

DETECCIÓN DE DAÑOS EN PUENTES DE CONCRETO REFORZADO UTILIZANDO ALGORITMOS DE RECONOCIMIENTO DE PATRONES ESTADÍSTICOS AUTOREGRESIVOS

José Luis Cuartas Ospina¹, Carlos Alberto Riveros Jerez²

¹ Ingeniero Civil, Grupo de Investigación Modesis, Escuela Ambiental, Facultad de Ingeniería, Universidad de Antioquia UdeA, Calle 67 No. 53-108, Medellín, Colombia, jolco2007@yahoo.es

² Ingeniero Civil, M.Eng., Dr.Eng., Profesor Asociado, Escuela Ambiental, Facultad de Ingeniería, Universidad de Antioquia UdeA, Calle 67 No. 53-108, Medellín, Colombia, riveros@udea.edu.co

RESUMEN

Este artículo presenta los resultados de un estudio enfocado a identificar daños en un puente de concreto reforzado utilizando mediciones de vibraciones. El método empleado para efectuar este estudio utiliza una combinación de modelos de predicción autoregresivos (AR) y autoregresivos con entradas exógenas (ARX). Registros de aceleraciones para la condición sana del puente y considerando daño estructural son considerados en este estudio. Se utiliza el camión estándar C40-95 propuesto en el Código Colombiano de Diseño Sísmico de Puentes a diferentes velocidades con el fin de excitar el puente. Finalmente, los datos de vibración obtenidos del puente son utilizados para validar los modelos de predicción de daño AR-ARX y demostrar el rendimiento de los algoritmos para detectar daño estructural.

Palabras claves: detección de daño estructural, análisis de series de tiempo, puentes de concreto reforzado, modelo de predicción AR-ARX.

Recibido: 16 de septiembre de 2013.

Aceptado: 28 de octubre de 2013.

Received: September 16th, 2013.

Accepted: October 28th, 2013.

DAMAGE DETECTION IN REINFORCED CONCRETE BRIDGES USING AUTOREGRESSIVE STATISTICAL PATTERN RECOGNITION ALGORITHMS

ABSTRACT

This article presents the results of a research aimed to identifying damage in a reinforced concrete bridge using vibration measurements. The selected method uses a combination of autoregressive prediction models (AR) and autoregressive with exogenous inputs (ARX). Acceleration records were obtained for the health condition of the bridge and considering structural damage. Bridge excitation is performed by standard truck at different speeds, using the C40-95 standard truck defined by the Colombian Code for Seismic Design of Bridges. Vibration data obtained from the bridge are used to validate the prediction models AR-ARX damage and demonstrate the performance of the algorithms to detect structural damage.

Keywords: structural damage detection, time series analysis, reinforced concrete bridges, prediction model AR-ARX.

1. INTRODUCCIÓN

Los puentes en Colombia son esenciales para el desarrollo del país, juegan un papel vital en su economía produciendo grandes beneficios cuando se encuentran en buen estado, por el contrario su deterioro incontrolado o el mal funcionamiento puede dar lugar a grandes pérdidas económicas o crear un peligro potencial para la comunidad. Actualmente el diseño de puentes en Colombia está regulado de acuerdo a los lineamientos del Código Colombiano de Diseño Sísmico de Puentes [1] Los daños en una estructura pueden ser ocasionados por cargas accidentales que sobrepasen los límites de aquellas para las cuales fueron diseñadas [2], también pueden existir daños en una estructura porque su vida útil ha sido superada cambiando sus propiedades físicas y mecánicas. Debido a esto los ingenieros e investigadores han visto la necesidad de desarrollar métodos de Monitoreo de Salud Estructural (SHM), los cuales se basan en la combinación de la captura de datos de una estructura con el análisis de la misma, la comunidad de investigación propone estos métodos como una solución más económica y confiable para la evaluación de las condiciones estructurales. Varios algoritmos han sido desarrollados por diferentes grupos de investigación y aplicados a gran variedad de estructuras para extraer la información estructural crítica de los datos de vibración medidos por medio de sensores, con el fin de desarrollar un algoritmo que sea eficiente para la detección de daños.

Según el reporte hecho por Charles Farrar [3], el proceso para la detección de daño por medio de reconocimiento de patrones estadísticos está dividido en cuatro partes:

- Evaluación operacional.
- Adquisición de datos, normalización y limpieza.
- Extracción característica y condensación de información.
- Desarrollo del modelo estadístico y discriminación característica.

Por otro lado, el estado de daño de un sistema se puede describir en 4 niveles de daño de acuerdo a Rytter [4], donde la información acerca del daño es incrementada paso a paso: Nivel I: Detección de daños; Nivel II: Localización de daños; Nivel III: Cuantificación de daños; Nivel IV: Pronóstico de la vida útil restante de la estructura.

En este artículo se analiza el comportamiento dinámico de un puente de concreto reforzado simplemente apoyado, por medio del desarrollo de un modelo estadístico que sea capaz de determinar los niveles de daños I y II (Detección y localización), por medio de algoritmos de reconocimiento de patrones estadísticos autoregresivos basados en técnicas de modelos de predicción de daño AR-ARX.

2. MODELO DE PREDICCIÓN DE DAÑO AR-ARX

Según el reporte hecho por Charles Farrar [3], el proceso para la detección de daño por medio de reconocimiento de patrones estadísticos está dividido en cuatro partes:

2.1. Evaluación operacional

Intenta responder a cuatro preguntas relativas a la implementación del modelo de predicción de daño.

- a) ¿Cuáles son las justificaciones para la realización de SHM?
- b) ¿Cómo se define el daño para el sistema que está siendo investigado y para múltiples escenarios de daños, cuáles son los casos de mayor preocupación?
- c) ¿Cuáles son las condiciones, tanto operativas y medioambientales, en las cuales funciona el sistema monitoreado?
- d) ¿Cuáles son las limitaciones en la adquisición de datos en el entorno operacional?

En la evaluación operacional se comienza a fijar las limitaciones de lo que será monitoreado y como se llevará a cabo el proceso de monitoreo. Esta evaluación comienza a adaptar el proceso de identificación de daños a las características que son únicas del sistema que será monitoreado y trata de tomar ventaja de estas en la detección del daño.

2.2. Adquisición de datos, normalización y limpieza

Implica la selección de los métodos de excitación, los tipos de sensores, el número y la ubicación, la adquisición de datos, el almacenamiento y el hardware de transmisión. Las consideraciones económicas y el intervalo en que los datos deben ser recolectados juegan un papel muy importante en la toma de decisiones. Como los datos pueden ser medidos bajo diversas condiciones, la habilidad para normalizar los datos es muy importante para el

proceso de identificación de daños. La normalización de datos es el proceso de separación de los cambios en la lectura del sensor causados por daño y los cambios causados por variabilidad operacional y ambiental. Las fuentes de variabilidad en los procesos de adquisición de datos necesitan ser identificados y minimizados en lo posible, no todas las fuentes de variabilidad pueden ser eliminadas por lo tanto es necesario hacer las medidas apropiadas de tal manera que estas fuentes puedan ser cuantificadas estadísticamente. La limpieza de datos es el proceso de escoger de manera selectiva los datos a transmitir o rechazar desde el proceso de selección característica. El proceso de limpieza de datos se basa generalmente en los conocimientos adquiridos por el personal involucrado con la adquisición de datos. Técnicas de procesamiento de señales, tales como filtrado y remuestreo se pueden utilizar como procedimiento de limpieza de datos. También se debe señalar que la adquisición de datos, normalización y limpieza de datos de un proceso de monitoreo de salud estructural, no debe ser estático.

2.3. Extracción característica y condensación de información

El área del proceso de monitoreo de salud estructural que recibe la mayor atención en la literatura es la identificación de las características de datos que permiten distinguir entre la estructura sin daño y la estructura con daño. Uno de los métodos más comunes para la extracción de características se basa en la correlación en las cantidades medidas de respuestas del sistema, como la amplitud de vibración o la frecuencia, con las observaciones en el sistema degradante. Otro método de extracción de características para la identificación de daño es aplicar defectos en el sistema similares a los previstos en condiciones reales de funcionamiento y desarrollar una comprensión inicial de los parámetros que son sensibles a los daños esperados. El uso de herramientas analíticas se utiliza para realizar experimentos numéricos donde los daños son introducidos en la simulación del modelo de la estructura. En estos modelos, se realizan pruebas de acumulación de daño en importantes componentes estructurales del sistema en estudio, sometidos a condiciones de carga realistas para identificar sus características derivadas del análisis de series de tiempo. Además, es necesaria la condensación de datos porque son adquiridos

durante un extenso período de tiempo y en un entorno operativo.

2.4. Desarrollo del modelo estadístico y discriminación característica

El desarrollo de un modelo estadístico se refiere a la implementación de un algoritmo que opere sobre las características extraídas para cuantificar el estado de daño de la estructura. El estado de daño de un sistema se puede describir en 4 niveles de daño de acuerdo a Rytter [4], donde la información acerca del daño es incrementada paso a paso: Nivel I: Detección de daños; Nivel II: Localización de daños; Nivel III: Cuantificación de daños; Nivel IV: Pronóstico de la vida útil restante de la estructura.

Nivel I: Proporciona información de que el daño está presente en la estructura, en muchas aplicaciones prácticas esto es suficiente.

Nivel II: Aumenta el conocimiento mediante la determinación de la ubicación de sitios con daño, la mayoría de los métodos que determinan el nivel II utilizan un modelo estructural para descubrir el daño.

Nivel III: Proporciona información sobre el tamaño de los daños, un modelo desarrollado para este nivel debe ser capaz de describir el efecto del daño en el comportamiento dinámico por medio de parámetros como la longitud de la grieta, la disminución de la rigidez, etc.

Nivel IV: El pronóstico de la vida útil restante de la estructura es el nivel más alto y sofisticado, en este se requiere de un modelo capaz de describir la evolución del daño o el crecimiento de las grietas.

Varios métodos de detección de daños usualmente requieren gran cantidad de datos y un número considerable de sensores localizados estratégicamente, requisitos que en ocasiones son imposibles de reunir en campo, por lo tanto, la comunidad de investigación ha ido explorando recientemente técnicas de reconocimiento de patrones estadísticos (SPR) con la esperanza de encontrar un algoritmo más eficiente para la detección de daño cuando datos de vibración son medidos en ubicaciones limitadas [5]. La detección de daño estructural usando vibraciones se fundamenta en el hecho que pueden usarse mediciones de cambios en las propiedades de vibración de una estructura para determinar la

ocurrencia de daño estructural. Los algoritmos SPR utilizan características basadas en modelos AR-ARX (Autoregresivos, Autoregresivos con entradas exógenas). Un modelo de predicción AR-ARX, descrito por Sohn, H.[6], es basado en análisis de señales de datos de vibración, la derivación matemática comienza por estandarizar las señales de tiempo como muestra la ecuación (1).

$$x(t) = \frac{x_i(t) - \mu_{x_i}}{\sigma_{x_i}} \quad (1)$$

Donde $x(t)$ es la señal estandarizada de la señal inicial $x_i(t)$ en el paso del tiempo t , μ_{x_i} y σ_{x_i} son la media y la desviación estándar de $x_i(t)$, respectivamente. El siguiente paso consiste en la construcción de modelos AR(p) para cada sensor, una de las características de identificación de daño que se propone en este artículo involucra el uso de los coeficientes de los modelos AR(p), por lo tanto, un eficiente algoritmo de mínimos cuadrados para la estimación de parámetros AR(p) es utilizado en conjunto con el modelo AR-ARX. El algoritmo ARfit propuesto por Neumaier y Schneider [7], es utilizado para calcular paso a paso el orden del modelo, P_{opt} , que optimiza el criterio de selección del orden utilizando una factorización QR de una matriz de datos para evaluar de una secuencia de ordenes sucesivos, el orden del modelo y calcular los parámetros del modelo AR(P_{opt}), el modelo AR(P_{opt}) puede ser representado como se muestra en la ecuación (2).

$$x(t) = \sum_{j=1}^{P_{opt}} \phi_{xj} x(t-j) + e_x(t) \quad (2)$$

Donde $x(t)$ es la señal autoregresiva del tiempo discreto, $e_x(t)$ es el error residual el cual es calculado sustrayendo los datos obtenidos del modelo AR(p) de la señal estandarizada $x(t)$, ϕ_{xj} denota los coeficientes AR(p) los cuales son utilizados para localizar los sitios dañados y P_{opt} es el orden del modelo. El error residual $e_x(t)$, es empleado en la construcción del modelo ARX, como se muestra en la ecuación (3), asumiendo que el error residual es definido por la diferencia entre las mediciones y los valores predichos

obtenidos del modelo AR, es causado principalmente por una entrada externa desconocida.

$$x(t) = \sum_{i=1}^a \alpha_i x(t-i) + \sum_{j=1}^b \beta_j e_x(t-j) + \varepsilon_x(t) \quad (3)$$

Donde $\varepsilon_x(t)$ es el error residual después de restar el modelo ARX(a,b) de la señal estandarizada $x(t)$. Resultados similares son obtenidos para diferentes valores de a y b , siempre y cuando la suma de a y b sea menor que P_{opt} . Los errores residuales del estado sano son definidos como $\varepsilon_x(t)$ y los errores residuales después del daño estructural son definidos como $\varepsilon_y(t)$. Utilizando la desviación estándar de $\varepsilon_x(t)$ y $\varepsilon_y(t)$, la relación $\sigma(\varepsilon_y)/\sigma(\varepsilon_x)$, es definida como la primera característica de sensibilidad de daño. Un valor de umbral para esta relación puede ser calculado utilizando los datos de vibración medidos obtenidos de diferentes condiciones operacionales. Por lo tanto, un valor de esta relación mayor al valor del umbral calculado indica la ocurrencia de daño.

Para la localización del daño se utiliza la segunda característica de sensibilidad representada por la ecuación (4).

$$D = \sigma \left(\left(\phi_{xj}^d - \bar{\phi}_{xj}^h \right)^T S^{-1} \left(\phi_{xj}^d - \bar{\phi}_{xj}^h \right) \right) \quad (4)$$

Donde D es la distancia Mahalanobis al cuadrado, ϕ_{xj}^d son los coeficientes de los AR(p) para el estado con daño y $\bar{\phi}_{xj}^h$ los valores medios para el estado sin daño y S es la matriz de covarianza de los coeficientes ϕ_{xj}^h . La distancia Mahalanobis se define a partir de datos estadísticos de desviación, una población normal de Gauss en p-variantes suele ser descrita por una distribución de frecuencias de dimensión p, como muestra la ecuación (5).

$$f(x, \mu, S) = \frac{1}{(2\pi)^{p/2} S^{1/2}} \times e^{-\frac{1}{2}(x-\mu)^T S^{-1}(x-\mu)} \quad (5)$$

Donde x es el vector aleatorio de Gauss de dimensión p , μ es la media y S la matriz de covarianza. La desviación estándar de la distancia

Mahalanobis entre coeficientes de los estados sin daño y dañados son utilizados para localizar sitios con daño estructural.

3. MATERIALES Y MÉTODO

El puente Dogna se encuentra ubicado sobre el río Fella y conecta las dos villas Crivera y Valdogna en la Friuli Venezia Giulia, una región localizada en el Nordeste de Italia. El puente tiene cuatro tramos, cada tramo tiene una longitud de 16 m. y 4 m. de ancho aproximadamente sin tener en cuenta los andenes laterales, compuesto por una losa y tres vigas de concreto reforzado. La losa del puente tiene un espesor de 0.18 m. soportada por tres vigas longitudinales de sección transversal rectangular de 0.35 m x 1.2 m hechas en concreto reforzado, ver Fig. 1. Las vigas están simplemente apoyadas en los extremos en delgadas láminas metálicas y están conectadas a los soportes, hay vigas diafragma cada 4 m con sección transversal de 0.3 m x 0.7 m en concreto reforzado, cada apoyo es un muro de concreto reforzado y fueron construidos en el lugar sobre pilas de concreto [2].

3.1. Escenarios de daños

Ensayos dinámicos fueron hechos desde el 2 de abril hasta el 11 de abril en el 2008 en el tramo

derecho del puente. Los ensayos realizados en este tramo fueron hechos independientemente del tramo adyacente removiendo la articulación de la cubierta correspondiente al apoyo. Además, la carpeta asfáltica de aproximadamente 0,1 m. de espesor también fue retirada. Ensayos forzados armónicamente fueron realizados al puente en su estado actual y en siete configuraciones de daño D1-D7, ver Fig. 2. Los primeros seis estados de daño son obtenidos por el corte de una viga aguas abajo, la secuencia de ranuras las realizaron con una sierra hidráulica equipada con un disco de diamante. El séptimo nivel de daño se obtiene eliminando el concreto en la mitad del tramo de la sección transversal de la misma viga por medio de un martillo neumático.

Un vibrador eléctrico fue montado en la estructura en dirección vertical a un cuarto de la longitud de la viga agas arriba, diecisiete acelerómetros piezoeléctricos con eje vertical y uno con eje horizontal fueron utilizados simultáneamente para determinar la respuesta de excitación de la estructura, ver figura 3. Los ensayos dinámicos se llevaron a cabo bajo similares condiciones ambientales y climáticas, por lo que la influencia de la temperatura y la humedad no son considerados [8].

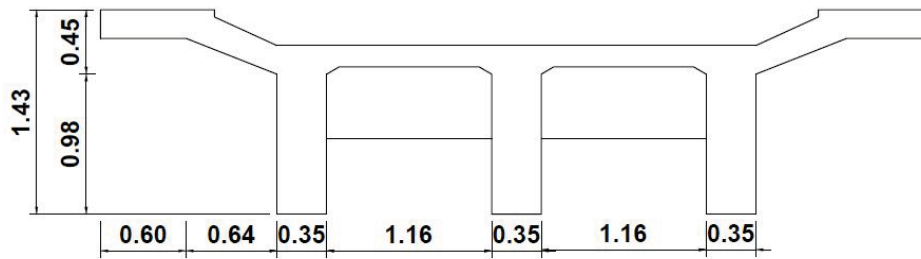


Figura 1. Sección transversal del puente

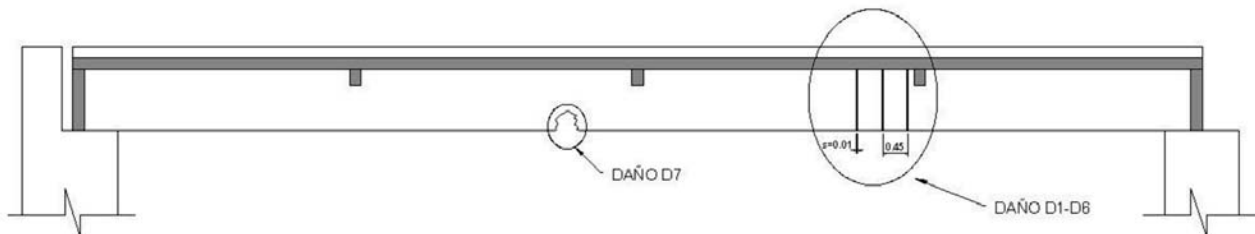


Figura 2. Configuraciones de daños D1-D7. Longitudes en metros.

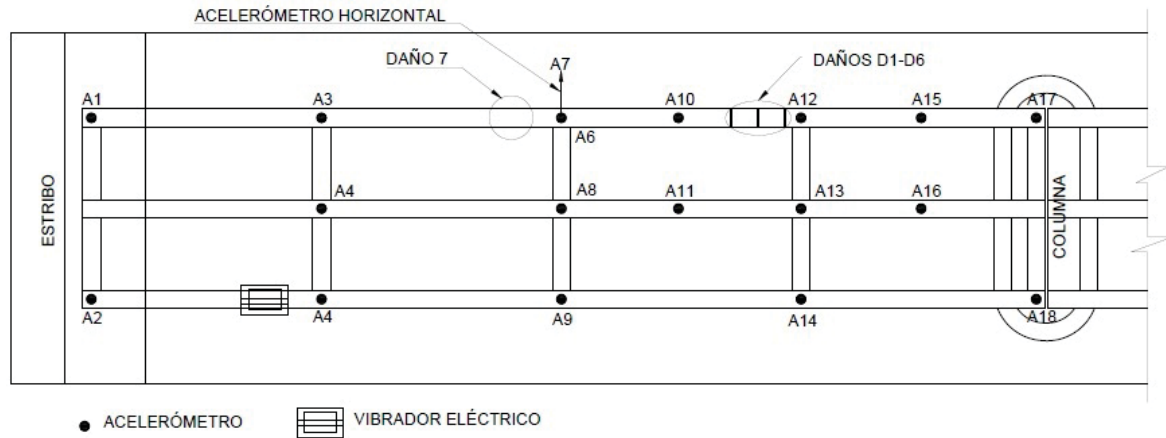


Figura 3. Vista en planta con ubicación de la instrumentación.

3.2. Modelo de elementos finitos

En la modelación geométrica se utiliza el modulo "Bridge" del programa SAP2000 V.14.1.0 [9]; luego de tener definida toda la geometría del modelo se procede a excitar el puente con un camión estándar a diferentes velocidades y circulando a diferentes tiempos, actualmente los puentes nuevos y existentes en Colombia se diseñan y se revisan empleando el camión estándar C40-95 del Código Colombiano de Diseño Sísmico de Puentes [1]. Para obtener los registros de aceleraciones absolutas generados por el camión estándar se crea un caso de carga, en este caso de carga se utiliza la función Time History para realizar el análisis paso a paso de la respuesta dinámica de la estructura, donde el tamaño de cada paso es de 0,02 segundos y el registro de aceleraciones se realiza durante 90 segundos. Para las configuraciones de los siete daños en el modelo de elementos finitos se procede a eliminar el área correspondiente para cada grieta, como se presenta en la Fig. 4.

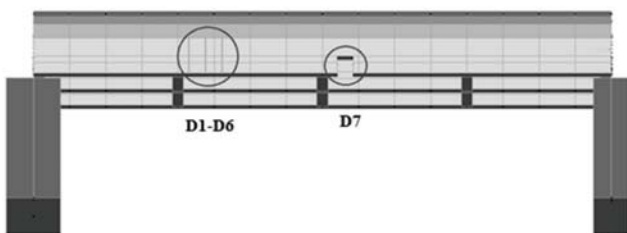


Figura 4. Configuraciones de daños

4. RESULTADOS Y ANÁLISIS

Todos los registros de aceleraciones absolutas son estandarizados de acuerdo a la ecuación (1), luego, el modelo de predicción AR-ARX es implementado para todas las señales obtenidas de la modelación para los 18 sensores mostrados en la Fig. 3. La primera característica de sensibilidad de daño, $\sigma(\epsilon_y)/\sigma(\epsilon_x)$, es utilizada para identificar la ocurrencia de daño (nivel 1). Para definir el umbral de daño se realizaron varias excitaciones a la estructura sin daño con el camión estándar C40-95 a diferentes velocidades, luego el modelo de predicción AR-ARX es utilizado para calcular la primera característica de sensibilidad de daño entre las diferentes señales obtenidas de cada excitación, el mayor valor calculado fue 1.2, un valor mayor a este indica la ocurrencia de daño. El resultado de la primera característica de sensibilidad de daño se presenta en la tabla 1.

En la Tabla 1, el sensor 10 muestra grandes desviaciones en el cálculo de la primera característica de sensibilidad de daño para todos los escenarios de daños. El sensor 6 es sensible a los escenarios de daños 5, 6 y 7, mostrando grandes desviaciones. También puede observarse en la Tabla 1 que a partir del daño 4 las desviaciones para los sensores más cercanos al lugar donde se generan los daños, presentan desviaciones considerables, que aunque menores a la de los sensores 6 y 10, pueden indicar que en estos puntos también puede estarse presentando daño estructural; los sensores ubicados en los extremos no presentan desviaciones considerables en ninguno de los escenarios de daños.

Tabla 1. Resultados de la primera característica de sensibilidad de daño.

| | D1 | D2 | D3 | D4 | D5 | D6 | D7 |
|----|------|------|------|------|------|------|------|
| 1 | 0,85 | 1,21 | 1,19 | 0,99 | 0,97 | 0,82 | 0,93 |
| 2 | 1,02 | 1,03 | 1,09 | 0,98 | 1,12 | 0,80 | 0,98 |
| 3 | 1,28 | 1,80 | 1,64 | 1,92 | 2,02 | 1,65 | 2,13 |
| 4 | 1,17 | 1,77 | 1,61 | 1,89 | 2,03 | 1,49 | 1,91 |
| 5 | 1,23 | 1,46 | 1,41 | 1,86 | 2,00 | 1,80 | 1,97 |
| 6 | 1,32 | 1,55 | 1,48 | 2,06 | 2,46 | 2,28 | 2,30 |
| 7 | 1,21 | 1,02 | 1,14 | 2,04 | 1,77 | 1,24 | 1,73 |
| 8 | 1,34 | 1,69 | 1,40 | 1,90 | 2,03 | 1,85 | 2,02 |
| 9 | 1,27 | 1,49 | 1,58 | 2,19 | 2,26 | 2,30 | 2,33 |
| 10 | 1,55 | 2,08 | 1,95 | 2,30 | 2,38 | 2,71 | 2,60 |
| 11 | 1,37 | 1,67 | 1,44 | 1,83 | 1,84 | 2,02 | 2,07 |
| 12 | 1,34 | 1,75 | 1,72 | 2,11 | 2,21 | 2,17 | 2,17 |
| 13 | 1,28 | 1,65 | 1,45 | 2,07 | 2,09 | 1,89 | 2,19 |
| 14 | 1,30 | 1,71 | 1,74 | 1,90 | 2,21 | 1,76 | 2,13 |
| 15 | 1,31 | 1,31 | 1,32 | 1,63 | 1,60 | 1,54 | 1,45 |
| 16 | 1,12 | 1,13 | 1,07 | 1,31 | 1,23 | 1,21 | 1,17 |
| 17 | 1,21 | 1,44 | 1,42 | 1,18 | 1,80 | 1,05 | 1,23 |
| 18 | 1,07 | 1,29 | 1,24 | 1,16 | 1,36 | 0,95 | 1,05 |

Tabla 2. Resultados de la segunda característica de sensibilidad de daño.

| | D1 | D2 | D3 | D4 | D5 | D6 | D7 |
|----|------|------|------|------|------|------|-------|
| 1 | 1,01 | 2,33 | 2,20 | 1,45 | 1,39 | 0,97 | 1,21 |
| 2 | 1,57 | 1,56 | 1,80 | 1,44 | 1,99 | 0,93 | 1,42 |
| 3 | 2,43 | 5,10 | 4,23 | 5,62 | 6,52 | 4,23 | 7,42 |
| 4 | 2,08 | 4,85 | 4,08 | 5,45 | 7,31 | 3,35 | 5,60 |
| 5 | 2,35 | 3,58 | 3,38 | 5,79 | 7,27 | 5,49 | 6,00 |
| 6 | 2,85 | 4,04 | 3,72 | 7,79 | 10,5 | 8,62 | 8,85 |
| 7 | 2,36 | 1,76 | 2,27 | 6,83 | 5,02 | 2,55 | 4,64 |
| 8 | 2,68 | 4,92 | 3,38 | 6,10 | 7,12 | 5,02 | 6,56 |
| 9 | 2,43 | 3,88 | 4,34 | 8,60 | 9,20 | 9,38 | 9,38 |
| 10 | 4,10 | 6,85 | 6,26 | 9,81 | 9,08 | 13,1 | 12,09 |
| 11 | 3,29 | 4,90 | 3,60 | 6,56 | 5,51 | 8,34 | 8,33 |
| 12 | 2,76 | 4,72 | 4,53 | 8,65 | 7,71 | 7,88 | 7,96 |
| 13 | 2,43 | 4,45 | 3,36 | 7,56 | 7,51 | 5,97 | 8,50 |
| 14 | 2,54 | 4,78 | 5,02 | 6,01 | 7,92 | 5,11 | 7,88 |
| 15 | 3,33 | 3,29 | 3,45 | 5,42 | 5,02 | 5,33 | 4,08 |
| 16 | 2,46 | 2,56 | 2,25 | 3,68 | 3,06 | 3,51 | 2,79 |
| 17 | 2,35 | 3,31 | 3,23 | 2,29 | 5,35 | 1,76 | 2,30 |
| 18 | 1,75 | 2,59 | 1,24 | 1,95 | 2,84 | 1,38 | 1,68 |

El segundo paso en el modelo de predicción AR-ARX es el cálculo de la segunda característica de sensibilidad de daño, D, de acuerdo a la ecuación (4), el cual está relacionado con la ubicación del daño estructural (nivel 2). Para el cálculo de la distancia Mahalanobis, D, fue seleccionado un modelo ARX(10,10) para todos los escenarios de daños, en la Tabla 2 se presenta los resultados de la segunda característica de sensibilidad de daño para los 7 escenarios de daños generados en el puente.

En la Tabla 2 se puede observar que el daño estructural es localizado para seis escenarios de daños, solo en el escenario de daño 5, el valor máximo de la segunda característica de

sensibilidad de daño del sensor 6 presenta una pequeña desviación con el valor máximo obtenido para el sensor 10, esto puede presentarse por que el sensor 6 está muy cerca al lugar donde se generan los daños, además de acuerdo a los resultados obtenidos para los sensores cercanos como se había mencionado anteriormente, la losa del puente está presentando daño estructural en la zona cercana a la viga donde se configuraron los daños.

Los resultados numéricos presentados en las Tablas 1 y 2 muestran que el daño estructural fue identificado y localizado utilizando el modelo de predicción de daño AR-ARX propuesto.

5. CONCLUSIONES

Este artículo presentó un método de detección de daño basado en vibraciones en el contexto de reconocimiento de patrones estadísticos, aplicado a un modelo de un puente de concreto reforzado simplemente apoyado, obteniendo la respuesta dinámica de la estructura bajo diferentes condiciones estructurales. El modelo del puente fue validado en la condición sana y en 7 escenarios de daños.

El programa SAP2000 [9] fue utilizado para desarrollar el modelo de elementos finitos del puente, demostrando ser un modelo óptimo para este tipo de análisis, pero sería una buena práctica desarrollar un modelo en el cual no se desprece el efecto aportado por el acero en el puente y comparar los resultados para saber si al no tener en cuenta las contribuciones del acero se pierde precisión en el análisis.

Se podría decir que la excitación del puente por medio de cargas vehiculares, es una buena manera de realizar ensayos dinámicos en el modelo del puente, dichos ensayos es recomendable realizarlos a velocidades menores a 60 km/h y en condiciones similares para todas la pruebas, además para ensayos experimentales se debe realizar una normalización de las señales para separar los cambios en la lectura del sensor causados por daños y los cambios causados por condiciones operacionales y ambientales.

Los registros de aceleraciones absolutas muestran que las características de las vibraciones del sistema van variando a medida que sufre daño en alguno de sus elementos estructurales, aumentando la amplitud de la aceleración debido a la disminución de rigidez de la estructura; además las vibraciones de la estructura se estabilizan más rápidamente en estado sano que cuando hay presencia de daño y las vibraciones libres de la estructura en estado sin daño mueren más rápidamente que las vibraciones libres en estado con daño.

El modelo de predicción autoregresivo (AR) y autoregresivo con entradas exógenas (ARX), demostró ser eficiente para identificar y localizar daños estructurales, 6 de los 7 escenarios de daños fueron identificados y localizados correctamente, además los resultados obtenidos para todos los sensores cercanos a los escenarios

de daño muestran grandes desviaciones, lo que indica la presencia de daño estructural en varios puntos de la losa, siendo el sensor 10 donde la mayor variación relacionada con la presencia de daño estructural.

De acuerdo a los resultados obtenidos se puede concluir que en un sistema de puente viga-losa como el presentado en este informe, las vigas longitudinales tienen gran influencia sobre el comportamiento dinámico de la losa, causando grandes variaciones en la respuesta dinámica de la losa cuando hay presencia de daños en las vigas.

Los resultados obtenidos con los registros de aceleraciones del sensor 7 (ubicación en el eje horizontal), muestra que no proporcionan mayor información para este tipo de análisis, lo que indica que los cambios en las características de vibración del puente se presentan principalmente en dirección vertical.

De acuerdo a los resultados esta metodología se podría seguir utilizando en futuras investigaciones, para lograr avanzar en técnicas que permitan desarrollar sistemas de monitoreo de salud estructural confiables para ser utilizados en estructuras reales.

6. AGRADECIMIENTOS

Los resultados presentados en este artículo hacen parte del proyecto PI10-1-07 financiado por la Facultad de Ingeniería de la Universidad de Antioquia.

7. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Instituto Nacional de Vías, Código Colombiano de Diseño Sísmico de Puentes, Asociación Colombiana de Ingeniería Sísmica, Bogotá. 1995.
- [2] Dilena M., y Morassi A., Dynamic Testing of a Damaged Bridge. Mechanical Systems and Signal Processing, 25, 1485-1507, 2011.
- [3] Farrar C.R., y Worden K., An Introduction to Structural Health Monitoring. Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 365, 303-315, 2007.

[4] Rytter A., Vibration Based Inspection of Civil Engineering Structures [PhD Thesis], Aalborg University, Denmark, 1993.

[5] Riveros C.A, Utsunomiya T., Maeda K., y Itoh K., Damage Detection in Flexible Risers Using Statistical Pattern Recognition Techniques, International Journal of Offshore and Polar Engineering, 18(1), 35-42, 2008.

[6] Sohn H., Farrar C.R., Hunter N.F., y Worden K., Structural Health Monitoring using Statistical Pattern Recognition Techniques, Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 123, 706, 2001.

[7] Neumaier A., y Schneider T., Estimation of Parameters and Eigenmodes of Multivariate Autoregressive Models. ACM Transactions on Mathematical Software, 27, 27-57, 2001.

[8] Dilena M., Morassi A., y Perin M., Dynamic Identification of a Reinforced Concrete Damaged Bridge, Mechanical Systems and Signal Processing, 25, 2990-3009, 2011.

[9] Computer and Structures, Inc., SAP2000 Analysis Reference: Versión 14.1.0, Berkeley, CA., 2010.