

# OPTIMIZACIÓN DEL BALANCEO DE MECANISMOS POR MEDIO DE OPTIMIZACIÓN MULTI OBJETIVO

Luis Eduardo Robles, Sara Gómez, Teresa Orvañanos, Claudia N. Sánchez

Universidad Panamericana. Facultad de Ingeniería. {0224969,0226594,torvananos,cnsanchez}@up.edu.mx

UNIVERSIDAD



Facultad de Ingeniería

## Introducción

La operación de mecanismos desbalanceados puede generar vibraciones, desgaste y eventualmente afectaciones en la eficiencia y vida operativa de los mismos. Para reducir dichas vibraciones se debe llevar a cabo un balanceo completo, y entre otras técnicas, es posible utilizar contrapesos que reduzcan el movimiento adicional no deseado. Para este caso, las variables a considerar de cada contrapeso son la posición relativa del centro de masa al punto donde se va a colocar y su grosor, afectando el volumen del mismo.

En este trabajo se lleva a cabo un análisis exploratorio de la aplicación de cinco contrapesos a un mecanismo desbalanceado de seis barras que fue modelado con coordenadas completamente cartesianas como se propone en [4] donde se calculan la fuerza (*ShF*) y momento (*ShM*) de sacudimiento para evaluar el efecto de contrapesos en el mecanismo (Figura 1). También son explorados los algoritmos de optimización descenso del gradiente [1], evolución diferencial [5] y NSGA-II [2] donde se mide cuál ofrece mejores resultados tomando en cuenta el tiempo de ejecución.

Finalmente, se utilizan los resultados recabados para entender el comportamiento del mecanismo, de los contrapesos y su importancia. Además se afinan las características de los contrapesos por medio de un análisis gráfico; a diferencia de otros trabajos [3, 4] que utilizan un análisis de derivadas parciales.

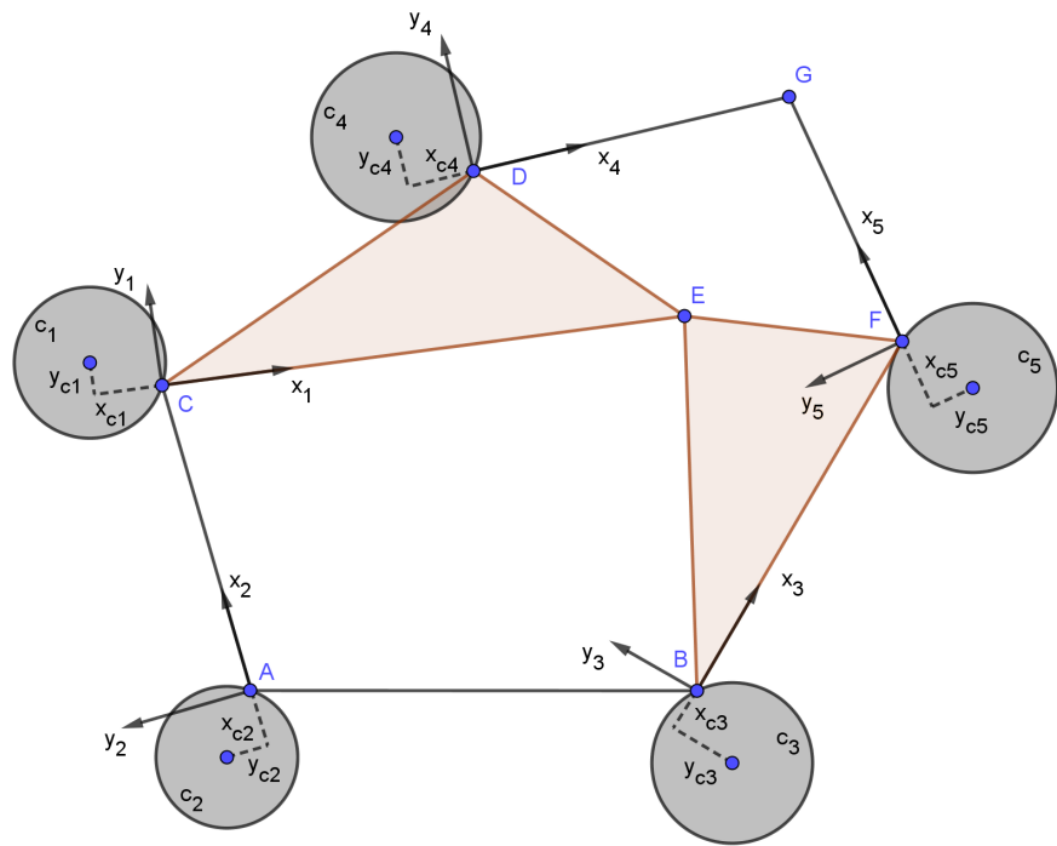


Fig. 1: Mecanismo de seis barras utilizando cinco contrapesos

## Metodología

A continuación, una breve descripción de los algoritmos que fueron sometidos a las pruebas para optimización de los contrapesos del mecanismo.

### Descenso del gradiente (DG)

El descenso del gradiente [1] (Bottou 2012) es un procedimiento utilizado en el campo del aprendizaje automático para encontrar los valores más adecuados de los parámetros de un modelo. Esta técnica tiene como objetivo reducir una función de costo por medio de la actualización sucesiva de los valores de los parámetros al intentar seguir el gradiente de la función objetivo.

### Evolución diferencial (ED)

Evolución diferencial [5] (Storn et al. 1997) es un algoritmo estocástico, basado en una población, propuesto para optimizar problemas dada una función objetivo. Esencialmente, nuevas soluciones candidatas son generadas tras realizar una serie de operaciones. Estas operaciones son *mutación*, *recombinación* y *selección*.

### NSGA-II

Algoritmo multiobjetivo basado en ordenación para soluciones no dominadas propuesto en 2002 por K. Deb et al. [2] dado a conocer como NSGA-II por sus siglas en inglés. Es un algoritmo evolutivo con énfasis en desplazar la población de soluciones hacia la región real del frente de Pareto, dándole la habilidad de encontrar varias soluciones óptimas en una ejecución y por lo tanto, ofreciendo una mayor eficiencia que sus contemporáneos.

La función objetivo (Ecuación 1) propuesta para algoritmos que no fueron inicialmente diseñados para optimización multiobjetivo (DE, GD) toma como argumento un valor aleatorio  $\alpha \in N(\mu = 0.5, \sigma^2 = 0.2)$  que permite una escalarización dinámica para obtener una aproximación del frente de Pareto (Figura 2). Por otro lado, NSGA-II al ser multiobjetivo, puede prescindir de esa escalarización previa.

$$f(x) = \alpha ShF(x) + (1 - \alpha) ShM(x) \quad (1)$$

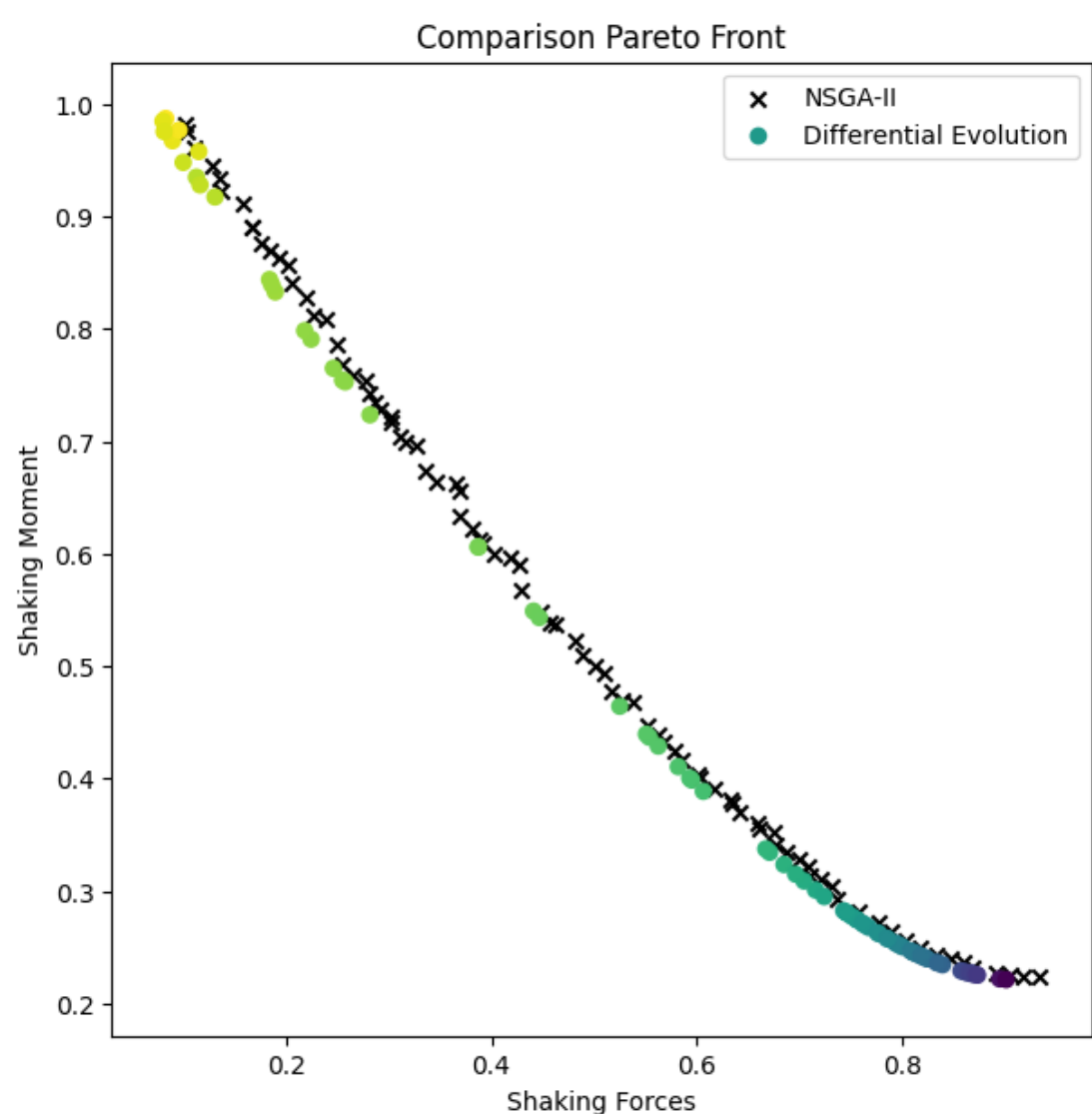


Fig. 2: Frente de Pareto obtenido con cada algoritmo.  $\alpha$ .

La evaluación de los tres métodos antes mencionados consistió en buscar cien diferentes propuestas por cada algoritmo en python; se midió el tiempo de ejecución total de cada uno, así como el número de *soluciones válidas* obtenidas. Una *solución válida*  $x$  es aquella que cumple:

$$(ShF(x) < 1) \wedge (ShM(x) < 1) \quad (2)$$

debido a que 1.0 es el estándar del mecanismo sin ningún tipo de contrapeso u optimización [4].

Algoritmo	Tiempo de ejecución (min)	Soluciones válidas
DG	553	0/100
ED	552	77/100
NSGA-II	<b>77</b>	<b>86/100</b>

## Resultados

Tras realizar un análisis con los resultados obtenidos se pudo confirmar que la fuerza y momento de sacudimiento son objetivos en conflicto. Es decir, hay una variedad de soluciones no dominadas que, de intentar mejorar su rendimiento en un objetivo, el otro se verá afectado. Dicho comportamiento se ve reflejado en la Figura 3.

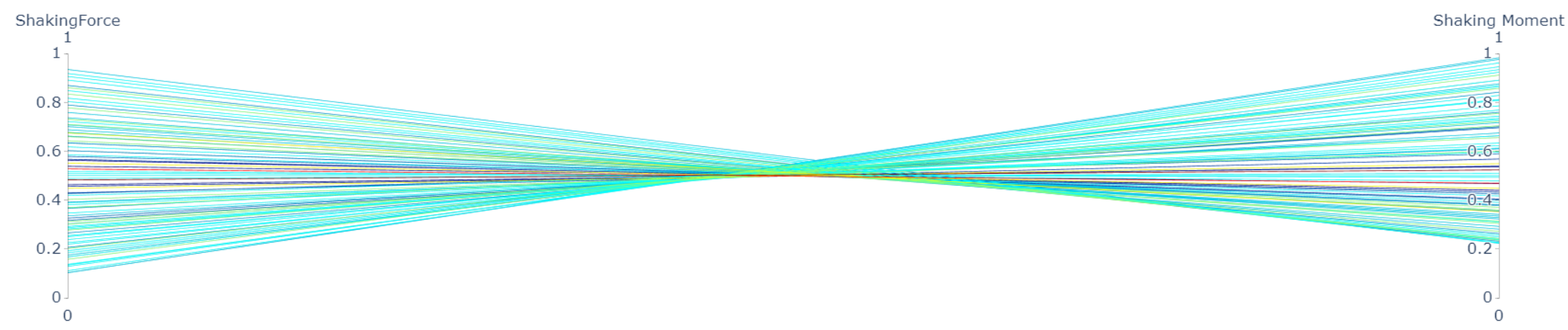


Fig. 3: Conflicto de Objetivos. Mejorar ShF afecta ShM y vice versa.

Una observación adicional es que para este problema es posible obtener la masa como un valor representativo para cada contrapeso, la fórmula que emplea las variables se muestra en Ecuación 3; donde las variables  $x$  y  $y$  denotan la posición del contrapeso y  $t$  su grosor.

$$m_i = (x_i^2 + y_i^2)t_i\pi\sigma_i \quad (3)$$

Al analizar el comportamiento de los contrapesos por medio de sus masas es posible notar un par de cosas: debido a que ningún contrapeso tiene una gran varianza, podemos afirmar que todos son de importancia y cada uno juega un papel en el balanceo del mecanismo; otro punto fundamental es que los contrapesos 4 y 5 tienden siempre a una masa de 0 (kg), por lo que su mejor aporte se hace presente mientras menor masa tengan (Figura 4).

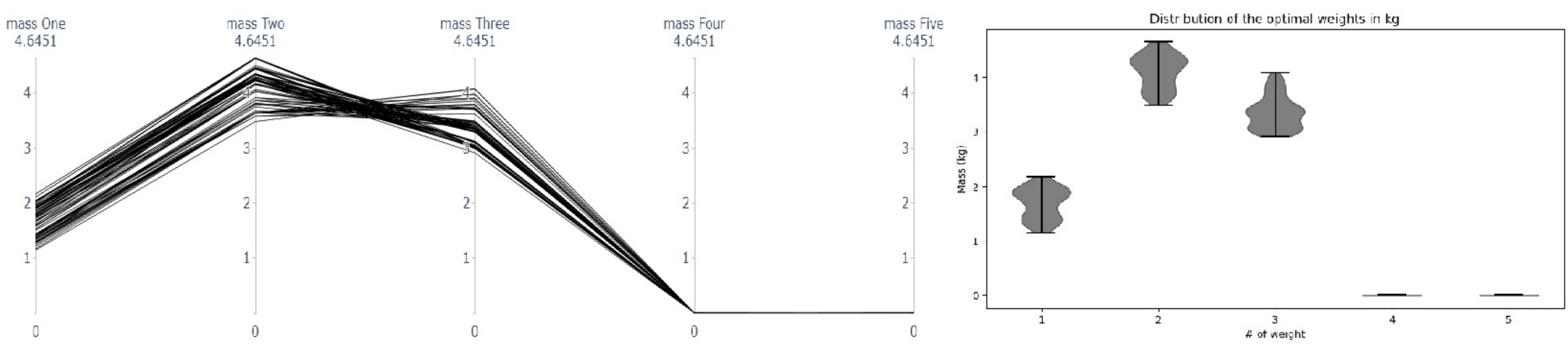


Fig. 4: Gráfica de coordenadas paralelas y de violín: las masas 4 y 5 tienden a cero.

Debido a las observaciones anteriores, un análisis complementario se llevó a cabo una vez descartados los contrapesos 4 y 5, dando como resultado una propuesta del mecanismo balanceado con las primeras 3 masas, siendo el 1 el más ligero (Figura 5) y alcanzando al frente de Pareto.

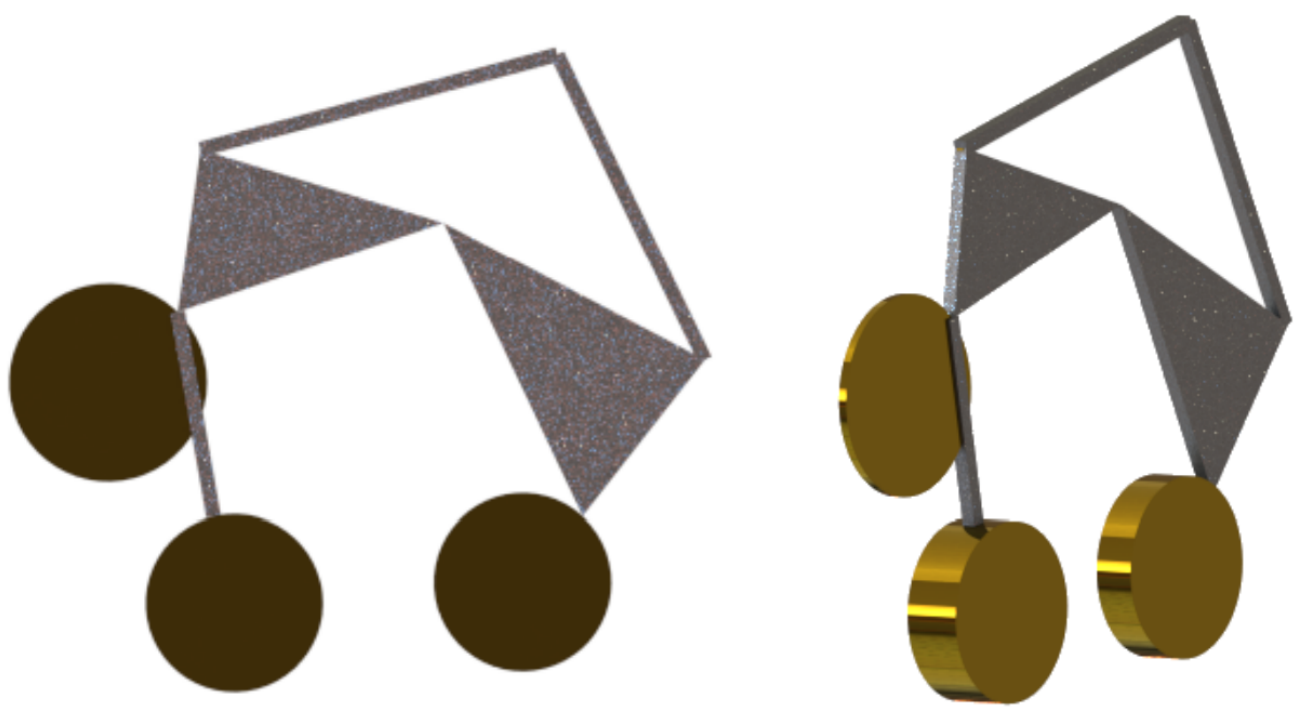


Fig. 5: Mecanismo de seis barras en 2D y 3D con los contrapesos 1, 2 y 3.

## Conclusiones

En este trabajo se demuestra que es valioso llevar a cabo un análisis de resultados para obtener mayor información sobre el problema y consecuentemente tomar decisiones beneficiosas; quitar contrapesos en este caso puede llevar a reducir gastos y mano de obra.

De igual manera, el algoritmo de optimización multiobjetivo NSGA-II utilizó un tiempo de ejecución considerablemente menor y produjo una mayor cantidad de resultados válidos que los demás. Sin embargo, DE logró producir soluciones más afinadas que desplazaron el frente de Pareto propuesto un poco en ciertas regiones; dicha precisión puede llegar a hacer una diferencia en ciertas áreas de la ciencia y vale la pena considerar esta opción. Por otro lado, DG no logró encontrar resultados que satisfagan la condición de una solución válida (ecuación 2), puede ser porque este algoritmo tiene problemas lidiando con múltiples mínimos locales.

Como trabajo futuro se puede considerar un análisis más profundo de cada variable (inicialmente 15, 9 sin los contrapesos 4 y 5) para entender con recursos gráficos un espacio multivariable, y con dicha información hacer una elección mejor informada de un algoritmo de optimización y poder afinarlo para el problema en cuestión. También se puede explorar la idea de explorar algoritmos híbridos o combinar ejecuciones de dos o más para obtener resultados óptimos en el menor tiempo posible.

## Bibliografía

- [1] Léon Bottou. "Stochastic gradient descent tricks". In: *Neural Networks: Tricks of the Trade* (2012), pp. 421–436. DOI: 10.1007/978-3-642-35289-8\_25.
- [2] Kalyanmoy Deb et al. "A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II". In: *IEEE transactions on evolutionary computation* 6.2 (2002), pp. 182–197.
- [3] María T. Orvañanos-Guerrero et al. "Using Fully Cartesian Coordinates to Calculate the Support Reactions of Multi-Scale Mechanisms". In: *2018 Nanotechnology for Instrumentation and Measurement (NANOIM)*. 2018, pp. 1–6. DOI: 10.1109/NANOIM.2018.8688610.
- [4] María T. Orvañanos-Guerrero et al. "Complete Balancing of the Six-Bar Mechanism Using Fully Cartesian Coordinates and Multiobjective Differential Evolution Optimization". In: *Mathematics* 10.11 (2022). ISSN: 2227-7390. DOI: 10.3390/math10111830. URL: <https://www.mdpi.com/2227-7390/10/11/1830>.
- [5] Rainer Storn and Kenneth Price. "Differential evolution-a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces". In: *Journal of global optimization* 11.4 (1997), p. 341.