

# Una metaheurística biobjetivo para el problema de secuenciación de trabajos repetitivos en una configuración productiva *flowshop heijunka*

Zalba, Valentina

[zalbavalentina@gmail.com](mailto:zalbavalentina@gmail.com)

Toncovich, Adrián Andrés

[atoncovi@uns.edu.ar](mailto:atoncovi@uns.edu.ar)

Universidad Nacional del Sur, Departamento de Ingeniería (Argentina)

Fecha de recepción: 01/10/2022<sup>1</sup>

Fecha de aprobación RIII: 19/07/2023

## RESUMEN

En este trabajo se abordó el problema de secuenciación en un ambiente *flowshop*, teniendo en cuenta demandas no unitarias para los trabajos, buscando minimizar el tiempo total de finalización de todos los trabajos ( $C_{máx}$ ) a la vez que se persigue mantener una mezcla de producción adecuada a lo largo de la secuencia. Se propuso un procedimiento para resolver el problema: una metaheurística biobjetivo basada en recocido simulado y búsqueda tabú. El algoritmo biobjetivo propuesto generó un conjunto de soluciones que representa una aproximación a la frontera óptima de Pareto. Se desarrolló un trabajo experimental para evaluar el rendimiento de la técnica utilizada, recurriendo para esto al conjunto de instancias correspondientes a un problema de escala industrial, obteniéndose un desempeño preliminar satisfactorio tanto en cuanto a la calidad de los conjuntos de soluciones obtenidos, así como al esfuerzo computacional requerido. A través del enfoque de solución adoptado, aplicado al caso de estudio analizado, se pueden seleccionar secuencias que representen un compromiso adecuado entre los tiempos de suministro de producción y el establecimiento de un flujo uniforme de trabajo en la instalación.

**Palabras Claves:** secuenciación; *flowshop*; *heijunka*; metaheurísticas; *recocido simulado*; búsqueda tabú; optimización de Pareto

---

<sup>1</sup> **Artículo Premiado** en el XV COINI 2022

**A bi-objective metaheuristic for the problem of sequencing repetitive jobs in a *flowshop heijunka* production setting**

**ABSTRACT**

In this paper, a sequencing problem in a *flowshop* environment was studied, taking into account non-unitary demands for jobs, seeking to minimize the total completion time of all jobs ( $C_{m\acute{a}x}$ ) while maintaining an adequate production mix throughout the sequence. A procedure to solve the problem was proposed: a bi-objective metaheuristic based on simulated annealing and tabu search. The proposed bi-objective algorithm generated a set of solutions that represents an approximation to the Pareto optimal frontier. An experimental work was developed to evaluate the performance of the technique used, resorting to the set of instances corresponding to a problem of industrial scale, obtaining a satisfactory preliminary performance both in terms of the quality of the sets of solutions obtained, as well as the computational effort required. Through the adopted solution approach, applied to the analyzed case of study, sequences that represent an adequate compromise between production lead times and the establishment of a uniform work flow in the facility can be selected.

**Keywords:** sequencing; *flowshop*; *heijunka*; metaheuristics; simulated annealing; tabu search; Pareto optimization.

**Uma metaheurística bi-objetivo para o problema de sequenciando trabalhos repetitivos em uma configuração produtiva *flowshop heijunka***

**RESUMO**

Neste trabalho, o problema de sequenciamento foi abordado em ambiente *flowshop*, considerando demandas não unitárias dos trabalhos, buscando minimizar o tempo total de conclusão de todos dos trabalhos ( $C_{max}$ ) mantendo um mix de produção adequado ao longo da sequência. Um procedimento para resolver o problema foi proposto: uma metaheurística bi-objetivo baseada em recozimento simulado e busca tabu. O algoritmo bi-objetivo proposto gerou um conjunto de soluções que representa uma aproximação da fronteira ótima de Pareto. Foi desenvolvido um trabalho experimental para avaliar o desempenho da técnica utilizada, utilizando para isso o conjunto de instâncias correspondente a um problema de escala industrial, obtendo-se um desempenho preliminar satisfatório tanto em termos da qualidade dos conjuntos de soluções obtidos, quanto do esforço computacional necessário. Através da abordagem de solução adotada, aplicada ao estudo de caso analisado, podem ser selecionadas sequências que representem um compromisso adequado entre os tempos de abastecimento da produção e o estabelecimento de um fluxo uniforme de trabalho na instalação.

**Palavras chave** sequenciamento; *flowshop*; *heijunka*; metaheurísticas; recozimento simulado; busca tabu; otimização de Pareto.

## 1. INTRODUCCIÓN

El ambiente crecientemente competitivo en el que desenvuelven actualmente sus actividades las empresas industriales requiere el permanente desarrollo de técnicas y procedimientos innovadores que contribuyan positivamente en el proceso de toma de decisiones. Estas herramientas deben estar diseñadas de forma adecuada para proporcionar soluciones que resulten altamente competitivas y de calidad y que puedan obtenerse, igualmente, en tiempos reducidos. La generación de programas de operaciones en instalaciones de manufactura constituye uno de los problemas que frecuentemente debe plantearse mediante estos métodos. En entornos reales, la factibilidad de alcanzar soluciones óptimas se encuentra restringida, en gran parte, por la alta complejidad computacional que caracteriza a estos problemas (Blazewicz, Ecker, Pesch, Schmidt y Weglarz, 2007; Pinedo, 2016). Es por ello que resulta necesario, dados los inconvenientes que plantea la obtención de programas óptimos, disponer de estrategias apropiadas que faciliten la resolución de los problemas implicados, invirtiendo un esfuerzo de cómputo razonable, proporcionando soluciones competentes, que tengan en cuenta las consecuencias significativas de la programación de operaciones sobre la rentabilidad de las instalaciones productivas (Blazewicz, Ecker, Pesch, Schmidt y Weglarz, 2007; Pinedo, 2016; Framiñán, Leisten y García, 2014).

Las materias primas y diversos componentes experimentan diversas transformaciones que los convierten en productos finales a través de las diferentes operaciones que conforman los procesos de fabricación. En términos generales, cualquier problema de programación de operaciones se podría modelar empleando un enfoque de programación matemática (Baker y Trietsch, 2019). En este trabajo se aborda específicamente el problema de secuenciación de trabajos repetitivos en un entorno *flowshop* permutativo *just-in-time*. Este problema consiste en encontrar la mejor secuencia de producción para un conjunto de trabajos repetitivos (no unitarios) que se deben procesar en una línea de fabricación/montaje constituida por una serie máquinas/equipos, respetando que todos los trabajos sigan la misma secuencia de trabajo a través de las máquinas de la línea y que todas las máquinas procesen los trabajos empleando la misma secuencia, en el marco de los requerimientos establecidos para el funcionamiento de los sistemas *just-in-time* que plantean, entre otros aspectos, la nivelación de la producción (*heijunka*) en función de la demanda sobre intervalos cortos de tiempo (Monden, 2011).

El objetivo de este trabajo consiste, entonces, en presentar un procedimiento general eficiente para generar secuencias de buena calidad en sistemas productivos del tipo *flowshop* bajo un entorno *just-in-time*. Las métricas de eficiencia a las que se recurre para determinar la calidad de las secuencias están dadas por el *makespan* ( $C_{máx}$ ) y una medida que tiene en cuenta el nivelado de la producción. El *makespan* constituye una de las métricas de rendimiento más empleada con el fin de evaluar la calidad de las soluciones en problemas de secuenciación y se puede definir como el tiempo total de fabricación requerido para terminar de producir todos los trabajos emitidos o próximos a emitirse en la instalación dentro de un horizonte de planificación dado (Baker y Trietsch, 2019). Por otra parte, en este trabajo, el objetivo asociado con el nivelado de la producción se expresa a través de la minimización del valor de la desviación *heijunka* ( $DH$ ), que representa la cantidad de veces que no se respeta en la secuencia considerada la mezcla de producción requerida para cada tipo de producto/trabajo que se produce en la línea.

A lo largo de los años, la resolución de problemas de secuenciación se ha planteado a través de diversos enfoques, tanto aproximaciones exactas como heurísticas se han aplicado para diseñar algoritmos adaptados a distintas configuraciones productivas (Gmys, Mezmaz, Melab y Tuytens, 2020). Los procedimientos metaheurísticos se destacan entre los enfoques aproximados por proporcionar un adecuado balance entre la calidad de las soluciones que entregan y el esfuerzo computacional requerido para generarlas, por lo cual han generado una significativa aceptación. Particularmente, la metodología

empleada para abordar problema en cuestión está basada en una estrategia metaheurística que puede caracterizarse como una versión multiobjetivo de la metaheurística recocido simulado que incluye además elementos propios de la metaheurística búsqueda tabú.

Además, en este trabajo se introduce una formulación de programación matemática para problema de secuenciación que, debido a su naturaleza fuertemente combinatoria, como se expresó antes se resuelve mediante una metodología de solución adecuada. Este enfoque metaheurístico genera un conjunto de soluciones que permite aproximarse al frente o frontera óptima de Pareto (Landa y Burke, 2002). Se desarrolla un trabajo experimental para evaluar el rendimiento de la técnica propuesta utilizando problemas de tamaño reducido en una primera etapa y posteriormente recurriendo al conjunto de instancias Nissan-9Eng.I (Bautista-Valhondo, 2021a).

El trabajo está organizado de acuerdo con la estructura que se consigna seguidamente. En la Sección 2 se describe el problema de secuenciación *just-in-time* y la formulación de programación matemática biobjetivo correspondiente. Luego, en la Sección 3 se presentan los conceptos relevantes relacionados con la metodología de solución propuesta para resolver el problema, basada parcialmente en contribuciones previas del segundo autor (Toncovich, 2019; Toncovich, Oliveros Colay y Moreno-Jiménez, 2008; Rossit, Toncovich, Rossit y Nesmachnow, 2021; Rossit, Toncovich, Rossit y Nesmachnow, 2021). En la Sección 4 se realizan algunas consideraciones con respecto a la implementación realizada y los resultados preliminares encontrados. Por último, la Sección 5 expone las conclusiones del trabajo y las líneas de investigación futuras.

## 2. EL PROBLEMA DE SECUENCIACIÓN JUST-IN-TIME

La metodología *just-in-time* (JIT) plantea como objetivo general, que sirve de guía en su aplicación, la fabricación de artículos de calidad superior, a lo largo de un proceso productivo que recurra al mínimo inventario posible y elimine cualquier tipo de desperdicio o gasto innecesario, con el fin de atender las necesidades de los clientes precisamente cuando se plantean, exactamente en las cantidades requeridas (Monden, 2011). La reducción de los tiempos de suministro de fabricación, el incremento del “ancho de banda”, la mejora de la calidad a través de la aplicación de los principios de la mejora continua y la disminución de costos, por medio de la implementación de un sistema logístico de “arrastre” o sistema “*pull*”, son los resultados esperados de la implementación de la estrategia básica asociada con la metodología de producción JIT.

Las técnicas de producción JIT constituyen un conjunto de procedimientos tecnológicos y de gestión que se implementan con el fin de alcanzar los resultados indicados antes, para obtener un flujo de materiales que posea una adecuada flexibilidad y vea facilitado su ajuste a las fluctuaciones de la demanda, buscando, al mismo tiempo, minimizar el volumen del desperdicio generado durante el proceso de manufactura (Marín y Delgado, 2000). Un efecto significativo sobre la generación de las secuencias de producción viene determinado por la técnica JIT denominada nivelado de la producción o *heijunka*. El nivelado de la producción implica la definición de cantidades diarias de producción que no sufran variaciones significativas. Dichas cantidades establecen patrones de actividad que les dan a los responsables de los puestos de trabajo una perspectiva respecto de los requerimientos que se generarán en el corto plazo, no constituyen necesariamente las cantidades estrictas que se deberán producir. Las cantidades determinadas por el nivelado de la producción permiten estimar, de forma aproximada, los recursos requeridos para producir, a partir de lo cual se puede establecer una programación definitiva.

La obtención de una gran diversidad diaria de lotes de tamaño reducido, que se contraponen a la producción de series largas de un artículo único, representa el resultado que se espera alcanzar

mediante un programa de producción nivelado. Las eventuales variaciones de la demanda podrán absorberse de forma más efectiva mediante un plan que posea dichas características.

Con el fin de determinar secuencias niveladas en líneas de producción dedicadas a la fabricación tipos o modelos de artículos heterogéneos uno de los criterios aplicados usualmente viene dado por la estabilidad de la tasa de consumo de materiales o componentes (Sumichrast y Rusell, 1990; Bautista-Valhondo, 2021b; Zhou y Peng, 2017).

Refiriéndonos concretamente a este trabajo, con el fin de tener en cuenta los requerimientos concernientes a la nivelación de la producción, característicos de los sistemas JIT, que a su vez facilitan la implementación de estrategias de personalización masiva, características de los entornos Industria 4.0, se plantea el objetivo de minimizar la desviación *heijunka* (*DH*), calculada como la frecuencia con la que no se respeta la mezcla de producción requerida en la secuencia considerada (Bautista-Valhondo, 2021a). Por otra parte, se adiciona como medida de desempeño de las secuencias la minimización del *makespan* ( $C_{m\acute{a}x}$ ), calculado como el valor máximo entre los tiempos de terminación de todos los trabajos, para considerar los criterios de eficiencia y utilización de los recursos productivos.

Las hipótesis fundamentales adoptadas para la modelación del problema se introducen seguidamente:

- La configuración del sistema productivo corresponde a la estructura de un *flowshop* permutativo. Las secuencias de trabajo pueden considerarse equivalente para todos los trabajos, debido a que necesariamente todos los productos/trabajos deben ser procesados en todas las máquinas siguiendo el mismo orden de procesamiento.
- El análisis se ha limitado al caso determinístico en el que se asumen conocidos el número de productos/trabajos que deben secuenciarse y sus respectivos tiempos de procesamiento.
- Cada trabajo puede procesarse a lo sumo en una única máquina en un instante de tiempo dado. Igualmente, cada máquina puede procesar un único trabajo por vez y todas las máquinas están disponibles en todo momento para procesar los trabajos cuando sea necesario. No existen prioridades de procesamiento entre los trabajos en cada máquina.
- El tiempo de traslado de los trabajos de una máquina a la siguiente se considera despreciable.
- No existen restricciones en cuanto al espacio de almacenamiento intermedio entre máquinas/estaciones de la línea de producción.
- El tiempo de preparación (*setup*) asociado al cambio de producto en una estación/máquina de la línea de producción es nulo o despreciable.

### **Modelo matemático del problema**

Esta sección describe formalmente el problema bajo análisis utilizando una formulación de programación matemática multicriterio, que puede resolverse utilizando un software de optimización general de programación entera mixta.

Los índices y parámetros del modelo se definen de la siguiente manera:

*i*: Índice asociado con el tipo de producto/trabajo;  $i = 1, \dots, I$ .

*j*: Índice asociado con el producto/trabajo;  $j = 1, \dots, N$ .

- $k$ : Etapa dentro de la secuencia de fabricación de  $D$  productos/trabajos;  $k = 1, \dots, D$ .  
 $l$ : Índice asociado con la máquina/estación de la línea de producción;  $l = 1, \dots, M$ .  
 $p_{jl}$ : Tiempo de procesamiento del producto/trabajo  $j$  en la máquina  $l$  ( $p_{jl} > 0$ ).  
 $d_i$ : Cantidad demandada del tipo de producto/trabajo  $i$ .  
 $D$ : Sumatoria de las cantidades demandadas de los distintos tipos de productos/trabajos.  
 $\lambda_i$ : Mezcla de producción (proporción) ideal del tipo de producto/trabajo  $i$ :  $\lambda_i = \frac{d_i}{D}$ .  
 $r_{ij}$ : Parámetro de valor  $\begin{cases} 1 & \text{si el producto/trabajo } j \text{ pertenece al tipo } i; \\ 0 & \text{en caso contrario.} \end{cases}$

Las variables de decisión del problema se describen a continuación:

- $X_{jk}$ : Variable binaria  $\begin{cases} 1 & \text{si el producto/trabajo } j \text{ se asigna en la posición } k \text{ de la secuencia;} \\ 0 & \text{en cualquier otro caso.} \end{cases}$   
 $P_{kl}$ : Tiempo de procesamiento del producto/trabajo situado en la posición  $k$  de la secuencia en la máquina  $l$ .  
 $B_{kl}$ : Tiempo de inicio de operación del producto/trabajo situado en el lugar  $k$  de la secuencia en la máquina  $l$ .  
 $C_{kl}$ : Tiempo de finalización de la operación del producto/trabajo situado en la posición  $k$  de la secuencia en la máquina  $l$ .  
 $C_{\max}$ : *Makespan*, tiempo máximo de finalización del último producto/trabajo procesado en la última máquina.  
 $Y_{ik}$ : Cantidad de unidades del tipo de producto/trabajo  $i$  producidas hasta la etapa  $k$ .

Seguidamente se introduce el modelo de programación matemática para el problema:

$$\text{Minimizar } \{ f_1 = C_{\max}; f_2 = \sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^D \min(1; |Y_{ik} - [\lambda_i k]|) \times \min(1; |Y_{ik} - [\lambda_i k]|) \} \quad (1)$$

Sujeto a:

$$\sum_{j=1}^N X_{jk} = 1 \quad k = 1, \dots, D \quad (2)$$

$$\sum_{k=1}^D X_{jk} = 1 \quad j = 1, \dots, N \quad (3)$$

$$Y_{ik} = \sum_{j=1}^N \sum_{q=1}^k X_{jq} r_{ij} = 1 \quad i = 1, \dots, I \text{ y } k = 1, \dots, D \quad (4)$$

$$P_{kl} = \sum_{j=1}^N X_{jk} p_{jl} \quad k = 1, \dots, D \text{ y } l = 1, \dots, M \quad (5)$$

$$C_{kl} = B_{kl} + P_{kl} \quad k = 1, \dots, D \text{ y } l = 1, \dots, M \quad (6)$$

$$B_{kl} \geq C_{(k-1)l} \quad k = 2, \dots, D \text{ y } l = 1, \dots, M \quad (7)$$

$$B_{kl} \geq C_{k(l-1)} \quad l = 2, \dots, M, k = 1, \dots, D \quad (8)$$

$$C_{\max} \geq C_{kM} \quad k = 1, \dots, D \quad (9)$$

$$B_{k1} \geq 0 \quad k = 1, \dots, N \quad (10)$$

$$X_{jk} \in \{0,1\} \quad j = 1, \dots, N \text{ y } k = 1, \dots, D \quad (11)$$

La Ecuación (1) introduce los objetivos del problema: minimización del *makespan* ( $C_{m\acute{a}x}$ ) y de la desviación *heijunka* ( $DH$ ). Las Ecuaciones (2) y (3) exigen, por un lado, que, en toda máquina, solamente un producto/trabajo sea asignado a cada posición de la secuencia, y, por el otro, que una única posición de la secuencia sea asignada a cada producto/trabajo en toda máquina. La Ecuación (4) determina la cantidad de unidades del producto/trabajo tipo  $i$  secuenciados hasta la posición  $k$  de la secuencia.

La Ecuación (5) determina el tiempo de procesamiento del producto/trabajo situado en la posición  $k$  de la secuencia en la máquina  $l$ . La Ecuación (6) define el tiempo de terminación de la operación del trabajo/producto asignado a la posición  $k$  de la secuencia en la máquina  $l$ . Por otro lado, el inicio de la operación del trabajo/producto asignado a la posición  $k$  de la secuencia en la máquina  $l$  debe ser mayor o igual que el tiempo de terminación de la operación previa en la misma máquina (Ecuación (7)). La Ecuación (8) requiere que el comienzo de la operación del producto/trabajo situado en la posición  $k$  de la secuencia en la máquina  $l$  sea mayor o igual que el tiempo de terminación de la operación previa del mismo producto/trabajo. Por su parte, la Ecuación (9) define el *makespan* como el tiempo máximo de finalización de todos los trabajos. La Ecuación (10) restringe el comienzo de la primera operación del producto/trabajo  $j$ . La Ecuación (11) define las variables binarias del modelo.

### 3. ASPECTOS METODOLÓGICOS

En esta sección, primeramente, se introducen algunos conceptos vinculados con los procesos de toma de decisiones multicriterio y la optimización multiobjetivo que resultan relevantes para la definición de una metodología de solución para el problema considerado. Seguido de esto, se explica el procedimiento basado en el recocido simulado que se propone para abordar el problema de secuenciación biobjetivo planteado en la sección anterior.

#### **Toma de decisiones multicriterio y optimización multiobjetivo**

En los problemas de optimización combinatoria se trata de determinar la configuración óptima de un conjunto de elementos discretos persiguiendo se verifiquen ciertas condiciones y restricciones determinadas. Además, en el caso de que el problema sea multiobjetivo, se tiene más de un criterio para valorar la calidad de una dada configuración (solución), por lo cual se asigna un objetivo (minimización o maximización) a cada uno de estos criterios (Korte y Vygen, 2018).

La forma en que se combinan los procesos de búsqueda y de toma de decisiones constituye la primera determinación que debe efectuarse en relación con un problema de optimización multiobjetivo. Esto puede concretarse de acuerdo con una de las siguientes alternativas (Ehrgott y Gandibleux, 2002):

- Tomar decisiones (establecer prioridades) y buscar después (estrategia a priori): el usuario determina prioridades para cada uno de los objetivos y, luego, se desarrolla la búsqueda de una o varias soluciones que consideren estas prioridades.
- Buscar y luego tomar decisiones (estrategia a posteriori o generadora): en primera instancia, se genera un conjunto de soluciones y posteriormente el usuario debe elegir la más conveniente.
- Proceso interactivo de búsqueda y toma de decisiones: el usuario participa a lo largo del proceso de búsqueda con la finalidad de orientarlo hacia soluciones que resulten competentes, efectuando un ajuste de prioridades durante su ejecución.

El modo en el que se evalúa la calidad de las soluciones representa otra decisión relevante en la optimización multiobjetivo. Se dispone de distintas alternativas:

- Combinación de los objetivos: se convierte el problema multiobjetivo en un problema de un objetivo único integrando los distintos criterios en un valor escalar único.
- Alternancia de los objetivos: se plantea la optimización de un criterio por vez imponiendo condiciones en los valores de los restantes. En esta situación, con frecuencia, resulta difícil establecer el orden según el cual debe optimizarse cada criterio.
- Evaluación basada en el principio de Pareto: un vector que incorpora los valores de todos los objetivos define la aptitud de la solución, y se hace uso del concepto de dominancia para fijar las prioridades entre las distintas soluciones.

El concepto de dominancia puede explicitarse de la siguiente manera: sean  $A = (a_1, a_2, \dots, a_p)$  y  $B = (b_1, b_2, \dots, b_p)$  dos vectores que contienen los valores de los objetivos para dos soluciones de un problema de minimización P-objetivo, se dice que:

- $A$  domina estrictamente a  $B$  si  $a_p < b_p$ , para  $p = 1, 2, \dots, P$ .
- $A$  domina ampliamente a  $B$  si  $a_p \leq b_p$ , para  $p = 1, 2, \dots, P$  y  $a_p < b_p$ , para al menos un  $p$ .
- $A$  y  $B$  no son comparables si  $A$  no domina (estricta o ampliamente) a  $B$ , ni  $B$  domina (estricta o ampliamente) a  $A$ .

### **Optimización de Pareto**

El conjunto de todas las soluciones no dominadas que existen en el espacio de búsqueda multiobjetivo constituye la frontera o frente óptimo de Pareto. Si se formula un procedimiento de búsqueda con el fin de conseguir un conjunto de soluciones no dominadas, las soluciones halladas deben representar una aproximación eficiente a la frontera óptima de Pareto o conjunto de soluciones eficientes del problema.

La optimización de Pareto comprende todas las metodologías que se pueden emplear para obtener la frontera óptima de Pareto o un conjunto de soluciones que proporcione una aproximación válida a dicha frontera. La mayor parte de los problemas de optimización multiobjetivo no poseen algo que pueda distinguirse como el óptimo global o la mejor solución y a menudo presenta dificultades el hecho de definir prioridades para los criterios antes de comenzar la búsqueda, estas características hacen que la optimización de Pareto resulte un enfoque atractivo para resolver este tipo de problemas. Una condición que debe cumplirse para que un problema tenga características que lo definan como multiobjetivo es que los criterios se encuentren en conflicto.

Un elemento importante en la optimización de Pareto está representado por la evaluación de la calidad de la frontera obtenida. Esto da lugar un problema multicriterio en sí mismo debido a que pueden tenerse en cuenta distintos criterios para determinar la bondad de la frontera generada: el número de soluciones no dominadas, la cercanía entre la frontera obtenida y la frontera óptima de Pareto (si esta es conocida), la cobertura de la frontera (extensión y distribución de las soluciones) y el hipervolumen, entre otros (Knowles y Corne, 2002).

Los problemas multiobjetivo de optimización combinatoria y, como caso particular, los de secuenciación presentan dificultades en su resolución debido a que el tamaño del espacio de búsqueda crece exponencialmente al aumentar el tamaño de problema, llevando a que la aplicación de algoritmos exactos se vuelva imposible. Con frecuencia, a fin de obtener soluciones subóptimas en tiempos razonables, en estos casos se aplican métodos aproximados: heurísticas y metaheurísticas. Además, no se suele disponer de una definición teórica completa del espacio de soluciones y, por consiguiente, no se tiene un entendimiento certero acerca de la localización y morfología de la frontera óptima de Pareto.

### Procedimiento metaheurístico basado en el recocido simulado

En esta subsección se describe el algoritmo basado en el recocido simulado al que se recurre para resolver el problema planteado anteriormente.

El Recocido Simulado representa un método basado en búsqueda local que fue desarrollado a partir de una analogía con el fenómeno del recocido (Du y Swamy, 2016) para resolver problemas complejos de optimización. Los métodos de búsqueda local buscan en el entorno de la solución actual aquella solución con el mejor valor del criterio elegido, se mueven hasta él, y repiten la operación hasta que no resulte posible mejorar la solución en el entorno examinado. Al aplicar sistemáticamente este procedimiento se obtiene, en general, un óptimo local para el problema. Para no arribar a óptimos locales se debe incorporar un mecanismo diversificador que permita, potencialmente, explorar todo el espacio de soluciones. En el caso del recocido simulado la estrategia globalizadora permite, con cierta probabilidad, movimientos hacia soluciones que empeoran el valor actual del objetivo.

El procedimiento desarrollado tiene la estructura de un procedimiento de recocido simulado con archivo de soluciones de Pareto, *PASA*, *Pareto Archived Simulated Annealing* (Engrand y Mournay, 1998), que incorpora también los elementos propios de un algoritmo de recocido simulado multiobjetivo, *MOSA*, *MultiObjective Simulated Annealing* (Ulugu, Teghem, Fortemps y Tuyttens, 1999).

El método *PASA*, propuesto en (Engrand y Mournay, 1998), emplea una función de agregación de las funciones objetivo, junto con un sistema de archivo/registro de soluciones no dominadas. Suponiendo que las funciones objetivo que deben minimizarse,  $f_p$ ,  $p = 1, 2, \dots, P$ , son todas positivas, el problema puede convertirse en un problema de minimización monobjetivo a través de la siguiente función de agregación:  $G(S) = \sum_{p=1}^P \ln(f_p(S))$ . Así, la siguiente expresión:

$$\Delta G = G(S_c) - G(S_a) = \sum_{p=1}^P \ln\left(\frac{f_p(S_c)}{f_p(S_a)}\right) \quad (12)$$

representa la variación relativa media de las funciones objetivo entre la solución actual y la solución candidata. Si  $\Delta G > 0$ , la  $S_c$  deteriora la media relativa del conjunto de funciones objetivo. Si  $\Delta G < 0$ , la  $S_c$  mejora la media relativa del conjunto de funciones objetivo. En el primer caso la solución  $S_c$  se acepta con una probabilidad dada por  $PA = e^{-\Delta G/T}$ , donde  $T$  es el parámetro de control que simula el papel de la temperatura en el proceso físico del recocido. El método lleva un archivo de soluciones no dominadas que se gestiona de la siguiente forma:

- Si  $S_c$  está dominada por al menos una de las soluciones del archivo, no se agrega al conjunto.
- Si  $S_c$  domina a una o más soluciones del archivo,  $S_c$  se agrega reemplazando a las soluciones dominadas por ella.

- Si  $S_c$  no domina, ni está dominada por las soluciones del archivo,  $S_c$  se agrega sin reemplazar soluciones.

Para que durante el proceso de búsqueda se consiga una aproximación a la totalidad de la frontera eficiente, resulta necesario reiniciar la búsqueda regularmente a partir de una de las soluciones archivadas seleccionada al azar. PASA incorpora los parámetros clásicos del recocido simulado:

- $T$ : Parámetro de control (temperatura), valor real positivo que varía de un valor inicial,  $T_0$ , mayor a otro final,  $T_f$ , menor durante la ejecución del algoritmo.
- $N_{salt}$ : Número de iteraciones realizadas por el algoritmo para un cierto valor de  $T$ .
- $\alpha$ : Función en  $T$ ,  $\alpha = \alpha(T)$ , que determina la variación de  $T$ . En general:  $\alpha(T) = \alpha T$ , en la práctica se adopta:  $\alpha \in [0,8; 0,99]$ .
- $N_{fin}$ : Máximo número de iteraciones sin mejora.

Para resolver el problema, se aplica el procedimiento que sigue para encontrar un conjunto de soluciones potencialmente eficientes:

i. Inicio

- Se aplica un procedimiento constructivo para generar una solución inicial,  $S_0$ .
- Se evalúa  $f_p(S_0), \forall p$ .
- Se incorpora  $S_0$  al conjunto de soluciones eficientes:  $CE = \{S_0\}, N_{cont} = t = 0, T = T_0$ .

ii. Iteración  $t$

- Se genera de forma aleatoria una solución en el entorno de  $S_a, S_c \in V(S_a)$ .
- Se evalúa  $f_p(S_c), \forall p$ .
- Se calcula  $\Delta G$  aplicando la Ecuación (12).

Si  $\Delta G \leq 0$ , se acepta la nueva solución:  $S_a \leftarrow S_c, N_{cont} = 0$ .

En otro caso, se acepta  $S_c$  con una probabilidad  $PA = e^{-\Delta G/T}$ . Se genera un número aleatorio uniformemente distribuido en el intervalo  $[0;1]$ :

$$S_a \begin{cases} \leftarrow S_c, N_{cont} = 0, \text{ si } \varepsilon \leq PA, \\ \leftarrow S_a, N_{cont} = N_{cont} + 1, \text{ si } \varepsilon > PA. \end{cases}$$

- Si corresponde, se actualiza  $CE$  teniendo en cuenta a  $S_c$  aplicando el criterio de dominancia antes mencionado.
- $t \leftarrow t + 1$ : Si  $t$  es múltiplo de  $N_{salt}$ ,  $T = \alpha T$ , en caso contrario se mantiene el valor de  $T$ . Si  $N_{cont} = N_{fin}$  o  $T < T_f$ , se detiene la ejecución, en caso contrario se prosigue.
- Se reporta el conjunto de soluciones eficientes  $CE$  encontrado durante el proceso de búsqueda.

#### 4. IMPLEMENTACIÓN Y RESULTADOS EXPERIMENTALES PRELIMINARES

El procedimiento metaheurístico propuesto, adaptado al problema bajo estudio, fue programado bajo el entorno *MS Visual Basic for Applications*® (versión 7.1) de MS Excel® y fue ejecutado en un equipo con procesadores Intel(R) Xeon(R) Silver 4214 @ 2,2 GHz 2,19 GHz (2 procesadores), 32,0 GB de memoria RAM y un sistema operativo Windows® 10 Pro.

Con el fin de estudiar el comportamiento del procedimiento metaheurístico propuesto, inicialmente se realizaron algunos experimentos preliminares sobre problemas de tamaño reducido generados de forma aleatoria para depurar el algoritmo metaheurístico y comparar su desempeño con respecto a las soluciones exactas obtenidas a través de un proceso enumerativo. Posteriormente, con el fin de evaluar el rendimiento del procedimiento para problemas de tamaño real de la industria se recurrió al conjunto de instancias Nissan-9Eng.I (Bautista-Valhondo, 2021a). Para este conjunto de problemas, los resultados proporcionados por el procedimiento metaheurístico se compararon entre sí tomando como referencia la aproximación a la frontera de Pareto obtenida a partir de doce corridas/réplicas del algoritmo, dado que los tiempos de cálculo y requerimientos de memoria necesarios para obtener los conjuntos óptimos de Pareto resultan excesivamente elevados para estas instancias de mayor tamaño. El desempeño se evaluó en relación con las propiedades de las fronteras generadas en cada corrida: el número de soluciones generadas, su variabilidad, su convergencia, el hipervolumen y el esfuerzo computacional requerido en función de los parámetros de interés que definen los distintos problemas.

Puede decirse que el procedimiento propuesto pudo generar para todos los problemas de tamaño reducido las fronteras óptimas de Pareto. En el caso del conjunto de instancias Nissan-9Eng.I se pudo apreciar que el algoritmo propuesto proporciona fronteras aproximadas que tienen un desempeño razonable en cuanto a cobertura, densidad, convergencia, estabilidad y esfuerzo computacional, en estos problemas de escala industrial, expresada en términos del número de pedidos/trabajos que se deben secuenciar y el número de máquinas/estaciones de trabajo que conforman la línea de producción.

Además, cabe consignar que en el transcurso del trabajo experimental se encontraron ciertas dificultades a la hora de determinar los parámetros de resolución del algoritmo para conseguir un mejor desempeño para algunos de los problemas resueltos. Por esta razón, se considera que las contribuciones futuras en esta línea de trabajo deberían explorar alternativas que permitan obtener una definición y ajuste automatizados de los parámetros de resolución del procedimiento metaheurístico biobjetivo.

En las Tablas 1 y 2 se presenta la información relacionada con cada uno de los casos resueltos, seguido por la Tabla 3 que expone los resultados obtenidos. En particular, en la Tabla 2 se especifican los 23 planes de demanda considerados ( $\varepsilon \in E$ , donde  $E$  es el conjunto de índices asociado con los planes de demanda) en el sistema de producción de la empresa que opera una línea de ensamble que fabrica nueve tipos de motores que se encuentran agrupados a su vez en tres familias de producto: *SUV*, *Vans* y *Trucks*, los tres primeros tipos de motores corresponden a la familia *SUV*, los dos siguientes a la familia *Vans* y los cuatro últimos a la familia *Trucks*.

Por otro lado, la Figura 1 muestra los conjuntos de soluciones eficientes obtenidos para el problema asociado con el plan de demanda N° 19. La serie que representa los puntos de datos mediante circunferencias muestra todos los conjuntos de soluciones obtenidos a partir de las doce corridas del algoritmo, mientras que la serie que muestra los puntos de datos mediante cuadrados llenos con una cruz interna muestra la aproximación a la frontera óptima de Pareto del problema, que en este caso está constituida por cuatro secuencias, apreciándose la relación contrapuesta entre los objetivos analizados.

Tabla 1. *Tiempos de procesamiento en segundos para cada uno de los 9 tipos de productos/trabajos en las máquinas de las 21 estaciones de trabajo. Fuente: Bautista-Valhondo (2021a).*

<i>k/i</i>	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>3</b>	<b>4</b>	<b>5</b>	<b>6</b>	<b>7</b>	<b>8</b>	<b>9</b>	<b>Promedio</b>
<b>1</b>	104	100	97	92	100	94	103	109	101	100,0
<b>2</b>	103	103	105	107	101	108	106	102	110	105,0
<b>3</b>	165	156	164	161	148	156	154	164	155	158,1
<b>4</b>	166	175	172	167	168	167	168	156	173	168,0
<b>5</b>	111	114	114	115	117	117	115	111	111	113,9
<b>6</b>	126	121	122	124	127	130	120	121	134	125,0
<b>7</b>	97	96	96	93	96	89	94	101	92	94,9
<b>8</b>	100	97	95	106	94	102	103	102	100	99,9
<b>9</b>	179	174	173	178	178	171	177	171	174	175,0
<b>10</b>	178	172	172	177	178	177	175	173	175	175,2
<b>11</b>	161	152	168	167	167	166	172	157	177	165,2
<b>12</b>	96	106	105	97	101	100	96	104	96	100,1
<b>13</b>	99	101	102	101	99	101	96	102	99	100,0
<b>14</b>	147	155	142	154	146	143	154	153	155	149,9
<b>15</b>	163	152	156	152	153	152	154	156	156	154,9
<b>16</b>	163	185	183	178	169	173	172	182	171	175,1
<b>17</b>	173	179	178	169	173	178	174	175	175	174,9
<b>18</b>	176	167	181	180	172	173	173	168	184	174,9
<b>19</b>	162	150	152	152	160	151	155	148	167	155,2
<b>20</b>	164	161	157	159	162	160	162	158	157	160,0
<b>21</b>	177	161	154	168	172	170	167	149	169	165,2

Tabla 2. *Demanda diaria según tipo de trabajo/producto i para cada plan de demanda/experimento ( $\epsilon \in E$ ). Fuente: Bautista-Valhondo (2021a).*

$\epsilon \in E$	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>3</b>	<b>4</b>	<b>5</b>	<b>6</b>	<b>7</b>	<b>8</b>	<b>9</b>	<b>SUV</b>	<b>Van</b>	<b>Truck</b>	<b>Total</b>
1	30	30	30	30	30	30	30	30	30	90	60	120	270
2	30	30	30	45	45	23	23	22	22	90	90	90	270
3	10	10	10	60	60	30	30	30	30	30	120	120	270
4	40	40	40	15	15	30	30	30	30	120	30	120	270
5	40	40	40	60	60	8	8	7	7	120	120	30	270
6	50	50	50	30	30	15	15	15	15	150	60	60	270
7	20	20	20	75	75	15	15	15	15	60	150	60	270
8	20	20	20	30	30	38	38	37	37	60	60	150	270
9	70	70	70	15	15	8	8	7	7	210	30	30	270
10	10	10	10	105	105	8	8	7	7	30	210	30	270
11	10	10	10	15	15	53	53	52	52	30	30	210	270
12	24	23	23	45	45	28	28	27	27	70	90	110	270
13	37	37	36	35	35	23	23	22	22	110	70	90	270
14	37	37	36	45	45	18	18	17	17	110	90	70	270
15	24	23	23	55	55	23	23	22	22	70	110	90	270
16	30	30	30	35	35	28	28	27	27	90	70	110	270
17	30	30	30	55	55	18	18	17	17	90	110	70	270
18	60	60	60	30	30	8	8	7	7	180	60	30	270
19	10	10	10	90	90	15	15	15	15	30	180	60	270
20	20	20	20	15	15	45	45	45	45	60	30	180	270
21	60	60	60	15	15	15	15	15	15	180	30	60	270
22	20	20	20	90	90	8	8	7	7	60	180	30	270
23	10	10	10	30	30	45	45	45	45	30	60	180	270

Tabla 3. Resultados obtenidos a partir de las 12 corridas realizadas para cada uno de los planes de demanda/experimentos.

Plan de demanda	N° promedio de soluciones generadas	Desv. est. del n° de soluciones	Cobertura promedio	Cobertura (%)	Hipervolumen promedio	Desv. est. del hipervolumen
1	7,50	2,91	0,92	8,33 %	12 3862,25	8868,70
2	6,75	3,02	0,83	9,26 %	9112,17	1909,22
3	2,75	0,75	0,67	33,33 %	75,75	8,85
4	4,25	2,26	0,31	10,26 %	25 581,83	3222,93
5	3,83	1,19	1,67	27,78 %	1063,58	454,56
6	2,17	0,94	0,25	25,00 %	538,42	85,22
7	4,33	0,65	0,67	16,67 %	402,67	108,78
8	5,58	1,44	0,58	8,33 %	2768,67	537,07
9	1,08	0,29	0,92	91,67 %	2,83	0,58
10	4,00	0,00	2,50	62,50 %	276,42	5,43
11	4,83	1,80	0,25	8,33 %	4469,92	539,71
12	5,33	1,30	0,50	10,00 %	2818,83	495,45
13	5,00	1,35	0,67	8,33 %	7401,92	958,09
14	5,92	3,09	0,42	8,33 %	4318,50	503,60
15	3,17	0,94	0,25	12,50 %	1854,92	402,99
16	6,92	2,75	0,92	9,17 %	16 491,25	1497,31
17	5,50	1,38	0,92	15,28 %	3454,25	320,10
18	2,42	0,67	0,08	8,33 %	620,50	54,68
19	4,33	0,65	1,92	47,92 %	352,33	31,15
20	4,67	1,15	0,25	8,33 %	9779,00	1042,75
21	1,83	1,85	0,75	75,00 %	8937,58	2516,13
22	4,25	0,75	1,67	41,67 %	3352,83	21,92
23	5,67	2,35	0,42	8,33 %	3591,58	486,26

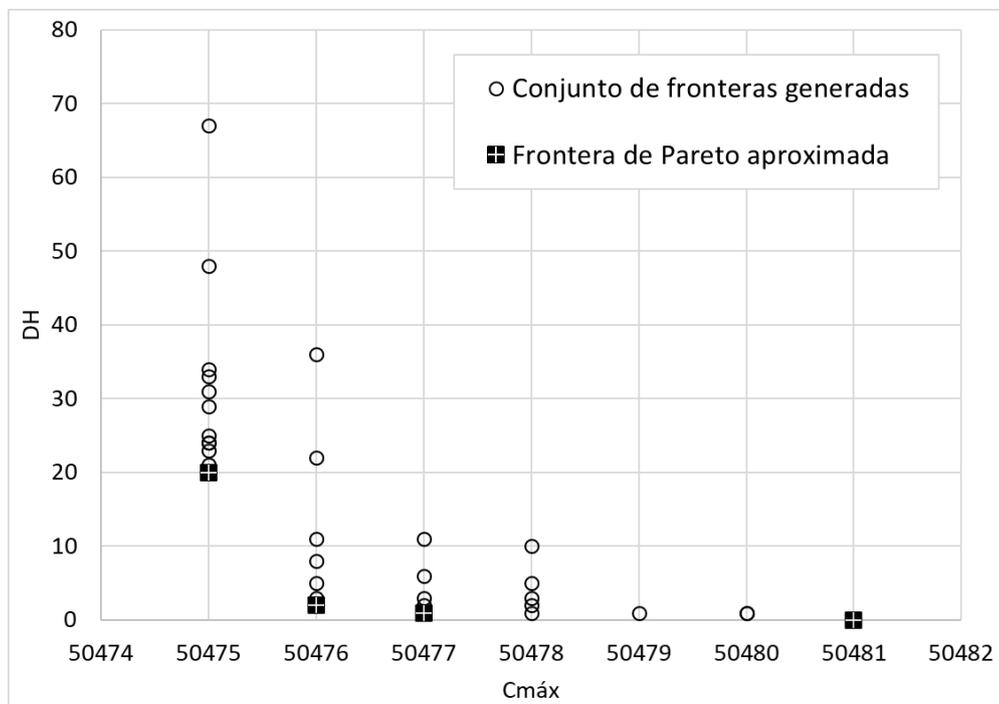


Figura 1 Fronteras de Pareto generadas para el plan de demanda N° 19 del conjunto de instancias Nissan-9Eng.I.

## 5. CONCLUSIONES

El problema de secuenciación *just-in-time* abordado en este trabajo se ha resuelto utilizando una aproximación metaheurística multiobjetivo basada en el recocido simulado, alcanzándose el objetivo de investigación planteado inicialmente. El uso de esta estrategia metaheurística ha demostrado ser pertinente a partir de la comparación de los resultados preliminares obtenidos con los proporcionados por una estrategia enumerativa que proporciona la solución exacta, para el caso de problemas de dimensiones reducidas. Para problemas de mayor tamaño correspondientes al conjunto de instancias del caso real de un sistema de producción de una empresa que opera una línea de ensamble de motores para la industria automotriz, el análisis preliminar de algunos resultados permite concluir que el método proporciona fronteras aproximadas con buenas propiedades, fundamentalmente en lo referente a la amplitud y distribución de las soluciones no dominadas obtenidas.

Para confirmar estos resultados resultaría necesario profundizar el estudio y diseño experimental con el fin de determinar las mejores configuraciones de parámetros para el algoritmo. Además, debería proponerse un método exacto o aproximado alternativo para contrastar los resultados, el cual podría estar basado en el método de las  $\epsilon$ -restricciones o el método de las  $\epsilon$ -restricciones aumentado u otras aproximaciones basadas en estrategias (meta)heurísticas. No obstante, se considera que dada la naturaleza combinatoria del problema abordado esto hará necesario generar conjuntos de problemas de menor tamaño que los del conjunto Nissan-9Eng.I que puedan resolverse en tiempos razonables usando estas estrategias.

La modelación del problema a través de un enfoque biobjetivo ha resultado satisfactoria para tener en cuenta las características del problema, ya que se tienen dos criterios de rendimiento que se encuentran en conflicto para evaluar las secuencias generadas. Por tal motivo resulta de interés ofrecer al decisor un conjunto de soluciones alternativas a partir de las cuales se pueda seleccionar la más adecuada en función de situación concreta que se esté experimentando, buscando alcanzar un compromiso adecuado entre el mejor aprovechamiento de las instalaciones y el flujo uniforme de trabajo y materiales en la planta.

La consideración del objetivo relacionado con la desviación *heijunka* se ha planteado a partir de la violación de las proporciones requeridas de la mezcla de producción de los distintos tipos de producto en la secuencia, pero podrían plantarse formulaciones alternativas que consideren la desviación máxima o total de dichas proporciones para tener en cuenta los efectos concretos que pueden resultar del incumplimiento de la mezcla de producto sobre las operaciones.

Las contribuciones adicionales en esta línea de investigación podrían estar orientadas en el desarrollo de procedimientos de autoajuste de los parámetros del algoritmo y en la aplicación de otras estrategias multicriterio, tales como la programación por metas, al problema analizado. Asimismo, podrían tenerse en cuenta otras restricciones y objetivos de interés existentes en los entornos de fabricación reales y estrategias de solución que permitan incluir la incertidumbre en el análisis.

## 6. REFERENCIAS

Baker, K.R. y Trietsch, D. (2019). *Principles of Sequencing and Scheduling*, Segunda Edición. Editorial Wiley. Hoboken, EE.UU.

- Bautista-Valhondo, J. (2021a). Exact and heuristic procedures for the Heijunka-flow shop scheduling problem with minimum *makespan* and job replicas. *Progress in Artificial Intelligence*, 10(4), 465-488. <https://doi.org/10.1007/s13748-021-00249-z>
- Bautista-Valhondo, J. (2021b). Heijunka-inspired planning and sequencing methods in the apportionment problem in electoral systems [Métodos de planificación y secuenciación Heijunka inspirados en el problema del Reparto en Sistemas electorales]. *Dirección y Organización*, (73), 18-38. <https://doi.org/10.37610/DYO.V0I73.590>
- Blazewicz, J., Ecker, K.H., Pesch, E., Schmidt, G. y Weglarz, J. (2007). *Handbook on scheduling: from theory to applications*. Editorial Springer. Berlin Heidelberg.
- Du, K.-L. y Swamy, M.N.S. (2016). *Search and optimization by metaheuristics: Techniques and algorithms inspired by nature*. Editorial Springer International. Suiza. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-41192-7>
- Ehr Gott, M. y Gandibleux, X. (2002). *Multiple criteria optimization: state of the art annotated bibliographic surveys*. Editorial Kluwer. Dordrecht, Países Bajos.
- Engrand, P. y Mournay, X. (1998). *Une méthode originale d'optimisation multiobjectif*. Reporte Técnico HT-14/97/035/A, EDF-DER.
- Framiñán, J.M., Leisten, R. y García, R.R. (2014). *Manufacturing Scheduling systems*. Editorial Springer. Londres.
- Gmys, J., Mezmaç, M., Melab, N. y Tuyttens, D. (2020). A computationally efficient branch-and-bound algorithm for the permutation flow-shop scheduling problem. *European Journal of Operational Research*, 284(3), 814-833. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2020.01.039>
- Knowles, J. y Corne, D. (2002). On metrics for comparing nondominated sets. *Congress on Evolutionary Computation (CEC2002)*. Honolulu, Estados Unidos.
- Korte, B. y Vygen, J. (2018). *Combinatorial optimization: Theory and algorithms*, Sexta Edición. Editorial Springer. Berlín, Alemania.
- Landa, J. y Burke, E. (2002). A tutorial on multiobjective metaheuristics for scheduling and timetabling. *Actas del 1st Workshop on Multiobjective Metaheuristics*. París, Francia.
- Marín, F. y Delgado, J. (2000). Las técnicas justo a tiempo y su repercusión en los sistemas de producción. *Revista de Economía Industrial*, 1(331), 35-41.
- Monden, Y. (2011). *Toyota production system: an integrated approach to just-in-time*. Editorial Productivity Press. New York, EE. UU.
- Pinedo, M.L. (2016). *Scheduling: Theory, Algorithms, and Systems*, Quinta Edición. Editorial Springer Cham. Heidelberg New York Dordrecht London. <http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-26580-3>
- Rossit, D.A., Toncovich, A., Rossit, D.G. y Nesmachnow, S. (2021). Flow Shop Scheduling Problems in Industry 4.0 Production Environments: Missing Operation Case. *Handbook of Smart Materials, Technologies, and Devices: Applications of Industry 4.0*, 1-23. [https://doi.org/10.1007/978-3-030-58675-1\\_71-1](https://doi.org/10.1007/978-3-030-58675-1_71-1)

Rossit, D.A., Toncovich, A., Rossit, D.G. y Nesmachnow, S. (2021). Solving a flow shop scheduling problem with missing operations in an Industry 4.0 production environment. *Journal of Project Management*, 6(1), 33-44. <https://doi.org/10.5267/j.jpm.2020.10.001>

Sumichrast, R. y Rusell, R. (1990). Evaluating mixed-model assembly line sequencing heuristics for JIT production systems. *Journal of Operations Management*, 9(3), 371-390. [https://doi.org/10.1016/0272-6963\(90\)90161-6](https://doi.org/10.1016/0272-6963(90)90161-6)

Toncovich, A. (2019): Un problema de secuenciación en un entorno de producción just-in-time resuelto mediante un procedimiento metaheurístico. *Actas del XII Congreso de Ingeniería Industrial (COINI 2019)*. Río Gallegos, Argentina.

Toncovich, A., Oliveros Colay, M.J. y Moreno-Jiménez, J.M. (2008). A mathematical programming model for a production scheduling problem in the furniture industry. *Actas de la 18th International Conference on Flexible Automation and Intelligent Manufacturing (FAIM 2008)*. Skövde, Suecia.

Ulugu, E., Teghem, J., Fortemps, P. y Tuyttens, D. (1999). MOSA method: a tool for solving multiobjective combinatorial optimization problems. *Journal of Multicriteria Decision Analysis*, 8(4), 221-236. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1099-1360\(199907\)8:4<221::AID-MCDA247>3.0.CO;2-O](https://doi.org/10.1002/(SICI)1099-1360(199907)8:4<221::AID-MCDA247>3.0.CO;2-O)

Zhou, B.-H. y Peng, T. (2017). Optimal schedule of just-in-time part distribution for mixed-model assembly lines. *Jilin Daxue Xuebao (Gongxueban)/Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 47(4), 1253-1261. <https://doi.org/10.13229/j.cnki.jdxbgxb201704034>