

proceso de producción y ahora será posible detectar aquellas desviaciones generadas por la presencia de causas asignables de variabilidad que explicarían el surgimiento de señales localizadas fuera de la región de control. Según lo mostrado en la Figura 3 no se registran observaciones localizadas fuera de los límites naturales de variación.

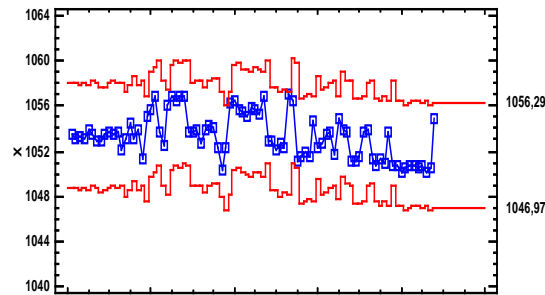


Figura 3. Carta de Control A.R.I.M.A

La tabla 6 reporta sintéticamente los resultados obtenidos luego de la construcción de la carta de control. Los límites del proceso se han fijado para el intervalo $\mu \pm 3\sigma$ e incluyen al 99.7% de los valores de la variable peso.

Tabla 6: Resumen del Gráfico A.R.I.M.A

Limite Superior $+3\sigma$	1056,29
Línea Central	1053,31
Limite Superior -3σ	1046,97
Media del proceso	1053,33
Desviación Estándar	1,94081
Desviación Estándar de los residuos	1,55404

Nótese que los límites de control superior e inferior a un solo paso, fueron determinados a partir de la adición para el superior, y la sustracción para el inferior, de n desviaciones estándares más el valor esperado condicional de z en un periodo específico, a partir de la información proporcionada por el periodo que lo antecede inmediatamente.

Ello puede expresarse como se muestra en (13):

$$\hat{z}(i-1) \pm n\sigma_j, \text{ siendo } \hat{z}(i-1) = \mu + \beta z_{i-1} \quad (13)$$

Grosso modo puede explicarse el procedimiento de estimación de la media y desviación estándar del modelo que rige el proceso: Denótese la media como μ , bajo la hipótesis de estacionariedad, la esperanza de X_t para todo t es tal y como está expresado en (14):

$$E(X_t) = E \left[\frac{\delta}{1-\phi} \sum_{i=0}^{\infty} \phi^i \varepsilon_{t-i} \right] \quad (14)$$

A partir de allí se deduce que el momento de primer orden es equivalente a la expresión (15):

$$\mu = \frac{\delta}{1-\phi} \quad (15)$$

Se sigue pues, que la varianza del proceso, esto es, el momento de segundo orden es igual a (16):

$$E(X_t - \mu)^2 = E \left[\sum_{i=0}^{\infty} \phi^i \varepsilon_{t-i} \right]^2 = \frac{\sigma_\varepsilon^2}{1-\phi^2} \quad (16)$$

Con esto en mente, puede calcularse la desviación estándar σ_ε de las perturbaciones aleatorias a partir del cuadrado medio del error residual del modelo ajustado y no a partir de los rangos móviles.

Obsérvese además que en la Figura 4 la carta de control MR (2) o de rangos móviles para los residuos no distingue señales fuera de control. No obstante, se percibe que existen puntos muy cercanos a los límites y que el rango de movimiento es amplio, dando indicios de una variabilidad relativamente alta. Es válido acotar, además, que el gráfico de rangos móviles diseñado para valores individuales detecta la presencia de valores que exceden el límite superior de control. Estas señales fuera de control evidentemente corresponden a falsas alarmas.

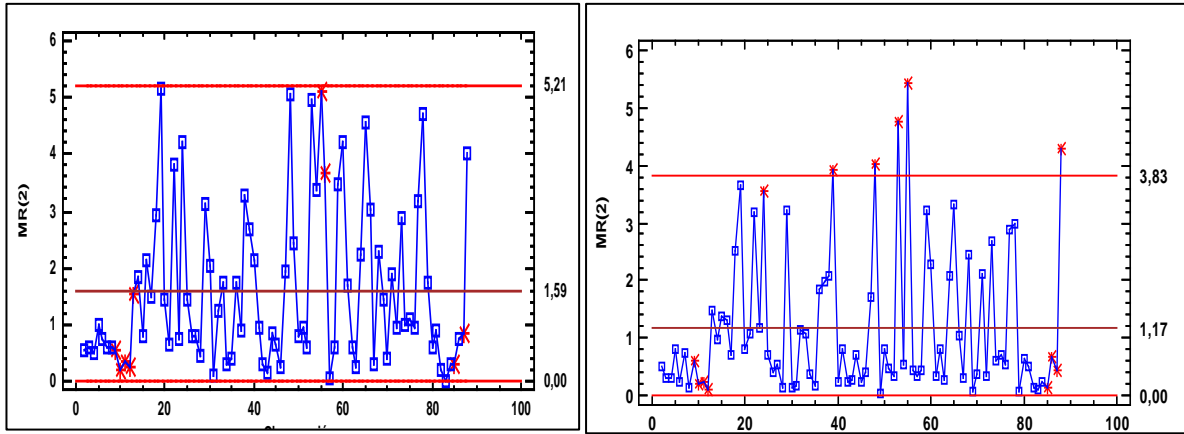


Figura 4. Gráfico MR (2) para residuos vs Gráfico MR (2) para observaciones

3.4 Análisis de Capacidad

En este apartado se estiman algunas métricas de capacidad a fin de establecer si el proceso productivo es hábil para cumplir cabalmente con las especificaciones técnicas predefinidas. Para ello, se hace necesario estimar la amplitud natural de variación del proceso, bajo la asunción de que la característica de calidad estudiada puede ser modelada por una distribución de probabilidad normal-supuesto verificado en apartados precedentes- (Gutiérrez Pulido et De la Vara Salazar, 2013). La cuantificación de la variación del proceso productivo se realiza a partir de una perspectiva largoplacista y cortoplacista. Entiéndase que tales nociones están intrínsecamente relacionadas con la dimensión temporal, pues, suelen analizarse dos tipos de variabilidad: una instantánea, depurada de la influencia de agentes exógenos al proceso, y otra, que estima la variación del mismo en el transcurso del tiempo. (Ruiz Medina, 2004).

La Figura 5 permite visualizar la variabilidad de los datos alrededor del valor nominal (línea central) y los límites de especificación. Se observa que una fracción considerablemente alta de valores se halla fuera de los límites de tolerancia superior, indicando que existe un colosal deterioro de la habilidad del mismo para cumplir con las especificaciones técnicas a causa de la heterogeneidad que le es inherente.

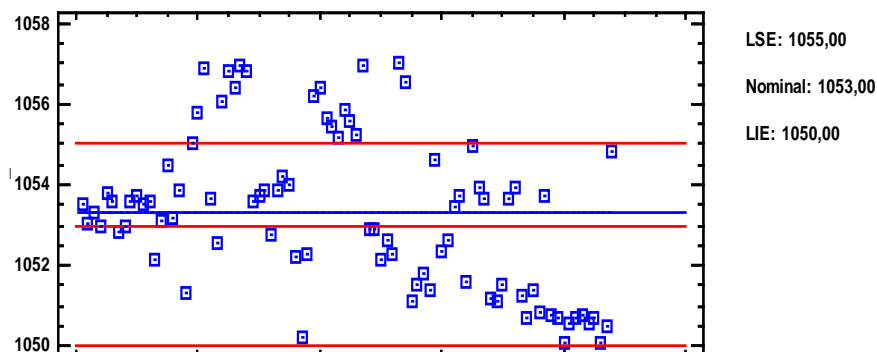


Figura 5. Tolerancias del Proceso

En la Tabla 7 están localizados los intervalos de confianza para ciertas métricas de capacidad una vez conocida la distribución teórica de cada una de ellas. Este enfoque reviste una utilidad significativa, en tanto que el proceso analizado evoluciona en el tiempo lo que conlleva inexorablemente a que estas medidas numéricas también varíen

considerablemente de una muestra a otra. Los demás índices de capacidad calculados corresponden a funciones adimensionales de los parámetros del proceso (μ, σ) y de las especificaciones del mismo y sientan una base objetiva para juzgar el desempeño del proceso (Hernández Pedrera et Da Silva Portofilipe, 2016)

Tabla 7: Resumen del Análisis de Capacidad

MÉTRICAS	Corto Plazo	Largo Plazo
C_p/P_p	0,515248	0,519403
CR/PR	143,653	142,529
Z_{min}	1,44318	1,44424
C_{pk}/P_{pk}	0,481059	0,483868
K		0,0684145
C_{pm}		0,51603
% Fuera de especificaciones	12,3432	12,158
	Límite Inferior	Límite Superior
C_p	0,791233	1,04254
P_p	0,448167	0,590512
C_{pk}	0,716714	0,983149
P_{pk}	0,389175	0,573654

El índice C_p/P_p es un cuantificador de la capacidad potencial del proceso y se estima como el cociente de la variación tolerada (dada por las especificaciones) y la amplitud de la variación natural del proceso. Dado que el valor para este indicador en el corto y en el largo plazo es inferior a 1 se afirma entonces, que el proceso es incapaz de cumplir solventemente con las especificaciones predefinidas. En lo que respecta al indicador C_p , -que es el ratio de capacidad potencial del proceso – se hace patente el hecho de que más del 100% del ancho de especificaciones es ocupado por el proceso, dejando nulo de margen de holgura; en otros términos, la variación real supera en sobremanera, la variación tolerada. El índice Z_{min} metrifica la capacidad del proceso en función de la distancia existente entre las especificaciones y la media dividida entre la desviación típica. El valor que asume esta métrica indica el nivel de calidad sigma del proceso, que para este caso es indeseable en tanto que es equivalente a 1,443. La capacidad real del proceso instantánea y a largo plazo medida por C_{pk}/P_{pk} indica un considerable desfase de la media respecto al centro de la banda de especificaciones. En lo relativo a los indicadores K y C_{pm} éstos sólo evalúan la habilidad del proceso a largo plazo. La primera métrica da indicio sobre el centrado de la característica de calidad. Dado que K es igual 0,068 se intuye que hay un débil desfase de la distribución de la variable analizada respecto a las especificaciones, es decir que la media del proceso supera al valor nominal moderadamente. El índice de Taguchi (C_{pm}) a diferencia del indicador de capacidad potencial del proceso, incluye en su formulación un parámetro “tau” que toma en cuenta el centrado y variación del proceso. Debido a que C_{pm} es igual a 0,51603 se colige que el proceso no cumple con las especificaciones y por tanto, no admite un incremento de la variabilidad. Cabe acotar que, a largo plazo, se proyecta una reducción significativa en este indicador, lo que sugiere, que existirá un detrimento progresivo de la aptitud del proceso en caso tal de que se obvie trazar estrategias de mejora que zanden esta problemática

4. Consideraciones Finales

En este caso de estudio se expusieron ciertos principios metodológicos del control estadístico de proceso a fin de identificar posibilidades de mejoras del proceso productivo. Luego de la aplicación del gráfico de control para datos individuales y la estimación de las métricas de capacidad se llegó a la conclusión de que ninguna de las variables registró una tendencia anómala, a excepción del “peso”, que evidenció un comportamiento errático e inestable, adicionalmente una fracción significativa de sus valores se localizaban fuera de los límites de especificación. Ello es un fuerte indicio de baja capacidad e inestabilidad. Sin embargo, un análisis exhaustivo de la variable en cuestión, mediante el empleo de ciertas herramientas de monitoreo no convencionales permiten llegar a conclusiones disímiles. Aunque si bien es cierto que las gráficas de control estándares, son un buen punto de partida para comprender la dinámica de un proceso o servicio, en tanto que ostentan una alta potencia para detectar variaciones de fondo, suelen ser marcadamente sensibles frente a la transgresión de ciertas hipótesis, como la de independencia serial, tal y como sucede con la variable de interés analizada. El análisis comparativo entre la carta de control estándar y aquella basada en los modelos de promedios móviles autorregresivo integrados (A.R.I.M.A) hace patente el hecho de que ésta última

herramienta de monitoreo, a diferencia de la primera, se adecúa a las propiedades y condiciones naturales del proceso sometido a análisis, pues el registro de falsas alarmas fue nulo. Ello indica que el proceso es estable y que la emergencia de señales de pérdida de control detectada en la gráfica de control inicial no obedece la operación de causas de variabilidad asignable sino a la prevalencia de una estructura de correlación serial. No obstante, se continuaron detectando variaciones inusuales fuera de los límites de especificación predefinidos, razón por la cual se arguye que existe una localización deficiente del proceso. En ese sentido, se hace perentorio trazar acciones tendientes a modificar el centrado del proceso a fin de evitar la producción de productos no conformes.

Durante el proceso investigativo se detectaron vacíos teóricos y epistemológicas que convendrían ser evaluados, ya que, aunque se registran estudios relacionados con la aplicación de herramientas de monitoreo multivariante en presencia de dependencia serial, es imperioso diseñar casos de aplicación en ambiente real para validar los principios metodológicos propuestos en la literatura especializada. Son necesarios también, estudios específicos que contemplen la implementación de modelos multivariantes para el control de procesos autocorrelados. Se añaden al listado de investigaciones futuras, aquellas que involucran el uso de técnicas meta-heurísticas para la estimación de los parámetros contenidos en modelos que caractericen la estructura de autocorrelación en procesos fabriles.

5. Agradecimientos

En esta investigación, se extiende especial agradecimiento al personal de producción de la empresa caso de estudio por su gestión para la recopilación de la información primaria y de apoyo dispensado en las visitas técnicas y trabajo de campo. A su vez, al grupo DEARTICA de la Universidad del Sinú, por el apoyo técnico y académico y al grupo C.I.P.T.E.C de la Fundación Universitaria Tecnológico Comfenalco por la colaboración de su cuerpo científico.

Referencias

- Alvarado Martínez, H., Significados institucionales y personales del teorema central del límite en la enseñanza de estadística en ingeniería. Disponible en:
<http://www.ugr.es/~batanero/pages/ARTICULOS/Tesisalvarado3.pdf> , Mayo 21 de 2017
- Apley, D. (2012). Design of exponentially weighted moving average control charts for autocorrelated processes with model uncertainty. *Technometrics*, 45(3), 187-198.
- Barbeito, I., Zaragoza, S., Tarrío-Saavedra, J., & Naya, S. (2007). Assessing thermal comfort and energy efficiency in buildings by statistical quality control for autocorrelated data. *190*, 1-17.
- Barceló Cerdá, S., Estudio de la integración de procedimientos, Disponible en:
<https://riunet.upv.es/bitstream/handle/10251/63442/-> Diciembre 9, 2016.
- Bartlett, M., On the Theoretical Specification and Sampling Properties of Autocorrelated Time-Series, *Journal of the Royal Statistical Society*, vol. 8, no. 1, pp. 27-41, 1946.
- Box, G., Jenkins, G., y Reinsel, G., *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, 3^{ra} Edición, Prentice Hall Englewood Cliffs, NJ, 1994.
- Campos Leoni, R., & Domingues Simões, F. (2016). Synthetic charts to control bivariate processes with autocorrelated data. *Computers and Industrial Engineering* , 97, 15-25.
- Costa, A., & Fishera, S. (2016). Economic statistical design of ARMA control chart through a Modified Fitness-based Self-Adaptive Differential Evolution. *Computers and Industrial Engineering*, 105.
- Ferrer, A., Control estadístico de procesos con dinámica: revisión del estado del arte y perspectivas de futuro. *Estadística Española*, vol. 46, no. 155, pp. 19-47, 2004.
- Giraldo Gómez, N., Raíces unitarias Tendencias estocásticas (A.R.I.M.A), Disponible en:
:<http://www.medellin.unal.edu.co/> - Diciembre 15, 2016.
- González, J., & Zambrano, A., Implementación de cartas de control en el paquete estadístico R para el monitoreo de procesos en media con datos autocorrelacionados. *Comunicaciones en Estadística*, vol 4, no.1, pp 7-28, 2011.
- Gujarati, D., y Porter, D., *Econometría*. 5^{ta} Edición, McGraw-Hill. Mexico DF, 2010
- Gutiérrez Pulido, H., y De la Vara Salazar, R. *Control Estadístico de la Calidad y Seis Sigma*, 3^{ra} Edición, McGraw Hill Educación, México D.F, 2013.
- Hernández Pedrera, C., y Da Silva Portofilipe, F., Aplicación del control estadístico de procesos (CEP) en el control de su calidad, *Tecnología Química*, vol XXXVI, pp 130-145, 2016.

- Krajewsky, L., Ritzman, L., y Malhotra, M., *Administración de Operaciones. Producción y Cadena de Valor*, 8^{va} Edición, Pearson Education, México DF, 2008.
- Lara Hernández, C., Melo González, R., Herrera Ruiz, D., y Valdez Gómez, J., Control estadístico de procesos en tiempo real de un sistema de endulzamiento de gas amargo. Metodología y resultados, *Instituto Mexicano de Ingenieros Químicos A.C.*, vol. 26, no. 2, pp. 57-74, 2011.
- Medel, C.. ¿Akaike o Schwarz? ¿Cuál Elegir para Predecir el PIB Chileno?, Disponible en: <http://si2.bcentral.cl/public/pdf/documentos-trabajo/pdf/dtbc658.pdf> 2012, Diciembre 26, 2016
- Mosquera Artamonov, J., Artamonova, I., & Mosquera, J. (2014). Diagnóstico del proceso de inspección mediante índices de capacidad. *Ingeniare*, 22(1), 53-61.
- Peñabaena Niebles, R., Oviedo Trespalacios, Ó., Vásquez Cabeza, J., y Fernández Cantillo, L., Diseño estadístico de cartas de control para datos autocorrelacionados, *Ingeniería y Desarrollo*, vol. 31, no. 2, pp. 291-315, 2013
- Mosquera Artamonov, J., Artamonova, I., & Mosquera, J. (2014). Diagnóstico del proceso de inspección mediante índices de capacidad. *Ingeniare*, 22(1), 53-61.
- Ruiz Medina, M. Análisis de Capacidad, Disponible en: http://www.ugr.es/~mruiz/temas/Tema_7.pdf, Diciembre 26 2016
- Universidad Complutense., Contrastes no Paramétricos, Disponible en: <https://www.ucm.es/data/cont/docs/518-2013-11-13-noparam.pdf>, Enero 14, 2017

Biography

Juan Carlos Herrera Vega es docente investigador, Profesional en Ingeniería Industrial egresado de la Universidad Autónoma del Caribe, Especialista en Ingeniería y Gestión de Calidad de la Universidad del Atlántico, Magíster en Ingeniería Industrial de la Universidad Simón Bolívar, en la ciudad de Barranquilla-Colombia. Actualmente Doctorando en Ingeniería, con mención en Industrial, en la Universidad Nacional Lomas de Zamora de Argentina. Ha desarrollado proyectos de investigación con empresas de diversos sectores industriales, tales como el de transformación de plástico y caucho. Estuvo vinculado por más de 10 años al sector productivo colombiano desempeñando roles como Jefe de Calidad y/o Producción, donde se destaca LITOPLAS S.A. Sus intereses de investigación incluyen, herramientas para la mejora calidad de procesos, estudio del trabajo, diseño de sistemas de manufactura, planeación, programación y control de la producción y operaciones.

German Herrera Vidal es docente investigador del programa de Ingeniería Industrial de la Fundación Universitaria Tecnológico Comfenalco. Profesional en Ingeniería de Productividad y Calidad, del Politécnico Jaime Isaza Cadavid de Medellín, Especialista en Gerencia Empresarial de la Universidad Tecnológica de Bolívar, Magister en Ingeniería con Énfasis en Industrial de la misma Universidad y Estudiante de Doctorado en Ingeniería con Mención en Industrial de la Universidad Nacional Lomas de Zamora de Argentina. Docente con habilidades en formulación, ejecución y evaluación de proyectos, desarrollando productos de alto impacto, como Artículos de Investigación publicados en revistas indexadas en Scopus, Capítulos de Libro de Investigación, Ponencias Internacionales, Direcciones de Tesis de Maestría y a su vez Consultorías de tipo empresarial.

Bruno De Jesús Rahmer es egresado del programa de Ingeniería Industrial de la Fundación Universitaria Tecnológico Comfenalco, Cartagena de Indias, Colombia. Desde hace cuatro años está vinculado al programa de atención a la Primera Infancia “Cero A Siempre” como asesor en diversas instituciones acogidas a esta estrategia y como líder de procesos de gestión y mejora continua de la calidad. Ha desarrollado proyectos de investigación en trabajo mancomunado con empresas del sector petroquímico plástico, comercial y metalmeccánico de la ciudad. Entre sus intereses investigativos se hallan: control estadístico de procesos, logística industrial y planeación y programación de la producción y operaciones.