

Dimensionado óptimo de buffers con metodología kanban sin tarjetas

Pedro Sánchez Martín¹ Rodrigo Echávarri Yepes²

¹ Instituto de Investigación Tecnológica. Escuela Técnica Superior de Ingeniería. Universidad Pontificia Comillas de Madrid. Alberto Aguilera, 25, 28015. Madrid. pedro.sanchez@iit.icaei.upcomillas.es

² Empleado IBM España. Estudiante Ingeniería en Organización Industrial, Universidad Pontificia Comillas de Madrid. C/Rosalía de Castro 82, 10D 28035 Madrid. rodrigoechavarri@es.ibm.com

Palabras clave: Kanban, Simulación, JIT

1. Introducción

La manutención de procesos industriales con filosofía “pull” suele utilizar metodología kanban con el fin de abastecer de componentes y fabricar productos sólo cuando es necesario. Esta metodología se conoce generalmente por el uso de tarjetas incluidas en los contenedores para determinar nuevas órdenes de trabajo. Estas tarjetas identifican el producto, la cantidad a fabricar y donde colocar el contenedor para que éste sea rellenado, así como el destino una vez que el contenedor está lleno, Krajewski (2007).

No siempre el uso físico de las tarjetas es necesario en la metodología kanban para conseguir su finalidad. Suprimir el uso de tarjetas redundaría en menos consumo de papel y principalmente en menor cantidad de fallos en el suministro provocados por la pérdida o sobrepresión de tarjetas. La metodología kanban sin tarjetas se suele implantar de dos formas:

- La primera consiste en utilizar contenedores específicos para productos de manera que la propia existencia de un contenedor vacío de este tipo desencadena de forma indirecta una serie de operaciones de manutención y fabricación preestablecidas
- La segunda consiste en la creación de “buffers” o espacios bien identificados para la colocación de contenedores de componentes o subproductos específicos. Estos espacios pueden estar situados en estanterías o en el propio suelo de la fábrica. Lógicamente, suelen estar cercanos al lugar donde se va a realizar el proceso. Cuando existe o se genera un “hueco”, en el proceso inmediatamente anterior se incluye una nueva orden de trabajo que permita en un futuro rellenar dicho hueco asignándole la prioridad correspondiente.

La metodología kanban permite controlar el inventario en curso del proceso lo cual suele traducirse en una reducción del mismo, en una reducción del coste y una mejora en la respuesta al cliente. En la práctica, la implantación y ajuste de esta metodología en los procesos industriales suele realizarse haciendo pruebas y evaluando posibles mejoras sobre la propia instalación. Si bien la experimentación real tiene una credibilidad por su propia naturaleza, ésta no garantiza alcanzar niveles de funcionamiento óptimos y su coste indirecto en productividad puede ser elevado y a veces inasumible.

La dimensión de los buffers de cada estación de trabajo condiciona la dinámica del proceso de fabricación. Este dimensionado suele ser heterogéneo en cada subproceso debido a la existencia de máquinas que son de cuellos de botella y a la aparición de fallos en las máquinas. En este artículo se muestra el proceso de diseño del dimensionamiento de los buffers mediante el uso de técnicas avanzadas de simulación de forma que se evite la experimentación directa con el sistema real.

2. Simulación del método kanban sin tarjetas

El modelo de simulación emula un proceso productivo real de fabricación de componentes fotovoltaicos. El proceso consta de 10 subprocesos denominados M_i , siendo i el número de proceso y se simbolizan con cuadrados en la Fig. 1. En general cada subproceso tiene asociado un buffer de salida (simbolizado con un círculo) salvo los tres subprocesos M_2 , M_3 y M_4 que al estar integrados disponen solamente del buffer B_2 . En el caso concreto de estos tres subprocesos su capacidad productiva se aumenta colocando dos líneas en paralelo, tal y como también ocurre en el proceso M_6 . En total se tienen siete buffers a lo largo del proceso productivo.

El tamaño de cada buffer viene dado por el número de espacios que puedan albergar lotes de fabricación simultáneamente. Su finalidad es doble, por un lado permiten el almacenamiento de lotes que han completado cada subproceso y están a la espera de continuar en el siguiente subproceso, y por otro lado en caso de fallo de subprocesos previos permiten seguir alimentando temporalmente los subprocesos siguientes con los lotes que están en los buffers.

La lógica de manutención de los lotes a lo largo de los distintos subprocesos se basa en la monitorización de los espacios disponibles en los buffers. Cuando existe un espacio disponible en un buffer, el subproceso que lo alimenta puede comenzar a procesar un nuevo lote si existe alguno en el buffer previo que a su vez alimenta a dicho subproceso. Por ejemplo, si el buffer B_2 tiene un hueco disponible el subproceso M_{2a} ó M_{2b} puede procesar un nuevo lote si éste se encuentra en el buffer B_1 .

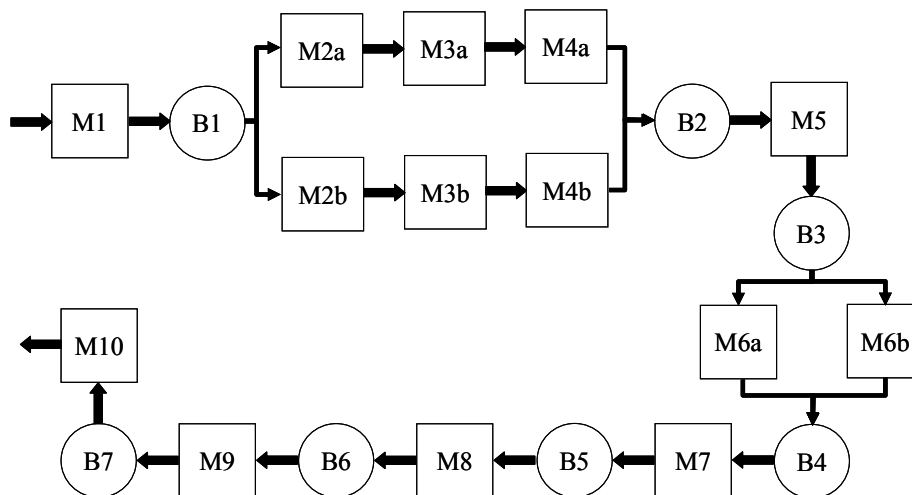


Fig. 1. Esquema del proceso de fabricación de componentes fotovoltaicos

La aleatoriedad incluida en el modelo de simulación proviene de los tiempos de procesamiento y de los tiempos hasta el fallo y reparación de las distintas máquinas. En base a la experiencia histórica la primera de las aleatoriedades se ha modelado con distribuciones normales y la segunda con distribuciones exponenciales.

La toma de decisiones aplicando simulación busca determinar el menor tamaño de los buffers que permita alcanzar la producción efectiva de la línea para un horizonte anual. Tal producción efectiva considera inherente la disminución debido a fallos en los subprocesos y también por las limitaciones productivas de cada subproceso. Por consiguiente el dimensionamiento de los buffers se ve influenciado por los cuellos de botella que tenga el proceso productivo, Goldratt (1992) y por las tasas de fallo y reparación de los distintos subprocesos, Gershwin (1999b).

“En un sistema donde las máquinas nunca fallan, la tasa de producción total de una línea de producción es la tasa de aquella máquina que más tiempo tarda en procesar una transacción” Gershwing(1999a), de esta manera no depende del tamaño de los buffers intermedios.

3. Criterio de optimización: máxima pendiente del gradiente

Las técnicas analíticas basadas en teoría de colas, Hillier (2006), o los algoritmos computacionales desarrollados por el profesor Stanley B. Gershwing (1999a, 1999b) permiten abordar problemas de dimensionamiento de sistemas bajo determinadas condiciones que no siempre son habituales en los sistemas productivos. Sin embargo, se ha elegido trabajar con simulación porque permite modelar la lógica de los procesos productivos con gran nivel de detalle y flexibilidad, Law (2000)

La simulación aplicada a la mejora de los sistemas evalúa cómo afectan los cambios en el sistema a los resultados de interés del modelo. Para ello se realiza una estimación del gradiente de las variables de interés mediante cálculo incremental de resultados, análogamente a lo que son las derivadas parciales aplicadas a los factores continuos de diseño. Estos gradientes suelen ser multidimensionales debido a los múltiples parámetros de diseño de un sistema. Una vez estimados dichos gradientes se modifica el valor de los parámetros tras aplicar un criterio de búsqueda que en este caso está basado en la *máxima pendiente* de mejora, siendo éste un criterio habitual en programación no lineal, Bertsekas (1995). No obstante, existen otros criterios basados en direcciones de búsqueda creadas a partir del uso de metamodelos cuyo uso resulta más adecuado cuando coexisten factores de diseño de distinta naturaleza tales como, el número de máquinas por subproceso y el tamaño de los buffers, lo cual no ocurre en este sistema, Law (2000).

Concretamente, para el proceso de fabricación de componentes fotovoltaicos el gradiente del volumen de producción anual es un vector 7-dimensional debido a que se ha de determinar el dimensionamiento de los 7 buffers del proceso. Con el fin de calcular el gradiente se han comparado diferentes simulaciones del modelo en las cuales se ha mantenido el tamaño de todos los buffers excepto el de uno, el cual se incrementa en una unidad. El incremento unitario del tamaño del buffer que implica mayor incremento medio de la producción anual se fija y a partir de él se prosigue con la siguiente fase de comparación. El criterio de parada del proceso de búsqueda se alcanza cuando el incremento de la producción anual se estabiliza o crece de forma muy suave.

Este método de búsqueda del dimensionamiento óptimo alcanza excelentes resultados en aquellos procesos de fabricación en los cuales existe un flujo continuo de fabricación sin reentradas. En los procesos de fabricación en los cuales existen reentradas, el método del gradiente con máxima pendiente puede quedarse estancado en óptimos locales y no en óptimos globales dado el salto discreto de tamaño de los buffers y la posible no linealidad del comportamiento con cuellos de botella cambiantes dependiendo del tipo de reentradas.

4. Precisión de cálculo del gradiente: intervalos de confianza

Tal y como se comenta en la sección anterior, el procedimiento de cálculo del gradiente se realiza comparando en cada fase el volumen anual medio de producción en los diferentes dimensionamientos incrementales de los buffers con respecto al volumen anual medio de la fase anterior. El valor medio anual en cada dimensionamiento se obtiene promediando muestras de la simulación de la producción anual cambiando en cada una de ellas la semilla de los generadores de números aleatorios.

El valor medio muestral de la producción, denominado μ_i , es a su vez una variable aleatoria cuya distribución de probabilidad resulta una Normal de media la producción media y con varianza igual a la varianza de la producción anual dividida por el número de muestras

promediadas. Por lo tanto conforme mayor es el número de muestras mayor será la precisión alcanzada sobre la media muestral ya que su intervalo de confianza asociado será más pequeño. Sin embargo, el número de muestras incrementa el esfuerzo computacional del análisis requerido por el ordenador.

El cálculo del gradiente de producción en cada fases requiere una precisión para lo cual se han obtenido intervalos de confianza con niveles del 95%. El número de muestras necesario en cada fase de comparación incremental se ha establecido de forma que se garantice que el intervalo de confianza de la producción media más elevada no se solape con ningún otro intervalo de confianza de producción anual de esa misma fase. En caso de que tal criterio no se alcanzase para un número elevado de muestras se disminuye el nivel de confianza hasta un determinado valor que garantice que no existe solapamiento.

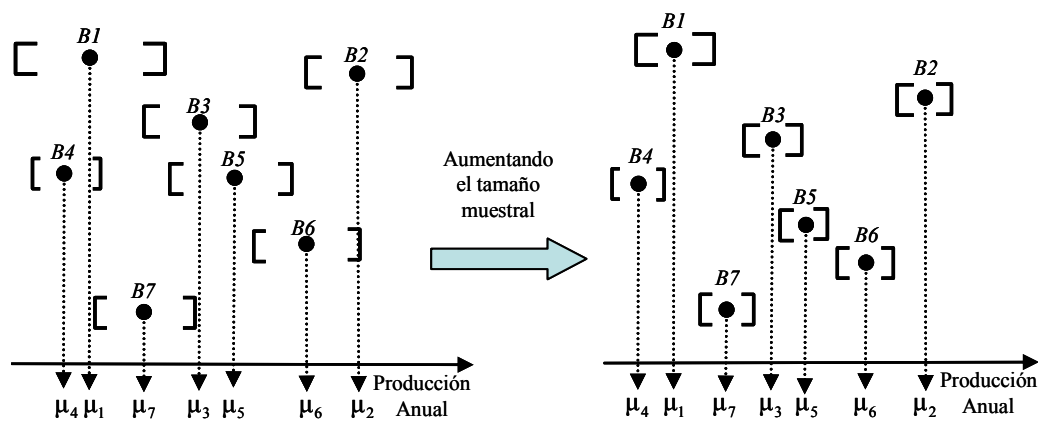


Fig. 2. Solapamiento de intervalos de confianza asociados a incrementos de buffer

En la Fig. 2 se muestra la comparación de producciones medias anuales μ_i para dos tamaños muestrales diferentes y sus intervalos de confianza asociados en cada incremento de tamaño del buffer lo cual está indicado con B_i , siendo i el número de buffer. En la parte izquierda de la figura se producen numerosos solapamientos de intervalos de confianza, y cabe resaltar el correspondiente al incremento en el buffer 2 que obtiene la mayor producción media anual en esta fase. Tal solapamiento impide garantizar la precisión del cálculo del gradiente y por ello se aumenta el número de muestras con el fin de disminuir la anchura de los intervalos de confianza tal y como se muestra en la parte derecha de la figura.

Aumentando el tamaño muestral de esta comparación se aprecia en la parte derecha de la Fig. 2 como el intervalo de confianza de la producción media más elevada no tiene solapamiento alguno con otros intervalos de confianza, y por lo tanto permite el cálculo del gradiente de la producción media anual. No obstante, los restantes intervalos de confianza correspondientes a otros incrementos de tamaño de buffer pueden estar solapados tal y como sigue ocurriendo en la parte derecha de la Fig. 2.

5. Mayor precisión con reducción de varianza

La precisión en el cálculo del gradiente de la producción requiere evitar el solapamiento entre el intervalo de confianza de la producción anual media mayor y los restantes intervalos tal y como se muestra en la Fig. 2. Por sus propia definición la varianza de la media muestral \bar{X} , $S_{\bar{X}}^2$, se reduce de forma inversamente proporcional al número de muestras tal y como se indica en la ecuación (1) y sin embargo, el ancho del intervalo de confianza de la media muestral es inversamente proporcional a la raíz cuadrada del número de muestras, ecuación (2). El número de muestras requerido para evitar el solapamiento entre intervalos de confianza puede llegar a ser muy elevado cuando la varianza de la variable de interés es alta y los

valores medios de producción son próximos entre sí. En la Fig. 3 se muestra la evolución natural de la varianza de la media muestral con respecto al incremento del número de muestras.

$$S_{\bar{X}}^2 = \frac{S_X^2}{n} \tag{1}$$

$$\bar{X} \pm Z_{\alpha} \sqrt{\frac{S_X^2}{n}} \tag{2}$$

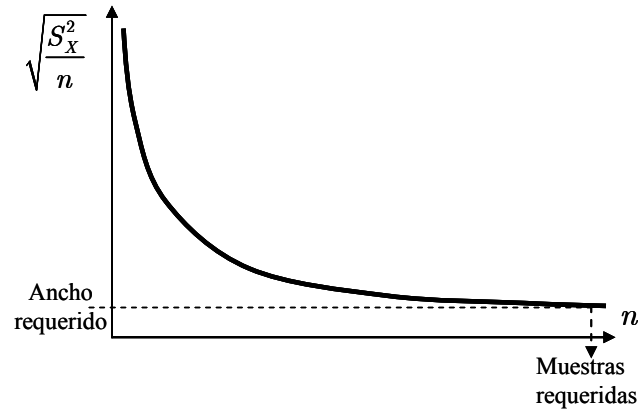


Fig. 3. Evolución de las muestras requeridas para una precisión dada

La aplicación de técnicas estadísticas avanzadas de reducción de varianza permite estimar el valor medio de interés con mayor precisión ya que la variable utilizada está centrada en el mismo valor medio muestral pero posee menor varianza. En este análisis de dimensionamiento de los buffers se ha aplicado la técnica de los números aleatorios comunes, o también conocida como muestreo correlado. Esta técnica se enmarca dentro de las técnicas basadas en métodos de correlación tales como las variables antitéticas y las variables de control (referencia de Law kelton y del Kleijnen).

Estadísticamente, la técnica de los números aleatorios comunes intenta inferir una correlación positiva entre los valores de salida de modelos diferentes. La resta de la variable de interés entre los modelos 1 y 2, denominadas respectivamente X_1 y X_2 , es una nueva variable aleatoria cuyo valor medio indica cuál es el modelo mejor y su varianza se calcula tal y como muestra la ecuación (3). En la parte izquierda de (4) se indica que si se utilizan exactamente los mismos números aleatorios U^i en ambos modelos para muestrear las variables de entrada, se suele inferir una covarianza positiva entre las variables de salida lo cual disminuye la varianza de la variable diferencia en (3). Sin embargo, si tal y como se indica en la parte derecha de (4) se utilizan distintos números aleatorios diferentes U^i y U^j en los dos modelos, no se infiere en principio covarianza alguna y por lo tanto la variable diferencia no reduce su varianza.

$$Var(X_1 - X_2) = Var(X_1) + Var(X_2) - 2 Cov(X_1, X_2) \tag{3}$$

$$\left. \begin{array}{l} U^i \xrightarrow{\text{Modelo 1}} X_1^i \\ U^i \xrightarrow{\text{Modelo 2}} X_2^i \end{array} \right\} Cov(X_1, X_2) > 0 \quad \left. \begin{array}{l} U^i \xrightarrow{\text{Modelo 1}} X_1^i \\ U^j \xrightarrow{\text{Modelo 2}} X_2^j \end{array} \right\} Cov(X_1, X_2) \approx 0 \tag{4}$$

En este caso concreto la técnica de los números aleatorios comunes se ha implantado aplicando las mismas cadenas de números aleatorios a las variables de entrada de los distintos modelos que se comparan. En este caso cada uno de los modelos comparados corresponde a un incremento unitario en el tamaño de los buffers. La variable que se analiza en cada

incremento en el tamaño de los buffers es la diferencia entre la producción anual para un dimensionado patrón y la producción anual con otro dimensionado incremental de los buffers. El dimensionado patrón predefinido por el usuario corresponde al incremento unitario del tamaño de un buffer específico del modelo. Concretamente en este estudio se considera el dimensionado patrón del sistema incrementando el buffer 1. Todos los demás dimensionados incrementales se evalúan calculando muestra a muestra la diferencia de su producción anual con respecto a la del patrón.

La aplicación de esta técnica de reducción de varianza ha incrementado por muestra el esfuerzo computacional y los requerimientos de memoria. Sin embargo, estos inconvenientes han sido compensados por un aumento de la precisión de las comparaciones realizadas ya que se ha conseguido reducir la varianza de la producción anual obtenida y por lo tanto el número de muestras necesarias para evitar el solapamiento de los intervalos de confianza de interés. La reducción en el número de muestras es bastante significativa, tal y como se muestra en la Tabla 1 indicando en la primera y segunda filas las muestras anuales sin aplicar y aplicando números aleatorios comunes. En cuanto al esfuerzo computacional el tiempo global de simulación se ha reducido en 1393 segundos, lo que supone un ahorro cercano al 25% del tiempo necesario para realizar las seis fases de comparación incremental de los buffers.

Tabla 1. Variación de las muestras necesarias sin y con números aleatorios comunes

Muestras anuales	Fase 1	Fase 2	Fase 3	Fase 4	Fase 5	Fase 6	Total	Tiempo/Simulación	Tiempo total
SIN	57	104	455	148	323	501	1588	4	6252
CON	12	38	362	81	247	412	1152	4,2	4838
Disminución %	78,95%	62,46%	20,44%	45,27%	23,53%	17,76%	26,06%	-5%	23,83%

La eficiencia computacional de la técnica de reducción de varianza disminuye conforme las fases de comparación avanzan debido a que las medias de producción anual están más próximas entre sí y los intervalos de confianza están bastante solapados.

En la Fig. 4 se muestra la variabilidad de la producción anual para las ocho primeras muestras sin aplicar la técnica de los números aleatorios comunes incrementando el tamaño de cada buffer en una unidad. En la Fig. 5 se muestra la variabilidad de la diferencia de la producción anual con respecto a la producción anual patrón (incrementando el buffer 1) y aplicando la técnica de reducción de varianza. Se aprecia claramente como la variabilidad se reduce aplicando esta técnica. Finalmente, aplicando la técnica de los números aleatorios comunes, la

producción anual resultante de un dimensionado concreto se obtiene sumando a la producción anual patrón la diferencia media obtenida entre el dimensionado concreto y el patrón.

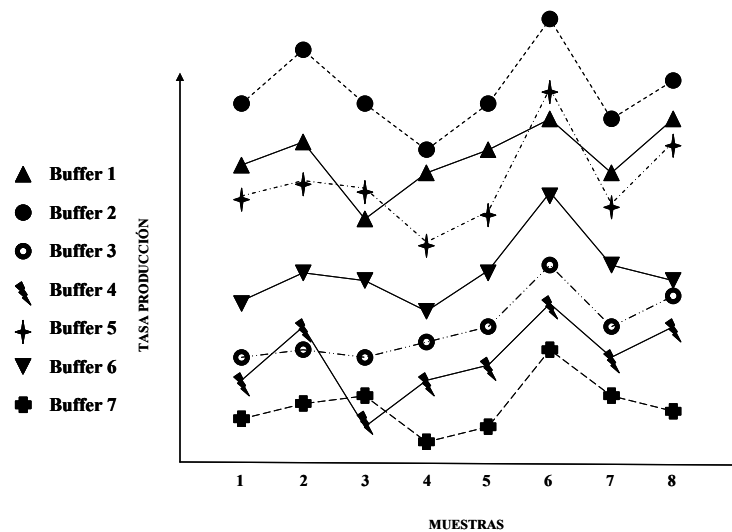


Fig. 4. Variación de la producción anual en cada incremento de buffer sin aplicar números aleatorios comunes

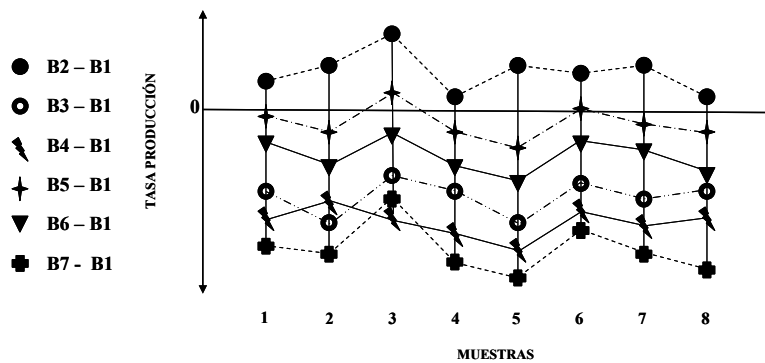


Fig. 5 Variación del incremento de producción anual respecto del patrón aplicando números aleatorios comunes

6. Resultados e implantación informática

Los resultados de la simulación del proceso de fabricación en las sucesivas fases incrementales de dimensionamiento de los buffers se muestra en la Fig. 6. La línea discontinua muestra como la producción anual media crece de forma asintótica al valor de capacidad efectiva del sistema conforme aumenta el dimensionamiento de los buffers. En línea continua se muestra como se incrementa el número de muestras requeridas para evitar el solapamiento entre los intervalos de confianza de la mejor producción media anual con el resto de intervalos de confianza.

Tal y como muestra la Fig. 6, en la fase 0 de la simulación todos los buffers parten de una dimensión unidad dando lugar a una producción anual media de partida de 3204 unidades. En la fase 1 se realiza el análisis incremental de la producción conforme se incrementa unitariamente el dimensionado de cada buffer resultando una nueva producción medial anual de 3422 unidades fabricadas para lo cual ha sido necesario realizar un total de 12 muestras anuales para evitar los solapamientos de intervalos de confianza. En esta fase 1 de comparación se establece que se incremente el dimensionado del buffer 2 para un nivel de confianza de los intervalos del 95% tal y como se indica en la Tabla 2. En esta tabla se muestran las decisiones de las fases sucesivas de dimensionamiento en las cuales, salvo en la fase 3, se incrementa el dimensionado del buffer 2. Se indica en la misma tabla que el nivel de confianza se establece en el 95% salvo en la última fase en la cual el elevado solapamiento

entre intervalos requiere un elevado número de muestras y se opta por reducir el nivel de confianza al 90%.

Es de reseñar que en la fase 3 se produce un aumento drástico en el número de simulaciones debido a que el aumento cuantitativo de la producción anual al incrementar el Buffer 2 o el Buffer 4 es muy parecido por lo que se necesita mayor número de muestras para determinar el Buffer a incrementar. Finalmente, se resuelve que el incremento del Buffer 4 es ligeramente mejor. En las siguientes fases se requieren nuevamente menos número de muestras por fase aunque conforme la producción anual va alcanzando su capacidad efectiva nuevamente el número de muestras necesarias aumenta.

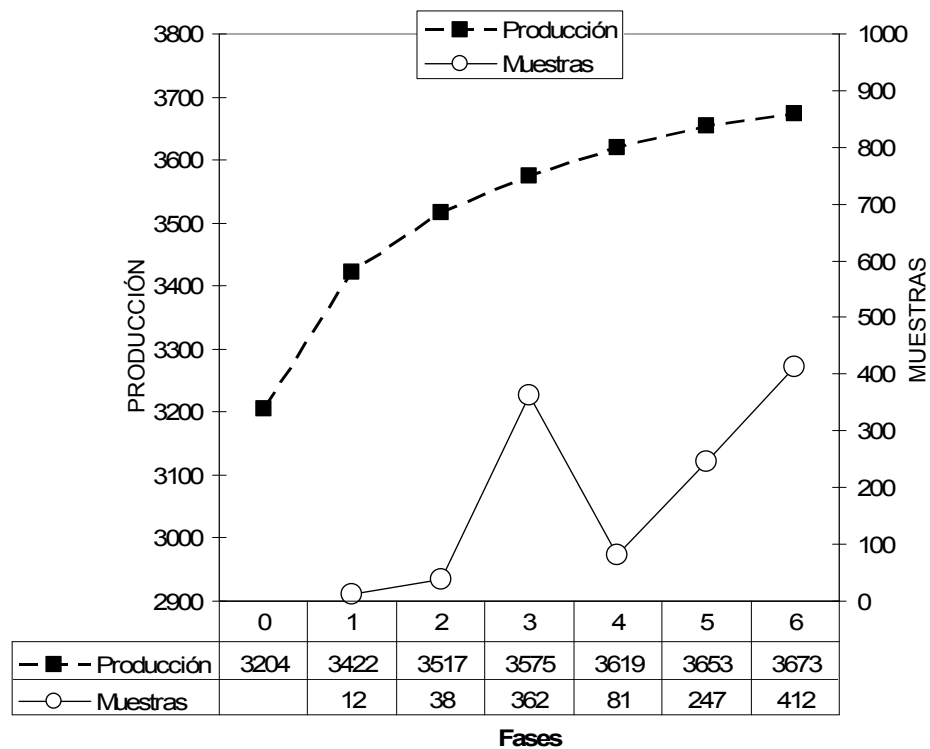


Fig. 6. Evolución de la producción anual y del número de muestras en cada fase

Tabla 2. Decisión de buffer a incrementar en cada fase y nivel de confianza asociado

	Fase 1	Fase 2	Fase 3	Fase 4	Fase 5	Fase 6
Buffer incrementado	2	2	4	2	2	2
Nivel de confianza	95%	95%	95%	95%	95%	90%

Considerando la implantación informática del modelo de simulación, éste ha sido codificado y analizado mediante la herramienta generalista de simulación GPSS-World, Minuteman (2009). El dimensionado del modelo del proceso productivo utiliza un total de 163 bloques repartidos entre 12 subrutinas de código. El tiempo de ejecución de todas las simulaciones

necesarias en un ordenador Lenovo T400 2,2GHz, 2GB de memoria principal, es de 6232 segundos sin aplicar números aleatorios comunes y 4838 segundos aplicando la técnica de reducción de varianza de números aleatorios comunes.

7. Conclusiones

La aplicación de metodología Kanban sin tarjetas en los procesos industriales mejora el control y seguimiento de la producción con filosofía “pull”. Con el fin de controlar el inventario en curso y su espacio ocupado se ha de dimensionar el tamaño de los buffers de cada subproceso con el fin de alcanzar en lo posible la capacidad productiva eficiente del sistema, teniendo en cuenta el impacto de las tasas de fallo de las máquinas del proceso.

En este artículo se muestran los resultados obtenidos con la simulación de un sistema productivo de fabricación de componentes fotovoltaicos que consta de diez subprocesos y que dispone de siete buffers intermedios cuyo dimensionamiento se optimiza para alcanzar la capacidad efectiva del proceso productivo.

El dimensionado óptimo se ha obtenido a partir del cálculo del gradiente de la producción anual aumentando incrementalmente el dimensionado de cada buffer del proceso. Con el fin de aumentar la precisión del cálculo del gradiente se ha aplicado la técnica de reducción de varianza de los números aleatorios comunes sobre la simulación del proceso productivo. Los resultados obtenidos aplicando dicha técnica son altamente satisfactorios evitando el solapamiento de intervalos de confianza para determinar de forma más precisa el gradiente de producción y por lo tanto el dimensionado óptimo de los buffers.

Referencias

- Bellman, Richard (1957): “Dynamic Programming”, Princeton University Press. Princeton, New Jersey
- Goldratt, E. (1992) The Goal: A Process of Ongoing Improvement. North River Press
- Hillier F. y Lieberman (2006) Introducción a la investigación de operaciones. Mc Graw Hill
- Krajewski, L.J., Ritzman, L.P. y Malhotra, M. K. (2007). Operations Management. 8ª edición, Prentice Hall.
- Law, A. M. y Kelton, W. D. (2000). Simulation Modeling and Analysis. 3th ed. McGraw-Hill.
- Minuteman (2009). GPSS World Reference Manual. <http://www.minutemansoftware.com>
- Stanley B. Gershwin. (1999a). Efficient Algorithms for Buffer Space Allocation. Massachusetts Institute of Technology.
- Stanley B. Gershwin. (1999b). A Decomposition Method for Analyzing Inhomogeneous Assembly / Disassembly Systems. Massachusetts Institute of Technology.