

Sistema Integral de Control Dinámico SICD:

Un enfoque híbrido para el cumplimiento de las especificaciones de calidad



Roberto Baeza-Serrato*
Javier Yáñez-Mendiola*
Antonio Vázquez-López**

Ingeniero Industrial
Doctorado en ciencias Especialidad en Óptica
Doctor en Ciencia y Tecnología

* CIATEC (Centro de Innovación Aplicada en Tecnologías Competitivas), Omega 201, Fracc. Industrial Delta - 37545 León Guanajuato (México). Tfno: +52 477 7100011. robazea66@hotmail.com

** INSTITUTO TECNOLÓGICO DE CELAYA, Av. Tecnológico y A. García Cubas, s/n – 38010 Celaya Guanajuato (México). Tfno: +52 (461) 611 85 22.

Recibido: 15/06/2011 • Aceptado: 07/12/2011

DOI: <http://dx.doi.org/10.6036/4281>

INTEGRAL DYNAMIC CONTROL SYSTEM IDCS: A HYBRID APPROACH TO MEETING THE QUALITY SPECIFICATIONS

ABSTRACT

- Historically, control charts have been used (CC) to monitor the quality of the production of industrial processes. The use of CC for this purpose has limiting operation, which only determines the moments in time the presence of special causes, but does not imply the correctness of its effects on poor quality, or take into account the rate of process capability. Consequently, an alternate to the CC that would achieve adjustments in the manufacturing process during production and increase the rate of process capability is useful. This article presents an approach that allows this situation, determining "what and how to" make adjustments in the process according to their "outputs." The operation of CDCS be explained by processing the "error signal", calculated by the system and reduced by a fitting algorithm, this algorithm incorporates an offset variable to a linear regression model that represents the experimentally obtained controlling element of the system. The CDCS presented here was validated by system dynamics. This approach is a novel process control application for the case exposed. The CDCS consists of four basic elements. The elements of CDCS are: i. controlling element, which represents one of the major contributions of research, proposing a fitting algorithm and incorporating a variable compensation, ii. processing element, iii. measuring element and iv. comparator element. The test results were compared with the control chart of individual measurements and show the impact in restoring the ability of a textile production process to produce parts conforming to quality specifications. To close the research, simulations of random samples with normal distribution have been used to analyze the efficiency of the proposed adjustments CDCS.
- Keywords:** System dynamics, control engineering, regression models, control charts, process capability index.

RESUMEN

Históricamente se han empleado gráficos de control (GC) para supervisar la calidad de la producción de los procesos industriales. El uso de los GC para éste propósito tiene limitantes de operación, ya que sólo determina los momentos en el tiempo de la presencia de causas espaciales, pero no implica la corrección de sus efectos en la mala calidad, ni toma en cuenta el índice de la capacidad del proceso. En consecuencia, una forma alterna a los GC que permita lograr ajustes en el proceso de manufactura, durante la producción e incrementa el índice de la capacidad de proceso resulta útil. En este artículo se presenta un enfoque que posibilita esta situación, determinando "el qué y cómo" hacer los ajustes en el proceso en función de sus "salidas". El funcionamiento del SICD se explica por el procesamiento de la "señal de error", calculada por el propio sistema y reducida a través de un algoritmo de ajuste. El SICD aquí presentado fue validado por dinámica de sistemas, lo que constituye un enfoque de control de procesos novedoso para el caso de aplicación expuesto. El SICD consta de cuatro elementos básicos: i. elemento controlador, el cual representa una de las contribuciones principales de la investigación, proponiendo un algoritmo de ajuste e incorporando una variable de compensación, ii. elemento de proceso, iii. elemento de medición y iv. elemento de comparación. Los resultados de la prueba del SICD fueron comparados con el gráfico de control de mediciones individuales y se muestra el impacto en el restablecimiento de la capacidad de un proceso de producción textil para producir piezas conformes con las especificaciones de calidad. Como

cierre de la investigación se utilizó simulación de muestras aleatorias con distribución normal, para analizar la eficiencia de los ajustes del SICD propuesto.

Palabras clave: Dinámica de sistemas, ingeniería de control, modelos de regresión, gráficos de control, índice de capacidad de proceso.

1. INTRODUCCIÓN

Sea P un producto manufacturado con diferentes características de calidad. Para cierta característica de calidad (C) de P se tiene por LSE y LIE a los límites de especificación superior e inferior, respectivamente. Si Y es la variable aleatoria que representa a C , entonces Y tendrá como parámetros a la media (μ) y a la desviación estándar (σ). La no conformidad de P con las especificaciones de calidad en C se determina por dos formas:

Primera: de acuerdo a los valores de los parámetros de Y . Asumiendo $Y \sim N(\mu, \sigma^2)$, si se cumple cualquiera de los tres casos siguientes:

- $\{\mu \neq (LSE - LIE)/2\}$ y $\{\sigma < (LSE - LIE)/6\}$
- $\{\sigma > (LSE - LIE)/6\}$ y $\{\mu = (LSE - LIE)/2\}$
- $\{\mu \neq (LSE - LIE)/2\}$ y $\{\sigma > (LSE - LIE)/6\}$

Normalmente en un proceso de producción los valores μ y σ son desconocidos por lo que deben inferirse por técnicas estadísticas, previa la construcción de los GC y ajustarse periódicamente.

Segunda: de acuerdo a los mediciones individuales de Y . Si para cualquier medición y_i de Y , donde $Y = [y_1, y_2, y_3, \dots, y_n]$, se presenta cualquiera de las siguientes dos condiciones:

- $y_i > LSE \quad i = 1, 2, \dots, n$
- $y_i < LIE \quad i = 1, 2, \dots, n$

Los GC son empleados como medios de detección de momentos en el tiempo, en que una causa especial de variación se ha presentado, mediante “anomalías observables” en las gráficas de control. Sin embargo, saber esto no es suficiente para eliminarla y asegurar la calidad; de acuerdo con Guh (2005), los GC sólo indican “cuándo” es necesario realizar una búsqueda de causas especiales de variación para poder hacer el ajuste requerido en el proceso, pero no muestran “qué hacer”, ni tampoco “cómo hacer el ajuste”. Otras desventajas de los GC son los requerimientos probabilísticos de normalidad e independencia en Y , lo que no siempre puede observarse fácilmente.

Actualmente se dispone de formas alternas a los GC para establecer mecanismos de control de la calidad en los procesos de producción. Predominan dos tendencias: la primera corresponde al uso de redes neuronales artificiales para el reconocimiento de patrones (lo que equivale en los GC a detectar causas especiales, pero con mucho mayor eficiencia). Por ejemplo Vázquez et. al (2010) propusieron un método para determinar los valores apropiados de los parámetros de control de una red Fuzzy ARTMAP en orden de incrementar su eficiencia en el reconocimiento de

patrones asociados a causas especiales de variación. Guh y Shiue (2009) propusieron una red *Time Delay Neural* para detectar los patrones que varían a través de tiempo, que no se pueden simular con redes neuronales tradicionales como la *Backpropagation*. Pham y Chan (1998) describen una red neuronal auto-organizativa de reconocimiento de patrones básicos de los gráficos de control, que aprende a reconocer nuevos patrones. La segunda tendencia para controlar la calidad de los procesos en lugar de GC , es la implementación de sistemas híbridos de ajustes en el proceso durante la producción basados en las salidas del mismo. Georgieva y Feyer de Azevedo (2009), propusieron un sistema híbrido con dos alternativas de control (primero un modelo predictivo de control y segundo un control linealizado de realimentación), utilizando redes neuronales como función de transferencia del sistema de realimentación de lazo cerrado analizado. Zhao et al. (2008) propusieron un sistema híbrido de control predictivo y de diseño de programación que es aplicado en la generación de las predicciones de control para cada sistema de lazo cerrado. Black et al. (2001) consideraron el impacto de utilizar en forma conjunta control estadístico de proceso y control de ingeniería de proceso, en un sistema híbrido denominado control integral de proceso, el cual usa un controlador integral para realizar los ajustes, utilizando un modelo dinámico de primer orden ARIMA con perturbaciones.

Las investigaciones realizadas en estas dos tendencias proponen métodos de predicción utilizando redes neuronales y sistemas híbridos de control, en los cuales no se da respuesta al “qué” y “cómo” hacer los ajustes necesarios, vislumbrando un área de oportunidad considerada en ésta investigación para explicar el “qué y cómo hacer” para retornar el control del proceso.

Todo sistema de control de la calidad de procesos tiene como propósito final hacer que el proceso de producción fabrique productos conformes con las especificaciones. El requerimiento actual para estos sistemas es que puedan responder a las preguntas “¿cuándo se ha presentado una no conformidad?”, “¿qué hacer para corregir?” y el “¿cómo hacerlo?”. En este artículo se presenta un sistema integral de control dinámico que responde a estas preguntas sin necesariamente buscar causas especiales de variación, que actúa sobre el proceso mismo en función de su salida. Esto permite hacer los ajustes necesarios en el proceso de fabricación durante la producción para asegurar el cumplimiento de las especificaciones de calidad requeridas. El sistema integral de control dinámico desarrollado utiliza cuatro elementos: elemento de proceso, elemento controlador, elemento de medición y elemento de comparación, basado en herramientas y técnicas de ingeniería industrial que son aplicadas al mejoramiento continuo de cualquier proceso industrial.

Con este enfoque híbrido de control de procesos se propone efectuar el control de la calidad de la producción sin la búsqueda de causas especiales ni la detección de patrones especiales o el uso de técnicas estadísticas de estimación, por

lo que el SICD puede considerarse como una herramienta de ingeniería industrial para realizar ajustes en los procesos de producción e incrementar el indicador de la capacidad del proceso. Esta investigación presenta tres contribuciones principales.

- Un sistema de control avanzado que permite ejecutar acciones de control cuando se identifican condiciones de no conformidad por comparación de mediciones individuales con las especificaciones, a través de un algoritmo de ajuste que incorpora una variable de compensación y representa el elemento controlador, el cual se explica en la sección 2, subtema 2.3
- Análisis del rendimiento en los ajustes del SICD a través de una función de transferencia de una característica dinámica, el cual se explica en la sección 2, subtema 2.5
- Diseño del gráfico de control y ajuste para el sistema SICD, el cual se explica en la sección 2, subtema 2.6

Para la validación del SICD, se utilizó el resultado del diseño experimental obtenido durante la presente investigación, en un sistema de producción textil, analizando el tejido de punto en una máquina denominada SHIMASEIKI, donde las pruebas experimentales, de simulación y de validación se llevaron a cabo sobre un lienzo acanalado, fabricado con hilo Apolo de composición lycra y polyester al 50%. La característica de calidad considerada fue la longitud del lienzo, medida en centímetros.

Después de la sección 1, el artículo está organizado como sigue: en la sección 2 se describe la metodología del SICD y cada uno de los elementos que lo conforman, así como la función de transferencia que es utilizada como indicador de la eficiencia en los ajustes realizados. En la sección 3 se muestra la validación del SICD con un enfoque de dinámica de sistemas, que permite identificar y entender el comportamiento de las zonas de ajuste (α_1 , α_2 , α_3), para la construcción del gráfico de control del SICD. En la sección 4 se describe el método de trabajo para la aplicación del SICD en un proceso real. Finalmente la comparación del gráfico de control del SICD con el gráfico de medias y las conclusiones son presentadas en la sección 5, así como trabajos futuros previstos.

2. METODOLOGÍA

El SICD propuesto en esta investigación permite realizar el control de la calidad de la producción durante el proceso, entendiendo la relación existente entre las variables independientes X y la variable aleatoria Y que representa la característica de calidad C , explicándola a través de un modelo de regresión. Habitualmente en los modelos de regresión se usa a la variable X como predictora de Y , lo que implica que dada X se obtiene Y . En el SICD se actúa de forma contraria, es decir, dada Y se obtiene X (regresión inversa); esto permite determinar los ajustes necesarios en X dada una medición de Y que no cumple las especificaciones requeridas, lo cual permite explicar el “qué y cómo hacer”

para realizar los ajustes necesarios y retornar el control de la calidad de la producción en el proceso. De este modo es posible calcular la señal de error en relación a las especificaciones.

Los elementos del SICD, (Fig. 1), son: elemento de proceso (EP), elemento de medición (EM), elemento de comparación (ECM) y elemento controlador (EC).

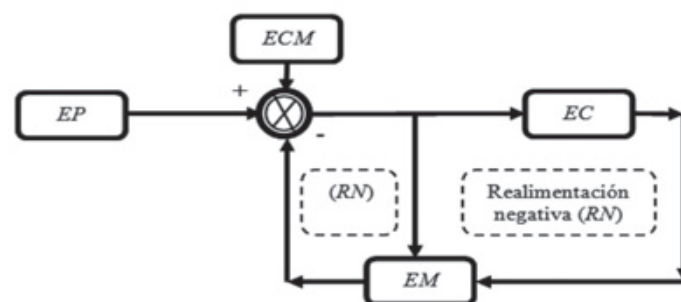


Figura 1: Sistema integral de control dinámico de lazo cerrado con realimentación negativa

2.1. ELEMENTO DE PROCESO (EP)

Asumiendo que para una característica de calidad, representada por la variable aleatoria Y , habrá un modelo de regresión lineal múltiple con x_k variables independientes, expresado en la forma de la Ecuación 1, que explique la relación existente entre ellas.

$$Y = \beta_0 + \beta^T X + \phi \quad (1)$$

Donde:

$$\beta = [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k]^T; X = [x_1, x_2, \dots, x_k]^T$$

Entonces es posible asignar al modelo el elemento EP de la Figura 1.

2.2 ELEMENTO DE COMPARACIÓN (ECM)

El ECM calcula y procesa a la señal de error (Φ) a través de la ecuación 2. Para esto se utilizan las n mediciones de la retroalimentación negativa (RN) del sistema y son comparadas con el valor nominal VN^i de las especificaciones de calidad. Si $\rho_1 = LSE - VN$ y $\rho_2 = VN - LIE$, entonces el ajuste se presenta cuando Φ_i es mayor a la tolerancia especificada (ρ), o bien $\Phi_i > \rho_1$ ó $\Phi_i > \rho_2$. Se produce en consecuencia la i -ésima señal de error indicada por la Ecuación 2.

$$\phi_i = VN - RN_i \text{ para } i = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

2.3. ELEMENTO CONTROLADOR (EC)

Para obtener el elemento controlador es necesario entender la relación entre las variables de operación y la característica de calidad de interés Y . Por lo que es necesario obtener un diseño de regresión que explique dicha relación. Ver Ecuación 1.

$$1 \quad VN = (LSE + LIE) / 2$$

Como los valores X son parámetros de operación, habrá combinaciones en X que provocarán valores en Y fuera de especificaciones y otros valores en X que cumplan con las especificaciones en Y . De este modo y por regresión inversa, para los casos donde $\Phi_i > \rho_1$ ó $\Phi_i > \rho_2$, ajustes en la máquina pueden ser realizados, siempre y cuando se tenga la regla de impacto de los factores X . La regresión inversa implica despejar X de la Ecuación 1 para obtener la Ecuación 3.

$$X = \frac{Y - \beta_0 - \phi}{\beta^T} \quad (3)$$

Dado que en la Ecuación 3 se tiene un escalar en el numerador y un vector en el denominador, es complejo encontrar los valores de los parámetros de operación X correspondientes. Por tal razón es necesario encontrar un vector G con variables de compensación que pueda estimar los ajustes necesarios en X , que esté en función de la señal de error Φ , tal como se señala en la Ecuación 4 y como lo indica la Ecuación 3.

$$G = f(\phi) \quad (4)$$

Empleando una adaptación de la *técnica de escalamiento ascendente de superficies de respuesta* (Montgomery, 2001) se determinan los incrementos o decrementos necesarios del vector G que representa a la variable de compensación, para realizar los ajustes respectivos de los factores significativos X , a través de la función de la señal de error.

La técnica de escalamiento ascendente para encontrar los incrementos o decrementos es el siguiente:

1. Se elige el tamaño del incremento o decremento en una de las variables del proceso. En general, se seleccionaría por la variable que tiene el coeficiente de regresión absoluto $|\beta_j|$ más grande.
2. Los tamaños de incremento de las otras variables es

$$\Delta x_i = \frac{\beta_i}{\left(\frac{\beta_j}{\Delta X_j}\right)} \quad i = 1, 2, \dots, n$$

3. Se convierten los incrementos o decrementos Δx_i de variables codificadas a variables naturales

A cada valor simulado Y a través del modelo de regresión de la Ecuación 1, corresponde un valor de la señal de error Φ respectivo. Esta señal representa el ajuste necesario a realizar en los factores significativos X . En esta investigación se propone un algoritmo de control dinámico, que distribuye en forma jerárquica la señal de error en los factores significativos del modelo de regresión, utilizando los conceptos básicos de la técnica de escalamiento ascendente, a través de un vector de compensación G , en al menos una variable x_k de cada uno de los factores significativos de operación X , para hacer que Φ tienda a cero.

Donde:

$$G = [g_1, g_2, \dots, g_k]^T$$

G = Vector de compensación para realizar los ajustes necesarios en el vector X de factores significativos

Por lo que para encontrar el vector de compensación G , que permita encontrar los ajustes necesarios en X , se realizan los siguientes pasos:

1. Identificar y asignar al factor dominante como β_m , que puede ser escogido de los valores de los coeficientes β_j , de los factores significativos del modelo de regresión. El factor dominante es aquel que tiene el coeficiente de regresión absoluto más grande de la Ecuación 1. Los factores no dominantes son los demás factores significativos del modelo de regresión obtenido en la Ecuación 1.
 β_m = Coeficiente del factor dominante
 β_j = Coeficientes de los factores significativos del modelo de regresión para $j = 1, 2, 3, \dots, n$
2. Se determina la relación que existe entre cada factor no dominante y el factor dominante utilizando la Ecuación 5. Esta relación es utilizada para distribuir la señal de error en los factores significativos no dominantes.

$$\frac{\beta_j}{\beta_m} \quad \text{para } j = 1, 2, \dots, n \text{ y } j \neq m \quad (5)$$

3. Como en el paso anterior se determinó la relación existente entre los factores del modelo, la señal de error es distribuida proporcionalmente entre los factores correspondientes, utilizando al coeficiente del factor dominante como guía de la proporción jerárquica. El valor de la variable de compensación g_i para el factor significativo dominante se determina con la siguiente proporción de la Ecuación 6:

$$g_i = \frac{\phi_i}{\beta_m} \quad (6)$$

Los valores de la variable de compensación g_i para los factores significativos no dominantes se determinan con la siguiente proporción de la Ecuación 7:

$$g_i = \frac{\phi_i}{\left(\frac{\beta_j}{\beta_m}\right)} \quad (7)$$

4. Al agregar el término de la señal de error (Φ) en unidades naturales al modelo estadístico de regresión, es necesario convertir los niveles de los factores a unidades naturales para que el modelo de regresión no sea modificado (Ψ_j). Ver Ecuación 8.

$$\psi_j = \left(\frac{1}{\text{Nivel natural alto} - \text{Nivel natural bajo}} \right) \quad (8)$$

Por lo que las ecuaciones (6) y (7) quedan de la siguiente manera:

Variable de compensación g_i para el factor dominante:

$$g_i = \frac{\phi_i}{(\beta_m)\psi_j} \quad \text{para } i = 1, 2, \dots, n \text{ y } j = 1, 2, \dots, k \quad (9)$$

Variable de compensación g_i para los factores no dominantes:

$$g_i = \frac{\phi_i}{\left(\frac{\beta_j}{\beta_m}\right)\psi_j} \text{ para } i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, k \text{ y } j \neq m \quad (10)$$

Donde:

n = número de mediciones simuladas

k = número de factores significativos del modelo de regresión lineal

Las Ecuaciones 9 y 10 son utilizadas para encontrar el vector de compensación G , que representa los incrementos o decrementos en los factores significativos X , en función de la señal de error Φ , por lo que la Ecuación 1 queda de la siguiente manera, para obtener los valores ajustados:

$$Y_{Aj} = \beta_0 + \beta^T G + \phi \quad (11)$$

2.4. ELEMENTO DE MEDICIÓN (EM)

Los valores ajustados (Y_{Aj}) o no ajustados (Y) son registrados como *EM*. Estos valores registrados representan la retroalimentación negativa del sistema integral de control dinámico de lazo cerrado (*RN*).

2.5. FUNCIÓN DE TRANSFERENCIA DEL SICD

Tomando al valor nominal como la señal de entrada del *SICD* y la *RN* de los resultados de la simulación dinámica, como la salida del sistema, se genera la función de transferencia a través de un modelo matemático, que relaciona las entradas con las salidas, a través de la Ecuación (12)

$$Y_{Aj} = \phi VN \quad (12)$$

Donde:

VN = la señal de entrada (Valor nominal)

ϕ = la pendiente de la línea de respuesta (% eficiencia en la relación entrada-salida)

Y_{Aj} = realimentación negativa ajustada del *SICD*

El valor de ϕ representa el porcentaje de eficiencia de la función de transferencia. Si los valores de Y_{Aj} ajustados fueran iguales al valor nominal deseado o de entrada, el valor debe ser 1, lo que representa un porcentaje de eficiencia del 100%.

La sensibilidad o pendiente representa la eficiencia de los valores ajustados y se determina con la ecuación (13):

$$\phi = \frac{1}{r} (VN_1 Y_{Aj1} + VN_2 Y_{Aj2} + \dots + VN_k Y_{Aj k}) \quad (13)$$

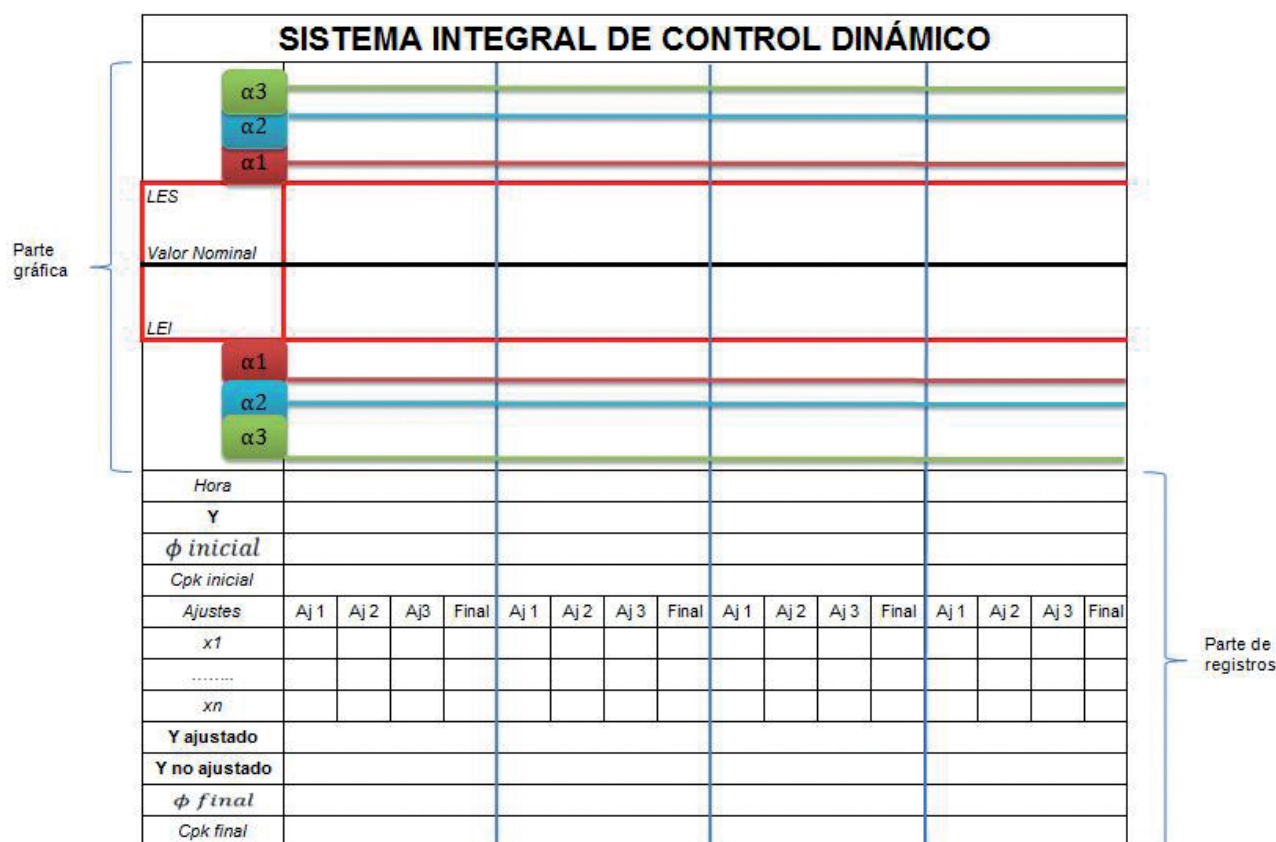


Figura 2: Formato del Gráfico de Control del SICD

Donde:

Y_{Aj} = Salidas ajustadas del sistema, y

$$r = n(VN_1^2 + VN_2^2 + \dots + VN_k^2) \quad (14)$$

n = Número de mediciones

2.6. CONSTRUCCIÓN DEL FORMATO DEL GRÁFICO DE CONTROL DEL SICD



El gráfico de control del SICD es utilizado para monitorear y ajustar la calidad de la producción en el proceso, utilizando regresión inversa, es decir, dada Y se obtiene X ; esto permite determinar los ajustes necesarios en X dada una medición de Y que no cumple las especificaciones requeridas, lo cual permite explicar el “qué y cómo hacer” para realizar los ajustes necesarios y retornar el control de la calidad de la producción en el proceso. Para la construcción del gráfico de control SICD, se utilizan los elementos que se muestran en la Tabla 1.

Sea P un producto manufacturado con diferentes características de calidad. Para cierta característica de

calidad (C) de P se tiene por LSE y LIE a los límites de especificación superior e inferior, respectivamente, así como se tiene por VN al valor nominal de las especificaciones de calidad. Estos parámetros están localizados en la parte gráfica del SICD. Ver Figura 2.

Las zonas α_1 , α_2 , α_3 , son identificadas analizando el comportamiento de los ajustes en la validación dinámica del SICD. Cada zona de ajuste representa el número de veces, que se utilizará el algoritmo de ajuste propuesto como elemento controlador en esta investigación, para cumplir la especificación establecida y están ubicadas en la parte gráfica del SICD. Ver Figura 2.

Estas zonas de ajuste pueden o no ser simétricas respecto al VN y los límites de especificación LES y LEI del producto P a manufacturar, ya que dependen de los valores obtenidos en los parámetros β de la ecuación 1 y de la proporción jerárquica utilizada en las Ecuaciones 9 y 10.

En la Figura 2 se observa el formato del gráfico de control del SICD, el cual está conformado por dos partes: parte gráfica y parte de registros. En la parte gráfica del formato se localizan las regiones de tolerancias establecidas para el valor nominal, a través de los límites de especificación superior e inferior, así como la delimitación de las zonas de ajuste. En la parte inferior se realiza el registro de las mediciones de la variable y_i , correspondiendo al EP , se calcula la señal de error utilizando la Ecuación 2, correspondiendo al ECM , así como el indicador Cpk inicial, tomando a la señal de error como la desviación estándar obtenida. Si la señal de error está dentro de tolerancias, no se ajustará la medición realizada, en caso contrario se debe realizar el número de ajustes necesarios en X utilizando las ecuaciones 9 y 10, de acuerdo a la zona de ajuste donde haya sido localizada la medición, correspondiendo al EC y finalmente se registra el valor ajustado Y_{Aj} , o no ajustado Y , correspondiendo al EM , así como el Cpk final para observar el incremento del indicador, en caso de haber hecho algún ajuste del proceso.

Al utilizar el gráfico de control del SICD, no es necesario que los datos presenten normalidad o que sigan un patrón establecido, pero es recomendable utilizar los GC previamente, para lograr la estabilidad del proceso y

Símbolo	Significado	Ubicación en el gráfico	Símbolo	Significado	Ubicación en el gráfico
LES	Límite de especificación superior	Parte gráfica	α_2	Zona ajuste 2	Parte gráfica
LEI	Límite de especificación inferior	Parte gráfica	α_3	Zona ajuste 3	Parte gráfica
VN	Valor nominal	Parte gráfica	ϕ_i	Señal de error inicial	Parte de registros
Π_1	Tolerancia 1	Parte gráfica	ϕ_f	Señal de error final	Parte de registros
Π_2	Tolerancia 2	Parte gráfica	Cpk_i	Indicador capacidad de proceso inicial	Parte de registros
α_1	Zona ajuste 1	Parte gráfica	Cpk_f	Indicador de capacidad de proceso final	Parte de registros

Tabla 1: Elementos del gráfico de control del SICD

de manera complementaria utilizar el SICD para realizar los ajustes requeridos, explicando “qué hacer” y “cómo hacerlos”.

3. VALIDACIÓN DINÁMICA PARA OBTENER LAS ZONAS DE AJUSTE (α_i) DEL SICD

Para la validación del SICD, se utilizó el resultado del diseño experimental obtenido durante la presente investigación, en un sistema de producción textil, analizando el tejido de punto en una máquina denominada SHIMASEIKI, donde las pruebas experimentales, de simulación y de validación se llevaron a cabo sobre un lienzo acanalado, fabricado con hilo Apolo de composición lycra y polyester al 50%. La característica de calidad considerada fue la longitud del lienzo, medida en centímetros.

El SICD puede ser utilizado en cualquier sector industrial. Para realizar la validación dinámica es necesario tener un modelo de regresión lineal, para demostrar la relación causal existente entre las variables independientes X y la variable aleatoria Y que representa la característica de calidad C.

La validación y las conclusiones se pueden descargar en el vínculo:

http://www.revistadyna.com/dyna/documentos/pdfs/_adic/4281_2.pdf.



4. AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen al consejo nacional de ciencia y tecnología (CONACYT), el apoyo recibido en la formación doctoral del M.C Roberto Baeza Serrato.

5. BIBLIOGRAFÍA

- Black H, Mastrangelo C, Shu M. (2001). "Statistical Monitoring Performance for Startup Operations in a Feedback Control system". *Quality and reliability engineering international*. Vol. 17 p.379-390.
- Georgieva P, Feyo de Azevedo S. "Neural Network-Based Control Strategies Applied to a Fed-Batch Crystallization Process". *International Journal of Computational Intelligence*. Vol. 3 p. 224-233.
- Guh R. (2005). "Real-time pattern recognition in statistical process control: a hybrid neural network/decision tree-based approach". *J. Engineering Manufacture*. Vol. 219 p. 283-298.
- Guh R, Shiue Y. (2010). "Fast and accurate recognition of control chart patterns using a time delay neural network". *Journal of the Chinese Institute of Industrial Engineers*. Vol. 27 p. 61-79.
- Gutiérrez H, De la vara R. *Análisis y diseño de experimentos*. 2ª edición. México: Ediciones Mc Graw Hill, 2008. 545p. ISBN-10: 970-10-6526-3.
- Montgomery D. *Control estadístico de la calidad*. 3ª edición. Ediciones Limusa, 2009. 797p. ISBN: 978-968-18-6234-3.
- Montgomery D. *Diseño y análisis de experimentos*. 2ª edición. Ediciones Limusa, 2007. 686p. ISBN-13: 978-968-18-6156-6.
- Montgomery, Peck, Vining. *Introducción al análisis de regresión lineal*. 3ª edición. CECSA, 2002. 565p. ISBN 970-24-0327-8
- Pham D, Chan A. "Control chart pattern recognition using a new type of self-organizing neural network". *Proc Instn Mech Engrs*. Vol. 212 p.115-127.
- Runger R, Caner M, Tsung F. (2006). "Relationships Among Control Charts Used with Feedback Control". *Quality and reliability engineering international*. Vol. 22 p. 877-887.
- Seyed Taghi S, Ostadsharif A. (2008). "A new statistical process control method to monitor and diagnose bivariate normal mean vectors and covariance matrices simultaneously". *Int J Adv Manuf Technol*. Vol. 43 p.964-981
- Vázquez JA, López I, Peña M. (2010). "On the Use of the Fuzzy ARTMAP Neural Network for Pattern Recognition in Statistical Process Control using a Factorial Design". *International Journal of Computers, Communications & Control*. Vol. 5 p.205-215.
- Venkatesan G. (2002). "Discussion and analysis of stochastic feedback control adjustment". *J Engineering Manufacture*. Vol. 216 p.1429-1442.
- Zhao Y, Liu G, Rees D. (2008). "Integrated predictive control and scheduling co-design for networked control systems". *The Institution of Engineering and Technology Control Theory Appl*. Vol. 2 p.7-15.