

ANÁLISIS DE DESEMPEÑO DEL PROCESO DE DIVIDIDO DE EVA MEDIANTE INDICES PPK

PERFORMANCE ANALYSIS OF THE EVA SPLITTING PROCESS USING PPK INDICES

Mario Guadalupe Moreno Salcido

Tecnológico Nacional de México / ITS de Purísima del Rincón, México.
guadalupe.ms@purisima.tecnm.mx

Armando Mares Castro

Tecnológico Nacional de México / ITS de Purísima del Rincón, México.
armando.mc@purisima.tecnm.mx

José Ramon Gómez Armenta

Tecnológico Nacional de México / ITS de Purísima del Rincón, México.
ramon.ga@purisima.tecnm.mx

Recepción: 2/diciembre/2025

Aceptación: 27/abril/2026

Resumen

Este estudio presenta un análisis del desempeño del proceso de corte de EVA (Etileno-Acetato de Vinilo) en una empresa ubicada en San Francisco del Rincón, Guanajuato una región clave en la industria del calzado. La investigación se centra en evaluar la capacidad del proceso utilizando el índice estadístico *Ppk*, con el objetivo de identificar desviaciones, validar la estabilidad del proceso y proponer mejoras que aseguren el cumplimiento de las especificaciones técnicas. La metodología se estructuró en cuatro etapas: muestreo inicial, análisis estadístico, diseño e implementación de mejoras, y validación. Se recolectaron datos de espesor de rollos de EVA de 1.5 mm y 2.0 mm, aplicando pruebas de normalidad y transformaciones estadísticas (Box-Cox, Johnson y Clements) para garantizar la validez de los índices de capacidad. Los resultados iniciales mostraron valores de *Ppk* inferiores a 0.7, lo que indica baja capacidad y pobre centrado. Como solución, se diseñó e implementó una barra estabilizadora para reducir la variabilidad durante el corte. Después de la mejora, se observó un incremento porcentual en el *Ppk* de 29.66% para el espesor de 1.5 mm y de 57.08% para el espesor de 2.0 mm,

reflejando una mejora significativa en la capacidad del proceso. La validación operativa confirmó mayor repetibilidad y reducción de ajustes manuales. Este trabajo demuestra que la combinación de análisis estadístico, participación operativa y soluciones técnicas puede mejorar la calidad en procesos industriales, proporcionando una base para futuras intervenciones enfocadas en el control de procesos y la estabilidad operativa.

Palabras Clave: División EVA, Índice Ppk , Método de Clements, Transformación Box-Cox, Transformación Johnson.

Abstract

This study presents an analysis of the performance of the EVA (Ethylene-Vinyl-Acetate) splitting process in a company located in San Francisco del Rincón, Guanajuato a key region in the footwear industry. The research focuses on evaluating process capability using the statistical index Ppk , aiming to identify deviations, validate process stability, and propose improvements to ensure compliance with technical specifications. The methodology was structured into four stages: initial sampling, statistical analysis, design and implementation of improvements, and validation. Thickness data were collected from EVA rolls of 1.5 mm and 2.0 mm, applying normality tests and statistical transformations (Box-Cox, Johnson, and Clements) to ensure the validity of capability indices. Initial results showed Ppk values below 0.7, indicating low capability and poor centering. As a solution, a stabilizing bar was designed and implemented to reduce variability during cutting. After the improvement, a percentage increase in Ppk of 29.66 % was observed for the 1.5 mm thickness and 57.08 % for the 2.0 mm thickness, reflecting a significant enhancement in process capability. Operational validation confirmed greater repeatability and reduced manual adjustments. This work demonstrates that combining statistical analysis, operational involvement, and technical solutions can improve quality in industrial processes, providing a foundation for future interventions focused on process control and operational stability. is the literal.

Keywords: Box-Cox Transformation, Clements Method, EVA Splitting, Johnson Transformation, Ppk Index.

1. Introducción

San Francisco del Rincón, Guanajuato, es mucho más que una ciudad con tradición zapatera, que representa cerca del 11% de toda la producción de calzado en el estado, según las Encuestas Económicas del INEGI. Este dato no solo refleja su peso para la industria, sino también la gran competencia que se vive día a día entre quienes fabrican calzado y quienes proveen los insumos necesarios para su elaboración. En esta región, cada empresa busca destacar, innovar y ofrecer productos de calidad que cumplan con las necesidades y requisitos del mercado. La gran cantidad de competencia existente en la región crea un entorno en donde la eficiencia y la precisión se vuelven esenciales para mantenerse vigente y dentro del mercado. Como señala ASQ [2022], “la calidad debe ser planificada y controlada en cada etapa del proceso productivo”. En el caso de la elaboración de EVA (Etil, Vinil, Acetato) el cual es un polímero termoplástico ampliamente utilizado en la industria del calzado por su ligereza, flexibilidad y capacidad de amortiguación. Se emplea principalmente en plantillas, suelas y componentes internos, donde el espesor y la uniformidad son atributos críticos para el confort y la calidad del producto. Una de las fases más críticas es el proceso de “Dividido”, el cual influye directamente en atributos y características críticas del producto terminado como el espesor, la uniformidad y la apariencia superficial las cuales determinan su grado de cumplimiento frente las exigencias del cliente. Esta etapa, al estar estrechamente relacionada con los parámetros de aceptación del producto, requiere un control riguroso y constante para asegurar que se mantenga dentro de los límites de especificación establecidos. Según la ISO 22514-4:2021 [2021], el control estadístico de procesos permite identificar variaciones que podrían comprometer la calidad, facilitando así la toma de decisiones informadas.

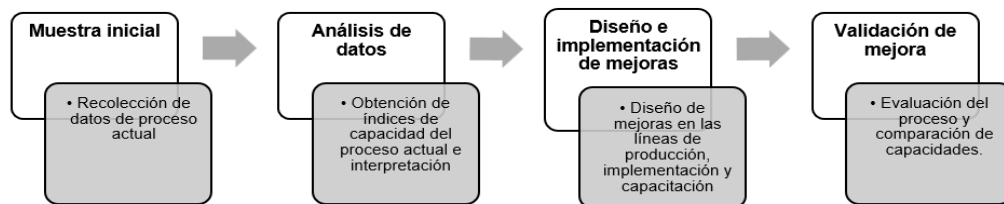
Para evaluar si el proceso de dividido cumple con los estándares de calidad es necesario aplicar herramientas estadísticas que permitan medir su desempeño. Una de las más utilizadas es el índice de capacidad Ppk , reconocido por organismos como la American Society for Quality [2022] y normado en la ISO 22514-4:2021, además de ser recomendado en guías regulatorias recientes como la FDA [2025] Continued Process Verification. Este índice se calcula de forma similar al Cpk , pero

empleando la desviación estándar de largo plazo, lo que lo convierte en un indicador más realista del desempeño bajo condiciones operativas [Hessing,2023; Learn Lean Sigma, 2025]. En este estudio se emplearon 180 *mediciones* por espesor (30 *rollos* por 6 *mediciones* cada uno), fundamentadas en el Teorema del Límite Central, que establece que para $n \geq 30$ la distribución de la media muestral tiende a la normalidad, permitiendo aplicar índices paramétricos con mayor confiabilidad. Esta práctica es consistente con recomendaciones recientes en control estadístico de procesos y metodologías Six Sigma [Martínez & López, 2022; Zhang & Cheng, 2024].

Este estudio tiene como objetivo determinar si el proceso de dividido del EVA es capaz y estable, lo que permitirá identificar oportunidades de mejora y ajustar dicho indicador para optimizar la calidad del producto final. Antes de poder obtener e interpretar los índices de capacidad de un proceso, es importante asegurarse de que los datos que se van a analizar sean adecuados para ello. En términos estadísticos, esto quiere decir que se debe verificar si los datos siguen una distribución normal. Esta condición es clave, ya que muchos de los índices tradicionales como lo son: C_p , C_{pk} , P_p y P_{pk} (mencionados anteriormente) están contruidos bajo el supuesto de normalidad [Montgomery, 2012]. Sin embargo, en la realidad y en la práctica, no siempre se logra este supuesto. Cuando los datos no se ajustan a una distribución normal, es necesario aplicar técnicas de transformación que permitan aproximarlos a dicho principio. Entre las más utilizadas se encuentran la transformación de Johnson, la de Box-Cox y el método de Clements, las cuales han demostrado ser eficaces para mejorar la adecuación de los datos a modelos estadísticos más robustos [Pyzdek & Keller, 2014]. En caso de no validar la distribución de los datos cualquier conclusión sobre la capacidad del proceso o su interpretación podría ser errónea o poco confiable. Por ello, este estudio contempla la aplicación de dichas técnicas para garantizar que los datos del proceso de división de rollos de EVA sean aptos para el análisis, y así obtener una visión clara y precisa de su desempeño actual lo cual nos ayudara a implementar mejoras al proceso y evaluar posteriormente la capacidad el proceso ya una vez con las mejoras implementadas.

2. Metodología

Para llevar a cabo el análisis del desempeño del proceso de dividido de EVA mediante el índice Ppk , se desarrolló una metodología estructurada en cuatro etapas: muestra inicial, análisis de los datos, diseño e implementación de la mejora, y validación de mejora (Figura 1). Cada fase fue planeada para evaluar la capacidad del proceso, identificar oportunidades de mejora y verificar la efectividad de las acciones implementadas.



Fuente: Elaboración Propia.

Figura 1 Metodología.

Obtención de muestra inicial

Para la primera etapa del estudio se realizó una muestra inicial compuesta por 30 rollos de EVA para cada uno de los dos espesores más producidos en la planta: 1.5 mm y 2.0 mm. A cada rollo se le tomaron seis mediciones de espesor en puntos equidistantes a lo largo de su longitud tanto en extremos como en el centro, utilizando un calibrador de garganta larga como el que se muestra en la Figura 2. Esto permitió obtener un total de 180 mediciones por espesor, asegurando que los datos sean una muestra representativa del lote.



Fuente: Elaboración Propia.

Figura 2 Instrumento de medición.

La elección de 30 *rollos* por grupo se fundamenta en el Teorema del Límite Central, el cual establece que, para muestras de tamaño igual o superior a 30, la distribución de la media muestral tiende a aproximarse a una distribución normal,

independientemente de la forma de la distribución original de los datos [Montgomery,2012]. Esta propiedad permite aplicar técnicas estadísticas paramétricas con mayor confiabilidad, como el cálculo del índice Ppk .

Análisis de datos

Una vez recopilados los datos correspondientes a los lotes de EVA con espesores de 1.5 mm y 2.0 mm se procedió a realizar el análisis estadístico utilizando PC Wizard, software especializado en control estadístico de procesos. El primer paso consistió en verificar si los datos cumplían con el supuesto de normalidad, condición necesaria para aplicar los índices de capacidad [ISO 22514-4:2021 y Zhang & Chen, 2024] como Cp , Cpk , Pp y Ppk (Ecuaciones 1 a 4). El procedimiento para esta etapa se muestra en la Figura 3.

$$Cp = \frac{ES - EI}{6\sigma} \quad (1)$$

$$Cpk = \text{Mínimo} \left[\frac{\mu - EI}{3\sigma}, \frac{ES - \mu}{3\sigma} \right] \quad (2)$$

$$Pp = \frac{ES - EI}{6\sigma_L} \quad (3)$$

$$Ppk = \text{Mínimo} \left[\frac{\mu - EI}{3\sigma_L}, \frac{ES - \mu}{3\sigma_L} \right] \quad (4)$$

Donde:

Cp : Capacidad potencial del proceso.

Cpk : Capacidad real del proceso.

Pp : Desempeño potencial del proceso.

Ppk : Desempeño real del proceso.

ES : Especificación superior.

EI : Especificación inferior.

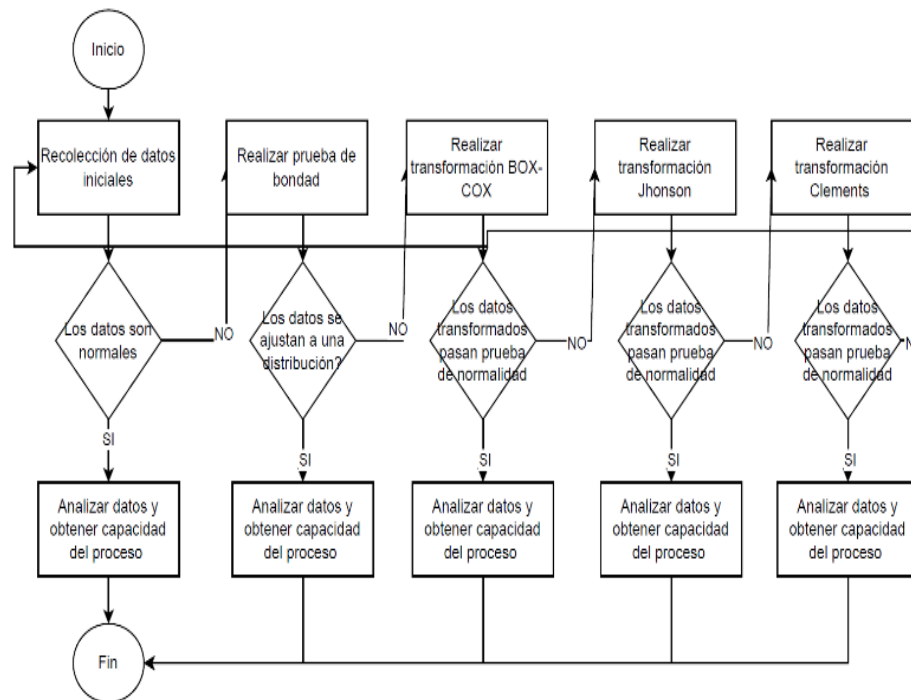
μ : Media del proceso.

σ : Desviación estándar del proceso.

σ_L : Desviación estándar del proceso de largo plazo.

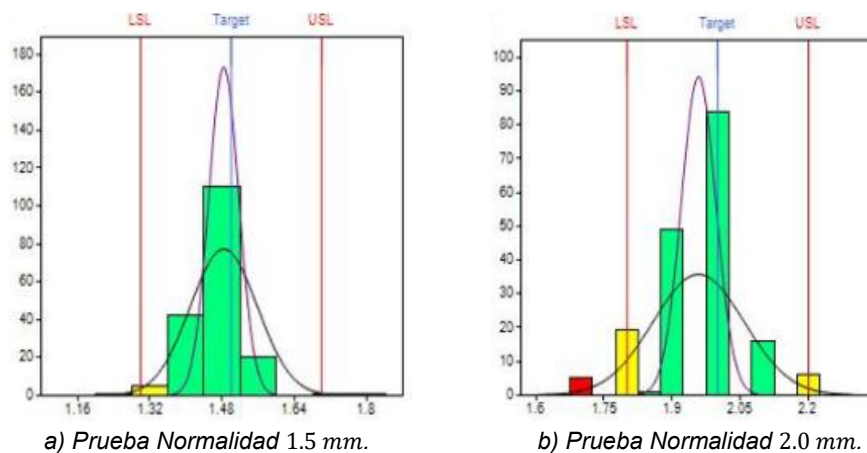
Se aplicó la prueba de normalidad Anderson-Darling para los lotes de 1.5 mm y 2.00 mm . En ambos casos, los valores de p obtenidos fueron inferiores a 0.05, lo

que implica el rechazo de la hipótesis nula de normalidad (H_0 : los datos siguen una distribución normal). Por lo tanto, con un nivel de significancia del 5%, no es posible asegurar que la variación de los datos se ajuste a una distribución normal. Este resultado se observa en la Figura 4a para el lote de 1.5 mm y en la Figura 4b para el lote de 2.00 mm, así como en la Tabla 1.



Fuente: Elaboración Propia.

Figura 3 Proceso para análisis de datos.



Fuente: Elaboración Propia.

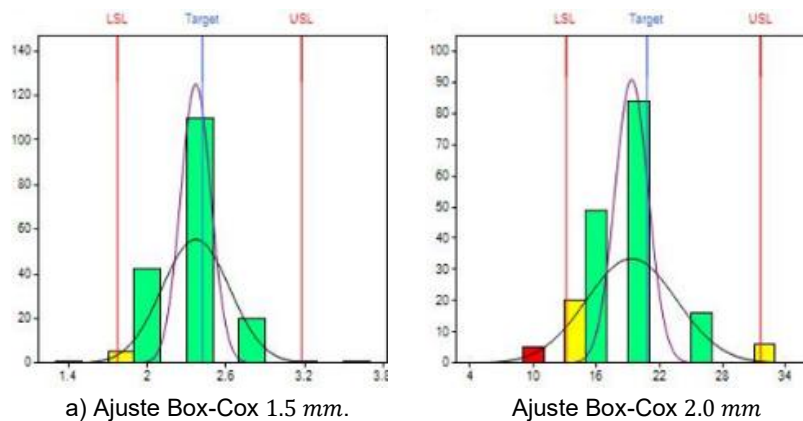
Figura 4 Prueba de normalidad.

Tabla 1 Prueba Anderson-Darling ($\alpha = 0.05$).

	1.5 mm	2.00 mm
<i>AD Prueba</i>	FALLIDA	FALLIDA
<i>A²</i>	17.0278	9.2948
<i>Valor p</i>	0	0
<i>Mediana</i>	1.5	2.00
<i>Sesgo</i>	-0.05	-0.194
<i>Curtosis</i>	2.632	0.471

Fuente: Elaboración Propia

El entendimiento analítico del comportamiento del proceso requiere aplicar transformaciones estadísticas y, al mismo tiempo interpretar correctamente los resultados para tomar decisiones informadas sobre la capacidad real del sistema, como señala Martínez & López [2022]. Se aplicó la transformación Box-Cox como método para mejorar la simetría y reducir la variabilidad, donde los resultados no fueron los adecuados para poder considerar los índices de capacidad del proceso, en la Figura 5a se muestra los resultados de dicha prueba para 1.5 mm y Figura 5b para 2.0 mm, y en la Tabla 2 se muestran los resultados correspondientes.



Fuente: Elaboración Propia.

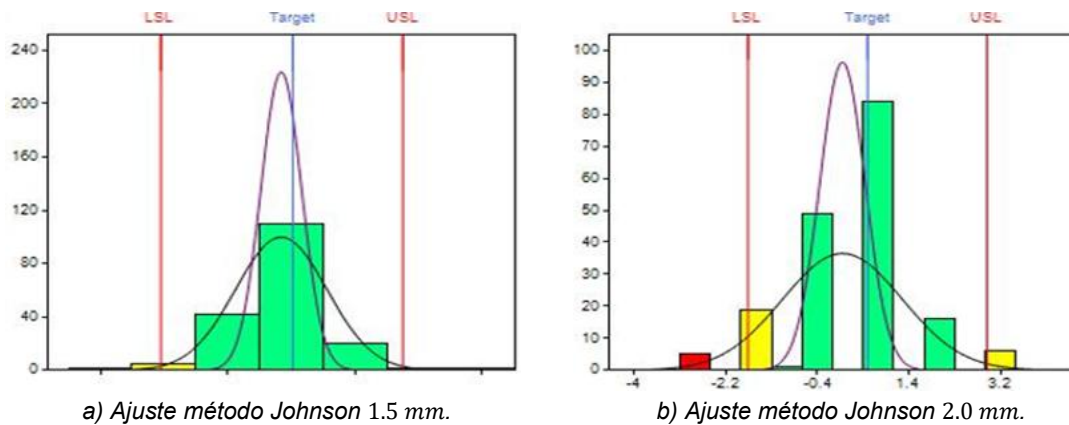
Figura 5 Transformación Box-Cox.

Tabla 2 Transformación Box-Cox

	1.5 mm	2.00 mm
<i>AD Prueba</i>	FALLIDO	FALLIDO
<i>Lambda</i>	2.18	4.38
<i>A²</i>	16.9032	9.2697
<i>Valor p</i>	0	0
<i>Sesgo</i>	0.362	0.446
<i>Curtosis</i>	3.25	0.901

Fuente: Elaboración Propia.

Ante este resultado, se optó por aplicar una transformación de Johnson, como una técnica confiable para normalizar datos [Hessing, 2023; Learn Lean Sigma, 2025]. Para este caso los resultados no fueron los ideales para proceder con el análisis de los indicadores de proceso. Los resultados se muestran en la Figura 6a correspondiente al lote de 1.5 mm y Figura 6b al lote 2.00 mm, así como en Tabla 3.



Fuente: Elaboración Propia

Figura 6 Transformaciones por Método Johnson.

Tabla 3 Transformación Método Johnson

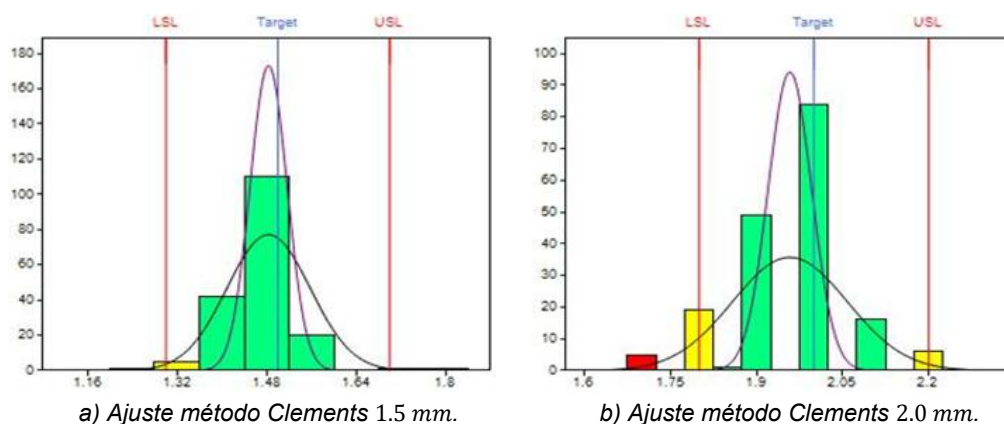
	1.5 mm	2.0 mm
AD Prueba	FALLIDA	FALLIDA
Tipo	SL (Lognormal)	SB (Distribución acotada)
Valor Z	0.63	0.53
Sesgo	9.2697	0.59
Curtosis	0	17783848.96
Escala	0.446	6059204.312
Ubicación	0.901	-3029600.156
A ²	17.2805	9.2948
Valor p	0	0

Fuente: Elaboración Propia.

Sin embargo, cuando ni Johnson ni Box-Cox ofrecieron un ajuste satisfactorio, se recurrió al método de Clements. Es importante señalar que las transformaciones como Box-Cox y Johnson, si bien permiten aproximar los datos a una distribución normal, también modifican la escala original, lo que puede afectar la interpretación directa de los resultados. Por ello, se consideraron sus limitaciones en cuanto a conservación de la tendencia central, alteración de la varianza y aplicabilidad según el tipo de asimetría. Su uso es apropiado cuando la asimetría es moderada y se

busca validar índices de capacidad bajo supuestos paramétricos. Estas transformaciones se aplicaron con fines exploratorios, pero no se utilizaron para el cálculo final de los índices de capacidad debido a que no ofrecieron un ajuste satisfactorio. Sin embargo, el método Clements se seleccionó como alternativa robusta frente a la falta de ajuste obtenido con Box-Cox y Johnson. Este método permite calcular índices de capacidad para distribuciones no normales mediante el uso de percentiles y estimaciones robustas, ya que los percentiles extremos (0.135% y 99.865%) se ajustan para reflejar el comportamiento de una distribución normalizada, lo que permite usar fórmulas estándares de capacidad como si los datos fueran normales, pero con una corrección basada en la forma real de la distribución. Es preferido en contextos industriales donde se busca interpretar resultados sin forzar la normalidad, ofreciendo una alternativa robusta frente a transformaciones.

Los resultados obtenidos con Clements indicaron que, aunque los datos no eran perfectamente normales, su comportamiento se aproximaba lo suficiente a una distribución normal como para permitir el cálculo confiable de los índices de capacidad. Esta aproximación fue clave para continuar con el análisis del desempeño del proceso de dividido, asegurando que las decisiones tomadas se basarán en evidencia estadística sólida. Los resultados obtenidos mediante la aplicación del método de Clements se presentan en la Figura 7a para el lote de material con espesor de 1.5 mm y 7b para el lote correspondiente a 2.00 mm.



Fuente: Elaboración Propia.

Figura 7 Transformación Método Clements.

Estas representaciones gráficas permiten visualizar el comportamiento estadístico de los datos tras la transformación aplicada, dando la evidencia de que se obtiene una aproximación a una distribución normal.

En la Tabla 4 se evidencian de forma detallada los resultados obtenidos tras la aplicación de esta transformación. Esta representación contribuye a una interpretación más precisa del comportamiento de los datos y a la validación del enfoque metodológico empleado.

Tabla 4 Transformación Clements

	1.5 mm	2.0 mm
<i>Promedio</i>	1.483	1.9581
<i>Desviación Estándar</i>	0.0743	0.10044
<i>Sesgo</i>	-0.05	-0.194
<i>Curtosis</i>	2.632	0.47
<i>Percentil 50</i>	1.4836	1.9608
<i>Percentil 99.865</i>	1.757	2.2586
<i>Percentil 0.135</i>	1.1859	1.605

Fuente: Elaboración Propia.

El método de Clements fue seleccionado como alternativa robusta cuando las transformaciones no lograron normalizar los datos. Este método permite calcular índices de capacidad en distribuciones no normales mediante percentiles ajustados, sin alterar la escala original. Se considera apropiado cuando se requiere mantener la interpretación directa de los datos y se busca una aproximación confiable sin forzar la normalidad.

En ambos casos, se observan mejoras en la simetría y en la dispersión de los datos, lo que, valida la pertinencia del método utilizado para el cálculo confiable de los índices de capacidad, incluso en contextos donde no se cumple el supuesto de normalidad. Los resultados obtenidos (Tabla 5) muestran que para el lote de 1.5 mm la distribución de los datos se ajusta adecuadamente a una forma cercana a la normalidad, lo cual permite justificar el uso de índices de capacidad. La simetría observada (*Skewness* = 0.000) y la curtosis de 2.532 indican que la distribución no presenta desviaciones significativas respecto a una distribución normal. Además, al haberse aplicado la transformación de Clements para estimar percentiles ajustados,

se garantiza que los índices de capacidad calculados son estadísticamente válidos y representan fielmente el comportamiento del proceso. El valor del índice $Ppk = 0.617$ revela que el proceso no cumple con los límites de especificación establecidos, lo que implica una capacidad limitada para mantener la producción dentro de tolerancia. Este resultado sugiere un riesgo potencial de generar productos fuera de especificación.

En la Tabla 5 se muestra que la distribución de los datos se aproxima a la normalidad, lo cual permite la aplicación válida de índices de capacidad. La simetría igual a -0.194 y la curtosis de 0.471 indican una asimetría hacia la izquierda. Los valores obtenidos para los índices de capacidad muestran que, aunque el proceso presenta una dispersión aceptable $Pp = 1.9608$, existe una diferencia notable entre el promedio del proceso y el valor que se espera alcanzar, lo cual se refleja en el índice Ppk de 0.803 y 0.452 . Esto significa que el proceso no está centrado y hay una mayor probabilidad de que se generen productos fuera de los límites establecidos, especialmente hacia el extremo superior.

Tabla 5 Índices de Capacidad

Índice de Capacidad	1.5 mm	2.0 mm
Pp	0.700	0.612
Ppl	0.617	0.452
Ppu	0.791	0.803
Ppk	0.617	0.452

Fuente: Elaboración Propia

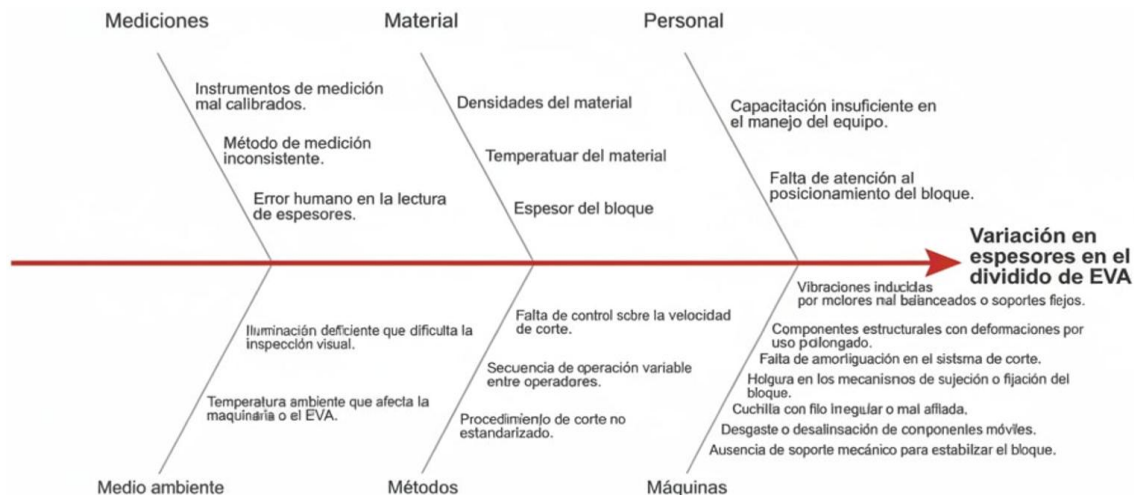
Estos resultados indican que el proceso, aunque estable requiere ajustes en su centrado para mejorar su desempeño global y reducir el riesgo de no conformidades. Por lo tanto, es necesario implementar acciones de mejora orientadas al control del centrado del proceso y al monitoreo continuo de los límites de especificación.

Diseño e implementación de mejora

Con base en los análisis realizados en la etapa anterior, se identificó que el proceso presenta una desviación respecto al centrado de las especificaciones del

cliente, reflejada en los valores obtenidos del índice de capacidad Ppk . Como resultado, existe un riesgo considerable de generar producto no conforme en los lotes de 1.5 mm y 2.00 mm, debido a que algunas mediciones pueden encontrarse fuera de las especificaciones solicitadas por el cliente.

El control de calidad total debe involucrar a todos los niveles de la organización, promoviendo una cultura de mejora continua y prevención de errores desde el diseño del proceso hasta la entrega del producto [Ishikawa, 1985]. Para abordar esta problemática, se recurrió al uso del diagrama de Ishikawa (Figura 8), con el objetivo de visualizar de manera estructurada las posibles fuentes de variación que afectan la estabilidad del proceso.



Fuente: Elaboración Propia

Figura 8 Diagrama de Ishikawa.

El análisis incluyó la recopilación de opiniones de los operadores, coordinadores y del jefe de área de dividido, lo que permitió la identificación de causas desde distintas perspectivas técnicas. Como se muestra en la Figura 8, se concluyó que la maquinaria era una de las principales causas de variabilidad, específicamente en la etapa de división de bloque, donde se observaban movimientos no controlados ocasionados por la velocidad de la máquina que impactaban directamente en la precisión de las medidas para realizar el corte de las láminas.

La ingeniería robusta busca minimizar la variabilidad del proceso mediante soluciones técnicas que fortalezcan la estabilidad operativa, para este caso como lo

es con la implementación de soportes mecánicos que reduzcan el impacto de factores externos [Taguchi et al., 2000].

El modelo propuesto se basa en la incorporación de una barra estabilizadora diseñada específicamente para mejorar la precisión en el proceso de división del bloque de EVA. Esta barra actúa como soporte mecánico en la entrada del bloque, el cual se desplaza mediante un sistema de bandas y rodillos hacia la zona de corte. Durante este trayecto, se identificó que el movimiento del bloque generaba variaciones en el espesor final del producto, debido a la falta de estabilidad al momento de contactar con la navaja. La implementación de esta solución busca minimizar dichas oscilaciones, permitiendo una alimentación más controlada y uniforme, lo que contribuye directamente a la mejora para centrar las medias de los espesores generadas por el proceso y a la reducción de producto no conforme.

La mejora que da solución al problema identificado anteriormente consta de dos soportes, diseñados para estabilizar el bloque de EVA durante su desplazamiento hacia el área de corte. Cada soporte está equipado con un mecanismo de presión descendente, generado por un par de resortes que actúan directamente sobre el bloque. Esta presión evita que el material experimente brincos al entrar en contacto con la navaja, especialmente cuando se trabaja a altas velocidades o se trabaja con espesores de pocos milímetros, lo cual es fundamental para garantizar un corte uniforme y preciso. El verdadero colaborador no solo busca cumplir con estándares enfocados en lo técnico, sino que se compromete con la calidad como una forma de respeto por su oficio y por quienes reciben el producto [Sennett, 2008].

Esta visión puede trasladarse al entorno industrial, donde cada mejora en el proceso de dividido de EVA representa una actividad de responsabilidad y donde se busca un nivel de excelencia. El proceso de Dividido se lleva a cabo en una maquina similar a la que se muestra en la Figura 9. La mejora se implementará en el espacio comprendido entre el final de la banda transportadora y el inicio de la cuchilla de corte. En este sentido, la barra estabilizadora no solo responde a una necesidad técnica, sino también a una manera de hacer las cosas bien. En primer lugar, el rodillo (Figura 10) facilita el avance del bloque hacia la zona de corte, guiándolo de manera controlada y continua.

Esta función de guiado se logra gracias a la integración de un par de baleros (Figura 11) que permiten un desplazamiento suave y sin fricción excesiva, contribuyendo a la uniformidad del espesor final. El conjunto rodillo-baleros no solo mejora la precisión dimensional del producto, sino que también reduce la necesidad de ajustes manuales por parte del operador, fortaleciendo la repetibilidad del proceso y la confiabilidad operativa. Este mecanismo mencionado se integra en los soportes (Figura 12), los cuales están unidos por un rodillo (Figura 13) que atraviesa el orificio central de cada pieza.



Fuente: <https://rpmmach.com>

Figura 9 Máquina para dividir.



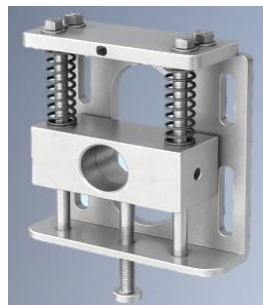
Fuente: *Elaboración Propia.*

Figura 10 Rodillo metálico.



Fuente: *Elaboración Propia.*

Figura 11 Balero.



Fuente: *Elaboración Propia.*

Figura 12 Soportes con mecanismo de presión.



Fuente: Elaboración Propia.

Figura 13 Ensamble final.

Este rodillo cumple una doble función dentro del sistema de estabilización del proceso de dividido de EVA. En primer lugar, actúa como elemento de presión constante sobre el bloque de material, asegurando que se mantenga firmemente en su trayectoria durante el desplazamiento. Esta presión descendente, generada por el mecanismo de resortes, evita que el bloque experimente movimientos bruscos o brincos al entrar en contacto con la navaja de corte, lo cual es crítico cuando se trabaja con espesores reducidos o a altas velocidades.

Esta mejora representa una solución eficiente y funcional que responde a las necesidades de precisión en procesos de manufactura, especialmente en operaciones de corte donde la estabilidad del material es fundamental.

Validación de mejora

Una vez aprobado el rediseño de la barra estabilizadora, se procedió a la obtención de una muestra representativa, siguiendo criterios similares a los aplicados en la etapa inicial del estudio. Para ello, se tomaron muestras a treinta rollos de material, distribuidos equitativamente a los lotes de 1.5 mm y 2.0 mm, con el objetivo de generar nuevos datos que permitieran evaluar el comportamiento del proceso tras la implementación de la mejora. A cada rollo se le realizaron seis mediciones, utilizando el mismo instrumento de medición, con el fin de verificar su característica de espesor y validar la estabilidad del proceso. Posteriormente, se aplicó una prueba de bondad de ajuste para determinar la distribución estadística que mejor se ajustaba a los datos obtenidos, como se muestra en la Tabla 6.

Para el caso de los productos de 1.5 mm, la distribución que presentó el mejor ajuste fue la de valor extremo mínimo. Mientras que para los productos de 2.0 mm se

identificó como más adecuada la distribución Weibull de tres parámetros mostrada en la Tabla 7 debido a que esta permite capturar con mayor precisión la variabilidad en los datos obtenidos del muestreo correspondiente.

Tabla 6 Prueba de bondad de ajuste 1.5 mm.

Distribución	AD	P	LRT P
Normal	2.873	< 0.005	
Transformación Box-Cox	1.709	< 0.005	
Lognormal	3.236	< 0.005	
Lognormal de 3 parámetros	2.878	*	0.025
Exponencial	78.097	< 0.003	
Exponencial de 2 parámetros	45.305	< 0.010	0
Weibull	0.555	0.168	
Weibull de 3 parámetros	0.483	0.135	0.421
Valor extremo más pequeño	0.483	0.235	
Valor extremo por máximos	8.326	< 0.010	
Gamma	3.115	< 0.005	
Gamma de 3 parámetros	3.375	*	1
Logística	2.15	< 0.005	
Loglogística	2.353	< 0.005	
Loglogística de 3 parámetros	2.151	*	0.077

Fuente: Elaboración Propia.

Tabla 7 Prueba de bondad de ajuste 2.0 mm.

Distribución	AD	P	LRT P
Normal	2.866	< 0.005	
Transformación Box-Cox	1.439	< 0.005	
Lognormal	3.336	< 0.005	
Lognormal de 3 parámetros	2.868	*	0.008
Exponencial	76.926	< 0.003	
Exponencial de 2 parámetros	49.833	< 0.010	0
Weibull	0.494	0.225	
Weibull de 3 parámetros	0.417	0.219	0.559
Valor extremo más pequeño	0.417	> 0.250	
Valor extremo por máximos	8.921	< 0.010	
Gamma	3.174	< 0.005	
Gamma de 3 parámetros	3.47	*	1
Logística	2.236	< 0.005	
Loglogística	2.518	< 0.005	
Loglogística de 3 parámetros	2.237	*	0.043

Fuente: Elaboración Propia.

Se evaluaron diversas distribuciones teóricas, identificando como óptimas aquellas con el mayor valor de significancia (p). Se optó por aplicar pruebas de bondad de ajuste para identificar directamente la distribución más adecuada, sin recurrir a

transformaciones. Esto se debió a que el rediseño del proceso modificó la naturaleza de la variabilidad, y se buscó evaluar el comportamiento real del sistema sin alterar los datos.

En la segunda etapa, tras el rediseño, se optó por distribuciones directas (Weibull y valor extremo mínimo) porque la mejora modificó la naturaleza de la variabilidad. Aunque repetir Clements habría permitido una comparación homogénea, se priorizó evaluar el comportamiento real del proceso sin alterar los datos. Por lo cual la distribución Weibull fue seleccionada en la segunda etapa porque ofreció el mejor ajuste estadístico según la prueba Anderson-Darling. En la primera etapa, se priorizó el uso de transformaciones para intentar cumplir con el supuesto de normalidad. Esta diferencia metodológica responde a la evolución del comportamiento del proceso tras la mejora, aunque se reconoce que una comparación directa entre métodos (Box-Cox, Johnson, Clements y Weibull) habría enriquecido el análisis. Cada método tiene un ámbito de aplicación específico: Box-Cox y Johnson son adecuados cuando se busca corregir asimetrías moderadas; Clements es preferible cuando los datos son claramente no normales y se requiere mantener la escala original; Weibull y valor extremo mínimo se emplean cuando la naturaleza de la variabilidad del proceso corresponde mejor a distribuciones de vida útil o valores extremos. En este sentido, los métodos no se limitan a la obtención del índice Ppk , sino que permiten caracterizar de manera más precisa el comportamiento estadístico del proceso. En la Tabla 8, se observa la comparación directa entre los valores del índice de capacidad Ppk obtenidos antes y después de la implementación de la mejora:

Tabla 8 Comparativa de Índice Ppk .

Inicial		Mejora	
1.5 mm	2.00 mm	1.5 mm	2.00 mm
0.617	0.452	0.80	0.71

Fuente: Elaboración Propia

Las muestras obtenidas para los lotes de productos con espesores de 1.5 mm y 2.0 mm, posteriores a la mejora en el diseño de la barra, muestran una mejora

significativa en la capacidad del proceso. Esta mejora se refleja en el incremento de los índices de desempeño Ppk , los cuales permiten evaluar la capacidad real del proceso en condiciones operativas, considerando la variabilidad total observada en los datos. En términos prácticos, un mayor valor de Ppk indica que el proceso produce más piezas dentro de las especificaciones del cliente. El valor ideal de referencia es $Ppk \geq 1.33$, lo que significa que el proceso no es capaz ni confiable; valores menores reflejan mayor riesgo de generar producto fuera de tolerancia.

3. Resultados

Los resultados obtenidos tras la implementación de la mejora propuesta en el proceso de dividido de EVA muestran un impacto positivo en la capacidad del proceso, especialmente en el centrado de los datos y la reducción de la variabilidad observada en etapas anteriores.

Como primera fase, se recolectaron datos de espesores en rollos de EVA a lotes con espesores de 1.5 mm y 2.00 mm , donde para cada lote se generaron 180 medidas obtenidas de treinta rollos correspondientemente. Al aplicar pruebas de bondad de ajuste, se identificó que los datos no se ajustaban a ninguna distribución de probabilidad conocida, lo que dificultaba su análisis estadístico. Ante esta limitación, y como se muestra en la Figura 3, se procedió a transformar los datos utilizando el método de Clements, el cual permitió aproximar la distribución y calcular el índice de capacidad Ppk . Los valores obtenidos en esta etapa inicial fueron bajos, lo que indicaba un alto riesgo de generación de producto no conforme. El análisis de causa raíz, complementado con observación directa, reveló que las principales fuentes de variabilidad se debían a vibraciones y brincos generados por la máquina durante el corte ocasionados por la velocidad con la que se movía el bloque.

En respuesta a la problemática identificada en la etapa inicial se implementó una barra estabilizadora con el objetivo de reducir dichos efectos mencionados anteriormente. Posteriormente, se procedió a evaluar nuevamente el sistema bajo las mismas condiciones de muestreo: 30 rollos por espesor (1.5 mm y 2.0 mm), con seis mediciones por rollo.

A diferencia de la etapa previa, en esta segunda fase los datos lograron ajustarse adecuadamente a distribuciones estadísticas lo que eliminó la necesidad de aplicar transformaciones mediante el método de Clements. Los datos correspondientes al espesor de 1.5 *mm* se ajustaron a una distribución de valor extremo mínimo, mientras que los del lote de 2.0 *mm* mostraron mejor ajuste con una distribución Weibull de tres parámetros.

Tras la implementación de la mejora, se observó un incremento porcentual en el índice *Ppk*. Para el lote de 1.5 *mm*, el valor pasó de 0.617 a 0.800, lo que representa una mejora del 29.66 %. En el caso del espesor de 2.0 *mm*, el índice se incrementó de 0.452 a 0.710, reflejando un aumento del 57.08 %. Estos resultados respaldan que la solución implementada contribuyó a reducir la variabilidad y a mejorar el centrado del proceso, permitiendo una mayor proporción de productos dentro de los límites de especificación establecidos. En términos prácticos, un mayor valor de *Ppk* significa que el proceso es más confiable y produce más piezas conformes. El valor de referencia considerado aceptable en la industria es $Ppk \geq 1.33$; valores menores, como los obtenidos aquí, muestran que el proceso mejoró, pero aún requiere ajustes para alcanzar un nivel óptimo de capacidad.

Además del análisis estadístico, se realizó una validación con el enfoque operativo mediante observación directa y entrevistas con operadores. Se reportó una disminución en los ajustes manuales durante el proceso de corte, así como una mayor repetibilidad en las mediciones de espesor. Esto sugiere que la mejora impactó positivamente tanto en los indicadores técnicos como en la experiencia operativa y la percepción de calidad por parte del personal involucrado.

4. Conclusiones

El presente estudio permitió evaluar el desempeño del proceso de dividido de EVA mediante el índice de capacidad *Ppk*, mostrando que, en su estado inicial, el proceso presentaba desviaciones significativas respecto al centrado y una escasa capacidad para mantenerse dentro de los límites de especificación establecidos. Estas condiciones representaban un riesgo importante para la calidad del producto final, al incrementar la probabilidad de generar unidades fuera de tolerancia,

teniendo en cuenta el espesor, que constituye uno de los atributos más críticos para los clientes en el sector del calzado técnico.

Con este enfoque, resulta de gran importancia destacar que el análisis detallado de los datos constituye un paso previo indispensable para garantizar que los índices obtenidos reflejen con precisión el comportamiento real del proceso. La confiabilidad de indicadores como el Ppk depende directamente de la calidad estadística del conjunto de datos, su validación y su correcta interpretación. Por ello, la aplicación de métodos estadísticos especializados, como la transformación de Clements, permitió validar los datos recolectados aun cuando no cumplieran con el supuesto de normalidad, lo cual fue clave para obtener indicadores confiables y tomar decisiones fundamentadas basadas en evidencia. La aplicación de este enfoque estadístico robusto, con una metodología estructurada en cuatro etapas: muestra inicial, análisis de datos, diseño e implementación de mejora, y validación permitió una comprensión profunda y ordenada del comportamiento del proceso.

Esta integración metodológica facilitó no solo la visualización de patrones y tendencias importantes del proceso, sino también la identificación de las principales fuentes de variabilidad y las oportunidades de mejora, contribuyendo así a una toma de decisiones más informada y estratégica. La implementación de una barra estabilizadora como solución técnica demostró ser efectiva para reducir la variabilidad y mejorar el centrado del proceso. Esto se reflejó en un incremento porcentual del índice Ppk de 29.66 % para el espesor de 1.5 mm y de 57.08 % para el espesor de 2.0 mm, lo que confirma una mejora representativa en la capacidad del proceso bajo condiciones reales. Además, la validación por parte de los colaboradores reforzó la propuesta de mejora desde su experiencia técnica, mencionando beneficios como la reducción de ajustes manuales y mayor repetibilidad. Este trabajo no solo aporta evidencia estadística sobre la efectividad de soluciones mecánicas en procesos de dividido de EVA, sino que también resalta la importancia de integrar herramientas de análisis de datos, participación del personal y principios de mejora continua para fortalecer la competitividad de la empresa. Con este enfoque, el estudio se convierte en una base para futuras propuestas orientadas al control de procesos, la estabilidad operativa y el

reforzamiento de una cultura de calidad en entornos industriales donde la calidad del producto es clave para permanecer en el mercado tan competitivo. Este estudio evidencia que el índice Ppk es sensible tanto a la variabilidad como al centrado del proceso, y que su interpretación debe considerar el contexto operativo y la naturaleza de los datos. La aplicación de métodos como Box-Cox, Johnson y Clements permite adaptar el análisis a condiciones reales, pero su uso debe ser justificado y consistente. En futuras investigaciones, se recomienda aplicar los mismos métodos antes y después de las mejoras para fortalecer la comparabilidad y evaluar con mayor precisión el impacto de las intervenciones.

5. Referencias y Bibliografía

- [1] American Society for Quality. (2022). Quality planning and control in production processes. ASQ Publications.
- [2] FDA. (2025). Continued Process Verification Guidance. U.S. Food and Drug Administration.
- [3] Hessing, J. (2023). Advanced statistical methods for process capability analysis. Springer.
- [4] INEGI. (2021). Encuestas Económicas: Producción de calzado en Guanajuato. Instituto Nacional de Estadística y Geografía.
- [5] Ishikawa, K. (1985). What is total quality control? The Japanese way. Prentice Hall.
- [6] ISO. (2021). ISO 22514-4:2021 Statistical methods in process management — Capability and performance — Part 4: Process capability estimates for non-normal distributions. International Organization for Standardization.
- [7] Learn Lean Sigma. (2025). Johnson transformation and non-normal data handling. Lean Sigma Institute.
- [8] Martínez, R., & López, P. (2022). Aplicaciones recientes de Six Sigma en control estadístico de procesos. *Revista Latinoamericana de Ingeniería Industrial*, 18(2), 45–62.
- [9] Montgomery, D. C. (2012). Introduction to statistical quality control (7th ed.). Wiley.

- [10] Pyzdek, T., & Keller, P. (2014). *The Six Sigma handbook* (4th ed.). McGraw-Hill Education.
- [11] Sennett, R. (2008). *The craftsman*. Yale University Press.
- [12] Taguchi, G., Chowdhury, S., & Wu, Y. (2000). *Taguchi's quality engineering handbook*. Wiley-Interscience.
- [13] Zhang, Y., & Cheng, L. (2024). Capability indices under non-normal distributions: A practical approach. *Journal of Quality Technology*, 56(1), 33–49.