

APLICACIÓN DEL CONTROL ESTADÍSTICO MULTIVARIANTE EN UN PROCESO DE EXTRUSIÓN DE PELÍCULA PLÁSTICA

An Application of Multivariate Statistical Control on a Plastic Film Extrusion Process

RESUMEN

Este trabajo presenta una aplicación práctica de la teoría existente acerca del control estadístico de procesos para un proceso como el de extrusión de película plástica, cuya calidad es medida a través de la interacción de diferentes características.

PALABRAS CLAVE: Control de Procesos Multivariados, Gráficos de Control, Análisis de Capacidad de Proceso

ABSTRACT

We illustrate an application on a plastic film extrusion process of the existent theory on statistical process control. The extruded plastic film quality is measured using several correlated characteristics.

KEYWORDS: *Multivariate Process Control, Control Charts, Process Capability Analysis.*

JAIME MOSQUERA RESTREPO

Estadístico
Profesor Auxiliar
Universidad del Valle
jaimores@univalle.edu.co

JAVIER OLAYA OCHOA

Estadístico, Ph.D.
Profesor Titular
Universidad del Valle
olaya@univalle.edu.co

RUBRIA ESCOBAR

Estadística
Analista de Investigación
Comfandi
rubriaes@comfandi.com.co

1. INTRODUCCIÓN

Los múltiples usos que pueden darse al material plástico terminado conllevan a que la calidad de este producto pueda ser valorada a través de la confluencia de diferentes características, tales como (i) Características de dimensión: Ancho, Calibre; (ii) Características Físicas de resistencia: Resistencia al Rasgado, Resistencia a la Tracción, Elongación, Rigidez, etc. En casos como este surge la pregunta, ¿Qué hacer cuando la calidad de un producto no se mide a través de una sola característica, sino por el contrario, su calidad corresponde a la interacción de múltiples características, como en este caso?

Una posible solución puede ser efectuar el control de proceso a través de la implementación de un gráfico de control para cada una de las características en mención, lo cual trae consigo una serie de desventajas, entre ellas:

1. El número de gráficos de control a implementar y vigilar puede llegar a ser relativamente grande, esto dependiendo del número de características que se deseen controlar.
2. Al realizar el control de las características de manera independiente se está obviando cualquier tipo de relación que pudiera existir entre las características de calidad. En términos estadísticos se estaría obviando la información contenida en la estructura de covarianza de las características. Adicionalmente, el control a través de gráficos individuales conlleva a una alteración del verdadero nivel de significancia con que se realiza la prueba [1].

Dada la necesidad de resolver el problema técnico planteado anteriormente, y contemplando las desventajas

a las que conlleva la aplicación independiente de múltiples gráficos de control univariados, diferentes autores han propuesto alternativas de solución. Una combinación de algunas de ellas se aborda en este trabajo, con el propósito de vigilar el comportamiento de un proceso de extrusión de película plástica. Se valora además la estabilidad del proceso a través de un análisis de capacidad multivariante.

2. GRÁFICOS DE CONTROL MULTIVARIANTES

La idea general de un gráfico de control multivariante consiste en la cuantificación de una forma cuadrática capaz de resumir en un escalar la información proveniente de diferentes características, de tal manera que este escalar resume de manera integral las características de centramiento y variabilidad del proceso.

2.1 Gráfico T^2 de Hotelling.

Cuando se conocen los verdaderos parámetros de la distribución bajo control, es decir, conocidos el centramiento y la estructura de asociación entre las características de calidad, bajo el supuesto de normalidad multivariante, el estadístico T^2 sigue una distribución $\chi^2_{(p)}$.

$$T^2 = n(\bar{X} - \mu)^T \Sigma^{-1} (\bar{X} - \mu) \quad (1)$$

Donde $\bar{\mu}_{(px)}$ es el vector que contiene las medias poblacionales de las características bajo control, Σ_{pxp} es la matriz de varianzas y covarianzas cuando el proceso se encuentra bajo control, n es el tamaño muestral empleado

y $\bar{\bar{X}}_{(p \times 1)}$ es el vector que contiene los promedios muestrales observados de las p características analizadas.

De esta manera, es posible construir un gráfico de control con solo un límite de control superior (ya que este estadístico es no negativo), el cual se situaría para un nivel de significancia α , en $LSC = \chi^2_{(\alpha, p)}$, valor que representa el punto porcentual α de la distribución χ^2 con p grados de libertad.

Como en la práctica se desconocen los parámetros de la distribución del proceso bajo control (centramiento y estructura de asociación), surge la necesidad de estimarlos a través de una muestra obtenida del mismo proceso, dando origen a la distribución T^2 de Hotelling. En este caso el estadístico está dado en la Ecuación (2).

$$T^2 = n(\bar{\bar{X}} - \bar{A})^T S^{-1} (\bar{\bar{X}} - \bar{A}) \quad (2)$$

En la Ecuación (2), \bar{A} es el vector que contiene las estimaciones preliminares de las medias poblacionales de las p características de calidad cuando el proceso está controlado y S es la matriz que contiene las estimaciones preliminares de la estructura de varianzas y covarianzas del proceso bajo control.

En 1989, Ryan (ver [2]) derivó la distribución probabilística del estadístico T^2 para dos fases del procedimiento, las cuales denomina Instalación y Operación. En la primera fase, se estiman los parámetros de la distribución y se evalúan las observaciones frente a un límite de control preliminar, el cual se fija usando la Ecuación (3).

$$LSC = \frac{p(c-1)(n-1)}{cn-c-p+1} F_{\alpha/2; p, cn-c-p+1} \quad (3)$$

Donde:

- p : Número de características de calidad monitoreadas.
- c : Número de subgrupos utilizados en la estimación del vector de medias y la matriz de covarianzas.
- n : Tamaño de muestra por subgrupo.
- $F_{\alpha/2; p, cn-c-p+1}$: Percentil $\alpha/2$ de la distribución F con p grados de libertad en el numerador y $(cn - c - p + 1)$ en el denominador.

Aquellas observaciones que en la fase de instalación sean clasificadas como situaciones fuera de control, deben ser eliminadas, estimando nuevamente los parámetros de la distribución y reevaluando frente al límite de control, hasta tanto el gráfico muestre un proceso completamente bajo control.

Para la segunda fase (operación), se replantea el límite de control para monitorear observaciones futuras, utilizando la Ecuación (4).

$$LSC = \frac{p(m+1)(n-1)}{mn-m-p+1} F_{\alpha/2; p, mn-m-p+1} \quad (4)$$

En este caso m representa el número de subgrupos con los que finalmente se instaló el gráfico de control.

2.2 Descomposición MTY

Una vez identificada una situación fuera de control, surge la pregunta natural acerca de cuál puede haber sido la causa de esta situación, puesto que los gráficos multivariantes tan solo brindan información acerca del estado del proceso, mas no son apropiados para la identificación de estas causas. Como alternativa a la situación anterior, Mason, Tracy y Young [3]. Proponen un método de descomposición, que en adelante se denominará en este trabajo como descomposición MTY. La idea de este planteamiento consiste en la descomposición del estadístico T^2 de Hotelling en componentes ortogonales, tal como lo muestra (5).

$$T^2 = T_1^2 + (T_{2|1}^2 + T_{3|1,2}^2 + \dots + T_{p|1,2,3,\dots,p-1}^2) \quad (5)$$

Donde T_1^2 Recibe el nombre de término incondicional para la primera variable del conjunto de variables de proceso. El resto de términos reciben el nombre de términos condicionales.

$$T_1^2 = \frac{(X_1 - \bar{X}_1)^2}{S_1^2} \quad T_{j|1,\dots,j-1}^2 = \frac{(X_j - \bar{X}_{j|1,\dots,j-1})^2}{S_{j|1,\dots,j-1}^2} \quad (6)$$

Este cálculo requiere de la aplicación previa (con datos históricos) de un modelo de regresión lineal, cuyo resultado permitirá la estimación del promedio condicional $\bar{X}_{j|1,\dots,j-1}$ y de la varianza condicional $S_{j|1,\dots,j-1}^2$.

Estas componentes siguen una distribución de probabilidades conocida, lo cual facilita el proceso de identificación de causas atribuibles. El término incondicional identifica un cambio en el proceso debido a las condiciones de centramiento y/o variabilidad de una variable en particular, mientras que los términos condicionales identifican cambios en la estructura de asociación entre la variable j y el resto de variables del término condicional. Estas deducciones pueden lograrse contrastando el valor obtenido frente a un valor porcentual de la distribución, como se muestra en las Ecuaciones (7) y (8).

$$T_j^2 \approx \frac{(n+1)}{n} F_{(1,n-1;\alpha)} \quad (7)$$

$$T_{j|1,\dots,j-1}^2 \approx \left[\frac{(n+1)(n-1)}{n(n-j-2)} \right] F_{(1,n-j-2;\alpha)} \quad (8)$$

Para reducir el número de cálculos a realizar es recomendable primero analizar los p términos incondicionales, de tal manera que de hallar una causa asignable en alguna de estas variables no será necesario investigar su asociación con el resto.

2.3 Índice de Capacidad Multivariante

El procedimiento para cuantificar la capacidad de un proceso en el ámbito multivariante guarda cierta analogía con el caso univariado. En particular se abordará la metodología propuesta por Shariari, Hubele y Lawrence [4], la cual se denomina Vector Multivariante de

Capacidad, compuesto por tres componentes: El primero de ellos se define como el cociente de áreas (p=2) o volúmenes (p>2) de la zona de tolerancia y la zona de control. El problema con este índice radica en que estas dos zonas presentan formas geométricamente diferentes, ya que la zona de tolerancias regularmente está conformada por una región rectangular, mientras que la zona de control, conforma una región elíptica. De manera que se hace necesario modificar esta última y adaptarla a una región rectangular tal como se ilustra en la figura 1.

De esta manera el primer componente denominado C_{pM} , se define por (9)

$$C_{pM} = \left[\frac{\text{Vol. (Región de Tolerancia)}}{\text{Vol. (Región de Proceso Modificada)}} \right]^{\frac{1}{p}} \tag{9}$$

Los vértices de la región de Proceso modificada, se obtienen maximizando o minimizando, según sea el caso la expresión (10), que define el contorno de la región de proceso. El resultado de esta minimización da origen a las expresiones (11) y (12) que ubican las coordenadas de los vértices de la región de proceso modificada.

$$(X - \mu_o)^T \Sigma^{-1} (X - \mu_o) = \chi^2_{(v,\alpha)} \tag{10}$$

$$LSC_i = \mu_i + \sqrt{\frac{\chi^2_{(p,\alpha)} \det(\Sigma_i^{-1})}{\det(\Sigma^{-1})}} \quad LIC_i = \mu_i - \sqrt{\frac{\chi^2_{(p,\alpha)} \det(\Sigma_i^{-1})}{\det(\Sigma^{-1})}} \tag{11}$$

$$C_{pM} = \left[\frac{\prod_{j=1}^v (LSE_j - LIE_j)}{\prod_{l=1}^v (LSC_l - LIC_l)} \right]^{\frac{1}{p}} \tag{12}$$

Donde $\chi^2_{(p,\alpha)}$ es el percentil α de una distribución χ^2 con p grados de libertad. La matriz Σ_i es obtenida mediante la eliminación de la j -ésima columna y la i -ésima fila de la matriz Σ . $C_{pM} > 1$, indica que el volumen de la región de tolerancia es superior al volumen conformado por la región de control, lo cual sería indicio de una buena capacidad de proceso.

El segundo componente del vector de capacidad (PV) valora el nivel de proximidad existente entre los centramientos de las dos regiones, control y especificación. Para ello se efectúa una prueba T^2 de Hotelling para igualdad de promedios y el valor-p obtenido en esta prueba conformará el segundo componente del vector de capacidad.

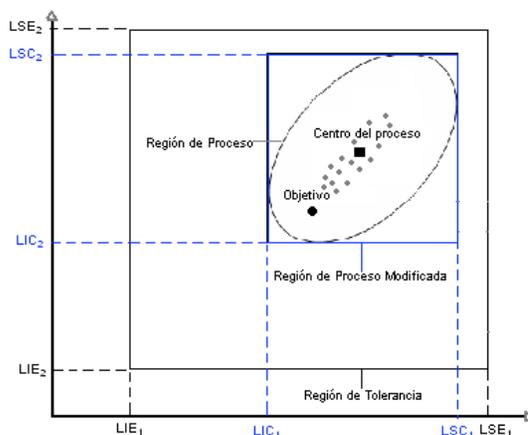


Figura 1. Región de control modificada para el cálculo del Vector de Capacidad

$$T^2 = m(\bar{A} - \bar{\mu}_0)^T S^{-1} (\bar{A} - \bar{\mu}_0) \tag{13}$$

$$PV = P(T^2 > \frac{p(m-1)}{m-v} F_{(m,m-p)}) \tag{14}$$

Un valor de PV cercano a cero indicará que el centro del proceso es lejano al valor central de la región de tolerancia.

Por ultimo, el tercer componente del vector de capacidad (LI) sintetiza una comparación de las ubicaciones de la región de control modificada y la región de tolerancia. Está indica cuando una parte de la región de control se encuentra por fuera de la región de especificaciones. Esto es LI asume el valor de 1 si la región de proceso modificada se encuentra comprendida dentro de la región de tolerancia y asume el valor de 0 en otro caso.

3. RESULTADOS

La implementación se desarrolló sobre una línea de producción del proceso de extrusión de bolsa de Polietileno Lineal de Alta Densidad de 11(½) pulgadas. Esta bolsa plástica debe satisfacer algunas condiciones mínimas establecidas por su funcionalidad, entre las que se encuentran: 1. Características de Dimensión: Ancho de la Bolsa, Calibre; 2: Características de Resistencia Mecánica: Resistencia a la Tracción, Resistencia al Rasgado. Las Características de Resistencia Mecánica son medidas en ambos sentidos de la bolsa plástica, resistencia longitudinal y resistencia transversal. Las especificaciones para este producto se resumen en la Tabla 1.

3.1 Definición Tamaño de Muestra y Frecuencia de Muestreo

El tamaño del subgrupo se definió teniendo en cuenta la sugerencia realizada por la norma técnica que rige el

procedimiento de medición de la resistencia a la tracción NTC-1134, que exige como mínimo un total de 5 unidades muestrales. En cuanto a la frecuencia de muestreo, esta debe permitir que el procedimiento de control sea viable y que interrumpa en la menor cantidad posible el proceso de producción. En este caso un subgrupo por cada rollo de producción permitirá identificar causas asignables en el momento en que se produzca una señal fuera de control.

Característica	Limite Superior	Limite Inferior
Ancho (A)	29,53	28,89
Calibre (C)	5,00	4,00
R. Rasgado Trans (RT)	2,80	1,81
R. Rasgado Long. (RL)	5,67	4,24
R. Tracción Trans (TT)	31,23	24,33
R. Tracción Long. (TL)	28,20	24,07

Tabla 1. Especificaciones de Producto

3.2 Implementación Gráfico de control

Para la etapa de implementación del gráfico de control se tomaron un total de 20 muestras de tamaño 5 del proceso de producción, cuando las condiciones de producción suponían estabilidad en el proceso. Superada la fase de validación de supuestos, es decir, previa verificación del cumplimiento de los supuestos de normalidad multivariante, no autocorrelación entre las variables, y no presencia de multicolinealidad, se escoge el gráfico de control T^2 de Hotelling como la metodología de control del proceso, dado su sencillez y la capacidad de fijar los límites de control mediante procedimientos probabilísticos. Las Tablas 2 y 3 presentan las estimaciones preliminares del Vector de Centramiento A y la Matriz de Varianzas y Covarianzas S .

RT	RL	TT	TL	C	A
2,30193	4,91452	27,7392	26,1735	4,60692	29,3302

Tabla 2. Estimación Preliminar del Vector de Centramiento A

	RT	RL	TT	TL	C	A
RT	0,027	0,006	0,004	0,004	0,002	-0,004
RL	0,006	0,057	-0,029	0,004	0,000	0,010
TT	0,004	-0,029	1,418	0,001	-0,012	0,003
TL	0,004	0,004	0,001	0,471	0,020	-0,017
C	0,002	0,000	-0,012	0,020	0,011	-0,010
A	-0,004	0,010	0,003	-0,017	-0,010	0,045

Tabla 3. Estimación Preliminar de la Matriz de Covarianzas S

Con estas primeras estimaciones se procede a valorar el estado de control del proceso. Construyendo un gráfico de control T^2 de Hotelling con un nivel de significancia de 0.0027 (siguiendo los lineamientos 3 sigma de los gráficos univariantes). Los resultados indican, tal como lo ilustra la figura 2, que las muestras número 1, 2, 8, 10, 13, 15 y 17, correspondían a situaciones anómalas de

producción, por tanto habría que eliminarlas del proceso y re-estimar los parámetros de centramiento y covarianza del proceso con las 13 muestras restantes. (Los resultados obtenidos en el desarrollo de este trabajo fueron obtenidos a través del software Minitab 14 ®)

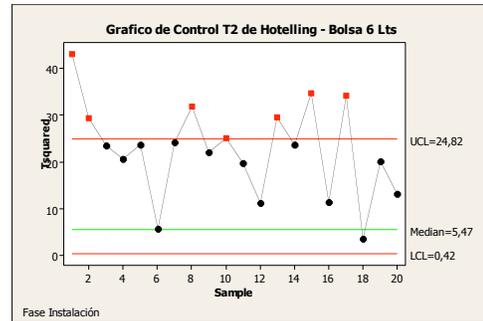


Figura 2. Verificación del Estado de Control – Fase Instalación

RT	RL	TT	TL	C	A
2,3017	4,9574	27,6595	26,1385	4,6025	29,3297

Tabla 4. Estimación Final del Vector de Centramiento

	RT	RL	TT	TL	C	A
RT	0,027	0,009	-0,001	0,003	0,002	-0,006
RL	0,009	0,044	-0,038	0,011	0,001	0,006
TT	-0,001	-0,038	1,555	-0,038	-0,018	0,019
TL	0,003	0,011	-0,038	0,441	0,013	-0,011
C	0,002	0,001	-0,018	0,013	0,007	-0,012
A	-0,006	0,006	0,019	-0,011	-0,012	0,055

Tabla 5. Estimación Final de la Matriz de Covarianzas

Una vez superada la fase de instalación del gráfico de control, se procede a abordar la fase de operación del mismo. Resituando el límite de control en $UCL = 31.4$, y verificando el estado de 14 nuevas muestras extraídas del proceso de producción. Estas 14 muestras presentaron un grave problema de variabilidad, lo cual se vio reflejado en el diagnóstico que emitió el gráfico de control, tal como lo deja ver la figura 3.

El diagnóstico del gráfico de control es muy claro, se presentan situaciones anómalas de producción para el total de muestras valoradas, sin embargo este no brinda información acerca de la fuente de esta variación, por lo cual se debe recurrir a técnicas complementarias. En este caso se hizo uso de la descomposición del estadístico T^2 de Hotelling, para cada una de las muestras, obteniéndose los resultados resumidos en la Tabla 6. En esta Tabla puede notarse como las variables Rasgado Longitudinal y Rasgado Transversal son identificadas como posibles fuentes de variación para la totalidad de muestras evaluadas, siendo la primera variable en mención la que presenta los valores p mas significativos. De esta manera se sospecha en gran magnitud de que el proceso presenta un problema frente a la estabilidad de la característica resistencia al rasgado, especialmente en el sentido longitudinal.

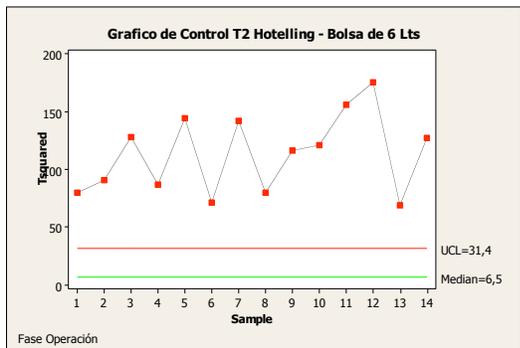


Figura 3. Gráfico de Control T^2 de Hotelling – Fase de Operación

Muestra	Variable	P-Valor	Muestra	Variable	P-Valor	Muestra	Variable	P-Valor
1	RASGADO (T)	0.0000	7	RASGADO (T)	0.0000	11	RASGADO (T)	0.0001
	RASGADO (L)	0.0000		RASGADO (L)	0.0000		RASGADO (L)	0.0000
	TRACCIÓN (L)	0.0012		CALIBRE	0.0000		TRACCIÓN (T)	0.0001
	ANCHO	0.0008		ANCHO	0.0000		TRACCIÓN (L)	0.0000
2	RASGADO (T)	0.0081	8	RASGADO (T)	0.0232	12	RASGADO (T)	0.0001
	RASGADO (L)	0.0000		RASGADO (L)	0.0000		RASGADO (L)	0.0000
	TRACCIÓN (T)	0.0001		TRACCIÓN (T)	0.0001		TRACCIÓN (L)	0.0000
	TRACCIÓN (L)	0.0034		CALIBRE	0.0147		CALIBRE	0.0000
3	RASGADO (T)	0.0000	9	RASGADO (T)	0.0024	13	RASGADO (L)	0.0001
	RASGADO (L)	0.0000		RASGADO (L)	0.0000		TRACCIÓN (T)	0.0048
	TRACCIÓN (L)	0.0000		TRACCIÓN (L)	0.0000		TRACCIÓN (L)	0.0000
	ANCHO	0.0005		ANCHO	0.0066		CALIBRE	0.0000
4	RASGADO (T)	0.0003	10	RASGADO (T)	0.0025	14	RASGADO (T)	0.0001
	RASGADO (L)	0.0000		RASGADO (L)	0.0000		RASGADO (L)	0.0000
	TRACCIÓN (T)	0.0128		CALIBRE	0.0000		TRACCIÓN (T)	0.0001
	TRACCIÓN (L)	0.0003		ANCHO	0.0000		TRACCIÓN (L)	0.0417
5	RASGADO (T)	0.0000	11	RASGADO (T)	0.0001	12	RASGADO (L)	0.0000
	RASGADO (L)	0.0000		RASGADO (L)	0.0000		RASGADO (L)	0.0000
	TRACCIÓN (L)	0.0026		CALIBRE	0.0000		TRACCIÓN (T)	0.0001
	ANCHO	0.0064		ANCHO	0.0001		CALIBRE	0.0417
6	RASGADO (T)	0.0166	13	RASGADO (T)	0.0001	14	RASGADO (L)	0.0000
	RASGADO (L)	0.0000		RASGADO (L)	0.0000		RASGADO (L)	0.0000
	TRACCIÓN (L)	0.0026		CALIBRE	0.0000		TRACCIÓN (T)	0.0001
	ANCHO	0.0429		ANCHO	0.0001		CALIBRE	0.0417

Tabla 6. Descomposición MTY del Estadístico T^2 de Hotelling

3.3 Replica del Ejercicio Eliminando la Variable Resistencia al Rasgado Longitudinal

En búsqueda de validar las hipótesis planteadas acerca de la resistencia al rasgado longitudinal del producto estudiado, se propone realizar nuevamente el ejercicio sin tener en cuenta la variable resistencia al rasgado.

La figura 5 resume el procedimiento de instalación del gráfico de control para las 5 variables estudiadas. Nótese como este procedimiento de instalación logra ser en gran medida “mucho mas limpio”, al no identificarse situaciones anómalas de producción.

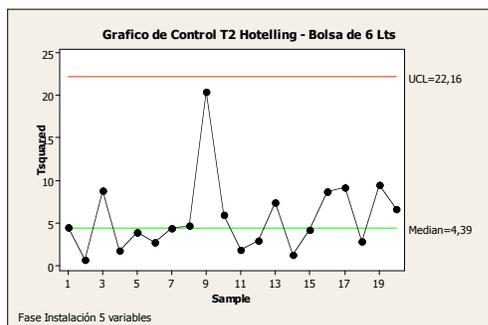


Figura 5. Gráfico de Control T^2 de Hotelling – Fase de Instalación – Sin Rasgado Longitudinal

En la fase de operación se identificaron algunas señales fuera de control, específicamente en las muestras 3, 9, 10, 11, 12, y 13. Tal como lo ilustra la figura 6.

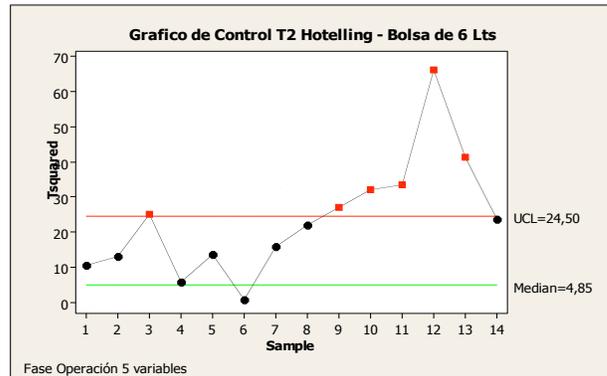


Figura 6. Gráfico de Control T^2 de Hotelling – Fase de Operación – Sin Rasgado Longitudinal

Para estas muestras, la descomposición MTY identificó las respectivas variables que pudieran ser las causantes de las señales fuera de control. En esta ocasión no se encuentra una fuente especial para estas señales, por el contrario, las características sospechosas varían de una muestra a otra, como lo deja ver la Tabla 7.

Muestra	Point Variable	P-Value
3	Tracción (L)	0,0014
	Ancho	0,0055
9	Tracción (L)	0,0029
	Calibre	0,0008
	Ancho	0,0280
10	Calibre	0,0000
	Ancho	0,0002
11	Tracción (T)	0,0024
	Calibre	0,0007
12	Tracción (L)	0,0001
	Calibre	0,0000
	Ancho	0,0000
13	Rasgado (T)	0,0244
	Tracción (T)	0,0053
	Tracción (L)	0,0380
	Calibre	0,0001

Tabla 7. Descomposición MTY del Estadístico T^2 de Hotelling – Sin Rasgado Longitudinal

3.4 Análisis de Capacidad Multivariante

En este caso se utilizó una región de proceso con un nivel de significancia $\alpha = 0.0027$. La matriz de covarianza empleada es la misma con la cual se instaló el gráfico de control T^2 de Hotelling, presentada en la Tabla 5. Los cálculos de las matrices inversas al igual que sus determinantes se realizaron con la ayuda de las funciones incorporadas en Microsoft Excel 2000 ®. Finalmente los resultados obtenidos se presentan en la Tabla 8.

Variable	Límite Inferior	Límite Superior
RT	1,60	3,00
RL	4,05	5,78
TT	22,30	33,18
TL	23,30	29,05
C	4,33	4,89
A	28,54	30,12

Tabla 8. Límites de la Región de Proceso Modificada

El valor para el primer componente del vector de capacidad, correspondiente al cociente de los volúmenes de la región de tolerancia y de la región de proceso modificada, es equivalente a 0.76. Realmente bajo e indicio de un proceso poco capaz, sobre el cual debe realizarse una serie de ajustes, especialmente en lo que respecta al rasgado longitudinal de la bolsa plástica.

En el cálculo del segundo componente del vector de Capacidad se hace uso de la prueba T^2 de Hotelling de igualdad de promedios, la cual se realizará teniendo en cuenta únicamente las características Ancho y Calibre, puesto que los límites de especificación para las variables de resistencia mecánica fueron establecidos a través de las muestras de instalación del gráfico de control, por tanto los valores centrales de la región de control y de la región de proceso coincidirán para estas variables. Los resultados obtenidos en la prueba de T^2 de Hotelling de igualdad de promedios se presentan en la Tabla 9.

	Centro Especificaciones	Centro del proceso	Diferencia
Ancho	4.5	4.60692	0,10692
Calibre	29.1	29.33029	0,1202

$$T^2 \text{ Crítico} = 8.62 \quad \text{Valor P} = 0.0345$$

Tabla 9. Prueba de Centramiento de la Región de Proceso

El último componente del vector de capacidad, es el índice de localización LI, el cual para este ejercicio específico asume un valor de 0 (debido a que la región de proceso modificada no está completamente contenida dentro de la región de especificación). El vector multivariante de capacidad obtenido es el siguiente:

$$[0.76; 0.0345; 0]$$

4. CONCLUSIONES

El procedimiento de control identificó la resistencia al rasgado como la principal fuente de variabilidad en el procesos de producción, situación que se corroboró en la práctica encontrando que efectivamente las condiciones de maquina no eran la adecuadas, puesto que se estaba trabajando con velocidades de halado muy altas, lo cual no permitía una adecuada conformación del material plástico antes de su estiramiento. De otro lado, el análisis

de capacidad multivariante identifica algunas falencias en el proceso de observados en las variables ancho y calibre. El valor del primer componente del vector de Capacidad $C_{pM} = 0.76$ indica que el proceso de extrusión de bolsa externa de 11.5 pulg, es un proceso poco capaz de producir dentro de las especificaciones establecidas. Sobre el cual debe realizarse en una serie ajustes en especial concernientes al mejoramiento de la estabilidad de la variable Rasgado Longitudinal.

En resumen, según los resultados obtenidos, puede decirse que el proceso estudiado presenta una baja capacidad de producir dentro del conjunto de especificaciones establecidas.

5. BIBLIOGRAFÍA

- [1] Montgomery Douglas. *Introducción al Control Estadístico de la Calidad*, Editorial Iberoamericana, 1991.
- [2] Konrath Andrea. “Decomposição da Estatística do Gráfico de Controle Multivariado T^2 de Hotelling por Meio de um Algoritmo Computacional” MgSc Dissertacao. Universidade Federale de Santa Catalina. 2002.
- [3] Mason Robert, Tracy Nola, Young John. “Decomposition of T^2 for multivariate Control Chart Interpretation”. Journal of Quality Technology. Vol. 27. No. 2. Abril 1995.
- [4] Hubele Norma, Lawrence Frederic, Miskulin John, Shahriari Hamid, Wang F. “Comparison of three multivariate process capability indices”. Journal of Quality Technology. Vol. 32. No 3, Julio 2000.
- [5] Alfaro Navarro José Luís. “Métodos multivariantes en control estadístico de la calidad”. http://www.uclm.es/ab/fcee/paginas/D_trabajos/2-2002-2.pdf
- [6] Vargas José, Yañez Sergio, González Nelfi, “Carta T^2 con base en los estimadores robustos de los parámetros”. Revista Colombiana de Estadística. Vol. 26 No 2. p: 159 a 179. Diciembre 2002.