



**UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO**  
PROGRAMA DE MAESTRÍA Y DOCTORADO EN INGENIERÍA  
INGENIERÍA CIVIL – GEOTECNIA

RELACIONES NEURONALES PARA DETERMINAR LA ATENUACIÓN DEL VALOR DE LA  
ACELERACIÓN MÁXIMA EN SUPERFICIE DE SITOS EN ROCA PARA ZONAS DE  
SUBDUCCIÓN

T E S I S  
QUE PARA OPTAR POR EL GRADO DE:  
MAESTRO EN INGENIERÍA

PRESENTA:

LINO FRANCISCO MANJARREZ MONTAÑO

TUTOR PRINCIPAL

DRA. SILVIA RAQUEL GARCÍA BENÍTEZ, INSTITUTO DE INGENIERÍA

MÉXICO, D. F. JUNIO DEL 2014

**JURADO ASIGNADO:**

Presidente: Dr. Leonardo Alcántara Nolasco  
Secretario: Dr. Eduardo Botero Jaramillo  
Vocal: Dra. Silvia Raquel García Benítez  
1<sup>er.</sup> Suplente: Dr. Sergio Antonio Martínez Galván  
2<sup>do.</sup> Suplente: Dr. Neftalí Sarmiento Solano

Lugar o lugares donde se realizó la tesis: INSTITUTO DE INGENIERÍA, UNAM.

**TUTOR DE TESIS:**

Dra. Silvia Raquel García Benítez

-----  
**FIRMA**

# RESUMEN

---

En este trabajo se presenta un modelo neuronal de atenuación sísmica para estimar los valores de la aceleración máxima en superficie de sitios en roca para zonas de subducción. El modelo está constituido por tres módulos neuronales, de alimentación al frente y propagación rápida hacia atrás, cuya construcción se realizó sobre 354 registros de aceleraciones (dos direcciones horizontales y la dirección vertical) obtenidos en estaciones en superficie ubicadas en la Ciudad Universitaria de la UNAM. La base de datos comprende sismos ocurridos desde la década de los 60 hasta el año 2013. Resultado de la exhaustiva búsqueda de la topología óptima y manteniendo como criterio de terminación un estricto margen de error, se obtuvieron estructuras neuronales capaces de predecir eficientemente la respuesta de los depósitos firmes del valle de México y, con suficiente aproximación, la de varias regiones del mundo en la zona subducción-Pacífico. El modelo neuronal de atenuación aquí presentado toma el conocimiento y la experiencia de los trabajos de García *et al.* (2007), Apriadi *et al.* (2008), Mora (2009), Arjun y Kumar (2009), Echeverri (2012) y el inspirador estudio pionero de Esteva (1970) para constituirse como una atractiva alternativa de análisis, diseño y estudio científico.

# ABSTRACT

---

In this work is presented a neural attenuation model to estimate values of peak ground acceleration registered on rock sites from earthquakes originated on subduction zones. Three neural modules constitutes this model, of feed forward and quick back propagation, whose development was performed upon 354 acceleration records (two horizontal directions and one vertical direction) obtained on surface stations located on Ciudad Universitaria at UNAM. The database includes earthquakes occurred from the early sixties until 2013. Result of exhaustive search of the best neural topology and holding as termination criteria a strict margin of error, were obtained neural structures capable of estimate efficiently the Mexico valley firm deposits response and, with sufficient approximation, other regions located on the subduction-Pacific zone. The neural attenuation model here presented take the knowledge and experience of previous works as García *et al.* (2007), Apriadi *et al.* (2008), Mora (2009), Arjun y Kumar (2009), Echeverri (2012) and the pioneer work of Esteva (1970) in order to represent a compelling alternative of analysis, design and scientific study.

# AGRADECIMIENTOS

---

A *Ana y Lino*, mis padres, porque día con día me demuestran lo que es amor sin pedir nada a cambio lo cual me ha servido como base para lograr los objetivos que me propongo.

A *Wendy*, mi hermana, quien gracias a su ejemplo académico me ha motivado a seguir adelante con mis estudios.

A *Perla*, mi novia, quien ha sido mi soporte durante todo este tiempo brindándome amor, cariño y amistad.

A la *Dra. Silvia García*, porque gracias a sus excelentes consejos y a su espléndida asesoría permitieron la culminación exitosa de este trabajo.

A mis sinodales: *Dr. Leonardo Alcántara, Dr. Eduardo Botero, Dr. Sergio Martínez y Dr. Neftalí Sarmiento*; cuyas revisiones y comentarios colaboraron con la calidad de esta investigación.

A mis *amigos*, quienes se convirtieron en mi segunda familia durante el transcurso de mis estudios de maestría.

Al *CONACYT*, por brindarme el apoyo económico durante mi estancia en la UNAM y por fomentar la producción de investigadores en el país.

Gracias a todos.

*«Cuando somos capaces de  
conocernos a nosotros mismos,  
rara vez nos equivocamos sobre  
nuestro destino»*

JOUBERT

# ÍNDICE

---

<b>I INTRODUCCIÓN</b>	<b>1</b>
<b>II MOVIMIENTOS DE TERRENO</b>	<b>3</b>
II.1 ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS DE AMPLITUD	5
II.2 RELACIONES DE ATENUACIÓN – SUBDUCCIÓN PACÍFICO	8
II.3 TÉCNICAS DE ESTIMACIÓN DE MÁXIMAS ACELERACIONES EN SUPERFICIE PARA MOVIMIENTOS EN EL VALLE DE MÉXICO	11
<b>III FUNCIONALES COGNITIVOS</b>	<b>17</b>
III. 1REDES NEURONALES	20
III.1.1. Neurona Artificial	22
III.1.2. Arquitectura Neuronal	26
III.1.3. Métodos de Aprendizaje	28
III.1.4. Ventajas de las Redes Neuronales	31
<b>IV RELACIONES NEURONALES DE ATENUACIÓN SÍSMICA</b>	<b>33</b>
IV.1 BASE DE DATOS	34
IV.2 ESTRATO DE ENTRADA	40
IV.3 ESTRUCTURA NEURONAL OCULTA	41
IV.4 PROCESO DE ENTRENAMIENTO Y ETAPA DE PRUEBA	44
IV.5 SIMULACIÓN DE COMPORTAMIENTOS: <i>CURVAS NEURONALES DE ATENUACIÓN</i>	51
<b>V EFECTOS DE SITIO EN LA ZONA FIRME DE LA CIUDAD DE MÉXICO</b>	<b>61</b>
V.1 BASE DE DATOS	62
V.2 VARIADOR ESPACIAL DE AMS: TOPOLOGÍA	65
<b>CONCLUSIONES</b>	<b>73</b>
<b>REFERENCIAS Y BIBLIOGRAFÍAS</b>	<b>74</b>

## LISTA DE FIGURAS

- Figura II.1** a) Placas en zonas de subducción, b) placas en movimiento de extensión (Modificada del Blog –Dinámica Litosférica - [www.blogspot.mx](http://www.blogspot.mx))
- Figura II.2** Acelerogramas correspondientes a las tres direcciones a) dirección Norte-Sur, b) dirección Este-Oeste y c) dirección vertical; Estación SCT1 en zona de lago, evento 19/09/1985
- Figura II.3** Características que definen el movimiento sísmico: a) amplitud, b) contenido de frecuencias y c) duración de la fase intensa; Estación SCT1 en zona de lago, evento 19/09/1985
- Figura II.4** Zona subducción-Pacífico (Modificada de Kyus y Tilling, 1996)
- Figura II.5** Placas tectónicas en México (Modificada de Kostoglodov y Pacheco, 1999)
- Figura II.6** Localización de los sismos más importantes en México ( Modificada de Kostoglodov y Pacheco, 1999)
- Figura III.1** Secuencia estratigráfica obtenida mediante el uso de Redes Neuronales (García, 2012)
- Figura III.2** Aceleraciones espectrales en algunos sitios de la zona del lago: medido vs evaluado (García, 2012)
- Figura III.3** Estructura de una Neurona Biológica
- Figura III.4** Capas de una Red Neuronal
- Figura III.5** Esquema del funcionamiento de una neurona artificial (Bonneti, 2013)
- Figura III.6** a) Red Neuronal monocapa, b) Red Neuronal multicapa de propagación hacia adelante y c) Red Neuronal multicapa recurrente
- Figura III.7** Métodos de aprendizaje
- Figura III.8** Errores en función del número de iteraciones
- Figura III.9** Generalización, situación real
- Figura IV.1** Proceso de refracción de ondas; inclinación muy cercana a la vertical cerca del sitio de medición (modificado de Kramer, 1997)
- Figura IV.2** Nomenclatura de la respuesta del suelo: a) Depósito de suelo sobre la roca, b) roca sin depósitos de suelo (modificado de Kramer, 1997)
- Figura IV.3** Zonificación geotécnica del valle de México, *sin sombra de color* Zona I o Zona de Lomas
- Figura IV.4a** Base de datos: situación de los epicentros
- Figura IV.4b** Base de datos: variables descriptoras del fenómeno; en el eje X se presenta el valor que toma la variable y el número dentro en la barra es el número de patrones que reportan ese valor
- Figura IV.4c** Base de datos: rangos dinámicos de las variables descriptoras: direcciones a) H1, b) H2 y c) V
- Figura IV.5** Estructura del modelo neuronal
- Figura IV.6** Arquitecturas óptimas para cada módulo H1, H2 y V
- Figura IV.7** Valores registrados vs estimados (izquierda entrenamiento, derecha prueba)
- Figura IV.8** Comparativo entre los valores medidos en campo y los estimados por los módulos neuronales, respecto a los patrones empleados en la base de datos
- Figura IV.9** Gráficas de AMS normalizado contra AMS objetivo
- Figura IV.10** Gráficas de AMS normalizado contra Magnitud
- Figura IV.11** Gráficas de AMS normalizado contra Profundidad Focal
- Figura IV.12** Gráficas de AMS normalizado contra Distancia Epicentral
- Figura IV.13** Curva neuronal de atenuación: evento 10/12/1994
- Figura IV.14** Curva neuronal de atenuación: evento 20/03/2012
- Figura IV.15** Curva neuronal de atenuación: evento 30/09/1999
- Figura IV.16** Esquema de rama A y rama B
- Figura IV.17** Curva neuronal de atenuación: evento 19/09/1985
- Figura IV.18** Curva neuronal de atenuación: evento 14/09/1995
- Figura IV.19** Curva neuronal de atenuación: evento 21/09/1985
- Figura IV.20** Curva neuronal de atenuación: evento 16/06/2013
- Figura IV.21** Curvas neuronales de atenuación para diferentes magnitudes: dirección H1, PF = 5 km



- Figura IV.22** Curvas neuronales de atenuación para diferentes magnitudes: dirección H1, PF = 40 km
- Figura IV.23** Curvas neuronales de atenuación para diferentes magnitudes: dirección H1, PF = 15 km
- Figura IV.24** Curvas neuronales de atenuación para diferentes magnitudes: dirección H1, PF = 30 km
- Figura IV.25** Curvas neuronales de atenuación para diferentes magnitudes: dirección H2, PF = 15 km
- Figura IV.26** Curvas neuronales de atenuación para diferentes magnitudes: dirección H2, PF = 30 km
- Figura V.1** Geología de la zona poniente de la Ciudad de México y estaciones utilizadas en el análisis
- Figura V.2** Estructura del variador espacial de AMS
- Figura V.3** Arquitectura óptima para la variación espacial de AMS H1
- Figura V.4** Valores registrados vs estimados (izquierda entrenamiento, derecha prueba)
- Figura V.5** Distribución espacial de las AMS para un sismo de intensidad BAJA, evento 11/01/97
- Figura V.6** Variación espacial de la AMS para sismos de intensidad MEDIA
- Figura V.7** Variación espacial de la AMS para sismos de intensidad ALTA
- Figura V.8** Combinación de la respuesta de sismos con intensidad MEDIA y ALTA, y geología de la zona
- Figura V.9** Zonificación propuesta de acuerdo al análisis de diferentes eventos sísmicos
- Figura V.10** Zonificación de acuerdo al tipo de material reportado en la Base Nacional de Sismos Fuertes (1999)

## LISTA DE TABLAS

<b>Tabla III.1</b>	Funciones de transferencia
<b>Tabla IV.1</b>	Estaciones en material considerado <i>roca</i> , Zona de Lomas Ciudad de México
<b>Tabla IV.2</b>	Comparativos entre redes con diferentes arquitecturas
<b>Tabla IV.3</b>	Sismos estudiados en el análisis de capacidad de generalización del modelo, H1
<b>Tabla IV.4</b>	Sismos estudiados en el análisis de capacidad de generalización del modelo, H2
<b>Tabla V.1</b>	Estaciones acelerográficas utilizadas en la variación espacial
<b>Tabla V.2</b>	Eventos utilizados en la base de datos

# CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN

---

Debido al riesgo que corren importantes zonas pobladas en todo el mundo, en las últimas décadas se ha estudiado intensamente lo relacionado con la acción y la manifestación de los sismos. La Ingeniería Geo-Sísmica coopera con planteamientos y metodologías encaminadas a mejorar los diseños sismo-resistentes bajo el enfoque geotécnico. La afectación de una estructura durante un sismo está directamente relacionada con el movimiento del suelo en el sitio de desplante. Identificar los parámetros que definen el movimiento para relacionarlo con las estructuras y su comportamiento es uno de los retos más importantes que enfrenta la Ingeniería Geo-Sísmica. Las experiencias recientes y los ajustes teóricos derivados de ellas, dirigen los esfuerzos científicos hacia el desarrollo de modelos más sólidos y formales para estimar dichos parámetros.

Los atributos de los registros de aceleraciones de mayor interés práctico son i) el valor máximo absoluto de la aceleración, ii) el contenido de frecuencias y iii) la duración de la fase intensa. Entre estos, el único de definición directa es la aceleración máxima en superficie AMS. La AMS es un escalar que puede relacionarse con los niveles de daño o afectación por lo que es imperioso contar con funciones apropiadas para definirla y así anticiparse, en lo posible, a la respuesta sísmica.

## - Objetivo

Obtener un modelo neuronal para determinar la atenuación del valor de la AMS en sitios en roca afectados por la subducción-Pacífico. El funcional cognitivo es alimentado con una potente base de datos (alrededor de 50 años de registro) que le otorga su remarcable capacidad de predicción. La alternativa neuronal se propone como herramienta eficiente para pronósticos de AMS en depósitos firmes del valle de México y como suficientemente útil en otras regiones de la subducción-Pacífico.

## - Metas

- El desarrollo de un modelo neuronal de atenuación para depósitos considerados firmes (roca).
- La actualización de las leyes de atenuación para el valle de México.
- La determinación de curvas de atenuación para sismos de  $M_w=9.0$ .

- El análisis de la respuesta registrada y la actuación del modelo neuronal en sitios-roca distintos de las estaciones usadas en el entrenamiento y prueba.
- La definición de la aplicabilidad de la herramienta en otras zonas subducción-Pacífico del mundo.
- La determinación de la variación espacial de AMS en la zona de lomas del valle de México.

#### **- Justificación**

La ingeniería Geo-Sísmica es una disciplina relativamente reciente, en evidente crecimiento, cuya praxis tiene un profundo impacto en el diseño óptimo de la infraestructura de toda obra civil. En México, donde más de la mitad del territorio se encuentra en alto riesgo sísmico, la búsqueda de nuevas herramientas, la mejora de las tecnologías y la actualización de las teorías deben ser prácticas cotidianas y, para el ingeniero investigador, líneas de actuación obligadas. Sin duda la descripción de la respuesta ante sismos de los suelos que subyacen en el valle de México, es un reto teórico-práctico de gran dimensión que aún no puede etiquetarse como “agotado”. En este trabajo de investigación se aborda una de las etapas determinantes en el diseño antisísmico, la estimación de la aceleración máxima en superficie de sitios en roca para sismos que aún no han ocurrido. Reconocidas algunas deficiencias de otras propuestas, las experiencias más recientes y las necesidades del diseñador, la construcción del modelo neuronal se dirige para que el producto sea un ambiente de cálculo simple, asequible y eficiente.

#### **- Alcances**

Esta investigación pretende dar respuesta a una de las demandas prácticas más importantes cuando se diseña y/o revisa la actuación de las estructuras desplantadas en el suelo de esta gran metrópoli: flexibles ecuaciones de pronóstico de aceleración máxima en superficie de sitios en roca para distintas combinaciones de entrada sísmica. El planteamiento de esta tesis explota uno de los más exitosos paradigmas computacionales emergentes, las redes neuronales, en combinación con un robusto almacén de registros de aceleraciones en un sitio en roca, Ciudad Universitaria de la UNAM, para alcanzar la tarea planteada.

# CAPÍTULO II. MOVIMIENTOS DE TERRENO

---

La corteza terrestre está formada por una serie de capas de roca llamadas placas tectónicas. Estas placas están en constante movimiento generando fuerzas de fricción entre sus contactos. Cuando la fuerza de fricción es suficientemente grande se genera una gran cantidad de energía elástica; en el instante en que el esfuerzo cortante de la roca más débil se ve superado por la roca más fuerte la acumulación de energía es liberada en forma de calor y energía sísmica la cual se propaga por el interior de la tierra dando origen a los terremotos.

El movimiento de las placas ocurre en diferentes direcciones produciendo choques entre ellas. Algunas se deslizan rozando una contra otra (movimiento transcurrente). Otras, al chocar frontalmente, generan zonas de subducción, Fig. II.1a. En estas regiones una placa sube sobre la otra (movimiento de compresión); la placa más densa (generalmente las placas bajo los océanos) penetra bajo las placas menos densas (generalmente las placas sobre las que viajan los continentes). Otro tipo de movimiento entre placas es aquel en el que se genera un distanciamiento entre las mismas, también conocido como movimiento de extensión, Fig. II.1b.

Generalmente los sismos ocurren en zonas de debilidad de la corteza a las que se les llama fallas geológicas. Los efectos de este fenómeno dependen de la naturaleza de la roca a lo largo de la falla: si ésta es poco resistente y dúctil, la energía es liberada lentamente provocando movimientos asísmicos, de lo contrario si la roca es muy resistente y rígida, la energía es liberada rápidamente provocando movimientos fuertes de terreno (sismos fuertes) siendo éstos el objetivo de estudio más importante de la ingeniería sísmica.

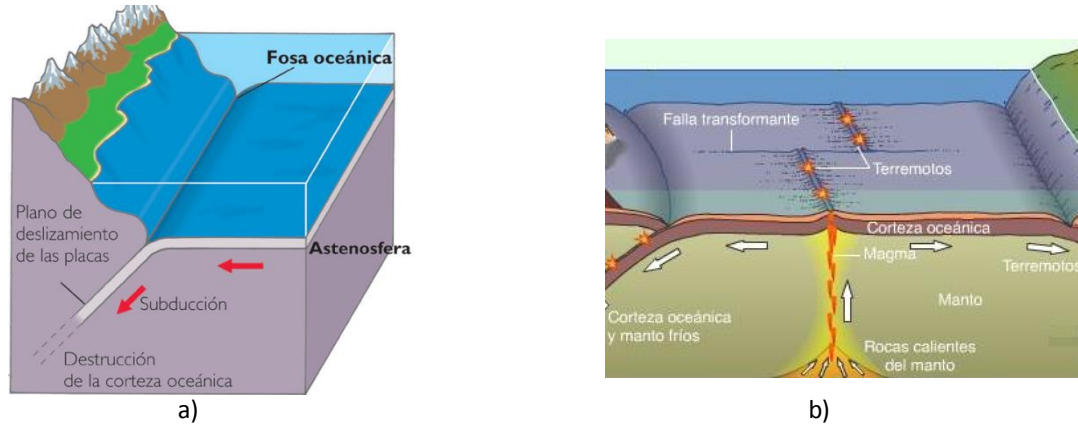


Figura II.1. a) Placas en zonas de subducción, b) placas en movimiento de extensión (Modificada del Blog – Dinámica Litosférica - [www.blogspot.mx](http://www.blogspot.mx))

La propagación de las ondas sísmicas a través del suelo, desde el punto en que se generó la ruptura hasta un punto de observación, dependen principalmente de los siguientes factores:

- Magnitud del sismo
- Distancia epicentral
- Profundidad focal
- Condiciones del subsuelo
- Mecanismo generador del sismo
- Efectos de sitio

Una de las maneras en que se pueden estudiar las características del movimiento del terreno es a través de registros de aceleraciones los cuales almacenan gran cantidad de información, que sirve para realizar una descripción precisa del movimiento del terreno. Los registros muestran la aceleración del terreno en función del tiempo, comúnmente en dos direcciones horizontales (perpendiculares) y una aceleración vertical, Fig. II.2.

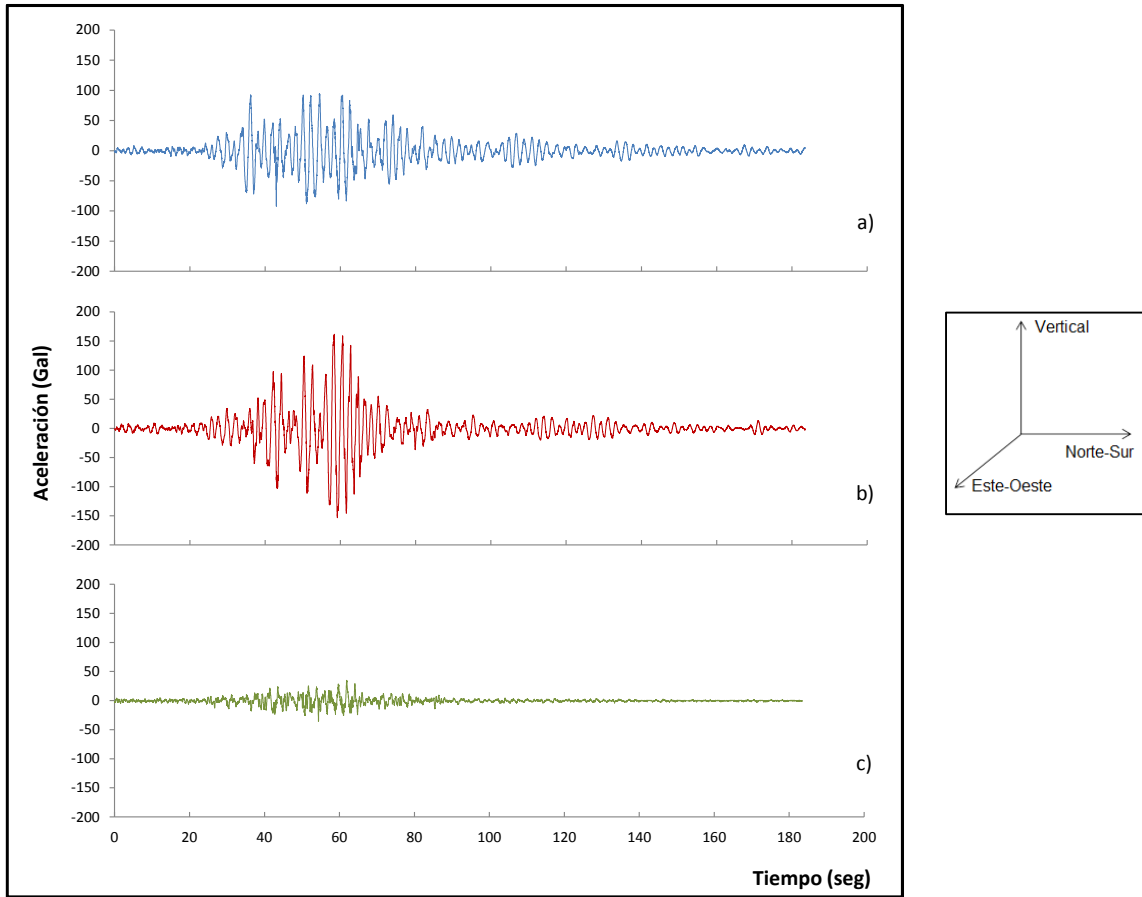


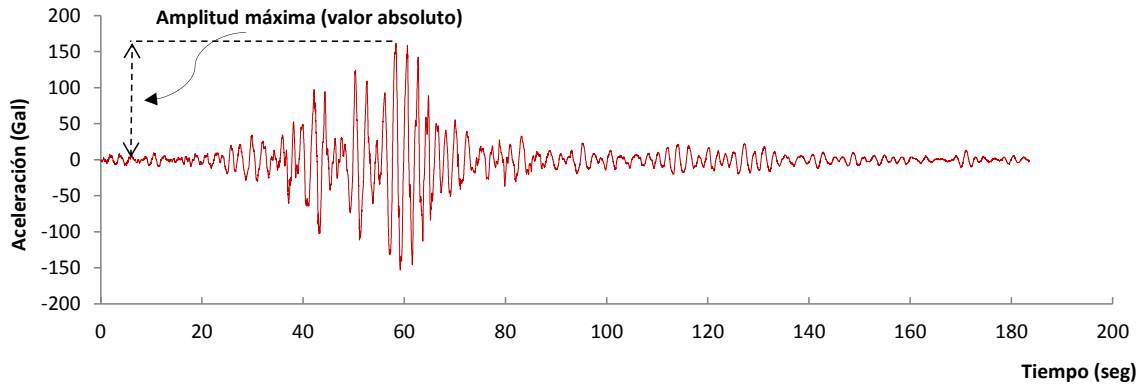
Figura II.2. Acelerogramas correspondientes a las tres direcciones: a) dirección Norte-Sur, b) dirección Este-Oeste y c) dirección vertical; Estación SCT1 en zona de lago, evento 19/09/1985

En la Fig. II.2 se observan las tres direcciones registradas en un acelerograma. Para puntos de observación lejanos al lugar en donde se generó el sismo, las direcciones horizontales ortogonales siempre serán mayores a la dirección vertical.

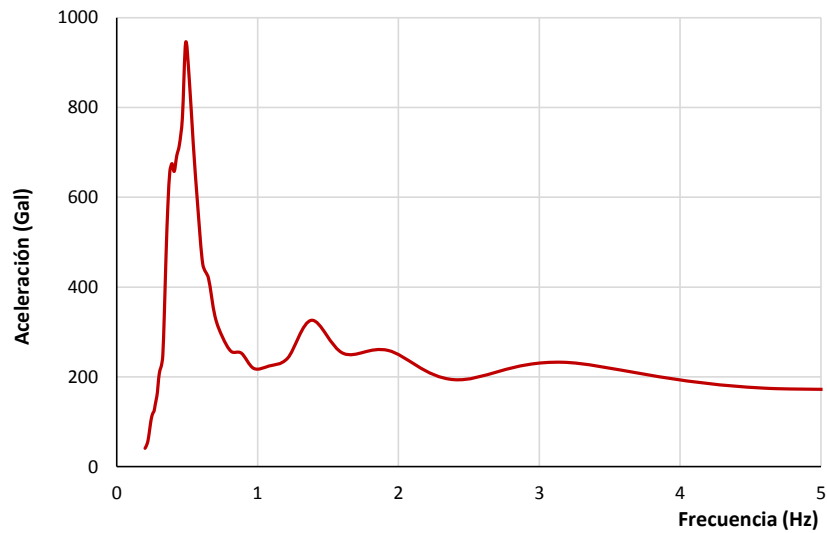
### II.1 Estimación de parámetros de amplitud

Existen tres características que definen al movimiento sísmico: amplitud (Fig. II.3a), contenido de frecuencias (Fig. II.3b) y duración de la fase intensa (Fig. II.3c); con estas características es posible identificar ciertos aspectos relevantes como la fuente sísmica, la trayectoria de propagación del frente de ondas y las condiciones del subsuelo.

a) Amplitud



b) Contenido de frecuencias



c) Duración de la fase intensa

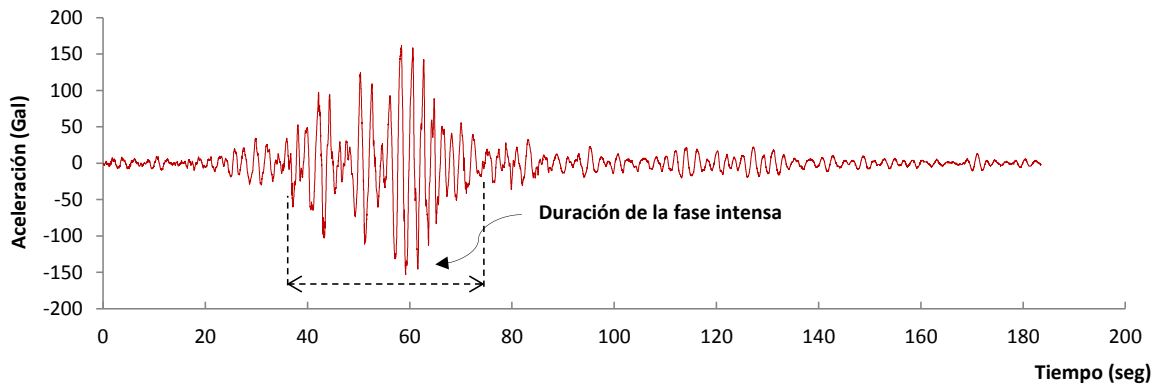


Figura II.3. Características que definen el movimiento sísmico: a) amplitud, b) contenido de frecuencias y c) duración de la fase intensa; Estación SCT1 en zona de lago, evento 19/09/1985



- Los parámetros de amplitud comúnmente se representan en función del tiempo como en un acelerógrafo, definiendo la aceleración máxima absoluta; o en un sismógrafo, registrando la velocidad máxima absoluta; el desplazamiento máximo puede obtenerse mediante integración.
- El contenido de frecuencias es importante en la caracterización de movimientos sísmicos y es común la determinación de los espectros de: amplitudes de Fourier, de potencia y de respuesta; en términos de aceleraciones.
- La duración de la fase intensa del movimiento se relaciona con el tiempo requerido para que la energía acumulada en la falla se disipe totalmente, es decir para grandes áreas de ruptura, mayor será la duración del movimiento. Cabe señalar que sólo la fase intensa del registro es de interés práctico para el diseño sísmico. La duración asociada al movimiento sísmico influye de manera importante en los daños ocasionados por el mismo; un sismo de duración corta y de gran amplitud no necesariamente ocasiona grandes daños, pero ciertas combinaciones de estos dos parámetros pueden resultar catastróficas.

De las tres características mencionadas anteriormente la que se define directamente del registro es la amplitud o AMS, ya que la determinación de ésta no depende de funciones ni de ecuaciones matemáticas para conocer su valor.

Entre los atributos de los registros de aceleraciones de mayor interés práctico se encuentra el valor máximo absoluto de la aceleración en superficie AMS. La AMS es un escalar que se puede relacionar con los niveles de daño o afectación de las obras civiles por lo que es imperioso contar con funciones apropiadas para definirla y así anticiparse, en lo posible, a una catástrofe.

*- Aceleración máxima en superficie, AMS*

La AMS es la medida más utilizada como parámetro de amplitud de un movimiento. Comúnmente, para sitios alejados del hipocentro, se analiza con una de las dos direcciones horizontales ortogonales ya que la respuesta suele ser de mayor magnitud que la dirección vertical. La aceleración vertical recibe menor atención comparada con la horizontal porque las construcciones tienen un amplio factor de seguridad relacionado con las fuerzas de gravedad. Aunque la AMS es un parámetro muy útil, debe ser complementado con información adicional para caracterizar con precisión y exactitud el movimiento sísmico del terreno (Kramer, 1996).

Debido a la gran importancia que implica determinar la AMS, diversos modelos de atenuación han sido propuestos. Gracias al desarrollo, en las últimas décadas, de la instrumentación sísmica mundial ha sido posible obtener relaciones de atenuación cada vez más precisas.

*- Velocidad máxima de la superficie, VMS*

Al igual que la AMS, la velocidad máxima en superficie, VMS, es el mayor valor absoluto registrado en un sismograma, y es útil para caracterizar la amplitud del movimiento. Puesto que la velocidad es menos sensible a componentes de alta frecuencia en movimientos sísmicos, la VMS es ideal para caracterizar con mayor exactitud y precisión la amplitud del movimiento a frecuencias intermedias.

Por ejemplo para edificaciones que son sensibles a grandes cargas en el rango de frecuencias intermedias (edificios altos y flexibles, puentes, etc.), la VMS proporciona una mejor aproximación que la AMS del daño potencial esperado.

*- Desplazamiento máximo en superficie*

Los desplazamientos máximos se asocian generalmente con las componentes de baja frecuencia de un movimiento sísmico, sin embargo no son tan precisos ni fáciles de determinar con exactitud debido a la gran incertidumbre en el proceso de filtrado de la señal, la integración de los acelerogramas y el ruido registrado en las estaciones.

## **II.2 Relaciones de atenuación – Subducción-Pacífico**

Después de la ocurrencia de un sismo, cierta cantidad de energía es liberada en forma de ondas las cuales viajan a través de la corteza terrestre. A medida en que estas ondas se alejan de la fuente originadora del sismo, se atenúan, refractan y reflejan hasta alcanzar la superficie terrestre provocando movimientos de terreno con intensidades que dependen principalmente de las características de los suelos en el sitio. Esta problemática es la causante de grandes daños a ciudades enteras, entre los cuales sobresalen el colapso o falla de edificaciones y fallas de sistemas ingenieriles (suministro de gas, agua y energía eléctrica; y vías de comunicación).

La predicción del valor de la AMS es fundamental punto de partida en los diseños sismo-resistentes de todas las obras civiles. Debido a su gran utilidad diversos investigadores en todo el mundo han propuesto ecuaciones que predicen la AMS en diferentes zonas tectónicas activas. Estas ecuaciones son obtenidas mediante métodos determinísticos o probabilísticos (Gupta, 2002), los cuales son desarrollados a partir de una compilación de registros ocurridos a través de los años. Es importante mencionar que las relaciones de atenuación resultan útiles, en la mayoría de los casos, sólo para las zonas que comprende la base de datos utilizada, aunque se ha demostrado que existen modelos suficientemente robustos que de forma confiable pueden ser usados en zonas no contenidas en la base de datos con la que fueron construidas (García, 2007).

La práctica convencional entre la comunidad científica dedicada al estudio de los suelos y los sismos es comenzar con la mejor compilación de datos posible, el manejo sistemático de esta información de acuerdo con la experiencia *sitios/daños* y la propuesta de funcionales simplistas que, comúnmente, atacan el problema en “*gránulos*” y bajo una restringida perspectiva. A nivel mundial alrededor del 90 % de los sismos y el 80 % de los eventos extremos se generan en la zona subducción-Pacífico (Fig. II.4). En esta región se encuentra la zona de subducción mexicana (fosa mesoamericana) objetivo primario de esta investigación. Diversos investigadores han propuesto ecuaciones que predicen la AMS en un determinado rango de distancias. A continuación se enuncian las relaciones de atenuación más relevantes publicadas en las últimas décadas. Se resumen los principios en los que se basó cada modelo y se presenta la ecuación obtenida en el análisis con la finalidad de conocer los trabajos que se han realizado y así poder compararlos, si es posible, con los resultados de esta investigación.

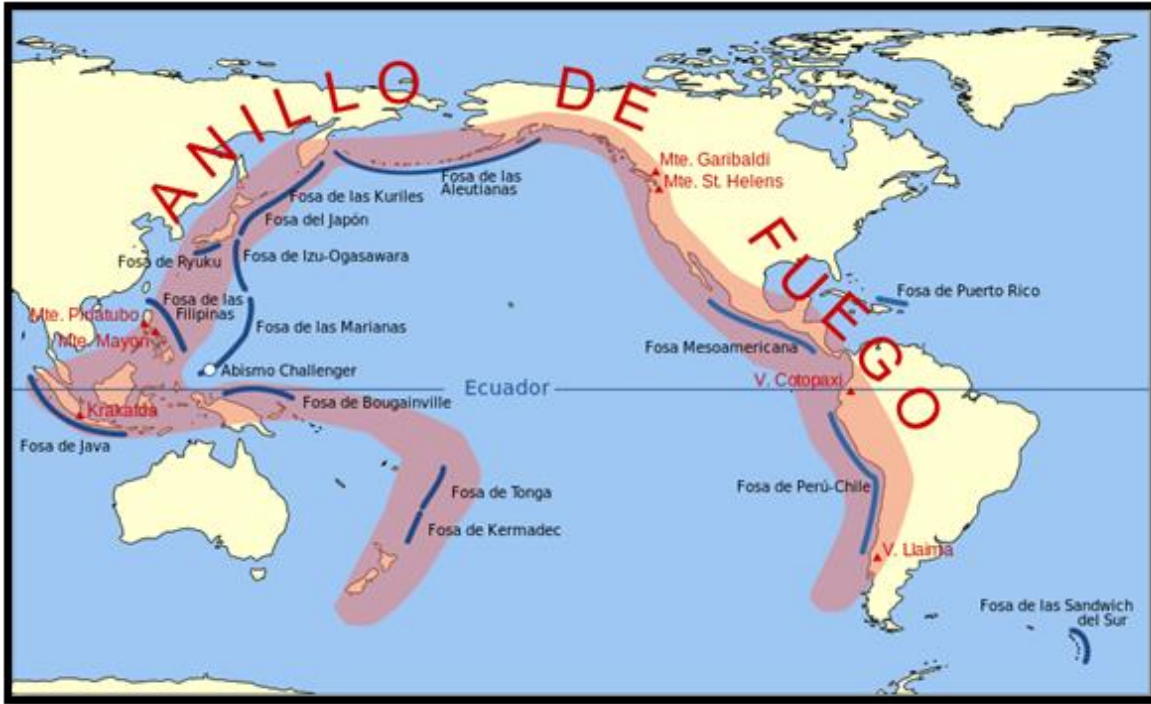


Figura II.4. Zona subducción-Pacífico (Modificada de Kyus y Tilling, 1996).

- Joyner y Boore (1981)

Es una de las investigaciones más relevantes y base conceptual de un gran número de modelos de atenuación desarrollados a la fecha. Esta propuesta está basada en registros provenientes de la costa oeste de Estados Unidos y los clasifica en dos amplias categorías: registros en roca y registros en suelo. Los autores omitieron eventos con profundidades focales menores a 20 km. La ecuación de atenuación propuesta es:

$$\log A = \alpha + \beta M - \log r + bP \quad (II.1)$$

donde  $M$  es la magnitud,  $r$  se calcula con  $\sqrt{d^2 + h^2}$  siendo  $d$  la distancia más cercana al plano de falla,  $P$  toma el valor de cero (roca) o uno (suelo),  $A$  es la AMS en  $g$ ,  $\alpha = -1.02$ ,  $\beta = 0.249$ ,  $b = -0.00255$ , y  $h = 7.3$ .

- Youngs *et al.* (1988)

Estos investigadores utilizaron 389 registros obtenidos en depósitos firmes provenientes de las zonas de subducción de Alaska, Chile, Perú, Japón, México y las Islas Salomón. La ecuación de atenuación propuesta es:

$$\ln(a_{max}) = C_1 + C_2 M_w - C_3 \ln[R + C_4 \exp(C_5 M_w)] + BZ_t \quad (II.2)$$

En este modelo los sismos se dividieron en dos clases: intraplaca (profundidades focales mayores a 50 km) e interplaca (profundidades focales menores a 50 km),  $Z_t$  toma el valor de cero para eventos interplaca y uno para eventos intraplaca,  $M_w$  es la magnitud de

momento,  $R$  es la distancia epicentral,  $a_{max}$  es la AMS en  $g$ ,  $C_1 = 19.16$ ,  $C_2 = 1.045$ ,  $C_3 = -4.738$ ,  $C_4 = 205.5$ ,  $C_5 = 0.0968$ , y  $B = 0.54$ .

- Crouse (1991)

Crouse usó registros provenientes de suelos rígidos con espesores de estratos menores a 25 m. La base de datos se compone de información, en su mayoría, de la zona de subducción de Japón, aunque contiene datos de Alaska, México, Chile, y Perú. Las profundidades focales están comprendidas entre 0 y 238 km. La ecuación de atenuación propuesta es:

$$\ln PGA = p_1 + p_2 M + p_4 \ln[R + p_5 \exp(p_6 M)] + p_7 h \quad (II.3)$$

donde  $M$  es la magnitud de momento,  $R$  es la distancia hipocentral,  $h$  la profundidad focal,  $PGA$  es la AMS en  $g$ ,  $p_1 = 6.36$ ,  $p_2 = 1.76$ ,  $p_4 = -2.73$ ,  $p_5 = 1.58$ ,  $p_6 = 0.608$  y  $p_7 = 0.00916$ .

- Youngs *et al.* (1997)

Esta es una relación de atenuación para zonas de subducción activas en donde se presentan sismos interplaca e intraplaca, incluida la zona de subducción mexicana. Los ejemplos para desarrollar el modelo tienen magnitudes mayores a 5 y distancias epicentrales entre 10 y 500 km. El modelo, desarrollado mediante un análisis de regresión, es el siguiente:

$$\ln PGA = C_1^* + C_2 M + C_3^* \ln \left[ r_{rup} + e^{C_4^* - \frac{C_2}{C_3^*} M} \right] + C_5 Z_t + C_9 H + C_{10} Z_{ss} \quad (II.4)$$

con:  $C_1^* = C_1 + C_6 Z_r$   
 $C_3^* = C_3 + C_7 Z_r$   
 $C_4^* = C_4 + C_8 Z_r$

siendo  $M$  la magnitud de momento,  $r_{rup}$  la distancia epicentral,  $Z_t$  representa el tipo de fuente generadora del sismo,  $Z_{ss}$  indica sitios en suelo,  $Z_r$  indica sitios en roca,  $PGA$  es la AMS en  $cm/s^2$ ,  $C_1 = -0.6687$ ,  $C_2 = 1.438$ ,  $C_3 = -2.329$ ,  $C_4 = \ln(1.097)$ ,  $C_5 = 0.3643$ ,  $C_9 = 0.00648$ .

- Boore y Atkinson (2007)

Esta relación de atenuación permite estimar el valor de la componente horizontal de la aceleración en función de la distancia de la fuente hasta un sitio de medición, de la velocidad de ondas de corte y del tipo de falla. El modelo se generó con regresiones empíricas; los registros fueron recopilados de la base de datos del PEER (Pacific Earthquake Engineering Research Center) para la zona de subducción de Norteamérica. En el modelo:

$$\ln Y = F_M M + F_D(R, M) + F_S(V_{s30}, R, M) + \varepsilon \sigma_T \quad (II.5)$$

$Y$  es la AMS estimada,  $F_M$ ,  $F_D$  y  $F_S$  están dados en función de la escala de magnitud, distancia y amplificación del sitio, respectivamente,  $M$  es la magnitud de momento,  $R$  es la distancia epicentral para eventos con  $M < 6$ , y  $V_{s30}$  es el tiempo promedio en que una onda de corte

pasa a través de un estrato de 30 m de espesor. El tipo de falla está implícito en el valor de  $F_M$ .  $\varepsilon$  es un factor que depende de la desviación estándar,  $\sigma$ .  $\sigma_T = \sqrt{\theta^2 + \tau^2}$ , en donde  $\theta$  es una variable aleatoria de eventos interplaca y  $\tau$  una variable aleatoria de eventos intraplaca.

- Apriadi *et al.* (2008)  
Apriadi y sus colaboradores propusieron un modelo neuronal de atenuación para sismos ocurridos en zonas de subducción, aplicable para eventos intraplaca e interplaca. Las entradas del modelo son magnitud, distancia epicentral y profundidad focal; la regla de aprendizaje utilizada es la de *Backpropagation*. La base de datos es la misma utilizada por Youngs (1997), comprende magnitudes mayores a 5, distancias epicentrales entre 10 y 500 km y profundidades focales entre 11 y 105 km.
- Arjun y Kumar (2009)  
Desarrollaron un modelo neuronal de atenuación de AMS con base en registros con magnitudes mayores de 5 y distancias hipocentrales menores que 50 km, tomados de la red sísmica de Kyoshin Japón. Las entradas del modelo son la magnitud, la distancia hipocentral, y valores promedio del número de golpes registrados en la prueba de penetración estándar, velocidad de ondas *P*, velocidad de ondas *S* y la densidad del suelo. También desarrollaron otro modelo en donde las entradas son la magnitud, la distancia hipocentral y el tipo de suelo en donde se registró el movimiento; los autores concluyen que con el primer modelo se obtienen mejores predicciones.
- Echeverri (2012)  
Desarrolló un modelo neuronal de atenuación para la ciudad de Medellín, Colombia. La base de datos fue obtenida de la red de acelerogramas de Medellín y está compuesta por 278 acelerogramas registrados en 24 estaciones. Las entradas del modelo son la magnitud, la profundidad focal, la distancia epicentral, el tipo de suelo, la intensidad de Arias y la duración de la fase intensa del movimiento. Echeverri concluye que los resultados predichos por la red se ajustan adecuadamente a los registrados por la red de acelerogramas de Medellín.

### II.3 Técnicas de estimación de máximas aceleraciones en superficie para movimientos en el valle de México

México es uno de los países del mundo con mayor actividad sísmica. Según datos estadísticos se registran más de 90 sismos por año con magnitud superior a 4 grados en la escala de Richter, lo que equivale a un 6 % de todos los movimientos telúricos que se registran en el mundo (Ordaz, 2012). El país se encuentra dividido entre cinco placas tectónicas (Fig. II.5). La mayor parte del país se encuentra sobre la placa Norteamericana, esta gran placa tectónica contiene a todo Norteamérica, parte del océano Atlántico y parte de Asia. La península de Baja California se encuentra sobre otra gran placa tectónica, la placa del Pacífico. Sobre esta placa también se encuentra gran parte del estado de California en los Estados Unidos y gran parte del océano Pacífico. El sur de Chiapas se

encuentra dentro de la placa del caribe. Esta pequeña placa contiene a gran parte de las islas caribeñas y los países de Centro América. Otras dos pequeñas placas oceánicas conforman el arreglo tectónico de México, Cocos y Rivera. Estas dos placas son oceánicas y se encuentran bajo el océano Pacífico.

La placa del Caribe se mueve hacia el este respecto a la de Norteamérica, a lo largo del sistema de fallas Polochit-Motagua. El movimiento entre estas dos placas es transcurrente, al igual que el movimiento entre la del Pacífico y la de Norteamérica en el Norte de Baja California. La placa del Pacífico se mueve hacia el noroeste respecto a la de Norteamérica. Este movimiento genera zonas de extensión entre las placas del Pacífico y Norteamérica bajo el Mar de Cortés. Entre las placas del Pacífico y Rivera y entre las de Pacífico y Cocos también se dan movimientos de extensión y transversos. Las placas de Rivera y Cocos chocan con la placa Norteamericana a lo largo de la Fosa Mesoamericana produciendo compresión. La zona de subducción que actúa sobre México se extiende desde Jalisco hasta Tehuantepec con una longitud de 1350 km (Singh *et al.*, 1981). En México han ocurrido sismos que sin duda han marcado la historia sísmica del país (Fig. II.6). Los sismos que se generan allí provienen de la zona de subducción, también ocurren otros denominados corticales, profundos y otros más generados en los océanos.

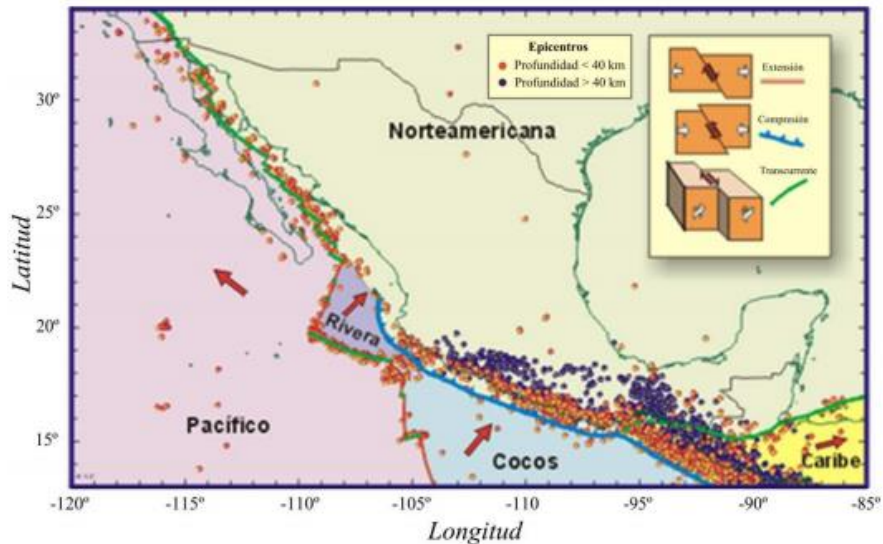


Figura II.5. Placas tectónicas en México (Modificada de Kostoglodov y Pacheco, 1999)

Los sismos que se generan en la zona de subducción, catalogados como interplaca, ocurren por el roce entre la placa Norteamericana y las placas oceánicas de Cocos y Rivera a lo largo de su zona de contacto. Estos son sismos someros, se generan entre los 5 y los 35 kilómetros de profundidad. El sismo más recordado proveniente de esta zona es el de Michoacán del 19 de septiembre de 1985.

Los sismos corticales ocurren dentro de la placa Norteamericana, son sismos intraplaca muy superficiales los cuales no sobrepasan los 35 km de profundidad. Sus magnitudes son considerablemente menores a las de los sismos de subducción, sin embargo debido a que son

superficiales y ocurren principalmente muy cercanos, o bien, bajo ciudades en donde se concentra la mayoría de la población, pueden provocar grandes daños. Uno de los sismos más significativos de este tipo es el de Acambay de 1912.

Los sismos profundos son igualmente peligrosos, aunque de menor magnitud, ocurren a profundidades mayores de 40 km dentro de las placas subducidas (sismos intraplaca), comúnmente son producidos por un tipo de fallamiento normal. Estos sismos se producen por el resquebrajamiento de las placas oceánicas de Rivera y Cocos. Estas placas en subducción se conocen como zonas de Benioff (traza que dejan los sismos al graficar sus hipocentros en una sección transversal). Quizá uno de los sismos más recordados de este tipo es el de 1999 bajo Tehuacán Puebla.

Los sismos en los océanos son de poca importancia para la evaluación del peligro sísmico en el país por que se ubican dentro de las zonas de fractura oceánicas y a lo largo de las dorsales. Por su ubicación, bajo el fondo del mar, muy alejados de las costas, estos sismos no han producido daños apreciables a las construcciones; sin embargo, algunos han sido sentidos en tierra debido a su gran magnitud.

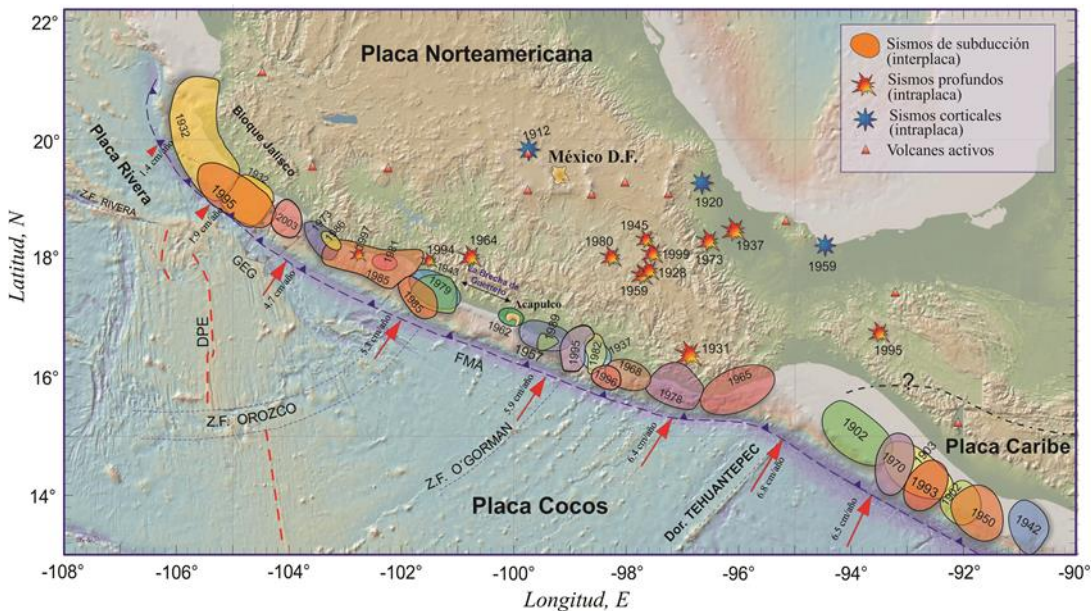


Figura II.6. Localización de los sismos más importantes en México (Modificada de Kostoglodov y Pacheco, 1999).

Los eventos que han generado más daños en el valle de México y por lo tanto los más estudiados son los interplaca, generados en la zona de subducción mexicana sus epicentros se ubican a lo largo de la costa del pacífico entre los estados de Jalisco, Michoacán, Oaxaca, Guerrero y Chiapas.

Antes de que se tuviera pleno conocimiento de los daños que los sismos generados en la zona de subducción producen en el valle de México, se creía que por estar a distancias tan alejadas del hipocentro (mayores a 300 km) los daños serían mínimos debido a la atenuación de las ondas. Sin embargo, existen condiciones geológicas particulares que producen amplificación de las ondas

sísmicas en toda la región, este fenómeno es más evidente en suelos blandos. No obstante, el efecto del suelo local más importante es que las ondas que llegan al valle por la roca base sufren modificaciones y amplificaciones extraordinarias al transmitirse hacia la superficie a través de los estratos de arcilla sumamente compresibles que existen en las zonas correspondientes a los lechos de los antiguos lagos que hubo en el valle de México.

Referente a modelos de atenuación propuestos para la zona de subducción mexicana encontramos estas valiosas aportaciones:

- Esteva (1970)

Esteva en 1970 propuso un modelo de atenuación basado en registros de sismos de duración moderada. El alcance de este trabajo se redujo a suelos firmes (arcillas rígidas, conglomerados compactos o roca). La ecuación de atenuación propuesta es:

$$a = c_1 e^{c_2 M} (R + c_3)^{-c_4} \quad (\text{II.6})$$

donde  $M$  es la magnitud,  $R$  es la distancia hipocentral,  $a$  es la AMS en  $cm/s^2$ ,  $c_1 = 1230$ ,  $c_2 = 0.8$ ,  $c_3 = 25$ , y  $c_4 = 2$ .

- Esteva y Villaverde (1973)

Posterior al seminal trabajo de Esteva, este mismo autor y Villaverde propusieron:

$$Y_c = b_1 e^{b_2 M} (R + b_4)^{-b_3} \quad (\text{II.7})$$

donde  $Y_c$  es la AMS en  $cm/s^2$ ,  $M$  es la magnitud,  $R$  es la distancia epicentral,  $b_1 = 5600$ ,  $b_2 = 0.8$ ,  $b_3 = 2$  y  $b_4 = 40$ .

- Bufaliza (1984)

Propuso un modelo de atenuación basado en 65 registros de aceleraciones máximas correspondientes a 14 eventos. Los datos se ajustaron con la técnica de regresión lineal múltiple. El modelo fue validado con sismos provenientes de California y de la zona de subducción mexicana. La ecuación es la siguiente:

$$\log a = 0.349 + 0.307M - 0.211 \log R - 0.00276R + 0.297S \quad (\text{II.8})$$

siendo  $M$  la magnitud local,  $R$  la distancia hipocentral,  $S$  una variable para clasificar el suelo (firme o blando) y  $a$  la AMS en  $cm/s^2$ .

- Singh *et al.* (1987)

Singh y sus coautores se basaron en los eventos registrados en la estación *CUIP* ubicada en Ciudad Universitaria de la UNAM para estudiar eventos con profundidades focales entre 15 y 50 km, magnitud de ondas superficiales  $M_s$  entre 5.6 y 8.1 y distancias epicentrales entre 282 y 466 km. Se utilizaron sólo registros de sismos provenientes de la zona de subducción. El modelo de atenuación propuesto es:

$$\log a_{max} = 0.429M_s - 2.976 \log R + 5.396 \quad (\text{II.9})$$



y  $a_{max}$  es la AMS en  $cm/s^2$ ,  $M_s$  es la magnitud de ondas superficiales y  $R$  es la distancia hipocentral.

- Ordaz *et al.* (1989)

Estas relaciones empíricas se desarrollaron a partir de los datos registrados por la red digital de Guerrero, con el fin de contar con relaciones de atenuación confiables para la costa del Pacífico a distancias focales mayores a unas cuantas veces la dimensión del área de ruptura (detalles de esta cota en Singh y Ordaz, 1990). Con estos datos y aplicando una técnica de regresión lineal encontraron que:

$$\log a_{max} = 1.76 + 0.30M_s - \log R - 0.0031R \quad (II.10)$$

siendo  $a_{max}$  la AMS en  $cm/s^2$ ,  $M_s$  es la magnitud de ondas superficiales y  $R$  es la distancia hipocentral.

- Dahle *et al.* (1995)

Publicaron un modelo con registros de Costa Rica, México, Nicaragua y El Salvador. De los sismos mexicanos sólo se utilizaron aquellos con  $M_w \geq 6.5$ . El análisis se desarrolló para sitios en roca y en suelo con una técnica bayesiana univariada. La ecuación de atenuación propuesta es la siguiente:

$$\ln A = c_1 + c_2M_w + c_3 \ln R + c_4R + c_5S \quad (II.11)$$

donde  $M_w$  es la magnitud de momento,  $R$  es la distancia hipocentral,  $S$  es una variable para clasificar el material,  $A$  es la AMS en  $m/s^2$  y  $c_1 = -1.579$ ,  $c_2 = 0.554$ ,  $c_3 = -0.560$ ,  $c_4 = -0.0032$ ,  $c_5 = 0.326$ .

- García *et al.* (2007)

Este modelo de atenuación usa redes neuronales para, en términos de la magnitud, distancia epicentral y profundidad focal, determinar la AMS. La base de datos está conformada por 1058 registros (en tres direcciones); los eventos provienen principalmente de la zona de subducción mexicana registrados en estaciones ubicadas en roca. El intervalo de magnitudes usado entre  $3 \leq M_w \leq 8.1$ , las distancias epicentrales varían de pocos kilómetros hasta alrededor de 690 km y las profundidades focales van de muy someras (menores a 5 km) hasta 360 km.

- Mora (2009)

Esta relación de atenuación toma en cuenta solo sismos interplaca. El conjunto de datos contiene registros de estaciones situadas en roca, en superficie libre. Las magnitudes usadas son mayores a 6.5, las distancias epicentrales menores a 400 km y las profundidades focales menores a 30 km. El modelo de atenuación propuesto es:

$$\ln(arms) = \alpha_1 + \alpha_2M_w + \alpha_3 \ln \left[ \frac{E_1(\alpha_4R) - E_1(\alpha_4\sqrt{R^2 + r_0^2})}{r_0^2} \right] \quad (II.12)$$

donde  $arms$  es el valor cuadrático medio de la AMS,  $M_w$  es la magnitud de momento,  $R$  es la distancia más cercana a la superficie de falla,  $E_1$  es una función exponencial integral,  $r_0^2 = 1.4447 \times 10^{-5} (e^{3.45387 M_w})^{2/3}$ ,  $\alpha_2 = 0.5756$ ,  $\alpha_3 = 0.5$  y  $\alpha_4 = \alpha$ . El coeficiente  $\alpha_1$  contiene información sobre parámetros regionales y factores de corrección.

Se concluye, a partir de esta revisión, que existen a la fecha regresiones que van desde las más rígidas, con la ventajosa oferta del producto final (ecuaciones simples), hasta las cognitivas de alta dimensionalidad y flexibilidad.

Sin duda todas las propuestas son meritorias pero se reconocen dos peligrosas debilidades:

1. universo de aplicación muy restringido con límites vagos y uso indiscriminado de coeficientes artificiales (no adheridos directamente al fenómeno) de aplicación compleja, escaso poder de predicción en las regiones cercanas a las fronteras que resultan, en la mayoría de los casos, las zonas de mayor interés práctico –en el caso de las propuestas convencionales y
2. esquemas caja negra aplicables sólo a pequeñas regiones del mundo, bajo validación, en su mayoría, no exhaustiva, modelos no actualizados que desprenden sus hipótesis mayormente de funcionales de primer orden publicados con anterioridad, inclusión de entradas de difícil obtención y/o que dependen en cierta medida de la respuesta del modelo (por ejemplo el tiempo de duración) lo que obliga al usuario ingeniero a tener un profundo conocimiento sobre el tema y la herramienta –en el caso de las propuestas emergentes.

# CAPÍTULO III. FUNCIONALES COGNITIVOS

---

La inteligencia computacional se conforma de un conjunto de tres paradigmas, las Redes Neuronales RN, la Lógica Difusa LD y el Cómputo Evolutivo CE el cual comprende razonamiento probabilístico (algoritmos genéticos y sistemas caóticos). Este conjunto provee métodos flexibles de procesamientos de información diseñados para operar en condiciones del mundo real, el cual comúnmente es llamado Cómputo Aproximado o Cómputo Cognitivo CC. Las tecnologías referentes al CC son robustas por diseño. Debido a que estas pueden manejar incertidumbre con facilidad, representan condiciones del mundo real por lo que proporcionan soluciones prácticas a un menor costo.

Las tres componentes de la inteligencia computacional difieren una de otra en más de una manera. Las RN operan en un ambiente numérico y son conocidas por las capacidades de aprendizaje y generalización. Los sistemas difusos operan en un ambiente lingüístico y su mayor funcionamiento recae en la capacidad que poseen para manejar información lingüística y realizar razonamientos aproximados. El CE proporciona metodologías de búsqueda y optimización. Estas tres facetas difieren una de otra en sus escalas de tiempo de operación y en el grado en el que integran *a priori* el conocimiento. En esta investigación sólo se abordará lo referente al uso de las RN el cual se explicará en los siguientes subcapítulos.

El Cómputo Cognitivo CC como disciplina en un sentido estricto, es la aplicación del cómputo para resolver problemas computacionales mediante instrucciones imperativas; en un sentido amplio, es el proceso de implementar la inteligencia mediante un sistema que transforma un conjunto de información o instrucciones en comportamientos esperados. El CC es un ejemplo emergente de la inteligencia computacional que comprende metodologías las cuales implementa mediante deducciones autónomas y percepciones que simulan el comportamiento del cerebro (García, 2012).

Formalizar la conexión entre datos y conocimiento es sin duda una de las más desafiantes actividades en la era de la computación. La producción de conocimiento a partir de datos se puede plantear desde dos puntos de vista opuestos:

- Modelación: se construye una función que imite los datos con suficiente precisión y que se comporte adecuadamente cuando se aplique a nuevos conjuntos de datos.
- Abstracciones: se construye un sistema que produzca conocimiento articulado, posiblemente en lenguaje natural, a partir de datos.

En el primer punto, el esfuerzo se concentra en desarrollar la habilidad para reproducir lo que se ha observado. Las RN se adaptan bien a este problema. En el caso de la abstracción se busca desarrollar la destreza para comprender y explicar datos numéricos tal que se obtengan conclusiones útiles en el desarrollo del conocimiento humano.

*- Antecedentes del Cómputo Cognitivo en Geotecnia y Sismología*

La existencia de numerosas bases de datos en el campo de la Ingeniería Civil y en particular en la rama de la Ingeniería Geo-Sísmica ha permitido abrir líneas de investigación sobre el uso de herramientas de cómputo emergentes, entre ellas el CC. Estas líneas en ascenso no han sido estudiadas ampliamente, sin embargo con lo poco que se ha hecho queda bien fundamentado su valioso uso y aportación al campo de la Ingeniería.

Básicamente estas herramientas emergentes permiten obtener predicciones de respuesta de problemas reales, se han usado en diferentes evaluaciones de la Ingeniería resultando su uso muy adecuado. Dos temas relacionados con esta investigación es el de variación espacial de propiedades y el efecto de sitio.

La determinación de las propiedades dinámicas del suelo representa uno de los mayores retos en el diseño y construcción en la mayoría de los proyectos Geo-Ingenieriles por lo que la exploración del subsuelo es una actividad indispensable en cualquier proyecto de Ingeniería Civil. El objetivo principal de explorar el subsuelo es obtener información referente a las propiedades del suelo y de la roca en ese sitio. Es imposible determinar el espaciamiento óptimo de perforaciones antes de que los trabajos de exploración den inicio debido a que dicho espaciamiento depende no solo del tipo de estructura sino también de la irregularidad de la superficie del terreno. Incluso los mapas de suelo con información detallada no son lo suficientemente eficientes para determinar las condiciones específicas del suelo, ya que estas varían de un lugar a otro e incluso en un mismo tipo de suelo. Debido a estos inconvenientes se ha recurrido al uso de técnicas de interpolación.

Un ejemplo del uso del CC para dar solución a este problema es determinar la variación espacial de las propiedades dinámicas del suelo usando mediciones de la resistencia a la penetración con cono eléctrico. El resultado de combinar el CC con estas mediciones se muestra en la Fig. III.1, en donde se ilustra que el CC aproxima de una manera muy adecuada las mediciones realizadas en campo.

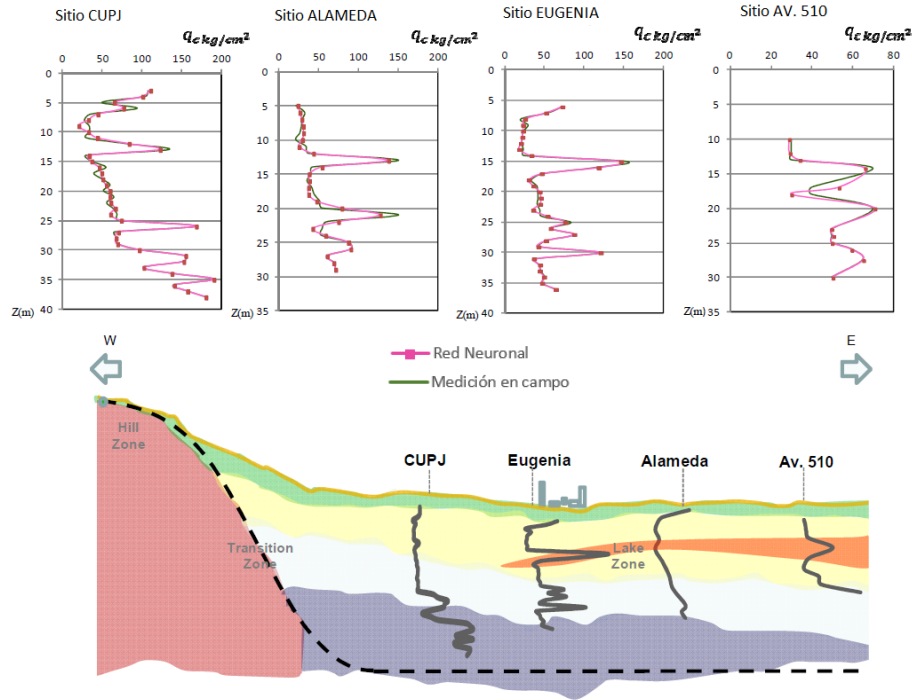


Figura III.1. Secuencia estratigráfica obtenida mediante el uso de Redes Neuronales (García, 2012)

Por otro lado, en el diseño geotécnico y estructural de cualquier obra civil se deben tomar en cuenta dos características fundamentales del movimiento sísmico: 1) como el movimiento sísmico se propaga a través de la tierra, especialmente cerca de la superficie (efectos de sitio), y 2) como responden las estructuras ante estos movimientos sísmicos. Ya que ninguna característica está comprendida en su totalidad, hasta el momento, es necesario el desarrollo de nuevas teorías que cooperen con la solución de este problema.

Los efectos de sitio juegan un papel muy importante en la predicción de la respuesta sísmica del suelo debido a que pueden amplificar intensamente (o deamplificar) el movimiento del suelo justo en el momento en que este alcance la base de las estructuras, este movimiento suele representarse como la AMS. La AMS es el punto de partida de los espectros de respuesta de las estructuras por lo que es importante conocer su valor. Los métodos de análisis tradicionales, para conocer los efectos de sitio, están basados en suposiciones que representan a las características del suelo como lineales y estacionarias, siendo que este contiene características totalmente opuestas.

Un ejemplo del uso del CC para solucionar este problema es determinar los efectos de sitio usando mediciones de AMS registradas en roca. El resultado de combinar el CC con estas mediciones se muestra en la Fig. III.2, en donde se observa que el CC aproxima de una manera adecuada a las estimaciones realizadas con otros métodos.

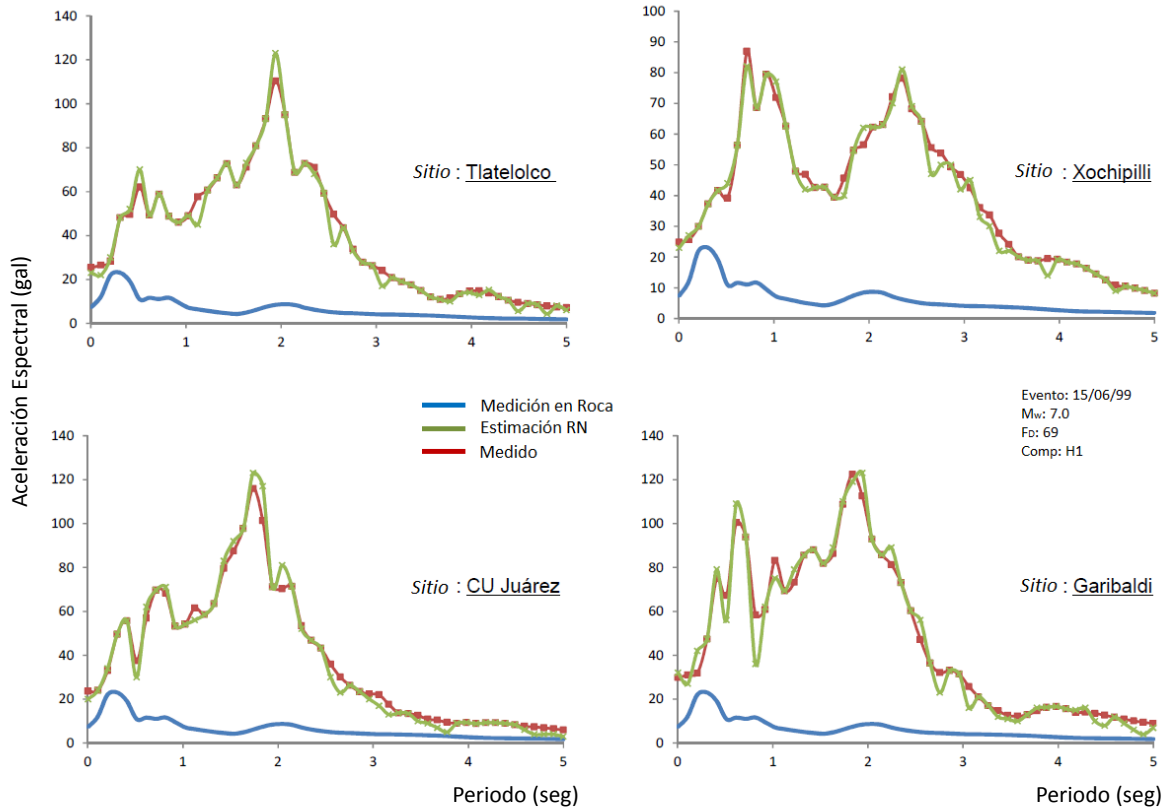


Figura III.2. Aceleraciones espectrales en algunos sitios de la zona del lago: medido vs evaluado (García, 2012).

Las tecnologías relacionadas con el CC proporcionan oportunidades únicas para establecer ambientes de análisis coherentes en los cuales la incertidumbre y el conocimiento de datos son sistemáticamente manejados. Combinando el aprendizaje, la adaptación y la evolución, el CC complementa los enfoques ingenieriles con desarrollos de conocimientos más amplios y fáciles de asimilar, lo que ayudan a un mejor entendimiento del problema. El uso del CC como herramienta de aproximación es muy valioso ya que puede representar ciertas ventajas en el desarrollo de los proyectos, una de ellas se ve ampliamente reflejada en el costo de exploración. El operador de estas técnicas computacionales debe tener un amplio conocimiento del fenómeno o del problema a modelar con la finalidad de realizar una buena interpretación de los resultados.

### III.1. Redes Neuronales

El ser humano constantemente busca la manera de solucionar problemas de una forma rápida, sencilla y confiable. El desarrollo del cómputo en las últimas décadas ha facilitado tal objetivo proponiendo soluciones alternativas y generando resultados convincentes apoyados en el juicio ingenieril. Esto ha conducido a un desarrollo exponencial de un campo multidisciplinario del conocimiento conocido como Inteligencia Artificial IA. Este campo se divide en dos clases llamadas macroscópica y microscópica.

En la primera de ellas se intenta modelar el funcionamiento del cerebro basándose en reglas del tipo “si ocurre esto, entonces”, el nombre de macroscópica se debe a que no se toma en cuenta en ningún momento la estructura interna del cerebro sino que modela su comportamiento con base a un funcionamiento global. En la segunda clase se parte de la estructura que presenta el cerebro de tal forma que se construyen modelos que toman en cuenta dicha estructura. De esta forma aparecen “neuronas artificiales” que se relacionan entre sí para formar “estructuras multicapas” que, a su vez, pueden combinarse para obtener resultados de un problema específico. Esta forma de combinación permite recordar eventos del pasado, tal como lo hace el cerebro.

El proceso de pensar de un ser humano está regido por las neuronas, las cuales cohabitan en el cerebro, su función principal es adquirir y emitir señales del tipo eléctrico. Las neuronas tienen características que les permiten comunicarse entre ellas, lo que las distingue del resto de las células biológicas. Una neurona biológica (Fig. III.3) está integrada fundamentalmente por: un cuerpo celular llamado soma (mismo que contiene un núcleo celular), un importante número de fibras o dendritas y una fibra larga conocida como axón. Las dendritas son los elementos responsables de recibir la información proveniente de neuronas vecinas, y de conducirla hacia el soma, en donde es procesada y en su caso transmitida a otras neuronas por medio del axón. Se estima que una neurona biológica se conecta con entre 10 y 100 000 neuronas mediante procesos de sinapsis que facilitan o inhiben la propagación de las señales por medio de reacciones electroquímicas; lo que trae como consecuencia la formación de RN. En general las conexiones sinápticas no son permanentes y al igual que los estímulos de entrada, necesarios para activar una neurona, pueden cambiar durante su periodo de vida; permitiendo de esta forma la realización del proceso de aprendizaje (Tettamanzi y Tomassini, 2001).

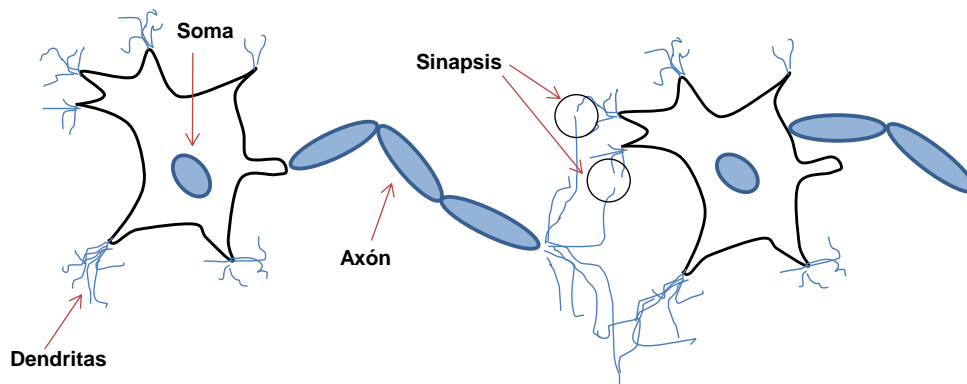


Figura III.3. Estructura de una Neurona Biológica

En una RN se pueden distinguir tres tipos de capas (Fig. III.4):

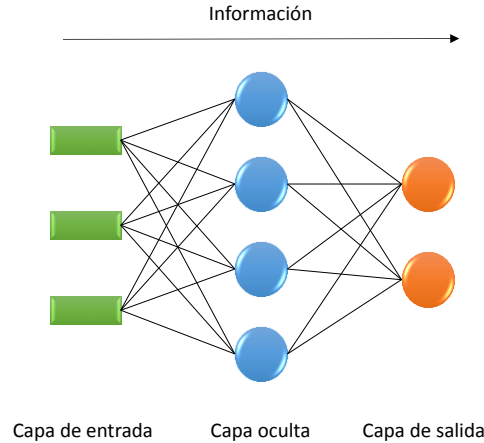


Figura III.4. Capas de una Red Neuronal

- Capa de entrada: neuronas que reciben datos o señales procedentes del entorno.
- Capa oculta: no tiene conexión directa con el entorno, esta puede ser precedida por otras capas ocultas, o bien, por la capa de entrada.
- Capa de salida: neuronas que proporcionan la solución de la RN.

El primer modelo neuronal fue propuesto por McCulloch y Pitts (1943) en términos de un sistema computacional de “actividad nerviosa”, que sirvió de ejemplo para los modelos posteriores de Jhon Von Neumann, Marvin Minsky (Minsky y Papert, 1969), Frank Rosenblatt (Rosenblatt, 1959), entre otros. En los años 80, Rumelhart y McClelland construyeron la primer RN bajo el concepto de Procesamiento Distribuido en Paralelo PDP, cuya naturaleza era no-lineal (Rumelhart y McClelland, 1986). A partir de entonces, las RN han sido utilizadas con mayor interés en tareas de predicción y clasificación en un gran número de campos de la ciencia.

### III.1.1. Neurona Artificial

Las Redes Neuronales Artificiales son modelos que intentan reproducir el funcionamiento del cerebro a través de redes numéricas que identifican y simplifican los elementos relevantes de un sistema (fenómeno) y adquieren conocimiento a partir de comportamientos conocidos (datos obtenidos a partir de mediciones). No hay una definición general de redes neuronales RN, existiendo diferentes según el texto o artículo consultado. A continuación se presentan definiciones propuestas por diferentes autores:

- Una RN es un modelo computacional en paralelo, compuesto de unidades procesadoras adaptativas con una alta interconexión entre ellas (Hassoun, 1995).
- Sistemas de procesamiento de información que hacen uso de algunos de los principios que organizan la estructura del cerebro humano (Lin y Lee, 1996).
- Modelos matemáticos desarrollados para emular el cerebro humano (Chen y Chang, 1996).



- Sistema de procesamiento de información que tiene características de funcionamiento comunes con el de las neuronas biológicas (Fausett, 1994).
- Sistema caracterizado por una red adaptativa combinada con técnicas de procesamiento en paralelo de la información (Kung, 1993).

De las definiciones antes expuestas se observa que tienen en común algunos aspectos del cerebro humano como por ejemplo la distribución de las operaciones a realizar, la cual consiste en una serie de elementos básicos que, por analogía con los sistemas biológicos, se conocen como neuronas. Estos elementos están interconectados entre sí mediante una serie de conexiones que, siguiendo con la analogía biológica, se conocen como pesos sinápticos. Estos pesos varían con el tiempo mediante un proceso que se conoce como aprendizaje. Debido a esto es posible definir el aprendizaje de una red como el proceso por el cual modifica las conexiones entre neuronas (pesos sinápticos) para realizar una tarea asignada.

El procesamiento de información en una RN se realiza mediante la conexión de neuronas artificiales las cuales imitan la estructura de una neurona biológica, con la intención de construir sistemas de procesamiento de información paralelos, distribuidos y adaptativos, que presenten un comportamiento inteligente. Están conformadas por unidades básicas llamadas nodos o neuronas que funcionan como elementos de procesamiento (Serrano *et al.*, 2010). Se denomina neurona o perceptrón a un dispositivo simple de cálculo que, a partir de un vector de entrada procedente del exterior o de otras neuronas, proporciona una única respuesta o salida. El funcionamiento de la neurona artificial se basa en comparar la salida del sistema con una señal deseada.

El procedimiento de aprendizaje comienza por la inicialización aleatoria de los pesos, para posteriormente ajustarlos conforme la red se equivoca en la asignación de clase del vector de entrada presente en ese momento (Fig. III.5).

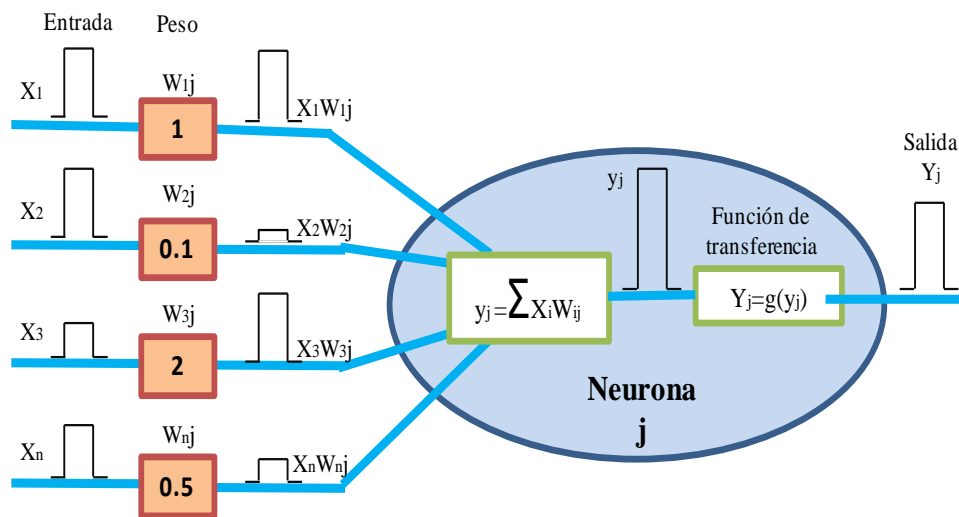


Figura III.5. Esquema del funcionamiento de una neurona artificial (Bonetti, 2013)

El proceso de aprendizaje de una neurona artificial, Fig. III.5, consiste en:

- Un conjunto de entradas  $x_n$ , que pueden ser binarias (digitales) o continuas (analógicas), dependiendo de la aplicación.
- Pesos sinápticos  $w_{ij}$  asociados a las entradas y quienes definen la intensidad entre la neurona pre-sináptica  $j$  y la post-sináptica  $i$  (la que envía la información y la que la recibe, respectivamente). Mediante el ajuste de los pesos sinápticos la red es capaz de adaptarse a cualquier entorno y dar solución a un determinado problema.
- Una función de entrada la cual suma el producto de cada valor de entrada y su respectivo peso, con la finalidad de obtener un total de entradas ponderadas. Por ejemplo, en las entradas y pesos ( $x$  y  $w$  respectivamente) mostrados en la Fig. III.5, para un número  $n$  de entradas  $i$  en la neurona  $j$ , se tiene:

$$y_j = \sum_j^n X_i W_{ij} \quad (\text{III.1})$$

- Una regla de propagación, que permite obtener a partir de las entradas y los pesos el valor del potencial post-sináptico  $n_i$  de la neurona:

$$n_i(t) = \sigma[w_{ij}, x_j(t)] \quad (\text{III.2})$$

- Una función de transferencia, conocida también como función de activación, se encarga de atribuir las características no lineales al procesamiento en los nodos. Esta participa sobre el valor determinado por la función de entrada limitando su crecimiento numérico.

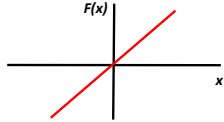
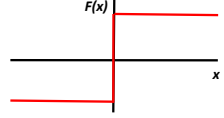
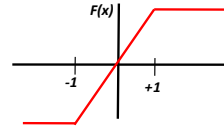
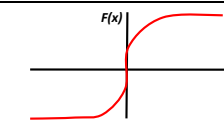
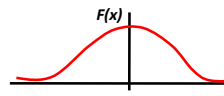
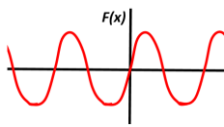
$$Y_i(t) = f_i[n_i(t)] \quad (\text{III.3})$$

Existen diferentes tipos de funciones de transferencia, las más usadas son: lineal, umbral, umbral-lineal, sigmoide, hiperbólica-tangente, gaussiana y senoidal entre otras. La tabla III.1 muestra las características principales y su representación gráfica de cada una de estas funciones.

- Una función de salida  $y_i(t)$  de la neurona  $i$  en función de su estado de activación actual  $a_i(t)$ . Muy frecuentemente la función de salida es simplemente la identidad  $F(x) = x$ , de modo que el estado de activación de la neurona se considera como la propia salida, es decir:

$$y_i(t) = F_i[a_i(t)] = a_i(t) \quad (\text{III.4})$$

Tabla III.1. Funciones de transferencia

	<b>Función</b>	<b>Intervalo</b>	<b>Grafica</b>
<b>Lineal</b>	$y = x$	$[-\infty, +\infty]$	
<b>Escalón</b>	$y = \text{sign}(x)$  $y = H(x)$	$[-1, +1]$  $[0, +1]$	
<b>Lineal por tramos</b>	$y = \begin{cases} -1, & \text{si } x < -l \\ x, & \text{si } -l \leq x \leq +l \\ +1, & \text{si } x > +l \end{cases}$	$[-1, +1]$	
<b>Sigmoide</b>	$y = \frac{1}{1 + e^{-x}}$  $y = \text{tgh}(x)$	$[0, +1]$  $[-1, +1]$	
<b>Gaussiana</b>	$y = Ae^{-Bx^2}$	$[0, +1]$	
<b>Senoidal</b>	$y = A \text{sen}(wx + \varphi)$	$[-1, +1]$	

### III.1.2. Arquitectura Neuronal

En el campo de las RN se conoce con el nombre de arquitectura a la forma en la que se unen los diferentes elementos (neuronas) mediante una serie de conexiones (pesos sinápticos). En principio se pueden distinguir tres niveles que se definen como:

- Microestructura: este nivel hace referencia al elemento más pequeño que se puede encontrar en un modelo conexionista: la neurona. Este es el nivel más pequeño pero no por ello es el menos importante; aquí se fijan características tan importantes como la función de entrada.
- Mesoestructura: una vez sobrepasado el nivel neuronal llegamos a este nivel donde se fija la forma de conexión y la disposición de los elementos que actúan en la neurona.
- Macroestructura: las diferentes redes planteadas en el nivel anterior se pueden combinar entre sí para dar estructuras mayores alcanzándose mejores resultados.

La arquitectura de una red se define por medio de: i) número de capas, ii) el tipo de conexiones y iii) el grado de conexión. Cabe mencionar que aún no existe una metodología precisa para determinar la mejor arquitectura, la elección hasta el momento se basa en la experiencia del diseñador de la RN.

#### *i) Número de capas*

- Redes Neuronales monocapa: son conocidas como la RN más sencilla ya que se tiene una capa de neuronas que proyectan las entradas a una capa de neuronas de salida donde se realizan los cálculos. Este tipo de redes es útil en tareas relacionadas con la auto-asociación, es decir, regenera la información incompleta o distorsionada de patrones que se presentan a la red, Fig. III.6a.
- Redes Neuronales multicapa: es una generalización de la anterior existiendo un conjunto de capas intermedias entre la entrada y la salida (capas ocultas). Este tipo de red puede estar total o parcialmente conectada. Estas redes se pueden clasificar de acuerdo a la manera en que se conectan sus capas, Fig. III.6b.

#### *ii) Tipo de conexiones*

- Redes Neuronales no recurrentes: en esta red la propagación de las señales se produce en un sentido solamente, no existiendo la posibilidad de realimentación, por lo que estas estructuras no tienen memoria.
- Redes Neuronales recurrentes: esta red está caracterizada por la existencia de lazos de realimentación. Estos lazos pueden ser entre neuronas de diferentes capas, neuronas de la misma capa o, sencillamente, entre una misma neurona. Esta estructura recurrente la hace especialmente adecuada para estudiar la dinámica de sistemas no lineales, Fig. III.6c.

iii) Grado de conexión

- Redes Neuronales totalmente conectadas: en este caso todas las neuronas de una capa se encuentran conectadas con las de la capa siguiente (redes no recurrentes) o con las de la anterior (redes recurrentes).
- Redes parcialmente conectadas: en este caso no se da la conexión total entre neuronas de diferentes capas.

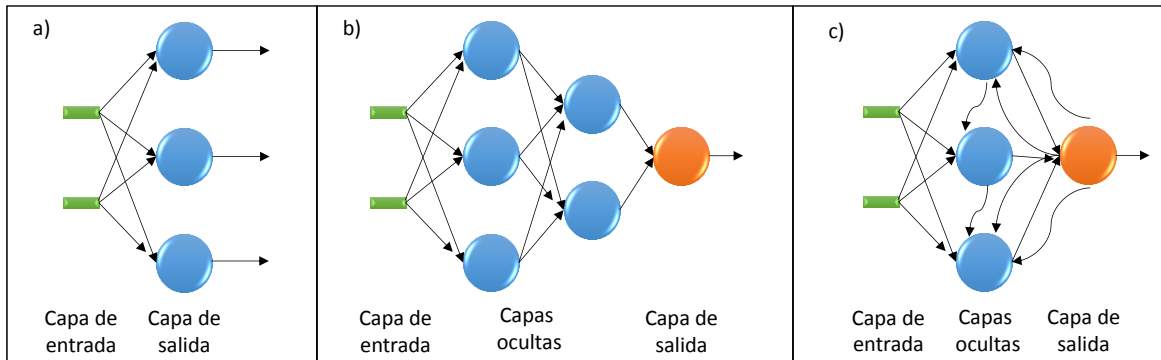


Figura III.6. a) Red Neuronal monocapa, b) Red Neuronal multicapa de propagación hacia adelante y c) Red Neuronal multicapa recurrente

- *Perceptrón multicapa*

El perceptrón multicapa es la Red Neuronal Artificial más conocida y con un mayor número de aplicaciones. Los primeros trabajos relacionados fueron publicados en 1959 por Rosenblatt.

El perceptrón o neurona artificial, por el hecho de estar formado por una única neurona, tiene una utilización limitada a la clasificación de patrones en dos clases. Sí se expande esta capa de salida con más de una neurona se podrán clasificar más de dos clases aunque con la limitación de que estas deben ser linealmente separables (Minsky y Papert, 1969). Para lograr esta separación es necesario introducir una capa de neuronas entre la salida y la entrada. Aparece entonces el problema de asignar un "error" durante el proceso de aprendizaje a estas neuronas.

- *Arquitectura del perceptrón multicapa*

El perceptrón multicapa es una red formada por una capa de entrada, al menos una capa oculta y una capa de salida (Fig. III.6b).

Las cuatro características fundamentales de esta arquitectura son las siguientes:

1. Se trata de una estructura altamente no lineal.
2. Presenta tolerancia a fallos.
3. El sistema es capaz de establecer una relación entre dos conjuntos de datos.
4. Existe la posibilidad de realizar una implementación hardware.

El número de neuronas que forman las capas de entrada y salida está determinado por el problema, mientras que el número de capas ocultas y de neuronas en cada una de ellas no está fijado ni por el problema ni por ninguna regla teórica por lo que el diseñador es quien decide esta arquitectura en función de la aplicación que se va a hacer de la red y tras realizar un barrido en los valores de estos factores. Únicamente está demostrado que dado un conjunto de datos conexo, con una sola capa oculta es posible establecer una relación entre el conjunto de datos aunque no se especifica el número de neuronas necesarias.

Existen algunos métodos empíricos para la caracterización de las capas ocultas pero cada uno de ellos funciona bien únicamente en un tipo determinado de problemas. Intuitivamente, es lógico pensar que ante estos inconvenientes, la solución idónea es implementar una red con muchas capas ocultas y una gran cantidad de neuronas en cada una de ellas; sin embargo, esto tiene un par de inconvenientes:

- Aumento de la carga computacional, lo que implica una mayor dificultad de implementación en tiempo real y un crecimiento en el tiempo de aprendizaje por parte de la red.
- Pérdida en la capacidad de generalización: al aumentar el número de neuronas en la capa oculta, aumenta el número de pesos sinápticos, por lo que la red está caracterizada por más parámetros; esto permite un mejor modelado de los patrones utilizados pero se pierde capacidad de generalización ya que un patrón no usado en el modelo tendrá más dificultades al momento de ajustarse a un modelo con un gran número de parámetros.

### III.1.3. Métodos de aprendizaje

El aprendizaje de una RN consiste en determinar un conjunto de pesos sinápticos que permita a la red realizar una tarea asignada. Para que la red resulte operativa es necesario entrenarla. Antes de iniciar el entrenamiento se debe definir la condición de ajuste a una tarea específica, es decir cuando la red ha aprendido. Entre los criterios más comunes se encuentran:

- Se ha alcanzado una cota de error que se considere suficientemente pequeña
- Se ha llegado a un número máximo de iteraciones
- Se ha llegado a un punto de saturación en el que, por más que se entrene, ya no es posible reducir el error

Los métodos de aprendizaje se pueden dividir en las siguientes categorías, Fig. III.7.

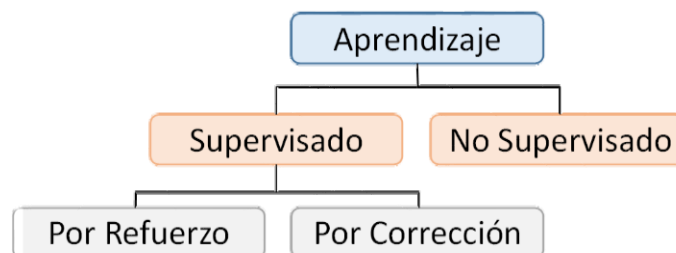


Figura III.7. Métodos de aprendizaje

La primera división en los métodos de aprendizaje es entre algoritmos supervisados y no supervisados. En los algoritmos no supervisados no se conoce la salida que debe presentar la RN. La red en este caso se organiza ella misma agrupando, según sus características, los diferentes patrones de entrada. Estos sistemas proporcionan un método de clasificación de las diferentes entradas mediante técnicas de agrupamiento o *clustering*.

El aprendizaje supervisado presenta a la red las salidas que debe proporcionar ante los patrones de entrada. Se observa la salida de la red y se determina la diferencia entre ésta y la señal deseada; para realizar esto es necesario presentar un conjunto de datos o patrones de entrenamiento para determinar los pesos (parámetros de diseño) de las interconexiones de las neuronas. Posteriormente, los pesos de la red son modificados de acuerdo con el error cometido. Este aprendizaje admite dos variantes: aprendizaje por refuerzo o aprendizaje por corrección. En el aprendizaje por refuerzo solo conocemos sí la salida de la red corresponde o no con la señal deseada, es decir, la información es de tipo booleana (verdadero o falso). En el aprendizaje por corrección conocemos la magnitud del error y ésta determina la magnitud en el cambio de los pesos.

Por lo general se puede establecer que para un satisfactorio proceso de entrenamiento y una adecuada capacidad de generalización, es fundamental: i) el conocimiento sobre el fenómeno o problema que se pretenda modelar para realizar una correcta selección de las variables que lo representen, ii) integrar una base de datos que incluya un importante número de casos, así como una gran diversidad de los mismos, iii) hacer una correcta selección de las funciones que determinaran la salida, así como un buen diseño del modelo neuronal y iv) probar la integridad del mismo y su capacidad para generalizar conocimiento aprendido utilizando patrones que no fueron considerados durante el entrenamiento (Alcántara, 2013).

#### - *Capacidad de generalización*

Cuando se evalúa una RN no sólo es importante evaluar si la red ha sido capaz de aprender los patrones de entrenamiento. Es imprescindible también evaluar el comportamiento de la red ante patrones nunca antes vistos. Esta característica de las RN se le conoce como capacidad de generalización, la cual se adquiere durante la fase de entrenamiento. Es necesario que durante el proceso de aprendizaje la red extraiga las características de las muestras, para posteriormente responder eficientemente a nuevos patrones.

Por lo anterior, surge la necesidad de evaluar durante la fase de entrenamiento dos tipos de errores. El error de aprendizaje, que indica la calidad de la respuesta de la red a los patrones de entrenamiento, y el error de generalización, que indica la calidad de la respuesta de la red a patrones nunca antes vistos. Para obtener una medida de ambos errores es necesario dividir el conjunto de datos disponibles en dos, el conjunto de datos de entrenamiento (alrededor del 80 % del total de los datos), y el conjunto de datos de prueba (alrededor del 20 % del total de los datos). El primero se utiliza durante la fase de entrenamiento para que la red pueda extraer las características de los mismos y, mediante el ajuste de sus pesos sinápticos, logre una representación interna de la función. El conjunto de prueba se utiliza para evaluar la capacidad de generalización de la red.

La causa más común de la pérdida de capacidad de generalización es el sobre-aprendizaje. Esto sucede cuando la cantidad de ciclos de entrenamientos tiende a ser muy alta. Se observa que la respuesta de la red a los patrones de entrenamiento es muy buena mientras que la respuesta a nuevos patrones (patrones en prueba) tiende a ser muy pobre. Al aumentar el número de ciclos la red tiende a sobre-ajustar la respuesta a los patrones de entrenamiento, a expensas de una menor capacidad de generalización. En la Fig. III.8 se observa que en un determinado punto la red comienza a perder capacidad de generalización como consecuencia del sobre-aprendizaje de los patrones de entrenamiento.

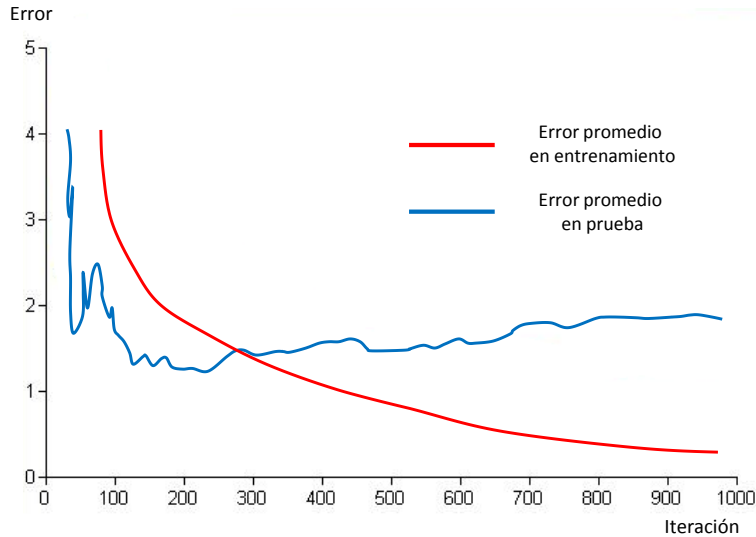


Figura III.8. Errores en función del número de iteraciones

En la figura III.9 se ilustra otro tipo de pérdida en la capacidad de generalización. A medida que transcurre el proceso de aprendizaje se obtienen varios mínimos sobre el conjunto de evaluación. Existen diversas técnicas de parada temprana “*early stopping*” aunque la mayoría de los casos se deja que el proceso de aprendizaje avance hasta alcanzar una cota de error razonable, guardando periódicamente las distintas configuraciones intermedias, para luego seleccionar la de menor error de evaluación (Bojórquez, 2011).



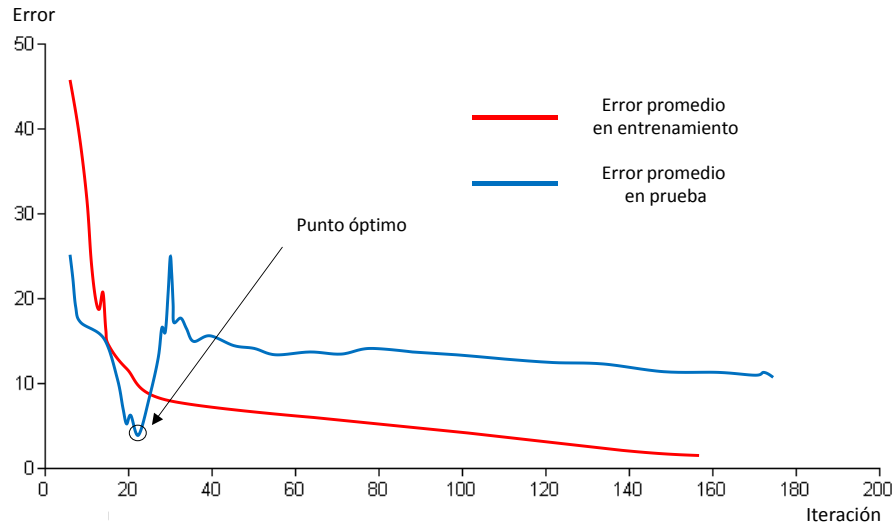


Figura III.9. Generalización, situación real

#### III.1.4. Ventajas de las Redes Neuronales

Una de las principales ventajas que presentan las RN es la solución de problemas complejos en tiempos relativamente cortos, esto es debido a la potencia computacional con la que obtienen conocimiento y generan resultados aproximados, gracias al cálculo distribuido en paralelo. Aparte de este hecho otras propiedades las hacen especialmente atractivas para ser usadas en una gran cantidad de problemas prácticos (Haykin, 1996).

- Son sistemas distribuidos no lineales: una neurona es un elemento no lineal por lo que una interconexión de las RN también será un dispositivo no lineal. Esta propiedad permitirá la simulación de sistemas no lineales y caóticos.
- Son sistemas tolerantes a datos erróneos: una RN, al ser un sistema distribuido, permite el fallo numérico de algunos elementos individuales (neuronas) sin alterar significativamente la respuesta total del sistema. Este hecho las hace especialmente atractivas frente a los softwares tradicionales que, por lo general, son sistemas secuenciales de tal forma que un fallo numérico en uno de sus componentes conlleva que el sistema total no funcione adecuadamente otorgando resultados erróneos.
- Son capaces de desarrollar un aprendizaje adaptativo: las RN adquieren conocimiento a través del entrenamiento o “experiencia” que es “almacenada” en los pesos de las conexiones neuronales. Una RN no necesita un algoritmo para resolver un problema, genera su propia distribución de pesos durante el proceso de aprendizaje.
- Establecen relaciones no lineales entre datos: las RN son capaces de relacionar dos conjuntos de datos. Comparando con los métodos estadísticos clásicos que realizan la misma misión tienen como principal ventaja que los datos no tienen por qué cumplir las condiciones de linealidad, gaussianidad y estacionariedad.

Las RN se prefieren sobre otros métodos matemáticos cuando:

1. Es difícil encontrar las reglas que definen la variable a modelar y su relación con las variables independientes consideradas para el modelo.
2. Los datos son imprecisos o contienen perturbaciones estadísticas (ruido).
3. El problema necesita, para ser definido, un gran número de variables dependientes (presenta una alta dimensionalidad).
4. El modelo a resolver es no lineal.
5. Se dispone de un gran número de datos.
6. El entorno de trabajo es variable.

# CAPÍTULO IV. RELACIONES NEURONALES DE ATENUACIÓN SÍSMICA

---

*- Movimientos en el afloramiento rocoso de la Ciudad de México*

Uno de los retos más importantes a los que se enfrenta la Ingeniería Geo-Sísmica es la evaluación de la respuesta del suelo al paso de las ondas sísmicas. La anticipación a los posibles movimientos del terreno y estados de esfuerzos y deformaciones permiten el diseño y construcción de estructuras más capaces de resistir las fuerzas sísmicas.

Bajo condiciones ideales, el análisis completo de la respuesta del suelo contempla al mecanismo de ruptura en la fuente generadora, la propagación de ondas a través de la corteza terrestre y la transfiguración de éstas en el sitio de medición por efecto de la geología local (capas de roca y suelo subyacentes). El mecanismo de ruptura/falla y la transmisión de energía entre la fuente y el sitio son aspectos muy complejos, con componentes inciertas y en los que es necesario realizar simplificaciones para obtener resultados prácticos de aplicación directa. Un aspecto crucial en el modelado de respuesta es la determinación de la atenuación de ondas sísmicas como función de la distancia entre la fuente/generación y el sitio de interés.

Cuando existe una ruptura de la corteza terrestre se generan ondas sísmicas que viajan desde la fuente hacia todas direcciones. A medida que alcanzan fronteras entre diferentes materiales geológicos, estas ondas cambian de dirección, se reflejan o se refractan. Debido a que las velocidades de propagación de ondas de los materiales más superficiales son generalmente menores que las de los materiales que lo subyacen, la dirección de la propagación cambia de horizontal a, usualmente, una dirección muy cercana a la vertical (Fig. IV.1). Los análisis unidimensionales están basados en esta suposición y en la idealización de fronteras horizontalmente infinitas.

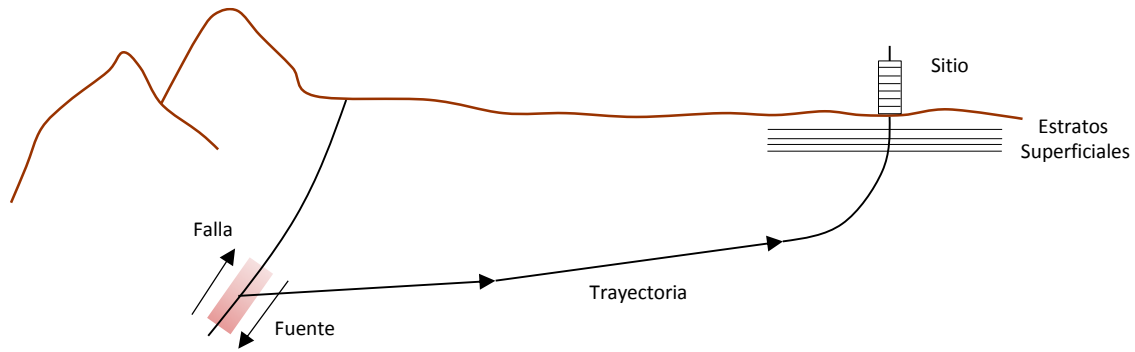


Figura IV.1. Proceso de refracción de ondas; inclinación muy cercana a la vertical cerca del sitio de medición (modificado de Kramer, 1996)

En modelos de este tipo se usan los conceptos mostrados en la Fig. IV.2. En la superficie se encuentra el movimiento de *superficie libre*, en la base del depósito el movimiento en la *roca base*, y aquél en la continuación de esta base hacia la superficie es el movimiento en el *afloramiento rocoso* (Fig. IV.2a). En caso de no existir depósitos de suelo, el movimiento en la roca base se denomina movimiento en el afloramiento de la roca base (Fig. IV.2b).

Para conocer entonces la respuesta en los depósitos de suelo, bajo este criterio, es fundamental conocer el movimiento en la roca base, movimiento que se infiere a través del medido en el afloramiento rocoso. Definido éste y usando ciertas funciones de transferencia (que relacionan las propiedades de los estratos de suelo y la roca base) es posible conocer la respuesta de los suelos depositados.

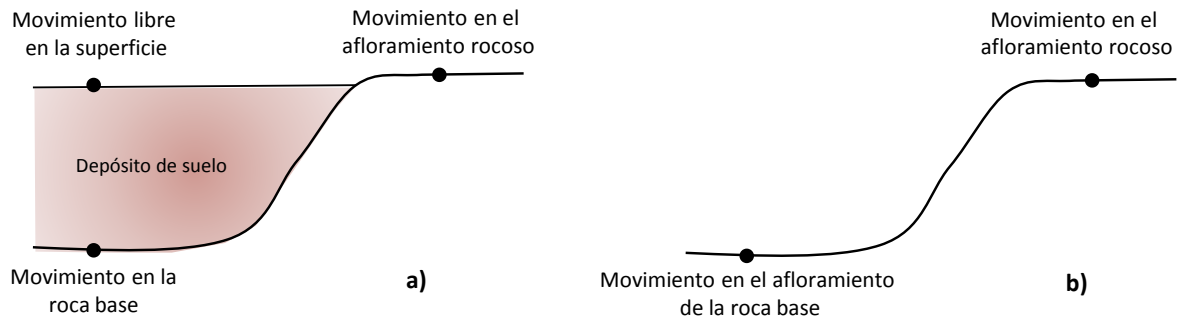


Figura IV.2. Nomenclatura de la respuesta del suelo: a) Depósito de suelo sobre la roca, b) roca sin depósitos de suelo (modificado de Kramer, 1996)

#### IV.1 Base de datos

En este estudio se usaron las estaciones acelerográficas de Ciudad Universitaria CU de la UNAM. El suelo que las subyace se considera *firme*, lo que en cierta medida minimiza el efecto de sitio. Son estaciones ampliamente estudiadas y los modelos de atenuación para la subducción mexicana, en la mayoría de los casos, han usado la información de alguna de estas estaciones para validar o

reprobar hallazgos. Elegir estas estaciones es útil para enmarcar y ponderar los resultados de este trabajo.

Los registros en CU provienen de estaciones llamadas en esta investigación *puntos de control* y se consideran ejemplos de los movimientos en el afloramiento de la roca base de la ciudad de México (Fig. IV.3); en esta figura se identifican tres zonas: i) zona I o zona de lomas en la que predominan los derrames basálticos y suelos duros, ii) zona II denominada zona de transición en la cual se identifican estratigrafías erráticas que comprenden suelos duros y suelos compresibles y iii) zona III o zona del lago integrada por potentes depósitos de arcilla altamente compresible. Serán estudiados algunos otros sitios de la llamada Zona de Lomas para enmarcar los resultados neuronales. El nombre, clave y coordenadas de cada estación se enlistan en la Tabla IV.1 (Base Nacional de Sismos Fuertes, 1999).

Tabla IV.1. Estaciones en material considerado *roca*, Zona de Lomas Ciudad de México

Estación		Coordenadas	
Nombre	Clave	Longitud	Latitud
Ciudad Universitaria	CU01	99.183	19.330
	CU02	99.183	19.330
	CUIP	99.183	19.330
	CUMV	99.183	19.330
	CUP1	99.183	19.330
	CUP2	99.183	19.330
	CUP3	99.183	19.330
	CUP4	99.183	19.330
	CUP5	99.183	19.330
CUP6	99.183	19.330	
CENAPRED	CENA	99.176	19.314
Madín MI	MADI	99.261	19.536
Madín remoto	MADR	99.261	19.536
Campo libre	PII6	99.185	19.350
SISMEX CU	SXCU	99.182	19.326
Tacubaya	TACY	99.194	19.403
U. Iberoamericana	UI21	99.226	19.365
Colinas del sur	CS78	99.226	19.365
Instituto médico P.	IM40	99.203	19.342
Fundación JBS	FJ74	99.210	19.299
Tlalpan	TP13	99.170	19.292
Mariscal Tito	MT50	99.190	19.425
Tecamachalco	TE07	99.222	19.427
Chapultepec superficie	CHAS	99.205	19.416

Se obtuvieron 354 registros (2 direcciones horizontales y la vertical) de sismos generados, principalmente, en la zona de subducción mexicana. Sobre la información, 69 están contenidos en la Base Nacional de Sismos Fuertes (1999) y los 49 restantes forman parte de la actualización del catálogo que publicará el Instituto de Ingeniería en 2014. Los registros corresponden a sismos ocurridos en la década de los 60 y hasta los registrados en junio de 2013 (Fig. IV.4a) que cubren magnitudes entre 4.5 y 8.1 (magnitudes menores fueron eliminadas por considerar que la componente de ruido es muy alta comparada con las amplitudes del movimiento), profundidades focales <5 y hasta 100 km y distancias epicentrales entre 120 y 900 km (Fig. IV.4b). Del total de

registros, 318 fueron seleccionados para usarse en la etapa de entrenamiento y 36 en la etapa de prueba. La selección de los elementos en los conjuntos de prueba y entrenamiento obedecen a su representatividad, situación en el espacio de variables y pertenencia a comportamientos típicos (Fig. IV.4c). Esta división se realizó de acuerdo al siguiente criterio: si existe un par de registros con entradas y salidas similares, uno de ellos se aparta para la etapa de prueba y el otro para la de entrenamiento.

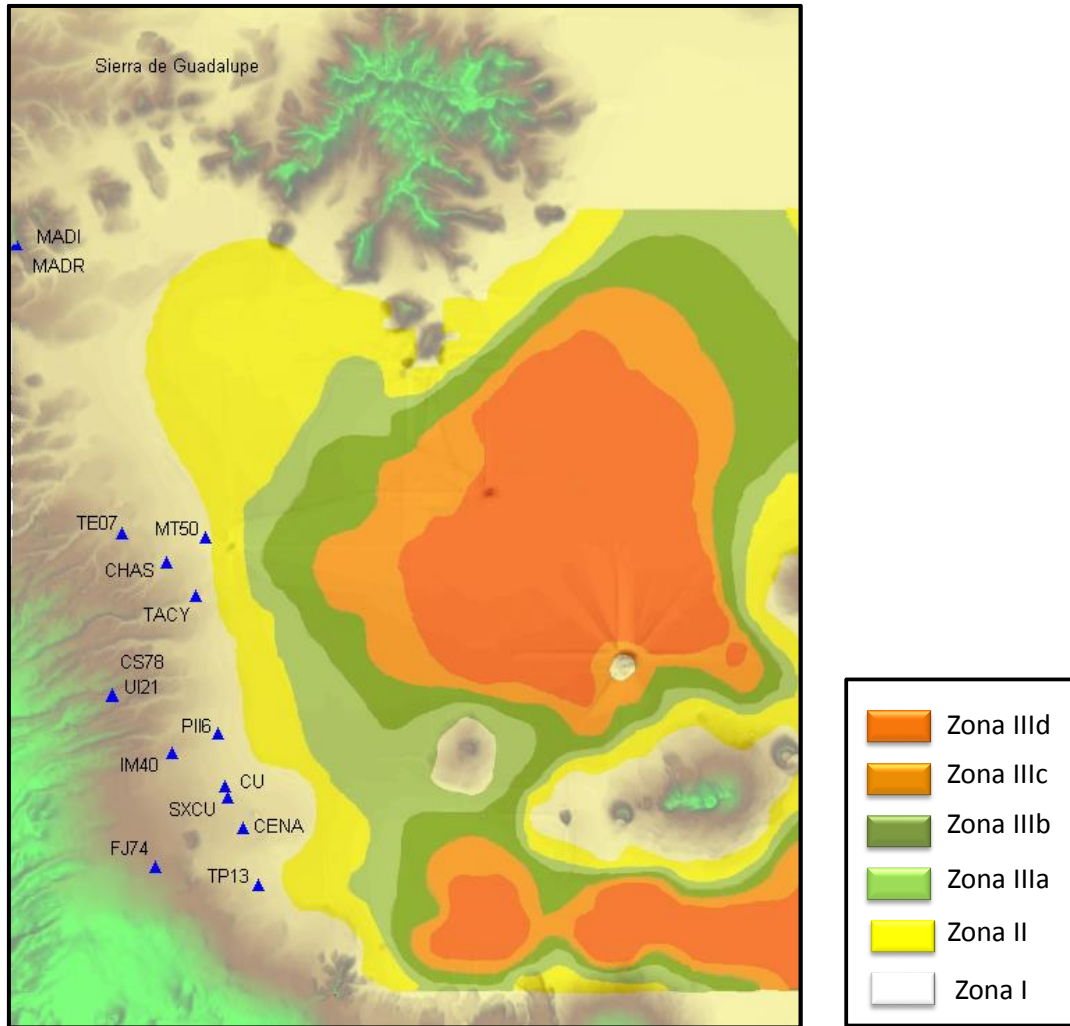


Figura IV.3. Zonificación geotécnica del valle de México, *sin sombra de color* Zona I o Zona de Lomas

Tabla IV.1. Eventos utilizados en la base de datos

Est.	Fecha	M	DE (km)	PF (Km)	Est.	Fecha	M	DE (km)	PF (Km)	Est.	Fecha	M	DE (km)	PF (Km)
CU01	06/06/1964	6.7	225.7	100	CUP4	10/11/1992	4.6	287.1	6	CUP5	04/07/1994	5.9	537.0	31
	23/08/1965	6.9	549.8	33		11/03/1993	5.3	301.8	1		12/07/1994	4.5	196.7	62
	14/03/1979	7.0	305.2	28		31/03/1993	5.3	311.1	8		16/12/1997	5.5	399.6	16
	07/06/1982	7.0	345.7	24		15/05/1993	5.8	322.7	20		22/12/1997	5.1	330.5	5
	19/09/1985	8.1	435.7	15		20/07/1993	5.0	268.4	43		03/02/1998	6.4	506.0	33
	25/04/1989	6.9	300.9	19		26/08/1993	4.9	282.9	1		20/04/1998	5.9	246.7	66
	19/05/1990	5.1	332.8	5		29/08/1993	4.8	223.5	69		15/06/1999	7.0	223.3	69
	31/05/1990	5.9	308.6	16		03/09/1993	6.8	917.0	6		21/06/1999	6.2	315.6	54
30/10/1992	4.7	298.8	21	10/09/1993	4.8	304.8	20	30/09/1999	7.6	440.8	16			
CU02	25/04/1989	6.9	300.9	19	10/09/1993	7.3	903.2	14	21/07/2000	6.0	138.4	48		
CUIP	19/09/1985	8.1	435.7	15	24/10/1993	6.6	307.7	19	09/08/2000	7.0	409.9	16		
CUMV	19/09/1985	8.1	435.7	15	24/02/1994	5.4	265.5	5	CUP5	08/10/2001	6.1	274.2	16	
	21/09/1985	7.6	290.7	15	14/03/1994	6.5	789.4	95	22/01/2003	7.6	559.9	9		
CUP1	15/05/1993	5.8	322.7	20	23/05/1994	5.6	209.1	23	19/11/2003	4.9	166.4	53		
	15/05/1993	6.0	323.0	4	29/10/1994	5.1	271.0	24	01/01/2004	5.8	327.4	14		
	24/10/1993	6.6	307.7	19	10/12/1994	6.3	298.5	20	26/05/2005	4.7	174.8	58		
	23/05/1994	5.6	209.1	23	13/12/1994	5.3	385.2	16	31/01/2009	5.3	363.4	25		
	14/09/1995	7.3	333.9	22	13/12/1994	5.0	398.1	25	27/04/2009	5.7	270.8	7		
	21/07/2000	6.0	138.4	48	14/09/1995	7.3	333.9	22	11/12/2011	6.5	185.1	58		
	08/10/2001	6.1	283.2	4	30/10/1995	5.5	333.1	21	20/03/2012	7.4	332.7	15		
	19/11/2003	4.9	166.4	53	13/03/1996	5.2	309.3	18	02/04/2012	6.0	345.6	10		
	14/06/2004	6.4	360.1	10	20/03/1996	5.3	494.0	16	11/04/2012	6.4	510.7	16		
	28/10/2004	4.7	123.4	60	27/03/1996	5.5	358.2	7	16/06/2013	5.8	142.1	60		
	11/08/2006	5.9	255.0	61	23/04/1996	5.3	361.0	17	CUP6	14/08/2005	5.8	377.4	15	
	30/06/2010	6.4	359.7	10	18/07/1996	5.1	296.6	20	20/02/2006	5.0	215.1	41		
21/06/1999	6.2	315.6	54	11/01/1997	6.9	452.1	16	13/04/2007	6.3	282.5	41			
CUP2	15/07/1996	6.5	300.1	20	16/01/1997	5.6	422.1	25	13/04/2007	5.4	256.2	51		
	27/09/2002	5.4	284.5	37	21/01/1997	5.1	337.6	18	28/04/2008	5.6	167.6	52		
	22/01/2003	7.6	559.9	9	22/03/1997	4.7	259.8	30	27/04/2009	5.7	270.8	7		
CUP3	14/06/2004	6.4	360.1	10	23/03/1997	4.9	283.5	31	22/05/2009	5.7	155.3	45		
	28/10/2004	4.7	123.4	60	08/05/1997	5.0	260.8	12	31/01/2009	5.3	363.4	25		
	10/12/1994	6.3	298.5	20	22/05/1997	6.0	306.2	59	30/06/2010	6.0	364.9	8		
	03/04/1997	5.1	175.7	30	30/09/1999	7.6	440.8	16	11/12/2011	6.5	185.1	58		
					08/10/2001	6.1	283.2	4	20/03/2012	7.4	332.7	15		
					22/01/2003	7.6	559.9	9	02/04/2012	6.0	345.6	10		
					14/06/2004	6.4	360.1	10	11/04/2012	6.4	454.6	16		
									16/06/2013	5.8	142.1	60		

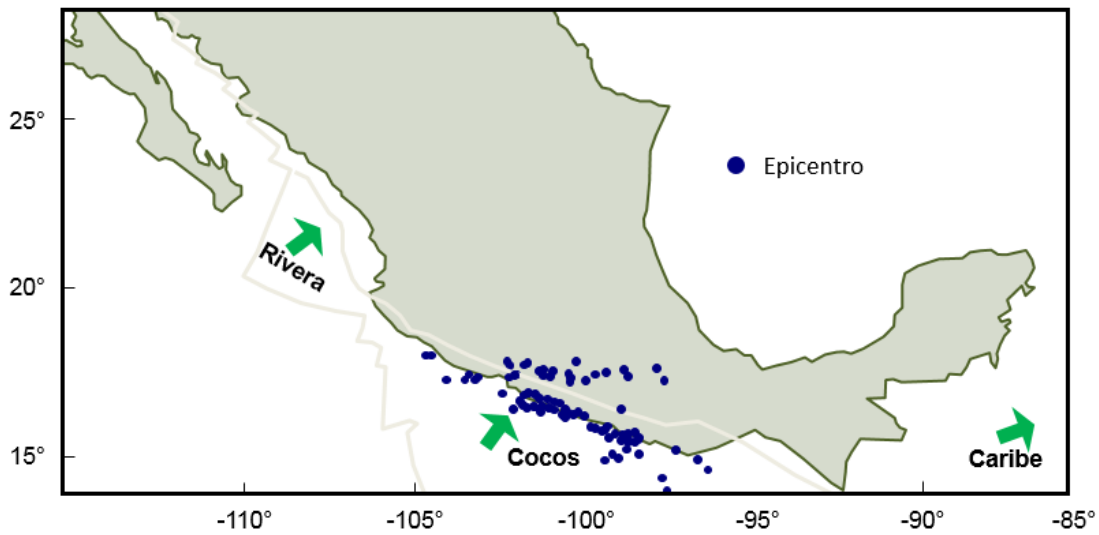


Figura IV.4a. Base de datos: situación de los epicentros

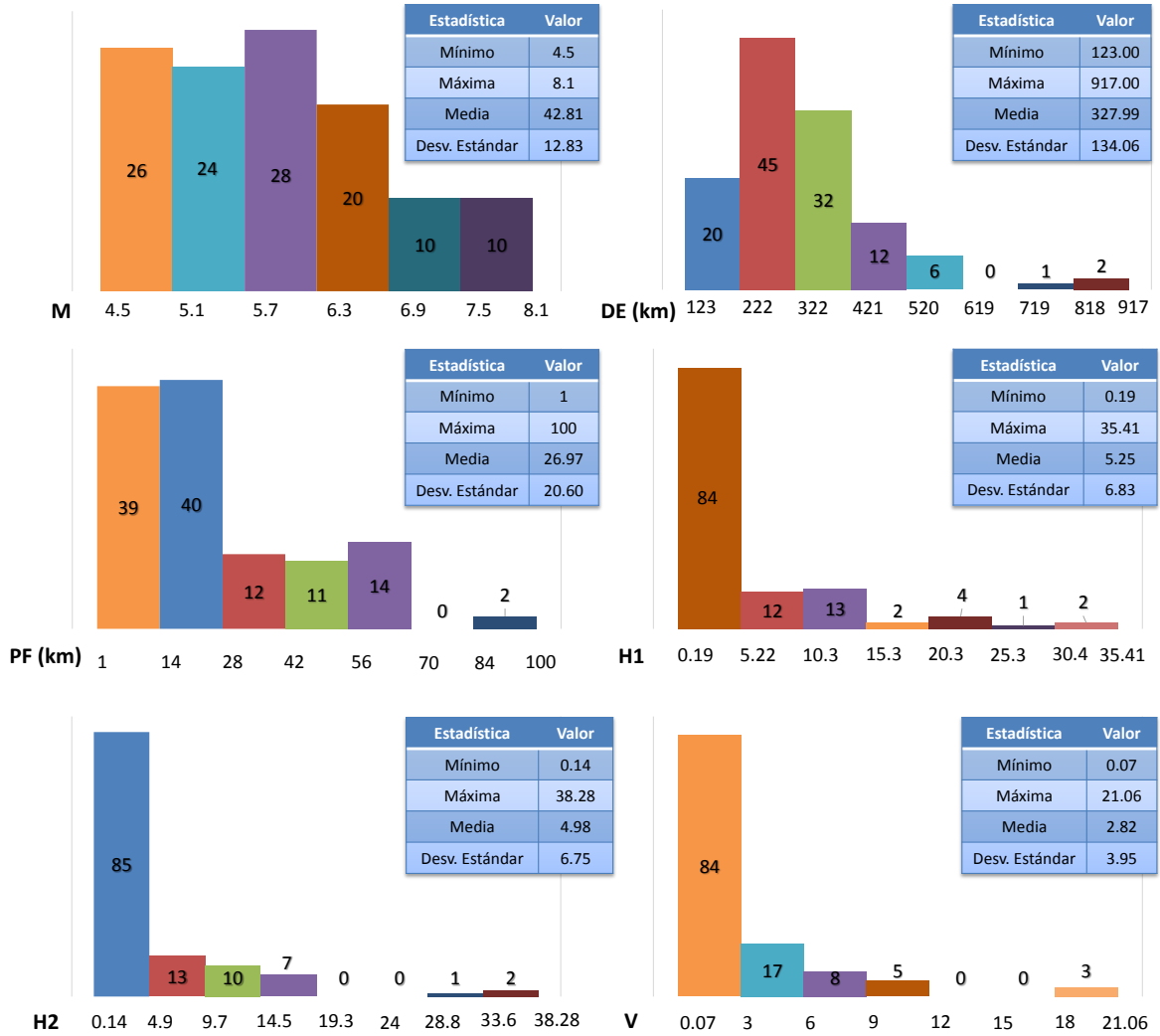


Figura IV.4b. Base de datos: variables descriptoras del fenómeno; en el eje X se presenta el valor que toma la variable y el número dentro en la barra es el número de patrones que reportan ese valor



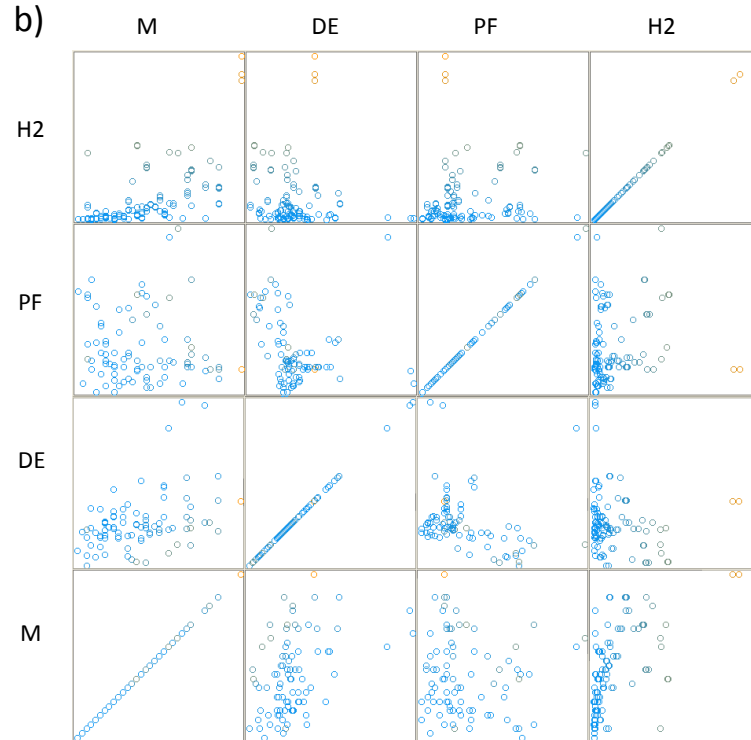
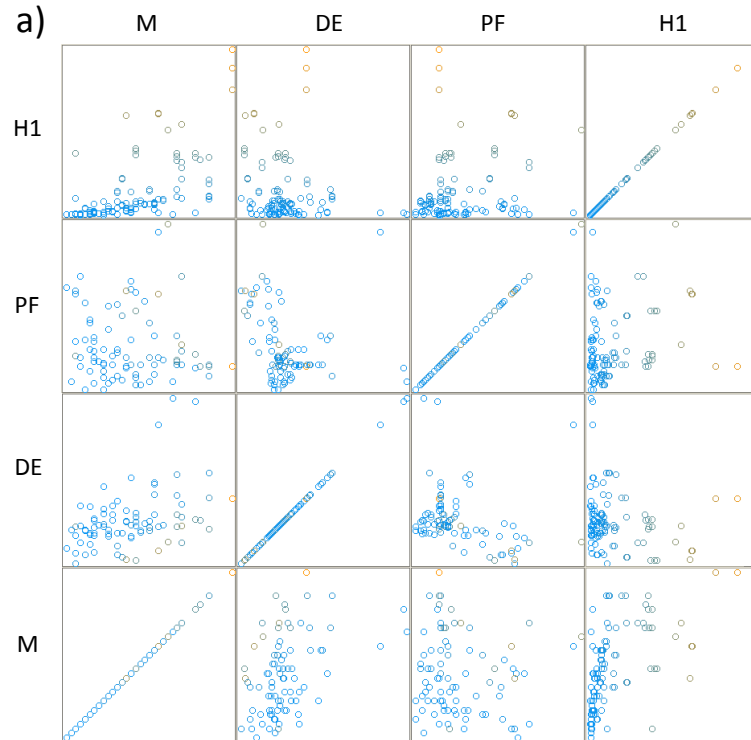


Figura IV.4c. Base de datos: rangos dinámicos de las variables descriptoras: direcciones a) H1, b) H2 y c) V (continúa siguiente página)

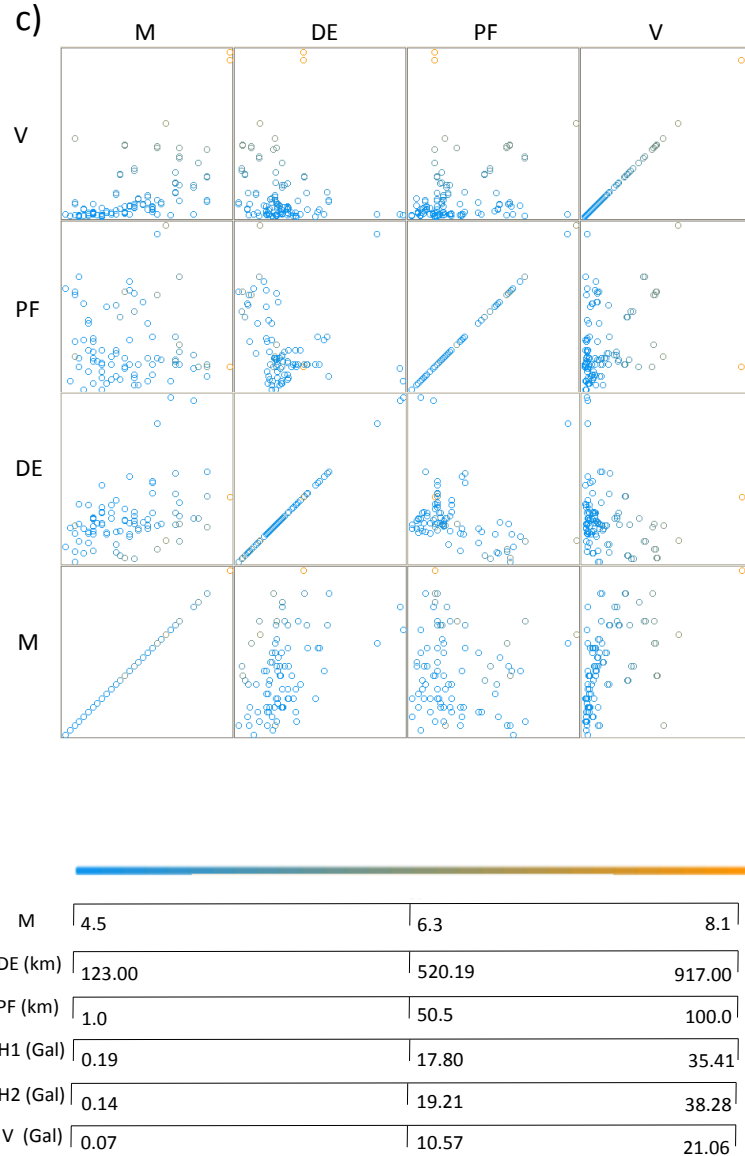


Figura IV.4c. Base de datos: rangos dinámicos de las variables descriptoras: direcciones a) H1, b) H2 y c) V (continuación)

## IV.2 Estrato de entrada

En el desarrollo de un modelo neuronal es fundamental la inclusión de entradas que representen eficientemente las vertientes de la tarea programada. Usando los hallazgos de los modelos presentados en el estado del arte y con base en los trabajos con árboles de regresión de García *et al* (2014) las entradas propuestas en esta investigación son la magnitud, la distancia epicentral, y la profundidad focal. A continuación se detalla la naturaleza de cada parámetro para enmarcar la justificación de su inclusión y el impacto sobre los resultados del funcional.

### 1. Magnitud

La magnitud es una medida de la energía liberada en el sitio donde se originó el rompimiento de la corteza terrestre (hipocentro). La determinación de este parámetro ha sido posible mediante el uso de acelerógrafos.

### 2. Distancia Epicentral

Esta distancia se define como la separación entre el epicentro y el sitio de medición. La distancia se determina empleando la fórmula para calcular la distancia entre dos puntos, la cual se expresa a continuación.

$$D = \sqrt{(X_e - X_s)^2 + (Y_e - Y_s)^2} \times 111.12 \quad (IV.1)$$

donde:

$D$ =distancia,  $X_e$ =longitud del epicentro,  $X_s$ =longitud del sitio de medición,  $Y_e$ =latitud del epicentro,  $Y_s$ =latitud del sitio de medición. Cuando se usan las coordenadas Longitud-Latitud la conversión a kilómetros se logra con la constante 111.12.

### 3. Profundidad focal

Es la distancia que existe entre el epicentro y el hipocentro. El cálculo de esta variable no es preciso y comúnmente las mediciones están sujetas a errores no cuantificables. El uso flexible de este parámetro como clase (*muy profunda, profunda, superficial o menor/mayor que*) ha sido muy útil en la simplificación de ciertos análisis sísmicos.

## IV.3 Estructura neuronal oculta

Definidas las entradas del modelo (magnitud  $M$ , distancia epicentral  $DE$  y profundidad focal  $PF$ ) y aceptando a éstas como las variables independientes del funcional neuronal y a la AMS como la salida (o variable dependiente), la etapa siguiente es encontrar el arreglo funcional oculto óptimo (Fig. IV.5).

Por tratarse de registros con componentes en las dos direcciones horizontales y en la vertical, la tarea se distribuyó en tres módulos con una salida (/componente): i) RN para estimar AMS dirección Norte-Sur la cual se denomina H1, ii) RN para estimar AMS dirección Este-Oeste se le llama H2, y iii) RN para estimar AMS dirección vertical que se define como V.

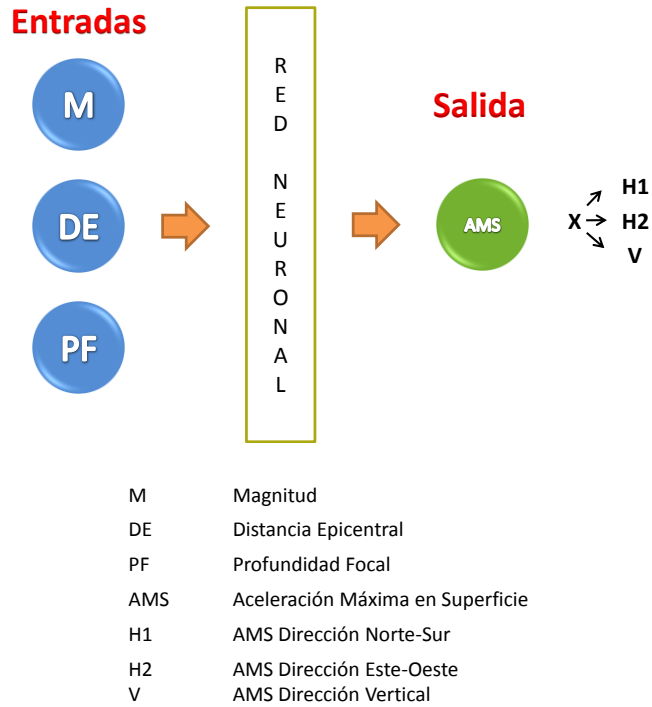


Figura IV.5. Estructura del modelo neuronal

Todos los modelos probados (distinto número de nodos ocultos) poseen las siguientes características comunes,

a) Arquitectura

La arquitectura es del tipo multicapa de alimentación al frente (Multilayer Normal Feed Forward) en la que cada capa es provista con entradas externas en un ordenamiento secuencial: la primera recibe un vector de entrada que es el encadenamiento del vector de entrada y la salida de la primera capa, la segunda recibe entradas desde el vector anterior (vector de entrada) y los vectores de salida de ambas capas anteriores.

b) Medida de error

La función de error mide la distancia entre el vector de salida deseado y el error de salida en cada iteración. El adoptado en esta investigación es el error cuadrado promedio y está dado por la siguiente ecuación:

$$E = \sqrt{\frac{\sum (D_{ij} - Y_{ij})^2}{M}} \quad (IV.2)$$

donde:

$E$ : es el error cuadrado promedio,  $D_{ij}$ : es la  $i$  salida deseada para el ejemplo de entrenamiento  $j$ ,  $Y_{ij}$ : es la  $i$  salida de la red actual para el ejemplo  $j$ ,  $M$ : es el número de errores calculado.

c) Nodos en la capa oculta:

El número de capas ocultas y nodos en cada capa depende de la complejidad del problema que se presenta a la red. En esta investigación los modelos probados comienzan con pocos elementos de procesamiento (10 nodos en los tres módulos) y una sola capa, y el incremento de unidades/capa y capas se detiene hasta alcanzar el criterio de terminación (ver punto IV.4). Las capas ocultas se define por medio de:

- La regla de aprendizaje

Se usó una de las vertientes del algoritmo de aprendizaje Back Propagation BP, el algoritmo Quick Propagation, QP (Fahlman, 1988). QP minimiza el tiempo requerido para encontrar el conjunto de pesos que consiguen las menores diferencias entre los resultados calculados por la red y los objetivos del diseño y automáticamente regula la matriz de pesos y detecta condiciones que aceleran el aprendizaje.

- La Función de activación

La función adoptada es producto punto (suma ponderada de las entradas más un valor de sesgo). Intuitivamente, el producto punto escala cada entrada de acuerdo con su influencia en el proceso de cálculo.

- La Función de transferencia

La función de transferencia sigmoide es la usada en todos los casos probados. La sigmoide actúa como un compresor, conteniendo la función de entrada cuando se obtienen grandes valores tanto positivos como negativos. Los valores grandes asintóticamente se aproximan a 1, mientras que valores grandes negativos tienden a 0.

d) Capa de salida

La capa de salida transfiere la información de la red hacia el exterior. Este tipo de capa, en cada módulo (H1, H2 y V), se define con:

- La regla de aprendizaje

De igual forma que en la capa oculta, se usó el algoritmo Quick Propagation, QP (Fahlman, 1988).

- La Función de activación

Similar al caso de la capa oculta, en la capa de salida la función de activación adoptada es el producto punto.

- La Función de transferencia

Para la capa de salida se empleó la función de transferencia lineal. La salida de una función de transferencia lineal es proporcional a su entrada.

#### IV.4 Proceso de entrenamiento y etapa de prueba

En el entrenamiento se ajusta la estructura nodal y los pesos. No existe una metodología precisa para determinar *a priori* el número de nodos óptimo en cada aplicación. La práctica y la experiencia del modelador lo colocan en el número de nodos “cercano” al óptimo, pero esto puede no ser así. Sin duda este es uno de los puntos de debate más controversiales entre los desarrolladores de esta herramienta. En esta investigación se cuenta con la experiencia previa de García et al. (2007) y el número de nodos referidos en este trabajo es el punto de arranque de las topologías.

Para decidir sobre la configuración oculta que mejor comportamiento tiene ante la tarea se consideró primero el criterio de terminación de red (módulo):

- ✚ Decisión: interrupción/terminación del entrenamiento
  - Cuando la red memoriza (error de prueba en ascenso)
  - Cuando el error promedio  $\varepsilon$ , en prueba, alcanzaba el valor acotado por el tipo de tarea (en esta investigación  $\varepsilon=1$  gal).

Al lograr un cierto número de topologías que cumplan con este  $\varepsilon$  mínimo, el criterio de elección debe versar sobre capacidades de pronóstico:

- ✚ Decisión : mejor ejecución
  - Primer nivel : comparación entre  $\varepsilon$  de entrenamiento, se eligen las topologías con los valores más bajos
  - Segundo nivel: de las ganadoras en el primer nivel se comparan los  $\varepsilon$  de prueba y se elige la topología con el error más pequeño tratando de cubrir uniformemente el rango dinámico de las variables entrada/salida.

En la tabla IV.2 se resumen los resultados obtenidos de algunas de las arquitecturas propuestas.

Tabla IV.2. Comparativos entre redes con diferentes arquitecturas

Dirección	Arquitectura	Etrn	Etrn máx	Etst	Etst máx
H1	1 x 20	1.69	8.63	1.61	4.86
	1 x 170	1.32	6.75	1.33	3.01
	2 x 25	0.79	4.46	1.57	4.17
	2 x 50	1.31	8.27	1.36	2.83
H2	1 x 10	1.63	13.15	0.93	2.07
	1 x 160	0.69	3.35	0.78	1.63
	1 x 175	0.74	3.31	0.94	2.29
	1 x 185	0.79	3.40	0.79	1.71
V	1 x 5	1.19	9.37	0.82	2.09
	1 x 10	0.52	1.59	0.43	0.95
	1 x 15	0.70	0.457	0.70	1.64
	1 x 45	0.79	4.43	0.60	1.16

Arquitectura: (CxN), donde C es el número de capas y N el número de nodos

$E_{trn}$ : error promedio de entrenamiento

$E_{trn\ máx}$ : error de entrenamiento máximo

$E_{tst}$ : error promedio de prueba

$E_{tst\ máx}$ : error de prueba máximo

De acuerdo con los criterios anteriores las arquitecturas óptimas son las presentadas esquemáticamente en la Fig. IV.6.

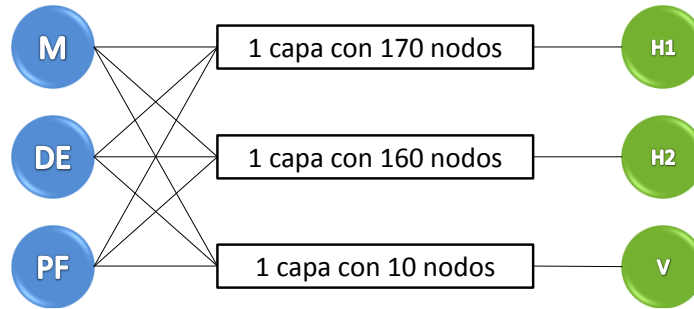


Figura IV.6. Arquitecturas óptimas para cada módulo H1, H2 y V

La actuación de estas topologías durante el entrenamiento y en la fase de prueba se muestra en la Fig. IV.7. Las redes siguen cercanamente la tendencia de los valores “reales” en el rango de aceleraciones probadas. En las gráficas de la etapa de prueba no se presentan los valores del sismo 19/09/1985 para evitar problemas de escala, pero en figuras posteriores se aclara su predicción.

En la Fig. IV.8, el eje X señala el número de patrón de entrenamiento/prueba y en el eje Y el valor de  $AMS_{medido}/AMS_{estimado}$  obtenido de los módulos H1, H2 y V. La relación  $AMS_{medido}/AMS_{estimado}$  es un indicador de la proximidad que tiene la predicción de red con la medición en campo: si el valor es muy cercano o igual a 1 el pronóstico de red se considera válido, si tiende a 0 significa que el modelo sobrestima al valor medido; si es mayor a 1 el modelo subestima al valor medido. Se realizó una división de acuerdo a las magnitudes reportadas con la finalidad de observar el comportamiento de los valores estimados en este importante rango dinámico.

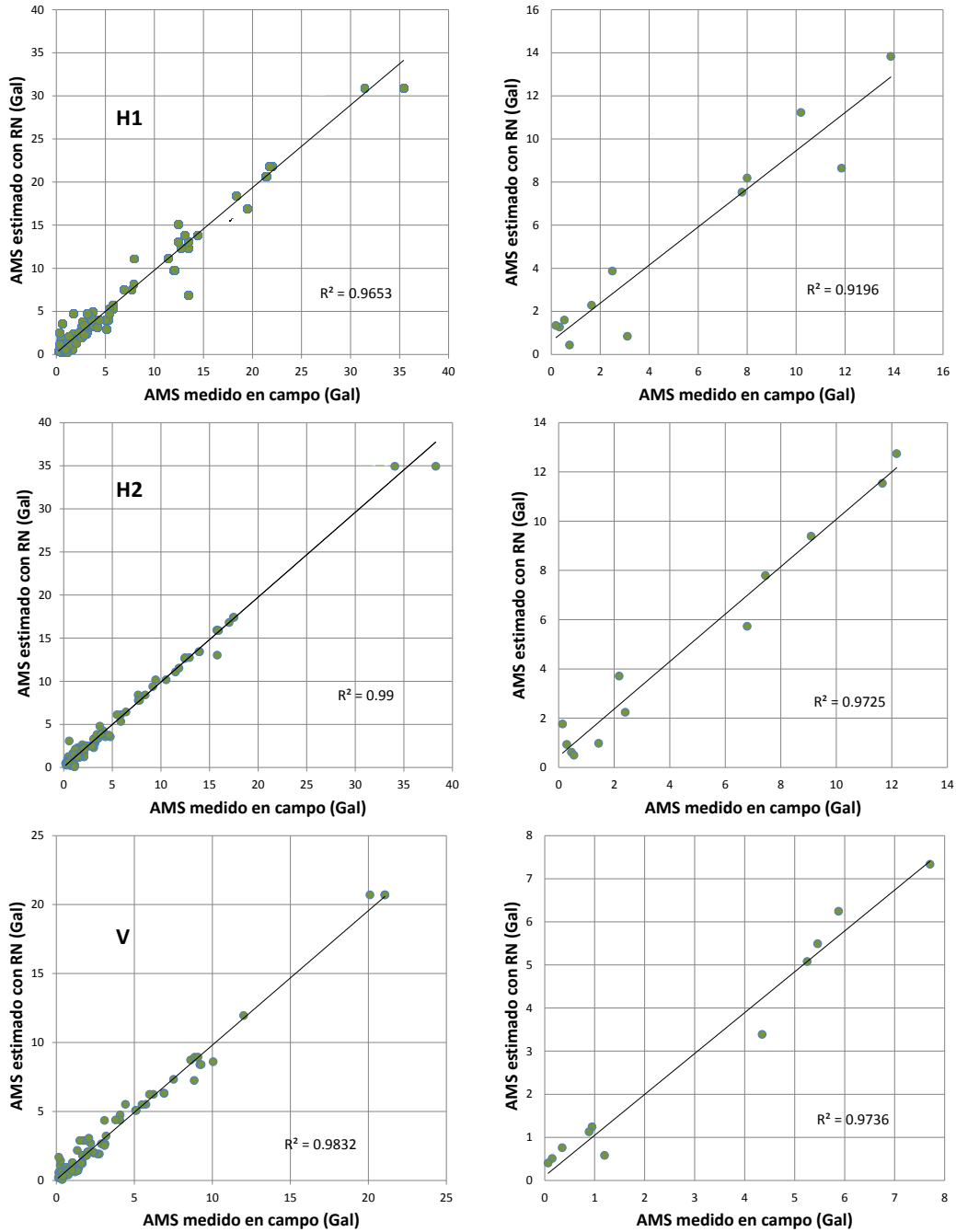


Figura IV.7. Valores registrados vs estimados (izquierda entrenamiento, derecha prueba)

En la macro escala (todas las magnitudes) se observa una gran dispersión de los valores siendo los resultados de red más lejanos a los medidos los que corresponden a estimaciones de AMS para eventos con magnitudes menores a 6. Los cálculos de AMS para magnitudes mayores tienen una relación  $AMS_{medido}/AMS_{estimado}$  muy cercana a la unidad lo que califica a los tres módulos como válidos.



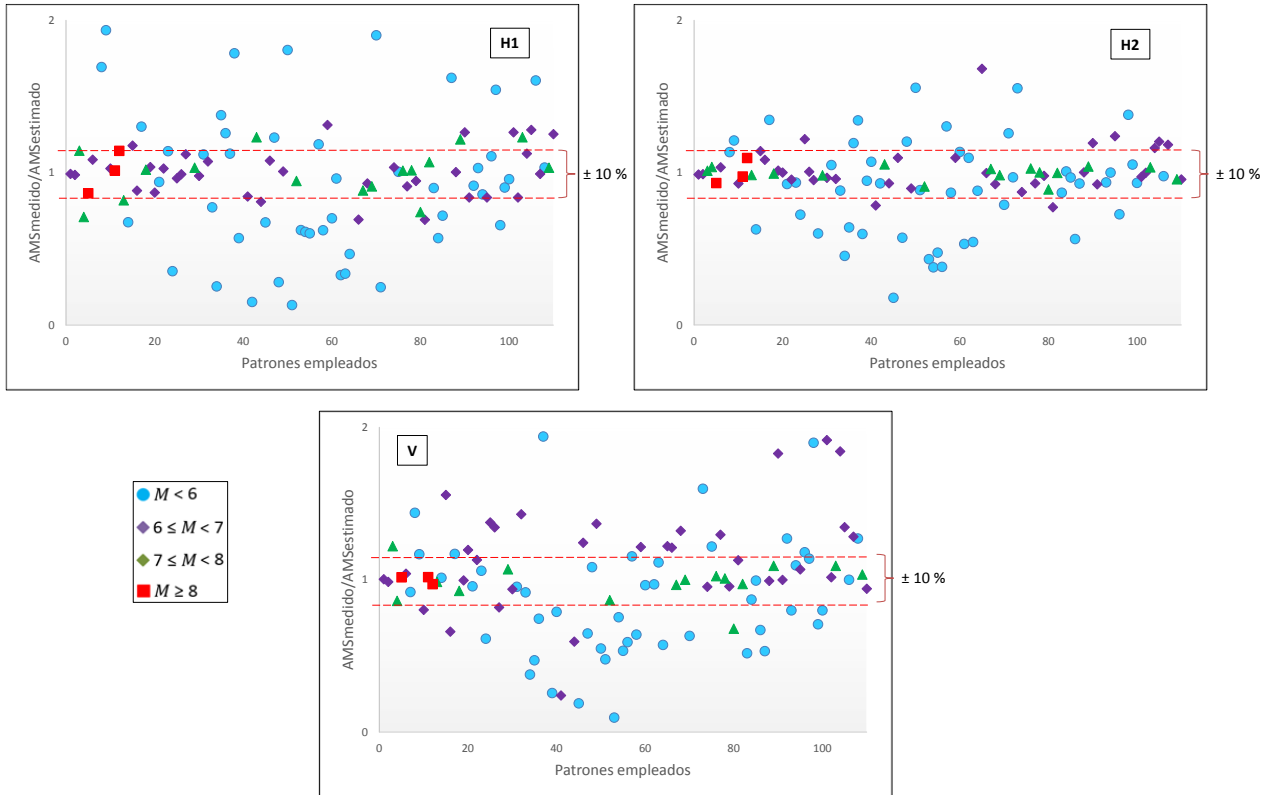


Figura IV.8. Comparativo entre los valores medidos en campo y los estimados por los módulos neuronales, respecto a los patrones empleados en la base de datos

Para analizar el comportamiento de los módulos neuronales y poder definir las zonas de mejor actuación, se trazaron gráficas  $AMS_{medido}/AMS_{estimado}$  *versus* cada una de las entradas. En las Figs. IV.9-IV.12 se muestran las aceleraciones normalizadas y el rango dinámico de cada parámetro. De acuerdo con lo observado se puede argumentar, sobre

Aceleración

- Las diferencias mayores (sobre y sub estimación) entre los registros y los cálculos se presentan en aceleraciones por debajo de los 5 gales. AMS menores a ese valor no se consideran de interés práctico para la Ingeniería Geo-Sísmica
- Las tres direcciones H1, H2 y V, muestran una tendencia uniforme y eso solidifica el modelo global en el rango paramétrico de interés
- Las AMS por encima de 5 gales son alcanzadas (en prueba y entrenamiento) con gran precisión, incluso el valor del sismo del 19 de septiembre de 1985 apartado para prueba/validación

### Magnitud

- Las diferencias mayores (sobre y sub estimación) entre los objetivos y los calculados se presentan en magnitudes por debajo de 6.0
- El mayor número de casos con diferencias sustanciales son sobre-estimaciones para magnitudes pequeñas
- Magnitudes altas,  $>6$ , tienen  $AMS_{medido}/AMS_{estimado} \approx 1$ , incluso la aceleración del sismo del 19 de septiembre de 1985 que fue apartado para prueba

### Profundidad Focal

- Las diferencias mayores (sobre y sub estimación) entre los objetivos y los obtenidos se presentan en profundidades por debajo de 20 km
- El mayor número de casos con diferencias sustanciales se ubican en  $PF < 10$  km que dentro de esta base de datos son sismos superficiales de AMS bajas
- No se puede definir una tendencia *clara* acerca de sobre estimación o sub estimación de la AMS como función de la PF
- Esta variable es homogénea en su concentración alrededor de  $AMS_{medido}/AMS_{estimado} \approx 1$
- La revisión de esta variable ayudó a detectar patrones incongruentes (mismas entradas, diferentes salidas) no visibles en el pre-proceso de los datos
- Se considera que esta variable podría estar altamente contaminada, no se recomiendan conclusiones cerradas numéricas al respecto de su influencia en la salida AMS
- A diferencia de lo expresado por otros autores, no se encuentra un cambio radical de comportamiento en la frontera  $PF=50$  km

### Distancia Epicentral

- Se consideraron sismos inter e intraplaca. En todo el rango de DE se encuentra una ligera tendencia a sobre-estimar los valores de AMS
- La concentración de casos con diferencias sustanciales se encuentra alrededor de los 300 km

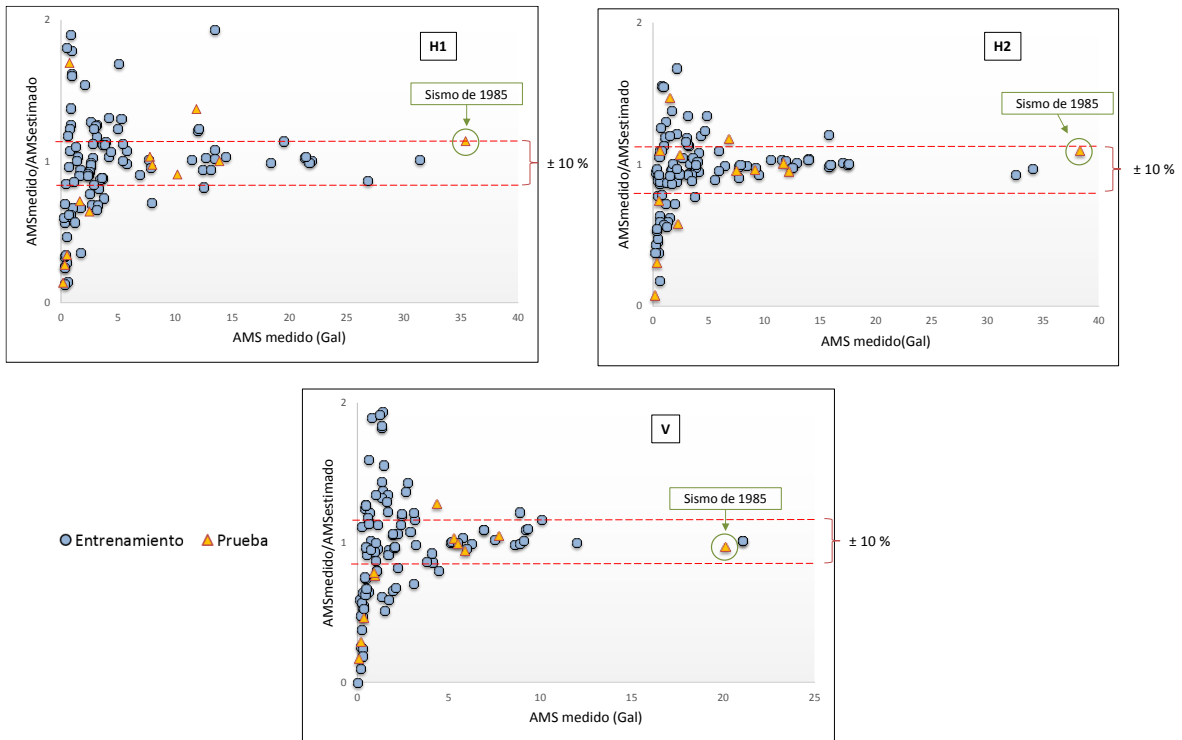


Figura IV.9. Gráficas de AMS normalizado contra AMS objetivo

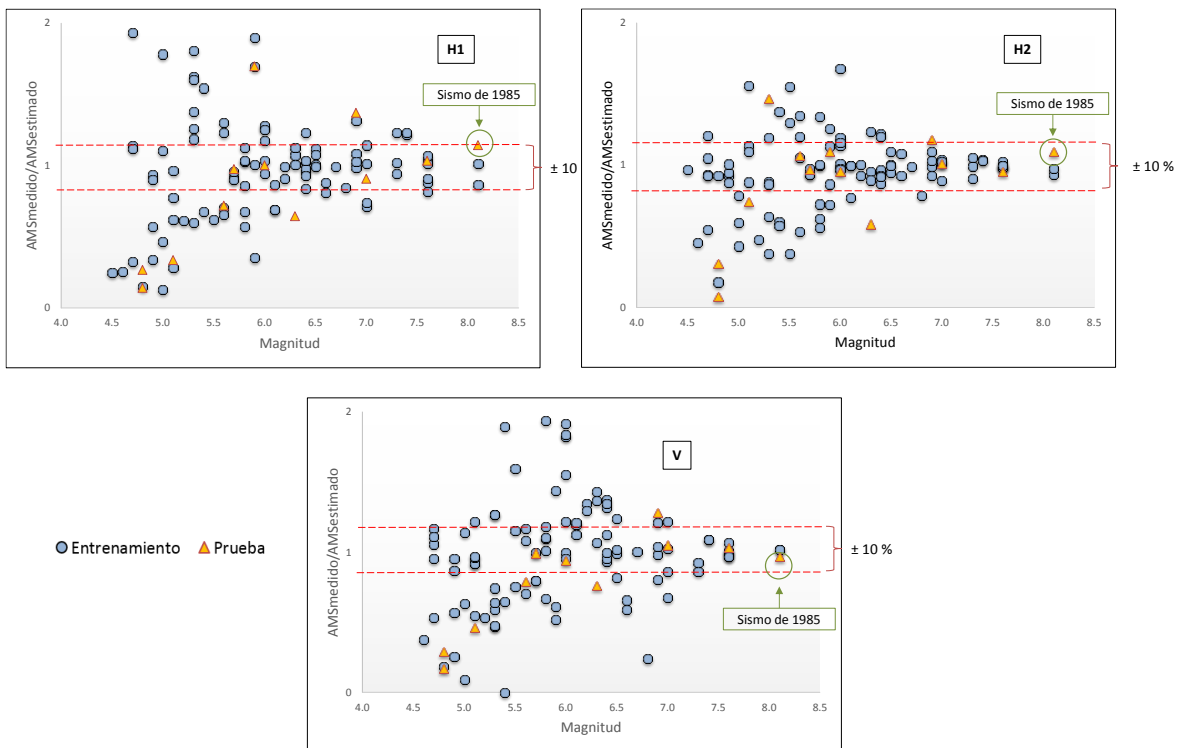


Figura IV.10. Gráficas de AMS normalizado contra Magnitud

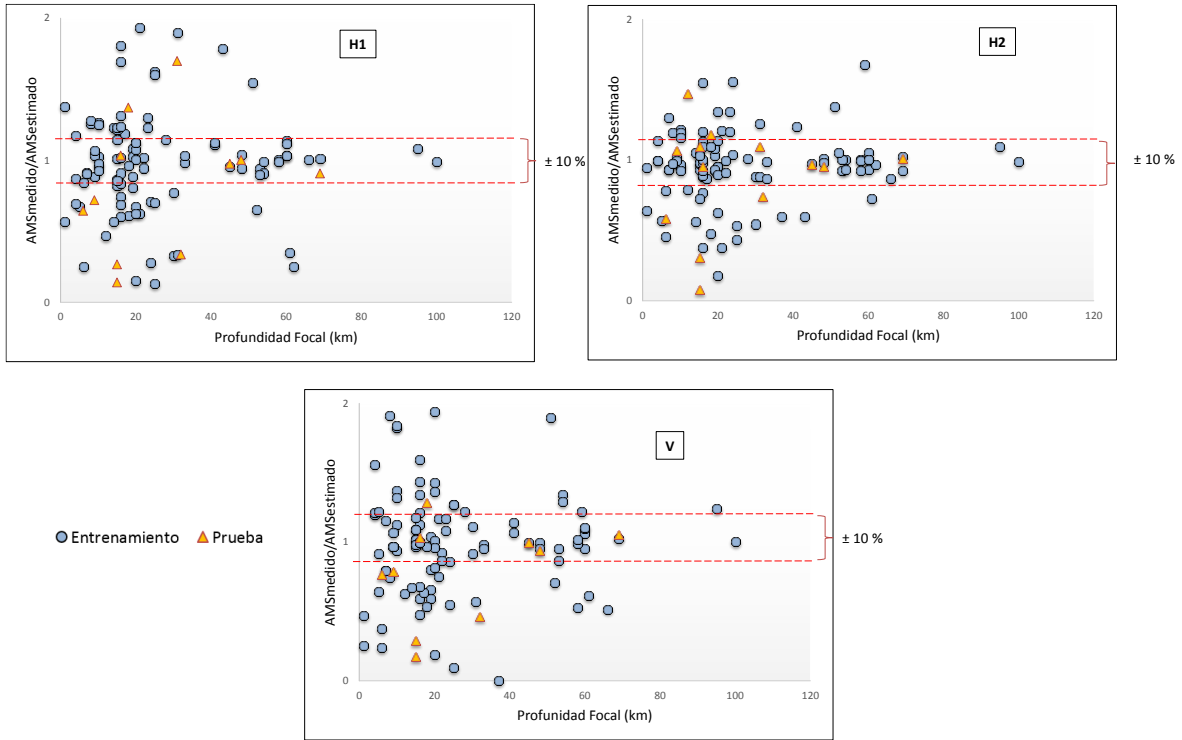


Figura IV.11. Gráficas de AMS normalizado contra Profundidad Focal

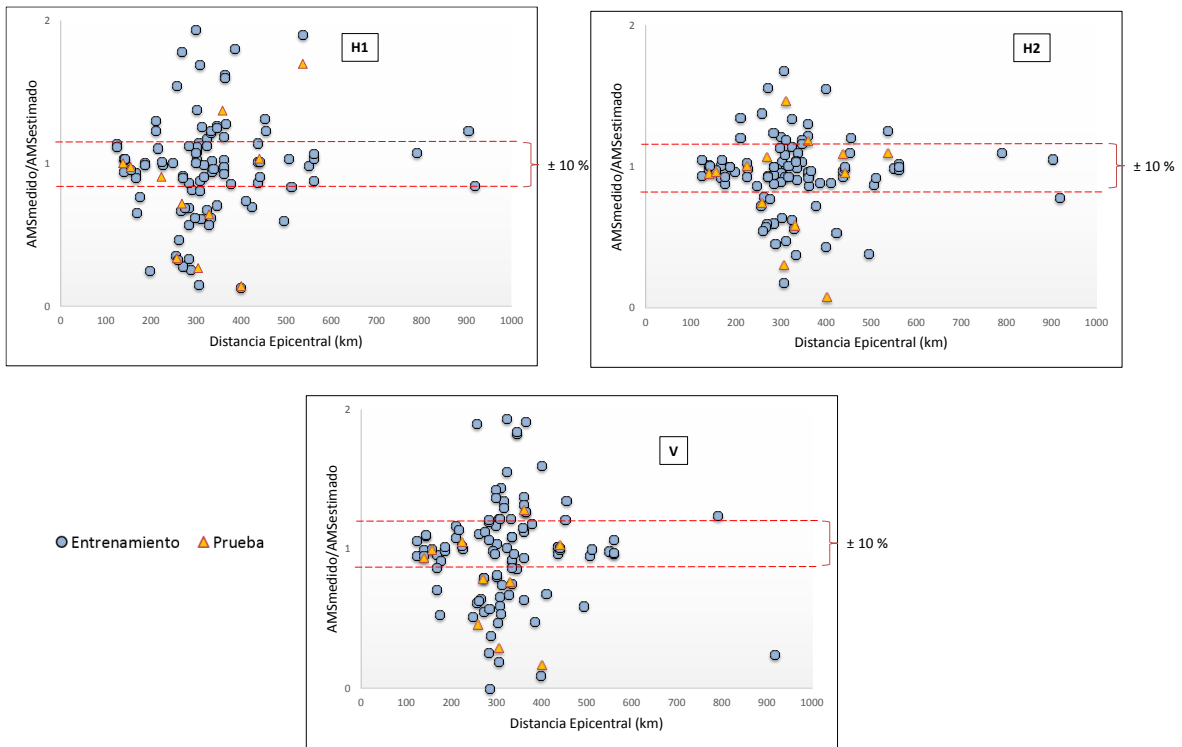


Figura IV.12. Gráficas de AMS normalizado contra Distancia Epicentral

**IV.5 Simulación de comportamientos: *Curvas neuronales de atenuación***

Para calibrar el comportamiento del modelo cognitivo se construyeron curvas neuronales de atenuación. Las Figs. IV.13-IV.17 corresponden a curvas generadas con el módulo H1. Las características de los eventos que se enlistan en la tabla IV.3 se incluyen como entradas al módulo para construirlas. En este espacio se colocan valores de AMS registrados en algunas estaciones (nombre de estación dentro del gráfico) durante dichos sismos. Ninguna de las estaciones utilizadas en estas curvas ni sus registros están en la base de datos de entrenamiento ni de prueba.

Las Figs. IV.18-IV.20 representan las curvas obtenidas con el módulo H2, los datos de los eventos que fueron modelo de construcción se enlistan en la tabla IV.4. Se muestran los valores de AMS registrados durante estos eventos en estaciones (nombre de estación dentro del gráfico) no contenidas en la base de datos. Se observa que existe una gran congruencia entre la tendencia de la curva de atenuación neuronal y los reportes de aceleraciones en distancias que cubren el paso de las ondas sísmicas desde la fuente hasta el valle de México.

Tabla IV.3. Sismos estudiados en el análisis de capacidad de generalización del modelo, H1

Fecha	Magnitud	Profundidad Focal (km)	Epicentro
19 de septiembre de 1985	8.1	15	Michoacán
10 de diciembre de 1994	6.3	20	Guerrero
30 de septiembre de 1999	7.6	16	Oaxaca
20 de marzo de 2012	7.4	15	Linderos entre Oax. y Gro.

Tabla IV.4. Sismos estudiados en el análisis de capacidad de generalización del modelo, H2

Fecha	Magnitud	Profundidad Focal (km)	Epicentro
21 de septiembre de 1985	7.6	15	Linderos entre Gro. y Mich.
14 de septiembre de 1995	7.3	22	Linderos entre Gro. Y Oax.
16 de junio de 2013	5.8	60	Norte de Guerrero

La curva de la Fig. IV.13, con aceleraciones *bajas*, sigue adecuadamente el comportamiento de las estaciones señaladas con DE entre 200 y 300 km. Las AMS registradas en las estaciones dentro de la capital (Tacubaya y Tlalpan) y la que está en el interior de la república, Coyuca de Benítez, son bien pronosticadas con el módulo neuronal.

En la Fig. IV.14 se presenta un sismo histórico más actual (año 2012). Se aprecia que la predicción realizada por el modelo es bastante aceptable. Un rasgo interesante de la curva es la frontera de los 100 km, distancia a partir de la cual mínimas diferencias en la DE generan resultados de AMS sustancialmente distintos.

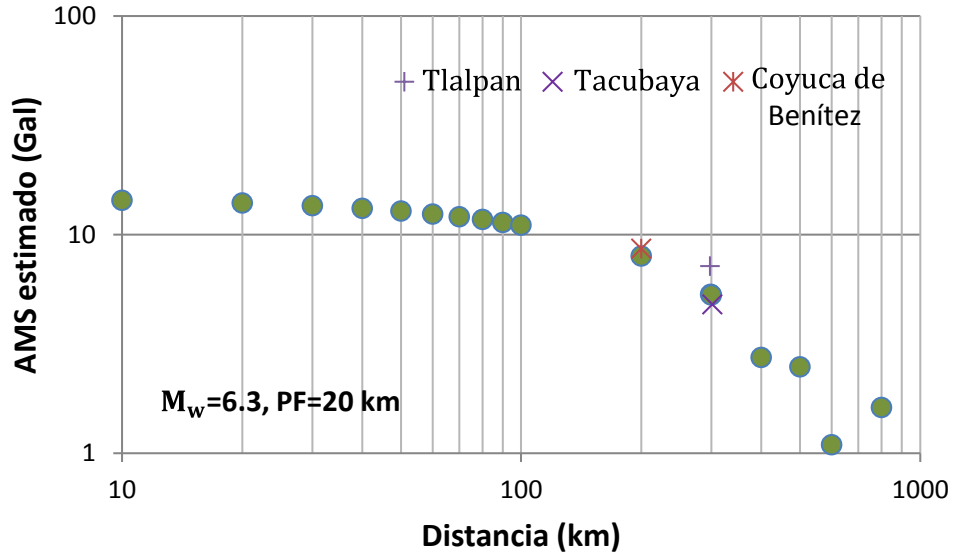


Figura IV.13. Curva neuronal de atenuación: evento 10/12/1994

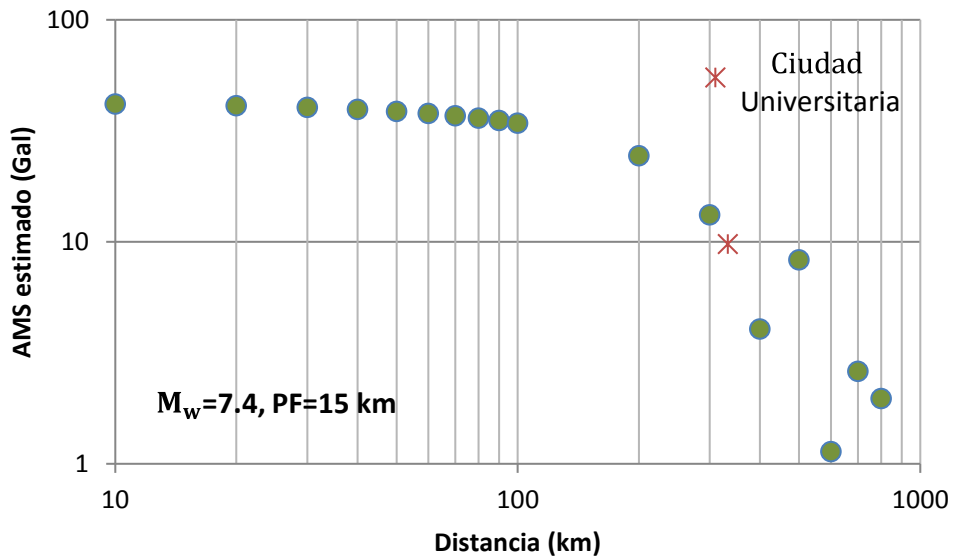


Figura IV.14. Curva neuronal de atenuación: evento 20/03/2012

La curva de la Fig. IV.15 representa un sismo de intensidad *media* (en esta investigación se tomó la libertad lingüística de utilizar el término intensidades para referirse al nivel subjetivo de AMS). Al igual que las curvas de las dos figuras anteriores, la respuesta de las estaciones ubicadas en la Ciudad de México (CU y UI21) es pronosticada acertadamente. El registro en el sitio Coyuca también es predicho adecuadamente. Uno de las características comunes en estas curvas es la definición de dos tendencias de comportamiento, la rama A que va de distancias muy pequeñas (<10 km) y hasta los 300-400 km y la rama B que parte de los 300-400 km hasta los 800 km (límite elegido en esta investigación como el máximo en distancia epicentral para estimaciones en el DF), ver esquema de

rama A y B en Fig. IV.16. Hay casos/estaciones que parecen seguir la rama A y otros la B. Investigaciones más profundas se requiere para decidir sobre el origen de este “doble” comportamiento o bien de esta “frontera” en la curvatura.

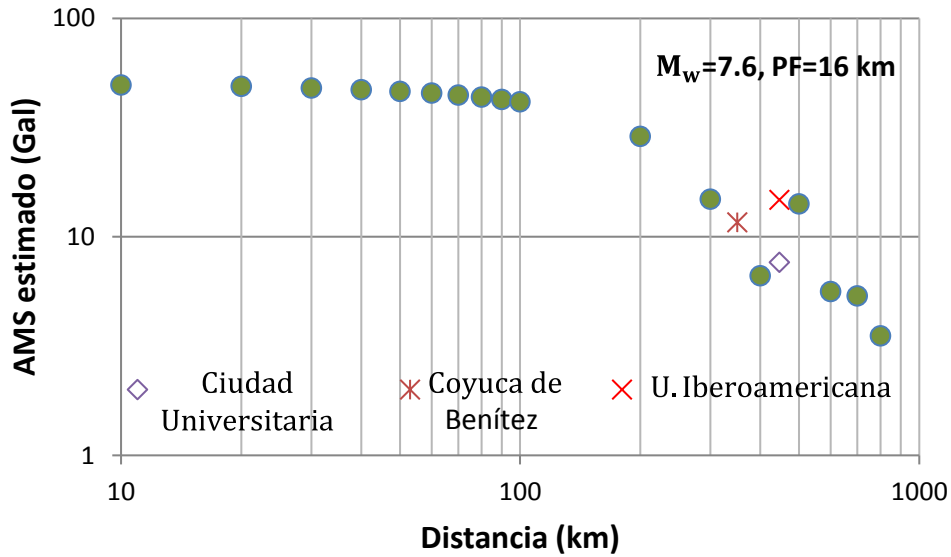


Figura IV.15. Curva neuronal de atenuación: evento 30/09/1999

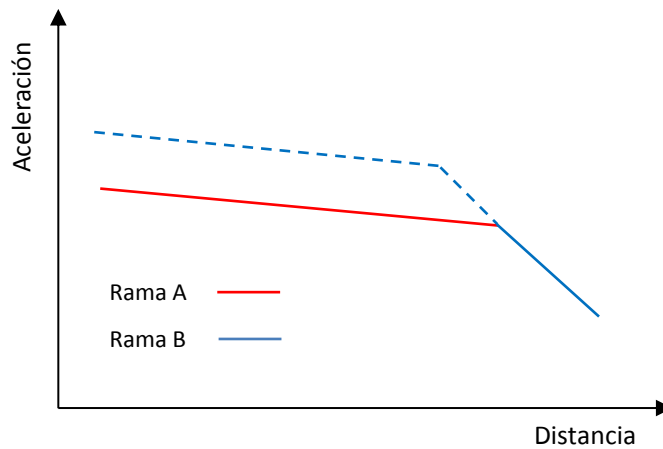


Figura IV.16. Esquema de rama A y rama B

En la Fig. IV.17 se presenta el sismo más destructivo registrado en el valle de México, el de Michoacán del 19 de septiembre de 1985. El reducido número de puntos de observación en el momento del terremoto ha complicado la generación de curvas para este evento. El modelo neuronal traza el posible comportamiento a través de la experiencia y las relaciones numéricas. Los registros de AMS en las estaciones activas en aquel momento están contenidos en la trayectoria neuronal.

La diferencia entre las ramas A y B es más notoria en este evento. Hay una tendencia para los sitios “cercanos” y otra para los “lejanos”. Si se observan los casos Caleta de Campos y Zihuatanejo es más clara esta aseveración. Una, la primera, pertenece a la rama A y la otra a la rama B y entra ambas estaciones y las dos posibles curvas se puede señalar una “zona” de atenuación.

Dentro de este espacio se grafica la curva que resulta de aplicar el modelo de Atkinson y Boore (2003). A diferencia del modelo neuronal, esta curva tiene un limitado rango de distancias epicentrales posibles y las diferencias más grandes entre lo medido y lo estimado se dan en las zonas cercanas al valle de México. Por otro lado, la curva de Gómez *et al.* (2005), aunque de rango dinámico para DE más amplio (de 30 km hasta 600 km) subestima a las distancias de interés para nuestra metrópoli.

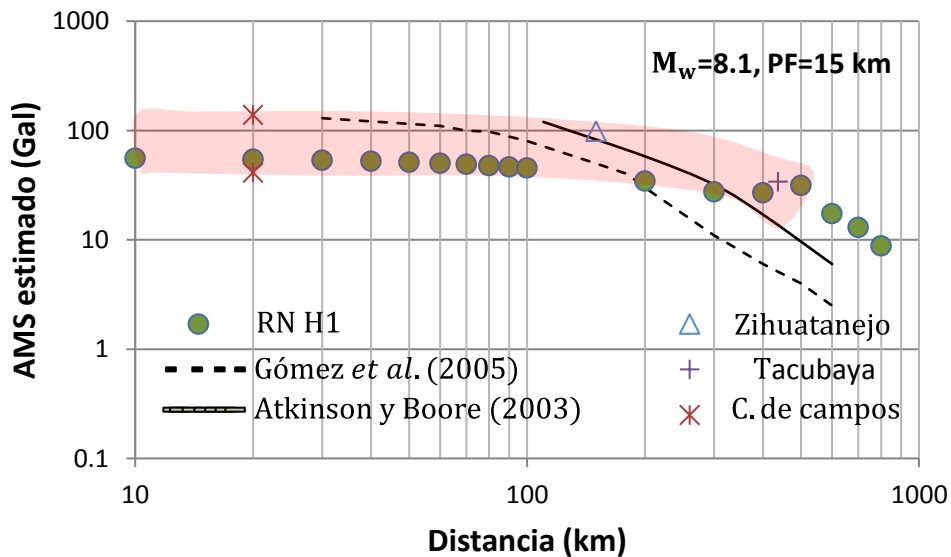


Figura IV.17. Curva neuronal de atenuación: evento 19/09/1985

En la Fig. IV.18 se presenta la curva de atenuación del valor de AMS en dirección H2. Los registros obtenidos en Ciudad Universitaria, Tacubaya y Tlalpan son bien pronosticados por el trazo neuronal.

En esta componente horizontal se encuentran diferencias más notables entre lo medido y lo estimado si se compara con el módulo H1. En la Fig. IV.19 las estaciones ubicadas en Guerrero y Acapulco registraron AMS que se separan ligeramente de la curva H2, sin embargo, la aproximación es prácticamente aceptable.



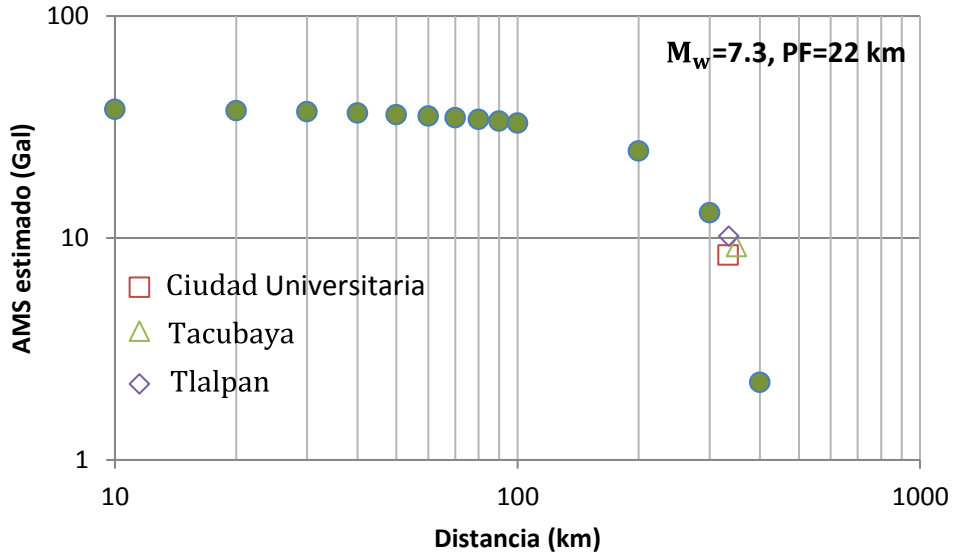


Figura IV.18. Curva neuronal de atenuación: evento 14/09/1995

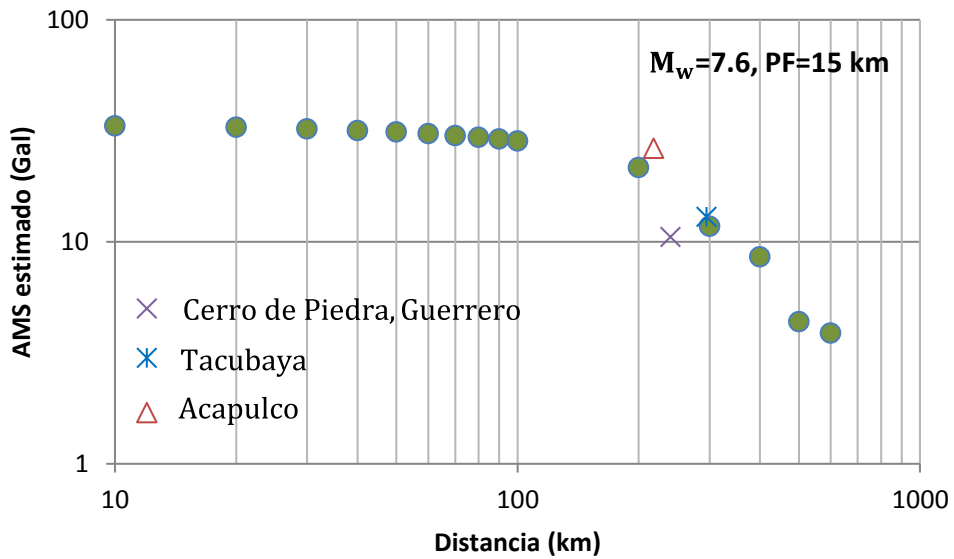


Figura IV.19. Curva neuronal de atenuación: evento 21/09/1985

Uno de los sismos que se sintieron fuertemente en la Ciudad de México durante el 2013 es el presentado en la Fig. IV.20. Se trata de un sismo intraplaca con epicentro muy cercano a la ciudad de México (140 km aproximadamente). La aceleración registrada en Ciudad Universitaria fue alrededor de 20 gales lo cual, dentro de los registros de esta base de datos, es un valor calificado como *alto*. Como se observa en la figura, la red predice adecuadamente el valor AMS registrado.

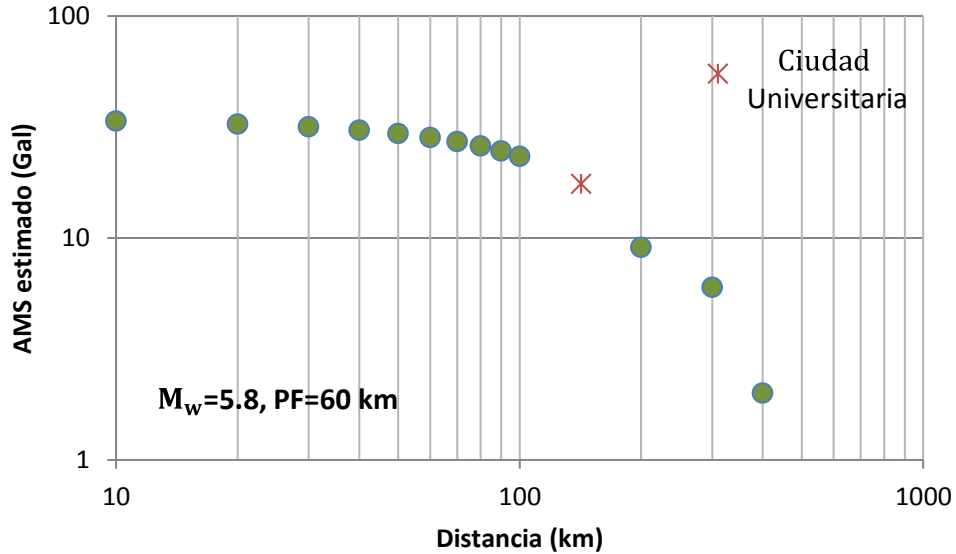


Figura IV.20. Curva neuronal de atenuación: evento 16/06/2013

A través de los ejemplos de curvas de atenuación mostrados, los módulos H1 y H2 pueden ser calificados como unidades confiables para calcular la atenuación de la AMS con respecto a la distancia. Las predicciones en el espacio DE vs AMS siguen los patrones de comportamiento en el rango de magnitudes, profundidades focales y mecanismos de mayor interés práctico. Las respuestas de las estaciones contenidas en la base de entrenamiento y prueba son pronosticadas con remarcable eficiencia, condición que se sostiene incluso para estaciones no contenidas en la base de datos de esta investigación. Es importante mencionar que el módulo V no fue utilizado para generar este tipo de curvas ya que este es de importancia sólo en sitios cercanos al epicentro.

El modelo neuronal permite construir curvas con muy diversas combinaciones de entradas sísmicas, incluso extrapolar como un simulador de eventos fuera de la experiencia registrada. Como ejemplo de esta capacidad se construyó la curva de atenuación para un sismo de M9 que provenga de un epicentro con PF 5, 15, 30 y 40 km. Las curvas presentadas en las Figs. IV.21-IV.24 corresponden al módulo H1 y las Figs. IV.25-IV.26 conciernen al módulo H2. En estos mismos espacios se presentan las curvas resultado de mantener constante la profundidad focal y variar la magnitud desde 6 hasta 9. En cada gráfico se presentan registros en sitios alrededor del mundo que hayan experimentado eventos telúricos que contengan las tripletas de entrada [M,DE,PF] más cercanas a lo condicionado por la propia curva de atenuación. Los sitios pertenecen a la zona subducción-Pacífico: Estados Unidos, Chile, Nueva Zelanda, Sumatra y Japón y desde luego estaciones mexicanas.

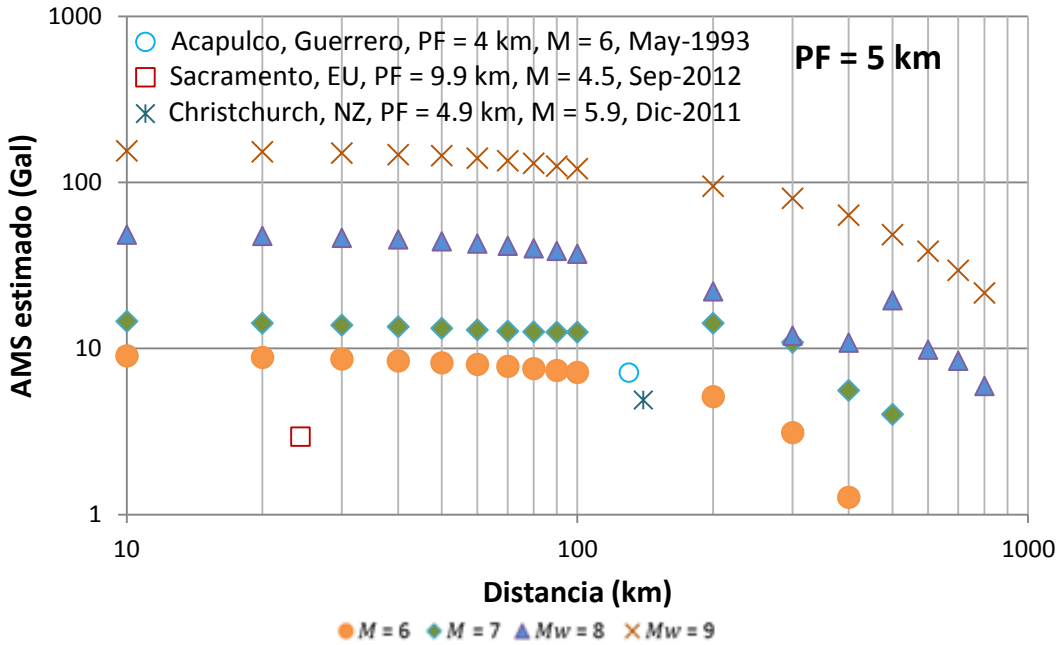


Figura IV.21. Curvas neuronales de atenuación para diferentes magnitudes: dirección H1, PF = 5 km

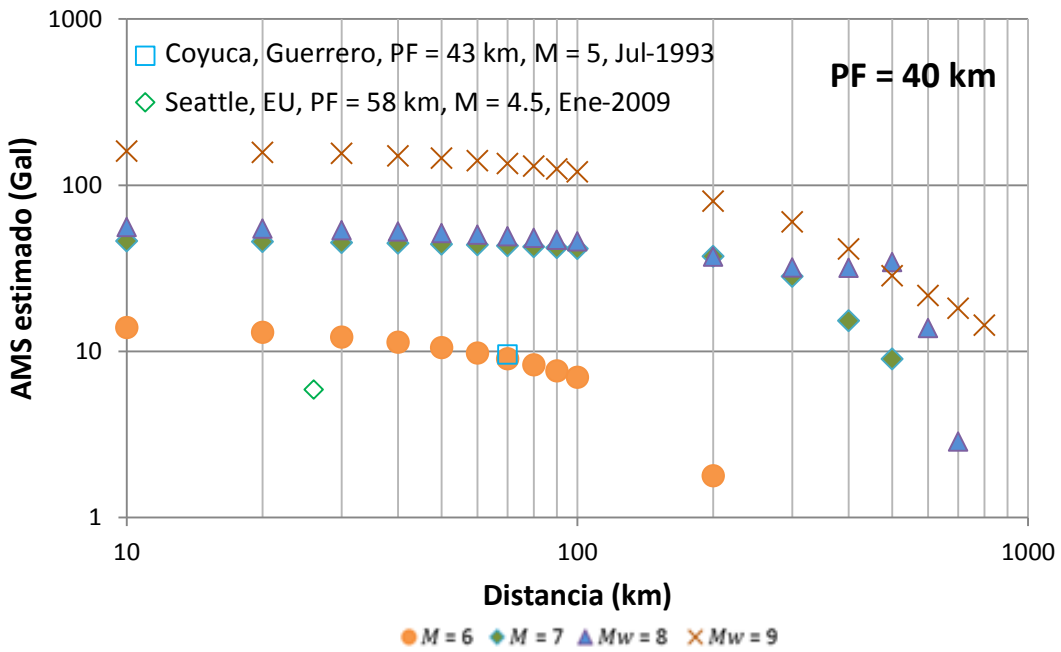


Figura IV.22. Curvas neuronales de atenuación para diferentes magnitudes: dirección H1, PF = 40 km

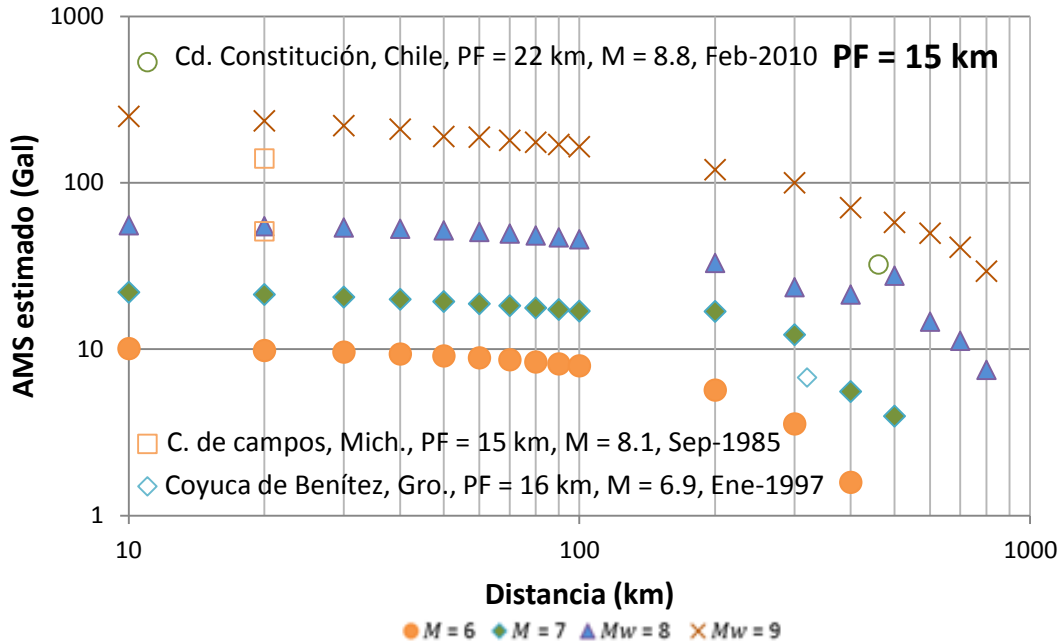


Figura IV.23. Curvas neuronales de atenuación para diferentes magnitudes: dirección H1, PF = 15 km

Las estimaciones neuronales son acertadas. La población de AMS registradas en las estaciones descritas es eficientemente pronosticada. Especial énfasis se hace en el sismo sucedido en Chile en 2010 con M8.8, uno de los diez sismos más grandes sufridos en la historia reciente. El evento, entre las curvas M8 y M9, está contenido en lo estimado por el módulo H1.

En la Fig. IV.23 se presentan otros dos sismos relevantes el de Sumatra en 2007 con M8.4; y el de Tohoku en 2011 con M9. Se observa la exitosa predicción neuronal con la curva de 9 grados.

Sobre la actividad sísmica en los EU, en la Fig. IV.24 se observan las curvas generadas por el módulo H2 para PF de 15 km. El sismo registrado en San José, California en 1989 con M7.1 cae sobre la curva neuronal M7.

Sin duda la catastrófica experiencia en Sumatra, Chile y Japón son validaciones importantes para cualquier modelo que intente actualizar sus perspectivas de cálculo. Los módulos neuronales reproducen el patrón de comportamiento de los sismos extremos de la zona de subducción- Pacífico con gran eficacia.

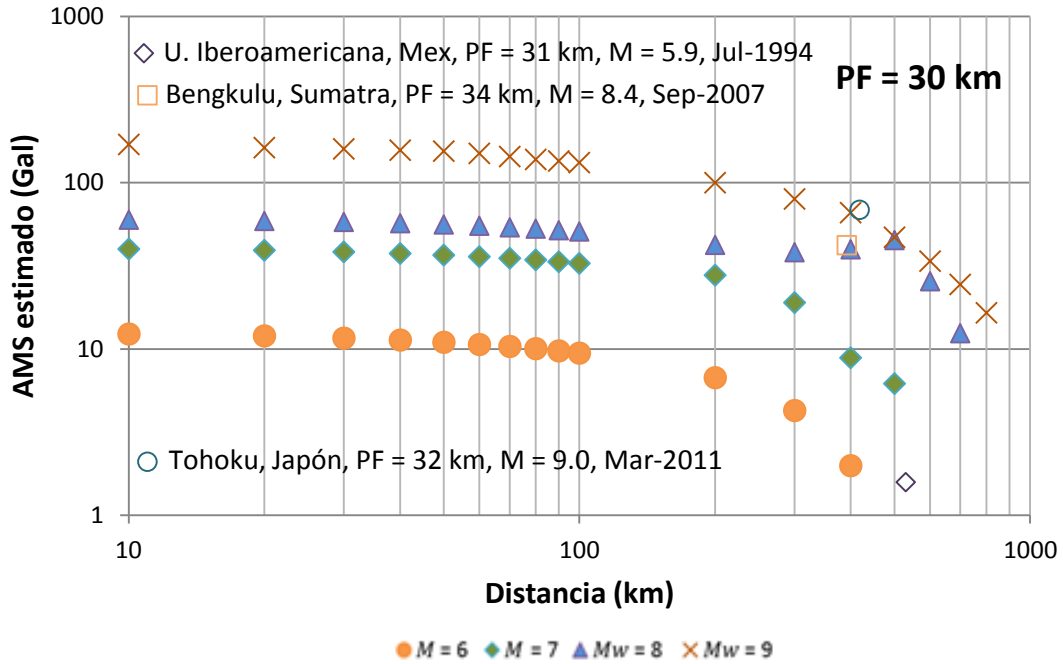


Figura IV.24. Curvas neuronales de atenuación para diferentes magnitudes: dirección H1, PF = 30 km

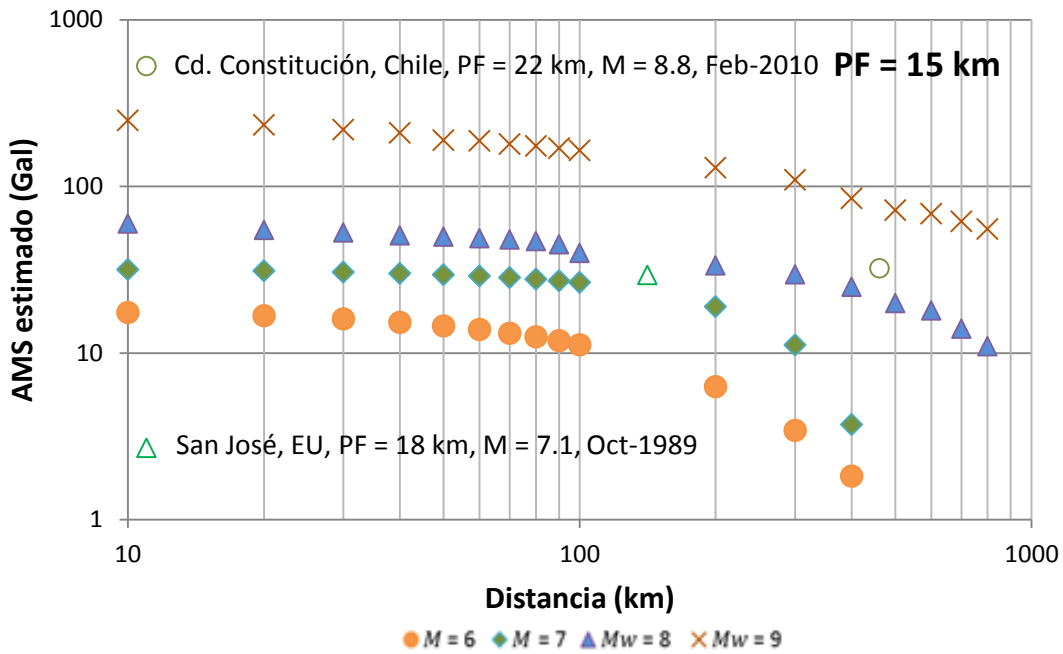


Figura IV.25. Curvas neuronales de atenuación para diferentes magnitudes: dirección H2, PF = 15 km

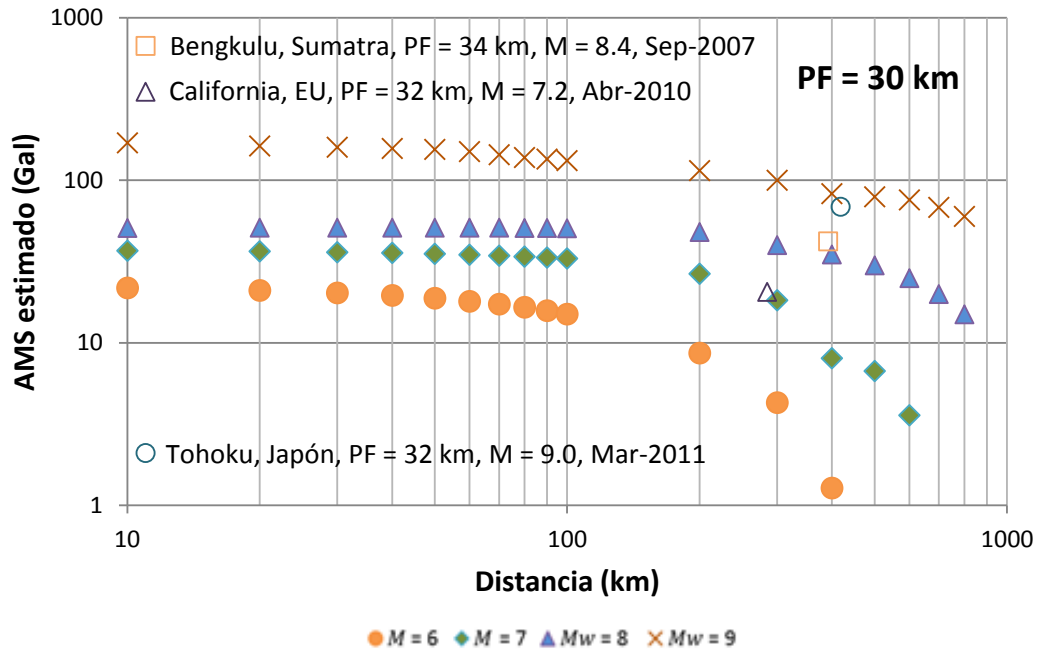


Figura IV.26. Curvas neuronales de atenuación para diferentes magnitudes: dirección H2, PF = 30 km

# CAPÍTULO V. EFECTOS DE SITIO EN LA ZONA FIRME DE LA CIUDAD DE MÉXICO

---

La Ciudad de México se encuentra dividida en tres zonas geotécnicas definidas de acuerdo al tipo de suelo predominante en ellas: i) Zona I o Zona de Lomas formada por rocas o suelos generalmente firmes; los derrames basálticos predominan en esta zona aunque también existen otros materiales de firmeza suficiente, ii) Zona II o Zona de Transición que representa el cambio entre la zona firme y la zona del lago; los suelos que predominan allí son arenosos y limo arenosos intercalados con capas de arcilla, y iii) Zona III, llamada Zona de Lago, que se caracteriza por suelos altamente compresibles intercalados con capas de arena de espesores que van desde pocos centímetros hasta unos cuantos metros.

La amplificación de la respuesta sísmica que desarrollan los suelos ubicados en la zona III cuando se comparan los registros de la zona I para los mismos eventos, es evidente. Las acciones para generar construcciones más seguras están dirigidas hacia este hecho, la reglamentación capitalina señala, para el diseño/construcción de todas las obras civiles, la necesidad de tomar en cuenta los distintos niveles de amplificación en estos depósitos. Mientras que el efecto de sitio en la zona I, específicamente en la zona poniente de la ciudad, se ha despreciado metódicamente por los ingenieros de la práctica.

Hasta hace algunos años se pensaba que tal amplificación no existía o no representaba un riesgo evidente. Los sismos ocurridos en Italia en 1976 y en 1980 mostraron algo distinto y potencialmente peligroso: se observaron importantes amplificaciones del movimiento en las cimas de los cerros así como deamplificaciones en la base de los mismos (Reinoso, 2007). Esta observación dio pie a análisis más profundos sobre el tema y se dedujo que el movimiento se amplifica en superficies convexas y se deamplifica en cóncavas, pero más allá de estos hallazgos se mostró que era imperioso conocer las particulares condiciones de los depósitos firmes para determinar las transformaciones que sufren las ondas sísmicas.

Hoy en día, con el gran número de estaciones acelerográficas ubicadas en la Ciudad de México, particularmente creciente en la zona I, es posible obtener una adecuada configuración de la respuesta sísmica y definir posibles zonas de amplificación en las lomas. Los primeros análisis se realizaron con sismos sucedidos en la década de los noventa y se observó que la respuesta se amplifica a razón de 5 veces si se comparan los valores de registros obtenidos en el sur de la ciudad con aquellos registrados en el norte (Reinoso, 2007).

Debido al impacto del valor de AMS en sitios en roca para calcular los valores en superficie de otros sitios, se tomó el modelo neuronal de atenuación presentado en el capítulo anterior para modelar la variación espacial de las aceleraciones máximas (dirección Norte-Sur) en la zona firme (poniente) de la Ciudad de México. Se integran nodos de posición XY sobre la superficie de la zona y se mantiene como salida la AMS de respuesta ante la triplete sísmica [M,DE,PF].

### V.1 Base de datos

En la Fig. V.1 se muestran la situación de las estaciones acelerográficas usadas en la determinación de la variación espacial. En la Tabla V.1 se enlistan las coordenadas geográficas, nombre y definición del material como se encuentra publicado en la Base Nacional de Sismos Fuertes (1999). Como se mencionó anteriormente en esta zona predominan los derrames basálticos, siendo los de la parte Sur derrames provenientes del volcán Xitle más recientes que los depositados en el Norte. Los depósitos encontrados en la parte Este corresponden a depósitos de lahar, Fig. V.1, (para ubicar estaciones ver Fig. IV.3). Como se observa en el mapa geológico, la mayor parte de la zona en estudio se puede calificar como “derrames basálticos” pero se detectan depósitos aluviales y como rasgo general se puede decir que los materiales en el Sur son sustancialmente distintos que los del Norte.

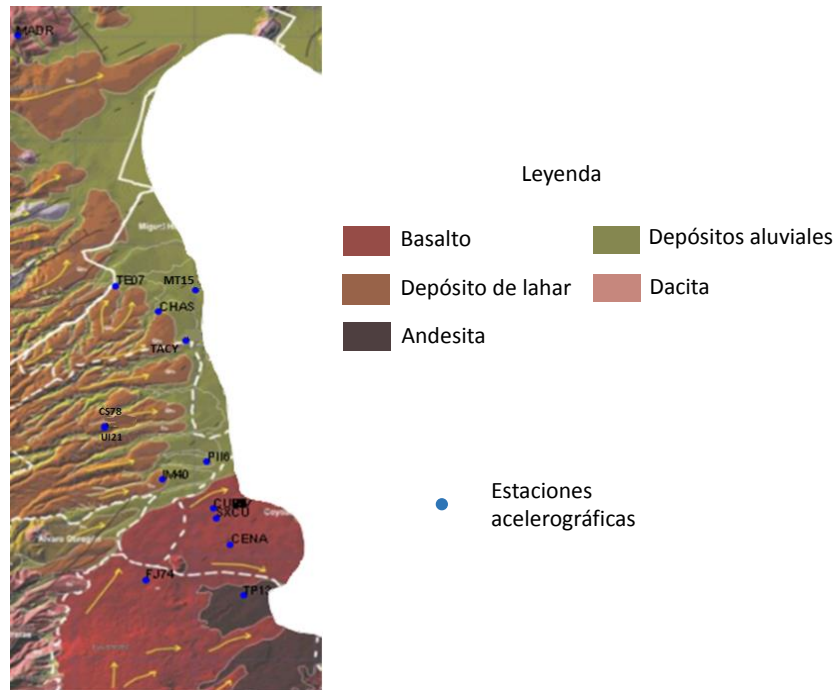


Fig. V.1. Geología de la zona poniente de la Ciudad de México y estaciones utilizadas en el análisis



Tabla V.1. Estaciones acelerográficas utilizadas en la variación espacial

Estación		Coordenadas		Material
Ubicación	Clave	Longitud	Latitud	
Ciudad Universitaria	CU01	99.183	19.330	Roca Basáltica
	CU02	99.183	19.330	
	CUIP	99.183	19.330	
	CUMV	99.183	19.330	
	CUP1	99.183	19.330	
	CUP2	99.183	19.330	
	CUP3	99.183	19.330	
	CUP4	99.183	19.330	
	CUP5	99.183	19.330	
CUP6	99.183	19.330		
CENAPRED	CENA	99.176	19.314	Roca Basáltica
Madín MI	MADI	99.261	19.536	Roca Fracturada
Madín remoto	MADR	99.261	19.536	Roca Fracturada
Campo libre	PII6	99.185	19.350	Zona de Lomas
SISMEX CU	SXCU	99.182	19.326	Roca Basáltica
Tacubaya	TACY	99.194	19.403	Suelo Duro
U. Iberoamericana	UI21	99.226	19.365	Materiales Compactos
Colinas del sur	CS78	99.226	19.365	Arenoso Limoso, Compacto
Instituto médico P.	IM40	99.203	19.342	Arenoso Limoso, Compacto
Fundación JBS	FJ74	99.210	19.299	Arenoso Limoso, Compacto
Tlalpan	TP13	99.170	19.292	Materiales Compactos
Mariscal Tito	MT50	99.190	19.425	Arenoso Limoso, Compacto
Tecamachalco	TE07	99.222	19.427	Materiales Compactos
Chapultepec superficie	CHAS	99.205	19.416	Arena Limosa

En la Tabla V.2 se presentan las características de los sismos que se usaron para entrenar el variador espacial, los registros de las estaciones de CU presentados en la tabla IV.1, también se incluyeron en el desarrollo de la variación espacial. Las magnitudes van de bajas ( $M < 7$ ), medias ( $7 \leq M < 8$ ) y hasta altas ( $M \geq 8$ ). Una hipótesis del modelo es que esta información es suficiente para, de forma preliminar, conocer los patrones de amplificación en la zona y su relación con la geología/topografía. Sin embargo, para poder decidir sobre relaciones de amplificación dependientes de la específica naturaleza de los depósitos es necesaria una inspección más profunda en cuanto a número de sitios y eventos y una descripción más extensa de ambos elementos.

Tabla V.2. Eventos utilizados en la base de datos

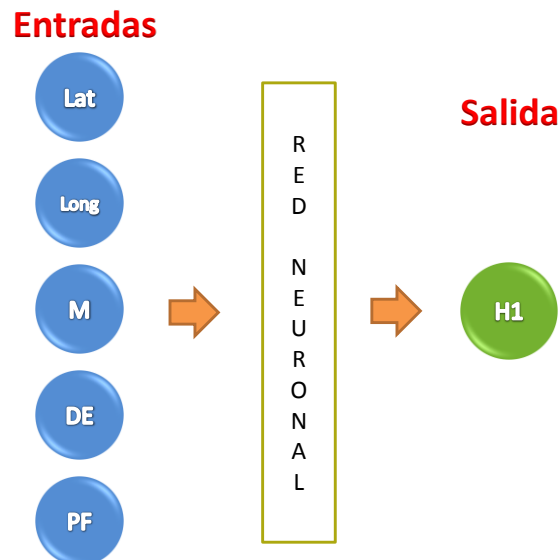
Est.	Fecha	M	DE (km)	PF (Km)	Est.	Fecha	M	DE (km)	PF (Km)	Est.	Fecha	M	DE (km)	PF (Km)	
MADI	19/09/1985	8.1	440.6	15	TACY	19/09/1985	8.1	442.4	15	IM40	23/05/1994	5.6	211.0	23	
	14/09/1995	7.3	361.6	22		21/09/1985	7.6	297.3	15		10/12/1994	6.3	300.9	20	
MADR	15/05/1993	5.8	350.6	20		25/04/1989	6.9	312.5	19		15/07/1996	6.5	303.1	20	
	24/10/1993	6.6	335.0	5		31/05/1990	5.9	318.0	16		20/04/1998	5.9	248.3	66	
	04/07/1994	5.9	568.0	31		15/05/1993	6.0	330.7	15		15/06/1999	7.0	228.7	69	
	14/09/1995	7.3	361.6	22		23/05/1994	5.6	216.4	23		21/06/1999	6.0	318.1	54	
	15/06/1999	7.0	246.5	69		10/12/1994	6.3	305.1	20		30/09/1999	7.5	448.5	16	
MT50	08/02/1988	5.7	306.9	19		14/09/1995	7.3	346.1	22		PII6	14/09/1995	7.3	340.2	22
	25/04/1989	6.9	315.0	19		15/07/1996	6.5	308.5	20			15/07/1996	6.5	305.1	20
	31/05/1990	5.9	320.3	16		11/01/1997	6.9	459.3	16			11/01/1997	6.9	458.1	16
	14/01/1991	5.3	345.2	24	22/05/1997	6.0	311.5	59	SXCU	14/03/1979	7.0	308.7	28		
	01/04/1991	5.5	386.9	25	30/09/1999	7.5	453.6	16		24/10/1980	7.0	175.1	70		
	24/10/1993	6.6	322.0	5	CS78	08/02/1988	5.7	299.3	19	25/10/1981	7.3	367.5	14		
	09/10/1995	7.5	614.8	5		25/04/1989	6.9	308.1	19	CENA	10/12/1994	6.3	302.0	20	
	15/07/1996	6.5	310.6	20		31/05/1990	5.9	312.6	16		15/07/1996	6.5	303.0	20	
	22/05/1997	6.0	312.8	59		24/10/1993	6.6	315.7	5		11/01/1997	6.9	457.6	16	
	03/02/1998	6.4	521.0	33		23/05/1994	5.6	210.9	23		20/04/1998	5.9	249.6	66	
	20/04/1998	5.9	253.7	66		10/12/1994	6.3	299.9	20		15/06/1999	7.0	224.4	69	
	15/06/1999	7.0	232.8	69		14/09/1995	7.3	342.3	22		21/06/1999	6.0	319.3	54	
	21/06/1999	6.0	323.8	54		15/07/1996	6.5	303.0	20		30/09/1999	7.5	444.2	16	
30/09/1999	7.5	455.5	16	11/01/1997		6.9	454.4	16	TP13		25/04/1989	6.9	300.4	19	
29/12/1999	6.1	318.3	82	22/05/1997		6.0	306.7	59		12/08/1989	5.5	244.3	56		
TE07	25/04/1989	6.9	315.0	19	15/06/1999	7.0	232.2	69		11/05/1990	5.3	311.5	12		
	24/10/1993	6.6	322.5	5	21/06/1999	6.0	317.0	54		31/05/1990	5.9	309.8	16		
	23/05/1994	5.6	216.1	23	30/09/1999	7.5	452.0	16		15/05/1993	5.8	322.2	20		
	10/12/1994	6.3	303.8	20	UI21	15/05/1993	5.8	331.2		20	24/10/1993	6.6	307.1	5	
	14/09/1995	7.3	349.1	22		24/10/1993	6.6	315.7		5	23/05/1994	5.6	209.8	23	
	09/10/1995	7.5	611.3	5		23/02/1994	5.4	274.9		53	10/12/1994	6.3	301.3	20	
	15/07/1996	6.5	308.2	20		14/03/1994	6.5	805.0		95	27/04/1995	4.9	316.7	61	
	11/01/1997	6.9	457.4	16		23/05/1994	5.6	210.9		23	14/09/1995	7.3	333.6	22	
	22/05/1997	6.0	309.6	59		04/07/1994	5.9	548.9	31	09/10/1995	7.5	615.2	5		
	20/04/1998	5.9	250.7	66		29/10/1994	5.1	276.7	24	25/02/1996	5.3	442.7	13		
15/06/1999	7.0	235.7	69	10/12/1994		6.3	299.9	20	27/03/1996	5.5	358.1	7			
21/06/1999	6.0	320.8	54	27/04/1995		4.9	315.5	61	15/07/1996	6.5	301.8	20			
30/09/1999	7.5	457.5	16	14/09/1995		7.3	342.3	22	18/07/1996	5.1	298.5	20			
29/12/1999	6.1	315.3	82	09/10/1995	7.5	610.0	5	11/01/1997	6.9	457.4	16				
CHAS	15/05/1993	5.8	336.4	20	21/10/1995	6.5	680.9	98	21/01/1997	5.1	337.2	18			
	15/05/1993	6.0	332.3	15	30/10/1995	5.3	345.0	27	22/05/1997	6.0	309.8	59			
	23/05/1994	5.6	216.5	23	25/02/1996	6.9	408.3	3	16/12/1997	5.5	400.1	16			
	10/12/1994	6.3	304.8	20	25/02/1996	5.3	452.2	13	22/12/1997	5.1	332.4	5			
	14/09/1995	7.3	347.6	22	13/03/1996	5.2	317.2	18	20/04/1998	5.9	249.1	66			
	25/02/1996	6.9	413.1	3	27/03/1996	5.5	367.7	7	15/06/1999	7.0	222.5	69			
	25/02/1996	5.1	459.8	13	11/01/1997	6.9	454.4	16	21/06/1999	6.0	318.7	54			
	25/02/1996	5.6	413.5	17	21/01/1997	5.1	347.0	18	30/09/1999	7.5	441.8	16			
	25/02/1996	5.3	456.9	13	08/05/1997	5.0	264.8	12	29/12/1999	6.1	313.2	82			
	25/02/1996	4.5	408.3	33	22/05/1997	6.0	306.7	59	FJ74	08/02/1988	5.7	295.6	19		
	13/03/1996	5.2	322.6	18	19/07/1997	4.9	281.2	51		25/04/1989	6.9	300.9	19		
	19/03/1996	5.8	474.2	15	16/12/1997	5.5	408.5	16		02/05/1989	5.4	298.2	13.4		
	27/03/1996	5.5	372.4	7	22/12/1997	5.1	334.1	5		31/05/1990	5.9	307.7	16		
	31/03/1996	4.4	331.8	5	03/02/1998	6.4	518.1	33		14/01/1991	5.3	336.3	24		
	23/04/1996	5.3	370.1	17	20/04/1998	5.9	247.1	66		01/04/1991	5.5	373.7	25		
	15/07/1996	6.5	308.6	20	09/05/1998	4.8	331.6	18		15/05/1993	5.8	323.6	20		
	11/01/1997	6.9	458.7	16	11/07/1998	4.9	349.0	5		15/05/1993	6.0	319.6	15		
21/01/1997	5.1	351.5	18	17/07/1998	4.6	285.2	27	24/10/1993		6.6	308.2	5			
20/04/1998	5.9	251.7	66	15/06/1999	7.0	232.2	69	23/05/1994		5.6	207.1	23			
21/06/1999	6.0	321.8	54	21/06/1999	6.0	317.0	54	10/12/1994	6.3	297.8	20				
30/09/1999	7.5	455.5	16	30/09/1999	7.5	452.0	16	14/09/1995	7.3	334.8	22				
IM40	29/12/1999	6.1	311.5	82	29/12/1999	6.1	311.5	82	15/07/1996	6.5	299.1	20			
	11/05/1990	5.3	314.0	12	11/05/1990	5.3	314.0	12	22/05/1997	6.0	305.9	59			
					31/05/1990	5.9	312.1	16	20/04/1998	5.9	245.5	66			
									15/06/1999	7.0	226.6	69			
									21/06/1999	6.0	315.1	54			

## V.2 Variador espacial de AMS: topología

Los análisis se realizaron con redes de alimentación al frente y algoritmo de aprendizaje de propagación rápida hacia atrás. Las funciones de transferencia son sigmoide y lineal en las capas ocultas y de salida respectivamente. Ambas características se explican en el capítulo IV para el modelo neuronal de atenuación.

Aceptado que las variables M, DE y PF son capaces de definir/categorizar a los eventos sísmicos, a esta estructura se añaden las coordenadas en superficie LAT, LONG para construir la capa de entrada del variador espacial (Fig. V.2).

Siguiendo el mismo proceso para encontrar el número de nodos/capas ocultas óptimo que se describe en el capítulo IV para el modelo de atenuación, se consiguió la topología que se recomienda para determinar la variación espacial de la AMS (dirección Norte-Sur). En la Fig. V.3 se muestra la arquitectura óptima.



Lat	Latitud
Long	Longitud
M	Magnitud
DE	Distancia Epicentral
PF	Profundidad Focal
H1	AMS Dirección Norte-Sur

Figura V.2 Estructura del variador espacial de AMS

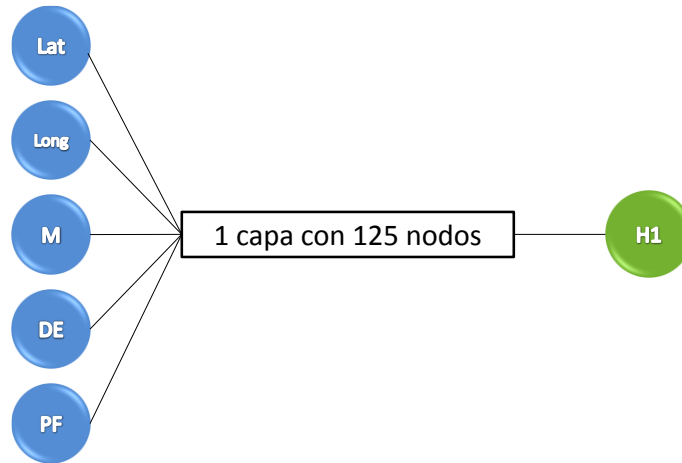


Figura V.3 Arquitectura óptima para la variación espacial de AMS H1

En la Fig. V.4 se presentan los valores medidos contra los estimados con el modelo neuronal óptimo. Se observa una buena congruencia entre los patrones naturales y los que encontró el proceso de entrenamiento. Sin embargo a través de este espacio de análisis no se pueden generar conclusiones sobre la aptitud del esquema para definir la variación espacial de AMS. Es importante aclarar que por el número reducido de sismos se decidió sobre la generación de *clusters* (grupos) con individuos que no se alejen del *típico* notablemente. Con esta figura lingüística fue posible generar tres grupos de intensidades sísmicas: BAJAS, MEDIAS y ALTAS. Con estos grupos la generación de conclusiones sobre aptitud del modelo y la conveniencia de usar los mapas de AMS es más directa y transparente.

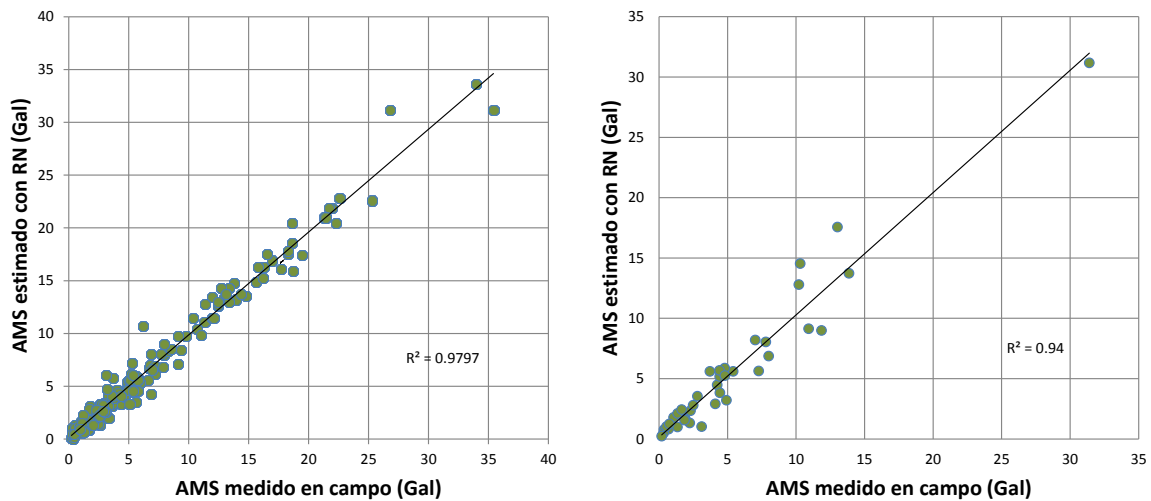



Fig. V.4. Valores registrados vs estimados (izquierda entrenamiento, derecha prueba)

A continuación se presentan los resultados en su expresión LAT-LONG para cada nivel de entrada sísmica probada.

 *Sismos de intensidad BAJA*

Para analizar lo que ocurre con sismos de intensidad BAJA se presenta la variación espacial de las AMS para el sismo ocurrido el 11 de enero de 1997 con una  $M = 6.9$  y epicentro ubicado en las costas de Michoacán. La malla de análisis es de  $200 \times 200$  m, las respuestas obtenidas con el modelo varían debajo (o alrededor) de la frontera de los 5 gales y la distribución en la superficie se muestra en la Fig. V.5.

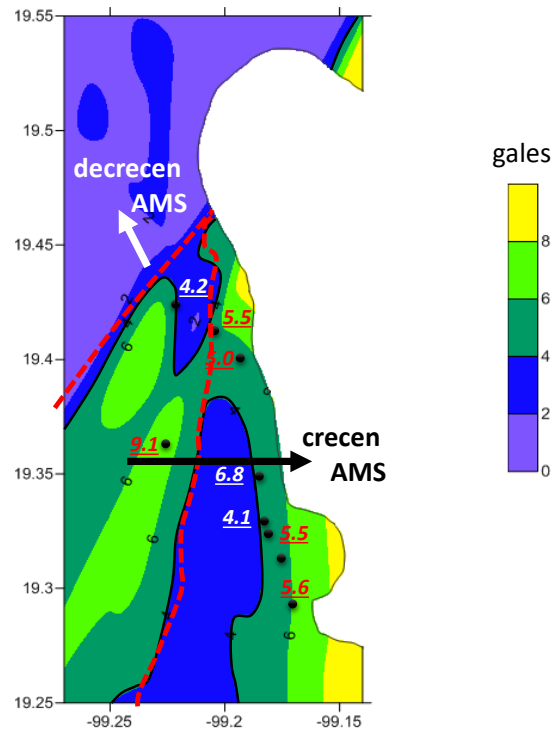


Figura V.5 Distribución espacial de las AMS para un sismo de intensidad BAJA, evento 11/01/97

A pesar de la gran exactitud con la que la RN estima los valores registrados en las estaciones, esto no significa que los esquemas de variación sean correctos. Con la experiencia del modelo de atenuación se toma con gran precaución esta configuración de respuesta. Se aceptó que los valores estimados con red neuronal por debajo de los 5 gales eran poco confiables. Así, lo que se puede argumentar sobre la Fig.V.5 es que las curvas de isovalor no representan zonas de comportamientos distintos, lo más “confiable” sería llamar la atención únicamente hacia la aparición de una frontera de incremento y decremento de AMS.

 *Sismos de intensidad MEDIA*

Se analizaron los sismos del 14 de septiembre de 1995 (epicentro en costa sur de Guerrero) y el del 30 de septiembre de 1999 (epicentro en la costa de Oaxaca), con M7.3 y M7.5 respectivamente. Las respuestas obtenidas con el modelo se encuentran debajo (o alrededor) de los 20 gales. La variación espacial para ambos eventos se muestra en la Fig. V.6. Como puede observarse, esta definición parece estar más relacionada con la geología local. Se hallaron zonas coincidentes en los dos sismos y a partir de ellas se define una zonificación preliminar del área en estudio.

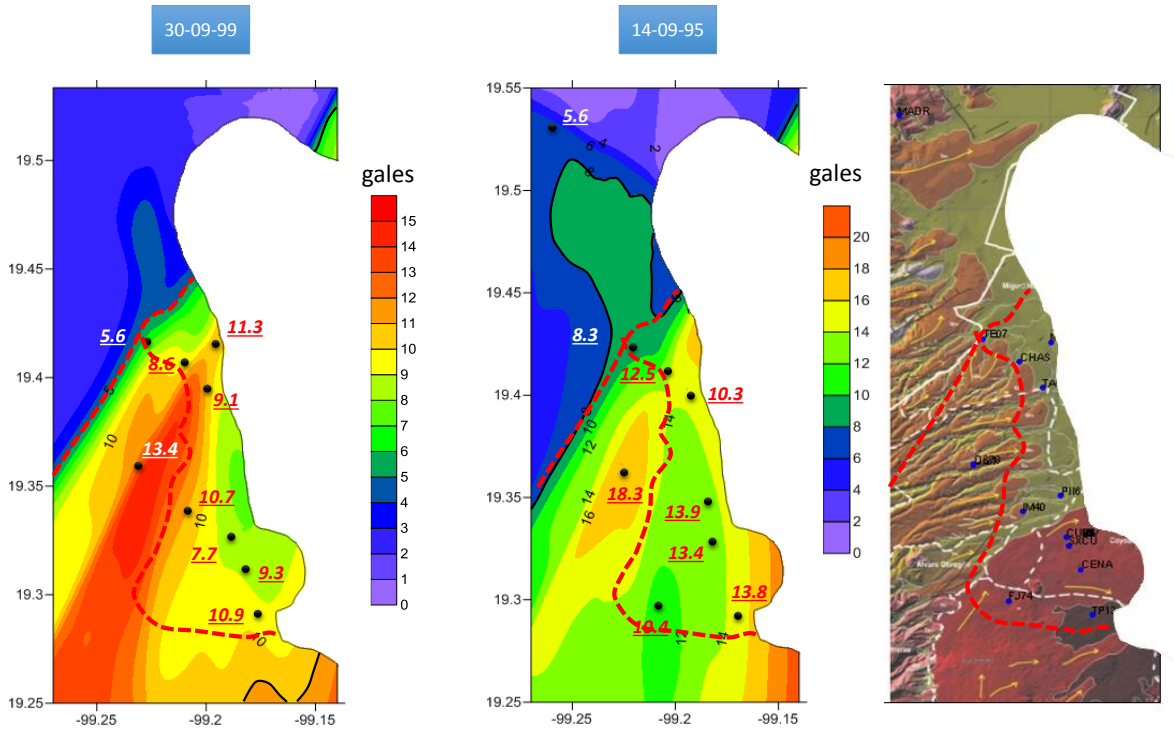



Figura V.6. Variación espacial de la AMS para sismos de intensidad MEDIA

Las curvas de isovalor de intensidad MEDIA definen otras zonas. Las fronteras se muestran con líneas punteadas (rojas). Como puede observarse para un mismo evento existen puntos (al centro) que triplican el valor de los registros de AMS que se presentan en la parte alta del mapa. Se mantiene la única frontera observada en sismos de intensidad BAJA. Si se colocan las fronteras sobre el mapa geológico se observa que se aproximan a la distribución general de los materiales. Los niveles de amplificación se mantienen para intensidades BAJAS y MEDIAS, el centro/sur del área en estudio triplica/cuadruplica los valores registrados en la parte más alta del mapa.

 *Sismos de intensidad ALTA*

El único sismo disponible es el del 19 de septiembre de 1985 (epicentro en Michoacán) con Mw8.1. Análogamente a lo realizado anteriormente para los sismos MEDIOS y BAJOS se generó la malla de valores de AMS y se dibujó la variación espacial para este sismo ALTO. Aprovechando la capacidad de extrapolación de las redes neuronales se generaron las posibles respuestas de la zona para un

sismo de magnitud 9.0. Las respuestas obtenidas con el variador, en ambos casos, se encuentran sobre los 20 gales. A través de los mapas de la Fig. V.7. se abunda sobre la posible zonificación por valores de amplificación.

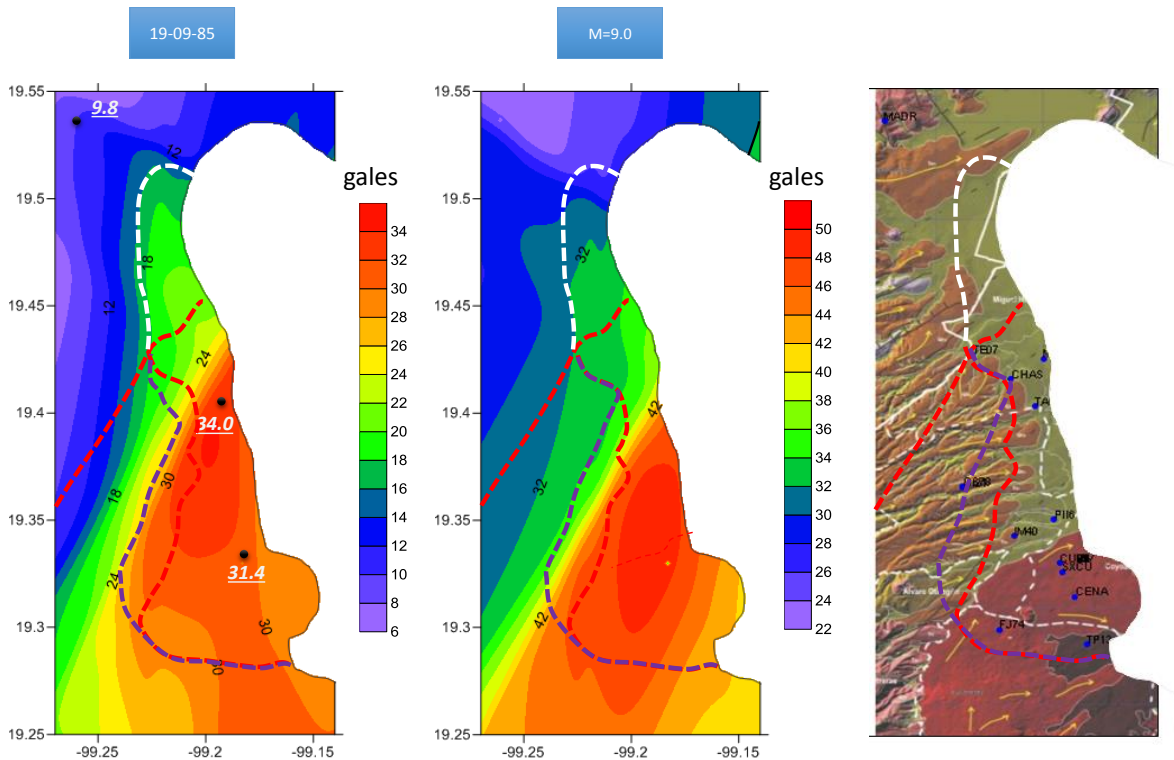


Figura V.7 Variación espacial de la AMS para sismos de intensidad ALTA

Usando las fronteras conseguidas para sismos de intensidad MEDIA y las generadas de observar los mapas para Mw8.1 y M9.0 se puede concluir que la amplificación de la respuesta en la zona sur-este permanece y que es la parte norte la que menores valores de AMS presenta. Comparada con la zona de AMS más altas, las AMS en la parte alta del mapa son del orden de 3 o 4 veces menores.

Estas diferencias en la respuesta de AMS se pueden atribuir principalmente a i) los efectos de la topografía superficial, ii) la compleja estructura profunda del valle y iii) la presencia de suelos que están lejos de ser firmes o similares a la roca y/o rocas que por su alto grado de intemperización se comportan más como suelos granulares. De forma preliminar se puede decir que los recientes derrames basálticos (zona sur) amplifican 3 o 4 veces las AMS de la zona norte (depósitos más antiguos).

*Zonificación preliminar propuesta*

Combinando las fronteras de valor de AMS de los sismos de intensidad MEDIA y ALTA y el dibujo espacial de la propia geología de la zona se propone la división de la Fig. V.8. Se observa que los trazos realizados en la geología corresponden, de una manera aproximada, a los materiales geológicos presentes.

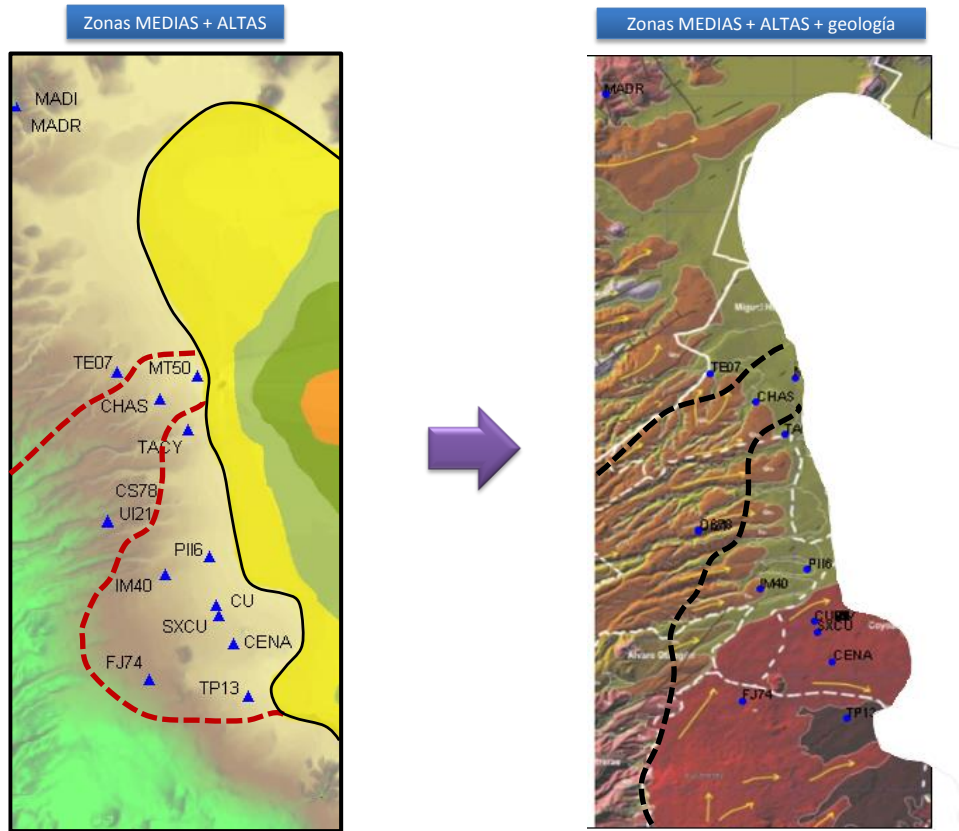


Figura V.8. Combinación de la respuesta de sismos con intensidad MEDIA y ALTA, y geología de la zona

De la figura anterior se propone la zonificación que se muestra en la Fig. V.9, en ella se identifican tres divisiones y dos zonas que se describen a continuación:

1. Parte norte del mapa: esta división no se considera absoluta, la información existente es muy poca y sólo se cuenta con información de las estaciones en la Presa Madin y la estación TE07.
2. Zona A1: la formación geológica predominante en esta zona son los depósitos de lahar, contiene una pequeña zona con depósitos de dacita y suelos aluviales en menor proporción.
3. Zona A2: en esta zona predominan los derrames basálticos y escasamente suelos aluviales.



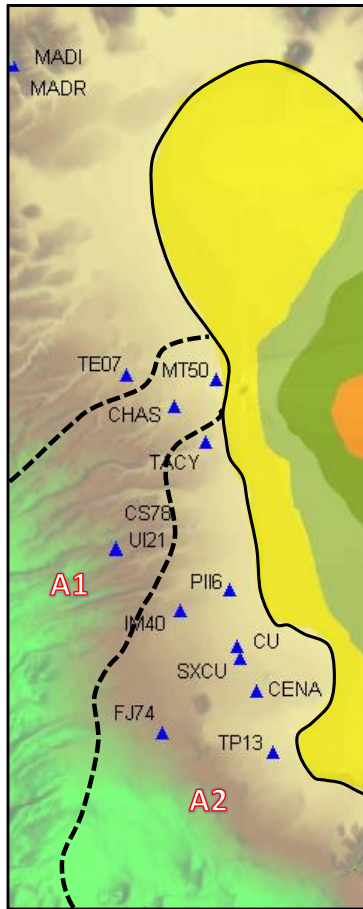


Figura V.9. Zonificación propuesta de acuerdo al análisis de diferentes eventos sísmicos

De acuerdo con la Base Nacional de Sismos Fuertes (1999) y con la tabla V.I (ver columna “material”) se trazaron las zonas por tipo de material (Fig. V.10). La frontera coincide con la definición neuronal de parte Norte vs zona Sur.

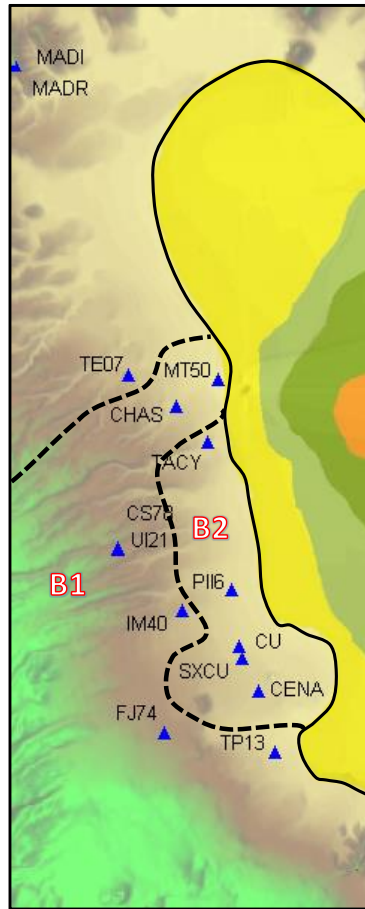


Figura V.10. Zonificación de acuerdo al tipo de material reportado en la Base Nacional de Sismos Fuertes (1999)

# CONCLUSIONES

---

- El objetivo principal de esta tesis se cumplió al obtener un modelo neuronal capaz de estimar con suficiente aproximación la atenuación del valor de la AMS de sitios en roca afectados por la subducción-Pacífico. En una primera instancia se logró estimar lo que sucede en la Ciudad de México y posteriormente en otros países afectados por la subducción-Pacífico, obteniendo resultados con suficiente aproximación.
- La mayor cantidad de análisis se realizaron con el módulo H1 (RN que estima el valor de AMS en dirección horizontal Norte-Sur) por ser la variable con el valor promedio de AMS mayor contenido en la base de datos y por ende la más crítica.
- En el módulo H2 (RN que estima el valor de AMS en dirección horizontal Este-Oeste) aunque las curvas estimadas, en algunas ocasiones, presentan irregularidades, ajustó propiamente los valores registrados.
- La curva de  $M = 9$  estimada por los módulos H1 y H2 resultó certera cuando se validó con los extraordinarios sismos de Sumatra, Chile y Japón.
- El rango de mayor confianza del modelo está en:  $10 \text{ km} < \text{PF} < 20 \text{ km}$  y  $200 \text{ km} < \text{DE} < 400 \text{ km}$ , sin embargo los resultados fuera de estos rangos son aceptables. La magnitud se probó incluso en extrapolación, tomando la historia sísmica mexicana como base, y el sismo de M9.
- En cuanto a la zonificación de la zona firme de la Ciudad de México es necesario obtener más información del valor de AMS. Esto puede ser posible incrementando el número de estaciones acelerográficas en esta zona, especialmente en la parte norte. De esta manera podrá definirse con suficiente certeza la respuesta de los depósitos geológicos presentes en el valle de México.

# REFERENCIAS Y BIBLIOGRAFÍAS

---

ALCANTARA, L. (2013). *“Análisis de movimientos sísmicos en las ciudades de Oaxaca y Puebla con Redes Neuronales”*. Tesis Doctoral, Facultad de Ingeniería, UNAM.

APRIADI D., LIKITLERSUANG S., PIPATPONGSA T. Y OHTA H. (2008). *“Artificial neural networks-based attenuation function for subduction zone earthquakes”*. Tokyo Institute of Technology.

ARJUN, C.R. Y KUMAR, A. (2009). *“Artificial Neural Network-Based Estimation of Peak Ground Acceleration”*. ISET Journal of Earthquake Technology, Paper No. 501, Vol. 46, No. 1, pp. 19-28.

ATKINSON, G. M. Y D. M. BOORE. (2003). *“Empirical ground-motion Relations for Subduction-Zone Earthquakes and their applications to Cascadia and other regions”*. Bull. Seism. Soc. Am., 93, 4, 1703-1729.

BASE NACIONAL DE SISMOS FUERTES (1999). *“Base Mexicana de Datos de Sismos Fuertes”*. Sociedad Mexicana de Ingeniería Sísmica. A. C.

BOJÓRQUEZ, J. (2011). *“Uso de Redes Neuronales Artificiales Para Estimar La Respuesta Sísmica de Sistemas Estructurales”*. Tesis de Maestría, Facultad de Ingeniería, DEPI UNAM.

BONETTI, C. (2013). *“Estimación de la variación de la resistencia al corte en suelos marinos usando Redes Neuronales”*. Tesis de Maestría, Facultad de Ingeniería, UNAM.

BOORE, D. M. y ATKINSON, G.M. (2007). *“Boore-Atkinson NGA Ground Motion Relations for the Geometric Mean Horizontal Component of Peak and Spectral Ground Motion Parameters”*. Pacific earthquake engineering research center, PEER.

BUFALIZA, M. A., (1984). *“Atenuación de intensidades sísmicas con la distancia en sismos mexicanos”*. Tesis de Maestría, Facultad de Ingeniería, UNAM.

CHEN, C.T. y CHANG, W.D. (1996). *“A Feedforward Neural Network with Function Shape Autotuning”*. Neural Networks, Vol. 9, n°4, pp 627-641.

- CROUSE, C. B. (1991). "Ground motion attenuation equations for earthquakes on the Cascadia subduction zone. *Earth*". Spectra, 7, 210-236.
- DHALE, A., CLIMENT, A., TAYLOR, W., BUNGUM, H., SANTOS, P., CIUDAD REAL, M., LINHOLM, C., STRAUCH, W., & SEGURA, F. (1995). "New spectral strong motion attenuation models for Central America". Proceedings of the Fifth International Conference on Seismic Zonation, vol.II 1005:1012.
- ECHEVERRI, G. (2012). "Seismic Attenuation for Medellin City-Colombia: A Neural Network Approach". International Journal of Civil & Environmental Engineering IJCEE-IJENS Vol: 12 No: 05.
- ESTEVA, L. (1970). "Seismic risk and seismic design". Seismic Design for Nuclear Power Plants. Hansen, R.J. The M.I.T. Press. 142-182.
- ESTEVA, L. y VILLAVERDE, R. (1973). "Seismic risk, design spectra and structural reliability". Proceedings of Fifth World Conference on Earthquakes Engineering. (2) 2586-2596.
- FAHLMAN, S. E., (1988). "Faster-learning variations on back-propagation: An empirical study".
- FAUSETT, L. (1994). "Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms and Applications". Prentice-Hall.
- GARCÍA, S.R., ROMO, M.P. Y MAYORAL, J.M. (2007). "Estimation of peak ground accelerations for Mexican subduction zone earthquakes using neural networks". Geofísica Internacional. (45) 1, 51-63.
- GARCÍA, S. (2012). "A Cognitive Look at Geotechnical Earthquake Engineering: Understanding the Multidimensionality of the Phenomena". Earthquake Engineering, Prof. Halil Sezen (Ed.), ISBN: 978-953-51-0694-4, InTech, DOI: 10.5772/50369.
- GARCÍA, S. (2014). "Arboles de regresión para determinar la atenuación de la aceleración máxima en superficie". Sometido a revisión para su publicación. Revista indizada.
- GOMÉZ, S. C., M. ORDAZ Y C. TENA. (2005). "Leyes de atenuación en desplazamiento y aceleración para el diseño sísmico de estructuras con aislamiento en la costa del Pacífico". Memorias del XV Congreso Nacional de Ingeniería Sísmica, México, Nov. A-II-02.
- GUPTA, I.D. (2002). "The State of Art in Seismic Hazard Analysis". ISET Journal of Earthquake Technology, (39):311-346.
- HASSOUN, M.H. (1995). "Fundamentals of Artificial Neural Networks". MIT Press.
- HAYKIN, S. (1996). "Adaptive Filter Theory". Prentice-Hall.
- JOYNER, W.B. Y BOORE, D.M. (1981). "Peak horizontal acceleration and velocity from strong-motion records including records from the 1979 Imperial Valley, California, Earthquake". Bulletin of the Seismological Society of America, 71(6), 2011-2038.

- KIUS, W.J. Y TILLING, R.I., (1996). *"This dynamic earth: The story of plate tectonics"*. U. S. Geological Survey. ISBN 0-16-048220-8.
- KOSTOGLODOV, V. y PACHECO, J. (1999). *"Cien años de sismicidad en México"*. Catálogo de sismos moderados y grandes ocurridos en México durante el siglo XX. Poster publicado por el Instituto de Geofísica, UNAM, México D.F.
- KRAMER, S. L. (1996). *"Geotechnical earthquake engineering"*. Prentice Hall. Estados Unidos.
- KUNG, S.Y. (1993). *"Digital Neural Networks"*. Prentice-Hall.
- LIN, CH.T. y LEE, G. (1996). *"Neural Fuzzy Systems: A Neuro-Fuzzy Synergism to Intelligent Systems"*. Prentice-Hall.
- MCCULLOCH, W. Y PITTS, W. (1943). *"A logical calculus of the ideas immament in nervous activity"*. Bulletin of Mathematical Biophysics, Volumen 7., pp. 115-133.
- MIINSKY, M. & PAPERT, S. (1969). *"Perceptrons"*. MIT Press.
- MORA, M.A. (2009). *"Modelo para la atenuación de sismos interplaca en la zona de subducción mexicana"*. Tesis de Maestría, Facultad de Ingeniería, UNAM.
- ORDAZ, M., REINOSO, E., SINGH, S.K., VERA, E. y JARA, J.M. (1989). *"Espectros de respuesta en diversos sitios del Valle ante temblores postulados en la brecha de Guerrero"*, Memorias del VIII Congreso Nacional de Ingeniería Sísmica y VII Congreso Nacional de Ingeniería Estructural, Acapulco, México, A187-A198.
- ORDAZ, M. (2012). *"Circular Modificatoria 54/12 de la Única de Seguros"*. Diario Oficial de la Federación. Comisión Nacional de Seguros y Finanzas. México.
- REINOSO, E. (2007). *"Riesgo sísmico de la Ciudad de México"*. Academia de Ingeniería, México.
- ROSENBLATT, F. (1959). *"Mechanization of Thought Processes: Two Theorems of Statical Separability in the Perceptron"*. Symposium at National Physical Laboratory.
- RUMELHART, D.E. & McCLELLAND, J.L., (1986). *"Pararell distributed processing"*. Cambridge, Mss, MIT Press. Volumen 1.
- SINGH, K.S., ASTIZ, L. Y HAVSKOV J. (1981). *"Seismic gaps and recurrence periods of large earthquakes along the Mexican subduction zone: a reexamination"*. Bulletin of Seismological Society of America. (71) 827:843.
- SINGH, K.S., MENA, E., CASTRO, R. & CARMONA, C. (1987). *"Empirical prediction of ground motion in Mexico city from coastal earthquakes"*. Bulletin of Seismological Society of America. (77) 1862:1867.

SINGH, K.S. Y ORDAZ, M. (1990), *“Sismicidad y movimientos fuertes en México: una visión actual”*, Instituto de Ingeniería, UNAM.

SERRANO, A., SORIA, E. Y MARTÍN, J., (2010). *“Redes Neuronales Artificiales”*. Escuela técnica superior de Ingeniería, Departamento de Ingeniería electrónica.

Tettamanzi, A. y Tomassini, M. (2001). *“Soft Computing: integrating evolutionary, neural and fuzzy systems”*. Ed. Springer. Milan, Italy.

YOUNGS, R.R., DAY, S.M. and STEVENS, J.L. (1988). *“Near field ground motions on rock for large subduction earthquakes”*. Proceedings of Earthquake Engineering & Soil Dynamics II. Geotechnical Division, ASCE. 445:462.

YOUNGS, R.R., S.J. CHIOU, W.J. SILVA and J.R. HUMPHREY. (1997). *“Strong ground motion attenuation relationships for subduction zone earthquakes”*. Seismol. Res. Lett., (68) 1, 58-75.