

Resiliencia en sistemas de manufactura flow shop: estrategias de layout

Juan Arza¹, Daniel Alejandro Rossit^{1,2} y Germán Prieto¹

¹ Departamento de Ingeniería, Universidad Nacional del Sur, Bahía Blanca, Argentina

² INMABB, CONICET, Bahía Blanca, Argentina

juanarza.10@gmail.com - daniel.rossit@uns.edu.ar
german.prieto@uns.edu.ar

Abstract. Uno de los desafíos que deben afrontar las industrias manufactureras es la actualización de sus activos de producción, particularmente, los asociados a las líneas de producción. Esta actualización suele requerir un esfuerzo económico muy grande, por lo que no es posible una actualización completa, sino que suele realizarse en etapas. Dicha condición implica que trabajen de forma simultánea maquinaria nueva y maquinaria más antigua donde las máquinas de mayor antigüedad requieren reparaciones con mayor frecuencia, lo que afecta a la confiabilidad del sistema. Esta situación afecta a la gestión de la producción porque la disponibilidad de los activos no es homogénea, impactando en el desempeño de la producción. Para abordar este problema se plantea un estudio de simulación de eventos discretos en sistemas de producción personalizada. La heterogeneidad de los activos se vincula con la frecuencia y tipología de fallas, lo que deriva en modificaciones de la capacidad disponible de producción. Para afrontar estas condiciones se plantean distintas estrategias de layout, de forma de incorporar sorters intermedios con la capacidad de replanificar en ese punto de la producción. Los resultados respaldan la incorporación de estos sorters junto con las capacidades decisionales asociadas.

Palabras clave: Planificación de la producción, Simulación, Replanificación, Producción personalizada.

1 Introducción

En la era de la Industria 4.0, la interconexión digital de sistemas de producción, la automatización avanzada y el intercambio de datos en tiempo real están transformando radicalmente la forma en que las empresas manufacturan productos [1] [2]. Esta interconexión se da mayoritariamente por el desarrollo de sistemas cyber-físicos (CPS del inglés, cyber-physical systems) y la utilización de IoT. Estas tecnologías permiten una digitalización profunda de los sistemas de producción, lo que permite manejar los sistemas físicos (asociados a los procesos de manufactura) y los digitales (asociados a los

procesos de decisión) de una manera integrada [3]. Dentro de este contexto, los procesos de scheduling (programación de tareas) y rescheduling (programación de tareas de forma dinámica frente a eventos no-planificados), emergen como componentes cruciales para optimizar la eficiencia operativa, maximizar la utilización de recursos y garantizar la entrega oportuna de productos en entornos altamente dinámicos [4] [5] [6]. El scheduling tradicional se enfrenta a nuevos desafíos y oportunidades en el contexto de la Industria 4.0. Las fábricas inteligentes están adoptando tecnologías como el Internet de las cosas (IoT), la inteligencia artificial (IA), el análisis de datos avanzado y la computación en la nube para mejorar la gestión de la producción. Estas tecnologías habilitadoras ofrecen una mayor visibilidad y capacidad de predicción en los procesos de fabricación, lo que permite optimizar el scheduling de manera más precisa y dinámica [7] [8] [9].

Las nuevas capacidades y beneficios han motivado a las industrias a desarrollar los procesos de transformación digital necesarios para incorporar estas tecnologías en sus plantas de producción. Más aun, muchos países han generado planes estratégicos nacionales y de desarrollo para su implementación [10]. No obstante, en países en vías de desarrollo, como Argentina, la adopción de estos procesos de transformación digital es heterogénea en el entramado industrial [11] [12]. Los casos que han logrado un proceso de transformación digital completo o muy avanzado se caracterizan por ser grandes empresas, mientras que las PYMES suelen encontrar serias barreras para lograr este proceso. Dentro de las principales barreras que impiden a las PYMES un desarrollo más extendido y difundido se encuentran los costos de inversión requerido, los cuales suelen ser realmente elevados [13]. Por lo tanto, en ese entorno las empresas de escala PYME no pueden hacer frente a un proceso de transformación digital completo, y avanzan en la medida de sus posibilidades. Esta situación genera que sólo puedan transformar parte de sus sistemas de producción a sistemas del tipo Industria 4.0, o solo algunas de las líneas de producción. Esto genera un sistema de producción con capacidades heterogéneas, y disimiles, algo que complejiza el proceso de planificación de la producción por contar con equipamientos y activos de diferentes [14]. Este problema de actualización dispar del shop-floor (taller o área de manufactura) es un problema emergente en el escenario actual, por lo que aún no ha sido estudiado en toda su profundidad.

En este trabajo se propone abordar un problema de producción en donde coexisten dos líneas de producción que procesan los mismos productos, estas líneas tiene distintas antigüedades. Esta diferencia de antigüedad genera que las máquinas tengan distintas disponibilidades durante la operación, y que los impactos de los eventos imprevistos por falla de máquina tengan una influencia significativa. Estos eventos no planificados requieren de replanificaciones (rescheduling) que permitan mantener el ritmo de producción.

2 Definición de problema

En este trabajo se abordarán problemas planificación de la producción considerando entornos dinámicos en configuraciones del tipo flow shop. Puntualmente, se considerará el caso representativo de empresas tipo PYME manufactureras, en donde se ha

comenzado un proceso de transformación digital pero el mismo no ha alcanzado el 100% de las instalaciones, por ejemplo, no todas las líneas de producción han podido ser reemplazados o actualizadas a un formato digital. Esta situación conlleva a tener un shop-floor con activos heterogéneos en donde las funcionalidades y capacidades no son iguales para todos. Mientras que las máquinas o líneas (activos en general) transformadas a procesos digitales permiten un manejo del inventario basado en datos relevados de forma automática por los mismos activos, coexisten activos que no cuentan con esa capacidad. Esta diferencia se puede llegar a traducir en una diferencia en la confiabilidad de esas líneas de producción en donde, aquella con capacidades digitales, sea posible trabajar con tareas de mantenimiento preventivo y así mejorar la disponibilidad de esas líneas. En cambio, las líneas de producción sin esta capacidad tienen una capacidad menor de prever esas fallas, por lo que la probabilidad de ocurrencia de fallas inesperadas es mayor.

En este trabajo se plantea abordar el caso de dos líneas de producción paralela, en donde una de esas líneas ha sido actualizada con tecnologías digitales, mientras que la otra línea no. Esta condición implica que las probabilidades de fallas en ambas líneas sean heterogéneas, siendo mayor para aquella línea con mayor antigüedad. Asimismo, se plantea como estrategia de resolución utilizar reglas de despachos. Este enfoque permite resolver de manera ágil y eficiente el problema de rescheduling, tal como el que se plantea aquí. Es por eso que en los últimos años la comunidad científica ha renovado su interés en este tipo de enfoque [15] [16] [17] [18]. También, se implementarán distintos diseños de layout para evaluar afrontar de forma económica estos sucesos inesperados relacionadas a las fallas de las máquinas. Todo esto se modela con sistemas de eventos discretos.

3 Modelo y datos experimentales

El modelo que representa al problema de se muestra en la Figura 1. En la misma se muestra un proceso de dos líneas de producción de 10 máquinas cada una en configuración flow shop clásica. En esa Figura cada centro de trabajo o máquina está indicado como P_i-M_j , donde P_i hace referencia a la línea de producción $i \in \{1,2\}$, mientras que M_j a la máquina dentro de la etapa del proceso $j \in \{1, \dots, 10\}$. Al mismo tiempo, cada línea se divide en sub-etapas las cuales consisten en un subconjunto de máquinas. A continuación de cada sub-etapa, hay un almacenamiento intermedio o buffer que permite almacenar las unidades en proceso (nótese que entre máquinas de una misma sub-etapa no existe esta posibilidad), estos buffers están representados en la Figura 1 como "Sorters", y permiten bifurcar el flujo de producción. Es decir, que las unidades en proceso almacenadas en esos buffers intermedios pueden ser dirigidas a la misma línea de producción o cambiar a otra. Dada esta característica de los buffers de diferenciar el flujo de producción, es necesario asociar alguna estrategia o método de toma de decisión de forma de resolver esta situación de manera eficiente. Tal como se comentó en la sección anterior, actualmente, se ha comprobado que las reglas de despacho son muy eficientes para este tipo de problemas, y es por eso por lo que se optó por este enfoque.

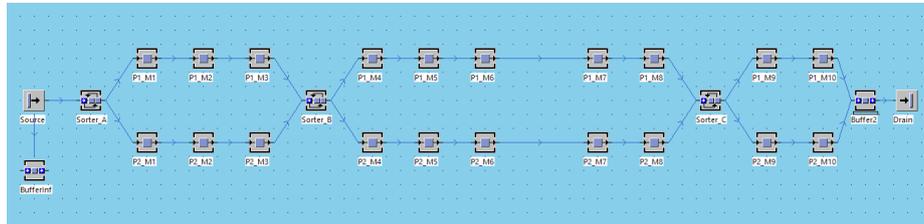


Fig. 1. Modelo inicial del proceso de producción utilizado para los experimentos

Por otro lado, los productos a ser procesados por el sistema corresponden a 4 familias distintas de producto. Las órdenes de producción correspondientes a cada familia son generadas de forma aleatoria por el “Source” de la Figura 1 (en el extremo izquierdo del proceso). Esta generación de órdenes de producción sigue la parametrización de la Tabla 1, para cada una de las familias A, B, C y D de productos, utilizando una distribución pseudo-uniforme, en donde las probabilidades se describen en la segunda columna.

Tabla 1. Generación de órdenes de producción por familia de productos.

Familia de producto	Proporción
A	50%
B	20%
C	20%
D	10%

Asimismo, como se comentó en la sección anterior se propone estudiar fenómenos del tipo eventos no-planificados, particularmente se analizará el caso de que la disponibilidad de las máquinas de producción no es del 100%, sino que pueden presentar fallas. Para ello se consideró utilizar tres modos de fallos asociados a la antigüedad de las máquinas (ver Tabla 2).

Los modos de fallas representan heterogeneidad en la antigüedad de las máquinas, en donde la probabilidad de falla es proporcional a la antigüedad de la máquina (mayor antigüedad, mayor probabilidad de falla y fallas más severas). Se considera que la línea de producción más nueva ($i = 1$) solo sufriría fallas menores, tal como la rotura de herramienta, donde la probabilidad de falla es del 1% y el Tiempo Medio de Mantenimiento alcanza las 2 hs. En el caso de la línea más anticuada ($i = 2$) no solamente sufriría fallas menores sino también lo que se considera fallas catastróficas, donde la probabilidad de falla alcanza el 5% y el MTTR (*Mean Time To Repair*) es de 12 hs. Asimismo, para dar mayor representatividad a la heterogeneidad de las máquinas, se considerarán máquinas puntuales, con fallas más frecuentes y complejas, las cuales se llaman “falla tipo M7” en la Tabla 2. Esta falla puntual afectará únicamente en las máquinas M7 y M8 de esta línea 2 con una probabilidad de falla del 20% y MTTR de 24

hs. con el objetivo de observar el resultado de la aplicación de un Sorter anterior a dichas máquinas. En la Figura 2 puede verse la nueva configuración.

Tabla 2. Modos de fallos.

Nombre	Disponibilidad	MTTR
Falla menor	99.00%	2:00:00
Falla catastrófica	95.00%	12:00:00
Falla M7/M8	80.00%	24:00:00

Por otro lado, deben definirse los parámetros para cada unidad de producto los cuales deben tener cierto grado de aleatoriedad y que luego se utilizarán para medir la eficiencia del sistema. Dichos parámetros corresponden a los tiempos de procesamiento en cada estación de trabajo y a la fecha de vencimiento para la entrega de este.

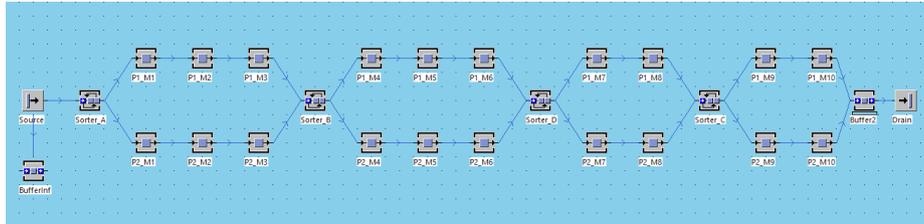


Fig. 2. Modelo del proceso de producción con el agregado el Sorter D.

Los tiempos de operación (expresados en segundos) siguen una distribución uniforme con rango diferente para cada familia de producto (A, B, C, D) según se muestra a continuación:

$$T_{kj} \sim Unif((T_{FP} - 2) * 3600, (T_{FP} + 2) * 3600)(1)$$

Donde:

T_{kj} =Tiempo de procesamiento del producto k en la máquina j en segundos

T_{FP} = Parámetro de tiempo correspondiente a cada Familia de Producto, tomando los siguientes valores: A=14hs; B=12hs; C=10hs; D=8hs.

La fecha de vencimiento de cada producto se calcula mediante la siguiente ecuación:

$$DD_k = \sum_{j=1}^{10} T_{kj} + F_d * 24 * 3600 + T_{k0}(2)$$

Donde:

DD_k = Fecha de vencimiento del producto k.

F_d = Factor de proporción para estimación de DD_k , valor aleatorio entre 0.5 y 1.5.

T_{k0} = tiempo inicial del producto k al momento de arribo al sistema en relación con el tiempo inicial de la experimentación, en segundos.

4 Experimentos

Los experimentos consistieron en comparar distintas reglas de secuenciamiento a las órdenes de producción que van ingresando al sistema de producción. Estas reglas se asocian a los sorters que alimentan cada una de las etapas del proceso. Las reglas testeadas en este caso fueron FIFO (First In First Out), LIFO (Last In First Out), EDD (Elder Due Date) y LPT (Lower Processing Time). Asimismo, se fijó una capacidad máxima para cada estación. Esta capacidad implica que cuando el sorter contiene 4 órdenes de producción (es decir, unidades de producto en proceso), no puede recibir más unidades. Esto implica que la etapa de procesamiento predecesora, P_{i-1} , no puede hacerlo, por lo que la orden de producción que estaba siendo procesada queda obstaculizando ese recurso de producción, generando un bloqueo.

En este informe se mostrarán resultados considerando las 4 estrategias anteriormente consideradas y dos configuraciones distintas del sistema de producción, es decir, con el agregado del Sorter antes de las máquinas M7 y M8.

Para analizar las distintas configuraciones se consideró la producción lograda y la proporción entregada luego de la fecha límite por vencimiento. Para ello se midió la producción en un horizonte temporal dado, en este caso dos años, 730 días.

Por cada configuración se realizaron 10 experimentaciones con 100 *runs* cada una. Se registró en cada caso:

- Productos en espera.
- Productos en proceso.
- Productos entregados en término.
- Productos entregados vencidos.
- Producción total.
- Proporción de productos entregados en término sobre total entregados.
- Proporción de productos entregados vencidos sobre total entregados.
- Días de vencimiento por producto entregado fuera de término.

Para simplificar el análisis, se promediaron las 10 experimentaciones de cada configuración. De esta manera se obtuvieron valores comparables entre las distintas estrategias.

Este modelo de producción y los experimentos fueron desarrollados utilizando el simulador de eventos discretos Tecnomatix Plant Simulation 16 (SIEMENS); este es un software de simulación de eventos discretos utilizado para modelar, simular, visualizar y analizar sistemas de producción y procesos logísticos. Su objetivo es optimizar el flujo de materiales y el uso de recursos en todos los niveles de planificación de una planta. Desde la gestión general de instalaciones y plantas locales hasta líneas de producción específicas, PS proporciona herramientas para evaluar y mejorar la eficiencia de resultados.

4.1 Métricas de evaluación

Para evaluar los experimentos se consideraron como métricas a la producción entregada total, la proporción de entregados fuera de término y el promedio de días por producto vencido. A saber:

$$\%Vencido = \frac{Cantidad\ de\ productos\ entregados\ vencidos}{Total\ de\ productos\ entregados} * 100\% (3)$$

$$Promedio\ de\ días\ por\ producto\ vencido = \frac{Volumen\ acumulado\ de\ días\ vencidos}{Cantidad\ de\ productos\ entregados\ vencidos} (4)$$

En la Tabla 3 se muestran las distintas configuraciones ordenadas bajo el criterio de cantidad total de producción entregada y con los indicadores anteriormente mencionados.

Tabla 3. Cálculo de indicadores. Estrategias ordenadas según producción entregada.

Estrategia	Sorter Intermedio	Producción total entregada (un)	Proporción de entregas vencidas (un)	Volumen acumulado de días vencidos (un)	Promedio días vencidos por producto entregado
LPT	Si	2035.25	85.13%	5436.07	3.14
LIFO	Si	2030.78	80.81%	5874.03	3.58
EDD	Si	2029.89	92.55%	6200.54	3.30
FIFO	Si	2024.92	92.13%	6794.07	3.64
LPT	No	1942.71	92.66%	8587.11	4.77
LIFO	No	1938.60	87.82%	10395.64	6.11
EDD	No	1935.16	98.53%	10281.58	5.39
FIFO	No	1933.85	98.46%	10378.31	5.45

Para la comparación de las diferentes estrategias se propuso un indicador que relacione el tiempo de tardanza de cada producto vencido respecto del tiempo total de producción. El tiempo vencido se ponderó mediante un factor de vencimiento considerando que a mayor tiempo de vencimiento aumenta el factor (ver Figura 3).

$$I_T = \frac{\sum_{k=1}^n f_{dd_k} * T_{TDk}}{\sum_{k=1}^n T_{TPk}} (5)$$

Donde:

f_{dd_k} = factor de vencimiento del producto k .

T_{TDk} = Tiempo total vencido del producto k . Surge de la diferencia entre la fecha de entrega real y la fecha de vencimiento, en segundos.

T_{TPk} = Tiempo total de procesamiento.

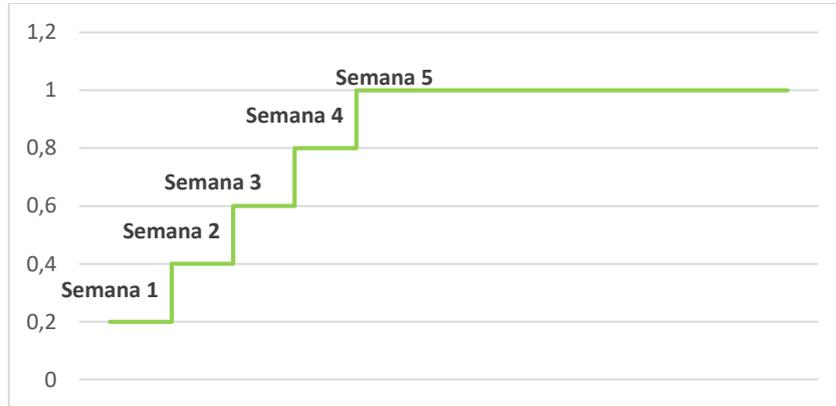


Fig 3. Factor de vencimiento Fdd.

Cada producto k desde que ingresa a producción hasta que es entregado conlleva un Tiempo Total de Procesamiento T_{TTP_k} . A esto se agrega el Tiempo Total Vencido T_{TD_k} por producto; en caso de haber sido entregado dentro del plazo estimado, este valor es igual a 0. A continuación puede verse gráficamente el esquema de tiempos por producto k (Figura 4):

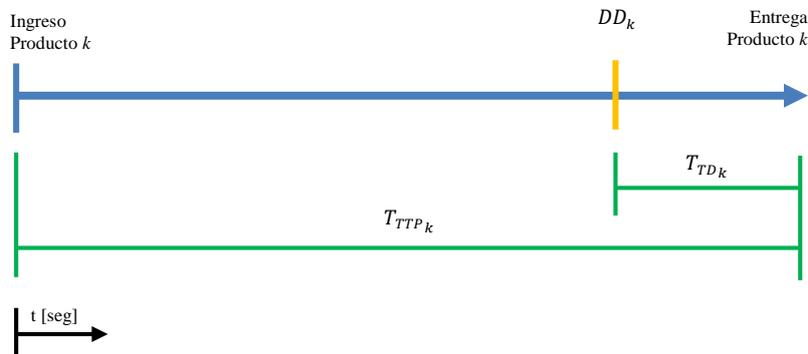


Fig 4. Esquema de tiempos por producto k . Línea azul indica procesamiento.

El indicador I_T analiza de manera ponderada las tardanzas de los trabajos que efectivamente fueron finalizados y entregados. A mayor valor de I_T , mayor tardanza en la entrega. En la Tabla 4 puede verse un ejemplo de producción para 10 productos con sus respectivos tiempos, luego se muestra el cálculo del indicador I_T .

Según la ecuación (5), tenemos que:

$$\sum_{k=1}^n f_{ad_k} * T_{TD_k} = 24 + 0 + 80 + 28 + 440 + 700 + 120 + 252 + 750$$

$$\sum_{k=1}^n f_{dd_k} * T_{TD_k} = 2394 \text{ [hs]}$$

$$\sum_{k=1}^n T_{TP_k} = 180 + 72 + 288 + 346 + 614 + 78 + 71 + 379 + 493 + 810$$

$$\sum_{k=1}^n T_{TP_k} = 4033 \text{ [hs]}$$

$$I_T = \frac{2394}{4033} = 0.59$$

Tabla 4. Ejemplo de cálculo de Indicador It para k=10. Tiempo en horas.

Producto K	T_{TP_k}	T_{TD_k}	f_{dd_k}	$T_{TD_k} * f_{dd_k}$
1	180	120	0.2	24
2	72	0	0	0
3	288	200	0.4	80
4	346	140	0.2	28
5	614	550	0.8	440
6	780	700	1	700
7	71	0	0	0
8	379	300	0.4	120
9	493	420	0.6	252
10	810	750	1	750

En caso de verse aumentado el número de productos entregados vencido, el indicador It se verá aumentado. Lo mismo sucede en caso de que el tiempo vencido por cada producto sea mayor. Estos experimentos fueron desarrollados con el software Tecnomatix-SIEMENS, versión 16 [23] y se ejecutaron en una computadora personal con procesador i7 (11va generación) y 24 GB Ram.

4.2 Resultados obtenidos

En la Tabla 5 pueden verse los valores resumidos por cada estrategia obtenidos de las diferentes experimentaciones. Se distingue la regla de despacho, la presencia o no del sorter intermedio y los parámetros de producción comentados en el apartado 3.

Tabla 5. Resultados obtenidos.

Regla de despacho	Sorter interm.	Producción en espera (un)	Producción en proceso (un)	Producción entregada en termino (un)	Producción entregada vencida (un)	Producción total (un)	% en termino	% vencido	Total entregado (un)	Vol. Acum. de días vencidos (un)
FIFO	No	10.83	21.63	29.72	1904.13	1966.31	1.54%	98.46%	1933.85	10378.31
FIFO	Si	5.45	23.75	159.33	1865.59	2054.12	7.87%	92.13%	2024.92	6794.07
LIFO	No	11.05	21.74	236.17	1702.43	1971.39	12.18%	87.82%	1938.6	10395.64
LIFO	Si	5.11	23.06	389.71	1641.07	2058.95	19.19%	80.81%	2030.78	5874.03
EDD	No	11.04	21.95	28.51	1906.65	1968.15	1.47%	98.53%	1935.16	10281.58
EDD	Si	5.13	23.24	151.17	1878.72	2058.26	7.45%	92.55%	2029.89	6200.54
LPT	No	11.02	21.85	142.62	1800.09	1975.58	7.34%	92.66%	1942.71	8587.11
LPT	Si	4.7	23.07	302.65	1732.6	2063.02	14.87%	85.13%	2035.25	5436.07

4.3 Análisis de resultados

En términos generales, puede observarse que la inclusión del sorter antes de M7 mejora los resultados de producción total en aproximadamente un 5% para cada configuración.

Tabla 6. Variación porcentual de la producción total por cada estrategia.

Estrategia	Producción Sin Sorter (un)	Producción con Sorter (un)	Variación porcentual
LPT	1942.71	2035.25	4.76%
LIFO	1938.6	2030.78	4.75%
EDD	1935.16	2029.89	4.90%
FIFO	1933.85	2024.92	4.71%

Se suma una mejora en la proporción de productos vencidos, disminuyendo aproximadamente entre 6% y 8% para cada caso.

Tabla 7. Variación porcentual de productos entregados vencidos por estrategia.

Estrategia	% Vencidos Sin Sorter	% Vencidos con Sorter	Variación porcentual
LPT	92.66%	85.13%	7.53%
LIFO	87.82%	80.81%	7.01%
EDD	98.53%	92.55%	5.97%
FIFO	98.46%	92.13%	6.33%

Analizando cada estrategia, la configuración que mejores resultados arroja en términos de productos entregados es LPT (Lower Processing Time) siendo de 2035 unidades de los cuales el 85,13% se entregó vencido. En segundo lugar, se encuentra LIFO (Last In First Out) siendo la producción entregada de 2030 unidades y con una mejora respecto a LPT sobre la proporción de productos vencidos (80,81%).

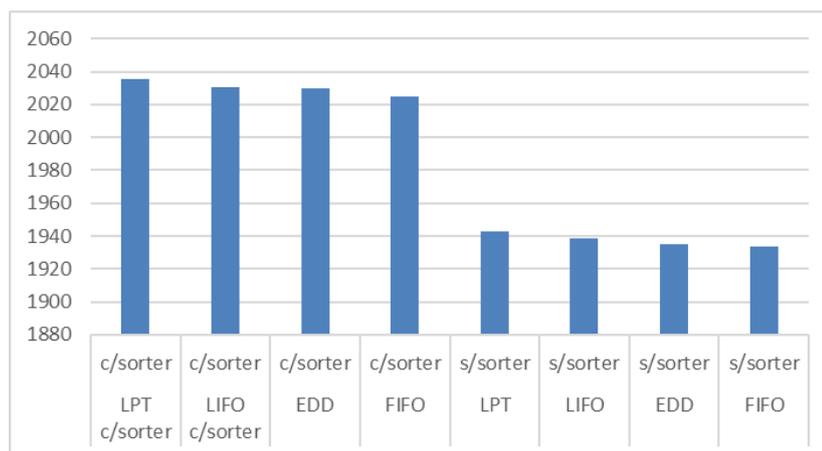


Fig 3. Producción total entregada según estrategia.

La selección de la estrategia mediante la producción total entregada únicamente puede resultar engañosa ya que, si consideramos el volumen total de días vencidos, en LPT alcanza los 5436.07 días, mientras que en LIFO llega a 5874.03 (ver Tabla 3) lo que significa una diferencia del 8.06%. Con el objetivo de mejorar esta apreciación se utilizó el indicador de tardanza (I_T) propuesto en el apartado 4.1.

Tabla 8. Indicador de Tardanza por estrategia.

Estrategia	Sorter Intermedio	I_T
LPT	Si	0.051
LIFO	Si	0.056
EDD	Si	0.085
FIFO	Si	0.093
LPT	No	0.060
LIFO	No	0.055
EDD	No	0.135
FIFO	No	0.132

Considerando la información de la tabla 8 se obtuvo que la estrategia LPT con el sorter D incluido arroja el mejor resultado (0,51) respecto de las demás estrategias.

5 Conclusiones

En este trabajo se mostraron los avances alcanzados en el estudio de problemas de producción considerando tres modos de fallos como causas de bloqueo. Se relacionó un modelo productivo tipo flow shop de dos líneas en paralelo con cuatro reglas de despacho (FIFO, LIFO, EDD y LPT) y se analizó el comportamiento del sistema realizando cambios estratégicos en el layout.

Según las observaciones, la incorporación de un sorter intermedio antes de las máquinas críticas (M7 y M8) permitió mejorar el flujo de trabajos, afectando la capacidad general del sistema (cantidad total y plazos de entrega). Esta estrategia resulta razonable como camino para empresas que no pueden lograr un proceso de transformación digital completo, y de esta forma podrían aprovechar más eficientemente la inversión realizada.

Agradecimientos

Los autores de este trabajo agradecen de forma especial al Ing. Guido Vinci Carlan, por su apoyo en el desarrollo de esta investigación.

Referencias

1. Lee, J., Bagheri, B., & Kao, H. A. (2015). A cyber-physical systems architecture for industry 4.0-based manufacturing systems. *Manufacturing Letters*, 3, 18-23
2. Zhong, R. Y., Xu, X., Klotz, E., & Newman, S. T. (2017). Intelligent manufacturing in the context of industry 4.0: a review. *Engineering*, 3(5), 616-630.
3. Jan, Z., Ahamed, F., Mayer, W., Patel, N., Grossmann, G., Stumptner, M., & Kuusk, A. (2023). Artificial intelligence for industry 4.0: Systematic review of applications, challenges, and opportunities. *Expert Systems with Applications*, 216, 119456.
4. Dolgui, A., Ivanov, D., Sethi, S. P., & Sokolov, B. (2019). Scheduling in production, supply chain and Industry 4.0 systems by optimal control: fundamentals, state-of-the-art and applications. *International Journal of Production Research*, 57(2), 411-432.
5. Framinan, J. M., Fernandez-Viagas, V., & Perez-Gonzalez, P. (2019). Using real-time information to reschedule jobs in a flowshop with variable processing times. *Computers & Industrial Engineering*, 129, 113-125.
6. Rossit, D. A., Tohmé, F., & Frutos, M. (2019a). Industry 4.0: smart scheduling. *International Journal of Production Research*, 57(12), 3802-3813.
7. Rossit, D. A., Tohme, F., & Frutos, M. (2019b). Production planning and scheduling in Cyber-Physical Production Systems: a review. *International journal of computer integrated manufacturing*, 32(4-5), 385-395.
8. Olsen, T. L., & Tomlin, B. (2020). Industry 4.0: Opportunities and challenges for operations management. *Manufacturing & Service Operations Management*, 22(1), 113-122.
9. Ghaleb, M., Zolfagharinia, H., & Taghipour, S. (2020). Real-time production scheduling in the Industry-4.0 context: Addressing uncertainties in job arrivals and machine breakdowns. *Computers & Operations Research*, 123, 105031.
10. Plan de Desarrollo Productivo Argentina 4.0 (2021), Ministerio de Desarrollo Productivo, Argentina.
11. Civetta, A. M., Mauro, L. M., & Manzo, F. (2023). Transitando el camino de la transformación digital: lecciones de la industria automotriz argentina. *Revista de Economía Política de Buenos Aires*, (27), 105-142
12. Lachman, J., & Stubrin, L. (2024). La transformación digital de la industria argentina: un estudio exploratorio del sector de maquinaria para alimentos. *Estudios económicos*, 41(82), 5-30.
13. Baruj, G. (2023). Tecnologías para la transformación digital en la industria argentina. - Centro Interdisciplinario de Estudios en Ciencia, Tecnología e Innovación – CIECTI, Argentina.
14. Ascúa, R. A. (2021). Industry 4.0 in manufacturing SMEs of Argentina and Brazil. *Journal of the International Council for Small Business*, 2(3), 203-222.
15. Zhao, Y., Wang, Y., Tan, Y., Zhang, J., & Yu, H. (2021). Dynamic jobshop scheduling algorithm based on deep q network. *IEEE Access*, 9, 122995-123011.
16. Li, Y., Gu, W., Yuan, M., & Tang, Y. (2022). Real-time data-driven dynamic scheduling for flexible job shop with insufficient transportation resources using hybrid deep Q network. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 74, 102283.
17. Luo, S., Zhang, L., & Fan, Y. (2022). Real-time scheduling for dynamic partial-no-wait multiobjective flexible job shop by deep reinforcement learning. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 19(4), 3020-3038.
18. Fang, W., Zhang, H., Qian, W., Guo, Y., Li, S., Liu, Z., ... & Hong, D. (2023). An adaptive job shop scheduling mechanism for disturbances by running reinforcement learning in digital twin environment. *Journal of Computing and Information Science in Engineering*, 23(5), 051013.

19. Banks, J., Carson, J. S., Nelson, B. L., & Nicol, D. M. (2005). *Discrete-event system simulation*. Prentice hall.
20. Perez, A. T. E., Rossit, D. A., Tohme, F., & Vasquez, O. C. (2022). Mass customized/personalized manufacturing in Industry 4.0 and blockchain: Research challenges, main problems, and the design of an information architecture. *Information Fusion*, 79, 44-57.
21. Vinci Carlavan, G., & Rossit, D. A. (2021). One-of-a-kind Production in Cyber-Physical Production Systems Considering Machine Failures. *Journal of Integrated Design and Process Science*, 25(2), 100-119.
22. Vinci-Carlavan, G., & Rossit, D. A. (2022, March). Personalized production in Industry 4.0: a CONWIP approach. In *2022 International Conference on Decision Aid Sciences and Applications (DASA)* (pp. 670-675). IEEE.
23. Bangsow, S. (2020). *Tecnomatix plant simulation*. New York, NY, USA: Springer International Publishing.