

Universidad Autónoma del Estado de México  
Unidad Académica Profesional Tianguistenco



# ***“Algoritmo genético para minimización el desperdicio en cortes de perfiles de aluminio”***

Asignatura:

***Cómputo evolutivo***

Presenta.

***Eduardo Izquierdo Rojas***

Docente:

***Dr. René Arnulfo García Hernández***

Santiago Tianguistenco 29 junio del 2016

## Contenido

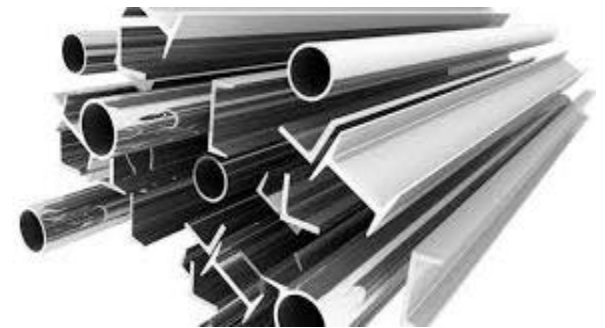
1. Introducción.....	3
1.1 ¿Pero que son los algoritmos genéticos?.....	3
1.2 ¿Dónde son útiles los algoritmos genéticos?.....	4
2. Problema .....	4
2.1 Objetivo específicos.....	7
3. Función de aptitud.....	7
3. Codificación de individuo .....	9
4. Operadores .....	11
4.1 Operador de selección por torneo:.....	13
4.2 Operadores de cruza.....	15
4.2.1 Operador de cruza por orden: .....	15
4.2.2 Operador de cruza por ciclos:.....	18
4.3 Operadores de mutación .....	22
4.3.1 Operador de mutación por inserción: .....	22
4.3.2 Operador de mutación por intercambio:.....	24
5. Corridas a mano .....	24
6. Experimentos .....	25
7. Conclusiones.....	38
8.- Referencias Bibliográficas .....	39

# 1. Introducción

El Aluminio ha tenido en las últimas décadas un considerable crecimiento en su utilización, debido a sus nobles cualidades, que nos permite su aplicación en diversos sectores como la construcción, automoción, industria naval, electrodomésticos, aeronáutica, etc.

Se observa un mercado en incremento en la utilización de perfiles de aluminio para la construcción de diversas tipologías de cerramientos aplicados a las más variadas edificaciones. La respuesta a esta situación se define en una propiedad del aluminio en la construcción: versatilidad.

Esta increíble aptitud, además de su resistencia a la corrosión, atractivo diseño, resistencia mecánica, dureza superficial, posibilidades de variados diseños por extrusión, aptitud para el pintado y anodizado, etc., hacen del aluminio el material más idóneo y con mayor futuro para la construcción de cualquier tipo de cerramientos y aberturas.



Contemplando la breve introducción del uso del aluminio hoy en día no existen totalmente sistemas del todo inteligentes que nos ayuden a resolver tareas en este ámbito, por supuesto visto computacionalmente, a que nos referimos con inteligentes, una breve explicación de ello el autor [Álvarez, 94] lo describe como sistemas capaces de imitar el comportamiento inteligente de las personas, produce razonamiento por medio de máquinas automáticas y que pretende fabricar artefactos dotados de la capacidad de pensar. Teniendo en cuenta este concepto el objetivo es la aplicación de inteligencia artificial para poder resolver problemas de una índole común, en este caso con el uso de las técnicas como lo son los algoritmos genéticos,

## 1.1 ¿Pero que son los algoritmos genéticos?

Los algoritmos genéticos son útiles para la comprobación y ajuste de modelos cuantitativos. Sensato discusión de este uso de algoritmos genéticos depende de una visión clara de la naturaleza de la construcción de modelos cuantitativos y pruebas. Consideramos que la formulación de modelos, y los diversos enfoques que podrían adoptarse para ajustarse a los parámetros. Se discuten los métodos de optimización disponibles, que van desde métodos analíticos, a través de diversos tipos de búsqueda, búsqueda aleatorizada y algoritmos genéticos. Un número de ejemplos ilustran que los problemas de modelado no caen perfectamente en esta jerarquía bien definida. En consecuencia, una selección juiciosa de métodos híbridos, seleccionados de acuerdo con el contexto del modelo, se prefiere a cualquier método puro solo en el diseño de métodos eficientes y eficaces para su instalación de los parámetros de los modelos cuantitativos [Haupt, 2004].

## 1.2 ¿Dónde son útiles los algoritmos genéticos?

Los algoritmos genéticos pueden ser útiles para dos propósitos en gran medida distintas. Un propósito es la selección de los parámetros para optimizar el rendimiento de un sistema. Por lo general, se refieren a un sistema operativo real o realista, tal como una distribución de gas sistema de tuberías, semáforos, vendedores ambulantes, la asignación de fondos a proyectos, la programación, la manipulación y mezcla de los materiales y así sucesivamente. Tal operativo sistemas normalmente dependen de los parámetros de decisión, elegidos (tal vez dentro de restricciones) por el diseñador del sistema o del operador. Apropiado o inapropiado elección de los parámetros de decisión hará que el sistema para llevar a cabo mejor o peor, ya medido por alguna función objetivo o aptitud correspondiente. En los sistemas realistas, las interacciones entre los parámetros no son generalmente susceptibles de análisis tratamiento, y el investigador tiene que recurrir a las técnicas de búsqueda apropiadas. Más obra publicada se ha preocupado por este uso de algoritmos genéticos, a optimizar, o al menos para mejorar ellos por acercarse al óptimo [Haupt, 2004]. Teniendo presente las capacidades de los algoritmos genéticos se describe la siguiente problemática a cual se busca resolver que en la industria del aluminio le atañe.

## 2. Problema

Como he descrito en la breve introducción la industria del aluminio es cada vez más extensa lo cual como todo ámbito es posible aplicar herramientas computacionales que permitan a automatizar alguna tarea específica por ejemplo cálculos complejos, administración de procesos, almacenamiento de datos, por mencionar algunos pensados en indiferentes ámbitos, en este caso se busca aplicar las técnicas de algoritmos genéticos en el ámbito de la perfilería de aluminio **para optimizar la manera de cortar los perfiles de aluminio y obtener el más mínimo en el desperdicio al hacerlo.**

Imaginemos la siguiente situación para entender más esta problemática

Un perfil como estándar tiene una medida de 6.10m lo cual implica que saberlo cortar es muy importante ya que si se corta de manera inadecuada puede desperdiciarse y por lo consiguiente hacer uso de otro nuevamente pero la desventaja de haber desperdiciado el otro.

Perfil nuevo con medida estándar de 6.10m



Para este ejemplo imaginemos que deseamos cortar los siguientes perfiles con distintas medidas por ejemplo:

Perfil 1 a cortar con medida 2.00m



Perfil 2 a cortar con medida 2.80m



Perfil 3 a cortar con medida 1.50m



Perfil 4 a cortar con medida 0.50m



Perfil 5 a cortar con medida 3.00m



Perfil 6 a cortar con medida 2.50m

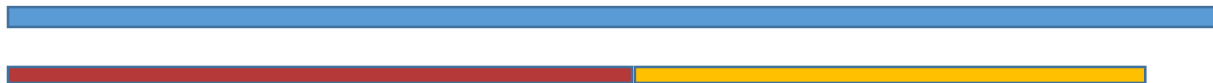


Perfil 7 a cortar con medida 1.10m



Lo consiguiente es acomodar los perfiles de la forma más adecuada para que se puedan cortar en el perfil nuevo y aun que no quepan encontrar los que quepan pero que se tenga encuentra un menor desperdicio, cuál será el desperdicio el sobrante del perfil nuevo después de acomodar los posibles perfiles en el perfil nuevo

Veamos el siguiente ejemplo tomándolos al azar



Para el ejemplo anterior si se toman los perfiles a cortar perfil 5 de color marrón y el perfil 2 de color naranja ningún otro perfil puede ser situado junto a ellos ya que no cabe otro si se suman sus medidas se obtendrá el siguiente desperdicio.

**Medida perfil 5: 3.00m**

**Medida perfil 2: 2.80m**

**Suman un total de 5.80m**

Si se resta al perfil nuevo como desperdicio es de **0.30cm** para este perfil pero solo se cortaron 2 perfiles a cortar

**Ahora tomemos otro ejemplo**



Para el ejemplo anterior si se toman los perfiles a cortar perfil 6 de color verde oscuro y el perfil 2 de color verde claro, el perfil 4 de color rosa y el perfil 7 de color amarillo en este caso si se suman sus medidas dan como desperdicio la siguiente proporción en desperdicio.

**Medida perfil 6: 2.50m**

**Medida perfil 2: 2.00m**

**Medida perfil 4: 0.50m**

**Medida perfil 7: 1.10m**

**Suman un total de 6.10m**

Si se resta al perfil nuevo como desperdicio es de **0.00cm** pero se cortaron 4 perfiles lo cual esta fue una mejor opción a elegir y no hubo desperdicio.

Para este ejemplo lo hemos representado para un solo perfil pero si la cantidad a cortar fueran una gran cantidad de perfiles, la verdad que es que se tornaría mucha más difícil saber si estamos haciendo lo correcto eligiendo la secuencia de los perfiles a cortar sin saber que una mala elección o decisión de cómo elegirlos pueda tener mayor desperdicio o no, si no hasta después de haberlo hecho, pero si pudiéramos saber cuál fuera la solución a este dilema y poder saber cuánto perfil se va a desperdiciar y cuantos perfiles se van a ocupar sería una buena práctica a realizar esta tarea específica.

De esta manera el mismo algoritmo genético es que se busca implementar y permita optimizar el desperdicio en los cortes en el aluminio y cuantifique cuantos perfiles hagan necesarios y especificando los desperdicios en cada perfil.

## 2.1 Objetivo específicos

- poder minimizar el desperdicio del aluminio
- determinar el orden adecuado de como acomodar N perfiles que deseemos cortar siendo del mismo tipo en perfiles nuevos
- cuantificar el desperdicio entre cada perfil a usar
- determinar el mínimo de perfiles a usar

## 3. Función de aptitud

Como todo problema entendible en todo índole debe existir un modelo matemático que permita resolverlo para alcanzar la mejor solución, para ello después de un analizar el problema se ha determinado el siguiente modelo matemático como función de aptitud que permita evaluar las posibles soluciones que el algoritmo genético encuentre y determine cuál sea la mejor de todas en el sinfín de posibles soluciones, si se tiene en cuenta que para esta tarea la N cantidad de perfiles a cortar no está definida sino constantemente es cambiante dependiendo de un trabajo y varias aperturas así lo requieran por ello la función de aptitud para evaluar todas la posibles soluciones debe adecuarse lo más posible a esta disyuntiva.

Para la función de aptitud se ha tomado la siguiente nomenclatura de ejemplo para obtener el desperdicio para un solo perfil se evaluara de la siguiente manera:

DESPP: significa el desperdicio por un solo perfil

PN: significa que es un Perfil nuevo

CPA: significa el conjunto de perfiles a cortar

$\Sigma$ : será la sumatoria

$$DESPP=PN - \Sigma CPA$$

Pero como sabemos este algoritmo busca optimizar en cortes en un numero N de perfiles a cortar pero puede suceder que se necesite otro perfil siendo así se debe adecuar dependiendo cuantos perfiles a cortar halla y conforma ha eso usar otro perfil nuevo, del cual se obtendrán N desperdicios por cada perfil que se use nuevo.

Para ello y obtener el total de desperdicio que genera el conjunto de perfiles a cortar hace falta sumar todos los desperdicios de todos los perfiles usados nuevos.

DESTL: significa el desperdicio total de todos los perfiles usados

DESPP: significa el desperdicio por un solo perfil

$\Sigma$ : será la sumatoria

De lo cual la función de aptitud será la siguiente:

$$\mathbf{DESTL = DESPP_1 + DESPP_2 + DESPP_3 +...+ DESPP_N}$$

***Así hasta N cantidad de perfiles nuevos que se usen***



### 3. Codificación de individuo

Como hemos descrito un algoritmo genético tiene la capacidad de poder encontrar en un sinfín de soluciones donde todas y cada una de estas soluciones deben ser evaluadas por la función de aptitud que para este caso usaremos la anterior ya mencionada, pero como usarla sin aun haber codificado nuestro prototipo de solución, en este apartado se describirá cual es más bien la codificación del individuo que representa una posible solución y servirá de platillas para todas las demás.

Existen distintos tipos de codificaciones en cuanto se habla de algoritmos genéticos

Tabla de identificación de perfiles	
No. perfil	Medida perfil
1	2.30
2	4.60
3	1.80
4	7.50
5	0.50
6	0.79
7	0.10
8	1.10
9	3.00
10	2.60

Ya que cada una de esas codificaciones se adecua al problema a desarrollar por lo que la codificación no es la misma para todos los problemas para caso especial la codificación que se usara para este problema es la codificación de **permutaciones**.

Que sería una representación para el individuo de la siguiente manera, como un vector de permutaciones



Donde se garantiza que ningún perfil se acomodara dos veces y que representara el orden de la secuencia de los perfiles a cortar,

Este ejemplo mostramos el individuo representado como un vector de permutaciones, junto esta la tabla de identificación de perfiles, el vector de permutación que identifique cada gen como el número del perfil a cortar que en conjunto formen la secuencia de la posible solución, donde se garantiza que ningún perfil se acomodara dos veces .

Del por qué se va hacer uso de esta codificación se tiene las siguientes primicias pensados por el problema a abordar:

- Ningún elemento de la secuencia se puede repetir dos o más veces
- El orden de los elementos sí importa

En el cromosoma ejemplo, el perfil 1 iniciara como el primero a cortar y por ende la el segundo perfil a cortar seria el 2, la tercera en cortar seria el 3 y así sucesivamente.

Pero si lo pensamos directa mente en el problema se tiene comprendido que ninguno de los perfiles a cortar pueden ser mismo todos son elementos diferentes y siendo el orden el que determine cuál será la mejor forma para acomodarlos por eso el orden si importaría.

Si fuese el caso por ejemplo de que fueran 10 perfiles que se fueran a cortar el algoritmo genético debería encontrar una posible solución la mejor de todas del siguiente espacio de búsqueda determinado por el siguiente cálculo representativo de la teoría combinatorio haciendo el cálculo siguiente:

Si se tienen de ejemplo 10 perfiles y aplicando la siguiente fórmula para saber el espacio de búsqueda para este ejemplo daría un espacio de búsqueda de:

$$\text{Espacio de búsqueda} = !10 = 3628800$$

Solo para este ejemplo así sucesivamente dependiendo de los N perfiles que se deseen cortar con esas capacidades el uso de esta codificación y a la función de aptitud debe enfrentarse al algoritmo genético.

## 4. Operadores

individuo	valor Función aptitud
1	2.30
2	4.60
3	1.80
4	7.50
5	0.50
6	0.79
7	0.10
8	1.10
9	3.00
10	2.60

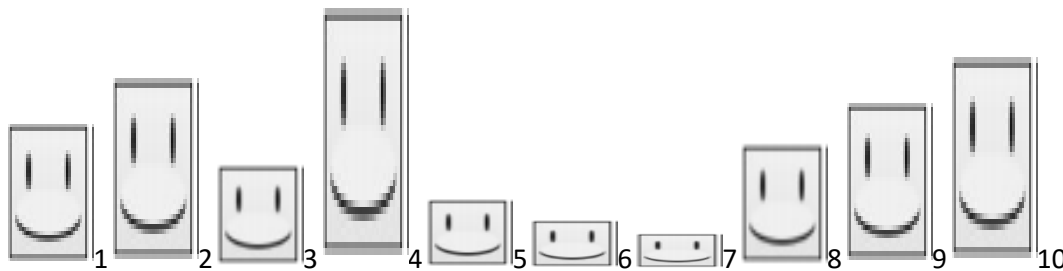
Así mismo como los electos anteriores son fundamentales la función de aptitud y la codificación, quien hace todo el proceso de recombinación y selección de los individuos son los operadores de los cuales también existen una gran variedad de los cuales el usar los adecuados son determinantes para cada problema para este caso se han designado los siguientes operadores que serán descritos enseguida.

### 4.1 Operador de selección aleatoria mención introductoria:

Para dar un ejemplo de selección he introducir a lo que son los operadores, muestro lo que es la selección aleatoria de individuos y dar a entender de inicio con la selección más simple en lo que operadores de selección se trata tienen como objetivo, hago hincapié que este operador no se va usar en este algoritmo solo es una breve introducción.

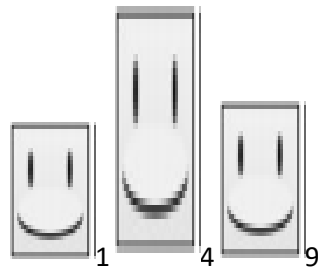
Para este operador su función básica como su nombre lo menciona es elegir a los individuos de forma aleatoria lo cual implica que pueden ser elegidos tanto los peores como los mejores individuos, siendo esta su principal desventaja en este ejemplo veamos cuál es su funcionamiento.

Imaginemos que tenemos los siguientes individuos que son representados por su tamaño en altura que sería su función de aptitud.



Imaginemos que queremos elegir 3 individuos, como se elegirán aleatoriamente no se sabe cuál se va elegir, para este ejemplo aleatoriamente elegimos los siguientes.

individuo	valor Función aptitud
1	2.30
4	4.60
9	3.00



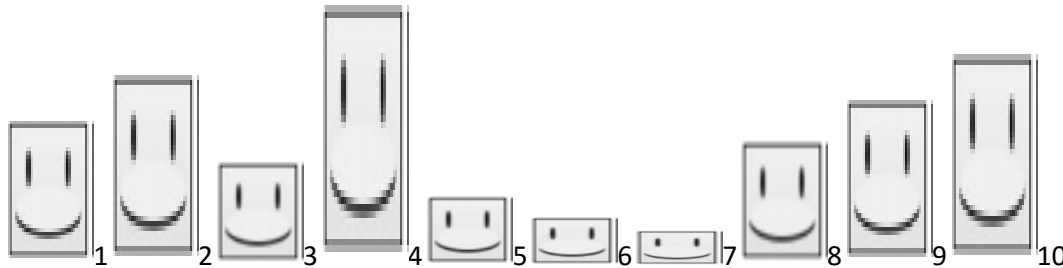
Al elegir los individuos podemos notar que no se ha diferenciado si es el mejor o menor solo se eligió y que sean o no sean los mejores pasaran como elegidos a la siguiente generación.

## 4.1 Operador de selección por torneo:

individuo	valor Función aptitud
1	2.30
2	4.60
3	1.80
4	7.50
5	0.50
6	0.79
7	0.10
8	1.10
9	3.00
10	2.60

Para el siguiente operador la primera característica que influye en su funcionamiento es que debe de escogerse una muestra de la población que es representada como "K", esta subpoblación es elegida aleatoriamente, ya que ese subconjunto de individuos será comparada, en una especie de torneo, en donde la manera de competir será con el valor de su función de aptitud, el ganador se elige conforme a la mejor función de aptitud tenga, el operador se adecua dependiendo si se busca encontrar ya se a un valor para minimización o para maximización, para tener más en compresión de cómo funciona el operador por torneo se especifica el siguiente:

Este ejemplo se representara para un operador de torneo para minimización donde se busca el menor aptitud, imaginemos que estos individuos en su aptitud representan su altura.



Primero determinaremos cuantos individuos competirán en el torneo, en este caso la muestra será de 3 individuos a elegir. Estos individuos se obtendrán aleatoriamente. Para este ejemplo los siguientes individuos.

individuo	valor Función aptitud
9	3.00
3	1.80
6	0.79



Después de formar el subconjunto lo consiguiente es compararlos entre si y encontrar el mejor individuo, para este caso el que tenga menor aptitud menor será el mejor, porque estamos buscando el mejor en un torneo para minimización.

Para este caso el que menor aptitud tiene es individuo 6 con una aptitud 0.79



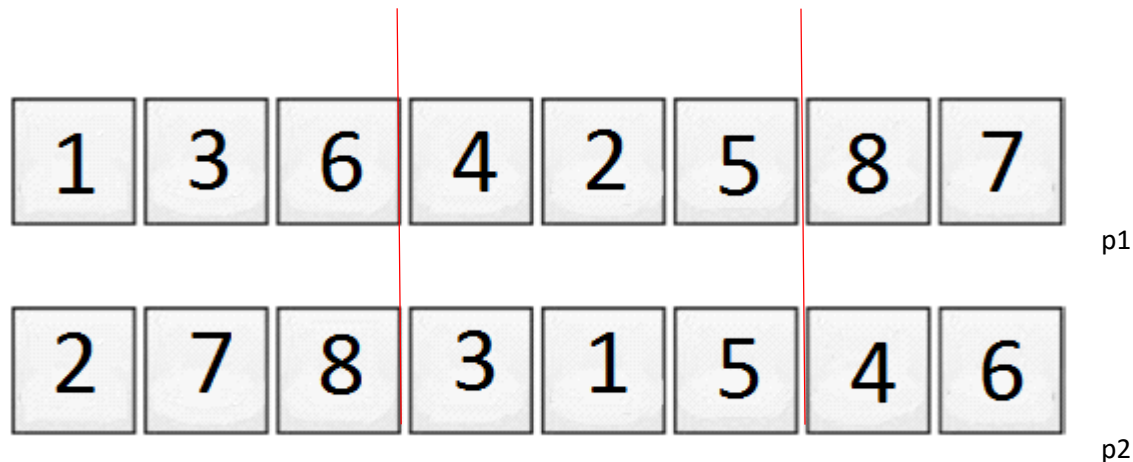
Así sucesivamente para los N número de individuos que se desee elegir, la cantidad de individuos está regida por la muestra representada con k que es la muestra de la población, el individuo elegido pasaría a la nueva generación.

## 4.2 Operadores de cruza

### 4.2.1 Operador de cruza por orden:

El siguiente operador se utiliza para codificaciones de permutaciones lo cual implica que no debe haber electos repetidos en el individuo por ello su funcionamiento de este operador, para este operador se sigue el siguiente algoritmo.

Elegir aleatoriamente dos puntos de corte para los padres del individuo.



Después de encontrar los dos cortes se deben copiar los valores de las subcadenas generadas entre los dos puntos de cortes, a cada hijo pero invirtiendo los valores por ejemplo la sub-cadena del padre 1 se copia en el individuo 2 y la sub-cadena del padre 2 se copia al hijo 1.

De la siguiente forma quedan las Sub-cadenas generadas que se guardan en los hijos



Ahora para ir armando el individuo se deben de ir copiando los valores de los padres comenzando a partir de la zona copiada y respetando el orden.

En este caso si se va a llenar el primer individuo se debe hacer el recorrido del padre 2 lo cual implica comenzar desde el corte realizado en el elemento 4 del padre 2 y comenzar con la verificación.

Pero con las siguientes condiciones

- 1.- si su valor no está en la subcadena intercambiada, se copia igual
- 2.-si está en la subcadena intercambiada, entonces se pasa a la siguiente posible

Entonces si se hace esa verificación debemos ir comparando si el valor 4 como primer elemento se encuentra en la subcadena del individuo 1, como si existe en esa subcadena no se copia el elemento, el siguiente elemento seria el 6 a comparar lo cual no existe en la subcadena entonces si se copia, el próximo elemento seria el 2, en este caso si se encuentra entonces no se copia, el próximo elemento a comparar es el 7, como no existe en la subcadena se copia hasta este momento el individuo se ha generado de la siguiente manera





Para terminar de llenar se deben seguir comparando la los elementos, el siguiente elemento a comparar es el 8 el cual como no se encuentra en la subcadena se copia, el siguiente seria el 3 que tampoco se encuentra entonces se copia, el siguiente seria 1 como no se encuentra tampoco se copia, y así se termina de llenar el individuo lo cual quedará de la siguiente forma:

8	3	1	4	2	5	6	7
---	---	---	---	---	---	---	---

La secuencia es igual para el siguiente individuo

El cual quedaría de la siguiente forma

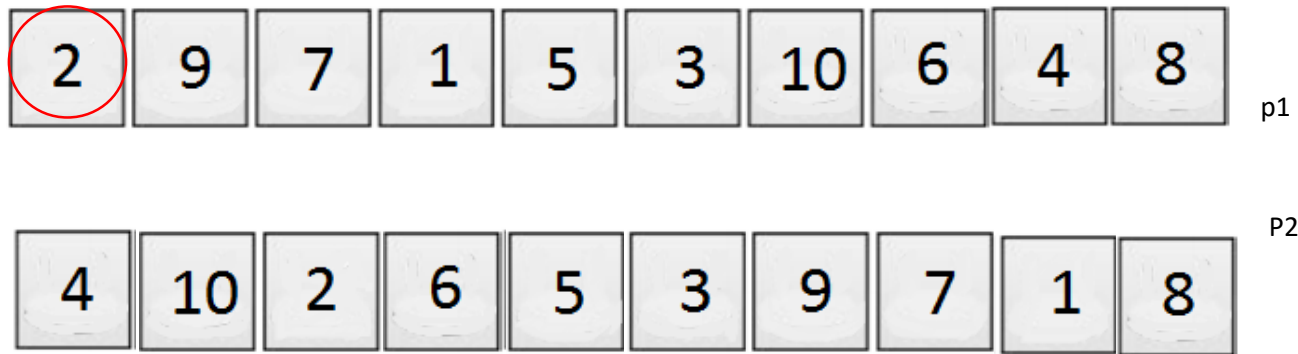
6	4	2	3	1	5	8	7
---	---	---	---	---	---	---	---

2	7	8	3	1	5	4	6
---	---	---	---	---	---	---	---

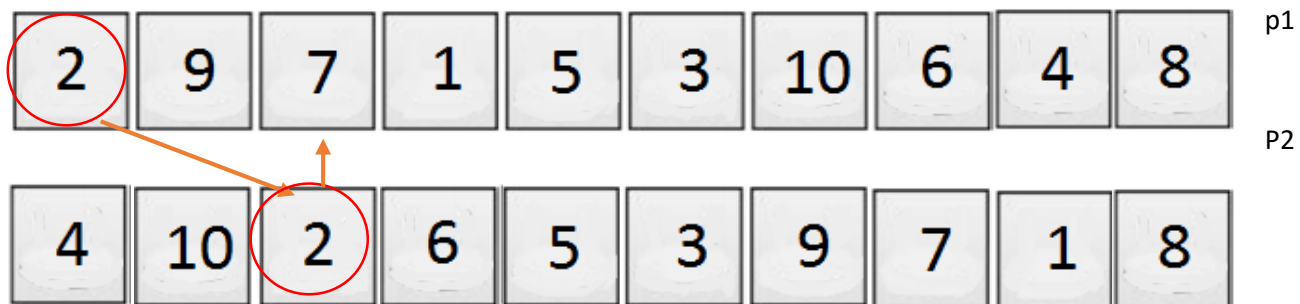
## 4.2.2 Operador de cruza por ciclos:

El siguiente operador en su funcionamiento hace uso de los dos padres ya que en cada uno de ellos se hace el siguiente procedimiento.

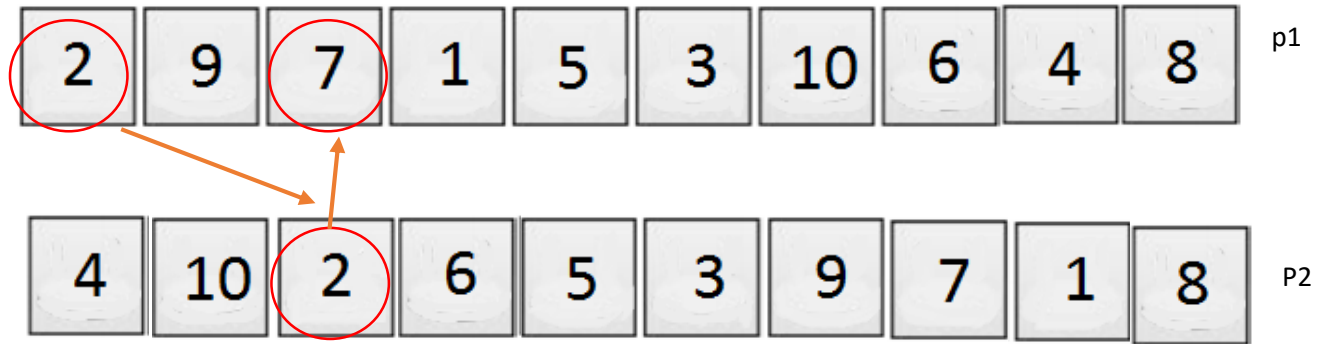
Se debe elegir primeramente un inicio del ciclo para este ejemplo se va usar al primer individuo p1



He iniciamos el ciclo con la por la posición marcada en este caso es el 2 como inicio de ciclo, la siguiente paso es empezar los ciclos de búsqueda, el ciclo siguiente se buscara dependiendo de dónde se encuentra el ciclo de inicio en el segundo padre, primero identificamos el inicio de ciclo en el segundo padre de la siguiente forma



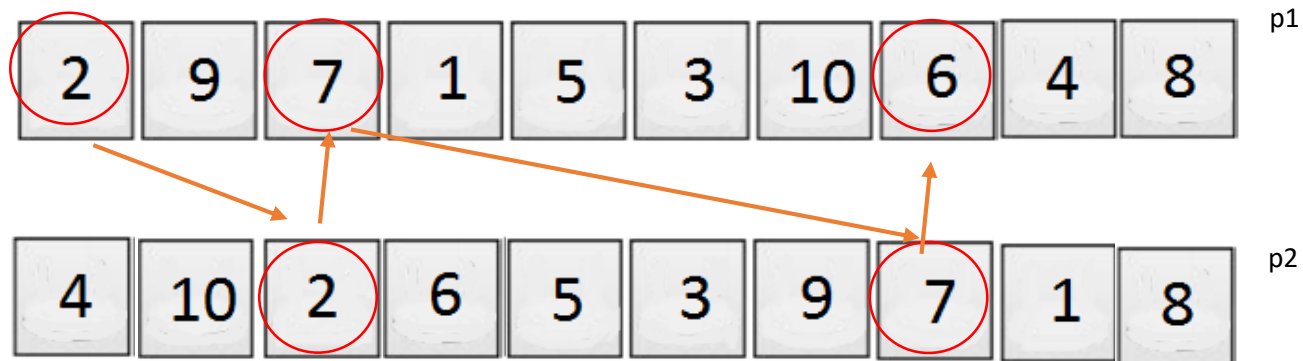
Ya teniendo la posición donde se encuentra el inicio de ciclo se referencia en el primer padre el cual se convertirá en nuevo ciclo siguiente.



Al encontrar el ciclo se asigna al individuo hijo en este caso 1



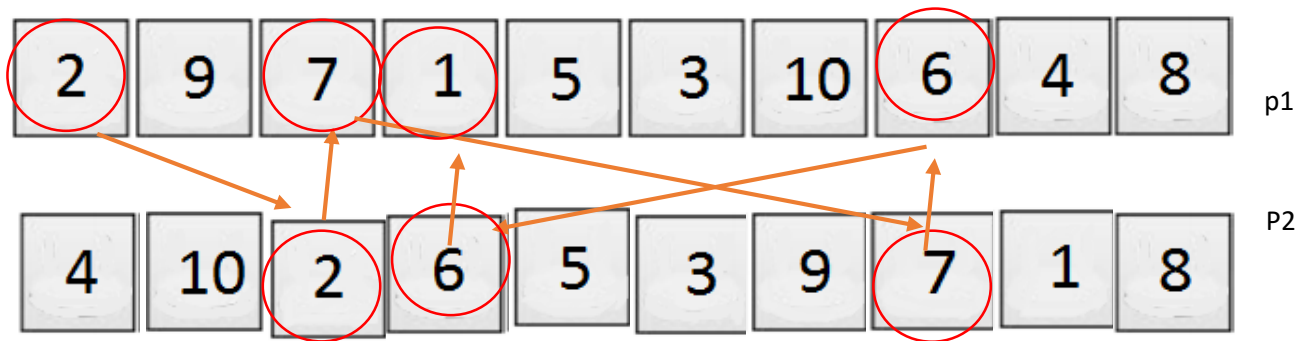
Entonces el 7 será el siguiente ciclo a buscar siguiendo el método pero con el siguiente ciclo



Al encontrar la posición del ciclo buscado se ha identificado se vuelve a guardar en el hijo



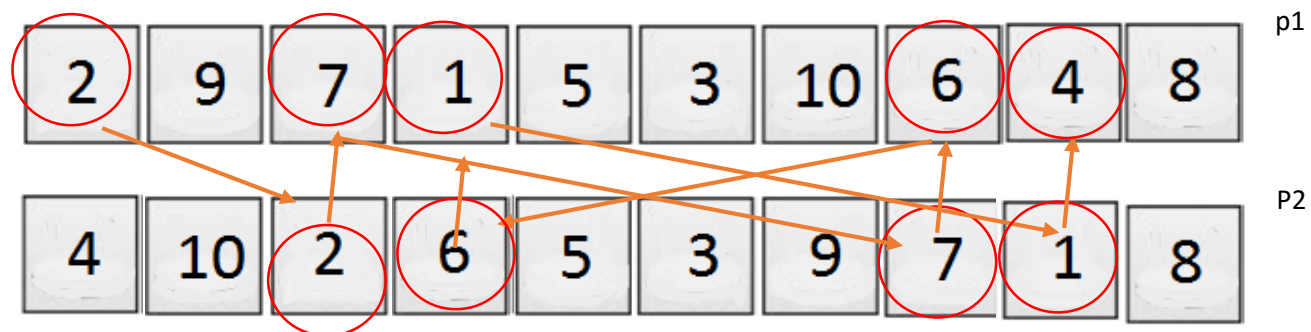
Volvemos a buscar en nuevo ciclo



Al encontrar el ciclo se vuelve a asignar ese valor al individuo



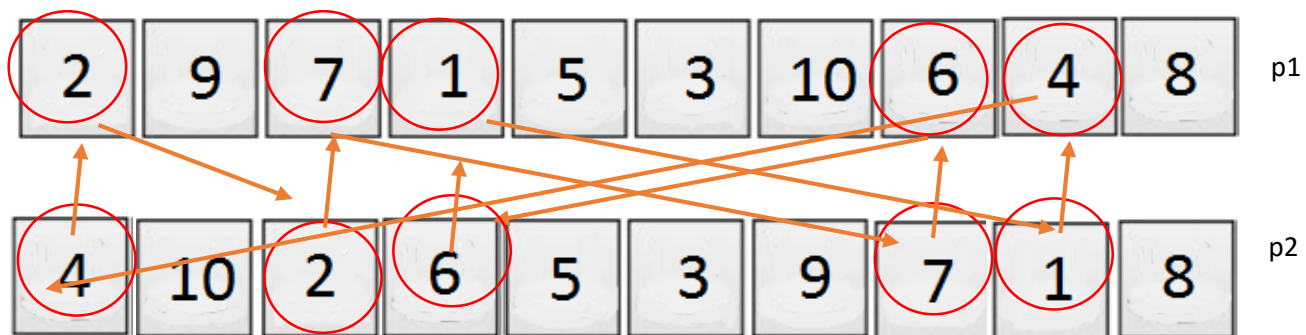
Hacemos la búsqueda del nuevo ciclo



Al encontrar el ciclo se vuelve a asignar ese valor al individuo



Volvemos a buscar el ciclo



Al encontrar el segundo el siguiente ciclo y coincide con el ciclo de inicio termina el ciclo y así que daría el individuo aun sin acabarlo de llenar.



Lo que sigue es copiar las en las posiciones faltantes los elementos que están en esa posición del padre 2 y quedaría de la siguiente forma.



Para el individuo 2 se repiten los mismos pasos para encontrar el ciclo correspondientes con el individuo.

## 4.3 Operadores de mutación

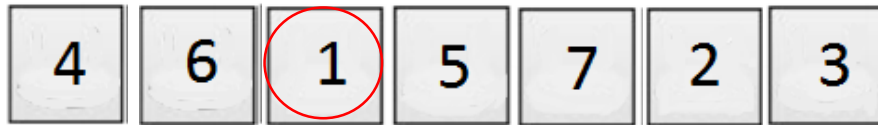
### 4.3.1 Operador de mutación por inserción:

Para el operador de inserción, se tiene en cuenta que debe evaluarse gen a gen del cromosoma solo puede mutar si la probabilidad de mutación da a 1 que identificara que se debe mutar.

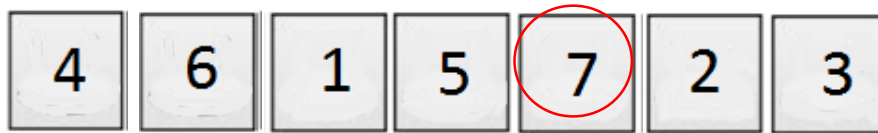
Entonces después se elige otro gen aleatoriamente con el cual se hará la inserción en esa posición el gen que se va a mutar que se eligió con la probabilidad.

Como el siguiente ejemplo:

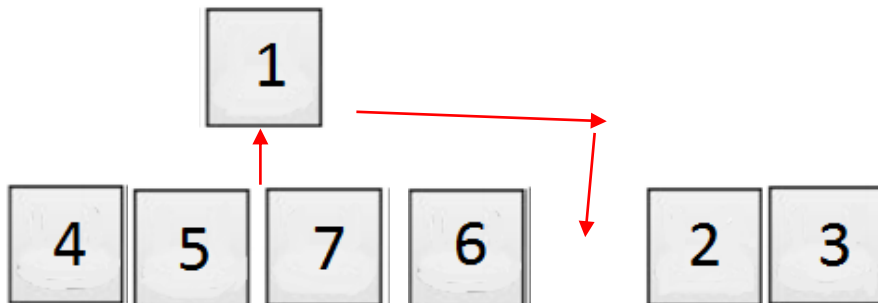
Imaginemos que elige como gen mediante la probabilidad posición 3 con el número 1 como valor que representara nuestro gen a mutar



Se busca otro gen aleatoriamente lo cual se elige en este caso elegimos el gen en posición 6 con numero 7



Teniendo los genes se hace la inserción se hace un recorrido de los genes después del gen a mutar hacia la izquierda quitando el gen a mutar y en la posición del según gen elegido aleatoriamente es donde se inserta el gen a mutar.



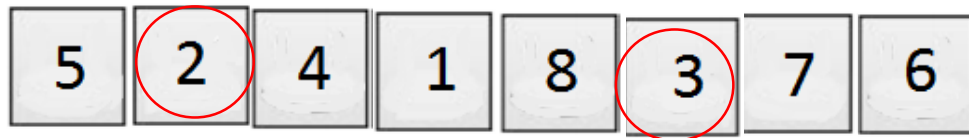
De esta forma que daría el individuo



### 4.3.2 Operador de mutación por intercambio:

Para el siguiente operador como el operador anterior hace uso de la probabilidad de mutación, que se verifica que si la probabilidad de mutación da igual a 1 para ese gen sea el que se muta, si así fuera el caso se toma ese gen que será el que se va a mutar, después se debe elegir otro gen con el cual se va a intercambiar, se debe elegir otro aleatoriamente y se intercambian de posición y se sigue el siguiente proceso.

Usemos el siguiente cromosoma para dar un ejemplo si tomamos el marcado con color verde como gen elegido por probabilidad y el segundo gen marcado con azul como elegido aleatoriamente, lo único que se hace es intercambiar de posición y ocupar cada quien el lugar del otro de la siguiente manera.



## 5. Corridas a mano



## 6. Experimentos

Para las siguientes ejecuciones se han tomado en cuenta valores de medidas de entrada reales, de perfiles a cortar de un trabajo de 14 aperturas de ventanas los cuales se usaron medidas de un mismo material de aluminio. Las medidas de entradas fueron:

p	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28
m	1. 17	1. 17	0. 64	0. 64	0. 86	0. 86	0. 43	0. 43	0. 71	0. 71	0. 57	0. 57	1. 72	1. 72	0. 19	0. 19	0. 19	0. 19	0. 19	0. 19	0. 19	0. 19	0. 59	0. 59	0. 70	0. 70	0. 47	0. 47



En esta ejecución se han obtenido las siguientes resultados con la siguiente configuración, se iniciaron 100 individuos y se eligieron 100 generaciones con el operador de selección por torneo con dos individuos de la muestra de la población, el operador de cruce por ciclos y el operador de mutación por intercambio con una probabilidad de mutación de 0.0 porciento de cada 1000 individuos.

En esta grafica el color azul representa el promedio por generación y la línea roja indica los mejores individuos por generación.

El mejor individuo de la última generación fue que representaría el orden de como acomodar los perfiles a cortar es:

[24][7][10][27][9][4][12][15][20][8][3][23][25][5][18][1][13][6][22][17][11][16][21][19][2][28][26][14]

Con una aptitud obtenida de : 1.06 que reprenda la medida en metros de la sumatoria de los desperdicios de cada uno de los perfiles usado

Que para nos daría el siguiente desperdicio entre cada perfil de la siguiente manera.

Esta es la secuencia de los perfiles a cortar que cupieron en cada perfil nuevo

Perfil: 1 <u>[24][7][10][27][9][4][12][15][20][8][3]</u> <u>PN: 6.1 - PA: 0.59</u> <u>PN: 5.51 - PA: 0.43</u> <u>PN: 5.08 - PA: 0.71</u> <u>PN: 4.37 - PA: 0.47</u> <u>PN: 3.9 - PA: 0.71</u> <u>PN: 3.19 - PA: 0.64</u> <u>PN: 2.55 - PA: 0.57</u> <u>PN: 1.98 - PA: 0.19</u> <u>PN: 1.79 - PA: 0.19</u> <u>PN: 1.6 - PA: 0.43</u> <u>PN: 1.17 - PA: 0.64</u> <u>Desperdicio de perfil 1: 0.53</u>	Perfil: 2 <u>[23][25][5][18][1][13][6][22][17]</u> <u>PN: 6.1 - PA: 0.59</u> <u>PN: 5.51 - PA: 0.7</u> <u>PN: 4.81 - PA: 0.86</u> <u>PN: 3.95 - PA: 0.19</u> <u>PN: 3.76 - PA: 1.17</u> <u>PN: 2.59 - PA: 1.72</u> <u>PN: 0.87 - PA: 0.86</u> <u>Desperdicio de perfil 2: 0.01</u>	Perfil: 3 <u>[11][16][21][19][2][28][26][14]</u> <u>PN: 6.1 - PA: 0.19</u> <u>PN: 5.91 - PA: 0.19</u> <u>PN: 5.72 - PA: 0.57</u> <u>PN: 5.15 - PA: 0.19</u> <u>PN: 4.96 - PA: 0.19</u> <u>PN: 4.77 - PA: 0.19</u> <u>PN: 4.58 - PA: 1.17</u> <u>PN: 3.41 - PA: 0.47</u> <u>PN: 2.94 - PA: 0.7</u> <u>PN: 2.24 - PA: 1.72</u> <u>Desperdicio de perfil 3: 0,52</u>
Cantidad de perfiles a usar:3 <u>Desperdicio total De perfiles sin Ultimo: 0,54m</u> <u>Desperdicio de todos los Perfiles Usados: 1,06m</u>		

p	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28
m	1. 17	1. 17	0. 64	0. 64	0. 86	0. 86	0. 43	0. 43	0. 71	0. 71	0. 57	0. 57	1. 72	1. 72	0. 19	0. 19	0. 19	0. 19	0. 19	0. 19	0. 19	0. 19	0. 59	0. 59	0. 70	0. 70	0. 47	0. 47



En esta ejecución se han obtenido las siguientes resultados con la siguiente configuración, se iniciaron 100 individuos y se eligieron 100 generaciones con el operador de selección por torneo con 2 individuos de la muestra de la población, el operador de cruza por ciclos y el operador de mutación por intercambio con una probabilidad de mutación de 0.01 por ciento de cada 1000 individuos. En esta grafica el color azul representa el promedio por generación y la línea roja indica los mejores individuos por generación.

En esta segunda grafica muestra más a detalle los mejores individuos de las generaciones obtenidas.

El mejor individuo de la última generación fue que representaría el orden de como acomodar los perfiles a cortar es:

[14][25][27][6][28][13][2][8][23][16][5][24][15][10][12][9][19][18][21][11][22][20][17][26][3][7][1][4]

Con una aptitud obtenida de: 1.06 que representa la medida en metros de la sumatoria de los desperdicios de cada uno de los perfiles usado. Que para nos daría el siguiente desperdicio entre cada perfil de la siguiente manera.

Esta es la secuencia de los perfiles a cortar que cupieron en cada perfil nuevo

Perfil: 1	Perfil: 2	Perfil: 3
<u>[14][25][27][6][28][13]</u>	<u>[2][8][23][16][5][24][15][10][12][9]</u>	<u>[19][18][21][11][22][20][17][26][3][7][1][4]</u>
<u>PN: 6.1 - PA: 1.72</u>	<u>PN: 6.1 - PA: 1.17</u>	<u>PN: 6.1 - PA: 0.19</u>
<u>PN: 4.38 - PA: 0.7</u>	<u>PN: 4.93 - PA: 0.43</u>	<u>PN: 5.91 - PA: 0.19</u>
<u>PN: 3.68 - PA: 0.47</u>	<u>PN: 4.5 - PA: 0.59</u>	<u>PN: 5.72 - PA: 0.19</u>
<u>PN: 3.21 - PA: 0.86</u>	<u>PN: 3.91 - PA: 0.19</u>	<u>PN: 5.53 - PA: 0.57</u>
<u>PN: 2.35 - PA: 0.47</u>	<u>PN: 3.72 - PA: 0.86</u>	<u>PN: 4.96 - PA: 0.19</u>
<u>PN: 1.88 - PA: 1.72</u>	<u>PN: 2.86 - PA: 0.59</u>	<u>PN: 4.77 - PA: 0.19</u>
<u>Desperdicio de perfil 1: 0.16</u>	<u>PN: 2.27 - PA: 0.19</u>	<u>PN: 4.58 - PA: 0.19</u>
	<u>PN: 2.08 - PA: 0.71</u>	<u>PN: 4.39 - PA: 0.7</u>
	<u>PN: 1.37 - PA: 0.57</u>	<u>PN: 3.69 - PA: 0.64</u>
	<u>PN: 0.8 - PA: 0.71</u>	<u>PN: 3.05 - PA: 0.43</u>
	<u>Desperdicio de perfil 2: 0.09</u>	<u>PN: 2.62 - PA: 1.17</u>
		<u>PN: 1.45 - PA: 0.64</u>
		<u>Desperdicio de perfil 3: 0,81</u>

Cantidad de perfiles a usar:3

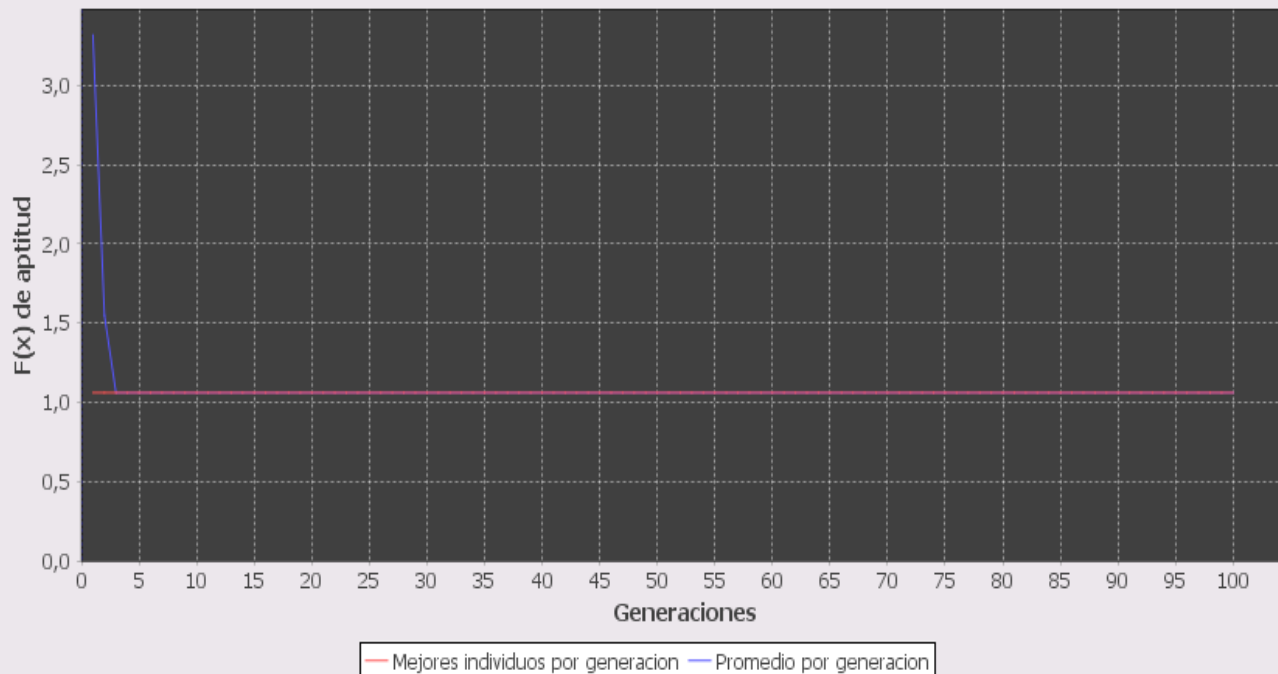
Desperdicio total De perfiles sin Ultimo: 0,25

Desperdicio de todos los Perfiles Usados: 1,06

p	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28
m	1. 17	1. 17	0. 64	0. 64	0. 86	0. 86	0. 43	0. 43	0. 71	0. 71	0. 57	0. 57	1. 72	1. 72	0. 19	0. 19	0. 19	0. 19	0. 19	0. 19	0. 19	0. 19	0. 59	0. 59	0. 70	0. 70	0. 47	0. 47

Visualización de comportamiento

### Evolucion de individuos



En esta ejecución se han obtenido los siguientes resultados con la siguiente configuración, se iniciaron 100 individuos y se eligieron 100 generaciones con el operador de selección por torneo con 2 individuos de la muestra de la población, el operador de cruce por orden y el operador de mutación por intercambio con una probabilidad de mutación de 0.0 porciento de cada 1000 individuos.

En esta grafica el color azul representa el promedio por generación y la línea roja indica los mejores individuos por generación.

El mejor individuo de la última generación fue que representaría el orden de como acomodar los perfiles a cortar es:

[24][22][19][9][5][1][28][20][27][15][12][16][8][4][18][13][23][11][2][10][17][6][25][26][7][3][14][21]

Con una aptitud obtenida de: 1.06 que reprenda la medida en metros de la sumatoria de los desperdicios de cada uno de los perfiles usado. Que para nos daría el siguiente desperdicio entre cada perfil de la siguiente manera.

<p>Perfil: 1</p> <p><u>[24][22][19][9][5][1][28][20][27][15][12][16]</u></p> <p><u>PN: 6.1 - PA: 0.59</u></p> <p><u>PN: 5.51 - PA: 0.19</u></p> <p><u>PN: 5.32 - PA: 0.19</u></p> <p><u>PN: 5.13 - PA: 0.71</u></p> <p><u>PN: 4.42 - PA: 0.86</u></p> <p><u>PN: 3.56 - PA: 1.17</u></p> <p><u>PN: 2.39 - PA: 0.47</u></p> <p><u>PN: 1.92 - PA: 0.19</u></p> <p><u>PN: 1.73 - PA: 0.47</u></p> <p><u>PN: 1.26 - PA: 0.19</u></p> <p><u>PN: 1.07 - PA: 0.57</u></p> <p><u>PN: 0.5 - PA: 0.19</u></p> <p><u>Desperdicio de perfil 1: 0.31</u></p>	<p>Perfil: 2</p> <p><u>[8][4][18][13][23][11][2][10]</u></p> <p><u>PN: 6.1 - PA: 0.43</u></p> <p><u>PN: 5.67 - PA: 0.64</u></p> <p><u>PN: 5.03 - PA: 0.19</u></p> <p><u>PN: 4.84 - PA: 1.72</u></p> <p><u>PN: 3.12 - PA: 0.59</u></p> <p><u>PN: 2.53 - PA: 0.57</u></p> <p><u>PN: 1.96 - PA: 1.17</u></p> <p><u>PN: 0.79 - PA: 0.71</u></p> <p><u>Desperdicio de perfil 2: 0.08</u></p>	<p>Perfil: 3</p> <p><u>[17][6][25][26][7][3][14][21]</u></p> <p><u>PN: 6.1 - PA: 0.19</u></p> <p><u>PN: 5.91 - PA: 0.86</u></p> <p><u>PN: 5.05 - PA: 0.7</u></p> <p><u>PN: 4.35 - PA: 0.7</u></p> <p><u>PN: 3.65 - PA: 0.43</u></p> <p><u>PN: 3.22 - PA: 0.64</u></p> <p><u>PN: 2.58 - PA: 1.72</u></p> <p><u>PN: 0.86 - PA: 0.19</u></p> <p><u>Desperdicio de perfil 3: 0,67</u></p>
------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

Cantidad de perfiles a usar:3

Desperdicio total De perfiles sin Ultimo: 0,39

Desperdicio de todos los Perfiles Usados: 1,06



p	1	2	3	4	5	6	7	8	9										
m	1.	1.	0.	0.	0.	0.	0.	0.	0.										
	17	17	64	64	86	86	43	43	71										



En esta ejecución se han obtenido los siguientes resultados con la siguiente configuración, se iniciaron 100 individuos y se eligieron 100 generaciones con el operador de selección por torneo con 2 individuos de la muestra de la población, el operador de cruce por orden y el operador de mutación por intercambio con una probabilidad de mutación de 0.01por ciento de cada 1000 individuos.

En esta grafica el color azul representa el promedio por generación y la línea roja indica los mejores individuos por generación.

El mejor individuo de la última generación

fue que representaría el orden de como acomodar los perfiles a cortar es:

[7][6][8][1][3][2][9][4][5]

Con una aptitud obtenida de : 0.00

Que reprenda la medida en metros de la sumatoria de los desperdicios de cada uno de los perfiles usado. Que para nos daría el siguiente desperdicio entre cada perfil de la siguiente manera.

Esta es la secuencia de los perfiles a cortar que cupieron en cada perfil nuevo



Perfil: 1 <u>[7][6][8]</u> <u>PN: 6.1 - PA: 2.2</u> <u>PN: 3.9 - PA: 2.1</u> <u>PN: 1.8 - PA: 1.8</u> <u>Desperdicio de perfil 1: 0.0</u>	Perfil: 2 <u>[1][3][2]</u> <u>PN: 6.1 - PA: 2.95</u> <u>PN: 3.15 - PA: 1.55</u> <u>PN: 1.6 - PA: 1.6</u> <u>Desperdicio de perfil 2: 0.0</u>	Perfil: 3 <u>[9][4][5]</u> <u>PN: 6.1 - PA: 2.1</u> <u>PN: 4.0 - PA: 3.0</u> <u>PN: 1.0 - PA: 1.0</u> <u>Desperdicio de perfil 3: 0.0</u>
----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------



p	1	2	3	4	5	6	7	8	9
m	2.	1.	0.	0.	0.	0.	0.	0.	0.
	95	17	64	64	86	86	43	43	71



En esta ejecución se han obtenido las siguientes resultados con la siguiente configuración, se iniciaron 100 individuos y se eligieron 100 generaciones con el operador de selección por torneo con 2 individuos de la muestra de la población, el operador de cruza por orden y el operador de mutación por intercambio con una probabilidad de mutación de 0.0 porciento de cada 1000 individuos.

En esta grafica el color azul representa el promedio por generación y la línea roja indica los mejores individuos por generación.

El mejor individuo de la última generación fue que representaría el orden de como acomodar los perfiles a cortar es:

[5][4][9][7][8][6][2][1][3]

Con una aptitud obtenida de: 0.0 que reprenda la medida en metros de la sumatoria de los desperdicios de cada uno de los perfiles usado Que para nos daría el siguiente desperdicio entre cada perfil de la siguiente manera.

Esta es la secuencia de los perfiles a cortar que cupieron en cada perfil nuevo

Perfil: 1 <u>[5][4][9]</u> <u>PN: 6.1 - PA: 1.0</u> <u>PN: 5.1 - PA: 3.0</u> <u>PN: 2.1 - PA: 2.1</u> <u>Desperdicio de perfil 1: 0.0</u>	Perfil: 2 <u>[7][8][6]</u> <u>PN: 6.1 - PA: 2.2</u> <u>PN: 3.9 - PA: 1.8</u> <u>PN: 2.1 - PA: 2.1</u> Se hizo un desperdicio de: <u>0.0</u>	Perfil: 3 <u>2][1][3]</u> <u>PN: 6.1 - PA: 1.6</u> <u>PN: 4.5 - PA: 2.95</u> <u>PN: 1.55 - PA: 1.55</u> Se hizo un desperdicio de: <u>0.0</u>
<u>Cantidad de perfiles a usar:3</u> <u>Desperdicio total De perfiles sin Ultimo: 0</u> <u>Desperdicio de todos los Perfiles Usados: 0</u>		



## 7. Conclusiones

Como podemos apreciar la aplicación de un algoritmos genético en la vida real puede ser del todo abordable en problemas donde se desee optimizar, este caso con la reducción de desperdicio en los cortes de aluminio ya que los algoritmos genéticos tienen las capacidad de poder encontrar en un sinfín de soluciones posibles la mejor entre ellas, que resolverían el problema de optimización, pero la parte medular de estos algoritmos son los tres partes fundamentales

- primeramente la adecuación y codificación del individuo que representara la posible solución de tantas en haber al buscar
- la segunda y talvez más importante la función de aptitud que evaluara todas las posibles soluciones encontradas
- y la tercera para mejoramiento de los individuos entre cada generación los operadores que deben ser elegidos con suma concordancia al problema a abordar ya se al maximizar o minimizar.

Cada una de estas partes en conjunto son muy importantes ya que son las causantes ya sea de mejora o no mejora de los resultados, para este trabajo conforma a las pruebas realizadas se puede ver visualmente la aplicación de estos algoritmos, por ejemplo en la primera grafica se puede observar cuando en la probabilidad de mutación no está siendo aplicada ya que la gráfica no tiene disturbios o altas y bajas por que los individuos no están mutando lo cual se va representando lo más lineal posible pero si se van logrando evolucionar viendo la gráfica del promedio ya que se ve su reducción tomando en cuenta el inicio y el fin de ella más sin embargo se alcanza una solución muy optima más sin embargo buena al encontrar la solución.

Por otro parte y en los ejemplos siguientes podemos observar como al empezar aplicar un poco de mutación realimente los individuos empiezan a varear y en la gráfica de promedio de color azul se puede ver como da pequeños altos y bajos, esto se puede observar en el la última grafica al aplicar el mayor de probabilidad de mutación se nota esa mutación en la varianza de la gráfica desde inicio al final, en este caso dando un resultado de lo más óptimo posible ya que si se encontró la solución mas mejor de las ejecuciones presentadas alcanzando la reducción casi total de desperdicio si se hicieran esos cortes de los 28 perfiles a cortar.

Lo aprendido en este trabajo son las posibilidades que la aplicación de estas técnicas en problemas de la vida real en lo cual no puede ser más interesante al verlo funcionando y ver que es posible implementar en un problema de este índole así como se evoluciona de igual forma se puede mejorar esta aplicación ya que este algoritmo está pensado para perfiles del mismo tipo más sin embargo esa es otro posible mejora hasta aquí ha sido todo gracias.

## 8.- Referencias Bibliográficas

Bibliografía libros	
[Alvarez,94]	Luis Álvarez Munarriz, Fundamentos de inteligencia Artificial año de edición 1994, Editorial EDITUM.
[ Haupt,2004]	Haupt, R. L., & Haupt, S. E. (2004). <i>Practical genetic algorithms</i> . John Wiley & Sons.
[ Jacobson,2015]	Jacobson, L., & Kanber, B. (2015). <i>Genetic Algorithms in Java Basics</i> . Apress