

**DETECCIÓN DE DAÑOS EN PUENTES DE TIPOLOGÍA VIGA Y LOSA
SIMPLEMENTE APOYADA USANDO REDES NEURONALES ARTIFICIALES**

RAFAEL EDUARDO HANI MARTÍNEZ

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍA FÍSICO MECÁNICA
ESCUELA DE INGENIERÍA CIVIL
BUCARAMANGA**

2011

**DETECCIÓN DE DAÑOS EN PUENTES DE TIPOLOGÍA VIGA Y LOSA
SIMPLEMENTE APOYADA USANDO REDES NEURONALES ARTIFICIALES**

RAFAEL EDUARDO HANI MARTÍNEZ

Tesis de Investigación para optar por el título de Maestro en Ingeniería Civil

Director: Dr. Gustavo Chio Cho

Codirector: Dr. Carlos Borrás Pinilla

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍA FÍSICO MECÁNICA
ESCUELA DE INGENIERÍA CIVIL
BUCARAMANGA**

2011

A mis padres:

*Elsa Martínez de Hani,
Eduardo Juan Hani G.*

A mi Hermana:

María N. Hani Martínez.

A mi Novia:

Ingrid Y. Cacula Solano.

A mi linda hija:

Sofía Hani Pérez.

RAFAEL HANI

AGRADECIMIENTOS

En primer lugar quiero darle infinitas gracias a Dios por permitirme cumplir satisfactoriamente una etapa más en mi vida académica y personal, llenándome de gran emoción e ilusión al obtener el título de Maestro en Ingeniería Civil y reiterando que las metas de mi presente son las bases de mi futuro.

También doy gracias a mi familia, en especial a mi madre, a mi padre, a mi hermana y a mi novia, por ser personas especiales e incondicionales en los momentos difíciles y exitosos de mi vida; además, por brindarme ganas y fuerzas de seguir luchando por lo que se quiere alcanzar.

Finalmente, expreso mi gratitud a la Universidad Industrial de Santander, por brindarme la oportunidad de pertenecer una vez más a su claustro educativo y poder cursar mis estudios de maestría; en especial al Dr. Gustavo Chio Cho, al Dr. Oscar Begambre, al Dr. Carlos Borrás Pinilla, y a la Maestra Deisy Chaparro, por ese enfoque y orientación que se ha convertido en pieza fundamental para alcanzar hoy por hoy este gran logro.

GRACIAS A TODOS

CONTENIDO

	Pág.
1. INTRODUCCIÓN.....	18
1.1. DETECCIÓN DE DAÑOS EN ESTRUCTURAS TIPO PARRILLA	18
1.2. ANTECEDENTES	19
1.3. OBJETIVOS DEL PROYECTO	24
1.4. METODOLOGÍA.....	25
1.5. CONTENIDO DEL TRABAJO.....	27
2. MODELO DE ELEMENTOS FINITOS (MEF) DE LA PARRILLA DEL PUENTE CAÑAVERAL.....	29
2.1. DESCRIPCIÓN DE LA PARRILLA DEL PUENTE CAÑAVERAL.....	29
2.2. MODELO NUMÉRICO DE LA PARRILLA DEL PUENTE CAÑAVERAL DESARROLLADO EN MATLAB®.....	32
2.2.1. Idealizaciones geométricas y físicas del modelo de la parrilla del puente Cañaverál.....	33
2.2.2. Idealizaciones del material del modelo de la parrilla del puente Cañaverál	33
2.2.3. Idealizaciones particulares para la parrilla del puente Cañaverál.....	35

2.2.4. Matriz de rigidez de un elemento tipo parrilla en coordenadas locales	35
2.2.5. Matriz de transformación de coordenadas locales a globales de un elemento tipo parrilla.....	38
2.2.6. Matriz de rigidez en coordenadas globales para un elemento de la parrilla del puente Cañaverál	43
2.2.7. Matriz de rigidez para la parrilla del puente Cañaverál	44
2.2.8. Matriz de masa para la parrilla del puente Cañaverál	48
2.2.9. Determinación de las frecuencias naturales y los modos de vibrar de la parrilla del puente Cañaverál en Matlab®	50
2.3. MODELO NUMÉRICO DE LA PARRILLA DEL PUENTE CAÑAVERAL DESARROLLADO EN SAP2000©	52
2.3.1. Generación del modelo de la parrilla del puente Cañaverál	54
2.3.2. Definición de las secciones transversales y propiedades de los materiales de la parrilla del puente cañaverál.....	54
2.3.2. Esquema del modelo de la parrilla del puente cañaverál	56
2.3.3. Asignación de las secciones trasversales y las propiedades de los materiales, a los elementos del modelo de la parrilla del puente cañaverál ..	57
2.3.4. Asignación de restricciones al modelo de la parrilla del puente cañaverál	57

2.3.5.Asignación de masas al modelo de la parrilla del puente cañaveral	57
2.3.6.Determinación de las frecuencias naturales de la parrilla del puente Cañaveral en SAP2000©	58
3. APLICACIÓN DE UNA RED NEURONAL ARTIFICIAL PARA LA DETECCIÓN DE DAÑOS EN LA PARRILLA DEL PUENTE CAÑAVERAL	62
3.1. INTRODUCCIÓN A LA RNA PERCEPTRON MULTICAPA	62
3.2. ESCENARIOS DE DAÑO GENERADOS EN LA PARRILLA DEL PUENTE CAÑAVERAL.....	68
3.3. INDICES EMPLEADOS PARA DETECTAR DAÑOS EN LA PARRILLA DEL PUENTE CAÑAVERAL	68
3.4. DISEÑO DE UNA RNA PERCEPTRON MULTICAPA PARA LA DETECCIÓN DE DAÑOS EN LA PARRILLA DEL PUENTE CAÑAVERAL	72
4. ENTRENAMIENTOS Y EVALUACIÓN.....	77
5. RESULTADOS DEL TRABAJO DE INVESTIGACIÓN	83
6. CONCLUSIONES	90
7. RECOMENDACIONES Y TRABAJOS FUTUROS	93
BIBLIOGRAFÍA.....	95

ANEXOS 102

LISTA DE TABLAS

Pág.

Tabla 1. Idealizaciones geométricas y físicas del modelo numérico de la parrilla del puente Cañaveral.....	34
Tabla 2. Idealizaciones del material del modelo numérico de la parrilla del puente Cañaveral	34
Tabla 3. Deformaciones impuestas en el nodo inicial y/o final de un elemento tridimensional para ordenar su matriz de rigidez	37
Tabla 4. Frecuencias naturales de la parrilla del puente Cañaveral obtenidas en Matlab®	51
Tabla 5. Factores multiplicadores de una sección tipo	55
Tabla 6. Frecuencias naturales de la parrilla del puente Cañaveral obtenidas en SAP2000©.....	58
Tabla 7. Configuración de neuronas en cada capa de las redes implementadas..	74
Tabla 8. Configuración de los escenarios de daño y los vectores entrada y salida de las redes implementadas	76
Tabla 9. Arquitectura, desempeño y tiempo de entrenamiento de las RNA empleadas para la detección de daños en la parrilla del puente Cañaveral	81

LISTA DE FIGURAS

	Pág.
Figura 1. Imagen satelital correspondiente a la ubicación del puente Cañaverál ..	29
Figura 2. Puente Cañaverál, Autopista Bucaramanga - Floridablanca	30
Figura 3. Superestructura del puente Cañaverál	31
Figura 4. Infraestructura del puente Cañaverál.....	32
Figura 5. Grados de libertad para un elemento (ij) tridimensional.....	36
Figura 6. Grados de libertad para un elemento (ij) tipo parrilla	38
Figura 7. Conjunto de desplazamientos referidos a coordenadas locales (r_1, r_2, r_3) y globales (R_1, R_2, R_3) de un elemento tridimensional.....	38
Figura 8. Rotación de los planos X, Z	39
Figura 9. Rotación de los planos X, Y	40
Figura 10. Rotación de los planos Y, Z	41
Figura 11. Numeración de los nodos de la parrilla del puente Cañaverál.....	44
Figura 12. Numeración de los elementos de la parrilla del puente Cañaverál	45
Figura 13. Sistema de coordenadas y grados de libertad de la parrilla del puente Cañaverál	46

Figura 14. Ensamble de la matriz de rigidez de la parrilla del puente Cañaverál ..	47
Figura 15. Masa traslacional para un nodo de la parrilla del puente Cañaverál	49
Figura 16. Vista superior del modelo experimental del puente Cañaverál	52
Figura 17. Vista inferior del modelo experimental del puente Cañaverál	53
Figura 18. Vista lateral del modelo experimental del puente Cañaverál	53
Figura 19. Modelo experimental de la parrilla del puente Cañaverál	54
Figura 20. Esquema de la parrilla del puente Cañaverál	56
Figura 21. Porcentaje de error medio absoluto de las frecuencias naturales obtenidas mediante Matlab® y SAP2000©.....	60
Figura 22. Porcentaje de error medio absoluto teniendo en cuenta el número de elementos en los cuales se discretiza la parrilla	61
Figura 23. Notación abreviada de una red neuronal de tres capas.....	63
Figura 24. Red Neuronal Perceptron Multicapa (3 capas)	65
Figura 25. Incidencia del porcentaje del valor medio absoluto en la detección de daños en la parrilla del puente Cañaverál.....	84
Figura 26. Detección de daños en la parrilla del puente Cañaverál, según escenario #38, utilizando una red neuronal y las frecuencias naturales y los modos de vibración como índice de daño	84
Figura 27. Detección de daños en la parrilla del puente Cañaverál, según escenario #38, utilizando una red neuronal y la flexibilidad como índice de daño .	85

Figura 28. Detección de daños en la parrilla del puente Cañaveral, según escenario #38, utilizando una red neuronal y el MAC como índice de daño.....	85
Figura 29. Detección de daños en la parrilla del puente Cañaveral, según escenario #38, utilizando una red neuronal y el NMD como índice de daño	86
Figura 30. Incidencia de la desviación estándar del error medio absoluto de los índices de daño utilizados para la detección de daños en la parrilla del puente Cañaveral	87
Figura 31. Incidencia del porcentaje del error absoluto medio (MAPE) de los índices de daño utilizados para la detección de daños en la parrilla del puente Cañaveral	88
Figura 32. Incidencia del error tipo A (detección fallida que la red considera real) en la detección de daños de la parrilla del puente Cañaveral.....	89
Figura 33. Incidencia del error tipo B (detección real que la red considera fallida) en la detección de daños de la parrilla del puente Cañaveral.....	89

LISTA DE ANEXOS

	Pág.
Anexo 1. Características geométricas de la parrilla del puente cañaveral	102
Anexo 2. Análisis de los modelos numéricos de la parrilla del puente Cañaveral, desarrollados en MATLAB® y en SAP2000©	103
Anexo 3. Escenarios de daño generados y evaluados de manera aleatoria para la parrilla del puente cañaveral	107

RESUMEN

TÍTULO

Detección de daños en puentes de tipología viga y losa simplemente apoyada usando redes neuronales artificiales*.

AUTOR

Rafael Eduardo Hani Martínez**.

PALABRAS CLAVES

Detección de daños, Modelo de Elementos Finitos (MEF), Redes Neuronales Artificiales (RNA), Respuesta dinámica, Algoritmo Levenberg-Marquardt.

DESCRIPCIÓN

El estudio realizado analizó una técnica capaz de identificar la presencia de daños no localizados ni cuantificados en la parrilla sur occidental del puente Cañaveral, correspondiente a la ampliación realizada en la autopista vehicular que comunica los municipios de Bucaramanga y Floridablanca, basada en el uso de una Red Neuronal Artificial (RNA) y en la respuesta dinámica de la estructura. A través de un Modelo de Elementos Finitos (MEF) de la estructura tipo parrilla desarrollado en Matlab® y validado mediante SAP2000®, se simuló los daños lineales en la misma, disminuyendo de manera simple y aleatoria el valor del módulo de elasticidad de sus elementos como estrategia para modificar la rigidez de los mismos. Dentro de los resultados se encontró que la Red Neuronal Artificial Perceptron Multicapa, utilizando en su entrenamiento el algoritmo de Levenberg-Marquardt, es capaz de identificar la existencia de daños en la estructura y la tipología de errores que puede presentar la misma al momento de detectar un daño simple, tales como la detección fallida que la red considera real, y la detección real que la red considera fallida. También se concluyó que la respuesta dinámica de la estructura es sensible a pequeñas variaciones del módulo de elasticidad de sus elementos.

* Trabajo de Grado

** Facultad de Ingeniería Físico Mecánica. Escuela de Ingeniería Civil. Director: Dr. Gustavo Chio Cho. Codirector: Dr. Carlos Borrás Pinilla

SUMMARY

TITLE

Damage detection in simply supported bridges by using artificial neural networks*.

AUTHOR

RAFAEL EDUARDO HANI MARTINEZ**.

KEY WORDS

Damage detection, Finite Element Model (FEM), Artificial Neural Networks (ANN), Dynamic response, Levenberg-Marquardt (LM) algorithm.

DESCRIPTION

In this study, a technique capable of identifying the presence of damages in the grid of the Cañaveral Bridge that are not localized and quantified is examined; this technique is based on the use of an Artificial Neural Network (ANN) and the dynamic response of the structure. This structure takes part of the highway expansion that connects Bucaramanga and Floridablanca towns. To achieve this goal, a Finite Element Model (FEM) of the grid structure was developed in Matlab® and validated through SAP2000©. Linear and singles damages were simulated through randomly reducing of the value of the modulus of elasticity like strategy to modify the stiffness of its elements. Within the results, it was found that the ANN Multilayer Perceptron using the Levenberg-Marquardt algorithm in its training is able to identify the existence of structural damage, and also to identify the types of errors that can occur at the time of detecting a single damage, like missed detection that the network considers real, and real detection that the network considers failed. It's also concluded that the dynamic response of the structure is sensitive to small variations of the modulus of elasticity of its elements.

* Work Degree

** Faculty of Physical Mechanical Engineering. School of Civil Engineering. Directress: Ph. D. Gustavo Chio Cho. Codirectress: Ph. D. Carlos Borrás Pinilla

1. INTRODUCCIÓN

1.1. DETECCIÓN DE DAÑOS EN ESTRUCTURAS TIPO PARRILLA

El continuo desarrollo que tiene una ciudad demanda la construcción de estructuras civiles tales como puentes vehiculares, con el fin de satisfacer necesidades en la misma. Estas estructuras, por el hecho de interferir el tránsito de vehículos por tiempos prolongados y demandar una alta inversión, se convierten en unas de las más complejas y costosas en lo que respecta a la infraestructura de transporte; por esta razón, requieren de un constante monitoreo y mantenimiento para evitar, en lo posible, la presencia de daños debido a cargas eventuales o cíclicas que sobrepasan las de diseño, eventos sísmicos, desastres naturales, degradación de los materiales por efectos del medio ambiente y el uso humano, o simplemente porque éstas han superado su vida útil y sus propiedades físicas y mecánicas han cambiado.

Actualmente existen métodos convencionales, empleados para detectar daños en estructuras, que tienen como limitante la no practicidad de su aplicación, ya que requieren que la región del daño sea conocida *a priori*, lo cual implica que el sector de la estructura que se va a analizar sea de fácil acceso; algo poco usual, debido a las tipologías existentes y al uso de las mismas. Por tal motivo, aparecen técnicas no destructivas, capaces de sortear los problemas de tiempo presentados en los métodos usados tradicionalmente, como son los visuales, los acústicos, los ultrasónicos, los radiográficos, entre otros (Gonzalez P. & Valdes G., 2008), (Vazquez T., Suarez, & Lopez, 2004).

Las técnicas no destructivas, además de ser una opción para ser implementadas dentro de un campo en desarrollo como lo son los Sistemas de Monitoreo de Salud Estructural (SMSE) (Chang, 1999), (Caicedo, Marulanda, Thomson, & Dyke, 2001), (Caicedo J. M., 2003), (Caicedo & Dyke, 2005), (Giraldo, 2006), se basan

en: cambios de las propiedades dinámicas de la estructura como los son las frecuencias naturales y modos de vibración, medidas probabilísticas, redes neuronales, entre otros, para detectar daños en la misma a través de la utilización de sensores y máquinas computacionales, sin tener un previo conocimiento de la localización del mismo, de manera eficiente, reduciendo tiempos y costos de evaluación de daños.

Precisamente, en este trabajo se exponen cuatro técnicas: a) Frecuencias naturales y Modos de vibración, b) Flexibilidad, c) MAC (Modal Assurance Criterion) y d) NMD (Normalized Modal Difference); todas ellas basadas en el comportamiento dinámico de un modelo de elementos finitos de la ampliación suroccidental de la parrilla del puente Cañaveral (de aquí en adelante denominado como parrilla) (Liang, Jialou, & Choy, 1992), (Mannan M. & Richardson M., 1991), (Narkis, 1994), (Parloo, Guillaume, & Van, 2003), (Salawu O., 1997), (Srinivasan M. & Kot C., 1992), (Ziemianski & Harpula, 1999), y en el uso de las Redes Neuronales Artificiales (RNA) (Yeung W. & Smith J., 2005), (Leath & Zimmerman, 1993), (Zapico, Worden, & Molina, 2000), (Zhao, Ivan, & DeWolf, 1998), para detectar, localizar y cuantificar daños en la estructura, que son causados por la disminución aleatoria del Módulo de Elasticidad, como estrategia para disminuir la rigidez (Maurizi J. & Martin H., 2003), (Leath & Zimmerman, 1993), (Gonzalez P. & Valdes G., 2008), (Pandey A. & Biswas, 1994), en sus elementos; además, se precisa la sensibilidad de cada una de ellas y se identifica su eficiencia mediante datos estadísticos.

1.2. ANTECEDENTES

El interés y la gran importancia que han ganado los Sistemas de Monitoreo de Salud Estructural (SMSE) (Chang, 1999) en la prevención de la ocurrencia de daños en estructuras civiles a una temprana edad, por factores posteriores a su construcción, tales como las variaciones en su geometría y en las propiedades de

sus materiales, ha motivado el desarrollo de técnicas no destructivas, capaces de identificar cualquier daño que se esté presentando en las mismas y sortear problemas de tiempo, a partir de sus respuestas dinámicas, debido a la sensibilidad que éstas muestran frente a variaciones que pueden llegar a existir (Gonzalez P. & Valdes G., 2008), (Vazquez T., Suarez, & Lopez, 2004).

Investigaciones relacionadas con la temática evidencian el uso de las redes neuronales artificiales (RNA) (Karimi, Khaji, Ahmadi, & Mirzayee, 2010), (Pawar, Reddy, & Ganguli, 2007), (Yeung W. & Smith J., 2005), (Zapico, Worden, & Molina, 2000), (Zhao, Ivan, & DeWolf, 1998), (Ziemianski & Harpula, 1999), (Leath & Zimmerman, 1993) como herramienta para la detección de daños en estructuras usando técnicas no destructivas incluso ante la presencia de ruidos (Yeung W. & Smith J., 2005). En 1993 (Leath & Zimmerman, 1993) se empleó una red neuronal diseñada con una arquitectura “*perceptron multilayer*” para detectar daños en una viga en voladizo y se obtuvo un error máximo en los resultados del 35%; el daño fue inducido disminuyendo el módulo de elasticidad del material; como entrada a la red se utilizaron las dos primeras frecuencias naturales y como salida el nivel de daño de cada elemento. Posteriormente, también se empleó la arquitectura mencionada anteriormente (Zapico, Worden, & Molina, 2000) para estimar el nivel de daño en un marco tridimensional de acero de dos niveles y pisos compuestos (concreto-acero); como datos de entrada a la red se usaron las frecuencias naturales y los modos de vibración, y como datos de salida se usó el nivel de daño en las secciones, barras y pisos; el enfoque que tuvo éxito fue el de identificación de daño en pisos, obteniendo coeficientes de correlación cercanos a la unidad. La arquitectura “*counter propagation*” también ha sido usada en una red neuronal para detectar daños en una viga y un pórtico (Zhao, Ivan, & DeWolf, 1998). En este caso, se utilizan las frecuencias naturales, los modos de vibración y los desplazamientos como entradas a la red. Se consideran escenarios de daño simple con errores entre el 4% y el 25%, y escenarios de daño múltiple con errores entre el 1% y el 35%. El daño fue modelado reduciendo el módulo de

elasticidad hasta un 70%. Otra arquitectura de red que ha sido usada para detectar daños en una estructura de 8 pisos ha sido la “*backpropagation multilayer*”. El daño ha sido simulado disminuyendo el módulo de elasticidad del material de la columna y éste se ha determinado con base en los cambios producidos en las frecuencias naturales y los modos de vibración (Ziemianski & Harpula, 1999). Igualmente, en 2010 (Karimi, Khaji, Ahmadi, & Mirzayee, 2010) se empleó una red neuronal artificial con la misma arquitectura anteriormente nombrada basada en un modelo híbrido de elementos finitos de frontera para la predicción del comportamiento dinámico de presas de gravedad de hormigón. Tanto el algoritmo del gradiente conjugado (CGA) como el de Levenberg-Marquardt (LMA) fueron implementados con el objeto de llevar a cabo los entrenamientos de la red neuronal en el menor tiempo posible. Una de las principales ventajas obtenidas al llevar a cabo estos tipos de entrenamientos, fue el mínimo requerimiento computacional que se necesitó para predecir las características dinámicas deseables del modelo.

Como es de apreciarse en la literatura revisada, las frecuencias naturales y los modos de vibración son los índices de daño de mayor uso empleados como entradas a las redes neuronales enfocadas a la detección de daños. En gran parte, esto se debe a que las frecuencias naturales y los modos de vibración (los dos primeros) en una estructura, sirven como herramientas para determinar la ubicación y la magnitud de daños en la misma (Narkis, 1994). A pesar de esto, existen otras hipótesis que contradicen la anteriormente expuesta y afirman que los parámetros modales de una estructura son buenos indicadores para detectar la presencia de daños mas no para localizarlos (Liang, Jialou, & Choy, 1992), a menos que dichos parámetros correspondan a los modos locales de la estructura (Mannan M. & Richardson M., 1991). Como evidencia experimental se presenta un trabajo en donde se modelan dos vigas con ambos extremos libres y se obtiene por conclusión que pequeños defectos en las mismas producen cambios considerables en las frecuencias naturales y los modos de vibración (Fox C.,

1992). De igual forma se ha concluido que los modos de vibración son más sensibles que las mismas frecuencias naturales de la estructura (Srinivasan M. & Kot C., 1992), (Parloo, Guillaume, & Van, 2003), con la salvedad de que este comportamiento depende, en gran parte, del tipo de daño inducido (Srinivasan M. & Kot C., 1992), sin dejar a un lado el argumento que señala que las frecuencias naturales son indicadores sensibles a la integridad estructural (Salawu O., 1997). Se atribuyen los cambios en las frecuencias naturales a la presencia de daños en la estructura; así mismo se afirma que los métodos más útiles para la detección de daños, son probablemente aquellos que usan cambios en las frecuencias de resonancia porque las mediciones de frecuencia son llevadas a cabo rápidamente, pudiendo ser o no, fiables; además, para los modos de vibración más bajos, la frecuencia de resonancia cambia considerablemente.

De igual forma, se han empleado los cambios en la matriz de flexibilidad de una estructura como índice para detectar y ubicar la presencia de daños en la misma (Pandey A. & Biswas, 1994), (Ettouney, Daddazio, Hapij, & Aly, 1998). Un aumento en dicha matriz indica la presencia de daño y a su vez representa una disminución en la matriz de rigidez, la cual se hace menos conveniente para monitorear sus cambios (Bernal, 2000). Por tal motivo, se han descrito métodos para encontrar la matriz de flexibilidad (Hogue, Aktan, & Hoyos, 1991), (Mayes, 1995), demostrando que dicha matriz es más sensible a cambios en la estructura “daños” que las mismas frecuencias naturales y modos de vibración de ésta (Raghavendrchar & Aktan A., 1992), y que se ve afectada por las condiciones de borde existente, siendo más sensible para detección de daños cuando estos se localizan en donde se genera el mayor momento flector (Pandey A. & Biswas, 1994), (Maurizi J. & Martin H., 2003). Así mismo, se han utilizado las matrices de flexibilidad cruda y flexibilidad mejorada (Vazquez T., Suarez, & Lopez, 2004) como metodologías modales para identificar y localizar daños. Estas matrices resultan ser más eficientes y potentes, y además se pueden evaluar para un

número limitado de frecuencias naturales y modos de vibración, tal como se da en la práctica (Perez J., 1994), (Baruch, 1978).

Sin embargo, la literatura registra dos (2) índices adicionales de daño, derivados de las frecuencias naturales y los modos de vibración, que también pueden ser usados como entradas a las redes neuronales entrenadas para detectar daños. El primero de ellos es un criterio de correlación modal (MAC, por sus siglas en inglés), mientras que el segundo es una normalización de la diferencia modal (NMD, por sus siglas en inglés). El MAC determina el nivel de correlación existente entre los modos de vibración de dos escenarios (Caicedo J. M., 2003), (Sauvik, Fabrizio, Ernesto, & Ajit, 2008) y localiza el daño (West, 1984); de la misma forma actúa el NMD (Gentile & Gallino, 2007), siendo más sensible a la variación en dichos modos (Jaishi, 2005). Ambas técnicas se basan en los cambios ocurridos en las propiedades modales de la estructura, mas no, en los cambios físicos de la misma; no requieren de un modelo de la estructura, simplemente utilizan sus modos de vibración, provenientes de un análisis dinámico; y en algunas situaciones, los ruidos en las mediciones, el comportamiento no lineal de las estructuras y la escasez de los modos de vibración, son posibles fuentes de error. El rango de valores de resultados, tanto para la técnica MAC como para la técnica NMD, se encuentra entre cero (0) y uno (1). Si los valores obtenidos después de aplicar la técnica MAC se encuentran lejanos de la unidad, están indicando que existe daño; por el contrario, si estos valores está cercanos a la unidad disminuye la probabilidad de ocurrencia del mismo, en donde un valor de uno (1) indica un estado de no daño en la estructura (Natke & Cempel, 1997). Ahora bien, si estamos empleando la técnica NMD, debemos invertir este concepto y afirmar que valores cercanos a cero (0) indican una probabilidad de daño mínima, y viceversa.

El presente trabajo propone el uso de una red neuronal artificial tipo *feedforward* para detectar, localizar y cuantificar daños (Rytter, 1993) simples en la ampliación sur oriental de la parrilla del puente Cañaveral, por ser una buena opción para

resolver problemas de identificación de parámetros desconocidos gracias a la capacidad de generalización que posee. Además utiliza el algoritmo Levenberg-Marquardt para realizar el entrenamiento supervisado, por ser ampliamente aceptado como el más eficiente en cuanto a precisión de resultados se refiere, comparado con otros algoritmos tales como: Fletcher-Reeves, Polak-Ribière, Powell-Beale, BFGS y un paso secante (Acosta, Fernández, & Becerra, 2001). Otra razón por la cual se emplea el algoritmo LM, es por la capacidad que tiene para converger en menos iteraciones que cualquier otro de los métodos mencionados anteriormente, aunque presente como desventaja, un mayor requerimiento computacional por iteración debido al cálculo de matrices inversas que tiene que realizar. A pesar de su gran esfuerzo computacional, sigue siendo el algoritmo de entrenamiento más rápido para este tipo de redes neuronales (*backpropagation*) cuando se trabaja con un moderado número de parámetros en la red tal como es el caso de estudio, ya que de lo contrario, utilizarlo resulta poco práctico. Como parámetros de entrada a la red neuronal, se usan los siguientes cuatro índices sensibles al daño: a) Frecuencias naturales y modos de vibración, b) Flexibilidad, c) MAC y d) NMD, obtenidos una vez se realiza la caracterización dinámica de la estructura a través de un modelo de elementos finitos. De otro lado, como parámetros de salida se emplean los valores en ciento por ciento del módulo de elasticidad de cada uno de los elementos de la estructura, indicando la ubicación y severidad del daño en la estructura. Estos valores pueden variar (disminuir) hasta en un 30% de su valor inicial (Gonzalez P. & Valdes G., 2008), como estrategia para afectar la rigidez de los elementos y simular el daño que le puede llegar a ocurrir a la estructura.

1.3. OBJETIVOS DEL PROYECTO

El objetivo específico de este proyecto es desarrollar una técnica capaz de detectar daños en el puente vehicular Cañaveral, cuya tipología es viga y losa simplemente apoyada, -afectando el módulo de elasticidad- a partir de las

respuestas dinámicas y el uso de redes neuronales artificiales. Se analizará únicamente la parrilla de dicho puente, por ser la más vulnerable a sufrir daños debido al uso que presta el mismo.

El segundo objetivo es implementar y calibrar dos modelos numéricos de la parrilla del puente en estudio con el fin de validar los resultados obtenidos. El primer modelo es implementado en Matlab® a través de un código de programación, mientras que el segundo es implementado en SAP2000© (Ziemianski & Harpula, 1999).

El tercer objetivo es estructurar e implementar una Red Neuronal Artificial (RNA) idónea que permita detectar daños en la parrilla del puente en estudio.

El cuarto y último objetivo es evaluar el desempeño de la técnica propuesta para detectar daños en la parrilla del puente Cañaveral cuya tipología es viga y losa simplemente apoyada.

1.4. METODOLOGÍA

En este trabajo de investigación se implementó y evaluó un modelo de redes neuronales tipo *Perceptron Multicapa* entrenado con el algoritmo *Levenberg-Marquardt*, para identificar, localizar y cuantificar daños en la parrilla del puente Cañaveral. Para ello, en primera instancia se realizó una revisión literaria sobre el análisis dinámico y la detección de daños en estructuras a través de la utilización de los parámetros modales. El segundo paso fue crear los modelos numéricos de la parrilla, tanto en Matlab® (The Mathworks, 2009) como en SAP2000© (Computers and Structures, 2009), con el fin de validar los resultados obtenidos debido a la ausencia de la caracterización dinámica experimental de la parrilla del puente Cañaveral. Para generar los modelos descritos anteriormente, se tuvieron en cuenta las características geométricas y de los materiales del puente

construido, haciendo la salvedad en algunas premisas tales como el comportamiento isotrópico del material.

En el tercer paso, se estableció la variable, que para este caso se trata del Módulo de Elasticidad o Young, sensible a los daños que pueden presentarse en la parrilla. Este módulo se utiliza como estrategia para modificar la rigidez de los elementos, varía de manera simple (no existe la posibilidad de variar la rigidez en más de un elemento de manera simultánea) entre un 100% y un 70% del valor inicial, donde el 100% indica un estado de no daño, y otro valor diferente un estado de daño (Maurizi J. & Martin H., 2003), (Leath & Zimmerman, 1993), (Gonzalez P. & Valdes G., 2008), (Pandey A. & Biswas, 1994). Después se procedió a generar de manera uniforme, con el fin de cubrir un amplio rango de datos, 348 posibles escenarios de daño en la parrilla para llevar a cabo el entrenamiento de la red neuronal.

En el cuarto paso se diseñó la arquitectura de la Red Neuronal Artificial *Feedforward* más idónea usando el software Matlab®. Como parámetros de entrada a la RNA, se usaron índices sensibles a cambios en la estructura, provenientes de los parámetros modales, y como salida, los niveles de daño correspondientes a cada elemento de la estructura. En el quinto paso se evaluó el rendimiento y se verificó la veracidad de los resultados entregados por la RNA, a través de análisis estadísticos realizados a los 70 posibles escenarios de evaluación de daño en la parrilla.

Finalmente, los resultados y las conclusiones constituyeron el último paso para el desarrollo de este trabajo de investigación.

1.5. CONTENIDO DEL TRABAJO

Este trabajo de investigación está compuesto por siete (7) capítulos y tres (3) anexos descritos a continuación:

Capítulo Uno: Presenta una introducción enfocada a la detección de daños en estructuras tipo parrilla y su importancia como herramienta para ser implementada en Sistemas de Monitoreo de Salud Estructural (SMSE).

Capítulo Dos: Presenta una descripción general (localización, tipo de materiales, clasificación respecto a su geometría, importancia, entre otros) y la metodología a seguir para realizar el modelo numérico de elementos finitos de la parrilla que conforma el puente Cañaveral en Matlab® y en SAP2000®, y de esta manera poder validar los resultados obtenidos en ambos programas.

Capítulo Tres: Presenta el desarrollo de una aplicación basada en el uso de una red neuronal artificial (RNA) como herramienta para detectar daños en la parrilla del puente Cañaveral, teniendo en cuenta los posibles escenarios e índices de daño generados para evaluar la estructura.

Capítulo Cuatro: Presenta la configuración empleada para realizar los entrenamientos de las redes neuronales, al igual que el desempeño al momento de detectar daños en la parrilla del puente Cañaveral.

Capítulo Cinco: Presenta los resultados y el análisis del trabajo de investigación, basado en la evaluación de cada una de las redes neuronales empleadas con sus diferentes índices, usadas como herramientas para detectar daños en la parrilla del puente Cañaveral.

Capítulo Seis: Presenta las conclusiones obtenidas a lo largo del desarrollo del presente trabajo.

Capítulo Siete: Resalta las recomendaciones y los trabajos futuros sobre el de investigación tratado.

Anexo uno (1): Contiene tabla resumen con las características geométricas de la parrilla a analizar del puente Cañaverál.

Anexo dos (2): Contiene tabla resumen con los análisis de los modelos numéricos de la parrilla del puente Cañaverál, desarrollados en Matlab® y en SAP2000©.

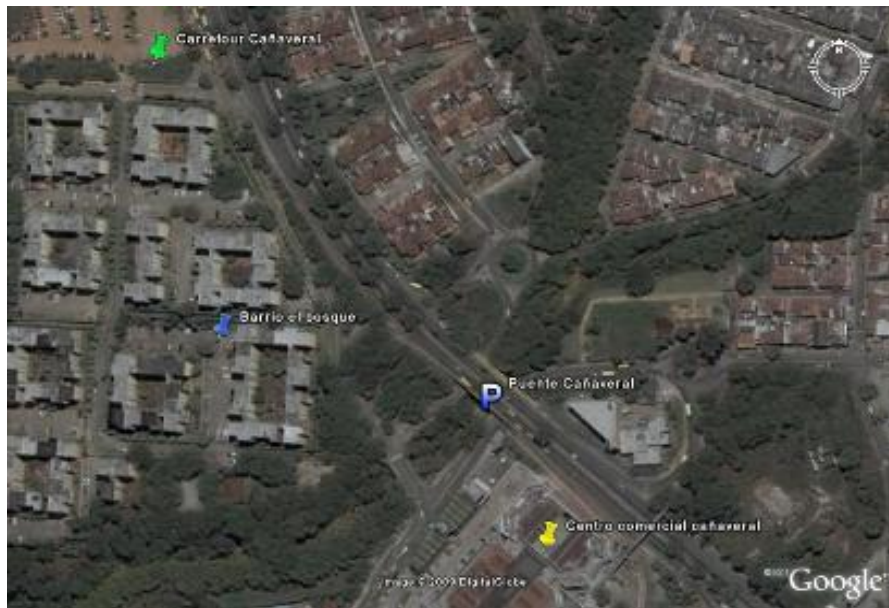
Anexo tres (3): Contiene tabla resumen con los escenarios de daño generados y evaluados de manera aleatoria para la parrilla del puente Cañaverál.

2. MODELO DE ELEMENTOS FINITOS (MEF) DE LA PARRILLA DEL PUENTE CAÑAVERAL

2.1. DESCRIPCIÓN DE LA PARRILLA DEL PUENTE CAÑAVERAL

La estructura analizada en la presente investigación fue la parrilla correspondiente a la ampliación suroccidental del puente vehicular Cañaveral ubicado en el Municipio de Floridablanca/Santander (ver Figura 1). Este puente en su totalidad está construido de concreto reforzado, posee una clasificación regular en cuanto a su geometría, y una importancia esencial como consecuencia de la comunicación del tránsito vehicular que permite entre los municipios de Bucaramanga y Floridablanca.

Figura 1. Imagen satelital correspondiente a la ubicación del puente Cañaveral



Fuente: Google Earth©

El puente Cañaverál (ver Figura 2) consta de 3 vanos en sentido paralelo al tráfico, tiene una distancia longitudinal igual a 39,18 m sobrepasando una quebrada y dos vías secundarias, y una distancia transversal igual a 32,8 m que soporta 6 carriles de la autopista que comunica ambos municipios. Bajo el costado sur del puente se encuentra la vía secundaria que comunica el barrio Cañaverál con el barrio Bucarica; a su vez, esta vía se encuentra en medio de un estribo (estribo sur) que soporta las vigas sur del puente, y un pórtico (pórtico sur) que soporta tanto las vigas de la luz sur como las de la luz central del puente.

Bajo el costado norte del puente se encuentra la vía secundaria que comunica el barrio El Bosque con el barrio Los Rosales; de igual forma, esta vía se encuentra en medio de un estribo (estribo norte) que soporta las vigas norte del puente, y un pórtico (pórtico norte) que soporta tanto las vigas de la luz norte como las de la luz central del puente. En medio de los dos pórticos (pórtico sur y pórtico norte) nombrados anteriormente, se encuentra la quebrada Zapamanga, la cual se sitúa justo debajo de la luz central del puente.

Figura 2. Puente Cañaverál, Autopista Bucaramanga - Floridablanca



La superestructura del puente Cañaveral (ver Figura 3), la cual soporta el peso de una capa de pavimento ($\rho = 2,4 \text{ ton/m}^3$) de 0,05 m de espesor y una baranda peatonal en ambos costados cuya carga distribuida de forma lineal es de 0,117 ton/m, está conformada por 3 tableros simplemente apoyados con un total de 136 elementos (52 vigas y 84 riostras), de los cuales, 10 (4 vigas y 6 riostras) corresponden a la ampliación suroccidental del tablero del puente.

Así mismo, la superestructura se encuentra apoyada sobre la infraestructura (ver Figura 4), la cual está compuesta por 2 pórticos, cada uno con 23 elementos (11 columnas y 12 vigas cabezal) de los cuales 11 de ellos corresponden a la ampliación del pórtico suroccidental del puente.

Si se desea ver con más detalle la información de la parrilla del puente Cañaveral, referirse al Anexo 1.

Figura 3. Superestructura del puente Cañaveral



Figura 4. Infraestructura del puente Cañaveral



2.2. MODELO NUMÉRICO DE LA PARRILLA DEL PUENTE CAÑAVERAL DESARROLLADO EN MATLAB®

Uno de los objetivos específicos de la presente investigación es la calibración, tanto en Matlab® (ver subcapítulo 2.2) como en SAP2000© (ver subcapítulo 2.3), de dos modelos numéricos que representan la parrilla del puente Cañaveral, con el fin de corroborar el comportamiento dinámico de la misma. En el presente subcapítulo se estudiará el primer modelo numérico en elementos finitos (MEF) mencionado anteriormente. Este modelo será implementado a través de un código de programación en Matlab® (The Mathworks, 2009) con el fin de procesar los resultados y desarrollar en el mismo programa (Matlab®) una técnica útil para la detección de daños en la parrilla del puente Cañaveral.

Debido a la tipología que el puente Cañaveral posee, el comportamiento dinámico de la parrilla es independiente al del pórtico, es decir, cada estructura trabaja independientemente. Por esta misma razón, por efectos prácticos de modelación, y además por el hecho de ser más vulnerable en cuanto a cambios dinámicos

(Gómez Araujo, 2010), el presente estudio analizará el comportamiento dinámico de la parrilla suroccidental correspondiente a la ampliación a la cual fue sometido el puente Cañaverál.

A continuación se describe el procedimiento necesario para generar el modelo numérico empleado de la parrilla del puente Cañaverál y de esta forma conocer su comportamiento dinámico:

2.2.1. Idealizaciones geométricas y físicas del modelo de la parrilla del puente Cañaverál

Los elementos que conforman la parrilla del puente Cañaverál son vigas tipo T (te) y riostras rectangulares. Estos se representan mediante líneas rectas que siguen la trayectoria centroidal de la sección transversal de cada elemento. Además, las secciones transversales de cada uno de ellos son constantes, es decir, las dimensiones de las secciones transversales no cambian y su inercia (I), área (A), módulo de cortante (G) y constante torsional (J), permanecen constantes (ver Tabla 1 y Anexo 1) (Rochel Award, 1993).

2.2.2. Idealizaciones del material del modelo de la parrilla del puente Cañaverál

El material de todos los elementos que hacen parte de la parrilla del puente Cañaverál se asumen homogéneos e isotrópicos, es decir, tienen las mismas propiedades elásticas en todos sus puntos y en todas sus direcciones, en otras palabras, existe una relación lineal entre las cargas y las deformaciones (ver Tabla 2) (Rochel Award, 1993).

Tabla 1. Idealizaciones geométricas y físicas del modelo numérico de la parrilla del puente Cañaverl

Elemento	Sección Geométrica	Propiedad Física y/o Geométrica
Viga	Compuesta tipo T (te)	$I = \frac{1}{12} * b * h^3 + b * h * (\bar{y} - \bar{y}_i)^2;$ $\bar{y} = \frac{\sum A_i \bar{y}_i}{\sum A_i}$
		$G = \frac{E}{2(1 + \mu)}$
		$J = \sum \beta_i * h_i * b_i^3;$
Riostra	Rectangular	$I = \frac{1}{12} * b * h^3$
		$G = \frac{E}{2(1 + \mu)}$
		$J = \beta * h * b^3;$ <p>β: sale a partir de la relación de $\frac{a}{b}$</p>

Tabla 2. Idealizaciones del material del modelo numérico de la parrilla del puente Cañaverl

Elemento	Material	Módulo de Elasticidad (E)	Coefficiente de Poisson(μ)
Vigas	Concreto reforzado	$2,1 \times 10^6 \text{ ton/m}^2$	0,2 [adimensional]
Riostras			

2.2.3. Idealizaciones particulares para la parrilla del puente Cañaveral

Además de las idealizaciones tenidas en cuenta en el numeral 2.2.1 y 2.2.2 que son de carácter general, para el caso particular de estructuras tipo parrilla deben considerarse las siguientes (Rochel Award, 1993):

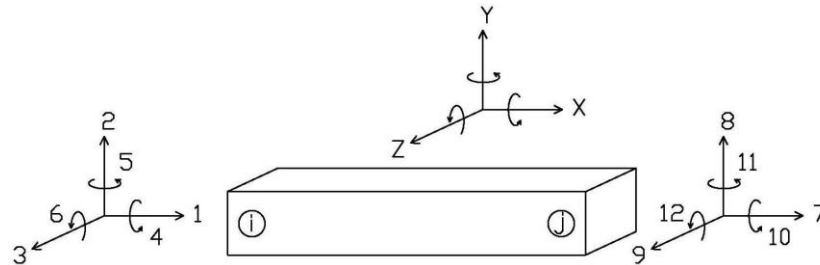
- Los nodos se consideran rígidos e indeformables, es decir conservan su forma ante la acción de las cargas.
- Las cargas son normales al plano de la parrilla, todos los elementos tienen dos planos ortogonales de simetría sobre los cuales ocurren la flexión y la torsión.
- Los elementos de la parrilla están en capacidad de trabajar a cortante, flexión y torsión, mas no trabajan axialmente.

2.2.4. Matriz de rigidez de un elemento tipo parrilla en coordenadas locales

Un segmento de un elemento en tercera dimensión, el cual es idealizado a través de una barra de longitud (L), posee en cada uno de sus extremos seis grados de libertad, tres desplazamientos (flecha sencilla) y tres rotaciones (flecha circular), correspondientes a los efectos tenidos en cuenta en las direcciones X , Y y Z , tal como se muestra en la Figura 5.

Una vez se consideran los doce grados de libertad para dicho elemento, se procede a ensamblar la matriz de rigidez tridimensional (ver Ecuación 1) (Rochel Award, 1993), (Uribe Escamilla, 1993), (Salcedo Luna, 1983), (Garcia Reyes, 1998), (Paz, 2002) la cual está conformada por la superposición de la matriz de rigidez axial, la matriz de rigidez torsional, y la matriz de rigidez de flexión. Las primeras seis columnas corresponden a las deformaciones impuestas en el nodo inicial y las otras seis en el nodo final.

Figura 5. Grados de libertad para un elemento (ij) tridimensional



Fuente: Rochel Awad, Roberto. Análisis matricial de estructuras. Medellín, 1993, p.2-12. Universidad EAFIT.

$$K^{3D} = \begin{bmatrix} \frac{EA}{L} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -\frac{EA}{L} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{12EI}{L^3} & 0 & 0 & 0 & \frac{6EI}{L^2} & 0 & -\frac{12EI}{L^3} & 0 & 0 & 0 & \frac{6EI}{L^2} \\ 0 & 0 & \frac{12EI}{L^3} & 0 & -\frac{6EI}{L^2} & 0 & 0 & 0 & -\frac{12EI}{L^3} & 0 & -\frac{6EI}{L^2} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{JG}{L} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -\frac{JG}{L} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{6EI}{L^2} & 0 & \frac{4EI}{L} & 0 & 0 & 0 & \frac{6EI}{L^2} & 0 & \frac{2EI}{L} & 0 \\ 0 & \frac{6EI}{L^2} & 0 & 0 & 0 & \frac{4EI}{L} & 0 & -\frac{6EI}{L^2} & 0 & 0 & 0 & \frac{2EI}{L} \\ -\frac{EA}{L} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{EA}{L} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{12EI}{L^3} & 0 & 0 & 0 & -\frac{6EI}{L^2} & 0 & \frac{12EI}{L^3} & 0 & 0 & 0 & -\frac{6EI}{L^2} \\ 0 & 0 & -\frac{12EI}{L^3} & 0 & \frac{6EI}{L^2} & 0 & 0 & 0 & \frac{12EI}{L^3} & 0 & \frac{6EI}{L^2} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\frac{JG}{L} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{JG}{L} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{6EI}{L^2} & 0 & \frac{2EI}{L} & 0 & 0 & 0 & \frac{6EI}{L^2} & 0 & \frac{4EI}{L} & 0 \\ 0 & \frac{6EI}{L^2} & 0 & 0 & 0 & \frac{2EI}{L} & 0 & -\frac{6EI}{L^2} & 0 & 0 & 0 & \frac{4EI}{L} \end{bmatrix} \quad (1)$$

La tabla 3 muestra el efecto que tiene las primeras seis columnas de la matriz de rigidez en coordenadas locales de un elemento tridimensional correspondientes a las deformaciones del nodo inicial; las deformaciones del nodo final se ordenan teniendo en cuenta la misma secuencia.

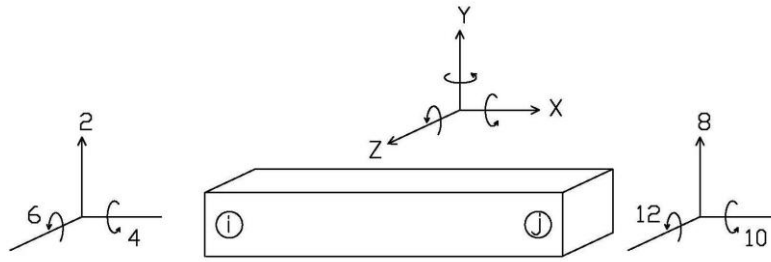
Tabla 3. Deformaciones impuestas en el nodo inicial y/o final de un elemento tridimensional para ordenar su matriz de rigidez

EFEECTO	EJE
Deformación axial	X
Deformación	Y, Z
Torsión	X
Flexión	Y, Z

En el caso de estudio, la matriz de rigidez de la parrilla del puente Cañaveral (ver Ecuación 2) solo contiene las columnas correspondientes a los grados de libertad 2,4,6,8,10,12 (ver Figura 6), los cuales obedecen correspondientemente a las siguientes sollicitaciones: torsión, flexión y corte (Rochel Award, 1993), (Uribe Escamilla, 1993), (Salcedo Luna, 1983), (Garcia Reyes, 1998), (Paz, 2002).

$$K^{Parrilla} = \begin{pmatrix} \frac{12EI}{L^3} & 0 & \frac{6EI}{L^2} & -\frac{12EI}{L^3} & 0 & \frac{6EI}{L^2} \\ 0 & \frac{JG}{L} & 0 & 0 & -\frac{JG}{L} & 0 \\ \frac{6EI}{L^2} & 0 & \frac{4EI}{L} & -\frac{6EI}{L^2} & 0 & \frac{2EI}{L} \\ -\frac{12EI}{L^3} & 0 & -\frac{6EI}{L^2} & \frac{12EI}{L^3} & 0 & -\frac{6EI}{L^2} \\ 0 & -\frac{JG}{L} & 0 & 0 & \frac{JG}{L} & 0 \\ \frac{6EI}{L^2} & 0 & \frac{2EI}{L} & -\frac{6EI}{L^2} & 0 & \frac{4EI}{L} \end{pmatrix} \quad (2)$$

Figura 6. Grados de libertad para un elemento (ij) tipo parrilla

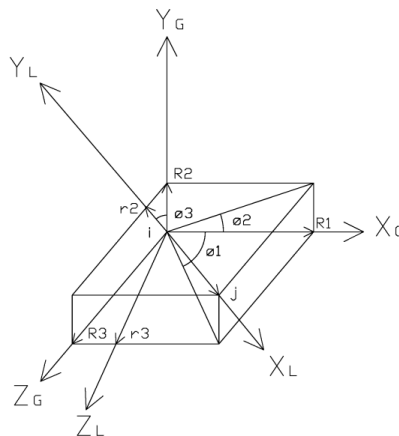


Fuente: Rochel Awad, Roberto. Análisis matricial de estructuras. Medellín, 1993, p.2-15. Universidad EAFIT.

2.2.5. Matriz de transformación de coordenadas locales a globales de un elemento tipo parrilla

En la figura 7 se muestra un extremo de la barra (ij) y los conjuntos de desplazamientos (r_1, r_2, r_3) , (R_1, R_2, R_3) referidos a los sistemas local y global de coordenadas respectivamente.

Figura 7. Conjunto de desplazamientos referidos a coordenadas locales (r_1, r_2, r_3) y globales (R_1, R_2, R_3) de un elemento tridimensional



Fuente: Salcedo Luna, José. Análisis avanzado de estructuras. Bucaramanga, 1983, p.100. Universidad Industrial de Santander. Escuela de Ingeniería Civil.

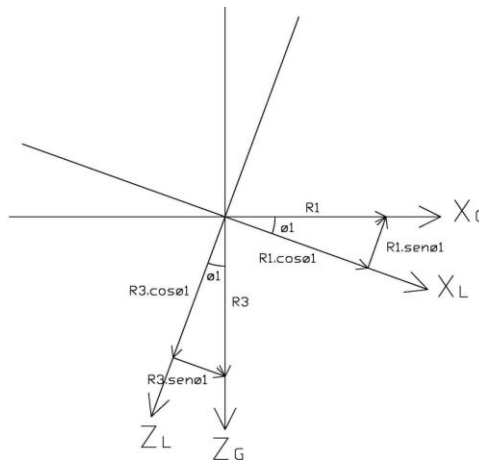
Para hacer coincidir el sistema local con el sistema global, se deben realizar tres rotaciones sucesivas $\phi_1, \phi_2,$ y ϕ_3 en los planos $(X^G, Z^G), (X^G, Y^G)$ y (Y^G, Z^G) respectivamente como se muestra a continuación:

Una rotación ϕ_1 (ver Ecuación 4 y 5, y Figura 8) que mueve el vector r_1 de su posición inicial hasta el plano (X^G, Y^G) .

$$r_{11} = R_1 \cos \phi_1 + R_3 \sin \phi_1 \quad (4)$$

$$r_{31} = -R_1 \sin \phi_1 + R_3 \cos \phi_1 \quad (5)$$

Figura 8. Rotación de los planos **X, Z**



Fuente: Salcedo Luna, José. Análisis avanzado de estructuras. Bucaramanga, 1983, p.101. Universidad Industrial de Santander. Escuela de Ingeniería Civil.

La rotación ϕ_1 deja en su posición a los vectores r_2 y R_2 por lo cual la matriz de transformación que define esta primera rotación es:

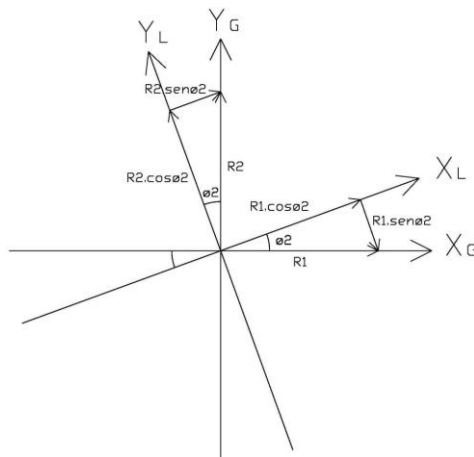
$$t1 = \begin{vmatrix} \cos\phi_1 & 0 & \text{sen}\phi_1 \\ 0 & 1 & 0 \\ -\text{sen}\phi_1 & 0 & \cos\phi_1 \end{vmatrix} \quad (6)$$

Una rotación ϕ_2 (ver Ecuación 7 y 8, y Figura 9) que mueve el vector r_1 hasta hacerlo coincidir con el eje X^G , y lleva a los vectores r_2 y r_3 hasta el plano (Y^G, Z^G) .

$$r_{12} = R_1 \cos\phi_2 + R_2 \text{sen}\phi_2 \quad (7)$$

$$r_{22} = -R_1 \text{sen}\phi_2 + R_2 \cos\phi_2 \quad (8)$$

Figura 9. Rotación de los planos **X, Y**



Fuente: Salcedo Luna, José. Análisis avanzado de estructuras. Bucaramanga, 1983, p.102. Universidad Industrial de Santander. Escuela de Ingeniería Civil.

Esta rotación deja en su posición a los vectores que tengan la dirección Z por lo cual la matriz de transformación que define la rotación ϕ_2 es:

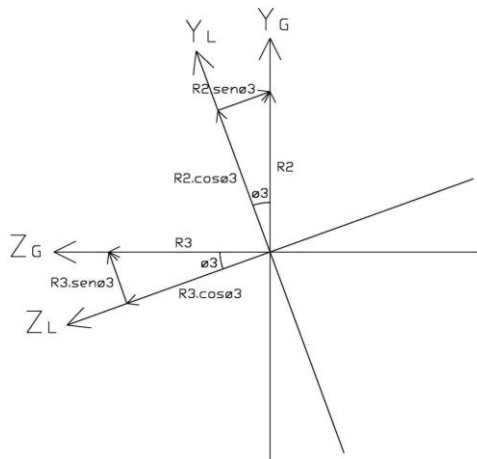
$$t_2 = \begin{vmatrix} \cos\phi_2 & \text{sen}\phi_2 & 0 \\ -\text{sen}\phi_2 & \cos\phi_2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{vmatrix} \quad (9)$$

Una rotación ϕ_3 (ver Ecuación 10 y 11, y Figura 10) que lleva al vector r_2 hasta el eje X^G y el r_3 hasta el Z^G .

$$r_{23} = R_2 \cos\phi_3 + R_3 \text{sen}\phi_3 \quad (10)$$

$$r_{33} = -R_2 \text{sen}\phi_3 + R_3 \cos\phi_3 \quad (11)$$

Figura 10. Rotación de los planos **Y,Z**



Fuente: Salcedo Luna, José. Análisis avanzado de estructuras. Bucaramanga, 1983, p.102. Universidad Industrial de Santander. Escuela de Ingeniería Civil.

La rotación \varnothing_3 tiene que ver con la orientación de la sección con respecto al plano vertical, más que con la posición relativa de la barra con respecto a la estructura total. Esta rotación no modifica los vectores en la dirección X por lo cual la matriz de transformación que define la rotación \varnothing_3 es:

$$t_3 = \begin{vmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\varnothing_3 & \text{sen}\varnothing_3 \\ 0 & -\text{sen}\varnothing_3 & \cos\varnothing_3 \end{vmatrix} \quad (12)$$

Ahora, si se desea realizar una transformación total para el conjunto de tres desplazamientos, se procede de la siguiente forma:

$$\{t\} = \{t_3\} \times \{t_2\} \times \{t_1\} \quad (13)$$

Finalmente, la matriz de transformación de coordenadas [T] (ver Ecuación 14) es una matriz diagonal de [t] de tamaño [12x12] (igual al número de grados de libertad considerados) para un elemento tridimensional.

$$[T]^{3D} = \begin{bmatrix} t & 0 & 0 & 0 \\ 0 & t & 0 & 0 \\ 0 & 0 & t & 0 \\ 0 & 0 & 0 & t \end{bmatrix} \quad (14)$$

Por lo tanto, el procedimiento para ensamblar la matriz de transformación de coordenadas locales a coordenadas globales para un elemento perteneciente a la parrilla del puente Cañaveral, es igual al descrito anteriormente, la única salvedad

es el tamaño de la matriz. Esto significa que para un elemento con la tipología parrilla, el tamaño de la matriz $[T]$ (ver Ecuación 15) es igual a $[6 \times 6]$, debido a la eliminación de filas y columnas referentes a los grados de libertad que no se están considerando.

$$[T]^{\text{Pórtico}} = [T]^{\text{Emparrillado}} = \begin{bmatrix} t & 0 \\ 0 & t \end{bmatrix} \quad (15)$$

2.2.6. Matriz de rigidez en coordenadas globales para un elemento de la parrilla del puente Cañaverál

La matriz de rigidez descrita anteriormente se encuentra en coordenadas locales, por tal razón se hace necesario transformar las coordenadas a globales (Salcedo Luna, 1983) tal como se describe a continuación:

$$[K]^G = [T]^T \times [K]^L \times [T] \quad (16)$$

En donde $[K]^G$ y $[K]^L$ son la matriz de rigidez en coordenadas globales y locales, y $[T]$ y $[T]^T$ son la matriz de transformación y su transformada, respectivamente. Es de tener en cuenta si se está trabajando con un elemento tridimensional o bidimensional, ya que el tamaño de la matriz de transformación cambio como se vio anteriormente.

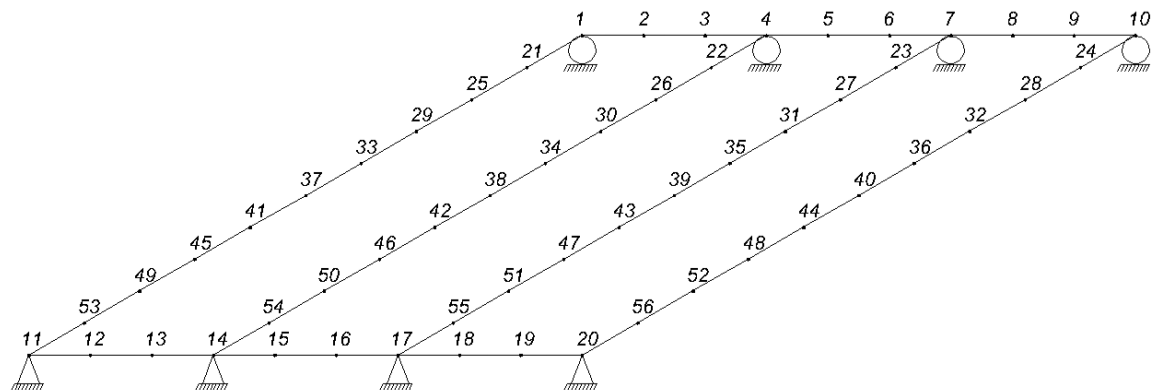
2.2.7. Matriz de rigidez para la parrilla del puente Cañaveral

En el momento en que se hayan determinado las matrices de rigidez en coordenadas globales de todos los elementos que conforman la parrilla, se procede a ensamblar la matriz de rigidez total de la estructura, cuyo orden corresponde al total del número de grados de libertad (Rochel Award, 1993).

El procedimiento a seguir para realizar el ensamble de la matriz de rigidez de la parrilla del puente Cañaveral, se explica a continuación (Rochel Award, 1993), (Maldonado Rondon & Chio Cho, 1995):

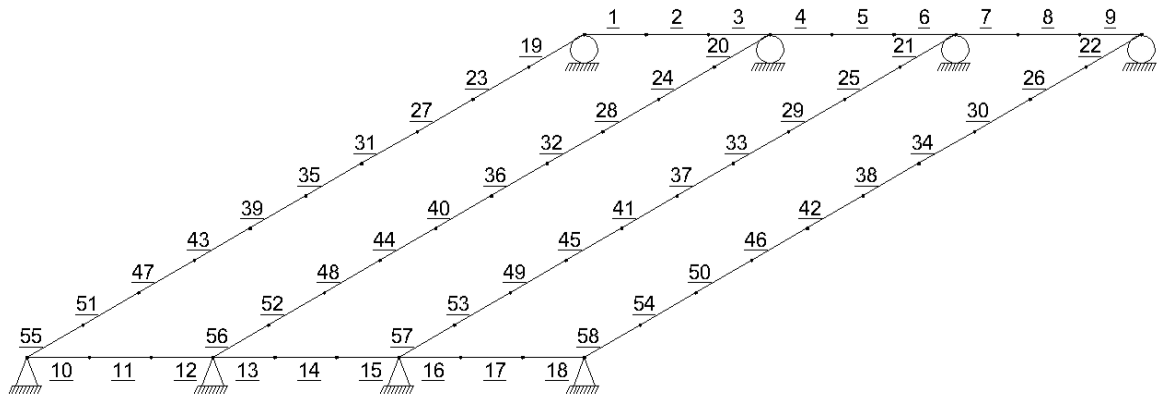
- a. Numerar los nodos (estilo de fuente cursiva) de la parrilla (ver Figura 11). El procedimiento más apropiado consiste en obtener que la máxima diferencia entre los números de los nodos que conecta una barra cualquiera sea la menor posible, logrando que los términos de la matriz de rigidez se concentren en la diagonal principal, y poder aprovechar las características de simetría y de banda con el posterior ahorro de memoria de computador en el proceso de solución.

Figura 11. Numeración de los nodos de la parrilla del puente Cañaveral



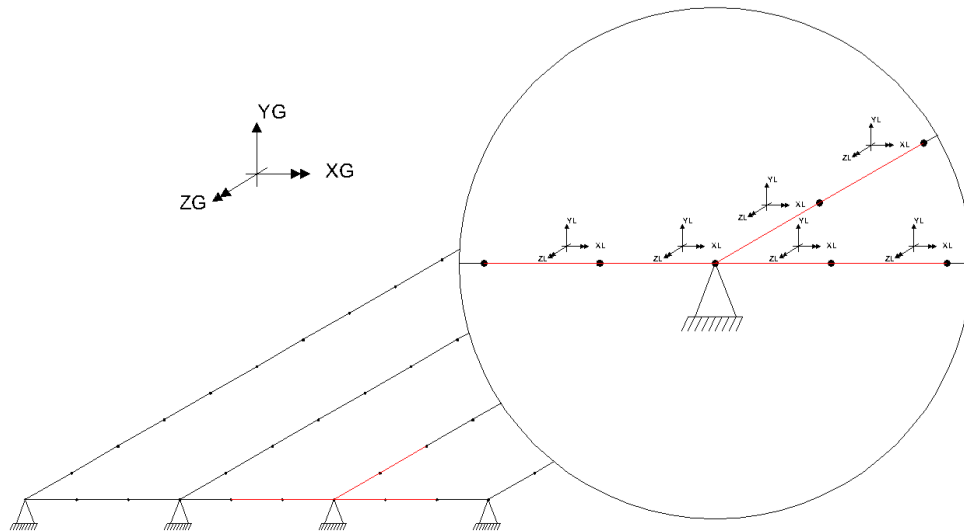
- b. Numerar los elementos (estilo de fuente subrayado> de la parrilla (ver Figura 12).

Figura 12. Numeración de los elementos de la parrilla del puente Cañaverál



- c. Definir el sistema de coordenadas local (L) para cada elemento y el sistema de coordenadas global (G) para la parrilla (ver Figura 13). Para definir el sistema local de coordenadas de una barra, el cual define su orientación, no importa el orden con el cual se seleccionen los nodos inicial y final de la misma.
- d. Definir los grados de libertad de la parrilla (ver Figura 13) y numerarlos. Se aconseja numerar primero los grados de libertad que se encuentran restringidos y dejar para el final los libres, o viceversa, con el fin de simplificar los cálculos si se realizan manualmente.
- e. Ensamblar la matriz de rigidez en coordenadas globales de todos los elementos, los cuales conforman la parrilla del puente Cañaverál.

Figura 13. Sistema de coordenadas y grados de libertad de la parrilla del puente Cañaveral



- f. Ensamblar la matriz de rigidez total de la parrilla, trasladando uno a uno los términos de las matrices de rigidez de los elementos que lo conforman. El tamaño de dicha matriz (ver Ecuación 17) depende del número de nodos (N) y grados de libertad (GDL) que se tienen.

$$[K^{\text{Estructura}}]_{GDL \times N \times GDL \times N} \quad (17)$$

Sobre la matriz de rigidez de toda la parrilla se coloca la contribución de rigidez de cada uno de los elementos a la rigidez de cada uno de los grados de libertad de la parrilla (Maldonado Rondon & Chio Cho, 1995). Para efectos de la presente investigación, se emplean sub-matrices de 3×3 para cada uno de los nodos (ver Figura 14) considerando que el extremo A del elemento está en el nodo i y el extremo B en el nodo j .

2.2.8. Matriz de masa para la parrilla del puente Cañaveral

Para poder ensamblar la matriz de masa de la parrilla (Paz, 2002), (Garcia Reyes, 1998), (Maldonado Rondón & Chio Cho, 2004), (Chopra, 1995), se debe seguir el siguiente procedimiento:

- a. Calcular el área transversal (a_t) de todos los elementos que componen la parrilla.
- b. Indicar la longitud aferente (l_{afe}) de los elementos de la parrilla (ver Figura 15).
- c. Calcular el volumen aferente de cada uno de los elementos que componen la parrilla (ver Ecuación 19).

$$v_{afe} = a_t \times l_{afe} \quad (19)$$

- d. Calcular la masa aferente para cada elemento de la parrilla (ver Ecuación 20).

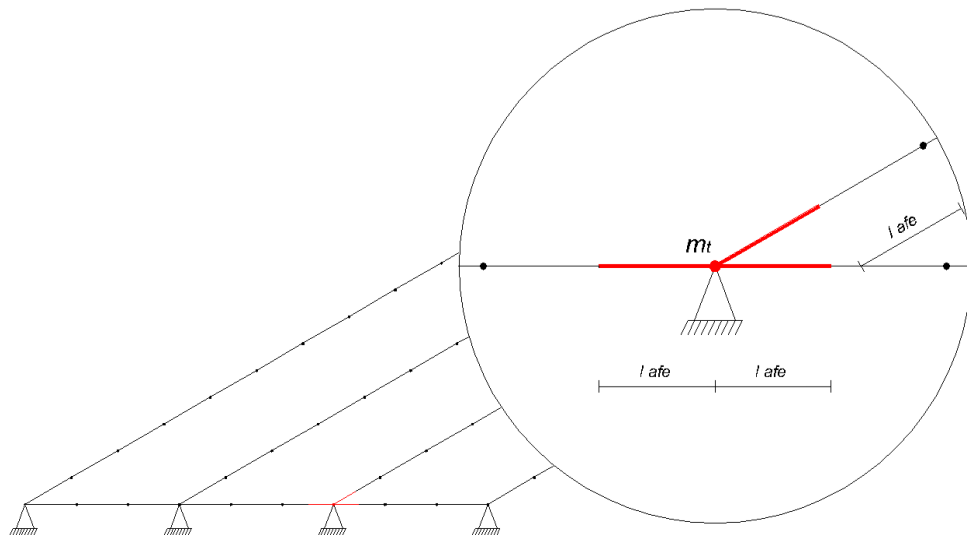
$$m_{afe} = v_{afe} \times \text{Peso específico del concreto} \quad (20)$$

- e. Calcular la masa traslacional de cada nodo (ver Figura 15), la cual corresponde a la sumatoria de las masas aferentes de cada uno de los elementos que tienen participación en el nodo i (ver Ecuación 21).

$$m_{ti} = \sum_{j=1}^e m_{afe_j} \quad (21)$$

En donde e indica el número de elementos que tienen participación en dicho nodo.

Figura 15. Masa traslacional para un nodo de la parrilla del puente Cañaverál



En el momento en que se hayan determinado todas las masas traslacionales de la parrilla, se procede a ensamblar la matriz de masa total de la misma. Esta matriz de masa obedece a una matriz diagonal compuesta por la masa traslacional con una secuencia de repetición igual al número de grados de libertad por nodo (ver Ecuación 22).

$$[M]^{Estructura} = \begin{bmatrix} m_{t1} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & m_{t1} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & m_{t1} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \ddots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & m_{ti} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & m_{ti} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & m_{ti} \end{bmatrix} \quad (22)$$

2.2.9. Determinación de las frecuencias naturales y los modos de vibrar de la parrilla del puente Cañaverl en Matlab®

En el presente trabajo se utiliza “la descomposición de valores propios” para obtener los valores y los vectores propios de una matriz cuadrada (ver Ecuación 23).

$$A = [K, M] \quad (23)$$

La asignación $[X, D] = \text{eig}(A)$ produce una matriz diagonal D cuyos elementos diagonales son los valores propios de A y las columnas de X son los vectores propios correspondientes. Ahora si se calcula la raíz cuadrada a la matriz diagonal D conformada por los valores propios (ver Ecuación 24), se obtienen las frecuencias naturales del sistema (ver Tabla 4).

$$W = \text{diag}(D^{1/2}) \quad (24)$$

Las frecuencias naturales tenidas en cuenta son aquellas cuyos valores están por debajo de 16 Hz (aprox. 100,53 rad/seg), debido a que son aquellas que se pueden medir experimentalmente a través de la utilización de sensores (Gómez

A., Maldonado, & Chio Cho, 2011), (El-Borgi, Smaoui, Cherif, Bahlous, & Ghrairi, 2004), (ver subcapítulo 2.3.6).

Tabla 4. Frecuencias naturales de la parrilla del puente Cañaveral obtenidas en Matlab®

PARRILLA PUENTE CAÑAVERAL			
MODO	Periodo [Seg]	Frecuencia [Hz=Cyc/Seg]	Frecuencia angular [rad/Seg]
1	0.3116	3.2093	20.1648
2	0.2866	3.4893	21.9237
3	0.2629	3.8034	23.8975
4	0.2560	3.9065	24.5453
5	0.2547	3.9257	24.6657
6	0.2394	4.1763	26.2404
7	0.2370	4.2186	26.5062
8	0.2346	4.2631	26.7856
9	0.1306	7.6567	48.1085
10	0.1278	7.8273	49.1805
11	0.1208	8.2796	52.0223
12	0.1185	8.4419	53.0419
13	0.0969	10.3205	64.8455
14	0.0915	10.9270	68.6565
15	0.0871	11.4845	72.1595
16	0.0860	11.6316	73.0837
17	0.0855	11.6959	73.4878
18	0.0827	12.0932	75.9839
19	0.0818	12.2315	76.8528
20	0.0803	12.4505	78.2288
21	0.0716	13.9713	87.7844
22	0.0706	14.1547	88.9369
23	0.0703	14.2330	89.4288
24	0.0660	15.1484	95.1802
25	0.0650	15.3933	96.7189
26	0.0627	15.9469	100.1976

De otro lado, si se desea conocer los modos de vibración del sistema, basta con chequear las columnas de X correspondientes a los vectores propios.

Es de tener presente que debido al bajo amortiguamiento que puede tener una estructura tipo parrilla, las frecuencias naturales halladas experimentalmente van a ser muy cercanas a las frecuencias naturales no amortiguadas, por tal motivo, no se tiene en cuenta el amortiguamiento para el modelo realizado.

2.3. MODELO NUMÉRICO DE LA PARRILLA DEL PUENTE CAÑAVERAL DESARROLLADO EN SAP2000©

En este nuevo subcapítulo, se estudiará el segundo modelo numérico en elementos finitos (MEF) mencionado en el subcapítulo 2.2. Este modelo “experimental” (ver Figura16-18) es creado debido a la ausencia de la caracterización dinámica de la estructura real de la parrilla del puente Cañaverál, llevada a cabo a través de las mediciones de Vibración Ambiental (Gómez Araujo, 2010). Además, es implementado en un software de elementos finitos, tal como el SAP2000© (Computers and Structures, 2009), debido a su interfaz amigable en el ambiente de Windows haciendo rápida y precisa la creación del mismo.

Figura 16. Vista superior del modelo experimental del puente Cañaverál

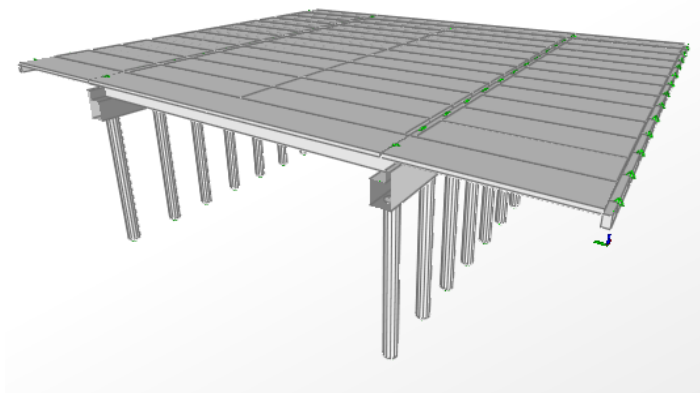


Figura 17. Vista inferior del modelo experimental del puente Cañaverál

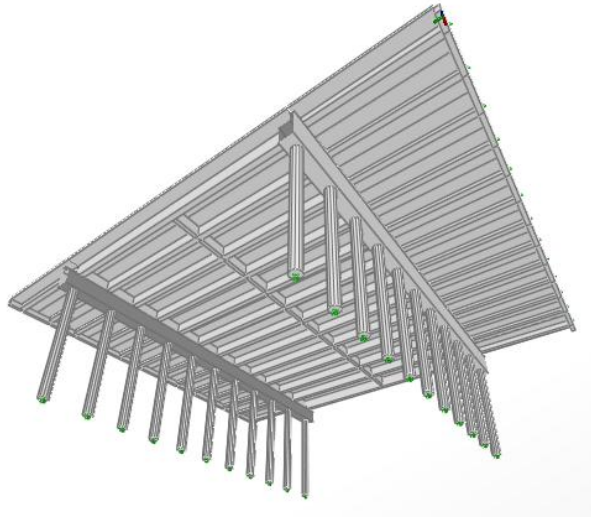
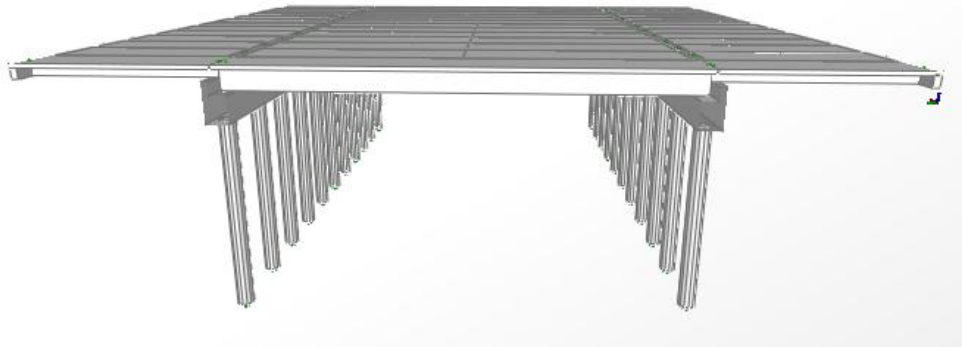
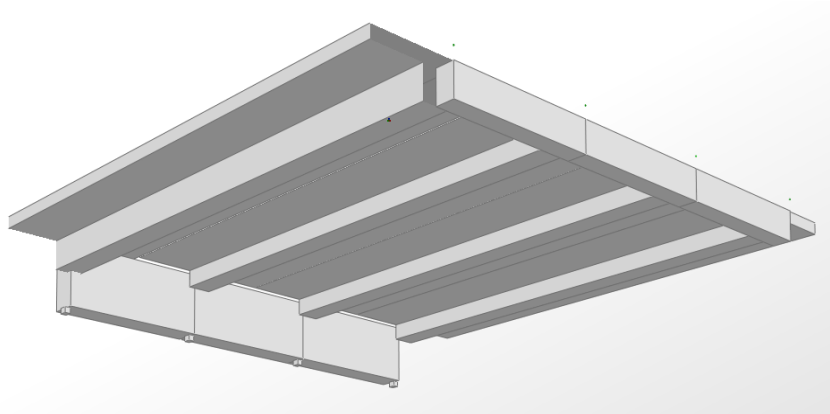


Figura 18. Vista lateral del modelo experimental del puente Cañaverál



De igual forma que en la sección anteriormente mencionada, en este subcapítulo se modelará únicamente la parrilla (ver Figura 19) del puente Cañaverál.

Figura 19. Modelo experimental de la parrilla del puente Cañaverál



2.3.1. Generación del modelo de la parrilla del puente Cañaverál

Como primer paso, una vez abierto el software SAP2000© (Computers and Structures, 2009), se debe definir las unidades a trabajar; para este caso en particular se asumen la siguiente configuración: toneladas [Ton], metros [m], coulomb [C].

Posteriormente se genera un nuevo modelo a partir de unas grillas pre-establecidas, las cuales se modifican según requerimientos dimensionales de la estructura a modelar (parrilla).

2.3.2. Definición de las secciones transversales y propiedades de los materiales de la parrilla del puente cañaverál

Una vez se haya definido las secciones geométricas a utilizar (ver sección 2.2.1), se procede a dibujarlas gracias a la herramienta que provee el software, ya sea partiendo de una sección predeterminada o creándola completamente. Los comandos requeridos (CR) fueron los siguientes:

Define → Section properties → Frame Sections → Add new property

Cuando se haya dibujado la sección, se pueden apreciar todas las propiedades de la misma (section properties); estas propiedades también se pueden modificar a través de factores multiplicadores (set modifiers), los cuales condicionan el comportamiento estructural de la sección, despreciando por ejemplo, las fuerzas axiales en la flexión (ver Tabla 5).

CR: Define → Section properties → Frame sections → Modify/show property → Section properties/set modifiers

Tabla 5. Factores multiplicadores de una sección tipo

PROPIEDAD	FACTOR MULTIPLICADOR
<i>Cross-section (axial) area</i>	0.001
<i>Shear area in 2 direction</i>	0
<i>Shear area in 2 direction</i>	0
<i>Torsional constant</i>	<i>variable</i>

Si el material seleccionado por defecto no cumple los requerimientos establecidos, se debe definir un nuevo material y modificar si es necesario algún parámetro.

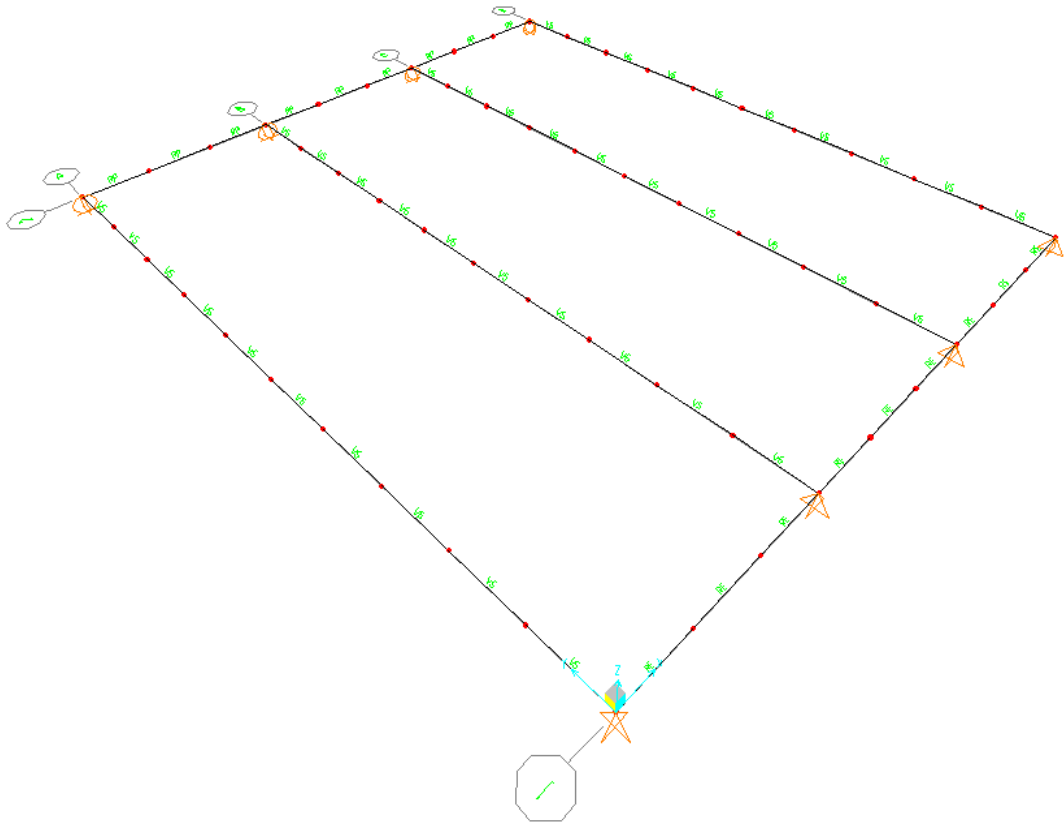
CR: Define → Materials → Add new material

2.3.2. Esquema del modelo de la parrilla del puente cañaveral

Se hace necesario dibujar la subestructura correspondiente a la ampliación suroccidental de la parrilla del puente Cañaveral (ver Figura 20), tal como se piensa modelar. Para ello se emplean nodos (color rojo), restricciones (color naranja) y elementos tipo barra (color negro).

CR: Draw → Draw special joint/draw frame

Figura 20. Esquema de la parrilla del puente Cañaveral



2.3.3. Asignación de las secciones transversales y las propiedades de los materiales, a los elementos del modelo de la parrilla del puente cañaveral

Cuando se tenga el dibujo de la subestructura definido y elaborado, es necesario asignar a cada elemento tipo barra (ver Anexo 1) sus propiedades. Dentro de las propiedades a mencionar se encuentran las secciones transversales definidas anteriormente y las propiedades de los materiales (ver Sección 2.3.2) que los componen.

CR: Select frame → Assign → Frame → Frame sections/frame material property

2.3.4. Asignación de restricciones al modelo de la parrilla del puente cañaveral

La simulación de los apoyos de la estructura se idealiza restringiendo los desplazamientos y las rotaciones en los nodos.

CR: Select joint → Assign → Joint → Restraints

2.3.5. Asignación de masas al modelo de la parrilla del puente cañaveral

En primer lugar se debe calcular la masa correspondiente a cada nodo, para ello seguir el procedimiento visto en la sección 2.2.8, y posteriormente asignarlas.

CR: Select joint → Assign → Joint loads → Forces

2.3.6. Determinación de las frecuencias naturales de la parrilla del puente Cañaveral en SAP2000©

Una vez se haya creado el modelo de la subestructura correspondiente a la ampliación suroccidental de la parrilla del puente Cañaveral, se debe ejecutar el software para poder visualizar los resultados (ver Tabla 6).

Tabla 6. Frecuencias naturales de la parrilla del puente Cañaveral obtenidas en SAP2000©

PARRILLA PUENTE CAÑAVERAL			
MODO	Periodo [Seg]	Frecuencia [Hz=Cyc/Seg]	Frecuencia angular [rad/Seg]
1	0.3135	3.1897	20.0417
2	0.2881	3.4704	21.8053
3	0.2626	3.8082	23.9274
4	0.2559	3.9070	24.5487
5	0.2556	3.9116	24.5776
6	0.2391	4.1825	26.2797
7	0.2381	4.1994	26.3855
8	0.2342	4.2697	26.8275
9	0.1304	7.6672	48.1743
10	0.1276	7.8383	49.2494
11	0.1206	8.2921	52.1011
12	0.1183	8.4552	53.1253
13	0.0974	10.2618	64.4767
14	0.0920	10.8666	68.2769
15	0.0869	11.5014	72.2654
16	0.0864	11.5691	72.6909
17	0.0854	11.7133	73.5969
18	0.0831	12.0288	75.5790
19	0.0816	12.2502	76.9706
20	0.0802	12.4702	78.3527
21	0.0716	13.9569	87.6940
22	0.0707	14.1461	88.8824
23	0.0703	14.2306	89.4136
24	0.0659	15.1715	95.3254
25	0.0649	15.4169	96.8671
26	0.0626	15.9716	100.3527

2.4. ANÁLISIS DE LOS MODELOS NUMÉRICOS DE LA PARRILLA DEL PUENTE CAÑAVERAL

El criterio tenido en cuenta en el presente trabajo para determinar el número óptimo de elementos en que se debe discretizar la parrilla del puente Cañaveral es la normalización de los resultados de las frecuencias naturales del sistema.

El punto de partida es la configuración original de 10 elementos (4 vigas y 6 riostras) que componen la parrilla del puente Cañaveral. Como no existe ningún criterio para asegurar que las frecuencias naturales del sistema no van a variar a medida que aumenta la cantidad de elementos en los cuales se puede fraccionar la estructura, ésta se fraccionará en 20, 32, 48 y 58 elementos hasta obtener un resultado aceptable.

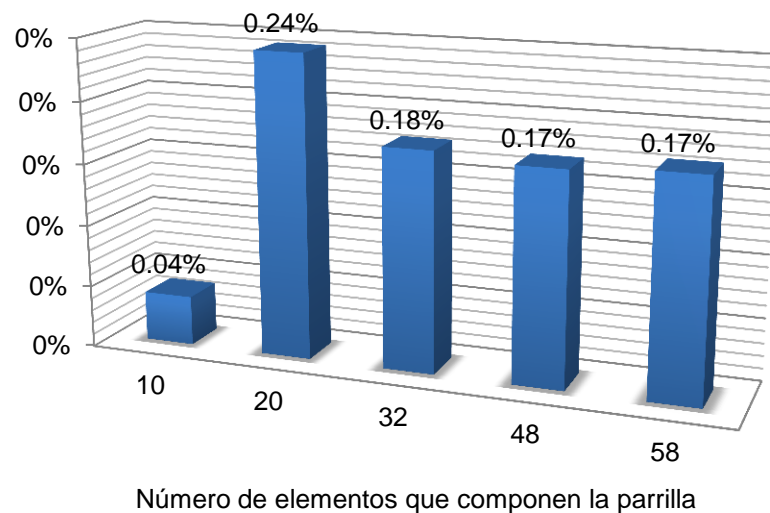
Para el presente caso de estudio, cuando la estructura se ha fraccionado en 58 elementos, se observa que el cambio en porcentaje del error medio absoluto de los valores de las frecuencias naturales es mínimo, y que no tendría sentido seguir con este procedimiento ya que dicho comportamiento dinámico no va a tener alteraciones significativas. Asumiendo que esta configuración es aceptable, se tiene que todas las vigas y riostras que componen la parrilla del puente Cañaveral tienen una longitud de 0.883m y 0.85 m respectivamente, longitudes razonables para inducir daño en un elemento y poder localizar el mismo de forma más puntual.

A continuación se presentan los resultados obtenidos al comparar varias configuraciones de cantidad de elementos en los cuales se puede discretizar la estructura (ver Anexo 2):

La figura 21 representa el porcentaje de variación de los resultados dinámicos obtenidos a través de Matlab® y SAP2000©. En esta gráfica se observa que la menor variación se tiene cuando la parrilla está compuesta de 10 elementos, y a

medida que aumenta el número de elementos en los cuales se fracciona la parrilla, este valor de error puede llegar a variar. Sin embargo vale la pena resaltar que el valor del error medio absoluto obtenido cuando la parrilla se fraccionó en 58 elementos (cantidad de elementos en los cuales se fraccionó la parrilla que tendrá un mayor enfoque en el presente estudio) es muy aceptable, ya que se encuentra muy por debajo del 1% del posible error absoluto en la diferencia de resultados obtenidos a través de los dos modelos realizados en los programas mencionados anteriormente.

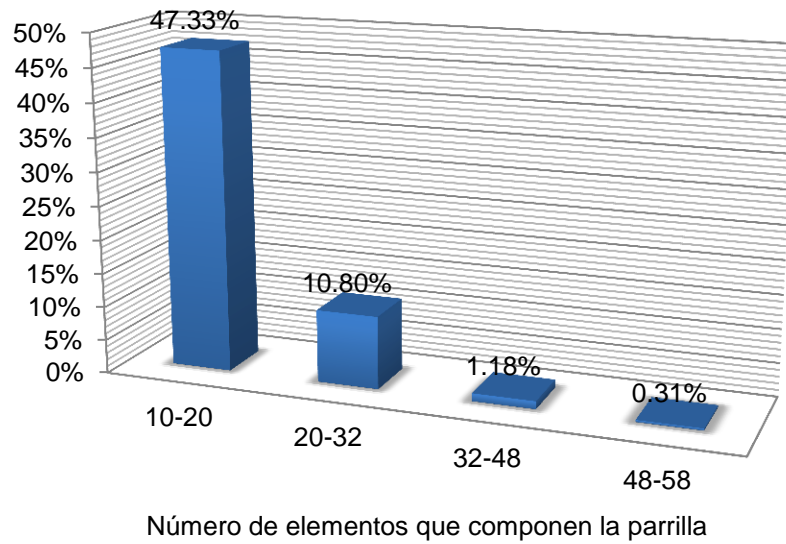
Figura 21. Porcentaje de error medio absoluto de las frecuencias naturales obtenidas mediante Matlab® y SAP2000©



La figura 22 representa el porcentaje de error medio absoluto obtenido al comparar la variación de los resultados de las frecuencias naturales de dos configuraciones distintas, en cuanto a cantidad de elementos se refiere, de la parrilla del puente Cañaveral. Se aprecia una disminución notable de dicho error a

media que aumenta la cantidad de elementos en los cuales se están fraccionando las dos (2) estructuras que se están comparando.

Figura 22. Porcentaje de error medio absoluto teniendo en cuenta el número de elementos en los cuales se discretiza la parrilla



Para este caso en específico tenemos que la variación de los resultados de las frecuencias naturales cuando la parrilla esta fraccionada en 48 y 58 elementos es bastante aceptable (0.31%). Este Valor por el hecho de ser inferior a un 1% indica que no es necesario discretizar la estructura en más elementos ya que los resultados tendrán una mínima variación.

3. APLICACIÓN DE UNA RED NEURONAL ARTIFICIAL PARA LA DETECCIÓN DE DAÑOS EN LA PARRILLA DEL PUENTE CAÑAVERAL

3.1. INTRODUCCIÓN A LA RNA PERCEPTRON MULTICAPA

Las Redes neuronales artificiales RNA, conforman una de las áreas de la inteligencia artificial que ha despertado mayor interés en los últimos años y que sirve de herramienta para abordar problemas de identificación de daños en estructuras.

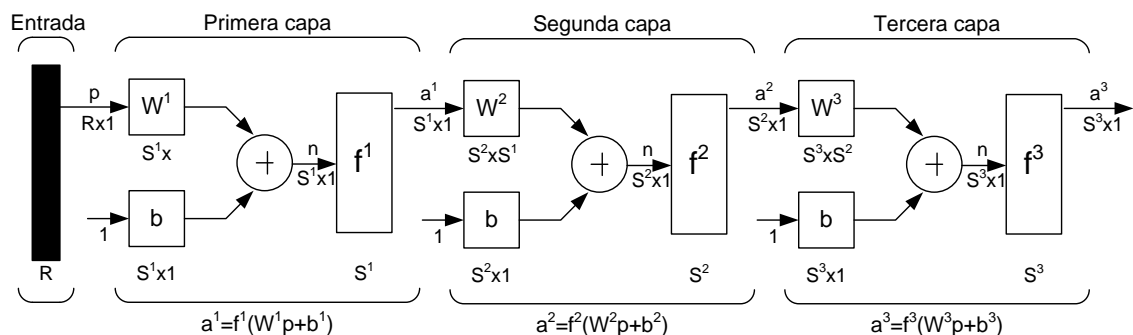
El presente estudio, desarrolla una red neuronal tipo Perceptron Multicapa y utiliza una topología “*Feedforward*” por ser una de la más popular y apropiada para una gran variedad de problemas en cuanto a detección de parámetros se refiere. Esta red posee un entrenamiento supervisado y utiliza como método de aprendizaje al algoritmo Levenberg-Marquardt (LM), por ser una mejora al algoritmo de retro-propagación por error (*Backpropagation*) gracias a la ventaja que este presenta en la velocidad de convergencia comparado con otros algoritmos tales como: Fletcher-Reeves (traincgf), Polak-Ribière (traincgp), Powell-Beale (traincgb), BFGS (trainbfg) y un paso secante (trainoss) (Acosta, Fernández, & Becerra, 2001). Una red tipo Perceptron Multicapa, está diseñada para representar y resolver funciones matemáticas no lineales de manera eficiente a través de la utilización de varias capas de neuronas, aunque usualmente utiliza dos o tres de estas, como en el presente caso, para resolver problemas lineales. Por consiguiente, si se aumenta el número de capas, la red se vuelve robusta para resolver problemas complejos, trayendo como consecuencia el aumento en el tiempo computacional. En otras palabras, esta es una herramienta matemática e ingenieril que puede ser aplicada para el aprendizaje y reconocimiento de patrones (datos) no lineales, y la aproximación de funciones (Borras Pinilla, 2001).

Ahora consideremos una red neuronal con varias capas utilizando una notación abreviada (ver Figura 23). Cada capa tiene su propia matriz de pesos W , su propio vector de tendencias (bias) b , un vector entrada n y un vector salida a .

Las salidas de las capas uno y dos son las entradas para las capas dos y tres respectivamente. Por lo tanto la capa 2 puede ser vista como una capa de red con $R = S^1$ entradas, $S^1 = S^2$ neuronas, y una $S^1 \times S^2$ matriz de peso W^2 . La entrada a la capa 2 es a^1 , y la salida es a^2 .

Una capa cuya salida es la salida de la red es llamada capa de salida. Las demás capas son llamadas capas ocultas (Hagan, Demuth, & Beale, 1995). La Figura 23 representa una red que tiene una capa de salida (capa 3) y dos capas ocultas (capas 1 y 2).

Figura 23. Notación abreviada de una red neuronal de tres capas



Fuente: Hagan M., Demuth H., Beale M. Neural Network Design. Boston, 1995, p2-12. PWS Publishing Company.

En las Ecuaciones 25, 26 y 27 se representan las salidas de una red con m capas, y las neuronas en la primera y última capa de la red respectivamente.

$$a^{m+1} = f^m + 1(W^{m+1}a^m + b^{m+1}) \quad (25)$$

Para $m = 0, 1, \dots, (M - 1)$

$$a^0 = p \quad (26)$$

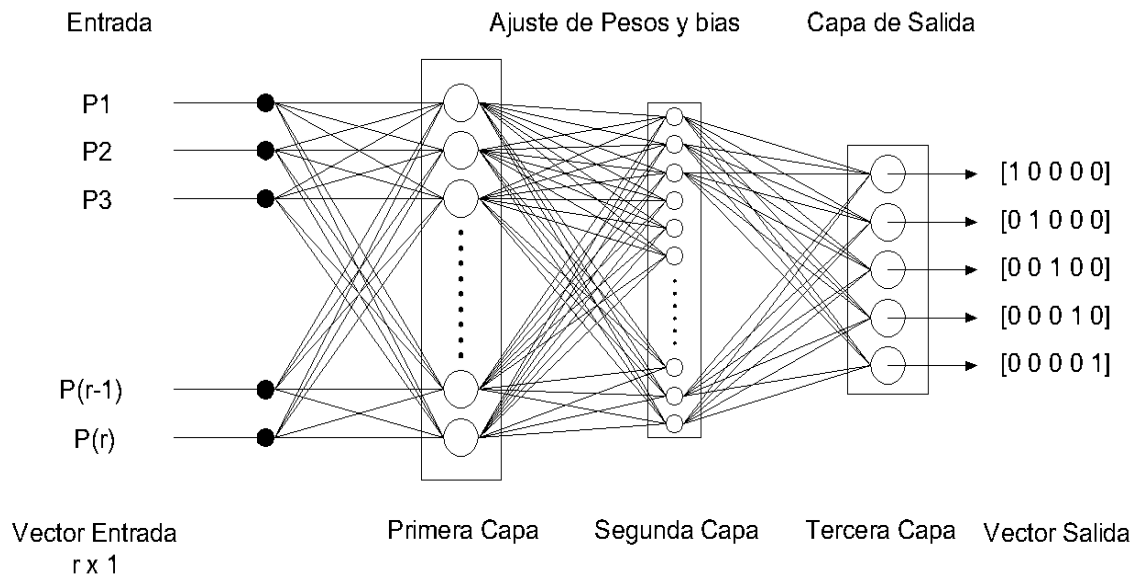
$$a = a^M \quad (27)$$

La “propagación hacia atrás” (BP, por sus siglas en inglés) es un método computacional empleado para asignar y resolver de manera iterativa los pesos y las tendencias (bias) de una red Perceptron multicapa. La salida de la red es comparada con el objetivo a alcanzar para producir un error, y a su vez, este error es propagado hacia atrás cuantas veces sea necesario hasta que converja la salida de dicha red. Durante este proceso de propagación de errores hacia atrás (Hykin, 1999), la red va ajustando de manera automática los pesos y las tendencias asignadas inicialmente. Este método utiliza una técnica de descenso rápido la cual es muy estable cuando se emplea una pequeña rata de aprendizaje, pero a la vez lenta gracias a las propiedades de convergencia que posee.

El entrenamiento de una red Perceptron multicapa requiere de la presentación de un conjunto de entradas con sus correspondientes salidas. El primer paso es el cálculo “*Feedforward*” (pro-alimentación) usando una función de activación que debe ser diferenciable, y es típicamente una función tipo sigmoideal.

El segundo paso es calcular el error respecto a un objetivo y propagarlo hacia las capas ocultas. El último paso es ajustar los pesos y las tendencias (bias) de la sinapsis usando este error. Un esquema de una red Perceptron de tres capas (caso de estudio) es mostrado en la Figura 24.

Figura 24. Red Neuronal Perceptron Multicapa (3 capas)



Fuente: Borrás Pinilla, Carlos. Pattern recognition in hydraulic backlash using neural network Norman, Oklahoma, 2001, p.33. University of Oklahoma.

El algoritmo requiere un conjunto de entradas con sus respectivas salidas u objetivos:

$$\{p_1, t_1\}, \{p_2, t_2\}, \dots, \{p_Q, t_Q\}$$

El primer paso es propagar la entrada hacia adelante a través de la red usando las ecuaciones 28, 29 y 30:

$$a = \text{logsig}(n) = \frac{1}{(1 + e^{-n})} \quad (28)$$

$$W(k + 1) = W(k) + 2 \alpha \cdot e(k)(1 - \alpha)(a)p^T(k) \quad (29)$$

$$b(k + 1) = b(k) + 2 \alpha \cdot e(k)(1 - a)(a) \quad (30)$$

Luego la sensibilidad se propaga hacia atrás a través de la red (Hagan, Demuth, & Beale, 1995):

$$S^M = -2\dot{F}^M(n^M)(t - a) \quad (31)$$

Donde:

S^M Representa la sensibilidad de la capa de salida, y

$\dot{F}^M(n^M)$ Es la matriz Jacobiana:

$$\dot{F}^m(n^m) = \begin{bmatrix} \dot{f}^m(n_1^m) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \dot{f}^m(n_2^m) & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \dot{f}^m(n_{sm}^m) \end{bmatrix} \quad (32)$$

Las sensibilidades son propagadas hacia atrás a través de la red:

$$S^M \rightarrow S^{M-1} \rightarrow \dots \rightarrow S^2 \rightarrow S^1$$

Las sensibilidades para las capas ocultas son calculadas a través de la siguiente ecuación:

$$S^m = \dot{F}^m(n_m)(W_{m+1})^T S_{m+1} \quad (33)$$

Para $m = m - 1, \dots, 2, 1$.

Ahora, los pesos (ver Ecuación 34) y las tendencias “bias” (ver Ecuación 35) son actualizados a través del método del descenso más rápido:

$$W^m(k + 1) = W^m(k) - \alpha \cdot s^m (a^{m-1})^T \quad (34)$$

$$b^m(k + 1) = b^m(k) - \alpha \cdot s^m \quad (35)$$

Donde:

α Es la tasa de aprendizaje

S^m Son las sensibilidades en la capa m

$(a^{m-1})^T$ Es la capa previa a la salida (traspuesta)

Diseñar la mejor arquitectura para una red Perceptron multicapa es un tema que todavía está en investigación. La solución más apropiada depende en gran medida del número de entradas; sin embargo, la mayor parte de los desarrollos se basan en el ensayo y el error para optimizar el desempeño de la red (Borras Pinilla, 2001). Por lo tanto, la experiencia es un factor determinante en la escogencia del tamaño idóneo de una red para obtener los mejores resultados de la misma.

3.2. ESCENARIOS DE DAÑO GENERADOS EN LA PARRILLA DEL PUENTE CAÑAVERAL

Una vez se desarrolló el modelo de elementos finitos implementado a través de un código de programación en Matlab® se generaron, para llevar a cabo el entrenamiento de la red neuronal, 348 posibles escenarios de daño que cubren en gran parte el espectro de daños contemplados para la parrilla del puente Cañaveral. De la misma manera descrita anteriormente, se generaron 70 escenarios de daño, que no son presentados a la red neuronal en su entrenamiento, para llevar a cabo su evaluación y medir su desempeño.

La severidad del daño fue simulada disminuyendo de manera simple (daño en un solo elemento) y a través de una distribución uniforme el valor del módulo de elasticidad, en un rango desde el 0% (estructura sin daño) hasta el 30% (estructura con daño) (Gonzalez P. & Valdes G., 2008). Esta variación en el módulo de elasticidad, se usa como estrategia para introducir daño en la estructura.

Para cada escenario de daño se obtuvo un vector característico cuyo tamaño es $p \times 1$, donde p indica la cantidad de parámetros modales a tener en cuenta.

3.3. INDICES EMPLEADOS PARA DETECTAR DAÑOS EN LA PARRILLA DEL PUENTE CAÑAVERAL

Existen varios índices sensibles a cambios en la rigidez (daños) que pueden tener los elementos de una estructura, y que repercuten en los resultados dinámicos de la misma. El presente estudio expone y analiza los siguientes cuatro índices de daño: a) Frecuencias naturales y los modos de vibración, b) Flexibilidad, c) MAC y d) NMD, con el fin de mostrar la sensibilidad que tiene cada uno de ellos para detectar, ubicar y cuantificar la presencia de un daño simple en la parrilla del

puente Cañaveral. A continuación se presenta de manera breve la explicación matemática de cada uno de los índices a evaluar:

3.3.1. Frecuencias naturales y modos de vibración

El primer índice de daño estudiado, es representado a través de un vector (VFM) resultante de los deltas de las frecuencias naturales $\Delta\omega$ y los modos de vibración $\Delta\phi$ provenientes de un previo análisis dinámico realizado a la parrilla del puente Cañaveral.

Teniendo en cuenta los valores de las frecuencias naturales que se pueden medir experimentalmente gracias a la utilización de sensores, el delta de las frecuencias naturales está compuesto por los primeros veintiséis (26) valores de frecuencias naturales, los cuales están por debajo de los 16 Hz (aprox. 100,53 rad/seg) (Gómez A., Maldonado, & Chio Cho, 2011), (El-Borgi, Smaoui, Cherif, Bahlous, & Ghrairi, 2004), y se evalúa según ecuación 36:

$$\Delta\omega = [\omega_u] - [\omega_d] \quad (36)$$

Donde ω_u y ω_d son los vectores correspondientes a las frecuencias naturales de la parrilla sin daño y con daño respectivamente.

De otro lado, el delta de los modos de vibración se evalúa según ecuación 37 y corresponde al máximo valor de cada columna correspondiente a los grados de libertad propios de los desplazamientos verticales de los siguientes nodos de la parrilla: (25, 26, 27, 28, 33, 34, 35, 36, 41, 42, 43, 44, 49, 50, 51, 52).

$$\Delta\phi = (\max|[\phi_u] - [\phi_d]|)^T \quad (37)$$

Donde ϕ_u y ϕ_d son las matrices correspondientes a los modos de vibración de la parrilla sin daño y con daño respectivamente.

Una vez se obtienen los deltas anteriormente nombrados, provenientes de los resultados del análisis dinámico, se ensambla un Vector Frecuencias/Modos (VFM) (ver Ecuación 38) por cada escenario de daño. Este vector tiene un tamaño de 42 filas por 1 columna ([42x1]), y puede ser usado como índice de daño, gracias a la variación de sus valores provocados por pequeños cambios en el Módulo de Elasticidad de los elementos de la parrilla.

$$\text{VFM} = \begin{bmatrix} \Delta\omega \\ \Delta\phi \end{bmatrix} \quad (38)$$

3.3.2. Flexibilidad

El segundo índice de daño considerado en el presente trabajo es el vector Flexibilidad $[F]$, el cual se obtiene escogiendo el máximo valor de cada columna de la matriz de flexibilidad de la estructura correspondiente a todos los grados de libertad propios de los desplazamientos verticales de la misma. Este índice se calcula según las siguientes ecuaciones (39 y 40):

$$\Delta F = (\max|[\mathbf{F}_u] - [\mathbf{F}_d]|)^T \quad (39)$$

$$[F] = [\phi][\Omega]^{-1}[\phi]^T \quad (40)$$

Donde F_u y F_d son las matrices de flexibilidad de la parrilla sin daño y con daño respectivamente; ϕ es la matriz de forma modal, y $\Omega = \text{diag}(\omega_i^2)$ es la matriz de rigidez modal (ω_i es la i-ésima frecuencia modal).

3.3.3. MAC

El tercer índice de daño, considerado también como técnica para detectar daños en la parrilla del puente Cañaveral, es el MAC. Tiene como fundamento la correlación de dos vectores que representan los modos de vibración de la estructura con y sin daño, y es definido según la ecuación 41.

$$\text{MAC}(\phi_u, \phi_d) = \frac{(\phi_u^T \phi_d)^2}{(\phi_u^T \phi_u)(\phi_d^T \phi_d)} \quad (41)$$

Donde ϕ_u y ϕ_d son las matrices de los modos de vibración de la parrilla sin y con daño respectivamente, correspondientes a todos los grados de libertad propios de los desplazamientos verticales de la misma.

3.3.4. NMD

El cuarto índice de daño empleado como técnica para detectar daños en la parrilla del puente Cañaveral, es el NMD. Este índice representa una normalización matemática de los modos de vibración, su fundamento es la técnica MAC, y es definido según ecuación 42.

$$\text{NMD}(\phi_u, \phi_d) = \sqrt{\frac{1 - \text{MAC}(\phi_u, \phi_d)}{\text{MAC}(\phi_u, \phi_d)}} \quad (42)$$

Todas las técnicas descritas anteriormente se expresan mediante vectores para cada escenario de daño; de tal forma que si se está hablando de q escenarios de daño, se obtiene una matriz índice de daño $[pxq]$ que sirve como matriz de entrada a la red neuronal y la cual está directamente correlacionada con una matriz de daño que representa los valores del Módulo de Elasticidad (E) para cada uno de los p elementos que conforman la parrilla del puente Cañaveral en los q escenarios de daño existentes.

3.4. DISEÑO DE UNA RNA PERCEPTRON MULTICAPA PARA LA DETECCIÓN DE DAÑOS EN LA PARRILLA DEL PUENTE CAÑAVERAL

Como respuesta a la gran cantidad de información asociada a la respuesta dinámica de la estructura estudiada (parrilla del puente Cañaveral) en escenarios normales y de falla, y a lo que resultaría un clasificador explícito para la detección de fallas en las mismas, se propone e implementa el uso de una Red Neuronal Artificial tipo Perceptron Multicapa (tres capas). Esta arquitectura de red permite determinar basado en la información de entrada (índices de daños vistos en la sección 3.3), la condición de la estructura en cuanto a detección, localización y cuantificación del daño.

Las siguientes son las herramientas de redes neuronales del Matlab® utilizadas para diseñar redes enfocadas a la detección de daños en la parrilla del puente Cañaveral:

newff: Crea una red tipo *Backpropagation*; requiere que le sean especificados los siguientes parámetros.

newff: (PR, [S1 S2 ... SN], {TF1 TF2 ... TFN}, BTF, BLF, PF)

PR: Rx2 Matriz de valores máximos y mínimos de cada uno de las R neuronas de entrada.

Si: Número de neuronas para cada una de las capas.

TFi: Función de transferencia a utilizar en cada una de las capas, por defecto utiliza tansig.

BTF: Algoritmo de entrenamiento a utilizar, por defecto utiliza trainlm.

BLF: Función de actualización de pesos, por defecto utiliza learnqdm.

PF: Función para evaluar el desempeño de la red, por defecto utiliza el mse.

El algoritmo Trainlm fue empleado para desarrollar la aplicación de una red neuronal tipo Backpropagation enfocada a la detección de daños en la parrilla del puente Cañaveral, y su sintaxis es la siguiente:

net.trainParam.epochs: Máximo número de iteraciones del entrenamiento.

net.trainParam.goal: Error deseado.

net.trainParam.lr: Rata de aprendizaje.

net.trainParam.max_fail: Máximo número de veces que falla el valor de Mu.

net.trainParam.mem_reduc: Factor de fraccionamiento de Jacobiano para ahorrar memoria.

net.trainParam.min_grad: Mínimo rendimiento del gradiente.

net.trainParam.show: Intervalo de visualización de los resultados.

net.trainParam.time: Máximo tiempo de entrenamiento en segundos.

tr.mu: Valor del Mu adaptivo.

Acerca del dimensionamiento de la topología de este tipo de redes, se indica que no existe una teoría que defina a ciencia cierta el número de capas de la red y el número de neuronas en cada capa; esto se hace usando pruebas por ensayo y error. En el presente caso, se utilizaron tres capas para definir el dimensionamiento de la red: una de entrada, una oculta y otra de salida; y se obtuvo la mejor combinación de neuronas por capa para el algoritmo de entrenamiento seleccionado (ver Tabla 7). La mejor combinación de neuronas por capa se obtiene hasta encontrar la especificación del error medio cuadrático (mse).

La asignación de los pesos de las neuronas y sesgos fue asignado automáticamente en ambos casos por el software Matlab.

Tabla 7. Configuración de neuronas en cada capa de las redes implementadas

ESTRUCTURA	ÍNDICE DE DAÑO	NÚMERO DE NEURONAS POR CAPA		
		1 ^{ra}	2 ^{da}	3 ^{ra}
Parrilla	Frecuencias naturales / Modos de vibración	42	50	58
	Flexibilidad	48	53	58
	MAC	48	53	58
	NMD	48	53	58

Cada elemento de procesamiento en la red se determina a través de la siguiente ecuación:

$$x_{[l,i]} = \sigma_{[l,i]} \left(\sum_{j=1}^{N_{[l-1]}} W_{[l-1,j][l,i]} x_{[l-1,j]} + b_{[l,i]} \right) \quad (43)$$

Para $i = 1, \dots, N_{[l]}$ (Índice del nodo), y $l = 1, \dots, l$ (Índice de capa), donde $X_{[l,i]}$ es la salida del i^{th} nodo perteneciente a la capa l^{th} , $b_{[l,i]}$ es el bias, y $\sigma_{[l,i]} (\bullet)$ es la función de transferencia del i^{th} nodo en la l^{th} capa. La relación entre las entradas y las salidas en una red multicapa puede ser expresada usando el modelo de entrada-salida no lineal descrito a continuación:

$$\hat{y}(k, W) = f(u(k); W) \quad (44)$$

Donde W es la matriz de parámetros, pesos y bias, determinada por el algoritmo de aprendizaje y $f(\bullet)$ representa el mapeo no lineal del vector de entrada usando alguna función de transferencia.

Las Redes Neuronales implementadas en este trabajo utilizan las funciones “*tansig*”, “*tansig*” y “*purelin*” en las capas de entrada, en la oculta y en la de salida respectivamente. También tienen definido un número de escenarios de daño, una matriz de entrada cuyo tamaño es variable según índice de daño utilizado, un número de épocas o iteraciones definidas para cada conjunto de entradas, y una matriz de salida la cual contiene para cada columna el valor real del daño en cada uno de los elementos que componen la estructura (Ver Tabla 8).

Tabla 8. Configuración de los escenarios de daño y los vectores entrada y salida de las redes implementadas

ESTRUCTURA	ESCENARIOS DE DAÑO	ÍNDICE DE DAÑO	MATRIZ DE ENTRADA	ÉPOCAS	MATRIZ DE SALIDA
Parrilla	348	Frecuencias naturales / Modos de vibración	42 x 348	1000	58 x 348
		Flexibilidad	48 x 348	1000	58 x 348
		MAC	48 x 348	1000	58 x 348
		NMD	48 x 348	1000	58 x 348

4. ENTRENAMIENTOS Y EVALUACIÓN

Los entrenamientos de las redes neuronales artificiales implementadas en el presente trabajo, tienen por objeto producir una salida lo más cercana a los valores objetivos (valores que son conocidos con anterioridad pero que no son presentados a la red) para el vector de entrada presentado, en otras palabras, disminuir el error correspondiente a la variación entre el vector de salida con respecto al vector de entrenamiento para un escenario de daño determinado. Así mismo, deben brindarles la capacidad a la red de responder de manera satisfactoria ante valores de entrada no presentados en el set de entrenamiento (regulación). Por tal motivo, es oportuno realizar varios sets de entrenamientos a las redes en búsqueda del mejor desempeño, teniendo presente variables tales como la regulación y la asignación de valores iniciales para los parámetros.

Para lograr tal fin, es necesario entrenar las redes neuronales usando el algoritmo de optimización de Levenberg-Marquardt (LM). Comparado con otros métodos de enfoques heurísticos, el algoritmo LM es ampliamente aceptado como el más eficiente en cuanto a la precisión de resultados (Hagan & Menhaj, 1994). Este algoritmo guarda un buen equilibrio entre la velocidad del algoritmo de Newton y la estabilidad del método de la máxima pendiente. Una de las ventajas que tiene es la capacidad de converger en menos iteraciones que cualquier otro método, pero conlleva una gran desventaja al demandar un gran consumo de memoria para operar Jacobianos e invertir matrices de gran tamaño y al requerir un set de entrenamiento lo más estándar posible. A pesar de su gran esfuerzo computacional sigue siendo el algoritmo de entrenamiento más rápido para redes neuronales cuando se trabaja con un moderado número de parámetros en la red, si el número de parámetros es muy grande utilizarlo resulta poco práctico.

El algoritmo LM es una modificación del método de Newton, el que fue diseñado para minimizar funciones que sean la suma de los cuadrados de otras funciones no lineales; es por ello que el algoritmo de Levenberg-Marquardt, tiene un excelente desempeño en el entrenamiento de redes neuronales donde el rendimiento de la red esté determinado por el error medio cuadrático.

Para el algoritmo LM (Levenberg-Marquardt), el índice de rendimiento para ser optimizado es definido como:

$$F(W) = \sum_{p=1}^P \left[\sum_{k=1}^K (d_{kp} - O_{kp})^2 \right] \quad (45)$$

Donde $W = [W_1 \ W_2 \ \dots \ W_N]^T$ conforman todos los pesos de la red, d_{kp} es el valor deseado de la k^{th} salida y del p^{th} patrón, O_{kp} es el valor actual de la k^{th} salida y del p^{th} patrón, N es el número de pesos, P es el número de patrones, y K es el número de salidas de la red.

La ecuación anterior (45) se puede escribir como:

$$F(W) = E^T E \quad (46)$$

Dónde:

$$E = [e_{11} \ \dots \ e_{K1} \ e_{12} \ \dots \ e_{K2} \ \dots \ e_{1P} \ \dots \ e_{KP}]^T$$

$$e_{kp} = d_{kp} - o_{kp}, \quad k = 1, \dots, K, \quad p = 1, \dots, P$$

Y E es el vector error acumulado (para todos los patrones).

A partir de la ecuación (46) la matriz Jacobina es definida como

$$J = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_{11}}{\partial W_1} & \frac{\partial e_{11}}{\partial W_2} & \dots & \frac{\partial e_{11}}{\partial W_N} \\ \frac{\partial e_{21}}{\partial W_1} & \frac{\partial e_{21}}{\partial W_2} & \dots & \frac{\partial e_{21}}{\partial W_N} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial e_{K1}}{\partial W_1} & \frac{\partial e_{K1}}{\partial W_2} & \dots & \frac{\partial e_{K1}}{\partial W_N} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial e_{1p}}{\partial W_1} & \frac{\partial e_{1p}}{\partial W_2} & \dots & \frac{\partial e_{1p}}{\partial W_N} \\ \frac{\partial e_{2p}}{\partial W_1} & \frac{\partial e_{2p}}{\partial W_2} & \dots & \frac{\partial e_{2p}}{\partial W_N} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial e_{KP}}{\partial W_1} & \frac{\partial e_{KP}}{\partial W_2} & \dots & \frac{\partial e_{KP}}{\partial W_N} \end{bmatrix} \quad (47)$$

Y los pesos son calculados usando la siguiente ecuación:

$$W_{t+1} = W_t - (J_t^T J_t + \lambda I)^{-1} J_t^T E_t \quad (48)$$

Donde I es la matriz identidad, λ es el parámetro de aprendizaje y J es el Jacobino de m errores de salida con respecto a n pesos de la red neuronal. Para

$m = 0$ el algoritmo se convierte en el método de Gauss-Newton. Para valores muy grandes de m , el algoritmo LM (Levenberg-Marquardt) se convierte en método del descenso rápido o en el algoritmo de error de propagación hacia atrás. El parámetro m es ajustado automáticamente para cada iteración a fin de asegurar una convergencia. El algoritmo LM requiere el cálculo de la matriz Jacobina J en cada iteración y el inverso de la matriz cuadrada $J^T J$, cuya dimensión es $N \times N$. Esta es la razón por la cual el algoritmo LM no se vuelve práctico para redes neuronales de gran tamaño.

El criterio establecido para evaluar el desempeño del entrenamiento para las redes propuestas, es decir, convergencia, es el error medio cuadrático (*mse*). Cuando el valor de *mse* es relativamente bajo y constante alrededor de cierto número de épocas, se considera que el entrenamiento debe terminar. Adicionalmente, el algoritmo de entrenamiento usado provee el número efectivo de parámetros utilizados en el entrenamiento, con lo cual se puede determinar si la arquitectura escogida está acorde con los requerimientos del problema en particular.

Para determinar la mejor configuración de las Redes Neuronales Artificiales a emplear como técnicas para la detección de daños en la parrilla del puente Cañaveral, se entrenaron 348 escenarios de daño empleando distintas arquitecturas (ver Tabla 9) para los distintos índices de daños, asignando como criterio de escogencia la correlación del error o desempeño y el tiempo de entrenamiento. Siempre se mantuvo constante en tres (3) el número de capas para los distintos sets de entrenamiento, únicamente varío el número de neuronas de la capa oculta a causa de que el número de neuronas de la capa de entrada y salida es igual al tamaño del vector de entrada y salida respectivamente. Por otro lado, el número de épocas o iteraciones que realiza la red, se asignó de manera experimental quedando como valor predeterminado 1000.

En la tabla 9 se muestra la arquitectura de cada red con su respectivo desempeño y tiempo de entrenamiento. En la columna “Índice de Daño”, se especifica el índice, como su nombre lo indica, que se está evaluando: a) Frecuencias naturales y modos de vibración, b) Flexibilidad, c) MAC, y d) NMD. En la columna “red”, se especifica el número de la red que se está entrenando; este número en su totalidad, corresponde a la cantidad de entrenamientos realizados. En la columna “config.”, se presenta la configuración de neuronas que se utilizó en cada entrenamiento; el primer valor representa la primera capa de la red con sus respectivas neuronas y así sucesivamente hasta llegar a la tercera y última capa. En la columna “épocas”, como se mencionó anteriormente, se presenta el número de iteraciones realizadas por la red en el momento del entrenamiento. Finalmente, en las columnas de “desempeño train”, “desempeño eval” y “tiempo”, se presentan los índices claves para la escogencia de la red más favorable para detectar, localizar y cuantificar daños en la parrilla del puente Cañaverál.

Tabla 9. Arquitectura, desempeño y tiempo de entrenamiento de las RNA empleadas para la detección de daños en la parrilla del puente Cañaverál

ÍNDICE DE DAÑO	RED	CONFIG	ÉPOCAS	DESEMPEÑO TRAIN	DESEMPEÑO EVAL	TIEMPO [hh:mm:ss]
Frec. naturales / Modos de vibración	0101	[42 50 58]	1000	8.60E-05	3.66E-01	30:39:04
Flexibilidad	0201	[48 53 58]	1000	6.53E-05	4.67E-05	121:52:30
MAC	0301	[48 53 58]	1000	4.74E-05	1.25E-01	109:29:25
NMD	0401	[48 53 58]	1000	2.94E-04	7.66E-01	114:40:49

Finalmente, para el presente caso set de entrenamientos se resalta como la mejor la red neuronal artificial, aquella que utilizó como índice de daño la Flexibilidad. En la tabla 9 se puede apreciar los altos rendimientos que tuvo dicha red en su entrenamiento y evaluación, a pesar del alto consumo de tiempo que ésta demandó.

5. RESULTADOS DEL TRABAJO DE INVESTIGACIÓN

Los resultados arrojados por la red neuronal, en lo concerniente a la detección de daños en la parrilla del puente, una vez hecha la evaluación de los setenta (70) escenarios de daño no presentados durante los entrenamientos de la misma, se representan a través de un porcentaje de daño que indica la disminución del módulo de elasticidad (como estrategia para modificar la rigidez) para cierto elemento, bajo cierto caso de daño en particular. Se observa que los resultados son fiables para identificar, localizar y cuantificar daños simples en la parrilla del puente Cañaveral, ya que la mayor incidencia del porcentaje del error medio absoluto, entre los resultados reales y los predichos por la red, para todos los índices de daño evaluados (92.81%) se encuentra por debajo del 10% (ver Figura 25). De la misma manera se aprecia que la incidencia del porcentaje del error medio absoluto tipo A (detección fallida que la red considera real) (ver Figura 32) y tipo B (detección real que la red considera fallida) (ver Figura 33) es mínima para todos los índices de daño evaluados.

A continuación se presenta gráficamente un resumen (ver Figuras 26, 27, 28, 29) de escenarios de daño particulares en donde se puede chequear la exactitud que tiene cada uno de los cuatro índices de daño empleados para detectar fallas en la parrilla del puente Cañaveral. En el mismo se muestran los valores de la severidad del daño y ubicación real que tiene la estructura, y la severidad y ubicación del daño que pronostica la red para cada caso en particular.

Figura 25. Incidencia del porcentaje del valor medio absoluto en la detección de daños en la parrilla del puente Cañaverál

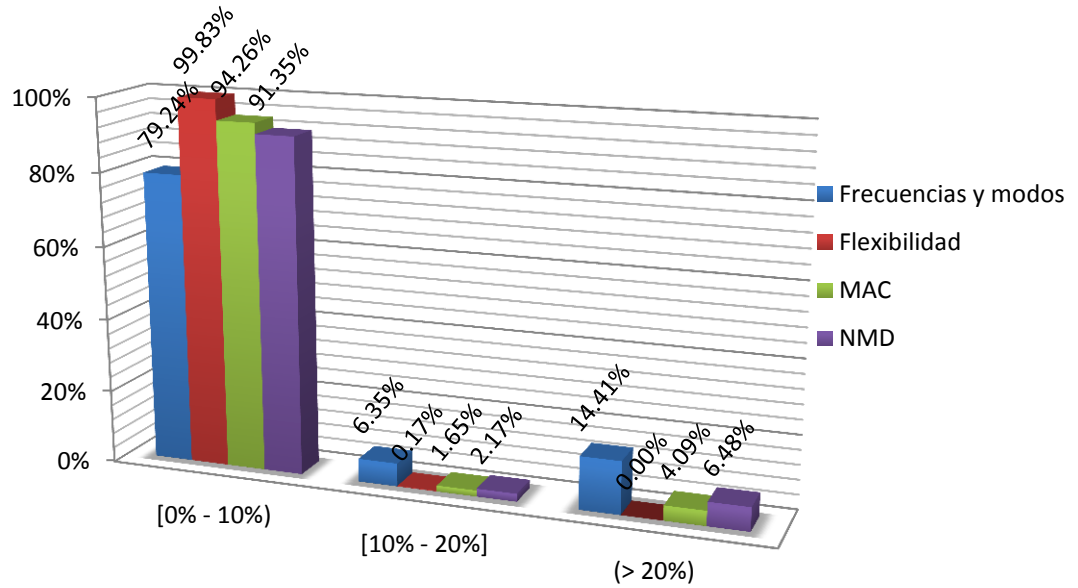


Figura 26. Detección de daños en la parrilla del puente Cañaverál, según escenario #38, utilizando una red neuronal y las frecuencias naturales y los modos de vibración como índice de daño

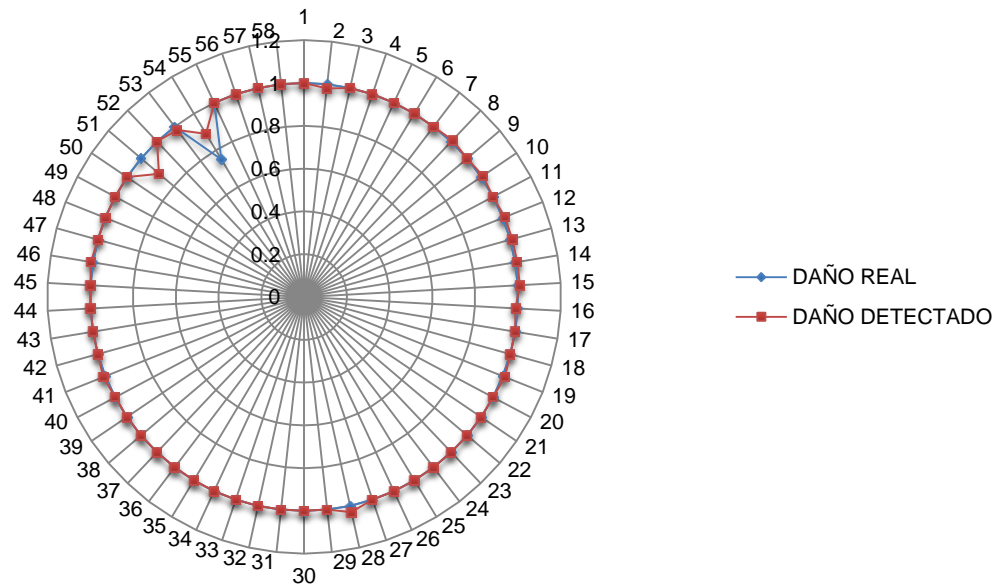


Figura 27. Detección de daños en la parrilla del puente Cañaverál, según escenario #38, utilizando una red neuronal y la flexibilidad como índice de daño

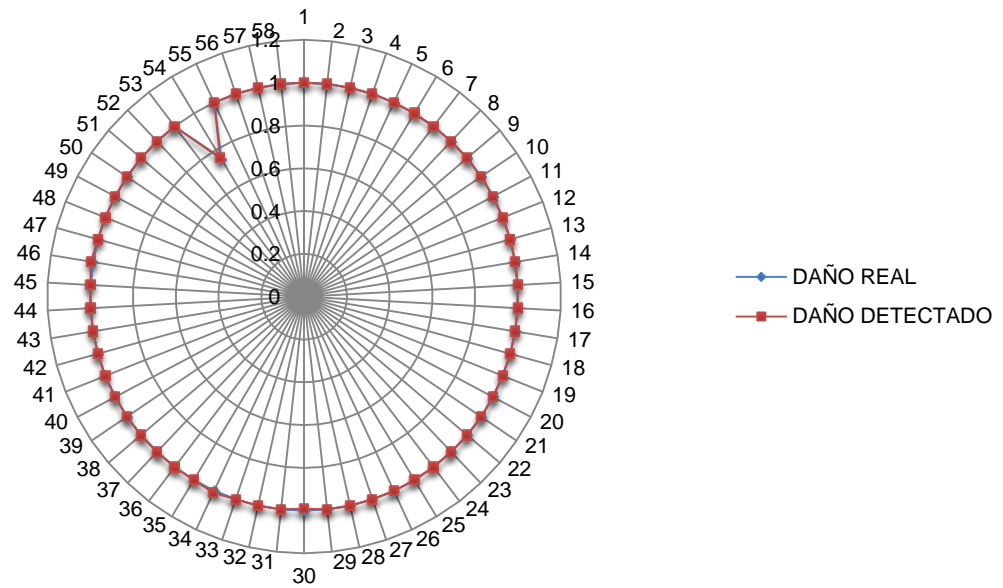


Figura 28. Detección de daños en la parrilla del puente Cañaverál, según escenario #38, utilizando una red neuronal y el MAC como índice de daño

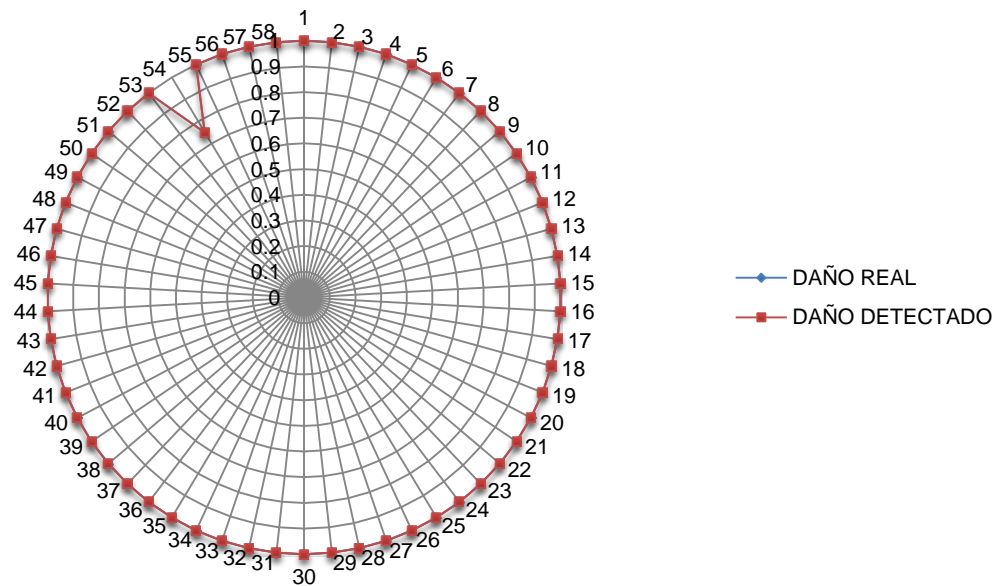
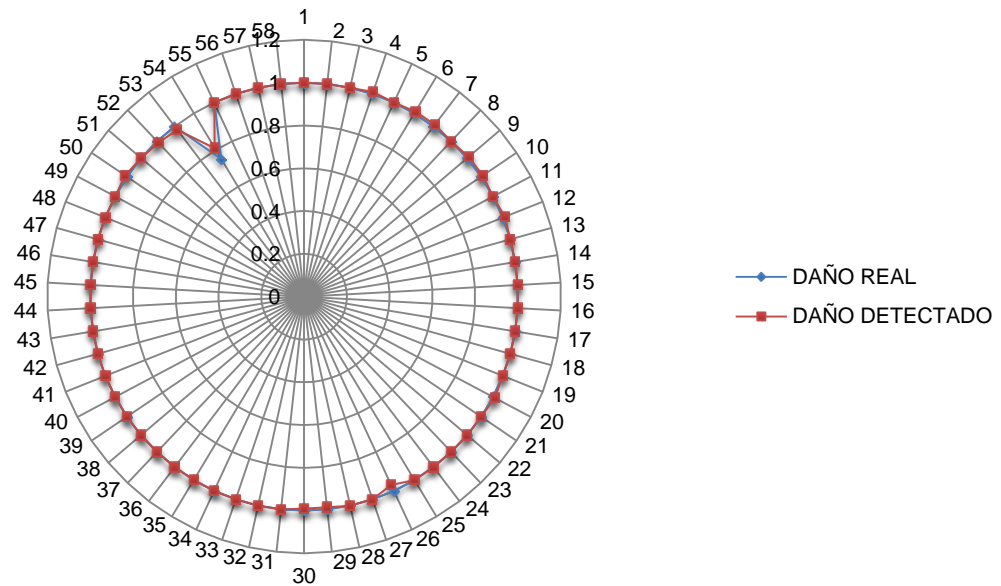


Figura 29. Detección de daños en la parrilla del puente Cañaveral, según escenario #38, utilizando una red neuronal y el NMD como índice de daño



Para conocer los valores en detalle, referirse al anexo 3.

En la figura 30 se puede apreciar que el índice que presenta la menor desviación estándar del error relativo de la muestra es la Flexibilidad, seguido de: el MAC, el NMD, y las frecuencias y los modos de vibración. Esta desviación estándar precisa una medida de la magnitud en que se desvían cada uno de los valores del vector daño de su valor medio. Si los valores del vector daño se agrupan estrechamente en torno a la media, la desviación estándar será relativamente pequeña; por el contrario, si dichos valores se extienden en todas direcciones la desviación estándar será relativamente grande.

En la figura 31 se puede apreciar que el índice que presenta la menor incidencia del porcentaje del error medio absoluto (MAPE, por sus siglas en inglés) es la Flexibilidad, seguido de: el MAC, el NMD, y las frecuencias y los modos de vibración. Esta medida de precisión de un pronóstico (MAPE) mide si el enfoque de pronóstico está sesgado o no. Por ejemplo, si los valores del vector pronosticado por la red son muy similares a los valores del vector real, este porcentaje tiende a disminuir, como es el caso del valor del MAPE promedio (0.20%) cuando se utiliza como índice de daño la flexibilidad.

Figura 30. Incidencia de la desviación estándar del error medio absoluto de los índices de daño utilizados para la detección de daños en la parrilla del puente Cañaveral

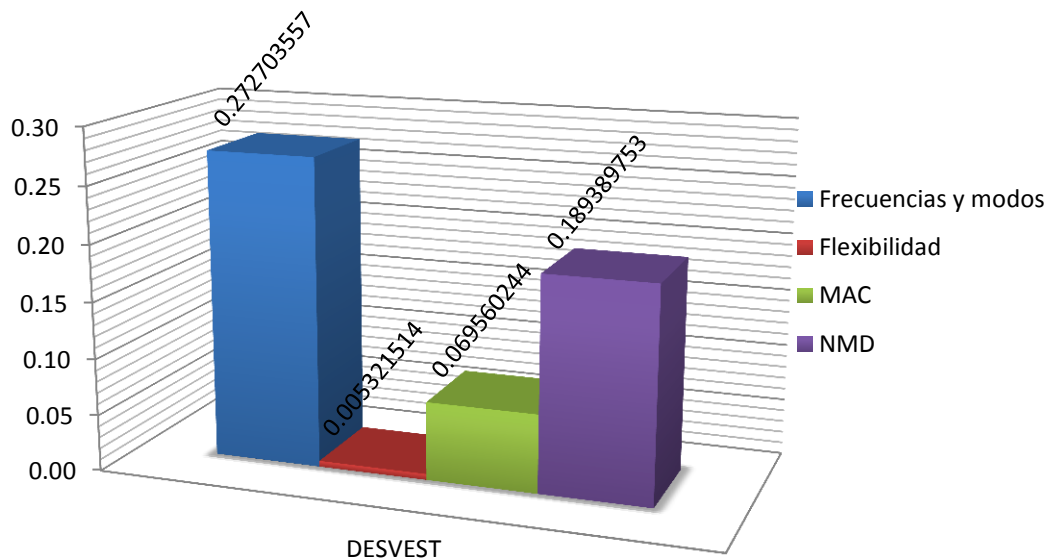
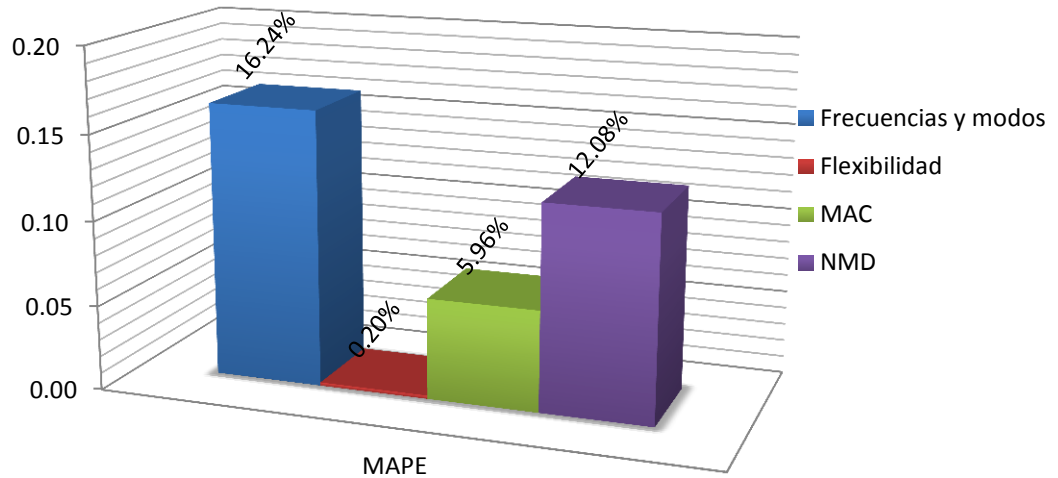


Figura 31. Incidencia del porcentaje del error absoluto medio (MAPE) de los índices de daño utilizados para la detección de daños en la parrilla del puente Cañaveral



Finalmente, en las figuras 32 y 33 se puede apreciar que el índice con mejor comportamiento frente a la incidencia de los errores tipo A (detección fallida que la red considera real) y tipo B (detección real que la red considera fallida) es la Flexibilidad. Tiene un porcentaje de error de 4.31% y 0% para el error tipo A y B respectivamente, el cual indica la precisión al pronóstico que posee la red para detectar, localizar y cuantificar daños en la parrilla del puente Cañaveral.

Figura 32. Incidencia del error tipo A (detección fallida que la red considera real) en la detección de daños de la parrilla del puente Cañaverál

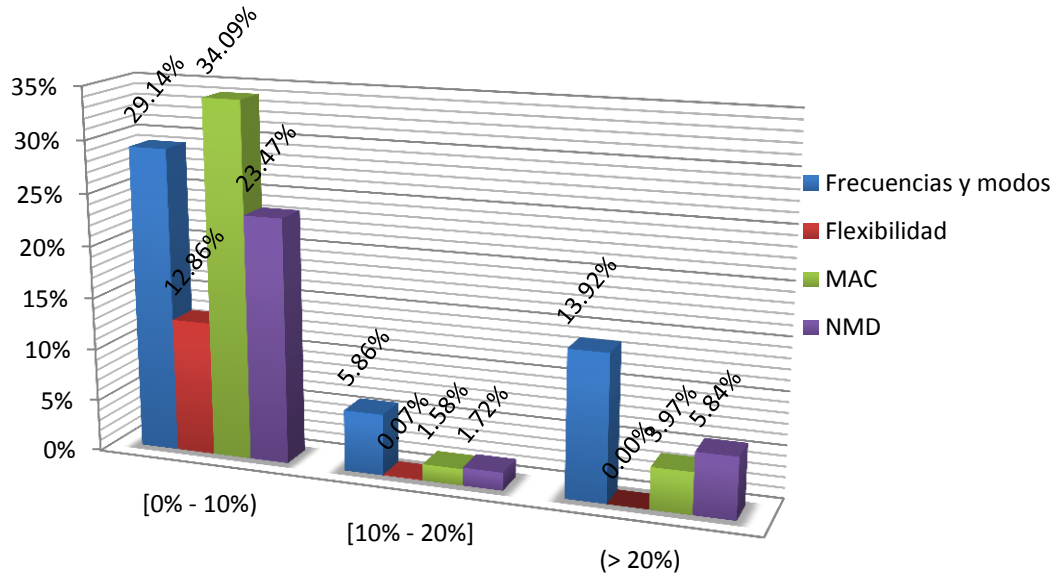
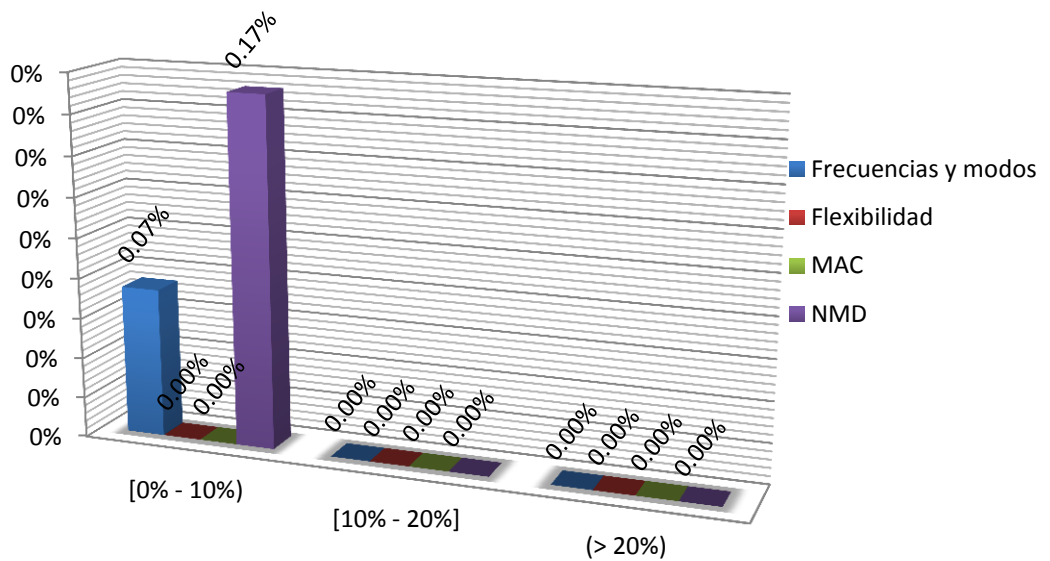


Figura 33. Incidencia del error tipo B (detección real que la red considera fallida) en la detección de daños de la parrilla del puente Cañaverál



6. CONCLUSIONES

Los resultados del análisis dinámico (frecuencias naturales) de la parrilla del puente Cañaveral se normalizaron una vez se fraccionó la estructura en 58 elementos. Este número de elementos se considera aceptable para tal estructura, debido a que las variaciones del porcentaje de error absoluto al comparar las frecuencias naturales de la misma, con dos configuraciones diferentes (fraccionada 48 y 58 elementos), es apenas del 0.31%.

El número de casos de daño, para llevar a cabo el entrenamiento de la red neuronal, que se consideró óptimo fue 348. Este número es suficiente para cubrir en gran parte el espectro de los posibles valores que representan los diferentes escenarios de daño en la estructura. Basados en esta premisa se generaron las matrices de entrada y salida a la red neuronal, cuyo tamaño por cada una es de [58x348] que corresponde a: 58 elementos en los cuales está fraccionada la estructura y 348 escenarios de daño. Estos vectores, que conforman dichas matrices, no fueron normalizados dividiéndose en el máximo valor, por el contrario, fueron normalizados a través del método de la pendiente de una línea recta para evitar la redundancia de los datos y proteger la integridad de los mismos. Este mismo criterio de normalización de datos debe tenerse presente cuando se genere la matriz de datos para la evaluación de la red neuronal.

El presente trabajo demuestra que es fiable para identificar, localizar y cuantificar daños en la parrilla del puente Cañaveral, utilizar una red neuronal artificial tipo Perceptron Multicapa entrenada con el algoritmo LM (Levenberg-Marquardt). Como entrada a la red se emplearon los siguientes cuatro índices de daño ordenados de mayor a menor eficiencia: 1) Flexibilidad, 2) MAC, 3) NMD, 4) Frecuencias naturales y modos de vibración, y como salida se empleó el vector de

daño que representa la disminución en tanto por ciento del módulo de elasticidad del elemento.

En promedio, ordenados de menor a mayor, se presenta la incidencia del error tipo A (detección fallida que la red considera real) en la detección de daños: 1) Flexibilidad (4.31%), 2) NMD (10.34%), 3) MAC (13.21%), 4) Frecuencias naturales y modos de vibración (16.31%); así mismo, se presenta la incidencia del error tipo B (detección real que la red considera fallida): 1) Flexibilidad (0.0%), 2) MAC (0.0%), 3) Frecuencias naturales y modos de vibración (0.02%), 4) NMD (0.06%).

En lo concerniente al rango de las reducciones del módulo de elasticidad de los elementos, como estrategia para disminuir la rigidez de los mismos, se ve reflejado en los resultados estadísticos que las redes neuronales propuestas son sensibles a variaciones mayores al 1% de su valor inicial. Es necesario hacer la salvedad que por ejemplo una variación del 10% del módulo de elasticidad de un elemento, indica que dicho elemento ha perdido en esa misma proporción su rigidez, en otras palabras, se está representando la severidad del daño.

Es importante tener claro el tamaño de la matriz de entrada que se le piensa presentar a la red neuronal, al igual que la sensibilidad de los datos que la conforman. Pequeñas diferencias en la misma, representan un mayor consumo computacional (capacidad de memoria y procesador), ocasionando un alto consumo de tiempo para llevar a cabo un entrenamiento. También es importante tener claro la configuración de neuronas de la red neuronal. Esta configuración no debe ser exagerada, por el contrario de buscar llegar a su mayor grado de simplicidad para evitar mayores exigencias y problemas computacionales. Para el caso de estudio el número de neuronas de la capa de entrada y salida corresponden al número de filas de las matrices de entrada y salida respectivamente, y el número de neuronas de la capa oculta o media es igual al

promedio del número de neuronas de la capa de entrada y salida, obteniendo resultados exitosos.

Finalmente, no existe ningún parámetro para configurar una red neuronal idónea para el problema que se está tratando, se debe emplear el método de prueba y error para lograr tal objetivo.

7. RECOMENDACIONES Y TRABAJOS FUTUROS

Cuando se vaya a realizar un modelo de elementos finitos para analizar su comportamiento dinámico, se sugiere encontrar el número óptimo de elementos en los cuales se debe discretizar la estructura y de esta forma asegurarse que los resultados tiendan a normalizarse para encontrar así mínimas variaciones en los mismos y evitar que estos alteren el análisis.

Se recomienda usar una red neuronal artificial cuando se pretende resolver problemas en los cuales la información que se necesita manejar es muy compleja, o la misma se encuentra incompleta.

El número de casos de daño para llevar a cabo el entrenamiento de una red neuronal artificial, debe obtenerse haciendo un barrido uniforme por todo el espectro de daño que puede ocurrirle a la estructura. Esta hipótesis se basa en la interpolación que realiza la red neuronal en el momento de evaluar escenarios de daño.

La matriz entrada y salida, que se le proporciona y que proporciona la red neuronal artificial respectivamente, debe encontrarse normalizada para evitar la redundancia de los datos y proteger la identidad de los mismos. Se recomienda normalizar estas matrices a través del método de la pendiente de una línea recta.

Se sugiere utilizar una red neuronal tipo Perceptron Multicapa entrenada con el algoritmo LM (Levenberg-Marquardt) como patrón para la identificación de parámetros desconocidos gracia a la eficiencia que posee y al mínimo requerimiento computacional que exige.

En aras de mejorar la técnica desarrollada en el presente trabajo de investigación que permite detectar daños en estructuras tipo parrilla, se propone generar ruidos en los datos que se introducen como entradas a la red neuronal, tener en cuenta el amortiguamiento de la estructura, y crear la posibilidad de general daños múltiples en la misma.

Finalmente, esta técnica se presenta como propuesta para ser implementada en Sistemas de Monitoreo de Salud Estructural (SMSE), a través de la utilización de sensores y máquinas computacionales que reduzcan tiempos y costos de diagnósticos de daños.

BIBLIOGRAFÍA

Acosta, J., Fernández, J., & Becerra, L. (2001). Aplicación de las redes neuronales para la identificación de un sistema no lineal. Un caso práctico. *XXII Jornadas de automática*. Bellaterra, Barcelona: Universidad Autónoma de Barcelona.

Baruch, M. (1978). Optimization procedure to correct stiffness and flexibility matrices using vibration test. *AIAA Journal Vol.16(11)*, 1208-1210.

Bernal, D. (2000). Extracting flexibility matrices from state space realizations. *Conference on system identification and structural health monitoring*, 127-135.

Borras Pinilla, C. (2001). *Pattern recognition in hydraulic backlash using neural network*. Norman, Oklahoma.

Caicedo, J. M. (2003). *Structural health monitoring of flexible civil structures*. St. Louis, Missouri.

Caicedo, J. M., & Dyke, S. J. (2005). Experimental validation of structural health monitoring for flexible bridge structures. *Structural control and monitoring, Vol. 12*, 425-443.

Caicedo, J. M., Marulanda, C., Thomson, J., & Dyke, S. J. (2001). Monitoring of Bridges to Detect Changes in Structural Health. *Proceedings of the American Control Conference*. Virginia.

Chang, F. (1999). Structural health monitoring. *Proceedings of the 2nd international workshop on structural health monitoring*. Lancaster, PA: Technomic Publishing Co.

Chopra, A. K. (1995). *Dynamics of Structures: Theory and Applications to Earthquake Engineering*. New Jersey: Prentice Hall.

Computers and Structures, I. (2009). SAP2000 Program, version .14.1.0. Berkeley, California, United States.

El-Borgi, S., Smaoui, H., Cherif, F., Bahlous, S., & Ghrairi, A. (2004). Modal identification and finite element model updating of a reinforced concrete bridge. *Emirates Journal for Engineering Research, Vol. 9, No. 2, 29-34*.

Ettouney, M., Daddazio, R., Hapij, A., & Aly, A. (1998). Health monitoring of complex structures. *Smart structures and materials 1999: industrial and commercial applications of smart structures technologies, proceedings of SPIE, 368-379*.

Fox C., H. (1992). The location of defects in structures: a comparison of the use of natural frequencies mode shape data. *Proceedings of the 10th IMAC, 522-528*.

Garcia Reyes, L. E. (1998). *Dinamica Estructural Aplicada al Diseño Sismico*. Bogota: Universidad de los Andes.

Gentile, C., & Gallino, N. (2007). Ambient vibration testing and structural evaluation of an historic suspension footbridge. *Advances in engineering software, 356-366*.

Giraldo, D. (2006). *A Structural Health Monitoring Framework for Civil Structures*. St. Louis, Missouri: Washington University.

Gómez A., I., Maldonado, E., & Chio Cho, G. (2011). Ambient vibration testing and updating of the finite element model of a simply supported beam bridge. *Frontiers of architecture and civil engineering in China*, Vol. 5, No.3, 344-354.

Gómez Araujo, I. (2010). *Caracterización dinámica experimental de puentes de hormigón simplemente apoyados a partir de mediciones de vibración ambiental*. Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander.

Gonzalez P., C. A., & Valdes G., J. (2008). Aplicación de un modelo de redes neuronales en la identificación del daño estructural. *Ciencia Ergo Sum*, 176-188.

Hagan, M. T., & Menhaj, M. (1994). Training feedforward networks with the Marquardt Algorithm. *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 5, No. 6, 989-993.

Hagan, M., Demuth, H., & Beale, M. (1995). *Neural Network Design*. Boston: PWS Publishing Company.

Hogue, T. D., Aktan, A. E., & Hoyos, A. (1991). Regional identification of constructed facilities. *Journal of structural engineering ASCE*, 128-148.

Hykin, S. (1999). *Neural Networks: a comprehensive foundation*. Hamilton, Ontario: Prentice-Hall.

Jaishi, B. (2005). *Finite element model updating of civil engineering structures under operational conditions*. Fuzhou, China.

Karimi, I., Khaji, N., Ahmadi, M. T., & Mirzayee, M. (2010). System identification of concrete gravity dams using neural networks based on an hybrid finite element-boundary element approach. *Engineering structures*, Vol. 32, No. 11, 3583-3591.

Leath, W., & Zimmerman, D. (1993). Analysis of neural network supervised training with application to structural damage detection. *Damage and control of large structures, Proceedings of the 9th vpi&su symposium*, 583-594.

Liang, R. Y., Jialou, H., & Choy, F. (1992). Theoretical study of crack - Induced eigenfrequency changes on beam structures. *Journal of engineering mechanical*, Vol. 118, No. 2, 384-396.

Maldonado Rondon, E., & Chio Cho, G. (1995). *Analisis de Estructuras I*. Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander.

Maldonado Rondón, E., & Chio Cho, G. (2004). *Análisis Sísmico de Edificaciones*. Bucaramanga: Ediciones Universidad Industrial de Santander.

Mannan M., A., & Richardson M., H. (1991). Detection and location of structural crack using FRF measurements. *Proceedings of the 9th IMAC*, 652-657.

Maurizi J., M., & Martin H., D. (2003). Tecnicas analitica y experimental para la deteccion y localizacion del daño en estructuras. *Mecanica computacional*.

Mayes, R. (1995). An experimental algorithm for detecting damage applied to the I-40 bridge over The Rio Grande. *Proceedings of the 13th international modal analysis conference*, 219-225.

Narkis, Y. (1994). Identification of cracks location in vibrating simply supported beams. *Journal of sound and vibration*, 549-558.

Natke, H., & Cempel, C. (1997). Model-Aided diagnosis based on symptoms. *Structural damage assessment using advanced signal processing procedures, proceedings of DAMAS 97*, 363-375.

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

Parloo, E., Guillaume, P., & Van, O. (2003). Damage assessment using mode shape sensitivities. *Mechanical systems and signal processing*, 499-518.

Pawar, P. M., Reddy, K. V., & Ganguli, R. (2007). Damage detection in beams using Spatial Fourier analysis and neural networks. *Journal of intelligent material systems and structures, Vol. 18, No. 4*, 347-359.

Paz, M. (2002). *Dinámica Estructural Teoría y Cálculo*. Barcelona: Reverté.

Perez J., M. (1994). *Detection and location of damage using modal properties*. Puerto Rico, Mayaguez: Universidad de Puerto Rico.

Raghavendrachar, M., & Aktan A., E. (1992). Flexibility by multi-reference impact testing for bridge diagnostics. *Journal of structural engineering*, 2186-2203.

Rochel Award, R. (1993). *Analisis matricial de estructuras*. Medellin: Universidad EAFIT.

Rytter, A. (1993). *Vibration based inspection of civil engineering structures*. Denmark: Aalborg Universitetsforlag.

Salawu O., S. (1997). Detection of structural damage through changes in frequency: A review. *Enginnering structures*, 718-723.

Salcedo Luna, J. (1983). *Analisis Avanzado de Estructuras*. Bucaramanga: Universidad Industrial de Santander.

Sauvik, B., Fabrizio, R., Ernesto, M., & Ajit, M. (2008). A wave propagation and vibration based approach for damage identification in structures components. *Journal of sound and vibration*, 167-183.

Srinivasan M., G., & Kot C., A. (1992). Effect of damage on the modal parameters of a cylindrical shell. *Proceedings of the 10th IMAC*, 529-535.

The Mathworks, I. (2009). MATLAB® R2010a. The Language of Technical Computing. Natick, Massachusetts, United Satates.

Uribe Escamilla, J. (1993). *Analisis de Estructuras*. Santafe fe Bogota: Ediciones Uniandes.

Vazquez T., D. E., Suarez, L. E., & Lopez, R. R. (2004). Identificación de daños en vigas de hormigon experimentales y analíticas utilizando metodologías modales. *Revista Internacioal de desastres naturales, accidentes e infraestructura civil*, 183.

West, W. (1984). Illustration of the use of modal assurance criterion to detect structural changes in an orbiter test specimen. *Proccedings air force conference on aircraft structural integrity*, 1-6.

Yeung W., T., & Smith J., W. (2005). Damage detection in bridges using neural networks for pattern recognition of vibration signatures. *Engineering of structures*, 685-698.

Zapico, J., Worden, K., & Molina, F. (2000). Structural damage assessment using naural networks. *Conference on system identification & structural health monitoring*, 387-396.

Zhao, J., Ivan, J. N., & DeWolf, J. T. (1998). Structural damage detection using artificial neural networks. *Journal infrastructure systems, ASCE*, 93-101.

Ziemianski, L., & Harpula, G. (1999). The use of neural networks for damage detection in eight storey frame structure. *VI Conference on neural networks and their applications*, (págs. 332-338). Zakopane.

ANEXOS

Anexo 1. Características geométricas de la parrilla del puente cañaveral

Elemento	Características		Representación gráfica
Viga sur (VS)	Long [m]	0.88	
	Sec. Transversal	T (te)	
	tw [m]	0.42	
	h [m]	0.50	
	bf [m]	2.55	
	tf [m]	0.20	
Riostra sobre pila (RP)	Long [m]	0.85	
	Sec. Transversal	Cuadrada	
	b [m]	0.45	
	h* [m]	1.10	
Riostra sobre estribo (RE)	Long [m]	0.85	
	Sec. Transversal	Cuadrada	
	b [m]	0.3	
	h* [m]	0.50	

Convenciones

tw: base alma b: base
h: altura alma h*: altura
bf: base patín
tf: altura patín

Anexo 2. Análisis de los modelos numéricos de la parrilla del puente Cañaveral, desarrollados en MATLAB® y en SAP2000©

MODO	10 ELE: INICIAL			20 ELE: 2 SEG/ELE			(10-20) % Er
	Frecuencia [Hz]		% Er	Frecuencia [Hz]		% Er	
	MATLAB	SAP2000		MATLAB	SAP2000		
1	5.0651	5.0664	0.02%	3.1978	3.1783	0.62%	58.39%
2	5.5685	5.5697	0.02%	3.4713	3.4525	0.54%	60.42%
3	5.6814	5.6468	0.61%	3.6578	3.6629	0.14%	55.32%
4	6.3915	6.3582	0.52%	3.7275	3.7328	0.14%	71.47%
5	7.3136	7.2812	0.45%	3.8897	3.8756	0.36%	88.02%
6	7.7301	7.7310	0.01%	3.8942	3.8959	0.04%	98.50%
7	7.8530	7.8196	0.43%	3.9362	3.9426	0.16%	99.51%
8	9.2154	9.2161	0.01%	4.1752	4.1559	0.46%	120.72%
9	9.8837	9.8238	0.61%	7.7444	7.7488	0.06%	27.62%
10	10.3985	10.3389	0.58%	8.3911	8.3950	0.05%	23.92%
11	11.1535	11.0987	0.49%	10.8659	10.8078	0.54%	2.65%
12	11.7823	11.7338	0.41%	11.1493	11.1519	0.02%	5.68%
13	17.4139	17.4143	0.00%	11.6516	11.5947	0.49%	49.45%
14	19.6010	19.6013	0.00%	12.5398	12.4858	0.43%	56.31%
15	27.2894	27.2896	0.00%	13.1475	13.1165	0.24%	107.56%
16	32.4728	32.4728	0.00%	13.1664	13.1444	0.17%	146.63%
17				13.1775	13.1494	0.21%	
18				13.5405	13.5142	0.19%	
19				13.6074	13.5910	0.12%	
20				16.4338	16.3567	0.47%	
21				16.9379	16.8546	0.49%	
22				18.1077	18.0170	0.50%	
23				18.9671	18.8676	0.53%	
24				20.6233	20.5082	0.56%	
25				20.6884	20.5723	0.56%	
26				20.9325	20.8190	0.55%	
MEDIA:			0.04%			0.24%	47.33%

Anexo 2. Análisis de los modelos numéricos de la parrilla del puente Cañaveral, desarrollados en MATLAB® y en SAP2000©

MODO	20 ELE: 2 SEG/ELE			32 ELE: 2 Y 5 SEG/ELE			(20-32) % Er
	Frecuencia [Hz]		% Er	Frecuencia [Hz]		% Er	
	MATLAB	SAP2000		MATLAB	SAP2000		
1	3.1978	3.1783	0.62%	3.2087	3.1891	0.61%	0.34%
2	3.4713	3.4525	0.54%	3.4884	3.4696	0.54%	0.49%
3	3.6578	3.6629	0.14%	3.7856	3.7903	0.13%	3.37%
4	3.7275	3.7328	0.14%	3.8850	3.8901	0.13%	4.05%
5	3.8897	3.8756	0.36%	3.9242	3.9057	0.48%	0.88%
6	3.8942	3.8959	0.04%	4.1414	4.1476	0.15%	5.97%
7	3.9362	3.9426	0.16%	4.2164	4.1973	0.46%	6.65%
8	4.1752	4.1559	0.46%	4.2227	4.2294	0.16%	1.13%
9	7.7444	7.7488	0.06%	7.4687	7.4792	0.14%	3.69%
10	8.3911	8.3950	0.05%	7.6188	7.6297	0.14%	10.14%
11	10.8659	10.8078	0.54%	7.9907	8.0031	0.15%	35.98%
12	11.1493	11.1519	0.02%	8.1145	8.1275	0.16%	37.40%
13	11.6516	11.5947	0.49%	10.2591	10.2009	0.57%	13.57%
14	12.5398	12.4858	0.43%	10.7206	10.7368	0.15%	16.97%
15	13.1475	13.1165	0.24%	10.8592	10.7997	0.55%	21.07%
16	13.1664	13.1444	0.17%	10.8804	10.8970	0.15%	21.01%
17	13.1775	13.1494	0.21%	11.2165	11.2346	0.16%	17.48%
18	13.5405	13.5142	0.19%	11.3254	11.3440	0.16%	19.56%
19	13.6074	13.5910	0.12%	11.5576	11.4964	0.53%	17.73%
20	16.4338	16.3567	0.47%	12.0184	11.9549	0.53%	36.74%
21	16.9379	16.8546	0.49%	13.1415	13.1622	0.16%	28.89%
22	18.1077	18.0170	0.50%	13.2684	13.2899	0.16%	36.47%
23	18.9671	18.8676	0.53%	13.3111	13.3002	0.08%	42.49%
24	20.6233	20.5082	0.56%	13.4259	13.4187	0.05%	53.61%
25	20.6884	20.5723	0.56%	13.4435	13.4438	0.00%	53.89%
26	20.9325	20.8190	0.55%	13.4464	13.4660	0.15%	55.67%
MEDIA:			0.24%			0.18%	10.80%

Anexo 2. Análisis de los modelos numéricos de la parrilla del puente Cañaveral, desarrollados en MATLAB® y en SAP2000©

MODO	32 ELE: 2 Y 5 SEG/ELE			48 ELE: 2 Y 9 SEG/ELE			(32-48) % Er
	Frecuencia [Hz]		% Er	Frecuencia [Hz]		% Er	
	MATLAB	SAP2000		MATLAB	SAP2000		
1	3.2087	3.1891	0.61%	3.2094	3.1898	0.62%	0.02%
2	3.4884	3.4696	0.54%	3.4882	3.4693	0.55%	0.01%
3	3.7856	3.7903	0.13%	3.8002	3.8049	0.12%	0.39%
4	3.8850	3.8901	0.13%	3.9033	3.9038	0.01%	0.47%
5	3.9242	3.9057	0.48%	3.9224	3.9083	0.36%	0.05%
6	4.1414	4.1476	0.15%	4.1726	4.1788	0.15%	0.75%
7	4.2164	4.1973	0.46%	4.2136	4.1944	0.46%	0.07%
8	4.2227	4.2294	0.16%	4.2592	4.2658	0.15%	0.86%
9	7.4687	7.4792	0.14%	7.6320	7.6423	0.13%	2.14%
10	7.6188	7.6297	0.14%	7.8019	7.8127	0.14%	2.35%
11	7.9907	8.0031	0.15%	8.2504	8.2628	0.15%	3.15%
12	8.1145	8.1275	0.16%	8.4114	8.4245	0.16%	3.53%
13	10.2591	10.2009	0.57%	10.3263	10.2677	0.57%	0.65%
14	10.7206	10.7368	0.15%	10.9142	10.8542	0.55%	1.77%
15	10.8592	10.7997	0.55%	11.4032	11.4197	0.14%	4.77%
16	10.8804	10.8970	0.15%	11.5937	11.5318	0.54%	6.15%
17	11.2165	11.2346	0.16%	11.6112	11.6282	0.15%	3.40%
18	11.3254	11.3440	0.16%	12.0414	11.9773	0.53%	5.95%
19	11.5576	11.4964	0.53%	12.1348	12.1530	0.15%	4.76%
20	12.0184	11.9549	0.53%	12.3490	12.3683	0.16%	2.68%
21	13.1415	13.1622	0.16%	13.3366	13.3266	0.08%	1.46%
22	13.2684	13.2899	0.16%	13.4349	13.4279	0.05%	1.24%
23	13.3111	13.3002	0.08%	13.4469	13.4443	0.02%	1.01%
24	13.4259	13.4187	0.05%	14.9595	14.9822	0.15%	10.25%
25	13.4435	13.4438	0.00%	15.1945	15.2175	0.15%	11.52%
26	13.4464	13.4660	0.15%	15.7225	15.7465	0.15%	14.48%
MEDIA:			0.18%			0.17%	1.18%

Anexo 2. Análisis de los modelos numéricos de la parrilla del puente Cañaveral, desarrollados en MATLAB® y en SAP2000©

MODO	48 ELE: 2 Y 9 SEG/ELE			58 ELE: 3 Y 10 SEG/ELE			(48-58) % Er
	Frecuencia [Hz]		% Er	Frecuencia [Hz]		% Er	
	MATLAB	SAP2000		MATLAB	SAP2000		
1	3.2094	3.1898	0.62%	3.2093	3.1897	0.61%	0.00%
2	3.4882	3.4693	0.55%	3.4893	3.4704	0.54%	0.03%
3	3.8002	3.8049	0.12%	3.8034	3.8082	0.12%	0.08%
4	3.9033	3.9038	0.01%	3.9065	3.9070	0.01%	0.08%
5	3.9224	3.9083	0.36%	3.9257	3.9116	0.36%	0.08%
6	4.1726	4.1788	0.15%	4.1763	4.1825	0.15%	0.09%
7	4.2136	4.1944	0.46%	4.2186	4.1994	0.46%	0.12%
8	4.2592	4.2658	0.15%	4.2631	4.2697	0.16%	0.09%
9	7.6320	7.6423	0.13%	7.6567	7.6672	0.14%	0.32%
10	7.8019	7.8127	0.14%	7.8273	7.8383	0.14%	0.32%
11	8.2504	8.2628	0.15%	8.2796	8.2921	0.15%	0.35%
12	8.4114	8.4245	0.16%	8.4419	8.4552	0.16%	0.36%
13	10.3263	10.2677	0.57%	10.3205	10.2618	0.57%	0.06%
14	10.9142	10.8542	0.55%	10.9270	10.8666	0.56%	0.12%
15	11.4032	11.4197	0.14%	11.4845	11.5014	0.15%	0.71%
16	11.5937	11.5318	0.54%	11.6316	11.5691	0.54%	0.33%
17	11.6112	11.6282	0.15%	11.6959	11.7133	0.15%	0.72%
18	12.0414	11.9773	0.53%	12.0932	12.0288	0.54%	0.43%
19	12.1348	12.1530	0.15%	12.2315	12.2502	0.15%	0.79%
20	12.3490	12.3683	0.16%	12.4505	12.4702	0.16%	0.82%
21	13.3366	13.3266	0.08%	13.9713	13.9569	0.10%	4.54%
22	13.4349	13.4279	0.05%	14.1547	14.1461	0.06%	5.09%
23	13.4469	13.4443	0.02%	14.2330	14.2306	0.02%	5.52%
24	14.9595	14.9822	0.15%	15.1484	15.1715	0.15%	1.25%
25	15.1945	15.2175	0.15%	15.3933	15.4169	0.15%	1.29%
26	15.7225	15.7465	0.15%	15.9469	15.9716	0.15%	1.41%
MEDIA:			0.17%			0.17%	0.31%

Anexo 3. Escenarios de daño generados y evaluados de manera aleatoria para la parrilla del puente cañaveral

ESCENARIO DE DAÑO # 38					
# DEL ELEMENTO	DAÑO REAL	FRECUENCIAS Y MODOS	FLEXIBILIDAD	MAC	NMD
		DAÑO DETECTADO			
1	1	1	1	1	1
2	1	0.98	1	1	1
3	1	1	1	1	1
4	1	1	1	1	1.01
5	1	1	1	1	1
6	1	1	1	1	1.01
7	1	1	1	1	1.01
8	1	1.01	1	1	1
9	1	1	1	1	1.01
10	1	1.01	1	1	1.01
11	1	1	1	1	1
12	1	1.01	1	1	1.01
13	1	1.01	1	1	1
14	1	1.01	1	1	1
15	1	1.01	1	1	1
16	1	0.99	1	1	1
17	1	1	1	1	1
18	1	1	1	1	1
19	1	1.01	1	1	1
20	1	1	1	1	1.01
21	1	1	1	1	1
22	1	1	1	1	1
23	1	1	1	1	1
24	1	1	1	1	1
25	1	1	1	1	1
26	1	1	1	1	0.97
27	1	1	1	1	1
28	1	1.03	1	1	1
29	1	1	1	1	0.99

Anexo 3. Escenarios de daño generados y evaluados de manera aleatoria para la parrilla del puente cañaveral

ESCENARIO DE DAÑO # 38					
# DEL ELEMENTO	DAÑO REAL	FRECUENCIAS Y MODOS	FLEXIBILIDAD	MAC	NMD
		DAÑO DETECTADO			
30	1	1	0.99	1	0.99
31	1	1	1	1	1
32	1	1	1	1	1
33	1	1	1	1	1
34	1	1	1.01	1	1
35	1	1	1	1	1
36	1	1	1	1	1
37	1	1	1	1	1
38	1	1	1	1	1
39	1	1	1	1	1
40	1	1	1	1	1
41	1	1.01	1	1	1
42	1	1	1	1	1
43	1	1	1	1	1
44	1	1	1	1	1
45	1	1	1	1	1
46	1	1.01	1.01	1	1
47	1	1	1	1	1
48	1	1	1	1	1
49	1	1	1	1	1
50	1	1	1	1	1.01
51	1	0.89	1	1	1
52	1	1	1	1	0.99
53	1	0.98	1	1	0.98
54	0.75	0.89	0.76	0.75	0.81
55	1	1	1	1	1
56	1	1	1	1	1
57	1	1	1	1	1
58	1	1	1	1	1