



INSTITUTO
MEXICANO DEL
TRANSPORTE



Certificación ISO 9001:2008 ‡

Diseño de algoritmos genéticos para la detección de daños en estructuras

Daniel Arceo Mariñelarena
Juan Antonio Quintana Rodríguez
Francisco Carrión Viramontes
Saúl Enrique Crespo Sánchez
Andrés Hernández Guzmán
José Alfredo López López

Publicación Técnica No. 386
Sanfandila, Qro, 2013

SECRETARÍA DE COMUNICACIONES Y TRANSPORTES

INSTITUTO MEXICANO DEL TRANSPORTE

**Diseño de algoritmos genéticos para la
detección de daños en estructuras**

**Publicación Técnica No. 386
Sanfandila, Qro, 2013**

Esta investigación fue realizada en la Coordinación de Ingeniería Vehicular e Integridad Estructural del Instituto Mexicano del Transporte, por el M. I. Daniel Arceo Mariñelarena, el Dr. Juan Antonio Quintana Rodríguez, el Dr. Francisco Carrión Viramontes, el M. C. Saúl Enrique Crespo Sánchez, el Ing. Andrés Hernández Guzmán y el Dr. José Alfredo López López.

Se reconoce y agradece la colaboración del Dr. Miguel Ángel Pérez Lara y Hernández, investigador de la Universidad Autónoma de Querétaro, por sus aportaciones al presente trabajo, además de la participación del Dr. Miguel Martínez Madrid, Coordinador de Ingeniería Vehicular e Integridad Estructural del Instituto Mexicano del Transporte, por la revisión y las facilidades para la realización del presente trabajo.

Índice

Resumen.....	v
Abstract	vii
Resumen ejecutivo.....	ix
Capítulo 1 Introducción.....	1
Capítulo 2 Antecedentes	7
2.1 Monitoreo estructural.....	7
2.2 Métodos globales de detección de daños	8
2.2.1 Métodos globales de detección de daño nivel 1	10
2.2.1.1 Criterio de aseguramiento modal (MAC).....	10
2.2.1.2 Factor de escala modal (MSF)	10
2.2.2 Métodos globales de detección de daño nivel 2.....	10
2.2.2.1 Criterio de aseguramiento modal coordinado (COMAC).....	11
2.2.2.2 Factor coordinado de escala modal (COMSF).....	11
2.2.2.3 Cambio en la forma de los modos dinámicos.....	11
2.2.3 Métodos globales de detección de daño nivel 3.....	12
2.2.3.1 Método de Búsqueda Global (MBG)	12
2.3 Método de Elemento Finito (MEF)	15
2.4 Algoritmos utilizados para detección de daño	16
2.5 Algoritmos Genéticos (AG).....	17
2.5.1 Recorrido histórico	18
2.5.2 Concepto	19
2.5.3 Elementos de los AG y su relación biológica.	20
2.5.4 Operadores Genéticos	22
2.5.5 Ventajas y desventajas de los AG.....	28
2.5.6 Aplicaciones de los AG.	29
Capítulo 3 Metodología	31
3.1 Selección del método de detección de daño.....	31
3.2 Definición de la función error para evaluar daño estructural	34

3.3	Definición del individuo.....	35
3.4	Selección de Operadores Genéticos.....	37
3.5	Algoritmo Genético.....	40
Capítulo 4	Aplicación de la metodología en estructuras.....	45
4.1	Detección de daño en un elemento estructural tipo barra.....	46
4.1.1	Modelo de Elemento Finito de una barra	46
4.1.2	Casos de daño	48
4.1.2.1	Caso 1.....	48
4.1.2.2	Caso 2.....	50
4.1.2.3	Caso 3.....	53
4.1.2.4	Caso 4.....	56
4.1.2.5	Caso 5.....	58
4.1.2.6	Análisis de resultados	61
4.2	Detección de daño en un marco estructural.....	62
4.2.1	Modelo de Elemento Finito del marco estructural	62
4.2.2	Casos de daño	62
4.2.2.1	Caso 1H.....	62
4.2.2.2	Caso 2H.....	65
4.2.3	Análisis de resultados	67
4.3	Detección de daño en un Puente	67
4.3.1	Modelo de Elemento Finito de un puente.....	67
4.3.2	Casos de daño	69
4.3.2.1	Caso 1.....	69
4.3.2.2	Caso 2.....	71
Capítulo 5	Conclusiones.....	75
Bibliografía	77

Resumen

En este trabajo se desarrolla y aplica un Algoritmo Genético (AG) como método de optimización en la detección de daño en estructuras para utilizarse como técnica de evaluación no destructiva en puentes. En este caso, la identificación del daño se basa en el análisis de propagación de ondas en estructuras y en la búsqueda del mínimo de una función de error que se define como una función de mínimos cuadrados de la diferencia de las respuestas dinámicas entre la condición dañada y una condición con un escenario de daño propuesto por el algoritmo genético; la primera obtenida de mediciones experimentales, mientras que la segunda se obtiene de un modelo calibrado de elemento finito. El Algoritmo Genético aplica operadores de combinación, mutación, permutación, clonación y regeneración, que van modificando las propiedades de la estructura y proponiendo diferentes posibles soluciones a partir de una condición inicial, la cual evoluciona hasta encontrar una solución que represente la condición estructural real con daño.

Para evaluar el desempeño del método de detección basado en el algoritmo genético, se realizaron distintas simulaciones de daño en una estructura simple y, finalmente, se aplicó a un caso experimental de laboratorio. Con este estudio se demostró que el algoritmo genético es capaz de encontrar soluciones aceptables en estructuras con daño localizado, extendido y/o generalizado. Igualmente, el método resultó ser más eficiente que el método de búsqueda directa y permite manejar un mayor número de alternativas de solución o escenarios de daño.

Abstract

In this work, a Genetic Algorithm (GA) is developed and applied as an optimization method to detect structural damage to be used as a nondestructive evaluation on bridges. In this case, damage identification is based on the analysis of structural wave propagation and on the search of the minimum of an error function defined as a least squares function of the difference between the dynamic responses of the damaged and a scenario with damage proposed by the genetic algorithm; the first obtained from experimental tests, while the second is obtained from a calibrated finite elements model. The Genetic Algorithm applies combination, mutation, permutation, cloning and regeneration operators that modify the structural properties and put forward different possible solutions from an initial condition that evolves until a solution is found that represents the real damaged structure.

To evaluate the performance of the genetic algorithm based in a damage detection method, several simulations were performed with a simple structure and, finally it was applied to a laboratory experimental case. With this study it was demonstrated that the genetic algorithm is capable to find acceptable solutions for structures with localized, extended and/or generalized damage. At the same time, the method proved to be more efficient than the direct search method and allows handling a larger number of solution alternatives and damage scenarios.

Resumen ejecutivo

El desarrollo de nuevas tecnologías, conceptos y materiales para la construcción de estructuras, cada vez más complejas y de mayor tamaño, ha demandado en las últimas décadas el diseño y la aplicación de métodos de evaluación e inspección estructural igualmente sofisticados. Los puentes de mayor tamaño y las estructuras de diseños complejos, que antes eran imposibles, ahora son una realidad que se confronta a la necesidad de utilizar sistemas confiables para el monitoreo, evaluación y diagnóstico de su condición estructural.

Es por lo anterior que, desde la última década del Siglo XX, se han realizado estudios e investigaciones para evaluar y detectar daño o deterioro en estructuras, utilizando las nuevas generaciones de sensores e instrumentos en una gran variedad de posibilidades. Así, se ha encontrado que las evaluaciones no destructivas globales, aplicadas a estructuras complejas y de gran tamaño como son los puentes, se basan en métodos modales que identifican frecuencias y modos naturales de vibrar y, mediante un gran número de técnicas de análisis, identifican variaciones en dichos parámetros que pudieran estar asociados con daño o deterioro. Sin embargo, en los últimos 10 años el IMT ha propuesto el análisis de la propagación de ondas flexionantes en estructuras como base de análisis para identificar daño. Esta técnica se puede resolver de distintas maneras, pero con la desventaja que el refinamiento y nivel de detalle requieren del manejo de un gran número de variables y, por tanto, igual número de posibilidades de solución. Lo anterior se ha resuelto incorporando criterios basados en conocimiento *a priori* de la solución, aunque esto no siempre es posible. Por lo anterior, se han considerado diversas alternativas para la búsqueda de soluciones a estos problemas y es ahí donde los algoritmos genéticos han dado una respuesta positiva.

En este estudio no sólo se exploran diferentes esquemas de solución aplicando los algoritmos genéticos, sino que se analizan para determinar el porcentaje más adecuado de cada operador genético para los problemas en estructuras. El desarrollo del método se valida con simulaciones utilizando un modelo simple, pero posteriormente se utiliza un experimento de laboratorio. Los resultados iniciales, aunque alentadores, deben ser validados y probados en estructuras más complejas. Adicionalmente, es fundamental continuar las investigaciones para determinar la incertidumbre y sensibilidad de las diferentes técnicas considerando el ruido experimental, el número de sensores, el nivel de precisión en la calibración y el nivel de detalle de los modelos de simulación que se emplean. Sin embargo, este trabajo demuestra que los algoritmos genéticos son una buena alternativa para su aplicación con el método de búsqueda global de daño en estructuras.

1 Introducción

A nivel mundial, el monitoreo remoto y continuo se está empleando cada vez más para la detección y evaluación de daño en estructuras que, por su importancia justifican el empleo de estos sistemas (Achenbach, 2008). En general, el monitoreo de la condición de una estructura se define como “la medida de las condiciones de operación y de carga, y de las respuestas críticas de una estructura para dar seguimiento y evaluar síntomas anormales de operación y o deterioro o daño que afecten el servicio, seguridad o confiabilidad de la misma” (Aktan & Grimmelman, 1999).

El monitoreo y evaluación estructural hoy en día es posible y es una alternativa para optimizar la aplicación de los recursos financieros de la conservación de la infraestructura de un país. Una de las problemáticas en países desarrollados estriba en la cantidad de puentes que conforman la red de carreteras, los cuales necesitan ser evaluados periódicamente debido a dos factores fundamentales: Los años de servicio con los que cuentan estos sistemas y el incremento en el flujo vehicular. En México, esta problemática no es la excepción, si bien varios de los puentes con más de 30 años de servicio fueron diseñados con factores de seguridad elevados (Carrión, 2002), las cargas que hoy circulan sobre la red federal de carreteras, exceden los pesos y dimensiones establecidos hace varias décadas en los códigos de diseño con los que fueron construidos y el flujo y composición vehicular es diferente, es, por estas razones, necesario estudiar y determinar la vida útil de las estructuras, conocer su índice de desempeño, realizar programas de mantenimiento preventivo y elaborar planes de restricción de tráfico en caso de daño repentino ocasionado por accidentes o condiciones climáticas extremas. Contar con sistemas de monitoreo y evaluación estructural constante tiene tres ventajas: la primera de ellas es que la vida útil de las estructuras se puede incrementar si se siguen los planes de mantenimiento preventivo derivados de la evaluación estructural; la segunda es que el costo de una póliza de seguro puede bajar cuando se tienen sistemas de monitoreo y evaluación; y tercera, la más importante, se incrementa los índices de seguridad para los usuarios.

En los últimos 30 años se han incrementado los trabajos de investigación para encontrar procedimientos y métodos efectivos para la detección de daño y evaluación estructural en estructuras civiles, aeronáuticas, mecánicas. En la tabla 1.1 se presentan algunos de los métodos para la detección de daño:

Tabla 1.1 Diversos métodos utilizados para detección de daño en estructuras

MÉTODO	AUTORES
Métodos globales por vibraciones mecánicas y propagación de ondas.	Carrión 2002.
Cambio en las frecuencias naturales y modos de vibrar	Kato & Shimada, 1986.
Cambios en los propiedades modales	Kato & Shimada, 1986; Turner & Pretolve, 1988; Allampalli, et.al., 1995.
Índices de daño a través de los modos de vibrar y sus derivados como el Criterio de Aseguramiento Modal (MAC)	Allemang & Brown, 1982.
El Factor de escala modal (MSF)	Ewins, 2000.
Criterio desplazamiento-frecuencia	Bert, 1993.
Criterios basados en la energía de deformación	Linag Lee, 1994.
Criterio de Aseguramiento Modal Coordinado	Abdel Wahab & DeRoeck, 1999; Salaw, 1997; Saitoh & Takei, 1996.
Cambios de la curvatura modal (MSC)	Pandey, et.al., 1991.
Cambios en las matriz de rigidez a partir de las formas modales	Zimmerman & Kauk, 1994.
Método por subdominio inverso	Carrión, et.al., 2003.
Detección de daño por propagación de ondas	Quintana, 2004.

La idea básica de estos métodos es evaluar los posibles cambios en los parámetros dinámicos (respuestas dinámica, frecuencia, modos de vibrar, amortiguamiento modal) y correlacionarlos con cambios en los parámetros estructurales representados en las matrices de masa, rigidez y amortiguamiento, que son definidos a través de un modelo matemático que se usa para representar el sistema real.

En todos los métodos de detección de daño, una parte fundamental es la calibración del modelo matemático que represente las características dinámicas y estáticas de la estructura en estudio. Una inadecuada representación de los fenómenos físicos conllevaría al fracaso de cualquiera de los métodos empleados.

Hoy en día el costo, tamaño y peso de los sensores ha disminuido, lo que permite pensar en estructuras instrumentadas con miles de diferentes tipo de sensores (Aktan, et al., 1998) tales como: Acelerómetros, inclinómetros, sismógrafos, medidores de deformación, estaciones meteorológicas, cámaras de video, velocímetros, entre otros. Inclusive, los recientes conceptos de actuadores permitan disminuir la vibración o controlar frecuencias que induzcan resonancia a la estructura o componente estructural (Fuhr, et al., 1992; Inman, 2001; Carrión, et al., 2007).

La evaluación de daño en estructuras mediante respuestas dinámicas ha recibido gran atención por sus aplicaciones prácticas (Doebling, et al., 1996) y se han dividido en cuatro niveles de identificación de daño (Carden & Fanning, 2004):

- i) Detección de existencia de daño.
- ii) Determinación de su ubicación.
- iii) Cuantificación de la severidad del daño.
- iv) Predicción de la vida útil de servicio de la estructura.

Los avances en informática y tecnologías de comunicación hacen posible la formación de Sistemas Integrales de Administración de Puentes (Aktan & Grimmelman, 1999), en donde todos los datos, incluyendo los del monitoreo estructural del puente y el tráfico, así como los modelos paramétricos, pueden ser almacenados, procesados y analizados para la toma de decisiones y administración de recursos financieros de una red federal de carreteras.

Dentro de las técnicas de evaluación de daño, el análisis de la propagación de ondas en la estructura es un método que permite conocer la avería a partir de los cambios en la propagación de las ondas transmitidas y reflejadas sobre la estructura (Doyle, 1997; Doyle, 2004). Como se ha podido observar existen varios métodos para la detección de daño, uno de ellos es el Método de Búsqueda Global (MBG), el cual se basa en un algoritmo de búsqueda de cambios en los parámetros estructurales que optimiza una función objetivo. Así, cuando hay daño en la estructura, se presenta un cambio entre las respuestas dinámicas de la estructura, respecto a la condición sin daño. Como metodología de detección, este enfoque tiene una limitante y es el hecho de que se requiere una referencia de la condición actual de la estructura (antes del daño). Una alternativa para dar mayor flexibilidad al método, es reemplazar la información de la estructura original con un modelo de elemento finito calibrado (Quintana, 2004; Doyle, 2004) a través de pruebas dinámicas sobre la estructura.

La búsqueda que realizan los métodos globales para la detección de daño se basa en un algoritmo que indaga cambios en los parámetros estructurales que minimiza una función objetivo. En gran parte, la metodología de búsqueda de los algoritmos empleados es lineal, es decir, ejecutan una revisión ordenada y secuencial elemento por elemento, lo cual dependiendo de la estructura a analizar puede consumir mucho tiempo computacional en minimizar la función objetivo. Una opción para la optimización de dichos métodos, es desarrollar un algoritmo de búsqueda de daño implementando operadores genéticos, la cual, realiza una búsqueda aleatoria, comparativa y de retención preservando las mejores soluciones por iteración, lo que permite tener una convergencia aceptable en un menor tiempo.

Los algoritmos genéticos (AG) son métodos de optimización basados en los mecanismos de selección y genética natural. Combinan la supervivencia de los

más compatibles entre las estructuras de cadenas, mediante un procesamiento aleatorio de la información genética de cada individuo, intercambiando dicha información para construir un algoritmo de búsqueda con algunas de las capacidades de innovación de la búsqueda humana (Goldberg, 1989). El poder de los AG se logra por la diversidad de los individuos de una población que evolucionan, en paralelo, siguiendo el principio de "la supervivencia del más apto". La diversidad de los individuos se obtiene y se mantiene con el operador de cruce y la mutación genética que permiten encontrar mejores soluciones y evitan la convergencia prematura a un máximo local (Holland, 1992).

Los AG han sido aplicados para desarrollar complejas tareas de optimización en varias aplicaciones prácticas. En particular, para la detección de daño en estructuras, varias propuestas han sido presentadas en la última década en un intento para diseñar un procedimiento eficaz para la detección de daño (Borges, et al., 2006; Meruane & Heylen, 2010; Waisman, et al., 2009; Kouchmeshky, et al., 2006; Casciati, 2008; Kouchmeshky, et al., 2007). Estas estrategias por lo general presentan variaciones en los escenarios de daño por lo que es necesario un AG como optimizador del procedimiento de búsqueda de daño (Goldberg, 1989; Holland, 1992).

Es posible utilizar esta metodología en el MBG para la detección de daño en estructuras a través de la generación, en un inicio aleatoria, de casos hipotéticos de daño y después a partir de AG combinar, cambiar, permutar estos daños hasta encontrar la combinación apropiada que represente una condición estructural con daño. La evaluación de las respuestas dinámicas de la estructura con daño pueden ser comparadas con las respuestas dinámicas de la estructura representado con un modelo calibrado de elemento finito y evaluadas a través de la minimización de funciones de error. Para el desarrollo de esta investigación se pretende llegar a una solución cercana a la real del sistema a través de la simulación de escenarios de daño, los cuales se adaptan a la condición de la estructura dañada a través de un AG, lo que abre la posibilidad de encontrar múltiples daños en una estructura y encontrar una solución aceptable.

En la actualidad los puentes son de vital importancia para los países, el traslado de personas y mercancías a los centros de producción económica y centros de consumo. México cuenta con una extensa red de transportes aéreos, marítimos y terrestres. Ésta última, está formada por la red nacional de carreteras. Por lo tanto conservar el buen estado del funcionamiento vial es de suma importancia, ya que permite alcanzar los objetivos fijados en los planes de desarrollo y que se traduce en elevar la calidad de vida de los habitantes.

La Secretaria de Comunicaciones y Transportes (SCT) ha implementado el programa Sistema de Puentes Mexicanos (SIPUMEX), el cual es un sistema integral para la administración de puentes de la red federal de carreteras. Para la planificación de la conservación de la infraestructura federal técnicos especializados realizan periódicamente inspecciones visuales y de acuerdo con el estado en que se encuentren los puentes dan una calificación. De estas

inspecciones, se pueden derivar inspecciones especiales según los daños estructurales observados en los mismos. Una vez calificados los puentes, se establece un programa de mantenimiento de acuerdo al nivel de deterioro determinado en las inspecciones.

Cabe mencionar que la antigüedad promedio de los siete mil doscientos puentes que conforman la red federal carretera, sobrepasa los treinta y nueve años, y no solo esto, sino que un gran número de los puentes están ubicados en zonas de alto riesgo ambiental que justifican el monitoreo permanente, particularmente por los cambios climáticos, caída de lluvias torrenciales y huracanes que cada vez son más severos (Quintana, 2009).

Se ha buscado dar solución a estas necesidades, estableciendo un Centro de Monitoreo de Puentes y Estructuras Inteligentes (CMPEI), en el cual la información de cada uno de los puentes instrumentados pueda ser recibida, analizada y procesada. El CMPEI se está estructurando y desarrollando en el Instituto Mexicano del Transporte (IMT), para así tener en constante inspección los puentes más importantes de la red federal carretera o los que requieran estar monitoreados por necesidades específicas.

El CMPEI requiere de metodologías de inspección, detección, evaluación de daño y confiabilidad estructural para cumplir con su propósito. Desarrollar un método de detección de daño implementando los AG será una herramienta útil para optimizar la evaluación y detección de daño en los puentes monitoreados en el CMPEI.

2 Antecedentes

2.1 Monitoreo Estructural

El monitoreo de la integridad estructural (*Structural Health Monitoring*, SHM) es un sistema que combina la obtención de datos de una estructura con el análisis y evaluación de la información. Esta información puede ser periódica o en tiempo real. Dependiendo de los datos obtenidos, pueden estar asociados a cambios diversos como: degradación de los materiales, deterioro, corrosión, fatiga, reacciones químicas, humedad, cambios en las variables del ambiente, así como a las propiedades físicas relativas a las condiciones de carga, esfuerzos, desplazamientos, deformaciones, aceleraciones, agrietamiento, vibraciones y factores que sean necesarios para la evaluación operacional de la estructura (Achenbach, 2008).

El campo del monitoreo estructural es amplio y se desarrolla y aplica con mayor frecuencia en aeronáutica, civil y mecánica, principalmente, aunque también hay avances en otras como en la eléctrica y la electrónica, por ejemplo (Achenbach, 2008). En el campo de la ingeniería civil se aplica a estructuras de gran importancia para poder detectar y prevenir la insuficiencia de capacidad estructural, como en el caso de puentes, edificios, estadios, presas, túneles, monumentos históricos e infraestructura vital para el bienestar social.

Un sistema de SHM utiliza las técnicas o pruebas no destructivas para proporcionar información continua (o bajo demanda) sobre el estado de una estructura, de modo que una evaluación de la integridad estructural se puede hacer en cualquier momento, y las medidas correctivas se pueden tomar cuando sean necesarias. La información proveniente de sensores se incorpora en el análisis estructural y modelos matemáticos para evaluar el estado de la estructura y para predecir su vida útil. Así, el concepto subyacente se basa en la detección y caracterización del daño y evalúa las condiciones operacionales de la estructura (Achenbach, 2008).

El desarrollo de un sistema de monitoreo a largo plazo para una estructura es realmente capaz de proporcionar información para evaluar la integridad estructural, durabilidad y confiabilidad en todo el ciclo de vida de la estructura y asegurar el mantenimiento óptimo, planificación y operación de la misma.

2.2 Métodos globales de detección de daño

El daño es la pérdida de funcionalidad de un sistema y se puede definir como “el conjunto de cambios introducidos en un sistema que afectan adversamente su funcionamiento actual o futuro” (Hernández, 2010).

Implícitamente en la definición anterior, es notorio que el daño no tiene significado alguno sin una comparación entre dos diferentes estados del sistema, donde el primero es asumido como la representación inicial o sin daño del sistema (Pérez, 2011).

El daño en una estructura puede presentarse debido a cargas excesivas que sobrepasan los límites de carga para la cual la estructura fue diseñada; por el deterioro de los materiales a través de una disminución en sus propiedades físicas y mecánicas; o por condiciones del medio ambiente: sismos, desbordamiento de ríos, huracanes, etc. (Pérez, 2011).

Los métodos utilizados para la evaluación e identificación de daño en estructuras se clasifican en dos: locales y globales. Los métodos locales permiten conocer las propiedades mecánicas o físicas del material constitutivo de la estructura, de manera puntual, estos métodos requieren de accesibilidad a la zona que se desea inspeccionar y evidentemente, la cobertura es limitada.

Los métodos globales, son técnicas que proporcionan información sobre la condición general de una estructura, sin que necesariamente determinen o localicen el daño, pero son capaces de proporcionar una calificación global de la integridad estructural. El hecho de que estos métodos tengan un carácter global, implica que la instrumentación que utilizan para la evaluación estructural, sea distribuida por toda la estructura y que la información que se obtiene de ésta, únicamente tenga sentido si se analiza en su conjunto.

La mayoría de los métodos globales evalúa la integridad estructural a través de mediciones dinámicas. Estos métodos se fundamentan en la interpretación de las variaciones en los parámetros modales como son las frecuencias, las formas modales y los factores de amortiguamiento que, a su vez, son manifestación de algún cambio en una variable física de la estructura, como puede ser la masa, la rigidez o el amortiguamiento. En un principio, la evolución de daño a través de este tipo de análisis se realiza en forma cuantitativa buscando establecer correlaciones entre los valores medidos y los niveles de daño conocidos. Como resultado, se obtienen factores de correlación con diferentes grados de sensibilidad dependiendo de la magnitud, localización de daño y la técnica de detección de daño empleada. Motivado por este último, se iniciaron estudios para establecer modelos de análisis que a partir de la información dinámica pudiera cuantificar y ubicar el daño (Carrión, 2002).

Un sistema de clasificación para estos métodos de detección de daño establece cuatro niveles de acuerdo con el alcance de la detección (Rytter, 1993):

- Nivel 1: Determinación de la existencia de daño en la estructura.
- Nivel 2: Localización geométrica del daño.
- Nivel 3: Cuantificación de la severidad del daño.
- Nivel 4: Predicción del comportamiento futuro y de la vida útil bajo las condiciones actuales de operación.

Cada método, para ser clasificado con un nivel superior, debe cumplir con los niveles subsecuentes. Hasta el día de hoy, todos los métodos que se basan en la medición de vibraciones para la detección de daño, puede proporcionar información de nivel 1 o 2. Cuando el análisis se complementa con el análisis de simulación de un modelo estructural, es posible llegar a una identificación de nivel 3 (Carrión, 2002). El nivel 4, además de utilizar modelos estructurales, está asociado con modelos de mecánica de la fractura, de análisis de fatiga, para obtener una predicción de la vida residual de la estructura.

A continuación se mencionara algunos de los métodos de detección de daño más usados.

2.2.1 Métodos globales de detección de daño nivel 1

Estos métodos buscan calcular de manera inmediata un índice que identifique el daño en una estructura sin ubicarlo ni cuantificarlo. Se consideran fundamentalmente los índices basados en el cambio en las frecuencias naturales, el criterio de aseguramiento modal (MAC) y el factor de escala modal (MSF), entre los más importantes.

2.2.1.1 Criterio de aseguramiento modal (MAC)

En un intento por definir un índice para la evaluación estructural, se desarrolló el criterio de aseguramiento modal (MAC, por sus siglas en inglés), estableciendo para cada valor característico una medida de la correlación de los vectores característicos (formas modales) entre la condición dañada (D) y la no dañada (0) (Allemang & Brown, 1982). Está dado por la siguiente ecuación:

$$MAC_i = \frac{|\{\varphi_0\}_i^T \{\varphi_D\}_i|^2}{|\{\varphi_0\}_i| |\{\varphi_D\}_i|} \quad 2.1$$

El subíndice i , se refiere al i -ésimo modo y los vectores $\{\varphi_0\}_i$ y $\{\varphi_D\}_i$, son los vectores característicos sin daño y con daño, respectivamente. Los valores obtenidos por este criterio son entre cero y uno, donde el valor de 1.0 representa una correlación total entre modos, es decir, no existe daño.

2.2.1.2 Factor de escala modal (MSF).

El factor de escala modal (MSF, por sus siglas en inglés) es otra forma de cuantificar el daño y representa la medida de la pendiente de la recta que mejor

ajusta la relación entre los coeficientes de los vectores modales de la condición dañada contra la condición sin daño (Ewins, 2000). El intervalo de valores de este factor van de cero a infinito, que corresponde a ángulos que van de 0 a 90 grados. Un valor de 1.0, significa que hay una correlación total entre la condición con daño y la condición sin daño, por lo que no existe diferencia en los parámetros y, por lo tanto, no existe daño (Carrión, 2002).

2.2.2 Métodos globales de detección de daño nivel 2

Los métodos nivel 2, se basan en un análisis modal más completo, con una mayor instrumentación y utilizan varios valores y vectores característicos en forma simultánea. El principio básico de estas técnica es asociar la ubicación geométrica o física del daño con las coordenadas del vector característico que presenta una mayor variación (Carrión, 2002).

Los métodos más utilizados para este caso, son el Criterio de Aseguramiento Modal Coordinado (COMAC); el Factor Coordinado de Escala Modal (COMSF); el análisis en el cambio de las formas modales y el análisis en el cambio en la curvatura de los modos. A continuación se describen algunos de ellos.

2.2.2.1 Criterio de aseguramiento modal coordinado (COMAC)

El COMAC, es un criterio en el que cada nodo se correlaciona linealmente a la condición dañada con la inicial o sin daño (Lieven & Ewins, 1988). Para cada punto o nodo, se establece un criterio de aseguramiento modal que puede tener valores entre cero y uno. De igual forma que el MAC, este criterio tiene valores de 1.0 cuando existe una correlación total, es decir, cuando no está dañada la estructura. En términos generales, este criterio identifica las variaciones más grandes que se presentan en los vectores característicos y asocia la localización del daño con las coordenadas del punto en el que se presentan dichas variaciones. Este criterio se calcula a partir de la siguiente ecuación:

$$COMAC_j = \frac{\sum_{i=1}^N |\{\varphi_0\}_i^j \{\varphi_D\}_i^j|^2}{\sum_{i=1}^N |\{\varphi_0\}_i^j|^2 \sum_{i=1}^N |\{\varphi_D\}_i^j|^2} \quad 2.2$$

Donde $\{\varphi\}_i^j$ es el desplazamiento en el j -ésimo punto del i -ésimo modo, para las condiciones iniciales $\{\varphi_0\}$ y con daño $\{\varphi_D\}$ (Carrión, 2002).

2.2.2.2 Factor coordinado de escala modal (COMSF)

El método COMSF cuantifica en un punto determinado el grado de diferencia que hay en la medida de una parámetro modal con daño, respecto a la condición sin daño (Ewins, 2000). La expresión de este factor se calcula de la misma forma que el Factor de Escala Modal (MSF), pero asociando las coordenadas del punto y analizando con la ubicación física del daño (COMSF(j)); por lo tanto; se tendrá un factor de escala modal para cada nodo (Carrión, 2002).

2.2.2.3 Cambio en la forma de los modos dinámicos

Al analizar los cambios en la forma de los modos dinámicos (Salawu & Williams, 1992), se puede observar, mediante una comparación gráfica de los modos sin daño y con daño, la localización aproximada del elemento dañado. Para la calificación del nivel del daño existen varios esquemas para definir un índice, pero la forma más directa es dada por la diferencia relativa de cambio $\{RD\}$ (Fox, 1989), definida por la siguiente ecuación:

$$\{RD\}_i^j = \frac{\{\varphi_0\}_i^j - \{\varphi_D\}_i^j}{\{\varphi_0\}_i^j} \quad 2.3$$

Donde $\{\varphi_0\}_i^j$ es la forma normalizada del i -ésimo modo dinámico en el j -ésimo punto (o grado de libertad) de la estructura sin daño y $\{\varphi_D\}_i^j$ es la forma normalizada de i -ésimo modo dinámico en el j -ésimo punto de la estructura con daño. En general, el método se basa en el hecho de que las máximas diferencias se presentan en las zonas de los nodos en donde existe daño. De esta manera, una gráfica de esta diferencia relativa de los valores medidos en cada posición mostrará la tendencia de variación significativa en estos nodos (Carrión, 2002).

2.2.3 Métodos globales de detección de daño nivel 3

Desde un punto de vista de instrumentación, experimentación, procesamiento de datos y análisis, se puede decir que los métodos utilizados para una evaluación nivel 3 son complejos. Como regla general este nivel necesita de un análisis mucho más completo que pueda identificar el máximo de vectores y valores característicos o la reconstrucción de la respuesta dinámica de varios puntos en función del tiempo. Como consecuencia, el número de instrumentos de medición debe ser mayor, la cantidad de datos medidos experimentalmente es igualmente grande y el procesamiento de toda esta información resulta compleja. El análisis, para que pueda proporcionar una evaluación del daño, debe hacerse utilizando un modelo estructural, típicamente de elementos finitos (EF), que se haya calibrado a la condición sin daño. Posteriormente, el análisis se realiza con algún tipo de cálculo numérico cuyo objetivo es ajustar los parámetros estructurales del modelo de referencia para reproducir los datos experimentales medidos. A partir de los resultados de este ajuste, se asocia el daño con su localización y su severidad (Carrión, 2002).

Los métodos que se utilizan para actualizar los valores de los parámetros estructurales manejan una función de optimización o función objetivo con restricciones basadas en las ecuaciones de movimiento que representa la dinámica estructura. Por lo general, el proceso sigue los siguientes pasos:

1. Definición de la función objetivo que se va a minimizar.
2. Establecimiento de las restricciones del problema

3. Implementación del esquema numérico de optimización.

Existen formulaciones diferentes basadas en modelos físicos que son utilizadas como funciones objetivo o restricciones que dependen del algoritmo utilizado para la actualización de los parámetros estructurales (Carrión, 2002). Algunos de los métodos clasificados en este nivel son: El Método Inverso por Sub-Dominios (MISD) (Carrión, 2002), el Método de Búsqueda Global (MBG), entre otros.

2.2.3.1 Método de Búsqueda Global (MBG)

Dentro de las técnicas de evaluación de daño, está el análisis de la propagación de ondas en la estructura es un método que permite conocer el daño a partir de los cambios en la propagación de las ondas transmitidas y reflejadas sobre la estructura (Doyle, 1997; Doyle, 2004).

En los últimos años se desarrolló el Método de Búsqueda Global (MBG) para detección y evaluación de daño, fundamentado en el análisis de propagación de ondas. Este método se basa en un algoritmo de búsqueda de cambios en los parámetros estructurales que minimiza una función de mínimos cuadrados (ecuación 2.5).

$$V_j = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (r_{i,j,daño} - r_{i,j,ind})^2}{N}} \quad 2.4$$

Mediante la ecuación de mínimos cuadrados se obtiene la diferencia entre la respuesta dinámica experimental en el nodo j $\{r_{daño}\}_j$ y la respuesta generada por un MEF calibrado en el mismo nodo j $\{r_{ind}\}_j$. En este caso, el vector de respuestas $\{r\}_j$ puede estar definido por los desplazamientos $\{u\}$, las velocidades $\{\dot{u}\}$ o las aceleraciones $\{\ddot{u}\}$, según el tipo de sensor que se utilice. Si no hay diferencia entre ambas respuestas, significa que los parámetros estructurales utilizados en el modelo de EF corresponden con los de la estructura real. El término r_i representa la respuesta dinámica en el nodo j al tiempo i y N es el número de datos en el que dicha respuesta es discretizada en el tiempo (Quintana, 2009).

De manera objetiva, cuando hay daño existe un cambio entre las respuestas dinámicas de la estructura, respecto a la condición sin daño (figura 2.1). Como metodología de detección, este enfoque tiene una limitante y es el hecho de que se requiere una referencia de la condición actual de la estructura (antes del daño). Una alternativa para dar mayor flexibilidad al método, es reemplazar la información de la estructura original con un modelo de elemento finito calibrado (Quintana, 2004; Doyle, 2004) a través de pruebas dinámicas sobre la estructura.

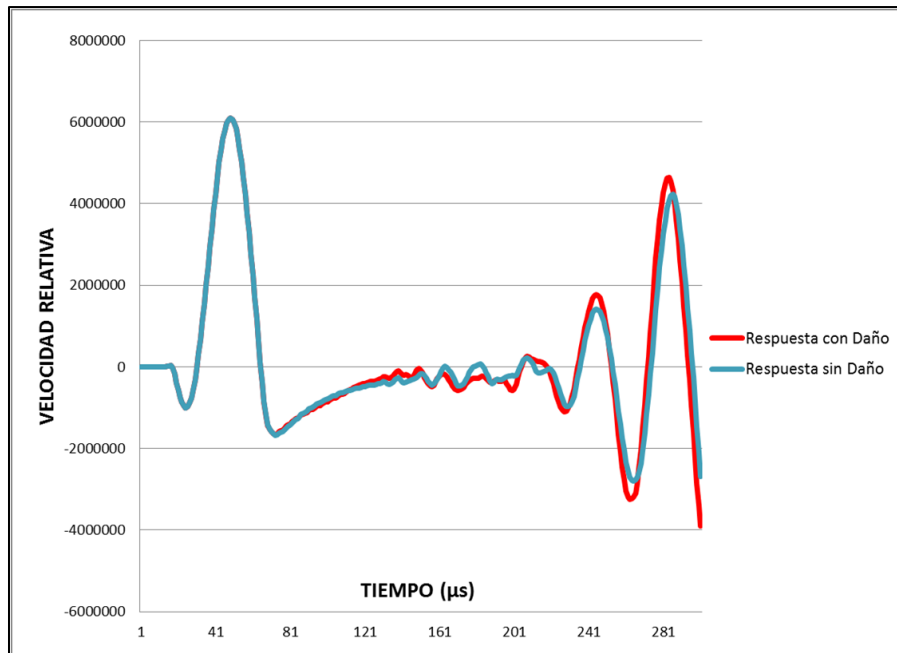


Figura 2.1 Respuestas dinámicas de la estructura antes y después del daño

El Método de Búsqueda Global se enfoca al problema de localización de daño mediante la identificación de cambios en los parámetros estructurales a partir de la propagación de ondas de alta frecuencia en la estructura. La base de este método radica en tres módulos básicos: el primero, la existencia de un modelo estructural de Elemento Finito (EF) previamente calibrado que represente el comportamiento dinámico de la estructura en su condición de referencia o “sin daño”. El segundo, la parte experimental, cuyo objetivo es obtener la respuesta dinámica de la estructura ante una excitación de la misma en puntos específicos de interés, es decir, recolectar las ondas de propagación que pasan en un punto de la estructura. Y, el tercero, un algoritmo que almacena, compara, evalúa las respuestas dinámicas experimentales con las generadas por el modelo de elemento finito de la estructura (Quintana, 2009).

Las ondas que se propagan ante la excitación de la estructura son transmitidas, reflejadas y atenuadas por la interacción de los diferentes materiales en la estructura, por cambios en la geometría en el medio de propagación, por las condiciones de frontera, etc. (Doyle, 1997). Estas propiedades de las ondas flexionantes se utilizan para la detección y ubicación de daño; si se parte de una estructura sin daño, las ondas registradas tendrán un patrón de propagación acorde a las propiedades mecánicas de los materiales y su geometría en la estructura; cuando existe un daño, existe una alteración en las propiedades o geometría de la estructura y por lo tanto el patrón de propagación cambia, haciendo posible la detección de daño, asumiendo el daño como un cambio en los parámetros estructurales (Quintana, 2009).

Un parámetro, en el presente contexto, es cualquier variable estructural que describe al modelo de EF y que puede ser modificado. Ejemplos de parámetros estructurales son: el módulo de elasticidad y módulo de elasticidad cortante, la densidad, la geometría y el amortiguamiento (Doyle, 2004; Quintana, 2004). Por otro lado, existen otras variables a las cuales se refiere como indirectas, ya que no describen una característica directa del modelo, sino que son resultado de la respuesta del modelo ante una fuerza, carga o acción; tal es el caso del factor de intensidad de esfuerzos, la frecuencia natural de vibración o la velocidad de propagación de ondas. Todas las variables indirectas pueden cambiar por efecto de los cambios en los parámetros estructurales. En el desarrollo y aplicación del MBG, para la calibración de un modelo, sólo se consideran los parámetros estructurales directos, especialmente los siguientes: módulo de elasticidad y al corte, masa (densidad), tamaño del elemento finito y geometría (tamaño o área). En consecuencia, una vez calibrado el modelo, los cambios subsecuentes en los parámetros estructurales serán considerados como daño (Quintana, 2009).

2.3 Método de Elemento Finito (MEF)

El Método de Elemento Finito (MEF) es una técnica de interpolación que permite transformar espacios de dimensión infinita a espacios de dimensión finita. El desarrollo del MEF como una herramienta de análisis se inició esencialmente con la creación de la computadora electrónica digital. En la solución numérica de un problema continuo es básicamente necesario para establecer y resolver un sistema de ecuaciones algebraicas (Bathe & Wilson, 1976).

Usando el MEF y con el apoyo de una computadora, es posible determinar y resolver las ecuaciones que rigen los sistemas complejos en una forma muy efectiva. Es principalmente por la generalidad de la estructura o su continuidad que puede ser analizada, por la relativa facilidad de establecer las ecuaciones que la representan, y por las buenas propiedades numéricas de las matrices del sistema que se ven envueltas que se ha encontrado un gran atractivo para este método (Bathe & Wilson, 1976).

El MEF es una herramienta fundamental para analizar una estructura real y se aplica para diferentes tipos de análisis o evaluaciones de una estructura; por ejemplo, se puede determinar, las respuestas dinámicas del sistema, la distribución de esfuerzos y las cargas térmicas y/ dinámicas, entre otras (Bathe & Wilson, 1976). Para ello, es fundamental que el modelo de EF esté debidamente calibrado para que represente el comportamiento de la estructura real bajo las condiciones de operación consideradas; lo que implica conocer con aceptable exactitud todas las propiedades estructurales del sistema. La calibración de un modelo no es una tarea sencilla y por lo general se realiza mediante pruebas experimentales cuyos resultados se aplican directamente o se utilizan con métodos inversos para determinar los parámetros estructurales del modelo de EF (Quintana, 2009). El grado de exactitud en la calibración de un modelo de EF está en relación directa con el tipo de información que se extraerá del modelo. En algunos casos no es necesario un alto nivel de exactitud, por ejemplo, para

conocer la distribución de esfuerzos; en otros casos, es necesario un nivel mayor en la calibración, por ejemplo, en la reconstrucción de cargas dinámicas o en la generación de las respuestas dinámicas del sistema.

Para calibrar un modelo de elemento finito de manera detallada es necesario que todos los parámetros estructurales tengan valores apropiados, similares o casi iguales a los del modelo físico, de tal forma que el comportamiento dinámico y estático del modelo EF sea igual o con poca variación respecto a la respuesta dinámica o estática experimental del modelo físico (Quintana, 2009). En este caso, un modelo de un sistema lineal puede ser representado como:

$$[M]\{\ddot{u}\} + [C]\{\dot{u}\} + [K]\{u\} = \{P\} \quad 2.5$$

Cabe destacar que las matrices de masa, amortiguamiento y rigidez, respectivamente, son las que contienen la información de las propiedades de la estructura (parámetros estructurales).

2.4 Algoritmos utilizados para detección de daño

Un algoritmo puede ser definido como una serie finita de pasos para resolver un problema. Hay que hacer énfasis en dos aspectos para que un algoritmo exista:

- El número de pasos debe ser finito. De esta manera el algoritmo debe terminar en un tiempo finito con la solución del problema,
- El algoritmo debe ser capaz de determinar la solución del problema.

De este modo, se puede definir algoritmo como un "conjunto de reglas operacionales inherentes a un cómputo". Se trata de un método sistemático, susceptible de ser realizado mecánicamente, para resolver un problema dado (Valenzuela, 2006).

En este caso la solución al problema de detección de daño dependerá de la capacidad del algoritmo para detectar daño, según su clasificación antes mencionada, nivel 1, 2, 3 o 4.

En cualquier estructura de datos puede plantearse la necesidad de saber si un cierto dato está almacenado en ésta, y en su caso en qué posición se encuentra. Es el problema de la búsqueda. Existen diferentes métodos de búsqueda, todos parten de un esquema iterativo, en el cual se trata una parte o la totalidad de la estructura de datos sobre la que se busca. El tipo de estructura condiciona el proceso de búsqueda debido a los diferentes modos de acceso a los datos (Valenzuela, 2006).

La búsqueda es el proceso de localizar un registro (elemento) con un valor particular. Termina exitosamente cuando se localiza el registro que contenga el valor buscado, o en su caso, cuando encuentra una solución o elemento que minimiza o maximiza una función objetivo. Algunos algoritmos utilizados para la

búsqueda de daño en estructuras son el algoritmo de solución directa, el algoritmo de Newton Raphson y Algoritmos Genéticos.

Algoritmo de solución directa

Es una técnica trivial, pero a menudo usada, que consiste en enumerar sistemáticamente todos los posibles candidatos para la solución de un problema con el fin de comparar si dicho candidato satisface la solución al mismo. El funcionamiento básico de este algoritmo es generar posibles soluciones de un problema y compararlas con alguna función objetivo para, así, determinar si son o no buenas respuestas. La comparación de estas soluciones es lineal, se puede decir que va de izquierda a derecha hasta completar todo el conjunto de soluciones.

Un ejemplo del comportamiento básico del algoritmo de Fuerza Bruta, consiste en comparar dos cadenas de caracteres. Este algoritmo compara de izquierda a derecha cada letra de la palabra digitada por el usuario con cada letra del nombre del archivo encontrado dentro de la ruta que especifica el usuario (Jhonis, 2011).

Algoritmo de Newton Raphson

Es un algoritmo eficiente para encontrar aproximaciones de los ceros o raíces de una función real. También puede ser usado para encontrar el máximo o mínimo de una función, encontrando los ceros de su primera derivada. Por lo que es de gran funcionalidad cuando se busca minimizar o maximizar una función objetivo.

El algoritmo de Newton Raphson utiliza una metodología iterativa. Un método iterativo consiste en repetir un proceso hasta obtenerse un resultado. Los métodos iterativos son utilizados para hallar raíces de ecuaciones, soluciones de los sistemas lineales y no lineales y soluciones de ecuaciones diferenciales (Mathews & Fink, 2000). El proceso iterativo consiste en sustituir repetidamente en una fórmula el valor previamente obtenido.

El método de Newton es el más popular y ampliamente utilizado para una gran variedad de problemas y manejado efectivamente en el cálculo de raíces. No obstante, este método puede fallar en la convergencia en caso de que el valor inicial esté lejos de la raíz, cuando el valor de la derivada es pequeña en la vecindad de la raíz requerida o la función presente cambios rápidos en su derivada (Flores, 2008).

2.5 Algoritmos Genéticos (AG)

La capacidad del ser humano para predecir el comportamiento de su entorno, se ha ido incrementando con el paso del tiempo. De igual modo, ha comprendido que, si bien era capaz de controlar muchos aspectos de su vida, y su interacción con lo que le rodeaba, no lo era para otros tantos. La inteligencia artificial es responsable de muchos de esos logros. Los pioneros de esta ciencia estaban tan interesados en la electrónica como en la biología, y por eso sus aplicaciones iban

desde calcular trayectorias de misiles, a tratar de modelar el cerebro o imitar el proceso de aprendizaje humano y simular la evolución biológica. Los años ochenta (en el siglo pasado) marcan el florecimiento del interés de la comunidad científica por estos temas computacionales inspirados en la biología, que han visto cómo su desarrollo les llevaba a cotas inimaginables, primero en el campo de las Redes Neuronales, luego en el del Aprendizaje y, por último, en lo que ahora se conoce como “computación evolutiva”, de la que los Algoritmos Genéticos constituyen su máximo exponente (Rodríguez, 2011).

Esta técnica se basa en los mecanismos de selección que utiliza la naturaleza, de acuerdo a los cuales los individuos más aptos de una población son los que sobreviven, al adaptarse más fácilmente a los cambios que se producen en su entorno. Hoy en día se sabe que estos cambios se efectúan en los genes (unidad básica de codificación de cada uno de los atributos de un ser vivo) de un individuo, y que los atributos más deseables (los que le permiten a un individuo adaptarse mejor a su entorno) del mismo se transmiten a sus descendientes, cuando éste se reproduce sexualmente (Coello, 1995).

2.5.1 Recorrido histórico

El origen de lo que se conoce como *computación evolutiva* hay que buscarlo en su razón de ser: los conocimientos sobre evolución se pueden aplicar en la resolución de problemas de optimización. Fue en las décadas de 1950 y 1960 cuando varios científicos, de modo independiente, comenzaron a estudiar los sistemas evolutivos, guiados por la intuición de que se podrían emplear como herramienta en problemas de optimización en ingeniería. La idea era “evolucionar” una población de candidatos a ser solución de un problema conocido, utilizando operadores inspirados en la selección natural y la variación genética natural (Rodríguez, 2011).

La primera mención del término Algoritmos Genéticos, y la primera publicación sobre una aplicación del mismo, se deben a Bagley (1967), que diseñó algoritmos genéticos para buscar conjuntos de parámetros en funciones de evaluación de juegos, y los comparó con los algoritmos de correlación. Pero es otro científico de la Universidad de Michigan el considerado creador de los Algoritmos Genéticos: John Holland, que los desarrolló, junto a sus alumnos y colegas, durante las décadas de 1960 y 1970. En contraste con las estrategias evolutivas y la programación evolutiva, el propósito original de Holland no era diseñar algoritmos para resolver problemas concretos, sino estudiar, de un modo formal, el fenómeno de la adaptación tal y como ocurre en la naturaleza, y desarrollar vías de extrapolar esos mecanismos de adaptación natural a los sistemas computacionales. A la técnica que inventó Holland se le llamó originalmente “planes reproductivos”, pero se hizo popular bajo el nombre “algoritmo genético” tras la publicación de su libro en 1975 “*Adaptación en Sistemas Naturales y Artificiales*” en el cual se presenta al AG como una abstracción de la evolución biológica, y proporciona el entramado teórico para la adaptación bajo el AG. El AG de Holland era un método para desplazarse, de una población de cromosomas

(bits) a una nueva población, utilizando un sistema similar a la “selección natural” junto con los operadores genéticos de cruce, mutación e inversión inspirados en la genética (Rodríguez, 2011).

La mayor innovación de Holland fue la de introducir un algoritmo basado en poblaciones con cruces, mutaciones e inversiones. Las estrategias evolutivas de Rechenberg comenzaban con una población de dos individuos, un padre y un descendiente, siendo éste una versión mutada del padre; hasta más tarde no se incorporaron poblaciones de más individuos, ni cruces entre ellos. En cuanto a los programas evolutivos de Fogel, Owens y Walsh, sólo utilizaban mutaciones para producir variaciones. En estos últimos años se ha generado una amplia interacción entre los investigadores de varios métodos de computación evolutiva, rompiéndose las fronteras entre algoritmos genéticos, estrategias evolutivas y programación evolutiva. Como consecuencia, en la actualidad, el término “algoritmo genético” se utiliza para designar un concepto mucho más amplio del que concibió Holland (Rodríguez, 2011).

La aplicación más común de los AG ha sido la solución de problemas de optimización, en donde han mostrado ser muy eficientes y confiables. Sin embargo, no todos los problemas pudieran ser apropiados para la técnica, y se recomienda en general tomar en cuenta las siguientes características del mismo antes de usarla:

- El espacio de búsqueda (posibles soluciones) debe estar delimitado dentro de un cierto rango.
- Se debe definir una función de aptitud o función objetivo que evalúe las soluciones.
- Se deben codificar las soluciones de forma que resulte relativamente fácil de implementar en un algoritmo computacional.

La codificación más común de las respuestas es a través de cadenas binarias, aunque se han utilizado también números reales y letras. El primero de estos esquemas ha gozado de mucha popularidad debido a que es el que propuso originalmente Holland (Coello, 1995).

2.5.2 Concepto

Los algoritmos genéticos (AG) es un método de optimización y búsqueda basado en los mecanismos de selección y genética natural. Combinan la supervivencia de los más compatibles entre las estructuras de cadenas, con una estructura de información procesada aleatoriamente, intercambiada para construir un algoritmo de búsqueda con algunas de las capacidades de innovación de la búsqueda humana (Goldberg, 1989).

El poder de los AG se logra por la diversidad de los individuos de una población que evolucionan, en paralelo, siguiendo el principio de "la supervivencia del más apto". La diversidad de los individuos se obtiene y se mantiene con los operadores genéticos que permiten encontrar mejores soluciones y evitan la convergencia prematura a un máximo local (Holland, 1992).

Básicamente, el AG funciona como sigue: en cada generación, se crea un conjunto nuevo de "criaturas artificiales" (población) utilizando bits y partes más adecuadas del progenitor. Esto involucra un proceso aleatorio que no es, en absoluto, simple. La novedad que introducen los AG es que explotan eficientemente la información histórica para especular sobre nuevos puntos de búsqueda, esperando una evolución, es decir, un funcionamiento mejorado (Rodríguez, 2011).

La evolución, tal y como se le conoce, es básicamente un método de búsqueda entre un número enorme de posibles "soluciones". En biología las posibilidades están formadas por un conjunto de secuencias genéticas posibles, y las soluciones deseadas, por organismos capaces de sobrevivir y reproducirse en sus entornos. La evolución puede verse, asimismo, como un modo de "diseñar" soluciones a problemas complejos, con la capacidad de innovar. Estos son los motivos de que los mecanismos evolutivos sean una fuente de inspiración para los algoritmos de búsqueda. Por supuesto, el buen funcionamiento de un organismo biológico depende de muchos criterios, que además varían a medida que el organismo evoluciona, de modo que la evolución está "buscando" continuamente entre un conjunto cambiante de posibilidades. Por ello, se le puede considerar como un método de búsqueda masivamente paralelo, ya que evalúa y cambia miles de especies en paralelo. Para terminar, las reglas de la evolución, aunque de alto nivel, son simples: las especies evolucionan mediante variaciones aleatorias (vía mutaciones, regeneraciones, etc.) seguidas por la selección natural, donde el mejor tiende a sobrevivir y reproducirse, propagando así su material genético a posteriores generaciones (Rodríguez, 2011).

2.5.3 Elementos de los AG y su relación biológica

Todos los organismos o individuos que se conocen están compuestos por una o más células, cada una de las cuales contiene a su vez uno o más cromosomas (esto es, cadenas de ADN), que tienen la función de ser una especie de "anteproyecto" del organismo del que forman parte. Un cromosoma se puede dividir, conceptualmente, en genes. Se suele pensar en los genes, aunque en una visión muy superficial, como los responsables de determinar los rasgos del individuo, tales como el color de los ojos, o del cabello, estatura o compleción física. Las diferentes posibilidades de escoger un rasgo (ojos azules, marrones o verdes, por ejemplo) reciben el nombre de alelos. Cada gen está localizado en una determinada posición (lugar) dentro del cromosoma que integra (Rodríguez, 2011).

Muchos organismos tienen varios cromosomas en cada célula. El genoma del organismo es la colección completa del material genético. Lo que se conoce como

genotipo es el conjunto de genes contenido en un genoma. El genotipo dará lugar, tras el desarrollo fetal, al fenotipo del organismo, esto es, a sus características físicas y mentales, tales como el color de ojos, la estatura o la inteligencia.

La mayoría de las especies reproductoras sexualmente que habitan el planeta, almacenan sus cromosomas por parejas (son diploides, se llaman haploides en caso contrario). Durante la reproducción sexual se produce una recombinación o cruce: en cada padre se intercambian los genes entre cada par de cromosomas para formar un gameto (un cromosoma único) y, entonces, los gametos de los dos padres se emparejan para constituir un conjunto completo de cromosomas diploides. La descendencia está sujeta a mutaciones, donde se produce un cambio en algún nucleótido (bits elementales de ADN) de padre a hijo; esas modificaciones son resultado habitualmente de “errores de copia” (Rodríguez, 2011).

Se trasladarán estos conceptos a la “vida artificial”: en los AG, el término individuo se refiere a una posible solución del problema, que a menudo se codifica como una cadena de bits. Los genes son tanto un bit como bloques cortos de bits adyacentes que codifican un elemento particular del candidato a solución (por ejemplo, son las características e información que conforman a la posible solución del problema, variando dependiendo del tipo de problema a resolver, cada dato característico se considera un gen). Un alelo en una cadena de bits será un 0 o un 1 (para alfabetos largos, soluciones no binarias, cada lugar puede tener más alelos). El cruce consiste, normalmente, como en la reproducción, en un intercambio de material genético entre dos cromosomas de dos individuos, considerados padres. La mutación es una modificación en un bit en un lugar aleatorio (en el caso de alfabetos largos, remplazar el símbolo de un lugar escogido aleatoriamente con un símbolo nuevo escogido también aleatoriamente) (Rodríguez, 2011).

En la mayoría de las aplicaciones de los AG se encontrarán individuos haploides, concretamente, de cromosomas únicos, es decir de una sola cadena de cromosomas unitarios. El genotipo de un individuo en un AG que emplea cadenas de bits es, simplemente, la configuración de bits del cromosoma de ese individuo. La noción de fenotipo no aparece en el contexto de los AG, aunque avances recientes en la materia trabajan con algoritmos que poseen un nivel genotipo y uno fenotipo (por ejemplo, la cadena de bits que codifica un elemento estructural, y la estructura en sí misma). En la figura 2.2 se puede observar cómo sería la idealización de un individuo, en este caso se representa la cadena de cromosomas en un lenguaje binario y no binario (alfabeto largo), cada bit o casilla tiene un valor que cuenta con características y propiedades físicas específicas (genes) dependiendo de su codificación.

De las investigaciones realizadas, se puede considerar que los AG tienen, al menos, estos elementos en común: poblaciones de individuos, selección con base en su capacidad, operadores genéticos para producir descendencia nueva y la regeneración.



Figura 2.2 Codificación binaria y no binaria de un individuo.

Se puede idealizar a cada individuo de una población como en un punto en el espacio del conjunto de soluciones, es decir, son candidatos a solución del problema. El AG procesa poblaciones de individuos, reemplazando sucesivamente cada población por otra nueva. El algoritmo suele requerir de la función objetivo o aptitud que asigna una puntuación (la capacidad) a cada individuo de la población actual. La capacidad o el potencial de un individuo dependen de cómo resuelva ese individuo el problema a tratar. Por ejemplo, cuando se tiene como función objetivo una ecuación que tienda a cero (ejemplo: ecuación de mínimos cuadrados), los individuos que minimicen esa ecuación lo más cerca a cero serán considerados los más aptos.

2.5.4 Operadores genéticos

Los operadores genéticos son funciones empleadas para mantener la diversidad genética de una población. Gracias a estos operadores se puede crear nuevas generaciones de individuos (posibles soluciones del problema). Son los encargados de las tareas de selección y reproducción de los individuos.

Existen varios tipos de operadores genéticos, cada uno de ellos se comporta de manera específica al crear nuevos individuos, por lo que se debe revisar en qué porcentajes serán utilizados para la creación de nuevas poblaciones. La optimización y buen funcionamiento de los AG dependen, en gran medida, de la eficacia de dichos operadores.

Los operadores se implementan en el AG con un determinado porcentaje, dicho porcentaje indicará con qué frecuencia cada uno realizará los procesos de reproducción para la regeneración de las poblaciones. A continuación se describen algunos de los operadores genéticos:

Selección

Este operador identifica y escoge los mejores individuos entre la población para efectuar la reproducción. Se requiere de la función objetivo o aptitud para que,

mediante la minimización de la misma, se identifique a los individuos más aptos para dar solución a un problema específico.

Los “mejores” individuos serán seleccionados para que continúen sobreviviendo en las nuevas generaciones hasta que se encuentre uno más capaz. También serán considerados para la reproducción de nuevos individuos. Se debe tomar en cuenta que los primeros individuos mejor adaptados no generan toda la población, ya que si solo se tomara a los mejores se tendería a caer en máximos locales, haciendo que la búsqueda se restrinja a una sección muy pequeña del conjunto de soluciones.

Combinación

Opera sobre “ n ” cromosomas para generar un individuo con las características de ambos padres. El funcionamiento básico de este operador es la reproducción entre dos individuos (padres).

Un porcentaje de los padres son seleccionados de los mejores individuos. Para garantizar la diversidad de las nuevas generaciones, otro porcentaje debe ser elegido de los “medianamente” aptos. Se recomienda que un porcentaje de la combinación sea variada, es decir, el padre puede ser de los mejores clasificados y la madre del resto de la población, para que se enriquezca el intercambio genético.

En la figura 2.3 se muestra cómo es la combinación de dos individuos (padres). En el caso del padre y la madre tienen una configuración binaria. Al realizarse la combinación genética se crean nuevos individuos (descendencia) con las características de los padres. Este procedimiento se realiza mediante una selección estocástica de un punto de cruce, en la que el AG va analizando cada una de las posiciones y decidiendo qué características (cromosoma) serán heredados a la nueva descendencia. La figura 2.3 solo muestra un punto de cruce, pero este proceso puede tener uno o varios puntos de cruce y dependerá de cuántos cromosomas tengan los individuos, es decir, se puede cruzar cada uno de los cromosomas de los individuos. La probabilidad de que un cromosoma continúe en el nuevo individuo es del 50%, ya que solo hay dos posibles respuestas: continúa en el siguiente individuo o no continúa.

Este operador es el que mayor contribuye a la generación de nuevos individuos, ya que permite tener una gran diversidad de sujetos, algunos autores sugieren un porcentaje de combinación entre el 30 y 60% (Goldberg, 1989). Para cada problema los AG se comportan de manera distintita, por lo que se ha observado que es conveniente hacer pruebas cambiando los porcentajes de combinación para poder observar en qué proporción funciona mejor para la solución de un problema particular.

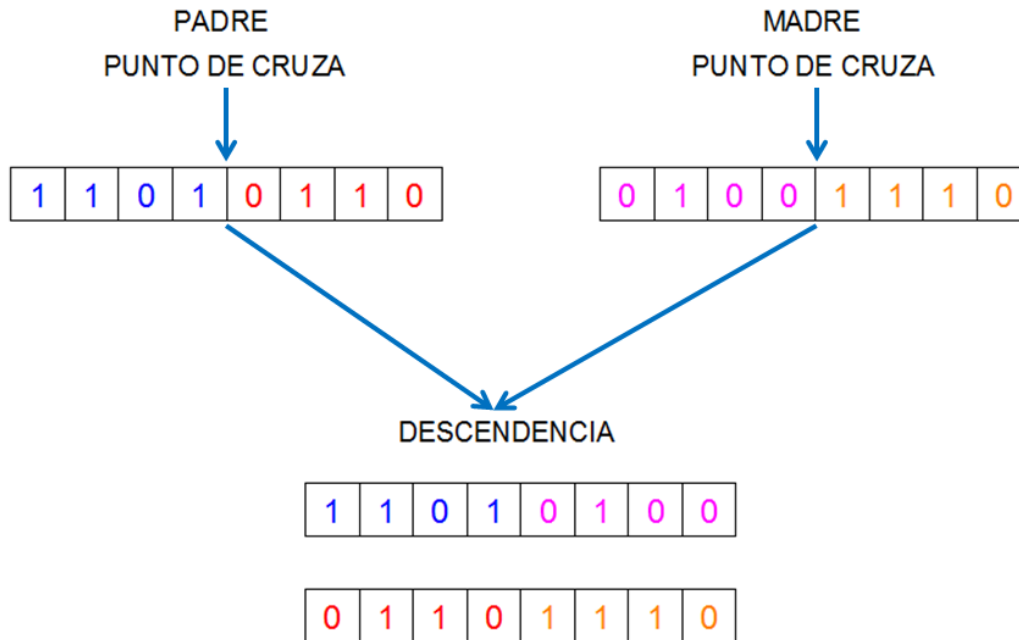


Figura 2.3 Operador de Combinación con un solo punto de cruce

Mutación

Modifica al azar parte del cromosoma de los individuos y permite alcanzar zonas del espacio de búsqueda que no estaban cubiertas por los individuos de la población actual.

Este operador realiza una selección aleatoria de los cromosomas que se van a cambiar. En el proceso de selección de los individuos es conveniente tomar cierto porcentaje de los individuos mejor calificados, para así realizar búsquedas y cambios muy finos en los cromosomas, los cuales permitirán conseguir individuos más capaces.

En la figura 2.4 se presenta en primera instancia al individuo padre, el cual tiene una configuración binaria, el operador de Mutación analiza cada uno de los cromosomas y mediante un proceso aleatorio decide si muta o no el cromosoma evaluado. Para el caso del ejemplo escoge tres cromosomas y los muta mediante un proceso sencillo, es decir, si el cromosoma seleccionado tiene un 0 lo cambia a 1 y viceversa. Generando así nuevos individuos.



Figura 2.4 Operador de Mutación

Para la creación de nuevas soluciones, aplicando el operador genético de la mutación, algunos autores recomiendan utilizar porcentajes bajos (entre 1 y 10% aproximadamente), ya que es un proceso en el cual los cambios tienen poca variación porque se deriva de los individuos calificados como los más aptos (Goldberg, 1989). Una razón por la que se utiliza una cantidad baja de mutación se debe a que, como se seleccionan los individuos más aptos como padre, si se usara un porcentaje grande se tendería a estancar en máximos locales, haciendo que la búsqueda se vuelva limitada.

Permutación

Con la permutación se intercambia uno o varios de los cromosomas de dos individuos para generar nuevas poblaciones. Actúa sobre los individuos seleccionados como padres (dos individuos: padre y madre). La selección se realiza de un porcentaje alto de los individuos totales de la población total para garantizar la diversidad de genes, descartando únicamente los menos aptos.

Se ha observado que la permutación tiene grandes propiedades para la regeneración, el procedimiento es sencillo pero permite una gran diversidad de los individuos. Los porcentajes recomendados de permutación dependen del problema a resolver, es muy similar al del operador genético de combinación de entre 20 y 60% de reproducción por permutación, se recomienda, como con los demás operadores genéticos, realizar iteraciones de prueba con distintos porcentajes de permutación para observar su comportamiento.

Como se ejemplifica en la figura 2.5, el operador genético de permutación selecciona a los dos padres, después mediante un proceso estocástico selecciona alguno de los elementos, su codificación es no binaria, es decir, de alfabeto largo para poder observar claramente su proceso. En el caso del padre, selecciona

parte de los cromosomas (los elementos A, M, D, L) y de la madre también (los elementos E, J, Y, X) para permutarlos (intercambiarlos) entre ellos. Como se puede observar mediante este proceso se generan dos nuevos individuos.

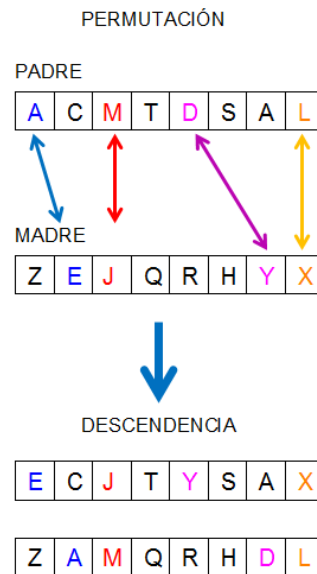


Figura 2.5 Operador de permutación para una codificación no binaria.

Clonación

La clonación biológica puede definirse como una forma de reproducción asexual que produce individuos genéticamente idénticos. Es decir, no se requiere de dos individuos para reproducir un individuo nuevo.

En los AG se emplea el operador genético de clonación de tal modo que se genera un clon, de los individuos considerados más aptos, para que pasen a la siguiente generación (figura 2.6). Con esto se garantiza que la minimización o maximización de la función objetivo continúe descendiendo o subiendo respectivamente o, en el peor de los casos, mantenga el valor de la generación anterior hasta que llegue un individuo mejor adaptado y minimice la función.

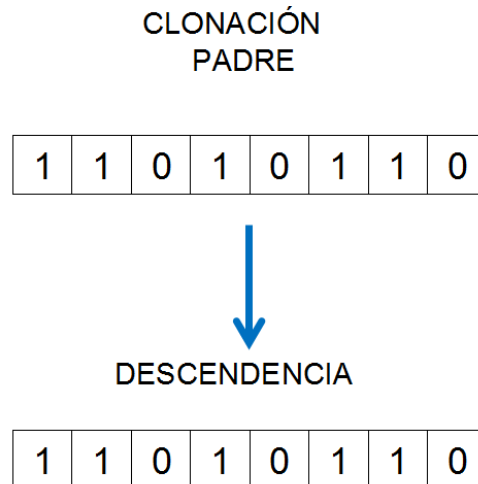


Figura 2.6 Clonación de un individuo con codificación binaria

El porcentaje de clonación es muy bajo, alrededor del 1 al 5% de la población total; también es usual que un mismo porcentaje del que se usa para clonar los mejores individuos sea manejado para clonar individuos seleccionados del resto de la población, descartando únicamente los menos capaces para, así, favorecer la diversidad de la población y reducir el riesgo de estancar la búsqueda en una sola zona.

Regeneración

Con el operador de regeneración se generan individuos nuevos. La creación de dichos individuos es aleatoria. Un porcentaje bajo de la población es producido mediante este proceso. Esto permite tener mayor diversidad en las poblaciones.

El porcentaje de regeneración es bajo, dado que se trata de un proceso estocástico, el cual no garantiza la evolución de los individuos, pero sí se obtiene diversidad genética. En la tabla 2.1 se muestran distintas conclusiones sobre el comportamiento de algunos operadores genéticos dadas por algunos autores a través de sus investigaciones.

Tabla 2.1 Observaciones de algunos autores sobre los operadores genéticos

Autor	Operador genético	Observación
1. Schaffer, 1989	Mutación.	Por si sola no siempre es suficiente, necesita el cruce o combinación.
2. Spears De Jong, 1991	Cruce o combinación	Cruce de múltiples puntos del AG (recombinación exploratoria)
3. Spears De Jong, 1991	Adaptación y selección	Decide entre 2 puntos de cruce y el uniforme. Funciona bien especialmente en poblaciones grandes.
4. Goldberg, 1989	Criterios de convergencia.	Relación entre el número de generaciones y el error mínimo
5. Merchán, 2005	Mecanismo de herencia forzada	Complementa la regeneración, introduce cromosomas especializados con base al elitismo durante el proceso de mutación y cruce
6. Schaffer, 1989	Porcentajes de los operadores genéticos y el número de individuos y generaciones	Poblaciones grandes (>200) % mutación alto (>0.05) Poblaciones pequeñas (<20) % mutación bajo (<0.002) No mejoran el desempeño de un AG
7. Lima, 2005	Cruce y mutación	Tienen un buen desempeño en conjunto
8. Borges, et.al., 2006	Mutación y Creep Mutation.	Comparación entre la mutación y creep mutation. La mutación tradicional no efectiva para el problema específico desarrollado

2.5.5 Ventajas de los AG

Los AG difieren de otros métodos de búsqueda y optimización en los siguientes aspectos:

- No necesitan conocimientos específicos sobre el problema que intentan resolver.
- Trabajan con un código del conjunto de parámetros, no con el conjunto mismo. Por trabajar a nivel de código, y no con las funciones y sus variables de control, como los otros métodos, es más difícil que la solución converja a un mínimo o máximo local.
- Buscan una población de puntos, no un único punto. Manteniendo una población de puntos muestrales bien adaptados, se reduce la probabilidad de caer en una solución falsa.
- Emplean la función objetivo, no necesitan derivadas ni otra información complementaria, tan difícil a veces de conseguir. De este modo ganan en eficiencia y en generalidad.

- Operan de forma simultánea con varias soluciones, en vez de trabajar de forma secuencial como las técnicas tradicionales.
- Cuando se usan para problemas de optimización (minimizar o maximizar una función objetivo) resultan menos afectados por los máximos o mínimos locales (falsas soluciones) que las técnicas tradicionales.
- Se valen de reglas de transición estocástica, no deterministas. Los Algoritmos Genéticos se valen de operadores aleatorios para guiar la búsqueda de los mejores puntos.
- Pueden tardar mucho en converger, o no converger en absoluto, dependiendo en gran medida de los parámetros que se utilicen: tamaño de la población, número de generaciones y porcentajes de los operadores genéticos.

2.5.6 Aplicaciones de los AG

Los AG se han investigado y desarrollado durante las últimas décadas. Se ha observado que los AG tienen un gran rendimiento para resolver problemas de optimización en diversas áreas de investigación. Por lo que han sido aplicados para desarrollar complejas tareas de optimización en varias aplicaciones prácticas (Goldberg, 1989). Algunas de las aplicaciones para los AG se presentan a continuación:

Optimización

Es un campo especial para el uso de los AG por las características específicas de estos problemas. No en vano fueron la fuente de inspiración para los creadores de estos algoritmos. Los AG se han utilizado en numerosas tareas de optimización, incluyendo la optimización numérica y los problemas de optimización combinatoria.

Programación evolutiva

Se han empleado en el desarrollo de programas para tareas específicas, y para diseñar otras estructuras computacionales tales como algoritmos evolutivos y redes neuronales.

Sistemas sociales

En el estudio de aspectos evolutivos de los sistemas sociales, tales como la evolución del comportamiento social en colonias de insectos, y la evolución de la cooperación y la comunicación en sistemas multi-agentes.

Economía

En este caso, se ha hecho uso de estos Algoritmos para modelar procesos de innovación, el desarrollo estrategias de inversión y la evaluación de mercados económicos.

Aprendizaje máquina

Aplicados en muchas de estas aplicaciones, tales como la predicción del tiempo o la estructura de una proteína. Han servido asimismo para desarrollar determinados aspectos de sistemas particulares de aprendizaje, como el de los pesos en una red neuronal, las reglas para sistemas de clasificación de aprendizaje o sistemas de producción simbólica, y los sensores para robots.

Biología

En la modelización de fenómenos ecológicos tales como las carreras de armamento biológico, la co-evolución de parásito-huésped, la simbiosis y el flujo de recursos.

Ingeniería

En particular, para la detección de daño en estructuras, varias propuestas han sido presentadas en la última década en un intento para diseñar un procedimiento eficaz para la detección de daños (Borges, et al., 2006; Meruane & Heylen, 2010; Waisman, et al., 2009; Kouchmeshky, et al., 2006; Casciati, 2008; Kouchmeshky, et al., 2007). Estas estrategias, por lo general, presentan variaciones en los escenarios de daño por lo que es necesario un AG como optimizador del procedimiento de búsqueda de daño (Goldberg, 1989; Holland, 1992).

Solo se hace mención de algunos casos de aplicación de los AG, con lo cual se transmite la idea de la variedad de aplicaciones que tienen los AG. Gracias al éxito en estas y muchas otras áreas, los AG han llegado a ser una línea de investigación a la alza en la actualidad.

3 Metodología para aplicar los algoritmos genéticos en la detección de daño

Se plantea la aplicación de los AG para la detección de daño, la investigación se fundamenta en la técnica de detección de daño mediante el análisis de propagación de ondas, utilizando los AG como método de optimización. Los AG generan casos hipotéticos de daño que, a su vez, se comparan con un modelo inicial de la estructura que se analiza, determinando en un inicio las propiedades, características y daño a buscar, lo cual permite observar la convergencia del AG diseñado.

En un principio la solución del problema usando AG es aleatorio. Es decir, se genera una primera población de individuos (posibles soluciones del problema) totalmente al azar. Después, mediante una minimización de una función objetivo, se califica el comportamiento individual de cada posible solución (individuo) y dependiendo de esta calificación se clasifican como “aptos” o “no aptos”; es decir, los individuos minimizan la función objetivo se consideran como los más aptos. Una vez clasificados los individuos, se procede a la generación de una nueva población evolucionada de individuos, la adaptación del término “evolucionar” en los AG se refiere a que cada generación contiene individuos con mejor comportamiento (soluciones más cercanas a la respuesta). La nueva población se genera mediante la implementación de los operadores genéticos, los cuales son analizados y probados para, así, decretar cuáles y en qué porcentajes tienen mejor desempeño.

La primera tarea del algoritmo genético es la selección de los individuos que serán considerados como padres. La segunda tarea es la reproducción de los padres, la cual dará lugar a nuevos individuos, los cuales, al igual que en la genética natural, heredarán los genes de sus progenitores, creando así nuevos individuos más aptos con características más cercanas a la solución real. La tercera actividad es la regeneración, la cual crea individuos mediante el mismo proceso de la población inicial, de forma aleatoria, con lo cual se garantiza la diversidad de individuos, generando nuevos puntos de búsqueda, ayudando así a no centrar la búsqueda en máximos o mínimos locales.

3.1 Selección del método de detección de daño

En el diseño y aplicación de un AG para la detección de daño, se parte de una técnica de evaluación de daño ya desarrollada y validada. Para esta investigación la técnica se basa en el análisis de la propagación de ondas en la estructura, el cual es un método que permite conocer el daño a partir de los cambios en la

propagación de las ondas transmitidas y reflejadas en la estructura (Quintana, 2009).

El diseño del algoritmo se fundamenta en la búsqueda de cambios en los parámetros estructurales que minimiza una función objetivo. De manera muy concisa, cuando hay daño, existe un cambio entre las respuestas dinámicas de la estructura, respecto a la condición sin daño. Como metodología de detección, este enfoque tiene una limitante y es el hecho de que se requiere una referencia de la condición actual de la estructura (antes del daño). Una alternativa para dar mayor flexibilidad al método, es remplazar la información de la estructura original con un modelo de elemento finito calibrado (Quintana, 2004; Doyle, 2004) a través de pruebas dinámicas sobre la estructura.

El Método de Búsqueda Global (MBG) se basa en el análisis de propagación de ondas en la estructura, por lo cual se toman como base algunos de sus fundamentos para el diseño del AG. El MBG se enfoca al problema de localización de daño mediante la identificación de cambios en los parámetros estructurales a partir de la propagación de ondas de alta frecuencia en la estructura. La base de este método radica en tres módulos básicos, el primero se refiere a la existencia de un modelo estructural de elemento finito (EF) previamente calibrado que represente el comportamiento dinámico de la estructura en su condición de referencia o “sin daño”. El segundo, la parte experimental, cuyo objetivo es obtener la respuesta dinámica de la estructura ante una excitación en puntos específicos de interés, es decir, recolectar las ondas de propagación que pasan en un punto de la estructura; y el tercero, es un algoritmo que almacena, compara y evalúa las respuestas dinámicas experimentales con las generadas por el modelo de elemento finito de la estructura (Quintana, 2009).

Las ondas que se propagan ante la excitación de la estructura son transmitidas, reflejadas y atenuadas por la interacción de los diferentes materiales en la estructura, por cambios en la geometría en el medio de propagación, por las condiciones de frontera, etc. (Doyle, 1997). Estas propiedades de las ondas flexionantes se utilizan para la detección y ubicación de daño; si se parte de una estructura sin daño, las ondas registradas tendrán un patrón de propagación acorde a las propiedades mecánicas de los materiales y su geometría en la estructura, cuando existe un daño, una alteración en las propiedades o geometría de la estructura el patrón de propagación cambia, haciendo posible la detección de daño (figura 3.1), asumiendo el daño como un cambio en los parámetros estructurales.

Un parámetro, en el presente contexto, es cualquier variable estructural que describe al modelo de EF y que puede ser modificado sin cambiar la estructura básica del modelo mismo. Ejemplos de parámetros estructurales son: el módulo de elasticidad y rigidez, la densidad, la geometría y el amortiguamiento (Doyle, 2004; Quintana, 2004). Por otro lado, existen otras variables a las cuales se refiere como indirectas, ya que no describen una característica directa del modelo, sino que son resultado de la respuesta del modelo ante una fuerza, carga o acción; tal

es el caso del factor de intensidad de esfuerzos, la frecuencia natural de vibración o la velocidad de propagación de ondas. Todas las variables indirectas pueden cambiar por efecto de los cambios en los parámetros estructurales o mediante la modificación del programa fuente al cambiar el modelo matemático que describe el fenómeno físico en cuestión. En consecuencia, una vez calibrado el modelo, los cambios subsecuentes en los parámetros estructurales serán considerados como daño.

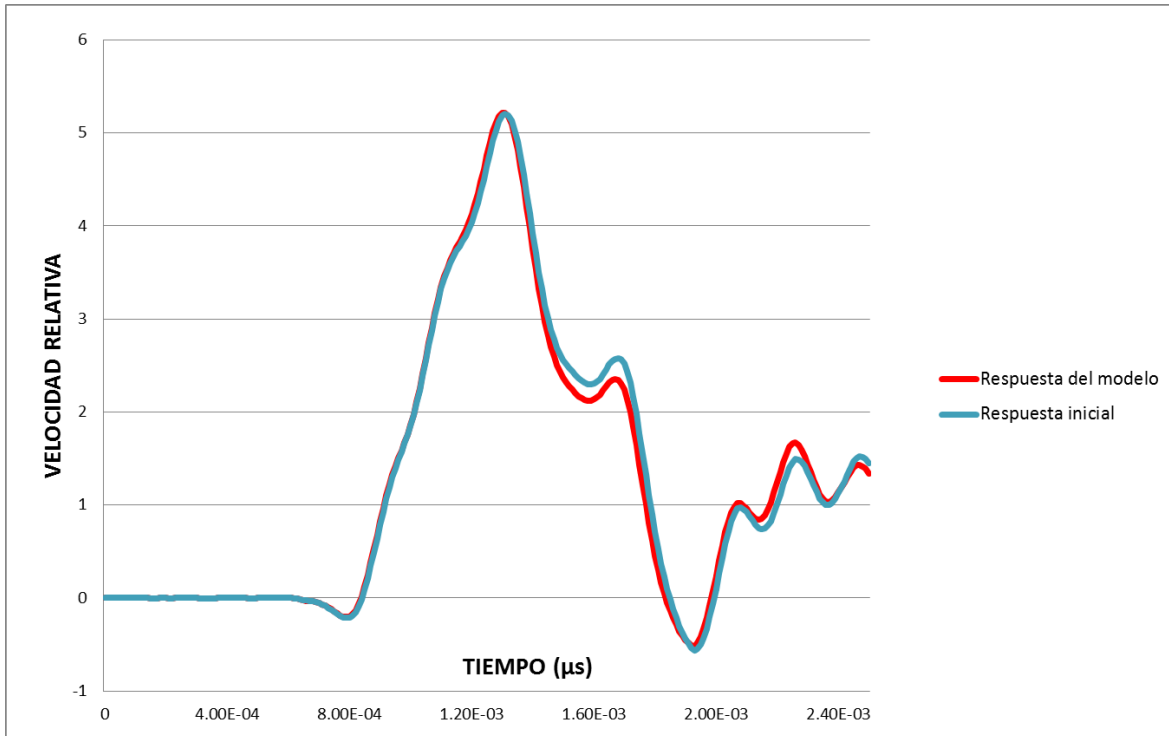


Figura 3.1 Comparación de las respuestas dinámicas de un caso fijo a buscar y una posible solución

El daño es sinónimo de cambios en la estructura que demeritan la capacidad estructural inicial. Estos cambios, directa o indirectamente, se manifiestan en pérdida de masa o de rigidez en el modelo estructural. En el MBG sólo se consideran los parámetros estructurales directos, especialmente los siguientes: módulo de elasticidad y rigidez, masa (densidad), tamaño del elemento finito y geometría (tamaño o área). Así, se establece que el daño es todo aquel cambio en la estructura que involucre los parámetros estructurales (Quintana, 2009).

Como se mencionó anteriormente, en el tercer módulo del MBG se utiliza un algoritmo que almacena, compara y evalúa las respuestas dinámicas experimentales con las generadas por el modelo de elemento finito de la estructura. Por lo que es posible, mediante la metodología del MBG, utilizar los Algoritmos Genéticos (AG), para la detección y evaluación de daño en estructuras.

Para el diseño del AG y la realización de las pruebas experimentales de convergencia, a diferencia del MBG, el algoritmo no realizará una búsqueda discretizada sobre todo el conjunto de soluciones, sino que la búsqueda se realizará a través de los operadores genéticos sobre el conjunto de soluciones, lo que permitirá la convergencia del algoritmo a una respuesta exacta y la búsqueda de múltiples daños en la estructura.

Se define al individuo como la modificación de un conjunto de parámetros estructurales en el modelo inicial de EF calibrado, por lo tanto los individuos (posibles soluciones) que crea el AG serán modelos de EF de la misma estructura con casos hipotéticos de daños, a los cuales se le aplica una fuerza de excitación conocida, que permite obtener la respuesta dinámica para cada uno de los individuos, dicha respuesta es comparada mediante una función objetivo con la respuesta dinámica de un caso real de daño en la estructura (Figura), el individuo con la respuesta dinámica más similar a la respuesta dinámica del modelo o caso fijo, será considerado como más apto. Después se procede a revisar la convergencia, es decir, observar si los casos hipotéticos de daño del individuo seleccionado como más apto, coinciden con los daños conocidos del modelo fijo, para así poder decretar si es o no una buena solución y evaluar si un conjunto de operadores genéticos es apropiado para la búsqueda de daño.

Para la realización de las pruebas de esta investigación, únicamente es considerado como daño el cambio en la geometría de los elementos estructurales, es decir, reducciones en la sección transversal. Un cambio en la sección transversal afecta, a su vez, algunas propiedades estructurales como son: momentos de inercia, radio de giro, módulos de sección y sus centroides.

3.2 Definición de la función error para evaluar daño estructural

La función de aptitud no es más que la función objetivo de nuestro problema de optimización. Una característica que debe tener esta función es que debe ser lo suficientemente sensible a los cambios en las ondas de propagadas para ser capaz de identificar la solución óptima.

En la utilización de la técnica del análisis de propagación de ondas en la estructura, es necesario una función objetivo que nos proporcione el error que existe al comparar la respuesta dinámica del caso fijo “con daño” contra la respuesta dinámica de cada uno de los individuos de la población, considerando así, mejores individuos aquellos que tengan un error cercano a cero. Si durante la comparación de las respuestas dinámicas la función objetivo arroja un error igual a cero, significa que no existe ninguna diferencia entre ellas, es decir, son totalmente iguales.

Una función que cumple con estas necesidades es la función de error de mínimos cuadrados, que se aplica de manera independiente para cada nodo

“instrumentado”. Mediante el uso de un software de elemento finito se proporciona información para los nodos de interés, simulando que dichos nodos se encuentran instrumentados, es decir, que cuentan con sensores. Así, la variación asociada a un cambio en los parámetros estructurales se cuantifica usando esta función de mínimos cuadrados:

$$V_j = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (r_{i,j,daño} - r_{i,j,ind})^2}{N}} \quad 3.1$$

Que se obtiene de la diferencia entre la respuesta dinámica experimental en el nodo j $\{r_{daño}\}_j$ y la respuesta del individuo analizado en ese mismo nodo j $\{r_{ind}\}_j$. En este caso, el vector de respuestas $\{r\}_j$ puede estar definido por los desplazamientos $\{u\}$, las velocidades $\{\dot{u}\}$ o las aceleraciones $\{\ddot{u}\}$, según el tipo de sensor que se utilice. Si no hay diferencia entre ambas respuestas, significa que los parámetros estructurales utilizados en el modelo del individuo corresponden con los del caso fijo. Así, cuando la variación de las respuestas dinámicas es significativa, se infiere que no se ha encontrado un individuo cercano al caso fijo de búsqueda y que, mediante un AG, es posible crear nuevos individuos con evoluciones en los parámetros estructurales para minimizar dicha variación de las respuestas dinámicas e inferir que se ha detectado, ubicado y cuantificado el daño en la estructura. El término r_i representa la respuesta dinámica en el nodo j al tiempo i y N es el número de datos en el que dicha respuesta es discretizada en el tiempo. Esta función es empleada en el MBG (Quintana, 2009) por lo que ya se ha observado su buen funcionamiento para la obtención del error entre las respuestas dinámicas.

3.3 Definición del individuo

Una parte esencial para el diseño del AG es la codificación del individuo. De dicha codificación dependerá en gran medida la eficacia y eficiencia del AG, la codificación del individuo, ya sea binaria o de alfabeto largo (no binaria), depende del tipo de problema a tratar.

Para el problema de detección de daño en estructuras en esta investigación se utiliza una codificación esencialmente no binaria, sin embargo, algunos autores recomiendan no dejar a un lado el lenguaje binario, por lo que se hace una representación binaria y no binaria del individuo. Fundamentalmente, el individuo será concebido con una codificación no binaria pero se puede tener una interpretación en lenguaje binario del mismo.

El individuo para el AG utilizado en la detección de daño es el modelo de EF completo de la estructura. El mallado del modelo de EF se considera como la cadena de cromosomas; cada elemento finito discretizado contienen la información de las características y propiedades estructurales (genes) de los elementos que conforman la estructura. Los cromosomas de la estructura contienen el material genético de la misma, el cual es el que hereda las nuevas

poblaciones de individuos como son: tipo de material, masa, densidad, geometría (sección transversal), momentos de inercia y sus condiciones de frontera. En el caso inicial, todos los elementos finitos tendrán parámetros estructurales homogéneos, es decir, no presentarán valores diferentes entre ellos. Al haber un cambio en los parámetros estructurales de un elemento finito (cromosoma), dicho cambio será considerado como daño. Para su ubicación bastará con observar el elemento donde se presenta el cambio y su magnitud de cambio en relación con el valor inicial.

En la figura 3.2 se puede observar la idealización de un elemento estructural tipo viga (individuo), en este caso se discretiza la viga en elementos finitos (cadena de cromosomas) con características y propiedades físicas específicas (genes), los elementos que presentan algún cambio en dichas propiedades serán considerados con daño. Su codificación en lenguaje binario sería de 0, cuando el elemento finito conserva sus propiedades originales y 1 cuando presentan daño.

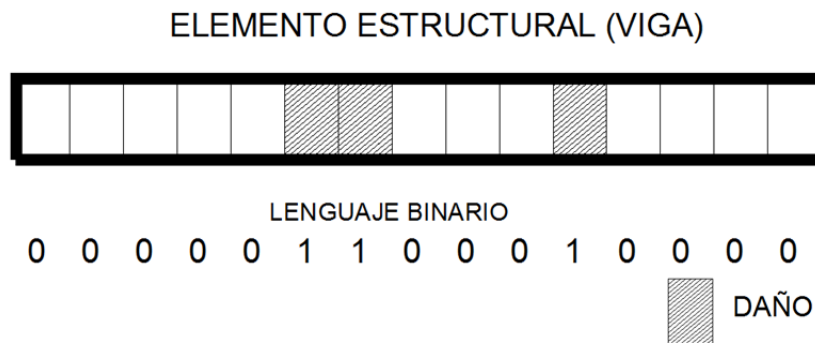


Figura 3.2 Codificación de un elemento estructural tipo viga (individuo)

El daño considerado para esta investigación será solamente cambio en la sección transversal, lo cual se conceptualiza como una disminución en el área de la sección transversal de los elementos estructurales y sus respectivas variaciones en los momentos de inercia. Las características de los daños serán tres:

- **Ubicación del daño.** En qué elemento comienza la disminución de la sección transversal.
- **Extensión del daño.** Cuántos elementos a partir del primero presentan daño.
- **Magnitud del daño.** Porcentaje de cambio en relación al área inicial que cambia.

Estas tres características que presentan los daños serán las que permitan hacer que el AG detecte, ubique y cuantifique el daño; también serán utilizadas para generar los individuos de cada población. Cabe mencionar que el cambio en sección transversal no es el único deterioro que se puede considerar, mediante una adaptación en el AG se puede también detectar daño a partir de cambios en

los demás parámetros estructurales antes mencionados o una combinación de ellos.

El diseño del modelo de elemento finito es una parte importante en la aplicación del AG para la detección de daño. Por lo que se requiere mayor precisión.

Para diseñar un modelo de elemento finito de manera detallada es necesario que todos los parámetros estructurales tengan valores apropiados. En este caso, un modelo de un sistema lineal puede ser representado como:

$$[M]\{\ddot{u}\} + [C]\{\dot{u}\} + [K]\{u\} = \{P\} \quad 3.2$$

Dónde:

$[M]$ = Matriz de masa estructural.

$[K]$ = Matriz de rigidez.

$\{\ddot{u}\}$ = Aceleración.

$\{u\}$ = Desplazamiento.

$[C]$ = Matriz de amortiguamiento.

$\{P\}$ = Fuerzas.

$\{\dot{u}\}$ = Velocidad.

Las matrices de rigidez, amortiguamiento y masa son las que contienen la información de las propiedades de la estructura (parámetros estructurales).

3.4 Selección de operadores genéticos

La selección de los operadores genéticos se realiza con base en su funcionamiento. Se seleccionan las funciones que permitan mantener la diversidad genética de una población. Gracias a estos operadores se puede crear nuevas generaciones de individuos (posibles soluciones del problema). De ellos dependerán todas las tareas de selección y reproducción de los mismos.

En las siguientes líneas se describe cómo será la adaptación de los operadores genéticos utilizados en esta investigación para el problema de detección de daño en estructuras. Para una simplificación y mejor comprensión, se ejemplifican los operadores genéticos para el caso de un elemento estructural tipo viga, la adaptación para una estructura más compleja es exactamente igual, aumentando el número de cromosomas (elementos finitos) en los que es discretizada la estructura. Como se menciona anteriormente, el daño en esta investigación tiene tres características (ubicación, extensión y magnitud del cambio en la sección transversal) las cuales serán los genes que los operadores genéticos reproducirán y heredarán a las nuevas descendencias.

Combinación

En la figura 3.3 se ejemplifica cómo es la combinación de dos individuos (padres) para este ejemplo. En el caso del padre tiene una configuración con tres daños específicos (A, B, C); la madre tiene dos daños (D, E). Al realizarse la combinación genética se crea un nuevo individuo (descendencia) con algunas de las características de los padres. En este caso, el individuo generado toma los tres daños característicos del padre (A, B, C) y solo uno de la madre (D), despreciando el último daño (E). Este procedimiento se realiza mediante una selección estocástica, en la que el AG va analizando cada una de las características de cada padre y decidiendo si dicha característica (cromosoma) será heredado a la nueva descendencia. La probabilidad de que un cromosoma continúe en el nuevo individuo es del 50%, ya que solo hay dos posibles respuestas: continúa en el siguiente individuo o no continúa.

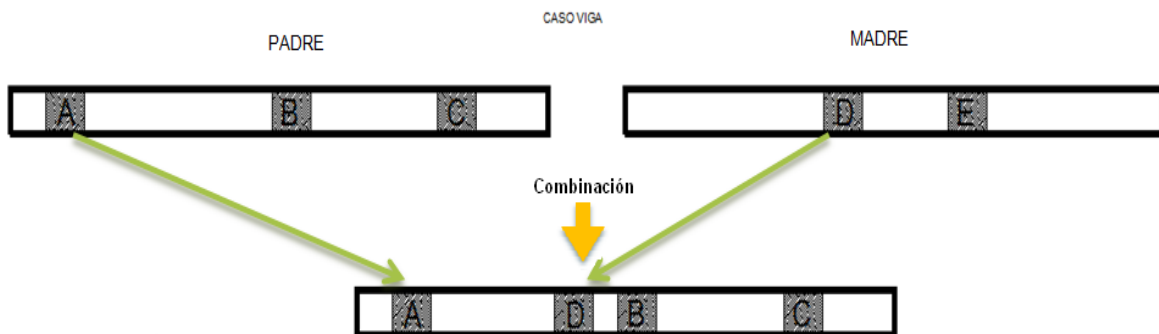


Figura 3.3 Operador de Combinación para el caso de un elemento tipo viga

Mutación

En la figura 3.4 se presenta en primera instancia un ejemplo de un individuo padre, el cual tiene tres daños localizados (A, B, C), los cuales contienen las tres características que los identifican (extensión, ubicación, cambio en la sección transversal).

Para el caso que se ejemplifica, el operador genético selecciona aleatoriamente una de las tres características del daño, pudiendo o no presentar alguna mutación en ellas, por ejemplo: para el daño A solo se muta la extensión y se mantienen los otros atributos sin cambio al igual que los otros daños. Con esto se genera el nuevo individuo con la misma cantidad de daños que el padre, pero con una mutación en uno de los atributos en dos de los daños.

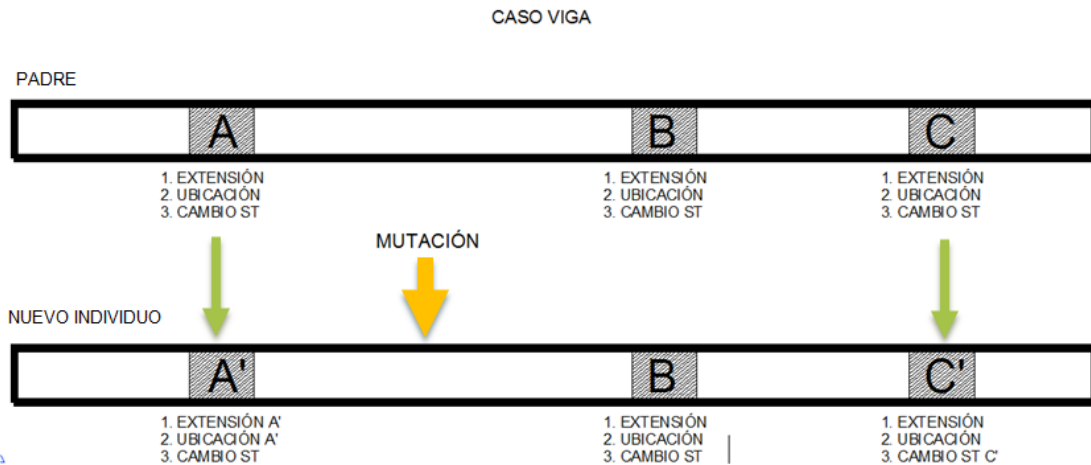


Figura 3.4 Operador de mutación para el caso tipo viga

Permutación

Como se ejemplifica en la figura 3.5, el operador genético de permutación selecciona a los dos padres después, mediante un proceso estocástico, selecciona alguno de los elementos dañados, en el caso del padre tiene tres daños localizados (A, B, C) y la madre tiene solo dos (D, E). En este caso se selecciona el daño A para permutarlo (intercambiarlo) con el daño D de la madre. Como se puede observar mediante este proceso se generan dos nuevos individuos

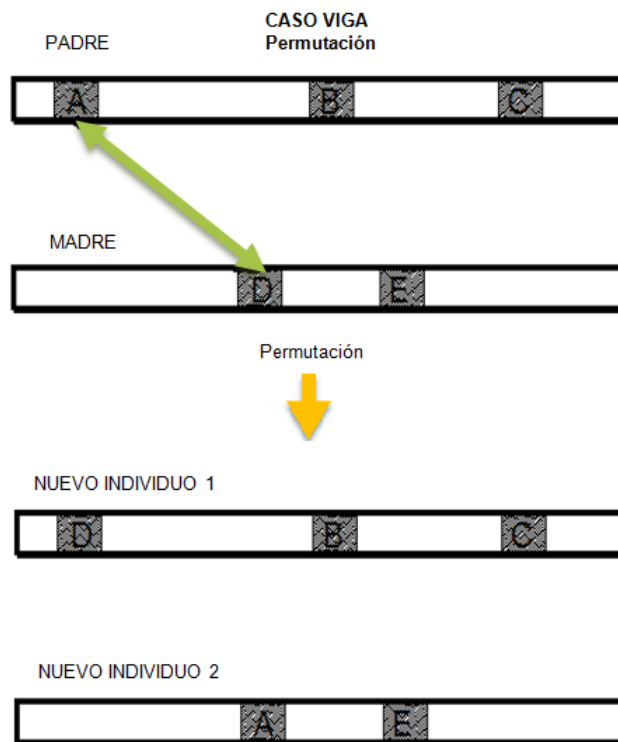


Figura 3.5 Operador genético de permutación para un elemento tipo viga

Clonación

En los AG se emplea el operador genético de clonación de tal modo que se genera un clon de los individuos considerados más aptos para que pasen a la siguiente generación (figura 3.6). Con esto se garantiza que la minimización o maximización de la función objetivo continúe descendiendo o subiendo respectivamente o, en el peor de los casos, se mantenga igual en la generación anterior hasta que llegue un individuo mejor adaptado y minimice la función.

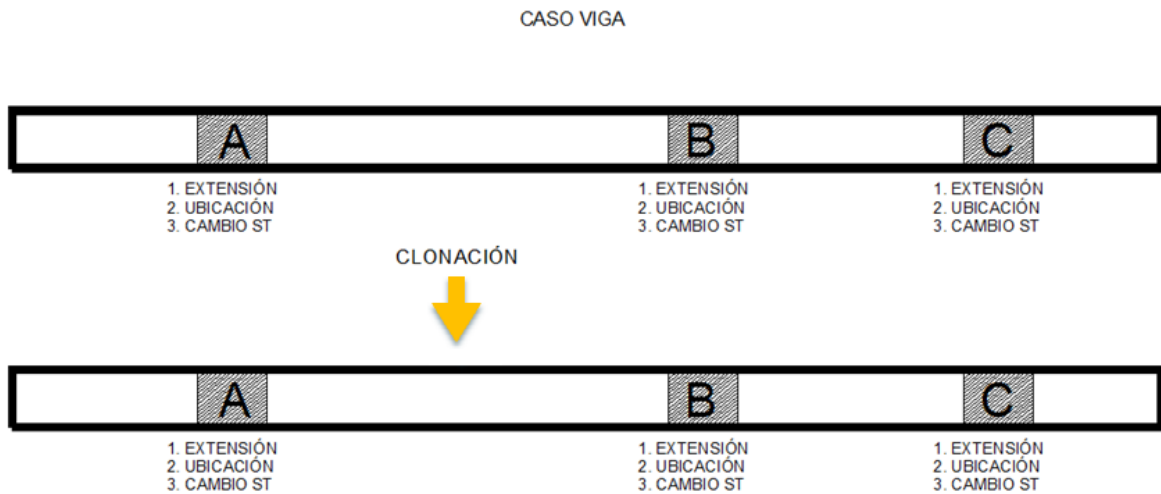


Figura 3.6 Clonación de un individuo para un caso tipo viga

3.5 Algoritmo genético

El objetivo principal del AG es la detección de daño en estructuras mediante la creación de individuos implementando los operadores genéticos hasta generar un caso similar, o con poca variación al daño estructural, a través de comparar la respuesta dinámica con la respuesta de la estructura a través de la función de mínimos cuadrados. Con este error el AG obtiene la aptitud de cada uno de los individuos de la población, identificando así, los individuos aptos. Este proceso es iterativo, el cual finaliza al terminar un número determinado de generaciones. El Lenguaje de programación empleado para el diseño del AG de detección de daño en estructuras es FORTRAN (FORMula TRANslator).

En la figura 3.7 se muestra la primera fase del diagrama de flujo del AG para la detección de daño. En esta primera fase, mediante el monitoreo de la estructura a analizar, se obtiene su respuesta dinámica inicial, la cual será considerada como una condición de la estructura sin daño. Al transcurrir un tiempo determinado, se vuelva a analizar la estructura y se obtiene su respuesta dinámica, la cual será evaluada respecto a la respuesta sin daño mediante la función de mínimos cuadrados (ecuación 3.1). Si el resultado de la función es igual a cero, se considera una estructura sana, es decir, no presenta daño alguno. De lo contrario, se deduce que existe un cambio en los parámetros estructurales, lo cual se

considera como un deterioro estructural (daño). Una vez determinada la existencia de daño, se da paso a la segunda fase del AG (figura 3.8).

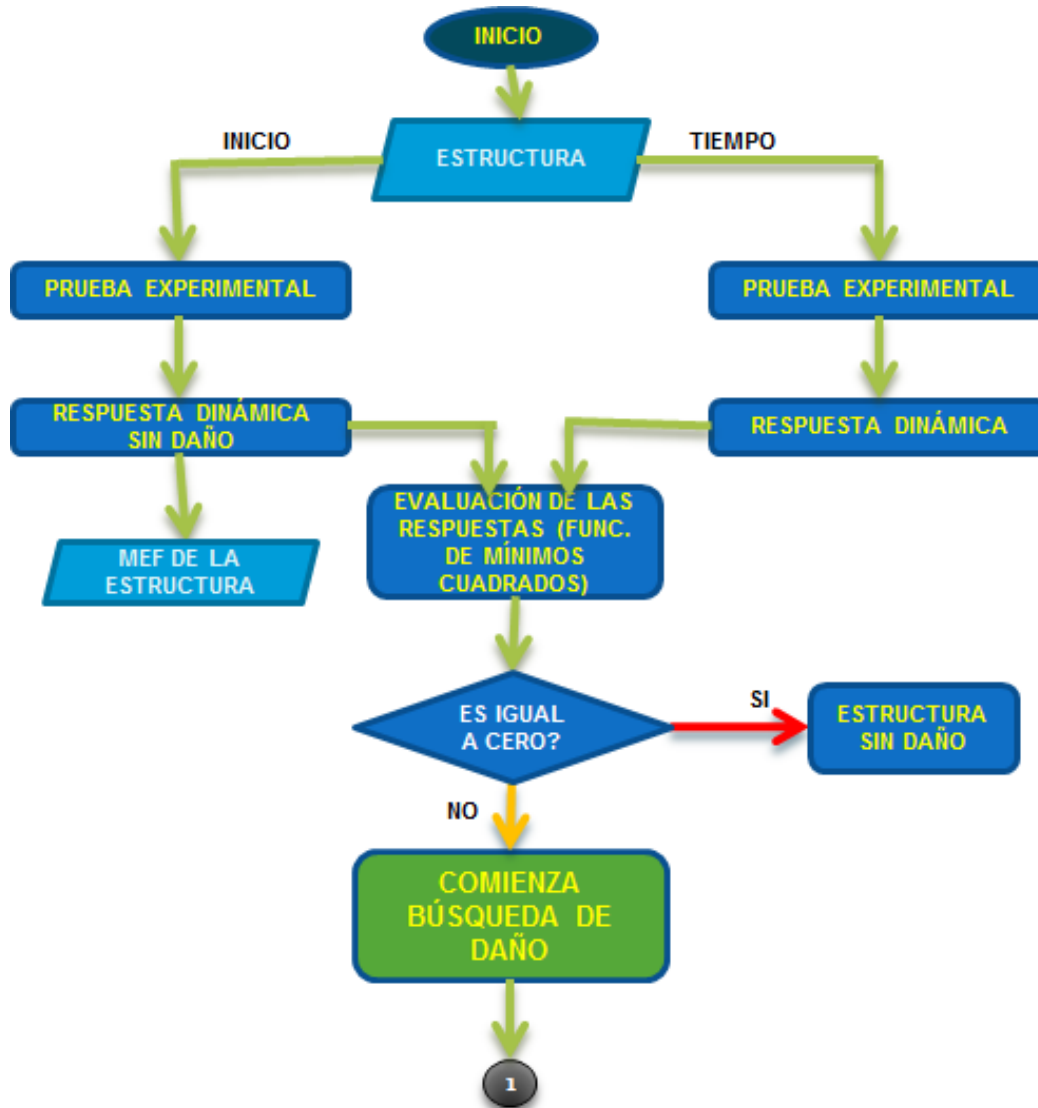


Figura 3.7 Diagrama de flujo del algoritmo genético (primera fase).

En esta segunda fase se da inicio a la búsqueda de daño. Esta búsqueda comienza a partir de la respuesta dinámica con daño. Es aquí cuando inicia el trabajo del AG, primero genera una primera población de un determinado número (N) de individuos de forma aleatoria, estos individuos creados aleatoriamente son modelos de EF de la estructura, los cuales presentan posibles casos de daño, con características de daño determinadas (extensión, ubicación y magnitud), estos cambios serán implementados en el código genético de cada individuo, es decir, en el archivo estructural (Modelo de EF de la estructura), el cual contiene toda la información de la estructura: número de elementos finitos, número de nodos,

condiciones de frontera, tipos de carga, tipos de material y propiedades de los materiales.

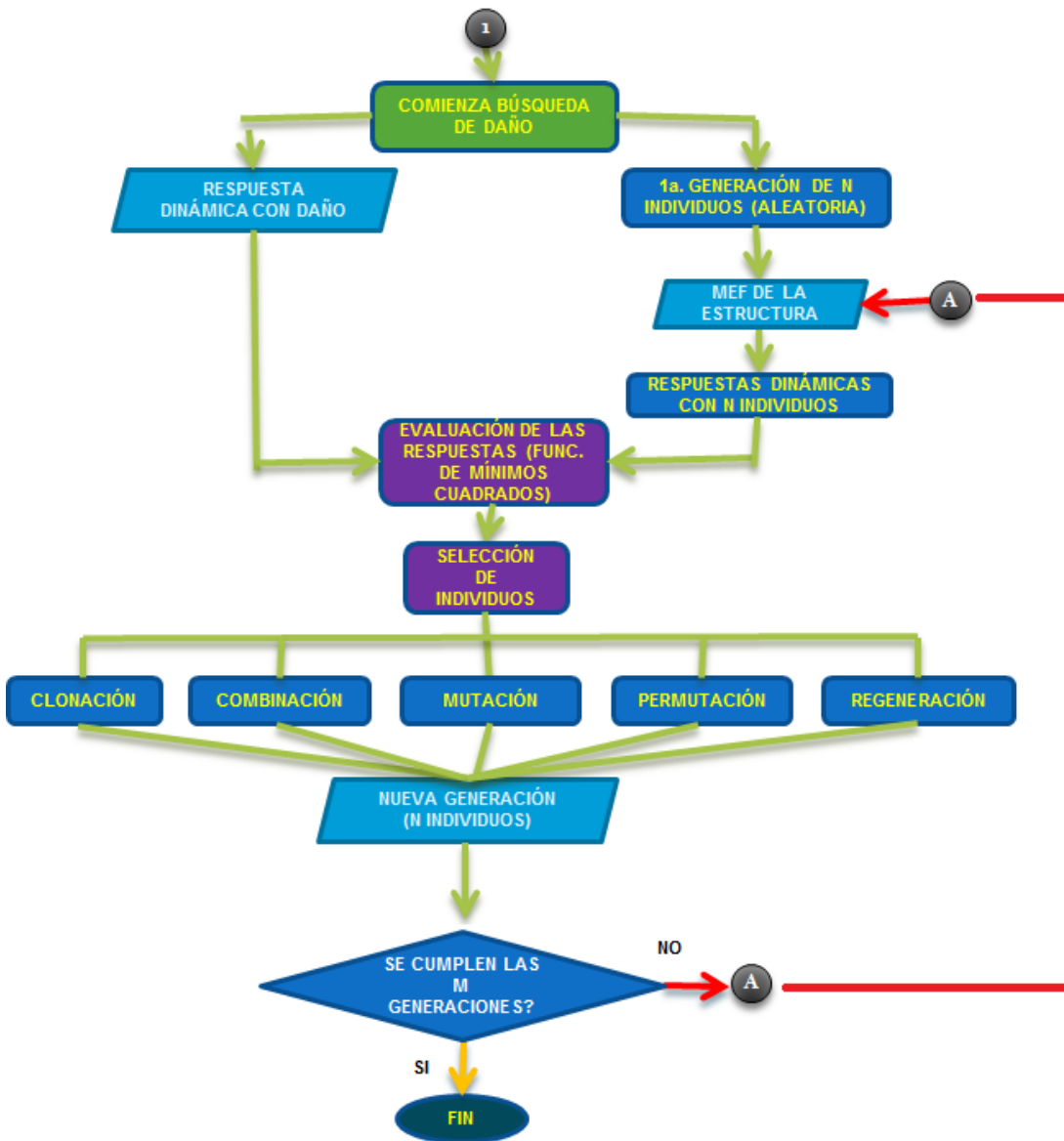


Figura 3.8 Diagrama de flujo del algoritmo genético (Segunda fase)

El siguiente paso es la obtención de la respuesta dinámica de cada uno de los individuos. El AG abre y ejecuta un software de EF para obtener la respuesta dinámica del individuo. Después, se evalúan las respuestas dinámicas de los individuos respecto a la respuesta con daño, obteniendo con esto la aptitud de cada individuo y pudiendo clasificarlos según su desempeño. Esta clasificación se da de una manera muy sencilla: los individuos con un error menor, es decir, más cercano a cero, serán los más aptos.

Una vez clasificados, el AG ejecuta los operadores genéticos. El primero es la selección, el cual escoge los individuos que serán progenitores de los nuevos individuos, la selección actúa en cada uno de los demás operadores genéticos. En la selección se divide en un determinado porcentaje la población total, el porcentaje será de los más aptos, aptos y no aptos individuos. Los malos individuos, es decir, los no aptos serán descartados para generar nuevas poblaciones. El porcentaje más alto de seleccionados se dará con los mejores individuos, es decir, los más aptos y aptos. Después se ejecuta cada uno de los operadores genéticos utilizados (clonación, mutación, combinación, permutación y regeneración) para asegurar la diversidad de las poblaciones siguientes y no centrar la búsqueda en mínimos locales.

Este proceso es de forma iterativa, se crearán poblaciones nuevas y evolucionadas hasta un número de generaciones (M) determinado.

.

4 Aplicación de la metodología en estructuras

El diseño de pruebas de convergencia es de gran importancia, ya que de ellas depende evaluar y probar la eficiencia del AG. Las pruebas consisten en la evaluación de GA a través de pruebas de detección de daño utilizando datos generados por un paquete de simulación estructural por elemento finito.

El proceso consiste en generar diferentes modelos virtuales de estructuras con variables y propiedades estructurales conocidas: longitud, área, sección transversal, condiciones de frontera, tipo de material, masa, densidad, módulo de elasticidad y rigidez, tamaño o área del elemento finito y geometría. Una vez creado el modelo de EF de la estructura, se prosigue a diseñar modelos de la misma estructura con daño conocido para probar la convergencia del AG. Para el caso de estudio solo se consideraron como daño los cambios en la sección transversal del elemento estructural; es decir, una disminución en el área de la sección transversal inicial de la estructura. Cabe aclarar que este deterioro no es el único que puede ser analizado, se pueden también considerar cambios en alguno de los parámetros estructurales mencionados en capítulos anteriores.

Los modelos de EF se realizaron utilizando el Software de elemento finito Q.E.D. (*Quod Erat Demonstrandum*) que se compone de tres módulos separados:

- El primero corresponde al pre-procesamiento donde se crea el modelo de EF, definiendo en esta parte la geometría, las condiciones de frontera, las cargas aplicadas y el mallado de la estructura.
- El segundo módulo es el procesamiento, donde se calcula la respuesta dinámica del modelo. En este caso se utilizará el software StaDyn (Static and Dynamic analysis) para obtener las respuestas dinámicas de la estructura.
- El tercer y último módulo se conoce como post-procesamiento y permite el análisis de resultados visualizados de diferentes maneras, por ejemplo: formas deformadas, modos de vibración, respuestas dinámicas en el tiempo, etc.

Utilizando estos módulos se puede realizar un análisis para obtener la respuesta dinámica de los modelos diseñados. La forma en que Q.E.D. genera la información es mediante datos numéricos, los cuales se pueden procesar y obtener señales en el dominio del tiempo y frecuencia. Este proceso, mediante el cual se obtiene la respuesta dinámica de un sistema, es equivalente a poner

físicamente sensores en la estructura o en el elemento estructural, es decir, se obtiene la respuesta dinámica en ciertos puntos de la estructura “sensores”, determinados al inicio del análisis.

Los modelos se pueden utilizar para el monitoreo estructural, la detección y evaluación de daño asociado con cambios en los parámetros estructurales los cuales se pueden inferir a través de las mediciones experimentales y el uso de un AG.

Para probar el AG con distintos porcentajes en los operadores genéticos, se opta en las primeras pruebas por un modelo de un elemento estructural tipo barra, con el fin de simplificar el número de variables, reduciendo el número de elementos finitos por individuo y así acortar el tiempo de iteración del AG y obtener resultados en corto tiempo, para poder observar el comportamiento y realizar los cambios en la programación del AG para mejorar su convergencia.

Una vez realizada la experimentación y obtenidos los resultados de ésta, se eleva el grado de complejidad del modelo para probar a otra escala el algoritmo generado para ello. Se eligió el modelo de un marco estructural, el cual permitirá probar el algoritmo con un mayor número de elementos finitos, distintas condiciones de frontera, reflexión y propagación de ondas.

4.1 Detección de daño en un elemento estructural tipo barra

4.1.1 Modelo de Elemento Finito de una barra

El modelo corresponde a una barra de aluminio que tiene una longitud de 2.004 metros y una sección transversal cuadrada de 0.012 95 metros de lado (figura 4.1)

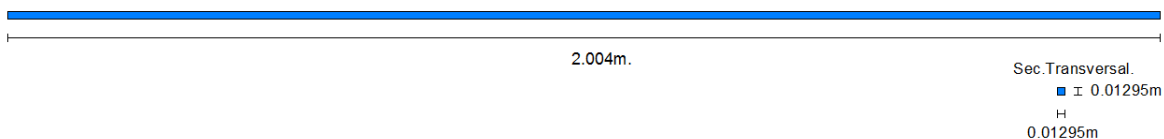


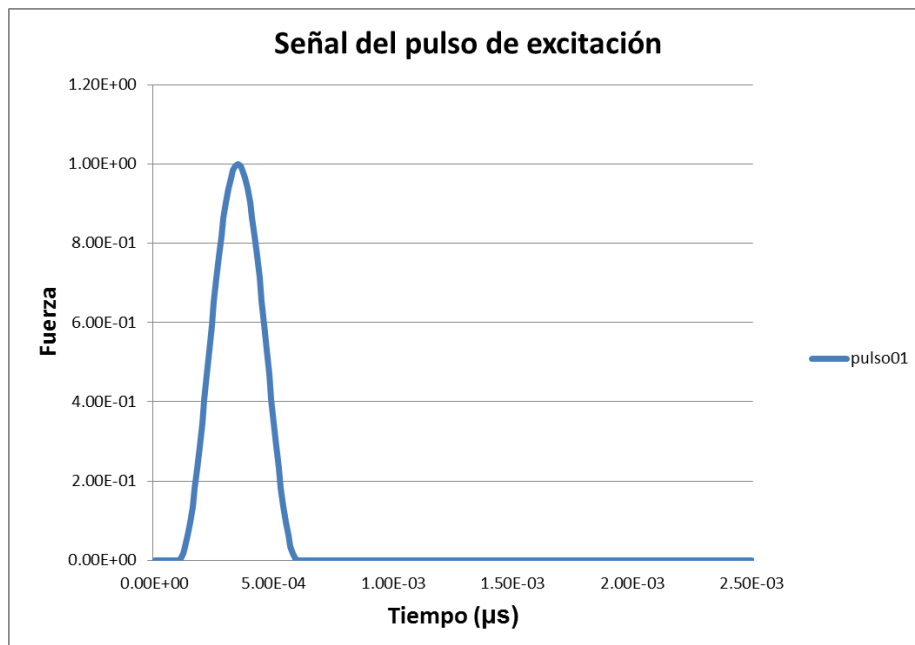
Figura 4.1 Dimensiones de la barra para el caso experimental

Las propiedades del material con que se diseñó el modelo de la barra se describen en la tabla 4.1. El modelo de la barra tiene condiciones de frontera aisladas, se idealizan los apoyos libres. Con esto se disminuye las reflexiones de onda y así no se interfiere en el proceso de detección de daño.

Tabla 4.1 Propiedades del material usado en la barra

PROPIEDADES DEL ALUMINIO		
Módulo de Elasticidad	E	70 GPa
Densidad	φ	2 710 kg/m ³
Módulo de Poisson	ε	0.33

Las pruebas consisten en tener distintos escenarios de daño, obteniendo las señales de respuesta dinámica ante un pulso de excitación (impacto) determinado, utilizando un arreglo de sensores de aceleración, los cuales detectarán las señales emitidas por una fuerza unitaria de excitación (figura 4.2).

**Figura 4.2 Fuerza unitaria de excitación**

La barra se discretiza en 600 elementos finitos, numerados del 1 al 600 de izquierda a derecha, creando así 601 nodos en la barra. Los seis sensores (puntos donde se registran las respuestas dinámicas) se encuentran en los siguientes nodos: 88, 173, 258, 343, 428 y 513. El impacto del pulso se genera a un tercio de la barra, en el nodo 200.

A continuación se presentan los casos analizados con diferentes tipos de daño y diferentes porcentajes de los operadores genéticos.

4.1.2 Casos de daño

4.1.2.1 Caso 1

La barra presenta dos daños puntuales como se muestra en la figura 4.3. En la tabla 4.2 se observan las características del daño para el caso 1.

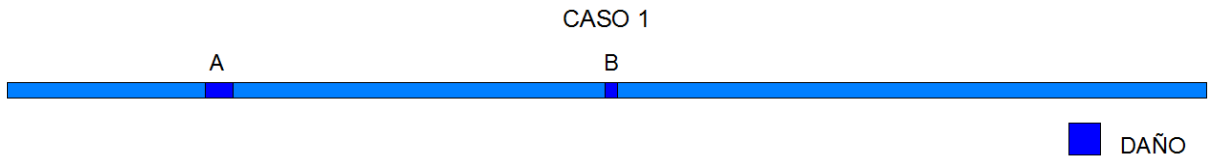


Figura 4.3 Representación gráfica del caso 1

Tabla 4.2 Daño para el caso 1

Daño del caso1	Ubicación (nodos)	Disminución de sección transversal
A	100 - 107	10%
B	300 - 304	15%

Se realizan pruebas con distintos porcentajes de los operadores genéticos, para observar cómo es la convergencia dependiendo del tipo de operador y su porcentaje y si presentan algunas restricciones como es el número de elementos dañados, así como la magnitud máxima del daño. Para todos los casos de daño se realizaron dos pruebas una con mayor porcentaje de permutación y otra donde el porcentaje mayor corresponde al operador de combinación.

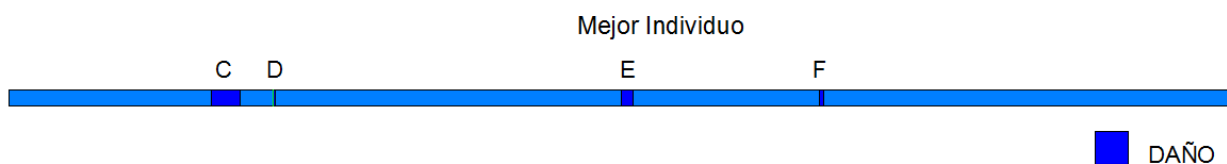
Prueba 1

Para la prueba 1 se muestran las restricciones para aplicar el AG en la tabla 4.3. Para esta prueba el operador con mayor porcentaje es el de combinación, la combinación superior se toma de un porcentaje de los mejores individuos y la inferior de un porcentaje de los individuos catalogados como buenos. Con la combinación inferior se mantiene la diversidad en las siguientes generaciones.

Tabla 4.3 Restricciones de la prueba 1- caso1

% máximo de deterioro	20%
Extensión del daño	1-10 elementos
Individuos por generación	200
Generaciones	200
% de Clonación	6%
% de Combinación superior	32%
% de Combinación inferior	5%
% de Permutación	30%
% de Regeneración	27%

El mejor individuo de la generación 200 se representa gráficamente en la figura 4.4, el cual presenta cuatro daños (tabla 4.4). Se puede observar que la convergencia es aceptable, ya que el AG localiza perfectamente los daños A y B del caso 1, los cuales están representados como C y E.

**Figura 4.4 Mejor individuo de la prueba 1 del caso 1****Tabla 4.4 Daño del mejor individuo de la prueba 1**

Daño	Ubicación (elementos finitos)	Cambio de sección transversal
C	100 - 106	10.57%
D	110 - 111	5.29%
E	300 - 304	14.97%
F	477 - 478	0.52%

Como se puede observar, y comparando los daños del caso 1 (tabla 4.2) con los daños del mejor individuo (tabla 4.4), se detectaron perfectamente los daños del caso 1 (daños A y B):

- El daño C tiene las mismas características que el daño A, sólo con una variación de más 0.57 % de cambio en la sección transversal, la cual es mínima. La ubicación del daño fue casi perfecta, sólo tuvo un elemento menos que el buscado.
- El daño B fue encontrado en el mejor individuo (daño E) con una ubicación exacta y con sólo un porcentaje 0.03% menor que el real.

- Los daños D y F fueron generados por el AG los cuales son despreciables ya que su extensión es de solo un elemento finito dañado y el cambio en la sección transversal tiene un porcentaje muy pequeño.

En la figura 4.5 se muestra el gráfico que plasma los errores obtenidos mediante la función de mínimos cuadrados de los mejores individuos para cada generación. Como se observa, la búsqueda de buenas soluciones empieza en un punto alto, es decir, la convergencia es poca o nula. Después, conforme comienzan a entrar en acción los operadores genéticos, la diferencia entre las respuestas dinámicas va disminuyendo, lo que significa que se han encontrado mejores soluciones.

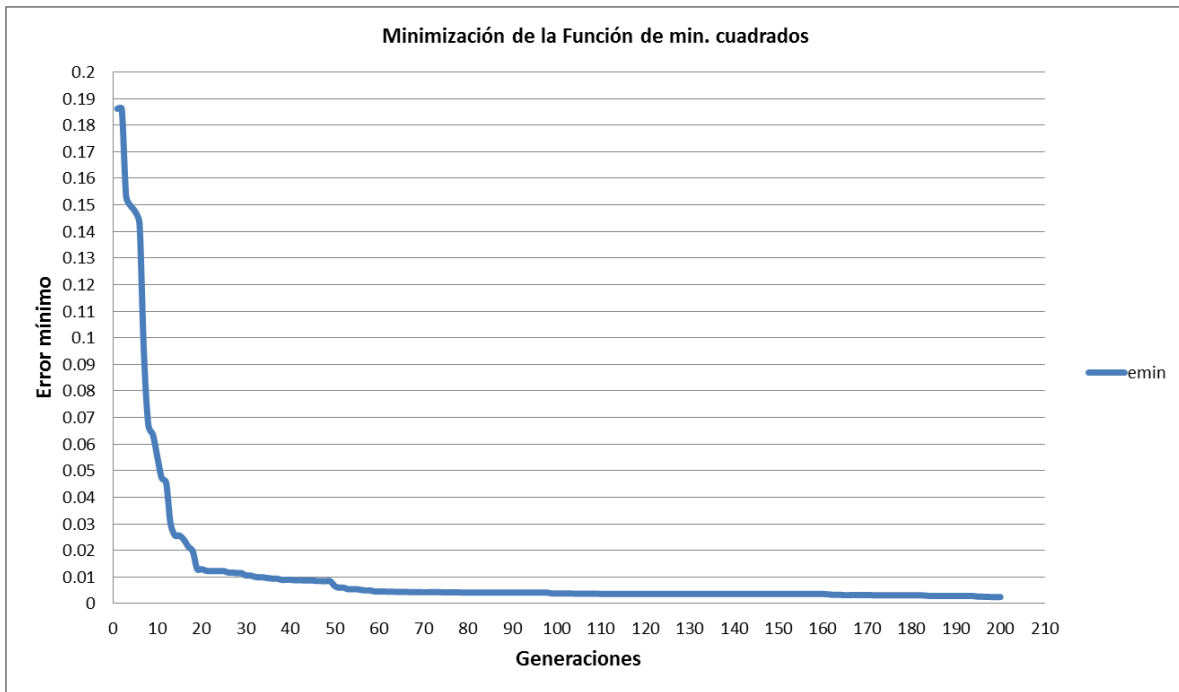


Figura 4.5 Gráfico de la minimización entre las respuestas dinámicas en la prueba 1 del caso 1

4.1.2.2 Caso 2

La barra presenta dos daños puntuales como se muestra en la figura 4.6, en la tabla 4.5 se observan las características de los daños para el caso 2. Se ubican los daños relativamente cerca uno de otro y entre dos sensores (sensores en nodos 343 y 428), para observar si la cercanía y la ubicación de los daños afectan a la convergencia del AG.

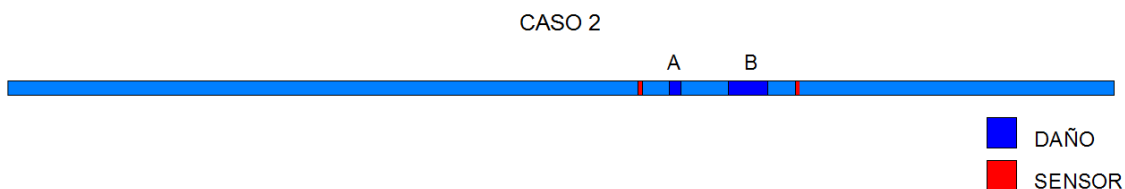


Figura 4.6 Representación gráfica del Caso2

Tabla 4.5 Daños para el caso 2

Daños del caso1	Ubicación (nodos)	Cambio de sección transversal
A	360-362	30%
B	392-399	10%

Prueba 1

Para la prueba 1, se muestran las restricciones para aplicar el AG en la tabla 4.6. Para esta prueba el operador con mayor porcentaje es el de permutación.

Tabla 4.6 Restricciones de la prueba 1 - caso 2

% máximo de deterioro	50%
Extensión del daño	1-10 elementos
Individuos por generación	200
Generaciones	200
% de Clonación	6%
% de Combinación superior	15%
% de Combinación inferior	5%
% de Permutación	45%
% de Regeneración	29%

El mejor individuo de la generación 200 se representa gráficamente en la figura 4.7, el cual presenta cuatro daños (tabla 4.7). Se puede observar que la convergencia es aceptable, ya que el AG localiza perfectamente los daños A y B del caso 2, los cuales están representados como C y E.

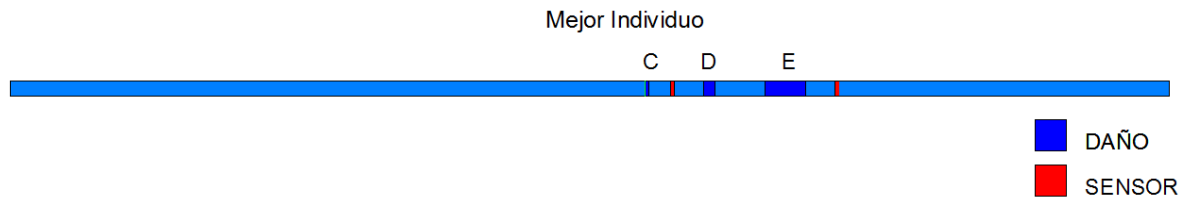


Figura 4.7 Mejor individuo de la prueba 1 del caso 2

Tabla 4.7 Daños del mejor individuo de la prueba 1

Daños	Ubicación (elementos finitos)	Cambio de sección transversal
C	331 - 332	7.64%
D	359 - 360	36.56%
E	394 - 399	9.94%

Como se puede observar, y comparando los daños del caso 2 (Tabla 4.5) con los daños del mejor individuo se detectó la ubicación los daños del caso 2 (daños A y B):

- El daño D tiene las mismas características que el daño A, sólo con una variación de más del 6.56% de cambio en la sección transversal. La ubicación del daño fue casi perfecta, sólo tuvo un elemento menos que el buscado y un desfase hacia la izquierda de dos elementos.
- El daño B fue encontrado en el mejor individuo (daño E) con una ubicación casi exacta. La magnitud encontrada tiene sólo un porcentaje 0.06% menor que el real.
- El daño C generado por el AG es despreciable ya que su extensión es de solo un elemento finito dañado y el cambio en la sección transversal tiene un porcentaje pequeño.

En la figura 4.8 se muestra el gráfico que plasma la diferencia entre las respuestas dinámicas obtenidas mediante la función de mínimos cuadrados de los mejores individuos para cada generación. El gráfico plasma la menor diferencia de cada población generada. Como se observa la búsqueda de buenas soluciones a partir de la quinta generación, anterior a ésta, la convergencia es poca o nula antes de éstas. Después, conforme comienzan a entrar en acción los operadores genéticos, la diferencia entre las respuestas dinámicas va disminuyendo, lo que significa que se han encontrado mejores soluciones.



Figura 4.8 Gráfico de la minimización entre las respuestas dinámicas en la prueba 1 del caso 2

4.1.2.3 Caso 3

La barra presenta un daño puntual y se muestra daño generalizado, el resto de la barra está dañada, los daños se muestran en la figura 4.9 mientras que en la tabla 4.8 se observan las características de los daños para el caso 3. Para este caso se libera la restricción de la extensión del daño; es decir, los daños pueden tener una extensión desde 1 hasta 600 elementos con daño. Esto se propone debido a que se observa de las pruebas realizadas con las mismas variables de caso 1 y 2 que si se restringe la extensión del daño, la convergencia es nula cuando se presenta daño generalizado.

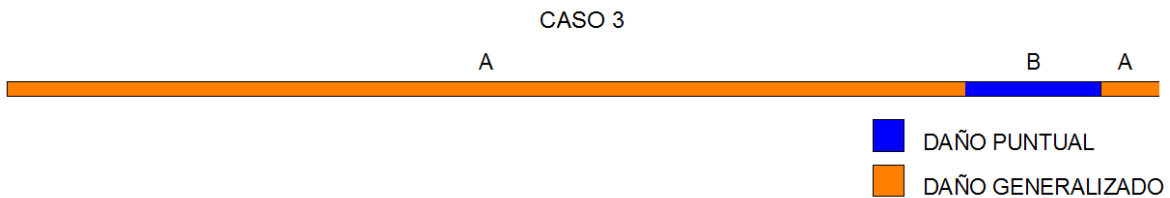


Figura 4.9 Representación gráfica del Caso3

Tabla 4.8 Daños para el caso 3

Daños del caso1	Ubicación (nodos)	Cambio de sección transversal
A	Generalizado barra con daño	10%
B	500 - 539	40%

Prueba 1

Para la prueba 1 se muestran las restricciones para aplicar el AG en la tabla 4.9. Para esta prueba el operador con mayor porcentaje es el de permutación. Se utilizan 260 generaciones debido a que el caso 3 es complicado por el arreglo de daños que presenta y puede engañar al AG. Así tendrá más oportunidad de encontrar una buena solución.

Tabla 4.9 Restricciones de la prueba 1 – paso 3

% máximo de deterioro	50%
Extensión del daño	Libre (1 - 600)
Individuos por generación	200
Generaciones	260
% de Clonación	6%
% de Combinación superior	15%
% de Combinación inferior	5%
% de Permutación	45%
% de Regeneración	29%

El mejor individuo de la generación 260 se representa gráficamente en la figura 4.10, el cual presenta cuatro daños. Se puede observar que la convergencia es aceptable, ya que el AG localiza los daños A y B del caso 3, representados por daños generalizados como C, D, E y F.

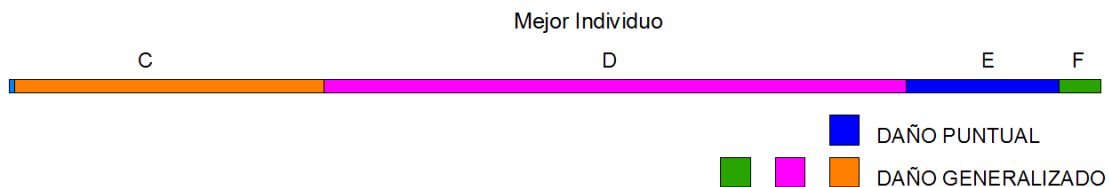


Figura 4.10 Mejor individuo de la prueba 1 del caso 3

Tabla 4.10 Daños del mejor individuo de la prueba 1

Daños	Ubicación (elementos finitos)	Cambio de sección transversal
C	3 - 174	10.81%
D	174 - 497	9.87%
E	497 - 575	36.17%
F	575 - 600	50.73%

Como se puede observar, y comparando los daños del caso 3 (tabla 4.8) con los daños del mejor individuo del AG (figura 4.10), se detectaron los siguientes daños:

- Se localiza el daño puntual E con una extensión mayor que la del caso 3, la magnitud es muy cercana a la real. El daño F presenta un cambio considerable de la sección transversal, pero converge la ubicación.
- Los daños generalizados, generados por el AG, tienen una buena convergencia, con magnitud y ubicación muy similar.

En la figura 4.11 se muestra el gráfico que plasma los errores obtenidos mediante la función de mínimos cuadrados de los mejores individuos para cada generación. Como se observa, la búsqueda da buenas soluciones a partir de la generación 10, es decir, conforme comienzan a entrar en acción los operadores genéticos, el error va disminuyendo, lo que significa que se han encontrado mejores soluciones. También se observa que el error comienza con un valor alto de más de 1.5, pero empieza a minimizarse a partir de la generación 60. Después, su minimización es muy baja hasta llegar a la última generación.

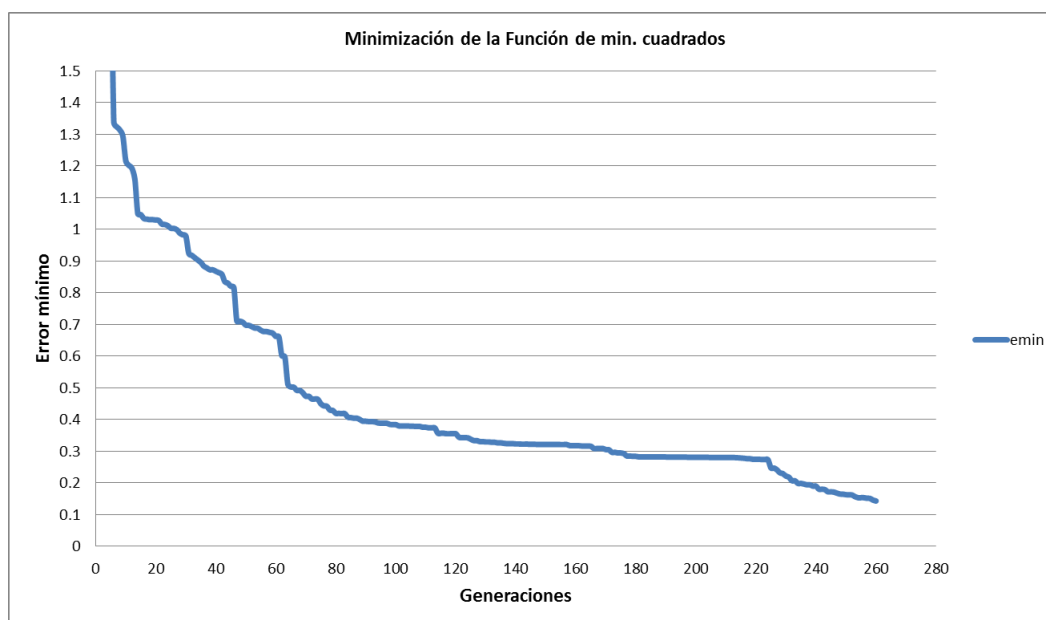


Figura 4.11 Gráfico de la minimización entre las respuestas dinámicas en la prueba 1 del caso 3

4.1.2.4 Caso 4

La barra presenta tres daños puntuales, como se muestra en la figura 4.12, en la tabla 4.11 se observan las características de los daños para el caso 4. Este caso presenta dificultad para el AG, ya que las extensiones de los daños son muy distintas; para los daños A y B, son extensiones pequeñas y el daño C tiene una extensión grande de 43 elementos dañados.

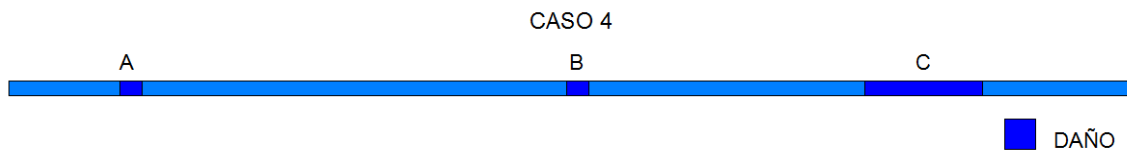


Figura 4.12 Representación gráfica del caso 4

Tabla 4.11 Daños para el caso 4

Daños del caso 1	Ubicación (nodos)	Cambio de sección transversal
A	60 - 66	12%
B	298 - 304	8%
C	457 - 500	15%

Prueba 1

En la prueba 1 se muestran las restricciones para aplicar el AG en la tabla 4.12. Para esta prueba el operador con mayor porcentaje es el de permutación.

Tabla 4.12 Restricciones de la prueba 1 – paso 4

% máximo de deterioro	20%
Extensión del daño	1-10 elementos
Individuos por generación	200
Generaciones	200
% de Clonación	6%
% de Combinación superior	15%
% de Combinación inferior	5%
% de Permutación	45%
% de Regeneración	29%

El mejor individuo de la generación 200 se representa gráficamente en la figura 4.13, el cual presenta siete daños (tabla 4.13).

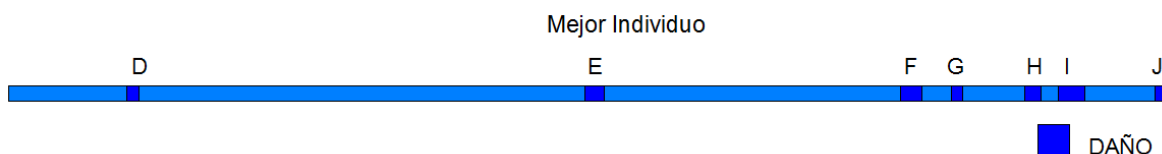
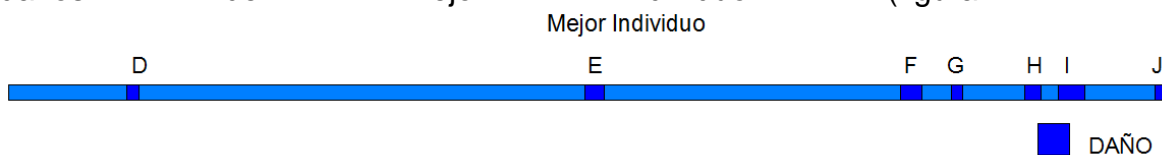


Figura 4.13 Mejor individuo de la prueba 1 del caso 4

Tabla 4.13 Daños del mejor individuo de la prueba 1

Daños	Ubicación (elementos finitos)	Cambio de sección transversal
D	62 - 65	16.95%
E	298 - 303	9.13%
F	461 - 467	19.25%
G	487 - 490	20.66%
H	525 - 529	17.72%
I	542 - 549	20.26%
J	592 - 594	14.00%

Como se puede observar, y comparando los daños del caso 4 (tabla 4.12) con los daños del mejor individuo (figura 4.13



), se detectaron los daños del caso 4 (daños A, B, C) y se generaron tres daños (H, I, J) que no corresponden a los daños reales pero son de extensión mínima; los daños F y G ocupan el lugar del daño C con una magnitud muy cercana a la real.

En la figura 4.14 se muestra el gráfico que plasma los errores obtenidos mediante la función de mínimos cuadrados de los mejores individuos para cada generación. Como se observa la búsqueda de buenas soluciones empieza en un punto alto, es decir, la convergencia es poca o nula. Después, conforme comienzan a entrar en acción los operadores genéticos, el error va disminuyendo, lo que significa que se han encontrado mejores soluciones. A partir de la generación 90 la minimización es muy poca hasta llegar a la última generación.

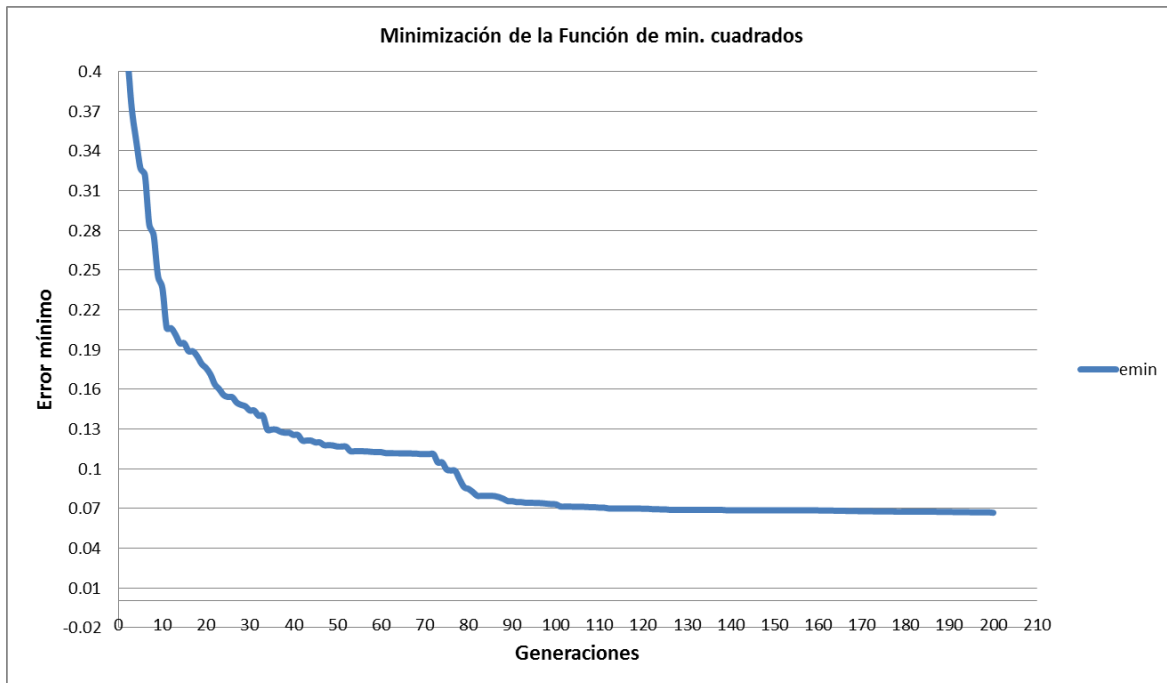


Figura 4.14 Gráfico de la minimización entre las respuestas dinámicas en la prueba 1 del caso 4

4.1.2.5 Caso 5

La barra presenta cuatro daños puntuales, como se muestra en la figura 4.15. En la tabla 4.14 se observan las características de los daños para el caso 5. Este caso presenta dificultad para el AG, ya que las extensiones de los daños son pequeñas y se prueba con cuatro daños separados una distancia considerable. Otra dificultad son las magnitudes del daño ya que son distintas.

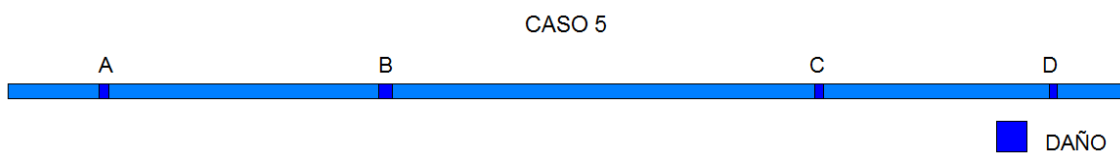


Figura 4.15 Representación gráfica del Caso 5

Tabla 4.14 Daños para el caso 5

Daños del caso 1	Ubicación (nodos)	Cambio de sección transversal
A	50 - 55	12%
B	200 - 207	30%
C	434 - 439	15%
D	560 - 565	8%

Prueba 1

Para la prueba 1, se muestran las restricciones para aplicar el AG en la tabla 4.15. Para esta prueba el operador con mayor porcentaje es el de permutación. Otra variable que presentara dificultad para el AG es que se libera la extensión del daño y además el porcentaje de deterioro es alto.

Tabla 4.15 Restricciones de la Prueba 1 – Caso 5

% máximo de deterioro	50%
Extensión del daño	Libre (1-600)
Individuos por generación	200
Generaciones	260
% de Clonación	6%
% de Combinación superior	15%
% de Combinación inferior	5%
% de Permutación	45%
% de Regeneración	29%

El mejor individuo de la generación 260 se representa gráficamente en la figura 4.16, el cual presenta cuatro daños (tabla 4.16). Se puede observar que la convergencia es aceptable, ya que el AG localiza perfectamente los daños del caso 5, sin generar daños que no corresponden a los del caso, la magnitud de los daños es menor pero la ubicación es casi perfecta.

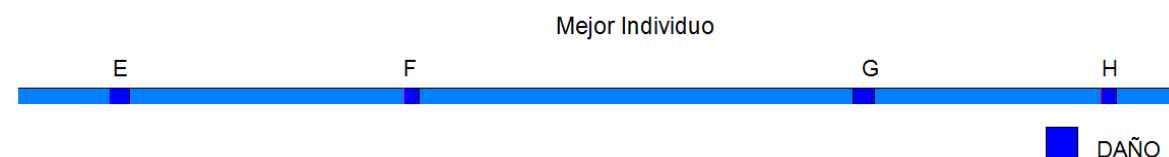


Figura 4.16 Mejor individuo de la prueba 1 del caso 5.

Tabla 4.16 Daños del mejor individuo de la prueba 1

Daños	Ubicación (elementos finitos)	Cambio de sección transversal
E	48 - 58	6.79%
F	200 - 208	29.97%
G	432 - 443	9.58%
H	560 - 568	6.53%

Como se observa el número de generaciones es de 260, ya que se libera la extensión del daño y se requiere de mayor tiempo para encontrar una mejor solución.

En la figura 4.17 se muestra el gráfico que plasma los errores obtenidos mediante la función de mínimos cuadrados de los mejores individuos para cada generación. Como se puede observar en la generación 50, la minimización es muy baja hasta llegar a la generación 160, donde vuelve a minimizar la función de mínimos cuadrados.



Figura 4.17 Gráfico de la minimización entre las respuestas dinámicas en la prueba 1 del caso 5

4.1.2.6 Análisis de resultados

El AG se prueba para todos los casos con dos variaciones: la primera para un porcentaje mayor de combinaciones y la segunda donde las permutaciones son el operador con mayor actividad. De ambas pruebas, los resultados son aceptables; sin embargo, se tiene una mayor convergencia cuando el operador con mayor porcentaje de reproducción es el de permutación.

Cuando no se restringe la extensión de los daños, es necesario permitir que el AG genere un mayor número de iteraciones (generaciones), para permitir que tenga mayor tiempo de optimizar las respuestas y que el método converja. Para una extensión limitada, como fue el caso de algunas pruebas, se utilizó un número máximo de 200 generaciones debido a que se observó que con la mitad de generaciones el AG no converge y un número mayor de generaciones solo aumenta el tiempo de iteración sin obtener mejores resultados. Cuando la extensión del daño fue libre se utilizó un máximo de 260 generaciones, este

número fue obtenido con base en pruebas en las cuales se observó que después de este número de generaciones la capacidad de convergencia del AG disminuye.

El AG tiene buena convergencia para el caso de detección de daño en una barra, en todas las pruebas se ubicó perfectamente los daños de las experimentos realizados la magnitud del daño fue con poca variación respecto al caso real. Por lo tanto se detectó, ubicó y cuantificó el daño para un elemento estructural tipo barra de manera satisfactoria.

Para seguir analizando el comportamiento del AG se propuso utilizar una estructura tipo marco, aumentando el número de elementos finitos condiciones de continuidad entre elementos, es decir aumentando la complejidad del modelo estructural.

4.2 Detección de daño en un marco estructural

4.2.1 Modelo de Elemento Finito del marco estructural

El modelo corresponde a un marco estructural de aluminio, el cual mide 1.397 m (55 in) de longitud por 0.266 7 m de ancho; la sección transversal de las vigas de aluminio es de $1.6129 \times 10^{-4} \text{ m}^2$ (0.25 in^2), ver figura 4.18. El marco se discretizó en 4 140 elementos finitos.

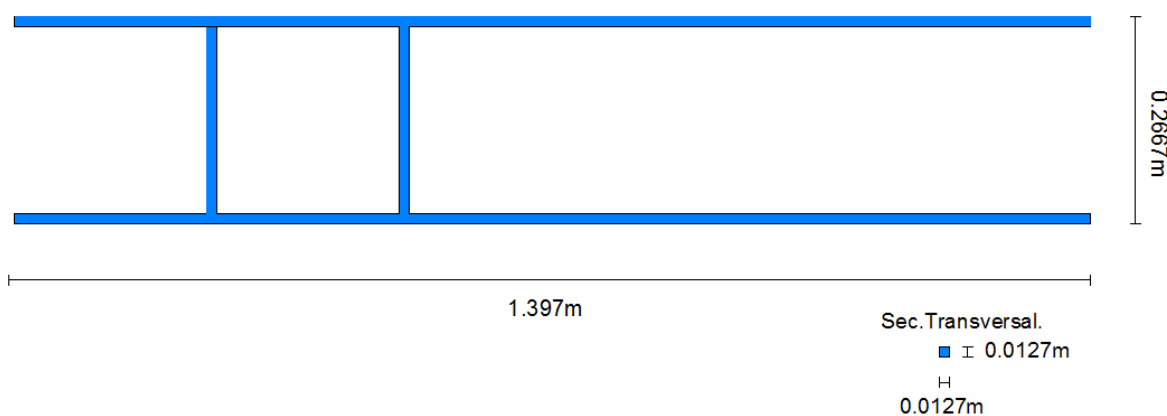


Figura 4.18 Dimensiones del marco estructural para el caso experimental

Las propiedades del material con que se diseñó el modelo de la barra se describen en la tabla 4.17. El modelo de EF del marco tiene condiciones de frontera aisladas, se idealizan los apoyos libres. Con esto se disminuye las reflexiones de onda y así no interfiere en el proceso de detección de daño.

Tabla 4.17 Propiedades del aluminio usado para el marco estructural

Módulo de Elasticidad	E	70 GPa
Densidad	φ	2710 kg/m ³
Módulo de Poisson	ε	0.33

4.2.2 Casos de daño

4.2.2.1 Caso 1H

En la primera prueba el marco estructural presenta un daño puntual, como se muestra en la figura 4.19, en la tabla 4.18 se observan las características del daño para el caso 1.

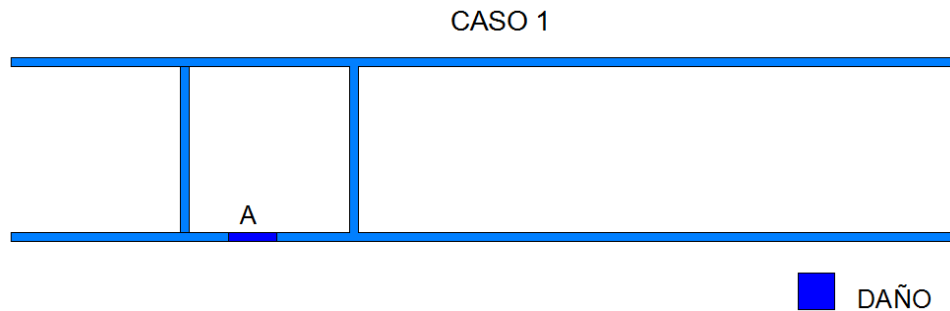


Figura 4.19 Representación gráfica del caso 1H

Tabla 4.18 Daños para el caso 1H

Daños del caso 1	Ubicación (nodos)	Cambio de sección transversal
A	1010 - 1025	20%

Para encontrar el daño se realizaron pruebas con distintos porcentajes en los operadores genéticos, para observar la convergencia y analizar el efecto por aplicar restricciones, como es el número de elementos dañados, así como la magnitud máxima del daño. Para todos los casos de daño se realizaron dos pruebas una con mayor porcentaje de permutación y otra donde el porcentaje mayor corresponde al operador de combinación.

Prueba 1

Para la prueba 1, se muestran las restricciones para aplicar el AG en la tabla 4.19. Para esta prueba el operador con mayor porcentaje fue el de combinación.

Tabla 4.19 Restricciones de la prueba 1- caso 1

% máximo de deterioro	50%
Extensión del daño	libre
Individuos por generación	200
Generaciones	200
% de Clonación	6%
% de Combinación superior	32%
% de Combinación inferior	5%
% de Permutación	30%
% de Regeneración	27%

El mejor individuo de la generación 200 se representa gráficamente en la figura 4.21, el cual presenta dos daños (tabla 4.20). Se puede observar que la convergencia es aceptable, ya que el AG localiza perfectamente el daño del caso 1, pero, adicionalmente localiza un daño más en la conexión a la derecha, lo cual es aceptable, ya que la zona con deterioro es perfectamente localizada.

Tabla 4.20 Daños del mejor individuo de la prueba 1

Daños	Ubicación (elementos finitos)	Cambio de sección transversal
B	1010 - 1025	19.59%
C	15 - 1644	38.29%

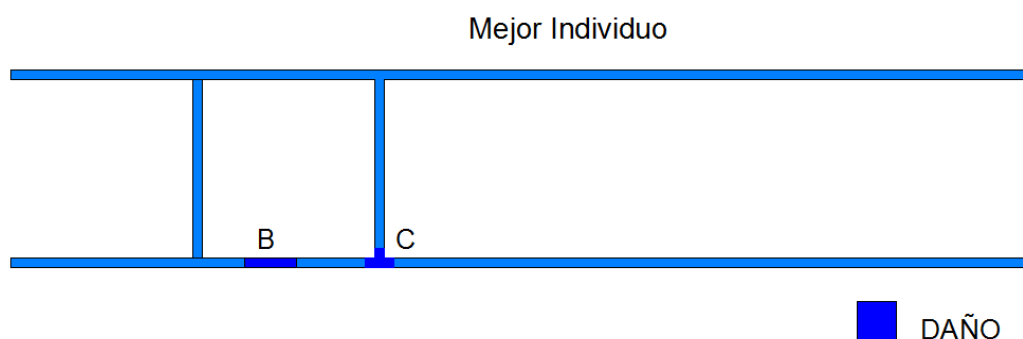


Figura 4.20 Mejor individuo de la prueba 1 del caso 1H

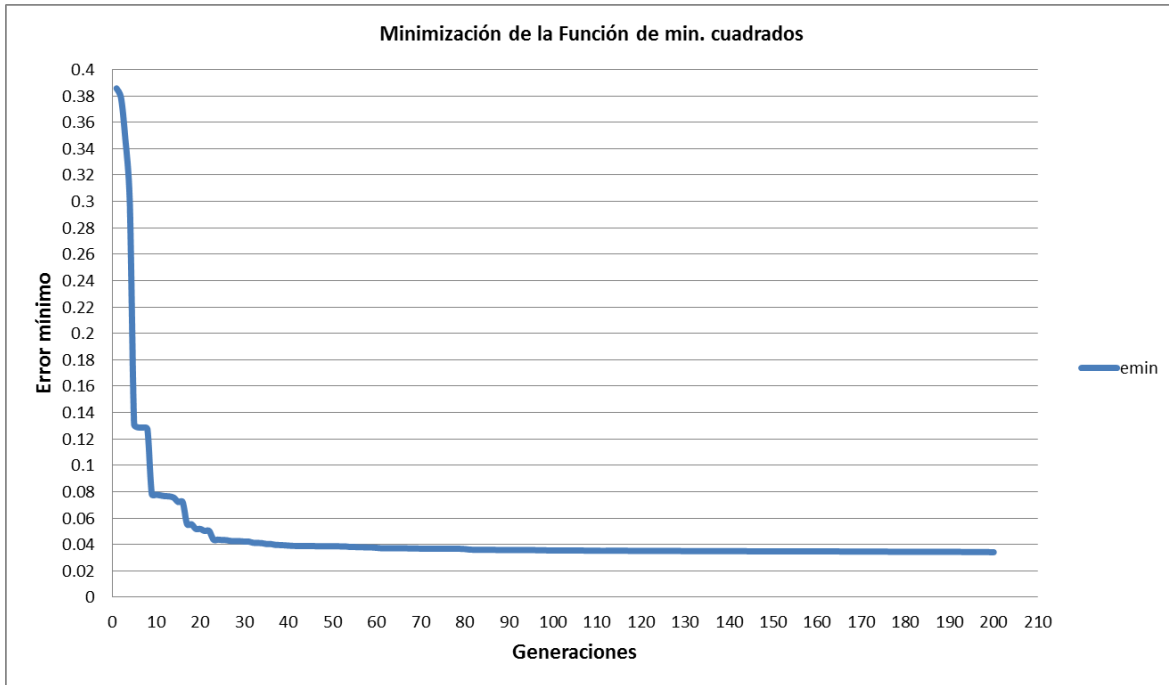


Figura 4.21 Gráfico de la minimización entre las respuestas dinámicas en la prueba 1 del caso 1H

4.2.2.2 Caso 2H

Para la prueba 2 el marco estructural presenta tres daños puntuales, como se muestra en la figura 4.22, en la tabla 4.21 se observan las características de los daños para el caso 2H.

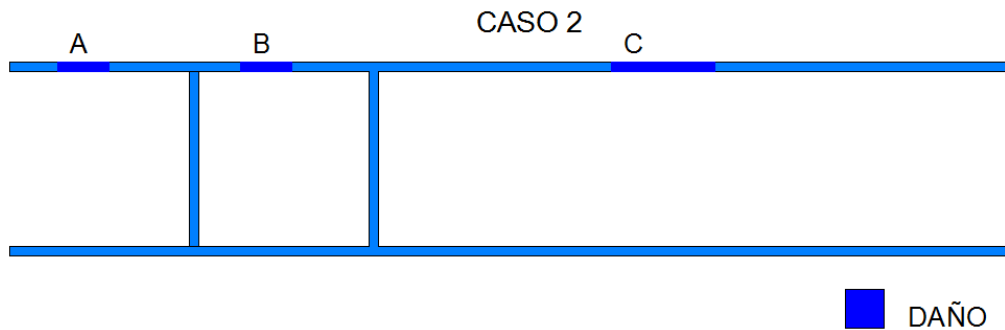


Figura 4.22 Representación gráfica del Caso 2H

Tabla 4.21 Daños para el caso 2H

Daños del caso 1	Ubicación (nodos)	Cambio de sección transversal
A	3 030 - 3 049	15%
B	3 085 - 3 090	7%
C	4 040 - 4 069	18%

Prueba 1

Para la prueba 1, se muestran las restricciones para aplicar el AG en la tabla 4.22. Para esta prueba el operador con mayor porcentaje es el de combinación.

Tabla 4.22 Restricciones de la Prueba 1- Caso 2H

% máximo de deterioro	50%
Extensión del daño	libre
Individuos por generación	200
Generaciones	200
% de Clonación	6%
% de Combinación superior	32%
% de Combinación inferior	5%
% de Permutación	30%
% de Regeneración	27%

El mejor individuo de la generación 200 se representa gráficamente en la figura 4.24, en ésta se observan tres daños (tabla 4.23). Se puede observar que la convergencia es aceptable, ya que el AG localiza perfectamente los daños del caso 2H, únicamente desfasando hacia la izquierda el daño E hasta llegar a la conexión, la magnitud del deterioro es muy cercana a la real, lo cual es bueno, ya que la zona con deterioro es perfectamente localizada.

Tabla 4.23 Daños del mejor individuo de la prueba 1

Daños	Ubicación (elementos finitos)	Cambio de sección transversal
D	3 027 - 3 067	24.62%
E	2 487 - 2 502	7.97%
F	4 060 - 4 077	23.62%

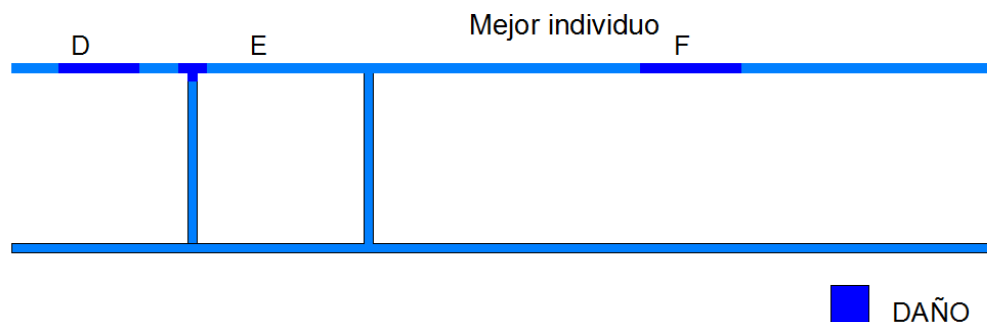


Figura 4.23 Mejor individuo de la prueba 1 del caso 2H

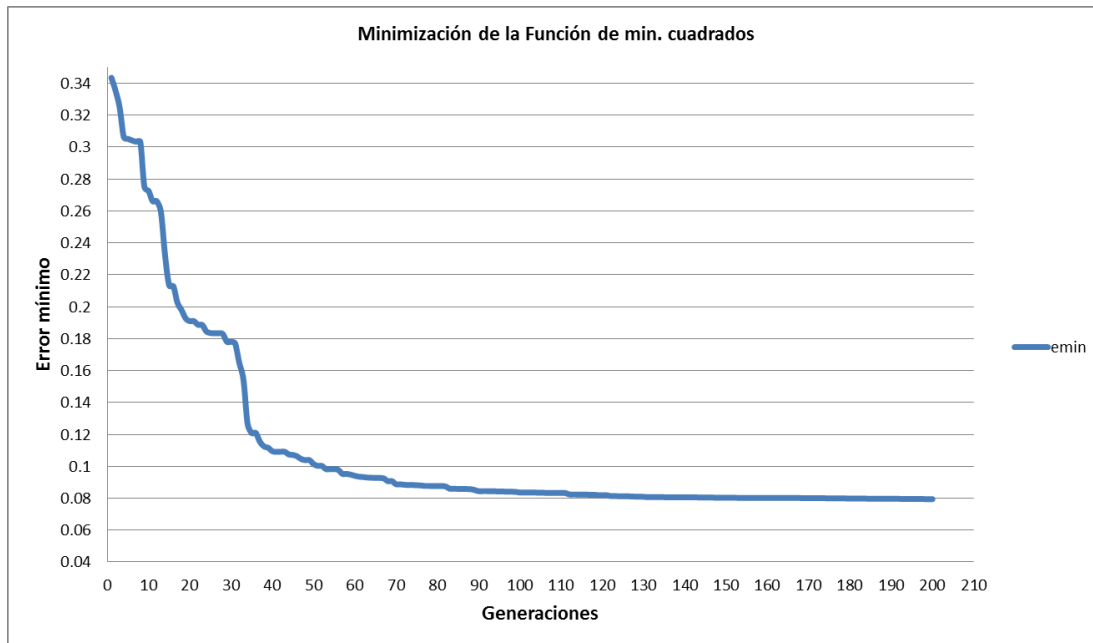


Figura 4.24 Gráfico de la minimización entre las respuestas dinámicas en la prueba 1 del caso 2H

4.2.3 Análisis de resultados

El AG se prueba para todos los casos con dos características: la primera para una extensión del daño libre y una magnitud máxima de daño del 50%.

Se observa que en las zonas de las conexiones, el AG detecta daños, lo cual es bueno porque las zonas donde llegan varios elementos estructurales son lugares donde se tiene que prestar atención ya que los métodos de unión presentan degradación y se puede presentar una falla en esos puntos.

El tiempo de cómputo para iterar las 200 generaciones con una computadora con procesador i7 de 4GB de RAM es de aproximadamente 4 días, este número de generaciones resulta adecuado para llegar a una buena solución del sistema, un número mayor de generaciones tardaría más tiempo y no se obtendría una mejora sustancial.

El AG tiene buena convergencia para el caso de detección de daño en un elemento estructural tipo marco, en todas las pruebas ubicó perfectamente las zonas con daño y la cuantificación fue muy cercana a las reales. Por lo tanto, se detectó, ubicó y cuantificó el daño para un elemento estructural tipo marco satisfactoriamente.

4.3 Detección de daño en un puente

4.3.1 Modelo de Elemento Finito de un puente

El modelo corresponde a un puente de elementos estructurales de acero que tiene una longitud de 51.00 metros, cuenta con 18 vigas transversales y 2 vigas longitudinales, y cuenta con una placa de pavimento

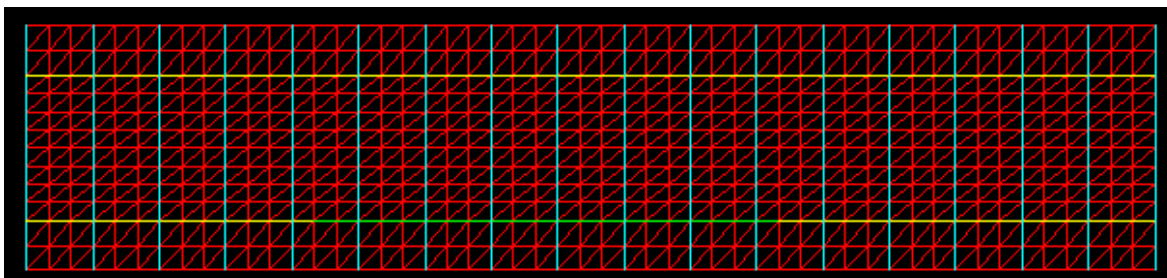


Figura 4.25 Modelo de EF del puente

Las propiedades del material con que se diseñó el modelo del puente se describen en la tabla 4.24. El modelo del puente tiene condiciones de frontera con apoyos libres en los extremos, el tablero fue simulado con elementos tipo placa y las vigas y travesaños con elementos tipo barra.

Tabla 4.24 Propiedades del material usado en el modelo del puente

		Vigas transversales	Vigas longitudinales	Pavimento
Módulo de Elasticidad	E	235 GPa	230 GPa	60 GPa
Densidad	ρ	7 700 kg/m ³	7 700 kg/m ³	2 000 kg/m ³
Módulo de Poisson	ν	0.27-0.30	0.27-0.30	0.20

Las pruebas consisten en tener distintos escenarios de daño, obteniendo las señales de respuesta dinámica ante un pulso de excitación (impacto) determinado, utilizando un arreglo de sensores de aceleración, los cuales detectarán las ondas propagadas por una fuerza unitaria de excitación (figura 4.26).

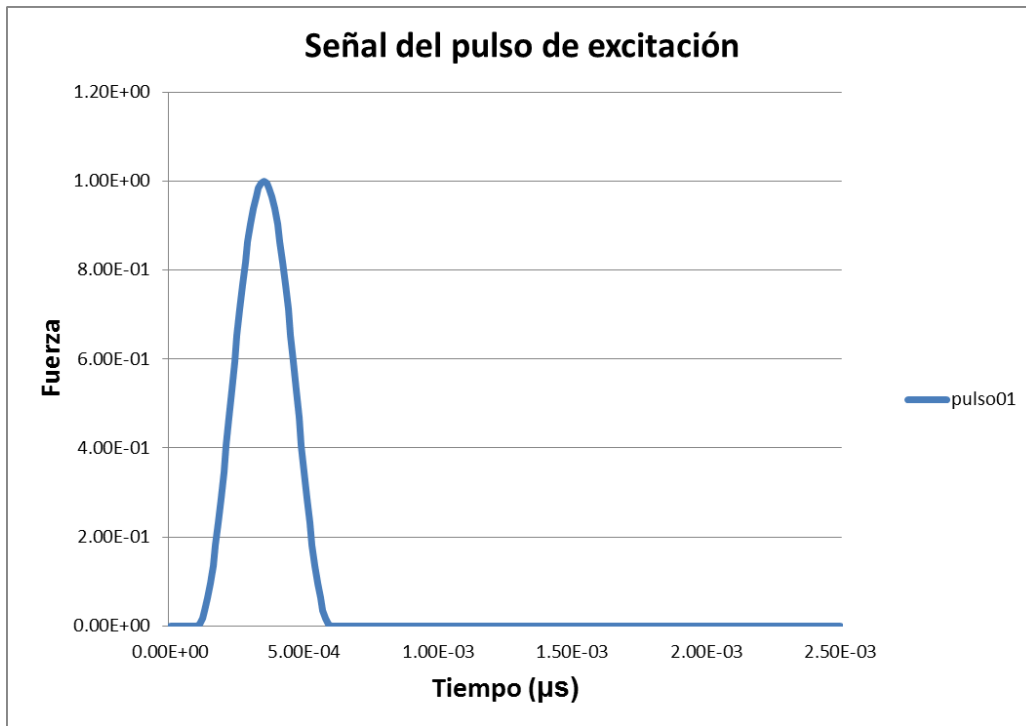


Figura 4.26 Fuerza unitaria de excitación

El puente se discretizó en 1 542 elementos finitos, lo que implica más del doble de elementos que en los modelos anteriores, generando 676 nodos en el modelo. El arreglo experimental consta de 10 sensores ubicados en los siguientes nodos: 87, 214, 336, 442, 560, 145, 241, 355, 456 y 570, en tanto que la fuerza de impacto se localizó en el nodo 282.

A continuación se presentan los casos analizados con diferentes tipos de daño y diferentes porcentajes de los operadores genéticos.

4.3.2 Casos de daño

4.3.2.1 Caso 1

Para el primer caso, el puente presenta un daño en una de las vigas longitudinales como se muestra en la figura 4.27 en una línea más gruesa. En la tabla 4.25 se observan las características del daño para el caso 1.

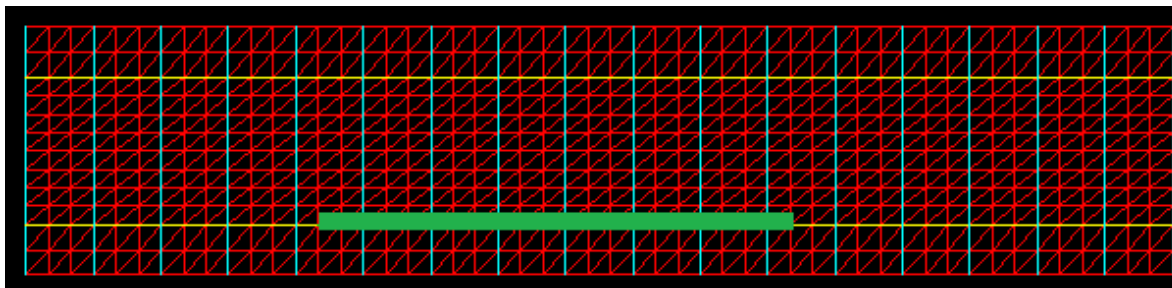


Figura 4.27 Representación gráfica del caso 1 de daño

Tabla 4.25 Daño para el caso 1

Daños del caso 1	Ubicación (nodos)	Cambio en módulo de elasticidad
A	1 250-1 270	10%

Se realizaron pruebas con distintos porcentajes de los operadores genéticos, para observar cómo es la convergencia dependiendo del porcentaje en los operadores genéticos y las restricciones como es el número de elementos dañados y la magnitud máxima del daño. Para todos los casos de daño se realizaron dos pruebas, una con mayor porcentaje de permutación y otra donde el porcentaje mayor corresponde al operador de combinación.

Prueba 1

En la prueba 1 se muestran las restricciones para aplicar el AG en la tabla 4.26. Para esta prueba el operador con mayor porcentaje es el de regeneración y la permutación y combinación mantienen un porcentaje similar, la combinación superior se toma de un porcentaje de los mejores individuos, y la inferior de un porcentaje de los individuos catalogados como buenos. Con la combinación inferior se mantiene la diversidad en las siguientes generaciones.

Tabla 4.26 Restricciones de la Prueba 1- Caso 1

% máximo de deterioro	70%
Extensión del daño	libres
Individuos por generación	100
Generaciones	200
% de Clonación	6%
% de Combinación superior	25%
% de Combinación inferior	5%
% de Permutación	30%
% de Regeneración	34%

El mejor individuo de la generación 200 presenta cuatro daños (tabla 4.27). Se puede observar que la convergencia es aceptable, ya que el AG localiza el daño A del caso 1, los cuales están representados como E y F.

Tabla 4.27 Daños del mejor individuo de la prueba 1

Daños	Ubicación (elementos finitos)	Cambio de módulo de elasticidad
B	97 - 101	67.38%
C	703 - 706	62.22%
D	747 - 749	63.14%
E	1 247 - 1 252	53.38%
F	1 263 - 1 266	56.50%
G	1 351 - 1 360	14.43%
H	1 388 - 1 389	67.38%

Como se puede observar, y comparando el daño del caso 1 (tabla 4.25) con el daño de la mejor solución (tabla 4.27), se detectó el daño del caso 1 (daño A):

- Los daños E y F corresponden a la ubicación del daño A, presenta una variación de más de 40 % de cambio en el módulo de Elasticidad (E), mientras que la ubicación del daño fue aceptable, solo se obtuvo en un menor número de elementos dañados.
- Los daños B, C, D, G y H fueron generados por el AG los cuales tienen una ubicación muy cercana a la ubicación de los sensores, lo cual puede ser detectado y observado con relativa facilidad.

En la figura 4.28 se muestra el gráfico que plasma los errores obtenidos mediante la función de mínimos cuadrados de los mejores individuos para cada generación.

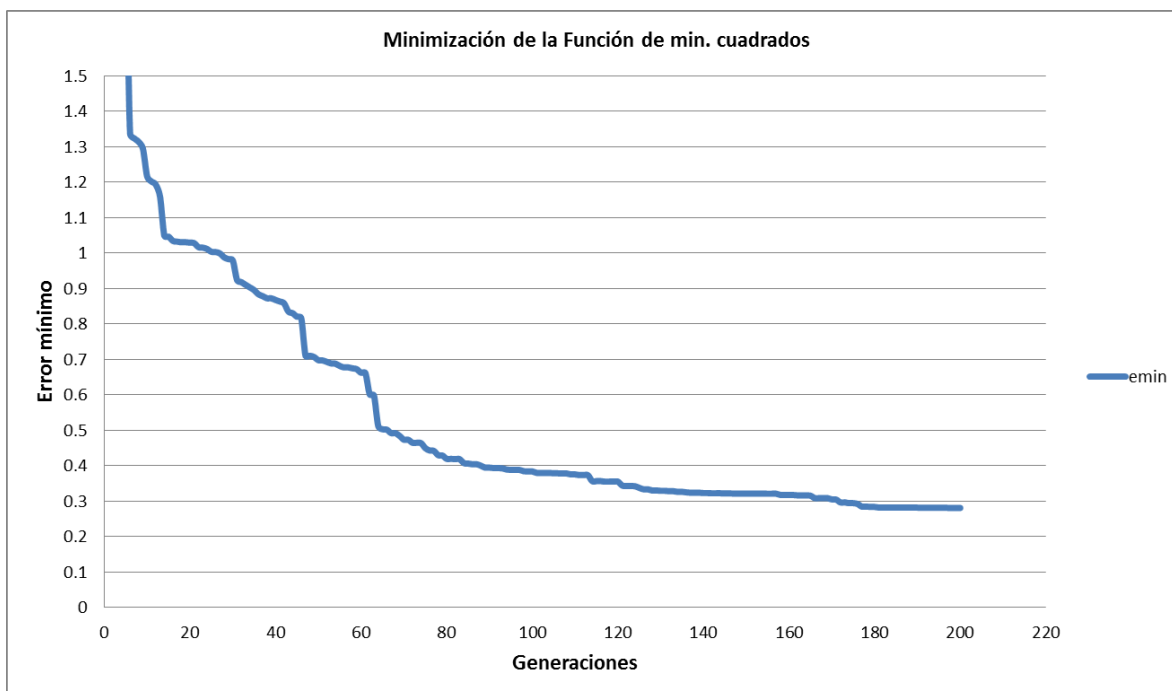


Figura 4.28 Gráfico de la minimización entre las respuestas dinámicas en la prueba 1 del caso 1

4.3.2.2 Caso 2

El puente presenta un daño en una de las vigas transversales, como se muestra en la figura 4.29 en una línea más gruesa, en la tabla 4.28 se observan las características del daño para el caso 2.

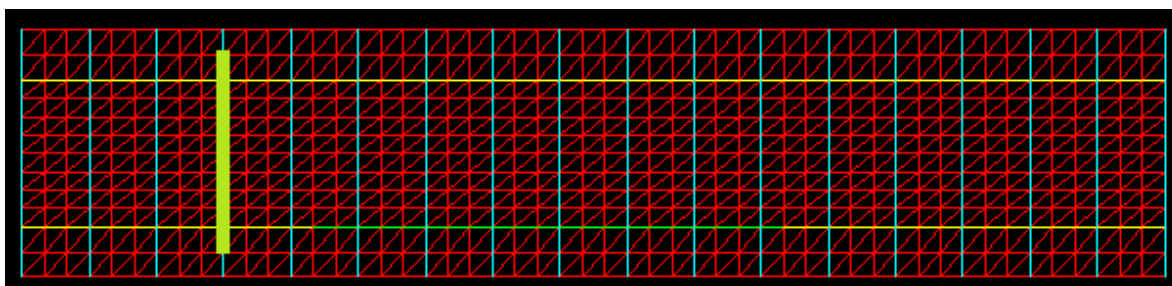


Figura 4.29 Representación gráfica del Caso 2 de daño

Tabla 4.28 Daño para el caso 2

Daños del caso 1	Ubicación (nodos)	Cambio en el módulo de elasticidad (E)
A	1 363-1 370	15%

Prueba 1

En la prueba 1 se muestran las restricciones para aplicar el AG en la tabla 4.29. Para esta prueba el operador con mayor porcentaje es el de regeneración, mientras la permutación y combinación mantienen un porcentaje similar.

Tabla 4.29 Restricciones de la prueba 1 – caso 2

% máximo de deterioro	70%
Extensión del daño	libres
Individuos por generación	100
Generaciones	200
% de Clonación	6%
% de Combinación superior	25%
% de Combinación inferior	5%
% de Permutación	30%
% de Regeneración	34%

El mejor individuo de la generación 200 presenta cuatro daños (tabla 4.30). Se puede observar que la convergencia es aceptable ya que el AG localiza el daño del caso 2, los cuales están representados como C y E.

Tabla 4.30 Daños del mejor individuo de la prueba 1

Daños	Ubicación (elementos finitos)	Cambio de módulo de elasticidad (E)
B	1 340 - 1 347	63.99%
C	1 151 - 1 165	4.85%
D	1 340 - 1 344	62.99%
E	1 365 - 1 370	60.75%

Como se puede observar, y comparando los daños del caso 2 (tabla 4.28) con los daños del mejor individuo (tabla 4.30), se detectó el daño del caso 2 (daño A):

- El daño E corresponden a la ubicación del daño A, presenta una variación de más de 45 % de cambio en el módulo de elasticidad (E). La ubicación del daño es aceptable, solo se encontraron menos elementos que los dañados.
- Los daños B, C y D fueron generados por el AG los cuales tienen una ubicación muy cercana a la ubicación de los sensores, lo cual puede ser detectado y observado con relativa facilidad.

En la figura 4.30 se muestra el gráfico que plasma los errores obtenidos mediante la función de mínimos cuadrados de los mejores individuos para cada generación.

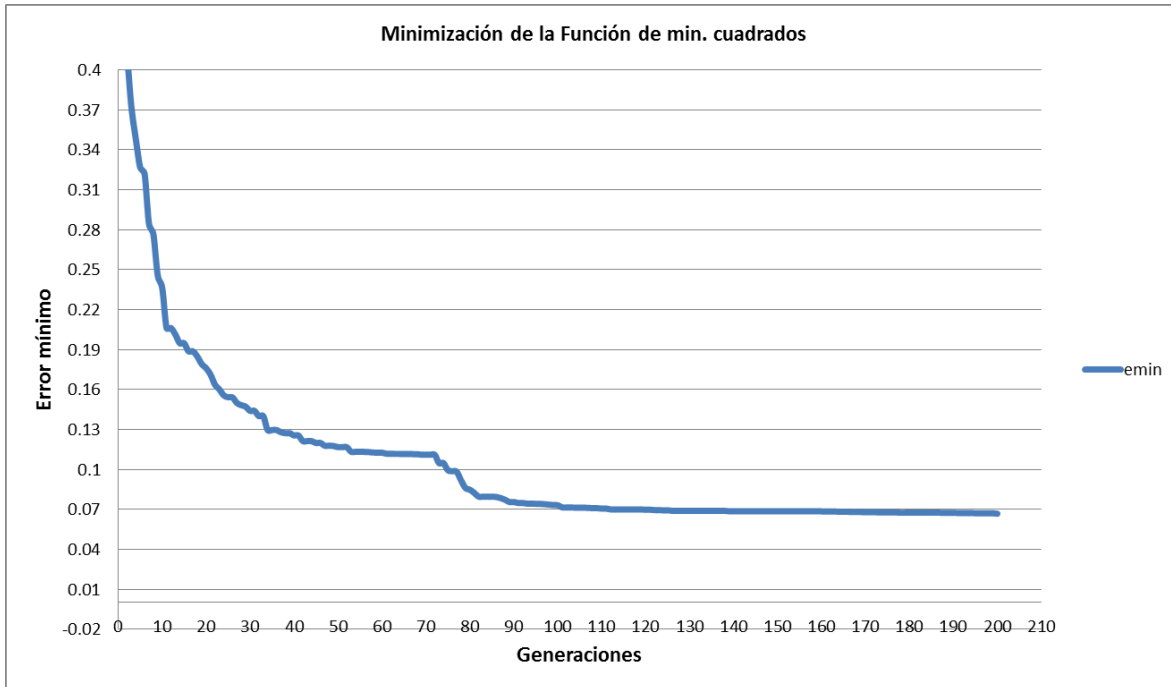


Figura 4.30 Gráfico de la minimización entre las respuestas dinámicas en la prueba 1 del caso 2

5 Conclusiones

Es de gran importancia optimizar el número de generaciones y de individuos por población para que el AG tenga un buen resultado, un número grande de estos dos factores no garantizan obtener una mejor solución, simplemente crecería el tiempo de computo.

El AG tiene buen comportamiento para porcentajes altos de permutación al igual que de combinación, sin embargo se obtuvo una ligera mejoría cuando la permutación presentó un porcentaje mayor de actividad reproductiva.

El AG tiene buena convergencia para el caso de detección de daño elementos estructurales tipo barra y tipo marco, en todas las pruebas ubicó perfectamente las zonas con daños, y la cuantificación de los mismos fue muy cercana. Por lo tanto, se detectó, ubicó y cuantificó el daño para este tipo de elementos.

Se probó el AG con un modelo de un puente real, el cual fue una tarea complicada para la detección de daños, se llevó más de seis días de tiempo continuo de computo por prueba, pero se tuvo un resultado aceptable ya que para un modelo de más de 1500 elementos finitos se disminuyó las zonas probables de daño a menos de ocho zonas con posibilidades de daño, lo cual es muy bueno porque eso permite enfocar las inspecciones en zonas específicas y no en toda la estructura.

Bibliografía

Abdel Wahab, M. M. & De Roeck, G., 1999. Damage Detection in bridges Using Modal Curvatures: Application to a Real Damage Scenario. *Journal of Sound and Vibration*, pp. 217-235.

Achenbach, J. D., 2008. Structural health monitoring – What is the prescription?. *Mechanics Research Communications*, pp. 137-142.

Aktan, A. E. & Grimmelsman, K. A., 1999. Structural identification: Analytical Aspects. *Journal of Structural Engineering*, pp. 817-829.

Aktan, A. E., Helmicki, A. J. & Hunt, V. J., 1998. Issues in Health Monitoring for Intelligent Infrastructure. pp. 674-692.

Allampalli, S., Fu, G. & Dillon, E. W., 1995. On the Use of Measured Vibration for Detecting Bridge Damage. San Francisco California, s.n., pp. 125-137.

Allemang, R. J. & Brown, D. L., 1982. A Correlation Coefficient for Modal Vector Analysis. Orlando Florida, s.n.

ASM International, 1998. Nondestructive Evaluation and quality control. 9th ed. s.l.:ASM Metals Handbook .

Bathe, K.-J. & Wilson, E., 1976. Numerical Methods in Finite Element Analysis. New Jersey: Prentice Hall.

Bert, C. W., 1993. Relationship Between Fundamental Natural Frequency and Maxim Static Deflection for Various Linear Vibratory Systems. *Journal of Sound and Vibration*, pp. 547-557.

Borges, C. C., Barbosa, H. J. C. & Lemonge, A. C. C., 2006. A structural damage identification method based on genetic algorithm and vibrational data. *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, p. 2663–2686.

Carden, E. P. & Fanning, P., 2004. Vibration based condition monitoring: a review. *Structural Health Monitoring*, pp. 355-375.

Carrión, F. J., 2002. Tesis de Doctorado: Aplicación de las Funciones Intermedias en Tiempo Frecuencia al Análisis de Sistemas Sujetos a Vibración. Universidad Autónoma de Querétaro: Facultad de Ingeniería División de Postgrado.

Carrión, F. J., Doyle, J. F. & Lozano, A., 2003. Structural health Monitoring and Damage Detection using a sub-domain inverse Method. *Smart Materials and Structures*, pp. 776-784.

Carrión, F. J., Lomelí, M. G., Quintana, J. A. & Martínez, M., 2003. La evaluación no destructiva de materiales estructurales y puentes. Safandila, Querétro: IMT Publicación Técnica No. 231.

Carrión, F. J., López, J. A., Quintana, J. A. & Lozano, A., 2007. Nonlinear Assessment of Cable Vibration in a Stayed Bridge. *Experimental Mechanics*.

Casciati, S., 2008. Stiffness identification and damage localization via differential evolution algorithms. *Structural Control and Health Monitoring*, pp. 436-449.

Coello, C. A., 1995. Introducción a los Algoritmos Genéticos y sus Aplicaciones. *Soluciones Avanzadas. Tecnologías de Información y Estrategias de Negocios*, pp. 5-11.

Doebling, S. W., Farrar, C. R., Prime, M. B. & Shevitz, D. W., 1996. Damage identification and health monitoring of structural and mechanical systems from changes in their vibration characteristics: a literature review. Technical Report LA-1307-MS.

Doyle, J. F., 1997. *Wave Propagation in Structures*. New York, U.S.A.: Springer-Verlag.

Doyle, J. F., 2004. *Modern Experimental Stress Analysis*. New York, U.S.A.: Wiley and Sons.

Ewins, D. J., 2000. *Modal Testing, Practice and Application*. Hertfordshire, England: 2nd edition, Research Studies Press LTD.

Flores, F. R., 2008. Análisis sobre dos nuevos métodos iterativos para resolver ecuaciones no lineales. Mérida: Universidad Nacional Abierta.

Fox, C., 1989. The location of defects in structures: A comparison of the use of natural frequency and mode shape data. *Proceedings of the 10th FHWA*. U.S. Department of Transportation.

Fuhr, P. L., Huston, D. R., Kajenski, P. J. & Ambrose, T. P., 1992. Performance and Health Monitoring of the Stafford Medical Building Using Embedded Sensors. *Journal of Smart Materials and Structures*, pp. 63-68.

Goldberg, D. E., 1989. *Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning*. U.S.A.: Addison-Wesley.

Hernández, M. R., 2010. Detección de daños a partir de cambios en las características vibratorias usando redes neuronales.. pp. 1-10.

Holland, J. H., 1992. *Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control and artificial intelligence.* U.S.A.: MIT Press.

Huston, D. R. et al., 1999. *Ground Penetrating Radar for Concrete Bridge Health Monitoring Applications. Nondestructive Evaluation of Bridges and Highways III*, pp. 170-179.

Inman, D., 2001. *Multifunctional Structures of the Next Millennium. Structural Dynamics@2000: Current status and Future Directions*, pp. 59-70.

Jhonis, 5., 2011. scribd.com. [Online] Available at: <http://es.scribd.com/doc/53889709/ALGORITMOS-DE-BUSQUEDA>

Kato, M. & Shimada, S., 1986. *Vibration of PC Bridge During Failure Process. Journal of Structural Engineering*, pp. 1692-1703.

Ko, J. M. & Ni, Y. Q., 2005. *Technology developments in structural health monitoring of large-scale bridges. Engineering Structures*, pp. 1715-1725.

Kouchmeshky, B., Aquino, W., Bongard, J. C. & Lipson, H., 2006. *Co-evolutionary algorithm for structural damage identification using minimal physical testing. International Journal for Numerical Methods in Engineering*, pp. 1085-1107.

Kouchmeshky, B., Aquino, W., Bongard, J. & Billek, A. E., 2007. *Structural damage identification using co-evolution and frequency response functions. Structural Control and Health Monitoring*, pp. 162-182.

Lieven, N. A. & Ewins, D. J., 1988. *Spatial Correlation of Mode Shapes. The Coordinate MOde Assurance Criterion (COMAC)*. Orlando, Florida, s.n.

Lima, C. A. F., 2005. *Combining Competent Crossover and Mutation Operators: a Probabilistic Model Building Approach*. s.l., s.n.

Linag, Z. & Lee, G. C., 1994. *Damping of Structures Part I. NCEER Report, NCEER 91-004*.

Mathews, J. H. & Fink, K. D., 2000. *Métodos Numéricos con MATLAB*. Madrid: Prentice Hall.

Merchán, E. A., 2005. *Soft-computing techniques in the trajectory planning of robot manipulators sharing a common workspace. Automatic Control and Systems Engineering*, p. 204.

Meruane, V. & Heylen, W., 2010. *Structural damage assessment with antiresonances versus mode shapes using parallel genetic algorithms. Structural Control and Health Monitoring*.

Pandey, A. K., Biswas, M. & Samman, M. M., 1991. Damage Location from Changes in Curvature Mode Shape. *Journal of Sound and Vibration*, p. 145 (2).

Pérez, M. A., 2011. Ubicación de sensores para el monitoreo del puente Río Papaloapan mediante técnicas globales de detección de daño. Departamento de Ingeniería Mecánica, Instituto Tecnológico de Celaya: Tesis de Maestría.

Quintana, J. A., 2004. A Global Search Method for Damage Detection in General Structures. Astronautics and Aeronautics Department, Purdue University, U.S.A.: Tesis de Maestría.

Quintana, J. A., 2009. Análisis del Método de Búsqueda Global para la detección de daño y monitoreo estructural de puentes. Escuela Superior de Ingeniería Mecánica y Eléctrica, Instituto Politécnico Nacional, México D.F.: Tesis de Doctorado.

Rodríguez, P. T., 2011. Introducción a los algoritmos genéticos y sus aplicaciones. pp. 1-9.

Rytter, A., 1993. Vibration Based inspection of civil engineering structures. Denmark: Alborg University .

Saitoh, M. & Takei, B. T., 1996. Damage Estimation and Identification of Structural Faults Using Modal Parameters. Dearborn, MI, U.S.A., s.n.

Salawu , O. S. & Williams, C., 1992. Damage Location Using Vibration Mode Shape. Honolulu Hawaii, s.n.

Salawu, H. J., 1997. Detection of Structural Damage through Changes in Frequency: A Review. *Engineering Structures*, pp. 718-723.

Schaffer, J. D., 1989. A study of control parameters affecting online performance of genetic algorithms for function optimisation.. s.l., s.n., pp. 51-60.

Spears, W. M. & De Jong, K. A., 1991. An Analysis of Multi-point Crossover. *Proceedings of the First Workshop Foundations of Genetic Algorithms*, pp. 301-315.

Turner, J. D. & Pretolve, A. J., 1988. A Study of the Spectrum of Traffic-induced Bridge Vibration. *Journal of Sound and Vibration*, pp. 31-42.

Valenzuela, V., 2006. Manual de analisis y diseño de algoritmos. s.l.:Ingeniería en Gestion Informática INACAP Copiapó.

Waisman, H., Chatzi, E. & Smyth, A. W., 2009. Detection and quantification of flaws in structures by the extended finite element method and genetic algorithms. *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, pp. 303-328.

Zimmerman, D. C. & Kauk, M., 1994. Structural Damage Detection Using a Minimum Rank Update Theory. Transactions of the ASME, pp. 222-231.



**INSTITUTO
MEXICANO DEL
TRANSPORTE**



Carretera Querétaro-Galindo km 12+000
CP 76700, Sanfandila
Pedro Escobedo, Querétaro, México
Tel +52 (442) 216 9777 ext. 2610
Fax +52 (442) 216 9671

publicaciones@imt.mx

<http://www.imt.mx/>