

Volumen 3, No. 1, 2009

Optimización de un diseño de procesos representando a la demanda como un parámetro incierto usando algoritmos genéticos como ayuda a la toma de decisiones

M.C. Constantino Gerardo Moras Sánchez
t_moras@yahoo.com.mx

*Instituto Tecnológico de Orizaba
Departamento de Ingeniería Industrial
Orizaba, Veracruz, México*

Ing. Erika Sánchez Cárdenas
erika4@hotmail.com

*Instituto Tecnológico de Orizaba
Departamento de Ingeniería Industrial
Orizaba, Veracruz, México*

Dr. Alberto A. Aguilar Laserre
aguilar@itorizaba.edu.com

*Instituto Tecnológico de Orizaba
Departamento de Ingeniería Industrial
Orizaba, Veracruz, México*

Resumen

En este artículo se aborda el problema del diseño óptimo de procesos de un sistema de producción en lotes con demandas imprecisas sobre las cantidades a producir. La representación en la imprecisión de la demanda se efectúa utilizando distribuciones de probabilidad normal. La metodología de solución al problema de diseño hace intervenir un algoritmo genético bi-criterio, con dos funciones objetivo a optimizar: maximizar el valor presente neto de la inversión y minimizar una función que representa el tiempo total de producción con respecto a un horizonte de tiempo establecido. Se escogió a un algoritmo genético debido a que es adaptable a la solución de problemas de tipo multicriterio.

Este estudio requirió el uso de dos software especializados, uno de simulación llamado ProModel y uno más llamado Riskoptimizer, el cual combina simulación y optimización logrando la optimización de modelos que contienen factores de incertidumbre, obteniendo resultados que ayudan a elegir la mejor alternativa de solución.

Palabras clave: Diseño de procesos, Optimización bi-criterio, Imprecisión, Algoritmo genético, Simulación.

Introducción

Los sistemas de producción en lotes representan un modo ideal de funcionamiento para fabricar productos con las siguientes características: producción en pequeñas cantidades, elaboración de manera compleja, ciclo de vida limitada y un estricto control de condiciones de operación. Estos sistemas de producción presentan la ventaja de poder elaborar, por periodos, diferentes tipos de productos a partir de equipos estándar y de adaptarse a las variaciones de naturaleza y calidad de las materias primas, así como a fluctuaciones frecuentes de mercado, constituyendo un aspecto favorable desde el punto de vista de flexibilidad.

Así, durante la etapa del diseño de un proceso con un sistema de producción en lotes, es casi imposible obtener una información precisa sobre la futura demanda a producir (Shah y Pantelides, 1992).

Recordemos que, clásicamente la capacidad del proceso debe satisfacer un equilibrio entre la demanda a producir y el margen de producción disponible en las instalaciones de la planta, de manera que busque satisfacer dos criterios: maximizar el valor presente neto y minimizar una función que representa el tiempo total de producción con respecto a un horizonte de tiempo (Cao y Yuan, 2002).

Dentro de este marco, se utilizó como método de optimización un algoritmo genético multicriterio, anteriormente desarrollado por Modi y Karimi (1989), modificado y adaptado a un modelo clásico de diseño. La integración del carácter impreciso de la demanda a producir necesitó utilizar la media de ésta así como su desviación estándar, asumiendo que la demanda se ajusta a una distribución normal.

Aspectos de simulación y optimización

Los modelos de simulación se construyeron en ProModel, un simulador con animación para computadoras personales. Permite simular muchos tipos de sistemas de manufactura, logística, manejo de materiales, etc. Una vez realizado el modelo, éste puede ser optimizado para encontrar los valores óptimos de los parámetros claves del diseño de simulación (Promodel, 1999).

Los algoritmos genéticos (AG) 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 por Darwin (1859). 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.

Formulación del problema

Se estudió un sistema teórico, el cual es un proceso formado por 20 máquinas distribuidas en 14 etapas; si alguna etapa tiene más de una máquina, la capacidad será la misma para cada una de éstas. En la tabla 1 se muestran las etapas y máquinas con sus respectivas capacidades del proceso. La capacidad de cada máquina se definió como el número simultáneo de piezas que puede procesar en cualquier instante de tiempo. También se muestra la demanda imprecisa ajustada a una distribución normal con media y desviación estándar, el tamaño del lote en número de piezas, el número de lotes en cada etapa el cual es el número de lotes que puede procesar simultáneamente cada máquina multiplicado por el número de máquinas que hay en cada una de las etapas, y el tiempo de procesamiento de cada uno de los lotes a procesar en cada máquina.

Durante el proceso se fabrican tres tipos de productos: A, B y C. Los productos se agrupan en lotes para ser procesados de la etapa 1 a la etapa 14; el tamaño del lote permanece constante durante todo el proceso. Cuando un lote sale de la última etapa, avanza a un almacén de producto terminado. Los productos A, B, C tienen la misma secuencia de producción, variando solamente el tiempo de proceso de los lotes en las diferentes etapas.

Tabla 1. Datos del sistema de producción.

Producto	Demanda (número de piezas)	Etapa	1	2	3	4	5	6	7
		Máquina	1,2	3,4	5,6	7,8,9	10	11,12	13
		Capacidad de cada máquina (número de piezas)	8043	9965	9675	5354	7379	9999	3400
A	$\mu=473000$ $\sigma=125$	Tamaño del lote (piezas/lote)	943	943	943	943	943	943	943
		Número de lotes que simultáneamente se procesan en cada máquina (lotes/maq)	8	10	10	5	7	10	3
		Total de lotes en cada etapa (lotes/etapa)	16	20	20	15	7	20	3
		Tiempo de procesamiento en cada máquina (hrs/lote/maq)	3	3	3	2	6	3	6

Producto	Demanda (número de piezas)	Etapa	8	9	10	11	12	13	14
		Máquina	14	15	16	17	18	19	20
		Capacidad de cada máquina (número de piezas)	4212	3211	4735	8473	5940	3222	1271
A	$\mu=473000$ $\sigma=125$	Tamaño del lote (piezas/lote)	943	943	943	943	943	943	943
		Número de lotes que simultáneamente se procesan en cada máquina (lotes/maq)	4	3	5	8	6	3	1
		Total de lotes en cada etapa (lotes/etapa)	4	3	5	8	6	3	1
		Tiempo de procesamiento en cada máquina (hrs/lote/maq)	6	6	6	6	6	6	6

Producto	Demanda (número de piezas)	Etapa	1	2	3	4	5	6	7
		Máquina	1,2	3,4	5,6	7,8,9	10	11,12	13
		Capacidad de cada máquina (número de piezas)	8043	9965	9675	5354	7379	9999	3400
B	$\mu=324000$ $\sigma=100$	Tamaño del lote (piezas/lote)	1195	1195	1195	1195	1195	1195	1195
		Número de lotes que simultáneamente se procesan en cada máquina (lotes/maq)	6	8	8	4	6	8	2
		Total de lotes en cada etapa (lotes/etapa)	12	16	16	12	6	16	2
		Tiempo de procesamiento en cada máquina (hrs/lote/maq)	3	3	3	2	6	3	6

Producto	Demanda (número de piezas)	Etapa	8	9	10	11	12	13	14
		Máquina	14	15	16	17	18	19	20
		Capacidad de cada máquina (número de piezas)	4212	3211	4735	8473	5940	3222	1271
B	$\mu=324000$ $\sigma=100$	Tamaño del lote (piezas/lote)	1195	1195	1195	1195	1195	1195	1195
		Número de lotes que simultáneamente se procesan en cada máquina (lotes/maq)	3	2	3	7	4	2	1
		Total de lotes en cada etapa (lotes/etapa)	3	2	3	7	4	2	1
		Tiempo de procesamiento en cada máquina (hrs/lote/maq)	6	6	6	6	6	6	6

Producto	Demanda (número de piezas)	Etapa	1	2	3	4	5	6	7
		Máquina	1,2	3,4	5,6	7,8,9	10	11,12	13
		Capacidad de cada máquina (número de piezas)	8043	9965	9675	5354	7379	9999	3400
C	$\mu=258000$ $\sigma=90$	Tamaño del lote (piezas/lote)	939	939	939	939	939	939	939
		Número de lotes que simultáneamente se procesan en cada máquina (lotes/maq)	8	10	10	5	7	10	3
		Total de lotes en cada etapa (lotes/etapa)	16	20	20	15	7	20	3
		Tiempo de procesamiento en cada máquina (hrs/lote/maq)	3	3	3	2	6	3	6

Producto	Demanda (número de piezas)	Etapa	8	9	10	11	12	13	14
		Máquina	14	15	16	17	18	19	20
		Capacidad de cada máquina (número de piezas)	4212	3211	4735	8473	5940	3222	1271
C	$\mu=258000$ $\sigma=90$	Tamaño del lote (piezas/lote)	939	939	939	939	939	939	939
		Número de lotes que simultáneamente se procesan en cada máquina (lotes/maq)	4	3	5	9	6	3	1
		Total de lotes en cada etapa (lotes/etapa)	4	3	5	9	6	3	1
		Tiempo de procesamiento en cada máquina (hrs/lote/maq)	6	6	6	6	6	6	6

Con los datos anteriores, se construyó un modelo en el software de simulación Promodel, en el cual se definen inicialmente las locaciones y entidades. En el modelo, las locaciones son los almacenes de llegadas, las máquinas y el almacén de producto terminado; y las entidades son las piezas que entran al sistema que posteriormente son convertidas en lotes para iniciar su secuencia de producción.

En el modelo de simulación, primero se procesan los lotes A, los cuales pasan por las 14 etapas existentes en el sistema; la cantidad de lotes que se procesan en cada máquina depende de la capacidad que éstas tengan y de la disponibilidad de cada una de ellas (tabla 1). Cuando la totalidad de las piezas demandadas del producto A han terminado su proceso de fabricación en la etapa 14, entonces llegan los lotes B al área de llegada para iniciar su secuencia de producción a través de las 14 etapas. De manera similar, los lotes C inician su proceso cuando los lotes B han terminado su secuencia de producción habiendo suplido toda la demanda del producto B. Cuando los lotes (A,B,C) terminan su proceso en la última etapa se dirigen hacia el almacén de producto terminado y posteriormente salen del sistema. Es importante hacer mención que los tres tipos de lotes no se mezclan entre sí durante su fabricación.

En la figura 1 se muestra de manera gráfica el modelo de simulación construido en ProModel. La flecha indica la secuencia del flujo de producción utilizada para los tres productos.

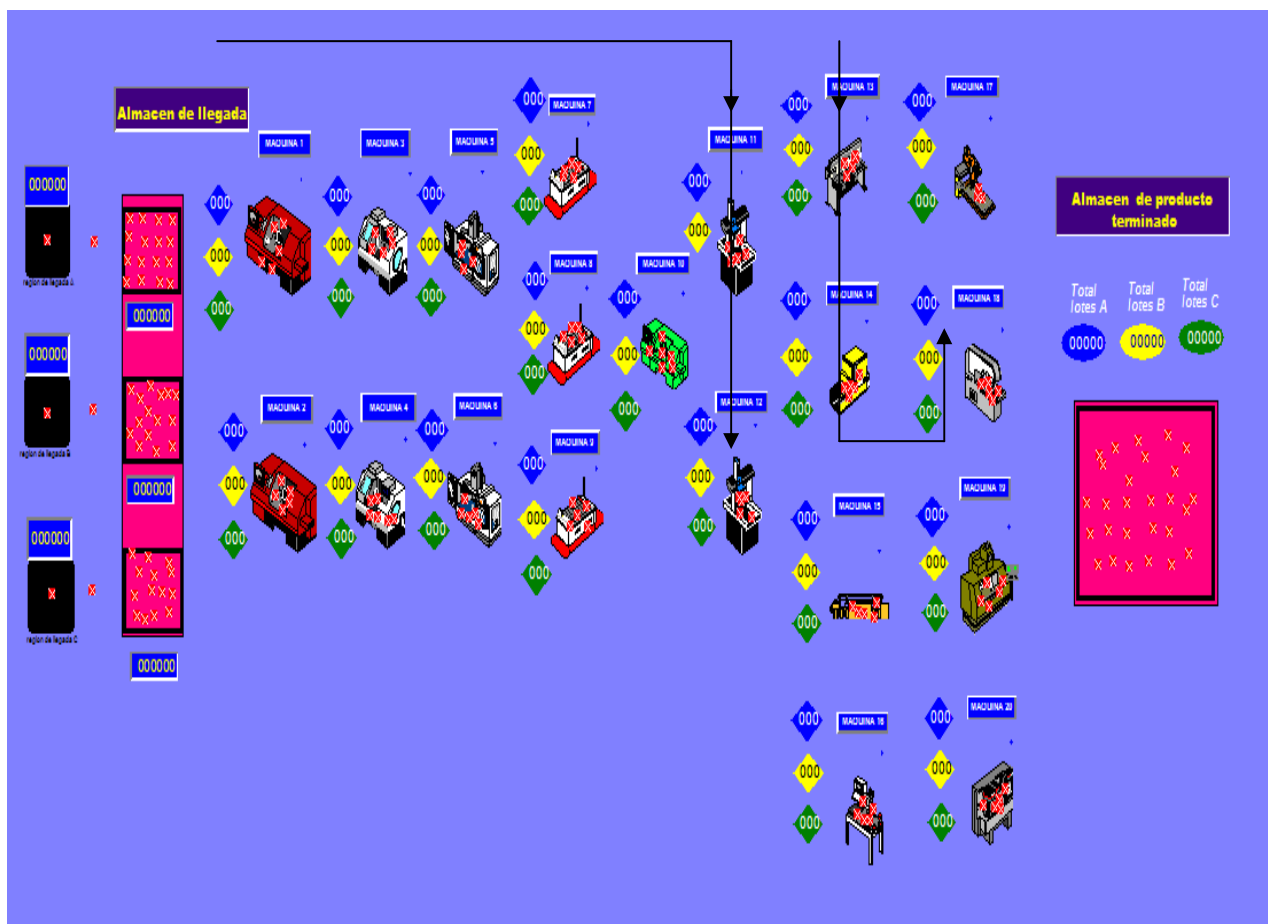


Figura1. Modelo de simulación en Promodel del sistema actual

Los resultados de las medidas de desempeño obtenidos para el modelo del sistema de producción se muestran en la tabla 2. El tiempo total para procesar todos los lotes es el tiempo total de la simulación.

Tabla 2. Resultados de la simulación en Promodel del sistema actual de producción

	Demanda (número de piezas)	Total de lotes producidos al final de la simulación	Total de piezas producidas al final de la simulación	Tiempo promedio que un lote pasa en el sistema (hrs)	Tiempo total para procesar todos los lotes A,B,C (hrs)
A	$\mu= 473000$ $s=125$	501	472443	94.0	6358
B	$\mu= 324000$ $s=100$	271	323845	104.3	
C	$\mu= 258000$ $s=90$	274	257286	109.7	

Formulación general del problema de diseño óptimo de procesos

Tradicionalmente, los problemas de diseño de procesos con sistemas de producción en lotes tienen como objetivo minimizar el costo de inversión para la construcción del proceso de la nueva planta (estructura del equipo) considerando el número y tamaño del equipo. La información requerida para el análisis es la cantidad deseada de cada producto (demanda), los parámetros relativos a los equipos (capacidad y tiempos de operación) y el horizonte de tiempo establecido para procesar todos los productos (Huang y Wang, 2002).

En aplicaciones reales, los analistas no deben solamente considerar la minimización del costo de inversión, sino igualmente orientar sus decisiones en función a otros criterios con la finalidad de maximizar los beneficios de la empresa. Con este enfoque, el estudio toma en consideración dos criterios clásicos: maximizar el valor presente neto de la inversión y minimizar una función que representa el tiempo total de producción con respecto a un horizonte de tiempo establecido. De esta forma se propone retomar la formulación del problema de diseño óptimo de los trabajos de Modi y Karimi (1989) para sistemas de producción multiproductos.

El modelo matemático obedece a las siguientes hipótesis:

1. El proceso funciona "por lotes", es decir, suministrando en el proceso cantidades predefinidas de productos representando una fracción de la producción total deseada.
2. No se permite la mezcla de productos durante el proceso de producción, es decir, se produce la totalidad de la demanda del producto A antes de iniciar la producción de los siguientes productos. Posteriormente se produce la totalidad de la demanda del producto B, y finalmente se produce el C.
3. No existe ninguna limitación en la cantidad de máquinas a utilizar en el sistema de producción.
4. No existe limitante en cuanto al tamaño de lote en cada uno de los productos (A, B, C) ni en cuanto a la capacidad de producción de cada máquina.
5. El tiempo de limpieza de los equipos está incluido en el tiempo de procesamiento.

La tabla 3 contiene las restricciones de tipo igualdad y desigualdad, así como los criterios del modelo original (Modi y Karimi, 1989). Se utiliza la formulación del modelo de Modi y Karimi porque se usa como base el algoritmo genético multicriterio desarrollado por estos autores y

que posteriormente fue adaptado al modelo de diseño de proceso que se desarrolla en el presente artículo.

Tabla 3. Formulación del modelo de Modi y Karimi

Modelo original (Modi y Karimi, 1989)	
a) Criterio :	
Costo de inversión	
$Min(Cost) = \sum_{j=1}^J (m_j a_j V_j^{\alpha_j}) + \sum_{k=1}^K (n_k b_k R_k^{\beta_k}) + \sum_{s=1}^S (c_s V_s^{\gamma_s}) \quad (1)$	
b) Restricciones :	
Restricción temporal : $H \geq \sum_{i=1}^I H_i = \sum_{i=1}^I \frac{Q_i}{Pr od_i}$ (2)	
Límites de las dimensiones de los equipos continuos y semi-continuos	
$\forall j \in \{1, \dots, J\} V_{min} \leq V_j \leq V_{max}$ (3)	
$\forall k \in \{1, \dots, K\} R_{min} \leq R_k \leq R_{max}$ (4)	
Restricción de la productividad	
$\forall i \in \{1, \dots, I\} Pr od_i = Min_{s \in S} [Pr od_{loc is}]$ (5)	
Productividad el producto i en el sub-proceso s	
$\forall i \in \{1, \dots, I\}; \forall s \in \{1, \dots, S\} Pr od_{loc is} = \frac{B_{is}}{T_{is}^L}$ (6)	
Tiempos de ciclo limitante en el producto i en el sub-proceso s	
$\forall i \in \{1, \dots, I\}; \forall s \in \{1, \dots, S\} T_{is}^L = Max_{t \in T_s, j \in J_s} [T_{ij}, \Theta_{it}]$ (7)	
Tiempo de ciclo del producto i de la etapa discontinua j	
$\forall i \in \{1, \dots, I\}; \forall j \in \{1, \dots, J\} T_{ij} = \frac{\Theta_{i,t} + \Theta_{i(t+1)} + p_{ij}}{m_j}$ (8)	
Tiempos de tratamiento del producto i en la etapa discontinua j (9)	
$\forall i \in \{1, \dots, I\}; \forall j \in \{1, \dots, J_s\} \forall s \in \{1, \dots, S\} p_{ij} = p_{ij}^0 + g_{ij} B_{is}^{d_{ij}}$	
Tiempos de tratamiento del producto i en el tren semi-continuo t	
$\forall i \in \{1, \dots, I\}; \forall j \in \{1, \dots, T_s\} \Theta_{it} = Max_{k \in K_t} [\theta_{ik}]$ (10)	
Tiempos de operación del producto i en la etapa semi-continua k	
$\forall i \in \{1, \dots, I\}; \forall k \in \{1, \dots, K_s\}, \forall s \in \{1, \dots, S\} \theta_{ik} = \frac{B_{is} D_{ik}}{R_k n_k}$ (11)	
Tamaño de lote del producto i en el sub-proceso s	
$\forall i \in \{1, \dots, I\}; \forall s \in \{1, \dots, S\} B_{is} = Min_{j \in J_s} \left[\frac{V_j}{S_{ij}} \right]$ (12)	
Volumen del almacenamiento intermedio (13)	
$\forall s \in \{1, \dots, S-1\} V_s = Max_{i \in I} [Prod_i S_{is}^* (T_{is}^L + T_{i(s+1)}^L) - \Theta_{it} - \Theta_{i(t+1)}]$	

La notación científica para comprender las formulaciones de Modi y Karimi (1989) se presenta a continuación:

Notaciones utilizadas

f : Costos de arranque
 V_p : Ventas en el año p
 D_p : Costos del año p
 A_p : Amortización
 a : Tasa de Impuestos
 i : Tasa de actualización
 n : Duración de vida del proyecto
 C_{Ej} : Costo para la etapa discontinua j (\$)
 C_{Oj} : Costo de operación del producto i (\$/kg)
 C_{Pi} : Precio del producto i (\$/kg)
 a_j : Coeficiente del costo para etapa discontinua j
 b_k : Coeficiente del costo para etapa semi-continua k
 B_{is} : Tamaño de lote del producto i en un sub-proceso s (kg)
 c_s : Coeficiente del costo de almacenamientos intermedios
 D_{ik} : Factor de tratamiento del producto i en la etapa semi-continua k
 d_{ij} : Exponente para el cálculo de tiempo de operación del producto i en la etapa discontinua j
 g_{ij} : Coeficiente para el cálculo de tiempos de operación del producto i en la etapa discontinua j
 H : Horizonte de tiempo (h)
 $\sum H_i$: Horizonte de tiempo del producto i (h)
 i : Índice para los productos
 I : Número total de productos
 j : Índice para las etapas discontinuas
 J : Número total de etapas discontinuas
 k : Índice para las etapas semi-continuas
 K : Número total de etapas semi-continuas
 m_j : Número de unidades idénticas en paralelo en las etapas discontinuas j
 n_k : Número de unidades idénticas en paralelo en las etapas semi-continuas k
 p_{ij} : Tiempos de operación del producto i en las etapas discontinuas j (h)

p_{ij}^0 : Constante para el cálculo del tiempo de operación del producto i en la etapa discontinua j
 $prod_i$: Productividad en el producto i en el proceso global
 $prodloc_{is}$: Productividad local del producto i en el sub-proceso s
 R_k : Tasa de operación para la unidad semi-continua k (L/h)
 R_k^{\max} : Tasa máxima de aceptación para la unidad semi-continua k (L/h)
 R_k^{\min} : Tamaño mínimo de aceptación para la unidad semi-continua k (L/h)
 S : Número total de sub-procesos
 S_{ij} : Factor de tamaño para el producto i en la etapa discontinua j
 S_{is}^* : Factor de tamaño para el producto i en los almacenamientos intermedios k
 t : Índice de sub-trenes semi-continuos
 T : Número total de sub-trenes semi-continuos
 T_{ij} : Tiempos de ciclo del producto i en la etapa discontinua j
 T_{is}^L : Tiempos de ciclo limitante del producto i en los sub-procesos s
 V_j : Tamaño de la etapa discontinua j (L)
 V_j^{\max} : Tamaño máximo aceptable para la etapa discontinua j (L)
 V_j^{\min} : Tamaño mínimo aceptable para la etapa discontinua j (L)
 V_s : Tamaño del almacenamiento intermedio (L)
 $MinCost$: Función objetivo a minimizar, costo de inversión del equipo para el proceso
 α_j : Exponente del costo para la etapa discontinua j
 β_k : Exponente del costo para la etapa semi-continua k
 θ_{ik} : Tiempos de operación del producto i en la etapa semi-continua k
 Θ_{it} : Tiempos de operación del producto i en la etapa sub-tren semi-continua
 γ_s : Exponente del costo para los almacenamientos

Representación de la demanda imprecisa

El enfoque usado consiste en modelar a la demanda como una distribución normal. Para ello, utilizamos como datos iniciales a la media que representa a la demanda promedio que se tendrá para la producción de cada tipo de pieza y a la desviación estándar la cual representa el grado de dispersión de la demanda.

La demanda se representa con la función de distribución de probabilidad RiskNormal en Excel, la cual especifica a una distribución normal con una media y desviación estándar.

De acuerdo con la distribución RiskNormal para la demanda, se toman en cuenta las siguientes consideraciones:

1. La demanda del producto A sigue una distribución de probabilidad normal con una media $\mu=473,000$ unidades y una desviación estándar $s=125$ unidades.
2. La demanda del producto B sigue una distribución de probabilidad normal con una media $\mu=324,000$ unidades y una desviación estándar $s=100$ unidades.
3. La demanda del producto C sigue una distribución de probabilidad normal con una media $\mu=258,000$ unidades y una desviación estándar $s=90$ unidades.

Los parámetros de la distribución normal de la demanda son los mismos que se utilizaron en el modelo de simulación construido en Promodel.

Las medidas de desempeño a evaluar en lo que respecta a los productos son:

1. Tiempo total para procesar todos los productos.
2. Tiempo promedio que un lote pasa en el sistema desde la entrada de la materia prima hasta la salida del sistema.
3. Tamaño de los lotes para los diferentes productos a procesar.

Problema sobre el diseño óptimo de procesos

Los sistemas de producción en lotes representan un modo ideal de funcionamiento para fabricar productos con las siguientes características: producción en pequeñas cantidades, elaboración de manera compleja, ciclo de vida limitada y un estricto control de condiciones de operación.

Estos sistemas de producción presentan la ventaja de poder elaborar, por periodos, diferentes componentes a partir de equipos estándar y de adaptarse a las variaciones de naturaleza y calidad de las materias primas, así como a fluctuaciones frecuentes del mercado, constituyendo un aspecto favorable desde el punto de vista de flexibilidad. Así, durante la etapa del diseño de un proceso con un sistema de producción en lotes es casi imposible de obtener una información precisa sobre la futura demanda a producir (Shah y Pantelides, 1992).

Cabe recordar que, clásicamente, la capacidad del proceso debe satisfacer un equilibrio entre la demanda a producir y el margen de producción disponible en las instalaciones de la planta, de manera que se satisfagan dos criterios: maximizar el valor presente neto y minimizar una función que represente el tiempo total de producción con respecto a un horizonte de tiempo (Cao y Yuan, 2002).

Dentro de este marco, se utilizó como método de optimización un Algoritmo Genético multicriterio, anteriormente desarrollado, modificado y adaptado a un modelo clásico de diseño.

Optimización bi-criterio por medio de un algoritmo genético

La optimización multicriterio es indudablemente un área de investigación en pleno auge desde el punto de vista de la optimización y sus aplicaciones. Nosotros escogimos trabajar con los algoritmos genéticos porque han demostrado ser eficientes en el tratamiento de problemas de diseño óptimo de procesos y reconocidos también como un método de optimización multi-objetivos para conducir eficazmente a la obtención de una zona de compromiso entre las diversas funciones objetivo (soluciones no dominadas). Las soluciones no dominadas son

definidas formalmente como: "Una solución factible a un problema multi-objetivos es no dominada si no existe ninguna otra solución factible que aporte una mejora de uno de sus criterios sin causar una degradación de al menos un criterio" (Silva y Biscaia, 2003).

Los algoritmos genéticos 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 acorde con los principios de la selección natural y la supervivencia de los más fuertes, postulados por Darwin (1859). 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.

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. El poder de los algoritmos genéticos proviene del hecho de que se trata de una técnica robusta, y pueden tratar con éxito una gran variedad de problemas provenientes de diferentes áreas, incluyendo aquellos en los que otros métodos encuentran dificultades.

Las diferentes características del algoritmo genético utilizado son detalladas a continuación:

1. *Codificación*. El código de las soluciones fue realizado dividiendo el cromosoma en dos partes. La primera parte representa el volumen de los equipos (variables continuas en la formulación inicial). La segunda parte del cromosoma corresponde al número de equipos por etapa. El valor de estas variables son codificadas directamente en el cromosoma.
2. *Creación de la población inicial*: La población inicial es generada de manera aleatoria efectuando un tiro por cada variable de decisión. Esta estrategia garantiza una población muy diversa con la finalidad de explorar grandes zonas en el espacio de búsqueda.
3. *Función de evaluación*: Tradicionalmente un algoritmo genético emplea una función de evaluación, que se debe maximizar. La función de evaluación para este criterio es directamente igual al valor presente neto (VPN). En el caso de minimizar (criterio de tiempo), el problema fue transformado para que los individuos más fuertes representen la diferencia más débil entre la suma de los horizontes de tiempo y H (los retardos y los avances), para favorecer la propagación y evolución de este criterio.
4. *Construcción de la generación siguiente*: La construcción de la generación siguiente comprende las etapas de selección, cruzamiento y mutación. Los aspectos multi-objetivos son tomados en consideración para construir la generación. Los mejores individuos son los sobrevivientes y son seleccionados por medio de la ruleta de Goldberg (1989). El mismo número de individuos sobrevivientes es escogido para cada criterio a partir de dos ruletas

Un número fijo (tasa de supervivencia = 60%) de individuos transmitirá su genoma, de inicio por cruzamiento formando parejas aleatorias que van a crear a dos hijos. El operador de cruzamiento es a un punto de corte y es determinado de manera aleatoria. Se genera el número faltante de individuos seleccionando de forma aleatoria individuos y realizando la mutación (tasa de mutación =40%).

Resultados

Como se comentó en la sección de formulación del problema, la investigación se basó en un problema teórico simulado. Los datos del modelo teórico simulado son introducidos al algoritmo genético el cual es desarrollado en Excel. Estos datos se muestran en la tabla 4.

Tabla 4. Datos iniciales del modelo introducidos al algoritmo genético

	Etapa						
	1	2	3	4	5	6	7
Número de máquinas	2	2	2	3	1	2	1
Capacidad de cada máquina (número de piezas)	8043	9965	9675	5354	7379	9999	3400

	Etapa						
	8	9	10	11	12	13	14
Número de máquinas	1	1	1	1	1	1	1
Capacidad de cada máquina (número de piezas)	4212	3211	4735	8473	5940	3222	1271

Una vez que se introdujeron los datos anteriores se obtuvieron como datos iniciales del mismo algoritmo genético los mostrados en la tabla 5, los cuales se obtienen de manera directa debido a que el algoritmo genético está construido sobre una plataforma de Excel. Los datos iniciales son resultado de aplicaciones de fórmulas del algoritmo genético de Modi y Karimi.

Tabla 5. Datos iniciales obtenidos en el algoritmo genético.

VPN	Almacenamiento (Vs) (piezas)	Tamaño de lote (piezas)			Costo de inversión (\$)	Costo de operación (\$)	Amortización (\$)	Fondos de arranque (\$)
		A	B	C				
\$17,415	1209	943	1195	939	\$962,107	\$779,809	\$192,421	\$144,316

Productividad por producto			Ciclo de tiempo (horas)		
A	B	C	A	B	C
182.06	101.72	74.51	5.20	11.89	12.63

Al introducir los datos iniciales del sistema al algoritmo genético y utilizando el software Riskoptimizer se plantearán diversas alternativas modificando en cada una de ellas la tasa de

interés. A través de Riskoptimizer se realiza un análisis de riesgo utilizando simulación de Montecarlo para mostrar una gran cantidad de escenarios posibles en la hoja de Excel, así como que tan factible son dichos escenarios. Gracias a esto se puede evaluar que riesgos tomar y cuales evitar.

Los escenarios a evaluar son planeados a un horizonte de tiempo de 5 y 10 años, en donde cada uno se evaluará con una tasa de interés de 10 y 15 por ciento. De esta forma se crean cuatro escenarios, los cuales se muestran en la tabla 6.

Tabla 6. Escenarios a evaluar en Riskoptimizer

Horizonte de Tiempo (años)	Tasa de interés	
	10%	15%
5 años	5 años y 10%	5 años y 15%
10 años	10 años y 10%	10 años y 15 %

En un análisis previo se determinó el tiempo necesario que tiene que pasar para que los resultados de este algoritmo genético se estabilicen. El análisis mostró que se debe dejar correr en la computadora cada uno de los escenarios a evaluar durante 10 horas. En la figura 2 se muestra una pantalla del algoritmo genético en Excel, corrido en Riskoptimizer.

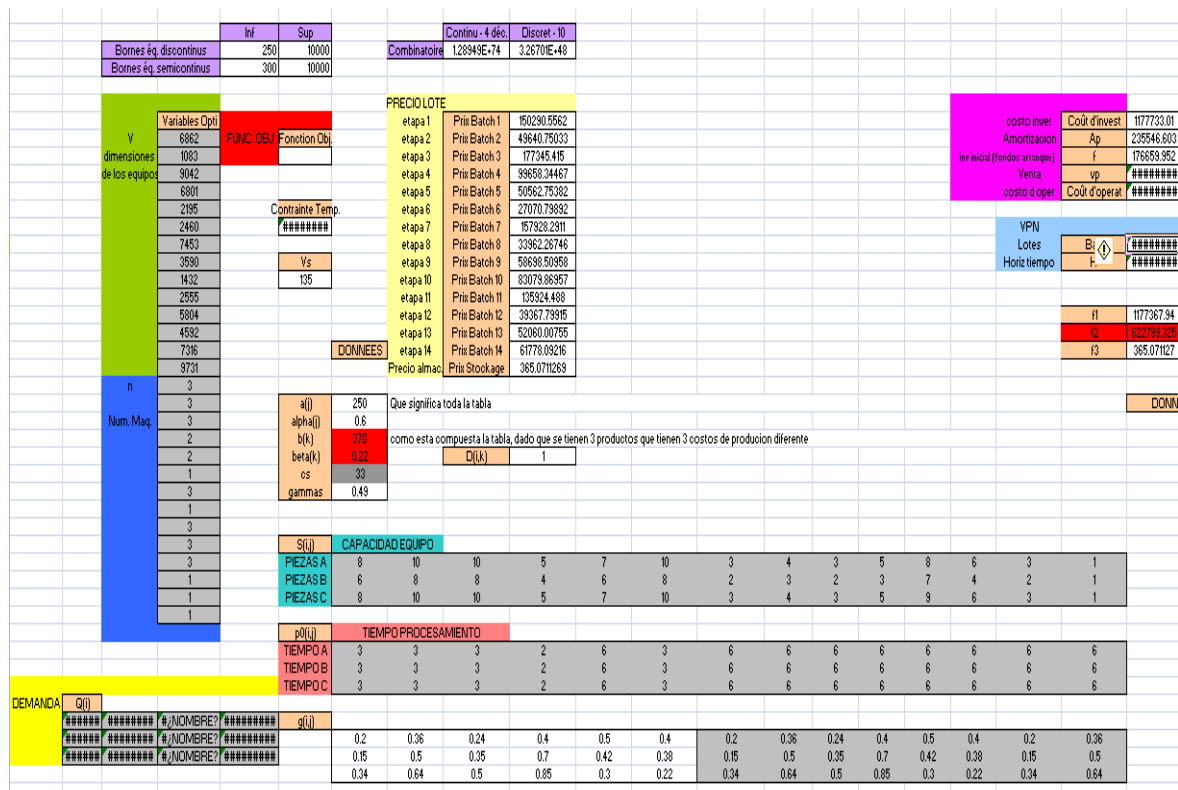


Figura 2. Hoja de Excel de Riskoptimizer

Durante el periodo de evaluación de cada uno de los escenarios, se determinó a través de los datos de salida del algoritmo genético que el mejor de los cuatro es el que se encuentra representado a un horizonte de tiempo de 10 años con una tasa de interés del 10 por ciento,

ya que fue el escenario que mostró un mayor VPN. La tabla 7 muestra los resultados de dicho escenario.

Tabla 7. Datos obtenidos a 10 años con una tasa de interés del 10%

VPN	Almacenamiento (Vs) (piezas)	Tamaño de lote (piezas)			Costo de inversión (\$)	Costo de operación (\$)
		A	B	C		
\$359,098	1206	965	1206	965	\$671765	\$768589

Amortización (\$)	Fondos de arranque (\$)	Productividad por producto			Ciclo de tiempo		
		A	B	C	A	B	C
\$134,353	\$100,765	185.00	101.50	76.10	5.22	11.88	12.68

	Etapa						
	1	2	3	4	5	6	7
Número de máquinas	2	1	1	1	1	1	1
Capacidad de cada máquina (número de piezas)	7721	9648	9646	4833	7238	9659	2900

	Etapa						
	8	9	10	11	12	13	14
Número de máquinas	1	1	1	1	1	1	1
Capacidad de cada máquina (número de piezas)	3876	2898	4832	8690	5787	2896	1213

Conclusiones

Al realizar el análisis de los resultados obtenidos después de correr el algoritmo genético, se logró determinar lo siguiente:

- El número de máquinas disponibles disminuyó de 20 máquinas iniciales a 15 máquinas.
- Las capacidades de cada una de las máquinas se modificaron.
- El valor del VPN inicial de \$17,415 aumentó considerablemente a \$359,098.
- El tiempo de procesamiento total para las piezas (A,B,C) es exactamente el mismo antes y después de la optimización.
- Los fondos de arranque disminuyeron de \$144,316 a \$100,765
- El costo de operación inicial es de \$779,809 y después de la optimización disminuyó \$11,219. Por lo tanto ahora el costo de operación es de \$768,589
- El costo de la inversión inicial era de \$962,106 el cual disminuyó a \$671,764, por lo que se está obteniendo un ahorro de \$290,341.

- El tamaño del lote para cada una de las piezas (A, B, C) en cada caso aumentó.

Referencias bibliográficas

Cao, D.M. y X.G. Yuan, *Optimal design of batch plants with uncertain demands considering switch over of operating modes of parallel units*, Industrial Engineering and Chemistry Research, 2002.

Goldberg, D.E. *Genetic Algorithms in Search Optimization and Machine Learning*, Addison-Wesley Publishing Company, Reading, Massachusetts, 1989.

Huang, H. y W.F. Wang, *Fuzzy decision-making desing of chemical plant using mixed-integer hybrid differential evolution*, Computers and Chemical Engineering, vol. 26, 2002.

Modi, A.K. e I.A. Karimi, *Design of multiproduct batch processes with finite intermediate storage*, Computer and Chemical Engineering, vol. 13, 1989.

Shah N. y C.C. Pantelides, *Desing of multipurpose batch plants with uncertain production requerements*, Ind. Eng. Chem. Res, 1992.

Silva C.M. y E.C. Biscaia, *Genetic algorithm development for multi-objetive optimization of Batch Free-radical polymerization reactors*, Computers and Chemical Engineering, 2003.