

DISEÑO SÍSMICO DE EDIFICIOS DE ACERO: ALGORITMOS GENÉTICOS VS ENJAMBRE DE PARTÍCULAS

Manuel Barraza⁽¹⁾, Edén Bojórquez⁽¹⁾, Eduardo Fernández González⁽¹⁾, Francisco López-Almansa⁽²⁾

¹Facultad de Ingeniería Culiacán, Universidad Autónoma de Sinaloa, Calzada de las Américas y Blvd. Universitarios, Culiacán, Sin., C. P. 80040, mb12_05@hotmail.com, eden_bmse@hotmai.com, eddyf@uas.edu.mx, reyes@uas.edu.mx

²Departamento de Estructuras y Arquitectura, ETSAB, Universidad Politécnica de Cataluña, Avenida Diagonal 649, Barcelona, C. P. 08028, francisc.lopez-almansa@upc.edu

RESUMEN

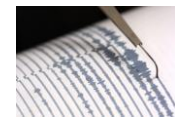
El objetivo de este estudio es comparar el uso de Algoritmos Genéticos (AGs) y Optimización por Enjambre de Partículas (PSO, por sus siglas en inglés) en la optimización multi-objetivo de estructuras de acero sometidas a fuerzas sísmicas. Para ello se diseñan edificios a base de marcos de acero utilizando Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA-II, por sus siglas en inglés) y PSO como herramienta para lograr la mejor estructura en términos de: minimizar el peso estructural total, el control de la distorsión máxima de entrepiso y satisfacer los requerimientos de resistencia. Se concluye que el uso de NSGA-II y PSO reduce el peso estructural y son herramientas muy útiles para mejorar el rendimiento estructural de los edificios.

ABSTRACT

The aim of this study is compares the use of Genetic Algorithms (GAs) and Particle Swarm Optimization (PSO) for multi-objective optimization of steel structures subjected to earthquake loads. For this purpose, steel buildings are designed using the Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA-II) and PSO as a tool to achieve the best structure in terms of: minimize the total structural weight, control of the maximum inter-story drift, and to satisfy the strength requirements of the AISC-LRFD specification. It is concluded that the use of NSGA-II and PSO reduce the structural weight and they are a very useful tools to improve the structural performance of the buildings.

INTRODUCCIÓN

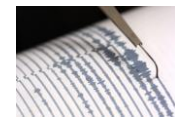
En la actualidad, debido a los avances científicos y tecnológicos en las áreas computacionales, se han propuesto nuevas técnicas de optimización basadas en la inteligencia artificial y la bio-inspiración, tales como: los algoritmos genéticos, optimización por enjambre de partículas, optimización por colonias de hormigas, optimización por colonias de abejas, búsqueda tabú, entre otros. Todas estas técnicas conocidas como meta-heurísticas se han utilizado para resolver varios problemas de optimización en la ingeniería (Yang, 2010); En particular, los procedimientos más utilizados alrededor del mundo son: algoritmos genéticos y optimización por enjambre de partículas (Eslami, *et al.*, 2012). Los algoritmos genéticos son una técnica inspirada en la selección natural (Holland, 1975), muy utilizada para resolver problemas en las áreas de ingeniería, sociales, física y otros. Aunque las primeras ideas para usar la selección natural como una herramienta para resolver problemas de optimización de ingeniería se desarrollaron en los años 50 y 60, los AGs fueron inventados esencialmente por John Holland en los años 60 (Coley, 1999). En el campo de la ingeniería sísmica y estructural, los AGs se han utilizado en varias aplicaciones, tales como el diseño óptimo de estructuras de acero y de concreto armado (Camp *et al.*, 1998, Rajeev y Krishnamoorthy 1998, Pezeshk y Camp 2000, Lee y Ahn, 2003, Kripakaran *et al.*, 2011), la selección de registros para el desempeño sísmico y diseño de edificios (Naeim *et al.*, 2004; Bojórquez *et al.*, 2013), en particular, la mayoría de los estudios se centraron en la optimización estructural utilizando técnicas evolutivas como algoritmos genéticos para el diseño óptimo de



armaduras de acero (Dede *et al.*, 2011; Sonmez, 2011; Prendes *et al.*, 2011). En el caso de AGs para el análisis estructural y el diseño de marcos de acero 2D o 3D consideran sólo una función objetivo, por lo general el peso total del edificio. Dado que el diseño sísmico de los edificios requería el control de diversos parámetros, como el costo, el desempeño del edificio, entre otros. Es importante considerar más funciones objetivo para el diseño de sistemas más complejos como en el caso de edificios de acero espaciales sometidos a cargas sísmicas a través de AGs. Por otra parte, (Eslami *et al.*, 2012) presentan un estado del arte de la técnica de optimización por enjambre de partículas y su aplicación en diversos problemas de optimización que surgen en diferentes campos. Demostraron entre los procedimientos meta-heurísticos *que la optimización por enjambre de partículas y sus versiones modificadas tienen una aplicación generalizada en dominios de optimización complejos y que actualmente es un tema de investigación importante, ofreciendo una alternativa a las técnicas de cálculo evolutivo más establecidas que pueden aplicarse en muchos de los mismos dominios.* Además, como en el caso de los AGs, las aplicaciones para resolver problemas de ingeniería estructural se discuten usualmente para el diseño de armaduras (Hosseini *et al.*, 2015), sin discutir la solución como una opción viable en la práctica real de la ingeniería estructural. Motivado por la necesidad de obtener edificios económicos y seguros con las herramientas conocidas como AGs y PSO para la optimización multi-objetivo de edificios a base de acero sometidos a sismos. El objetivo de este estudio es ilustrar la aplicación de AGs y PSO para la optimización multi-objetivo de estructuras de acero resistentes a momentos 2D y 3D bajo cargas sísmicas. Para ello se diseñan varios edificios a base de marcos de acero con diferentes características a través del algoritmo genético (NSGA-II) y PSO considerando dos funciones objetivo. Mientras que la primera función objetivo es minimizar el peso estructural total (parámetro relacionado con el costo total), la segunda función objetivo es el control de la distorsión máxima de entrepiso que es el parámetro principal sugerido por la mayoría de los códigos de diseño sísmico para garantizar un diseño satisfactorio resistente a los sismos. Además, los requerimientos de resistencia del AISC-LRFD se cumplen mediante variables de restricción. Para el presente estudio, todos los edificios de acero estructural están constituidos por elementos de sección W (256 en total) tomados de la base de datos LRFD-AISC. Las secciones están representadas por codificación binaria de ocho bits en el caso de AGs mientras que para el caso de PSO se utiliza la codificación decimal y los sismos son simulados a base de cargas horizontales situadas en los pisos de los edificios que son el lugar donde se concentra la masa. Por último, es importante decir que en el presente estudio se consideró una restricción para lograr una unión correcta entre vigas y columnas, lo que no se utiliza comúnmente en estudios de optimización estructural que implican la minimización del peso del sistema. Así, los diseños de edificios a base de marcos de acero obtenidos aquí constituyen opciones estructurales reales que pueden ser incorporadas en la práctica de la ingeniería. A continuación, se proporciona una breve descripción de algoritmos genéticos que incluyen NSGA-II y la optimización por enjambre de partículas.

ALGORITMOS GENÉTICOS

Los algoritmos genéticos son métodos heurísticos utilizados para resolver problemas de optimización, basados en los principios de la selección natural postulados por Darwin (Holland, 1975; Goldberg, 1989; Kuri-Morales y Galaviz-Casas, 2002). La principal característica de las AGs radica en los principios de supervivencia y adaptación de los organismos más capaces. Una ventaja de la aplicación de AGs es que trabaja en una población de individuos que consiste en soluciones factibles para un problema de optimización específico, donde cada individuo está definido por una cadena, y cada cadena está compuesta por una serie de caracteres, puede ser binario, decimal, números y así sucesivamente., representando una solución particular. La técnica de AGs genera aleatoriamente una población de individuos o posibles soluciones a un problema dado, y asigna una clasificación a cada individuo en función de su capacidad para adaptarse a la solución del problema. Por ejemplo, en un problema de maximización de una función, los individuos con mayor calificación serán aquellos con el valor más alto de la función; Además, cuanto mayor sea la adaptación de un individuo al problema, mayor será la probabilidad de que sea seleccionada para pasar a la siguiente generación como en el caso de la selección natural. Así ocurre una nueva población de individuos o posibles soluciones, que sustituye a la anterior y contiene una mejor proporción de buenas características en comparación con las poblaciones precedentes. Por lo tanto, las buenas características se propagan en la población a través de las generaciones. Las tres partes principales de un algoritmo genético son: codificar y decodificar variables o individuos en cadenas o arreglos; Evaluación de adaptación de cada posible solución o cadena, y finalmente, la aplicación de los operadores genéticos para producir la próxima generación de posibles soluciones (Camp *et al.*, 1998).



La mayoría de los algoritmos genéticos son variaciones del algoritmo genético simple propuesto por Goldberg (1989), que consiste en tres operadores genéticos básicos: reproducción, cruzamiento y mutación. La reproducción se basa en los mecanismos de selección de la teoría de Darwin; Es decir, los individuos más aptos sobreviven (Koza, 1992). El objetivo del cruzamiento es crear variaciones en las nuevas poblaciones de individuos, produciendo nuevas soluciones de cadenas que consisten en partes tomadas de otras cadenas de soluciones denominados padres. La mutación introduce cambios aleatorios en la población de una generación; en general, la mutación puede ser benéfica ya que permite introducir diversidad en una población.

Los métodos heurísticos evolutivos como los algoritmos genéticos han demostrado ser poderosos para manejar la complejidad exponencial de los problemas y la falta de propiedades matemáticas "nobles" de las funciones del problema y eludir soluciones locales que convergen a áreas cercanas al óptimo global (Deb, 2001, Coello *et al.*, 2002). En particular, la técnica NSGA-II ha proporcionado resultados muy buenos para resolver problemas de optimización múltiple. Esta es la primera técnica utilizada para la optimización multi-objetivo de edificios sísmo-resistentes. A continuación, se describe una breve descripción del enfoque NSGA-II.

NSGA-II (NON-DOMINATED SORTING GENETIC ALGORITHM)

La técnica NSGA-II propuesta por (Deb 2001 y Deb *et al.*, 2002) se utiliza en este estudio para el diseño óptimo multi-objetivo de edificios a base de marcos de acero sometidos a fuerzas sísmicas. La idea principal del método NSGA-II es encontrar todas las soluciones no dominadas, las cuales representan a la frontera de Pareto. Por ejemplo, supongamos que es necesario minimizar todas las funciones objetivo en un problema multi-objetivo. En la figura 1 se muestran todas las soluciones factibles del problema de optimización, se observa que las soluciones no dominadas corresponden a aquellas que no son peores que la otra solución considerando todos los objetivos, o si la solución es mejor que otra en al menos una función objetivo, estas soluciones representan la frontera de Pareto. En general, NSGA-II se implementa con un método eficaz de clasificación basado en el ranking individual, ordenando a las soluciones por fronteras (o capas) de soluciones no dominadas y la distancia de crowding que evalúa la densidad de la población de soluciones en el mismo rango. Los pasos típicos del método NSGA-II son los siguientes:

1. Se genera aleatoriamente una población inicial P_0 (padres), se califican con las funciones objetivo y se forman las fronteras no dominadas donde cada individuo se clasifica en función de la relación de dominancia en el espacio objetivo.
2. Los individuos de cada frontera son ordenados de nuevo basado en la distancia de crowding donde se evalúa la densidad de población. Para más información sobre la distancia de crowding véase (Deb, 2001).
3. Los individuos seleccionados por un torneo de selección se almacenan en un grupo de parejas intermedias que tiene una alta probabilidad de que se produzcan soluciones mejor clasificadas y menos concurridas.
4. Aplicando los operadores genéticos, tales como cruzamiento y mutación se genera la población de hijos Q_t donde el subíndice "t" denota el número de generaciones.
5. Se crea una población integrada R_t combinando P_t y Q_t , los valores de la aptitud se asignan a todos los individuos por la clasificación no dominada y la clasificación de distancia de crowding.
6. Por último, los individuos con mejor aptitud son seleccionados por orden elitista y estos se convierten en los padres P_{t+1} .
7. Se repiten los pasos 2-6 (mientras que $t < NG$); Donde NG representa el número de generaciones requeridas.
8. Los individuos en la frontera uno de entre los padres en $P_{t_{max}}$ son las soluciones óptimas de Pareto.

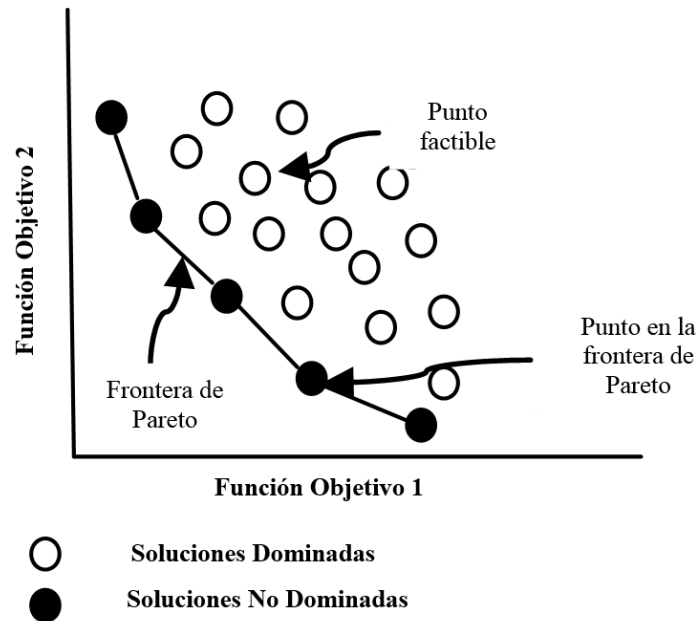
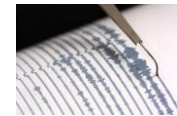


Figura 1 Frontera de Pareto

OPTIMIZACIÓN POR ENJAMBRE DE PARTÍCULAS (PSO)

La optimización por enjambre de partículas es una técnica basada en la población de aves, peces e insectos para resolver problemas de optimización, que fue propuesta por (Kenney y Eberhart, 1995). La principal característica de esta técnica es la simulación del comportamiento social, por ejemplo, para representar el movimiento de organismos en una parvada de aves. Como lo indican (Ruan, 2010) y (Eslami *et al.*, 2012), en un sistema PSO, múltiples soluciones candidatas coexisten y colaboran simultáneamente. Cada solución llamada una partícula, vuela en el espacio de búsqueda de problemas buscando la posición óptima para aterrizar. Una partícula durante las iteraciones modifica su posición según su propia experiencia, así como la experiencia de las partículas vecinas. El método PSO combina el método de búsqueda local (a través de la experiencia propia) con los métodos de búsqueda global (a través de la experiencia vecina), tratando de equilibrar la exploración y la explotación. Por razones de brevedad, sólo se ilustra el algoritmo conceptual para PSO básico en la figura 2 según (Cazacu y Grama, 2013); Sin embargo, su implementación para el diseño sísmico-resistente de marcos de acero se discute en próximos capítulos. En la figura 2, *Pbest* es la mejor posición conocida de la partícula y *Gbest* es la mejor posición global (de todo el enjambre).

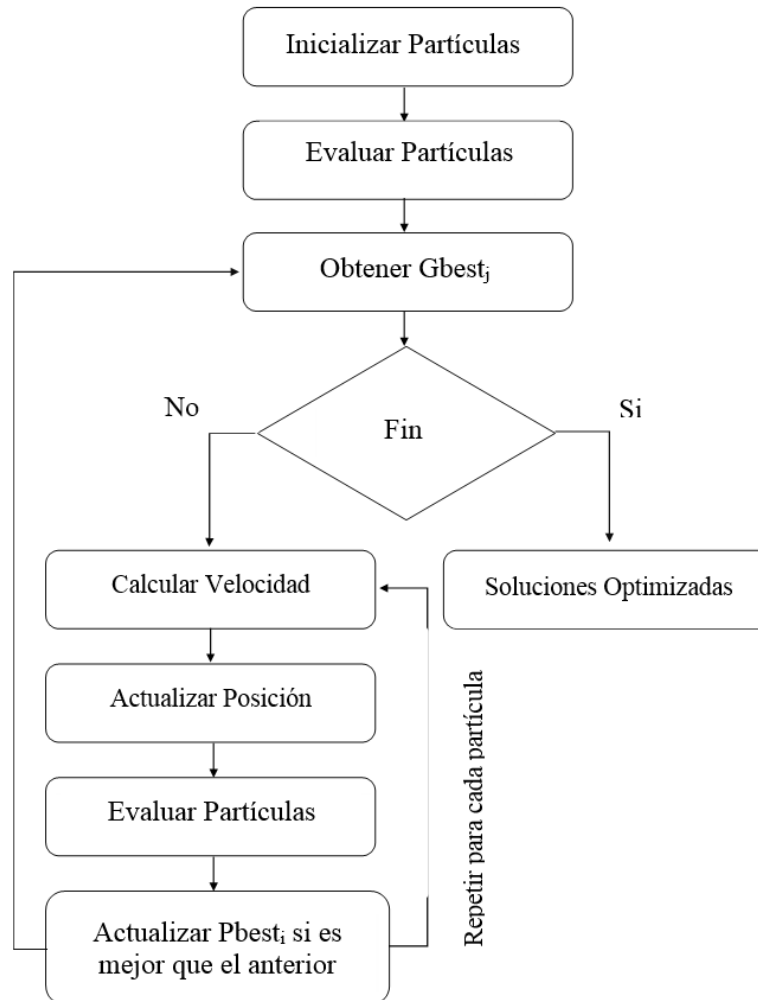
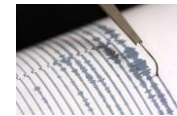


Figura 2 Diagrama de flujo conceptual para PSO (Cazacu y Grama, 2013)

DISEÑO SÍSMICO DE EDIFICIOS A BASE DE MARCOS DE ACERO UTILIZANDO NSGA-II: METODOLOGÍA

Para demostrar el potencial que tienen los AGs como una herramienta en el diseño sísmico de marcos estructurales de acero se mostrará el procedimiento a través del método NSGA-II. Para ello, suponga que desea diseñar el marco de un nivel y una crujía mostrado en la figura 3 sometido a la carga puntual p y distribuida w . Los objetivos de diseño son: minimizar el peso total W_T de la estructura y la distorsión máxima de entrepiso. Para ello, se dispondrá de un total de 256 diferentes tipos de secciones W que pueden utilizarse para los elementos (vigas y columnas). Si existen un total de 256 diferentes posibilidades para cada elemento que constituye el marco, eso significa que hay un total de $256^3(16777216)$ posibles soluciones; aun cuando se considerara que las columnas son iguales, existen una enorme cantidad de posibles soluciones del problema. Por lo que tratar de encontrar el marco más ligero que cumpla a la misma vez con una determinada distorsión máxima de entrepiso, resulta en un problema laborioso a pesar de ser uno de los marcos estructurales más simples.

En general, para un marco formado por N elementos (vigas y columnas), se tendrán 256^N posibles soluciones. Por supuesto, no todas las soluciones resultan satisfactorias, de hecho, de todo el espacio de soluciones, algunas de ellas estarán dominadas por estructuras muy pesadas y cuya demanda de distorsión máxima de entrepiso es demasiado pequeña, la cual resulta óptima en términos de distorsión; por otro lado, se tendrán soluciones dominadas por grandes demandas de distorsión, pero de muy bajo peso estructural; es decir, óptimas en términos de peso. La ingeniería estructural no está interesada en ninguna de estas soluciones, sino en aquellas en las que existe un equilibrio entre economía (estructuras ligeras) y desempeño estructural (control de la distorsión máxima de entrepiso, elementos mecánicos, etc.) o dicho en otras palabras en soluciones que estén en la "zona privilegiada" de la frontera de Pareto como se ilustra en la figura 4.

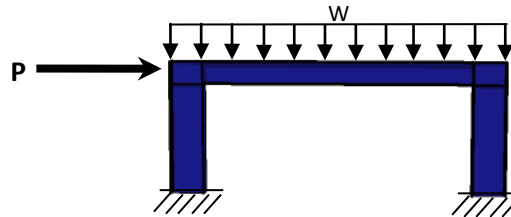


Figura 3 Marco estructural de un nivel y una crujía

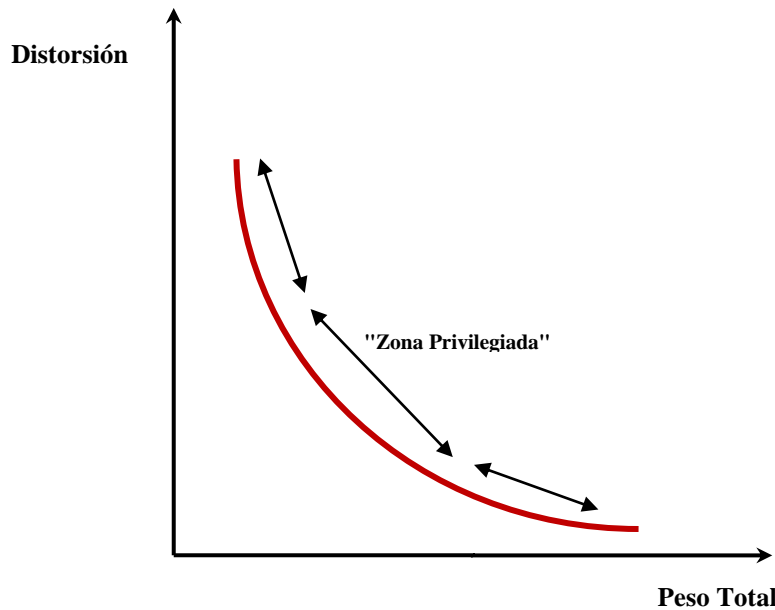


Figura 4 Superficie de todas las posibles soluciones de un marco estructural

Cabe aclarar que todas las soluciones de la línea roja llamada "frontera de Pareto" de la figura 4 son soluciones "No dominadas" por ninguna solución, esto quiere decir que marca la frontera de las posibles mejores soluciones encontradas por el algoritmo en la superficie de todas las posibles soluciones existentes. En el presente trabajo, la frontera de Pareto se obtiene considerando dos objetivos, el peso estructural total y el control de la distorsión máxima de entrepiso de 0,01, este valor puede variar dependiendo de los requerimientos de los códigos de diseño sísmico y del desempeño estructural de interés. (Bojorquez *et al.*, 2011) recomienda una distorsión máxima de entrepiso de 0.01 para marcos de acero considerando daño acumulado y un factor de comportamiento dúctil de 2. Finalmente, en este estudio las estructuras se diseñan para satisfacer al mismo tiempo los requerimientos de resistencia del LRFD-AISC; además, un correcto ensamble en las uniones viga-columna que comúnmente no es considerado en los estudios de optimización estructural.

A continuación, se describe el procedimiento empleado para el diseño sísmico de marcos estructurales de acero resistentes a momentos utilizando AGs a través del método NSGA-II:

1. *Población inicial*: Se define de manera aleatoria la primera generación o población inicial de individuos y posibles soluciones de marcos estructurales "Po" de cantidad "N" individuos, que serán los padres según el método. Cada individuo consiste en un marco estructural formado por elementos de acero de sección W tomadas de un total de 256 perfiles. Se utiliza una codificación binaria para representar a cada sección, lo que implica que en total serán necesarios 8 bits para la codificación de todo el espacio de secciones. Así por ejemplo, el número binario 00000000 representará la primera sección de la base de datos, mientras que 11111111 representa la última sección (ver figura 5). Por lo tanto, un individuo estará formado por una codificación binaria de $8*N$ bits, donde N representa el número total de elementos de cada marco (ver figura 6), otra alternativa es que cada estructura esté formada por un vector de N elementos cada uno de 8 bits.

En otras palabras, el marco de la figura 1 será un vector de tres parámetros donde cada parámetro es un número binario de 8 bits y representa un elemento específico de la estructura (ver figura 3). Finalmente, se considera que el número de individuos o marcos estructurales no varía de generación en generación, y se utilizan un total de 100 por cada generación para este trabajo, que se encuentra dentro de los valores típicos; es decir entre 20 y 1000 individuos por generación (Coley, 1999).

Perfiles	codificación binaria								
• W10X112 N ^a 1 -----	<table border="1" style="display: inline-table; text-align: center;"><tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr></table>	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0		
• W10X336 N ^a 2-----	<table border="1" style="display: inline-table; text-align: center;"><tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>1</td></tr></table>	0	0	0	0	0	0	0	1
0	0	0	0	0	0	0	1		
• " " "-----	" "								
• " " "-----	" "								
• " " "-----	" "								
• W40X655 N ^a 256 -----	<table border="1" style="display: inline-table; text-align: center;"><tr><td>1</td><td>1</td><td>1</td><td>1</td><td>1</td><td>1</td><td>1</td><td>1</td></tr></table>	1	1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1	1		

Figura 5 Codificación binaria de perfiles de acero

ELEMENTO E1 =	<table border="1" style="display: inline-table; text-align: center;"><tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>1</td><td>1</td><td>0</td><td>1</td><td>0</td></tr></table>	0	0	0	1	1	0	1	0
0	0	0	1	1	0	1	0		
ELEMENTO E2 =	<table border="1" style="display: inline-table; text-align: center;"><tr><td>1</td><td>0</td><td>1</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>1</td></tr></table>	1	0	1	0	0	0	0	1
1	0	1	0	0	0	0	1		
ELEMENTO E3 =	<table border="1" style="display: inline-table; text-align: center;"><tr><td>0</td><td>1</td><td>0</td><td>0</td><td>0</td><td>1</td><td>0</td><td>1</td></tr></table>	0	1	0	0	0	1	0	1
0	1	0	0	0	1	0	1		

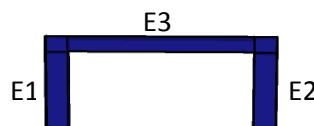
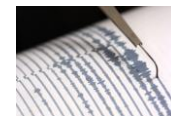


Figura 6 Codificación binaria de un marco estructural de acero

2. *Análisis de los marcos estructurales*: Se determinan las cargas gravitatorias y las cargas debidas a sismo mediante el método estático de análisis sísmico, y se realiza un análisis elástico lineal de cada una de las 100 posibles soluciones (N individuos).
3. *Funciones objetivo o de adaptación*: Las expresiones matemáticas que se utilizan para medir la capacidad de adaptación de un individuo son las siguientes:



$$\text{Minimizar} \quad F_{O1} = W_T * F_P \quad (1)$$

$$\text{Minimizar} \quad F_{O2} = |\gamma_C - P_1 * \gamma_D| * F_P \quad (2)$$

Sujeto a:

$$\frac{P_r}{P_c} + \frac{8}{9} \left(\frac{M_{rx}}{M_{cx}} + \frac{M_{ry}}{M_{cy}} \right) \leq 1.0 \quad \text{Para} \quad \frac{P_r}{P_c} \geq 0.2 \quad (3)$$

$$\frac{P_r}{2P_c} + \left(\frac{M_{rx}}{M_{cx}} + \frac{M_{ry}}{M_{cy}} \right) \leq 1.0 \quad \text{Para} \quad \frac{P_r}{P_c} < 0.2 \quad (4)$$

$$\text{donde} \quad W_T = \sum_{i=1}^{i=N} \rho_i L_i A_i \quad (5)$$

En las ecs. 1-5 F_{O1} es la función objetivo relacionada con el peso; F_{O2} es la función objetivo relacionada con la distorsión; F_P es la función de penalización para aquellas soluciones que violan la limitación impuesta a la distorsión máxima de entrepiso y a los requerimientos de resistencia de las ecs. 3 y 4; ρ_i es la densidad del acero; L_i la longitud del elemento i ; A_i el área de la sección i ; γ_C es la capacidad de distorsión máxima igual a 0.01; γ_D es la demanda de distorsión de entrepiso, P_r y M_r son las resistencias requeridas por tensión y flexión, P_C y M_C son las resistencias disponible por tensión y flexión. Los marcos de acero seleccionados serán aquellos con los menores valores de las funciones objetivo dadas en las ecs. 1 y 2. Finalmente, $P_1 = 1$ si $\gamma_D \leq \gamma_C$ y $P_1 = 50$ si $\gamma_D > \gamma_C$.

La función de penalización F_P es estimada de la siguiente manera:

$$F_P = F_{Rb} * F_{Rc} * P_K * [1 + (P_v - 1)] \quad (6)$$

$$\text{donde} \quad P_K = 2 \quad \text{si} \quad kL/r > 200 \quad \text{y} \quad P_K = 1 \quad \text{si} \quad kL/r \leq 200$$

kL/r es llamada la relación de esbeltez de la columna; la longitud kL es conocida como la longitud efectiva de la columna. El coeficiente adimensional K es llamado el factor de la longitud efectiva y r es el radio de giro de la sección transversal alrededor del eje de flexión. Para F_{Rc} y F_{Rb} el máximo valor del factor de resistencia de cada elemento (vigas y columnas) revisado. Se inicializa, F_{Rc} (para columnas) y F_{Rb} (para vigas) igual a 1, si el elemento satisface a ($0.5 \leq F_{Rb} \leq 1$ o $0.5 \leq F_{Rc} \leq 1$) permanecerán con el valor de 1, de lo contrario, serán penalizados y tendrán valores mayores que 1.

Finalmente, P_V es usado para penalizar aquellos edificios de acero que no cumplan con una unión viga-columna aceptable para la práctica de ingeniería. Por lo tanto, si la unión es aceptable para ser construido tendrá un valor igual a 1. Para ilustrar esto, las características geométricas del área transversal de las secciones W que se usan como viga o columnas se muestra en la figura 7.

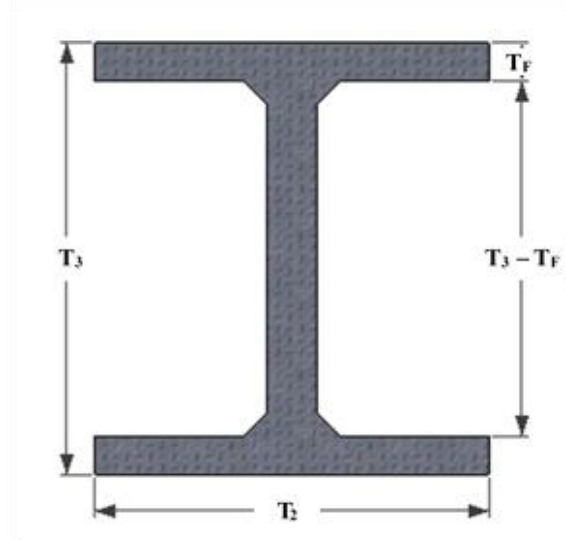


Figura 7 sección transversal de una típica sección w

donde T_3 = Peralte o altura; T_f = Espesor del patín; T_2 = Ancho del patín and $T_3 - 2T_f$ = Altura interior de la sección.

Unión viga-columna correcta en el plano (2D) marcos de acero

En marcos planos de acero, la única restricción para obtener un ensamble correcto de vigas y columnas es que el ancho de patín de la viga T_{2b} sea menor o igual que el ancho de patín de la columna T_{2c} , esto es: si $T_{2c} \geq T_{2b}$ la unión es adecuada, de lo contrario, el marco de acero es penalizado por medio de la siguiente ecuación $P_v = P_v + (T_{2b} - T_{2c})$.

Unión viga-columna correcta en el espacio (3D) marcos de acero

En marcos de acero 3D, además de la restricción de los marcos planos. La viga debe de unir correctamente en el alma de la columna. En otras palabras, el ancho de patín de la viga T_{2b} tiene que ser menor o igual a la altura interior de la sección de la columna $T_{3c} - 2 * T_{fc}$. Si $T_{2c} \geq T_{2b}$ y $T_{3c} - 2 * T_{fc} \geq T_{2b}$ la unión es adecuada, de lo contrario el marco de acero 3D se penalizara.

4. *Clasificación:* La población es ordenada en diferentes capas o clases (en primer lugar los individuos no dominados); la primera clase C_1 , por lo general está compuesta de las soluciones no dominadas o de menor debilidad de P_0 . La segunda capa C_2 contiene las soluciones no dominadas o de menor debilidad en los individuos de $\{P_0\} - \{C_1\}$ y así sucesivamente hasta clasificar a todos los individuos de P_0 (ver figura 8). A cada solución se le asigna un *Rank* igual al número de capa en que están, considerando que son mejores individuos los que fueron seleccionados primeramente.

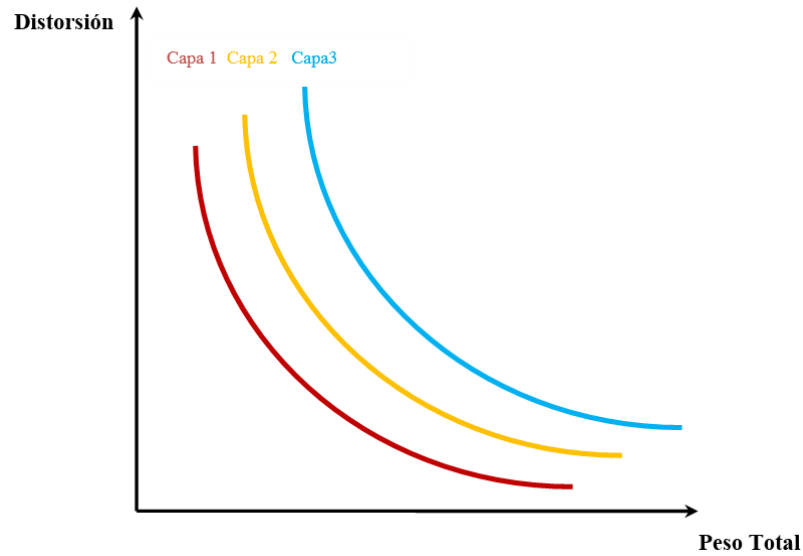


Figura 8 Clasificación en capas o fases de la población de Padres "N"

5. *Selección:* La selección de los padres se basa por medio del torneo binario llamado "Operador de Selección Por Torneo de Aglomeración" que consiste en la selección de 2 individuos aleatoriamente, los cuales competirán entre sí (ver figura 9); el mejor individuo gana el torneo y forma el primer padre. Este torneo se repite para encontrar el segundo y el siguiente padre. Ya formados todos los padres, se procede a crear los hijos a través de los procesos de cruzamiento y mutación. En este caso de dos padres se formarán dos hijos. Si se toma una población de 100 Padres (N individuos) se tendrá que crear una población de 100 hijos (N individuos). En la parte siguiente se describe con más detalle este proceso.

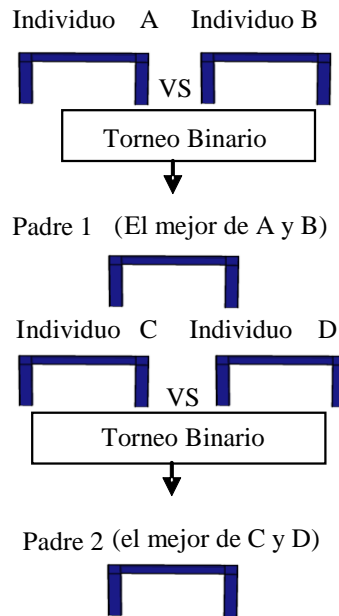


Figura 9 Torneo binario (Torneo de aglomeración) de marcos estructurales

6. *Cruzamiento:* En esta etapa del proceso evolutivo, dos individuos seleccionados (padres) se unen para formar otra pareja de individuos (hijos) con las características de los padres. Al final se tendrán 100 nuevos

marcos estructurales (N individuos), obteniéndose una nueva generación de marcos estructurales formada por el mismo número de individuos de la generación anterior. Se utiliza cruzamiento de un solo punto para cada elemento; es decir, el cruzamiento se da de una parte del elemento de cada individuo o marco estructural.

7. *Mutación*: Se utiliza para asegurar una buena diversidad de marcos estructurales. Este proceso se aplica a cada nueva generación por completo, y consiste en invertir muy ocasionalmente en la posición de cada bit un 1 por un 0 o viceversa, con una probabilidad de mutación P_M muy pequeña, obteniendo así una mayor variedad de posibles soluciones. Valores típicos de P_M oscilan alrededor de 0.001 (Coley, 1999), que implica que uno de cada mil bit será mutado. Se debe tener cuidado en la selección de la probabilidad de mutación, ya que valores muy altos podrían alargar la convergencia a la solución óptima. La figura 10 muestra un ejemplo de mutación de un individuo.

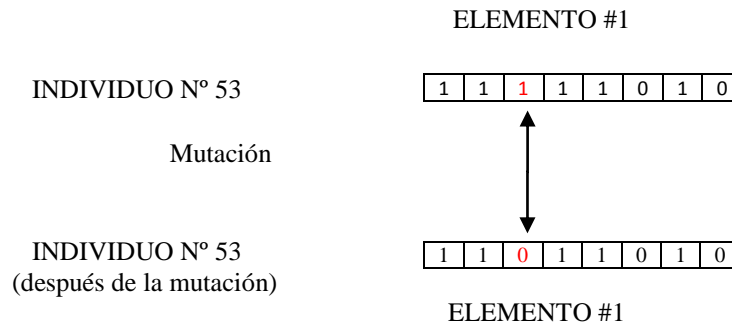
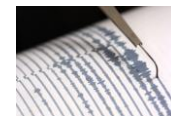


Figura 10 Ejemplo ilustrativo de la mutación

8. *Combinación*: Después las poblaciones de Padres (Población inicial) de tamaño N se unen con la población de Hijos de tamaño N , para formar una nueva población P_{t+1} de tamaño $2N$ (200 individuos).
9. *Clasificación*: Se lleva a cabo de la misma manera que el paso número 4 solo que ahora son el doble de individuos $2N$ (200 individuos), esto significa que habrá cambios en la clasificación ya que hay nuevos individuos (hijos) con características diferentes.
10. *Creación de la nueva población*: Como el algoritmo trabaja con poblaciones de N individuos se crea una nueva población P_{t+1} de tamaño “ N ” tomando los mejores individuos de las capas contenidas en P_t (en el paso anterior). Por lo general la primera capa pasa completa a P_{t+1} (implementación de elitismo), y después se toman los individuos más aptos (en clases de menor *rank*) de las siguientes capas. *Si todos los individuos tienen la misma aptitud se usa una técnica de nicho para mantener la diversidad de la población.* NSGA-II utiliza una técnica de nicho basada en una medida de “aglomeración” (distancia de crowding). Esta medida trata con la densidad de las soluciones en cierta región de las capas no-dominadas. Las soluciones en zonas de menos densidad (de soluciones) son preferidas porque ayudan a mantener la diversidad de la población y a “esparcir” la población de manera más uniforme sobre la Frontera de Pareto

DISEÑO ESTRUCTURAL DE EDIFICIOS A BASE DE MARCOS DE ACERO BAJO CARGAS SÍSMICAS UTILIZANDO PSO: METODOLOGÍA

Los pasos de la metodología para el diseño sísmico de edificios a base de marcos de acero son en general similares a la técnica NSGA-II. Por ejemplo, se han utilizado las mismas funciones objetivos y restricciones. La primera diferencia entre NSGA-II y PSO aplicada al diseño sísmico de estructuras de acero corresponde a la codificación, que en el caso de PSO es decimal para los miembros estructurales y marcos de acero como se indica en las figuras 11 y 12.



Secciones W consideradas	Codificación Decimal			
• W10X112 N ^a 1 -----	<table border="1"><tr><td>0</td><td>0</td><td>1</td></tr></table>	0	0	1
0	0	1		
• W10X336 N ^a 2-----	<table border="1"><tr><td>0</td><td>0</td><td>2</td></tr></table>	0	0	2
0	0	2		
• “ “-----	“			
• “ “-----	“			
• “ “-----	“			
• W40X655 N ^a 256 -----	<table border="1"><tr><td>2</td><td>5</td><td>6</td></tr></table>	2	5	6
2	5	6		

Figura 11 Codificación decimal de secciones W

ELEMENTO E1 =

4	0	6
---	---	---

ELEMENTO E2 =

0	8	4
---	---	---

ELEMENTO E3 =

1	0	6
---	---	---

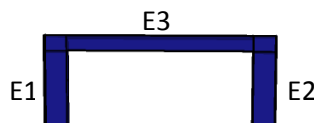


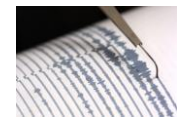
Figura 12 Codificación decimal de un marco de acero

En una búsqueda espacial N-dimensional, cada articula de enjambre i (en este caso un edificio de acero) conoce su posición actual $X_{ij} = [X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{iN}]$, la velocidad $V_{ij} = [V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{iN}]$ con la que ha alcanzado esa posición y la mejor posición $P_{ij} = [P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{iN}]$ en la que se ha encontrado (mejor posición personal). Además, todas las partículas conocen a la mejor posición entre todas las mejores posiciones personales en el enjambre, que se le llama la mejor posición global $G_j = [G_1, G_2, \dots, G_N]$. En cada iteración t del algoritmo, cada componente j (sección de la estructura de acero) de la velocidad y posición de cada enjambre de partículas i se actualiza de acuerdo con las siguientes ecuaciones:

$$V_{ij}[t+1] = w * V_{ij}[t] + C_1 * Rand(.) * (Pbest_{ij}[t] - X_{ij}[t]) + C_2 * rand(.) * (Gbest_j[t] - X_{ij}[t]) \quad (7)$$

$$X_{ij}[t+1] = X_{ij}[t] + V_{ij}[t+1] \quad (8)$$

donde $V_{ij} = [V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{iN}]$ es llamada la velocidad de la partícula i , que representa la distancia que recorrió la partícula desde la posición actual $X_{ij} = [X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{iN}]$; $Pbest$ representa la mejor posición previa de la partícula i (es decir, el conjunto no dominado de las mejores posiciones previas); $Gbest$ representa a todas las posiciones no dominados entre todos los $Pbest$ en la población (mejor posición global); w Es el parámetro de inercia; C_1 Es el parámetro cognitivo; C_2 Es el parámetro social; Finalmente, $Rand(.)$ y $rand(.)$ son funciones que devuelve un número aleatorio en el intervalo $[0, 1]$. En el presente estudio, se utilizó un valor de 2 para C_1 y C_2 , y w disminuyó linealmente de 0,9 a 0,4 durante una corrida, como sugieren (Eberhart y Shi, 2000).



La ec. 7 calcula un nuevo vector de velocidad para la i -ésima partícula desde su velocidad actual, la distancia Euclidiana mejor posición personal y la distancia Euclidiana a la mejor posición global. En la ec. 8 se actualizan los componentes del vector posición de la i -ésima partícula según cada componente de la nueva velocidad.

EJEMPLOS NUMÉRICOS

En las secciones anteriores, se describieron los procedimientos para el diseño sismo-resistente de edificios a base de marcos de acero a través de los métodos NSGA-II y PSO. En esta parte del estudio, el procedimiento descrito se aplica para diseñar edificios de acero estructural a base de marcos 2D y 3D. La primera estructura consiste en una edificación 2D de cuatro niveles y dos crujiás y la segunda es un marco 3D de tres niveles con tres crujiás en dirección X y tres crujiás en dirección Y.

EJEMPLO 1: diseño estructural de un edificio de marcos de acero 2D de 4 niveles y 2 crujiás

a) Aplicación con el método NSGA-II

La figura 13 muestra el primer ejemplo de un diseño estructural, marco de acero con 4 niveles y dos crujiás llamado F4-2D. Las características geométricas de la estructura de acero se ilustran en la figura. Obsérvese que para simular el efecto del sismo, cargas laterales se colocaron en cada piso aumentando según la altura y correspondientes a 3, 6, 9 y 12 toneladas respectivamente. Las cargas por gravedad corresponden a fuerzas distribuidas de 2,5 T / m.

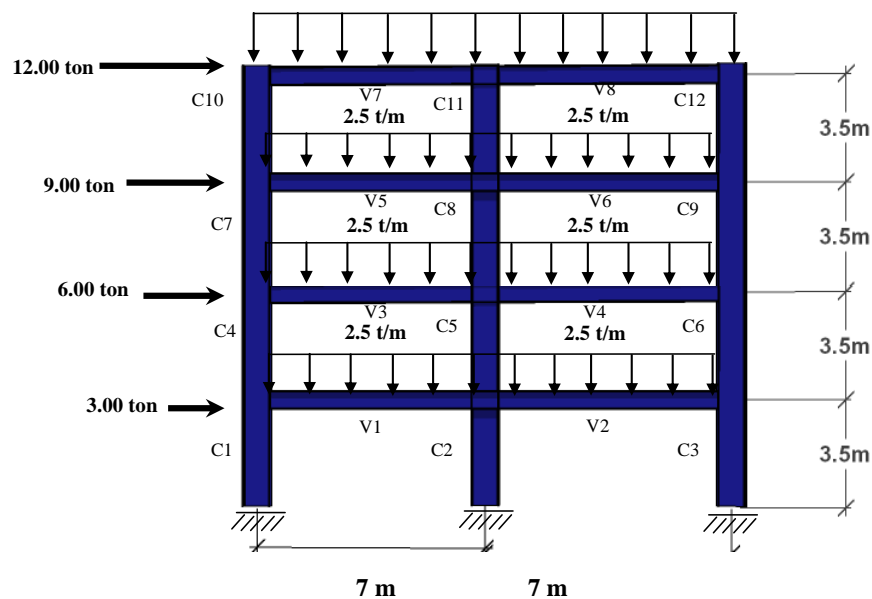


Figura 13 Características geométricas, cargas laterales y distribuidas para el marco de acero 2D (F4-2D) del primer ejemplo de diseño

Los pasos para el diseño estructural de edificios a base de marcos de acero sometidos a cargas sísmicas usando NSGA-II son los siguientes:

1. El primer paso del procedimiento es generar aleatoriamente la población inicial (P_0) de "N" marcos de acero estructural (en este estudio fue usada una población inicial de 100 marcos) que serán los "padres" de acuerdo al procedimiento. Para este marco, se utilizaron cuatro secciones W diferentes; 2 para columnas

(elementos C1 a C6 = columna 1 y C7 a C12 = columna 2) y 2 para las vigas (V1 a V4 = viga 1 y de V5 a V8 = viga 2), por lo tanto, se utilizan 32 bits para la codificación binaria.

2. *Análisis del marco estructural:* El análisis estructural de los marcos de acero 2D con cargas laterales y muerta se realizó para cada una de las 100 soluciones posibles o individuales, es decir, para cada marco de acero.
3. En esta etapa, las funciones objetivo se evalúan para cada individuo o marco de acero, véase las ecs. 1-5. Los resultados se muestran en la figura 14, donde cada punto representa un marco estructural. Mientras que el eje horizontal indica el valor de la función objetivo 1 (F_{O1}) relacionado con el peso estructural (ver ec. 1), el eje vertical representa la función objetivo 2 (F_{O2}) basada en la distorsión máxima de entrepiso (ec. 2). Se observa que no hay ninguna tendencia en ambos casos correspondientes a las funciones objetivo de peso y distorsión, ya que todos los marcos de acero fueron generados aleatoriamente. Además, el espacio de solución es grande, lo cual es bueno para explorar una amplia gama del espacio total de soluciones.

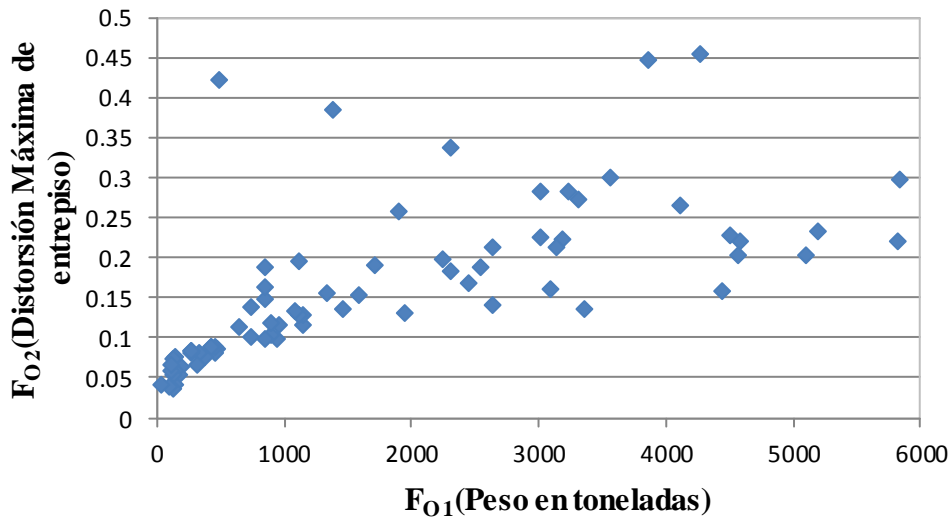
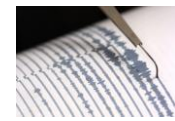


Figura 14 Estimación de las funciones objetivo F_{O1} y F_{O2} para la primera generación de marcos de acero creadas al azar

4. Después de evaluar las funciones objetivo de cada individuo, la población total se clasifica en capas (fronteras), de acuerdo con el método descrito anteriormente.
5. La población de padres se establece a través del torneo binario descrito antes.
6. Después del torneo binario se crea la nueva población de hijos de tamaño "N" basada en el cruce de los padres.
7. Los padres se cruzan y la nueva población tiene "N" individuos (100 marcos) que serán los futuros hijos, pero no sin antes realizarse el proceso de mutación. El proceso se explica en detalle en el capítulo anterior.
8. Una vez establecida la población de hijos "N" (100 marcos de acero) se une a la población de padres "N" para crear una nueva población P_t' de "2N" individuos con 200 marcos de acero.
9. La clasificación de la nueva población se llevará a cabo de la misma manera que la población de los padres; Con la única diferencia de que ahora la población es de tamaño "2N"



- Una vez que las fronteras de la población P_t se obtuvieron con el tamaño de "2N", la nueva población de padres de tamaño "N individuos" (100 marcos) será la segunda generación, por lo que los mejores 100 individuos de los 200 marcos de acero estructural serán seleccionados. Por lo general, la primera capa pasa a P_{t+1} (implementación del elitismo), luego se toman los individuos más aptos (en menor rango de clase) de las siguientes capas. Si todos los individuos tienen la misma aptitud, se utiliza una técnica de nicho para mantener la diversidad de la población como se describió anteriormente.

Observe que los individuos que no fueron seleccionados serán descartados completamente a la próxima generación porque sus propiedades no son buenas comparadas con las propiedades de los individuos seleccionados. Los 100 individuos serán los nuevos padres en la próxima generación

Una vez que se obtiene la nueva población de padres, el procedimiento se repite NG (Número de generaciones) veces o hasta que ocurra el fenómeno de convergencia, lo que significa que ambas funciones objetivo no pueden seguir mejorando simultáneamente en generaciones posteriores. La figura 15 muestra la evolución para el ejemplo considerado y la función objetivo 1 (relacionado con el peso). Cada punto representa una solución (marco de acero) en una generación específica. Se observa que la función objetivo basada en el peso tiende a disminuir con el número de generaciones y en general tiende a converger a un valor específico. Resultados similares son válidos para la función objetivo 2 que depende de la distorsión máxima de entrepiso (véase la figura 16). Esto ilustra que la técnica NSGA-II es bastante útil para obtener diseños de edificios a base de marcos de acero que minimicen las funciones objetivo de interés basadas en el peso y el desempeño estructural en términos de la distorsión máxima de entrepiso. Además, las figuras 17 y 18 ilustran el promedio de los resultados por generación de ambas funciones objetivo (peso y distorsión de entrepiso). Los resultados muestran que las funciones objetivo disminuyen a medida que aumenta el número de generaciones. En otras palabras, el promedio de los edificios de acero tiende a mejorar sus características a medida que aumenta el número de generación.

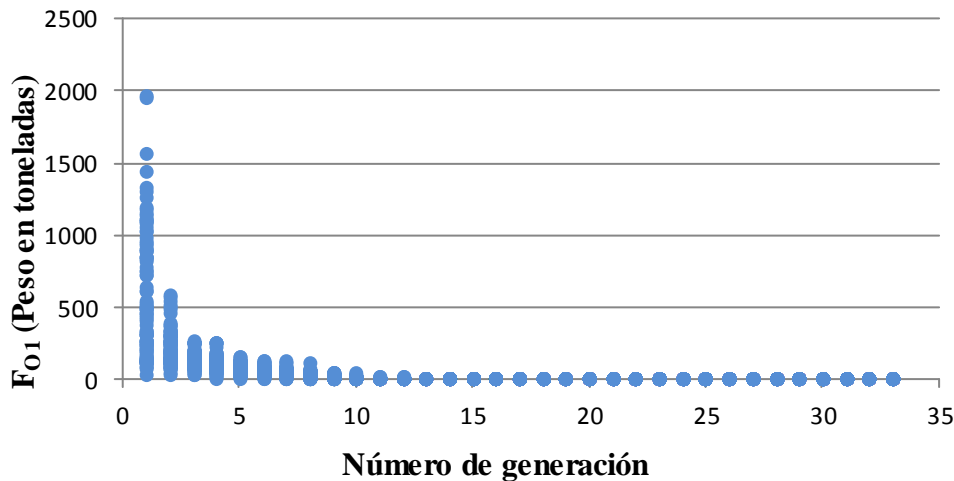


Figura 15 Evolución de la función objetivo 1 basada en peso estructural de cada generación Para la estructura F4-2D

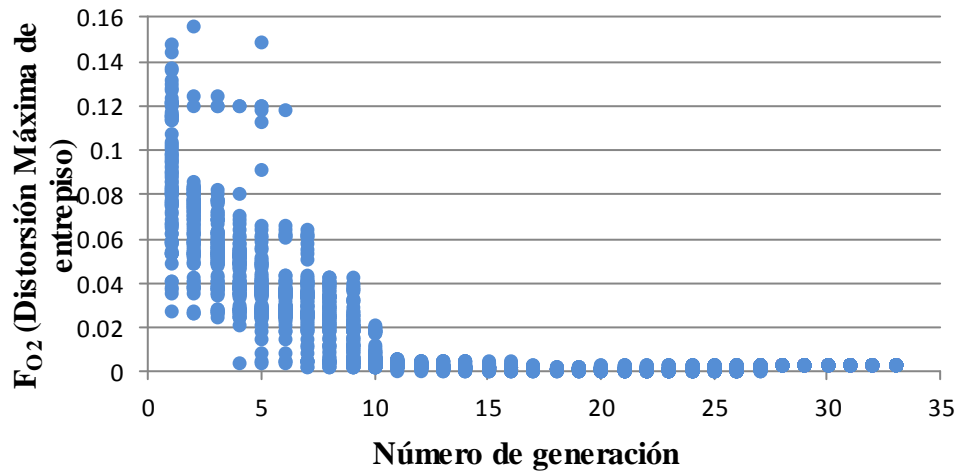


Figura 16 Evolución de la función objetivo 2 basada en distorsión de cada generación para la estructura F4-2D

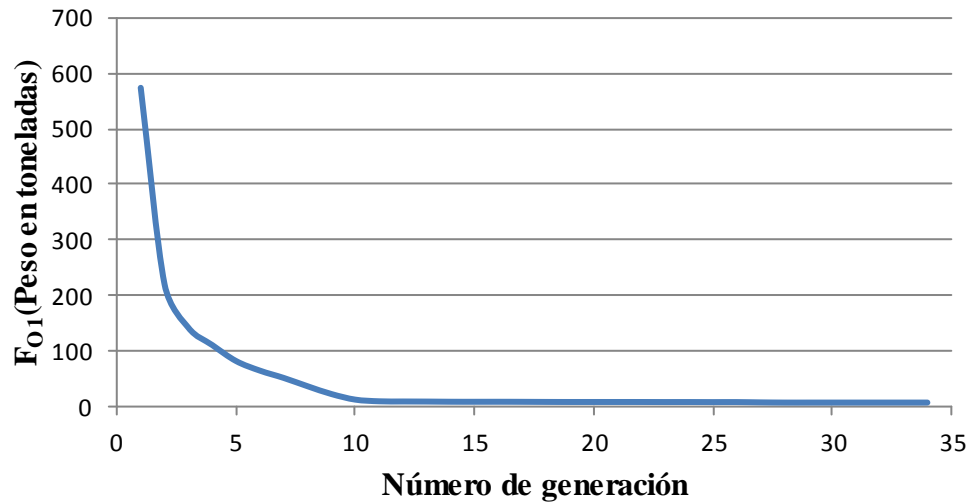


Figura 17 Valores promedios F_{01} de cada generación (marco 4 niveles)

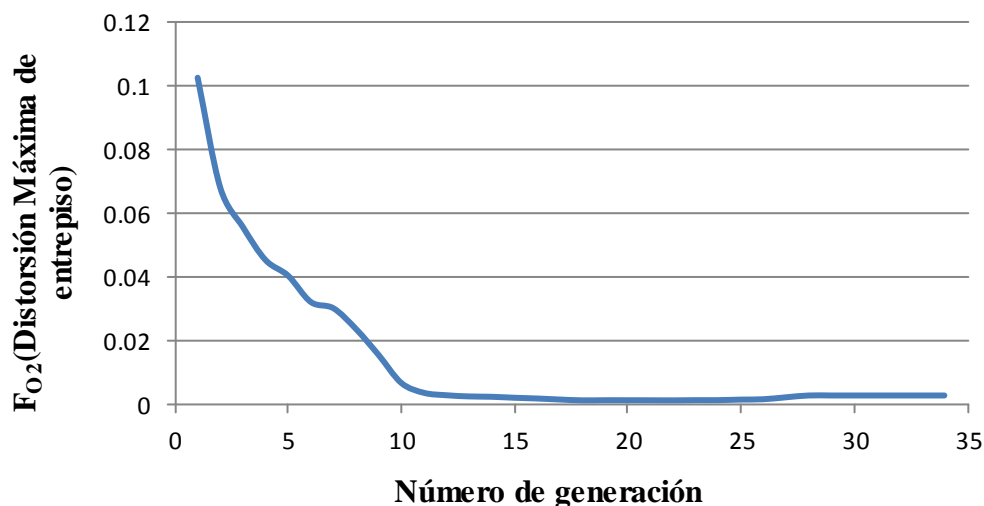
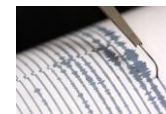


Figura 18 Valores promedios F_{02} de cada generación (marco 4 niveles)

Solución estructural para el marco de acero 2D por el método NSGA-II

La solución final del procedimiento con el método NSGA-II después de 30 generaciones es: Columna 1 = W21x62; Columna 2 = W12x45; Viga 1 = W21x48 y Viga 2 = W12x45. Es importante decir que las vigas ensamblan perfectamente en las columnas. Además, la restricción dada por las ecs. 3 y 4 son satisfactorias ya que el factor de resistencia de cada elemento no supera la unidad. En otras palabras, el diseño es aceptable en términos de resistencia y seguridad ya que los elementos usan en promedio entre el 80% y el 96% de su capacidad de resistencia, lo cual es un buen indicador de un diseño correcto. Esto indica que el diseño final obtenido es bastante adecuado en términos de costo y rendimiento. La Tabla 1 proporciona los elementos, las secciones, el peso estructural total y la distorsión máxima de entrepiso obtenida para la solución final. Obsérvese que en este caso sólo se obtuvo una solución al final del procedimiento evolutivo; Sin embargo, con el objetivo de calcular la frontera de Pareto que incorpora varias soluciones posibles, es necesario repetir el procedimiento varias veces. Esto se ilustra en la figura 19 que muestra tres soluciones para el edificio de marcos de acero 2D que cumplen con la distorsión máxima de entrepiso permitida y los requerimientos de resistencia de los códigos de diseño. Debido a la naturaleza del problema de optimización multi-objetivo, varias soluciones pueden ser obtenidas como adecuadas, en este caso el ingeniero estructural o un tomador de decisiones escogerá la solución más apropiada para el problema específico. Se observa que la estructura con menor peso total corresponde a la indicada en la Tabla 1.

Tabla 1 Resultados finales para las secciones W, peso estructural total y distorsión máxima de entrepiso para la estructura F4-2D estimados mediante el método NSGA-II

Elemento	Sección	Peso estructural total (ton)	Distorsión máxima de entrepiso
Columna 1	W21x62	7.19	0.0082
Columna 2	W12x45		
Viga 1	W21x48		
Viga 2	W12x45		

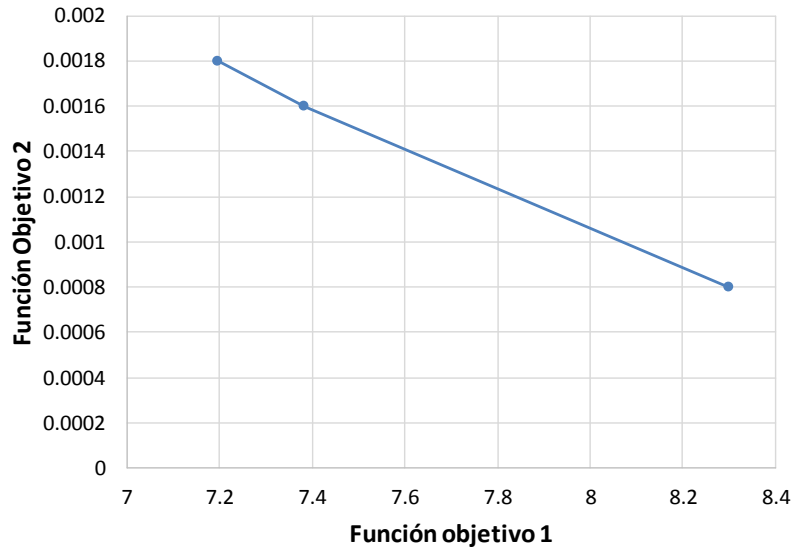


Figura 19 Frontera de Pareto para la estructura F4-2D obtenida por el método NSGA-II

b) Aplicación con el método PSO

La optimización por enjambre de partículas también se utiliza para obtener el mejor diseño del edificio de acero 2D, se utiliza el procedimiento explicado anteriormente. Sin embargo, por cuestión de espacio, sólo se muestran los resultados finales en la Tabla 2 que proporciona los elementos, secciones, peso estructural total y la distorsión máxima de entrepiso obtenida para la solución final, y la frontera de Pareto (véase la figura 20). Se puede observar que la estructura con el menor peso total equivale a 6,65 ton y la de mayor peso en la frontera de Pareto 8,4 ton. Es importante decir que los resultados obtenidos a través de NSGA-II y PSO para los edificios a base de marcos de acero 2D y 3D se comparan a continuación.

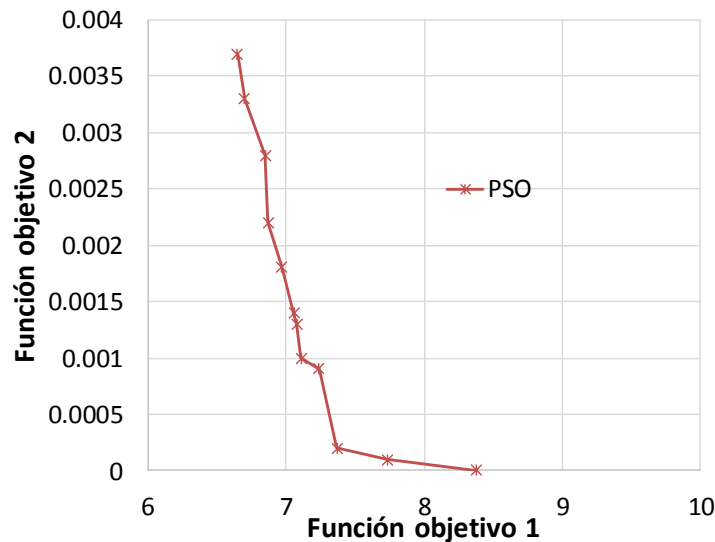


Figura 20 Frontera de Pareto para la estructura F4-2D obtenida por el método PSO.

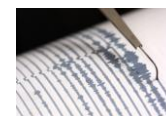


Tabla 2 Resultados finales para las secciones W, peso estructural total y distorsión máxima de entrepiso para la estructura F4-2D estimados mediante el método PSO

Elemento	Sección	Peso estructural total (ton)	Distorsión máxima de entrepiso
Columna 1	W21x55	6.65	0.0063
Columna 2	W16x40		
Viga 1	W21x48		
Viga 2	W16x40		

EJEMPLO 2: marco de acero 3D de 3 niveles y 2 crujiás en ambas direcciones

En la figura 21 se ilustran las características geométricas del edificio de acero estructural tridimensional que consta de 3 niveles de 3m y 3 crujiás (en ambas direcciones) llamado F3-3D. Mientras que las dimensiones de las crujiás en la dirección larga es 7m, en la dirección corta son 4m. Para simular el efecto del sismo, se colocaron cargas laterales de 5, 10 y 15 toneladas en los nodos de la dirección larga y de 2, 4 y 6 toneladas para la dirección corta (ver figura 22); Además, se empleó una carga distribuida de 2,5 T / m en cada piso para representar las cargas muertas.

a) Aplicación con el método NSGA-II

Para el sistema estructural, se han seleccionado tres tipos de secciones W. Una para las columnas, la segunda para representar las vigas en la dirección larga y finalmente otra para las vigas en la dirección corta. De tal manera que serán necesarios 24 bits para codificar el edificio de acero.

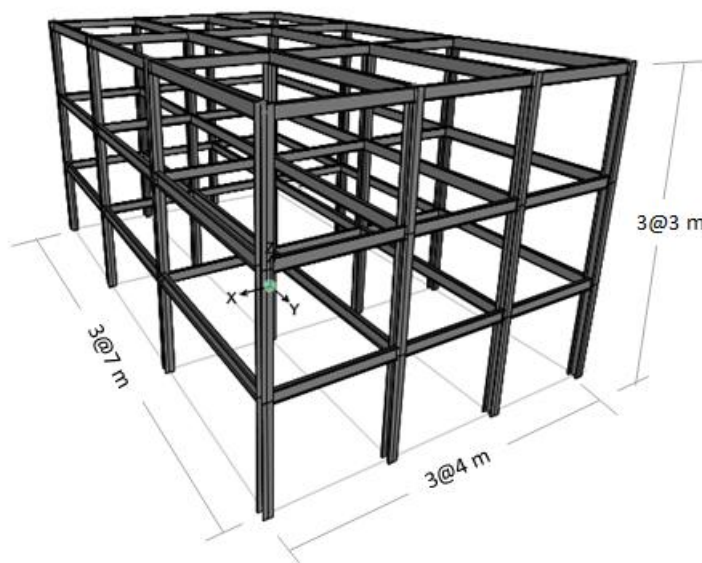


Figura 21 Características geométricas del marco de acero F3-3D de tres niveles

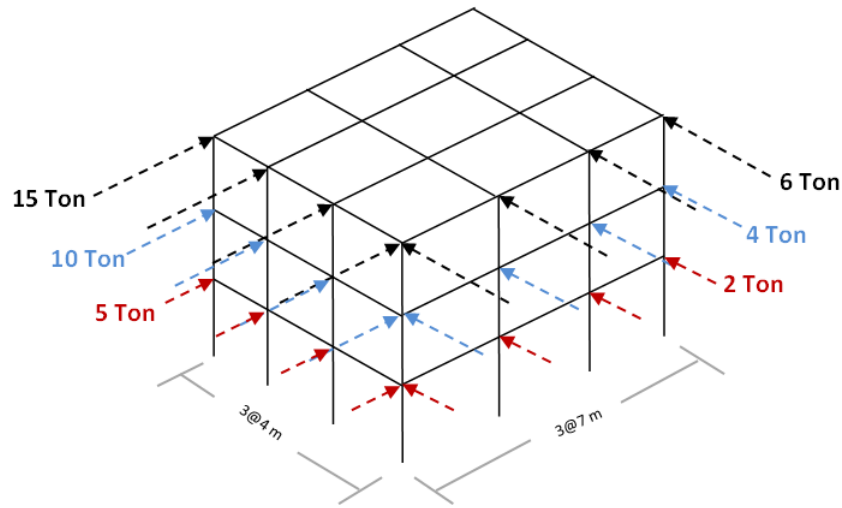


Figura 22 Cargas laterales del marco de acero F3-3D

Las figuras 23 y 24 muestran el procedimiento evolutivo para el marco de acero estructural 3D y los resultados finales de cada generación para ambas funciones de objetivo (en términos de peso y máxima distorsión). Se observa la misma tendencia que en el primer ejemplo. Las funciones objetivo tienden a disminuir con el número de generaciones. Como en el caso del ejemplo anterior, el fenómeno de convergencia puede observarse después de pocas generaciones para ambas funciones objetivo.

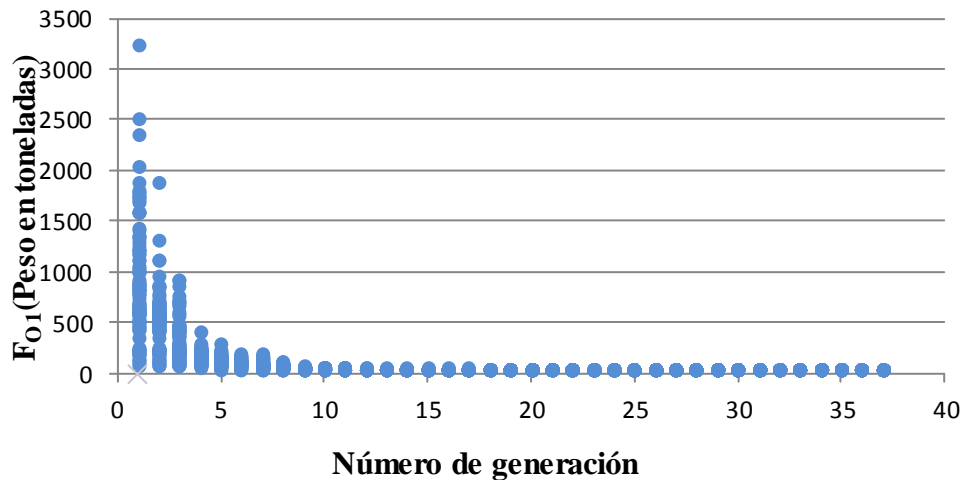


Figura 23 Evolución de la función objetivo 1 basada en peso estructural de cada generación Para la estructura F3-3D

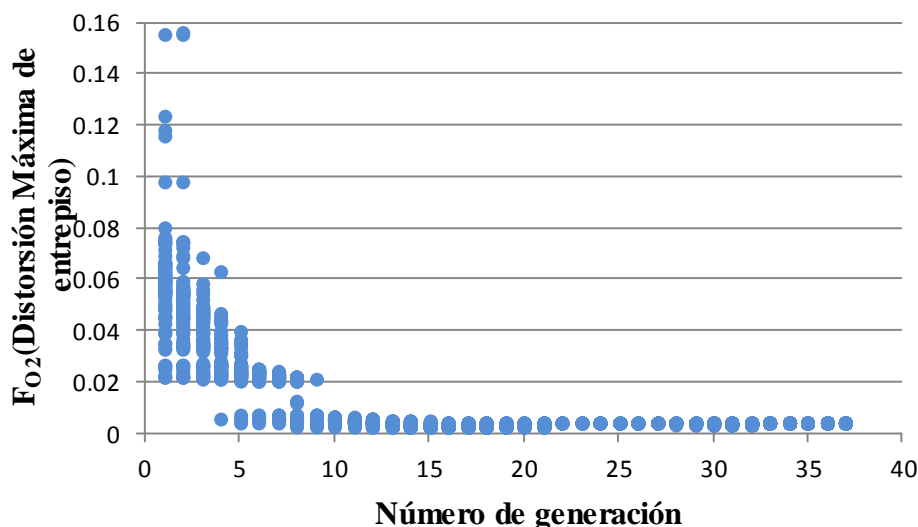


Figura 24 Evolución de la función objetivo 2 basada en la distorsión de cada generación Para la estructura F3-3D

La solución final después de varias generaciones del marco de acero obtenido corresponde a (Columna = W18x86, Vigas en dirección corta = W12x19 y Vigas para dirección larga = W16x40), note que las vigas ensamblan perfectamente en las columnas. En general, los elementos usan en promedio entre 85% y 100% de su capacidad total de resistencia. La Tabla 3 muestra los elementos, secciones, peso estructural total y distorsión máxima de entrepiso obtenida para la solución final.

Tabla 3 Resultados finales para las secciones W, el peso y la distorsión de entrepiso del marco F3-3D con 3 niveles y 3 crujías en cada dirección a través del método NSGA-II

Elemento	Sección	Peso estructural total (ton)	Distorsión máxima de entrepiso
Columna	W18x86	40.64	0.0071
Viga dirección corta	W12x19		
Viga dirección larga	W16x40		

El procedimiento anterior se puede ejecutar varias veces para observar los efectos de la aleatoriedad de la población inicial donde es posible encontrar diferentes soluciones, lo que permite seleccionar la más adecuada. En otras palabras, esto se puede hacer para obtener la frontera de Pareto. En la figura 25 se muestran los marcos de acero estructural 3D que se obtuvieron después de hacer 12 corridas diferentes. La figura muestra la frontera de Pareto que se obtuvo para este ejemplo, hacer notar que se repitieron algunas soluciones. Debido a la naturaleza de los problemas multi-objetivo, no se obtiene una sola solución, sino que se proporciona un conjunto de soluciones factibles. De tal manera que un diseñador estructural tiene que decidir cuál de las soluciones factibles es mejor de acuerdo con las secciones W disponibles o por fines prácticos de la ingeniería. Sin embargo, cualquier solución adoptada de la frontera de Pareto cumple con los códigos.

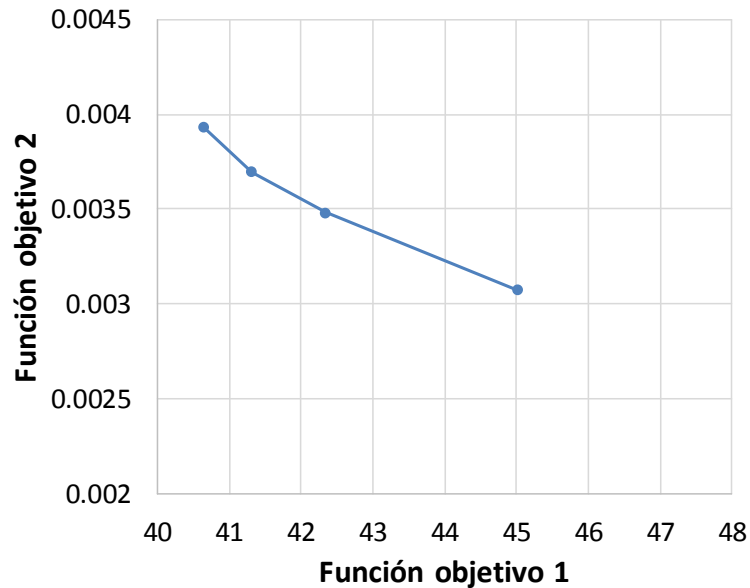


Figura 25 Frontera de Pareto del edificio F3-3D obtenida por el método NSGA-II

b) Aplicación con el método PSO

Los resultados obtenidos para el edificio de acero 3D se muestran en la Tabla 4, que indica los elementos, las secciones, el peso estructural total y la distorsión máxima de entrepiso obtenida para la solución final. Además, la figura 26 muestra la frontera de Pareto, tenga en cuenta que el PSO proporciona más soluciones para el óptimo de Pareto en comparación con el procedimiento NSGA-II. Una comparación directa de los resultados de las técnicas NSGA-II y PSO a través de la frontera de Pareto se ilustra en la siguiente subsección.

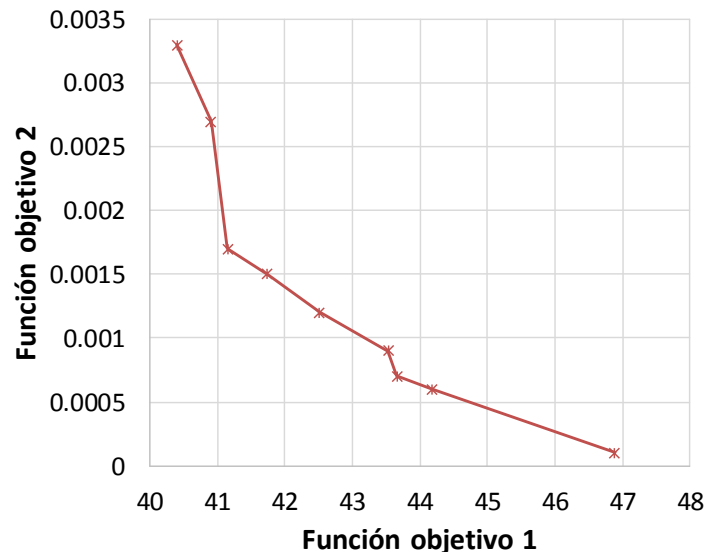


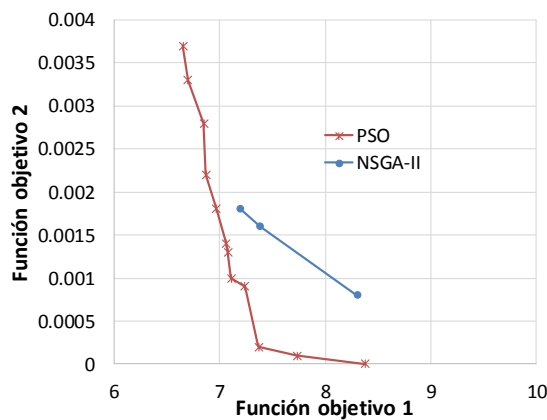
Figura 26 Frontera de Pareto del edificio F3-3D obtenida por el método PSO

Tabla 4 Resultados finales para las secciones W, el peso y la distorsión de entrepiso del marco F3-3D con 3 niveles y 3 crujeas en cada direcciona través del método PSO

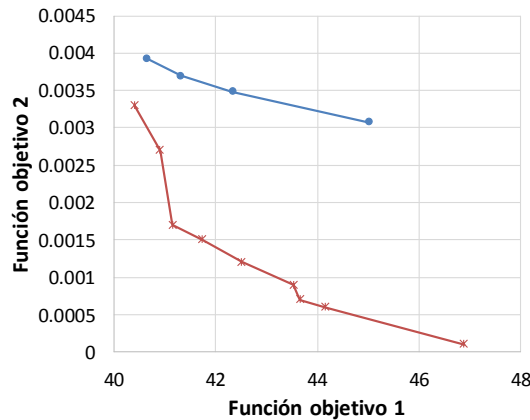
Elemento	Sección	Peso estructural total (ton)	Distorsión máxima de entrepiso
Columna	W12x79	40.4	0.0067
Viga dirección corta	W14x26		
Viga dirección larga	W16x40		

Comparación de la frontera de Pareto obtenida con NSGA-II y PSO: resumen de los resultados

En la figura 27 se comparan las fronteras de Pareto obtenidas los dos métodos meta-heurísticas (NSGA-II y PSO) y para los dos ejemplos de marcos de acero seleccionados para su diseño óptimo. La figura muestra que, para ambas estructuras de acero, la frontera de Pareto de la técnica PSO domina la frontera de Pareto obtenida a través del método NSGA-II. Además, la frontera de Pareto se define con más precisión y puntos en el caso de PSO. De tal manera que el correcto Pareto óptimo tiende a ser el calculado con el PSO. Por esta razón, se concluye que los edificios a base de marcos de acero estructural obtenidos a través del método PSO son en general mejores soluciones en comparación con la técnica NSGA-II para las estructuras consideradas y los parámetros seleccionados de ambos procedimientos.



a) Marco de acero 2D

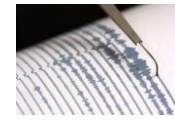


b) Marco de acero 3D

Figura 27 Comparación de las fronteras de Pareto obtenidas con NSGA-II y PSO para los marcos a) Edificio de marcos de acero 2D y b) Edificio de marcos de acero 3D

CONCLUSIONES

Este estudio muestra el gran potencial de los algoritmos genéticos multi-objetivos (a través de la técnica NSGA-II) y la optimización por enjambre de partículas para el diseño sísmico de edificios a base de marcos de acero 2D y 3D. Se concluye que el uso de AGs (NSGA-II) y PSO son herramientas muy útiles para encontrar soluciones a problemas de optimización estructural. Cabe destacar que las dos variables más importantes para el diseño sísmico fueron utilizadas como parte de las funciones objetivo. Fueron optimizados el peso estructural (que está directamente



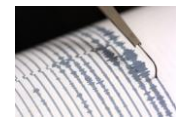
relacionado con el costo) y la distorsión máxima de entrepiso (uno de los parámetros más utilizados para determinar el desempeño estructural). Además, se consideró el control de los requerimientos de resistencia de los elementos del edificio, cabe destacar que los diseños finales obtenidos son congruentes con estructuras constructivamente aceptables; es decir, las vigas ensamblan perfectamente en las columnas, esto es de gran importancia ya que en la mayoría de los trabajos sobre optimización estructural no se cuida esta parte esencial para lograr resultados útiles y aplicables a la práctica de la ingeniería. Aunque se pueden considerar otras variables, en el presente trabajo se encontraron edificios capaces de construirse en la práctica profesional de la ingeniería, lo que no se discute comúnmente en problemas relacionados con la optimización estructural. Por último, los edificios estructurales obtenidos a través de PSO son en general mejores soluciones en comparación con la técnica NSGA-II para los ejemplos considerados.

AGRADECIMIENTOS

Se agradece el apoyo económico brindado por El Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología a través del Proyecto CB-01-167419 y la Beca otorgada al primer autor, así como el apoyo de la Universidad Autónoma de Sinaloa dentro del proyecto PROFAPI 2015.

REFERENCIAS

- AISC (2010). LRFD design specification for structural steel buildings, American Institute of Steel Construction, Chicago, IL.
- Bojórquez, E. Reyes-Salazar, A. Ruiz, S.E. y Bojórquez, J. (2013). "A new spectral shape-based record selection approach using Np and Genetic Algorithms". *Mathematical Problems in Engineering*
- Bojórquez, E. Terán-Gilmore, A. Ruiz, S. E. y Reyes-Salazar, A. (2011). "Evaluation of structural reliability of steel frames: Interstory drift versus plastic hysteretic energy". *Earthquake Spectra*, **Vol. 27, No. 3**, pp. 661-682.
- Camp, C.V. Pezeshk, S. y Guozhong, C. (1998). "Optimized design of two-dimensional structures using a genetic algorithm". *Journal of Structural Engineering ASCE*, **Vol. 124, No. 5**, pp. 551-559.
- Cazacu, R. y Grama, L. (2013). "Structural Optimization with Genetic Algorithms and Particle Swarm Optimization". *Proceedings of the Annual Session of Scientific Papers* IMT Oradea, **Vol. 12, No. 22**, pp. 19-22.
- Coello, C. A. Van, Veldhuizen. D. y Lamont, G. (2002). "Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems". New York-Boston-Dordrecht-London-Moscow, Kluwer Academic Publishers.
- Coley, D.A. (1999). "An introduction to genetic algorithms for scientists and engineers". World Scientific.
- Deb, K. (2001). "Multi-Objective Optimization using Evolutionary Algorithms". Chichester-New York-Weinheim-Brisbane-Singapore-Toronto, John Wiley & Sons.
- Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., y Meyarivan, T. A. M. T. (2002). "A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II". *IEEE transactions on evolutionary computation*, **Vol. 6, No. 2**, pp. 182-197.
- Dede, T. Bekiroglu, S. y Ayvaz, Y. (2011). "Weight minimization of trusses with genetic algorithm". *Applied Soft Computing*, **Vol. 11**, pp. 2565-2575
- Eslami, M. Shareef, H. Khajehzadeh, M. y Mohamed, A. (2012). "A Survey of the State of the Art in Particle Swarm Optimization". *Research journal of Applied Sciences, Engineering and Technology*, **Vol. 4, No.9**, pp. 1181-1197.
- Eberhart, R. C. y Kennedy, J. (1995). "A new optimizer using particle swarm theory". *Proceedings of the Sixth International Symposium on Micromachine and Human Science, Nagoya, Japan*. pp. 39-43.
- Eberhart, R. C., y Shi, Y. (2000). "Comparing inertia weights and constriction factors in particle swarm optimization". In *Evolutionary Computation. Proceedings of the 2000 Congress on IEEE*, **Vol. 1**, pp. 84-88.



- Goldberg, D. (1989). "Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning". Addison-Wesley, Reading, MA.
- Gomes, H. M. (2011). "Truss optimization with dynamic constraints using a particle swarm algorithm". *Expert Systems with Applications*, **Vol.38**, pp. 957–968.
- Heppner, F. y Grenander, U. (1990). "A stochastic nonlinear model for coordinated bird flocks". In S. Krasner, Ed., *The Ubiquity of Chaos*. AAAS Publications, Washington, DC. Pp. 233-238.
- Holland, J.H. (1975). "Adaptation in natural and artificial systems". University of Michigan Press, Ann Arbor, Mich.
- Hosseini, S. S. Hamidi, S. A. Mansuri, M. and Ghoddosian, A. (2015). "Multi Objective Particle Swarm Optimization (MOPSO) for size and shape optimization of 2D truss structures". *Periodica Polytechnica. Civil Engineering*. **Vol. 59, No. 1**, pp. 9-14.
- Koza, J.R. (1992). "Genetic programming: on the programming of computer by means of natural selection". MIT Press.
- Kripakaran, P. Hall, B. y Gupta, A. (2011). "A genetic algorithm for design of moment-resisting steel frames". *Structural and Multidisciplinary Optimization*, **Vol. 44, No. 4**, pp. 559-574.
- Kuri-Morales, A. y Galaviz-Casas, J. (2002). "Algoritmos Genéticos" Fondo de Cultura Económica/UNAM/IPN.
- Lee, C. y Ahn, J. (2003). "Flexural Design of Reinforced Concrete Frames by Genetic Algorithm." *J. Struct. Eng.*, 10.1061/(ASCE)0733-9445(2003)129:6(762), 762-774.
- Naeim, F. Alimoradi, A. y Pezeshk, S. (2004). "Selection and scaling of ground motion time histories for structural design using genetic algorithms". *Earthquake Spectra*, **Vol. 20, No. 2**, pp. 413-426.
- Perez, R.E. y Behdinan, K. (2007). "Particle swarm approach for structural design optimization". *Computers and Structures*, **Vol. 85**, pp. 1579–1588.
- Pezeshk, S. Camp, C.V. y Chen, D. (2000). "Design of nonlinear framed structures using genetic optimization". *Journal of Structural Engineering ASCE*, **Vol.126, No. 3**, pp. 382-388.
- Prendes-Gero, M.B. y Drouet, J.M. (2011). "Micro-scale truss optimization using genetic algorithm". *Structural and Multidisciplinary Optimization*, **Vol. 43**, pp. 647-656.
- Rajeev, S. y Krishnamoorthy, C.S. (1998). "Genetic Algorithm–Based Methodology for Design Optimization of Reinforced Concrete Frames". *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, **Vol. 13**, pp. 63–74.
- Reynolds, C.W. (1987). "Flocks, herds and schools: a distributed behavioral model". *Computer Graphics*, **Vol. 21, No.4**, pp. 25-34.
- Ruan D. (2010). "Computational intelligence in complex decision systems". Atlantis Press.
- Shi, Y. y Eberhart, R. C. (1998). "A modified Particle Swarm Optimizer", *IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, Anchorage, Alaska.
- Sonmez, M. (2011). "Artificial bee colony algorithm for optimization of truss structures", *Applied Soft Computing*, **Vol. 11**, pp. 2406-2418.
- Yang, X. S. (2010). "Engineering optimization: an introduction with metaheuristic applications". John Wiley & Sons.