



**ANALISIS COMPARATIVO DE  
MEDIANTE HERRAMIENTAS DE  
CONTROL CLASICAS RESPECTO DE  
CONTROL ESTADISTICO  
MULTIVARIANTE (MSPC-PCA).  
COMPARATIVE ANALYSIS OF  
CLASSICAL CONTROL TOOLS  
RELATED TO MULTIVARIATE  
STATISTICAL PROCESS CONTROL  
(MSPC-PCA).**

**Jorge Saavedra T. (Universidad Católica de Valparaíso, Facultad  
de Recursos Naturales)**

jorge.saavedra@ucv.cl

**Natally Pallante R. (Universidad Católica de Valparaíso, Facultad  
de Recursos Naturales)**

nataly.pallante@ucv.cl

**Valmir Martins de Oliveira (Instituto de Estudios Avanzados  
(IDEA), Universidad de Santiago)**

valmirmartinsoliveira@gmail.com

**Carla Crovetto M. (ATISAE-CCAQUALITAS S.A.)**

crovetto Carla@gmail.com

**Jose Miguel Carot S. (Universidad Politécnica de Valencia, Depto.  
de Estadística, Inv. Operativa y Calidad)**

jcarot@eio.upv.es

***Resumo***

*El control y mejoramiento continuo los procesos abarca toda acción que conlleve a un replanteamiento de los procesos que signifiquen una creación de valor para el cliente.. No obstante, su evaluación y validación pasa por la aplicación de herramientas subjetivas, ambiguas y/o poco formales, lo que no contribuye ni aporta valor a las empresas.*

*El presente trabajo tuvo como objetivo realizar un análisis comparativo de herramientas tradicionales de control (Control Estadístico de Procesos Univariante y los Índices de Capacidad) frente a un grupo de herramientas multivalentes basadas en Proyección sobre Estructuras Latentes como posibles alternativas cuantitativas de*

*evaluación y validación de Sistemas de Gestión.*

*Del análisis realizado destaca la combinación de métodos estadísticos univariantes y, en especial, métodos estadísticos multivariantes basados en Proyección sobre Estructuras Latentes, los que constituyeron la mejor herramienta cuantitativamente procesos productivos de cara a lograr la Mejora Continua de los Sistemas de Gestión.*

**Abstract**

*The control and continuous improvement of the process include all kind of actions to carry out a rethinking of its process and signify a value making for all customers.*

*Nevertheless, its evaluation and validation include the application off subjective, ambiguous and informal tools that not signify value making for all customers and enterprises.*

*The present research was aimed to compare Classical Control Tools related to Multivariate Statistical Process Control (MSPC-PCA) like new alternatives of evaluation and validation of Management System.*

*From analysis highlights the combination of univariate statistical methods and, in particular, multivariate statistical methods based on Projection over Latent Structures, which represented the best quantitative tool to process production evaluation in order to achieve the Continuous Improvement Management Systems.*

*Palavras-chaves: Continuous Improvement, Multivariate Statistical Process Control, Principal Components Analysis*

## 1. INTRODUCCIÓN

El control y mejoramiento continuo los procesos abarca toda acción que conlleve a un replanteamiento de los procesos que signifiquen una creación de valor para el cliente, es decir, cualquier estrategia que consiga y mantenga al día adecuadas pautas de trabajo mediante la incorporación gradual de pequeñas mejoras al sistema. Este ha sido el objetivo de los Sistemas de Gestión de la Calidad basados en modelos como ISO 9001:2001 o EFQM, donde el sistema global de una organización busca constantemente mejoras graduales en su accionar. La gran mayoría de estos sistemas de gestión han sido implementados y evaluados (auditados) en los últimos años sobre la base de procedimientos de control/auditorías basados en herramientas subjetivas, ambiguas y/o poco formales, las cuales reflejan solo estados de cumplimiento discretos, sin indicar la graduabilidad del cumplimiento (o incumplimiento), y mas aun, sin pronunciarse en el fondo sobre la validez del Sistema de Gestión evaluado (Crovetto, 2008).

A este respecto el comité Técnico ISO/TC 176 editó en 2003 la Guía ISO/TR 10017 “Guía sobre Técnicas Estadísticas para ISO 9001:2000”, no obstante un sondeo local realizado en Chile por los autores entre empresas consultoras de implementación y auditoría de Gestión de la Calidad, indica que este tipo de herramientas aun son de uso limitado. Esta situación es preocupante ya que existiendo una serie de herramientas de monitoreo, evaluación y control disponibles que no son utilizadas, se genera un vacío de información respecto de cuales son en verdad los elementos sensibles de cumplimiento (o incumplimiento) y en qué grado, de dichos sistemas de gestión.

Uno de los elementos más importante en un proceso industrial es poder monitorear su variabilidad, la cual se puede describir, analizar, modelar y predecir a través de diversas herramientas estadísticas. Una de ellas corresponde al Control Estadístico de Procesos (SPC) y al Análisis de Capacidad, el cual se define como la medida de la extensión en la cual un proceso cumple con un criterio de desempeño predeterminado, por lo general  $\pm 3 \sigma$ , (Bissell, 1994). El Control Estadístico de Procesos como la Capacidad de Procesos ha sido abordada y

estudiada por diversos autores (Kane, 1986; Gunter, 1989; Kotz et al., 1992; Rodríguez, 1992; Bothe, 1997; Spiring, 1997; Kaminsky et al., 1998; Kotz y Lovelace, 1998; Ryan, 2000; entre otros.) Su utilización tiene como propósito determinar si un proceso es capaz de elaborar productos conforme respecto de las especificaciones, estimar la cantidad de producto no conforme que pueda ser obtenido e identificar la (s) causa (s) de cualquier comportamiento anómalo (ISO, 2005) a fin de reducir la variabilidad.

Por otro lado durante los últimos años los procesos de elaboración han alcanzado un alto grado de automatización y rapidez, debido al avance tecnológico, la masificación de ésta última y a la baja de sus costos (Andersson, 2000). Así mismo esta situación ha conllevado una serie de comportamientos nuevos de las variables de un proceso como son la No-Normalidad y la Autocorrelación. Bajo este contexto, las herramientas estadísticas clásicas no son del todo aplicables y pierden aplicabilidad, debido a que monitorean cada una de las variables de forma independiente, sin considerar la interacción de las variables y causalidades en el proceso.

Por otro lado los autores han identificado una serie de herramientas estadísticas multivariantes aparecidas en los últimos años que dadas sus características metodológicas, constituyen una excelente oportunidad para la evaluación, monitoreo y control de procesos asociados a Sistemas de Gestión. Es importante considerar que la calidad de un producto/servicio es una propiedad multivariante y debe ser tratada como tal (Eriksson, 2006).

## **2. Metodología.**

El presente trabajo tuvo como objetivo realizar un análisis comparativo de herramientas tradicionales de control (Control Estadístico de Procesos Univariante y los Índices de Capacidad) frente a un grupo de herramientas multivalentes basadas en Proyección sobre Estructuras Latentes, enfoque propuesto por Wold (1978) y desarrollado por Kourtí, Nomikos y MacGregor (1995) y Nomikos (1995). El análisis se apoya en resultados prácticos obtenidos por los autores a partir de un proceso continuo de envasado de bebidas carbonatadas.

Se realizó un muestreo sistemático al azar de un proceso continuo de envasado de bebidas carbonatadas (PET, 2 litros). Las variables de calidad medidas fueron: Carbonatación (CO<sub>2</sub>), Sólidos Solubles (°Brix) y Contenido Neto (C.Net).

El estudio analizó la variabilidad experimentada por cada característica de calidad, en relación con la eficacia del proceso productivo a través de dos enfoques: uni y multivariante. Las pruebas y resultados estadísticos se obtuvieron a partir del software SPSS 10.01 (SPSS, Inc. 2000), Statgraphics Centurion 15 (StatPoint, Inc. 2006) y SIMCA-P 10.0 (Umetrics Inc., 2001).

## **2.1 Análisis Estadísticos.**

Los análisis univariantes incluyeron: Gráficos de Control de Shewhart para Medias y Desviación Estándar, Capacidad del Proceso y Gráfico Iso-Defects Approach. Los índices utilizados fueron Cp, Cpk, Cpm, Cpmk y K.

Los análisis multivariantes utilizados fueron: Gráfico de T<sup>2</sup> de Hotelling y Gráfico de Control Multivariante basado en Análisis de Componentes Principales (MSPC-PCA).

## **3. Desarrollo.**

### **3.1 Análisis exploratorio de datos.**

El pretratamiento de datos se consistió en la evaluación de los supuestos básicos para el análisis: ajuste a la distribución normal, Homocedasticidad e independencia de las variables. Para evaluar Normalidad, se realizó el test no paramétrico de Kolmogorov–Smirnov considerando los 2 sistemas de medición utilizados como en conjunto (A y B). Los resultados obtenidos indican que para las variables Carbonatación y Contenido Neto se ajustan a una distribución normal con un nivel de confianza del 95 % (p-value > 0.1). La variable °Brix se no se ajustó a la distribución normal (p=0.0), esto debido a distorsiones en el proceso atribuidas a causas asignables, la sobre posición de 2 o más sub-poblaciones al interior de una muestra o que, en definitiva, la variable se ajusta a otro tipo de distribución (Bisell, 1994).

Complementariamente, se realizó una prueba de comparación de medias para las variables Carbonatación y °Brix los 2 sistemas de medición utilizados, de modo de asegurar que provienen de una misma población de individuos (test de homogeneidad). Esta consistió en un test ANOVA de un factor, el que incluyó la prueba de Levene para comprobar la igualdad de varianzas para ambos analistas (principio de Homocedasticidad). Los resultados obtenidos indican que no existen diferencias entre ambos sistemas de medición y que estos poseen varianzas similares, pudiendo asumirse al 95% de confianza que provienen de una misma población homogénea.

Uno de los supuestos más ampliamente utilizados y no comprobados es la independencia en la generación de los individuos por parte del proceso (Kaminsky et al., 1998; Rodríguez, 2002). De modo de prever este punto se determinó gráficamente el grado de autocorrelación de las variables. Se observó que dado un  $r_k \leq 0.7$  (Woodall, 2000) en todos los casos, las variables no presentan autocorrelaciones.

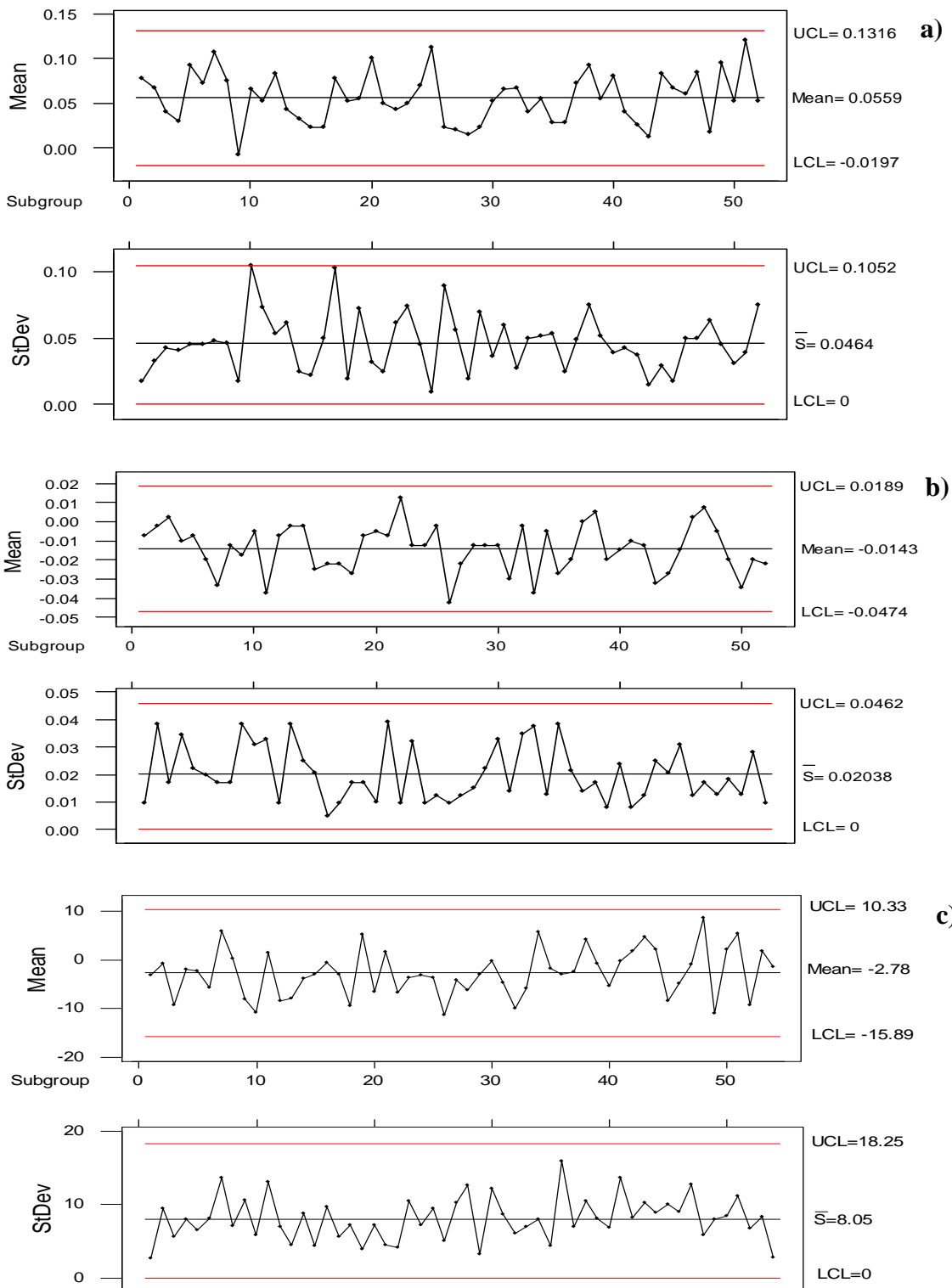
### **3.2 Análisis de Control de Proceso: Gráficos de Shewhart.**

Posteriormente se construyeron los Gráficos de Control de Shewhart para la Media y la Desviación Estándar, basados en 52 subgrupos de tamaño  $n=4$  según la metodología propuesta por NIST (2004). La depuración de los puntos fuera de control se realizó según la propuesta de Carot (1998) logrando el estado de control estadístico considerando 52 subgrupos para la variable Carbonatación, 54 subgrupos para la variable °Brix y 54 para la variable Contenido Neto. A modo de ejemplo, en la Figura 1, se presentan los gráficos de control de Shewhart para las tres variables de calidades evaluadas y ajustadas.

### **3.3 Análisis de Capacidad del Proceso.**

Para calcular los Índices de Capacidad, se estimaron los parámetros poblacionales ( $\mu$  y  $\sigma$ ) de las tres variables evaluadas: Carbonatación, °Brix y Contenido Neto. Para ello se utilizaron estimadores insesgados y máximo-verosímiles (Carot, 1998).

Respecto de las estimaciones máximo verosímiles e insesgadas, si bien el tema ha sido debidamente tratado por diferentes autores, aún pueden verse errores de concepto y confusión al momento de su aplicación y establecerse un procedimiento único de trabajo para su aplicación en control de procesos (Kotz y Lovelace, 1998; Montgomery, 2001; Carrión y Maluenda, 2001; Rodríguez, 2002).



**Figura 1.** Gráficos de control de Shewhart para la Media y la desviación estándar para las variables a) CO<sub>2</sub>, b) °Brix y c) Contenido Neto.

Dado que la variable °Brix presenta un comportamiento no-normal, los índices de capacidad fueron obtenidos mediante el método propuesto por Clements (1989). Éste se basa en la estimación intercuartil utilizando una distribución normal ajustada mediante el uso de la familia de curvas de Pearson (Kotz y Lovelace, 1998). Finalmente se realizó la estimación punto (estadísticos  $C_p$ ,  $C_{pk}$ ,  $C_{pm}$ ,  $C_{pmk}$  y  $K$ ) y los intervalos de confianza (estadísticos  $C_p$  y  $C_{pk}$ ) con la información de los subgrupos.

La diferencia entre los valores de los índices para individuos y subgrupos radica en los diferentes valores estimados de la desviación estándar por uno u otro método. En general el estimado a partir de individuos (variabilidad total, *overall*) resultó levemente mayor que la estimada a partir de subgrupos (variabilidad intragrupos, *within*), debido a que la variabilidad total, (*overall*) refleja la variación tanto dentro como entre los subgrupos. Los resultados de los índices estimados se muestran en la Tabla 1.

Según los valores de  $C_p$  obtenidos para las variables Carbonatación, °Brix y Cont. Neto, el proceso es potencialmente capaz ( $C_p \geq 1$ ), en especial para el caso de la variable °Brix. No obstante, para la variable Cont. Neto el índice es apenas suficiente, ya que no cumple el nivel mínimo especificado ( $C_p \geq 1.33$ ). Estos resultados se pueden visualizar analizando la Figura 2. Claramente se observa como el rango comprendido por los límites del proceso de las tres variables se ubica dentro del rango de las especificaciones con mayor o menor holgura según la variable. Por otro lado, y considerando la capacidad real ( $C_{pk}$ ), se observa que sólo la variable °Brix cumple con la especificación, mientras que las variables Carbonatación y Cont. Neto no logran el mínimo establecido ( $C_{pk} \geq 1.33$ ).

Es importante destacar que  $C_{pk}$  considera tanto la posición de la media del proceso ( $\bar{X}$ ) como su variabilidad, aunque no su descentrado respecto del valor nominal ( $T$ ) (McCormack et al., 2000). Los índices  $C_{pm}$  y  $C_{pmk}$  han sido propuestos para abordar el problema asociado a

la falta de centrado respecto del nominal ( $T$ ). En este sentido los valores de  $C_{pm}$  obtenidos para la variable Carbonatación como para Cont. Neto son muy similares y próximos a la unidad (1.0827 y 1.0726 respectivamente), lo que se suma a la falta de centrado respecto del nominal ( $T$ ), aunque no son capaces de discriminar adecuadamente dicha magnitud entre las variables.

**Tabla 1.** Valores estimados para los Índices de capacidad.

Variables	Índices	Valor	
		Subgrupos	Individuos
Carbonatación	$C_p$	1.6531	1.5811 { 1.4288 , 1.7332 }
	$C_{pk}$	1.2830	1.2272 { 1.1006 , 1.3538 }
	$C_{pm}$	---	1.0827
	$C_{pmk}$	---	0.8423
	K	---	0.2238
Contenido Neto	$C_p$	1.1442	1.1240 { 1.0178 , 1.2301 }
	$C_{pk}$	1.0381	1.0198 { 0.9136 , 1.1260 }
	$C_{pm}$	---	1.0726
	$C_{pmk}$	---	0.9753
	K	---	- 0.0928
(°Brix)	$C_p$	---	1.9378
	$C_{pk}$	---	1.7044
	K	---	-0.0938

Así mismo el índice  $C_{pmk}$  considera la variabilidad, la posición de la media del proceso y el descentrado respecto del valor nominal ( $T$ ) (Chen y Ding, 2001). En el caso de las variables Carbonatación y Cont. Neto, los valores de  $C_{pmk}$  (0.8423 y 0.9753 respectivamente) dejan de manifiesto la poca flexibilidad del proceso a experimentar derivas o descentrados.

Los valores del índice K indican que la variable Carbonatación presenta un descentrado positivo por sobre su media del orden del 22.38%, mientras que las variables °Brix y Cont. Neto presentan un descentrado negativo justo por debajo de sus medias, del orden del -9.38% y -9.28%, respectivamente. Esto queda de manifiesto claramente en la Figura 2.

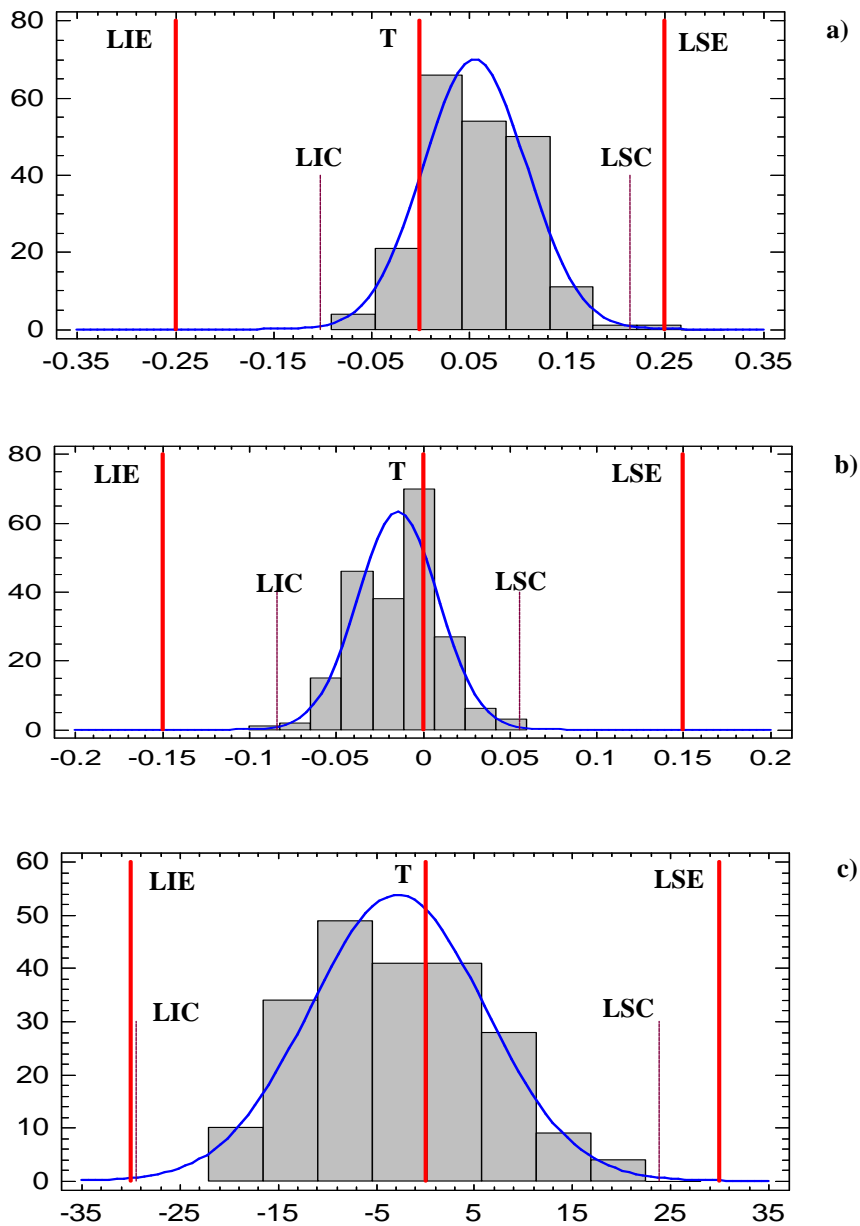
Lo anterior indica que realizar solo una evaluación de proceso en base a Gráficos de Control, no constituye una herramienta suficiente para determinar la eficacia del proceso. En este sentido es muy importante considerar la utilización de algún índice de capacidad potencial y real, y de descentrado relativo ( $C_p$ ,  $C_{pk}$  o K) al momento de evaluar objetivamente el comportamiento de un proceso.

Si bien los índices  $C_{pm}$  o  $C_{pmk}$  ofrecen información mas realista del comportamiento de un proceso al considerar factores como la variabilidad, la posición de la media del proceso y el descentrado respecto del valor nominal ( $T$ ), éstos carecen de valores de referencia o recomendados que puedan ser utilizados por los usuarios industriales, como si ocurre con los índices  $C_p$  y  $C_{pk}$ . De allí la mayor difusión y popularidad que han recibido estos índices en aplicaciones industriales.

Un factor muy importante de considerar para el análisis global del proceso, es la determinación de la fracción de Producto No Conforme (PNC) expresado en partes o unidades por millón (PPM). Esta se ha estimado considerando los modelos ajustados para cada variable y los límites de las especificaciones. Los resultados indican que las variables °Brix, Carbonatación y Cont. Neto poseen una fracción de PNC de 0, 115.92 y 1223.83 PPM, respectivamente, lo que se puede atribuir a la variabilidad global del proceso y el descentrado relativo respecto del nominal ( $T$ ), en especial para la variable Cont. Neto.

Una manera de solventar el análisis “uno a uno” de las variables de un proceso es el planteado por Humphrey y Krehbiel (1999), quienes denominan a su grafico como Gráfico de Capacidad (Iso-Defects Approach).

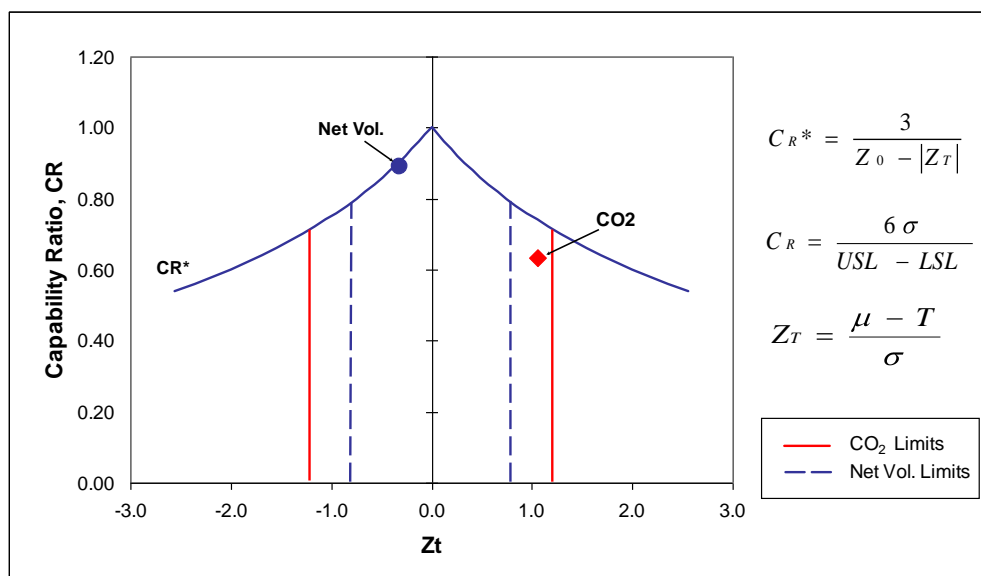
El grafico permite visualizar la relación entre la media del proceso, su variabilidad y los límites de las especificaciones para todas las variables que se midan en el proceso en forma simultanea.



**Figura 2** Distribución de las especificaciones y límites de proceso para las variables: a) °Brix, b) CO<sub>2</sub> y c) Cont. Neto.

El eje horizontal representa el centrado del proceso respecto de las especificaciones, mientras que el eje vertical representa su variabilidad a través de un Índice de capacidad denominado CR (Capability Ratio), el que corresponde conceptualmente al inverso de  $C_p$ . En la Figura 3 se puede ver como las variables Carbonatación y Cont. Neto poseen valores de CR que no sobrepasan el límite de  $CR^*$ , es decir son inferiores a la unidad (0.634 y 0.899 respectivamente) lo que indica que el proceso es potencialmente capaz ( $CR = 1/C_p$ ), con lo cual a menores valores de CR se obtiene una mayor capacidad potencial. Así mismo se

observa como ambas variables poseen un descentrado respecto de su valor nominal T ( $Z_T \neq 0$ ), indicando además el sentido y magnitud de dicho descentrado. En el grafico se aprecia que las especificaciones de desviación respecto del nominal  $|\psi^*|$  establecidas en el proceso no son sobrepasadas en ningún momento.

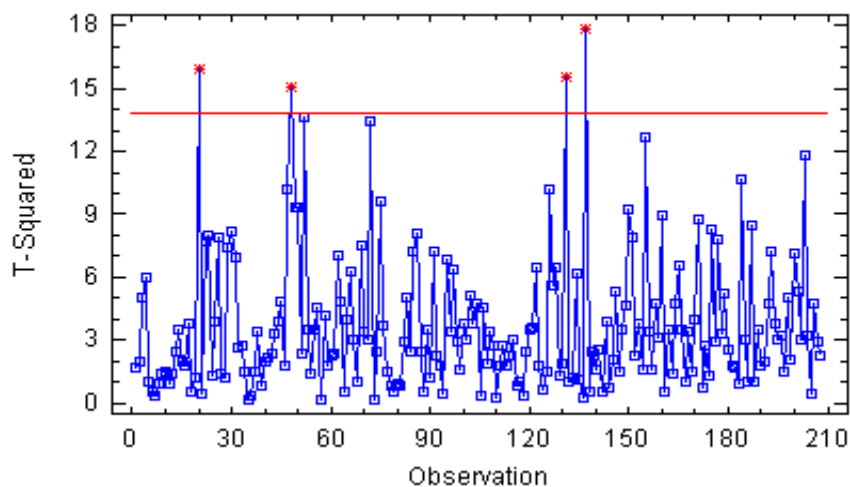


**Figura 3.** Gráfico de capacidade para as variáveis carbonatação e conteúdo líquido.

### 3.4 Análise Multivariante.

Em primeiro termo se construiu o Gráfico Multivariante  $T^2$  de Hotelling (Figura 4) de modo de monitorar a média de as variáveis analisadas com um ratio de falsa alarma de 0,27%. Do gráfico se conseguiu identificar 4 outliers que superam o limite de controle ( $T^2=13,787$ ) correspondentes a as observações Nº 20, 48, 131 e 137.

Uma vez identificada a sinal fora de controle estatístico, é importante conhecer a variável que provocou dito evento anômalo, para posteriormente decidir o curso de ação a seguir e estabelecer a causa assignável para tal variação. É assim como mediante a decomposição de  $T^2$  se identificou que a variável °Brix em maior magnitude contribui para a variabilidade da observação Nº 20, devido a sua tendência de autocorrelação.



**Figura 4:** Gráfico  $T^2$  de Hotelling.

En segundo término se construyó el Gráfico de Control basado en Análisis de Componentes Principales (MSPC-PCA). El gráfico MSPC-PCA posee la particularidad de que comprime la información multidimensional en pocas nuevas variables latentes, las cuales se obtienen a través del algoritmo NIPALS (Nonlinear Iterative Partial Least Squares), y que explica el máximo de la variabilidad del sistema, tanto de las variables por si solas como de sus interrelaciones creando un nuevo espacio vectorial (Wold, 1987; Kurti and MacGregor, 1996; Ferrer, 2003).

En la tabla 2, se muestran los valores de varianza explicada por el gráfico MSPC-PCA.

**Tabla 2.** Fracción de la variabilidad ( $R^2$ ) explicada por el gráfico MSPC-PCA.

Componentes	$R^2$	$R^2$ (cum)	Valor Propio
1	0.372	0.372	1.110
2	0.697	0.697	0.976

De análisis realizado se extrajeron 2 componentes principales, los cuales explican el 69.7% de la variabilidad total. En la Figura 5 se presenta la nube original de datos proyectada en los dos primeros componentes principales a través del Gráfico de Scores. Como resultado de la distinta inercia o dispersión explicada por los dos primeros componentes, el límite de control

multivariante corresponde a una elipse, el cual ha sido diseñado a un nivel de confianza del 95%.

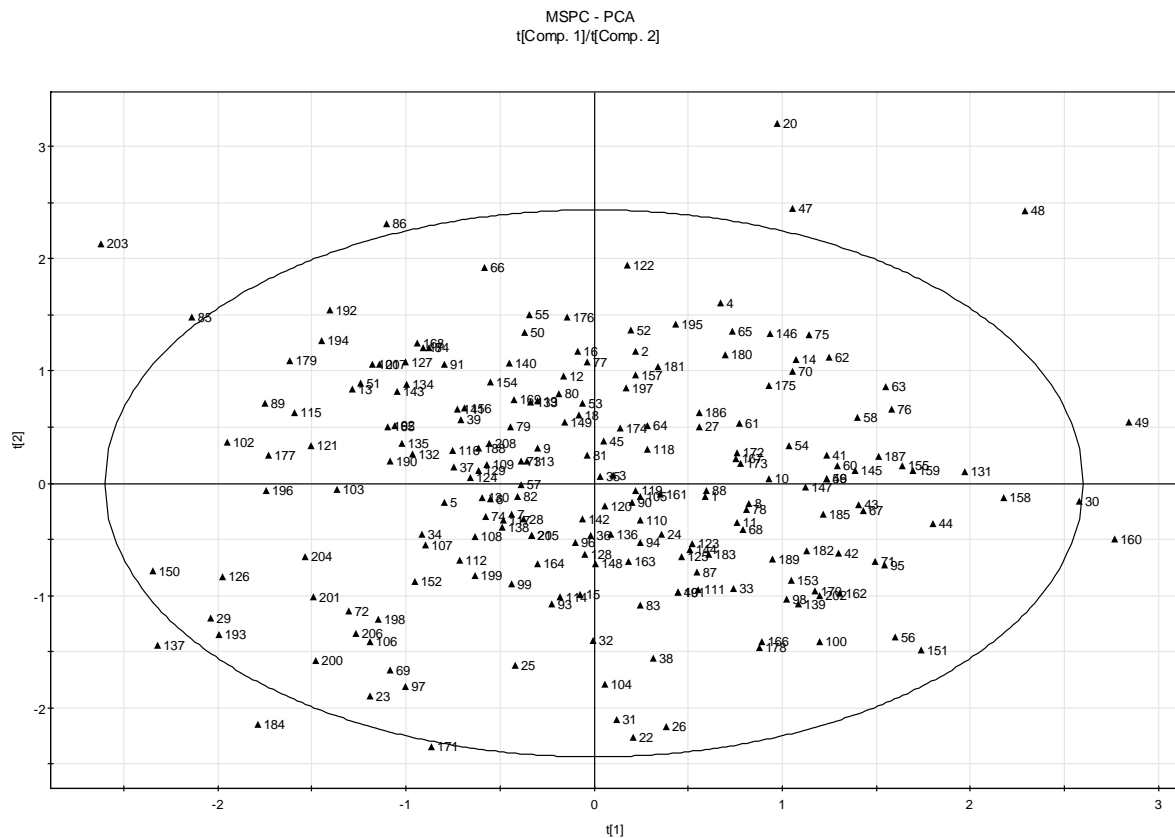
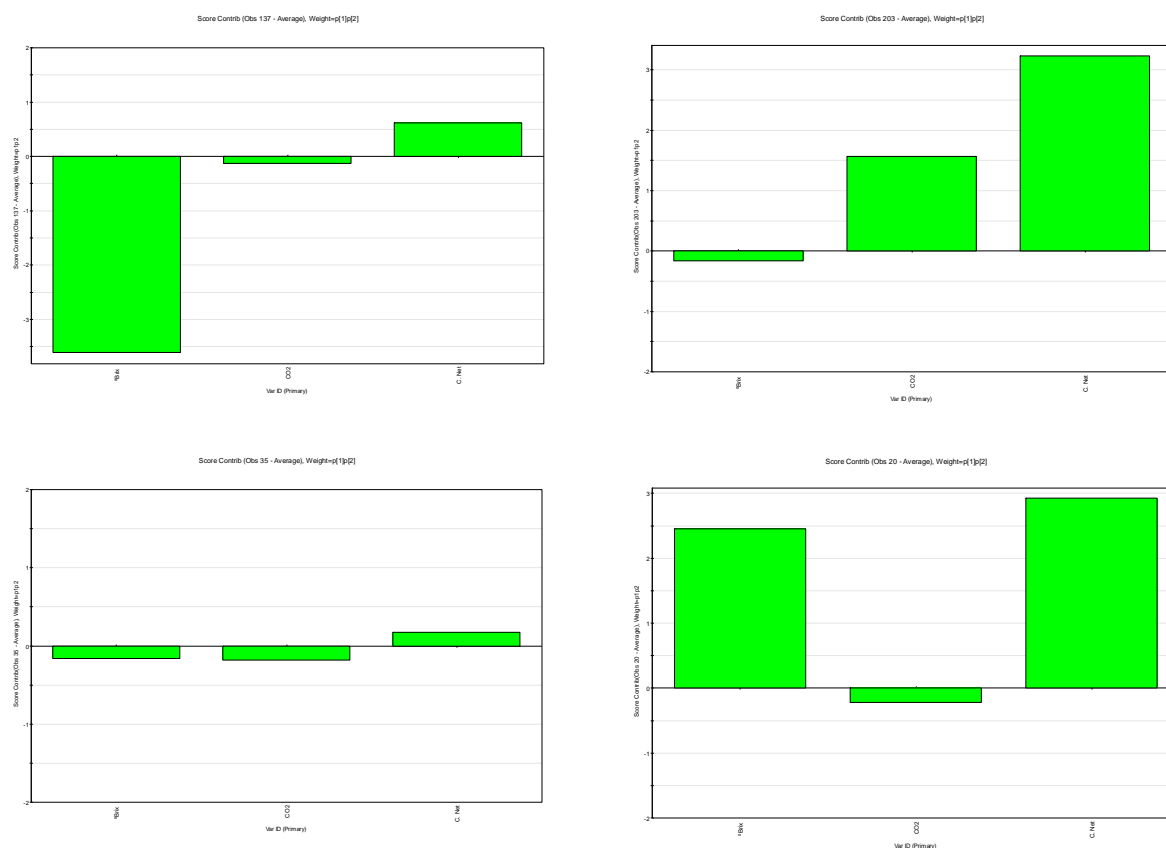


Figura 5. Gráfico de Scores.

El gráfico de scores detectó, en el modelo, anómalos u outliers denominados fuertes, los cuales corresponden a las observaciones N° 20, 47, 48, 49, 85, 86, 137, 171, 184, y 203, indicando que en general el proceso esta dentro de control estadístico respecto de su media, por lo que se infiere que su variabilidad sigue una pauta conocida y consistente en el tiempo. Para este tipo de observaciones es necesario realizar el gráfico de contribuciones para detectar las variables que contribuyen a su salida de control, estos gráficos se presentan en la Figura 6. Dichos gráficos permiten identificar como las variables contribuyen a la formación de scores.

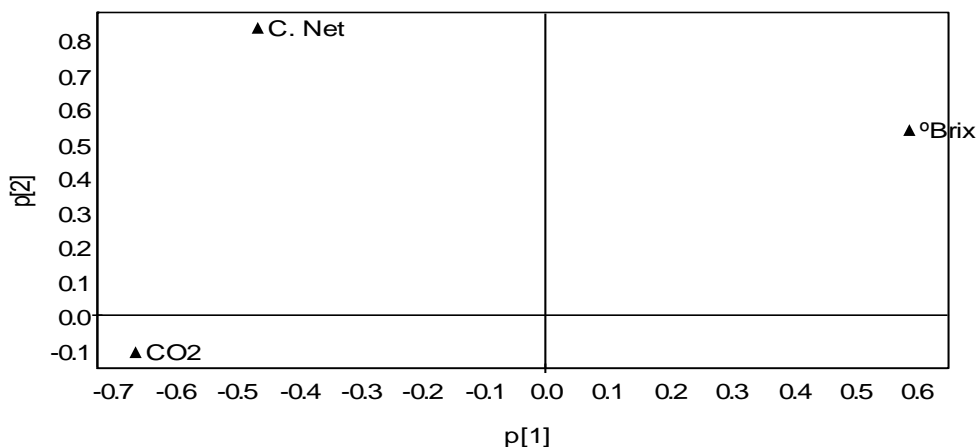


**Figura 6:** a) Gráfico de contribuição para la observación 137 b) Gráfico de contribuição para la observación 203 c) Gráfico de contribuição para la observación 35 d) Gráfico de contribuição para la observación 20

A través de los gráficos se puede comprobar que el score N° 35, que se posiciona cerca del centroide, presenta una pequeña variabilidad en todas las variables, no aportando inercia al sistema. En las diferentes graficas se puede apreciar como cada observación es conformada en su mayor parte por 1 o 2 variables que definen su comportamiento.

El Gráfico de Loadings (Figura 7) indica la estructura de correlaciones (Proyección Latente) de las variables y representa la relación existente entre las mismas. Así °Brix y C. Neto al ubicarse en cuadrantes opuestos presentan una relación inversa proyectada sobre primer componente (p[1]). Lo anterior es comprensible si se considera que a mayor cantidad de sólidos solubles, mayor será la densidad de la bebida y por lo tanto, menor el Contenido Neto. Bajo este contexto, se ha denominado al primer componente como Componente Densidad. Además, se infiere que la mayor variación encontrada en el proceso se atribuye a los cambios de densidad de la bebida debido a que el primer componente explica la mayor variabilidad.

En cuanto al segundo componente ( $p[2]$ ), éste está marcado por el contenido de  $\text{CO}_2$  y se denomina Componente  $\text{CO}_2$ .



**Figura 7.** Gráfico de loadings.

#### 4. Discusión y Conclusión.

A partir de los resultados obtenidos del análisis uni y multivariante se ha podido establecer una relación global del proceso, su estado de control, el nivel de producto defectuoso y la relación de las variables.

En particular del análisis univariante, se observa que existe un descentrado relativo respecto del nominal en las tres variables evaluadas, el cual fue detectado mediante el uso combinado de los índices de capacidad  $C_{pk}$ ,  $C_{pm}$ ,  $C_{pkm}$  y  $K$  y los métodos gráficos. Si bien los análisis parciales obtenidos indicaron la situación de cada una de las variables, éste análisis no explica la relación de influencia que existe entre las variables y su responsabilidad en el comportamiento global del proceso. En este contexto, el uso de los índices de capacidad, histogramas y los gráficos de capacidad presentados en el trabajo (herramientas univariantes) conforman sólo una ayuda parcial y complementaria que mejora la eficacia del estudio de un proceso.

En cuanto al análisis multivariante, las dos herramientas empleadas,  $T^2$  de Hotelling y PCA, coincidieron en la identificación de observaciones anómalas. Sin embargo, MSPC-PCA

logro simplificar el monitoreo y la explicación del proceso, prescindiendo de la comprobación de los supuestos básicos que requiere el análisis univariante. Así mismo soportó las condiciones de autocorrelación parcial, no-normalidad y falta de independencia detectadas en la variable °Brix y que impidieron que sus índices de capacidad pudieran ser evaluados en forma univariante. A través de MSPC-PCA se detectó que los outliers y anómalos detectados en el análisis univariante sólo constituyen falsos positivos (informados por el error tipo I,  $\alpha$ ), así mismo la mayor variabilidad encontrada en el proceso se debe a los cambios en la densidad de la bebida, lo cual constituye una ayuda para la mejora del proceso.

Finalmente, después del análisis expuesto queda de manifiesto que la combinación de métodos estadísticos univariantes y, en especial, métodos estadísticos multivariantes basados en Proyección sobre Estructuras Latentes constituyen una herramienta robusta y efectiva para monitorear y validar cuantitativamente procesos productivos de cara a lograr la Mejora Continua de los Sistemas de Gestión.

## NOMENCLATURA

LSE	: Límite superior de la especificación
LIE	: Límite inferior de la especificación
T	: Valor nominal de la especificación
$\alpha$	: Nivel de significancia. Error tipo I
LSC	: Límite superior de control del proceso
LCC	: Límite central de control del proceso
LIC	: Límite inferior de control del proceso
$\mu$	: Media de la población
$\bar{X}$	: Promedio de los subgrupos
$S_{\bar{x}}$	: Desviación típica de los subgrupos
Z	: Valor tipificado de la distribución Normal (0,1)
PPM	: Unidades no conformes expresadas como partes por millón

## REFERENCIAS

1. Andersson C. 2000. Exploratory Multivariate Data Analysis with Applications in Food Technology. Editorial DSR Grafik, Frederiksberg, Denmark. 202 p.
2. Bissel, D. (1994). Statistical Methods for SPC and TQM. London: Chapman & Hall.
3. Carot, V. (1998). Control Estadístico de la Calidad. Valencia: Ed. UPV.
4. Chen, J. and Ding, C. (2001). A new process capability index for non-normal distributions. International Journal of Quality & Reliability Management. Vol. 18, nº 7, 762 – 770.
5. Carrión, A. and Maluenda, R. (2001). Control Estadístico de Procesos: Gráficos de Control. Valencia: Ed. UPV.
6. Crovetto, C. (2008). Auditor-Lider, ATISAE-CCAQUALITAS, S.A., Depto. de Auditoría y Consultoría, S.A. Entrevista personal.
7. Humphrey, S. and Krehbiel, T. (1999). Managing Process Capability. Mid-American Journal of Business, Vol. 14 (2): 7 – 12.
8. ISO (2005). ISO/TR 10017:2003. Guidance on statistical techniques for ISO 9001:2000. <<http://www.iso.org>> [2005, oct.]
9. Eriksson, L. (2006). Multi-and Megavariate Data Análisis Part I: Basic principles and Applications. 2th Edition. Umetrics Academy.
10. Ferrer, A. (2003). Control Estadístico MegaVariante para los procesos del siglo XXI. Dpto de Estadística e Investigación Operativa. UPV. Congreso Nacional de Estadística e Investigación Operativa. Valencia, España. 1-15 p.
11. Kaminsky, F.; Dovich, R. and Burke, R. (1998). Process Capability Indices: Now and in the Future. Quality Engineering. 10 (3), 445 - 453.
12. Kane, V. (1986). Process capability indices. Journal of Quality Technology Vol. 18, nº 1.

13. Kotz, S and Johnson, N. (1993). Process Capability Indices. London: Chapman & Hall.
14. Kotz, S and Lovelace, C. (1998). Process Capability Indices. London: Arnold.
15. Kotz, S. and Johnson, N. (2002). Process Capability Indices – A review, 1992 – 2000. *Journal of Quality Technology* 34 (1), 2 – 53.
16. Kourti, T., and MacGregor, J. (1996). Multivariate SPC Methods for Process and Product Monitoring. *Journal of Quality Technology*. Volumen 28, Nº 4. Canada, Estados Unidos. 409-426 p.
17. Mc Cormack Jr.; D.; Harris, I.; Hurwitz, A. and Spagon, P. (2000). Capability Indices for Non-Normal Data. *Quality Engineering*, 12 (4), 489– 495.
18. Montgomery, D. (2001). *Introduction to Statistical Quality Control*. New York: John Wiley & Sons.
19. NIST/SEMATECH. (2004). NIST/Sematech e-Handbook of Statistical Methods, <<http://www.itl.nist.gov/div898/handbook>>, [2005].
20. Nomikos, P., and MacGregor J. (1995). Multivariate SPC charts for monitoring batch processes. *Technometrics*. Volumen 37. Nº1, Canada, Estados Unidos. 41-59 p.
21. Rodriguez, R. (1992). Recent developments in Process Capability Analysis. *Journal of Quality Technology*, Vol. 24, nº 4, 1992.
22. Rodriguez, R. (2002). Discussion. In: Kotz, S. and Johnson, N. (Eds.), *Process Capability Indices. A review, 1992 – 2000*. *Journal of Quality Technology*, Vol. 34, nº 1, 2002.
23. Ryan, T. (2000). *Statistical Methods for Quality Improvement*. New York: John Wiley & Sons.
24. Woodall, W. (2000). Controversies and Contradictions in Statistical Process Control. *Journal of Quality Technology* Vol. 32 (4), 341 - 378.
25. Wold, S., Esbensen, K., and Geladi, P. (1987). *Principal Component Analysis, Tutorial. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*. Volumen 2. Suecia. 37-52 p.