



Gestión del Riesgo

Manizales - Colombia

**Sistema experto para la
evaluación de habitabilidad y
reparabilidad en edificios
después de un sismo**

Base teórica y algoritmo

Sistema de información geográfica para la gestión del riesgo

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

BASE TEÓRICA Y ALGORITMO

Martha Liliana Carreño Tibaduiza

INSTITUTO DE ESTUDIOS AMBIENTALES
UNIVERSIDAD NACIONAL DE COLOMBIA SEDE MANIZALES

MANIZALES
2015



TABLA DE CONTENIDO

OBJETO DE LA CONSULTORÍA	1
OBJETO DEL PRESENTE INFORME	2
1. INTRODUCCIÓN GENERAL	3
2. OBJETIVOS	4
2.1. Objetivo general	4
2.2. Objetivos específicos	4
3. MARCO CONCEPTUAL SOBRE REDES NEURONALES ARTIFICIALES Y TEORÍA DE LOS CONJUNTOS DIFUSOS	5
3.1. Redes neuronales artificiales	5
3.1.1. Características Generales	6
3.1.2. Aplicaciones	6
3.2. Teoría de los conjuntos difusos	7
3.2.1. Características Generales	7
3.2.2. Operaciones entre conjuntos difusos	9
3.2.3. Desfusificación	10
3.2.4. Aplicaciones	10
4. MODELO PROPUESTO PARA LA EVALUACIÓN DE DAÑO DESPUÉS DE UN EVENTO SÍSMICO	12
4.1. Estructura de la red neuronal artificial (ANN)	12
4.1.1. Capa de entrada	14
4.1.2. Capa intermedia	14
4.1.3. Capa de salida	16
4.2. APRENDIZAJE DE LA RED NEURONAL	17
BASES DE LAS REGLAS FUZZY	18
5. EJEMPLOS DE APLICACIÓN	18
6. CONCLUSIONES	26
7. REFERENCIAS	27

INDICE DE TABLAS

Tabla 3-1: Características matemáticas de los Conjuntos Difusos.....	8
Tabla 3-2: Operaciones entre conjuntos difusos	9
Tabla 4-1: Elementos estructurales de acuerdo con el sistema estructural	13
Tabla 4-2: Elementos No Estructurales	13
Tabla 4-3: Tabla comparativa de los índices de daño	17

INDICE DE FIGURAS

Figura 3-1: Tipos de Funciones de Pertenencia	9
Figura 4-1: Funciones de pertenencia para las calificaciones lingüísticas	13

Figura 4-2: Estructura de la red neuronal propuesta.....	16
Figura 5-1: Procedimiento para hallar la Habitabilidad y Reparabilidad	19



OBJETO DE LA CONSULTORÍA

Elaborar el algoritmo de inteligencia computacional / artificial para la evaluación de daños después de terremoto para Manizales, en el desarrollo de la actividad técnica “Sistema de información geográfica para la gestión del riesgo” en el marco del proyecto de extensión “Aunar esfuerzos para mejorar la gestión del riesgo mediante el conocimiento el desarrollo de sistemas de información en el municipio de Manizales”.

OBJETO DEL PRESENTE INFORME

Este documento contiene el algoritmo de inteligencia computacional / artificial desarrollado. Este hace uso de técnicas como las redes neuronales artificiales y la teoría de conjuntos difusos, para la evaluación de daños posterremoto de acuerdo con los avances internacionales en la materia.

1. INTRODUCCIÓN GENERAL

En el caso de un sismo fuerte que afecta a un centro urbano, debido a la magnitud de los daños resultantes, es necesario que el proceso de evaluación del daño y habitabilidad en los edificios sea hecho por profesionales con experiencia en esta tarea y que estén familiarizados 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; con lo cual, 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 plantea la base teórica y el algoritmo de 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 utiliza un modelo de evaluación basado en redes neuronales y lógica difusa. Este programa 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. Se recomienda que este sistema sea implementado para ser utilizado desde Smart-phones para aprovechar así las bondades de la telefonía móvil y facilitar un amplio uso de la herramienta así como el acopio de las evaluaciones que se realicen.

2.2. Objetivos específicos

- Descripción de la base teórica a ser utilizada para el desarrollo de un sistema de apoyo a la tarea de evaluación de daños y habitabilidad de edificios afectados por un terremoto.
- Elaboración del algoritmo para un sistema experto para la evaluación de daños, utilizando redes neuronales y la teoría de conjuntos difusos, que le facilite a evaluadores inexpertos a obtener resultados correctos acerca del nivel de daño y de la habitabilidad de las edificaciones.



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

Las redes neuronales y la teoría de conjuntos difusos 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 está 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 se resume en las siguientes líneas: 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 está 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 Rosenbalatt, 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. Rosenbalatt 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 Iguazú.

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.

El concepto de conjuntos difusos fue creado en 1965 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 (Zadeh, 1965).

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 \square (forma de campana). En la Figura 0-1 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 0-1 se encuentran algunas características matemáticas de los conjuntos difusos.

Tabla 0-1: Características matemáticas de los Conjuntos Difusos

Característica Matemática	Definición
α -corte	$A_\alpha = \{x \mu_A(x) \geq \alpha\}$
α -corte marcado	$A'_\alpha = \{x \mu_A(x) > \alpha\}$
Convexidad	Un conjunto es convexo si y solo si para cualesquiera $x_1, x_2 \in X$ y cualquier $\lambda \in [0,1]$ se cumple que: $\mu_A(\lambda x_1 + (1-\lambda)x_2) \geq \min\{\mu_A(x_1), \mu_A(x_2)\}$ Se dice que un conjunto es convexo si todos sus conjuntos de nivel α son convexos.
Números Difusos	Es un conjunto difuso en la recta real (R) que satisface las condiciones de normalidad y convexidad.
Ancho de conjuntos difusos normales y convexos	Está definido como la distancia entre los dos únicos puntos de crossover $Ancho(A) = x_2 - x_1 $, donde $\mu_A(x_1) = \mu_A(x_2) = 0.5$
Simetría	Un conjunto difuso es simétrico si alrededor de un punto $x=c$ se cumple $\mu_A(c+x) = \mu_A(c-x)$, para todo $x \in X$
Conjunto difuso abierto a la derecha	Un conjunto difuso A es abierto a la derecha si cumple que: $\lim_{x \rightarrow -\infty} \mu_A(x) = 1$ y $\lim_{x \rightarrow +\infty} \mu_A(x) = 0$
Conjunto difuso abierto a la izquierda	Un conjunto difuso A es abierto a la izquierda si cumple que: $\lim_{x \rightarrow -\infty} \mu_A(x) = 0$ y $\lim_{x \rightarrow +\infty} \mu_A(x) = 1$
Conjunto difuso cerrado	Un conjunto difuso A es cerrado si cumple que: $\lim_{x \rightarrow -\infty} \mu_A(x) = \lim_{x \rightarrow +\infty} \mu_A(x) = 0$

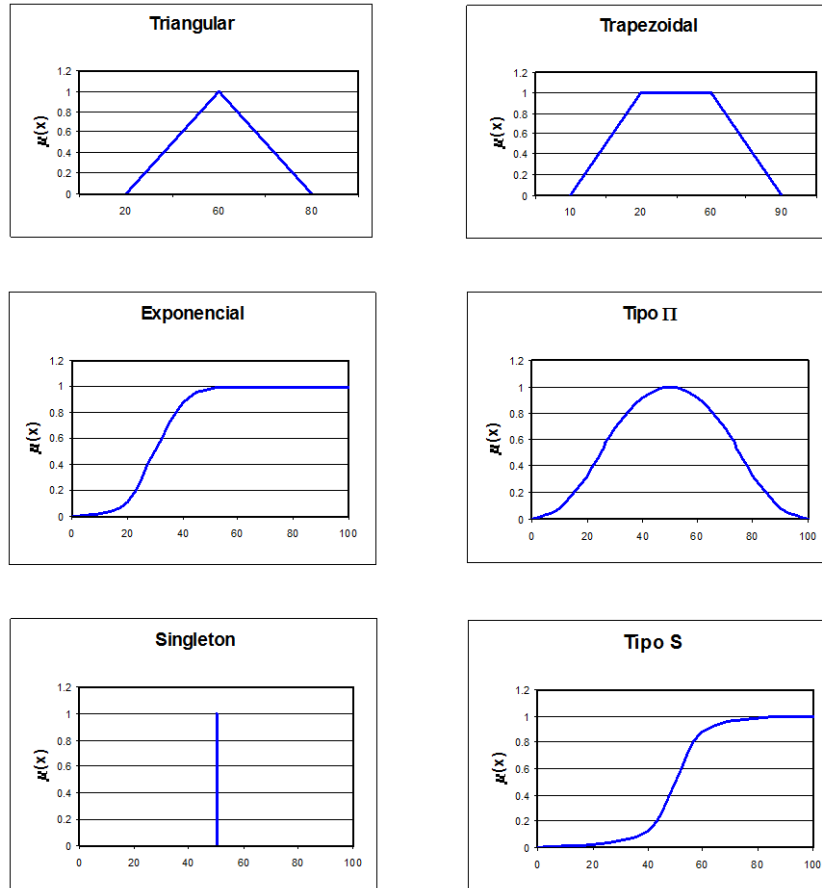


Figura 0-1: Tipos de Funciones de Pertenencia

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 0-2 se encuentran algunas de las operaciones básicas de los conjuntos difusos.

Tabla 0-2: Operaciones entre conjuntos difusos

Operación	Definición
Contención o Subconjunto	A es subconjunto de B si y solo si $\mu_A(x) \leq \mu_B(x)$, para todo x. $A \subseteq B \Leftrightarrow \mu_A(x) \leq \mu_B(x)$
Unión	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 $\mu_C(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x)) = \mu_A(x) \vee \mu_B(x)$
Intersección	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

Operación	Definición
	$\mu_C(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) = \mu_A(x) \wedge \mu_B(x)$
Complemento (negación)	El complemento del conjunto difuso A , denotado por \bar{A} ($\neg A$, $NOT A$), se define como $\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x)$
Producto Cartesiano	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 $\mu_{A \times B}(x, y) = \min(\mu_A(x), \mu_B(y))$
Co-producto Cartesiano	$A + B$ en el espacio $X \times Y$ tiene la función de pertenencia $\mu_{A+B}(x, y) = \max(\mu_A(x), \mu_B(y))$

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) y control de balanceo en puentes grúa control de nivel de líquidos en contenedores. Más reciente mente se han desarrollado sistemas de inferencia y modelos difusos aplicados a la modelación del cambio climático (Paz y Gay, 2014), emisiones de carbono (Gay, 2014), migración (Vermonden y Gay, 2014), evaluación holística del riesgo de desastre (González et al., 2014) y también a la evaluación de daños en edificios (Carreño et al., 2010).

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

En el modelo que se propone en éste informe 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 posteriores metodologías desarrolladas en Colombia (AIS, 2002, 2003). Se propone el algoritmo para que sea implementado en un futuro próximo. Se recomienda que el programa pueda ser utilizado como programa en un computador o preferiblemente como una aplicación para teléfono móvil para dar un mayor alcance a la herramienta.

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 0-3 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 0-2 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 0-3: 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 0-4 presenta esta clasificación.

Tabla 0-4: Elementos No Estructurales

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

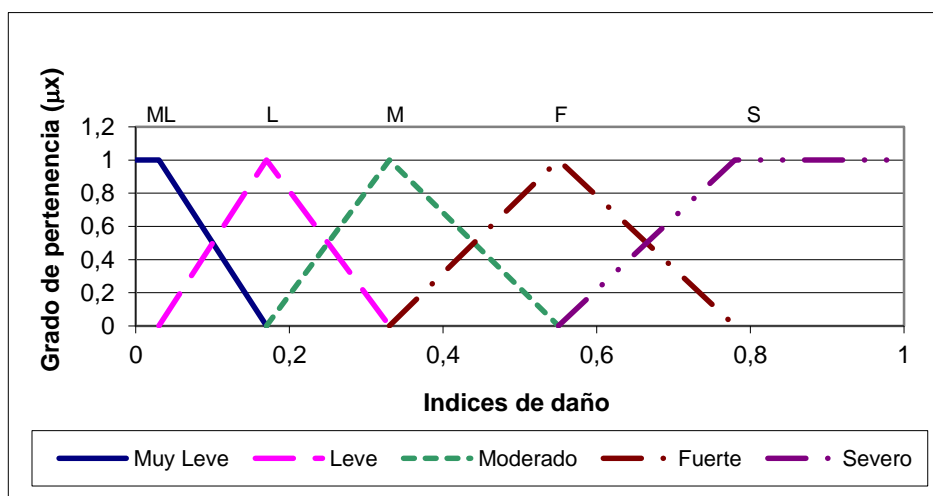


Figura 0-2: Funciones de pertenencia para las calificaciones lingüísticas

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) varía 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 $\mu_{D_j}(D_j)$ y su extensión o peso (asignada por el evaluador). La unión entre conjuntos difusos está definida por la máxima dependencia, esto es más claro en las ecuaciones (2) y (3). Por medio de la defusificación, 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 defusificación 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.

Se recomienda utilizar las descripciones de los diferentes niveles de daño incluidas en el *Manual de Campo para la Inspección de Edificaciones Después de un Sismo* como guía para los usuarios del programa, así como material fotográfico.

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 0-3 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_{ij} 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 defusificación 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.

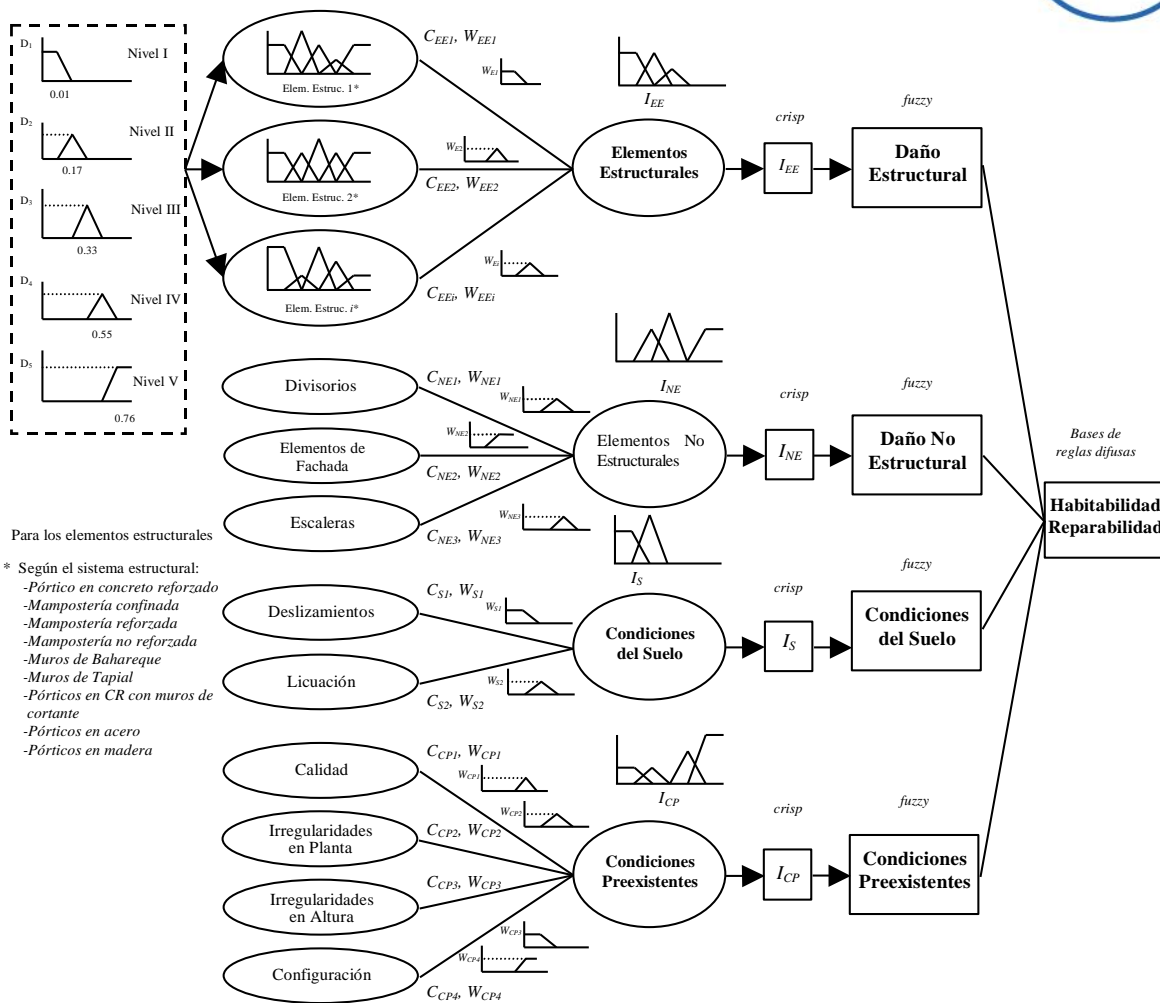


Figura 0-3: Estructura de la red neuronal propuesta

4.1.1.3. 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 explicara este procedimiento.

4.2. APRENDIZAJE DE LA RED NEURONAL

La red neuronal podrá ser 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 0-5 presenta una comparación entre los índices aquí propuestos, los de Park, Ang y Wen y los de Sánchez-Silva y García.

Tabla 0-5: 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 α 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.

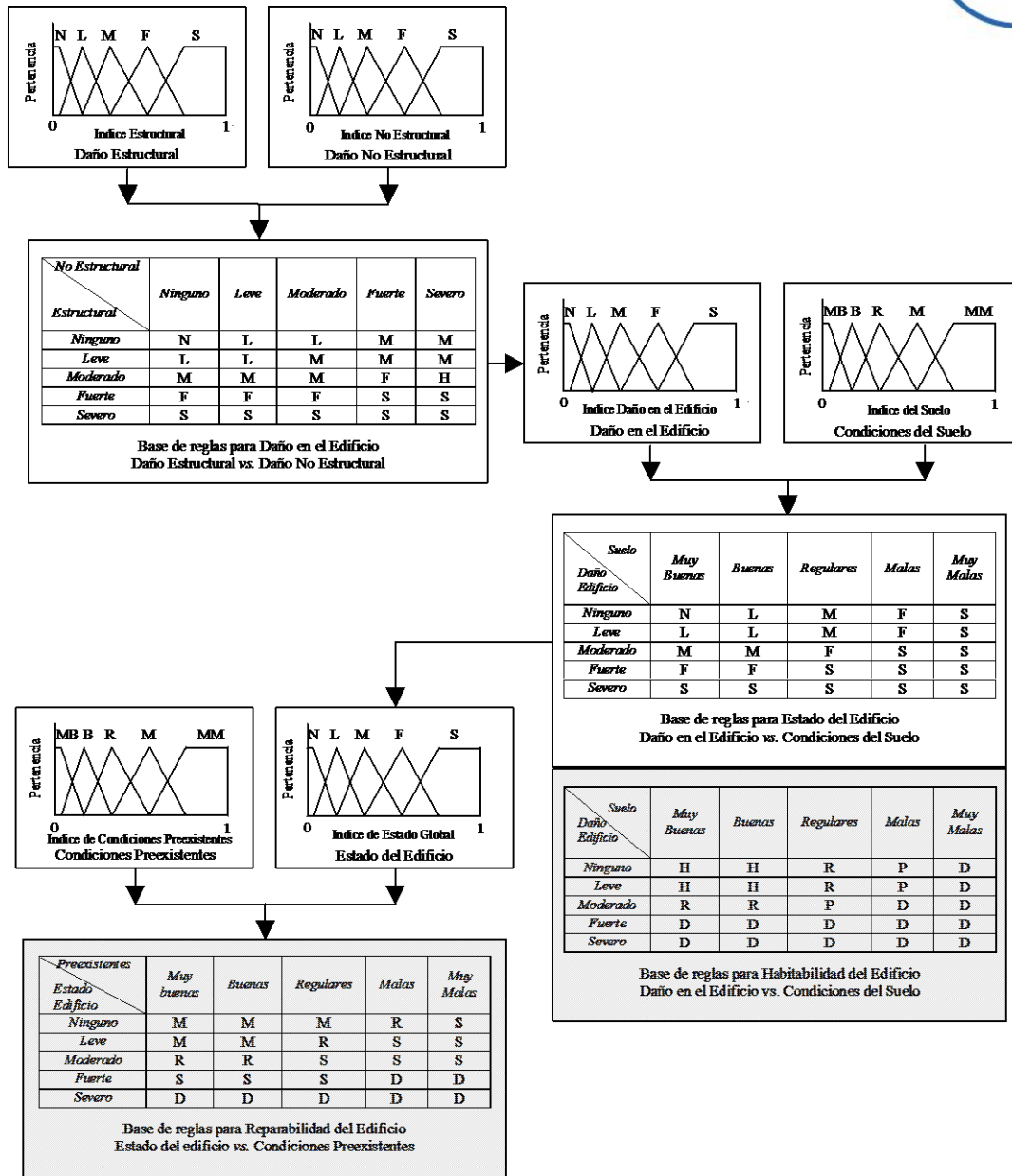
BASES DE LAS REGLAS FUZZY

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. EJEMPLOS DE APLICACIÓN

A continuación se presentan tres ejemplos de lo que se espera sea el funcionamiento y resultados esperados del sistema propuesto.





CALIFICACIONES:

Daño Estructural y No Estructural:
N: Ninguno
L: Leve
M: Moderado
F: Fuerte
S: Severo




Condiciones del Suelo y Preexistentes:
MB: Muy buenas
B: Buenas
R: Regulares
M: Malas
MM: Muy Malas

Habitabilidad:
H: Habitable
R: Restringido
P: Prohibido
D: Peligroso

Reparabilidad:
M: Menor o ninguna
R: Reparación
S: Refuerzo
D: Posible demolición

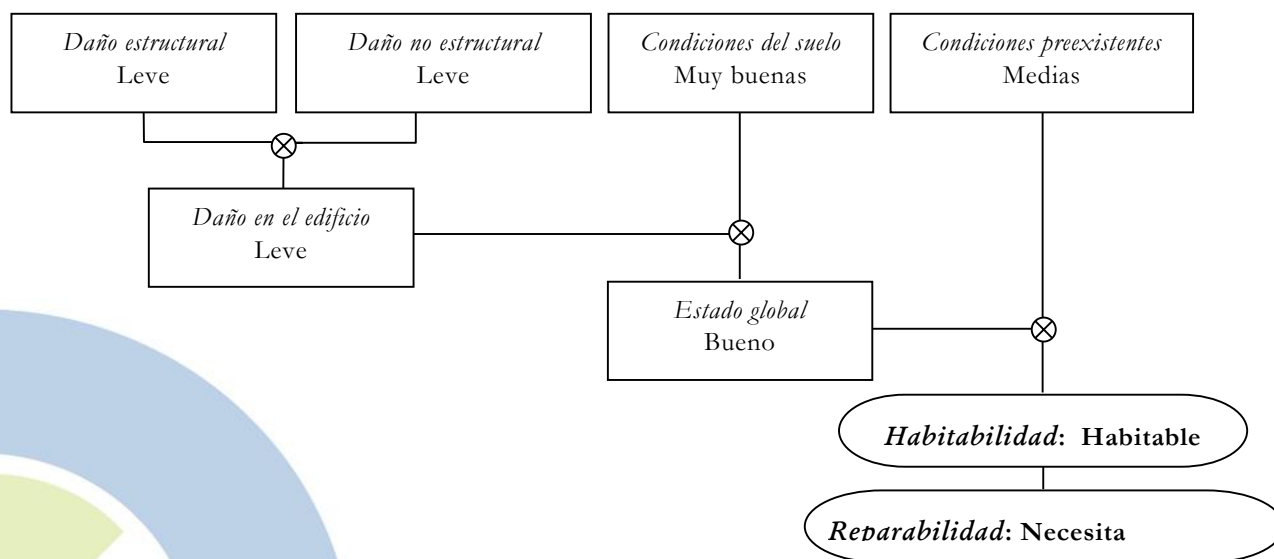
Figura 5-1: Procedimiento para hallar la Habitabilidad y Reparabilidad

Ejemplo 1

Información general		
<i>Inspección del edificio:</i>	Exterior e interior	
<i>Año de construcción:</i>	1950 a 1984	
<i>Número de niveles sobre el nivel del suelo:</i>	5	
<i>Sótanos:</i>	0	
<i>Sistema estructural:</i>	Pórtico en hormigón armado	
<i>Tipo de entepiso:</i>	Losa maciza	
<i>Localización en la manzana:</i>	Esquina	
Condiciones generales del edificio		
<i>Colapso:</i>	No	
<i>Edificio inclinado o uno de sus niveles:</i>	No	
<i>Falla o asentamiento de la cimentación :</i>	No	
<i>Nivel con mayor daño:</i>	3	
Daño en elementos estructurales		
<i>Vigas:</i>	Ninguno: 70 Leve: 30 Moderado: 0 Fuerte: 0 Severo: 0	
<i>Columnas:</i>	Ninguno: 45 Leve: 50 Moderado: 5 Fuerte: 0 Severo: 0	
<i>Nudos:</i>	Ninguno: 80 Leve: 20 Moderado: 0 Fuerte: 0 Severo: 0	
<i>Entepiso:</i>	Ninguno: 40 Leve: 60 Moderado: 0 Fuerte: 0 Severo: 0	
		
Columna con daño moderado		Viga y losa con daño leve
Daño en elementos no estructurales		
<i>Particiones:</i>	Moderado	<i>Fachada:</i> Leve <i>Escalera:</i> Ninguno
		Particiones con daño moderado
Condiciones del suelo		
<i>Grietas y deslizamientos de tierra:</i>	Ninguno (Muy buenas)	
<i>Asentamientos o licuación del suelo:</i>	Ninguno (Muy buenas)	
Condiciones preexistentes		
<i>Calidad de los materiales de construcción:</i>	Buena	
<i>Irregularidades en planta:</i>	Media	
<i>Irregularidades de altura:</i>	Media	
<i>Configuración estructural:</i>	Pobre (Mala)	

Resultados ejemplo 1

Daño	
<i>Daño estructural:</i>	Leve 0.1519
<i>Daño no estructural:</i>	Leve 0.2395
<i>Condiciones del suelo:</i>	Muy buenas 0.0541
<i>Condiciones preexistentes:</i>	Regulares 0.33
Riesgo	
<i>Riesgo estructural:</i>	Bajo
<i>Riesgo no estructural:</i>	Bajo
<i>Riesgo geotécnico:</i>	Bajo
<i>Daño en el edificio:</i>	Leve
<i>Estado global:</i>	Bueno El edificio tiene daño leve estructural y no estructural. La capacidad sismorresistente no ha sido disminuida. El estado del edificio y las condiciones del suelo son buenos.
Habitabilidad	Habitable El edificio puede ser habitado con normalidad
<i>Medidas de seguridad:</i>	No es necesario tomar medidas de seguridad en particular.
Reparabilidad	Necesita reparación El edificio necesita algunas reparaciones posiblemente debidas a daños menores y a sus condiciones preexistentes. Como el edificio fue construido entre 1950 y 1984, es posible que necesite un refuerzo estructural para adaptarlo a las formativas de construcción sismorresistente vigentes. Es recomendable hacer un estudio de vulnerabilidad sísmica.

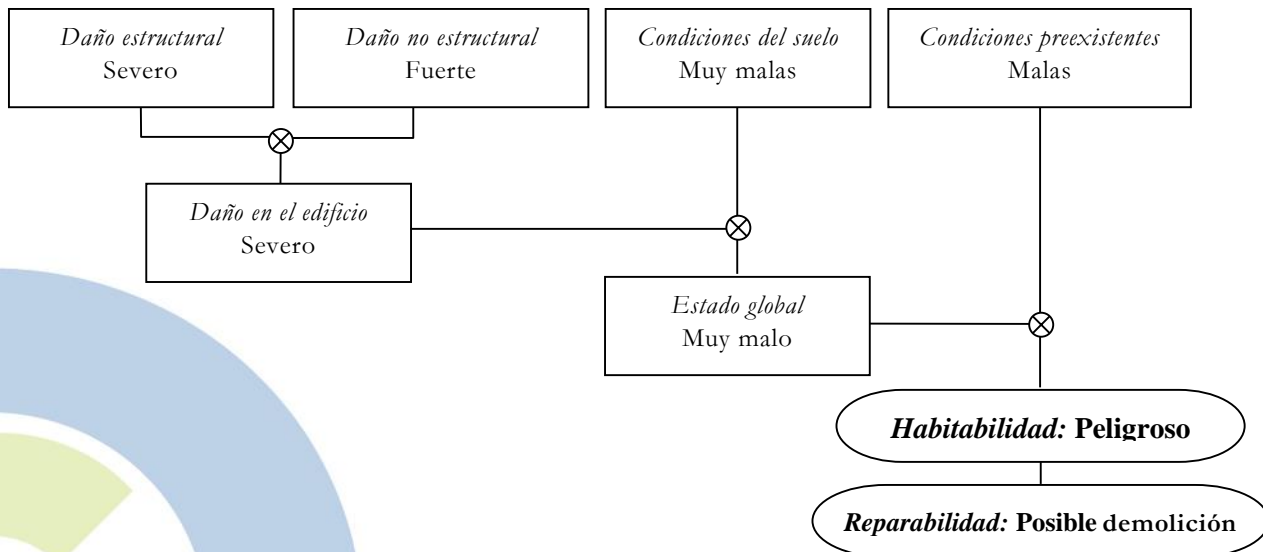


Ejemplo 2




Información general					
<i>Inspección del edificio:</i>		Exterior e interior			
<i>Año de construcción:</i>		1950 a 1984			
<i>Número de niveles sobre el nivel del suelo:</i>		3			
<i>Sótanos:</i>		0			
<i>Sistema estructural:</i>		Mampostería no reforzada			
<i>Tipo de entepiso:</i>		Losa maciza			
<i>Localización en la manzana:</i>		Intermedia			
Condiciones generales del edificio					
<i>Colapso:</i>		Parcial			
<i>Edificio inclinado o uno de sus niveles:</i>		No			
<i>Falla o asentamiento de la cimentación :</i>		No			
<i>Nivel con mayor daño:</i>		1			
Daño en elementos estructurales					
<i>Muros de carga:</i>	Ninguno: 0	Leve: 0	Moderado: 30	Fuerte: 20	Severo: 50
<i>Entepiso:</i>	Ninguno: 0	Leve: 0	Moderado: 30	Fuerte: 60	Severo: 10
	Daño severo en muros de carga de mampostería no reforzada (colapso parcial)				
Daño en elementos no estructurales					
<i>Particiones:</i>	Fuerte	<i>Fachada</i>	Fuerte	<i>Escaleras:</i>	Fuerte
		:			
	Escaleras con daño fuerte (debajo)				
Condiciones del suelo					
<i>Grietas y deslizamientos de tierra:</i>	Generalizado (muy malas)				
<i>Asentamientos o licuación del suelo:</i>	Generalizado (muy malas)				
Condiciones preexistentes					
<i>Calidad de los materiales de construcción:</i>	Pobre (muy mala)				
<i>Irregularidades en planta:</i>	Muy mala				
<i>Irregularidades de altura:</i>	Muy mala				
<i>Configuración estructural:</i>	Muy mala				

Resultados ejemplo 2

Daño	
<i>Daño estructural:</i>	Severo 0.76
<i>Daño no estructural:</i>	Fuerte 0.55
<i>Condiciones del suelo:</i>	Muy malas 0.76
<i>Condiciones preexistentes:</i>	Malas 0.65
Riesgo	
<i>Riesgo estructural:</i>	Muy alto
<i>Riesgo no estructural:</i>	Alto
<i>Riesgo geotécnico:</i>	Muy alto
<i>Daño en el edificio:</i>	Severo
<i>Estado global:</i>	Muy malo El edificio sufrió un daño estructural severo y fuerte daño no estructural. El edificio ha colapsado parcialmente o ha sufrido daños que lo ponen en peligro de colapso. Los daños severos del edificio y las muy malas condiciones del suelo hacen que el estado global del edificio sea muy malo.
Habitabilidad	
	Peligroso Debe prohibirse la ocupación del edificio debido al riesgo de colapso por las muy malas condiciones del edificio y del suelo.
<i>Medidas de seguridad:</i>	Deben instalarse barreras exteriores para evitar el paso de peatones y vehículos cerca al edificio.
Reparabilidad	
	Posible demolición Es posible que el edificio deba demolerse debido a su mal estado y a las condiciones del suelo.

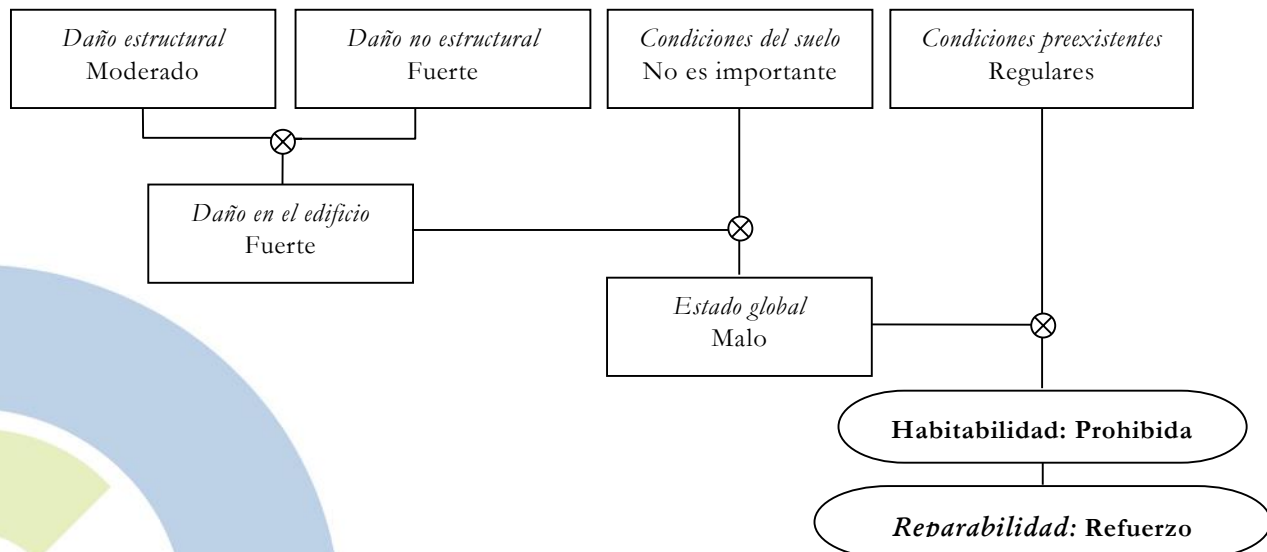


Ejemplo 3

Información general					
<i>Inspección del edificio:</i>	Exterior e interior				
<i>Año de construcción:</i>	1985 a 1997				
<i>Número de niveles sobre el nivel del suelo:</i>	3				
<i>Sótanos:</i>	0				
<i>Sistema estructural:</i>	Mampostería confinada				
<i>Tipo de entepiso:</i>	Losa maciza				
<i>Localización en la manzana:</i>	Libre				
					
Condiciones generales del edificio					
<i>Colapso:</i>	No				
<i>Edificio inclinado o uno de sus niveles:</i>	No				
<i>Falla o asentamiento de la cimentación :</i>	No				
<i>Nivel con mayor daño:</i>	1				
Daño en elementos estructurales					
Muros de carga:	Ninguno: 20	Leve: 30	Moderado: 50	Fuerte: 0	Severo: 0
Entrepiso:	Ninguno: 10	Leve: 40	Moderado: 50	Fuerte: 0	Severo: 0
					
Daño moderado en muros de carga de mampostería confinada			Daño moderado en losa		
Daño en elementos no estructurales					
<i>Particiones:</i>	Fuerte	<i>Fachada:</i>	Fuerte	<i>Escalera:</i>	Fuerte
Condiciones del suelo					
<i>Grietas y deslizamientos de tierra:</i>	No es relevante (muy buenas)				
<i>Asentamientos o licuación del suelo:</i>	No es relevante (muy buenas)				
Condiciones preexistentes					
<i>Calidad de los materiales de construcción:</i>	Pobre (muy mala)				
<i>Irregularidades en planta:</i>	Considerable				
<i>Irregularidades de altura:</i>	Considerable				
<i>Configuración estructural:</i>	Muy mala				

Resultados ejemplo 3

<p>Daño <i>Daño estructural:</i> Moderado 0.35 <i>Daño no estructural:</i> Fuerte 0.55 <i>Condiciones del suelo:</i> Información no relevante <i>Condiciones preexistentes:</i> Regulares 0.35</p>	
<p>Riesgo <i>Riesgo estructural:</i> Bajo, después de tomar algunas medidas de seguridad <i>Riesgo no estructural:</i> Alto <i>Riesgo geotécnico:</i> Bajo <i>Daño en el edificio:</i> Fuerte <i>Estado global:</i> Malo El edificio fue seriamente dañado pero las condiciones del suelo son buenas.</p>	
<p>Habitabilidad <i>Medidas de seguridad:</i> Es necesario remover y anclar los elementos que están en peligro de caer, demoler algunos elementos no estructurales e instalar barreras internas para demarcar zonas de alto riesgo en el edificio.</p>	<p>Prohibida La ocupación del edificio es peligrosa debido a las malas condiciones del edificio.</p>
<p>Reparabilidad</p>	<p>Refuerzo El edificio necesita ser reforzado debido a su mal estado y a sus regulares condiciones preexistentes. En este caso un experto en estructuras debe ser consultado para poder tomar una decisión.</p>



6. 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.
- El sistema experto propuesto utiliza 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, será útiles para el entrenamiento del sistema una vez implementado.
- 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 amenaza 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.

7. 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.
- AIS, Asociación Colombiana de Ingeniería Sísmica (2003). Manual de Campo para la Inspección de Edificaciones Después de un Sismo. Manizales, 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.
- Carreño M.L., Cardona O.D. y Barbat A.H. (2010). Computational tool for post-earthquake evaluation of damage in buildings. *Earthquake Spectra*, Volume 26, No. 1, pages 63–86, February 2010; © 2010, Earthquake Engineering Research Institute.
- 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.
- Gay C.G. y Bastien B.O. (2014). Global Temperature Fuzzy Model as a Function of Carbon Emissions - A Fuzzy ‘Regression’ from Historical Data. *SIMULTECH 2014: proceedings of the 4th International Conference on Simulation and Modeling Methodologies, Technologies and Applications: Vienna, Austria 28-30 August, 2014*
- Gay García C. y Sánchez Meneses O. (2014). The Fuzzy Nature of Climate Change Scenarios Maps *SIMULTECH 2014: proceedings of the 4th International Conference on Simulation and Modeling Methodologies, Technologies and Applications: Vienna, Austria 28-30 August, 2014*
- González R., Nebot M. A., Mugica F. J., Carreño M. L., Barbat A. (2014). A holistic seismic risk scheme using fuzzy sets. *SIMULTECH 2014: proceedings of the 4th International Conference on Simulation and Modeling Methodologies, Technologies and Applications: Vienna, Austria 28-30 August, 2014*
- 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
- Paz-Ortiz I. y Gay-García Carlos (2014). Using Fuzzy Cognitive Mapping and Nonlinear Hebbian Learning for Modeling, Simulation and Assessment of the Climate System, Based on a Planetary Boundaries Framework. SIMULTECH 2014: proceedings of the 4th International Conference on Simulation and Modeling Methodologies, Technologies and Applications: Vienna, Austria 28-30 August, 2014
- 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. 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
- Vermonden A. and Gay C. (2014). Fuzzy Modeling of Migration from the State of Oaxaca, Mexico. SIMULTECH 2014: proceedings of the 4th International Conference on Simulation and Modeling Methodologies, Technologies and Applications: Vienna, Austria 28-30 August, 2014
- Zadeh, L. (1965). Fuzzy sets. Information and control 8 pag 338-353