

# Análisis de un ejemplo de optimización de producción industrial utilizando algoritmos genéticos

Example of an Industrial production optimization analysis using genetic algorithms

Rec: 15.06.2016 Acep: 23.08.2016

Lina María Franco Arias

Grupo de Investigación KIMSA, Facultad de Ingeniería. Fundación Universitaria Católica Lumen Gentium, Cali, Valle del Cauca-Colombia. Correo electrónico: Imfranco@unicatolica.edu.co

### Resumen

En este artículo se explica cómo llevar a cabo la optimización de la producción basada en la optimización de las variables involucradas en un proceso determinado. Para esto, se optimizaron las funciones que describen el proceso de producción. Para realizar dicha optimización, se utilizaron algoritmos genéticos, métodos adaptativos que pueden utilizarse para resolver problemas reales de búsqueda y de optimización, que imitan los procesos genéticos de los organismos vivos. La información del resultado de la optimización ayudó en la toma de decisiones, en la planeación y en la ejecución de las operaciones, en el sistema productivo.

**Palabras clave:** optimización de procesos, Job Shop, FIFO, algoritmos genéticos.

# **Abstract**

In this paper it explain how to perform optimization of production based on optimizing the variables that are involved in a given process, for that, the functions that describe the production process are optimized. To perform this optimization, genetic algorithms are used which are adaptive methods that can be used to solve real problems search and optimization based on genetic processes imiting living organisms are used. Result information of the optimization helped in decision-making, in the planning and in the execution of operations in the production system.

**Keywords:** process optimization, Job Shop, FIFO, genetic algorithms.

# Introducción

La toma de decisiones dentro de una empresa, es un proceso complejo que requiere escoger y analizar las opciones, para obtener la mejor solución o resolución de problemas, de la manera más acertada posible. Realizar este análisis implica conocer todas las variables involucradas: cómo se relacionan entre sí y cuáles son sus causas. Debido a que el análisis y la escogencia de opciones es una tarea ardua, resulta muy conveniente tener herramientas que ayuden en este proceso. Por ejemplo, el uso de algoritmos genéticos (de ahora en adelante, AG), en la optimización de funciones, ha resultado ser una herramienta muy eficiente, puesto que ofrece características interesantes, como, aunque no se pueda garantizar que el AG presente la solución óptima para el problema, existe la certeza de que ofrecerá una solución de un nivel aceptable, en un tiempo competitivo.

Existen unos conceptos clave que es preciso tener en cuenta en el análisis del funcionamiento del proceso de optimización. Ellos son:

- Sistema de producción: conjunto de elementos y procesos que interactúan para transformar factores en productos. Este sistema se compone de varios elementos, como procesos, talleres, centros de trabajo, máquinas y herramientas. Todos estos, a la vez, participan en la actividad de otros sistemas de la empresa; por ejemplo, en: inventarios, compras, personal, comercial, financiero y administrativo [1,2].
- Función de producción: se trata de una función matemática que relaciona los recursos consumidos con los productos obtenidos. Está definida independientemente del intervalo temporal en que se produce la transformación, según la siguiente expresión: [3]

$$Q = f(V_1, V_2, ..., V_n)$$
(1)

*Q* es la cantidad de producto lograda con la aplicación de *n* recursos variables y fijos, en las

cantidades  $v_1$ ,  $v_2$ ,...,  $v_n$ . Si Q es un conjunto de productos diferentes, se habrá pasado de una función monoproductora a una multiproductora, tal como se indica a continuación:

$$f(Q_1, Q_2, ..., Q_m; V_1, V_2, ..., V_n) = 0$$
(2)

Es decir, que -para una combinación dada de recursos  $V_1, V_2, ..., V_n$ - habrá varias combinaciones de productos  $Q_1, Q_2, ..., Q_m$ . Estas dos ecuaciones son diferentes formas de la función de producción.

- Sistema productivo tipo Job Shop: Este sistema fabrica productos diferentes, en volúmenes que varían entre la unidad y las pocas unidades de cada producto. Esta fabricación no es en serie. Son lotes pequeños para pedidos únicos o de pequeñas cantidades. Por lo regular, son productos adaptados, diseñados a la medida del cliente y de naturaleza muy poco repetitiva. Se requieren operaciones poco especializadas, realizadas por un mismo obrero o por un grupo pequeño de ellos, quienes tienen la responsabilidad de terminar todo o casi todo el producto. Como se fabrican productos muy diferentes, los recursos son flexibles y versátiles. El flujo de material es irregular, aleatorio y varía considerablemente de un pedido al siguiente. Se requiere que el fabricante interprete el diseño y las especificaciones del trabajo; así como que aplique capacidad de alto nivel en el proceso de conversión. En fin, lo que se trata es de tener un producto a la medida del cliente. [4]
- FIFO: regla que atiende las órdenes de trabajo.
   Consiste en atender las primeras órdenes que llegan, es decir, primeras en entrar, primeras en salir. (en inglés, First In, First Out; de ahí, FIFO).
- Algoritmos genéticos: son métodos adaptativos que pueden utilizarse para resolver problemas reales de búsqueda y de optimización. Imitan los procesos genéticos de los organismos vivos [5]. Están fundamentados en los algoritmos evolutivos que son métodos de optimización y búsqueda de soluciones, los cuales se basan en los postulados de la evolución biológica. En ellos, se mantiene un conjunto de entidades que representan posibles soluciones, que se mezclan, y compiten entre sí. Las más aptas son capaces de prevalecer a lo largo del tiempo, y, cada vez, evolucionan hacia mejores soluciones.

Los principios básicos de los AG se atribuyen a Holland, en 1975 [6]. Estos algoritmos hacen evolucionar a una población de individuos, sometiéndola a acciones aleatorias semejantes a las que actúan en la evolución biológica (mutaciones y recombinaciones genéticas). También, seleccionan, con base en un criterio. De acuerdo con este, se decide cuáles son los individuos más adaptados -los que sobreviveny cuáles son los menos aptos: los que son descartados. Los algoritmos genéticos se enmarcan dentro de los algoritmos evolutivos, que incluyen también las estrategias evolutivas, la programación evolutiva y la programación genética. En gran parte, su auge y proliferación, en los últimos tiempos, se debe a su carácter robusto: abordan -con éxito- gran variedad de problemas de áreas muy diferentes, incluyendo aquellos en los que otros métodos encuentran dificultades [7].

Los AG imitan el proceso genético de los seres vivos. Parten de una población inicial de individuos, seleccionados al azar, de tal forma que cada uno de ellos representa una posible solución al problema dado. A cada uno de estos individuos, se les debe asignar un valor que represente su grado de adaptación; es decir, se especifica qué tan buena es esa solución para el problema. Al igual que en la naturaleza, los individuos mejor dotados (los que ofrecen las mejores soluciones) son los que más probabilidades tienen de ser seleccionados para reproducirse. Mientras que los individuos peor adaptados (los que ofrecen peores soluciones) son los que tienen más difícultad para propagar su material genético a las nuevas generaciones. Después, cada nueva generación contará con una mayor proporción de buenas características, de forma que, si el AG ha sido diseñado correctamente, la población convergerá hacia una solución óptima del problema.

# Consideraciones iniciales de trabajo

A continuación, se hace un análisis del ejemplo realizado por Salazar & Rojas [8]. Estos autores emplean un modelo de análisis integral, que reúne -en sí mismo- una secuencia lógica de la cadena de producción. Comienzan con el estudio del método de trabajo actual, la determinación de tiempos estándar, la caracterización de los procesos y, posteriormente, la medición del desempeño de los

procesos. Concluyen con un modelo de optimización que satisface un conjunto de variables objetivo, que están en función de las metas estimadas. Después de analizar el sistema productivo, mediante el conocimiento previo de todo el proceso general de fabricación, la atención se centra en el proceso de optimización de funciones multi-objetivo, desarrolladas a través de algoritmos genéticos; específicamente, sobre los dos objetivos de la organización. El primero es a capacidad de respuesta de la empresa para cumplir con la demanda de sus productos y el segundo es el enfoque en el adecuado uso de la inversión.

Estos autores desarrollan su estudio con un método para resolver un problema de configuración del sistema productivo tipo Job-Shop. Su objetivo era resolver un problema de configuración de producción de sillas para buses articulados de diferentes referencias en M centros de trabajo (CT) de multicapacidad.

En cada  $CT_k$  (k = 1,..., M) existen  $m_k$  máquinas idénticas.

El sistema procesa N tipos diferentes de órdenes de producción (OP), que arriban en forma dinámica, a través de un proceso aleatorio.

Una OP de tipo i (i = 1,..., N) se compone de ni operaciones que se van a procesar en una secuencia predeterminada (el tipo de OP determina la ruta de proceso). Los tiempos del proceso son dependientes de cada operación y se modelan en forma aleatoria.

El desempeño del sistema es evaluado en función de dos criterios: el tiempo de flujo y la utilización de los recursos. Se emplea la regla de despacho FIFO (first in first out), para secuenciar las *OP*.

Para el primer objetivo (relacionado con la capacidad de respuesta de la empresa para cumplir con la demanda de sus productos), se considera la fracción de proceso media (f), definida como el promedio de la razón entre el tiempo de proceso total y el tiempo de flujo de cada trabajo. Para el segundo objetivo (relacionado con un adecuado uso de la inversión), se define la utilización media del sistema (U), representada por el promedio de utilización de los centros de trabajo.

La medida de desempeño fracción de proceso media (f) posee una relación inversa con la utilización media del sistema (U). Mientras mayor es el número de máquinas en el sistema, menor es la utilización media del sistema; esto aumenta la fracción media de proceso, dado que, al existir más recursos, disminuyen las esperas producidas por la escasez de estos.

# Resultados y discusión

De acuerdo con lo anterior, el objetivo es determinar el número adecuado de recursos (máquinas) por centro de trabajo, que permita alcanzar un equilibrio entre ambas medidas. Este es un problema de optimización multiobjetivo, puesto que presenta dos funciones objetivos para maximizar: f y U:

Maximizar (f,U) para:  $\min_k \le m_k \le \max_k$  para k=1, ..., M objetivos individuales:

$$f = \sum_{j=1}^{n} \frac{p_j}{F_j} / n$$
 Función Objetivo (1)
(3)

$$U = \sum_{j=1}^{n} U_k / M$$
 Función Objetivo (2)  
(4)

El número mínimo y máximo (min<sub>k</sub> y max<sub>k</sub>) de máquinas en el centro de trabajo k:  $p_i$  y  $f_i$ 

p<sub>i</sub>: El tiempo de proceso

 $f_j$ : El tiempo de flujo para el j-ésimo trabajo procesado

 $U_{\iota}$ : Utilización media del centro de trabajo k.

La fracción  $p_j/f_j$  es la fracción de proceso para el trabajo j, es decir, la proporción del tiempo que representa su proceso respecto del tiempo total de permanencia en el sistema.

El modelo desarrollado se efectuó sobre diez (10) CT de multicapacidad, con máquinas idénticas. Se procesan 5 tipos de trabajos que arriban a través de un proceso aleatorio, con tiempos entre arribos distribuido exponencialmente con media de 0.1 horas. En la Tabla 1, se resumen las características por tipo de

trabajo. La ruta corresponde a la secuencia de CT que procesan las  $n_i$  operaciones del trabajo tipo i.

**Tabla 1.** Ruta de trabajo por órdenes de producción

Tipo de 0.P	Probabilidad	n <sub>i</sub>	Ruta en los C.T
(Tipo <sub>0.P</sub> ) <sub>1</sub>	0.20	4	3-1-2-5
(Tipo <sub>0.P</sub> ) <sub>2</sub>	0.15	5	4-8-6-1-2
(Tipo <sub>0.P</sub> ) <sub>3</sub>	0.15	8	5-3-6-4-2-8-1-7
(Tipo <sub>O.P</sub> ) <sub>4</sub>	0.40	10	9-8-1-6-5-7-4-2-3-10
(Tipo <sub>0.P</sub> ) <sub>5</sub>	0.10	7	7-2-1-9-10-6-5

El tiempo de proceso de las operaciones se considera aleatorio, distribuido triangular simétrico  $p_j$  ~ T  $(a_{ij},b_{ij'}c_{ij})$ .  $p_j$  representa el tiempo de proceso de la j-ésima operación del i-ésimo tipo de trabajo (Tabla 2). Se utiliza la regla de despacho FIFO, para la programación de los trabajos.

Tipo de O.P	Parámetros	$P_{ij} \sim P(a_{ij}b_{ij}c_{ij})$									
	a	0,5	0,6	0,85	0,5						
1	b	0,75	0,85	1,025	0,65						
	C	1	1,1	1,2	0,8						
	a	0,8	0,8	0,75	0,7	0,6					
2	b	1	1,05	0,875	0,8	0,8					
	С	1,2	1,3	1	0,9	1					
	a	0,4	0,25	0,7	0,3	0,35	0,4	0,5	0,45		
3	b	0,8	0,575	0,85	0,8	0,725	0,625	0,85	0,725		
	C	1,2	0,9	1	1,3	1,1	0,85	1,2	0,1		
	a	0,6	0,4	0,65	0,8	0,5	0,65	0,6	0,55	0,4	0,45
4	b	0,65	0,5	0,725	0,85	0,625	0,725	0,65	0,65	0,45	0,525
	С	0,7	0,6	0,8	0,9	0,75	0,8	0,7	0,75	0,5	0,6
	a	0,3	0,25	0,3	0,35	0,4	0,5	0,2			
5	b	0,6	0,525	0,65	0,625	0,55	0,75	0,525			
	C	0,9	0,8	1	0,9	0,7	1	0,85			

El rango -para el número de máquinas, en cada CT-se obtuvo utilizando el factor de utilización p, denotado con la siguiente expresión. [9].

$$p = \frac{t_a}{s^* t_p}$$

$$(5)$$

Siendo:

 $t_a$  = Tasa media de arribo

$$t_{ap}$$
 = Tasa media de proceso  $s$  = Número de máquinas en el CT

Para fijar los límites de máquinas, se definió una utilización de referencia  $\mathbf{p}$ , y se obtuvo el valor de s que garantiza la utilización de referencia. Para el límite inferior, se impuso la condición de estado estacionario ( $\mathbf{p} < 1$ ), y, para el límite superior, se definió  $\mathbf{p} = 0.3$ . En la Tabla 3, especifica el rango para el número de máquinas por CT.

Tabla 3. Número mínimo y máximo de máquinas

C.T	(C.T) <sub>1</sub>	(C.T) <sub>2</sub>	(C.T) <sub>3</sub>	(C.T) <sub>4</sub>	(C.T) <sub>5</sub>	(C.T) <sub>6</sub>	(C.T) <sub>7</sub>	(C.T) <sub>8</sub>	(C.T) <sub>9</sub>	(C.T) <sub>10</sub>
							4			
max <sub>k</sub>	26	25	25	18	19	23	16	16	11	9

El modelo planteado se simuló en Matlab r2014b, para un periodo muestral de un día de trabajo de 8 horas, sobre un corrimiento de una hora y media. Para establecer los tiempos de proceso, en cada orden de producción, por centro de trabajo de acuerdo con la distribución triangular, se optó por tomar el tiempo más pesimista. Dicha representación se observa en la Tabla 4.

Ordenes de		Tiempo Total Ideal									
Producción	(C.T) <sub>1</sub>	(C.T) <sub>2</sub>	(C.T) <sub>3</sub>	(C.T) <sub>4</sub>	(C.T) <sub>5</sub>	(C.T) <sub>6</sub>	(C.T) <sub>7</sub>	(C.T) <sub>8</sub>	(C.T) <sub>9</sub>	(C.T) <sub>10</sub>	del Proceso=Pi
0P <sub>1</sub>	1,1	1,2	1		0,8						4,1
OP <sub>2</sub>	0,8	0,75	0,5	0,7	0,75	0,9	0,8	0,6	0,7	0,6	7,1
OP <sub>3</sub>	1	0,8			0,85	1	0,9		0,9	0,7	6,15
OP <sub>4</sub>	0,8	0,75	0,5	0,7	0,75	0,9	0,8	0,6	0,7	0,6	7,1
OP <sub>s</sub>	0,9	1		1,2		1		1,3			5,4
OP <sub>6</sub>	1,2	1,1	0,9	1,3	1,2	1	1	0,85			8,55
0P <sub>7</sub>	1	0,8			0,85	1	0,9		0,9	0,7	6,15
OP <sub>8</sub>	0,8	0,75	0,5	0,7	0,75	0,9	0,8	0,6	0,7	0,6	7,1
OP <sub>9</sub>	1,2	1,1	0,9	1,3	1,2	1	1	0,85			8,55
OP <sub>10</sub>	0,9	1		1,2		1		1,3			5,4
Suma	9,7	9,25	4,3	7,1	7,15	8,7	6,2	6,1	3,9	3,2	
No. de Máquinas en cada C.T	7	7	4	5	5	6	4	4	3	2	

Tabla 4. Distribución de las O.P por C.T y el número de recursos

En este trabajo se utiliza la estrategia evolutiva  $(\mu+\lambda)$  – ES, donde  $\mu$  individuos producen  $\lambda$  descendientes que son evaluados determinando su ajuste. La nueva población de  $(\mu+\lambda)$  individuos es reducida por un proceso de selección a  $\mu$  individuos. [10,11] Para evaluar el desempeño del método, se consideraron dos factores: a) mejores soluciones (evolución de la mejor solución a través de las generaciones y b) calidad media de la población (ajuste promedio de la población en cada generación). Para obtener una evaluación más representativa, se realizaron cinco iteraciones.

La población inicial de soluciones se determina en forma aleatoria, según Pierreval & Tautou [12]. La solución ideal corresponde al caso, cuya fracción media de proceso es 1. De esta manera, los trabajos no presentan tiempo de espera en su proceso; lo que significa que las máquinas están siendo utilizadas el ciento por ciento del tiempo. Entonces, la función

de evaluación para el individuo k de la población, se define como la distancia euclidiana entre  $(f_k U_k)$  y la solución ideal (ecuación 6):

$$d_{k} = \sqrt{(1 - f_{k})^{2} + (1 - U_{k})^{2}}$$

$$k = 1, \dots N_{p}$$
(6)

 $N_{_{D}}$  corresponde al tamaño de la población.

Una vez obtenida la población de descendientes, el proceso de selección elige los µ individuos de mejor ajuste, forma referida, frecuentemente, como *Ranking y Selección* [13]. La simulación final del sistema muestra la matriz de decisión correspondiente, la cual determina el número de máquinas que, para este caso, es el factor de optimización por centro de trabajo, en el conjunto de soluciones encontradas.

Tabla 5. Matriz de correspondencia según conjunto de soluciones

8	10	8	9	9	9	10	8	8	9
8	8	9	8	9	10	8	8	8	10
9	9	10	8	8	10	9	8	10	9
8	8	10	10	10	9	8	10	9	8
8	8	8	9	8	8	8	10	9	9
9	8	9	10	9	10	9	10	9	9
8	8	9	10	10	9	9	10	8	8
9	8	9	8	10	10	8	8	9	8
10	8	8	10	9	8	9	9	10	8

De acuerdo con el conjunto de soluciones,

U = 0 0 0 0.6391 0 0.1063 0.1078 0.1061 f = 0 0 0 0.7527 0 0 1.0000 1.0000

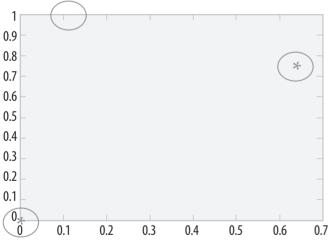


Figura 1. Conjunto de soluciones óptimas

Para el tomador de decisiones, el proceso permite identificar que la rapidez de ejecución de las órdenes de producción está en un 75,27%, con un promedio de uso de la infraestructura del 63,91%. En el caso contrario, si el tomador de decisiones optara por tomar otras alternativas, la rapidez de ejecución de las órdenes de producción sería del 100%; pero la utilización de la infraestructura sería tan solo del 10,63%.

## **Conclusiones**

El ejercicio de análisis realizado permite:

- Evidenciar la aplicación de un algoritmo genético a un sistema de producción que involucra muchas variables, múltiples objetivos y restricciones, como comúnmente suele suceder en los sistemas de producción reales.
- Afirmar que los resultados pueden ser utilizados como herramienta de base para decidir, como en el ejemplo analizado en este trabajo, que es más relevante y conveniente en términos económicos para la empresa: un aumento en la rapidez de la ejecución de las ordenes de producción o la utilización de la infraestructura.
- Asegurar que existen varias soluciones, y que cada una está relacionada con la optimización de la rapidez de ejecución y la optimización de la utilización media de la maquinaria. Hay que tener en cuenta que la optimización realizada es una optimización matemática de las funciones involucradas y que la optimización de la producción depende del análisis y elección de las alternativas arrojadas por el programa.

# Referencias

Back, T., Fogel, D.B. & Michalewicz, Z. (1997). Handbook of Evolutionary Computation. IOP Publishing Ltd. Bristol (Eds.). UK. 940 p. http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.375.6494&rep=rep1&type=pdf.

Chapman, S.N. (2006). Planificación y control de la producción. Pearson Education (Eds.). México, D.F., México. 288 p.

Chase, R.B., Jacobs, F.R., & Alquilano, N. J. (2007) Administración de la producción y Operaciones para una ventaja competitiva (10a Ed.). Mc-Graw-Hill Interamericana (Eds.). México, D.F., México. 848 p.

Econlink. (2007). La Función de Producción. http://m. econlink.com.ar/funcion-produccion.

Holland, J.H. (1975). Adaptation in Natural and Artificial Systems. University of Michigan Press (Eds.). 232 p. Michigan, USA.

- Law, A. & Kelton, W. (2000). Simulation modeling and analysis. 3rd. McGraw Hill (Eds.). United States. 760 p.
- Michalewicz, Z. (1999). Genetic Algorithms+Data Structures=Evolution Programs. 2nd. Springer (Eds.). USA. 387 p.
- Moujahid, A., Inza, I. & Larrañaga, P. (2008). Tema 2: Algoritmos genéticos. Departamento de Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial. Universidad del Pais Vasco—Euskal Herriko Unibertsitatea (Eds.). 33p. http://www.sc.ehu.es/ccw-bayes/docencia/mmcc/docs/t2geneticos.pdf.
- Osorio, J. C. & Motoa, T. G. (2008). Planificación jerárquica de la producción en un job shop flexible. *Rev Fac Ing Univ Antioquia*, 44, 158-171.
- Pierreval, H. & Tautou, L. (1997). Using evolutionary algorithms and simulation for the optimization of manufacturing systems. *IIE Transactions*, 29(3), 181-189. http://dx.doi.org/10.1023/A:1018562927155
- Salazar–Hornig, E.J. & Rojas–Oyarzún, R.S. (2010). Configuración multi–objetivo de sistemas de producción utilizando estrategias evolutivas. Ing Invest y Tecnol, 11(4), 423-429.
- Spear W., De Jong, K., Back, T., Fogel, D.B. & Garis, H. (1993). An Overview of Evolutionary Computation. *Proc Eur Conf Machine Learn*, 667(1), 442–459. http://dx.doi.org/10.1007/3-540-56602-3\_163
- Weise, T. (2008). Global optimization algorithms theory and application. 820 p. http://www.it-weise.de/projects/book.pdf.