

Solución de un problema de secuenciamiento en configuración jobshop flexible utilizando un Algoritmo de Estimación de Distribuciones.

R Pérez ^{a,*}, S. Jöns ^b, A Hernández ^c

^a Posgrado Interinstitucional en Ciencia y Tecnología PICYT, Centro de Innovación Aplicada en Tecnologías Competitivas CIATEC A.C.
Omega 201, Fracc. Industrial. Delta, C.P. 37545, León, Guanajuato, México,

^b CONACYT, Av. Insurgentes Sur 1582, Crédito Constructor, C.P. 03940, Benito Juárez, Distrito Federal, México,

^c Centro de Investigación en Matemáticas CIMAT, A. C. Callejón de Jalisco s/n, Mineral de Valenciana, C.P. 36240, Guanajuato, Guanajuato, México,

Resumen

El problema de secuenciamiento en configuración jobshop flexible se refiere en asignar operaciones de diversos trabajos a un conjunto de equipos disponibles. La asignación mencionada busca generalmente minimizar el tiempo de culminación de todos los trabajos conocido en la literatura como ‘makespan’. Se propone un Algoritmo de Estimación de Distribuciones para Secuenciamiento, AEDS por simplicidad y funcionalidad. El AEDS intenta encontrar una relación o interacción entre las variables de entrada, trabajos, operaciones y turnos de trabajo, para optimizar la variable de salida de procesos de manufactura reales, el makespan. En este sentido el algoritmo AEDS es usado para guiar la búsqueda y resolver el problema. En el marco del algoritmo, tres modelos gráficos fueron usados para encontrar mejores soluciones. Establecer horas fuera de servicio para los operadores antes de iniciar sus actividades en cada turno de trabajo como parámetro de entrada y su desarrollo a través del algoritmo AEDS constituye una novedad de esta investigación respecto los trabajos existentes. La comparación entre AEDS y un algoritmo genético muestra la efectividad del AEDS resolviendo el problema enunciado. Usando el AEDS propuesto, el desempeño de procesos de manufactura reales mejora notablemente cuando diferentes equipos disponibles son asignados a diferentes programas de producción. Copyright © 2015 CEA. Publicado por Elsevier España, S.L. Todos los derechos reservados.

Palabras Clave:

Secuenciamiento; Algoritmo de Estimación de Distribuciones.

1. Introducción

Los Algoritmos de Estimación de Distribuciones (AED), introducidos por Mühlenbein and Paaß (1996) se han usado satisfactoriamente para resolver problemas de optimización combinatoria complejos tales como secuenciamiento. Chen *et al.*, (2010a), Liu *et al.*, (2011) y Pan y Ruiz (2012) pueden ser consultados.

Las desventajas de los AED tales como pérdida de diversidad y uso insuficiente de la información local de soluciones se han afrontado exitosamente al incorporar otros métodos tales como los Algoritmos Genéticos (AG) durante el proceso evolutivo. Chen *et al.*, (2012b) utiliza este enfoque.

Diversos trabajos se han elaborado para capturar la estructura del problema con más precisión. Modelos probabilísticos avanzados se han propuesto para resolver problemas de secuenciamiento a través de AED intentando integrar interacciones de orden superior para mejorar la calidad de la solución. Wang *et al.*, (2012) y Chen *et al.*, (2012c) han

contribuido en este punto.

El problema de secuenciamiento en configuración Flowshop (FSP por sus siglas en inglés Flowshop Scheduling Problem) y configuración Jobshop (JSP por sus siglas en inglés Jobshop Scheduling Problem) sobre talleres flexibles se ha estudiado y resuelto a través de AED desde una perspectiva académica. Jarboui *et al.*, (2009) y Zhang y Li (2011) están en esta categoría.

Resolver problemas de secuenciamiento de manera realista se ha considerado una prioridad en las últimas décadas. Normalmente, cualquier servicio o proceso de manufactura requiere un modelado apropiado sobre las variables más importantes que afectan el desempeño del proceso. El proceso podría tener diferentes escenarios a optimizar o diferentes características a considerar para resolver el problema de secuenciamiento “no solamente la perspectiva académica” tales como condiciones de mercado, competidores, sistemas de información, condiciones de trabajo, tiempos de arranque, mantenimiento, transferencia de partes, almacenamiento, turnos de trabajo, descansos, el proceso en sí mismo. Como un ejemplo, algunos procesos de manufactura no requieren que todos los equipos o máquinas estén listos al inicio del programa o secuencia. Si esto sucede, causaría tiempos muertos. Ello ocurre

* Autor en correspondencia.

Correo electrónico: rikkardo_p@yahoo.com.mx (Ricardo Pérez).

en el proceso de manufactura de puertas de acero empleado como estudio de caso. Debido a esta singularidad, a diferencia del resto de la investigación actual, este artículo muestra una alternativa como contribución para resolver el problema de secuenciamiento desde una perspectiva industrial donde el tiempo de inicio para cada turno de trabajo es una variable de entrada a considerar. Se ofrece un ejemplo simple sobre la variable mencionada al considerar un problema con 4 trabajos y 4 máquinas ilustrado en la Figura 1. Se intenta alcanzar el mínimo tiempo muerto posible para cada máquina en un turno de trabajo de ocho horas. Un programa alterno incluyendo horas fuera de servicio para cada máquina se muestra en la Figura 2. En el mejor de nuestro conocimiento, el parámetro descrito no ha sido desarrollado a través de este tipo de algoritmos.

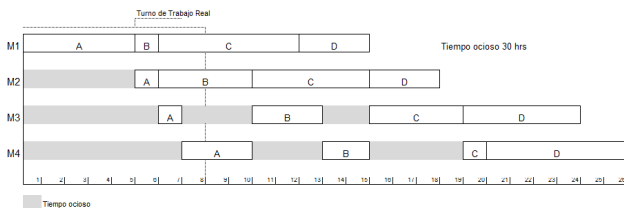


Figura 1: Ejemplo de secuenciamiento.

Todos los AED hechos a la fecha para secuenciamiento pueden ser utilizados para aplicaciones de servicio y manufactura. Sin embargo, en estos ambientes algunos supuestos estudiados desde una perspectiva académica pueden ser difíciles de cumplir. Como un ejemplo, el supuesto “las operaciones de los trabajos no pueden ser interrumpidas”, sobre una perspectiva industrial es difícil de cumplir, porque existen muchas razones para interrumpir las operaciones de algún trabajo en alguna estación o máquina tales como fallas, ajustes, paros, u otros trabajos con prioridad.

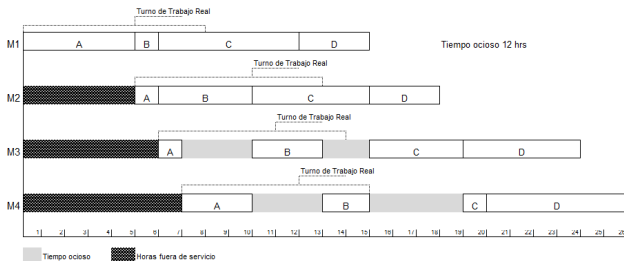


Figura 2: Ejemplo alternativo.

Para evitar el uso de supuestos teóricos que difícilmente pueden cumplirse e intentando capturar las condiciones reales de operación sobre un sistema de manufactura o servicio, los AED son una alternativa al explotar las principales ventajas de estos algoritmos.

El enfoque en este estudio es utilizar un AED para Secuenciamiento, AEDS por simplicidad, donde tres modelos gráficos son usados. El primero genera la secuencia de procesamiento de las operaciones sobre las máquinas, el segundo produce la asignación de las operaciones sobre las máquinas, y el tercero obtiene el tiempo de inicio de cada turno de trabajo.

Esta investigación propone utilizar el AEDS como método de optimización sobre procesos donde las operaciones son extensas y diversas y pertenecen a la configuración tipo jobshop flexible, como ocurre en el proceso de manufactura de puertas de acero

empleado como estudio de caso. El objetivo es generar programas que puedan obtener el mínimo tiempo requerido para procesar todos los trabajos como medida de desempeño.

2. Revisión del Estado del Arte

Una discusión sobre las investigaciones más actuales sobre problemas de secuenciamiento utilizando AED se describe a continuación.

Chen *et al.*, (2010a) proponen guías para desarrollar AED efectivos para solucionar el problema de secuenciamiento de una máquina simple, particularmente la minimización del costo total promedio de la tardanza. En general, ellos utilizan un AED con un operador al cual llaman “mutación guiada” para generar descendientes efectivos. Al inicio de su algoritmo, este produce nuevas soluciones únicamente por los operadores genéticos principalmente. Después de esto, ellos utilizan el modelo probabilístico para generar mejores individuos cuando el proceso de búsqueda alcanza un estado más estable. Por lo tanto, muestrear nuevos individuos periódicamente es la característica que lo hace diferente con otros AED porque la mayoría de los AED generan nuevas soluciones íntegramente.

Se han realizado algunos intentos para combinar AED con los tradicionales operadores de cruza y mutación de los AG recientemente (Peña *et al.*, 2004). Chen *et al.*, (2012b) utilizan este enfoque. Ellos emplean un modelo probabilístico aproximado para estimar la calidad de las soluciones que son candidatos y permiten a los operadores de cruza y mutación generar más soluciones prometedoras. Ellos trabajan en el problema de secuenciamiento en configuración flowshop (PFSP por sus siglas en inglés Permutation Flowshop Scheduling Problem). Este es uno de los problemas más conocidos como “NP-hard”. El modelo probabilístico utilizado no es una fuente para generar nuevas soluciones, pero actúa como un predictor de la aptitud del individuo para guiar a los operadores de cruza y mutación para generar mejores soluciones.

Chen *et al.*, (2012c) trabajan sobre el PFSP también. Ellos emplean dos modelos gráficos probabilísticos, mientras que la mayoría de los AED no aplican más de un modelo. El primer modelo representa el número de veces que cualquier trabajo aparece antes o en una posición específica en la secuencia. Este modelo muestra la importancia de los trabajos en la secuencia, y fue también utilizado en el trabajo de Jarboui *et al.*, (2009). El segundo modelo indica si cualquier trabajo está inmediatamente después de otro trabajo específico en las secuencias, es decir, este modelo indica el número de veces que cualquier trabajo está inmediatamente después de otro trabajo específico. Además, es importante notar que al combinar el enfoque de un operador genético con un modelo probabilístico, los autores fueron capaces de rechazar la pérdida de diversidad que los AED a menudo muestran.

Pan y Ruiz (2012) ofrecen un AED para problemas de secuenciamiento por lotes en configuración flowshop con tiempos de preparación. Como los autores explican, en una configuración tradicional flowshop, cada trabajo se asume indivisible y por tanto, este no puede ser transferido a la máquina siguiente hasta que se termine la operación en la máquina actual. Sin embargo, en muchos ambientes prácticos donde un trabajo o lote consiste de

muchos elementos idénticos no es el caso. Una contribución real es como Pan y Ruiz (2012) manejan el tiempo de preparación de máquinas en su investigación.

Wang *et al.*, (2012) trabajan en el problema de secuenciamiento en configuración jobshop flexible (FJSP por sus siglas en inglés Flexible Jobshop Scheduling Problem). Los autores proponen un AED basado en una doble población, el algoritmo es llamado BEDA para resolver el FJSP con el criterio de minimizar tiempo máximo de realización de los trabajos. En el BEDA, la población puede ser dividida en dos subpoblaciones con un criterio de separación, y las dos subpoblaciones pueden ser combinadas como una población entera con un criterio de combinación para conseguir una calidad satisfactoria de búsqueda.

Todo este trabajo de investigación actual usa AED discretos. En este tipo de AED, cada individuo muestra su información sobre la secuencia de trabajos a ser procesados explícitamente. La hibridación entre cualquier AED discreto y cualquier método heurístico permite obtener soluciones prometedoras. Los modelos probabilísticos utilizados en todo este trabajo son actualizados cada vez que un trabajo es asignado a la secuencia. Esta actualización elimina la posibilidad de escoger un trabajo previo;

aunque los autores de toda esta investigación casi nunca mencionan que una modificación en el proceso de muestreo tiene que ser llevado a cabo explícitamente. Por ejemplo, Shim *et al.*, (2011) utilizan AED para resolver el problema del agente viajero multiobjetivo. Como los autores explican el mecanismo de muestreo no considera qué ciudad ha sido o no incluida en la ruta. Para obtener soluciones factibles, un operador de refinamiento es propuesto para hacer frente al inconveniente de la representación basada en permutaciones.

Finalmente, aunque algunos resultados prometedores se han reportado al utilizar interacciones de orden superior en los modelos probabilísticos utilizados en los AED, no necesariamente superan a los modelos simples para hacer frente a algunos problemas de la vida real debido a que estos modelos complicados solo pueden considerar un porcentaje muy pequeño de las interacciones de las variables en un problema complejo (Chen *et al.*, 2012c). Debido a esto, el AEDS es una buena alternativa para hacer frente a esta situación.

Las principales diferencias y similitudes entre todo este trabajo de investigación actual se muestran en la Tabla 1.

Tabla 1: AED para secuenciamiento.

Elementos	Algoritmos						AEDS
	Chen <i>et al.</i> (2010a) EA/G	Chen <i>et al.</i> (2012b) GA - autoguiado	Chen <i>et al.</i> (2012c) eACGA	Jarbouli <i>et al.</i> (2009) JEDA	Pan y Ruiz (2012)	Wang <i>et al.</i> (2012) BEDA	
Configuración	Máquina simple	PFSP	PFSP	PFSP	PFSP por lotes	FJSP	FJSP
Tiempos Proceso	Fijo	Fijo	Fijo	Fijo	Fijo	Fijo	Variable
Supuestos	Requeridos	Requeridos	Requeridos	Requeridos	Requeridos parcialmente	Requeridos	No Requeridos
Modelo Probabilístico	Univariado	Univariado	Uni/Bivariado	Univariado	Uni/Bivariado	Bivariado	Bivariado
Tipo de EDA	Discreto	Discreto	Discreto	Discreto	Discreto	Discreto	Discreto y Continuo
Hibridación	AED-AG	AED-AG	AED-AG	AED-VNS	EDA-VNS	EDA-Búsqueda Local	EDA
Población	Una	Una	Una	Una	Una	Dos	Una
Objetivo	Costo total promedio de tardanza	Makespan	Makespan	Tiempo total de flujo	Makespan	Makespan	Makespan
Enfoque	Académico	Académico	Académico	Académico	Industrial, secuencia dependiente del tiempo de preparación	Académico	Industrial, secuencia dependiente de las horas fuera de servicio

PFSP por sus siglas en inglés Permutation Flowshop Scheduling Problem
FJSP por sus siglas en inglés Flexible Jobshop Scheduling Problem
VNS por sus siglas en inglés Variable Neighborhood Search

Como se puede observar de la revisión previa, en el mejor de nuestro conocimiento, la perspectiva industrial no se ha considerado en profundidad sobre problemas de secuenciamiento. Finalmente, algunos supuestos que no necesariamente se cumplen en manufactura o servicios son usados en todo este trabajo de investigación actual.

3. Planteamiento del Problema

Un caso de estudio es el proceso de manufactura de puertas de acero que contiene diferentes departamentos de producción tales como corte y soldadura de perfiles, rolado de marco, pintura, y armado de puerta principalmente. En corte y soldadura de perfiles

se da forma a la 'hoja' de la puerta. En rolado de marco se construye los postes y el travesaño que se une a la 'hoja' de la puerta en el área de armado de puerta. El área de pintura aplica pintura en polvo por medio un sistema electroestático a las partes que conforman la puerta e ingresan a un horno de curado y finalmente el área de armado de puerta ensambla las piezas ya pintadas colocando la chapa, cristales, y realiza el empaque de las mismas para su venta. Cada departamento contiene diferentes equipos y estaciones de trabajo que pueden ser utilizados para procesar diferentes tipos de puertas de acuerdo a los requerimientos de los clientes. Algunos equipos ejecutan específicamente un conjunto limitado de operaciones mientras que otros equipos pueden ejecutar un conjunto mayor de operaciones. Adicional a los equipos se tienen zonas de transferencia de material para trasladar la producción en proceso entre departamentos. Aunque está definida la ruta de fabricación para cada tipo de puerta, la secuencia de procesamiento y la asignación de cada equipo es una tarea compleja y se vuelve complicada conforme el número de trabajos que ingresa al proceso aumenta.

Los requerimientos de los clientes generalmente contienen diversas cantidades de diferentes tipos de puertas con diversas fechas de entrega. Sin embargo, las cantidades requeridas varían sensiblemente entre un trabajo y otro ocasionando paros intermitentes en el proceso que se pueden considerar como tiempos muertos debido a que la capacidad de los equipos en ocasiones es superior a los requerimientos de los clientes.

Un caso donde las operaciones son extensas y diversas, perteneciente a la configuración jobshop flexible, es el proceso de manufactura de puertas de acero mencionado. Wang *et al.*, (2012) explica la formulación para esta configuración que incluye supuestos que no son relevantes o consistentes con el proceso de manufactura mencionado. Desafortunadamente algunos de estos supuestos simplemente no pueden ser aplicados en los procesos reales, como el modelo del proceso de manufactura de puertas de acero del estudio de caso. Esta situación impide utilizar AED directamente. Algunos supuestos que no se cumplen son:

1.-Las máquinas se configuran en serie. En el proceso de manufactura de puertas de acero esto no es posible, especialmente por un layout que no logra una configuración de ese tipo.

2.-El almacén o las capacidades de los buffers entre sucesivas máquinas pueden ser virtualmente ilimitados. Esto no ocurre con el proceso de manufactura actual desafortunadamente. Cuando los productos son físicamente tan grandes como las puertas de acero, el espacio en el buffer entre dos sucesivas máquinas tiene una capacidad limitada, causando bloqueo. Cuando esto ocurre, el trabajo tiene que permanecer en la máquina, ocasionando un trabajo en cola.

3.-Cualquier trabajo puede procesarse por cualquier máquina en cualquier etapa. Aunque algunas estaciones de trabajo en el proceso de manufactura de puertas de acero tienen máquinas paralelas para procesar cualquier trabajo que se presente en estas, el impacto en el desempeño puede ser totalmente diferente usando una máquina a otra. La principal razón es porque hay un número limitado de trabajadores calificados para utilizar esas máquinas paralelas.

4.-Las operaciones no pueden ser interrumpidas. Existen muchas razones para interrumpir las operaciones en cualquier estación de trabajo o máquina tales como fallas, ajustes, preparaciones incorrectas, desperdicios y trabajos con prioridad.

5.-Cada máquina puede procesar solamente una operación a la vez. En el proceso de manufactura actual, el sistema de horno de

curado actúa como una máquina, procesando más de cien puertas (de diferentes trabajos) al mismo tiempo.

6.-Un tipo de máquina está disponible. Cuando los trabajos han ingresado al piso de producción, estos son producidos acorde a una específica ruta como en cualquier configuración tipo jobshop normalmente; sin embargo, existen grupos de trabajadores que pueden no estar disponibles debido a la programación de los turnos de trabajo.

7.-El tiempo para transferir trabajos entre máquinas no es relevante. En el proceso mencionado, la mayoría de los trabajos necesitan ser transferidos entre máquinas o estaciones de trabajo por dollies, plataformas o montacargas para continuar el proceso, y estas transferencias toman tiempo.

8.- El tiempo de procesamiento es fijo o conocido de antemano. La mayoría de las piezas requieren un procesamiento similar, pero las características específicas requeridas para cada modelo causan una cierta variación en el contenido de trabajo real. Debido a esta singularidad, las piezas requieren diferentes cantidades de recursos y tiempos de procesamiento.

9.- Todos los trabajos están disponibles en el tiempo 0. No todos los trabajos están disponibles al inicio del horizonte de estudio normalmente. Estos llegan durante todo el horizonte de estudio.

Además, las condiciones de operación para el proceso de manufactura de puertas de acero son diferentes y más sensibles que las configuraciones clásicas donde las condiciones de operación pueden ser irrelevantes, por ejemplo:

a) Reglas de almacenamiento para la producción en proceso en las estaciones de trabajo. Cuando un trabajo finaliza su proceso en alguna máquina, este continúa al siguiente proceso en otras máquinas normalmente, pero algunos procesos necesitan ser hechos por lotes. En tal caso, el trabajo tiene que esperar hasta que un cierto número de trabajos ya han completado el proceso.

Mientras esperan, los operadores apilan los trabajos y finalmente cuando el proceso puede continuar, los operadores en otra estación toman los trabajos uno por uno del último al primero modificando la secuencia original.

b) Reglas de transferencia para materia prima y producción en proceso. Por lo general, cuando un trabajo está listo para ir a otra estación de trabajo o máquina para iniciar el siguiente proceso, simplemente se va, pero a veces tiene que esperar hasta que una regla de carga sea satisfecha. Esto es común en el proceso real de manufactura, donde la transferencia de las puertas se realiza mediante plataformas o dollies, que no se pueden mover hasta que haya un mínimo de diez puertas.

c) Reglas de carga en el transportador. Cuando una máquina está disponible, se puede procesar otro trabajo comúnmente. En el caso del proceso de pintura, sin embargo, un transportador elevado transfiere puertas y marcos para el horno de curado, pero no siempre. A pesar de que contiene más de un centenar de ganchos para cargar, no pueden ser totalmente utilizados, debido al tamaño de las puertas o marcos. Los operadores tienen que dejar algunos espacios vacíos con el fin de evitar el contacto entre las puertas o marcos en las curvas del transportador. Esos espacios (ganchos) son entonces máquinas ociosas.

d) Políticas de arranque de turno. Cuando las máquinas se encienden, cualquier trabajo pueda ser procesado. No obstante ciertas herramientas o máquinas necesitan alcanzar algún parámetro crítico, como la temperatura mínima de operación.

e) Capacidades. En muchos casos, el personal de operaciones está disponible cuando se necesita para producir un determinado

trabajo, pero el proceso de manufactura puede requerir diferentes capacidades de las máquinas y estaciones de trabajo debido a que el personal programado afecta las capacidades reales del proceso mencionado.

El proceso de manufactura de puertas de acero contiene diversas estaciones de trabajo asociadas con diferentes productos. Cada tipo de puerta pasa a través de una diferente secuencia de etapas de procesamiento; además, el contenido de trabajo varía en cada paso. A diferencia de otros procesos de fabricación, una vez que la producción comienza, la secuencia puede ser cambiada, almacenándose como producción en proceso. Cuando el proceso de manufactura llega a saturarse, las partes deben ser construidas con tiempo extra o maquilando con el fin de satisfacer la demanda extra, lo que resulta en costos más altos y tiempos de entrega tardíos.

Los requerimientos de procesamiento de los trabajos son:

- Estaciones de trabajo específicas debe usarse para cada tipo de trabajo. No obstante, este proceso de manufactura es flexible y algunos trabajos pueden ser procesados en diferentes estaciones de trabajo.
- Cada trabajo involucra un conjunto de operaciones.
- Las precedencias de las operaciones varían de trabajo a trabajo.

Finalmente, el objetivo es generar programas de secuenciamiento de N diferentes trabajos que requieren ser procesados sobre M estaciones de trabajo, basados en diferentes K turnos de trabajo, en un proceso de manufactura flexible de puertas de acero para obtener el mínimo makespan a través del AEDS. El AEDS es usado para guiar el proceso global de búsqueda e identificar los mejores programas de secuenciamiento.

4. Algoritmo AEDS

4.1. Representación de la solución

Cualquier solución del proceso de manufactura mencionado debe ser una combinación de la decisión de programación de las operaciones, asignación de máquinas y horas fuera de servicio antes de iniciar el turno de trabajo. Por lo tanto, una solución puede ser expresada por la secuencia de procesamiento de las operaciones sobre las máquinas, la asignación de las operaciones sobre las máquinas y las horas fuera de servicio que estarán los operadores antes de iniciar sus actividades. En este artículo, una solución está representada por tres vectores (vector de secuencia de operaciones, vector de asignación de máquinas y vector de horas fuera de servicio).

Para el vector de secuencia de operaciones, el número de elementos es igual al número total de operaciones, donde cada elemento contiene un valor aleatorio con distribución $U[0,1]$, una sensible diferencia entre nuestro enfoque y el trabajo de Wang *et al.*, (2012). Para el vector de asignación de máquinas, cada elemento representa la máquina correspondiente seleccionada para cada operación. Para el vector de horas fuera de servicio, cada elemento muestra las horas fuera de servicio que estarán los operadores antes de iniciar sus actividades en los más importantes departamentos de manufactura del taller.

Para explicar la representación, se presenta un ejemplo al considerar un problema con 4 trabajos, 4 máquinas, y diferentes horas fuera de servicio posibles como se muestra en la Figura 3. En la Figura 4, se ilustra la representación de un individuo.

Factibilidad				Operación
M ₁	M ₂	M ₃	M ₄	(trabajo, precedencia)
si	si	si	si	O _{1,1}
si	si	no	si	O _{1,2}
si	no	no	no	O _{2,1}
si	no	si	si	O _{2,2}
no	si	si	si	O _{2,3}
si	no	no	no	O _{3,1}
no	si	si	si	O _{3,2}
si	no	no	no	O _{4,1}
no	si	si	no	O _{4,2}
si	si	si	si	O _{4,3}
0	2	4	2	Horas fuera de servicio

Figura 3: Factibilidad Operacional.

Para mostrar una comparativa entre este enfoque y el trabajo de Wang *et al.*, (2012) se proporciona un ejemplo. La Figura 5 detalla el tiempo de procesamiento fijo para cada trabajo en cada máquina y una secuencia factible. La Figura 6 ilustra la gráfica de Gantt de esta solución trabajando al mismo tiempo todas las máquinas.

Horas s/servicio	Secuencia de Operaciones - Valores Reales U[0,1]												Asignación de Máquinas								
1 2 0 2	0.81	0.91	0.84	0.71	0.08	0.68	0.21	0.08	0.61	0.15	2	1	2	3	4	4	3	2	3	4	
Máquina 1 2 3 4													Job 1	Job 2	Job 3	Job 4					

Figura 4: Representación de un individuo.

En la Figura 7 se muestra otra secuencia factible pero esta incluye horas fuera de servicio y su impacto sobre el makespan y el tiempo muerto se puede observar en la Figura 8.

Tiempos de Procesamiento Fijos (hrs)				Operación
M ₁	M ₂	M ₃	M ₄	(trabajo, precedencia)
2	4	3	5	O _{1,1}
4	4	-	3	O _{1,2}
3	-	-	-	O _{2,1}
3	-	3	3	O _{2,2}
-	5	6	2	O _{2,3}
2	-	-	-	O _{3,1}
-	2	3	3	O _{3,2}
1	-	-	-	O _{4,1}
-	3	3	-	O _{4,2}
6	4	5	5	O _{4,3}
0	1	3	3	Horas fuera de servicio

Horas s/servicio	Secuencia de Operaciones												Asignación de Máquinas							
0 0 0 0	1	3	2	4	2	1	2	4	4	3	1	1	3	3	1	4	1	4	4	
Máquina 1 2 3 4													Job 1	Job 2	Job 3	Job 4				

Figura 5: Datos del tiempo de procesamiento y una secuencia factible.

Sin embargo, en el ambiente industrial mencionado el tiempo de procesamiento no es fijo, así que la representación de Wang *et al.*, (2012) no debe ser aplicado directamente. Los resultados podrían ser totalmente diferentes. Por ello se utilizan los tiempos más reales de las operaciones de los trabajos a secuenciar. Esto hace sensible el resultado que se obtiene en la variable de respuesta, el makespan.

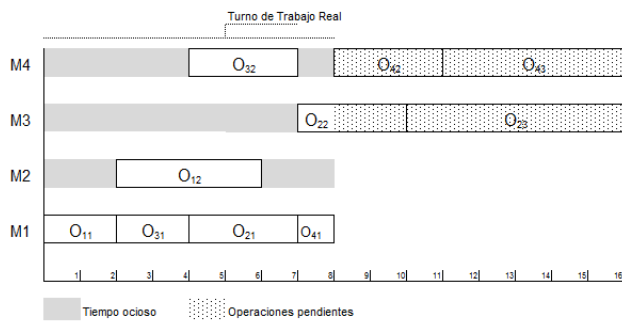


Figura 6: Gráfica de Gantt de la solución factible de la Figura 5.

4.2. Generación de la Población inicial

Los miembros de la población inicial son generados aleatoriamente para con el fin de permitir una amplia gama de soluciones (Greenwood *et al.*, 2005).

Horas s/servicio	Secuencia de Operaciones										Asignación de Máquinas			
0 1 3 3	4	1	3	2	4	1	3	2	4	2	1	2	1	3
Máquina	1	2	3	4							Job 1	Job 2	Job 3	Job 4

Figura 7: Solución factible con horas fuera de servicio.

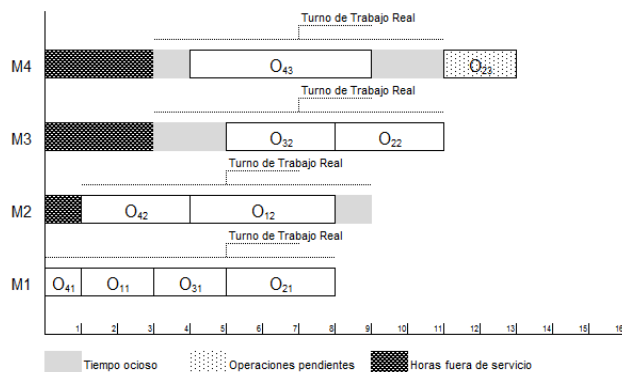


Figura 8: Gráfica de Gantt de la solución factible de la Figura 7.

4.3. Modelo de Probabilidad

AEDS contiene tres modelos gráficos. El primer modelo gráfico tiene como objetivo determinar una estimación del modelo de distribución para generar descendientes (secuencias de operaciones) usando un subconjunto de 'm' secuencias seleccionadas (individuos). Para hacer esto, adoptamos un procedimiento de optimización continua en vez de uno discreto para resolver el problema de secuenciamento. Esta es una importante diferencia entre este enfoque y todo el trabajo de investigación actual consultado. La ventaja de esta representación para cada individuo, a través de valores continuos, es que no tienen un significado directo a la solución que representan. No hay ningún problema si cada individuo no muestra explícitamente su información sobre la secuencia de los trabajos a procesar. No

es necesario que el modelo probabilístico se actualice cada vez que se asigna un trabajo en la secuencia y no es necesario hacer ninguna modificación en el proceso de muestreo. Rudolph (1991), Bean y Norman (1993) pueden ser consultados sobre procedimientos de optimización continua. Utilizamos el algoritmo MIMIC^G (por sus siglas en inglés Mutual Information Maximization for Input Clustering) para construir el primer modelo gráfico probabilístico introducido por Larrañaga *et al.*, (2000), el cual es una adaptación del algoritmo MIMIC presentado por De Bonet *et al.*, (1997) para dominios continuos.

Una vez que los individuos se han generado por el algoritmo MIMIC^G, deben ser decodificados para representar una secuencia de operaciones válida. Por lo que se requirió un método para decodificar estos vectores reales en vectores discretos. El método es: un número entero se asigna a cada operación; cada número entero es asociado a un trabajo; se observa el menor valor continuo del vector y se asigna al primer número entero y así sucesivamente; se establece el trabajo de acuerdo al número entero asignado. En la Figura 9 se detalla un ejemplo de un vector real y su decodificación.

Operación	O _{1,1}	O _{1,2}	O _{2,1}	O _{2,2}	O _{2,3}	O _{3,1}	O _{3,2}	O _{4,1}	O _{4,2}	O _{4,3}
Asignar número fijo	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Relacionar trabajo	1	1	2	2	2	3	3	4	4	4

Descendientes - Valores Reales										
0.18	0.89	0.54	0.18	0.68	0.66	0.46	0.81	0.90	0.62	

Ordenando	1	9	4	2	7	6	3	8	10	5
Asignando trabajo	1	4	2	1	3	3	2	4	4	2

Figura 9: Decodificación de un individuo a una secuencia válida.

El segundo gráfico probabilístico tiene por objetivo determinar una estimación del modelo de distribución para generar descendientes (asignación de máquinas) utilizando un subconjunto de 'm' asignaciones seleccionadas (individuos). Para obtener la estimación utilizamos el algoritmo COMIT (por sus siglas en inglés Combining Optimizers with Mutual Information Tress) introducido por Baluja y Davies (1997).

El tercer modelo gráfico probabilístico tiene por objetivo determinar una estimación del modelo de distribución para generar descendientes (horas fuera de servicio) utilizando un subconjunto de 'm' horas fuera de servicio seleccionadas (individuos). Aunque el número de horas a laborar está definido para cualquier turno sobre la base de las directrices legales vigentes, el tiempo de inicio del turno no, así que nuestro objetivo es generar individuos que representan las horas fuera de servicio que los operadores estarán antes de iniciar sus actividades. Utilizamos nuevamente el algoritmo COMIT para obtener la estimación.

4.4. AEDS

El makespan es utilizado por el AEDS para proporcionar información sobre los avances de la búsqueda de la mejor solución. A continuación se detalla el núcleo del AEDS.

PROCEDIMIENTO AEDS ()
 COMENZAR
 ESTABLECER Número de Generaciones

ESTABLECER Número de Individuos

GENERAR_POBLACIÓN ()

MIENTRAS (el criterio de paro no es alcanzado)

SELECCIONAR ()

AEDS ()

MIMIC_SECUENCIAS ()

COMIT_MÁQUINAS ()

COMIT_TURNOS()

MUESTREAR ()

PARA CADA Individuo

EVALUAR ()

FINPARA CADA

REEMPLAZAR ()

FINMIENTRAS

IMPRIMIR Secuencia_Final

FINCOMENZAR

SUBPROCEDIMIENTO GENERAR_POBLACIÓN ()

COMENZAR

LEER ARCHIVO Carga_de_Trabajo

Trabajos ← Órdenes_de_Producción

Operaciones ← Precedencia

Máquinas ← Factibilidad Operacional

CERRAR ARCHIVO Carga_de_Trabajo

PARA CADA Individuo

Vector de Secuencia de Operaciones ←REVOLVER Trabajos

Vector de Asignación de Máquinas ←REVOLVER Máquinas

Vector de Horas Fuera de Servicio ←CREAR horas fuera de servicio

EVALUAR ()

FINPARA CADA

FINCOMENZAR

5. Resultados

AEDS fue construido para ser funcional sobre los procesos de manufactura reales; por tanto, consideramos evaluar el AEDS en el mismo ambiente industrial.

Un AG es propuesto como punto de comparación con el AEDS. El AG trabaja con selección por torneo. El operador de “intercambio de extremos” es usado como un operador de cruce y un operador de mutación intercambia trabajos entre las diferentes posiciones en la secuencia.

Usamos una computadora Dell® Vostro® 3500, Procesador Intel® Core™ i3, 2.6 GHZ, 4 GB de RAM, Windows® 7 para 64bits para correr cada algoritmo.

Para tener en cuenta la naturaleza estocástica de procesos de manufactura reales, ejecutamos 4 ensayos para ambos algoritmos. Cada ensayo contiene 11 generaciones, donde 75 individuos pertenecen a cada generación.

Establecimos una carga de trabajo para evaluar y encontrar la mejor secuencia, donde nuestros experimentos fueron diseñados basados en una producción de 1000 puertas. La carga de trabajo mencionada contiene diferentes órdenes, fechas de entrega y tipos de puertas a producir en una semana de trabajo, replicando el proceso de manufactura real FJSP.

Como variable de respuesta para el experimento, medimos el aumento del porcentaje relativo (RPI por sus siglas en inglés Relative Percentage Increase)

$$RPI(c_i) = (c_i - c^*) / c^* \times 100 \quad (1)$$

donde c_i es el makespan obtenido en la i -ésima replica, y c^* es el mejor valor obtenido. Nótese que para este problema, no hay técnicas exactas eficaces y comparar contra una solución óptima no es posible precisamente por los supuestos que no se satisfacen.

En la Tabla 2 se detalla los resultados experimentales para cada ensayo. El promedio, el mejor valor obtenido y el peor valor encontrado para cada ensayo.

Tabla 2: Comparación de resultados.

Algoritmo	Ensayo	Promedio	Mejor	Peor
AEDS	1	6.37	3.50	11.28
	2	5.35	2.56	11.18
	3	5.63	0.91	11.04
	4	4.14	0.00	11.19
AG	1	4.97	2.66	11.05
	2	5.30	3.21	11.19
	3	5.29	2.93	11.28
	4	5.23	3.31	10.85

En la Figura 10 se muestran los individuos generados por el algoritmo AG en cada ensayo a través de una gráfica de percentiles.

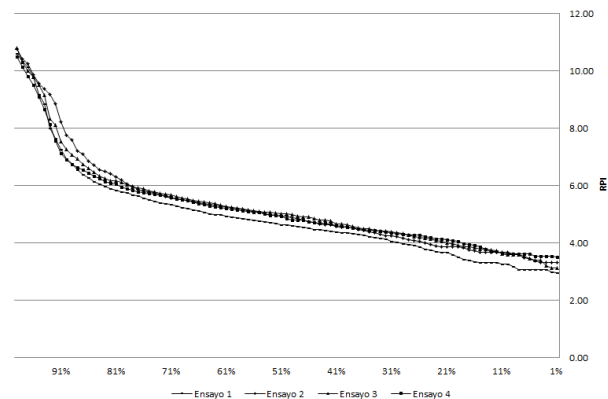


Figura 10: Gráfica de Percentiles, Ensayos-AG.

Para todos los ensayos el AG converge y obtiene su mejor valor para la variable de respuesta RPI en alrededor de 3.02

En la Figura 11 se muestran los individuos generados por el AEDS en cada ensayo a través de una gráfica de percentiles.

Tabla 3: Análisis de Varianza

ANOVA						
Fuente de variación	Suma Cuadrados	gl	Promedio Cuadrados	F	Valor p	F crítico
Muestras	50.3280	1	50.328	19.0555	1.28934E-05	3.84288
Generaciones	4846.39	43	112.706	42.6738	0	1.38108
Interacción	2660.61	43	61.874	23.4273	5.274E-169	1.38108
Entre grupos	17199.0074	6512	2.641			
Total		24756.344		6599		

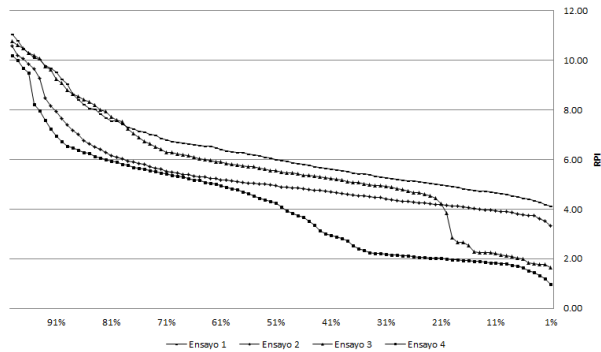


Figura 11: Gráfica de Percentiles, Ensayos-AEDS.

Los ensayos del AEDS fueron diferentes; estos convergen y obtienen su mejor valor debajo de 3.00 para la variable de respuesta RPI, tres veces en los ensayos. Los resultados experimentales fueron analizados por el método ANOVA (por sus siglas en inglés ANalysis Of VAriance). En el experimento, los principales supuestos fueron corroborados y aceptados. En la Tabla 3 se detalla que hay diferencia estadísticamente significativa entre ambos algoritmos.

En la Figura 12 se muestra el desempeño global entre ambos algoritmos.

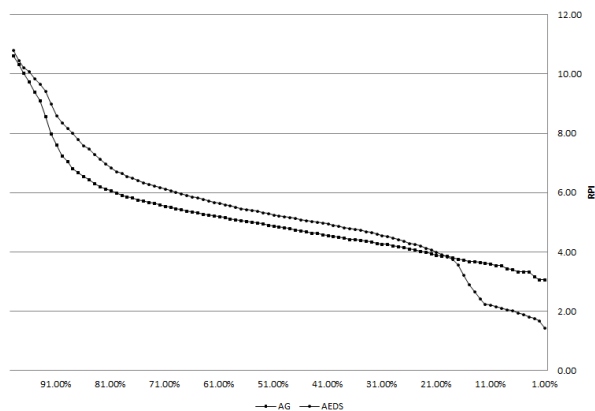


Figura 12: Desempeño Global para ambos algoritmos.

6. Conclusión

Aunque tareas de secuenciamiento se han resuelto desde una perspectiva académica con buenas soluciones teóricas, su

implementación en entornos industriales se ha convertido en una tarea difícil por la cantidad de supuestos a satisfacer. Basados en los resultados experimentales mostrados, confirmamos que un apropiado modelado de las variables más importantes que afectan el desempeño del proceso debe ser considerado en la solución propuesta. Para el caso de procesos de manufactura reales como el de puertas de acero llegamos a la conclusión de que el desempeño del sistema puede mejorar si diferentes máquinas son asignadas a diferentes programas de producción. Alcanzamos la conclusión de que para la optimización de procesos de manufactura reales, el enfoque propuesto con el uso del AEDS como herramienta de optimización obtuvo mejores resultados en lugar de utilizar un AG. Con el AEDS propuesto no fue necesario hacer ninguna modificación en el proceso de muestreo en la secuencia de procesamiento de las operaciones sobre las máquinas, ya que generalmente esto es requerido por otros algoritmos. Se permitió una mejor confianza en los datos contra el AG. Consideramos que el uso de tres modelos gráficos (mientras la mayoría de los AED no aplican más de un modelo) permitió el manejo de las variables más importantes del proceso de fabricación real estudiado en el mecanismo de muestreo. Este trabajo se presenta como una alternativa con el fin de hacer frente a este obstáculo. Además, un área prometedora para identificar mejores secuencias es posible. Por último, se recomienda la utilización de un AED para encontrar las mejores secuencias para un problema de secuenciamiento.

English Summary

Solution of a flexible jobshop scheduling problem using an Estimation of Distribution Algorithm.

Abstract

The flexible jobshop scheduling problem permits the operation of each job to be processed by more than one machine. The configuration mentioned generally seeks to minimize the completion time of all jobs known in the literature as 'makespan'. We propose an Estimation of Distribution Algorithm for Sequencing, AEDS for simplicity and functionality. The AEDS attempts to find a relationship or interaction between the input variables, jobs, operations and shifts to optimize the output variable of real manufacturing processes, the makespan. In this sense the AEDS algorithm is used to guide the search and to solve the problem. In the algorithm, three graphical models were used to find better solutions. To set off-duty hours for operators before starting their activities in each shift as an input parameter and its development through the AEDS algorithm is a novelty of this

research on the current research work. The comparison between AEDS and a genetic algorithm shows the effectiveness of AEDS solving the problem statement. Using the AEDS proposed, the performance of real manufacturing processes can be improved significantly when different machines are assigned to different schedules.

Keywords:

Scheduling; Estimation of Distribution Algorithm.

Agradecimientos

Expresamos nuestro agradecimiento al CONACYT y al CONCYTEG por el apoyo financiero otorgado en esta investigación.

Referencias

- Baluja S., Davies S., 1997. Combining multiple optimization runs with optimal dependency trees. Technical Report CMU-CS-97-157, Carnegie Mellon University.
- Bean J., Norman B., 1993. Random keys for job shop scheduling problem. Technical Report TR 93-7, The University of Michigan.
- Chen S.H., Chen M.C., Chang P.C., Zhang Q., Chen Y.M., 2010a. Guidelines for developing effective Estimation of Distribution Algorithms in solving single machine scheduling problems. *Expert Systems with Applications* 37, 6441-6451.
- Chen S.H., Chang P.C., Cheng T., Zhang Q., 2012b. A Self-guided Genetic Algorithm for permutation flowshop scheduling problems. *Computers and Operations Research* 39, 1450-1457.
- Chen Y.M., Chen M.C., Chang P.C., Chen S.H., 2012c. Extended artificial chromosomes genetic algorithm for permutation flowshop scheduling problems. *Computers and Industrial Engineering* 62, 536-545.
- De Bonet J., Isbell C., Viola P., 1997. MIMIC: Finding Optima by Estimation Probability Densities. *Advances in Neural Information Processing Systems* 9.
- Greenwood A., Vanguri S., Eksioglu B., Jain P., Hill T., Miller J., Walden C., 2005. Simulation Optimization Decision Support System for Ship Panel Shop Operations. En Kuhl M.E., Steiger N.M., Armstrong F., Joines J. (Eds.), *Proceedings of the 2005 Winter Simulation Conference*, pp. 2078-2086.
- Jarboui V., Eddaly M., Siarry P., 2009. An Estimation of Distribution Algorithm for minimizing the total flow time in permutation flowshop scheduling problems. *Computers and Operations Research* 36, 2638-2646.
- Larrañaga P., Exteberria R., Lozano J., Peña J., 2000. Optimization in continuous domains by learning and simulation of Gaussian networks. En Wu A. (Ed.), *Proceedings of the 2000 Genetic and Evolutionary Computation Conference Workshop Program*, pp. 201-204.
- Liu H., Gao L., Pan Q., 2011. A hybrid particle swarm optimization with estimation of distribution algorithm for solving permutation flowshop scheduling problem. *Experts Systems with Applications* 38, 4348-4360.
- Mühlenbein H., Paaß G., 1996. From recombination of genes to the estimation of distributions: I. binary parameters. En Voigt H., Ebeling W., Rechenberg I., Schwefel H. (Eds.), *Parallel Problem Solving from Nature PPSN IV*, Springer, Berlin, pp. 178-187.
- Pan Q.K., Ruiz R., 2012. An estimation of distribution algorithm for lot-streaming flow shop problems with setup times. *Omega* 40, 166-180.
- Peña J., Peña-Robles V., Larrañaga P., Herves V., Rosales F., Pérez M., 2004. Ga-eda: hybrid evolutionary algorithm using genetic and estimation of distribution algorithms. En Orchard B., Yang C., Ali M. (Eds.), *Innovations in applied artificial intelligence 3029*, Lecture notes in computer science, Berlin/Heidelberg, pp. 361-371.
- Rudolph G., 1991. Global optimization by means of distributed evolution strategies. En Schwefel H., Manner R. (Eds.), *Parallel Problem Solving from Nature PPSN I*, Lectures Notes in Computer Science. 496, Springer-Verlag, pp. 209-213.
- Shim V.A., Chen Tan K., Yong Chia J., Kiat Chong J., 2011. Evolutionary algorithms for solving multi-objective travelling salesman problem. *Flexible Service and Manufacturing Journal* 23, 207-241.
- Wang L., Wang S., Xu Y., Zhou G., Liu M., 2012. A bi-population based estimation of distribution algorithm for the flexible job-shop scheduling problem. *Computers and Industrial Engineering* 62, 917-926.
- Zhang Y., Li X., 2011. Estimation of distribution algorithm for permutation flow shops with total flowtime minimization. *Computers and Industrial Engineering* 60, 706-718.