

Calibración automatizada de modelos numéricos en base a ensayos de columnas de hormigón

José Andrés Barros Cabezas¹, Manuel Chiachío Ruanos², Joel Carlos Barreiro Moreno³, Joel Andrés Consuegra Silva⁴

Fecha de recepción:
27 de junio, 2019

Fecha de aprobación:
23 de septiembre, 2019

Resumen

El proceso de calibración de modelos numéricos complejos normalmente se lleva a cabo como una tarea de prueba-error cuyo éxito se puede ver afectado por el factor humano. El objetivo del presente trabajo consiste en demostrar la aplicabilidad y eficiencia de algoritmos de computación Bayesiana para la calibración de modelos numéricos complejos en base a datos experimentales. En particular se describe el algoritmo *ABC-SubSim* junto con un ejemplo de aplicación de calibración de un modelo mecánico no-lineal, sujeto a incertidumbre en sus parámetros. La calibración se realiza en base a los resultados experimentales de una columna de hormigón armada sujeta a una carga lateral cíclica. Los resultados demuestran que la herramienta propuesta permite que el modelo reduzca la incertidumbre sobre los parámetros de entrada y que *aprenda* de los resultados, proporcionando los datos de entrada más adecuados para reproducir los resultados del ensayo.

Palabras Clave: Hormigón, Degradación de suelos, Ensayo de materiales, Calibración.

Abstract

The calibration of complex numerical models is usually carried-out as a trial and error process whose success is influenced by the human factor. This work presents the applicability and efficiency of recent Bayesian computational algorithms for the calibration of a complex non-linear mechanical model based on experimental data. To this aim, the *ABC-SubSim* algorithm is described and applied for the calibration of the model with parameter uncertainty. Experimental test results from a reinforced concrete column subjected to lateral cyclic load, are used for the calibration process. The results show that the proposed tool reduces the uncertainty about the parameters and makes them learn from the data, thus giving the most suitable input parameters for the numerical estimate of the test results.

Key words: Concrete, Soil degradation, Materials testing, Calibration.

¹Universidad Católica de Santiago de Guayaquil, Facultad de Ingeniería, Carrera de Ingeniería Civil, Guayaquil, Ecuador. jose.barros@cu.ucsg.edu.ec

Dept. Mecánica de Estructuras e Ingeniería Hidráulica, Universidad de Granada, España.

²Dept. Mecánica de Estructuras e Ingeniería Hidráulica, Universidad de Granada, España. mchiachio@ugr.es

³Universidad de Los Andes, Facultad de Ingeniería, Departamento de Ingeniería Civil y Ambiental, Estudiante de Maestría en Ingeniería Civil, Bogotá, Colombia. jc.barreiro@uniandes.edu.co

⁴Universidad Católica de Santiago de Guayaquil, Facultad de Ingeniería, Carrera de Ingeniería Civil, Guayaquil, Ecuador. joel.c.s19@hotmail.com

Introducción

Los procesos necesarios para evaluación del comportamiento sismo-resistente de estructuras existentes, exigen modelos estructurales no-lineales calibrados que sean eficientes y confiables. La necesidad e importancia de la eficiencia de tales modelos radica básicamente en que las nuevas metodologías de revisión estructural demandan un gran número de análisis numéricos que podrían volver inviable su implementación, por la necesidad de una capacidad de proceso computacional que supera la capacidad de una computadora convencional. Por ejemplo, la metodología que exige FEMA P695 (FEMA, 2009) para proponer los factores de diseño sísmico de nuevos sistemas estructurales, exige 44 análisis del tipo tiempo-historia no-lineales realizados a diferentes escalas para una serie de arquetipos de diseño, con objeto de demostrar la aplicabilidad de los factores de diseño. Por esto, también es muy importante que estos modelos sean confiables, de manera que los resultados no se vean afectados por limitaciones que puedan tener los modelos durante el proceso de calibración. Sobre esto, la citada metodología de FEMA P695 exige que los modelos sean capaces de considerar la degradación de rigidez y resistencia de los elementos estructurales, lo cual complica de manera notable el proceso de calibración de modelos a partir de ensayos.

En torno al desarrollo de la metodología mencionada, Ibarra, Medina y Krawinkler (2005) propusieron un modelo numérico de respuesta no-lineal que es capaz de considerar de manera explícita los distintos tipos de degradación por medio de parámetros que deben ser previamente calibrados. Este modelo fue utilizado por Haselton, Liel, Taylor y Deierlein (2007) para desarrollar una serie de ecuaciones de regresión, para estimar los parámetros que permitan evaluar

la curva momento-rotación de una viga-columna de hormigón armado. El proceso de calibración mostrado por los autores mencionados, aunque está debidamente sustentado y contiene reglas que buscan evitar errores, tiene como desventaja la dependencia del factor humano a la hora de ejecutar la calibración. Esto se vuelve más crítico si la calibración mencionada se realiza en base a una campaña experimental extensa, como la publicada en Berry, Parrish y Eberhard (2004), basada en 255 ensayos de elementos viga-columna de hormigón armado. En tales casos, la calibración de parámetros puede resultar en un sobre-ajuste excesivo a los datos propiciando una falta de robustez fuera del entorno de tales datos. Para resolver este problema, la metodología de inferencia inversa Bayesiana resulta de utilidad para: (a) considerar la incertidumbre en los parámetros, modelos y datos, (b) cuantificar y reducir tales incertidumbres en base a la información aportada por los datos, (c) obtener una *información a posteriori* de los parámetros, que indica un rango de valores de tales parámetros en función de los datos experimentales. Dentro de los posibles métodos Bayesianos a aplicar, en este trabajo se propone el uso de la metodología de *Computación Bayesiana Aproximada*–ABC, en sus siglas en inglés– (Marjoram, Molitor, Plagnol y Tavare, 2003) por su versatilidad de uso en casos en los que la *función probabilística de verosimilitud* sea difícil de computar, o directamente, desconocida. ABC reemplaza la función de verosimilitud por una evaluación computacional del modelo (sujeto a las incertidumbres citadas). La aplicación de los métodos Bayesianos de aproximación se han utilizado en la inferencia de modelos numéricos en otras ciencias como, por ejemplo, la dinámica molecular (Kulakova, 2017) y biología computacional (Liu y Niranjan, 2017). Otros autores como Song, Behmanesh,

Moaveni y Papadimitriou (2019) y Zuev, Beck, Au y Katafygiotis (2012) proponen el uso de métodos de aproximación Bayesiana para modelos estructurales dinámicos y no-lineales, respectivamente, con resultados positivos.

El objetivo del presente trabajo consiste en demostrar la aplicabilidad y eficiencia de algoritmos computacionales para la calibración de modelos numéricos complejos en base a ensayos. En particular se utiliza el algoritmo ABC-SubSim (*Approximate Bayesian Computation by Subset Simulation*) propuesto originalmente por Chiachio, Beck, Chiachio y Rus (2014) y se presenta un ejemplo de aplicación para calibrar un modelo probabilístico de degradación mecánica en base a un ensayo de una columna de hormigón armado en cantiléver sujeta a una carga axial y a deformación lateral cíclica.

En el presente artículo se organiza de la siguiente manera. La sección 2 muestra el algoritmo ABC-SubSim. En la sección 3 se muestra el modelo numérico no-lineal que será puesto a prueba frente a un ensayo obtenido de la bibliografía, mismo que también se detalla en dicha sección. La sección 4 resume los resultados obtenidos y se presentan una breve discusión sobre el trabajo realizado. Finalmente, la sección 5 presenta las conclusiones del trabajo.

Algoritmo de Computación Bayesiana Aproximación mediante subconjuntos (ABC-SubSim)

ABC-SubSim es un algoritmo que puede ser utilizado para inferencia Bayesiana aproximada, así como para análisis de confiabilidad y para optimización estructural (Li y Cao, 2016). En el presente trabajo, se utiliza como un algoritmo de optimización. Las bases teóricas del algoritmo pueden

revisarse en la publicación original (Chiachio et al., 2014), mientras que aquí solamente se resumirá el proceso general que permite encontrar el valor óptimo de una función que depende de múltiples parámetros. Tal proceso se describe de forma sinóptica en base a los siguientes pasos:

- Establecimiento de una función objetivo a minimizar y elección de los parámetros a inferir (variables) que intervienen en la modelación numérica;
- Análisis Monte-Carlo con N realizaciones, a partir de las cuales se efectúa un ranking de realizaciones que proporcionan valores mínimos de la función objetivo;-
- Usando la selección anterior, poblar el espacio de parámetros usando muestreo a base de Cadenas de Markov. Este paso consiste en utilizar los primeros $N \cdot p_0$ resultados del análisis Monte-Carlo como *semillas* para generar nuevos valores y, a su vez, nuevas realizaciones. Con estas nuevas realizaciones, se van mejorando los $N \cdot (1 - p_0)$ datos del análisis Monte-Carlo original. El parámetro p_0 se denomina *probabilidad condicional* y normalmente se sugiere que adopte valores en el rango [0.1,0.3] (Chiachio et al., 2014).
- El paso anterior corresponde a un *subset* o paso de simulación. Al final de dicho paso, nuevamente se ordenan los valores en términos de los mínimos valores de la función objetivo y se repite el proceso hasta conseguir una tolerancia (que se puede medir de varias formas) o hasta superar un número de *subsets* previamente definido.

Al finalizar el algoritmo, se obtiene una distribución de valores para cada parámetro,

que permite tener una idea de la influencia que tiene ese parámetro sobre la función objetivo. El orden que se adopta permite elegir al primer valor como solución del problema de optimización.

Modelos no-lineales de elementos estructurales

En esta sección se propone un modelo mecánico no-lineal en base a una columna de hormigón armado sujeta a carga axial constante y a una deformación lateral cíclica.

En la sección 3.1 se presenta el modelo no-lineal desarrollado para representar el comportamiento de una viga-columna de hormigón armado. En la sección 3.2 se presentan detalles generales de un ensayo de un elemento de hormigón armado, desarrollado por Gill (1979).

Características del modelo no-lineal propuesto para una columna de hormigón armado

El modelo no-lineal de las columnas consiste en un elemento *force-based beam-*

column element en cantiléver y un resorte rotacional definido por medio de un *zero-length element*, tal como se puede observar en la figura 1. Su implementación numérica se lleva a cabo en el programa OpenSees (Mazzoni, McKenna, Scott y Fenves, 2006).

La sección de hormigón armado se representó utilizando una sección de fibras. Las fibras de hormigón armado se modelaron con el material *Concrete01*, utilizando como parámetros de entrada las recomendaciones propuestas por Karthik y Mander (2011) y la estimación de la relación de confinamiento propuesta por Mander, Priestley y Park (1988). Las fibras del acero correspondientes al refuerzo longitudinal, en el caso del elemento *frame* (ver figura 1) se modelaron con el material *Hysteretic* y las propiedades recomendadas por la normativa ASCE 61/14 (2014). Además, este último material tiene la capacidad de modelar daño o deterioro de resistencia y/o rigidez por medio de tres fuentes: (1) en función de la ductilidad exigida al material (*damage1*), (2) en función de la pérdida de energía por deformación (*damage2*) y (3) por el efecto

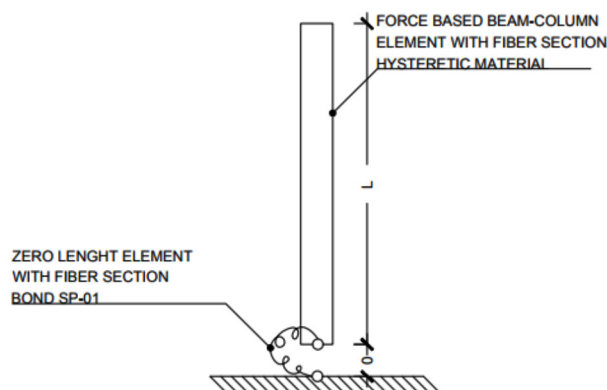


Figura 1 Modelo no-lineal en OpenSees de una columna de hormigón armado.

de *estrangulamiento* o *pinching* (*beta*). Estos tres factores que permitirían modelar la degradación de rigidez y resistencia de una sección, no se han definido de manera general, por lo que el objetivo del presente ejemplo consiste en inferir tales parámetros usando los resultados experimentales de un ensayo hecho en laboratorio. Para el caso de la sección del resorte rotacional (ver Figura 1), el elemento de acero se modeló siguiendo las recomendaciones de Zhao y Sriharan (2007), quienes definen un modelo de histéresis para simular el efecto de “penetración de la deformación” que ocurre en la longitud de anclaje de las varillas de refuerzo.

Para evitar problemas de localización de la deformación plástica, se utilizaron las recomendaciones de Coleman y Spacone (2001) para definir los parámetros de deformación unitaria correspondientes a las constitutivas de hormigón, en función del número de tramos de integración de los elementos *frame*. Para la calibración,

se definen todos los materiales con las resistencias nominales que reporta el autor del ensayo.

Descripción de ensayos reales obtenidos de la bibliografía

Se ha seleccionado uno de los ensayos desarrollados por Gill (1979), el mismo que se muestra en la Figura 2. Como se puede observar, la columna tiene 3300 mm de altura, tiene una sección de 550x550 mm con una cuantía de acero longitudinal igual a 0.0179 y recubrimiento de 50 mm. La resistencia a la compresión promedio del hormigón se reporta igual a 23.1 MPa. La resistencia de fluencia del acero longitudinal, igual a 375 MPa. Los estribos tienen una resistencia a fluencia de 297 MPa, con 10 mm de diámetro, separados cada 80 mm en la zona de máximo momento.

La figura 2 muestra de forma esquemática la forma del ensayo, en que se somete a la probeta a una carga axial y a un

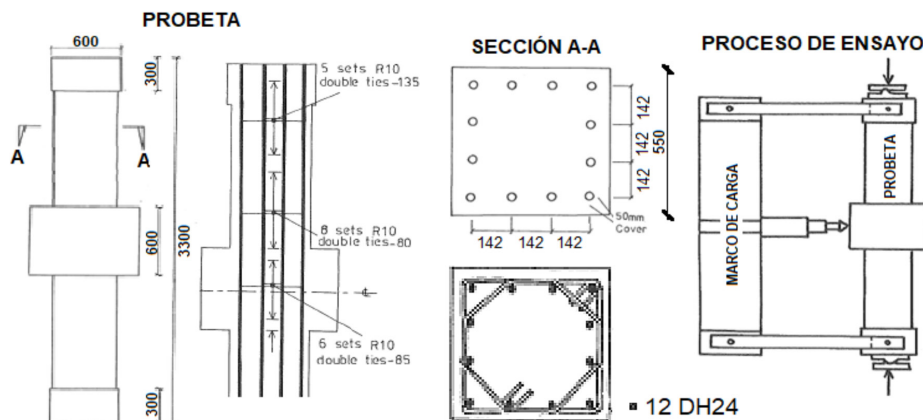


Figura 2. Características generales del ensayo, sacado de Gill (1979).

desplazamiento cíclico que varía entre ± 5 mm y ± 35 mm en el macizo central. En este caso, durante el ensayo se mantuvo aplicada una carga axial aproximadamente igual a 1815 kN. En la figura 3 se observan los resultados de fuerza y deformación lateral.

Resultados y Discusión

Mediante ABC-SubSim, se desarrolló la calibración del modelo numérico presentado en la sección 3.1, utilizando el ensayo descrito en la sección 3.2. La aplicación de ABC-SubSim se inicia con un análisis Monte-Carlo de 1500 realizaciones y se eligió un valor $p\theta$ para ABC-SubSim constante igual a 0.2, se limitó el número de *Subsets* a 20 y se adoptó una tolerancia de $1.0e-3$. La función objetivo es la siguiente:

$$= \min \left(\sum | F_{\text{ensayo}} - F_{\text{modelo}} | \right)$$

donde F_{ensayo} es la fuerza medida durante el ensayo físico y F_{modelo} es la fuerza calculada por el modelo estructural.

En base al modelo adoptado (ver sección 3.1), se eligen ocho parámetros de calibración. Los primeros cuatro parámetros corresponden a factores de modificación de la resistencia y deformación del acero de refuerzo, tanto en fluencia como en resistencia última, respectivamente. Los parámetros cinco y seis corresponden a la definición de *estrangulamiento* de la respuesta (valores *pinchx* y *pinchy* del modelo numérico que representa al acero de refuerzo). Por último, los parámetros siete y ocho definen las condiciones de degradación (*damage1* y *damage2*). Para este ejemplo se asumió que el parámetro *beta* del modelo numérico es igual al valor de *damage2*, ya que un análisis previo mostró que ambos parámetros afectan de manera similar a la función objetivo elegida, lo que producía que el algoritmo requiera un mayor número de iteraciones.

En la figura 3a se muestra que la respuesta del ensayo y la respuesta del modelo calibrado

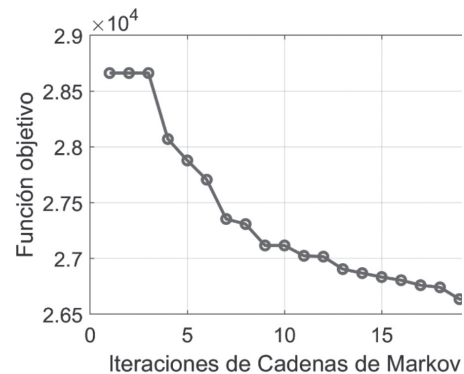
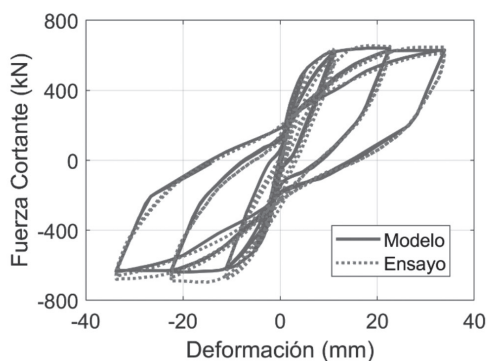


Figura 3. Resultados de la calibración del ensayo de columna. (a) Comparación entre el resultado del ensayo y el resultado del análisis numérico. (b) Valor de la función objetivo en cada *subset*.

resultan muy similares en términos de fuerza y deformación. La figura 3b muestra cómo se va minimizando la función objetivo a medida que el algoritmo realiza un nuevo *Subset*. En la figura 4 se presenta una gráfica en forma matricial de la evolución de los parámetros en cada paso del algoritmo. Se utiliza un código de colores de creciente intensidad para definir cada paso, siendo los colores más oscuros los correspondientes a valores de parámetros que minimizan la función objetivo. En la diagonal se presentan las distribuciones de frecuencia de cada parámetro, y el resto de gráficas muestra la dispersión de los datos en cada paso. Se observa que todos los parámetros reducen su incertidumbre una vez son enfrentados a los datos experimentales. En la tabla 1 se resumen los valores de cada parámetro al inicio y al final del proceso. Este resultado corrobora que los parámetros del modelo mecánico no-lineal han aprendido de los

datos de forma que el modelo resultante es más adecuado para reproducir los datos del ensayo. Como observación adicional se remarca el hecho de que el parámetro θ_4 , que corresponde al factor que modifica el valor nominal de la deformación última en el acero de refuerzo, reduce su incertidumbre de una forma menos acusada con respecto a los demás. Ello significa que se trata de un parámetro relativamente más insensible a la información proporcionada por datos que los demás y, por tanto, su variación afecta poco en la respuesta fuerza-deformación del elemento ensayado.

El único parámetro que no converge a un valor único (o, dicho de otra forma, con una dispersión alta) es el parámetro θ_4 , lo que indica que dicho parámetro afecta poco en la respuesta fuerza-deformación del elemento ensayado. Este resultado tiene concordancia con la condición física del ensayo, tomando

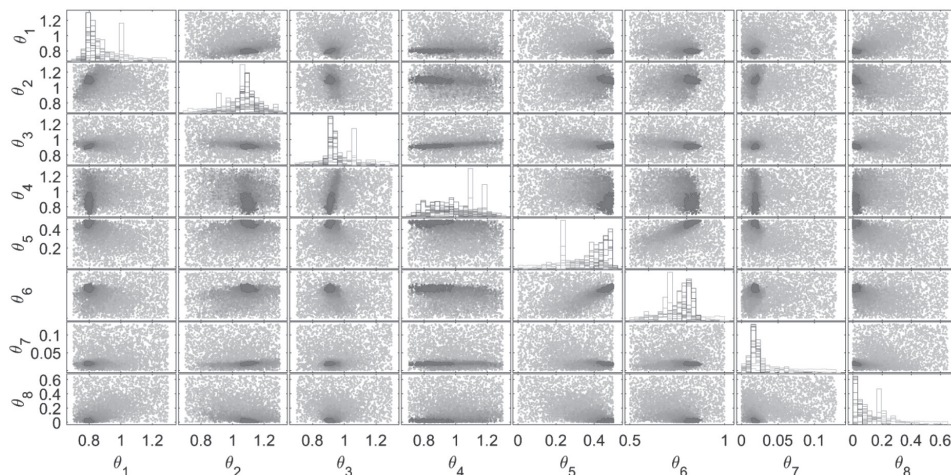


Figura 4. Evolución de la calibración de cada parámetro en cada *subset*. Los valores mostrados van de color claro a más oscuro para cada *subset*. En rojo se muestra la solución alcanzada y la dispersión del resultado.

Tabla 1. Parámetros iniciales del modelo mecánico no-lineal y resultados de calibración

		θ_1	θ_2	θ_3	θ_4	θ_5	θ_6	θ_7	θ_8
A priori	L í m i t e Inferior	0.70	0.70	0.70	0.70	0.00	0.50	0.00	0.00
	L í m i t e Superior	1.30	1.30	1.30	1.30	0.50	1.00	0.15	0.65
A posteriori		0.8084	1.1070	0.9080	0.7983	0.4761	0.8275	0.0161	0.0299

en cuenta que ese parámetro modifica la capacidad última de deformación en el acero de refuerzo, y que ese nivel de deformación no se alcanzó durante el ensayo.

Conclusiones

En el presente trabajo se demuestra que la metodología de *Computación Bayesiana Aproximada* puede utilizarse para automatizar procesos de calibración de modelos numéricos, utilizando resultados de ensayos sobre elementos estructurales. En particular, se resuelve la calibración de parámetros de comportamiento constitutivo del acero de refuerzo, incluyendo factores que consideran la degradación de una columna de hormigón armado sometida a carga axial constante y a una carga lateral cíclica.

Como trabajos futuros se remarcan dos: (a) la determinación del conjunto de parámetros importantes del modelo desde el punto de vista de la cuantificación de incertidumbre, así como (b) la exploración de una calibración óptima del algoritmo ABC-SubSim de forma que su funcionamiento se independice de la selección manual de parámetros.

Agradecimientos

Los autores desean agradecer al Sistema de Investigación y desarrollo (SINDE) y al Vicerrectorado de Investigación de la Universidad Católica de Santiago de Guayaquil por el apoyo brindado para la realización de este proyecto, como parte de los estudios de Doctorado del autor principal.

Referencias

- ASCE. (25 July, 2014). ASCE 61-14: A New Seismic Design of Piers and Wharves. Retrieved from <https://bit.ly/2pU3fQF>
- Berry, M., Parrish, M., & Eberhard, M. (June, 2004). PEER Structural Performance Database. User's Manual (Version 1.0). Retrieved from <https://bit.ly/33j7oep>
- Chiachio, M., Beck, J., Chiachio, J., & Rus, G. (2014). Methods and Algorithms for Scientific Computing. Approximate Bayesian Computation by Subset Simulation. *SIAM Journal on Scientific Computing*, 36(3), 1339-1358. doi: <https://doi.org/10.1137/130932831>
- Coleman, J., & Spacone, E. (November,

- 2001). Localization Issues in Force-Based Frame Elements [Technical Papers]. *Journal of Structural Engineering*, 27(11), 1257-1265. Retrieved from <https://bit.ly/34oN7Wk>
- FEMA. (June, 2009). Quantification of Building Seismic Performance Factors [FEMA P695]. Retrieved from <https://bit.ly/2qEqyyn>
- Gill, W. (1979). *Ductility of rectangular reinforced concrete columns with axial load* (Master Thesis, University of Canterbury, New Zealand). Handle: <http://hdl.handle.net/10092/2474>
- Haselton, C., Leil, A., Taylor, S., & Deierlein, G. (December, 2007). Beam-Column Element Model Calibrated for Predicting Flexural Response Leading to Global Collapse of RC Frame Buildings [Monograph]. Retrieved from <https://bit.ly/34qHBTc>
- Ibarra, L., Medina, R., & Krawinkler, H. (13 June, 2005). Hysteretic models that incorporate strength and stiffness deterioration. *Earthquake Engineering and Structural Dynamics*, 34(12), 1489-1511. doi: <https://doi.org/10.1002/eqe.495>
- Karthik, M., & Mander, J. (February, 2011). Stress-Block Parameters for Unconfined and Confined Concrete Based on a Unified Stress-Strain Model. *Journal of Structural Engineering*, 137(2), 270-273. Retrieved from <https://bit.ly/2OpBCbm>
- Kulakova, L. (December 1, 2017). *Bayesian Uncertainty Quantification for Data-Driven Applications in Engineering and Life Sciences* (Doctoral Thesis, Lomonosov Moscow State University, Russia). Retrieved from <https://bit.ly/2pXDAXk>
- Li, H., & Cao, Z. (August, 2016). Matlab codes of Subset Simulation for reliability analysis and structural optimization. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 54(2), 391-410. doi: <https://doi.org/10.1007/s00158-016-1414-5>
- Liu, X., & Niranjana, M. (May 1, 2017). Parameter Estimation in Computational Biology by Approximate Bayesian Computation coupled with Sensitivity Analysis. *Bioinformatics*, 1-17. Retrieved from <https://bit.ly/35DKxvW>
- Mander, J., Priestley, M., & Park, R. (September, 1988). Theoretical Stress-Strain Model for Confined Concrete. *Journal of Structural Engineering*, 114(8). Retrieved from <https://bit.ly/371tcU8>
- Marjoram, P., Molitor, J., Plagnol, V., & Tavaré, S. (December 23, 2003). Markov chain Monte Carlo without likelihoods. *Proceeding of the National Academy of Sciences of the USA*, 100(26), 15324-15328. Retrieved from <https://bit.ly/2qNiLOE>
- Mazzoni, S., McKenna, F., Scott, M., & Fenves, G. (July 19, 2006). *OpenSees Command Language Manual*. Retrieved from <https://bit.ly/33mzUfe>
- Song, M., Behmanesh, I., Moaveni, B., & Papadimitriou, C. (January 31, 2019). Modeling Error Estimation and Response Prediction of a 10-Story Building Model Through a Hierarchical Bayesian Model Updating Framework. *Frontiers in Built Environment*. doi: <https://doi.org/10.3389/fbuil.2019.00007>

Zhao, J., & Sritharan, S. (January 3, 2007). Modeling of Strain Penetration Effects in Fiber-Based Analysis of Reinforced Concrete Structures. *Concrete Structures. Structural Journal*, 104(2), 133-142. Retrieved from <https://bit.ly/34jnMnr>

Zuev, K., Beck, J., Au, S., & Katafygiotis,

L. (February, 2012). Bayesian post-processor and other enhancements of Subset Simulation for estimating failure probabilities in high dimensions. *Computers & Structures*, 92-93, 283-296. doi: <https://doi.org/10.1016/j.compstruc.2011.10.017>

Para citar este artículo utilice el siguiente formato:

Barros, J., Chiachío, M., Barreiro, J. y Consuegra, J. (julio-octubre de 2019). Calibración automatizada de modelos numéricos en base a ensayos de columnas de hormigón. *YACHANA, Revista Científica*, 8(2), 109 - 118.