

## Aplicación de un Algoritmo Genético en un Caso Real Discreto de Planeación de la Producción

Dr. Sergio M. Ramírez Campos<sup>1</sup>, M.C. Rosa M. Monsiváis Carrillo<sup>2</sup>, M. C José G. Flores Cárdenas<sup>3</sup>, Ing. Carolina I. Córdova Ramos<sup>4</sup>, Lic. Reynaldo Arias Vázquez<sup>5</sup>, M.A. Ana L. Ramírez Jaramillo<sup>6</sup>

**Resumen:** Se describe el diseño y aplicación de un algoritmo genético (AG) en un caso real de planeación de la producción de guantes de látex, en el que se incrementó la utilización de la capacidad instalada de una línea de producción logrando la convergencia hacia un menor número de ciclos. Este mismo caso fue considerado anteriormente por Ramírez et al. (2022 y 2023) donde se aplicó el algoritmo colonia de hormigas (CH) y el recocido simulado (RS), respectivamente. Se consideraron 28 pedidos que van desde 650 pares de guantes hasta 158,068 pares y cada producto requería ciertas características ya que su uso puede ser doméstico o industrial. Se disponía solo de tres tanques (contenedores) para las mezclas que requiere cada producto y cada lugar de la línea se puede ocupar por un plato (plataforma donde se colocan los moldes). El número de pares de guantes por plato variaba en términos de la medida (o talla) del guante, que pueden ser hasta 6 diferentes tamaños y el número de platos para cada molde de cierta talla, estaba limitado. Otra limitante fuerte es la configuración de los tres tanques, ya que, dependiendo de qué mezcla se coloca en cada contenedor, se podían procesar uno o más productos diferentes en la línea en uno o más ciclos (un plato que realiza un ciclo genera producto terminado). Los resultados obtenidos en este escenario muestran claramente la convergencia del método AG. Además, al identificar una mejor solución, es decir, la secuenciación en que se van a procesar los productos (trabajos), permite conocer de antemano las necesidades de cada mezcla en cuanto a volumen y momento, evitando así el desperdicio por excedentes y la insatisfacción de los clientes por atraso en las entregas. Nuevamente, el AG obtuvo el mismo resultado, en cuanto al número de ciclos, que el logrado con CH y RS, aunque la secuenciación difiere.

**Palabras clave:** Algoritmo genético, secuenciación de trabajos, utilización de la capacidad.

### Introducción

En esta investigación, se abordan los problemas denominados como combinatorios discretos, los cuales poseen la particularidad de estar relacionados con un universo muy grande de posibles soluciones. En la práctica, se presentan una gran cantidad de situaciones que incluyen esta particularidad. Por ejemplo, el número de trayectorias que puede seguir un manipulador robótico para desplazarse de un punto A a un punto B dentro de su volumen de trabajo, es enorme. En el caso de las medidas de un componente sucede algo similar, como puede ser la suspensión de un automóvil. Los métodos tradicionales, como la programación lineal, dejan de ser atractivos dado el costo computacional asociado a un universo muy grande de soluciones y, es en estos casos que las metaheurísticas son una alternativa viable.

Algunas aplicaciones recientes de un Algoritmo Genético (AG) se muestran a continuación. El Hossainy et al. (2023) desarrollaron un enfoque para optimizar las medidas de consumo de energía, tiempo de maquinado y rugosidad de la superficie en un proceso de maquinado. Inicia con las demandas del cliente, continúa con la optimización de las medidas y termina con las condiciones de corte. Para ello utiliza Lógica Difusa (LD), una Red Neuronal (RN) y un AG. En cuanto a LD, diseñaron reglas flexibles para satisfacer los requerimientos de diversas empresas basándose en un comité experto. Con ello, determinaron los pesos de las medidas, los cuales son la entrada a la RD, la cual predice los parámetros óptimos para diferentes condiciones de corte. El AG se utilizó para minimizar una función de costos que incluye los pesos del módulo de LD. Reportan resultados razonables en cuanto a identificar las condiciones de corte, así como ahorro en el consumo energético e incremento en la productividad y calidad.

<sup>1</sup>El Dr. Sergio M. Ramírez Campos es jefe de proyectos de investigación en el departamento de Ingeniería Industrial del Tecnológico Nacional de México campus Saltillo, [sergio.rc@saltillo.tecnm.mx](mailto:sergio.rc@saltillo.tecnm.mx) (autor correspondiente)

<sup>2</sup>La maestra Rosa María Monsiváis Carrillo es docente en el departamento de Ingeniería Industrial del Tecnológico Nacional de México campus Saltillo, [rosa.mc@saltillo.tecnm.mx](mailto:rosa.mc@saltillo.tecnm.mx)

<sup>3</sup>El maestro José G. Flores Cárdenas es docente en el departamento de Ingeniería Industrial del Tecnológico Nacional de México campus Saltillo, [jose.fc@saltillo.tecnm.mx](mailto:jose.fc@saltillo.tecnm.mx)

<sup>4</sup>La maestra Carolina I. Córdova Ramos es docente en el departamento de Ingeniería Industrial del Tecnológico Nacional de México campus Saltillo, [carolina.cr@saltillo.tecnm.mx](mailto:carolina.cr@saltillo.tecnm.mx)

<sup>5</sup>El maestro Reynaldo Arias Vázquez es docente en el departamento de Ingeniería Industrial del Tecnológico Nacional de México campus Saltillo, [reynaldo.av@saltillo.tecnm.mx](mailto:reynaldo.av@saltillo.tecnm.mx)

<sup>6</sup>La maestra Ana L. Ramírez Jaramillo es docente en el departamento de Ciencias Económico Administrativas del Tecnológico Nacional de México campus Saltillo, [ana.rj@saltillo.tecnm.mx](mailto:ana.rj@saltillo.tecnm.mx)

En este artículo, se aprecia el uso de un AG para considerar los pesos a utilizar en el módulo de LD, ya que dichos pesos pueden asumir una gran cantidad de valores.

Li et al. (2022) utilizaron un AG mejorado en un sistema de recuperación de una red después de un ataque físico o un accidente que provoca una explosión y afecta las instalaciones. Combinaron un algoritmo voraz y el AG para evitar demasiada aleatoriedad en la población inicial y soluciones prematuras y pobres. Utilizaron una codificación de multicromosomas donde cada cromosoma representa la secuencia de mantenimiento de un nodo. Comparan el AG mejorado con un AG clásico y un AG de cromosomas múltiples. Los resultados muestran que el AG mejorado supera a los otros dos en cuanto a la resiliencia y estabilidad. En esta aplicación, el AG se utiliza debido a que el número de secuencias para el mantenimiento (o reparación) de la red es muy grande.

Geneid et al. (2022) presentaron un enfoque de optimización para el diseño uniforme de la estructura de palas utilizado en la turbina eólica de eje vertical. El objetivo es optimizar el peso y el costo manteniendo la integridad estructural. Formulan un modelo de optimización basados en un AG y el análisis del frente de Pareto. Los parámetros de diseño de los álabes se incluyen en la optimización para cubrir una amplia gama de parámetros. Además, las propiedades geométricas de la sección transversal se estiman mediante fórmulas empíricas para reducir el tiempo y los recursos de cálculo. También, debido a que el diseño de las palas está dominado por la carga inercial en los esfuerzos estáticos, se requiere reducir el peso y mantener las propiedades geométricas en rangos aceptables para una adecuada distribución de esfuerzos. Concluyen, entre otros aspectos, la ventaja del AG para acotar el espacio de búsqueda y reducir el tiempo. En esta aplicación se ilustra el caso de las medidas de una pala, las cuales corresponden, nuevamente, a un espacio de soluciones enorme.

Qi et al. (2022) desarrollaron un modelo basado en un AG clásico para planear los recursos humanos que proporcionen mayores ganancias a las empresas que ofrecen el servicio a otras compañías que desean subcontratar mano de obra: cuándo contratar, cuántas personas contratar, cómo asignar, cuándo despedir, cómo despedir, cómo entrenar y proporcionar recursos al empleado, cómo realizar una composición razonable de las diferentes categorías de trabajadores, etc. Estas decisiones sobre el flujo de personal afectan directamente los beneficios económicos y sociales de una empresa y que deben considerarse en la compañía que ofrece mano de obra subcontratada. Concluyeron que con este modelo se puede formular de manera razonable y rápida una distribución óptima global u óptima local de la mano de obra que requiere un cliente e incrementar las ganancias. En este artículo se aprecia que la mezcla de las diversas decisiones resulta en un espacio de combinaciones muy grande.

Así, se puede concluir que el AG es una herramienta potencial para atender problemas de optimización combinatoria como es el caso considerado en la presente investigación.

Considerando que un evento es un lote de guantes a procesar, la secuenciación de dichos eventos representa la variable a estudiar, ya que se puede programar desde un par de guantes hasta 157,500 como se muestra más adelante. Por ello, el objetivo de esta investigación es determinar la cantidad de guantes (tamaño del lote) en cada evento y el orden en que es procesado, a fin de reducir los ciclos de producción necesarios.

### Metodología

El caso real considerado en esta investigación se refiere al proceso de fabricar guantes de látex de diversas medidas que van de la talla 6 a la talla 11 y que pueden ser para uso doméstico o industrial. Utiliza el modelo por inmersión mediante un transportador. Primero se precalientan los moldes y se sumergen, en un primer contenedor, en el látex de manera lenta para luego retirarlos aún más lenta mente. Los moldes calientes recubiertos de látex se sumergen, en un segundo contenedor, con un segundo compuesto, el coagulante, del que luego se eliminará el solvente que lo compone. Puede haber o no, una tercera inmersión para agregar otro componente, como por ejemplo, un ingrediente químico que determina alguna característica del guante dependiendo si es de uso doméstico o industrial. Después de la inmersión, se envían al horno para el secado preliminar, se agrega la funda interior de fibra y el agua caliente se envían al horno para la vulcanización, el secado y el moldeado. Después de desmoldar los guantes, se inflan para su inspección, se moldean a baja temperatura, se secan a temperatura media, se lavan con agua, se deshidratan, se secan y luego se empaquetan y se envían al almacén de productos terminados.

La información detallando el proceso de inmersión en el párrafo anterior se obtuvo a través de una persona que estaba encargada de la operación de dicho proceso y que conocía a detalle los pormenores del mismo. Dicha persona estuvo trabajando para la compañía en la que se hizo el estudio. Se mantuvo comunicación personal directa para recabar la información pertinente. Se visitó la compañía las veces que fue necesario para comprender el proceso. Durante la investigación, se estuvo validando con dicha persona la información considerada en el modelo hasta el

término de estudio, lo cual permitió asegurarse de considerar los aspectos necesarios del escenario. Esta persona fue egresada del Instituto Tecnológico de Saltillo, por lo cual mostró apertura total para aportar lo que fuera necesario.

Es importante mencionar que el AG desarrollado anteriormente por Ramírez et al. (2009) no es igual al diseñado en este artículo, ya que el primero es un AG simple que requiere reparación. En este artículo, se diseñó un AG que no requiere reparación ya que el proceso de reproducción solo genera hijos factibles, lo cual es una gran ventaja.

Antes de mostrar los pasos del algoritmo genético (AG), es necesario considerar la siguiente nomenclatura:

1. Producto a ser procesado ( $p$ ). Se refiere a un cierto tipo de guante sin importar la medida en relación a una demanda a satisfacer.
2. Demanda de un producto ( $dp$ ). Es la cantidad total que se decide procesar de un cierto producto  $pp$ .
3. Producto programado para ser procesado ( $pp$ ). Se refiere a una cierta cantidad de cierto tipo de guante y talla (medida del guante). Dicha cantidad puede ser menor o igual a  $dp$ .
4. Número de  $pp$ 's a procesar ( $np$ ). En las tablas 8 y 9 se observa que son 28.
5. Número de platos ( $pt$ ) y ciclos ( $ct$ ) requeridos para procesar la producción de cada  $pp$ .
6. Configuración de mezclas ( $cm$ ). Conjunto de mezclas de químicos requerido para procesar uno o más productos  $p$ .

Cabe aclarar que una configuración de mezclas ( $cm$ ) se refiere a un cierto número de tanques, con una cierta mezcla contenida en cada uno de ellos. A partir de una demanda  $dp$  se identifica una configuración de tanques (entra varias posibles) para procesar dicha demanda.

#### Pasos del algoritmo genético (AG) diseñado

En el desarrollo de AG, se utiliza el concepto de cromosoma y de gen que se utilizaron en Ramírez et al. (2009). Debido a que uno o más productos utilizan una cierta configuración de tanques de inmersión, un gen será el conjunto de productos que tienen una misma configuración de tanques. Por lo tanto, un cromosoma estará compuesto por los genes necesarios para cubrir toda la demanda de un periodo. De aquí se establece que la longitud de un cromosoma sea variable.

El objetivo es minimizar el número total de ciclos ( $ntc$ ). Enseguida se describen los pasos del método aplicado.

**Paso A:** Fijar los parámetros iniciales. En la tabla 1 se muestran dichos parámetros.

Población Inicial	Tasa de reproducción	Tasa de mutación	Tasa de reemplazo	Número de iteraciones
$n$	$T_{rep}$	$T_{mut}$	$T_{ree}$	$N_{ite}$

Tabla 1. Parámetros del AG

**Paso B:** Determinar la cantidad total de platos y ciclos necesarios para cada  $pp_j$ . Dado que la demanda ( $dp$ ) no es un múltiplo del número de  $pp$ 's por plato, se realiza el procedimiento a continuación descrito.

La cantidad del total de platos inicial ( $pti$ ) se calcula de acuerdo a la ecuación 1.

$$pti = \frac{dp}{5mb}(1 + fp) \quad (1)$$

Donde,

$mb$  = Número de moldes por cada barra

$fp$  = Factor porcentual por pérdidas en producción

En cada plato se insertan 5 barras para moldes mano izquierda y 5 moldes para moldes mano derecha. Debido al tamaño del guante,  $mb$  puede variar. Se considera un porcentaje adicional ( $fp$ ) a lo programado para compensar los productos rechazados por diversas causas.

La cantidad total de ciclos inicial necesarios (sin redondear) se calcula como se indica en la ecuación 2.

$$cti = pti/ip \quad (2)$$

Donde,

$ip$  = Cantidad total de platos disponibles en inventario

Al redondear  $cti$  al entero inferior,  $\lfloor cti \rfloor$ , o al entero superior,  $\lceil cti \rceil$ , los platos requeridos pueden ser  $pr_1$  o  $pr_2$ , como se indica en las ecuaciones 3 y 4.

$$pr_1 = pti / \lfloor cti \rfloor \quad (3)$$

$$pr_2 = pti / \lceil cti \rceil \quad (4)$$

Al redondear  $pr_1$  o  $pr_2$  al entero más próximo y comparar con  $ip$ , se puede decidir al respecto como se indica en la tabla 2.

Condición	Cantidad total de platos a procesar ( $pt$ )	Cantidad total de ciclos a procesar ( $ct$ )
$\lfloor pr_1 \rfloor \leq ip$	$\lfloor pr_1 \rfloor$	$\lfloor cti \rfloor$
$\lfloor pr_1 \rfloor > ip$	$\lceil pr_1 \rceil$	$\lceil cti \rceil$

Tabla 2. Cantidad a producir en platos y ciclos.

Este procedimiento arrojó un promedio de 0.97% de variación absoluta respecto a la producción total deseada en términos de pares de guantes.

**Paso C:** Ir al paso **D** si es la iteración 1. En caso contrario continuar con la siguiente iteración e ir al paso **E**.

**Paso D:** Generar una solución al azar. Para ello, formar al azar una configuración de mezclas  $cm_i$  e identificar los productos que pueden ser procesados con dicha  $cm_i$ . Este paso se repite las veces que sea necesario hasta que toda la demanda (todos los productos) estén incluidos en alguna  $cm_i$ . Cada  $cm_i$  corresponde a un gen. En otras palabras, para cada  $cm_i$  se identifica un subconjunto  $U_j$  de productos  $pp_j$ . El número de  $cm$  que fue necesario es el total de genes ( $tg$ ) de la solución en turno. A partir de las  $cm$  y los conjuntos  $U$  ya determinados, llevar a cabo la programación detallada para determinar el número total de  $ntc$ . El procedimiento es como sigue.

1. Actualizar la matriz de lugares disponibles,  $mld$ . A través de esta matriz, se lleva el control de los lugares libres y ocupados. En la figura 1 se muestran los lugares disponibles (columnas) por ciclo (renglones). Al inicio, todos están libres, lo cual se indica con ceros. En esta matriz se marcan ocupados los lugares que se indican en la tabla 3 columnas 8 y 9 (lugares que están ocupando) y columnas 11 y 12 (ciclos que se están ocupando). Además, cuando se cambia de un gen al siguiente, lo cual se observa en la tabla 3 columna 13 renglones 12 y 13, todos los lugares no ocupados del evento 1 al evento 13 y hasta el ciclo mayor (indicado en la columna 19) del evento 13, se marcan “ocupados” para que no se utilicen. Esto es, para evitar que los productos con la  $cm$  actual no se mezclen con los productos que requieren la nueva  $cm$ .

Ciclo	Lugares				
	1	2	...	30	31
1	0	0	...	0	0
2	0	0	...	0	0
⋮			...		
120	0	0	...	0	0
⋮					

Fig. 1. Matriz de lugares disponibles por ciclo ( $mld$ ).

2. Actualizar la matriz de eventos,  $me$ . A través de esta matriz se van registrando los eventos en el orden en que se suceden. En la tabla 3 se muestran, parcialmente, los eventos 1 al 8 de la mejor solución encontrada por el algoritmo.

Demanda					Programación										Variación		Moldes por barra	Platos en inventario	Clave del molde	ciclo mayor
Evento	Tipo	Talla	Pedido	Solicitado	Producir	Platos			Ciclos			No. gen	pares	%						
						Total	de	a	Total	de	a									
1	490	11	5328	5754	5670	3	1	3	18	1	18	1	84	1.48	9	7	12	18		
2	490	11				1	4	4	18	1	18	1						18		
3	490	11				2	5	6	18	1	18	1						18		
4	490	11				1	7	7	18	1	18	1						18		
5	490	9	4248	4587	4680	20	8	27	3	1	3	1	-93	-1.99	13	34	12	18		
6	490	9				2	28	29	3	1	3	1						18		
7	490	9				2	30	31	3	1	3	1						18		
8	490	10	2160	2332	2280	15	8	22	2	4	5	1	52	2.28	12	20	12	18		

Tabla 3. Despliegue de eventos de una solución (me).

En el renglón 1, que corresponde al evento 1, se indica lo que previamente determinó el algoritmo, es decir, qué *pp* procesar (tipo 490 y talla 11 en las columnas 2 y 3), cuántos platos (columna 7) y cuántos ciclos (18, en la columna 10). Esto está sujeto a los platos en inventario (7 platos, en la columna 17) y a los lugares disponibles en el transportador (lo cual se determina a partir de la *mla*). También, se observa que de los 7 platos disponibles (renglón 1, columna 17) se programaron los 7 en cuatro eventos (renglones 1 al 4 columna 7).

En las columnas 8 y 9 se indican los lugares ocupados, en el evento 1 (renglón 1) se utilizan los lugares 1 al 3. En las columnas 11 y 12 se indican los ciclos utilizados, es decir, los 3 platos van a permanecer 18 ciclos (columna 10) del ciclo 1 al 18.

Para abundar en la explicación, en la tabla 4 se muestra parte de la información de los eventos 1 al 5 de la tabla 3. Se observa en la tabla 4 que, en tanto no se saturan los 31 lugares del ciclo 1, se pueden seguir asignando productos del ciclo 1 en adelante. En la tabla 3 se observa que en el evento 7 ya se saturaron los lugares, por lo cual los 15 platos del evento 8 se programan en los lugares 8 al 22, del ciclo 4 en adelante, ya que dichos lugares son los primeros en desocuparse en el ciclo 3 en el evento 5.

Una vez que se terminaron de procesar todos los productos, se dispone de una solución inicial. A partir de dicha solución inicial, se generan las *n*-1 soluciones al azar que faltan, como sigue.

Se identifican los *pp*'s de cada gen en la solución inicial y luego, para cada gen, se seleccionan al azar dichos *pp*'s para formar el gen de la nueva solución. Se continúa con los demás genes hasta terminar con todos los genes de la solución inicial. Al término se dispone de otra solución al azar. Como se requieren *n* soluciones al azar para formar la población inicial, se replica este último proceso *n*-1 veces. Se continúa en el paso E.

Evento	Producto		Platos			Lugares			Ciclos			
	Tipo	Talla	Disponibles	utilizados	Inventario	Disponibles	Utilizados			Utilizados	del	al
							Total	del	al			
1	490	11	7	3	4	31	3	1	3	18	1	18
2			4	1	3	28	1	4	4	18	1	18
3			3	2	1	21	2	5	6	18	1	18
4			1	1	0	20	1	7	7	18	1	18
5	490	9	34	20	14	19	20	8	27	3	1	3

Tabla 4. Desglose de algunos eventos de la tabla 3.

**Paso E.** Aplicar el método del torneo para formar un grupo ganador a partir de la población de soluciones. En este grupo ganador, se repiten algunas soluciones y otras ya no subsisten.

Zhang et al. (2018) utiliza el método del torneo para seleccionar los cromosomas que se van a reproducir. Algunos cromosomas se seleccionan al azar de la población actual junto con su aptitud. De este conjunto se selecciona el mejor y se agrega al conjunto que se va a reproducir. Este proceso se repite de acuerdo con la cantidad de cromosomas que se deseen seleccionar para el paso de la reproducción.

**Paso F.** Determinar el número de parejas de acuerdo con la tasa de reproducción (ecuación 5).

$$n_{par} = n * t_{rep} \quad (5)$$

Formar, a partir del grupo ganador,  $n_{par}$  parejas al azar, excluyendo las parejas conformadas por una misma solución.

**Paso G:** Calcular el número de veces que se va a intentar la mutación de acuerdo a la ecuación 6.

$$n_{int} = \lceil n_{par} * t_{mut} \rceil \quad (6)$$

Iniciar la reproducción de las  $n_{par}$  formadas en el paso anterior. Se inicia con el gen 1 del padre 1 y se verifica si existe el mismo gen (o configuración) en el padre 2. Si existe, se acumulan todos los  $pp$ 's de ambos genes y se forma el conjunto  $S$  de  $pp$ 's (aún cuando se repitan, ya que esto implica mayor probabilidad de ser escogido al azar). Se selecciona al azar un  $pp$  del conjunto  $S$  y se intenta la mutación (sin exceder  $n_{int}$ ) como sigue.

Se calcula, la probabilidad de mutación de acuerdo con la ecuación 7.

$$p_{mut} = \frac{1}{2} \left( \frac{1}{n} + \frac{1}{l} \right) \quad (7)$$

Donde

$l$  = Longitud del cromosoma del padre 1

Se genera un número aleatorio continuo  $r_i$  tal que  $0 < r_i < 1$ .

Si  $r_i < P_{mut}$  se lleva a cabo la mutación, de lo contrario no se efectúa. La mutación consiste en rechazar el  $pp$  seleccionado o aceptarlo.

Si procede, se asigna al hijo, verificando que no haya sido asignado previamente. Se continúa con todos los  $pp$ 's del conjunto  $S$  hasta agotarlo. Se continúa con los demás genes de la misma manera, hasta terminar. Si no existe un gen del padre 1 en el padre 2, se asignan al azar, los  $pp$ 's de dicho gen, en el hijo.

**Paso H.** Acumular las soluciones de la población inicial y los hijos. Esta población se ordena de mejor a peor y se identifica la mejor solución. La mejor solución y las  $n-1$  mejores soluciones conforman la nueva población, de tamaño  $n$  para la siguiente iteración.

**Paso I.** Se continúa con la siguiente iteración en el paso E. Si ya se completaron las iteraciones, termina la corrida.

Se desarrolló la programación en Microsoft Visual Basic for Applications VBA en Excel 2016 y las corridas se realizaron en un procesador Intel Core i7-4790 de 64 bits, 3.60 Ghz y 8 GB en RAM. El tiempo promedio por corrida fue de 0.855 minutos. A continuación, se desarrollan los resultados y el análisis.

### Resultados y Análisis

La información de entrada al modelo desarrollado se muestra a continuación. En las tablas 5 y 6 se incluye la demanda considerada (pedidos) en la investigación y que corresponde a un mes. En las tablas 5 y 6, la columna 1 es un consecutivo de los pedidos a atender, la columna 2 es la cantidad de producto, la columna 3, el tipo de producto y la columna 4 es la talla (tamaño) del producto.

No.	cantidad	referencia	Talla
1	6696	485	6
2	4536	485	7
3	5760	485	8
4	114696	485	9
5	48960	485	10
6	15768	485	11
7	5900	487	6
8	3744	487	11
9	4248	490	9
10	2160	490	10
11	5328	490	11
12	1350	491	6
13	650	491	7
14	7450	491	8

Tabla 5. Demanda original de los productos

No.	cantidad	referencia	talla
15	20150	491	9
16	55092	492	7
17	73964	492	8
18	135884	492	9
19	146360	492	10
20	4704	492	11
21	12300	495	6
22	4600	495	7
23	4900	495	8
24	1100	495	10
25	1000	497	7
26	4900	497	8
27	3700	497	9
28	3900	497	10

Tabla 6. Demanda original de los productos (continuación)

Esta demanda se satisface completamente en las soluciones del modelo ya que se considera una restricción dura.

En la tabla 7, se encuentra la información de los moldes requeridos por producto y los ingredientes posibles de las mezclas. Se puede ver que se dispone de diversas alternativas en cuanto a los ingredientes de las capas.

En dicha tabla 7, la columna 1 es un consecutivo, la columna 2 es el tipo de producto, la columna 3 es el código del molde que debe utilizarse para dicho producto, la columna 4 es el coagulante correspondiente, las columnas 5 a la 8, son los posibles ingredientes de la capa 1 (cualquiera de ellos se puede utilizar), las columnas 9 a la 12 son los posibles ingredientes de la capa 2 (cualquiera de ellos se puede utilizar).

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
No.	referencia	código molde	coagulante	capa1a	capa1b	capa1c	capa1d	capa2a	capa2b	capa2c	capa2d
1	485	12	730001	730093	0	0	0	730094	0	0	0
2	487	10	730001	730009	730008	730023	730010	0	0	0	0
3	490	12	730001	730009	730008	730023	730010	730009	730008	730023	730010
4	491	12	730001	730009	730023	730010	0	730013	0	0	0
5	492	27	730001	730009	730023	730010	0	730013	0	0	0
6	495	12	730001	730011	730016	730018	0	730018	0	0	0
7	497	12	730001	730011	730016	730018	0	730013	0	0	0

Tabla 7. Moldes requeridos e ingredientes posibles de los productos.

En las tablas 8 y 9, se encuentran los datos de los moldes por barra e inventario de platos. En cada barra se colocan los moldes y en cada plato se insertan 5 barras.

En las tablas 8 y 9, la columna 1 es un consecutivo, la columna 2 es el código de un molde, la columna 3 es el tamaño del guante en que se utiliza el molde, la columna 4 es el número de moldes de este tipo que caben en una barra y la columna 5 es el total de este tipo de molde que hay en existencia para su uso.

1	2	3	4	5
No.	código molde	talla	moldes/barra	inv. platos
1	10	6	14	9
2	10	7	14	5
3	10	8	14	12
4	10	9	13	21
5	10	10	12	26
6	10	11	9	7
7	11	6	14	2
8	11	7	14	3
9	11	8	14	6
10	11	9	13	8
11	11	10	12	5
12	11	11	9	3
13	12	6	14	9
14	12	7	14	18

Tabla 8. Moldes por barra e inventario de platos.

1	2	3	4	5
No.	código molde	talla	moldes/barra	inv. platos
15	12	8	14	20
16	12	9	13	34
17	12	10	12	20
18	12	11	9	7
19	27	7	14	5
20	27	8	14	12
21	27	9	13	20
22	27	10	12	25
23	27	11	9	10
24	25	7	14	3
25	25	8	14	7
26	25	9	13	23
27	25	10	12	16
28	25	11	9	5

Tabla 9. Moldes por barra e inventario de platos.

En las tablas 10 y 11, se muestran las configuraciones posibles de las mezclas. Por ejemplo, el producto 485 solo tiene una configuración posible. Sin embargo, el producto 487 tiene 16 posibles configuraciones.

En las tablas 10 y 11, la columna 1 es un consecutivo, la columna 2 es el tipo de producto, la columna 3 es el código del molde que debe utilizarse para este producto, la columna 4 es un consecutivo para cada combinación de las columnas 2 y 3 y corresponde al o los posibles ingredientes de la capa 1 (columna 6) y de la capa 2 (columna 7). La columna 5 es el coagulante, el cual es el mismo en todos los casos.

1	2	3	4	5	6	7
No.	referencia	código molde	No.	Coagulante	capa1	capa 2
1	485	12	1	730001	730093	730094
2	487	10	1	730001	730009	
3	487	10	2	730001	730008	
4	487	10	3	730001	730023	
5	487	10	4	730001	730010	
6	490	12	1	730001	730009	730009
7	490	12	2	730001	730009	730008
8	490	12	3	730001	730009	730023
9	490	12	4	730001	730009	730010
10	490	12	5	730001	730008	730009
11	490	12	6	730001	730008	730008
12	490	12	7	730001	730008	730023
13	490	12	8	730001	730008	730010
14	490	12	9	730001	730023	730009
15	490	12	10	730001	730023	730008
16	490	12	11	730001	730023	730023
17	490	12	12	730001	730023	730010

Tabla 10. Configuraciones posibles de las mezclas.

1	2	3	4	5	6	7
No.	referencia	código molde	No.	Coagulante	capa1	capa 2
18	490	12	13	730001	730010	730009
19	490	12	14	730001	730010	730008
20	490	12	15	730001	730010	730023
21	490	12	16	730001	730010	730010
22	491	12	1	730001	730009	730013
23	491	12	2	730001	730023	730013
24	491	12	3	730001	730010	730013
25	492	27	1	730001	730009	730013
26	492	27	2	730001	730023	730013
27	492	27	3	730001	730010	730013
28	495	12	1	730001	730011	730018
29	495	12	2	730001	730016	730018
30	495	12	3	730001	730018	730018
31	497	12	1	730001	730011	730013
32	497	12	2	730001	730016	730013
33	497	12	3	730001	730018	730013

Tabla 11. Configuraciones posibles de las mezclas.

Después de algunas pruebas preliminares, se escogieron los parámetros mostrados en la tabla 12. Se llevaron a cabo 300 corridas y los resultados promedio se muestran en la figura 2, en donde se puede apreciar que el algoritmo es consistente y tiende a estabilizarse.

$n = 10$	$T_{rep} = 30\%$	$T_{mut} = 50\%$	$T_{ree} = 40\%$	$N_{ite} = 80$
----------	------------------	------------------	------------------	----------------

Tabla 12. Parámetros para las corridas

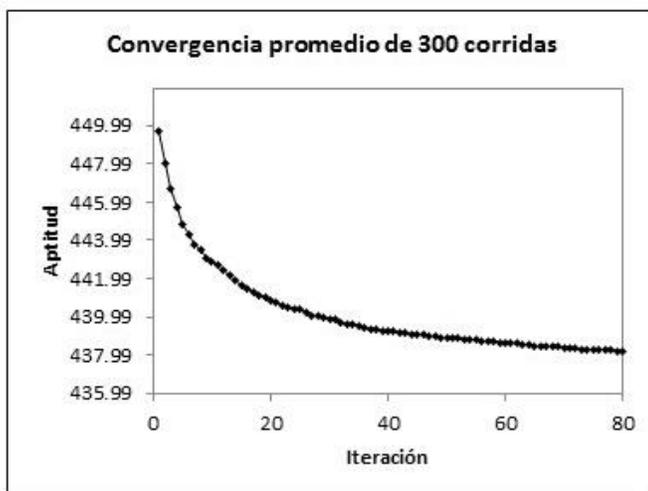


Figura 2. Resultados promedio

Todas las soluciones son factibles, es decir, se respetan las restricciones duras: no se excede el inventario de platos de cada talla, no se exceden los 31 lugares del transportador, no hay traslapes en los ciclos, se satisface la cantidad programada a procesar de cada producto y se respeta la configuración de mezclas de cada producto incluido en cada gen.

Las configuraciones de mezclas ( $cm_i$ ) de la mejor solución se muestran en la tabla 13. En la tabla 13, la columna 1 es un consecutivo que corresponde al gen, la columna 2 corresponde al coagulante a utilizar, la columna 3 es el ingrediente para la capa 1 y la columna 4 corresponde al ingrediente a utilizar en la capa 2. Debe recordarse que un gen es el conjunto productos que utilizan la misma configuración de mezclas.

Consultando la tabla 13 para el gen 1 (renglón 1), se sabe la configuración de mezclas que se requiere y en la tabla 17 (columna 13) se observa que el gen 1 abarca del evento 1 al evento 12. Lo mismo puede leerse respecto a los demás genes. Esto permite planear los volúmenes de cada ingrediente y conocer el momento en que se van a requerir.

No. de gen	Coagulante	Capa 1	Capa 2
1	730001	730023	730010
2	730001	730010	730013
3	730001	730016	730013
4	730001	730023	
5	730001	730018	730018
6	730001	730093	730094

Tabla 13. Configuración de mezclas de cada gen.

En la solución completa que se incluye en las tablas 14 a 16, se puede leer, en el último evento (tabla 16), que el número total de ciclos es de 435 (columna 19). Las soluciones al azar que corresponden a la iteración 1 de cada corrida requieren cerca de 470 ciclos. Esto implica una mejora de 7.45% (ecuación 8) en cuanto al uso de las instalaciones. Por otro lado, al conocer de antemano las necesidades de cada mezcla en cuanto a volumen y momento, se evita el desperdicio por excedentes o la insatisfacción de los clientes por atraso en las entregas.

$$\frac{(470-435)}{470} (100) = 7.45\% \quad (8)$$

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19
Demanda					Programación								Variación		Moldes	Platos	Clave	
Evento	Tipo	Talla	Pedido	Solicitado	Producir	Platos			Ciclos		No. gen	Variación		por barra	en inventario	del molde	ciclo mayor	
						Total	de	a	Total	a		pares	%					
1	492	9	135884	146754	145600	7	1	7	112	1	112	1	1154	0.79	13	20	27	112
2	492	9				7	8	14	112	1	112	1						112
3	492	9				5	15	19	112	1	112	1						112
4	492	9				1	20	20	112	1	112	1						112
5	492	8	73964	79881	79800	8	21	28	95	1	95	1	81	0.10	14	12	27	112
6	492	8				1	29	29	95	1	95	1						112
7	492	8				2	30	31	95	1	95	1						112
8	492	8				1	21	21	95	96	190	1						190
9	492	7	55092	59499	59150	3	22	24	169	96	264	1	349	0.59	14	5	27	264
10	492	7				1	25	25	169	96	264	1						264
11	492	7				1	26	26	169	96	264	1						264
12	492	10	146360	158068	157500	1	27	27	105	96	200	1	568	0.36	12	25	27	264
13	492	10				3	28	30	105	96	200	1						264
14	492	10				1	31	31	105	96	200	1						264
15	492	10				13	1	13	105	113	217	1						264
16	492	10				3	14	16	105	113	217	1						264
17	492	10				3	17	19	105	113	217	1						264
18	492	10				1	20	20	105	113	217	1						264
19	492	11	4704	5080	4950	1	21	21	11	191	201	1	130	2.63	9	10	27	264
20	492	11				5	27	31	11	201	211	1						264
21	492	11				1	21	21	11	202	212	1						264
22	492	11				2	27	28	11	212	222	1						264
23	492	11				1	29	29	11	212	222	1						264
24	491	7	650	701	700	2	30	31	1	212	212	1	1	0.14	14	18	12	264
25	491	7				1	21	21	1	213	213	1						264
26	491	7				1	30	30	1	213	213	1						264
27	491	7				1	31	31	1	213	213	1						264
28	491	7				1	21	21	1	214	214	1						264
29	491	7				2	30	31	1	214	214	1						264
30	491	7				1	21	21	1	215	215	1						264
31	491	7				1	30	30	1	215	215	1						264
32	491	6	1350	1457	1470	1	31	31	3	215	217	1	-13	-0.88	14	9	12	264
33	491	6				1	21	21	3	216	218	1						264
34	491	6				1	30	30	3	216	218	1						264
35	491	6				2	1	2	3	218	220	1						264
36	491	6				1	3	3	3	218	220	1						264
37	491	6				1	4	4	3	218	220	1						264
38	491	9	20150	21761	21450	5	5	9	10	218	227	1	311	1.45	13	34	12	264
39	491	9				5	10	14	10	218	227	1						264
40	491	9				1	15	15	10	218	227	1						264
41	491	9				2	16	17	10	218	227	1						264
42	491	9				2	18	19	10	218	227	1						264
43	491	9				1	20	20	10	218	227	1						264
44	491	9				1	31	31	10	218	227	1						264
45	491	9				1	21	21	10	219	228	1						264
46	491	9				1	30	30	10	219	228	1						264
47	491	9				2	1	2	10	221	230	1						264
48	491	9				1	3	3	10	221	230	1						264
49	491	9				1	4	4	10	221	230	1						264
50	491	9				3	27	29	10	223	232	1						264
51	491	9				3	5	7	10	228	237	1						264
52	491	9				4	8	11	10	228	237	1						264
53	491	8	7450	8045	7980	8	12	19	6	228	233	1	65	0.81	14	20	12	264

Tabla 14. Solución completa (continúa)

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19
Demanda					Programación								Variación		Moldes	Platos	Clave	
Evento	Tipo	Talla	Pedido	Solicitado	Producir	Platos			Ciclos			No.	pares	%	por barra	en inventario	del molde	ciclo mayor
						Total	de	a	Total	de	a	gen						
54	491	7	650	701	700	2	6	7	1	49	49	2	1	0.14	14	18	12	187
55	491	7				3	8	10	1	49	49	2						187
56	491	7				2	6	7	1	50	50	2						187
57	491	7				3	8	10	1	50	50	2						187
58	492	10	146360	158068	157500	5	6	10	105	51	155	2	568	0.36	12	25	27	187
59	492	10				1	5	5	105	52	156	2						187
60	492	10				6	11	16	105	147	251	2						251
61	492	10				1	17	17	105	147	251	2						251
62	492	10				2	27	28	105	147	251	2						251
63	492	10				4	23	26	105	151	255	2						255
64	492	10				1	29	29	105	151	255	2						255
65	492	10				1	30	30	105	151	255	2						255
66	492	10				1	31	31	105	151	255	2						255
67	492	10				3	6	8	105	156	260	2						260
68	492	8	73964	79881	79800	2	9	10	95	156	250	2	81	0.10	14	12	27	260
69	492	8				1	5	5	95	157	251	2						260
70	492	8				1	1	1	95	158	252	2						260
71	492	8				2	2	3	95	158	252	2						260
72	492	8				1	4	4	95	158	252	2						260
73	492	8				1	18	18	95	188	282	2						282
74	492	8				3	19	21	95	188	282	2						282
75	492	8				1	22	22	95	188	282	2						282
76	497	7	1000	1079	1050	2	9	10	1	283	283	3	29	2.76	14	18	12	283
77	497	7				8	1	8	1	283	283	3						283
78	497	7				1	11	11	1	283	283	3						283
79	497	7				4	12	15	1	283	283	3						283
80	497	10	3900	4211	4320	15	16	30	4	283	286	3	-109	-2.52	12	20	12	286
81	497	10				1	31	31	4	283	286	3						286
82	497	10				1	1	1	4	284	287	3						287
83	497	10				1	2	2	4	284	287	3						287
84	497	8	4900	5291	5320	7	3	9	4	284	287	3	-29	-0.55	14	20	12	287
85	497	8				2	10	11	4	284	287	3						287
86	497	8				2	12	13	4	284	287	3						287
87	497	8				2	14	15	4	284	287	3						287
88	497	8				3	16	18	4	287	290	3						290
89	497	8				1	19	19	4	287	290	3						290
90	497	8				2	20	21	4	287	290	3						290
91	497	9	3700	3995	4030	6	22	27	2	287	288	3	-35	-0.87	13	34	12	290
92	497	9				4	28	31	2	287	288	3						290
93	497	9				15	1	15	2	288	289	3						290
94	497	9				1	22	22	2	289	290	3						290
95	497	9				4	23	26	2	289	290	3						290
96	497	9				1	27	27	2	289	290	3						290
97	487	11	3744	4043	3780	4	28	31	12	291	302	4	263	6.96	9	7	10	302
98	487	11				1	1	1	12	291	302	4						302
99	487	11				2	2	3	12	291	302	4						302
100	487	6	5900	6371	6300	8	4	11	10	291	300	4	71	1.13	14	9	10	302
101	487	6				1	12	12	10	291	300	4						302
102	495	8	4900	5291	5320	6	13	18	4	303	306	5	-29	-0.55	14	20	12	306
103	495	8				3	1	3	4	303	306	5						306
104	495	8				8	4	11	4	303	306	5						306
105	495	8				1	12	12	4	303	306	5						306
106	495	8				1	19	19	4	303	306	5						306
107	495	6	12300	13283	13230	7	20	26	21	303	323	5	53	0.40	14	9	12	323
108	495	6				1	27	27	21	303	323	5						323
109	495	6				1	28	28	21	303	323	5						323
110	495	10	1100	1187	1200	3	29	31	1	303	303	5	-13	-1.08	12	20	12	323
111	495	10				1	29	29	1	304	304	5						323
112	495	10				2	30	31	1	304	304	5						323
113	495	10				1	29	29	1	305	305	5						323
114	495	10				2	30	31	1	305	305	5						323
115	495	10				1	29	29	1	306	306	5						323
116	495	10				1	30	30	1	306	306	5						323
117	495	10				1	31	31	1	306	306	5						323
118	495	10				1	1	1	1	307	307	5						323
119	495	10				5	2	6	1	307	307	5						323
120	495	10				1	7	7	1	307	307	5						323
121	495	10				1	8	8	1	307	307	5						323
122	495	7	4600	4967	5040	5	9	13	4	307	310	5	-73	-1.45	14	18	12	323
123	495	7				3	14	16	4	307	310	5						323
124	495	7				1	17	17	4	307	310	5						323
125	495	7				2	18	19	4	307	310	5						323

Tabla 15. Solución completa (continúa)

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19
Demanda					Programación								Variación		Moldes	Platos	Clave	ciclo
Evento	Tipo	Talla	Pedido	Solicitado	Producir	Platos			Ciclos			No.	pares	%	por barra	en in-ventario	del molde	de mayor
						Total	de	a	Total	de	a	gen						
126	495	7				2	29	30	4	307	310	5						323
127	495	7				1	31	31	4	307	310	5						323
128	495	7				2	1	2	4	308	311	5						323
129	495	7				1	3	3	4	308	311	5						323
130	495	7				1	4	4	4	308	311	5						323
131	485	11	15768	17029	17010	4	5	8	54	324	377	6	19	0.11	9	7	12	377
132	485	11				2	1	2	54	324	377	6						377
133	485	11				1	3	3	54	324	377	6						377
134	485	10	48960	52876	52800	1	4	4	44	324	367	6	76	0.14	12	20	12	377
135	485	10				6	9	14	44	324	367	6						377
136	485	10				7	15	21	44	324	367	6						377
137	485	10				5	22	26	44	324	367	6						377
138	485	10				1	27	27	44	324	367	6						377
139	485	9	114696	123871	123760	4	28	31	56	324	379	6	111	8.97	13	34	12	379
140	485	9				1	4	4	56	368	423	6						423
141	485	9				12	9	20	56	368	423	6						423
142	485	9				1	21	21	56	368	423	6						423
143	485	9				6	22	27	56	368	423	6						423
144	485	9				3	1	3	56	378	433	6						433
145	485	9				3	5	7	56	378	433	6						433
146	485	9				1	8	8	56	378	433	6						433
147	485	9				2	28	29	56	380	435	6						435
148	485	9				1	30	30	56	380	435	6						435
149	485	8	5760	6220	6300	1	31	31	5	380	384	6	-80	-1.27	14	20	12	435
150	485	8				1	31	31	5	385	389	6						435
151	485	8				1	31	31	5	390	394	6						435
152	485	8				1	31	31	5	395	399	6						435
153	485	8				1	31	31	5	400	404	6						435
154	485	8				1	31	31	5	405	409	6						435
155	485	8				1	31	31	5	410	414	6						435
156	485	8				1	31	31	5	415	419	6						435
157	485	8				1	31	31	5	420	424	6						435
158	485	8				1	4	4	5	424	428	6						435
159	485	8				3	9	11	5	424	428	6						435
160	485	8				1	12	12	5	424	428	6						435
161	485	8				3	13	15	5	424	428	6						435
162	485	8				1	16	16	5	424	428	6						435
163	485	6	6696	7231	6930	9	17	25	11	424	434	6	301	4.34	14	9	12	435
164	485	7	4536	4898	4760	1	26	26	4	424	427	6	138	2.90	14	18	12	435
165	485	7				1	27	27	4	424	427	6						435
166	485	7				1	31	31	4	425	428	6						435
167	485	7				1	26	26	4	428	431	6						435
168	485	7				1	27	27	4	428	431	6						435
169	485	7				1	4	4	4	429	432	6						435
170	485	7				2	9	10	4	429	432	6						435
171	485	7				1	11	11	4	429	432	6						435
172	485	7				2	12	13	4	429	432	6						435
173	485	7				3	14	16	4	429	432	6						435
174	485	7				1	31	31	4	429	432	6						435
175	485	7				2	26	27	4	432	435	6						435

Tabla 16. Solución completa (termina)

En la tabla 17 se muestran la comparación de las tres metodologías aplicadas al mismo escenario. Cabe aclarar que los ciclos-plato vacíos (cpv) se volvieron a calcular para considerar solo aquellos lugares no utilizados cuando cambia el gen (columna 13), es decir, del 1 al 2, del 2 al 3, del 3 al 4, del 4 al 5 y del 5 al 6. Dichos lugares vacíos se generan cuando no se pueden utilizar en el gen  $i$ , porque se desocupan antes del ciclo mayor del gen  $i$  y hay que esperar a que cambie al gen  $i+1$  para volverlos a ocupar (ya que cambia la configuración, es decir, las mezclas de los tanques). No se consideran los lugares que se desocupan en el ciclo  $j$  y se ocupan inmediatamente en ciclo  $j+1$ , dentro de un mismo gen. No se consideró del gen 6 al 7 debido a que, para ello, se debería incorporar la demanda del mes siguiente, siendo parte del análisis de dicho mes.

Se puede observar en dicha tabla que el algoritmo colonia de hormigas (ACO) resultó más adecuado debido a que generó la menor cantidad de cpv y utilizó un tiempo promedio de cpu más bajo.

Otro aspecto es el hecho de que los tres algoritmos obtienen 435 ciclos como mínimo, lo cual es un indicio de que pudiera ser un óptimo o muy cercano al óptimo. La manera de comprobarlo sería aplicar un método exacto.

	RS	ACO	AG
Número total de ciclos	435	435	435
Número total de genes	6	6	6
Número total de eventos	191	176	175
Número total de cpv	692	279	979
Minutos de cpu por corrida	1.649	0.744	0.855

Tabla 17. Comparación de los tres algoritmos

### Conclusiones

En esta investigación, al igual que en los dos casos anteriores de ACO y RS, se logró incrementar la productividad al reducir el número de ciclos de producción necesarios utilizando una simulación a la medida permitiendo replicar las condiciones relevantes del escenario real y por medio del AG, llevar a cabo una búsqueda apropiada en un universo grande de soluciones. Asimismo, en la práctica, esta metodología híbrida facilita abordar problemas complejos y realizar un análisis adecuado sin la necesidad de hacer pruebas de campo, lo que implica costos adicionales. También, se puede llevar a cabo un análisis del beneficio de realizar posibles cambios en el escenario real.

Una de las dificultades que se presentan en una investigación que utiliza esta metodología, es la necesidad de modelar correctamente el caso real a fin de realizar la simulación respectiva. Otra dificultad es encontrar el diseño correcto del AG a las particularidades del caso. Debe hacerse notar que en el paso de la reproducción del AG, es frecuente que los hijos sean infactibles en un alto grado, por lo cual, debe encontrarse un camino apropiado para evitarlo, tal como se hizo en esta investigación. Como una ventaja, puede mencionarse que, una vez que se han abordado esta clase de problemas, es posible replicar la metodología en escenarios similares, llevando a cabo las adecuaciones necesarias.

### Referencias

- El Hossainy T., Zeyada Y. & Abdelkawy A. (2023). *Machining process parameters optimization using soft computing technique algorithm*, Journal of Engineering and Applied Science 70:7. <https://doi.org/10.1186/s44147-023-00174-z>.
- Geneid A., Atia M. & Badawy A. (2022). *Multi-objective optimization of vertical-axis wind turbine's blade structure using genetic algorithm*, Journal of Engineering and Applied Science 69:90 <https://doi.org/10.1186/s44147-022-00150-z>.
- Li Z., Tian L., Sun Ch., Wu Y., Wang D. & Miao H. (2022). *A Systematic Research on System Recovery Based on Improved Genetic Algorithm and Quotient Resilience Model Under Attack and Damage strategy*, International Journal of Computational Intelligence Systems 15:100 <https://doi.org/10.1007/s44196-022-00158-6>.
- Qi F., Xingren S. & Qiang L. (2022). *Human resource labor dispatch model using an improved genetic algorithm*, Soft Computing 26:10665–10676 <https://doi.org/10.1007/s00500-022-06800-x>.
- Ramírez S., Avilés M., Sánchez R., Fraustro C. & Ramírez A. (2023). *Aplicación del algoritmo Recocido Simulado en un caso real discreto de planeación de la producción*, Revista de la Ingeniería Industrial, Vol. xx no. 1 AcademiaJournals.com [https://www.academiajournals.com/s/Ramirez\\_Campos-II2023-1-12.pdf](https://www.academiajournals.com/s/Ramirez_Campos-II2023-1-12.pdf)
- Ramírez S., Flores J., Córdova C., Arias R., Cárdenas F. & Ramírez A. (2022). *Aplicación del algoritmo colonia de hormigas en un caso real discreto de planeación de la producción*, Revista de la Ingeniería Industrial, Vol. 16 no. 1 <https://www.academiajournals.com/s/RamirezCampos-II2022-1-12.pdf>
- Ramírez S., Jiménez X., López M. & Contreras K. (2009). *Aplicación de un Algoritmo Genético Simple con Reparación en un Caso Real de Planeación de Producción Discreta: Fase I*, Revista de la Ingeniería Industrial, Vol. 3 no. 1 <https://drive.google.com/drive/folders/0B4GS5FOQLif9fmNEd00waVBDSXdXTU1DbE9DZTIXekNjVWdjBFF5TDhfcGFEXVXNTWDlJdDg?resourcekey=0-WxwF85RQKN7iM1pBYDi4Cw&usp=sharing>.
- Zhang J. H, Li Ai P., Liu X. M. (2018). *Hybrid genetic algorithm for a type-II robust mixed-model assembly line balancing problem with interval task times*. Adv. Manuf. 7:117–132 <https://doi.org/10.1007/s40436-019-00256-3>.