

# Simulación y los A. G. para un problema de scheduling en sistemas de flujo flexible

Lindsay Alvarez  
Pomar<sup>1</sup>

Juan Pablo Caba-  
llero Villalobos<sup>2</sup>

Germán A. Méndez  
Giraldo<sup>3</sup>

## Resumen

En este artículo se presenta el diseño y desarrollo de un algoritmo genético (A. G.) para la solución del problema de secuenciamiento y asignación en el caso especial en el que se tiene diferentes tecnologías, caso conocido en la programación de la producción –scheduling– como *flexible flow shop*, en donde se tiene una misma ruta de trabajo para un portafolio de productos con máquinas en paralelo y que pueden tener diferentes grados de eficiencia. En general, con los algoritmos genéticos se pueden resolver múltiples problemas de búsqueda en diferentes ambientes, en este caso se presenta un ejemplo de un sistema de fundición de metales preciosos, en donde el principal cuello de botella se da por el desempeño del trabajador ya que es un proceso altamente manual. Adicionalmente se tiene la restricción de los hornos y por el terminado o pulido que se hace del producto y que debe ser realizado por el trabajador que lo diseña en la etapa previa. Este algoritmo genético además de utilizar los procesos aleatorios para generar las especies, provee de rutinas para verificar la factibilidad del individuo a nivel cromosómico además de ejecutar un módulo de simulación para evaluar el makespan como medida de aptitud.

**Palabras clave:** Algoritmo genético, simulación, programación de la producción, sistema de flujo flexible.

## Simulation and G. A. to solve a scheduling problem in a flexible flow shop system

### Abstract

This paper shows the design and development of genetic algorithm (G. A.) to solve a sequencing and assignment, in special case,

when the system has different kind of technologies, special case of known scheduling problem in systems called *flexible flow shop*, where the products have the same route with many machines in parallel but with different level of productivity. In general, with Genetic Algorithm, G.A, it is possible to solve many problems in different production environments, in this particular case is presented a precious metal smelt system, where the main bottleneck is a worker performance due to is a higher manual process. In addition it has a constraint in a worker and the finished of the product, that it has development by the same worker who had made the first stage of process. This genetic algorithm uses a random process to generate the first population, in addition it provides the routines to verify individual's feasibility respect to chromosomal environment, furthermore it executes a simulation module to evaluate the makespan performance as a fitness measure.

**Key words:** Genetic Algorithm, simulation, scheduling, flexible flow shop.

## 1. Introducción

De todas las actividades que se puedan realizar en la gestión de la manufactura, una de las más complejas es la labor de programación de producción o *scheduling*, actualmente debe ser entendida y enmarcada dentro de una función de servicio de la organización, es decir, que cumpla con criterios de calidad, precio y plazo de entrega; se plantea la inquietud de buscar alternativas donde el *scheduling* pudiese responder al continuo interrogante de hacer los sistemas más eficientes y eficaces.

Las metodologías convencionales no siempre logra el aumento de la productividad, máxime en los sistemas de manufactura poco organizados o bajo condiciones de mercado cambiantes que son típicas de las Pequeñas y Medianas Empresas (Pymes) en Colombia. Es por ello que permanentemente se requiere de otras técnicas de solución, desde luego, entre las que se

<sup>1</sup> Directora del Grupo de Investigación Simulación y Sistemas Expertos

<sup>2</sup> Investigador del Grupo Zentech.

<sup>3</sup> Profesor Investigador

encuentran los algoritmos genéticos.

En este artículo se presenta una referencia del problema de *scheduling* y en particular, el caso de los ambientes *flexible flow shop*, se resumen algunas de las técnicas más utilizadas para resolver estos problemas; posteriormente se presenta una breve concepción de los algoritmos genéticos y la relación directa e indirecta de la simulación para el desarrollo de estos A. G., en particular, todo esto como parte del marco de referencia que exigió el trabajo investigativo y que se ejemplifica mediante una instancia particular en un sistema de fundición de metales preciosos. Luego, se expone el diseño del algoritmo para el caso particular y se presentan los resultados al compararlos con las técnicas FIFO-SPT como formas tradicionales de secuenciar tareas. Al final se exponen algunas conclusiones y recomendaciones para futuros desarrollos de los A. G.

## 2. Problema de *scheduling* en ambientes *flexible flow shop*

Se puede definir la función de programación o *scheduling* como aquella encargada de “Asignar la capacidad de recursos disponibles (equipo, mano de obra y espacio) a proyectos, actividades, tareas o clientes a lo largo del tiempo, da como resultado un plan proyectado sobre el tiempo o programa de actividades que indica lo que debe hacerse, cuándo debe hacerse, quién lo debe hacer y con qué equipo” [15]. En esta función se debe “establecer fechas reales de inicio y finalización en las cuales determinará máquina o grupo de máquinas realizarán operaciones o grupos de operaciones, garantizando la terminación de la orden a tiempo” [1].

También puede asociarse la concepción de *scheduling* como “el proceso de organizar, elegir y dar tiempos al uso de recursos para llevar a cabo todas las actividades necesarias para producir las salidas deseadas en los tiempos deseados, satisfaciendo a la vez un gran número de restricciones de tiempo y relaciones entre las actividades y los recursos” [13]. Por lo tanto el “*Scheduling* es un proceso de optimización mediante el cual los recursos limitados son asignados durante el tiempo entre actividades paralelas y secuenciales” [3].

Dentro de la propia función se debe establecer un “Proceso de selección entre planes alternati-

vos y de asignación de recursos y tiempos al conjunto de actividades en el plan. Estas asignaciones deben obedecer a un conjunto de reglas o restricciones que reflejan las relaciones temporales entre actividades y las limitaciones de capacidad de un conjunto de recursos compartidos” [12].

Los problemas típicos de *scheduling* consisten básicamente en determinar los instantes de inicio y fin (programados) de cada operación, de este se deriva el problema de secuenciación y cuyo enunciado puede darse de la siguiente manera: N piezas (lotes, trabajos u órdenes) deben realizarse en M máquinas (secciones o puestos de trabajo). La realización de cada pieza consiste en someterla a una serie de operaciones prefijadas, cada operación está asignada a una máquina que optimice o al menos mejore un cierto índice de eficacia.

Un conjunto de secuencias posible (solución posible) consta de m secuencias, cada una de las cuales es una permutación de n operaciones, por lo tanto se convierte en un problema NP de orden exponencial  $(n!)^m$  [11]. No obstante, algunos conjuntos de secuencias no son factibles debido a restricciones de precedencia o disponibilidad de recursos. Pero también se debe aclarar que un programa va mucho más allá que el conjunto de secuencias ya que se debe indicar las fechas (instantes) de inicio y fin de cada operación, es decir que el programa consta de dos fases la de secuenciación y la de temporización.

En un sistema productivo tipo *flow shop* todos los trabajos tienen la misma ruta aunque no sean idénticos, y visitan cada máquina sólo una vez [3]; [2]. La maquinaria de producción está configurada para la realización de operaciones secuenciales organizadas en una línea de producción dispuesta para un producto particular (o grupo de productos similares) [15]; [7]; [3]; [6].

El proceso de producción está dispuesto en una manera secuencial de tal forma que el producto visita cada área una justo después de la otra. El equipamiento está diseñado para tener tasas de producción similares en cada etapa. En ambientes de alto volumen, este tipo de sistemas productivos son muy eficientes y típicamente tiene pequeños *throughput times* [2].

El problema del *flexible flow shop*, es una generalización de los problemas *flow shop* en ambientes de máquinas paralelas. En lugar de m máquinas en serie, hay C etapas en serie con un número de máquinas idénticas en paralelo en cada etapa. Cada trabajo debe ser procesado primero en la etapa 1, luego en la etapa 2, y así

sucesivamente. Una etapa funciona como un conjunto de máquinas paralelas; en cada etapa, el trabajo que requiere procesamiento únicamente en una máquina y cualquier máquina puede hacerlo. La cola en una etapa puede o no puede operar de acuerdo a la disciplina FCFS (*First Come First Served*) [14]; [2].

### 3. Simulación y Algoritmos genéticos

La simulación hoy en día es una de las técnicas preferida en los procesos de toma de decisión, probablemente en sus orígenes fue considerada como un método de aproximación matemática para problemas en donde la optimización clásica era inconveniente por su implementación o por su mismo alcance.

La simulación puede ser entendida como el proceso de representar un sistema (de la vida real) mediante la elaboración de un modelo matemático e informático para entender el funcionamiento del mismo y poder predecir su comportamiento en el tiempo futuro con el fin de mejorar su desempeño [10].

Autores como Shannon plantean la simulación como el proceso de diseñar un modelo de un sistema real y realizar experimentos con él para entender su comportamiento o evaluar varias estrategias (dentro de los límites impuestos por un criterio o por un conjunto de criterios) [16]. Banks la define como el imitar la operación de un proceso del mundo real o sistema a través del tiempo [4].

Similar definición es la planteada por Law y Kelton en su obra [8]. Estas definiciones parten de dos fines específicos asociados a la simulación, el primero de carácter explicativo, es decir, que con la simulación se facilita la comprensión y posterior análisis de los sistemas y segundo, el poder de predecir su funcionamiento a futuro. Esta técnica tiene ventajas cuando los sistemas y/o elementos que se interrelacionan son muy complejos, además permite estudiar al sistema real sin modificaciones, por esto es que se pueden observar mejor los comportamientos frente a cambios en los parámetros.

También es útil cuando se usa como instrumento de enseñanza para la toma de decisiones y cuando se emplea en el entendimiento cuando para situaciones totalmente nuevas.

Sin embargo también se debe reconocer que la simulación no da soluciones óptimas (tan solo

buenas) y son procesos costosos.

Por otro lado, los Algoritmos Genéticos (A. G.) son métodos adaptativos que pueden usarse para resolver problemas de búsqueda y optimización. Están basados en el proceso genético de los organismos vivos. A lo largo de las generaciones, las poblaciones evolucionan en la naturaleza de acuerdo con los principios de la selección natural y la supervivencia de los más fuertes, postulados en el trabajo de Charles Darwin. Por imitación de este proceso, los Algoritmos Genéticos son capaces de ir creando soluciones para problemas del mundo real. La evolución de dichas soluciones hacia valores óptimos del problema depende en buena medida de una adecuada codificación de las mismas. [5]; [9].

Los Algoritmos Genéticos usan una analogía directa con el comportamiento natural. Trabajan con una población de individuos, cada uno de los cuales representa una solución factible a un problema dado. A cada individuo se le asigna un valor o puntuación, relacionado con la bondad de dicha solución. En la naturaleza esto equivaldría al grado de efectividad de un organismo para competir por unos determinados recursos. Cuanto mayor sea la adaptación de un individuo al problema, mayor será la probabilidad de que el mismo sea seleccionado para reproducirse, cruzando su material genético con otro individuo seleccionado de igual forma. Este cruce producirá nuevos individuos – descendientes de los anteriores – los cuales comparten algunas de las características de sus padres. Cuanto menor sea la adaptación de un individuo, menor será la probabilidad de que dicho individuo sea seleccionado para la reproducción, y por tanto de que su material genético se propague en sucesivas generaciones.

De esta manera se produce una nueva población de posibles soluciones, la cual reemplaza a la anterior y verifica la interesante propiedad de que contiene una mayor proporción de buenas características en comparación con la población anterior. Así a lo largo de las generaciones las buenas características se propagan a través de la población. Favoreciendo el cruce de los individuos mejor adaptados, van siendo exploradas las áreas más prometedoras del espacio de búsqueda. Si el Algoritmo Genético ha sido bien diseñado, la población convergerá hacia una solución cercana a la óptima.

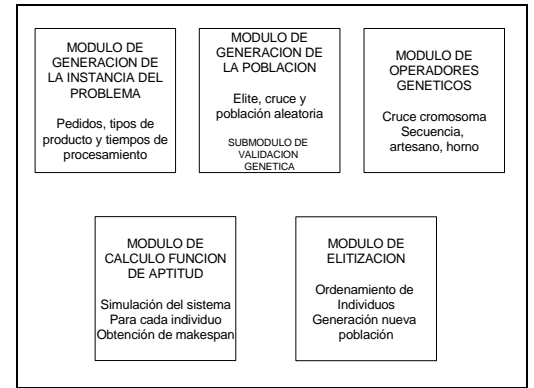
### 4. Diseño y desarrollo del Modelo del A. G.

Cuando existe un problema de *scheduling* se debe considerar diferentes módulos o etapas para su solución, estos pueden ser los de selección del orden, la selección de los medios productivos a utilizar y un módulo que realice la simulación en donde se evalué la medida de aptitud que para este tipo de problemas será el *makespan* o tiempo total para cumplir con el programa productivo. Adicionalmente, se propone un módulo de generación de problemas representativos que se ejecutaran mediante una simulación que permita entender los fenómenos que se dan en e estos ambientes de *flexible flow shop*.

Lo más importante en este caso del modelado es el diseño de la estructura genética a resolver, en particular se reconoce que el problema de *scheduling* del tipo *flexible flow shop* se caracteriza por requerir como cualquier otro *scheduling* de una información de la secuencia a emplear, y de la selección de las tecnologías (hombres y máquinas) a utilizar. También es importante decidir la medida de aptitud que se pretende evaluar a fin de seleccionar el mejor programa productivo.

Antes de dilucidar estos aspectos también es necesario fijar los parámetros de desarrollo de la estructura genética como lo son: el tamaño de la población, el número de cromosomas que se requiere en la conformación genética y el número de poblaciones a ejecutar. En el caso particular se tiene un número finito de poblaciones que se van modificando como un parámetro para detectar la sensibilidad del A. G. En cuanto al tamaño de la población se tiene 100 individuos de los cuales se dispone de una elite de un tamaño de 15 individuos. Se tiene un cruce de 60 individuos y se generan 25 soluciones aleatorias en cada población. Se desarrollan los siguientes módulos dentro del modelo que se utilizó para el algoritmo genético, ver figura 1.

- Módulo de generación del problema a resolver. En este caso se requiere de realizar las etapas propias de la simulación como son la descripción del sistema, la recolección de la información, la etapa de análisis de entrada y la generación de las variables aleatorias. Se obtiene el tamaño de órdenes a programar, los tipos de producto, las cantidades y se generan los tiempos para cada operación.



**Figura 1.** Módulos del Algoritmo genético

- Módulo de generación de la población totalmente nueva. En el caso de la población inicial será todo el tamaño de la misma y para cualquier otra población será solo lo que se considere en la fase de *cross-over*. Para ello se genera de manera aleatoria la selección de las secuencias, orden en que se va a realizar el programa productivo y la selección de los medios de trabajo o lo que es lo mismo de las tecnologías empleadas. Aquí se modifica un poco las estructuras básicas de los A. G. ya que se tiene un submódulo de validación cromosomática, es decir, solo se pueden generar individuos genéticamente aptos, esto es, que sean factibles.
  - Módulo de operadores genéticos. En el caso de la población inicial, no se requiere del empleo de este módulo para las otras, sí. En este módulo se hace principalmente dos operaciones la de cruce y la de mutación de los individuos (soluciones), para ello se trabaja con la elite que es la mejor porción de la población. En el cruce de especie se toman de la elite nuevos individuos combinando los cromosomas, por ejemplo sea  $X_i$  el individuo  $i$ -ésimo y  $C_{ij}$  el cromosoma  $j$  del individuo  $i$ , entonces de los individuos  $X_1(C_{11}, C_{12}, C_{13})$  y  $X_2(C_{21}, C_{22}, C_{23})$  se pueden cruzar obteniendo soluciones nuevas  $X_3(C_{11}, C_{22}, C_{13})$ ,  $X_4(C_{21}, C_{21}, C_{23})$  y así sucesivamente.
- Esto se puede observar posteriormente en la figura 6. En cuánto a la mutación lo que se tiene es que para el mismo individuo se permuta el orden de los genes dentro de un cromosoma en particular, en el caso de este A. G. aunque se utilizó, se desecha esta opción.
- Módulo de evaluación de la función de aptitud, en este se aplica un proceso de simu-

lación para evaluar los tiempos totales para cumplir los pedidos obtenidos en el primer módulo, cada individuo tendrá una función de aptitud (*makespan*) distinto. Básicamente la simulación se realiza mediante la técnica de evento discreto con la ayuda de varios relojes para controlar los eventos de comienzo y fin de las operaciones, respetando las restricciones del sistema.

- Módulo de elitización. Este consiste en ordenar ascendentemente los valores del *makespan* obtenidos en cada individuo o solución, adicionalmente traslada esta elite de la población  $k$  a parte de la solución en la población  $k+1$ .

Para mostrar una instancia en particular, se desarrolla un sistema de programación para un taller de fundición de metales preciosos y semi preciosos. A continuación se presenta una breve descripción de este sistema y posteriormente se comenta la adecuación del A. G. para este caso en particular.

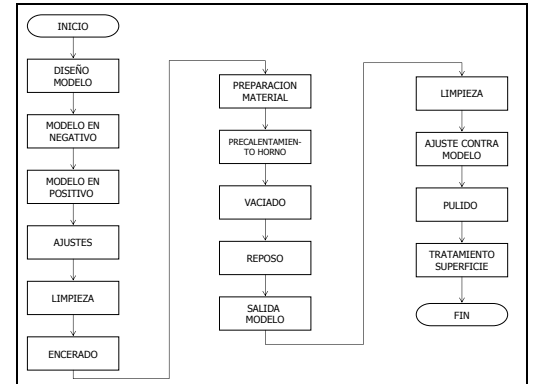
La empresa se dedica a la fabricación de anclajes, ganchos, clavijas y demás elementos para la industria odontológica y quirúrgica. Su sistema de producción cuenta con dos grandes procesos, el primero es el de diseño, el cual requiere de varias operaciones que más adelante se detallan y el otro, que es el proceso de fundición que se realiza utilizando la técnica de cera perdida. Como se puede deducir, en este caso todos los productos pasan por la misma secuencia de operaciones que lo hace del tipo *flow shop*. Se trata de un sistema de manufactura bajo pedido (*make to order*), ya que no se puede tener inventarios, dada la naturaleza de la demanda y del uso, adicionalmente por ser necesarios para cirugías, los productos requieren la menor demora posible.

Es por esto que el plan de producción requiere ser realizado en el menor plazo posible, por lo tanto la principal medida de desempeño a utilizar en el A. G., es el *makespan*. Existe la restricción de los hornos utilizados así como los artesanos que intervienen en el proceso. Estos colaboradores poseen diferentes grados de eficiencia, lo mismo que los hornos son tecnológicamente diferentes, lo que hace que sea un sistema flexible y en concreto *flexible flow shop*.

Se insiste que el mayor problema del sistema es que no se puede atrasar los pedidos pues implica que sus clientes a la vez incumplan con los pacientes que esperan cirugías complejas. También se quiere mejorar la eficiencia de todo

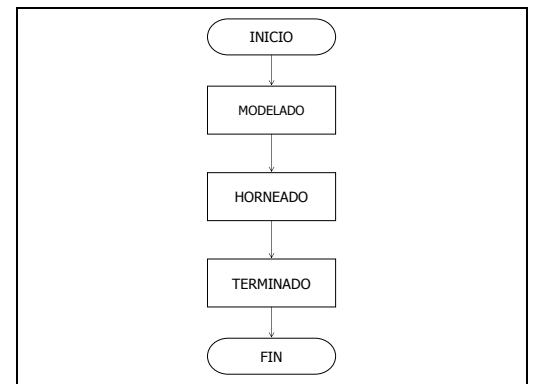
el sistema tanto para los artesanos como para los hornos.

El proceso productivo de manera general se muestra en la figura 2, sin embargo por su complejidad se simplifica hasta un punto tal como el que se refiere en la figura 3.



**Figura 2.** Diagrama del proceso productivo

La simplificación del proceso se basa en las características del mismo, es decir cumple con condiciones propias de la tecnología de grupos como es el hecho de disponer de operaciones secuenciales, una después de la otra con relaciones de precedencia fin-comienzo, estas operaciones utilizan los mismos recursos de hombre-máquina o herramienta y su estructura de costo es similar.



**Figura 3.** Diagrama del proceso productivo simplificado

Los productos como ya se mencionó son elaborados a la medida de las necesidades del cliente, esto es, uno a uno, dando como resultado un portafolio exageradamente grande, sin embargo como resultado del estudio de entrada se reduce a cuatro grandes tipos, esto también se avala en lo anteriormente analizado de la tecnología de grupos ya que comparten los mismos materiales, procesos y costos.

La demanda quincenal no presentan ni tendencias ni ciclos estacionales y cuando se analizan

los pedidos, entendiendo a estos como las diferentes ordenes a fabricar de una unidad de producto específico, se encontró que esta obedece a una variable aleatoria con unos valores poblacionales de media de 38.6 pedidos y desviación de 2.88. Por tipos se obtuvieron los porcentajes de participación que una vez ajustados arrojan que son del 35%, 30%, 25% y 10% respectivamente para cada uno de los cuatro tipos. En la Tabla 1 se presenta el resumen de la información de los parámetros muestrales asignados a las distribuciones de características uniformes que toman las variables aleatorias asumidas por los tiempos del proceso por tipo de producto.

**Tabla 1**  
Valores poblacionales de los tiempos de proceso

PRODUCTO	Modelado		Horneado		Terminado	
	Tipo	Media	Desv.	Media	Desv.	Media
I	180	11.5	75	8.7	70	5.8
II	205	8.7	105	8.7	70	5.8
III	220	11.5	135	8.7	70	5.8
IV	225	8.7	165	8.7	70	5.8

Por otro lado, en la tabla 2 se presentan las diferentes eficiencias de los operarios (artesanos) al desarrollar los diferentes tipos de productos, estos valores se basaron en las tomas de muestras de tiempos y ajustadas mediante la opinión de los colaboradores, es posible que las medidas presenten error pero en la fase de validación se corrigen estas desviaciones. Las eficiencias en los tiempos de horno se corresponden a las condiciones técnicas de estos equipos.

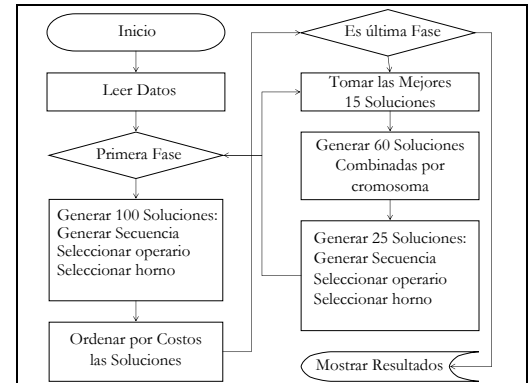
**Tabla 2**  
Valores de eficiencia de los artesanos al desarrollar los procesos

RECURSO	TIPO I	TIPO II	TIPO III	TIPO IV
ARTESANO 1	0.9	0.75	1.1	1
ARTESANO 2	1.1	0.8	0.95	1.1
ARTESANO 3	0.9	0.9	1.2	1.2
ARTESANO 4	1.1	1.1	1.1	1.1
HORNO 1	0.85	1	0.95	1.1
HORNO 2	0.9	1.1	0.9	1

En cuanto al desarrollo de este modelo vale la pena mencionar que se desarrollo en Excel de manera modular y con la posibilidad de poder realizar ajustes necesarios propios de la fase de validación. El proceso se puede sintetizar en la figura 4.

En el caso de leer los datos más que esto, se generan los parámetros iniciales del problema, utilizando el módulo de simulación, partiendo del análisis de entrada se generan las variables de tipo de producto del pedido y los tiempos de proceso en cada una de las tres estaciones. Luego, para generar las poblaciones iniciales se

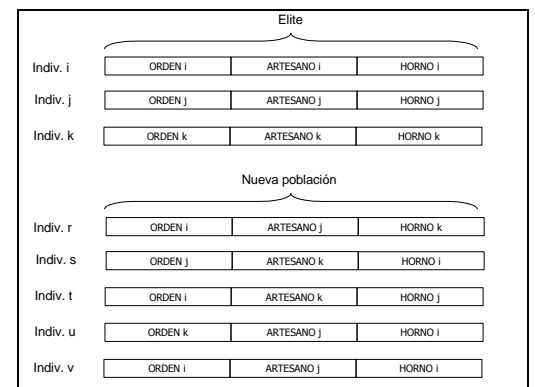
genera de manera aleatoria el orden en el que el pedido se ejecuta (prioridad), la selección del operario (artesano) y el horno que se va a emplear para su elaboración, se garantiza que todos los pedidos se realicen y no se dupliquen prioridades, eliminando de esta forma, especies no factibles.



**Figura 4.** Estructura del algoritmo genético

En cada individuo se simula nuevamente el tiempo en que se ejecuta el programa productivo y de esta manera determinar el *makespan*, en general es un sistema de líneas de espera en el que se manejan las etiquetas de reloj de manera convencional. Cada facilidad llámese operario u horno, tendrá su propio controlador de tiempo, vale la pena recordar que para este sistema en particular se tiene la siguiente restricción técnica, un operario que realice la primera operación de modelado debe realizar la operación de terminado.

Los valores de *makespan* se ordenan ascendentemente y de allí se extrae la elite que son los quince mejores (menores) valores. A continuación se procede a realizar el cruce, esto se observa en la figura 5. Se toman grupos de tres individuos y se realizan cruces de los genes para generar un conjunto de nuevos individuos.



**Figura 5.** Operador genético de cruce

Finalmente se rescata el hecho de generar un proceso iterativo con un número limitado de veces que oscila entre 500 a 1000, para garantizar que no generen altos tiempos de ejecución del A. G, este parámetro desde luego depende de los diferentes conjuntos de datos.

## 5. Validación del modelo

Para validar el A. G. se compara los valores de la medida de desempeño *makespan* obtenida del sistema real en el proceso de recolección de información, luego se compara los valores arrojados por el A. G. en el *scheduling*, también se compara al menos cualitativamente otras medidas de desempeño.

Esta validación se compone de dos módulos principales, el primero que consistió en determinar la validez de la generación de pedidos y tiempos de proceso, para ello se trabajo contrastando los valores simulados frente a los valores históricos, en general los resultados son satisfactorios pero se resalta el hecho de que cada trabajo es único y los tiempos se analizaron con respecto a las diferencias de medias. En la tabla 3 se presenta el resumen de los valores para las demandas, analizados 36 datos históricos frente a 50 simulados; y para los tipos de pedido en igual cantidad de observaciones.

Entre otras pruebas de hipótesis, se realiza la de diferencias de medias para ello se trabaja con un nivel de significancia  $\alpha$  igual a 0.05. Se tiene que para estas pruebas se acepta la hipótesis de igual lo que supone que entre los datos históricos y los simulados se acepta que provienen de la misma muestra o lo que es la mismo, que la f. d. p. se ajusta a lo que en el sistema se presenta con respecto a las demandas y tipos de pedidos.

**Tabla 3**  
Validación de datos de demanda

Demanda		Real	Simulada	p-Value	Est.	Ho
Demanda	Media	39.6	39.95	0.598913	-0.527968	Acepta
	Desviación	2.98	3.07			
Tipo I	Media	35.18%	34.78%	0.260469	1.13293	Acepta
	Desviación	1.58%	1.64%			
Tipo II	Media	30.03%	30.05%	0.959623	-0.050778	Acepta
	Desviación	1.96%	1.68%			
Tipo III	Media	25.11%	25.53%	0.068054	-1.84846	Acepta
	Desviación	0.98%	1.08%			
Tipo IV	Media	11.00%	10.70%	0.316668	1.00733	Acepta
	Desviación	1.68%	1.08%			

A continuación se presenta un ejemplo simulado en donde se tiene un nivel de pedidos quincenales de 38 y luego se genera para cada uno de ellos, el tipo de producto solicitado. Dependiendo del tipo se genera los valores del tiempo de proceso por cada estación, esto queda plasmado en la tabla 4.

En el caso particular de la validación del A. G., para este ejemplo de 38 pedidos, se tomó un tamaño de población de 100 individuos durante 500 generaciones, en la tabla 4 se presenta para un problema en particular los valores de tipo de demanda y tiempos de proceso simulados.

**Tabla 4**  
Datos de parámetros de entrada simulados

PED	TIPO	Ti. E1	Ti. E2	Ti. E3	PED	TIPO	Ti. E1	Ti. E2	Ti. E3
1	4	224	157	75	20	3	212	144	73
2	1	178	81	68	21	2	199	111	71
3	2	180	113	64	22	1	178	71	68
4	1	171	70	72	23	1	164	63	67
5	1	197	82	74	24	1	173	61	62
6	1	163	85	78	25	3	236	121	60
7	4	227	165	76	26	2	201	117	77
8	1	174	64	61	27	4	235	169	72
9	4	217	171	60	28	4	211	156	69
10	2	204	112	60	29	3	222	131	67
11	2	198	115	67	30	2	206	113	63
12	2	201	97	69	31	2	184	103	78
13	3	209	142	78	32	3	218	132	74
14	3	219	145	67	33	3	224	134	61
15	2	181	91	64	34	1	164	77	67
16	2	188	111	72	35	3	211	148	79
17	3	237	141	77	36	1	192	85	60
18	1	170	82	62	37	1	175	75	77
19	4	212	167	79	38	1	188	68	75

Una vez se tienen estos valores que son parámetros del A. G., se procede a ejecutar el modelo, para ello se presenta en la tabla 5 los valores de la población y su correspondiente valor del *makespan*, solo se muestran aquellas poblaciones o iteraciones en donde se produce cambios en la función de aptitud, para obtener este valor se procede a realizar la simulación correspondiente.

**Tabla 5**  
Valores del *makespan* obtenidos por el A. G.

Población	Makespan
1	5198.55
2	5198.55
3	4992.85
11	4767.1
162	4581.9
329	4083.75
500	4083.75

Cuando se compara los resultados del algoritmo genético frente a lo que se ha obtenido en el sistema real, se tiene que en promedio se obtiene un *makespan* igual a 6250 minutos frente a 4550 minutos que se genera en el A. G. esta reducción alcanza a ser superior al 35% y por sobre todo se mejora el desempeño del nivel de servicio sin requerir de horas extras para su cumplimiento.

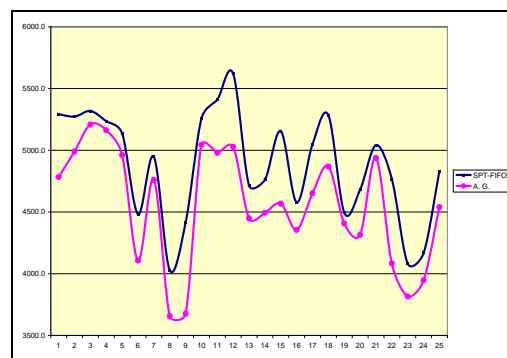
Desde luego también se obtienen mejoras cuando se aplica las reglas SPT-FIFO, la comparación de lo generado con esta heurística

frente a lo obtenido en el A. G., se presenta en la figura 6, y que se refleja en los valores dados en la tabla 6.

**Tabla 7**  
Comparación del *makespan* de la heurística SPT-FIFO t el del A. G.

Corrida	Nº Pedidos	Makespan FIFO-SPT	Makespan A. G.	Ahorro	% Ahorro
1	42	5292.1	4783.0	509.2	9.6%
2	40	5272.5	4990.2	282.3	5.4%
3	44	5317.3	5208.2	109.1	2.1%
4	43	5235.0	5161.8	73.2	1.4%
5	38	5137.1	4960.4	176.7	3.4%
6	36	4482.4	4106.0	376.4	8.4%
7	42	4946.8	4759.5	187.3	3.8%
8	35	4028.1	3657.2	370.9	9.2%
9	38	4414.6	3675.4	739.2	16.7%
10	43	5256.5	5044.4	212.2	4.0%
11	42	5410.4	4978.8	431.6	8.0%
12	42	5619.2	5027.4	591.8	10.5%
13	36	4715.5	4447.7	267.8	5.7%
14	35	4761.9	4493.7	268.2	5.6%
15	41	5154.8	4567.9	586.9	11.4%
16	36	4577.6	4355.5	222.2	4.9%
17	39	5047.3	4650.8	396.6	7.9%
18	42	5283.1	4867.5	415.6	7.9%
19	36	4495.0	4406.0	89.1	2.0%
20	37	4679.8	4314.5	365.4	7.8%
21	43	5041.0	4937.8	103.2	2.0%
22	38	4767.1	4083.8	683.4	14.3%
23	35	4080.6	3815.2	265.4	6.5%
24	37	4168.2	3946.3	221.9	5.3%
25	36	4828.9	4539.1	289.8	6.0%
Promedio		4880.5	4551.1	329.4	6.8%

En general se presenta un ahorro cercano al 7% entre la heurística y lo arrojado por el A. G. en promedio, este valor aunque pareciera poco, al convertirlo a unidades de tiempo, se habla de 330 minutos. En general se puede observar que la respuesta del algoritmo genético es mejor que la arrojada por la heurística tal y como se observa en la figura 6.



**Figura 6.** Comparación del *makespan* de la heurística SPT-FIFO t el del A. G.

En análisis estadísticos posteriores, se puede afirmar que los valores generales del *makespan* se correlacionan (explican) en un 60 y 70% con respecto al número de pedidos pero el ahorro, es decir la diferencia entre el valor del A. G. y la de la heurística, no se explica más allá de un

10%, esto quiere decir entonces que mientras los valores del tiempo de producción total del programa, si dependen de cuántos pedidos se hace, no así la eficiencia pues hay que recordar que estos dependen del tiempo que requiere en los procesos y estos son valores aleatorios.

## 6. Conclusiones

Suficientemente se ha ilustrado las dificultades en el proceso convencional de realizar el *scheduling* ya que no se permite obtener adecuadas secuencias dada la variabilidad del sistema y por ser un problema de complejidad no polinomial, presenta dificultades computacionales.

Los algoritmos genéticos han demostrado su valor no solo en el campo teórico sino en el práctico al realizar la función de la gestión de manufactura como es la de *scheduling*. Sin embargo resulta interesante, al menos en el campo académico su interrelación con la técnica de simulación.

La simulación cobra una importancia en su doble papel para generar soluciones iniciales y para evaluar el desempeño del sistema mediante la generación de parámetros de entrada del sistema. Para ello resulta útil las metodologías empleadas en la simulación ya que en estos procesos se requiere de una buena información de entrada lo que implica que sea necesario buenos y adecuados estudios preliminares como son los de recolección de datos y posteriores como los análisis de entrada.

Vale la pena destacar las diferencias que se dan, cuando se utiliza la heurística combinada FIFO- SPT, ya que se produce una mejora significativa frente al desempeño del sistema, pero esta es menor a la alcanzada a los ahorros obtenidos cuando se utiliza los algoritmos genéticos. Esto obedece a una mejor utilización de los recursos.

Utilizando las secuencias brindadas por el A. G., se permite nivelar la utilización de los artesanos, y no recargando el trabajo a aquellos de mejor rendimiento en su labor, así mismo se mejora el trabajo de los hornos lo que permite realizar de mejor manera actividades adicionales como los mantenimientos de estas instalaciones.

Se resalta que colateralmente a los beneficios que trae este tipo de trabajo, se obtienen mejoras que no se miden por no ser el objeto de la investigación, como es el incremento de la motivación individual y colectiva de los colaboradores dada por la nivelación de las cargas de



trabajo y mejoras en los horarios de trabajo.

Se puede brindar soluciones económicas pero de alto valor agregado por parte de ingenieros sin necesidad de altos costos en desarrollo utilizando las posibilidades informáticas en las Pymes con lo cual se hace posible hacer conocimiento útil para pequeñas organizaciones empresariales.

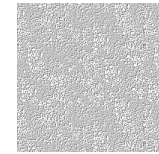
## 7. Referencias bibliografía

- [1] Adam, E. & Ebert, R. Administración de la producción y las operaciones. México. Prentice Hall, 1991.
- [2] Askin, R. & Goldberg, J. Design and Analysis of Lean Production Systems. United State of America. John Wiley & Sons Inc., 2002.
- [3] Bagchi, T. Multiobjective scheduling by genetic algorithms. United State of America. Kluwer Academic Publishers, 1999.
- [4] Banks, J. Handbook of simulation. Engineering and Management Press. John Wiley. Canada. 1998.
- [5] Bean, J., Genetic Algorithms and Random Keys for Sequencing and optimization. ORSA journal, 1994.
- [6] Chase, R., Aquilano, N. & Jacobs, R. Operations Management for Competitive Advantage. New York. Mc Graw Hill, 2001.
- [7] Elsayed, E. & Boucher, T.. Analysis and control of Production Systems. New Jersey. Prentice Hall, 1994.
- [8] Law, A., Kelton, D. Simulation Modeling and Analysis. Mc. Graw Hill. Singapore. 1991.
- [9] Lawton, G. Genetic Algorithms for Schedule optimization. AI Experts. 1992.
- [10] Méndez, G. Sistemas Cooperativos Asistidos para la Programación de la Producción en la Industria Manufacturera Colombiana. Bogotá D.C. Fondo de publicaciones Universidad Distrital Francisco José de Caldas, 2001.
- [11] Méndez, G. Gerencia de Manufactura. Bogotá D.C. Fondo de publicaciones Universidad Distrital Francisco José de Caldas, 2003.
- [12] Metaxiotis, Askounis & Psarras. "Expert Systems in production planning and scheduling: A state-of-the-art survey". Journal of Intelligent Manufacturing. Atenas. Agosto de 2002.
- [13] Morton, T. & Pentico, D. Heuristic Scheduling Systems: With Applications to Production Systems and Project Management. John Wiley, 1993.
- [14] Pinedo, M. Scheduling Theory, Algorithms, and Systems. New Jersey. Prentice Hall, 2002.
- [15] Schroeder, R. Administración de operaciones. México. Mc GrawHill, 1992.
- [16] Shannon, R. Systems Simulation: the art and science. Prentice Hall. USA. 1988.

dustrial de la Universidad Distrital Francisco José de Caldas, de Bogotá, Colombia. Obtuvo su título de Maestría en Ingeniería Industrial en la Universidad de Los Andes de Bogotá, Colombia en 2004.

Se desempeña actualmente como Coordinadora del Proyecto Curricular en Ingeniería Industrial de la UDFJC y como profesora asistente en el área de Investigación de Operaciones en la Universidad Distrital Francisco José de Caldas de Bogotá, Colombia. Dirige el grupo de investigación Simulación y Sistemas Expertos donde realiza estudios sobre Metaheurísticas, PyME y Teoría de juegos.

e-mail: [lalvarez@udistrital.edu.co](mailto:lalvarez@udistrital.edu.co)

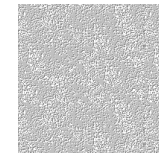


### Juan Pablo Caballero Villalobos M.Sc.

Nació en Honda, Colombia. Es Ingeniero Industrial de la Pontificia Universidad Javeriana, de Bogotá, Colombia. Obtuvo su título de Maestría en Ingeniería Industrial en la Universidad de Los Andes de Bogotá, Colombia en 2004.

Ha trabajado en empresas como MABE Colombia S.A., Internet Securities Inc y la Pontificia Universidad Javeriana, en donde actualmente desempeña el cargo de jefe de la sección de producción. Tiene experiencia docente en programas de pregrado y especialización en asignaturas relacionadas con los siguientes temas: optimización, planeación y programación de operaciones, teoría de inventarios, teoría de probabilidades, programación de computadores. Perteneció al grupo de investigación Zentech del departamento de procesos productivos, donde realiza investigación en la aplicación de técnicas metaheurísticas a la resolución de problemas de programación de la producción y problemas combinatorios relacionados.

e-mail: [juan.caballero@javeriana.edu.co](mailto:juan.caballero@javeriana.edu.co)

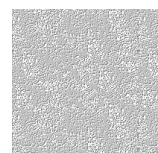


### Germán Méndez Giraldo Ph.D.

Nació en Bogotá, Colombia. es Ingeniero Industrial de la Universidad Distrital Francisco José de Caldas, de Bogotá, Colombia. Obtuvo su título de Maestría en 1998 en la Universidad De Los Andes de Bogotá, Colombia. Obtuvo su doctorado en 1999 en la Universidad Central de Las Villas, Santa Clara, Cuba.

Se ha desempeñado como Jefe de Producción en industrias nacionales y multinacionales. Gerente y Coordinador de proyectos. Consultor y asesor empresarial. Es profesor de tiempo completo de la Facultad de Ingeniería de la UDFJC desde 1995.

e-mail: [gmendez@udistrital.edu.co](mailto:gmendez@udistrital.edu.co)



### Lindsay Alvarez Pomar M.Sc.

Nació en Florencia, Colombia. Es Ingeniera In-