condicionantes estadísticas requeridas para el uso de esta herramienta garantizan la fiabilidad de sus resultados, por lo que los procesos de validación de distribución normal hacen que su inferencia logre el modelado de la realidad de cada universidad en torno a resultados de corto, mediano y largo plazo de su deserción (Mosquera *et al.*, 2010). Así mismo, las transformaciones de los registros en distribuciones de probabilidad ajustadas logran el objeto de acercamientos a valor p que validen las hipótesis establecidas.

La comparación con estándares y metas es fundamental para evaluar el estado de control de la deserción. Deben incluir comparaciones con estándares nacionales o internacionales, así como metas institucionales, para evaluar el desempeño de la institución en términos de deserción. Las instituciones y el mismo modelo educativo, en la mayoría de situaciones, no presenta límites de deserción establecidos y ello no posibilita una gestión institucional que acerque los esfuerzos a metas preestablecidas. En tal sentido, Syahira *et al.* (2019) afirman que los límites de control establecidos en cada caso son un acercamiento a la realidad de cada IES. Un comparativo entre estos últimos y unas metas claras de deserción universitaria posibilitaría un valor de cumplimiento más real.

Ahora bien, estos análisis, al ser de orden transversal, no logran un alcance de mayor profundidad que al desarrollarse de manera longitudinal, en la medida que el fenómeno social está sujeto a factores cambiantes con el tiempo (Stevens, 1973). Los fenómenos ligados a la deserción de orden social, económico, institucional e individual son factores que sopesan en el tiempo y fluctúan en su transcurrir. Un análisis evolutivo y bajo la mira en varios momentos daría luces sobre factores relevantes y su grado de incidencia en el abandono escolar.

Otra limitante en el estudio está relacionada con el modelo de gráfica utilizada. Los gráficos IM-R son útiles en procesos donde no es viable la agrupación en grupos racionales de registros con variación intergrupala y homeogeneidad intragrupal (Montgomery, 2001; Leceño y González, 2006). Los registros de deserción, al presentarse en períodos únicos semestrales o anuales, limitan el uso de otros tipos de gráficas, bien sea de atributos o de variables (Stevens, 1973).

5. Conclusiones

Se hace necesario, por parte de las IES del departamento, establecer unos límites específicos relativos al control estadístico de la variable deserción, de manera que sobre esa base se establezcan metas concretas y un conocimiento previo acerca del direccionamiento de las estrategias que logren su control o minimización; de lo contrario, cualquier decisión será indiferente.

La transformación de los registros es un requerimiento sin el cual no es estadísticamente viable el proceso de aplicación de los índices de capacidad para el fenómeno observado. El mejor ajuste a través de las pruebas estadísticas de bondad garantiza un comportamiento normalizado y, en tal sentido, se debe optar por la transformación o la distribución que represente la minimización de riesgos en las hipótesis, ya sea de tipo I (alfa) o tipo II (Beta) sobre comportamiento normalizado.

A pesar de que algunas universidades cumplen en el corto plazo el objetivo, incluso sin estar claramente trazado por las mismas, en el largo plazo la variabilidad intrínseca de la deserción entre períodos intersemestrales hace proclive la presencia de desviaciones que conlleva procesos de deserción fuera de especificaciones. Las tolerancias de los procesos son menores a su capacidad y esto hace que no sea viable su control a largo plazo. Un proceso que no se halla bajo condiciones controladas no garantiza resultados de calidad en el futuro. En consecuencia, se requiere de la reestructuración de estrategias más efectivas para contrarrestar los resultados actuales.

Finalmente, las gráficas de control estadístico deben ser utilizadas para implementar estrategias de intervención efectivas. Sus resultados son útiles para identificar áreas de mejora y desarrollar programas de apoyo y retención para estudiantes en riesgo de deserción. Las estrategias que se implementen pueden mostrar resultados más efectivos con miras a la reducción de los índices de deserción, fundadas en bases teóricas como las herramientas estadísticas que se presentan en el artículo. La intención de la disminución o control de la deserción del alumnado en sus diferentes programas y, en consecuencia, la retención estudiantil para la culminación de sus estudios académicos, es viable que se soporte en procesos estadísticos robustos.

6. Referencias

- Anderson, T. W. y Darling, D. A. (1952). Asymptotic theory of certain "Goodnes of fit" criteria based on stochastics processes. *Ann. Math. Statist*, 23(2), 193-212. <https://doi.org/10.1214/aoms/1177729437>
- Arias-Montes, J. D. (2023). Aplicación de las herramientas de calidad al rendimiento académico. Caso de estudio: alumnos de ingeniería en la UTN-FRSC. *AACINI Revista Internacional de Ingeniería Industrial*, 7(1), 21-32. <https://goo.su/O8qzO>
- Arshad, M., Rasool, M. T. y Ahmad, M. J. (2003). Anderson Darling and Modified Anderson Darling tests for generalized Pareto distribution. *Pakistan Journal of Applied Sciences*, 3(2), 85-88. <https://doi.org/10.3923/jas.2003.85.88>
- Beshah, B. (2012). Students' performance evaluation using statistical quality control. *International Journal of Science and Advanced Technology*, 2(12), 75-79. <http://www.ijstat.com>
- Basterfield, D. H. (2009). *Control de Calidad*. Prentice Hall.
- Box, E. P. y Cox, D. R. (1964). An analysis of transformations. *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, 26, 211-243. <https://www.jstor.org/stable/2984418>
- Castaño, E. (2019). Una estimación no paramétrica y robusta de la transformación Box-Cox para el modelo de regresión. *Lecturas de Economía*, 75, 89-106. <https://doi.org/10.17533/udea.le.n75a11477>

- Castaño, E., Gallón, S., Gómez, K. y Vásquez, J. (2004). Deserción estudiantil universitaria: una aplicación de modelos de duración. *Lecturas de Economía*, 60, 39-65. <https://doi.org/10.17533/udea.le.n60a2707>
- CEPAL. (2020). *Panorama Social de América Latina*. Naciones Unidas. <https://goo.su/hbGJO>
- Chou, Y. M., Polansky, A. M. y Mason, R. L. (1998). Transforming non-normal data to normality in statistical process control. *Journal of Quality Technology*, 30(2), 133-141. <https://doi.org/10.1080/00224065.1998.11979832>
- Crosby, P. B. (1979). *Quality is free*. McGraw-Hill.
- Díaz, C. (2008). Modelo conceptual para la deserción estudiantil universitaria chilena. *Estudios pedagógicos*, 34(2), 65-86. <https://doi.org/10.4067/s0718-07052008000200004>
- Duncan, A. J. (1986). *Quality control and industrial statistics*. Irwin. Homewood.
- Ferreira, M., Avitabile, C., Botero, J., Haimovich, F. y Urzúa, S. (2017). *Momento decisivo: la educación superior en América Latina y el Caribe*. Grupo Banco Mundial. <https://goo.su/pyWcYU9>
- González Catalán, F. I. y Arismendi Vera, K. J. (2018). Deserción estudiantil en la educación superior técnico-profesional: explorando los factores que inciden en alumnos de primer año. *Revista de la Educación Superior*, 47(188), 109-137. <https://doi.org/10.36857/resu.2018.188.510>
- Gutiérrez, D., Vélez, J. F. y López, J. (2021). Indicadores de deserción universitaria y factores asociados. *EducaT: Educación virtual, Innovación y Tecnologías*, 2(1), 15-26. <https://doi.org/10.22490/27452115.4738>
- Hanna, M. D., Raichura, N. y Bernardes, E. (2012). Using statistical process control to enhance student progression. *Journal of Learning in Higher Education*, 8(1), 71-82. <https://files.eric.ed.gov/fulltext/EJ1144975.pdf>
- Herrero, V., Merlino, A., Ayllón, S. y Escanés, G. (2018). Aplicación de un modelo de duración en programas de prevención de deserción universitaria. *Revista Electrónica de Investigación Educativa*, 15(3), 38-52. <https://doi.org/10.33010/recie.v3i2.389>
- Himmel, E. (2002). Modelos de análisis de la deserción estudiantil en la educación superior. *Revista Calidad en la Educación*, 17, 91-108. <https://doi.org/10.31619/caledu.n17.409>
- Ikemoto, S. y Suzuki, H. (2019). Impact of dropping out during higher education on type of employment and wage-Analysis using the Bayesian Network. *Journal of Japan Industrial Management Association*, 70(1), 1-9. <https://lc.cx/p0kY-g>
- Instituto Colombiano para el Fomento de la Educación Superior [ICFES]. (2002). *Estudio de la deserción estudiantil en la educación superior en Colombia*. Convenio 107/2002 UN-ICFES. http://www.uptc.edu.co/export/descargas_autoevaluacion/d8.pdf
- Ishitani, T. T. y DesJardins, S. L. (2002). A longitudinal investigation of dropout from college in the United States. *Journal of College Student Retention: Research, Theory & Practice*, 4(2), 173-201. <https://doi.org/10.2190/V4EN-NW42-742Q-2>

- Juran, J. (1999). *Manual de Control de Calidad*. Mc Graw Hill.
- Lagos, I. J. y Vargas, J. A. (2003). Sistema de familias de distribuciones de Johnson, una alternativa para el manejo de datos no normales en cartas de control. *Revista Colombiana de Estadística*, 26(1), 25-40. https://lc.cx/-5Hi_O
- Leceño, A. y González, F. J. (2006). *Métodos estadísticos para medir, describir y controlar la variabilidad*. Universidad de Cantabria. <https://doi.org/10.22429/euc2015.004>
- MEN. (2009). *Deserción estudiantil en la Educación Superior Colombiana*. Ministerio de Educación Nacional de Colombia. <https://acortar.link/sRRRjj>
- MEN. (2020). *Micrositios Educación Superior / Publicaciones Educación Superior*. <https://www.mineducacion.gov.co/1759/w3-article-356271.html?noredirect=1>
- MEN. (2021). *Estadísticas de deserción y permanencia en Educación Superior SPADIES 3.0 Indicadores 2021*. SPADIES. <https://lc.cx/chPGf2>
- Minitab Software. (2021). *Capacidad de Procesos. Estadísticos de la Capacidad del Proceso: Cp y Cpk, Trabajando Juntos* (Capítulo VI). <https://acortar.link/8xPf9l>
- Montgomery, D. C. (2001). *Introduction to statistical quality control*. John Wiley and Sons.
- Montoya, M. D. (1999). An application of multinomial logit and duration models. *Applied Economics*, 31(11), 1411-1422. <https://doi.org/10.1080/000368499323292>
- Mosquera, J. C., Mosquera, M., Daniel, J., Artamonov, M., Daniel, P. y Varela, M. (2010). Evaluación del índice de capacidad del proyecto de deserción académica en la Universidad Tecnológica de Pereira (UTP). *Revista Educación En Ingeniería*, 5(9), 96-103. <https://doi.org/10.26507/REI.V5N9.3>
- Naffah, S. C., Valencia, A., Ruiz, R. G. y Cadavid, M. (2021). Factores psicosociales y familiares que influyen la deserción en estudiantes universitarios en contexto de países en desarrollo. *Revista Lasallista de Investigación*, 17(1), 103-115. <https://doi.org/10.22507/rli.v17n1a9>
- OCDE. (2021). *Education at a glance interim report: update of employment and educational attainment indicators*. OECD. <https://acortar.link/TINSBS>
- Pedroza, I., Basterretxea, J. J., Robles, A., Basteiro, J. y García, E. (2015). Pruebas de bondad de ajuste en distribuciones simétricas, ¿Qué estadístico utilizar? *Universitas Psychologica*, 14(1), 245-254. <https://doi.org/10.11144/javeriana.upsy14-1.pbad>
- Peña, D. y Peña, J. I. (1986). Un contraste de normalidad basado en la transformación Box-Cox. *Revista Estadística Española*, 110, 33-46.
- Pontificia Universidad Javeriana, Laboratorio de la Economía de la Educación LEE. (2023). *Informe análisis estadístico LEE*. Bogotá D.C. Pontificia Universidad Javeriana. <https://doi.org/10.22395/rium.v16n30a1>
- Rodríguez, M. (2019). *La investigación sobre deserción universitaria en Colombia 2006-2016*.

- Tendencias y resultados. *Pedagogía y Saberes*, 51, 49-66. <https://doi.org/10.17227/pys.num51-8664>
- Ruíz-Falcó, A. (2006). *Control Estadístico de Procesos (Apuntes)*. Universidad Pontificia de Comillas ICAI-ICADE.
- Seminara, M. P. (2021). De los efectos de la pandemia covid-19 sobre la deserción universitaria: desgaste docente y bienestar psicológico estudiantil. *Revista de Educación Superior y Sociedad*, 33(2), 402-421. <https://doi.org/10.54674/ess.v33i2.360>
- Semeon, G. (2011). Using data mining technique to predict student dropout in St. Mary's University College: Its implication to quality of education. *Proceedings of the 9th National Conference on Private Higher Education Institutions (PHEIs) in Ethiopia* <http://repository.smuc.edu.et/handle/123456789/2193>
- Seminara, M. P. y Aparicio, M. T. (2019). La deserción universitaria ¿un concepto equívoco? Revisión de estudios latinoamericanos sobre conceptos alternativos. *Revista de Orientación Educacional*, 32(61), 44-72. <https://lc.cx/HC0TRX>
- Shahabuddin, A. A., Ibrahim, K. y Jemain, A. (2009). On the comparison of several goodness of fit tests under simple random sampling and ranked set sampling. *World Academy of Science Engineering and Technology*, 54, 77-80.
- Shapiro, S. S. y Wilk, M. B. (1968). A comparative study of various test of normality. *Journal of the American Statistical Association*, 63(324), 1343-1372. <https://doi.org/10.1080/01621459.1968.10480932>
- Shewhart, W. A. (1931). *Economic Control of Quality of Manufactured Products*. Quality Press.
- Slifker, J. y Shapiro, S. (1980). The Johnson system, selection and parameter estimation. *Technometrics*, 32(2), 239-246. <https://doi.org/10.1080/00401706.1980.10486139>
- SPADIES. (2019). *Estadísticas cruzadas de deserción SPADIES*. <https://spadies3.mineducacion.gov.co/spadiesWeb/#/app/consultas>
- Stevens, G. T. (1973). Monitoring Educational Dropout Rates by a Quality Control Technique. *AIEE Tech Pap*, 18, 127-130.
- Syahira, S., Tarmizi, A., Mutalib, S., Hamimah, N., Hamid, A. y Rahman, S. A. (2019). A review on student attrition in higher education using big data analytics and data mining techniques. *International Journal of Modern Education and Computer Science*, 11(8), 1-14. <https://doi.org/10.5815/ijmecs.2019.08.01>
- Tinto, V. (1975). Dropout from higher education a theoretical synthesis of recent research. *Journal of Higher Education*, 45, 89-125. <https://doi.org/10.3102/00346543045001089>
- Tinto, V. (1989). Definir la deserción una cuestión de perspectiva. *Revista Educación Superior*, 71, 1-9. http://publicaciones.anuies.mx/pdfs/revista/Revista71_S1A3ES.pdf
- Trong-Dung, N., Hai-Canh, V., Khac-Tuan, H., Anh-Cuong, H. y Nassim, B. (2022). Control chart patterns (CCPs) forecasting using probabilistic deep learning. *6th International Conference on System Reliability and Safety, ICSRS 2022*, 125-129.

<https://doi.org/10.1109/ICSRS56243.2022.10067718>

UNESCO. (2021). *Construir la paz en la mente de los hombres y de las mujeres*. UNESCO.
<https://lc.cx/Pf3Npp>

UNESCO-IESALC. (2020). *Covid-19 y educación superior: de los efectos inmediatos al día después. Análisis de impactos, respuestas políticas y recomendaciones*. UNESCO.
https://doi.org/10.33960/ac_36.2020

CONTRIBUCIONES DE AUTORES/AS, FINANCIACIÓN Y AGRADECIMIENTOS

AUTOR/ES:

Omar Millán Delgado

Universidad de Investigación y Desarrollo (UDI)

Ingeniero Industrial UIS; experiencia en docencia universitaria por más de 20 años, especialista en sistemas integrados de gestión, Maestría en Administración de Empresas y Doctor en Planeación Estratégica y Dirección de Tecnología de UPAEP. Investigador categoría Junior por Minciencias, ha desarrollado *papers*, artículos de investigación en revistas indexadas en áreas de la estadística, diseño de experimentos. minería de datos, sistemas de gestión de calidad. Así mismo, ha contribuido en asesoría y consultoría empresarial en temáticas de planeación estratégica, diseño de productos, aseguramiento de la calidad.

omillan1@udi.edu.co

Orcid ID: <https://orcid.org/0009-0006-7424-2741>