



**ALCALDIA DE MANIZALES**  
Oficina Municipal para la Prevención y Atención de Desastres



# **SISTEMA EXPERTO PARA LA TOMA DE DECISIONES DE HABITABILIDAD Y REPARABILIDAD EN EDIFICIOS DESPUÉS DE UN SISMO**

**Asociación Colombiana de Ingeniería Sísmica – AIS**



**Junio de 2003**



**Elaborado por:**  
**A I S**  
**Asociación Colombiana de Ingeniería Sísmica**

**Equipo de Trabajo**

**Martha Liliana Carreño T.**  
**Omar Darío Cardona A.**  
**Ana Campos García**

## TABLA DE CONTENIDO

1. INTRODUCCIÓN GENERAL.....	1
2. OBJETIVOS .....	1
2.1 OBJETIVO GENERAL .....	1
2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS .....	1
3. MARCO CONCEPTUAL SOBRE REDES NEURONALES ARTIFICIALES Y TEORÍA DE LOS CONJUNTOS DIFUSOS.....	2
3.1 REDES NEURONALES ARTIFICIALES .....	2
3.1.1 Características Generales .....	2
3.1.2 Aplicaciones .....	3
3.2 TEORÍA DE LOS CONJUNTOS DIFUSOS .....	3
3.2.1 Características Generales .....	4
3.2.2 Operaciones entre conjuntos difusos .....	6
3.2.3 Desfusificación .....	6
3.2.4 Aplicaciones .....	6
4. MODELO PROPUESTO PARA LA EVALUACIÓN DE DAÑO DESPUÉS DE UN EVENTO SÍSMICO.....	8
4.1 ESTRUCTURA DE LA RED NEURONAL ARTIFICIAL (ANN) .....	8
4.1.1 Capa de entrada .....	9
4.1.2 Capa intermedia .....	10
4.1.3 Capa de salida .....	11
4.2 APRENDIZAJE DE LA RED NEURONAL .....	12
4.3 BASES DE LAS REGLAS FUZZY .....	13
5. CONCLUSIONES.....	13
6. REFERENCIAS .....	15

## INDICE DE TABLAS

Tabla 3-1: Características matemáticas de los Conjuntos Difusos.....	4
Tabla 3-2: Operaciones entre conjuntos difusos .....	6
Tabla 4-1: Elementos estructurales de acuerdo con el sistema estructural .....	8
Tabla 4-2: Elementos No Estructurales .....	9
Tabla 4-3: Tabla comparativa de los índices de daño.....	12

## INDICE DE FIGURAS

Figura 3-1: Tipos de Funciones de Pertenencia.....	5
Figura 4-1: Funciones de pertenencia para las calificaciones lingüísticas .....	9
Figura 4-2: Estructura de la red neuronal propuesta.....	11
Figura 4-3: Procedimiento para hallar la Habitabilidad y Reparabilidad .....	14

## **1. INTRODUCCIÓN GENERAL**

En el caso de un sismo fuerte, debido a la magnitud del desastre, es necesario que el proceso de evaluación del daño en los edificios sea hecho por profesionales con experiencia en esta tarea y que estén familiarizadas con la ingeniería estructural. Cuando el daño en el área afectada es generalizado, los expertos locales en ingeniería estructural son insuficientes para hacer la totalidad de las evaluaciones. Profesionales inexpertos deben hacer parte del trabajo. Como consecuencia, es común la sobreestimación o subestimación del daño, llevando a la ocupación peligrosa o la demolición innecesaria de las edificaciones.

A pesar de la existencia de manuales de evaluación con completas descripciones de los diferentes niveles de daño, la información que se maneja es altamente subjetiva y depende de la percepción del evaluador en cada caso, por lo cual los evaluadores inexpertos tienden a calificar erróneamente los daños. Estos errores llevan a serias complicaciones, especialmente en el caso de edificios esenciales, como los hospitales. Los niveles de daño son clasificados en los manuales con calificaciones lingüísticas como leve, moderado, fuerte o severo, estos conceptos pueden tener diferentes significados dependiendo de la persona que los maneje, y no existen límites claramente definidos entre ellos. Motivado en esta problemática, éste trabajo propone un sistema experto para apoyar el proceso de evaluación de daños, usando herramientas como las redes neuronales artificiales y la teoría de conjuntos difusos.

## **2. OBJETIVOS**

### **2.1 OBJETIVO GENERAL**

La herramienta de inteligencia computacional aquí propuesta corresponde a una aplicación desarrollada en Visual Basic, que utiliza un modelo de evaluación basado en redes neuronales y lógica difusa. Este programa de computador puede servir de apoyo para la valoración del daño en edificaciones afectadas por sismos y puede orientar la identificación de las acciones de protección que deben realizarse en cada caso.

### **2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS**

- Elaboración de un sistema experto para la evaluación de daños, utilizando redes neuronales y la teoría de conjuntos difusos.
- Desarrollo de un programa de computador que le facilite a evaluadores inexpertos a obtener resultados correctos acerca del nivel de daño y de la habitabilidad de las edificaciones.
- Calibración del modelo (la red neuronal) para futura utilización, mediante bases de datos elaboradas después del sismo que afectó a las ciudades de Armenia y Pereira en enero de 1999.

### 3. MARCO CONCEPTUAL SOBRE REDES NEURONALES ARTIFICIALES Y TEORÍA DE LOS CONJUNTOS DIFUSOS

Las redes neuronales y la lógica difusa son algunos de los avances recientes más importantes del conocimiento. Mediante estas herramientas se ha intentado simular dos de las características más importantes con que cuenta el cerebro humano: la capacidad de aprendizaje y el poder procesar información incompleta o que no es precisa. Estas técnicas se han podido utilizar para la solución de problemas tanto científicos como de la vida diaria. Con una buena combinación de estas dos técnicas es posible un desarrollo tecnológico más amplio en diversos campos.

#### 3.1 REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Mediante esta técnica se intenta imitar el proceso de aprendizaje del cerebro humano. El cerebro esta formado por miles de millones de neuronas conectadas entre sí. Utiliza información que es percibida, transmitida hasta las neuronas, y allí procesada por ellas para dar una respuesta a cada uno de los diferentes estímulos. Cada neurona tiene tres partes: un cuerpo celular, una estructura de entrada (Dendrita) y una de salida (Axon). La mayoría de las terminales de los axones se conectan con las dendritas de otras neuronas (Sinápsis). El comportamiento de una neurona es el siguiente: recibe una señal de entrada con una fuerza determinada, dependiendo de ellas la neurona emite una señal de respuesta, las sinápsis pueden variar en fuerza, algunas pueden dar una señal débil y otras una fuerte. A una neurona pueden llegar miles de señales de entrada, cada una con una fuerza o peso diferente. Matemáticamente el comportamiento de la neurona puede representarse por una lista de sus señales de entrada que son multiplicadas por sus pesos respectivos y posteriormente sumados, el resultado es llamado nivel de activación de la neurona del cual depende la señal de salida que es enviada a cada una de las neuronas a las que esta conectada a ella.

Una red neuronal artificial (RNA) es un sistema compuesto de muchos elementos procesadores simples conectados en paralelo, cuya función es determinada por la estructura de la red, la fuerza en las conexiones y el procesamiento realizado por los elementos en los nodos (Jang,1997). Las RNA, igual que las personas, aprenden de la experiencia.

Uno de los primeros modelos de redes neuronales fue el Perceptron diseñado por Rosenblatt, el cual contaba con tres tipos de neuronas: sensoriales, asociativas y de respuesta. Las sensoriales tomaban entradas de fuera de la red, las unidades de respuesta llevaban señales fuera de la red al mundo externo y las asociativas eran exclusivamente internas. Estos tipos ahora son llamados unidades de entrada, de salida y ocultas. Rosenblatt desarrolló métodos para que la red alterara los niveles sinápticos de forma que la red aprendiera a reconocer niveles de entrada.

Después de los años 80 la inteligencia artificial se hizo más popular y aumento su campo de aplicación. Se han desarrollado algoritmos para modelar procesos mentales de alto nivel como la asociación de conceptos, deducción, inducción y razonamiento.

En 1986 Rumelhart y McClelland demostraron que algunos problemas imposibles para los Perceptrons simples pueden ser resueltos por redes multi-nivel con funciones de activación no lineales, utilizando procesos simples de entrenamiento (algoritmos Back-propagation).

##### 3.1.1 Características Generales

Pesos: Las redes neuronales pueden tener factores de peso adaptable o fijo. Las que tienen pesos adaptables emplean leyes de aprendizaje para ajustar el valor de la fuerza de interconexión con

otras neuronas. Si se utilizan pesos fijos, su tarea debe estar previamente definida. Los pesos son determinados a partir de una descripción completa del problema a tratar. Los pesos adaptables son muy importantes, ya que no se conoce de antemano su valor correcto.

**Aprendizaje:** Se utilizan dos tipos de aprendizaje: supervisado y no supervisado. En el primero se le proporciona a la red tanto la salida como la entrada correcta, y la red ajusta sus pesos para disminuir el error en la salida que ella calcula. Este tipo es utilizado principalmente en el conocimiento de patrones. En el aprendizaje no supervisado a la red se le proporcionan únicamente los estímulos, y la red ajusta los pesos de sus interconexiones utilizando solamente los estímulos y la salida calculada por la red. La forma de aprendizaje que se utiliza depende del tipo de problema que se intenta resolver.

**Fases de operación:** Se presentan dos fases en la operación de una red neuronal artificial: Entrenamiento y recuperación de lo aprendido. En la primera fase se le proporcionan estímulos de entrada y salida (según el caso), para que la red ajuste sus pesos de interconexión y minimice el error en la salida que calcula. En la segunda fase la red solamente calcula la respectiva salida. El aprendizaje de la red disminuye a medida que aumenta el número de veces que se usa.

**No son algorítmicas:** Las redes neuronales artificiales no se programan sólo para seguir una secuencia de instrucciones, sino que ellas mismas pueden generar sus propias reglas para aprender de su propia experiencia.

**Necesitan un patrón:** Las redes neuronales no son capaces de reconocer nada que no tenga algún tipo de patrón. Son muy buenas resolviendo problemas de asociación, evaluación y reconocimiento de patrones.

### 3.1.2 Aplicaciones

Las redes neuronales pueden ser de diferentes modelos de aprendizaje y tipologías dependiendo del uso que se espere darle a cada una. Pueden ser aplicadas a diferentes campos tales como: Control de eficiencia de máquinas, reconocimiento de firmas, reconocimiento de blancos mediante sonares, predicciones en el tiempo, decisiones, análisis de inversiones, monitoreo, mercadotecnia, planeación estratégica, diagnóstico, diseño, optimización y en aplicaciones (recientemente) de Ingeniería Civil como la valoración de efectos sísmicos, solución de problemas de gerencia de construcción, control activo estructural y diagnósticos de daño (Paolucci, 2000).

Una aplicación reciente ha sido en el pronóstico de caudales diarios y en el cálculo del nivel de agua en ciertos sitios en la época de crecida del río Iguaçu.

En el sector industrial las redes neuronales son ampliamente utilizadas empleando modelos de ingeniería que incluyen conocimiento científico y tecnológico en la industria, cervecera, química, aérea, alimentaria, del acero, vidrio, cemento y telecomunicaciones.

## 3.2 TEORÍA DE LOS CONJUNTOS DIFUSOS

La matemática de los conjuntos difusos, como su nombre lo indica, trabaja con conjuntos que no tienen límites perfectamente definidos, es decir, la transición entre la pertenencia y no-pertenencia de una variable a un conjunto es gradual. Se caracteriza por las funciones de pertenencia, que dan flexibilidad a la modelación utilizando expresiones lingüísticas, tales como mucho, poco, leve, severo, escaso, suficiente, caliente, frío, joven, viejo, etc. Surgió de la necesidad de solucionar problemas complejos con información imprecisa, para los cuales la matemática y lógica

tradicionales no son suficientes (Cornelius,1998). La lógica difusa es un lenguaje que permite trasladar sentencias sofisticadas del lenguaje natural a un formalismo matemático.

La lógica difusa fue inventada en 1960 por Lotfi Zadeh, guiado por el principio de que las matemáticas pueden ser usadas para encadenar el lenguaje con la inteligencia humana. Algunos conceptos pueden ser mejor definidos con palabras, los conjuntos difusos ayudan a construir mejores modelos de la realidad.

### 3.2.1 Características Generales

Conjunto Difuso: Expresa el grado de pertenencia al conjunto que tiene cada uno de los elementos. El conjunto difuso  $A$  en  $X$  puede definirse como el conjunto de los pares ordenados:

$$A = \{(x, \mu_A(x)) | x \in X\}, \quad \text{Donde } \mu_A(x) \text{ es la función de pertenencia al conjunto difuso.}$$

Funciones de pertenencia: Esta da para cada elemento de  $X$  un grado de membresía al conjunto  $A$ . El valor de esta función está en el intervalo entre 0 y 1, siendo 1 el valor para máxima pertenencia. Si el valor de esta función se restringiera solamente a 0 y 1, se tendría un conjunto clásico, o no-difuso. Esta función no es única. Las funciones utilizadas más frecuentemente son las de tipo trapezoidal, singleton, triangular, S, exponencial, tipo  $\Pi$  (forma de campana). En la Figura 3-1 se presentan diferentes tipos de funciones de pertenencia.

Apoyo: En un conjunto difuso  $A$  es el conjunto de todos los puntos  $x$  para los cuales la función de pertenencia ( $\mu_A(x)$ ) es mayor que cero.

Centro: En un conjunto difuso  $A$  es el conjunto de todos los puntos para los cuales la función de pertenencia ( $\mu_A(x)$ ) es igual a 1.

Normalidad: Un conjunto difuso es normal si siempre existe un punto para el cual la función de pertenencia es 1, es decir el *centro* no está vacío.

Puntos de Crossover: Son los puntos del conjunto difuso para los cuales  $\mu_A(x)=0.5$

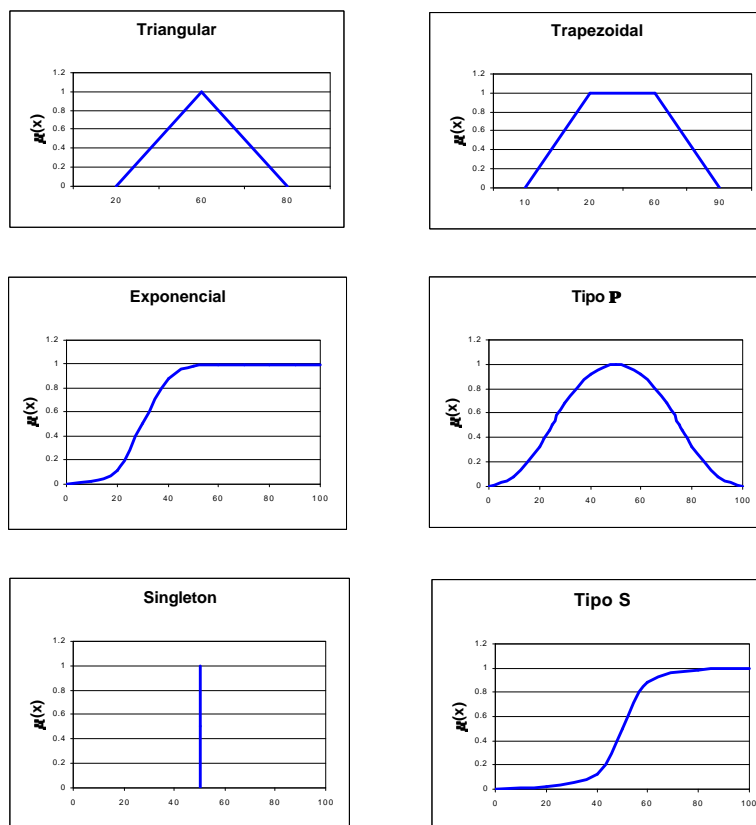
Difuso simple (Singleton): Es el conjunto difuso para el cual el *apoyo* es solamente un punto, en el cual el valor de la función de pertenencia es 1.

En la Tabla 3-1 se encuentran algunas características matemáticas de los conjuntos difusos.

**Tabla 3-1: Características matemáticas de los Conjuntos Difusos**

Característica Matemática	Definición
<b>a-corte</b>	$A_a = \{x   \mu_A(x) \geq a\}$
<b>a-corte marcado</b>	$A'_a = \{x   \mu_A(x) > a\}$
<b>Convexidad</b>	<p>Un conjunto es convexo si y solo si para cualesquiera <math>x_1, x_2 \in X</math> y cualquier <math>\lambda \in [0,1]</math> se cumple que:</p> $\mu_A(\lambda x_1 + (1-\lambda)x_2) \geq \min\{\mu_A(x_1), \mu_A(x_2)\}$ <p>Se dice que un conjunto es convexo si todos su conjuntos de nivel <math>a</math> son convexos.</p>

Característica Matemática	Definición
<b>Números Difusos</b>	Es un conjunto difuso en la recta real ( $R$ ) que satisface las condiciones de normalidad y convexidad.
<b>Ancho de conjuntos difusos normales y convexos</b>	Esta definido como la distancia entre los dos únicos puntos de crossover $Ancho(A) =  x_2 - x_1 $ , donde $m_A(x_1) = m_A(x_2) = 0.5$
<b>Simetría</b>	Un conjunto difuso es simétrico si alrededor de un punto $x=c$ se cumple $m_A(c+x) = m_A(c-x)$ , para todo $x \in X$
<b>Conjunto difuso abierto a la derecha</b>	Un conjunto difuso $A$ es abierto a la derecha si cumple que: $\lim_{x \rightarrow -\infty} m_A(x) = 1$ y $\lim_{x \rightarrow +\infty} m_A(x) = 0$
<b>Conjunto difuso abierto a la izquierda</b>	Un conjunto difuso $A$ es abierto a la izquierda si cumple que: $\lim_{x \rightarrow -\infty} m_A(x) = 0$ y $\lim_{x \rightarrow +\infty} m_A(x) = 1$
<b>Conjunto difuso cerrado</b>	Un conjunto difuso $A$ es cerrado si cumple que: $\lim_{x \rightarrow -\infty} m_A(x) = \lim_{x \rightarrow +\infty} m_A(x) = 0$



**Figura 3-1: Tipos de Funciones de Pertenencia**



### 3.2.2 Operaciones entre conjuntos difusos

En los conjuntos difusos son aplicables las tres operaciones básicas de los conjuntos clásicos (unión, intersección y complemento). En la Tabla 3-2 se encuentran algunas de las operaciones básicas de los conjuntos difusos.

**Tabla 3-2: Operaciones entre conjuntos difusos**

Operación	Definición
<b>Contención o Subconjunto</b>	A es subconjunto de B si y solo si $m_A(x) \leq m_B(x)$ , para todo x. $A \subseteq B \Leftrightarrow m_A(x) \leq m_B(x)$
<b>Unión</b>	La unión de los conjuntos difusos A y B es el conjunto difuso C, y se escribe como $C = A \cup B$ o $C = A \text{ OR } B$ , su función de pertenencia está dada por $m_C(x) = \max(m_A(x), m_B(x)) = m_A(x) \vee m_B(x)$
<b>Intersección</b>	La intersección de los conjuntos difusos A y B es el conjunto difuso C, y se escribe como $C = A \cap B$ o $C = A \text{ AND } B$ , su función de pertenencia está dada por $m_C(x) = \min(m_A(x), m_B(x)) = m_A(x) \wedge m_B(x)$
<b>Complemento (negación)</b>	El complemento del conjunto difuso A, denotado por $\bar{A}$ ( $\emptyset A$ , NOT A), se define como $m_{\bar{A}}(x) = 1 - m_A(x)$
<b>Producto Cartesiano</b>	Si A y B son conjuntos difusos en X y Y, el producto cartesiano de los conjuntos A y B $A \times B$ en el espacio $X \times Y$ tiene la función de pertenencia $m_{A \times B}(x, y) = \min(m_A(x), m_B(y))$
<b>Co-producto Cartesiano</b>	$A + B$ en el espacio $X \times Y$ tiene la función de pertenencia $m_{A+B}(x, y) = \max(m_A(x), m_B(y))$

### 3.2.3 Desfusificación

Los problemas basados en conjuntos difusos se originan de la utilización de calificaciones lingüísticas. Luego de formar los conjuntos difusos correspondientes a un determinado problema, es necesario obtener una respuesta de estos. En muchos casos es importante que esta respuesta no sea difusa y se debe pasar de una respuesta difusa a una que no lo es. Para lograr esto se ha desarrollado el concepto de Desfusificación. Se han propuesto varios métodos para lograr esta transformación. El método de desfusificación debe ser escogido de acuerdo con la aplicación que se desea hacer (Jang, 1997).

### 3.2.4 Aplicaciones

La teoría de conjuntos difusos ha sido ampliamente aplicada en campos como: la Medicina, Economía, Ecología y Biología. Se ha empleado en empresas de producción de artículos eléctricos y electrónicos como una herramienta de control, se ha utilizado para el desarrollo de procesadores y computadoras.

Los conjuntos difusos son usados para toma de decisiones y estimaciones en Sistemas de Control como son: aire acondicionado, control de automóviles y controladores en sistemas industriales.

El país en el que se ha desarrollado más el uso de la lógica difusa es Japón, donde se encuentra aplicada a múltiples sistemas como son el Metro de la ciudad de Sendai (desde 1987), enfoque automático de cámaras fotográficas y filmadoras digitales, máquinas aspiradoras, máquinas de lavado que evalúan la carga y ajustan por sí mismas la temperatura del agua, cantidad de detergente y el ciclo de lavado, televisores SONY que ajustan automáticamente el brillo, el contraste y las tonalidades de color. En tecnología automotriz, en los vehículos NISSAN con transmisión automática. Así como también la industria MITSUBISHI que la aplica en el control de ascensores. En los Estados Unidos, también, la compañía OTIS también está desarrollando aplicaciones a esta industria.

En general la lógica difusa es aplicada en cualquier campo donde sea muy difícil o casi imposible crear un modelo, en sistemas controlados por expertos humanos, en sistemas donde se tienen entradas y salidas que son continuas y complejas, en sistemas que utilizan observaciones humanas como entradas o reglas básicas, y en cualquier sistema en el cual se trabaje con conceptos vagos o imprecisos.

En el campo de la Ingeniería Civil, la lógica difusa está siendo aplicada también en control de cierre de compuertas en presas (Chile), control de tráfico (Puerto Rico), control de secaderos de hoja de tabaco (Cuba), control de balanceo en puentes grúa control de nivel de líquidos en contenedores y se espera que su aplicación se generalizará de manera muy notable en los próximos años.

#### 4. MODELO PROPUESTO PARA LA EVALUACIÓN DE DAÑO DESPUÉS DE UN EVENTO SÍSMICO

En el modelo que se propone en éste trabajo se decidió hacer uso de la lógica difusa debido a que la información que se maneja es incompleta y subjetiva. La evaluación post-sísmica del daño utiliza calificaciones lingüísticas cualitativas que pueden ser manejadas apropiadamente con los conjuntos difusos. Por otro lado, una red neuronal artificial puede ser usada para calibrar el sistema utilizando el criterio de especialistas. Esto posibilita el uso de estas herramientas para la evaluación del daño por inexpertos. Para el desarrollo del modelo se tuvieron en cuenta varios manuales de evaluación existentes, tales como los desarrollados en México (Rodríguez, 1995), (SMIS, 1998), Japón (CENAPRED, 1996), Estados Unidos (ATC, 1989), Italia (Goretti, 2001), Macedonia (antigua Yugoslavia) (IZIIS, 1985), la metodología usada después del sismo de 1999 en Colombia (Campos, 1999) y la metodología desarrollada para la ciudad de Bogotá también en Colombia (AIS, 2002). Además varios miembros de la Asociación Colombiana de Ingeniería Sísmica apoyaron técnicamente éste trabajo. El modelo ha sido implementado en Visual Basic 6.0. El programa es de uso amigable al usuario, y ofrece ayudas al evaluador, tales como fotografías y descripciones de los tipos de daños.

##### 4.1 ESTRUCTURA DE LA RED NEURONAL ARTIFICIAL (ANN)

La ANN tiene tres capas. Las variables en la capa de entrada de la red neuronal son agrupadas en 4 tipos, elementos estructurales (EE), no estructurales (NE), condiciones del suelo (CS), y condiciones preexistentes (CP). Cada una contribuye con información a una neurona intermedia, la cual corresponde al grupo de variables al que pertenece. El número de neuronas de entrada o de variables en el modelo, no es constante. Este número depende del sistema estructural que se evalúa y de la importancia de los diferentes grupos de variables seleccionados para la evaluación.

En la Tabla 4-1 se ve como las variables de entrada cambian de acuerdo con el sistema estructural. Se asigna una calificación dependiendo del daño observado, usando cinco posibles niveles de daño que son tratados como conjuntos difusos. Para elementos estructurales y no estructurales los niveles corresponden a las siguientes calificaciones lingüísticas: ninguno o muy leve (N), leve (L), moderado (M), fuerte (F) y severo (S) o destrucción. La Figura 4-1 ilustra las funciones de pertenencia para estas calificaciones lingüísticas. Los conjuntos difusos son basados en índices de daño seleccionados, de los cuales se hablará más adelante.

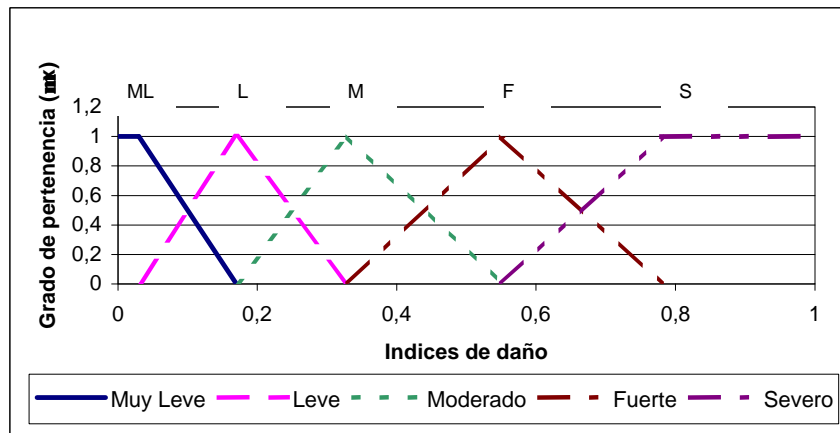
**Tabla 4-1: Elementos estructurales de acuerdo con el sistema estructural**

Sistema Estructural	Elementos Estructurales
Pórticos en concreto reforzado (con) muros de cortante	Columnas/muros, vigas, nudos y entrepisos
Pórticos de acero o madera	Columnas, vigas, conexiones y entrepisos
Mampostería No reforzada/ Reforzada/Confinada	Muros de soporte y entrepisos
Muros de bahareque o tapia	Muros de soporte y entrepisos

El daño en los elementos no estructurales no pone en peligro la estabilidad del edificio, pero puede representar un peligro para la seguridad de los ocupantes. Los elementos no estructurales están divididos en dos grupos: elementos comunes y elementos opcionales. La Tabla 4-2 presenta esta clasificación.

**Tabla 4-2: Elementos No Estructurales**

Elementos Comunes	Muros divisorios Muros de fachada Escaleras
Elementos Opcionales	Cielo rasos y luminarias Instalaciones Cubierta Tanques elevados



**Figura 4-1: Funciones de pertenencia para las calificaciones lingüísticas**

Las variables de condiciones del suelo y preexistentes son valorados utilizando calificaciones lingüísticas, de acuerdo con el estado observado en el momento de la evaluación. Las calificaciones lingüísticas son: muy buenas (MB), buenas (B), regulares (R), malas (M), y muy malas (MM). En las condiciones del suelo se incluyen variables relacionadas con la ocurrencia de deslizamientos y licuación del suelo. Las condiciones preexistentes se refieren a la calidad de los materiales de construcción, irregularidades en planta y altura del edificio, y la configuración del sistema estructural.

En la capa oculta o intermedia, se obtiene un índice para cada grupo de variables por medio de la agregación y defusificación. Teniendo en cuenta los cuatro índices, es posible definir en la capa de salida el daño en el edificio utilizando una base de reglas difusas con las valoraciones del daño estructural y no estructural. La habitabilidad del edificio es obtenida teniendo en cuenta las condiciones del suelo, y finalmente utilizando las condiciones preexistentes se define el nivel de reparación necesario para el edificio. De éste modo, éste sistema puede dar recomendaciones sobre la habitabilidad y reparabilidad del edificio. Así con éste sistema puede llegarse a resultados como "habitabile con reparaciones menores", "restringido: utilizable después de reparación", o "peligroso: posible demolición".

#### 4.1.1 Capa de entrada

Los conjuntos difusos para cada variable  $i$  (columnas, muros o vigas), en la capa de entrada, son obtenidos de las calificaciones lingüísticas del daño dadas por los evaluadores  $D_j$  en cada nivel  $j$  y su extensión  $w_j$ . La extensión del daño (porcentaje de elementos de un tipo en cada nivel de daño)

varia de 0 a 100 y es normalizado, Ecuación (1). La calificación acumulada del daño en cada variable  $D_i$  es obtenida con la unión de los conjuntos difusos escalados, teniendo en cuenta las funciones de pertenencia del daño  $\mu_{D_i}(D_i)$  y su extensión o peso (asignada por el evaluador). La unión entre conjuntos difusos está definida por la máxima dependencia, esto es mas claro en las ecuaciones (2) y (3). Por medio de la desfusificación, usando el método del centroide de área (COA), se obtiene un índice de calificación  $C_i$  para cada variable de cada grupo de neuronas. En la Ecuación (4) describe el método de desfusificación utilizado.

$$w_j = \frac{D_j}{\sum_N D_j}, \sum_N w_j = 1 \quad (1)$$

$$D_i = (D_N \cup D_L \cup D_M \cup D_F \cup D_S) \quad (2)$$

$$\mu_{D_i}(D) = \max(w_{N,i} * \mu_{D_N}(D_{N,i}), \dots, w_{S,i} * \mu_{D_S}(D_{S,i})) \quad (3)$$

$$C_i = \left[ \max(w_{N,i} * \mu_{D_N}(D_{N,i}), \dots, w_{S,i} * \mu_{D_S}(D_{S,i})) \right]_{centroide} \quad (4)$$

Cada variable tiene predefinidas las funciones de pertenencia básicas de los conjuntos difusos correspondientes a los cinco niveles de daño posibles. Las calificaciones lingüísticas cambian en cada caso como se mencionó antes.

#### 4.1.2 Capa intermedia

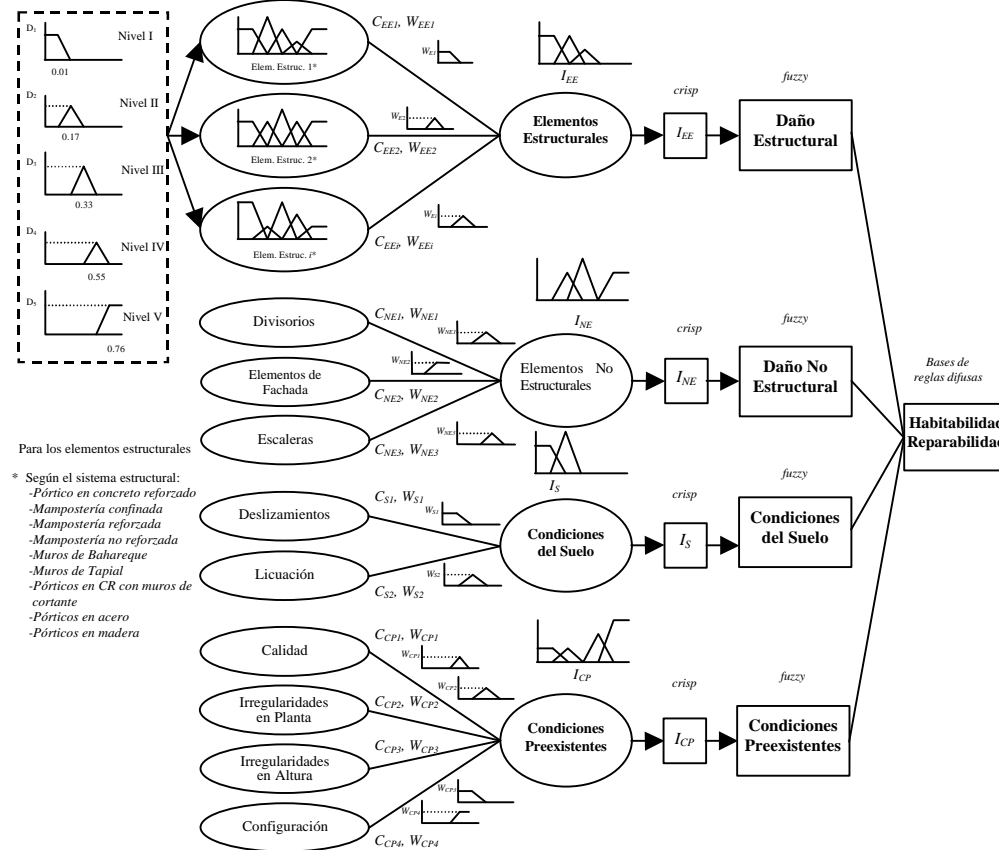
En esta capa se tienen cuatro neuronas, que corresponden a cada uno de los grupos de variables: elementos estructurales, elementos no estructurales, condiciones del suelo y condiciones preexistentes. En la Figura 4-2 se presenta un esquema general del proceso de evaluación.

En este modelo de red neuronal las neuronas de entrada no influyen sobre todas las neuronas intermedias, solo lo hacen sobre la neurona que corresponde al grupo de variables al que pertenecen. Los valores de entrada de estas 4 neuronas son las calificaciones  $C_i$  obtenidas para cada variable de cada grupo de neuronas y su peso  $W_{hi}$  o el grado de importancia dados por el evaluador de acuerdo con su criterio. Estos pesos son normalizados y calibrados por medio de una función de aprendizaje de la que se hablará más adelante. Para el proceso de entrenamiento, los valores iniciales han sido definidos teniendo en cuenta el criterio de expertos. Con estas calificaciones y pesos de cada variable  $i$  se obtiene un índice global para cada grupo  $k$ , por medio de la unión y desfusificación de los conjuntos difusos escalados. Esto se hace con las funciones de pertenencia  $\mu_{C_{ki}}(C_{ki})$  y los pesos  $W_{ki}$  como se indica en las Ecuaciones (5) y (6).

$$\mu_{CEE}(C) = \max(W_{EE1} * \mu_{C_{EE1}}(C_{EE1}), \dots, W_{EEi} * \mu_{C_{EEi}}(C_{EEi})) \quad (5)$$

$$I_{EE} = \left[ \max(W_{EE1} * \mu_{C_{EE1}}(C_{EE1}), \dots, W_{EEi} * \mu_{C_{EEi}}(C_{EEi})) \right]_{centroide} \quad (6)$$

Las variables de condiciones del suelo y preexistentes pueden ser tomadas o no en cuenta dentro de la evaluación, dependiendo de su importancia en los resultados, esto hace que en algunos casos la habitabilidad y reparabilidad puedan ser obtenidas únicamente a partir del daño estructural y no estructural.



**Figura 4-2: Estructura de la red neuronal propuesta**

#### 4.1.3 Capa de salida

En esta capa se obtienen índices globales para los elementos estructurales, no estructurales, condiciones del suelo y preexistentes, y corresponden a una calificación lingüística final en casa caso. El nivel de daño es obtenido de acuerdo con la proximidad del valor del índice obtenido a la función de daño de referencia. Los niveles para los elementos estructurales y no estructurales son definidos de igual forma que antes, como: ninguno, leve, moderado fuerte y severo. También para las condiciones preexistentes y del suelo se definen así: muy buenas, buenas, regulares, malas y muy malas. En esta capa el proceso de entrenamiento tiene lugar, los índices que identifican cada nivel cualitativo (centro del cluster) cambian de acuerdo con los índices calculados en cada evaluación que se hace con la red y con una tasa de aprendizaje. Esta última determina la velocidad de entrenamiento de la red. El procedimiento de aprendizaje es descrito en el siguiente apartado. Después de hallar las calificaciones finales utilizando bases de reglas difusas se determinan el daño global en el edificio, su habitabilidad y reparabilidad. En secciones posteriores se explicará este procedimiento.

## 4.2 APRENDIZAJE DE LA RED NEURONAL

La red neuronal es calibrada en la capa de salida cuando se definen las funciones de daño en relación la matriz de índices de daño. Para dar inicio a este proceso se le dio un punto de partida a la red, se definió un valor inicial para cada nivel de daño. Para la determinación de estos índices iniciales han sido considerados los propuestos por el ATC-13 (ATC, 1985), Park, Ang y Wen (Park, 1984), las curvas de fragilidad usadas por HAZUS-99 (FEMA, 1999) y los índices utilizados por Sánchez-Silva y García (Sánchez-Silva y García, 2001). Los valores de los índices iniciales corresponden a los centroides de área de cada función de pertenencia a cada nivel de daño. La Tabla 4-3 presenta una comparación entre los índices aquí propuestos, los de Park, Ang y Wen y los de Sánchez-Silva y García.

**Tabla 4-3: Tabla comparativa de los índices de daño**

Nivel de daño	Park, Ang y Wen	Sánchez y García	Propuestos
Muy leve	< 0.1 0.07	0.10	0.07
Leve	0.10 – 0.25 0.175	0.20	0.17
Moderado	0.25 – 0.40 0.325	0.35	0.33
Severo	0.40 – 0.80 0.6	0.60	0.55
Destrucción	>0.80 0.8	0.90	0.76

Los índices iniciales para la matriz de daño están basados en los índices de Park, Ang y Wen, dado que estos han sido calibrados con diferentes estudios y daños de terremotos reales y son los que cuentan con mayor aceptación. Sus autores consideran la existencia de colapso desde 0.8, mientras que Stone y Taylor (Stone, 1993) lo proponen a partir de 0.77. Considerando esto se tomó 0.76 como valor para el índice del nivel de destrucción o colapso. En la elección de los índices de los niveles severo y moderado se ha intentado ser conservativos, dado la intensa discusión sobre estos para reducir su valor.

La calibración se hace por nivel de daño y sólo para los índices correspondientes a los grupos de variables considerados en cada evaluación que calibra el sistema. En la capa de salida el aprendizaje utiliza el algoritmo de Kohonen, como se ve en la Ecuación (7).

$$I_{kj}(t+1) = I_{kj}(t) + \alpha(t)[I_{kj}(t) - I_{kj}] \quad (7)$$

donde  $I_{kj}$  es el valor del índice de un grupo de variables  $k$  que se recalcula considerando una tasa de aprendizaje  $\alpha$  y la diferencia entre el índice resultante de la presente evaluación y el índice previo en cada nivel de daño  $j$ . En la Ecuación (8) se define la tasa de aprendizaje de la Ecuación (7).

$$\alpha(t) = 0.1 * \text{Exp}(-0.1 * t) \quad (8)$$

donde  $t$  es el número de veces que el índice o peso que se calibra ha sido usado. Para el entrenamiento de la red se utilizaron las evaluaciones hechas después del terremoto del Quindío

en Colombia en 1999. En el entrenamiento no se tuvieron en cuenta sistemas estructurales como pórticos en madera y acero, esto debido a la ausencia de estos sistemas estructurales en la zona afectada por el sismo. Se utilizaron pocos edificios con pórticos en concreto reforzado con muros de cortante, esto debido al reducido número de evaluaciones de estructuras de este tipo.

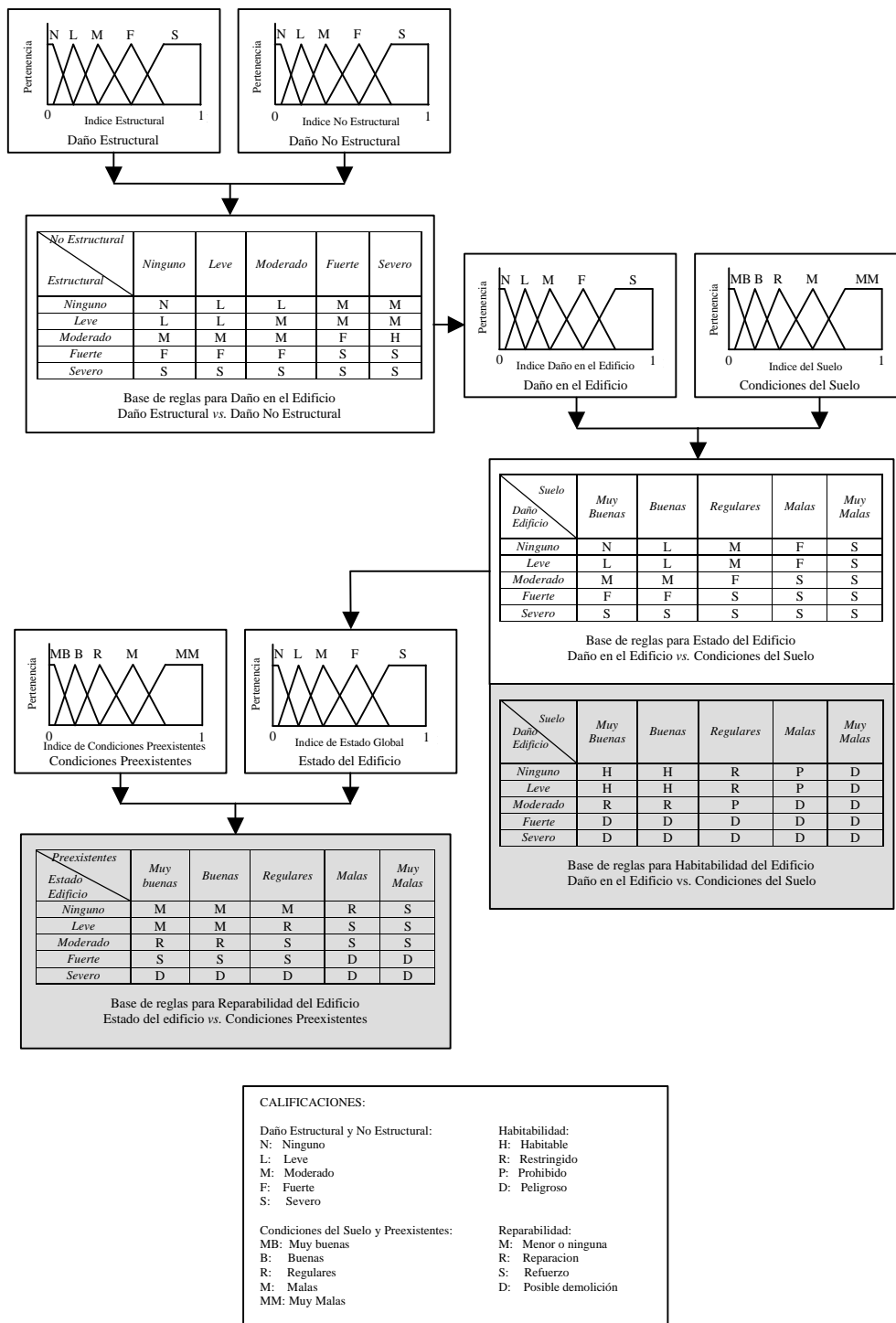
#### 4.3 BASES DE LAS REGLAS FUZZY

La habitabilidad y reparabilidad del edificio que se evalúan son estimadas basándose en el nivel de daño de los elementos estructurales y no estructurales, el estado del suelo y las condiciones preexistentes. La Figura 5-1 ilustra el uso de reglas difusas para estas estimaciones. El nivel de daño global del edificio es deducido a partir de los resultados de daño estructural y no estructural; y tiene cinco posibles calificaciones: ninguno, leve, moderado, fuerte y severo. El estado global del edificio y la habitabilidad son estimados teniendo en cuenta el daño global del edificio y las condiciones del suelo en dos diferentes bases de reglas difusas. La habitabilidad puede ser clasificada en cuatro niveles: habitable, uso restringido, entrada prohibida y peligroso. La rehabilitación depende de otra base de reglas que contempla las condiciones preexistentes de la edificación, aquí se contribuye a definir la factibilidad técnica y económica de una reparación. La rehabilitación tiene cuatro posibles niveles: ninguna o reparaciones menores, reparación, refuerzo, y posible demolición, estos niveles son identificados usualmente con colores en los manuales de evaluación, así: verde, amarillo, naranja y rojo. Para cada edificio que se evalúa con este sistema es posible ayudar en dos decisiones críticas que son básicas en la fase de respuesta a la emergencia después de ocurrido un sismo fuerte.

#### 5. CONCLUSIONES

- Después de una completa revisión de los diferentes manuales para evaluación post-sísmica de daño, se propone un sistema experto innovador que apoye el proceso de evaluación. Para el desarrollo de esta herramienta se han tenido en cuenta las ventajas y desventajas de cada uno de los métodos.
- El sistema experto fue desarrollado utilizando técnicas de inteligencia artificial como las redes neuronales artificiales y la teoría de conjuntos difusos. Este tipo de herramientas es apropiado en esta práctica, debido al carácter subjetivo de la evaluación de los daños y que la información suele ser incompleta.
- Evaluaciones hechas por ingenieros expertos después del terremoto del Quindío, en Colombia, en 1999, han sido utilizadas para el entrenamiento del sistema.
- Se confirmó la necesidad de tener un método preestablecido para la evaluación del daño en edificios en caso de un sismo fuerte en ciudades ubicadas en zonas de amenazas sísmica considerable.
- El uso de herramientas de inteligencia artificial en la ingeniería civil ha tenido muy poca difusión, es recomendable promover su uso para dar soluciones adecuadas y rápidas a problemas en este campo del conocimiento.





**Figura 5-1: Procedimiento para hallar la Habitabilidad y Reparabilidad**

## 6. REFERENCIAS

- AIS, Asociación Colombiana de Ingeniería Sísmica (2002). Guía Técnica para Inspección de Edificaciones Después de un Sismo". Manual de Campo. Bogotá, D.C., Colombia.
- Applied Technology Council (1989). Procedures for postearthquake safety evaluation of buildings, ATC-20. Redwood City, CA.
- Applied Technology Council, (1985). Earthquake damage evaluation data for California, ATC-13. Redwood City, CA.
- Campos, A., (1999). Memoria Técnica del Censo de Inmuebles Afectados por el Sismo del 25 de Enero de 1999 en El Eje Cafetero. Ministerio de Desarrollo Económico. Bogotá D.C., Colombia.
- Centro Nacional de Prevención de Desastres (CENAPRED) (1996). In Spanish. México. Norma para la Evaluación del Nivel de Daño por Sismo en Estructuras y Guía Técnica de Rehabilitación (Estructuras de Concreto Reforzado). Cuadernos de Investigación, Numero 37.
- FEMA, Federal Emergency Management Agency, (1999). "Earthquake Loss Estimation Methodology HAZUS", Technical Manual, Vol I, II and III, First edition 1997, National Institute of Buildings Sciences of Federal Emergency Management Agency, Washington.
- Goretti A., (2001). Post- earthquake building usability: a Assessment. Technical Report SSN/RT/01/03.
- Instituto de Ingeniería Sísmica y Sismología –IZIIS. (1984). In Spanish. Metodología y Procedimiento para la Evaluación de Daños Producidos por Terremotos. Universidad "Kiril y Metodij" – Skopje, Yugoslavia.
- Jang, J.-S. R., Sun,C.-T., Mizutani, E., 1997. Neuro-Fuzzy and Soft Computing. A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence.
- Leondes, Cornelius T., 1998. Fuzzy Logic and Expert Systems Applications. Neural Network Systems Techniques and Applications.
- Paolucci, Roberto, Colli, P., y Giacinto, G.. Assessment of Seismic Site Effects in 2-D Alluvial Valleys Using Neural Networks. Earthquake Spectra. The Professional Journal of the Earthquake Engineering Research Institute. Volume16, Number 3. August 2000.
- Park Y.J., Ang A. and Wen Y. (1984). Seismic Damage Analysis and Damage-Limiting Design of R.C. Buildings. Structural Research Series, Report No 516, University of Illinois at Urban-Champaign, Urbana
- Rodríguez, M. y Castrillón, E. (1995). Instituto Nacional de Ingeniería UNAM. Manual de Evaluación Postsísmica de la Seguridad Estructural de Edificaciones. Basado en investigaciones Realizadas para el Departamento del Distrito Federal. Series del Instituto de Ingeniería 569.
- Sanchez-Silva, M. and García, L., (2001). Earthquake Damage Assessment Based on Fuzzy Logic and Neural Networks. EERI Earthquake Spectra, Vol. 17, N. 1, February, pp. 89-112. Oakland, California.
- Sociedad Mexicana de Ingeniería Sísmica (1998). A.C. Secretaria de Obras y Servicios Gobierno del Distrito Federal. In Spanish. Manual de Evaluación Postsísmica de la Seguridad Estructural de Edificaciones.
- Stone, W.C., Taylor A.W. (1993). Seismic Performance of Circular Bridge Columns Designed in Accordance with AASHTO/CALTRANS standards, NIST Building Science Series 170, National Institute of Standards and Technology, Gaithersburg MD