

# Análisis de la capacidad del proceso de vaso térmico mediante DMAIC: un enfoque para datos no normales utilizando el método de Clements

## Thermal vessel process capability analysis by DMAIC: An approach for non-normal data using Clements' method

Armando Mares-Castro<sup>1\*</sup>, Diana Elena Padilla-Robledo<sup>1</sup> y Mario Guadalupe Moreno-Salcido<sup>1</sup>

<sup>1</sup>*Tecnológico Nacional de México, Instituto Tecnológico Superior de Purísima del Rincón, Blvd. Del Valle # 2301, Guardarrayas, CP 36413, Purísima del Rincón, Guanajuato. México.*

*\*Corresponding author:  
armando.mc@purisima.tecnm.mx*

**Resumen.** Este estudio aborda la variabilidad de peso en la producción de vasos térmicos de la empresa ABC, relacionada al defecto predominante que genera Scrap. El análisis estadístico indicó ausencia de normalidad, invalidando la aplicación de los Índices de Capacidad de Proceso (ICPs) tradicionales, fallando también las pruebas de bondad de ajuste y las transformaciones de datos. El método de Clements surgió como la opción más confiable para la estimación de la capacidad. Los resultados evidenciaron una disparidad en la capacidad de las líneas de producción: la Línea 4 con maquinaria de mayor antigüedad, presentó un Ppk significativamente inferior (0.205) en comparación con el Ppk de 0.522 de la Línea 2. Esta inestabilidad se tradujo en pérdidas proyectadas de \$792,588.00 por cada millón de vasos producidos, asumiendo un 46% de producto defectuoso. Se concluye la necesidad de la modernización de equipos para mitigar el desgaste de moldes y optimizar el proceso.

**Palabras clave:** Capacidad de Proceso no Normal, Método de Clements, Variabilidad- Scrap, Vaso Térmico, DMAIC.

**Abstract.** This study addresses weight variability in the production of thermal cups at ABC, related to the predominant defect that generates scrap. Statistical analysis indicated a lack of normality, invalidating the application of traditional Process Capability Indices

(PCIs), with goodness-of-fit tests and data transformations also failing. The Clements method emerged as the most reliable option for estimating capability. The results showed a disparity in the capability of the production lines: Line 4, with older machinery, had a significantly lower Ppk (0.205) compared to the Ppk of 0.522 for Line 2. This instability translated into projected losses of \$792,588.00 per million glasses produced, assuming 46% defective product. It was concluded that equipment modernization is necessary to mitigate mold wear and optimize the process.

**Keywords:** Non-Normal Process Capability, Clements Method, Variability-Scrap, Thermal Glass, DMAIC.

### I. INTRODUCCIÓN

En la dinámica industria actual, la empresa ABC se posiciona como una empresa destacada en la manufactura de productos desechables, cubriendo un amplio espectro que incluye vasos, bolsas y contenedores. Su compromiso con la calidad y la mejora continua impulsa la evaluación constante de sus procesos operativos. En este contexto, el presente proyecto se focaliza en el proceso de elaboración del vaso térmico, un producto clave dentro de su línea de producción. Una observación fundamental ha sido la variación notable en los pesos del vaso térmico, desviándose de las especificaciones establecidas por el

cliente. Esta inconsistencia no es un mero detalle; está intrínsecamente ligada a la aparición de diversos defectos en el producto, como vasos crudos, quemados, descentrados, porosos o con problemas en el punto de inyección. La acumulación de estos defectos se traduce directamente en una elevada generación de producto no conforme (Scrap), lo que no solo menoscaba la calidad final, sino que también implica costos adicionales y una menor eficiencia productiva para la empresa.

Para abordar esta compleja problemática y optimizar el rendimiento del proceso de manufactura, se ha optado por implementar la metodología DMAIC (Definir, Medir, Analizar, Mejorar y Controlar). Esta es una herramienta reconocida en el ámbito del Seis Sigma, diseñada para estructurar y facilitar la resolución de problemas y la optimización de procesos, priorizando la reducción de la variabilidad y la eliminación de defectos. Su aplicación sistemática permite identificar las causas raíz, diseñar soluciones efectivas y asegurar que las mejoras se mantengan a lo largo del tiempo.

El análisis de la capacidad del proceso constituye una piedra angular en la mejora continua industrial (Mares-Castro & Domínguez-Domínguez, 2022). Sin embargo, la efectividad de las métricas tradicionales, como los Índices de Capacidad de Proceso (PCIs), a menudo se ve comprometida cuando los datos de las características de calidad no siguen una distribución normal, una situación que es frecuente en entornos de producción reales (Wooluru et al., 2016). La utilización de métodos convencionales en estos escenarios puede llevar a interpretaciones erróneas de la capacidad del proceso. Por consiguiente, este estudio incorpora un enfoque estadístico específico para datos no normales, recurriendo a metodologías como el método de Clements, que se ha establecido como una alternativa válida para estimar la capacidad del proceso en distribuciones no normales (Wooluru et al., 2016).

El propósito fundamental de esta investigación es diseñar y aplicar un esquema de control estadístico basado en el método de Clements, por la presencia de datos no normales en el proceso. El objetivo es estabilizar el proceso de producción de vasos térmicos, garantizando que el producto final se mantenga consistentemente dentro de las especificaciones de calidad definidas, y con ello, disminuir significativamente la cantidad de producto no conforme. Un área de especial interés en esta iniciativa es la Línea 4, que, debido a su maquinaria más antigua, ha exhibido

una mayor generación de desperdicio y defectos, particularmente el vaso descentrado, en comparación con la Línea 2, que cuenta con equipos más modernos.

## **II. ANÁLISIS DOCUMENTAL**

El presente estudio se cimenta sobre una revisión documental exhaustiva, indispensable para comprender el panorama actual de la optimización de procesos y el control de calidad en contextos manufactureros, así como la dinámica de los materiales poliméricos y su impacto. Esta aproximación permite identificar metodologías consolidadas, herramientas analíticas avanzadas y desafíos emergentes relacionados con la eficiencia productiva y la sostenibilidad ambiental en la industria. Los hallazgos de investigaciones previas, plasmados a continuación, establecen un marco teórico y para la propuesta de la investigación.

### *A. Metodologías de Mejora Continua: Six Sigma y DMAIC*

La búsqueda incesante de la eficiencia y la reducción de la variabilidad constituyen pilares de la gestión moderna de operaciones. En este ámbito, diversas metodologías y herramientas estadísticas han demostrado su eficacia.

La metodología Six Sigma se concibe como una filosofía empresarial orientada a la satisfacción del cliente, lograda a través de la minimización del desperdicio mediante la reducción de la variabilidad en los procesos. Se considera una herramienta robusta para la resolución de problemas, generando beneficios tangibles como la disminución de residuos, la optimización de costos, la estandarización de ciclos de tiempo y una mayor satisfacción del consumidor. Su implementación se articula comúnmente a través de la metodología DMAIC (Definir, Medir, Analizar, Mejorar y Controlar), un enfoque estructurado diseñado para la optimización y resolución de problemas complejos en procesos.

### *B. Control Estadístico de Procesos (SPC)*

El Control Estadístico de Procesos (SPC, por sus siglas en inglés) es una metodología esencial en la gestión de la calidad, que permite monitorear y optimizar procesos a través del análisis de datos. Su propósito fundamental es la identificación de dos tipos de variación: las causas comunes, que son inherentes e inevitables del proceso, y las causas especiales, que denotan errores o fallas externas y requieren intervención. Al mantener estas variaciones bajo control, el SPC contribuye a la reducción de costos por defectos y desperdicio, mejora la calidad del producto y aumenta la satisfacción del cliente. El SPC es una parte vital de un programa integral de mejora de la calidad en la industria manufacturera (Wang et al., 2021; Baro Tijerina et al., 2016).

### C. Índices de Capacidad de Proceso (ICP)

Los Índices de Capacidad de Proceso (ICPs) son métricas adimensionales fundamentales para cuantificar la habilidad de un proceso de manufactura para cumplir con los requisitos del cliente y las especificaciones de calidad. Estos índices expresan cuántas veces la desviación estándar de un proceso se ajusta dentro de los límites de especificación definidos (Baro Tijerina et al., 2016). Aunque tradicionalmente se asume una distribución normal de los datos para su cálculo (Mares-Castro & Domínguez-Domínguez, 2022; Wooluru et al., 2016), en la práctica, las características de calidad de los productos a menudo no siguen esta distribución (Pan & Wu, 1997; Wang et al., 2021). Si los datos de una característica de calidad no son normales, las inferencias de los ICPs basadas en la suposición de normalidad pueden ser poco fiables (Wang et al., 2021).

- Manejo de Datos No Normales para ICPs: Cuando los datos de una característica de calidad no se ajustan a una distribución normal, surgen desafíos significativos en el cálculo de los ICPs (Mares-Castro & Domínguez-Domínguez, 2022). La asimetría de las distribuciones, como la Weibull, hace que los ICPs basados en la normalidad sean ineficientes (Baro Tijerina et al., 2016).
- Método de Clements: Este método, ampliamente utilizado en la industria y recomendado por ISO/TS16949 (Arteaga Sierra et al., 2017; Baro Tijerina et al., 2016), se basa en el uso de percentiles (como el 0.135%, la mediana del 0.50% y el 99.865%) y las curvas de Pearson para estandarizar las colas y simular un comportamiento normal (Baro Tijerina et al., 2016; Das, 2005; Mares-Castro & Domínguez-Domínguez, 2022; Pan & Wu, 1997; Pearn et al., 1999). Sin embargo, se ha demostrado que el método de Clements puede ser ineficiente para distribuciones muy asimétricas, como la Weibull, debido a que el uso de la mediana como medida de tendencia central no siempre es adecuado en estos casos (Baro Tijerina et al., 2016; Wooluru et al., 2016). Además, no ofrece una estrategia clara para la mejora del proceso (Wang et al., 2021). A pesar de estas limitaciones, estudios han encontrado que el método de Clements puede resultar en estimadores "más confiables" para el desempeño del proceso cuando los datos se adaptan correctamente a los valores de sesgo y curtosis disponibles en las distribuciones de Pearson (Mares-Castro & Domínguez-Domínguez, 2022).
- Transformaciones de Datos (Box-Cox y Johnson): Para abordar la no normalidad, se proponen métodos de transformación como Box-Cox y Johnson con el objetivo de convertir los datos no normales a una forma más cercana a la normal (Mares-Castro & Domínguez-Domínguez, 2022; Wang et al., 2021; Wooluru et al., 2016). No obstante, estas transformaciones pueden tener una capacidad limitada y no siempre logran normalizar adecuadamente los datos, especialmente aquellos con distribuciones muy leptocúrticas o asimétricas (Mares-Castro & Domínguez-Domínguez, 2022; Wang et al., 2021; Wooluru et al., 2016). Un estudio mostró que los datos transformados no se ajustaron a la distribución normal en ninguno de los casos analizados, haciendo que los índices estimados no fueran confiables (Mares-Castro & Domínguez-Domínguez, 2022).
- Método de Piña-Monarez (basado en Weibull y Lognormal): Una alternativa más reciente implica la derivación directa de ICPs para distribuciones no normales específicas, como la Weibull y Lognormal (Baro Tijerina et al., 2016; Piña-Monarez et al., 2016). Este método propone utilizar el logaritmo de los datos observados (Piña-Monarez et al., 2016), lo que, según sus hallazgos, corrige el sesgo inherente a estas distribuciones y permite una interpretación análoga a los ICPs normales, pero en escala logarítmica (Baro Tijerina et al., 2016; Piña-Monarez et al., 2016). Se ha demostrado que este enfoque es más eficiente que los métodos tradicionales como Clements para determinar los ICPs en procesos Weibull (Baro Tijerina et al., 2016). La relación entre los parámetros de las distribuciones Weibull y Gumbel es fundamental para la formulación de estos ICPs (Baro Tijerina et al., 2016; Piña-Monarez & Ortiz-Yañez, 2015).
- Otros Enfoques y Desafíos: La literatura también explora otras aproximaciones para la capacidad de procesos no normales, incluyendo el uso de redes neuronales o la distribución Burr XII, entre otras (Arteaga Sierra et al., 2017; Wang et al., 2021; Wooluru et al., 2016). La selección del modelo de distribución más adecuado para las características de calidad es crucial para el desempeño de los ICPs (Wang et al., 2021). El

uso de modelos alternativos para la estimación de ICPs para datos no normales basados en modelos alternativos con enfoques paramétricos y no paramétricos (Karakaya, 2024; Patalas-Maliszewska et al, 2023)

#### *D. Materiales Poliméricos: Degradación, Reciclaje y Micro/Nanoplásticos (MNPs)*

El polilactida (PLA) Es un polímero utilizado en la fabricación de vasos desechables, entre otros productos (Aniśko et al., 2022). Aunque el reciclaje de termoplásticos petroquímicos como el polietileno es una práctica industrial establecida (Aniśko et al., 2022), el uso de polímeros biodegradables reciclados, como el PLA, para piezas moldeadas por rotación, es un campo menos explorado (Aniśko et al., 2022). El principal desafío radica en la dificultad de moler materiales de bajo punto de fusión con una alta propensión a degradarse durante el proceso de molienda para obtener el polvo esencial para el moldeo rotacional (Aniśko et al., 2022).

La calidad del producto final roto moldeado, incluyendo su rendimiento mecánico, depende fundamentalmente de la cantidad de vacíos, la cristalinidad y la degradación del polímero durante el procesamiento y su historial termo mecánico previo (Aniśko et al., 2022). La investigación ha explorado el pre-tratamiento del PLA post-consumo, incluyendo el recocido de vasos desechables (24 h a 100°C) y el procesamiento por extrusión de vasos triturados, para obtener polvos o micropellets adecuados para el moldeo rotacional (Aniśko et al., 2022).

Se ha evaluado la influencia de la recristalización inicial y el procesamiento por fusión adicional en las características geométricas del material de carga y el grado de degradación (Aniśko et al., 2022). Se observó que el pre-recocido permite obtener partículas de menor tamaño, lo que es ventajoso para el moldeo rotacional, especialmente para productos simétricos (Aniśko et al., 2022). Un tamaño de partícula uniforme y una distribución estrecha son importantes para la eficiencia del proceso y las propiedades finales del producto, si bien las partículas demasiado pequeñas pueden aumentar el consumo de energía y la degradación (Aniśko et al., 2022).

La degradación del PLA puede ocurrir por hidrólisis, reformación de lactida, escisión oxidativa de la cadena principal y reacciones de transesterificación, siendo más intensas por encima de los 200°C (Aniśko et al., 2022).

Esta degradación puede manifestarse en cambios estructurales (detectables por FTIR) y en un intenso cambio de color, especialmente hacia el amarillo (cuantificable por el Índice de Amarillez, YI) (Aniśko et al., 2022). Las muestras de PLA sin tratamiento térmico con fracciones de polvo más grandes mostraron una mayor susceptibilidad a la degradación térmica y termooxidativa (Aniśko et al., 2022). La presencia de vacíos es un factor crítico que impacta negativamente las propiedades mecánicas finales de los productos rotomoldeados, actuando como muescas y reduciendo la resistencia a la tracción y flexión (Aniśko et al., 2022). Un bajo volumen de vacíos (0.53%) y propiedades mecánicas favorables (48 MPa de resistencia a la tracción) se lograron en productos moldeados a partir de poliésteres biodegradables reciclados (Aniśko et al., 2022).

Los productos plásticos, debido a su bajo costo y conveniencia, son omnipresentes en la vida cotidiana. Sin embargo, su uso diario inevitablemente conduce a la producción y liberación de micro y nanoplásticos (MNPs), que pueden ingresar al cuerpo humano por diversas vías (como la respiración o la ingestión accidental) y plantear potenciales riesgos para la salud. La abundancia de nanoplásticos liberados es notablemente mayor (2 a 3 veces) que la de microplásticos durante el uso de productos plásticos (Song et al., 2024).

#### *2.5. Caso de estudio*

La presente investigación se justifica plenamente al abordar la problemática crucial de la alta variabilidad en las características de calidad, como el peso y el grosor, de los vasos térmicos, un factor que impacta directamente en la generación de producto no conforme (Scrap) y los costos operativos. La implementación de Técnicas de Control Estadístico de Procesos (SPC) es fundamental para monitorear, estabilizar y mejorar estos procesos productivos, reduciendo los defectos y asegurando la calidad del producto y la satisfacción del cliente.

Dado que en la práctica es común que los datos de procesos industriales no sigan una distribución normal, y que los Índices de Capacidad de Proceso (ICP) tradicionales son ineficientes en estos escenarios, se hace imperativo el uso de métodos específicos para datos no normales (Mares-Castro & Domínguez-Domínguez, 2022; Pan & Wu, 1997; Wang et al., 2021). En el análisis propuesto, el Método de Clements, reconocido por su capacidad para estimar la capacidad del proceso

basándose en los cuantiles de la distribución y su ajuste a las curvas de Pearson mediante el sesgo y la curtosis, ha demostrado ser la opción más confiable para el análisis de los datos de los vasos térmicos, superando a los ajustes de distribuciones y otras transformaciones como Box-Cox y Johnson, que no lograron normalizar adecuadamente los datos para este caso de estudio (Mares-Castro & Domínguez-Domínguez, 2022). Esto subraya la importancia de seleccionar la herramienta estadística adecuada para obtener una evaluación precisa del desempeño del proceso y guiar las acciones de mejora.

### III. METODOLOGÍA

La presente investigación se estructura siguiendo la metodología DMAIC (Definir, Medir, Analizar, Mejorar y Controlar), un enfoque sistemático de mejora continua que se apoya en herramientas estadísticas y administrativas para optimizar los procesos y reducir la variación. El objetivo principal es el diseño de un control estadístico de procesos (SPC) para reducir la variación en el peso de los vasos térmicos, lo que a su vez disminuirá la cantidad de producto no conforme (Scrap) en el proceso de inyección de la planta.

#### *A. Fase 1: Definir*

En esta etapa inicial, se procedió a la identificación y delimitación del problema central. Se realizó un recorrido exhaustivo por las instalaciones de la planta de vaso térmico para observar el flujo de trabajo, identificar posibles cuellos de botella, evaluar el rendimiento de los operadores y cuantificar el Scrap generado en las distintas áreas. Los defectos más recurrentes en el vaso térmico incluyen: vaso crudo, quemado, descentrado, con punto de inyección alto o sumido, cejón, vaso contaminado y vaso poroso. El vaso descentrado fue identificado como el defecto predominante, siendo un factor clave para la generación de Scrap y la afectación de la calidad del producto final.

El alcance del proyecto se centró específicamente en el proceso de elaboración de vasos térmicos, con particular atención en el área de inyección, identificada como la de mayor generación de Scrap. Se planteó una comparativa entre dos líneas de producción: la Línea 2 (empacadora 5, máquinas 6 y 7), que utiliza maquinaria moderna, y la Línea 4 (empacadora 1, máquinas 1 y 2), con maquinaria de al menos 10 años de antigüedad. Los objetivos específicos incluyeron: analizar el proceso mediante diagramas de Ishikawa, recolectar información teórica y datos históricos para identificar puntos críticos, analizar

datos con Minitab para observar la variación, y proponer mejoras para disminuir el Scrap.

#### *B. Fase 2: Medir*

Esta fase se enfocó en la recolección sistemática de datos para comprender el estado actual del proceso y cuantificar los problemas.

**Identificación de Parámetros Críticos:** Mediante el uso de un Diagrama de Ishikawa, se identificaron y clasificaron los defectos del proceso de inyección según las 6M (Maquinaria, Método, Materiales, Mano de Obra, Medio Ambiente, Mantenimiento). La maquinaria fue señalada como el factor de mayor influencia debido al desgaste de los moldes, que ocasiona el defecto "descentrado". Se detallaron parámetros clave de la maquinaria, como la temperatura, presión y tiempos de ciclo, así como las especificaciones de peso del vaso: Nominal 2.4 g, Límite Inferior (LI) 2.1 g y Límite Superior (LS) 2.7 g.

**Diseño de Muestreo:** Se seleccionó el vaso de 8 oz. como modelo a estudiar debido a su producción constante, facilitando la recolección de datos. El muestreo se realizó de forma continua, diariamente, tomando 10 vasos por hora de cada máquina seleccionada. Se elaboró un formato específico para registrar la hora, el molde y el peso, esta última es la variable de mayor importancia en este estudio, ya que se ha detectado mucha variación que puede estar en función de las cavidades de la máquina y las temperaturas del proceso.

**Análisis preliminar:** Se utilizó un Diagrama de Pareto para visualizar la frecuencia de los defectos, confirmando que el vaso descentrado era el más común.

#### *C. Fase 3: Analizar*

En esta fase crucial, se realizó el análisis estadístico de los datos recopilados para identificar la causa raíz de la variación y evaluar la capacidad del proceso.

**Software Estadístico:** Todos los análisis se llevaron a cabo utilizando el software MINITAB, aprovechando sus capacidades para la interpretación y visualización de datos.

**Pruebas de Bondad de Ajuste para Normalidad:** Inicialmente, se realizaron pruebas de bondad de ajuste (Anderson-Darling) para determinar si los datos seguían una distribución normal. Los resultados mostraron que los datos analizados para los grosores de rollo de EVA no se

ajustaban a una distribución normal, obteniendo valores de Anderson-Darling superiores al valor crítico, lo que llevó a rechazar la hipótesis de normalidad (Mares-Castro & Domínguez-Domínguez, 2022). En este caso de estudio se observó también que los datos de las Líneas 2 y 4 no se adaptaban a distribuciones normales, exponenciales o Weibull, con valores P muy bajos, indicando que no es factible analizarlos como datos normales.

El estadístico de prueba de Anderson-Darling para probar las hipótesis anteriores se presenta en Ec. 1

$$A^2 = -n - s \tag{1}$$

donde  $s = \sum_{i=1}^n \frac{(2i-1)}{n} \left[ \ln F(Y_i) + \ln(1 - F(Y_{n+1-i})) \right]$  n

es el tamaño de la muestra aleatoria,  $Y_i$  son los datos ordenados y F es la distribución de probabilidad especificada que estamos probando. Para un nivel de significancia dado  $\alpha$ , la hipótesis se rechaza si el valor de prueba del estadístico A es mayor que el valor crítico  $A_\alpha$ , esto es, si  $A > A_\alpha$ . Así, se rechaza la hipótesis nula en favor de la hipótesis alternativa; la distribución de probabilidad especificada no se ajusta a la distribución de los datos de la población. El  $A_\alpha$  se obtiene de las tablas de Anderson Darling para un  $\alpha$  dado.

Evaluación de Transformaciones (Box-Cox y Johnson): Se aplicaron transformaciones de datos como Box-Cox y Johnson con el fin de normalizar los datos no normales. Sin embargo, en el caso de estudio de la división de rollos de EVA, estas transformaciones no lograron un ajuste adecuado a la distribución normal (Mares-Castro & Domínguez-Domínguez, 2022). Se observó que los datos presentaban formas leptocúrticas, lo que limitaba la eficiencia de dichas transformaciones y su capacidad para normalizar los datos en todos los casos (Mares-Castro & Domínguez-Domínguez, 2022). Los resultados obtenidos en este caso de análisis también respaldan que estos métodos no eran viables para el análisis de los datos obtenidos.

Análisis con el Método de Clements para Datos No Normales: Dada la ineficiencia de las transformaciones tradicionales, se recurrió al Método de Clements, ampliamente utilizado en la industria para el cálculo de índices de capacidad con datos no normales (Arteaga Sierra et al., 2017; Das, 2007; Wang et al., 2021). Este método se basa en el uso de percentiles (0.135, 50 y 99.865) y el ajuste a las curvas de Pearson utilizando las medidas de sesgo y curtosis de los datos para estimar la capacidad del proceso de manera robusta (Arteaga Sierra et al., 2017; Das, 2007; Mares-Castro & Domínguez-

Domínguez, 2022; Wang et al., 2021; Wooluru et al., 2016).. El procedimiento de Clements está basado en los valores muestrales de sesgo (Ec. 4 y curtosis (Ec. 5) partiendo de los momentos 1, 2 y 3.

$$\beta_1 = \frac{m_3}{s^3} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^3}{\left( \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \right)^3} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^3}{\left[ \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right]^{3/2}} \tag{2}$$

$$\beta_2 = \frac{m_4}{m_2^2} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4}{\left[ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right]^2} \tag{3}$$

$$Sesgo = \sqrt{\beta_1} \tag{4}$$

$$Curtosis = \beta_2 \tag{5}$$

El procedimiento se puede resumir de la siguiente forma: Obtener una muestra, calcular los valores de  $\sqrt{\beta_1}$  (Ec. 2) y  $\beta_2$  (Ec. 3) en la tabla de puntos 0.135% y 99.864% de las curvas estandarizadas de Pearson, ubicar los valores de  $\theta_\mu$  y  $\theta_\sigma$ , calcular  $\theta = \theta_\mu - \theta_\sigma$ . Se calculan los rangos móviles y se estima la  $\sigma_{within} = \bar{R}/d_2$ , finalmente, se sustituyen los límites de especificación y la  $\sigma_{within}$  en las fórmulas para los CPI's.

Evaluación de la Capacidad del Proceso (Cp, Cp<sub>k</sub>, Pp, Pp<sub>k</sub>): Se calcularon los índices de capacidad del proceso (Cp, Cp<sub>k</sub>, Pp, Pp<sub>k</sub>) para cuantificar el desempeño del proceso frente a los límites de tolerancia. Los resultados iniciales del análisis general mostraron que los Cp y Cp<sub>k</sub> estaban por debajo del estándar (1), indicando alta variabilidad y dificultad para mantener los vasos dentro de los límites. Los índices de desempeño del proceso Pp, Pp<sub>s</sub>, Pp<sub>i</sub> y Pp<sub>k</sub> también se encontraron bajos, confirmando la variabilidad a largo plazo y la falta de control de calidad. El rendimiento total de partes defectuosas (PPM) fue del 46.18%, representando una pérdida significativa. Las fórmulas utilizadas para el cálculo de los índices de desempeño del proceso se muestran en las Ec. 6-10.

$$\hat{\sigma} = s_p = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1}} \tag{6}$$

$$Pp = \frac{USL - LSL}{6S_p} \quad (7)$$

$$Pp_s = \frac{USL - \bar{x}}{3S_p} \quad (8)$$

$$Pp_i = \frac{\bar{x} - LSL}{3S_p} \quad (9)$$

$$Pp_k = \text{Min}(Pp_u, Pp_l) \quad (10)$$

Donde  $\bar{x}$  es el promedio estimado de los datos o el promedio de los promedios si el estudio es por subgrupos,  $USL$  es el límite superior de especificación,  $LSL$  es el límite inferior de especificación,  $S_p$  es la desviación estándar muestral clásica o de largo plazo.

**D. Fase 4: Mejorar**

Esta fase se centró en el desarrollo y la propuesta de soluciones basadas en el análisis de datos para disminuir los defectos y la generación de Scrap. Las propuestas de mejora se enfocaron en la maquinaria y su mantenimiento, dado que el desgaste de los moldes fue identificado como la causa raíz principal del vaso descentrado. Las soluciones incluyeron:

- Generar un plan de limpieza específico para los moldes que evite el desgaste no uniforme.
- Considerar el cambio de maquinaria antigua (Línea 4), ya que estas son las que generan la mayor cantidad de producto no conforme (PNC).
- Realizar un análisis detallado de cada modelo de vaso para ajustar parámetros.

**E. Fase 5: Controlar**

En la etapa final, se demostró el impacto de las mejoras propuestas y se estableció un sistema de monitoreo continuo para garantizar que las mejoras se mantengan a lo largo del tiempo.

**Evaluación de Impacto:** Se cuantificó la pérdida económica por producto defectuoso. Con un costo de elaboración de vaso de 8 oz. de \$1.72 y un 46% de producto defectuoso, la empresa proyectaría una pérdida promedio de \$792,588.00 por cada millón de vasos producidos.

**Herramientas de Control:** Se propuso la implementación de un Análisis de Modo y Efecto de Falla (AMEF) para las propuestas, detallando acciones preventivas y de detección para controlar los defectos relacionados con la maquinaria y el mantenimiento. Esto incluye el diseño de limpieza, el cambio de herramientas, la evaluación

individual de moldes y la revisión del plan de mantenimiento. Se hizo hincapié en la importancia de los gráficos de control para monitorear la variación y estabilidad del proceso.

**IV. RESULTADOS**

La sección de resultados detalla los hallazgos obtenidos a través de la aplicación de la metodología DMAIC, enfocándose en la variación de peso y los defectos presentes en el proceso de fabricación de vasos térmicos, con un análisis comparativo entre diferentes líneas de maquinaria y la evaluación de métodos estadísticos para datos no normales.

El proyecto se orientó a dilucidar la causa de la variación de los pesos de los vasos y la prevalencia de defectos comunes, con el fin de proponer mejoras y disminuir el desecho (Scrap). El Project Charter delineó los propósitos y objetivos, subrayando que el aumento de peso y de defectos, especialmente el vaso descentrado, era un factor crítico atribuible al desgaste de la maquinaria. Se plantearon soluciones preliminares, como la instalación de manómetros, control de peso en silos, inspección de la perla, cambio de maquinaria antigua, planes de mantenimiento y un control estadístico de proceso (SPC) para monitorear cada vaso.

**A. Diagrama de Operaciones**

Se desarrolló un diagrama de operaciones específico (Figura 1) que visualiza las etapas del proceso de fabricación del vaso, identificando los puntos clave de inspección para asegurar el cumplimiento de los estándares de calidad.

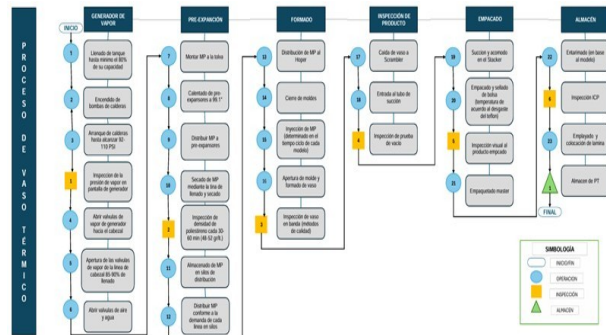


Figura 1. Diagrama de operaciones específico. Fuente: Elaboración propia.

**B. Diagrama de Ishikawa del Proceso General**

El análisis mediante el diagrama de Ishikawa (Figura 2) permitió discernir que las áreas de inyección y distribución presentaban la mayor cantidad de puntos

críticos. No obstante, el área de inyección se destacó por ser la principal generadora de problemas de calidad en el producto.

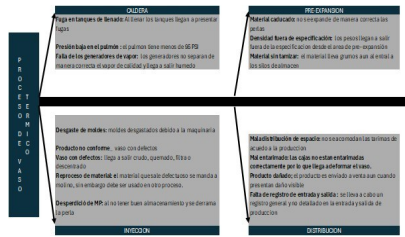


Figura 2. Diagrama de Ishikawa del proceso. Fuente: Elaboración propia.

C. Investigación de parámetros

Se recopilieron los parámetros de la maquinaria y las especificaciones del vaso. Para el vaso de 8 onzas, el tiempo de ciclo estimado era de 11 segundos, sin considerar la apertura y cierre del molde. Las especificaciones de peso se establecieron con un límite inferior (LI) de 2.1 g y un límite superior (LS) de 2.7 g, con valor Nominal de 2.4 g.

D. Diagrama de Ishikawa (Causa-Efecto) del área de inyección

Un diagrama de Ishikawa más detallado para el área de inyección (Figura 3) categorizó los defectos según las 6M (maquinaria, método, materiales, mano de obra, medio ambiente y mantenimiento). Se determinó que la maquinaria era un factor con mayor influencia en la producción, identificando cinco puntos críticos que afectaban directamente la calidad del vaso, lo que priorizó el enfoque en el estado del equipo.



Figura 3. Diagrama de Ishikawa del área de inyección. Fuente: Elaboración propia.

E. Diagrama de los 5 porqués

Este análisis permitió profundizar en las causas de los defectos, revelando que el desgaste de los moldes debido a la limpieza manual y el retiro de material con herramientas como espátulas o fibras provocaba una calibración inadecuada y fugas, afectando la uniformidad y calidad del vaso.

F. Defectos del vaso

Se clasificaron los defectos del vaso (Figura 4) y se cuantificó su frecuencia en una muestra de 100 vasos. Los tres defectos principales, siendo el vaso descentrado el más frecuente (80%), afectaban directamente la calidad del producto y generaban una cascada de problemas subsiguientes. Con este análisis se tuvo el contexto de la situación de la calidad en el proceso y la prioridad de problemas recurrentes de la calidad en el producto.

DEFECTOS DEL VASO TERMICO		
DEFECTO	DESCRIPCIÓN	IMAGEN
CRUDO	El vaso sufre grietas generando un quiebre en la boquilla y/o en el cuerpo del vaso	
QUEMADO	El cuerpo del vaso se vuelve frágil a cualquier manipulación física	
DESCENTRADO	Las paredes del vaso no tienen el mismo espesor	
PUNTO DE INYECCION	Existen dos tipos. Alto: el vaso no se logra mantener parado debido a que este sobresale de la base. Sumido: el punto de inyección llega a tener filtración al ser más delgado.	
POROSO	El vaso sufre daño en la apariencia debido al exceso de calor, las perlas pierden gas modificando su estructura.	
MAL LLENADO	Al inyectar el material no llega a cubrir toda la superficie del vaso, por lo cual quedan huecos en el vaso.	
CONTAMINADO	El vaso puede salir contaminado ya sea de material o grasa de la maquinaria	
CEJON	La boquilla del vaso mantiene un exceso de material.	

Figura 4. Defectos del vaso. Fuente: Elaboración propia.

G. Recolección y análisis de datos

Para evaluar la capacidad del proceso y comparar las líneas, se utilizó un formato de muestreo que registró la hora, molde, peso y cantidad de defectos, con un enfoque en los tres defectos de mayor ocurrencia y la variación de peso. Se seleccionó el vaso de 8 onzas debido a su producción constante y se diferenciaron los muestreos

entre la línea 2 (máquina moderna L2-M1) y la línea 4 (máquina con más de 10 años L4-M2).

**H. Análisis de la Capacidad del Proceso General**

En la Tabla 1 se presentan los resultados iniciales asumiendo una distribución normal para los datos de peso de ambas máquinas. Lo más notorio es que, para ambas líneas, la "Prueba AD" (Anderson-Darling) falló con un p Valor de 0.0000. Esto es una clara indicación de que los datos no siguen una distribución normal. La prueba de Anderson-Darling es un criterio robusto para evaluar la bondad de ajuste, y un valor p tan bajo (inferior a cualquier nivel de significancia común como 0.05) obliga a rechazar la hipótesis nula de normalidad.

Los valores de Cp, Cps, Cpi y Cpk para ambas máquinas son consistentemente bajos (muy por debajo de 1), lo que ya sugiere una capacidad de proceso deficiente. Sin embargo, dado que el supuesto de normalidad ha sido vehementemente rechazado, estos ICPs no son confiables y pueden llevar a interpretaciones erróneas del desempeño real del proceso.

Los valores de PPM (Partes Por Millón) son alarmantemente altos (superiores a 60,000 para L2M1 y 80,000 para L4M2 en diferentes categorías), indicando una proporción inaceptable de producto fuera de especificaciones.

**Tabla 1. Resumen de ICPs y estadísticos por análisis de datos normal. Fuente: Elaboración propia.**

Línea / Máquina	L2 - M1	L4 - M2
Prueba AD (Valor p)	14.4169 (0.000)	10.0032 (0.000)
¿Normal?	No	No
Cp	0.71	0.37
Cpk	0.51	0.28
Pp	0.69	0.36
Ppk	0.5	0.27
PPM Total (Estimado)	72859	300078

La Tabla 2 muestra los resultados después de aplicar la transformación Box-Cox, un método diseñado para normalizar datos sesgados. No obstante, la columna A2 (Estadístico de Anderson-Darling) y p Valor (0) reiteran que, incluso después de la transformación, los datos no lograron ajustarse adecuadamente a una distribución normal. Aunque los ICPs parecen haber cambiado, su

fiabilidad sigue siendo nula debido a la persistente falta de normalidad de los datos transformados.

**Tabla 2. Resumen de ICPs y estadísticos por transformación Box Cox. Fuente: Elaboración propia.**

Método	Línea / Máquina	Prueba AD (Valor p)	¿Transformación Exitosa?	Ppk (Transformado)
Box-Cox	L2 - M1	13.1248 (0.000)	No	0.539
	L4 - M2	4.3505 (0.000)	No	0.308

De manera análoga a la transformación Box-Cox, se muestran los resultados en la Tabla 3, con un p Valor de 0.0000 en la prueba de Anderson-Darling, confirman que la transformación de Johnson tampoco logró normalizar los datos de manera efectiva para este caso de estudio. El análisis sugiere que la naturaleza leptocúrtica de las distribuciones de los datos puede haber limitado la eficacia de estas transformaciones. Los ICPs obtenidos por este método, por lo tanto, también carecen de la robustez necesaria para una evaluación precisa de la capacidad del proceso.

La conclusión que se extrae de las Tablas 1, 2 y 3 es que los métodos de análisis de capacidad que asumen normalidad o que intentan la normalización mediante transformaciones Box-Cox y Johnson no son adecuados para los datos de su proceso, y los ICPs resultantes no son confiables para reflejar la verdadera capacidad.

Esto subraya la necesidad de un enfoque alternativo para datos no normales.

**Tabla 3. Resumen de ICPs y estadísticos por transformación de Johnson. Fuente: Elaboración propia.**

Método	Línea / Máquina	Prueba AD (Valor p)	¿Transformación Exitosa?	Ppk (Transformado)
Johnson	L2 - M1	14.4169 (0.000)	No	0.495
	L4 - M2	4.3916 (0.000)	No	0.304

En la Figura 5 se representan de forma visual directa de los resultados mostrados en las Tablas 1, 2 y 3. En los

gráficos para datos "normales" (5a, 5b), es evidente que los puntos de datos no siguen una línea recta, lo que confirma visualmente que los datos no se ajustan a una distribución normal. Se observan desviaciones significativas, especialmente en las "colas" de la distribución.

Para las transformaciones Box-Cox (5c, 5d) y Johnson (5e, 5f), aunque puede haber cierta mejora en el alineamiento de los puntos, la desviación de la línea recta persiste. Esto confirma la ineficacia de estas transformaciones para normalizar completamente los datos en este caso particular, tal como indicaban los valores "p" de las pruebas de Anderson-Darling en las tablas.

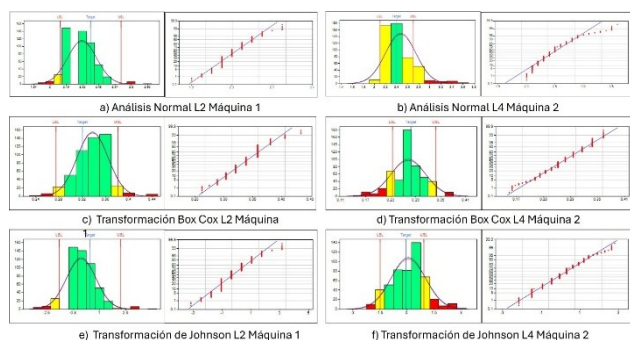


Figura 5. Gráfico de probabilidad con límites de especificación y de probabilidad normal para datos normales para a) L2-M1, b) L4-M2, Gráficos de transformación Box Cox para c) L2-M1, d) L4-M2, Gráficos de transformación de Johnson para e) L2-M1 y f) L4-M2. Fuente: Elaboración propia.

La Tabla 4 presenta el resumen de ICPs y estadísticos obtenidos mediante el Método de Clements. Este método es crucial en su investigación porque, a diferencia de los anteriores, está diseñado específicamente para manejar distribuciones no normales, utilizando percentiles y ajustándose a las curvas de Pearson según el sesgo y la curtosis de los datos.

Los resultados para la Línea 2 Máquina 1 (L2-M1) muestran un Ppk de 0.522. Esto indica que, aunque el proceso no está completamente centrado ni su variabilidad es óptima, genera un porcentaje adecuado de producto dentro de las especificaciones cuando se analiza con este método. Para la Línea 4 Máquina 2 (L4-M2), el Ppk es de 0.205. Un valor significativamente inferior al de L2-M1. Esto sugiere que la L4-M2 tiene una capacidad de proceso considerablemente menor, produce una mayor

cantidad de producto no conforme y presenta una mayor variación en su proceso.

La tabla también proporciona los percentiles (0.135, 50, 99.865), así como el sesgo y la curtosis de los datos, que son parámetros fundamentales para la aplicación del método de Clements y su ajuste a las curvas de Pearson. La investigación afirma que los resultados del método de Clements son los estimadores más confiables en este estudio, ya que los datos se adaptaron correctamente a los valores de sesgo y curtosis disponibles en las distribuciones de Pearson. Esta es una afirmación vital que justifica la elección de esta metodología para el análisis de capacidad de su proceso.

Tabla 4. Resumen de ICPs y estadísticos por Método de Clements. Fuente: Elaboración propia.

Línea / Máquina	L2 - M1	L4 - M2
Mediana	2.3041	2.4207
Percentil 0.135%	1.9128	2.0045
Percentil 99.865%	2.9363	3.7844
Sesgo	0.619	1.197
Curtosis	1.677	2.376
Pp	0.586	0.337
Ppk	0.522	0.205

La Figura 6 es fundamental para respaldar la elección del método de Clements. Aunque no se espera una línea perfectamente recta (como en una distribución normal ideal), la Figura 6a (L2M1) y 6b (L4M2) muestran que los puntos de datos se ajustan de manera más coherente a la curva, lo que sugiere que el método de Clements, al basarse en percentiles y las curvas de Pearson, logra una representación más fiel de la distribución real de los datos no normales.

Visualmente, se puede inferir que este método captura mejor la forma y las características (sesgo y curtosis) de los datos, permitiendo una evaluación de capacidad más apropiada y confiable en comparación con los intentos fallidos de normalización. La línea 2 (Figura 6a) parece tener una dispersión menor y un mejor centrado en comparación con la línea 4 (Figura 6b), lo que se alinea con los valores de Ppk calculados en la Tabla 4.

En síntesis, la combinación del análisis numérico de las tablas y la evidencia visual de las figuras refuerza la premisa de su investigación: los datos del proceso de vasos térmicos no son normales y los métodos de

transformación tradicionales fallan en su normalización. En contraste, el método de Clements se posiciona como una herramienta adecuada y fiable para evaluar la capacidad de procesos con datos no normales en su estudio, proporcionando métricas más precisas para orientar las acciones de mejora en la fabricación. La diferencia en los valores de Ppk entre las máquinas, especialmente la menor capacidad de la Línea 4, justifica plenamente la propuesta de implementar mejoras específicas en esa línea para reducir el producto no conforme.

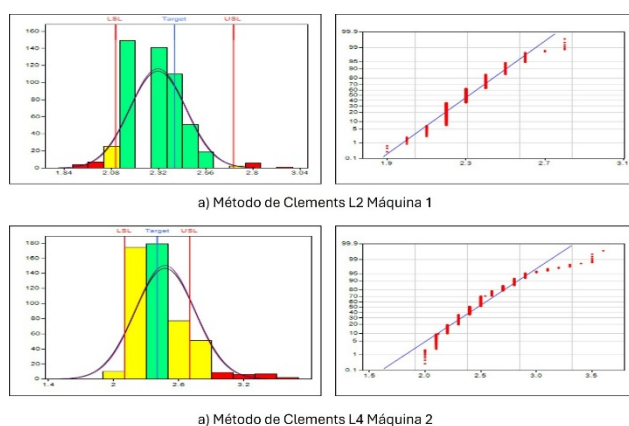


Figura 6. Gráfico de probabilidad con límites de especificación y de probabilidad normal por el método de Clements para a) L2-M1, b) L4-M2. Fuente: Elaboración propia.

En resumen, la evaluación integral de los datos de proceso reveló de manera inequívoca una distribución intrínsecamente no normal, una característica persistente confirmada por las rigurosas pruebas de bondad de ajuste de Anderson-Darling, que arrojaron valores p consistentemente inferiores al umbral de significancia (Tabla 1). Esta naturaleza no normal de los datos imposibilitó el uso fiable de los Índices de Capacidad de Proceso (ICPs) tradicionales que asumen normalidad y, de igual manera, demostró la ineficacia de las transformaciones estandarizadas como Box-Cox y Johnson, las cuales, a pesar de su aplicación, no lograron normalizar adecuadamente las distribuciones observadas, persistiendo las desviaciones en los gráficos de probabilidad (Figura 5, Tabla 2 y Tabla 3).

Consecuentemente, el Método de Clements emergió como la aproximación más robusta y confiable para la estimación de la capacidad, validado por su capacidad para modelar las idiosincrasias de sesgo y curtosis presentes en las distribuciones de Pearson de los datos

observados (Figura 6). Los resultados derivados de esta metodología no solo cuantificaron la variabilidad inherente del proceso de producción de vasos térmicos, sino que también evidenciaron una disparidad crítica en la capacidad operativa entre las líneas: la Línea 4, equipada con maquinaria de mayor antigüedad, exhibió un índice Ppk significativamente inferior (0.205) en comparación con la Línea 2 (0.522), reflejando una mayor proporción de producto no conforme y una menor estabilidad en su proceso (Tabla 4).

## V. CONCLUSIONES

En conclusión, este estudio aporta al campo del control estadístico de procesos una aplicación práctica y una validación del método de Clements en un escenario industrial real con datos marcadamente no normales, demostrando su superioridad sobre las transformaciones de normalidad estándar (Box-Cox, Johnson) para obtener una evaluación confiable de la capacidad. Si bien existen enfoques modernos como el método de Piña-Monarez para distribuciones específicas (Baro Tijerina et al., 2016) o técnicas avanzadas de machine learning, la elección de Clements se justifica por su robustez, amplia aceptación industrial (ISO/TS 16949) y aplicabilidad general a distribuciones no normales mediante el sistema de curvas de Pearson. Una comparación sistemática con estos otros métodos constituye una valiosa línea de investigación futura.

Desde una perspectiva metodológica, el análisis inicial confirmó la naturaleza intrínsecamente no normal de los datos de proceso, una condición que imposibilitó la aplicación fiable de los Índices de Capacidad de Proceso (ICPs) tradicionales. Las rigurosas pruebas de bondad de ajuste, como la de Anderson-Darling, arrojaron valores p consistentemente bajos, indicando un rechazo categórico de la hipótesis de normalidad. Asimismo, la implementación de transformaciones estándar como las de Box-Cox y Johnson demostró ser ineficaz para normalizar adecuadamente las distribuciones observadas, lo que limitó la fiabilidad de los índices derivados de estas.

Ante este desafío, el Método de Clements se estableció como la aproximación más robusta y confiable para la estimación de la capacidad del proceso en este contexto. Este método, al modelar la distribución de los datos a través de las curvas de Pearson utilizando sus medidas de sesgo y curtosis, permitió obtener estimadores que se consideraron más fidedignos para evaluar el desempeño real del proceso. La aplicación del método de Clements reveló una disparidad crítica en la capacidad operativa entre las líneas de producción:

- La Línea 4, caracterizada por operar con maquinaria de mayor antigüedad (más de 10 años), exhibió un índice Ppk significativamente inferior de 0.205. Esto indica una mayor

inestabilidad del proceso y una proporción considerablemente más alta de producto no conforme.

- En contraste, la Línea 2, equipada con maquinaria moderna, presentó un índice  $Pp_k$  de 0.522. Si bien este valor sugiere una variabilidad aún presente, denota una mayor estabilidad y un porcentaje más adecuado de producto dentro de las especificaciones en comparación con la Línea 4.

La cuantificación del impacto económico proyectó una pérdida promedio de \$792,588.00 por cada millón de vasos producidos, asumiendo un 46% de producto defectuoso, lo que subraya la urgencia de implementar medidas correctivas.

En conclusión, la identificación del desgaste en los moldes como causa raíz del vaso descentrado, sumada a la ineficiencia de la maquinaria antigua, hace imperativa la implementación de planes de mantenimiento específicos y la consideración de un reemplazo tecnológico para las líneas más obsoletas. Estas acciones no solo mejorarían la estabilidad del proceso y la calidad del producto, sino que también generarían un impacto positivo directo en la rentabilidad de la empresa. Este estudio resalta la importancia crítica de seleccionar y aplicar herramientas estadísticas apropiadas cuando los datos de calidad se desvían de la normalidad, a fin de obtener una evaluación precisa del desempeño del proceso y orientar eficazmente las estrategias de mejora continua.

Los hallazgos de este estudio se alinean con la literatura que advierte sobre los riesgos de aplicar ICPs tradicionales a procesos no normales (Wooluru et al., 2016; Wang et al., 2021), y validan el método de Clements como una alternativa práctica y robusta en entornos industriales reales, corroborando su utilidad reportada en estudios previos (Mares-Castro & Domínguez-Domínguez, 2022; Pearn et al., 1999).

Más allá del caso específico de la empresa ABC, este trabajo aporta evidencia aplicada sobre la crítica relación entre la antigüedad de la maquinaria, el desgaste de moldes y la capacidad del proceso. Esto tiene implicaciones directas para la gestión de activos y la planificación de mantenimiento en la industria de manufactura de plásticos, donde la inversión en modernización tecnológica se justifica no solo por ganancias en productividad, sino también por una significativa reducción en la variabilidad y el scrap.

La metodología aplicada -DMAIC combinado con el método de Clements para el análisis de capacidad- presenta un marco replicable para abordar problemas de variabilidad y calidad en una amplia gama de procesos industriales que generen datos no normales, particularmente en industrias de moldeo por inyección,

fundición o procesos similares donde la asimetría y la curtosis son comunes.

## AGRADECIMIENTOS

Se agradece a la empresa ABC fabricante de productos desechables de alta calidad por su apoyo y las facilidades otorgadas para la realización de este proyecto de investigación, así como al ITSPR por los apoyos otorgados.

## REFERENCIAS

Aniśko, J., Barczewski, M., Mietliński, P., Piasecki, A., & Szulc, J. (2022). Valorization of disposable polylactide (PLA) cups by rotational molding technology: The influence of pre-processing grinding and thermal treatment. *Polymer Testing*, 107. <https://doi.org/10.1016/j.polymertesting.2022.107481>

Arteaga Sierra, M. L., Cogollo Flórez, M., Cogollo Flórez, J. M. C., & Flórez Rendón, A. L. (2017). Optimal estimation of process capability indices with non-normal data and inaccurate parameters using metaheuristics. *Quality - Access to Success*, 18(161), 73–79. <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85034618879&partnerID=40&md5=5eda0000075ab94a838c0b5c6c5528f2>

Baro Tijerina, M., Piña Monarrez, M., Romero López, R., & Romero González, J. (2016). Índices de capacidad para la Distribución Weibull. *Cultura Científica y Tecnológica*, 0(59) SE-Artículos). <https://erevistas.uacj.mx/ojs/index.php/culcyt/article/view/1451>

Das, P. (2005). Developing control measures to reduce variation in weight of packed cement bags. *Quality Engineering*, 17(4), 609 – 614. <https://doi.org/10.1080/08982110500225455>

Das, P. (2007). Development of a process control scheme for reduction in weight variation of capsules. *PDA Journal of Pharmaceutical Science and Technology*, 61(3), 194 – 203. <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-34547768707&partnerID=40&md5=030dd66191a7a9987acd20783100d87e>

Karakaya, K. (2024). A general novel process capability index for normal and non-normal measurements. *Ain Shams Engineering Journal*, 15(6), 102753. <https://doi.org/10.1016/J.ASEJ.2024.102753>

Mares-Castro, A., & Domínguez-Domínguez, J. (2022). Evaluación estadística de índices de desempeño para el proceso de división de rollos de EVA. *Ingeniería, Investigación y Tecnología*, 23(2), 1–15. <https://doi.org/10.22201/FI.25940732E.2022.23.2.013>

Pan, J. N., & Wu, S. L. (1997). Process capability analysis for non-normal relay test data. *Microelectronics Reliability*, 37(3), 421–428. [https://doi.org/10.1016/S0026-2714\(96\)00071-6](https://doi.org/10.1016/S0026-2714(96)00071-6)

Patalas-Maliszewska, J., Rehm, M., Faccio, M., Borucka, A., Kozłowski, E., Antosz, K., & Parczewski, R. (2023). A New Approach to Production Process Capability Assessment for Non-Normal Data. *Applied Sciences*, 2023, Vol. 13, Page 6721, 13(11), 6721. <https://doi.org/10.3390/AP13116721>

Pearn, W. L., Chen, K. S., & Lin, G. H. (1999). A generalization of Clements' method for non-normal Pearsonian processes with asymmetric tolerances. *International Journal of Quality and Reliability Management*, 16(5), 507–522. <https://doi.org/10.1108/02656719910243618>

Piña-Monarez, M. R., & Ortiz-Yañez, J. F. (2015). Weibull and lognormal Taguchi analysis using multiple linear regression. *Reliability Engineering and System Safety*, 144, 244–253. <https://doi.org/10.1016/J.RESS.2015.08.004>

Piña-Monarez, M. R., Ortiz-Yañez, J. F., & Rodríguez-Borbón, M. I. (2016). Non-normal capability indices for the Weibull and lognormal distributions. *Quality and Reliability Engineering International*, 32(4), 1321–1329. <https://doi.org/10.1002/QRE.1832>

Song, Y., Zhao, Y., Liu, Z., Wang, J., Li, X., Wang, H., Yue, T., Dai, Y., Liu, X., & Zhao, J. (2024). Release patterns and mechanisms of micro and nanoplastics during the usage of typical daily-use plastic products; [微米塑料在典型日用塑料制品使用过程中的释放规律及机制]. *Kexue Tongbao/Chinese Science Bulletin*, 69(13), 1759 – 1776. <https://doi.org/10.1360/TB-2023-1205>

Wang, S., Chiang, J.-Y., Tsai, T.-R., & Qin, Y. (2021). Robust process capability indices and statistical inference based on model selection. *Computers and Industrial Engineering*, 156. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2021.107265>

Wooluru, Y., Swamy, D. R., & Nagesh, P. (2016). Process capability estimation for non-normally distributed data using robust methods - A comparative study. *International Journal for Quality Research*, 10(2), 407 – 420. <https://doi.org/10.18421/IJQR10.02-11>