

## OPTIMUM PLACEMENT OF FRICTION DAMPERS IN STEEL FRAMES USING BIO-INSPIRED ALGORITHMS

**Sergio Pastor Ontiveros-Perez**

[sergio.perez@fsg.edu.br](mailto:sergio.perez@fsg.edu.br)

Profesor FSG Centro Universitário  
Caxias do Sul, Brasil.

**Leticia Fleck Fadel Miguel**

[letffm@ufrgs.br](mailto:letffm@ufrgs.br)

Profesora Asociada Universidade Federal do Rio Grande do Sul  
Porto Alegre, Brasil.

**Leandro Fleck Fadel Miguel**

[leandro.miguel@ufsc.br](mailto:leandro.miguel@ufsc.br)

Profesor Universidad Federal de Santa Catarina, Profesor,  
Florianópolis, Brasil.

**Jesús D. Villalba-Morales**

[jesus.villalba@javeriana.edu.co](mailto:jesus.villalba@javeriana.edu.co)

Profesor Asociado Pontificia Universidad Javeriana  
Bogotá, Colombia.

**Abstract.** As a part of the seismic structure reinforcement process using friction dampers, it is necessary to define the number, mechanical properties, and location of these devices. An alternative to carrying out the above activities is through the formulation and solution of an optimization problem. Looking for the best positions and mechanical parameters (i.e. friction force) of a set of friction dampers for steel structure seismic reinforcement purposes, the performance comparison of three bio-inspired algorithms (Particle Swarm Optimization, Firefly Algorithm, and Differential Evolution) has been made. The minimization of the maximum inter-story drift has been taken as the objective function, which, it should be uniform along with the height of the structure. To demonstrate the performance of the three different algorithms, the behavior of a steel building subjected to an artificial seismic record has been implemented as a case of study. As a criterion for evaluating the performance of the optimization algorithms, the level of reduction of the achieved drift, convergence graphs, and computational cost has been used.

**Keywords:** Friction dampers, optimization, bio-inspired algorithms.

### 1 Introducción

Con el fin de evitar el daño estructural debido a eventos naturales tales como terremotos, la ingeniería estructural ha presentado diversos avances en dispositivos de disipación de energía sísmica. Estos dispositivos pueden ser activos o pasivos y su implementación depende de la inversión del proyecto. Los dispositivos activos cambian sus propiedades en función de la respuesta estructural, lo cual requiere una fuente de energía y por esta razón son más costosos. Por otro lado, los dispositivos

pasivos responden directamente a la sollicitación sísmica sin que exista un proceso de retroalimentación que modifique las propiedades de los dispositivos. Adicionalmente, existen dispositivos que se encuentran en una escala intermedia conocidos como semi-activos e híbridos [1].

Debido a sus características, los amortiguadores pasivos sobresalen entre los dispositivos de disipación de energía mencionados, siendo que tanto la industria y la academia han incrementado el número de investigaciones y desarrollo de dispositivos tales como los amortiguadores viscosos, amortiguadores metálicos, y amortiguadores de fricción. En ese sentido, el incremento del número de aplicaciones de este tipo de dispositivos de control pasivos resalta su efectividad en la reducción de la respuesta dinámica estructural como se demuestra en diversos trabajos encontrados en la literatura, por ejemplo, [2-4]. Sin embargo, el aspecto económico desempeña un papel clave para que estos dispositivos sean utilizados como sistemas de protección sísmica de edificios debido a que su uso puede representar un incremento en costos iniciales de construcción en comparación a una solución estructural tradicional. Por lo tanto, se requiere que se establezca un uso adecuado de los dispositivos y para ello se puede recurrir al establecimiento de un problema de optimización donde se determinen las propiedades óptimas de los dispositivos a ser instalados en un edificio y/o la posición donde estos deben estar ubicados.

Para permitir un uso económico de estos dispositivos, en los últimos años diversos investigadores iniciaron el desarrollo de metodologías de optimización de amortiguadores con el objetivo de optimizar sus parámetros y encontrar la mejor ubicación para su instalación en la estructura. Yousefzadeh *et al.* [5] propusieron una metodología para la determinación del número y posición óptima de disipadores de energía tipo TADAS. Marano *et al.* [6] estudiaron el efecto del criterio de optimización en el cálculo de las propiedades de un disipador de masa sintonizada. Miguel *et al.* [7] determinaron las características y posición de disipadores de fricción en edificios bajo carga sísmica. Del Gobbo *et al.* [8] implementaron diferentes métodos de localización de disipadores con el objetivo de observar su influencia en el desempeño sísmico total de edificios. Una de las limitaciones prácticas de estas metodologías es el costo computacional que involucra su aplicación, razón por la cuál es importante que se utilicen algoritmos que puedan converger con mayor facilidad para la solución del problema.

En ese sentido, es posible la utilización de algoritmos computacionales bio-inspirados los cuales utilizan analogías desde comportamiento observados en la naturaleza para estructuras algoritmos de búsqueda de soluciones [9] tales como *Algoritmos Genéticos*, *Harmony Search*, *Ant Colony Algorithm*, *Particle Swarm Optimization*, *Firefly Algorithm* and *Differential Evolution*. Estos algoritmos se caracterizan por permitir el uso de diferentes tipos de representaciones para las soluciones, posibilidad de trabajar con funciones objetivos de características diferentes, utilizan directamente la función objetivo para dirigir la búsqueda, utilizan operaciones estocásticas dentro del proceso y son de fácil implementar computacionalmente [10]. Este tipo de problemas ha sido aplicado a la solución de diferentes problemas en ingeniería estructural. Sreeari y Maiti [11] mejoraron la capacidad de carga por pandeo de placas compuestas que presentan daño estructural bajo ambientes agresivos. Villalba and Laier [12] utilizaron un algoritmo de evolución diferencial para estudiar el efecto de la función objetivo en el proceso de detección estructural. Miguel *et al* [13] propusieron el uso de un algoritmo *Firefly* para la optimización de un puente peatonal mediante disipadores de fricción. No se puede establecer si el algoritmo utilizado es el más adecuado para el problema en estudio, razón por la cual se deben hacer estudios de comparación entre estos dispositivos.

En este artículo se presentan los resultados de la comparación de tres algoritmos bio-inspirados (*Algoritmo de Evolución Diferencial*, *Algoritmo Particle Swarm Optimization* y *Algoritmo Firefly*) en la localización y determinación de fuerzas óptimas de disipadores de fricción instalados en un edificio sometido a un evento sísmico. Los algoritmos computacionales utilizados se caracterizan por ser auto-adaptados con el fin de que el usuario no requiera de introducir valores de los parámetros que los configuran.

## 2 Algoritmos Bio-Inspirados

A continuación se presenta una breve explicación de los algoritmos estudiados en este trabajo.

## 2.1 Particle Swarm Optimization (PSO)

Es un algoritmo propuesto por Kennedy and Eberhart en 1995 [14] y está basado en inteligencia de enjambre (conjunto de soluciones de prueba que se manejan simultáneamente en cada iteración) donde la solución al problema se encuentra mediante la contribución de todos los individuos (solución de prueba al problema) del enjambre, siendo que su movimiento a través del espacio de búsqueda se da como:

$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1} \quad (1)$$

$$v_i^{k+1} = w * v_i^k + C_1 * r_1 * (P_i^k - x_i^k) + C_2 * r_2 * (G_i^k - x_i^k) \quad (2)$$

donde  $x_i^k$  es la posición de la partícula  $i$  en la iteración  $k$  y  $v_i^{k+1}$  es la velocidad de la partícula  $i$ .  $P_i^k$  es la mejor posición encontrada por la partícula  $i$  hasta la iteración  $k$ ;  $G_i^k$  es la mejor posición encontrada por el enjambre.  $C_1$  y  $C_2$  son los parámetros cognitivo y social, respectivamente, y ellos representan la importancia que cada partícula pone sobre su conocimiento y sobre el conocimiento del enjambre.  $w$  es conocido como factor de inercia y controla el nivel de cambio en la velocidad.

Zhen *et al* [15] propusieron un método de control de los parámetros del PSO basado en el estado del proceso evolucionario que podía estar en uno de 4 etapas, lo anterior con el fin de prevenir al algoritmo de una convergencia prematura para un óptimo local. En el primer caso el enjambre se encuentra explorando el espacio de búsqueda, razón por la cual se aumenta el factor cognitivo y se disminuye el social. Cuando el enjambre se encuentra cerca de la región que contiene el valor óptimo se requiere que se explote localmente esa zona, siendo entonces necesario solo cambios ligeros. Cuando ya se está presentando la convergencia se requiere un aumento ligero de ambos factores con el fin de mirar si es posible que soluciones no probadas sean mejores en zonas cercanas. Finalmente, si el enjambre se encuentra atorado se aumenta el factor social y se disminuye el cognitivo. Para determinar el estado se utiliza el factor evolucionario  $f$  dado por

$$f = \frac{dg - dmin}{dmax - dmin} \quad (3)$$

donde  $dg$  es la distancia media entre la mejor partícula y el resto del enjambre;  $dmin$  y  $dmax$  son la mínima y máxima distancia media de las partículas para la población actual. La distancia media se calcula como:

$$d_i = \frac{1}{N-1} \sum_{j=1, j \neq i}^N \sqrt{\sum_{k=1}^D (x_i^k - x_j^k)^2} \quad (4)$$

donde  $N$  es el número de partículas en el enjambre,  $D$  es la dimensión del problema,  $x_i^k$  es el valor de la variable  $k$  en la partícula  $i$ , y  $x_j^k$  es el valor de la variable  $k$  en la partícula  $j$ . Finalmente, el factor de inercia se puede calcular como:

$$w(f) = \frac{1}{1 + 1.5 e^{-2.6f}} \quad (5)$$

El algoritmo se ejecuta iterativamente hasta que se alcance un criterio de paro que puede consistir en un número de iteraciones máximo o en número de iteraciones sucesivas donde la calidad del mejor individuo no cambia.

## 2.2 Algoritmo Firefly (FA)

El *Algoritmo Firefly* pertenece a la categoría de metaheurísticas y fue desarrollado por Yang *et al* [16] basado en las características de bioluminiscencia de luciérnagas. Para ello el algoritmo considera la relación que existe entre dos luciérnagas dentro de un enjambre de ellas (medido por la distancia que las separa en el espacio de búsqueda) y su capacidad lumínica (como una medida de la función objetivo). El proceso natural implica que una partícula con un nivel determinado de luminosidad tenderá a moverse hacia otra de mayor nivel movimiento. Dicho movimiento se puede determinar matemáticamente de forma similar al algoritmo PSO como (la luciérnaga  $i$  se está moviendo hacia la luciérnaga  $j$ ):

$$x_i^{k+1} = x_i^k + \beta_0 * e^{-\gamma * (r_{ij})^\gamma} * (x_j^k - x_i^k) + \alpha * \epsilon_j \quad (6)$$

donde  $x$  es la posición de la partícula en el tiempo  $k$ ,  $\beta_0$  es la atractividad para una distancia de 0,  $\gamma$  es el coeficiente de absorción de luz,  $\alpha$  es un factor de paso que limita la influencia de la aleatoriedad del sistema,  $\epsilon_j$  es un número aleatorio uniformemente distribuido entre -0.5 y 0.5. La distancia  $r$  entre dos partículas  $i$  y  $j$  puede ser calculada como dado por la Ecuación (4). Cuando los movimientos de todo el enjambre se hayan realizado se considera que ha pasado una iteración. El algoritmo continúa su proceso hasta alcanzar un criterio de paro como establecido anteriormente.

Wang *et al* [17] proponen una serie de modificaciones a la estructura del algoritmo *Firefly* basados en un análisis matemático del proceso de convergencia para la solución en términos de los parámetros del algoritmo. En ese sentido, consideran que el factor de paso debería variar en función del avance del proceso de optimización como dado por:

$$\alpha(t+1) = \alpha(t) * (1 - FE/MaxFE) \quad (7)$$

donde  $FE$  es el número de evaluaciones de la función objetivo hasta la iteración  $t$  y  $MaxFE$  es el máximo número de evaluaciones permitidas. La anterior ecuación muestra que el valor de  $\alpha$  tiende a cero hacia el final del proceso donde el enjambre se espera haya convergido hacia la región del espacio de búsqueda que tiene la solución óptima.

Así mismo, propusieron una estrategia simple para el factor de atractividad debido a que esta no se mantiene constante durante el proceso, así que:

$$\beta_0(t+1) = \begin{cases} rand_1, & \text{si } rand_2 < 0.5 \\ \beta_0 & \end{cases} \quad (8)$$

donde  $rand_1$  y  $rand_2$  son números aleatorios distribuidos uniformemente en el rango de 0 a 1 y el valor inicial  $\beta_0$  definido como 1. El valor del coeficiente de absorción  $\gamma$  es mantenido constante durante todo el proceso e igual a 1.

## 2.3 Algoritmo de Evolución Diferencial (DEA)

El *Algoritmo de Evolución Diferencial* fue propuesto en 1997 por Storn and Reinhorn [18] y utiliza los principios de la evolución (mutación, cruzamiento y selección) para establecer un proceso de búsqueda que utiliza una población de soluciones y que se define por los parámetros del factor de amplificación y la tasa de cruce.

Wang *et al* [19] propusieron que los parámetros del *DEA* fueran controlados para cada vector en términos de la diversidad de la población. En ese sentido la estrategia de mutación es modificada de tal forma a controlar el vector de prueba originado.

$$V_{i,G} = \lambda_{i,G} X_{r_1,G} + F_{i,G} (X_{r_2,G} - X_{r_1,G}) \quad (9)$$

donde  $\lambda$  es un factor de referencia en el rango  $(0,1]$ , el cual toma en cuenta la contribución del vector base. Así para cada vector se deben determinar 3 parámetros para orientar su búsqueda con base en la diversidad de la población:

$$\alpha_G = \frac{f_{max,G} - f_{avg,G}}{f_{max,G}} \quad (10)$$

donde  $f_{max,G}$  es el máximo costo de un individuo en la generación  $G$  y  $f_{avg,G}$  es el costo promedio de los individuos de la generación  $G$ . La diferencia individual para el vector  $i$  está dada por:

$$\beta_{i,G} = f_{i,G} - f_{avg,G} \quad (11)$$

donde  $f_{i,G}$  es el costo del individuo  $i$  y  $f_{avg,G}$  es el costo promedio de los individuos de la generación  $G$ . Los parámetros  $\lambda_i$ ,  $F_i$  y  $CR_i$  asociados a cada individuo  $i$  para la siguiente generación son:

$$\lambda_{i,G+1} = \begin{cases} \lambda_{max} - \frac{f_{i,G+1} - f_{avg,G+1}}{f_{max,G+1} - f_{avg,G+1}} (\lambda_{max} - \lambda_{min}) & \text{si } \alpha_{G+1} < \tau \text{ y } \beta_{i,G+1} \geq 0 \\ \lambda_{i,G} & \text{en caso contrario} \end{cases} \quad (12)$$

$$F_{i,G+1} = \begin{cases} F_{max} - \frac{f_{i,G+1} - f_{avg,G+1}}{f_{max,G+1} - f_{avg,G+1}} (F_{max} - F_{min}) & \text{si } \alpha_{G+1} < \tau \text{ y } \beta_{i,G+1} \geq 0 \\ F_{i,G} & \text{en caso contrario} \end{cases} \quad (13)$$

$$CR_{i,G+1} = \begin{cases} CR_{max} - \frac{f_{i,G+1} - f_{avg,G+1}}{f_{max,G+1} - f_{avg,G+1}} (CR_{max} - CR_{min}) & \text{si } \alpha_{G+1} < \tau \text{ y } \beta_{i,G+1} \geq 0 \\ CR_{i,G} & \text{en caso contrario} \end{cases} \quad (14)$$

donde  $\lambda_{min} = 0.7$ ,  $\lambda_{max} = 1.0$ ,  $F_{min} = 0.1$ ,  $F_{max} = 0.8$ ,  $CR_{min} = 0.3$ ,  $CR_{max} = 1.0$  y  $\tau = 0.7$ .

### 3 Metodología de Optimización

Con respecto a las estructuras civiles ubicadas en regiones con alta actividad sísmica, los ingenieros generalmente pueden sugerir un conjunto adecuado de soluciones para evitar daños estructurales. En orden de evitar los enfoques clásicos basados en prueba y error, las técnicas de optimización aplicadas a dispositivos de disipación de energía se han convertido en una importante herramienta para proyectar, evitando elevados costos. De esta forma, es posible obtener parámetros óptimos del dispositivo. Para el problema de la ubicación de amortiguadores de fricción, calcular la respuesta estructural para cada posible arreglo de parámetros mecánicos de los amortiguadores tornase un procedimiento que consume mucho tiempo debido a que cada caso requiere un análisis dinámico de la estructura sujeta a una carga dinámica externa como por ejemplo un sismo.

En este trabajo, con el objetivo de realizar la optimización simultánea, esto es, obtener la posición óptima en el edificio y el parámetro mecánico óptimo (fuerza de fricción) de un número máximo de dispositivos, una rutina computacional basada en el método de diferencias finitas ha sido desarrollada por los autores en MATLAB y es enlazada con tres algoritmos de optimización diferentes con el objetivo de minimizar la máxima deriva  $d_{max}$ .

Calcular la función objetivo para cada arreglo de amortiguadores requiere un análisis dinámico de la estructura sometida a un sismo. Es posible solucionar la Ecuación 15 utilizando el método de Diferencias Finitas. Así, los autores desarrollaron una rutina computacional basada en dicho método.

$$M\ddot{\vec{x}}(t) + C\dot{\vec{x}}(t) + K\vec{x}(t) + \vec{F}_{fn} = -MB\ddot{\vec{x}}_g(t) \quad (15)$$

La Ecuación (15) representa el comportamiento dinámico de un sistema de múltiples grados de libertad (MGDL) con amortiguadores de fricción y sometido a una fuerza externa, donde  $M$  y  $K$  son las matrices de tamaño  $n \times n$  de masa y rigidez respectivamente y  $n$  es el número de grados de libertad. La matriz de amortiguamiento  $C$  es proporcional a las matrices  $M$  y  $K$ , siendo  $C = aM + bK$ . El vector  $\vec{x}(t)$  de dimensión  $n$  representa el desplazamiento relativo con respecto a la base y la derivada con respecto al tiempo es representada por un punto sobre el símbolo del vector de desplazamiento. La fuerza de fricción es representada por el vector  $\vec{F}_{fn}$  de dimensión  $n$ .  $B$  es la matriz de tamaño  $n \times w$  que contiene los cosenos directores de los ángulos formados entre el movimiento de la base y la dirección de desplazamiento del grado de libertad considerado.  $w$  es el número de direcciones de movimiento del suelo y  $\ddot{\vec{x}}_g(t)$  es el vector de aceleración de la excitación sísmica de dimensión  $w$ . La fuerza de fricción de Coulomb es representada por la Ecuación (16) donde  $\mu$  es el coeficiente de fricción (asumido como constante),  $\vec{N}$  es el vector de fuerza normal,  $sgn()$  es la función de signo y  $\vec{v}(t)$  es el vector de velocidad relativa entre los extremos del amortiguador:

$$\vec{F}_{fn} = \mu\vec{N}sgn(\vec{v}(t)) \quad (16)$$

El problema de optimización consiste en una función objetivo a ser minimizada, un espacio de búsqueda definido sobre un conjunto de variables de diseño discretas y continuas. Las ubicaciones apropiadas para un número limitado de amortiguadores en una estructura civil pueden ser representadas como variables discretas y el parámetro mecánico para cada amortiguador es bien representado por una variable continua. Las restricciones del problema de optimización son los límites permitidos para las fuerzas de fricción (*Límite inferior*  $\leq \vec{F}_{fn} \leq$  *límite superior*), número de posiciones permitidas ( $n_p$ ) en la estructura para la instalación de un número máximo de amortiguadores de fricción ( $n_d$ ). Así,  $\vec{P}$  es un vector de dimensión  $n_p$  que contiene los números de los pisos donde se instalan los  $n_d$  amortiguadores. Con el objetivo de presentar una notación correcta, las variables de diseño son agrupadas dentro del vector de diseño  $\vec{y} = [\vec{P} \ \vec{F}_{fn}]$ . A continuación, se presenta la formulación del problema de optimización tratado en este trabajo:

Tabla 1. Formulación del problema de optimización.

Encontrar	$\vec{y}$
Mínimizar	$J(\vec{y}) = d_{max}(\vec{y})$
	$F_{fn}^{min} \leq F_{fn}^j \leq F_{fn}^{max}, j = 1, \dots, n_d$
Sujeto a:	$n_p$ (número de posiciones permitidas)
	$n_d$ (número máximo de posiciones)

Más detalles de la formulación presentada pueden ser encontrados en el trabajo de Ontiveros-Pérez *et al.* [20]. En referencias [21-30] pueden ser encontrados otros trabajos de los autores en el tema de sistemas de protección sísmica.

## 4 Ejemplo

En el presente trabajo se considera el problema propuesto por Ontiveros-Pérez *et al.* [20] correspondiente a un edificio de acero de 10 pisos donde se desea ubicar 3 disipadores de fricción y

determinar las características en fuerza que estos deben tener para controlar la respuesta ante un sismo artificial obtenido mediante la técnica de simulación Kanai-Tajimi (implementado en trabajos anteriores [20]). Las fuerzas de control pueden tomar un valor entre 60 y 200 kN, mientras que la posición de cada actuador puede variar entre 1 y 10 correspondiendo a cada uno de los pisos de la edificación. De esta forma la cantidad de variables en el problema es de 6. La Figura 1 muestra el pórtico en estudio considerando una posible ubicación de los 3 disipadores. El problema de optimización se resuelve mediante los tres algoritmos bio-inspirados presentados en la sección 2, los cuales se ejecutan 5 veces cada uno. La ventaja de los algoritmos anteriores es que no requieren que el usuario defina los parámetros que configuran cada uno de ellos.

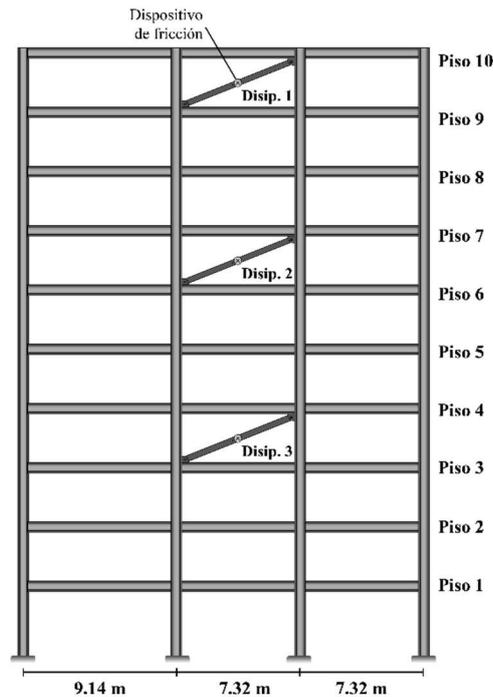


Figura 1 Edificio de 10 pisos en estudio (adaptado de Ontiveros-Pérez *et al.* [20]).

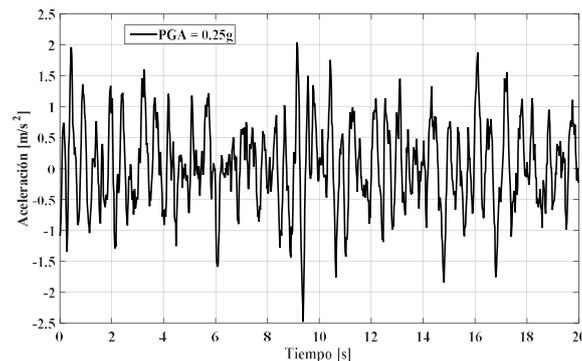


Figura 2. Registro sísmico utilizado.

## 5 Resultados

Las Tablas 2-4 presentan los resultados obtenidos para las posiciones de los 3 disipadores en el edificio junto con la fuerza necesaria para cada posición. Como se puede observar, existen diferentes configuraciones de arreglos de pares de posición-fuerza que llevan a valores de desplazamientos máximos muy similares, lo cual indica que la función objetivo tiene una naturaleza multimodal. Puede

ser observado que el algoritmo de evolución diferencial presenta los mejores resultados dado que obtiene tanto el valor de desplazamientos más bajo, así como la menor dispersión entre corridas. Así mismo, los resultados indican que una configuración dada del sistema de disipación de energía puede incluir disipadores con mayor nivel de fuerza que localizados en ciertas posiciones produzcan valores de desplazamientos más altos que otra configuración con menores valores en fuerza, pero mejor localizados. Los algoritmos de optimización podrían llegar a ofrecer mejores resultados si se les incluyen características para el manejo de funciones multi-modales.

Tabla 2. Resultados para 5 ejecuciones del algoritmo PSO.

Disipador	Variable	Corrida 1	Corrida 2	Corrida 3	Corrida 4	Corrida 5
1	Posición	3	5	3	5	4
	Fuerza (kN)	138	138	138	138	85
2	Posición	5	3	5	3	4
	Fuerza (kN)	124	85	125	84	80
3	Posición	1	1	1	1	3
	Fuerza (kN)	68	82	68	82	141
<b>Desplazamiento máximo (cm)</b>		<b>0.34</b>	<b>0.32</b>	<b>0.40</b>	<b>0.34</b>	<b>0.34</b>
<b>Suma fuerzas disipadores (kN)</b>		<b>330</b>	<b>305</b>	<b>331</b>	<b>304</b>	<b>306</b>

Tabla 3 Resultados para 5 ejecuciones del algoritmo FA.

Disipador	Variable	Corrida 1	Corrida 2	Corrida 3	Corrida 4	Corrida 5
1	Posición	4	4	1	6	5
	Fuerza (kN)	114	108	145	103	116
2	Posición	5	2	3	5	3
	Fuerza (kN)	132	136	89	110	91
3	Posición	3	5	5	3	6
	Fuerza (kN)	87	87	86	125	137
<b>Desplazamiento máximo (cm)</b>		<b>0.39</b>	<b>0.39</b>	<b>0.32</b>	<b>0.43</b>	<b>0.41</b>
<b>Suma fuerzas disipadores (kN)</b>		<b>333</b>	<b>331</b>	<b>320</b>	<b>338</b>	<b>344</b>

Tabla 4. Resultados para el algoritmo DEA.

Disipador	Variable	Corrida 1	Corrida 2	Corrida 3	Corrida 4	Corrida 5
1	Posición	1	5	1	5	1
	Fuerza (kN)	132.69	129	132	117	142
2	Posición	3	3	5	3	3
	Fuerza (kN)	71.079	77	84	60	77
3	Posición	5	1	3	1	5
	Fuerza (kN)	60.117	60	60	60	60
<b>Desplazamiento máximo (cm)</b>		<b>0.32</b>	<b>0.32</b>	<b>0.31</b>	<b>0.32</b>	<b>0.32</b>
<b>Suma fuerzas disipadores (kN)</b>		<b>263</b>	<b>266</b>	<b>276</b>	<b>237</b>	<b>279</b>

Las figuras 3 a), 3 b) y 3 c) presentan el proceso de convergencia para cada uno de los algoritmos estudiados. Como puede observarse, el *Algoritmo de Evolución Diferencial* presenta una convergencia más suave durante todas las iteraciones permitidas, con todas las corridas teniendo un comportamiento similar. En el caso de los algoritmos *Particle Swarm Optimization* y *Firefly Algorithm* se observa un

grado mayor de dificultad durante el proceso de convergencia, presentando diferencias significativas entre corridas.

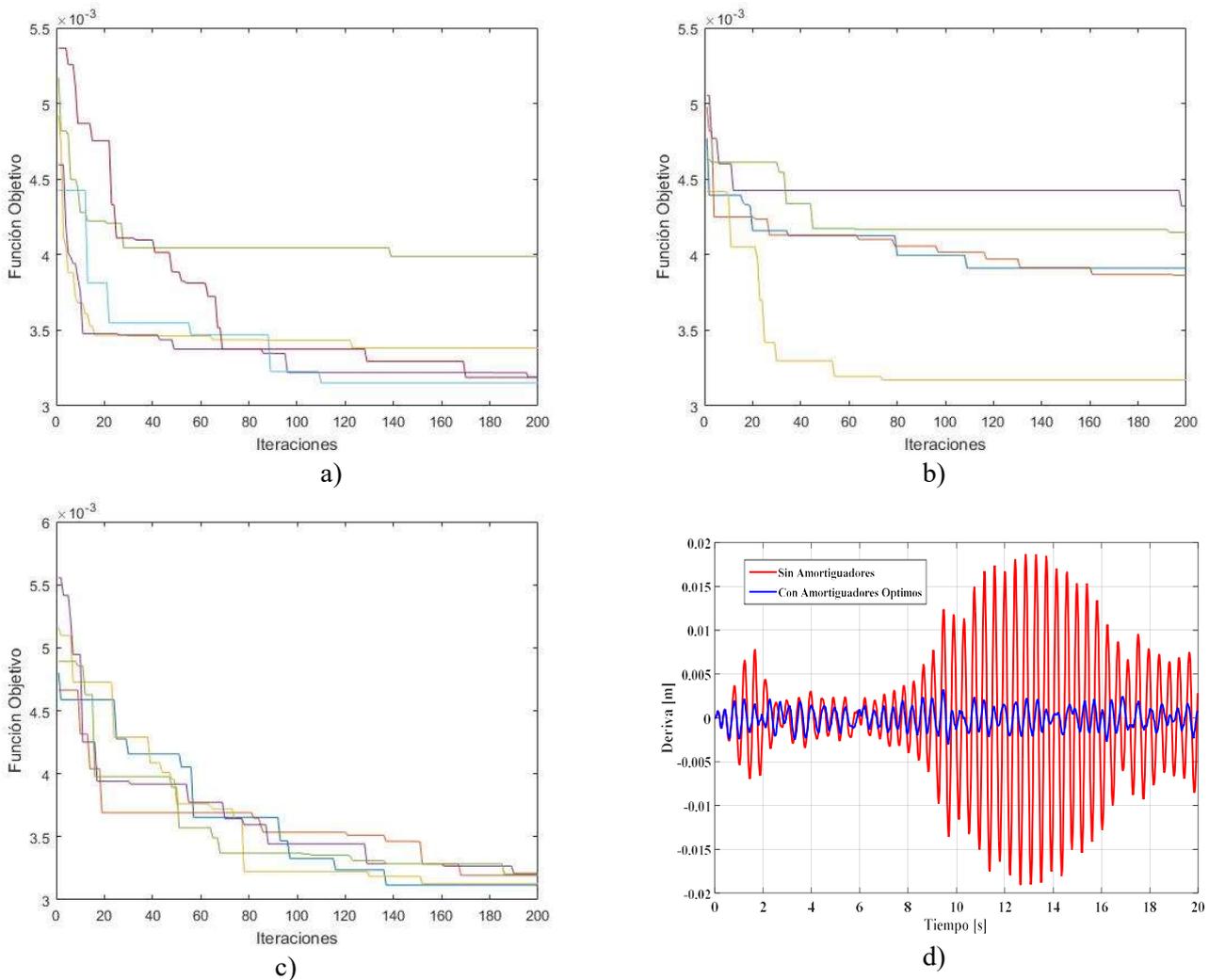


Figura 3. Resultados del proceso de optimización: a) convergencia de la función objetivo utilizando el *Algoritmo Particle Swarm Optimization*, b) convergencia de la función objetivo utilizando el *Algoritmo Firefly* c) convergencia de la función objetivo utilizando el *Algoritmo de Evolución Diferencial* d) respuesta estructural en términos del desplazamiento relativo entre los pisos 4 y 5.

La Figura 3 d) presenta el desempeño de los amortiguadores de fricción ilustrando la respuesta en el dominio del tiempo en términos de la deriva entre los pisos 4 y 5, donde la curva roja representa la respuesta estructural del edificio sin control (apenas el amortiguamiento propio de la estructura, cuya razón es  $\zeta = 0.7\%$  del amortiguamiento crítico) y la curva azul destaca la respuesta del edificio equipado con el conjunto óptimo de amortiguadores de fricción (corrida 1 de la Tabla 4)

## 6 Conclusiones

Con respecto a las estructuras civiles ubicadas en regiones con alta actividad sísmica, los ingenieros generalmente pueden sugerir un conjunto adecuado de soluciones para evitar daños estructurales. En orden de evitar los enfoques clásicos basados en prueba y error, las técnicas de optimización aplicadas a dispositivos de disipación de energía se han convertido en una importante herramienta para proyectar dispositivos externos de disipación de energía.

Así, continuando con la trayectoria y buscando perfeccionar la técnica de optimización de

amortiguadores de fricción pasivos, se realizó un estudio comparativo del desempeño de tres técnicas de optimización aplicadas al problema de encontrar las mejores posiciones en la estructura y los mejores parámetros mecánicos (fuerzas de fricción) de un conjunto de máximo tres amortiguadores.

Los resultados muestran que el *Algoritmo de Evolución Diferencial* presenta menos variación en sus resultados y una convergencia más suave de la función objetivo en las cinco corridas utilizando 200 iteraciones en comparación con las otras dos técnicas estudiadas. Así, los autores recomiendan el *Algoritmo de Evolución Diferencial* como una técnica confiable que permite encontrar soluciones óptimas de buena calidad para el problema de optimización de amortiguadores de fricción pasivos.

## Agradecimientos

Los autores agradecen el apoyo financiero de CNPq y Capes, Brasil.

## Referencias

- [1] Soong T. T. and Spencer B. F. Supplemental energy dissipation: state-of-the-art and state-of-the-practice. *Engineering Structures*, vol. 24, pp. 243–259, 2002.
- [2] Curadelli, R. O., Riera J. D., and Miguel, L. F. F. Seismic upgrading of existing structures through the introduction of external dampers. In Proc. of the *1st European Conference on Earthquake Engineering and Seismology (ECEES '06)*, Geneva, Switzerland, 2006.
- [3] Miguel, L. F. F, Curadelli, R. O. and Riera, J. D. Structural vibration control by means of lead or friction external dampers” in Proceedings of the *4th World Conference on Structural Control and Monitoring (WCSCM '06)*, San Diego, Calif, US, 2006.
- [4] Min, K.-W., Seong, J.-Y., and Kim, J. Simple design procedure of a friction damper for reducing seismic responses of a single story structure. *Engineering Structures*, vol. 32, no. 11, pp. 3539–3547, 2006.
- [5] Yousefzadeh, A., Sebt, M., and Tehranizadeh, M. The optimal TADAS damper placement in moment resisting steel structures based on cost-benefit analysis. *International journal of civil engineering*, Vol. 9, no 1, 23-32, 2011.
- [6] Marano, G. C., Greco, R., and Chiaia, B. A comparison between different optimization criteria for tuned mass dampers design. *Journal of Sound and Vibration*, vol. 329, no. 23, pp. 4880–4890, 2010.
- [7] Miguel, L. F. F, Miguel, L. F. F., and Lopez, R. H. Simultaneous optimization of force and placement of friction dampers under seismic loading. *Engineering Optimization*, vol. 48, no. 4, pp. 582–602, 2016.
- [8] Del Gobbo, G., Williams, M. S. and Blakeborough, A. Comparing fluid viscous damper placement methods considering total-building seismic performance. *Earthquake Engineering and Structural Dynamics*, vol. 47, n. 14, pp. 2864-2886.
- [9] Alanis, A., Arana-Daniel, N. and López-Franco, C. Bio-inspired algorithm for engineering. *Ed. Butterworth-Heinemman*, 2018.
- [10] Talbi, E. G. Metaheuristics: From design to implementation. *Ed. Wiley*, 2009.
- [11] Sreehari V M, Linju J. G. and Maiti D K. Bending and buckling analysis of smart composite plates with and without internal flaw using an inverse hyperbolic shear deformation theory. *Journal of Composite Structures*, vol. 138, pp.64-74, 2016.

- [12] Villalba, J. D. and Laier, J. E. Assessing the performance of a differential evolution algorithm in structural damage detection by varying the objective function. *Dyna*, vol.81, n.188, pp.106-115, 2014.
- [13] Miguel, L. F. F., Fadel Miguel, L. F., and Lopez, R. H. A firefly algorithm for the design of force and placement of friction dampers for control of man-induced vibrations in footbridges. *Optimization and Engineering*, vol. 16, no. 3, pp. 633–661, 2015.
- [14] Kennedy, J. and Eberhart, R. Particle swarm optimization. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Network*, Perth, 1942-1948, 1995.
- [15] Zhan, Z. and Zhang J. Adaptive Particle Swarm Optimization. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B*, vol. 39, no. 6, pp. 1362-1381,2009.
- [16] Yang, X. S. Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms, Luniver. Press, 2010.
- [17] Wang, H. et al. Firefly algorithm with adaptive control parameters. *Soft Computing*, DOI 10.1007/s00500-016-2104-3, 2016.
- [18] Storn, R. and Price, K.V., Differential evolution- A simple and efficient adaptive scheme for global optimization over continuous spaces. *Technical Report TR-95-012*. Berkeley, USA: Intern. Computer Science Institute, 1995.
- [19] Wang, S., Li Y. and Yang, H. Self-adaptive differential evolution algorithm with improved mutation mode. *Applied Intelligence*, Vol. 47, no. 3, pp. 1-15, 2017.
- [20] Ontiveros-Pérez, S. P., Miguel, L. F. F. and Miguel, L. F. F. A new assessment in the simultaneous optimization of friction dampers in plane and spatial civil structures. *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2017, Article ID 6040986, pp. 1–18, 2017.
- [21] Miguel L. F. F., Fadel Miguel L. F. F, Lopez, R. H. Robust design optimization of friction dampers for structural response control. *Structural Control and Health Monitoring*, vol. 21, pp. 1240-1251, 2014.
- [22] Miguel, Fadel L. F. F., Miguel L. F., Lopez, R. H. Failure probability minimization of buildings through passive friction dampers. *The Structural Design of Tall and Special Buildings*, vol. 25, Issue 17, pp. 869-885, 2016.
- [23] Miguel L. F. F., Fadel Miguel L. F., Lopez, R. H. Methodology for the simultaneous optimization of location and parameters of friction dampers in the frequency domain. *Engineering Optimization*, vol. 50, Issue 12, pp. 2108-2122, 2018.
- [24] Miguel L. F. F., Riera J. D. Controle De Vibrações De Estruturas Utilizando Amortecedores Por Atrito. *Revista Internacional de Desastres Naturales, Accidentes e Infraestrutura Civil*, vol. 8, no. 1, 2008.
- [25] Ontiveros-Pérez S. P., Miguel L. F. F. and Fadel Miguel L. F.. Optimization of location and forces of friction dampers. *REM-International Engineering Journal*, vol. 70, no. 3, pp. 273-279, 2017.
- [26] Fadel Miguel L. F., Lopez R. H., Miguel L. F. F.. Discussion of paper: “Estimating optimum parameters of tuned mass dampers using harmony search. *Engineering Structures*, vol. 33, Issue 9, pp. 2716–2723, 2011”. *Engineering Structures*, vol. 54, pp. 262-264, 2013.

- [27] Fadel Miguel L. F., Lopez R. H., Miguel L. F. F. et al. A novel approach to the optimum design of MTMDs under seismic excitations. *Structural Control and Health Monitoring*, vol. 23, pp. 1290-1313, 2016.
- [28] Fadel Miguel L. F., Lopez R. H., A. J. Torii et al. Robust design optimization of TMDs in vehicle-bridge coupled vibration problems. *Engineering Structures*, vol. 126, pp. 703-711, 2016.
- [29] Vellar L. S., Ontiveros-Pérez S. P., Miguel L. F. F., Fadel Miguel L. F.. Robust Optimum Design of Multiple Tuned Mass Dampers for Vibration Control in Buildings Subjected to Seismic Excitation. *Shock and Vibration*, Volume 2019, Article ID 9273714, 9 pages, 2019.
- [30] Ontiveros-Pérez S. P., Miguel L. F. F., J. D. Riera. Reliability-based optimum design of passive friction dampers in buildings in seismic regions. *Engineering Structures* 190, 276-284, 2019.