

Optimización de muros de hormigón mediante la metodología de la superficie de respuesta

Yepes, Víctor¹, Martínez-Muñoz, David²; Martí, José V.¹

ABSTRACT

This study presents an application of the response surface methodology to optimize a 5 m high concrete wall. The objective of this research work is to obtain a design solution of a concrete wall, using the CO₂ emissions as an objective function to reduce its impact. To reach this objective, a factorial experimental design has been carried out to reduce the number of variables. After this, a steepest descent method has been used to look for the optimum neighborhood. Once the region around the optimum has been found, a second order response surface has been adjusted to reach the minimum. The objective function has been modified to allow a penalty for solutions that do not meet the Ultimate Limit States or stability restrictions. With this methodology, a good solution has been obtained, while also allowing the identification of the geometric design variables that mainly affect CO₂ emissions.

Keywords: optimization, response surface, wall, factorial design, concrete.

1. INTRODUCCIÓN

Los muros son una de las estructuras más utilizadas en el campo de la ingeniería civil y la edificación. La optimización de este tipo de estructuras permite que se puedan llevar a cabo de una manera más económica o respetuosa con el medio ambiente en función del objetivo de la optimización. Por ello se han realizado diferentes trabajos relacionados con la optimización de este tipo de estructuras, ya sea en términos de coste [1], [2], de emisiones de CO₂ [3] o comparando la relación existente entre ambas optimizaciones [4]. En algunos trabajos de investigación se ha analizado la tipología de los muros de contención evaluando su ciclo de vida [5], [6], comparando los diferentes tipos de muro en función de su impacto. Además, se ha utilizado este enfoque de impacto para llevar a cabo la optimización de otros tipos de estructuras [7].

El diseño tradicional de las estructuras se realiza a través de un procedimiento basado en un predimensionamiento inicial y una comprobación posterior. Por lo tanto, la eficacia del diseño se basa fundamentalmente en la experiencia del proyectista, pudiéndose mejorar mediante algoritmos de optimización. Sin embargo, la obtención de una solución óptima exacta mediante métodos de programación matemática [8] se hace inviable para problemas complejos debido al crecimiento exponencial del tiempo de cálculo con el incremento del número de variables. Esta limitación explica

¹ ICITECH. Dpto. de Ingeniería de la Construcción y Proyectos de Ingeniería Civil. Universitat Politècnica de València (ESPAÑA). vyepesp@cst.upv.es² (Corresponding author), jvmarti@cst.upv.es

² Instituto de Ciencia y Tecnología del Hormigón (ICITECH). Universitat Politècnica de València (ESPAÑA). damarmu1@cam.upv.es

el éxito de los algoritmos heurísticos [9], que a pesar de no garantizar la obtención de un óptimo global al problema, consumen un tiempo de cálculo mucho menor, por lo que los convierte en una opción de optimización de estructuras competitiva. De entre las heurísticas más empleadas destacan los algoritmos genéticos [10], el recocido simulado [11]–[13], las redes neuronales [14], [15], o la optimización por enjambres [16]–[18]. Con todo, son muchos los tipos de algoritmos heurísticos disponibles. Algunos autores han recopilado listados exhaustivos de heurísticas de optimización [19], pero no suelen incluir aquellos métodos basados en metamodelos. En efecto, los metamodelos simplifican algunos problemas que presenta la optimización directa como los óptimos locales múltiples, múltiples objetivos y limitaciones de los parámetros de diseño y/o respuesta. Esta característica se explica por el cambio de la respuesta estocástica, por otra de tipo determinístico [20]. Se han desarrollado diversos estudios en los que los autores han utilizado metamodelos para optimizar un problema en función de diferentes objetivos [21], [22]. Entre los metamodelos se encuentra la metodología de la superficie de respuesta, aplicándose por primera vez para el estudio de las condiciones de operación óptimas en un proceso químico [23]. Posteriormente se ha aplicado en otros campos [24], [25]. En apretada síntesis, la estrategia de la superficie de respuesta consiste en estudiar una región delimitada de soluciones y buscar nuevas regiones con soluciones más cercanas al óptimo.

En este artículo se optimiza una estructura mediante un diseño de experimentos y la metodología de superficie de respuesta. Para ello, se parte del análisis de las principales variables de diseño en la respuesta, para reducir su número a aquellos más significativos. A continuación, se estudia una región del espacio delimitada mediante una superficie de respuesta de primer orden y se aplica el método de ascenso/descenso rápido para acercarse al entorno del óptimo local recorriendo la línea de máxima pendiente del plano obtenido. Finalmente, se analiza una superficie de respuesta de segundo orden en la región próxima al óptimo, y se determina su valor. Este procedimiento permite minimizar las emisiones de CO₂ de un muro de hormigón armado sujeto a los estados límite indicados en la normativa [26], [27].

La obtención de los esfuerzos de los ELU y las comprobaciones de la estabilidad del caso estudiado se ha realizado mediante el módulo de cálculo de muros en ménsula el software comercial CYPE [28]. Además, se han utilizado hojas de cálculo de Excel para obtener las mediciones correspondientes. Por otra parte, los diseños de experimentos y la metodología de la superficie de respuesta se han realizado a través del programa Minitab [29].

2. DESCRIPCIÓN DEL MODELO ESTRUCTURAL

La estructura que se pretende optimizar es el muro de contención de tierras de 5 m de altura que se muestra en la Figura 1, para ello, la estructura se define en función de sus variables geométricas.

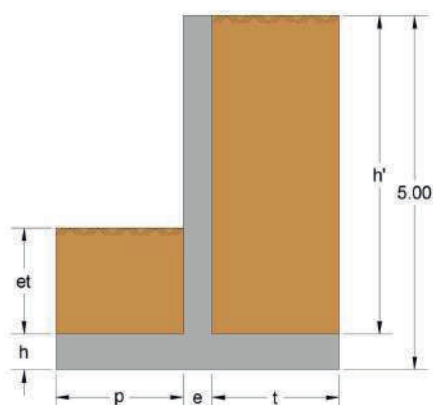


Figura 1. Esquema del muro de contención y de las variables geométricas

En la Tabla 1 se define cada una de las variables de diseño con los niveles estudiados. En la Tabla 2 se recogen los parámetros que definen las características del terreno, de los materiales y los coeficientes de seguridad tenidos en cuenta en el cálculo de la estructura.

Tabla 1. Variables geométricas y niveles

Variable	Ud.	Descripción	Niveles	
			-	+
e	cm	Espesor del alzado	30	150
p	cm	Longitud de la puntera	100	250
t	cm	Longitud del talón	100	250
h	cm	Canto de la zapata	50	150
et	cm	Espesor de tierras en el intradós	0	200

Tabla 2. Definición de los parámetros del terreno, materiales y coeficientes de seguridad

Parámetro	Ud	Valor
Materiales		
Hormigón		HA-30/B/30/IIa
Coeficiente de seguridad del hormigón		1.5
Acero		B500S
Coeficiente de seguridad del acero		1.15
Recubrimientos		
Trasdós e intradós	mm	30
Superior e inferior de la zapata	mm	50
Lateral de la zapata	mm	70
Terreno		
Densidad aparente	kN/m ³	18
Ángulo de rozamiento	°	30
Cohesión	t/m ²	0
Empuje en el intradós		Pasivo
Empuje en el trasdós		Activo
Tensión admisible	MPa	0.5 MPa
Coeficiente de fricción en la base		0.6

3. METODOLOGÍA

El método utilizado para llevar a cabo la optimización de la estructura es el de la superficie de respuesta. Este método consiste en el ajuste de una superficie en la que posteriormente se buscará el mínimo o máximo en función del objetivo de la optimización. En nuestro caso se buscará aquel punto donde el valor de la función objetivo sea mínimo.

En primer lugar, se lleva a cabo un diseño de experimentos para obtener los parámetros que son estadísticamente representativos. A continuación, se estudia la región inicial bloqueando el valor de las variables que no se vayan a modificar para la optimización, para ello, se utiliza una superficie de respuesta de primer orden. A partir de este momento se utiliza el método del ascenso/descenso rápido, que permite acercarnos de una forma rápida a la región en la que se encuentra el óptimo. Finalmente, se realiza un diseño de superficie de respuesta de segundo sobre la que se calcula el óptimo.

3.1. Diseño factorial

Existen diversos métodos de diseño de experimentos [30], este tipo de diseño de experimentos permite identificar el efecto de las variables sobre la función objetivo. En este trabajo se ha utilizado un diseño de experimentos factorial. El diseño factorial, al contemplar todas las variables simultáneamente permite, no solo ver el efecto de cada una de las variables sobre la función objetivo, sino que además permite evaluar el efecto de la interacción entre las variables con respecto al resultado de la función objetivo.

Existen dos tipos de diseño factorial, el completo y el fraccionado, en función de si se estudian todas las posibles combinaciones entre las variables o no. Al considerar cinco variables con dos niveles en el estudio, el número de combinaciones es de 25 que permite evaluarlas todas en un tiempo razonable, en caso de que el número de variables fuera mayor se hubiera optado por un diseño fraccionado.

3.2. Método del máximo descenso

Para realizar la búsqueda del punto óptimo necesitamos acercarnos de una manera rápida a la vecindad general del óptimo, para ello, utilizamos el método del máximo descenso. En primer lugar, se comprueba que en el entorno del punto inicial no existe curvatura, en este caso, la región del óptimo se encuentra alejada de este punto, en el caso de que existiera curvatura indicaría que ya nos encontramos en la región del óptimo.

Este método consiste en dar pasos secuenciales en la dirección de la recta de máxima pendiente, la dirección de los pasos se obtiene de los valores de los coeficientes (β_i) de la aproximación de primer orden obtenida del diseño de superficie de respuesta realizado en el punto inicial. En caso de no haya ningún tipo de restricción se habrá llegado a la vecindad general del óptimo en el momento en que se encuentre un punto de inflexión que cambie la tendencia de descendente a ascendente. Una vez se ha llegado al punto de inflexión se realiza un nuevo diseño de experimentos donde se analice de nuevo la curvatura, previsiblemente en este nuevo punto existirá curvatura, lo que indicará que nos encontramos en el entorno del óptimo. En el caso de que las combinaciones de valores puedan producir soluciones que cumplan las restricciones, se deberán penalizar de modo que la función objetivo sea desfavorable para estas y no se tienda hacia esas soluciones.

3.3. Metodología de la superficie de respuesta

Una vez nos encontramos en el entorno del punto óptimo ajustamos una superficie de respuesta de segundo orden, incorporando la curvatura al modelo [30]. Mediante esta superficie podremos buscar el punto de menor emisión en la función objetivo optimizando esta superficie, ese punto, nos dará unos valores de las variables estudiadas que corresponderán con la combinación óptima.

4. RESULTADOS

En este estudio se ha realizado la optimización de un muro de hormigón de 5 m de altura. La estructura debe cumplir con los Estados Límite Últimos (ELU) correspondientes a la Instrucción de Hormigón Estructural Española [26] y las condiciones de estabilidad frente a vuelco, deslizamiento y hundimiento que marca el Código Técnico de la Edificación [27] (CTE). La función objetivo corresponde a la emisión directa de las unidades que se describen en la Tabla 3 [3].

Tabla 3. Definición del valor de las unidades de la función objetivo.

Unidad	Emisiones CO ₂ (Kg)
Kilogramo de acero B500S	3.02
Metro cúbico de hormigón HA-30	224.94
Metro cúbico de excavación	13.16
Metro cúbico de relleno	27.20
Metro cuadrado de encofrado de alzado	31.66

Para realizar el dimensionamiento los muros se han modelado mediante el programa CYPE (Figura 2), este cálculo se realiza por metro lineal de muro. La medición de las unidades de obra y sus correspondientes emisiones unitarias proporcionan las emisiones totales asociadas a la construcción del muro. El óptimo del problema será aquel que cumpla las restricciones tanto de ELU como a las condiciones de vuelco, deslizamiento y hundimiento. En caso de que una de las soluciones no cumpla con estas restricciones no se descartará, pues es necesario tener datos de una región determinada, pero se penalizará la función objetivo de modo que esa solución tenga un mayor valor asociado.

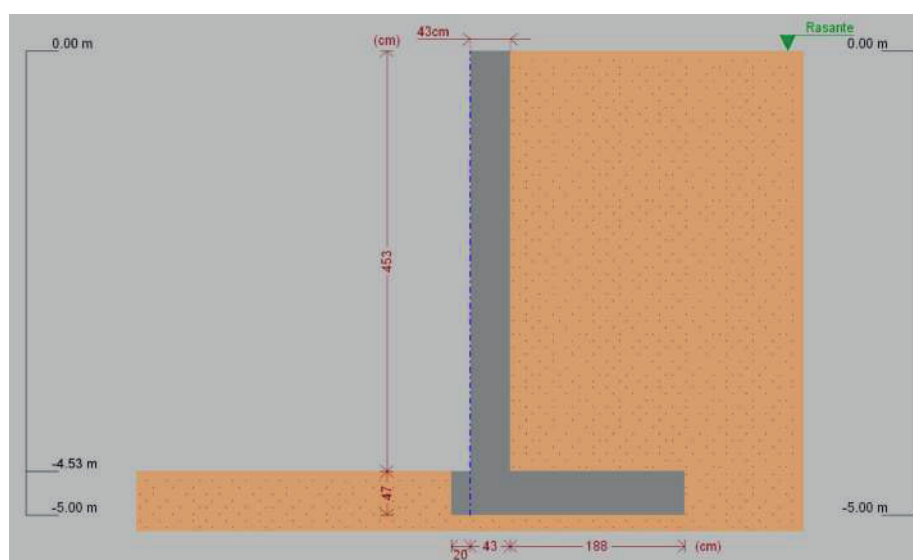


Figura 2. Modelo de muro en CYPE

4.1. Diseño de experimentos factorial completo

El diseño de experimentos llevado a cabo se realiza con los cinco factores que se observan en la Figura 1. Se desconoce la influencia de estos factores en la función objetivo, por lo que se realiza un diseño de experimentos factorial a dos niveles. Se opta por un diseño de experimentos completo, que para el caso estudiado son 32 experimentos, en nuestro caso, evaluaciones de la estructura. Para ello, se definen los niveles de la Tabla 1. El resultado de este diseño de experimentos se puede observar en la Figura 3, donde se muestra la frontera de Pareto que separa las variables cuyos efectos son estadísticamente significativos de las que no lo son.

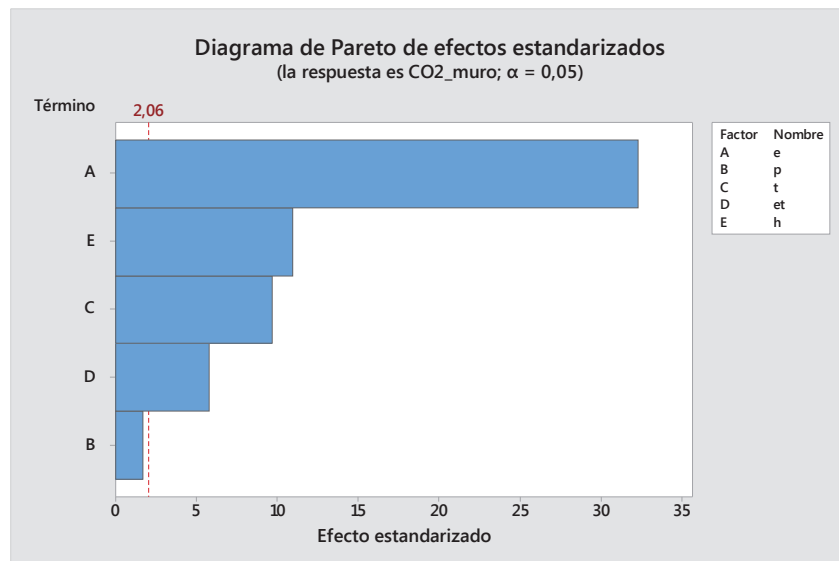


Figura 3. Frontera de Pareto de los efectos de las variables sobre la función objetivo

Como se puede observar, el efecto más significativo es el del espesor del muro, seguido del canto de la zapata, la longitud del talón y el espesor de tierras. Además, se observa como el efecto de la longitud de la puntera del muro no afecta a la función objetivo.

Una vez ejecutado este experimento, se decide realizar el método de la superficie de respuesta con las dos de las variables que tienen mayor influencia en la función objetivo, siendo estas el espesor del muro (e) y la longitud del talón (t). El resto de las variables de diseño se bloquean con las dimensiones obtenidas del estudio realizado por Yepes et al. [1]. El valor de las variables bloqueadas es de 0.20 m para la longitud de la puntera (p), de 0.47 m para el canto de la zapata (h) y de 0 m para el valor del espesor de tierras en el intradós (et).

4.2. Método del máximo descenso

Para llevar a cabo este método, en primer lugar, debemos comprobar que la curvatura en la zona de estudio no existe, ya que en caso de que haya curvatura significaría que ya nos encontramos en una región próxima al óptimo. Por tanto, se realiza un diseño de experimentos teniendo en cuenta las dos variables con las que se realiza el estudio con el resto de los factores geométricos bloqueados. Para esta fase del estudio se consideran los niveles de 30 y 100 cm para el espesor del muro (e) y de 100 y 200 cm para la longitud del talón (t).

Tabla 4. Análisis de varianza del diseño de experimentos de dos variables con punto central

Fuente	GL	SC Ajust.	MC Ajust.	Valor F	Valor p
Modelo	3	943290	314430	0.28	0.847
Lineal	2	634960	317480	0.28	0.802
<i>e</i>	1	13442	13442	0.01	0.931
<i>t</i>	1	621518	621518	0.54	0.595
Curvatura	1	308330	308330	0.27	0.695
Error	1	1140777	1140777		
Total	4	2084067			

En la Tabla 4 se muestran los resultados del diseño de experimentos factorial con punto central llevado a cabo y se observa que no hay curvatura, ya que el valor de **p** es mayor a 0.05. Por tanto, aplicamos el método del máximo descenso para buscar la región próxima al óptimo. Este método es un proceso secuencial donde los pasos son proporcionales a los valores de los coeficientes de regresión (β_i). Para obtener estos coeficientes se ajusta una superficie de primer orden desde el punto central del diseño de experimentos factorial. La ecuación general del modelo ajustado de primer orden es la que se muestra en (1). En nuestro caso, el resultado de esta ecuación de regresión, considerando únicamente las variables *e* y *t*, es la que se muestra en (2).

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i \quad (1)$$

$$CO_2 \text{ muro} = 2271 + 215 e - 373 t \quad (2)$$

Una vez obtenidos los coeficientes, se debe decidir el tamaño de paso para la variable con coeficiente de regresión superior en valor absoluto, a la que llamaremos x_j y al tamaño de paso de esta Δx_j . Según Montgomery [30], el tamaño de paso lo determinará el experimentador en función del conocimiento del proceso u otras consideraciones prácticas. El procedimiento para obtener el valor del incremento del resto de variables se calcula como se muestra en (3).

$$\Delta x_i = \frac{\beta_i}{\beta_j} \cdot \Delta x_j \quad (3)$$

El método del máximo descenso comienza en el punto central de la superficie de primer orden ajustada, y a partir de este punto, se mueve en la dirección de la línea de máxima pendiente obtenida de los coeficientes de regresión.

$$\Delta t_{alón} = 10 ; \beta_{talón} = -373 ; \beta_{espesor} = 215 \quad (4)$$

$$\Delta e_{espesor} = \frac{\beta_{espesor}}{\beta_{talón}} \cdot \Delta t_{alón} = -\frac{373}{215} \cdot 10 = -5.76 \quad (5)$$

Realizando los incrementos de (4) y (5) el descenso sigue la línea de máxima pendiente de la superficie de respuesta de primer orden. En cada caso, se penaliza la función objetivo con el cociente entre el valor necesario para cumplir las restricciones γ_{Ed} y el valor obtenido del modelo de cálculo γ_{Rd} .

$$CO_2 \text{ muro} = CO_2 \text{ muro} \cdot \frac{\gamma_{Ed}}{\gamma_{Rd}} ; \frac{\gamma_{Ed}}{\gamma_{Rd}} \geq 1 \quad (5)$$

Para cada paso se obtiene el valor de las emisiones de CO₂ corregido de cada evaluación de la estructura (Tabla 5) y se observa en qué momento ese valor de la estructura incrementa. Como se puede observar en la Figura 4 existe un cambio de tendencia entre el paso 7 y el 8, por tanto, el óptimo se encontrará en una región cercana al punto correspondiente al paso 7.

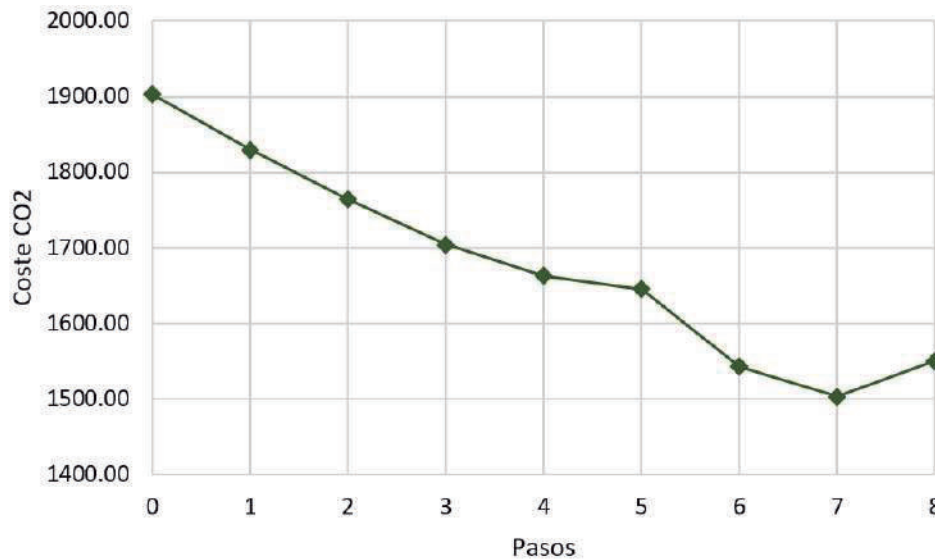


Figura 4. Gráfica de evolución de las emisiones de CO₂ (kg) en el método de máximo descenso

Tabla 5. Pasos realizados en el método de máximo descenso

	e	t	CO ₂ _muro (kg)
Paso 0	65.00	150.00	1902.79
Paso 1	59.24	160.00	1829.53
Paso 2	53.47	170.00	1763.99
Paso 3	47.71	180.00	1704.14
Paso 4	41.94	190.00	1663.12
Paso 5	36.18	200.00	1645.42
Paso 6	30.42	210.00	1543.27
Paso 7	24.65	220.00	1503.06
Paso 8	18.89	230.00	1550.79

Una vez obtenido el punto donde se produce el cambio de tendencia, se realiza un nuevo diseño de experimentos con cinco puntos centrales [30], tomando como punto central el punto de inflexión y tomando nuevos niveles para las variables. De este modo, acotamos la región en la que buscaremos el óptimo en función de los resultados que se han obtenido anteriormente. Los niveles de las variables son 20 y 30 para el espesor del alzado (e) y 215 y 225 para la longitud del talón (t). En la Tabla 6 se observa el resultado del diseño factorial.

Como se puede observar como $p < 0.05$ para la curvatura, entonces podemos asegurar que un modelo de primer orden no describiría correctamente la región de estudio. Por lo tanto, procedemos a realizar el diseño de la superficie de respuesta de segundo orden.

Tabla 6. Resultados del diseño factorial con 5 puntos centrales

Fuente	GL	SC Ajust.	MC Ajust.	Valor F	Valor p
Modelo	3	8758.77	2919.59	31.11	0.001
Lineal	2	6283.74	3141.87	33.48	0.001
<i>e</i>	1	3307.06	3307.06	35.24	0.002
<i>t</i>	1	2976.68	2976.68	31.72	0.002
Curvatura	1	2475.03	2475.03	26.37	0.004
Error	5	469.26	93.85		
Falta de ajuste	1	469.26	469.26	*	*
Error puro	4	0.00	0.00		
Total	8	9228.03			

4.3. Metodología de la superficie de respuesta

La superficie de respuesta de segundo orden que posteriormente se optimizará se diseña utilizando el punto correspondiente al paso número 7 como punto central y con los nuevos límites para las variables *e* y *t* descritos en el apartado anterior.

El objetivo es la optimización de la superficie para encontrar el punto que nos proporcione la combinación óptima de los valores de las variables que además cumplan todas las restricciones. Por ello, se utiliza (5) para obtener el valor corregido de las emisiones de CO₂ de modo que se tenderá a una solución de mínimas emisiones respetando las restricciones de seguridad impuestas por la normativa.

Tabla 7. Análisis de varianza del diseño de superficie de respuesta de segundo orden

Fuente	GL	SC Ajust.	MC Ajust.	Valor F	Valor p
Modelo	5	3795073	759015	26.03	0.000
Lineal	2	1478981	739491	25.36	0.001
<i>e</i>	1	368861	368861	12.65	0.009
<i>t</i>	1	1110120	1110120	38.07	0.000
Cuadrado	2	1175314	587657	20.16	0.001
<i>e</i> * <i>e</i>	1	377901	377901	12.96	0.009
<i>t</i> * <i>t</i>	1	932255	932255	31.97	0.001
Interacción de 2 factores	1	1140777	1140777	39.13	0.000
<i>e</i> * <i>t</i>	1	1140777	1140777	39.13	0.000
Error	7	204096	29157		
Falta de ajuste	3	204096	68032	*	*
Error puro	4	0	0		
Total	12	3999168			

Resumen del modelo

S	R-cuad.	R-cuad. (ajustado)	R-cuad. (pred)
170,753	94,90%	91,25%	63,71%

La tabla 7 muestra que el coeficiente de determinación R^2 es de 94.90% por lo que con el modelo cuadrático se explica más de un 90% de la variabilidad del valor en emisiones de CO_2 . En la Figura 5 se puede observar la gráfica de contorno del modelo de segundo orden.

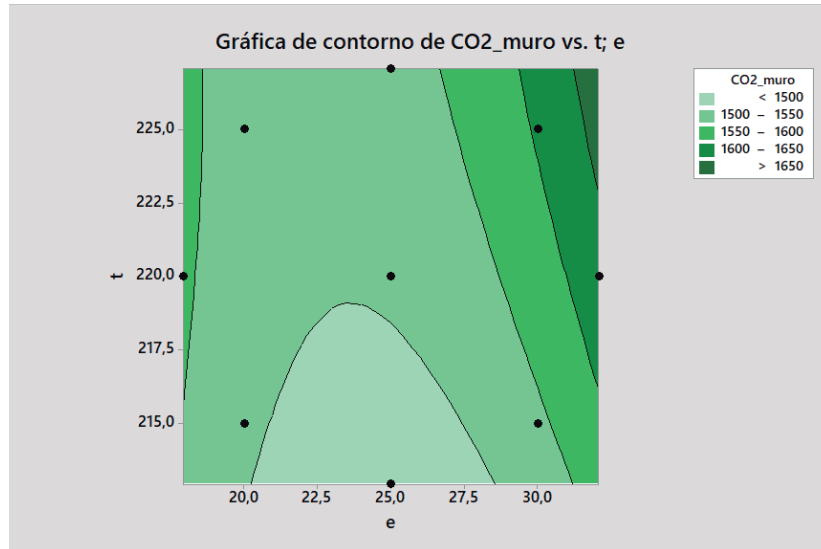


Figura 5. Gráfica de contorno del modelo de segundo orden

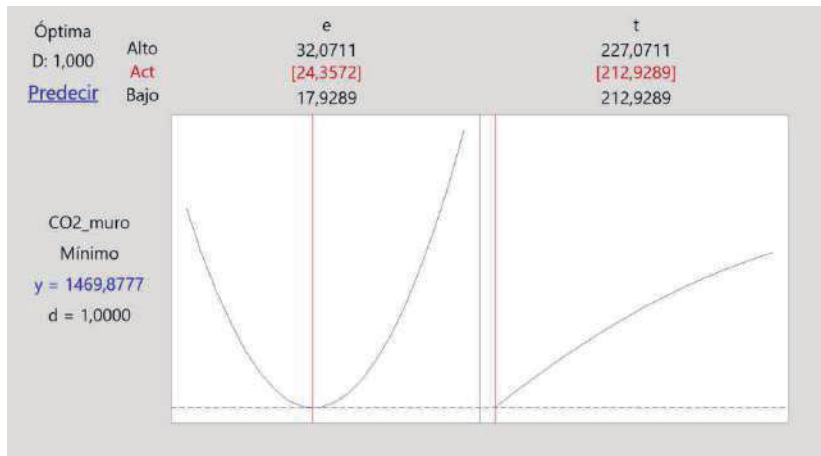


Figura 6. Gráfica de optimización

A partir de esta gráfica se realiza la optimización para encontrar el mínimo tal y como se muestra en la Figura 6 obteniendo un valor de 24.35 cm para la variable espesor del muro y 212.93 cm para el valor de la longitud de la zapata con un valor en emisiones de CO_2 de 1469.88 kg de CO_2 . Estas cifras no se pueden ejecutar con este nivel de precisión en la realidad, por lo que se redondean estos valores a 24.4 y 213 cm y evaluamos el coste de esta solución. Las emisiones obtenidas para esta solución son de 1479.32 kg de CO_2 .

5. CONCLUSIONES

Los métodos de optimización de estructuras son diversos y cada uno de ellos cuenta con ventajas y limitaciones. En este trabajo se ha presentado un método de optimización utilizando metamodelos, con el que se ha obtenido una solución óptima del problema con una metodología que es ágil y sistemática. El diseño de experimentos permite hacer un análisis de las variables, dando como solución las variables que son estadísticamente significativas y las que no, permitiendo reducir la complejidad del problema reduciendo el número de las variables. A continuación, el método del descenso rápido ha permitido aproximar la búsqueda a la región cercana al óptimo moviéndose por la línea de máxima pendiente del modelo de primer grado que se ha aproximado con las variables de estudio. Por último, la aproximación de superficie de respuesta de segundo orden nos ha permitido encontrar un valor mínimo de la función objetivo representado por una combinación de valores de las variables de estudio.

La metodología expuesta en este trabajo se ha aplicado a la optimización de un muro de hormigón armado. Inicialmente se parte de un problema con cinco factores. Uno de estos factores se elimina después del análisis del diseño factorial y dos más se bloquean eligiendo aquellos que son más significativos estadísticamente. Todo el proceso se realiza corrigiendo el valor de la función objetivo para aquellas soluciones que no cumplen las restricciones impuestas. De este modo el método permite llegar a una solución con un valor mínimo de la función objetivo que además proporcione una solución que cumpla las restricciones impuestas.

Este método de optimización es innovador y permite no solo llegar a una solución cercana a la óptima, sino que, además, durante el proceso se analizan las variables más representativas. Este análisis instruye al ingeniero sobre cómo afectan esas variables al cumplimiento de los ELU y favorece diseños seguros con presupuestos restrictivos. Por lo tanto, este procedimiento facilita la obtención de un buen resultado a los técnicos que no dispongan de mucha experiencia en el cálculo de estructuras y abre un nuevo campo de investigación aplicando nuevos métodos de optimización.

AGRADECIMIENTOS

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

REFERENCIAS

- [1] V. Yepes, J. Alcala, C. Perea, and F. González-Vidosa, "A parametric study of optimum earth-retaining walls by simulated annealing," *Eng. Struct.*, vol. 30, no. 3, pp. 821–830, 2008.
- [2] F. Molina-Moreno, T. García-Segura, J. V. Martí, and V. Yepes, "Optimization of buttressed earth-retaining walls using hybrid harmony search algorithms," *Eng. Struct.*, vol. 134, pp. 205–216, 2017.
- [3] V. Yepes, F. Gonzalez-Vidosa, J. Alcala, and P. Villalba, "CO2-Optimization Design of Reinforced Concrete Retaining Walls Based on a VNS-Threshold Acceptance Strategy," *J. Comput. Civ. Eng.*, vol. 26, no. 3, 2012.
- [4] F. Molina-Moreno, J. V. Martí, and V. Yepes, "Carbon embodied optimization for buttressed earth-retaining walls: Implications for low-carbon conceptual designs," *J. Clean. Prod.*, vol. 164, pp. 872–884, 2017.

- [5] J. J. Pons, V. Penadés-Plà, V. Yepes, and J. V. Martí, "Life cycle assessment of earth-retaining walls: An environmental comparison," *J. Clean. Prod.*, vol. 192, pp. 411–420, 2018.
- [6] P. Zastrow, F. Molina-Moreno, T. García-Segura, J. V. Martí, and V. Yepes, "Life cycle assessment of cost-optimized buttress earth-retaining walls: A parametric study," *J. Clean. Prod.*, vol. 140, pp. 1037–1048, 2017.
- [7] V. Penadés-Plà, T. García-Segura, J. V. Martí, and V. Yepes, "An optimization-LCA of a prestressed concrete precast bridge," *Sustain.*, vol. 10, no. 3, pp. 1–17, 2018.
- [8] M. Z. Cohn and A. S. Dinovitzer, "Application of Structural Optimization," *J. Struct. Eng.*, vol. 120, no. 2, pp. 617–650, 1994.
- [9] C. Blum, J. Puchinger, G. R. Raidl, and A. Roli, "Hybrid metaheuristics in combinatorial optimization: A survey," *Appl. Soft Comput.*, vol. 11, no. 6, pp. 4135–4151, 2011.
- [10] J. H. Holland, *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. 1975.
- [11] S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt, and M. P. Vecchi, "Optimization by simulated annealing," *Science (80-.)*, vol. 220, no. 4598, pp. 671–680, 1983.
- [12] I. Paya-Zaforteza, V. Yepes, F. González-Vidosa, and A. Hospitaler, "On the Weibull cost estimation of building frames designed by simulated annealing," *Meccanica*, vol. 45, no. 5, pp. 693–704, 2010.
- [13] J. V. Martí, F. Gonzalez-Vidosa, V. Yepes, and J. Alcalá, "Design of prestressed concrete precast road bridges with hybrid simulated annealing," *Eng. Struct.*, vol. 48, pp. 342–352, 2013.
- [14] J. R. Martí-Vargas, F. J. Ferri, and V. Yepes, "Prediction of the transfer length of prestressing strands with neural networks," *Comput. Concr.*, vol. 12, no. 2, pp. 187–209, 2013.
- [15] T. García-Segura, V. Yepes, and D. M. Frangopol, "Multi-objective design of post-tensioned concrete road bridges using artificial neural networks," *Struct. Multidiscip. Optim.*, vol. 56, no. 1, pp. 139–150, 2017.
- [16] K. N. Krishnanand and D. Ghose, "Glowworm swarm optimisation: a new method for optimising multi-modal functions," *Int. J. Comput. Intell. Stud.*, vol. 1, no. 1, pp. 93–119, 2009.
- [17] T. García-Segura, V. Yepes, J. V. Martí, and J. Alcalá, "Optimization of concrete I-beams using a new hybrid glowworm swarm algorithm," *Lat. Am. J. Solids Struct.*, vol. 11, no. 7, pp. 1190–1205, 2014.
- [18] V. Yepes, J. V. Martí, and T. García-Segura, "Cost and CO2 emission optimization of precast-prestressed concrete U-beam road bridges by a hybrid glowworm swarm algorithm," *Autom. Constr.*, vol. 49, pp. 123–134, 2015.
- [19] A. M. Law, *Simulation modeling and analysis*, 3rd ed.. Boston [etc.]: Boston etc. : McGraw-Hill, 2000., 2000.
- [20] R. R. Barton and M. Meckesheimer, *Metamodel-Based Simulation Optimization*. 2006.
- [21] T. García-Segura, V. Penadés-Plà, and V. Yepes, "Sustainable bridge design by metamodel-assisted multi-objective optimization and decision-making under uncertainty," *J. Clean. Prod.*, vol. 202, pp. 904–915, 2018.
- [22] V. Penadés-plà, T. García-segura, and V. Yepes, "Accelerated optimization method for low-embodied energy concrete box-girder bridge design," *Eng. Struct.*, vol. 179, pp. 556–565, 2019.
- [23] G. E. P. Box and K. B. Wilson, "On the Experimental Attainment of Optimum Conditions," *J. R. Stat. Soc. Ser. B*, vol. 13, pp. 1–45, 1951.

- [24] M. T. Cihan, A. Güner, and N. Yüzer, "Response surfaces for compressive strength of concrete," *Constr. Build. Mater.*, vol. 40, pp. 763–774, 2013.
- [25] J. J. Coz Diaz, P. J. Garcia-Nieto, F. P. Alvarez-Rabanall, M. Alonso-Martínez, J. Dominguez-Hernandez, and J. M. Perez-Bella, "The use of response surface methodology to improve the thermal transmittance of lightweight concrete hollow bricks by FEM," *Constr. Build. Mater.*, vol. 52, pp. 331–344, 2014.
- [26] Ministerio de Fomento, "Instrucción de Hormigón Estructural (EHE-08)," 2008.
- [27] Ministerio de Fomento, *CTE-DB-SE-C*. 2008.
- [28] CYPE Ingenieros. "*Software para Arquitectura, Ingeniería y Construcción*". (2018). Alicante.
- [29] Minitab Statistical Software 17.0. (2018). Minitab, LLC. Pennsylvania, USA
- [30] D. C. Montgomery, *Diseño y análisis de experimentos*, 2^a edición. México: México : Limusa-Wiley, cop. 2002. 2011., 2002