

Metodología Integral para el Mejoramiento de la Calidad Mediante la Reducción de la Variabilidad Funcional. Un Caso de Estudio

Mariana Trujillo, Amparo Zapata, William A. Sarache

Universidad Nacional de Colombia, Sede Manizales, Departamento de Ingeniería Industrial, Campus la Nubia Km 4 Vía al Magdalena, AA 127 Manizales, Colombia (e-mail: matrujillo@unal.edu.co, azapatago@unal.edu.co, wasarachec@unal.edu.co)

Recibido Mar. 26, 2015; Aceptado May. 29, 2015; Versión final Jul. 29, 2015, Publicado Dic. 2015

Resumen

El presente artículo presenta el diseño y aplicación de una metodología que integra y aprovecha las ventajas de tres enfoques, usualmente aplicados en forma independiente, para mejorar la calidad de los productos reduciendo su variabilidad funcional. Los enfoques son, la función de pérdida de la calidad (QLF), el control estadístico multivariante de procesos (MSPC) y el control ingenieril de procesos (EPC). La mejora de la calidad de los productos se puede lograr mediante la detección e intervención de las causas comunes y asignables de variación que afectan el proceso. La metodología usada permite integrar perspectivas cualitativas y cuantitativas en la selección de las características críticas de calidad del producto. Se exponen los resultados de su aplicación en una empresa piloto del sector de alimentos, en la cual se logró una reducción del 52.49% en la variabilidad.

Palabras clave: calidad; variabilidad funcional; pérdida de la calidad; control estadístico multivariante

An Integral Methodology for Quality Improvement by the Reduction of Functional Variability. A Case Study

Abstract

The present paper presents the design and application of a methodology that integrates three approaches, usually applied in an independent way, to enhance the quality of products by reducing their functional variability. The three methods are Quality Loss Function (QLF), Multivariate Statistical Process Control (MSPC) and Engineering Process Control (EPC). Improving product quality is achieved by the detection and control of the common and assignable causes of variation affecting the process. The methodology also allows integrating qualitative and quantitative perspectives for the selection of the critical-to-quality characteristics. By applying the methodology in a food company, a variability reduction of 52.49% was achieved.

Keywords: quality; functional variability; quality loss; multivariate statistical process control

INTRODUCCIÓN

Dentro del escenario competitivo actual, las empresas deben mejorar su desempeño en varias dimensiones. Desde la óptica estratégica, el mejoramiento de las denominadas prioridades competitivas se ha tornado mandatorio. Típicamente se reconoce la necesidad de mejorar en al menos cinco prioridades competitivas: costo, calidad, entregas, flexibilidad y servicio (Marin-García, et al., 2009; Prajogo y McDermott, 2011). Sin embargo, el análisis de 15 contribuciones adelantado por Zapata et al. (2013) identificó a la calidad como la más importante. Aunque existen diversas acepciones para definir la calidad, en el presente artículo, ésta se entiende como el cumplimiento de las características de producto/servicio que son de interés del consumidor final (Giaccio et al., 2013).

El cumplimiento de las características de calidad implica el aseguramiento de las operaciones con miras a reducir su variabilidad funcional. En aproximación a Díaz et al. (2009), Yusoff et al. (2011) y Ballantyne et al. (2011), la variabilidad funcional se puede definir como la desviación de las características de calidad del producto respecto a un valor objetivo. Dada la complejidad de los procesos de manufactura, es necesario centrar la atención en las características críticas de calidad (*Critical-to-Quality, CTQs*) (He et al., 2010). A pesar de la importancia que implica el control basado en las CTQs, algunos enfoques de corte cualitativo no ofrecen las métricas adecuadas para un apropiado control (Aguwa et al., 2012); en contraste, los enfoques de corte cuantitativo, proponen soluciones altamente complejas y computacionalmente costosas que no son de fácil aplicación en contextos reales de la manufactura (Johansson, et al., 2006).

En la literatura existen diversos enfoques para abordar problemas de variabilidad funcional; sin embargo, por su robustez prevalecen fundamentalmente los siguientes: la función de pérdida de calidad (*Quality Loss Function, QLF*), el control estadístico multivariante de procesos (*Multivariate Statistical Process Control, MSPC*) y el control ingenieril de procesos (*Engineering Process Control, EPC*). El QLF, permite calcular los costos asociados a la mala calidad, es decir, aquellos debido a la desviación de las características de calidad frente a su valor objetivo. El MSPC permite identificar e intervenir las causas asignables de variación (p.e. errores humanos, fallos mecánicos, materiales defectuosos, etc.). Por su parte, el EPC permite reducir la variabilidad funcional mediante el ajuste de las causas comunes (p.e. temperatura, tiempo, caudal, algunas perturbaciones menores, etc.).

Aunque existen numerosas contribuciones que han probado las bondades de los tres mencionados enfoques, estos presentan algunas falencias que se derivan de su aplicación en forma individual. El QLF sirve para cuantificar las pérdidas pero no despliega acciones para su control y mejora (Pan et al., 2011). El MSPC se centra en las causas asignables de variabilidad pero no trabaja en aquellas causas comunes (Capizzi, 2015). En contraste con el anterior, el EPC aborda las causas comunes y descuida las causas asignables (Hachicha et al., 2012). Dadas las falencias y potencialidades que entrañan estos enfoques, se han detectado diversos intentos por generar soluciones híbridas que minimicen las falencias señaladas (Duffua et al, 2004; Hachicha et al., 2012; Siddiqui et al., 2015; Aljebory y Alshebeb, 2014). Sin embargo, y a pesar de los avances de estas investigaciones, tales autores han destacado la necesidad de seguir avanzando en la temática.

En este sentido, el presente artículo expone el desarrollo y aplicación de una metodología para resolver problemas de calidad debido a la variabilidad funcional. Ésta se basa en las ventajas que ofrecen de manera individual los enfoques antes mencionados y despliega un conjunto de acciones organizadas y sistemáticas que conlleva a resultados favorables para el control de calidad. Al aplicar dicho procedimiento en una empresa piloto del sector de alimentos, se lograron tres resultados relevantes: 1) la identificación de las características críticas de calidad; 2) la identificación e intervención de las causas asignables de variación y 3) la identificación e intervención de las causas comunes de variación. Como efecto fundamental, se obtuvo una reducción del 52.49% en la variabilidad funcional al comparar los resultados con el sistema de control actual de la empresa.

PROBLEMAS DE VARIABILIDAD FUNCIONAL

Taguchi et al., (1989), definió la calidad como “las pérdidas económicas impartidas a la sociedad después de que un producto ha sido sacado al mercado”. De esta forma, “la cantidad de calidad” se mide en términos de la pérdida causada por la variación funcional. La pérdida de calidad se define como la desviación de las características funcionales del producto (y) de sus valores objetivos (m), sin importar cuán pequeña es la desviación. Según, Ferrer (2004), la variabilidad funcional se puede generar por dos tipos de causas: causas comunes y causas asignables de variación. Las causas comunes de variación son inherentes a un proceso y se pueden describir de manera explícita e implícita. Sin embargo, las causas asignables de variación son aleatorias e inesperadas. Aunque en el estado del arte existen diversos enfoques para abordar problemas de variabilidad funcional, prevalecen por su robustez fundamentalmente los siguientes:

la función de pérdida de calidad (QLF), el control estadístico multivariante de procesos (MSPC) y el control ingenieril de procesos (EPC).

El QLF es un enfoque que estima la pérdida de la calidad de un producto cuando sus características se desvían de un valor objetivo. Debido a su aplicabilidad y a su capacidad de reflejar problemas de calidad, éste ha sido ampliamente utilizado en la industria, como herramienta de soporte para la toma de decisiones en el diseño y selección de procesos. Por ejemplo, Ordoobadi (2009) utilizó ésta técnica para evaluar tecnologías de fabricación avanzadas; Sahoo y Mohanty (2013) la usaron para encontrar valores de parámetros de proceso en una operación de torneado; Azadeh y Miri-nargesi (2012) emplearon el QLF para clasificar y analizar los sectores de fabricación. Por su parte Jou et al. (2014), en una solución mixta usando QLF y el análisis de superficie de respuesta, determinaron las condiciones óptimas de moldeo para un proceso de inyección.

El MSPC es una herramienta que permite monitorear más de una característica de calidad mediante la detección de señales fuera de control y la identificación de sus causas asignables (Li, 2013). El MSPC se soporta principalmente en la utilización de gráficos de control, mediante los cuales, las características de calidad son medidas como variables aleatorias con miras a controlar sus parámetros en relación con el comportamiento normal. Cuando se detectan características "fuera de control" (por ejemplo, cambios abruptos en la media o la varianza), esto significa que existe un fallo en el proceso (Hao y Zhou, 2008). Diversos métodos han sido desarrollados para mejorar la precisión en la identificación de causas asignables de variación. Por ejemplo Ferrer (2007) propuso una solución MSPC soportada en análisis de componente principales para monitorear y diagnosticar causas asignables en procesos complejos. Ahmadzadeh et al. (2013) combinaron un gráfico de control multivariante de medias exponencialmente ponderadas (MEWMA) y redes neuronales para lograr una identificación más eficaz de señales fuera de control. Estudios más recientes como los de Woodall y Montgomery (2014), proponen esquemas de control estadístico multivariante capaces de monitorear modelos de estado-espacio adecuados para describir la propagación de variación a través de múltiples etapas en procesos de fabricación y servicios.

Por su parte, El EPC propone una estrategia para la optimización y mejoramiento de procesos. Este enfoque describe el proceso como un sistema de entrada-salidas, en las que las variables de entrada pueden ser ajustadas para contrarrestar las causas comunes de variación y mantener así el proceso cerca al objetivo (Jiang y Farr, 2007). Las salidas pueden ser las mediciones de las características del producto o variables críticas del proceso que necesitan ser controladas. Las aplicaciones del EPC se orientan fundamentalmente al diseño de controladores eficientes (Montgomery et al., 1994) o hacia la integración con herramientas del control estadístico de procesos. Algunos trabajos relevantes corresponden a Park et al. (2012) quienes desarrollaron un modelo económico de costos para la integración de SPC (Statistical Process Control) y EPC; Aljebory y Alshebeb (2014) presentaron una solución integrada SPC/EPC para el mejoramiento de los procesos en la industria del cloro; Siddiqui et al. (2015) propusieron una integración MSPC/EPC para la detección y control de fallos.

A pesar de que los métodos antes mencionados son de amplia utilización en el control y mejora de procesos, se han identificado algunas falencias que disminuyen su eficiencia cuando son aplicados de manera individual. La Tabla 1 resume algunas ventajas y desventajas de los anteriores enfoques, señaladas por diversos autores. Como se observa, las ventajas y desventajas que ofrece cada método, refuerzan la necesidad de diseñar soluciones orientadas al aprovechamiento de las bondades y a la reducción de las debilidades que cada uno de ellos posee. En éste sentido, se expone a continuación una metodología que integra tales enfoques con miras a lograr mejores resultados en la reducción de la variabilidad funcional.

METODOLOGIA PROPUESTA

La presente metodología integra las ventajas de los enfoques QLF, MSPC y EPC. Ésta se ha estructurado en tres etapas y un conjunto de pasos, que permiten reducir la variabilidad funcional a partir de tres objetivos principales: 1) identificar las características críticas de calidad; 2) identificar e intervenir las causas asignables de variación y 3) controlar las causas comunes de variación. Una breve explicación de la metodología se expone a continuación.

Etapa 1. Selección del producto e identificación de las características críticas

En esta etapa se identifica el producto a intervenir y sus características críticas de calidad. Para tal fin se aplican los siguientes pasos:

Paso 1. Descomposición del producto y el proceso

Inicialmente, se selecciona el producto a intervenir en función de las políticas o de la conveniencia estratégica de la empresa. En este paso, se identifican las características de calidad y sus especificaciones técnicas. Además, se realiza el desglose de las operaciones del producto seleccionado y de las etapas del proceso de fabricación.

Tabla 1: Ventajas y desventajas de los enfoques QLF, MSPC y EPC

Enfoque	Ventajas	Desventajas
QLF	<ul style="list-style-type: none"> • Alta reproducibilidad, pocos experimentos y fácil comprensión (Jou et al., 2014) • Amplia utilización en diferentes campos como indicador de toma de decisiones (Azadeh y Miri-nargesi, 2012) • Involucra costos ocultos que no se reflejan en otros métodos basados en costos (Cosmin, y Stanciuc, 2013). 	<ul style="list-style-type: none"> • Poca atención en la optimización de múltiples características de calidad (Azadeh, 2012) • No es una herramienta para el control y mejora de los procesos (Pan et al., 2011)
MSPC	<ul style="list-style-type: none"> • Puede aplicarse con base en información histórica (Hachicha et al., 2012) • Permite hibridación con otros métodos (Ferrer, 2007) • Contempla un amplio rango de opciones de gráficos de control multivariante s (Bersimis et al., 2007) 	<ul style="list-style-type: none"> • Sólo identifican señales fuera de control producidas por causas asignables (Li et al., 2013). • La presencia de autocorrelación de los datos y la naturaleza estocástica de los procesos pueden generar falsas alarmas no identificables por éste método (Jiang y Farr, 2007; Yu, y Xi, 2009). • No identifica las causas comunes de variación (Chou y Wang, 2007)
EPC	<ul style="list-style-type: none"> • Permite contrarrestar las perturbaciones inherentes al proceso o ruido blanco (Park et al., 2012). • Anticipa el comportamiento del proceso sobre la base de observaciones pasadas (Box y Luceno, 1997) 	<ul style="list-style-type: none"> • No identifica ni remueve causas asignables de variación (Hachicha et al., 2012) • Problemas importantes de calidad pueden estar enmascarados por los ajustes frecuentes y se hacen difíciles de ser detectados y eliminados (Jiang y Farr, 2007).

Paso 2. Identificación de las características críticas

La selección de las características críticas de calidad ($y_1, y_2, y_3, \dots, y_n$), se realiza a través de un método que combina tres perspectivas de análisis de variabilidad: la función de pérdida de calidad, la capacidad de proceso y el criterio de la compañía. La primera, se asimila a los costos asociados a la variabilidad del producto terminado. Así, para cada característica de calidad, se calcula la pérdida causada por la desviación respecto al valor objetivo y sus límites de especificación. Dicha pérdida se calcula usando la Ecuación 1:

$$P = K_{LEI} \int_{LEI}^T (X - LTI)^2 d(x) + K_{LES} \int_T^{LES} (X - LTS)^2 d(x) \quad (1)$$

Donde LEI y LES representan los límites de especificación inferior y superior respectivamente; X es la característica de calidad; LTI y LTS son los límites de tolerancia inferior y superior del proceso; T es el valor objetivo; K es el coeficiente de pérdida ($K = \frac{D}{\Delta^2}$) y D es el costo total por unidad ($D = \text{costo de producción por unidad} + \text{costo de control de calidad por unidad}$).

En el caso de la capacidad de proceso, con el fin de conocer la adecuación de cada característica a sus especificaciones técnicas, se calcula el índice (\hat{C}_{pm}) propuesto por Boyles, (1991). Éste índice está relacionado con la función de pérdida y, a diferencia de otros, toma en cuenta la variación entre la media del proceso y el punto medio de las especificaciones. El índice de capacidad de proceso (\hat{C}_{pm}) se obtiene mediante la Ecuación 2.

$$\hat{C}_{pm} = \frac{\left(\frac{LES - LEI}{6\hat{\sigma}}\right)}{\sqrt{1 + \left(\frac{\bar{x} - T}{\hat{\sigma}}\right)^2}} \quad (2)$$

Donde LEI y LES representan los límites de especificación inferior y superior respectivamente; $\hat{\sigma}$ es la desviación estándar estimada; \bar{x} = media de los datos y T es el valor objetivo. Así, cuando los valores de los índices de capacidad de proceso son inferiores a 1, la característica no cumple con las especificaciones.

Finalmente, dadas las particularidades típicas de cada industria, resulta importante consultar el criterio y experiencia de la compañía con miras a identificar sus preferencias frente a las características que ésta considera críticas dado su conocimiento del mercado.

La metodología propuesta plantea hacer la selección de las características críticas mediante una combinación de las tres perspectivas antes descritas, de tal forma, que se involucren aspectos cuantitativos y cualitativos en esta decisión. Para tal fin, se propone calcular el indicador (CP_j), el cual representa la calificación ponderada de cada característica (j) que resulta de las calificaciones obtenidas en cada perspectiva (i) (Ecuación 3). A partir de los valores (CP_j) obtenidos, se propone aplicar un principio Paretiano para la selección de aquellas características de mayor contribución a la variabilidad del producto.

$$CP_j = \sum_{i=1}^n C_{ij} P_i \quad (3)$$

Donde n es el número de perspectivas de análisis ($i=1\dots 3$); m es el número de características de calidad ($j=1\dots m$); C_{ij} es la calificación obtenida en la característica de calidad j desde la perspectiva i; P_i es la ponderación o importancia relativa de la perspectiva i.

Etapas 2. Identificación e intervención de las causas asignables de variación (Enfoque MSPC)

En esta etapa se verifica la presencia de autocorrelación, se construyen los gráficos de control multivariante y se identifican causas asignables de variación. Los pasos a seguir son los siguientes:

Paso 1. Análisis de autocorrelación

Para aplicar el enfoque MSPC, los datos no deben presentar autocorrelación. Por esta razón, primero se determina la función de autocorrelación muestral r_k para cada característica de calidad. Aquellas que presenten datos autocorrelacionados, se les aplicará el modelo de predicción EMWA-ARIMA propuesto por Montgomery (2009) para obtener datos incorrelacionados. Si en el modelo autorregresivo (ARIMA) con la forma $x_t = x_{t-1} + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1}$, la constante de suavizamiento λ (carta de control EMWA) es igual a $1-\theta$ (pronóstico óptimo para el período t+1), entonces el pronóstico para el período t+1 se obtiene mediante la Ecuación 4.

$$\hat{x}_{t+1}(t) = z_t = \lambda z_t + (1 - \lambda)z_{t-1} \quad (4)$$

Donde z_t es el estadístico EMWA calculado para cada medición x en el tiempo t. Una vez hallados los pronósticos, se obtienen los residuos restando la observación con el valor predicho en el tiempo t, mediante la Ecuación 5, donde e_t representa el error de predicción en el período t.

$$e_t = x_t - \hat{x}_t(t-1) \quad (5)$$

Para verificar la incorrelación de los datos se deben graficar los errores de predicción sin presencia de puntos fuera de control.

Paso 2. Análisis de datos

Una vez eliminada la autocorrelación de los datos, se construye el gráfico de control multivariante de Hotelling T^2 (Hotelling, 1947). El estadístico T^2 se calcula mediante la Ecuación 6.

$$T^2 = (x - \bar{x})' S^{-1} (x - \bar{x}) \quad (6)$$

Donde x es el vector de muestras, \bar{x} es el vector de medias y S es la matriz de varianzas y covarianzas. Para una mayor precisión en los límites de control se utilizará la distribución Beta según la ecuación 7.

$$UCL = \frac{(m-1)^2}{m} \beta_{\alpha, p/2, (m-p-1)/2} \text{ y } LCL = 0 \quad (7)$$

Donde UCL y LCL representan los límites de control superior e inferior respectivamente; p es el número de características de calidad y m el tamaño de muestra. De este modo, si el gráfico de Hotelling revela señales fuera de control, se aplica el paso 3, de lo contrario se continúa con la Etapa 3 del procedimiento.

Paso 3. Identificar y remover causas asignables

En éste paso se aplica el método de descomposición T^2 propuesto por Murphy (1987) para identificar la característica responsable de la causa asignable, usando la Ecuación 8.

$$d_i = T^2 - T_{(i)}^2 \quad (8)$$

Donde d_i es diferencia entre los dos estadísticos, T^2 es el valor del estadístico global y $T_{(i)}^2$ es el estadístico calculado para las p características omitiendo la característica i . En este paso es necesario centrar la atención en las características para las cuales el valor de la diferencia entre los dos estadísticos (d_i) es relativamente grande. Una vez que se encuentren y eliminen las causas asignables de variación, es posible verificar la ausencia de señales fuera de control, realizando nuevamente el análisis de datos en el Paso 2; si se verifica que efectivamente ya no existen puntos fuera de control, se puede continuar con la Etapa 3.

Etapas 3. Control de causas comunes de variación (Enfoque EPC)

En ésta etapa se aplica el enfoque EPC conocido también como ajuste de retroalimentación, el cual regula el proceso para explicar la variabilidad originada por las causas comunes de variación; es decir, debido a las variables y a las perturbaciones intrínsecas del proceso. Así, dado que los procesos son dinámicos, los valores observados de las salidas contienen información que permite predecir su evolución futura. Si se dispone de variables compensatorias fáciles de manipular, ésta información puede aprovecharse para reducir la variabilidad respecto del valor objetivo (Ferrer, 2004).

Por éste motivo, el modelo de control EPC se basa en aplicar un punto de ajuste a las variables manipulables del proceso; es decir, determinar el valor al cual éstas deben ser llevadas para que, en el período siguiente, la media de la característica de calidad esté más cerca de su valor objetivo. Asimismo, el punto de ajuste se construye a partir de la relación de variables de entrada-salida y la estimación de las perturbaciones de las salidas del proceso, por medio del modelo de predicción EMWA-ARIMA (Montgomery, 2009).

Con base en lo anterior, en ésta etapa se calcula y aplica el punto de ajuste a las variables del proceso para intervenir las causas comunes de variación y reducir la variabilidad. Para tal fin, se aplican los siguientes pasos:

Paso 1. Calcular la variabilidad inicial y seleccionar variables manipulables

Una vez eliminadas las causas asignables de variación, se calcula la variabilidad inicial de la característica responsable identificada en la Etapa 2 y se seleccionan las variables más importantes del proceso. La variabilidad inicial se calcula con Ecuación 9.

$$V = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (y_t - T)^2 \quad (9)$$

Donde V es la variabilidad; y_t es la desviación del proceso respecto al valor objetivo T y n es el número de corridas.

Paso 2. Calcular el punto de ajuste

Dado que el objetivo es reducir la variabilidad entre la característica de calidad y y su valor objetivo T , el proceso puede ser manipulado de forma tal que un cambio en la variable controlable x_t en el periodo t , genere un efecto en y_t . Por tanto, el punto de ajuste está conformado por la ganancia del proceso y el pronóstico de las perturbaciones. El cálculo de la ganancia del proceso se muestra en la Ecuación 10:

$$y_{t+1} - T = gx_t \quad (10)$$

Donde g es la ganancia del proceso (coeficiente de regresión entre la variable controlable y la característica de calidad). De igual forma, el pronóstico de las perturbaciones calculadas con el modelo de predicción EMWA-ARIMA tiene la forma de la Ecuación 11.

$$\hat{y}_{t+1} = \hat{N}_t + \lambda(N_t - \hat{N}_{t+1}) = \hat{N}_t + e_t \quad (11)$$

Donde, $e_{t+1} = N_{t+1} - \hat{N}_{t+1}$ es el error de predicción y λ es la constante de EMWA. Finalmente, el proceso ajustado en el período $t + 1$ se describe mediante la Ecuación 12.

$$y_{t+1} - T = e_{t+1} + \hat{N}_{t+1} + gx_t \quad (12)$$

El ajuste real se presenta en la ecuación (13) y se simplifica como se describe en la ecuación (14).

$$x_t - x_{t-1} = -\frac{1}{g}(\hat{N}_{t+1} - \hat{N}_t) \quad (13)$$

$$x_t - x_{t-1} = -\frac{\lambda}{g}(y_t - T) \quad (14)$$

Paso 3. Aplicar el punto de ajuste al ciclo del proceso

Dependiendo de la información de las salidas y el pronóstico de las perturbaciones, se aplica el punto de ajuste a la variable manipulable en el período $t+1$ para reducir su variabilidad. Los cambios realizados en la característica de calidad serán monitoreados con el gráfico de control EMWA, siendo necesario el ajuste cuando el pronóstico exceda los límites de acuerdo con la Ecuación 15:

$$\pm L = m\hat{\sigma}_{EMWA}, \text{ con } \hat{\sigma}_{EMWA} = \hat{\sigma}\sqrt{\lambda/2 - \lambda} \quad (15)$$

Donde m es una constante ($m < 3$), λ es la constante de EMWA y $\hat{\sigma}$ es la desviación del proceso actual.

Paso 4. Calcular la variabilidad final

Para medir la efectividad del procedimiento propuesto se calculará el porcentaje de variación entre la variabilidad inicial y final, aplicando de nuevo la Ecuación 9. El cambio porcentual en la variación se calcula mediante la ecuación 16:

$$\Delta V = \frac{V_i - V_f}{V_i} \times 100 \quad (16)$$

Donde V_i y V_f corresponden a la variación inicial y final respectivamente.

RESULTADOS

Etapas 1. Selección del producto e identificación de las características críticas

El procedimiento fue aplicado en una empresa del sector lácteo. Se seleccionó la leche entera pasteurizada debido a los problemas de calidad recurrentes y a su importancia estratégica en el portafolio de productos de la compañía. Al aplicar los pasos de esta etapa, los resultados fueron los siguientes:

Paso 1. Descomposición del producto y el proceso

Las características de calidad de la leche se clasifican en fisicoquímicas (índice crioscópico, densidad, acidez, grasa, proteínas, sólidos no grasos, sólidos totales) y microbiológicas (mesófilos aerobios). En la Tabla 2 se relacionan las especificaciones técnicas de cada característica; éstas fueron determinadas a partir de los requerimientos de los clientes según la información proporcionada por la empresa.

De igual forma, el proceso productivo se ilustra en la Figura 1. La mayoría de las características de calidad se midieron en el producto terminado después del envasado, a excepción de la grasa, que fue analizada después de la operación de homogenización.

Paso 2. Identificación de las características críticas

Desde la perspectiva de la pérdida de calidad se utilizó la Ecuación (1). Los parámetros utilizados en cada característica, así como la pérdida promedio obtenida P , se ilustran en la Tabla 3.

Tabla 2: Especificaciones Técnicas

Características de calidad	Especificaciones			
	Unidad de medida	Límite de especificación Inferior (LEI)	Límite de especificación Superior (LES)	Valor Objetivo (T)
Índice Crioscópico	(°H)	-0,55	-0,53	-0,541
Densidad	(°C g/ml)	1,028	1,033	1,031
Acidez	(% m/v)	0,13	0,17	0,15
Grasa	(% m/v)	3	3,4	3,2
Proteínas	(% m/v)	2,97	3,5	3,1
Sólidos No Grasos	(% m/m)	8,3	8,5	8,38
Sólidos Totales	(% m/m)	11,3	11,7	11,65
Mesófilos Aerobios	UFC/ml	0	200	0

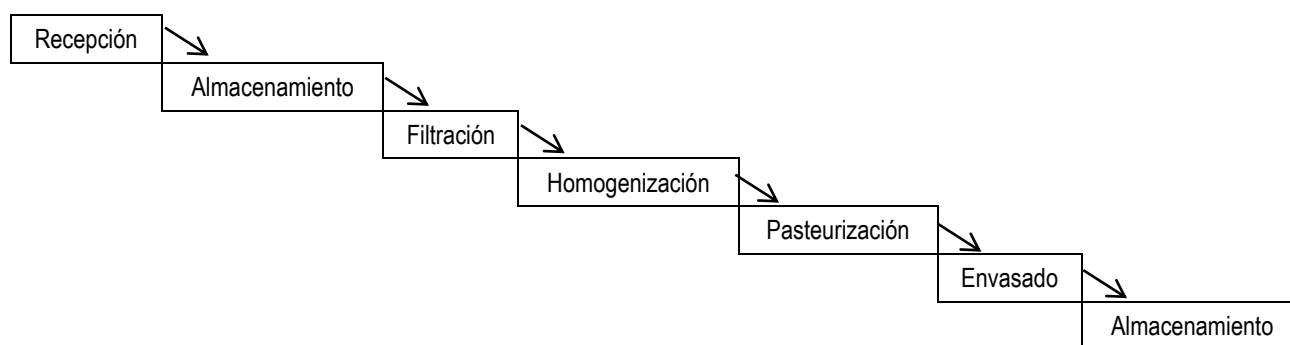


Fig 1: Proceso productivo de la leche entera pasteurizada.

Tabla 3: Coeficiente pérdida de calidad

Características de Calidad	Parámetros para la función de pérdida					
	Costo Total/Unidad (D)	Coeficiente de Pérdida K_{LEI}	Coeficiente de Pérdida K_{LES}	Límite de Tolerancia Inferior LTI	Límite de Tolerancia Superior LTS	Pérdida de la Calidad (P)
Índice Crioscópico	\$1.035,3	3422,3	3685,5	-0,55	-0,53	0,00
Densidad	\$1.035,1	978,5	970,0	1,03	1,03	0,00
Acidez	\$ 1.035,3	61258,4	35822,4	0,12	0,17	0,83
Grasa	\$ 1.035,3	115,03	89,5	3,08	3,33	0,02
Proteínas	\$ 1.035,4	117,38	84,5	2,73	3,24	0,11
Sólidos No Grasos	\$ 1.035,3	15,03	14,3	8,29	8,52	0,17
Sólidos Totales	\$ 1.035,3	8,11	7,5	11,32	11,79	2,06
Mesófilos Aerobios	\$ 1.036,1	0,00	0,03	78,93	171,36	43649,05

La capacidad de proceso para cada característica de calidad se calculó mediante la Ecuación (2). Los parámetros utilizados en cada característica, así como el índice de capacidad de proceso (\hat{C}_{pm}), se exponen en la Tabla 4.

En relación con el criterio de la empresa, se consultó al director de calidad sobre el grado de importancia de cada característica de calidad en función de su contribución a la variabilidad del producto. La escala de calificación utilizada fue de 1 a 8, donde 8 representa el mayor grado de contribución y 1 el menor grado. Los resultados obtenidos se ilustran en la Tabla 5.

Tabla 4: Capacidad de proceso

Característica de Calidad	Parámetros capacidad de proceso					
	Media (\bar{x})	Desviación estimada ($\hat{\sigma}$)	Límite de especificación Inferior (LEI)	Límite de especificación Superior (LES)	Valor Objetivo (T)	Índice de Capacidad de proceso (\hat{C}_{pm})
Índice Crioscópico	-0,540	0,005	-0,55	-0,53	-0,541	0,627
Densidad	1,030	0,001	1,028	1,033	1,031	0,396
Acidez	0,140	0,001	0,13	0,17	0,15	0,629
Grasa	3,204	0,004	3	3,4	3,2	0,266
Proteínas	-2,976	0,250	2,97	3,5	3,1	0,371
Sólidos No Grasos	8,404	0,202	8,3	8,5	8,38	0,339
Sólidos Totales	11,554	0,095	11,3	11,7	11,65	0,308
Mesófilos Aerobios	125,14	0,193	0	200	0	0,254

Tabla 5: Grado de contribución a la variabilidad del producto

Característica De Calidad	Índice Crioscópico	Densidad	Acidez	Grasa	Proteínas	Sólidos No Grasos	Sólidos Totales	Mesófilos Aerobios
Grado de contribución según la empresa	2	4	5	1	3	7	6	8

Con base en los resultados anteriores, se construyó la Tabla 6. En ésta, se registraron los valores cuantitativos y cualitativos derivados de las tres perspectivas de análisis y, con base en éstos, se asignó la calificación (C_{ij}), el cual, para el presente caso, corresponde a un proceso de ordenamiento simple en una escala de 8 niveles, donde 8 representa el mejor resultado obtenido (mayor capacidad de proceso, menor pérdida de calidad, mayor grado de importancia) y 1 el peor resultado (menor capacidad de proceso, mayor pérdida de calidad, menor grado de importancia). Así mismo, se asumió una ponderación igual para cada una de las tres perspectivas (33,33%). Al aplicar la ecuación 3, finalmente se obtiene la calificación ponderada (CP_j) para cada característica de calidad.

Tabla 6: Matriz Calificación Características de Calidad/ Perspectivas

Característica de Calidad (j)	Perspectivas (i)						Calificación Ponderada (CP_j)
	Función de pérdida		Capacidad de proceso		Criterio de la empresa		
	(P) ($P_i = 33,33\%$)	C_{ij}	(\hat{C}_{pm}) ($P_i = 33,33\%$)	C_{ij}	Grado de contribución ($P_i = 33,33\%$)	C_{ij}	
Índice Crioscópico	0,00	1,5	0,637	2	2	2	1,83
Densidad	0,00	1,5	0,396	3	4	4	2,83
Acidez	0,83	6	0,629	1	5	5	4,00
Grasa	0,02	3	0,266	7	1	1	3,67
Proteínas	0,11	4	0,371	4	3	3	3,67
Sólidos No Grasos	0,17	5	0,339	5	7	7	5,67
Sólidos Totales	2,06	7	0,308	6	6	6	6,33
Mesófilos Aerobios	43649,05	8	0,254	8	8	8	8,00

Finalmente se realizó un análisis de Pareto utilizando la calificación ponderada (CP_j) para identificar las características críticas de calidad. Los resultados se ilustran en la Tabla 7. De acuerdo con la Tabla 7, se identificaron como características críticas de calidad, las siguientes: Mesófilos Aerobios, Sólidos Totales, Sólidos No Grasos y Acidez, por ser éstas cuatro las que acumulan el 66,67% de la variabilidad en el producto.

Tabla 7: Jerarquización de características de calidad

Característica de Calidad(i)	Calificación Ponderada (CP _j)	% del total	% acumulado del total
Mesófilos aerobios	8,00	22,22%	22,22%
Sólidos totales	6,33	17,59%	39,81%
Sólidos no grasos	5,67	15,74%	55,56%
Acidez	4,00	11,11%	66,67%
Grasa	3,67	10,19%	76,85%
Proteínas	3,67	10,19%	87,04%
Densidad	2,83	7,87%	94,91%
Índice Crioscópico	1,83	5,09%	100,00%
TOTAL	36,00	100%	

Etapla 2. Identificación e intervención de las causas asignables de variación (Enfoque MSPC)

Paso 1. Análisis de autocorrelación

Según el tamaño de muestra, la función de autocorrelación con 16 retardos conlleva al resultado que se ilustra en la Figura 2:

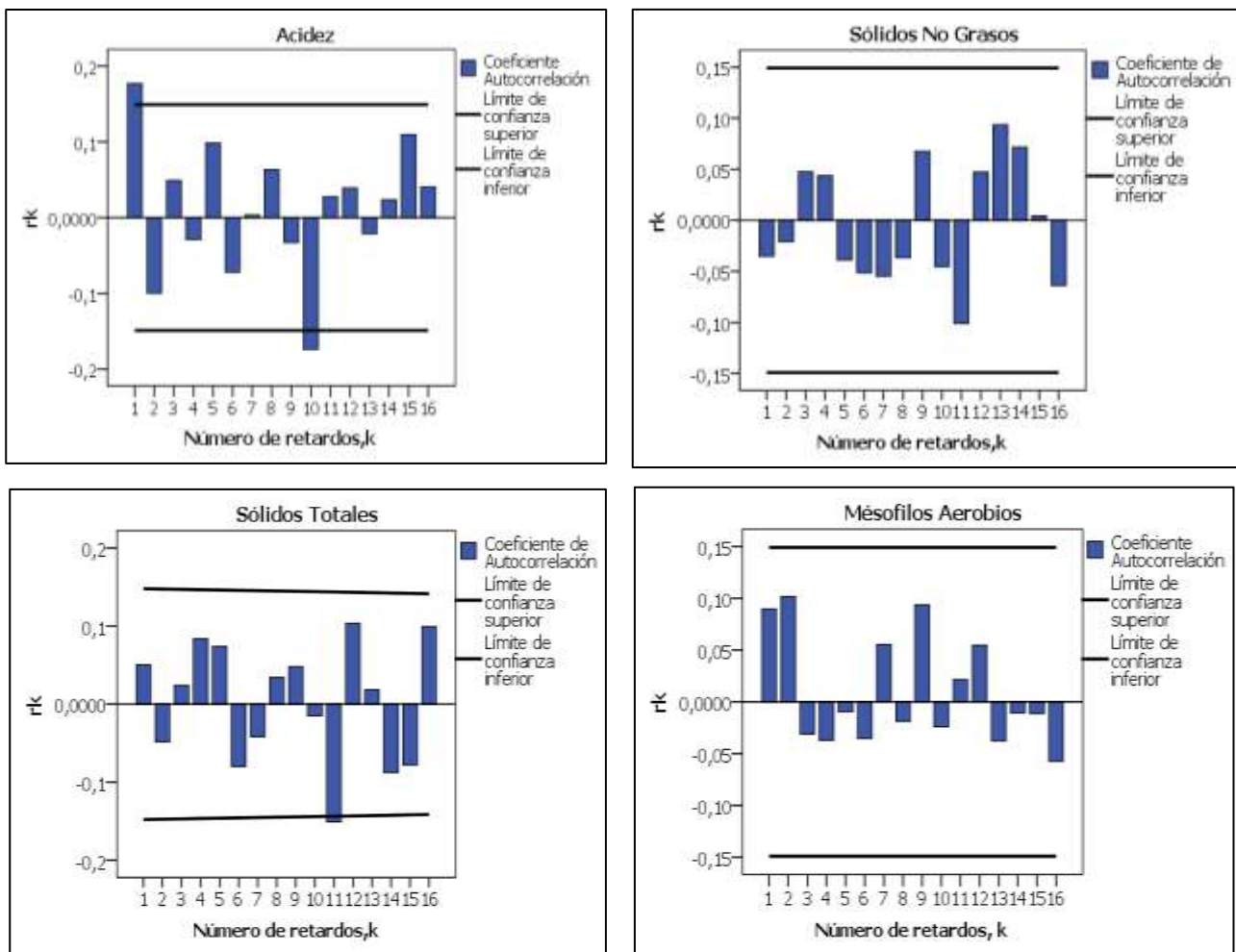


Fig.2: Función de autocorrelación

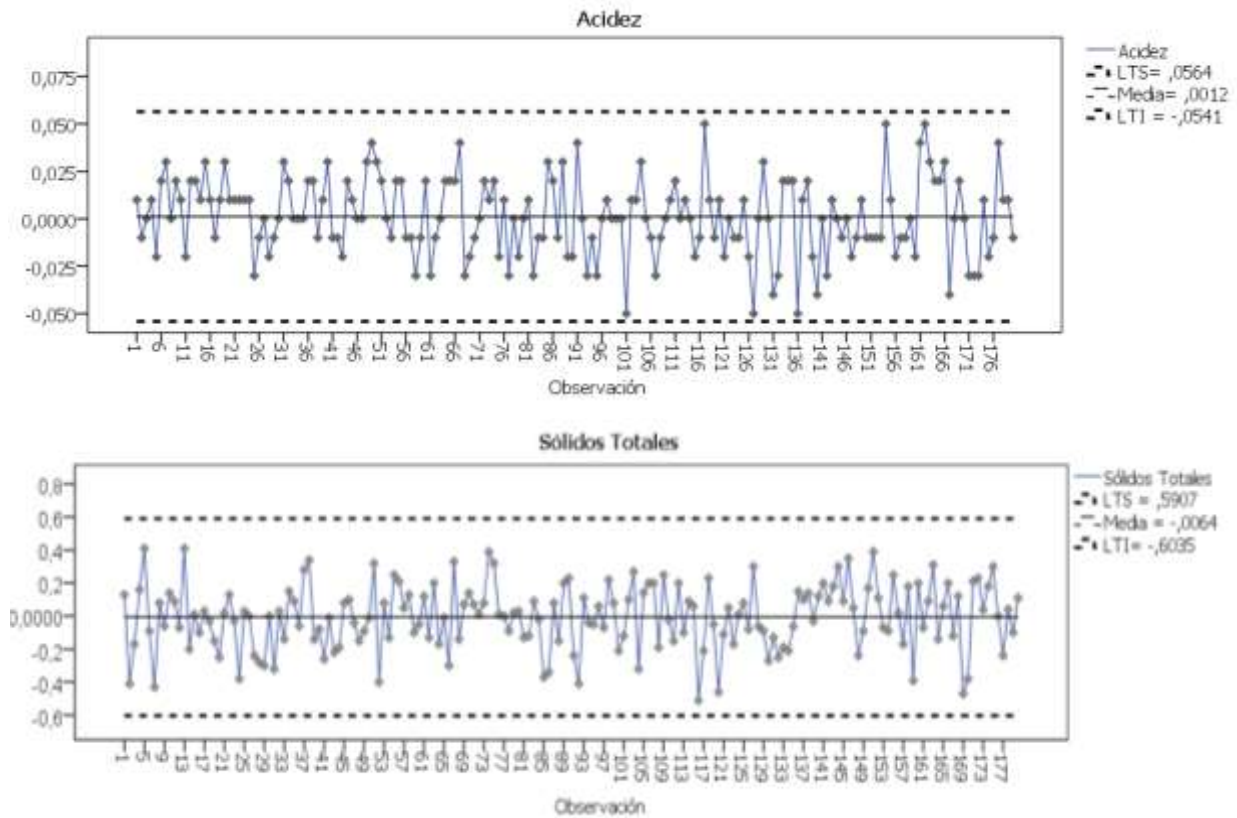


Fig. 3: Gráficos de control univariados

Según se observa en la Figura 2, las características de acidez y sólidos totales presentaron autocorrelación. Para eliminar este problema se aplicaron las ecuaciones 4 y 5. El valor de λ , calculado a través del método de mínimos cuadrados fue: Acidez, $\lambda = 0.06$; sólidos totales, $\lambda = 0.04$. En la Figura 3, se exponen los gráficos de control para los errores de predicción y se comprueba que la autocorrelación fue eliminada.

Paso 2. Análisis de datos

Para detectar señales fuera de control se construyó el gráfico T^2 de Hotelling Tipo I, con $\alpha = 1\%$ y los datos de las 4 características críticas de calidad (ecuaciones 6 y 7). Los parámetros fueron $m = 180$, $p = 4$, $\beta_{(0.01, 2, 87.5)} = 0,0728$ y $LTS = 12,97$ (Ver Figura 4).

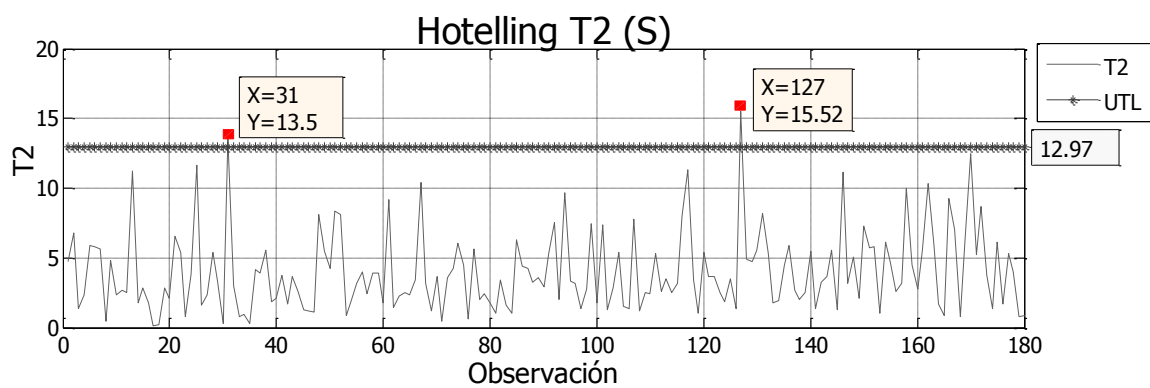


Fig. 4: Gráfico de Control Multivariante de Hotelling

Según se observa, se detectaron dos señales fuera de control en las observaciones 31 ($T^2 = 13,5 > 12,97$) y 127 ($T^2 = 15,53 > 12,97$); esto significa que el proceso está fuera de control y es necesario identificar sus causas asignables.

Paso 3. Identificar y remover causas asignables

Los resultados obtenidos para los momentos 31 y 127 (Ecuación 8) se muestran en la Tabla 8:

Tabla 8: Método de Descomposición de T²

Descomposición T2										
Observación	T2	T2(1)	T2(2)	T2(3)	T2(4)	D1	D2	D3	D4	Variable
31	13,587	12,948	13,585	11,052	4,076	0,639	0,002	2,535	9,511	X4
127	12,895	9,265	12,753	11,288	6,477	3,630	0,143	1,608	6,419	X4

Según la Tabla 8, la mayor diferencia (d_4) en ambos momentos, se presentó en la característica de Mesófilos Aerobios (D4). La causa asignable se explica por una transferencia de calor no uniforme durante el proceso de pasteurización. Luego de dar solución a éste problema, se verificó la eliminación de las causas asignables y se construyó nuevamente el gráfico T² (Figura 5):

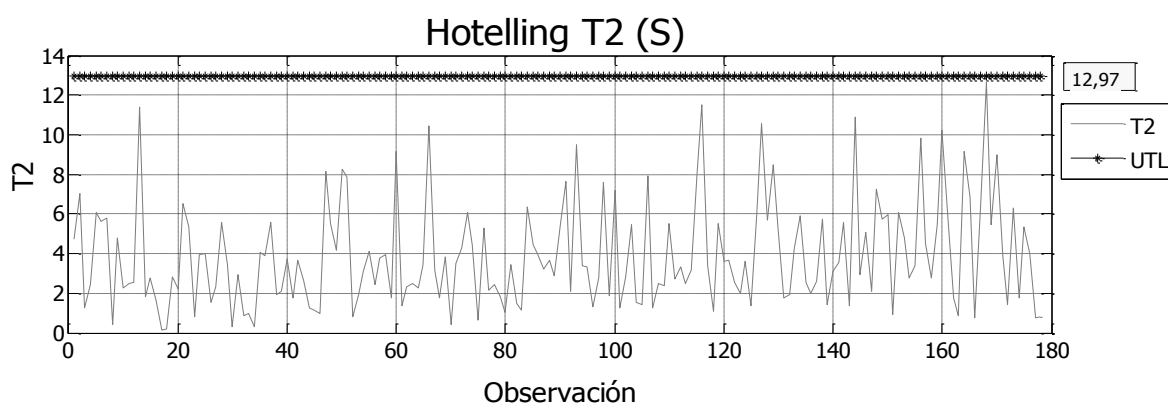


Fig. 5: Gráfico T² de Hotelling posterior a la identificación y eliminación de las causas asignables

Etap 3. Control de causas Comunes de Variación (Enfoque EPC)

Paso 1. Calcular variabilidad inicial y seleccionar variables manipulables

Al aplicar la ecuación 9 a los datos de la característica responsable de la variabilidad (Mesófilos Aerobios), se encontró que la variabilidad inicial respecto al valor objetivo fue de 134,62. Dado que la operación asociada es el proceso de pasteurización, se escogió la temperatura como variable manipulable, según las normas que regulan ésta operación.

Paso 2. Calcular punto de ajuste

Para determinar la ganancia del proceso, se halló el coeficiente de regresión entre la temperatura y el recuento de Mesófilos Aerobios. Para esto, se llevaron a cabo 12 pruebas en las cuales se varió la temperatura y se mantuvo constante el tiempo de retención en 30 minutos. Los resultados se muestran en la Tabla 9:

Tabla 9: Datos utilizados en el análisis de regresión

T(°C)	Recuento Mesófilos Aerobios	T(°C)	Recuento Mesófilos Aerobios	T(°C)	Recuento Mesófilos Aerobios	T(°C)	Recuento Mesófilos Aerobios
60	30	63	15	66	78	69	890
61	5	64	20	67	155	70	2505
62	160	65	10	68	10	71	50

Con un R² de 91.3% y una pendiente de -19,49, la ganancia del proceso (Ecuación 10), fue $y_t - 0 = N_{t+1} - 19,49x_t$. Del mismo modo, con un $\lambda=0,1$ y aplicando la Ecuación 11, el pronóstico de las perturbaciones fue $\hat{N}_{t+1} = 0,1(y_t - 0) + 0,9\hat{N}_t$. Por tanto, al aplicar la ecuación 15, el punto de ajuste fue $x_t = \frac{0,1}{19,49}(y_t - 0)$

Paso 3. Aplicar el punto de ajuste al ciclo del proceso

El punto de ajuste se aplicó a 50 ciclos del proceso; las salidas se monitorearon con el gráfico de control de los pronósticos de EMWA, cuyos parámetros fueron $\lambda=0,1$; $m=2,6$; $\hat{\sigma}_{EMWA}=30,88$; $-L=-80$ y $L=80$. La carta de ajuste se presenta en la Figura 6. De acuerdo con esta, sólo fue necesario aplicar 4 puntos de ajustes en los periodos $t = 7, 8, 9, 10$, pues en ellos el pronóstico de EMWA estuvo por fuera del límite superior (L). A partir del periodo 11 el pronóstico EMWA comenzó a decrecer hasta quedar por debajo del límite superior (L) en el período $t = 14$, permaneciendo así hasta el final del periodo 50. Igualmente, los valores de las características de calidad se acercaron cada vez más al objetivo de desempeño.

Paso 4. Calcular la variabilidad final

Se aplicó la ecuación 9 para calcular la variabilidad final de las 50 mediciones aplicadas a la característica de Mesófilos Aerobios del proceso ajustado; éste valor fue de 63,96. Al aplicar la Ecuación 16, la reducción de la variabilidad funcional fue del 52.49%.

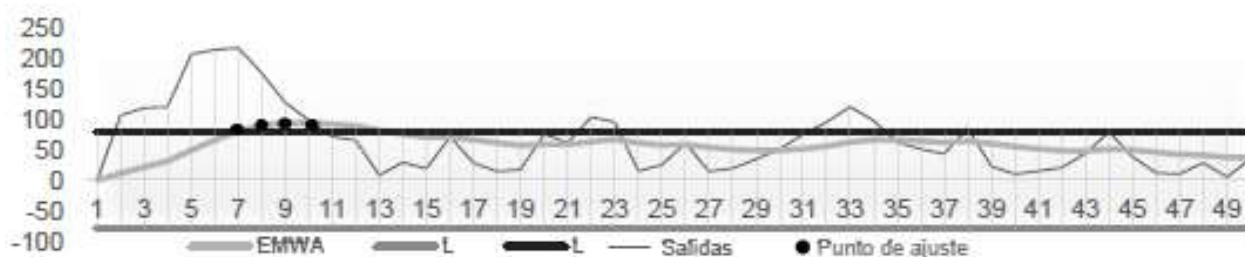


Fig. 6: Carta de Ajuste

Varios esquemas de integración entre QLF, MSPC y EPC se han propuesto en la literatura, con el fin de complementar las deficiencias de cada uno. Sin embargo, no se identificó una metodología que los integre para reducir la variabilidad funcional. El procedimiento propuesto mediante la integración sistemática de éstos tres enfoques, permitió lograr tres aspectos fundamentales para el control y mejora de la calidad: 1) seleccionar las características críticas de calidad a ser controladas; 2) identificar e intervenir las causas asignables de variación en el proceso y 3) controlar las causas comunes de variación.

La metodología ofreció beneficios significativos tales como la caracterización de la consistencia del producto y del proceso, la validación de la estandarización y robustez del proceso de producción, la aplicación del control automático de procesos, el diagnóstico, intervención y seguimiento de las causas de variación, el control de la sensibilidad de los procesos a variables extrínsecas y la transferencia de conocimiento al personal de la compañía.

Sin embargo, en el caso de estudio, se detectaron ciertas dificultades en la aplicación de la metodología; entre éstas se pueden mencionar el hecho que la recolección y análisis de la información en tiempo real se complica en operaciones manuales; las empresas no siempre tienen identificados los requerimientos del cliente y asumen el valor objetivo con base en valores promedio, lo que genera confusión al momento de determinar la criticidad de las características de calidad. Así mismo, es difícil estimar los costos de calidad por unidad de producto cuando la empresa no tiene identificados los costos de control de calidad. A pesar de esto, los resultados demostraron la aplicabilidad de la metodología propuesta al obtener una reducción de la variabilidad funcional en un 52.49% frente al proceso actual.

Aunque el procedimiento puede ser aplicado en diferentes ambientes de manufactura, en el caso de sistemas de producción acompasado por operarios, ésta puede ser mejorada y adaptada en la medida en que se detecten nuevos fenómenos de variación. Así mismo, nuevos frentes de investigación surgen frente a la posibilidad de mejorar la metodología con la introducción de técnicas avanzadas tales como redes neuronales y algoritmos genéticos, entre otras.

AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen el apoyo financiero de COLCIENCIAS (programa “Jóvenes investigadores e Innovadores, convocatoria 617/2013) y a la Universidad Nacional de Colombia, Sede Manizales, proyecto HERMES Código: 21826: Innovación y Desarrollo Tecnológico.

REFERENCIAS

- Aguwa, C.C., Monplaisir, L. y Turgut, O., Voice of the customer: Customer satisfaction ratio based analysis, doi: 10.1016/j.eswa.2012.02.07, *Expert Systems with Applications*, (en línea), 39(11), 10112-10119 (2012)
- Aljebory, K. M. y Alshebeb, M., Integration of Statistical and Engineering Process Control for Quality Improvement. (A Case Study: Chemical Industry-National Chlorine Industries), *Jordan J. Mech. Ind. Eng.*, 8(4), 243–256 (2014)
- Ahmadzadeh, F., Lundberg, J. y Strömberg, T., Multivariate process parameter change identification by neural network, doi:10.1007/s00170-013-5200-x, *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, (en línea), 69(9-12), 2261–2268 (2013)
- Azadeh, A. y Miri-nargesi, S. S., Design and implementation of an integrated Taguchi method for continuous assessment and improvement of manufacturing systems, doi:10.1007/s00170-011-3549-2, *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, (en línea), 59(9-12), 1073–1089 (2012)
- Ballantyne, K. N., Van Oorschot, R. A. y Mitchell, R. J., Reduce optimisation time and effort: Taguchi experimental design methods. *Forensic Science International: Genetics Supplement Series*, (en línea), 1(1), 7-8 (2008)
- Bersimis, S., Psarakis, S. y Panaretos, J., Multivariate statistical process control charts: an overview, doi:10.1002/qre.829, 2007, *Qual. Reliab. Eng. Int.*, (en línea), 23(5), 517-543 (2007)
- Box, G. E. P. y Luceno A., *Statistical Control by Monitoring and Feedback Adjustment*, 1ª edición, John Wiley & Sons, Inc, New York, USA (1997)
- Boyles, R. A., The Taguchi capability index, *Journal of Quality Technology*, 23(1), 17-26 (1991)
- Capizzi, G., Recent Advances in Process Monitoring: Nonparametric and Variable-Selection Methods for Phase I and Phase II, doi:10.1080/08982112.2015.968046, *Qual. Eng.*, (en línea), 27(1), 44-67 (2015)
- Chou, S. y Wang, M.C., Simulated annealing procedure for on-line control with process dynamics, doi: 10.1080/00207720701500476, *Int. J. Syst. Sci.*, (en línea), 38(8), 677–688 (2007)
- Cosmin, D. y Stanciuc A., Cost of quality and Taguchi loss function, *Economic Science Series*, 1(1), 1479-1485 (2013)
- Díaz, E. E., Díaz, C., Flores, L. C. y Heyser, S., Estudio de la Variabilidad de Proceso en el Área de Envasado de un Producto en Polvo, doi:10.1612/inf.tecnol.4105it.08, *Información Tecnológica*, (en línea), 20(6), 105-113 (2009)
- Duffuaa, S. O., Khursheed, S. N. y Noman S. M., Integrating statistical process control, engineering process control and Taguchi's quality engineering, doi:10.1080/00207540410001704069, *Int. J. Prod. Res.*, (en línea), 42(19), 4109–4118 (2004)
- Ferrer, A., Control estadístico de procesos con inercia: revisión del estado del arte y perspectivas de futuro. *Estadística Española*, 46(155), 19-47 (2004)
- Ferrer, A., Multivariate Statistical Process Control Based on Principal Component Analysis (MSPC-PCA): Some Reflections and a Case Study in an Autobody Assembly Process, doi:10.1080/08982110701621304, *Qual. Eng.*, (en línea), 19 (1), 311–325 (2007)
- Giaccio, M., Canfora, M. y Del Signore, A., The first theorisation of quality: Deutscher Werkbund, doi:10.1080/14783363.2012.704278, *Total Qual. Manag. Bus. Excell.*, (en línea), 24(3-4), 225-242 (2013)
- Hachicha, W., Moussa, I. y Kolsi, R., Integration of Statistical and Engineering Process Control in a Batch Processes Monitoring: Case of Alkyd Polymerization Reactor, *Int. J. Control Autom.*, 5(1), 45-62 (2012)
- Hao, S. y Zhou, S., Multivariate Process Variability Monitoring Through Projection, *J. Qual. Technol.*, 40(2), 214–227 (2008)
- He, Y., Tang, X. y Chang, W., Technical decomposition approach of critical to quality characteristics for Product Design for Six Sigma, doi:10.1002/qre.1077, *Qual. Reliab. Eng. Int.*, (en línea), 26(4), 325-339 (2009)
- Hotelling, H., *Multivariate quality control. Techniques of Statistical Analysis*. McGraw-Hill. 1st Edition. New York, USA, (1947)

- Jiang, W. y Farr, J. V., Integrating SPC and EPC Methods for Quality Improvement, *Qual. Technol. Quant. Manag.*, 4(3), 345–363 (2007)
- Johansson, P., Chakhunashvili, A., Barone, S. y Bergman, B., Variation mode and effect analysis: a practical tool for quality improvement, doi:10.1002/qre, *Qual. Reliab. Eng. Int.* (en línea), 22(8), 865–876 (2006)
- Jou, Y.T., Lin, W.T., Lee, W.C. y Yeh, T.M., Integrating the Taguchi Method and Response Surface Methodology for Process Parameter Optimization of the Injection Molding, doi:10.12785/amis/080342, *Appl. Math. Inf. Sci.* (en línea), 8(3), 1277–1285 (2014)
- Li, T., Hu, S., Wei, Z. y Liao, Z., A Framework for Diagnosing the Out-of-Control Signals in Multivariate Process Using Optimized Support Vector Machines, doi:10.1155/2013/494626, *Math. Probl. Eng.* (en línea), 1(1), 1–9 (2013)
- Marin-Garcia, J. A., Bonavia, T. y Pardo, M., Los Sistemas Productivos, el Aprendizaje Interno y los Resultados del Área de Producción de Baldosas-Cerámicas, doi: 10.1612/inf.tecnol.4015it.08, *Información tecnológica*, (en línea), 20(1), 39-51 (2009)
- Montgomery, D. C., Keats, J. B., Runger, G. C. y Messina, W. S., Integrating statistical process control and engineering process control. *Journal of Quality Technology*, 26(2), 79-87 (1994)
- Montgomery D. C., *Statistical Quality Control a Modern Introduction*, 7ª edición, 518-564. John Wiley & Sons, New York, USA, (2009)
- Murphy, B. J., Selecting Out of Control Variables With the T^2 Multivariate Quality Control Procedure. *The Statistician*, 36(5), 571-581 (1987)
- Ordoobadi, S., Evaluation of advanced manufacturing technologies using Taguchi's loss functions, doi: 10.1108/17410380910936800, *Manuf. Technol. Manag.* (en línea), 20(3), 367–384 (2009)
- Pan, E., Jin, Y. y Wang, Y., Integration of economic production quantity in optimization design of control chart based on loss function and random process shift, doi:10.1108/17410381111160979, *J. Manuf. Technol. Manag.* (en línea), 22(7), 929–946 (2011)
- Park, M., Kim, J., Jeong, M.K., Hamouda, a. M.S., Al-Khalifa, K.N. y Elsayed, E. a., Economic cost models of integrated APC controlled SPC charts, doi:10.1080/00207543.2011.611542, *Int. J. Prod. Res.* (en línea), 50(14), 3936–3955 (2012)
- Prajogo, D.I. y McDermott, P., Examining competitive priorities and competitive advantage in service organizations using Importance-Performance Analysis matrix, doi:10.1108/09604521111159780, *Manag. Serv. Qual.* (en línea), 21(5), 465–483 (2011)
- Sahoo, A. K. y Mohanty, T., Optimization of multiple performance characteristics in turning using Taguchi's quality loss function: An experimental investigation, doi:10.5267/j.ijiec.2013.04.002, *Int. J. Ind. Eng. Comput.* (en línea), 4(3), 325–336 (2013)
- Siddiqui, Y. a., Saif, A. W. a., Cheded, L., Elshafei, M. y Rahim, A., Integration of multivariate statistical process control and engineering process control: a novel framework, doi:10.1007/s00170-014-6641-6, *Int. J. Adv. Manuf. Technol.* (en línea), 78(1-4), 259-268 (2015)
- Taguchi, G., Elsayed, E.A. y Hsiang, T.C., *Quality Engineering in Production Systems*, 1ª edición, McGraw-Hill Book Company, Singapore (1989)
- Woodall, W. H. y Montgomery, D. C., Some Current Directions in the Theory and Application of Statistical Process Monitoring. *Journal of Quality Technology*, 46(1), 78-94 (2014)
- Yu, J. y Xi, L., A neural network ensemble-based model for on-line monitoring and diagnosis of out-of-control signals in multivariate manufacturing processes, doi:10.1016/j.eswa.2007.10.003, *Expert Syst. Appl.* (en línea), 36(1), 909-921 (2009)
- Yusoff, N., Ramasamy M. y Yusup, S. Taguchi's parametric design approach for the selection of optimization variables in a refrigerated gas plant, doi:10.1016/j.cherd.2010.09.021, *Chem. Eng. Res. Des.* (en línea), 88(9), 665-675 (2011)
- Zapata, A; Sarache, W.A. y Becerra, F., *Gestión de la calidad. Hacia un modelo integrado de estándares*, 1ª edición, 1-37, Universidad Nacional de Colombia, Manizales, Colombia (2013)

