

Diseño de experimentos para la calibración de la heurística de optimización de muros de contrafuertes

Design of experiments for the tuning of optimization heuristics of buttressed walls

José Vicente Martí^{*, a}, David Martínez-Muñoz^b, Víctor Yepes^c

^{*, a}Dr. Ingeniero de Caminos Canales y Puertos. ICITECH. Universitat Politècnica de València. Prof. Titular de Universidad.
jvmartia@cst.upv.es

^bMSc. en Ingeniería de Caminos, Canales y Puertos. ICITECH. Universitat Politècnica de València. Técnico Superior de Investigación. damarmu1@cam.upv.es

^cDr. Ingeniero de Caminos Canales y Puertos. ICITECH. Universitat Politècnica de València. Catedrático de Universidad.
vyepesp@cst.upv.es

RESUMEN

En la actualidad, los técnicos se enfrentan al desafío de encontrar soluciones estructurales más eficientes cumpliendo con todas las restricciones de seguridad y funcionalidad. Como ayuda a este reto, surgen las técnicas de optimización heurísticas. El algoritmo aplicado en este artículo es el Recocido Simulado o *Simulated Annealing* (SA). La estructura sobre la que se emplea esta metodología es un muro de contrafuertes de hormigón armado de 11 metros de altura. La eficiencia del algoritmo depende de la elección de los parámetros más adecuados que lo definen. Para ello, se realiza un diseño de experimentos factorial fraccionado que permite, a través de un análisis estadístico, detectar aquellos parámetros de la heurística que más afectan al resultado de la solución obtenida.

ABSTRACT

Nowadays, technicians face the challenge of finding more efficient structural solutions while complying with all safety and functional restrictions. As an aid to this challenge, heuristic optimization techniques emerge. The algorithm applied in this article is *Simulated Annealing* (SA). The structure on which this methodology is used is a wall of reinforced concrete buttresses 11 meters high. The efficiency of the algorithm depends on the choice of the most suitable parameters that define it. To this end, a fractional factorial experiment design is carried out that allows, through a statistical analysis, to detect those heuristic parameters that most affect the result of the solution obtained.

PALABRAS CLAVE: Muros contrafuertes, simulated annealing, diseño de experimentos, estructuras.

KEYWORDS: Buttressed walls, simulated annealing, design of experiments, structure design.

1. Introducción

El sector de la construcción es uno de los que más afectan al medio ambiente [1] debido al gran consumo de materias primas que es necesario para llevar a cabo las construcciones que se proyectan. La política actual tiende hacia una reducción tanto del coste económico de las infraestructuras relacionadas con la ingeniería

civil, con la aplicación de presupuestos restrictivos, como a la reducción del impacto global de las construcciones tanto al medio ambiente como a la sociedad. Esta búsqueda de soluciones con un menor impacto asociado viene motivada por el Informe Brundland,

donde, en 1987 se definió por primera vez el término desarrollo sostenible [2].

Este cambio en el pensamiento social y de las políticas de los países influye directamente en el diseño de las construcciones, para adecuar sus procesos de diseño a los criterios que la sociedad demanda para sus obras. Uno de los campos, dentro de las obras de ingeniería civil, que se ven afectados de una manera directa es el del diseño estructural, donde ya no es suficiente con generar diseños que aseguren la estabilidad estructural y tenga un coste reducido. Además, se exige que las estructuras tengan un menor impacto tanto ambiental como social, cambiando totalmente el enfoque tradicional en su diseño.

La metodología tradicional, comienza con un predimensionamiento o prediseño, el cual posteriormente se comprueba y se va modificando en función del criterio y la experiencia del técnico. Este método de diseño lleva a soluciones buenas siempre que el técnico disponga de una gran experiencia y penaliza a aquellos profesionales que no dispongan de este valor que únicamente se obtiene con el ejercicio de la profesión y está enfocado básicamente a la reducción en coste.

Como alternativa al método tradicional se propone la utilización de métodos de búsqueda de soluciones óptimas automatizados, debido a la capacidad de cálculo de los equipos informáticos actuales. Como primera alternativa se propone la programación matemática [3]. La programación matemática se puede llevar a cabo cuando el número de variables es muy pequeño, ya que recorre todas las posibles soluciones para un problema, pudiendo obtener una solución exacta al problema de optimización. En el caso de las obras de ingeniería civil, y particularmente en el del diseño estructural, el número de variables es elevado, por lo que los tiempos de cálculo necesarios para llevar a cabo este método serían inabordables.

Como solución a las limitaciones de la programación matemática, aparecen los

métodos de optimización mediante algoritmos heurísticos en el campo de las estructuras [4]. Estos métodos permiten obtener muy buenas soluciones no solo en térmicos de coste [5–8], sino en la aplicación de otras diferentes funciones objetivo. De este modo, se pueden satisfacer algunas demandas sociales, como puedan ser la reducción de emisiones de CO₂ de las estructuras, caso de muros de hormigón [9] o el consumo energético en puentes de vigas artesa prefabricadas de hormigón [10]. Algunos trabajos de investigación han relacionado el coste con otros diferentes objetivos de optimización, llegando a la conclusión que están relacionados entre ellos y que la reducción del coste conlleva de forma directa una reducción de las emisiones [11] y la energía consumida [12].

Los algoritmos heurísticos proporcionan soluciones competitivas, sin llegar a garantizar la obtención del óptimo global, con un tiempo de proceso computacional no excesivo. Aquellos que más se han utilizado en los trabajos de investigación han sido algunos como los algoritmos genéticos [13], las redes neuronales [14,15], el SA [16–18] o la optimización por enjambres [19–21]. La utilización de estos métodos heurísticos es muy extensa, por lo que algunas publicaciones han normalizado su uso como metodología de optimización [22].

Como alternativa a los métodos heurísticos se plantean los metamodelos. Estos permiten solucionar algunos problemas de la optimización heurística simplificando los modelos e incluso utilizando la predicción para la obtención de resultados óptimos como se puede ver en algunos trabajos de investigación donde se ha llevado a cabo su uso [23]. El objetivo de estos metamodelos es la simplificación de los modelos de optimización de modo que se reduzca el tiempo en el que se encuentra una solución óptima, para ello existen técnicas que permiten enfocar la optimización en las variables con mayor efecto. Una de estas técnicas es el diseño de experimentos [24], con

sus variaciones, tal y como se expone en el trabajo de Narendran et al. [25].

En este artículo se ha utilizado el diseño de experimentos factorial fraccionado para obtener los parámetros con un mayor efecto de un algoritmo SA, mejorando la eficiencia del propio algoritmo de optimización. La función objetivo utilizada evalúa el coste asociado a las cantidades de materiales obtenidas del proceso automatizado de diseño ya que la reducción del coste produce directamente un impacto positivo tanto en las emisiones de CO₂ como en la energía consumida.

Este trabajo pretende aplicar la metodología del diseño de experimentos al diseño de muros de retención de tierras de contrafuertes, para reducir los tiempos de computación y obtener mejores resultados en el diseño, centrandolo el calibrado de parámetros en aquellos que tienen un mayor efecto desde el punto de vista estadístico y abre la puerta a nuevos métodos de optimización que permitan mejorar los modelos actuales basados en la búsqueda de soluciones óptimas mediante técnicas heurísticas.

2. Caso de estudio

2.1 Definición de la estructura

La estructura que va a ser optimizada se corresponde a un muro de hormigón de retención de tierras con contrafuertes, de 11 m de altura. En primer lugar, se deben definir los parámetros que afectan al muro, es decir, aquellos valores que no dependerán de la optimización y se encontrarán fijados. Estos valores corresponden a las características del terreno, los coeficientes de seguridad adoptados, y el ambiente para el hormigón, y se pueden ver en la Tabla 1. Los coeficientes de seguridad adoptados son los indicados en la normativa aplicable para el cálculo de este tipo de estructuras [26,27]. La posición de los contrafuertes permite que el modelado de la

estructura se lleve a cabo como si de una losa continua apoyada se tratase, y el método de chequeo como estructura hiperestática es el de Huntington [28]. El relleno considerado es un relleno estándar [9], que corresponde a suelos granulares con más del 12% de finos (GM, GC, SM, SC según el Sistema de Clasificación Unificada de Suelos (SUCS)) y suelos finos con más del 25% de fracción gruesa (45 mm o menos). La capacidad máxima de carga del suelo de cimentación considerada es de 0,3 MPa.

Tabla 1. Parámetros del terreno y coeficientes de seguridad.

Parámetro	Valor
Peso específico de tierras	γ 18.00 kN/m ³
Coefficiente de rozamiento suelo-zapata	δ 20.00 °
Altura de tierras en intradós	φ 0.50 m
Sobrecarga en coronación de terraplén	q 10.00 kN/m ²
Coefficiente de rozamiento interno	φ 30.00 °
Coefficiente de seguridad deslizamiento	γ_{fs} 1.5
Coefficiente de seguridad vuelco	γ_{to} 1.8
Coefficiente de seguridad de cargas	γ_G 1.35
Coefficiente de seguridad del hormigón	γ_c 1.5
Coefficiente de seguridad del acero	γ_s 1.15
Ambiente hormigón	IIa

Por otro lado, se define la geometría de la estructura objeto de estudio y las variables que definen la geometría de la misma. En las Figuras 1 y 2 se muestran las variables geométricas y las de armado respectivamente. Estas variables se obtendrán del cálculo del muro de contrafuertes después del proceso de optimización y permitirán llevar a cabo las mediciones necesarias para obtener los valores de coste del muro. Los empujes considerados para el cálculo del muro son activos en el trasdós y pasivos en el intradós. Tanto el valor de resistencia característica del hormigón como el grado del acero son variables. Todas las variables son

discretas, de forma que la solución obtenida se pueda llevar a cabo en la construcción de la obra.

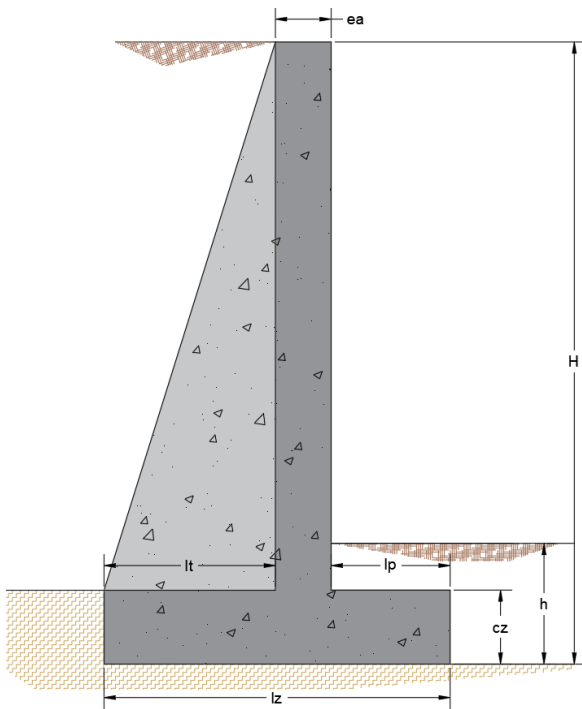


Figura 1. Variables geométricas del muro de contrafuertes.

2.2 Recocido Simulado (SA)

Este algoritmo de optimización simula los procesos de calentamiento y enfriamiento de un metal cuando se lleva a una temperatura superior a su punto de fusión y después se reduce la misma de manera controlada. Este algoritmo permite la aceptación de soluciones con un peor valor de la función objetivo de forma probabilística. La aceptación o no de la solución viene dada por una expresión que a su vez depende del parámetro temperatura (T). Para este trabajo se plantea el uso de la expresión de Metrópolis (Eq. 1) y la de Glauber (Eq. 2). Durante el proceso de optimización el parámetro temperatura se va reduciendo mediante el coeficiente de enfriamiento (k), reduciendo la probabilidad de que se acepten peores soluciones, de este modo, la búsqueda inicial permite moverse en gran medida por el espacio de soluciones, evitando así caer en óptimos locales.

$$P = e^{-\frac{\Delta C}{T}} \quad (1)$$

$$P = \frac{1}{1 + e^{\frac{\Delta C}{T}}} \quad (2)$$

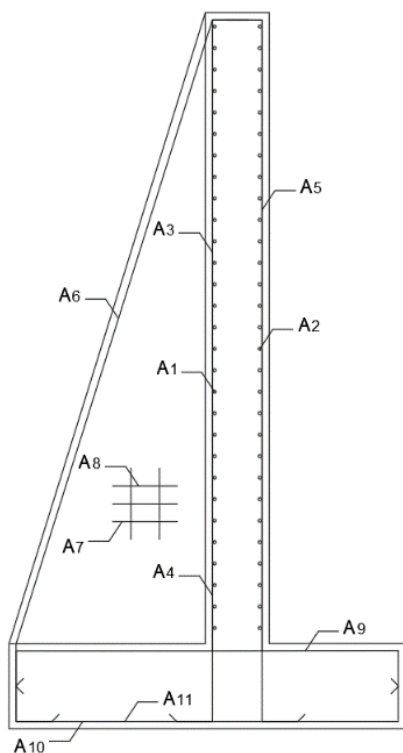


Figura 2. Variables de armado del muro de contrafuertes.

La temperatura inicial (T_0) se fija de acuerdo con el método propuesto por Medina [29]. El criterio de parada depende de la cantidad de cadenas de Markov sin mejora, que se fija en 6, y del cociente entre la temperatura inicial y la final, siendo este límite de un 10% de la temperatura inicial. La longitud de la cadena de Markov, que representa el número de iteraciones que se ejecutan para obtener un resultado. Además de estos parámetros, se permite que en cada iteración se modifique un porcentaje de las variables del problema que se fija como parámetro de la heurística. La selección de las variables, tanto geométricas como de armado del muro y resistencia del hormigón, que modifican su valor se producen de manera aleatoria. Por

otra parte, se asigna una desviación estándar a las variables que se modifican, este parámetro es una modificación del algoritmo original propuesto por Kirkpatrick [16] que añade una mayor variabilidad, ampliando el espacio de soluciones que es capaz de recorrer el algoritmo y por tanto, permitiendo que sea más difícil que la optimización llegue a un óptimo local. En la figura 3 se expone el diagrama de flujo que describe el funcionamiento del algoritmo de optimización utilizado para el diseño del muro.

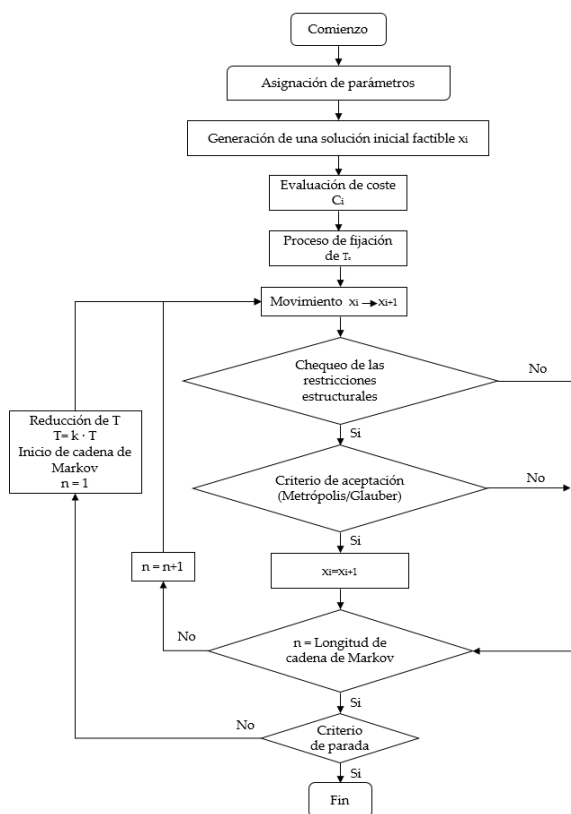


Figura 3. Diagrama de flujo Recocido Simulado (SA)

3. Metodología

En este trabajo se ha llevado a cabo la calibración de los parámetros de la heurística mediante un diseño de experimentos factorial fraccionado. Para ello se llevan a cabo diferentes evaluaciones de la estructura variando los parámetros de la heurística y se realiza un análisis estadístico de los resultados obtenidos de estas evaluaciones para determinar aquellos parámetros que son estadísticamente significativos y, por tanto, su

variación afecta en mayor medida a los resultados de la optimización y por tanto a la función objetivo elegida.

3.1 Diseño factorial

Los diseños factoriales son aquellos en los que en cada ensayo o réplica se estudian todas las posibles combinaciones de cada uno de los niveles de los factores [30]. Esto permite evaluar el cambio de la respuesta cuando varía el nivel del factor. A esta variación se le denomina efecto del factor, al que normalmente se le llama efecto principal.

Dentro del diseño de experimentos existe la posibilidad que la respuesta de un factor no sea la misma en función del nivel estudiado de otros factores. Cuando esto ocurre, significa que existe interacción entre factores. En caso de que los factores del modelo sean cuantitativos, la respuesta de estos factores se podría representar con un modelo de regresión como el que se muestra en la ecuación 3, para el caso de dos factores.

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_{12} x_1 x_2 + \varepsilon \quad (3)$$

Donde y es la respuesta, y los valores de las diferentes variables β corresponden a los efectos de las variables x que a su vez corresponden con los factores. La variable β_{12} corresponde al efecto de la interacción de las variables x_1 y x_2 y ε es un término de error aleatorio. Si el valor de esta variable es grande en comparación con el resto de las variables β , esto indicará que existe interacción. Esta interacción entre variables se ve reflejada en la representación del modelo de superficie de respuesta como curvatura [30].

3.2 Diseño factorial 2^k

Generalmente, los diseños estructurales se definen por un número elevado de variables, por lo que el hecho de conocer aquellas variables que

son significativas para obtener una solución más económica, menos contaminante o que consuma menos energía es de gran utilidad. Esto mismo se puede aplicar a los parámetros que definen la heurística, obtener aquellos que son más determinantes, y centrarse en ellos para la calibración.

Con el fin de utilizar el diseño de experimentos para realizar la evaluación de la importancia de cada uno de los parámetros de nuestro algoritmo de optimización de una manera sencilla, utilizamos el diseño factorial 2^k , donde k corresponde con el número de parámetros del algoritmo. En este tipo de diseño de experimentos se le asigna a cada una de las variables dos niveles, uno inferior y otro superior y se evalúa el efecto de cada una de las variables y la interacción entre ellas.

El diseño de experimentos factorial tiene dos variantes, el diseño completo y el fraccionado. En el primero de los dos, se llevan a cabo todos los experimentos y en el segundo se reduce el número de experimentos. En este caso, ese número de experimentos se traduce en evaluaciones de la estructura en función de 2 niveles amplios [5,16,17,18] de cada uno de los 5 parámetros descritos en la Tabla 2.

Tabla 2. Niveles asignados a los parámetros de la heurística.

Parámetros heurística	-	+
Expresión de aceptación (A)	Metrópolis	Glauber
Longitud de cadena de Markov (B)	5000	20000
Coefficiente de enfriamiento (C)	0.80	0.95
Porcentaje de variables en movimiento (D)	5%	15%
Desviación estándar de variables en movimiento (E)	0%	30%

Se han realizado 5 réplicas para cada una de las evaluaciones de la estructura para poder obtener un valor medio para cada uno de los puntos. Debido a la cantidad de evaluaciones que supondría llevar a cabo un diseño de experimentos factorial completo con 5 réplicas,

se ha optado por un fraccionado, haciendo 16 evaluaciones con 5 réplicas por evaluación.

3.3 Evaluación de alternativas

La evaluación de las alternativas se lleva a cabo mediante un programa de muros de contrafuertes, desarrollado por el equipo de investigación en Matlab, comprobando el Estado Límite Último (ELU) y el Estado Límite de Servicio (ELS) [26,27]. El programa además calcula el coste de construcción a partir de las mediciones del muro.

4. Resultados

En este estudio se ha aplicado la metodología de diseño de experimentos factorial fraccionado para la calibración de los parámetros de un algoritmo heurístico, como es el SA. Tanto las evaluaciones de la estructura, como el algoritmo, como todos los módulos que ejecutan las labores de medición y cálculo de los costes asociados a las estructuras se han programado con Matlab. Para la elaboración del diseño de experimentos y para el posterior análisis estadístico del mismo se ha utilizado el software comercial Minitab.

4.1 Diseño de experimentos factorial fraccionado.

En la Tabla 3 se muestra el diseño de experimentos, el valor medio del coste y la desviación típica obtenida de los resultados.

Tabla 3. Diseño de experimentos y valor del coste medio y desviación típica de las cinco réplicas.

Nº	A	B	C	D	E	Coste Medio	Desv
1	-	-	-	-	+	2762,94 €	3,21%
2	+	-	-	-	-	2763,99 €	4,08%
3	-	+	-	-	-	2628,56 €	0,66%
4	+	+	-	-	+	2633,32 €	0,70%
5	-	-	+	-	-	2626,85 €	0,48%
6	+	-	+	-	+	2639,40 €	0,94%
7	-	+	+	-	+	2624,44 €	0,40%

8	+	+	+	-	-	2624,82 €	0,48%
9	-	-	-	+	-	2757,28 €	2,56%
10	+	-	-	+	+	2729,84 €	3,30%
11	-	+	-	+	+	2645,46 €	1,15%
12	+	+	-	+	-	2633,32 €	0,70%
13	-	-	+	+	+	2668,06 €	1,49%
14	+	-	+	+	-	2690,10 €	1,12%
15	-	+	+	+	-	2634,18 €	0,65%
16	+	+	+	+	+	2654,44 €	0,82%

Tal y como se observa en la Tabla 3 el menor valor de coste se obtiene para el experimento número 7. La combinación de parámetros de la heurística que se obtiene para el menor valor de coste medio asociado es aquella que utiliza la expresión de Metrópolis como criterio de aceptación, una cadena de Markov igual a 20000, un coeficiente de enfriamiento de 0.95, un porcentaje de variables en movimiento del 5% y una desviación estándar del 30%.

Por otra parte, se ha llevado a cabo el mismo diseño de experimentos evaluando el tiempo de computación utilizado para el cálculo de cada una de las evaluaciones del muro, con las diferentes combinaciones de parámetros de la heurística. En la Tabla 4 se observan los valores obtenidos de tiempo y el valor de la desviación.

Tabla 4. Diseño de experimentos y valor del coste medio y desviación típica de las cinco réplicas.

Nº	A	B	C	D	E	Tiempo Medio (s)	Desv
1	-	-	-	-	+	31,2	20,00%
2	+	-	-	-	-	29,6	28,70%
3	-	+	-	-	-	118,0	21,65%
4	+	+	-	-	+	117,6	7,89%
5	-	-	+	-	-	84,6	9,87%
6	+	-	+	-	+	89,2	23,89%
7	-	+	+	-	+	335,8	9,74%
8	+	+	+	-	-	316,2	11,34%
9	-	-	-	+	-	43,2	48,97%
10	+	-	-	+	+	53,6	27,62%
11	-	+	-	+	+	177,2	10,06%
12	+	+	-	+	-	119,2	7,39%
13	-	-	+	+	+	80,6	15,14%

14	+	-	+	+	-	72,4	8,06%
15	-	+	+	+	-	336,2	28,32%
16	+	+	+	+	+	321,8	13,71%

En la Tabla 4 se observa que los tiempos computacionales para esta estructura son muy reducidos, por lo que para la calibración de los parámetros su análisis pierde el interés. Así que la calibración de los parámetros se centra en el objetivo de reducir el coste medio.

Una vez obtenidos los resultados de costes y tiempo, se realiza el análisis estadístico que proporciona aquellos parámetros cuyo efecto es mayor para la obtención del valor de coste y, por tanto, aquellos parámetros de la heurística que tienen una mayor consecuencia.

4.2 Análisis estadístico de los parámetros de la heurística

En primer lugar, se realiza un análisis de varianza del diseño de experimentos. En este primer análisis se obtienen aquellos parámetros que son estadísticamente significativos. Tal y como se muestra en la Figura 4, los parámetros que tienen un mayor efecto son, en primer lugar, la longitud de cadena de Markov, seguido del coeficiente de enfriamiento.

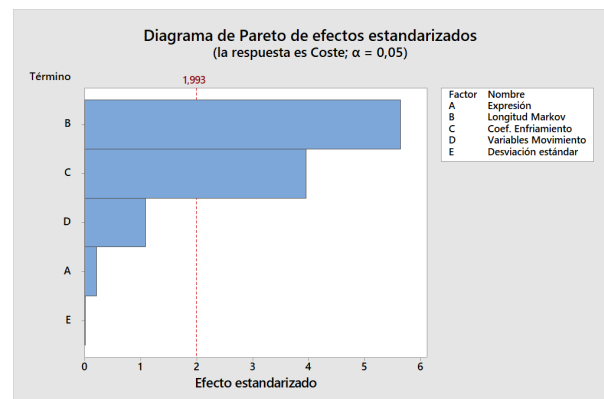


Figura 4. Diagrama de Pareto de efectos estandarizados del diseño de experimentos.

Después de este análisis se puede afirmar que el resto de los parámetros tienen un menor efecto en el valor del coste obtenido. Se observa que la influencia de la desviación estándar asociada a la modificación de las variables es el

parámetro de la heurística que menos efecto tiene sobre la optimización, seguida por la expresión que se utiliza para la aceptación de soluciones. El porcentaje de variables en movimiento tiene una mayor influencia, pero no llega a superar la frontera de Pareto.

Los parámetros con una mayor influencia tienen que ver con la cantidad de posibilidades que se evalúan y con la reducción del parámetro temperatura (T). Como se puede observar en la Tabla 3, el mejor valor obtenido está ligado a una mayor longitud de cadena de Markov y un mayor valor del coeficiente de enfriamiento, es decir, una mayor evaluación de soluciones, ya que la longitud de la cadena de Markov es mayor, y una aceptación de soluciones peores, ya que un mayor valor del coeficiente de enfriamiento lleva asociado un decremento de la temperatura más lento.

Una vez obtenidos los parámetros más significativos estadísticamente, se ha procedido a estudiar si existe interacción entre los diferentes parámetros de la heurística. En la Figura 5, se ha representado mediante un gráfico de Daniel la significatividad de los efectos tanto de los parámetros como de su interacción.

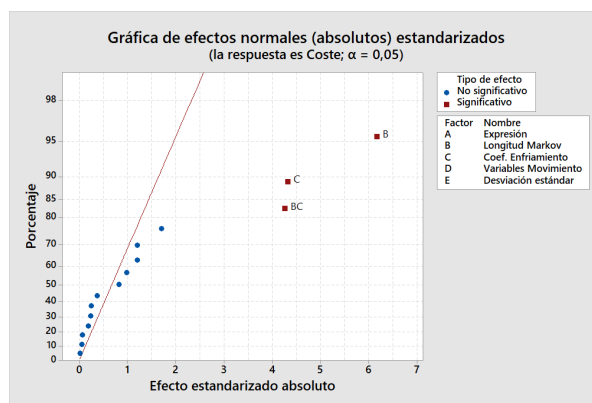


Figura 5. Gráfico de Daniel de los efectos normales estandarizados para los parámetros de la heurística y su interacción.

Como era de esperar, vuelven a aparecer los parámetros obtenidos del análisis anterior y además, se aprecia que existe una interacción entre ellos significativa.

Si analizamos la recta de regresión obtenida del análisis de la varianza para el

modelo en el que se tiene en cuenta la interacción de los factores se observa que la longitud de cadena de Markov explica un 35% del valor de la respuesta, seguido por el coeficiente de enfriamiento, que explica un 24.53% y la interacción de ambos que supone un 24.14% del valor final de la respuesta de la función objetivo, representando entre los 3 un 83.67% de la respuesta. Los valores del resto de los parámetros de la heurística tienen como resultado un valor muy reducido en comparación con los descritos anteriormente.

Por tanto, se puede afirmar después del análisis realizado, que los parámetros más significativos y aquellos en los que se debe centrar la calibración de la heurística son la longitud de la cadena de Markov, y el coeficiente de enfriamiento y que, además, la interacción de estos tiene un gran efecto sobre el resultado final obtenido por el algoritmo de optimización.

5. Conclusiones

Debido a la aplicación de restricciones en términos de presupuesto por parte de las administraciones públicas de los países y por las demandas sociales y políticas en términos de sostenibilidad que están surgiendo cada vez en mayor medida, es necesario explorar nuevas metodologías que permitan la reducción tanto de los costes de las construcciones, como de las emisiones o el consumo de energía asociado a la ejecución de éstas.

En este trabajo se ha aplicado un diseño de experimentos factorial fraccionado con 5 réplicas a la calibración de un algoritmo heurístico, como es el SA. Este estudio ha desarrollado una metodología para obtener los principales parámetros que muestran los mejores resultados para una determinada función objetivo, aplicados a un muro de contrafuertes de 11m de altura. Como se ha indicado anteriormente, una reducción del coste lleva asociado una reducción en el consumo de materiales y por tanto una mejora ambiental.

Como resultado del diseño de experimentos, se concluye que los dos parámetros con un mayor peso estadístico sobre la función objetivo coste, han sido la longitud de la cadena de Markov y el coeficiente de enfriamiento. Estos parámetros están relacionados con el número de iteraciones que realiza el algoritmo para obtener la solución y con la probabilidad de aceptación de soluciones peores. Mayores longitudes de cadena y mayores coeficientes de enfriamiento permiten obtener soluciones más económicas al producirse una búsqueda más amplia en el espacio de soluciones.

A la vista de los resultados del estudio del efecto de la interacción de los factores, se observa, como se podía imaginar, que el efecto de la interacción entre los dos factores es estadísticamente significativo. Por tanto, los resultados estarán ligados en gran medida no solo al valor de los parámetros si no a la interacción de los mismos.

Este artículo abre una puerta a la obtención de los valores óptimos de los parámetros aplicando metamodelos, como pueda ser el método de la superficie de respuesta, ya que este método utiliza como punto de partida el diseño de experimentos para poder obtener posteriormente al valor óptimo de los parámetros. Además, describe una metodología no basada en la experiencia del técnico que está llevando a cabo el diseño de la estructura, si no que permite utilizar una herramienta estadística para la mejora de los resultados obtenidos del procedimiento de optimización de la estructura, reduciendo así los tiempos necesarios para la obtención de un diseño óptimo.

Agradecimientos

Los autores agradecen la financiación del Ministerio de Economía y Empresa, junto con los fondos FEDER (Proyecto DIMALIFE: BIA2017-85098-R).

Referencias

- [1] L.Y. Shen, W.S. Lu, H. Yao, D.H. Wu, A computer-based scoring method for measuring the environmental performance of construction activities, *Autom. Constr.* 14 (2005) 297–309.
- [2] World Commission on Environment and Development, *Our Common Future*, 1987.
- [3] M.Z. Cohn, A.S. Dinovitzer, Application of Structural Optimization, *J. Struct. Eng.* 120 (1994) 617–650.
- [4] C. Blum, J. Puchinger, G.R. Raidl, A. Roli, Hybrid metaheuristics in combinatorial optimization: A survey, *Appl. Soft Comput.* 11 (2011) 4135–4151.
- [5] V. Yepes, J. Alcalá, C. Perea, F. González-Vidosa, A parametric study of optimum earth-retaining walls by simulated annealing, *Eng. Struct.* 30 (2008) 821–830.
- [6] F. Molina-Moreno, T. García-Segura, J. V. Martí, V. Yepes, Optimization of buttressed earth-retaining walls using hybrid harmony search algorithms, *Eng. Struct.* 134 (2017) 205–216.
- [7] A. Carbonell, F. González-Vidosa, V. Yepes, Design of reinforced concrete road vaults by heuristic optimization, *Adv. Eng. Softw.* 42 (2011) 151–159.
- [8] V. Yepes, M. Dasí-Gil, D. Martínez-Muñoz, V.J. López-Desfilis, J. V. Martí, Heuristic Techniques for the Design of Steel-Concrete Composite Pedestrian Bridges, *Appl. Sci.* 9 (2019) 3253.
- [9] V. Yepes, F. Gonzalez-Vidosa, J. Alcalá, P. Villalba, CO₂-Optimization Design of Reinforced Concrete Retaining Walls Based on a VNS-Threshold Acceptance Strategy, *J. Comput. Civ. Eng.* 26 (2012)

- 378–386.
- [10] J. V. Martí, T. García-Segura, V. Yepes, Structural design of precast-prestressed concrete U-beam road bridges based on embodied energy, *J. Clean. Prod.* 120 (2016) 231–240.
- [11] F. Molina-Moreno, J. V. Martí, V. Yepes, Carbon embodied optimization for buttressed earth-retaining walls: Implications for low-carbon conceptual designs, *J. Clean. Prod.* 164 (2017) 872–884.
- [12] T. García-Segura, V. Penadés-Plà, V. Yepes, Sustainable bridge design by metamodel-assisted multi-objective optimization and decision-making under uncertainty, *J. Clean. Prod.* 202 (2018) 904–915.
- [13] J.H. Holland, *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, 1975.
- [14] T. García-Segura, V. Yepes, D.M. Frangopol, Multi-objective design of post-tensioned concrete road bridges using artificial neural networks, *Struct. Multidiscip. Optim.* 56 (2017) 139–150.
- [15] J.R. Martí-Vargas, F.J. Ferri, V. Yepes, Prediction of the transfer length of prestressing strands with neural networks, *Comput. Concr.* 12 (2013) 187–209.
- [16] S. Kirkpatrick, C.D. Gelatt, M.P. Vecchi, Optimization by simulated annealing, *Science*. 220 (1983) 671–680.
- [17] I. Paya-Zaforteza, V. Yepes, F. González-Vidosa, A. Hospitaler, On the Weibull cost estimation of building frames designed by simulated annealing, *Meccanica*. 45 (2010) 693–704.
- [18] J. V. Martí, F. Gonzalez-Vidosa, V. Yepes, J. Alcalá, Design of prestressed concrete precast road bridges with hybrid simulated annealing, *Eng. Struct.* 48 (2013) 342–352.
- [19] K.N. Krishnanand, D. Ghose, Glowworm swarm optimisation: a new method for optimising multi-modal functions, *Int. J. Comput. Intell. Stud.* 1 (2009) 93–119.
- [20] T. García-Segura, V. Yepes, J. V. Martí, J. Alcalá, Optimization of concrete I-beams using a new hybrid glowworm swarm algorithm, *Lat. Am. J. Solids Struct.* 11 (2014) 1190–1205.
- [21] V. Yepes, J. V. Martí, T. García-Segura, Cost and CO2 emission optimization of precast-prestressed concrete U-beam road bridges by a hybrid glowworm swarm algorithm, *Autom. Constr.* 49 (2015) 123–134.
- [22] A.M. Law, *Simulation modeling and analysis*, 3rd ed., McGraw Hill, Boston, 2000.
- [23] V. Penadés-plà, T. García-segura, V. Yepes, Accelerated optimization method for low-embodied energy concrete box-girder bridge design, *Eng. Struct.* 179 (2019) 556–565.
- [24] L.F. dos Santos Souza, D. Vandepitte, V. Tita, R. de Medeiros, Dynamic response of laminated composites using design of experiments: An experimental and numerical study, *Mech. Syst. Signal Process.* 115 (2019) 82–101.
- [25] S.T. Narendran, S.N. Meyyanathan, V.V.S. Reddy Karri, Experimental design in pesticide extraction methods: A review, *Food Chem.* 289 (2019) 384–395.
- [26] Ministerio de Fomento, *Instrucción de Hormigón Estructural (EHE-08)*, 2008.
- [27] Ministerio de Fomento, *CTE-DB-SE-C: Seguridad Estructural Cimientos*, 2007.
- [28] W.C. Huntington, *Earth pressures and retaining walls*, Wiley, 1957. <http://hdl.handle.net/2027/uc1.b4532047>.
- [29] J.R. Medina, Estimation of Incident and Reflected Waves Using Simulated Annealing, *J. Waterw. Port, Coastal, Ocean Eng.* 127 (2001) 213–221.
- [30] D.C. Montgomery, *Diseño y análisis de experimentos*, 2ª edición, México: Limusa-Wiley, cop. 2002. 2011., México, 2002.