

# Procesamiento de datos de producción para el Control de Procesos Estadístico. SimulPLANT.

Miguel Diaz-Cacho<sup>1</sup>, Eva Lorenzo<sup>2</sup>, M. Lourdes Borrajo Diz<sup>2</sup>, and Beatriz Gonzalez<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Universidad de Vigo, Dept. Ing. Sistemas y Automatica, mcacho@uvigo.es

<sup>2</sup>Universidad de Vigo, Dept. Informatica, eva@uvigo.es, lborrajo@uvigo.es

<sup>3</sup>ECOBAS, Universidad de Vigo, Dept. Economía Financiera y Contabilidad, bgonzalez@uvigo.es

## Resumen

*Este trabajo presenta un entorno de captura y procesamiento de datos de producción con el objetivo de calcular en tiempo real los parámetros estadísticos de control de procesos (SPC) en un entorno productivo industrial. Para ello hace uso de las ventajas aportadas por el paradigma de la Industria 4.0 mediante la capacidad de captación y transmisión de datos con dispositivos IIoT utilizando protocolos de Internet y las altas capacidades de computación de las pasarelas de datos. Los parámetros resultantes son susceptibles mediante un adecuado análisis de compararse con índices KPI de los departamentos de gestión de una corporación con el objetivo de encontrar correlaciones entre la adopción de las nuevas tecnologías OT y los resultados operativos de la organización.*

**Palabras clave:** SPC, IIoT, Pasarelas Industriales, IT/OT, KPI

## 1 Introducción

La transformación digital es toda actividad que incorpora el uso de nuevas tecnologías con la finalidad de obtener alguna mejora a nivel organizacional, como podrían ser el incremento del valor de mercado de los productos, el ahorro en tiempo o reducción de costes e incluso un incremento en los beneficios empresariales. No obstante, el concepto de transformación digital tiene que abarcar mas allá de los entornos de gestión, administración y planificación, e incluir la gran influencia que la implementación de tecnologías asociadas a la Industria 4.0 está teniendo primeramente en los departamentos de producción [1] pero también en las actividades de gestión y administración de las organizaciones [2]. De esa forma, se dispondría de una radiografía del grado de transformación digital del sector industrial mas completa, posibilitando generar unas líneas de recomendaciones, actuaciones e incluso líneas de investigación focalizadas en la mejora de los procesos de producción, de gestión y las relaciones entre ellos.

Conocer el grado de transformación digital implica seleccionar unos indicadores, medirlos y compararlos en el tiempo [3]. Para medir el rendimiento de una organización en base a un conjunto de objetivos preestablecidos o resultados esperados en un tiempo determinado se utilizan los llamados *indicadores de desempeño* o KPI (del inglés Key Performance Indicators). Estos indicadores pueden utilizarse en todos los departamentos de una organización, desde los departamentos de producción hasta los departamentos de ventas, pasando por soporte, contabilidad o marketing. El uso de las nuevas tecnologías de la información y las nuevas tecnologías de la operación (IT/OT) permite la disponibilidad de algunos KPI en tiempo real y abre la posibilidad de comparar las correlaciones entre los KPI de diferentes departamentos ante una nueva actuación o modificación en la organización. Existen numerosos KPIs diferentes para diversos departamentos, destacándose el Margen Bruto o Margen Neto para los departamentos de contabilidad, el Customer Effort Score (CES) o Net Promoter Score (NPS) para el departamento de Atención al Cliente, la Tasa de Conversión o el Coste de Adquisición de cliente (CAC) para el departamento de ventas.

El uso de KPIs que utilizan medidas estadísticas para el control de las capacidades, el rendimiento o calidades de un proceso es llamado generalmente *control estadístico de procesos* o SPC por sus siglas en inglés. Los SPC están basados en muchos casos en indicadores conocidos como los *Indicadores de Capacidad de Proceso* Cp, Cpk, y los *Indicadores de Rendimiento de Proceso* Pp y Ppk [4], recopilados en un estándar de calidad originario de la industria automovilística (ISO/TS16949) que ha sido adoptado de forma universal por casi todos los sectores industriales.

El objetivo de este artículo es mostrar mediante un entorno de simulación de un sistema de adquisición de datos las medidas SPC de un sistema de producción. En él se presenta la forma de procesar los datos generados en tiempo real de las variables de producción utilizando las tecnologías ofrecidas en el marco del IIoT o mas

genéricamente por la Industria 4.0, focalizada en la presentación de los indicadores SPC. El nombre dado al sistema es el de SimulPLANT, y consiste básicamente en 4 componentes, el sistema de adquisición de datos, el sistema de preprocesamiento de los mismos, el sistema de comunicaciones y el sistema de postprocesamiento y presentación.

## 2 Fundamentos SPC

Una de las consecuencias inmediatas de la adopción de tecnologías OT derivadas de las posibilidades ofrecidas por la Industria 4.0 es la capacidad de medir los indicadores SPC asociados a los procesos productivos industriales utilizando todos los productos como muestras, en todas las fases del proceso productivo y en tiempo real. Las consecuencias de estas adopciones pueden medirse en cómo afectan a los restantes KPI de la organización.

Para los cálculos de los indicadores SPC se selecciona una variable de producción representativa de la calidad del producto final y se realizan muestreos de producto sobre los cuales se infieren los resultados globales del proceso [5]. Por ejemplo en una dosificadora de contenidos de cápsulas, se cojen 10 cápsulas consecutivas en un momento determinado del proceso y se miden sus variables de producción, en este caso el peso. La forma en que se muestrean estas cápsulas presentan diferentes “*Rational Subgroups*” concepto definido por Shewart [6, 7], y existen infinidad de posibilidades con posibles diferentes resultados en las medias de pesos y desviaciones típicas debidos a factores ambientales. Por ejemplo, si las cápsulas se cogen todos los días a la misma hora se estaría conociendo los indicadores SPC de un turno de trabajo, pudiendo ser diferentes para otro turno. Si en lugar de coger 10 cápsulas consecutivas se cogiesen de forma aleatoria a lo largo de la primera hora es posible que el resultado fuese otro al igual que si se hiciese a lo largo del día.

La variable de producción seleccionada debe ser una variable continua, y los datos resultantes del muestreo de esa variable deben seguir una distribución de probabilidad gaussiana, aunque existen adaptaciones para otras distribuciones de probabilidad [8]. Una distribución de probabilidad gaussiana queda definida por una media y una desviación estándar, de forma que conocidas estas es posible estimar la probabilidad de un defecto en cada conjunto de datos. Los valores mas interesantes están relacionados con la probabilidad de que un dato se salga de las especificaciones del cliente.

Las especificaciones del cliente vienen definidas por un valor ideal (conocido como Set Point o SP) y unos límites superior e inferior fuera de los cuales el producto final no sería viable y por tanto considerado como defectuoso. Estos límites son conocidos como LSL (del inglés Lower Specification Limit) para el límite inferior y USL (Upper Specification Limit) para el límite superior.

Según el manual de control de calidad TS16949, Cp es la *capacidad del proceso* que se calcula en función de la variación dentro del universo de muestras tomadas, de forma que a menor variación mejor índice Cp, sin tener en cuenta la media. Su fórmula de cálculo es:

$$Cp = \frac{USL - LSL}{6\hat{\sigma}}, \quad (1)$$

donde  $\hat{\sigma} = \frac{\bar{s}}{c_4}$  es la desviación estándar estimada, siendo  $\bar{s}$  la desviación media del conjunto de subgrupos y  $c_4$  un coeficiente de corrección.

El Cpk es llamado el *índice de capacidad de proceso*, e incluye en su cálculo (además de los límites superior e inferior de las especificaciones) la media de la variable de producción de las muestras seleccionadas. Su fórmula de cálculo es:

$$Cpk = \min\left(\frac{USL - \mu}{3\hat{\sigma}}, \frac{\mu - LSL}{3\hat{\sigma}}\right), \quad (2)$$

donde  $\mu$  es la media de los datos muestreados.

Como tanto el Cp como el Cpk miden los grados de variación dentro del subgrupo de muestras (al ser  $\bar{s}$  una media de desviaciones típicas), no se está teniendo en cuenta el grado de variación entre subgrupos. Para ello se crean el *rendimiento del proceso* Pp y el *índice de rendimiento de proceso* Ppk, muy similares a los anteriores Cp y Cpk pero teniendo en cuenta la desviación típica real, no la estimada:

$$Pp = \frac{USL - LSL}{6\sigma} \quad (3)$$

$$Ppk = \min\left(\frac{USL - \mu}{3\sigma}, \frac{\mu - LSL}{3\sigma}\right)$$

Como puede intuirse, los grandes problemas para conocer con exactitud los índices de producción derivan del análisis para la selección de las muestras a realizar y el cálculo mas o menos acertado de las desviaciones típicas de los subgrupos seleccionados. Desde la aparición de las capacidades que la Industria 4.0 estas

limitaciones desaparecen o tienen un enfoque diferente. Por un lado el concepto de análisis de selección de muestras desaparece al poder realizar las medidas de variables de cada uno de los productos resultantes, transmitir las, visualizarlas, procesarlas y almacenarlas en tiempo real, utilizando los sensores IIoT adecuados con unos ahorros de costes notables al no tener que dedicar tiempo y esfuerzo de personal a todo el proceso. Por otro lado, el costoso proceso de cálculo de medias y sobre todo de desviaciones típicas puede automatizarse en tiempo real.

### 3 SimulPLANT

Para poder proceder al automatizado de los cálculos en tiempo real, se pueden implementar como componentes de software en los PLCs ya instalados o en dispositivos pasarela que procesen, encapsulen y envíen los datos hacia los entornos SCADA o de monitorización. Uno de esos dispositivos pasarela se presenta en esta sección, llamado SimulPLANT.

Prácticamente cualquier sistema de producción en cadena puede ser implementado o replicado utilizando SimulPLANT. Incluso podría ser utilizado como gemelo digital en entornos de producción ya consolidados, replicando todo el sistema de captación y procesamiento de datos.

El sistema parte de la base de que varias fuentes de datos, ya sean directamente sensores IIoT o PLCs envían información en crudo, ya sea en formatos binarios (int, float, bin, ...) o en ASCII (ya sean datos numéricos o texto).

#### 3.1 Arquitectura

La arquitectura del sistema tiene una topología sencilla basada en el paradigma de Industria 4.0, donde la separación entre la red IT/OT y la red de sensorización de la máquina es gestionada por una pasarela IIoT con buenas capacidades de computación. El dispositivo pasarela, llamado en la figura 1 SimulPLANT\_GW pre-procesa los datos básicamente realizando una selección y encapsulado de los mismos para enviarlos a los servidores recolectores de datos, habitualmente ubicados en la red OT/IT (Edge Servers) o en la nube (Cloud Servers) y llamados en el sistema de forma genérica SimulPLANT\_Servers.

La red de la máquina, del robot o de la cadena de producción es una red híbrida LAN habitualmente con comunicaciones a corta distancia. Las tecnologías de comunicación suelen ser tecnologías de buses de campo, como ProfiNet, ProfiBus, EtherCat entre otras, en cohabitación con otras

tecnologías comunes en los entornos IT como Ethernet, WiFi 802.11, BlueTooth o ZigBee. En el sistema SimulPLANT, la red de la máquina o del robot de producción es emulada mediante un proceso de que recibe uno o varios ficheros con datos de sensorización en crudo y los envía al puerto de entrada del SimulPLANT\_GW utilizando el protocolo UDP a una frecuencia parametrizable.

Dada la asociación entre servicio y dispositivo en los entornos industriales, la arquitectura de comunicaciones propuesta entre servicios es la arquitectura UDP/TCP/IP basada en sockets. La universalidad de esa arquitectura y el hecho de que sea la base del paradigma IIoT permite a los estudiantes y docentes implementar, enseñar e investigar al mismo tiempo en redes y servicios de comunicaciones.

En la figura 1 se presenta una topología genérica de captura y procesamiento de datos para la Industria 4.0 aprovechando las tecnologías IIoT. Existen topologías más sencillas en escenarios de industrias rurales, donde los datos sensorizados son transmitidos directamente a los servidores en planta (caso de granjas o entornos agrícolas) sin pasar por pasarelas o con pasarelas específicas utilizando tecnologías como ZigBee o LoRa. Estas topologías aprovechan las capacidades de comunicación directa de los sensores/actuadores IIoT con los Edge o Cloud Servers al encapsular los datos directamente en paquetes UDP/TCP/IP y enviarlos a través de las redes públicas como Internet.

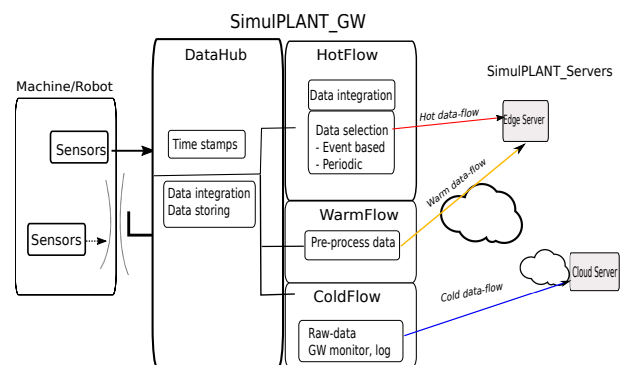


Figura 1: Arquitectura del entorno SimulPLANT

En el estudio del caso de uso, se presenta una topología mas detallada de las funciones de la pasarela SimulPLANT\_GW en la figura 3.

#### 3.2 Parámetros

La pasarela SimulPLANT\_GW recopila los datos de producción, los procesa y los envía en un flujo caliente (llamado Hot data-flow) en tiempo

real y en un flujo de datos frío (llamado Cold data-flow) de forma acumulada a lo largo de un periodo relativamente largo de tiempo ( $T_2$ ) hacia los sistemas servidores. Este trabajo ofrece también un flujo templado (Warm data-flow), donde se envían datos acumulados cada periodo  $T_1$ , superior al tiempo real e inferior al periodo del flujo frío ( $0 < T_1 < T_2$ ).

Para proceder al cálculo de los indicadores SPC es necesario conocer la media de los datos de la variable que informa del grado de producción actual y su desviación típica. Como recordatorio, dada una variable  $x$  y un conjunto  $X$  de  $p$  medidas  $X = \{x_1, \dots, x_i, \dots, x_p\}$  de esa variable, la media aritmética  $\mu$  sería

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^p x_i}{p} \tag{4}$$

y la desviación típica  $\sigma$  sería

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^p (x_i - \mu)^2}{p}} \tag{5}$$

- Para el flujo caliente, la algoritmia permite conocer en tiempo real tanto la variable medida como su media acumulada, no así su desviación típica pues esta depende de la diferencia de cada muestra con la media de todas ellas, salvo que todas las muestras vayan guardándose en memoria y se produzca un proceso de cálculo reiterativo sobre todo el conjunto de muestras pasadas y la muestra presente. Así, en el instante de captura de la muestra  $i$  los parámetros disponibles serían la variable  $x_i$  y la media acumulada  $\mu_i = \frac{x_i + (i - 1)\mu_{i-1}}{i}$ , pero no el parámetro Ppk.

El pre-procesado de datos para el envío del flujo caliente incluye un proceso de selección de datos a enviar llamado Send-on-Delta (SoD) que realiza envíos cuando la diferencia entre el dato a enviar y el último dato enviado es superior a un valor, llamado delta. Esto permite optimizar a medida el caudal de datos que se envían por este flujo, sin disminuir su calidad.

- Para el flujo templado, ni la variable  $x$  ni la media  $\mu$  son necesarias al estar disponibles en el flujo caliente. No obstante, este flujo almacena en el bloque llamado de pre-procesamiento las muestras de la variable a lo largo de un periodo  $T_1$ , de forma que al final del periodo es capaz de calcular la media y

la desviación típica, y por tanto el parámetro Ppk. Así, al final de cada iteración  $k$  tras un tiempo  $T_1$  se dispondrá del número de muestras de esa iteración  $p_k$ , de su media  $\mu_k$  (4) y de su desviación típica  $\sigma_k$  (5), de forma que puede calcularse el total de muestras  $P_k$  y la media ponderada  $M_k$  de la forma:

$$P_1 = p_1 \tag{6}$$

$$M_1 = \mu_1 \tag{7}$$

$$P_k = p_k + P_{k-1} \quad k \geq 2 \tag{8}$$

$$M_k = \frac{p_k \mu_k + P_{k-1} M_{k-1}}{P_k} \tag{9}$$

La desviación típica combinada  $D_k$  resultaría de aplicar la forma algorítmica iterativa para  $k \geq 2$ :

$$D_1 = \sigma_1$$

$$D_k = \sqrt{\frac{p_k [(\mu_k - M_k)^2 + \sigma_k^2] + P_{k-1} [(M_{k-1} - M_k)^2 + D_{k-1}^2]}{P_k}} \tag{10}$$

Es importante resaltar que la desviación típica de datos agrupados  $D_k$  no es la media de las desviaciones típicas de los agrupamientos, sino la llamada *desviación típica combinada* [9, 10, 11].

Con esta algoritmia, sólo es necesario ir calculando el vector de resultados de cada subgrupo  $\vec{r}_k = (p_k, \mu_k, \sigma_k)$  (4)(5), la ponderación y la media acumuladas  $P_k, M_k$  (8),(9) e ir guardando el vector de resultados de cada iteración para la siguiente  $\vec{R}_{k-1} = (P_{k-1}, M_{k-1}, D_{k-1})$  (8),(9),(10), y conocer en cada una de ellas los parámetros Pp y Ppk, dados por

$$Pp_k = \frac{USL - LSL}{6D_k} \tag{11}$$

$$Ppk_k = \min \left( \frac{USL - M_k}{3D_k}, \frac{M_k - LSL}{3D_k} \right) \tag{12}$$

El flujo templado envía a los servidores SimulPLANT\_Servers a la finalización de cada periodo  $T_1$  el vector de resultados de cada subgrupo  $\vec{r}_k, P_k, M_k, D_k, Pp_k$  y  $Ppk_k$ , para su presentación y toma de decisiones en la organización. En algunos casos, dependiendo de determinados parámetros de diseño, se pueden calcular los indicadores SPC en los servidores, en cuyo caso se enviaría simplemente el vector de resultados parciales  $\vec{r}_k$ .

- Para el flujo frío, la pasarela SimulPLANT\_GW almacena a lo largo de un periodo  $T_2$  la variable  $x$  de todas las muestras de ese periodo, y al finalizar el periodo envía de forma comprimida los datos a los SimulPLANT\_Servers. Estos realizan los procesos para calcular los indicadores SPC y los presentan a la organización en forma de informes. El periodo  $T_2$  no será en general inferior a 24 horas, de forma que el volumen de datos acumulados puede ser enorme y por tanto no sería susceptible de ser procesado en las etapas de transición realizadas en el SimulPLANT\_GW.

#### 4 Caso de uso

Se presenta un caso de uso de una dosificadora de cápsulas basada en volumen. El producto final es una cápsula con un peso determinado, por lo que el relleno de la cápsula tiene una densidad con una función de dependencia de la temperatura conocida. De esa forma, la dosificadora volumétrica puede tener como especificación el peso una vez conocida la temperatura del compuesto de relleno presente en la tolva. El sistema dispone de seis bocas de dosificación compartiendo tolva, por lo que la presión y la temperatura son la misma en todas las bocas y sólo se controlaría en cada boca el tiempo de apertura y se mediría el caudal para una regulación del peso dosificado. Los datos disponibles a través de sensores serían la temperatura del producto (y así conocer la densidad), el caudal (con un caudalímetro en la cada boca) y conociendo el valor del tiempo de apertura de la boca (siendo este un dato de control).

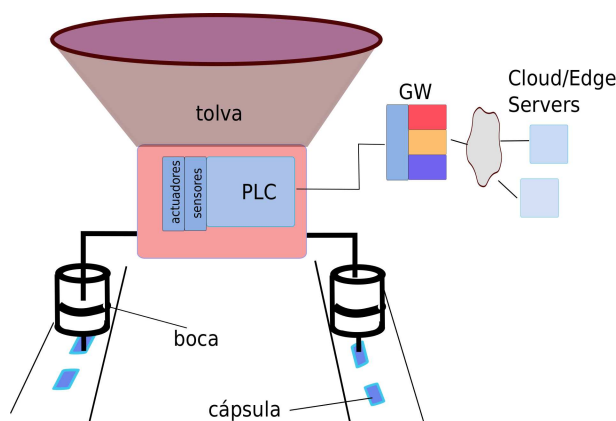


Figura 2: Caso de uso: dosificadora de cápsulas

Por especificaciones del cliente, el peso ideal de la cápsula rellena ( $SP$ ) sería de 200mg, con unos valores límites de tolerancia [ $LSL, USL$ ] =

[170mg, 230mg]. Por tanto, en este caso se selecciona el peso como variable de producción y sobre ella se calculan los indicadores SPC.

Por cuestiones operativas se implementa el cálculo del indicador SPC de rendimiento de proceso Ppk, que por otro lado es el más indicado cuando se dispone del universo completo de productos como muestras para su cálculo. El periodo del flujo frío es de 24 horas y el del flujo templado de 1 hora, de forma que cada hora es posible disponer del índice Ppk y por tanto identificar tendencias de calidad de la producción en tiempo real. Para la realización ágil de estos cálculos en la pasarela SimulPLANT\_GW se utilizan entornos de programación específicos de tratamiento de registros como el lenguaje “awk” o directamente programación en lenguaje “bash”.

Para ello es necesario acumular los datos el tiempo de periodo de cada flujo, salvo en el flujo caliente donde los datos no se acumulan más allá de las necesidades específicas por el uso de técnicas de transmisión basada en eventos o Send-on-Delta (SoD).

Los flujos de datos caliente y templado utilizan el protocolo MQTT, muy indicado para tiempo real y para datos de telemetría, y el flujo frío utiliza sistemas de transmisión de ficheros basados en “scp” en su implementación con la herramienta “rsync”.

El servidor SimulPLANT\_Server implementa el broker MQTT “mosquitto” y la herramienta de post-procesado y visualización de datos “Node-Red”. La visualización e intermediación con el usuario se realiza con herramientas de entorno web como “javascript” o “php” y con generadores de gráficas como “gnuplot”.

Tras recibir los ficheros de datos mediante el flujo frío, en los servidores se pueden procesar los datos para el conteo de variables entre límites determinados para la realización de histogramas y superponerlos a las curvas de Gauss al disponer de las medias, desviaciones típicas y las especificaciones del cliente ( $SP, LSL, USL$ ).

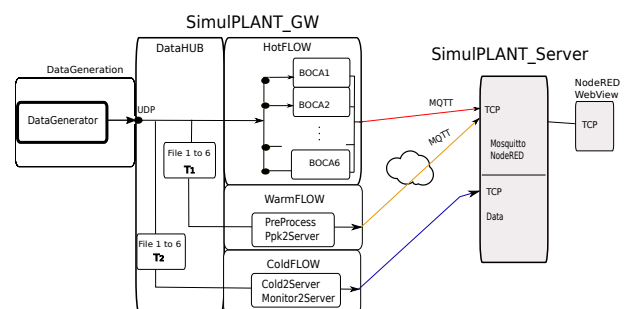


Figura 3: Caso de uso. SimulPLANT\_GW

La figura 4 muestra los resultados parciales del peso medio ( $\mu_k$ ), peso medio acumulado ( $M_k$ ), la desviación típica ( $\sigma_k$ ) y la desviación típica combinada ( $D_k$ ) cada hora (flujo templado) a lo largo de un día de operación de la planta para los datos de todas las bocas de producción. A su vez la figura 5 muestra los resultados parciales del indicador Ppk ( $Ppk_k$ ) y el indicador Pp ( $Pp_k$ ) a lo largo del mismo periodo.

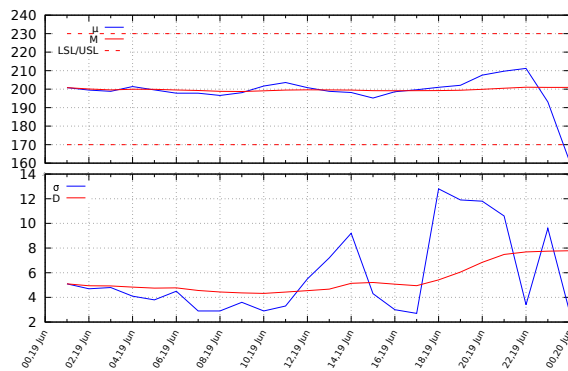


Figura 4: Flujo templado:  $\mu_k$ ,  $M_k$ ,  $\sigma_k$  y  $D_k$

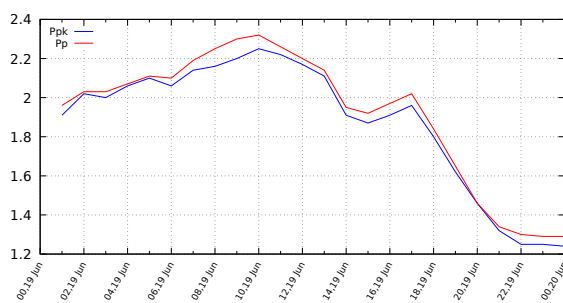


Figura 5: Flujo templado:  $Ppk_k$  y  $Pp_k$

En la figura 6 se presenta un histograma como resultado del flujo frío. Se representa el número de productos por rangos de pesos, y la distribución normal que corresponde con la media y la desviación típica diaria de la variable de producción.

La tabla 1 muestra los resultados de los indicadores Ppk y Pp para el día de producción.

Tabla 1: Pp y Ppk para un periodo de un día.

| Indicador SPC | Valor |
|---------------|-------|
| Pp            | 1.29  |
| Ppk           | 1.24  |

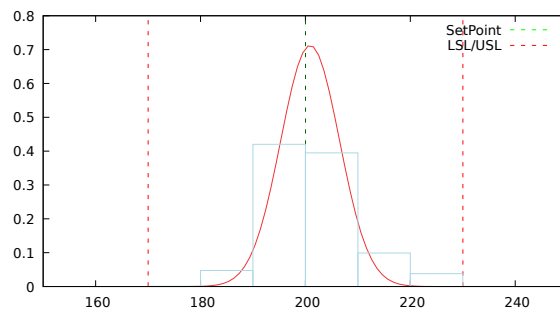


Figura 6: Flujo frío: histograma

## 5 Conclusiones

El método tradicional de cálculo de los indicadores SPC como el Cpk, Cp, Ppk o Pp está basado en: i) la selección de una o varias variables de producción, ii) la selección de un periodo de muestreo y un “Rational subgroup” sobre el que realizar las medidas de las variables y disponer de un conjunto suficientemente amplio de muestras sobre el que calcular las variables estadísticas (media y desviación típica), y iii) calcular los indicadores SPC en periodos relativamente amplios.

En muchos casos, con la adopción de tecnologías IIoT es posible disponer de los datos de las variables de producción sobre todos los productos sin necesidad de realizar muestreos periódicos sobre los mismos y por tanto sin el uso de los “Rational Subgroups”. En esos casos, el uso de los indicadores de capacidad (Cp, Cpk) carece de sentido en los entornos de Industria 4.0 cuando la población estadística sobre la que se calcula la desviación estándar es toda la producción, por lo que la desviación estándar que se conoce es la real y no el resultado de estimaciones. Por ello, para una población estadística universal, los indicadores SPC utilizados son los *indicadores de rendimiento* Pp y Ppk. No obstante es necesario definir unos periodos de medida al ser imprescindible conocer la desviación típica de un conjunto de productos para conocer los indicadores SPC, y por tanto es preciso diseñar el tamaño (o la frecuencia) de ese conjunto de productos.

Este trabajo plantea ese diseño en tres flujos: i) un flujo caliente donde se trabaja en tiempo real y por tanto presentando sólo las variables y sus medias, ii) un flujo templado donde se define un periodo suficientemente grande como para disponer de una población de productos donde sus variables estadísticas sean representativas, y por tanto puedan calcularse los indicadores SPC

y iii) un flujo frío que permita hacer el cálculo sobre todos los productos en un periodo definido del proceso productivo, por ejemplo 24 horas.

El trabajo presenta resultados para un entorno de producción simulado y una lógica de pasarela industrial llamada SimulPLANT.

### Agradecimientos

Este trabajo ha sido realizado con el soporte de los proyectos INOU2022 (Integración das tecnoloXías de operación OT na transformación dixital) y SM-TMC (586035-EPP-1-2017-1-DZ-EPPKA2-CBHE-JP).

### English summary

### Production data processing for SPC. SimulPLANT.

### Abstract

*A production data processing system called SimulPLANT is presented in this work, in order to calculate dynamically SPC parameters called Ppk by using a combined standard deviation. The processed data is sent from a data gateway to a server in a warm data-flow. The goal is to analyze and compare these parameters with other KPI parameters of the corporation, and therefore find correlations between the adoption of the new OT technologies integrated in the Industry 4.0 paradigm and the operating results of the organization.*

**Keywords:** Leave three lines between this sentence and the following section.

### Referencias

- [1] C. E. Belman-Lopez, J. A. Jiménez-García, and S. Hernández-González, "Análisis exhaustivo de los principios de diseño en el contexto de industria 4.0," *Revista Iberoamericana de Automática e Informática industrial*, vol. 17, no. 4, p. 432–447, sep. 2020.
- [2] M. Ben-Daya, E. Hassini, and Z. Bahroun, "Internet of things and supply chain management: a literature review," *International Journal of Production Research*, vol. 57, no. 15-16, pp.

4719–4742, 2019. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1080/00207543.2017.1402140>

- [3] I. C. Ehie and M. A. Chilton, "Understanding the influence of it/ot convergence on the adoption of internet of things (iot) in manufacturing organizations: An empirical investigation," *Computers in Industry*, vol. 115, p. 103166, 2020.
- [4] M. Schaeffers, "Índices de capacidad cp, cpk, pp y ppk," <https://datalyzer.b-cdn.net/wp-content/uploads/2022/05/Indices-de-capacidad-Cp-Cpk-Pp-y-Ppk.pdf>.
- [5] J. Cruz, "Implementación efectiva de un control avanzado de proceso (an effective implementation of an advanced process control)," 2006.
- [6] L. S. Nelson, "Control charts: rational subgroups and effective applications," *Journal of Quality Technology*, vol. 20, no. 1, pp. 73–75, 1988.
- [7] D. J. Wheeler, *Advanced topics in statistical process control*. SPC press Knoxville, TN, 1995, vol. 470.
- [8] A. Czarski, "Assessment of statistical stability of steel strip hot-rolling process," *Metallurgy and foundry engineering*, vol. 34, no. 1, pp. 33–33, 2008.
- [9] K. Thangavel and D. A. Kumar, "A combined standard deviation based data clustering algorithm," *Journal of Modern Applied Statistical Methods*, vol. 5, p. 21, 2006.
- [10] H. L. HARTER, "Expected values of normal order statistics," *Biometrika*, vol. 48, no. 1-2, pp. 151–165, 06 1961. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1093/biomet/48.1-2.151>
- [11] W. W. L. J. e. a. Wan, X., "Estimating the sample mean and standard deviation from the sample size, median, range and/or interquartile range." *BMC Med Res Methodol*, vol. 14, no. 135, 2014.



© 2022 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution CC-BY-NC 4.0 license (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/deed.es>).