

OPTIMIZACIÓN, CON REQUISITOS DE CONFIABILIDAD, A PARTIR DEL DISEÑO PRELIMINAR DE PÓRTICOS SISMORRESISTENTES

Oscar Möller^a, Ricardo O. Foschi^b, Marcelo Rubinstein^a y Fabián Savino^a

^a*Instituto de Mecánica Aplicada y Estructuras (IMAE), Universidad Nacional de Rosario, Riobamba y Beruti, 2000 Rosario, Argentina, moller@fceia.unr.edu.ar*

^b*Civil Engineering Department, University of British Columbia, 6250 Applied Sciences Lane, Vancouver, B.C., Canada V6T 1Z4, rowfa1@civil.ubc.ca*

Palabras clave: Confiabilidad estructural, Redes neuronales, Entrenamiento, Optimización.

Resumen. La optimización de estructuras, dentro del marco de la ingeniería sísmica basada en el desempeño, consiste en encontrar valores a parámetros de diseño que minimicen una función objetivo, el costo total en este trabajo, sujeto a restricciones de confiabilidad en cada nivel de desempeño. El inicio de la optimización es el resultado del diseño preliminar y dimensionamiento por capacidad. Las tareas numéricas previas son la representación por redes neuronales de los parámetros de respuesta dinámica no lineal, y la evaluación de la confiabilidad con Monte Carlo para diferentes combinaciones de los parámetros de diseño y su aproximación con redes neuronales. Se propone un proceso mejorado de optimización de búsqueda aleatoria sin cálculo de gradientes, con nuevos pasos que disminuyen la posibilidad de encontrar un mínimo local. Se aplica a la optimización de dimensiones de vigas y columnas y cuantías de armadura de un pórtico simple. El costo total incluye el costo de construcción y el costo de reparación por daños para la ocurrencia de n terremotos durante la vida útil. Los resultados numéricos muestran la eficiencia del procedimiento implementado.

Abstract. Structural optimization for performance-based design in earthquake engineering aims at finding optimum design parameters, corresponding to a minimum objective (e.g., total cost), with constraints given by specified minimum reliability levels for each performance standard. A database of dynamic responses is first developed for different combinations of the variables intervening in the performance definitions, and the results are represented by neural networks. In turn, these are used with Monte Carlo simulation to calculate the reliability levels corresponding to different combinations of the design parameters. The resulting reliabilities are finally represented by neural networks with the design parameters as input. The optimization process presented here is gradient-free and starts from an initial configuration given by a preliminary capacity design. This work presents an application to the optimal design of a simple, reinforced concrete portal frame, for which the design parameters are the columns and beam dimensions, as well as the steel reinforcement ratios. The optimization objective is to achieve a minimum total cost, including the initial construction plus the repairs required by damage suffered during n earthquakes during the service life. The results demonstrate the efficiency of the proposed optimization process.

1 INTRODUCCIÓN

Dentro del marco del diseño sísmico basado en el desempeño (SEAOC Vision 2000, 1995; FEMA 273, 1997), existe una etapa inicial que es el diseño preliminar, mediante el cual se definen los valores globales necesarios de desplazamiento de fluencia, resistencia, rigidez y ductilidad, para satisfacer los estados límites en varios niveles de desempeño. Luego se realiza el análisis estructural, generalmente con cálculo estático equivalente, y el dimensionamiento de secciones de vigas y columnas aplicando los conceptos del diseño por capacidad de acuerdo con los códigos actuales (INPRES-CIRSOC 103, Parte II, 2005).

En este trabajo se propone optimizar la estructura partir de ese diseño inicial. El problema de optimización consiste en encontrar valores para ciertos parámetros de diseño que minimicen una función objetivo, por ejemplo el costo total de una estructura, y que satisfagan restricciones impuestas al problema.

En estructuras con acciones dinámicas aleatorias, como es la acción de terremotos, es necesario considerar las incertidumbres presentes tanto en la demanda como en la capacidad del sistema. Se requiere el uso de métodos probabilísticos para evaluar la probabilidad de “falla” o de excedencia anual en cada nivel de desempeño considerado. Esto significa que las restricciones impuestas estarán expresadas en términos probabilísticos.

La formulación de los estados límites en cada nivel de desempeño requiere el cálculo de valores máximos de respuestas de la estructura durante la duración del evento sísmico. Como el comportamiento estructural es fuertemente no lineal, no es posible establecer una relación explícita entre las variables de entrada (datos) y las respuestas dinámicas, pero se pueden calcular resultados discretos para combinaciones específicas de las variables aleatorias intervinientes. Estos resultados discretos se pueden representar luego por una superficie de respuesta apropiadamente ajustada, que se utiliza como “sustituto” de la verdadera respuesta (Hurtado, 2004).

Del análisis de diferentes tipos de sustitutos (Möller et al., 2009b), las redes neuronales presentan una mejor aproximación, son más flexibles y adaptables, y en consecuencia son las de mayor utilización actual. Esta función explícita que aproxima la verdadera respuesta permite evaluar la probabilidad de falla por simulación directa de Monte Carlo con tiempos de computación razonables.

Los problemas de optimización pueden clasificarse de acuerdo a la forma de la función a minimizar (o maximizar) y de acuerdo a la presencia o no de restricciones, según la dimensionalidad y según el número de funciones objetivo. Existen varios métodos para resolver estos problemas y pueden clasificarse en principio como métodos analíticos, métodos numéricos y otros métodos que incluyen métodos gráficos, experimentales y estudio de casos. En la Figura 1 se muestra una clasificación de los métodos más representativos (Pérez López, 2005).

En la optimización estocástica de estructuras la función objetivo no es explícita ni continua ni derivable, luego es necesario utilizar un método capaz de resolver esos casos, ya que los métodos clásicos de optimización matemática basados en el uso de gradientes, como la técnica del descenso más empinado, los métodos de Newton, quasi-Newton o los métodos del gradiente conjugado, pueden ofrecer dificultades o ser ineficientes. Dentro de los métodos heurísticos probabilísticos se encuentran los algoritmos evolutivos inspirados en la genética y evolución de las especies (principios de selección natural), y aquellos que buscan una solución mejorada a partir de una inicial perturbando aleatoriamente los parámetros a optimizar.

En este trabajo se utiliza un algoritmo que realiza una búsqueda aleatoria sin cálculo de gradientes, con el objetivo de encontrar valores a parámetros de diseño que minimicen el costo total, considerando el costo inicial de construcción y el costo de posibles reparaciones o reemplazo luego de la ocurrencia de terremotos durante la vida útil de la estructura, sujeto a satisfacer restricciones de probabilidad de falla (ó índice de confiabilidad) tolerable en cada nivel de desempeño.

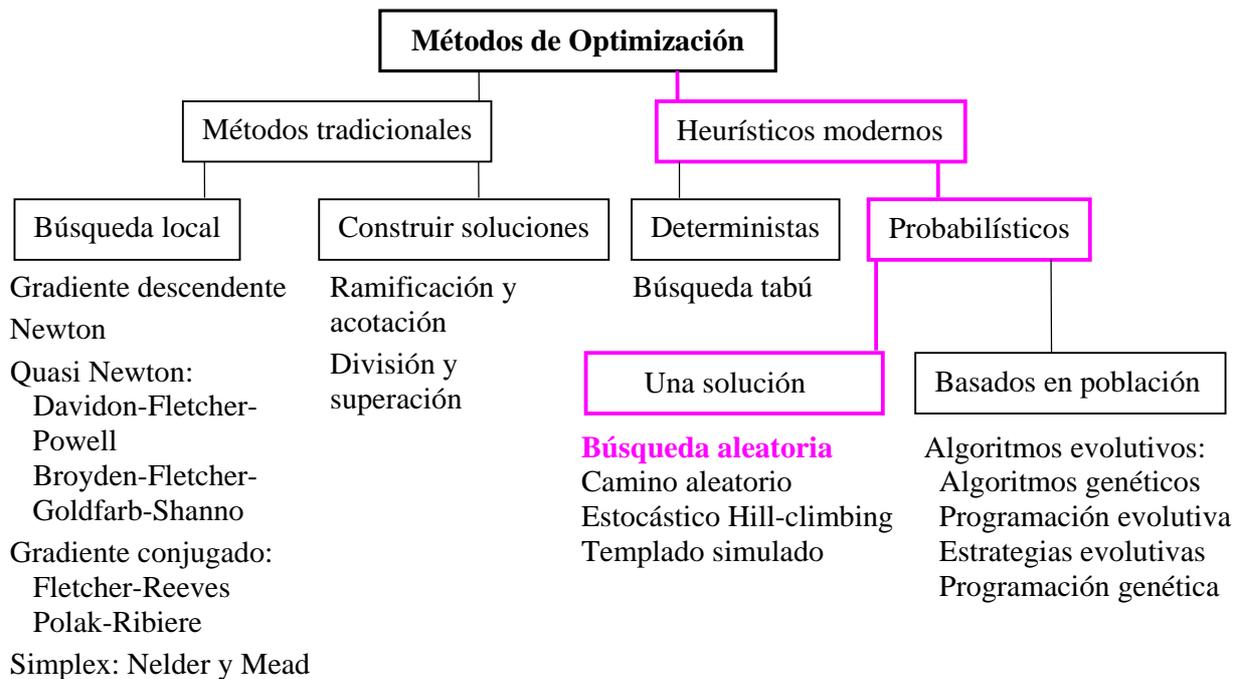


Figura 1: Clasificación de métodos de optimización

A partir de trabajos previos con este tipo de metodologías, ver Möller y otros (2007,2008, 2009a,c), en este trabajo se introducen los siguientes aspectos:

- El primer “punto de anclaje” del proceso de optimización es el resultado del diseño preliminar, en lugar de una selección aleatoria.
- El proceso de búsqueda aleatoria se ha modificado para minimizar la posibilidad de encontrar un mínimo local como solución “óptima” en las proximidades del punto de anclaje inicial.
- En el costo de reparación por daños se tiene en cuenta que pueden ocurrir más de un terremoto durante la vida útil de la estructura, considerando que el tiempo de arribo y el número de terremotos obedecen a procesos de Poisson.

Como aplicación numérica de la metodología, se presenta la optimización de un pórtico de un piso supuestamente ubicado en una zona de elevada sismicidad. Se analiza también el grado de proximidad de la solución óptima con la inicial, y la eficiencia numérica del procedimiento de optimización.

2 METODOLOGÍA DE OPTIMIZACIÓN

2.1 Consideraciones generales

La optimización consiste en encontrar valores de los parámetros de diseño, agrupados en un vector \mathbf{x}_d , que hagan mínima una función objetivo $C(\mathbf{x}_d)$. En este trabajo la función objetivo es el costo total correspondiente a la suma del costo inicial de construcción $C_0(\mathbf{x}_d)$ más el costo de reparación por daños $C_d(\mathbf{x}_d)$ debido a la ocurrencia de terremotos durante la vida útil de la estructura, es decir

$$C(\mathbf{x}_d) = C_0(\mathbf{x}_d) + C_d(\mathbf{x}_d) \quad (1)$$

Además debe cumplir con restricciones expresadas en términos probabilísticos al reconocer la naturaleza aleatoria de las variables que intervienen en el problema

$$\beta_j(\mathbf{x}_d) \geq \beta_{jT} \quad , \quad j = 1, 2, 3 \quad (2)$$

donde $\beta_j(\mathbf{x}_d)$ son los índices de confiabilidad en los 3 niveles de desempeño analizados: “operacional”, “seguridad de vidas o control de daños” y “límite de colapso”; β_{jT} son los valores mínimos a cumplir, o valores objetivos.

2.2 Trabajos numéricos preliminares

Los parámetros de diseño \mathbf{x}_d son los valores medios de algunas de las variables aleatorias \mathbf{X} que intervienen en el problema. Como trabajos preliminares al proceso de optimización se deben realizar:

a) Cálculo de los parámetros de respuesta estructural $R_i(\mathbf{X})$ que intervienen en las funciones de estado límite, o funciones de falla. Las respuestas $R_i(\mathbf{X})$ son en general funciones implícitas. Se obtienen resultados numéricos con análisis dinámico no lineal para combinaciones discretas de valores de las variables \mathbf{X} .

b) Aproximación de las respuestas discretas con funciones explícitas $F_i(\mathbf{X})$, continuas en \mathbf{X} , llamadas “sustitutos”, y que en este trabajo son redes neuronales. Entre los trabajos preliminares se incluye el “entrenamiento” de las redes neuronales, que significa encontrar los factores de peso que definen la red neuronal y que hagan mínima la diferencia entre las predicciones de la red y los resultados discretos disponibles.

c) Definición de las funciones de falla i (3) en cada nivel de desempeño j , y cálculo de la probabilidad de falla (4), o índice de confiabilidad para combinaciones discretas de los parámetros de diseño

$$G_i(\mathbf{X}) = RLIM_i - R_i(\mathbf{X}) \cong RLIM_i - F_i(\mathbf{X}) \quad (3)$$

$$Pf_j(\mathbf{x}_d) = P[G_{i,j}(\mathbf{X}) \leq 0] \rightarrow \beta_j(\mathbf{x}_d) \cong -\Phi^{-1}(Pf_j(\mathbf{x}_d)) \quad (4)$$

El cálculo de la probabilidad de falla se realiza con el método de Monte Carlo estándar. Esto no implica dificultades, debido a la aproximación de las respuestas estructurales con redes neuronales.

d) Aproximación de los resultados discretos de índices de confiabilidad mediante funciones explícitas $\beta_j(\mathbf{x}_d)$, nuevamente utilizando redes neuronales.

2.3 Procedimiento propuesto basado en búsqueda aleatoria

El procedimiento numérico propuesto se puede resumir en los siguientes pasos, los cuales se representan esquemáticamente en la Figura 2.

a) La búsqueda comienza desde un punto inicial, o primer “punto de anclaje” \mathbf{x}_{d0} , que es el resultado del diseño preliminar de la estructura. Este diseño, en general, utiliza métodos simples y determinísticos, de acuerdo al dimensionamiento por capacidad especificado en los reglamentos. Se evalúan los correspondientes índices de confiabilidad utilizando las redes neuronales $\beta_f(\mathbf{x}_{d0})$ y el costo con ec.(1).

b) Si el resultado del diseño preliminar \mathbf{x}_{d0} no cumple con las restricciones de confiabilidad ec.(2), se sigue con los pasos c), d) o e), y la primera combinación que las satisfaga, se toma como primer punto de anclaje.

c) Se seleccionan n combinaciones de \mathbf{x}_d en las proximidades de \mathbf{x}_{d0} , eligiendo aleatoriamente un valor para cada uno de los parámetros de diseño, x_{di} , dentro de un entorno $x_{d0i} \pm r_1 x_{d0i}$ (inicialmente $r_1 = 0.1$). Se verifica con (2) que las restricciones de confiabilidad sean satisfechas y se evalúa el costo en cada caso reteniendo la combinación de costo menor.

d) Si entre las n combinaciones no se encuentra alguna con costo menor al del punto de anclaje, se densifica la búsqueda seleccionando más combinaciones dentro del entorno, satisfaciendo las restricciones, hasta que se obtenga la primera con costo menor. Esta densificación tiene un límite de 500 combinaciones para este trabajo.

e) Si en el paso d) tampoco se encuentra alguna combinación que tenga un costo menor al del anclaje, se amplía el radio de búsqueda a $r_2 = r_1 2^{1/ND}$, siendo ND el número de parámetros de diseño. Se seleccionan combinaciones en la corona agregada, es decir entre r_1 y r_2 , que cumplen las restricciones (2), hasta que se obtenga la primera con costo menor al del anclaje, o hasta un límite de n combinaciones.

f) El paso e) se repite tres veces y tiene por objetivo reducir la posibilidad que se esté encontrando un mínimo local.

g) Cuando en los pasos c), d), e) ó f) se encuentren combinaciones con costo menor al del anclaje, de las cuales se ha retenido la de costo menor, esta combinación pasa a ser el nuevo punto de anclaje \mathbf{x}_{d1} y se vuelve a iterar desde el paso c).

h) El proceso finaliza cuando ya no se encuentre una combinación de los parámetros de diseño con costo menor al del anclaje.

3 FUNCIÓN OBJETIVO: COSTO TOTAL

Como se expresó en la ec.(1), el costo total a minimizar $C(\mathbf{x}_d)$ es la suma del costo inicial de construcción $C_0(\mathbf{x}_d)$ más el costo de reparación por daños $C_d(\mathbf{x}_d)$ debido a la ocurrencia de terremotos durante la vida útil de la estructura.

3.1 Costo inicial

El precio del hormigón incluye materiales, encofrado y mano de obra para la colocación, se estima en $CUH = 1500 \text{ \$/m}^3$. Para el acero, incluyendo material y mano de obra para la colocación, se estima en $CUA = 500 \text{ \$/KN}$.

El volumen de hormigón y el peso de la armadura son función de los parámetros de diseño, resultando el costo inicial del pórtico

$$C_0(\mathbf{x}_d) = [V_{viga}(\mathbf{x}_d) + V_{col}(\mathbf{x}_d)]CUH + [P_{s,viga}(\mathbf{x}_d) + P_{s,col}(\mathbf{x}_d)]CUA \quad (5)$$

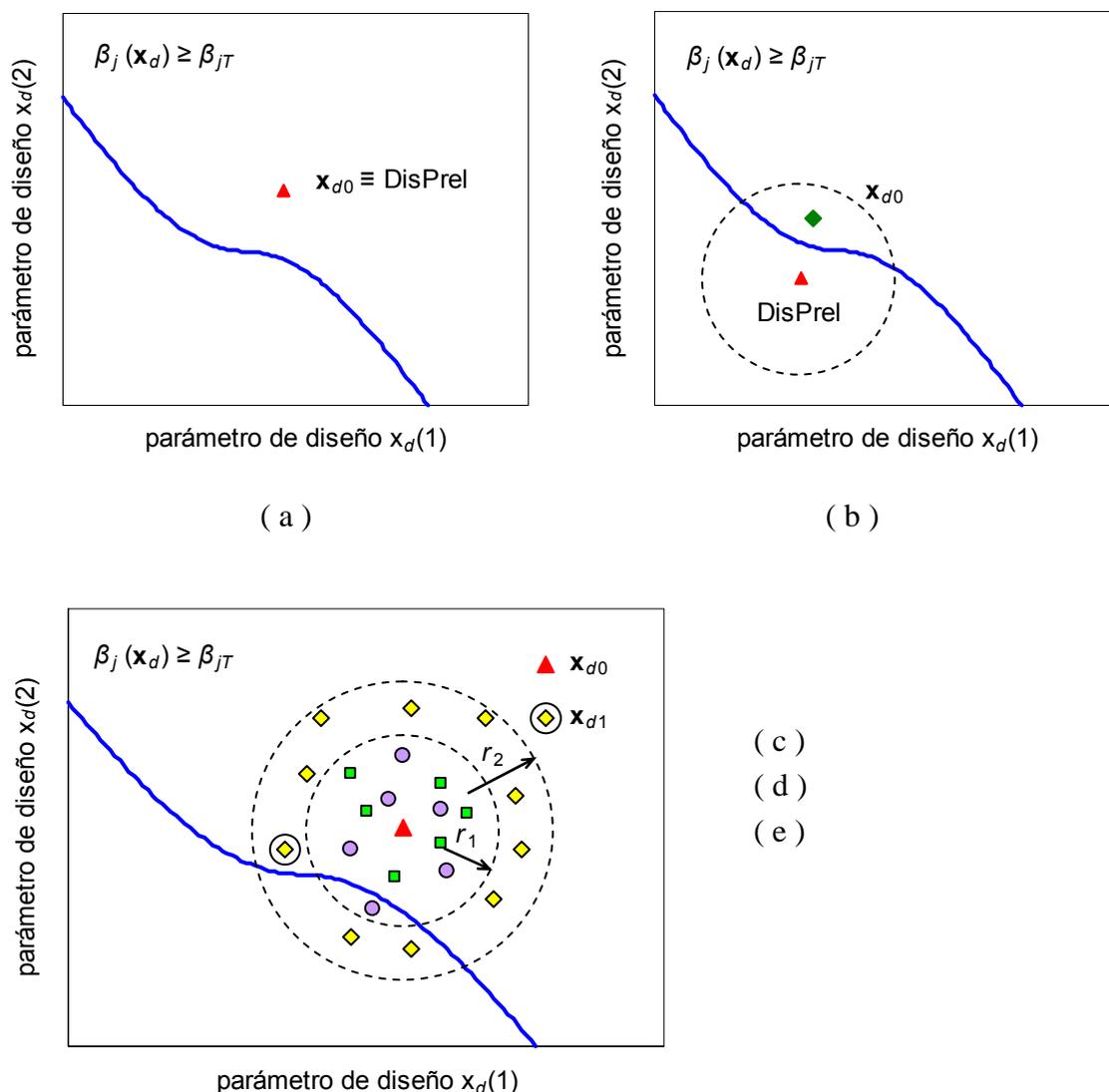


Figura 2: Esquema del proceso de optimización

3.2 Costo por daños

El costo futuro de reparación, a valores actuales, depende del nivel de daño causado por los terremotos, del tiempo en el cual ocurre y la cantidad de terremotos dentro de la vida útil de la estructura T_D , y del interés acumulado desde el momento de la construcción hasta la ocurrencia de los daños.

El índice de daño global *DIES* es utilizado aquí como un indicador del perjuicio causado en la estructura. Siendo $C_f(DIES)$ el costo función de ese daño que ocurre en el tiempo t , $C_{f0}(DIES)$ el costo llevado al tiempo de construcción $t = 0$, r la tasa de interés, resulta

$$C_{f0}(DIES) = C_f(DIES) \exp(-rt) \quad (6)$$

Tiempo hasta el primer evento t_1 : considerando el arribo de terremotos como un proceso

de Poisson, resulta

$$\begin{aligned}
 P(t_1 > t) &= P(X_t = 0) = \exp(-\nu t) \\
 P(t_1 \leq t) &= 1 - \exp(-\nu t) = F_{t_1}(t) \rightarrow f_{t_1}(t) = \nu \exp(-\nu t)
 \end{aligned}
 \tag{7}$$

Donde $f_{t_1}(t)$ es la función de densidad de probabilidades del tiempo de arribo del 1er evento, cuyo valor medio es

$$\bar{t}_1 = \int_0^{\infty} t f_{t_1}(t) dt = \frac{1}{\nu}
 \tag{8}$$

Tiempo hasta el segundo evento t_2 : se consideran dos posibilidades: (i) $X_t = 0$ en t , significa que el 1er y 2do evento ocurren después de t ; (ii) $X_t = 1$ en t , significa que el 1er evento ocurre antes de t y el 2do evento después, resulta

$$\begin{aligned}
 P(t_2 > t) &= P(X_t = 0) + P(X_t = 1) = \exp(-\nu t) + \nu t \exp(-\nu t) \\
 P(t_2 \leq t) &= 1 - (1 + \nu t) \exp(-\nu t) = F_{t_2}(t) \rightarrow f_{t_2}(t) = \nu^2 t \exp(-\nu t)
 \end{aligned}
 \tag{9}$$

Donde $f_{t_2}(t)$ es la función de densidad de probabilidades del tiempo de arribo del 2do evento, cuyo valor medio es

$$\bar{t}_2 = \int_0^{\infty} t f_{t_2}(t) dt = \frac{2}{\nu}
 \tag{10}$$

Siguiendo el mismo procedimiento anterior se llega, para el evento n-ésimo t_n , a:

$$f_{t_n}(t) = \frac{\nu^n t^{n-1}}{(n-1)!} \exp(-\nu t) \rightarrow \bar{t}_n = \int_0^{\infty} t f_{t_n}(t) dt = \frac{n}{\nu}
 \tag{11}$$

El valor esperado del costo total por daños en $t = 0$, ocasionados por n terremotos, es función de este número y, condicionado al valor del índice de daño, resulta

$$C_d|_{DIES} = C_1|_{DIES} + C_2|_{DIES} + \dots + C_n|_{DIES}
 \tag{12}$$

donde

$$\begin{aligned}
 C_1|_{DIES} &= \int_0^{T_D} C_{f_0}(DIES) f_{t_1}(t) dt \\
 C_2|_{DIES} &= \int_0^{T_D} C_{f_0}(DIES) f_{t_2}(t) dt \\
 C_n|_{DIES} &= \int_0^{T_D} C_{f_0}(DIES) f_{t_n}(t) dt
 \end{aligned}
 \tag{13}$$

Sumando todas las contribuciones en (29) se llega a

$$C_d|_{DIES} = C_f(DIES) \nu \sum_{i=0}^{n-1} \left[\frac{\nu^i}{i!} \int_0^{T_D} t^i \exp(-(r + \nu)t) dt \right]
 \tag{14}$$

La cantidad de terremotos n también es incierta y nuevamente se la representa como un proceso de Poisson

$$P(X_{T_D} = n) = \frac{(vT_D)^n}{n!} \exp(-vT_D) \quad (15)$$

La ec.(14) está condicionada al número de terremotos n . Se debe multiplicar por la probabilidad de n , ec.(15), y sumar para todo n , resultando finalmente

$$C_d|_{DIES} = \sum_{n=1}^{\infty} C_f(DIES) v \sum_{i=0}^{n-1} \left[\frac{v^i}{i!} \int_0^{T_D} t^i \exp(-(r+v)t) dt \right] \frac{(vT_D)^n}{n!} \exp(-vT_D) \quad (16)$$

En general, el costo C_n aumenta cuando n aumenta, pero la probabilidad de ocurrencia de n eventos en T_D disminuye más rápidamente, resultando que en la ec.(16) tiende a un valor finito. En este trabajo se trunca la sumatoria cuando la contribución relativa del término n es menor que 0.001.

Se supone la siguiente relación entre el nivel de daño *DIES* y el costo de reparación.

$$\begin{aligned} C_f(DIES) &= \alpha C_0 \left(\frac{DIES}{0.60} \right)^b && \text{para } DIES \leq 0.60 \\ C_f(DIES) &= \alpha C_0 && \text{para } DIES > 0.60 \end{aligned} \quad (17)$$

en la cual C_0 es el costo de reemplazo completo de la estructura, con un porcentaje adicional $\alpha = 1.20$ por demolición y limpieza. En la ec.(17) se asume un reemplazo completo cuando *DIES* excede 0.60. Para daño menor a 0.60 el costo es función del daño a través del exponente b , que en este trabajo se adoptó $b = 1$. Otros costos como seguros, interrupción de servicio, etc., deberían ser tenidos en cuenta pero no fueron considerados en este ejemplo.

Finalmente el costo de reparación por daños resulta

$$C_d(\mathbf{x}_d) = \int_0^{\infty} C_d|_{DIES} \cdot f_{DIES}(DIES) \cdot d(DIES) \quad (18)$$

utilizando la función de densidad de probabilidades para el índice de daño *DIES*. Ésta puede ser obtenida calculando primero la distribución acumulada mediante simulación de Monte Carlo y redes neuronales para la respuesta *DIES*, ajustando luego una distribución Beta (dado que *DIES* esta limitado entre 0 y 1), y finalmente la función de densidad por derivación.

4 APLICACIÓN NUMÉRICA

4.1 Datos de la estructura y parámetros de respuesta considerados

La estructura elegida para ejemplificar el proceso de optimización es un pórtico de un vano y un piso solicitado por cargas permanentes y acción sísmica, cuya geometría se presenta en la Figura 3.

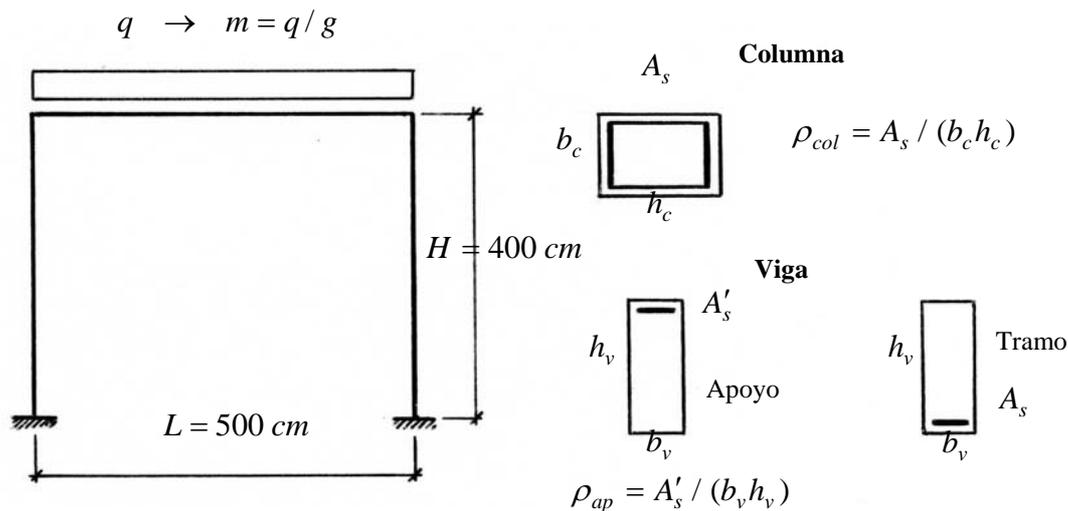


Figura 3: Geometría del pórtico

Las variables consideradas en este trabajo para calcular las respuestas discretas, con sus límites inferior y superior, son: masa por unidad de longitud en cada piso $m = 2.15 \times 10^{-4}$ a $7.14 \times 10^{-4} \text{ KN s}^2/\text{cm}^2$, ancho de la sección de la viga $b_v = 15$ a 30 cm , altura de la sección de la viga $h_v = 40$ a 70 cm , ancho de la sección de columnas $b_c = 20$ a 40 cm , altura de la sección de columnas $h_c = 40$ a 100 cm .

También las cuantías de armadura, ver Figura 3, que cumplen con los requerimientos reglamentarios, tienen los siguientes límites: $\rho_{rr} = 0.00298$ a 0.01389 , $\rho_{ap} = 0.00298$ a 0.01389 , $\rho_{col} = 0.008$ a 0.04286 . La presión de confinamiento normalizada es $f_r / f'_{c0} = 0.0$ a 0.15 . Además, las cuantías de armadura deben proveer una resistencia adecuada para las cargas gravitacionales sobre la viga.

Para la acción sísmica se considera la sismicidad de la ciudad de Mendoza, Argentina. Las variables y sus límites son la aceleración pico del suelo $a_G = 25$ a 1200 cm/s^2 , y la frecuencia central del filtro del suelo $f_g = 2.0$ a 3.0 Hz . Otras variables para la generación de los acelerogramas son funciones de a_G y f_g , ó se adoptan valores constantes.

Dentro de estos rangos y aplicando la técnica de diseño de experimentos, ver Zhang (2003), se generan 450 combinaciones de las variables. Para cada combinación se generan 10 sub-combinaciones teniendo en cuenta las siguientes variables aleatorias secundarias: (a) Los ángulos de fase de los acelerogramas artificiales generados como miembros de un proceso aleatorio, ver Möller (2001), siguiendo el procedimiento de Shinozuka (1967); (b) La resistencia del hormigón y del acero que generan variabilidad en los parámetros de las relaciones momento - curvatura de las secciones de la viga y columnas, ver Möller y otros (2006).

Se realizan los análisis dinámico no lineal con un modelo de elementos de barra para pórticos planos, ver Möller (2001), obteniéndose los siguientes parámetros de respuesta: desplazamiento horizontal máximo de piso $UMAX$, distorsión máxima de piso $DIST$, índice daño, Park y Ang (1985), local máximo $DILO$, e índice de daño global de la estructura $DIES$.

Así, para cada uno de estos parámetros de respuesta R_i , en cada una de las 450 combinaciones, se calculan los valores medios y desvíos estándar, para $NS = 10$ casos correspondientes a las sub-combinaciones sobre los registros sísmicos y propiedades de histéresis, con:

$$\bar{R}_i = \frac{1}{NS} \sum_{k=1}^{NS} R_{ki} \quad \sigma_{R_i} = \sqrt{\frac{1}{NS-1} \sum_{k=1}^{NS} (R_{ki} - \bar{R}_i)^2} \quad (19)$$

Con estos resultados se ensamblan dos bases de 450 datos para cada parámetro de respuesta, que son usadas para entrenar dos redes neuronales: una para el valor medio y otra para el desvío estándar de la respuesta sobre las sub-combinaciones.

4.2 Aproximación de la respuesta con redes neuronales

Como sustituto de la verdadera respuesta $R(\mathbf{X})$ se utilizan redes neuronales con una capa de entrada de $N+1$ neuronas, siendo N el número de variables, una capa intermedia u oculta con número de neuronas a determinar en el proceso de entrenamiento, y una capa de salida con una sola neurona de la que se obtiene la predicción de la red $F(\mathbf{X})$. La expresión matemática genérica es

$$R(\mathbf{X}) \cong F(\mathbf{X}) = h \left(\sum_{j=1}^J W_{kj} h \left(\sum_{i=1}^N W_{ji} X_i + W_{j0} \right) + W_{k0} \right) \quad (20)$$

donde $R(\mathbf{X})$ es el “verdadero” valor de la respuesta obtenido con análisis dinámico no lineal para las variables X_i , $F(\mathbf{X})$ la aproximación con red neuronal, W_{kj} y W_{ji} son factores de peso a calcular, y $h(t)$ es la función no lineal de transferencia, que en este trabajo es la sigmoide:

$$h(t) = \frac{1.0}{(1 + \exp(-t))} \quad (21)$$

El proceso de entrenamiento consiste en encontrar los pesos W que minimicen el error total entre las predicciones de la red y los resultados del análisis dinámico no lineal para diferentes combinaciones de las variables de entrada X_i . El conjunto de datos y resultados completos es dividido en un conjunto para entrenamiento y otro usado para validación. El error total es la suma de los calculados sobre el conjunto de entrenamiento y el de validación. Este error total es calculado para redes neuronales con diferente número de neuronas en la capa intermedia, eligiendo finalmente la de menor error total.

Se utiliza en este trabajo el método estándar de backpropagation, ver los detalles y los resultados de la aproximación en Möller y otros (2010). La aproximación de $F(\mathbf{X})$ a $R(\mathbf{X})$ nunca es perfecta, existiendo una dispersión que se cuantifica con el desvío estándar del error relativo, que es un coeficiente de variación promedio, dado por:

$$\sigma_{\varepsilon_r} = \sqrt{\frac{1}{NP-1} \sum_{k=1}^{NP} \left(\frac{Y_k - T_k}{Y_k} \right)^2} \quad (22)$$

donde Y_k es el valor calculado con la red neuronal, T_k es el valor obtenido con análisis

dinámico no lineal y $NP = 450$, el número de combinaciones en la base de datos.

Luego el valor medio y el desvío estándar de los parámetros de respuesta del pórtico se pueden escribir con:

$$\bar{R}_i = \bar{Y}_i (1 + \sigma_{\varepsilon m} X_{N_1}) \quad \sigma_{R_i} = \sigma_{Y_i} (1 + \sigma_{\varepsilon \sigma} X_{N_2}) \quad (23)$$

donde \bar{Y}_i, σ_{Y_i} son el valor medio y desvío estándar del parámetro i calculado con la red neuronal correspondiente, y X_{N_1}, X_{N_2} son variables Normales estándar.

4.3 Estimación de la confiabilidad

Las funciones de falla o estados límites, ec.(3), considerados para los niveles de desempeño operacional, seguridad de vidas y límite de colapso, se describen en las ecs.(24) a (31). En ellas, los números entre paréntesis indican el valor medio y su coeficiente de variación: $(\overline{RLIM}, COVRL)$. En G_{11}, \bar{u}_y es el desplazamiento de fluencia medio del pórtico, debajo del cual la estructura permanece elástica, y calculado con otra red neuronal que aproxima los resultados del push-over del pórtico.

Operacional

- Comportamiento elástico $G_{11}(\mathbf{X}) = (\bar{u}_y, 0.10) - UMAX(\mathbf{X}) \quad (24)$

- Distorsión de piso $G_{12}(\mathbf{X}) = (0.005, 0.10) - DIST(\mathbf{X}) \quad (25)$

Seguridad de vidas

- Distorsión de piso $G_{21}(\mathbf{X}) = (0.015, 0.10) - DIST(\mathbf{X}) \quad (26)$

- Índice daño local máximo $G_{22}(\mathbf{X}) = (0.60, 0.10) - DILO(\mathbf{X}) \quad (27)$

- Índice de daño global $G_{23}(\mathbf{X}) = (0.40, 0.10) - DIES(\mathbf{X}) \quad (28)$

Límite de colapso

- Distorsión de piso $G_{31}(\mathbf{X}) = (0.025, 0.10) - DIST(\mathbf{X}) \quad (29)$

- Índice daño local máximo $G_{32}(\mathbf{X}) = (1.00, 0.10) - DILO(\mathbf{X}) \quad (30)$

- Índice de daño global $G_{33}(\mathbf{X}) = (0.80, 0.10) - DIES(\mathbf{X}) \quad (31)$

Cada función de respuesta $R(\mathbf{X})$ es además desarrollada para representar la variabilidad sobre las sub-combinaciones. Para el desplazamiento máximo en el último piso $UMAX(\mathbf{X})$ y distorsión de piso máxima $DIST(\mathbf{X})$, la variabilidad es representada por una distribución lognormal

$$R(\mathbf{X}) = \frac{\bar{R}(\mathbf{X})}{\sqrt{1 + \left(\frac{\sigma_R(\mathbf{X})}{\bar{R}(\mathbf{X})}\right)^2}} \exp\left[R_{N_1} \sqrt{\ln\left(1 + \left(\frac{\sigma_R(\mathbf{X})}{\bar{R}(\mathbf{X})}\right)^2\right)}\right] \quad (32)$$

donde R_{N_1} es una variable Normal estándar y el valor medio $\bar{R}(\mathbf{X})$ y desvío estándar $\sigma_R(\mathbf{X})$ son calculados utilizando la ec.(23) a partir de las correspondientes representaciones con redes neuronales.

La variabilidad para el índice de daño local máximo $DILO(\mathbf{X})$, y para el índice de daño global $DIES(\mathbf{X})$, que están limitados entre 0 y 1, son representados por distribuciones Beta

con esos mismos límites y los correspondientes valores medios $\bar{R}(\mathbf{X})$ y desvíos estándar $\sigma_R(\mathbf{X})$. Para calcular valores de $R(\mathbf{X})$ con la distribución Beta, se introduce una variable aleatoria U_1 uniformemente distribuida entre 0 y 1.

Se considera la incertidumbre en los valores límites $RLIM$ con distribución normal, introduciendo otra variable Normal estándar X_{N3}

$$RLIM = \overline{RLIM} (1 + COVRL X_{N3}) \tag{33}$$

Los tipos de distribución y estadística de todas las variables consideradas se presentan en la Tabla 1, donde el signo ? corresponde a los parámetros de diseño a optimizar, que son los valores medios de la altura de las secciones de vigas y columnas, y las cuantías de armadura longitudinal.

Variable	\bar{X}	σ_X	Tipo	Variable	\bar{X}	σ_X	Tipo
$X(1) = m$	5.1×10^{-4}	5.1×10^{-5}	Normal	$X(10) = \bar{a}_G$	94 cm/s^2	130 cm/s^2	Lognormal
$X(2) = b_v$	20 cm	1 cm	Normal	$X(11) = f_g$	2.50 Hz	0.375 Hz	Normal
$X(3) = h_v$? cm	$0.05 \bar{X}$	Normal	$X(12) = \sigma_{\bar{a}_G}$	0	0.25	Normal
$X(4) = b_c$	30 cm	1.5 cm	Normal	$X(13) = a_G$	$X(13) = X(10) [1.0 + X(12)]$		
$X(5) = h_c$? cm	$0.05 \bar{X}$	Normal	$X(14) = R_{N1}$	0	1	Normal
$X(6) = \rho_{tr}$?	$0.10 \bar{X}$	Lognormal	$X(16) = U_1 (*)$	0	1	Uniforme
$X(7) = \rho_{ap}$?	$0.10 \bar{X}$	Lognormal	$X(17) = X_{N1}$	0	1	Normal
$X(8) = \rho_{col}$?	$0.10 \bar{X}$	Lognormal	$X(18) = X_{N2}$	0	1	Normal
$X(9) = f_r / f'_{c0}$	0.10	0.01	Normal	$X(21) = X_{N3}$	0	1	Normal

(*) Límites para distribución uniforme

Tabla 1: Estadísticas de las variables aleatorias

Utilizando nuevamente la técnica de diseño de experimentos, se seleccionan 180 combinaciones de los parámetros de diseño, dentro de los límites indicados en la sección 3.1. Para cada combinación se calculan las probabilidades de falla, o índices de confiabilidad con ec.(4), utilizando el método de Monte Carlo, ver Foschi et al.(2005).

$$Pf_j(\mathbf{x}_d) = P[G_{i,j}(\mathbf{X}) \leq 0] \rightarrow \beta_j(\mathbf{x}_d) \cong -\Phi^{-1}(Pf_j(\mathbf{x}_d)) \tag{4}$$

Dado el uso de las redes neuronales para obtener funciones explícitas que aproximan los parámetros de respuesta estructural que entran en las funciones de falla, es posible aplicar Monte Carlo con tiempos razonables de cálculo aun para $NS = 1.000.000$ con tiempos razonables de cálculo. Así, se obtienen las bases de datos y resultados de los índices de confiabilidad $\beta_1, \beta_2, \beta_3$, con las cuales se entrenan otras tres redes neuronales.

Los detalles del entrenamiento de estas redes neuronales $\beta_j(\mathbf{x}_d)$ pueden verse en Möller y otros (2010). En la Figura 4 se reproduce el grado de ajuste logrado con la técnica de backpropagation. La dispersión en considerada con el desvío estándar del error relativo, ec.(22).

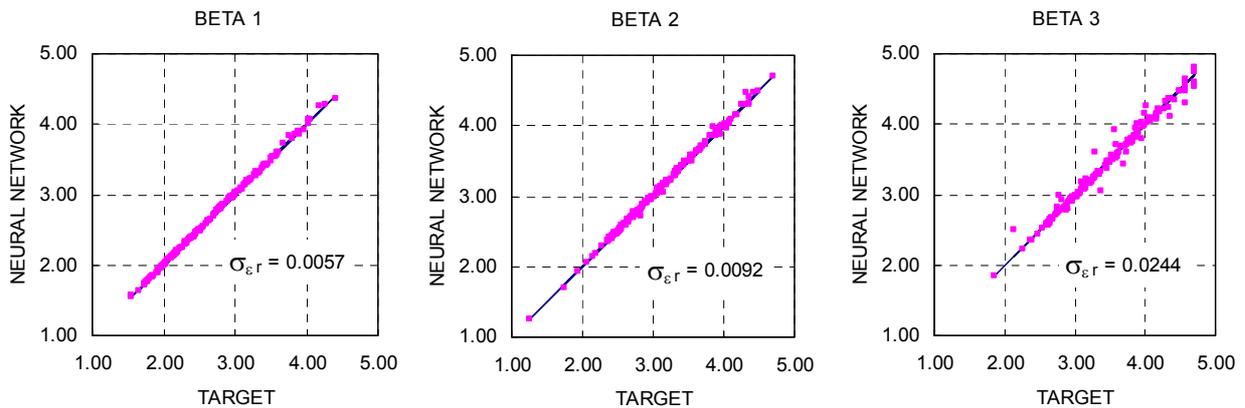


Figura 4: Resultados del entrenamiento para los índices de confiabilidad $\beta_1, \beta_2, \beta_3$

4.4 Diseño preliminar: valores iniciales de los parámetros de diseño

Se aplica el método de diseño preliminar de estructuras sismorresistentes, ver Rubinstein y otros (2006) y luego el dimensionamiento por capacidad del INPRES-CIRSOC 103, Parte II (2005). Los resultados se presentan en la Tabla 2, y constituyen el primer punto de anclaje \mathbf{x}_{d0} del proceso de optimización.

Parámetro de diseño	Valor inicial
$x_d(1) = \bar{X}(3) = h_v$ [cm]	50
$x_d(2) = \bar{X}(5) = h_c$ [cm]	45
$x_d(3) = \bar{X}(6) = \rho_{tr}$	0.00804
$x_d(4) = \bar{X}(7) = \rho_{ap}$	0.01143
$x_d(5) = \bar{X}(8) = \rho_{col}$	0.03148

Tabla 2: Parámetros de diseño iniciales

Además, los parámetros de diseño tienen restricciones entre ellos. Las cuantías de armadura deben proveer una resistencia adecuada para las cargas gravitacionales sobre la viga

$$\rho_{tr} + \rho_{ap} \geq \frac{1.4 q l_v^2}{6.48 b_v h_v^2 f_y} \tag{34}$$

y además, para garantizar una ductilidad mínima en las secciones de la viga, se debe cumplir

$$0.5 \rho_{ap} \leq \rho_{tr} \leq 2 \rho_{ap} \tag{35}$$

También se tuvieron en cuenta otras restricciones reglamentarias, como cuantías mínimas y máximas, y limitaciones en las dimensiones de las secciones.

4.5 Restricciones de confiabilidad

En general se especifica como tolerable la probabilidad de excedencia anual Pf_{anual} en cada nivel de desempeño. Luego, se la puede relacionar con la probabilidad de falla si ocurre un terremoto Pf considerando su arribo como un proceso de Poisson

$$Pf_{anual} = 1 - \exp[-\nu t_L Pf] \rightarrow Pf \rightarrow \beta \cong -\Phi^{-1}(Pf) \quad (36)$$

donde $t_L = 1$ año, $\nu = 0.20$, frecuencia media para terremotos de magnitudes $M \geq 5$ en la ciudad de Mendoza.

Sin embargo en este trabajo, para ilustrar el procedimiento numérico de optimización, directamente se establecen valores mínimos a los índices de confiabilidad β si ocurre un evento sísmico, ver Tabla 3.

Nivel de desempeño	β
Operacional	2.00
Seguridad de vidas	2.75
Límite de colapso	3.25

Tabla 3: Índices de confiabilidad objetivos

4.6 Resultados de la optimización para diferentes selecciones aleatorias

Se implementó computacionalmente el procedimiento de optimización descrito en la sección 2.3, comenzando desde el resultado del diseño preliminar, Tabla 2, y para el cual el costo y los índices de confiabilidad se indican en la Tabla 4

Costos	Valores	Nivel de desempeño	β
Inicial $C_0(\mathbf{x}_d)$ [\$]	2839	Operacional	2.001
Daños $C_d(\mathbf{x}_d)$ [\$]	334	Seguridad de vidas	2.807
Total [\$]	3173	Límite de colapso	3.409

Tabla 4: Costo e índices de confiabilidad del diseño preliminar

Se analiza la influencia de la selección aleatoria de las n combinaciones que cumplen con las restricciones de confiabilidad, eligiendo tres “semillas” diferentes. La evolución del costo con el número de evaluaciones totales se presenta en la Figura 5, mientras que la evolución de los parámetros de diseño se muestra en la Figura 6. Las evaluaciones totales es la suma de los casos que cumplen las restricciones de confiabilidad y los casos que no cumplen.

Se observa que el costo mínimo de las tres “semillas” es muy similar entre ellos, con diferencias menores al 1% con respecto al promedio, y con diferente cantidad de evaluaciones totales. Sin embargo, las soluciones óptimas son distintas, tanto en los valores de los parámetros de diseño como en la incidencia del costo inicial y del costo por daños.

Estos resultados confirman que existen diferentes combinaciones de los parámetros de diseño que, cumpliendo con las restricciones de confiabilidad, tienen un costo mínimo muy parecido. El diseñador puede elegir la más conveniente considerando otros factores, o bien incluir otras restricciones entre los parámetros de diseño para orientar la solución óptima.

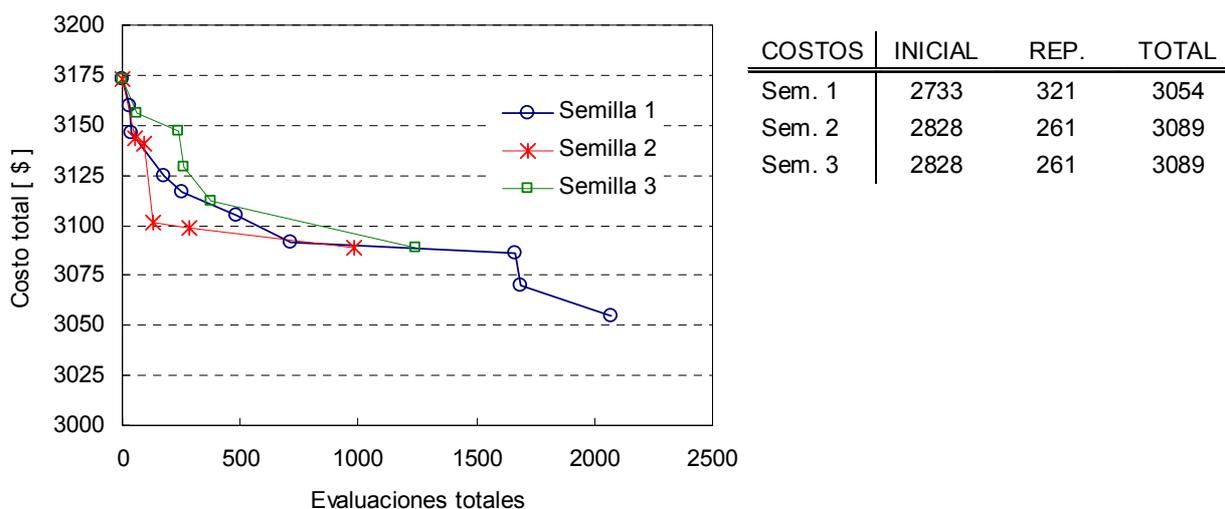


Figura 5: Evolución del costo para diferentes selecciones aleatorias

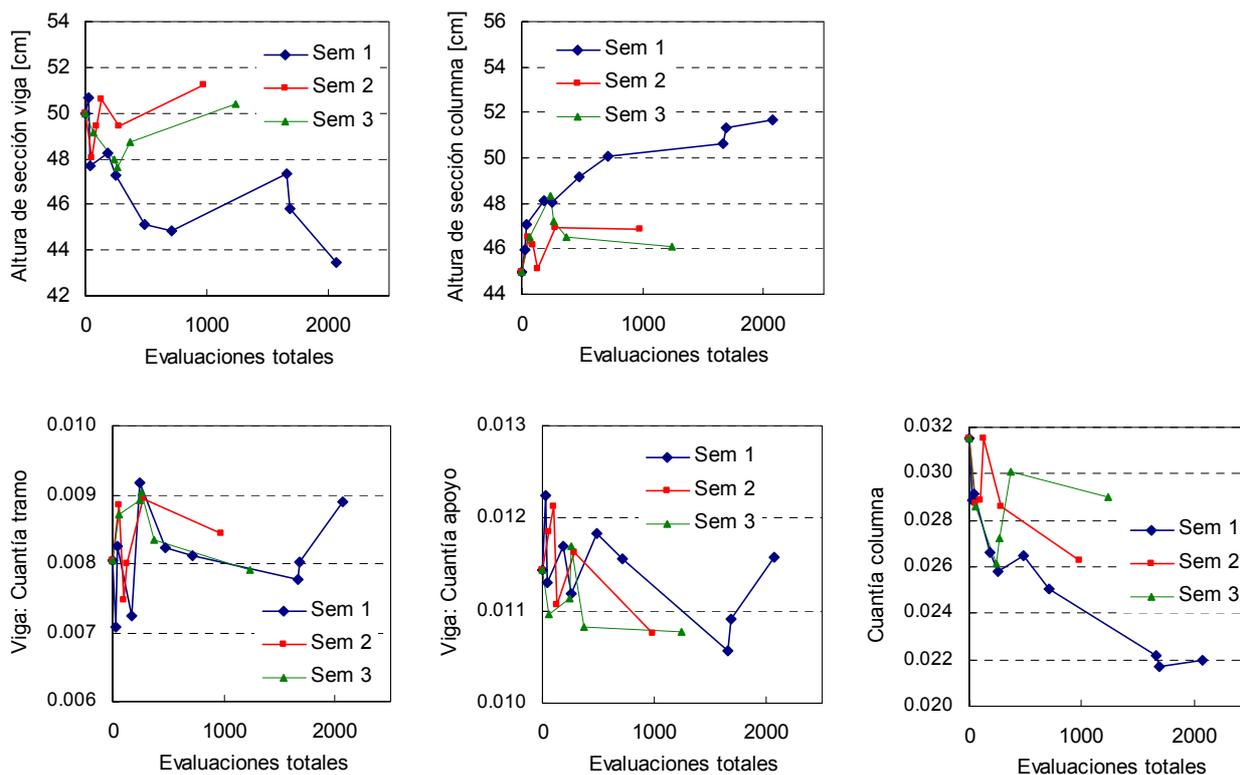


Figura 6: Evolución de los parámetros de diseño para diferentes selecciones aleatorias

4.7 Resultados de la optimización para diferentes anclajes iniciales

Con el objetivo de probar la eficacia del proceso de optimización propuesto, se eligen otras cinco combinaciones de los parámetros de diseño para el punto de inicio de la optimización, tres casos “sobredimensionados” y dos casos “subdimensionados” con respecto al diseño preliminar. Los valores numéricos se presentan en la Tabla 5

Parámetro de diseño	Diseño preliminar.	Sobre dim. 1	Sobre dim. 2	Sobre dim. 3	Sub dim. 1	Sub dim. 2
$x_d(1) = \bar{X}(3) = h_v$ [cm]	50	60	65	60	45	45
$x_d(2) = \bar{X}(5) = h_c$ [cm]	45	80	60	85	45	45
$x_d(3) = \bar{X}(6) = \rho_{tr}$	0.00804	0.01100	0.01300	0.01111	0.00600	0.00390
$x_d(4) = \bar{X}(7) = \rho_{ap}$	0.01143	0.01222	0.01011	0.01111	0.00600	0.00390
$x_d(5) = \bar{X}(8) = \rho_{col}$	0.03148	0.39500	0.03950	0.03950	0.00950	0.00890

Tabla 5: Diferentes valores iniciales de los parámetros de diseño

La evolución del costo con el número de evaluaciones totales se presenta en la Figura 7, mientras que la evolución de los parámetros de diseño se muestra en la Figura 8.

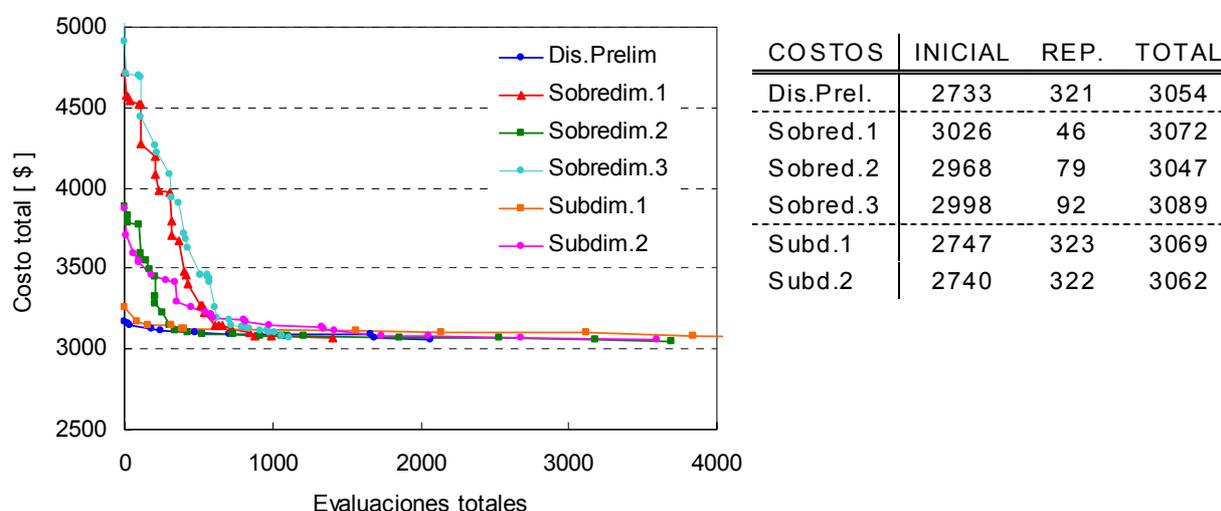


Figura 7: Evolución del costo para diferentes anclajes iniciales

La evolución del costo total, partiendo de valores muy diferentes, conduce a valores finales “óptimos” prácticamente coincidentes para todos los casos, mostrando un comportamiento satisfactorio del proceso de optimización para esta estructura.

El diseño preliminar es el que inicia con el costo más cercano al óptimo final, señalando la consistencia de la metodología de diseño preliminar y dimensionamiento por capacidad. El primer costo evaluado para los casos subdimensionados, corresponde recién cuando el proceso de optimización encuentra una combinación que satisface los requisitos de confiabilidad.

En la misma Figura 7 también se muestran las incidencias del costo inicial y del costo de reparación por daños. Para los casos “sobredimensionados” el costo por daños es mínimo, debido a que la sobre-resistencia conduce a una menor demanda de ductilidad durante el sismo y por lo tanto el daño es menor. Para los casos “subdimensionados” y diseño preliminar la incidencia es mayor, del orden del 11% en la solución optimizada.

La evolución de los parámetros de diseño, Figura 8, muestra que los valores “óptimos” se agrupan aproximadamente en dos resultados finales, uno para los casos “sobredimensionados” y otro para los “subdimensionados”.

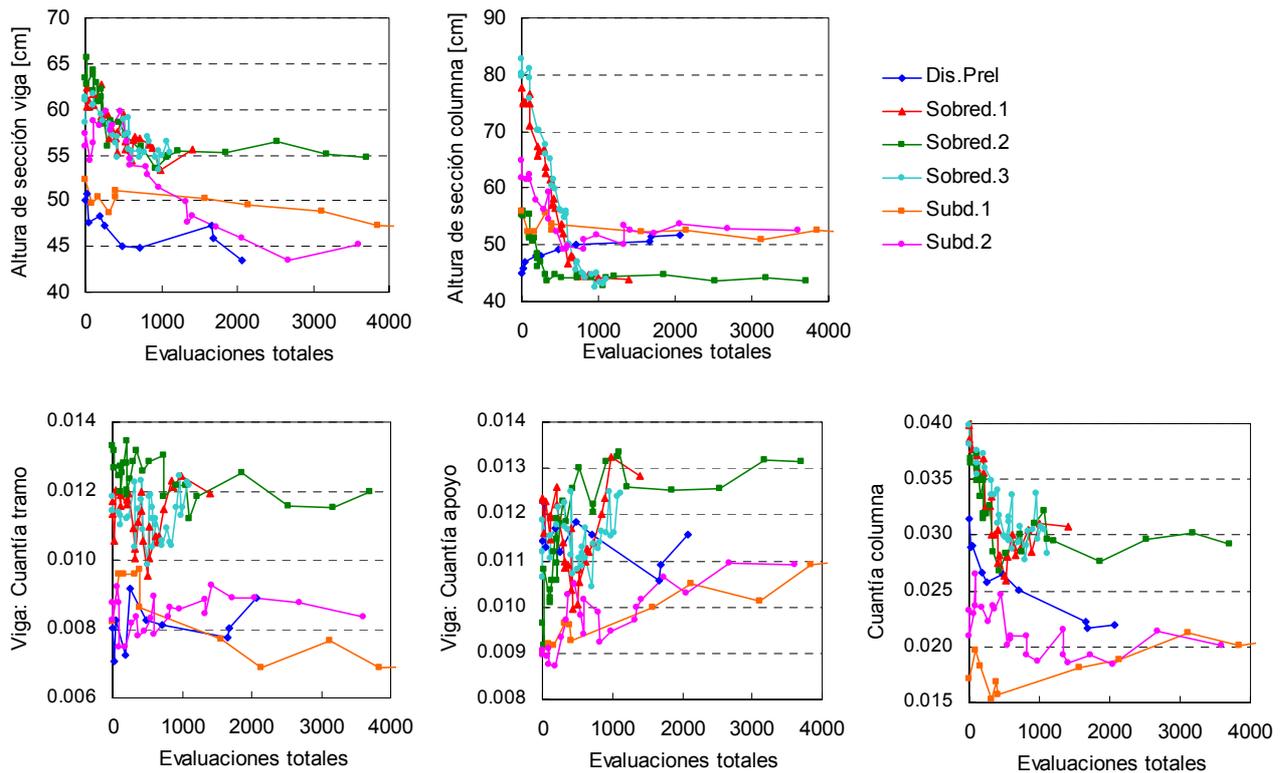


Figura 8: Evolución de los parámetros de diseño para diferentes anclajes iniciales

Del análisis de estos resultados se puede inferir que durante el proceso de optimización se retienen algunas características iniciales de la estructura, aunque todas conduzcan al mismo costo total. Esto se podría también utilizar para orientar el tipo de solución final.

5 CONCLUSIONES

- El proyecto de una estructura sismorresistente comienza con el diseño preliminar, siguiendo procedimientos simples y conceptuales, y luego con el dimensionamiento de secciones y armaduras utilizando el método por capacidad de los códigos actuales.
- Se trabaja dentro del marco de la ingeniería sísmica basada en el desempeño, y se consideran incertidumbres presentes en demandas y capacidades para evaluar probabilidades de falla, o de excedencia anual, en varios niveles de desempeño requeridos, las que deben estar acotadas a valores admitidos.
- Para la formulación de los estados límites, los cálculos de la respuesta estructural requiere del análisis dinámico no lineal. No existe una relación explícita entre dichas respuestas y las variables aleatorias intervinientes. Se pueden obtener resultados discretos para diferentes combinaciones de las variables, y esos resultados luego se aproximan con funciones explícitas continuas, representadas con redes neuronales.
- La tarea computacional importante es la construcción de las bases de datos discretos, realizando análisis dinámico no lineal para un número representativo de combinaciones de las variables dentro de sus límites. Para cada combinación de las variables se analiza un conjunto de sub-combinaciones con diferentes acelerogramas, calculándose el valor medio y desvío estándar de cada parámetro de respuesta. Con estas bases de datos se entrenan redes

neuronales que son utilizadas para representar las respuestas en forma probabilística.

- La utilización de las redes neuronales como “sustituto” de la respuesta estructural, hace posible el cálculo de la probabilidad de falla utilizando el método de simulación directa de Monte Carlo, con un pequeño costo computacional.
- La confiabilidad asociada a cada nivel de desempeño puede así ser estimada para diferentes combinaciones de los parámetros de diseño, y dichos índices de confiabilidad también se representan por redes neuronales.
- La optimización consiste en encontrar un conjunto de valores de parámetros de diseño que, satisfaciendo los requerimientos de confiabilidad, minimicen una función objetivo. En este trabajo se propone un algoritmo basado en una búsqueda aleatoria sin cálculo de gradientes, comenzando desde el resultado del diseño preliminar. Se han incorporado nuevos pasos en el algoritmo para disminuir la posibilidad de encontrar un mínimo local
- La función objetivo es el costo total como suma del costo inicial de construcción más el costo de reparación por daños, considerando que pueden ocurrir n terremotos durante la vida útil de la estructura. La cantidad n también es incierta y su probabilidad se representa con proceso de Poisson.
- La metodología se ejemplifica con un pórtico empotrado de un piso y los resultados numéricos muestran que:
 - El algoritmo es eficiente porque se llega prácticamente al mismo costo total mínimo cuando se utilizan diferentes “semillas” para la selección aleatoria, e incluso cuando se comienza desde otros puntos iniciales muy diferentes al diseño preliminar.
 - Sin embargo la solución “óptima” (valores de los parámetros de diseño) no es única, encontrándose diferentes combinaciones con el mismo costo total, y diferente incidencia del costo inicial y costo por daños.
 - Cuando se comienza desde un diseño sobredimensionado con respecto al diseño preliminar, la incidencia del costo por daños es mínima en la solución “óptima”, evidenciando que la estructura tiene muy poco daño cuando ocurre un evento sísmico. Resultados opuestos cuando se comienza desde un diseño subdimensionado. También señala que se retienen algunas características iniciales de la estructura.
- Para tareas futuras se debe investigar cómo incluir más restricciones entre los parámetros de diseño para orientar la solución óptima, por ejemplo para que el mecanismo de disipación de energía sea el más conveniente desde el punto de vista del diseño sismorresistente.

REFERENCIAS

- FEMA, NEHRP Guidelines for the seismic rehabilitation of buildings, Report 273, *Buildings Seismic Safety Council*, 1997.
- Foschi RO, Li H, Zhang J, Folz B, Yao F. Software RELAN: Reliability analysis. *Department of Civil Engineering, University of British Columbia*, Vancouver, Canada, 2005.
- Hurtado, J., *Structural Reliability – Statistical Learning Perspectives*, Lecture Notes in Applied and Computational Mechanics, Vol.17, Springer Verlag, 2004.
- INPRES-CIRSOC 103 Reglamento Argentino para Construcciones Sismorresistentes, Parte II: Construcciones de Hormigón Armado, *INTI*, 2005.
- Möller, O., Metodología para evaluación de la probabilidad de falla de estructuras sismorresistentes y calibración de códigos, *Tesis de Doctorado en Ingeniería*, Universidad Nacional de Rosario, 2001.

- Möller,O., Foschi,R., Rubinstein,M., Quiroz,L., Momento-curvatura de secciones de hormigón armado sismorresistentes utilizando redes neuronales. *Mecánica Computacional* Vol. XXV, 2145-2162, AMCA, 2006.
- Möller,O., Foschi,R., Rubinstein,M., Quiroz,L. Optimización de pórticos sismorresistentes utilizando redes neuronales y algoritmo sin cálculo de gradientes. *Mecánica Computacional* Vol. XXVI, pág. 1824-1839, AMCA, 2007. ISSN 1666-6070
- Möller,O., Foschi,R., Quiroz,L., Rubinstein,M. Optimización de pórticos con acciones sísmicas: diferentes estrategias numéricas utilizando redes neuronales. *Mecánica Computacional* Vol. XXVII, pág. 2583-2603, AMCA, 2008. ISSN 1666-6070.
- Möller,O., Foschi,R., Quiroz,L., Rubinstein,M. Performance-based seismic optimization implementing neural networks. *Computational Structural Dynamics and Earthquake Engineering, Structures and Infrastructures Series, Vol.II*, Editores: Papadrakakis,M., Charmpis,D., Lagaros,N., Tsompanakis,Y. Series Editor: Frangopol,D.M. - Chapter 34, pp 547-564. Taylor & Francis Group - CRC Press – Balkema. ISBN 978-0-415-45261-8, 2009.
- Möller,O., Foschi,R., Rubinstein,M., Quiroz,L. Seismic structural reliability using different nonlinear dynamic response surface approximations, *Structural Safety*, Vol.31, N°5, pp.432-442, ISSN 0167-4730, 2009.
- Möller,O., Foschi,R., Quiroz,L., Rubinstein,M. Structural optimization for performance-based design in earthquake engineering: Applications of neural networks, *Structural Safety*, Vol.31, N°6, pp.490-499, ISSN: 0167-4730, 2009.
- Möller,O., Foschi,R., Rubinstein,M., Quiroz,L. Nuevas estrategias de entrenamiento de redes neuronales y comparación con métodos estándar. *Mecánica Computacional* Vol. XXIX, en prensa, AMCA, 2010.
- Park, Y.J., Ang. A.H-S, Mechanistic seismic damage model for reinforced concrete. *Journal of Structural Engineering*, ASCE, Vol.111 (ST4), pp.722-739, 1985.
- Pérez López, Jesús R., Contribución a los métodos de optimización basados en procesos naturales y su aplicación a la medida de antenas en campo próximo. URL <http://www.tesisenred.net/TDR-0305107-180847>, 2005.
- Rubinstein,M., Giuliano,A., Möller,O. Diseño preliminar de estructuras sismorresistentes: un tratamiento unificado de los efectos traslacionales y rotacionales. *Memorias XIX Jornadas Argentinas de Ingeniería Estructural*, CD, 049, AIE, 2006.
- SEAOC Vision 2000 Committee. Performance based seismic engineering of buildings. *Structural Engineers Association of California, Sacramento, California, U.S.A.*, 1995.
- Shinozuka M, Sato Y. Simulation of nonstationary random processes. *ASCE Journal of Engineering Mechanics*; 93(1): 11-40, 1967.
- Zhang,J. Performance-based seismic design using designed experiments and neural networks, *PhD. Thesis, Department of Civil Engineering, University of British Columbia, Canada*, 2003.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo fue realizado con los aportes de los Proyectos de Investigación “Diseño y optimización de estructuras bajo acciones dinámicas aleatorias” 1ING 300 de la Universidad Nacional de Rosario, Argentina, y “Neural networks for reliability and performance-based design in earthquake engineering” Supported by Canada’s Natural Science and Engineering Research Council: RGPIN 5882-04, University of British Columbia, Vancouver, Canada.