



**UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA
DE MÉXICO**

FACULTAD DE INGENIERÍA

**APLICACIÓN DE ALGORITMOS GENÉTICOS EN
INGENIERÍA CIVIL**

T E S I S

QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE:

INGENIERO CIVIL

P R E S E N T A:

RODRIGO JARQUÍN LAGUNA



**DIRECTORA DE TESIS
DRA. SONIA ELDA RUÍZ GÓMEZ**

Ciudad Universitaria, México, D.F.

Mayo 2014.



Universidad Nacional
Autónoma de México

Dirección General de Bibliotecas de la UNAM

Biblioteca Central



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.



UNIVERSIDAD NACIONAL
AUTÓNOMA DE
MÉXICO

DIVISIÓN DE INGENIERÍAS CIVIL Y GEOMÁTICA
COMITÉ DE TITULACIÓN
FING/DICyG/SEAC/UTIT/114/13

Señor
RODRIGO JARQUIN LAGUNA
Presente

En atención a su solicitud me es grato hacer de su conocimiento el tema que propuso la profesora DRA SONIA ELDA RUIZ GÓMEZ, que aprobó este Comité, para que lo desarrolle usted como tesis de su examen profesional de INGENIERO CIVIL.

"APLICACIÓN DE ALGORITMOS GENÉTICOS EN INGENIERÍA CIVIL"

- I. INTRODUCCIÓN
- II. INTRODUCCIÓN A LOS ALGORITMOS GENÉTICOS
- III. EJEMPLO SOBRE OPTIMIZACIÓN EN LA PROGRAMACIÓN DE PROYECTOS CARRETEROS
- IV. EJEMPLO SOBRE OPTIMIZACIÓN EN LA OPERACIÓN DE UN SISTEMA DE TUBERÍAS EN SERIE
- V. EJEMPLO SOBRE ESTIMACIÓN Y LOCALIZACIÓN DE FUGAS EN UNA RED DE AGUA POTABLE
- VI. DISEÑO ÓPTIMO DE EDIFICIOS CON ESTRUCTURAS METÁLICAS
- VII. PROPUESTA DE DISTRIBUCIÓN DE AMORTIGUADORES VISCOSES NO LINEALES EN UN EDIFICIO
- VIII. CONCLUSIONES
- IX. REFERENCIAS

Ruego a usted cumplir con la disposición de la Dirección General de la Administración Escolar en el sentido de que se imprima en lugar visible de cada ejemplar de la tesis el Título de ésta.

Asimismo le recuerdo que la Ley de Profesiones estipula que deberá prestar servicio social durante un tiempo mínimo de seis meses como requisito para sustentar Examen Profesional.

Atentamente
"POR MI RAZA HABLARÁ EL ESPÍRITU"
Cd. Universitaria a 29 de agosto del 2013.
EL PRESIDENTE



M.I. JOSÉ LUIS TRIGOS SUÁREZ

JLTS/MTH*gar.

Agradecimientos

A mis padres por su cariño, amor, comprensión y orientación a lo largo de mi vida.

A mis hermanos por su preocupación y apoyo en mi formación profesional.

A mis compañeros y amigos por su amistad incondicional.

A la Universidad Nacional Autónoma de México y a la Facultad de Ingeniería por darme los conocimientos y las herramientas para desarrollarme profesionalmente.

A la Dra. Sonia Ruíz Gómez por su confianza, paciencia y dirección en esta tesis.

Al M. en I. David Brambila Neri por la ayuda brindada en la realización de este trabajo.

A la DGAPA por su apoyo económico en la realización de esta tesis y participación en el proyecto PAPIIT-IN107011.

Índice de Contenido

Introducción.....	7
Capítulo 1. Introducción a los Algoritmos Genéticos.....	9
1.1. Definición de Algoritmos Genéticos	9
1.2. Analogía de un Algoritmo Genético con la Naturaleza.....	9
1.3. Características de los Algoritmos Genéticos.....	10
1.4. Representación de las Variables	11
1.5. Evaluación y Selección	12
1.6. Proceso de los Algoritmos Genéticos	13
1.7. Operadores Genéticos	15
1.7.1. “Crossover”	15
1.7.2. Mutación.....	17
Capítulo 2. Ejemplo sobre Optimización en la Programación de Proyectos Carreteros.....	18
2.1. Introducción.....	18
2.2. Formulación del Algoritmo Genético.....	21
2.2.1. Objetivo.....	21
2.2.2. Elementos de la Programación del Proyecto.....	21
2.2.3. El Algoritmo Genético	21
2.2.4. Parámetros del Algoritmo Genético	22
2.2.5. Resumen del Procedimiento del Algoritmo Genético	22
2.3. Sintetización del Algoritmo Genético en la Programación del Proyecto.....	23
2.3.1. Información Requerida	23
2.3.2. Imposición de Restricciones	23
2.3.3. Cálculo de los Beneficios del Proyecto	25
2.3.4. Cálculo de los Beneficios de los Usuarios del Proyecto	25
2.3.5. Procedimiento del Cálculo de la Función Objetivo.....	26
2.4. Resultados.....	28
2.5. Soluciones	28
2.6. Conclusiones de este Ejemplo	31
Capítulo 3. Ejemplo sobre Optimización en la Operación de un Sistema de Tuberías en Serie	32

3.1.	Introducción.....	32
3.2.	Descripción de un Problema de Optimización de Tuberías.....	32
3.3.	Funcionamiento de los Algoritmos Genéticos.....	34
3.4.	Restricciones del Sistema	35
3.5.	Optimización del Sistema de Tubería	36
3.6.	Conclusiones de este Ejemplo	40
Capítulo 4.	Ejemplo sobre Estimación y Localización de Fugas en una Red de Agua Potable.....	42
4.1.	Introducción.....	42
4.2.	Planteamiento	42
4.3.	Funcionamiento de los Algoritmos Genéticos.....	44
4.4.	Aspectos a Considerar	46
4.5.	Aplicación.....	46
4.6.	Resultados.....	49
4.7.	Conclusiones de este Ejemplo	51
Capítulo 5.	Diseño Óptimo de Edificios con Estructuras Metálicas	53
5.1.	Introducción.....	53
5.2.	Procedimiento del Algoritmo Genético Multiobjetivo	54
5.2.1.	Consideraciones sobre los Costos Iniciales de Materiales y sobre la Complejidad de Diseño y Construcción	56
5.2.2.	Cálculo de los Costos de Daños Sísmicos a lo Largo de la Vida Útil de la Estructura	57
5.2.3.	Disposiciones de la AISC-LRFD y de la NEHRP 1997.....	58
5.2.4.	Algoritmo Genético.....	58
5.3.	Aproximación a la Evaluación del Desempeño Sísmico.....	59
5.4.	Ejemplo	60
5.4.1.	Descripción del Modelo Estructural.....	60
5.4.2.	Aplicación del Algoritmo Genético Multiobjetivo	62
5.4.3.	Resultados del Ejemplo.....	64
5.5.	Conclusiones de este Ejemplo	67
Capítulo 6.	Propuesta de Distribución de Amortiguadores Viscosos No Lineales en un Edificio	68
6.1.	Introducción.....	68
6.2.	Descripción del Edificio en Estudio.....	73
6.2.1.	Características del Edificio Sin Amortiguadores	78

6.2.2.	Diseño de la Estructura Con Amortiguamiento Adicional	79
6.2.3.	Diseño de la Estructura Con amortiguadores Viscosos No Lineales.....	82
6.3.	Aplicación del Algoritmo Genético Simple	82
6.4.	Resultados.....	86
6.4.1.	Resultados en la Dirección X.....	86
6.4.2.	Resultados en la Dirección Y.....	95
6.4.3.	Distribución Final de los Amortiguadores Viscosos No Lineales	101
6.5.	Conclusiones sobre el Capítulo 6.....	101
Capítulo 7.	Conclusiones	103
Referencias	104

Introducción

En este trabajo de tesis se muestra a los algoritmos genéticos como una herramienta útil en la búsqueda de soluciones y alternativas en algunas áreas de Ingeniería Civil, por medio de ejemplos de aplicación en casos de diseño, operación y localización de problemáticas en un sistema. Los casos mostrados son ejemplos bibliográficos de otros países e incluso se presenta un caso que se realizó en nuestro país, y más específicamente, en la UNAM.

Para entender mejor qué son los algoritmos genéticos y cómo funcionan, el primer capítulo de este trabajo explica de manera general en qué consisten los algoritmos genéticos, así como su funcionamiento que se asemeja a la naturaleza, de ahí el nombre de esta herramienta de búsqueda; así como sus características y sus operadores, en los cuales el algoritmo genético se basa para desarrollar su proceso de búsqueda de soluciones.

Se mencionan y explican la aplicación de algoritmos genéticos de cuatro casos. En el capítulo dos se describe como esta herramienta ayuda en la optimización de la programación y la selección de proyectos carreteros, entregando resultados con una mejor logística y, por supuesto, más económicos en cuanto a inversión. Además, favorece al encontrar una solución en la cual se tendrá un mejor rendimiento en la construcción lo que favorece a reducir la contaminación, aunque no fue un criterio de optimización pero en estudios posteriores podría considerarse y así evitar menores daños al medio ambiente.

En el capítulo tres se muestra un ejemplo en la operación de un sistema, en este caso se trata de optimizar la operación de un sistema de tuberías en serie. Gracias a esta aplicación, la operación de un sistema de bombeo en serie se facilita ya que el algoritmo genético se encarga de calcular la mejor solución. Lo que se debe tomar en cuenta son las características de la infraestructura y de sus materiales. Los resultados del algoritmo genético determinarán qué bombas deberán estar encendidas y cuáles apagadas para un determinado gasto inicial en el sistema de tuberías en serie.

Dentro de la misma área de la hidráulica, en el cuarto capítulo se describe una aplicación que puede ser de gran utilidad en la actualidad. Con el algoritmo genético se busca localizar y estimar las fugas de agua en una red de tuberías de agua potable. Esta aplicación se pudo comprobar gracias a que se realizó un parte experimental y así se realizó una comparativa entre los resultados experimentales y los obtenidos con el algoritmo genéticos, entregando resultados con porcentajes de error muy bajos.

El capítulo cinco sirve como introducción al capítulo seis donde se realizó la parte experimental de este trabajo de tesis. El quinto capítulo muestra cómo se realizó un diseño

sísmico de un edificio de estructuras metálicas por medio de los algoritmos genéticos. La tarea de la herramienta de búsqueda fue la de elegir, entre un catálogo de miembros de acero, elementos que cumplieran con los requisitos de diseño para brindar confort y seguridad a la estructura. En resumen, el algoritmo genético creaba diseños de edificios, los cuales se analizaban y se les daba una calificación por su desempeño, dando como resultados varias alternativas, de las cuales se escoge la mejor dependiendo las necesidades del diseñador o el tomador de decisiones.

El penúltimo capítulo de este trabajo se centra en la contribución de esta tesis, en donde se trata de encontrar un diseño de un edificio con estructuras metálicas el cual además cuenta con amortiguadores viscosos no lineales, que permitirán que la estructura tenga una mejor absorción de esfuerzos y que la estructura sea más liviana. El algoritmo genético sirve como herramienta para obtener una correcta distribución de estos dispositivos disipadores de energía, entregando también una serie de posibles soluciones, dentro de las cuales se escogerá la que entregue mejores resultados con respecto a los criterios de diseño deseados.

Capítulo 1. Introducción a los Algoritmos Genéticos

1.1. Definición de Algoritmos Genéticos

Los algoritmos genéticos son técnicas de programación que intentan replicar el comportamiento biológico, es decir, son algoritmos de búsqueda basados en la mecánica de la selección natural y de la genética. Estos algoritmos utilizan la información histórica para encontrar nuevas rutas de búsqueda de una solución óptima del problema a resolver (Orozco y Orozco, 2007).

En palabras de John Holland, considerado como el creador de los algoritmos genéticos, pueden definirse como: “Algoritmos de búsqueda basados en los mecanismos de selección natural y genética natural. Combinan la supervivencia de los más compatibles entre las estructuras de cadenas, con una estructura de información ya aleatorizada, intercambiada para construir un algoritmo de búsqueda con algunas de las capacidades de innovación de la búsqueda humana” (Holland, 1975).

Una de sus características clave es su proceso de adaptación, el cual no se realiza mediante el incremento de una estructura, sino que mantiene una población de estructuras, y partir de ellas va generando nuevas. Esto permite explotar la información acumulada de un espacio de búsqueda desconocido, para guiar la próxima búsqueda a subespacios útiles. Es por eso, que los algoritmos genéticos necesitan de grandes tamaños de muestras para poder recabar la información necesaria, y así crear nuevos puntos de búsqueda.

Los algoritmos genéticos, a diferencia de otros métodos, trabajan con un conjunto de parámetros codificados y no con los parámetros mismos. Además su búsqueda parte de un conjunto de puntos, y no de uno solo. Una diferencia clave es que optimizan la función objetivo.

1.2. Analogía de un Algoritmo Genético con la Naturaleza

En la naturaleza todos los organismos vivos se componen de una o más células, las cuales contienen en su núcleo o en el citoplasma refiriéndose a una célula eucariota o procariota, respectivamente, la información genética del organismo que se va a expresar. Esta información se encuentra en cromosomas, que surgen de cromatina condensada (Tolmos Rodríguez-Piñero, 2003).

En los cromosomas se encuentran los genes, responsables de determinar la características genotípicas y por lo tanto, fenotípicas del individuo; en el caso del ser humano,

el color de los ojos, tipo de cabello, forma de la nariz, etc. A las diferentes posibilidades de obtener un rasgo reciben el nombre de alelos.

A la colección completa del material genético en el individuo se le llama genoma, mientras que el genotipo es el conjunto de genes de un organismo en particular. El genotipo es la base para la creación del fenotipo durante la etapa de desarrollo fetal, siendo entonces así el fenotipo el conjunto de características físicas y mentales del individuo.

La mayoría de las especies que se reproducen de manera sexual cuentan con dos pares de cromosomas, es decir tienen una condición diploide. El ser humano no es la excepción, ya que cada célula somática del cuerpo contiene 23 pares de cromosomas, y durante la reproducción sexual se produce una recombinación o cruce, en donde se intercambian los genes entre cada par de cromosomas formando un gameto, un cromosoma único. La probabilidad de expresar un alelo u otro siempre está presente en este proceso, provocando diferencias y/o semejanzas en las características de padre a hijo.

Con estos conceptos de la naturaleza podemos hacer la analogía con los algoritmos genéticos que se están estudiando: un cromosoma es cualquier candidato a solución del problema, codificado como una cadena de bits. Los genes son cada bit o bloques de bit, que codifican algún elemento de la posible solución. El alelo, por lo tanto será un 1 ó un 0, ya que son las dos únicas posibilidades en un lenguaje binario.

El cruce se dará al intercambiar algunos genes paternos de la cadena de bits, y la mutación será una permutación de algún bit aleatorio. El genotipo de un algoritmo genético será la configuración de los bits del cromosoma del individuo, por lo que la palabra fenotipo no suele emplearse en esta analogía, aunque algunos hacen referencia de que algunos algoritmos poseen un nivel genotípico y uno fenotípico, esto en las redes neuronales.

1.3. Características de los Algoritmos Genéticos

Algunas de las características más importantes de los algoritmos genéticos citadas por Santo (2004) son:

- Son algoritmos estocásticos, es decir, es un algoritmo que trata los procesos cuya evolución es aleatoria y que basa su resultado en probabilidades que cambian con el tiempo.
- Son algoritmos de búsqueda múltiple, por lo que existen varias soluciones posibles.

- Son técnicas que hacen un gran recorrido en el subespacio de posibles soluciones válidas; son considerados los algoritmos de optimización estocásticos más exploratorios.
- La convergencia del algoritmo es poco sensible a la población inicial si esta se escoge de forma aleatoria y sea una población lo suficientemente grande.
- Tiene un grado de penetración casi nulo, esto se puede observar en la curva de convergencia del algoritmo que presenta una convergencia muy rápida al principio. La causa de este comportamiento es que el algoritmo genético descarta de buena manera aquellos subespacios malos. Además, cada cierto tiempo, la población da saltos evolutivos, provocando incrementos en la velocidad de convergencia, esto se debe a la presencia de alguna mutación beneficiosa.
- La optimización es función de la representación de los datos. Por lo que al realizar buenas codificaciones permite realizar una programación y una resolución realmente sencillas.
- El algoritmo genético realiza una búsqueda paramétrica robusta, lo que significa que los parámetros del algoritmo escogidos deben ser muy malos como para evitar la convergencia.
- Los algoritmos genéticos son intrínsecamente paralelos. Esto implica que buscan soluciones en diferentes puntos del espacio de soluciones, de forma paralela.
- Usan operadores probabilísticos, en vez de los típicos operadores determinísticos de otras técnicas.

El concepto de convergencia está relacionado con la progresión hacia la uniformidad: un gen ha convergido cuando al menos el 95 % de los individuos de la población comparten el mismo valor para dicho gen. Se dice que la población converge cuando todos los genes han convergido.

1.4. Representación de las Variables

Para poder trabajar con los algoritmos genéticos es necesario representar el conjunto en un cromosoma, el cual contiene varios genes, los cuales corresponden a los parámetros del problema. Existen tres formas principales de representación de variables:

- En cadenas binarias, donde la posición de los ceros y unos representa el valor de algún aspecto de la solución.

- En cadenas de enteros o números, que al igual que en las cadenas binarias la posición representa alguna característica particular. Este método tiene mayor precisión y por lo tanto también complejidad que el sistema binario.
- En cadenas de letras, donde cada letra representa algún aspecto de la solución.

La elección de la representación de las variables no es trivial, especialmente si se está tratando con un problema de optimización. Por ejemplo, una representación directa con números enteros puede dar problemas a la hora de que el algoritmo converja, ya que números consecutivos, como por ejemplo el 15 y el 16, al pasarlos a binario son muy diferentes (10000, 01111) con lo que una solución con el valor 15 en un campo, difícilmente llegará a evolucionar a una solución con el valor 16 (ya que debería cambiar simultáneamente todos los bits). A este problema se le conoce como "Picos de Hamming" (Resano Ezcaray & Delgado Leal, 2000).

Para disminuir el efecto de los "Picos de Hamming" se pueden utilizar otras formas de representación. Por ejemplo si lo hacemos según los "Códigos de Gray" se asegura que enteros consecutivos solo se diferencien en un bit.

1.5. Evaluación y Selección

La evaluación se encarga de decodificar los genes del cromosoma, para convertirlos en los parámetros del problema, para después poder encontrar una solución a partir de ellos. Dentro de la evaluación se califica la solución en función de lo cercano que esté la solución a las condiciones requeridas, a esto se le llama "fitness" (en inglés). El "fitness" determina siempre los cromosomas que se van a reproducir, y aquellos que se van a eliminar.

Existen varias técnicas de selección que se pueden utilizar en los algoritmos genéticos, para poder pasar a la generación siguiente, enseguida se presentan algunos citados por Marczyk (2004):

- Selección elitista: se hace una selección de los individuos más fuertes en cada generación. Aunque la mayoría de las veces no se realiza una selección puramente elitista, ya que se realiza una modificación para que los individuos seleccionados sean copiados a generaciones próximas si es que no existen individuos mejores de la nueva generación.
- Selección proporcional a la aptitud: aquí los individuos más aptos cuentan con mayor probabilidad de ser seleccionados, pero no la certeza.

- Selección por ruleta: esta técnica de selección es proporcional a la aptitud, en la que la probabilidad de que un individuo sea seleccionado es proporcional a la diferencia entre su aptitud y la de sus competidores.
- Selección escalada: al incrementarse la aptitud promedio de la población, la fuerza selectiva aumenta y por lo tanto la función de la aptitud se vuelve más rigurosa.
- Selección por torneo: se eligen aleatoriamente subgrupos de individuos de la población, y los miembros compiten entre ellos. Sólo se elige a un individuo de cada subgrupo.
- Selección por estado estacionario: los individuos selectos de la generación descendente vuelven al acervo genético preexistente, reemplazando a los miembros menos aptos de la siguiente generación.
- Selección por rango: a cada individuo de la población se le asigna un rango en función de su aptitud, y por lo tanto la selección se basa en este rango.
- Selección generacional: la descendencia de los individuos seleccionados se convierte en la nueva generación. En este tipo de selección no se conservan individuos entre las generaciones.
- Selección jerárquica: los individuos pasan por varias rondas de selección, donde los primeros niveles de selección son más rápidos y menos discriminatorios, y a medida que van avanzando, éstos se vuelven más rigurosos en la evaluación. La gran ventaja de esta selección es la reducción del tiempo de cálculo, al ser una evaluación más rápida y menos selectiva para eliminar a aquellos individuos que no son tan aptos.

Comúnmente se utilizan la combinación de alguno de estos métodos, aunque hay algunos que son mutuamente exclusivos.

1.6. Proceso de los Algoritmos Genéticos

Para la búsqueda de soluciones del problema, el algoritmo genético sigue una serie de pasos. Goldberg, Sastry y Kendall (2005) los describieron de la siguiente manera:

1. Inicialización: la población inicial de candidatos es generada aleatoriamente en el espacio de búsqueda.
2. Evaluación: una vez iniciada la población o una población descendiente, los valores de aptitud de las soluciones candidatas son evaluadas.
3. Selección: la idea general de este paso es la preferencia de las mejores soluciones de las peores, haciendo uso de procedimientos de selección, como la selección por ruleta, selección elitista, selección escalada, selección por torneo, por mencionar algunos.
4. Recombinación: el procedimiento combina partes de dos o más soluciones aparentes para crear nuevas soluciones, posiblemente mejores.

5. Mutación: mientras la recombinación opera con 2 o más cromosomas parentales, la mutación localmente, pero aleatoriamente altera una solución.
6. Reemplazo: la población descendiente creada por la selección, recombinación y mutación reemplaza a la población originalmente creada. Existen varias técnicas de reemplazo en los algoritmos genéticos como el reemplazo elitista, por estado estacionario o proporcional a la aptitud.
7. Se repiten los pasos del 2 al 6, hasta encontrar la condición final deseada.

Para la ejecución de un algoritmo genético es necesario fijar algunos parámetros:

- Tamaño de la población: el cual debe ser lo suficientemente grande para garantizar la diversidad de soluciones.
- Condición de terminación: esta condición comúnmente hace referencia a la convergencia del algoritmo genético o a un determinado número de generaciones.

El procedimiento generalizado de un algoritmo genético se representa en la Figura 1.1:

```
Procedimiento AG
Tiempo = 0
Inicializa Población (tiempo)
Evalúa Población (tiempo)
Mientras no condición de terminación
    Tiempo = tiempo + 1
    Construye Población (tiempo)
    a partir de población (tiempo - 1) usando:
    o Selección
    o Modifica Población (tiempo) usando Operadores Genéticos
    o Evalúa Población (tiempo)
    o Reemplaza
Fin Mientras
```

Figura 1.1: Procedimiento de un algoritmo genético (Morales, 2004).

Un esquema posible que representa una posible implantación de algoritmos genéticos se presenta en la Figura 1.2:

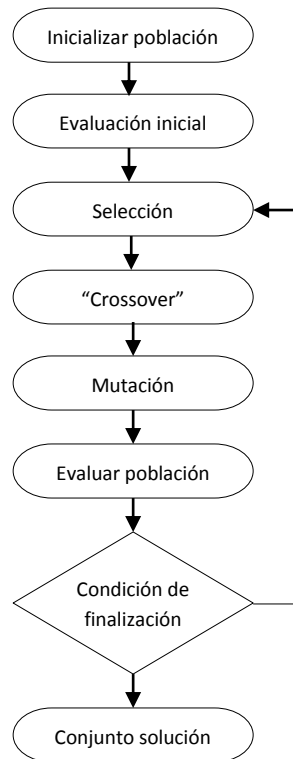


Figura 1.2: Esquema general de un algoritmo genético (Martín Martín & Garcia Morate, 2004).

1.7. Operadores Genéticos

1.7.1. "Crossover"

Este operador es el encargado de intercambiar el material genético entre los cromosomas, para crear uno nuevo, supuestamente mejor. El "crossover" (en inglés) es el principal operador genético, ya que el algoritmo genético se basa en el cruce de cromosomas, es decir, en el "crossover", y sin embargo, un algoritmo genético si pudiera prevalecer sin otro operador genético como lo es la mutación.

El procedimiento del "crossover" o recombinación comienza cuando se seleccionan dos individuos de la población aleatoriamente. Si en este proceso aleatorio se escogen dos individuos descendientes de los mismos padres, no existe problema alguno, ya que esto garantiza la perpetuación de un individuo con buena puntuación. Sin embargo, si esto se realiza con mucha frecuencia puede ocasionar problemas, en el sentido que toda la población podría estar dominada por los descendientes de algún gen no deseado por sus caracteres. A esto se le denomina como atranque en un mínimo local, uno de los principales problemas de los algoritmos genéticos.

Existen varias formas de realizarse el “crossover”:

- **“Crossover” de n-puntos:** los dos cromosomas padres se cortan en n puntos, y el material genético situado entre ellos se intercambia. En la Figura 1.3 se muestra un ejemplo, en donde se ve que el hijo adquiere los bits del padre como base, y a partir del sexto bit se toman en cuenta los próximos cinco bits de la madre.

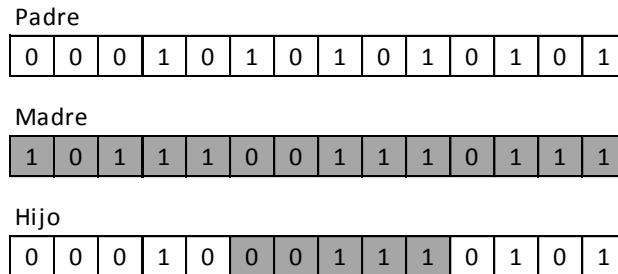


Figura 1.3: Crossover de n-puntos (Orozco y Orozco, 2007).

- **“Crossover” uniforme:** se crea un patrón aleatorio de unos y ceros, y se intercambian los bits de los cromosomas donde haya una coincidencia con un 1 en el patrón. O bien se genera un número aleatorio para cada bit, y si supera una determinada probabilidad se intercambia ese bit entre los dos cromosomas. En la Figura 1.4 se tiene a los mismos padres del ejemplo anterior pero con la presencia de un patrón. Se toma como base al cromosoma padre, pero en las posiciones donde el patrón contenga un 1, el bit del hijo en esa posición se toma de la madre.

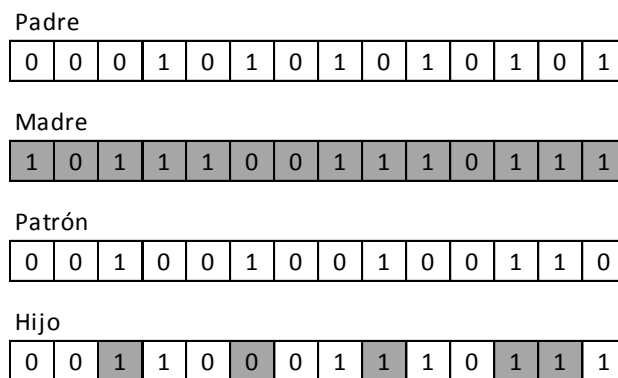


Figura 1.4: Crossover uniforme (Orozco y Orozco, 2007).

- **“Crossover” especializado:** cuando al aplicar aleatoriamente el “crossover”, nos arroja cromosomas que al codificarse generan soluciones inválidas, se crea un “crossover” que genere soluciones válidas.

1.7.2. Mutación

Si usamos un operador “crossover”, como el “crossover” de un punto, podemos obtener cada vez mejores cromosomas pero el problema es que si los dos padres, o peor aún toda la población, tiene el mismo alelo en un gen, entonces el crossover de un punto no cambiará ese gen, es decir, el gen siempre tendrá el mismo alelo. Es por eso que la mutación está diseñada para sobrellevar este problema para así poder agregar diversidad a la población y asegurar así que es posible explorar por completo el espacio de soluciones.

Muchas veces la mutación tiene consecuencias catastróficas pero nos ayuda a mantener la diversidad genética de la especie. En los algoritmos genéticos no son la excepción, manteniendo este comportamiento y su frecuencia resulta ser baja también.

Una vez establecida la frecuencia de mutación se examina cada bit de cadena cuando se vaya a crear un nuevo individuo a partir de sus padres, simultáneamente al “crossover”, y si un número generado está por debajo de la frecuencia de mutación, se cambiara el bit ya sea de 1 a 0 ó de 0 a 1, si no está por debajo de la frecuencia, ésta se mantiene igual.

Si bien la mutación nos genera diversidad en la población cuando el algoritmo genético se estanca, no es conveniente abusar de este operador ya que provoca que nuestro algoritmo recurra a la aleatoriedad de la búsqueda. Por lo que se recomienda usar otros mecanismos de generación de diversidad, como el aumentar el tamaño de población o garantizar la aleatoriedad de la población inicial. Los operadores “crossover” y mutación junto con el método de selección por ruleta constituyen un algoritmo genético simple (SGA) (Goldberg, 1989).

En los capítulos siguientes se tratará de ejemplificar el uso de los algoritmos genéticos en ingeniería civil para la búsqueda de soluciones y alternativas en algunas de sus áreas de estudio, como son hidráulica, sanitaria y ambiental, planeación, construcción e ingeniería estructural, donde esta última tiene mayor peso en esta tesis debido a que los ejemplos que se tratan sobre las primeras áreas fueron extraídos de la literatura, mientras que uno de los ejemplos relativo a ingeniería estructural, el del capítulo seis, fue desarrollado dentro de la Coordinación de Mecánica Aplicada del Instituto de Ingeniería, UNAM.

Capítulo 2. Ejemplo sobre Optimización en la Programación de Proyectos Carreteros

2.1. Introducción

La tarea de seleccionar y programar la secuencia de construcción de carreteras e improvisar proyectos es complicada por dos características de la red carretera. La primera es que los perjuicios y beneficios de proyectos previos se ven modificados por proyectos sucesivos, ya que cada uno cambia una parte de lo que es una red altamente interactiva. El cambio los beneficios de las opciones hechas por usuarios de la carretera para sacar ventaja de cualquiera que fuera la ruta, parece mejor para ellos cuando los enlaces son modificados. El segundo problema es que algunos proyectos generan beneficios a medida que se construyen, mientras otros generan beneficios hasta que se han completado.

Existen tres modos generales de determinar un programa de proyecto carretero. El método predeterminado es evaluar cada proyecto como si sus perjuicios y beneficios fueran independientes de los demás, pero esto no resulta remotamente óptimo porque se ignoran las interacciones.

Un método mejorado es usar evaluación secuencial, en el cual, los proyectos del primer año son seleccionados para después ser evaluados independientemente. Posteriormente los demás proyectos son reevaluados, tomando en cuenta los impactos de los proyectos del primer año, y así sucesivamente en los años siguientes. La programación resultante es todavía sub-óptima pero mejor que el primer método mencionado.

Otra opción es la construcción de un programa matemático que pudiera tomar en cuenta alguna de las interacciones entre los proyectos. En un programa lineal, es fácil especificar relaciones tales como: que un proyecto no empieza antes de otro proyecto específico, o una reducción en costos si dos proyectos son programados sucesivamente.

Una alternativa para determinar la programación de proyectos carreteros es mediante el uso de algoritmos genéticos, que ofrece un camino conveniente de manejar la programación especificando una serie de restricciones y una función objetivo, que en su núcleo contiene un algoritmo de optimización para asignar tráfico.

El área de estudio de este trabajo es en el noroeste de Australia e incluye la red carretera rural de Pilbara y partes de Gascoyne y Kimberley, en conjunto con una red simplificada conectada con el resto del poniente de Australia y los estados al oriente de dicha región (Taplin & Qiu, 2001). Los detalles de los proyectos propuestos para ser evaluados y programados así como el costo de cada uno (en millones de dólares, MM USD\$) se presentan en la Tabla 2.1.

Tabla 2.1: Detalles del proyecto carretero propuesto en Pilbara y alrededores en Australia (Taplin & Qiu, 2001).

Número de Proyecto	Descripción ^a	Número de Proyecto Predecesor	Costo del Proyecto (MM US\$) si se construye: ^b		Divisibilidad de Beneficios si se construye: ^c		Perfil de Inversión Preferido	
			Una Etapa	Dos Etapas	Una Etapa	Dos Etapas	(% del Costo por Año de Construcción)	
1	Mejorar un camino no formado por uno de grava		-	2.10	-	Div	100	
2	Mejorar un camino de grava por uno pavimentado	1	6.30	4.90	Div	Div	100	
3	Construir un camino formado		10.20		Indiv		30	30
4	Mejorar un camino de grava por uno pavimentado		15.26		Div		100	
5	Mejorar un camino de grava por uno pavimentado		6.54		Div		100	
6	Construir un camino de grava		7.70		Indiv		50	50
7	Mejorar un camino de grava por uno pavimentado		4.90		Div		100	
8	Mejorar un camino de grava por uno pavimentado		10.60		Div		100	
9	Construir un camino de grava		2.50		Indiv		100	
10	Mejorar un camino no formado por uno de grava		-	2.16	-	Div	100	
11	Mejorar un camino de grava por uno pavimentado	10	6.48	5.04	Div	Div	100	
12	Mejorar un camino no formado por uno de grava		-	1.83	-	Div	100	
13	Mejorar un camino de grava por uno pavimentado	12	5.49	4.27	Div	Div	100	
14	Construir un camino formado		38.00		Indiv		30	30
15	Construir un camino no formado		5.30		Indiv		100	
16	Construir un camino formado		-	8.25	-	Indiv	50	50
17	Mejorar un camino formado por uno de grava	16	14.85	8.25	Indiv	Div	50	50
18	Mejorar un camino de grava por uno pavimentado		20.50		Div		100	
19	Mejorar un camino de grava por uno pavimentado		4.80		Div		100	
20	Mejorar un camino de grava por uno pavimentado		7.80		Div		100	
21	Mejorar un camino no formado por uno formado		-	20.18	-	Div	50	50
22	Mejorar un camino formado por uno de grava	21	45.40	30.27	Div	Div	50	50
23	Mejorar un camino no formado por uno formado		-	5.28	-	Div	100	

Tabla 2.1 (cont.): Detalles del proyecto carretero propuesto en Pilbara y alrededores en Australia (Taplin & Qiu, 2001).

24	Mejorar un camino formado por uno de grava	23	14.56	8.73	Div	Div	100		
25	Mejorar un camino formado por uno de grava		-	18.21	-	Div	33	33	34
26	Mejorar un camino de grava por uno pavimentado	25	54.64	42.00	Div	Div	33	33	34
27	Mejorar un camino formado por uno de grava		-	4.00	-	Div	100		
28	Mejorar un camino de grava por uno pavimentado	27	12.86	10.00	Div		100		
29	Construir un camino formado		43.00		Indiv		30	30	40
30	Mejorar un camino formado por uno de grava		7.20		Div		33	33	34
31	Mejorar un camino no formado por uno formado		6.20		Div		33	33	34
32	Mejorar un camino no formado por uno formado		5.30		Div		50	50	
33	Ensanche un camino pavimentado		5.80		Div		100		
34	Ensanche un camino pavimentado de uno a dos carriles		1.00		Div		100		

^a Un "camino no formado" es la primera etapa del desarrollo de un camino, donde se realiza el desmonte y despalle con una superficie de rodadura construida con material del sitio y un mínimo drenaje; un "camino formado" es construido con materiales locales y un mejor control de drenaje.

^b Para proyectos con proyectos predecesores como se indica con "Número de Proyecto Predecesor", las descripciones del proyecto están basadas en que los proyectos sean construidos por etapas como proyectos predecesores y sucesores. Por lo tanto, el costo del proyecto predecesor sería cero, indicado como "-", y el costo del proyecto sucesor sería normalmente menor que la suma de las dos etapas construidas por separado.

^c "Div" se entiende por beneficio divisible, e "Indiv" como beneficio indivisible.

2.2. Formulación del Algoritmo Genético

2.2.1. Objetivo

La construcción de un programa de actividades para un grupo de proyectos carreteros es necesaria para mejorar el bienestar resultante de la sociedad. En este estudio, la programación óptima se logra al maximizar los beneficios tanto del usuario como del proveedor.

2.2.2. Elementos de la Programación del Proyecto

Se utiliza una cadena de números para representar la secuencia del proyecto carretero. Después, la cadena se transforma en la programación de construcción correspondiente, la cual, especifica las tareas de construcción, con tiempos de inicio y término de actividades, y además determina los recursos requeridos dentro de las limitaciones presupuestarias. Específicamente, la programación nos indica:

- Las proporciones de cada proyecto a ser construido en uno o más años específicos.
- Los años de inicio y término de cada proyecto.
- Los gastos correspondientes por año.
- Los presupuestos anuales estimados.
- Divisibilidad e indivisibilidad de los beneficios.

2.2.3. El Algoritmo Genético

El algoritmo tiene las siguientes características:

- *Una cadena*: para representar la secuencia de la inversión en los proyectos carreteros.
- *Selección por torneo*: dos individuos son seleccionados aleatoriamente de la población, y el mejor es duplicado en la generación próxima. El proceso se repite hasta que el número de individuos en la próxima generación alcance el tamaño predeterminado de población.
- *“Crossover” parcial*: este operador intercambia información contenida en dos individuos padres escogidos de la población para producir dos descendientes, los cuales reemplazarán a los individuos padres. En cada generación, el número de veces que el “crossover” es aplicado (N_x) es determinado por la probabilidad de “crossover” (p_x) y el tamaño de la población (N).

$$N_x = N \cdot p_x$$

- *Mutación*: este operador selecciona aleatoriamente un individuo de la población de las cadenas, y después escoge dos elementos de la cadena de este individuo para intercambiar posiciones.

2.2.4. Parámetros del Algoritmo Genético

Se especifican los siguientes parámetros:

- Tamaño de la población: 200 y 500
- Número de generaciones: 100
- Probabilidad de crossover: 0.6
- Probabilidad de mutación: 0.5

2.2.5. Resumen del Procedimiento del Algoritmo Genético

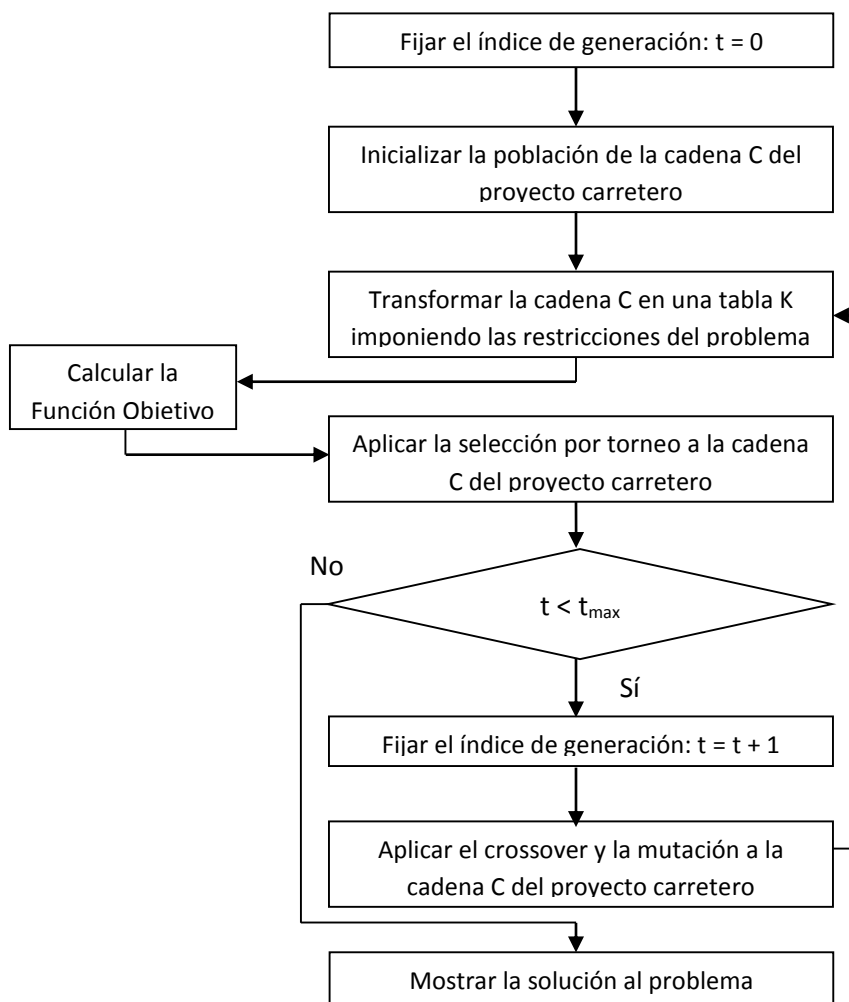


Figura 2.1: Procedimiento del Algoritmo Genético (Taplin & Qiu, 2001).

2.3. Sintetización del Algoritmo Genético en la Programación del Proyecto

El cálculo de la función objetivo, la cual involucra la aplicación de modelos de transporte y la evaluación del proceso del proyecto, es independiente de los operadores en el algoritmo genético.

La separación de los operadores genéticos del cálculo de la función objetivo hace posible usar modelos de transporte realistas y una evaluación del modelo del proyecto carretero sin sacrificar la eficiencia en la búsqueda de la solución óptima.

2.3.1. Información Requerida

Para transformar la cadena de solución en una tabla con las actividades correspondientes se necesita información sobre las restricciones y las condiciones de soluciones alternas, así como la información necesaria para calcular flujos de tránsito. Los requerimientos incluyen:

- Inventario vial de la red para establecer la red en estudio, incluyendo longitudes de los tramos así como velocidades de recorrido para el cálculo de los tiempos de recorrido.
- Costos de construcción, presupuestos anuales, límites en los gastos anuales individuales de cada proyecto, perfiles preferidos de inversión al paso de los años para proyectos individuales.
- La divisibilidad o indivisibilidad del beneficio de los proyectos.
- Tamaños de población y destinos identificados para ser usados en el modelo de demanda de vehículos ligeros.
- Información resumida sobre los orígenes y destinos del tránsito de vehículos pesados.
- Costos de operación de vehículo, costos de mantenimiento por clasificación de camino y la tasa de descuento.

2.3.2. Imposición de Restricciones

La cadena por si sola ofrecería una solución tentativa en la secuencia de las actividades, pero es necesario conformar una tabla de programación con las restricciones necesarias:

- Requerimientos de construcción por etapas

En algunas ocasiones es razonable construir en etapas, por ejemplo, el construir una carretera con grava y subsecuentemente mejorarla con una carretera pavimentada cuando el

tráfico lo requiera. En general, la construcción de las dos etapas juntas como un solo proyecto es más barato que si se hace por etapas separadas.

Si un proyecto es construido por etapas y los valores de la función objetivo indican que una etapa sucesora debería ser construida antes de su predecesora, es una imposibilidad física. Por lo que se debería restringir este error, y ajustar costos.

En este paso, todos los proyectos potenciales por etapas se verifican individualmente, y las etapas de construcción y los costos correspondientes se ajustan. Las opciones de proyecto se añaden para permitir a un proyecto predecesor ser clasificado más bajo que su sucesor. En tal caso, la construcción del proyecto sucesor también incluye la parte que de otra manera sería construido como el proyecto predecesor. Por lo tanto, el costo del proyecto predecesor sería cero y el costo del proyecto sucesor sería normalmente menor que la suma de las dos etapas construidas por separado.

➤ Limitaciones financieras

○ Presupuestos anuales.

Si el presupuesto anual disponible es mayor al costo del proyecto, podría asignarse una cantidad de presupuesto mayor a su costo en el año, por otro lado, el proyecto puede ser asignado por máximo a la cantidad de presupuesto disponible.

○ Límites en los gastos anuales individuales de cada proyecto.

Si la cantidad de inversión que pudiera ser asignada a un proyecto es menor al límite en el gasto anual de un proyecto, la cantidad de inversión en el proyecto en ese año es a lo mucho igual al límite en el gasto de proyecto.

○ Perfiles preferidos de inversión para un proyecto.

Si la cantidad de inversión que pudiera ser asignada al proyecto en un año en particular es mayor a la cantidad especificada en el perfil preferido del proyecto, la cantidad invertida en el proyecto es igual a la cantidad especificada en su perfil. Si no hubiera presupuesto suficiente para satisfacer la inversión del perfil en el año, ésta se recorre al próximo año, hasta que el presupuesto sea suficiente para poder ser llevado a cabo el proyecto. Todo el proceso se repite hasta que los presupuestos anuales se agoten.

2.3.3. Cálculo de los Beneficios del Proyecto

Después de que cada secuencia del algoritmo genético se convierte en una tabla de programación que satisfaga las restricciones, se implementa el procedimiento para llegar al valor de la función objetivo, terminando con el cálculo del valor presente neto de los beneficios. Este procedimiento considera lo siguiente:

- La red base y la secuencia de construcción del proyecto se usan para crear la nueva red carretera.
- El modelo de demanda de los viajes se usa para obtener los volúmenes de tránsito de origen-destino de los vehículos de pasajeros por años, basados en poblaciones y destinos identificados de turismo.
- Un modelo de todo o nada se usa para asignar volúmenes de vehículos pesados en la red.

2.3.4. Cálculo de los Beneficios de los Usuarios del Proyecto

Cuando un camino es mejorado, los costos de usar todas las rutas que pasan por ese camino se reducen, por lo que se induce más tránsito hacia esta ruta. En el año t , los beneficios de los usuarios, $B(t)$, se dan por la ecuación:

$$B(t) = \frac{1}{2} \left\{ \sum_l [F_l^b(t) + F_l^n(t)] \cdot C_l^b(t) - \sum_m [F_m^b(t) + F_m^n(t)] \cdot C_m^n(t) \right\}$$

Donde:

$F_l^b(t)$ es el flujo de tráfico en la red base asignado al enlace l en la red base, en el año t .

$F_l^n(t)$ es el flujo de tráfico en la nueva red asignado al enlace l en la red base, en el año t .

$C_l^b(t)$ es el costo de viaje en el enlace l en la red base, en el año t .

$F_m^b(t)$ es el flujo de tráfico en la red base asignado al enlace m en la nueva red, en el año t .

$F_m^n(t)$ es el flujo de tráfico en la nueva red asignado al enlace m en la nueva red, en el año t .

$C_m^n(t)$ es el costo de viaje en el enlace m en la nueva red, en el año t .

En la ecuación, los flujos de tráfico $F_l^b(t)$, $F_l^n(t)$, $F_m^b(t)$ y $F_m^n(t)$ son funciones de los costos de viaje $C_l^b(t)$ y $C_m^n(t)$. Los costos de viajes incluyen costos de tiempo de recorrido y costos de operación de vehículo:

$$C_l^b(t) = v \cdot TT_l^b(t) + VOC_l^b(t)$$

$$C_m^n(t) = v \cdot TT_m^n(t) + VOC_m^n(t)$$

Donde:

$TT_l^b(t)$ es el tiempo de recorrido en el enlace l en la red base, en el año t .

$TT_m^n(t)$ es el tiempo de recorrido en el enlace m en la nueva red, en el año t .

$VOC_l^b(t)$ es el costo de operación del vehículo en el enlace l en la red base, en el año t .

$VOC_m^n(t)$ es el costo de operación del vehículo en el enlace m en la nueva red, en el año t .

v , es el valor de la unidad de tiempo.

El beneficio es la diferencia entre los costos de operación del vehículo en la base y en los nuevos proyectos. Los costos variables de operación como desgaste de llantas, mantenimiento y consumo de combustibles, son tomados para ser una función solo del promedio de la velocidad o del tiempo de recorrido.

Si el comportamiento de la red es mejorado cuando alguna parte del proyecto ha culminado, entonces el beneficio del proyecto es divisible (BD). Si no tiene efecto alguno en el comportamiento de la red hasta que se termine, entonces el beneficio del proyecto es indivisible (BI).

2.3.5. Procedimiento del Cálculo de la Función Objetivo

Para el cálculo de la función objetivo de nuestro problema es necesario tener datos o registros sobre aforos de vehículos y los estudios de origen demanda de nuestro sistema actual. Con estos datos podemos asignar a nuestro sistema el tráfico para el año correspondiente y así obtener un mejor cálculo de la función objetivo, siendo nuestro periodo de análisis de treinta y cinco años. El procedimiento para calcular la función objetivo se muestra en la Figura 2.2.

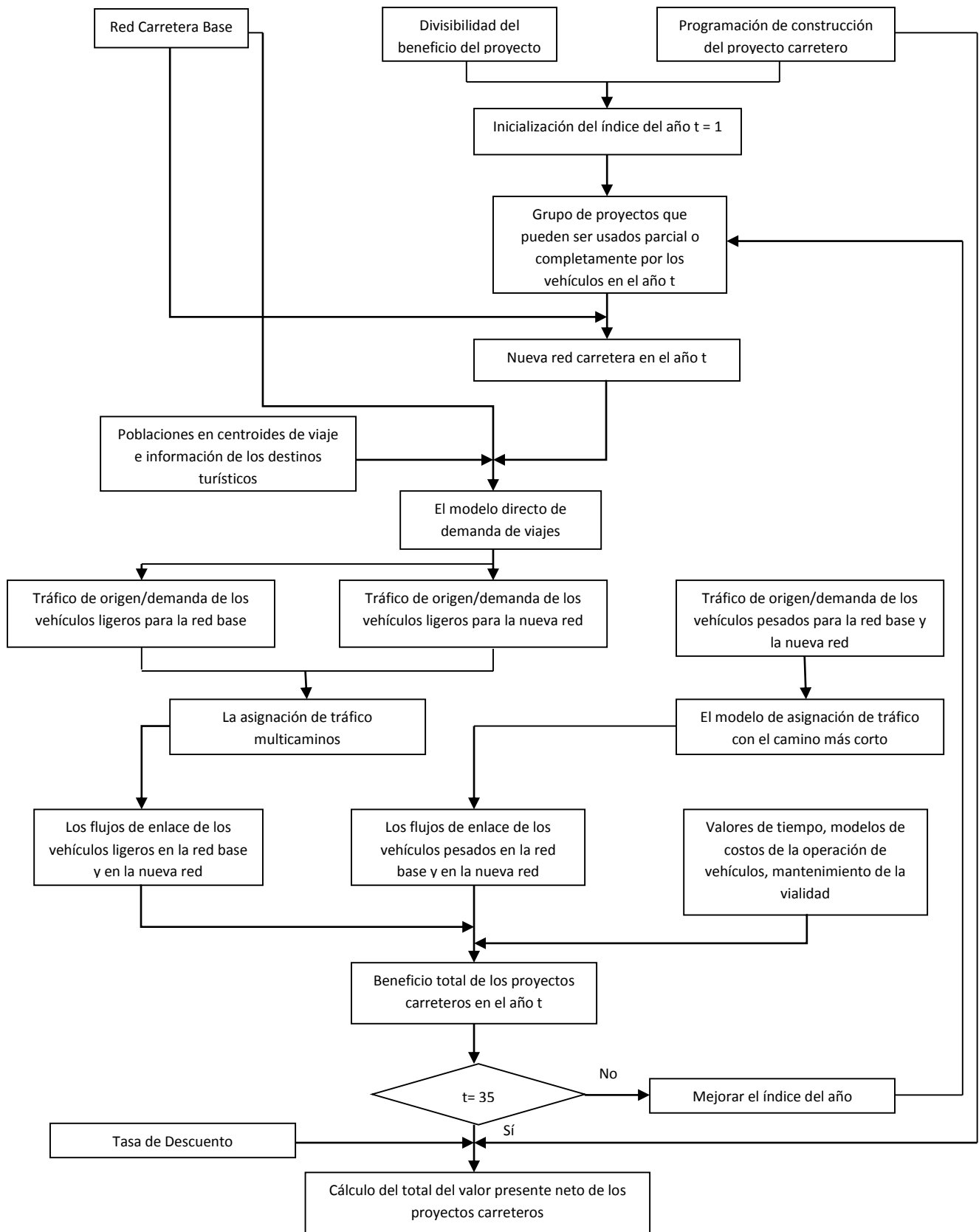


Figura 2.2: Cálculo de la Función Objetivo.

2.4. Resultados

Se realizaron diez experimentos (ver Figura 2.3), los cuales mostraron una diversidad considerable en las secuencias de proyectos con valores de los beneficios muy cerrados entre unos y otros.

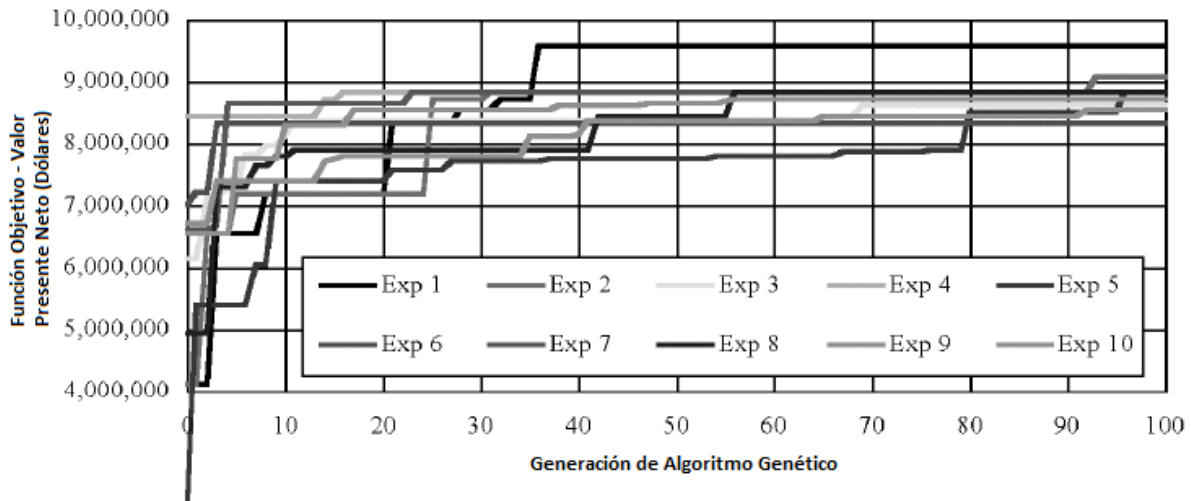


Figura 2.3: Comparación entre los valores de la función objetivo de los mejores individuos y las generaciones de los algoritmos genéticos en 10 experimentos. (Taplin & Qiu, 2001).

En resumen, los experimentos 1, 3, 7, 8 y 9 convergieron en 100 generaciones; los experimentos 4 y 6 exhiben una prematura convergencia y los experimentos 2, 5 y 10 continúan mejorando. El experimento 1 tiene el valor presente neto de la función objetivo más alto para el mejor individuo, por lo que estaría cerca de ser la solución óptima en la programación de los 34 proyectos carreteros.

2.5. Soluciones

Las mejores soluciones se presentan en la Tabla 2.2:

- Secuencia de construcción y valor presente neto de las diez mejores soluciones:

Tabla 2.2: Secuencias de construcción de las mejores soluciones.

Clasificación de la solución	Secuencia de Construcción del Proyecto Carretero	Valor Presente Neto de los Beneficios (US\$)
1ro	8, 23, 22, 6, 18, 7, 14, 25, 28, 31, 33, 9, 21, 2, 27, 13, 10, 5, 20, 34, 29, 12, 26, 19, 11, 17, 32, 4, 3, 30, 24, 16, 1, 15	9,566,049
2do	15, 34, 8, 21, 1, 10, 18, 23, 4, 24, 17, 3, 5, 31, 19, 14, 26, 22, 2, 33, 16, 32, 28, 9, 20, 11, 29, 25, 30, 7, 12, 13, 6, 27	9,083,365

Tabla 2.2 (cont.): Secuencias de construcción de las mejores soluciones.

3ro	1, 21, 8, 4, 17, 24, 27, 33, 19, 5, 12, 16, 34, 3, 22, 29, 18, 14, 6, 15, 23, 28, 9, 7, 10, 20, 2, 25, 13, 31, 30, 32, 26, 11	8,825,857
4to	17, 23, 16, 8, 21, 2, 20, 31, 30, 4, 12, 10, 5, 34, 3, 32, 22, 33, 14, 26, 29, 24, 19, 27, 18, 6, 13, 9, 1, 28, 7, 11, 25, 15	8,825,826
5to	30, 2, 8, 16, 22, 32, 4, 5, 20, 24, 31, 7, 26, 27, 21, 28, 17, 19, 33, 3, 11, 15, 6, 13, 34, 1, 23, 29, 25, 14, 10, 9, 12, 18	8,824,625
6to	8, 22, 2, 33, 12, 4, 19, 5, 34, 28, 25, 6, 27, 26, 23, 11, 20, 15, 17, 31, 3, 29, 9, 1, 21, 16, 30, 13, 24, 18, 10, 7, 14, 32	8,824,545
7mo	8, 22, 2, 33, 12, 4, 19, 5, 34, 28, 11, 6, 27, 26, 23, 25, 20, 15, 17, 31, 3, 29, 9, 1, 21, 16, 30, 13, 24, 18, 10, 7, 14, 32	8,824,536
8vo	21, 8, 1, 12, 20, 2, 18, 4, 15, 25, 31, 10, 7, 9, 3, 16, 34, 5, 27, 29, 30, 26, 24, 17, 33, 13, 32, 14, 22, 19, 23, 11, 6, 28	8,728,765
9no	22, 8, 23, 24, 33, 2, 21, 6, 12, 13, 5, 26, 17, 18, 15, 30, 19, 14, 16, 28, 31, 11, 9, 7, 20, 27, 29, 10, 1, 25, 32, 4, 3, 34	8,615,099
10mo	12, 17, 30, 8, 22, 4, 7, 23, 1, 3, 33, 10, 32, 28, 31, 19, 9, 20, 6, 15, 34, 2, 27, 26, 21, 11, 24, 29, 14, 18, 16, 5, 25, 13	8,542,897

*Los proyectos en negritas son aquellos a ser completamente o parcialmente implementados sin el periodo del programa que contribuye a la función objetivo. En algunos casos, un proyecto en negrita es un proyecto predecesor a ser implementado como parte de su sucesor mejor clasificado.

- Asignación de las inversiones de acuerdo a la secuencia del algoritmo genético para satisfacer las restricciones del presupuesto anual, los límites al gasto anual en cualquier proyecto y los perfiles preferidos de inversión. La Tabla 2.3 muestra los resultados para la mejor solución, correspondiente a la clasificada como número uno.

Tabla 2.3: Asignación de inversiones para la mejor solución.

Año 1		Año 2		Año 3		Año 4		Año 5		Año 6		Año 7		Año 8		Año 9		Año 10	
Proy No.	MM US\$	Proy No.	MM US\$	Proy No.	MM US\$	Proy No.	MM US\$	Proy No.	MM US\$	Proy No.	MM US\$	Proy No.	MM US\$	Proy No.	MM US\$	Proy No.	MM US\$	Proy No.	MM US\$
8	10.60	22	13.50	22	13.50	22	7.28	14	11.40	14	13.50	14	1.70	31	2.11	29	13.50 ^a	29	13.50 ^a
23	5.28	6	3.85	6	3.85	18	1.20	25	9.80	25	6.19	31	3.84	10	0.79	26	13.50	26	13.50
22	11.12	18	9.65	18	9.65	7	4.90	28	5.80	28	7.06	33	5.80	5	6.54				
						14	11.40			31	0.25	9	2.50	20	7.80				
						25	2.22					2	6.30	34	1.00				
												13	5.49	29	8.76 ^a				
												10	1.37						
	27.00		27.00		27.00		27.00		27.00		27.00		27.00		18.24		13.50		13.50
															27.00 ^b		27.00 ^b		27.00 ^b

^a Una cantidad nominal de inversión en un proyecto de beneficio indivisible que no puede ser completado sin el programa de periodo y por lo tanto no será asignado al proyecto sin el programa de periodo. ^b Cantidad total de la inversión sin deducir las cantidades nominales de inversión en los proyectos incompletos de beneficio indivisible. MM: millones.

- Una tabla detallada con aspectos relevantes como proyectos predecesores, divisibilidad de beneficios, perfiles preferidos de inversión por años, y las inversiones a través de los años. Para la construcción de la tabla hay algunos casos en donde el proyecto predecesor es absorbido por el sucesor, estos son: 1→2, 12→13, 21→22, y 27→28. En la Tabla 2.4 se muestran estos aspectos para la solución catalogada como número uno.

Tabla 2.4: Tabla de construcción para la mejor solución.

Secuencia Seleccionada del Proyecto: 8→23→22→6→18→7→14→25→28→31→33→9→21→2→27→13→10→5→20→34→29→12→26→19→11→17→32→4→3→30→24→16→1→15																	
Valor de los Beneficios de los Proyectos Carreteros: \$ 9,566,049 USD					Proporción del Beneficio/Costo en los Proyectos Carreteros: 1.047416												
Límite para el Gasto Anual en un Proyecto: 50% del Presupuesto					Tasa de Descuento: 4%												
Periodo de Análisis: 35 años					Inversión Total Descontada: \$ 201,747,835 USD												
Especificaciones del proyecto					Inversiones en los proyectos a través de los años (MM US\$)												
No.	Costo (MM US\$)	Proyecto Predecesor No.	Divisibilidad de Proyectos ^b	Perfiles Preferidos de Inversión (% Costo)			1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	Total para cada proyecto (MM US\$)
1	0.00 ^a		Div	100													0.00
2	6.30	1	Div	100									6.30				6.30
3	10.20		Indiv	30	30	40											0.00
4	15.26		Div	100													0.00
5	6.54		Div	100									6.54				6.54
6	7.70		Indiv	50	50			3.85	3.85								7.70
7	4.90		Div	100					4.90								4.90
8	10.60		Div	100			10.60										10.60
9	2.50		Indiv	100									2.50				2.50
10	2.16		Div	100									1.37	0.79			2.16
11	5.04	10	Div	100													0.00
12	0.00 ^a		Div	100													0.00
13	5.49	12	Div	100									5.49				5.49
14	38.00		Indiv	30	30	40			11.40	11.40	13.50	1.70					38.00
15	5.30		Indiv	100													0.00
16	0.00 ^a		Indiv	50	50												0.00
17	14.85	16	Indiv	50	50												0.00
18	20.85		Div	100				9.65	9.65	1.20							20.50
19	4.80		Div	100													0.00
20	7.80		Div	100									7.80				7.80
21	0.00 ^a		Div	50	50												0.00
22	45.40	21	Div	50	50		11.12	13.50	13.50	7.28							45.40
23	5.28		Div	100			5.28										5.28
24	8.73	23	Div	100													0.00
25	18.21		Div	33	33	34			2.22	9.80	6.19						18.21
26	42.50	25	Div	33	33	34								13.50	13.50		27.00
27	0.00 ^a		Div	100													0.00
28	12.86	27	Div	100						5.80	7.06						12.86
29	43.00		Indiv	30	30	40											0.00
30	7.20		Div	33	33	34											0.00
31	6.20		Div	33	33	34					0.25	3.84	2.11				6.20
32	5.30		Div	50	50												0.00
33	5.80		Div	100								5.80					5.80
34	1.00		Div	100									1.00				1.00
Total de Inversión (MM US\$)							27.00	27.00	27.00	27.00	27.00	27.00	27.00	18.24	13.50	13.50	234.24

^a Si un proyecto predecesor es peor clasificado que el sucesor, la construcción del sucesor también incluye la parte que de otra manera sería construido como el proyecto predecesor. Por lo tanto, el costo del proyecto predecesor sería cero y el costo del proyecto sucesor sería normalmente menor que la suma de las dos etapas construidas por separado.

^b "Div" se entiende por beneficio divisible, e "Indiv" como beneficio indivisible.

2.6. Conclusiones de este Ejemplo

Los resultados de este estudio para optimizar la selección y programación de proyectos carreteros están basados sólo en los impactos de los usuarios y proveedores sobre la vialidad, pero podrían incorporarse efectos sociales y ambientales en el modelo. Este enfoque es adecuado para el área de estudio donde los impactos de los usuarios y proveedores, son más dominantes para una evaluación adecuada.

El algoritmo genético para la programación de los proyectos no solo genera, aparentemente, la mejor solución, sino también genera otras buenas soluciones que hacen más fácil la tarea de decidir alternativas sin dejar de tomar en cuenta todos los aspectos. Estas alternativas si bien no son las mejores en cuanto al beneficio-costos como fue la solución seleccionada, tienen valores cercanos a ésta y pueden ser útiles ante los contratiempos que se pudieran presentar en el proceso constructivo de los proyectos y se tuviera que modificar la programación de los proyectos. Ante esta problemática ya se tendría una base de cómo se pudiera proceder ante alguna eventualidad que pudiera cambiar el rumbo del proceso constructivo.

Capítulo 3. Ejemplo sobre Optimización en la Operación de un Sistema de Tuberías en Serie

3.1. Introducción

Durante años se han aplicado muchos métodos para la optimización tanto del diseño como de la operación de sistemas de tuberías. Algunos métodos, como la programación dinámica, requieren una extenuante modelación y procedimiento de optimización que frustra la construcción de programas modulares. Otros métodos como la técnica del gradiente hidráulico, requiere la construcción o aproximación de información derivada, e incluso en estos métodos solo se puede esperar conseguir una optimización local.

Como resultado de estos métodos, hay una necesidad de optimizar procedimientos que sean independientes de cualquier programa estructural, que requiera un mínimo de información auxiliar para guiar la búsqueda, y tener una perspectiva global más amplia que las técnicas utilizadas comúnmente. El algoritmo genético es una solución que puede satisfacer estas necesidades, ya que este método tiene una orientación más global (Goldberg & Hsiung Kuo, 1985).

3.2. Descripción de un Problema de Optimización de Tuberías

Para facilitar la comprensión del método, Goldberg y Hsiun Kuo (1985) ejemplifican el problema con un sistema de tuberías en serie, que consiste en diez tuberías y diez estaciones de bombeo, con cuatro bombas en cada una, como se muestra esquemáticamente en la Figura 3.1.

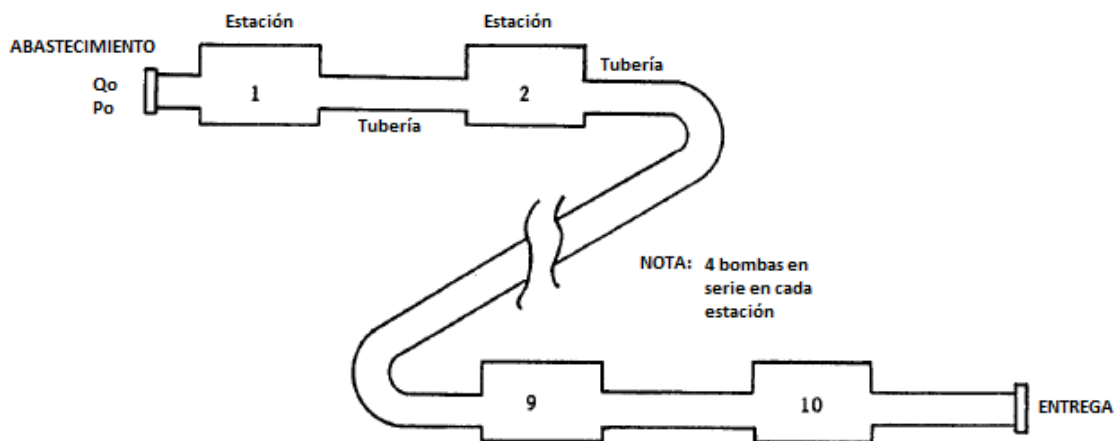


Figura 3.1: Esquema del sistema de tuberías en serie (Goldberg & Hsiung Kuo, 1985).

Para un gasto conocido, las pérdidas de energía en cada tubería se pueden calcular usando la ecuación de Darcy-Weisbach usando el sistema internacional de unidades, como se muestra a continuación:

$$h_f = f_D \cdot \frac{L}{D} \cdot \frac{V^2}{2g}$$

Donde:

h_f es la pérdida de energía debido a la fricción, en metros.

L es la longitud de la tubería, en metros.

D es el diámetro interno de la tubería, en metros.

V es la velocidad promedio del fluido, en metros por segundo (m/s).

g es la aceleración local de la gravedad, en metros por segundo al cuadrado (m/s²).

f_D es el coeficiente adimensional de fricción de Darcy.

Para características de bombeo conocidas como la altura de bombeo, gasto y eficiencia, las ecuaciones usadas para calcular la energía necesaria son:

$$HP_j = \frac{\gamma Q_o H_j}{e_j 550}$$

Donde:

HP_j es la energía requerida de la bomba j , en caballos de fuerza (HP).

Q_o es el gasto hidráulico del sistema, en pies cúbicos por segundo (ft³/s).

γ es el peso específico del fluido, en libras por pie cúbico (lb/ft³).

H_j es la altura de bombeo de la bomba j , en pies (ft).

e_j es la eficiencia de la bomba j .

550 es un factor de conversión de libras pies por segundo (lb·ft/s) a caballos de fuerza (HP).

En conjunto, estas relaciones especifican el comportamiento del sistema de las tuberías en serie. En este caso, se puede pensar que estas relaciones son como una caja negra, donde especificamos un conjunto de cuarenta variables de estado de las bombas (x_j) como datos de entrada, y recibimos un consumo de energía como resultado. El estado de la bomba simplemente es si se encuentra encendida o apagada.

3.3. Funcionamiento de los Algoritmos Genéticos

Los algoritmos genéticos requieren que el conjunto de parámetros de optimización del problema se representen en una cuerda binaria de longitud finita. En nuestro caso las variables a representar son los estados de las 40 bombas (x_j), lo que hace muy sencilla su representación, ya que simplemente se concatenan las variables (x_j) sucesivamente para formar una cuerda binaria de tamaño $L = 40$.

$$x_1x_2x_3 \dots x_{40}$$

Los algoritmos genéticos trabajan iteración por iteración, generando y probando una población de cuerdas. Este proceso es parecido a la genética biológica donde las generaciones sucesivas de criaturas son concebidas, nacen, y crecen hasta que sean capaces por si mismas, de reproducirse.

En muchos métodos de búsqueda nos movemos cautelosamente de un solo punto del espacio de decisiones a otro, usando alguna regla de decisión que nos diga cómo llegar al otro punto. Estos métodos son peligrosos, porque frecuentemente localiza falsos picos en espacios de búsqueda multimodales. En cambio, los algoritmos genéticos trabajan en una base de datos de varios puntos simultáneamente, lo que reduce la probabilidad de encontrar falsos picos.

La reproducción es un operador en donde una vieja cuerda es copiada a otra nueva población de acuerdo al “fitness” de la cuerda. Recordando, el “fitness” se define como la cifra no negativa de méritos (el valor de la función objetivo) que estamos maximizando. Es por eso que en la reproducción, las cuerdas con los valores más altos reciben mayores números de descendientes en la generación siguiente. Para este ejemplo, la reproducción se implementa al dar una alta probabilidad proporcionada de selección reproductiva ($pselect_i$) a las cuerdas con valores altos de “fitness” (f_i), de acuerdo con la siguiente distribución:

$$pselect_i = \frac{f_i}{\sum f_i}$$

Después de la reproducción, el “crossover” entra en juego en dos pasos. Primero, las nuevas cuerdas son emparejadas aleatoriamente con otras. Segundo, cada par de cuerdas se cruza de la siguiente manera: una posición entera (k) a lo largo de la cuerda se selecciona aleatoriamente en el intervalo $(1, L - 40)$. Las dos nuevas cuerdas son creadas al intercambiar sus elementos entre las posiciones 1 y k .

Como puede apreciarse, el funcionamiento de los operadores genéticos de reproducción y “crossover” son muy simples, incorporando nada más complejo que copias de cuerdas e intercambios parciales entre cuerdas. Sin embargo, trabajando juntos la reproducción con el “crossover” dan la mayor parte del poder de los algoritmos genéticos.

Si bien estos operadores trabajan muy bien juntos, uno se puede preguntar: ¿cuál es el propósito de la mutación en los algoritmos genéticos? como se dijo antes, la mutación juega un papel secundario pero decisivo en los algoritmos genéticos. Es necesaria, porque a pesar de que la reproducción y el “crossover” buscan y recombinan efectivamente los elementos de las cuerdas, ocasionalmente estos pueden llegar ser demasiados entusiastas y pierden material genético potencialmente útil; la mutación protege este problema de una pérdida irrecuperable. Su funcionamiento consiste en simplemente cambiar de valor algún elemento de la cuerda. Por sí sola, es una caminata a ciegas en el espacio de soluciones, pero en conjunto es una póliza de seguridad ante pérdidas prematuras de información potencialmente útil.

3.4. Restricciones del Sistema

Los sistemas de tuberías tienen la característica de tener un flujo permanente, por lo que no puede variar dentro del sistema, es decir, cumplen con una continuidad a lo largo del tiempo. Esto implica que el gasto sea el mismo en todo el sistema para mantener la continuidad, como se muestra en la siguiente ecuación:

$$Q_1 = Q_2 = \dots = Q_{40}$$

La tubería está sujeta a las restricciones de máxima presión de descarga (Pd_{max}), y a las restricciones de máxima presión de succión (Psm_{ax}) y mínima presión de succión (Psm_{in}):

$$Psm_{in_i} \leq P_{s_i} \leq Psm_{ax_i}$$

$$Pd_i \leq Pd_{max_i}$$

Donde:

i , es el número de tubería y puede variar de 1 a 10.

P_{s_i} , es la presión de succión de la tubería i .

P_{d_i} , es la presión de descarga de la tubería i .

El algoritmo genético tendrá que cumplir estas restricciones básicas para poder mantener al sistema dentro de los parámetros permitidos y así no generar fallas en las tuberías y descargas. El algoritmo genético tenderá a llevar las soluciones a los límites máximos de las presiones para aprovechar al máximo los aumentos de presión de las bombas y su consumo energético, pero también sin rebasar los límites de presión.

3.5. Optimización del Sistema de Tubería

El objetivo de la optimización de la operación de un sistema de tuberías en serie es entregar un gasto específico (Q_o), empezando con una presión de entrada inicial (P_o), y mantener todas las presiones dentro de los niveles especificados, usando un mínimo total de energía en todo el sistema:

$$\min \sum_{j=1}^{40} HP_j x_j$$

Donde:

HP , es la energía consumida por la bomba, en caballos de fuerza (HP).

x , es el estado de la bomba. Si $x = 0$, la bomba está apagada, y si $x = 1$, la bomba está encendida.

Para poder implementar los algoritmos genéticos es necesario conocer las características y los coeficientes a utilizar en las tuberías y en las bombas. En la Tabla 3.1 se muestra la información del conjunto de tuberías como diámetro, longitud, coeficiente de fricción de Darcy (f), presiones mínimas y máximas de succión, presiones máximas de descarga y pérdidas de carga entre estación (Ploss). Mientras que en la Tabla 3.2 se muestra la información de cada bomba a lo largo del sistema como incremento de presión, eficiencia, y energía consumida por cada bomba. Estos datos se obtuvieron para un gasto de 19 pies cúbicos por segundo (cfs) y para una presión inicial de cero libras por pulgadas cuadradas (psi).

Tabla 3.1: Características de las tuberías (Goldberg & Hsiung Kuo, 1985).

Número de Estación	Diámetro de la tubería (ft)	Longitud de la tubería (ft)	Coefficiente de fricción de Darcy (f)	P _{min} (psi)	P _{max} (psi)	P _{dmax} (psi)	P _{loss} (psi)
1	2.20	159300	0.0296	0	200	900	309.85
2	2.20	79675	0.0296	25	200	900	154.98
3	2.20	132740	0.0296	25	200	800	258.19
4	2.20	159300	0.0296	25	400	900	309.85
5	2.20	79675	0.0296	25	250	900	154.98
6	2.20	159300	0.0296	25	350	900	309.85
7	2.20	159300	0.0296	25	450	1100	309.85
8	2.20	146040	0.0296	25	550	1100	284.07
9	2.20	42504	0.0296	25	400	1100	826.75
10	2.20	26558	0.0296	25	400	1100	516.58

Tabla 3.2: Características de las bombas (Goldberg & Hsiung Kuo, 1985).

Número de Bomba	Incremento de Presión (psi)	Eficiencia e _i	Energía HP _i (HP)	Número de Bomba	Incremento de Presión (psi)	Eficiencia e _i	Energía HP _i (HP)
1	173.22	97.89%	880.26	21	209.82	98.30%	1061.80
2	173.22	97.89%	880.26	22	209.82	98.30%	1061.80
3	173.22	97.89%	880.26	23	209.82	98.30%	1061.80
4	86.62	97.89%	440.18	24	104.91	98.30%	530.90
5	191.78	98.10%	972.50	25	229.13	98.40%	1158.40
6	191.78	98.10%	972.50	26	229.13	98.40%	1158.40
7	191.78	98.10%	972.50	27	229.13	98.40%	1158.40
8	95.89	98.10%	486.25	28	114.56	98.40%	579.15
9	191.78	98.10%	972.50	29	169.51	97.00%	869.31
10	191.78	98.10%	972.50	30	169.51	97.00%	869.31
11	191.78	98.10%	972.50	31	169.51	97.00%	869.31
12	95.89	98.10%	486.25	32	84.75	97.00%	434.63
13	100.07	96.30%	516.93	33	211.32	98.00%	1072.70
14	100.07	96.30%	516.93	34	211.32	98.00%	1072.70
15	100.07	96.30%	516.93	35	211.32	98.00%	1072.70
16	50.04	96.30%	258.49	36	105.66	98.00%	536.34
17	110.35	96.60%	568.26	37	192.31	96.00%	996.52
18	110.35	96.60%	568.26	38	192.31	96.00%	996.52
19	110.35	96.60%	568.26	39	192.31	96.00%	996.52
20	55.18	96.60%	284.16	40	96.15	96.00%	498.23

Con estos datos y con las restricciones antes mostradas, se hacen las corridas del algoritmo genético con los siguientes parámetros:

Probabilidad de crossover = 0.7

Probabilidad de mutación = 0.01

Tamaño de población = 100

Estos valores se apegan a las sugerencias hechas por DeJong (1975) para una probabilidad alta de “crossover”, una probabilidad baja de mutación y un tamaño moderado de población.

En la Figura 3.2 se muestran los costos energéticos de los mejores individuos de cada generación contra las generaciones para tres corridas independientes. Se puede observar una cierta uniformidad a partir de la generación 50. La línea recta representa el valor de 11 180 HP, que es la solución obtenida a partir de una programación entera, usando el método de “Ramificar y Acotar” o por su nombre en inglés “Branch and Bound”.

El método de programación entera se denomina con este nombre debido a que sus variables están restringidas a ser números enteros; la programación entera implica la resolución de problemas no determinísticos o estocásticos, es decir, problemas cuyas soluciones no son posibles de determinar por procesos previos, siendo el azar una herramienta fundamental para el desarrollo en la búsqueda de la solución al sistema.

Para resolver estos problemas con programación entera, se tiene que analizar las diferentes soluciones obtenidas tomando en cuenta diferentes valores en las variables del problema. Además de su complejidad en la búsqueda de la solución, siempre existe el problema de encontrar solo óptimos locales y no alcanzar la mejor solución. Para evitar este inconveniente, se hace uso del método de “Ramificar y Acotar”, el cual se interpreta como un árbol de soluciones, donde cada rama da una solución posterior a la actual; gracias a esto el algoritmo puede detectar aquellas ramificaciones donde las soluciones están lejos de ser las óptimas, y por lo tanto las “poda” para no seguir realizando procesos en esa ramificación.

Mejores Resultados de Generación

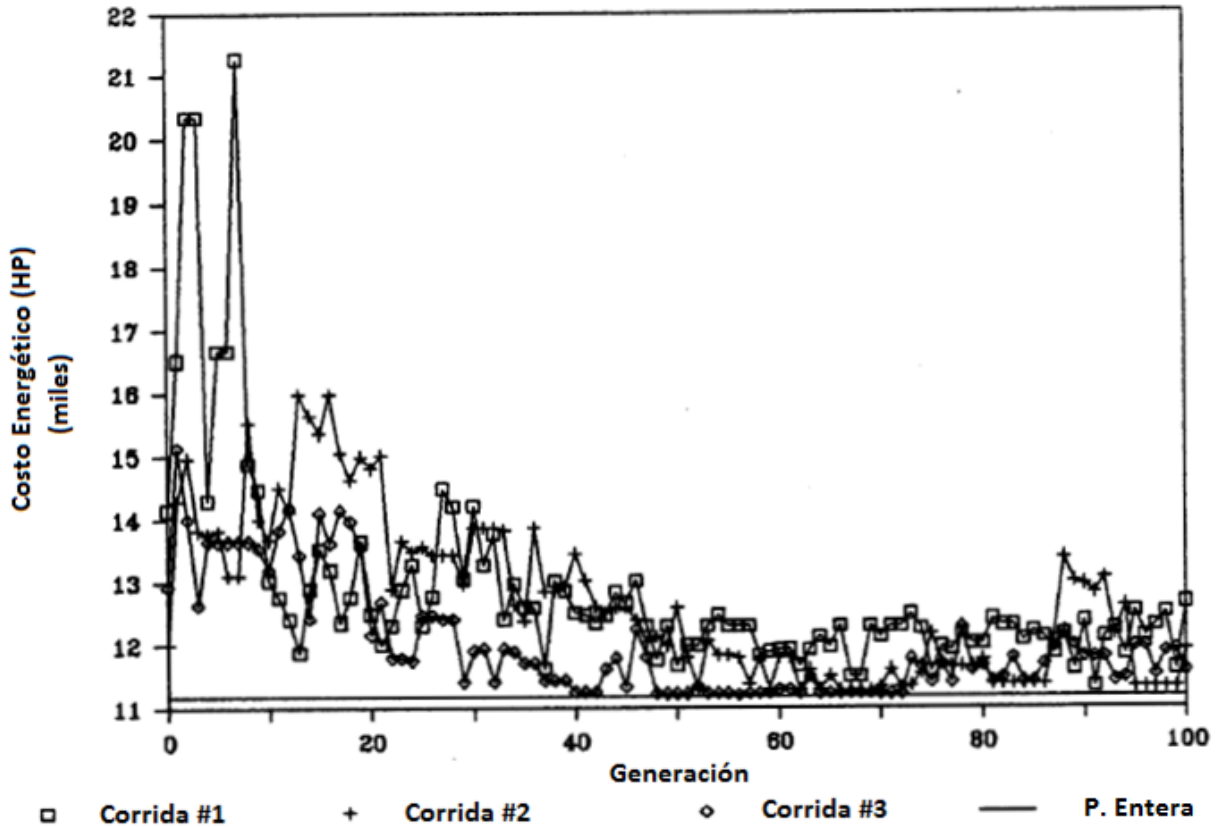


Figura 3.2: Costo Energético vs Generación (Goldberg & Hsiung Kuo, 1985).

En este problema se consideró la solución más cercana a la óptima la corrida número 2. La cual se representa en la Figura 3.3, donde se muestra una comparación con la solución obtenida por programación entera. Se muestran además las restricciones de la máxima y mínima presión de succión, así como la restricción de máxima presión de descarga. Las soluciones, tanto la óptima como la obtenida por algoritmos genéticos, muestran tendencias sorprendentemente parecidas, aunque se presentan algunas diferencias en las operaciones de las bombas en cada estación.

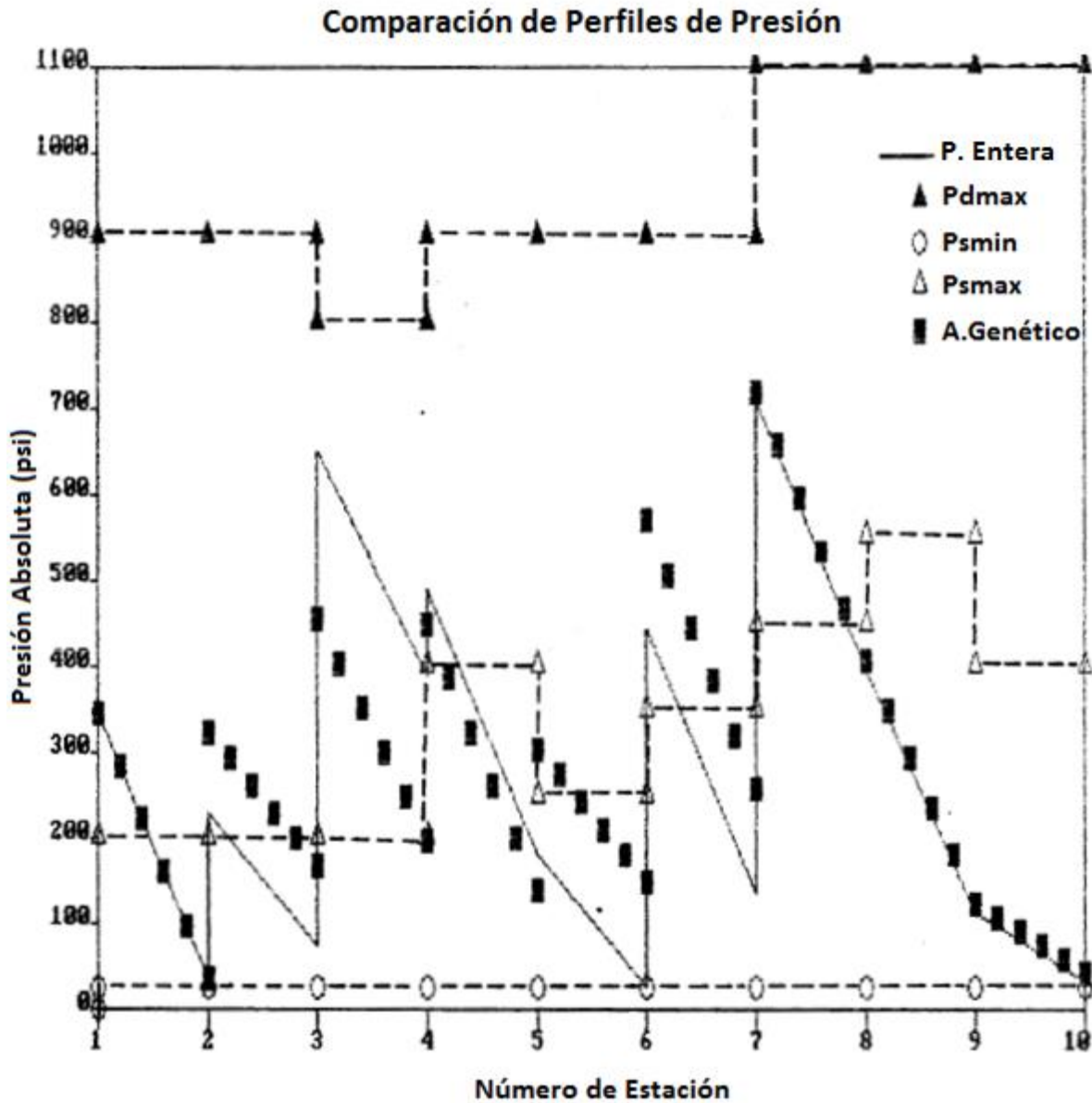


Figura 3.3: Comparación de Perfiles de Presión (AG vs PI) (Goldberg & Hsiung Kuo, 1985).

3.6. Conclusiones de este Ejemplo

En este problema de optimización en la operación de sistemas de tuberías el resultado final no fue el esperado, debido a que hay estaciones de bombeo donde no cumplen con ciertas restricciones de presión, se puede observar que su comportamiento es muy parecido al obtenido con el otro método de programación entera, y que las fallas en el funcionamiento del sistema de tuberías son mínimas. Aun así nos muestra una buena alternativa de solución

obtenida de una manera sencilla y con información mínima, lo cual hace del algoritmo genético una buena herramienta de búsqueda de soluciones.

A pesar de las fallas mínimas en el resultado de este problema, se pudo comprobar la fuerza que tiene un algoritmo genético en la búsqueda de alternativas de solución, en un pequeño espacio de soluciones, y en un periodo de tiempo relativamente corto.

Con los resultados obtenidos en este problema, así como en base a otros problemas resultados por el mismo método, se puede decir que los algoritmos genéticos nos demuestran que son métodos de búsqueda con una amplia aplicación en diversos problemas de distintas áreas. Como los algoritmos genéticos trabajan con una codificación de las variables decisivas en lugar de las variables decisivas por sí mismas, son difíciles de engañar. El método no depende de la continuidad del espacio de búsqueda al ser aleatorio, y no requiere más información de la necesaria. Por esto y las demás características ya antes descritas de este método, los algoritmos genéticos nos permiten encontrar soluciones para problemas más complejos y de mayor dimensión.

Capítulo 4. Ejemplo sobre Estimación y Localización de Fugas en una Red de Agua Potable

4.1. Introducción

En sistemas de conducción de agua potable es común que se presenten fugas. Éstas pueden deberse a varias causas como agrietamiento de las tuberías, corrosión, aplastamiento, mala conexión entre las tuberías o hasta fallas en las válvulas. Una fuga es la salida de agua no controlada en un sistema de distribución de agua potable.

Las fugas de agua representan un gran problema en los sistemas de distribución de agua, ya que provocan que se desperdicie hasta 50 % del agua distribuida, por lo que implican grandes pérdidas económicas y un deficiente uso de los recursos naturales. En Malasia el porcentaje de las fugas es del orden del 40%, en Brasil y Suecia del 25% y en México 39% (Arreguín, Ochoa & Fernández, 1997).

Las fugas de agua en una red de agua potable son inevitables, por lo que es pertinente tener un control de la red para detectar a tiempo las fugas y de ser posible evitar que se presenten. Si bien las fugas siempre están presentes, su detección no siempre es muy fácil de realizar, debido a que no siempre están visibles. Para poder reducir las fugas de agua es necesario localizarlas y medir el gasto de las mismas.

En este problema la solución óptima se obtendrá a partir de la resolución del sistema de ecuaciones generado al establecer la representación matemática del funcionamiento hidráulico de la red, mediante el uso de un algoritmo genético simple. Para comprobar el buen funcionamiento del algoritmo genético detectando fugas en redes de tuberías, se realizaron pruebas experimentales en una red de tuberías en el Laboratorio de Hidráulica del Instituto de Ingeniería de la UNAM, permitiendo representar condiciones de operación reales. Así con estos datos experimentales se estimaron las fugas, para así poder comparar estos resultados con los obtenidos por el algoritmo genético (Fuentes Mariles, Palma Nava, & Rodríguez Vázquez, 2011).

4.2. Planteamiento

Para una descripción del problema más sencilla se considera una red de tuberías cerrada como se muestra en la Figura 4.1, donde se muestran enumerados los nodos y las tuberías. Las flechas indican los gastos en la red, con letra minúscula (q) los gastos que egresan (gastos de demanda) o ingresan a la red, con letra mayúscula (Q) los gastos que fluyen en las tuberías, suponiendo los sentidos de flujo, y los gastos de fuga (Q_f).

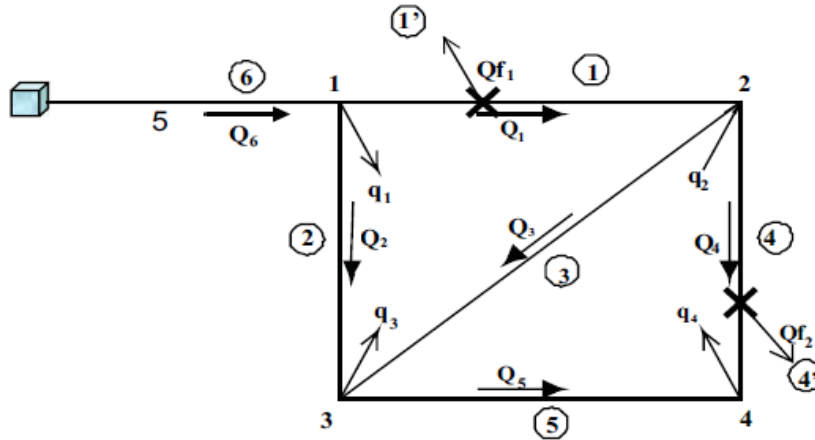


Figura 4.1: Ejemplo de Red de Tuberías

Se consideran dos fugas, la primera a una distancia L_1 en la tubería 1, mientras que la segunda a una distancia L_2 en tubería 4; L_1 y L_2 son desconocidas. El tramo del nudo 1 a la fuga 1 se representa como la tubería 1', mientras que el tramo de la fuga al nudo 2 como tubería 1; lo mismo se considera para la fuga 2.

Se conocen características en la red como las cargas de presión en los nudos del 1 al 5, los diámetros de las tuberías, la longitud de las tuberías, los gastos de demanda y el gasto que ingresa a la red (Q_6).

Por el principio de continuidad en los nudos 1 al 4 y en los nudos de fuga, se establece que la suma de los gastos que llegan al sitio donde se juntan 2 o más tuberías es igual a la suma de los gastos que salen de ese sitio. Por lo que se obtiene un sistema de ecuaciones:

$$\begin{aligned}
 -Q_{1'} - Q_2 + Q_6 &= q_1 \\
 Q_{1'} - Q_3 - Q_4 &= -q_2 \\
 Q_2 + Q_3 - Q_5 &= q_3 \\
 Q_5 + Q_{4'} &= q_4
 \end{aligned}
 \tag{4.1}$$

Debido a que no es fácil realizar mediciones de gastos en una red de tuberías, el método propuesto se apoya en las mediciones de cargas de presión en los nodos de cruce de tuberías. Si expresamos las ecuaciones (4.1) en función de su carga de presión (h_i), tenemos lo siguiente:

$$\begin{aligned}
 -k_1(h_1 - h_{f1})^{1/2} - k_2(h_1 - h_3)^{1/2} + q_6 &= q_1 \\
 k_1(h_{f1} - h_2)^{1/2} - k_3(h_2 - h_3)^{1/2} - k_4(h_2 - h_{f2})^{1/2} &= q_2 \\
 k_2(h_1 - h_3)^{1/2} + k_3(h_2 - h_3)^{1/2} - k_5(h_3 - h_4)^{1/2} &= q_3 \\
 k_5(h_3 - h_4)^{1/2} + k_4(h_{f2} - h_4)^{1/2} &= q_4
 \end{aligned}
 \tag{4.2}$$

Donde k_i es un coeficiente donde están incluidas la longitud, el diámetro, la aceleración de la gravedad, el factor de fricción, etcétera, de cada tubería. Siendo así las incógnitas las cargas de presión en los nodos de fuga h_{f1} y h_{f2} , así como k_1 , y k_2 . Se conoce que:

$$k = \left(\frac{1}{C}\right)^{1/2} \quad y \quad C = 0.0826 \frac{fL}{d^5}$$

Si sustituimos estas ecuaciones en el sistema de ecuaciones (4.2) se tiene:

$$\begin{aligned} \left(\frac{\beta_1}{L_1}\right)^{1/2} (h_1 - h_{f1})^{1/2} - \left(\frac{\beta_2}{L_2}\right)^{1/2} (h_1 - h_3)^{1/2} &= q_1 - q_6 \\ \left(\frac{\beta_1}{L_1 - L_1'}\right)^{1/2} (h_{f1} - h_2)^{1/2} - \left(\frac{\beta_3}{L_3}\right)^{1/2} (h_2 - h_3)^{1/2} - \left(\frac{\beta_4}{L_4}\right)^{1/2} (h_2 - h_{f2})^{1/2} &= q_2 \\ \left(\frac{\beta_5}{L_5}\right)^{1/2} (h_3 - h_4)^{1/2} + \left(\frac{\beta_4}{L_4 - L_4'}\right)^{1/2} (h_{f2} - h_4)^{1/2} &= q_4 \end{aligned} \quad (4.3)$$

Donde:

$$\beta_i = \frac{d^5}{0.0826 f_i}$$

En este nuevo sistema de ecuaciones no lineales (4.3) las incógnitas serían las longitudes a partir del primer nudo en sentido del flujo donde se encuentra la fuga y la carga de presión donde se encuentra la fuga, que permitiría obtener el caudal.

Para resolver este sistema de ecuaciones de manera que las cargas de presión sean parecidas a las medidas se aplicará el método del algoritmo genético, el cual evaluará verificando el funcionamiento hidráulico de la red para comprobar que la solución propuesta sea la óptima global. Para realizar esto, se calculan las cargas en cada nudo, a partir de las posiciones y caudales de fuga propuestos por el algoritmo genético.

4.3. Funcionamiento de los Algoritmos Genéticos

Los algoritmos genéticos son técnicas de optimización que tienen una gran ventaja sobre otras técnicas al realizar búsquedas simultáneas sobre posibles alternativas, y no partir de un solo punto, lo cual permite no converger en un óptimo local, y así poder obtener un óptimo global; todo esto gracias a su inspiración en la selección natural y genética.

Como se ha explicado antes los algoritmos genéticos parten de una población de soluciones generadas aleatoriamente, las cuales van mejorando a través de la generación de nuevas soluciones y la selección de las mejores, todo esto también mediante el uso de

operadores genéticos. Así es como las nuevas generaciones se van encaminando hacia nuestro ideal óptimo.

En los algoritmos genéticos se necesita una representación de cada una de los individuos, es decir, de las soluciones. Además, se requiere una función de aptitud, la cual calificará con algún valor a la solución. Por lo que al ir ejecutándose el algoritmo, el resultado de la cruce de los padres, es decir los individuos hijos, serán cada vez más aptos y por lo tanto tendrán una calificación más alta, que nos guiará poco a poco a la solución óptima del problema. Si bien es difícil que el algoritmo garantice la obtención de la solución óptima, por el procedimiento aleatorio con el que opera, el algoritmo nos puede arrojar soluciones aceptables e incluso alternativas.

Para la resolución del sistema de ecuaciones no lineal (4.3), se planteó el algoritmo general simple de la siguiente manera:

- *Población*: una vez generados los individuos (soluciones) aleatoriamente, cada uno se evalúa según su aptitud. Cada solución depende del número de tubería con fuga de la red, y la longitud del cromosoma del individuo está en función del número de variables y del valor de precisión de cada una. Para este trabajo se tienen 18 tuberías con fuga (Figura 4.2) y como variables se establecieron las cargas de presión y la longitud donde se presenta la fuga a partir del nudo de cruce.
- *Calificación de cada individuo*: para la asignación de una calificación a los individuos se establece una función objetivo con dos penalizaciones, que se denomina aptitud:

$$F_a = \sum |q_{medido} - q_{estimado}| + p_1 kn + p_2 n$$

Donde p_1 y p_2 son valores de penalización asociados a las soluciones encontradas por el algoritmo. El valor p_1 se establece en los casos donde la solución da como resultado una fuga negativa en la tubería, mientras que p_2 es cuando se tiene un gasto de demanda negativo. El factor k es una constante de valor 100 para dar mayor peso a las soluciones donde se presenten n fugas negativas en la red. Este factor se consideró en el segundo y tercer término de la ecuación para considerar el caso cuando la mejor solución no presenta fugas negativas, pero sí considere aquellos casos donde los gastos de demanda sean negativos, lo cual quiere decir que hay ingresos a la red.

- *Selección y reproducción de individuos*: una vez obtenida la aptitud de cada individuo, se procede a la selección de las parejas para la reproducción de los mismos, para así poder generar una nueva población y se le evalúe su aptitud. El método de selección de individuos es el de ruleta (Goldberg, 1989) con una probabilidad de cruce de 0.6 y una probabilidad de mutación de 0.01.

En la ejecución del algoritmo genético simple se utilizaron en cada corrida 150 generaciones y el número de individuos fue de 2000, con estos valores los resultados obtenidos se aproximaron a la solución buscada.

Una vez obtenida la solución óptima, estableciendo que sólo se puede tener una fuga por tubería, con los datos de la longitud de ubicación de la fuga a partir del cruce de tuberías y la carga de presión en el nudo de la fuga, se realiza el cálculo hidráulico de la red para comparar la diferencia entre los datos encontrados en el algoritmo genético y la modelación numérica de la red. Se realizaron ocho corridas diferentes para así llegar a un resultado con poco error en las cargas de presión de fuga calculados en comparación con los estimados.

4.4. Aspectos a Considerar

- Se cuenta con las mediciones de carga de presión en los nudos de cruce de las tuberías.
- Se conoce el factor de fricción (f) de cada tubo de la red.
- El flujo de la red es permanente; aunque el flujo del agua dentro de las tuberías no es permanente debido a la variación de la demanda de los usuarios de la red de distribución de agua potable, se hace la recomendación de considerar como flujo permanente como funcionamiento en el momento cuando es más baja la demanda, casi siempre de noche, para que se tengan cargas de presión más grandes y mayores gastos de fuga, para así poder detectar por lo menos una fuga en las tuberías o conexiones.

4.5. Aplicación

Como se mencionó anteriormente para comprobar la aplicación de los algoritmos genéticos en la localización de fugas, se realizaron pruebas en la red de distribución del Laboratorio de Hidráulica del Instituto de Ingeniería de la UNAM, con características como se muestran en la Figura 4.2, donde se muestran los valores de los gastos de demanda y de fuga, así como las cargas de presión.

Se consideraron fugas en la red de distribución en los nudos 2, 4, 6, 8, 10, 12, 14, 16, 18, 20, 22, 24, 25, 27, 28, 30, 31, 33. Por lo que se pretende analizar 18 tuberías y 15 nudos y determinar las tuberías en las cuales se presenta una fuga. Las características de la red se presentan en la Tabla 4.1.

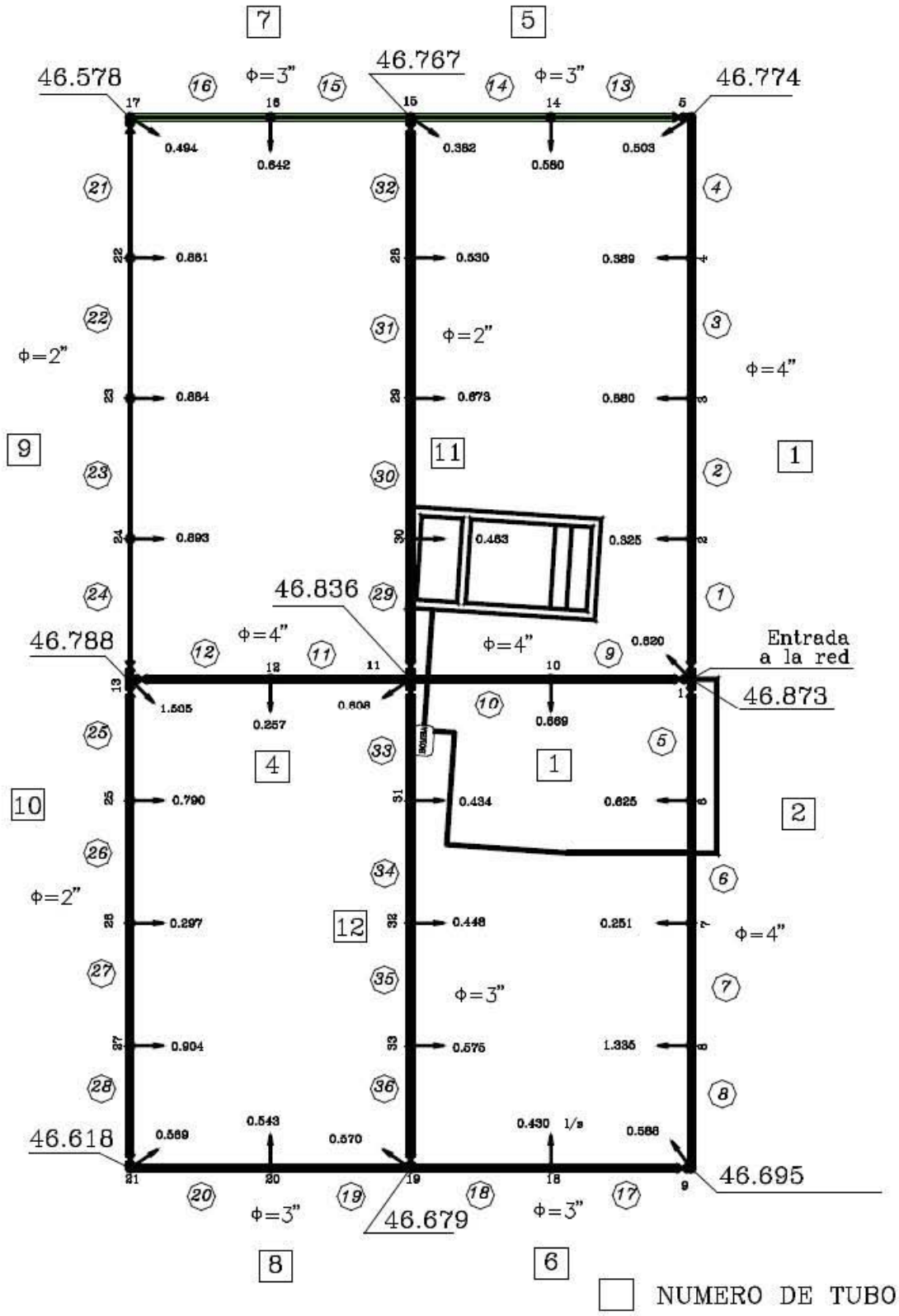


Figura 4.2: Red de Tuberías del Laboratorio de Hidráulica del Instituto de Ingeniería, UNAM (sin fugas)

Tabla 4.1: Características de la red de distribución.

Tubería	De nudo	A nudo	Longitud (m)	Diámetro (in)	Factor de fricción (f)
1	1	2	2.75	4	0.0744
2	2	3	2.75	4	0.0583
3	2	3	2.75	4	0.0582
4	3	5	2.85	4	0.0616
5	1	6	2.40	4	0.1443
6	6	7	2.40	4	0.1126
7	7	8	2.40	4	0.1123
8	8	9	2.40	4	0.1190
9	1	10	2.75	4	0.0104
10	10	11	2.75	4	0.0100
11	11	12	2.75	4	0.0425
12	12	13	2.75	4	0.0515
13	5	14	2.75	3	0.0052
14	14	15	2.75	3	0.0058
15	15	16	2.75	3	0.3486
16	16	17	2.75	3	0.6908
17	9	18	2.75	3	0.0180
18	18	19	2.75	3	0.0165
19	19	20	2.75	3	0.1150
20	20	21	2.75	3	0.2322
21	17	22	2.75	2	0.1111
22	22	23	2.75	2	1.9669
23	23	24	2.75	2	0.0586
24	24	13	2.75	2	0.0647
25	13	25	2.40	2	0.0323
26	25	26	2.40	2	0.0396
27	26	27	2.40	2	3.9574
28	27	21	2.40	2	0.0567
29	11	30	2.75	2	0.0140
30	30	29	2.75	2	0.0105
31	29	28	2.75	2	0.3564
32	28	15	2.75	2	0.0225
33	11	31	2.40	3	0.1062
34	31	32	2.40	3	0.0976
35	32	33	2.40	3	0.3004
36	33	19	2.40	3	14.9882

Una vez obtenidas las características físicas se realizaron las siguientes medidas:

1) *Medición de los gastos de salida:* se midieron los gastos de salida en los nudos que corresponden a los gastos de demanda teórica.

2) *Mediciones de presión sin fugas:* se obtuvieron las medidas de presión de la red física, como se muestra en la Figura 4.2, además se anotaron los gastos de demanda teórica.

3) *Calibración de la red de tuberías experimental:* con las mediciones de carga de presión y de los gastos se calibró la red de tuberías. Gracias a esto se pudo estimar los coeficientes de fricción Darcy Weisbach, los cuales incluyen un incremento en el valor de factor de fricción (f), ya que se incluye también el valor del factor de pérdida local.

4) *Estimación de demandas cuando existen fugas:* se obtuvieron estas demandas cuando se realizaban las mediciones de presión para la detección de las fugas.

Con las mediciones de presión, se formó un sistema de 15 ecuaciones donde las incógnitas son las distancias donde se ubican las fugas en las tuberías a partir de un nodo, las cargas de presión en el nudo de la fuga, para así poder obtener el gasto de cada fuga.

Para la resolución de este sistema de ecuaciones, se hizo uso del algoritmo genético. La mejor solución en cada caso se evaluaba hidráulicamente, de forma que con las distancias de las fugas y los gastos de las mismas, se determinaban las cargas de presión en todos los nudos para así poder evaluar las diferencias entre los valores y los calculados.

Una vez obtenidas estas diferencias entre valores, para cada tubería se determinó un factor de error en función de las diferencias de las mismas, afectadas por un peso establecido en función de las diferencias de gastos por unidad de diferencia de carga de presión medida entre cada nudo en donde se busca la fuga. Este factor se establece para diferenciar entre las soluciones la relevancia que tiene entre una y otra la diferencia de una unidad de carga de presión.

4.6. Resultados

Con los resultados obtenidos se puede verificar que el algoritmo genético nos permite ubicar las fugas y sus caudales, dándonos varias alternativas y no necesariamente se llegó al óptimo global en una corrida, esto debido a que es un procedimiento aleatorio de búsqueda de soluciones. Aún con esto, las alternativas que presenta son muy buenas y ahí está la ventaja de

proponer e implementar la verificación del comportamiento hidráulico con una solución propuesta.

La aptitud de la función objetivo, con los resultados obtenidos por el algoritmo genético y el programa de método del Instituto de Ingeniería, fue menor de 1×10^{-4} , un valor aparentemente bajo que depende del problema en estudio, a las variables a considerar y la función matemática.

En este caso los gastos de fuga que se manejaron fueron muy pequeños y la diferencia de cargas de presión entre los nudos es además del orden de centímetro o milímetro, por lo que no existe diferencia de consideración entre las posiciones establecidas y por tanto los caudales registrados.

Los resultados obtenidos del algoritmo genético se muestran en la Tabla 4.2, y a pesar de que los resultados son robustos, de las 18 fugas solamente una no fue ubicada adecuadamente en el lugar correcto, se trata de la fuga 8, que la marca a una distancia de 1.75m, pero el resto de las fugas son ubicadas correctamente; y es por eso que las cargas de presión calculadas difieren de las medidas. A pesar de esto, el error es pequeño, y se puede observar que el error máximo se presenta en la fuga 8 es del orden del 32%. Otro aspecto que se verificó fue la suma de los gastos suministrados y de fuga, arrojando una diferencia menor a un centilitro.

Si bien no se logró que el algoritmo genético diera los mismos resultados a los planteados, se nota que cuando la magnitud de las fugas no es grande en comparación con las demandas, los resultados se aproximan. Es por eso que este método, a pesar de sus limitaciones, es perfectible y puede ser empleado en conjunto con otros métodos o instrumentos de detección de fugas para incrementar la eficacia de la ubicación de las fugas, y así poder realizar las reparaciones correspondientes.

Tabla 4.2: Resultados del Algoritmo Genético.

Nudo	Medido	AGC1	AGC2	AGC3	AGC6	AGC7	AGC8	C.R.R.	%error
H1	46.854							46.854	0
F1		46.815	46.815	46.815	46.815	46.815	46.815	46.815	0
H2	46.788							46.788	0
F2		46.770	46.770	46.770	46.770	46.770	46.770	46.770	0
H3	46.752							46.755	6.4164
F3		46.778	46.779	46.778	46.779	46.779	46.779	46.781	0.0043

Tabla 4.2 (cont.): Resultados del Algoritmo Genético.

Nudo	Medido	AGC1	AGC2	AGC3	AGC6	AGC7	AGC8	C.R.R.	%error
H4	46.736							46.736	0
F4		46.699	46.697	46.699	46.697	46.697	46.697	46.696	2.1415
H5	46.679							46.676	6.4273
F5		46.834	46.834	46.834	46.834	46.834	46.834	46.834	0
H6	46.810							46.817	14.9518
F6		46.794	46.794	46.794	46.794	46.794	46.794	46.794	0
H7	46.754							46.769	32.0725
F7		46.751	46.751	46.751	46.751	46.751	46.751	46.751	0
H8	46.745							46.748	6.4174
F8		46.629	46.629	46.660	46.660	46.660	46.660	46.645	32.1578
H9	46.555							46.559	8.5912
F9		46.669	46.666	46.669	46.666	46.666	46.666	46.666	0
H10	46.663							46.660	6.4295
F10		46.644	46.637	46.643	46.637	46.637	46.630	46.628	4.2893
H11	46.597							46.598	2.146
F11		46.535	46.534	46.532	46.532	46.532	46.532	46.523	19.3453
H12	46.561							46.561	0
F12		46.602	46.603	46.603	46.603	46.603	46.603	46.604	2.1457
F13		46.737	46.735	46.737	46.735	46.735	46.735	46.735	0
H13	46.728							46.728	0
F14		46.574	46.576	46.575	46.576	46.576	46.576	46.583	15.0269
F16		46.748	46.748	46.749	46.749	46.749	46.749	46.748	2.1391
H14	46.786							46.786	0
F15		46.796	46.796	46.794	46.794	46.794	46.794	46.795	2.137
F17		46.790	46.790	46.792	46.792	46.792	46.792	46.792	0
H15	46.779							46.779	0
F18		46.770	46.766	46.762	46.762	46.762	46.762	46.761	2.1385

4.7. Conclusiones de este Ejemplo

Con los resultados obtenidos podemos afirmar que los algoritmos genéticos son un método de búsqueda muy efectivo por su robustez en problemas de optimización, como ya se había demostrado en capítulos anteriores. A pesar de que los resultados no fueron los deseados en todos los nudos, sobretodo en la fuga 8, se obtuvieron resultados muy cercanos a los planteados, eso se refleja en los porcentajes bajos de error.

Aun cuando los resultados son optimistas, es recomendable aplicar el procedimiento propuesto en redes de mayor tamaño para comprobar su eficacia, así como determinar factores que nos permitan reducir los espacios de solución y así poder escoger la mejor solución, todo esto mediante la implementación del funcionamiento hidráulico de la red, sobretodo en casos de redes grandes y complicadas.

Capítulo 5. Diseño Óptimo de Edificios con Estructuras Metálicas

5.1. Introducción

Los ingenieros civiles tienden a optimizar el diseño de los sistemas basados en diferentes consideraciones como efectividad de costo, confiabilidad, desempeño del sistema, estética, problemáticas sociales y/o políticas. En el diseño de edificios de estructuras metálicas, la optimización incluye objetivos como el mínimo peso estructural, complejidad mínima, niveles deseados de confiabilidad, etc. Pero es muy difícil en una etapa de diseño inicial expresar otras fuentes de costos iniciales tan certeras como los costos de material. Por ejemplo es una tarea demandante cuantificar la relación entre la complejidad del diseño propuesto y su relación con los costos de mano de obra, al igual que determinar los costos por posibles daños a la estructura debidos a eventos naturales como los sismos, el viento, etc. La consideración de los costos iniciales y los costos a lo largo de la vida útil, derivan en un análisis de “costo de ciclo de vida”, en donde el diseño óptimo es aquel que balancea apropiadamente estos dos tipos de costos de acuerdo con un criterio previamente seleccionado. La idea de incorporar costos por daño sísmico en su vida útil (LSD, por sus siglas en inglés: lifetime seismic damage) en el proceso de diseño inicial, ha sido considerada por varios autores, por ejemplo, Liu et al. (2003) propusieron un modelo de optimización de costos por diseño sísmico estructural usando el criterio de mínimos costos de ciclo de vida. Frangopol y colaboradores (1999) trabajaron en un análisis de costo de ciclo de vida para estructuras en puentes. Ellos también han considerado costos futuros para mantenimiento, inspección y reparación de años, que son problemáticas importantes para el funcionamiento a lo largo de la vida útil de las estructuras.

En los últimos años se ha visto la necesidad y el desarrollo de metodologías de diseño sísmico basado en desempeño estructural. Siendo una de sus características en comparación con los métodos convencionales, la exigencia de cierto comportamiento estructural bajo condiciones de diferentes cargas sísmicas inciertas (expresadas en términos probabilísticos). La condición de daño asociada con cada nivel de riesgo se ha podido plasmar cualitativamente en inspecciones de sismos en sitio anteriores, y se ha podido expresar cuantitativamente por índices de deformación, como las distorsiones de entrepiso, como medida del comportamiento que una estructura pudiera experimentar durante eventos sísmicos de un nivel en particular. Así, se puede incorporar el concepto de control de daño para reducir futuras pérdidas económicas en la etapa de diseño, en lugar de sólo diseñar una estructura por estados últimos de las estructuras como se requiere en los códigos convencionales de diseño.

Los diseños estructurales optimizados basados en análisis de costos de ciclo de vida son una alternativa manejable haciendo uso de diferentes modelos de costo de daño. Como ejemplo, Ang y Lee (2001) analizaron edificios de concreto reforzado construidos en México

basados en funciones de costo, tomando en cuenta el índice de daños propuesto por Park y Ang (1985); Wen y Kang (2001) desarrollaron una metodología de diseño basada en costos mínimos esperados en su ciclo de vida e investigaron su aplicación en el diseño de edificios de acero.

En la metodología que se explica en la presente sección (Liu et al., 2003) la atención está enfocada al diseño sísmico de edificios con estructuras metálicas. Los costos iniciales son relativamente fáciles de calcular, sin embargo, los costos adicionales de diseño y construcción debido a la complejidad de algún diseño en particular, son más complicados de cuantificar y generalmente no son considerados. Además existen otras incertidumbres significativas en los costos por daño sísmico que incluyen costos por reparación de daños, pérdidas de contenido, costos por recolocación, costos económicos directos e indirectos y costos por lesiones y/o fatalidades. Estas metodologías no toman en cuenta que la persona que toma las decisiones, quien está dispuesto a aceptar mayores riesgos de costos por daños futuros, pueda preferir un diseño con costos de material iniciales menores comparados con otra persona más precavida que no toma tantos riesgos. Así es como una aproximación más razonable es tratar los costos de material iniciales y, por otro lado, los costos por daño sísmico a lo largo de la vida útil como dos objetivos por separado, conduciéndonos a un problema con optimización multiobjetivo, que produce una distribución de soluciones óptimas de Pareto reflejando la compensación entre estos dos costos, en lugar de los costos de ciclo de vida esperados en conjunto. Un tercer objetivo, la complejidad del diseño y construcción, provee una dimensión adicional a la distribución óptima del Pareto, permitiendo al tomador de decisiones tener la libertad de seleccionar de entre esta distribución de soluciones aquella que balancee los costos iniciales de materiales, los costos por daño sísmico a lo largo de la vida útil, y la complejidad del diseño y construcción, de acuerdo a sus preferencias y necesidades.

Liu y colaboradores (2003) presentan un procedimiento automatizado para generar distribuciones óptimas de Pareto de diseños estructurales en los niveles de cortante basal recomendados por el NEHRP (National Earthquake Hazards Reduction Program) (Federal Emergency Management Agency, 1998), y sujeto a los criterios sísmicos de diseño y factores de diseño de carga y resistencia (LRFD: Load and Resistance Factor Design) del AISC (American Institute of Steel and Construction, 1994).

5.2. Procedimiento del Algoritmo Genético Multiobjetivo

En la Figura 5.1 se muestra un diagrama de bloques del procedimiento del algoritmo genético multiobjetivo propuesto por Liu, Burns y Wen (2003). Los métodos de cálculo de los costos tanto de materiales iniciales como de daño sísmicos, necesitan formularse antes de que se use la rutina de optimización.

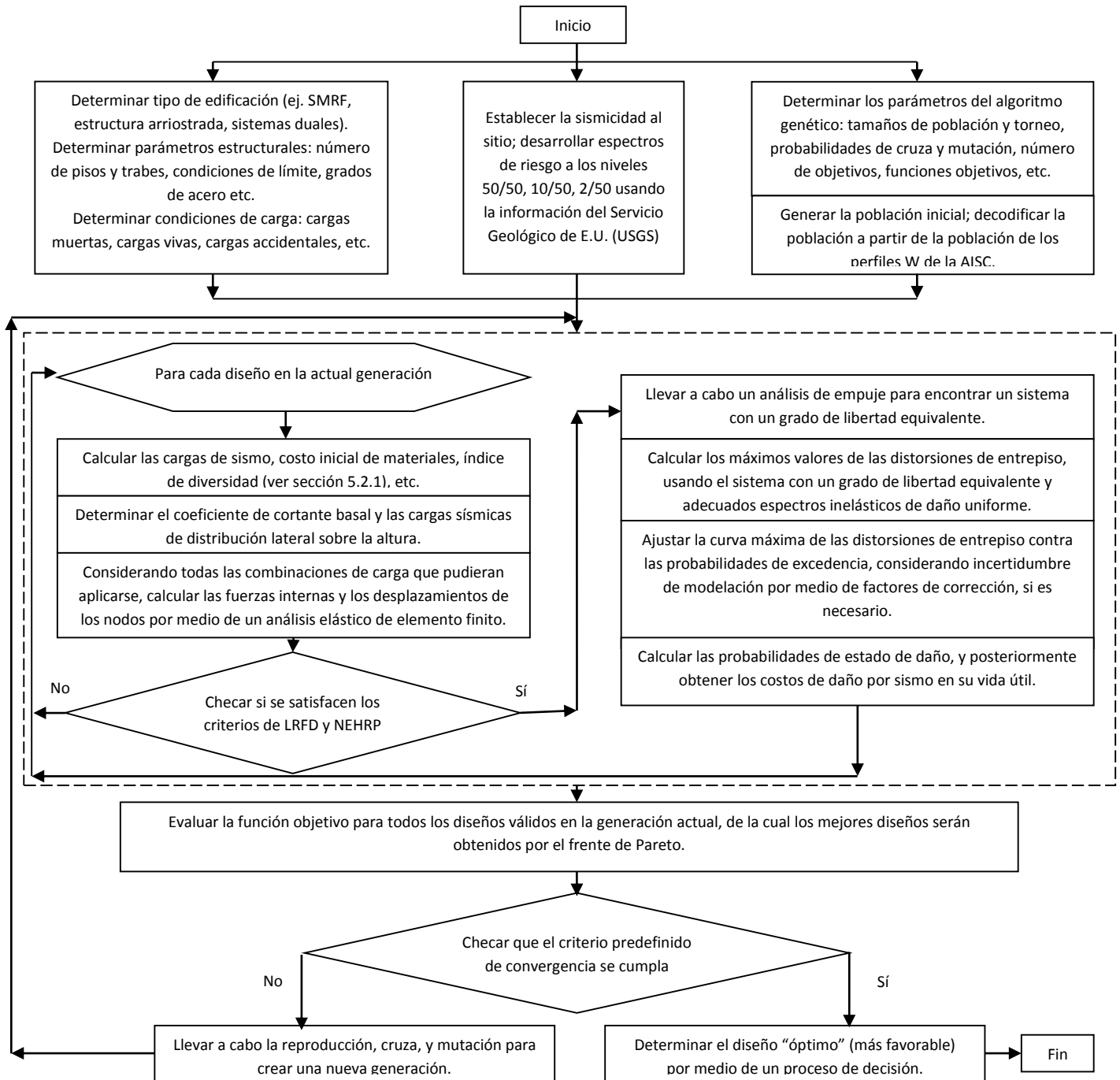


Figura 5.1: Diagrama de Flujo del Algoritmo Genético Multiobjetivo (Liu, Burns y Wen, 2003).

Liu, Burns y Wen (2003) escogieron el algoritmo genético como herramienta de optimización debido a que es uno de los pocos métodos de optimización que puede tratar problemas discretos como éste.

5.2.1. Consideraciones sobre los Costos Iniciales de Materiales y sobre la Complejidad de Diseño y Construcción

Una estimación completa de los costos iniciales debería incluir los costos en todas las fases constructivas, desde el diseño conceptual hasta la etapa de construcción. Los costos de materiales iniciales se deben a miembros de acero, losacero, concreto, y traveses y/o columnas a prueba de fuego. Otros costos debidos a la consideración estética y a instalaciones eléctricas y de calefacción, no están obviamente relacionados con el diseño estructural, por lo que no se consideran.

Para considerar por separado la complejidad del diseño y construcción en la evaluación, se introduce un término denominado como índice de diversidad (I_D), que ayuda a medir lo complejo del diseño estructural. Se define como el número total de diferentes tipos de columnas, diferente tipos de traveses, más dos veces los casos de diferentes tipos de columnas verticalmente adyacentes, como se muestra en la siguiente ecuación:

$$I_D = T_C + T_T + 2C_{VA}$$

Donde:

I_D es el índice de diversidad.

T_C es el total de diferentes tipos de columnas.

T_T es el total de diferentes tipos de traveses.

C_{VA} son los casos de diferentes tipos de columnas verticalmente adyacentes.

Así, si todas las columnas y todas las traveses fueran las mismas en algún diseño dado, el índice de diversidad sería 2, ya que se tendría un solo tipo de columnas y un solo tipo de traveses, y no habría casos de diferentes tipos de columnas verticalmente adyacentes, por lo que este sumando sería cero.

5.2.2. Cálculo de los Costos de Daños Sísmicos a lo Largo de la Vida Útil de la Estructura

Las incertidumbres asociadas a la respuesta de estructuras sujetas a la acción de los sismos hacen que el problema sísmico se defina en términos probabilísticos. Por tal motivo, es fundamental cuantificar qué tan confiable es una estructura considerando todo el posible peligro sísmico al cual será sometida durante su vida útil. Una herramienta para estimar la confiabilidad de estructuras sujetas a acciones sísmicas es través de la evaluación de la probabilidad de excedencia de un parámetro asociado a la demanda sísmica.

Liu y sus colaboradores (2003) toman en cuenta siete estados de daño en término de las distorsiones máximas de entrepiso dados por Wen y Kang (2001), los cuales se usan para describir los niveles respectivos de comportamiento, como se muestra en la Tabla 5.1.

Tabla 5.1: Comportamiento estructural y nivel de daño en términos de rangos de distorsiones de entrepiso (Wen & Kang, 2001).

Nivel de Comportamiento	Estado de Daño	Intervalo de Distorsión de Entrepiso (%)
I	Ninguno	$\Delta < 0.2$
II	Escaso	$0.2 \leq \Delta < 0.5$
III	Ligeramente	$0.5 \leq \Delta < 0.7$
IV	Moderado	$0.7 \leq \Delta < 1.5$
V	Fuerte	$1.5 \leq \Delta < 2.5$
VI	Mayor	$2.5 \leq \Delta < 5.0$
VII	Destruído	$\Delta \geq 5.0$

Basado en una distribución de Poisson de ocurrencias de terremotos, y con la suposición que los edificios dañados son restaurados a sus condiciones iniciales después de un sismo intenso, se propone la siguiente fórmula para los estados de daño k considerados:

$$E[C_{sismico}] = (C_1P_1 + C_2P_2 + \dots + C_kP_k) \frac{\nu}{\lambda} (1 - e^{-\lambda t})$$

Donde C_i es el costo por daño sísmico para el estado de daño i ; P_i es la probabilidad de que se presente el estado de daño i dada la ocurrencia de un terremoto $= P(\Delta > \Delta_i) - P(\Delta > \Delta_{i+1})$ donde Δ_i, Δ_{i+1} son las distorsiones de entrepiso de los límites superior e inferior del estado de daño i ; ν es la ocurrencia anual de eventos significativos de terremoto, modelada mediante una distribución de Poisson; y λ es la tasa de descuento monetaria anual.

La distribución de Poisson es un modelo con distribución discreta, que nos expresa la probabilidad de ocurrencia aleatoria de algún evento durante un periodo de tiempo o espacio. La función de la distribución de Poisson se da por la siguiente fórmula:

$$f(k, \alpha) = \frac{e^{-\alpha} \alpha^k}{k!}$$

Donde k es el número de ocurrencias del fenómeno, α es el número promedio o cantidad esperada de ocurrencias por unidad de medida y e es la base de los logaritmos naturales.

5.2.3. Disposiciones de la AISC-LRFD y de la NEHRP 1997

Todas las combinaciones de carga importantes se hacen según las disposiciones de la AISC-LRFD. Las cargas por sismo se determinan de los requerimientos de la NEHRP (1997), y las cargas de viento del ASCE 7-98 (American Society of Civil Engineers).

Además de usar los requerimientos de la NEHRP (1997) para determinar las cargas debido a sismo, también se establecen los límites en los intervalos de distorsiones de entrepiso, el coeficiente de estabilidad, y el coeficiente de redundancia. El límite del rango de la distorsión de entrepiso (2% en este trabajo) está enfocado a controlar la gravedad del daño sísmico de una estructura diseñada, y por lo tanto asegurar y prevenir el colapso de la estructura durante su vida útil. El coeficiente de estabilidad es un índice para determinar si una estructura es o no potencialmente estable bajo el efecto de un terremoto. Mientras que el coeficiente de redundancia se adopta para penalizar cualquier diseño con pocos elementos estructurales que pudiera ser inadecuado para mantener la capacidad de carga por gravedad de la estructura en caso de fallas locales.

5.2.4. Algoritmo Genético

El procedimiento de operación del algoritmo genético en generaciones evolucionarias hace posible alcanzar un diseño que se acerque a un mínimo global en lugar de a un mínimo local como convergen muchos otros métodos de optimización rutinarios, y esto se debe a su funcionamiento que se asemeja con la evolución genética de la naturaleza. Como ya se ha mencionado antes, el algoritmo genético usa las operaciones de reproducción, intercambio genético y mutación, todo esto basado en las funciones objetivos definidas, para crear nuevas generaciones. Estas nuevas generaciones son creadas hasta que se converja en los criterios previamente definidos del problema. El algoritmo genético en particular es útil en problemas con parámetros que solo pueden tomar valores discretos como en este problema, donde todos los elementos estructurales se seleccionan de una base de datos.

El algoritmo genético es capaz de producir una serie de alternativas de diseño, y así poder obtener el Pareto de soluciones óptimas. Esta serie nos dice que no hay otro conjunto mejor de alternativas de diseño en todas las medidas de nuestras funciones objetivo. En este caso la

función de “fitness” utilizada se aproxima a la propuesta por Balling (2000), recordando que el “fitness” nos determina qué cromosomas se van a cruzar y cuáles se eliminan. En el estudio de Liu et al. (2003) se demuestra cómo poder evitar eficazmente una convergencia temprana en las generaciones finales, un problema que afecta a otros métodos multiobjetivo. La fórmula de la función de “fitness” es:

$$fitness_i = 1 - \max_{j \neq i} \left(\min_k (f_{ki} - f_{kj}) \right)$$

Donde f_{ki} y f_{kj} son los valores de la función objetivo del elemento k para los diseños i y j .

Se implementa un algoritmo genético simple (Goldberg, 1989) con los siguientes parámetros: un tamaño de población de 1000 miembros más los miembros no dominantes de la etapa anterior (elitismo); se usa una selección por torneo en la etapa de reproducción para seleccionar a los 1000 miembros, cada uno es el más apto de cinco miembros elegido al azar entre la población anterior. Los miembros anteriores no dominantes se juntan con este nuevo grupo de 1000 miembros generados, y así sucesivamente.

Cada diseño se representa como un vector, los componentes del vector apuntan a dos tablas de secciones tipo W. La primera parte del vector es para columnas, y apunta en una tabla de perfiles W que son típicamente usadas como columnas en lugar de trabes en diseños estructurales. La segunda parte del vector es para trabes, y al igual que en las columnas, apunta en una tabla de perfiles W usados comúnmente como trabes.

Se usa un “crossover” de dos puntos, un “crossover” en cada parte del vector. La probabilidad de cruza es del 50%, con una probabilidad de mutación de 30%. A pesar de que el porcentaje de mutación es relativamente alto, al usar elitismo para preservar los mejores individuos no dominantes de cada generación, la mutación tiende a no ser muy disruptiva; a veces una alta probabilidad de mutación se usa para evitar convergencia prematura.

5.3. Aproximación a la Evaluación del Desempeño Sísmico

Para calcular los costos por daño sísmico en su vida útil usados en la ecuación (1) para edificios con estructuras metálicas, se necesitan evaluar las probabilidades de excedencia asociadas con la distorsión de entrepiso máxima, definiendo todos los estados de daño (Tabla 5.1) que necesita calcular la máxima distorsión de entrepiso en todos los niveles de riesgo. Para esto, la forma más certera es realizar análisis “paso a paso” en tiempo usando algún programa de cómputo especializado (por ejemplo DRAIN, RUAUMOKO, etc.) que permita modelar detalladamente sistemas estructurales. Los registros de sismo disponibles (Somerville, Smith,

Puntamurthula, & Sun, 1997) se usan para representar diferentes niveles sísmicos de riesgo. Esta aproximación puede no ser práctica desde el punto de vista de la optimización debido a que requiere mucho tiempo en realizarse, incluso para estructuras más simples. La razón de lo largo de este procedimiento, es que el algoritmo genético requiere de una gran cantidad de candidatos para poder comparar sus desempeños y crear una mejor generación.

5.4. Ejemplo

5.4.1. Descripción del Modelo Estructural

Se trata de un edificio de oficinas para ser diseñado y construido en el centro de Los Ángeles, California el cual consta de cinco niveles con miembros de acero tanto en columnas como en trabes, sin muros de carga. Con un área de desplante de 100 ft (30.48 m) por 150 ft (45.72 m) y una altura de 67 ft (20.42 m), como se muestra en las Figuras 5.4 y 5.5. Sólo se considera una de las vigas iguales en la dirección de diseño, teniendo sólo dos vigas en la base, simétricamente con el eje central vertical. Las columnas y trabes son secciones W de acero de 345 MPa (50 ksi) y 248 MPa (36 ksi), respectivamente.

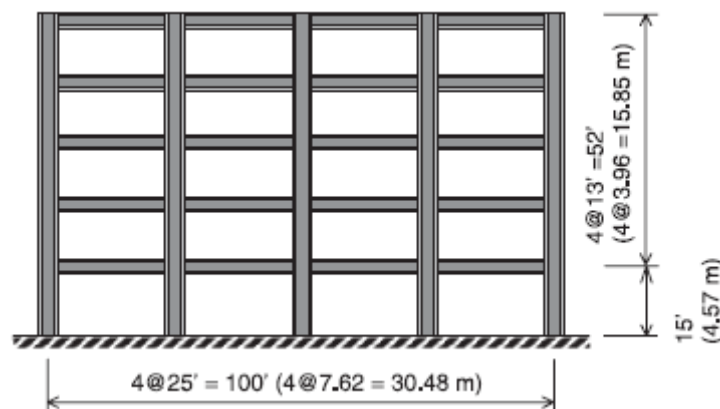


Figura 5.4: Elevación del edificio ejemplo.

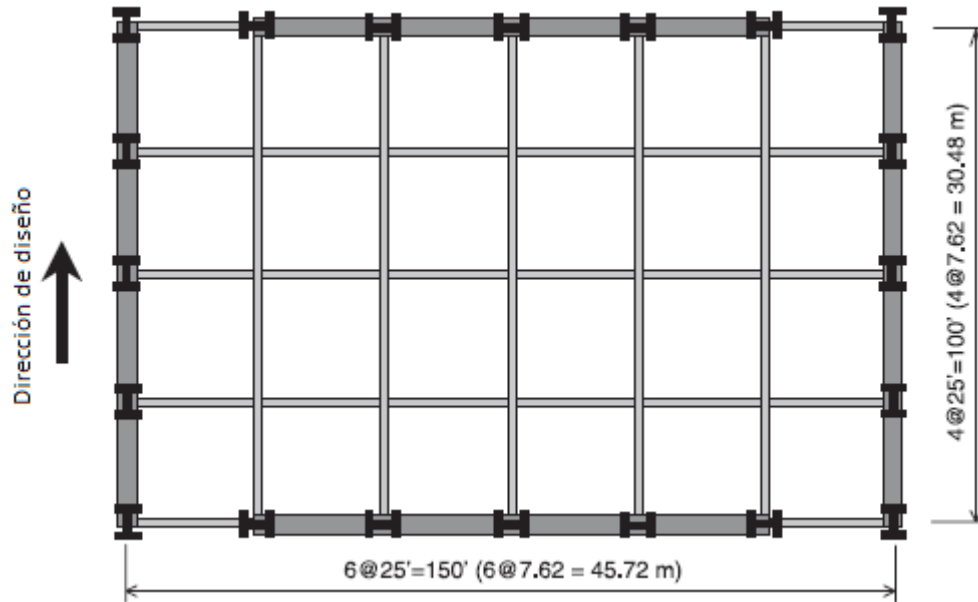


Figura 5.5: Vista en planta del edificio ejemplo.

La carga muerta para la azotea es de 67 lb/ft^2 (3.21 kN/m^2), mientras que para los demás niveles es de 76 lb/ft^2 (3.64 kN/m^2). Las cargas vivas para la azotea y los niveles son de 45 lb/ft^2 (2.15 kN/m^2) y 16 lb/ft^2 (0.77 kN/m^2) respectivamente. Las intensidades de las paredes laterales y fachada son de 30 lb/ft^2 (1.44 kN/m^2) para todos los niveles. Las resistencias de fluencia de las columnas y vigas son de 397 MPa (57.6 ksi) y 282 MPa (40.9 ksi) respectivamente. Otro aspecto a considerar es que las conexiones se suponen rígidas, tampoco se considera deformación en la zona de losas. El criterio de diseño se basa en las consideraciones sísmicas de AISC-LRFD y también de NEHRP (1997). En la Figura 5.6 se muestra el espectro de aceleración en tres niveles de riesgo.

Como la simetría con respecto al eje central vertical es impuesta en los miembros pares simétricos, las cargas laterales sólo necesitan ser aplicadas en una dirección. Se impone además una restricción más: un diseño alternativo es inválido si existe alguna columna cuya rigidez flexionante es menor que la columna adyacente superior. Esto ayuda a prevenir diseños de niveles débiles en cualquiera generación.

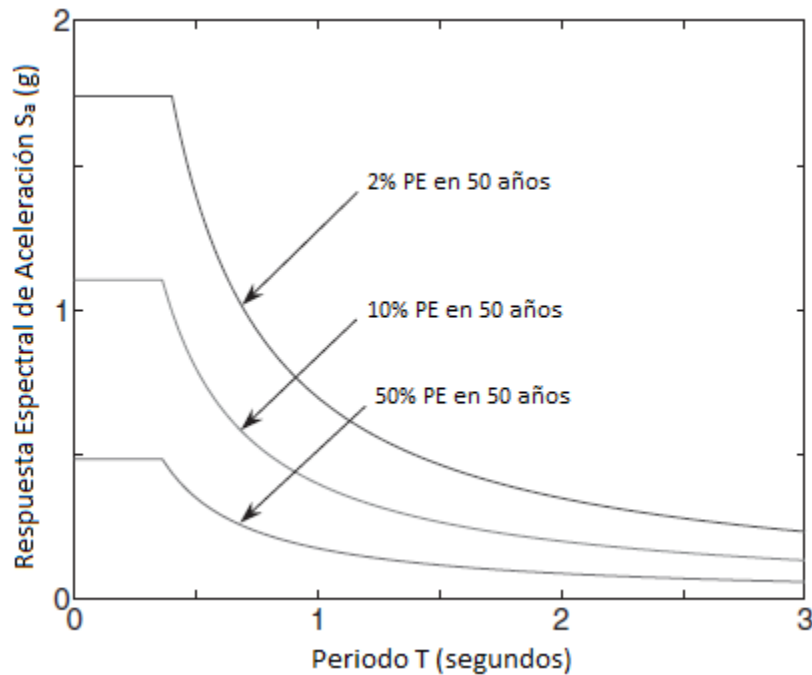


Figura 5.6: Respuestas espectrales de aceleración con probabilidades de excedencia (PE) de 50, 10 y 2% en 50 años.

5.4.2. Aplicación del Algoritmo Genético Multiobjetivo

Usando el algoritmo genético propuesto por Liu et al. (2003) y un análisis elástico como lo recomienda AISC-LRFD, se obtuvieron 1530 diseños en el Pareto de soluciones óptimas, esto hasta la generación 600, como se muestra en la Figura 5.7. La distribución de soluciones óptimas del Pareto forma una superficie curva en tres dimensiones, correspondientes a los tres objetivos: costos iniciales de materiales, costos por daño sísmico en su vida útil y el índice de diversidad de la estructura. En la Figura 5.7 se representa una proyección de la distribución de soluciones del Pareto en un plano formado por los costos iniciales de materiales en las abscisas y los costos por daños sísmico en las ordenadas; los asteriscos representan los diseños con índice de diversidad igual a 2, y los círculos huecos indican aquellos diseños con índices iguales o mayores a 20, siendo el índice de diversidad más grande el 31. Los diseños restantes, con índices intermedios, caen entre estos dos límites en el área gris.

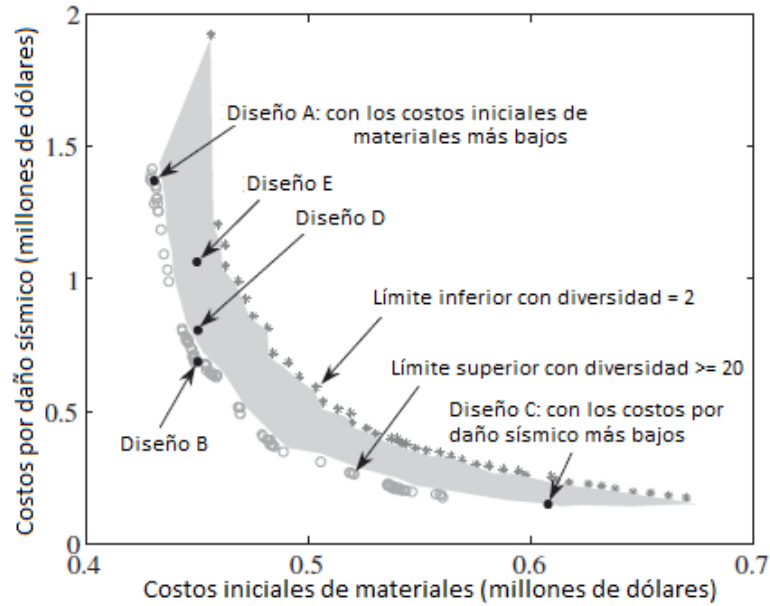


Figura 5.7: Relación entre los costos iniciales de materiales y costos por diseño sísmico para los diseños del Pareto en la generación 600.

Un diseño fuerte (con costos iniciales de materiales altos) podría tener una distorsión de entrepiso máxima más pequeña que un diseño débil (con costos iniciales de materiales bajos), como se observa en la Figura 5.8, que además previene que la distorsión de entrepiso controle algún diseño.

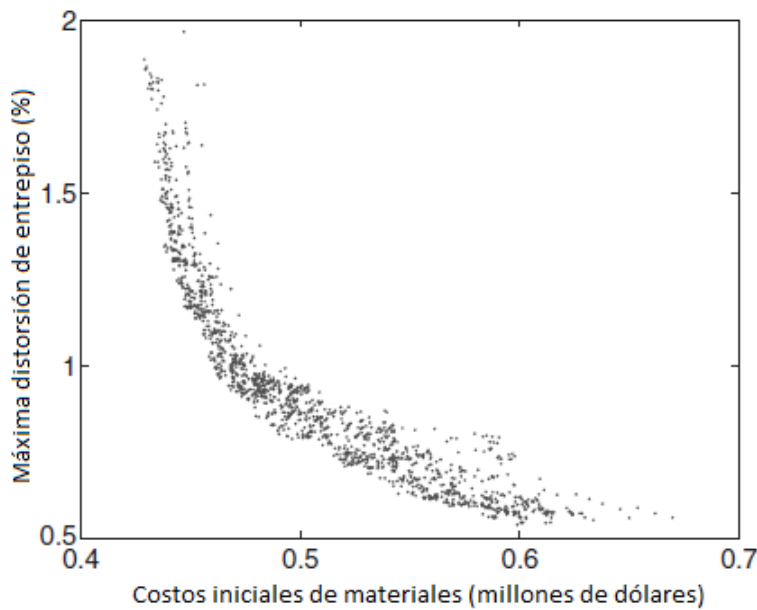


Figura 5.8: Máxima distorsión de entrepiso calculada por análisis elástico para los diseños del Pareto en la generación 600.

5.4.3. Resultados del Ejemplo

Se tienen cinco diseños representativos: A, B, C, D y E, que están marcados con círculos rellenos en la Figura 5.7, y ejemplificados en la Figura 5.9, mientras que sus características se muestran en la Tabla 5.2. Todos estos diseños tienden a tener una distribución uniforme del material en los niveles inferiores. De todos los diseños del Pareto de soluciones, el diseño A tiene los costos iniciales de materiales más bajos con USD\$429,000 y costos por daños sísmico de USD\$1,377,400. El diseño C tiene los costos por daño sísmico más bajos con USD\$127,370 y costos iniciales de materiales de USD\$608,710. El diseño B se encuentra entre el diseño A y el C, con costos iniciales de materiales de USD\$449,100 y costos por daños sísmico de USD\$685,400.

Tabla 5.2: Información de los cinco diseños representativos.

Diseños Representativos		Diseño A	Diseño B	Diseño C	Diseño D	Diseño E	
Columnas	Nivel 1	W14X233	W14X311	W14X730	W14X257	W14X233	
		W14X233	W14X311	W14X730	W14X257	W14X233	
		W14X233	W14X311	W14X730	W14X257	W14X233	
	Nivel 2	W14X132	W14X257	W14X730	W14X257	W14X233	
		W14X233	W14X257	W14X730	W14X257	W14X233	
		W14X233	W14X257	W14X730	W14X257	W14X233	
	Nivel 3	W12X136	W14X233	W14X730	W14X257	W14X233	
		W14X233	W14X233	W14X730	W14X257	W14X233	
		W14X233	W14X233	W14X730	W14X257	W14X233	
	Nivel 4	W12X106	W12X106	W14X730	W12X106	W14X233	
		W14X159	W14X233	W14X455	W14X257	W14X233	
		W12X152	W14X233	W14X455	W14X257	W14X233	
	Nivel 5	W12X106	W6X16	W14X455	W12X106	W14X233	
		W14X82	W14X82	W14X455	W14X82	W14X233	
		W14X82	W14X233	W14X455	W14X257	W14X233	
	Vigas	Piso 1	W30X99	W33X18	W36X300	W30X99	W27X94
			W24X84	W30X99	W36X300	W30X99	W27X94
		Piso 2	W24X76	W30X108	W36X300	W30X108	W27X94
			W21X68	W30X108	W36X245	W30X108	W27X94
		Piso 3	W24X76	W27X94	W36X245	W30X99	W24X76
W24X76			W30X108	W36X245	W24X76	W24X76	
Piso 4		W24X76	W16X45	W36X245	W24X76	W24X76	
		W14X68	W30X99	W30X99	W24X76	W24X76	
Piso 5		W14X43	W16X36	W30X99	W24X62	W14X43	
		W18X35	W24X76	W14X34	W18X35	W14X43	
Costos iniciales de materiales (millones)		0.4290	0.4491	0.6087	0.4496	0.4504	
Costos por daño sísmico (millones)		1.3774	0.6854	0.1274	0.7766	1.0656	
Índice de diversidad		28	31	12	12	4	
Coeficiente de rendimiento del sistema (S_y)		0.168	0.253	0.739	0.224	0.188	

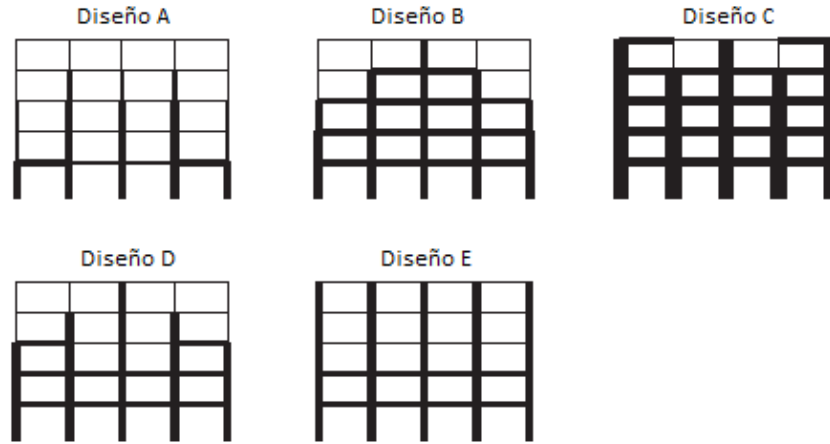


Figura 5.9: Cinco diseños representativos.

Como comparación, los diseños A y B tienen costos iniciales de materiales similares al igual que índices de diversidad, 28 y 31 respectivamente; mientras que los costos por daño sísmico asociados con el diseño B son la mitad de los del diseño A. El diseño C reduce los costos por daño sísmico como ningún otro diseño del Pareto, pero con costos iniciales de materiales elevados y un índice de diversidad moderado, de 12. Un tomador de decisiones tiene la libertad de seleccionar el diseño que cumpla con sus necesidades de una gran variedad de alternativas.

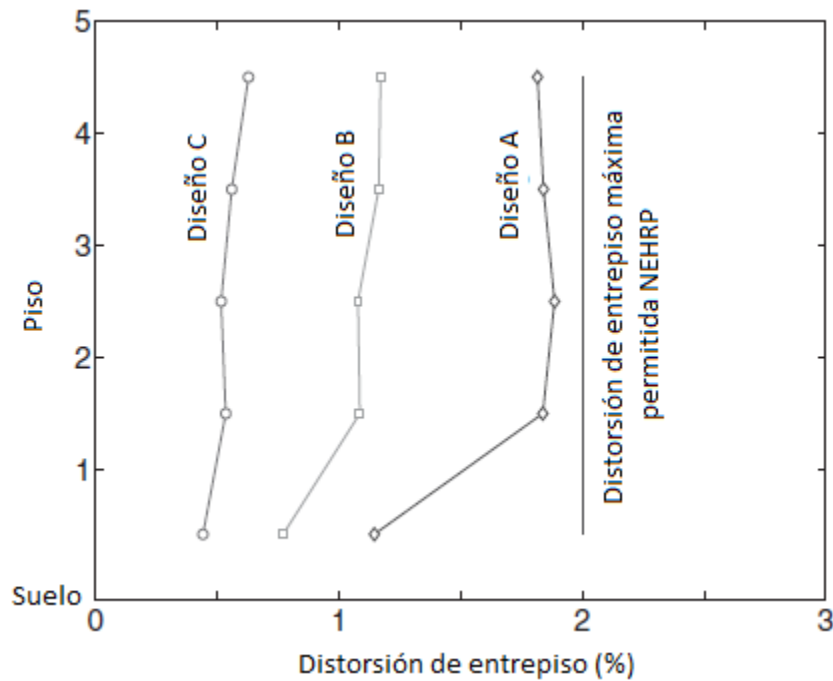


Figura 5.10: Distorsiones de entrepiso de los diseños A, B y C que tienen costos iniciales de materiales diferentes.

Como regla general, entre más grande sea el índice de diversidad de un diseño, el diseñador tendrá más libertad de escoger diferentes combinaciones de tamaños de perfiles, que naturalmente dará cabida a un diseño con bajos costos por daños sísmico, dados los costos iniciales de materiales. Ahora, comparando los diseños B, D y E, los tres diseños se acercan a costos iniciales de materiales de USD\$450,00. El diseño menos vulnerable a un sismo es el B con costos por daño sísmico de USD\$685,400, mientras los costos del diseño E son de poco más de USD\$1,000,000. Para estos tres diseños B, D y E, los cuales tienen curvas de empuje estáticas normalizadas como se muestran en la Figura 5.11, el diseño B tiene costos por daños sísmico menores que los del diseño E.

El diseño D parece ser el diseño que balancea los costos por daños sísmico y la complejidad en el diseño y construcción de una forma más favorable, dados los costos iniciales de materiales. Lleva costos por daño sísmico de aproximadamente USD\$800,000 contra USD\$700,000 del diseño B, sin embargo tiene un índice de diversidad de tan solo 12 comparado con 31 del diseño B.

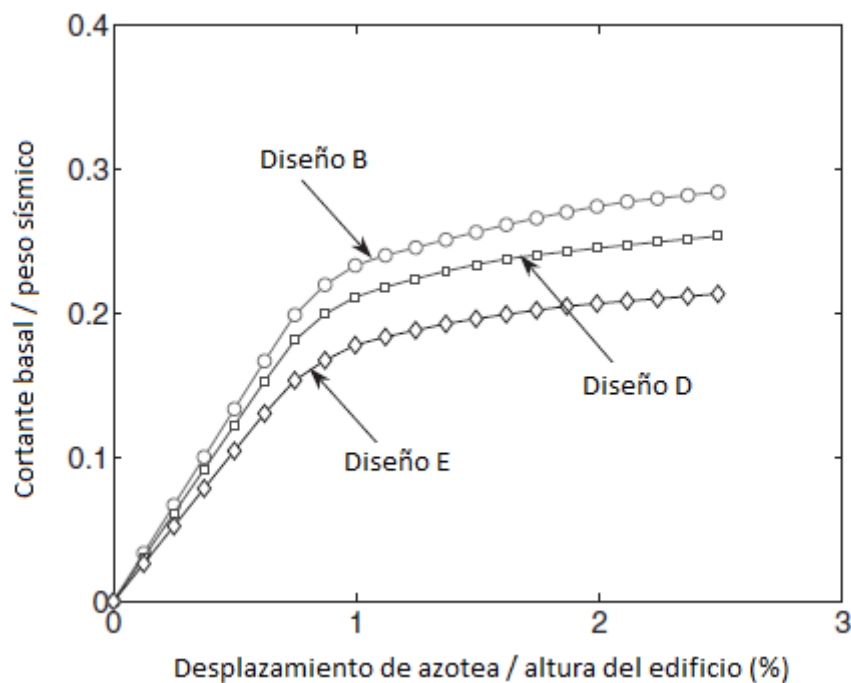


Figura 5.11: Curvas de empuje estáticas normalizadas para los diseños B, D y E con costos iniciales de materiales similares.

5.5. Conclusiones de este Ejemplo

El algoritmo genético como herramienta de búsqueda de soluciones en este problema, resultó ser satisfactorio, debido a que entregó múltiples alternativas de diseño con respecto a los tres objetivos planteados: los costos iniciales de materiales, los costos por daño sísmico, y la complejidad en el diseño del edificio. Gracias a esto el tomador de decisiones puede seleccionar el diseño que más satisfaga sus necesidades dentro de una gran variedad de alternativas con diferentes características. Esto a pesar de la generación de un gran número alternativas de diseño que son necesarios para que el algoritmo genético pueda ir mejorando las generaciones futuras.

Se ha demostrado que un diseño orientado más en el control de la distorsión de entrepiso permitida, puede no ser la mejor solución desde el punto de vista de costos a lo largo de su vida útil debido a los costos por daño sísmico, a pesar de que en la práctica un diseño basado en la restricción del movimiento del edificio es muy bien aceptado.

Capítulo 6. Propuesta de Distribución de Amortiguadores Viscosos No Lineales en un Edificio

Este capítulo abarca la contribución original de esta tesis, en donde a partir del uso de un algoritmo genético multiobjetivo se obtienen las mejores soluciones de la distribución de amortiguadores viscosos no lineales en un edificio de estructuras metálicas. Para la búsqueda de soluciones de este problema, el algoritmo genético se basa en dos objetivos de diseño: a) las distorsiones máximas de entrepiso, y b) la disipación de la energía en la altura del edificio. El método se ejemplifica con el diseño de un edificio de estructuras metálicas de diez niveles con amortiguadores viscosos no lineales, estos permitirán que la estructura del edificio sea más ligera al absorber un porcentaje de las fuerzas que se ejercen sobre la estructura.

6.1. Introducción

El acero es uno de los materiales más usados en la construcción de edificios en el mundo. Su fuerza inherente y su dureza son características que se adaptan bien en varias aplicaciones y su alta ductilidad es ideal para el diseño sísmico. Para utilizar estas ventajas en aplicaciones sísmicas el ingeniero diseñador tiene que estar familiarizado con las especificaciones de diseño pertinentes y debe asegurar que la construcción se ejecute de forma adecuada.

El diseño de estructuras se basa en dos aspectos, la determinación de la respuesta del edificio ante las cargas en su vida útil, y la determinación de resistencia de cada elemento estructural. Para regular estos aspectos, existen reglamentos que fijan los límites de servicio y de colapso, para que la estructura sea confortable y segura. Para determinar la respuesta y la resistencia de los elementos estructurales se hace un análisis donde se somete a las cargas esperadas en su vida útil (Brambila Neri, 2012). Este análisis se basa en las ecuaciones de equilibrio dinámico. La ecuación general de movimiento está dada por:

$$M\ddot{U}(t) + C\dot{U}(t) + KU(t) = P(t) \quad (6.1)$$

Donde M es la matriz de masas del sistema, C es la matriz de amortiguamiento del sistema, K es la matriz de rigidez del sistema, U es el vector de posición del sistema y P es el vector de fuerzas aplicado al sistema. En el diseño estructural cuando no se cumplen los desplazamientos permisibles, lo que se acostumbra es aumentar las secciones de la estructura para así aumentar su rigidez y resistencia. Basándonos en la ecuación (6.1), podemos en dado caso aumentar no solo la rigidez, sino también el amortiguamiento, representado por la matriz C como se muestra en la ecuación anterior.

El incremento del amortiguamiento efectivo de una estructura lleva a una disminución de la respuesta estructural. El amortiguamiento estructural está limitado al amortiguamiento que es inherente o propio de las conexiones y de los materiales, acero, concreto o una mezcla de ambos. Cuando este no es suficiente se hace necesario incorporar dispositivos auxiliares que impongan un amortiguamiento adicional al sistema.

Una forma de incrementar el amortiguamiento es por medio de dispositivos que se agregan a la estructura, los cuales se clasifican en pasivos, activos y semiactivos. Los activos y semiactivos requieren de energía eléctrica externa para funcionar, mientras que los pasivos no requieren de dicha fuente de energía externa al sistema (Bassotti, 2008). En la Figura 6.1 se muestra una clasificación de los sistemas de disipación más comunes:

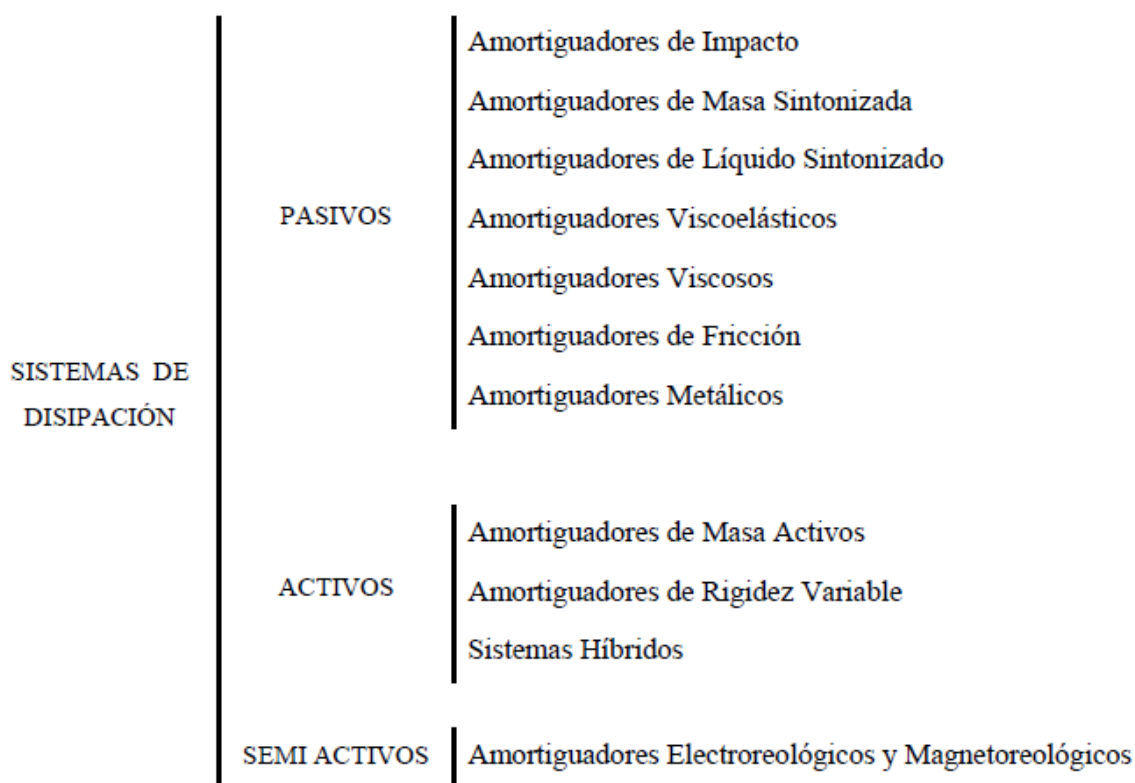


Figura 6.1: Clasificación de sistemas de disipación según Kareem y Kijewski (1999).

Los disipadores pasivos como se dijo antes, no requieren de energía eléctrica para su funcionamiento, una característica muy importante cuando se produce un sismo ya que se pueden producir cortes en el suministro de energía y los disipadores tienen que entrar en funcionamiento de manera inmediata. A continuación se presenta una descripción de los disipadores pasivos más usados:

- Amortiguadores de impacto: están constituidos en general por una pequeña masa rígida ubicada dentro de un contenedor. El contenedor es diseñado para lograr una medida específica entre la masa y el propio contenedor que permita la colisión de ambos cuando la estructura vibra.

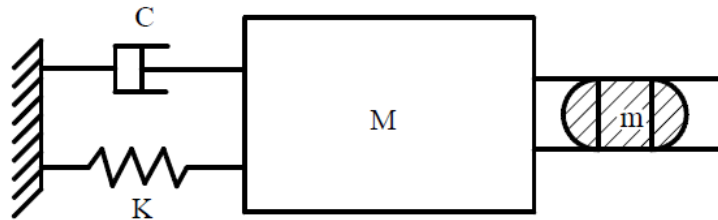


Figura 6.2: Esquema de disipador de impacto de masa (Soong & Dargush, 1997).

- Amortiguadores Viscoelásticos: en general consisten en placas metálicas que confinan un material viscoelástico como lo dice su nombre, por lo general polímeros que se deforman y proveen energía de disipación y una fuerza de restitución.

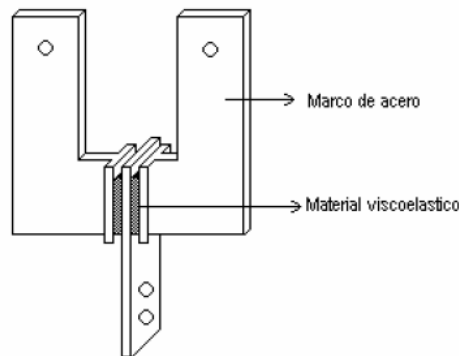


Figura 6.3: Esquema de amortiguador viscoelástico (Soong & Dargush, 1997).

- Amortiguadores de fricción: el principio básico de estos amortiguadores es utilizar la deformación relativa entre dos puntos de una estructura para disipar energía a través de la fricción. Se utilizan frecuentemente en el control de vibraciones inducidas por equipos mecánicos, así como por vibraciones provocadas por sismo y viento.

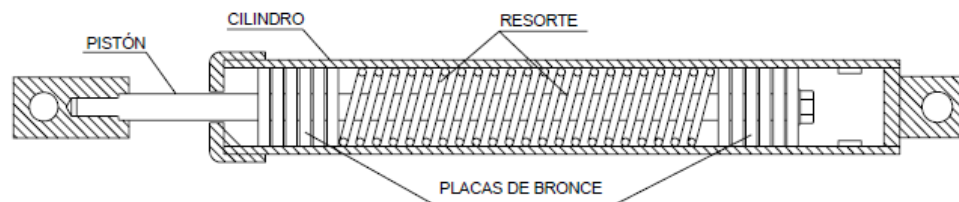


Figura 6.4: Esquema de amortiguador de fricción cerrado (Soong & Dargush, 1997).

- Amortiguadores metálicos: se caracterizan por tener un comportamiento histerético dúctil, que es independiente de la velocidad de deformación. Los más comunes son:
 - Amortiguador ADAS: desarrollado en Estados Unidos por Roger Scholl en la Universidad de California en Berkley. Consiste en un conjunto de placas paralelas en forma de un reloj de arena de modo que la fluencia sea uniforme en la altura de las placas.

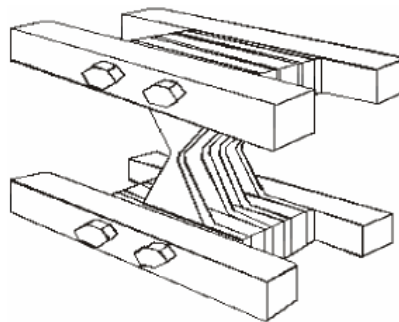


Figura 6.5: Amortiguador metálico tipo ADAS (Soong & Dargush, 1997).

- Amortiguador TADAS: su funcionamiento es parecido al ADAS pero construido con placas de forma triangular, dispuestas a flexión fuera de su plano.

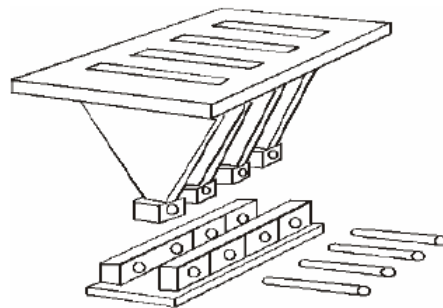


Figura 6.6: Amortiguador metálico tipo TADAS (Soong & Dargush, 1997).

- Disipadores viscosos: son dispositivos que disipan energía por la aplicación de una fuerza resistiva debido a un desplazamiento provisto por la acción de un pistón forzado a través de un cilindro con fluido. Se utilizan comúnmente en las diagonales correspondientes al

sistema estructural del edificio. Debido a su bajo mantenimiento, representan una opción muy viable en el diseño de edificios ubicados en zonas sísmicas.

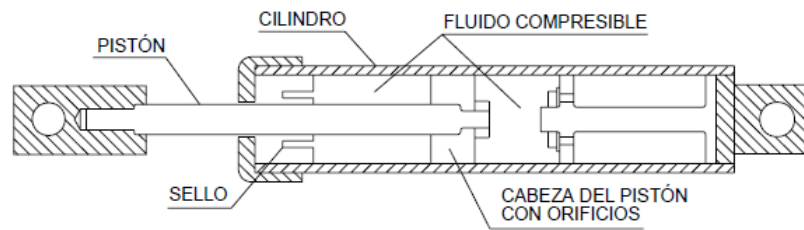


Figura 6.7: Esquema de un amortiguador viscoso (Soong & Dargush, 1997).

La ley de comportamiento del amortiguador viscoso no lineal está dada por la ecuación:

$$F_D = C \cdot (|V|)^\alpha \cdot \text{sign}V$$

Donde F_D es la fuerza en el disipador, C es la constante de amortiguamiento del dispositivo, V es la velocidad relativa entre los extremos del dispositivo y α es el exponente de linealidad, el cual se determina por las características de la cabeza del pistón.

La no linealidad del amortiguador viscoso la determina el coeficiente α : si es igual a 1 se trata de un amortiguador lineal, mientras que si es diferente de 1 es un amortiguador no lineal. El intervalo de este exponente comúnmente va de 0.35 a 1.95, siendo 0.35 a 1.0 el intervalo con mejor comportamiento estructural.

Como se dijo antes, en la práctica suele incrementarse la rigidez de los miembros de las estructuras para así poder cumplir con los desplazamientos máximos permisibles, lo que representa un sobrecosto importante en el presupuesto. Es por eso que el uso de dispositivos amortiguadores representa una buena opción para poder disipar energía y así evitar el aumento en la rigidez de los miembros de la estructura. Si bien el hacer uso de los amortiguadores representaría también un costo adicional, en algunos casos representa un costo menor al aumento en la rigidez, siempre y cuando se realice una eficiente distribución de los amortiguadores.

Si bien se han hecho muchos estudios sobre la ubicación y tamaño adecuados de los disipadores de energía, en este trabajo se propondrán estas características iguales para todos. Lo que se pretende aquí es encontrar una distribución adecuada de los amortiguadores, el valor de C de cada amortiguador. Para ello se usan algoritmos genéticos, y se encuentra la mejor solución de dos objetivos: a) el índice de distorsión de entrepiso, y b) el índice de energía.

Con los algoritmos genéticos se buscará optimizar la distribución eficiente de los amortiguadores viscosos no lineales, con los dos objetivos antes mencionados; como resultado de la aplicación del algoritmo genético se buscarán las mejores soluciones, es decir, las que pertenezcan al frente de Pareto de soluciones y poder escoger aquella solución que sea, desde un punto de vista propio, la más adecuada.

Para poder hacer uso de los algoritmos genéticos y encontrar las mejores distribuciones de los amortiguadores viscosos no lineales, necesitamos partir del diseño de una estructura base, es decir, sin amortiguadores. Esta estructura se obtiene de la realización de diseños basados en análisis modales espectrales con diferentes niveles de amortiguamiento, y de esos diseños se escoge aquella estructura con mejor relación peso estructural-amortiguamiento. Con nuestra estructura base definida, se procede a realizar análisis no lineales paso a paso en el tiempo con diferentes configuraciones para alcanzar los niveles de distorsiones adecuados y una disipación de energía lo más uniforme posible en la altura del edificio.

6.2. Descripción del Edificio en Estudio

Se trata de un edificio de oficinas situado en la zona blanda de la Ciudad de México de 10 niveles, de 48 metros de largo por 40 metros de ancho, con una separación de columnas de 8 metros en las dos direcciones. Cada entrepiso tiene una altura de 4 metros, para tener una altura total de 40 metros (ver Figuras 6.8 y 6.9). La estructura está compuesta por marcos de acero de secciones tipo W trabajando en sección compuesta y conectadas a cortante a la estructura principal. Se usó losacero como sistema de piso, y vigas secundarias tipo W como soporte. Se consideró una losacero de 7.5 cm (2.5 pulgadas) de peralte más una capa de compresión de 6 cm. El periodo dominante del terreno donde está situado el edificio es de 1.5 segundos.

Se consideró el uso de acero estructural ATSM A992 para vigas y columnas, el cual tiene un esfuerzo de fluencia $F_y=3515 \text{ kg/cm}^2$ y un esfuerzo de ruptura en tensión de $F_u=4920 \text{ kg/cm}^2$. El concreto utilizado fue de tipo I con una resistencia a la compresión de 250 kg/cm^2 . El módulo de elasticidad del acero es de $E_s= 2\,039\,000 \text{ kg/cm}^2$ y el del concreto es de $E_c= 221\,359 \text{ kg/cm}^2$.

El diseño del edificio se basó en el Reglamento de Construcciones para el Distrito Federal (2004) y sus Normas Técnicas Complementarias para Diseño por Sismo (2004). Con base en estas fuentes, la estructura cumple con los criterios de regularidad estructural. Se consideró que los marcos fueran de ductilidad reducida por lo que se tiene un factor de comportamiento sísmico $Q = 2$. Además, la estructura se consideró sin elementos no estructurales susceptibles de daño ligados a ella, por lo que los límites de distorsión de entrepiso a nivel de servicio se limitaron a 0.002, y los límites de distorsión de entrepiso a nivel de colapso a 0.015.

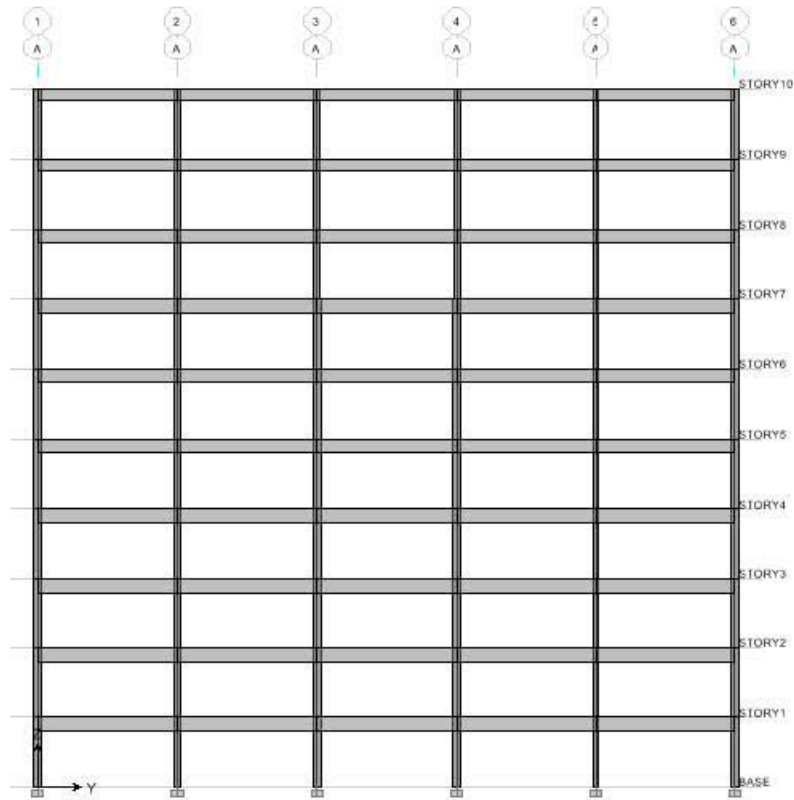
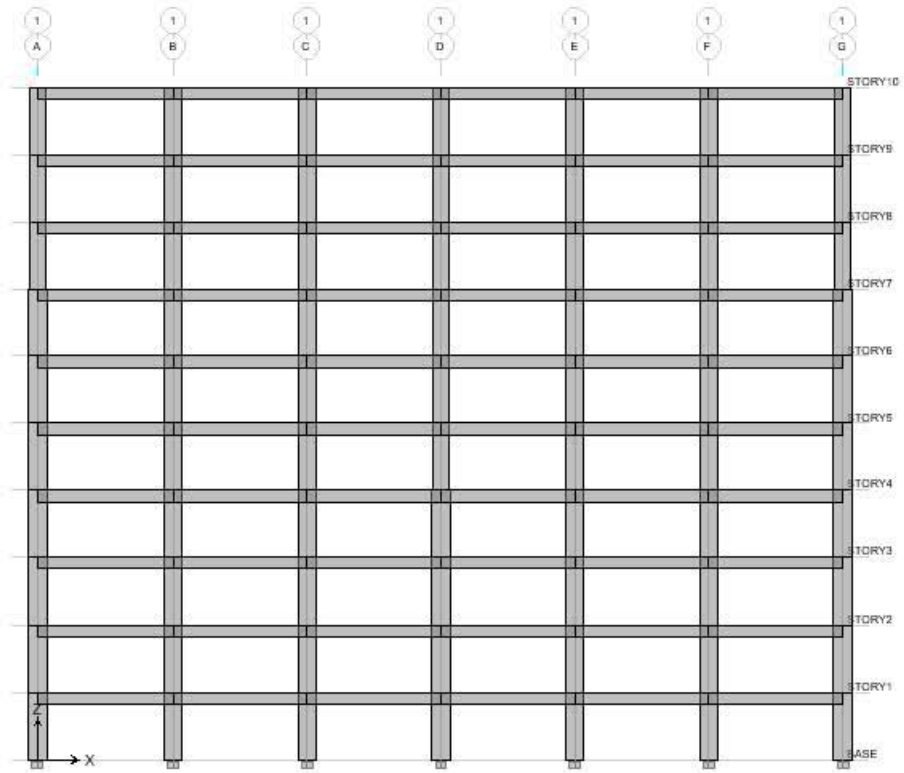


Figura 6.8: Elevación del edificio desde el marco 1 y marco A respectivamente.

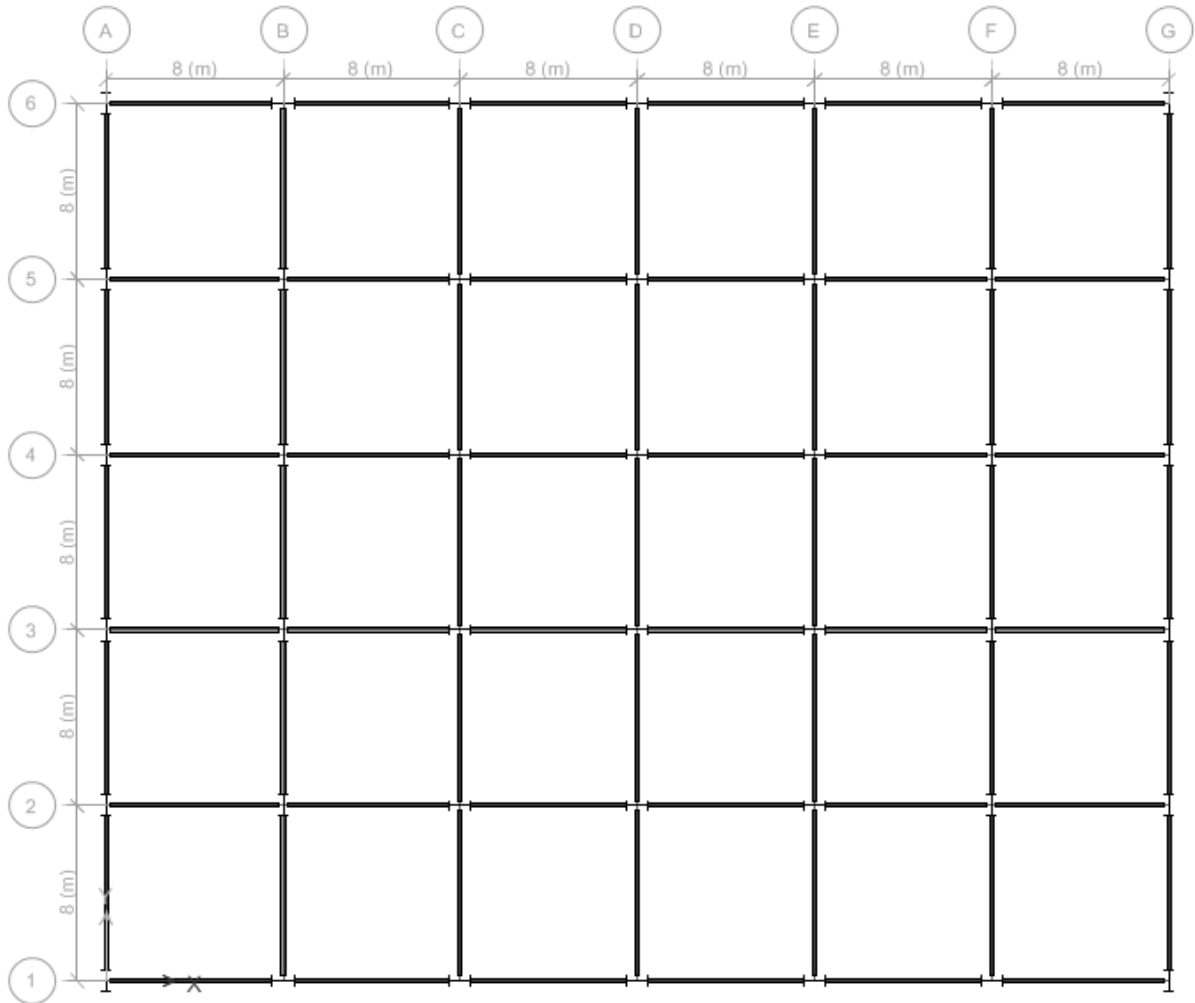


Figura 6.9: Vista en planta del edificio.

Las cargas gravitacionales consideradas para el análisis, tanto en entrepiso como en azotea, son las siguientes:

Tabla 6.1: Cargas gravitacionales para entrepiso y azotea.

Entrepiso		Azotea	
C_M	460 kg/cm ²	C_M	605 kg/cm ²
C_{VM}	250 kg/cm ²	C_{VM}	100 kg/cm ²
C_{VA}	180 kg/cm ²	C_{VA}	70 kg/cm ²

Donde C_M es la carga muerta, C_{VM} es la carga viva máxima y C_{VA} es la carga viva accidental.

Para el diseño de la estructura base se obtuvieron los elementos mecánicos y desplazamientos mediante análisis modales espectrales. El espectro de diseño para sismo se consideró de acuerdo con el Apéndice A de las Normas Técnicas Complementarias del Distrito

Federal (2004), para un periodo del suelo de 1.5 segundos. En la Figura 6.10 se muestra tanto el espectro original como el espectro reducido considerando la sobre-resistencia y el factor de comportamiento sísmico. Estos espectros están asociados a un 5% del amortiguamiento crítico.

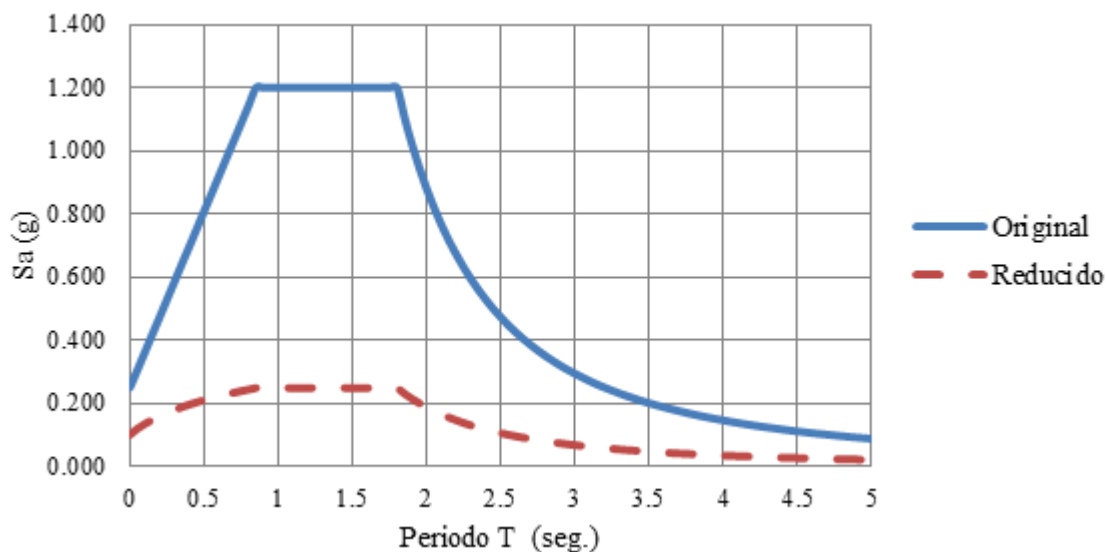


Figura 6.10: Espectro de diseño $T_s = 1.5$ segundos.

Para poder diseñar el edificio con los amortiguadores viscosos no lineales se llevaron a cabo análisis no lineales “paso a paso” en tiempo. Para ello se usaron registros históricos con periodos dominantes de entre 0.80 y 1.60 segundos, por lo que se hizo uso de 17 registros para poder realizar una buena aproximación al espectro de diseño. En la Tabla 6.2 se muestran los registros utilizados.

Con los registros escalados definidos, se calcularon sus espectros de respuesta (pseudo-aceleración) con diferentes niveles de amortiguamiento, para llevar a cabo los diseños. En la Figura 6.11 se muestran los espectros para el 5% del amortiguamiento crítico.

En la Figura 6.12 se muestran las combinaciones de cargas utilizadas, tomadas según las Normas Técnicas del Distrito Federal sobre Criterios y Acciones para el Diseño Estructural de las Edificaciones (2004). La nomenclatura de la figura es la siguiente: E_{rx} es el espectro reducido (Q' y R) en dirección X, E_{ry} es el espectro reducido (Q' y R) en dirección Y. Para las deformaciones laterales ante cargas de sismo, estas se multiplicaron por los factores establecidos en el reglamento.

Tabla 6.2: Registros de periodos dominantes entre 0.80 y 1.60 (Brambila Neri, 2012).

Registro	Fecha del Sismo	Coordenada del Epicentro	Magnitud	Estación	Institución de Registro	T Dominante	Factor de Escala
11i	85-09-19	18.081 N; 102.942 W	8.1	TACY	II, UNAM	0.8	10.3718
06ii	89-04-25	16.603N; 99.400 W	6.9	DX37	CIRES	1.05	4.9243
11ii	95-09-14	16.31 N; 98.88 W	7.3	AO24	CIRES	1.05	6.6083
16a	97-01 -11	18.09 N; 102.86 W	6.9	JC54	CIRES	1.1	7.0059
02a	89-04-25	16.603N; 99.400 W	6.9	DFRO	II, UNAM	1.2	5.2329
10a	95-09-14	16.31 N; 98.88 W	7.3	DFRO	II, UNAM	1.25	6.3674
19a	97-01 -11	18.09 N; 102.86 W	6.9	SI53	CIRES	1.25	10.7145
13a	95-09-14	16.31 N; 98.88 W	7.3	MI15	CIRES	1.3	10.1039
15a	97-01 -11	18.09 N; 102.86 W	6.9	DFRO	II, UNAM	1.3	12.5564
03a	89-04-25	16.603N; 99.400 W	6.9	IB22	CIRES	1.35	8.5802
07a	89-04-25	16.603N; 99.400 W	6.9	SI53	CIRES	1.35	5.4981
14a	97-01 -11	18.09 N; 102.86 W	6.9	CH84	CIRES	1.35	14.0377
09a	95-09-14	16.31 N; 98.88 W	7.3	CH84	CIRES	1.4	7.0937
11a	95-09-14	16.31 N; 98.88 W	7.3	IB22	CIRES	1.45	6.9868
18a	97-01 -11	18.09 N; 102.86 W	6.9	MI15	CIRES	1.5	8.2437
55b	97-01-11	18.09 N; 102.86 W	6.9	GC38	CIRES	1.55	11.851
24b	95-09-14	16.31 N; 98.88 W	7.3	GC38	CIRES	1.6	7.9161

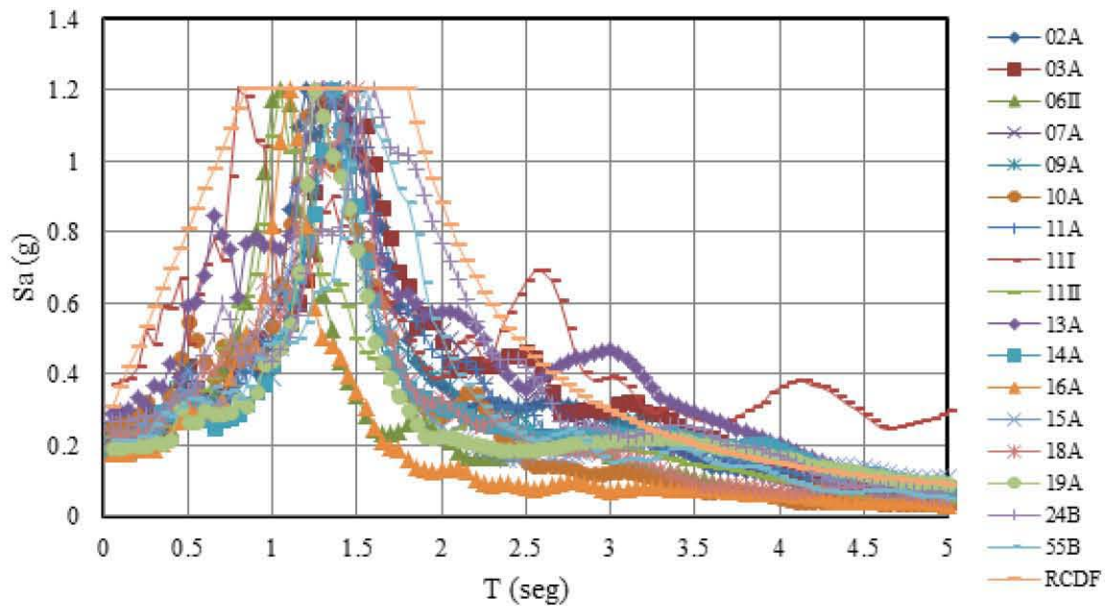


Figura 6.11: Espectros de diseño con amortiguamiento del 5% (Brambila Neri, 2012).

Gravedad Servicio		Sismo X Servicio		Sismo Y Servicio	
Carga	Factor	Carga	Factor	Carga	Factor
C_M	1	C_M	1	C_M	1
C_{VM}		C_{VA}	1	C_{VA}	1
		E_{rx}	1	E_{rx}	0.3
		E_{ry}	0.3	E_{ry}	1

Gravedad Colapso		Sismo X Colapso		Sismo Y Colapso	
Carga	Factor	Carga	Factor	Carga	Factor
C_M	1.4	C_M	1.1	C_M	1.1
C_{VM}	1.4	C_{VA}	1.1	C_{VA}	1.1
		E_{rx}	1.1	E_{rx}	0.33
		E_{ry}	0.33	E_{ry}	1.1

Figura 6.12: Combinaciones de carga.

6.2.1. Características del Edificio Sin Amortiguadores

Se utilizaron vigas secundarias tipo W de 14'' trabajando en sección compuesta con la losacero, mientras que para las vigas principales se utilizaron vigas tipo W de 24'' y par las columnas se utilizaron perfiles W de 40''. La Tabla 6.3 muestra los periodos estructurales del modo 1 al 30, con sus respectivas direcciones.

Tabla 6.3: Periodos estructurales del modo 1 al 30.

Modo	Periodo (s)	Dirección
1	1.007	Y
2	0.995	X
3	0.727	Torsión
4	0.372	Y
5	0.362	X
6	0.272	Torsión
7	0.209	Y
8	0.203	X
9	0.153	Torsión
10	0.137	Y
11	0.134	X
12	0.100	Torsión
13	0.100	Y
14	0.099	X
15	0.075	Y

Modo	Periodo (s)	Dirección
16	0.075	X
17	0.074	Torsión
18	0.062	Y
19	0.061	X
20	0.055	Torsión
21	0.051	X
22	0.051	Y
23	0.046	Torsión
24	0.043	X
25	0.041	Y
26	0.038	Torsión
27	0.036	X
28	0.036	Y
29	0.031	Torsión
30	0.027	Torsión

Las distorsiones de entrepiso a nivel de servicio y colapso se muestran en la Figura 6.13, datos que serán la base para optimización de los objetivos planteados para el problema. La estructura resultó ser pesada, de 176.2 kg/m^2 considerando solo la estructura metálica, dado que su periodo fundamental se encuentra en la meseta del espectro. Tomando en cuenta lo anterior, el uso de amortiguadores es una buena alternativa para reducir la demanda ante carga lateral.

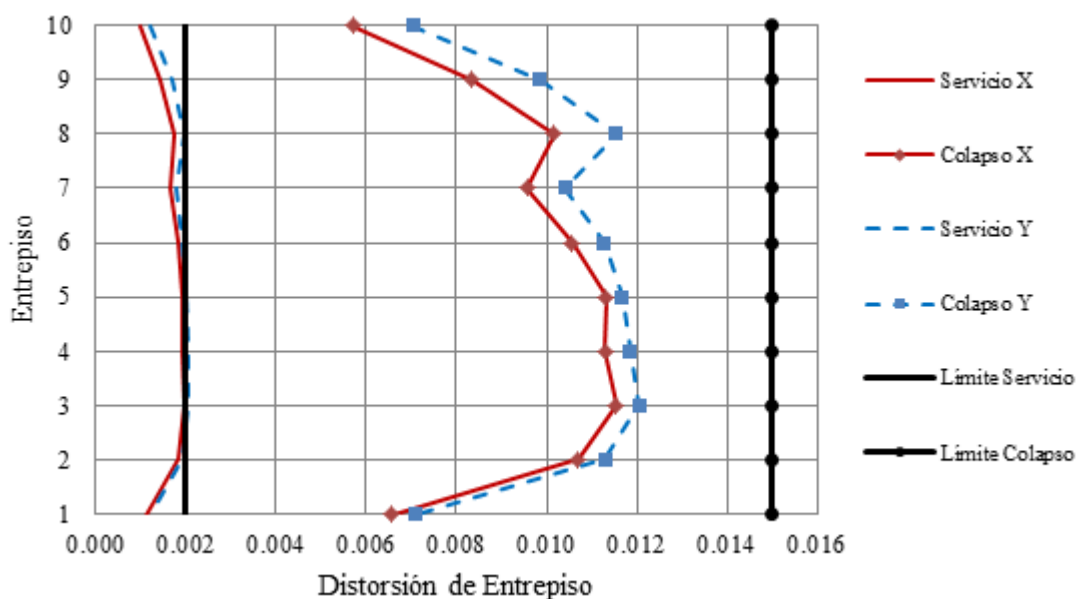


Figura 6.13: Distorsiones de la estructura con 5% de amortiguamiento crítico (Brambila Neri, 2012).

6.2.2. Diseño de la Estructura Con Amortiguamiento Adicional

En este caso de estudio, el sistema tiene un periodo fundamental que se encuentra en la meseta del espectro de excitación, por lo que el uso de amortiguadores viscosos no lineales es conveniente para lograr un ahorro en el costo de la estructura. El ahorro económico se logra gracias a que los amortiguadores viscosos no lineales disiparán parte de la energía sísmica a la que el edificio podría estar sometido en algún momento de su vida útil, por lo que no se tendría que aumentar las dimensiones de los elementos estructurales de los edificios para tener mayor rigidez y resistencia. Cuando se aumentan las dimensiones de los elementos estructurales se puede generar un sobrecosto de consideración, por lo que el uso de disipadores de energía representa una alternativa viable para la reducción del costo de la estructura.

En el diseño por sismo, comúnmente se considera que la estructura tiene un porcentaje de amortiguamiento crítico del 5%, si incrementamos ese porcentaje con los amortiguadores, se puede obtener un edificio con una estructura más ligera. Cuando el amortiguamiento es

pequeño (5%), si se tiene un pequeño aumento en el mismo se observa una gran disminución de la respuesta estructural. Conforme aumentan los niveles de amortiguamiento (25% a 30%), un incremento en el mismo produce respuestas no tan diferentes unas de otras (ver Figura 6.14), es decir, a niveles grandes de amortiguamiento un incremento del mismo puede significar un gasto importante en dispositivos y no representar un gran ahorro en la estructura. Por esto se hicieron diferentes diseños, para así poder seleccionar una buena cantidad de amortiguamiento adicional para provocar ahorros, pero a la vez que este amortiguamiento adicional no sea de gran costo.

Con los registros antes mencionados (con periodo dominante entre 0.60 a 1.60 segundos), se calcularon espectros para diferentes niveles de amortiguamiento (5%, 10%, 15%, 20%, 25% y 30%). Con estos espectros se realizaron cinco diseños adicionales con el fin de seleccionar una estructura con buena relación de amortiguamiento suplementario-peso de la estructura. La Figura 6.14 muestra los resultados de estos diseños en una gráfica de variación del peso de la estructura contra la cantidad de amortiguamiento crítico de la misma.

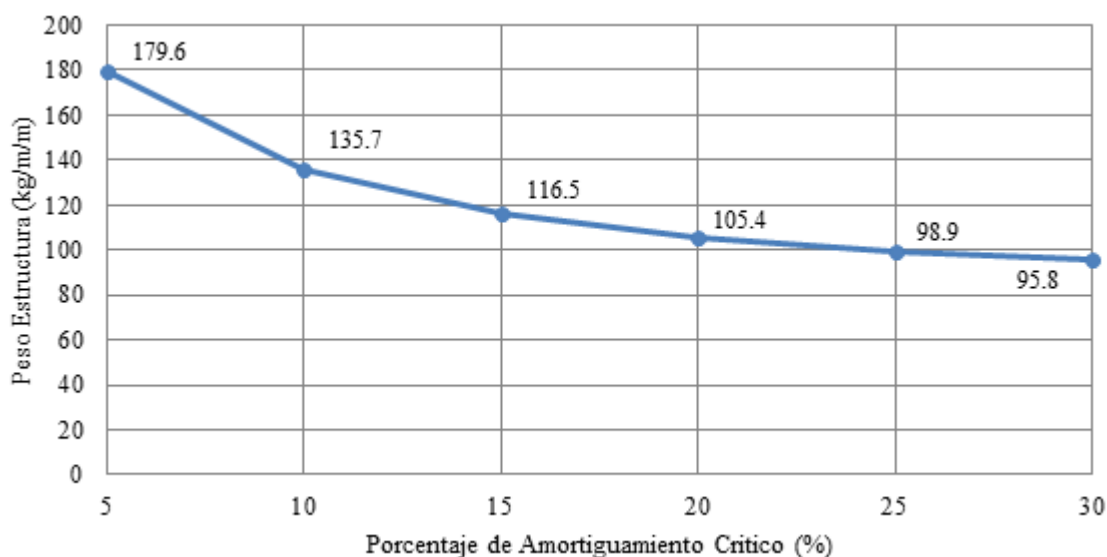


Figura 6.14: Peso de la estructura en función de su amortiguamiento (Brambila Neri, 2012).

Con base a la Figura 6.14 se selecciona la estructura con el 20 % de amortiguamiento crítico (5% inherente más 15% por los amortiguadores viscosos no lineales). En la Figura 6.15 se representan las distorsiones máximas de entrepiso a nivel de servicio y de colapso, donde las de servicio son las que rigen. Las distorsiones son muy similares a las de la estructura original con 5% de amortiguamiento crítico.

En la Tabla 6.4 se muestran los periodos estructurales del modo 1 al 30, así como su dirección (X, Y o torsión). Se puede observar que los periodos son más largos que los de la estructura original, esto debido a que la estructura es más flexible con una masa casi igual.

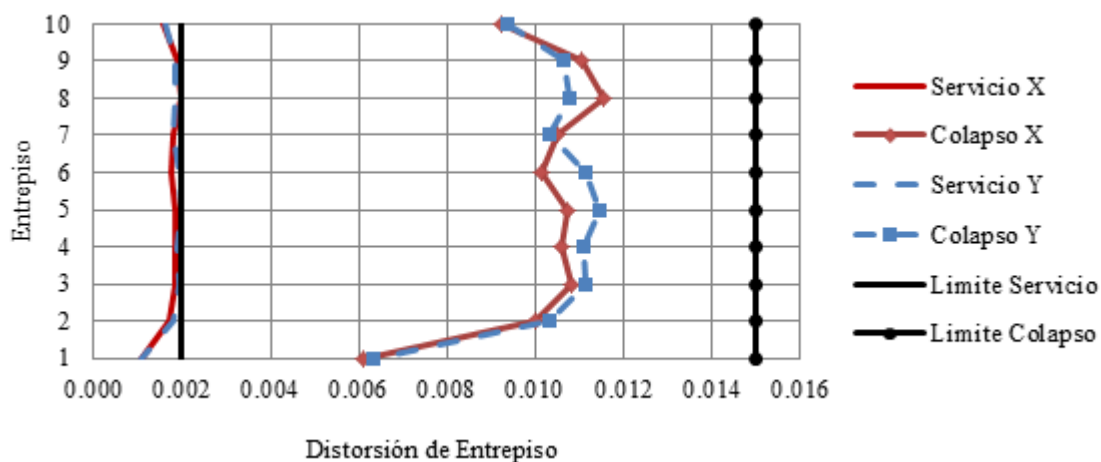


Figura 6.14: Distorsiones de la estructura con 20% de amortiguamiento crítico (Brambila Neri, 2012).

Tabla 6.4: Periodos estructurales del modo 1 al 30 para el edificio con 20% de amortiguamiento crítico.

Modo	Periodo	Dirección
1	1.452	X
2	1.434	Y
3	1.065	Torsión
4	0.560	X
5	0.536	Y
6	0.409	Torsión
7	0.298	X
8	0.297	Y
9	0.223	Torsión
10	0.191	X
11	0.185	Y
12	0.140	Torsión
13	0.134	X
14	0.131	Y
15	0.101	X
16	0.098	Torsión
17	0.097	Y
18	0.079	X
19	0.077	Y
20	0.073	Torsión
21	0.066	X
22	0.065	Y
23	0.059	X
24	0.057	Torsión
25	0.056	Y
26	0.051	X
27	0.049	Y
28	0.049	Torsión
29	0.042	Torsión
30	0.037	Torsión

6.2.3. Diseño de la Estructura Con amortiguadores Viscosos No Lineales

Una vez definida la estructura base, se buscará encontrar una distribución eficiente de los amortiguadores viscosos no lineales a lo alto del edificio, por lo que se realiza un análisis no lineales “paso a paso” en el tiempo mediante el programa computacional neozelandés RUAMOKO3D (Carr, 2001), usando cuatro registros como lo indica el Reglamento de Construcciones para el Distrito Federal (2004). Para la selección de esos cuatro registros se toma en cuenta el periodo de la estructura, por lo que de los 17 registros, antes descritos, se seleccionaron los que tienen periodos fundamentales cercanos a 1.50 segundos, que es el periodo de la estructura. Los cuatros registros más cercanos son los que llevan por nombre 09A, 11A, 18A y 55B con periodos dominantes de 1.40, 1.45, 1.50 y 1.55 segundos, respectivamente. Se utilizaron periodos dominantes mayores al fundamental del edificio debido a la degradación de rigidez de la estructura ante cargas cíclicas, lo que puede provocar que la respuesta estructural sea mayor ante registros cuyos periodos dominantes son mayores al de la estructura original.

Se propuso utilizar 4 amortiguadores por dirección por nivel, dando 80 amortiguadores en total, instalados en los marcos exteriores del edificio, como se muestra en la Figura 6.15.

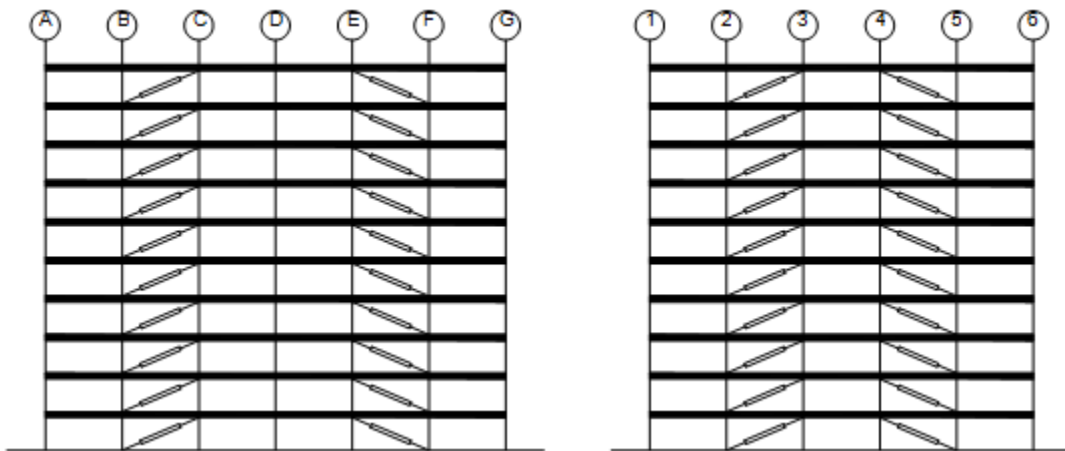


Figura 6.15: Ubicación de los amortiguadores viscosos no lineales en el edificio (Brambila Neri, 2012).

6.3. Aplicación del Algoritmo Genético Simple

Un algoritmo genético es un algoritmo de búsqueda, usado generalmente para problemas de optimización, y como su nombre lo indica está basado en la evolución biológica. Los operadores fundamentales del algoritmo genético son la iniciación de la primera generación, evaluación de la adaptabilidad, selección, cruce y mutación; éstos se van repitiendo hasta tener

un individuo que cumpla con condiciones deseadas. Para lograr la distribución óptima de los amortiguadores aquí se usa un algoritmo genético simple (Goldberg, 1989) pero además se incluye elitismo. El elitismo permitirá conservar a aquellos individuos que resulten ser los mejores a través de las generaciones, y así no perder buenos prospectos que puedan aparecer en generaciones tempranas.

Para diseñar por sismo es necesario revisar el comportamiento del edificio en las dos direcciones ortogonales al plano (X y Y), aquí se realizó el análisis de manera independiente en cada dirección. Los parámetros del algoritmo genético son: 15 individuos por generación, probabilidad de cruce de 0.65 y probabilidad de mutación de 0.03. Se eligió un tamaño de población impar para realizar la selección y reproducción por pares, y así dejar espacio para la posición élite, es decir, el mejor individuo por generación. Cabe mencionar, que cada generación consiste de 15 individuos pero con 4 diferentes registros, por lo que cada generación consiste de 60 individuos por dirección.

Los criterios de optimización son dos: el índice de distorsión de entrepiso (IDE) y el índice de energía (IE). El índice de distorsión de entrepiso se refiere a un nivel de servicio, ya que es el criterio que rige en el diseño sobre el nivel de colapso; mientras que el índice de energía se basa en que la variación de disipación de energía no varíe mucho del promedio de los entrepisos.

El IDE indica que tan cerca están las distorsiones de entrepiso de las distorsiones límite, pero no trataremos de llevar las distorsiones a un mínimo sino tratar de mantenerlas en el límite; si reducimos en demasía las distorsiones, tendríamos como resultados un sobre costo de la construcción. El objetivo del IE es medir la regularidad con la que se disipa la energía en la altura del edificio, por lo que se tratará de repartir la disipación de la energía mediante deformaciones inelásticas en todos los entrepisos del edificio.

Para el cálculo del índice de distorsión de entrepiso, se evalúa un índice de distorsión de entrepiso local (IDE_i) por nivel, que varía entre 0 y 10. El IDE global es la suma de los 10 locales, por lo que el global podría variar entre 0 y 100. Las fórmulas para calcularlo son:

$$IDE_i = \frac{Drift_i}{0.002} \cdot 10 \quad \text{Si } Drift_i \leq 0.002$$

$$IDE_i = \frac{0.004 - Drift_i}{0.002} \cdot 9 \quad \text{Si } 0.004 \geq Drift_i > 0.002$$

$$IDE_i = 0 \quad \text{Si } Drift_i > 0.004$$

$$IDE = \sum_{i=1}^{10} IDE_i$$

Donde $Drift_i$ es la distorsión del entrepiso i , IDE_i es el índice de distorsión de entrepiso local i , e IDE es el índice de distorsión de entrepiso global. Como se mencionó antes, no se tratará de reducir este índice al mínimo, sino acercarlo al límite establecido por el reglamento, que para el caso de nivel de servicio es de 0.002, por lo que este valor aparece en el denominador de las fórmulas anteriores. Si la distorsión va decreciendo se aleja del límite y su calificación también, por lo que una calificación de 10 es cuando nos encontramos en el límite 0.002, y una calificación de 0 implica que la estructura es sumamente rígida. Para privilegiar a los individuos que presentan distorsiones dentro de los límites del reglamento, el individuo se multiplica por un factor de 0.9.

Por otro lado el índice de energía (IE) puede variar entre 0.7 y 1.0. Se seleccionó este intervalo para restarle importancia con respecto al IDE. Por lo que el IE funciona como un factor de castigo cuando se carece de regularidad de disipación de energía en la altura del edificio. En la Figura 6.16 se puede ver la gráfica del desplazamiento relativo de las puntas del amortiguador contra la fuerza generada en él. El área de la elipse representa la energía disipada por cada ciclo por el amortiguador.

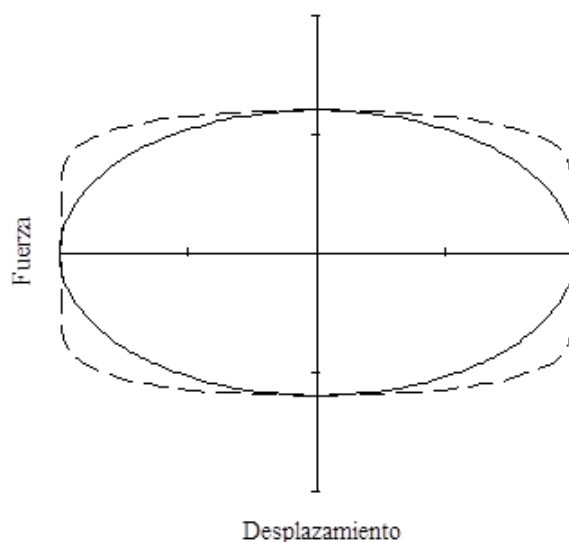


Figura 6.16: Gráfica de desplazamiento relativo contra la fuerza generada.

Cuando un amortiguador tiene una α menor a 1.0 la elipse tiende a formar un rectángulo (ver Figura 6.16). Entonces, para tener una idea de la energía disipada por el amortiguador, es la fuerza máxima multiplicada por el desplazamiento relativo máximo presente. Así podrá calcularse un promedio del IE en todos los entrepisos y poner limitaciones para la dispersión de este índice en la altura. Se propone que la dispersión sea menor del 25% del promedio para ser considerado aceptable. Cuando se tiene el número de niveles aceptables se calcula el IE con las siguientes ecuaciones:

$$IE_i = D_{rel_i} \cdot F_{D_i}$$

$$L = \frac{\sum_{i=1}^{10} IE_i}{10}$$

$$L_i = 0.75 \cdot L$$

$$L_s = 1.25 \cdot L$$

$$E_i = 0.7 + \left(0.25 - \text{abs}\left(1 - \frac{IE_i}{L}\right)\right) \cdot \frac{0.3}{0.25} \quad \text{Si } L_i \leq IE_i \leq L_s$$

$$E_i = 0.7 \quad \text{de otra manera}$$

$$IE = \frac{\sum_{i=1}^{10} CIE_i}{10}$$

Donde IE_i es el índice de energía local del entrepiso i , D_{rel_i} es el desplazamiento relativo máximo de los extremos del amortiguador i , L es el promedio de los índices de energía local de entrepiso, L_i es el límite inferior del índice de energía local, L_s es el límite superior del índice de energía local, E_i es la calificación del entrepiso i (varía entre 0.7 y 1), e IE es el índice de energía global. La calificación de un individuo estará dada por el producto de sus índices IE e IDE .

El algoritmo genético, buscará encontrar la mejor distribución de los amortiguadores viscosos no lineales al ir variando su coeficiente C en todos los niveles. Para esto se tuvo que representar este coeficiente por medio de una cadena de números binarios, los cuales pueden adquirir 64 valores uniformemente distribuidos en el intervalo que especificamos en el programa de arranque. Esta cadena de números binarios está compuesta por 9 “bits”; 6 “bits” para la representación de los 64 valores del coeficiente C y 3 “bits” para representar 8 números diferentes del exponente α , el cual se varió en un principio, pero debido a su variabilidad en los resultados, se determinó que su valor sería constante, de 0.68. Cada cadena de 9 “bits” representa el grupo de amortiguadores de cada nivel, como el edificio tiene 10 niveles, nuestra cadena de números binarios sería de 90 “bits” por cada individuo. Para ilustrar la representación de la cadena de un grupo de amortiguadores, en la Figura 6.17 se muestra un esquema representativo:

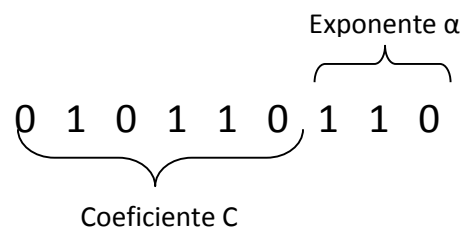


Figura 6.17: Representación de grupo de amortiguadores por nivel por medio de cadena binaria.

En este problema se propuso que el intervalo de valores del coeficiente C fuera entre 0 y $75\,000 \text{ kg(s/cm)}^\alpha$. Debido a que cada generación se compone de 15 individuos, nuestro archivo de entrada donde se ubican nuestras cadenas de números binarios, se compone de 15 renglones (individuos) de 90 “bits” por cada uno.

El algoritmo genético se aplicó mediante un programa escrito en lenguaje FORTRAN. Los análisis estructurales se realizaron en el programa RUAUMOKO3D (2001). Debido a que las corridas tardan cerca de 8 horas por generación, se ocuparon una serie de tres programas de cómputo para evitar posibles interrupciones en las corridas: MULTI1, que crea una generación inicial, en caso de ser necesario, y crea los archivos necesarios para realizar los análisis estructurales; MULTI2b, que lee los resultados de los análisis estructurales y con estos calcula los índices IE e IDE antes explicados, además aplica los operadores del algoritmo genético y crea la nueva generación; y MULTI3 que se encarga de borrar los archivos de salida del programa RUAUMOKO3D, esto es importante ya que al cabo de algunas generaciones se puede llenar el disco duro del equipo de cómputo utilizado en la realización de esta tesis. Además se utilizó un programa de análisis estructural (RUAUMOKO3D) y una serie de archivos tipo “bat” que ligan a los programas y sus resultados. Este sistema de archivos y programas permite tener un mayor control sobre el proceso de optimización, en dado caso de error computacional o un corte de energía se puede retomar fácilmente el análisis (Brambila Neri, 2012).

6.4. Resultados

En una primera instancia se trató de que el exponente α del amortiguador fuera variable en la altura del edificio. Estas distribuciones presentaron alta variabilidad por lo que no eran prácticas. Dado lo anterior se tomó el valor de α promedio de todos los entrepisos obtenido en el primer estudio, para establecer la distribución de los amortiguadores. El valor obtenido fue de $\alpha = 0.68$ (Brambila Neri, 2012).

6.4.1. Resultados en la Dirección X

En dirección X se realizaron 50 generaciones, las cuales fueron mejorando en su calificación paulatinamente, como se muestra en la Figura 6.18. En esta se muestra el máximo, el mínimo y el promedio de cada generación. Se puede ver que las calificaciones van mejorando conforme se va avanzando en las generaciones, debido al elitismo usado.

En la Figura 6.19 muestra un gráfica con los índices de todos los individuos analizados. En el eje de las abscisas se muestra el índice de distorsión de entrepiso (IDE), mientras que en el

eje de las ordenadas se representa el índice de energía, gracias a este índice se puede ver la regularidad de la disipación de energía en la altura del edificio. Este tipo de gráfica permite ver las soluciones dominantes, las dominadas y las no dominadas. Las soluciones dominantes son aquellas soluciones ideales, donde sus índices del individuo son mejores que cualquier otro. Las soluciones dominadas son aquellas que tienen sus índices por debajo de los índices de otro individuo. Las soluciones no dominadas son aquellas que tienen alguno de sus índices más altos que otro individuo, pero al mismo tiempo tiene algunos índices más bajos que los de la solución con la que se compara.

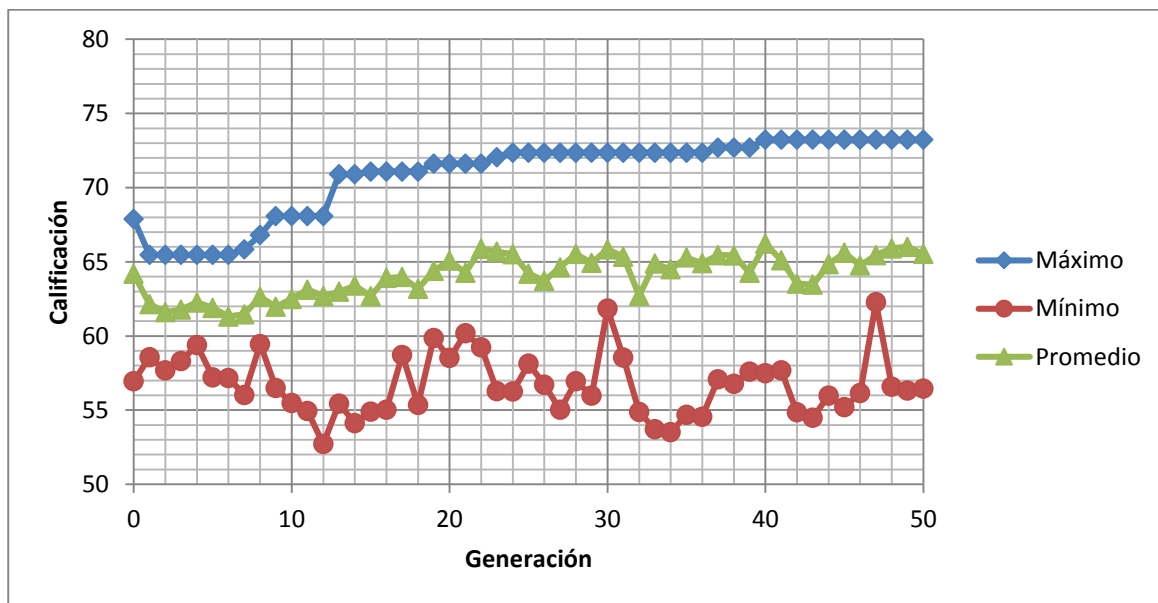


Figura 6.18: Resumen de calificaciones en cada generación, en la dirección X.

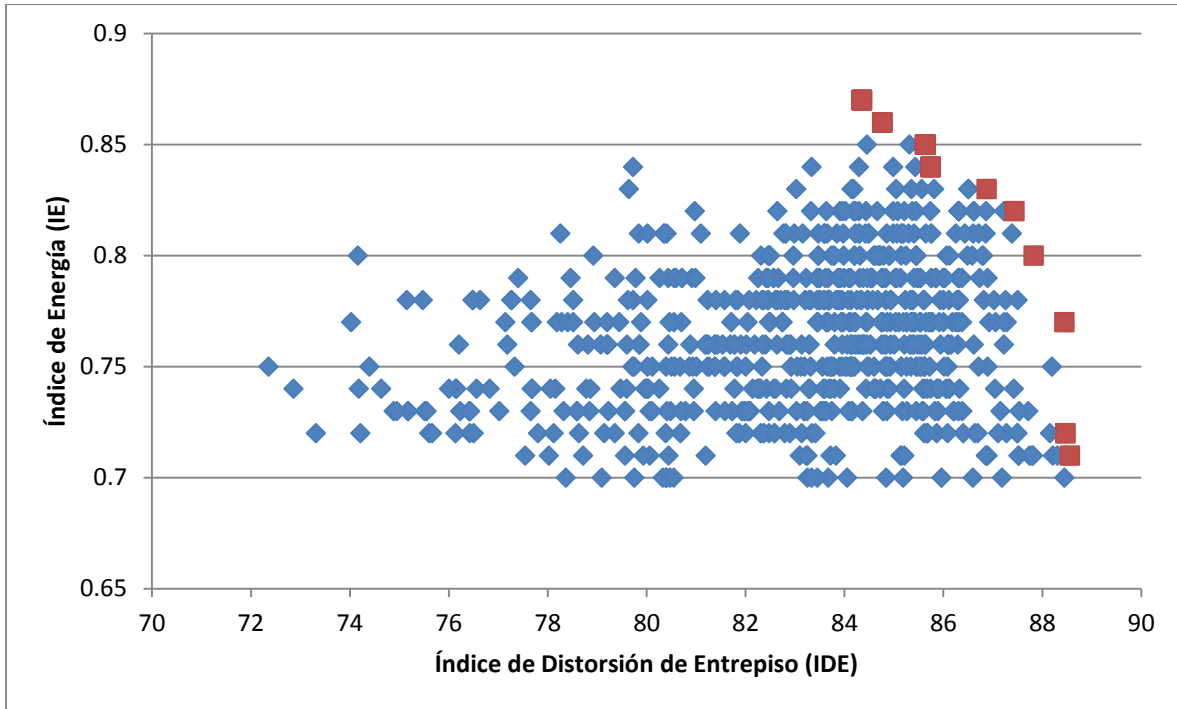


Figura 6.19: Índices de Optimización, en la dirección X.

El frente de Pareto de soluciones se muestra en la Figura 6.19, con los cuadrados (rojos), estas soluciones son no dominadas. Mientras que los rombos (azules) son soluciones dominadas, y no existen soluciones dominantes. En total son diez soluciones las que pertenecen al frente de Pareto, y una de éstas será la solución a elegir para la distribución de los amortiguadores viscosos no lineales.

En la Tabla 6.5 se muestran las soluciones del frente de Pareto, con sus respectivos valores de índices, así como la calificación de cada individuo.

Tabla 6.5: Individuos del Frente de Pareto, en la dirección X.

Individuo	IDE	IE	Calificación
Gen 43 Indiv 12	88.55	0.71	62.87
Gen 4 Indiv 2	88.46	0.72	63.69
Gen 0 Indiv 14	88.44	0.77	68.09
Gen 15 Indiv 6	87.82	0.8	70.25
Gen 29 Indiv 11	87.43	0.82	71.69
Gen 46 Indiv 7	86.87	0.83	72.10
Gen 19 Indiv 2	85.74	0.84	72.02
Gen 24 Indiv 13	85.63	0.85	72.78
Gen 37 Indiv 3	84.76	0.86	72.89
Gen 40 Indiv 7	84.35	0.87	73.38

En la Tabla 6.6 se muestran las distribuciones de los amortiguadores viscosos no lineales a lo alto del edificio para cada individuo.

Tabla 6.6: Distribución de los amortiguadores del Frente de Pareto, en la dirección X.

Entrepiso	C kg(s/cm) ^{0.68}				
	Gen 0 Indiv 14	Gen 4 Indiv 2	Gen 15 Indiv 6	Gen 43 Indiv 12	Gen 29 Indiv 11
1	43359.38	62109.38	66796.88	57421.88	63281.25
2	51562.50	39843.75	36328.13	71484.38	35156.25
3	52734.38	52734.38	59765.63	44531.25	16406.25
4	62109.38	14062.50	30468.75	21093.75	30468.75
5	4687.50	56250.00	28125.00	75000.00	75000.00
6	75000.00	38671.88	33984.38	35156.25	33984.38
7	3515.63	46875.00	30468.75	19921.88	1171.88
8	1171.88	10546.88	49218.75	2343.75	39843.75
9	1171.88	1171.88	1171.88	4687.50	38671.88
10	21093.75	23437.50	3515.63	9375.00	19921.88

Entrepiso	C kg(s/cm) ^{0.68}				
	Gen 46 Indiv 7	Gen 19 Indiv 12	Gen 24 Indiv 13	Gen 37 Indiv 3	Gen 40 Indiv 7
1	64453.13	63281.25	63281.25	63281.25	63281.25
2	25781.25	45703.13	35156.25	25781.25	25781.25
3	42187.50	45703.13	18750.00	45703.13	45703.13
4	60937.50	30468.75	30468.75	23437.50	23437.50
5	26953.13	28125.00	65625.00	26953.13	26953.13
6	29296.88	33984.38	33984.38	29296.88	29296.88
7	35156.25	29296.88	29296.88	36328.13	36328.13
8	2343.75	39843.75	39843.75	39843.75	39843.75
9	42187.50	38671.88	41015.63	42187.50	42187.50
10	18750.00	19921.88	24609.38	9375.00	18750.00

En las figuras 6.20 a 6.29 se muestran las distorsiones de entrepiso a nivel de servicio y de colapso así como el índice de energía y su regularidad de disipación de energía a lo alto del edificio, para cada individuo perteneciente al Frente de Pareto.

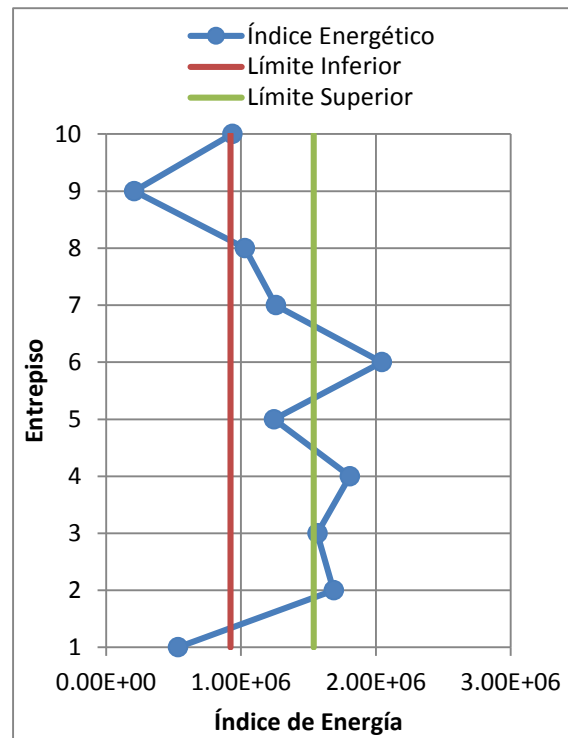
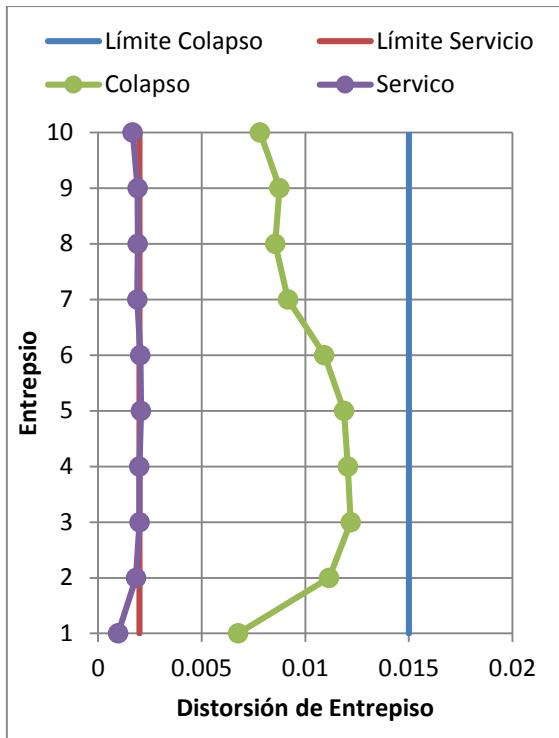


Figura 6.20: Distorsiones de entrepiso e índice de energía del Individuo 14 de la Generación 0, en la dirección X.

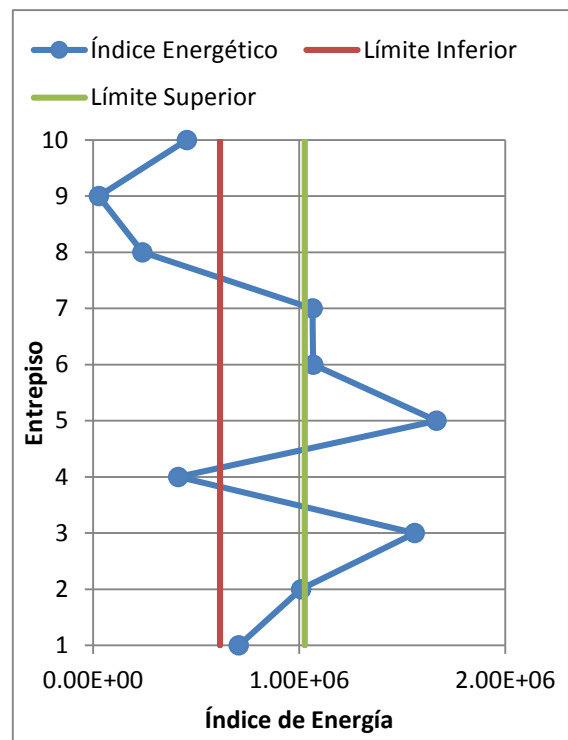
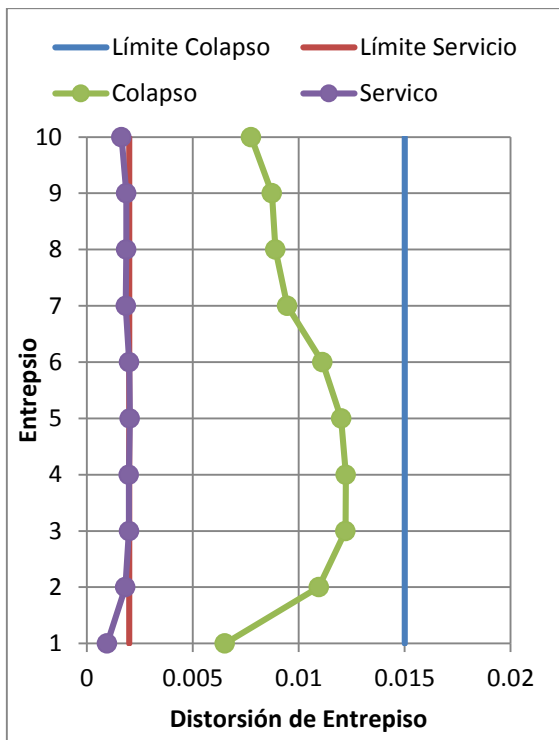


Figura 6.21: Distorsiones de entrepiso e índice de energía del Individuo 2 de la Generación 4, en la dirección X.

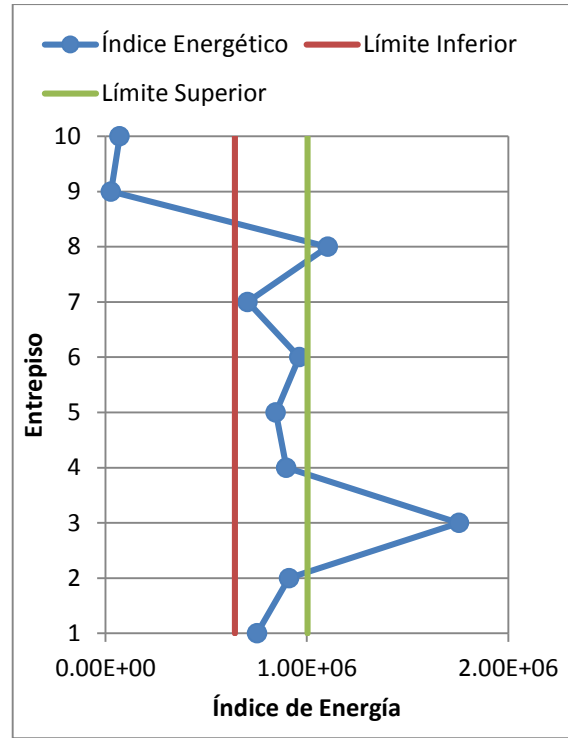
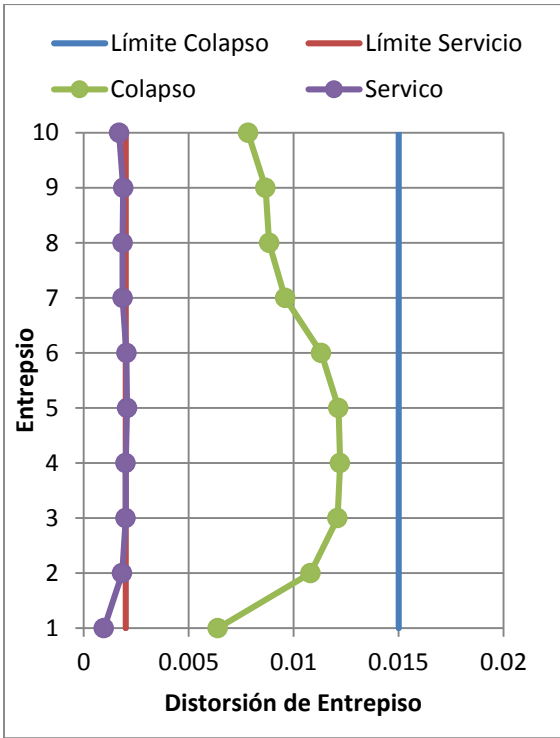


Figura 6.22: Distorsiones de entrepiso e índice de energía del Individuo 6 de la Generación 15, en la dirección X.

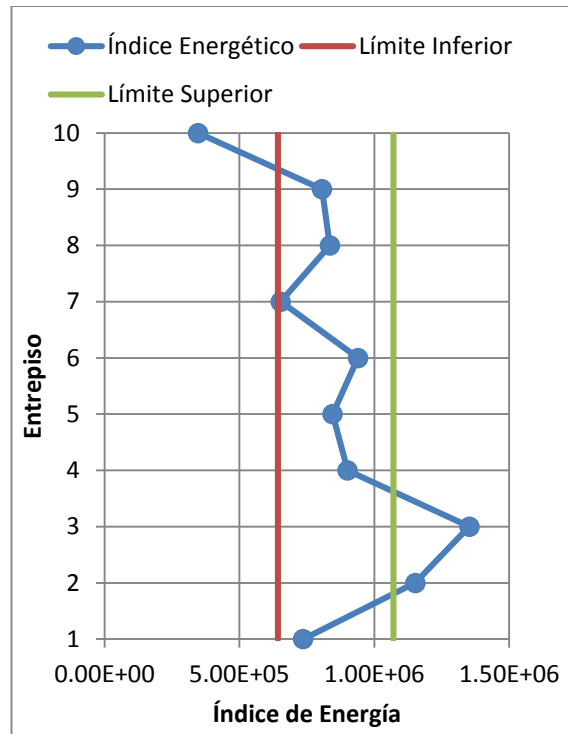
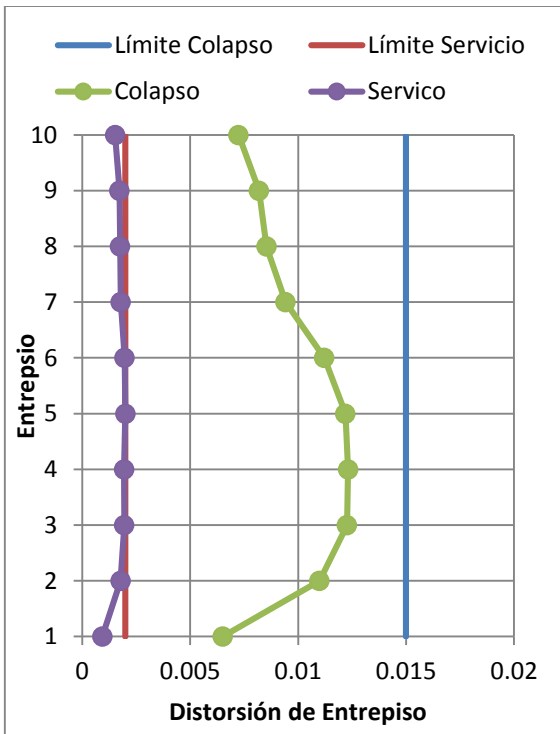


Figura 6.23: Distorsiones de entrepiso e índice de energía del Individuo 2 de la Generación 19, en la dirección X.

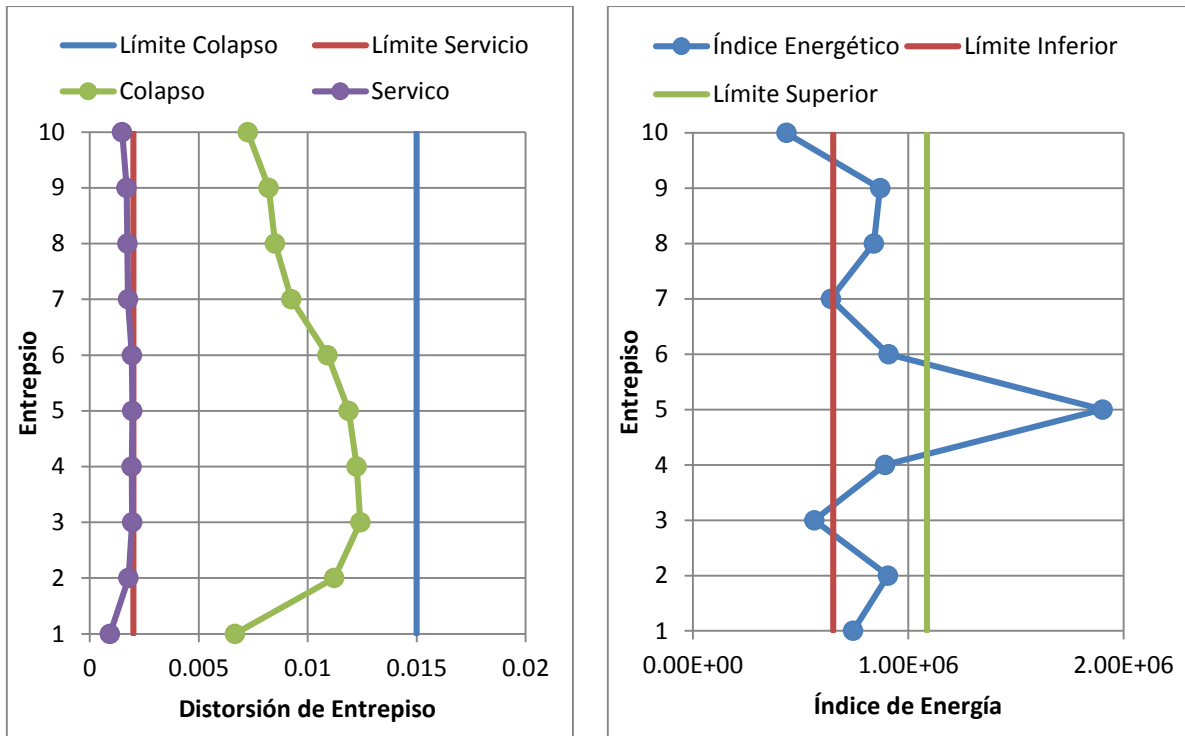


Figura 6.24: Distorsiones de entrepiso e índice de energía del Individuo 13 de la Generación 24, en la dirección X.

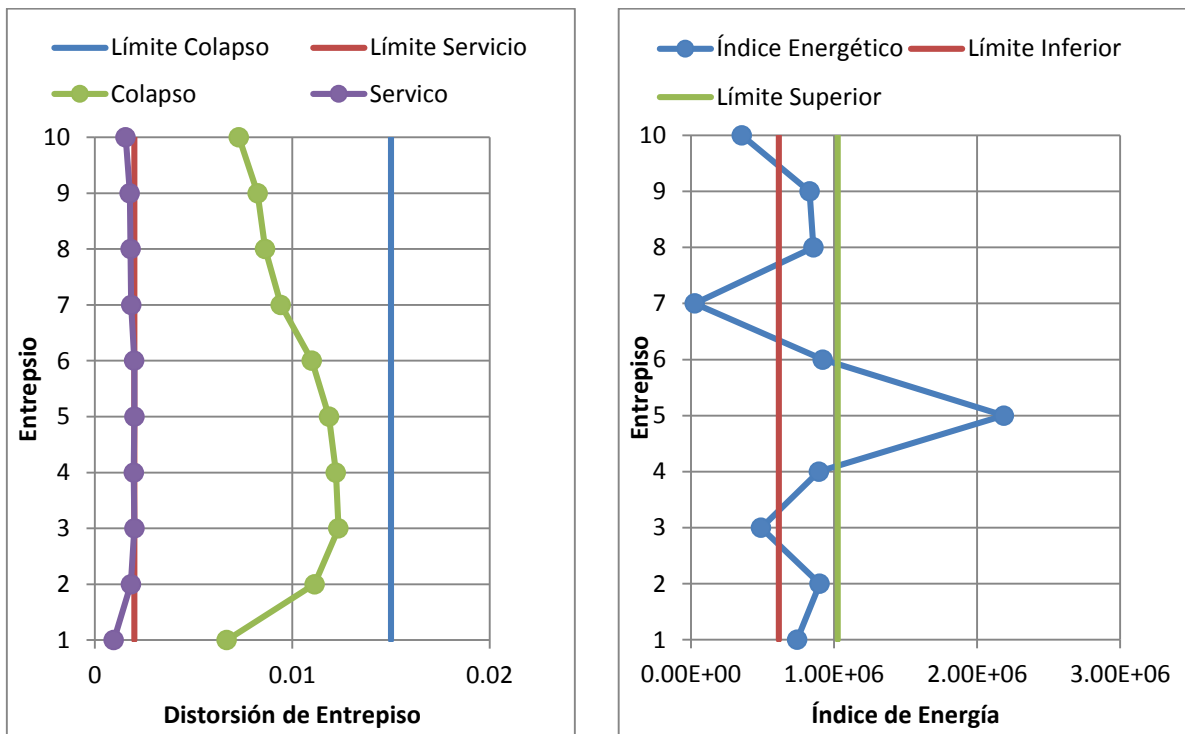


Figura 6.25: Distorsiones de entrepiso e índice de energía del Individuo 11 de la Generación 29, en la dirección X.

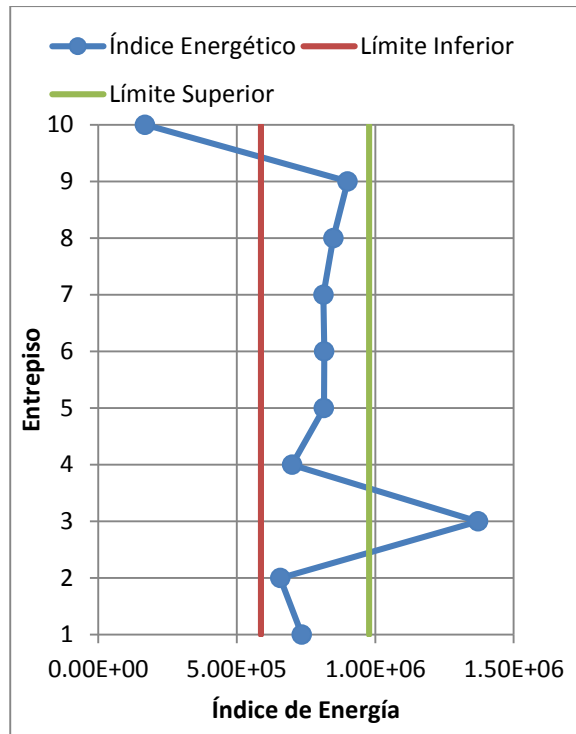
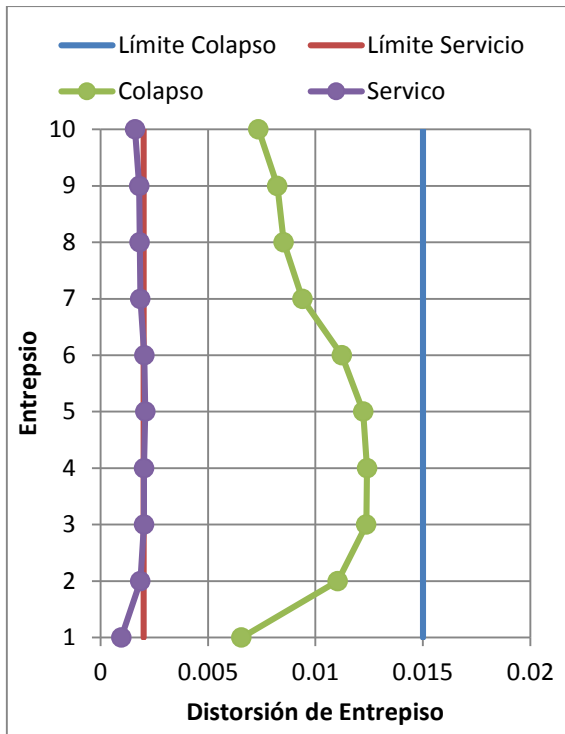


Figura 6.26: Distorsiones de entrepiso e índice de energía del Individuo 3 de la Generación 37, en la dirección X.

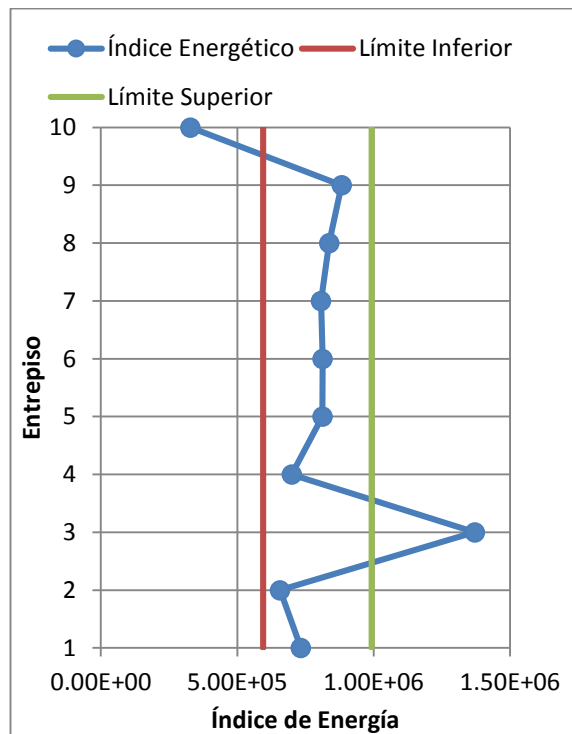
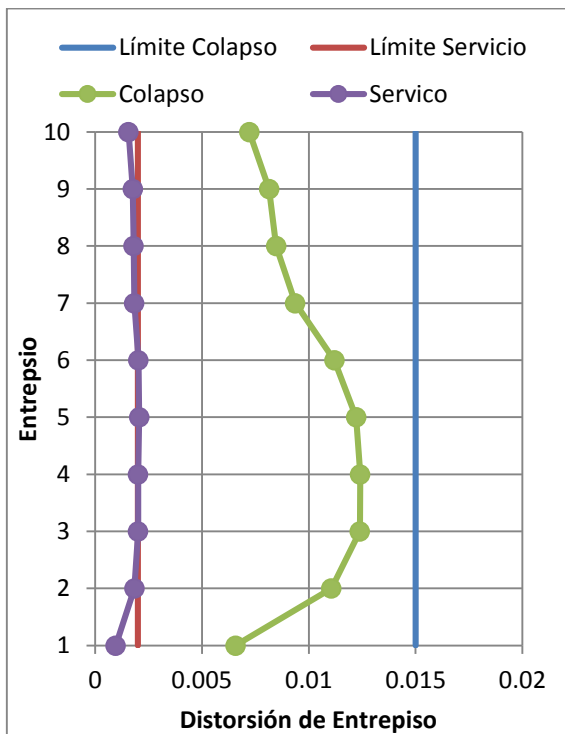


Figura 6.27: Distorsiones de entrepiso e índice de energía del Individuo 7 de la Generación 40, en la dirección X.

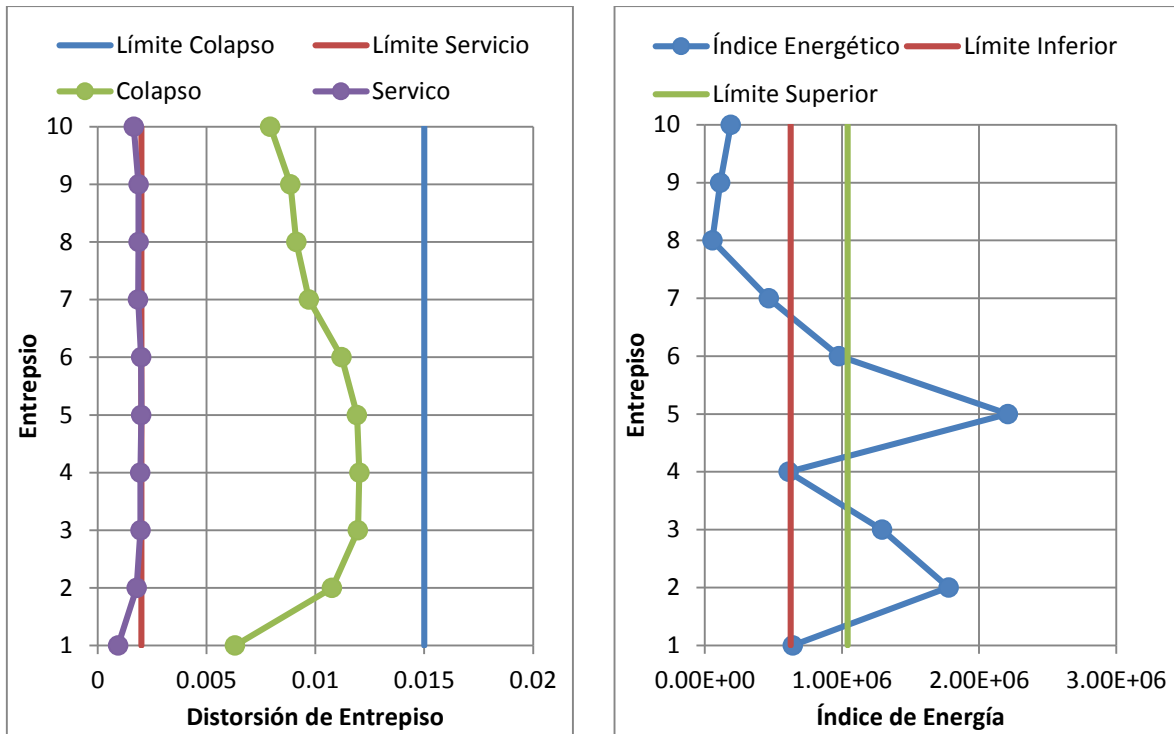


Figura 6.28: Distorsiones de entrepiso e índice de energía del Individuo 12 de la Generación 43, en la dirección X.

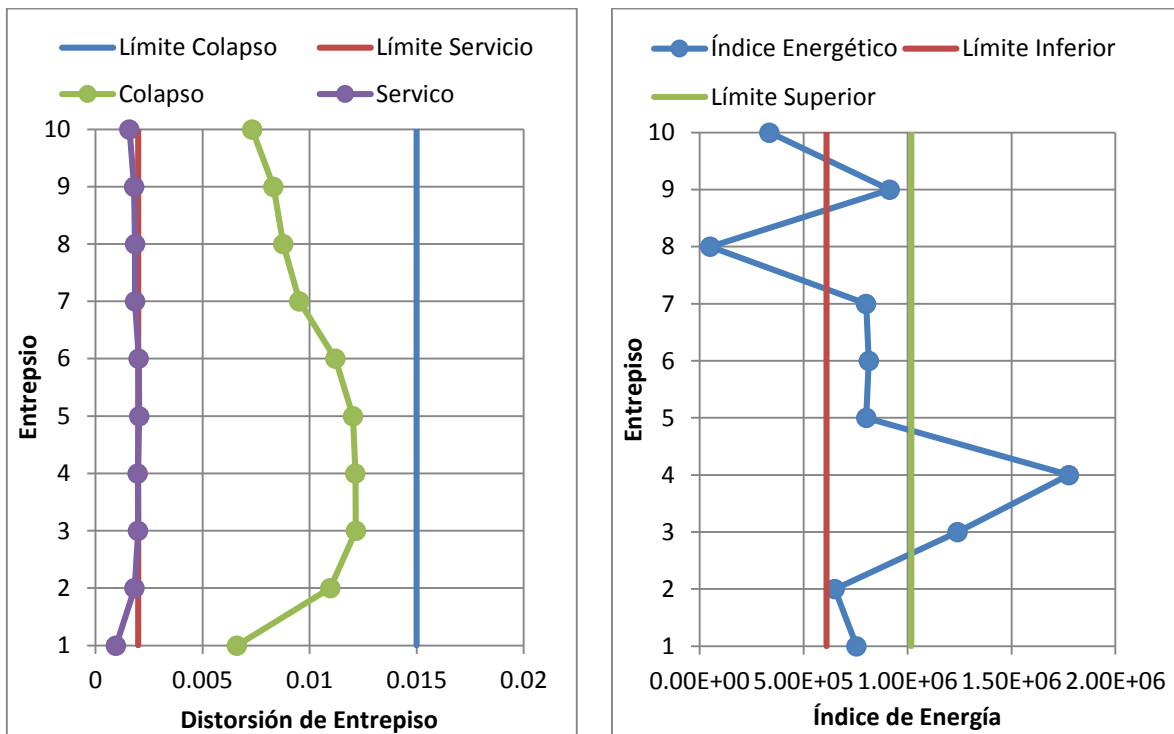


Figura 6.29: Distorsiones de entrepiso e índice de energía del Individuo 7 de la Generación 46, en la dirección X.

Las distorsiones de entrepiso del Frente de Pareto no varían mucho de un individuo a otro, en realidad, todos cumplen con los límites tanto a nivel de servicio como a nivel de colapso. Donde sí se puede ver una variabilidad de resultados es en la disipación de la energía a lo alto del edificio. En ninguno de los resultados anteriores se pudo obtener una disipación de energía uniforme a lo alto del edificio y dentro de los límites superiores e inferiores, como se había planteado desde un inicio. Pero sí podemos ver que hay soluciones donde la disipación de energía tiene cierta uniformidad en algunos entrepisos, tal es el caso del Individuo 7 de la Generación 40 y el Individuo 3 de la Generación 37. Si bien los dos son casi iguales, se puede observar que en el entrepiso 10 el Individuo 7 de la Generación 40, tiene una disipación más cercana a nuestros límites. Es por eso que se selecciona a este individuo como la solución para la distribución deseable de los amortiguadores viscosos no lineales.

6.4.2. Resultados en la Dirección Y

En la dirección Y se realizaron 20 generaciones, su desarrollo se puede observar en la Figura 6.30 que, al igual que en la dirección X, muestra las calificaciones máximas, mínimas y el promedio en cada generación. En la Figura 6.31 se muestra la gráfica con los índices de los individuos analizados, y al igual que en la dirección X, aquí se muestran los individuos no dominados con un cuadrado rojo, que representan el Frente de Pareto.

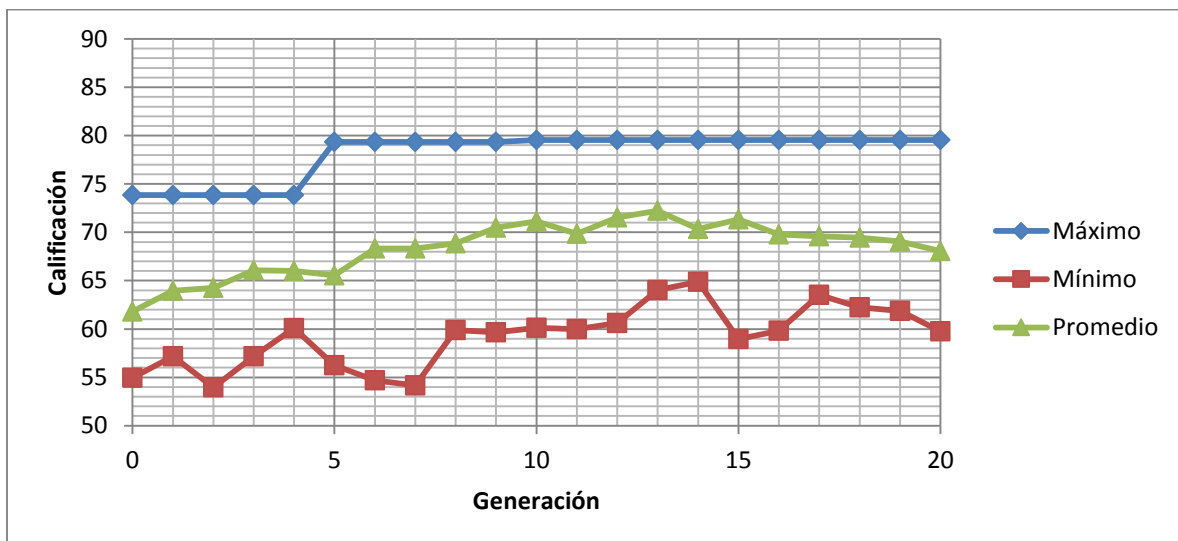


Figura 6.30: Resumen de calificaciones en cada generación, en la dirección Y.

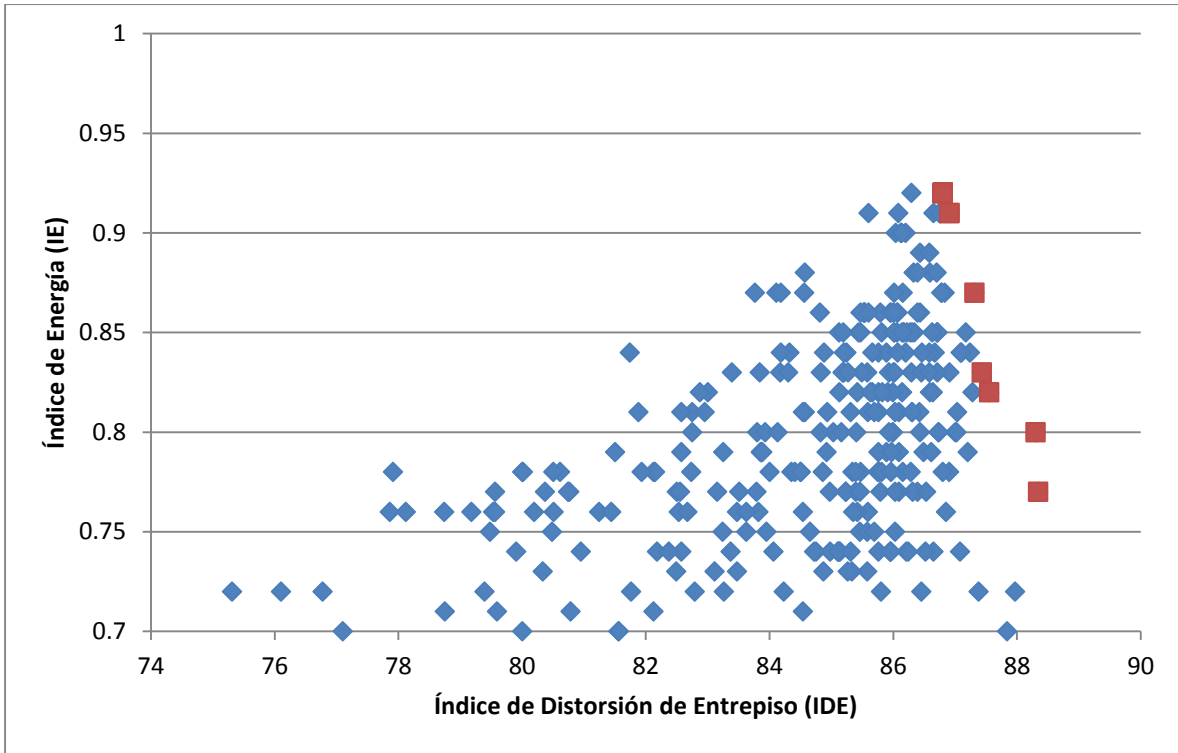


Figura 6.31: Índices de Optimización, en la dirección Y.

En la Tabla 6.7 se muestran las soluciones del frente de Pareto en la dirección Y, con sus respectivos valores de índices, así como la calificación de cada individuo.

Tabla 6.7: Individuos del Frente de Pareto, en la dirección Y.

Individuo	IDE	IE	Calificación
Gen 10 Indiv 10	86.80	0.92	79.8560
Gen 12 Indiv 9	86.91	0.91	79.0881
Gen 8 Indiv 5	87.31	0.87	75.9597
Gen 15 Indiv 6	87.43	0.83	72.5669
Gen 2 Indiv 14	87.55	0.82	71.7910
Gen 3 Indiv 11	88.30	0.80	70.6400
Gen 11 Indiv 5	88.34	0.77	68.0218

La Tabla 6.8 muestra las distribuciones de los amortiguadores viscosos no lineales a lo alto del edificio para cada individuo, en dirección Y.

Tabla 6.8: Distribución de los amortiguadores del Frente de Pareto, en la dirección Y.

Entrepiso	C kg(s/cm) ^{0.68}						
	G 10 In 10	G 12 In 9	G 8 In 5	G 14 In 10	G 2 In 14	G 3 In 11	G 11 In 5
1	73828.13	69140.63	73828.13	17578.13	33984.38	1171.88	36328.13
2	38671.88	38671.88	38671.88	57421.88	38671.88	38671.88	57421.88
3	35156.25	35156.25	62109.38	33984.38	62109.38	62109.38	71484.38
4	39843.75	39843.75	39843.75	70312.50	39843.75	39843.75	37500.00
5	37500.00	37500.00	37500.00	37500.00	37500.00	37500.00	5859.38
6	50390.63	50390.63	50390.63	50390.63	49218.75	49218.75	16406.25
7	43359.38	43359.38	24609.38	43359.38	71484.38	1171.88	62109.38
8	38671.88	38671.88	38671.88	38671.88	38671.88	43359.38	39843.75
9	38671.88	38671.88	43359.38	10546.88	32812.50	32812.50	48046.88
10	49218.75	49218.75	51562.50	49218.75	22265.63	22265.63	49218.75

En las figuras 6.32 a 6.38 se muestran las distorsiones de entrepiso a nivel de servicio y de colapso así como el índice de energía y su regularidad de disipación de energía a lo alto del edificio, para cada individuo perteneciente al Frente de Pareto, en la dirección Y.

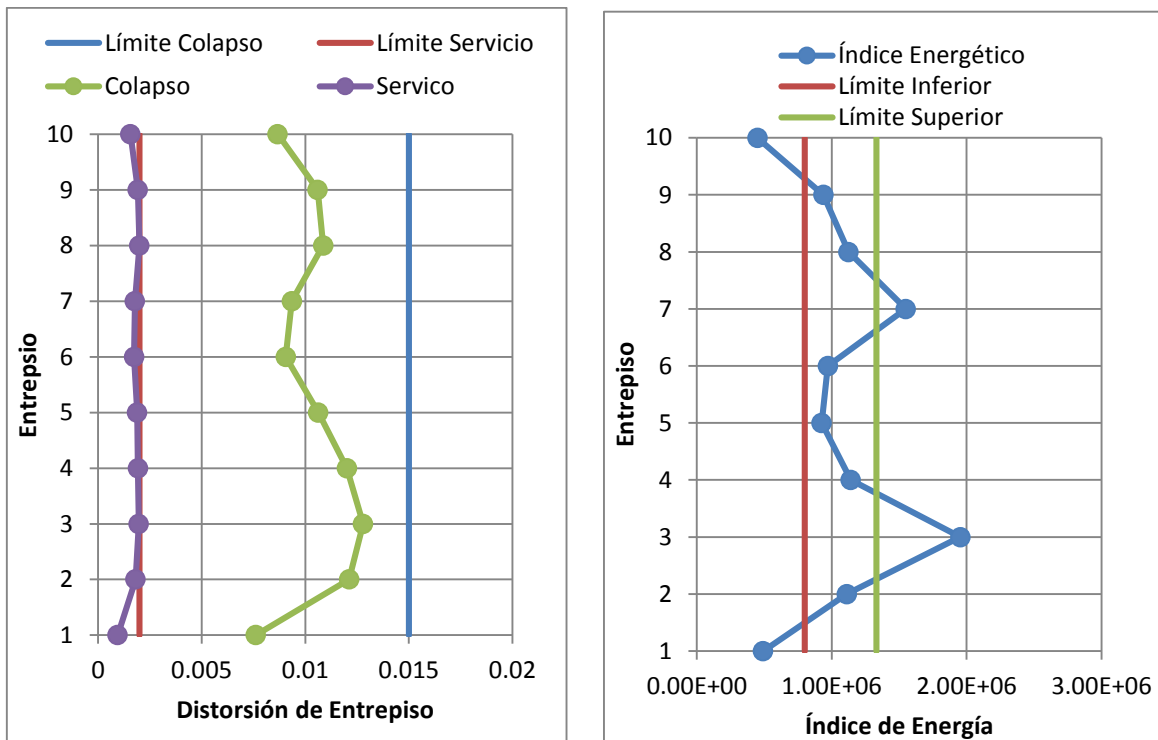


Figura 6.32: Distorsiones de entrepiso e índice de energía del Individuo 14 de la Generación 2, en la dirección Y.

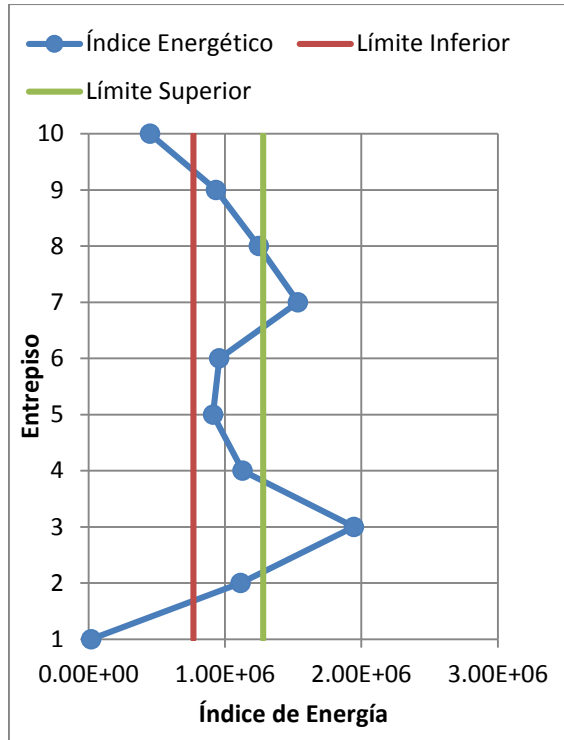
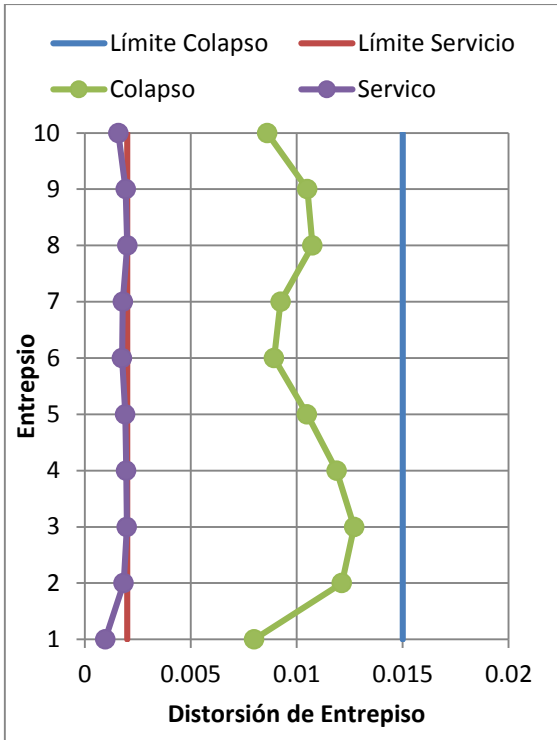


Figura 6.33: Distorsiones de entrepiso e índice de energía del Individuo 11 de la Generación 3, en la dirección Y.

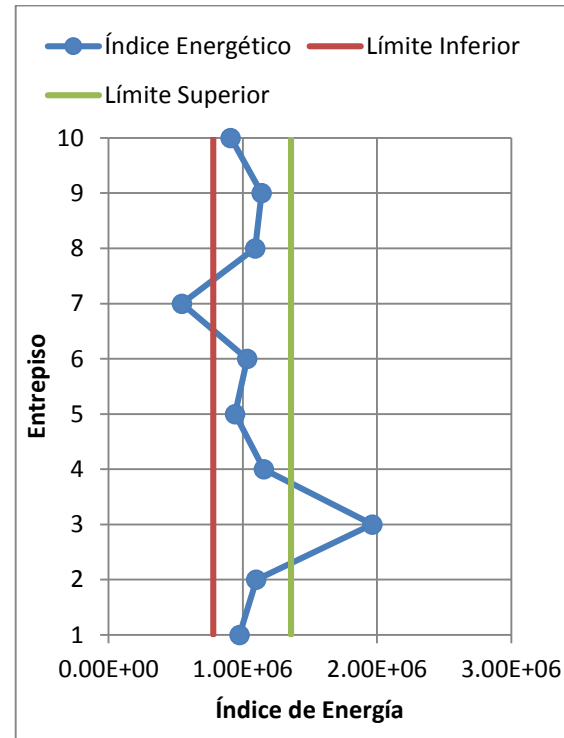
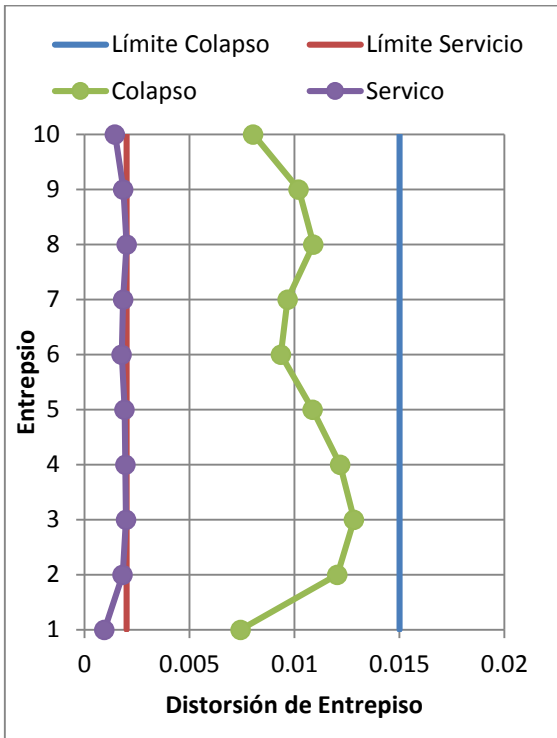


Figura 6.34: Distorsiones de entrepiso e índice de energía del Individuo 5 de la Generación 8, en la dirección Y.

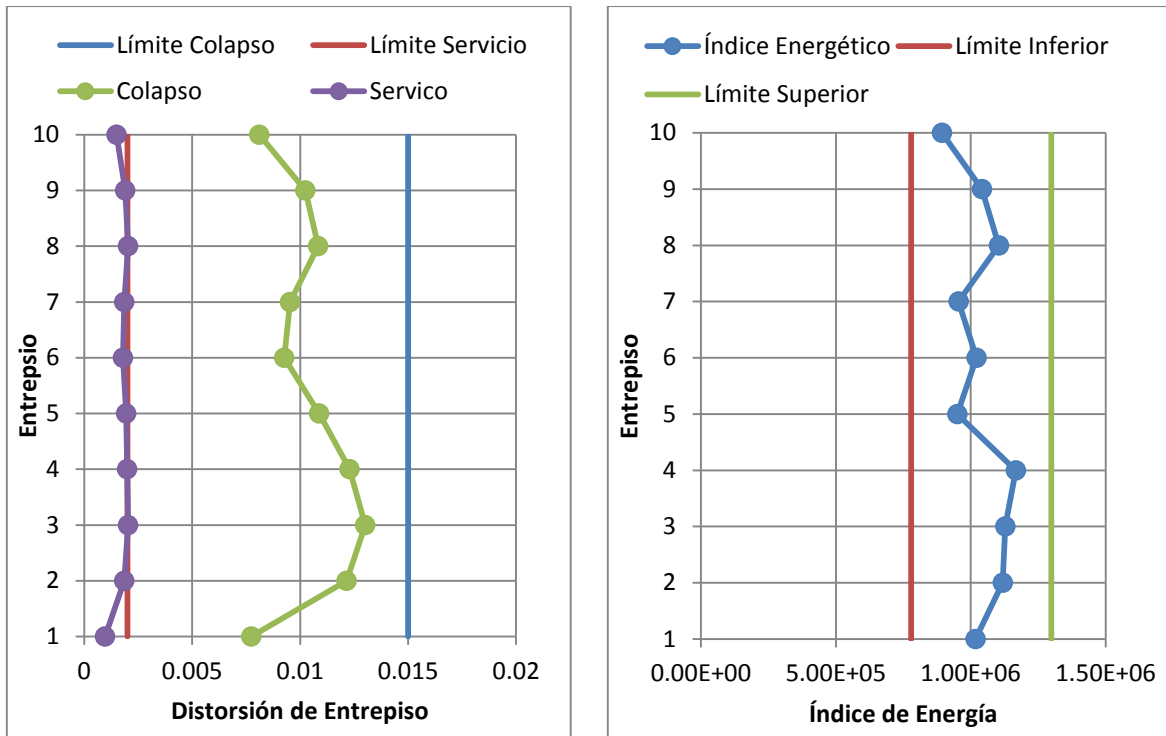


Figura 6.35: Distorsiones de entrepiso e índice de energía del Individuo 10 de la Generación 10, en la dirección Y.

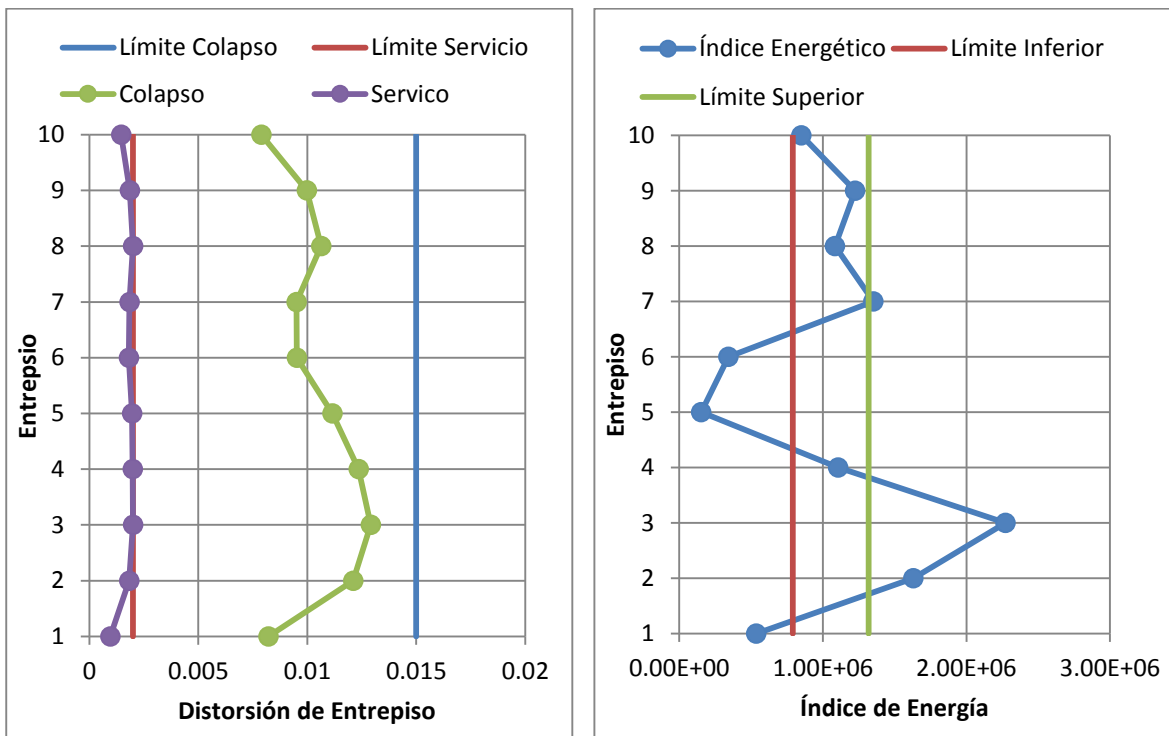


Figura 6.36: Distorsiones de entrepiso e índice de energía del Individuo 5 de la Generación 11, en la dirección Y.

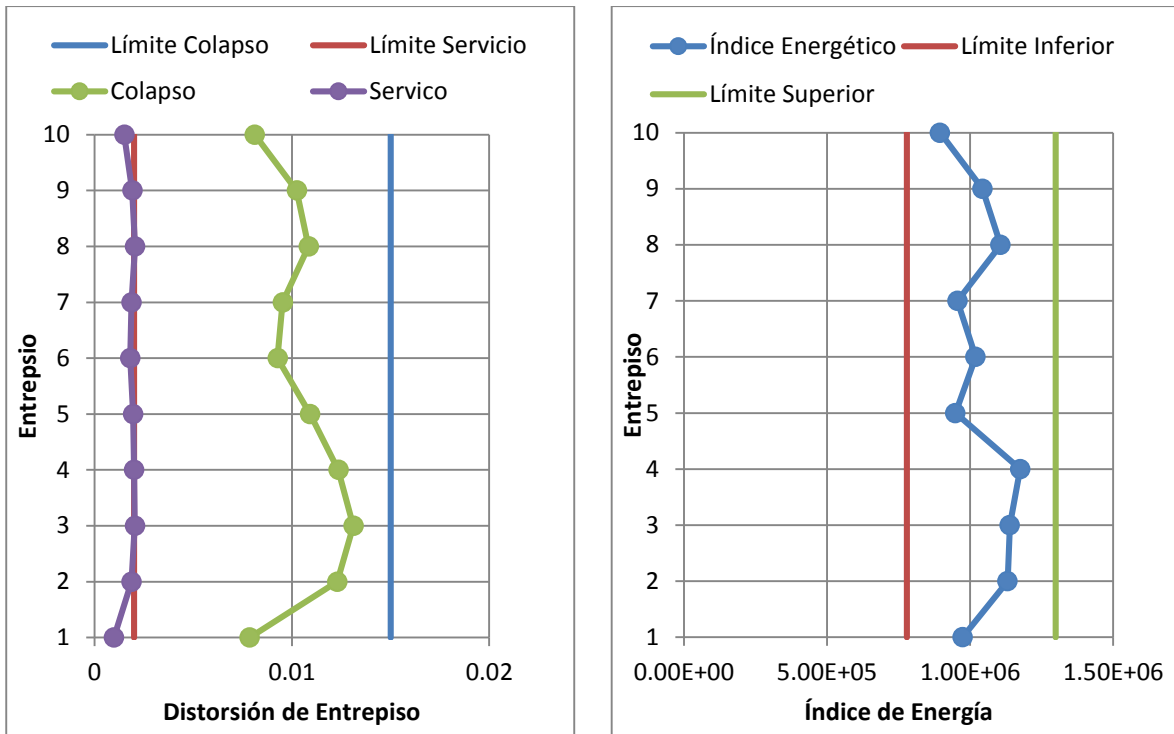


Figura 6.37: Distorsiones de entrepiso e índice de energía del Individuo 9 de la Generación 12, en la dirección Y.

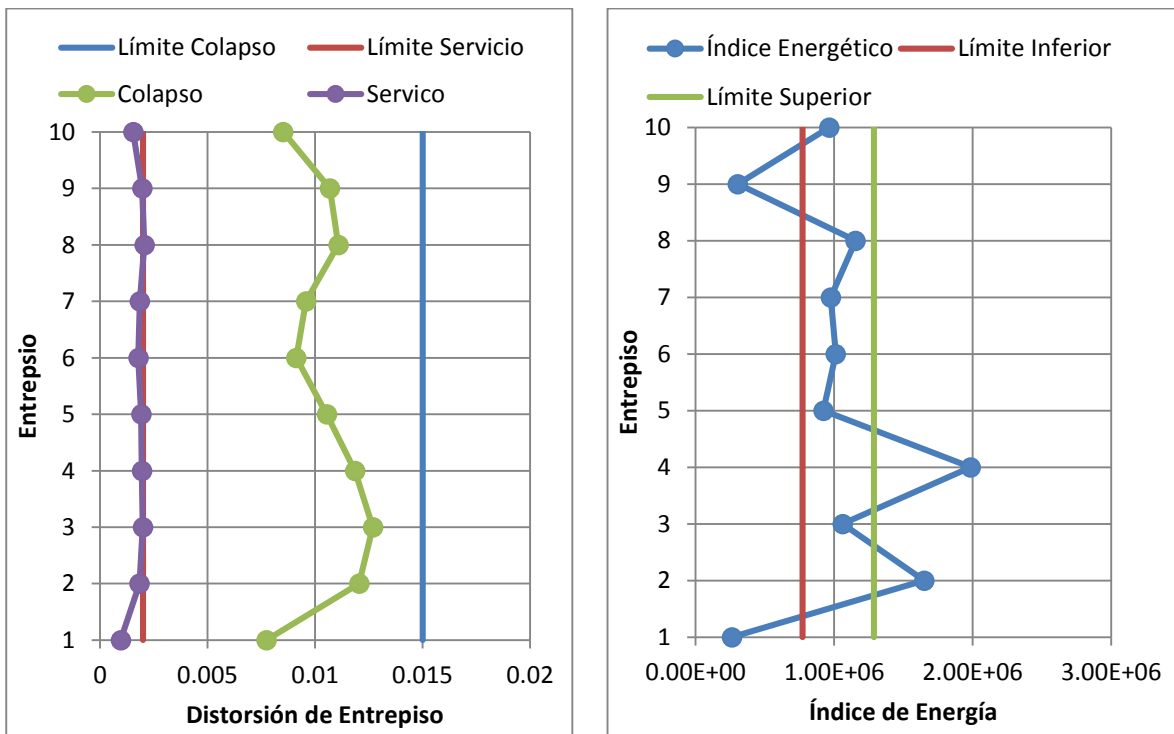


Figura 6.38: Distorsiones de entrepiso e índice de energía del Individuo 10 de la Generación 14, en la dirección Y.

De los individuos anteriores se podría decir que los individuos que cumplen con las distorsiones de servicio y de colapso, y además tienen una disipación de energía uniforme a lo alto del edificio, son el Individuo 10 de la Generación 10 y el Individuo 9 de la Generación 12. Las dos alternativas tienen un comportamiento casi idéntico, pero a criterio propio el Individuo 10 de la Generación 10 tienen una disipación de energía a lo alto del edificio un poco más uniforme, por lo que es la solución a la distribución de amortiguadores viscoso no lineales en la dirección Y.

6.4.3. Distribución Final de los Amortiguadores Viscosos No Lineales

En resumen, los mejores individuos tanto para la dirección X y para la dirección Y son el Individuo 7 de la Generación 40 y el Individuo 10 de la Generación 10, respectivamente.

En la Tabla 6.9 se muestra la distribución final de los amortiguadores viscosos no lineales en las dos direcciones de análisis.

Tabla 6.9: Distribución final de los amortiguadores viscosos no lineales.

Entrepiso	C kg(s/cm) ^{0.68}	
	Dirección X	Dirección Y
1	63281.250	73828.13
2	25781.250	38671.88
3	45703.125	35156.25
4	23437.500	39843.75
5	26953.125	37500.00
6	29296.875	50390.63
7	36328.125	43359.38
8	39843.750	38671.88
9	42187.500	38671.88
10	18750.000	49218.75

6.5. Conclusiones sobre el Capítulo 6

La diferencia entre el número de generaciones en la dirección X y en la dirección Y, se debe a que en la dirección X la población inicial resultó no ser la mejor al presentar calificaciones bajas, por lo que a lo largo de la creación de más generaciones la calificación fue subiendo poco a poco. Aun así no se logró una disipación de energía uniforme en todos los entrepisos, pero se tuvo una buena aproximación. Seguramente si se hubieran creado más generaciones, se tendría

una solución que cumpliera con nuestros objetivos, pero debido al tiempo en que tarda en completarse una generación, se optó por no seguir generando soluciones. En el caso de la dirección Y, este no fue el caso, ya que rápidamente se pudo encontrar una solución que cumpliera con nuestros objetivos. Es por eso que con solo veinte generaciones se logró crear un buen Frente de Pareto, dentro del cual hubo dos buenos candidatos como solución.

Aunque se tuvieron resultados aceptables, los resultados se pueden mejorar. Esto puede lograrse o con más proceso numérico o sea con más generaciones o simplemente volver a realizar corridas y procurar que las poblaciones iniciales tengan una calificación alta, para que con la ayuda del elitismo las generaciones siguientes puedan ir evolucionando favorablemente y así poder obtener los resultados deseados en menor un número reducido de generaciones.

Capítulo 7. Conclusiones

El uso de algoritmos genéticos como procedimiento de búsqueda de soluciones es muy eficiente, ya que en todos los ejemplos de aplicación se obtuvieron alternativas de solución adecuadas para los problemas planteados. Si bien hubo ejemplos donde se presentaron detalles en las soluciones finales, se obtuvieron buenas aproximaciones a la solución óptima. Este fue el caso de los resultados del capítulo 4 y del capítulo 6. En el primero mencionado, solo se tuvo una fuga no localizada correctamente, pero las demás fugas fueron ubicadas casi en el mismo lugar, el porcentaje de error fue muy pequeño. En el caso del capítulo 6, el detalle fue que la disipación de la energía en dirección X a lo alto del edificio perdió uniformidad en dos entresijos, aunque los ocho entresijos restantes resultaron tener una disipación de energía muy parecida.

Este trabajo logró dar un panorama general de cómo los algoritmos genéticos pueden solucionar problemas en Ingeniería Civil, en todas sus áreas y con criterios de optimización diferentes en cada caso. Y no sólo eso, sino también entregar alternativas de solución, que no podrán ser la solución ideal, pero sí pueden ser de ayuda en circunstancias distintas a las planteadas, como en el caso del capítulo 5 que pudiera permitir elegir entre varios diseños aquél que se adecue a nuestras necesidades, ya que como se sabe, no en todas las regiones del país se tiene la misma disposición de materiales que se tiene en el centro del país.

Donde hay una coincidencia entre todos los ejemplos mostrados, es que en todas se trata de buscar una optimización que cause un beneficio tanto al diseñador, operador o tomador de decisiones, además, como en el caso del capítulo 2, también puede entregar un beneficio al medio ambiente al producir menos contaminación.

La gran ventaja que tienen los algoritmos genéticos es su alta adaptabilidad en la resolución de problemas de distintas áreas, ya que su programación no es muy compleja y actualmente existen subrutinas disponibles (Mathlab) que pueden utilizarse fácilmente, y debido a que su procedimiento de búsqueda no es de forma continua en el espacio de soluciones, los resultados entregados no dependen de otros. Además no requieren de mucha información para trabajar, solo usan la información necesaria.

Referencias

- American Institute of Steel and Construction. (1994). *Manual of Steel Construction-Load and Resistance Factor Design*. Chicago, IL.
- Ang, & Lee. (2001). Cost optimal design of R/C buildings. *Reliability Engineering and System Safety*, pp. 233 - 238.
- Arreguín, Ochoa, & Fernández. (1997). *Evaluación de pérdidas en redes de distribución de agua*. TLALOC-AMH, Órgano informativo de la Asociación Mexicana de Hidráulica (AMH), No. 10.
- Balling, P. (2000). Pareto sets in decision-based design. *Journal of Engineering Valuation and Cost Analysis*, pp. 189-198.
- Bassotti, R. D. (2008). *Control de vibraciones torsionales en estructuras sismorresistentes*. San Miguel de Tucumán: Editorial de la Universidad Tecnológica Nacional.
- Brambila Neri, D. (2012). *Diseño de edificios con distribución óptima de amortiguadores viscosos no lineales*, Tesis de Maestría, Posgrado de Ingeniería, UNAM.
- Carr, Athol J.. (2001). *RUAUMOKO3D, Inelastic Dynamic Analysis Computer Program*. Christchurch, Nueva Zelanda: University of Canterbury.
- Chopra, A., & Goel, R. (2002). A modal pushover analysis procedure for estimating seismic demands for buildings. *Earthquake Engineering and Structural Dynamics*, pp. 561-582.
- De Jong, K. A. (1975). *Analysis of the Behavior of a Class of Genetic Adaptive Systems*. Ann Arbor: University of Michigan.
- Federal Emergency Management Agency. (1998). *NEHRP Recommended Provisions for Seismic Regulations for New Buildings and Other Structures, Part 1*. Washington, DC: FEMA.
- Frangopol, D.M. (1999). Life-cycle cost analysis for bridges. In *Bridge Safety and Reliability*, pp. 210-236.
- Fuentes Mariles, O. A., Palma Nava, A., & Rodríguez Vázquez, K. (2011). Estimación y localización de fugas en una red de tuberías de agua potable usando algoritmos genéticos. *Ingeniería Investigación y Tecnología, Vol. XII, Núm. 2*, pp. 235-242.
- Goldberg. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. Reading, Massachusetts: Addison-Wesley.

- Goldberg, D. E., & Hsiung Kuo, C. (1985). *Genetic Algorithms in Pipeline Optimization*. Albuquerque, New Mexico: The University of Alabama.
- Goldberg, D., Sastry, K., & Kendall, G. (2005). Genetic Algorithms. In E. K. Burke, & G. Kendall, *Search Methodologies: Introductory Tutorials in Optimization and Decision Support Techniques*, pp. 97-125. Springer.
- Holland, J. H. (1975). *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. Ann Arbor: University of Michigan Press.
- Kareem, A., & Kijewski, T. (1999). Mitigations of motions of tall buildings with specific examples of recent applications. *Wind & Structures, Volume 2, Number 3, Septiembre*.
- Liu, M., Burns, S. A., & Wen, Y. (2003). Optimal seismic design of steel frame buildings based on life cycle cost considerations. *Earthquake Engineering and Structural Dynamics*, pp. 1313-1332.
- Maes, M., & Breitung, K. (1993). Reliability-based tail estimation. *Proceedings of the IUTAM Symposium on Probabilistic Structural Mechanics: Advances in Structural Reliability Methods* pp. 335-346. San Antonio, TX.
- Marczyk, A. (2004). *Algoritmos Genéticos y Computación Evolutiva*. <http://the-geek.org/docs/algen/algen.html>
- Martín Martín, J., & Garcia Morate, D. (2004). *Seminario: Algoritmos Genéticos*. http://www.itnuevolaredo.edu.mx/takeyas/Apuntes/Inteligencia%20Artificial/Apuntes/tareas_alumnos/AG/AG%282005-II%29.pdf
- Morales, E. F. (2004). *Búsqueda, optimización y aprendizaje. Algoritmos Genéticos*. <http://ccc.inaoep.mx/~emorales/Cursos/NvoAprend/node105.html>
- Normas Técnicas Complementarias del Reglamento de Construcciones para el Distrito Federal. 6 de Octubre del 2004. *Gaceta Oficial del Distrito Federal*.
- Orozco y Orozco, S. D. (2007). *Elaboración de Pronósticos con Algoritmos Genéticos*. Guatemala: Universidad de San Carlos de Guatemala.
- Park, & Ang. (1985). Mechanistic seismic damage model for reinforced concrete. *Journal of Structural Engineering, Vol. III, No. 4*. ASCE.
- Reglamento de Construcciones para el Distrito Federal. 6 de Octubre del 2004. *Gaceta Oficial del Distrito Federal*.

- Resano Ezcaray, J., & Delgado Leal, J. L. (2000). *Un Paseo por la Jungla de la Computación Evolutiva*. <http://www.elrinconcito.com/articulos/Genetico/Geneticos.htm>
- Santo Orcero, D. (2004). *Los Algoritmos Genéticos*. Retrieved from <http://www.orcero.org/irbis/disertacion/node1.html>
- SIGWEB. (2011). *SIGWEB: Sistemas Integrados de Gestión*. Marzo 2013, www.sigweb.cl
- Somerville, P., Smith, N., Puntamurthula, S., & Sun, J. (1997). Development of ground motion time histories for phase 2 of the FEMA/SAC steel project. *SAC Background Document SAC/BD-97/04*. Richmond, CA.
- Soong, T., & Dargush, G. (1997). *Passive energy dissipation systems in structural engineering*. New York: John Wiley and Sons.
- Taplin, J. H., & Qiu, M. (2001). Using Genetic Algorithms to Optimise the Selection and Scheduling of Road Projects. L. Chambers, *Practical Handbook of Genetic Algorithms Applications Volume 1*, pp. 99-134. Boca Raton, Florida: Chapman & Hall/CRC.
- Tolmos Rodríguez-Piñero, P. (2003). *Introducción a los Algoritmos Genéticos y sus Aplicaciones*. Madrid: Universidad Rey Juan Carlos.
- Wen, Y., & Kang, Y. (2001). Minimal building life-cycle cost design criteria II: applications. *Journal of Structural Engineering*, pp. 338 - 346.