

# Evaluación del proceso de laminación del endospermo de maíz mediante índices de capacidad de procesos

Recepción Abril 2009/ Aceptación Junio 2009

Martha Valdiviezo M.<sup>1</sup>  
José Fermín<sup>2</sup>

## RESUMEN

El objetivo de este estudio fue evaluar el desempeño del proceso de laminación del endospermo de maíz en una empresa agroalimentaria mediante índices de capacidad de procesos (ICP), bajo dos enfoques: tradicional y bayesiano. Ambos ICP fueron evaluados tanto con datos reales como simulados bajo diferentes supuestos. Para el caso real, los resultados fueron, el ICP bayesiano,  $\hat{C}_b(D) = 0,81$ , mientras que los tradicionales,  $\hat{C}_p = 0,46$  y  $\hat{C}_{pk} = 0,81$ . Se concluyó que el proceso de laminación no es capaz. Respecto a los datos simulados, los resultados corresponden a 100 muestras de tamaño 50 simuladas bajo tres condiciones. 1) Proceso capaz, centrado y distribuido normal. 2) Proceso no capaz, no centrado y normal. 3) Proceso ligeramente capaz, no centrado y normal. Concluyéndose que tanto en la condición 1 como en la 2, el índice bayesiano es menor que el índice tradicional; mientras que en la condición 3, es mayor que el índice tradicional.

**PALABRAS CLAVE:** Capacidad de Proceso. Índice Tradicional. Índice Bayesiano.

## LAMINATION PROCESS EVALUATION OF CORN ENDOSPERM BY PROCESS CAPACITY INDEXES

## ABSTRACT

The objective of this study was to evaluate the performance of the process of lamination of the endosperm of corn in an agricultural company by means of the capability indices of processes, (PCI), low two focuses: traditional and bayesian. Both PCI was evaluated with simulated data under different suppositions. To the real case the results obtained by the bayesian PCI were  $\hat{C}_b(D) = 0,81$ , while the traditional was  $\hat{C}_p = 0,46$  and  $\hat{C}_{pk} = 0,81$ . It is concluded that the process of lamination is not capable. With regard to the simulated data, the results correspond to 100 samples of size 50, under three conditions: 1) the process is capable, centered and normal distributed. 2) It not process capable, not centered and normal. 3) The process is lightly capable, not centered and normal. Being concluded that so much in the condition 1 as in the 2, it is obtained that the index bayesian is smaller than the traditional index; while in the condition 3 is bigger than the traditional index.

**KEYWORDS:** Capacity of Process. Traditional Index. Bayesian Index.

## INTRODUCCIÓN

Los índices de capacidad de procesos (ICP) se usan para describir un proceso de manufactura expresando su habilidad para producir ítems dentro de los límites especificados. Estos índices se desarrollan bajo el supuesto de que las mediciones del proceso se describen adecuadamente por una distribución normal. Esto no siempre puede ser un supuesto apropiado. En la industria, existen muchos procesos de manufacturas donde la variabilidad del proceso no se puede describir por una distribución normal. Las distribuciones asimétricas acotadas por un lado son bastante comunes en la industria. Munechika (1992), detalla diversos ejemplos de procesos de máquinas que se distribuyen no normales. Somerville y Montgomery (1997), reportaron que el uso de capacidad de procesos no normales genera resultados no confiables.

En la literatura, existen varios métodos de análisis de datos no normales para el cálculo de índices de capacidad de procesos. La manera más simple para tratar con datos no normales, es transformarlos mediante alguna función matemática de tal modo que los datos transformados sean normales. Una distribución asimétrica se puede distribuir normalmente mediante el uso de una transformación raíz cuadrada. Chow y Owen (1998) y Polansky et al., (1998), han propuesto el uso de las curvas de distribución del sistema de Johnson para transformar los datos no normales a normales. La distribución de los datos transformados se prueba para verificar su normalidad y si pasan la prueba, entonces se usarán para estimar los índices de capacidad de procesos.

Otra metodología diferente es la propuesta por Bernardo e Irony (1996). Ellos estudiaron los índices de capacidad de procesos dentro de un esquema de teoría de decisión, que determina de manera directa la proporción de piezas futuras, las cuales se espera que caigan fuera de los límites de tolerancia. Esto resulta en un nuevo índice de capacidad que posee las características diferentes, entre ellas, buen fundamento en la teoría de decisión, no requiere que los datos del proceso se distribuyan normal-

- 1 MSc en Matemática. Profesora de la Universidad de Oriente (UDO). Cumaná-Venezuela. Escuela de Administración. Departamento de Contaduría. 6101-A. Apartado 245. Teléfono: 0293-4002310. Cumaná-Venezuela. E-mail: mvaldivi@sucre.udo.edu.ve o mvaldivi70@cantv.net
- 2 Dr. En Estadística. Profesor Titular del Instituto Universitario de Tecnología Cumaná. 6101-A. Apartado 245. Teléfono: 0293-4515124. Cumaná-Venezuela E-mail: salvarez7@gmail.com o simon.fermin@gmail.com

mente, se puede usar para observaciones multivariantes, puede ajustarse con mediciones de errores y finalmente, contiene el índice convencional como un caso límite.

El objetivo de este trabajo es evaluar el proceso de laminación del endospermo de maíz utilizando índices de capacidad de procesos bajo dos enfoques: el tradicional y el bayesiano. No obstante, el índice de capacidad bayesiano puede ser comparado, en la misma escala que los tradicionales  $C_{pk}$  o  $C_p$  tomando en cuenta desviaciones ligera, moderada y severa de la normalidad. Se consideran simulaciones para casos posibles y además se toma en consideración el caso real de un proceso de laminación del endospermo el cual es llevado a cabo en una empresa agroalimentaria ubicado en Cumaná, Estado Sucre.

### 1. Índice de Capacidad de Procesos. Enfoque Tradicional

Según Kotz-Johnson (1993) y Kane (1986), un índice de capacidad es una función de los parámetros de la distribución y las especificaciones. Supóngase que los requerimientos de calidad están dados en la forma de los límites de especificaciones superiores e inferiores, LES y LEI respectivamente, de una variable de calidad  $X$  de ítems individuales de un producto. Una muestra aleatoria de  $n$  medidas  $X_1, X_2, \dots, X_n$  se realizan para evaluar un proceso considerando los límites de especificaciones. Supóngase que  $X$  tiene una distribución normal con media  $\mu$  y desviación estándar  $\sigma$  y el proceso está apropiadamente controlado. Se define,

$$M = \frac{LES + LEI}{2}$$

y  $T$  representa el valor target, el cual puede ser o no igual a  $M$ .

Las medidas más comúnmente utilizadas en términos de los límites de especificaciones son:  $C_p$ ,  $C_{pu}$ ,  $C_{pl}$  y  $C_{pk}$  y  $C_{pm}$ , cuyas expresiones se tienen a continuación.

$$(1) \quad C_p = \frac{LES - LEI}{6\sigma}$$

$$(2) \quad C_{pl} = \frac{\mu - LEI}{3\sigma}$$

$$(3) \quad C_{pu} = \frac{LES - \mu}{3\sigma}$$

$$(4) \quad C_{pk} = \min \{C_{pl}, C_{pu}\}$$

Para cada uno de estos índices, un valor más grande implica una distribución "mejor" de la variabilidad de calidad. Todos los tres tipos de índices son escalados. Así que el valor del índice es 1,0 si  $\mu=M=T$  y

$$\phi = \frac{LES - LEI}{6}$$

en cuyo caso aproximadamente 99,7% de la salida del proceso estará dentro de los límites de especificaciones, con tal de que la variable de calidad tenga una distribución normal y el proceso esté en control.

Es de hacer notar que estos índices involucran parámetros desconocidos  $\mu$  y  $\sigma$ . Típicamente, sus estimados se usan en evaluación de procesos, dichos estimados se obtienen usando la media muestral,  $\bar{x}$  por  $\mu$  y la desviación estándar muestral,  $S$  por  $\sigma$  para una muestra de  $n$  mediciones. Por esta razón, las distribuciones muestrales, son de importancia en la evaluación de capacidad de procesos.

### 2. Índice de Capacidad de Procesos. Enfoque Bayesiano

En este trabajo se utiliza el enfoque bayesiano con la idea de determinar un índice de capacidad de procesos y posteriormente compararlo con el índice obtenido bajo el enfoque tradicional. Dicho índice bayesiano se fundamenta en el caso tradicional, es decir para ser obtenido, se debe verificar que el proceso de manufactura en estudio sea estable, no necesariamente normal y no necesariamente centrado. Se utilizará un esquema de análisis de decisión para motivar el índice de capacidad de procesos bayesiano propuesto por Bernardo e Irony (1996). En teoría de índices de capacidad de procesos (Montgomery, 2005), se asume inicialmente que el proceso es estable, de tal manera que las observaciones disponibles puedan ser tomadas como una muestra aleatoria proveniente de alguna distribución fundamental. A fin de chequear tal supuesto en la práctica se sugiere ver Bernardo y Smith (1994), capítulo 6.

#### 2.1. Distribución predictiva de las variables

Considere la predicción de una variable continua. Y sea  $D = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  una muestra aleatoria proveniente de una distribución normal. La ausencia de información inicial sobre los valores de  $\mu$  y  $\sigma$  formalmente son descritas por la distribución a priori impropia siguiente,  $p(\mu, \sigma) = \sigma^{-1}$ . Esto conduce a la densidad posterior conjunta,

$$p(\mu, \sigma | D) \propto \sigma^{-(n+1)} \exp \left( \frac{-n[s^2 + (\bar{x} - \mu)^2]}{2\sigma^2} \right)$$

Desde el punto de vista bayesiano, Cheng and Spiring (1989), derivaron la distribución posterior de  $C_p$  bajo normalidad, la cual corresponde al a priori convencional no informativa, la cual es fundamental a la hora de definir el índice de capacidad bayesiano. Se considera una situación donde se desea predecir el valor de una futura observación  $x \in X$  generada por el mismo mecanismo aleatorio que ha generado el conjunto de datos  $D$ .

La distribución predictiva  $p(X|D)$  describe las incertezas sobre el valor que  $x$  tomará, dada la información proporcionada por el conjunto de datos,  $D$  y cualquier otro conocimiento disponible.

Supóngase que la información contextual sugiere que los datos se pueden considerar como una muestra aleatoria proveniente de una distribución en la familia  $\{p(x|w), w \in \Omega\}$  y sea  $p(w)$  una distribución a priori, que describe la información disponible sobre el valor de  $w$ , puesto que  $p(x|w, D) = p(x|w)$ , entonces se sigue de teoría de probabilidad que,  $p(x|D) = \int p(x|w)p(w|D)dw$  la cual es un promedio de las distribuciones de probabilidad de  $x$  condicional sobre el valor (desconocido) de  $w$ , ponderado con la distribución posterior de  $w$  dado  $D$ .

Si los supuestos en el modelo de probabilidad son correctos, la distribución predictiva posterior,  $p(x|D)$  convergerá a la distribución  $p(x|D)$  la cual ha generado los datos, cuando el tamaño muestral se incrementa.

La distribución predictiva posterior según lo planteado por Bernardo e Irony está dada de la siguiente manera:

$$p(x|D) = \int_0^\infty \int_0^\infty N(x|\mu, \sigma) p(\mu, \sigma|D) d\mu d\sigma = St\left(x \left| \bar{x}, s, \sqrt{\frac{n+1}{n-1}}, n-1 \right.\right)$$

Luego, para llegar a la definición del índice bayesiano dado por ambos autores, se considera una sucesión de intervalos de tiempo encajados  $T_1, T_2, \dots, T_{i-1}, T_i, \dots$ , tales que,  $0 < T_1 < T_2 < \dots < T_{i-1} < T_i < \dots$ ; en cada período de tiempo,  $T_i$  se toman  $n$  mediciones denotadas respectivamente,  $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}$  sobre alguna variable de calidad de interés las cuales son producidos durante un período de tiempo en particular  $[T_{i-1}, T_i]$ . En cada intervalo de tiempo se genera un vector de valores de las variables relevantes,  $\underline{x}_i$  de una producción eventual de  $N_i$  ítems, definido de la siguiente manera:

Para  $i=1$  y  $[T_0, T_1]$ ; se define:

$$T_1 = \{x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1n}\} \equiv \underline{x}_1(n).$$

Para  $i=2$  y  $[T_1, T_2]$ ;  $T_2 = \{x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2n}\} \equiv \underline{x}_2(n)$ .  
Sucesivamente.

Para  $i=m \leq N$ , y  $[T_{m-1}, T_m]$ ;

$$T_m = \{x_{m1}, x_{m2}, \dots, x_{mn}\} \equiv \underline{x}_m(n).$$

Los valores de  $T_i$ ,  $N_i$  y  $n$ , pueden ser estimados y conocidos. Entonces, de acuerdo a lo anterior, se define lo siguiente:

$\underline{x}_1(n) = (x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1n})$ , es un vector de datos observados.

$\underline{X}_{i+1}(N_{i+1}) = (X_{(i+1,1)}, X_{(i+1,2)}, \dots, X_{(i+1, N_{i+1})})$ , es un vector de valores con las características futuras (desconocidas).

Luego, el *Índice de Capacidad Bayesiano*,  $C_b$ , está dado por la expresión siguiente:

$$C_b(D) = \frac{1}{3} \Phi^{-1}\{\Pr(x \alpha A|D)\}$$

Donde,  $A$  es la región de tolerancia o región de atributos aceptables definido por las especificaciones de ingeniería,  $\Phi$  es la función de distribución normal estándar y  $\Pr(x \alpha A|D)$  es la distribución predictiva o proporción esperada de ítems conformes, la cual indica que el proceso está en control y puede ser continuado tal cual como está.

En resumen, el índice de capacidad de proceso bayesiano,  $C_b(D)$ , se puede escribir como,

$$C_b(x_1, \dots, x_n) = \frac{1}{3} \Phi^{-1}\left\{\int_k p(x|x_1, \dots, x_n) dx\right\}$$

## METODOLOGÍA Y RESULTADOS

Para explorar el desempeño de los índices de capacidad de procesos tradicionales con el enfoque bayesiano se estableció un criterio de comparación. Se consideraron dos situaciones. Una con datos simulados y otra un caso real.

### Simulaciones

Se simularon conjuntos de datos de diferentes tamaños y con distribuciones normales con medias distintas y límites de especificaciones diferentes y se consideraron tres diferentes casos, los cuales se resumen en la Tabla 1.

TABLA 1. SIMULACIONES CON LÍMITES DE ESPECIFICACIONES DE ÍNDICES DIFERENTES

CASO	LEI	LES	$\mu$	$\sigma$	$C_p$	$C_{pk}$
Proceso capaz y centrado	5	13	9	1	1,33	1,33
Proceso intrínsecamente capaz y no centrado	5	13	10	1	1,33	1,00
Proceso no capaz y no centrado	7	13	10	1	1,00	1,00

Para la simulación de la muestra se usó Minitab para Windows versión 14. Se determinaron los valores para las medias muestrales, desviaciones, valores mínimos y máximos, el índice  $C_p$ , el índice  $C_{pk}$ , las probabilidades, los quantiles y el respectivo índice bayesiano en cada subgrupo de muestra (D) y considerando la región de tolerancia (A), la cual está comprendida por los límites de especificaciones en cada caso. Con una probabilidad muy pequeña de ítems no conformes en la cola izquierda.

#### CASO 1: Cuando el proceso es capaz y centrado

En este primer caso, se simularon 100 subgrupos, de tamaño 50, para una distribución normal,  $N(9;1)$ .

El objetivo es comparar el índice  $\hat{C}_{pk}$  y el índice bayesiano,  $\hat{C}_b(D)$  respectivamente.

En la Tabla 2, se resumen los resultados obtenidos estos son los promedios del índice estimado  $\hat{C}_{pk}$ , las probabilidades condicionales,  $P(x \in A|D)$  y el índice bayesiano,  $C_b(D)$ .

Naturalmente el proceso es capaz de acuerdo a los resultados de los índices estimados y dados en la tabla 2. En dicha tabla se observa una diferencia muy pequeña entre ambos índices, el valor de  $\hat{C}_{pk}$  es ligeramente mayor que el  $C_b(D)$  esto puede deberse a que el proceso no está centrado. Asimismo se observa que la variabilidad es significativa para ambos índices de capacidad.

TABLA 2. RESULTADOS DE LOS 100 SUBGRUPOS DE TAMAÑO 50, PARA UNA DISTRIBUCIÓN  $N(9,1)$  Y CON LEI=5 Y LES=13

	$\hat{C}_{pk}$	$P(x \in A D)$	$\hat{C}_b(D)$
Media	1,287666	0,999937	1,27761
Desviación estándar	0,16362698	0,02719512	0,11628816

#### CASO 2: Proceso ligeramente capaz y no centrado

En este segundo caso, se consideran 100 subgrupos de tamaño 50 y con una distribución  $N(10,1)$ . Se obtuvo la siguiente información, la cual se resume en la Tabla 3. Y donde puede observarse que el índice tradicional es un tanto más pequeño que el índice bayesiano para un proceso intrínsecamente capaz. La variabilidad disminuye cuando el proceso no es centrado y tampoco es capaz.

#### CASO 3: Cuando el proceso no es capaz, no centrado y los datos siguen una distribución Normal (10,1)

Se considera una nueva región de tolerancia  $A = \{x|7 \leq x \leq 13\}$ . En este caso, el índice tradicional  $C_{pk}=1$ . Los resultados se resumen en la Tabla 4. Se observa que el índice tradicional es mayor que el índice bayesiano para un proceso intrínsecamente capaz, la variabilidad sigue siendo pequeña para ambos índices.

TABLA 3. RESULTADOS DE LOS 100 SUBGRUPOS, DE TAMAÑO 50, PARA UN DISTRIBUCIÓN  $N(10,1)$  Y CON LEI=5 Y LES=13

	$\hat{C}_{pk}$	$P(x \in A D)$	$\hat{C}_b(D)$
Media	0,99865	0,99754	0,999978
Desviación estándar	0,07297	0,00149	0,06792

TABLA 4. RESULTADOS DE LOS 100 SUBGRUPOS DE TAMAÑO 50, PARA UN DISTRIBUCIÓN  $N(10,1)$ , CON LEI=7 Y LES=13 CONSIDERANDO UN PROCESO NO CAPAZ

	$\hat{C}_{pk}$	$P(x \in A D)$	$\hat{C}_b(D)$
Media	0,99865	0,9973	0,927392
Desviación estándar	0,07297	0,00149	0,06792

### CASO REAL: Proceso de laminación del endospermo de maíz

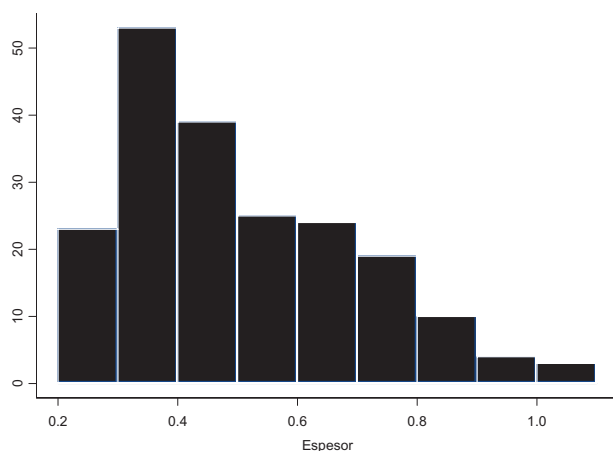
Este estudio se realizó considerando el proceso de laminación del endospermo de maíz para la obtención de harina precocida, el cual se lleva a cabo en una planta procesadora de alimentos ubicada en la ciudad de Cumaná, Estado Sucre, Venezuela. El procesamiento del maíz para la obtención de harina precocida, consiste básicamente de tres etapas: desgerminación, laminación y molienda. La desgerminación es el proceso mediante el cual se eliminan el germen y concha al maíz, aplicando previamente vapor de agua. La fase de laminación ocurre con la transformación del endospermo en hojuelas mediante rodillos de alta presión; las hojuelas se transfieren a la fase de molienda propiamente, el cual es el próximo paso del proceso de elaboración de harinas precocidas.

Por sugerencias de los ingenieros de calidad y con el propósito de evaluar el desempeño del proceso de laminación del endospermo, se decidió estudiar el espesor de las hojuelas de maíz considerando la variable de calidad "humedad del endospermo". Se llevó a cabo primeramente un histograma (Figura 1), con datos recolectados sobre la variabilidad del espesor y ver el porcentaje de ítems que se encuentran fuera de las especificaciones propuestas por la empresa, (0,52mm; 0,58mm).

En el histograma se observa la gran cantidad de valores que salen fuera de las especificaciones dadas por la empresa, lo que amerita estudiar el proceso. En la Figura 2, se presenta el diagrama del proceso, donde se visualizan las etapas del proceso de laminado de las hojuelas, con las variables críticas que son influyentes.

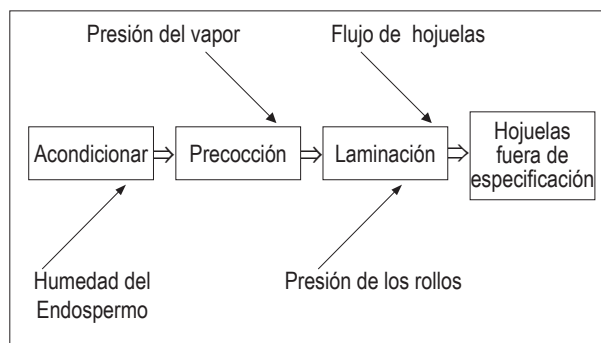
FIGURA 1

HISTOGRAMA PARA EL ESPESOR DE HOJUELAS LAMINADAS



FUENTE. Mazorca. Departamento de Control de Calidad. Cumaná.

FIGURA 2: DIAGRAMA PARA EL PROCESO DE LAMINACIÓN



El objetivo de aplicar los índices de capacidad de procesos es evaluar si dicho proceso de laminación es estadísticamente capaz o no. El procedimiento sigue dos fases.

**Fase I:** En esta fase se pretende estimar los parámetros del proceso, determinándose previamente que éste está estable, mediante el uso de gráficas de control de Shewhart para monitorear los datos dentro y fuera de los límites de control.

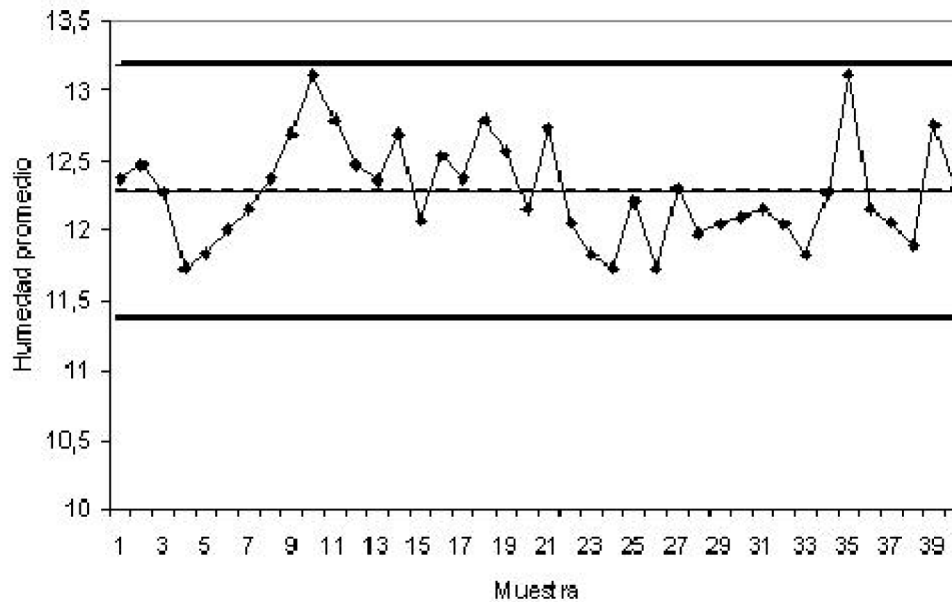
Esta fase está conformada por dos etapas. En una primera etapa se consideran un subgrupo de 25 observaciones, seleccionadas aleatoriamente durante el periodo comprendido entre el 6 de septiembre de 2007 hasta el 23 de enero del 2008, esto para evaluar la conducta del proceso mediante gráficas de control de Shewhart, al mismo tiempo determinar las posibles causas asignables que afectan al desarrollo del proceso de laminación. Una vez identificada dichas causas, se les notifica a los ingenieros de calidad y se procede a eliminar los subgrupos que alteran la estabilidad del proceso. Este procedimiento se repite de manera consecutiva hasta que se tenga un conjunto de datos libres de causas asignable que los afecten. La segunda etapa se refiere al examen prospectivo de futuros subgrupos. En este caso, se recolecta otro grupo de datos de tamaño 15 en el mismo periodo de tiempo y conjuntamente con el conjunto de datos obtenidos en la primera etapa se repite el procedimiento anterior para determinar posibles causas asignables y eliminarlas. Al final del procedimiento se obtiene un conjunto de datos homogéneos que permitirán estimar los parámetros del proceso y determinar la capacidad o no de dicho proceso de laminación.

**Fase II:** En esta fase se utilizan los valores estimados para los parámetros del proceso obtenidos con el conjunto de datos obtenidos en la fase I y se determinan los índices de capacidad de procesos respectivos, esto para decidir si el proceso es capaz. Si se detiene o se continúa tal como está.



Evaluación del proceso de laminación del endospermo de maíz mediante índices de capacidad de procesos

**FIGURA 3:** GRÁFICA DE SHEWHART PARA LA VARIABLE HUMEDAD.



Fuente: MAZORCA. Departamento de Control de Calidad. Cumaná.

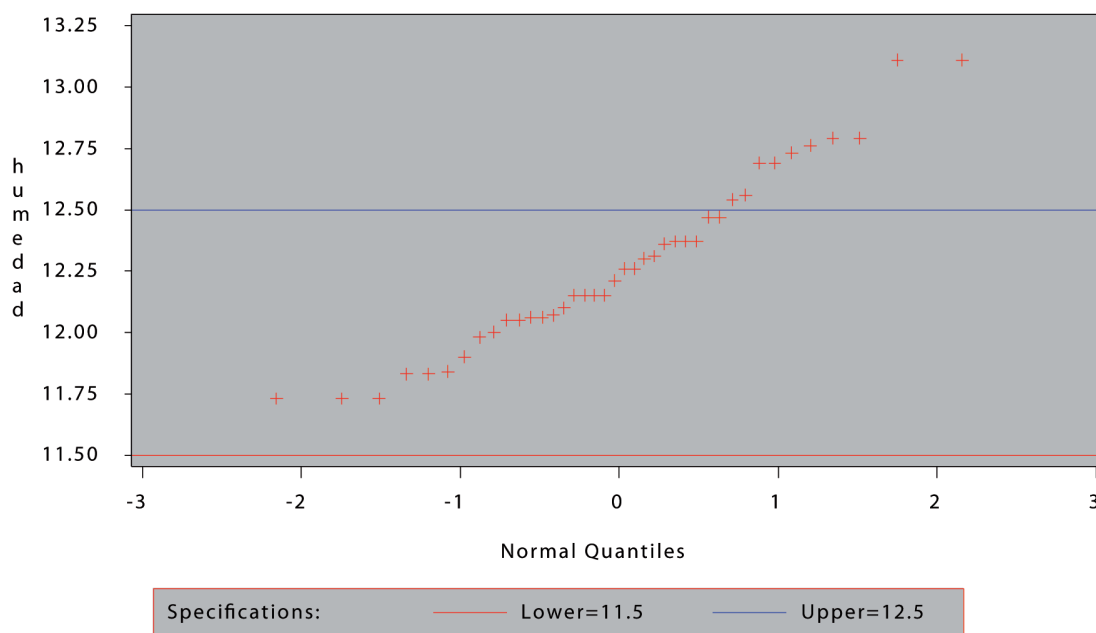
La gráfica de Shewhart final se muestra en la Figura 3, en la cual no se presentan observaciones fuera de los límites de control. Esto indica que el conjunto de datos obtenidos en la fase I y los futuros valores obtenidos en la fase II generan un conjunto de datos homogéneo, los cuales van a permitir estimar los valores estadísticos necesarios y los índices de capacidad de procesos respectivos.

Una vez que el proceso está estable, se debe determinar si el conjunto de datos del proceso sigue

un comportamiento de tipo normal, esto para determinar luego los índices de capacidad del proceso respectivos. Para ello, se considera una gráfica Q-Q plot (Normal Quantile-Quantile Plot), presentada en la figura 4.

En esta figura compara los valores de la variable humedad con los quantiles de la distribución normal. El patrón de linealidad que muestra la gráfica indica que el conjunto de datos resultantes siguen un patrón ligeramente sesgado a la izquierda.

**FIGURA 4:** QQ PLOT PARA LOS DATOS RESULTANTES



Por otro lado, se realiza una prueba de hipótesis para ver si la normalidad se verifica. Se consideró un nivel de significación de 5% para la prueba de normalidad. Las hipótesis indicadas serán.

$$\begin{cases} H_0: \text{Los datos provienen de una distribución normal} \\ H_A: \text{Los datos provienen de una no distribución normal} \end{cases}$$

Se examina el valor p asociado con la bondad de la estimación y se decide. Se rechazará la normalidad cuando el p-value resulte menor que el nivel de significancia seleccionado y se concluye que los datos no provienen de la distribución normal.

En este caso el p-value resultó ser significativo para el modelo ( $p < 0,005$ ). Lo que indica que el modelo normal si se ajusta a los datos.

Seguidamente, se calculan los índices de capacidad del proceso cuyos valores se muestran en la Tabla 5.

Se observa en dicha tabla que el índice  $\hat{C}_{pk} = 0,81$ ; lo cual plantea que el proceso no capaz, estadísticamente hablando, para la variable de calidad considerada y el conjunto de datos. De manera similar, el índice  $\hat{C}_p$ .

TABLA 5: RESUMEN DE LOS ÍNDICES DE CAPACIDAD DEL PROCESO DE LAMINACIÓN DEL ENDOSPERMO

Índice de capacidad	Valor
$\hat{C}_p$	0,461421
$\hat{C}_{pk}$	0,8105794
$\hat{C}_b(D)$	0,8099123

La proporción de ítems conformes resultante fue de 0,717. Esto indica que 72% de los ítems producidos caen entre los límites de especificaciones. La proporción esperada de ítems no conformes es  $0,28 > 0,0027$ . Lo que indica que el proceso no es capaz.

Para determinar el índice bayesiano en este caso univariante, la distribución predictiva se reduce a una t-student con n-1 grados de libertad. Considerando esto y utilizando integración numérica, el índice bayesiano resultante para el conjunto de datos homogéneos fue aproximadamente 0,81. Es decir,  $\hat{C}_b(D) = 0,8099 \approx 0,81$ , ligeramente menor que el índice tradicional estimado  $\hat{C}_{pk}$ .

Considerando el valor umbral 1,33 utilizado para comparar y decidir el comportamiento de un proceso; se establece que el proceso de laminación del endospermo de maíz utilizado para la elaboración de harina precocida no es capaz y se sugiere que

debe intervenir para averiguar que está ocurriendo, es posible que exista otra variable influyente en el proceso y que lo está afectando de manera directa.

## CONCLUSIONES

Para el caso real se consideró la variable de calidad humedad del endospermo, con distribución ligeramente normal, no centrada y se obtuvo que el 72% de los ítems producidos caen dentro de los límites de especificaciones. Así la proporción esperada de ítems no conformes supera el 0,27% lo cual establece que el proceso no es capaz y necesita revisión. La variable considerada no generó valores acordes a los estándares de calidad, pues los índices obtenidos tanto tradicional como bayesiano, están por debajo del valor estipulado lo que induce a pensar que el proceso se debe intervenir. No obstante, se sugiere considerar alguna otra variable de calidad para determinar si los resultados que se obtengan son similares o no a los aquí obtenidos. O más aún, realizar un estudio multivariante tomando en cuenta todas las posibles variables de calidad.

Se compararon los resultados y se observó que el índice de capacidad estimado bayesiano,  $\hat{C}_b(D) = 0,8099$  es mayor que el índice de capacidad estimado tradicional  $\hat{C}_p = 0,46$  pero ligeramente más pequeño que el  $\hat{C}_{pk} = 0.811$ .

Para los datos simulados en los tres casos se observó que el índice bayesiano se diferencia en las variabilidades dependiendo si el proceso es capaz, ligeramente capaz o no capaz.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Munechika, M. (1992). Studies on process capability in machining processes. Reports of statistical Applied research JUSE 39: 14-29.
2. Somerville, S. E. and Montgomery, D. (1997). Process Capability Indices and Non-normal Distributions. Qual. Engng. 9: 305-316.
3. Chow, V. and Owen, D. (1998). On the Distribution of the Estimated Process Capability Indices. Comm. Statist. Theory and Methods. 18. 4549-4560.
4. Polansky, A. M., Chou, Y. M. and Mason, R. L. (1998). Estimating process capability indices for

Evaluación del proceso de laminación del endospermo de maíz mediante índices de capacidad de procesos

- a truncated distribution. *Quality Engineering*. 11 (2): 257-265.
5. Bernardo J. & Irony T. (1996). A general multivariate Bayesian Process Capability index. *The Statistician*. 45. No 3. Pp 487-502.
  6. Montgomery, D.C. (2005). *Introduction to Statistical Quality Control*. 2da edition. John Wiley and Sons.
  7. Bernardo, J. & Smith, A. (1994). *Bayesian Theory*. Chi Chester: Wiley.
  8. Cheng, S & Spiring, F. (1989). A new measured of process capability:  $C_{pm}$ . *Journal of Quality Technology*. 20. 162-175.
  9. Kotz, S. & Johnson, N.L. (1993). *Process Capability Indices*. London: Chapman and Hall.
  10. Kane, V.E. 1986. Process Capability Indices. *Journal of Quality Technology*, 18. 41-52.