

## Análisis multi-objetivo del problema de asignación del buffer con meta-modelos de simulación y una metaheurística híbrida

José Omar Hernández-Vázquez<sup>a</sup>, Salvador Hernández-González<sup>b,\*</sup>, José Israel Hernández-Vázquez<sup>a</sup>,  
José Alfredo Jiménez-García<sup>b</sup>, Manuel Darío Hernández-Ripalda<sup>b</sup>

<sup>a</sup> Departamento de Ingeniería Industrial, Tecnológico Nacional de México / Instituto Tecnológico de León, Guanajuato, México.

<sup>b</sup> Departamento de Ingeniería Industrial, Tecnológico Nacional de México / Instituto Tecnológico de Celaya, Guanajuato, México.

**To cite this article:** Hernández-Vázquez, J.O., Hernández-González, S., Hernández-Vázquez, J.I., Jiménez-García, J.A., Hernández-Ripalda, M.D. 2022. Multi-objective analysis of the buffer allocation problem with simulation meta-models and a hybrid metaheuristic. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial* 19, 221-232. <https://doi.org/10.4995/riai.2021.15731>

### Resumen

Este artículo presenta una formulación multi-objetivo del problema de asignación del buffer (BAP, por sus siglas en inglés) en una línea de producción paralela en serie, que pretende maximizar la tasa promedio de producción y minimizar el costo total de la asignación de buffers. Se analizan tres casos de estudio que involucran condiciones de operación: confiables, no confiables y reprocesos. Los tiempos de proceso, tiempos entre fallas y tiempos de reparación, consideran funciones de distribución: Exponencial, Normal y Weibull. El método de evaluación empleado en este documento, implica meta-modelos de simulación construidos a partir de diseños de experimentos y simulaciones de la línea de producción; por su parte, el método de optimización implementado, es una metaheurística híbrida de Algoritmos Genéticos (AG) y Recocido Simulado (RS). Los resultados reportan la asignación de buffers en los casos de estudio, su impacto en los objetivos y la eficiencia computacional del algoritmo híbrido propuesto.

*Palabras clave:* Problema de asignación del buffer, Meta-modelos, Metaheurística híbrida, Optimización, Línea de producción.

### Multi-objective analysis of the buffer allocation problem with simulation meta-models and a hybrid metaheuristic

#### Abstract

This article presents a multi-objective formulation of the buffer allocation problem (BAP) in a serial-parallel production line, which aims to maximize the throughput rate and minimize the total cost of the allocation of buffers. Three case studies involving operating conditions are analyzed: reliable, unreliable and reprocesses. Process times, times between failures and repair times, consider distribution functions: Exponential, Normal and Weibull. The evaluation method used in this document implies simulation meta-models constructed from experiment designs and production line simulations. On the other hand, the optimization method implemented is a hybrid metaheuristic of Genetic Algorithms and Simulated Annealing. The results report the allocation of buffers in the case studies, their impact on the objectives and the computational efficiency of the proposed hybrid algorithm.

*Keywords:* Buffer allocation problem (BAP), Meta-models, Hybrid metaheuristic, Optimization, Production line.

### 1. Introducción

Actualmente, el mundo sufre por la pandemia del COVID-19 la cual ha generado crisis: sanitaria, política, social y sobre todo económica. Una alternativa para superar a esta última, es

la implementación de estrategias que permitan aprovechar y manejar con inteligencia, el capital y los bienes con los que disponen las empresas (Hernandez-Vicen et al., 2021; Pantano et al., 2021), ya que éstas representan el principal motor económico de nuestra sociedad. La falta de herramientas de optimización, que faciliten el análisis de las líneas de

producción, es un problema que se presenta constantemente en el campo de la manufactura internacional. El desarrollo y empleo de éstas permite al sector empresarial, utilizar de manera eficiente los recursos con los que se cuenta.

El problema de asignación del buffer (BAP, por sus siglas en inglés) se presenta en el diseño de sistemas de producción; éste implica analizar y definir la distribución óptima de buffers dentro de una línea de producción. La razón principal de mantener buffers, es permitir que las estaciones de trabajo operen de forma independiente entre unas y otras. Los buffers tienen un impacto significativo en la mejora de la eficiencia de la línea de producción, al eliminar los efectos perjudiciales debido a fallas o variaciones en los tiempos de procesamiento (Kose and Kilincci, 2018). Por otro lado, éstos pueden incrementar el costo de mantenimiento del sistema y disminuir su rentabilidad. Por lo tanto, encontrar las capacidades de buffers óptimas que den como resultado un proceso satisfactorio, es un problema importante en la investigación de sistemas de producción (Motlagh et al., 2019).

En la actualidad, existe una gran diversidad de estudios reportados en la literatura que abordan el BAP bajo diferentes criterios de optimización. La mayoría de éstos incluyen un sólo objetivo en su formulación, sin embargo, como mencionan Demir et al. (2014) y Weiss et al. (2019), existe un porcentaje menor que lo analiza con un enfoque de solución multi-objetivo. A continuación, se mencionan los trabajos más sobresalientes de los últimos años en ambas líneas de investigación.

- *Formulación con un sólo objetivo:* Los criterios de optimización más comunes consideran maximizar la tasa promedio de producción o *throughput rate* (Nahas et al., 2014; Wang et al., 2014; Narasimhamu et al., 2014; Kose and Kilincci, 2015; Köse et al., 2015; Patchong and Kerbache, 2017; Lin and Chiu, 2018; Koyuncuoğlu and Demir, 2021), minimizar el tamaño total del buffer (Li, 2013; Weiss and Stollatz, 2015), minimizar el costo total de la asignación (Nahas, 2017; Nahas and Nourelfath, 2018; Ouzineb et al., 2018), entre otros (Zhou et al., 2018; Hernández-Vázquez et al., 2019; Alfieri et al., 2020; Shaaban and Romero-Silva, 2020; Xi et al., 2021).

- *Formulación multi-objetivo:* La Tabla 1 muestra una revisión de los trabajos sobre el BAP vinculados a esta línea de investigación. Se destacan los estudios de Amiri and Mohtashami (2012), Mohtashami (2014), Su et al. (2017), y Kose and Kilincci (2018) por la implementación de metaheurísticas híbridas como métodos de optimización (o generativos), cuyos resultados son muy prometedores en el estudio de este problema.

La hibridación entre técnicas metaheurísticas ha permitido explorar de manera más eficiente el espacio de soluciones; recientemente, un enfoque de este tipo que ha generado resultados positivos es la hibridación de Algoritmos Genéticos (AG) y Recocido Simulado (RS). Kose and Kilincci (2015) desarrollaron el algoritmo GAA que maximiza la tasa promedio de producción y demuestran la superioridad de éste en la calidad de las soluciones y eficiencia computacional alcanzadas con respecto a un AG o RS; Por su parte, Hernández-Vázquez et al. (2019) presentan el algoritmo AG-RS que minimiza el promedio de inventario en proceso (WIP promedio), cuyo criterio de optimización es uno de los menos

investigados en la literatura (Demir et al., 2014), y demuestran la eficiencia computacional de éste con respecto a un AG o RS, e incluso lo comparan con el algoritmo GAA. Los trabajos mencionados se limitan a estudiar líneas de producción abiertas en serie.

Este estudio presenta una nueva propuesta de solución del BAP basada en un algoritmo híbrido metaheurístico que emplea Algoritmos Genéticos y Recocido Simulado. A diferencia de los estudios presentados por Kose and Kilincci (2015) y Hernández-Vázquez et al. (2019), se analiza una línea de producción paralela en serie bajo un enfoque multi-objetivo, donde se pretende maximizar la tasa promedio de producción y minimizar el costo total de la asignación de buffers. El empleo de este algoritmo híbrido con formulación multi-objetivo, en una línea de producción con la topología mencionada, representa entonces una contribución diferente en el campo del BAP y la más relevante del presente documento.

Otro aspecto a resaltar es el método de evaluación utilizado. Al igual que Amiri and Mohtashami (2012) y Mohtashami (2014), se emplean meta-modelos de simulación. Sin embargo, a diferencia de estos trabajos donde se limitan a examinar un caso de estudio en particular, el presente documento tiene como una aportación importante, el analizar la línea de producción bajo tres casos de estudio que contemplan diferentes condiciones de operación. El software de simulación empleado en este trabajo es PROMODEL; éste fue diseñado para analizar procesos de fabricación de uno o varios productos, líneas de ensamble y de transformación, entre otros (García et al., 2013). El empleo de dicho software en el análisis del BAP no ha sido reportado en otros artículos, por lo que su implementación resulta ser novedosa.

El resto de este documento está organizado de la siguiente manera. En la sección posterior se explica la formulación del BAP. Las secciones 3 y 4 mencionan los casos de estudio analizados y los meta-modelos desarrollados. La descripción del algoritmo híbrido propuesto se especifica en la sección 5. En las secciones 6 y 7 se muestran los resultados numéricos y la eficiencia del algoritmo desarrollado. Finalmente, una sección de conclusiones es presentada, en ésta se abordan los alcances de los resultados generados.

## 2. Problema de asignación del buffer

El problema de asignación del buffer es clasificado como un problema de optimización combinatorio NP-Duro en el diseño de las líneas de producción (Demir et al., 2014; Weiss et al., 2019). Éste consiste en definir la asignación de lugares de almacenamiento (buffers) dentro de una línea de producción, con el fin de aumentar al máximo la eficiencia del proceso.

### 2.1 Formulación

En este estudio, se analiza el BAP bajo un enfoque multi-objetivo. Un procedimiento adecuado para la resolución de problemas con dicho enfoque es el método métrico LP. La ecuación (1) fusiona los objetivos del modelo matemático considerando una ponderación (o peso) para cada uno de ellos y encuentra el mínimo de la función combinada (Yu, 1973; Amiri and Mohtashami, 2012).

Tabla 1: Revisión de la literatura del BAP con enfoque multi-objetivo.

Investigaciones	Topología de la línea de producción	Supuestos de la línea de producción	Metodología de solución		Objetivos
			Evaluación	Optimización	
Yuzukirmizi and Smith (2008)	Red general	Confiable	Método de expansión	Algoritmo de Powell	Max throughput-Min tamaño total del buffer-Min promedio total de retrasos en espera
Cehade et al. (2010)	Montaje	No confiable	Simulación	Algoritmo de optimización de colonia de hormigas multi-objetivo	Max throughput-Min tamaño total del buffer
Cruz et al. (2010)	Red general	Confiable	Método de expansión generalizada	Algoritmo genético multi-objetivo— NSGA-II	Max throughput-Min tamaño total del buffer
Abdul-Kader et al. (2011)	Serie	No confiable	Programación matemática no lineal	Programación por metas lexicográficas	Max throughput-Min makespan-Min tiempo total de producción-Max tiempo de mantenimiento
Amiri and Mohtashami (2012)	Paralela en serie	No confiable	Meta-modelo de simulación	Método híbrido (Algoritmo genético — Búsqueda lineal)	Max throughput-Min tamaño total del buffer
Cruz et al. (2012)	Red general	Confiable	Método de expansión generalizada	Algoritmo evolutivo multi-objetivo — NSGA-II	Max throughput-Min tamaño total del buffer-Min tasa de servicios
Bekker (2013)	Serie, Red general	No confiable	Simulación	Método de entropía cruzada	Max throughput-Min tamaño total del buffer
Mohtashami (2014)	Montaje	No confiable	Meta-modelo de simulación	Método híbrido (Algoritmo genético — Búsqueda lineal)	Max throughput-Min costo total
Oesterle et al. (2016)	Montaje	No confiable	Simulación	Memetic NSGA-II	Min tiempo inactivo- Min costos unitarios totales- Max throughput
Wang et al. (2016)	Serie	No confiable	Método de agregación	Método del gradiente	Max throughput-Min costo total
Dolgui et al. (2017)	Paralela en serie	No confiable	Método de agregación	Algoritmos evolutivos: SIBEA y SEMO	Max throughput-Min costo total
Su et al. (2017)	Serie	No confiable	Extensión de descomposición-enfoque de Markov	Método híbrido (Búsqueda tabú — NSGA-II)	Max throughput-Min tamaño total del buffer
Zandieh et al. (2017)	Montaje	No confiable	Simulación	Algoritmo genético-Optimización por enjambre de partículas	Max throughput-Min tamaño total del buffer-Min número de unidades defectuosas
Kose and Kilincci (2018)	Serie	No confiable	Simulación	Método híbrido (NSGA-II—MOBAP)	Max throughput-Min tamaño total del buffer
Bamporiki et al. (2019)	Serie	No confiable	Simulación	MOCEM	Max throughput-Min inventario en proceso
Motlagh et al. (2019)	Serie	No confiable	Simulación	NSGA-II y NRGGA	Max throughput-Min costo total-Min tamaño total del buffer
Renna (2019)	Serie	No confiable	Simulación	Política dinámica	Max throughput-Min costo total
Alaouchiche et al. (2021)	Serie	No confiable	-----	Método analítico integrado	Max throughput-Min consumo de energía

$$Min = \left[ \sum_{j=1}^m W_j^p \left| \frac{f_j^* - f_j}{f_j^* - f_j^-} \right|^p \right]^{1/p} \quad (1)$$

Donde:

- $W_j$  = Peso del objetivo  $j$
- $m$  = Número de objetivos
- $f_j^*$  = Valor óptimo (ideal) del objetivo  $j$
- $f_j^-$  = Valor antióptimo (anti-ideal) del objetivo  $j$
- $f_j$  = Valor de solución del objetivo  $j$
- $p > 1$

El primer objetivo del modelo matemático será maximizar la tasa promedio de producción (productos fabricados por unidad de tiempo), para una determinada cantidad de buffers.

$$\text{Encontrar } B = (B_1, B_2, \dots, B_n) \text{ para } \text{Max } Z_1 = f(B) \quad (2)$$

Donde:

- $B_i$  = Variable de decisión o número de buffers en el área de almacén  $i$
- $n$  = Número de áreas de almacén

- $f(B)$  = Tasa promedio de producción de la línea, considerando  $B$

Es importante señalar que  $f(B)$  es un meta-modelo de regresión que se genera a través de diseño de experimentos (DOE) y simulación. En la sección “Meta-modelos”, se describe la forma en que se obtuvieron los meta-modelos implementados en cada uno de los casos de estudio.

El segundo objetivo será minimizar el costo total de la asignación de buffers.

$$\text{Encontrar } B = (B_1, B_2, \dots, B_n) \text{ para } \text{Min } Z_2 = C(B) = \sum_{i=1}^n C_i * B_i \quad (3)$$

Donde:

- $B_i$  = Variable de decisión o número de buffers en el área de almacén  $i$
- $n$  = Número de áreas de almacén
- $C_i$  = Costo unitario en la asignación de buffers, en el área de almacén  $i$
- $C(B)$  = Costo total de la asignación de buffers, considerando  $B$

El modelo matemático contempla restricciones que están relacionadas con el número de buffers de cada área de almacén. Por las limitaciones del espacio de producción, las áreas de almacén no pueden registrar una asignación mayor a su capacidad.

$$L_i \leq B_i \leq U_i \quad \forall i = 1 \text{ to } n \quad (4)$$

$$B_i \geq 0 \text{ y entero} \quad \forall i = 1 \text{ to } n \quad (5)$$

Donde:

- $L_i$  = Límite inferior de  $B_i$
- $U_i$  = Límite superior o capacidad de  $B_i$

La ecuación (6) es la función que combina los objetivos de maximizar la tasa promedio de producción y minimizar el costo total de la asignación de buffers usando la métrica LP. Ésta será utilizada para evaluar la calidad de las soluciones generadas por el método de optimización. Los valores de  $f_j^*$  y  $f_j^-$  se definen de la misma forma que lo hacen Amiri and Mohtashami (2012).

$$M(B) = \left[ W_1^p \left| \frac{f_1^* - f(B)}{f_1^* - f_1^-} \right|^p + W_2^p \left| \frac{f_2^* - C(B)}{f_2^* - f_2^-} \right|^p \right]^{1/p} \quad (6)$$

### 3. Casos de estudio

En esta sección se definen los tres casos de estudio por analizar, éstos toman como base a la línea de producción presentada por Amiri and Mohtashami (2012), la cual está

formada con 18 estaciones (desde A, hasta R) con un operario en cada una de ellas y 14 áreas de almacén. Los casos de estudio se dividen según las condiciones de operación en el proceso de fabricación:

- 1- Línea de producción confiable
- 2- Línea de producción no confiable (paros y reparaciones en las estaciones)
- 3- Línea de producción no confiable con reprocesos (paros, reparaciones y reprocesos en las estaciones)

La Figura 1 muestra la estructura de la línea de producción de los casos uno y dos, por su parte, la Figura 2 señala la estructura correspondiente al caso tres. Los círculos indican estaciones, los triángulos representan las áreas de almacén del inventario en proceso y los cuadrados señalan inspectores de calidad. Para todos los casos, la materia prima ingresa a la línea de producción en diferentes estaciones y sigue un flujo marcado en el proceso. La estación M ensambla las salidas de las estaciones I y J (ensamble 1); la estación O ensambla las salidas de las estaciones M y N (ensamble 2); la estación Q ensambla las salidas de las estaciones P y L (ensamble 3); y finalmente la estación R realiza la última operación del proceso para generar un producto terminado.

La línea de producción del caso tres incluye inspectores de calidad, los cuales pueden clasificar al inventario en proceso en alguna de las siguientes categorías:

- *Reproceso*: El producto registra ligeras inconsistencias y debe ser reprocesado a partir de cierta estación.
- *Rechazo*: El producto presenta inconsistencias graves que no pueden ser reprocesadas y por lo tanto debe ser rechazado.

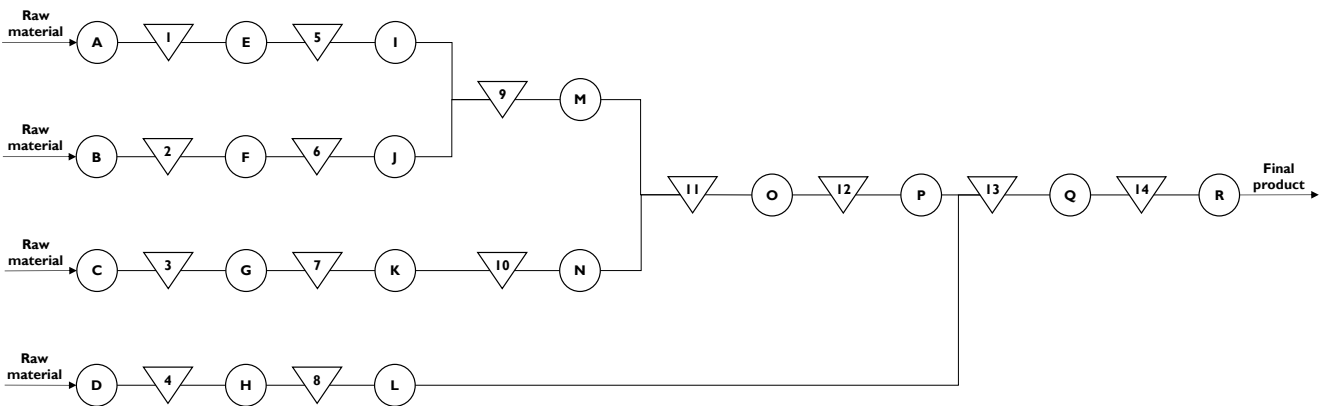


Figura 1: Línea de producción de los casos 1 y 2.

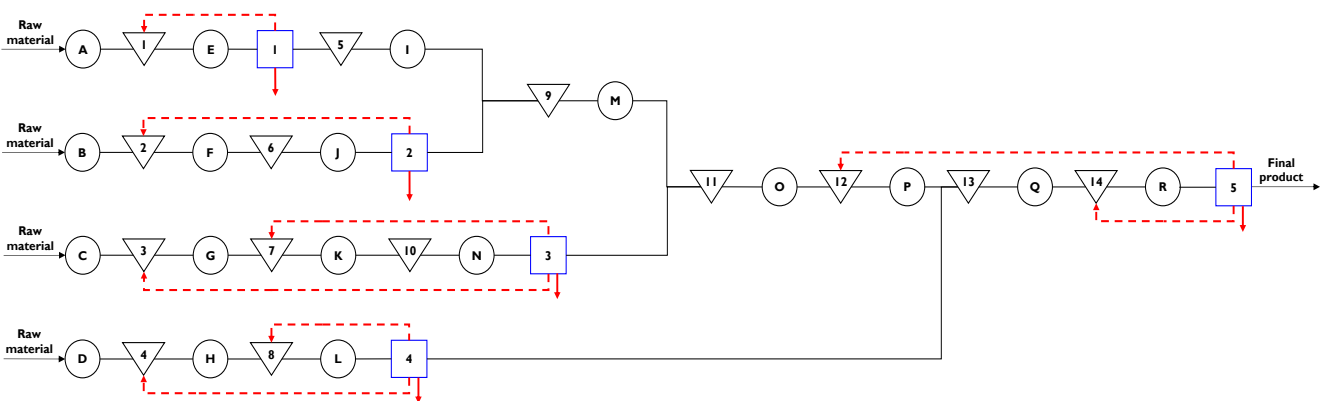


Figura 2: Línea de producción del caso 3.

• *Conforme*: El producto no presenta inconsistencias y debe seguir la secuencia del proceso original.

La Tabla 2 presenta los tiempos de proceso, tiempos entre fallas y tiempos de reparación que existen en cada uno de los casos de estudio, éstos toman de base a los considerados por Amiri and Mohtashami (2012) y mantienen una distribución: Exponencial (E), Normal (N) o Weibull (W). Para cada uno de los inspectores del caso tres, la Tabla 3 señala los tiempos de inspección y las probabilidades de clasificar el inventario en proceso en alguna de las categorías mencionadas anteriormente.

El límite superior de las áreas de almacén (variables de decisión) es fijado de acuerdo con Amiri and Mohtashami (2012). Con lo que respecta al límite inferior, este estudio contempla el valor de un buffer, a diferencia del trabajo previo donde el valor considerado fue cero. Este cambio, asegura el mantener una capacidad mínima de uno en cualquier locación analizada.

#### 4. Meta-modelos

Un modelo de simulación es una representación de un sistema del mundo real, mientras que los meta-modelos (a los que se hace referencia en este trabajo) son una aproximación matemática de un modelo de simulación (Kleijnen and Sargent, 2000). Los meta-modelos se desarrollan para obtener una mejor comprensión de la relación entre las variables de entrada y las variables de salida del sistema en estudio (Noguera and Watson, 2006).

En esta investigación se desarrollaron meta-modelos de regresión polinomial; esta categoría de meta-modelos ha brindado resultados sobresalientes en trabajos de simulación (Dengiz and Akbay, 2000; Durieux and Pierreval, 2004; Amiri and Mohtashami, 2012). La metodología utilizada para su elaboración es establecida por Amiri and Mohtashami (2012). Ésta emplea el diseño de experimentos (DOE) y la simulación para ajustar un meta-modelo a la tasa promedio de producción

Tabla 2: Tiempos de proceso, entre fallas y de reparación para cada estación (segundos).

Estación	Caso 1			Casos 2 y 3		
	Tiempo de proceso	Tiempo entre fallas	Tiempo de reparación	Tiempo de proceso	Tiempo entre fallas	Tiempo de reparación
A	E (20)	-----	-----	N (20-10)	N (1,000-70)	W (1,000-250-80)
B	E (25)	-----	-----	N (25-11)	N (9,000-200)	W (1,200-250-80)
C	E (30)	-----	-----	N (30-11)	N (9,500-200)	W (200-250-80)
D	E (20)	-----	-----	N (20-10)	N (9,000-200)	W (1,250-250-80)
E	E (35)	-----	-----	N (35-4)	N (15,000-130)	W (400-300-52)
F	E (37)	-----	-----	N (37-9)	N (17,000-240)	W (2,354-300-52)
G	E (36)	-----	-----	N (36-10)	N (18,000-240)	W (2,000-325-52)
H	E (40)	-----	-----	N (40-9)	N (1,700-240)	W (2,000-300-52)
I	E (30)	-----	-----	N (30-11)	N (11,000-350)	W (500-300-52)
J	E (45)	-----	-----	N (45-16)	N (9,000-180)	W (700-300-52)
K	E (46)	-----	-----	N (46-12)	N (9,000-180)	W (756-300-52)
L	E (48)	-----	-----	N (48-11)	N (9,400-140)	W (730-300-52)
M	E (40)	-----	-----	E (40)	N (12,000-200)	W (1,500-300-52)
N	E (44)	-----	-----	N (44-17)	N (8,650-180)	W (700-300-52)
O	E (27)	-----	-----	N (27-12)	N (8,100-300)	W (2,659-140-60)
P	E (43)	-----	-----	E (43)	N (8,230-250)	W (2,768-160-65)
Q	E (26)	-----	-----	N (26-12)	N (7,700-324)	W (2,546-140-60)
R	E (33)	-----	-----	N (33-14)	N (7,900-400)	W (2,434-143-60)

Tabla 3: Tiempos de inspección y probabilidades de clasificación.

Inspector	Tiempo de inspección	Estación	Probabilidad		
			Reproceso	Rechazo	Conforme
1	N (7-2)	E (B <sub>1</sub> )	2%	2%	96%
2	N (7-2)	F (B <sub>2</sub> )	3%	1%	96%
3	N (8-2)	G (B <sub>3</sub> )	2%	1%	96%
		K (B <sub>7</sub> )	1%		
4	N (8-2)	H (B <sub>4</sub> )	1%	1%	96%
		L (B <sub>8</sub> )	2%		
5	N (10-2)	P (B <sub>12</sub> )	2%	2%	95%
		R (B <sub>14</sub> )	1%		

Se usó la estrategia implementada en Durieux and Pierreval (2004), Amiri and Mohtashami (2012), y Mohtashami (2014), que consiste en realizar un diseño factorial fraccionado ( $2^{k-p}$ ). Se realizó un experimento de  $2^{14-8}$  (mencionar que  $k=14$  por las áreas de almacén); éste reduce en un 99.61% los datos recolectados con respecto a un diseño factorial completo ( $2^{14}$ ), o bien, el experimento considera únicamente 64 combinaciones de las 16,384 del diseño factorial completo.

Cada una de las 64 combinaciones del experimento fue simulada en el software PROMODEL con el fin de analizar los resultados de la respuesta (tasa promedio de producción). El estudio consideró 10 réplicas por cada combinación (es decir, 640 simulaciones). El tiempo de la simulación fue de 1,000 horas por cada réplica con un tiempo de calentamiento de 10

como respuesta ( $y$ ), considerando las áreas de almacén como factores ( $x_i$ ).

horas. La PC donde se realizaron dichas simulaciones incluye un procesador 2.0GHz Intel(R) Core TM(2) Duo T6400 con 3GB de RAM.

Se generaron meta-modelos de regresión involucrando los efectos principales y a sus interacciones entre dos factores. El análisis de la Anova de cada uno de ellos se presenta en la Tabla 4. La prueba de Fisher demuestra un alto grado de significancia y cada meta-modelo es capaz de explicar satisfactoriamente la variabilidad, en la variable de respuesta. La comparación de los resultados obtenidos con los meta-modelos y la simulación es otra forma de evaluar la validez de éstos; se utilizó el enfoque sugerido por Durieux and Pierreval

(2004) y Amiri and Mohtashami (2012). Del diseño experimental, diez combinaciones de valores en las variables de decisión fueron seleccionadas aleatoriamente; el error absoluto promedio resultó ser menor al 6% establecido por Durieux and Pierreval (2004). Por lo tanto, se considera que éstos son lo suficientemente precisos (ver Tabla 5).

La Tabla 6 presenta los meta-modelos desarrollados para cada uno de los casos de estudio, éstos estiman el valor de la tasa promedio de producción (productos/min) al evaluar los buffers asignados en las diferentes áreas de almacén (desde  $B_1$  hasta  $B_{14}$ ).

Tabla 4: Análisis de la Anova.

Caso 1						
Fuente de variación	G.L.	S.C.	M.C.	Valor F	Valor P	
Modelo	57	2.71E-02	4.75E-04	5.1616	0.0227	Significativo
Efectos principales	14	1.85E-02	1.32E-03	14.3642		
Interacción 2 factores	43	8.58E-03	1.99E-04	2.1654		
Error	6	5.53E-04	9.21E-05			
Total	63					
R <sup>2</sup>	98%					
Caso 2						
Fuente de variación	G.L.	S.C.	M.C.	Valor F	Valor P	
Modelo	57	4.84E-01	8.49E-03	10.8779	0.0031	Significativo
Efectos principales	14	3.60E-01	2.57E-02	32.9358		
Interacción 2 factores	43	1.24E-01	2.88E-03	3.6963		
Error	6	4.68E-03	7.80E-04			
Total	63					
R <sup>2</sup>	99.04%					
Caso 3						
Fuente de variación	G.L.	S.C.	M.C.	Valor F	Valor P	
Modelo	57	3.10E-01	5.52E-03	16.1900	0.0010	Significativo
Efectos principales	14	2.49E-01	1.78E-02	52.0472		
Interacción 2 factores	43	6.80E-02	1.58E-03	4.6374		
Error	6	2.05E-03	3.41E-04			
Total	63					
R <sup>2</sup>	99.35%					

Tabla 5: Validación de meta-modelos.

Combinación	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Error absoluto promedio (%)
$B_1$	1	200	200	200	200	1	200	3	200	200	
$B_2$	180	1	1	180	1	1	180	8	170	180	
$B_3$	1	250	1	250	250	1	250	243	250	250	
$B_4$	1	1	1	170	1	170	170	6	170	170	
$B_5$	1	1	200	200	1	1	1	200	198	200	
$B_6$	1	1	1	1	240	240	240	240	239	240	
$B_7$	160	1	160	160	1	1	160	4	159	160	
$B_8$	210	210	210	210	210	210	210	199	208	210	
$B_9$	150	150	1	150	150	1	1	143	150	150	
$B_{10}$	220	220	220	220	220	1	1	216	219	220	
$B_{11}$	140	140	140	1	1	140	140	1	140	140	
$B_{12}$	230	230	1	1	1	230	230	219	222	230	
$B_{13}$	200	200	200	1	1	1	1	1	200	200	
$B_{14}$	150	1	150	1	150	150	1	143	149	150	
Simulación	0.7419	0.7611	0.7418	0.7640	0.7654	0.7177	0.7636	0.7656	0.7644	0.7648	
Caso 1 Meta-modelo 1	0.7469	0.7654	0.7450	0.7647	0.7659	0.7195	0.7673	0.7533	0.7603	0.7592	
Error absoluto (%)	0.67%	0.57%	0.43%	0.10%	0.07%	0.25%	0.48%	1.60%	0.53%	0.73%	0.54%
Simulación	0.6051	0.6039	0.6043	0.5423	0.5907	0.6841	0.6500	0.6428	0.6839	0.6829	
Caso 2 Meta-modelo 2	0.6170	0.6116	0.6058	0.5513	0.5891	0.6749	0.6513	0.6112	0.6665	0.6679	
Error absoluto (%)	1.96%	1.27%	0.24%	1.65%	0.27%	1.34%	0.19%	4.93%	2.54%	2.19%	1.66%
Simulación	0.5701	0.5708	0.5704	0.5559	0.5721	0.6426	0.6429	0.6066	0.6436	0.6427	
Caso 3 Meta-modelo 3	0.5764	0.5735	0.5691	0.5635	0.5718	0.6330	0.6441	0.5917	0.6310	0.6327	
Error absoluto (%)	1.11%	0.47%	0.24%	1.36%	0.04%	1.50%	0.20%	2.45%	1.95%	1.55%	1.09%

Tabla 6: Meta-modelos.

Meta-modelo 1	Meta-modelo 2	Meta-modelo 3
$f(B) =$	$f(B) =$	$f(B) =$
+6.769E-01	+3.199E-01	+3.639E-01
+1.378E-04 * B <sub>1</sub>	+1.922E-04 * B <sub>1</sub>	+3.739E-05 * B <sub>1</sub>
+1.317E-04 * B <sub>2</sub>	+1.080E-05 * B <sub>2</sub>	-7.243E-05 * B <sub>2</sub>
+9.184E-05 * B <sub>3</sub>	+4.979E-05 * B <sub>3</sub>	+6.528E-05 * B <sub>3</sub>
+3.657E-05 * B <sub>4</sub>	+4.122E-05 * B <sub>4</sub>	+1.878E-04 * B <sub>4</sub>
+1.016E-04 * B <sub>5</sub>	+3.020E-04 * B <sub>5</sub>	+1.722E-04 * B <sub>5</sub>
+5.117E-05 * B <sub>6</sub>	+6.934E-05 * B <sub>6</sub>	+3.828E-05 * B <sub>6</sub>
+5.684E-05 * B <sub>7</sub>	+5.208E-04 * B <sub>7</sub>	+4.443E-04 * B <sub>7</sub>
+2.086E-05 * B <sub>8</sub>	+4.792E-04 * B <sub>8</sub>	+4.728E-04 * B <sub>8</sub>
+5.917E-05 * B <sub>9</sub>	+2.127E-04 * B <sub>9</sub>	+1.783E-04 * B <sub>9</sub>
+9.871E-05 * B <sub>10</sub>	+2.366E-04 * B <sub>10</sub>	+1.825E-04 * B <sub>10</sub>
+1.160E-04 * B <sub>11</sub>	+2.169E-04 * B <sub>11</sub>	+7.103E-05 * B <sub>11</sub>
+4.921E-05 * B <sub>12</sub>	+9.721E-05 * B <sub>12</sub>	+5.538E-05 * B <sub>12</sub>
-1.369E-05 * B <sub>13</sub>	+3.764E-04 * B <sub>13</sub>	+2.392E-04 * B <sub>13</sub>
+3.824E-05 * B <sub>14</sub>	+6.299E-04 * B <sub>14</sub>	+4.467E-04 * B <sub>14</sub>
-9.009E-07 * B <sub>1</sub> * B <sub>2</sub>	+4.670E-07 * B <sub>1</sub> * B <sub>2</sub>	+9.968E-07 * B <sub>1</sub> * B <sub>2</sub>
+6.769E-08 * B <sub>1</sub> * B <sub>3</sub>	-3.006E-07 * B <sub>1</sub> * B <sub>3</sub>	-1.428E-07 * B <sub>1</sub> * B <sub>3</sub>
+3.737E-08 * B <sub>1</sub> * B <sub>4</sub>	+2.245E-07 * B <sub>1</sub> * B <sub>4</sub>	+6.873E-08 * B <sub>1</sub> * B <sub>4</sub>
-2.180E-07 * B <sub>1</sub> * B <sub>5</sub>	-3.514E-07 * B <sub>1</sub> * B <sub>5</sub>	-2.135E-07 * B <sub>1</sub> * B <sub>5</sub>
-1.094E-07 * B <sub>1</sub> * B <sub>6</sub>	-1.385E-07 * B <sub>1</sub> * B <sub>6</sub>	-3.042E-09 * B <sub>1</sub> * B <sub>6</sub>
+2.724E-07 * B <sub>1</sub> * B <sub>7</sub>	-4.839E-07 * B <sub>1</sub> * B <sub>7</sub>	-3.756E-07 * B <sub>1</sub> * B <sub>7</sub>
+5.179E-08 * B <sub>1</sub> * B <sub>8</sub>	+2.764E-07 * B <sub>1</sub> * B <sub>8</sub>	+1.048E-07 * B <sub>1</sub> * B <sub>8</sub>
-1.647E-07 * B <sub>1</sub> * B <sub>9</sub>	-2.569E-07 * B <sub>1</sub> * B <sub>9</sub>	-2.286E-07 * B <sub>1</sub> * B <sub>9</sub>
-3.188E-08 * B <sub>1</sub> * B <sub>10</sub>	-4.697E-08 * B <sub>1</sub> * B <sub>10</sub>	-2.113E-07 * B <sub>1</sub> * B <sub>10</sub>
-3.787E-07 * B <sub>1</sub> * B <sub>11</sub>	-4.293E-07 * B <sub>1</sub> * B <sub>11</sub>	-5.739E-08 * B <sub>1</sub> * B <sub>11</sub>
-1.965E-08 * B <sub>1</sub> * B <sub>12</sub>	-1.431E-07 * B <sub>1</sub> * B <sub>12</sub>	-1.148E-07 * B <sub>1</sub> * B <sub>12</sub>
-2.625E-08 * B <sub>1</sub> * B <sub>13</sub>	-7.441E-08 * B <sub>1</sub> * B <sub>13</sub>	+1.024E-07 * B <sub>1</sub> * B <sub>13</sub>
+1.815E-08 * B <sub>1</sub> * B <sub>14</sub>	-5.341E-07 * B <sub>1</sub> * B <sub>14</sub>	-1.437E-07 * B <sub>1</sub> * B <sub>14</sub>
-2.723E-08 * B <sub>2</sub> * B <sub>10</sub>	-2.845E-07 * B <sub>2</sub> * B <sub>10</sub>	-3.189E-07 * B <sub>2</sub> * B <sub>10</sub>
-2.904E-08 * B <sub>2</sub> * B <sub>12</sub>	-5.726E-08 * B <sub>2</sub> * B <sub>12</sub>	-7.803E-08 * B <sub>2</sub> * B <sub>12</sub>
-8.909E-08 * B <sub>2</sub> * B <sub>13</sub>	+6.953E-08 * B <sub>2</sub> * B <sub>13</sub>	+1.751E-07 * B <sub>2</sub> * B <sub>13</sub>
+4.331E-08 * B <sub>2</sub> * B <sub>14</sub>	+4.945E-08 * B <sub>2</sub> * B <sub>14</sub>	+1.451E-07 * B <sub>2</sub> * B <sub>14</sub>
+5.980E-08 * B <sub>3</sub> * B <sub>4</sub>	-5.747E-07 * B <sub>3</sub> * B <sub>4</sub>	-3.390E-07 * B <sub>3</sub> * B <sub>4</sub>
+2.101E-08 * B <sub>3</sub> * B <sub>5</sub>	-1.297E-07 * B <sub>3</sub> * B <sub>5</sub>	-2.063E-07 * B <sub>3</sub> * B <sub>5</sub>
+7.173E-08 * B <sub>3</sub> * B <sub>6</sub>	+7.691E-09 * B <sub>3</sub> * B <sub>6</sub>	-3.395E-08 * B <sub>3</sub> * B <sub>6</sub>
+5.333E-08 * B <sub>3</sub> * B <sub>8</sub>	-8.761E-08 * B <sub>3</sub> * B <sub>8</sub>	+1.993E-08 * B <sub>3</sub> * B <sub>8</sub>
+9.981E-08 * B <sub>3</sub> * B <sub>9</sub>	+2.680E-08 * B <sub>3</sub> * B <sub>9</sub>	-2.279E-07 * B <sub>3</sub> * B <sub>9</sub>
-1.266E-07 * B <sub>3</sub> * B <sub>10</sub>	-7.897E-08 * B <sub>3</sub> * B <sub>10</sub>	-1.010E-07 * B <sub>3</sub> * B <sub>10</sub>
+6.104E-09 * B <sub>3</sub> * B <sub>11</sub>	-1.133E-07 * B <sub>3</sub> * B <sub>11</sub>	-9.717E-08 * B <sub>3</sub> * B <sub>11</sub>
-3.937E-08 * B <sub>3</sub> * B <sub>12</sub>	-1.584E-07 * B <sub>3</sub> * B <sub>12</sub>	+2.174E-10 * B <sub>3</sub> * B <sub>12</sub>
+2.020E-07 * B <sub>3</sub> * B <sub>13</sub>	+3.764E-07 * B <sub>3</sub> * B <sub>13</sub>	+2.229E-07 * B <sub>3</sub> * B <sub>13</sub>
-1.504E-07 * B <sub>3</sub> * B <sub>14</sub>	+3.944E-07 * B <sub>3</sub> * B <sub>14</sub>	+1.542E-07 * B <sub>3</sub> * B <sub>14</sub>
-2.920E-08 * B <sub>4</sub> * B <sub>5</sub>	-7.385E-07 * B <sub>4</sub> * B <sub>5</sub>	-5.826E-07 * B <sub>4</sub> * B <sub>5</sub>
-8.088E-09 * B <sub>4</sub> * B <sub>6</sub>	+5.586E-07 * B <sub>4</sub> * B <sub>6</sub>	+2.039E-07 * B <sub>4</sub> * B <sub>6</sub>
-3.291E-08 * B <sub>4</sub> * B <sub>9</sub>	+2.885E-07 * B <sub>4</sub> * B <sub>9</sub>	+2.875E-09 * B <sub>4</sub> * B <sub>9</sub>
-1.879E-07 * B <sub>4</sub> * B <sub>10</sub>	+2.163E-07 * B <sub>4</sub> * B <sub>10</sub>	+7.787E-08 * B <sub>4</sub> * B <sub>10</sub>
-5.272E-08 * B <sub>4</sub> * B <sub>11</sub>	+9.790E-07 * B <sub>4</sub> * B <sub>11</sub>	+5.480E-07 * B <sub>4</sub> * B <sub>11</sub>
-9.077E-08 * B <sub>4</sub> * B <sub>12</sub>	+6.181E-07 * B <sub>4</sub> * B <sub>12</sub>	+4.254E-07 * B <sub>4</sub> * B <sub>12</sub>
-1.825E-07 * B <sub>5</sub> * B <sub>6</sub>	-4.821E-07 * B <sub>5</sub> * B <sub>6</sub>	-2.065E-07 * B <sub>5</sub> * B <sub>6</sub>
-7.821E-08 * B <sub>5</sub> * B <sub>10</sub>	-4.468E-07 * B <sub>5</sub> * B <sub>10</sub>	-2.998E-07 * B <sub>5</sub> * B <sub>10</sub>
-4.072E-07 * B <sub>5</sub> * B <sub>11</sub>	-7.384E-07 * B <sub>5</sub> * B <sub>11</sub>	-2.048E-07 * B <sub>5</sub> * B <sub>11</sub>
-2.131E-07 * B <sub>7</sub> * B <sub>10</sub>	-2.964E-07 * B <sub>7</sub> * B <sub>10</sub>	-2.163E-07 * B <sub>7</sub> * B <sub>10</sub>
-5.727E-08 * B <sub>7</sub> * B <sub>12</sub>	-4.176E-08 * B <sub>7</sub> * B <sub>12</sub>	+5.909E-08 * B <sub>7</sub> * B <sub>12</sub>
+2.448E-07 * B <sub>7</sub> * B <sub>13</sub>	+4.002E-07 * B <sub>7</sub> * B <sub>13</sub>	+1.831E-08 * B <sub>7</sub> * B <sub>13</sub>
-2.589E-07 * B <sub>7</sub> * B <sub>14</sub>	-6.282E-06 * B <sub>7</sub> * B <sub>14</sub>	-4.762E-06 * B <sub>7</sub> * B <sub>14</sub>
-6.876E-08 * B <sub>8</sub> * B <sub>10</sub>	-2.054E-07 * B <sub>8</sub> * B <sub>10</sub>	-1.058E-07 * B <sub>8</sub> * B <sub>10</sub>
-1.829E-07 * B <sub>8</sub> * B <sub>12</sub>	+2.669E-07 * B <sub>8</sub> * B <sub>12</sub>	+1.418E-08 * B <sub>8</sub> * B <sub>12</sub>
-1.248E-07 * B <sub>9</sub> * B <sub>10</sub>	-1.201E-06 * B <sub>9</sub> * B <sub>10</sub>	-6.339E-07 * B <sub>9</sub> * B <sub>10</sub>

incluya componentes de una metaheurística en otra. Un representante destacado de dicha categoría es el uso de métodos basados en trayectoria incorporados en métodos basados en población (Blum et al., 2008). En el presente estudio se realiza una hibridación de este tipo, donde el método basado en trayectoria es el Recocido Simulado (RS), y el método basado en población es el Algoritmo Genético (AG).

El pseudocódigo del algoritmo híbrido AG-RS2 propuesto en este estudio, se muestra en la Figura 3. La estructura de éste se basa en los algoritmos híbridos AG-RS y GA-SA4, presentados por Hernández-Vázquez et al. (2019) y Ariyani et al. (2018) respectivamente. A continuación, se describen las características más relevantes de dicho algoritmo.

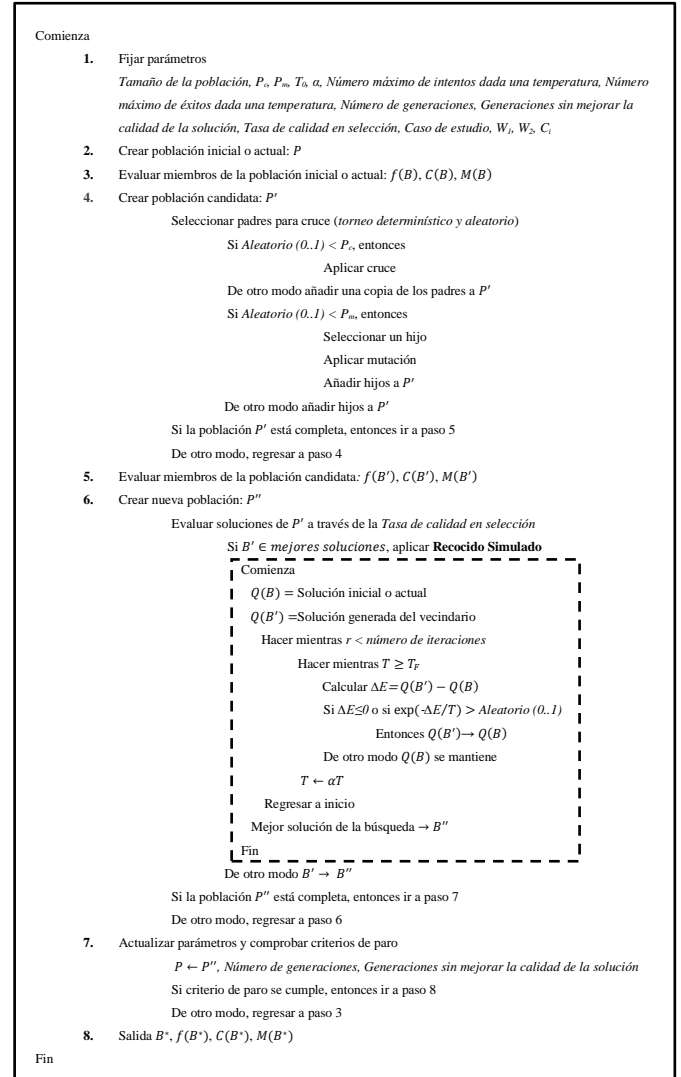


Figura 3: Pseudocódigo del algoritmo híbrido AG-RS2.

### 5.1 Esquema inicial

El algoritmo híbrido AG-RS2 requiere inicialmente de precisar el valor de parámetros que afectarán la búsqueda de la mejor configuración de buffer. Posteriormente, al igual que en el algoritmo híbrido AG-RS, se crea una población inicial que consta de un número suficiente de configuraciones de buffer que cumplen con restricciones planteadas en el modelo matemático.

## 5. Método de optimización

Una categoría en la hibridación de técnicas metaheurísticas, consiste en diseñar un procedimiento de optimización que

## 5.2 Evaluación y esquema de selección

Los valores de la tasa promedio de producción y el costo total de la asignación de buffers son estimados usando alguno de los meta-modelos de la Tabla 6 (según el caso de estudio) y la ecuación (3) respectivamente. Definidos éstos, se determina el valor multi-objetivo a través de la ecuación (6), considerando un valor  $p = 2$  de la misma manera que Amiri and Mohtashami (2012), y posteriormente éste se comunica al algoritmo híbrido AG-RS2 de una manera iterativa. Antes de iniciar con el procedimiento de cruce, se realiza una selección por elitismo de las 2 mejores soluciones generadas en la población actual y se hace una copia de éstas en la población candidata. Para el procedimiento de cruce, el padre 1 es seleccionado a través de un torneo determinístico, mientras que el padre 2 es escogido de forma aleatoria.

## 5.3 Cruce y mutación

Una vez que dos padres han sido seleccionados, se utiliza una probabilidad ( $P_c$ ) para determinar si éstos serán cruzados o no. Los padres que evitan el cruce, automáticamente una copia de ellos pasa a la población candidata; se emplea el procedimiento reportado por Hernández-Vázquez et al. (2019). La mutación considera sólo aquellos hijos o descendientes generados después del cruce. Aquí se elige aleatoriamente a uno de ellos y se emplea una probabilidad ( $P_m$ ) para determinar si éste será mutado o no. El procedimiento utilizado en esta etapa es conocido como mutación por intercambio.

## 5.4 Esquema de remplazo

El esquema de remplazo se basa en el algoritmo híbrido GA-SA4. La idea clave es determinar qué configuraciones de buffer deben ser sometidas al procedimiento de Recocido Simulado y cuáles deben transferirse a la siguiente generación. El algoritmo híbrido AG-RS2 selecciona a las mejores configuraciones de buffer de la población candidata, a través de una tasa de calidad, y éstas son sometidas al procedimiento de Recocido Simulado con el fin de hacer una exploración local de forma eficiente.

## 5.5 Criterio de terminación

La definición de un número máximo de generaciones y el establecer un número de éstas sin mejorar la calidad de la solución, son los criterios considerados. Finalmente, la mejor configuración de buffer factible que minimice la función multi-objetivo expresada por la ecuación (6) es seleccionada para resolver el BAP en la línea de producción.

## 6. Resultados numéricos

En este apartado, se reportan las mejores soluciones alcanzadas por el algoritmo híbrido AG-RS2. Éste fue programado en lenguaje JAVA, y todos los experimentos fueron desarrollados en una PC con procesador 1.40GHz Intel (R) Celeron (R) 2955U con 4GB de RAM. Los parámetros del algoritmo fueron calibrados previamente a través de un análisis estadístico, el cual consideró a la metodología de superficie de respuesta (MSR). La Tabla 7 muestra los valores obtenidos con dicho análisis.

Tabla 7: Parámetros calibrados del algoritmo híbrido AG-RS2.

	Parámetro	Valor calibrado
Algoritmos Genéticos	Tamaño de la población	117
	Tasa de cruce ( $P_c$ )	0.45
	Tasa de mutación ( $P_m$ )	0.033
Recocido simulado	Temperatura inicial ( $T_0$ )	0.5
	Constante de enfriamiento ( $\alpha$ )	0.8
	Número máximo de intentos dada una temperatura	20
	Número máximo de éxitos dada una temperatura	5
	Tasa de calidad en selección	0.42
Criterio de paro del algoritmo	Número máximo de generaciones	800
	Generaciones sin mejorar la calidad de la solución	30

Una vez definidos los valores en los parámetros del algoritmo híbrido AG-RS2, se resolvieron los tres casos de estudio. El análisis consideró los siguientes costos unitarios en la asignación de buffers: “ $C_1=\$320$ ,  $C_2=\$320$ ,  $C_3=\$320$ ,  $C_4=\$320$ ,  $C_5=\$440$ ,  $C_6=\$440$ ,  $C_7=\$440$ ,  $C_8=\$440$ ,  $C_9=\$560$ ,  $C_{10}=\$440$ ,  $C_{11}=\$600$ ,  $C_{12}=\$600$ ,  $C_{13}=\$820$ ,  $C_{14}=\$820$ ”.

Los resultados contemplan diferentes pesos en los objetivos de optimización, a medida que  $W_i$  disminuye su valor, significa que el primer objetivo (maximizar la tasa promedio de producción) tendrá un menor grado de importancia y, por lo tanto, el valor de  $W_2$ , que representa al segundo objetivo (minimizar el costo total de la asignación de buffers) comenzará a incrementarse y tomará mayor relevancia en la búsqueda de soluciones. Las Tablas 8, 9 y 10 señalan las mejores soluciones generadas en cada uno de los tres casos de estudio. Por ejemplo, para el caso de estudio 1, si se pretende darle un peso del 30% al primer objetivo y un 70% al segundo, la solución es asignar la siguiente cantidad de buffers: “ $B_1=200$ ,  $B_2=1$ ,  $B_3=250$ ,  $B_4=1$ ,  $B_5=1$ ,  $B_6=1$ ,  $B_7=123$ ,  $B_8=1$ ,  $B_9=1$ ,  $B_{10}=1$ ,  $B_{11}=1$ ,  $B_{12}=1$ ,  $B_{13}=1$ ,  $B_{14}=1$ ”, para un total de 584. Con esta solución, la tasa promedio de producción será igual a 0.7448 productos/min y un costo total de asignación de \$203, 920 (ver Tabla 8).

Con lo que respecta al objetivo de maximizar la tasa promedio de producción. El caso 1 registra los mejores resultados, es decir, cuando la línea de producción es confiable, se obtiene la tasa de fabricación más alta. A medida que dicha línea reporta una mayor variabilidad y paros en sus máquinas (caso 2), la capacidad de producción de ésta se vuelve más limitada; en promedio existe una reducción del 21% en el nivel de la tasa promedio de producción generada en comparación con la obtenida en el caso 1; y qué decir cuando existen reprocesos (caso 3), ésta disminuye en un 23%.

Ahora bien, en lo referente a minimizar el costo total de la asignación. El caso 1 reporta el valor más bajo de éste, en otras palabras, cuando la línea de producción es confiable, el presupuesto designado para la adquisición de buffers será menor que en cualquier otra situación. La variabilidad y la generación de reprocesos (casos 2 y 3) incrementan el porcentaje promedio de inversión en al menos un 30% con respecto a la línea de producción confiable. De lo anterior, se puede deducir que las variaciones en tiempos, paros y reprocesos no sólo afectan el ritmo de fabricación, sino que también incrementan el presupuesto destinado para adquisición de buffers de forma considerable.



Tabla 8: Soluciones – Caso 1.

$W_1$	0.9	0.8	0.7	0.6	0.5	0.4	0.3	0.2	0.1
$W_2$	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
$B_1$	200	200	200	200	200	200	200	200	200
$B_2$	1	1	1	1	1	1	1	1	1
$B_3$	250	250	250	250	250	250	250	250	1
$B_4$	170	170	170	170	143	41	1	1	1
$B_5$	78	69	49	10	1	1	1	1	1
$B_6$	1	1	1	1	1	1	1	1	1
$B_7$	160	160	160	160	160	160	123	1	1
$B_8$	1	1	1	1	1	1	1	1	1
$B_9$	1	1	1	1	1	1	1	1	1
$B_{10}$	1	1	1	1	1	1	1	1	1
$B_{11}$	1	1	1	1	1	1	1	1	1
$B_{12}$	1	1	1	1	1	1	1	1	1
$B_{13}$	1	1	1	1	1	1	1	1	1
$B_{14}$	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Total de buffers	867	858	838	799	763	661	584	462	213
$M(B)$	0.0233	0.0463	0.0684	0.0884	0.1061	0.1191	0.1248	0.1161	0.0813
Tasa promedio de producción	0.7633	0.7628	0.7616	0.7594	0.7573	0.7513	0.7448	0.7313	0.7050
Costo total (\$)	308,160	304,200	295,400	278,240	265,640	233,000	203,920	150,240	70,560

Tabla 9: Soluciones – Caso 2.

$W_1$	0.9	0.8	0.7	0.6	0.5	0.4	0.3	0.2	0.1
$W_2$	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
$B_1$	1	1	1	1	1	1	1	1	1
$B_2$	1	1	1	1	1	1	1	1	1
$B_3$	1	1	1	1	1	1	1	1	1
$B_4$	170	1	1	1	1	1	1	1	1
$B_5$	1	200	200	200	200	200	138	1	1
$B_6$	1	1	1	1	1	1	1	1	1
$B_7$	160	160	160	160	160	160	160	160	126
$B_8$	210	210	210	210	210	210	210	204	1
$B_9$	119	125	73	1	1	1	1	1	1
$B_{10}$	1	1	1	1	1	1	1	1	1
$B_{11}$	140	1	1	1	1	1	1	1	1
$B_{12}$	1	1	1	1	1	1	1	1	1
$B_{13}$	200	200	200	200	151	56	1	1	1
$B_{14}$	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Total de buffers	1,007	904	852	780	731	636	519	376	139
$M(B)$	0.0409	0.0757	0.1101	0.1384	0.1621	0.1729	0.1663	0.1410	0.0907
Tasa promedio de producción	0.6840	0.6787	0.6677	0.6525	0.6309	0.5890	0.5462	0.5024	0.3876
Costo total (\$)	535,540	488,980	459,860	419,540	379,360	301,460	229,080	166,160	61,880

Otro aspecto a señalar en los tres casos de estudio, es el comportamiento del total de buffers asignados. Cuando se prioriza el incrementar la tasa promedio de producción ( $W_1$ ), el total de buffers aumenta. En cambio, cuando se antepone el reducir el costo total de la asignación de buffers ( $W_2$ ), el total de éstos tiende a disminuir. Una comparativa interesante se pudo observar en los resultados de los casos 2 y 3. Para las

primeras seis combinaciones de pesos, el caso 2 presenta mayores tasas de producción y costos que el caso 3; mientras que, para las últimas tres se rompe este patrón. Una posible explicación a esta situación, es la asignación de buffers que se da en dichas combinaciones para  $B_5$  y  $B_{13}$  (caso 2);  $B_5$  reporta valores menores a 200 y  $B_{13}$  registra un valor de 1.

Tabla 10: Soluciones – Caso 3.

$W_1$	0.9	0.8	0.7	0.6	0.5	0.4	0.3	0.2	0.1
$W_2$	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
$B_1$	1	1	1	1	1	1	1	1	1
$B_2$	1	1	1	1	1	1	1	1	1
$B_3$	1	1	1	1	1	1	1	1	1
$B_4$	170	170	170	170	170	170	124	1	1
$B_5$	1	1	1	1	1	1	1	1	1
$B_6$	1	1	1	1	1	1	1	1	1
$B_7$	160	160	160	160	160	160	160	146	1
$B_8$	210	210	210	210	210	210	210	210	140
$B_9$	150	150	150	150	150	18	1	1	1
$B_{10}$	1	1	1	1	1	1	1	1	1
$B_{11}$	5	1	1	1	1	1	1	1	1
$B_{12}$	1	1	1	1	1	1	1	1	1
$B_{13}$	200	189	157	100	11	1	1	1	1
$B_{14}$	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Total de buffers	903	888	856	799	710	568	505	368	153
$M(B)$	0.0361	0.0712	0.1036	0.1303	0.1466	0.1488	0.1426	0.1268	0.0873
Tasa promedio de producción	0.6422	0.6388	0.6311	0.6172	0.5957	0.5698	0.5582	0.5289	0.4321
Costo total (\$)	471,900	460,480	434,240	387,500	314,520	232,400	208,160	162,640	68,040

### 7. Convergencia y eficiencia computacional

Para mostrar la velocidad de convergencia del algoritmo híbrido AG-RS2, se consideran los resultados del caso 1 con  $W_1=0.9$  y  $W_2=0.1$  (ver Figura 4). Una característica importante del algoritmo presentado, es que éste mejora o mantiene la calidad de la solución alcanzada entre una generación y otra, de tal forma que nunca hay un retroceso o pérdida de calidad en la solución generada.

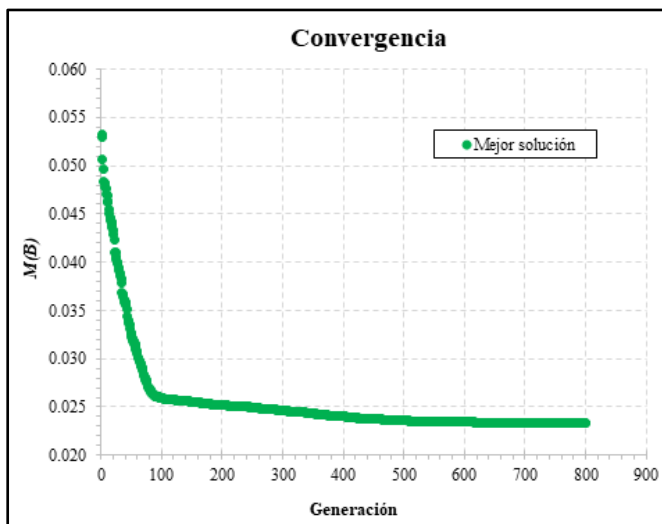


Figura 4: Gráfica de convergencia del algoritmo híbrido AG-RS2.

La eficiencia computacional del algoritmo híbrido AG-RS2, se probó al comparar a éste con su antecesor el algoritmo híbrido AG-RS presentado por Hernández-Vázquez et al. (2019) el cual demostró ser superior a metaheurísticas estándar

y más rápido que el algoritmo GAA desarrollado por Kose and Kilincci (2015). Es importante mencionar que el algoritmo híbrido AG-RS emplea un método de evaluación analítico; según Demir et al. (2014) la principal ventaja de este tipo de métodos es su eficiencia computacional y su precisión para alcanzar una solución. Éste fue implementado en una línea de producción en serie con 15 máquinas y 14 áreas de almacén, es decir, las mismas áreas de almacén que se contemplan en los tres casos de estudio. Los tiempos de solución de dicha comparativa se presentan en la Tabla 11.

Tabla 11: Tiempos promedio de solución CPU (segundos).

Algoritmo	Número de generaciones			
	200	400	600	800
AG-RS	1.0915	2.9373	4.9288	6.6943
AG-RS2	2.3653	4.8700	6.9600	9.1183
Diferencia	1.2738	1.9328	2.0313	2.4240

Si el objetivo es modelar un sistema real, largo y complejo; la simulación proporciona grandes ventajas en comparación con un modelo analítico, sin embargo, la desventaja radica en que la simulación consume mucho tiempo (Demir et al., 2014). De aquí la importancia de implementar meta-modelos en lugar de sólo modelos de simulación; si bien el algoritmo híbrido AG-RS2 resulta ser ligeramente más lento, el empleo de dichos meta-modelos le permiten a éste competir en tiempos de solución, a pesar de analizar una línea de producción más compleja. En otras palabras, los meta-modelos agilizan de forma significativa la evaluación con respecto a un modelo de simulación, y permiten que el procedimiento de optimización

se ejecute de manera tan eficiente, como si éste empleara un método analítico.

## 8. Conclusiones

La mayor contribución de la presente investigación es la resolución del BAP bajo un enfoque multi-objetivo, en una línea de producción paralela en serie, a través de la metaheurística híbrida AG-RS2, considerando tres casos de estudio que involucran diferentes condiciones de operación. Para realizar este análisis, se desarrollaron meta-modelos de simulación a través del empleo del software PROMODEL, el cual no había sido reportado con anterioridad en el estudio del BAP, y diseños de experimentos fraccionados. Dichos meta-modelos fueron validados a través de pruebas estadísticas.

La investigación consideró como objetivos: maximizar la tasa promedio de producción y minimizar el costo total de la asignación de buffers. Los resultados obtenidos señalan que cuando la línea de producción registra una mayor variabilidad, paros, reparaciones y reprocesos; la productividad de ésta se reduce de manera significativa y el costo de la inversión requerida para la adquisición de buffers se aumenta, en comparación con la línea en condiciones confiables y estables. De aquí la importancia de reducir la variabilidad y estandarizar los procesos de manufactura, ya que en muchas ocasiones los ingenieros industriales centran sus esfuerzos equivocadamente en contratar personal o invertir en maquinaria para mejorar el desempeño de las líneas de fabricación, en lugar de hacerlo a través de simplificar las variaciones y eliminar desperfectos que se presentan en los procesos de producción.

A diferencia de otros trabajos donde se usa a la simulación como método de evaluación, la utilización de meta-modelos facilitó y agilizó la medición del primer objetivo de optimización, permitiendo conseguir soluciones de manera eficiente con el algoritmo híbrido AG-RS2. La implementación de meta-modelos ayuda en el análisis de sistemas complejos de producción, aprovechando una de las principales ventajas de la simulación, y permite que los métodos de optimización mejoren de manera significativa su eficiencia computacional, ya que éstos se comportan como un procedimiento de evaluación analítico.

Finalmente, en futuros trabajos se recomienda analizar la calidad de las soluciones alcanzadas por el algoritmo híbrido AG-RS2. Previamente se ha probado en la literatura que la implementación de algoritmos híbridos que consideran Algoritmos Genéticos y Recocido Simulado, generan soluciones de mejor calidad y de manera más eficiente que metaheurísticas estándar (Kose and Kilincci, 2015; Ariyani et al., 2018; Hernández-Vázquez et al., 2019). Sería interesante determinar si las soluciones obtenidas por el algoritmo híbrido AG-RS2 representan el óptimo, o bien, que tan lejos o tan cerca están de él. Además, otra aportación importante podría ser la implementación del algoritmo desarrollado, en casos de estudio aplicados en procesos de manufactura reales, o incluso, considerar la producción multi-producto.

## Agradecimientos

Se agradece al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) por el financiamiento de esta investigación con

número de registro CVU: 375571; y al Tecnológico Nacional de México / Instituto Tecnológico de Celaya, por el apoyo brindado. Finalmente, un reconocimiento a Juana Cinthia Lizbeth Nava Torres, Rafael Paniagua Soto y Juan Pablo Gallardo Ochoa por su ayuda en la fase de programación.

## Referencias

- Abdul-Kader, W., Ganjavi, O., & Baki, F. (2011). A nonlinear model for optimizing the performance of a multi-product production line. *International Transactions in Operational Research*, 18(5), 561–577. <https://doi.org/10.1111/j.1475-3995.2011.00814.x>
- Alaouchiche, Y., Ouazene, Y. & Yalaoui, F. (2021). Energy-efficient buffer allocation problem in unreliable production lines. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. <https://doi.org/10.1007/s00170-021-06971-1>
- Alfieri, A., Matta, A., & Pastore, E. (2020). The time buffer approximated Buffer Allocation Problem: A row-column generation approach. *Computers and Operations Research*, 115, 104835. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2019.104835>
- Amiri, M., & Mohtashami, A. (2012). Buffer allocation in unreliable production lines based on design of experiments, simulation, and genetic algorithm. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 62(1–4), 371–383. <https://doi.org/10.1007/s00170-011-3802-8>
- Ariyani, A. K., Mahmudy, W. F., & Anggodo, Y. P. (2018). Hybrid genetic algorithms and simulated annealing for multi-trip vehicle routing problem with time windows. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, 8(6), 4713–4723. <https://doi.org/10.11591/ijece.v8i6.pp.4713-4723>
- Bamporiki, T., Bekker, J., & Yoon, M. (2019). Using a discrete-event, simulation optimisation optimiser to solve a stochastic multi-objective NP-hard problem. *International Conference on Competitive Manufacturing*, (February).
- Bekker, J. (2013). Multi-objective buffer space allocation with the cross-entropy method. *International Journal of Simulation Modelling*, 12(1), 50–61. [https://doi.org/10.2507/IJSIMM12\(1\)5.228](https://doi.org/10.2507/IJSIMM12(1)5.228)
- Blum, C., Blesa Aguilera, M. J., Roli, A., & Sampels, M. (2008). *Hybrid metaheuristics an emerging approach to optimization*. Berlin: Springer.
- Chehade, H., Yalaoui, F., Amodeo, L., & Dugardin, F. (2010). Buffers sizing in assembly lines using a lorenz multiobjective ant colony optimization algorithm. *2010 International Conference on Machine and Web Intelligence, ICMWI 2010 - Proceedings*, (2), 283–287. <https://doi.org/10.1109/ICMWI.2010.5647916>
- Cruz, F. R. B., Kendall, G., While, L., Duarte, A. R., & Brito, N. L. C. (2012). Throughput maximization of queueing networks with simultaneous minimization of service rates and buffers. *Mathematical Problems in Engineering*, 2012. <https://doi.org/10.1155/2012/692593>
- Cruz, F. R. B., Van Woensel, T., & Smith, J. M. G. (2010). Buffer and throughput trade-offs in M/G/1/K queueing networks: A bi-criteria approach. *International Journal of Production Economics*, 125(2), 224–234. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2010.02.017>
- Demir, L., Tunali, S., & Eliiyi, D. T. (2014). The state of the art on buffer allocation problem: A comprehensive survey. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 25(3), 371–392. <https://doi.org/10.1007/s10845-012-0687-9>
- Dengiz, B., & Akbay, K. S. (2000). Computer simulation of a PCB production line: Metamodeling approach. *International Journal of Production Economics*, 63(2), 195–205. [https://doi.org/10.1016/S0925-5273\(99\)00013-4](https://doi.org/10.1016/S0925-5273(99)00013-4)
- Dolgui, A. B., Ereemeev, A. V., & Sigaev, V. S. (2017). Analysis of a multicriterial buffer capacity optimization problem for a production line. *Automation and Remote Control*, 78(7), 1276–1289. <https://doi.org/10.1134/S0005117917070098>
- Durieux, S., & Pierreval, H. (2004). Regression metamodeling for the design of automated manufacturing system composed of parallel machines sharing a material handling resource. *International Journal of Production Economics*, 89(1), 21–30. [https://doi.org/10.1016/S0925-5273\(03\)00199-3](https://doi.org/10.1016/S0925-5273(03)00199-3)

- García Dunna, E., García Reyes, H., & Cárdenas Barrón, L. E. (2013). *Simulación y análisis de sistemas con ProModel (Segunda ed.)*. México: Pearson.
- Hernández-Vázquez, J. O., Hernández-González, S., Jiménez-García, J. A., Hernández-Ripalda, M. D., & Hernández-Vázquez, J. I. (2019). Enfoque híbrido metaheurístico AG-RS para el problema de asignación del buffer que minimiza el inventario en proceso en líneas de producción abiertas en serie. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial*, 16(4), 447–458. <https://doi.org/10.4995/riai.2019.10883>
- Hernandez-Vicen, J., Martinez, S., & Balaguer, C. (2021). Principios básicos para el desarrollo de una aplicación de bi-manipulación de cajas por un robot humanoide. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática industrial*, 18(2), 129-137. doi:<https://doi.org/10.4995/riai.2020.13097>
- Kleijnen, J. P. C., & Sargent, R. G. (2000). A methodology for fitting and validating metamodels in simulation. *European Journal of Operational Research*, 120(1), 14–29. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(98\)00392-0](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(98)00392-0)
- Köse, S. Y., Demir, L., Tunal, S., & Eliyi, D. T. (2015). Capacity improvement using simulation optimization approaches: A case study in the thermotechnology industry. *Engineering Optimization*, 47(2), 149–164. <https://doi.org/10.1080/0305215X.2013.875166>
- Kose, S. Y., & Kilincci, O. (2015). Hybrid approach for buffer allocation in open serial production lines. *Computers & Operations Research*, 60, 67–78. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2015.01.009>
- Kose, S. Y., & Kilincci, O. (2018). A multi-objective hybrid evolutionary approach for buffer allocation in open serial production lines. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 1–19. <https://doi.org/10.1007/s10845-018-1435-6>
- Koyuncuoğlu, M. U., & Demir, L. (2021). Buffer capacity allocation in unreliable production lines: An adaptive large neighborhood search approach. *Engineering Science and Technology, an International Journal*, 24(2), 299-309.
- Li, J. (2013). Continuous improvement at Toyota manufacturing plant: Applications of production systems engineering methods. *International Journal of Production Research*, 51(23–24), 7235–7249. <https://doi.org/10.1080/00207543.2012.753166>
- Lin, J. T., & Chiu, C. C. (2018). A hybrid particle swarm optimization with local search for stochastic resource allocation problem. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 29(3), 481–495. <https://doi.org/10.1007/s10845-015-1124-7>
- Mohtashami, A. (2014). A new hybrid method for buffer sizing and machine allocation in unreliable production and assembly lines with general distribution time-dependent parameters. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 74(9–12), 1577–1593. <https://doi.org/10.1007/s00170-014-6098-7>
- Motlagh, M. M., Azimi, P., Amiri, M., & Madraki, G. (2019). An efficient simulation optimization methodology to solve a multi-objective problem in unreliable unbalanced production lines. *Expert Systems with Applications*, 138, 112836. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.112836>
- Nahas, N. (2017). Buffer allocation and preventive maintenance optimization in unreliable production lines. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 28(1), 85–93. <https://doi.org/10.1007/s10845-014-0963-y>
- Nahas, N., & Nourelfath, M. (2018). Joint optimization of maintenance, buffers and machines in manufacturing lines. *Engineering Optimization*, 50(1), 37–54. <https://doi.org/10.1080/0305215X.2017.1299716>
- Nahas, N., Nourelfath, M., & Gendreau, M. (2014). Selecting machines and buffers in unreliable assembly/disassembly manufacturing networks. *International Journal of Production Economics*, 154, 113–126. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2014.04.011>
- Narasimhamu, K. L., Venugopal Reddy, V., & Rao, C. S. P. (2014). Optimal buffer allocation in tandem closed queueing network with single server using PSO. *Procedia Materials Science*, 5, 2084–2089. <https://doi.org/10.1016/j.mspro.2014.07.543>
- Noguera, J. H., & Watson, E. F. (2006). Response surface analysis of a multi-product batch processing facility using a simulation metamodel. *International Journal of Production Economics*, 102(2), 333–343. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2005.02.014>
- Oesterle, J., Bauernhansl, T., & Amodeo, L. (2016). Hybrid multi-objective optimization method for solving simultaneously the line balancing, equipment and buffer sizing problems for hybrid assembly systems. *Procedia CIRP*, 57, 416–421. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2016.11.072>
- Ouzineb, M., Mhada, F. Z., Pellerin, R., & El Hallaoui, I. (2018). Optimal planning of buffer sizes and inspection station positions. *Production and Manufacturing Research*, 6(1), 90–112. <https://doi.org/10.1080/21693277.2017.1422812>
- Pantano, M., Fernández, M., Rodríguez, L., & Scaglia, G. (2021). Optimización dinámica basada en Fourier. Aplicación al proceso de biodiesel. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática industrial*, 18(1), 32-38. doi:<https://doi.org/10.4995/riai.2020.12920>
- Patchong, A., & Kerbache, L. (2017). Transiting toward the factory of the future: Optimal buffer sizes and robot cell design in car body production. *IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management*, 2017–Decem, 1596–1601. <https://doi.org/10.1109/IEEM.2017.8290162>
- Renna, P. (2019). Adaptive policy of buffer allocation and preventive maintenance actions in unreliable production lines. *Journal of Industrial Engineering International*, 15(3), 411–421. <https://doi.org/10.1007/s40092-018-0301-7>
- Shaaban, S., & Romero-Silva, R. (2020). Performance of merging lines with uneven buffer capacity allocation: the effects of unreliability under different inventory-related costs. *Central European Journal of Operations Research*. <https://doi.org/10.1007/s10100-019-00670-9>
- Su, C., Shi, Y., & Dou, J. (2017). Multi-objective optimization of buffer allocation for remanufacturing system based on TS-NSGAI hybrid algorithm. *Journal of Cleaner Production*, 166, 756–770. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.08.064>
- Wang, G., Shin, Y. W., & Moon, D. H. (2016). Comparison of three flow line layouts with unreliable machines and profit maximization. *Flexible Services and Manufacturing Journal*, 28(4), 669–693. <https://doi.org/10.1007/s10696-015-9233-3>
- Wang, G., Song, S., Shin, Y. W., & Moon, D. H. (2014). A simulation based study on increasing production capacity in a crankshaft line considering limited budget and space. *Journal of Korean Institute of Industrial Engineers*, 40(5), 481–491. <https://doi.org/10.7232/jkiie.2014.40.5.481>
- Weiss, S., Schwarz, J. A., & Stolletz, R. (2019). The buffer allocation problem in production lines: Formulations, solution methods, and instances. *IIE Transactions*, 51(5), 456–485. <https://doi.org/10.1080/24725854.2018.1442031>
- Weiss, S., & Stolletz, R. (2015). Buffer allocation in stochastic flow lines via sample-based optimization with initial bounds. *OR Spectrum*, 37(4), 869–902. <https://doi.org/10.1007/s00291-015-0393-z>
- Xi, S., Smith, J. M., Chen, Q., Mao, N., Zhang, H., & Yu, A. (2021). Simultaneous machine selection and buffer allocation in large unbalanced series-parallel production lines. *International Journal of Production Research*. <https://doi.org/10.1080/00207543.2021.1884306>
- Yu, P. L. (1973). A class of solutions for group decision problems. *Management Science*, 19(8), 936–946. <https://doi.org/10.1287/mnsc.19.8.936>
- Yuzukirmizi, M., & Smith, J. M. G. (2008). Optimal buffer allocation in finite closed networks with multiple servers. *Computers and Operations Research*, 35(8), 2579–2598. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2006.12.008>
- Zandieh, M., Joreir-Ahmadi, M. N., & Fadaei-Rafsanjani, A. (2017). Buffer allocation problem and preventive maintenance planning in non-homogenous unreliable production lines. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 91(5–8), 2581–2593. <https://doi.org/10.1007/s00170-016-9744-4>
- Zhou, B. H., Liu, Y. W., Yu, J. Di, & Tao, D. (2018). Optimization of buffer allocation in unreliable production lines based on availability evaluation. *Optimal Control Applications and Methods*, 39(1), 204–219. <https://doi.org/10.1002/oca.2341>