

Diseño de experimentos factorial completo aplicado al proyecto de muros de contención

Martínez-Muñoz, David¹; Yepes, Víctor²; Martí, José V.³

ABSTRACT

This paper applies a complete factorial design to a five-meter wall to evaluate which variables most influence the response. This method is used for two target functions, CO₂ emissions and the cost of the structure. To do this, 32 evaluations of the structure are performed using a computer program and a statistical analysis is carried out. The results of this analysis show that the most statistically representative factor is the thickness of the wall and the length of the toe is of little importance for both target functions. The result of the models considering only the variables without the interaction results in an R² greater than 95%, so the interaction between variables, although it is proven to exist, is not relevant to the case study. This methodology allows to reduce the complexity of structural problems, reducing the number of variables.

Keywords: concrete, wall, structure, factorial design, design of experiments.

1. INTRODUCCIÓN

Durante los últimos años, la preocupación por el medio ambiente, por el consumo de materias primas y por el coste de los procesos ha aumentado en gran medida en nuestra sociedad. La sociedad exige procesos que reduzcan su impacto tanto económico como ambiental, de modo que éstos no comprometan el futuro de las nuevas generaciones. En 1987, el Informe Bruntland define el término desarrollo sostenible como “*desarrollo que satisfaga las necesidades del presente sin comprometer la capacidad de las generaciones futuras para satisfacer sus propias necesidades*” [1].

Las exigencias de eficiencia en los procesos también se requieren en el sector de la construcción, ya que éste es uno de los sectores que más contribuye al cambio climático [2]. Por tanto, los técnicos que diseñan y construyen las obras de ingeniería civil y edificación necesitan proyectar sus construcciones para que cumplan con los requisitos que demanda la sociedad. Esta búsqueda de soluciones eficientes, con diferentes objetivos, se aplica especialmente en el campo de las estructuras.

El diseño de estructuras se basa principalmente en la experiencia, realizando un predimensionamiento inicial que posteriormente se comprueba y se va modificando buscando su mejora en función del

¹ Instituto de Ciencia y Tecnología del Hormigón (ICITECH). Universitat Politècnica de València (ESPAÑA). damarmu1@cam.upv.es

^{2,3} 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.es³

criterio del proyectista. Este método, penaliza a los técnicos que no tienen experiencia, como pueden ser los alumnos que finalizan sus estudios. Como alternativa a este proceso, aparecen los métodos de optimización, donde, mediante algoritmos, se llega a soluciones cercanas a las óptimas. Se podría plantear encontrar una solución óptima mediante programación matemática [3], pero cuando el número de variables se incrementa en gran medida, el tiempo de cálculo es inviable, como solución a este problema aparecen los algoritmos heurísticos aplicados a la optimización de las estructuras [4]. Estos algoritmos heurísticos se han utilizado en diferentes trabajos para la optimización de estructuras, teniendo como objetivo reducir las emisiones de CO₂ [5], reducir el coste económico [6], [7] o comparar la diferencia de los diseños entre diferentes objetivos de optimización [8]. Los algoritmos heurísticos no garantizan la obtención del óptimo global, pero sí una buena solución, en un tiempo de proceso computacional no excesivo, y que resulta una solución competitiva. Los algoritmos heurísticos más utilizados son: el recocido simulado [9]–[11], los algoritmos genéticos [12], [13], la optimización por enjambres [14]–[16], o las redes neuronales [17], [18]. En algunos trabajos de investigación, se han recopilado las diferentes técnicas heurísticas de optimización [19].

Por otra parte, nos encontramos con los metamodelos, que permiten simplificar algunos problemas que presenta la optimización directa. Además, se han aplicado en la búsqueda de soluciones óptimas en otros trabajos [17], [20]. Para poder simplificar los modelos e incluso como punto de partida para el desarrollo de los metamodelos, se pueden utilizar los diseños de experimentos. En el trabajo de Narendran et al. [21], se recogen diferentes tipos de diseño de experimentos. Estos métodos permiten evaluar qué variables del problema son más relevantes para una determinada función objetivo [22]. Por lo tanto, permiten, no sólo aplicar metamodelos a los problemas complejos para solucionar los problemas de los algoritmos heurísticos, sino servir además de herramienta para los técnicos, al ofrecerles centrar las modificaciones del diseño principal en aquellas variables más representativas y que más contribuyen a mejorar el objetivo buscado.

2. DESCRIPCIÓN DE LA ESTRUCTURA

La estructura que se plantea para llevar a cabo el estudio mediante diseño de experimentos factorial es un muro en ménsula de hormigón armado de cinco metros de altura. Para poder llevar a cabo el método propuesto debemos definir el muro en función de sus variables y precisar los límites inferior y superior (**niveles**) para cada una de éstas. En la Figura 1 se muestra el esquema de la estructura en función de sus variables geométricas y del armado propuesto para el muro, mientras que en la Tabla 1 se describen las variables geométricas y los niveles fijados para cada una de ellas.

Tabla 1. Variables geométricas y niveles asignados

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

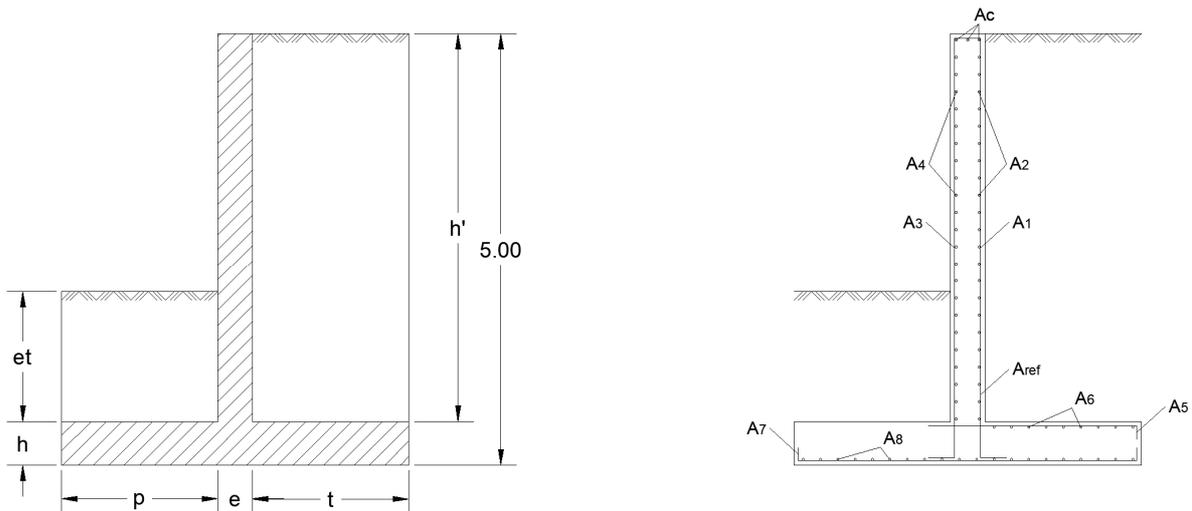


Figura 1. Esquema del muro y armado con variables

Como se observa en la Figura 1, el armado está definido en función de unas variables que se definen en la Tabla 2. Éstas se obtendrán directamente del cálculo de cada uno de los experimentos, en nuestro caso, cada experimento corresponderá con una evaluación de la estructura, como se indicará más adelante.

Tabla 2. Definición de variables de armado

Variable	Descripción
A1	Armado transversal del trasdós
A2	Armado longitudinal del trasdós
A3	Armado transversal del intradós
A4	Armado longitudinal del intradós
A5	Armado transversal superior de la zapata
A6	Armado longitudinal superior de la zapata
A7	Armado transversal inferior de la zapata
A8	Armado longitudinal inferior de la zapata
Aref	Armado de refuerzo del trasdós
Ac	Armado en coronación de muro

Además de las variables geométricas y las de armado, debemos describir las características del terreno y los materiales y los coeficientes de seguridad utilizados en el modelo de cálculo, estos coeficientes, que se muestran en la Tabla 3, corresponden con los de la normativa aplicable [23], [24] en el cálculo de muros en España.

Tabla 3. 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

En este trabajo se ha realizado el estudio de las variables geométricas de una estructura mediante un diseño de experimentos factorial completo. Este método consiste en la evaluación de diferentes experimentos, de modo que en función de la variación que se produce del resultado final y un análisis estadístico de estos resultados, se analiza lo estadísticamente significativa que es cada una de las variables que definen el problema

La finalidad de los diseños de experimentos consiste en descubrir qué variables son estadísticamente representativas. La fluctuación de los valores de estas variables va a afectar de forma significativa a los resultados de la función objetivo.

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 [25]. Esto permite evaluar el cambio de la respuesta cuando se 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 nos podemos encontrar con que la respuesta de un factor no es 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 (1), para el caso de dos factores.

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_{12} x_1 x_2 + \varepsilon \quad (1)$$

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 [25].

3.2. Diseño factorial 2^k

Normalmente, los problemas estructurales tienen un gran número 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. Para obtener este resultado, es necesario evaluar el efecto conjunto de un gran número de factores sobre la función objetivo.

Con el fin de utilizar el diseño de experimentos para realizar la evaluación de la importancia de cada una de las variables a nuestro problema estructural de una manera sencilla, utilizamos el diseño factorial 2^k , donde k corresponde con el número de variables del problema. 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 de estos experimentos se reduce el número. En el caso que se presenta, ese número de experimentos se traduce en evaluaciones de la estructura en función de los 2 niveles de cada una de las 5 variables descritas en la *Tabla 1*. El número total de evaluaciones es de 2^5 , por tanto 32 evaluaciones.

Como el número de evaluaciones a llevar a cabo no es excesivamente grande, se opta por un diseño factorial completo que nos permitirá evaluar el efecto de cada uno de los 5 factores y de las interacciones entre ellos.

3.3. Evaluación de las alternativas

Para la evaluación de las alternativas se utiliza el módulo de muros en ménsula de hormigón armado del programa informático CYPE [26] que realiza el dimensionamiento de las armaduras para cada una de las combinaciones de valores del diseño de experimentos.

Las soluciones obtenidas del programa de cálculo pueden cumplir o no los Estados Límite Últimos (ELU) y los Estados Límite de Servicio (ELS) que impone la normativa española. Para este tipo de estructuras los estados límite vienen marcados por la Instrucción de Hormigón Estructural Española [23] (EHE) y por el Código Técnico de la Edificación [24] (CTE). Para penalizar aquellas soluciones que no cumplen las restricciones impuestas por la normativa, se aumenta el resultado inicial de la función objetivo tal como se indica en (2), donde γ_{Ed} es el valor necesario para cumplir los estados límite y γ_{Rd} es el valor obtenido de la evaluación de la estructura.

$$\text{Resultado} = \text{Resultado inicial} \cdot \frac{\gamma_{Ed}}{\gamma_{Rd}} ; \frac{\gamma_{Ed}}{\gamma_{Rd}} \geq 1 \quad (2)$$

El resultado inicial se obtiene al multiplicar el valor de las mediciones de cada uno de los materiales por su coste. En este caso se ha realizado el mismo experimento para emisiones de CO₂ y coste. En las ecuaciones (3) y (4) se muestra cómo se obtienen las emisiones y el coste total, siendo e_i las emisiones de cada una de las unidades, p_i el coste y m_i la medición.

$$CO_2 = \sum_{i=1}^n e_i \cdot m_i \quad (3)$$

$$Coste = \sum_{i=1}^n p_i \cdot m_i \quad (4)$$

Los datos de consumos de CO₂ se han obtenido del trabajo de Yepes et al. [5] y los del coste de los materiales de Molina-Moreno et al. [7], los valores son los que se muestran en la Tabla 4.

Tabla 4. Valores de coste y emisiones para las unidades utilizadas

Unidad	Emisiones (kg CO ₂)	Coste (€)
Kilogramo de acero B500S	3.02	0.58
Metro cúbico de hormigón	224.94	60.80
Metro cúbico de excavación	13.16	3.01
Metro cúbico de relleno	27.20	5.56
Metro cuadrado de encofrado de alzado	31.66	21.61

4. RESULTADOS

En este estudio se ha llevado a cabo la evaluación de un diseño de experimentos con dos funciones objetivo diferentes, las emisiones en kg de CO₂ y el coste en € de un muro de contención de tierras de 5 m de altura. Para ello, se ha utilizado el programa CYPE que permite la evaluación y el dimensionamiento del armado de cada uno de los casos del diseño factorial completo.

4.1. Diseño de experimentos factorial completo

En la *Tabla 5* se muestran las evaluaciones de estructura llevadas a cabo y el resultado de cada una de ellas tanto en coste como en emisiones de CO₂. Como se puede observar el número de evaluaciones son 32, que corresponden con 2⁵ evaluaciones. El análisis estadístico se ha llevado a cabo mediante el software Minitab [27].

Tabla 5. Evaluaciones del diseño de experimentos y resultado en coste y CO₂.

Evaluación	Variables (cm)					Resultado	
	<i>e</i>	<i>p</i>	<i>t</i>	<i>et</i>	<i>h</i>	€	kg de CO ₂
1	150	100	100	150	150	1164.41	4093.78
2	30	100	250	0	50	516.71	1406.61
3	150	100	250	0	50	1061.17	3555.82
4	150	250	250	150	50	1145.59	3917.43
5	30	250	250	150	150	864.40	2981.37
6	150	100	250	150	50	1109.68	3737.03
7	30	100	100	0	150	461.28	1326.24
8	150	100	100	150	50	1008.70	3294.42
9	30	250	250	150	50	586.21	1690.58
10	150	250	250	150	150	1419.09	5179.65
11	30	250	250	0	150	706.75	2373.25
12	150	100	250	150	150	1377.21	4973.40
13	30	250	100	150	50	496.50	1306.66
14	150	100	100	0	50	958.57	3104.72
15	30	100	250	150	50	1111.82	3153.25
16	150	100	100	0	150	1016.58	3527.68
17	30	100	100	150	50	912.10	2275.14
18	150	250	250	0	50	1079.14	3646.73
19	30	250	100	150	150	646.87	2071.96
20	30	250	100	0	50	814.24	1961.41
21	150	250	100	150	50	1041.09	3456.50
22	150	250	100	0	50	974.64	3185.79
23	150	250	250	0	150	1261.44	4571.53
24	150	250	100	0	150	1043.91	3662.13
25	30	250	250	0	50	529.40	1470.05
26	150	250	100	150	150	1204.42	4285.14
27	30	250	100	0	150	493.23	1484.74
28	30	100	100	150	150	609.28	1888.05
29	30	100	100	0	50	763.36	1729.48
30	150	100	250	0	150	1233.50	4433.93
31	30	100	250	150	150	832.53	2827.25
32	30	100	250	0	150	687.39	2280.34

4.1.1. Análisis estadístico para emisiones de CO₂

Los resultados del análisis de varianza considerando únicamente los factores sin su interacción se muestran en la *Tabla 6*, donde se puede ver que todos los parámetros menos el valor de la longitud de la puntera (*p*) son estadísticamente significativos, ya que su valor de **p** es inferior a 0.05.

Tabla 6. Análisis de varianza para el diseño de experimentos con función objetivo emisiones de CO₂

Fuente	GL	SC Ajust.	MC Ajust.	Valor F	Valor p
Modelo	5	46692146	9338429	259.47	0.000
Lineal	5	46692146	9338429	259.47	0.000
<i>e</i>	1	37633507	37633507	1045.65	0.000
<i>p</i>	1	102315	102315	2.84	0.104
<i>t</i>	1	3388557	3388557	94.15	0.000
<i>et</i>	1	1214773	1214773	33.75	0.000
<i>h</i>	1	4352995	4352995	120.95	0.000
Error	26	935750	35990		
Total	31	47627896			

Resumen del modelo

S	R-cuad.	R-cuad. (ajustado)	R-cuad. (pred)
189.71	98.04%	97.66%	97.02%

En la Figura 2 se puede observar mediante el gráfico de Daniel y la frontera de Pareto, la importancia de cada una de las variables de una forma más clara. Se observa que el parámetro más significativo es el valor del espesor del muro, seguido por el canto de la zapata y el valor de la longitud de la puntera. Se confirma en estos gráficos que el valor de la longitud de la puntera no es estadísticamente significativo.

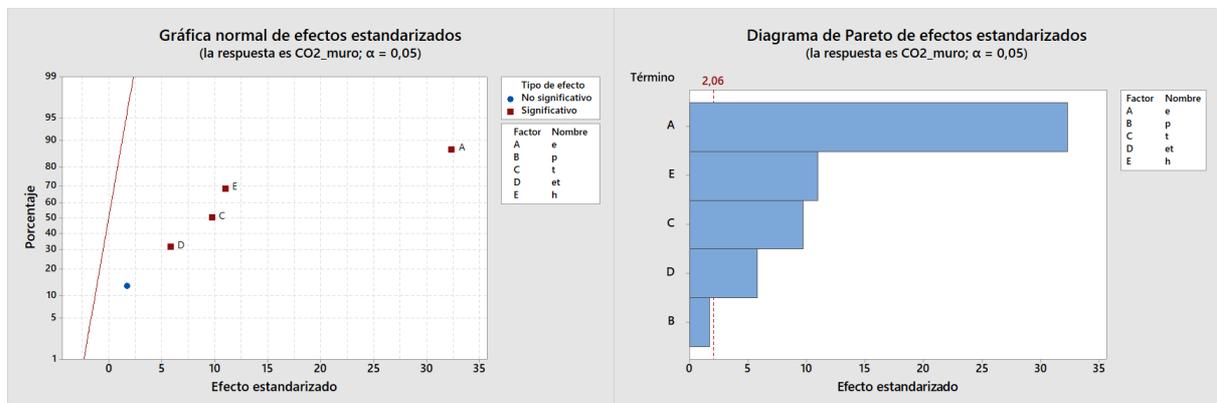


Figura 2. Gráfico de Daniel y Frontera de Pareto para el modelo de emisiones de CO₂ de las variables de estudio sin interacción.

Como se observa en la Tabla 6 el valor de R² es mayor del 95% para el modelo considerando únicamente las variables y no sus interacciones. Aún así se realiza un análisis con las interacciones de primer orden para estudiar si existe alguna interacción entre las variables con la función objetivo de emisiones de CO₂. En la Figura 3 se observa como algunos de los efectos son significativos mediante el gráfico de Daniel, pero si observamos los coeficientes β de la recta de regresión del modelo son mucho menores que los de los efectos principales, teniendo en cuenta que el R² del modelo teniendo en cuenta únicamente los factores, podemos despreciar la interacción.

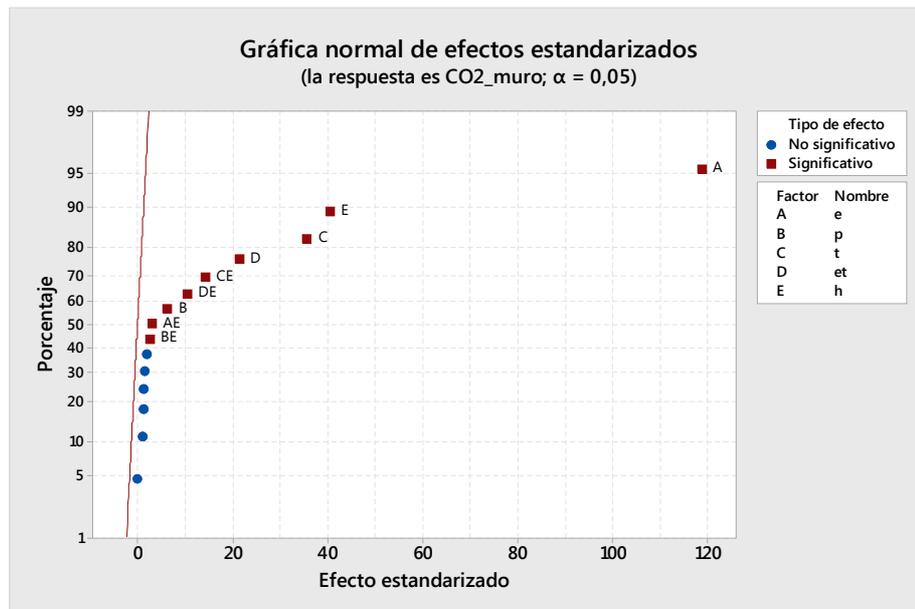


Figura 3. Gráfico de Daniel para el modelo de emisiones de CO₂ de las variables de estudio con interacción de primer orden

4.1.2. Análisis estadístico para coste

Del mismo modo que para el análisis de las emisiones de CO₂, se lleva a cabo el análisis de la varianza para el modelo considerando únicamente las variables, sin su interacción, para estudiar la representatividad estadística de estas. Los valores de obtenidos de este análisis se muestran en la Tabla 7.

Tabla 7. Análisis de varianza para el diseño de experimentos con función objetivo coste.

Fuente	GL	SC Ajust.	MC Ajust.	Valor F	Valor p
Modelo	5	2741140	548228	206.00	0.000
Lineal	5	2741140	548228	206.00	0.000
<i>e</i>	1	2295967	2295967	862.73	0.000
<i>p</i>	1	3228	3228	1.21	0.281
<i>t</i>	1	180516	180516	67.83	0.000
<i>et</i>	1	78750	78750	29.59	0.000
<i>h</i>	1	182678	182678	68.64	0.000
Error	26	69193	2661		
Total	31	2810333			

Resumen del modelo

S	R-cuad.	R-cuad. (ajustado)	R-cuad. (pred)
51.59	97.54%	97.06%	96.27%

El valor de **p** para los factores es menor a 0.05 para todos menos para el valor de la longitud de la puntera, de hecho, es mayor que el que se obtiene para el análisis de las emisiones de CO₂, por lo que este factor no es significativo para la explicación del coste de la solución. Además, el valor de R² sigue manteniéndose por encima del 95%, por lo que la predicción con este modelo para el coste obtendría

buenos resultados. En la Figura 4 se muestra la importancia de cada uno de los factores mediante el gráfico de Daniel y la Frontera de Pareto.

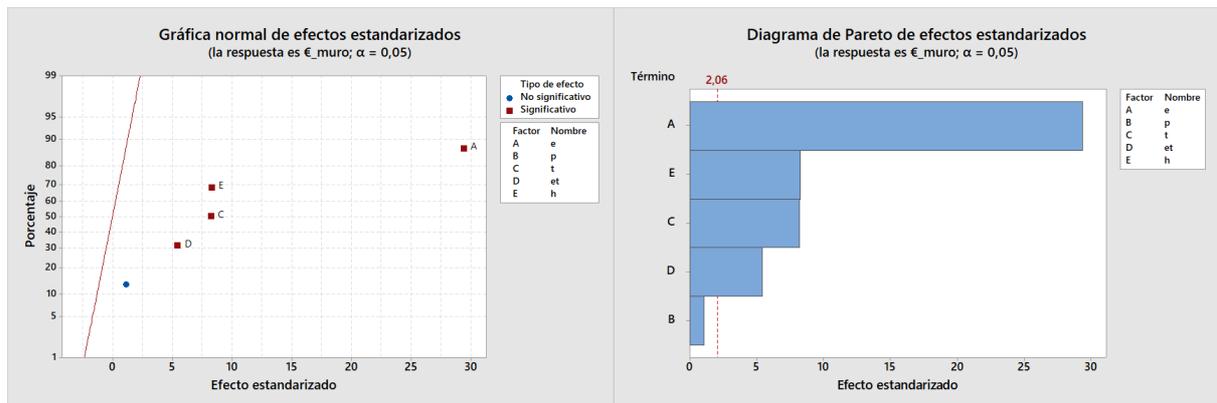


Figura 4. Gráfico de Daniel y Frontera de Pareto para el modelo de coste de las variables de estudio sin interacción.

El efecto del espesor es el más importante para la evaluación del coste y para este caso se observa como los efectos de canto y longitud del talón se encuentran dentro del mismo orden de magnitud. Además, como ya se esperaba del análisis de varianza, la longitud de la puntera no resulta significativa y se encuentra más alejado de la frontera que en el caso del estudio de CO₂. A partir de estos resultados, se realiza un estudio de las variables con las interacciones de primer orden. En la Figura 5 se representan los resultados mediante el gráfico de Daniel.

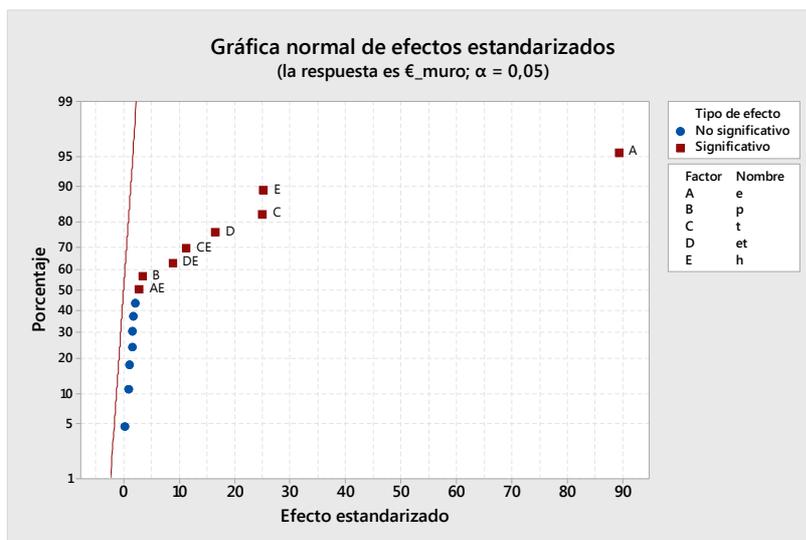


Figura 5. Gráfico de Daniel para el modelo de coste de las variables de estudio con interacción de primer orden

Si consideramos la interacción en el modelo, se observa que las variables que se obtenían anteriormente siguen teniendo un mayor peso. Los efectos de la interacción suponen mejoría en el valor de R², pero la complicación del modelo aumenta en gran medida. Si tenemos en cuenta el valor de R² obtenido para el modelo sin interacción, mayor del 95%, podemos prescindir de la interacción sin que el error sea grande en la predicción.

5. CONCLUSIONES

Los problemas de ingeniería y en particular, los problemas estructurales, son de gran complejidad debido al gran número de variables de diseño que se necesitan. En este trabajo se ha llevado a cabo una metodología para evaluar qué variables son las más representativas en el proyecto de un muro ménsula de hormigón de cinco metros. En primer lugar, se ha parametrizado la estructura en función de sus variables geométricas y se les han asignado los límites de los valores que pueden tomar (niveles). A partir de las combinaciones de los diferentes niveles se han obtenidos sus correspondientes evaluaciones que permiten la medición de las unidades y la valoración de los efectos de cada una de ellas tanto en emisiones de CO₂ como en coste. Aquellas soluciones que no cumplen las restricciones impuestas por la normativa sufren una penalización incrementado el valor de la función objetivo. Por último, mediante un análisis estadístico se ha logrado revelar qué variables son más significativas y su peso.

Tanto desde el punto de vista de las emisiones de CO₂ como del coste del muro, el espesor del muro es la variable que más relevancia tiene para las funciones objetivo utilizadas. Sin embargo, los resultados muestran que la longitud de la puntera no lo es. Además, se han analizado los valores de las interacciones entre las otras variables elegidas, concluyendo que, es cierto que existe una relación entre ellas, aunque no relevante, por el hecho de que al incluirlas en el modelo de análisis no produce una reducción significativa del error en los modelos. Para ambos objetivos se obtienen valores de R² superiores al 95% considerando únicamente las variables sin interacción.

Este método abre una nueva posibilidad dentro del campo de investigación de las estructuras, al permitir evaluar qué variables de diseño son las más significativas para una función objetivo concreta. Con las restricciones, tanto medioambientales como de presupuesto que existen hoy en día, este método ofrece un avance y una mejora en el modo de acercarse a soluciones con menor coste, sin la necesidad de basarse únicamente en la experiencia del profesional. Desde este punto de vista, esta herramienta permite a los técnicos mejorar la eficiencia, simplificando problemas complejos en otros que se pueden resolver de una manera más rápida, y centrándose en las variables clave del diseño.

AGRADECIMIENTOS

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

REFERENCIAS

- [1] World Commission on Environment and Development, "Our Common Future," 1987.
- [2] L. Y. Shen, W. S. Lu, H. Yao, and D. H. Wu, "A computer-based scoring method for measuring the environmental performance of construction activities," *Autom. Constr.*, 2005.
- [3] M. Z. Cohn and A. S. Dinovitzer, "Application of Structural Optimization," *J. Struct. Eng.*, vol. 120, no. 2, pp. 617–650, Feb. 1994.
- [4] 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.

- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt, and M. P. Vecchi, "Optimization by simulated annealing," *Science*, vol. 220, no. 4598, pp. 671–680, 1983.
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] J. H. Holland, *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. 1975.
- [13] L. A. Salas and V. Yepes, "A discursive, many-objective approach for selecting more-evolved urban vulnerability assessment models," *J. Clean. Prod.*, vol. 176, pp. 1231–1244, 2018.
- [14] 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.
- [15] 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.
- [16] 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.
- [17] 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.
- [18] 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.
- [19] A. M. Law, *Simulation modeling and analysis*, 3rd ed.. Boston [etc.]: Boston etc. : McGraw-Hill, 2000., 2000.
- [20] 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.
- [21] S. T. Narendran, S. N. Meyyanathan, and V. V. S. Reddy Karri, "Experimental design in pesticide extraction methods: A review," *Food Chem.*, vol. 289, pp. 384–395, 2019.
- [22] L. F. dos Santos Souza, D. Vandepitte, V. Tita, and R. de Medeiros, "Dynamic response of laminated composites using design of experiments: An experimental and numerical study," *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 115, pp. 82–101, 2019.

- [23] Ministerio de Fomento, "Instrucción de Hormigón Estructural (EHE-08)," 2008.
- [24] Ministerio de Fomento, *CTE-DB-SE-C*. 2008.
- [25] D. C. Montgomery, *Diseño y análisis de experimentos*, 2ª edición. México: México : Limusa-Wiley, cop. 2002. 2011., 2002.
- [26] CYPE Ingenieros. "*Software para Arquitectura, Ingeniería y Construcción*". (2018). Alicante.
- [27] Minitab Statistical Software 17.0. (2018). Minitab, LLC. Pennsylvania, USA