

Control Estadístico del Proceso de la Deserción en las Universidades del Departamento de Santander Colombia

Statistic Control of the School Desertion Process in the Universities of Santander Department in Colombia

*Omar Millán Delgado**

Recibido el 25 de Mayo de 2017. Aceptado el 01 de Agosto de 2017.

Resumen

En este trabajo se ha propuesto la implementación de herramientas estadísticas y de control de procesos, sometiendo la variable deserción por período a los índices de capacidad. Con base en las tasas de deserción periódica, para cada universidad del departamento de Santander, se logra identificar cuáles de ellas presentan distribución de probabilidad normal. Con los datos que no la presenten, se procedió a aplicar la respectiva transformación a través de la prueba de bondad de ajuste, identificando la distribución y transformación adecuada. Luego se logró aplicar los índices de capacidad, de corto y largo plazo a las tasas de deserción periódica de cada universidad. Los resultados evidencian que la mayoría de las universidades, a pesar de poder hacer frente en el corto plazo al control de capacidad de la deserción, no lo logran en el largo plazo. Las estrategias deben ser fortalecidas, si se desea mejorar los índices de capacidad y lograr una mayor tasa de retención de estudiantes.

Palabras Clave: índice, capacidad, deserción, control.

Abstract

* Ingeniero Industrial, MBA, candidato a doctor en Planeación Estratégica y Dirección de la Tecnología, omarmillan@upaep.edu.mx

In this paper it has been proposed the implementation of statistical and process control tools, subjecting the period desertion variable to the capacity indexes. Based on the periodic dropout rates, for each university in the department of Santander, it is possible to identify which of them present normal probability distribution. With the data that do not present it, we proceeded to apply the respective transformation through the goodness of fit test, identifying the appropriate distribution and transformation. Short and long term capacity indices were then applied to the periodic dropout rates of each university. The results show that most universities, despite being able to cope in the short term with the control of attrition capacity, do not achieve this in the long term. Strategies should be strengthened if capacity indices are to be improved and higher student retention rates.

Keywords: Index, capacity, desertion, control

1 Introducción

El departamento de Santander ocupa el cuarto lugar en Colombia por su importancia poblacional y económica, Para el período 2015-2 presenta una tasa de deserción anual de 12.65%, levemente por debajo de la media nacional. (Ministerio de Educación Nacional- MEN, 2016). Este fenómeno es considerado como un proceso de carácter social, debido a que las variables que en él intervienen y el elemento central de interés son de orden social.

Ahora bien, las gráficas de control y los índices de control de procesos, como elementos clave para la identificación de control estadístico, son ampliamente utilizados en sectores como el industrial farmacéutico y el medicinal entre otros, como métodos para identificar inestabilidad y causas de tipo anormal de un proceso de producción o de servicios, su origen y uso está orientado al control de procesos de orden industrial (Shewhart, 1931); enfoque de carácter teórico y práctico que no ha presentado variaciones a la fecha; pero no es evidente su aplicación en escenarios de índole social, como el referido a deserción universitaria.

En Santander y en el territorio colombiano, las cifras de deserción acumulada o por cohorte, están cerca al 50%; esto es, de cada dos estudiantes que ingresan al sistema, solo uno logra finalizar sus estudios. Este hecho ha dado pie para que el presente estudio se concentre en analizar el fenómeno como un proceso en términos similares al proceso industrial. Para tal fin, se hace el símil de que los estudiantes desertores serán el producto al final de salida, que no cumplen con las especificaciones técnicas. Esto es, un desertor sería el “producto” de un proceso de formación académica que no logra cumplir con los requerimientos de “producto” con calidad, es decir, se considera un “producto defectuoso”.

La intención del presente trabajo radica en extrapolar el uso de la herramienta de gráficas de control y los índices de capacidad de procesos a fenómenos de índole social (proceso social) como lo es la deserción universitaria. Aunque todas las Instituciones de Educación Superior están en constante alarma frente al fenómeno social de la deserción universitaria, desarrollando estrategias que buscan su minimización, no es conocido si efectivamente dichos enfoques logran mantener este fenómeno bajo condiciones controladas, pues se conocen a lo sumo metas de corto, mediano y largo plazo en cuanto a su disminución, así como los registros de las tasas de deserción por período o acumulada en el Sistema de Prevención Académica de la Deserción de las Instituciones de Educación Superior SPADIES, pero estadísticamente, el análisis no evidencia un control de especificación ni de tolerancia. A través de la aplicación de esta herramienta estadística, se busca identificar los índices de capacidad, medir los resultados y el mejoramiento de los servicios de educación para la variable deserción, identificando si esta

**Control estadístico del proceso de deserción en las universidades del Departamento de
Santander, Colombia**

variable se encuentra o no bajo control estadístico. Se requiere de la valoración de la capacidad de las estrategias en pro de la disminución de la deserción.

Teniendo en cuenta esta situación, se logró consolidar la información de la deserción por período para 12 universidades del departamento, incluyendo los registros de deserción del mismo, tal como se evidencia en las bases de datos del sistema de información, que se puede consultar a través del link de acceso (<https://spadies.mineduccion.gov.co/spadies/JSON.html>). Se desarrollaron las transformaciones de distribución sugeridas por el software Minitab para hacer la conversión a distribución normal u otras distribuciones utilizadas en el control de procesos. Una vez esto, y con la finalidad de conocer el estado de control de proceso de deserción en las 12 universidades del Departamento, se identificaron los índices de capacidad de corto y de largo plazo para cada universidad del departamento.

En conclusión, esta herramienta puede convertirse en una base teórica, conceptual y estadística para evidenciar el rumbo de las estrategias de las universidades, en pro del control estadístico y riguroso de procesos sociales, como la deserción por período, fundamentados en los índices ICP (Índices de Control de Proceso), tanto de corto como de largo plazo. Los resultados demuestran que todas las universidades requieren de una reestructuración de las estrategias de índole social y académica, encaminadas al control de la deserción, ya que sus tolerancias son menores a su capacidad y fundamentalmente, en el largo plazo, donde los índices ICP presentaron menores valores.

1.1 Control estadístico de procesos

1.1 Generalidades

Shewhart (1931), en su libro “Economic Control of Quality of Manufactured Products” marcó la pauta para el control estadístico de procesos, que posteriormente continuarían autores como Joseph Juran, W.E. Deming, entre otros. Como pionero en los análisis estadísticos de los procesos de producción, llegó a la conclusión de que todos los procesos de fabricación presentaban variación (Los procesos sociales, como la deserción, también presentan variación). Aspectos clave como la variabilidad de los procesos y los productos, la identificación de los tipos de causas existentes en un proceso que generan la variabilidad (comunes y asignables), son tema común en el uso de este método de control. El objetivo de un método de control radica en poder mantener la variabilidad de los productos dentro de unos límites previamente establecidos por el mismo proceso (Falcó, 2006).

La variación de una determinada característica de calidad podría ser cuantificada muestreando las salidas del proceso y estimando los parámetros de su distribución estadística (Juran, 1999). Los cambios en la distribución podrían evidenciarse representando el parámetro de calidad en un gráfico a través del tiempo. En este escenario, una de las herramientas de apoyo son las gráficas de control. Son un método de análisis y presentación de datos sobre las variaciones observadas en la calidad de un producto o servicio. Constituyen un registro gráfico de la calidad de determinada característica y su esencia radica en mostrar si el proceso está o no en un estado estable, es decir, dentro de los límites del proceso y con ICP aceptables (Basterfield, 2009).

Las gráficas de control son comúnmente utilizadas en la industria como método para diagnosticar los procesos de producción e identificar inestabilidad y circunstancias anormales (denominadas causas asignables). Una gráfica de control es una comparación gráfica de los datos de desempeño de proceso con los “límites de control estadístico” calculados, dibujados como rectas horizontales por encima y por debajo de una línea central o media del proceso. Los datos de desempeño de proceso por lo general consisten en grupos de mediciones que vienen de la secuencia normal de producción y preservan el orden de los datos. El objetivo de una gráfica de control no es lograr un estado de control estadístico como un fin, sino reducir la variación. (Juran, 1999). Los límites de especificación de la gráfica de control son los siguientes:

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

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

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

Dónde: LCS: Límite de Control Superior, (Límite Superior de Especificación), LC: Límite central (Objetivo en cada caso), LCI: Límite de Control Inferior, (Límite Inferior de Especificación)

$$\bar{X} = \sum_{i=1}^n x_i/n, \quad \bar{R} = \sum_{i=1}^{n-1} R_i/(n-1) \quad (4)$$

d_2 es una constante que depende del tamaño de las amplitudes móviles. Existen casos en donde los datos no pueden conformar grupos de tamaño $n \geq 2$, tales como procesos en los que no es posible registrar subgrupos por período, o el mismo caso de las tasas de deserción por período (un registro cada mes). Para este tipo de procesos en donde adicionalmente se desea monitorear

el nivel medio del proceso, es adecuada la construcción de una Gráfica $\bar{X}$ para observaciones individuales que se denotan simplemente como Gráfica $\bar{X}$. En complemento, para el caso en particular, con un subgrupo de $n = 2$, d_2 representa un valor de 1.128 (Montgomery, 2001).

Por último, sea $X_1; X_2; \dots; X_n$ el conjunto de n observaciones de la característica de calidad bajo estudio, asumidas normales con media μ y varianza σ^2 . Se define $R_i = |X_i - X_{i+1}|$ como el valor absoluto del i -ésimo rango móvil para $i = 1; 2; 3; \dots; (n - 1)$.

Se dice entonces que un proceso está en estado de control cuando de este se han eliminado las causas asignables, De acuerdo con Shewhart, (1931) una causa asignable está presente en un proceso si la distribución de la característica de calidad se ve afectada por un factor con un efecto preponderante. De ser así, la característica de calidad no tiene por qué seguir una ley normal.

1.2 Capacidad y tolerancia de procesos

La **capacidad** del proceso se denomina 6σ , así como a la diferencia de los límites de las especificaciones (Límite Superior de Especificación – Límite Inferior de Especificación, LSE-LIE) se denomina **Tolerancia** (Basterfield, 2009). El escenario ideal es lograr una capacidad del proceso, menor a la Tolerancia. En esta situación, se dice que el proceso está bajo **control estadístico**. Al momento en que la capacidad del proceso es mayor que la tolerancia, se presenta una situación indeseable que consiste en que el proceso no es capaz de fabricar un producto que cumpla las especificaciones. La capacidad del proceso y la tolerancia se combinan para formar un índice de capacidad, el cual se define de la siguiente forma:

C_p : Capacidad del proceso (de este concepto se desprenden los ICP)

LES: Límite de Especificación Superior

LEI: Límite de Especificación Inferior

σ : Desviación estándar de los datos

La capacidad del proceso C_p , se refiere a la variación de un proceso alrededor del valor promedio. El C_p mide la capacidad potencial, suponiendo que el promedio del proceso es igual al punto medio de los límites de especificación, y que el proceso está operando bajo control estadístico (Falcó, 2006). Un proceso que cumple bien con los límites de especificación (rango de especificación = 6σ), tiene un C_p de 1.0.

$$C_p = \text{Rango de especificaciones/capacidad del proceso} = (LES - LEI)/6\sigma \quad (5)$$

Al ser mayor a 1, se presenta la situación deseable. Un índice menor que 1, evidenciaría un proceso que no cumple especificaciones. La relación de Índice de capacidad o C_p se muestra en la tabla 1.

Tabla 1 Relación de los Índices del estudio de la capacidad del proceso.

ICP	Decisión
$1.33 < ICP < 2.22$	Más que adecuado, incluso puede exigirse más en términos de su capacidad. Posee capacidad de diseño
$1 < ICP < 1.33$	Adecuado para lo que fue diseñado. Requiere control estrecho si se acerca al valor de 1
$0.67 < ICP < 1$	No es adecuado para cumplir con el diseño inicial. Requiere monitoreo constante
$ICP < 0.67$	No es adecuado para cumplir con el diseño inicial.

Fuente: Tomado de Shewhart (1931)

Con frecuencia, y de acuerdo con Shewhart (1931), el promedio de los datos de muestra no se halla en el punto medio del proceso; en tal sentido, para corroborar las variaciones del proceso y la localización del punto medio, se utiliza el índice Cpk o índice de habilidad.

Cpk= Índice de habilidad del proceso

μ = media del proceso

Tal como se observa, el Cpk refleja la proximidad de la media actual del proceso, al LES o al LEI. En complemento, afirma Basterfield (2009), si el proceso no estuviese centrado, el Cp falsearía el grado de cobertura con respecto a fabricar productos fuera de los límites de tolerancia. Así, es más representativo el índice Cpk, siempre que su resultado sea superior a 1,0.

Índices complementarios que miden el comportamiento del proceso a largo plazo son Pp (process performance) y Ppk, que estiman la capacidad global o a largo plazo del proceso. Al calcular tales estadísticos, se estima la variabilidad a largo plazo, considerando para ello todo tipo de variación, tanto la que se produce dentro de los subgrupos como la que se produce entre ellos, los cuales se calculan con la variabilidad total del proceso (variabilidad en el largo plazo). “En este caso se tiene en cuenta la variabilidad introducida como resultado del centrado del proceso y la inestabilidad del mismo” (Falcó, 2006, p.17).

$$Pp = \frac{(LES-LEI)}{6 \sigma_L}; Ppk = \min \left[\frac{\mu-LEI}{3 \sigma_L}, \frac{LES-\mu}{3 \sigma_L} \right] \quad (6)$$

Donde: σ_L = *desviación estándar del proceso a largo plazo*

μ = media del proceso.

En consecuencia, se debe hacer la verificación de que $Cp > Pp$ y $Cpk > Ppk$. De ellos se derivan los siguientes indicadores:

Ppl: Mide la distancia entre la media del proceso y el límite de especificación inferior.

Ppu: Mide la distancia entre la media del proceso y el límite de especificación superior

Ppk: Es igual al valor más bajo entre Ppu y Ppl

Ppl, Ppu y Ppk indican el desempeño ideal de su proceso si se eliminaron las causas especiales.

Cpm: es un índice de capacidad general que mide si el proceso satisface la especificación y si se encuentra dentro del objetivo, usándose como referencia 1.33. En resumen, según el informe Minitab, (2015), la capacidad global y sus índices (Pp, Ppk) a largo plazo, hablan de cómo se está comportando el proceso respecto a las especificaciones prefijadas; entre tanto, la capacidad potencial o a corto plazo (Cp, Cpk) dice cómo se comportaría el proceso si se logra eliminar la variabilidad entre los distintos subgrupos. La existencia de diferencias entre ambas capacidades denota la oportunidad de mejorar del proceso respecto a su estado actual. Con la intención de conocer el grado de control del proceso social de la deserción en las universidades del departamento, se hace relevante que dichos índices se apliquen a este fenómeno, con la misma rigurosidad que se implementa en los procesos industriales.

2 Metodología

El procedimiento sugerido en el presente trabajo se puede observar en la Figura 1.

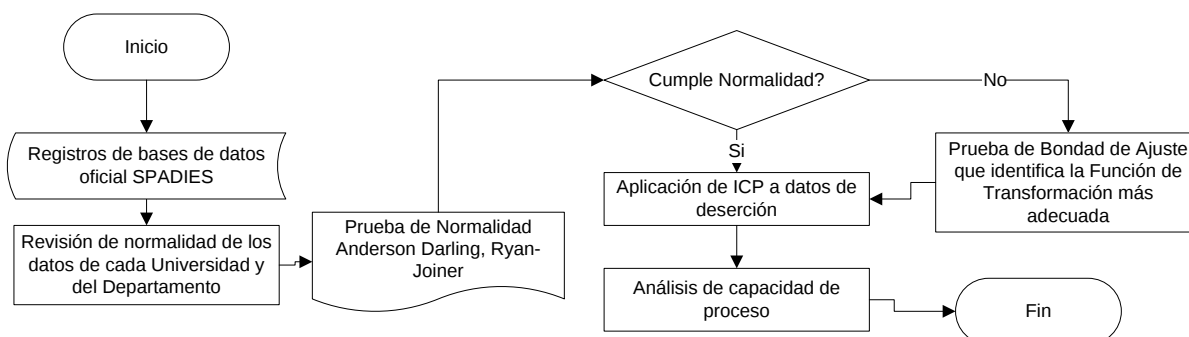


Fig. 1 Procedimiento de aplicación de ICP a proceso de deserción universitaria.

Fuente: elaboración propia.

El primer paso en este proceso, consiste en establecer la hipótesis de distribución de probabilidad de los datos en análisis. Para generar los indicadores de capacidad (ICP), se debe validar las hipótesis para control a un proceso, siendo una de ellas, la normalidad de los datos. En este orden se hará la prueba de normalidad de Anderson Darling. La justificación de la prueba radica en su flexibilidad y su potencia sobre otras. Diferentes autores (Arshad, Rasool y Ahmad, 2003), (Shahabuddin, Ibrahim y Jemain, 2009), (Pedroza, Basterretxea, Robles, Basteiro y García, 2015) han señalado esta prueba como la más fiable en términos estadísticos, cuando se alude a pruebas basadas en las funciones de distribución empíricas (Anderson y Darling, 1952). Un requisito sin el cual no es viable el uso de ICP es la comprobación de la normalidad de la distribución.

2.1 Hipótesis

Las hipótesis para la prueba de Anderson-Darling son:

- H_0 : Los datos siguen una distribución especificada (normal)
- H_1 : Los datos no siguen una distribución especificada (normal)

Se utiliza el valor p correspondiente para probar si los datos provienen de la distribución elegida. Si el valor p es menor que un nivel de significancia elegido ($\alpha = 0.05$), entonces se rechaza la hipótesis nula de que los datos provienen de esa distribución.

2.2 Prueba de normalidad

El Sistema para la Prevención de la Deserción de la Educación Superior del Ministerio de Educación Nacional es la fuente oficial en Colombia para el reporte y registro de la deserción universitaria. Todas las universidades registradas en el Sistema Nacional de Información de la Educación Superior SNIES, semestral o anualmente reportan toda la información relacionada con la variable deserción (características institucionales, de los individuos y sus hogares, del programa académico, programas de apoyo a los estudiantes, estado del estudiante y riesgo de deserción, eventos cronológicos del estudiante) a través de las oficinas de registro y control al SPADIES. Este sistema centraliza la información y da la posibilidad de que el interesado pueda consultar y generar reportes de deserción individuales y colectivos en cada período de registro.

En el link <https://spadies.mineduacion.gov.co/spadies/JSON.html> se puede consultar la caracterización estudiantil, la deserción estudiantil, el apoyo a la permanencia o las consultas personalizadas, dependiendo de los criterios de consulta que se requieran. Con base en los datos de deserción por período de cada una de las 12 universidades del departamento, de los últimos 35 períodos, se requirió hacer la respectiva prueba de normalidad como requisito inicial para la aplicación de ICP. La tabla 2 presenta los resultados de la dicha prueba, bajo los métodos de

Anderson Darling y de Ryan-Joiner (similar a la prueba de normalidad Shapiro-Wilk) (Shapiro y Wilk, 1968). Con un umbral de significancia $\alpha = 0.05$, y de acuerdo a los resultados de la prueba, se identifica que solo las universidades resaltadas cumplen el requisito de normalidad. Los resultados estadísticos que se presentan en las siguientes tablas, fueron obtenidos a partir del uso del software Minitab®.

Tabla 2 Prueba de Normalidad para la Deserción por Período de las Universidades del Departamento de Santander

Ítem	Pruebas de normalidad			
	Anderson Darling		Ryan-Joiner (Similar a Shapiro-Wilk)	
	A-D	Valor p	R-J	Valor p
DPTO	1.13	.005	.912	.034
UIS	.431	.287	.981	>.10
UDES	.353	.444	.989	>.10
UMB	1,079	,007	.905	<.010
UNAB	1,421	<,005	.956	.014
UCCBUC	1,365	<,005	.950	<.001
UCCBAR	0.805	.034	.927	<.001
UPB	.734	.051	.973	094
USTA	.957	.013	.968	.048
UPAZ	1.655	<.005	.876	<.001
UDI	.25	.72	.991	>.10
UNISANGIL	.476	.225	.986	>.10

**Control estadístico del proceso de deserción en las universidades del Departamento de
Santander, Colombia**

ULIBRE	.913	.018	.967	.045
--------	------	------	------	------

Fuente: Elaboración propia

Como es evidente, el supuesto de normalidad sobre la variable deserción no se cumple en algunas universidades. Sin embargo, es posible transformar los datos no-normales a datos normales a través de técnicas como el sistema de familias de distribuciones de Johnson, tal como lo recomienda el software estadístico. Para los casos de transformación de Johnson, se procedió a aplicar la función de transformación sugerida por el software.

De la misma manera, cuando se aplicó la prueba para los valores de la deserción por cohorte (tipo de deserción acumulada), ninguna universidad, ni el departamento, cumplieron el requisito (todos con una significancia = 0), debido al sesgo negativo, natural del comportamiento de este tipo de deserción. Las gráficas de control no son del todo viables cuando la hipótesis de normalidad no se satisface. Asumir la normalidad cuando no se está seguro de ella puede llevar a tomar decisiones erróneas como declarar un proceso fuera de control cuando en realidad está bajo control (incremento del Riesgo tipo I en el planteamiento de hipótesis), generar índices de capacidad altos cuando la capacidad real es baja, aumentar la tasa de rechazos, etc., elevando los costos para la firma (Lagos y Vargas, 2003).

Con base en estos resultados, se requiere hacer una transformación de los datos de las universidades restantes, en función de la distribución de probabilidad que más se ajuste para poder aplicar la herramienta de capacidad de proceso (valor $p < \alpha$).

2.3 Prueba de bondad de ajuste

Se procede a realizar la prueba de bondad de ajuste para las Instituciones que no cumplen el requisito de normalidad, ello con la intención de identificar la distribución de probabilidad que más se ajuste para su transformación en distribución normal. En cada una de las tablas, se resalta la distribución más adecuada. Se procede a generar los resultados de las tasas de deserción para las universidades de acuerdo a la distribución de probabilidad que más se adecue, en función de la prueba de bondad de ajuste. En las siguientes tablas se presentan los resultados de la prueba de bondad de ajuste para los valores de deserción de cada universidad que no cumplen el supuesto de normalidad. En la tabla 3 se muestran los resultados de la prueba A-D así como los valores p que más satisfacen dicha prueba.

Tabla 3 Prueba de bondad de ajuste para la deserción por período del Departamento de Santander.

Prueba de bondad del ajuste DPTO		
Distribución	AD	P
Normal	1.13	0.005
Transformación Box-Cox	1.469	<0.005
Lognormal	1.874	<0.005
Lognormal de 3 parámetros	1.165	*
Exponencial	8.679	<0.003
Exponencial de 2 parámetros	.34	.010
Weibull	.58	.010

**Control estadístico del proceso de deserción en las universidades del Departamento de
Santander, Colombia**

Weibull de 3 parámetros	.56	.82
Valor extremo más pequeño	.56	.57
Valor extremo por máximos	.87	.010
Gamma	.43	.005
Gamma de 3 parámetros	.02	
Logística	.61	.005
Loglogística	.54	.005
Loglogística de 3 parámetros	.62	
Transformación de Johnson	.6	.46

Función de Transformación de Johnson: $-0.482719 + 0.887367 \times \ln((X - 0.0721533) / (0.360680 - X))$

Fuente: Elaboración propia.

En la tabla 4 se resumen los resultados de las universidades que no cumplen el supuesto de normalidad y a las cuales se aplicó el mismo procedimiento desarrollado para los datos de deserción del departamento. Se resaltan las ecuaciones en el caso de la transformación Johnson.

Tabla 4 Prueba de bondad de ajuste para las universidades que no cumplieron requisito de normalidad

Prueba de bondad del ajuste			
Universidad	AD	P	Ecuación
UNAB: Transformación de Johnson	384	377	$0.698150 + 0.736563 \times \text{Asenh}((X - 0,278336) / 0.0239454)$
UCCBUC Transformación de Johnson	0.76	0.393	$0.544635 + 0.692460 \times \text{Asenh}((X - 0.255431) / 0.0192613)$

UCCBAR Transformación			n.a
Box-Cox	0.298	0.568	
USTA Transformación de			$-1.50917 + 1.25240 \times \ln((X + 0.251859) / ($
Johnson	0.423	0.303	$0.378245 - X)$
UPAZ Transformación de			$-1.54988 + 1.81436 \times \operatorname{Asenh}((X - 0.0524631$
Johnson	0.515	0.179	$) / 0.134380)$
ULIBRE Weibull de 3			
parámetros	0.364	0.459	n.a

Fuente: Elaboración propia.

2.4 Revisión de pruebas de normalidad a las distribuciones sugeridas

Una vez aplicada la prueba para distribución de normalidad sugerida por el software, se lograron los resultados presentados en la tabla 5, bajo el criterio A-D y Ryan-Joiner

Tabla 5 Resultados de valores p para las tasas de deserción por período con transformación de distribución de probabilidad

Pruebas de normalidad				
Ítem	Anderson Darling A-D Valor p		Ryan-Joiner (Similar a Shapiro-Wilk) R-J Valor p	
DPTO	0.460	.246	.985	>.10
UNAB	0.384	<.377	.982	>.10
UCCBUC	0.376	<.393	.983	>.10
UCCBAR	.698	.062	.938	>.10
USTA	.423	303	.981	>.10
UPAZ	0.515	<.179	.976	>.10

**Control estadístico del proceso de deserción en las universidades del Departamento de
Santander, Colombia**

ULIBRE	.913	.018	.967	.045
--------	------	------	------	------

Fuente: Elaboración propia

También, y a manera de ejemplo, el caso de la Universidad Cooperativa de Colombia sede Barrancabermeja, requirió la transformación por el método de la familia de Box Cox (Box y Cox, 1964), el cual soluciona problemas de normalidad y heterocedasticidad (no homogeneidad de varianzas) y ofrece algunos métodos para solucionar este problema (Peña y Peña, 1986). La esencia del método radica en encontrar un λ (parámetro a estimar) óptimo. Para facilitar el proceso, el software Minitab lo genera, y como se observa en la figura 2, se obtiene un $\lambda = -0,5$. En este sentido, de acuerdo a la regla del valor λ (Box y Cox, 1964), se procede al uso de la respectiva transformación. Para la transformación Box Cox, el software Minitab ha determinado un $\lambda = -0.5$.

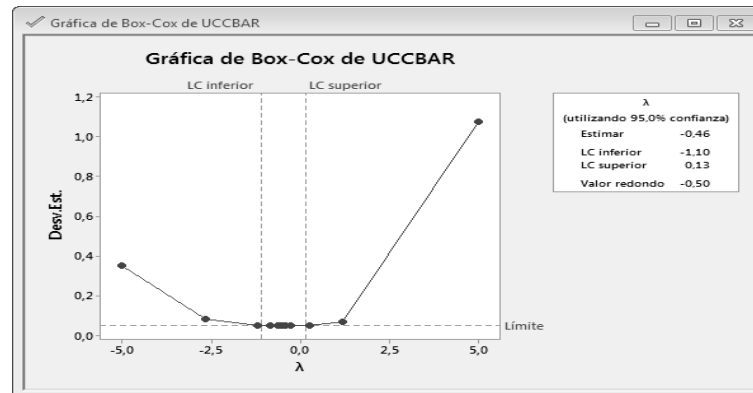


Fig. 2 λ óptimo para la transformación Box-Cox

La transformación de Box y Cox trata de estimar el parámetro λ de una transformación potencial sobre la variable dependiente del modelo de regresión lineal (Castaño, 2011). En función del valor de λ , la transformación de Box-Cox incluye los siguientes casos especiales (Box y Cox, 1964):

$$\lambda = -1.0, \quad X_i(\lambda) = 1/X_i \quad (7)$$

$$\lambda = -0.5, \quad X_i(\lambda) = 1/\sqrt{X_i} \quad (8)$$

$$\lambda = 0.0, \quad X_i(\lambda) = \ln X_i \quad (9)$$

$$\lambda = 0.5, \quad X_i(\lambda) = \sqrt{X_i} \quad (10)$$

$$\lambda = 2.0, \quad X_i(\lambda) = X_i^2 \quad (11)$$

Se hace la respectiva transformación, en función del λ sugerido (-0,5), obteniéndose los valores p de la tabla 4, para la Universidad Cooperativa de Colombia de Barrancabermeja.

En esta misma línea, para los valores de deserción por período de la Universidad Libre, en cuyo caso la distribución más cercana al comportamiento de los datos es la transformación por el método Weibull, la distribución se utiliza frecuentemente en análisis de fiabilidad para modelar datos de tiempo para falla, como la probabilidad de que una parte falle después de uno, dos o

más años (Weibull y Swedem, 1951). Así, la distribución de datos es notablemente asimétrica positiva o negativa, y asintótica (Leceño y González, 2006).

La distribución de Weibull también se utiliza para modelar datos asimétricos del proceso en el análisis de capacidad (datos que presentan una distribución no normal). La distribución modela el comportamiento de fallos (en sistemas) cuando la tasa de fallos es proporcional a una potencia del tiempo (se asimila tasa de fallos con la deserción de estudiantes en el sistema educativo). La distribución Weibull se describe según los parámetros de forma, escala y valor umbral. Es una alternativa a la distribución normal en el caso de datos asimétricos. El caso en que el parámetro de valor umbral es cero se conoce como la distribución de Weibull de 2 parámetros. Se define solo para variables no negativas y genera índices de capacidad de largo plazo. La función de densidad de una variable aleatoria con la distribución de Weibull x es tal que para el parámetro $k > 0$, indica la forma de la distribución de los datos y $\lambda > 0$ es el parámetro de escala de la distribución.

$$f(x; \lambda, k) = \begin{cases} \frac{k}{\lambda} \left(\frac{x}{\lambda}\right)^{k-1} e^{-\left(\frac{x}{\lambda}\right)^k} & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases} \quad (12)$$

Un valor k cercano a 1.5 indica una curva con asimetría hacia la derecha. La escala es el percentil 63.2 de los datos. La escala define la posición de la curva de Weibull respecto del valor de umbral. En el apartado de resultados se describe el comportamiento de la deserción de la Universidad Libre seccional Socorro, de acuerdo a la Transformación Weibull.

3 Resultados del Índice de Capacidad de la Deserción de las Universidades del Departamento de Santander

3.1 Entorno

La meta del gobierno colombiano, es lograr una disminución de las tasas de deserción por cohorte del 31.7% para el año 2015 y del 25 para el año 2019. (Departamento Nacional de Planeación, 2005). En esta vía, de acuerdo al Plan Nacional de Desarrollo “Todos por un nuevo país”, la meta para la tasa de deserción por periodo (anual) para la vigencia 2015 era 9.7% para el nivel universitario. Para el año 2016, se logró reducirla a 9.3%. Las cifras del Departamento son a la fecha, del 35.23% y del 13.73%, para la deserción por cohorte y por período, respectivamente. De acuerdo con ello, y al no existir un objeto claro identificado para la región de análisis, se asumirán los límites de especificaciones, así como las metas, de acuerdo a los cálculos obtenidos al aplicar las fórmulas matemáticas para cada caso; esto es L.E.S., L.C, L.E.I. para cada Universidad y para el Departamento. Con base en el comportamiento de los dos tipos de deserción, se hará el análisis de capacidad sobre la deserción por período, al tener un comportamiento con menos sesgo en algunas universidades y al poder reflejar una similitud al proceso industrial, el cual no es común analizarlo de forma acumulativa.

3.2 Análisis de la Capacidad del Proceso de Deserción por período

3.2.1 Resultados de Índice de Capacidad para el Departamento

Bajo el precepto de aplicar los ICP al proceso de deserción universitaria con el fin de conocer si las estrategias de diferente índole-académicas, sociales, administrativas, son efectivas y logran

Control estadístico del proceso de deserción en las universidades del Departamento de Santander, Colombia

mantener dicho proceso bajo condiciones controladas, se procedió a transformar los registros de la deserción (se encuentran en <https://spadies.mineduacion.gov.co/spadies/JSON.html>) de acuerdo a la transformación recomendada por el sistema Minitab, ya que no cumplen el requisito de normalidad. Las cifras fueron sometidas a transformación Johnson bajo a familia SB (X acotada).

En función de los resultados de la capacidad del proceso para el Departamento, para unos límites calculados a través de la fórmula descrita en el apartado inicial, es evidente que con un valor C_{pm} , que mide la capacidad general, esto es, si el proceso satisface la especificación y si se encuentra dentro del objetivo, con un valor muy inferior a 1 (0.23), habla que el proceso de control de la deserción en el Departamento no cumple con las especificaciones al no estar centrado en el objetivo. La figura 3 representa dicho comportamiento antes y después de la transformación Johnson. Presenta un $cp = 0.49$, el cual también dista de 1.33 como referente; en tal sentido, su **Tolerancia** es mucho menor que su capacidad (Basterfield, 2009); así mismo, con un C_{pk} de 0.083, que también está alejado del valor 1.0, no refleja la proximidad de la media actual del proceso al límite de especificación superior (LES) o bien, al límite de especificación inferior.

El proceso de control a la deserción no está centrado en la media y no tiene capacidad para cumplir con especificaciones. Los índices generados están por debajo de 1, denotando que el proyecto de disminuir la deserción en el departamento, requiere de reestructuración para cumplir con las metas propuestas. La cifra observada de PPM (Partes Por Millón, haciendo la similitud de deserción por millón de graduados) es muy alta, suma un total de 457,142 desertores por

millón de graduados. Esto es casi la tasa de deserción acumulada (50%) o por cohorte nacional. Las figuras que apoyan el proceso explicativo del artículo y que en adelante se presentan, están elaboradas con base en el software Minitab

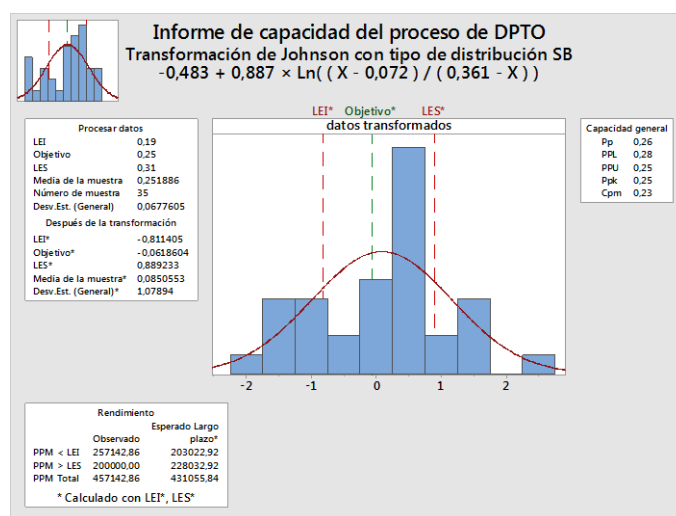


Fig. 3 Capacidad del proceso de deserción para el Departamento de Santander,

3.2.2 Resultados de ICP de la deserción para universidades por transformación Johnson.

En la tabla 6 y en las figuras 4, 5, 6 y 7 se resumen los resultados para los datos de deserción de las universidades sometidos a transformación de Johnson.

Tabla 6 Capacidad de proceso de deserción de las universidades del departamento.

Resultado de informe de capacidad del proceso para Universidades con Transformación Johnson	Descripción
---	-------------

Control estadístico del proceso de deserción en las universidades del Departamento de Santander, Colombia

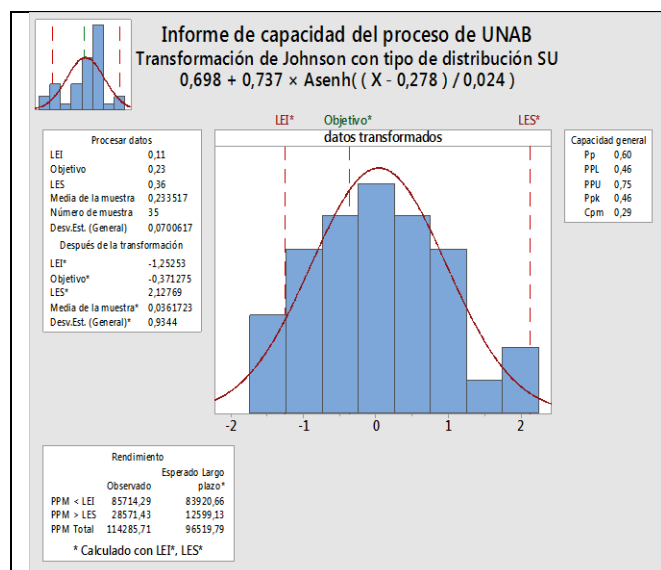


Fig. 4 Resultado de la capacidad del proceso de deserción para la Universidad Autónoma de Bucaramanga

Se aprecia que la deserción académica de la UNAB, no alcanza su objeto ($Pp < 1.33$) y por otro lado, al estar en promedio en 0.23, no alcanza el objetivo propuesto por los datos transformados y está a la derecha del objetivo (tasa de deserción mayor al objetivo propuesto). En ocasiones se presentarán deserciones muy bajas, y en pocas ocasiones muy altas a los límites de especificación, de acuerdo a las colas de la distribución del diagrama.

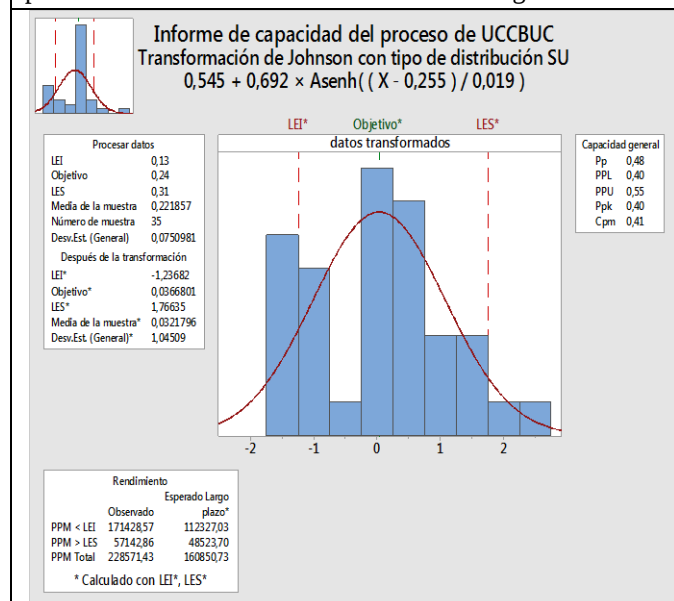


Fig. 5 Resultado de la capacidad del proceso de deserción para la Universidad Cooperativa Bucaramanga

La tasa de deserción de la Universidad, de acuerdo a los cálculos, se proyecta en 24%. Al observar la gráfica, esta se halla a la derecha del objetivo transformado, lo que diría que no está centrado y a la fecha, la universidad no ha logrado su propósito. Así mismo lo demuestran los índices Pp y ppk, por debajo del referente (1.33) lo que afirma que el proceso a largo plazo no tiene la capacidad de lograr el control de la deserción universitaria. En el corto plazo, el Cpk es menor a 1, evidenciando la necesidad de un fortalecimiento de estrategias en pro de la disminución del proceso social

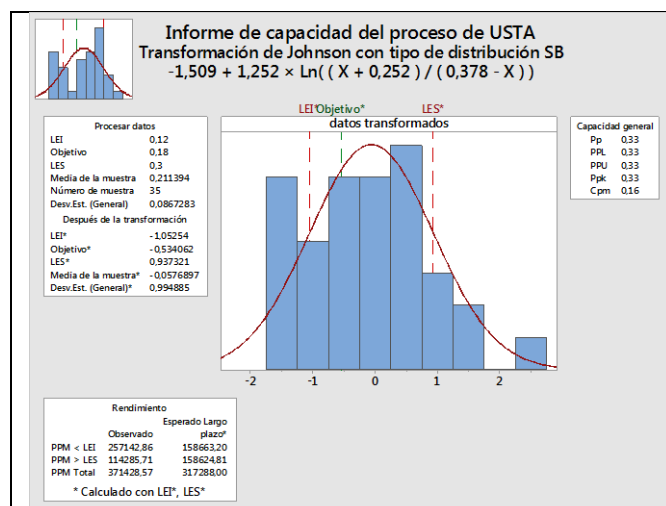


Fig. 6 Resultado de la capacidad del proceso de deserción para la Universidad Santo Tomás

Un Cpm muy bajo, conlleva a deducir que la Universidad no logra conseguir su objeto con los resultados actuales en el largo plazo; un $Cpk < 1$ lo confirma incluso en el corto.

El proceso de deserción no logra centrar su objeto con los resultados actuales, y valores bajos de Pp y Ppk hablan de deficiencias de capacidad para la consecución de resultados en el largo plazo. Se espera altas tasas de deserción, debido a la distancia de la tolerancia del proceso con respecto a límites de especificación superior.

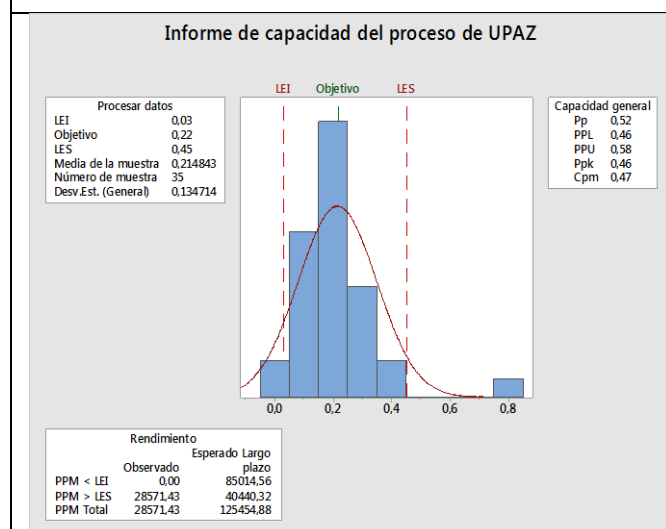


Fig. 7 Resultado de la capacidad del proceso de deserción para la Universidad de la Paz

La Universidad de la Paz, evidentemente presenta un Cp y Cpk inferior a la unidad, con ello confirma la necesidad de mejorar su proceso orientado a la disminución y control de la deserción, tanto en el corto como el largo plazo. Para este último, los índices Pp y Ppk, con valores menores que 1.33 muestran limitaciones en potencialidad del control de deserción. Un valor observado de PPM de 28.571 desertores, se presenta al extremo derecho de la distribución.

3.2.3 Resultados ICP de deserción para universidades sin datos transformados

El informe de capacidad del proceso de deserción de la Universidad Industrial de Santander arroja unos resultados favorables en el corto plazo. Un cp de 1.79, junto con un cpk de 1.10

Control estadístico del proceso de deserción en las universidades del Departamento de Santander, Colombia

hablan de cumplimiento de especificaciones y de centralización del proceso en la media. El proceso de control a la deserción cumple su cometido en el corto plazo, la Universidad cumple con los requisitos y objetivos de disminución de la deserción dentro de los límites especificados. Ahora bien, en el largo plazo, un Pp de 0.47 evidencia que la variabilidad de la deserción entre períodos es muy importante, lo que hace que la variabilidad de largo plazo sea muy superior que la misma en el corto plazo. El valor PPM (Partes Por Millón, haciendo la similitud de deserción por millón de graduados) está menor al LEI, con un valor esperado de 25,806 estudiantes desertores por cada millón, pero 195,544 por encima del límite superior, lo que habla de desviación del proceso a largo plazo. En la fig. 8 se observa dicho comportamiento.

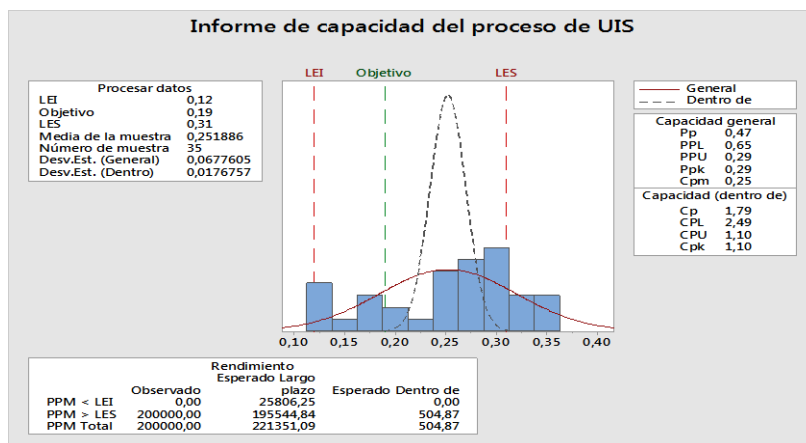


Fig. 8 Informe de capacidad del proceso de Deserción de la Universidad Industrial de Santander

Los esfuerzos por la disminución de la deserción por período en la UDES están muy cerca de su objetivo, aunque en el largo plazo no tiene la capacidad necesaria para ello. Se requieren medidas que complementen las estrategias actuales. El proceso no se halla centrado en su objetivo. En el largo plazo, de acuerdo a los índices Pp, Ppk y Cpm, menores que 1.33

demuestran una limitada capacidad de consecución de las especificaciones. Por último, al revisar los índices Pp, PPL, PPU, se resalta que a largo plazo, el proceso no logra centrarse en el objetivo. Ello se evidencia en la figura 9.

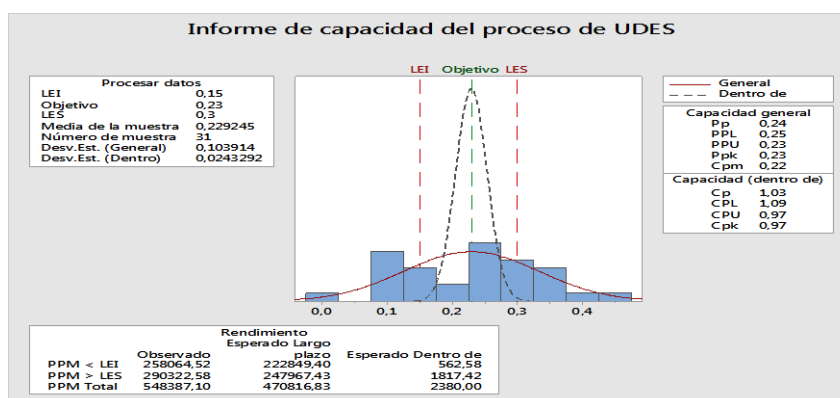


Fig. 9 Informe de capacidad del proceso de Deserción de la Universidad de Santander, con software Minitab®

Por su parte, la Universidad Manuela Beltrán, tal como se evidencia en la figura 10, demuestra capacidad de cumplimiento con las especificaciones de deserción en el corto plazo, ya que sus índices Cp y Cpk con valores de 1.0 así lo demuestran. La media del proceso de deserción se halla levemente por debajo del objetivo planteado (22%). En el largo plazo, se requiere hacer todos los esfuerzos encaminados al incremento de los índices Pp, Ppk y Ppm, para, por un lado, evitar que la variabilidad del proceso de deserción afecte su rendimiento y logre su objetivo, y por otra vía, controle el resultado esperado de PPM, que, aunque comparativamente hablando no es representativo, puede poner en riesgo la capacidad del proceso.

Control estadístico del proceso de deserción en las universidades del Departamento de Santander, Colombia

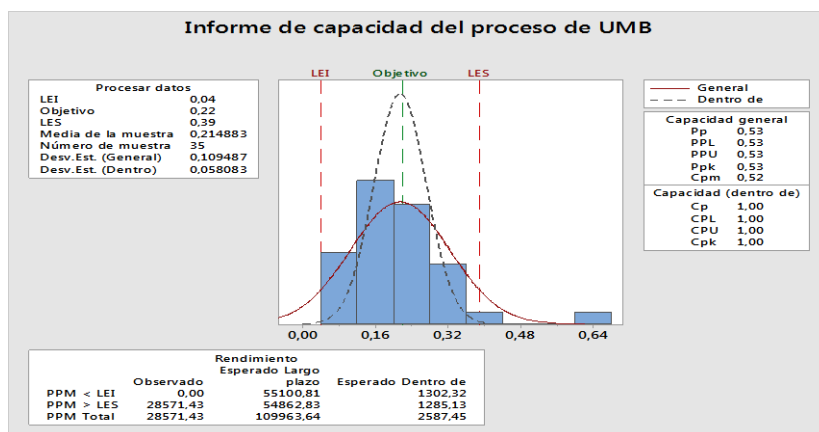


Fig. 10 Informe de capacidad del proceso de deserción de la Universidad Manuela Beltrán

La tasa de deserción de la Universidad Pontificia Bolivariana, como se observa en la figura 11 está muy cercana al objetivo buscado; y en el corto plazo, al continuar fortaleciendo las estrategias de control a la deserción, puede incrementar el Cpk, de tal forma que logre centrar su media con el objetivo perseguido. La capacidad global y sus índices (Pp, Ppk), a largo plazo, por debajo de 1.33 hablan de la necesidad de acciones de orden preventivas para contrarrestar el comportamiento del proceso respecto a las especificaciones prefijadas. De continuar con la tendencia, no lograría un control efectivo del proceso.

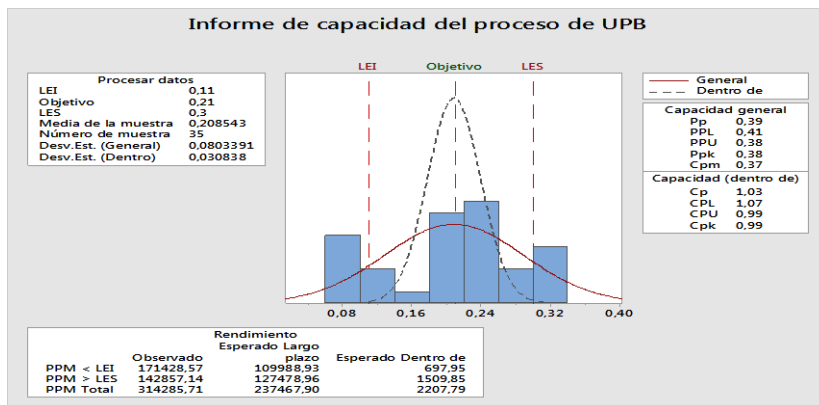
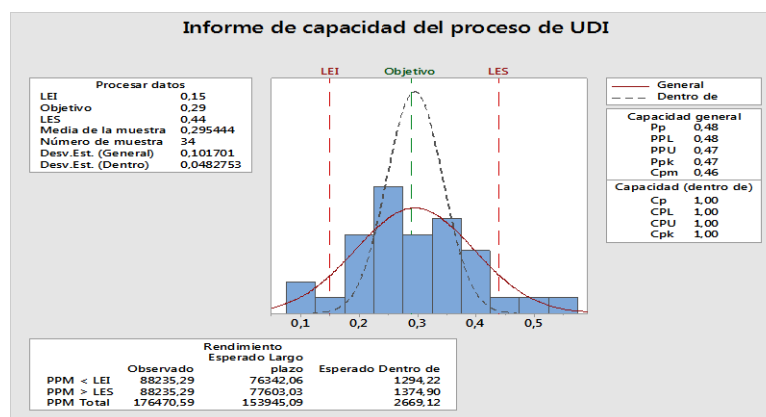


Fig. 11 Informe de capacidad del proceso de deserción de la Universidad Pontificia Bolivariana de Bucaramanga,

El informe de capacidad del proceso de deserción de la Universidad de Investigación y Desarrollo UDI, presenta unos resultados ciertamente favorables en el corto plazo. Un C_p , así como un C_{pk} iguales a 1.0 hablan de cumplimiento de especificaciones y de centralización del proceso en la media. El proceso de control a la deserción cumple su cometido en el corto plazo, aunque algo alejado del ideal 1.33 para sectores como el industrial. La Universidad cumple con los requisitos y objetivos de disminución de la deserción dentro de los límites especificados.

Ahora bien, en el largo plazo, el índice P_p y el C_{pm} arrojan resultados inferiores a 1.33, lo que denota carencia en control en términos generales. Evidencia que la variabilidad de la deserción entre períodos es muy importante, lo que hace que la variabilidad de largo plazo sea muy superior que la misma en el corto plazo. El valor PPM esperado, de 153,945 estudiantes desertores por cada millón, demuestra la desviación significativa del proceso a largo plazo. Dicho comportamiento se logra extrapolar para la Universidad UNISANGIL, con una leve diferencia en cuanto a la centralización del objetivo propuesto de deserción ($C_{pk} < 1.0$). En las figuras 12 y 13 se observan dichos comportamientos.



Control estadístico del proceso de deserción en las universidades del Departamento de Santander, Colombia

Fig. 12 Informe de capacidad del proceso de deserción de la Universidad de Investigación y Desarrollo,

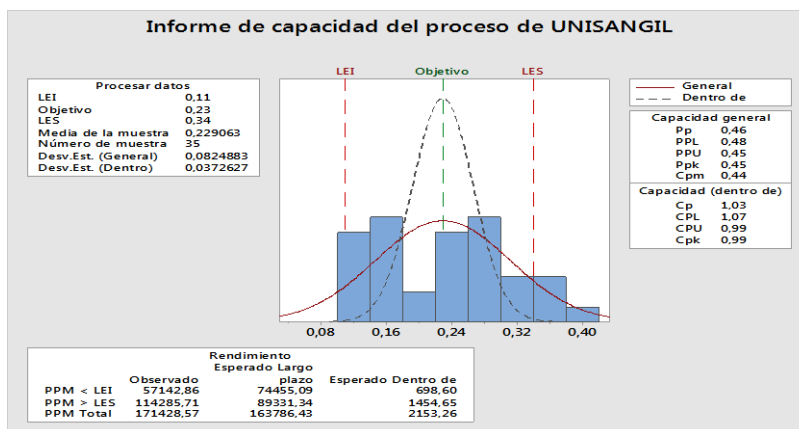


Fig. 13 Informe de capacidad del proceso de deserción de la Fundación Universitaria de San Gil UNISANGIL, con software Minitab®

3.2.4 Resultados ICP de deserción para universidades con transformación Weibull y Box Cox.

Al usar la distribución Weibull, de acuerdo al comportamiento de los puntos y a la prueba de bondad de ajuste para la Universidad Libre, se evidencia que los puntos siguen un patrón de tendencia de descenso (gráfico 1 de valor individual, figura 14). Al comparar la dispersión del proceso (general) con la dispersión de la especificación, se encuentra que la primera es superior a la dispersión de la especificación, el proceso necesita una mejora. El valor objetivo se halla a la izquierda del centro del proceso, la dispersión del proceso de halla por fuera de la dispersión de la especificación y no se centra en el objetivo. En cuanto al Índice de capacidad a largo plazo, es menor a 1.33, este proceso no cumple requisitos de especificación. La deserción por período de

la Universidad Libre no se halla bajo control estadístico. El índice Ppk es notoriamente inferior al referente (1.33), lo que indica que el proceso no es capaz de lograr el objetivo de deserción a largo plazo. La tolerancia del proceso, excede por mucho los límites de especificación, fundamentalmente el superior.

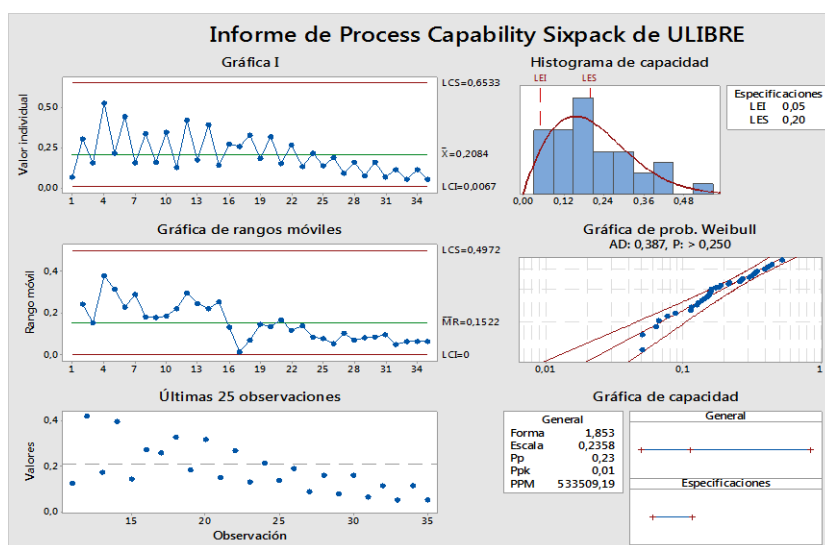


Fig. 14 Informe de Capacidad del proceso de la Universidad Libre, transformación Weibull, con software Minitab®

Conclusiones

Al desconocer las capacidades del proceso, y para el caso específico, del control a la deserción, se es indiferente en torno a las medidas de mitigación para el control del mismo, pues no se tienen los referentes claros del rumbo y destino de llegada. Como medida de proactividad, las universidades deben presentar un objetivo claro de su intención en términos de metas a lograr con la deserción, tanto por cohorte como por período.

Es poco viable la implementación de herramientas como el control estadístico de procesos y de capacidad, sin lograr su transformación en una distribución de probabilidad estadística, que los acerque a la distribución normal, por los riesgos implícitos de las decisiones que se logren tomar. En tal sentido, las pruebas de bondad de ajuste son recomendables en la medida que se logre un contraste o comparativo de ellas, para optar por la que mejor represente el comportamiento normal, con el fin de evitar riesgos, bien sea de Tipo I o de Tipo II.

La herramienta puede convertirse en una base teórica, conceptual y estadística para evidenciar el rumbo de las estrategias de las universidades, en pro del control estadístico y riguroso de procesos sociales, como la deserción por período, fundamentados en los índices ICP, tanto de corto como de largo plazo.

Con base en los resultados de índices de capacidad de cada una de las Universidades analizadas, es evidente que se requiere replantear las estrategias encaminadas al control de la deserción, ya que sus tolerancias son menores a su capacidad y fundamentalmente, en el largo plazo, donde los índices ICP presentaron menores valores.

Referencias

ANDERSON, T. W., & DARLING, D. A. (1952). ASYMTOTIC THEORY OF CERTAIN. "GOODNES OF FIT", CRITERIA BASED ON STOCHASTICS PROCESSES. *ANN. MATH STATISS.* 23 , 193-212.

- ARSHAD, M., RASOOL, M. T., & AHMAD, M. J. (2003). ANDERSON DARLING AND MODIFIED ANDERSON DARLING TESTS FOR GENERALIZED PARETO DISTRIBUTION. *PAKISTAN JOURNAL OF APPLIED SCIENCES* 3(2) , 85-88.
- BASTERFIELD, D. H. (2009). *CONTROL DE CALIDAD. OCTAVA EDICIÓN*. ILLINOIS: PRENTICE HALL.
- BOX, E. P., & COX, D. R. (1964). AN ANALYSIS OF TRANSFORMATION. *JRSS B* , 211-243.
- CASTAÑO, E. (2011). UNA ESTIMACIÓN NO PARAMÉTRICA Y ROBUSTA DE LA TRANSFORMACIÓN BOX-COX PARA EL MODELO DE REGRESIÓN. *LECTURAS DE ECONOMÍA* .
- DEPARTAMENTO NACIONAL DE PLANEACIÓN. (2005). *VISIÓN COLOMBIA II CENTENARIO 2019*. BOGOTÁ D.C.
- FALCÓ, A. (2006). *CONTROL ESTADÍSTICO DE PROCESOS*. MADRID.
- JURAN, J. (1999). *MANUAL DE CONTROL DE CALIDAD, CUARTA EDICIÓN*. MADRID: MC GRAW HILL.
- LAGOS, I. J., & 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* , 25-40.
- LECEÑO, A., & GONZÁLEZ, F. J. (2006). *MÉTODOS ESTADÍSTICOS PARA MEDIR, DESCRIBIR Y CONTROLAR LA VARIABILIDAD*. MADRID: UNIVERSIDAD DE CANTABRIA.
- MINISTERIO DE EDUCACIÓN NACIONAL. (2009). *DESERCIÓN ESTUDIANTEL EN LA EDUCACIÓN SUPERIOR COLOMBIANA*. BOGOTÁ D.C.: MEN.
- MINISTERIO DE EDUCACIÓN NACIONAL. (2016). *MINISTERIO DE EDUCACIÓN NACIONAL*. RECUPERADO EL 02 DE 05 DE 2017, DE [HTTP://WWW.MINEDUCACION.GOV.CO/1621/ARTICLE-80317.HTML](http://www.mineducacion.gov.co/1621/ARTICLE-80317.HTML)
- MINITAB, S. H.-M.-S.-Q. (2015). *CAPÍTULO VI. CAPACIDAD DE PROCESOS*.
- MONTGOMERY, D. (2001). *INTRODUCTION TO STATISTICAL QUALITY CONTROL*,. NEW YORK.: JOHN WILEY AND SONS.
- PEDROZA, I., BASTERRETXEA, J. J., ROBLES, A., BASTEIRO, J., & GARCÍA, E. (2015). PRUEBAS DE BONDAD DE AJUSTE EN DISTRIBUCIONES SIMÉTRICAS, ¿QUÉ ESTADÍSTICO UTILIZAR? *UNIVERSITAS PSYCHOLOGICA*, 14(1), EN [HTTP://DX.DOI.ORG/10.11144/JAVERIANA.UPSY13-5.PBAD](http://dx.doi.org/10.11144/JAVERIANA.UPSY13-5.PBAD) , 245-254.
- PEÑA S, D., & PEÑA S, J. I. (1986). UN CONTRASTE DE NORMALIDAD BASADO EN LA TRANSFORMACIÓN BOX-COX. *ESTADÍSTICA ESPAÑOLA*, NUM 110 , 33-46.

**Control estadístico del proceso de deserción en las universidades del Departamento de
Santander, Colombia**

SHAHABUDDIN, A. A., IBRAHIM, J. K., & JEMAIN, J. 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., & WILK, M. B. (1968). A COMPARATIVE STUDY OF VARIOUS TEST OF NORMALITY. *JASA*, 63 , 43-72.

SHEWHART, W. A. (1931). *ECONOMIC CONTROL OF QUALITY OF MANUFACTURED PRODUCTS*. MILWAUKEE: QUALITY PREES.

WEIBULL, W., & SWEDEN, S. (1951). A STATISTICAL DISTRIBUTION FUNCTION OF WIDE APPLICABILITY. *THE AMERICAN SOCIETY OF MECHANICAL ENGINEERS* .

Lista de subtítulos

Fig. 1. Procedimiento de aplicación de ICP a proceso de deserción universitaria.	77
Fig. 2. λ óptimo para la transformación Box-Cox	85
Fig. 3. Capacidad del proceso de deserción para el Departamento de Santander,.....	89
Fig. 4. Resultado de la capacidad del proceso de deserción para la Universidad Autónoma de Bucaramanga	90
Fig. 5. Resultado de la capacidad del proceso de deserción para la Universidad Cooperativa Bucaramanga	90
Fig. 6. Resultado de la capacidad del proceso de deserción para la Universidad Santo Tomás...	91
Fig. 7. Resultado de la capacidad del proceso de deserción para la Universidad de la Paz	91
Fig. 8. Informe de capacidad del proceso de Deserción de la Universidad Industrial de Santander	92
Fig. 9. Informe de capacidad del proceso de Deserción de la Universidad de Santander, con software Minitab®	93
Fig. 10. Informe de capacidad del proceso de deserción de la Universidad Manuela Beltrán	94
Fig. 11. Informe de capacidad del proceso de deserción de la Universidad Pontificia Bolivariana de Bucaramanga,.....	94
Fig. 12. Informe de capacidad del proceso de deserción de la Universidad de Investigación y Desarrollo,.....	96

Fig. 13. Informe de capacidad del proceso de deserción de la Fundación Universitaria de San Gil UNISANGIL, con software Minitab®	96
Fig. 14. Informe de Capacidad del proceso de la Universidad Libre, transformación Weibull, con software Minitab®	97
Tabla 1. Relación de los Índices del estudio de la capacidad del proceso.	74
Tabla 2. Prueba de Normalidad para la Deserción por Período de las Universidades del Departamento de Santander	79
Tabla 3. Prueba de bondad de ajuste para la deserción por período del Departamento de Santander.	81
Tabla 4. Prueba de bondad de ajuste para las universidades que no cumplieron requisito de normalidad	82
Tabla 5. Resultados de valores p para las tasas de deserción por período con transformación de distribución de probabilidad	83
Tabla 6. Capacidad de proceso de deserción de las universidades del departamento.	89