

EFFECTO DE LA APLICACIÓN DEL ENFOQUE DE DISEÑO BASADO EN
CONFIABILIDAD EN LA OPTIMIZACIÓN DE ESTRUCTURAS METÁLICAS TIPO
CERCHA

CAMILO ANDRÉS PÉREZ PEÑA
NICOLÁS FELIPE CARREÑO VESGA

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERIA FÍSICO - MECANICAS
ESCUELA DE INGENIERÍA CIVIL
BUCARAMANGA
2020

EFFECTO DE LA APLICACIÓN DEL ENFOQUE DE DISEÑO BASADO EN
CONFIABILIDAD EN LA OPTIMIZACIÓN DE ESTRUCTURAS METÁLICAS TIPO
CERCHA

CAMILO ANDRÉS PÉREZ PEÑA
NICOLÁS FELIPE CARREÑO VESGA

Trabajo de grado para optar título de Ingeniero Civil

Director:

OSCAR JAVIER BEGAMBRE CARRILLO
Ingeniero Civil, Ph.D.

Codirector:

LUIS HUMBERTO NIÑO ÁLVAREZ
Ingeniero Civil, MSc.

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERIA FÍSICO - MECÁNICAS
ESCUELA DE INGENIERÍA CIVIL
BUCARAMANGA

2020

DEDICATORIA

El presente trabajo investigativo lo dedicamos principalmente a Dios, por ser el inspirador y darnos fuerza para continuar en este proceso de obtener uno de los anhelos más deseados.

A nuestros padres, por su amor, trabajo y sacrificio en todos estos años, gracias a ustedes hemos logrado llegar hasta aquí y convertirnos en lo que somos.

A nuestros hermanos por estar siempre presentes, acompañándonos y por el apoyo moral, que nos brindaron a lo largo de esta etapa de nuestras vidas.

A todas las personas que nos han apoyado y han hecho que el trabajo se realice con éxito en especial a aquellos que nos abrieron las puertas y compartieron sus conocimientos.

AGRADECIMIENTOS

Agradecemos a Dios por bendecirnos la vida, por guiarnos a lo largo de nuestra existencia, ser el apoyo y fortaleza en aquellos momentos de dificultad y de debilidad.

Gracias a nuestros padres: Trino y Adriana; y, Rubiela y Francisco, por ser los principales promotores de nuestros sueños, por confiar y creer en nuestras expectativas, por los consejos, valores y principios que nos han inculcado.

Agradecemos a nuestros docentes de la Escuela de Ingeniería Civil de la Universidad Industrial de Santander, por haber compartido sus conocimientos a lo largo de la preparación de nuestra profesión, de manera especial, al doctor Oscar Javier Begambre Carrillo, tutor de nuestro proyecto de investigación y el master Luis Humberto Niño Álvarez, Co-tutor de nuestro proyecto de investigación quienes nos han guiado con su paciencia, y su rectitud como docentes.

CONTENIDO

	pág.
INTRODUCCIÓN.....	15
1. OBJETIVOS.....	17
1.1 OBJETIVO GENERAL.....	17
1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	17
2. MARCO TEÓRICO	18
2.1 ALGORITMOS METAHEURÍSTICOS.....	18
2.1.1 Algoritmo genético (GA).....	18
2.1.1.1 Selección.....	19
2.1.1.2 Cruzamiento.....	19
2.1.1.3 Mutación.....	19
2.1.2 Optimización por enjambre de partículas (PSO).....	20
2.1.3 Recocido simulado (SA).....	21
2.2 CONFIABILIDAD ESTRUCTURAL (RBDO).....	22
2.2.1 Métodos de simulación.....	22
2.2.1 Métodos de confiabilidad estructural con aproximación de la ecuación de estado límite.....	23
3. VALIDACIÓN E IMPLEMENTACIÓN.....	24
3.1 VALIDACIÓN DEL ANÁLISIS ESTRUCTURAL (AE).....	24
3.2 VALIDACIÓN ALGORITMOS METAHEURÍSTICOS.....	25
3.2.1 Función de Rastringin.....	26
3.2.2 Función de Rosenbrock.....	27
3.3 VALIDACIÓN CONFIABILIDAD ESTRUCTURAL (RBDO).....	29

3.3.1 Validación Simulación de Monte Carlo.....	29
3.4 IMPLEMENTACIÓN CON ESTRUCTURA DE 10 BARRAS	32
3.4.1 Problema de optimización.....	33
3.4.2 Análisis de confiabilidad (MCS).	34
4. EJEMPLOS NUMÉRICOS	38
4.1 ESTRUCTURA DE 15 BARRAS.....	38
4.1.1 Problema de optimización.....	39
4.1.2 Análisis de confiabilidad (MCS).	40
4.2 ESTRUCTURA DE 17 BARRAS.....	43
4.2.1 Problema de optimización.....	44
4.2.2 Análisis de confiabilidad (MCS).	45
4.3 OBSERVACIONES.....	47
5. CONCLUSIONES	48
6. RECOMENDACIONES	49
BIBLIOGRAFÍA.....	50

LISTA DE TABLAS

	pág.
Tabla 1. Resultados validación AE	25
Tabla 2. Mejores resultados función Rastrigin	27
Tabla 3. Mejores resultados función Rosenbrock	28
Tabla 4. Resultados validación MCS	30
Tabla 5. Comparación del diseño óptimo estructura 10 barras. Algoritmo genético-PSO.....	35
Tabla 6. Comparación del diseño óptimo estructura 10 barras. Análisis confiabilidad.....	36
Tabla 7. Comparación del diseño óptimo para estructura 15 barras. GA - Análisis confiabilidad.....	42
Tabla 8. Comparación del diseño óptimo para estructura 17 barras. GA - Análisis confiabilidad.....	46

LISTA DE FIGURAS

	Pág.
Figura 1. Proceso de Cruzamiento (GA)	19
Figura 2. Proceso de Mutación (GA).....	20
Figura 3. Funcionamiento PSO.....	20
Figura 4. Funcionamiento SA	21
Figura 5. Cercha validación AE.....	25
Figura 6. Convergencia de los algoritmos GA, PSO y SA en la función Rastringin	27
Figura 7. Convergencia de los algoritmos GA, PSO y SA en la función Rosenbrock	28
Figura 8. Cercha validación MCS	29
Figura 9. Diagrama de flujo algoritmo general	31
Figura 10. Cercha de implementación - 10 barras	32
Figura 11. Grafica de convergencia cercha 10 barras.....	37
Figura 12. Cercha de ejemplo - 15 barras.....	38
Figura 13. Gráfica de convergencia cercha 15 barras.....	41
Figura 14. Cercha de ejemplo - 17 barras.....	43
Figura 15. Gráfica de convergencia cercha 17 barras.....	47

LISTA DE CUADROS

	pág.
Cuadro 1. Parámetros generales algoritmos metaheurísticos.....	26
Cuadro 2. Parámetros de evaluación algoritmos metaheurísticos.....	26
Cuadro 3. Parámetros estadísticos - 10 barras.....	32
Cuadro 4. Parámetros estadísticos - 15 barras.....	39
Cuadro 5. Parámetros estadísticos - 17 barras.....	43

LISTA DE ANEXOS

(Ver anexos adjuntos en el CD y pueden visualizarlos en la Base de Datos de la Biblioteca UIS)

Anexo A. Códigos de validación de funciones

Anexo B. Implementación y validación del algoritmo general

Anexo C. Ejemplos numéricos

RESUMEN

TÍTULO: EFECTO DE LA APLICACIÓN DEL ENFOQUE DE DISEÑO BASADO EN CONFIABILIDAD EN LA OPTIMIZACIÓN DE ESTRUCTURAS METÁLICAS TIPO CERCHA *

AUTORES: CAMILO ANDRÉS PÉREZ PEÑA, NICOLÁS FELIPE CARREÑO VESGA **

PALABRAS CLAVE: Confiabilidad, Optimización, Cerchas, RBDO, Algoritmos Metaheurístico, Estados Límites.

DESCRIPCIÓN:

Este documento analiza el efecto que tiene la aplicación del enfoque de diseño basado en confiabilidad (RBDO, por sus siglas en inglés) en el proceso de optimización de estructuras metálicas tipo cercha, con base en el uso de algoritmos metaheurísticos y la implementación del análisis de confiabilidad en el software de programación MATLAB®. Para el algoritmo metaheurístico la función objetivo es el peso, sujeto a la restricción de desplazamiento en los nodos. El problema RBDO se plantea teniendo en cuenta la incertidumbre de los datos de entrada y la evaluación de las diferentes probabilidades de falla para cada una de las poblaciones generadas. En función de las probabilidades de falla y las restricciones se pueden identificar las soluciones óptimas con cierto nivel de fiabilidad. Para demostrar el efecto del enfoque RBDO en la optimización estructural, se valida su funcionamiento tomando como referencia problemas de la literatura. Los resultados obtenidos indican que se presenta un incremento en el valor del peso optimizado de la estructura cuando se emplea la metodología de diseño basado en confiabilidad (RBDO), además se presenta un aumento significativo en los tiempos de ejecución cuando se emplea la metodología RBDO con respecto a la optimización determinista.

* Trabajo de grado

** Facultad de ingenierías Físico Mecánicas. Escuela de Ingeniería Civil. Director: Oscar Javier Begambre Carrillo, Ingeniero Civil, Ph.D. Codirector: Luis Humberto Niño Álvarez, Ingeniero Civil, MSc.

ABSTRACT

TITLE: EFFECT OF THE APPLICATION OF THE RELIABILITY-BASED DESIGN APPROACH ON THE OPTIMIZATION OF STEEL TRUSSES *

AUTHORS: CAMILO ANDRÉS PÉREZ PEÑA, NICOLÁS FELIPE CARREÑO VESGA **

KEYWORDS: Reliability, Optimization, Trusses, RBDO, Metaheuristic Algorithms, Limit States.

DESCRIPTION:

This paper discusses the effect of applying the reliability based design (RBDO) approach to the optimization process of truss steel structures, based on the use of metaheuristic algorithms and the implementation of reliability analysis in MATLAB® programming software. For the metaheuristic algorithm the objective function is weight, subject to displacement restriction at the nodes. The RBDO problem is posed taking into account the uncertainty of the input data and the evaluation of the different failure probabilities for each of the generated populations. Based on the failure probabilities and constraints, the optimal solutions can be identified with a certain level of reliability. In order to demonstrate the effect of the RBDO approach on structural optimization, its operation is validated against problems in the literature. The results obtained indicate that there is an increase in the value of the optimized weight of the structure when the reliability-based design methodology (RBDO) is used, and a significant increase in the execution times when the RBDO methodology is used with respect to deterministic optimization.

* Degree thesis

** Faculty of Physical - Mechanical Engineering. School of Civil Engineering. Advisor: Oscar Javier Begambre Carrillo, Civil Engineer, Ph.D. Co-advisor: Luis Humberto Niño Álvarez, Civil Engineer, MSc.

INTRODUCCIÓN

En la ingeniería civil, una de las estructuras más comunes son las cerchas, las cuales tienen una amplia gama de aplicaciones (torres, cubiertas, entre otras), por lo cual es importante aplicar procesos de optimización a este tipo de estructuras (Ho-Huu V, *et al.* 2018). En las últimas décadas se han desarrollado métodos de optimización alternativos a los tradicionales (métodos clásicos o de gradiente), conocidos como algoritmos metaheurístico, dentro de los cuales se encuentra: Genetic Algorithm (por sus siglas en inglés, GA), Simulated Annealing (por sus siglas en inglés, SA), Particle Swarm Optimization (por sus siglas en inglés, PSO), Ant Colony Optimization (por sus siglas en inglés, ACO), Harmony Search (por sus siglas en inglés, HS), entre otros (Xin-she, Yang, 2010). Con su aplicación es posible lograr una disminución de los materiales en la elaboración de este tipo de estructuras. La optimización estructural de cerchas puede clasificarse de tres maneras: tamaño, forma (o geometría) y topología (Bendsoe y Sigmund, 2003).

Por otro lado, existen dos enfoques para el diseño de estructuras dependiendo de la naturaleza de los datos de entrada (cargas, propiedades de los materiales, entre otras): determinístico (valores fijos) y probabilísticos (existe incertidumbre en estos valores). Cuando se usa optimización con el enfoque determinístico DO (por sus siglas en inglés, Deterministic Optimization), los valores de las cargas y propiedades del material son fijos, por esto se utilizan factores de seguridad, cualquier cambio en dichas variables puede afectar significativamente el desempeño de la estructura. Los métodos de optimización basada en confiabilidad (por sus siglas en inglés, RBDO) sí tienen en cuenta la incertidumbre de dichos parámetros. Para realizar los procesos de confiabilidad estructural existen muchos métodos en la literatura (SEUNG-KYUM, Choi. 2007), entre ellos la simulación de Monte Carlo (usado en este trabajo).

En este trabajo se presenta un algoritmo de optimización de estructuras tipo cercha, usando algoritmos metaheurístico (como métodos de optimización) y el enfoque de diseño basado en confiabilidad RBDO, teniendo en cuenta la incertidumbre en las propiedades del material y en las cargas. En este contexto se aplicó optimización de tamaño, estableciendo como variables de diseño las áreas de los elementos que componen la estructura. El objetivo del diseño es minimizar el peso estructural, sujeto a la restricción de desplazamiento máximo en los nodos. Se considera el uso de variables continuas (principalmente en la fase de validación) y variables discretas, seleccionadas a partir de un catálogo de perfiles estructurales disponibles en el mercado colombiano. Finalmente, se analiza el efecto que tiene enfoque basado en confiabilidad RBDO en el proceso de optimización estructural, para los problemas de la literatura abordados. Todos los algoritmos que hacen parte del proceso de optimización fueron implementados en el software MATLAB®.

1. OBJETIVOS

1.1 OBJETIVO GENERAL

Analizar el efecto de la aplicación del enfoque de diseño basado en confiabilidad (RBDO) en la optimización del peso de estructuras metálicas tipo cercha.

1.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Determinar el método de análisis estructural, el algoritmo metaheurístico y el enfoque RBDO más adecuados para el proceso de optimización estructural.
- Generar un algoritmo de optimización del peso estructural para cerchas, que integre el método de análisis estructural, el algoritmo metaheurístico y el enfoque de diseño RBDO seleccionados.
- Comparar los resultados de aplicación del algoritmo de optimización con ejemplos de referencia reportados en la literatura.

2. MARCO TEÓRICO

2.1 ALGORITMOS METAHEURÍSTICOS

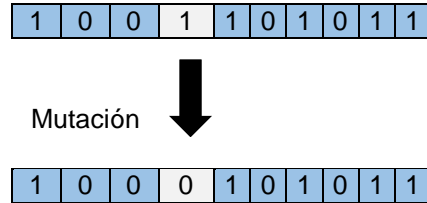
Los algoritmos metaheurístico son herramientas computacionales de modelos matemáticos inspirados en la naturaleza para encontrar una solución aceptable a problemas matemáticos complejos en un tiempo razonable. Dada la complejidad de dichos problemas, se vuelve imposible evaluar todas las posibles combinaciones de los datos de entrada, por lo cual los algoritmos metaheurístico usan diferentes técnicas de selección para encontrar una solución adecuada (Xin-she. Yang, 2010).

2.1.1 Algoritmo genético (GA). Fue desarrollado en la década de 1960 por John Holland y sus colaboradores, está basado en la teoría de la selección natural de Charles Darwin y simula ciertos procesos observados en la naturaleza como la mutación y el cruzamiento.

El algoritmo genético trae consigo ciertas ventajas, especialmente la habilidad de tratar problemas de optimización complejos, ya que sin importar si la función objetivo es estacionaria o no estacionaria, lineal o no lineal, continua o discontinua, el algoritmo genético puede encontrar una solución. Sin embargo, también tiene ciertas desventajas, la formulación de la función objetivo, el tamaño de la población inicial, la probabilidad de cruzamiento y de mutación y la definición de las condiciones de selección de la nueva población deben ser cuidadosamente definidos. El no definir estos criterios adecuadamente puede alterar la eficiencia del algoritmo dificultando su convergencia o arrojando resultados sin sentido (Xin-she, Yang, 2010).

El algoritmo genético funciona partiendo de una población inicial compuesta de individuos representados en cadenas binarias llamados cromosomas. Cada

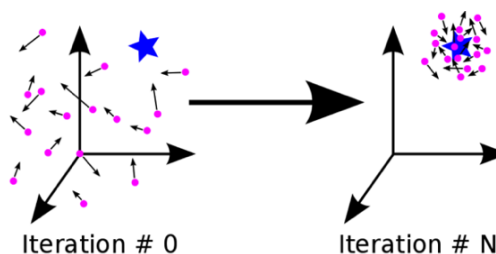
Figura 2. Proceso de Mutación (GA)



2.1.2 Optimización por enjambre de partículas (PSO). La optimización de enjambre de partículas fue desarrollada por (Kennedy y Eberhart, 1995), su funcionamiento tiene mucha similitud al algoritmo genético, pero más simple ya que no utiliza cruzamiento ni mutación, además utiliza valores reales en su código, evitando así la codificación en cadenas binarias.

El algoritmo busca en el espacio de la función objetivo ajustando la trayectoria de los individuos llamados partículas, cada partícula se siente atraída por el mejor resultado global y por su mejor resultado histórico como lo muestra la Figura 3. Además de tener una tendencia a moverse aleatoriamente. Cuando la partícula encuentra un resultado mejor que el anterior, pasa a reemplazar a su mejor histórico.

Figura 3. Funcionamiento PSO



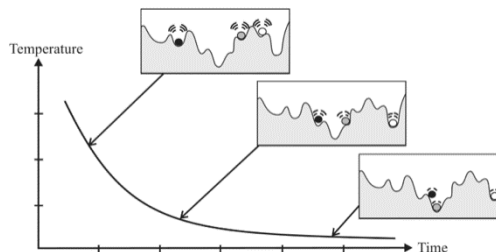
Fuente: SEARCH ALGORITHM SERIES: PSO. [Sitio web].

2.1.3 Recocido simulado (SA). Kirkpatrick, Gelatt y Vecchi fueron pioneros en la implementación del algoritmo de recocido simulado en problemas de optimización en 1983. La optimización por Recocido Simulado es una técnica de búsqueda aleatoria para optimización global que simula el comportamiento de enfriamiento del metal cuando llega a un estado de mínima energía. A diferencia de los métodos basados en gradientes y de otros métodos determinísticos, el Recocido Simulado tiene la habilidad de evitar ser atrapada en mínimos locales como se puede observar en la Figura 4.

Hablando metafóricamente, el algoritmo equivale a dejar caer unas bolas que rebotan sobre una superficie, cuando las bolas rebotan pierden energía y se asientan en algunos mínimos locales. Si las bolas rebotan suficientes veces y pierden energía lo suficientemente lento, algunas de ellas eventualmente caerán en los lugares más bajos de la superficie; encontrando así el mínimo global.

El algoritmo de Recocido Simulado utiliza una búsqueda aleatoria que obedece a la cadena de Markov, la cual determina que la probabilidad de que ocurra un evento depende solamente del evento inmediatamente anterior, lo cual implica que no sean aceptados solamente los cambio que mejoran la función objetivo, sino que algunos cambios no ideales serán aceptados también dependiendo de una probabilidad (Xin-she, Yang, 2010).

Figura 4. Funcionamiento SA



FUENTE: SIMULATED ANNEALING EVOLUTION. [Sitio web].

2.2 CONFIABILIDAD ESTRUCTURAL (RBDO)

La confiabilidad estructural puede definirse como la probabilidad de que una estructura tenga el comportamiento adecuado a lo largo de su vida útil. Los métodos de confiabilidad estructural estiman la probabilidad de que la estructura no cumpla con ciertos requisitos o restricciones. La información disponible en los análisis de confiabilidad suele ser incompleta o inexacta, es por esto que los análisis de confiabilidad proporcionan no un valor absoluto sino una aproximación de la probabilidad de falla. Para poder estimar la confiabilidad de una estructura es necesario utilizar variables y campos aleatorios, y definir un estado límite de la estructura a analizar.

Para resolver un problema de confiabilidad estructural, deben definirse cuáles cantidades se van a modelar como variables aleatorias y cuáles deben modelarse mediante parámetros deterministas (CELORRIO BARRAGUÉ, Luis, 2013).

Existen diferentes metodologías utilizadas en el análisis de la confiabilidad. En este documento se estudian las siguientes:

2.2.1 Métodos de simulación. Los métodos de simulación consisten en generar muestras aleatorias de las variables de acuerdo a sus distribuciones de probabilidad, y de acuerdo al número de muestras que llevan a la falla de la estructura se calcula una probabilidad de falla. Como metodología en este documento se implementó la simulación de Monte Carlo (MCS por sus siglas en inglés). Dicha metodología se origina en el trabajo de investigación de Neumann y Ulam en 1949 [3], es una clase de metodología utilizada ampliamente en simulaciones por computadora, su funcionamiento corresponde en generar un número (grande pero finito) de puntos aleatorios que se distribuyan uniformemente dentro del dominio de interés (de acuerdo a la media y desviación del ejemplo a

estudiar), las evaluaciones para cada proceso son representadas mediante la probabilidad de falla del grupo de variables generadas (Xin-she, Yang, 2010).

2.2.1 Métodos de confiabilidad estructural con aproximación de la ecuación de estado límite. Basan su funcionamiento en la búsqueda de dos medidas significativas de confiabilidad como son el índice de confiabilidad (Beta) y la probabilidad de falla, en estos métodos se realiza una aproximación lineal de la función de estado límite, podemos encontrar tres, los cuales son: FOSM (First Order Second Moment) que considera los dos primeros momentos que intervienen en las variables aleatorias (Media y varianza), FORM (First Order Reliability Method) en el cual intervienen las medias y varianzas, además de la implementación de la expansión de Taylor de primer orden y SORM (Second Order Reliability Method) que considera lo anterior y el segundo orden de la expansión de Taylor. Las variables aleatorias obedecen a una distribución normal, por este motivo no se obtiene un valor exacto sino un valor nominal de la probabilidad de falla (SEUNG-KYUM, Choi. 2007).

3. VALIDACIÓN E IMPLEMENTACIÓN

En este documento desarrolló una metodología que permite optimizar el peso de cerchas mediante algoritmos metaheurísticos y el análisis de confiabilidad implementados en el software MATLAB®. Como método de análisis estructural se empleó un código computacional, el cual fue adaptado a los algoritmos metaheurísticos y al análisis de confiabilidad. Cada una de las herramientas que compone la metodología desarrollada fue validada y verificada mediante problemas de referencia encontrados en la literatura. Para las secciones de validación, implementación y ejemplos numéricos, se usó un computador portátil con las siguientes características:

- Procesador intel core i5+ de 8va generación de 8 núcleos
- Memoria RAM de 12 Gb
- Tarjeta gráfica dedicada Nvidia 1050 – 4gb vRam

3.1 VALIDACIÓN DEL ANÁLISIS ESTRUCTURAL (AE)

Durante el proceso de optimización de las cerchas, se implementó el uso del programa de análisis estructural MSA (Matrix Structural Analysis), desarrollado por Hossein Rahami de la Universidad de Teherán en el 2010 (Matrix Structural Analysis. [Sitio web]), validando su funcionamiento mediante resultados comparativos con el software de elementos finitos SAP2000®. A continuación, se presenta un ejemplo de su validación:

La estructura estudiada se muestra en la Figura 5. Todos los 7 elementos tienen un valor de área $A=5,067 \times 10^{-4} \text{ m}^2$ y un módulo de elasticidad $E=200 \text{ GPa}$. El valor de la carga es $P=10 \text{ kN}$. En la Tabla 1 se muestran los resultados comparados: desplazamientos de los nodos y fuerzas axiales de los elementos.

Figura 5. Cercha validación AE

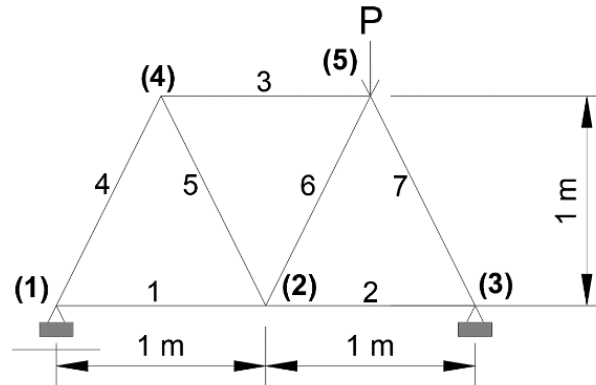


Tabla 1. Resultados validación AE

		SAP2000 Lic. Estudiantil	MSA	Error (%)
FUERZA AXIAL (kN)	BARRA E	2,791	2,795	0,143
	BARRA G	8,383	8,385	0,024
DESPLAZAMIENTOS (mm)	NODO 2 (X)	0,0123	0,012	0
	NODO 2 (Y)	0,0812	0,081	0,123
	NODO 5 (X)	0,0185	0,019	0
	NODO 5 (Y)	0,1126	0,113	0,089

De acuerdo a la Tabla 1, se puede observar que los resultados obtenidos mediante el uso del programa MSA y el programa SAP2000 son similares, lo que valida su funcionamiento como herramienta de análisis estructural durante el proceso de optimización.

3.2 VALIDACIÓN ALGORITMOS METAHEURÍSTICOS

Se implementaron los tres algoritmos propuestos (GA, PSO, SA) presentados en la Sección 2 utilizando los parámetros mostrados en el Cuadro 1, fueron validados con dos funciones matemáticas de prueba encontradas en [Virtual Library of Simulation

Experiments] para determinar el algoritmo apropiado en el desarrollo de este trabajo.

Cuadro 1. Parámetros generales algoritmos metaheurísticos

Algoritmo	Parámetros
GA	Tamaño de la población: 100
	Número de bits de cada variable: 10
	Técnica de selección: Torneo binario
	Tasa de cruzamiento: 0,9
	Tasa de mutación: 1/n, donde n es el número total de bits (número de variables*número de bits de cada variable)
PSO	Número de partículas: 100
	Coefficientes de aceleración cognitivo (c1) y social (c2): 1,5
	Coefficiente de inercia (w): 0,73
SA	Temperatura inicial: 1
	Factor de reducción: 0,95
	Número máximo de rechazos, corridas y aceptaciones: 2500, 1000 y 15

Cuadro 2. Parámetros de evaluación algoritmos metaheurísticos

	GA	PSO	SA
Iteraciones Rastrigin	70	70	70
Iteraciones Rosenbrock	30	30	30
Corridas	25	25	25

3.2.1 Función de Rastrigin. Se busca optimizar la función Rastrigin definida para n = 4 variables (i=1,2,3,4) de acuerdo a la Ecuación (3.1).

$$f(x) = A \cdot n + \sum_{i=1}^n [x_i^2 - A \cos(2\pi x_i)] \quad (\text{Ec. 3.1})$$

Donde $A = 10$

Espacio de búsqueda $[-5.12 \leq x_i \leq 5.12]$

El mínimo global de esta función (con $n=4$) se encuentra en $f(0,0,0,0) = 0$. Se implementaron los tres algoritmos propuestos (GA, PSO y SA) con los parámetros mostrados en la Cuadro 2, obteniendo los resultados de optimización mostrados en la Tabla 2 y la gráfica de convergencia de la Figura 6. Estos resultados corresponden a la mejor ejecución.

Figura 6. Convergencia de los algoritmos GA, PSO y SA en la función Rastringin

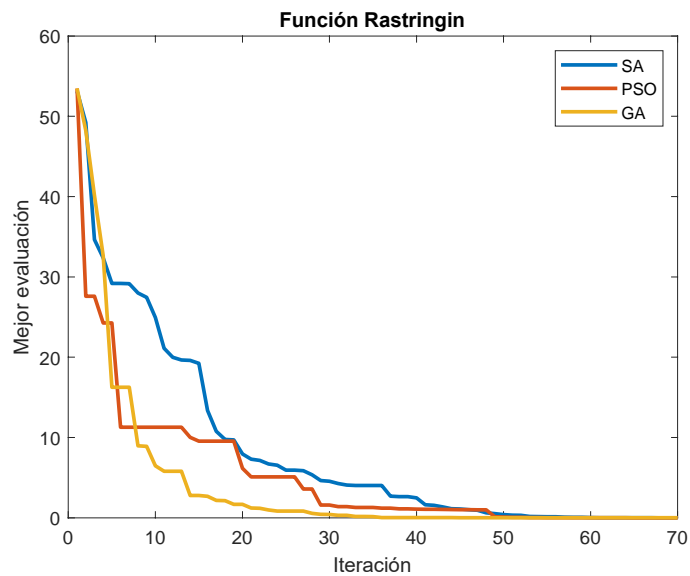


Tabla 2. Mejores resultados función Rastringin

	GA	PSO	SA
Variables	1,78E-04	1,19,E-04	4,04E-04
(x1, x2, x3, x4)	-1,20E-03	5,91,E-06	8,66E-04
	-6,00E-04	4,19,E-05	-2,86E-03
	6,00E-04	-3,58,E-05	2,41E-03
Valor función	4,27E-04	3,44E-06	2,96E-03

3.2.2 Función de Rosenbrock. La función de Rosenbrock definida para $n = 2$ variables ($i=1,2$) se presenta en la Ecuación (3.2).

$$f(x) = \sum_{i=1}^{n-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (1 - x_i)^2] \quad (\text{Ec. 3.2})$$

Espacio de búsqueda $[-\infty \leq x_i \leq \infty]$

El mínimo global de esta función (2 variables) se encuentra en $f(1,1) = 0$, se implementaron los tres algoritmos propuestos (GA, PSO y SA) con los parámetros de la Cuadro 2, obteniendo los resultados mostrados en la Tabla 3 y la gráfica de convergencia de la Figura 7. Para éste caso, se hicieron únicamente 30 iteraciones, ya que la función se evalúa para 2 variables y converge más rápido. Estos resultados corresponden a la mejor ejecución.

Figura 7. Convergencia de los algoritmos GA, PSO y SA en la función Rosenbrock

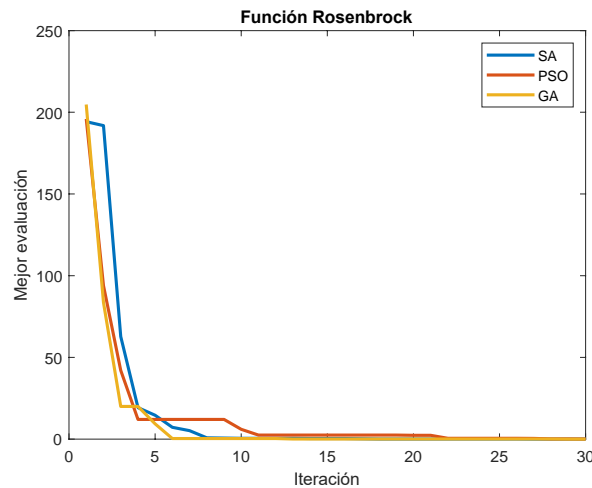


Tabla 3. Mejores resultados función Rosenbrock

	GA	PSO	SA
Variables (x1, x2)	0,9982	1,0096	0,9968
Valor función	2,02E-04	2,06E-02	1,12E-05

De acuerdo a los resultados de las gráficas de convergencia (Figura 6 y Figura 7) y tablas de mejores resultados (Tabla 2 y Tabla 3) en las funciones de prueba, se

determinó que el algoritmo GA es el más adecuado como herramienta de optimización estructural de las cerchas, ya que, de forma general, presenta un proceso de optimización más eficiente (no se estanca en mínimos locales), además de su popularidad en la literatura.

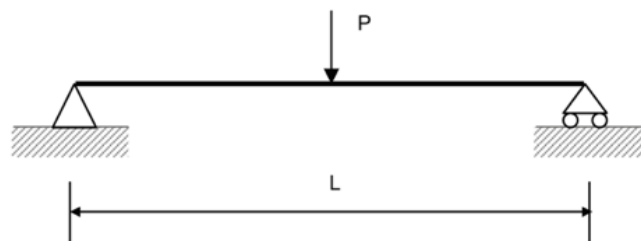
3.3 VALIDACIÓN CONFIABILIDAD ESTRUCTURAL (RBDO)

Para el análisis de confiabilidad RBDO se empleó la simulación de Monte Carlo (MCS) con variables continuas y discretas, ya que permite desarrollar el estudio de confiabilidad sin emplear la ecuación de estado límite en estructuras como en las metodologías mencionadas en la Sección 2.4.2 (FOSM, FORM, SORM). A continuación, se valida la metodología de acuerdo a la literatura consultada.

3.3.1 Validación Simulación de Monte Carlo. El problema solucionado corresponde a la viga simplemente apoyada (SEUNG-KYUM, Choi. 2007), como se muestra la Figura 8, cargada en el punto medio con una fuerza puntual P. La longitud de la viga es L y la capacidad del momento flector en cualquier punto a lo largo de la viga es WT. La ecuación de estado límite para este problema está dada por la Ecuación (3.3):

$$g(P, L, W, T) = WT - \frac{PL}{4} \quad (\text{Ec. 3.3})$$

Figura 8. Cercha validación MCS



Fuente: SEUNG-KYUM, Choi. 2007

Se supone que las cuatro variables (P, L, W, T) son independientes y siguen la distribución normal, los valores medios y las desviaciones estándar se muestran a continuación.

Medias	Desviaciones estándar
P = 10 kN	2 kN
L = 8 m	0,1 m
W = 100x10 ⁻⁶ m ³	2x10 ⁻⁵ m ³
T = 600x10 ³ kN/m ²	105 kN/m ²

En la Tabla 4 se presenta la probabilidad de falla correspondiente a cada número de iteraciones propuestos, se observa que la precisión de la simulación mejora a medida que aumenta el número de iteraciones.

Tabla 4. Resultados validación MCS

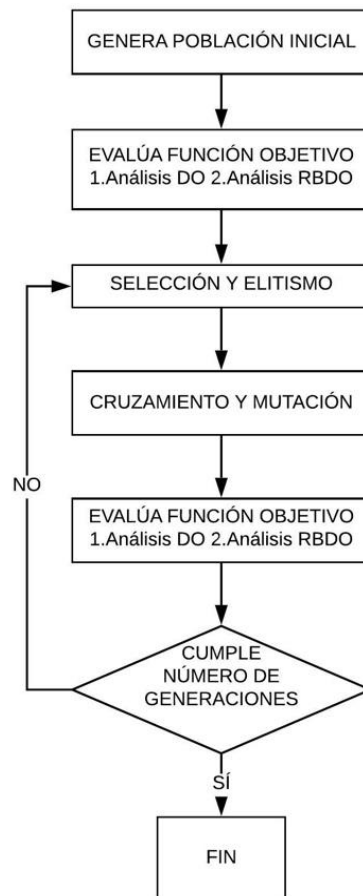
	Ite.	Beta	Prob. falla
V. Grandhi [3]	-	2,4604	0,0069
	1000	2,4741	0,0067
	2000	2,4865	0,0065
	5000	2,4422	0,0073
Este artículo	10000	2,4749	0,0067
	20000	2,4587	0,007
	50000	2,4648	0,0069
	100000	2,4627	0,0069

De acuerdo a la Tabla 4, se pudo verificar la eficiencia del método usado en este trabajo, el cual permitió administrar los tiempos de ejecución del código general, se optó por implementar un aumento lineal en las iteraciones los cuales de acuerdo a las generaciones comienzan en 2000 y terminan en 10000 iteraciones, logrando así una mayor precisión del MCS en las estructuras más óptimas. Adicional a lo anterior,

se puede determinar que valores de beta mayores a 2, representan un alto índice de fiabilidad de la estructura.

Una vez validados las diferentes metodologías que componen el algoritmo general de optimización basado en el algoritmo genético GA (de acuerdo a la conclusión en la Sección 3.2), se hizo la correspondiente integración y adaptación de dichas metodologías para ser aplicados en los ejemplos mostrados en el siguiente capítulo de acuerdo diagrama de flujo de la Figura 9.

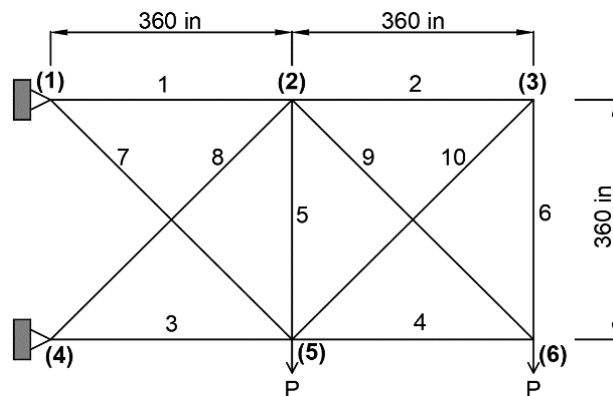
Figura 9. Diagrama de flujo algoritmo general



3.4 IMPLEMENTACIÓN CON ESTRUCTURA DE 10 BARRAS

Para la validación se desarrolla la optimización basada en el algoritmo genético y la confiabilidad estructural para una estructura de 10 barras y 6 nodos como se muestra en la Figura 10 (Ho-Huu V, *et al.* 2018). El material de la estructura es aluminio con módulo de elasticidad (E), densidad (ρ) de 0,1 lb/pulg³ y está sujeto a dos cargas concentradas (P) en los nodos 5 y 6. En la literatura se encuentran versiones similares que nos permiten evaluar la efectividad del método de optimización.

Figura 10. Cercha de implementación - 10 barras



Fuente: HO-HUU V, *et al.* 2018

Cuadro 3. Parámetros estadísticos - 10 barras

Variable aleatoria	Distri.	Media	Coef. de variación
A_i	Normal	Determinado por el algoritmo	0,05
P	Normal	1,E+05 lb	0,05
E	Normal	1,E+07 psi	0,05

El problema de RBDO involucra 12 variables aleatorias con los parámetros estadísticos listados en el Cuadro 3. Las variables de diseño son el área de sección transversal de los elementos de la estructura. La función objetivo es el peso de la cercha y se impone una restricción de fiabilidad sobre el desplazamiento vertical del nodo 6. Los parámetros del GA (cruzamiento, mutación, etc.) fueron los mismos utilizados en la validación de las funciones de prueba (Sección 3.2). Cada caso fue corrido 3 veces con 100 iteraciones, y su mejor resultado es mostrado en las Tablas 5 y 6.

Para analizar el comportamiento del algoritmo propuesto en este artículo, se propone verificar la efectividad de acuerdo a los ejemplos encontrados en la literatura.

En este caso se buscan las 10 áreas de los elementos de la estructura, la formulación del problema de optimización y el análisis de confiabilidad se define a continuación:

3.4.1 Problema de optimización. Minimizar el peso de la estructura usando variables continuas, de acuerdo a la Ecuación (3.4):

$$W = \rho * \sum_{i=1}^{10} A_i * L_i \quad (\text{Ec. 3.4})$$

$$0.1 \leq A_i \leq 35 \quad i = 1, 2, \dots, 10$$

Sujeto a la restricción de desplazamiento máximo del nodo 6, definida en la Ecuación (3.5).

$$g(x) = \frac{\delta_c}{\delta_v} - 1 < 0 \quad (\text{Ec. 3.5})$$

Donde:

W , peso de la estructura

ρ , densidad del material (aluminio)

A_i , área de los elementos

L_i , longitud de los elementos

δ_6 , desplazamiento en el nodo 6

δ_v , desplazamiento máximo admisible

3.4.2 Análisis de confiabilidad (MCS). Minimizar el peso de la estructura usando variables continuas, de acuerdo a la Ecuación (3.6):

$$W = \rho * \sum_{i=1}^{10} A_i * L_i \quad (\text{Ec. 3.6})$$
$$0.1 \leq A_i \leq 35 \quad i = 1, 2, \dots, 10$$

Sujeto a la probabilidad falla de desplazamiento máximo del nodo 6, definida en la Ecuación (3.7):

$$g(x) = \frac{Pf_6}{Pf_v} - 1 \quad (\text{Ec. 3.7})$$
$$prob(g(x) \leq 0) \leq \Phi(-\beta)$$

Donde:

Pf_6 , probabilidad falla del nodo 6

Pf_v , probabilidad de falla máxima admisible

En la Tabla 5, se presentan los valores obtenidos para las áreas de los elementos, aplicando el algoritmo de optimización general de este artículo. Los resultados fueron comparados con las referencias consultadas, permitiendo comprobar la efectividad del algoritmo.

Nota: Solamente para éste problema, además del algoritmo genético se usó el algoritmo PSO. Con base en las observaciones de la Sección 3.2 y teniendo en cuenta que el GA presenta facilidad en la adaptación con variables discretas se continuó implementado solamente dicho algoritmo en este trabajo.

En el análisis de confiabilidad se muestran los efectos del nivel de confiabilidad en el diseño óptimo de la estructura, el problema de RBDO se resuelve con 3 niveles de confiabilidad. Los resultados del problema de optimización se dan en la Tabla 8 para optimización determinista, en los cuales se presentan diferencias menores al 0.7% en los algoritmos GA y PSO con respecto al mínimo resultado consultado en la literatura (Lee). En la Tabla 6 para diferentes niveles de confiabilidad (usando GA) se presenta la gráfica de convergencia en la Figura 11.

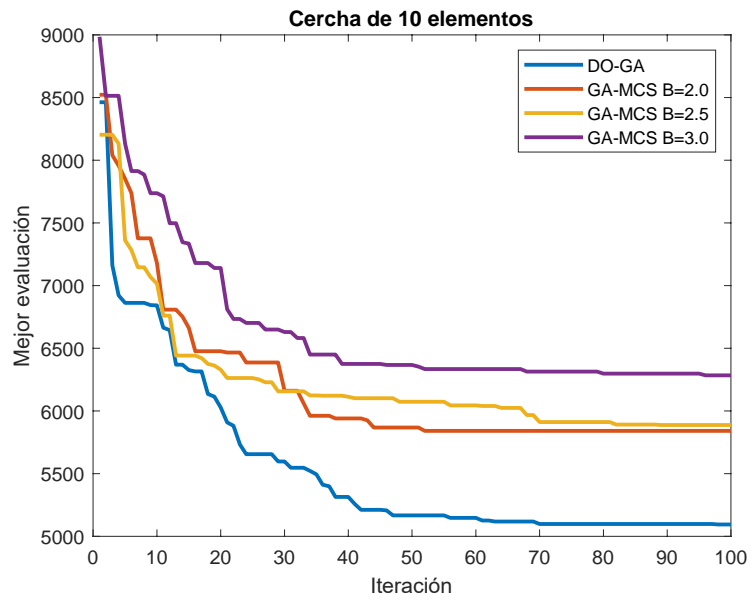
Tabla 5. Comparación del diseño óptimo estructura 10 barras. Algoritmo genético-PSO

Variable Diseño (in ²)	Schmit	Rizzi	Lee	Este	Este
				artículo GA	artículo PSO
A1	33,430	30,73	30,150	30,156	31,253
A2	0,100	0,10	0,102	0,134	0,103
A3	24,260	23,29	22,710	22,343	22,753
A4	14,260	14,73	15,270	14,087	15,173
A5	0,100	0,10	0,102	0,100	0,100
A6	0,100	0,10	0,544	0,100	0,587
A7	8,388	8,54	7,541	8,834	7,496
A8	20,740	20,95	21,560	21,456	20,792
A9	19,690	21,84	21,450	22,343	21,574
A10	0,100	0,10	0,100	0,100	0,100
Peso (lb)	5.089,000	5.076,76	5.057,880	5.093,90	5.062,500
Tiempo ejecución (min)	-	-	-	1	0,5

Tabla 6. Comparación del diseño óptimo estructura 10 barras. Análisis confiabilidad

Variable Diseño (in2)	Beta = 2,0			Beta = 2,5			Beta = 3,0		
	Shayan far et al. (2014)	V.Ho- Huu et al. (2018)	Este artículo	Shaya nfar et al. (2014)	V.Ho- Huu et al. (2018)	Este artículo	Shaya nfar et al. (2014)	V.Ho- Huu et al. (2018)	Este artículo
	DLM- GA	NSGA-II	GA- MCS	DLM- GA	NSGA- II	GA- MCS	DLM- GA	NSGA-II	GA- MCS
A1	31,66	34,10	33,89	34,35	39,77	35,00	34,35	40,00	32,23
A2	0,10	0,10	0,10	0,10	0,10	0,10	0,10	0,10	0,10
A3	28,46	24,44	22,81	28,73	23,13	21,70	29,68	28,28	30,01
A4	19,73	17,39	17,83	18,78	17,01	19,49	26,28	23,34	14,50
A5	0,10	0,10	0,10	0,10	0,10	0,10	0,10	0,10	0,10
A6	0,10	0,10	0,10	0,13	0,10	0,10	0,10	0,14	0,65
A7	4,46	3,44	8,96	6,68	3,56	2,87	3,34	2,30	6,19
A8	26,31	28,29	25,03	25,97	29,70	29,46	28,35	28,42	32,23
A9	25,36	26,01	27,80	26,68	26,07	28,91	26,14	28,92	30,01
A10	0,10	0,10	0,10	0,10	0,10	0,10	0,10	0,10	0,10
Peso (lb)	5.752,9	5.689,3	5.844, 9	5.988,0	5.913,2	5.876, 5	6.211,3	6.408,3	6.283, 0
Beta	2,06	2,07	2,02	2,51	2,55	2,52	3,01	3,66	3,04
Confiab. (%)	98,03	98,06	97,82	99,40	99,46	99,42	99,87	99,99	99,88
Tiempo ejecución (hr)	-	-	18	-	-	18	-	-	18

Figura 11. Grafica de convergencia cercha 10 barras



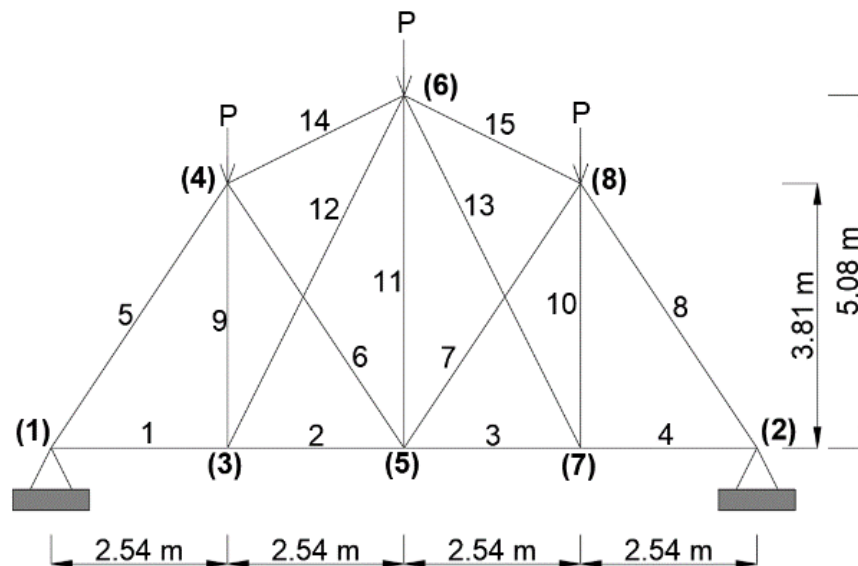
4. EJEMPLOS NUMÉRICOS

Para la implementación del algoritmo general en los ejemplos numéricos, se usaron los mismos parámetros utilizados en el ejemplo de validación de Sección 3.4.

4.1 ESTRUCTURA DE 15 BARRAS

En este ejercicio se analiza la estructura de 15 barras con 8 nodos como se muestra en la Figura 12, adaptada de (LIJUAN, Li. 2011), donde las áreas de los elementos son variables de diseño aleatorias. La densidad (ρ) de la estructura es de 7800 kg/m³ y está sujeto a tres cargas concentradas (P) en los nodos 4, 6 y 8. Se analiza para las dos metodologías propuestas (Algoritmo genético y análisis de confiabilidad) y se estudian los resultados proporcionados.

Figura 12. Cercha de ejemplo - 15 barras



Cuadro 4. Parámetros estadísticos - 15 barras

Variables aleatorias	Distri.	Media	Coefficiente de variación
A _i (i=1-15)	Normal	Determinado por el algoritmo	0,05
P	Normal	35 kN	0,05
E	Normal	200 GPa	0,05

El problema de RBDO involucra 17 variables aleatorias con los parámetros estadísticos listados en el Cuadro 4.

Las variables de diseño son el área de la sección transversal de los elementos de la estructura. La función objetivo es el peso de la cercha y se impone una restricción de fiabilidad del desplazamiento para cada uno de los nodos que componen la estructura (desplazamiento máximo de 5 mm).

Se busca optimizar las 15 áreas de los elementos de la estructura, la formulación del problema de optimización usando el algoritmo genético y el análisis de confiabilidad es la siguiente:

4.1.1 Problema de optimización. Minimizar el peso de la estructura usando variables discretas, de acuerdo a la Ecuación (4.1):

$$W = \rho * \sum_{i=1}^{15} A_i * L_i \quad (\text{Ec. 4.1})$$

$$i = 1,2, \dots, 15$$

Sujeto a la restricción de desplazamiento máximo del nodo i, definida en la Ecuación (4.2).

$$g(x) = \frac{\delta_i}{\delta_v} - 1 < 0 \quad (\text{Ec. 4.2})$$

Donde:

W, peso de la estructura

ρ , densidad del material (aluminio)

A_i , área de los elementos

L_i , longitud de los elementos

δ_i , desplazamiento en el nodo i

δ_v , desplazamiento máximo admisible

4.1.2 Análisis de confiabilidad (MCS). Minimizar el peso de la estructura usando variables discretas, de acuerdo a la Ecuación (4.3):

$$W = \rho * \sum_{i=1}^{15} A_i * L_i \quad (\text{Ec. 4.3})$$

$$i = 1, 2, \dots, 15$$

Sujeto a la probabilidad falla de desplazamiento máximo del nodo i, definida en la Ecuación (4.4):

$$g(x) = \frac{P_{f_i}}{P_{f_v}} - 1 \quad (\text{Ec. 4.4})$$

$$\text{prob}(g(x) \leq 0) \leq \Phi(-\beta)$$

$$i = 1, 2, \dots, 8$$

Donde:

P_{f_i} , probabilidad falla del nodo i

P_{f_v} , probabilidad de falla máxima admisible

El espacio de diseño de las variables de diseño (áreas) discretas, se definió de acuerdo a la disponibilidad de perfiles estructurales en el territorio colombiano. Se consultó el catálogo de barras circulares macizas comercializados por algunos fabricantes. Alumina, es una empresa colombiana que suministra un catálogo de 16 barras con diferentes áreas, las cuales fueron empleadas en este ejercicio.

$S = \{17,795; 22,902; 31,669; 49,39; 71,181; 126,677; 197,808; 285,023; 387,773; 444,881; 506,707; 572,555; 641,077; 791,73; 1140,092; 2026,83\}$ (mm²) [14].

En la Tabla 7, se presentan los resultados de optimización obtenidos, además del análisis con 4 niveles de confiabilidad. La gráfica de convergencia en el proceso de optimización se muestra la Figura 13.

Figura 13. Gráfica de convergencia cercha 15 barras

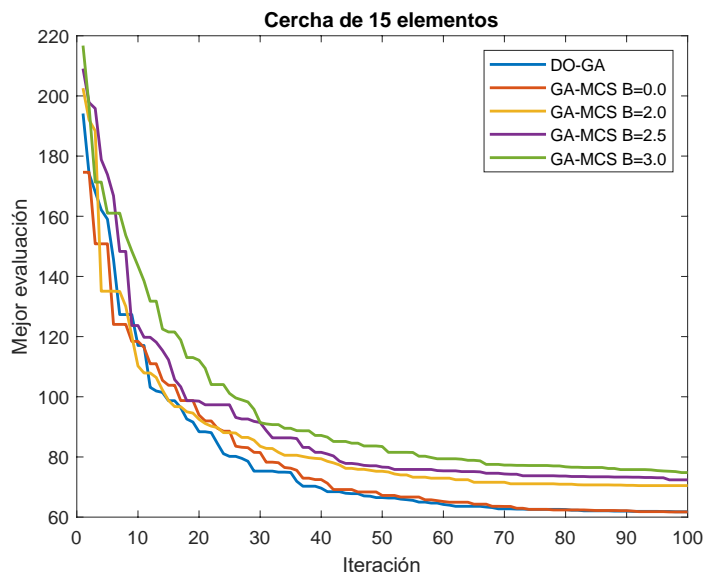


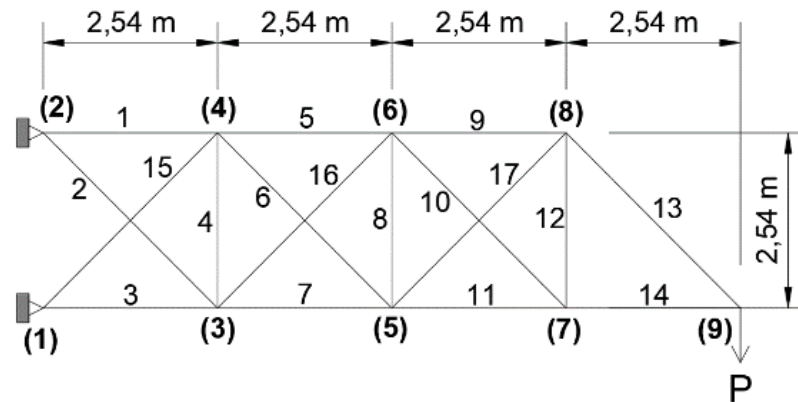
Tabla 7. Comparación del diseño óptimo para estructura 15 barras. GA - Análisis confiabilidad

Variable	GA	Beta 0	Beta 2,0	Beta 2,5	Beta 3,0
Diseño (mm2)		GA-MCS	GA-MCS	GA-MCS	GA-MCS
A1	17,80	17,80	22,90	17,80	22,90
A2	17,80	22,90	22,90	17,80	17,80
A3	17,80	17,80	17,80	22,90	22,90
A4	17,80	22,90	22,90	22,90	22,90
A5	506,71	506,71	641,08	572,56	641,08
A6	17,80	17,80	17,80	17,80	22,90
A7	17,80	17,80	17,80	17,80	17,80
A8	572,56	572,56	506,71	641,08	641,08
A9	17,80	17,80	22,90	17,80	17,80
A10	17,80	17,80	22,90	22,90	17,80
A11	49,39	49,39	49,39	22,90	22,90
A12	17,80	17,80	17,80	22,90	17,80
A13	17,80	17,80	17,80	17,80	22,90
A14	285,02	285,02	506,71	506,71	506,71
A15	444,88	444,88	506,71	506,71	506,71
Peso (Kg)	61,50	61,70	70,83	72,37	74,95
Beta	-	0,09	2,11	2,58	3,01
Confiab. (%)	-	53,76	98,27	99,51	99,87
Tiempo ejecución (hr)	0,017	14,5	14,5	14,5	14,5

4.2 ESTRUCTURA DE 17 BARRAS

En este ejercicio se analiza la estructura de 17 barras con 9 nodos mostrada en la Figura 14, adaptada de (LIJUAN, Li. 2011), donde las áreas de los elementos son variables de diseño aleatorias. Igualmente, la densidad (ρ) de la estructura es de 7800 kg/m³ y está sujeto a una carga concentrada (P) en el nodo 9.

Figura 14. Cercha de ejemplo - 17 barras



Cuadro 5. Parámetros estadísticos - 17 barras

Variabes aleatorias	Distri.	Media	Coficiente de variación
A_i ($i=1-17$)	Normal	Determinado por el algoritmo	0,05
P	Normal	445 kN	0,05
E	Normal	200 GPa	0,05

En este caso el problema de RBDO involucra 19 variables aleatorias con los parámetros estadísticos listados en el Cuadro 5.

Nuevamente, las variables de diseño son el área de la sección transversal de los elementos de la estructura. La función objetivo es el peso de la cercha y se impone una restricción de fiabilidad del desplazamiento para el nodo 9 (desplazamiento máximo de 50,8 mm).

Se busca optimizar las 17 áreas de los elementos de la estructura, la formulación del problema de optimización con el algoritmo genético y el análisis de confiabilidad está sujeto a:

4.2.1 Problema de optimización. Minimizar el peso de la estructura usando variables discretas, de acuerdo a la Ecuación (4.5):

$$W = \rho * \sum_{i=1}^{17} A_i * L_i \quad (\text{Ec. 4.5})$$
$$i = 1, 2, \dots, 17$$

Sujeto a la restricción de desplazamiento máximo del nodo 9, definida en la Ecuación (4.6).

$$g(x) = \frac{\delta_9}{\delta_v} - 1 < 0 \quad (\text{Ec. 4.6})$$

Donde:

W, peso de la estructura

ρ , densidad del material (aluminio)

A_i , área de los elementos

L_i , longitud de los elementos

δ_9 , desplazamiento en el nodo 9

δ_v , desplazamiento máximo admisible

4.2.2 Análisis de confiabilidad (MCS). Minimizar el peso de la estructura usando variables discretas, de acuerdo a la Ecuación (4.7):

$$W = \rho * \sum_{i=1}^{17} A_i * L_i \quad (\text{Ec. 4.7})$$

$$i = 1, 2, \dots, 17$$

Sujeto a la probabilidad falla de desplazamiento máximo del nodo 9, definida en la Ecuación (4.8):

$$g(x) = \frac{Pf_9}{Pf_v} - 1 \quad (\text{Ec. 4.8})$$

$$prob(g(x) \leq 0) \leq \Phi(-\beta)$$

Donde:

Pf_9 , probabilidad falla del nodo 9

Pf_v , probabilidad de falla máxima admisible

En este ejemplo las variables de diseño aleatorias (áreas) serán discretas, igual que el ejemplo de 15 barras. Para este caso se emplea un catálogo de 19 áreas.

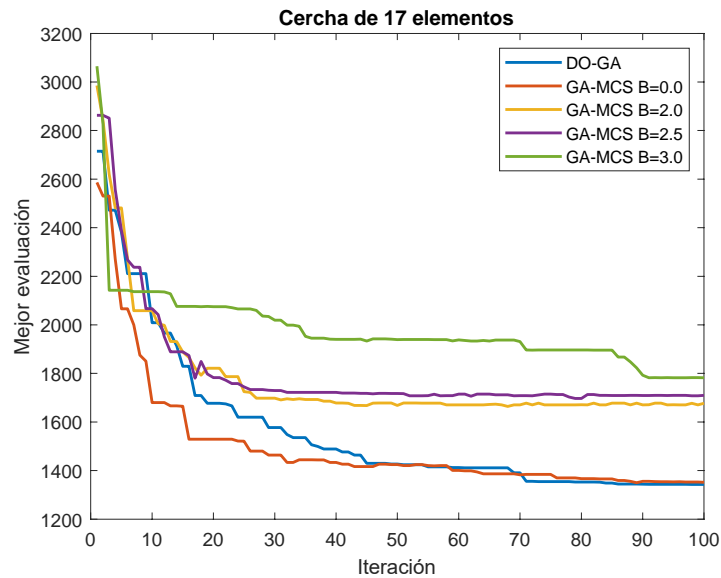
$S = \{17,795; 22,902; 31,669; 49,39; 71,181; 126,677; 197,808; 285,023; 387,773; 444,881; 506,707; 572,555; 641,077; 791,73; 1140,092; 2026,83; 3166,922; 8107,320; 18241,469\}$ (mm²) [14].

En la Tabla 8, se presentan los resultados de optimización obtenidos para el algoritmo genético, además del análisis con 4 niveles de confiabilidad. La gráfica de convergencia de los algoritmos en el proceso de optimización se muestra la Figura 15.

Tabla 8. Comparación del diseño óptimo para estructura 17 barras. GA - Análisis confiabilidad

Variable	GA	Beta = 0	Beta = 2,0	Beta = 2,5	Beta = 3,0
Diseño (mm ²)		GA-MCS	GA-MCS	GA-MCS	GA-MCS
A1	8107,3	8107,3	8107,3	18241,5	18241,5
A2	791,7	791,7	3166,9	2026,8	197,8
A3	8107,3	8107,3	8107,3	8107,3	8107,3
A4	17,8	49,4	17,8	71,2	126,7
A5	8107,3	8107,3	8107,3	8107,3	8107,3
A6	3166,9	3166,9	3166,9	3166,9	8107,3
A7	8107,3	8107,3	8107,3	8107,3	8107,3
A8	126,7	791,7	1140,1	285,0	71,2
A9	8107,3	8107,3	8107,3	8107,3	8107,3
A10	506,7	197,8	1140,1	2026,8	197,8
A11	3166,9	3166,9	3166,9	3166,9	3166,9
A12	285,0	285,0	1140,1	791,7	197,8
A13	3166,9	3166,9	8107,3	3166,9	8107,3
A14	3166,9	3166,9	3166,9	3166,9	3166,9
A15	3166,9	3166,9	3166,9	3166,9	3166,9
A16	506,7	641,1	3166,9	3166,9	71,2
A17	3166,9	3166,9	3166,9	3166,9	3166,9
Peso (Kg)	1342,6	1351,5	1676,9	1709,4	1782,1
Beta	-	0,00	2,02	2,51	3,15
Confiab. (%)	-	50,03	97,85	99,40	99,92
Tiempo ejecución (hr)	0,017	17	17	17	17

Figura 15. Gráfica de convergencia cercha 17 barras



4.3 OBSERVACIONES

A partir de los ejemplos propuestos en esta sección, se pueden observar los efectos que implica la aplicación de la confiabilidad sobre la optimización determinista, las cuales son:

1. Se observó un aumento o disminución de las áreas de los elementos, pero el peso de la estructura siempre aumenta proporcionalmente al nivel de confiabilidad deseado con respecto a la optimización determinista.
2. Debido a la gran cantidad de iteraciones requeridas en la simulación del análisis de confiabilidad los tiempos de ejecución del algoritmo aumentan considerablemente con respecto a la optimización determinista.
3. De acuerdo a los resultados obtenidos en los ejemplos numéricos, se observó que una optimización determinista es equivalente a una optimización con análisis de confiabilidad del 50% y $\beta = 0$, esto debido a que la optimización determinista no contempla la incertidumbre en las variables de diseño.

5. CONCLUSIONES

De acuerdo a los resultados de los procesos de validación contemplados en la Sección 3, se lograron determinar las metodologías más adecuadas para el proceso de optimización estructural. Se propone una combinación de optimización evolutiva y análisis de confiabilidad para la optimización del diseño basado en confiabilidad (RBDO) de estructuras de tipo cercha. El enfoque propuesto incluye dos pasos separados. Primero, un problema de optimización determinística es formulado y resuelto por un algoritmo de optimización evolutiva (algoritmo genético). En segundo lugar, los problemas de análisis de confiabilidad se formulan considerando la incertidumbre de los datos de entrada del problema (áreas, cargas y módulo de elasticidad), y se utiliza un método de análisis de confiabilidad (simulación de Monte Carlo, MCS) para evaluar la confiabilidad.

Con base en las metodologías seleccionadas se ensambló el algoritmo general utilizado para la optimización del peso de estructuras de tipo cercha, con el funcionamiento planteado en el diagrama de flujo de la sección 3. Validando el funcionamiento con el ejemplo de la sección 3.4 y comparando los resultados con los encontrados en la literatura consultada, se obtuvieron diferencias máximas del 1% para la optimización determinista y del 3% para la optimización con el análisis de confiabilidad. De acuerdo a los resultados obtenidos en los ejemplos numéricos propuestos en la Sección 4 de este trabajo, se logró identificar y analizar el efecto que tiene la implementación del enfoque RBDO en la optimización de estructuras metálicas tipo cercha.

El uso de esta metodología (RBDO + Optimización estructural) permite realizar una optimización más ajustada al comportamiento de los parámetros que actúan sobre la estructura (áreas, cargas y módulo de elasticidad). De igual manera, es posible su uso para variables continuas y discretas.

6. RECOMENDACIONES

Además de las conclusiones planteadas anteriormente, se pueden presentar las siguientes recomendaciones en aplicaciones futuras:

1. Pueden agregarse restricciones de esfuerzo admisible, pandeo, entre otros (teniendo en cuenta los factores que implican la implementación de estas nuevas restricciones), para procesos de optimización más complejos.
2. Aunque en este trabajo se utiliza la simulación de Monte Carlo (MSC) como método de confiabilidad, puede ser adaptado para funcionar con otras metodologías RBDO.

BIBLIOGRAFÍA

CELORRIO BARRAGUÉ, Luis. Metodología eficiente de optimización de diseño basada en fiabilidad aplicada a estructuras, Tesis doctoral, España, Universidad de la Rioja, 2013.

HO-HUU V., *et al.* An efficient combination of multi-objective evolutionary optimization and reliability analysis for reliability-based design optimization of truss structures. *Expert Systems with Applications*, 2018, vol. 102, pp. 262–272. ISSN 0957- 4174

LEE, K.S. y GEEM, Z.W. A new structural optimization method based on the harmony search algorithm. *Computers and Structures*, vol 82, 2004, pp. 781–798.

LIJUAN, Li. y FENG, Liu. Group Search Optimization for Applications in Structural Design, ninth edition, Berlin, Springer, 2011, pp. 21-95. ISBN 978-3-642-20535-4

MATRIX STRUCTURAL ANALYSIS. [Sitio web]. [Consulta: 10 de noviembre de 2019]. Disponible en: <https://la.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/27012-matrix-structural-analysis?focused=5148840&tab=function>

PERFILES COMERCIALES. [Sitio web]. [Consulta: 30 de marzo de 2020]. Disponible en: <https://cdn.alumina.com.co/alumina-website/wp-content/uploads/2019/02/CATALOGO-DE-PERFILES-2018-enfrentadas.pdf>

RIZZI, P. Optimization of multi-constrained structures based on optimality criteria. In: AIAA/ASME/SAE 17th Structures, Structural Dynamics and Materials Conference, King of Prussia, PA (1976).

SCHMIT JR, L.A. y FARSHI, B. Some approximation concepts for structural synthesis, vol. 12, 1964, pp. 692–699.

SEARCH ALGORITHM SERIES: PSO. [Sitio web]. [Consulta: 20 de marzo de 2020]. Disponible en: <https://medium.com/@iamterryclark/swarm-intelli-eb5e46eda0c3>.

SEUNG-KYUM, Choi., *et al.* Reliability-based Structural Design, London, Springer, 2007, cap. 3,4,5, pp. 51-201. ISBN 1-84628-445-7

SHAYANFAR, M.; ABBASNIA, R. y KHODAM, A. “Development of a GA-based method for reliability-based optimization of structures with discrete and continuous design variables using OpenSees and Tcl”. *Finite Elements in Analysis and Design*, 2014, vol 90, pp. 61–73. ISSN 0168-874X

SIMULATED ANNEALING EVOLUTION. [Sitio web]. [Consulta: 20 de marzo de 2020]. Disponible en: <https://www.intechopen.com/books/simulated-annealing-advances-applications-and-hybridizations/simulated-annealing-evolution>.

VIRTUAL LIBRARY OF SIMULATION EXPERIMENTS: TEST FUNCTIONS AND DATASETS. [Sitio web]. [Consulta: 20 de noviembre de 2019]. Disponible en: <https://www.sfu.ca/~ssurjano/optimization.html>

XIN-SHE, Yang. Engineering Optimization: An introduction with Metaheuristic Applications, first edition, New Jersey, Wiley, 2010, part II, pp. 173-273. ISBN 978-0-470-58246-6