

OPTIMIZACIÓN DE UN MODELO PARAMÉTRICO CON REGISTRO DE VIBRACIONES CONSIDERANDO INCERTIDUMBRES

OPTIMIZATION OF A PARAMETRIC MODEL WITH VIBRATION RECORDING CONSIDERING UNCERTAINTIES

Oscar Möller¹, Germán Lucero¹, Juan P. Ascheri¹

¹ Instituto de Mecánica Aplicada y Estructuras (IMAE), Facultad Cs.Ex., Ingeniería y Agrimensura, Universidad Nacional de Rosario, Riobamba y Berutti, 2000 Rosario, Argentina.
e-mail: moller@fceia.unr.edu.ar

Palabras clave: Incertidumbres, Dinámica, Optimización de parámetros, Vigas de hormigón.

Resumen. Para monitorear la salud estructural (SHM), se han desarrollado diferentes metodologías donde la mayoría se basan en el registro de vibraciones ambientales. De los registros aceleración-tiempo se identifican los parámetros dinámicos. Se construye un modelo numérico paramétrico y los parámetros se optimizan para que las predicciones del modelo se aproximen a los valores identificados de las mediciones registradas. Se consideran las incertidumbres en las características físicas de la estructura, como dimensiones, propiedades de materiales y condiciones de borde, también las incertidumbres debido a errores de medición y aproximaciones de los métodos de identificación. Se investiga en este trabajo una estructura formada por vigas prefabricadas de 16m de luz. Se analiza una de las vigas excitada con impactos controlados y registrando la historia aceleración – tiempo en la etapa de vibración libre. A partir de los múltiples registros se obtiene la estadística de las frecuencias utilizando 2 métodos de identificación de sistemas. En el proceso de optimización se minimiza el cuadrado de la diferencia relativa entre las frecuencias del modelo y las identificadas. Se construye así un modelo probabilístico para estudiar el comportamiento estocástico de la estructura analizada.

Keywords: Uncertainties, Structural dynamics, Parameter optimization, Concrete beams.

Abstract. Different methodologies have been developed for structural health monitoring (SHM), most of which are based on recording ambient vibrations. Dynamic parameters are identified from the acceleration-time recordings. A parametric numerical model is constructed, and the parameters are optimized so that the model prediction approximates the values identified from the recorded measurements. Uncertainties in the physical characteristics of the structure, such as dimensions, material properties, and boundary conditions, are considered, as well as uncertainties due to measurement errors and approximations of the identification methods. This work investigates a structure consisting of 16-m-span precast beams. One of the beams is excited by controlled impacts and recording the acceleration-time history in the free vibration stage. From the multiple recordings, frequency statistics are obtained using two system identification methods. In the optimization process, the square of the relative difference between the model and identified frequencies is minimized. A probabilistic model is thus constructed to study the stochastic behavior of the analyzed structure.

1 INTRODUCCIÓN

Un tema de importancia, por el impacto sobre los programas de mantenimiento de infraestructura como por ejemplo puentes, es el seguimiento de la evolución del estado de daño denominado “monitoreo de la salud estructural” (SHM). Una técnica es estudiar las propiedades modales del sistema bajo vibraciones ambientales o condiciones normales de operación, que se denomina “Análisis Modal Operacional” (OMA), (Brincker, 2015; Hizal, 2021; Mostafaei et al. 2025; Okur et al., 2025; Huang et al., 2025). Presenta ventajas en el bajo costo, en la velocidad de implementación, y utiliza los avances en los equipos de registro y en los métodos computacionales.

La identificación de las propiedades modales de un sistema estructural consiste en correlacionar las características dinámicas de un modelo matemático con las propiedades físicas del sistema identificadas de mediciones experimentales (Peeters et al., 1999). La excitación sobre la estructura debe tener características de ruido blanco, es decir, su energía distribuida en un amplio rango de frecuencias que cubra todos los modos de interés para que sus contribuciones puedan ser capturadas por las mediciones.

El modelo numérico, actualmente denominado “gemelo digital” (DTM), se construye con parámetros que se optimizan para que las predicciones del modelo se aproximen a los datos registrados (Nicoletti et al., 2023). Se presentan varias limitaciones: (a) El número de sensores instalados es limitado, entonces no es posible obtener una resolución espacial detallada; (b) Están presentes incertidumbres en las mediciones, simplificaciones y aproximaciones del modelo propuesto, variaciones en las dimensiones geométricas, propiedades de los materiales, condiciones de borde, y también aproximaciones en los métodos numéricos de identificación.

Entonces, los parámetros del modelo también tendrán incertidumbres y cada uno se debe caracterizar como variable aleatoria con su función de densidad de probabilidades, valor medio, desvío estándar, y correlación entre los parámetros. Así se puede generar un modelo paramétrico con incertidumbres a utilizar en predicciones probabilísticas, como por ejemplo estimar probabilidades de estados de daño (Feng et al., 2020, Möller et al., 2024).

Se presenta en este trabajo la generación de un modelo paramétrico con incertidumbres de una viga de hormigón pretensado de 16m de luz perteneciente a un entrepiso prefabricado, todavía sin las terminaciones, lo que permitió estudiar el elemento estructural individual.

2 ELEMENTO ESTRUCTURAL

La Figura 1 muestra una vista superior parcial con los puntos de medición y 3 acelerómetros instalados, y otra vista desde abajo desde el nivel inferior. La sección recta con la denominación de los parámetros geométricos se presenta en la Figura 2.

Para el modelo numérico, presentado en la Figura 3, se utilizaron 3904 elementos de cáscara plana con 1688 nodos y 10128 grados de libertad. Las vigas transversales de los extremos están apoyadas en los pórticos soporte, y la restricción elástica de esos vínculos se representa con resortes rotacionales y lineales.

Los otros parámetros a optimizar son el módulo de elasticidad de las vigas E_{viga} , el módulo de elasticidad de la losa E_{losa} , el peso específico del material γ , y las rigideces de los resortes rotacionales k_{rot} y longitudinal k_{long} .

3 MEDICIONES EXPERIMENTALES – IDENTIFICACIÓN

La viga es excitada con el impacto de una carga vertical puntual, que contiene energía en un amplio rango de frecuencias, para generar luego un estado de vibración libre y registrar la respuesta de aceleración – tiempo en 44 puntos como se muestra en la Figura 4. Se utilizan 3

acelerómetros de bajo costo organizados en 23 arreglos (setups) manteniendo puntos fijos que permiten luego ensamblar los resultados de los 44 puntos, ver [Lucero et al. \(2025\)](#).



Figura 1: Vista superior e inferior de la viga pretensada prefabricada

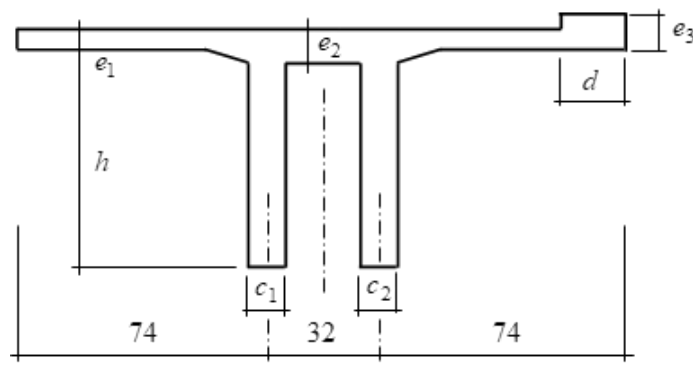


Figura 2: Sección recta y parámetros geométricos

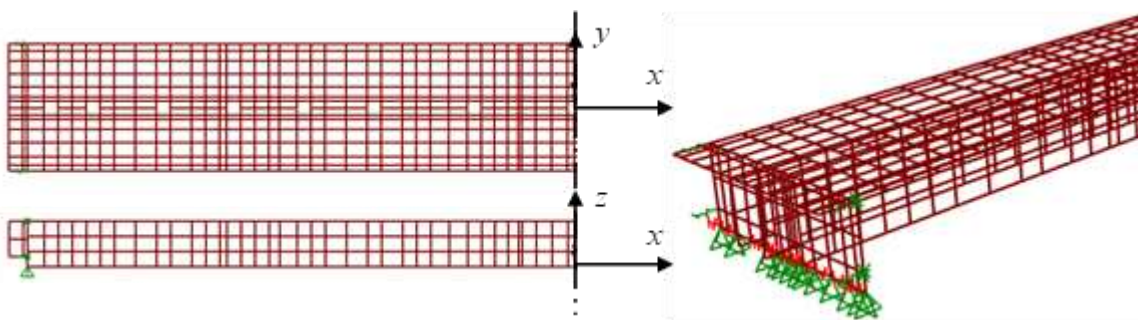


Figura 3: Modelo numérico discretizado con elementos de cáscara plana

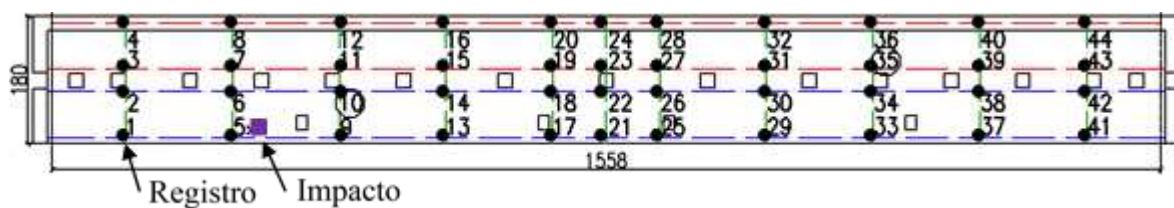


Figura 4: Planta de la viga con los puntos de medición y de impactos

De los registros aceleración – tiempo se identifican las frecuencias naturales no amortiguadas, las relaciones de amortiguamiento y las formas modales de los 10 primeros modos de vibración de la estructura aplicando dos metodologías: (a) Identificación por descomposición en el dominio de las frecuencias mejorado (EFDD); (b) Identificación por sub-espacios estocásticos en el dominio del tiempo (SSI), ver [Lucero et al. \(2025\)](#).

Para la optimización de los parámetros del modelo se utilizan las frecuencias naturales no amortiguadas. Se aplicaron 10 impactos en cada uno de los 23 setups, registrando las 3 componentes x, y, z, resultando 690 conjuntos de las primeras 10 frecuencias naturales para cada técnica de identificación EFDD y SSI.

Hay incertidumbres o errores presentes en las mediciones, diferencias en la energía entregada en cada uno de los 10 impactos, aproximaciones en los métodos de identificación, que originan variaciones en cada conjunto de frecuencias. Estas incertidumbres se tienen en cuenta con la estadística de los 690 conjuntos en cada metodología, presentándose en la Tabla 1 la correspondiente a EFDD. Resultados similares, pero no iguales, se obtienen con SSI.

	f 1 (Hz)	f 2 (Hz)	f 3 (Hz)	f 4 (Hz)	f 5 (Hz)	f 6 (Hz)	f 7 (Hz)	f 8 (Hz)	f 9 (Hz)	f 10 (Hz)
Valores medios :	6.4627	9.0684	12.5297	20.6759	22.3991	36.0779	40.3586	42.9357	51.1093	54.0027
Desvíos estándar :	0.0779	0.0653	0.0283	0.0882	0.0850	0.0573	0.2264	0.2403	0.0998	0.2156
Coef de variación :	0.0121	0.0072	0.0023	0.0043	0.0038	0.0016	0.0056	0.0056	0.0020	0.0040
Matriz de coeficientes de correlación	1	-0.0570	0.1059	0.0373	0.1995	0.2451	0.0445	-0.0126	0.1139	-0.0420
	-0.0570	1	0.0203	0.0822	-0.0467	-0.0175	-0.0387	-0.0263	-0.0132	-0.0578
	0.1059	0.0203	1	0.0253	0.3617	0.4147	0.0243	-0.0615	0.3672	0.0064
	0.0373	0.0822	0.0253	1	0.0288	0.1565	-0.1016	0.0049	0.2582	-0.0560
	0.1995	-0.0467	0.3617	0.0288	1	0.6456	0.0550	0.0505	0.4588	0.0712
	0.2451	-0.0175	0.4147	0.1565	0.6456	1	-0.0052	0.0774	0.6500	0.0262
	0.0445	-0.0387	0.0243	-0.1016	0.0550	-0.0052	1	-0.0886	0.0143	0.0454
	-0.0126	-0.0263	-0.0615	0.0049	0.0505	0.0774	-0.0886	1	0.0497	0.1019
	0.1139	-0.0132	0.3672	0.2582	0.4588	0.6500	0.0143	0.0497	1	0.0247
	-0.0420	-0.0578	0.0064	-0.0560	0.0712	0.0262	0.0454	0.1019	0.0247	1

Tabla 1: Estadística de las frecuencias identificadas con EFDD sobre 690 registros de aceleración-tiempo

4 OPTIMIZACIÓN DE PARÁMETROS UTILIZANDO CAMPOS ALEATORIOS

Las incertidumbres en los parámetros geométricos y mecánicos se consideran con campos aleatorios a lo largo del elemento estructural. Por definición, un campo aleatorio consta de un número infinito de variables aleatorias. El tratamiento numérico requiere su aproximación en términos de un número finito de variables aleatorias, es decir se debe discretizar el campo, y que cada variable aleatoria represente el comportamiento promedio del campo aleatorio en un subdominio espacial, ver Figura 5, ([Möller et al., 2024](#)).

La viga se discretiza en 11 elementos, y con los valores relevados de los parámetros geométricos y valores nominales de los parámetros mecánicos, se realizaron 30 simulaciones de campo aleatorio para cada parámetro, utilizando la función de correlación exponencial con longitud de correlación $R = 400 \text{ cm}$ y parámetro $\nu = 1.5$. Además, para tener en cuenta incertidumbres en los valores medios de los parámetros, se construyeron otros 4 grupos de 30 simulaciones de los campos aleatorios, a partir de valores medios -20%, -10%, +10% y +20% con respecto a los nominales para abarcar límites inferiores y superiores amplios. En la Tabla

2 se presentan los valores numéricos. Los parámetros 11 y 12 corresponden a las condiciones de borde en los extremos y entonces no varían a lo largo de la viga.

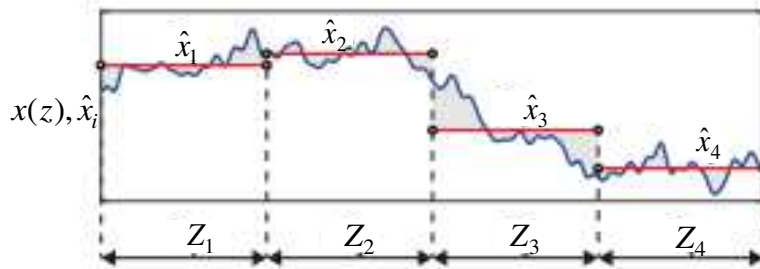


Figura 5: Realización de un campo aleatorio unidimensional y su aproximación con elementos promedio

	Parámetros		Unidades	Valores medios - Grupos					Coef de variación
				A	B	N	C	D	
	1	c1	(cm)	8.8	9.9	11	12.1	13.2	0.07
	2	c2	(cm)	8.8	9.9	11	12.1	13.2	0.07
	3	e1	(cm)	4.8	5.4	6	6.6	7.2	0.07
	4	e2	(cm)	7.6	8.55	9.5	10.45	11.4	0.07
	5	e3	(cm)	8.4	9.45	10.5	11.55	12.6	0.07
	6	d	(cm)	16	18	20	22	24	0.07
	7	h	(cm)	57.6	60.8	64	67.2	70.4	0.05
	8	E vigas	(Mpa)	20000	25000	30000	35000	40000	0.05
	9	E losas	(Mpa)	15000	17500	20000	22500	25000	0.05
	10	P. esp.	(kN/m3)	25.5	24.8	24	23.2	22.5	0.03
	11	K ap inf	(kNcm/rad)	100	125000	250000	375000	500000	
	12	K ap lat	(kN/cm)	600	800	1000	2000	3000	

Tabla 2: Datos de los grupos para generar los campos aleatorios

	Grupos					Identificadas exp	
	A	B	N	C	D	EFDD	SSI
Modo	Valores medios de frecuencias (Hz)						
1	5.208	6.129	6.886	7.562	8.172	6.463	6.562
2	5.385	6.462	7.555	8.663	9.761	9.068	9.016
3	8.641	10.419	12.302	14.298	16.340	12.530	12.498
4	11.909	14.770	17.607	20.190	22.462	20.676	21.002
5	13.453	16.307	19.082	21.732	24.260	22.399	22.441
6	21.505	26.287	30.933	35.100	39.028	36.078	36.664
7	24.522	28.006	32.054	36.703	41.512	40.359	40.227
8	27.534	33.539	39.743	45.954	51.484	42.936	44.451
9	29.685	36.430	43.613	50.925	58.128	51.109	52.864
10	34.331	41.978	49.545	56.461	62.718	54.003	56.716

Tabla 3: Valores medios de las frecuencias

Para cada grupo definido en la Tabla 2: A, B, N, C, D, y para cada uno de los 30 campos aleatorios generados para los parámetros, se calcularon las 10 primeras frecuencias naturales no amortiguadas con el modelo numérico descrito en el punto 2, Figura 3.

Los valores medios de 30 resultados en cada grupo se presentan en la Tabla 3, junto con los valores medios de las frecuencias identificadas de las mediciones experimentales utilizando la identificación en el dominio de las frecuencias EFDD y en el dominio del tiempo SSI. Para una mejor visualización, se los muestra en la Figura 6.

Se observa en la tabla 3 que los resultados entre las dos técnicas de identificación, EFDD y SSI, presentan valores muy similares con diferencias mínimas. Además, dichos resultados identificados de las mediciones experimentales se aproximan al Grupo C de campos aleatorios, ver Figura 6, con excepción de la primera y tercera frecuencia más cercana a los valores nominales, Grupo N.

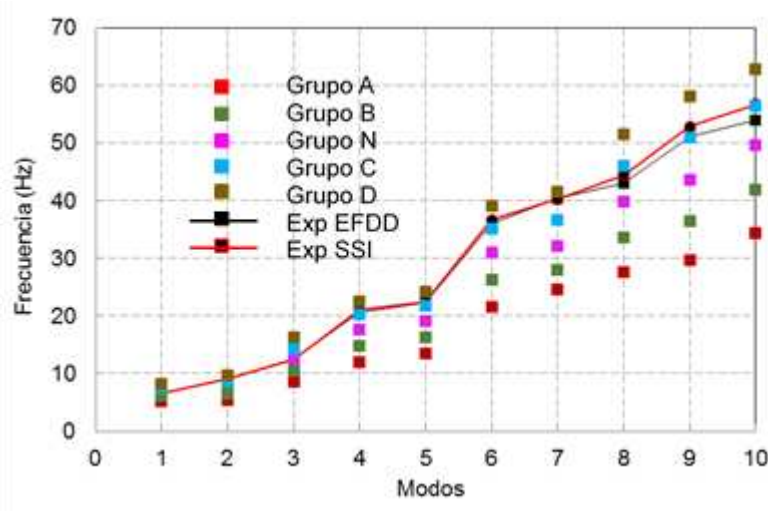


Figura 6: Valores medios de frecuencias en cada grupo de campo aleatorio, y de la identificación

5 OPTIMIZACIÓN DE PARÁMETROS POR BÚSQUEDA ALEATORIA

5.1 Aproximación de las frecuencias del modelo por redes neuronales

En la Tabla 4 se definen los límites inferior y superior de los 12 parámetros geométricos y mecánicos del modelo descrito en la sección 2. Dentro de esos límites, con la técnica de diseño de experimentos, se obtienen 448 combinaciones aleatorias de los parámetros. Esa cantidad permite un máximo de 25 neuronas en la capa intermedia de las redes neuronales, que es suficiente para lograr una buena aproximación. Para cada una de las 448 combinaciones de los 12 parámetros, se calculan las 10 primeras frecuencias naturales de vibración. Los resultados discretos se aproximan con la función continua de la red neuronal multicapa, con una capa intermedia y con un solo resultado en la capa de salida. Los factores de peso de la red se optimizan con la técnica de retro-propagación de errores. Entonces, se entrenan 10 redes, una por cada frecuencia, mostrándose en la Figura 7, como ejemplo, la aproximación para las frecuencias 1 y 9.

Se observa que la correlación entre los resultados discretos (Target) y los obtenidos con la red neuronal (Neural Network) es muy cercano a 1.00, y los desvíos estándar del error relativo están por debajo del 1%. Similares resultados se obtienen para las otras frecuencias.

	Parámetros	Unidades	Límites	
			Inf	Sup
1	c1	(cm)	8.3	13.7
2	c2	(cm)	8.3	13.7
3	e1	(cm)	4.5	7.5
4	e2	(cm)	7.2	11.9
5	e3	(cm)	8.0	13.2
6	d	(cm)	15.2	25.0
7	h	(cm)	55.9	72.5
8	E vigas	(Mpa)	19000	42000
9	E losas	(Mpa)	14250	26250
10	P. esp.	(kN/m3)	22	26
11	K ap inf	(kNcm/rad)	100	500000
12	K ap lat	(kN/cm)	500	3000

Tabla 4: Límites de los parámetros para las redes neuronales

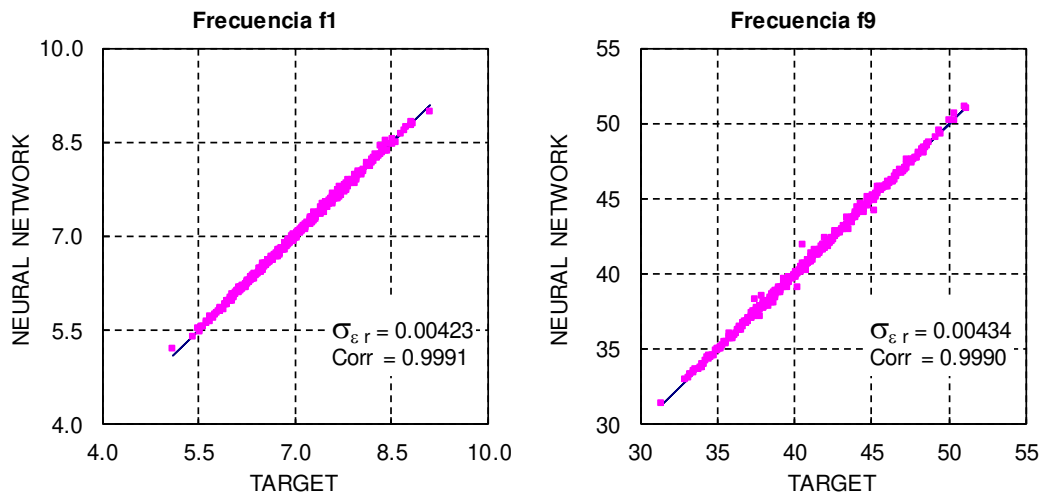


Figura 7: Aproximación de las frecuencias 1 y 9 por redes neuronales

5.2 Función objetivo

La función objetivo a minimizar es

$$FOBJ(\gamma) = \sum_{i=1}^{NF} w_i \left(\frac{f_{i,exp} - f_{i,num}(\gamma)}{f_{i,exp}} \right)^2 \quad (1)$$

Donde NF es el número de frecuencias, $NF = 10$, $f_{i,exp}$ son las frecuencias identificadas de las mediciones experimentales, $f_{i,num}(\gamma)$ son las frecuencias calculadas numéricamente con las redes neuronales, función del conjunto de parámetros γ , y w_i factores de peso, que en este trabajo se consideraron iguales para todas las frecuencias.

5.3 Algoritmo de optimización

Es un algoritmo de búsqueda aleatoria, sin cálculo de gradientes. El procedimiento numérico se desarrolla dentro del dominio de los parámetros γ , ver Tabla 4. Se elige arbitrariamente un punto inicial de anclaje γ_0 y se evalúa la función objetivo *FOBJ* con (1).

Se seleccionan $n = M1$ combinaciones de γ en las proximidades de γ_0 , eligiendo aleatoriamente un valor para cada uno de los parámetros γ_j con $j = 1, 12$, dentro de una “zona de búsqueda” $X_{\gamma_{0j}} \pm R1$ ($Lsup(j) - Linf(j)$). Para cada una de las n combinaciones se evalúa *FOBJ*. Si *FOBJ* mínimo entre las n combinaciones es menor al del anclaje, la correspondiente combinación pasa a ser el nuevo punto de anclaje y el proceso se reinicia.

Si entre las $M1$ combinaciones no se encuentra alguna con *FOBJ* menor al del anclaje, se densifica la búsqueda seleccionando $M2$ combinaciones dentro de la zona de búsqueda hasta que se obtenga la primera con *FOBJ* menor al del anclaje.

Si todavía no se encuentra alguna combinación con *FOBJ* menor al del anclaje, se amplía el radio de búsqueda a $R2 = R1 + DR$. Se seleccionan m combinaciones de γ en el hipervolumen agregado manteniendo la densidad inicial anterior y con máximo $M2$. La primera de las m combinaciones que tenga un *FOBJ* menor al del anclaje es retenida y utilizada como el nuevo anclaje. Esta ampliación del límite de búsqueda se repite $NAMP$ veces y tiene por objetivo reducir la posibilidad de encontrar un mínimo local.

El proceso finaliza cuando ya no se encuentre una combinación de los parámetros γ con *FOBJ* menor al del anclaje. En esta aplicación numérica: $R1 = 0.15$, $DR = 0.05$, $M1 = 1000$, $M2 = 4000$, $NAMP = 3$.

5.4 Resultados

Se obtienen resultados del proceso de optimización de varias formas. **(a)** Con cada uno de los 690 conjuntos de frecuencias identificadas de las mediciones experimentales, ver sección 3, utilizando EFDD y SSI; **(b)** Con la estadística de las frecuencias identificadas, ver Tabla 1, se generan aleatoriamente 100 conjuntos de frecuencias, también para ambos tipos de identificación EFDD y SSI, y para cada caso se obtiene el conjunto óptimo de parámetros.

En todos los casos se aplicó el algoritmo de optimización de acuerdo a lo descrito en la sección 5.3 y comenzando desde 5 puntos iniciales diferentes, eligiendo los valores medios de grupos A, B, N, C y D de la Tabla 2 que están bien distantes entre ellos.

Para cada estrategia: **(a)** y **(b)**, y para cada método de identificación: EFDD y SSI, a partir de todos los resultados se construye la estadística de los conjuntos óptimos de los parámetros, cuyos valores medios y coeficientes de variación se presentan en la Tabla 5. Además, se calculan las matrices de coeficientes de correlación entre los parámetros. El histograma de todos los resultados para el parámetro h y el ajuste de las funciones de densidad de probabilidades se muestran en la Figura 8 a manera de ejemplo. Tanto la función Normal como la Uniforme pasan la prueba de bondad de ajuste de Kolgomorov- Smirnov.

5.5 Análisis de resultados

Los valores medios de los parámetros óptimos son casi iguales entre los obtenidos utilizando los 690 conjuntos de frecuencias identificadas de las mediciones experimentales y los que resultan de 100 conjuntos de frecuencias generadas aleatoriamente con la estadística de las frecuencias identificadas. Estos resultados se observan tanto para la metodología de identificación en el dominio de las frecuencias EFDD como en el dominio del tiempo SSI.

La importancia de este resultado es que se pueden generar tantos conjuntos como sean necesarios para caracterizar los parámetros del modelo, a partir de muchos menos conjuntos de frecuencias identificadas.

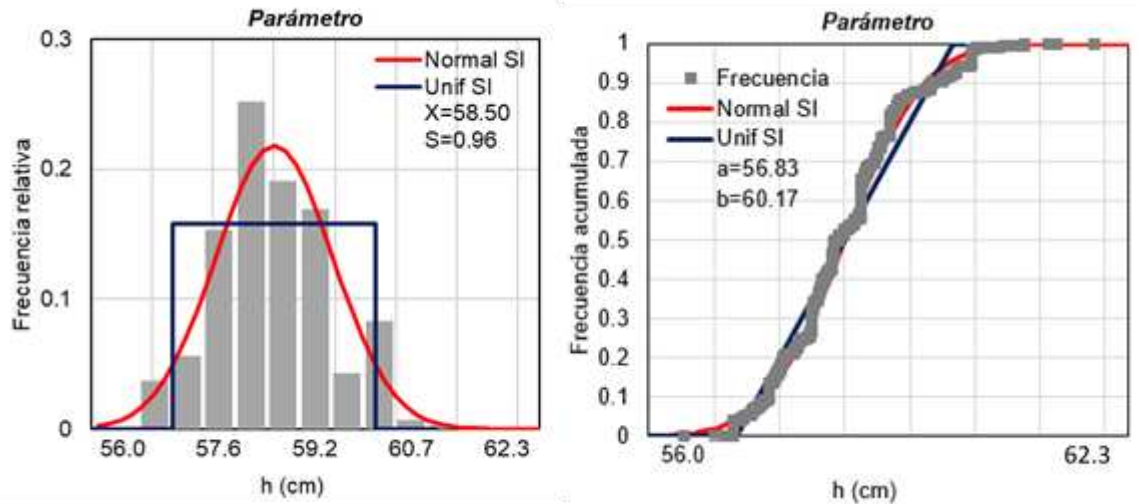


Figura 8: Histograma y funciones de probabilidades para el parámetro h

Parámetros		Unidades	Método de identificación EFDD				Método de identificación SSI			
			690 frec identif		100 frec generadas		690 frec identif		100 frec generadas	
			Medio	CV	Medio	CV	Medio	CV	Medio	CV
1	c1	(cm)	10.25	0.1111	10.32	0.1072	10.59	0.1135	10.58	0.1137
2	c2	(cm)	11.38	0.0834	11.35	0.0827	11.23	0.0878	11.27	0.0856
3	e1	(cm)	7.36	0.0160	7.38	0.0149	7.36	0.0213	7.32	0.0322
4	e2	(cm)	11.77	0.0097	11.78	0.0087	11.79	0.0092	11.79	0.0087
5	e3	(cm)	11.03	0.1395	10.97	0.1412	10.83	0.1552	10.74	0.1545
6	d	(cm)	23.03	0.0837	23.12	0.0799	22.65	0.0940	22.72	0.0950
7	h	(cm)	58.50	0.0164	58.56	0.0175	59.76	0.0384	59.95	0.0391
8	E vigas	(Mpa)	40564	0.0392	40517	0.0410	40445	0.0388	40290	0.0460
9	E losas	(Mpa)	25783	0.0204	25759	0.0216	25639	0.0270	25643	0.0256
10	P. esp.	(kN/m3)	22.91	0.0341	22.90	0.0329	22.80	0.0396	22.72	0.0359
11	K ap inf	(kNcm/rad)	326382	0.3677	320263	0.3980	287973	0.4476	277773	0.4513
12	K ap lat	(kN/cm)	647	0.3150	645	0.2912	726	0.6386	724	0.7021
FOBJ Mínimo			3.77E-03	0.1183	3.79E-03	0.1174	5.53E-03	0.4580	5.66E-03	0.6424

Tabla 5: Estadística de los valores óptimos de los parámetros

Los coeficientes de variación son variables entre los parámetros. En general están por debajo del 10%, con la excepción de la altura del cordón e3 que llega al 15%, y los parámetros de rigidez de los resortes que simulan la restricción en los apoyos, con valores entre 30 y 40%, y mayores para la restricción lateral con la identificación SSI. Se puede interpretar que su incidencia no es tan significativa y diferentes valores conducen a soluciones óptima similares.

El valor medio de la función objetivo mínima u óptima es del orden de 10^{-3} , que está indicando una muy buena aproximación de las frecuencias del gemelo digital calculadas con los parámetros optimizados con las frecuencias identificadas de las mediciones.

6 CONCLUSIONES

Se presentó la optimización de los parámetros de un modelo numérico (gemelo digital), a partir de la identificación de propiedades dinámicas obtenidas de registros aceleración tiempo de una viga de 16m de luz de un entrepiso prefabricado. Se tienen en cuenta incertidumbres en las mediciones, en la acción que produce las vibraciones, aproximaciones en los métodos de identificación, que originan variaciones en cada conjunto de frecuencias. Hay también incertidumbres y aproximaciones en el modelo numérico, variaciones en las dimensiones geométricas, propiedades de los materiales y condiciones de borde. Se presentaron dos formas de optimización de los parámetros del modelo, y las conclusiones encontradas son:

- Campos aleatorios: considera parámetros variables a lo largo de la viga, con valores medios asignados. Los valores medios de las frecuencias calculadas con los parámetros del Grupo C son los más aproximados a los valores medios de las frecuencias identificadas.
- Optimización por búsqueda aleatoria: es superior del anterior, tiene la ventaja que los parámetros del modelo se optimizan minimizando una función objetivo, sin asignar valores medios, logrando ajustar mejor las diferencias con las frecuencias identificadas. Como desventaja, no considera la variación de los parámetros a lo largo de la viga.
- En cualquiera de los dos procedimientos, lo más importante es el tratamiento estadístico de los parámetros del modelo, considerados como variables aleatorias. Es una manera racional de propagar hacia atrás las incertidumbres de las mediciones y del modelo, hacia las incertidumbres de los parámetros.

REFERENCIAS

- Brincker, R., Ventura, C., *Introduction to operational modal analysis*. John Wiley & Sons, Ltd, 2015.
- Feng, Z., Lin, Y., Wang, W., Hua, X., Chen, Z. Probabilistic updating of structural models for damage assessment using approximate bayesian computation. *Sensors* 2020, 20, 3197; <https://doi.org/10.3390/s20113197>.
- Hizal, C. (2021). Frequency domain data merging in operational modal analysis based on least squares approach. *Measurement*. Vol. 170, 108742. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2020.108742>.
- Huang, S.-K., Lai, Z.-Z., Lee, H.-P., Yang, Y.-Y. Automated Modal Analysis Using Stochastic Subspace Identification and Field Monitoring Data. *Appl. Sci.* 15, 7794, 2025. <https://doi.org/10.3390/app15147794>
- Lucero, G., Möller, O., Ascheri, J.P. Identificación de parámetros dinámicos de un sistema de vigas prefabricadas mediante registro de vibraciones. *Mecánica Computacional*, 2025, en prensa.
- Möller, O., Lucero, G., Ascheri, J.P. Probabilidad de estados de daño en estructuras utilizando parámetros dinámicos e inferencia bayesiana. *Mecánica Computacional*, XLI, 279-288, 2024. <https://doi.org/10.70567/mc.v41i5.28>.
- Mostafaei, H., Ghamami, M. State of the Art in Automated Operational Modal Identification: Algorithms, Applications, and Future Perspectives. *Machines* 13, 39, 2025. <https://doi.org/10.3390/machines13010039>
- Nicoletti, V., Martini, R., Carbonari, S., Gara, F. Operational Modal Analysis as a Support for the Development of Digital Twin Models of Bridges. *Infrastructures* 8, 24, 2023. <https://doi.org/10.3390/infrastructures8020024>
- Okur, F.Y., Altunisik, A.C., Okur, E.K. Development and Validation of New Methodology for Automated Operational Modal Analysis Using Modal Domain Range, *Structural Control and Health Monitoring*, 2025, Article ID 6267884. <https://doi.org/10.1155/stc/6267884>
- Peeters, B., De Roeck, G., Reference-Based Stochastic Subspace Identification for Output-Only Modal Analysis. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 13(6), 855-878, 1999.