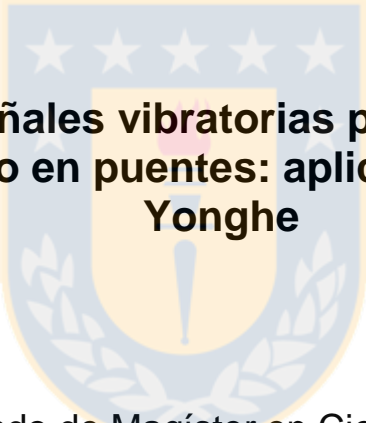




Universidad de Concepción
Dirección de Postgrado
Facultad de Ingeniería - Programa de Magíster en Ciencias de la Ingeniería con
mención en Ingeniería Civil



**Análisis de señales vibratorias para la detección y
localización de daño en puentes: aplicación al puente Tianjin
Yonghe**

Tesis para optar al grado de Magíster en Ciencias de la Ingeniería Civil

Alejandro Andrés Torres Godoy
CONCEPCIÓN-CHILE
2016

Profesor Guía: Fernando Cerda Carrizo
Dpto. de Ingeniería Civil, Facultad de Ingeniería
Universidad de Concepción

RESUMEN

En los últimos años, ha habido un creciente interés por contar con Sistemas de Monitoreo de la salud Estructural en estructuras civiles y realizar un seguimiento en tiempo real de parámetros que permitan estimar el estado de salud de la estructura. Estos sistemas constan de sensores instalados en las estructuras y de software que interpreta la información entregada por estos durante su operación. En el caso de puentes, los sensores recolectan datos durante su operación de manera ininterrumpida. Interesa discriminar cuáles son los datos que contengan mayor información sobre la condición estructural del puente y guardar los más relevantes.

En esta investigación se proponen y comparan distintas técnicas para la segmentación de las señales unidimensionales. Se realizan los análisis sobre datos de aceleración medidos en el caso de estudio de un puente real que sufrió daño progresivo durante el período de recolección de datos. Se evalúan las distintas técnicas en base a su capacidad de detección de daño.

Para detectar daño a partir de los datos recolectados por una red de sensores, se deben extraer características que sean sensibles a cambios en el sistema y que puedan reflejar cambios en el estado de salud estructural del puente. Este trabajo utiliza como características significativas sensibles al daño, los coeficientes de un modelo autorregresivo ajustado a tramos segmentados de señal y los parámetros dinámicos del puente (frecuencias y formas modales) obtenidos mediante el procesamiento de las vibraciones ambientales de este. Se analizan las variaciones de estas características en el tiempo y luego se comparan estas variaciones con información proveniente de reportes reales de daño del puente analizado.

Las técnicas propuestas para la segmentación de la señal permitieron aplicar sobre un puente real, técnicas de detección y localización de daño basadas en modelos autorregresivos. Los parámetros autorregresivos son buenos indicadores de la presencia de daño para el puente analizado, pero no sirven para localizarlo. El análisis de cambios en las frecuencias fundamentales permitió identificar la fecha donde se ocasionaron daños graves en el puente. Luego, con el análisis de las formas modales, se logró generar indicadores de localización del daño sobre el tablero del puente que permitieron localizarlo. Sin embargo, para la tipología del mismo, se requieren otras técnicas.



Este trabajo está dedicado a mi familia (mi madre, Manuelito y Susan), amigos (ustedes saben) y personas especiales en mi vida (sobre todo tú mi amor).

AGRADECIMIENTOS

Un sincero agradecimiento a mi profesor patrocinante Fernando Cerda Carrizo por su constante consejo, apoyo y aliento en el desarrollo de esta investigación.

Agradezco a *Los Alamos LANL/UCSD Engineering Institute* por hacer disponible el *SHMTools*. También agradezco al *Harbin Institute of Technology* y a W. Zhou por facilitar los registros e información detallada sobre el *SHM Benchmark problem* utilizado en esta investigación.



ÍNDICE DE CONTENIDOS

| | |
|--|----|
| CAPÍTULO 1 : INTRODUCCIÓN..... | 1 |
| 1.1 Motivación..... | 1 |
| 1.2 Objetivos..... | 2 |
| 1.3 Hipótesis de trabajo | 2 |
| 1.4 Metodología de trabajo | 3 |
| 1.5 Principales resultados y conclusiones..... | 4 |
| 1.6 Organización de la tesis..... | 5 |
| CAPÍTULO 2 : MONITOREO DE INFRAESTRUCTURA..... | 6 |
| 2.1 Introducción..... | 6 |
| 2.2 Definiciones..... | 7 |
| 2.3 Axiomas del Monitoreo de la Salud Estructural..... | 9 |
| 2.4 Motivación para el monitoreo de puentes de grandes luces | 10 |
| 2.5 Conclusiones..... | 13 |
| CAPÍTULO 3 : CASO DE ESTUDIO | 15 |
| 3.1 Introducción..... | 15 |
| 3.2 Puente Tianjin Yonghe | 16 |
| 3.3 Conclusiones..... | 19 |
| CAPÍTULO 4 : MODELOS BASADOS EN SERIES DE TIEMPO | 21 |
| 4.1 Introducción..... | 21 |
| 4.2 Monitoreo de la salud estructural con modelos basados en series de tiempo..... | 21 |
| 4.3 Conclusiones..... | 22 |
| CAPÍTULO 5 : NORMALIZACIÓN DE LOS DATOS | 23 |
| 5.1 Introducción..... | 23 |
| 5.2 Distancia al Cuadrado de Mahalanobis | 24 |

| | |
|--|----|
| 5.3 Conclusiones..... | 25 |
| CAPÍTULO 6 : IDENTIFICACIÓN DE PARÁMETROS MODALES..... | 26 |
| 6.1 Introducción..... | 26 |
| 6.2 Descomposición en el dominio de la frecuencia | 27 |
| 6.3 Conclusiones..... | 28 |
| CAPÍTULO 7 : DETECCIÓN Y LOCALIZACIÓN DE DAÑO CON FORMAS MODALES .. | 29 |
| 7.1 Introducción..... | 29 |
| 7.2 Detección y localización de daño mediante cambio en las curvaturas modales | 30 |
| 7.3 Detección y localización de daño mediante cambio en la flexibilidad..... | 31 |
| 7.4 Detección y localización de daño mediante energía de deformación modal..... | 33 |
| 7.5 Detección y localización de daño mediante método del índice de daño modificado | 36 |
| 7.6 Detección y localización de daño mediante método híbrido | 37 |
| 7.7 Conclusiones..... | 38 |
| CAPÍTULO 8 : ALGORITMO DE DETECCIÓN DE DAÑO | 39 |
| 8.1 Introducción..... | 39 |
| 8.2 Metodología..... | 39 |
| 8.3 Resultados..... | 60 |
| 8.4 Conclusiones..... | 81 |
| CAPÍTULO 9 CONCLUSIONES | 82 |
| CAPÍTULO 10 REFERENCIAS | 87 |

ÍNDICE DE TABLAS

| | |
|---|----|
| Tabla 8.1 Matriz de flexibilidad sensores aguas abajo el 1 de enero del 2008. | 57 |
| Tabla 8.2 Matriz de flexibilidad sensores aguas arriba el 1 de enero del 2008..... | 57 |
| Tabla 8.3 Puntuación resultados algoritmo de detección de daño basado en parámetros AR utilizando técnica de segmentación SCPA con distintos valores de N y t. | 64 |
| Tabla 8.4 Puntuación resultados algoritmo de detección de daño basado en parámetros AR utilizando técnica de segmentación SDPA con distintos valores de N y t. | 64 |
| Tabla 8.5 Puntuación resultados algoritmo de detección de daño basado en parámetros AR utilizando técnica de segmentación SMAXE con distintos valores de N y t. | 64 |
| Tabla 8.6 Puntuación resultados algoritmo de detección de daño basado en parámetros AR utilizando técnica de segmentación SMINE con distintos valores de N y t. | 65 |
| Tabla 8.7 Comparación frecuencias del puente Tianjin Yonghe el 17 de enero del 2008. | 71 |
| Tabla 8.8 Comparación frecuencias del puente Tianjin Yonghe el 31 de julio del 2008..... | 71 |
| Tabla 8.9 Variación de frecuencias fundamentales para los tres primeros modos..... | 74 |

ÍNDICE DE FIGURAS

| | |
|---|----|
| Figura 2.1 Catastro del estado de los puentes en Estados Unidos..... | 11 |
| Figura 2.2 SMSE en la práctica modificado..... | 12 |
| Figura 3.1 Localización de los acelerómetros, anemómetro y sensor de temperatura en el puente Tianjin Yonghe. | 17 |
| Figura 3.2 Vista general del puente de estudio Tianjin Yonghe, China. | 17 |
| Figura 3.3 Situación de daño 1 detectada en el Tianjin Yonghe en agosto de 2008. | 18 |
| Figura 3.4 Situación de daño 2 detectada en el Tianjin Yonghe en agosto de 2008. | 19 |

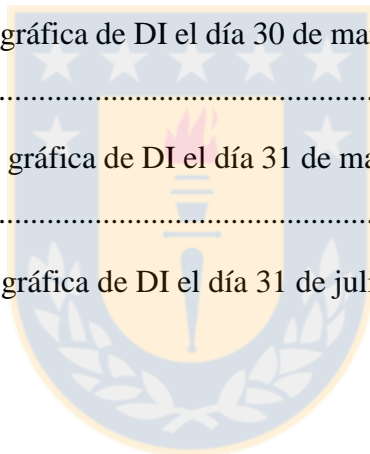
| | |
|---|----|
| Figura 8.1 Aplicación de la SCPA en el registro de aceleraciones del sensor 8 el día primero de enero del 2008..... | 42 |
| Figura 8.2 Aplicación de la SDPA en el registro de aceleraciones del sensor 8 el día primero de enero del 2008..... | 43 |
| Figura 8.3 Aplicación de la SMAXE, en el registro de aceleraciones del sensor 8 el día primero de enero del 2008..... | 43 |
| Figura 8.4 Aplicación de la SMINE en el registro de aceleraciones del sensor 8 el día primero de enero del 2008..... | 44 |
| Figura 8.5 Parámetros AR de las 72 series de entrenamiento para el sensor 5 utilizando SCPA. | 45 |
| Figura 8.6 Envoltentes Parámetros AR de entrenamiento (gris, encima) y para el día 31 de julio del 2008 (negro, fondo) en el sensor 5 utilizando SCPA..... | 46 |
| Figura 8.7 DI al aplicar MSD en las 72 series de datos del sensor 5 el día 31 de julio del 2008 utilizando SCPA..... | 47 |
| Figura 8.8 DI finales para los sensores el día 31 de julio del 2008 utilizando SCPA..... | 48 |
| Figura 8.9 Esquema resumen de metodología propuesta para detección y localización de daño en estructuras a través del uso de Criterios de Segmentación de la señal, parámetros AR y MSD. | 48 |
| Figura 8.10 Valores singulares obtenidos de una serie de datos del día 31 de julio del 2008. | 50 |
| Figura 8.11 Formas modales y frecuencias fundamentales para las 72 series de datos del día 31 de julio del 2008 al aplicar FDD a estas..... | 51 |
| Figura 8.12 Representación gráfica de los 3 primeros modos de vibrar del puente Tianjin Yonghe el día 31 de julio del 2008 al aplicar la FDD..... | 52 |
| Figura 8.13 Distribución de acelerómetros sobre tablero puente Tianjin Yonghe..... | 53 |
| Figura 8.14 Curvatura de deformación modal, modo 1 obtenido a partir de aceleraciones del primero de enero del 2008..... | 54 |
| Figura 8.15 Curvatura de deformación modal, modo 2 obtenido a partir de aceleraciones del primero de enero del 2008..... | 54 |

| | |
|--|----|
| Figura 8.16 Curvatura de deformación modal modo 3 obtenido a partir de aceleraciones del primero de enero del 2008. | 55 |
| Figura 8.17 Cambios en curvatura modal 1 entre el primero de enero del 2008 (estado sin daño) y el 31 de julio del 2008 (estado desconocido, presuntamente dañado). | 56 |
| Figura 8.18 Cambios en curvatura modal 2 entre el primero de enero del 2008 (estado sin daño) y el 31 de julio del 2008 (estado desconocido, presuntamente dañado). | 56 |
| Figura 8.19 Cambios en curvatura modal 3 entre el primero de enero del 2008 (estado sin daño) y el 31 de julio del 2008 (estado desconocido, presuntamente dañado). | 56 |
| Figura 8.20 Indicadores de daño CIF para el siete de junio del 2008. | 58 |
| Figura 8.21 Indicadores de daño MDI para el siete de junio del 2008. | 58 |
| Figura 8.22 Indicadores de daño HMC para el siete de junio del 2008. | 59 |
| Figura 8.23 Resultados de detección de daño del puente en el tiempo a través de parámetros AR y MSD para cuatro técnicas de segmentación. | 65 |
| Figura 8.24 Cantidad de energía normalizada contenida en la señal de aceleraciones para distintas fechas. | 68 |
| Figura 8.25 Representación gráfica de DI el día 17 de enero del 2008 utilizando SDPA. | 69 |
| Figura 8.26 Representación gráfica de DI el día 30 de marzo del 2008 utilizando SDPA. | 69 |
| Figura 8.27 Representación gráfica de DI el día 31 de mayo del 2008 utilizando SDPA. | 70 |
| Figura 8.28 Representación gráfica de DI el día 31 de julio del 2008 utilizando SDPA. | 70 |
| Figura 8.29 PSD de aceleraciones de los sensores 2, 4, 6 y 8 el día 17 de enero del 2008. | 71 |
| Figura 8.30 Frecuencias fundamentales de modo 1 del puente Tianjin Yonghe entre las fechas primero de enero y ocho de agosto del 2008. | 72 |
| Figura 8.31 Frecuencias fundamentales de modo 2 del puente Tianjin Yonghe entre las fechas primero de enero y ocho de agosto del 2008. | 73 |
| Figura 8.32 Frecuencias fundamentales de modo 3 del puente Tianjin Yonghe entre las fechas primero de enero y ocho de agosto del 2008. | 73 |

| | |
|---|-----|
| Figura 8.33 Resultados indicadores CMC para las tres primeras formas modales el 31 de julio del 2008. Sensores aguas abajo. | 75 |
| Figura 8.34 Resultados indicadores CMC para las tres primeras formas modales el 31 de julio del 2008. Sensores aguas abajo. | 75 |
| Figura 8.35 Indicadores de daño CIF para el 16 de junio del 2008..... | 76 |
| Figura 8.36 Indicadores de daño CIF para el 31 de julio del 2008. | 76 |
| Figura 8.37 Representación en el espacio de indicadores de daño CIF para el 31 de julio del 2008. | 77 |
| Figura 8.38 Indicadores de daño MDI para el 16 de junio del 2008. | 78 |
| Figura 8.39 Indicadores de daño MDI para el 31 de julio del 2008. | 78 |
| Figura 8.40 Representación en el espacio de indicadores de daño MDI para el 31 de julio del 2008. | 79 |
| Figura 8.41 Indicadores de daño HMC para el 16 de junio del 2008..... | 79 |
| Figura 8.42 Indicadores de daño HMC para el 31 de julio del 2008..... | 80 |
| Figura 8.43 Representación en el espacio de indicadores de daño MDI para el 31 de julio del 2008. | 80 |
| Figura A.8. 1 Resultados de detección de daño del puente en el tiempo a través de parámetros AR y MSD para cuatro técnicas de segmentación utilizando valores de $N=2$ y $t=5s$ | 98 |
| Figura A.8. 2 Resultados de detección de daño del puente en el tiempo a través de parámetros AR y MSD para cuatro técnicas de segmentación utilizando valores de $N=2$ y $t=20s$ | 98 |
| Figura A.8. 3 Resultados de detección de daño del puente en el tiempo a través de parámetros AR y MSD para cuatro técnicas de segmentación utilizando valores de $N=2$ y $t=60s$ | 99 |
| Figura A.8. 4 Resultados de detección de daño del puente en el tiempo a través de parámetros AR y MSD para cuatro técnicas de segmentación utilizando valores de $N=3$ y $t=5s$ | 99 |
| Figura A.8. 5 Resultados de detección de daño del puente en el tiempo a través de parámetros AR y MSD para cuatro técnicas de segmentación utilizando valores de $N=3$ y $t=20s$ | 100 |

| | |
|---|-----|
| Figura A.8. 6 Resultados de detección de daño del puente en el tiempo a través de parámetros AR y MSD para cuatro técnicas de segmentación utilizando valores de $N=3$ y $t=60s$ | 100 |
| Figura A.8. 7 Resultados de detección de daño del puente en el tiempo a través de parámetros AR y MSD para cuatro técnicas de segmentación utilizando valores de $N=4$ y $t=5s$ | 101 |
| Figura A.8. 8 Resultados de detección de daño del puente en el tiempo a través de parámetros AR y MSD para cuatro técnicas de segmentación utilizando valores de $N=4$ y $t=20s$ | 101 |
| Figura A.8. 9 Resultados de detección de daño del puente en el tiempo a través de parámetros AR y MSD para cuatro técnicas de segmentación utilizando valores de $N=4$ y $t=60s$ | 102 |
| Figura A.8. 10 Resultados de detección de daño del puente en el tiempo a través de parámetros AR y MSD para cuatro técnicas de segmentación utilizando valores de $N=5$ y $t=5s$ | 102 |
| Figura A.8. 11 Resultados de detección de daño del puente en el tiempo a través de parámetros AR y MSD para cuatro técnicas de segmentación utilizando valores de $N=5$ y $t=20s$ | 103 |
| Figura A.8. 12 Resultados de detección de daño del puente en el tiempo a través de parámetros AR y MSD para cuatro técnicas de segmentación utilizando valores de $N=5$ y $t=60s$ | 103 |
| Figura A.8. 13 Resultados de detección de daño del puente en el tiempo a través de parámetros AR y MSD para cuatro técnicas de segmentación utilizando valores de $N=6$ y $t=5s$ | 104 |
| Figura A.8. 14 Resultados de detección de daño del puente en el tiempo a través de parámetros AR y MSD para cuatro técnicas de segmentación utilizando valores de $N=6$ y $t=20s$ | 104 |
| Figura A.8. 15 Resultados de detección de daño del puente en el tiempo a través de parámetros AR y MSD para cuatro técnicas de segmentación utilizando valores de $N=6$ y $t=60s$ | 105 |
| Figura A.8. 16 Representación gráfica de DI el día 17 de enero del 2008 utilizando SCPA..... | 106 |
| Figura A.8. 17 Representación gráfica de DI el día 30 de marzo del 2008 utilizando SCPA. ... | 106 |

| | |
|--|-----|
| Figura A.8. 18 Representación gráfica de DI el día 31 de mayo del 2008 utilizando SCPA..... | 107 |
| Figura A.8. 19 Representación gráfica de DI el día 31 de julio del 2008 utilizando SCPA. | 107 |
| Figura A.8. 20 Representación gráfica de DI el día 17 de enero del 2008 utilizando SMAXE. | 108 |
| Figura A.8. 21 Representación gráfica de DI el día 30 de marzo del 2008 utilizando SMAXE. | 108 |
| Figura A.8. 22 Representación gráfica de DI el día 31 de mayo del 2008 utilizando SMAXE. | 109 |
| Figura A.8. 23 Representación gráfica de DI el día 31 de julio del 2008 utilizando SMAXE. .. | 109 |
| Figura A.8. 24 Representación gráfica de DI el día 17 de enero del 2008 utilizando SMINE. .. | 110 |
| Figura A.8. 25 Representación gráfica de DI el día 30 de marzo del 2008 utilizando SMINE. | 110 |
| Figura A.8. 26 Representación gráfica de DI el día 31 de mayo del 2008 utilizando SMINE. | 111 |
| Figura A.8. 27 Representación gráfica de DI el día 31 de julio del 2008 utilizando SMINE..... | 111 |



CAPÍTULO 1: INTRODUCCIÓN

1.1 Motivación

En el mundo existe una gran cantidad de puentes de grandes luces, es decir, aquellos con luces de 100 o más metros. Estos puentes soportan las actividades económicas en general, sirviendo para el transporte de vehículos, representan el nivel de desarrollo y son íconos para la ingeniería y sociedad del país en que están emplazados. Estos puentes se consideran infraestructura crítica y deben tomarse especiales resguardos frente a la aparición de daños estructurales que puedan provocar una disminución en el confort que brindan a los usuarios o daño estructural severo que provoque un colapso inesperado.

Es por este motivo que el área de investigación y desarrollo en ingeniería civil llamada *Structural Health Monitoring* (Monitoreo de infraestructura o monitoreo de la salud estructural; MSE según sus iniciales en español), ha puesto singular énfasis en este tipo de estructuras. Ya son muchos los puentes de grandes luces en el mundo que están instrumentados con sistemas de adquisición de datos que recolectan información de manera continua para monitorear la condición del puente. Existe muy poca investigación que demuestre resultados favorables para casos reales de monitoreo en puentes de grandes luces, es decir, lograr caracterizar una condición de daño considerando la identificación, localización, severidad y tipología del daño.

Este trabajo, cuenta con los datos de la instrumentación de un puente de grandes luces que sufrió daños estructurales y se mantuvo en operación. Este caso de estudio se diferencia de otras investigaciones por contar con datos continuos de vibraciones operacionales de su tablero. Se desea explorar y validar metodologías de procesamiento de datos que permitan lograr resultados positivos para el MSE de puentes de grandes luces.

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo general

- Detectar y localizar el daño en el puente de grandes luces Tianjin Yonghe, ubicado en China, que es un caso de estudio de MSE abierto para la comunidad científica internacional, solo con el uso de las vibraciones operacionales de este.

1.2.2 Objetivos específicos

- Revisar el estado del arte respecto a MSE enfocado a la ingeniería civil.
- Revisar el estado del arte respecto a MSE para puentes de grandes luces y casos aplicados en el mundo.
- Generar y probar criterios de segmentación de señales útiles para MSE.
- Extraer, a partir de los datos de los sensores instalados en el puente Tianjin Yonghe, información que revele su estado de salud estructural.
- Crear representaciones gráficas para una fácil interpretación de los resultados.
- Concluir acerca de la aplicabilidad del método propuesto y valorar su utilidad en puentes atirantados que cuenten con sistemas de monitoreo.

1.3 Hipótesis de trabajo

La vibración operacional de un puente de grandes luces contiene información que permite detectar y localizar daño estructural.

1.4 Metodología de trabajo

Se realizó una investigación del estado del arte sobre parámetros basados en vibraciones de estructuras civiles que sirvan como indicadores de su condición estructural. Se seleccionaron técnicas para obtener parámetros y desarrollaron metodologías para utilizarlos en un caso de estudio de escala real.

Se utilizaron datos correspondientes a sensores de aceleraciones instalados en el puente Tianjin Yonghe, un puente atirantado de grandes luces ubicado en China continental. Estos datos fueron sometidos a distintas técnicas de procesamiento que permitieron extraer información relevante sobre el estado de deterioro del puente. Esta información fue comparada con reportes reales del estado de daño del puente en distintas fechas para poder validar los resultados obtenidos.

Se aplicaron distintos criterios de segmentación de señales, sobre los datos de aceleraciones. Se busca trabajar con ventanas de tiempo relevantes, para utilizar técnicas de detección de daño basada en cambios de los parámetros autorregresivos obtenidos al ajustar un modelo autorregresivo sobre las ventanas de señal seleccionadas.

Se utilizaron cuatro criterios propuestos por el autor para la segmentación de la señal: Selección Central de Peaks de Aceleraciones, Selección Decremental de Peaks de Aceleraciones, Selección de Máxima Energía y Selección de Mínima Energía. Se compararon y evaluaron sus resultados en cuanto a su capacidad para detectar el daño y para retratar una progresión de este en el tiempo.

Se llevaron a cabo varias pruebas cambiando los principales parámetros involucrados en la selección de cada técnica de segmentación. Estos parámetros son: el tiempo de cada ventana, y la cantidad de ventanas seleccionadas. Cada una de estas pruebas fue calificada con criterios empíricos para estimar la combinación óptima de los parámetros para cada una de las técnicas propuestas. Los criterios ocupados son: 1) correcta detección de daño. 2) progresión en el daño detectado a través del tiempo. 3) detección del daño de manera temprana y 4) cantidad de falsos positivos.

Luego, se procesaron los datos de aceleraciones para extraer los parámetros modales dinámicos (frecuencias y formas modales) del puente. Utilizando como datos de entrada las formas modales obtenidas en distintas fechas, se aplicaron técnicas para la detección y localización de daño en la estructura. Sumado a esto, se realizó un análisis de cambios en las frecuencias fundamentales a través del tiempo para la detección de daño.

Finalmente, se analizaron los resultados de todas las técnicas en conjunto para realizar un diagnóstico de la estructura utilizando toda la evidencia descubierta, y se compara este análisis con el reporte de daño real del puente, buscando demostrar que se puede detectar y localizar daño en el puente de manera más temprana de lo que realmente se descubrió.

1.5 Principales resultados y conclusiones

En este trabajo se introdujo una metodología de procesamiento de datos, mediante la fusión de información entregada por distintas técnicas de procesamiento de señales, se logró identificar la presencia de daño en el puente Tianjin Yonghe, determinar la fecha en que los daños más severos se ocasionaron y localizar la ubicación del daño sobre el tablero del puente. Esto se realizó analizando solo las aceleraciones operacionales verticales del tablero del puente.

Se proponen cuatro técnicas para la segmentación de la señal de los sensores para la obtención de series de datos reducidas que permitan la aplicación de modelos autorregresivos en estas. Las técnicas propuestas, detectaron de manera exitosa no solo la presencia de daño, sino además dos de estas lograron representar la progresión de este a través del tiempo. Los parámetros autorregresivos son buenos indicadores de la presencia de daño para el puente analizado, pero no sirven para localizarlo.

El análisis de cambios en las frecuencias fundamentales permitió identificar la fecha donde se ocasionaron daños graves en el puente. Luego, con el análisis de las formas modales, se logró generar indicadores de localización del daño sobre el tablero del puente que permitieron localizarlo.

Los métodos de detección y localización de daño basados en los parámetros dinámicos de un puente, son útiles cuando solo se cuenta con las vibraciones operacionales de la estructura.

1.6 Organización de la tesis

El presente documento de investigación se estructura en nueve capítulos, donde el primero entrega una síntesis general del trabajo, el Capítulo 2 contiene una introducción hacia el MSE. El tercer capítulo presenta el caso de estudio analizado mostrando toda la información referente al puente Tianjin Yonghe y su sistema de MSE. Los Capítulos 4, 5, 6 y 7 explican las técnicas utilizadas en el procesamiento de datos para la detección de daño. El Capítulo 8 describe los procedimientos realizados para crear un algoritmo de detección de daño con los datos del puente analizado y presenta los principales resultados. El último capítulo contiene las conclusiones del trabajo.



CAPÍTULO 2: MONITOREO DE INFRAESTRUCTURA

2.1 Introducción

En la actualidad, se construyen en el mundo gran cantidad de estructuras civiles (edificios habitacionales, puentes, hospitales, caminos, etc.), para las que existen normativas de calidad en su construcción que buscan garantizar un estado óptimo durante el ciclo de vida útil de estas. Con el paso de los años y consecuente envejecimiento de estas construcciones civiles, se presenta un problema que es todavía terreno fértil de investigación: la caracterización de daño estructural. Esto ha impulsado un desarrollo intenso del *Structural Health Monitoring* (Monitoreo de infraestructura o monitoreo de la salud estructural; MSE según sus iniciales en español) durante las pasadas dos décadas (Doebling *et al.*, 1998; Sohn *et al.*, 2002).

El MSE se refiere al proceso de implementar una estrategia de detección de daño y la caracterización de este en una estructura. Específicamente se definen cuatro niveles (Rytter, 1993) de caracterización de daño que un sistema de MSE puede aspirar a alcanzar. Cada nivel aporta una creciente especificidad y dificultad respecto a la anterior:

- 1) Detección de daño (la presencia de daño en la infraestructura es identificada)
- 2) Localización del daño (la localización del daño es determinada)
- 3) Tipos de daño (el tipo de daño es determinado)
- 4) Grado de daño (la severidad del daño es tasada)

El monitoreo estructural, se entiende como daño o cambios en los materiales y/o propiedades geométricas del sistema analizado, incluyendo cambios en las condiciones de borde y conectividad del sistema, afectando adversamente el rendimiento de éste (Wenzel, 2009a).

Un sistema MSE completo, considera tanto la instrumentación como el procesamiento de datos e interfaz de comunicación con las autoridades pertinentes. Se busca caracterizar el estado de la estructura, ya sea luego de cargas eventuales o producto de la degradación de material con el paso del tiempo. La cantidad de sensores y ubicación de los mismos son parte del diseño del sistema de

MSE. Las señales recolectadas son luego procesadas mediante distintas técnicas para extraer información sobre la condición estructural y así alcanzar el objetivo del sistema de MSE.

En ingeniería civil, las estructuras que son objeto de estudio, están sometidas a las condiciones ambientales y variaciones operacionales. Estas producen no-linealidades, y variaciones de propiedades dinámicas que pueden ser más significativas que variaciones esperables producto de condiciones de daño (Sohn 2007). Por lo tanto, las variaciones operacionales y ambientales pueden esconder información útil de los registros obtenidos por los sensores. Así, los datos deben ser procesados cuidadosamente para manejar la información sobre condiciones ambientales y variaciones operacionales que tienen incorporados, y que no constituyen una condición de daño. A su vez, deben tener una alta capacidad de detección de algún cambio en la estructura que pueda ser asociado a una condición de daño. Por lo tanto, aún queda mucho espacio para mejorar las técnicas y algoritmos para la detección y caracterización de daño. Es especialmente importante poder validar los distintos métodos de análisis y procesamiento de datos en casos de estudio reales en los que se tenga registro de condiciones de daño.

2.2 Definiciones

El MSE aplicado a estructuras civiles maneja un lenguaje bastante propio al mezclar la ingeniería civil con análisis de señales y procesamiento de datos. Con el propósito de facilitar la lectura de los demás capítulos de este trabajo, se definen algunos conceptos claves en el área, tomando las definiciones del libro publicado por Farrar y Worden (2013).

Extracción de características significativas: Esta es una de las partes del proceso de MSE que requiere mayor atención y es propio de la literatura asociada a *machine learning* (aprendizaje automático de máquinas). Se refiere a la identificación de características significativas que permitan distinguir entre los estados *sin* y *con* daño de la estructura de interés. Una característica sensible al daño es alguna cantidad extraída de los datos medidos de la respuesta del sistema que indican la presencia (o no) de daño en una estructura. Las características varían considerablemente

en complejidad y el escenario ideal es contar con una *característica* que tenga una baja dimensionalidad y sea muy sensible al daño.

Aprendizaje supervisado: Se refiere a un tipo de análisis que se puede realizar si los datos con los que se entrena algún algoritmo de detección de daño provienen de múltiples estados de la estructura y este estado es conocido en cada set de datos (datos etiquetados).

Aprendizaje no-supervisado: Se refiere a un tipo de análisis que se puede realizar si los datos con los que se entrena un algoritmo de detección de daño no se encuentran etiquetados. El aprendizaje no supervisado puede ser también usado al construir un modelo a partir de datos para una clase única conocida y luego ser utilizada para testearla con nuevos datos de clases desconocidas, y probar su consistencia con esta clase única. En el ámbito de estructuras, las clases se entienden como estados estructurales diferentes. Cuando se utiliza de este modo, el algoritmo se denomina detección de novedad.

Falsos diagnósticos: Los modelos estadísticos para la detección de daño de un sistema se construyen de tal manera que se minimicen los diagnósticos errados. Este tipo de diagnósticos caen en dos categorías: 1) falsos positivos: cuando se indica daño y este no está presente. 2) falsos negativos: cuando no se indica daño y este está presente.

Variaciones ambientales y operacionales (VAO): Como su nombre lo dice, se refiere a todas las condiciones, tanto ambientales como operacionales, que afectan al sistema analizado y de las cuales generalmente no se tiene ni control ni conocimiento de sus magnitudes. Estas son la principal fuente de error y dificultad que se presenta en el MSE de estructuras civiles.

Adquisición de datos: La adquisición de datos del proceso de MSE implica seleccionar los métodos de excitación; tipo, número y locación de sensores; y el *hardware* para adquirir, almacenar y transmitir sus señales. Esta porción del proceso será específica a la aplicación a desarrollar. Las consideraciones económicas juegan en este apartado un rol importante en la toma de decisiones para la elección del *hardware* de adquisición de datos a ser usado por el sistema de MSE.

Normalización de datos: Es el proceso de separar los cambios en las señales de la respuesta del sistema causados por VAO, de los cambios causados por daño.

2.3 Axiomas del Monitoreo de la Salud Estructural

Los axiomas del MSE tienen por objetivo establecer reglas comunes, denominadas también como “verdades fundamentales” del estado del arte (Farrar *et al.*, 2005). Estas reglas fueron definidas a partir de la recopilación de dos décadas de investigaciones en el área del MSE por parte de la comunidad científica. Cabe recalcar que los autores no tratan de presentar estos axiomas como un set completo y es posible que se hayan omitido algunos. Además, en estos no se refieren a los algoritmos necesarios para procesar datos y establecer los estados de la estructura. Dicho esto, los axiomas del MSE son los siguientes:

Axioma I: Todos los materiales poseen de manera inherente defectos.

Axioma II: La tasación del daño requiere una comparación entre dos estados del sistema.

Axioma III: Identificar la existencia y localización de daño se puede lograr a través de aprendizaje no-supervisado, pero, para identificar el tipo de daño presente y su severidad, generalmente solo se puede realizar con aprendizaje supervisado.

Axioma IV a: Los sensores no miden daño. La extracción de características a través del procesamiento de señales y clasificación estadística es necesaria para convertir datos del sensor en información de daño.

Axioma IV b: Sin una extracción de características de manera inteligente, mientras más sensible al daño es una medición, más sensible es a los VAO.

Axioma V: La escala de tamaño y escala de tiempo asociadas con la iniciación y evolución del daño, dictaminan las propiedades de los sensores requeridos por el *Structural Health Monitoring System* (Sistema de monitoreo de la salud estructural; SMSE según sus iniciales en español).

Axioma VI: Hay una concesión mutua entre la sensibilidad al daño de un algoritmo y la capacidad de tolerancia al ruido de este.

Axioma VII: La magnitud del daño que puede ser detectado a partir de cambios en la dinámica del sistema es inversamente proporcional al rango de la frecuencia de excitación.

2.4 Motivación para el monitoreo de puentes de grandes luces

Los puentes de grandes luces, es decir, puentes con luces de 100 metros o más (Ko y Ni, 2005), son una de las estructuras icónicas de la ingeniería civil. Estos atraen la atención de la comunidad ingenieril debido a la optimización necesaria en el diseño, a su gran exposición y atracción al público, y a los altos costos monetarios asociados a su construcción y operación. Actualmente, la infraestructura de transporte de un país está directamente relacionada al éxito económico de una nación, y los puentes son parte fundamental en esta. Junto con ser funcionales, los puentes deben ser estéticamente atractivos y elegantes. Puentes como el Oresund en Suecia-Dinamarca, Golden Gate en Estados Unidos, Akashi *Kaikyo* en Japón, Viaducto de Millau en Francia, son algunos ejemplos de puentes que son postales e iconos a nivel mundial de desarrollo y motivo de orgullo y reconocimiento para sus países.

Los puentes de grandes luces requieren de una alta atención por parte de los encargados de su funcionamiento y mantención, quienes deben asegurar su funcionamiento permanente, evitando su deterioro, daño severo o en el peor de los casos un colapso sin previo aviso. Por lo último, la necesidad de utilizar MSE en puentes, empezó a ser reconocida después del colapso del puente Silver Creek en Estados Unidos en el año 1967 y el colapso del puente Reichbrücke en Vienna en el año 1976 (Wenzel, 2009a). Considerando lo anterior y el aumento de la capacidad de procesamiento de computadores y aparición de *hardware* apropiado a comienzos de 1990, se propició que el tema sea ahora ampliamente discutido por la comunidad ingenieril.

La red global de transporte opera con alrededor de 2.5 millones de puentes. La *US Federal Highway Agency* (Agencia Federal de Carreteras Estadounidenses, FHWA según sus iniciales en inglés), estableció en el año 2013 que el 24% de un total de 607751 puentes en Estados Unidos se encontraban en estado deficiente, con alrededor de un 10% de ellos catalogados como deficientes por motivos estructurales (ver Figura 2.1). En Europa, el porcentaje estimado de puentes en estado deficiente por motivos estructurales es de alrededor de un 10% sobre el total de puentes, y en Asia, a pesar de no contar con estudios de este tipo, si suponemos un promedio de 10% de puentes con daño estructural, estaríamos ante 250000 puentes que definitivamente requieren MSE y mejoramiento. Esto demuestra la necesidad de aplicar MSE en puentes de todo el mundo, sobre

todo en puentes de grandes luces por su relevancia, exposición y el escaso margen de seguridad permitido.

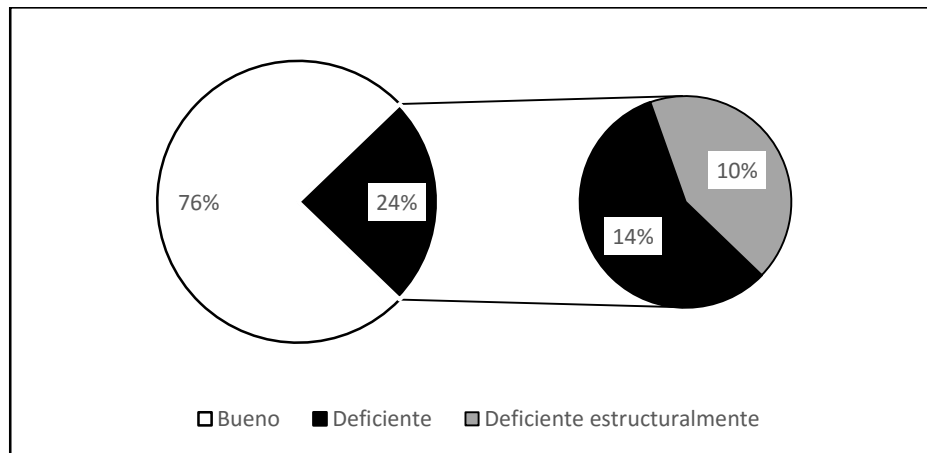


Figura 2.1 Catastro del estado de los puentes en Estados Unidos (Fuente: FHWA, 2013).

Se pueden distinguir dos componentes esenciales en un SMSE. El primer componente corresponde a la instrumentación e incluye los sensores para medir señales y sistemas de adquisición de datos para sincronizar señales y almacenarlas. Esto abarca la selección del tipo de sensores a usar dependiendo del tipo de datos que se quiere extraer (aceleraciones, tensiones, desplazamientos, velocidad del viento, temperatura, etc.), precisión de los sensores requerida según el análisis posterior de los datos (precisión de datos, tasa de muestreo de datos), distribución de los sensores en el puente, selección de equipos de adquisición de datos para recibir, sincronizar y almacenar los datos, entre otras consideraciones. El segundo componente en un SMSE corresponde al procesamiento de los datos obtenidos por los sensores. Se incluyen dentro de este, el pre-procesamiento de los datos antes de aplicar algoritmos de detección, las técnicas de detección utilizadas, definición de umbral crítico de daño, creación de modelos computacionales del puente, entre los principales. Wenzel (2009b) presenta un esquema de los elementos que deben componer un SMSE en un puente (ver Figura 2.2).

Existen muchos puentes de grandes luces con SMSE integrados en el mundo. En 2004 se contabilizaron un total de 40 puentes de grandes luces que contaban con su respectivo SMSE (Ni y Hua, 2004). Entre los principales se encuentran el puente Akashi Kaikyo en Japón (Sumitro, 2001; Fujino, 2000), Tatara Brigde en Japón (Sumitro, 2001), Shandong Binzhou Yellow River

Highway Bridge en China (Li, 2006), Ting Kau Brigde en Hong Kong (Ko 2009) y el puente Oresund Bridge que une Suecia y Dinamarca (Peeters, 2009).

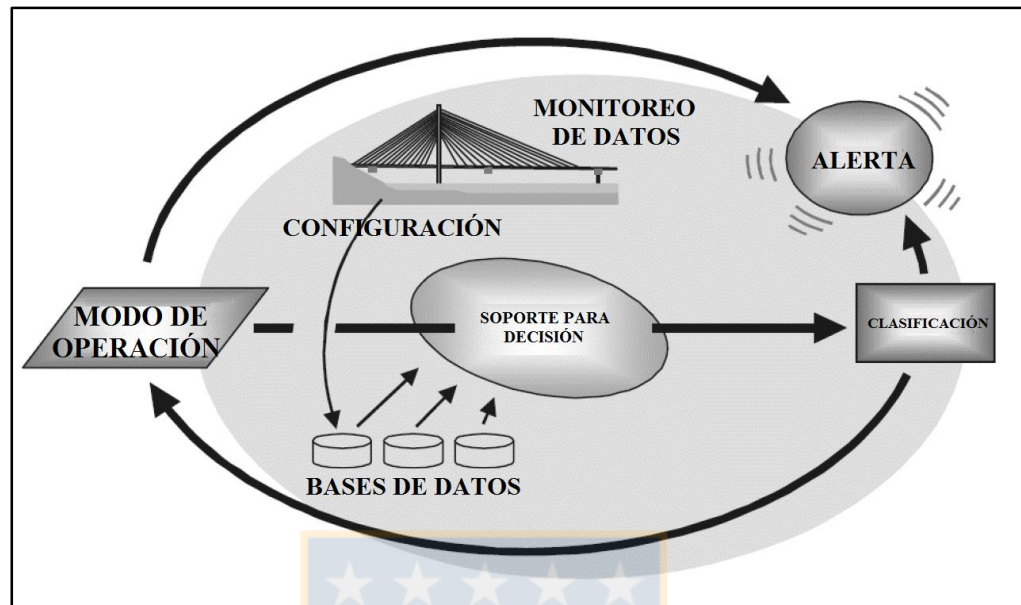


Figura 2.2 SMSE en la práctica modificado (Wenzel, 2009b).

La mayoría de los SMSE instalados en los puentes mencionados cuentan con acelerómetros distribuidos a lo largo de su luz principal, que registran las aceleraciones verticales en el tablero del puente provocadas por el paso de vehículos y condiciones ambientales. Este tipo de registros, permiten aplicar en las estructuras técnicas de detección de daño utilizando métodos basados en las vibraciones. Este tipo de métodos tiene como característica principal relacionar la respuesta dinámica de la estructura sometida a excitaciones operacionales o inducidas, con alguna propiedad física que se pueda relacionar con el estado de salud de la estructura y, a través de la variación de esta propiedad en el tiempo, detectar el daño, su magnitud, y encontrar las zonas donde este ocurre. Esa propiedad física escogida corresponde a la característica sensible al daño a utilizar por el algoritmo de detección.

Resulta intuitivo suponer que cambios en las características de vibrar de la estructura pueden proveer información concerniente al daño en esta, ya que la respuesta de un sistema ante excitaciones está relacionada directamente con los parámetros y condiciones de borde que definen los elementos que la componen. A pesar de aquello, existen muchos obstáculos para aplicar este tipo de técnicas en la realidad, y así lo manifiestan Doebling *et al.* (1998), que explican en su

reporte las dificultades que han retrasado la implementación de estos métodos a casos reales y hacen un somero resumen de los principales métodos desarrollados por investigadores basados en el análisis de vibraciones de las estructuras estudiadas. Las principales dificultades detectadas por los autores en su reporte son las siguientes:

- 1) Dependencia de modelos analíticos o datos de testeo previos para la detección y localización del daño en estructuras. La mayor parte de los algoritmos desarrollados se basan en contar con acceso a un modelo de elementos finitos detallado de la estructura o acceso a un set de datos de la estructura en su condición sin daño.
- 2) Los algoritmos para la detección de daño consideran solo un comportamiento lineal de las estructuras.
- 3) El número y localización de sensores necesarios para aumentar la efectividad de cada algoritmo es un tema poco discutido por los investigadores del área.
- 4) La sensibilidad de parámetros modales dinámicos para detectar daños leves es baja, y existe debate con respecto a si los análisis que utilicen este tipo de parámetros para la detección y localización del daño permitan identificar estos antes que el nivel de deterioro en la estructura sea grave.
- 5) Pocas investigaciones realizan una normalización de los parámetros modales para separar los cambios de estos provocados por daño estructural de los cambios ocasionados por VAO.
- 6) Se necesita generar métodos que logren obtener resultados solo con la utilización de vibraciones operacionales de las estructuras, sin necesidad de excitar las estructuras con fuerzas aplicadas de manera forzada y controlada.

2.5 Conclusiones

El SMSE nace de la necesidad de poseer información de parámetros estructurales de obras civiles para tener un mejor conocimiento de la condición de las estructuras y de este modo prevenir daños severos o colapsos de estas. Para lograr esto, se utilizan sensores que recolectan información durante la operación en servicio de las estructuras, y algoritmos que procesan la información recolectada para obtener parámetros que reflejen el estado de salud de las estructuras.

Una de las ramas más difundidas del MSE, es la dedicada al estudio de algoritmos de detección de daño en puentes de grandes luces. Existe una amplia cantidad de puentes de este tipo que cuenta con SMSE. Hasta el día de hoy, una de las mayores deficiencias que se encuentra en este tipo de sistemas, es la falta de validación de técnicas de detección de daño en situaciones reales. Este trabajo, pretende aplicar a un caso real distintas técnicas de minería de datos para lograr detectar y localizar daño en un puente de grandes luces solo con el uso de los registros de las aceleraciones verticales de su tablero durante su normal operación.



CAPÍTULO 3: CASO DE ESTUDIO

3.1 Introducción

En la última década, una cantidad importante de investigadores han trabajado en el desarrollo de métodos que permitan la detección de daño en estructuras civiles haciendo uso de distintas metodologías de análisis de los datos recolectados por sistemas de instrumentación. La mayor parte de estas investigaciones, se basan en modelos a escala de estructuras bastante simplificados y/o modelos de elementos finitos.

Son muy escasos los estudios en donde se analizan datos suministrados por sensores que se encuentran instalados en estructuras reales y donde se cuente además con una progresión paulatina de daño documentado en estas, es decir, que el sistema de monitoreo haya recopilado datos de dos estados de la estructura: uno de la estructura prístina y otro donde la estructura se encuentre dañada con un tipo, severidad y localización de daño documentado.

Esa escasez de datos y estudios documentados para estructuras civiles en general, también se replica en el caso de estudios que se centren en la detección y localización de daño para puentes de grandes luces. Algunos de los pocos ejemplos que existen de esto último, son las investigaciones realizadas por Farrar *et al.* (1994) y Maeck y Roeck (2003), donde en ambas investigaciones se realizó un análisis de aceleraciones de un puente de vigas real con el objetivo de detectar, localizar y estimar severidad de daño estructural. Sin embargo, en las dos investigaciones, tanto los daños estructurales del puente como las excitaciones para que este vibre, eran controlados por los investigadores. Otros ejemplos, son las investigaciones de Arangio y Bontempi (2012), Li *et al.* (2010) y Li *et al.* (2014), en donde trabajaron sobre un caso de estudio documentado de un puente de grandes luces, el puente Tianjin Yonghe, ubicado en China (ver Figura 3.2). Este trabajo utiliza los datos del mismo caso de estudio.

3.2 Puente Tianjin Yonghe

El puente Tianjin Yonghe, es uno de los primeros puentes atirantados construidos en China continental, ubicado en la provincia de Tianjin en China del Norte. Está compuesto por una luz principal de 260 m y luces laterales de 25.15 m y 99.85 m respectivamente en cada lado del puente. El puente fue abierto al tráfico en diciembre de 1987.

Después de 19 años de operación, sus vigas y cables sufrieron daños mayores a los proyectados por el diseño del mismo, por lo que el puente fue reparado y reabierto en el año 2007. Las reparaciones consistieron en rellenar con concreto las grietas de la viga sobre la luz central, reforzar la superficie de las vigas con fibra de carbono de algunos segmentos, y el reemplazo de todos los cables atirantados.

Se instaló un sistema de instrumentación durante los trabajos de rehabilitación del puente, con un total de más de 150 sensores y sistemas de adquisición de datos ubicados en un cuarto de control.

El sistema incluye sensores de fibra óptica (optical fiber Bragg-Grating strain sensors) para medir distribución de tensiones en las secciones de vigas reparadas, seis acelerómetros uniaxiales unidos a los tirantes para identificar las fuerzas de tensión de estos basados en técnicas de análisis de vibraciones (Peeters *et al.*, 2009), dos sensores electromagnéticos unidos a los tirantes para medir sus tensiones, 14 acelerómetros uniaxiales instalados permanentemente en el tablero de la luz principal para medir aceleraciones verticales, un acelerómetro biaxial y un anemómetro para medir la velocidad del viento instalados en la punta de la torre sur; y un sensor de temperatura instalado en el tablero al centro de la luz principal para medir la temperatura ambiente. La distribución de algunos de los sensores descritos se muestra en la Figura 3.1.

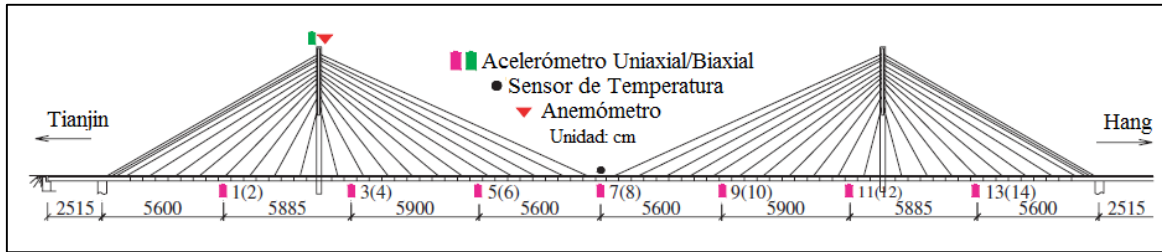


Figura 3.1 Localización de los acelerómetros, anemómetro y sensor de temperatura en el puente Tianjin Yonghe (Li *et al.*, 2010).



Figura 3.2 Vista general del puente de estudio Tianjin Yonghe, China (Li *et al.*, 2014).

En agosto del 2008, dos tipos de daños fueron detectados durante una inspección al puente. Los patrones de daño observados en el puente en agosto del 2008 se pueden resumir como los siguientes:

- i) Los cables atirantados a través del tablero y anclados a la base de las cepas auxiliares se cortaron producto de las sobrecargas vehiculares, y las cepas auxiliares ya no cumplían su función. En otras palabras, se generó una pérdida del soporte vertical del tablero como se muestra en la Situación de daño 1 en la Figura 3.3.
- ii) El segmento más cercano a las cepas auxiliares (luz lateral) sufrió graves agrietamientos como se muestra en la Situación de daño 2 en la Figura 3.4.

Durante el periodo de abril a julio de 2008, una gran cantidad de vehículos pesados pasaron sobre el puente, a los que se le atribuye las condiciones de daño descritas. En ambos casos, la misma

condición de daño ocurrió simultáneamente en posiciones simétricas en ambos extremos del puente. Este daño real de la estructura y los datos medidos por los sensores del sistema de instrumentación instalado en el puente, son de gran utilidad para validar la utilidad de métodos de MSE, validando el nivel de caracterización de daño alcanzado, es decir: detectar, localizar y cuantificar daño. La documentación del caso, junto con los datos de algunos sensores de este, han sido puestos a disposición de la comunidad científica internacional. El problema recibe el nombre de *ANCRiSST Benchmark Problem* a cargo del *Harbin Institute of Technology* ubicado en Heilongjiang, China.

Existen datos de las aceleraciones del tablero desde enero a agosto del 2008; tiempo en el que el puente sufrió los patrones de daño descritos anteriormente de manera gradual. En particular, en este trabajo se utilizan estas aceleraciones verticales del tablero para aplicar técnicas de detección de daño que permitan analizar los cambios de las aceleraciones a través del tiempo. El objetivo es la aplicación de metodologías avanzadas de detección, localización y severidad de daño, que han sido probadas en modelos con escenarios controlados, en un caso de estudio real con todas las consideraciones y limitaciones que esto conlleva.

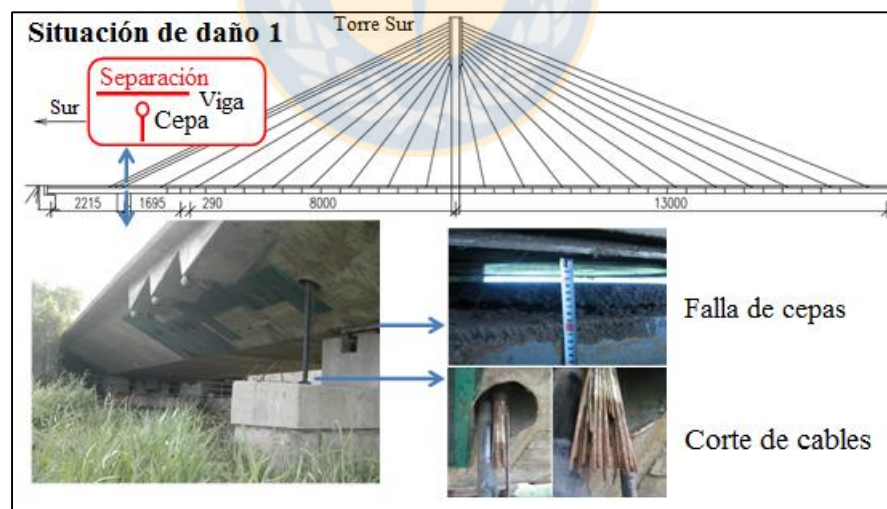


Figura 3.3 Situación de daño 1 detectada en el Tianjin Yonghe en agosto de 2008 (Li y Li, 2010).

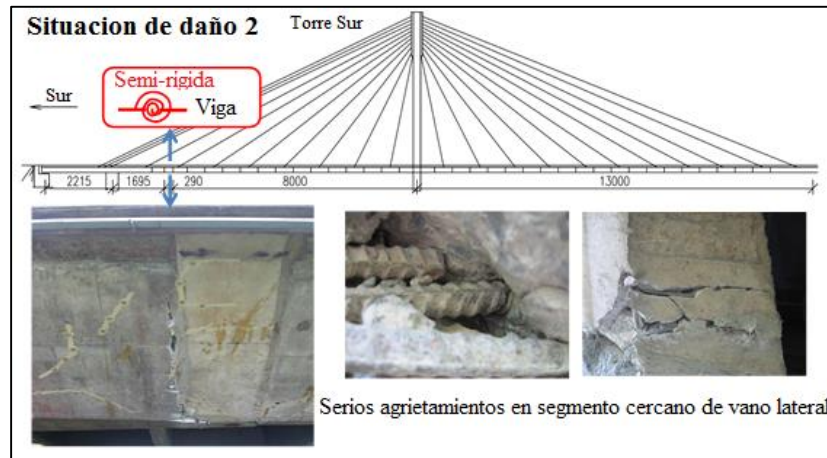


Figura 3.4 Situación de daño 2 detectada en el Tianjin Yonghe en agosto de 2008 (Li y Li, 2010).

Los días para los cuales existen datos de las aceleraciones verticales registradas por los 14 acelerómetros ubicados a lo largo del tablero del puente son el primero y 17 de enero, tres de febrero, 19 y 30 de marzo, nueve de Abril; cinco, 18 y 31 de mayo; siete y 16 de junio; y 31 de julio, todos en el año 2008. Es sabido que el primero de enero del 2008, el puente se encontraba recién re-inaugurado, por lo tanto, se asume que los datos para ese día corresponden a datos del puente en un estado sin daño. El daño fue detectado en una inspección realizada en agosto del 2008, por lo que se asume que los datos para el día 31 de julio de ese año, contienen evidencia de los patrones de daño reportados durante la inspección. Se presume que el daño se desarrolló de manera gradual entre las fechas mencionadas.

Con el procesamiento de la señal y la adecuada extracción de características, se intentó demostrar la validez de estas y de los procedimientos utilizados al aplicarse a un caso real para lograr detectar una progresión en el daño del puente, la fecha aproximada de cuándo se intensificó y la localización de este.

3.3 Conclusiones

En este capítulo se presenta el caso de estudio del puente de grandes luces Tianjin Yonghe, ubicado en China. Este puente sufrió daños estructurales graves, los que fueron detectados de manera visual

y registrados en un reporte donde se detallan. Se cuenta con la información de una red de sensores instalados en el puente como parte de un SMSE, los que registraron lecturas antes, durante y después de la ocurrencia del daño. Con el análisis de esos registros, se busca desarrollar una metodología para detectar y localizar el daño descrito en los reportes.

Este caso de estudio, a diferencia de investigaciones previas de MSE en puentes, ni los daños ni las excitaciones sobre el puente son controladas, y son solo producto de la normal operación del puente en servicio. Por lo tanto, lograr validar técnicas que permitan la detección y localización del daño a partir del análisis de los registros de las aceleraciones verticales del tablero del puente, es un gran aporte al MSE.



CAPÍTULO 4: MODELOS BASADOS EN SERIES DE TIEMPO

4.1 Introducción

En el Capítulo 2, se definió que son las características en un MSE, y que la elección de estas depende del tipo de análisis que se realice para la detección de daño. Existe una clase de modelos matemáticos que pueden ser empleados en la extracción de características para la detección de daño. Entre ellos se encuentran los modelos lineales basados en series de tiempo y particularmente los modelos autoregresivo, AR por sus siglas en inglés (*autoregressive model*), modelo con promedios móviles, MA de sus siglas en inglés (*moving-average model*) y el último que nace de una combinación de los dos anteriores, el modelo autoregresivo con promedios móviles, ARMA de sus siglas en inglés (*autoregressive moving-average model*).

Los coeficientes obtenidos al ajustar una serie de tiempo a uno de estos modelos, son indicadores de la física del sistema. Cambios en los coeficientes indican cambios en el comportamiento del sistema analizado. En el caso de aplicarse a series de tiempo correspondientes a vibraciones de una estructura, variaciones en estos coeficientes pueden representar cambios en las propiedades estructurales de esta y/o cambios en las VAO que afectan al sistema.

En el Anexo 4.1 se describe cada uno de los modelos mencionados.

4.2 Monitoreo de la salud estructural con modelos basados en series de tiempo

Los modelos lineales se ajustan para describir una serie de tiempo. Los coeficientes del modelo ajustado se consideran como características que describen el sistema lineal. Si se repite el proceso para series de tiempo en un intervalo distinto, los nuevos coeficientes pueden reflejar cambios en el sistema. Sin embargo, los cambios en las características pueden ser atribuidos a las VAO y no a daño en la estructura.

Al usar series de tiempo, es importante elegir el orden adecuado del modelo, esto es, la cantidad de parámetros a ajustar. Si se utiliza un orden muy grande, puede ocasionar un sobre ajuste de la serie. En el caso de los modelos lineales anteriores, se entiende por sobre ajuste como el ajuste de un modelo para un set de datos específicos, haciéndolo poco representativo del sistema. Al utilizar un set de datos diferentes, el modelo no es capaz de representarlo. Al ocupar para la detección de daño los coeficientes de un modelo sobre ajustado, se generan falsos positivos. A su vez, un orden muy pequeño, puede no ser suficiente para capturar la física subyacente del sistema.

Existen varias técnicas para escoger el orden adecuado de los modelos. Entre las principales se encuentran el Criterio de información de Akaike (AIC de sus siglas en inglés), Función de autocorrelación lineal (PAF de sus siglas en inglés), Raíz cuadrada de los errores al cuadrado (RMS error de sus siglas en inglés) y Descomposición en valores singulares (SVD de sus siglas en inglés). Figueiredo *et al.* (2011), realizó una comparación entre estos cuatro métodos, concluyendo en su trabajo que no existe una solución única del orden del modelo para una serie de datos, y este depende de la técnica aplicada, y en el caso de la extracción de características sensibles al daño, todas las técnicas resultaron útiles.

4.3 Conclusiones

Existen modelos denominados Modelos Basados en series de Tiempo, que ajustan de manera lineal una serie de tiempo mediante el uso de coeficientes. Estos coeficientes pueden ser utilizados como descriptores de la física del sistema, y cambios en estos, pueden ser indicadores de cambios en el sistema. En el caso de que el sistema estudiado sea una estructura, estos cambios pueden ser atribuidos a la aparición de daño estructural.

En esta investigación, los coeficientes obtenidos al ajustar a un modelo AR los registros de aceleraciones del puente Tianjin Yonghe, se utilizaron como características para la detección y localización de daño estructural.

CAPÍTULO 5: NORMALIZACIÓN DE LOS DATOS

5.1 Introducción

Se han discutido algunos de los métodos que pueden ser usados para determinar el daño presente en las estructuras basados en mediciones de la respuesta dinámica del sistema. Estos métodos son conocidos como métodos basados en vibraciones. Algunas técnicas para la detección de daño a través del análisis de las vibraciones, no consideran los efectos de VAO, a pesar de haberse demostrado que estas variaciones pueden afectar de manera considerable la respuesta característica de la estructura (Sohn, 2007; Guzmán 2015). Ko y Ni (2005), indican que los principales factores causantes de cambios en los parámetros modales de un puente son las variaciones en el tráfico, temperatura, viento, humedad y radiación solar, siendo entre todas ellas, la temperatura la que más afecta al comportamiento dinámico del sistema. Su efecto debe incluirse para evitar gatillar falsos positivos y/o falsos negativos en un SMSE.

Uno de los motivos que provoca que los métodos propuestos no se comporten de la manera prevista al aplicarlos a situaciones reales, es que estos han sido validados a través de modelos computacionales o modelos a escala en donde todas las condiciones externas son controladas. Por este motivo, los datos de los cuales se van a extraer las características a utilizar, deben ser normalizados (ver definición de normalización de datos en Capítulo 2.2).

Farrar y Worden (2013), señalan que la habilidad de poder realizar una correcta normalización de los datos es uno de los grandes desafíos que debe afrontar el MSE cuando se intenta hacer una transición de las tecnologías desde el campo de la investigación, hacia el campo de la práctica en estructuras *in situ*.

Una técnica estadística aplicable a la normalización de características para la detección de daño es la Distancia al Cuadrado de Mahalanobis. A continuación, se explica con mayor detalle.

5.2 Distancia al Cuadrado de Mahalanobis

La Distancia al cuadrado de Mahalanobis (Mahalanobis, 1936. MSD de sus siglas en inglés), es una técnica utilizada en estadística multivariante para identificar y cuantificar valores atípicos.

Figueiredo *et al.* (2011), proponen un método para normalizar datos de aceleraciones basado en MSD, ocupándola en una estructura de laboratorio sometida a movimientos en su base. Se registraron aceleraciones de la estructura para distintas condiciones de daño y series de datos donde la estructura se encontraba en una condición prístina. Además de generar escenarios de daño, simularon VAO para testear el método de normalización propuesto, obteniendo buenos resultados. Las características utilizadas en su investigación son los parámetros de un modelo autoregresivo (AR (p), ver Anexo 4.1) al ajustarlo a series de datos de aceleraciones en la estructura. La técnica aplicada para normalizar las características es la MSD, la que aplicada al MSE, es un método que permite la normalización de los datos cuando no se cuenta con mediciones directas de las VAO que pueden ser causales de variaciones en la sensibilidad al daño de las características extraídas.

Con la MSD, la matriz que contiene las características extraídas de las series de datos de una condición base conocida (datos de entrenamiento) se denomina $[X]$, y cada columna de esta contiene las características correspondientes a cada set de datos de entrenamiento. Estas características pueden ser, por ejemplo, los parámetros de un modelo AR ajustado a estos datos. Es importante que las series de datos de entrenamiento consideren la mayor cantidad de VAO posible, para que estas variaciones estén incluidas con los datos y el método de detección sea sensible a ellas. A partir de $[X]$, se calcula el promedio de cada una de sus filas, dando como resultado el vector $\{\bar{x}\}$. También se obtiene la matriz de covarianza de $[X]$, denominada como $|\Sigma|$. Estas dos cantidades son utilizadas para cuantificar la influencia de las VAO en los vectores de características.

La MSD se utiliza para analizar variaciones de los datos con respecto a un umbral, es decir, para detectar cuando los vectores compuestos por características extraídas a partir de datos para algún estado desconocido de la estructura (datos de prueba) tienen un comportamiento no esperado al compararlo con las características de entrenamiento. Con la ayuda de la MSD se obtienen

Indicadores de Daño (DI de sus siglas en ingles). Estos DI se calculan a partir de la siguiente ecuación:

$$DI = \sqrt{(\{x\}_i - \{\bar{x}\})^T |\Sigma|^{-1} (\{x\}_i - \{\bar{x}\})} , \quad (5.1)$$

donde $\{x\}_i$ es un vector que contiene las características extraídas para una serie de datos de prueba en particular. El DI indica si los datos correspondientes al vector $\{x\}_i$ están o no dentro del umbral de las características correspondientes a las series de entrenamiento, que incorporan distintas VAO. Para evaluar los resultados de los DI, estos se pueden comparar con el umbral de Mahalanobis, obtenido mediante la función de distribución acumulada inversa de $[X]$. La función de distribución acumulada inversa provee el valor asociado con una probabilidad acumulada específica. Si $[X]$ contiene a los coeficientes AR y asumiendo que los vectores AR tienen una distribución Gausiana, entonces la distribución de la MSD será del tipo chi cuadrado con un número de grados de libertad equivalentes al número de coeficientes AR (orden del modelo AR).

La efectividad de esta técnica para normalizar los datos, dependerá de la cantidad de VAO que se consideren en los sets de datos de entrenamiento (Farrar y Worden, 2013).

5.3 Conclusiones

Una de las claves de un buen algoritmo de detección de daño, es poder realizar una correcta normalización de los datos (ver Capítulo 2.2). Si no se cuenta con mediciones directas de las VAO que afectan al sistema analizado, una alternativa para normalizar los datos es utilizar la MSD. De este modo, se logra que las características utilizadas por el algoritmo de detección solo reflejen cambios ocasionados por daño y, no sean un reflejo de las VAO.

En esta investigación, la MSD se utilizó para normalizar características obtenidas mediante el procesamiento de las aceleraciones verticales del puente Tianjin Yonghe.

CAPÍTULO 6: IDENTIFICACIÓN DE PARÁMETROS MODALES

6.1 Introducción

Una de las ramas más investigadas del MSE para determinar y localizar daño en estructuras, son los denominados métodos basados en las vibraciones, y se basan principalmente en el análisis de la respuesta del sistema bajo condiciones operacionales o bajo patrones de cargas inducidos. La respuesta del sistema más frecuentemente utilizada por estos métodos corresponde al registro de aceleraciones de la estructura. En la bibliografía del área, existen varios autores que se han dedicado a hacer una recopilación y análisis de los principales exponentes de este tipo de métodos. Salawu (1997), publicó una revisión de la detección de daño en estructuras mediante el análisis de cambios en sus frecuencias fundamentales. Doebling *et al.* (1998), publicaron un sumario con toda la investigación científica hasta esa fecha referente a métodos basados en las vibraciones. De este último trabajo se puede inferir que la aplicación de los métodos propuestos en casos donde se utilicen estructuras reales es algo muy escaso, limitándose la investigación a modelos de laboratorio a escala y/o computacionales.

Los *inputs* más típicos utilizados por los métodos basados en las vibraciones corresponden a parámetros dinámicos de la estructura, como lo son frecuencias fundamentales, formas modales, amortiguamiento y otros derivados. Estos parámetros se calculan a partir solo de las señales de respuesta del sistema, que en este trabajo corresponden a aceleraciones del puente introducido en el Capítulo 3.2 bajo condiciones operacionales.

La extracción de frecuencias en este trabajo se realiza mediante una técnica desarrollada por Brincker *et al.* (2001), haciendo uso de señales de respuesta del sistema para identificar los principales parámetros modales. La técnica recibe el nombre de Descomposición en el Dominio de la Frecuencia (FDD según sus iniciales en inglés), y a continuación se explica con mayor detalle.

6.2 Descomposición en el dominio de la frecuencia

La Descomposición en el Dominio de la Frecuencia (FDD según sus iniciales en inglés) es una técnica de procesamiento de señales que permite la identificación modal utilizando señales de aceleraciones de respuesta del sistema. En el campo de la ingeniería civil, se asocia como identificación modal a la identificación de los parámetros modales a partir de las respuestas de las estructuras. Típicamente, las cargas a las que se encuentran sometidas las estructuras civiles son desconocidas, sólo conociéndose la respuesta que estas cargas provocan. La FDD obtiene los parámetros modales de estructuras calculando la matriz de densidad espectral (matriz de la PSD según sus iniciales en inglés) de las respuestas de todos los grados de libertad, y realizando una descomposición en valores singulares (SVD según sus iniciales en inglés) a esta. De este modo, la matriz de la PSD se descompone en un set de auto funciones de la densidad espectral, cada una correspondiendo a un grado de libertad singular del sistema.

La PSD (Farrar y Worden, 2013) es una técnica de procesamiento de señales que permite pasar estas desde el dominio del tiempo hacia el dominio de las frecuencias. Es una representación de cómo se distribuye la variación de los datos medidos en el rango de frecuencias. El SVD (Golub y Kahan, 1965) es una herramienta algebraica que permite la descomposición de matrices en sub-matrices, y su aplicación resulta muy ventajosa en el procesamiento de señales. Al realizar el SVD a la matriz de la PSD de las respuestas del sistema, se obtiene una matriz que contiene los vectores propios de esta y otra con los valores propios, y en ingeniería civil, estos valores son una representación de las formas modales y las frecuencias fundamentales de las estructuras respectivamente. Este es un método aproximado para obtener los parámetros dinámicos con el solo uso de las vibraciones de un sistema.

El resultado obtenido (parámetros modales) de aplicar la FDD a un sistema para el cual se conoce su respuesta en distintos puntos, será exacto en el caso de que se cumplan los siguientes requisitos:

1- Que la carga aplicada sobre la estructura, que ocasiona la respuesta del sistema, corresponda a ruido blanco. Se entiende como ruido blanco en el campo de procesamiento de señales, a una señal aleatoria con un PSD constante.

2- La estructura posee un amortiguamiento ligero.

3- Si las formas modales para modos cercanos son geoméricamente ortogonales.

De no cumplirse estos tres puntos, entonces la descomposición a sistemas de un grado de libertad será aproximada, pero con una precisión significativamente mayor que resultados obtenidos a partir de métodos ocupados anteriormente al propuesto, como por ejemplo el Dominio básico de las frecuencias.

En el Anexo 6.1 se encuentra el desarrollo matemático en que se basa la FDD.

6.3 Conclusiones

La FDD es una técnica de identificación modal que permite obtener las formas modales de un sistema y sus frecuencias fundamentales asociadas solo a partir de su respuesta. Esta técnica resulta útil cuando se desconocen las fuerzas entrantes que excitan al sistema.

En el estado del arte del MSE recopilado en esta investigación, formas modales obtenidas mediante FDD utilizando vibraciones operacionales de estructuras, no han sido utilizadas para lograr la detección y localización de daño estructural. Su aplicación y validación a casos reales es algo necesario para el desarrollo del MSE.

En esta investigación, la FDD se utilizó para obtener las frecuencias y formas modales del puente Tianjin Yonghe a partir de las aceleraciones verticales de su tablero, para luego, utilizarlas como características para la detección y localización de daño estructural.

CAPÍTULO 7: DETECCIÓN Y LOCALIZACIÓN DE DAÑO CON FORMAS MODALES

7.1 Introducción

Existen técnicas para la detección y localización de daño en estructuras civiles basados en sus formas modales. Se basan en la extracción y comparación de características relacionadas con propiedades físicas del sistema derivadas de las formas modales fundamentales de la estructura.

En las últimas dos décadas, la literatura del área desarrolló varios métodos que hacen uso de características derivadas de las formas modales de la estructura para detección y localización de daño. Esto, debido a la poca sensibilidad y precisión de técnicas basadas en parámetros modales (Doebbling *et al.*, 1996 y Doebbling *et al.*, 1998), como lo son por ejemplo las frecuencias fundamentales y el amortiguamiento. Las técnicas propuestas fueron desarrolladas utilizando formas modales obtenidas mediante la modelación numérica de estructuras y ensayos con modelos a escala en laboratorios. Algunos autores han tratado de medir la efectividad de estas técnicas aplicadas a casos de estructuras reales que cuenten con datos medidos en terreno para avalar su uso en SMSE. Farrar y Jauregui (1998) realizaron un análisis de sensibilidad de un compendio de técnicas basadas en formas modales aplicadas a un tramo de puente real, donde para obtener las formas modales de la estructura, realizaron un ensayo forzado de vibraciones.

Hasta la fecha, no existen estudios donde se aplique este tipo de técnicas a partir de las vibraciones operacionales de la estructura. La validación de estas técnicas con el uso de este tipo de vibraciones incentivaría su adopción, ya que son muchos los puentes en el mundo que cuentan con SMSE (Ko y Ni, 2005) que recopilan datos de vibraciones ambientales de sus tableros de manera continua.

En este trabajo se quiere estudiar la factibilidad de aplicar este tipo de técnicas trabajando solo con las vibraciones operacionales de un puente de grandes luces, es decir, vibraciones ocasionadas por el uso normal de la estructura que incluye vibraciones ocasionadas por el paso de vehículos y condiciones ambientales (viento y temperatura principalmente).

A continuación, se presentan las principales técnicas basadas en formas modales para la detección y localización de daño en estructuras civiles, las que en esta investigación fueron aplicadas al caso de estudio del puente Tianjin Yonghe, para analizar su precisión y sensibilidad al utilizarse con vibraciones operacionales.

7.2 Detección y localización de daño mediante cambio en las curvaturas modales

Pandey *et al.* (1991) propusieron un método para la detección y localización de daño basado en cambios en las curvaturas modales (CMC de sus siglas en inglés) de una estructura. Para ello, construyeron MEF (modelos de elementos finitos) de una barra, en la cual se simuló daño disminuyendo su rigidez en algunas zonas. Luego, utilizando las formas modales obtenidas del MEF, obtuvieron las curvaturas modales y analizaron como las mismas cambiaban con la disminución de rigidez de algunos tramos.

La curvatura modal se relaciona con la rigidez flexural de las secciones transversales de una viga. Para un punto dado, la curvatura modal se define como:

$$v'' = M/EI \quad , \quad (7.1)$$

donde v'' es la curvatura de la sección analizada, M es el momento flexional de la sección, E es el módulo de elasticidad e I es el momento de inercia de la sección transversal.

Si en la estructura se produce alguna fisura o daño, se reduce el EI (rigidez flexural) de la sección fisurada o dañada, lo que aumenta la curvatura en esa sección de la estructura. Estos cambios localizados de curvatura pueden ser utilizados para la detección y localización de daño en la estructura.

Del análisis de la Ecuación 7.1, se observa que la curvatura será más grande con reducciones en el valor de EI , por lo tanto, la cantidad de daño puede ser relacionada a partir de la magnitud del cambio en la curvatura.

Para calcular la curvatura a partir de las formas modales de la estructura, se debe derivar dos veces la forma modal. Esto último se puede realizar de manera numérica punto a punto mediante el método de diferencia central (Mathews y Fink, 1999), donde la segunda derivada se puede encontrar numéricamente utilizando la fórmula:

$$v'' = \frac{(v_{i+1} - 2v_i + v_{i-1}))}{h^2}, \quad (7.2)$$

donde v'' representa la curvatura para la sección i -ésima, v_i es el valor del desplazamiento modal en la sección i -ésima, v_{i+1} es el valor del desplazamiento modal en la sección inmediatamente posterior, v_{i-1} es el valor del desplazamiento modal en la sección inmediatamente anterior y h es el valor del largo de la sección i -ésima.

Luego, para la detección y localización de daño, se obtienen los cocientes de las curvaturas modales para distintos estados de la estructura. Generalmente se obtiene la curvatura modal de la estructura en su estado sin daño, y luego la curvatura modal de la estructura para un estado desconocido. El cociente entre la curvatura modal del estado desconocido y el de la estructura sin daño es un indicador para la detección y localización del daño. Cocientes mayores a uno indican aumento en la curvatura y zonas en donde se concentran los *peaks* de los cocientes, son zonas candidatas a concentrar el daño. Estos cocientes se hacen de manera independiente para cada modo de vibrar obtenido de la estructura. En el trabajo publicado por Pandey *et al.* (1991) se utilizaron los cinco primeros modos de vibrar de una viga en voladizo modelada computacionalmente.

7.3 Detección y localización de daño mediante cambio en la flexibilidad

Los métodos basados en el análisis de las vibraciones de estructuras civiles para la detección y localización de daño, buscan relacionar la aparición de daño, con el cambio en parámetros estructurales. Entre los principales parámetros se encuentran las matrices de masa, de rigidez, de flexibilidad y de amortiguamiento. La presencia de fisuras o daño localizado en la estructura, reduce la rigidez de esta e incrementa el amortiguamiento y flexibilidad de la misma. Basado en esta premisa, Pandey y Biswas (1994) desarrollaron un método para la detección y localización de

daño de estructuras basado en los cambios de la matriz de flexibilidad de las mismas (CIF de sus siglas en inglés).

La matriz de flexibilidad está definida como la inversa de la matriz de rigidez estática. La matriz de flexibilidad relaciona la fuerza estática aplicada y el desplazamiento estructural producto de la misma. Cada columna de la matriz de flexibilidad representa el patrón de desplazamientos de la estructura asociado a una fuerza unitaria aplicada en el correspondiente grado de libertad. La matriz de flexibilidad puede ser estimada mediante las formas modales normalizadas por la masa y las frecuencias asociadas a cada una de ellas. La formulación para la obtención de la matriz por este método es aproximada debido a que solo los primeros modos de vibrar de la estructura (los de menores frecuencias) son medidos y utilizados. Con las formas modales normalizadas por la masa, $\Phi^T M \Phi = 1$, las matrices de rigidez y flexibilidad quedan expresadas de la siguiente forma al relacionarla con los datos modales (Berman y Flannelly, 1971):

$$K = M \Phi \Omega \Phi^T M = M \left(\sum_{i=1}^n \omega_i^2 \Phi_i \Phi_i^T \right) M, \quad (7.3)$$

$$F = \Phi \Omega^{-1} \Phi^T = \sum_{i=1}^n \frac{1}{\omega_i^2} \Phi_i \Phi_i^T, \quad (7.4)$$

donde K es la matriz de rigidez, M es la matriz de masa, $\Phi = [\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_n]$ es la matriz de formas modales, Φ_i es la i -ésima forma modal, $\Omega = \text{diag}(\omega_i^2)$ es la matriz de rigidez modal, ω_i es la i -ésima frecuencia modal en Hertz (Hz), n es el número de grados de libertad, y F es la matriz de flexibilidad. Las formas modales ocupadas como *inputs* en las Ecuaciones 7.3 y 7.4, pueden ser obtenidas de manera analítica mediante modelación numérica o de manera experimental con el uso de datos medidos en terreno de alguna estructura, como lo pueden ser las vibraciones de las mismas.

La principal ventaja que tiene el uso de la matriz de flexibilidad por sobre la de rigidez, es que converge muy rápidamente con el uso de los primeros modos de vibrar (frecuencias menores). Esto queda de manifiesto en la Ecuación 7.4. Por otro lado, al analizar la Ecuación 7.3, se puede ver que, para encontrar una buena aproximación de la matriz de rigidez, se requiere del uso de la totalidad de modos de vibrar de la estructura o al menos todos los modos de frecuencias altas, algo que en trabajos experimentales con estructuras reales no es factible.

Como la flexibilidad es definida como la inversa de la rigidez, cualquier reducción de la rigidez de la estructura ocasionará un aumento en la flexibilidad de la misma. Para la detección y localización de daño, Pandey y Biswas (1994) haciendo uso de la Ecuación 7.4, propusieron un índice para medir los cambios en la flexibilidad de la estructura en cada uno de sus grados de libertad. Dicho índice es el siguiente:

$$\Delta = F_i - F_d, \quad (7.5)$$

donde F_i y F_d son las matrices de flexibilidad para los casos sin y con daño respectivamente. Para cada grado de libertad j , se define $\bar{\delta}_j$ como el valor máximo absoluto de los elementos de cada columna de Δ , es decir:

$$\bar{\delta}_j = \max_i |\delta_{ij}|, \quad (7.6)$$

donde δ_{ij} son los elementos de la fila i y columna j de la matriz Δ . Para detectar y localizar el daño en una estructura, Pandey y Biswas (1994) usaron como características los valores obtenidos de la Ecuación 7.6 que entregan los cambios de flexibilidad en cada grado de libertad de la estructura. Para avalar sus resultados, se basaron en las formas modales y simulaciones de escenarios de daño de un MEF para tres tipos de vigas (viga en voladizo, viga simplemente apoyada y viga libre-libre), pudiendo detectar y localizar de manera exitosa el daño simulado en el MEF.

7.4 Detección y localización de daño mediante energía de deformación modal

Un parámetro que puede ser utilizado como característica para la detección y localización de daño en estructuras civiles es la energía de deformación modal, que cuantifica la energía almacenada en la estructura al deformarse en sus formas modales, también conocido como índice de daño de energía (EDI de sus siglas en inglés). Stubbs *et al.* (1995) desarrollaron un algoritmo que cuantifica el cambio en el tiempo de la energía de deformación modal de la estructura para sus modos de vibrar fundamentales. Las ubicaciones de la estructura en donde se concentren los cambios en la energía, son zonas candidatas a estar dañadas.

La energía de deformación modal para una viga de Euler-Bernoulli de largo L, se define como:

$$U = \frac{1}{2} \int_0^L EI \left(\frac{\partial^2 \omega}{\partial x^2} \right)^2 dx, \quad (7.7)$$

Donde EI es la rigidez flexural, ω es el desplazamiento transversal de la viga y x es el eje a lo largo de la viga.

Para una forma modal particular, $\{\psi_i\}$, la energía asociada con la deformación para esa forma modal es:

$$U_i = \frac{1}{2} \int_0^L EI \left(\frac{\partial^2 \{\psi_i\}}{\partial x^2} \right)^2 dx. \quad (7.8)$$

Si la viga es dividida en N_d partes en el sentido transversal, entonces la energía asociada a cada subregión j es la siguiente:

$$U_{ij} = \frac{1}{2} \int_{a_j}^{a_{j+1}} (EI)_j \left(\frac{\partial^2 \{\psi_i\}}{\partial x^2} \right)^2 dx. \quad (7.9)$$

Cada trozo aportará una fracción de la energía total (energía fraccional) que puede ser expresada como:

$$F_{ij} = \frac{U_{ij}}{U_i} \quad (7.10)$$

y:

$$\sum_{j=1}^{N_d} F_{ij} = 1. \quad (7.11)$$

Para una estructura con daño, estas cantidades pueden ser definidas por las siguientes ecuaciones:

$$U_{id} = \frac{1}{2} \int_0^1 EI_d \left(\frac{\partial^2 \{\psi\}_{id}}{\partial x^2} \right)^2 dx, \quad (7.12)$$

$$U_{ijd} = \frac{1}{2} \int_{a_j}^{a_{j+1}} (EI_d)_j \left(\frac{\partial^2 \{\psi\}_{id}}{\partial x^2} \right)^2 dx, \quad (7.13)$$

$$F_{ijd} = \frac{U_{ijd}}{U_{id}} \quad (7.14)$$

y:

$$\sum_{j=1}^{N_d} F_{ij} = \sum_{j=1}^{N_d} F_{ijd} = 1 \quad (7.15)$$

Escogiendo tamaños relativamente pequeños para cada subregión, la rigidez flexural para la j -ésima subregión, $(EI_d)_j$, es considerada constante y F_{ijd} se puede expresar como:

$$F_{ijd} = \frac{(EI_d)_j \int_{a_j}^{a_{j+1}} \left(\frac{\partial^2 \{\psi\}_{id}}{\partial x^2} \right)^2 dx}{U_{id}}. \quad (7.16)$$

Si se asume que el daño se localiza primero en una sola subregión, entonces la energía fraccional permanecerá relativamente constante en las regiones no dañadas y $F_{ijd} = F_{ij}$ en esas locaciones. Para una locación dañada en particular en la subregión $j=k$ se puede establecer la siguiente relación:

$$\frac{(EI)_k \int_{a_k}^{a_{k+1}} \left(\frac{\partial^2 \{\psi\}_i}{\partial x^2} \right)^2 dx}{U_i} = \frac{(EI_d)_k \int_{a_k}^{a_{k+1}} \left(\frac{\partial^2 \{\psi\}_{id}}{\partial x^2} \right)^2 dx}{U_{id}}. \quad (7.17)$$

Asumiendo que EI es esencialmente constante a lo largo de la viga para las condiciones con y sin daño, la Ecuación 7.17 puede ser reescrita para entregar una indicación del cambio en la rigidez flexural en la subregión de la siguiente manera:

$$\frac{(EI)_k}{(EI_d)_k} = \frac{\int_{a_k}^{a_{k+1}} \left(\frac{\partial^2 \{\psi\}_{i_d}}{\partial x^2} \right)^2 dx / \int_0^l \left(\frac{\partial^2 \{\psi\}_{i_d}}{\partial x^2} \right)^2 dx}{\int_{a_k}^{a_{k+1}} \left(\frac{\partial^2 \{\psi\}_i}{\partial x^2} \right)^2 dx / \int_0^l \left(\frac{\partial^2 \{\psi\}_i}{\partial x^2} \right)^2 dx} = \frac{f_{i_k d}}{f_{i_k}}. \quad (7.18)$$

Para usar en el cálculo todos los m modos medidos, el índice de daño para cada subregión k es definido como:

$$\beta_k = \frac{\sum_{i=1}^m f_{i_k d}}{\sum_{i=1}^m f_{i_k}}. \quad (7.19)$$

Se asume que la colección de índices de daño, β_k , representan una muestra de población con una variable aleatoria normalmente distribuida, y un índice de daño normalizado, Z_k , es definido como:

$$Z_k = \frac{\beta_k - \bar{\beta}_k}{\sigma_k}, \quad (7.20)$$

donde $\bar{\beta}_k$ y σ_k representan el promedio y desviación estándar de los índices de daño para todos los lugares de la viga, respectivamente. El índice de daño normalizado, Z_k , es el indicador de los lugares en que la estructura sufrió cambios relacionados a su energía de deformación modal. Las locaciones candidatas a estar dañadas, serán aquellas con un índice de daño mayor.

7.5 Detección y localización de daño mediante método del índice de daño modificado

Choi *et al.* (2008) proponen una modificación al DI basado en la energía de deformación modal (Stubbs *et al.*, 1995) que recibe el nombre de índice de daño modificado (MDI de sus siglas en inglés). Uno de los problemas detectados en su investigación, fue que la mayoría de los métodos tienen problemas para identificar daño en múltiples lugares y muy poco útiles para estimar la severidad del daño. Esto debido a que la sumatoria de curvaturas (ver Ecuación 7.19) no se

encuentran normalizadas, por lo que los términos dependerán solamente de la forma modal, y en lugar de reflejar cambios en la curvatura debido a daño, la suma de formas modales de curvaturas distorsionará el índice de daño en favor de modos superiores, lo que resultarán en diagnósticos con falsos positivos. Para corregir este problema proponen aplicar una de las siguientes consideraciones: 1) las formas modales deben estar normalizadas con respecto a la masa; 2) las formas modales de curvatura para el modo i -ésimo deben estar normalizadas con respecto al máximo valor del correspondiente modo. Después de implementada alguna de estas soluciones, la Ecuación 7.18 puede ser reescrita como:

$$\frac{\int_{a_k}^{a_{k+1}} \left(\frac{\partial^2 \{\psi\}_{i_d}}{\partial x^2} \right)^2 dx}{\int_0^l \left(\frac{\partial^2 \{\psi\}_{i_d}}{\partial x^2} \right)^2 dx} = \frac{\overline{f_{i_k d}}}{\overline{f_{i_k}}}, \quad (7.21)$$

$$\frac{\int_{a_k}^{a_{k+1}} \left(\frac{\partial^2 \{\psi\}_{i_i}}{\partial x^2} \right)^2 dx}{\int_0^l \left(\frac{\partial^2 \{\psi\}_{i_i}}{\partial x^2} \right)^2 dx}$$

donde $\frac{\partial^2 \{\psi\}_{i_i}}{\partial x^2}$ o $\frac{\partial^2 \{\psi\}_{i_d}}{\partial x^2}$ representan los vectores de curvatura normalizados. El índice de daño modificado puede ser normalizado estadísticamente utilizando la Ecuación 7.20.

7.6 Detección y localización de daño mediante método híbrido

Choi *et al.* (2008) proponen un índice para la detección y localización de daño llamado híbrido entre MDI y CIF (HMC de sus siglas en inglés). Esta es una combinación basada en el análisis de resultados experimentales, en donde el algoritmo MDI logró detectar y localizar zonas con daño, pero no estimar su severidad, mientras que la amplitud de los indicadores de daño obtenidos mediante el CIF indicaron la progresividad del daño, pero no se desempeñaron bien para localizarlo. Combinando los dos algoritmos mediante la multiplicación de los indicadores del algoritmo MDI (\overline{Z}_j) y del algoritmo CIF ($\delta_{j_{\max}}$) se obtiene el indicador HMC. La Ecuación 7.21 explica cómo obtenerlo:

$$HMC = \bar{Z}_j(\delta_j)_{\max} . \quad (7.21)$$

7.7 Conclusiones

Las técnicas para detectar daño en estructuras basadas en sus formas modales, a pesar de llevar años en la literatura del área, no han sido puestas a prueba en estructuras reales para determinar su real efectividad. En particular, para el caso de puentes de grandes luces, determinar la precisión y factibilidad de su aplicación a través del solo uso de las vibraciones operacionales de la estructura sería un gran aporte al MSE.

En esta investigación, se aplicaron las técnicas descritas para la detección y localización de daño en el caso de estudio del puente Tianjin Yonghe.



CAPÍTULO 8: ALGORITMO DE DETECCIÓN DE DAÑO

8.1 Introducción

Como se mencionó anteriormente en este trabajo, validar los métodos de detección y localización de daño propuestos por investigadores presenta grandes dificultades en la práctica. Normalmente han sido probados sólo en ensayos de laboratorio (Figueiredo *et al.*, 2009, An y Ou, 2011, Guzmán 2015, Choi *et al.*, 2008). Estos ensayos, tienen la ventaja de tener controladas todas las variables que pueden afectar la respuesta de la estructura estudiada. En esta investigación, se escogió el caso de estudio de un puente de grandes luces, el Tianjin Yonghe en China (ver Capítulo 3), para el cual existe un registro de aceleraciones verticales a lo largo de su tablero y reportes que indican: fecha, localización y tipología de daños ocurridos en este. A partir de estas aceleraciones y reportes, se realizó un análisis para detectar la fecha en que ocurrió daño, localizarlo y estimar su severidad.

Se evalúan distintas técnicas de detección y localización de daño en base a los registros de aceleraciones. Este capítulo describe el procedimiento al que se someten estos registros con el fin de proponer una metodología para el procesamiento de señales a fin de mejorar la detección y localización de daño. Además, se presentan los principales resultados obtenidos.

8.2 Metodología

8.2.1 Criterios para la segmentación de la señal

Uno de los problemas que presentan las técnicas de detección de daño en estructuras civiles, es que la mayoría de estas han sido implementadas en casos donde se conoce tanto la respuesta del sistema, como la fuerza que excita a este. En la práctica, esto último es difícil de lograr, ya que en estructuras civiles como lo son los puentes de grandes luces, existen fuerzas producto de su operación que inducen respuestas de manera permanente. Por lo tanto, interesa saber seleccionar ventanas de señales de la excitación de la estructura, en condiciones normales de operación, que compartan

criterios homogéneos y además sean de una longitud acotada para ser aplicadas en técnicas de obtención de características como los modelos AR (ver Capítulo 4 y Anexo 4.1).

Las técnicas de selección de características sensibles al daño basadas en los modelos AR, sólo son útiles al aplicarse en registros de corta duración donde las condiciones que perturban al sistema, como el tráfico y viento, sean lo más similares posibles. Para esto se proponen distintos criterios para la selección de tramos de señal relevantes, logrando reducir la cantidad de datos a procesar y seleccionar series de datos que contengan la mayor cantidad de información referente al comportamiento dinámico del puente.

En el estado del arte, la información con respecto a la selección de tramos relevantes de señal es muy escasa, y hasta donde se ha logrado reunir información, el tema no es tratado por ninguno de los principales autores en la investigación de SMSE. Una de las razones, es que los datos utilizados en las investigaciones, son producto de ensayos puntuales aplicados *in situ* (Farrar *et al.*, 1994; Maeck y Roeck, 2003), ensayos en laboratorio (Figueiredo *et al.*, 2009; An y Ou, 2011; Guzmán, 2015; Choi *et al.*, 2008) y/o modelación computacional (Pandey *et al.*, 1991; Pandey y Biswas, 1994; Stubbs *et al.*, 1995), por lo que trabajan con pocos segundos de registros. Para casos reales, se tienen registros con gran cantidad de datos que son difíciles de manejar y saber discernir cuál información es relevante y cuál no.

En este trabajo se proponen cuatro criterios de segmentación de la señal para seleccionar las ventanas de tiempo más relevantes en cuanto a la calidad de información que puede entregar un sensor al medir alguna cantidad física, como lo son en esta investigación las aceleraciones verticales del tablero del puente Tianjin Yonghe (ver Capítulo 3). Los cuatro criterios son propuestos por el investigador y se explica la razón por la cual se intuye su eficiencia para la detección de daño. Los criterios son:

1) Selección Central de *Peaks* de Aceleraciones (SCPA): Este método selecciona por cada hora de registro de sensores los N *peaks* máximos de aceleraciones. Luego se seleccionan los $t/2$ segundos a la derecha y $t/2$ segundos a la izquierda de cada uno de esos *peaks*, obteniéndose N series de datos de t segundos de extensión cada una. En cada una de estas series, el *peak* de aceleraciones se

encuentra en el centro de estas. La Figura 8.1 muestra gráficamente la selección de $N=3$ series de $t=60$ segundos de duración cada una a partir de una hora de datos del sensor 8 (ver Figura 3.1 con distribución de sensores en tablero del puente) del puente Tianjin Yonghe el día primero de enero del 2008 utilizando la SCPA. La utilización de estas series se hace pensando en que los *peaks* de aceleraciones se registrarán cuando la estructura está excitada por las mayores cargas operacionales, por lo que estas series contienen intrínsecamente la respuesta dinámica del sistema y logra registrar con mayor claridad más modos fundamentales de vibrar de la estructura.

2) Selección Decremental de *Peaks* de Aceleraciones (SDPA): Este método selecciona por cada hora de registro de sensores los N *peaks* máximos de aceleraciones. Luego se seleccionan los t segundos a la derecha de cada uno de esos *peaks*, obteniéndose N series de datos de t segundos de extensión cada una. En cada una de estas series, el *peak* de aceleraciones se encuentra en el inicio de estas. Este método se inspira en la idea de obtener la respuesta de vibración libre de un sistema estructural luego de una excitación significativa. Se registra la respuesta del sistema después de que la fuerza excitante deja de actuar. Se puede apreciar en estos registros como la respuesta decae similarmente a un decaimiento logarítmico. Además, al igual que mediante el uso de la SCPA, se espera que los *peaks* escogidos correspondan al momento en que se presentan las mayores cargas operacionales. La Figura 8.2 muestra gráficamente la selección de $N=3$ series de $t=60$ segundos de duración cada una a partir de una hora de datos del sensor 8 del puente Tianjin Yonghe el día primero de enero del 2008 utilizando la SDPA.

3) Selección de Máxima Energía (SMAXE): Por cada hora de señal, se seleccionan las N series de t segundos de duración cada una que contengan la mayor cantidad de energía de señal. La definición de energía referente al procesamiento de señales es la siguiente:

$$E_s = \int_a^b |x(t)|^2 dt, \quad (8.1)$$

donde $x(t)$ representa la señal evaluada en el tiempo t entre los instantes a y b . La utilización de series que contienen la mayor cantidad de energía de la señal, se debe a que estas ocurren en las ventanas de tiempo en que ingresa la mayor cantidad de energía al sistema. En el caso del puente, la energía de entrada corresponde a la provocada por el tráfico vehicular y viento. Se espera que

con esta selección de tramos se obtenga una mayor evidencia del comportamiento dinámico de la estructura. La Figura 8.3 muestra gráficamente la selección de $N=3$ series de $t=60$ segundos de duración cada una a partir de una hora de datos del sensor 8 del puente Tianjin Yonghe el día primero de enero del 2008 utilizando SMAXE.

4) Selección de Mínima Energía (SMINE): Por cada hora de señal, se seleccionan las N series de t segundos de duración cada una que contengan la menor cantidad de energía de señal. Esta segmentación se fundamentó en la utilización de tramos de señal en las que el puente este sometido a la menor cantidad posible de tráfico y otras excitaciones que incorporen frecuencias externas al sistema. Estas series contendrían menores aceleraciones, pero incluirían las frecuencias de vibrar más altas del sistema, las que tienden a pasar desapercibidas con mayores niveles de excitación. Con el uso de estas series, se pretende una mayor sensibilidad a los daños leves del puente, tomando como referencia el Axioma VII del monitoreo estructural (Ver Capítulo 2.3), del que se infiere que la detección de daños leves puede ser llevada a cabo con rangos de frecuencias de excitación altos. La Figura 8.4 muestra gráficamente la selección de $N=3$ series de $t=60$ segundos de duración cada una a partir de una hora de datos del sensor 8 del puente Tianjin Yonghe el día primero de enero del 2008 utilizando la SMINE.

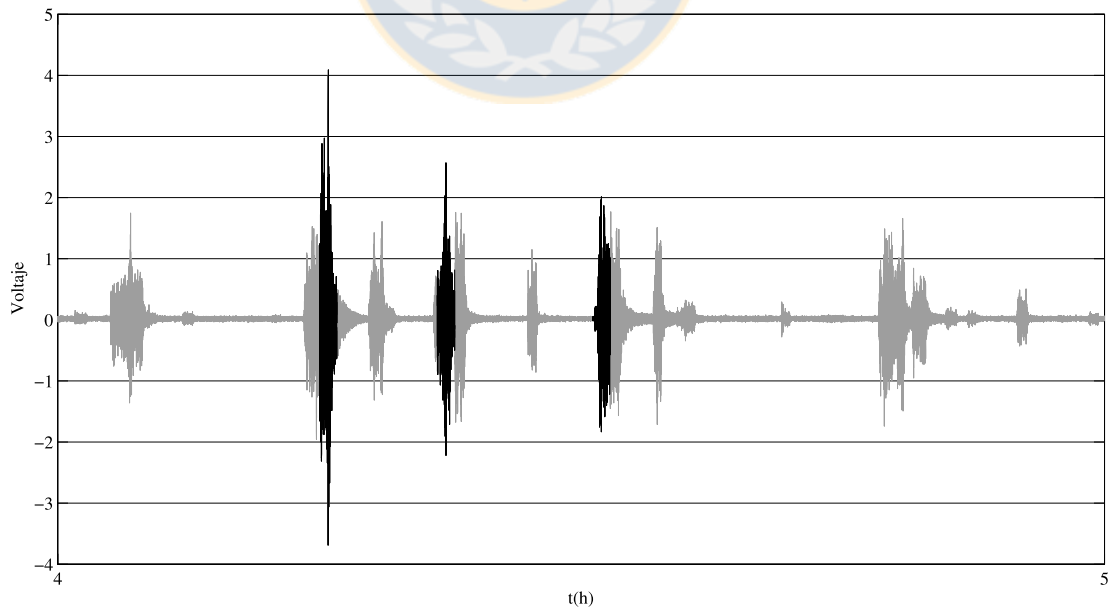


Figura 8.1 Aplicación de la SCPA en el registro de aceleraciones del sensor 8 el día primero de enero del 2008. $N=3$, $t=60$.

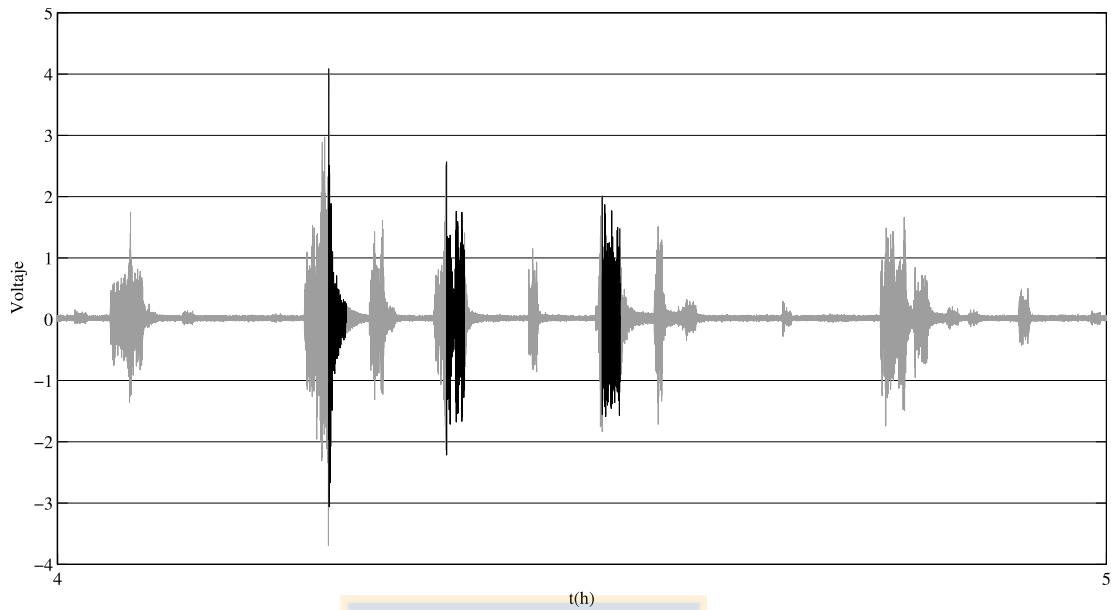


Figura 8.2 Aplicación de la SDPA en el registro de aceleraciones del sensor 8 el día primero de enero del 2008. $N=3$, $t=60$.

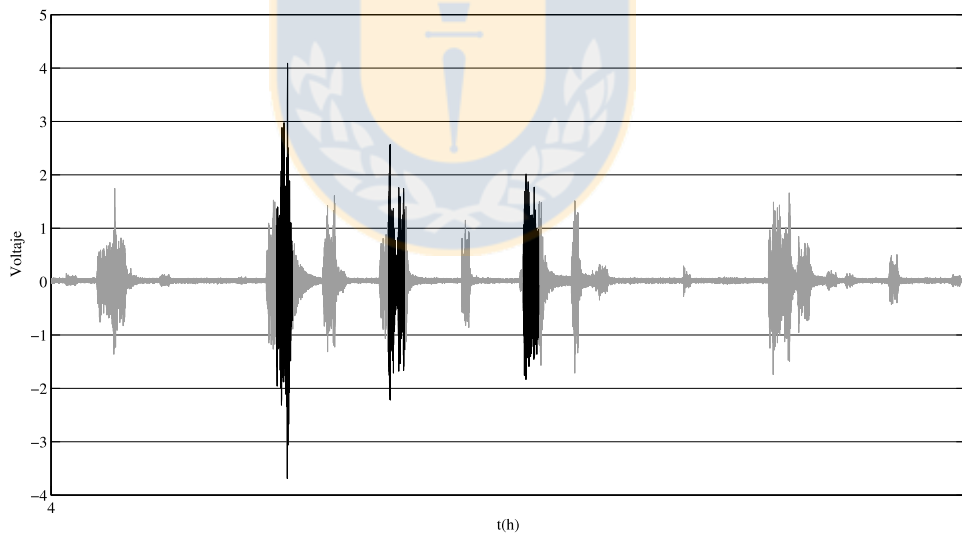


Figura 8.3 Aplicación de la SMAXE, en el registro de aceleraciones del sensor 8 el día primero de enero del 2008. $N=3$, $t=60$.

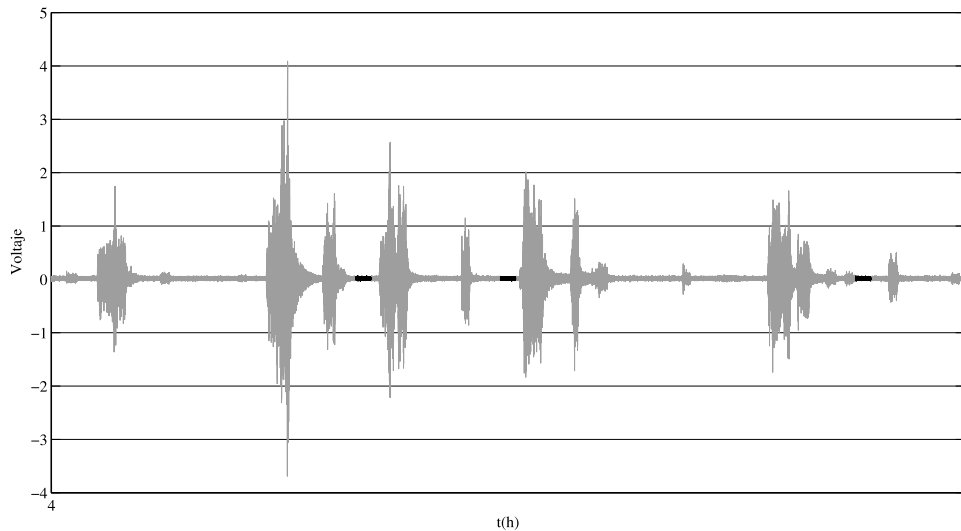


Figura 8.4 Aplicación de la SMINE en el registro de aceleraciones del sensor 8 el día primero de enero del 2008. $N=3$, $t=60$.

Cabe mencionar que todos estos métodos pueden ser utilizados para seleccionar ventanas de datos de duraciones (t) y cantidades (N) variables. Parte de esta investigación consiste en escoger la cantidad y duración de series óptimas para extraer características basadas en modelos AR (ver Capítulo 4 y Anexo 4.1) y MSD (ver Capítulo 5.2) que permitan detectar y localizar el daño sufrido por el puente Tianjin Yonghe, solo utilizando como *inputs* las aceleraciones verticales de su tablero.

8.2.2 Detección del daño: Parámetros AR y Mahalanobis Square Distance

Como se explicó en el Capítulo 4, existen métodos para la detección de daño en estructuras civiles basados en Modelos de series de tiempo. Los parámetros ajustados de estos modelos pueden ser utilizados como características para la detección de daño. En esta investigación, se utilizó el modelo $AR(p)$, donde los parámetros obtenidos fueron utilizados como características sensibles al daño.

Se utilizan los datos de aceleraciones correspondientes al día primero de enero del 2008 como datos de entrenamiento, puesto que para estos datos se tiene la certeza de que la estructura fue reparada recientemente, utilizándose este día como línea base. Se realizó la segmentación de la señal utilizando cada uno de los métodos descritos anteriormente (ver Capítulo 8.2.1): SCPA, SDPA, SMAXE y SMINE. Así, se obtienen diariamente $N \times 24$ series de t segundos de duración por cada

criterio de segmentación aplicado. Para cada una de estas series de datos se ajustan modelos $AR(p)$. Los parámetros AR que definen estos modelos corresponden a las características utilizadas para entrenar el algoritmo de detección de daño.

La Figura 8.5 muestra los parámetros AR correspondientes a las series de entrenamiento del sensor 5 (ver Figura 3.1 con distribución de sensores en tablero del puente) utilizando la técnica de segmentación SCPA con $N=3$ series y $t=60$ segundos (datos del día primero de enero del 2008). Cada línea corresponde a la representación gráfica de los vectores de parámetros AR para una de las 72 ($N \times 24$) series entrenadas. Para este caso, el orden p del modelo AR es 6.

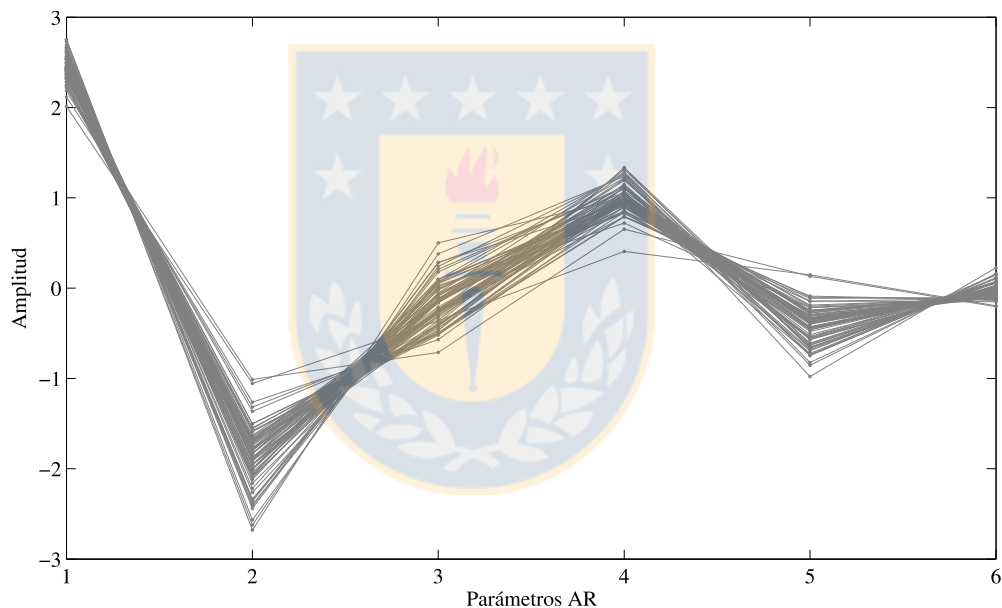


Figura 8.5 Parámetros AR de las 72 ($N \times 24$) series de entrenamiento para el sensor 5 utilizando SCPA. $N=3$, $t=60$.

Se entrenan los modelos AR para cada una de las series de datos y se extraen de estos los parámetros para cada uno de los sensores instalados en el puente Tianjin Yonghe (14 en total) el día primero de enero del 2008. Todos esos parámetros corresponden a las características de entrenamiento del algoritmo de detección de daño. Para estimar el orden adecuado del modelo AR se utiliza la técnica PAF descrita en el Capítulo 4.2.

Luego de eso, se repite el procedimiento para los demás días de datos manteniendo constantes los valores de los parámetros N y t . De este modo, se compara día a día y sensor por sensor, la similitud de estos parámetros AR con los parámetros AR de entrenamiento. La Figura 8.6 muestra gráficamente las envolventes resultantes de los parámetros AR de entrenamiento (en gris, encima) y de los parámetros AR correspondientes al día 31 de julio del 2008 (en negro, en el fondo) para el sensor 5 utilizando SCPA con $N=3$ series y $t=60$ segundos.

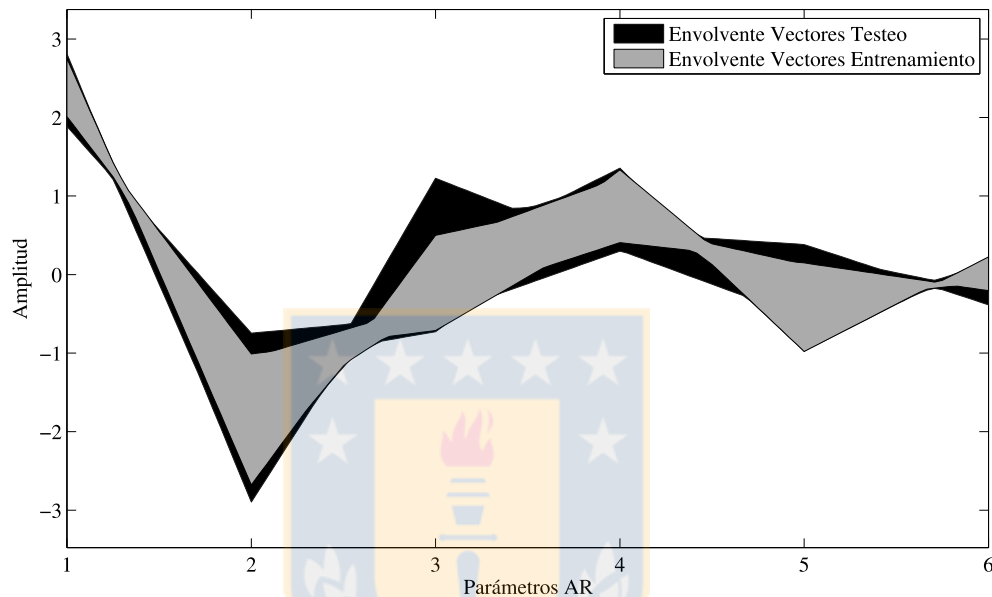


Figura 8.6 Envolventes Parámetros AR de entrenamiento (gris, encima) y para el día 31 de julio del 2008 (negro, fondo) en el sensor 5 utilizando SCPA. $N=3$, $t=60$.

Para poder tener una medida cuantificable de la magnitud del cambio en los parámetros AR cada día al compararlos con los parámetros AR de entrenamiento, se utiliza la técnica de normalización de datos descrita en el Capítulo 5.2 llamada MSD. Con esto se obtiene un DI que permite visualizar gráficamente si los parámetros AR de una serie de datos ajustada al modelo están o no dentro del comportamiento esperado al compararse con los parámetros AR de entrenamiento.

En la Figura 8.7 se muestran los DI correspondientes a la aplicación de MSD en cada una de las series ($N \times 24$) de datos del sensor 5 el día 31 de julio del 2008 utilizando SCPA, donde las barras negras corresponden a series con un comportamiento fuera de lo esperado y las barras en gris muestran un comportamiento esperado. La línea punteada negra corresponde al umbral de Mahalanobis entre ambos comportamientos, obtenido mediante la función de distribución

acumulada inversa de los vectores AR de entrenamiento, para una probabilidad acumulada de 95%. Por comportamiento fuera de lo esperado se quiere decir que los datos para el día analizado no se comportan como los datos con los que se entrenó el algoritmo (en este caso el día primero de enero del 2008), lo que significa que han ocurrido cambios en el sistema. Estos cambios en el sistema se pueden atribuir tanto a cambios estructurales en este, como también a VAO.

Al incluirse en los datos de entrenamiento del modelo de predicción de daño $N \times 24$ series de datos que contienen condiciones de tráfico similares distribuidas en todas las horas del día abarcando distintas condiciones de temperatura y viento, es poco probable que cambios grandes en los parámetros AR de los modelos sean producto de VAO normales, por lo que son atribuibles a la aparición de daño estructural.

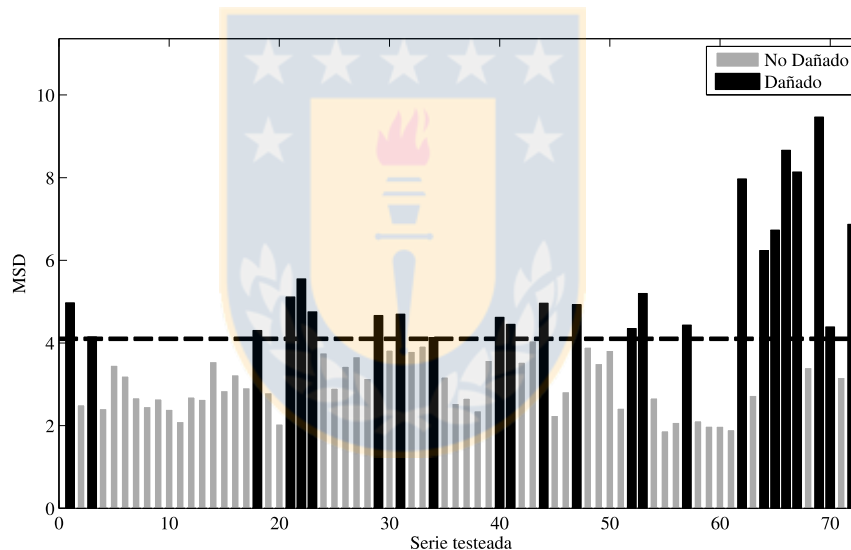


Figura 8.7 DI al aplicar MSD en las 72($N \times 24$) series de datos del sensor 5 el día 31 de julio del 2008 utilizando SCPA. $N=3$, $t=60$.

Resultados de los DI que se obtienen para cada sensor en cada día, son promediados, obteniéndose así un DI único por sensor y día de datos. Luego, los resultados se representan de manera gráfica para poder realizar un análisis de la efectividad del método propuesto analizando la sensibilidad al daño de los parámetros AR como características, la precisión del MSD como técnica de normalización de datos, y finalmente comparando cada una de las técnicas de segmentación de

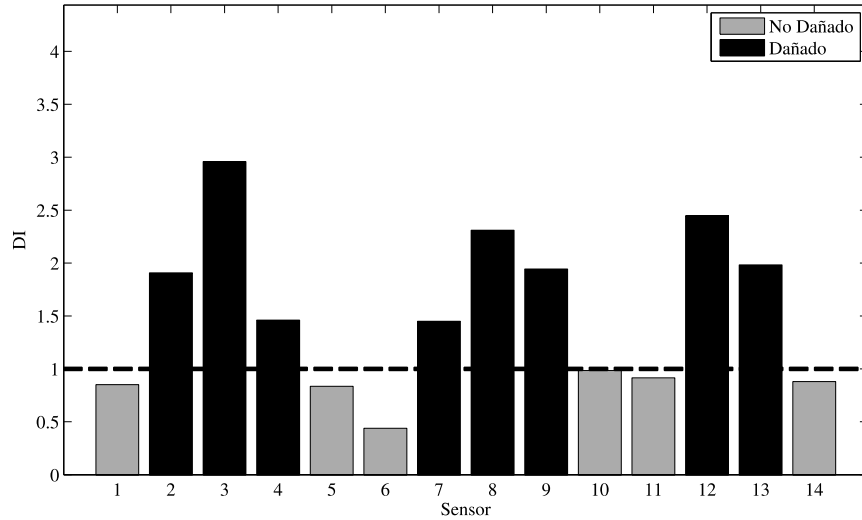


Figura 8.8 DI finales para los sensores el día 31 de julio del 2008 utilizando SCPA. $N=3$, $t=60$.

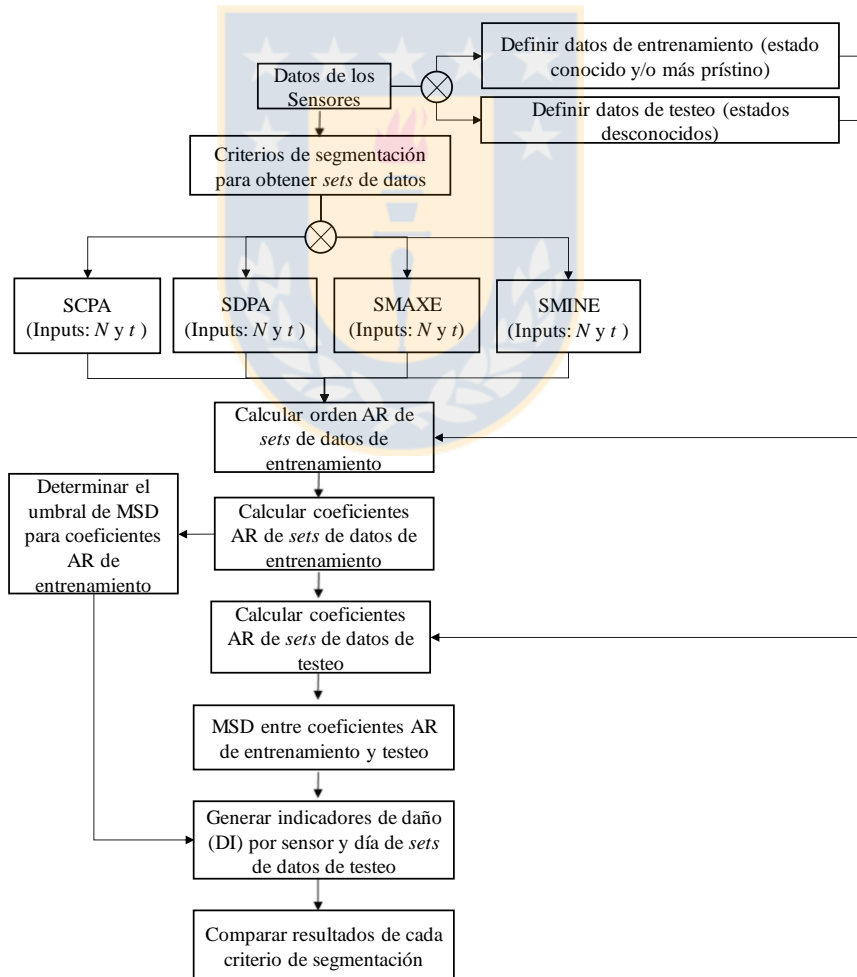


Figura 8.9 Esquema resumen de metodología propuesta para detección y localización de daño en estructuras a través del uso de Criterios de Segmentación de la señal, parámetros AR y MSD.

señal utilizadas para ingresarse como *inputs* al algoritmo de detección. La Figura 8.8 muestra los DI finales obtenidos para los 14 sensores el día 31 de julio del 2008 utilizando la técnica de segmentación de datos SCPA, con $N=3$ series y $t=60$ segundos.

En la Figura 8.9 se resume en un esquema la metodología propuesta para la detección y localización de daño en estructuras a través del uso de criterios de segmentación de la señal, parámetros AR y MSD.

8.2.3 Extracción de las frecuencias fundamentales y formas modales

En el Capítulo 6, se menciona la importancia de los parámetros modales de las estructuras en la utilización de métodos basados en vibraciones para la detección y localización del daño, y se introduce la técnica FDD. Aplicando esta técnica a los datos de aceleraciones verticales del tablero del puente, se extraen los parámetros modales. Los parámetros modales extraídos en este trabajo son dos: las formas modales y las frecuencias fundamentales asociadas a los tres primeros modos de vibrar de la estructura.

Para la aplicación de la FDD no se pueden aplicar los criterios de segmentación de la señal propuestos, puesto que los datos de cada sensor utilizados deben estar en sincronía temporal con los demás, es decir, las vibraciones utilizadas de todos los sensores ocurren en los mismos instantes de tiempo y deben tener continuidad.

Se deben utilizar intervalos de una duración de la señal que sean lo suficientemente largos para poder extraer los parámetros y lo suficientemente cortos para que las distintas fuentes de ruido en la señal que acumulan error, no influyan en la estimación de los parámetros. Por esto, la señal se agrupa en tramos de 20 minutos de duración. La elección de la duración utilizada en este trabajo, se basa en lo realizado por Li *et al.* (2010), donde realizaron la FDD sobre los datos de aceleraciones del mismo caso de estudio. En cada día de datos suministrados por el sistema de instrumentación, se divide cada día en 72 series de 20 minutos de duración, las cuales contienen las señales sincronizadas de los 14 sensores. Se utiliza la técnica FDD en cada una de estas series. Para esto,

como se explicó en el Capítulo 6.2, se aplica a los datos una PSD cruzada (CPSD de sus iniciales en inglés), y al resultado de esto se aplica una SVD.

En la Figura 8.10 se puede observar el resultado de aplicar la SVD a la CPSD de una serie de datos de 20 minutos del día 31 de julio del 2008, obteniendo un gráfico con los valores singulares de la señal en el dominio de las frecuencias. Cada frecuencia en el eje x del gráfico tiene asociado un *vector propio* (formas modales). Escogiendo los *peaks* del gráfico de valores singulares se obtienen las frecuencias y los *vectores propios* asociados correspondientes a los modos fundamentales de vibrar del puente. Al escoger los tres primeros *peaks*, se obtienen las tres primeras formas modales y la frecuencia fundamental asociada a cada una de estas. Los círculos negros señalan los tres primeros *peaks*.

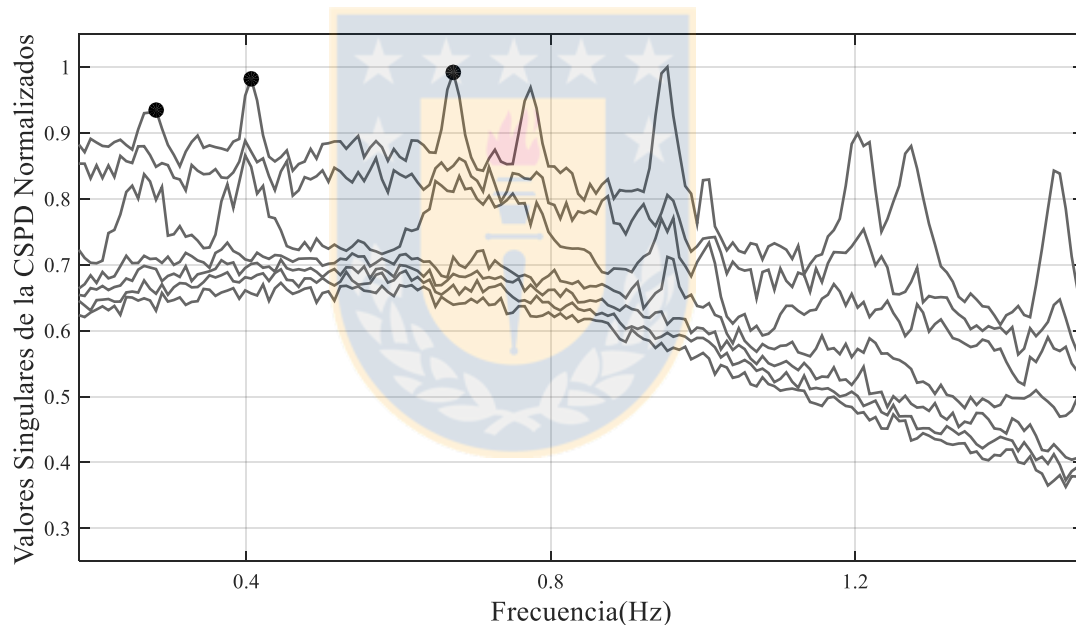


Figura 8.10 Valores singulares obtenidos de una serie de datos del día 31 de julio del 2008.

Tanto las formas modales como las frecuencias fundamentales de los tres primeros modos de vibrar de la estructura son producto de promediar los resultados obtenidos al aplicar la FDD en cada una de estas 72 series de 20 minutos de duración por cada día de datos. De esas 72 series de datos, solo unas cuantas son incluidas en el promedio para obtener el resultado final debido a que algunas arrojan resultados erróneos, descartándolas. En la Figura 8.11 se muestra gráficamente los resultados de las formas modales y frecuencias fundamentales para los tres primeros modos de

vibrar el día 31 de julio del 2008. Cada punto corresponde al promedio de los resultados obtenidos y los corchetes sobre estos indican la desviación estándar de los datos promediados. Se pueden observar valores similares de desplazamiento modal en sensores ubicados aguas arriba (numeración par) y aguas abajo (numeración impar) para puntos con deformaciones modales esperablemente simétricas longitudinalmente.

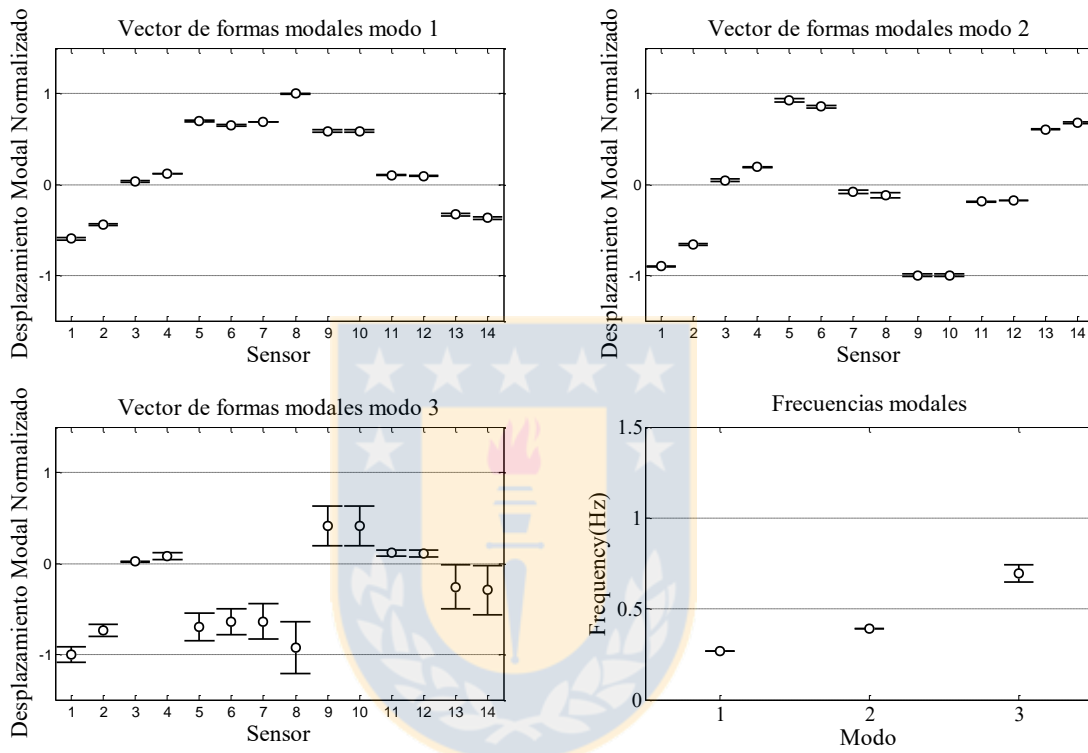


Figura 8.11 Formas modales y frecuencias fundamentales para las 72 series de datos del día 31 de julio del 2008 al aplicar FDD a estas.

La Figura 8.12 representa gráficamente los tres primeros modos de vibrar de la estructura obtenidos aplicando la FDD a los datos del día 31 de julio del 2008. En este trabajo, se utiliza la técnica de interpolación en base a *splines* cúbicos para reconstruir las formas modales a partir de puntos discretos, ya que es una manera sencilla y precisa de obtener formas modales con una mayor densidad de puntos (Choi *et al.*, 2008; Meo y Zumpano, 2005). Se realizó una interpolación de las deformaciones modales de 20 puntos entre cada par de sensores con lo que se obtuvo una densidad longitudinal de los modos fundamentales del puente de 120 puntos en lugar de siete.

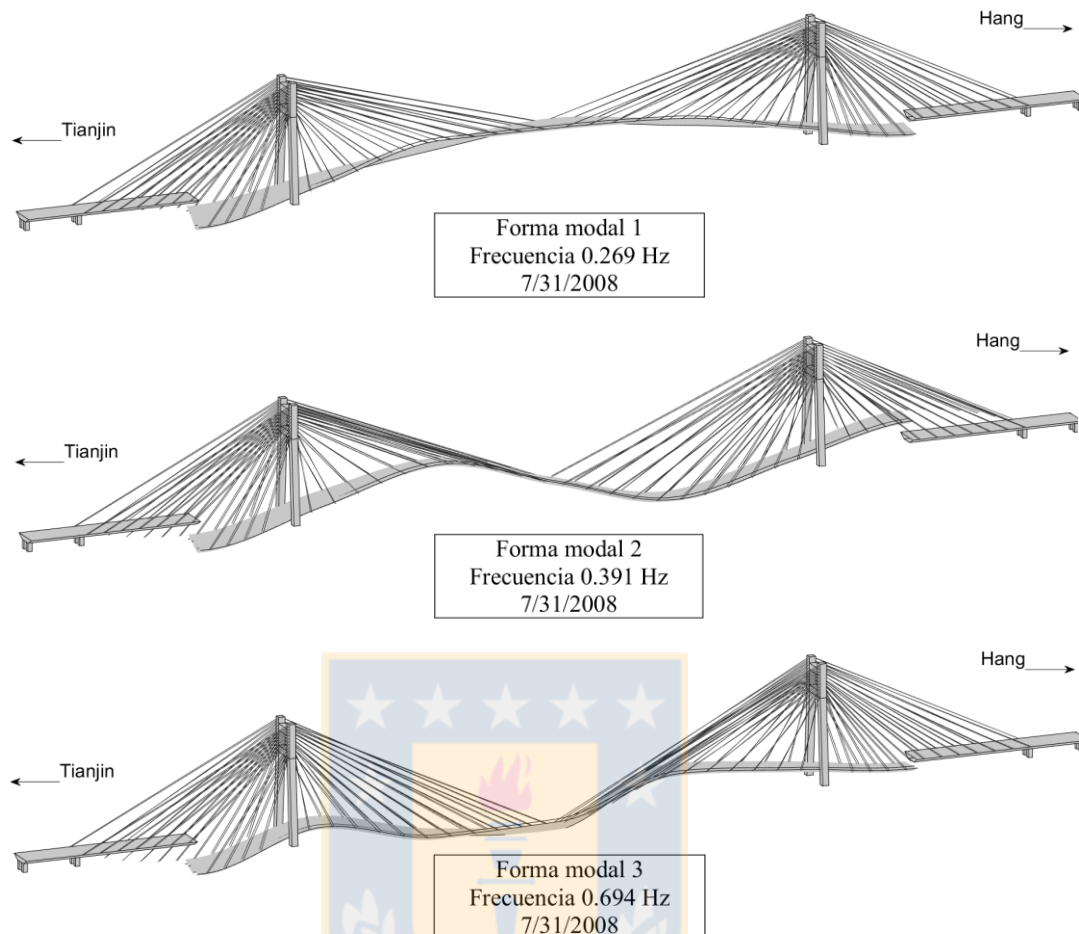


Figura 8.12 Representación gráfica de los 3 primeros modos de vibrar del puente Tianjin Yonghe el día 31 de julio del 2008 al aplicar la FDD.

En este trabajo las frecuencias fundamentales y las formas modales, son utilizadas como características para alimentar algoritmos que permitan la correcta detección y localización de daño del puente Tianjin Yonghe. Se utilizarán estas formas modales como datos de entrada a métodos de detección y localización de daño basados en formas modales (Ver Capítulo 7).

8.2.4 Detección y localización del daño: métodos basados en formas modales

Como se explicó en el Capítulo 7, existen métodos para la detección y localización de daño en estructuras civiles basados en las formas modales de estas. Los parámetros obtenidos al aplicar estas técnicas, pueden ser utilizados como características para la detección y localización de daño. En esta investigación, se utilizaron cuatro de las técnicas descritas: cambios en las curvaturas

modales (CMC de sus siglas en inglés), cambios de la matriz de flexibilidad (CIF de sus siglas en inglés), método de índice de daño modificado (MDI de sus siglas en inglés) y método híbrido entre MDI y CIF (HMC de sus siglas en inglés). A continuación, se describe la metodología utilizada al aplicar cada una de estas.

Luego de obtener las tres primeras formas modales para todas las fechas con registros de las aceleraciones verticales del tablero del puente (ver Capítulo 8.2.3), se ingresaron estas formas modales como inputs a las cuatro técnicas para localización de daño utilizadas en este trabajo. Los análisis se hicieron comparando resultados para las fechas en que el estado del puente es desconocido con los resultados obtenidos para el día primero de enero de 2008, que es cuando el puente se encontraba en perfectas condiciones estructurales.

En todos los gráficos presentados en esta sección (Figura 8.14 - Figura 8.22), la línea negra paralela al eje x ubicada en $y=0$, es una representación del tablero del puente Tianjin Yonghe en su dirección longitudinal visto lateralmente, en la que se indica con círculos negros la posición de los sensores instalados. Se entienden como sensores aguas abajo a los sensores alineados longitudinalmente en el tablero que tienen numeración impar (1, 3, 5, 7, 9, 11 y 13). Se entienden como sensores aguas arriba a los sensores alineados longitudinalmente en el tablero que tienen numeración par (2, 4, 6, 8, 10, 12 y 14). La Figura 8.13 muestra la disposición de los acelerómetros en el tablero del puente Tianjin Yonghe.

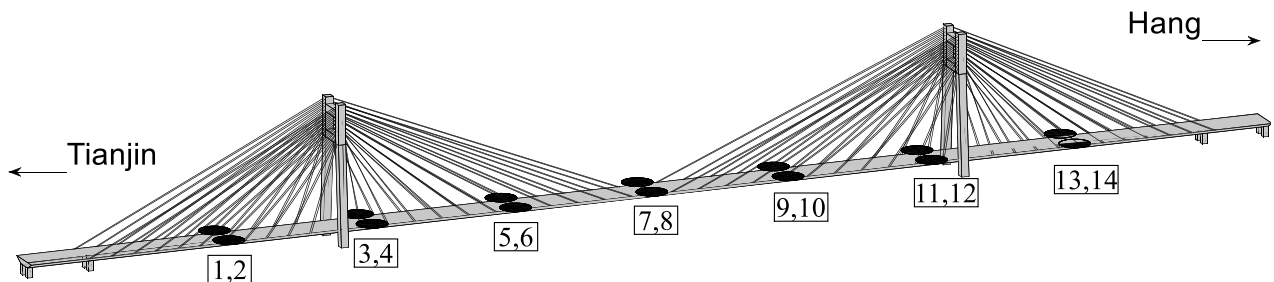


Figura 8.13 Distribución de acelerómetros sobre tablero puente Tianjin Yonghe.

8.4.2.1 Cambios en las curvaturas modales (CMC)

Haciendo uso de las tres primeras formas modales del puente obtenidas a partir de datos de sus aceleraciones, se calculan las curvaturas modales según la Ecuación 7.2. En las Figura 8.14, Figura 8.15 y Figura 8.16 se muestran las curvaturas modales de los 3 modos fundamentales del puente el primero de enero del 2008.

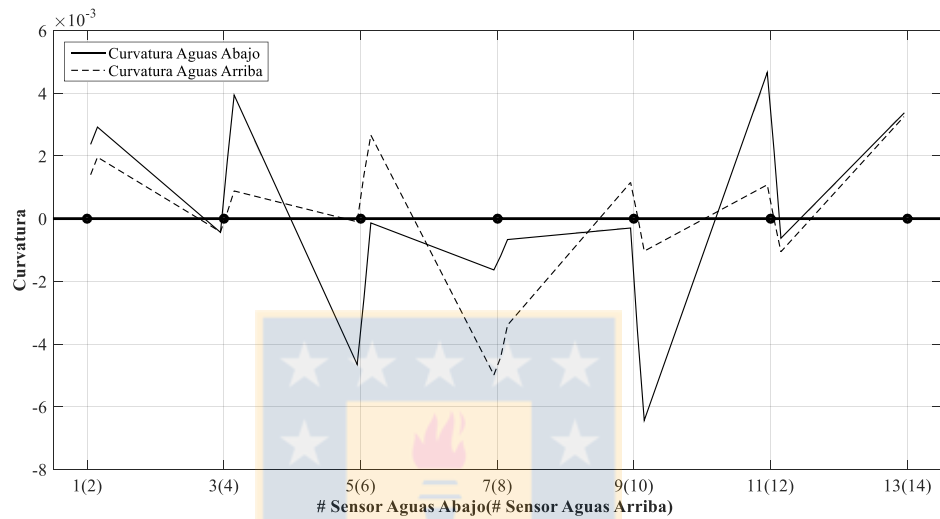


Figura 8.14 Curvatura de deformación modal, modo 1 obtenido a partir de aceleraciones del primero de enero del 2008.

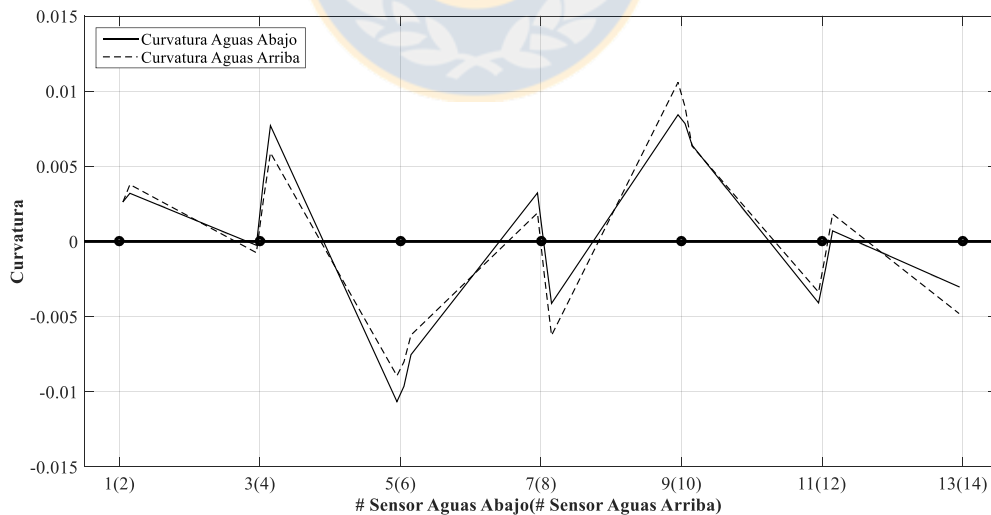


Figura 8.15 Curvatura de deformación modal, modo 2 obtenido a partir de aceleraciones del primero de enero del 2008.

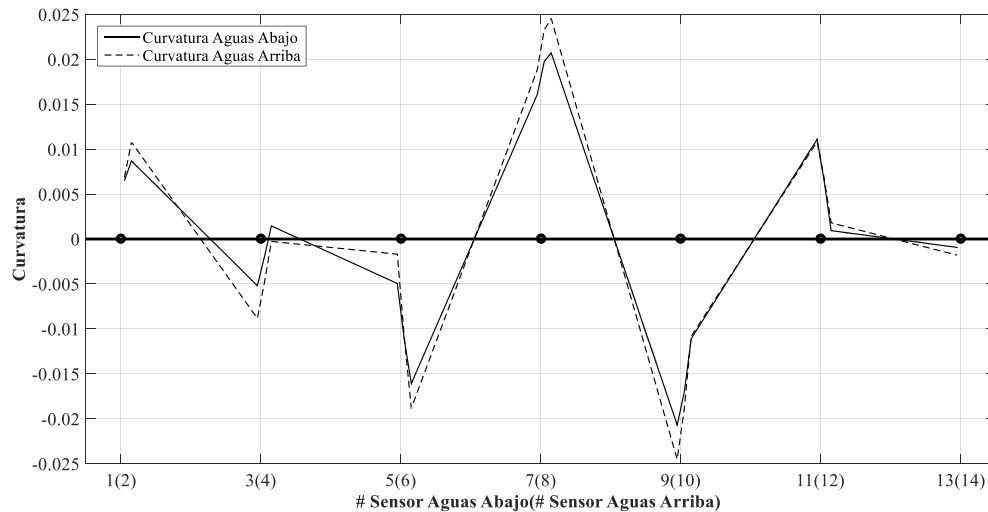


Figura 8.16 Curvatura de deformación modal modo 3 obtenido a partir de aceleraciones del primero de enero del 2008.

Luego, para la detección y localización de daño, se obtienen los cocientes de las curvaturas modales para distintos estados de la estructura. En este trabajo, se consideró el estado de la estructura sin daño como el estado de la estructura el primero de enero del 2008. Al dividir la curvatura modal de un estado desconocido por el de la estructura sin daño, cocientes mayores a uno indican aumento en la curvatura, y los *peaks* de esos resultados pueden servir como indicadores de la detección y localización del daño. Los estados desconocidos de la estructura estudiada son aquellos estados en fechas distintas al primero de enero del 2008. Las Figura 8.17, Figura 8.18 y Figura 8.19 muestran los cocientes de curvaturas modales entre el estado desconocido el 31 de julio del 2008 y el estado sin daño para los 3 primeros modos fundamentales del puente. Con esto se obtienen indicadores CMC a lo largo del tablero del puente. Las zonas donde se concentran los mayores valores de este indicador, son candidatas a presentar daño estructural.

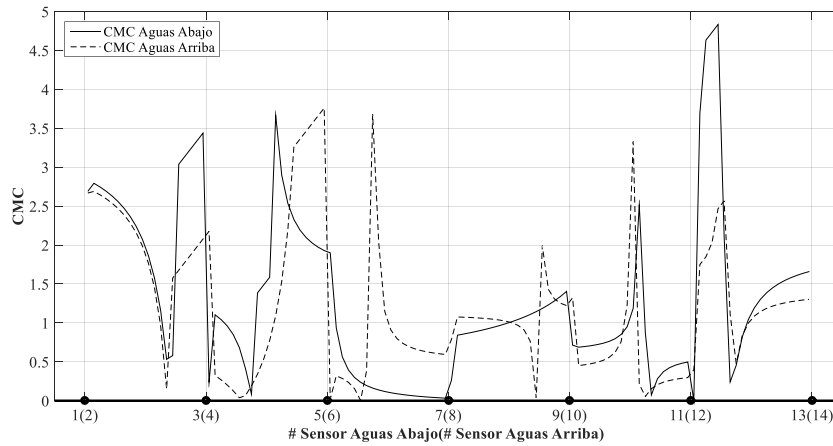


Figura 8.17 Cambios en curvatura modal 1 entre el primero de enero del 2008 (estado sin daño) y el 31 de julio del 2008 (estado desconocido, presuntamente dañado).

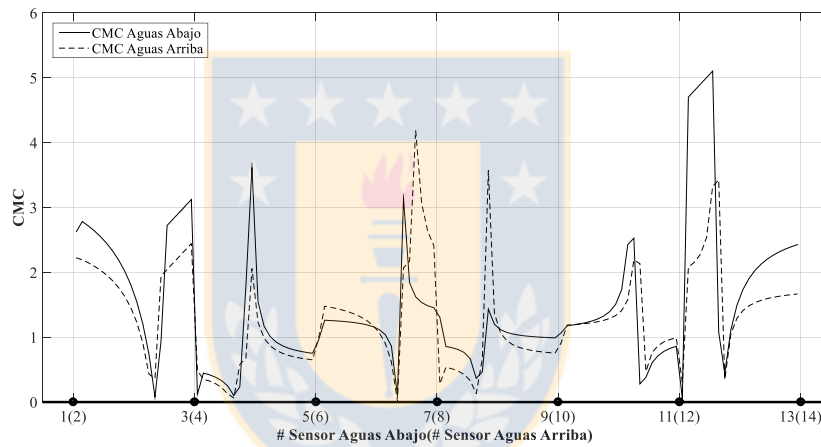


Figura 8.18 Cambios en curvatura modal 2 entre el primero de enero del 2008 (estado sin daño) y el 31 de julio del 2008 (estado desconocido, presuntamente dañado).

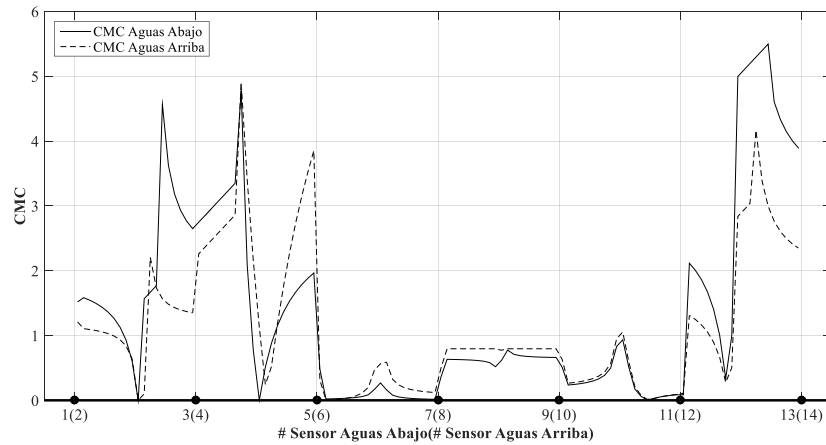


Figura 8.19 Cambios en curvatura modal 3 entre el primero de enero del 2008 (estado sin daño) y el 31 de julio del 2008 (estado desconocido, presuntamente dañado).

8.4.2.2 Cambios de la matriz de flexibilidad (CIF)

Utilizando la Ecuación 7.4, se calcula la matriz de flexibilidad de la estructura con sus 3 primeros modos fundamentales y frecuencias asociadas. La Tabla 8.1 muestra la matriz de flexibilidad de la estructura para los sensores aguas abajo el día primero de enero del 2008, considerando solo los grados de libertad ubicados en la posición de los sensores. La matriz total posee 120 grados de libertad, producto de la interpolación realizada a las formas modales para obtener una mayor densidad de puntos (ver Capítulo 8.2.3). La Tabla 8.2 muestra los mismos resultados para sensores aguas arriba.

Con estas matrices se resuelven las Ecuaciones 7.5 y 7.6 y se obtienen los indicadores de detección y localización de daño CIF a lo largo del tablero del puente. En este caso, F_i es la matriz de flexibilidad sin daño (primero de enero del 2008), y F_d es la matriz de flexibilidad del puente para una fecha en que se desconoce el estado del mismo. En la Figura 8.20 se muestran los resultados de los indicadores CIF obtenidos para el día siete de junio del 2008.

Tabla 8.1 Matriz de flexibilidad sensores aguas abajo el 1 de enero del 2008.

| | # Sensor | | | | | | |
|----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| # Sensor | 1 | 3 | 5 | 7 | 9 | 11 | 13 |
| 1 | 1,41E+00 | 1,16E-02 | -3,20E+00 | -2,83E+00 | -1,37E+00 | -1,85E-01 | 4,56E-01 |
| 3 | 1,16E-02 | 1,10E-04 | -2,71E-02 | -1,83E-02 | -1,74E-03 | 4,57E-05 | 3,86E-04 |
| 5 | -3,20E+00 | -2,71E-02 | 7,31E+00 | 6,17E+00 | 2,59E+00 | 3,35E-01 | -8,54E-01 |
| 7 | -2,83E+00 | -1,83E-02 | 6,17E+00 | 7,47E+00 | 6,08E+00 | 9,19E-01 | -2,10E+00 |
| 9 | -1,37E+00 | -1,74E-03 | 2,59E+00 | 6,08E+00 | 7,62E+00 | 1,21E+00 | -2,67E+00 |

Tabla 8.2 Matriz de flexibilidad sensores aguas arriba el 1 de enero del 2008.

| | # Sensor | | | | | | |
|----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| # Sensor | 2 | 4 | 6 | 8 | 10 | 12 | 14 |
| 2 | 5,80E-01 | -1,83E-01 | -1,66E+00 | -1,64E+00 | 3,88E-04 | 3,40E-02 | -4,30E-02 |
| 4 | -1,83E-01 | 5,92E-02 | 5,31E-01 | 4,55E-01 | -8,24E-02 | -2,61E-02 | 5,36E-02 |
| 6 | -1,66E+00 | 5,31E-01 | 4,78E+00 | 4,38E+00 | -4,17E-01 | -1,75E-01 | 3,25E-01 |
| 8 | -1,64E+00 | 4,55E-01 | 4,38E+00 | 7,60E+00 | 3,81E+00 | 6,17E-01 | -1,73E+00 |
| 10 | 3,88E-04 | -8,24E-02 | -4,17E-01 | 3,81E+00 | 4,92E+00 | 9,20E-01 | -2,39E+00 |
| 12 | 3,40E-02 | -2,61E-02 | -1,75E-01 | 6,17E-01 | 9,20E-01 | 1,74E-01 | -4,50E-01 |
| 14 | -4,30E-02 | 5,36E-02 | 3,25E-01 | -1,73E+00 | -2,39E+00 | -4,50E-01 | 1,17E+00 |

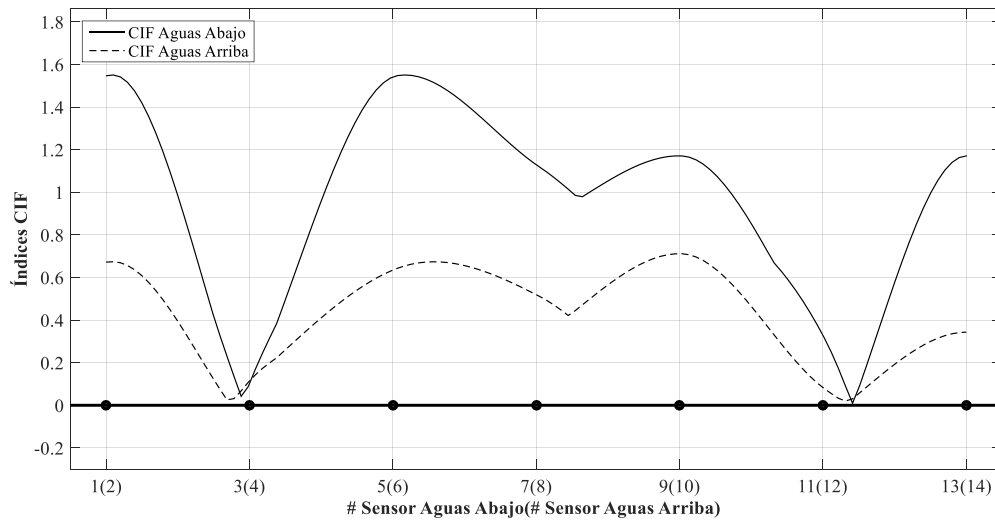


Figura 8.20 Indicadores de daño CIF para el siete de junio del 2008.

8.4.2.3 Índice de daño modificado (MDI)

Utilizando la Ecuación 7.21, donde las variables f_{ik_d} y f_{ik} corresponden a la rigidez flexural en la subregión k para el modo i -ésimo de la condición desconocida y condición base (primero de enero del 2008) respectivamente, se obtiene la rigidez flexural para una subregión del tablero del puente. Calculadas las rigideces para todas las subregiones y modos, se obtienen los índices MDI utilizando la Ecuación 7.20. La Figura 8.21 muestra los índices MDI obtenidos para el día 7 de junio del 2008.

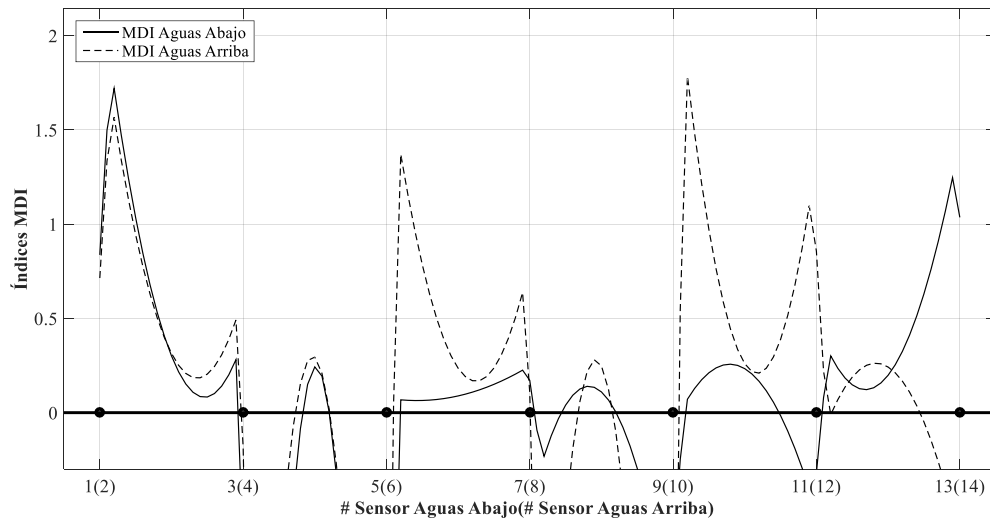


Figura 8.21 Indicadores de daño MDI para el siete de junio del 2008.

8.4.2.4 Método híbrido entre MDI y CIF (HMC)

Para aplicar el método HMC, se necesita obtener los índices MDI y CIF para una fecha en particular. Luego, se ingresan los índices a la Ecuación 7.21 y se obtienen los índices HMC para la fecha deseada, tomando como línea de comparación el estado de la estructura el primero de enero del 2008. La Figura 8.22 muestra los índices HMC obtenidos para el día siete de junio del 2008.

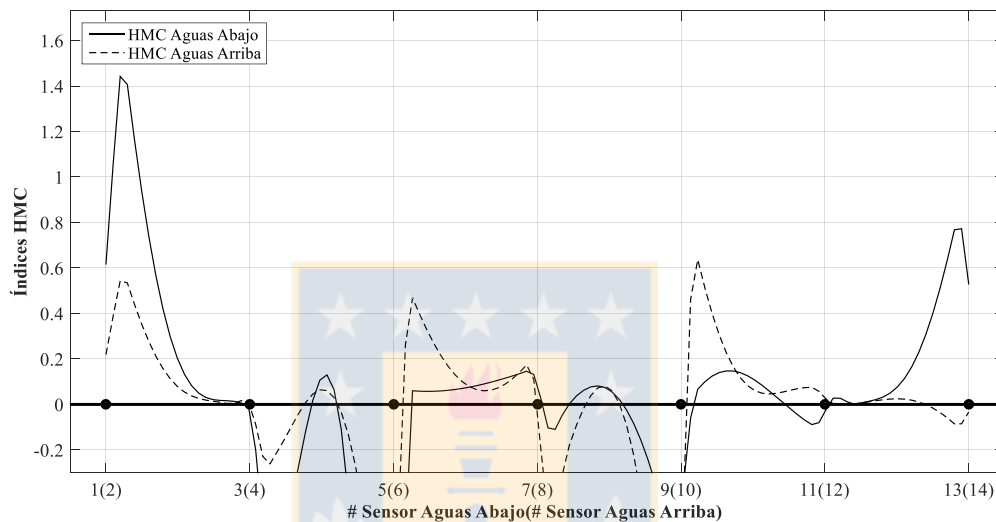


Figura 8.22 Indicadores de daño HMC para el siete de junio del 2008.

De esta manera, se pueden obtener índices para detectar daño y localizar las zonas candidatas a sufrirlo sobre el tablero del puente. En el Capítulo 8.3.4 se analizan los resultados de los índices CMC, CIF, MDI y HCM para fechas en las que se conocen las aceleraciones del tablero del puente, testeando la efectividad de los métodos para el caso de estudio analizado (ver Capítulo 3) con aceleraciones operacionales como único *input*.

8.3 Resultados

8.3.1 Determinación de cantidad y duración de ventanas de segmentación

Como se explicó en el Capítulo 8.2.1, para poder aplicar sobre las señales brutas de los sensores del puente Tianjin Yonghe, algoritmos para la extracción de características basados en modelos AR, es necesario seleccionar ventanas de tiempo desde los registros totales. Para esto, se proponen cuatro métodos: SCPA, SDPA, SMINE y SMAXE. Cada uno de estos criterios de segmentación de la señal, utiliza dos parámetros: la cantidad de ventanas a seleccionar por cada hora de registro (N), y la duración en segundos de cada una de esas ventanas (t).

Para determinar los valores óptimos de estos parámetros, en esta investigación se propone un sistema que puntúa los resultados obtenidos con distintos valores de los parámetros N y t. El sistema se basa en los resultados obtenidos versus los resultados esperados. Los resultados esperados son los conocidos mediante el reporte de daño elaborado para el puente (ver Capítulo 3).

El sistema que puntúa los resultados de detección de daño basado en parámetros AR consta de cuatro puntajes, donde cada uno ayuda a comprender mejor alguna característica particular sobre el comportamiento de los resultados obtenidos en base a los siguientes criterios:

- 1) Puntaje por progresión de daño (PD): califica a los resultados dependiendo de la progresión de señales de daño que muestren estos en el tiempo. Este puntaje nace de la intuición de que los daños graves ocurridos en una estructura no se desarrollan de un instante a otro, sino, van ocurriendo gradualmente en el tiempo hasta desencadenar un daño visible.
- 2) Puntaje de detección temprana (DT): puntúa con mayor puntaje a los resultados que sean capaces de adelantarse en el tiempo a la detección de daño, es decir, que detecten el daño antes de la fecha en que el daño fue detectado mediante inspección visual.
- 3) Puntaje por detección final (DF): califica a los resultados dependiendo de su capacidad para la detección del daño en la fecha reportada por el informe de inspección de daños.
- 4) Puntaje por falsos positivos iniciales (FPI): califica a los resultados penalizando aquellos resultados que muestren falsos positivos en fechas cercanas a las del estado óptimo del puente tras su reapertura.

La suma de los cuatro puntajes descritos, resulta en el puntaje total (PT) de los resultados. Se obtiene un puntaje total para cada juego de resultados obtenidos con variaciones en los parámetros utilizados para la segmentación de señal (N y t).

A continuación, se especifican las ecuaciones utilizadas para cada uno de los puntajes para evaluar los resultados.

Se define x_i como el número de sensores que detectan daño en la fecha i . Las fechas son las cuales cuentan con datos de aceleraciones para la extracción de características. i se escribe en el formato (número mes).(número día).(año). Por ejemplo, para la fecha primero de enero del 2008, la cantidad de sensores que detectan daño se denota como $x_{1.1.2008}$. Para la asignación del puntaje PD para un juego de resultados obtenidos, la fórmula es la siguiente:

$$\sum_{i=1.1.2008}^{7.31.2008} \left\{ \begin{array}{l} PD=1+PD, \text{ si } x_i < x_{i+1} \\ PD=0+PD \text{ si } x_i = x_{i+1} \\ PD=-0.2 \times (x_i - x_{i+1}) + PD, \text{ si } x_i > x_{i+1} \end{array} \right. \quad (8.2)$$

PD es un valor acumulado, inicialmente PD=0. Notar que el máximo valor que puede tomar PD es nueve, y también puede tomar valores negativos. Para el puntaje DT, la fórmula es:

$$\text{si} \left\{ \begin{array}{l} x_{5.31.2008} > 0.25 \times S_T \\ \text{y} \\ x_{6.7.2008}, x_{6.16.2008}, x_{7.31.2008} \geq x_{5.31.2008} - 1 \end{array} \right. , DT=3, \quad (8.3)$$

donde S_T es el número total de sensores instalados en el puente (14). Esta fórmula asume que, para una correcta detección del daño, al menos una cuarta parte del total de sensores debe alertar daño.

Para el puntaje DF, la fórmula es:

$$\text{si} \left\{ \begin{array}{l} 0.4 \times S_T \leq x_{6.16.2008} \text{ y } x_{7.31.2008} \leq 0.5 \times S_T, DF=1 \\ x_{6.16.2008} \text{ y } x_{7.31.2008} > 0.5 \times S_T, DF=3 \end{array} \right. \quad (8.4)$$

Esta fórmula puntúa positivamente a los resultados que logren una correcta detección de daño en las fechas más cercanas a la inspección que dejó en evidencia su magnitud. La fórmula para obtener el puntaje FPI es:

$$\text{si } x_{1.17.2008} > 0.1 \times S_T, \text{ FPI} = -0.2 \times (x_{1.17.2008} - 1), \quad (8.5)$$

$$\text{si } x_{2.3.2008} > 0.1 \times S_T, \text{ FPI} = \text{FPI} - 0.2 \times (x_{2.3.2008} - 1), \quad (8.6)$$

$$\text{si } x_{3.19.2008} > 0.1 \times S_T, \text{ FPI} = \text{FPI} - 0.2 \times (x_{3.19.2008} - 1), \quad (8.7)$$

$$\text{si } x_{3.30.2008} > 0.1 \times S_T, \text{ FPI} = \text{FPI} - 0.2 \times (x_{3.30.2008} - 1). \quad (8.8)$$

Esta ecuación se basa en el supuesto de que, hasta el 30 de marzo del año 2008, no debería existir daño en la estructura debido a su proximidad con la fecha de reapertura del puente. Finalmente, para obtener la puntuación total de los resultados al utilizar unos parámetros N y t específicos para la segmentación de la señal, se debe aplicar la siguiente fórmula, que lo que hace es sumar todos los puntajes anteriores:

$$PT = PD + DT + DF + FPI, \quad (8.9)$$

donde PT es la puntuación total de los resultados evaluados. Mientras mayor PT tenga un juego de resultados, mayor es la utilidad que puede prestar para la detección de daño en el caso de estudio analizado en esta investigación. Este puntaje es el que servirá finalmente para determinar los valores óptimos de N y t para el entrenamiento y uso del algoritmo de detección de daño basado en parámetros AR (ver Capítulo 8.2.2) alimentado utilizando técnicas de segmentación de la señal (ver Capítulo 8.2.1).

8.3.2 Análisis de Parámetros AR y Mahalanobis Square Distance

Se ajustan modelos AR para todas las series de datos obtenidas después de aplicar las cuatro técnicas propuestas para la segmentación de señal: SCPA, SDPA, SMAXE y SMINE. Se escogen como características sensibles al daño los parámetros AR obtenidos al ajustar modelos AR a las series de datos provenientes de la segmentación de la señal, y comparando los datos de

entrenamiento del algoritmo de detección (parámetros AR obtenidos de las series de datos correspondientes al primero de Enero del 2008) con los datos de testeo (parámetros AR obtenidos de las series de datos correspondientes al resto de las fechas con datos de aceleraciones) se intenta identificar el daño del puente ocurrido durante el año 2008 . Este daño fue detectado mediante el análisis de cambios en las frecuencias fundamentales del puente (ver Capítulo 8.3.3), entre el siete y 16 de junio del año 2008, es decir, desde el 16 de julio en adelante existe presencia de graves daños estructurales como quedó constatado en el reporte del caso de estudio (ver Capítulo 3) y desde el siete de junio hacia atrás, aún no ocurrían daños graves.

Por lo tanto, aplicando a las características obtenidas una normalización de los datos mediante la MSD, se ponderó la efectividad de los métodos descritos en la detección y localización del daño. Si uno o más de los DI de los sensores sobrepasa el umbral de daño, entonces se han detectado cambios en la señal que percibe ese sensor, cambio que puede ser atribuido a daño estructural.

Se utilizaron sobre los datos de aceleraciones del puente las técnicas de segmentación de la señal propuestas. Asignando distintos valores a los parámetros N (cantidad de series escogidas por hora) y t (duración en segundos de cada serie), se obtuvieron varios juegos de datos por técnica. Luego, aplicando sobre cada uno de esos juegos de datos el algoritmo descrito en el Capítulo 8.2.2, se obtienen resultados para cada caso, los que son puntuados con el método propuesto en el Capítulo 8.3.1, para de este modo, encontrar los valores óptimos de N y t para cada técnica de segmentación.

Los valores escogidos arbitrariamente para los parámetros son: $N=2, 3, 4, 5, 6$; y $t=5, 10, 20, 30, 45, 60$. Las Tabla 8.3 , Tabla 8.4, Tabla 8.5 y Tabla 8.6 muestran los puntajes de los resultados provenientes de aplicar el algoritmo de detección de daño basado en parámetros AR sobre juegos de datos obtenidos de la segmentación de la señal de aceleraciones del puente para distintos valores de N y t. En las tablas, la puntuación más alta es indicada por la casilla coloreada con negro.

De las tablas de puntajes, se obtuvieron los valores de N y t óptimos para el algoritmo de detección aplicado a cada una de las técnicas de segmentación de la señal, mediante la elección de los

Tabla 8.3 Puntuación resultados algoritmo de detección de daño basado en parámetros AR utilizando técnica de segmentación SCPA con distintos valores de N y t.

| t (Duración series (s)) | N (Nº de Series por hora) | | | | |
|-------------------------|---------------------------|-----|-----|-----|-----|
| | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 |
| 5 | 1,5 | 1,5 | 0,0 | 0,0 | 0,0 |
| 10 | 3,0 | 2,5 | 1,5 | 0,0 | 0,0 |
| 20 | 4,5 | 3,5 | 3,0 | 1,5 | 2,0 |
| 30 | 4,0 | 2,5 | 2,5 | 3,0 | 2,5 |
| 45 | 4,0 | 4,5 | 2,0 | 3,0 | 2,0 |
| 60 | 6,5 | 4,5 | 4,5 | 2,5 | 2,5 |

Tabla 8.4 Puntuación resultados algoritmo de detección de daño basado en parámetros AR utilizando técnica de segmentación SDPA con distintos valores de N y t.

| t (Duración series (s)) | N (Nº de Series por hora) | | | | |
|-------------------------|---------------------------|-----|-----|-----|-----|
| | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 |
| 5 | 0,5 | 0,5 | 0,5 | 0,0 | 0,0 |
| 10 | 3,5 | 0,5 | 0,5 | 0,5 | 0,5 |
| 20 | 4,0 | 1,5 | 1,0 | 0,0 | 1,5 |
| 30 | 4,0 | 2,0 | 3,0 | 3,0 | 3,0 |
| 45 | 3,0 | 2,5 | 3,5 | 3,0 | 2,5 |
| 60 | 3,0 | 4,0 | 4,5 | 3,0 | 3,0 |

Tabla 8.5 Puntuación resultados algoritmo de detección de daño basado en parámetros AR utilizando técnica de segmentación SMAXE con distintos valores de N y t.

| t (Duración series (s)) | N (Nº de Series por hora) | | | | |
|-------------------------|---------------------------|-----|-----|-----|-----|
| | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 |
| 5 | 2,0 | 0,0 | 0,0 | 0,0 | 0,0 |
| 10 | 3,0 | 1,0 | 1,5 | 1,5 | 0,5 |
| 20 | 4,0 | 4,0 | 3,0 | 2,0 | 1,0 |
| 30 | 3,0 | 3,5 | 4,0 | 1,5 | 2,0 |
| 45 | 6,5 | 5,0 | 4,5 | 3,0 | 3,5 |
| 60 | 5,0 | 3,5 | 3,5 | 3,0 | 3,0 |

Tabla 8.6 Puntuación resultados algoritmo de detección de daño basado en parámetros AR utilizando técnica de segmentación SMINE con distintos valores de N y t .

| t (Duración series (s)) | N (N° de Series por hora) | | | | |
|-------------------------|---------------------------|-----|-----|-----|-----|
| | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 |
| 5 | 1,5 | 1,5 | 1,0 | 2,0 | 2,0 |
| 10 | 3,5 | 4,0 | 3,5 | 3,0 | 4,0 |
| 20 | 3,5 | 3,0 | 4,0 | 4,0 | 3,5 |
| 30 | 3,0 | 2,5 | 4,0 | 3,5 | 2,5 |
| 45 | 3,5 | 3,5 | 3,5 | 3,0 | 2,5 |
| 60 | 3,0 | 2,5 | 3,0 | 3,0 | 2,5 |

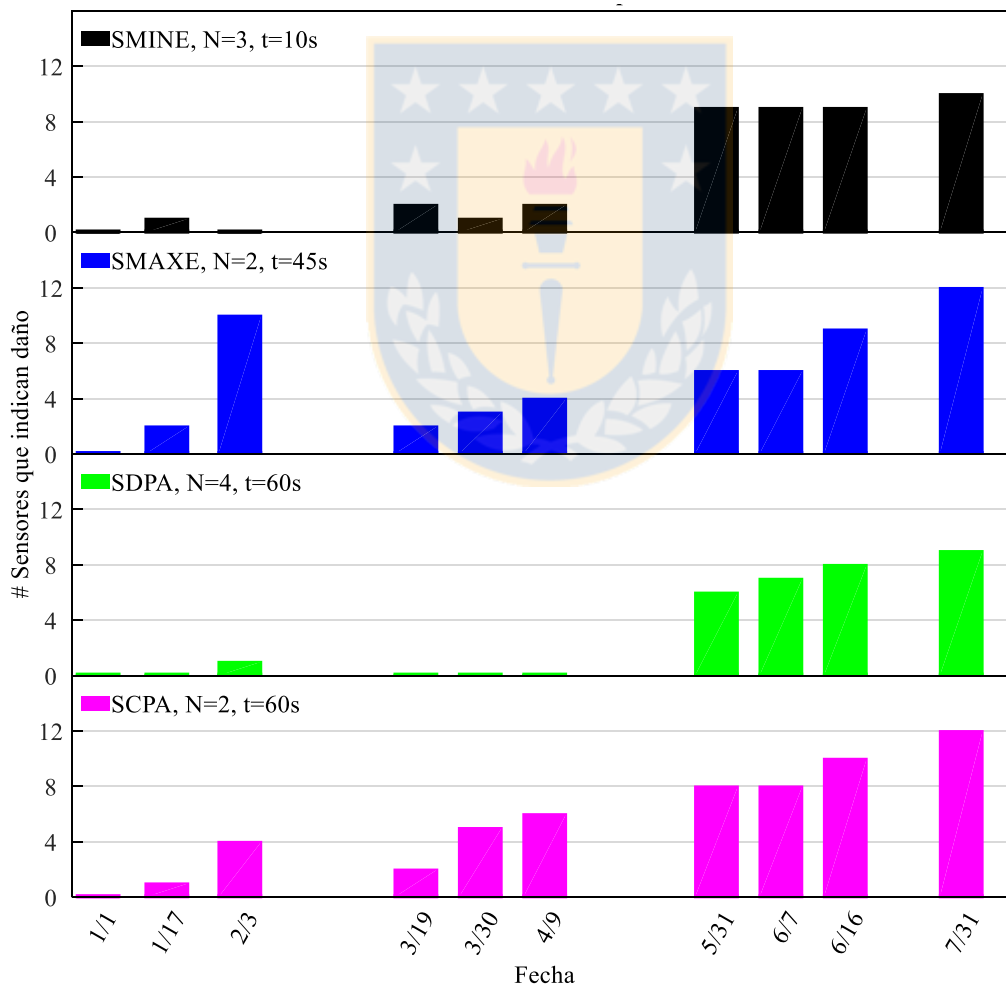


Figura 8.23 Resultados de detección de daño del puente en el tiempo a través de parámetros AR y MSD para cuatro técnicas de segmentación utilizando valores de N y t óptimos.

resultados con mayores puntajes. Para la técnica SCPA, los valores óptimos son $N=2$ y $t=60$, para SDPA $N=4$ y $t=60$, para SMAXE $N=2$ y $t=45$, y por último para SMINE $N=3$ y $t=10$.

La Figura 8.23 muestra gráficamente los mejores resultados obtenidos con cada técnica, donde el eje x corresponde a las fechas, y el eje y corresponde a la cantidad de sensores que detectan daño para cada una de las técnicas de segmentación con valores de N y t óptimos. Figuras que contienen los resultados del algoritmo de detección de las distintas técnicas de segmentación para distintas combinaciones de los valores de N y t se encuentran en el Anexo 8.1.

Con respecto al valor óptimo de N y t obtenidos para cada técnica de segmentación de la señal, se observa que las técnicas que se basan en encontrar ventanas de tiempo con mayor excitación del sistema, es decir, SCPA, SDPA y SMAXE, los valores fluctúan entre 45 y 60 para t y entre dos y cuatro para N . Los valores óptimos para la técnica SMINE no se asemejan a los de otras técnicas de segmentación. Este resultado era el esperado por la teoría detrás de la técnica propuesta, ya que las tres primeras se basan en seleccionar los periodos en que el sistema se encuentra sometido a excitaciones externas que producen en este las mayores respuestas dinámicas, mientras que, por el contrario, SMINE utiliza los lapsos de tiempo en que el sistema presenta perturbaciones mínimas.

En ninguno de los casos de segmentación y posterior método de identificación aparecen falsos negativos. Los falsos negativos son los resultados con un mayor costo en casos reales, pues reflejan escenarios de daño no detectado, que puede llevar a un colapso de la estructura sin aviso. Ahora bien, se observa que a medida que transcurrió el tiempo, progresivamente más sensores gatillaron alarmas de daño. En el caso de la SCPA y SMAXE, se observa una perfecta progresión en el tiempo de la cantidad de sensores que detectan daño en el puente. Estos resultados hacen pensar que, si bien los daños estructurales más graves se lograron identificar después del siete de junio del 2008, aplicar el método con este par de técnicas permite detectar daños leves, ver la progresión de estos y eventualmente realizar acciones tempranas para evitar su aumento. Por otro lado, los resultados al aplicar el método con las técnicas SDPA y SMINE son similares, ya que ambas no detectan daño con claridad sino a partir del cinco de Mayo del 2008, fecha en la cual un número considerable de sensores alerta de anomalías, por lo que se cree que este par de técnicas son más útiles para identificar cuando un daño considerable aparece, dando una alerta no tan temprana como la

entregada por las técnicas SCPA y SMAXE, pero si lo suficientemente temprana para tomar acciones preventivas.

El tres de febrero del 2008, las técnicas SCPA, SDPA y SMAXE arrojan resultados no deseados. En esa fecha, la cantidad de sensores que detectan cambios en el sistema no cumplieron con una progresión que si se observa para el resto de los días.

Analizando la cantidad de energía contenida en la señal (ver Ecuación 8.1) para el día tres de febrero del 2008, se observa que esta es baja al compararse con la energía de los días primero y 17 de enero, 19 y 30 de marzo; y el nueve de abril de 2008. La energía de la señal tiene relación directa con la cantidad de tráfico que transitó por el puente al momento de la medición. La Figura 8.24 muestra la cantidad de energía contenida en la señal para distintas fechas y se encuentra normalizada por la energía del día primero de enero del 2008 para una comparación más simple.

Durante abril del 2008 se reportó un gran aumento en la cantidad de vehículos pesados que utilizaban el puente (Ver Capítulo 3.2), lo que también se puede apreciar en la Figura 8.24, reflejado en un fuerte incremento de la cantidad de energía contenida en la señal después de la fecha señalada. La disminución del tráfico para el día tres de febrero del 2008 no fue reportada, pero es atribuible a que esa fecha corresponde a la víspera del año nuevo 2008 en China.

SCPA, SDPA y SMAXE al utilizar tramos de señal que contienen la máxima excitación del sistema, no funcionan de manera correcta al utilizarse para condiciones de tráfico inusualmente bajas. De esta manera, se puede explicar los falsos positivos ocurridos el tres de febrero del 2008 para las tres técnicas de segmentación mencionadas. En el caso de SMINE, al utilizar tramos de señal en que se busca las menores cantidades de energía del sistema, se comporta de buena manera frente a esta variación, sin que ninguno de los sensores gatille alarma de daño para el día en cuestión.

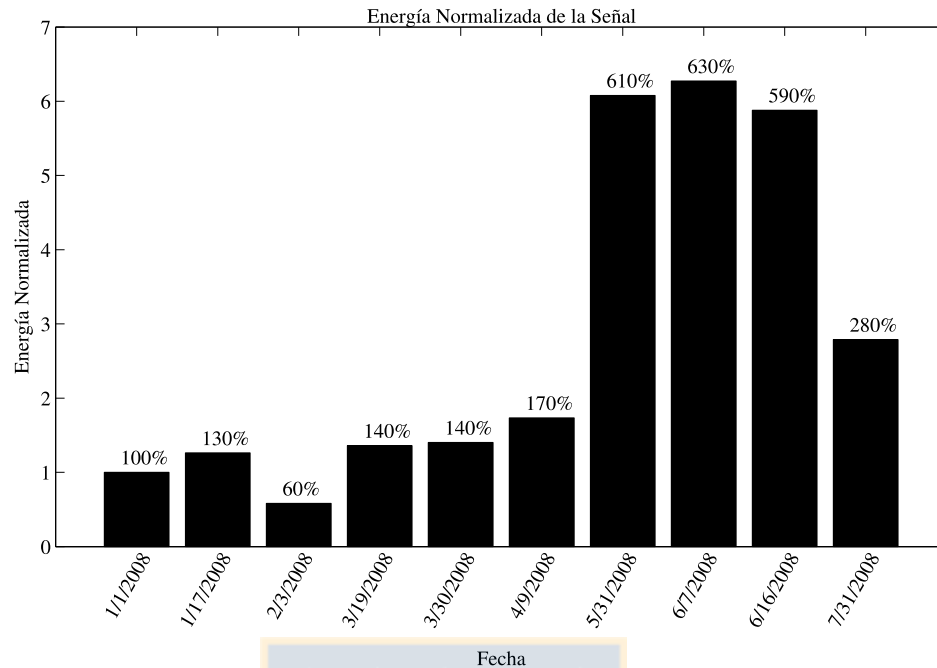


Figura 8.24 Cantidad de energía normalizada contenida en la señal de aceleraciones para distintas fechas.

Para poder analizar de una manera gráfica tanto la ubicación de sensores que gatillan alarmas de daño a través de los DI, como también la magnitud con que estos sobrepasan el umbral de daño, se creó una representación gráfica que permite visualizar esto de una manera intuitiva. La Figura 8.25, Figura 8.26, Figura 8.27 y Figura 8.28 muestran los resultados al aplicarse el algoritmo de detección de daño utilizando la técnica SDPA con valores óptimos de N y t en los días 17 de enero, 30 de Marzo, 31 de Mayo y 31 de julio del año 2008 respectivamente. En estas figuras, los colores sobre el tablero del puente representan el valor de los DI de cada sensor, interpolados entre las posiciones de los sensores. El blanco representa valores iguales o menores a uno, es decir, no daño, mientras que el negro representa el mayor valor encontrado para los DI entre todas las fechas y sensores, indicando daño. Tonos grises también representan daño, pero en distintas magnitudes.

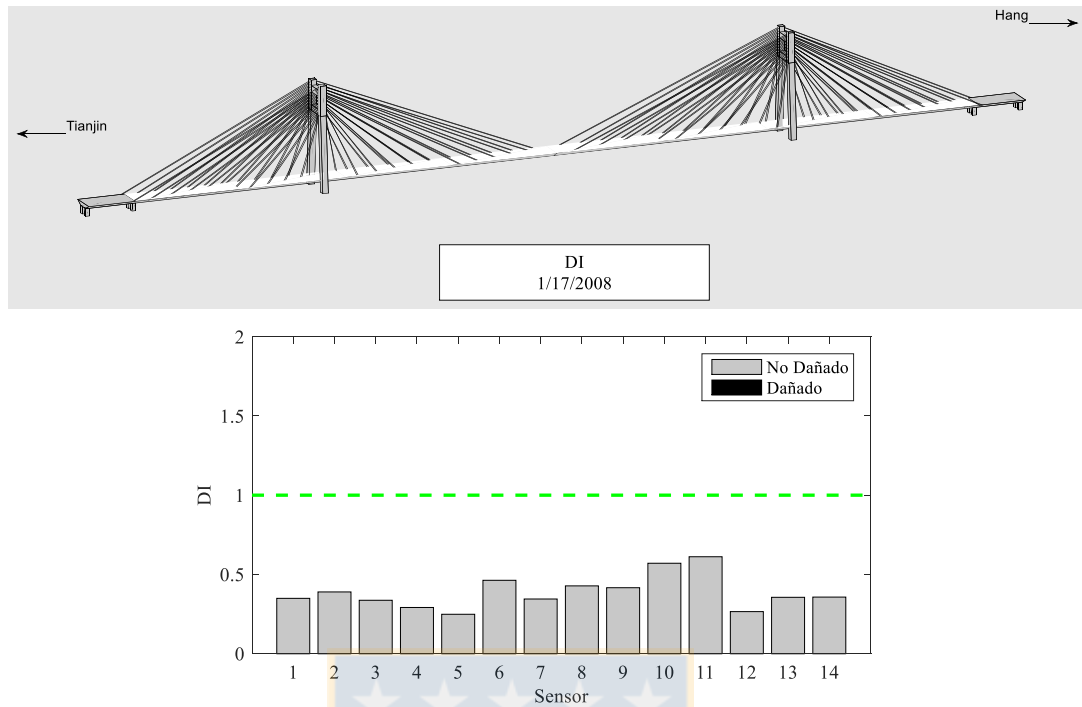


Figura 8.25 Representación gráfica de DI el día 17 de enero del 2008 utilizando SDPA. $N=4$, $t=60$.

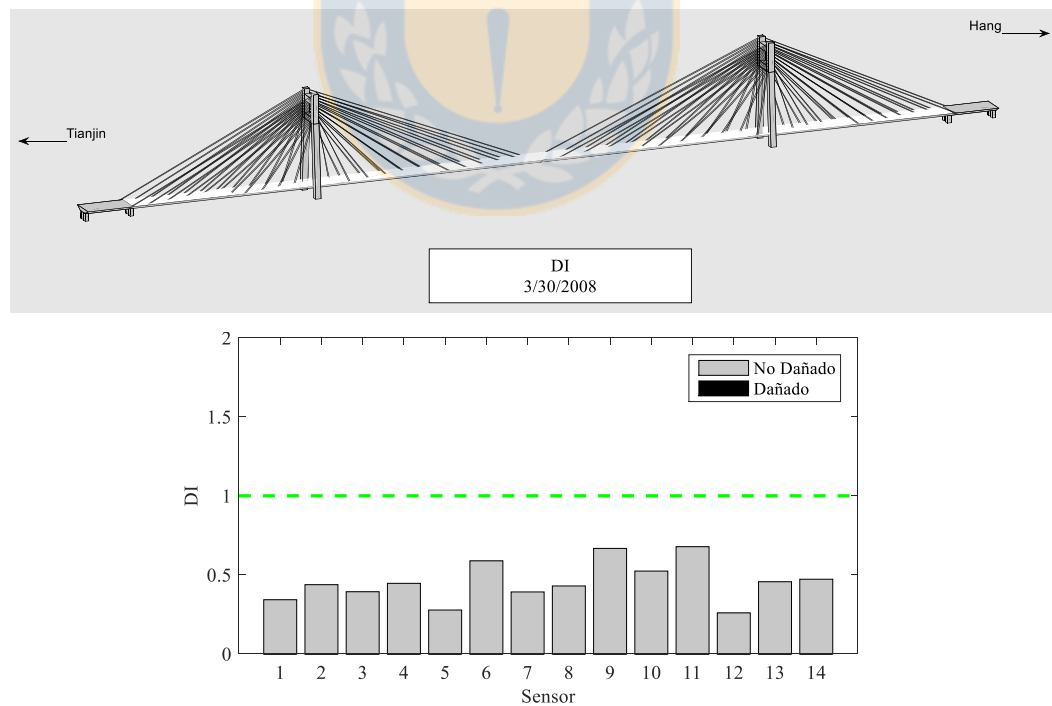


Figura 8.26 Representación gráfica de DI el día 30 de marzo del 2008 utilizando SDPA. $N=4$, $t=60$.

Figuras que contienen los resultados del algoritmo de detección para las distintas técnicas de segmentación con valores de N y t óptimos, tanto gráficos de los DI interpolados en el tablero del puente, como gráficos de los DI de cada sensor utilizando barras de colores, se incluyen en el Anexo 8.2.

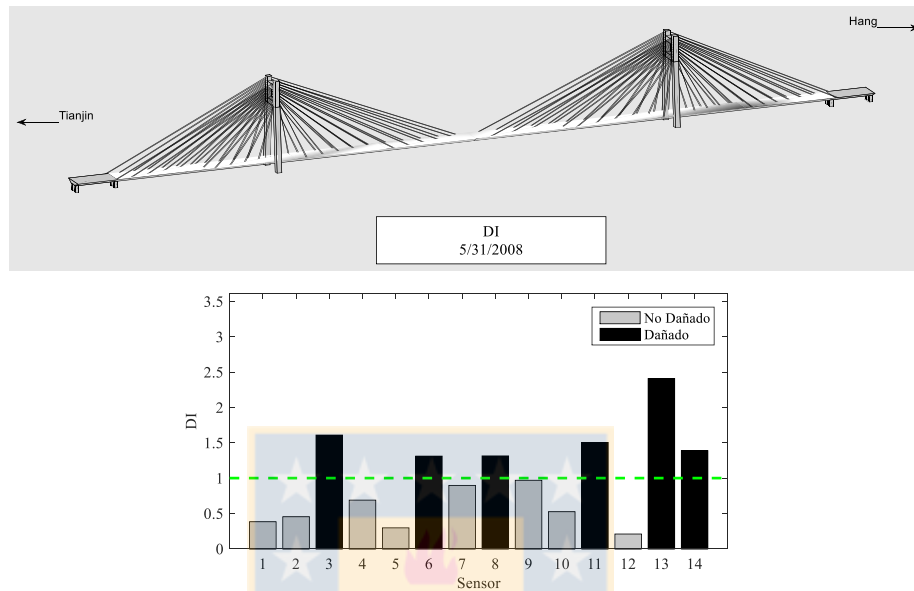


Figura 8.27 Representación gráfica de DI el día 31 de mayo del 2008 utilizando SDPA. $N=4$, $t=60$.

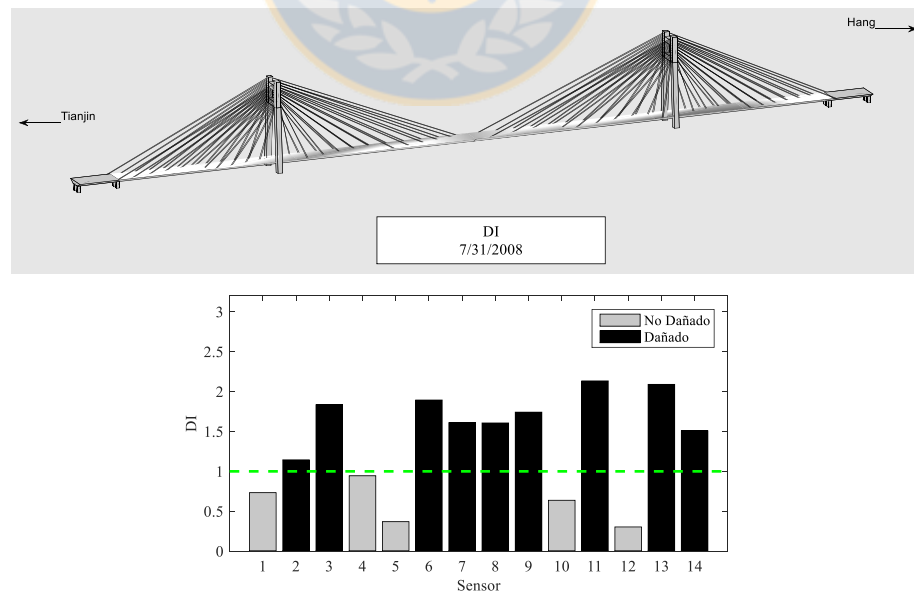


Figura 8.28 Representación gráfica de DI el día 31 de julio del 2008 utilizando SDPA. $N=4$, $t=60$.

8.3.3 Análisis de las frecuencias modales

Mediante la aplicación de FDD a los registros de aceleraciones verticales del tablero del puente, se obtienen las frecuencias fundamentales de los tres primeros modos del puente estudiado entre las fechas primero de enero y ocho de agosto del 2008. Para validar los resultados, se realiza una comparación de las frecuencias obtenidas en este trabajo y las obtenidas por Li *et al.* (2014), mostradas en la Figura 8.29. En las Tabla 8.7 y Tabla 8.8 se realiza una comparación entre las frecuencias encontradas para los tres primeros modos del puente Tianjin Yonghe y las frecuencias encontradas por Li *et al.* (2014) para el mismo puente.

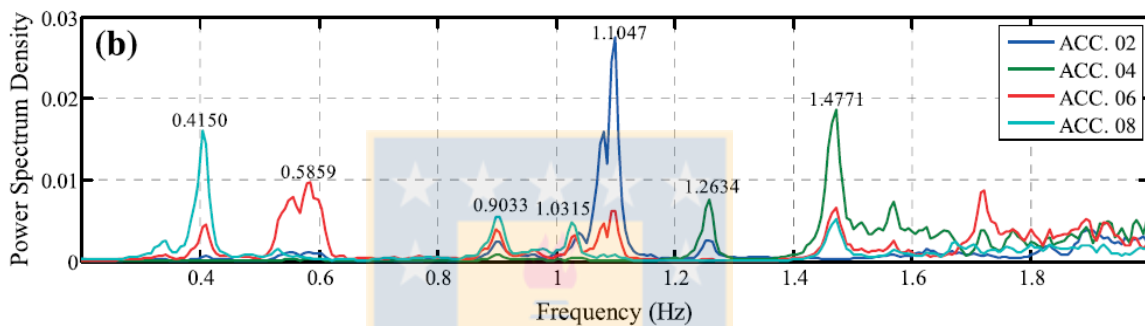


Figura 8.29 PSD de aceleraciones de los sensores 2, 4, 6 y 8 el día 17 de enero del 2008 (Li *et al.*, 2014).

Tabla 8.7 Comparación frecuencias del puente Tianjin Yonghe el 17 de enero del 2008.

| | Identificadas FDD (Hz) | Li <i>et al.</i> (2014) (Hz) | diferencia (%) |
|---------------|------------------------|------------------------------|----------------|
| Modo 1 | 0,3831 | 0,415 | 8,32681 |
| Modo 2 | 0,5521 | 0,5859 | 6,12208 |
| Modo 3 | 0,8964 | 0,9033 | 0,76975 |

Tabla 8.8 Comparación frecuencias del puente Tianjin Yonghe el 31 de julio del 2008.

| | Identificadas FDD (Hz) | Li <i>et al.</i> (2014) (Hz) | diferencia (%) |
|---------------|------------------------|------------------------------|----------------|
| Modo 1 | 0,2686 | 0,2686 | 0 |
| Modo 2 | 0,3906 | 0,3967 | 1,5617 |
| Modo 3 | 0,6943 | 0,6714 | 3,29829 |

Analizando las Figura 8.30, Figura 8.31 y Figura 8.32, en que se muestra la variación de las tres primeras frecuencias fundamentales desde el día primero de Enero al ocho de Agosto del año 2008

obtenidas mediante la aplicación de FDD a los registros de aceleraciones verticales del tablero del puente, se puede ver una marcada disminución de estas entre los días siete y 16 de Junio para todos los modos.

La Tabla 8.9 muestra los porcentajes de cambio de las frecuencias de cada fecha con respecto a la fecha anterior y se puede observar que, entre los días señalados, en promedio las frecuencias disminuyeron en un 19,18%, valor mucho mayor al observado para las demás fechas. Además, este cambio abrupto de frecuencias ocurre en una ventana de tiempo de tan sólo nueve días, por lo que

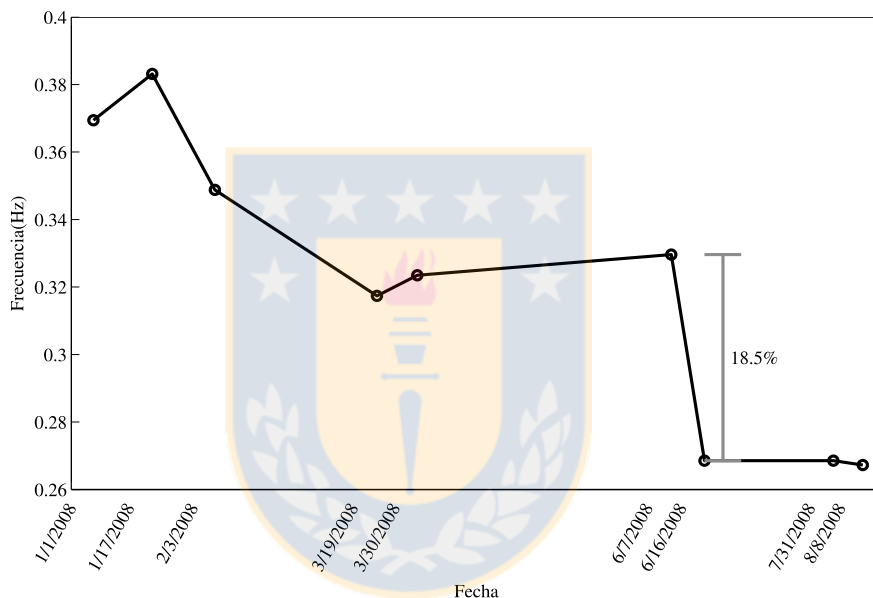


Figura 8.30 Frecuencias fundamentales de modo 1 del puente Tianjin Yonghe entre las fechas primero de enero y ocho de agosto del 2008.

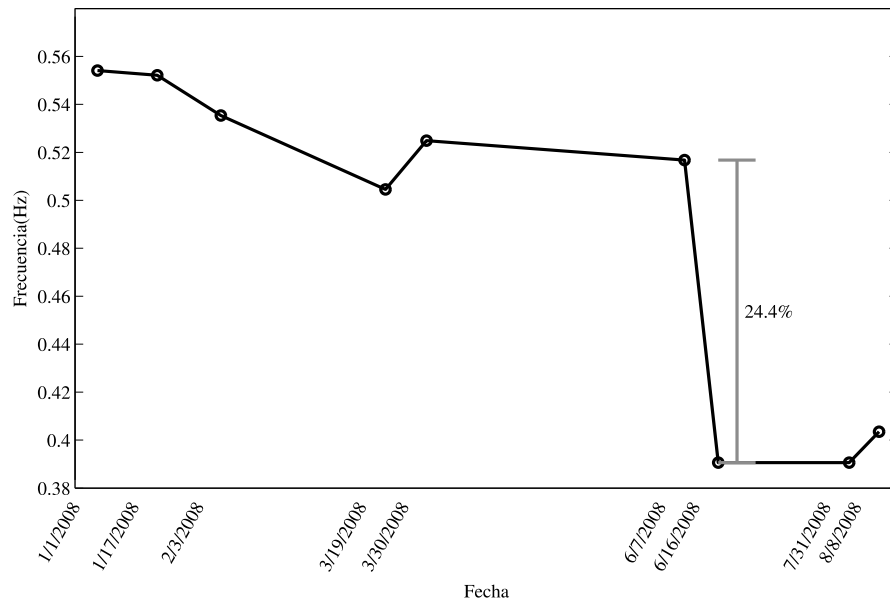


Figura 8.31 Frecuencias fundamentales de modo 2 del puente Tianjin Yonghe entre las fechas primero de enero y ocho de agosto del 2008.

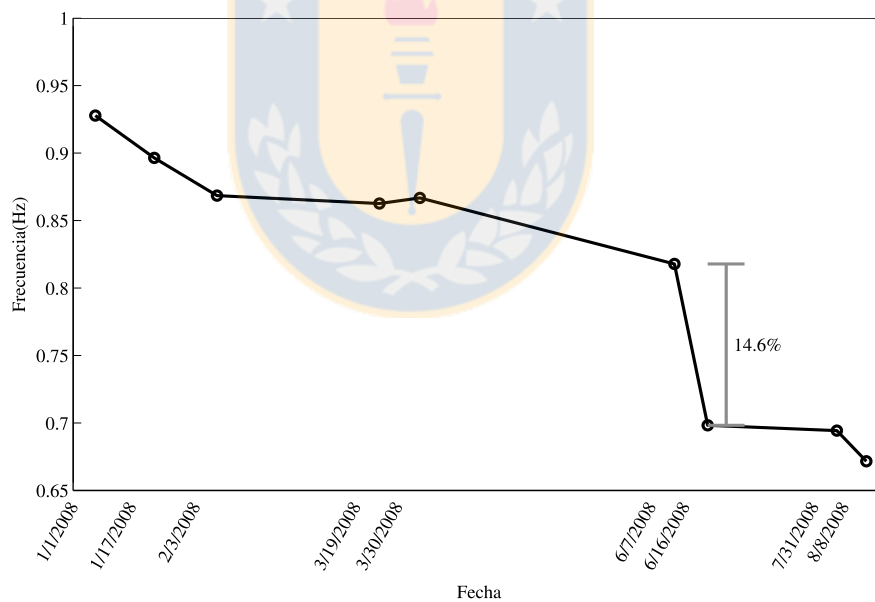


Figura 8.32 Frecuencias fundamentales de modo 3 del puente Tianjin Yonghe entre las fechas primero de enero y ocho de agosto del 2008.

se concluye que es entre los días siete y 16 de junio del año 2008 cuando se producen los graves daños estructurales descritos en el reporte del caso de estudio (Ver Capítulo 3.2).

Para daños estructurales severos, las frecuencias son un muy buen detector de daño estructural, como queda demostrado en este trabajo, al lograr identificar la ocurrencia del daño reportado del puente Tianjin Yonghe en una ventana de tiempo de nueve días (lapsus de datos disponibles).

El desafío está en la detección temprana de daño estructural antes del 16 de junio del 2008, que es cuando ocurre un marcado descenso en las frecuencias fundamentales que se asocia a la aparición de daños estructurales graves. Se busca en el análisis: 1) Incremento progresivo de indicadores de daño. 2) Detección temprana de daño antes de que este sea severo.

Tabla 8.9 Variación de frecuencias fundamentales para los tres primeros modos.

| Fecha | Modo 1 | | Modo 2 | | Modo 3 | |
|-----------|----------------|----------------|----------------|-----------------|----------------|----------------|
| | Frecuencia(Hz) | %cambio | Frecuencia(Hz) | %cambio | Frecuencia(Hz) | %cambio |
| 1.1.2008 | 0,3694 | - | 0,5541 | - | 0,9277 | - |
| 1.17.2008 | 0,3831 | 3,70872 | 0,5521 | -0,36095 | 0,8964 | -3,3739 |
| 2.3.2008 | 0,3488 | -8,9533 | 0,5354 | -3,02481 | 0,8684 | -3,1236 |
| 3.19.2008 | 0,3174 | -9,0023 | 0,5046 | -5,75271 | 0,8626 | -0,6679 |
| 3.30.2008 | 0,3235 | 1,92187 | 0,5249 | 4,02299 | 0,8667 | 0,47531 |
| 6.7.2008 | 0,3296 | 1,88563 | 0,5168 | -1,54315 | 0,8179 | -5,6306 |
| 6.16.2008 | 0,2686 | -18,507 | 0,3906 | -24,4195 | 0,6982 | -14,635 |
| 7.31.2008 | 0,2686 | 0 | 0,3906 | 0 | 0,6943 | -0,5586 |

8.3.4 Análisis resultados métodos basados en formas modales

Mediante la aplicación de FDD a los registros de aceleraciones verticales del tablero del puente, se obtienen las frecuencias y formas de sus tres primeros modos entre las fechas primero de enero y ocho de agosto del 2008. Utilizando estas formas modales como *input* en métodos de detección y localización de daño estructural basado en formas modales (ver Capítulo 7), se aplicó una metodología (ver Capítulo 8.2.4) para obtener indicadores que permitan establecer una correcta localización del daño. Se obtuvieron estos indicadores de daño en las fechas 16 de junio y 31 de julio del 2008, que son las fechas donde el daño grave fue detectado con el análisis de cambio en las frecuencias realizado en esta investigación (ver Capítulo 8.3.3). El daño real se reportó en las cepas de ambos extremos que soportan la luz principal del puente y zonas del tablero cercanas a

estos, por lo que los sensores más cercanos al daño son el sensor 1 y 2 por el lado Sur, y el 13 y 14 por el lado Norte.

8.3.4.1 Resultados índices CMC

Las Figuras 8.33 y 8.34 muestran los resultados de CMC aguas abajo y aguas arriba respectivamente para la fecha 31 de julio del 2008, en donde cada línea representa los indicadores obtenidos para una forma modal.

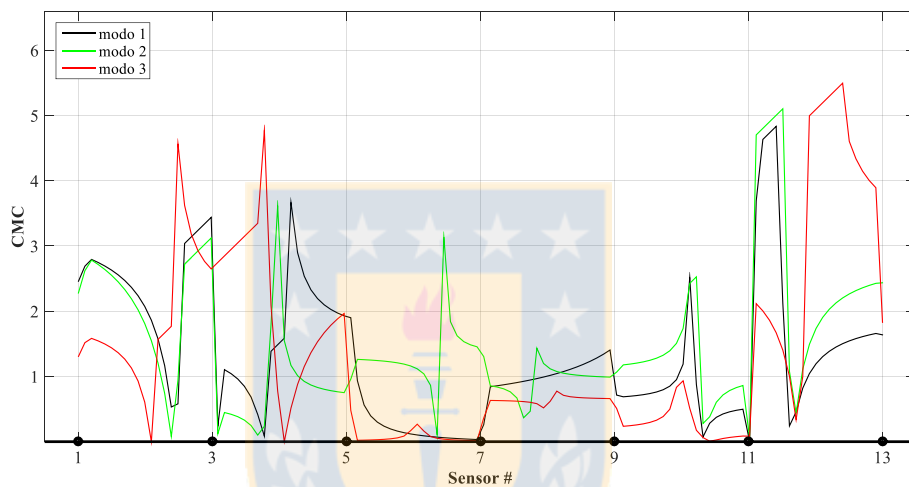


Figura 8.33 Resultados indicadores CMC para las tres primeras formas modales el 31 de julio del 2008. Sensores aguas abajo.

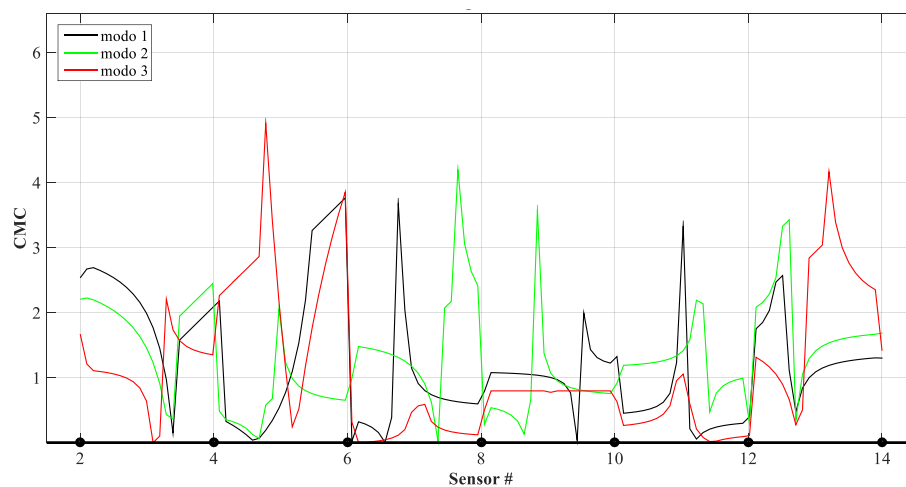


Figura 8.34 Resultados indicadores CMC para las tres primeras formas modales el 31 de julio del 2008. Sensores aguas arriba.

Los resultados de indicadores CMC no entregan una clara localización del daño que sufrió el puente estudiado.

8.3.4.2 Resultados índices CIF

Las Figura 8.35 y Figura 8.36 muestran los resultados de CIF para los días 16 de junio y 31 de julio del 2008 respectivamente. Los máximos valores positivos en estos gráficos, representan las zonas donde el método detecta una disminución en la salud de la estructura.

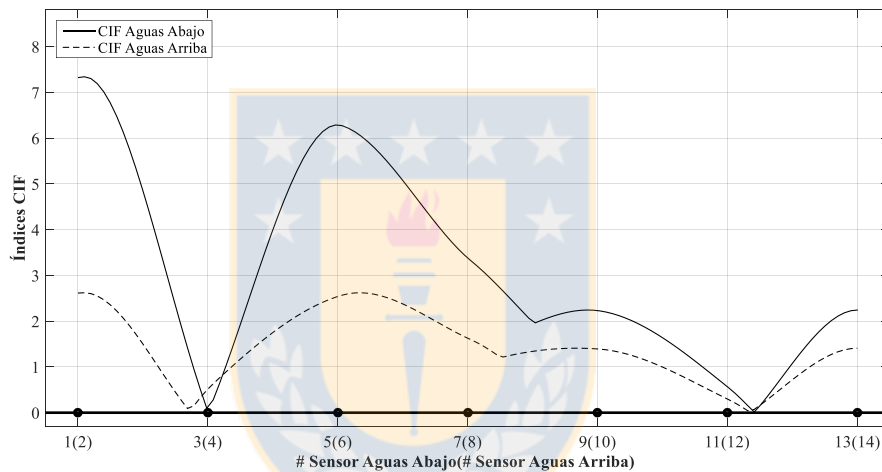


Figura 8.35 Indicadores de daño CIF para el 16 de junio del 2008.

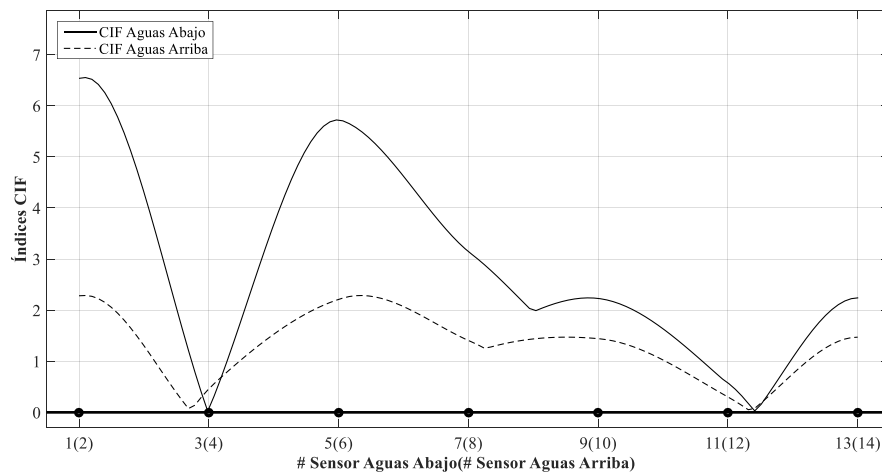


Figura 8.36 Indicadores de daño CIF para el 31 de julio del 2008.

Los resultados de indicadores MDI logran localizar los daños ocurridos en el puente estudiado, pero también localizan daño en zonas donde estos no fueron reportados. El *peak* principal se ubica en las cercanías de los sensores 1 y 2, que son los más cercanos a los daños ocurridos en el lado Sur del puente según el reporte. También se reconoce un segundo *peak* principal cercano a los sensores 5 y 6, que puede considerarse como un falso positivo, siendo de una magnitud similar al *peak* principal. Un tercer y cuarto *peak* se puede ver en los sensores 9 y 10, y 13 y 14 respectivamente. El cuarto detecta el daño del lado Norte ocurrido en el puente, pero el tercero corresponde a otro falso positivo.

En la Figura 8.37, se resumen los resultados de indicadores de daño utilizando CIF para el 31 de julio del 2008, donde se extrapolaron los resultados a un mapa de colores sobre la porción del tablero del puente que contaba con acelerómetros para una fácil interpretación. El blanco representa valores iguales o menores a uno, es decir, no daño, mientras que el negro representa el mayor valor encontrado para los indicadores de daño, por lo que el daño se localizó en las zonas más oscuras.

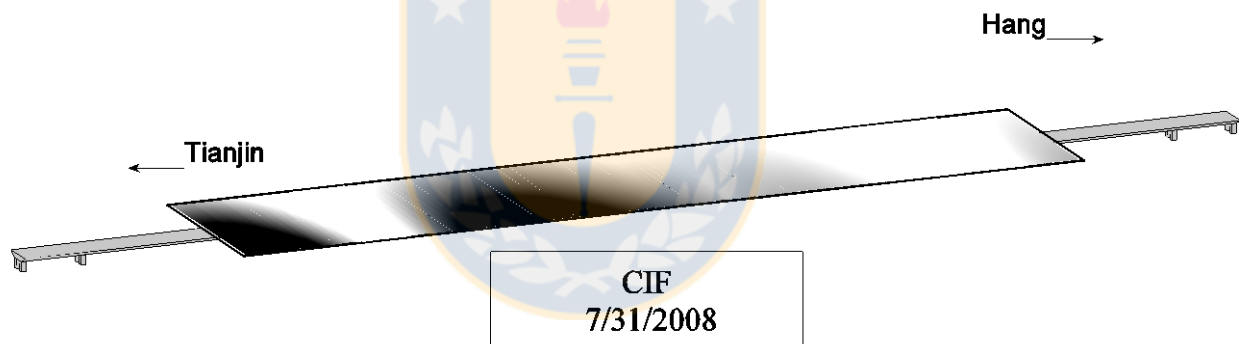


Figura 8.37 Representación en el espacio de indicadores de daño CIF para el 31 de julio del 2008.

8.3.4.3 Resultados índices MDI

Las Figura 8.38 y Figura 8.39 muestran los resultados de MDI para los días 16 de junio y 31 de julio del 2008 respectivamente. Los máximos valores positivos en estos gráficos, representan las zonas donde el método detecta una disminución en la salud de la estructura.

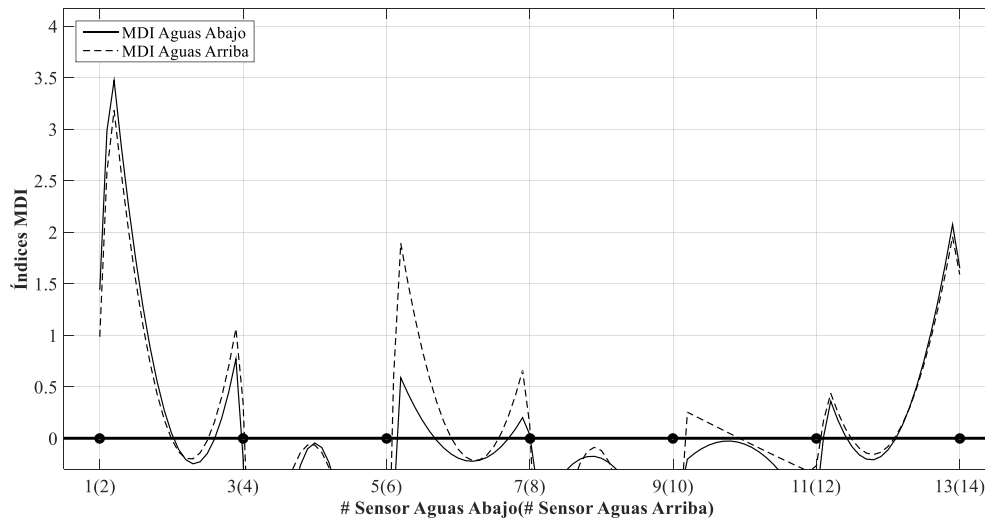


Figura 8.38 Indicadores de daño MDI para el 16 de junio del 2008.

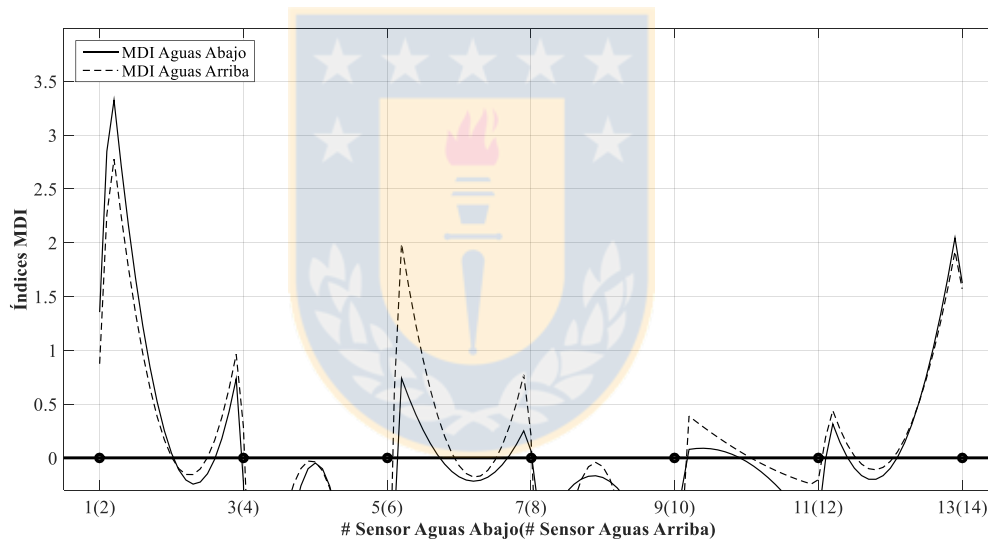


Figura 8.39 Indicadores de daño MDI para el 31 de julio del 2008.

Los resultados de indicadores MDI logran localizar de buena manera los daños ocurridos en el puente estudiado. Los dos *peaks* principales se ubican en las cercanías de los sensores 1,2; y 13 y 14 respectivamente, que son los más cercanos a los daños ocurridos. También se reconoce un tercer *peak* principal cercano a los sensores 5 y 6, que puede considerarse como un falso positivo, siendo de una magnitud menor a los dos anteriores. En la Figura 8.40, se resumen los resultados de indicadores de daño utilizando MDI para el 31 de julio del 2008, donde se extrapolaron los resultados a un mapa de colores sobre la porción del tablero del puente que contaba con

acelerómetros para una fácil interpretación. El blanco representa valores iguales o menores a cero, es decir, no daño, mientras que el negro representa el mayor valor encontrado para los indicadores de daño, por lo que el daño se localizó en las zonas más oscuras.

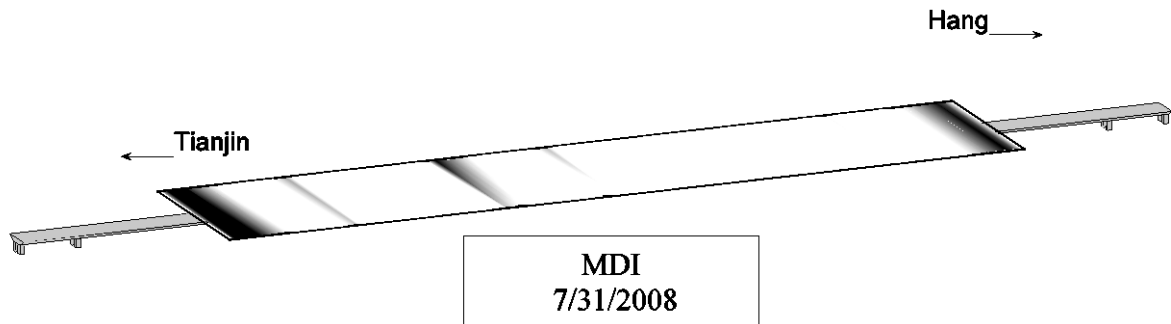


Figura 8.40 Representación en el espacio de indicadores de daño MDI para el 31 de julio del 2008.

8.3.4.4 Resultados índices HMC

Las Figura 8.41 y Figura 8.42 muestran los resultados de HMC para los días 16 de junio y 31 de julio del 2008 respectivamente. Los máximos valores positivos en estos gráficos, representan las zonas donde el método detecta una disminución en la salud de la estructura.

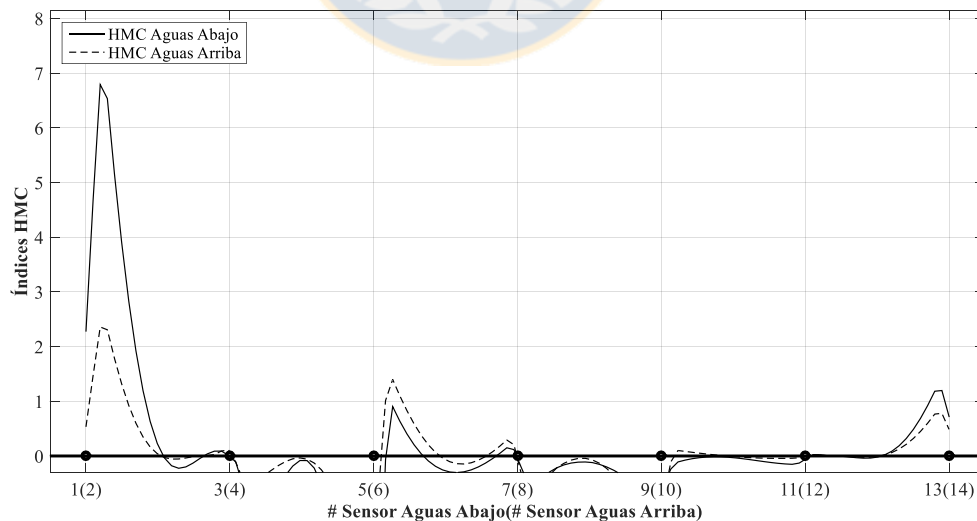


Figura 8.41 Indicadores de daño HMC para el 16 de junio del 2008.

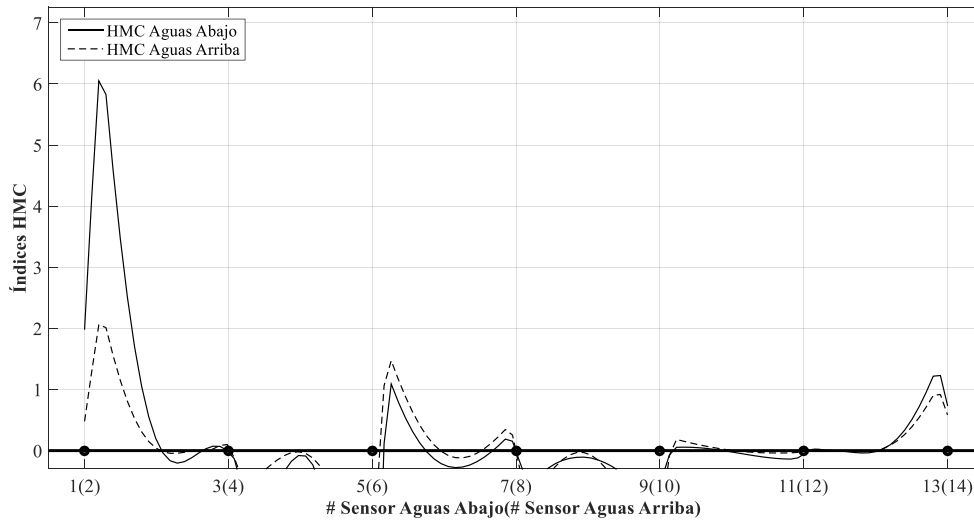


Figura 8.42 Indicadores de daño HMC para el 31 de julio del 2008.

Los resultados de indicadores HMC, al igual que los MDI, logran localizar de buena manera los daños ocurridos en el puente estudiado. Los dos *peaks* principales se ubican en las cercanías de los sensores 1,2 y 13 y 14 respectivamente, que son los más cercanos a los daños ocurridos, y un tercer *peak* principal cercano a los sensores 5 y 6 que arroja un falso positivo. En la Figura 8.43, se resumen los resultados de indicadores de daño utilizando HMC para el 31 de julio del 2008, donde se extrapolaron los resultados a un mapa de colores sobre la porción del tablero del puente que contaba con acelerómetros para una fácil interpretación. El blanco representa valores iguales o menores a cero, es decir, no daño, mientras que el negro representa el mayor valor encontrado para los indicadores de daño, por lo que el daño se localizó en las zonas más oscuras.

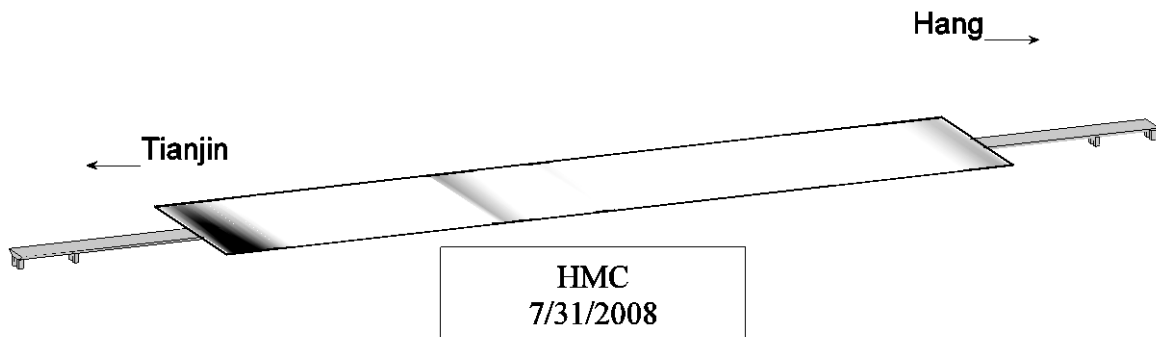


Figura 8.43 Representación en el espacio de indicadores de daño MDI para el 31 de julio del 2008.

La técnica con que se obtuvieron mejores resultados para la localización del daño fue la HMC.

8.4 Conclusiones

El algoritmo de detección de daño propuesto está compuesto de tres etapas. En la primera, se seleccionan tramos de la señal que contengan información útil para la identificación de daño. Se proponen cuatro técnicas de segmentación de la señal: 1) SCPA, 2) SDPA, 3) SMAXE y 4) SMINE, las que se calculan con variaciones de sus parámetros característicos (N y t) obteniéndose varios sets de datos por técnica.

En la segunda etapa, a estos tramos de señal segmentados se le ajustan modelos AR para utilizar como características los parámetros AR obtenidos y, a través del análisis de la variación de estas características en el tiempo, se obtienen DI para cada sensor y día de datos. Se analiza con que parámetros de segmentación de la señal se obtienen los mejores resultados y se concluye la utilidad de cada técnica de segmentación con parámetros óptimos.

La tercera etapa consiste en la obtención de las frecuencias fundamentales y formas modales del puente mediante la aplicación de la técnica FDD. Luego, se analiza la evolución de las frecuencias en el tiempo, buscando descensos en estas que permitan identificar las fechas en que ocurre el daño y la progresión de este. Una vez detectada la fecha en la que se produce un cambio significativo en las frecuencias, se utilizan métodos basados en las formas modales del puente, para encontrar la ubicación del daño y se analizan los resultados de cada técnica.

En el Capítulo 9, se realiza un detallado análisis de los resultados obtenidos en este trabajo al aplicar el algoritmo de detección propuesto a los datos de aceleraciones verticales del puente Tianjin Yonghe.

CAPÍTULO 9 CONCLUSIONES

Este trabajo consistió en realizar procesamiento de señales del caso de estudio de MSE del puente Tianjin Yonghe con el objetivo de desarrollar una metodología que permitiese crear un algoritmo de detección y localización de daño. Para esto, se extrajeron de los datos de aceleraciones verticales del tablero del puente dos tipos de características significativas. El primer tipo de característica extraída de los registros y utilizada para la detección y localización de daño fueron los parámetros AR productos del ajuste de un modelo AR a los registros de aceleraciones. La extracción de parámetros AR se realizó para cuatro tipos de series de datos distintas, obtenidas mediante criterios de segmentación de la señal a través de cuatro técnicas propuestas: SCPA, SDPA, SMAXE y SMINE. En otras investigaciones, cambios en los parámetros AR han demostrado ser indicadores de la presencia de daño e indicadores de la localización del daño, puesto que existe una relación directa entre la ubicación del sensor que detecta el daño y la ubicación de este (Figueiredo *et al.*, 2011). Sin embargo, en esta investigación, solo la detección de daño fue lograda con el uso de los parámetros AR. Cabe destacar que todas las investigaciones previas que utilizaron los parámetros AR como detectores y localizadores de daño, fueron realizadas en ensayos de laboratorio, con estructuras a escala y controlando las fuentes de excitación para obtener vibraciones de la estructura. Considerando esto último, la validación de los parámetros AR como detector de daño en casos donde solo se cuenta con registros continuos de vibraciones operacionales del tablero de un puente de grandes luces real, es de gran relevancia para la implementación de SMSE en estructuras reales.

La segunda característica extraída de los registros fueron los parámetros modales dinámicos del puente: las frecuencias fundamentales y formas modales asociadas. Se analizaron los descensos en las frecuencias fundamentales a través del tiempo y se obtuvieron indicadores de cambios en las formas modales para localizar zonas del tablero del puente donde descendió la salud de su estado estructural.

El desarrollo de MSE aplicado a la ingeniería civil, requiere mayor cantidad de investigación relacionada a casos de puentes de grandes luces donde se apliquen algoritmos de detección de daño a través del análisis de los datos suministrados por sensores en condiciones habituales de operación

del puente, para así validar métodos que hasta el momento sólo han sido aplicados en ensayos de laboratorio y/o modelos computacionales debido a restricciones propias de la escala e implicancia de los casos reales de estudio. Existen algunos casos de puentes instrumentados a los que se les han infringido daños (Farrar et al., 1994; Maeck y Roeck, 2003). En esos estudios, tanto los daños como las excitaciones del puente son controlados por los investigadores. Es por esto, que investigaciones donde se toman datos de un puente real con daños ocasionados por las condiciones de normal operación de este, y además se cuente con el registro de las aceleraciones durante el periodo en que los daños ocurrieron, son muy importantes para el desarrollo de herramientas que permitan el monitoreo en tiempo real de las estructuras.

Se debe enfatizar la importancia del procesamiento de datos para el diagnóstico como una etapa conjunta al diseño e implementación de la instrumentación para obtener un SMSE efectivo, escogiendo una configuración de sensores óptima para lograr abarcar los escenarios de falla más probables. En esta investigación se busca lograr el mejor diagnóstico posible con un set de datos e instrumentación dada.

Se evaluaron cuatro criterios de segmentación de señales para su uso en modelos AR. Estos son: 1) SCPA, 2) SDPA, 3) SMAXE y 4) SMINE. Asignando distintos valores a los parámetros N y t , se obtuvieron varios juegos de datos por técnica. Con respecto al valor óptimo de N y t para cada técnica de segmentación de la señal, las técnicas basadas en encontrar ventanas de tiempo con mayor excitación del sistema, es decir, SCPA, SDPA y SMAXE, los valores fluctúan entre 45 y 60 segundos para t y entre dos y cuatro para N . Los valores óptimos para SMINE no coinciden con los de otras técnicas de segmentación debido a la teoría detrás de cada una. Las tres primeras se basan en seleccionar los periodos en que el sistema se encuentra sometido a excitaciones externas que producen en este las mayores respuestas dinámicas, mientras que, por el contrario, SMINE utiliza los lapsos de tiempo en que el sistema presenta perturbaciones mínimas.

La efectividad de los resultados óptimos de los criterios se evaluó en términos de: 1) detección de daño en las fechas reportadas (ver Capítulo 3). 2) progresión en el daño detectado a través del tiempo. 3) detección del daño de manera temprana y 4) cantidad de falsos positivos.

Se concluye que las técnicas de segmentación que entregan información más clara respecto al daño y a la progresión de este en el tiempo, son las técnicas SCPA y SMAXE, ya que la cantidad de sensores que detectaban daño fue en aumento de manera gradual. Las técnicas SMINE y SDPA, son las con un mejor resultado en la detección temprana de daño ya que a partir del 31 de mayo del 2008, 6 y 8 sensores indicaban presencia de daño para SDPA y SMINE respectivamente. Con ninguna de las cuatro técnicas de segmentación de la señal se ocasionaron falsos negativos, que son los resultados menos deseados en el MSE. Ninguna de las técnicas de segmentación propuestas logró los resultados deseados por sí sola, pero analizando en conjunto los resultados de las cuatro técnicas, se logró descartar falsos positivos, generar alertas tempranas e inequívocamente detectar daño. Todos los resultados descritos, se encuentran resumidos en la Figura 8.23.

Los parámetros AR para la detección de daño en el puente de grandes luces Tianjin Yonghe, funcionaron de una manera bastante acertada, detectando muy bien la presencia de daño, y mostrando una progresión de este con el pasar del tiempo. Al momento de intentar localizar el daño, los parámetros AR no fueron de utilidad, mostrando lugares con concentración de daño distintos a los lugares reales de su ocurrencia. La localización del daño requiere otros métodos de análisis.

A través de cambios en las frecuencias fundamentales, se logró establecer la fecha en que ocurrieron las situaciones de daño 1 y situaciones de daño 2 (ver Capítulo 3.2). La fecha en que se estableció la ocurrencia de estas situaciones de daño fue entre el siete y 16 de junio del año 2008, ya que entre esas dos fechas se detectaron disminuciones de las tres primeras frecuencias fundamentales de un 19,18 % en promedio, siendo estas cifras muy superiores al descenso de frecuencias entre las demás fechas. Los métodos de localización de daño basados en las vibraciones operacionales son de gran utilidad al utilizarse junto a parámetros dinámicos obtenidos de manera empírica. Los indicadores CMC resultaron ser un mal detector y localizador de daño en esta investigación, en cambio, CIF, MDI y HMC, fueron buenos indicadores para la localización de daño del puente, obteniéndose una muy buena estimación de la localización del daño ocurrido en el puente Tianjin Yonghe. Por último, se comprobó que la instalación de sensores en una estructura debe ser analizada antes de su colocación, previendo los escenarios de falla más probables que se quieran detectar y localizar. En este caso, el no contar con acelerómetros en las cercanías de las

cepas que soportan el tablero principal, limita la posibilidad de detectar daño en zonas cercanas a estos, siendo estas cepas los que sufrieron el daño. Este trabajo, buscó realizar la mejor detección de daño posible para la configuración de sensores dada.

A pesar de la poca sensibilidad al daño de cambios en las frecuencias fundamentales (Farrar y Jauregui, 1998), grandes cambios en estas sí son muy buenos indicadores de la presencia de daño estructural severo en la estructura. Para daños leves en cambio, es necesario aplicar técnicas más elaboradas para la detección de daño con el fin de distinguir aquellos cambios en las frecuencias ocasionados por VAO. En el caso de este trabajo, sólo se utilizaron las aceleraciones verticales del tablero para la estimación de las frecuencias, por lo que pequeñas variaciones en las frecuencias fundamentales, pueden significar daño, como también pueden indicar la presencia de algún cambio en las condiciones de temperatura, viento, humedad o tráfico vehicular, *i.e.*, VAO.

Todas las conclusiones anteriores fueron facilitadas gracias a la presencia de reportes de daño, donde se indicaba la fecha, tipología y ubicación del daño en base a inspecciones visuales. En casos en que se realice este tipo de análisis con datos para los que no se cuente con información sobre el estado de la estructura, es más difícil poder validar la capacidad de los algoritmos propuestos. Este es el escenario habitual al que se enfrentan los SMSE en estructuras reales, ya que deben ser capaces de al menos detectar y localizar el daño a partir de la información de los sensores. A pesar de esto, utilizando una fusión del análisis de los cambios en los parámetros AR propuesto en esta investigación y análisis de los cambios en las frecuencias y formas modales, fue posible la detección y localización de daño, pero no información acerca de su tipología.

Una futura línea de investigación consiste en la validación general de la metodología de detección de daño propuesta, basada en modelos AR y criterios de segmentación de señales vibratorias. Para esto, es necesaria su aplicación en más casos de estudio de puentes de grandes luces donde existan datos de sus aceleraciones operacionales e información de su estado estructural.

Aún queda por estudiar en detalle las diferencias entre los distintos criterios de segmentación de la señal. Se estima que la técnica SMINE, selecciona las ventanas de tiempo que contienen la mayor información acerca de daños incipientes y/o leves, por lo que sería un buen indicador para la

detección temprana del daño, pero un mal indicador para diferenciar la magnitud del daño. Estas ventanas de datos son usualmente descartadas.



CAPÍTULO 10 REFERENCIAS

An, Y., y J. Ou, (2012). Experimental and numerical studies on damage localization of simply supported beams based on curvature difference probability method of waveform fractal dimension. **Journal of Intelligent Material Systems and Structures**. **23(4)**. 415-4426.

Arangio, S., y F. Bontempi, (2012). Bayesian Neural Networks for damage identification of a cable-stayed bridge. **Bridge Maintenance, Safety, Management, Resilience and Sustainability: Proceedings of the Sixth International IABMAS Conference**. 2260-2266. Stresa. Italia. julio.

Berman, A., y W. G. Flannelly (1971). Theory of incomplete models of dynamic structures. **AIAA journal**. **9(8)**. 1481-1487.

Brincker, R., Zhang, L., y Andersen, P. (2001). Modal identification of output-only systems using frequency domain decomposition. **Smart materials and structures**. **10(3)**. 441.

Choi, F. C., Li, J., Samali, B., y Crews, K. (2008). Application of the modified damage index method to timber beams. **Engineering structures**. **30(4)**. 1124-1145.

Doebling, S. W., Farrar, C. R., Prime, M. B., y Shevitz, D. W. (1996). Damage identification and health monitoring of structural and mechanical systems from changes in their vibration characteristics: a literature review. **Los Alamos Dynamics**. Los Alamos. Estados Unidos.

Doebling, S. W., Farrar, C. R., y Prime, M. B. (1998). A summary review of vibration-based damage identification methods. **Shock and vibration digest**. **30(2)**. 91-105.

Farrar, C. R., Baker, W. E., Bell, T. M., Cone, K. M., Darling, T., Duffey, T. A., y Migliori, A. (1994). Dynamic characterization and damage detection in the I-40 bridge over the Rio Grande (No. LA--12767-MS). **Los Alamos National Laboratory**. Los Alamos Dynamics. Los Alamos. Estados Unidos.

Farrar, C. R., y Jauregui, D. A. (1998). Comparative study of damage identification algorithms applied to a bridge: I. Experiment. **Smart materials and structures**. **7(5)**. 704.

Farrar C, Worden K, Mansin G y Park G (2005). Fundamental axioms of structural health monitoring. **Proceedings of 5th International Workshop on Structural Health Monitoring**. Stanford, CA. Septiembre

Farrar, C. R., y Worden, K. (2013). **Structural health monitoring: a machine learning perspective**. John Wiley & Sons. Chichester

Figueiredo, E., Park, G., Figueiras, J., Farrar, C., & Worden, K. (2009). Structural health monitoring algorithm comparisons using standard data sets (No. LA-14393). **Los Alamos National Laboratory**. Los Alamos Dynamics. Los Alamos. Estados Unidos.

Figueiredo, E., Figueiras, J., Park, G., Farrar, C. R., y Worden, K. (2011). Influence of the autoregressive model order on damage detection. **Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering**, **26(3)**. 225-238.

Fujino, Y., Murata, M., Okano, S., y Takeguchi, M. (2000). Monitoring system of the Akashi Kaikyo Bridge and displacement measurement using GPS. **In SPIE's 5th Annual International Symposium on Nondestructive Evaluation and Health Monitoring of Aging Infrastructure (pp. 229-236)**. International Society for Optics and Photonics. Newport Beach. Estados Unidos. Junio.

Guzmán, N. (2015). **Estudio del efecto de la temperatura global y gradientes térmicos en el comportamiento dinámico de un modelo simplificado de puente en laboratorio**. Memoria de Título Ingeniero Civil. Departamento de Ingeniería Civil. Universidad de Concepción. Concepción. Chile.

- Ko, J. M., Ni, Y. Q., Zhou, H. F., Wang, J. Y., y Zhou, X. T. (2009). Investigation concerning structural health monitoring of an instrumented cable-stayed bridge. **Structures & Infrastructure Engineering**. **5(6)**. 497-513.
- Li, H., Ou, J., Zhao, X., Zhou, W., Li, H., Zhou, Z., y Yang, Y. (2006). Structural health monitoring system for the Shandong Binzhou Yellow River highway bridge. **Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering**. **21(4)**. 306-317.
- Li, H., Li, S., Ou, J., y Li, H. (2010). Modal identification of bridges under varying environmental conditions: temperature and wind effects. **Structural Control and Health Monitoring**. **17(5)**. 495-512.
- Li, H., y Li, S. L. (2012). Reliability assessment of cable-stayed bridges based structural health monitoring techniques. **Structure and Infrastructure Engineering**. **8(9)**. 829-845.
- Li, S., Li, H., Liu, Y., Lan, C., Zhou, W., y Ou, J. (2014). SMC structural health monitoring benchmark problem using monitored data from an actual cable-stayed bridge. **Structural Control and Health Monitoring**. **21(2)**. 156-172.
- Maeck, J., & De Roeck, G. (2003). Description of Z24 benchmark. **Mechanical Systems and Signal Processing**. **17(1)**. 127-131.
- Mahalanobis, P. C. (1936). On the generalized distance in statistics. **Proceedings of the National Institute of Sciences (Calcutta)**. **2**. 49-55.
- Mathews, J. H., y Fink, K. D. (1999). **Numerical methods using MATLAB (Vol. 31)**. Upper Saddle River. NJ Prentice hall.
- Meo, M., y Zumpano, G. (2005). On the optimal sensor placement techniques for a bridge structure. **Engineering Structures**. **27(10)**. 1488-1497.

Ni, Y. Q., y Hua, X. G. (2004). State-of-the-art and state-of-the-practice in bridge monitoring systems: a review. **Department of Civil and Structural Engineering, The Hong Kong Polytechnic University**. Research report No. SHMASES-01. Hong Kong. China.

Pandey, A. K., Biswas, M., & Samman, M. M. (1991). Damage detection from changes in curvature mode shapes. **Journal of sound and vibration**. **145(2)**. 321-332.

Pandey, A. K., y Biswas, M. (1994). Damage detection in structures using changes in flexibility. **Journal of sound and vibration**. **169(1)**. 3-17.

Peeters, B., Couvreur, G., Razinkov, O., Kündig, C., Van Der Auweraer, H., y De Roeck, G. (2009). Continuous monitoring of the Øresund Bridge: system and data analysis. **Structures and Infrastructure Engineering**. **5(5)**. 395-405.

Rytter, A. (1993). **Vibrational based inspection of civil engineering structures**. PhD Thesis. Department of Building Technology and Structural Engineering. University of Aalborg. Dinamarca.

Salawu, O. S. (1997). Detection of structural damage through changes in frequency: a review. **Engineering structures**. **19(9)**. 718-723.

Sohn, H., Farrar, C. R., Hemez, F. M., & Czarnecki, J. J. (2002). **A Review of Structural Health Monitoring Literature 1996-2001(No. LA-UR-02-2095)**. Los Alamos National Laboratory. Los Alamos Dynamics. Los Alamos. Estados Unidos.

Sohn, H. (2007). Effects of environmental and operational variability on structural health monitoring. **Philosophical Transactions of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences**. **365(1851)**. 539-560.

Stubbs, N., Kim, J. T., y Farrar, C. R. (1995). Field verification of a nondestructive damage localization and severity estimation algorithm. **Proceedings of 13th International Modal Analysis Conference**, **1** (pp. 210-218). Nashville, Tennessee. Estados Unidos. Febrero.

Sumitoro, S., Matsui, Y., Kono, M., Okamoto, T., y Fujii, K. (2001). Long span bridge health monitoring system in Japan. **In 6th Annual International Symposium on NDE for Health Monitoring and Diagnostics (pp. 517-524)**. International Society for Optics and Photonics. Newport Beach. Estados Unidos. Agosto.

Wenzel, H. (2009a). **Health monitoring of bridges**. John Wiley & Sons. Chichester.

Wenzel, H. (2009b). From structural health monitoring to risk based infrastructure management. **In 4th International Conference on Structural Health Monitoring of Intelligent Infrastructure (SHMII-4) (pp. 22-24)**. Zurich. Suiza. julio.



ANEXO 4.1 Modelos basados en series de tiempo

4.1.1 Modelo AR

El modelo $AR(p)$, donde p es el orden del modelo, se define como:

$$y_i = \sum_{j=1}^p a_j y_{i-j} \quad , \quad (A.4.1)$$

donde el valor de la respuesta para un instante, y_i , se define como una combinación lineal de los p valores previos de la respuesta, y esta combinación lineal se define por los coeficientes a_j .

4.1.2 Modelo MA

El modelo $MA(q)$, donde q es el orden del modelo, se define como:

$$y_i = \sum_{j=1}^q b_j x_{i-j} \quad . \quad (A.4.2)$$

Este modelo es muy similar al anterior, pero en este la respuesta es predicha a partir de los q *inputs* previos, x_i , y el modelo se define por los coeficientes b_j .

4.1.3 Modelo ARMA

Los dos modelos recién explicados pueden ser combinados para formar el modelo $ARMA(p,q)$, quedando este definido como:

$$y_i = \sum_{j=1}^p a_j y_{i-j} + \sum_{j=1}^q b_j x_{i-j} \quad . \quad (A.4.3)$$

Hay que resaltar que las ecuaciones anteriores (A.4.1, A.4.2 y A.4.3), desprecian el error al ajustarlo a una serie de datos aleatoria. Otros modelos lo consideran al incorporar un término a la derecha de cada ecuación para representar el error. Normalmente ese término es considerado como ruido blanco con promedio cero.



ANEXO 6.1 Descomposición en el Dominio de la frecuencia

6.1.1 Fundamento teórico.

La relación entre los *inputs* $x(t)$ desconocidos y las respuestas $y(t)$ medidas pueden ser expresadas como:

$$G_{yy}(j\omega) = \bar{H}(j\omega)G_{xx}(j\omega)H(j\omega)^T, \quad (\text{A.6.1})$$

Donde $G_{xx}(j\omega)$ es la matriz ($r \times r$) de las densidades espectrales (PSD) de los *inputs*, r es el número de *inputs*, $G_{yy}(j\omega)$ es la matriz ($m \times m$) del PSD de las respuestas, m es el número de respuestas, $H(j\omega)$ es la matriz ($m \times r$) de la función de transferencia (FT) y la sobre barra y el super índice T denotan el complejo conjugado y la transpuesta respectivamente.

La FT puede ser escrita en forma de fracción parcial, es decir polo/residuo, como

$$H(j\omega) = \sum_{k=1}^n \frac{R_k}{j\omega - \lambda_k} + \frac{\bar{R}_k}{j\omega - \bar{\lambda}_k}, \quad (\text{A.6.2})$$

Donde n es el número de modos, λ_k es el polo y R_k el residuo:

$$R_k = \phi_k \gamma_k^T, \quad (\text{A.6.3})$$

Donde ϕ_k y γ_k son el vector de forma modal y el vector de participación modal, respectivamente.

Suponiendo el *input* como ruido blanco, es decir su PSD es una matriz constante ($G_{xx}(j\omega) = C$),

entonces la Ecuación A.6.1 puede ser expresada como:

$$G_{yy}(j\omega) = \sum_{k=1}^n \sum_{s=1}^n \left[\frac{R_k}{j\omega - \lambda_k} + \frac{\bar{R}_k}{j\omega - \bar{\lambda}_k} \right] \times C \left[\frac{R_s}{j\omega - \lambda_s} + \frac{\bar{R}_s}{j\omega - \bar{\lambda}_s} \right]^H, \quad (\text{A.6.4})$$

Donde el super índice H denota el complejo conjugado y transpuesta. Multiplicando los dos factores de fracciones parciales y haciendo uso del teorema de fracciones parciales de Heaviside, después de algunas manipulaciones matemáticas, el PSD de la respuesta puede ser reducido a una forma polo/residuo de la siguiente manera:

$$G_{yy}(j\omega) = \sum_{k=1}^n \frac{A_k}{j\omega - \lambda_k} + \frac{\bar{A}_k}{j\omega - \bar{\lambda}_k} + \frac{B_k}{-j\omega - \lambda_k} + \frac{\bar{B}_k}{-j\omega - \bar{\lambda}_k} , \quad (\text{A.6.5})$$

Donde A_k es la k -ésima matriz de residuo del PSD de la respuesta. Para el PSD de la respuesta en sí, el residuo es una matriz Hermitiana de $(m \times m)$ y está dada por:

$$A_k = R_k C \left(\sum_{s=1}^n \frac{\bar{R}_s^T}{-\lambda_k - \bar{\lambda}_s} + \frac{\bar{R}_k^T}{-\lambda_k - \bar{\lambda}_k} \right) . \quad (\text{A.6.6})$$

La contribución al residuo del modo k -ésimo está dado por:

$$A_k = \frac{R_k C \bar{R}_k^T}{2\alpha_k} , \quad (\text{A.6.7})$$

Donde α_k es la parte real negativa del polo $\lambda_k = -\alpha_k + j\omega_k$. Como al parecer este término se vuelve dominante cuando el amortiguamiento es bajo, para valores de amortiguamiento bajos el residuo se vuelve proporcional al vector de forma modal

$$A_k \propto R_k C \bar{R}_k = \Phi_k \gamma_k^T C \gamma_k \Phi_k^T = d_k \Phi_k \Phi_k^T , \quad (\text{A.6.8})$$

Donde d_k es un escalar constante. A cierta frecuencia ω solo un limitado número de modos contribuirán significativamente, típicamente uno o dos. Este set de modos se denota como $Sub(\omega)$. Así, en el caso de que la estructura tenga un amortiguamiento bajo, la densidad espectral de la respuesta puede siempre ser escrita como:

$$G_{yy}(j\omega) = \sum_{k \in Sub(\omega)} \frac{d_k \Phi_k \Phi_k^T}{j\omega - \lambda_k} + \frac{\bar{d}_k \bar{\Phi}_k \bar{\Phi}_k^T}{j\omega - \bar{\lambda}_k} . \quad (\text{A.6.9})$$

Esta es una descomposición modal de la matriz espectral. La expresión es similar a los resultados que se pueden obtener directamente de la Ecuación A.6.1 bajo el supuesto de que el *input* sea ruido blanco independiente, es decir, *input* de matriz espectral diagonal.

6.1.2 Algoritmo de identificación

En la identificación modal utilizando la FDD, el primer paso es estimar la matriz del PSD. La estimación del PSD de la respuesta ($\hat{G}_{yy}(j\omega)$) conocida en frecuencias discretas $\omega = \omega_i$ es descompuesta tomando la *singular value decomposition* (SVD) de la matriz:

$$\hat{G}_{yy}(j\omega_i) = U_i S_i U_i^H , \quad (\text{A.6.10})$$

Donde la matriz $U_i = [u_{i1}, u_{i2}, \dots, u_{im}]$ es una matriz unitaria que contiene los vectores singulares u_{ij} , y S_i es una matriz diagonal que contiene los valores singulares s_{ij} . Los valores singulares se interpretan como una combinación lineal de densidades espectrales (PSD) de un conjunto de sistemas de un grado de libertad (SDOF *system*). Cerca de un *peak* (ver Figura 7.6) correspondiente al modo k -ésimo en el espectro, este modo, o quizás un posible modo cercano, será dominante. Si solo el k -ésimo modo es dominante solo existirá un término en la Ecuación A.6.9. Así, en este caso, el primer vector singular u_{i1} es una estimación de la forma modal.

$$\hat{\phi} = u_{i1} , \quad (\text{A.6.11})$$

Y el correspondiente valor singular es la función auto-PSD del correspondiente SDOF *system* (ver Ecuación A.6.9). Esta función del PSD es identificada alrededor del *peak* comparando la forma modal estimada $\hat{\phi}$ con el vector singular para las líneas de frecuencia alrededor del *peak* (frecuencias ligeramente superiores e inferiores). Mientras un vector singular tiene un alto valor del Criterio de Confianza Modal (MAC de sus iniciales en inglés) con $\hat{\phi}$, el correspondiente valor singular pertenece a la SDOF *density function*. Se pueden utilizar como valores altos de MAC, valores iguales o mayores a 0.8.

Del trozo de la SDOF *density function* obtenida alrededor del *peak* del PSD, la frecuencia natural y el amortiguamiento pueden ser obtenidos. Aplicando la Transformada de Fourier Inversa al trozo del SDOF PSD para llevar la señal al dominio del tiempo, se puede obtener la frecuencia natural contando los cruces de la señal por cero, y el amortiguamiento con el decremento logarítmico de la señal.



ANEXO 8.1 Resultados de detección de daño Parámetros AR.

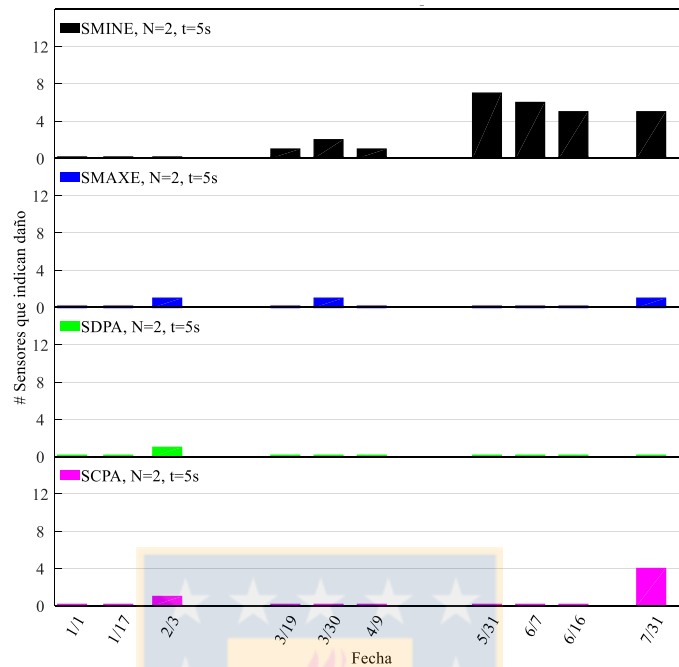


Figura A.8. 1 Resultados de detección de daño del puente en el tiempo a través de parámetros AR y MSD para cuatro técnicas de segmentación utilizando valores de $N=2$ y $t=5s$.

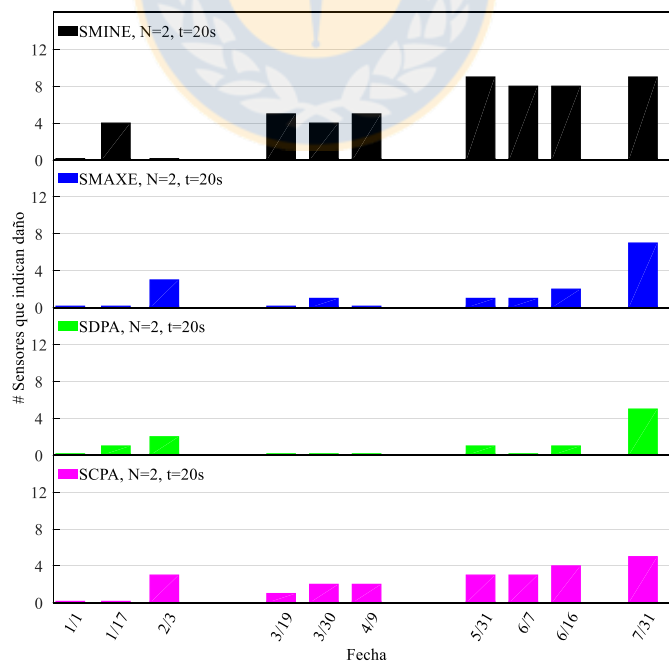


Figura A.8. 2 Resultados de detección de daño del puente en el tiempo a través de parámetros AR y MSD para cuatro técnicas de segmentación utilizando valores de $N=2$ y $t=20s$.

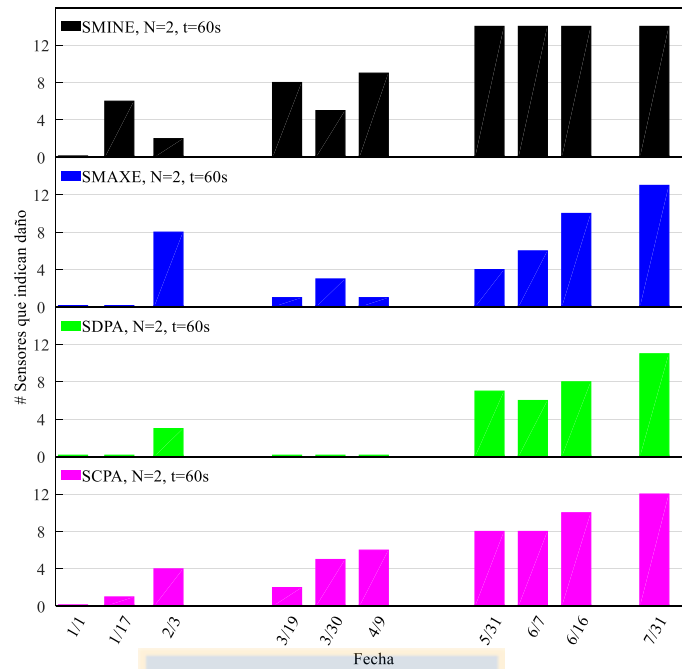


Figura A.8. 3 Resultados de detección de daño del puente en el tiempo a través de parámetros AR y MSD para cuatro técnicas de segmentación utilizando valores de $N=2$ y $t=60s$.

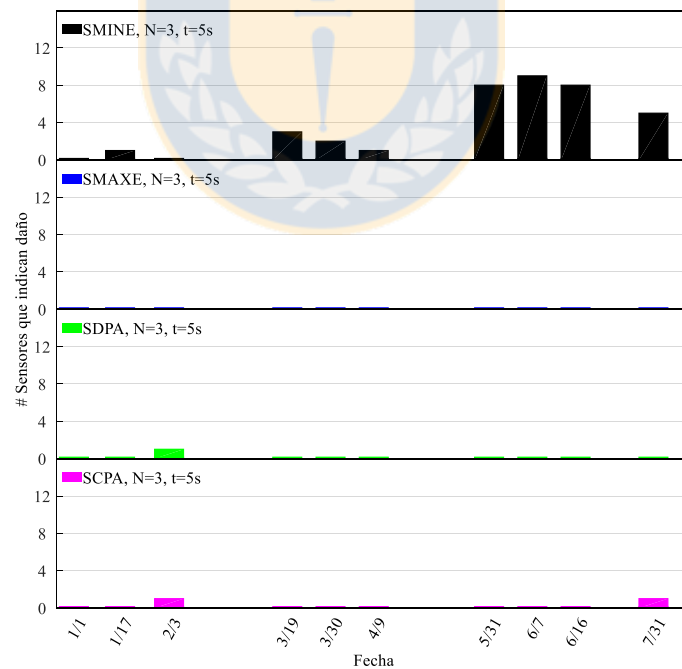


Figura A.8. 4 Resultados de detección de daño del puente en el tiempo a través de parámetros AR y MSD para cuatro técnicas de segmentación utilizando valores de $N=3$ y $t=5s$.

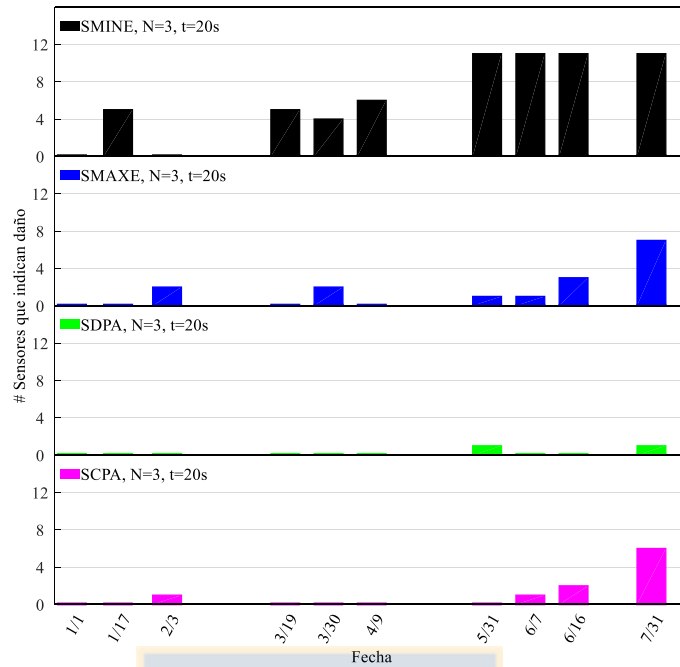


Figura A.8. 5 Resultados de detección de daño del puente en el tiempo a través de parámetros AR y MSD para cuatro técnicas de segmentación utilizando valores de $N=3$ y $t=20s$.

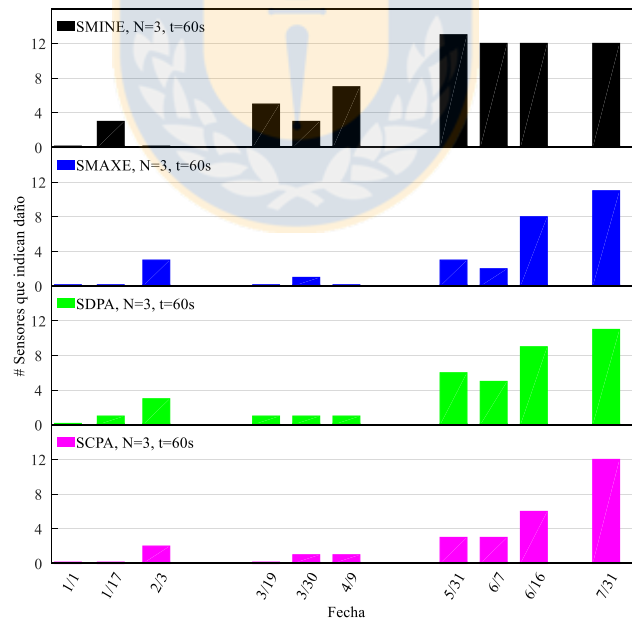


Figura A.8. 6 Resultados de detección de daño del puente en el tiempo a través de parámetros AR y MSD para cuatro técnicas de segmentación utilizando valores de $N=3$ y $t=60s$.

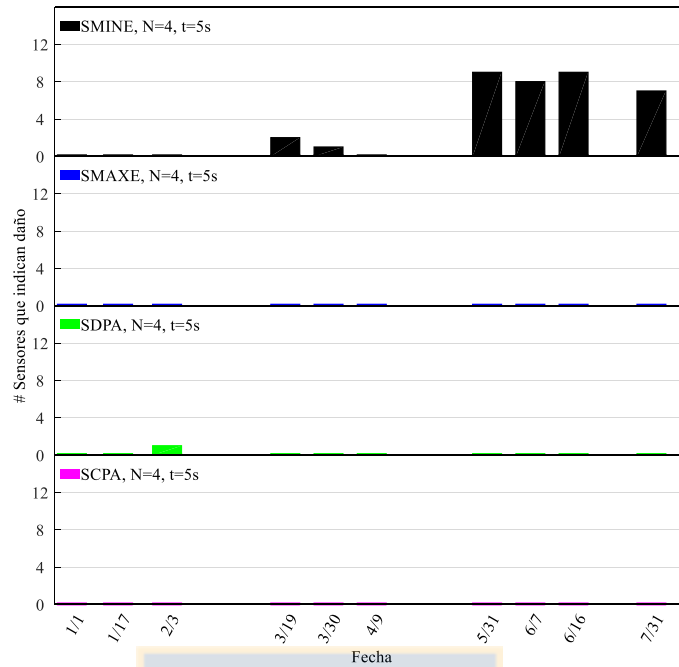


Figura A.8. 7 Resultados de detección de daño del puente en el tiempo a través de parámetros AR y MSD para cuatro técnicas de segmentación utilizando valores de $N=4$ y $t=5s$.

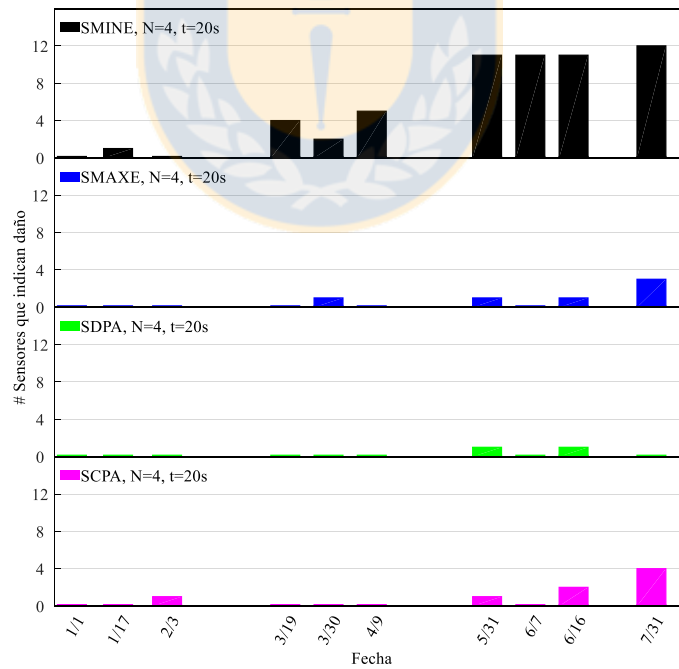


Figura A.8. 8 Resultados de detección de daño del puente en el tiempo a través de parámetros AR y MSD para cuatro técnicas de segmentación utilizando valores de $N=4$ y $t=20s$.

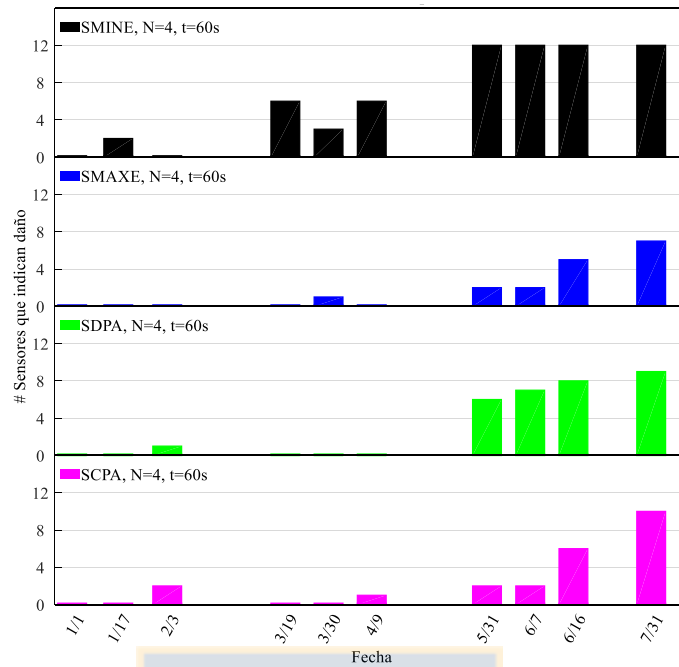


Figura A.8. 9 Resultados de detección de daño del puente en el tiempo a través de parámetros AR y MSD para cuatro técnicas de segmentación utilizando valores de $N=4$ y $t=60s$.

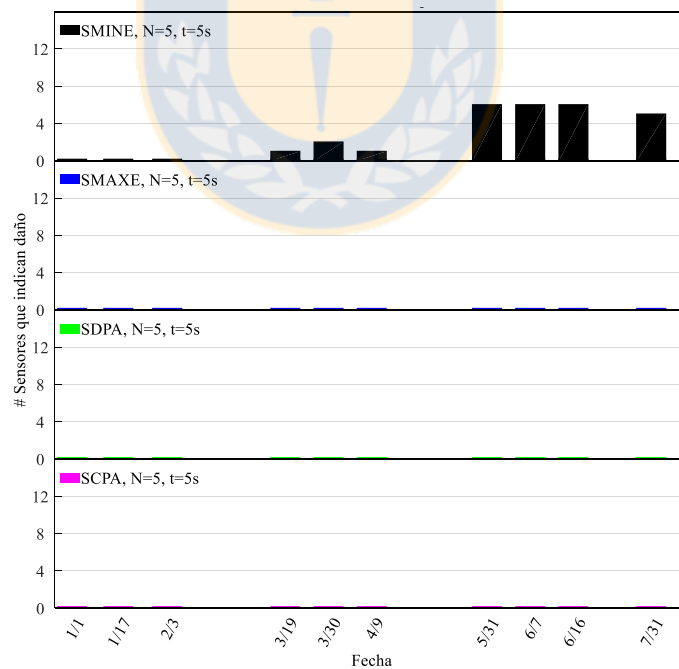


Figura A.8. 10 Resultados de detección de daño del puente en el tiempo a través de parámetros AR y MSD para cuatro técnicas de segmentación utilizando valores de $N=5$ y $t=5s$.

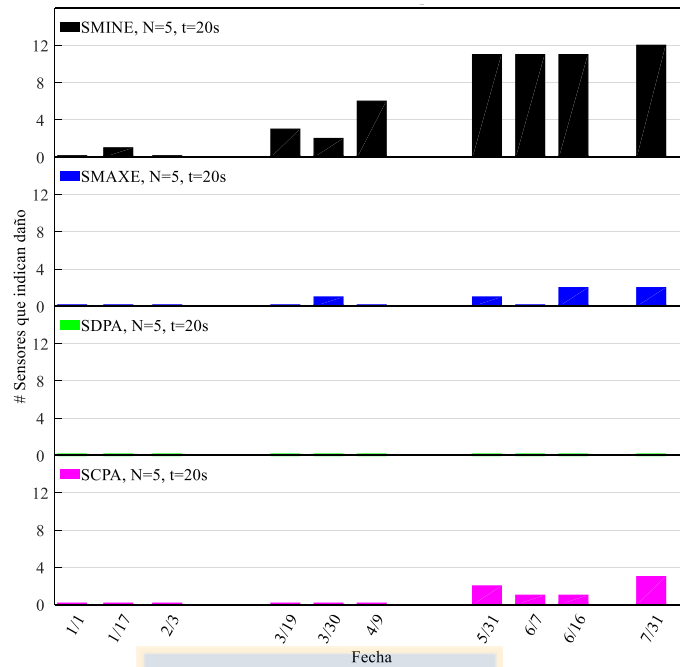


Figura A.8. 11 Resultados de detección de daño del puente en el tiempo a través de parámetros AR y MSD para cuatro técnicas de segmentación utilizando valores de $N=5$ y $t=20s$.

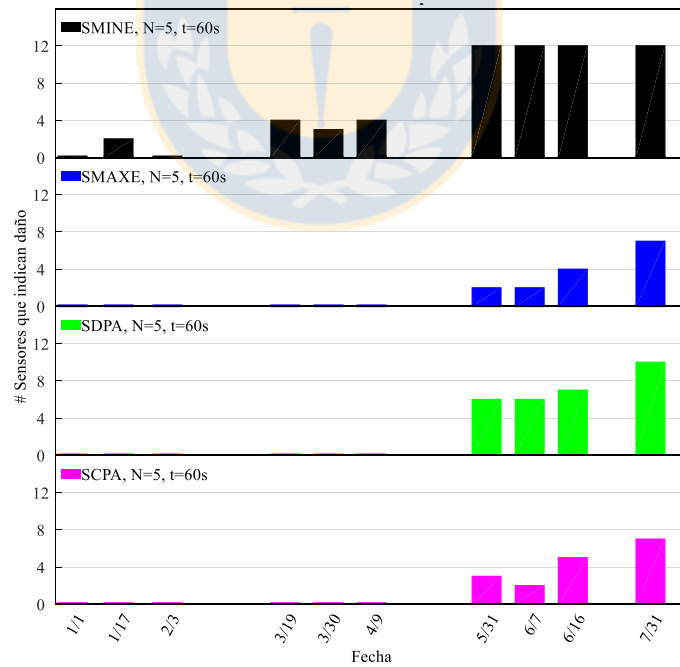


Figura A.8. 12 Resultados de detección de daño del puente en el tiempo a través de parámetros AR y MSD para cuatro técnicas de segmentación utilizando valores de $N=5$ y $t=60s$.

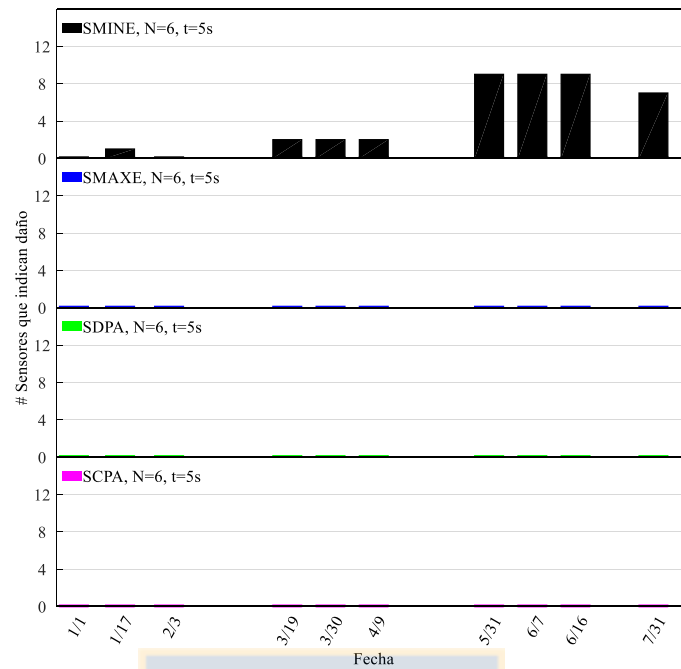


Figura A.8. 13 Resultados de detección de daño del puente en el tiempo a través de parámetros AR y MSD para cuatro técnicas de segmentación utilizando valores de $N=6$ y $t=5s$.

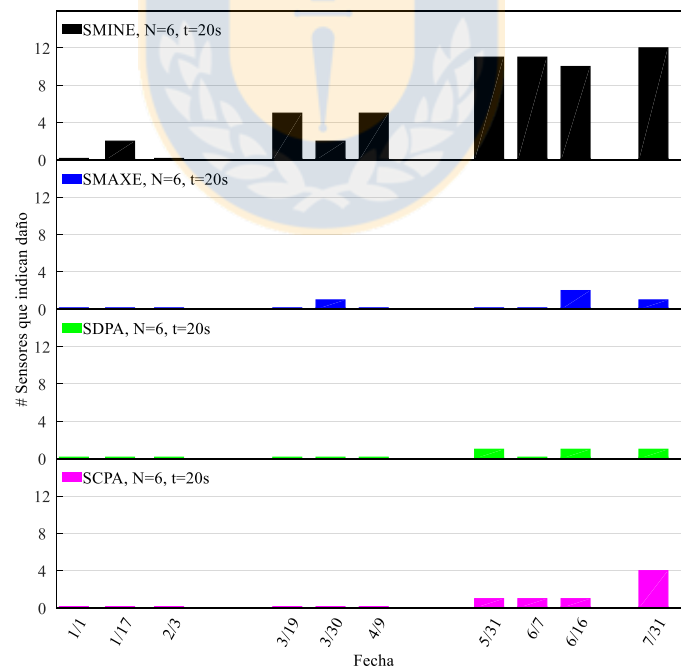


Figura A.8. 14 Resultados de detección de daño del puente en el tiempo a través de parámetros AR y MSD para cuatro técnicas de segmentación utilizando valores de $N=6$ y $t=20s$.

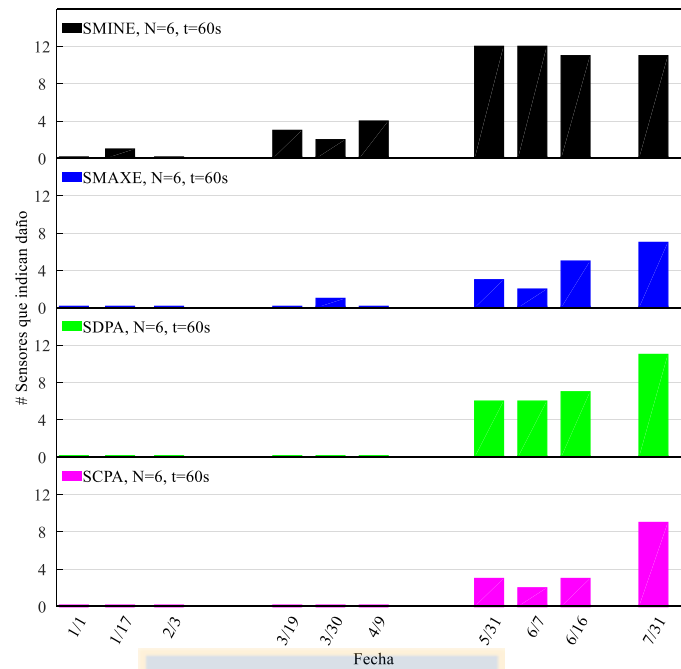


Figura A.8. 15 Resultados de detección de daño del puente en el tiempo a través de parámetros AR y MSD para cuatro técnicas de segmentación utilizando valores de $N=6$ y $t=60s$.

ANEXO 8.2 Resultados de detección de daño Parámetros AR

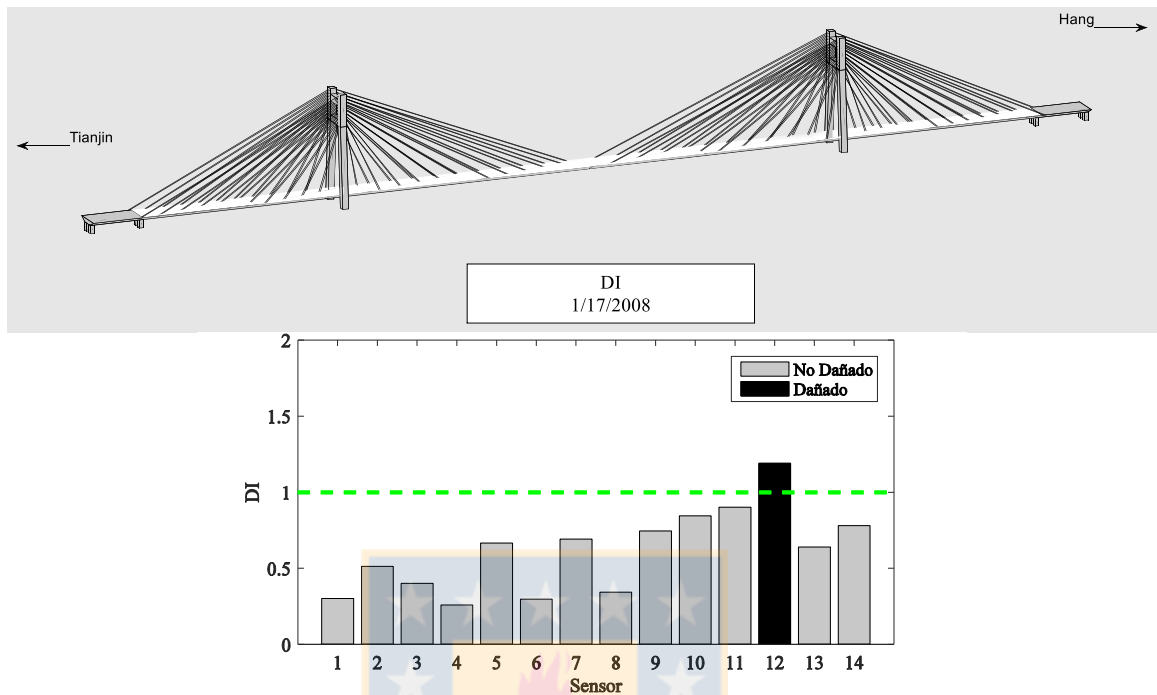


Figura A.8. 16 Representación gráfica de DI el día 17 de enero del 2008 utilizando SCPA. N y t óptimos.

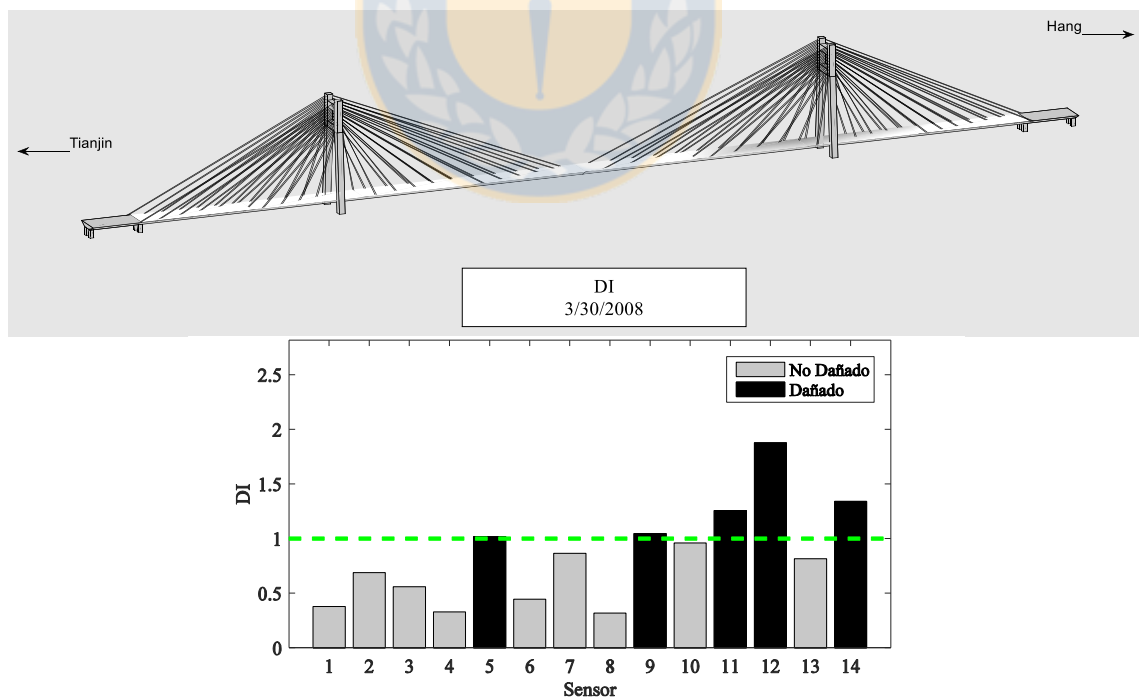


Figura A.8. 17 Representación gráfica de DI el día 30 de marzo del 2008 utilizando SCPA. N y t óptimos.

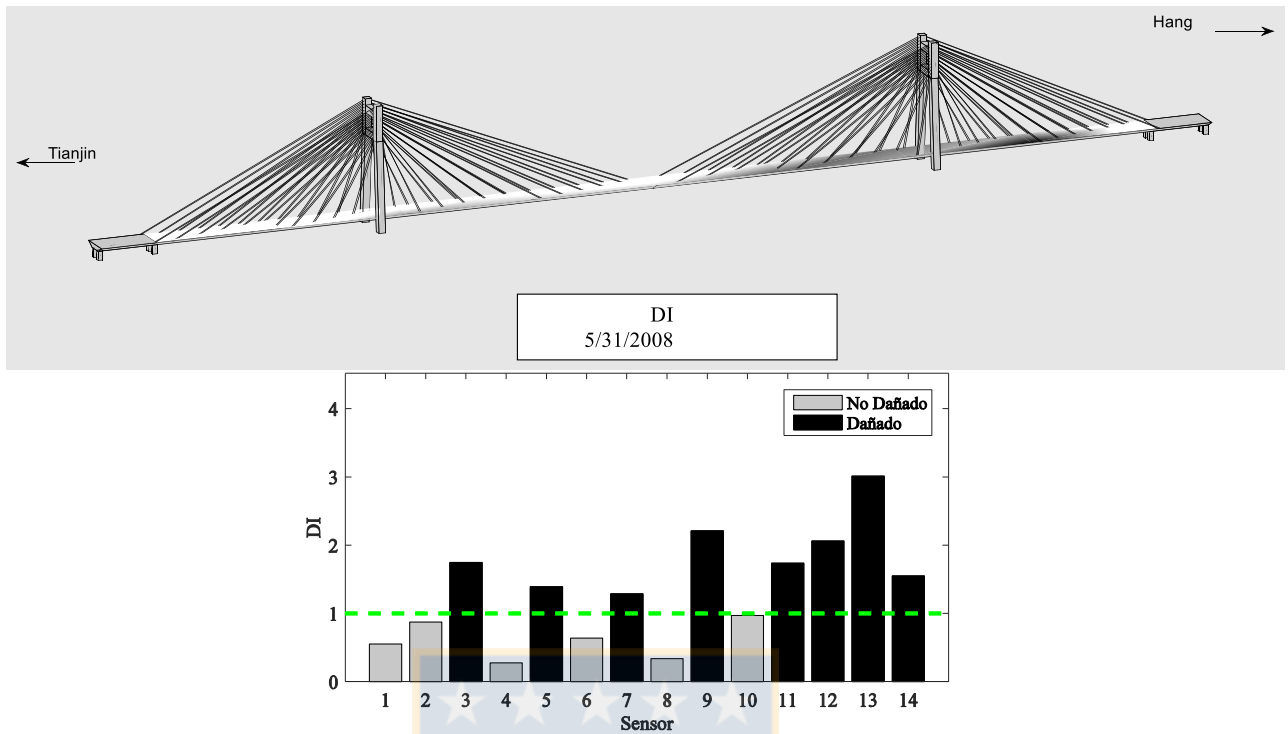


Figura A.8. 18 Representación gráfica de DI el día 31 de mayo del 2008 utilizando SCPA. N y t óptimos.

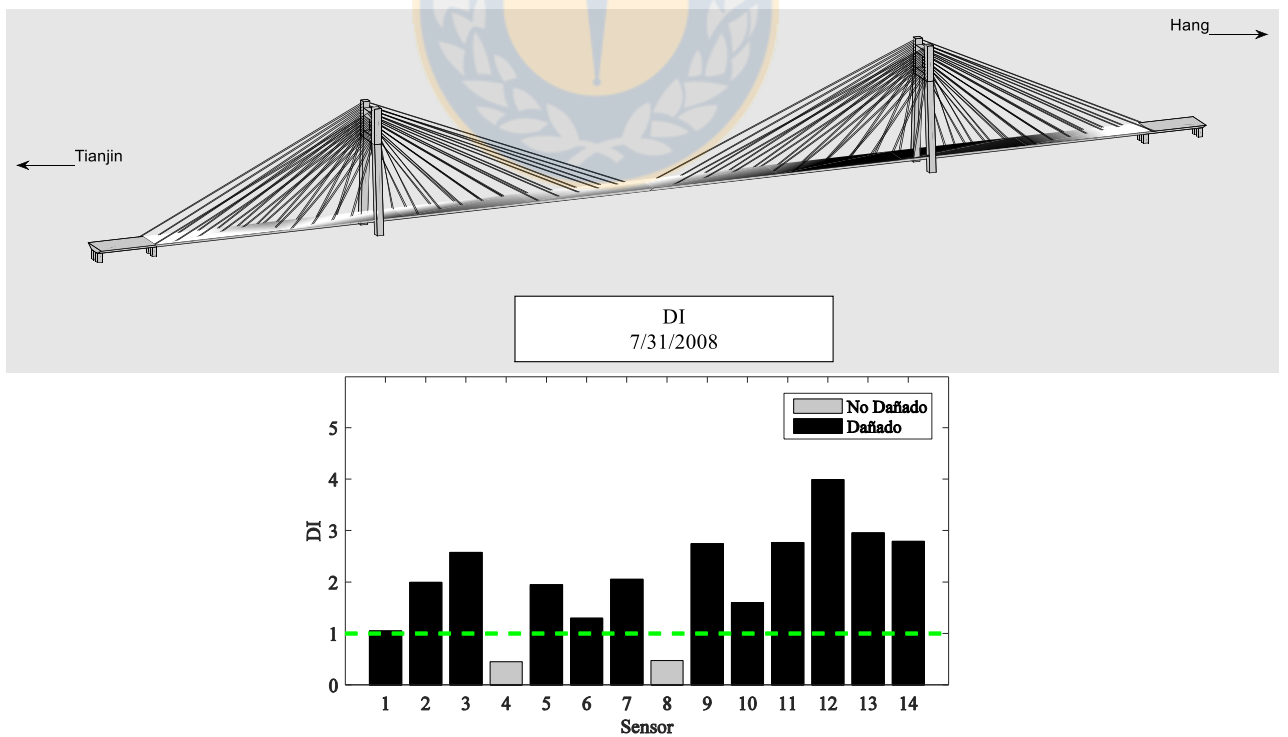


Figura A.8. 19 Representación gráfica de DI el día 31 de julio del 2008 utilizando SCPA. N y t óptimos.

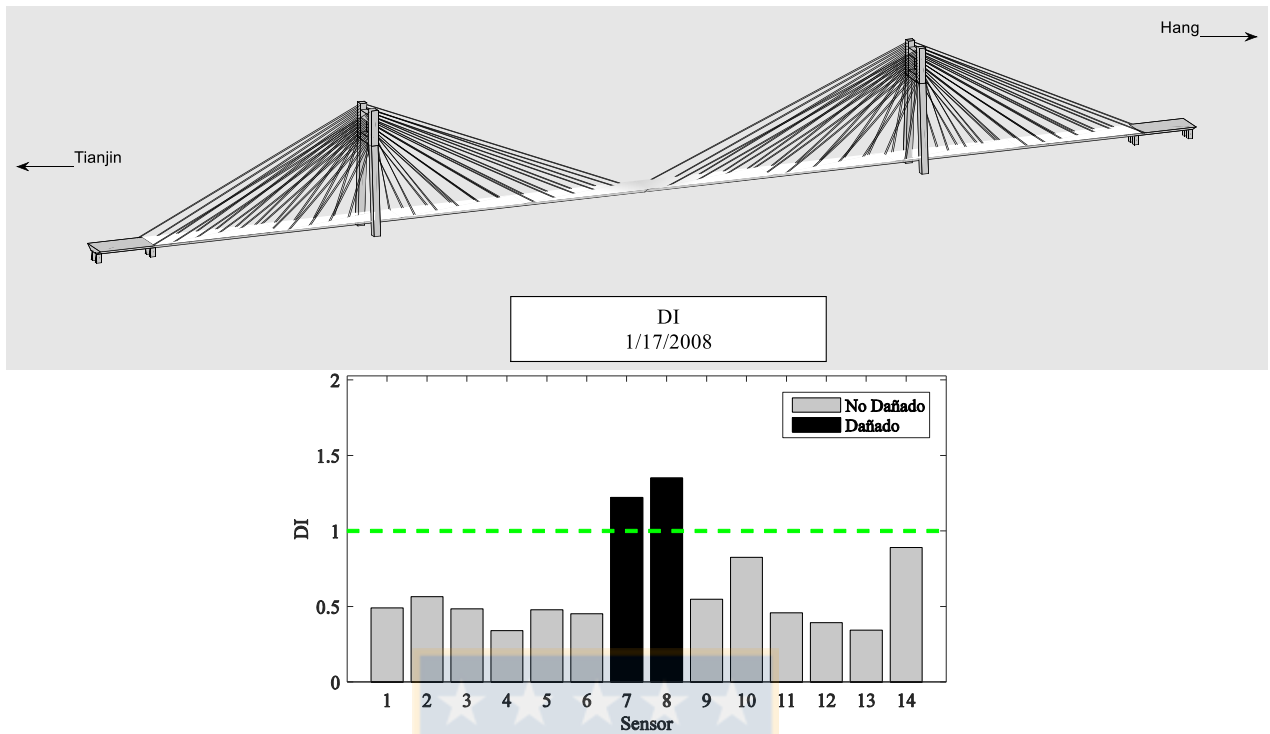


Figura A.8. 20 Representación gráfica de DI el día 17 de enero del 2008 utilizando SMAXE. N y t óptimos.

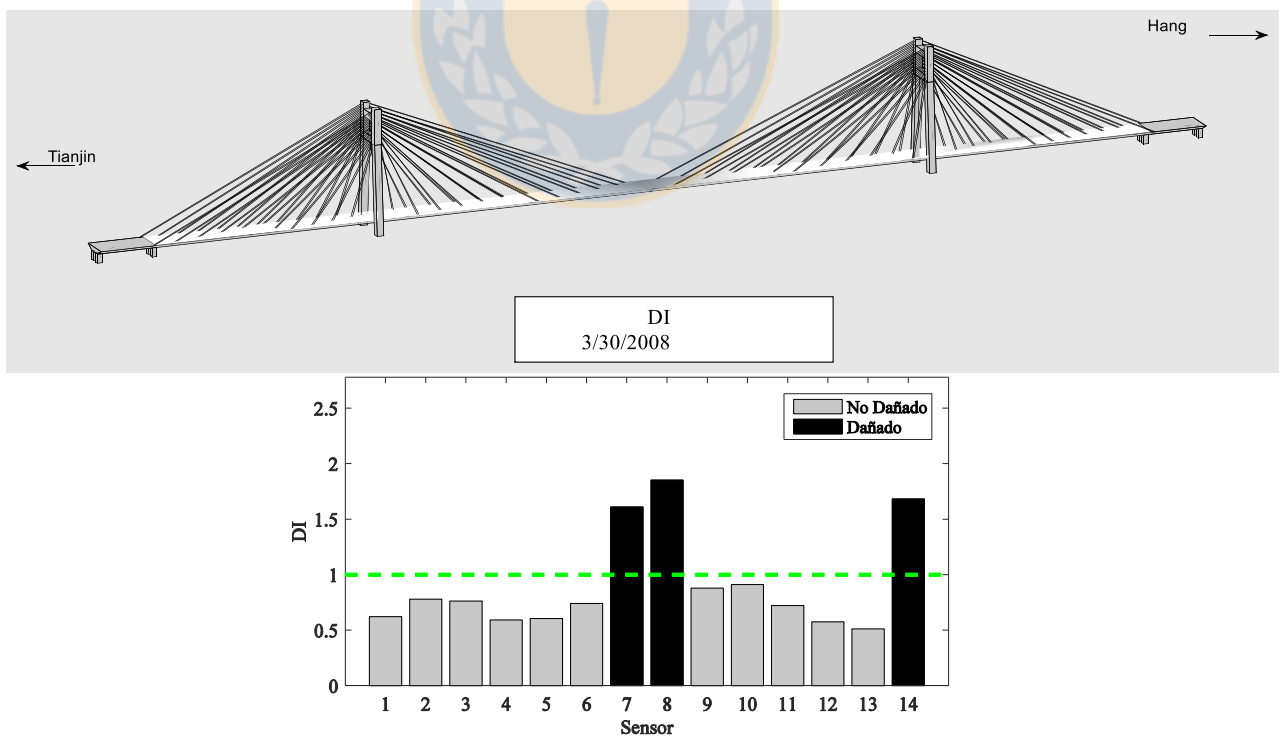


Figura A.8. 21 Representación gráfica de DI el día 30 de marzo del 2008 utilizando SMAXE. N y t óptimos.

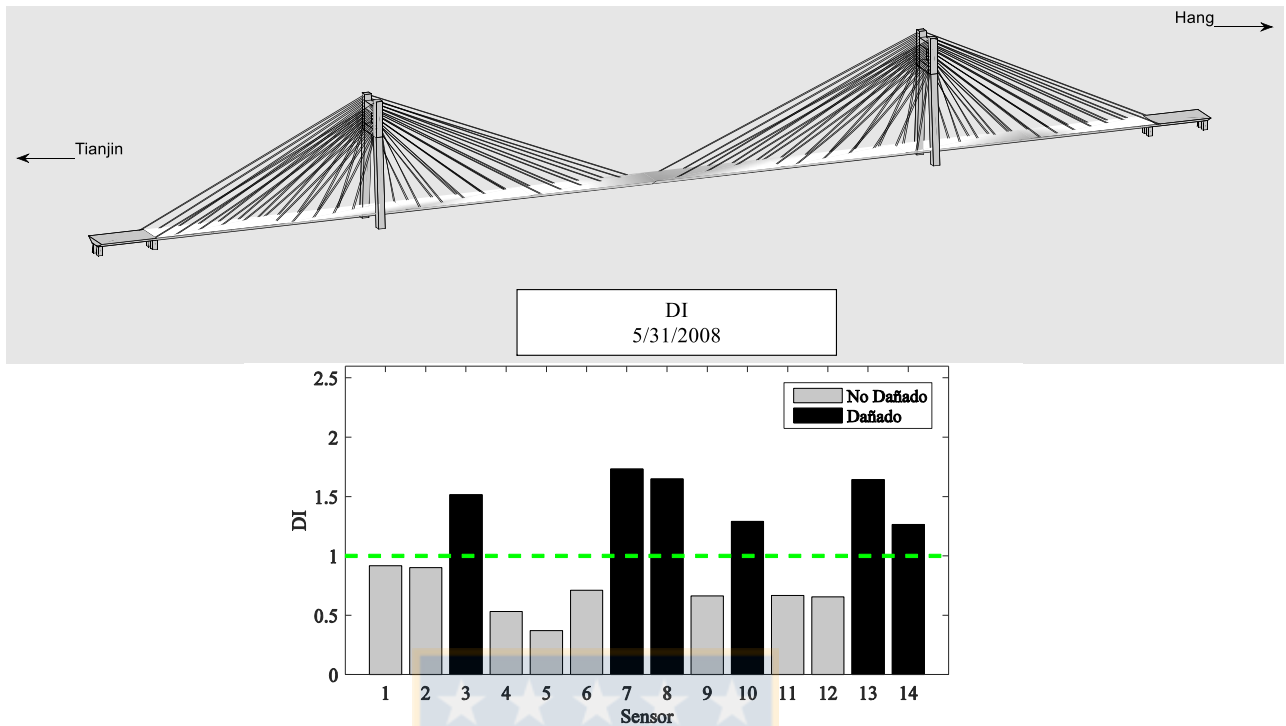


Figura A.8. 22 Representación gráfica de DI el día 31 de mayo del 2008 utilizando SMAXE. N y t óptimos.

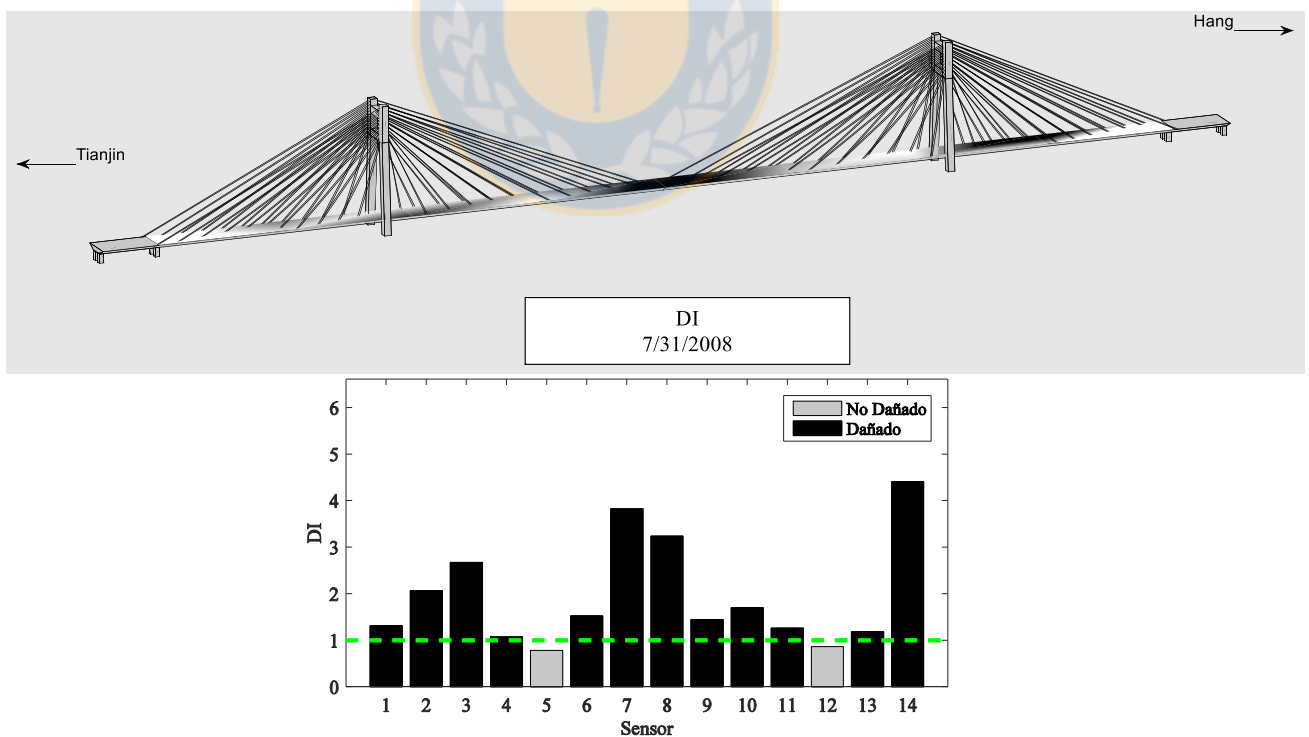


Figura A.8. 23 Representación gráfica de DI el día 31 de julio del 2008 utilizando SMAXE. N y t óptimos.

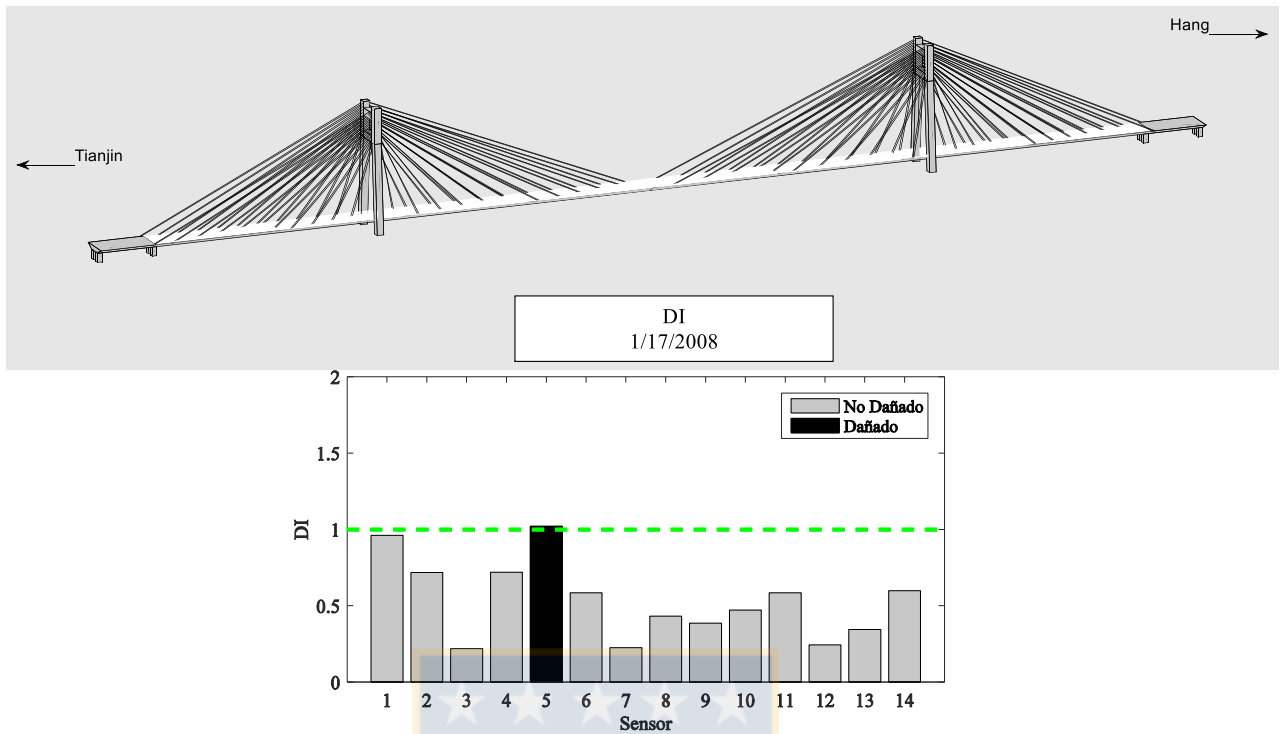


Figura A.8. 24 Representación gráfica de DI el día 17 de enero del 2008 utilizando SMINE. N y t óptimos.

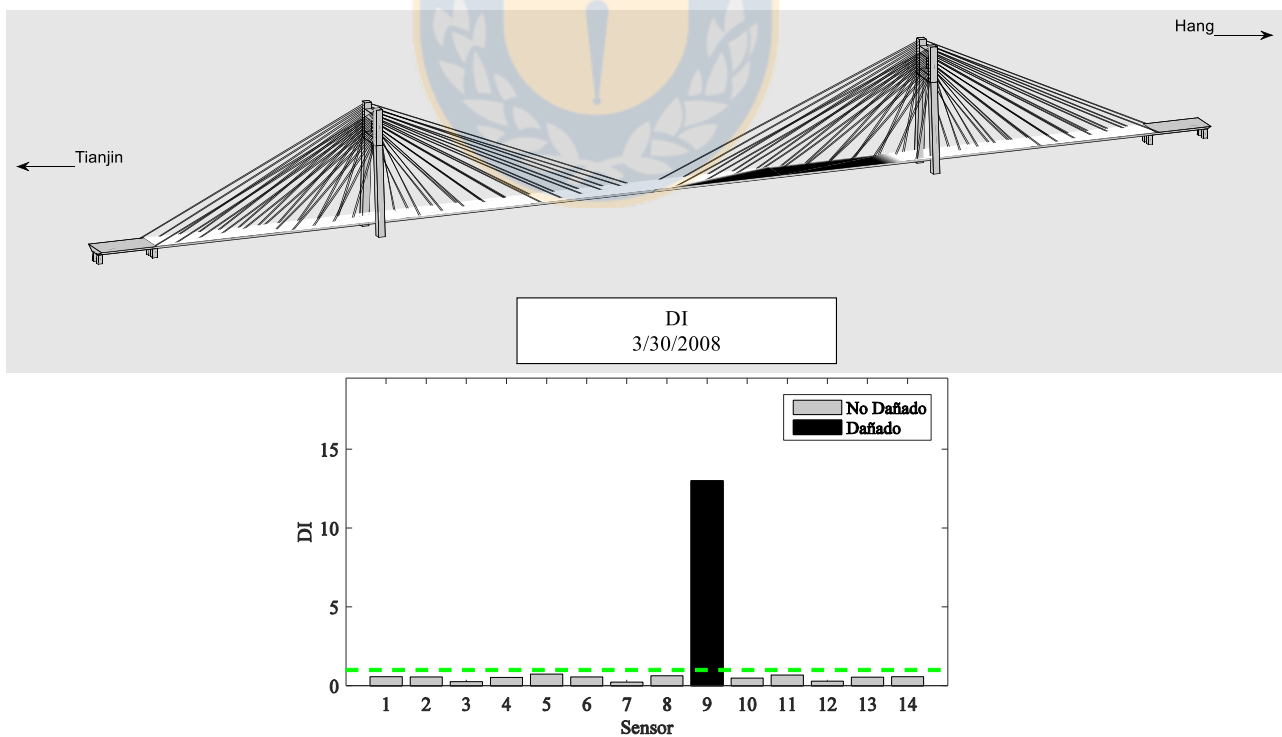


Figura A.8. 25 Representación gráfica de DI el día 30 de marzo del 2008 utilizando SMINE. N y t óptimos.

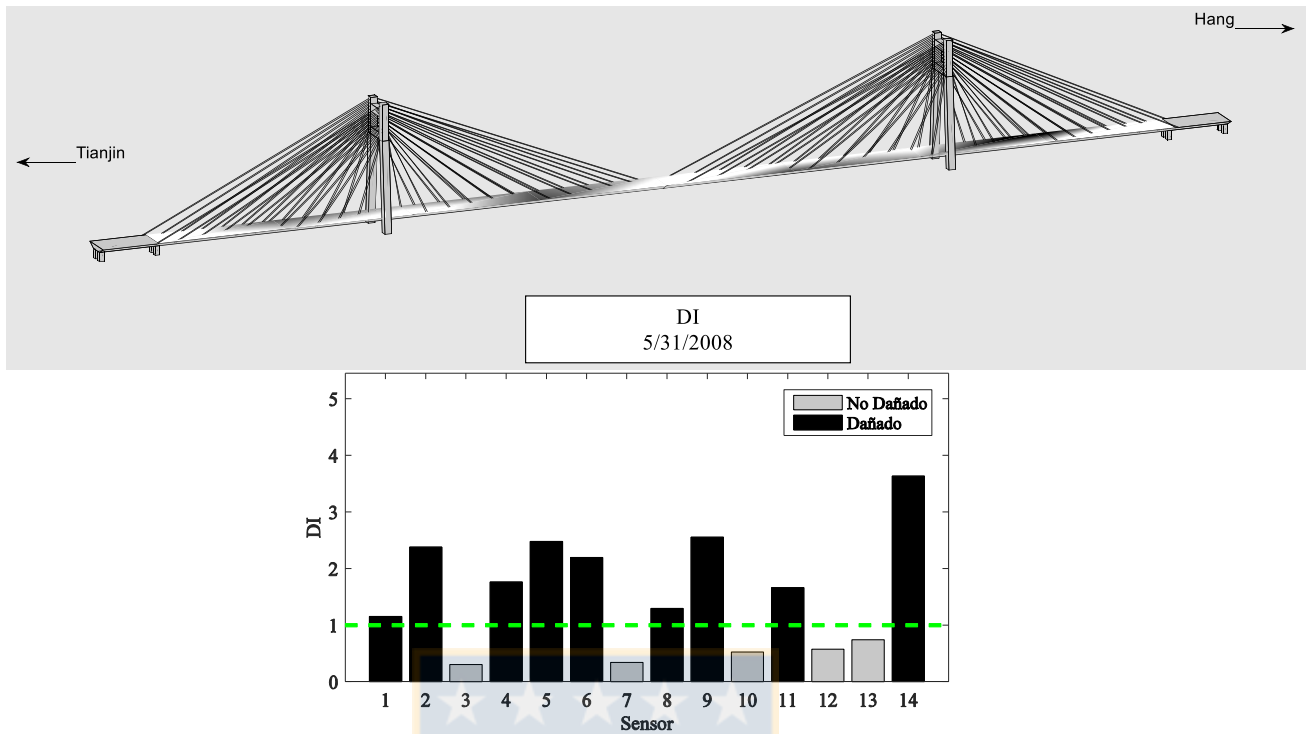


Figura A.8. 26 Representación gráfica de DI el día 31 de mayo del 2008 utilizando SMINE. N y t óptimos.

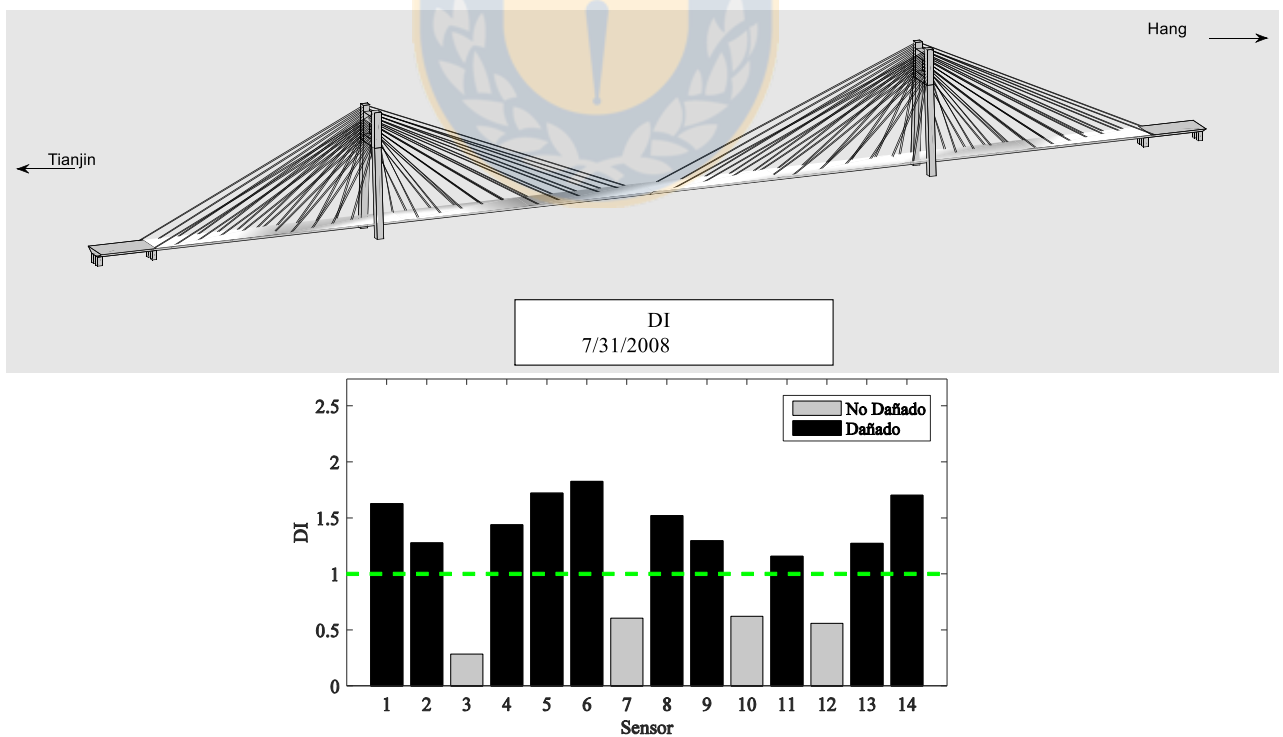


Figura A.8. 27 Representación gráfica de DI el día 31 de julio del 2008 utilizando SMINE. N y t óptimos.

