



**REPÚBLICA BOLIVARIANA DE VENEZUELA
UNIVERSIDAD DE LOS ANDES
FACULTAD DE INGENIERÍA
DOCTORADO EN CIENCIAS APLICADAS**

**APLICACIÓN DE TÉCNICAS COMPUTACIONALES
EN EL ESTUDIO DE EFECTOS INTERPLACAS**

**Autor
M. Sc. María Elisa Elberg**

**Tutores
Dr. José Aguilar
Dr. Francklin Rivas**

Mayo 2014



ACTA DE EXAMEN DE TESIS DOCTORAL

I. CONSTITUCIÓN DEL JURADO

En Mérida siendo las 4:00 p.m. del día 26 de Mayo de 2014.

Se constituyó el Jurado para el Examen de Tesis Doctoral del Candidato/a:

MARÍA ELISA ELBERG ROJAS

Cumpliendo con los requerimientos exigidos en el Artículo 44 del Reglamento del Doctorado en Ciencias Aplicadas, el jurado quedó conformado de la siguiente manera:

Presidente:

Dra. Mariela Cerrada (Facultad de Ingeniería. Universidad de Los Andes)

Evaluador de la Universidad de Los Andes:

Dr. Leonardo González (Facultad de Ingeniería. Universidad de Los Andes)

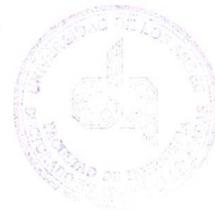
Evaluador de otra Institución

Dra. Maika Gambus (Universidad del Zulia)

Tutores:

Dr. José L. Aguilar Castro (Facultad de Ingeniería. Universidad de Los Andes)

Dr. Francklin I. Rivas Echeverría (Facultad de Ingeniería. Universidad de Los Andes)





II. EXAMEN DE TESIS DOCTORAL. M.Sc. María Elisa Elberg. C.I. N° 15.175.463

"Aplicación de Técnicas Computacionales en el Estudio de Efectos Interplacas"

Calificación (Menciones posibles: Aprobado, Aprobado sujeta a correcciones formales, No aprobada la Tesis en su versión presentada con derecho a un nuevo examen, Improbada sin derecho a un nuevo examen)

APROBADO

Los informe individual de la Tesis de los jurados, exigidos en el Artículo 44 del Reglamento del Doctorado en Ciencias Aplicadas, se anexan a esta acta, como respaldo a la calificación emitida.

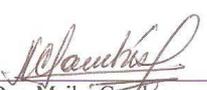
Observaciones:

En Mérida, a las 4:00 P.M. del día 26 de Mayo de 2014.

El Jurado:

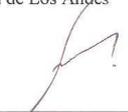

Dra. Mariela Cerrada
Jurado Interno
Facultad de Ingeniería-ULA

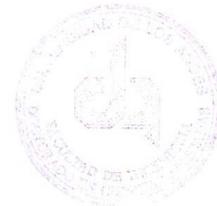

Dr. Leonardo González
Jurado Interno
Facultad de Ingeniería-ULA


Dra. Maika Cambus
Jurado Externo
Universidad del Zulia

Tutores:


Dr. Jose L. Aguilar C.
Universidad de Los Andes


Dr. Francklin I. Rivas E.
Universidad de Los Andes





DEDICATORIA

A mi hijo Jorge Alejandro



AGRADECIMIENTOS

Agradezco a mi hijo Jorge Alejandro por darme el tiempo que dediqué a este trabajo, tiempo que era suyo.

Agradezco a Rick Donkel por su constante estímulo y energía para no rendirme nunca, desde que estás en mi vida todo fluye.

Agradezco a mis padres Pedro y Elisa, a mi hermana Alejandra, su esposo Luis y a mi sobrino Víctor por estar a mi lado en todo momento.

Agradezco a mis tíos Lía y Sergio, y a mi otra hermana Andrea, por estar conmigo en las buenas y en las malas.

Agradezco a mis tutores José Aguilar y Francklin Rivas por su extraordinaria guía y asesoría.



APLICACIÓN DE TÉCNICAS COMPUTACIONALES EN EL ESTUDIO DE EFECTOS INTERPLACAS

Autor: M. Sc. María Elisa Elberg

Tutores: Dr. José Aguilar y Dr. Franckin Rivas

RESUMEN

El objetivo principal de este trabajo es realizar el análisis de los efectos sísmicos en un tiempo determinado, medidos en magnitud y concentración de energía de deformación, en los principales contactos de límites de placas tectónicas a nivel mundial, usando geología aplicada, el método de elementos finitos y la inteligencia artificial. La metodología utilizada se basa en el estudio de las características geotectónicas de seis zonas seleccionadas, ubicadas cinco de ellas en el Cinturón de Fuego del Pacífico, y una en la cadena del Himalaya, debido a la gran actividad sísmica registrada en las mismas. Seguidamente, las zonas de estudio fueron modeladas utilizando simulación geomecánica, con el uso del método de elementos finitos para obtener la energía de deformación en cada zona mundial, calibrando los modelos a estados naturales conocidos. Por último, se probaron dos técnicas de computación inteligente para el análisis de los datos sísmicos: la programación genética y las redes neuronales artificiales, en dos zonas de prueba en Venezuela para seleccionar la más apropiada y aplicarla a nivel mundial. Los resultados indican que las redes neuronales artificiales son las más adecuadas para estudiar el comportamiento sísmico. Se demuestra una correlación marcada en cada zona de estudio, con los efectos de concentración de energía, su liberación en un sismo, y el tiempo entre registros sísmicos. La metodología propuesta funciona de manera excelente para cada límite interplaca convergente, y funciona de manera muy buena para la zona de límites transformantes. Se concluye que es posible estimar el comportamiento de la concentración de la energía de deformación, la cantidad concentrada en una zona determinada, y la posibilidad de liberación en una fecha probable, con relación directa a la magnitud estimada, usando las técnicas inteligentes estudiadas en este trabajo.

Palabras clave: placas tectónicas, energía de deformación, elementos finitos, redes neuronales artificiales, programación genética.



ÍNDICE GENERAL

DEDICATORIA

AGRADECIMIENTOS

RESUMEN

ÍNDICE GENERAL

ÍNDICE TABLAS

ÍNDICE DE FIGURAS

INTRODUCCIÓN	1
CAPÍTULO I GENERALIDADES	3
1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	3
1.2 OBJETIVOS DE LA INVESTIGACIÓN	4
1.2.1 OBJETIVO PRINCIPAL	4
1.2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS:	4
1.3 APORTE E INNOVACIÓN	4
1.4 JUSTIFICACIÓN E IMPORTANCIA	5
1.5 LIMITACIONES DE LA INVESTIGACIÓN	6
CAPÍTULO II MARCO REFERENCIAL	7
2.1 ANTECEDENTES	7
2.1.1 ANTECEDENTES RELATIVOS A MÉTODOS NUMÉRICOS APLICADOS A GEOCIENCIAS	7
2.1.2 ANTECEDENTES RELATIVOS A TÉCNICAS INTELIGENTES APLICADAS A GEOCIENCIAS	8
2.2 BASES TEÓRICAS	9
2.2.1 TECTÓNICA DE PLACAS	9
2.2.2 ENERGÍA DE DEFORMACIÓN	11
2.2.3 TEORÍA DEL REBOTE ELÁSTICO	14
2.2.4 MÉTODO DE ELEMENTOS FINITOS	16
2.2.4.1 GENERALIDADES DEL MÉTODO	16
2.2.4.2 TIPOS DE ELEMENTOS FINITOS	17
2.2.4.3 PASOS PARA UN ANÁLISIS POR ELEMENTOS FINITOS	18
2.2.5 SIMULACIÓN GEOMECÁNICA	19
2.2.5.1 GEOMETRÍA EN SIMULACIÓN GEOMECÁNICA	20



2.2.5.2	CARACTERÍSTICAS DE LOS MATERIALES EN SIMULACIÓN GEOMECÁNICA	23
2.2.5.3	CARACTERÍSTICAS DEL MALLADO EN SIMULACIÓN GEOMECÁNICA	24
2.2.5.4	CARACTERÍSTICAS DE LAS CONDICIONES DE BORDE EN SIMULACIÓN GEOMECÁNICA	25
2.2.5.5	CARACTERÍSTICAS DE LAS CARGAS APLICADAS EN SIMULACIÓN GEOMECÁNICA	28
2.2.5.6	CARACTERÍSTICAS DE LOS RESULTADOS EN SIMULACIÓN GEOMECÁNICA	29
2.2.6	REDES NEURONALES ARTIFICIALES (RNA)	30
2.2.6.1	FUNDAMENTOS DE LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES	31
2.2.6.1.1	Neurona biológica	31
2.2.6.1.2	Neurona Artificial	32
2.2.6.1.3	Analogía entre neurona biológica y artificial	33
2.2.6.1.4	Funciones de transferencia	35
2.2.6.2	DEFINICIÓN DE UNA RED NEURONAL ARTIFICIAL	37
2.2.6.3	TOPOLOGÍA DE UNA RED NEURONAL ARTIFICIAL	38
2.2.6.4	ENTRENAMIENTO O APRENDIZAJE	40
2.2.6.5	EJEMPLOS DE TIPOS DE REDES	41
2.2.6.5.1	Redes Lineales	41
2.2.6.5.2	Redes Perceptrónicas Multicapa (MLP)	42
2.2.6.5.3	Redes de Función de Base Radial (RBF)	43
2.2.6.5.4	Redes Neuronales de Regresión Generalizada (GRNN)	43
2.2.7	PROGRAMACIÓN GENÉTICA (PG)	44
2.2.7.1	GENERALIDADES DE LA COMPUTACIÓN EVOLUTIVA	44
2.2.7.2	COMPUTACIÓN EVOLUTIVA	44
2.2.7.3	INDIVIDUOS EN LA COMPUTACIÓN EVOLUTIVA	46
2.2.7.4	OPERADORES EVOLUTIVOS	47
2.2.7.5	APLICACIONES	48
2.2.7.6	CARACTERÍSTICAS ESPECÍFICAS DE LA PROGRAMACIÓN GENÉTICA	48
CAPÍTULO III METODOLOGÍA		51
3.1	GEOLOGÍA APLICADA PARA LA OBTENCIÓN DE ENERGÍA DE DEFORMACIÓN POR MÉTODO DE ELEMENTOS FINITOS:	52
3.1.1	APLICACIÓN DE GEOLOGÍA	52
3.1.2	APLICACIÓN DE METODO DE ELEMENTOS FINITOS	52
3.1.3	APLICACIÓN DE SIMULACIÓN GEOMECÁNICA	53
3.1.4	OBTENCIÓN DE ENERGÍA DE DEFORMACIÓN	53
3.2	ANÁLISIS DE COMPORTAMIENTO DE SISMOS INTERPLACAS	53



3.2.1 DATOS DE SISMOS MUNDIALES	54
3.2.2 ELABORACIÓN DE GRÁFICAS DE COMPORTAMIENTO	54
3.3 USO DE REDES NEURONALES ARTIFICIALES Y PROGRAMACIÓN GENÉTICA PARA ANÁLISIS DE EFECTOS INTERPLACAS	54
CAPÍTULO IV APLICACIÓN DE SIMULACIÓN GEOMECÁNICA	56
4.1 GEOMETRÍA DE LAS PLACAS TECTÓNICAS	57
4.2 MATERIALES CONSTITUTIVOS DE LAS PLACAS TECTÓNICAS	61
4.3 CONDICIONES DE BORDE Y CARGAS	61
4.4 CALIBRACIÓN Y VALIDACIÓN DE LOS MODELOS	62
4.5 MODELOS GEOMECÁNICOS DE ZONA A	63
4.6 MODELOS GEOMECÁNICOS DE ZONA B	64
4.7 MODELOS GEOMECÁNICOS DE ZONA C	65
CAPÍTULO V APLICACIÓN DE LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES EN LA FALLA DE BOCONÓ	67
5.1 SELECCIÓN DE VARIABLES PARA LOS EXPERIMENTOS	68
5.2 DISEÑO DE EXPERIMENTOS	69
CAPÍTULO VI APLICACIÓN DE LA PROGRAMACIÓN GENÉTICA Y LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES EN LAS FALLAS BOCONÓ, SAN SEBASTIÁN, OCA ANCÓN Y EL PILAR	75
6.1 SELECCIÓN DE ZONA DE ESTUDIO	75
6.2 SELECCIÓN Y PREPARACIÓN DE DATOS	76
6.3 USO DE REDES NEURONALES ARTIFICIALES	81
6.4 USO DE PROGRAMACIÓN GENÉTICA	82
CAPÍTULO VII ZONAS INTERPLACAS A NIVEL MUNDIAL: APLICACIÓN DE REDES NEURONALES ARTIFICIALES	87
7.1 SELECCIÓN DE VARIABLES PARA LOS EXPERIMENTOS	87
7.2 DISEÑO DE EXPERIMENTOS	89
CAPÍTULO VIII PRESENTACIÓN Y ANÁLISIS RESULTADOS	103
8.1 GEOMETRÍA DE PLACAS TECTÓNICAS EN COORDENADAS LOCALES	103
8.2 GRÁFICAS DE COMPORTAMIENTO	103
8.3 TIEMPO VS MAGNITUD	104
8.4 ENERGÍA DE DEFORMACIÓN VS MAGNITUD	108



8.5 ANÁLISIS DE ENERGÍA DE DEFORMACIÓN Y SU RELACIÓN CON LA OCURRENCIA DE SISMOS.	114
8.6 ANÁLISIS DE LA RELACIÓN EXISTENTE ENTRE LA ENERGÍA DE DEFORMACIÓN Y LOS ESTADOS NATURALES CONOCIDOS RELACIONADOS CON LA FORMACIÓN DE LA CORDILLERA DE LOS ANDES.	118
8.7 RESULTADOS DE LA APLICACIÓN DE REDES NEURONALES ARTIFICIALES EN ZONA DE ESTUDIO 1	121
8.8 RESULTADOS DE LA APLICACIÓN DE PROGRAMACIÓN GENÉTICA Y REDES NEURONALES ARTIFICIALES EN ZONA DE ESTUDIO 2	127
8.9 ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS OBTENIDOS POR GEOLOGÍA APLICADA	134
8.10 ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS OBTENIDOS POR EL USO DEL MÉTODO DE ELEMENTOS FINITOS	135
8.11 ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS OBTENIDOS POR RNA A NIVEL MUNDIAL	139
CAPÍTULO IX CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	
9.1 CONCLUSIONES	157
9.2 RECOMENDACIONES	160
BIBLIOGRAFÍA	161
ANEXOS	166



ÍNDICE TABLAS

Tabla 4- 1. Coordenadas locales de las placas Norteamericana, Pacifico, Africana y Euroasiática.	59
Tabla 4- 2. Coordenadas locales de las placas Norteamericana, Pacifico, Africana y Euroasiática.	60
Tabla 4- 3. Coordenadas locales de las placas Hindú, Árabe, Caribe, Filipina y Juan de Fuca.	60
Tabla 4- 4. Propiedades geomecánicas de litosfera y corteza. [57].....	61
Tabla 4- 5. Fuerzas aplicadas zona B, [56]	65
Tabla 5- 1. Datos de entrada para el uso de redes neuronales artificiales, utilizados en la zona de estudio 1.....	69
Tabla 5- 2. Forma de realizar los retardos para los experimentos	70
Tabla 5- 3. Experimentos y escenarios propuestos para el entrenamiento de la RNA en las pruebas iniciales de la metodología aplicado a la falla de Boconó. T es el tiempo, Lon es la longitud, Lat es la latitud, Mg es la magnitud del sismo y Prof es la profundidad. K representa los retardos.....	71
Tabla 6- 1. Datos de entrada para PG y RNA normalizados de Zona de estudio en Falla de Boconó.....	78
Tabla 6- 2. Datos de entrada para PG y RNA normalizados de Zona de estudio en Falla de San Sebastián.	79
Tabla 6- 3. Datos de entrada para PG y RNA normalizados de Zona de estudio en Falla Oca-Ancón	80
Tabla 6- 4. Datos de entrada para PG y RNA normalizados de Zona de estudio en Falla de El Pilar.....	81
Tabla 7- 1. Datos de entrada para redes neuronales artificiales. Se muestran 20 de 1109 filas.....	89
Tabla 7- 2. Experimentos propuestos para el cálculo por RNA para la zona mundial.....	97
Tabla 7- 3. Zona A. Arquitectura de las RNA.Uso de selección automática de variables.	100



Tabla 7- 4. Zona A. Mejores 10 redes probadas por experimento con selección automática de valores. Resaltado en negro los mejores valores obtenidos. Se muestran los experimentos A1, A2, A3 luego A34, A25 y A36.....	101
Tabla 8- 1. Ejemplo de datos sísmicos por días y datos sísmicos usando tiempo unitario uniforme	105
Tabla 8-2. Magnitud vs energía utilizando la ecuación 9 [37]	109
Tabla 8-3. Magnitud vs energía descargada en Kg de explosivos de TNT, [36].	111
Tabla 8-4. Energía de deformación para 80 elementos	117
Tabla 8- 5. Desplazamiento vertical de zonas representativas de los modelos 1, 2 y 3.....	119
Tabla 8- 6. Resultados de obtenidos en la zona de prueba 1, falla de Boconó, usando RNA [21].	127
Tabla 8- 7. Resultados obtenidos en la zona de prueba 2, Fallas de Boconó, Oca Ancón, San Sebastián, El Pilar, usando Redes Neuronales Artificiales. Se muestran 50 datos obtenidos.....	128
Tabla 8- 8. Características de los parámetros obtenidos en cada zona de prueba para Programación Genética	130
Tabla 8- 9. Resultados de obtenidos en la zona de estudio 2 usando Programación Genética.....	130
Tabla 8- 10 Resultados comparativos de los errores porcentuales obtenidos en la zona de prueba 2 usando RNA y PG. Se muestran 50 valores obtenidos.	131
Tabla 8- 11. Muestra para cada experimento sin selección automática de variables representativas, la convergencia de los resultados, cambiando tipo de red y confirmando el error y el rendimiento.	141
Tabla 8- 12. Zona A. Resultados obtenidos por RNA de rendimiento, correlación y error. Se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento.	145
Tabla 8- 13. Zona A. Resultados obtenidos por RNA de rendimiento, correlación y error. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables	146
Tabla 8- 14. Zona Mundial. Resultados obtenidos por RNA de rendimiento, correlación y error. Se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento.	148
Tabla 8- 15. Resultados mostrados en forma cualitativa, señalando el comportamiento de los resultados por zonas y a nivel mundial. Resultados con selección automática de variables.	150
Tabla 8- 16. Resultados mostrados en forma cualitativa, señalando el comportamiento de los resultados por zonas y a nivel mundial. Resultados sin selección automática de variables, son usadas todas las variables.....	151



Tabla 8- 17. Comportamiento de la variable fecha juliana en el experimento A29 sin el uso de energía de deformación y en el experimento A31 con el uso de energía de deformación. FJK corresponde a la magnitud de entrada, T.FJK es la magnitud calculada y Error es el error medio cuadrático.	152
Tabla 8- 18. Comportamiento de la variable Energía de Deformación. Experimento A23 con rendimiento EXCELENTE.....	153
Tabla 8- 19. Comportamiento de la variable Magnitud y Fecha Juliana, mostradas para el experimento A33 con rendimiento EXCELENTE.....	155
Tabla A- 1. Diseño de los experimentos propuestos para el cálculo utilizando RNA para la zona A. Las zonas B, C, D, E y F son iguales con el respectivo cambio de letra en el nombre del experimento.	172
Tabla A- 2. Zona B. Resultados obtenidos por RNA de rendimiento, correlación y error. Se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento.	174
Tabla A- 3. Zona B. Arquitectura de las RNA con detalle de número de redes probadas, tipo de la mejor red, número de entradas y capas ocultas. Se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento.....	175
Tabla A- 4. Zona B, resultados obtenidos por RNA errores medios cuadráticos de entrenamiento, prueba y validación. Se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento.....	176
Tabla A- 5. Zona C. Resultados obtenidos por RNA de rendimiento, correlación y error. Se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento.	177
Tabla A- 6. Zona C. Arquitectura de las RNA con detalle de número de redes probadas, tipo de la mejor red, número de entradas y capas ocultas. Se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento.....	178
Tabla A- 7. Zona C. Resultados obtenidos por RNA errores medios cuadráticos de entrenamiento, prueba y validación. Se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento.....	179
Tabla A- 8. Zona D. Resultados obtenidos por RNA de rendimiento, correlación y error. Se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento.	180
Tabla A- 9. Zona D. Arquitectura de las RNA con detalle de número de redes probadas, tipo de la mejor red, número de entradas y capas ocultas. Se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento.....	181
Tabla A- 10. Zona D. Resultados obtenidos por RNA errores medios cuadráticos de entrenamiento, prueba y validación. Se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento.....	182



Tabla A- 11. Zona E. Resultados obtenidos por RNA de rendimiento, correlación y error. Se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento.	183
Tabla A- 12. Zona E. Arquitectura de las RNA con detalle de número de redes probadas, tipo de la mejor red, número de entradas y capas ocultas. Se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento.....	184
Tabla A- 13. Zona E. Resultados obtenidos por RNA errores medios cuadráticos de entrenamiento, prueba y validación. Se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento.....	185
Tabla A- 14. Zona F. Resultados obtenidos por RNA de rendimiento, correlación y error. Se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento.	186
Tabla A- 15. Zona F. Arquitectura de las RNA con detalle de número de redes probadas, tipo de la mejor red, número de entradas y capas ocultas. Se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento.....	187
Tabla A- 16. Zona F. Resultados obtenidos por RNA errores medios cuadráticos de entrenamiento, prueba y validación. Se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento.....	188
Tabla A- 17. Zona B. Resultados obtenidos por RNA de rendimiento, correlación y error. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables	189
Tabla A- 18. Zona B. Arquitectura de las RNA con detalle de número de redes probadas, tipo de la mejor red, número de entradas y capas ocultas. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables.....	190
Tabla A- 19. Zona B. Resultados obtenidos por RNA errores medios cuadráticos de entrenamiento, prueba y validación. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables.	191
Tabla A- 20. Zona C. Resultados obtenidos por RNA de rendimiento, correlación y error. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables	192
Tabla A- 21. Zona C. Arquitectura de las RNA con detalle de número de redes probadas, tipo de la mejor red, número de entradas y capas ocultas. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables.....	193
Tabla A- 22. Zona C. Resultados obtenidos por RNA errores medios cuadráticos de entrenamiento, prueba y validación. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables.	194



Tabla A- 23. Zona D. Resultados obtenidos por RNA de rendimiento, correlación y error. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables	195
Tabla A- 24. Zona D. Arquitectura de las RNA con detalle de número de redes probadas, tipo de la mejor red, número de entradas y capas ocultas. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables.....	196
Tabla A- 25. Zona D. Resultados obtenidos por RNA errores medios cuadráticos de entrenamiento, prueba y validación. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables.	197
Tabla A- 26. Zona E. Resultados obtenidos por RNA de rendimiento, correlación y error. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables.	198
Tabla A- 27. Zona E. Arquitectura de las RNA con detalle de número de redes probadas, tipo de la mejor red, número de entradas y capas ocultas. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables.....	199
Tabla A- 28. Zona E. Resultados obtenidos por RNA errores medios cuadráticos de entrenamiento, prueba y validación. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables.	200
Tabla A- 29. Zona F. Resultados obtenidos por RNA de rendimiento, correlación y error. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables	201
Tabla A- 30 Zona F. Arquitectura de las RNA con detalle de número de redes probadas, tipo de la mejor red, número de entradas y capas ocultas. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables.....	202
Tabla A- 31. Zona F. Resultados obtenidos por RNA errores medios cuadráticos de entrenamiento, prueba y validación. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables.	203
Tabla A- 32. Zona Mundial. Arquitectura de las RNA con detalle de número de redes probadas, tipo de la mejor red, número de entradas y capas ocultas. Se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento.	204
Tabla A- 33. Zona Mundial. Resultados obtenidos por RNA errores medios cuadráticos de entrenamiento, prueba y validación. Se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento.....	206
Tabla A- 34. Zona A. Arquitectura de las RNA con detalle de número de redes probadas, tipo de la mejor red, número de entradas y capas ocultas. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables.....	208



Tabla A- 35. Zona Mundial. Arquitectura de las RNA con detalle de número de redes probadas, tipo de la mejor red, número de entradas y capas ocultas. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables.....	209
Tabla A- 36. Zona Mundial. Resultados obtenidos por RNA errores medios cuadráticos de entrenamiento, prueba y validación. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables.	211
Tabla A- 37. Muestra para cada experimento con selección automática de variables representativas, la convergencia de los resultados, cambiando tipo de red y confirmando el error y el rendimiento.	213
Tabla A- 38. Zona Mundial. Resultados obtenidos por RNA de rendimiento, correlación y error. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables	215
Tabla A- 39. Comportamiento de la variable magnitud en experimento A28 sin el uso de energía de deformación y experimento A30 con el uso de energía de deformación. MGK corresponde a la magnitud de entrada, T.MGK es la magnitud calculada y Error es el error medio cuadrático.	217
Tabla A- 40. Comportamiento de la variable Magnitud y Fecha Juliana, mostrada para el experimento A36 con rendimiento EXCELENTE.	219



ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2- 1. Principales Placas Tectónicas del planeta: Euroasiática, Norteamericana, Filipina, Juan de Fuca, Cocos, Caribe, Árabe, Hindú, Australiana, Del pacífico, Nazca, Sudamericana, Escocesa, Africana y Antártica.....	10
Figura 2- 2. A- Contacto entre placas convergentes, producto de efectos compresivos. B- Contacto entre placas divergentes generados por esfuerzos de tracción. C- Contacto de placas transcurrentes donde no se pierde o gana material. [55]	11
Figura 2- 3. Límites de placas tectónicas. Divergentes en color rojo y convergentes en color azul.....	11
Figura 2- 4. Diagrama Esfuerzo σ – Deformación ϵ	12
Figura 2- 5. Diagrama carga P – desplazamiento δ . El área de la franja sombreada debajo de la curva representa el trabajo realizado por la carga. El trabajo total hecho por la carga al pasar de cero al valor máximo P es la suma de todas las franjas elementales, [29].	13
Figura 2- 6. Energía elástica y energía inelástica en el diagrama carga P – desplazamiento δ . El [punto A representa la carga con que el esfuerzo en el material alcanza el límite elástico. [27]	14
Figura 2- 7. Secuencia de deformación elástica de las rocas, hasta superar los límites de resistencia. [55].....	15
Figura 2- 8. Representación de la Teoría del Rebote Elástico	16
Figura 2- 9. Geometría y Mallado por Elementos Finitos.....	17
Figura 2- 10. A. Elementos unidimensionales de dos y tres nodos.....	18
Figura 2- 11. Elementos tridimensionales de cuatro (A), seis (B) y ocho (C) nodos.....	18
Figura 2- 12. Representación unidimensional de una viga simplemente apoyada,	20
Figura 2- 13. Representación bidimensional de una viga simplemente apoyada.	20
Figura 2- 14. Representación tridimensional de una viga simplemente apoyada.	21
Figura 2- 15. Fotografía de Presa Caruachi y su geometría [13].	21
Figura 2- 16. Geometría de yacimiento de petróleo, donde se muestran las longitudes utilizadas en el estudio realizado, las condiciones de borde, el punto de extracción y los lentes arenáceos [48].	22
Figura 2- 17. Representación del modelo del Túnel de Estanques, las diversas formaciones que lo componen. [46].....	22
Figura 2- 18. Toma de muestras, medición con esclerómetro in situ y ensayo de compresión uniaxial,	23
Figura 2- 19. Representación de detalle de malla simple con elementos de cuatro lados, bidimensional [21].....	24
Figura 2- 20. Variación del resultado por variación de número de elementos,	25
Figura 2- 21. Diversos mallados en dos y tres dimensiones, representado una sección de una presa y un yacimiento de petróleo [13 y 48]	25
Figura 2- 22. Representación de rodillos horizontales	26
Figura 2- 23. Representación de reacciones y movimientos permitidos en rodillos.....	26
Figura 2- 24. Representación de reacciones y movimientos permitidos en apoyo fijo.....	26



Figura 2- 25. Representación de un empotramiento y sus reacciones.....	27
Figura 2- 26. Representación de las condiciones de borde	27
Figura 2- 27. Representación de una persona sentada en una silla	28
Figura 2- 28. Materiales sobre la estructura del túnel y diagrama de presiones, [46].	28
Figura 2- 29. Modelo bidimensional del túnel mostrando la carga P, [46]	29
Figura 2- 30. Representación de algunos resultados, [46 y 52]	30
Figura 2- 31. Neurona biológica donde se observa el cuerpo celular, las dendritas y el axión [25].	32
Figura 2- 32. Representación de una Neurona artificial.	33
Figura 2- 33. Analogía entre la neurona artificial y biológica	34
Figura 2- 34. A- Representación de neurona biológica. B- Representación de neurona artificial.	34
Figura 2- 35. Representación matemática y gráfica de la Función Identidad.....	35
Figura 2- 36. Representación matemática y gráfica de la Función Lineal por tramos	36
Figura 2- 37. Representación gráfica y grafica de la Función Escalón	36
Figura 2- 38. Función Logística o Sigmoidal	36
Figura 2- 39. Función Gaussiana	36
Figura 2- 40. Función Tangencial Hiperbólica	37
Figura 2- 41. Fundamentos de la red neuronal artificial: Neurona, Capa y Red.	37
Figura 2- 42. RNA. Capa de entrada, capa oculta y capa de salida.	38
Figura 2- 43: Red de propagación recurrente hacia atrás.	39
Figura 2- 44 Red con alimentación lateral.....	39
Figura 2- 45. Red lineal	42
Figura 2- 46. Red perceptrónica multicapa	42
Figura 2- 47. Red de función de base radial	43
Figura 2- 48. Representación genes binarios.....	46
Figura 2- 49. Representación de genes enteros	46
Figura 2- 50. Representación de genes reales	47
Figura 2- 51. Un individuo en la PG, que representa la expresión matemática indicada en la parte inferior de la figura.....	49
Figura 2- 52. Operador cruce de la PG	50
Figura 3- 1. Elementos de la investigación: Geología, Método de Elementos Finitos y Técnicas Inteligentes.....	51
Figura 3- 2. Diagrama para obtención de Energía de Deformación con el uso de Simulación Geomecánica con base al Método de Elementos Finitos y la aplicación de geología.	52
Figura 3- 3. Diagrama que muestra las variables que se usan para las gráficas de comportamiento	53
Figura 3- 4. Diagrama que muestran la interrelación de las variables para ser usadas en	54
Figura 3- 5. Etapas de la metodología	55
Figura 4- 1. Ubicación de las zonas en estudio a nivel mundial.....	57
Figura 4- 2. Representación en coordenadas locales de las placas principales de nuestro planeta.	58



Figura 4- 3. Modelo 1. Se muestra la placa de Nazca y la placa Sudamericana.	63
Figura 4- 4. Modelo 2. Muestra las placas Nazca y Sudamericana en 3D, choque frontal.	64
Figura 4- 5. Modelo 4. Placas Nazca y Sudamericana en bloques 3D, en choque frontal.	64
Figura 4- 6. Cargas aplicadas a las Placas Australiana y Filipina. [56]	65
Figura 4- 7. Condiciones de borde utilizadas en la zona C [31]	66
Figura 5- 1. Ubicación de la falla de Boconó en el occidente de Venezuela.	67
Figura 5- 2. Valoración cualitativa del rendimiento	73
Figura 6- 1. Ubicación de la Falla de Boconó, Falla de San Sebastián,	76
Figura 6- 2. Ubicación de los sismos según fallas y zonas asignadas a cada registro.....	77
Figura 6- 3. Red neuronal perceptrónica multicapa con 3 nodos en la capa de entrada, una capa oculta de 9 nodos y 1 nodo en la capa de salida.	82
Figura 6- 4. Árbol de la Falla de Boconó	84
Figura 6- 5. Árbol de la Falla Oca Ancón	84
Figura 6- 6. Árbol de la Falla de San Sebastián.....	85
Figura 6- 7. Árbol de la Falla de El Pilar	85
Figura 6- 8. Árbol General.....	86
Figura 7- 1. Imagen representativa de la red neuronal artificial donde muestra dos entradas: magnitud y fecha, y una sola salida.	90
Figura 7- 2. Imagen representativa de la red neuronal artificial donde muestra tres entradas: energía de deformación, magnitud y fecha, y una sola salida.	91
Figura 7- 3. Imagen representativa de la red neuronal artificial donde muestra tres entradas: energía de deformación, magnitud y fecha, y dos salidas.	91
Figura 7- 4. Imagen representativa de la red neuronal artificial donde muestran las tres entradas, energía de deformación, magnitud y fecha, y tres salidas.....	92
Figura 7- 5. Imagen representativa de la red neuronal artificial donde muestran las cuatro entradas, magnitud y fecha con dos retardos cada una, y una sola salida.....	92
Figura 7- 6. Imagen representativa de la red neuronal artificial donde muestran las seis entradas, energía de deformación, magnitud y fecha con dos retardos cada uno, y una sola salida.....	93
Figura 7- 7. Imagen representativa de la red neuronal artificial donde muestran las seis entradas, energía de deformación, magnitud y fecha con dos retardos cada una, y dos salidas.	93
Figura 7- 8. Imagen representativa de la red neuronal artificial donde muestran las seis entradas, energía de deformación, magnitud y fecha con dos retardos cada una, y las tres salidas.	93



Figura 7- 9. Imagen representativa de la red neuronal artificial donde muestra las doce entradas, energía de deformación, magnitud y fecha con cuatro retardos cada una, y las Única salida solicitada.....	94
Figura 7- 10. Imagen representativa de la red neuronal artificial donde muestra las doce entradas, energía de deformación, magnitud y fecha con cuatro retardos cada una, y las dos salidas solicitadas.....	94
Figura 7- 11. Imagen representativa de la red neuronal artificial donde muestra las doce entradas, energía de deformación, magnitud y fecha con cuatro retardos cada una, y las tres salidas solicitadas.....	95
Figura 7- 12. Imagen representativa de la red neuronal artificial donde muestra el experimento P56.....	96
Figura 8-1. Representación de datos sísmicos, en la primera figura se muestran los tres días de datos. En la segunda figura se muestran los 10 datos.....	105
Figura 8-2. Variación de la Magnitud en función de la Fecha Juliana en Zona A.....	106
Figura 8-3. Variación de la Magnitud en función del Tiempo Unitario Uniforme en Zona A.....	107
Figura 8- 4. Variación de la Magnitud en función de la Fecha Juliana en Zona B.....	108
Figura 8- 5. Variación de la Magnitud en función del Tiempo Unitario Uniforme en Zona B.....	108
Figura 8-6. Grafica que representa la variación de la energía en función de la magnitud, utilizando la ecuación9, [37].....	110
Figura 8-7. Ilustración comparativa que representa la cantidad de energía de un terremoto, por el volumen de una esfera.....	111
Figura 8-8, Figura que compara la magnitud de los sismos con su equivalente de energía liberada por un poderoso explosivo, TNT, [36]......	112
Figura 8-9. Variación de la Magnitud en función la Energía de Deformación en Zona A.....	113
Figura 8-10. Variación de la Magnitud en función la Energía de Deformación en Zona B.....	113
Figura 8-11. Sismicidad según la profundidad del foco.....	114
Figura 8-12. Campo de distribución de la energía de deformación en la placa Sudamericana según la simulación geomecánica.....	115
Figura 8-13. Densidad de sismos y distribución de la energía de deformación en zona media, según la simulación geomecánica.....	115
Figura 8-14. Densidad de sismos y distribución de energía de deformación en zona sur.....	116
Figura 8-15. Energía de deformación unitaria para 180 elementos seleccionados del modelo por elementos finitos mostrados en el eje X, de la placa Sudamericana del modelo 1.....	116
Figura 8-16. Detalle de Pico 1 mostrando 30 elementos del modelo realizado por elementos finitos de la placa Sudamericana.....	117
Figura 8- 17. Energía de Deformación para 80 elementos.....	118
Figura 8- 18. Desplazamiento vertical de modelos 1, 2 y 3, de las.....	120
Figura 8-19. Relieve de Zona Central de Chile, 33° de latitud Sur.....	120
Figura 8- 20. Valoración cualitativa del rendimiento.....	122
Figura 8- 21. Representación de latitud y longitud.....	123



Figura 8- 22. Ubicación de la ciudad de Iquique, donde ocurrió el terremoto de 8.2 el 01 de abril de 2014. Se muestra también la ubicación de las replicas del sismo	124
Figura 8- 23. Mapa de Venezuela con la ubicación de las zonas sísmicas definidas en Venezuela y la división por áreas realizada en el trabajo para la predicción de zona.....	125
Figura 8- 24. Zonas sísmicas de Venezuela de las normas para la construcción de edificaciones civiles.	125
Figura 8- 25. Mapa de Venezuela superpuesto con imágenes de la ubicación de los datos sísmicos utilizados. Se muestran además las trazas de las fallas de Boconó, Oca Ancón, San Sebastián y El Pilar.	133
Figura A- 1. Variación de la Magnitud en función de la Fecha Juliana en Zona C.	166
Figura A- 2. Variación de la Magnitud en función del Tiempo Unitario Uniforme en Zona C.....	166
Figura A- 3. Variación de la Magnitud en función de la Fecha Juliana en Zona D.....	167
Figura A- 4. Variación de la Magnitud en función del Tiempo Unitario Uniforme en Zona D.....	167
Figura A- 5. Variación de la Magnitud en función de la Fecha Juliana en Zona E.	168
Figura A- 6. Variación de la Magnitud en función del Tiempo Unitario Uniforme en Zona E.....	168
Figura A- 7. Variación de la Magnitud en función de la Fecha Juliana en Zona F.....	169
Figura A- 8. Variación de la Magnitud en función del Tiempo Unitario Uniforme en Zona F.....	169
Figura A- 9. Variación de la Magnitud en función la Energía de Deformación en Zona C.....	170
Figura A- 10. Variación de la Magnitud en función la Energía de Deformación en Zona D.....	170
Figura A- 11. Variación de la Magnitud en función la Energía de Deformación en Zona E.....	171
Figura A- 12. Variación de la Magnitud en función la Energía de Deformación en Zona F.....	171



INTRODUCCIÓN

Esta investigación tiene como finalidad estudiar y analizar los efectos que ocurren en los contactos límites de las principales placas tectónicas de nuestro planeta, desde una mirada científica multidisciplinaria. En particular, tres ámbitos de conocimientos se consideraron, la geología aplicada, la simulación geomecánica, con la aplicación específica del método de elementos finitos, y la computación inteligente, con el uso de redes neuronales artificiales y la programación genética.

Los conceptos geológicos utilizados consideran el comportamiento de la corteza terrestre y la astenosfera, incluyendo la teoría de la tectónica de placas, donde se establece que los bordes limítrofes interplacas están bajo efectos tensionales, compresivos o transcurrentes [55], provocando concentraciones de energía de deformación elástica, y posterior liberación, en muchos casos, en forma de eventos sísmicos [56].

El análisis por el método de elementos finitos genera los modelos geomecánicos de las placas tectónicas en estudio, garantizando la continuidad del medio geológico [18], con el uso de condiciones de borde y aplicando cargas que permiten calibrar los modelos a estados naturales conocidos, garantizando la validación de los modelos para el cálculo de la energía de deformación.

El uso de las principales técnicas de computación inteligente, redes neuronales artificiales y programación genética, es fundamental en esta investigación, ya que sus principales atributos son el reconocimiento de patrones y la predicción de comportamientos [4], por lo cual, son aplicadas en una gran base de datos, que incluyen características históricas de los eventos sísmicos, y la concentración de energía de deformación calculada.

Este trabajo se encuentra dividido en nueve (9) capítulos. El primero muestra las generalidades de la investigación, donde se incluye el objetivo principal y los objetivos



específicos. El segundo capítulo contiene el marco teórico referencial, donde se presentan los antecedentes de anteriores investigaciones relacionadas con este trabajo, y las bases conceptuales necesarias para comprender el planteamiento del problema que se estudia. El capítulo tres desarrolla la metodología aplicada, la cual consta de cinco (5) etapas. Los capítulos del cuatro al ocho presentan la aplicación de las diferentes técnicas computacionales en el caso de estudio, con los resultados obtenidos. Finalmente, el último capítulo muestra las conclusiones obtenidas en la investigación desarrollada.



CAPÍTULO I GENERALIDADES

1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

El constante avance de la ciencia, en todas sus ramas, y los desarrollos tecnológicos, especialmente en el área computacional, permiten el tratamiento y estudio de problemas que, anteriormente, no tenían solución, o cuyas soluciones conocidas no podían implementarse.

En el área de geomecánica se encuentran problemas relacionados a los efectos geodinámicos que durante siglos han ocurrido en las placas tectónicas de nuestro planeta. En el año 1968, teorías como la deriva continental y expansión del fondo oceánico, se unen, dando origen a la teoría de la tectónica de placas. Según esta teoría, la parte sólida superior del planeta, conocida como litósfera, que incluye la corteza terrestre, se comporta como una capa fuerte y rígida. Esta capa se encuentra fragmentada en numerosos trozos, denominados placas, las cuales están en movimiento y cambian continuamente de tamaño y forma [55]. Puesto que la superficie del planeta es finita, el movimiento de una placa afecta a la otra, por esto, en las zonas de contacto existen estados de esfuerzos que generan acumulación de energía de deformación. Hace sólo unas décadas se ha descubierto que existen estas concentraciones de energía, y cuando sobrepasa ciertos límites, es liberada, causando deformaciones y desplazamientos [56].

En la presente investigación se propone el uso de técnicas computacionales para el estudio de los efectos interplacas, de manera de poder predecir y decidir esquemas de comportamiento de las zonas limítrofes de las placas en estudio.

Esta investigación combinará conocimientos geológicos de geomecánica y geodinámica, modelos geomecánicos usando el método de elementos finitos, y técnicas



inteligentes (redes neuronales artificiales y programación genética), para la interpretación, predicción y diagnóstico de los efectos en los principales límites interplacas.

1.2 OBJETIVOS DE LA INVESTIGACIÓN

1.2.1 OBJETIVO PRINCIPAL

Utilizar un enfoque multidisciplinario, y en particular, técnicas computacionales de diferentes áreas, para el estudio y análisis de efectos que ocurren en las zonas de contacto en los límites de las principales placas tectónicas de nuestro planeta.

1.2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

1. Realizar un análisis de los modelos geomecánicos, para determinar las Técnicas Computacionales más apropiadas en el estudio de efectos interplacas.
2. Realizar un análisis de las Técnicas basadas en Energía de Deformación, que permitan determinar las Técnicas Computacionales más apropiadas en el estudio de efectos interplacas.
3. Realizar un análisis de las Técnicas Inteligentes y sus propiedades, para el estudio de efectos interplacas.
4. Analizar el problema de integración de las Técnicas Computacionales en el estudio de efectos interplacas.

1.3 APOORTE E INNOVACIÓN

El principal aporte de esta investigación, es el logro de la integración de diferentes técnicas computacionales en un análisis geomecánico de importancia, logrando predecir el comportamiento debido a concentraciones de energía de deformación.

Lo innovador del trabajo corresponde a que, hasta ahora no se había realizado un análisis suficientemente complejo de los efectos interplacas, usando diferentes técnicas computacionales, tales como técnicas de elementos finitos, de simulación geomecánica, y técnicas inteligentes, que garanticen un estudio detallado real de límites, y que garanticen continuidad en el medio.



1.4 JUSTIFICACIÓN E IMPORTANCIA

El estudio de los fenómenos sísmicos a nivel mundial, es una de las grandes incógnitas a ser resueltas. Es claro que se conocen una gran cantidad de características asociadas a estos fenómenos, como la ubicación de las zonas de mayor actividad tectónica, el comportamiento de los materiales ante esfuerzos compresivos y distensivos, los efectos que durante siglos estos esfuerzos han producido sobre la corteza terrestre, entre otros.

La importancia de esta investigación radica en que no se han hecho trabajos donde se incluyan técnicas y métodos multidisciplinarios avanzados en conjunto, en este caso, técnicas computacionales inteligentes (redes neuronales artificiales y programación genética) con métodos numéricos (método de elementos finitos) y geomecánicos, en comportamiento sísmico.

Uno de los pocos trabajos similares al de esta investigación es el de Dyksterhuis et al. [20], donde realizan un modelo de la interacción de las placas Indo-Australiana, hecho con el método de elementos finitos. Allí modelan los máximos esfuerzos horizontales del presente y de hace aproximadamente 20 millones de años. Esa investigación es similar a esta investigación, puesto que ellos modelan la actividad de dos placas tectónicas, sin embargo, no calculan la energía de deformación junto con la información sísmica relacionada con las placas, ni utilizan técnicas computacionales inteligentes para predecir comportamientos futuros.

Las redes neuronales artificiales han sido empleadas con datos sísmicos por pocos autores, tal es el caso de Cadena [13], que realiza la detección y clasificación automática de registros sísmicos, obteniendo cerca de 100% de acierto para la distinción entre ruido sísmico y sismos tipo tremor, y 92% de acierto para la clasificación entre sismos de largo período y vulcano-tectónicos. También, Manrique y Gutiérrez [38] aplican las redes neuronales para el pronóstico de sismos, logrando errores del 5% para datos conocidos. Por otro lado, Sri y Tiwaril [53] simulan la frecuencia de sismos en la zona del Himalaya, usando redes neuronales artificiales. Las anteriores investigaciones utilizan principalmente datos de registros sísmicos como magnitud, intensidad, ubicación y fecha de ocurrencia. Ninguna de ellas utiliza resultados obtenidos por simulación por elementos finitos y energía de deformación. Por otro lado, el uso de la programación genética es virgen en esa área de conocimiento.

Esta investigación se justifica, puesto que son muchas las ciencias que han descrito por



separado el comportamiento sísmico, este enfoque multidisciplinario permite la visualización del problema desde un punto de vista amplio, donde se analizan diversos factores en conjunto. Es necesario utilizar los tres marcos teóricos, ya que con la geología se estudia el problema desde el punto de vista físico, con la simulación geomecánica por elementos finitos se realizan los modelos geonuméricos que dan como resultado la energía de deformación, y con las técnicas computacionales inteligentes se pueden establecer sistemas de modelado y predicción, utilizando los valores obtenidos y todos los datos disponibles de los eventos sísmicos.

1.5 LIMITACIONES DE LA INVESTIGACIÓN

La investigación que se presenta es de aplicación mundial, ya que incluye datos de sismos de todo el planeta. El estudio de las placas tectónicas usa la base de datos de registros generalizados, de diversos investigadores e instituciones del mundo.

En el caso de la aplicación de conocimientos geológicos, la selección de las coordenadas que limitan las placas han sido creadas por criterio del autor, considerando diversos criterios de varios autores, que difieren en la ubicación de los límites geográficos. Esos límites son considerados en superficie, con la correcta extrapolación de efectos en profundidad, cuando los modelos así lo ameritan.

La principal limitación con la aplicación del método de elementos finitos en este estudio, corresponde a la creación de geometrías planas 2D y 3D, que representan a las placas, sin especificar alturas al inicio del modelado, las cuales son alcanzadas después de la calibración de los modelos, incluyendo condiciones de borde y fuerzas de acción interplaca. Por otro lado, los modelos son elásticos, y los valores teóricos de las propiedades de los materiales constitutivos de la capa principal, que simula la litosfera en los modelos, pueden ser variables, puesto que la composición química de esta capa mecánica puede variar en función de las propiedades de las rocas presentes [31].

El uso de las técnicas computacionales inteligentes está limitado a las características de los programas que se manejan, puesto que no es un estudio de creación, adaptación o modificación de características de las técnicas. Es una investigación de tipo aplicado, donde son utilizados todos los atributos automatizados de las técnicas computacional inteligente bajo uso, para las tareas específicas de identificación y predicción para lo cual son usadas.



CAPÍTULO II

MARCO REFERENCIAL

En este capítulo se presenta el marco referencial, donde se muestran los antecedentes de esta investigación y las bases teóricas.

2.1 ANTECEDENTES

2.1.1 ANTECEDENTES RELATIVOS A MÉTODOS NUMÉRICOS APLICADOS A GEOCIENCIAS

En [12], Cabello *et al.* aplican el método de elementos finitos para la simulación geomecánica de la geodinámica básica de la falla de La Hechicera, en Mérida, Venezuela. Se proponen modelos en dos y tres dimensiones, trabajando diversas condiciones de mallado. Las características de los materiales fueron obtenidas en campo y experimentalmente, comparando los valores con los mostrados por González de Vallejo [30]. Se simulan las condiciones iniciales sin fallamiento, y se utilizan diversas condiciones de cargas para reproducir los estados naturales. Los resultados muestran que el análisis por elementos finitos realizado, utilizando superficies de contacto y características naturales reales, reproduce con gran exactitud los estados de deformación, representando parte de la tectónica de la zona, pudiendo establecer características importantes de esfuerzos, deformación y desplazamiento.

Corredor [18], analiza la estimación de la tasa de deformación sísmica y la configuración del norte de Los Andes, con la sumatoria lineal de los componentes del momento tensor centroidal. Las regiones estudiadas tienen un comportamiento sismo-tectónico similar, donde se infieren los cambios en los patrones de deformación. La placa caribeña es interpretada en ese trabajo, con una de sus principales fronteras en el nido de Bucaramanga, lo cual ofrece una explicación de la sismicidad en el norte de Los Andes.



Higuera y Elberg [35] realizan el proceso de simulación tectónica de pliegues, en un modelo basado en elementos finitos, partiendo de una idealización horizontal. Se trabaja con el anticlinal de El Joque, ubicado en Venezuela, logrando en ese trabajo la representación, con detalles importantes, del sistema de plegamiento. Se simulan las superficies de deslizamiento naturales, obteniendo valores de esfuerzo y desplazamiento que representan las características cuantitativas que dieron origen a El Joque.

Elberg *et al.* [22] realizan el análisis numérico del levantamiento de la cordillera de Los Andes en Sudamérica, con base a la energía de deformación. En ese trabajo se estudian las placas tectónicas Sudamericana y Nazca. Las fuerzas aplicadas a los modelos y las condiciones de borde, emulando los procesos de subducción, y permiten establecer la energía de deformación generada en este proceso. Los valores de alturas considerados en los desplazamientos verticales, son la fuente de calibración de los modelos estudiados.

2.1.2 ANTECEDENTES RELATIVOS A TÉCNICAS INTELIGENTES APLICADAS A GEOCIENCIAS

Existen propuestas donde se aplican las técnicas inteligentes, junto con el método de elementos finitos, para diferentes áreas. En [2] Abbod *et al.* muestran un modelo semi-físico híbrido, para la predicción de las propiedades de los materiales, la relación esfuerzo-deformación, y los estados internos para aleaciones de aluminio. Las variables que se incluyen en el modelo son temperatura, y la tasa de esfuerzo y deformación. El modelo predice el comportamiento de los materiales, y las propiedades bajo la prueba de compresión de deformación plana (PSC), usando una estructura híbrida de modelos inteligentes: redes neuronales y lógica difusa, y ecuaciones constitutivas. Se incorpora un proceso que incluye los modelos inteligentes y modelos por elementos finitos, para calcular la distribución del flujo del esfuerzo por la prueba PSC.

Adbulelah *et al.* [3] obtienen una regla para la predicción de esfuerzos causados por flujos, basada en el Índice de esfuerzos en una fuente de agua, usando lógica difusa (FL-CWS), y datos del crecimiento de la cámara de fluido. Los resultados demuestran que al usar reglas predictivas, los valores obtenidos de flujo son similares a métodos de mayor complejidad, no analizados en ese estudio.

Elberg *et al.* [23], aplican redes neuronales artificiales para la estimación del comportamiento de la Falla de Boconó, al suroeste de Venezuela. En ese estudio utilizan valores de sismos históricos, cuyos atributos son la ubicación, la longitud y magnitud, el tiempo en días, la profundidad y magnitud, en escala de Richter. Se utilizan redes de



diferentes tipos, con variaciones de pesos de manera automática. El análisis muestra que se determinan patrones de comportamiento, pudiéndose estimar las cinco variables estudiadas, obteniéndose los mejores resultados con las redes con aprendizaje supervisado.

Elberg y Sosa [25], estudian la energía de deformación entre las placas Caribe, y su efecto con las placas Sudamericana y Nazca. Es un trabajo pionero, puesto que indica además, las primeras coordenadas cartesianas locales de las placas a nivel mundial.

En el año 2010 es publicado un trabajo por Gutiérrez, Torres y Elberg [32], donde se hace una primera aproximación de los modelos geomecánicos de las placas Euroasiática, Hindú y Árabe, analizando los contactos y esfuerzos entre ellas. Dos años después, es publicado por Gutiérrez y Elberg [31], un estudio mas detallado sobre la orogénesis del Himalaya, logrando el análisis numérico del levantamiento de la cordillera mas alta del mundo.

Torres *et al.* [56], analizan, utilizando el método de elementos finitos, las placas Euroasiática, Australiana y Filipina, encontrando correlaciones numéricas entre los esfuerzos, desplazamientos y deformaciones a estados naturales conocidos en la actualidad, en la zona de Papúa y Nueva Guinea.

2.2 BASES TEÓRICAS

Al ser una investigación multidisciplinaria, los temas principales tratados se refieren a geología, método de elementos finitos, y técnicas inteligentes, en particular, redes neuronales artificiales y programación genética. En esta investigación se utilizaron todos estos temas, que se muestran seguidamente.

2.2.1 TECTÓNICA DE PLACAS

La tectónica de placas establece que la litosfera (corteza terrestre y parte superior del manto) está fragmentada en una serie de placas que se desplazan sobre la astenosfera. Esta teoría también describe el movimiento de las placas, sus direcciones e interacciones. Estas placas se desplazan con velocidades que van de 1 a 10 cm/año, considerándose una velocidad promedio aceptada de 5 cm/año, [55]



Dado que se desplazan sobre la superficie finita de la Tierra, estas interactúan unas con otras a lo largo de sus fronteras o límites, provocando intensas deformaciones en la litosfera de la Tierra, lo que da lugar a grandes cadenas montañosas, como Los Andes, e importantes sistemas de fallas asociadas con estas, como San Andrés. El contacto por fricción entre los límites de las placas, es responsable de la mayor parte de terremotos. Otros fenómenos asociados son la creación de volcanes, como en el cinturón de fuego del Pacífico y las fosas oceánicas. La Figura 2-1 muestra los límites de las placas tectónicas, indicadas por la presencia de cordilleras oceánicas en continuo crecimiento y zonas de subducción en actividad constante.

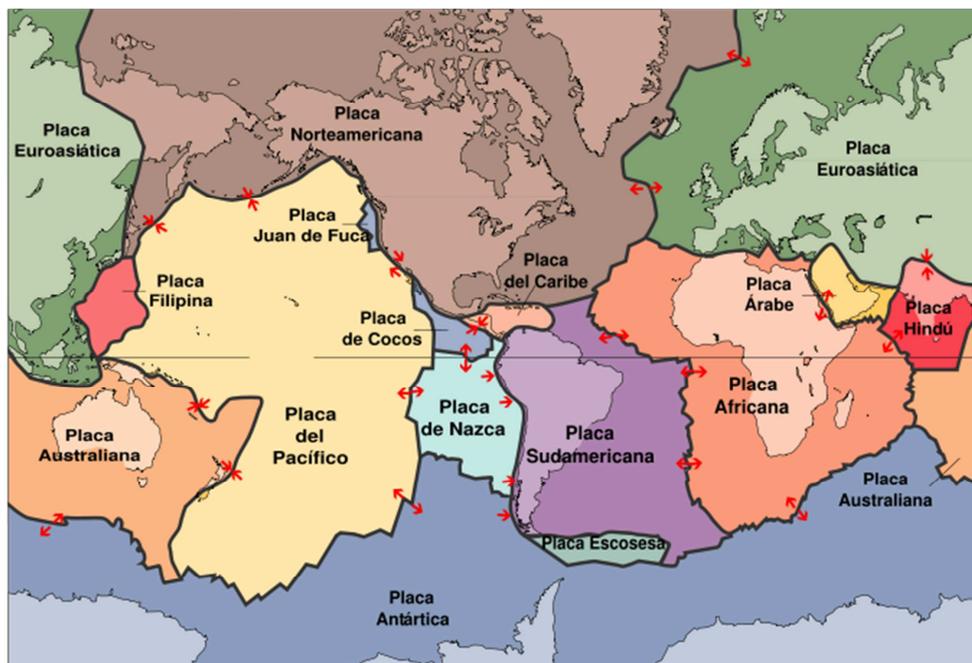


Figura 2- 1. Principales Placas Tectónicas del planeta: Euroasiática, Norteamericana, Filipina, Juan de Fuca, Cocos, Caribe, Árabe, Hindú, Australiana, Del Pacífico, Nazca, Sudamericana, Escocesa, Africana y Antártica.

Los continentes son movidos por las lentas y continuas corrientes de convección, como bandas deslizantes, en las cordilleras oceánicas centrales. En la actualidad, se ha comprobado la continua formación de una costra terrestre nueva, que se genera en la cordillera central oceánica, donde el magma se enfría [55].

Las placas tectónicas tienen límites que se comportan ante esfuerzos de carácter compresivo, originando zonas de convergencia, o tienen un comportamiento por esfuerzos de tracción, originando zonas de divergencia entre las placas. El tercer comportamiento es transcurrente, o transformante, donde dos placas se deslizan una paralela respecto a la otra en sentidos contrarios. La Figura 2-2 A, B y C, muestran en



detalle el comportamiento entre placas convergentes, divergentes y transcurrentes, respectivamente.

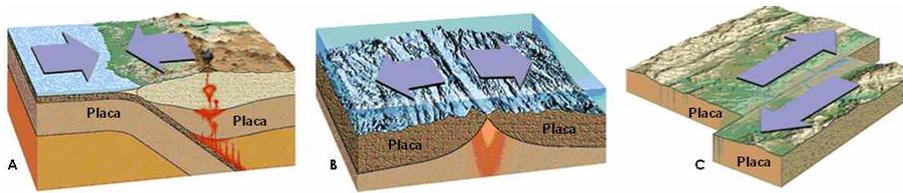


Figura 2- 2. A- Contacto entre placas convergentes, producto de efectos compresivos. B- Contacto entre placas divergentes generados por esfuerzos de tracción. C- Contacto de placas transcurrentes donde no se pierde o gana material. [55]

La figura 2-3 muestra los continentes en color gris, los límites de placas de tipo divergente en color azul y los de tipo convergente en color rojo. Ambos tipos de límites generan gran cantidad de energía de deformación

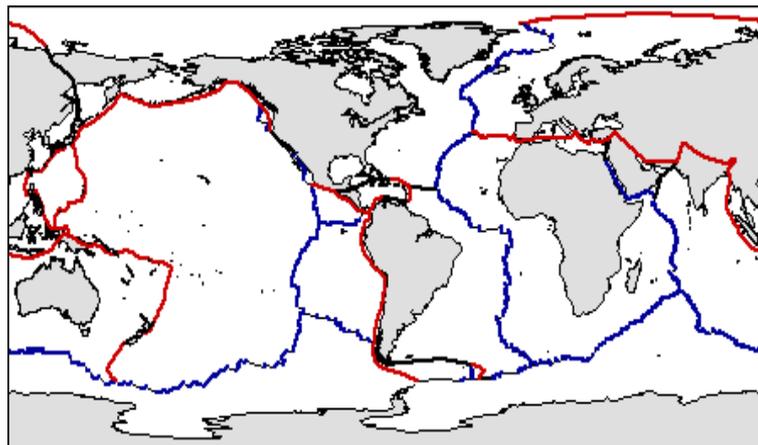


Figura 2- 3. Límites de placas tectónicas. Divergentes en color azul y convergentes en color rojo.

Todas las alteraciones de la corteza terrestre son estudiadas por diversas ciencias, las cuales analizan todas las fuerzas y procesos que los producen, donde son generadas grandes cantidades de energía que se manifiestan en deformación y esfuerzos. Esta energía se relaciona con la energía de deformación en límites elásticos.

2.2.2 ENERGÍA DE DEFORMACIÓN

La energía de deformación es un concepto fundamental en la mecánica aplicada, y los principios de energía de deformación se usan ampliamente, a fin de establecer las respuestas de estructuras frente a cargas estáticas y dinámicas.



Para comprender físicamente la energía de deformación, se considera la acción ejercida por un arquero que al estirar la cuerda flexiona el arco, transfiriéndole al sistema cierta cantidad de energía. Al liberar esta energía, es entregada a la flecha, disparándola una cierta distancia. Si ninguna parte del conjunto arco - cuerda se deforma permanentemente, el conjunto libera toda la energía que le ha sido aplicada, y puede ser utilizado en condiciones originales, [40].

Si la energía es intercambiada dentro del rango elástico, es llamada energía de deformación elástica. Ahora, normalmente se denomina sólo energía de deformación, la cual se define matemáticamente como el área bajo la zona elástica del diagrama esfuerzo-deformación (ver figura 2.4).

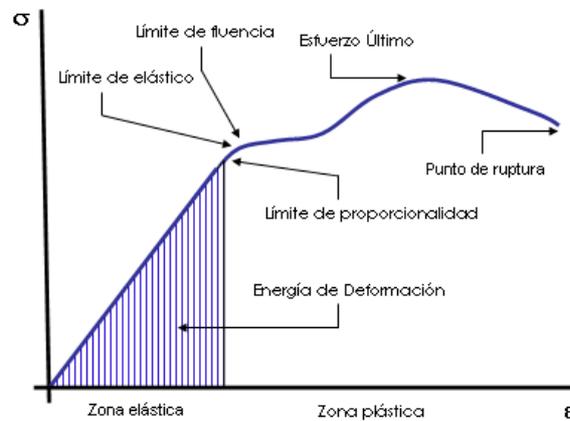


Figura 2- 4. Diagrama Esfuerzo σ – Deformación ϵ

La energía de deformación, se acumula en grandes cantidades antes de un sismo [51], esta afirmación genera una técnica de análisis por energía de deformación, para el estudio de efectos interplacas. Esta capacidad de la litosfera de deformarse elásticamente y de almacenar energía de deformación en su parte superior, se debe a que está constituida por rocas de gran dureza y resistencia. Experimental y matemáticamente, para entender la energía de deformación, se debe considerar una barra prismática sometida a fuerza de tensión, donde la carga pasa gradualmente de cero a un valor máximo. Esta carga es llamada carga estática, porque no se tienen efectos dinámicos o inerciales debido al movimiento.

La figura 2-5 muestra el diagrama carga – desplazamiento, donde el eje vertical representa la carga axial P y el eje horizontal representa el alargamiento δ de la barra.

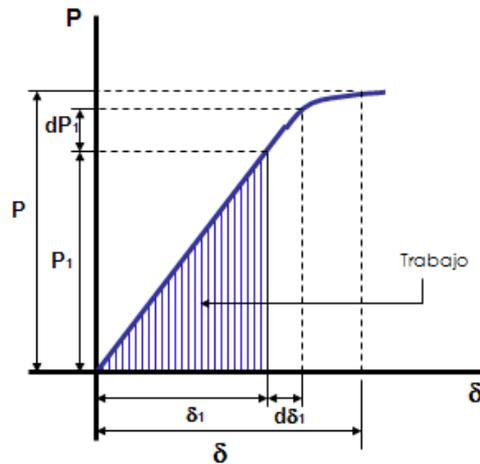


Figura 2- 5. Diagrama carga P – desplazamiento δ . El área de la franja sombreada debajo de la curva representa el trabajo realizado por la carga. El trabajo total hecho por la carga al pasar de cero al valor máximo P es la suma de todas las franjas elementales, [29].

En el diagrama, P_1 es cualquier valor de la carga entre cero y el valor máximo P, y el alargamiento de la barra es δ_1 . Un incremento en la carga dP_1 , producirá un incremento $d\delta_1$ en el alargamiento, [29]. Durante este proceso, la carga efectúa cierta cantidad de trabajo igual al producto de la carga por la distancia en la cual se mueve:

$$W = \int_0^{\delta} P_1 d\delta_1 \quad (1)$$

El trabajo es una magnitud física escalar, que se representa con la letra **W** y se expresa en unidades de energía, *joules (J)* en el Sistema Internacional de Unidades.

Cuando la carga estira la barra, se producen deformaciones unitarias. La presencia de estas deformaciones incrementa el nivel de energía de la barra misma, por lo tanto, una nueva cantidad, llamada energía de deformación, se define como la energía absorbida por la barra durante el proceso de la carga.

Por el principio de la conservación de la energía se sabe que esta energía de deformación **U** es igual al trabajo hecho por la carga, siempre que no se reste o agregue energía en forma de calor, por lo tanto:

$$U = W = \int_0^{\delta} P_1 d\delta_1 \quad (2)$$

La energía de deformación es llamada trabajo interno, para distinguirla del trabajo externo hecho por la carga. El trabajo y la energía se expresan en las mismas unidades.



Si la fuerza P se quita despacio de la barra, ésta se acortará. Si no ha excedido el límite elástico del material, la barra volverá a su longitud original, de lo contrario, se tendrá una deformación permanente. Por lo tanto, toda o parte de la energía de deformación se recuperará en forma de trabajo. Este comportamiento se muestra en la siguiente figura 2-6:

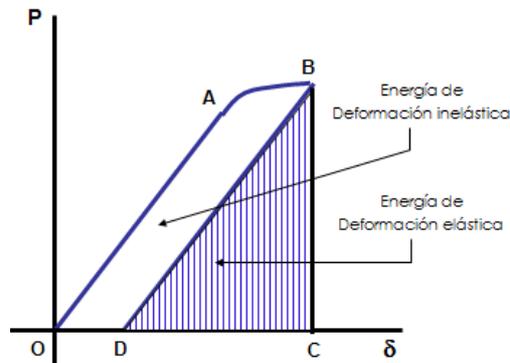


Figura 2- 6. Energía elástica y energía inelástica en el diagrama carga P – desplazamiento δ . El punto A representa la carga con que el esfuerzo en el material alcanza el límite elástico. [29]

Durante el proceso de carga, el trabajo hecho por la carga es igual al área debajo de la curva, cuya área está entre los puntos OABDO. Cuando se elimina la carga, el diagrama carga-desplazamiento seguirá la línea BD si el punto B está mas allá del límite elástico, y quedará un alargamiento OD permanente. El triángulo BCD representa la energía de deformación recuperada durante la carga, llamada energía de deformación elástica. El área OABDO representa la energía que se ha perdido en el proceso de deformación permanente de la barra. Esta energía es la energía de deformación inelástica [29].

Si la carga está por debajo del punto A, toda la energía de deformación se recupera durante la descarga, y no queda deformación permanente. La barra actúa como un resorte elástico, almacenando y liberando energía, conforme la carga se aplica y suprime.

2.2.3 TEORÍA DEL REBOTE ELÁSTICO

La relación entre la energía de deformación y el mecanismo de generación de sismos fue estudiado por Harry F. Reid, de la Universidad Johns Hopkins, luego del terremoto de San Francisco de 1906. Este evento presentó deslizamientos superficiales hasta de 4.7 m a lo largo de la Falla de San Andrés, que separa la placa Norteamericana con la placa del Pacífico.



Las investigaciones de Reid indican que las fuerzas tectónicas van deformando con gran lentitud las rocas de la corteza a ambos lados de la falla, las rocas se van doblando, como se muestra en la figura 2-7, y almacenan energía de deformación elástica. Luego de superada la resistencia que mantiene unidas las rocas, se produce el deslizamiento en los puntos más débiles. Este deslizamiento provoca el aumento de esfuerzos en zonas más alejadas a lo largo de la falla, donde se producirá un nuevo deslizamiento, hasta liberar la mayor parte de la energía de deformación acumulada. El desplazamiento permite que la roca deformada vuelva a su posición original. Las vibraciones que se producen en este proceso son llamadas terremoto, [51]. Este salto atrás de las rocas, fue llamado por Reid en 1911 Rebote Elástico, dado que la roca se comporta como una banda de goma cuando es liberada.

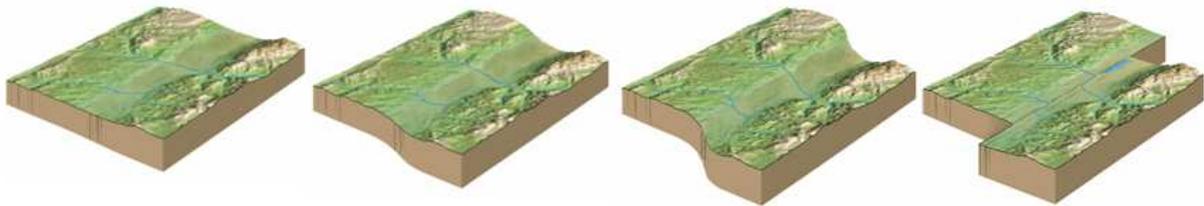


Figura 2- 7. Secuencia de deformación elástica de las rocas, hasta superar los límites de resistencia. [55]

Lo importante para esta investigación es la afirmación, que los terremotos se producen por la rápida liberación de energía de deformación almacenada en la roca, que ha sido sometida a grandes esfuerzos, [51]. Una vez superada la resistencia de la roca, dependiendo de su fragilidad y de la longitud del rango plástico, se rompe, produciendo movimientos sísmicos.

La Teoría del Rebote Elástico, se aplica a las zonas de contacto entre dos placas tectónicas que se extienden generalmente a lo largo de cientos o miles de kilómetros. Estas fronteras están formadas por una serie de fallas geológicas, o zonas de fallas geológicas [51].

Las placas tectónicas en un paso de análisis inicial, están unidas, no se desplazan, pero se deforman continuamente, debido a la acción de las fuerzas terrestres generadas, por empuje o tracción, de otras placas tectónicas. Este proceso de deformación continúa, mientras las rocas de la zona de contacto puedan comportarse elásticamente, almacenan energía de deformación. Sin embargo, llegará un momento en que las rocas no soporten más deformación, y entonces se romperán, permitiendo que las placas tectónicas se deslicen o reboten repentinamente, hasta alcanzar una posición de equilibrio. Cuando esto ocurre, la energía elástica almacenada durante el período de



deformación se libera, y se propaga en todas direcciones, a partir del lugar donde se inicia la ruptura, bajo la forma de ondas elásticas [51].

La Teoría del Rebote Elástico, establece que las rocas son elásticas y susceptibles de almacenar energía de deformación, de la misma manera que lo hace un resorte comprimido. Así, cuando los esfuerzos que actúan sobre los lados opuestos de una falla superan la fuerza de fricción que los mantiene unidos, sobreviene una liberación repentina y violenta de la energía almacenada en la roca, en forma de ondas sísmicas y calor generado por fricción. La figura 2-8 muestra esquemáticamente el rebote Elástico, con la actuación de esfuerzos y el efecto de su liberación.

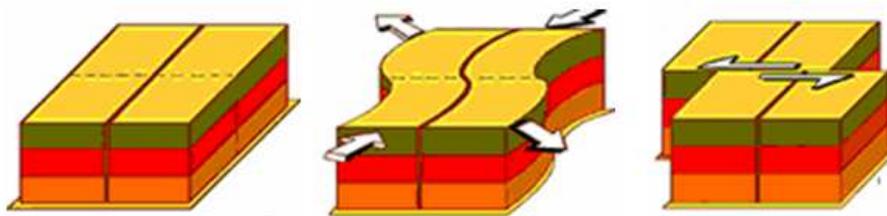


Figura 2- 8. Representación de la Teoría del Rebote Elástico

2.2.4 MÉTODO DE ELEMENTOS FINITOS

2.2.4.1 GENERALIDADES DEL MÉTODO

El método de elementos finitos, es un método numérico utilizado para resolver problemas de ingeniería y física matemática. Es utilizado mundialmente para análisis de problemas de geometrías y condiciones de contorno muy complejas. Se usa principalmente, para resolver problemas para los cuales no existe una solución exacta, y problemas con geometrías, cargas y materiales complicados, para los cuales no pueda lograrse una solución analítica, [21].

En Ingeniería se usa para análisis de esfuerzos y deformaciones, simulación de estratos de terreno, conducción de calor, fluidos en movimiento, y modelados para bioingeniería, entre muchos otros.

Un análisis típico se basa en la creación de la geometría de la estructura, la aplicación de las condiciones de borde y de cargas, y establecer un mallado o subdivisión del continuo, escogiendo cuidadosamente los elementos a utilizar y su tamaño, ya que podrían



generarse resultados erróneos debido a un modelo defectuoso. Es un método que requiere gran trabajo computacional, cuando se aplica a problemas reales [21].

Actualmente, el análisis por Elementos Finitos de problemas complejos, en cualquier rama de la Ingeniería, se encuentra en su apogeo, debido a la versatilidad del método y a la gran cantidad de programas comerciales que se han creado.

El procedimiento numérico de cálculo implica ecuaciones algebraicas simultáneas, las cuales son generadas y resueltas generalmente por estos programas comerciales.

La interpretación de los resultados es la parte fundamental, pues los valores obtenidos pueden ser lógicos o absurdos.

El método se basa en el principio de que cualquier problema físico puede ser dividido en un cierto número de áreas o volúmenes. Estas divisiones son llamadas elementos finitos, y modelan el cuerpo dividiéndolo en un sistema equivalente, formado por cuerpos o unidades de menor tamaño, interconectados entre sí por puntos comunes a dos o más elementos, llamados nodos o puntos nodales.

Un elemento finito es una subregión de un continuo discretizado, y la malla es el ensamblaje de los Elementos Finitos conectados entre sí por los nodos. Con la Teoría de Elementos Finitos, se puede convertir un problema de un número infinito de grados de libertad, a uno con un número finito. La figura 2-9 muestra la geometría de una estructura sencilla, y su mallado tridimensional. La calidad de detalle con que se diseñe la geometría del modelo, es decisión del analista.



Figura 2- 9. Geometría y Mallado por Elementos Finitos.

2.2.4.2 TIPOS DE ELEMENTOS FINITOS

Los elementos finitos pueden ser unidimensionales, bidimensionales y tridimensionales. Cada uno de ellos tiene una forma específica de uso para cada tipo de problema a resolver, donde se incluye el tipo de modelo y el número de nodos posibles. Las figuras 2-10 y 2-11 muestran algunos elementos disponibles por dimensión.

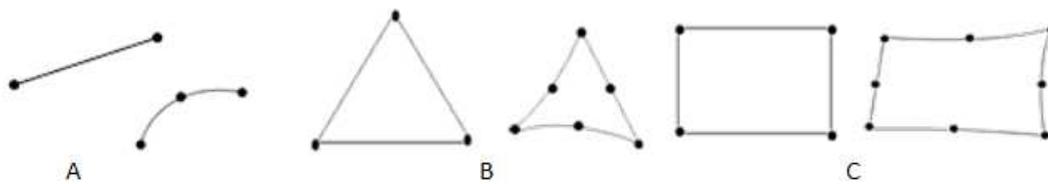


Figura 2- 10. A. Elementos unidimensionales de dos y tres nodos.

B. Elementos bidimensionales de tres y seis nodos.

C. Elementos bidimensionales de cuatro y ocho nodos.

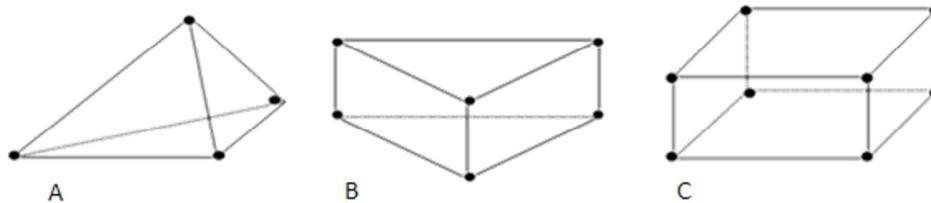


Figura 2- 11. Elementos tridimensionales de cuatro (A), seis (B) y ocho (C) nodos.

Los nodos, no sólo son definidos en los puntos de conexión de los elementos finitos, existen también los nodos internos, que son utilizados matemáticamente para mejorar la solución del problema. Un cuadrilátero no solo se define con cuatro (4) nodos, ya que puede tener cualquier número de ellos. A esto se le denomina el orden del elemento.

2.2.4.3 PASOS PARA UN ANÁLISIS POR ELEMENTOS FINITOS

Todo análisis por Elementos Finitos tiene tres pasos principales: pre-procesamiento, procesamiento y post-procesamiento.

El pre-procesamiento consiste en la creación del modelo: geometría, materiales constitutivos, mallado y definición de las condiciones de carga y apoyos. Para esto, deben estar definidas las características del modelo. La obtención de estas características es en muchos casos una exhaustiva búsqueda bibliográfica, severo trabajo de campo y en laboratorios, y pericia del analista. Por otro lado, el mallado apropiado es de gran importancia, llegando a diferir muchas veces los resultados para discretizaciones diferentes.

El procesamiento es desarrollado por un programa especializado que lee el archivo de datos generado en la fase de pre-procesamiento y, si no detecta errores, efectúa el análisis del modelo. El proceso matemático que realiza el computador, se refiere al análisis del ensamblaje de la estructura, y a la obtención de los desplazamientos para cada nodo, dependiendo de las cargas aplicadas y condiciones de borde del modelo. Los desplazamientos para otros puntos, son interpolados de los valores del nodo que



corresponden al elemento. Con esto, pueden ser calculadas reacciones, desplazamientos, deformaciones y esfuerzos, para nodos y/o elementos del modelo.

El post-procesamiento presenta los resultados en forma gráfica. Muestra los valores de las variables, como regiones coloreadas o líneas sobre la superficie del modelo, e inclusive, secuencias animadas. Esta es una fase que depende absolutamente del analista.

2.2.5 SIMULACIÓN GEOMECÁNICA

La simulación geomecánica es la aplicación del método de elementos finitos, a problemas de geología que no tienen una solución analítica.

La simulación geomecánica permite la obtención de un diseño óptimo, que calcula las respuestas o comportamientos de un cuerpo o estructura geológica-geomecánica, cuando es sometida a condiciones externas de esfuerzo y/o desplazamiento, partiendo de sus condiciones iniciales de equilibrio, y condiciones de borde que garanticen la continuidad del medio.

A diferencia de utilizar de la manera convencional el método de elementos finitos para analizar una estructura civil, cuyas características y dimensiones son conocidas, para la simulación geomecánica es un desafío el logro de cada paso del análisis.

Un edificio cualquiera puede ser analizado en base a sus pórticos, es decir, su esqueleto de vigas y columnas, de la manera tradicional para el cálculo por ingenieros civiles. Incluso, si se agrega en el análisis la mampostería: paredes, la cuantía de acero: longitudinal y/o transversal, o cualquier detalle que se desee, son valores conocidos y medibles, como la altura, la distancia entre pisos, los espesores de concreto, por ejemplo. De igual manera, es conocido que el edificio no se moverá de sus fundaciones, salvo se incluya efectos de amortiguamiento por disipación de energía en la base, así que las condiciones de borde, que caracterizan al modelo externamente, no presentan discusión alguna al restringir todos los grados de libertad. Este concepto forma parte de la base que constituye la ingeniería moderna dentro de los métodos numéricos, y se utiliza para la resolución de problemas complejos de la realidad.

Sin embargo, las etapas de un análisis tradicional por elementos finitos, en el caso de la simulación geomecánica, son llevados al extremo, para la determinación de geometrías,



propiedades de los materiales, mallado, condiciones de borde y cargas. Cada característica de este pre-procesamiento debe ser detalladamente estudiada.

2.2.5.1 GEOMETRÍA EN SIMULACIÓN GEOMECÁNICA

El paso inicial de la simulación geomecánica es la creación de la geometría del modelo, la cual debe estar adaptada en su totalidad, a los medios naturales y a la estructura geomecánica a estudiar. En esta etapa, debe ser definido el tipo de problema a analizar: las dimensiones a considerar (una, dos o tres dimensiones), lo cual dependerá de lo que se quiera estudiar. Un ejemplo típico es el estudio de una viga definida unidimensionalmente, para encontrar sus reacciones, fuerza cortante y momento flector, en un punto determinado de esta. La figura 2-12 muestra una viga definida con una dimensión $L1$.

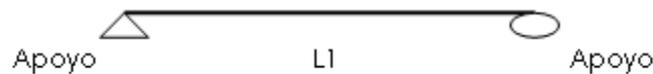


Figura 2- 12. Representación unidimensional de una viga simplemente apoyada, utilizada en Mecánica Racional

Por otro lado, si se desea encontrar la distribución interna de esfuerzos, por ejemplo, es importante un modelo bidimensional, ya que no es posible apreciar en una sola dimensión lo que ocurre sobre y bajo el eje neutro de la viga. El eje neutro se define donde los esfuerzos son cero a lo largo de la longitud de la viga, generando cambios entre zonas de tracción y de compresión. La figura 2-13 muestra la geometría de una viga en dos dimensiones, $L1$ y $L2$.

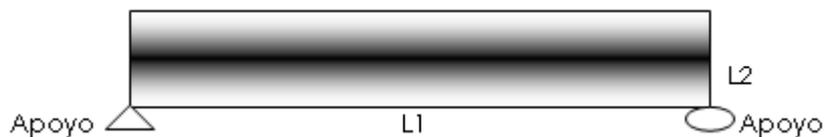


Figura 2- 13. Representación bidimensional de una viga simplemente apoyada.

Si ahora el analista desea estudiar internamente la viga, o sus secciones transversales, es importante un modelo en tres dimensiones, como se muestra la figura 2-14.

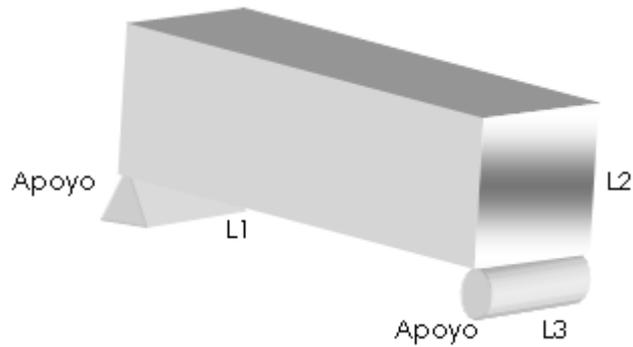


Figura 2- 14. Representación tridimensional de una viga simplemente apoyada.

Es importante que el analista decida adecuadamente el tipo de problema a estudiar, ya que sería pérdida de tiempo computacional y esfuerzo en horas hombre, el uso de un modelo 3D para estudiar un punto de la viga, para esto lo recomendable es un modelo 1D.

Casos relativamente sencillos de generar geometrías, corresponden a presas de tierra, por ejemplo, donde se conoce la distribución interna de sus materiales, su forma, longitudes e interacción con el medio natural.

La figura 2-15 muestra la Presa Caruachi, ubicada en el Estado Bolívar, Venezuela. Fue estudiada en el año 2006 [14], donde la geometría se realizó con los planos originales de construcción y diseño. La altura, ancho y espesor de materiales, fueron realizados por el procesador gráfico del programa, respetando todas las sus características. Se consideró un modelo bidimensional con sección transversal unitaria.

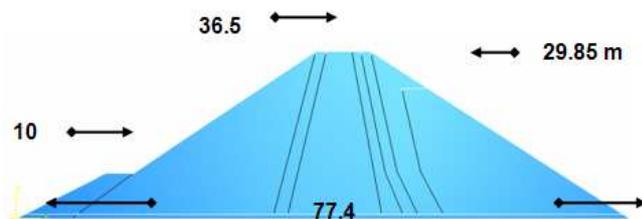


Figura 2- 15. Fotografía de Presa Caruachi y su geometría [14].

Un caso de estudio de mayor complejidad, es encontrar la geometría aplicable a una simulación geomecánica del proceso de extracción de petróleo utilizando la compactación como mecanismo de recobro. La figura 2-16 muestra una geometría explicativa de yacimiento [49].

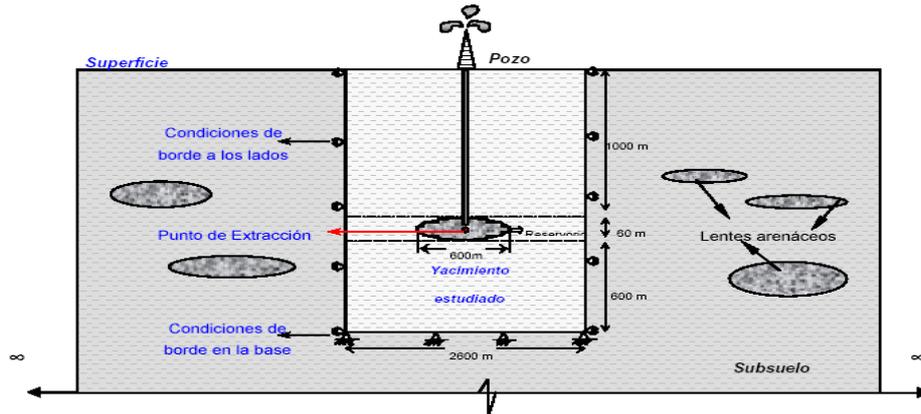


Figura 2- 16. Geometría de yacimiento de petróleo, donde se muestran las longitudes utilizadas en el estudio realizado, las condiciones de borde, el punto de extracción y los lentes arenáceos [49].

Las geometrías deben definir continuidad en el medio, como por ejemplo un talud, una excavación o un yacimiento. Para ello, deben ser analizadas cuidadosamente, verificando longitudes que permitan al modelo expresar geoméricamente la continuidad natural del medio, esto es, su unión a los extremos infinitos del entorno natural.

Hay problemas que ameritan un análisis tridimensional y axisimétrico, como el realizado para estudiar el túnel de Estanques de la autopista Rafael Caldera, que une las ciudades de Mérida y El Vigía, [46]. La figura 2-17 muestra la geometría del túnel, mostrando la falla o corrimiento de Mesa Bolívar, y las características del terreno.

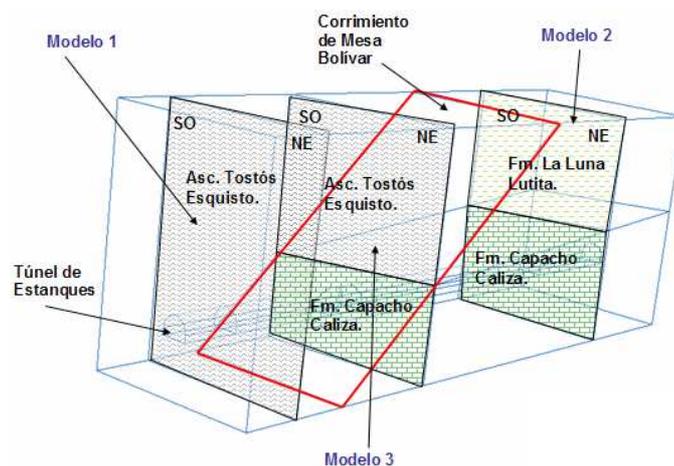


Figura 2- 17. Representación del modelo del Túnel de Estanques, las diversas formaciones que lo componen. [46]

La creación de la geometría necesariamente incluye el conocimiento geológico de la zona, para determinar todas las formas y características que se consideren importantes para el análisis.



2.2.5.2 CARACTERÍSTICAS DE LOS MATERIALES EN SIMULACIÓN GEOMECÁNICA

Todos los modelos deben ser analizados utilizando las propiedades geomecánicas de los materiales utilizados. Los valores que son necesarios, son obtenidos luego de un extenso trabajo de campo, de laboratorio y de revisión bibliohemerográfica.

Dependiendo del estudio que se desee realizar, por lo general, los valores que caracterizan los medios geomecánicos serán: el Módulo de Elasticidad o Young, la relación de Poisson y la densidad. Para otro tipo de análisis, son necesarios permeabilidad, porosidad, resistencia última, y especificaciones para los criterios de plasticidad como Cam Clay, Mohr-Coulomb o Druker Prager, entre otros.

En investigaciones donde se realiza trabajo de campo, es necesaria la toma de muestras y la caracterización geológica para determinar las propiedades, que algunas veces son determinadas en campo y otras en laboratorio, para lo cual debe ser trasladada la muestra con la menor alteración posible, con procedimientos definidos en la Mecánica de Suelos. Las figura 2-18 muestra varias imágenes de procedimientos de campo y de laboratorio.



Figura 2- 18. Toma de muestras, medición con esclerómetro in situ y ensayo de compresión uniaxial, Imágenes tomadas de Quintero y Elberg [46].

Cuando la investigación se desarrolla en zonas no accesibles, bien sea por la lejanía o la extensión del área, la revisión de información de los materiales constitutivos es muy importante. En el estudio realizado a tres presas chilenas [45], la data fue suministrada por la Universidad de Chile, incluso se utilizaron valores obtenidos en campo luego de tres años de instrumentar las presas, verificando sus componentes y variaciones por empuje y nivel freático.



2.2.5.3 CARACTERÍSTICAS DEL MALLADO EN SIMULACIÓN GEOMECÁNICA

El método de elementos finitos consiste en la división de la estructura a estudiar en un número finito de fragmentos interconectados por nodos. A esto se le denomina malla. La figura 2-19 muestra un mallado simple.

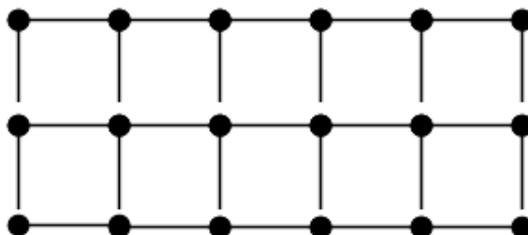


Figura 2- 19. Representación de detalle de malla simple con elementos de cuatro lados, bidimensional [21].

Los nodos están colocados en las esquinas de los elementos, y a veces también en los puntos medios de esas caras o aristas y dentro de ellos.

La calidad del resultado depende directamente de la densidad del mallado, en muchos casos cuando no se tiene la solución analítica para comparar, es imprescindible hacer la calibración del mallado verificando la convergencia de resultado.

Existen diversos tipos de refinamiento de mallado, algunos en forma automatizada, como se muestra en el trabajo realizado por Elberg y Febres en 2000, [21], donde se realiza el proceso de refinamiento tipo H-adaptativo automático, disminuyendo el tamaño del elemento en zonas de singularidades, donde se encuentran concentraciones de energía de deformación.

La obtención del mallado adecuado es muy importante, no es apropiado un mallado burdo, ni uno tremendamente denso. En la figura 2-20 se muestra la gráfica de resultados versus número de elementos, donde se aprecian tres zonas, la primera, llamada Zona I, representa un mallado sencillo, y los resultados obtenidos no son apropiados. La Zona II es la considerada mejor, sin embargo, hay que verificar la convergencia hasta que valores ingresen a la zona Rc, o resultado correcto. La Zona III indica un mallado muy denso, donde se generan errores por redondeo.

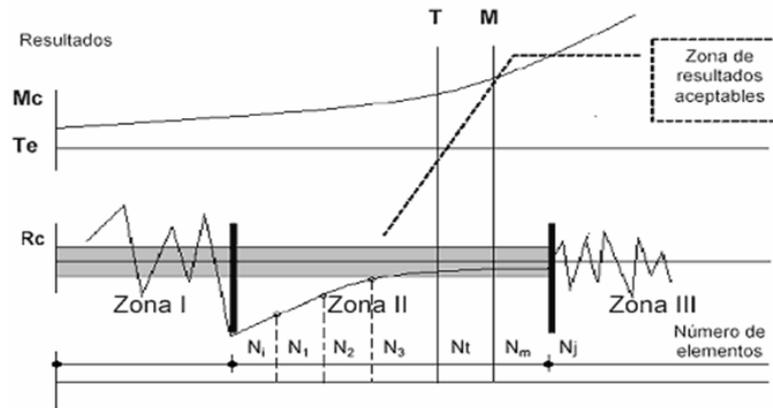


Figura 2- 20. Variación del resultado por variación de número de elementos, tomado de Elberg y Febres. [21]

El mallado incluye también la pericia del analista y muchos factores a considerar, ya que si se requieren resultados de mayor precisión en zonas específicas, es recomendable densificar el mallado, y si por el contrario, hay zonas donde no es buscado un análisis, el mallado puede ser sencillo.

La figura 2-21 muestra mallados realizados en diversas investigaciones, la primera por Cancelo, Angarita y Elberg [14] y la segunda por Rodríguez, Ramírez y Elberg [49]

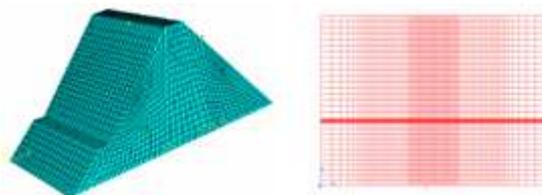


Figura 2- 21. Diversos mallados en dos y tres dimensiones, representado una sección de una presa y un yacimiento de petróleo [14 y 49]

2.2.5.4 CARACTERÍSTICAS DE LAS CONDICIONES DE BORDE EN SIMULACIÓN GEOMECÁNICA

Las condiciones de borde son los apoyos externos de la estructura, dependiendo del análisis que se realice y las características del modelo. En problemas bidimensionales, los posibles movimientos pueden darse a lo largo de los ejes X o Y, como desplazamientos, o alrededor del eje Z como un giro.

Fundamentalmente existen tres tipos de apoyos: rodillo, apoyo fijo y empotramiento, según la mecánica de materiales básica.



a) Rodillo

El rodillo permite dos movimientos y restringe uno. Este apoyo es representado por un triángulo, con pequeños círculos en la base, o por un círculo. La figura 2-22 muestra esta representación.

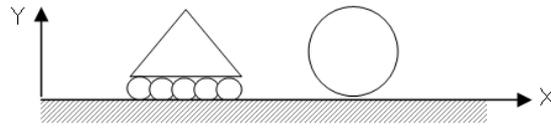


Figura 2- 22. Representación de rodillos horizontales

Los rodillos pueden ser horizontales o verticales. Los rodillos horizontales permiten desplazamiento en dirección X (U_x) y giro alrededor del eje Z (θ). El desplazamiento vertical está restringido, por esto aparece una reacción que impide este movimiento, R_v . Los rodillos verticales permiten desplazamiento en dirección Y (U_y), y giro alrededor del eje Z (θ). El desplazamiento horizontal está restringido, por esto aparece una reacción en el eje X , R_H . La figura 2-23 muestra las reacciones y los movimientos permitidos.

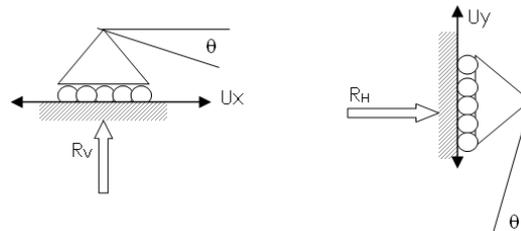


Figura 2- 23. Representación de reacciones y movimientos permitidos en rodillos

b) Apoyo fijo

El apoyo fijo permite un movimiento y restringe dos. Los desplazamientos en X y en Y no son posibles, por lo tanto surgen reacciones horizontales y verticales. El giro en Z es permitido. Su representación es un triángulo, horizontal o vertical.

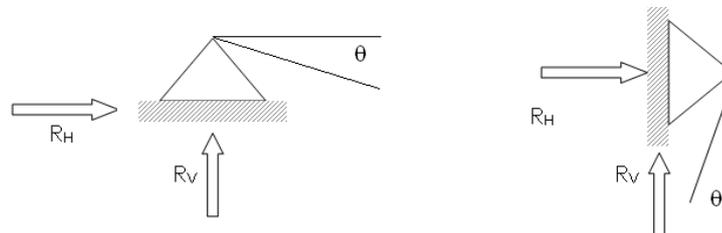


Figura 2- 24. Representación de reacciones y movimientos permitidos en apoyo fijo



c) Empotramiento

El empotramiento no permite ningún movimiento. Restringe los desplazamientos en X, en Y y el giro en Z. Surgen reacciones horizontales y verticales, el momento flector (M).

El momento flector se define como un par de fuerzas actuando con igual magnitud y diferente sentido, y/o como una fuerza por su brazo o distancia al punto o eje considerado. La figura 2-25 muestra la representación de un empotramiento.

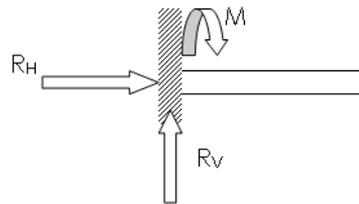


Figura 2- 25. Representación de un empotramiento y sus reacciones

El uso de las condiciones de borde, o apoyos de las estructuras geomecánicas, a ser estudiadas, es de gran importancia, ya que son estas herramientas las que definen o incluyen en el problema la continuidad en el medio.

Garantizar la continuidad en el medio, para la simulación geomecánica, es de vital importancia. Este es un aspecto que diferencia a la simulación de estructuras civiles. Un edificio simple es modelado con empotramientos en sus bases que semejan las fundaciones, ya que no permite movimiento en ningún eje.

Un ejemplo puede darse de los análisis hechos por Sosa, Alam y Elberg [52], donde se utilizan rodillos verticales y empotramientos para delimitar un talud, obteniendo el estudio de efectos de riesgo. La figura 2-26 muestra las condiciones de borde de ese modelo.

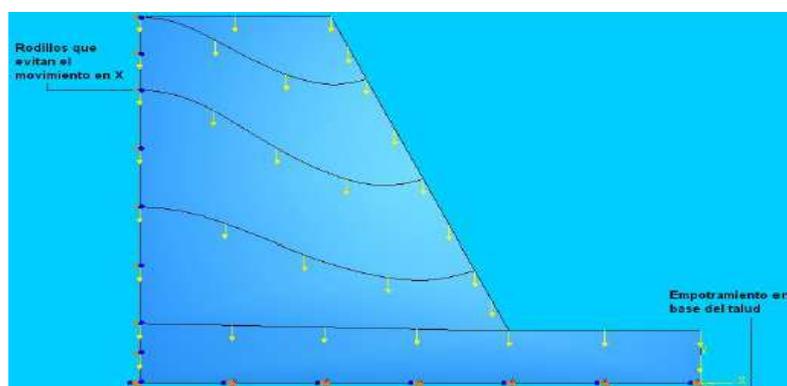


Figura 2- 26. Representación de las condiciones de borde de un talud hecho por Sosa, Alam y Elberg [52]



2.2.5.5 CARACTERÍSTICAS DE LAS CARGAS APLICADAS EN SIMULACIÓN GEOMECÁNICA

La selección y aplicación de las cargas en simulación geomecánica, es un paso tan importante como los anteriores.

Las consideraciones de la carga se basan en el problema a estudiar. Por ejemplo, en simulación tradicional, si se desea conocer el efecto sobre una silla de una persona sentada, podría hacerse un modelo bidimensional y aplicar una carga uniformemente distribuida que representa a la persona, como se indica en la figura 2-27.

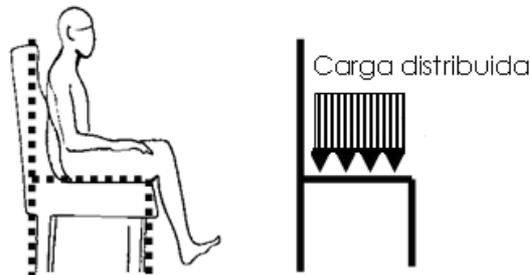


Figura 2- 27. Representación de una persona sentada en una silla

En el caso de simulación geomecánica se complica la selección de la carga, ya que sólo en algunos casos es tan simple de definir.

En estudios realizados por Quintero y Elberg, [46], se considera la presión calculada sobre el túnel de Estanques, como el peso específico (γ) por la altura (h), obteniendo el diagrama de presiones para cada componente del material sobre la estructura, según la manera tradicional en la Mecánica de Suelos. La figura 2-28 muestra esquemáticamente la forma de cálculo de la carga a utilizar en este análisis.

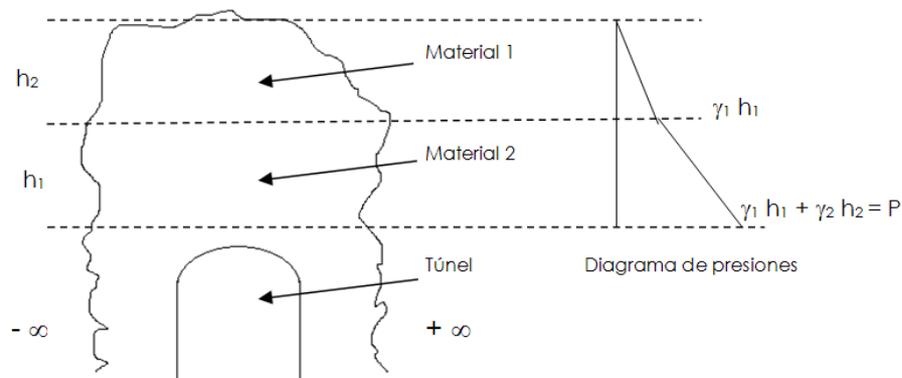


Figura 2- 28. Materiales sobre la estructura del túnel y diagrama de presiones, [46].

El uso de la carga calculada, y según la geometría considerada, se muestra en la figura 2-29.

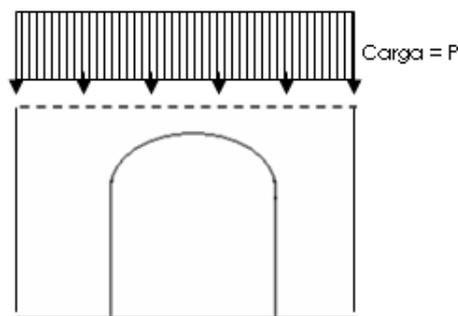


Figura 2- 29. Modelo bidimensional del túnel mostrando la carga P, [46]

En el análisis de presas de tierra se consideran cargas hidrostáticas, variando en función de la profundidad aguas arriba de la presa, según los conceptos de la mecánica de Fluidos.

El proceso de extracción de crudo fue realizado colocando una disminución de la presión en el punto de estudio igual al 50% de esta.

Cargas compresivas para la creación de pliegues, según Higuera y Elberg, en 2003, [35], fueron utilizadas, logrando la caracterización del Anticlinal de El Joque en el estado Mérida

2.2.5.6 CARACTERÍSTICAS DE LOS RESULTADOS EN SIMULACIÓN GEOMECÁNICA

Los resultados que se obtienen en simulación geomecánica, vienen dados por imágenes con degradación de colores, animaciones y tablas, donde se muestran los resultados por nodos y/o por elementos.

La interpretación de estos resultados es la etapa más importante de todo el análisis. Por ejemplo, si se ha solicitado un análisis elástico, jamás puede esperarse plasticidad o rotura en un modelo, salvo que hayan sido características dadas al modelo.

Por otro lado, una deformación de 3 Km en un ambiente de 3 m, no es lógico. El error puede estar perfectamente en los datos de entrada: como en el valor del módulo de elasticidad.

En el análisis de resultados, el conocimiento de las características lógicas o esperadas de comportamiento geomecánico son importantes, ya que una expansión de material, podría venir dada por el uso incorrecto de elementos. La figura 2-30 muestra algunos



ejemplos de resultados obtenidos. La primera imagen muestra la distribución de deformaciones en una loma, donde se destaca el cambio de módulo de elasticidad en los diferentes estratos de terreno. La figura central muestra una sección de un puente y la concentración de esfuerzos en su estructura. La última figura muestra la sección de un túnel en un modelo axisimétrico, donde se observan los desplazamientos producto de la activación de una falla inversa.

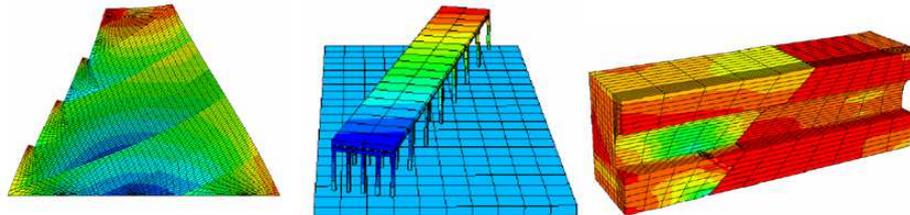


Figura 2- 30. Representación de algunos resultados, [46 y 52].

2.2.6 REDES NEURONALES ARTIFICIALES (RNA)

La Inteligencia Artificial está compuesta por diferentes sub-ramas, que tienen como propósito imitar capacidades del ser humano por medio de dispositivos computacionales. Una de estas sub-ramas son las Redes Neuronales Artificiales (RNA), las cuales se emplean para la solución de problemas de simulación, predicción y reconocimiento de patrones, entre otros, [50].

De igual manera como se encuentran las neuronas en un cerebro biológico, una RNA se compone de un conjunto paralelo de unidades de proceso muy simples interconectadas, conexiones en las que se basa la distribución de la inteligencia en la red.

El cerebro es el órgano central del sistema nervioso animal, contiene de 50 a 100 mil millones de neuronas con funciones especializadas, de las cuales aproximadamente 10 mil millones son células piramidales corticales, las cuales transmiten señales por medio de 1000 billones de conexiones sinápticas. Recibe información proveniente de los sentidos, la cual es procesada con una gran velocidad mediante la combinación de la información almacenada, dando respuestas que controlan y regulan las acciones y reacciones del cuerpo [50].



En 1943, McCulloch y Walter Pitts elaboraron el modelo matemático de una neurona biológica, donde sus elementos estaban inspirados en el sistema nervioso biológico. El propósito de este modelo matemático de neurona biológica, fue alcanzar respuestas similares a las que el cerebro es capaz de dar [4].

Las redes neuronales artificiales pueden resolver una cantidad importante de problemas, por lo cual algunas de las aplicaciones más exitosas son [23]: predicción, control y optimización, filtrado de señales procesamiento de imágenes y de voz, modelado e identificación de sistemas, manejo de fallas, simulación, diseño de sensores virtuales y reconocimiento de patrones,

2.2.6.1 FUNDAMENTOS DE LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES

2.2.6.1.1 Neurona biológica

Las neuronas son células nerviosas que constituyen los elementos primordiales del sistema nervioso central. Las neuronas son capaces de recibir señales provenientes de otras neuronas, procesar estas señales, generar pulsos nerviosos, conducir estos pulsos y transmitirlos a otras neuronas, [2].

Una neurona biológica está conformada por tres elementos principales, [23]:

- o **Soma** o cuerpo de la neurona el cual contiene el núcleo, y tiene forma piramidal o esférica, mide entre 10 y 80 micras, y es en este lugar donde se ejecutan las transformaciones necesarias para la vida de la neurona.
- o **Axión** es el elemento que lleva la salida de información de la neurona a las dendritas de otras neuronas. Es una prolongación larga y delgada, y conduce la información desde el cuerpo celular hacia las dendritas de otras neuronas.
- o **Dendritas** o ramas de extensión, utilizadas para recibir las entradas de información, son un conjunto de ramificaciones que vienen del cuerpo celular de otras neuronas. Son receptoras, y reciben señales eléctricas a través de conexiones sinápticas.

La sinapsis es una estructura especial, donde se forma la conexión entre las neuronas y se transfieren señales de tipo eléctrico o químico. La señal generada por la neurona y transportada a lo largo del axón es un impulso eléctrico, mientras que la señal que se transmite entre los terminales axónicos de una neurona y las dendritas de la otra es de origen químico.

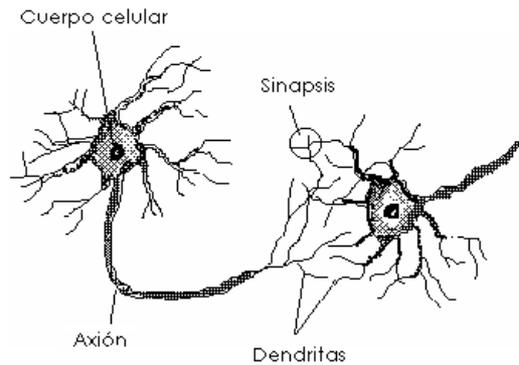


Figura 2- 31. Neurona biológica donde se observa el cuerpo celular, las dendritas y el axión [25].

Cada neurona se comunica, con más de mil neuronas. Algunas de las estructuras neuronales son determinadas en el nacimiento, otra parte es desarrollada a través del aprendizaje; en ese proceso, nuevas conexiones neuronales son realizadas y otras se pierden por completo.

Las estructuras neuronales continúan cambiando durante toda la vida, estos cambios consisten en el refuerzo o debilitamiento de las uniones sinápticas; por ejemplo, se cree que nuevas memorias son formadas por la modificación de la intensidad entre las sinapsis, entonces así, el proceso de recordar el rostro de un nuevo amigo consiste en alterar varias sinapsis.

2.2.6.1.2 Neurona Artificial

La neurona artificial presenta una analogía con la biológica, ya que simula sus características fundamentales. Es una unidad de procesamiento de información donde se reciben las señales de otras neuronas, que son procesadas a través de una función de transferencia, para finalmente ser enviadas a otra neurona. Los factores relevantes que permiten el diseño y aprendizaje de una red artificial, son los siguientes [23]:

- o Entradas o Nodos de Entrada (x_1, x_2, \dots, x_p): son escalares que se le suministran a la red para ser procesados dentro de ella, provienen del exterior o de las salidas de otras neuronas de la misma red.
- o Salidas o Nodos de Salida (y): son escalares que genera la red como resultado del problema en estudio.
- o Pesos o Intensidad Sináptica (w_1, w_2, \dots, w_p): son valores que representan la influencia de las entradas sobre la neurona, cada entrada tiene su peso sináptico.



Los pesos pueden ser positivos (llamados excitatorios), o negativos (denominados inhibitorios).

- o Un Punto de Suma de Entradas Ponderadas (Σ): este punto se encarga de la sumatoria de todos los nodos de entrada a la neurona multiplicados por sus correspondiente peso sináptico.
- o Función de Activación o de Transferencia ($f(n)$): es una función cualquiera que limita el rango de la salida de la neurona, puede ser lineal o no lineal. El tipo de esta función va a depender del problema en estudio.
- o Sesgo (b): es el peso de una entrada fija cuyo valor es constante e igual a 1. Este valor permite flexibilizar la salida de cada neurona, lo que genera un mejor ajuste de la salida obtenida con la salida deseada.

Todos estos factores del modelo de una neurona artificial, se pueden observar en la figura 2-32.

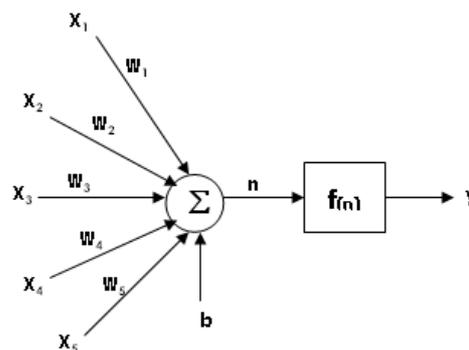


Figura 2- 32. Representación de una Neurona artificial.

2.2.6.1.3 Analogía entre neurona biológica y artificial

Para establecer una similitud directa entre neuronas biológicas y artificiales, debe analizarse la actividad sináptica y establecer la analogía con las redes neuronales artificiales, considerando que las señales que llegan a la sinapsis biológica y artificial, son las entradas a la neurona, y estas luego son ponderadas, bien sea atenuadas o amplificadas, a través de un parámetro denominado peso sináptico, asociado a la sinapsis correspondiente.

Las señales de entrada pueden excitar a la neurona, produciendo una sinapsis con peso positivo, o inhibirla, producto de un peso negativo. El efecto final es la suma de las entradas ponderadas. Si esta suma es igual o mayor que el umbral de activación de la neurona, entonces la neurona se activa. Las sinapsis biológicas son susceptibles a la



fatiga, deficiencia de oxígeno y la presencia de anestésicos, entre otros. Esta habilidad de ajustar señales es un mecanismo de aprendizaje.

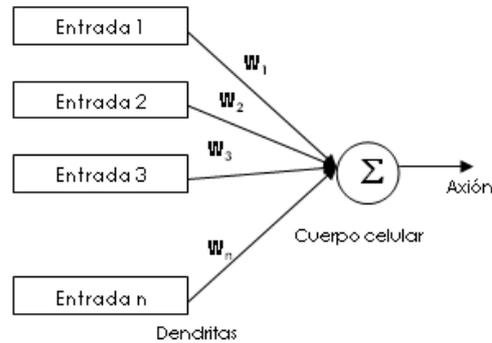


Figura 2- 33. Analogía entre la neurona artificial y biológica

En las neuronas artificiales, las entradas son los datos recibidos de otras neuronas. En una neurona biológica corresponderían a la recepción mediante las dendritas. Por otro lado, al igual que en una neurona biológica, se establecen sinapsis entre las dendritas de una neurona y el axón de otra, en una neurona artificial a las entradas que vienen de otras neuronas se les asigna un peso W_i , que corresponde a un número que se modifica durante el entrenamiento de la red neuronal artificial, y es aquí donde se almacena la información que hará que la red cumpla el propósito para el que fue diseñada.

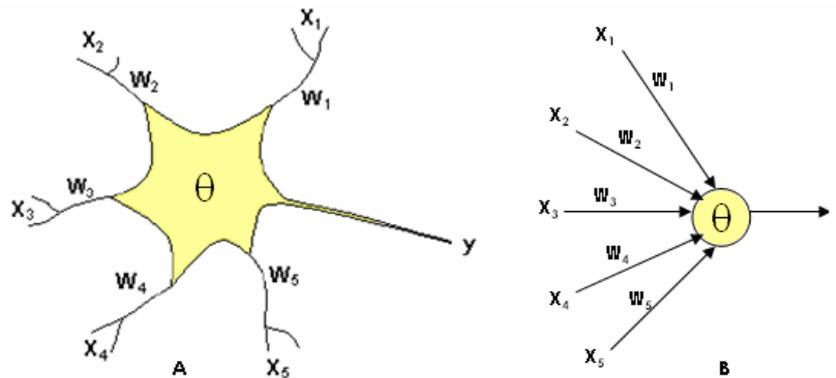


Figura 2- 34. A- Representación de neurona biológica. B- Representación de neurona artificial.



Tabla 1. Analogía entre la Neurona Biológica y la Neurona Artificial, [10].

Neurona Biológica	Neurona Artificial
Señales que llegan a la sinapsis	Entradas a la neurona
Carácter excitador o inhibitor de la sinapsis de entrada	Pesos de entrada
Estimulo total de la neurona	Sumatoria de pesos por entradas
Activación o no de la neurona	Función de activación
Respuesta de la neurona	Función de salida

2.2.6.1.4 Funciones de transferencia

El funcionamiento de una neurona se caracteriza por dos estados: inhibitorio o inactivo y excitatorio o activo. La determinación de este estado se da por medio de una función de transferencia.

La elección de la función de transferencia dependerá del tipo de problema y los criterios que considere el autor. Existe una diversidad de funciones de transferencia, pero las más comúnmente usadas son las siguientes [2]:

a) Función identidad o función lineal: Es una función continua, como se muestra en la figura 2-35. La entrada de la neurona es igual a la salida. Se emplean en distintos tipos de redes, frecuentemente en las neuronas de la capa de salida. Su rango es $[-\infty, +\infty]$, y la representación matemática es:

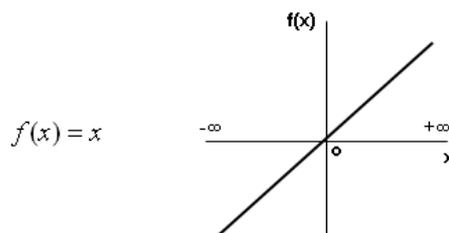


Figura 2- 35. Representación matemática y gráfica de la Función Identidad.



b) Función lineal por tramos: es similar a la anterior, con rango $[-1, +1]$. Su forma matemática y su gráfica se muestran en la figura 2-36.

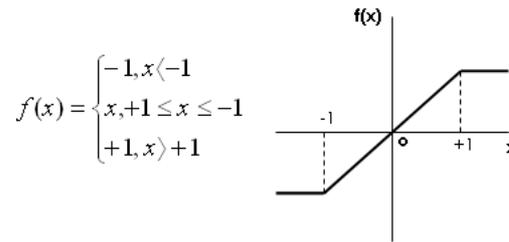


Figura 2- 36. Representación matemática y gráfica de la Función Lineal por tramos

c) Función escalón: es una función discreta que puede tomar los valores entre 0 y 1, como se muestra en la figura 2-37.

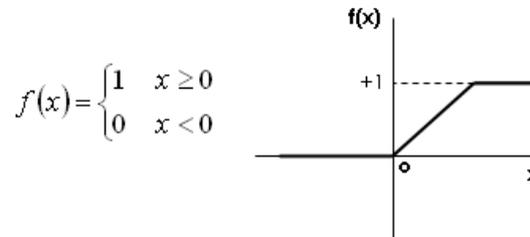


Figura 2- 37. Representación gráfica y grafica de la Función Escalón

d) Función logística o sigmoidal: es una función continua acotada entre 0 y 1, como se muestra en la figura 2-38. Este tipo de función es comúnmente utilizada en problemas de predicción. Su expresión matemática es:

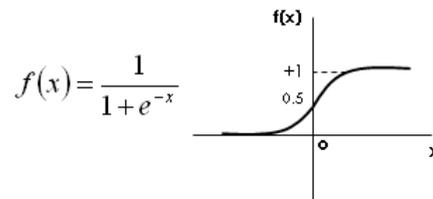


Figura 2- 38. Función Logística o Sigmoidal

e) Función gaussiana: es una función continua acotada entre 0 y 1, como se observa en la figura 2-39. Se emplea en un tipo de RNA denominadas Redes Neuronales de Funciones de Base Radial. Se representa matemáticamente como:

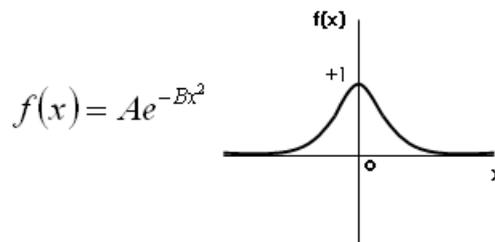


Figura 2- 39. Función Gaussiana



f) Función tangencial hiperbólica: es una función continua acotada similar a la sigmoideal, pero el rango es $[-1, +1]$, como se muestra en la figura 2-40. Matemáticamente se representa como:

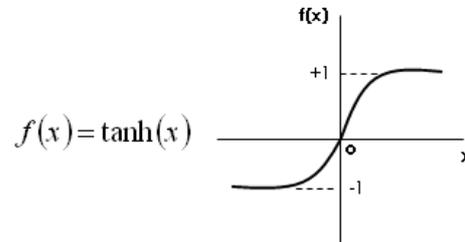


Figura 2- 40. Función Tangencial Hiperbólica

2.2.6.2 DEFINICIÓN DE UNA RED NEURONAL ARTIFICIAL

Las redes neuronales artificiales están compuestas por neuronas artificiales, que a su vez se combinan en capas, las cuales al combinarse crean la red, como se muestra en la figura 2-41.

Las redes neuronales artificiales se definen en función de su elemento básico de procesamiento o neurona, su topología y su entrenamiento.

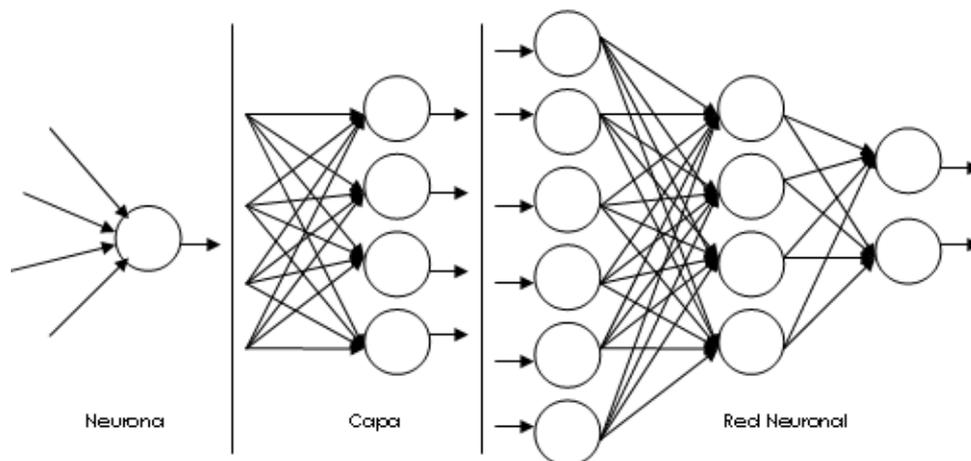


Figura 2- 41. Fundamentos de la red neuronal artificial: Neurona, Capa y Red.

Una red neuronal artificial está constituida por un elemento básico de procesamiento, denominado neurona, la cual está conformada por un conjunto de entradas (x_p) , que serán multiplicadas por un peso sináptico (w_p) , luego, estos productos se sumarán para proceder a la aplicación de una función de activación $(f_{(n)})$ que dará como resultado la(s) salida(s).



2.2.6.3 TOPOLOGÍA DE UNA RED NEURONAL ARTIFICIAL

La topología de una red neuronal artificial es una estructura que está determinada por el número de capas y la conexión entre ellas. Entonces se tiene [23]:

Redes monocapas: son redes con una sola capa. Para unirse las neuronas crean conexiones laterales para conectar con otras neuronas de la única capa.

Redes multicapas: son una generalización de las anteriores, donde existe un conjunto de capas intermedias entre la entrada y la salida llamadas capas ocultas.

- **Capa de Entrada:** está constituida por los nodos de entrada, que reciben directamente la información de las fuentes externas a la red. La determinación de las entradas depende del tipo de problema en estudio.
- **Capas Ocultas:** no tienen contacto con el exterior, ya que se encuentran ubicadas entre la capa de entrada y la capa de salida. La cantidad de capas ocultas depende del problema en estudio. Asimismo, este número puede estar entre cero y un número elevado.
- **Capa de Salida:** está constituida por los nodos que transfieren la información a la salida de la red. De acuerdo al tipo de problema en estudio, se determina el número de neuronas de salida.

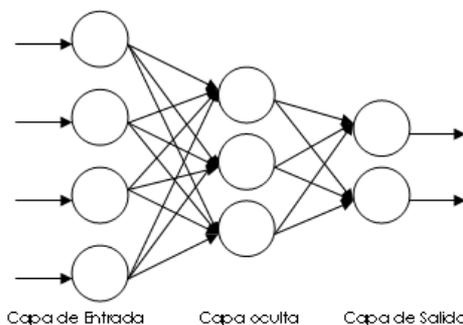


Figura 2- 42. RNA. Capa de entrada, capa oculta y capa de salida.

Además, este tipo de red puede estar total o parcialmente conectada, esto es:

- **Totalmente Conectadas:** los nodos de una capa deben estar conectados con todos los nodos de una capa posterior.
- **Parcialmente Conectadas:** los nodos de salida de una capa son la entrada de algunos nodos de la siguiente capa.



Por otro lado, en las redes multicapa la información puede fluir de una capa a otra de la siguiente manera [23]:

- **Propagación hacia adelante:** son aquellas donde la propagación de las señales se efectúa en un solo sentido, es decir, de los nodos de salida de una capa hacia los nodos de entrada de la siguiente capa; por ende, no hay retroalimentaciones.
- **Propagación hacia atrás:** son aquellas donde los errores y corrección de los pesos se hacen en la capa de salida y se propagan hacia atrás.
- **Redes recurrentes:** son aquellas redes donde la salida de un nodo es la entrada del mismo nodo, son redes de propagación hacia atrás con lazos cerrados, como se muestra en la figura 2-43.

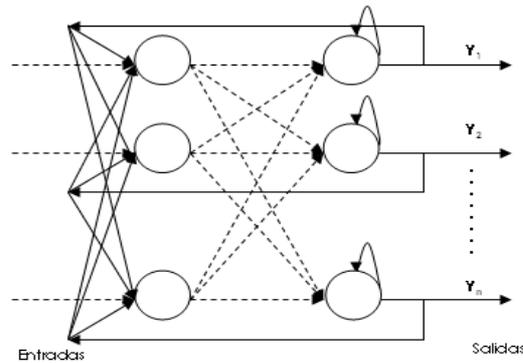


Figura 2- 43: Red de propagación recurrente hacia atrás.

- **Redes de alimentación lateral:** se caracterizan porque las salidas de las neuronas pueden ser entradas de neuronas de la misma capa, como se observa en la figura 2-44.

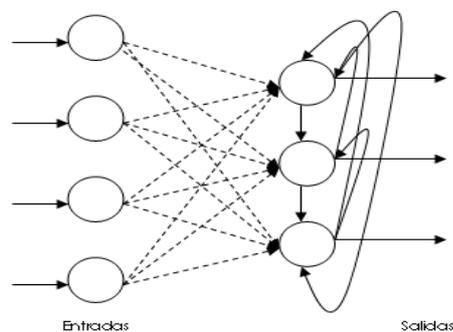


Figura 2- 44 Red con alimentación lateral



2.2.6.4 ENTRENAMIENTO O APRENDIZAJE

El entrenamiento o aprendizaje de una RNA se basa en un proceso que permite que la red aprenda a comportarse según unos objetivos específicos, realizando para ellos modificaciones en sus parámetros de pesos sinápticos y sesgo a través de reglas de aprendizaje [23]. En particular, las reglas de aprendizaje son procedimientos que se siguen para cambiar el valor asignado a los pesos.

El aprendizaje es esencial para la mayoría de las arquitecturas de RNA, por lo que la elección de un algoritmo de aprendizaje es algo de gran importancia en el desarrollo de una red. El aprendizaje implica que una unidad de procesamiento es capaz de cambiar su comportamiento, es decir su proceso de entrada-salida, como resultado de los cambios en el medio.

Al finalizar la fase de entrenamiento de una red neuronal artificial los valores de sus parámetros se han ajustado, por lo que se espera que la red haya aprendido lo suficiente para resolver otro problema similar satisfactoriamente. No existe en la literatura una metodología que indique la manera para diseñar una red neuronal o de escoger el tipo o forma entrenamiento de la red, para obtener resultados óptimos.

Una manera de medir el éxito o fracaso de red neuronal artificial es observar el error total por barrida que se va obteniendo durante el aprendizaje. Este error se obtiene al comparar los resultados obtenidos por la red y la respuesta ideal esperada. Si los resultados son muy diferentes a los esperados, el error se incrementa, de lo contrario va decreciendo paulatinamente. Las barridas representan el número de veces que la red neuronal ejecuta el proceso de aprendizaje.

En teoría, mientras más barridas ejecute la red mejor entrenada se encontrará la red neuronal. Sin embargo, ciertas topologías no ofrecen este comportamiento, ya que su porcentaje de error puede disminuir en la i -ésima barrida y aumentar en la barrida $i + 1$.

El aprendizaje de una RNA puede ser supervisado o no supervisado [23]:

Aprendizaje Supervisado: también se le conoce como aprendizaje con tutor. En este caso se provee a la red de una respuesta correcta durante su entrenamiento, es decir, a la red se le presenta un conjunto de patrones de entradas y salidas deseados. En este caso, la red ajusta sus pesos y sesgos para minimizar la diferencia entre las salidas



obtenidas por la red para las entradas de los patrones de entrenamiento y las salidas deseadas dadas como respuesta correcta.

En las RNA entrenadas con algoritmos supervisados, se le presenta a la red un conjunto de datos entrada-salida, denominado patrones de validación, y con estos se determina la diferencia entre la salida obtenida por la red y la esperada. Esto es lo que se denomina error de validación o error de generalización, y es una medida del desempeño de la red cuando intenta resolver problemas con los cuales no fue entrenada.

Aprendizaje no Supervisado: no se presentan patrones de entrenamiento específicos, es decir, no se indican los resultados que deben lograrse. En este caso, se intenta que la red aprenda por sí misma o descubra las características estadísticas de los patrones de datos. Las redes con aprendizaje no supervisado o auto supervisado, no requieren influencia externa para ajustar los pesos de las conexiones entre sus neuronas. La red no recibe ninguna información por parte del entorno que le indique si la salida generada, en respuesta a una determinada entrada, es o no es correcta. Por eso se dice que este tipo de redes son capaces de auto organizarse.

Este tipo de red está constituida por un conjunto de reglas que dan a la red la habilidad de aprender asociaciones entre patrones que ocurren entre los datos. Una vez que se han aprendido estos patrones de asociación, las redes pueden realizar ahora el reconocimiento de nuevos patrones utilizando la habilidad de recordar lo aprendido.

2.2.6.5 EJEMPLOS DE TIPOS DE REDES

En la literatura existen muchos tipos de redes neuronales artificiales, cada una con sus propias características arquitectónicas, y por consiguiente, con potenciales usos diferentes. Seguidamente se presentan en esta sección, las principales redes usadas en este trabajo.

2.2.6.5.1 Redes Lineales

Las principales características de estas redes neuronales artificiales son:

- Función de transferencia lineal.
- Algoritmo de entrenamiento que tiene en cuenta la magnitud del error.
- Aproximan funciones lineales.



La estructura de una red neuronal lineal se puede observar en la figura 2-45, donde X_1, X_2, \dots, X_n son las señales de entrada y cada una pasa a través de un peso W , llamado peso sináptico o fortaleza de la conexión. El nodo sumatorio acumula todas las señales de entrada multiplicadas por los pesos y las pasa a la salida a través de una función de activación o transferencia Y .

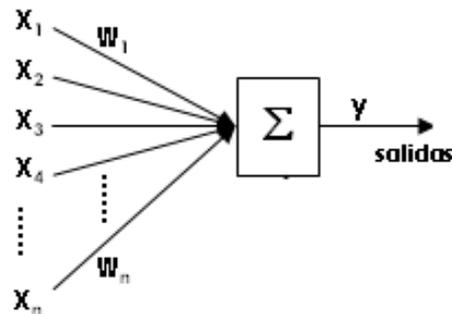


Figura 2- 45. Red lineal

2.2.6.5.2 Redes Perceptrónicas Multicapa (MLP)

Las redes perceptrónicas multicapa son comúnmente utilizadas por numerosas aplicaciones, entre ellas las de predicción, codificación de información, reconocimiento de caracteres, entre otros. La topología de una MLP está constituida por una capa de entrada, un conjunto de capas ocultas y una capa de salida, conectadas en secuencia, como se observa en la figura 2-46, [23].

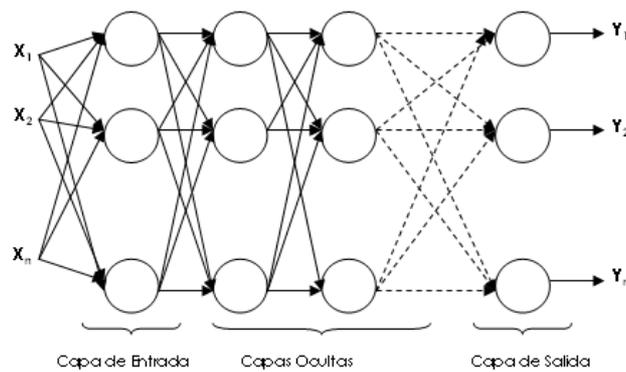


Figura 2- 46. Red perceptrónica multicapa

La información se propaga unidireccionalmente, ya que las neuronas de cada capa reciben la información de las neuronas de la capa anterior y la envían a las entradas de las capas posteriores; es decir, se propaga desde la capa de entrada hasta la capa de salida.



2.2.6.5.3 Redes de Función de Base Radial (RBF)

La topología de las redes de función de base radial (RBF) está formada por tres capas: la de entrada, la oculta y la de salida. La capa oculta consta de una función de base radial como función de activación que frecuentemente es la función Gaussiana, y el entrenamiento de las neuronas es no supervisado; mientras que la capa de salida se rige por una función lineal, y el entrenamiento es supervisado para las neuronas de esta capa. Las RBF se caracterizan por su conexión hacia adelante.

Algunas de las aplicaciones de las redes de función de base radial son: predicción de series de tiempo, aproximación de funciones, control, problemas de clasificación, reconocimiento de patrones y procesamiento del lenguaje.

La topología de una red de función de base radial (RBF) se observa en la siguiente figura, donde A representa las capas de entrada, B señala las capas ocultas con una función de activación Gaussiana en este caso, y C representa las salidas representadas por una función Lineal.

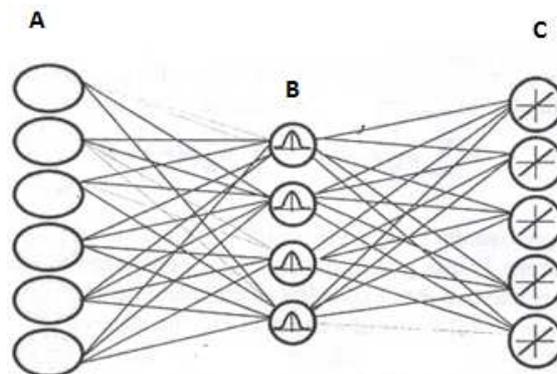


Figura 2- 47. Red de función de base radial

2.2.6.5.4 Redes Neuronales de Regresión Generalizada (GRNN)

Las redes neuronales de regresión generalizada (GRNN) son un tipo de red de función de base radial (RBF) normalizada, donde existe una celda de la capa oculta correspondiente a cada patrón de entrenamiento. Las GRNN son utilizadas especialmente para aproximar funciones.

Este tipo de redes está basado en la Teoría de Regresión No lineal. Realiza una buena aproximación, o mapeo de funciones entrada-salida, a partir de los datos de



entrenamiento, y a medida que el conjunto de entrenamiento crece el error se aproxima a cero.

2.2.7 PROGRAMACIÓN GENÉTICA (PG)

2.2.7.1 GENERALIDADES DE LA COMPUTACIÓN EVOLUTIVA

La programación genética es una técnica de Inteligencia Artificial basada en la computación evolutiva con aprendizaje automático y la programación automática, utilizado principalmente para resolver problemas de optimización.

El origen de la computación evolutiva se ubica en las décadas de 1950 y 1960 cuando varios científicos comenzaron a estudiar los sistemas evolutivos, guiados por la intuición de que se podrían emplear como herramienta en problemas de optimización en ingeniería [43]. La idea era mejorar una población de posibilidades de ser la solución de un problema conocido, utilizando operadores inspirados en la selección natural y la variación genética natural.

La programación genética es una metodología basada en los algoritmos evolutivos, inspirados en la evolución biológica, para desarrollar automáticamente programas de computadoras que realicen una tarea definida por el usuario.

2.2.7.2 COMPUTACIÓN EVOLUTIVA

La computación evolutiva es un logro más de la Inteligencia Artificial tratando de emular los comportamientos biológicos mediante la computación. Se trata de algoritmos de búsqueda basados en la mecánica de la selección natural y de la genética [43]. Utilizan la información histórica para encontrar nuevos puntos de búsqueda de una solución óptima del problema planteado, con esperanzas de mejorar los resultados.

La computación evolutiva es un método de búsqueda dirigida, basado en la condición de elitismo, es decir, guarda siempre el mejor elemento de la población sin hacerle ningún cambio. Basado en lo anterior, se ha demostrado que el algoritmo converge a una óptima. En particular, al aumentar el número de iteraciones la probabilidad de tener el óptimo en la población tiende a 1 (uno).



Algo básico en la computación evolutiva es la robustez es decir, el equilibrio necesario entre la eficiencia y la eficacia logrando niveles altos de adaptación. Con esto los sistemas pueden desarrollar sus funciones de mejor manera y durante más tiempo.

Se considera al creador de la computación evolutiva a John Holland, quien realizó los primeros trabajos al respecto en las décadas de 1960 y 1970 [43]. El propósito original no era diseñar algoritmos para resolver problemas concretos, sino estudiar de un modo formal, el fenómeno de la adaptación, tal y como ocurre en la naturaleza, y desarrollar vías de extrapolar esos mecanismos de adaptación y selección natural a los sistemas computacionales.

La selección natural, con variaciones debidas a cruces y/o mutaciones, tiene como objetivo el diseño de soluciones de alta calidad para problemas de elevado grado de complejidad, y la habilidad de adaptar esas soluciones a diversos cambios. La evolución, tal y como la conocemos, es básicamente un método de búsqueda entre un número enorme de posibles soluciones. En biología, las posibilidades están formadas por un conjunto de secuencias genéticas posibles, y las soluciones deseadas, por organismos capaces de sobrevivir y reproducirse en sus entornos.

La evolución corresponde a diseñar soluciones a problemas complejos, con la capacidad de innovar. Estos son los motivos por los que los mecanismos evolutivos son una fuente de inspiración para los algoritmos de búsqueda. El buen funcionamiento de un organismo biológico depende de muchos criterios, que además varían a medida que el organismo evoluciona, de modo que la evolución está buscando continuamente entre un conjunto cambiante de posibilidades. Por ello, se puede considerar como un método de búsqueda masivamente paralelo, ya que evalúa y cambia millones de especies en paralelo. Las reglas de esta evolución, aunque de alto nivel, son simples, esto es, las especies evolucionan mediante variaciones aleatorias seguidas por la selección natural, donde el mejor tiende a sobrevivir y reproducirse, propagando así su material genético a posteriores generaciones.

Esta área abarca varias técnicas, entre las que se pueden nombrar los algoritmos genéticos (la más popular), la programación evolutiva, la programación genética, entre otros.



2.2.7.3 INDIVIDUOS EN LA COMPUTACIÓN EVOLUTIVA

Los cromosomas biológicos son cadenas de ADN enrolladas, compuestas por moléculas unidas como las cuentas de un collar. Cada cierto número de cuentas constituye un gen, es decir, un determinado trozo de ADN. Los genes portan la información que permiten crear un nuevo organismo, y la transmiten mediante un código específico.

Entonces, haciendo analogía, se supone que los individuos, es decir, las posibles soluciones del problema, pueden representarse como un conjunto de parámetros, denominados genes, los cuales son agrupados y forman una lista de valores, referida en programación como cromosoma.

Debe existir una representación matemática de estos genes para poder utilizarlos en la computación evolutiva, por lo tanto se pueden considerar tres tipos básicos de representación o codificación de los genes [43]:

- **Representación Binaria:** donde se utiliza un vector cuya longitud es la del número de genes de cada individuo, y el valor que puede tomar cada elemento es un número binario.

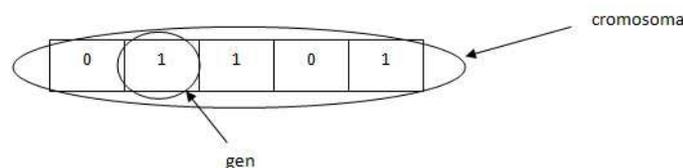


Figura 2- 48. Representación genes binarios

- **Representación Entera:** el vector tiene una longitud igual al número de genes de cada individuo, y el valor de cada elemento es un número entero.

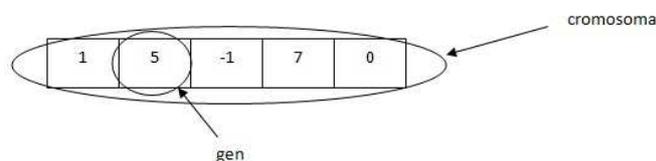


Figura 2- 49. Representación de genes enteros

- **Representación Real:** como en los casos anteriores, se usa un vector cuya longitud es el número de genes de cada individuo, y cada elemento toma como valor un número real.

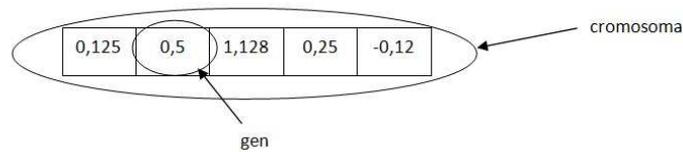


Figura 2- 50. Representación de genes reales

Otras representaciones de individuos son posibles, vinculados a donde será usada la técnica. Por ejemplo, un individuo en la programación genética podría ser un programa, o en la programación evolutiva un autómata. En general, un individuo es una solución potencial al problema que se trata. Cada individuo contiene un cromosoma. A un conjunto de individuos se le denomina población. El fitness o aptitud de un individuo es la valoración de la función de evaluación, e indica qué tan bueno es el individuo, es decir, la solución al problema con respecto a los demás.

2.2.7.4 OPERADORES EVOLUTIVOS

En la literatura existen muchos operadores evolutivos, los más comunes son [43]:

- **Selección o reproducción:** Este operador escoge cromosomas entre la población para efectuar la reproducción. Cuanto más capaz sea el cromosoma, más veces será seleccionado para reproducirse. Aunque aquí lo hemos definimos como un operador, algunos autores prefieren caracterizarlo como uno de los pasos/actividades del proceso evolutivo.
- **Cruce:** Se trata de un operador cuya labor es elegir un lugar, y cambiar las secuencias antes y después de esa posición entre dos cromosomas, para crear nueva descendencia.
- **Mutación:** Este operador produce variaciones de modo aleatorio en un cromosoma. La mutación puede darse en cada posición en una cadena, con una probabilidad, normalmente muy pequeña.



2.2.7.5 APLICACIONES

Las principales aplicaciones de la computación evolutiva son:

- **Optimización:** Se trata de un campo especialmente hecho para el uso en particular, de los Algoritmos Genéticos, por las características de estos problemas. Se han utilizado en numerosas tareas de optimización, incluyendo la optimización numérica, y los problemas de optimización combinatoria.
- **Programación automática:** Se han empleado para desarrollar programas para tareas específicas, y para diseñar otras estructuras computacionales tales como el autómata celular, y las redes de clasificación.
- **Aprendizaje máquina:** Se han utilizado también en muchas de estas aplicaciones, tales como la predicción del tiempo, o la estructura de una proteína. Han servido para desarrollar determinados aspectos de sistemas particulares de aprendizaje, como el de los pesos en una red neuronal, las reglas para sistemas de clasificación de aprendizaje o sistemas de producción simbólica, y los sensores para robots.
- **Economía:** En este caso, se ha hecho uso de estos algoritmos para modelizar procesos de innovación, el desarrollo estrategias de puja, y la aparición de mercados económicos.
- **Ecología:** En la modelización de fenómenos ecológicos tales como las carreras de armamento biológico, la coevolución de parásito-huesped, la simbiosis, y el flujo de recursos.
- **Evolución y aprendizaje:** se han utilizado en el estudio de las relaciones entre el aprendizaje individual y la evolución de la especie.

2.2.7.6 CARACTERÍSTICAS ESPECÍFICAS DE LA PROGRAMACIÓN GENÉTICA

La programación genética (PG) consiste en la evolución automática de programas usando ideas basadas en la selección natural de Charles Darwin [ref]. Pero no solo se ha utilizado para generar programas, sino también para generar diversos tipos de soluciones cuyas estructuras sean similares a la de un programa.



En la PG se busca que poblaciones de programas evolucionen, transmitiendo su herencia de manera que se adapten mejor al medio. De esa manera, la PG es usada para optimizar una población de programas, de acuerdo a una función de ajuste, que evalúa la capacidad de cada programa para llevar a cabo la tarea asignada. La medida de calidad del individuo dependerá del tipo de problema a resolver.

Los individuos (programas informáticos) son representados como estructuras de árboles. Cada nodo del árbol es un operador o terminal. Los nodos operadores son funciones matemáticas, mientras que los nodos terminales son constantes o variables (en particular, todos los nodos hojas son terminales). Esa representación también permite modelar expresiones matemáticas, fáciles de evolucionar y evaluar en la PG. Además, los árboles pueden ser fácilmente evaluados de forma recursiva.

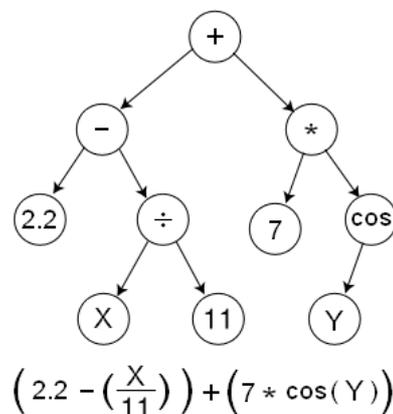


Figura 2- 51. Un individuo en la PG, que representa la expresión matemática indicada en la parte inferior de la figura

Habitualmente, la función de aptitud define el error promedio entre el valor que da el individuo y algún valor de referencia, para el juego de datos de entrenamiento del sistema que se quiere identificar.

Por otro lado, los operadores genéticos clásicos en la PG son los que permiten transformar al árbol, los más importantes siguen siendo el cruce y la mutación.

El *cruce* combina el material genético de individuos, intercambiando subárboles entre ellos para producir descendientes. Por ejemplo, para el caso de dos individuos, se elige al azar un nodo de cada árbol (nodo raíz de cada árbol) y luego se intercambian los subárboles bajo estos nodos, como se muestra en la figura 2-52.

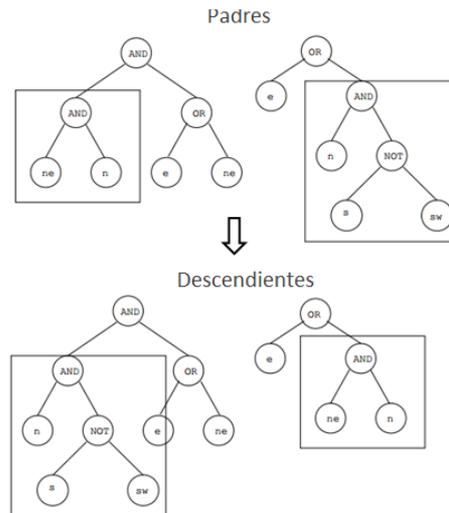


Figura 2- 52. Operador cruce de la PG

La *mutación* actúa sobre un solo individuo, con una probabilidad, en general, muy baja (es un parámetro del algoritmo de PG). Un tipo de mutación consiste en escoger en forma aleatoria un nodo del árbol y generar desde éste un nuevo subárbol (se convierte en el nodo raíz del nuevo subárbol). Otros tipos de mutación son:

- Mutación puntual. Un solo nodo es intercambiado por otro de la misma clase
- Permutación. Los argumentos de un nodo son permutados
- Levantamiento. Nuevo individuo es generado a partir de un subárbol del árbol del padre
- Expansión. Un terminal es cambiado por un árbol generado al azar
- Colapso. Un subárbol es intercambiado por un terminal
- Mutación de Subárbol. Subárbol es reemplazado por otro generado al azar.

Existen otros tipos de operadores en la literatura, específicos para hacer evolucionar programas de gran complejidad, por lo que se han establecidos maneras de representar subprogramas en un programa, y operadores evolutivos adecuados para hacerlos evolucionar [ref].

Finalmente, en nuestro caso en particular, la PG será usada para hacer evolucionar expresiones matemáticas, de tal manera de identificar relaciones matemáticas entre las variables de interés en nuestro problema. Dichas expresiones matemáticas, son de particular interés en tareas de predicción.



CAPÍTULO III METODOLOGÍA

En este capítulo se presenta la metodología, donde se describen los procedimientos utilizados para alcanzar el desarrollo de los objetivos propuestos que dirigen esta investigación.

La metodología aplicada en este trabajo corresponde a las etapas necesarias para el desarrollo del trabajo doctoral, el cual comprende actividades relacionadas con la búsqueda de datos para aplicar en el estudio, el desarrollo de nuevas capacidades, la adquisición de nuevos conocimientos, y el perfeccionamiento de las propuestas empleando técnicas computacionales para el adelanto de esquemas de predicción e interpretación de efectos interplacas.

La investigación desarrollada tiene tres elementos principales, cuya combinación logra el estudio integrado de los efectos interplacas:

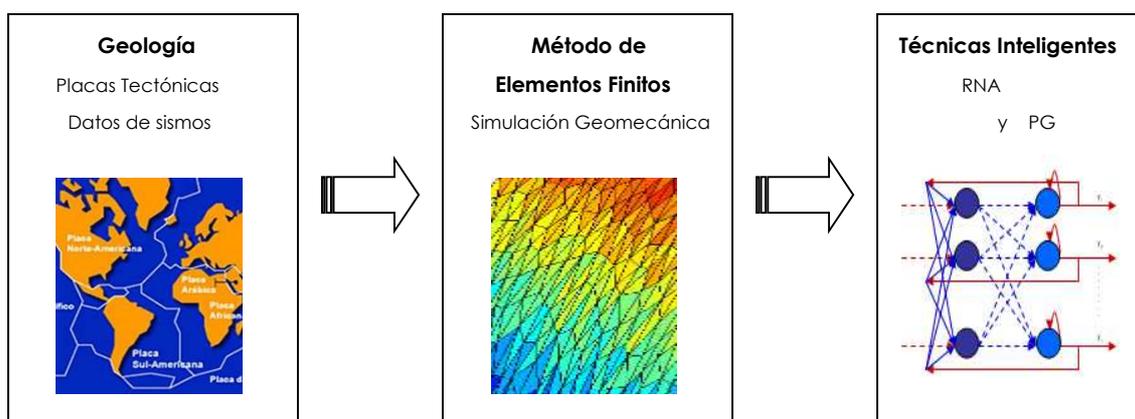


Figura 3- 1. Elementos de la investigación: Geología, Método de Elementos Finitos y Técnicas Inteligentes



Las combinaciones de estos elementos, se explican en los siguientes diagramas:

3.1 GEOLOGÍA APLICADA PARA LA OBTENCIÓN DE ENERGÍA DE DEFORMACIÓN POR MÉTODO DE ELEMENTOS FINITOS

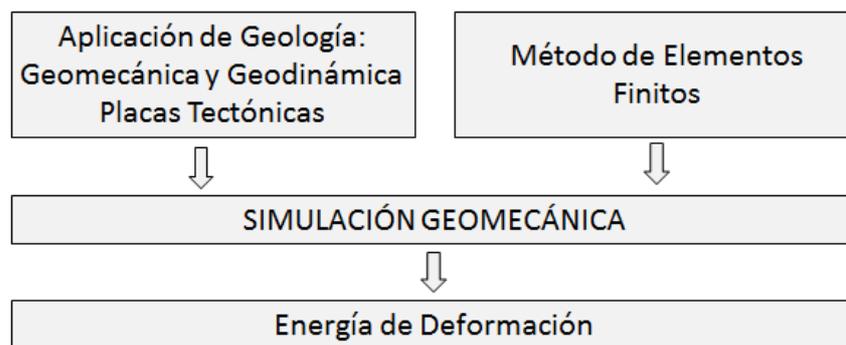


Figura 3- 2. Diagrama para obtención de energía de deformación con el uso de simulación geomecánica con base al método de elementos finitos y la aplicación de geología.

Este primer diagrama indica el uso de los conocimientos geológicos, en conjunto con los métodos numéricos, lo cual se explica en los apartados siguientes.

3.1.1 APLICACIÓN DE GEOLOGÍA

La geología es utilizada, haciendo especial énfasis en la geomecánica y en la geodinámica. La geomecánica es la parte de la geología que analiza los esfuerzos, deformaciones y desplazamientos en cuerpos geológicos bajo la acción de fuerzas, y la geodinámica explica la forma actual de la superficie terrestre producida por fuerzas internas del planeta.

Como primer paso de la investigación, es recopilada toda la información relacionada con las placas tectónicas de nuestro planeta. Se obtienen datos sobre su origen y configuración en el tiempo. Son cuidadosamente estudiados y seleccionados los parámetros geomecánicos característicos como densidad, relación de Poisson y módulo de Young [22].

La forma o geometría de cada una de las principales placas estudiadas son delimitadas luego de analizar sus límites geológicos y tipos de contacto entre ellas. Se estudian



también sus movimientos a lo largo del tiempo geológico, se analizan los contactos cuyos efectos son más notorios en el planeta, y se seleccionan las zonas de estudio.

3.1.2 APLICACIÓN DEL MÉTODO DE ELEMENTOS FINITOS

La aplicación del método de elementos finitos consiste en la definición de geometrías de las placas tectónicas, sus materiales constitutivos, cargas aplicadas al modelo y mallado, según la aplicación tradicional del método.

3.1.3 APLICACIÓN DE SIMULACIÓN GEOMECÁNICA

La simulación geomecánica consiste en la aplicación del método de elementos finitos en modelos geológicos naturales. Este trabajo desarrolla los modelos de las placas tectónicas utilizando los principios básicos de la continuidad, donde uno de los aspectos principales es la correcta escogencia de las condiciones de borde.

3.1.4 OBTENCIÓN DE ENERGÍA DE DEFORMACIÓN

La energía de deformación es obtenida utilizando la simulación geomecánica, con el uso del programa ABAQUS [1] basado en el método de elementos finitos.

3.2 ANÁLISIS DE COMPORTAMIENTO DE SISMOS INTERPLACAS

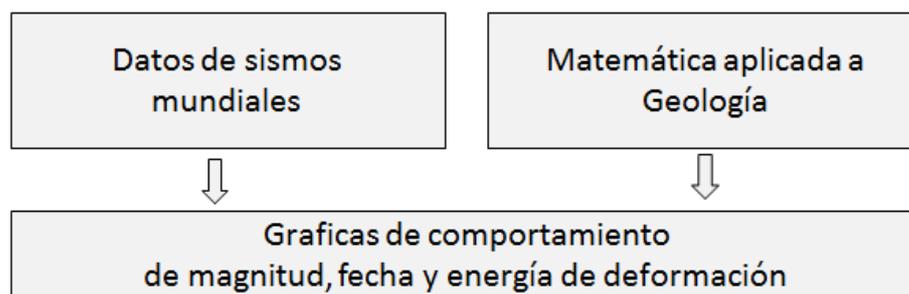


Figura 3-3. Diagrama que muestra las variables que se usan para las gráficas de comportamiento

El diagrama anterior esquematiza el uso de las características principales de los sismos mundiales y la estadística aplicada a la geología, para realizar la escogencia de datos para realizar gráficas de comportamiento.



3.2.1 DATOS DE SISMOS MUNDIALES

Los datos de sismos mundiales son obtenidos a través de U. S. Geological Survey [<http://www.usgs.gov/>]. Son tomados todos los sismos ocurridos en el planeta, con todas sus características, las cuales se almacenan en tablas de datos.

3.2.2 ELABORACIÓN DE GRÁFICAS DE COMPORTAMIENTO

Los datos obtenidos son utilizados para la creación de gráficas de comportamiento, periodicidad, ubicación, magnitud, tiempo.

3.3 USO DE REDES NEURONALES ARTIFICIALES Y PROGRAMACIÓN GENÉTICA PARA ANÁLISIS DE EFECTOS INTERPLACAS

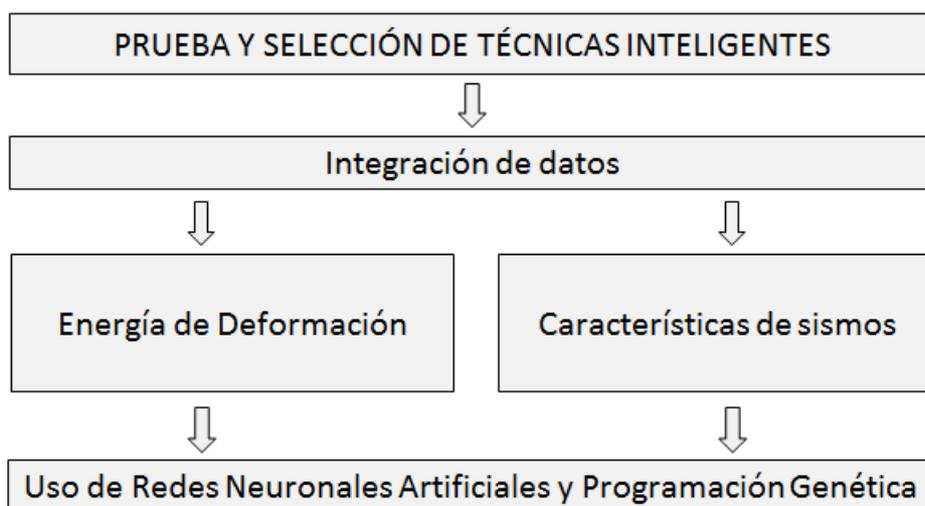


Figura 3- 4. Diagrama que muestran la interrelación de las variables para ser usadas en redes neuronales artificiales

Este diagrama señala que el resultado final será la integración de la Energía de Deformación, calculada por el método de elementos finitos, con los datos de sismos mundiales, a través de las redes neuronales artificiales y la programación genética, para realizar análisis de comportamientos, en particular, en tareas de predicciones.

En la figura 3.5 se muestra un diagrama con la metodología a ser aplicada. Se señalan las etapas y las sub etapas, señalando las actividades a desarrollar en cada una de ellas.

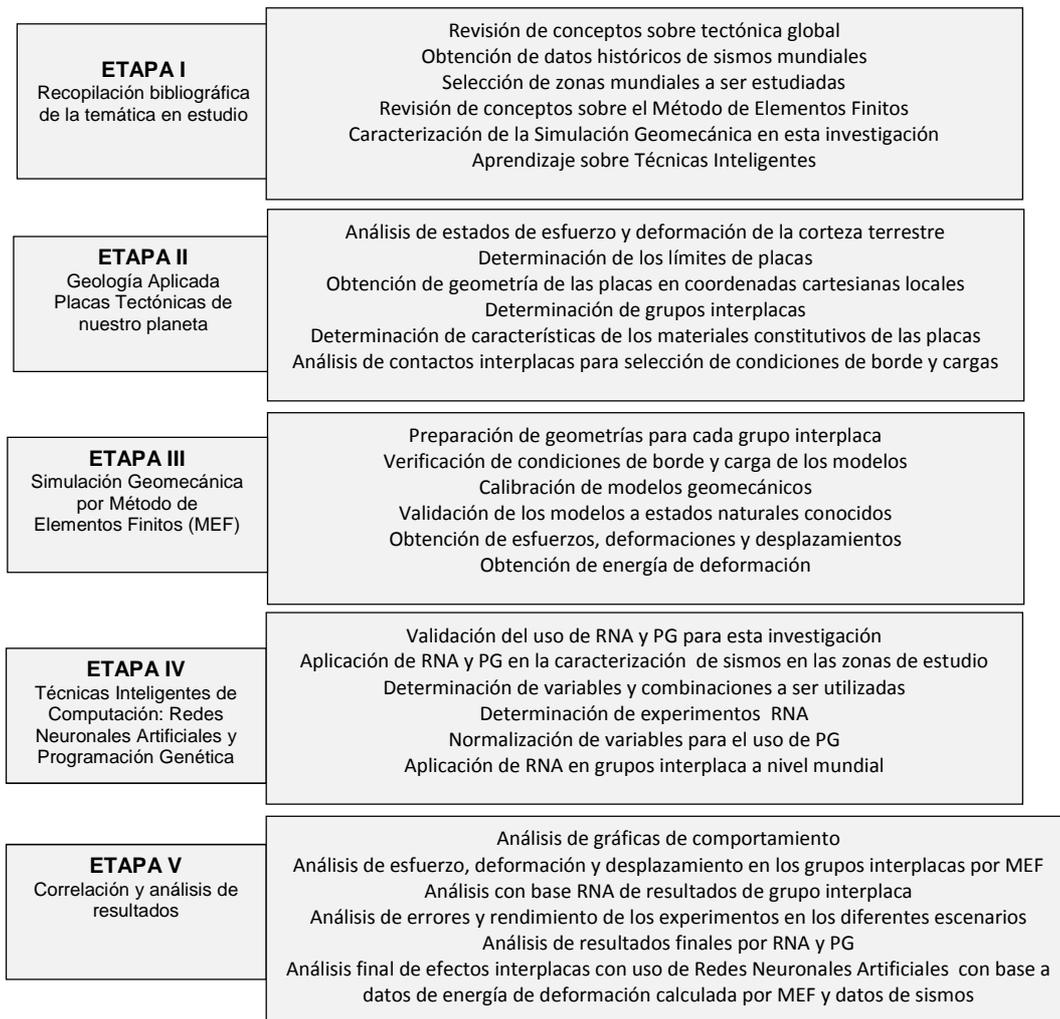


Figura 3- 5. Etapas de la metodología



CAPÍTULO IV

APLICACIÓN DE SIMULACIÓN GEOMECÁNICA

La creación de modelos geonuméricos en esta investigación, es realizada utilizando el método de elementos finitos y las bases de la simulación geomecánica, con ayuda del programa comercial ABAQUS [1].

La simulación geomecánica corresponde a la realización de modelos numéricos de seis zonas de contactos de placas. Estas seis zonas son las siguientes:

- ZONA A.** PLACAS SUDAMERICANA, NAZCA, CARIBE Y COCOS
- ZONA B.** PLACAS EUROASIÁTICA, AUSTRALIANA, FILIPINA Y PACIFICO
- ZONA C.** PLACAS EUROASIÁTICA, HINDÚ Y ÁRABE
- ZONA D.** EUROASIÁTICA, FILIPINA Y PACIFICO
- ZONA E.** PACIFICO Y NORTEAMERICANA NORTE
- ZONA F.** PACIFICO Y NORTEAMERICANA ESTE

Esta selección se hace, puesto que de esta manera se analizan las zonas más importantes del Cinturón de Fuego del Pacífico consideradas por la alta actividad sísmica, el lugar donde muchos autores consideran la más colosal colisión entre placas, dando como resultado la formación de la cordillera más alta del planeta [31]. Las zonas de A hasta E presentan contactos interplacas convergentes, la zona F es un límite de placa transformante que con el transcurrir del tiempo fue absorbido al continente y ahora tiene un funcionamiento transcurrente. La figura 4-1 muestra la ubicación de las zonas de estudio.

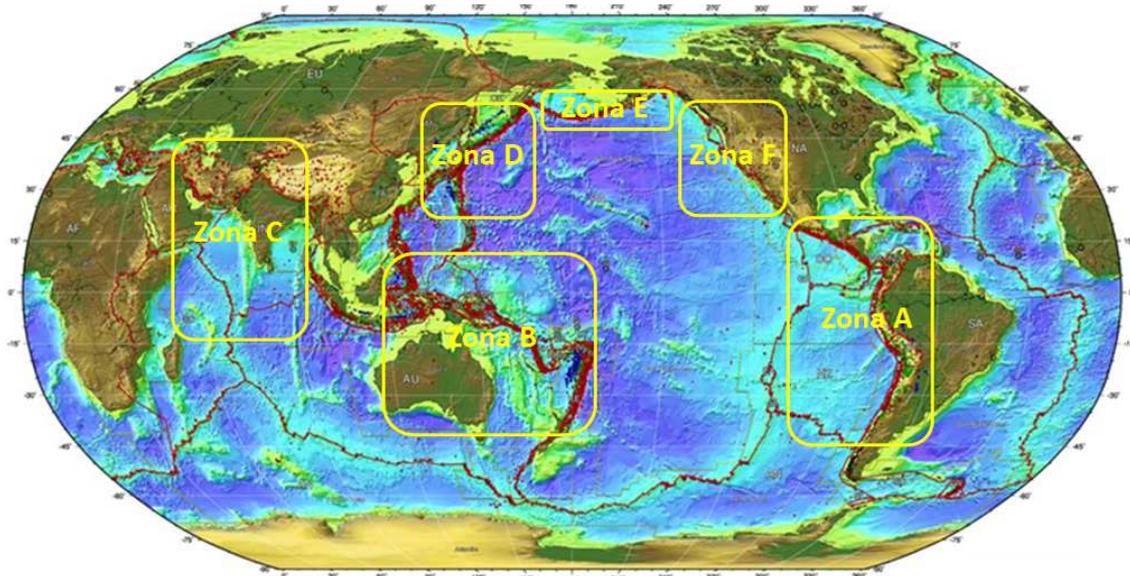


Figura 4- 1. Ubicación de las zonas en estudio a nivel mundial

4.1 GEOMETRÍA DE LAS PLACAS TECTÓNICAS

La aplicación del método de elementos finitos exige la creación de la geometría de los modelos a estudiar. En este caso, las placas tectónicas fueron analizadas considerando sus límites y llevándolos a coordenadas locales cartesianas.

Se realiza primero la geometría principal, para luego obtener los modelos secundarios correspondientes a las zonas de estudio. Debe destacarse que es complejo el tema de la definición de los límites de placas tectónicas. Muchos autores reconocidos no coinciden al respecto y por esto en esta investigación se tomaron las más representativas.

La geometría de las placas tectónicas es generada en coordenadas locales. Las catorce (14) principales placas tectónicas consideradas en esta investigación son: Placa Africana, Placa Árabe, Placa Australiana, Placa Caribe, Placa Cocos, Placa de Nazca, Placa del Pacífico, Placa Euroasiática, Placa Filipina, Placa Hindú, Placa Juan de Fuca, Placa Norteamericana, Placa Escocesa y Placa Sudamericana.

Se realizan los modelos para cada una de las zonas, que corresponden a estudios por separado de las placas y su interacción con sus semejantes inmediatas. La siguiente figura 4- 2 muestra la geometría de las placas tectónicas, con las coordenadas que se muestran en las tablas 4-1, 4- 2 y 4- 3.

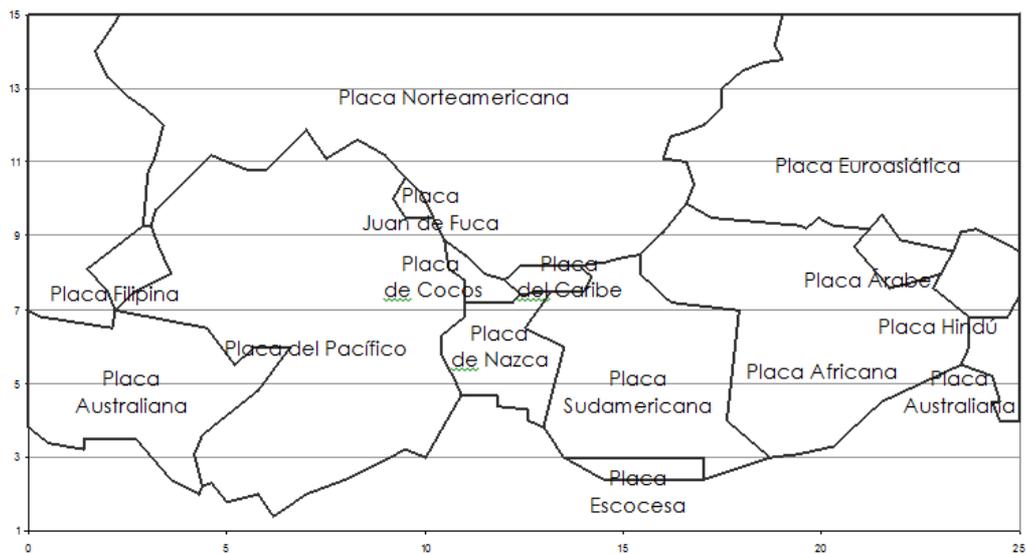


Figura 4- 2. Representación en coordenadas locales de las placas principales de nuestro planeta.



Tabla 4- 1. Coordenadas locales de las placas Norteamericana, Pacífico, Africana y Euroasiática.

Placa Norteamericana		Placa del Pacífico		Placa Africana		Placa Euroasiática <i>derecha</i>		Placa Euroasiática <i>izquierda</i>	
x	y	x	y	x	y	x	y	x	y
2.3	15	3.1	9.3	15.4	8.5	25	15	0	15
2	14.5	3.2	9.7	16	9.1	19	15	2.3	15
1.7	14	4.6	11.2	16.6	9.9	18.8	14.2	2	14.5
2	13.3	5.5	10.8	17.2	9.5	19	13.8	1.7	14
2.5	12.8	6	10.8	19.5	9.3	18.5	13.7	2	13.3
3	12.4	7	11.9	19.6	9.2	18	13.5	2.5	12.8
3.4	12	7.5	11.1	19.9	9.5	17.5	13	3	12.4
3.2	11.2	8	11.4	20.3	9.3	17.5	12.5	3.4	12
3	10.7	8.3	11.6	21.2	9.2	17	12	3.2	11.2
2.9	9.3	9	11.2	20.8	8.7	16.5	11.8	3	10.7
3.1	9.3	9.5	10.6	21.7	7.6	16.2	11.7	2.9	9.3
3.2	9.7	9.2	10	22.5	7.8	16	11.1	1.5	8.1
4.6	11.2	9.5	9.5	23	8	16.6	11	2	7.5
5.5	10.8	10.2	9.5	22.8	7.6	16.8	10.4	2.2	7
6	10.8	10.5	8.9	23.7	6.8	16.6	9.9	2.2	7
7	11.9	10.6	8.1	23.7	6	17.2	9.5	2.1	6.5
7.5	11.1	11	7.8	23.5	5.5	19.5	9.3	0.3	6.8
8	11.4	11	7.2	21.5	4.5	19.6	9.2	0	7
8.3	11.6	11	6.8	20.8	3.8	19.9	9.5	0	15
9	11.2	10.4	6.3	20.3	3.3	20.3	9.3		
9.5	10.6	10.4	5.8	19.4	3.1	21.2	9.2		
9.9	10.2	10.8	5	18.7	3	21.5	9.6		
10.2	9.5	10.9	4.7	17.6	4	22	8.9		
10.5	8.9	10	3	17.9	7	23.3	8.6		
11	8.5	9.5	3.2	16.2	7.2	23.5	9.1		
11.5	8	8	2.4	15.4	8	23.9	9.2		
12	7.8	7	2	15.4	8.5	25	8.6		
12.4	8.2	6.2	1.4			25	15		
13.9	8.2	5.8	2						
14.5	8.3	5	1.8						
15	8.4	4.6	2.3						
15.4	8.5	4.4	2.2						
16	9.1	4.2	3.1						
16.6	9.9	4.4	3.6						
16.8	10.4	5.8	4.8						
16.6	11	6.6	6						
16	11.1	5.7	6						
16.2	11.7	5.2	5.5						
16.5	11.8	4.5	6.5						
17	12	2.2	7						
17.5	12.5	2.7	7.5						
17.5	13	3.6	8						
18	13.5	3.3	8.7						
18.5	13.7	3.1	9.3						
19	13.8								
18.8	14.2								
19	15								
2.3	15								



Tabla 4- 2. Coordenadas locales de las placas Norteamericana, Pacífico, Africana y Euroasiática.

Placa Sudamericana		Placa Australiana izquierda		Placa Australiana derecha		Placa Nazca		Placa de Cocos		Placa Escocesa	
x	y	x	y	x	y	x	y	x	y	x	y
13.9	8.2	4.4	2.2	25	4	11	7.2	10.6	8.1	13.5	3
14.5	8.3	4.2	3.1	25	7.4	12.2	7.2	10.5	8.9	17	3
15	8.4	4.4	3.6	24.7	6.8	12.4	7.4	11	8.5	17	2.4
15.4	8.5	5.8	4.8	23.7	6.8	13.2	7.5	11.5	8	14.5	2.4
15.4	8	6.6	6	23.7	6	12.5	6.5	12	7.8	13.5	3
16.2	7.2	5.7	6	23.5	5.5	13.5	6	12.4	7.4		
17.9	7	5.2	5.5	24.3	5.2	13	3.8	12.2	7.2		
17.6	4	4.5	6.5	24.5	4.5	12.6	4	11	7.2		
18.7	3	2.2	7	24.3	4.5	12.6	4.3	11	7.8		
17	2.4	2.1	6.5	24.5	4	11.8	4.4	10.6	8.1		
17	3	0.3	6.8	25	4	11.8	4.7				
13.5	3	0	7			10.9	4.7				
13	3.8	0	3.8			10.8	5				
13.5	6	0.5	3.4			10.4	5.8				
12.5	6.5	1.4	3.2			10.4	6.3				
13.2	7.5	1.4	3.5			11	6.8				
14	7.5	2.7	3.5			11	7.2				
14.2	7.9	3.6	2.4								
13.9	8.2	4.3	2								
		4.4	2.2								

Tabla 4- 3. Coordenadas locales de las placas Hindú, Árabe, Caribe, Filipina y Juan de Fuca.

Placa Hindú		Placa Árabe		Placa del Caribe		Placa Filipina		Placa Filipina		Placa Juan de Fuca	
x	y	x	y	x	y	x	y	x	y	x	y
23.3	8.6	21.2	9.2	12	7.8	2.9	9.3	2.9	9.3	9.5	10.6
23.5	9.1	21.5	9.6	12.4	8.2	3.1	9.3	3.1	9.3	9.9	10.2
23.9	9.2	22	8.9	13.9	8.2	3.3	8.7	3.3	8.7	10.2	9.5
24.9	8.6	23.3	8.6	14.2	7.9	3.6	8	3.6	8	9.5	9.5
25	7.4	23	8	14	7.5	2.7	7.5	2.7	7.5	9.2	10
24.7	6.8	22.5	7.8	13.2	7.5	2.2	7	2.2	7	9.5	10.6
23.7	6.8	21.7	7.6	12.4	7.4	2	7.5	2	7.5		
22.8	7.6	20.8	8.7	12	7.8	1.5	8.1	1.5	8.1		
23	8	21.2	9.2	12	7.8	2.9	9.3	2.9	9.3		
23.3	8.6										



4.2 MATERIALES CONSTITUTIVOS DE LAS PLACAS TECTÓNICAS

Las placas tectónicas estudiadas son de tipo oceánico, continental y mixto. Las características de los materiales utilizados en la simulación numérica de las placas tectónicas son las siguientes:

Tabla 4- 4. Propiedades geomecánicas de litosfera y corteza. [57]

	Litosfera	Corteza Oceánica	Corteza Continental	Corteza Mixta
Módulo de Elasticidad, E (N/Km ²)	1.62 E 17	0.6 E 17	0.83 E 17	0.70 E 17
Relación de Poisson, ν	0.28	0.25	0.25	0.25
Densidad, ρ Kg/Km ³	3.36 E 12	2.95 E 9	2.7 E 9	2.82 E 9

4.3 CONDICIONES DE BORDE Y CARGAS

Las condiciones de borde son los vínculos o apoyos que fijan los modelos a movimientos permitidos o no. En este caso, las condiciones de borde permiten los movimientos relativos de las placas, unas respecto a las otras.

Las condiciones de borde deben garantizar la continuidad del medio geológico. Esto es, la continuidad física con las placas vecinas que no son modeladas. El contacto de la litosfera con la astenosfera se modela utilizando condiciones que permiten el desplazamiento libre, simulando las condiciones de las corrientes de convección, responsables de los movimientos de las placas.

Las cargas aplicadas deben ser seleccionadas cuidadosamente, comprobando su validez, su dirección y magnitud. Una vez obtenida la geometría, y aplicadas las características de los materiales y las condiciones de borde iniciales, el modelo inicial se encuentra listo para proceder a la aplicación de las cargas. Este proceso se realiza analizando los resultados de convergencia de los desplazamientos, acorde con los desplazamientos reales en los estados naturales que se conocen.

Es importante destacar que cada modelo geonumérico realizado debe ser estudiado por separado, calibrando sus condiciones de borde y cargas. Los detalles se muestran seguidamente.



4.4 CALIBRACIÓN Y VALIDACIÓN DE LOS MODELOS

Los modelos geonuméricos creados por el método de elementos finitos son calibrados utilizando primero modelos de prueba, verificando características locales, en algunos casos, considerando ángulos de subducción en sectores específicos, elevaciones y depresiones formadas.

Inicialmente se procede con cargas unitarias, elevando su grado de magnitud hasta obtener desplazamientos similares a la realidad natural actual. Este proceso se repite, modificando también las condiciones de borde. Puesto que las cargas y las condiciones de borde influyen de manera notable en los resultados, deben ajustarse a la simulación del proceso natural. En el caso de la subducción, las cargas aplicadas deben emular las compresiones que elevan secciones de las placas, creando montañas o islas.

La calibración del modelo finaliza cuando el modelo está completado, esto es, cuando están reproducidas las condiciones de borde y cargas que llevan a las placas tectónicas estudiadas a los desplazamientos verticales reales actuales, en este caso, elevaciones de montañas y depresiones en fosas oceánicas. Lo anterior indica que los resultados se consideran correctos cuando el modelo ha sido calibrado a estados naturales conocidos, en este caso, altitudes de montañas conocidas.

Los modelos finales se validan, verificando los desplazamientos verticales positivos o negativos. El primero en elevaciones de cordilleras producto del sistema compresivo en la zona de subducción, y el segundo en depresiones importantes como las fosas oceánicas.

Con el uso del método de elementos finitos, luego de la obtención de los modelos y mallados correctos, se logran los valores de esfuerzo, deformación y desplazamiento. El paso final en esta etapa es la obtención de la energía de deformación.

Los modelos geomecánicos aplicados en esta investigación, corresponden a modelos bidimensionales y tridimensionales de las placas tectónicas de nuestro planeta. Se muestran los modelos realizados para las zonas A, B y C, puesto que los modelos de las zonas D, E y F fueron realizados de manera similar.

Para cada modelo que se muestra, se establece para la zona A la geometría, para la zona B las cargas y para la zona C las condiciones de borde, principalmente.



4.5 MODELOS GEOMECÁNICOS DE ZONA A

Para la zona A se realizaron tres modelos para la obtención de la energía de deformación.

Los modelos de calibración corresponden a la búsqueda de las cargas actuantes que simulen el empuje de las placas tectónicas y las condiciones de borde que garanticen la continuidad del medio geológico que se estudia.

Esta zona de estudio se encuentra ubicada, geográficamente, en las costas de Sudamérica con el océano Pacífico. Los modelos fueron calibrados a estados naturales conocidos, en este caso, las elevaciones de la Cordillera de Los Andes, puesto que son límites interplacas de tipo convergentes.

Modelo 1. Es el primer modelo básico de las placas nazca y sudamericana con empuje directo en dos dimensiones. Se hace con la finalidad de establecer la distribución 2D de la energía de deformación en la placa sudamericana, por efecto del empuje de la placa de Nazca contra la placa Sudamericana (ver figura 4-3).

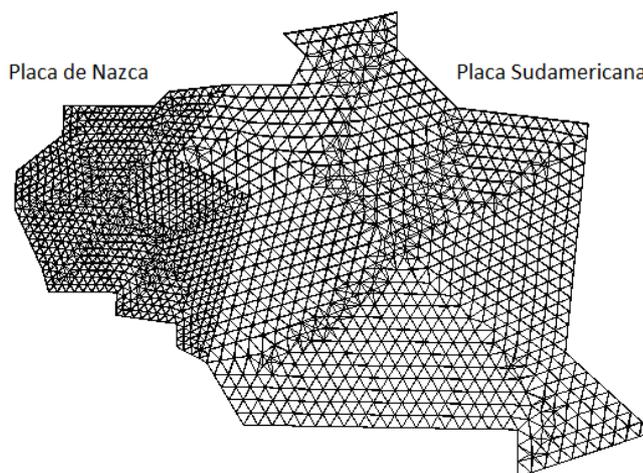


Figura 4-3. Modelo 1. Se muestra la placa de Nazca y la placa Sudamericana.



Modelo 2. Este modelo es creado en tres dimensiones y complementa el modelo anterior, agregando efecto de colisión frontal. Cuenta con dos particiones modeladas por separado y la simulación del contacto y choque entre las placas.

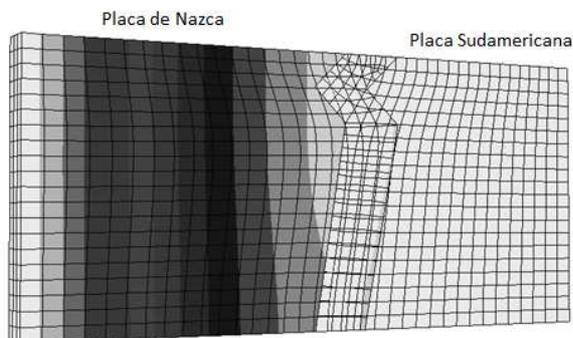


Figura 4- 4. Modelo 2. Muestra las placas Nazca y Sudamericana en 3D, choque frontal.

Modelo 3. Este modelo se hace en tres dimensiones utilizando bloques de colisión frontal, como resultado de la calibración de los modelos anteriores. Se utiliza geometría de profundidad para modelar el ángulo de subducción y la creación de la Cordillera de Los Andes.

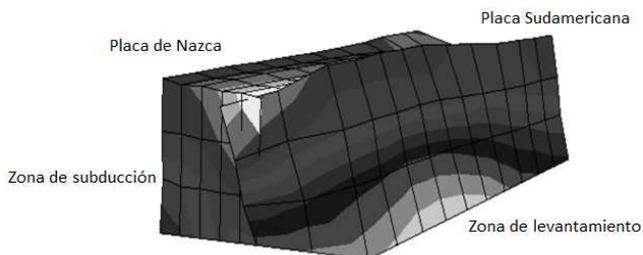


Figura 4- 5. Modelo 4. Placas Nazca y Sudamericana en bloques 3D, en choque frontal.

4.6 MODELOS GEOMECÁNICOS DE ZONA B

Con la realización de los modelos en la zona A, se eligen directamente la forma y estilo de las geometrías a utilizar, siendo definidas por las coordenadas locales de la figura 4-1 llevadas a 3D.

La zona B se encuentra ubicada geográficamente en la zona norte de Australia e Indonesia. Los modelos fueron calibrados buscando las máximas elevaciones en diferentes sectores, por ejemplo, en las islas Molucas y Sulawesi, donde hay altitudes de 3400 m. [56].



Las cargas aplicadas al modelo se muestran en la tabla 4-5. El convenio de signos empleados indica que las positivas apuntan hacia dentro de la placa. Las magnitudes son N/m, que es equivalente a un esfuerzo de 10 MPa a través de una placa de 100 Km de espesor [56].

Tabla 4- 5. Fuerzas aplicadas zona B, [56]

LOCALIZACIÓN	MAGNITUD EN N/m
Dorsal Oceánica Australiana	$1,9 \times 10^{12}$
Dorsal Oceánica Filipina	5×10^{10}
Papúa Nueva Guinea (PNG)	$3,8 \times 10^{12}$
Arco Banda (BA)	$-0,5 \times 10^{12}$
Java (JAVA)	$-0,3 \times 10^{12}$
Solomon (SOL)	$1,20 \times 10^{12}$
Sumatra (SUM)	$2,00 \times 10^{12}$
Nueva Zelanda (NZ)	$2,40 \times 10^{12}$
Alpes Sureños de Nueva Zelanda (SNZ)	$2,8 \times 10^{12}$

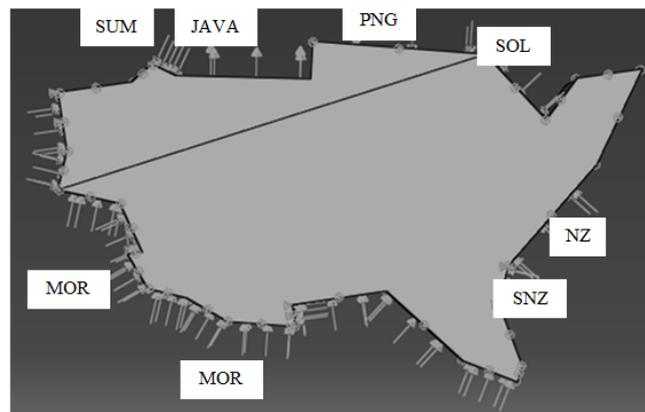


Figura 4- 6. Cargas aplicadas a las Placas Australiana y Filipina. [56]

4.7 MODELOS GEOMECÁNICOS DE ZONA C

La zona C se muestra para la visualización de la selección de las condiciones de borde que garanticen la continuidad del medio natural donde están las placas tectónicas que se modelan. Esta zona representa una de las colisiones interplacas mas importantes, puesto que da origen a la Cordillera del Himalaya. Se establecen aquí las condiciones de borde y del modelo, las cuales son el producto de diversas pruebas, verificando los empujes de las placas en fuerza de volumen y presiones, obteniendo espacios geológicos conocidos en los límites naturales actuales, como alturas promedio del Himalaya cercanas a 8000 m. [31].



Las condiciones de borde definidas como rodillo vertical u horizontal y empotramiento, son las utilizadas en esta sección. Los desplazamientos definidos como U, muestran cero en vertical para U_y , cero en horizontal para U_x .

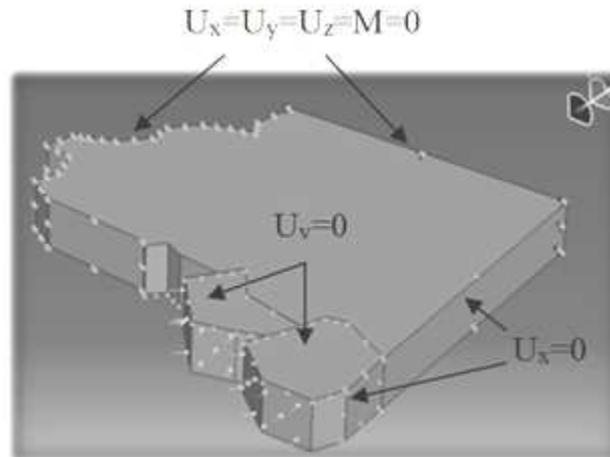


Figura 4- 7. Condiciones de borde utilizadas en la zona C [31]

Los modelos mostrados en las secciones anteriores son utilizados para el calculo de la energía de deformación utilizando el método de elementos finitos. Son realizados bajo todos los procedimientos propios del método, verificando la convergencia del resultado a estados naturales conocidos.



CAPÍTULO V

APLICACIÓN DE LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES EN LA FALLA DE BOCONÓ

Como un primer paso a la aproximación del uso de las redes neuronales artificiales en estudios sísmicos, se selecciona una zona de estudio para la aplicación de esta técnica inteligente. La zona de estudio está ubicada en el sector occidental de Venezuela, en la Falla de Boconó, la cual, para algunos autores, es definida como límite entre las placas Sudamericana y Caribe.

La falla de Boconó atraviesa Los Andes venezolanos, y cuenta con una longitud de más de 500 Km. Se puede visualizar si se dibuja una línea imaginaria por las poblaciones de La Grita, Bailadores, Tovar, Mérida, Mucuchíes, y se prolonga hacia el Táchira por el Suroeste y hacia Mar Caribe por el Noreste, como se muestra en la figura 5-1 llegando hasta Puerto Cabello.



Figura 5- 1. Ubicación de la falla de Boconó en el occidente de Venezuela.



La metodología mostrada en este apartado es basada en el trabajo realizado por Elberg M., Andrade W., Rivas F. y Aguilar J. [23].

5.1 SELECCIÓN DE VARIABLES PARA LOS EXPERIMENTOS

La recopilación y análisis de los datos que se utilizan, son los registros sísmicos históricos de la falla de Boconó obtenidos de la Fundación Venezolana de Investigaciones Sismológicas (FUNVISIS) y de la Fundación para la Prevención de los Riesgos Sísmicos (FUNDAPRIS), estos son:

- Ubicación expresada en latitud
- Ubicación expresada en longitud
- Profundidad expresada en kilómetros
- Magnitud expresada en escala de Richter
- Fecha expresada en fecha juliana

La *latitud* se define como la distancia angular entre la línea ecuatorial y un punto determinado de la Tierra, medida a lo largo del meridiano en el que se encuentra dicho punto. Según el hemisferio en el que se sitúe el punto, puede ser latitud norte o sur. Por otro lado, la *longitud* expresa la distancia angular entre un punto dado de la superficie terrestre y el meridiano 0° o meridiano de Greenwich, medida a lo largo del paralelo en el que se encuentra dicho punto.

La *profundidad* de un sismo es la medida desde la superficie de la tierra en el punto llamado epicentro hasta el punto exacto donde se produjo el sismo, llamado hipocentro.

La *magnitud* de un sismo se mide comúnmente en la escala de Richter. Es una escala logarítmica arbitraria que asigna un número para cuantificar la energía que libera un terremoto, denominada así en honor del sismólogo estadounidense Charles Richter.

Por otro lado la *fecha*, llamado *tiempo*, corresponde al día en que se produjo el sismo, en este caso se expresa en fecha juliana, que se representa como el número de días transcurridos desde el mediodía del 1° de enero del año 4713 a. C.

La Tabla 5- 1 muestra 20 datos de 1890 utilizados en esta parte de la investigación.



Tabla 5- 1. Datos de entrada para el uso de redes neuronales artificiales, utilizados en la zona de estudio 1.

Se muestran 20 datos de 1890.

Latitud	Longitud	Entradas			Tiempo
		Profundidad	Magnitud		
8.9762	-70.4804	15.95	3.3	32875	
8.9366	-71.2597	9.54	3.0	32877	
8.8695	-70.8970	11.33	3.0	32878	
8.3748	-71.7485	16.07	3.0	32879	
9.1698	-70.1014	2.86	3.5	32880	
7.7431	-72.0631	3.34	2.9	32881	
9.5479	-69.7195	1.67	3.3	32883	
8.8214	-70.8530	6.70	3.0	32887	
8.8837	-70.6670	25.01	3.0	32887	
8.8415	-70.8645	6.78	2.7	32887	
8.8385	-70.8649	5.19	2.7	32887	
8.8450	-70.8626	6.66	2.7	32887	
8.8345	-71.0226	26.03	3.2	32889	
8.3726	-71.3464	34.15	2.6	32890	
8.1455	-71.2389	16.05	2.9	32896	
8.8266	-70.8913	7.03	2.8	32897	
8.5514	-71.6032	15.89	2.8	32897	
8.8553	-70.8647	7.50	3.4	32900	
8.5560	-71.6164	15.23	3.7	32901	
8.7140	-71.0179	8.26	3.6	32907	

5.2 DISEÑO DE EXPERIMENTOS

Los experimentos fueron diseñados con la finalidad de establecer la posible predicción de las variables estudiadas. Se utilizaron diferentes combinaciones las cuales incluyen:

- Ubicación, expresada en latitud y longitud
- Fecha
- Ubicación y fecha
- Ubicación, fecha, profundidad y magnitud

Los experimentos fueron ampliados utilizando retardos para que la red pueda evaluar distintos escenarios con las mismas salidas deseadas. Los retardos son nuevas columnas de datos en las tablas que generan más información para el entrenamiento de la red. Esto se realiza desplazando los datos un espacio hacia arriba para un retardo, dos espacios para dos retardos, tres espacios para tres retardos y cuatro posiciones para cuatro retardos, como se muestra en la tabla 5- 2



Tabla 5- 2. Forma de realizar los retardos para los experimentos

Columna 1	Columna 2	Columna 3
sin retardo K	con un retardo K-1	con dos retardos K-2
A	B	C
B	C	D
C	D	E
D	E	F
E	F	G
F	G	H
G	H	I
H	I	
I		

Los experimentos se consideraron de la siguiente manera:

- Un retardo (K-1)
- Dos retardos (K-2)
- Tres retardos (K-3)
- La combinación de uno (K-1) y dos retardos (K-2).
- La combinación de los tres retardos (K-1), (K-2) y (K-3).

Se diseñaron para esta zona de estudio 20 experimentos. Los experimentos de 1 a 4 son realizados con un retardo utilizando las cinco variables de entrada: tiempo, longitud, latitud, magnitud y profundidad. Esto es: $T(k-1)$, $Lon(k-1)$, $Lat(k-1)$, $Mg(k-1)$, $Prof(k-1)$.

En el experimento 1 se pide como salida la ubicación expresada en latitud y longitud. El experimento 2 calcula la fecha en que puede ocurrir el evento sísmico. En el experimento 3 se piden la ubicación y la fecha del sismo a ser predicho. Por último, el experimento 4 solicita la magnitud, la fecha y la ubicación.

Los experimentos de 5 a 8, mantienen el mismo patrón anterior, y son diseñados con dos retardos: $(k-2)$, $Lon(k-2)$, $Lat(k-2)$, $Mg(k-2)$, $Prof(k-2)$, solicitando para el experimento 5 la ubicación de siguientes sismos. El experimento 6 muestra la predicción de fecha. En el experimento 7 se calcula la ubicación y la fecha, y el experimento 8 da como resultados el cálculo de magnitud, fecha y ubicación.



Los experimentos de 9 a 12 mantienen el mismo patrón de salidas, utilizando como datos de entradas datos con tres retardos, es decir $T(k-3)$, $Lon(k-3)$, $Lat(k-3)$, $Mg(k-3)$, $Prof(k-3)$. Los experimentos de 13 al 16, utilizan una combinación de datos con un retardo y dos retardos como variables de entrada: $T(k-2)$, $Long(k-2)$, $Lat(k-2)$, $Mg(k-2)$, $Prof(k-2)$, $T(k-1)$, $Lon(k-1)$, $Lat(k-1)$, $Mg(k-1)$, $Prof(k-1)$.

Los experimentos de 17 al 20, combinan uno, dos y tres retardos: $T(k-3)$, $Lon(k-3)$, $Lat(k-3)$, $Mg(k-3)$, $Prof(k-3)$, $T(k-2)$, $Lon(k-2)$, $Lat(k-2)$, $Mg(k-2)$, $Prof(k-2)$, $T(k-1)$, $Lon(k-1)$, $Lat(k-1)$, $Mg(k-1)$, $Prof(k-1)$.

La tabla 5- 3 muestra los experimentos realizados, los datos de entrada y las salidas solicitadas.

Tabla 5- 3. Experimentos y escenarios propuestos para el entrenamiento de la RNA en las pruebas iniciales de la metodología aplicado a la falla de Boconó. T es el tiempo, Lon es la longitud, Lat es la latitud, Mg es la magnitud del sismo y Prof es la profundidad. K representa los retardos.

Experimento	Entradas	Salidas solicitadas
1	$T(k-1)$, $Lon(k-1)$, $Lat(k-1)$, $Mg(k-1)$, $Prof(k-1)$	$Lon(k)$, $Lat(k)$
2	$T(k-1)$, $Lon(k-1)$, $Lat(k-1)$, $Mg(k-1)$, $Prof(k-1)$	$T(k)$
3	$T(k-1)$, $Lon(k-1)$, $Lat(k-1)$, $Mg(k-1)$, $Prof(k-1)$	$T(k)$, $Lon(k)$, $Lat(k)$
4	$T(k-1)$, $Lon(k-1)$, $Lat(k-1)$, $Mg(k-1)$, $Prof(k-1)$	$T(k)$, $Lon(k)$, $Lat(k)$, $Mg(k)$, $Prof(k)$
5	$T(k-2)$, $Lon(k-2)$, $Lat(k-2)$, $Mg(k-2)$, $Prof(k-2)$	$Lon(k)$, $Lat(k)$
6	$T(k-2)$, $Lon(k-2)$, $Lat(k-2)$, $Mg(k-2)$, $Prof(k-2)$	$T(k)$
7	$T(k-2)$, $Lon(k-2)$, $Lat(k-2)$, $Mg(k-2)$, $Prof(k-2)$	$T(k)$, $Lon(k)$, $Lat(k)$
8	$T(k-2)$, $Lon(k-2)$, $Lat(k-2)$, $Mg(k-2)$, $Prof(k-2)$	$T(k)$, $Lon(k)$, $Lat(k)$, $Mg(k)$, $Prof(k)$
9	$T(k-3)$, $Lon(k-3)$, $Lat(k-3)$, $Mg(k-3)$, $Prof(k-3)$	$Lon(k)$, $Lat(k)$
10	$T(k-3)$, $Lon(k-3)$, $Lat(k-3)$, $Mg(k-3)$, $Prof(k-3)$	$T(k)$
11	$T(k-3)$, $Lon(k-3)$, $Lat(k-3)$, $Mg(k-3)$, $Prof(k-3)$	$T(k)$, $Lon(k)$, $Lat(k)$
12	$T(k-3)$, $Lon(k-3)$, $Lat(k-3)$, $Mg(k-3)$, $Prof(k-3)$	$T(k)$, $Lon(k)$, $Lat(k)$, $Mg(k)$, $Prof(k)$



13	T(k-2), Long(k-2), Lat(k-2), Mg (k-2), Prof (k-2), T(k-1), Lon(k-1), Lat(k-1), Mg(k-1), Prof (k-1)	T(k)
14	T(k-2), Lon(k-2), Lat(k-2), Mg(k-2), Prof(k-2), T(k-1), Lon(k-1), Lat(k-1), Mg(k-1), Prof(k-1)	Long (k), Lat (k)
15	T(k-2), Lon(k-2), Lat(k-2), Mg(k-2), Prof(k-2), T(k-1), Lon(k-1), Lat(k-1), Mg(k-1), Prof(k-1)	T(k), Lon(k), Lat(k)
16	T(k-2), Lon(k-2), Lat(k-2), Mg(k-2), Prof(k-2), T(k-1), Lon(k-1), Lat(k-1), Mg(k-1), Prof(k-1)	T(k), Lon(k), Lat(k), Mg(k), Prof(k)
17	T(k-3), Lon(k-3), Lat(k-3), Mg(k-3), Prof(k-3), T(k-2), Lon(k-2), Lat(k-2), Mg(k-2), Prof(k-2), T(k-1), Lon(k-1), Lat(k-1), Mg(k-1), Prof(k-1)	Lon(k), Lat(k)
18	T(k-3), Lon(k-3), Lat(k-3), Mg(k-3), Prof(k-3), T(k-2), Lon(k-2), Lat(k-2), Mg(k-2), Prof(k-2), T(k-1), Lon(k-1), Lat(k-1), Mg(k-1), Prof(k-1)	T(k)
19	T(k-3), Lon(k-3), Lat(k-3), Mg(k-3), Prof(k-3), T(k-2), Lon(k-2), Lat(k-2), Mg(k-2), Prof(k-2), T(k-1), Lon(k-1), Lat(k-1), Mg(k-1), Prof(k-1)	T(k), Lon(k), Lat(k)
20	T(k-3), Lon(k-3), Lat(k-3), Mg(k-3), Prof(k-3), T(k-2), Lon(k-2), Lat(k-2), Mg(k-2), Prof(k-2), T(k-1), Lon(k-1), Lat(k-1), Mg(k-1), Prof(k-1)	T(k), Lon(k), Lat(k), Mg(k), Prof(k)

La herramienta utilizada es el programa Statistica Neural Networks [54], el cual es automatizado y presenta diversas opciones al usuario. Una de ellas es el uso de todas las variables de entrada, o permitir que el programa seleccione automáticamente lo que este considere las variables más significativas.

La opción de utilizar todas las variables se refiere a que el programa utiliza todas las entradas que le han sido entregadas. La otra opción, uso de variables más significativas, se refiere a que el programa, para cada experimento, analiza primero con una sola variable de entrada, luego con dos y así sucesivamente hasta trabajar con todas ellas dependiendo del diseño del experimento, mostrados en la tabla anterior. Al final, escoge el número de variables más apropiado con el mejor rendimiento y error.



Los valores de rendimiento se muestran de manera cuantitativa y cualitativa. Este análisis se basa al asignar el valor cero (0) a un rendimiento perfecto y valores de uno (1) corresponde a un rendimiento nulo.



Figura 5- 2. Valoración cualitativa del rendimiento

En términos generales, el rendimiento muestra la variabilidad de una distribución, indicando por medio de un número, si la variable está muy alejada de la media. Cuánto mayor sea ese valor, mayor será la variabilidad, cuanto menor sea, más homogénea será a la media. Así se sabe si todos los casos son parecidos o varían mucho entre ellos. En este caso, el programa Statistica Neural Networks, hace referencia a la tasa de reconocimiento de la red, es decir, cómo la red valida los resultados; este software representa el rendimiento con su valor inverso, es decir, un valor cercano a uno (1) implica un rendimiento pobre, mientras que uno cercano a cero (0) representa un rendimiento excelente. Asimismo, el software clasifica el rendimiento en pobre, buenos resultados, un rendimiento bien o excelente; de acuerdo al valor que obtenga para dicho parámetro [23].

El error por su parte, representa el cuadrado de la diferencia que existe entre el valor teórico y el valor calculado. Es por esto, que para la interpretación del error es fundamental el conocimiento de las variables que se están estudiando.

Por otro lado, este programa prueba diversos tipos de redes neuronales: redes lineales, redes perceptrónicas multicapa (MLP), redes de función de base radial (RBF) y redes neuronales de regresión generalizada (GRNN).

Los datos de entrada iniciales son seleccionados por el usuario, según la tabla generalizada de valores que puede ser leída de diferentes formatos. De igual manera, se seleccionan las variables para las salidas deseadas.

El programa prueba de manera automática las redes escogiendo la mejor, siendo 60 un promedio de redes de prueba por experimento. Dependiendo del tipo de red, incluye también la selección de capas ocultas, llegando en algunos casos a 300.



En el capítulo VII se detalla la selección de las variables, tipo de redes y número de capas ocultas para cada experimento. Los resultados obtenidos en este apartado se muestran y analizan en el capítulo VIII.



CAPÍTULO VI

APLICACIÓN DE LA PROGRAMACIÓN GENÉTICA Y LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES EN LAS FALLAS DE BOCONÓ, SAN SEBASTIÁN, OCA ANCÓN Y EL PILAR

Con la programación genética y las redes neuronales artificiales se analizan diversos escenarios, con el fin de compararlos. Los principales pasos de esta etapa son los siguientes:

- Selección de las zonas de análisis
- Recolección de datos para las diferentes zonas de estudio
- Aplicación de la herramienta para cada zona de estudio y la zona general

6.1 SELECCIÓN DE ZONA DE ESTUDIO

En esta etapa de la investigación se aplica la programación genética y las redes neuronales artificiales de forma comparativa, en una zona compuesta por las fallas de Boconó, San Sebastián, Oca Ancón y El Pilar, ubicadas en Venezuela, caracterizando cuatro (4) sub zonas de estudio.



Figura 6- 1. Ubicación de la Falla de Boconó, Falla de San Sebastián, Falla Oca Ancón y Falla El Pilar, en Venezuela

6.2 SELECCIÓN Y PREPARACIÓN DE DATOS

Los datos que se usan en esta etapa de la investigación son:

- Fecha de ocurrencia de sismo, expresado en fecha juliana.
- Latitud
- Longitud
- Magnitud

Los datos son depurados y ubicados en su sub zona respectiva. La figura muestra la ubicación de todos los sismos seleccionados y ubicados por zona de registro.

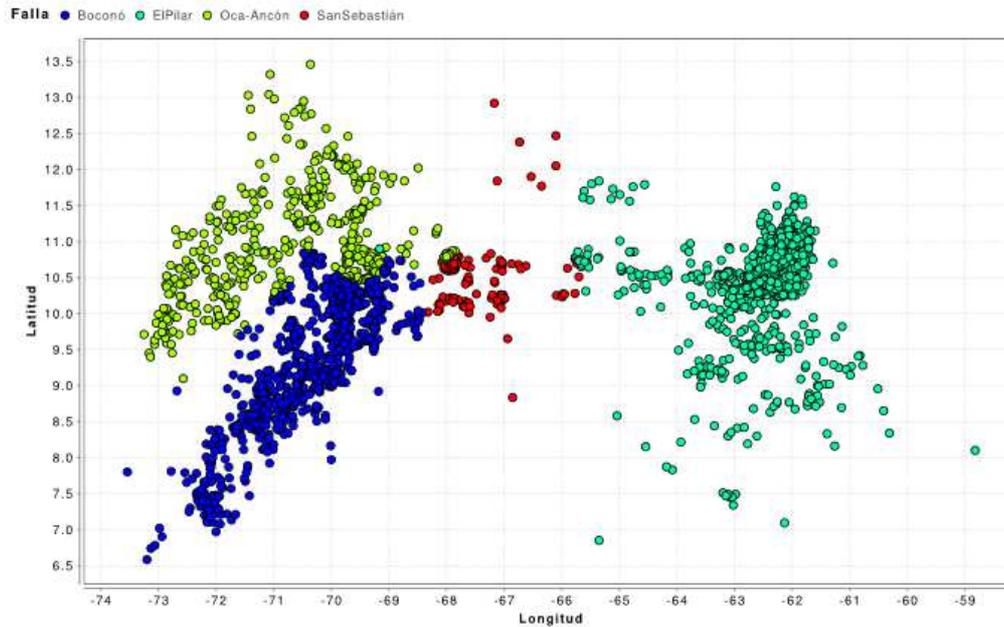


Figura 6- 2. Ubicación de los sismos según fallas y zonas asignadas a cada registro.

Estos datos fueron preparados para cada falla, normalizando los valores con los que se trabaja, siendo todos ellos los datos de entrada, y únicamente la magnitud como variable solicitada en las salidas. La ecuación de normalización para las entradas utiliza los mínimos y máximos de los datos a normalizar, con resultado acotado de 0 a 1:

$$B = \frac{A - \min(A)}{\max(A) - \min(A)} \quad (3)$$

Se aplica esta fórmula para cada uno de los campos de entrada, donde A es cada una de las variables que se estudia y B es el valor normalizado.

Para la salida, se conoce que la magnitud analizada varía entre 0 y 10, por lo tanto, simplemente se dividen los valores entre 10.

Las tablas que se muestran a continuación, presentan los primeros 20 datos normalizados en cada una de las zonas estudiadas. Cada zona lleva el nombre de la falla geológica analizada.



Tabla 6- 1. Datos de entrada para PG y RNA normalizados de Zona de estudio en Falla de Boconó.

Se muestran 20 datos de 981

Fecha	Entradas		
	Latitud	Longitud	Magnitud
0.0021917808	0.3775450844	0.2350543478	0.28
0.0032876712	0.1303083188	0.0815217391	0.32
0.0032876712	0.5142524724	0.2561141304	0.26
0.0038356164	0.4386271088	0.2900815217	0.25
0.0054794521	0.3731820826	0.125	0.28
0.0082191781	0.4473531123	0.2873641304	0.25
0.0093150685	0.3819080861	0.21875	0.26
0.0120547945	0.4269924375	0.2479619565	0.25
0.0136986301	0.4618964514	0.2527173913	0.26
0.0136986301	0.2888307155	0.1576086957	0.3
0.015890411	0.4488074462	0.1494565217	0.25
0.0175342466	0.4080860966	0.222826087	0.28
0.018630137	0.4953461315	0.2404891304	0.25
0.0197260274	0.3717277487	0.2350543478	0.3
0.0202739726	0.3819080861	0.2316576087	0.26
0.0208219178	0.4895287958	0.2452445652	0.29
0.0224657534	0.3630017452	0.2391304348	0.29
0.0252054795	0.5956951716	0.2296195652	0.29
0.0257534247	0.0226876091	0.0278532609	0.55
0.0257534247	0.3789994183	0.2330163043	0.26



Tabla 6- 2. Datos de entrada para PG y RNA normalizados de Zona de estudio en Falla de San Sebastián.

Se muestran 20 datos de 173

Fecha	Entradas		
	Latitud	Longitud	Magnitud
0.036712329	0.520069808	0.370244565	0.25
0.044383562	0.533158813	0.50611413	0.34
0.05260274	0.527341478	0.386548913	0.26
0.063013699	0.514252472	0.366847826	0.28
0.077260274	0.594240838	0.40013587	0.38
0.082191781	0.489528796	0.42798913	0.32
0.082191781	0.445898778	0.448369565	0.25
0.111780822	0.499709133	0.354619565	0.26
0.115616438	0.562245492	0.432744565	0.29
0.117260274	0.61751018	0.428668478	0.28
0.132054795	0.586969168	0.435461957	0.3
0.157260274	0.608784177	0.423233696	0.26
0.158356164	0.856020942	0.505434783	0.32
0.16109589	0.559336824	0.433423913	0.26
0.174794521	0.794938918	0.505434783	0.32
0.179726027	0.570971495	0.402173913	0.25
0.181369863	0.59133217	0.442255435	0.25
0.20109589	0.595695172	0.461277174	0.26
0.249315069	0.568062827	0.367527174	0.26
0.251506849	0.608784177	0.385190217	0.34



Tabla 6- 3. Datos de entrada para PG y RNA normalizados de Zona de estudio en Falla Oca-Ancón
Se muestran 20 datos de 507

Entradas			
Fecha	Latitud	Longitud	Magnitud
0.003287671	0.570971495	0.047554348	0.26
0.005479452	0.581151833	0.271059783	0.25
0.005479452	0.536067481	0.176630435	0.28
0.008219178	0.454624782	0.061141304	0.47
0.009315069	0.909831297	0.145380435	0.31
0.009315069	0.645142525	0.149456522	0.25
0.011506849	0.626236184	0.100543478	0.26
0.012054795	0.854566609	0.14673913	0.28
0.014246575	0.62478185	0.145380435	0.31
0.014794521	0.528795812	0.114809783	0.42
0.015890411	0.659685864	0.077445652	0.26
0.015890411	0.463350785	0.043478261	0.32
0.022465753	0.69168121	0.266983696	0.31
0.023013699	0.652414194	0.073369565	0.28
0.023561644	0.697498546	0.266304348	0.29
0.026849315	0.937463642	0.142663044	0.36
0.030136986	0.522978476	0.173233696	0.32
0.030136986	0.528795812	0.173233696	0.26
0.031780822	0.525887144	0.171875	0.3
0.032328767	0.620418848	0.258831522	0.34



Tabla 6- 4. Datos de entrada para PG y RNA normalizados de Zona de estudio en Falla de El Pilar.

Se muestran 20 datos de 1122

Entradas			
Fecha	Latitud	Longitud	Magnitud
0	0.604421175	0.757472826	0.26
0.002191781	0.461896451	0.760190217	0.37
0.003835616	0.55788249	0.75951087	0.3
0.005479452	0.626236184	0.766983696	0.31
0.006027397	0.55061082	0.757472826	0.37
0.006575343	0.579697499	0.598505435	0.29
0.007123288	0.2495637	0.742527174	0.32
0.009315069	0.541884817	0.766983696	0.27
0.011506849	0.2495637	0.708559783	0.25
0.012054795	0.392088424	0.867527174	0.33
0.01369863	0.549156486	0.758831522	0.28
0.014794521	0.610238511	0.555706522	0.26
0.014794521	0.629144852	0.773097826	0.26
0.015342466	0.723676556	0.592391304	0.3
0.015890411	0.618964514	0.74388587	0.25
0.017534247	0.608784177	0.802309783	0.32
0.019726027	0.671320535	0.778532609	0.27
0.020821918	0.728039558	0.795516304	0.26
0.021369863	0.586969168	0.745244565	0.3
0.022465753	0.618964514	0.766304348	0.34

Los resultados que se obtienen para cada ejecución de técnica inteligente, corresponden al valor de la Magnitud, analizándose el error comparativo a valores conocidos y ubicados en el intervalo de tiempo definido, entre los años 2008 y 2012.

6.3 USO DE REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Con los datos normalizados para cada sub zona de estudio, se utiliza el programa RapidMiner [47], donde el operador puede seleccionar el tipo de red a probar. En este caso la red neuronal utilizada en todos los experimentos fue una red perceptrónica multicapa (MLP), utilizando backpropagation como regla de aprendizaje.

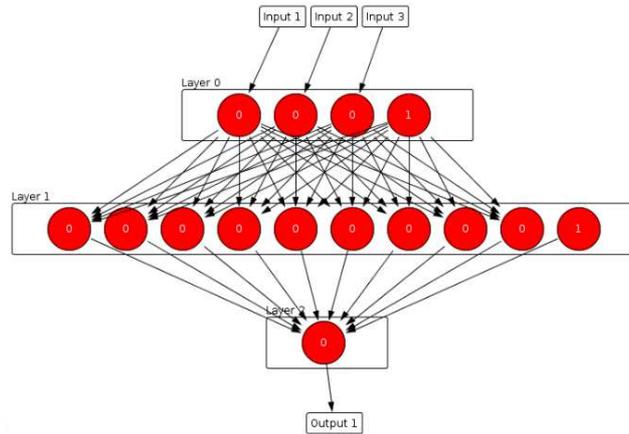


Figura 6- 3. Red neuronal perceptrónica multicapa con 3 nodos en la capa de entrada, una capa oculta de 9 nodos y 1 nodo en la capa de salida.

6.4 USO DE PROGRAMACIÓN GENÉTICA

La programación genética utiliza los mismos conjuntos de datos que se usaron para las cuatro sub zonas estudiadas. Se utiliza igualmente el programa RapidMiner con la opción de uso de algoritmos genéticos.

En el caso de la programación genética, los experimentos fueron diseñados con los siguientes juegos de datos:

- Datos de la sub zona de estudio Boconó
- Datos de la sub zona de estudio San Sebastián
- Datos de la sub zona de estudio Oca Ancón
- Datos de la sub zona de estudio El Pilar
- Datos de todas las sub zonas de estudio

Cada nodo del árbol es un operador (función matemática) o terminal (variable), por lo que las expresiones matemáticas son fáciles de evolucionar y evaluar. En particular, las funciones y terminales (átomos) usados para construir los individuos fueron las siguientes:

Funciones: En este caso se usaron funciones básicas como operadores: suma, resta, multiplicación, división y raíz cuadrada.

Átomos: Cada una de las variables de entrada serán los posibles átomos a utilizar: longitud, latitud y fecha de ocurrencia del sismo.



Para cada experimento se obtuvieron grupos de ecuaciones matemáticas que permiten hacer la predicción de la magnitud, denominada F, cuyas variables de entrada pueden ser la longitud, la latitud y la fecha de ocurrencia del sismo, o combinaciones de ellas.

Se encontraron ecuaciones específicas a zonas, como ecuaciones generales, según los juegos de datos usados en cada experimento. En particular, estas últimas ecuaciones generales encontradas fueron aplicadas en cada una de las sub zonas, para analizar su calidad.

A continuación se presentan ejemplos de las ecuaciones generadas por la programación genética para cada falla (zona), y la general. En cada caso, representa el mejor individuo obtenido por la programación genética para cada juego de datos:

ECUACIÓN DE LA FALLA DE BOCONÓ

$$F = \left(\sqrt{(|longitud|)} - (longitud * ((longitud + ((latitud + \frac{fecha}{longitud}) * longitud)) + (\frac{longitud}{latitud}))) \right) / \left(((fecha + longitud) + (latitud + fecha) + \sqrt{(\frac{fecha}{longitud})}) \right) \quad (4)$$

ECUACIÓN DE LA FALLA OCA ANCÓN

$$F = \left(\frac{(latitud + fecha)}{((((((longitud + fecha) * (fecha + fecha)) + (latitud + latitud)) + longitud) + latitud) + (fecha * (\frac{(\sqrt{(|fecha - latitud|)}) + \sqrt{(|latitud - fecha|)})}{(latitud - longitud)}))} \right) \quad (5)$$

ECUACIÓN DE LA FALLA DE SAN SEBASTIÁN

$$F = \left(\frac{latitud}{(latitud + ((longitud * (\frac{longitud}{\sqrt{(|fecha|)}}) - \sqrt{((latitud + (latitud + latitud)) - latitud)})) + (latitud + ((fecha + (fecha + fecha)) + latitud)))} \right) \quad (6)$$

ECUACIÓN DE LA FALLA DE EL PILAR

$$F = \left(\frac{(\frac{longitud}{((\frac{(latitud - fecha)}{(latitud + latitud)}) + (\frac{latitud}{latitud}) - (\frac{fecha}{latitud}) + (longitud * longitud))) + longitud)}{(longitud + longitud)} \right) \quad (7)$$

ECUACIÓN GENERAL

$$F = \frac{longitud}{(longitud + ((longitud + longitud) + (\sqrt{(|fecha|)}) * (longitud * latitud)))} \quad (8)$$



ÁRBOL GENERAL

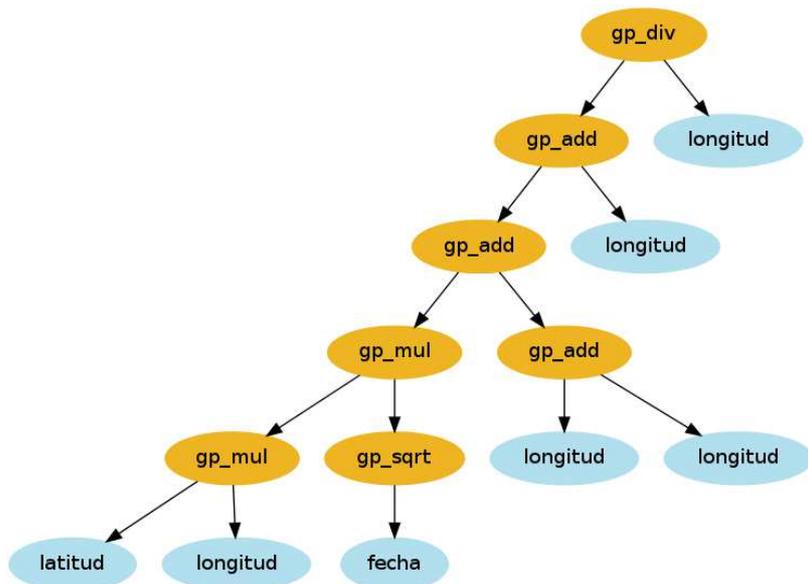


Figura 6- 8. Árbol General

En el capítulo VIII se hace un análisis de la capacidad predictiva de esas ecuaciones. En particular, en ese capítulo se muestra la aplicación de las ecuaciones matemáticas en las sub zonas, y se analizan los resultados obtenidos.



CAPÍTULO VII

ZONAS INTERPLACAS A NIVEL MUNDIAL: APLICACIÓN DE REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Las zonas interplacas de estudio a nivel mundial fueron seleccionadas con los criterios indicados en el capítulo IV. A las mismas se les identifico como A, B, C, D, E y F. Primero se realiza el estudio para cada zona por separado, y luego para el grupo completo compuesto por las seis (6) zonas.

El análisis a nivel mundial de los efectos interplacas se realizó utilizando el programa Statistica Neural Networks [54], puesto que luego del trabajo realizado en los capítulos V y VI, indica que la mejor técnica para el análisis sísmico son las redes neuronales artificiales y la mejor herramienta es el programa mencionado.

7.1 SELECCIÓN DE VARIABLES PARA LOS EXPERIMENTOS

Las variables seleccionadas para los experimentos en las zonas de estudio son magnitud (Mg), fecha juliana (Fj) y energía de deformación (Sn). Para la zona mundial se agrega la variable zona (Zn).

Se selecciona la *magnitud* puesto que es representativa de la energía liberada en un evento sísmico y permite realizar comparaciones cuantitativas sobre el poder destructivo del terremoto. La *fecha juliana* indica cuando se ha producido un movimiento sísmico, lo cual representa una estimación importante para determinar el periodo en el cual podría desarrollarse un nuevo evento. La última variable seleccionada es la *energía de deformación*, la cual es calculada utilizando los modelos geonuméricos y el método de elementos finitos, calculada en el capítulo IV. Esta energía es la que se concentra antes de un temblor de tierra. Las variables que representan ubicación, es decir latitud y



longitud, no se consideran, ya que se decidió utilizar la ubicación por zonas, es decir, las predicciones mundiales.

Todos los resultados se muestran en el capítulo VIII.

La tabla 7-1 muestra los datos de entrada para el uso de redes neuronales artificiales. Los datos corresponden a magnitud (Mg), fecha juliana (Fj) y energía de deformación (Sn). Se trabajó con datos originales y con cuatro retardos, esto es K, K1, K2, K3 y K4.

Como se explicó en el capítulo V, los retardos representan nuevas columnas de datos que generan más información para el entrenamiento de la red. Esto se realiza desplazando un espacio los datos para un retardo, dos espacios para dos retardos, tres espacios para tres retardos y cuatro posiciones para cuatro retardos.

En la tabla a continuación pueden observarse en las tres primeras columnas los datos sin retardo, donde para la primera fila magnitud es 5.6 con su respectiva fecha juliana de 41010 y su energía de 3.00. El segundo dato corresponde a 7.2 para magnitud, 40424 para fecha juliana y 53.76 para energía. Entonces, las siguientes tres columnas corresponden a un retardo, la terna que inicia con 7.2 de magnitud en la primera fila esas columnas es el dato número uno de la segunda fila. De igual manera se hace para las siguientes columnas.



Tabla 7- 1. Datos de entrada para redes neuronales artificiales. Se muestran 20 de 1109 filas

Datos de entrada para redes neuronales artificiales en zona A.														
MgK	FjK	SnK	MgK1	FjK1	SnK1	MgK2	FjK2	SnK2	MgK3	FjK3	SnK3	MgK4	FjK4	SnK4
5.6	41010	3.00	7.2	40424	53.76	6.1	40236	7.18	6.2	40110	8.54	5.5	40058	3.00
7.2	40424	53.76	6.1	40236	7.18	6.2	40110	8.54	5.5	40058	3.00	7.5	40035	73.06
6.1	40236	7.18	6.2	40110	8.54	5.5	40058	3.00	7.5	40035	73.06	6.4	39987	9.87
6.2	40110	8.54	5.5	40058	3.00	7.5	40035	73.06	6.4	39987	9.87	6.4	39727	9.63
5.5	40058	3.00	7.5	40035	73.06	6.4	39987	9.87	6.4	39727	9.63	6.3	39726	9.61
7.5	40035	73.06	6.4	39987	9.87	6.4	39727	9.63	6.3	39726	9.61	6.6	39720	10.19
6.4	39987	9.87	6.4	39727	9.63	6.3	39726	9.61	6.6	39720	10.19	7.2	39519	54.28
6.4	39727	9.63	6.3	39726	9.61	6.6	39720	10.19	7.2	39519	54.28	7.6	38807	136.10
6.3	39726	9.61	6.6	39720	10.19	7.2	39519	54.28	7.6	38807	136.10	6.1	38790	7.22
6.6	39720	10.19	7.2	39519	54.28	7.6	38807	136.10	6.1	38790	7.22	6.5	38697	9.85
7.2	39519	54.28	7.6	38807	136.10	6.1	38790	7.22	6.5	38697	9.85	6	38675	6.80
7.6	38807	136.10	6.1	38790	7.22	6.5	38697	9.85	6	38675	6.80	7.6	38624	136.10
6.1	38790	7.22	6.5	38697	9.85	6	38675	6.80	7.6	38624	136.10	7.2	38556	70.04
6.5	38697	9.85	6	38675	6.80	7.6	38624	136.10	7.2	38556	70.04	6.4	38402	9.64
6	38675	6.80	7.6	38624	136.10	7.2	38556	70.04	6.4	38402	9.64	5.1	38166	1.01
7.6	38624	136.10	7.2	38556	70.04	6.4	38402	9.64	5.1	38166	1.01	6.3	38110	9.68
7.2	38556	70.04	6.4	38402	9.64	5.1	38166	1.01	6.3	38110	9.68	6.6	38028	10.35
6.4	38402	9.64	5.1	38166	1.01	6.3	38110	9.68	6.6	38028	10.35	5.3	38024	2.94
5.1	38166	1.01	6.3	38110	9.68	6.6	38028	10.35	5.3	38024	2.94	6.6	37977	10.29
6.3	38110	9.68	6.6	38028	10.35	5.3	38024	2.94	6.6	37977	10.29	6.7	37943	11.50

7.2 DISEÑO DE EXPERIMENTOS

Para cada una de las seis zonas de estudio interplacas fueron diseñados experimentos con uno (K-1), dos (K-2), tres (K-3) y cuatro (K-4) retardos, como ya fue explicado, utilizando las variables mencionadas:

- Magnitud: Mg (K-1), Mg (K-2), Mg(K-3), Mg(K-4)
- Fecha Juliana: Fj (K-1), Fj (K-2), Fj (K-3), Fj (K-4)
- Energía de Deformación Sn (K-1), Sn (K-2), Sn (K-3), Sn (K-4)

Como último modelo, fueron diseñados experimentos para la interacción de todas las zonas de placas, esto es, a nivel mundial, agregando una variable adicional definida como zona.

- Magnitud: Mg (K-1), Mg (K-2), Mg(K-3,) Mg(K-4)
- Fecha Juliana: Fj (K-1), Fj (K-2), Fj (K-3,) Fj (K-4)



- Energía de Deformación: Sn (K-1), Sn (K-2), Sn (K-3,) Sn (K-4)
- Zona: Zn (K-1), Zn (K-2), Zn (K-3), Zn (K-4)

Los experimentos son definidos para hacer predicciones de todas las variables en estudio, utilizando diferentes combinaciones en los datos de entrada.

Para la zona de estudio A, al igual que para las otras cinco restantes, se definen 36 experimentos utilizando combinaciones de entradas y salidas. En total se obtienen 216 experimentos para las seis zonas. Adicional a esto, a nivel mundial, utilizando todas las zonas de estudio, se diseñan 56 experimentos más, dando un total de 272 experimentos

Un aspecto importante corresponde a que la variable energía de deformación debe ser analizada con el efecto de las predicciones de las otras variables. Por esto, se diseñan primero experimentos sin el uso de la energía y luego con el uso de la energía.

Los experimentos para la zona A, fueron denominados con la misma letra y un subíndice entero, siendo un total de 36 experimentos. Los experimentos A1 y A2 no incluyen la energía de deformación, y en ambos casos los datos de entrada son la magnitud y la fecha, utilizando un retardo. Para A1 la salida es la magnitud y para A2 la fecha (ver figura 7-1).

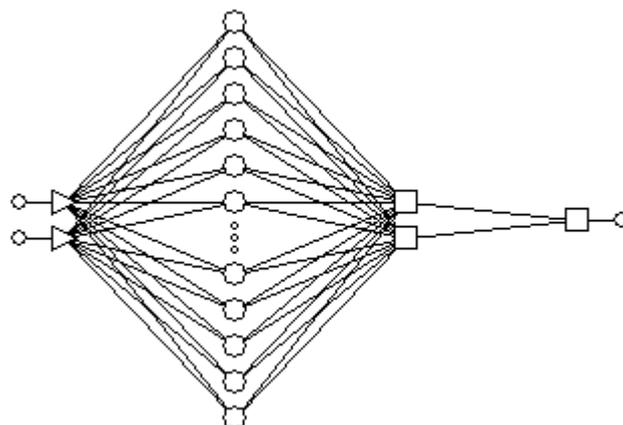


Figura 7- 1. Imagen representativa de la red neuronal artificial donde muestra dos entradas: magnitud y fecha, y una sola salida.

Los experimentos A3, A4 y A5 incluyen como datos de entrada la energía de deformación, la magnitud y la fecha todos con un retardo. Para cada caso hay una sola variable de salida, magnitud en A3, fecha en A4 y energía para A5 (ver figura 7-2).

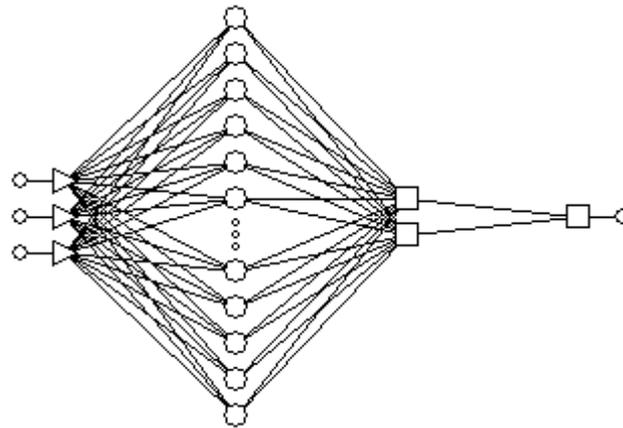


Figura 7- 2. Imagen representativa de la red neuronal artificial donde muestra tres entradas: energía de deformación, magnitud y fecha, y una sola salida.

Los experimentos A6, A7 y A8 tienen las mismas entradas que los anteriores, pero en este caso hay dos variables de salida, Para A6 magnitud y fecha, para A7 magnitud y energía, y en A8 fecha y energía (ver figura 7-3).

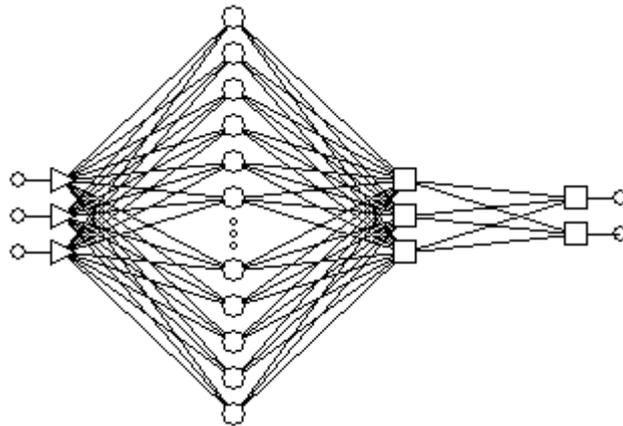


Figura 7- 3. Imagen representativa de la red neuronal artificial donde muestra tres entradas: energía de deformación, magnitud y fecha, y dos salidas.

El experimento A9 incluye las tres entradas con un solo retardo, y la salida son las tres variables, magnitud, fecha y energía (ver figura 7-4).

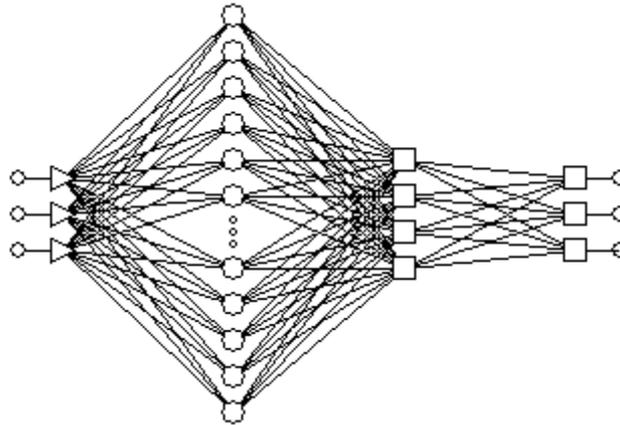


Figura 7- 4. Imagen representativa de la red neuronal artificial donde muestran las tres entradas, energía de deformación, magnitud y fecha, y tres salidas.

Los experimentos A10 y A11 corresponden al uso como variables de entrada a la magnitud y la fecha, sin usar la energía, ambos con dos retardos, habiendo un total de cuatro entradas. La salida es una sola variable, la magnitud para A10 y la fecha para A11 (ver figura 7-5).

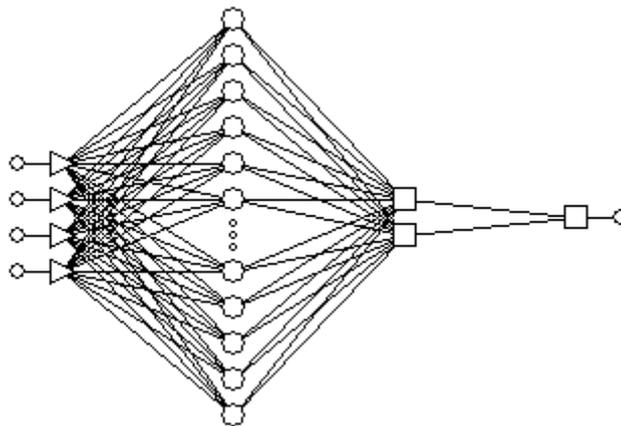


Figura 7- 5. Imagen representativa de la red neuronal artificial donde muestran las cuatro entradas, magnitud y fecha con dos retardos cada una, y una sola salida.

Los experimentos A12, A13 y A14 incluyen la energía junto con la magnitud y la fecha, y dos retardos por variable, es decir seis entradas, y se obtienen, en cada uno de ellos una variable de salida, primero la magnitud para A12, luego la fecha para A13 y por último la energía para A14 (ver figura 7-6).

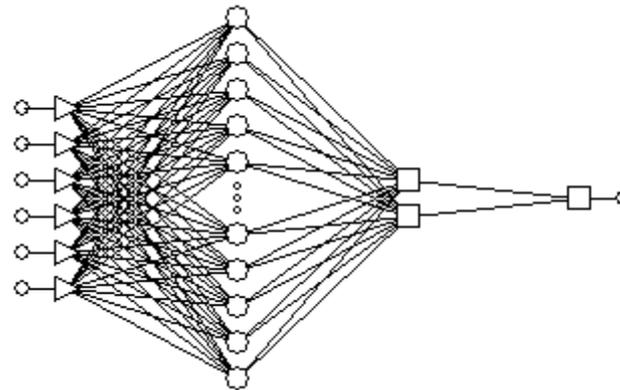


Figura 7- 6. Imagen representativa de la red neuronal artificial donde muestran las seis entradas, energía de deformación, magnitud y fecha con dos retardos cada uno, y una sola salida.

Los experimentos A15 al A17 tienen como entradas las tres variables estudiadas con dos retardos, en total seis entradas. Cada experimento obtiene dos salidas, magnitud y fecha para A15, magnitud y energía para A16, y fecha y energía para A17 (ver figura 7-7).

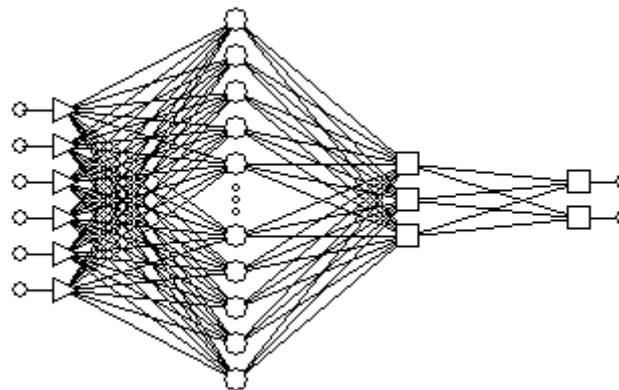


Figura 7- 7. Imagen representativa de la red neuronal artificial donde muestran las seis entradas, energía de deformación, magnitud y fecha con dos retardos cada una, y dos salidas.

El experimento A18 incluye las tres variables con dos retardos, y tiene como salidas las tres variables en estudio (ver figura 7-8).

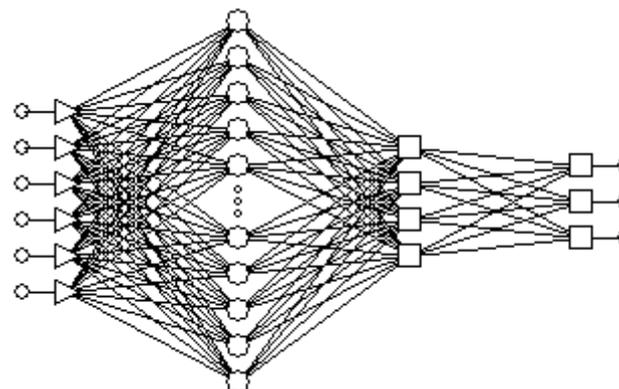


Figura 7- 8. Imagen representativa de la red neuronal artificial donde muestran las seis entradas, energía de deformación, magnitud y fecha con dos retardos cada una, y las tres salidas.



Los experimentos del A19 al A36 incluyen las variables de entrada con uno, dos y tres retardos, manteniendo el mismo patrón de salidas que los experimentos anteriores. Los experimentos aumentan en número de variables de entrada y salida, llegando a tener 12 entradas con una, dos y tres salidas (ver figuras 7-9, 7-10 y 7-11).

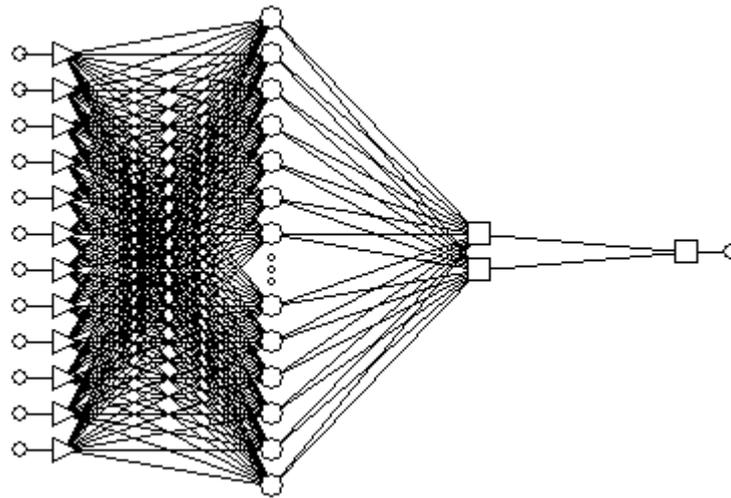


Figura 7- 9. Imagen representativa de la red neuronal artificial donde muestra las doce entradas, energía de deformación, magnitud y fecha con cuatro retardos cada una, y las Única salida solicitada.

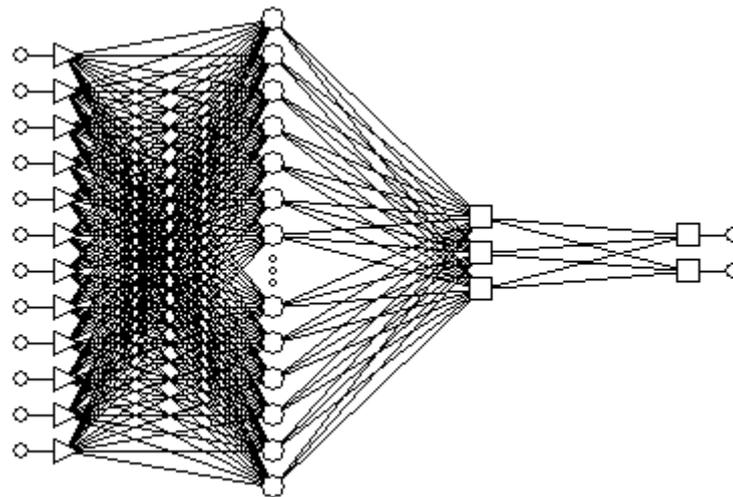


Figura 7- 10. Imagen representativa de la red neuronal artificial donde muestra las doce entradas, energía de deformación, magnitud y fecha con cuatro retardos cada una, y las dos salidas solicitadas.

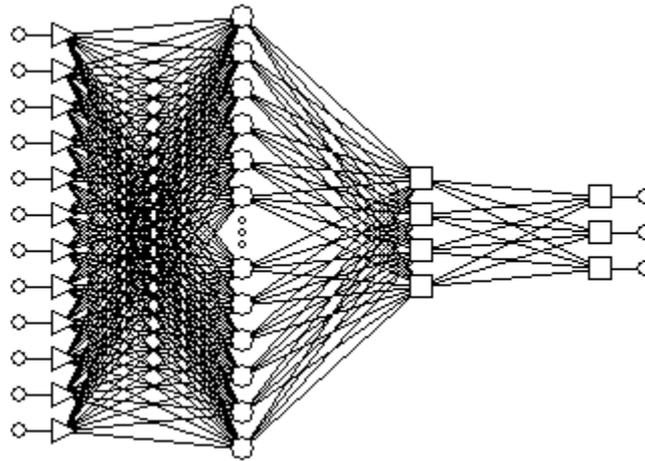


Figura 7- 11. Imagen representativa de la red neuronal artificial donde muestra las doce entradas, energía de deformación, magnitud y fecha con cuatro retardos cada una, y las tres salidas solicitadas.

Todos los experimentos, del A1 al A36 son analizados de manera automatizada, primero con el uso de todas las variables y luego con la selección de las variables de manera automática como se explicó en el capítulo V. Es decir, que de los 272 experimentos, se pasó a 544 experimentos.

Por otro lado, en cada uno de los 544 experimentos descritos se probaron de manera automatizada diversos tipos de redes, por ejemplo redes lineales, redes perceptrónicas multicapa (MLP), redes de función de base radial (RBF) y redes neuronales de regresión generalizada (GRNN).

El programa automáticamente evalúa cual tipo de red es la más apropiada, luego de probar un promedio de 60 redes en cada experimento. La prueba consiste en que el programa utiliza los datos de entrada y ejecuta diversos tipos de redes evaluando en función al error cual de ellas es la mejor. La tabla 7-4 muestra algunas redes probadas para los experimentos de la zona, donde se señala el tipo de red probada, el error cometido, el número de entradas, el número de capas ocultas y el rendimiento.

El programa, al final, señala una red como la mejor para cada experimento dando los resultados en diversas tablas, que se muestran en el capítulo VIII. Los detalles de las evaluaciones del programa se muestran en la tabla 7-4.

Los experimentos para las zonas de estudio B, C, D, E y F son diseñados de la misma manera.



El diseño de los experimentos tipo P, o planeta completo, utilizando todos los datos de todas las zonas de estudio anteriores se diseñan de manera similar utilizando retardos como en los casos anteriores, pero agregando una variable que indica la zona a la cual pertenece, esto es A, B, C, D, E o F.

Entonces, los experimentos P1, P2 y P3 tienen como variables de entrada la magnitud, la zona y la fecha todas con un solo retardo. No se incluye la energía de deformación. En estos experimentos se pide una sola salida, magnitud para P1, zona para P2 y fecha para P3.

En los experimentos P4 a P7 se incluye la energía de deformación como entrada, con el mismo esquema que los experimentos anteriores, con una sola salida. Los experimentos P8 a P10 tienen dos salidas y no se incluye la energía de deformación. Del experimento 11 al 21 se mantiene un retardo, con el mismo esquema que los experimentos de las zonas anteriores. En total son 56 experimentos donde se hace la combinatoria simple de todas las variables de entrada, sus retardos, y las respectivas variables de salida (ver figura 7-12).

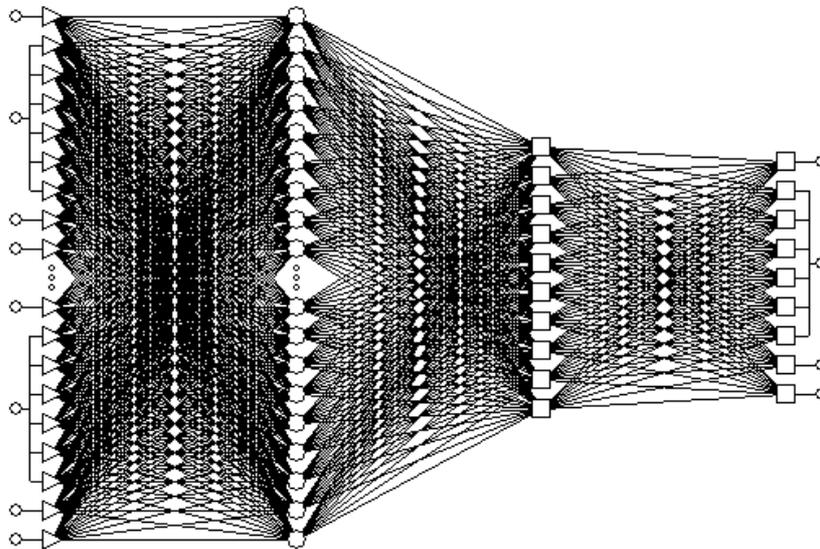


Figura 7- 12. Imagen representativa de la red neuronal artificial donde muestra el experimento P56.

La tabla 7-2 muestra los experimentos diseñados para la zona mundial.



Tabla 7- 2. Experimentos propuestos para el cálculo por RNA para la zona mundial.

EXPERIMENTO	ENTRADAS	SALIDAS
P1	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1)	Mg(K)
P2	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1)	Zn(K)
P3	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1)	Fj(K)
P4	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1)	Mg(K)
P5	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1)	Zn(K)
P6	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1)	Fj(K)
P7	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1)	Sn(K)
P8	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1)	Mg(K), Zn(K)
P9	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1)	Mg(K), Fj(K)
P10	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1)	Zn(K), Fj(K)
P11	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1)	Mg(K), Zn(K)
P12	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1)	Mg(K), Fj(K)
P13	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1)	Mg(K), Sn(K)
P14	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1)	Zn(K), Fj(K)
P15	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1)	Zn(K), Sn(K)
P16	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1)	Fj(K), Sn(k)
P17	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1)	Mg(K), Zn(K), Fj(K)
P18	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1)	Mg(K), Zn(K), Fj(K)
P19	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1)	Mg(K), Zn(K), Sn(K)
P20	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1)	Zn(K), Fj(K), Sn(K)
P21	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1)	Mg(K), Zn(K), Fj(K), Sn(K)
P22	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Mg(K-2), Zn(K-2), Fj(K-2)	Mg(K)
P23	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Mg(K-2), Zn(K-2), Fj(K-2)	Zn(k)
P24	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Mg(K-2), Zn(K-2), Fj(K-2)	Fj(K)
P25	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1), Mg(K-2), Zn(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2)	Mg(K)
P26	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1), Mg(K-2), Zn(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2)	Zn(k)
P27	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1), Mg(K-2), Zn(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2)	Fj(K)
P28	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1), Mg(K-2), Zn(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2)	Sn(K)
P29	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Mg(K-2), Zn(K-2), Fj(K-2)	Mg(K), Zn(K)
P30	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Mg(K-2), Zn(K-2), Fj(K-2)	Mg(K), Fj(K)
P31	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Mg(K-2), Zn(K-2), Fj(K-2)	Zn(K), Fj(K)
P32	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1), Mg(K-2), Zn(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2)	Zn(K), Sn(K)



P33	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1), Mg(K-2), Zn(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2)	Fj(K), Sn(k)
P34	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Mg(K-2), Zn(K-2), Fj(K-2)	Mg(K), Zn(K), Fj(K)
P35	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1), Mg(K-2), Zn(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2)	Mg(K), Zn(K), Fj(K)
P36	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1), Mg(K-2), Zn(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2)	Mg(K), Zn(K), Sn(K)
P37	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1), Mg(K-2), Zn(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2)	Zn(K), Fj(K), Sn(K)
P38	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1), Mg(K-2), Zn(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2)	Mg(K), Zn(K), Fj(K), Sn(K)
P39	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Mg(K-2), Zn(K-2), Fj(K-2), Mg(K-3), Zn(K-3), Fj(K-3)	Zn(k)
P40	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Mg(K-2), Zn(K-2), Fj(K-2), Mg(K-3), Zn(K-3), Fj(K-3)	Fj(K)
P41	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Sn(k-1), Mg(K-2), Zn(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2), Mg(K-3), Zn(K-3), Fj(K-3), Sn(K-3)	Mg(K)
P42	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Sn(k-1), Mg(K-2), Zn(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2), Mg(K-3), Zn(K-3), Fj(K-3), Sn(K-3)	Zn(k)
P43	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Sn(k-1), Mg(K-2), Zn(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2), Mg(K-3), Zn(K-3), Fj(K-3), Sn(K-3)	Fj(K)
P44	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Sn(k-1), Mg(K-2), Zn(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2), Mg(K-3), Zn(K-3), Fj(K-3), Sn(K-3)	Sn(K)
P45	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Mg(K-2), Zn(K-2), Fj(K-2), Mg(K-3), Zn(K-3), Fj(K-3)	Mg(K), Zn(K)
P46	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Mg(K-2), Zn(K-2), Fj(K-2), Mg(K-3), Zn(K-3), Fj(K-3)	Zn(K), Fj(K)
P47	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Sn(k-1), Mg(K-2), Zn(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2), Mg(K-3), Zn(K-3), Fj(K-3), Sn(K-3)	Mg(K), Zn(K)
P48	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Sn(k-1), Mg(K-2), Zn(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2), Mg(K-3), Zn(K-3), Fj(K-3), Sn(K-3)	Mg(K), Fj(K)



P49	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1),Sn(k-1), Mg(K-2), Zn(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2), Mg(K-3), Zn(K-3), Fj(K-3),Sn(K-3)	Mg(K), Sn(K)
P50	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1),Sn(k-1), Mg(K-2), Zn(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2), Mg(K-3), Zn(K-3), Fj(K-3),Sn(K-3)	Zn(K), Fj(K)
P51	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1),Sn(k-1), Mg(K-2), Zn(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2), Mg(K-3), Zn(K-3), Fj(K-3),Sn(K-3)	Zn(K), Sn(K)
P52	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1),Sn(k-1), Mg(K-2), Zn(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2), Mg(K-3), Zn(K-3), Fj(K-3),Sn(K-3)	Fj(K), Sn(k)
P53	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Mg(K-2), Zn(K-2), Fj(K-2), Mg(K-3), Zn(K-3), Fj(K-3)	Mg(K), Zn(K), Fj(K)
P54	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Sn(k-1), Mg(K-2), Zn(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2), Mg(K-3), Zn(K-3), Fj(K-3),Sn(K-3)	Mg(K), Zn(K), Sn(K)
P55	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Sn(k-1), Mg(K-2), Zn(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2), Mg(K-3), Zn(K-3), Fj(K-3),Sn(K-3)	Zn(K), Fj(K), Sn(K)
P56	Mg(K-1), Zn(K-1), Fj(K-1), Sn(k-1), Mg(K-2), Zn(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2), Mg(K-3), Zn(K-3), Fj(K-3),Sn(K-3)	Mg(K), Zn(K), Fj(K), Sn(K)

En cada experimento de cada una de las seis zonas, mas la zona mundial, se prueban automáticamente diferentes tipos de redes neuronales, seleccionando la mejor red en base al error y al rendimiento. La tabla 7-3 muestra los mejores resultados de los experimentos en la zona A con selección automática de las variables. La tabla 7-4 muestra las 10 últimas pruebas realizadas para algunos de los experimentos de la zona A. Los demás resultados se encuentran en la sección de apéndices.

Para el experimento A1 fueron probadas 60 tipos de redes, la mejor red para este experimento fue MLP (red perceptrónica multicapa), la cual uso una sola entrada y utilizó 21 capas ocultas. En el experimento A2 se probaron 60 redes, la mejor fue GRNN (red neuronal con regresión generalizada), utilizando dos entradas y 1071 capas ocultas. Así sucesivamente, para el resto de experimentos. La tabla 7-4 muestra los 10 mejores



resultados de cada experimento según qué red neuronal se usó, su número de entradas y capa oculta, el error de entrenamiento y el rendimiento, según se explica en el capítulo V.

Tabla 7- 3. Zona A. Arquitectura de las RNA. Uso de selección automática de variables.

EXPERIMENTO	NUMERO DE REDES PROBADAS	TIPO DE LA MEJOR RED	NUMERO DE ENTRADAS	NUMERO DE CAPAS OCULTAS
A1	60	MLP	1	21
A2	60	GRNN	2	1071
A3	59	GRNN	3	1071
A4	59	GRNN	3	1071
A5	59	GRNN	3	1071
A6	59	GRNN	3	1071
A7	59	GRNN	3	1071
A8	59	GRNN	3	1071
A9	59	GRNN	3	1071
A10	58	GRNN	4	1071
A11	58	GRNN	4	1071
A12	58	GRNN	6	1071
A13	58	GRNN	6	1071
A14	58	GRNN	6	1071
A15	58	GRNN	6	1071
A16	58	GRNN	6	1071
A17	58	GRNN	6	1071
A18	58	GRNN	6	1071
A19	58	GRNN	6	1071
A20	58	GRNN	6	1071
A21	56	GRNN	9	1071
A22	56	GRNN	9	1071
A23	56	GRNN	9	1071
A24	56	GRNN	9	1071
A25	56	GRNN	9	1071
A26	56	GRNN	9	1071
A27	56	GRNN	9	1070
A28	60	GRNN	2	48
A29	56	GRNN	8	1071
A30	56	GRNN	11	1071
A31	56	GRNN	11	1071
A32	56	GRNN	11	0
A33	56	GRNN	11	0
A34	56	GRNN	11	1071
A35	56	GRNN	11	0
A36	56	GRNN	11	1071



Tabla 7- 4. Zona A. Mejores 10 redes probadas por experimento con selección automática de valores. Resaltado en negro los mejores valores obtenidos. Se muestran los experimentos A1, A2, A3 luego A34, A25 y A36.

EXPERIMENTO	TIPO DE RED	ERROR	NUMERO DE ENTRADAS	CAPAS OCULTAS	RENDIMIENTO
A1	Linear	0.4972169	1	-	0.6319826
	Linear	0.4949286	2	-	0.628826
	GRNN	0.2935551	2	1071	0.3726878
	GRNN	0.2728234	2	1071	0.3462957
	RBF	0.1749499	2	48	0.2223019
	RBF	0.1712876	2	53	0.2175486
	RBF	0.1654945	2	56	0.2101754
	MLP	0.1429612	1	2	0.1816217
	MLP	0.1410105	1	3	0.1791343
	MLP	0.1148724	1	21	0.1460097
A2	RBF	6956145	2	12	0.0656131
	RBF	6240365	2	11	0.05886
	Linear	4460135	1	-	0.04197
	MLP	4448901	1	23	0.04197
	Linear	4443007	2	-	0.04181
	MLP	4434617	1	1	0.04183
	MLP	4323132	2	8	0.04073
	GRNN	2761003	1	1071	0.02597
	GRNN	1840303	2	1071	0.01736
	GRNN	4406657	2	1071	0.004156
	A3	Linear	0.7745854	1	-
Linear		0.7733851	3	-	0.9651421
MLP		0.7717402	2	15	0.9632258
MLP		0.7713898	2	16	0.9627964
GRNN		0.7383109	1	1071	0.9215088
RBF		0.6506152	3	48	0.8119237
RBF		0.5896995	3	53	0.7356665
RBF		0.5638809	3	56	0.7035527
GRNN		0.1652317	2	1071	0.2058288
GRNN		0.1648621	3	1071	0.2053607
A34		MLP	6213915	1	22
	MLP	5636238	1	22	0.9619966
	Linear	2714498	7	-	0.03778
	Linear	2714398	8	-	0.03799
	Linear	2709107	9	-	0.03805
	RBF	2698538	11	15	0.1354623
	RBF	2684391	11	15	0.1861039
	GRNN	0.00005874	12	1071	2.548E-09



	GRNN	2.761E-11	12	1071	1.239E-13
	GRNN	2.761E-11	11	1071	1.239E-13
A35	MLP	2689917	1	22	0.9990313
	MLP	1900866	1	34	108512
	Linear	2866327	8	-	0.03878
	Linear	2864754	9	-	0.03839
	Linear	2863652	11	-	0.03817
	RBF	2858183	10	15	0.1103712
	RBF	285393	10	16	0.1659175
	GRNN	5.06e-09	12	1071	2.175E-09
	GRNN	2.782E-11	12	1071	7.534E-14
	GRNN	2.782E-11	11	1071	7.534E-14
A36	MLP	9900885	1	22	1063957
	MLP	4637608	1	34	1004408
	Linear	1747556	9	-	0.9444954
	Linear	1747356	10	-	0.9442382
	Linear	1747109	11	-	0.9440497
	RBF	1163449	11	43	0.8593055
	RBF	1090284	11	50	0.8054975
	RBF	0.9816591	11	65	0.7253833
	GRNN	1.446E-13	12	1071	0
	GRNN	1.446E-13	11	1071	0

Esos mismos diseños de experimentos fueron realizados para el resto de las zonas mundiales (en total son 6 zonas: A, B, C, D, E Y F), mas la zona del planeta completa (zona P). Los experimentos se ejecutaron con selección automática de variables y sin selección automática de variables, como se explicó en el capítulo V.

Los resultados se encuentran en el capítulo VIII.



CAPÍTULO VIII

PRESENTACIÓN Y ANÁLISIS RESULTADOS

En este capítulo se muestran los resultados, y el análisis respectivo, de cada etapa de la investigación. En cada caso, se trata de establecer conexión con la realidad física del planeta.

8.1 GEOMETRÍA DE PLACAS TECTÓNICAS EN COORDENADAS LOCALES

Como primer resultado se tienen los valores de geometrías usando simulación geomecánica. Esto se obtiene para las catorce (14) principales placas tectónicas de nuestro planeta: Africana, Árabe, Australiana, Caribe, Cocos, Nazca, Pacífico, Euroasiática, Filipina, Hindú, Juan de Fuca, Norteamericana, Escocesa y Sudamericana.

Las tablas y figuras obtenidas fueron mostradas en el capítulo IV, corresponden a la figura 4-2, y las tablas 4-1, 4-2 y 4-3.

8.2 GRÁFICAS DE COMPORTAMIENTO

Las gráficas de comportamiento de los diferentes valores obtenidos a partir de los datos sísmicos del catálogo de la USGS, para las variables que nos interesan estudiar, son las siguientes:

- Magnitud vs Fecha Juliana
- Magnitud vs Tiempo Unitario Uniforme
- Energía de Deformación vs Magnitud

Más adelante se analizan las relaciones lógicas entre esos pares de variables geológicas.



8.3 TIEMPO VS MAGNITUD

Las gráficas para cada una de las seis (6) zonas estudiadas, denominadas con las letras A hasta F, relacionan primero la Magnitud de los eventos sísmicos con la Fecha Juliana, seguidamente, relacionan la Magnitud con el Tiempo Unitario Uniforme. La fecha juliana es el número de días y fracción transcurridos desde el mediodía del 1º de enero del año 4713 a. C. En este caso, pueden ser ubicados varios sismos en un mismo día. Para el caso del Tiempo Unitario Uniforme, cada sismo corresponde a una unidad de ocurrencia, sin considerar una fecha específica.

Las dos gráficas de cada zona de estudio, son presentadas contiguas, puesto que es importante su comparación. La primera muestra la variación de la Magnitud en relación a la Fecha Juliana, la cual representa tiempo. Esto es importante puesto que bajo una misma fecha pueden existir varios sismos de diversas magnitudes, las cuales se representan en el gráfico. La relación entre Magnitud y Tiempo Unitario Uniforme muestra la relación que existe entre estas dos variables, mostrando la distribución en intervalos de tiempo de igual duración. Esto permite ver los eventos, unos tras otros, según la ocurrencia en una uniformidad temporal. En otras palabras, se plantea separar en intervalos de tiempos uniformes las ocurrencias de los sismos. El interés de este tipo de gráfica es poder analizar en la ocurrencia de los sismos, si aparece un patrón temporal de liberación de energía en los mismos. Eso sería fundamental, en nuevos enfoques de predicción sísmica.

Para comprender la idea del tiempo unitario uniforme, supongamos tres días de datos sísmicos, un día 1 donde hubo 5 sismos, un día 2 donde hubo 2 sismos y un día 3 con 3 sismos. La gráfica con el tiempo normal mostrará en las abscisas solo tres puntos correspondiente a los tres días de datos, en el día uno mostrará los 5 sismos, en el día 2 mostrará solo los 2 sismos, y en el día tres mostrará los tres sismos. Por otro lado, el tiempo unitario uniforme mostrará 10 puntos correspondiente a los 10 sismos que en total hubo en los tres días, como se muestra en la tabla 8-1 y en la figura 8-1 A y B.



Tabla 8- 1. Ejemplo de datos sísmicos por días y datos sísmicos usando tiempo unitario uniforme

Fecha	Sismo de Magnitud	Tiempo unitario uniforme
Día 1	6.9	1
	7.3	2
	6.1	3
	6.5	4
	6.3	5
Día 2	6.7	6
	7.4	7
Día 3	6.8	8
	7.5	9
	6.6	10

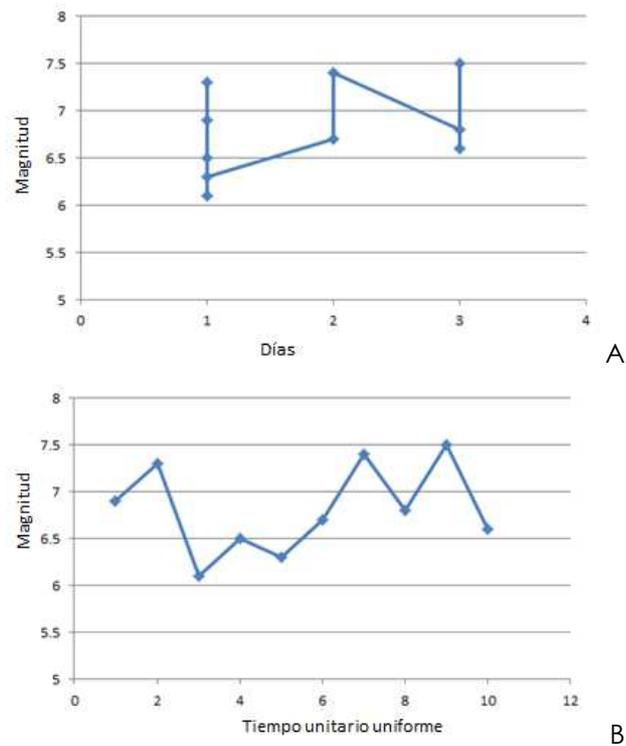


Figura 8-1 A y B. Representación de datos sísmicos, en la primera figura se muestran los tres días de datos. En la segunda figura se muestran los 10 datos.

A continuación sólo se presentan para las zonas A y B, el resto de figuras para las otras zonas se encuentran en el apéndice.



ZONA A

La Zona A se encuentra ubicada considerando los contactos entre las placas Sudamericana, Nazca, Caribe y Cocos, donde la actividad sísmica es constante y elevada.

En la Figura 8-2 puede observarse la distribución de la Magnitud dependiendo de la fecha de ocurrencia de los sismos de magnitudes superiores a 5. Los sectores marcados entre los números 1 y 2 corresponden a eventos separados entre ellos por aproximadamente un año. El sector 2-3 muestra una disminución de la magnitud en el transcurso del tiempo, lo cual corresponde a concentraciones de energía de deformación, antes del punto 4 (sismos de baja magnitud). El punto 4 representa el evento sísmico más fuerte registrado a nivel mundial, ocurrido el 22 de mayo de 1960, con una magnitud de 9.5 en la escala de Richter. El sector 5-6 muestra una tormenta sísmica, y la máxima liberación de energía, con un sismo altamente destructivo, ocurrido el 27 de febrero del año 2010, con una magnitud de 8.8.

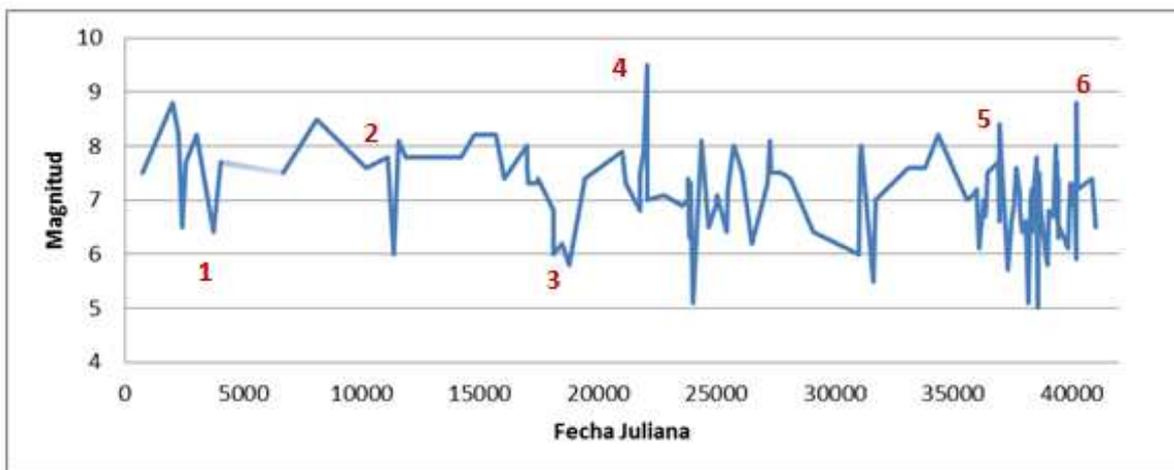


Figura 8-2. Variación de la Magnitud en función de la Fecha Juliana en Zona A.

La figura 8-3 muestra los datos de magnitud de la figura anterior, distribuidos en intervalos de tiempos uniformes. Entre las secciones 1 y 2 de esta figura se observa una distribución temporal de aproximadamente 20 eventos sísmicos, con una importante disminución de la magnitud de los sismos antes del evento 2. Entre 2 y 3, 3 y 4, existe una distribución similar, cuya recta de ajuste horizontal punteada en rojo, definida como un ajuste promedio entre los picos máximos positivos, tienen un comportamiento similar. Los eventos describen los sismos ocurridos en las fechas que se indican en los datos originales, junto con la magnitud, llevando el tiempo a Tiempo Unitario Uniforme, variable descrita



anteriormente. Puede observarse que los intervalos describen un patrón temporal de comportamiento. Las magnitudes específicas cambian, pero el patrón temporal de ocurrencia es muy parecido, ya que siempre terminan con un sismo fuerte, por la acumulación de energía que ocurre (ver eventos 2, 3, 4 en la figura siguiente) pasando previamente por una fase de liberación de energía variable.

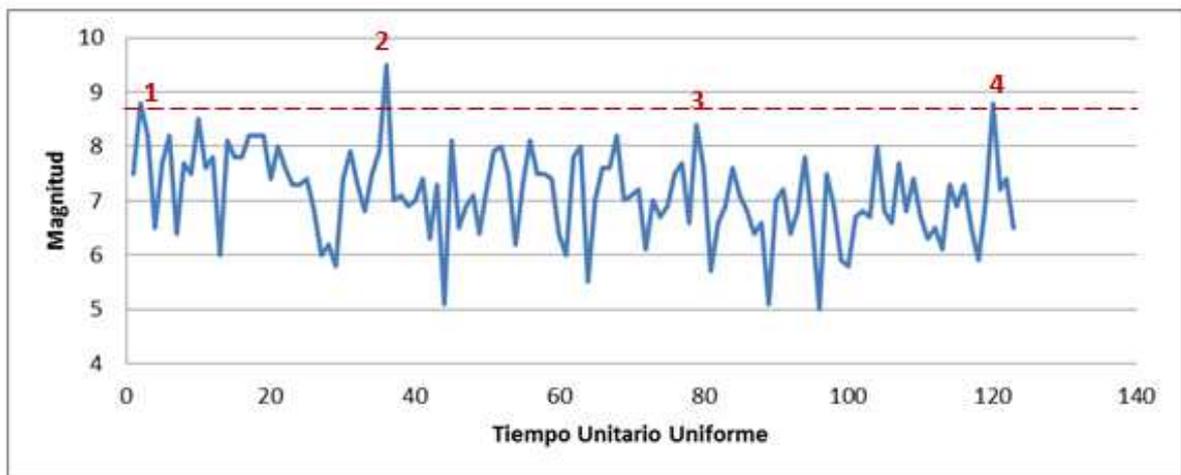


Figura 8-3. Variación de la Magnitud en función del Tiempo Unitario Uniforme en Zona A.

ZONA B

La Zona B se encuentra ubicada en Indonesia y lugares cercanos afectados por las placas tectónicas Euroasiática, Australiana y Filipina. En esta zona se ubica el segundo terremoto más fuerte de la historia mundial, con una magnitud de 9.3, ocurrido el 26 de diciembre de 2004. Este terremoto ocasionó una serie de tsunamis que afectaron la mayoría de las costas de los países del Océano Índico.

La figura 8-4 muestra entre los puntos 1 y 2 una disminución de la actividad sísmica, es decir que la energía se está concentrando. Entre los puntos 2 y 3 no hay sismos reportados mayores a 4. El punto 3 muestra la ocurrencia del sismo del año 2004. Entre los puntos 3 y 4 no se muestran las réplicas, puesto que corresponden al mismo punto de liberación de energía. El punto 4 es un nuevo evento significativo relacionado con la sismicidad de la zona.

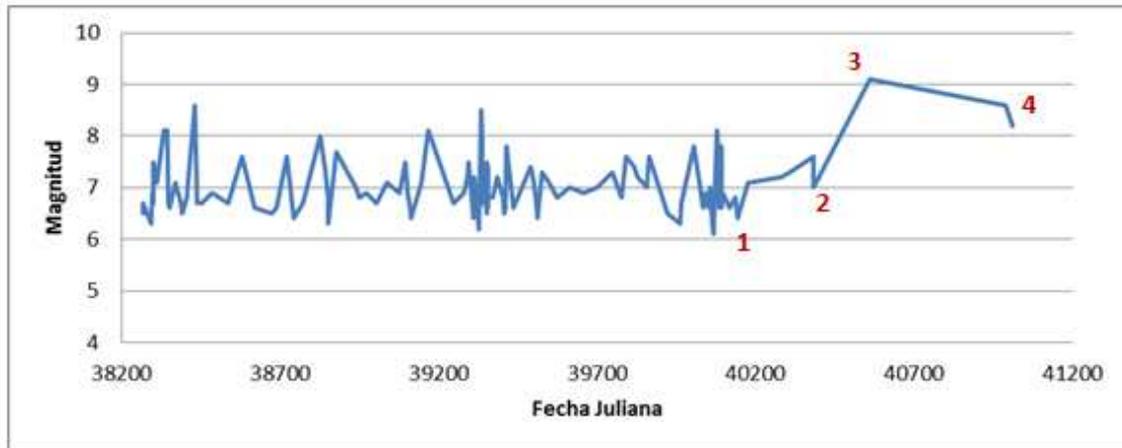


Figura 8- 4. Variación de la Magnitud en función de la Fecha Juliana en Zona B.

La figura 8-4 tiene un comportamiento similar a la figura 8-5, esto es, una notable periodicidad entre sismos de magnitud 6 y 8. Ente los puntos 1 y 2, el comportamiento cambia para una violenta liberación marcada en el punto 2. La idea de usar el concepto de tiempos uniformes fue explicada en párrafos anteriores. En general, permite mostrar todos los sismos ocurridos como un punto diferente, en un momento diferente, independiente ente si ocurrieron en un mismo día.

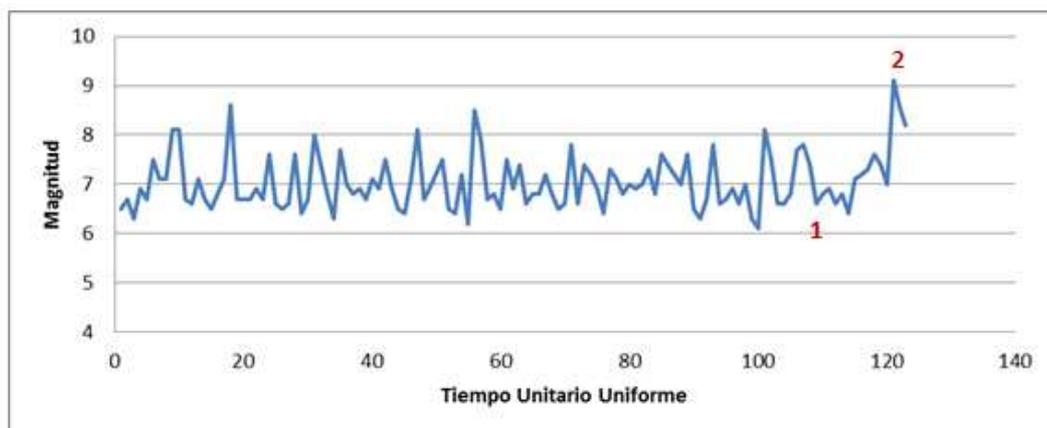


Figura 8- 5. Variación de la Magnitud en función del Tiempo Unitario Uniforme en Zona B.

8.4 ENERGÍA DE DEFORMACIÓN VS MAGNITUD

Para comprender la relación entre la magnitud y la energía deben comprenderse los siguientes aspectos básicos: cuando se produce un terremoto, parte de la energía de deformación acumulada en la roca es irradiada en forma de ondas sísmicas [51].



La escala de Magnitud compara cuantitativamente grandes y pequeños terremotos, entonces, para tener una mayor precisión de las características sísmicas, es necesario relacionar la escala de magnitud a un parámetro físico como lo es la energía.

Se debe tener en consideración que E_s no es el total de la energía intrínseca liberada por un terremoto, sino que es solamente la cantidad de energía radiada en forma de ondas sísmicas, la cual representa una pequeña fracción del total de la energía transferida durante el proceso de ruptura de un terremoto. Una expresión matemática que permite relacionar la magnitud de las ondas superficiales (M_s) con la energía liberada E_s (en ergios), es la obtenida por Gutenberg y Richter [51].

$$\log E_s = 11,8 + 1,5.M_s \quad (9)$$

Con lo cual, un terremoto de magnitud Richter 5,5 resulta tener una energía de aproximadamente 10^{20} ergios. Además, se observa que si M se incrementa en una unidad la energía E_s es magnificada por un factor de 101,5, es decir casi 32 veces, como se muestra en la tabla 8-2 y la figura 8-6 [37].

Tabla 8-2. Magnitud vs energía utilizando la ecuación 9, [37]

Magnitud	Energía en ergios
8.5	3.55E+24
8	6.31E+23
7.5	1.12E+23
7	2.00E+22
6.5	3.55E+21
6	6.31E+20
5.5	1.12E+20
5	2.00E+19

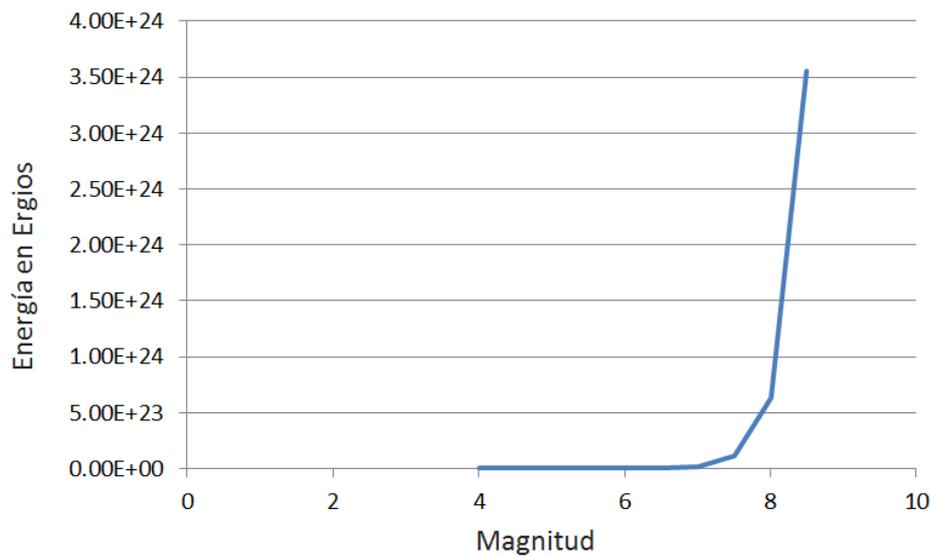


Figura 8-6. Gráfica que representa la variación de la energía en función de la magnitud, utilizando la ecuación 9, [37]

Se puede observar que entre las magnitudes bajas no hay gran variación, en comparación al brusco aumento en la magnitud 7 aproximadamente.

Otra manera de representar la cantidad de energía de un terremoto, con bastante exactitud, es a partir del volumen de una esfera; el mismo viene expresado por la ecuación 10, donde R es el radio de la esfera:

$$\text{Volumen de esfera} = \frac{4}{3} \times R^3 \quad (10)$$

Si a la energía liberada por un terremoto de magnitud $M = 2$, cuya energía es $E = 6,3 \times 10^{14}$ ergios, se la representa por el volumen de una esfera del tamaño de una pelota de golf, que tiene un radio aproximado de 2,5 cm. La energía liberada por el terremoto de Cauce del 23 de noviembre de 1977, que tuvo una magnitud $M = 7,4$ ($E = 7,9 \times 10^{22}$ ergios), estará representada, aproximadamente, por una esfera de 12,50 metros de radio. Por lo que tanto, la energía sísmica de un terremoto de $M = 6$ es cerca de 32 veces mayor que la de un terremoto de $M = 5$, y 1.000 veces mayor que la de uno de $M = 4$. De manera visual, la comparación se muestra en la figura 8-7.

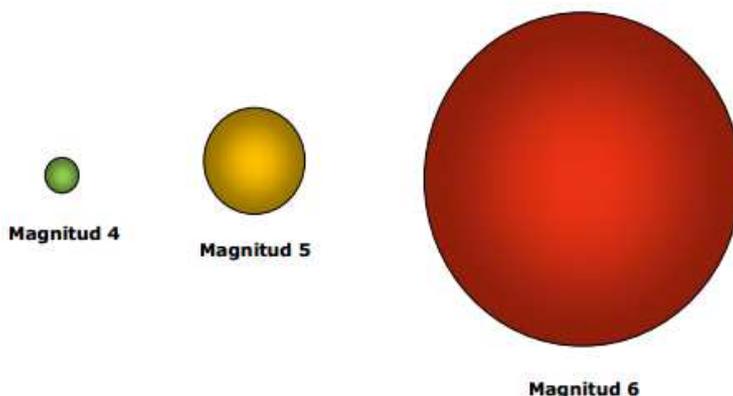


Figura 8-7. Ilustración comparativa que representa la cantidad de energía de un terremoto, por el volumen de una esfera.

Por otro lado, puede realizarse la comparación de los diferentes grados de magnitud Richter con la cantidad de energía liberada por TNT (abreviatura de Trinitrotolueno), el cual es un explosivo muy poderoso. A modo de referencia, la energía liberada por un sismo de $M=6$, equivale a la energía que libera la explosión de 56 Ktn (56.000.000) de TNT [36].

Tabla 8-3. Magnitud vs energía descargada en Kg de explosivos de TNT, [36].

Magnitud	Energía descargada equivalente en Kg de explosivos de TNT
2	5.60E+01
3	1.80E+03
4	5.60E+04
5	1.80E+06
6	5.60E+07
7	1.80E+09
8	5.60E+10
9	1.80E+12
10	5.60E+13

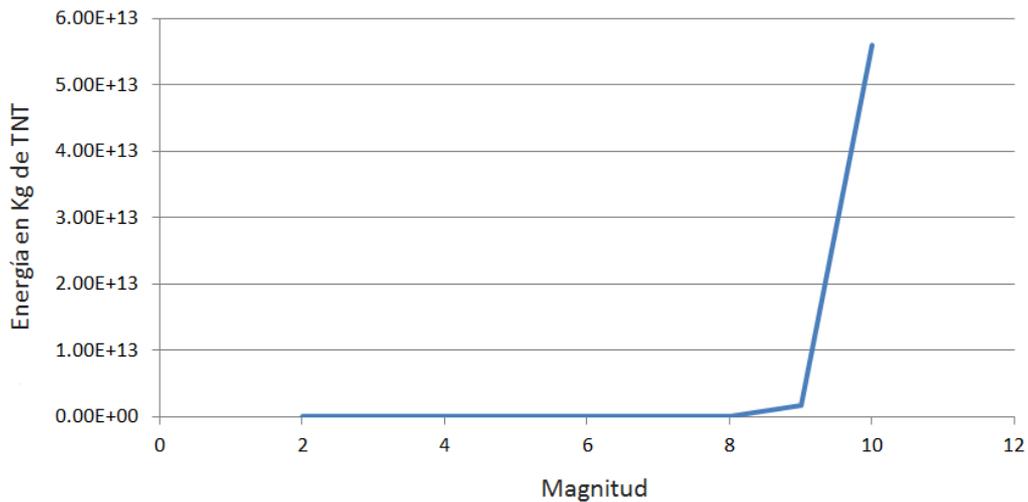


Figura 8-8, Figura que compara la magnitud de los sismos con su equivalente de energía liberada por un poderoso explosivo, TNT, [36].

Las figuras de la 8-9 y la 8-10 muestran el comportamiento de esas dos variables geológicas en las zonas de estudio usando el modelado con elementos finitos realizado en esta investigación, (para el resto de las zonas, ver los apéndices). Prácticamente, el comportamiento mostrado por las dos gráficas es idéntico. En específico, algo notable es el bajo nivel de energía entre las magnitudes 5 y 6. Hay un ligero incremento con una pendiente muy baja entre las magnitudes 6 y 7. Seguidamente se observa un incremento en la pendiente entre las magnitudes 7 y 8. Luego, entre 8 y 9 hay un nuevo cambio, disminuyendo la pendiente cerca de 9, para subir nuevamente para las magnitudes superiores a 9. Es importante destacar que este comportamiento tiene características de función exponencial. La interpretación geológica está implícita en la descripción del concepto de magnitud sísmica realizada en los párrafos anteriores (ver figuras 8-5 y 8-7), comportamiento exponencial con respecto a la energía liberada en terremotos y explosiones caracterizada por la ecuación 9.

Como se mencionó anteriormente, las gráficas obtenidas en esta investigación son realizadas con energía calculada por elementos finitos, y como se dijo anteriormente, corresponde al mismo comportamiento teórico. Se observa que a partir de la magnitud 7 comienza un ascenso violento marcado.



ZONA A

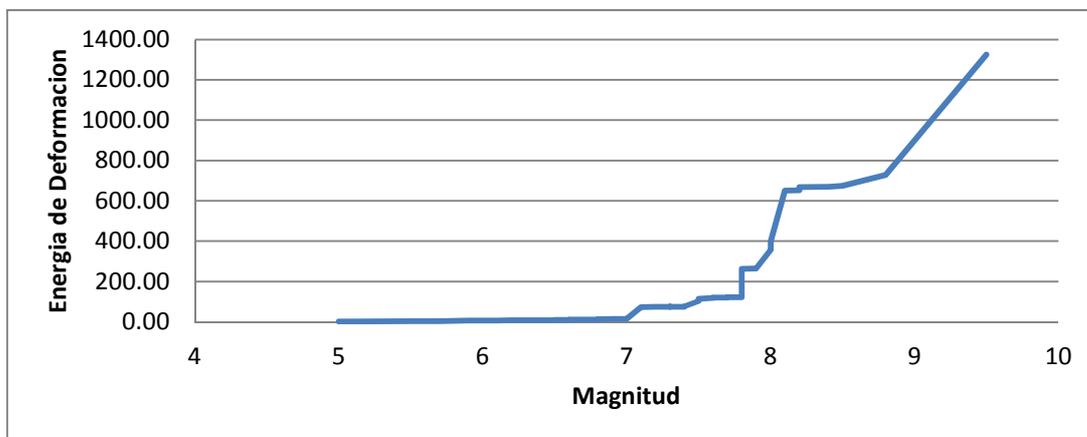


Figura 8-9. Variación de la Magnitud en función la Energía de Deformación en Zona A.

ZONA B

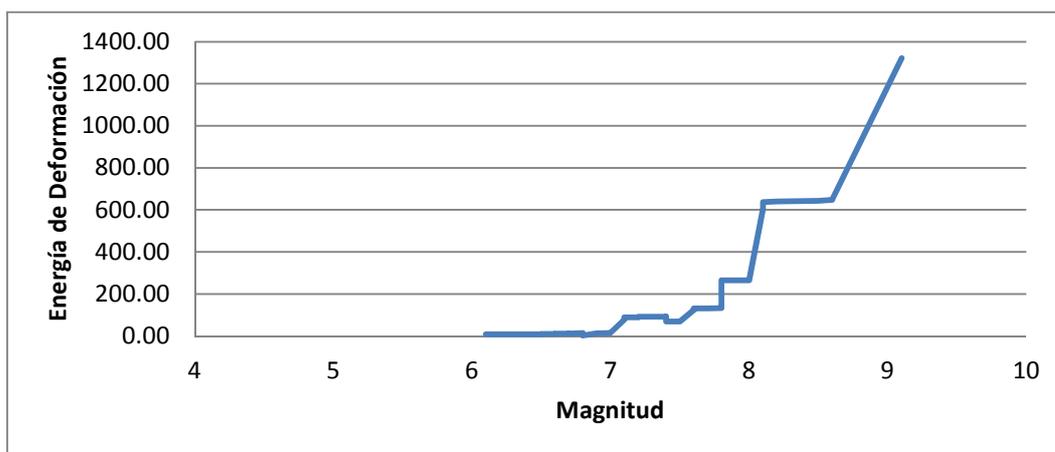


Figura 8-10. Variación de la Magnitud en función la Energía de Deformación en Zona B.

En particular, entre las magnitudes de 7 y 8 la energía de deformación tiene un crecimiento con ajuste tipo escalón hasta un valor promedio de 300, para las zonas A y B. En la zona C alcanza un valor de 400, al igual que en la zona D (ver en los anexos esas gráficas). Sin embargo, la zona D muestra un comportamiento diferente con un crecimiento lineal. La zona E muestra un crecimiento muy pequeño tomando valores máximos de 50. La zona F crece linealmente hasta alcanzar 600. De nuevo es importante resaltar que en estas gráficas, los resultados que se muestran corresponden a la energía calculada por el modelo de elementos finitos desarrollado en este trabajo. Los mismos siguen perfectamente los resultados teóricos.



8.5 ANÁLISIS DE ENERGÍA DE DEFORMACIÓN Y SU RELACIÓN CON LA OCURRENCIA DE SISMOS.

Este trabajo se sustenta en que la ocurrencia de los sismos tiene una estrecha relación con la energía de deformación. En esta sección se presenta la comprobación de la relación existente entre estos dos elementos de estudio. Para esto, se estudia la primera zona de grupos interplacas, la Zona A. Los resultados que se muestran son producto de la simulación geomecánica aplicada a este grupo, obteniendo valores de esfuerzos, deformaciones, desplazamientos y energía de deformación.

Un aspecto importante es la sismicidad de la zona mostrada, ver figura 8-11, la cual muestra la distribución de los sismos según la profundidad del foco sísmico en la zona de contacto convergente entre la placa oceánica y la placa continental. Esta información sirve para delimitar los efectos de la subducción, y compararlos con los resultados numéricos de la simulación.

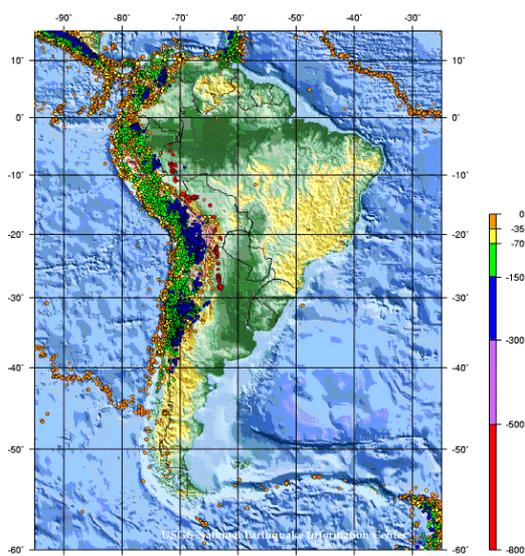


Figura 8-11. Sismicidad según la profundidad del foco en Sudamérica 1900-2012

Fueron realizados varios modelos, los cuales fueron calibrados a estados naturales conocidos, en este caso, a la formación de la cordillera de Los Andes.

En la figura 8-12 se muestra la distribución de la energía de deformación en la placa Sudamericana producto del empuje de la placa de Nazca, según la simulación geomecánica, donde la gama de grises en la figura indica los niveles de distribución de la energía, siendo los más oscuros los de mayor valor.

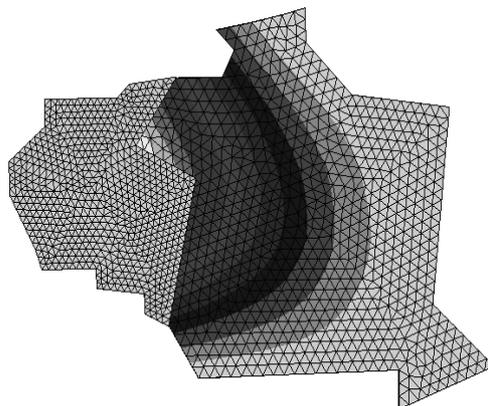


Figura 8-12. Campo de distribución de la energía de deformación en la placa Sudamericana según la simulación geomecánica.

Si se compara la distribución de la energía en la placa Sudamericana con la distribución de la sismicidad mostrada en la figura 8-12, se observa la ocurrencia de sismos en la zona cercana a las coordenadas 10S40W, lo que corresponde al punto (12.5, 6.5) en coordenadas locales. Se nota en la zona señalada con un círculo en la figura 8-13, que los sismos son escasos y de foco superficial. Esto es importante, ya que en la simulación realizada la energía de deformación es muy baja, y comparándola con la ubicación de los sismos en la zona media de la placa esta coincide, permitiendo visualizar el efecto de la placa de Nazca sobre la placa Sudamericana, y su relación directa con la sismicidad de la zona.

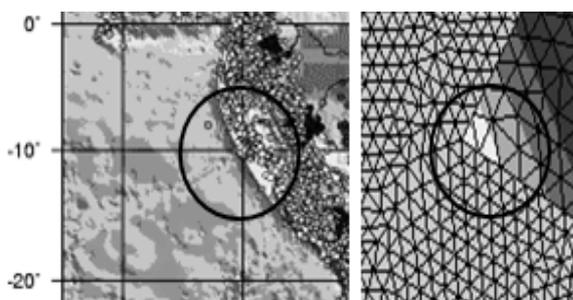


Figura 8-13. Densidad de sismos y distribución de la energía de deformación en zona media, según la simulación geomecánica

Al analizar ahora la zona sur de la placa Sudamericana, en a figura 8-14 se observa que existe una concentración de energía que se corresponde con la densidad de ocurrencia de sismos, siendo moderado en el límite interplaca, de mayor profundidad en la zona intermedia (donde se observa el sombreado más oscuro obtenido en el modelo de simulación), y luego de baja intensidad en conjunto con la profundidad del sismo. Por



otro lado, en la zona inferior se muestra la disminución de sismos de foco profundo, lo que se relaciona con el modelo, ya que la energía decrece. La coincidencia de la simulación numérica con la realidad natural del medio es notable.

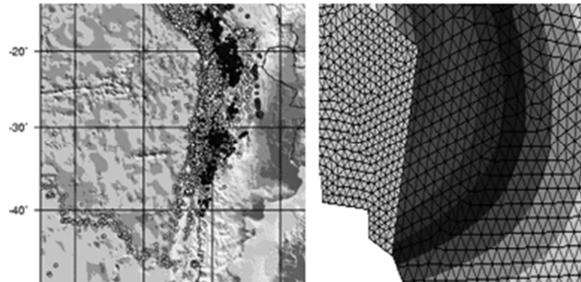


Figura 8-14. Densidad de sismos y distribución de energía de deformación en zona sur

Numéricamente, la energía de deformación para este modelo muestra un comportamiento periódico para diferentes estados de tiempo, indicando efectos de desplazamiento en cada liberación. La figura 8-15 presenta tres espacios notorios con tres picos de máximos periódicos para 180 elementos. Los elementos son las zonas o secciones definidas por las bases fundamentales del método de elementos finitos, donde se divide la estructura o modelo en diversos espacios unidos por nodos, como se definió en el capítulo II. En específico, una explicación detallada de esa gráfica, y en particular de los picos, se hace más abajo.

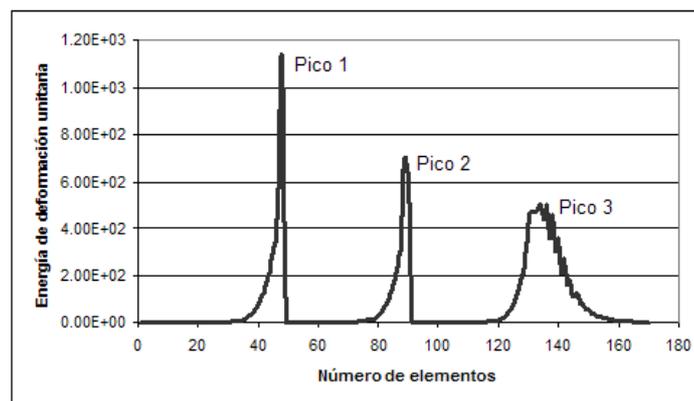


Figura 8-15. Energía de deformación unitaria para 180 elementos seleccionados del modelo por elementos finitos mostrados en el eje X, de la placa Sudamericana del modelo 1

La gráfica anterior es una muestra de todos los análisis realizados por elementos finitos. Para cada modelo fueron seleccionadas líneas de efectos, es decir, los modelos son



divididos en una cantidad determinada de elementos. Se seleccionaron para la gráfica mostrada solamente 180 elementos de manera lineal, uno al lado del otro, con su perfil de energía de deformación. Se puede observar el comportamiento de la energía de deformación, con picos en ciertos estados.

La figura 8-16 muestra la acumulación de energía de deformación para el primer pico, llegando a 1117 (valor adimensional), seguido por un repentino descenso, lo cual indica una liberación rápida. La energía no llega a valores nulos, sin embargo, alcanza los 9E-10.

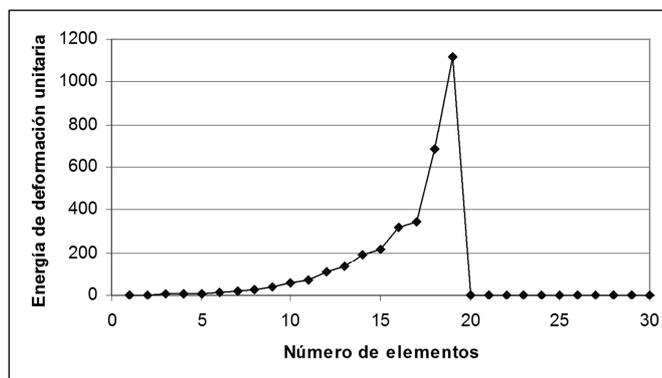


Figura 8-16. Detalle de Pico 1 mostrando 30 elementos del modelo realizado por elementos finitos de la placa Sudamericana

El segundo pico tiene máximos en 700, seguido de liberación repentina en dos puntos hasta $1.22E-06$. El tercer pico también muestra acumulación de energía, pero en este caso la acumulación y la liberación son progresivas. La Tabla 8-4 muestra estos valores para 80 elementos, donde se llega a un máximo de 500.

Tabla 8-4. Energía de deformación para 80 elementos

Energía de Deformación Unitaria							
El	Energía	El	Energía	El	Energía	El	Energía
1	0.01	21	12.43	41	356.5	61	7.22
2	0.01	22	19.43	42	207.7	62	5.47
3	0.01	23	26.22	43	269.5	63	5.08
4	0.02	24	40.9	44	160.2	64	3.71
5	0.03	25	54.28	45	175.8	65	3.36
6	0.05	26	82.63	46	112.3	66	2.55
7	0.07	27	108.1	47	122.7	67	2.34
8	0.11	28	152	48	77.93	68	1.72
9	0.15	29	203.2	49	77.74	69	1.52
10	0.22	30	251.3	50	54.3	70	1.18



11	0.29	31	414.9	51	53.65	71	0.83
12	0.44	32	465.9	52	36.56	72	0.6
13	0.61	33	466.7	53	34.37	73	0.55
14	0.93	34	486.8	54	25.32	74	0.44
15	1.31	35	500.5	55	23.92	75	0.37
16	2.01	36	439.2	56	17.04	76	0.36
17	2.76	37	500.8	57	15.6	77	0.28
18	4.26	38	359.6	58	11.76	78	0.29
19	5.86	39	452.9	59	10.95	79	0.2
20	9.1	40	303.4	60	7.95	80	0.21

La figura 8-17 muestra el comportamiento de la energía de deformación en la placa Sudamericana con 80 elementos representados por la zona de mayor concentración de energía.

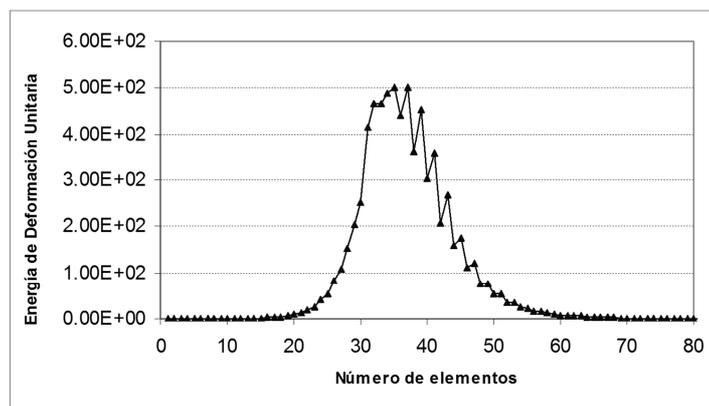


Figura 8- 17. Energía de Deformación para 80 elementos

8.6 ANÁLISIS DE LA RELACIÓN EXISTENTE ENTRE LA ENERGÍA DE DEFORMACIÓN Y LOS ESTADOS NATURALES CONOCIDOS RELACIONADOS CON LA FORMACIÓN DE LA CORDILLERA DE LOS ANDES.

Para este análisis los resultados obtenidos son generados con el uso de la simulación geomecánica con tres modelos geonuméricos de la zona A, los cuales fueron explicados en el capítulo V, estos son:

Modelo 1. Corresponde al modelo generalizado en tres dimensiones completo, donde se elabora en base a coordenadas UTM llevadas a coordenadas locales de 0 a 10 unidades en abscisas y ordenadas. El mallado óptimo se obtiene con la convergencia de



resultados con errores menores al 2%. Presenta un ángulo de contacto de 45°, calibrado con los resultados de modelos de validación anteriores.

Modelo 2 Este es un modelo tridimensional que se realiza utilizando las condiciones de borde que permiten la simulación de la corteza oceánica y continental, y el efecto de subducción. El ángulo utilizado es menor a 30°. Esta geometría se obtiene con base a los resultados del modelo 1.

Modelo 3. Este modelo se hace en tres dimensiones, con el objetivo de observar los campos de distribución de desplazamientos y de energía, relacionados con el levantamiento de Los Andes y la formación de la Fosa de Nazca. El modelo hace un análisis con las componentes de cargas compresivas en una geometría de gran profundidad. Se toman todas las características geológicas de las placas Nazca y Sudamericana, partiendo de un estado de deformación inicial cero para la fosa y la cordillera.

Son modelos realizados para medir los efectos de la altura para la Cordillera de Los Andes, y de la profundidad para la fosa de Nazca. La tabla 8-5 muestra los desplazamientos verticales obtenidos en estos modelos.

Tabla 8- 5. Desplazamiento vertical de zonas representativas de los modelos 1, 2 y 3

Desplazamiento Vertical (Km)			
Zona	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3
1	-6.32	-4.09	-9.88
2	-5.36	-3.31	-8.49
3	-4.41	-2.32	-7.09
4	-3.45	-1.44	-5.71
5	-2.49	-0.53	-4.31
6	1.01	0.95	0.32
7	1.22	1.24	1.52
8	1.34	2.09	1.28
9	2.3	2.93	2.66
10	3.26	3.81	4.05
11	4.22	4.73	5.44
12	5.18	5.61	6.84

Los resultados de los desplazamientos verticales se han dividido en 12 zonas características. Estas zonas están mostradas en la figura 8-18, donde se presentan



graficados los desplazamientos en valores positivos para elevaciones y negativos para profundidad.

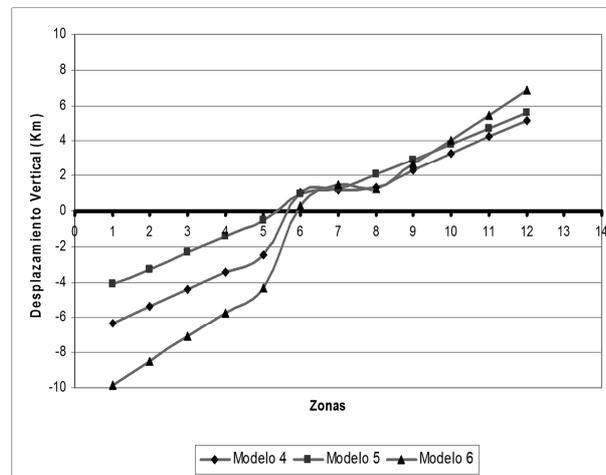


Figura 8- 18. Desplazamiento vertical de modelos 1, 2 y 3, de las Zonas 1 a la 12

De la zonas 1 a la zona 5 corresponde el sector del corte de a la fosa oceánica de Nazca. Los valores obtenidos máximos oscilan entre 6320 m, 4090 m y 9880 m, siendo un valor aceptado de profundidad de la fosa 8100 m [55]. La variación de estos resultados se debe principalmente a que en la simulación no se utilizaron cambios de temperatura o densidad de los datos específicos de profundidad litosférica. Los valores son correctos, pues son parecidos a los valores reales que existen en la topografía de la zona [55].

Las zonas 6 a 7 corresponden a la depresión intermedia de Chile, la cual tiene una altura promedio de 1000 m como lo muestra la figura 8-19. Los datos obtenidos en la simulación tienen un promedio también de 1000 m. La Cordillera de la Costa no se considera en este análisis, ya que su formación fue anterior a la Cordillera de Los Andes.

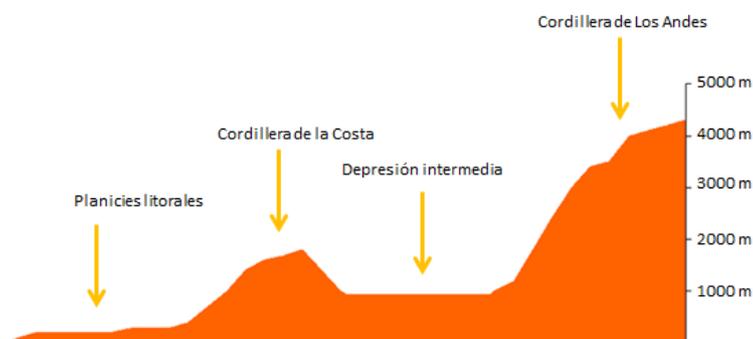


Figura 8-19. Relieve de Zona Central de Chile, 33° de latitud Sur



Las zonas 8 a 11, forman parte del sistema montañoso con valores variables de 1300 m a 4000 m, aproximadamente.

La Zona 12 corresponde a las máximas elevaciones en Los Andes, producto del empuje de la placa de Nazca. Para el modelo 1 se tienen elevaciones de 5.18 Km, el modelo 2 de 5.61 Km, y el modelo 3 de 6.84 Km. Esta zona corresponde a la Cordillera de Los Andes, donde hay grandes alturas de unos 6000 m, con altiplano cercano a 4000 m. Los valores de elevaciones encontrados en los modelos indican que la energía de deformación obtenida para los modelos de análisis 3D, en los desplazamientos verticales, es la que ha originado el actual relieve chileno.

En general, podemos ver que los modelos geo-numéricos que hemos desarrollados generan el comportamiento de los desplazamientos verticales correctamente.

8.7 RESULTADOS DE LA APLICACIÓN DE REDES NEURONALES ARTIFICIALES EN ZONA DE ESTUDIO 1

La aplicación de redes neuronales artificiales se realiza para estimar la ubicación, magnitud y fecha de los eventos sísmicos en la zona 1, ubicada en la falla de Boconó. Las entradas fueron definidas en la tabla 5-3 en el capítulo III.

El software utilizado es Statistica Neural Networks [54], el cual divide los datos en tres grupos: para entrenamiento, prueba y validación. El primer grupo de datos corresponde al 50%, el cual se utiliza para el entrenamiento; el segundo conjunto tiene la finalidad de evaluar la capacidad de predicción de la red una vez entrenada, y esta corresponde al 25% de los datos. El conjunto de validación permite establecer el error final, el cual está conformado por el 25% de los datos restantes [21]. Con el grupo de datos de entrenamiento la herramienta ajusta los pesos de las redes. Los datos de prueba son datos que el programa jamás ha utilizado, y al terminar el entrenamiento, luego de considerar que el desempeño ha sido satisfactorio, revisa si ha aprendido de la manera correcta para verificar que no exista sobre-entrenamiento o memorización. Por otro lado, los datos de validación no fueron utilizados en el algoritmo para ajustar los pesos pero si son utilizados para verificar si el proceso de entrenamiento es correcto. Así, los dos grupos de datos de validación y prueba, son utilizados para confirmar el desempeño de la red, los primeros durante el entrenamiento para determinar la calidad de ese proceso, y el segundo luego de terminar el entrenamiento.



La herramienta que se utiliza permite la obtención de valores de rendimiento de manera cuantitativa y cualitativa. El programa muestra el error de cada dato analizado. El análisis del rendimiento se basa en asignar el valor cero (0) a un rendimiento perfecto, y valores de uno (1) corresponde a un rendimiento malo.



Figura 8- 20. Valoración cualitativa del rendimiento

En términos generales, el rendimiento muestra la variabilidad de una distribución, indicando por medio de un número si los resultados están muy alejados de la media, valor conocido también como varianza. Cuánto mayor sea ese valor, mayor será la variabilidad, cuanto menor sea más homogénea será a la media. Así se sabe si todos los casos son parecidos o varían mucho entre ellos. Ahora bien, en particular el programa Statistica Neural Network hace referencia a la tasa de reconocimiento de la red al hablar del rendimiento. Este software representa el rendimiento con su valor inverso, es decir, un valor cercano a uno (1) implica un rendimiento pobre, mientras que uno cercano a cero (0) representa un rendimiento excelente [21].

Por otro lado, el error representa el cuadrado de la diferencia que existe entre el valor teórico y el valor calculado. Es por esto, que para la interpretación del error es fundamental el conocimiento de las variables que se están estudiando.

Para esta zona de prueba, la estimación de la magnitud para eventos sísmicos coincidió en casi 60% de aciertos, lo cual se considera bajo. De igual manera, el tiempo o fecha de ocurrencia del sismo fue estimado en un 70%. Estos resultados se obtuvieron al comparar los valores obtenidos con los datos utilizados en el análisis, de manera automática, como se ha mencionado anteriormente. Los valores de porcentajes se obtuvieron verificando los aciertos versus los no acertados. Para el caso de la estimación de longitud y latitud no fue apropiada, puesto que esos dos valores corresponden a un punto, esto es, zona muy pequeña representada físicamente en un mapa. Latitud y longitud corresponden, en equivalencia a un punto X y un punto Y, los cuales en conjunto marcan un punto en un mapa de coordenadas referidas a estas dos variables, como se muestra en la figura 8-21.

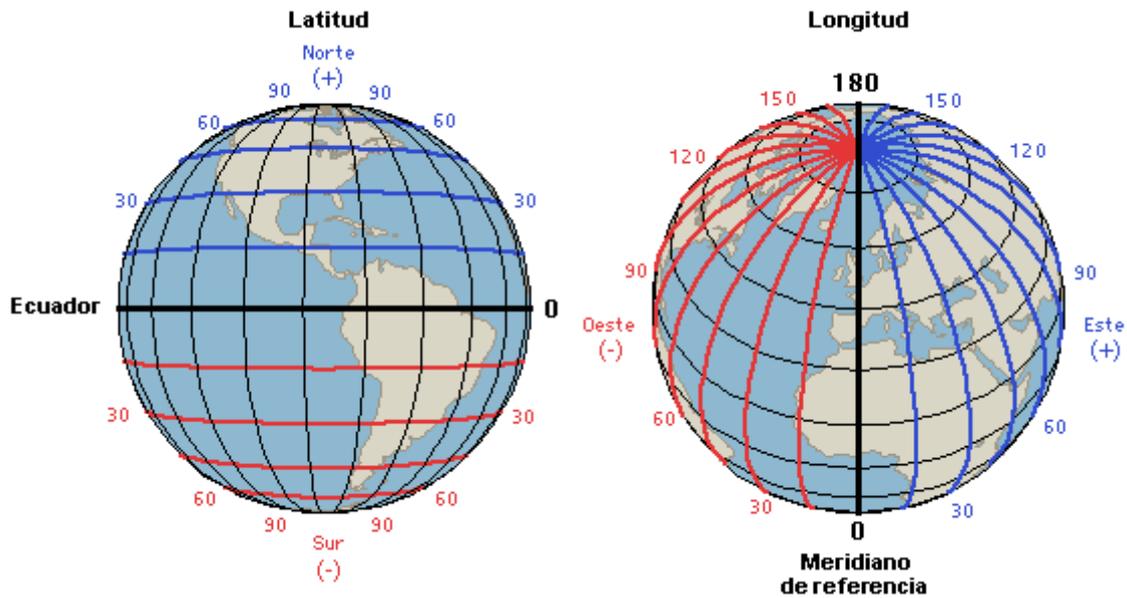


Figura 8- 21. Representación de latitud y longitud.

Geológicamente, el significado de error, rendimiento y correlación corresponde a la interpretación de las variables y su relación directa al estado físico que se analiza. Es decir, si se interpreta la latitud y longitud, por ejemplo, los resultados dieron grandes errores, mal rendimiento y correlación. Desde el punto de vista geológico la liberación de la energía de un sismo será en una zona específica, puesto que si hay terremoto grande con una fuerte liberación de energía, se mantendrá liberando energía en esa zona, no en el mismo punto, con las mismas coordenadas, donde ocurrió el sismo principal. Es decir, la liberación de energía debe ser analizada por zonas, no por puntos definidos por latitud y longitud. La figura 8-22 muestra la ubicación del sismo en Iquique el 01 de abril de 2014 en Chile, y la posterior liberación de energía, llegando a tener 10 réplicas por hora en diferentes lugares. Cada punto representa una coordenada de latitud y longitud.



Figura 8- 22. Ubicación de la ciudad de Iquique, donde ocurrió el terremoto de 8.2 el 01 de abril de 2014. Se muestra también la ubicación de las réplicas del sismo

Para mejorar los resultados obtenidos se dividió la zona en estudio en diferentes zonas sísmicas de Venezuela, superponiendo mapas y estimando porcentajes de afección en cada zona. Al trabajar la ubicación de esta manera, los aciertos fueron de 75%. Mejora, ya que la predicción se hace a nivel de una zona más precisa, el espacio donde puede ser generado el dato de salida, y no solamente un punto. La predicción se hace para una zona física en un mapa, lo cual es mas grande que un punto de coordenadas X y Y, es decir latitud y longitud. La figura 8-23 muestra la cuadrícula realizada para la predicción de sismos en las diferentes zonas.

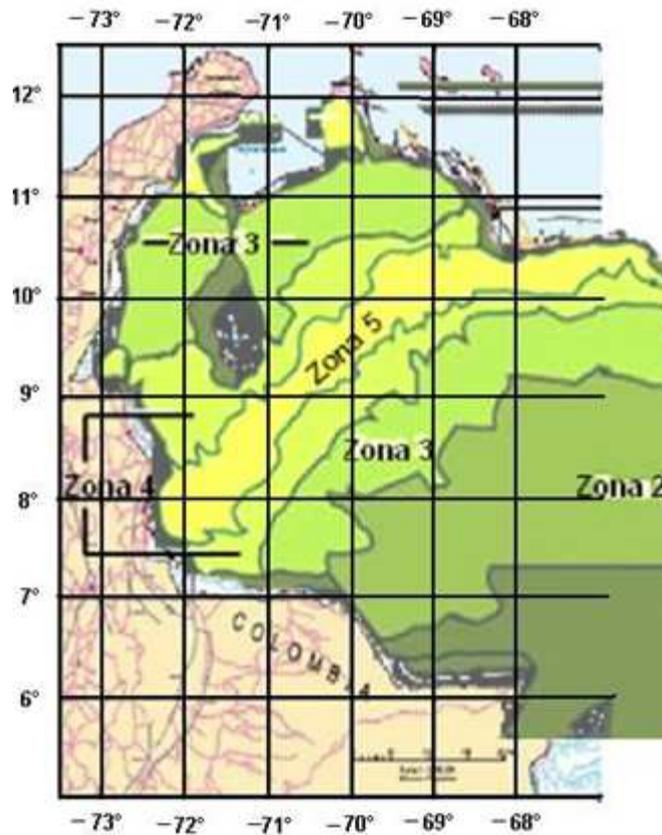


Figura 8- 23. Mapa de Venezuela con la ubicación de las zonas sísmicas definidas en Venezuela y la división por áreas realizada en el trabajo para la predicción de zona.

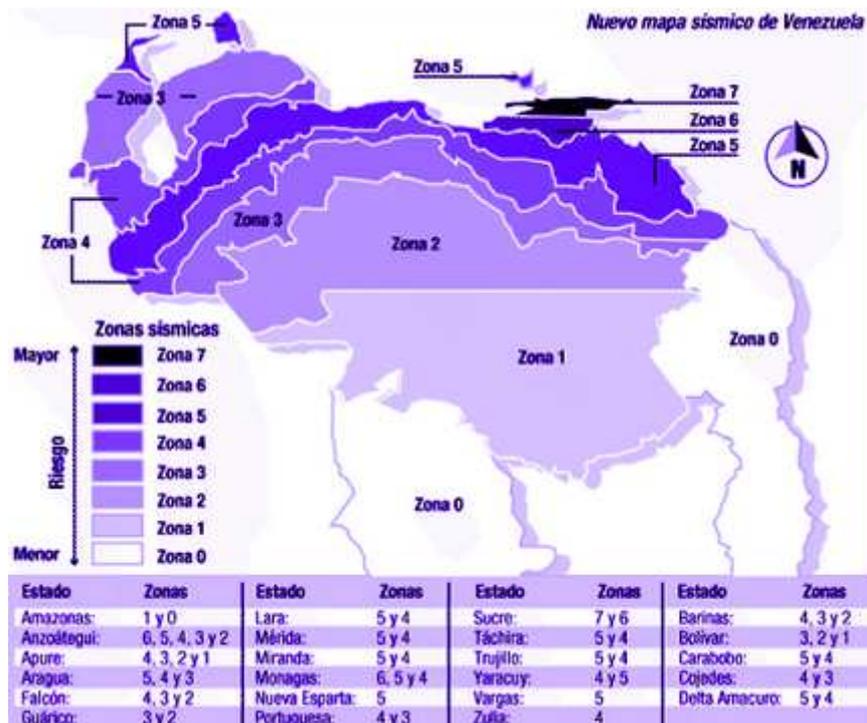


Figura 8- 24. Zonas sísmicas de Venezuela de las normas para la construcción de edificaciones civiles.



Por otro lado, la profundidad no fue una variable significativa, es decir, no afectó de forma alguna los resultados obtenidos. El uso o no uso de esta variable no afecta en los cálculos de las otras. Debe recordarse que en los experimentos diseñados se realizó la combinatoria de las variables de entrada tanto como de salida. Entonces, analizando los resultados, esta variable no afecta el cálculo de las otras. Geológicamente tiene sentido, puesto que la energía es liberada cuando sus límites de concentración sobrepasan cierto nivel, producto de la interacción de las placas tectónicas, sin tener en cuenta la profundidad a la que se libera.

El análisis de los resultados de esta etapa permite diseñar los escenarios para los experimentos que serán realizados en la etapa siguiente. Además, fue obtenida información muy importante para la selección de variables a estudiar en las zonas a nivel mundial.

Los resultados obtenidos se muestran en la tabla 8-3, donde la interpretación de los resultados debe ser hecha analizando la variable que representan y los aspectos físicos geológicos que se incluyen. Es importante realizar el análisis considerando los rangos de los valores que se manejan, para interpretar correctamente el rendimiento y el error.

En el experimento 1 se estudian las variables latitud y longitud (según la tabla 5-3 del capítulo V, el valor máximo para la primera variable es 12, y 73 para la segunda, lo que corresponde a los valores máximos de la ubicación cartográfica de la falla de Boconó.), con un error de 0,64 y un rendimiento pobre mostrados en la tabla 8-6. En el experimento 2 se estudia la variable fecha juliana, y se manejan valores de cero hasta más de 40000, dando un error de 8.81 (es un error bajo), con un rendimiento excelente de 0.003. El experimento 3 pide tiempo y ubicación, obteniendo resultados buenos con un rendimiento de 0.13 y un error de 0.78.

El experimento 4 se alimenta con un retardo para cada variable usada. Como en los experimentos anteriores, las variables de entrada son tiempo, ubicación, magnitud y profundidad, y de salidas tiempo, ubicación, latitud y profundidad. En este caso, se obtienen muy buenos resultados con un rendimiento de 0.13. La estimación de la ubicación hecha en el experimento 5 no da buenos resultados, puesto que obtiene un rendimiento pobre de 0.90. El experimento 6 no obtiene resultados, puesto que el programa no concluyó el análisis debido a la capacidad del computador donde fue procesado, al igual que el experimento 10.



En general, los experimentos que dieron mejor resultado son los que predicen tiempo y ubicación en conjunto.

Tabla 8- 6. Resultados de obtenidos en la zona de prueba 1, falla de Boconó, usando RNA [21].

Experimento	Rendimiento	Error
1	Rendimiento pobre de 0.878071	0.641096
2	Rendimiento excelente de 0.003231	8.811034
3	Muy buenos resultados, con un rendimiento de 0.137391	0.781741
4	Muy buenos resultados, con un rendimiento de 0.136569	0.853789
5	Rendimiento pobre de 0.905340	0.64686
6	-	-
7	Muy buenos resultados, con un rendimiento de 0.107859	0.777379
8	Muy buenos resultados, con un rendimiento de 0.159301	0.822347
9	Rendimiento pobre de 0.920180	0.649147
10	-	-
11	Muy buenos resultados, con un rendimiento de 0.095946	0.808069
12	Muy buenos resultados, con un rendimiento de 0.104140	0.823443
13	Rendimiento pobre de 0.856260	0.645705
14	Rendimiento excelente de 0.003009	8.397729
15	Muy buenos resultados, con un rendimiento de 0.125519	0.780094
16	Rendimiento excelente de 0.003029	1.069237
17	Rendimiento pobre de 0.826675	0.614008
18	Rendimiento excelente de 0.003420	9.423919
19	Muy buenos resultados, con un rendimiento de 0.132278	0.778702
20	Muy buenos resultados, con un rendimiento de 0.123058	0.817644

8.8 RESULTADOS DE LA APLICACIÓN DE PROGRAMACIÓN GENÉTICA Y REDES NEURONALES ARTIFICIALES EN ZONA DE ESTUDIO 2

La zona de prueba 2 se corresponde a las Fallas Boconó, Oca Ancón, San Sebastián y El Pilar, ubicadas en Venezuela. Cada falla produce una sub zona de estudio con el mismo nombre.



Cada una de las fallas fue estudiada, obteniendo los datos de eventos sísmicos con sus características más importantes, esto es, latitud, longitud, fecha de ocurrencia y magnitud.

Los experimentos realizados con redes neuronales artificiales y programación genética, obtienen como variable de salida la magnitud. En ambos casos se utilizó el programa RapidMiner.

Es importante destacar que los resultados por programación genética fueron logrados luego de diversos análisis. Primero fueron utilizados los datos de cada sub zona por separado, generándose una relación matemática para cada una. Seguidamente, se obtuvo una nueva ecuación matemática utilizando todos los datos de las cuatro sub zonas, la cual fue probada en cada sub zona, obteniendo mejores resultados, los cuales se muestran en la tabla 8-7.

Se presentan tres (3) tablas de resultados, mostrando únicamente 50 datos para cada sub zona.

Tabla 8- 7. Resultados obtenidos en la zona de prueba 2, Fallas de Boconó, Oca Ancón, San Sebastián, El Pilar, usando Redes Neuronales Artificiales. Se muestran 50 datos obtenidos.

Dato	Boconó		Oca Ancón		San Sebastián		El Pilar	
	Magnitud	Error	Magnitud	Error	Magnitud	Error	Magnitud	Error
1	0.2828	0.0028	0.2843	0.0243	0.2874	0.0374	0.2941	0.0341
2	0.2759	0.0441	0.2874	0.0374	0.2894	0.0506	0.2912	0.0788
3	0.2859	0.0259	0.2853	0.0053	0.2877	0.0277	0.2931	0.0069
4	0.2848	0.0348	0.2821	0.1879	0.2871	0.0071	0.2946	0.0154
5	0.2813	0.0013	0.2922	0.0178	0.2892	0.0908	0.293	0.077
6	0.2849	0.0349	0.2871	0.0371	0.2874	0.0326	0.2916	0.0016
7	0.2827	0.0227	0.286	0.026	0.2867	0.0367	0.2865	0.0335
8	0.284	0.034	0.2912	0.0112	0.2866	0.0266	0.2929	0.0229
9	0.2847	0.0247	0.2866	0.0234	0.2888	0.0012	0.2861	0.0361
10	0.28	0.02	0.2843	0.1357	0.2899	0.0099	0.291	0.039
11	0.2831	0.0331	0.2864	0.0264	0.2893	0.0107	0.2929	0.0129
12	0.2833	0.0033	0.282	0.038	0.2895	0.0295	0.2916	0.0316
13	0.2853	0.0353	0.2895	0.0205	0.2955	0.0245	0.2947	0.0347
14	0.2827	0.0173	0.2862	0.0062	0.2886	0.0286	0.2944	0.0056
15	0.2828	0.0228	0.2896	0.0004	0.2943	0.0257	0.2942	0.0442
16	0.2852	0.0048	0.2927	0.0673	0.2884	0.0384	0.2947	0.0253
17	0.2826	0.0074	0.2849	0.0351	0.2893	0.0393	0.2956	0.0256
18	0.2871	0.0029	0.285	0.025	0.2896	0.0296	0.297	0.037



19	0.273	0.277	0.2849	0.0151	0.2877	0.0277	0.2935	0.0065
20	0.2828	0.0228	0.288	0.052	0.2888	0.0512	0.2944	0.0456
21	0.2797	0.0903	0.2899	0.0299	0.2893	0.1407	0.2947	0.0353
22	0.2811	0.0011	0.2855	0.0345	0.2885	0.0315	0.2931	0.0031
23	0.2756	0.0344	0.2873	0.0527	0.2886	0.0386	0.2933	0.1867
24	0.2797	0.0403	0.2898	0.0198	0.2886	0.0386	0.2933	0.0033
25	0.2854	0.0254	0.2914	0.0086	0.2884	0.0384	0.2958	0.0458
26	0.283	0.033	0.2899	0.0301	0.2886	0.0286	0.293	0.013
27	0.2803	0.0203	0.2865	0.0335	0.2885	0.0115	0.2922	0.0122
28	0.2846	0.0046	0.2888	0.0312	0.2888	0.0312	0.2939	0.0761
29	0.284	0.004	0.2873	0.0227	0.2888	0.1512	0.293	0.047
30	0.284	0.006	0.2916	0.1084	0.2888	0.0112	0.2937	0.0137
31	0.285	0.035	0.2886	0.0714	0.2885	0.0015	0.2959	0.0641
32	0.2849	0.1551	0.2929	0.1071	0.2884	0.0384	0.2938	0.0338
33	0.285	0.005	0.2924	0.0024	0.2883	0.0017	0.291	0.049
34	0.285	0.215	0.2893	0.0007	0.2887	0.0113	0.2941	0.0141
35	0.2764	0.0836	0.2896	0.1204	0.2885	0.0015	0.2942	0.0858
36	0.2796	0.0704	0.2899	0.0101	0.293	0.013	0.2929	0.0171
37	0.286	0.004	0.29	0.06	0.2886	0.0114	0.2876	0.0724
38	0.275	0.005	0.2897	0.0103	0.2879	0.0421	0.2918	0.0418
39	0.2844	0.0244	0.2899	0.0101	0.2878	0.0322	0.2923	0.0123
40	0.2849	0.0051	0.2897	0.0203	0.2877	0.0023	0.293	0.017
41	0.2856	0.0256	0.2896	0.0096	0.2875	0.0125	0.2933	0.0867
42	0.2806	0.0006	0.2872	0.0072	0.2892	0.0008	0.293	0.033
43	0.285	0.035	0.2901	0.0101	0.2878	0.0322	0.2942	0.0042
44	0.2861	0.0261	0.2867	0.0067	0.2878	0.0622	0.2942	0.0442
45	0.286	0.004	0.2829	0.0171	0.2877	0.1423	0.2931	0.0431
46	0.2803	0.0003	0.2937	0.0063	0.2877	0.0277	0.2931	0.0069
47	0.2862	0.0262	0.2911	0.0011	0.2877	0.0223	0.2952	0.0048
48	0.278	0.002	0.287	0.003	0.2878	0.0022	0.2948	0.0552
49	0.2832	0.0068	0.29	0.02	0.2893	0.0293	0.2935	0.1265
50	0.2812	0.0212	0.2839	0.0339	0.2878	0.1122	0.2939	0.0139

Para el caso de la programación genética, se muestran los valores de los parámetros usados en el programa RapiMiner para cada zona, puesto que son los que dan los mejores resultados en cada caso. Esos resultados son mostrados en la tabla 8-8.



Tabla 8- 8. Características de los parámetros obtenidos en cada zona de prueba para Programación Genética

Archivos de entrenamiento	Oca Ancón	Boconó	San Sebastián	El Pilar
Muestras	50	100	100	50
Máxima profundidad	7	7	7	7
Generaciones	3000	3000	3000	2000
Tasa de Cruce	0.6	0.6	0.6	0.8
Tasa de Mutación	0.3	0.3	0.3	0.4

Tabla 8- 9. Resultados de obtenidos en la zona de estudio 2 usando Programación Genética.

Se muestran 50 valores obtenidos.

Dato	Boconó		Oca Ancón		San Sebastián		El Pilar	
	Magnitud	Error	Magnitud	Error	Magnitud	Error	Magnitud	Error
1	0.2031084	0.0768916	0.3251369	0.0651369	0.2589755	0.0089755	0.242829	0.017171
2	0.1560862	0.1639138	0.2885362	0.0385362	0.2197808	0.1202192	0.3179954	0.0520046
3	0.2626295	0.0026295	0.3010712	0.0210712	0.2644189	0.0044189	0.3128631	0.0128631
4	0.191089	0.058911	0.3216773	0.1483227	0.2712489	0.0087511	0.3105653	0.0005653
5	0.2731397	0.0068603	0.3170785	0.0070785	0.2758389	0.1041611	0.3127056	0.0572944
6	0.213598	0.036402	0.3105851	0.0605851	0.2535624	0.0664376	0.2731746	0.0168254
7	0.2477877	0.0122123	0.3183422	0.0583422	0.2394628	0.0105372	0.321968	0.001968
8	0.2506366	0.0006366	0.3161715	0.0361715	0.2692273	0.0092273	0.3149707	0.0449707
9	0.2640434	0.0040434	0.3112218	0.0012218	0.2645309	0.0254691	0.3149716	0.0649716
10	0.2509363	0.0490637	0.3138279	0.1061721	0.272686	0.007314	0.3404754	0.0104754
11	0.2998041	0.0498041	0.3234959	0.0634959	0.2659484	0.0340516	0.3126448	0.0326448
12	0.2696774	0.0103226	0.3284999	0.0084999	0.2666804	0.0066804	0.2588147	0.0011853
13	0.288387	0.038387	0.2957258	0.0142742	0.283098	0.036902	0.3111522	0.0511522
14	0.2455914	0.0544086	0.3253207	0.0453207	0.25765	0.00235	0.2618603	0.0381397
15	0.2545283	0.0054717	0.2961188	0.0061188	0.2757398	0.0442602	0.3054388	0.0554388
16	0.2854658	0.0045342	0.3188236	0.0411764	0.2590795	0.0090795	0.3180989	0.0019011
17	0.2404974	0.0495026	0.3042942	0.0157058	0.2575021	0.0075021	0.3095974	0.0395974
18	0.3159372	0.0259372	0.3045658	0.0445658	0.2522667	0.0077333	0.3097724	0.0497724
19	0.1332324	0.4167676	0.3049278	0.0049278	0.2437083	0.0162917	0.3072387	0.0072387
20	0.2579991	0.0020009	0.2935028	0.0464972	0.2483117	0.0916883	0.3098635	0.0301365
21	0.2696085	0.1003915	0.3055044	0.0455044	0.2437843	0.1862157	0.3079734	0.0220266
22	0.280075	7.502E-05	0.3237826	0.0037826	0.2459793	0.0740207	0.3134246	0.0234246
23	0.2067614	0.1032386	0.3138081	0.0261919	0.2475208	0.0024792	0.3152163	0.1647837
24	0.2700255	0.0499745	0.2828629	0.0128629	0.2472267	0.0027733	0.3127008	0.0227008
25	0.2531343	0.0068657	0.2927631	0.0072369	0.2458904	0.0041096	0.3141597	0.0641597
26	0.2841725	0.0341725	0.3053289	0.0146711	0.2468138	0.0131862	0.313974	0.033974
27	0.2411751	0.0188249	0.3258022	0.0058022	0.246398	0.053602	0.3024339	0.0224339
28	0.2312637	0.0487363	0.3168617	0.0031383	0.2482466	0.0717534	0.2965321	0.0734679
29	0.305498	0.025498	0.3074133	0.0025867	0.2485067	0.1914933	0.3127648	0.0272352



30	0.3063754	0.0163754	0.3043702	0.0956298	0.2484402	0.0515598	0.3069154	0.0269154
31	0.3167612	0.0667612	0.3140043	0.0459957	0.2464336	0.0435664	0.3139483	0.0460517
32	0.3164727	0.1235273	0.3100875	0.0899125	0.2446654	0.0053346	0.3071279	0.0471279
33	0.3166015	0.0266015	0.2890287	0.0009713	0.243488	0.046512	0.3243052	0.0156948
34	0.3166479	0.1833521	0.3108768	0.0208768	0.2456252	0.0543748	0.3082537	0.0282537
35	0.2084233	0.1515767	0.2956839	0.1143161	0.2433099	0.0466901	0.3085229	0.0714771
36	0.2669136	0.0830864	0.2953327	0.0046673	0.2579419	0.0220581	0.3128995	0.0028995
37	0.3141607	0.0241607	0.2955171	0.0544829	0.244065	0.055935	0.3187258	0.0412742
38	0.2039428	0.0760572	0.2955641	0.0044359	0.2290643	0.1009357	0.2802033	0.0302033
39	0.2581231	0.0018769	0.2953484	0.0046516	0.2280724	0.0919276	0.3054253	0.0254253
40	0.3178879	0.0278879	0.2951231	0.0148769	0.2290857	0.0609143	0.3122578	0.0022578
41	0.2979554	0.0379554	0.2953784	0.0153784	0.226635	0.073365	0.3067609	0.0732391
42	0.267398	0.012602	0.2851336	0.0051336	0.2399164	0.0500836	0.3126715	0.0526715
43	0.3184605	0.0684605	0.2943195	0.0143195	0.2287743	0.0912257	0.3097923	0.0197923
44	0.2585857	0.0014143	0.3262964	0.0462964	0.2287743	0.1212257	0.3094955	0.0594955
45	0.2585304	0.0314696	0.3196743	0.0196743	0.227948	0.202052	0.3112377	0.0612377
46	0.2838426	0.0038426	0.3181061	0.0181061	0.2279935	0.0320065	0.3106482	0.0106482
47	0.2609176	0.0009176	0.3076818	0.0176818	0.2282547	0.0817453	0.3107786	0.0107786
48	0.2607559	0.0192441	0.3259989	0.0359989	0.2287743	0.0612257	0.3078203	0.0421797
49	0.3051943	0.0151943	0.3067804	0.0032196	0.2410874	0.0189126	0.3083941	0.1116059
50	0.281257	0.021257	0.3311491	0.0811491	0.2287743	0.1712257	0.3066566	0.0266566

La tabla 8-10 muestra la comparación de los resultados entre ambas técnicas.

Tabla 8- 10 Resultados comparativos de los errores porcentuales obtenidos en la zona de prueba 2 usando RNA y PG. Se muestran 50 valores obtenidos.

Dato	RNA	PG	RNA	PG	RNA	PG	RNA	PG
	Boconó Error	Boconó Error	Oca Ancón Error	Oca Ancón Error	San Sebastián Error	San Sebastián Error	El Pilar Error	El Pilar Error
1	0.3%	7.7%	2.4%	6.5%	3.7%	0.9%	3.4%	1.7%
2	4.4%	16.4%	3.7%	3.9%	5.1%	12.0%	7.9%	5.2%
3	2.6%	0.3%	0.5%	2.1%	2.8%	0.4%	0.7%	1.3%
4	3.5%	5.9%	18.8%	14.8%	0.7%	0.9%	1.5%	0.1%
5	0.1%	0.7%	1.8%	0.7%	9.1%	10.4%	7.7%	5.7%
6	3.5%	3.6%	3.7%	6.1%	3.3%	6.6%	0.2%	1.7%
7	2.3%	1.2%	2.6%	5.8%	3.7%	1.1%	3.4%	0.2%
8	3.4%	0.1%	1.1%	3.6%	2.7%	0.9%	2.3%	4.5%
9	2.5%	0.4%	2.3%	0.1%	0.1%	2.5%	3.6%	6.5%
10	2.0%	4.9%	13.6%	10.6%	1.0%	0.7%	3.9%	1.0%
11	3.3%	5.0%	2.6%	6.3%	1.1%	3.4%	1.3%	3.3%
12	0.3%	1.0%	3.8%	0.8%	3.0%	0.7%	3.2%	0.1%
13	3.5%	3.8%	2.1%	1.4%	2.5%	3.7%	3.5%	5.1%
14	1.7%	5.4%	0.6%	4.5%	2.9%	0.2%	0.6%	3.8%
15	2.3%	0.5%	0.0%	0.6%	2.6%	4.4%	4.4%	5.5%
16	0.5%	0.5%	6.7%	4.1%	3.8%	0.9%	2.5%	0.2%
17	0.7%	5.0%	3.5%	1.6%	3.9%	0.8%	2.6%	4.0%



18	0.3%	2.6%	2.5%	4.5%	3.0%	0.8%	3.7%	5.0%
19	27.7%	41.7%	1.5%	0.5%	2.8%	1.6%	0.7%	0.7%
20	2.3%	0.2%	5.2%	4.6%	5.1%	9.2%	4.6%	3.0%
21	9.0%	10.0%	3.0%	4.6%	14.1%	18.6%	3.5%	2.2%
22	0.1%	0.0%	3.5%	0.4%	3.2%	7.4%	0.3%	2.3%
23	3.4%	10.3%	5.3%	2.6%	3.9%	0.2%	18.7%	16.5%
24	4.0%	5.0%	2.0%	1.3%	3.9%	0.3%	0.3%	2.3%
25	2.5%	0.7%	0.9%	0.7%	3.8%	0.4%	4.6%	6.4%
26	3.3%	3.4%	3.0%	1.5%	2.9%	1.3%	1.3%	3.4%
27	2.0%	1.9%	3.4%	0.6%	1.2%	5.4%	1.2%	2.2%
28	0.5%	4.9%	3.1%	0.3%	3.1%	7.2%	7.6%	7.3%
29	0.4%	2.5%	2.3%	0.3%	15.1%	19.1%	4.7%	2.7%
30	0.6%	1.6%	10.8%	9.6%	1.1%	5.2%	1.4%	2.7%
31	3.5%	6.7%	7.1%	4.6%	0.2%	4.4%	6.4%	4.6%
32	15.5%	12.4%	10.7%	9.0%	3.8%	0.5%	3.4%	4.7%
33	0.5%	2.7%	0.2%	0.1%	0.2%	4.7%	4.9%	1.6%
34	21.5%	18.3%	0.1%	2.1%	1.1%	5.4%	1.4%	2.8%
35	8.4%	15.2%	12.0%	11.4%	0.2%	4.7%	8.6%	7.1%
36	7.0%	8.3%	1.0%	0.5%	1.3%	2.2%	1.7%	0.3%
37	0.4%	2.4%	6.0%	5.4%	1.1%	5.6%	7.2%	4.1%
38	0.5%	7.6%	1.0%	0.4%	4.2%	10.1%	4.2%	3.0%
39	2.4%	0.2%	1.0%	0.5%	3.2%	9.2%	1.2%	2.5%
40	0.5%	2.8%	2.0%	1.5%	0.2%	6.1%	1.7%	0.2%
41	2.6%	3.8%	1.0%	1.5%	1.3%	7.3%	8.7%	7.3%
42	0.1%	1.3%	0.7%	0.5%	0.1%	5.0%	3.3%	5.3%
43	3.5%	6.8%	1.0%	1.4%	3.2%	9.1%	0.4%	2.0%
44	2.6%	0.1%	0.7%	4.6%	6.2%	12.1%	4.4%	5.9%
45	0.4%	3.1%	1.7%	2.0%	14.2%	20.2%	4.3%	6.1%
46	0.0%	0.4%	0.6%	1.8%	2.8%	3.2%	0.7%	1.1%
47	2.6%	0.1%	0.1%	1.8%	2.2%	8.2%	0.5%	1.1%
48	0.2%	1.9%	0.3%	3.6%	0.2%	6.1%	5.5%	4.2%
49	0.7%	1.5%	2.0%	0.3%	2.9%	1.9%	12.7%	11.2%
50	2.1%	2.1%	3.4%	8.1%	11.2%	17.1%	1.4%	2.7%

Se puede ver en la tabla 8-10, en el dato 1, que el error para Boconó con RNA corresponde a 0.3% y para PG es 7.7%. De igual manera, para Oca Ancón en dato 1 el error es 2.4% para RNA contra 6.5% para PG. Esta tendencia se mantiene en el 82% de los datos.

Los valores elevados, y que aparentemente no sirven, corresponden a valores sectorizados equivocadamente fuera de la zona de actuación, y no son considerados en los análisis. Esto, dicho en otras palabras, cuando los sismos fueron colocados en las fallas correctas, las zonas de acción correspondieron a fallas secundarias o menores. La figura 8-24 muestra la superposición del mapa de Venezuela y el mapa logrado para la ubicación de los sismos según sus coordenadas. Puede observarse las fallas analizadas y sus respectivas trazas principales. Puede observarse también que hay una gran cantidad de datos que están muy alejados de las zonas de influencia de las fallas. Por ejemplo,



datos que se encuentran fuera del rango de actuación de la falla, dando grandes errores por esta razón. Un ejemplo de ello puede verse en la tabla 8-9 en el dato 19 de la falla de Boconó, el cual da para RNA un error de 27.7% y para PG de 41.7%. También, para la falla de Oca Ancón, el dato 4 muestra un error de 18.4% para RNA y 14.8 para PG. Igual el dato 21 muestra 14.1% y 18.6% para RNA y PG, respectivamente, para la falla de San Sebastián. Por último, la falla de El Pilar muestra para el dato 23 un error de 18.7% para RNA y 16.5% para PG.

Los datos ajustados correctamente al entorno geográfico de las respectivas trazas y zonas de afección de las fallas muestran resultados muy apropiados.

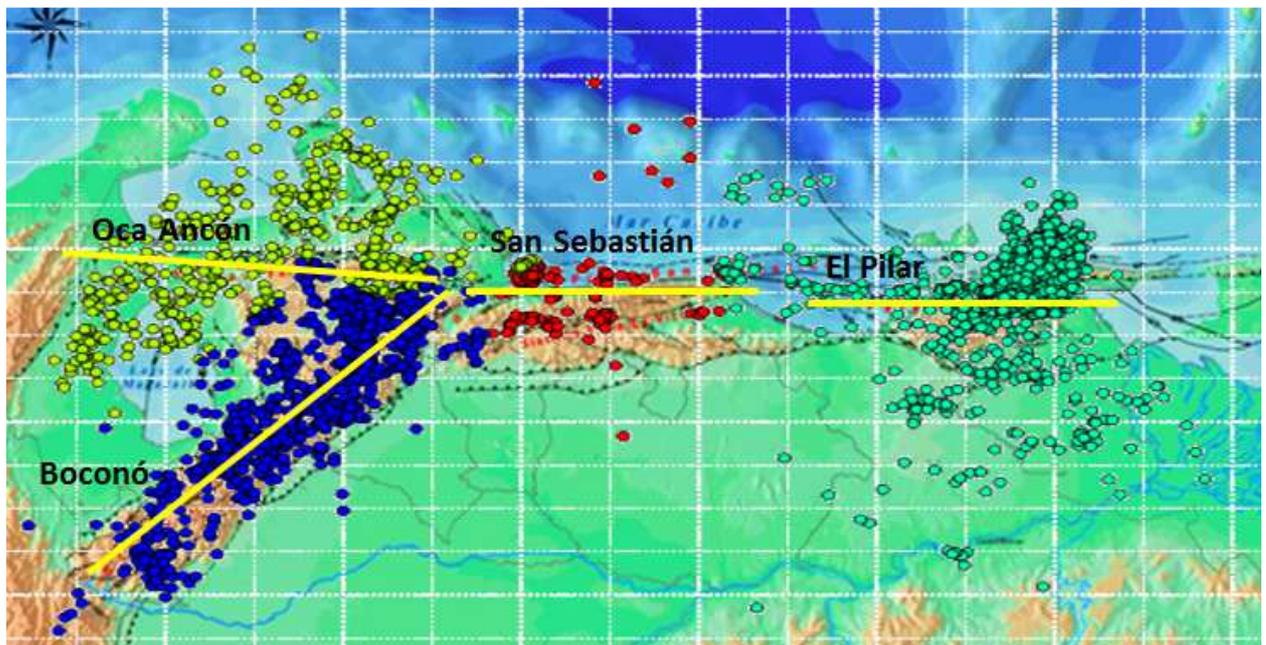


Figura 8- 25. Mapa de Venezuela superpuesto con imágenes de la ubicación de los datos sísmicos utilizados. En azul los sismos asociados a la falla de Boconó, en amarillo los sismos asociados a la Falla de Oca Ancón, en rojo los sismos asociados a la falla de San Sebastián y en verde los sismos asociados a la falla de El Pilar. Se muestran además las trazas de las fallas mencionadas, en líneas amarillas.

La zona de prueba 2 confirma que la mejor técnica para utilizar en el análisis de datos sísmicos son las RNA, considerando los resultados y los porcentajes en los errores cometidos. El aporte relevante de la PG, es que aporta ecuaciones donde son visibles las variables que se utilizan y su relación directa en el cálculo.



8.9 ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS OBTENIDOS POR GEOLOGÍA APLICADA

En este trabajo fueron desarrolladas por primera vez las coordenadas cartesianas con parámetros puntuales $[x, y]$ para las placas tectónicas de nuestro planeta. Esto fue de gran importancia, puesto que se generaron las bases para la geometría bidimensional y tridimensional de las placas estudiadas. Esta selección de coordenadas fue realizada luego de verificar los criterios de diversos autores, relacionados a los límites lineales superficiales necesarios para este estudio.

Las consideraciones geológicas para tres dimensiones, considerando geometría en profundidad, se basaron en las especificaciones de cada sistema límite interplaca para zonas de subducción y contacto transformante.

Las dimensiones de las placas fueron escaladas de la realidad física y llevadas al sistema cartesiano, determinando la complejidad de los contactos interplacas. Los sistemas desarrollados fueron en función a las zonas establecidas para análisis. La geometría de las placas tectónicas es realizada en tres dimensiones para el análisis numérico, considerando los cambios de material entre corteza y litosfera. La corteza es diferenciada entre oceánica y continental. Esta diferenciación se realiza con diferentes valores del módulo de elasticidad, relación de Poisson y densidad.

Los contactos interplacas estudiados corresponden a límites convergentes entre corteza oceánica-oceánica, límites convergentes entre corteza continental-oceánica, límites convergentes entre corteza continental-continental, y límites transformantes. No fueron estudiados límites divergentes puesto que los datos para la aplicación de redes neuronales artificiales eran muy escasos. Además, este tipo de límites se caracteriza por la ausencia de sismos de elevada magnitud, no genera sismos de foco profundo y no existen grandes acumulaciones de energía de deformación.

El estudio geodinámico realizado fue en función de recopilación bibliográfica y consulta con profesionales expertos para considerar sus opiniones en la verificación de los parámetros geomecánicos que caracterizan el medio en estudio, la validación sobre los ángulos de subducción para los límites convergentes y los aspectos friccionantes en los estudios de transurrencia.

La geología aplicada al estudio numérico de las placas tectónicas permitió comparar resultados obtenidos por simulación con los estados naturales conocidos, en función del desplazamiento vertical de los modelos para cinco (5) de las zonas estudiadas.



Esta investigación considera la Teoría del Rebote Elástico desde el punto de vista geológico y matemático, la cual afirma que grandes cantidades de energía de deformación es almacenada antes de un sismo, e indica que las rocas tienen gran capacidad de almacenamiento de esta energía. Esta investigación presenta la relación directa entre la magnitud del sismo y la magnitud de la energía acumulada.

Los principales análisis geológicos para los modelos numéricos de las placas tectónicas fueron considerados en la litosfera, la cual incluye la corteza y el manto superficial. La litosfera es rígida y se desplaza sobre la astenosfera la cual está compuesta por material más blando y capaz de fluir, por lo cual, debido al cambio de temperatura, el material caliente sube y al enfriarse baja por efecto de la gravedad generándose así las corrientes de convección causantes de los movimientos de las placas, movimientos que son simulados, analizados y verificados en esta investigación con base a esfuerzos compresivos en su mayoría y condiciones de borde para los grados de libertad involucrados. Esto se hace en el análisis por elementos finitos al realizar las simulaciones geomecánicas.

El estudio realizado sobre el comportamiento geodinámico de las placas tectónicas incluye los primeros 100 km correspondientes a la litosfera, puestos que bajo esa profundidad las características geológicas cambian drásticamente, tanto en composición de los materiales, como en su comportamiento.

8.10 ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS OBTENIDOS POR EL USO DEL MÉTODO DE ELEMENTOS FINITOS

En esta investigación fue utilizado el método de elementos finitos para calcular la energía de deformación, para lo cual fue necesario un arduo proceso de calibración de los modelos creados, donde se incluyeron aspectos como geometría, materiales constitutivos de los modelos, condiciones de borde, fuerzas actuantes y mallado apropiado. La simulación fue realizada con el software ABAQUS.

La geometría de los modelos fue definida para cada uno de los grupos de placas tectónicas estudiadas, utilizando las coordenadas locales encontradas en etapas anteriores para el desarrollo bidimensional. Los modelos tridimensionales fueron llevados hasta los 100 Km de profundidad, donde las características del contacto entre litosfera y astenosfera, tal que la primera se desliza sobre la segunda, son considerados utilizando condiciones de borde apropiadas.



Un aspecto fundamental en los modelos numéricos de las placas tectónicas son las condiciones de borde. Las placas se desplazan sobre la superficie finita de la tierra, por lo cual están en constante interacción. Esta interacción debe ser llevada a su expresión natural con la correcta sujeción de los modelos al medio real. En este caso fueron utilizados los vínculos de restricción de movimientos lineales en los tres (3) sentidos, y restricción del giro alrededor de los tres (3) ejes. Estos seis (6) movimientos controlados corresponden a los seis grados de libertad para modelos tridimensionales.

Los valores de módulo de elasticidad, densidad y relación de Poisson, son fundamentales en la creación de los modelos y en el comportamiento físico. La sensibilidad a estos parámetros geomecánicos es notable, principalmente a los valores de la densidad de las placas tectónicas y la diferenciación con las características de las cortezas oceánicas, continentales y mixtas. Dependiendo de los valores utilizados, el proceso de subducción tenía mayores o menores coincidencias a los estados naturales conocidos. En el caso de los contactos convergentes, la placa mas densa se hunde y la placa menos densa flota sobre la otra. Los modelos estudiados tienen este comportamiento, lo cual se constata en todos los modelos geonuméricos realizados, puesto que se incluye la densidad en sus parámetros de estudio, principio básico del análisis por elementos finitos al dar las características de los materiales, modificándose incluso los valores de elevaciones y profundidades obtenidos en los modelos al cambiar valores de estos parámetros, pero no siendo significativos en el cálculo de la energía de deformación elástica. Esto se puede constatar en los modelos geonuméricos realizados para la calibración de los modelos y seleccionar el más apropiado para cada zona, como se explicó en el capítulo IV.

Cada uno de los modelos geonuméricos generados en esta investigación, fueron mallados utilizando la convergencia del resultado, como tradicionalmente se hace en el método de elementos finitos. Al no tener valores analíticos de comparación, el resultado correcto se logra al obtener valores cercanos en diferentes corridas. La validez de los resultados se confirma en este caso, como se explicó en el capítulo IV, logrando valores cercanos a estados naturales conocidos, esto es, usando valores de altitudes promedio de la topografía de las zonas estudiadas.

La energía de deformación elástica se calculó con base al método de elementos finitos, asociándola después a las magnitudes de sismos en las zonas respectivas, utilizando para esto los eventos mayores a 5, donde la energía es significativa.



Las fuerzas actuantes fueron definidas para cada modelo dependiendo del análisis geológico realizado. Los modelos fueron desarrollados, en su gran mayoría, con fuerzas volumétricas que afectaban todo el elemento en estudio. La selección de este tipo de carga actuante se debe a que en estado natural los enormes bloques interplacas son desplazados, ejerciendo esfuerzos que afectan todo el volumen de los bloques en movimiento.

Los modelos fueron calibrados utilizando como variables principales las condiciones de borde y las fuerzas actuantes, tratando de lograr las elevaciones que se han producido en estado natural por efecto de la subducción. Para la Zona A se consideran como valores de comparación la geografía de la Cordillera de Los Andes desde los 6972 m del monte Aconcagua hasta los 1000 m promedio de la planicie chilena en su zona central. De igual manera, se considera la profundidad de la fosa de Nazca de 8100 m. Ese fue el mismo sistema aplicado para la calibración de los modelos de las otras zonas. En términos generales, la Zona B fue calibrada utilizando el monte Jaya, el cual es montaña insular más alta del mundo y el pico más alto de Oceanía, ubicado en la isla de Nueva Guinea, con 4884 metros de altura sobre el nivel del mar. La Zona C fue calibrada analizando la orogénesis del Himalaya la cual es la cordillera más alta del planeta teniendo diez de las catorce cimas con más de 8000 metros de altura, incluyendo el Everest con 8848. La Zona D, ubicada en Japón se calibró utilizando los 3776 del monte Fuji, pico más alto de la isla de Honshu y de todo Japón. La Zona E fue calibrada utilizando la geografía de las Isla Aleutianas, de origen volcánico, las cuales forman parte de Alaska y están situadas entre el mar de Bering el océano Pacífico septentrional, cuya montaña más alta es el monte Shishaldin con 2857 msnm.

Esta investigación demuestra que la energía de deformación unitaria elástica tiene relación directa con la ocurrencia de sismos en las zonas donde su concentración es elevada, y coincide con la ubicación de los eventos de grandes profundidades, como se observó en la figura 8-1. La energía de deformación calculada en la zona A, obtenida entre el contacto de las placas Sudamericana y Nazca, corresponde geográficamente a la ubicación de los registros de sismos mostrados en la figura 8-12.

La simulación numérica aplicada al estudio de efectos geológicos, es un paso importante en las investigaciones donde se incluyen problemas complejos con variables, constantes y condiciones que deben ser estudiadas desde diversos puntos de vista, validando los métodos matemáticos utilizados, los parámetros geomecánicos incluidos en el estudio y los resultados. Es una herramienta importante que abre las puertas al análisis de



problemas que no tenían una solución matemática exacta o cuya solución conocida no podía implementarse.

Las gráficas de comportamiento sísmico donde se relacionan las variables magnitud y tiempo, muestran la distribución efectiva de la ocurrencia de eventos sísmicos con magnitudes mayores a 5. En estas gráficas realizadas para cada zona estudiada, se puede observar la periodicidad de los eventos, es decir, se muestra según el tiempo de ocurrencia, pudiendo tener más de un evento en una misma fecha. La segunda muestra de manera uniforme cada evento, visualizando los ciclos de liberación de energía. La Zona A muestra una importante acumulación de energía de deformación al mostrar un espacio de tiempo con sismos alejados entre sí, y de magnitud menor a 7 justo antes del terremoto más grande de la historia registrado de magnitud 9.5 en el año 1960. Esta zona muestra también otro comportamiento considerado típico para sismos con características impulsivas, esto es, antes del sismo del año 2010 de magnitud 8.8, se presentó una tormenta sísmica con los llamados sismos premonitorios. La Zona B tiene en su historial el segundo sismo más grande registrado por el hombre, con una magnitud de 9.3, siendo notable la zona de calma sísmica y acumulación de energía antes del evento. La Zona C tiene registrado su sismo más fuerte de 8.3 y se mantiene en constantes liberaciones de energía con eventos sísmicos de 7 y 7.5. La Zona D tiene el cuarto sismo más fuerte de la historia con magnitud 9, muestra un comportamiento compuesto, sin la periodicidad que muestran las zonas anteriores. La Zona D tiene comportamiento con patrones de periodicidad similares a las zonas A, B y C, puesto que se trata de efectos geodinámicos esencialmente similares. La última zona, la Zona F, tiene un comportamiento muy diferente a todas las zonas anteriores que al ser zonas de subducción no se comparan con los efectos de transcurrencia de este límite interplaca que presenta sismos constantes de magnitudes 5 y 6. Lo afirmado anteriormente se puede visualizar desde otro punto de vista en las tablas 8-8 y 8-9 más adelante.

Las gráficas de magnitud en escala de Richter vs energía de deformación elástica unitaria, la cual muestra valores adimensionales, expresan para cada zona estudiada rangos muy similares entre ellos, siendo valores muy pequeños de energía entre 0.01 hasta 70 para magnitudes entre 5 y 7. Para magnitudes inferiores a 5 los valores son menores a 0.01 llegando a $1.0 \text{ E-}6$, esta es la razón principal por lo que no se estudian sismos menores a 5.

La relación que existe entre la magnitud y la energía de deformación elástica unitaria se puede apreciar en los resultados numéricos obtenidos por simulación numérica y la



asociación de la magnitud de sismos en las zonas de estudio. El comportamiento de esta relación está claramente regido por la complejidad de la zona en estudio, en este caso, las zonas A y B, ubicadas en Chile e Indonesia respectivamente, como lugares de referencia, presentan comportamientos similares obteniendo energía de deformación de 300 para magnitudes de 8. La zona C Himalaya presenta un crecimiento escalonado como las zonas anteriores hasta valores cercanos a 400. La zona D corresponde a Japón donde se alcanzan valores de 400 sin embargo muestra un crecimiento de tipo lineal, recordando que en esta zona trabajan en conjunto placas muy activas y complejas en sus límites, catalogada como una de las zonas más complejas desde el punto de la geodinámica. La zona E, ubicada como referencia en las Islas Aleutianas, muestra concentraciones de energía muy pequeñas, llegando a valores de 50. Por último, la zona F, ubicada en la costa oeste de Estados Unidos de América muestra máximos de 600 con una magnitud de 8.

8.11 ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS OBTENIDOS POR RNA A NIVEL MUNDIAL

Esta sección de resultados es la más relevante del trabajo, puesto que luego de probar dos técnicas inteligentes y en dos zonas de estudio, se decide utilizar las redes neuronales artificiales y el programa Statistica Neural Network para el análisis de los datos sísmicos ubicados en las principales zonas sísmicas del planeta, como se indicó en el capítulo IV donde se definen las zonas de estudio.

Los resultados obtenidos con las redes neuronales artificiales se basan en la creación de los experimentos mostrados en el capítulo VII, apartado 7.2, que relacionan las variables principales utilizadas en esta investigación: magnitud, fecha juliana y energía de deformación. Para el estudio de las zonas en conjunto, se agrega la variable zona. El diseño de estos experimentos se realiza utilizando la combinación de uno a cuatro retardos, por cada una de las seis (6) zonas de estudio y las respectivas combinaciones de cada variable, obteniendo 36 experimentos para cada zona y 56 experimentos para el estudio de la zona mundial con la interacción de todas las zonas en cada experimento.

Los experimentos fueron diseñados para analizar primero las variables magnitud y fecha juliana sin la energía de deformación, y luego utilizándola para medir la influencia de esta variable en el resultado de las otras dos y en su propio comportamiento.

Para la gran mayoría de los resultados de los experimentos obtenidos en todas las zonas analizadas, la variable energía de deformación es fundamental para resultados



excelentes, siendo los valores perfectos un rendimiento igual a cero (0), una correlación igual a uno (1) y un error medio cuadrático igual a cero (0).

Cada experimento fue analizado utilizando primero la selección automática que hace el programa Statistica Neural Network de las variables más significativas en cada análisis, y segundo con el uso de todas las variables de entrada. Esto da un total de quinientos cuarenta y cuatro (544) experimentos.

En esta investigación se prueban varios tipos de redes neuronales para cada experimento, buscando siempre el valor cero (0) para el error y el rendimiento. El promedio de número de redes probadas es 60 para cada experimento, siendo en total 32640 redes utilizadas. Las redes utilizadas en esta investigación fueron Lineales, Función de Base Radial (RBF), Perceptrónicas Multicapas (MLP) y Regresión Generalizada (GRNN), según se explica en el capítulo VII.

El primer grupo de experimentos para cada una de las zonas y el planeta completo, utiliza la selección automática de variables, donde son probados los valores de entrada de la red dependiendo de las salidas deseadas. Se prueban un promedio de 60 redes neuronales por experimento. Así por ejemplo, en algunos experimentos se utilizó una (1) variable de entrada, dos variables de entrada, para una red dada diferente. Esos resultados se muestran en las tablas 8-11 y 8-12. Los diseños de estos experimentos de muestran en el apartado 5.2 del capítulo V.

El segundo grupo de experimentos utiliza todas las variables de entrada, en cada zona estudiada incluyendo el grupo mundial. En este caso son probadas las redes incluyendo el total máximo de 12 entradas, como se muestra en la tabla 8-11. Comparando con el experimento A36 del primer grupo, el experimento As36 obtiene con una red MLP un error de 1.20, a diferencia del anterior cuyo error es de 9.90 (tabla A-37 en anexos). Una red lineal da un error de 1.73 comparado con el 1.74 con selección de variables (tabla A-37 en anexos), y con la red GRNN se obtiene un error de 0.00. Esto es importante, puesto que esta opción permite analizar los resultados observando la convergencia con el uso de todas las variables con diferentes redes neuronales artificiales.



Tabla 8- 11. Muestra para cada experimento sin selección automática de variables representativas, la convergencia de los resultados, cambiando tipo de red y confirmando el error y el rendimiento.

CON SELECCIÓN AUTOMÁTICA DE VARIABLES					
EXPERIMENTO	TIPO DE RED	ERROR	NUMERO DE ENTRADAS	CAPAS OCULTAS	RENDIMIENTO
As36	MLP	1.205437	12	22	1.4999
	MLP	6.188268	12	22	1.1943
	MLP	4.179163	12	22	1.4199
	Linear	1.738545	12	-	0.9296
	RBF	1.013171	12	55	0.7438
	RBF	0.9873485	12	58	0.7249
	RBF	0.9772356	12	65	0.7172
	GRNN	0.002053	12	1071	0.0015
	GRNN	6.894E-08	12	1071	0.0000
	GRNN	1.979E-13	12	1071	0.0000
Bs36	MLP	6.490311	12	22	1.0407
	MLP	6.169635	12	22	1.1838
	MLP	0.528881	12	22	1.0479
	Linear	1.050049	12	-	0.9102
	RBF	0.6907467	12	50	0.7465
	RBF	0.586777	12	55	0.6342
	RBF	0.5800111	12	58	0.6264
	GRNN	0.04053	12	476	0.0437
	GRNN	0.03574	12	476	0.0385
	GRNN	0.01193	12	476	0.0129
Cs36	MLP	8.920362	12	22	1.0626
	MLP	7.726047	12	22	1.2427
	MLP	6.787953	12	34	1.0936
	Linear	1.536575	12	-	0.8839
	RBF	1.058163	12	32	0.8084
	RBF	1.019794	12	35	0.7783
	RBF	0.928565	12	43	0.7089
	GRNN	0.0001432	12	600	0.0001
	GRNN	1.686E-11	12	600	0.0000
	GRNN	1.016E-13	12	600	0.0000
Ds36	MLP	4.741318	12	23	1.9779
	MLP	4.087815	12	23	1.0697
	MLP	3.616171	12	15	1.0887
	Linear	1.193338	12	-	0.8675
	RBF	0.113125	12	9	0.9121
	RBF	1.122217	12	12	0.9048
	RBF	1.107326	12	14	0.8923



	GRNN	0.04516	12	600	0.0361
	GRNN	0.04516	12	600	0.0361
	GRNN	0.04516	12	600	0.0361
Es36	MLP	7.750636	12	29	1.6230
	MLP	5.441656	12	19	1.1927
	MLP	5.265742	12	29	1.2802
	Linear	1.761901	12	-	0.9217
	RBF	0.9622858	12	35	0.7971
	RBF	0.863516	12	37	0.7150
	RBF	0.8462959	12	38	0.7009
	GRNN	0.007268	12	413	0.0060
	GRNN	4.763E-05	12	413	0.0000
	GRNN	8.382E-14	12	413	0.0000
Fs36	MLP	7.444354	12	8	1.4749
	MLP	6.411217	12	8	1.3404
	MLP	5.446938	12	13	0.9971
	Linear	3.003795	12	-	0.9416
	RBF	0.9414308	12	15	0.7580
	RBF	0.9322668	12	16	0.7499
	RBF	0.9115379	12	17	0.7333
	GRNN	0.8433773	12	82	0.6630
	GRNN	0.814404	12	82	0.6307
	GRNN	0.8040587	12	82	0.6228
Ps56	Linear	1.020216	12	-	1.0346
	MLP	0.9655375	12	5	0.9882
	MLP	0.9651893	12	14	0.9873
	MLP	0.9649001	12	14	0.9838
	RBF	0.7729078	12	2	1.0030
	RBF	0.7726028	12	3	1.0052
	RBF	0.7709527	12	4	1.0029
	GRNN	0.7679662	12	296	0.9909
	GRNN	0.7679662	12	296	0.9909
	GRNN	0.7679662	12	296	0.9909

Cada experimento realizado se muestra en las tablas 8-12 y 8-13 para la zona A. Las tablas con los resultados de las zonas B, C, D, E, F y P se muestran en la sección de anexos.

Es importante recordar que los experimentos y sus detallados diseños se encuentran en la tabla 7-2 de capítulo VII. Allí se muestra la combinación de variables de entradas y salidas solicitadas en cada experimento, con su correspondiente error, y rendimiento.



Considerando la variable fecha juliana en la Zona A, se obtuvieron resultados, primero con selección automática de variables de entrada, y seguidamente con el uso de todas las variables. Los primeros resultados obtenidos con un retardo, muestran un comportamiento excelente al analizar el experimento A4 por ejemplo, mostrando en la tabla 8-12 un rendimiento excelente de 0.005, una correlación fuerte de 0.99 y un error medio cuadrático de 52.24, Este error es muy pequeño puesto que la fecha juliana toma valores hasta de 42000.

Para el caso de uso de todas las variables, el comportamiento en el experimento As4 mostrado en la tabla 8-13, considerando como variable de salida la fecha juliana indica un rendimiento de $3.71E-3$, una correlación fuerte de 0.99, y un error medio cuadrático de 40.04. Al comparar los experimentos A4 y As4 se observa que en el primero, la selección de variables representativas correspondió al uso de las tres variables de entrada, lo que indica que las tres son consideradas importantes para la estimación de la fecha juliana. En general, al revisar los mejores resultados comparando la disminución del error y mejoras en la correlación y el rendimiento, son más apropiados cuando son utilizadas todas las variables.

Al analizar la magnitud en la Zona A, utilizando un retardo en el análisis y las tres variables para estimar su comportamiento en los experimentos A3, en tabla 8-12 y As3 en tabla 8-13, esto es, magnitud, fecha juliana y energía de deformación, se obtiene un buen rendimiento con valores de 0.21 para el caso de selección automática de variables, y 0.19 con el uso de todas las variables. La correlación es de 0.97 y de 0.98 para los casos anteriores, respectivamente y el error medio cuadrático es de 0.16 y 0.15. Lo que significa que al igual que en el caso anterior, no hay una diferencia notable entre los experimentos realizados con y sin selección automática de variables, ya que todas las variables son significativas en el entrenamiento y aprendizaje de la red para dar resultados.

La energía de deformación en la Zona A, calculada con un retardo, muestra un buen comportamiento en los experimentos A5 en tabla 8-12 y As5 en tabla 8-13, con valores en ambos casos considerando con y sin selección automática de variables.

Cuando se establece la combinación de variables de salida doble, (es decir, cuando se solicitan dos variables en la salida con todas las entradas), como se observa en la tabla 8-12, los resultados para un retardo y selección automática de variable, muestran para salidas de magnitud y fecha juliana en conjunto, según el experimento A6, un rendimiento bueno de 0.1834, correlación de 0.98 y un error de 0.2029. Para la salida



compuesta de magnitud y energía en el experimento A7, se logran también valores de rendimiento buenos de 0.1847, una correlación de 0.98 y un error de 0.2040. Por último, la combinación fecha juliana y energía logra los mejores resultados al obtenerse en el experimento A8 una correlación casi perfecta de 7.16E-05, el rendimiento de 1.00 y el error de 0.3081, lográndose un comportamiento excelente. Con los valores mostrados obtenidos al usar las tres variables como entradas, las salidas solicitadas en combinación doble, los resultados mejoran con este diseño del experimento, que con variables de salida simples.

Los experimentos con dos y tres retardos en la Zona A, muestran en su totalidad rendimientos excelentes para todas las combinaciones, incluyendo la opción de selección automática y uso de todas las variables.

Los experimentos para la Zona A con cuatro retardos, evidencian nuevamente que el uso de la energía de deformación como variable de entrada mejora notablemente los resultados.

Los resultados relacionados al cálculo de magnitud en Zona A, con el uso de todas las variables de entrada, muestran que el valor de la magnitud sin uso de la energía de deformación en el experimento As28 da un error de 1.12E-16 mientras que utilizando la energía en el cálculo para el experimento As30 se obtiene un error menor de 9.40E-17. Ambos valores pueden ser catalogados como ceros numéricos, sin embargo, se evidencia mejora en cálculos con el uso de la energía de deformación y el uso de todas las variables de entrada.

El uso de cuatro retardos en el cálculo de la energía de deformación en la Zona A, permite obtener con selección automática de variables, un rendimiento de 9.54E-17 en el A32 y sin selección automática un rendimiento de 1.79E-14, sin embargo los errores de entrenamiento, prueba y validación para el primer caso son 2.21E-14, 1.84E-14 y 1.68E-14 respectivamente, como se observa en la tabla 8-12, y para el segundo caso 1.70E-14, 1.79E-14 y 1.70E-14 en la tabla 8-13, lo cual evidencia que los resultados obtenidos tienen comportamientos similares, ya que el programa utilizado considera significativas todas las variables de entrada.



Tabla 8- 12. Zona A. Resultados obtenidos por RNA de rendimiento, correlación y error. Se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento.

EXPERIMENTO	RENDIMIENTO		CORRELACIÓN	ERROR
A1	muy bueno	0.1460097	0.980	0.114872
A2	excelente	0.0041560	0.990	44.066570
A3	bueno	0.2053607	0.970	0.164862
A4	excelente	0.0050760	0.990	52.244690
A5	bueno	0.2339891	0.970	47.888815
A6	bueno	0.1834481	0.980	0.202988
A7	bueno	0.1847085	0.980	0.204004
A8	excelente	0.0000716	1.000	0.038180
A9	bueno	0.1976023	0.980	0.273965
A10	excelente	0.0030260	0.990	0.002308
A11	excelente	0.0001413	1.000	1.480900
A12	excelente	0.0060280	0.990	0.004578
A13	excelente	0.0069980	1.000	1.427031
A14	excelente	0.0069980	0.990	1.427031
A15	excelente	0.0035220	0.990	0.003775
A16	excelente	0.0047030	0.990	0.005084
A17	excelente	0.0030820	1.000	0.004049
A18	excelente	0.0030820	0.000	0.004049
A19	excelente	1.99E-14	1.000	1.48E-14
A20	excelente	4.63E-15	1.000	4.73E-11
A21	excelente	1.07E-14	1.000	8.43E-15
A22	excelente	1.07E-14	1.000	8.43E-15
A23	excelente	4.30E-14	1.000	9.55E-12
A24	excelente	1.12E-14	1.000	1.23E-14
A25	excelente	2.48E-14	1.000	5.45E-12
A26	excelente	2.48E-14	1.000	5.45E-12
A27	excelente	1.41E-14	1.000	1.87E-14
A28	bueno	0.1870802	0.980	0.1457733
A29	excelente	1.12E-16	1.000	1.23E-12
A30	excelente	0.00	1.000	1.14E-16
A31	excelente	1.13E-16	1.000	1.26E-12
A32	excelente	9.54E-17	1.000	1.83E-14
A33	excelente	0.00	1.000	1.68E-16
A36	excelente	1.24E-16	1.000	2.76E-14
A35	excelente	0.00	1.000	2.78E-14
A36	excelente	0.00	1.000	1.44E-13



Tabla 8- 13. Zona A. Resultados obtenidos por RNA de rendimiento, correlación y error. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables

EXPERIMENTO	RENDIMIENTO		CORRELACIÓN	ERROR
As1	bueno	0.2074670	0.978498	0.157074
As2	excelente	1.36E-16	1.000000	1.45E-12
As3	bueno	0.1937510	0.981143	0.153079
As4	excelente	0.0037070	0.999993	40.046640
As5	bueno	0.1975110	0.980383	41.988850
As6	bueno	0.1671550	0.986124	0.193022
As7	bueno	0.1761390	0.984775	0.199893
As8	excelente	0.0046740	0.999989	63.261380
As9	bueno	0.1779320	0.984141	0.248080
As10	excelente	0.0026820	0.999996	0.002060
As11	excelente	0.0001220	1.000000	1.256973
As12	excelente	0.0025290	0.999997	0.002012
As13	excelente	0.0001080	1.000000	1.154237
As14	excelente	0.0153950	0.999882	3.440545
As15	excelente	0.0035750	0.999994	0.003951
As16	excelente	0.0024580	0.999997	0.002684
As17	excelente	0.0001100	1.000000	2.391073
As18	excelente	0.0030500	0.999995	0.004179
As19	excelente	0.0000000	1.000000	1.29E-14
As20	excelente	0.0000000	1.000000	5.47E-11
As21	excelente	0.0000000	1.000000	1.18E-14
As22	excelente	0.0000000	1.000000	5.67E-11
As23	excelente	0.0000000	1.000000	6.51E-12
As24	excelente	0.0000000	1.000000	1.71E-14
As25	excelente	0.0000000	1.000000	1.36E-14
As26	excelente	0.0000000	1.000000	9.85E-12
As27	excelente	0.0000000	1.000000	1.86E-14
As28	excelente	0.0000000	1.000000	1.12E-16
As29	excelente	0.0000000	1.000000	1.12E-12
As30	excelente	0.0000000	1.000000	9.40E-17
As31	excelente	0.0000000	1.000000	1.25E-12
As32	excelente	0.0000000	1.000000	1.79E-14
As33	excelente	0.0000000	0.984209	1.58E-16
As36	excelente	0.0000000	1.000000	1.10E-16
As35	excelente	0.0000000	1.000000	3.14E-14
As36	excelente	0.0000000	1.000000	1.98E-13

Las zonas B, C, D y E tienen comportamientos similares a la zona A, con pocas variaciones, las cuales pueden ser observadas al mirar las tablas de resultados de estas zonas en la



sección de anexos. Los valores de fecha juliana son los que tienen mejor comportamiento, seguidamente el cálculo de la energía de deformación y por último la magnitud cuando se desean estimar por separado estas variables de salida. En caso de variables combinadas, la mejor pareja corresponde a fecha juliana y energía de deformación, seguidamente corresponde a energía de deformación y magnitud, y por último la combinación magnitud con fecha juliana.

El cálculo de las tres variables solicitadas simultáneamente, en las zonas A, B, C, D y E, tienen resultados excelentes cuando son utilizados tres y cuatro retardos, con o sin selección automática de variables. Es importante destacar que las zonas anteriores tienen límites de placa de tipo convergente.

Fueron realizados 56 experimentos para el planeta completo, realizando experimentos de uno, dos y tres retardos para el grupo de las seis zonas, primero con selección automática de variables y luego sin selección automática de variables, dando un total de 112 experimentos. Los resultados se observan en la tabla 8-14. La definición de cada experimento, las variables usadas de entrada y solicitadas en la salida se encuentran en el capítulo VII, en la tabla 7-3

Los resultados para los grupos de placas en análisis conjunto muestran resultados en muy aceptables para la estimación de la fecha juliana, como variables de salida, con todas las variables como entradas. El experimento P3 con selección automática de valores, muestra un resultado para estimación de la fecha juliana con rendimiento excelente de 0.0113994 y una correlación fuerte de 0.999936. La red que fue seleccionada como mejor es de tipo Lineal y obteniendo error de entrenamiento igual a 111.3, error de prueba de 122.7 y error de validación de 82.22. El experimento Ps3, sin selección automática, mantiene resultados similares sin grandes variaciones en los errores, correlación y rendimiento. Otros experimentos donde se analiza la fecha juliana mantienen su comportamiento con características excelentes. Es importante destacar que los resultados son obtenidos con la energía de deformación como variable de entrada en conjunto con la magnitud y la zona, esta última variable agregada para el análisis del planeta completo.

La estimación de la zona en el experimento Ps42, entrega resultados regulares, con rendimiento de 0.391892 y correlación de 0.352959, la mejor red encontrada fue Perceptrónica Multicapa (MLP), siendo este uno de los mejores resultados obtenidos para esta estimación.



Las variables fecha juliana y energía de deformación, muestran un comportamiento regular cuando son calculadas en el experimento Ps33, con rendimiento de 0.715091 y correlación de 0.69913 en este caso la red encontrada con mejor comportamiento es una con Función de Base Radial (RBF).

Los valores de magnitud en todos los experimentos donde se calcula sola o se calcula en combinación de otras variables, son obtenidos con resultados pobres.

A nivel mundial, los resultados de los experimentos muestran que existe una relación marcada en la ocurrencia de sismos considerada como la variable fecha juliana, la concentración de energía de deformación y la zona en que ocurren esos sismos, sin embargo no ocurre lo mismo con la magnitud.

Tabla 8- 14. Zona Mundial. Resultados obtenidos por RNA de rendimiento, correlación y error. Se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento.

EXPERIMENTO		RENDIMIENTO	CORRELACIÓN	ERROR
P1	pobre	0.937873	0.377419	0.7538632
P2	regular	0.371622	0.354021	0.3540208
P3	excelente	0.0113994	0.999936	122.6538
P4	muy pobre	0.956557	0.292201	0.7207491
P5	pobre	1	0	0.3534433
P6	excelente	0.01164	0.999933	128.8521
P7	muy pobre	0.979122	0.207939	233.9186
P8	muy pobre	0.980998	0.197169	0.4312093
P9	muy pobre	0.961078	1.126773	1.126773
P10	muy pobre	1	0	0.6635357
P11	muy pobre	0.997677	0.091564	0.42341
P12	muy pobre	0.977553	0.210694	1.134958
P13	muy pobre	0.97517	0.238526	0.9539965
P14	muy pobre	1	0	0.6410279
P15	muy pobre	1	0	0.6527804
P16	excelente	0.011247	0.999939	228.5002
P17	muy pobre	0.966302	0.258177	0.6184578
P18	muy pobre	0.966309	0.265022	0.5704355
P19	muy pobre	0.978581	0.206034	0.6431369
P20	muy pobre	1	0	0.935349
P21	muy pobre	0.991764	0.183306	0.8370836
P22	muy pobre	0.949374	0.316033	0.8328649
P23	regular	0.351351	0.348407	0.3484074
P24	excelente	0.007563	0.999972	84.0937
P25	pobre	0.938654	0.344946	0.740002



P26	muy pobre	1	0	0.348284
P27	excelente	0.008907	0.000062	106.3421
P28	muy pobre	0.96263	0.277986	185.2178
P29	muy pobre	0.98209	0.188459	0.4701704
P30	muy pobre	0.99926	0.087724	0.4451094
P31	muy pobre	1	0	0.6579
P32	muy pobre	1	0	0.6691989
P33	excelente	0.011136	0.999939	273.8961
P34	muy pobre	0.978165	0.226112	0.6002097
P35	muy pobre	0.991053	0.0136931	0.6420475
P36	muy pobre	0.988773	0.150173	0.6234974
P37	muy pobre	1	0	0.9289878
P38	muy pobre	0.996463	0.123458	0.8304642
P39	regular	0.405405	0.349741	0.3497415
P40	muy pobre	0.971222	0.240816	0.7583332
P41	muy pobre	0.949837	0.313169	0.7063643
P42	muy pobre	1	0	0.3533491
P43	excelente	0.00749	0.999973	82.26711
P44	muy pobre	0.967991	0.253701	207.1219
P45	muy pobre	0.999898	0.079687	0.4669394
P46	muy pobre	1	0	0.6433697
P47	muy pobre	0.984822	0.176951	0.442223
P48	muy pobre	0.96025	0.301313	1.094509
P49	muy pobre	0.986367	0.164559	1.068633
P50	muy pobre	1	0	0.6649869
P52	muy pobre	1	0	0.65128449
P52	excelente	0.010162	0.999949	233.3703
P53	muy pobre	1.00153	0.064685	0.5905755
P54	muy pobre	0.979449	0.202954	0.6456973
P55	muy pobre	0.979693	0.202493	0.6108453
P56	muy pobre	1	0	0.924303

Luego de analizar cada zona por separado, el rendimiento para cada una de ellas con selección automática de variables, se establece utilizando los 36 experimentos para cada una con el uso de RNA, para cada zona como el 100%, obteniendo para cada categoría cualitativa un valor numérico. Analizando la tabla 8-15, la zona A muestra el mejor comportamiento mostrando un 77.78% de rendimiento excelente en los experimentos realizados. Las zonas B y C muestran un rendimiento de 63.89% en categoría excelente. La zona D con la categoría excelente presenta un 41.67% pero con la categoría bueno 47.22%. La zona E tiene excelente 61.11%. Sin embargo, la zona F muestra un comportamiento totalmente diferente con solamente un 8.33%.



La zona F es un sector con características geológicas diferentes a las otras zonas estudiadas. Los límites interplacas son de tipo transcurrente y, según los resultados obtenidos por redes neuronales artificiales, no obedece a comportamientos que puedan ser estimados con rendimiento 0 y correlación 1, de manera que la metodología utilizada para zonas de subducción funciona para zonas transcurrentes con una estimación del 33.33% en categoría muy bueno y 30.56% en categoría bueno.

Tabla 8- 15. Resultados mostrados en forma cualitativa, señalando el comportamiento de los resultados por zonas y a nivel mundial. Resultados con selección automática de variables.

RENDIMIENTO CON SELECCIÓN AUTOMÁTICA DE VARIABLES						
ZONA	Excelente	Muy bueno	Bueno	Regular	Pobre	Muy Pobre
A	77.78	2.78	19.44	0.00	0.00	0.00
B	63.89	8.33	16.67	11.11	0.00	0.00
C	63.89	13.89	16.67	5.56	0.00	0.00
D	41.67	0.00	47.22	11.11	0.00	0.00
E	61.11	16.67	5.56	16.67	0.00	0.00
F	8.33	33.33	30.56	25.00	2.78	0.00
MUNDIAL	14.04	0.00	0.00	5.26	35.09	45.61

Al hacer uso de la opción de utilizar todas las variables de entrada, como se muestra en la tabla 8-16, mejoran los resultados en un 5.55% para la zona A, esto es de 77.78% a 83.33%. Mejora también un 2.78% para la zona B, la zona C no muestra variación en los resultados, 19.44% de mejora en la zona D y 13.89% para la zona E. La zona F, con un comportamiento diferente a las zonas anteriores, empeoraron sus resultados en un 2.77%. Nuevamente se evidencia que la zona F se encuentra desconectada de la interrelación que existe entre las otras zonas del planeta.



Tabla 8- 16. Resultados mostrados en forma cualitativa, señalando el comportamiento de los resultados por zonas y a nivel mundial. Resultados sin selección automática de variables, son usadas todas las variables.

RENDIMIENTO CON USO DE TODAS LAS VARIABLES						
ZONA	Excelente	Muy bueno	Bueno	Regular	Pobre	Muy Pobre
A	83.33	0.00	16.67	0.00	0.00	0.00
B	66.67	16.67	11.11	5.56	0.00	0.00
C	63.89	13.89	16.67	5.56	0.00	0.00
D	61.11	13.89	13.89	11.11	0.00	0.00
E	75.00	8.33	2.78	13.89	0.00	0.00
F	5.56	38.89	8.33	44.44	2.78	0.00
MUNDIAL	10.71	0.00	0.00	14.29	3.57	71.43

Analizando un poco los resultados obtenidos con la RNA para la zona A (ver tabla 8-11), la tabla 8-17 muestra los resultados obtenidos para la estimación de la fecha juliana. Los experimentos de mejores resultados fueron el A29 con el uso de energía de deformación, y A31 sin el uso de la energía de deformación.

Para A29 se obtiene un rendimiento excelente de $1.12E-16$, una correlación de 1 y un error de $1.23E-12$. De igual manera los resultados son excelentes para el experimento A31 con rendimiento $1.13E-16$, correlación de 1.00 y error de $1.26E-12$ (ver tabla 8-11). En general, para la estimación de la fecha se observa que la energía de deformación no influye significativamente.



Tabla 8- 17. Comportamiento de la variable fecha juliana en el experimento A29 sin el uso de energía de deformación y en el experimento A31 con el uso de energía de deformación. FJK corresponde a la magnitud de entrada, T.FJK es la magnitud calculada y Error es el error medio cuadrático.

A29 Sin Energía de Deformación Categoría: excelente			A31 Con Energía de Deformación Categoría: excelente		
FJK	T. FJK	Error	FJK	T. FJK	Error
41010	41010	0.00E+00	41010	41010	0
40853	40853	1.36E-17	40853	40853	0
40245	40245	4.07E-17	40245	40245	0
40190	40190	1.36E-17	40190	40190	0
40188	40188	0	40188	40188	1.36E-17
40166	40166	0	40166	40166	0
40126	40126	0.00E+00	40126	40126	1.36E-17
40125	40125	1.36E-17	40125	40125	2.71E-17
40009	40009	1.36E-17	40009	40009	1.36E-17
39949	39949	1.36E-17	39949	39949	1.36E-17
39816	39816	1.36E-17	39816	39816	0
39482	39482	1.36E-17	39482	39482	0
39452	39452	0	39452	39452	1.36E-17
39425	39425	0.00E+00	39425	39425	0
39413	39413	1.36E-17	39413	39413	1.36E-17
39400	39400	1.36E-17	39400	39400	0
39396	39396	1.36E-17	39396	39396	0
39386	39386	0	39386	39386	0
39331	39331	0	39331	39331	0
39309	39309	0	39309	39309	0
39211	39211	0.00E+00	39211	39211	1.36E-17
39010	39010	1.36E-17	39010	39010	0
39007	39007	0	39007	39007	1.36E-17
38961	38961	0	38961	38961	0
38915	38915	0	38915	38915	1.36E-17
38670	38670	0	38670	38670	0
38604	38604	0	38604	38604	1.36E-17
38559	38559	0	38559	38559	0
38520	38520	0	38520	38520	1.36E-17
38515	38515	0	38515	38515	0
38327	38327	0	38327	38327	2.71E-17
38306	38306	0.00E+00	38306	38306	1.36E-17
38302	38302	1.36E-17	38302	38302	0
38268	38268	1.36E-17	38268	38268	0
38148	38148	0	38148	38148	0
38082	38082	0	38082	38082	0
37885	37885	0	37885	37885	1.36E-17



37792	37792	0.00E+00	37792	37792	0
37779	37779	2.71E-17	37779	37779	0
37641	37641	1.36E-17	37641	37641	1.36E-17
37539	37539	0.00E+00	37539	37539	0
37424	37424	1.36E-17	37424	37424	0
37293	37293	0.00E+00	37293	37293	1.36E-17
37065	37065	1.36E-17	37065	37065	0

Por otro lado, la estimación de la variable energía de deformación, tiene características excelentes. La tabla 8-18 muestra su comportamiento en el experimento A23, realizado con tres retardos, con un rendimiento de 4.30E-14, una correlación de 1 y un error de 9.55E-12 (ver tabla 8-11). El experimento A32 con cuatro retardos muestra también un comportamiento excelente con un rendimiento de 9.54E-17, una correlación de 1 y un error de 1.83E-14 mostrado (ver tabla 8-11).

Los errores mostrados en la tabla siguiente son pequeños. Esto implica que la energía de deformación tiene un comportamiento que depende de las tres variables de entrada utilizadas en este experimento, puesto que es el que mejores resultados presenta con tres retardos.

Tabla 8- 18. Comportamiento de la variable Energía de Deformación. Experimento A23 con rendimiento EXCELENTE.

A23		Energía de deformación	
Variables de entrada: Magnitud, Fecha Juliana y Energía de Deformación			
SNK	T. SNK	Error	
8,452	8,452	1.24E-11	
74.02	74.02	0	
73.65	73.65	0	
727.6	727.6	-1.14E-10	
14.44	14.44	-2.67E-11	
5,633	5,633	4.35E-11	
8,578	8,578	8.88E-12	
74.23	74.23	0	
13.69	13.69	1.78E-12	
74.41	74.41	1.42E-11	
7,045	7,045	1.69E-11	
9,098	9,098	-1.78E-12	
7.98	7.98	-6.31E-11	
10.89	10.89	-1.07E-11	
74.06	74.06	1.42E-11	
11.07	11.07	-1.95E-11	
120.2	120.2	0	



10.09	10.09	-1.60E-11
11.76	11.76	5.33E-12
356.5	356.5	0
10.89	10.89	-1.07E-11
11.9	11.9	2.13E-11
10.95	10.95	1.78E-12
4,333	4,333	0
5,857	5,857	-1.24E-11
13.72	13.72	1.60E-11
102.9	102.9	0
1,002	1,002	3.78E-12
10.21	10.21	3.55E-12
122.7	122.7	0
12.16	12.16	-3.55E-12
8,046	8,046	4.62E-11
73.81	73.81	-1.42E-11
14.44	14.44	-2.67E-11
1,004	1,004	1.60E-11
10.29	10.29	-2.84E-11
8,065	8,065	5.33E-12
12.43	12.43	1.24E-11
73.44	73.44	1.05E-09
118.6	118.6	0
13.73	13.73	-7.11E-12
10.3	10.3	8.88E-12
3,961	3,961	-9.33E-12
119.2	119.2	0

Finalmente, la tabla 8-19 muestra el análisis de las variables de salida magnitud y fecha juliana en conjunto, con todas las variables de entrada, esto es magnitud, fecha juliana y energía de deformación (experimento A33). Esto se hace con la finalidad de establecer la influencia que existe en la predicción y comportamiento de las variables solicitadas, y la relación que existe entre ellas. Para estas variables el comportamiento es excelente como se muestran los resultados en la tabla 8-11, el rendimiento es perfecto en 0.00, la correlación es perfecta en 1, y el error es 1.68-16.



Tabla 8- 19. Comportamiento de la variable Magnitud y Fecha Juliana, mostradas para el experimento A33 con rendimiento EXCELENTE.

A33		Magnitud y Fecha Juliana		
Variables de entrada: Magnitud, Fecha Juliana y Energía de Deformación				
MGK	FJK	T. MGK	T. FJK	Error
6.5	41010	6.5	41010	7.85E-17
7.4	40853	7.4	40,853	3.93E-14
7.2	40245	7.2	40,245	0
8.8	40190	8.8	40190	3.14E-16
7	40188	7	40188	1.92E-17
5.9	40166	5.9	40166	1.57E-16
6.5	40126	6.5	40,126	7.85E-17
7.3	40125	7.3	40,125	3.93E-14
6.9	40009	6.9	40009	0
7.3	39949	7.3	39949	3.93E-14
6.1	39816	6.1	39816	9.58E-18
6.5	39482	6.5	39482	9.58E-18
6.3	39452	6.3	39452	1.57E-16
6.7	39425	6.7	39425	9.58E-18
7.4	39413	7.4	39413	7.85E-17
6.8	39400	6.8	39400	0
7.7	39396	7.7	39396	7.85E-17
6.6	39386	6.6	39386	7.85E-17
6.8	39331	6.8	39331	9.58E-18
8	39309	8	39,309	0
6.7	39211	6.7	39,211	0
6.8	39010	6.8	39010	9.58E-18
6.7	39007	6.7	39007	9.58E-18
5.8	38961	5.8	38,961	3.14E-16
5.9	38915	5.9	38915	1.57E-16
6.9	38670	6.9	38670	9.58E-18
7.5	38604	7.5	38604	7.85E-17
5	38559	5	38,559	9.42E-13
6.6	38520	6.6	38520	7.85E-17
7.8	38515	7.8	38515	1.57E-16
6.8	38327	6.8	38,327	0
6.4	38306	6.4	38306	3.14E-16
7.2	38302	7.2	38,302	9.58E-18
7	38268	7	38268	9.58E-18
5.1	38148	5.1	38148	0
6.6	38082	6.6	38082	7.85E-17
6.4	37885	6.4	37885	1.57E-16
6.8	37792	6.8	37792	0
7.1	37779	7.1	37,779	2.45E-15



7.6	37641	7.6	37641	1.57E-16
6.9	37539	6.9	37539	9.58E-18
6.6	37424	6.6	37424	0
5.7	37293	5.7	37293	0
7.6	37065	7.6	37065	1.57E-16

Parte de lo nuevo e innovador de este trabajo es el estudio de las variables de manera conjunta, en diferentes combinaciones, para estudiar la relación geológica, no solamente numérica, que existe entre ellas. Por ejemplo, saber el efecto de la energía sobre el cálculo de la magnitud y la fecha.

Para culminar, al analizar los tipos de RNA utilizados en esta investigación, las más usadas fueron las redes neuronales de Regresión Generalizada (GRNN), según se explicó en el capítulo VII porque son las redes que mejores resultados dieron, llegando en algunos casos a ser la única usada. Un ejemplo es el mostrado en la tabla 7-4 para los experimentos de zona A, siendo estas las redes de mejores resultados en los experimentos. Otras RNA utilizadas fueron las redes Función de Base Radial (RBF), las Perceptrónicas Multicapas (MLP) y las Lineales, con un muy bajo porcentaje de uso. Las tablas de los demás experimentos se muestran en la sección de anexos.



CAPÍTULO IX CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

9.1 CONCLUSIONES

El objetivo general de este trabajo fue utilizar un enfoque multidisciplinario, con diversas técnicas computacionales de diferentes áreas, para el estudio y análisis de los efectos que ocurren en los contactos límites de las principales placas tectónicas de nuestro planeta. Además, el objetivo específico del trabajo fue realizar un análisis de los modelos geomecánicos, para determinar las técnicas computacionales más apropiadas en el estudio de los efectos interplacas. Estos objetivos fueron logrados usando las siguientes técnicas: la simulación geomecánica, el método de elementos finitos, las redes neuronales artificiales y la programación genética.

En particular, los dos grandes aportes son:

- La creación de los modelos de las 6 zonas de contacto interplacas por elementos finitos, para calcular la energía de deformación.
- El uso de la programación genética y las redes neuronales artificiales para caracterizar las fallas de Venezuela y los sismos mundiales en las zonas interplacas mundiales (solo en el caso de las redes neuronales), basado en la energía de deformación.

Es importante destacar que no existen en la literatura trabajos previos que consideren estos aspectos, estos enfoques de resolución, y la metodología aplicada.

Los aportes específicos de este trabajo fueron los siguientes:

- Se modelaron, utilizando simulación geomecánica por el método de elementos finitos, 6 zonas de contactos interplacas a nivel mundial. Para esto los análisis geológicos fueron importantes, evaluando la geometría, las características de los



materiales constitutivos, las fuerzas actuantes, las condiciones de borde para garantizar la continuidad del medio, el mallado adecuado, y la calibración de los modelos a estados naturales conocidos. Con base a estos modelos geonuméricos, fue calculada la energía de deformación producto de los efectos interplacas.

- Se probaron dos técnicas inteligentes de computación, para la determinación de patrones y predicción del comportamiento de las variables en estudio, con el uso de datos históricos de sismos, que consistían básicamente en la magnitud, ubicación y fecha de los sismos, y la energía de deformación calculada. Es la primera vez que se analizan estas cuatro variables juntas.
- Se analizó, usando simulación geomecánica, la energía de deformación en los contactos de los límites entre placas tectónicas. Para el análisis de los contactos de los límites entre placas tectónicas se consideraron seis grupos, denominados A, B, C, D, E y F, ubicados a lo largo del cinturón de fuego del Pacífico, y en la zona de mayores elevaciones topográficas en la cordillera del Himalaya. Esta investigación demuestra que la energía de deformación tiene una relación directa con la ocurrencia de sismos en las zonas donde su concentración es elevada, y con la ubicación de eventos de grandes profundidades.
- Se generó una relación matemática entre las variables sísmicas, para cada una de las fallas de Boconó, San Sebastián, El Pilar y Oca Ancón, con el uso de la programación genética y los datos sísmicos de cada una de ellas. Además, se generó una relación matemática general con todos los datos de las cuatro subzonas, la cual fue utilizada en cada subzona, obteniéndose mejores resultados.
- Se analizó las variables magnitud, fecha juliana y energía de manera independiente, y su efecto entre ellas, en los cálculos para cada una de las zonas a nivel mundial, adicionando la variable zona para el análisis de todo el conjunto completo, con el uso de redes neuronales artificiales. La mejor pareja corresponde a fecha juliana y energía de deformación, seguidamente corresponde a energía de deformación y magnitud, y por último, la combinación magnitud con fecha juliana.

A nivel de los resultados:

- El cálculo de las tres variables solicitadas simultáneamente, en las zonas A, B, C, D y E, tienen resultados excelentes cuando son utilizados con tres y cuatro retardos, con o sin selección automática de variables.



- Los valores de magnitud en todos los experimentos donde se calcula sola, o se calcula en combinación de otras variables, son obtenidos con resultados pobres.
- A nivel mundial, los resultados de los experimentos muestran que existe una relación marcada en la ocurrencia de sismos de las variables fecha juliana, la concentración de energía de deformación, y la zona en que ocurren esos sismos. Sin embargo, no ocurre lo mismo con la magnitud.

Las conclusiones generales de este trabajo son:

- La concentración de energía de deformación, según las teorías analizadas desde el punto de vista geológico, son las causantes de los eventos sísmicos. Esta investigación demuestra, con el uso de técnicas computacionales que incluyen métodos numéricos y redes neuronales artificiales, que existe una correlación marcada en cada zona de estudio, con los efectos de concentración de energía, liberación de esta en un sismo de una magnitud determinada, y el tiempo en que es liberada, es decir, el tiempo entre registros sísmicos. La metodología propuesta funciona de manera excelente para cada límite interplaca en las zonas de estudio por separado con efectos convergentes, y funciona de manera muy buena para la zona de límites transcurrentes.
- Los resultados obtenidos muestran que la metodología creada en esta investigación puede ser utilizada para estimar el comportamiento de la concentración de la energía de deformación en una zona determinada a nivel mundial, con la posible fecha de liberación. Sin embargo, cuando se calcula sólo la magnitud se obtiene con errores grandes, a diferencia cuando para su cálculo se usan otras variables.
- Desde el punto de vista teórico, al automatizar esta metodología con alimentación directa de la magnitud de los eventos sísmicos (en tiempo real), el modelo por elementos finitos que simula el sismo ocurrido, y calcula la energía de deformación, puede estimar la siguiente concentración de energía, y la posible fecha de liberación.



9.2 RECOMENDACIONES

Las principales recomendaciones que se proponen en este trabajo son las siguientes:

- Los modelos geonuméricos formulados para el Cinturón de Fuego del Pacífico en sus límites convergentes, funcionan de manera excelente para el cálculo de la energía de deformación. Sin embargo, se recomienda analizar la posibilidad de mejorar los modelos para efectos de límites transformantes y añadir en una futura investigación los límites de tipo divergente en nuevas zonas de estudio.
- La programación genética tuvo buenos resultados al crear una relación matemática para encontrar la magnitud, utilizando también la fecha y la ubicación dada por la latitud y longitud. Sin embargo, se recomienda para una nueva investigación utilizar la energía de deformación en las relaciones, puesto que es una variable de gran importancia que influye en la magnitud de los eventos sísmicos.
- El uso de las redes neuronales en la predicción de comportamiento de las variables magnitud, fecha y energía para las zonas mundiales marca una nueva metodología de estudio, por lo cual, se recomienda intentar la automatización de los cálculos, incluyendo la actualización de los datos en tiempo real. Para ello, se debe primeramente tener una red mundial que capte los datos de los sismos en tiempo real (en particular, sus datos de magnitud y fecha). También, debe hacerse la asignación de dichos datos a la zona mundial que le corresponde. Seguidamente, los cálculos de energía de deformación deben ser realizados automáticamente, para finalmente proceder a la prueba automatizada de diversas redes neuronales para predecir nuevas concentraciones de energía, su fecha y zona de ocurrencia, y su magnitud. Eso mismo es válido para la programación genética, es decir, todas las técnicas desarrolladas en este trabajo tienen carácter predictivo.
- Los resultados de la sección 8.2 indican que existen patrones temporales en la ocurrencia de los sismos para una zona dada. Quizás las magnitudes específicas cambian en los intervalos temporales, pero el patrón temporal de ocurrencia es muy parecido (ver figuras 8-2 y 8-4). Trabajos futuros deberán estudiar dicho aspecto, y diseñar el patrón temporal para cada zona.



BIBLIOGRAFÍA

- [1] ABAQUS. (2002). User Manual Version 6.3. Hibbitt, Karlson & Sorensen Inc. USA.
- [2] Abbod, T., Silva, L., and Howard P. (2004). Modelling of plane strain compression (PSC) test for aluminium alloys using finite elements and fuzzy logic". Science-Direct on line. <http://www.sciencedirect.com>
- [3] Abdulelah, M. and Horst R., (2001). A crop water stress index for tall fescue (*Festuca arundinacea* Schreb.) irrigation decision-making — a fuzzy logic method". Agricultural Research Division, University of Nebraska, Lincoln, USA y King Saud University, Saudi Arabia.
- [4] Aguilar J. y Rivas F. (2001). Introducción a las técnicas de Computación Inteligente. Meritec. Universidad de Los Andes, Venezuela.
- [5] Aguilar-Martín, J. (2007). Inteligencia Artificial para supervisión de procesos industriales, Consejo de Publicaciones de Universidad de Los Andes. Venezuela.
- [6] Álvarez, L. (1994). Fundamentos de Inteligencia Artificial. Secretariado de Publicaciones. Universidad de Murcia. España.
- [7] Anderson, J. (1997). An introduction to Neural Networks. Editado y publicado en Massachusetts Institute of Technology. USA.
- [8] Arjona M., Escarela, R. y Melgoza, E. and Hernández C., (2004), Convergence improvement in two-dimensional finite element nonlinear problems—a fuzzy logic approach. Departamento de Energía, Universidad Autónoma Metropolitana - Azcapotzalco, México, DF.
- [9] Badillo, J. y Rodríguez, R. (1986). Mecánica de Suelos. Editorial Limusa SA de CV. México.
- [10] Braspenning, P., Thuijsman, F. y Weijters. (1995). Rtificil Neurl Networks. M introduction to NN theory and Ptactice. Editorial Springer. Alemania.



- [11] Buenaño A. y Febres H. (1995). Generador de malla H – adaptativo Aplicado a Problemas de Flexión de Placas Usando Índices de Densidad de Energía de Deformación, Boletín Técnico IMME. Venezuela.
- [12] Cabello D., Navarrete M. y Elberg M. (2004) Simulación de la Falla La Hechicera y sus alrededores con base al Método de Elementos Finitos. Universidad de Los Andes. Venezuela.
- [13] Cadena, O. (2011) Detección y clasificación automática de registros sísmicos en el observatorio vulcanológico y sismológico de pasto utilizando Redes Neuronales Artificiales. Universidad Nacional de Colombia.
- [14] Cancelo, J., Angarita A. y Elberg M. (2006). Simulación Geomecánica de presas de tierra a partir de un modelo poroelástico con base al Método de Elementos Finitos. Capítulo MS-41. Simulación y Modelado en Ingeniería y Ciencias. B. Gámez, D. Ojeda, G. Larrazábal y M. Cerrolaza (Editores). Caracas, Venezuela.
- [15] Chandrupatla T. y Belegundu A. (1999). Introducción al estudio del elemento finito en ingeniería. Editorial Prentice Hall – Pearson. México.
- [16] Clough, R. y Penzien, J. (1996). Dynamic of Structures. Editorial McGraw-Hill, Inc. USA.
- [17] Cook R. (1995). Finite Element Modeling for Stress Analysis, Editorial Jhon Wiley & Sons, Inc. U.S.A.
- [18] Corredor, F. (2002), Seismic strain rates and distributed continental deformation in the northern Andes and three-dimensional seismotectonics of northwestern South America. Department of Earth and Planetary Sciences, Harvard University, 20 Oxford Street, Cambridge, MA 02138, USA
- [19] Cox, E. (1994). The fuzzy systems handbook. United Kingdom Edition. United Kingdom.
- [20] Dyksterhuis, S., Albert. R., and Müller R., (2004). Finite-element modelling of contemporary and palaeo-intraplate stress using ABAQUS™, School of Geosciences and University of Sydney Institute of Marine Science, Edgeworth David Building (F05), University of Sydney, Australia.
- [21] Elberg, M. y Febres H. (2003) Proceso automatizado de refinamiento H-Adaptativo basado en índices de Energía de Deformación. Universidad de Los Andes. Revista Ciencia e Ingeniería. No 3, Vol. 25. Venezuela.
- [22] Elberg, M., González, L., Hidrobo, F., Aguilar J. (2012). Análisis numérico del levantamiento de Los Andes en Sudamérica con base a energía de deformación. Revista Ciencia e Ingeniería. No 33, Vol 1. Venezuela.



- [23] Elberg M., Rivas F., Andrade W. y Aguilar J. (2012). Redes neuronales artificiales aplicadas a la estimación del comportamiento de la falla de Bocono. Capítulo GG-54. Avances en simulación computacional y modelado numérico. E. Dávila, G. Uzcátegui, M. Cerrolaza. (Editores). Venezuela
- [24] Elberg, M., Sayago C. y Paredes M. (2010). Análisis del riesgo geológico en el Estado Miranda mediante el método de elementos finitos. Capítulo GG-25. Avances en simulación computacional y modelado numérico. E. Dávila, G. Uzcátegui, M. Cerrolaza. (Editores). Venezuela.
- [25] Elberg, M. y Sosa G. (2008). Estudio de la energía de deformación entre las placas sudamericana, nazca y caribe con la aplicación del método de elementos finitos. Capítulo MS-61. Desarrollo y avances en métodos numéricos para ingeniería y ciencias aplicadas. L. Martino, V. Carrera, G. Larrazábal y M. Cerrolaza (Editores). Venezuela.
- [26] Elberg, M., Vivas J., V. Fernández, G. Sosa y L. González. (2011). Elementos finitos aplicados al estudio de discontinuidades del macizo rocoso de la autopista Rafael Caldera. Revista Ciencia e Ingeniería. No 2, Vol 32. Venezuela.
- [27] Fausett, L. (2009). Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms And Applications. Editorial Amazon.
- [28] Florez, R. y Fernández, J. Las redes neuronales Artificiales. Fundamentos teóricos y aplicaciones practicas. Editorial Netbiblo SL. España.
- [29] Gere, J. y Timoshenko S. (1998). Mecánica de Materiales. Editorial Internacional Thomson Editores. España.
- [30] González de Vallejo L., Ferrer M., Oruño, L. y Oteo, C. (2004). Ingeniería Geológica. Editorial Pearson - Prentice Hall. España.
- [31] Gutiérrez J. y Elberg M. (2012). Análisis numérico de la orogénesis del Himalaya. Capítulo GG-16. Avances en simulación computacional y modelado numérico. E. Dávila, G. Uzcátegui, M. Cerrolaza. (Editores). Venezuela.
- [32] Gutiérrez J., Torres J. y Elberg M. (2010). Uso de elementos finitos en el análisis numérico de la formación del Himalaya por el contacto entre las placas euroasiática, hindú y árabe. Capítulo GG-43. Avances en simulación computacional y modelado numérico. E. Dávila, G. Uzcátegui, M. Cerrolaza. (Editores). Venezuela.
- [33] Hahn H. (1995). UNIX sin fronteras. Mc. Graw Hill. Interamericana de México. Edo. de México, México.
- [34] Hibbeler, R. (2006). Mecánica de Materiales. Editorial Pearson - Prentice Hall. México.



- [35] Higuera, N. y Elberg, M. (2003). Simulación Geomecánica de pliegues a partir de un modelo elástico. Universidad de Los Andes. Venezuela.
- [36] Incorporated Research Institutions for Sismology. (2014). National Science Foundation, IRIS. www.iris.edu.
- [37] Instituto Nacional de Prevención Sísmica (2014). INPRES. Secretaría de Obras Públicas, Ministerio de Planificación Federal, Inversión Pública y Servicios. www.inpres.gov
- [38] Manrique, L. y Gutiérrez E. (2007). Aplicación de Redes neuronales para el pronóstico de sismos. Centro de Investigación en Tecnologías Avanzadas de Decisión "Carlos Jordana" (CITAD). Facultad de Ingeniería. Universidad de la Sabana. Bogotá. Colombia.
- [39] Martin, Martin, C. y González, A. (1994). Deriva continental y Tectónica de Placas. Editorial Blume. Madrid. España.
- [40] Mayer, O. (1990), Energía de Deformación elástica. Universidad de Buenos Aires. Argentina.
- [41] Mehrotra, K., Mohan, C. y Ranka, S. (2000). Elements of Artificial Neural Networks. Editado y publicado en Massachusetts Institute of Technology. USA.
- [42] Méndez, J. (2006). Geología Física. Editado y publicado por Facultad de Ciencias de Universidad Central de Venezuela y Petróleos de Venezuela PDVSA. Venezuela.
- [43] Muñoz, J. (2010). Inteligencia Computacional inspirada en la Vida. Editorial Spicum de Universidad de Málaga. España.
- [44] Oliver, X. y Saracibar, C. (2002). Mecánica de medios continuos para ingeniería. Editorial Alfaomega. México.
- [45] Pérez A., y Elberg M. (2004). Simulación Geomecánica de presas de tierra a partir de un modelo elástico. Universidad de Los Andes. Facultad de Ingeniería. Escuela de Ingeniería Geológica. Venezuela.
- [46] Quintero J. y Elberg M. (2006). Estudio del comportamiento del Túnel de Estanques de la autopista Rafael Caldera y del Corrimiento de Mesa Bolívar con base a Simulación Geomecánica por el Método de Elementos Finitos. Capítulo MS-65. Simulación y Modelado en Ingeniería y Ciencias. B. Gámez, D. Ojeda, G. Larrazábal y M. Cerrolaza (Editores). Caracas, Venezuela.
- [47] RapidMiner. (2012). User manual on line <http://rapidminer.com>
- [48] Rivas F., Elberg M. y Tucci K., (2008) Caracterización de la actividad sísmica en la región andina utilizando técnicas no lineales. Revista Ciencia e Ingeniería. No 3, Vol 29. Venezuela.



- [49] Rodríguez A., Ramírez G. y Elberg M. (2006). Simulación geomecánica aplicada a la extracción de crudo a partir de un modelo elastoplástico. *Revista Ciencia e Ingeniería*, No 3, Vol 27. Venezuela.
- [50] Russell, S. y Norving P. (1995), *Inteligencia Artificial un enfoque moderno*. Editorial Prentice Hall. Mexico.
- [51] Sauter, F. (1989), *Fundamentos de Ingeniería Sísmica*. Editorial Tecnológica de Costa Rica. Instituto Tecnológico de Costa Rica. Costa Rica.
- [52] Sosa, G., Alam M. y Elberg, M. (2008). Aplicación del método de elementos finitos en la simulación de zonas susceptibles a movimientos de masa en la franja costera del estado Carabobo. *Revista Ciencia e Ingeniería*. No 2, Vol. 29. Venezuela.
- [53] Sri, S. y Tiwaril, R. (2007), Are northeast and western Himalayas earthquake dynamics better "organized" than Central Himalayas: An artificial neural network approach. *Revista Geofísica Internacional* ISSN 0016-7169. Vol.46, n.1, pp. 63-73.
- [54] *Statistica Neural Networks* (2012). User Manual Version 4.0. StatSoft. USA. StatSoft on line [http://www.statsoft.com/Products STATISTICA/Automated-Neural-Networks](http://www.statsoft.com/Products_STATISTICA/Automated-Neural-Networks).
- [55] Tarbuck y Lutgens. (1999). *Ciencias de la Tierra una introducción a la Geología Física*. Sexta Edición. Madrid. España.
- [56] Torres J., Gutiérrez J. y Elberg M (2010). Simulación numérica de los límites entre las placas eurasiática, australiana y filipina empleando el método de elementos finitos. Capítulo GG-49. *Avances en simulación computacional y modelado numérico*. E. Dávila, G. Uzcátegui, M. Cerrolaza. (Editores). Venezuela.
- [57] Turcotte, D. y Schubert, G. (1982). *Geodynamics - Applications of Continuum physics to geological problems*. United States of America.
- [58] Weaver W. y Johnston P. *Finite Elements for Structural Analysis*, Editorial Prentice Hall, Inc., Englewood Clifes, New Jersey.
- [59] Yamane, T. (1974). *Estadística*. 3ra edición. Editorial Harla. Ciudad de México. México.
- [60] Zienkiewickz O. y Taylor R. (1994), *El Método de Los Elementos Finitos*, 4ta Edición, Editorial McGraw – Hill – Interamericana de España, S.A. España.



ANEXOS

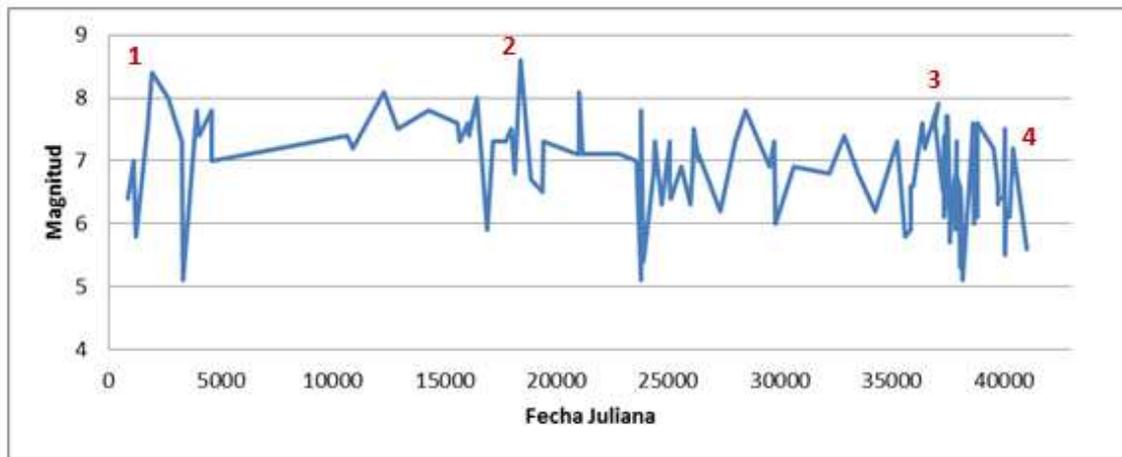


Figura A- 1. Variación de la Magnitud en función de la Fecha Juliana en Zona C.

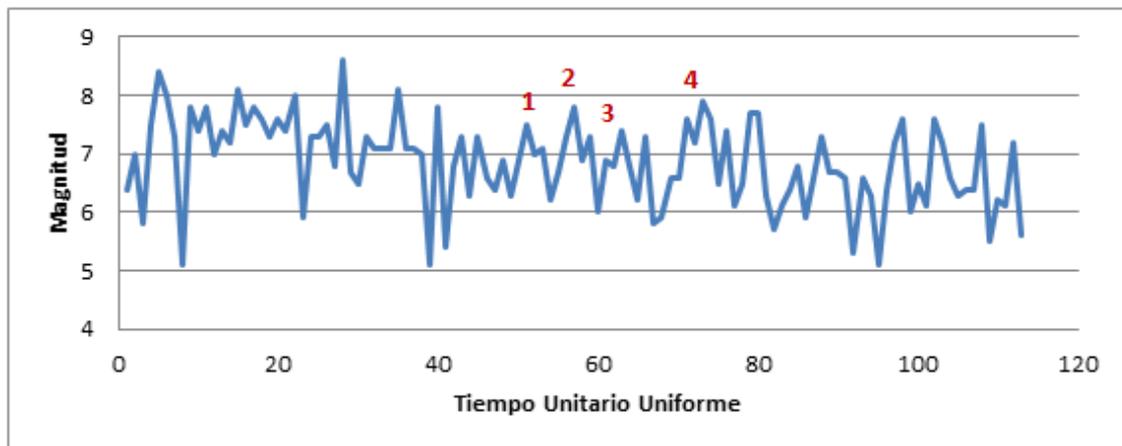


Figura A- 2. Variación de la Magnitud en función del Tiempo Unitario Uniforme en Zona C.

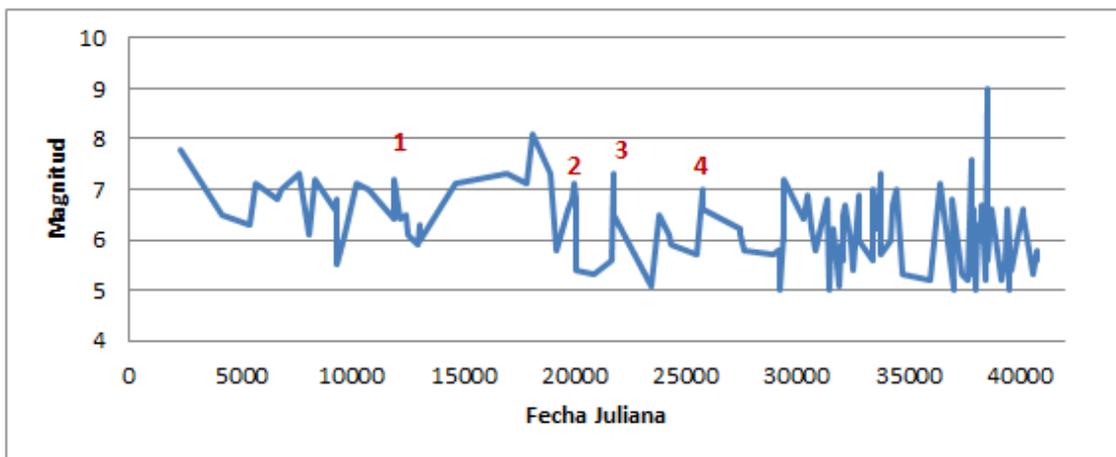


Figura A- 3. Variación de la Magnitud en función de la Fecha Juliana en Zona D.

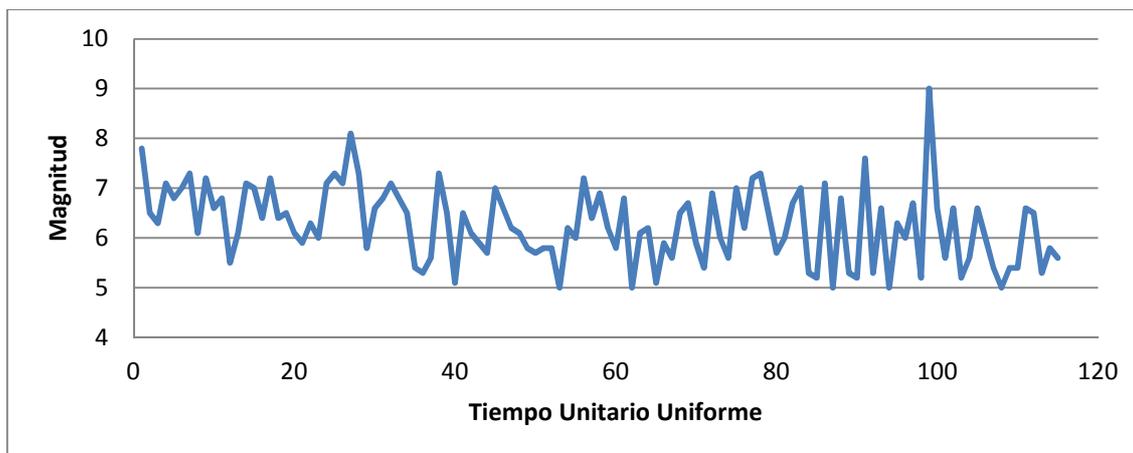


Figura A- 4. Variación de la Magnitud en función del Tiempo Unitario Uniforme en Zona D.

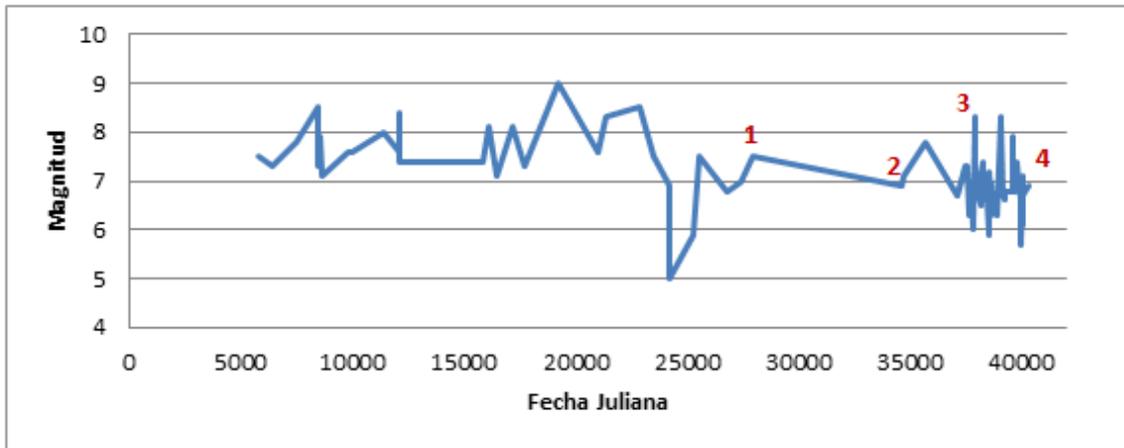


Figura A- 5. Variación de la Magnitud en función de la Fecha Juliana en Zona E.

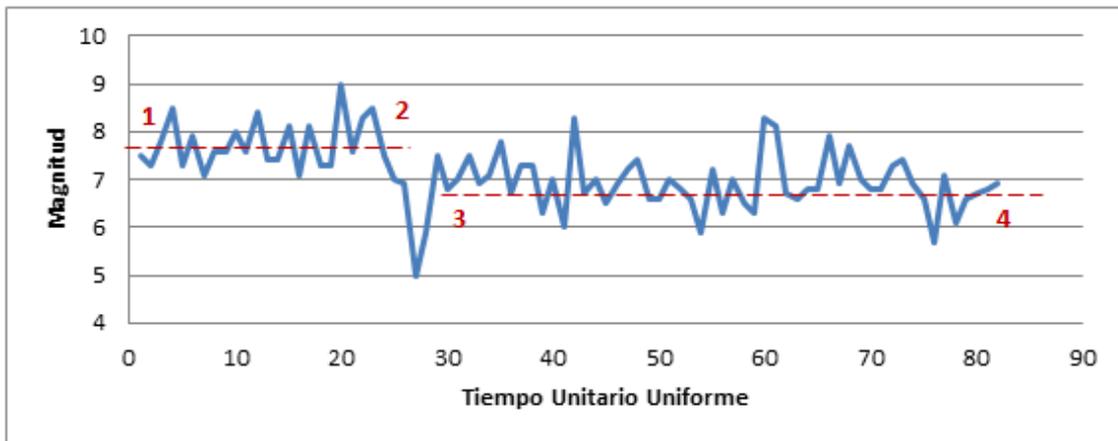


Figura A- 6. Variación de la Magnitud en función del Tiempo Unitario Uniforme en Zona E.

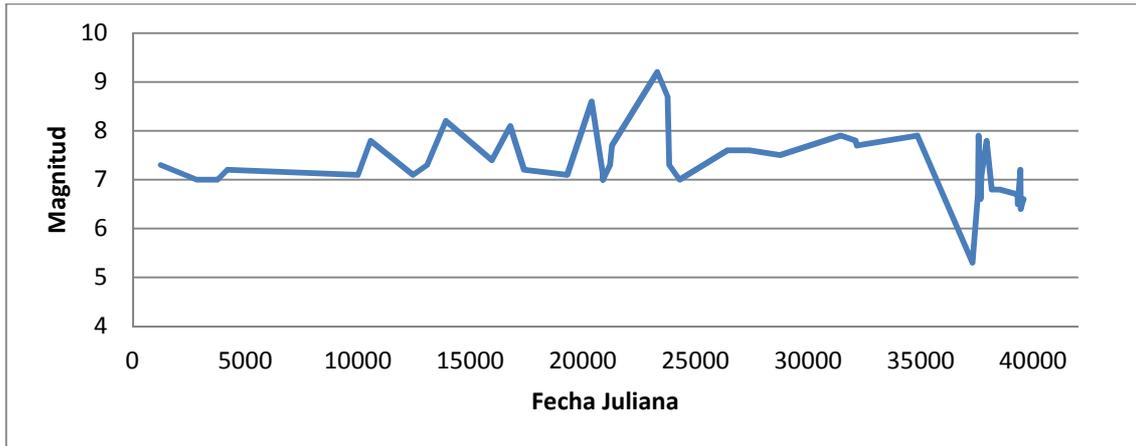


Figura A- 7. Variación de la Magnitud en función de la Fecha Juliana en Zona F.

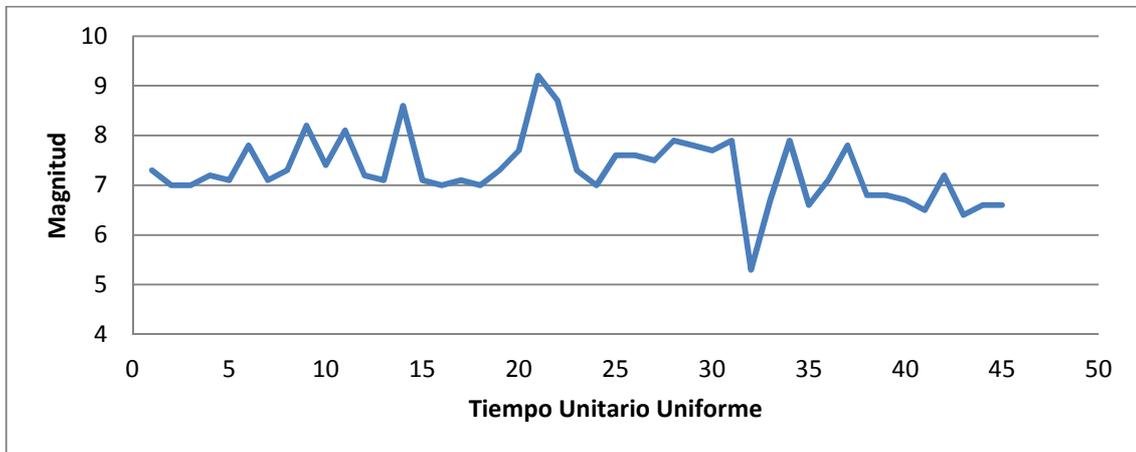


Figura A- 8. Variación de la Magnitud en función del Tiempo Unitario Uniforme en Zona F.

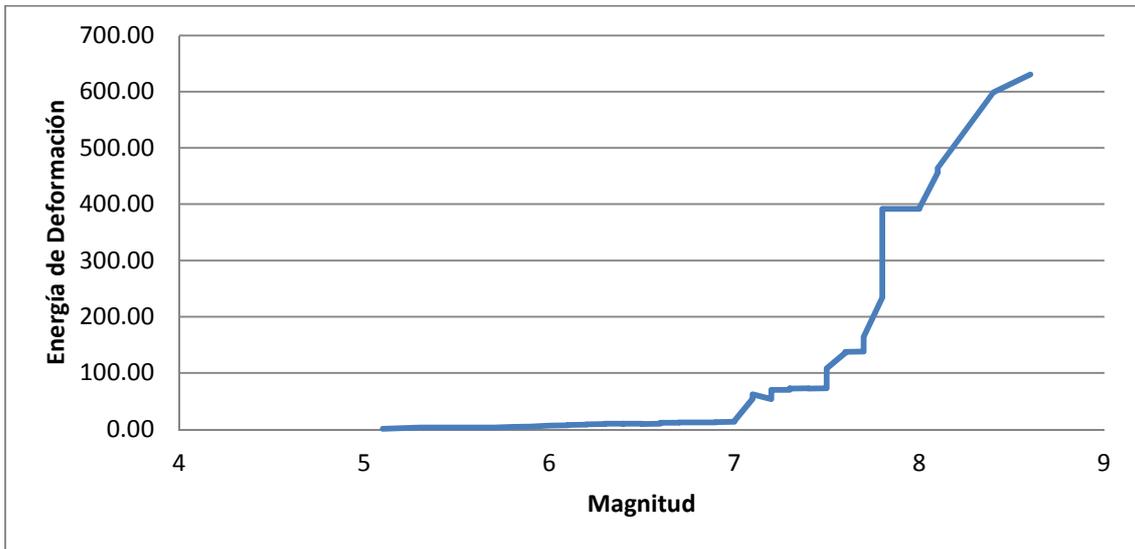


Figura A- 9. Variación de la Magnitud en función la Energía de Deformación en Zona C.

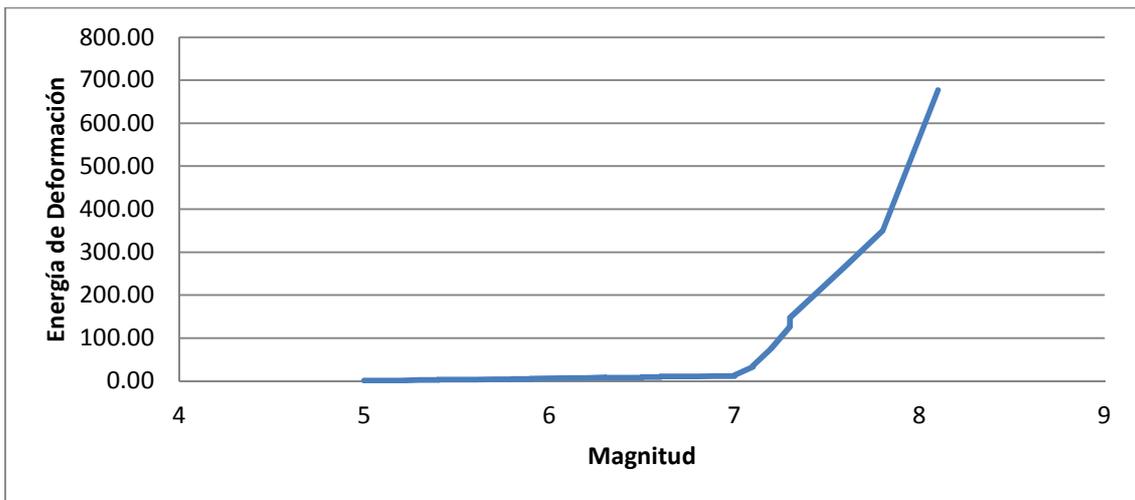


Figura A- 10. Variación de la Magnitud en función la Energía de Deformación en Zona D.

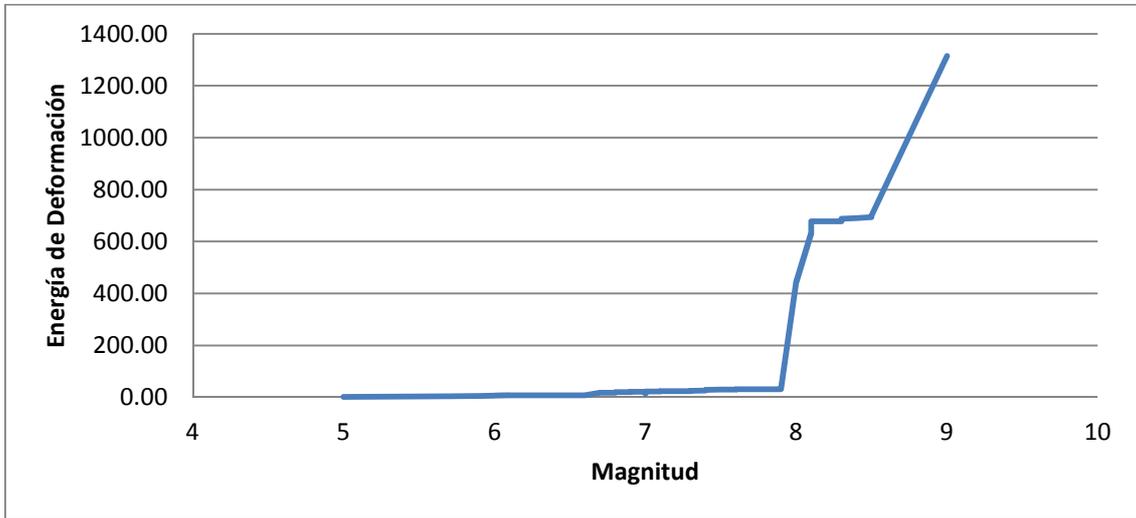


Figura A- 11. Variación de la Magnitud en función la Energía de Deformación en Zona E.

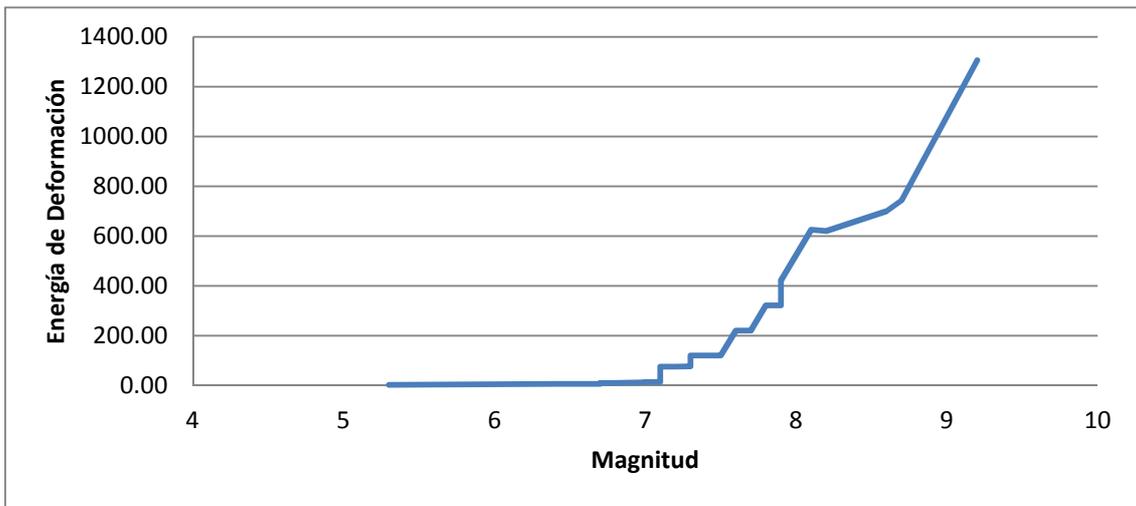


Figura A- 12. Variación de la Magnitud en función la Energía de Deformación en Zona F.



Tabla A- 1. Diseño de los experimentos propuestos para el cálculo utilizando RNA para la zona A. Las zonas B, C, D, E y F son iguales con el respectivo cambio de letra en el nombre del experimento.

EXPERIMENTO PARA ZONA A	ENTRADAS	SALIDAS
A1	Mg(K-1), Fj(K-1)	Mg(K)
A2	Mg(K-1), Fj(K-1)	Fj(K)
A3	Mg(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1)	Mg(K)
A4	Mg(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1)	Fj(K)
A5	Mg(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1)	Sn(K)
A6	Mg(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1)	Mg(K), Fj(k)
A7	Mg(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1)	Mg(K), Sn(K)
A8	Mg(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1)	Fj(K), Sn(K)
A9	Mg(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1)	Mg(K), Fj(K), Sn(K)
A10	Mg(K-1), Fj(K-1), Mg(K-2), Fj(K-2)	Mg(K)
A11	Mg(K-1), Fj(K-1), Mg(K-2), Fj(K-2)	Fj(K)
A12	Mg(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1), Mg(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2)	Mg(K)
A13	Mg(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1), Mg(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2)	Fj(K)
A14	Mg(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1), Mg(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2)	Sn(K)
A15	Mg(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1), Mg(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2)	Mg(K), Fj(k)
A16	Mg(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1), Mg(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2)	Mg(K), Sn(K)
A17	Mg(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1), Mg(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2)	Fj(K), Sn(K)
A18	Mg(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1), Mg(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2)	Mg(K), Fj(K), Sn(K)
A19	Mg(K-1), Fj(K-1), Mg(K-2), Fj(K-2), Mg(K-3), Fj(K-3)	Mg(K)
A20	Mg(K-1), Fj(K-1), Mg(K-2), Fj(K-2), Mg(K-3), Fj(K-3)	Fj(K)
A21	Mg(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1), Mg(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2), Mg(K-3), Fj(K-3), Sn(K-3)	Mg(K)
A22	Mg(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1), Mg(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2), Mg(K-3), Fj(K-3), Sn(K-3)	Fj(K)
A23	Mg(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1), Mg(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2), Mg(K-3), Fj(K-3), Sn(K-3)	Sn(K)



A24	Mg(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1), Mg(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2), Mg(K-3), Fj(K-3), Sn(K-3)	Mg(K), Fj(K)
A25	Mg(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1), Mg(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2), Mg(K-3), Fj(K-3), Sn(K-3)	Mg(K), Sn(K)
A26	Mg(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1), Mg(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2), Mg(K-3), Fj(K-3), Sn(K-3)	Fj(K), Sn(K)
A27	Mg(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1), Mg(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2), Mg(K-3), Fj(K-3), Sn(K-3)	Mg(K), Fj(K), Sn(K)
A28	Mg(K-1), Fj(K-1), Mg(K-2), Fj(K-2), Mg(K-3), Fj(K-3), Mg(K-4), Fj(K-4)	Mg(K)
A29	Mg(K-1), Fj(K-1), Mg(K-2), Fj(K-2), Mg(K-3), Fj(K-3), Mg(K-4), Fj(K-4)	Fj(K)
A30	Mg(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1), Mg(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2), Mg(K-3), Fj(K-3), Sn(K-3), Mg(K-4), Fj(K-4), Sn(K-4)	Mg(K)
A31	Mg(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1), Mg(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2), Mg(K-3), Fj(K-3), Sn(K-3), Mg(K-4), Fj(K-4), Sn(K-4)	Fj(K)
A32	Mg(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1), Mg(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2), Mg(K-3), Fj(K-3), Sn(K-3), Mg(K-4), Fj(K-4), Sn(K-4)	Sn(K)
A33	Mg(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1), Mg(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2), Mg(K-3), Fj(K-3), Sn(K-3), Mg(K-4), Fj(K-4), Sn(K-4)	Mg(K), Fj(K)
A36	Mg(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1), Mg(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2), Mg(K-3), Fj(K-3), Sn(K-3), Mg(K-4), Fj(K-4), Sn(K-4)	Mg(K), Sn(K)
A35	Mg(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1), Mg(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2), Mg(K-3), Fj(K-3), Sn(K-3), Mg(K-4), Fj(K-4), Sn(K-4)	Fj(K), Sn(K)
A36	Mg(K-1), Fj(K-1), Sn(K-1), Mg(K-2), Fj(K-2), Sn(K-2), Mg(K-3), Fj(K-3), Sn(K-3), Mg(K-4), Fj(K-4), Sn(K-4)	Mg(K), Fj(K), Sn(K)



Tabla A- 2. Zona B. Resultados obtenidos por RNA de rendimiento, correlación y error. Se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento.

EXPERIMENTO	RENDIMIENTO		CORRELACIÓN	ERROR
B1	regular	0.3250996	0.9400	0.175747
B2	excelente	0.0085710	0.9900	5.570640
B3	bueno	0.2689440	0.9638	0.165793
B4	excelente	0.0237000	0.9900	16.110000
B5	bueno	0.2996000	0.9540	48.780000
B6	regular	0.3007000	0.9556	0.250000
B7	bueno	0.2071000	0.9786	0.170000
B8	excelente	0.0237000	0.9970	49.480000
B9	regular	0.4065000	0.9137	0.380000
B10	bueno	0.1864000	0.9824	0.100000
B11	excelente	0.0036000	0.9999	2.400000
B12	muy bueno	0.0404000	0.9991	0.020000
B13	excelente	0.0014000	0.9999	0.940000
B14	excelente	0.0011000	0.9999	0.180000
B15	excelente	0.0155000	0.9998	0.010000
B16	muy bueno	0.0792000	0.9968	0.050000
B17	excelente	0.0143000	0.9998	14.190000
B18	excelente	0.0250000	0.9996	0.020000
B19	excelente	0.0000000	1.0000	0.000000
B20	excelente	0.0107000	0.9999	7.108253
B21	bueno	0.1971940	0.9803	0.197194
B22	excelente	1.28E-15	1.0000	5.76E-13
B23	excelente	1.09E-14	1.0000	1.58E-12
B24	muy bueno	5.56E-02	0.9984	4.18E-02
B25	excelente	3.41E-14	1.0000	2.73E-14
B26	excelente	3.49E-15	1.0000	6.95E-12
B27	excelente	3.14E-14	1.0000	3.19E-14
B28	excelente	0.0000000	1.0000	3.17E-17
B29	excelente	0.0000000	1.0000	2.37E-14
B30	regular	0.7484790	0.6656	4.38E-01
B31	excelente	0.0000000	1.0000	2.61E+00
B32	excelente	0.0000000	1.0000	9.75E-15
B33	excelente	0.0000000	1.0000	3.45E-17
B36	excelente	0.0000000	1.0000	2.21E-17
B35	excelente	0.0000000	1.0000	2.23E-15
B36	bueno	0.0000000	0.9838	2.22E-12



Tabla A- 3. Zona B. Arquitectura de las RNA con detalle de número de redes probadas, tipo de la mejor red, número de entradas y capas ocultas. Se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento.

EXPERIMENTO	NUMERO DE REDES PROBADAS	TIPO DE LA MEJOR RED	NUMERO DE ENTRADAS	NUMERO DE CAPAS OCULTAS
B1	60	GRNN	2	476
B2	60	GRNN	2	476
B3	59	GRNN	3	476
B4	59	GRNN	2	476
B5	59	GRNN	3	476
B6	59	GRNN	3	476
B7	59	GRNN	3	476
B8	59	GRNN	3	476
B9	59	GRNN	3	476
B10	58	GRNN	3	476
B11	58	GRNN	4	476
B12	58	GRNN	6	476
B13	58	GRNN	6	476
B14	58	GRNN	6	476
B15	58	GRNN	6	476
B16	58	GRNN	6	476
B17	58	GRNN	5	476
B18	58	GRNN	6	476
B19	58	GRNN	6	476
B20	58	GRNN	9	476
B21	56	GRNN	9	476
B22	56	GRNN	9	476
B23	56	GRNN	9	476
B24	56	GRNN	8	476
B25	56	GRNN	9	476
B26	56	GRNN	9	476
B27	56	GRNN	9	476
B28	56	GRNN	12	476
B29	56	GRNN	8	476
B30	56	MLP	11	9
B31	476	GRNN	11	476
B32	56	GRNN	11	476
B33	56	GRNN	12	476
B36	56	GRNN	11	476
B35	56	GRNN	12	476
B36	56	GRNN	11	476



Tabla A- 4. Zona B, resultados obtenidos por RNA errores medios cuadráticos de entrenamiento, prueba y validación. Se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento.

EXPERIMENTO	ENTRENAMIENTO	PRUEBA	VALIDACIÓN
B1	0.1461	0.1757	0.1922
B2	5.3810	5.5710	8.0460
B3	0.1344	0.1658	0.1676
B4	5.4600	16.1200	12.7800
B5	33.1200	48.7900	46.1200
B6	0.1800	0.2500	0.2000
B7	0.2100	0.1700	0.2100
B8	55.8500	49.4800	54.8000
B9	0.1900	0.3800	0.3600
B10	0.0300	0.1000	0.1000
B11	1.5800	0.2400	2.3900
B12	0.0100	0.0200	0.0100
B13	2.0700	0.9400	2.1000
B14	0.4900	0.1800	0.6300
B15	0.0160	0.0100	0.0200
B16	0.0100	0.0500	0.0600
B17	0.6100	14.1900	24.5500
B18	0.0100	0.0200	0.0200
B19	0.0000	0.0000	1.73E-14
B20	2.2250	7.1080	12.0300
B21	2.00E-14	1.15E-01	4.33E-02
B22	7.27E-13	5.76E-13	4.46E-13
B23	2.23E-12	1.58E-12	1.59E-12
B24	2.91E-14	4.18E-03	5.40E-02
B25	2.83E-14	2.73E-14	2.53E-14
B26	3.19E-12	6.95E-12	3.13E-12
B27	4.139e--14	3.19E-14	6.47E-14
B28	5.14E-17	3.17E-17	4.65E-17
B29	3.00E-14	2.37E-14	1.29E-14
B30	4.05E-01	4.38E-01	4.40E-01
B31	3.76E-14	2.61E-14	2.44E-14
B32	1.02E-14	9.75E-15	4.81E-15
B33	5.54E-17	5.45E-17	2.40E-17
B36	3.01E-17	2.21E-17	1.92E-17
B35	4.48E-15	2.23E-15	3.07E-17
B36	6.20E-09	1.75E-01	2.26E-01



Tabla A- 5. Zona C. Resultados obtenidos por RNA de rendimiento, correlación y error. Se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento.

EXPERIMENTO	RENDIMIENTO		CORRELACIÓN	ERROR
C1	bueno	0.2908530	0.9567820	0.2109619
C2	excelente	0.0134960	0.9999090	145.6858000
C3	bueno	0.2366930	0.9715890	0.1734245
C4	excelente	0.0132228	0.9999120	140.2635000
C5	bueno	0.2746980	0.9618750	34.4437300
C6	regular	0.3181360	0.9480740	0.3148076
C7	regular	0.3470400	0.9378560	0.3518803
C8	excelente	0.0110890	0.9999390	42.3047100
C9	bueno	0.2215620	0.9751930	0.2802699
C10	muy bueno	0.0899560	0.9959530	0.0674600
C11	excelente	0.0001570	1.0000000	1.7706420
C12	muy bueno	0.0740290	0.9972640	0.0513900
C13	excelente	0.0002400	1.0000000	2.6034390
C14	bueno	0.2055440	0.9788070	27.8553700
C15	muy bueno	0.0748980	0.9972040	0.0754600
C16	muy bueno	0.1268200	0.9920630	0.1331259
C17	excelente	0.0001790	1.0000000	34.4901400
C18	bueno	0.1606880	0.9870100	0.2049276
C19	excelente	9.60E-17	1.0000000	6.57E-17
C20	excelente	6.33E-17	1.0000000	7.83E-13
C21	excelente	0.00E+00	1.0000000	5.48E-17
C22	muy bueno	5.29E-02	0.9984710	6.09E+02
C23	excelente	0.00E+00	0.0000000	9.47E-15
C24	excelente	0.00E+00	1.0000000	4.59E-17
C25	excelente	0.00E+00	1.0000000	5.04E-17
C26	excelente	6.77E-17	1.0000000	7.80E-15
C27	excelente	0.00E+00	1.0000000	8.22E-17
C28	excelente	0.00E+00	1.0000000	6.29E-17
C29	excelente	1.92E-16	1.0000000	6.50E-17
C30	excelente	0.00E+00	1.0000000	3.81E+00
C31	excelente	0.00E+00	1.0000000	5.84E-17
C32	excelente	0.00E+00	1.0000000	1.36E-16
C33	excelente	0.00E+00	1.0000000	5..393E-17
C36	excelente	0.00E+00	1.0000000	5.98E-17
C35	excelente	7.70E-17	1.0000000	1.29E-14
C36	excelente	0.00E+00	1.0000000	9.70E-14



Tabla A- 6. Zona C. Arquitectura de las RNA con detalle de número de redes probadas, tipo de la mejor red, número de entradas y capas ocultas. Se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento.

EXPERIMENTO	NUMERO DE REDES PROBADAS	TIPO DE LA MEJOR RED	NUMERO DE ENTRADAS	NUMERO DE CAPAS OCULTAS
C1	60	GRNN	2	600
C2	60	GRNN	2	600
C3	59	GRNN	3	600
C4	59	GRNN	3	600
C5	59	GRNN	3	600
C6	59	GRNN	3	600
C7	59	GRNN	3	600
C8	59	GRNN	3	600
C9	59	GRNN	3	600
C10	58	GRNN	4	600
C11	58	GRNN	4	600
C12	58	GRNN	6	600
C13	58	GRNN	6	600
C14	58	GRNN	6	600
C15	58	GRNN	6	600
C16	58	GRNN	6	600
C17	58	GRNN	6	600
C18	58	GRNN	6	600
C19	58	GRNN	6	600
C20	58	GRNN	6	600
C21	58	GRNN	9	600
C22	32	MLP	6	7
C23	56	GRNN	9	600
C24	56	GRNN	9	600
C25	56	GRNN	9	600
C26	56	GRNN	9	600
C27	56	GRNN	0	600
C28	56	GRNN	8	600
C29	56	GRNN	8	600
C30	56	GRNN	12	600
C31	56	GRNN	12	600
C32	56	GRNN	12	600
C33	56	GRNN	12	600
C36	56	GRNN	12	600
C35	56	GRNN	12	600
C36	56	GRNN	12	600



Tabla A- 7. Zona C. Resultados obtenidos por RNA errores medios cuadráticos de entrenamiento, prueba y validación. Se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento.

EXPERIMENTO	ENTRENAMIENTO	PRUEBA	VALIDACIÓN
C1	0.2087	0.2110	0.2583
C2	162.9000	145.7000	134.8000
C3	0.1906	0.1734	0.2477
C4	126.5000	140.3000	114.8000
C5	37.6700	34.4400	36.3800
C6	0.2583	0.3148	0.3145
C7	0.2500	0.3519	0.3286
C8	51.0000	42.3000	57.5400
C9	0.3518	0.2803	0.4080
C10	0.0624	0.0675	0.0791
C11	2.2430	1.7710	2.0130
C12	0.0665	0.0514	0.0073
C13	1.2860	2.6030	2.4040
C14	25.6000	27.8600	21.5700
C15	0.0998	0.0755	0.0756
C16	0.0735	0.1331	0.0736
C17	31.5500	34.4900	42.7100
C18	0.1175	0.2049	0.2197
C19	7.58E-17	6.57E-17	5.71E-17
C20	9.97E-13	7.82E-13	8.98E-13
C21	6.51E-17	5.55E-17	5.28E-17
C22	5.86E+02	6.09E+02	6.16E+02
C23	1.17E-14	9.47E-15	9.90E-15
C24	6.63E-17	4.59E-17	5.87E-17
C25	7.39E-17	5.04E-17	5.84E-17
C26	8.83E-15	7.80E-15	6.88E-15
C27	1.05E-16	8.25E-17	7.86E-17
C28	7.19E-17	6.83E-17	6.68E-17
C29	7.57E-17	6.50E-17	4.25E-17
C30	6.90E-17	3.81E-17	4.76E-17
C31	6.76E-17	5.84E-17	4.69E-17
C32	1.31E-14	1.16E-14	9.26E-15
C33	8.18E-17	5.39E-17	7.23E-17
C36	6.50E-17	5.98E-17	5.58E-17
C35	1.56E-14	1.29E-14	1.12E-14
C36	1.26E-16	9.70E-17	9.02E-17



Tabla A- 8. Zona D. Resultados obtenidos por RNA de rendimiento, correlación y error. Se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento.

EXPERIMENTO	RENDIMIENTO		CORRELACIÓN	ERROR
D1	regular	0.335762	0.945085	0.2257822
D2	excelente	0.018979	0.999828	195.9962000
D3	muy bueno	0.145921	0.989297	0.1061783
D4	excelente	0.013470	0.999910	140.2017000
D5	muy bueno	0.110588	0.993894	9.2709390
D6	bueno	0.243894	0.969862	0.2416400
D7	regular	0.337231	0.942127	0.3198723
D8	excelente	0.023417	0.999726	8.0358440
D9	regular	0.340762	0.940909	0.4161509
D10	muy bueno	0.080568	0.996749	0.0594400
D11	excelente	0.006908	0.999976	68.9262900
D12	muy bueno	0.118286	0.993049	0.0806600
D13	excelente	0.007513	0.999972	74.6361800
D14	excelente	0.008220	0.999966	0.6813104
D15	muy bueno	0.065524	0.997851	0.0621400
D16	excelente	0.000104	1.000000	0.0001040
D17	bueno	0.237903	0.971298	0.9972696
D18	bueno	0.213942	0.976851	0.2599039
D19	excelente	6.51E-14	1.000000	4.69E-14
D20	excelente	1.89E-02	0.999827	1.92E+02
D21	excelente	0.00E+00	1.000000	1.09E-13
D22	excelente	3.51E-17	1.000000	1.56E-13
D23	excelente	1.61E-02	0.999870	1.03E+00
D24	bueno	1.82E-01	0.983266	1.79E-01
D25	bueno	2.46E-01	0.969231	2.53E-01
D26	muy bueno	1.05E-01	0.994435	2.61E+00
D27	excelente	2.07E-02	0.999793	2.69E-02
D28	bueno	0.156077	0.987843	0.1075466
D29	excelente	0.003998	0.999992	39.4301400
D30	regular	0.788340	0.620695	0.6086576
D31	muy bueno	0.041388	0.999161	407.2702000
D32	excelente	0.004791	0.999989	0.3182498
D33	muy bueno	0.075133	0.997174	0.0724500
D34	muy bueno	0.126466	0.992004	0.1278268
D35	muy bueno	0.035926	0.999383	0.4824820
D36	muy bueno	0.091706	0.995789	0.1166216



Tabla A- 9. Zona D. Arquitectura de las RNA con detalle de número de redes probadas, tipo de la mejor red, número de entradas y capas ocultas. Se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento.

EXPERIMENTO	NUMERO DE REDES PROBADAS	TIPO DE LA MEJOR RED	NUMERO DE ENTRADAS	NUMERO DE CAPAS OCULTAS
D1	60	GRNN	2	333
D2	60	GRNN	2	333
D3	59	GRNN	3	333
D4	59	GRNN	3	333
D5	59	GRNN	3	333
D6	59	GRNN	3	333
D7	59	GRNN	3	333
D8	59	GRNN	3	333
D9	59	GRNN	3	333
D10	58	GRNN	4	333
D11	60	GRNN	2	333
D12	58	GRNN	6	333
D13	58	GRNN	6	333
D14	58	GRNN	6	333
D15	58	GRNN	6	333
D16	58	GRNN	6	333
D17	58	GRNN	6	333
D18	58	GRNN	6	333
D19	58	GRNN	6	333
D20	58	GRNN	6	333
D21	58	GRNN	9	333
D22	56	GRNN	9	333
D23	56	GRNN	9	333
D24	56	GRNN	9	333
D25	56	GRNN	9	333
D26	56	GRNN	9	333
D27	56	GRNN	9	333
D28	56	GRNN	8	333
D29	56	GRNN	8	333
D30	24	MLP	4	6
D31	56	MLP	11	14
D32	56	GRNN	12	333
D33	56	GRNN	12	333
D34	56	GRNN	12	333
D35	56	GRNN	12	333
D36	56	GRNN	12	333



Tabla A- 10. Zona D. Resultados obtenidos por RNA errores medios cuadráticos de entrenamiento, prueba y validación. Se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento.

EXPERIMENTO	ENTRENAMIENTO	PRUEBA	VALIDACIÓN
D1	0.14300	0.22580	0.21550
D2	57.42000	196.00000	170.60000
D3	0.08848	0.10620	0.13550
D4	56.13000	140.20000	122.50000
D5	2.56100	9.27100	9.47300
D6	0.12860	0.24160	0.31090
D7	0.18560	0.31990	0.26360
D8	6.19200	8.03600	5.30400
D9	0.16120	0.41620	0.31140
D10	2.95E-05	5.94E-02	1.33E-01
D11	5.14E+01	6.89E+01	8.68E+01
D12	4.41E-05	8.07E-02	8.04E-02
D13	8.68E+00	7.46E+01	1.66E+02
D14	5.01E-01	6.81E-01	2.95E-01
D15	4.17E-05	6.21E-02	8.99E-02
D16	7.63E-05	1.04E-04	2.05E-04
D17	4.44E-04	9.97E-01	9.94E-01
D18	5.89E-05	2.60E-01	1.83E-01
D19	3.31E-14	4.69E-14	4.11E-14
D20	3.75E-04	1.92E+02	1.36E+02
D21	5.36E-14	1.09E-13	1.32E-13
D22	1.42E-13	1.56E-13	1.91E-13
D23	1.36E+00	1.03E+00	7.24E-01
D24	2.26E-03	1.79E-01	1.79E-01
D25	1.11E-04	2.53E-01	2.04E-01
D26	1.12E-05	2.61E+00	2.66E+00
D27	1.59E-04	2.69E-02	1.90E-02
D28	6.22E-12	1.08E-01	1.07E-01
D29	2.69E-01	3.94E+01	2.78E+01
D30	5.82E-01	6.09E-01	5.70E-01
D31	3.52E+02	4.07E+02	3.65E+02
D32	2.67E-02	3.18E-01	4.49E-01
D33	6.38E-04	7.25E-02	1.39E-01
D34	2.28E-02	1.28E-01	1.50E-01
D35	4.01E-02	4.83E-01	4.80E-01
D36	7.68E-12	1.17E-01	2.55E-01



Tabla A- 11. Zona E. Resultados obtenidos por RNA de rendimiento, correlación y error. Se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento.

EXPERIMENTO	RENDIMIENTO		CORRELACIÓN	ERROR
E1	regular	0.395260	0.918592	0.2615
E2	excelente	0.017973	0.999848	195.2131
E3	regular	0.481160	0.878433	0.2909
E4	excelente	0.027001	0.999679	262.5090
E5	regular	0.430356	0.904656	118.2708
E6	regular	0.750900	0.660675	0.8465
E7	regular	0.470329	0.883495	0.4818
E8	muy bueno	0.128534	0.992024	365.6989
E9	regular	0.594821	0.807612	0.6979
E10	muy bueno	0.038048	0.999278	0.0273
E11	excelente	0.000786	1.000000	8.4424
E12	muy bueno	0.099908	0.995003	0.0746
E13	excelente	0.019521	0.999811	227.0335
E14	muy bueno	0.094701	0.995508	21.7196
E15	bueno	0.290483	0.957384	0.2759
E16	excelente	0.024713	0.999695	0.0249
E17	bueno	0.209971	0.977710	40.6100
E18	muy bueno	0.043164	0.999070	0.0546
E19	excelente	1.89E-12	1.00	6.00E+00
E20	excelente	0.000000	1.00	1.98E-09
E21	excelente	5.63E-13	1.00	4.26E-13
E22	excelente	2.40E-10	1.00	2.40E-10
E23	excelente	1.45E-12	1.00	3.68E-10
E24	excelente	6.07E-13	1.00	6.17E-13
E25	excelente	1.06E-12	1.00	1.27E-12
E26	excelente	1.10E-13	1.00	1.73E-09
E27	excelente	3.96E-13	1.00	5.13E-13
E28	excelente	0.00E+00	1.00	4.41E-17
E29	excelente	0.00E+00	1.00	6.27E-13
E30	excelente	0.00E+00	1.00	2.52E-17
E31	excelente	7.55E-17	1.00	6.14E-13
E32	muy bueno	3.20E-02	1.00	7.49E+00
E33	excelente	0.00E+00	1.00	6.44E-17
E36	excelente	0.00E+00	1.00	7.62E-17
E35	excelente	6.66E-17	1.00	7.54E-15
E36	excelente	0.00E+00	1.00	7.51E-14



Tabla A- 12. Zona E. Arquitectura de las RNA con detalle de número de redes probadas, tipo de la mejor red, número de entradas y capas ocultas. Se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento.

EXPERIMENTO	NUMERO DE REDES PROBADAS	TIPO DE LA MEJOR RED	NUMERO DE ENTRADAS	NUMERO DE CAPAS OCULTAS
E1	60	GRNN	2	277
E2	60	GRNN	2	277
E3	59	GRNN	3	190
E4	59	GRNN	3	190
E5	59	GRNN	2	190
E6	59	GRNN	3	190
E7	59	GRNN	3	277
E8	59	GRNN	3	190
E9	59	GRNN	3	190
E10	58	GRNN	4	277
E11	58	GRNN	4	277
E12	58	GRNN	6	190
E13	58	GRNN	6	190
E14	58	GRNN	6	190
E15	58	GRNN	6	190
E16	58	GRNN	6	277
E17	58	GRNN	6	190
E18	58	GRNN	6	190
E19	58	GRNN	6	413
E20	58	GRNN	6	413
E21	56	GRNN	9	413
E22	56	GRNN	9	413
E23	56	GRNN	9	413
E24	56	GRNN	9	413
E25	56	GRNN	9	413
E26	56	GRNN	9	413
E27	56	GRNN	9	413
E28	56	GRNN	8	413
E29	56	GRNN	8	413
E30	56	GRNN	12	413
E31	56	GRNN	12	413
E32	56	GRNN	12	413
E33	56	GRNN	12	413
E36	56	GRNN	12	413
E35	56	GRNN	12	413
E36	56	GRNN	11	413



Tabla A- 13. Zona E. Resultados obtenidos por RNA errores medios cuadráticos de entrenamiento, prueba y validación. Se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento.

EXPERIMENTO	ENTRENAMIENTO	PRUEBA	VALIDACIÓN
E1	0.267	0.262	0.362
E2	167.400	195.200	205.700
E3	0.248	0.291	0.286
E4	214.200	262.500	218.800
E5	88.280	115.300	204.900
E6	0.522	0.847	0.690
E7	0.324	0.482	0.522
E8	274.800	365.700	364.900
E9	0.564	0.698	0.786
E10	0.01926	0.02728	0.02922
E11	8.121	8.42200	3.20400
E12	0.02321	0.07459	0.07561
E13	45.10000	227.00000	224.00000
E14	0.27770	21.72000	27.49000
E15	0.02604	0.27590	0.32530
E16	0.03188	0.02489	0.04094
E17	0.53370	40.61000	40.69000
E18	0.04327	0.05461	0.04124
E19	1.69E-12	1.89E-12	1.52E-12
E20	1.92E-09	1.98E-09	1.93E-09
E21	3.40E-13	4.26E-13	3.10E-13
E22	3.52E-10	2.40E-10	5.71E-10
E23	4.86E-10	3.68E-10	3.68E-10
E24	6.02E-13	6.17E-13	6.02E-13
E25	4.63E-13	1.27E-12	4.95E-13
E26	6.70E-10	1.77E-09	9.37E-10
E27	7.74E-13	5.13E-13	1.28E-12
E28	6.28E-17	4.41E-17	5.58E-17
E29	8.90E-13	6.27E-13	7.06E-13
E30	3.23E-17	2.52E+00	2.76E-17
E31	8.22E-13	6.03E-13	6.70E-13
E32	1.93E-13	7.88E+00	9.91E+00
E33	7.36E-17	6.44E-17	5.35E-17
E36	1.06E-16	7.62E-17	9.89E-17
E35	9.91E-15	7.54E-15	7.79E-15
E36	1.02E-16	7.51E-17	8.18E-17



Tabla A- 14. Zona F. Resultados obtenidos por RNA de rendimiento, correlación y error. Se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento.

EXPERIMENTO	RENDIMIENTO		CORRELACIÓN	ERROR
F1	bueno	0.235646	0.971939	0.1801657
F2	muy bueno	0.057431	0.998351	521.3109000
F3	bueno	0.240843	0.971040	0.1397197
F4	muy bueno	0.055418	0.998816	515.4629000
F5	bueno	0.153324	0.988181	45.2725400
F6	regular	0.384098	0.929028	0.4080485
F7	bueno	0.270086	0.963666	0.2587355
F8	muy bueno	0.052320	0.998637	66.3391100
F9	regular	0.587243	0.831215	0.5589107
F10	muy bueno	0.072525	0.997422	0.0399500
F11	muy bueno	0.052165	0.998662	468.8181000
F12	regular	0.524554	0.853247	0.3528770
F13	muy bueno	0.057629	0.998400	459.5178000
F14	muy bueno	0.146988	0.989143	40.7548400
F15	muy bueno	0.143073	0.991470	0.1550179
F16	muy bueno	0.035709	0.999363	0.0363033
F17	bueno	0.229430	0.973326	59.5589800
F18	regular	0.307090	0.951689	0.3750464
F19	bueno	0.216325	0.976376	0.9763760
F20	excelente	0.018153	0.999846	182.2183000
F21	pobre	0.937680	0.364782	0.7499415
F22	excelente	7.93E-10	1.000000	7.52E-06
F23	bueno	0.251755	0.968224	61.2335200
F24	regular	0.383230	0.924437	0.3512815
F25	regular	0.510084	0.860157	0.5168825
F26	regular	0.552670	0.834585	174.8419000
F27	muy bueno	0.148331	0.988959	0.1642466
F28	muy bueno	0.138840	0.990322	0.0907400
F29	excelente	0.026613	0.999665	274.6326000
F30	bueno	0.227170	0.976101	0.2187712
F31	muy bueno	0.058935	0.998324	589.8697000
F32	regular	0.716885	0.720967	163.6561000
F33	regular	0.716885	0.720967	163.6461000
F36	bueno	0.282512	0.963557	0.2715572
F35	bueno	0.049143	0.998865	138.7014000
F36	bueno	0.206922	0.978526	0.1874100



Tabla A- 15. Zona F. Arquitectura de las RNA con detalle de número de redes probadas, tipo de la mejor red, número de entradas y capas ocultas. Se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento.

EXPERIMENTO	NUMERO DE REDES PROBADAS	TIPO DE LA MEJOR RED	NUMERO DE ENTRADAS	NUMERO DE CAPAS OCULTAS
F1	60	GRNN	2	8
F2	60	RBF	2	21
F3	59	GRNN	3	82
F4	59	GRNN	3	82
F5	59	GRNN	3	82
F6	59	GRNN	3	82
F7	59	GRNN	2	82
F8	59	GRNN	3	82
F9	59	GRNN	3	82
F10	58	GRNN	2	82
F11	60	RBF	2	21
F12	58	RBF	6	18
F13	58	RBF	6	16
F14	58	GRNN	6	8
F15	57	GRNN	6	82
F16	58	GRNN	6	82
F17	58	GRNN	6	82
F18	58	GRNN	6	82
F19	58	GRNN	5	82
F20	58	GRNN	6	82
F21	56	MLP	9	8
F22	56	GRNN	9	82
F23	56	GRNN	9	82
F24	56	GRNN	9	82
F25	56	GRNN	9	82
F26	56	GRNN	9	82
F27	56	GRNN	9	82
F28	56	GRNN	8	82
F29	56	GRNN	8	82
F30	56	GRNN	12	82
F31	56	GRNN	12	82
F32	56	MLP	12	8
F33	56	MLP	12	8
F36	56	GRNN	12	82
F35	56	GRNN	12	82
F36	56	GRNN	12	82



Tabla A- 16. Zona F. Resultados obtenidos por RNA errores medios cuadráticos de entrenamiento, prueba y validación. Se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento.

EXPERIMENTO	ENTRENAMIENTO	PRUEBA	VALIDACIÓN
F1	0.02968	0.18020	0.17910
F2	317.00000	521.30000	2120.00000
F3	0.02000	0.13970	0.23570
F4	363.50000	515.50000	531.40000
F5	9.77300	45.27000	59.44000
F6	0.03608	0.40800	0.40760
F7	0.22380	0.25870	0.18660
F8	12.36000	66.34000	64.28000
F9	0.34610	0.55890	0.46110
F10	0.02422	0.03995	0.15740
F11	508.30000	468.80000	558.20000
F12	0.41100	0.35290	0.53230
F13	580.00000	597.50000	652.00000
F14	7.97800	40.75000	39.97000
F15	0.01378	0.15500	0.09077
F16	0.02114	0.03630	0.05626
F17	7.97100	59.56000	58.47000
F18	0.03825	0.37500	0.62850
F19	1.39E-06	1.28E-01	2.22E-01
F20	1.22E+00	1.82E+02	1.82E+02
F21	5.50E-01	7.50E-01	6.37E-01
F22	4.34E-06	7.52E-06	7.52E-06
F23	4.14E-01	6.12E+01	4.54E+01
F24	7.88E-03	3.51E-01	5.75E-01
F25	1.04E-01	5.17E-01	3.77E-01
F26	6.99E-04	1.75E+02	1.10E+02
F27	2.20E-09	1.64E-01	1.60E-01
F28	2.80E-17	9.07E-02	2.21E+00
F29	0.426800	274.600000	274.600000
F30	0.040390	0.218800	0.134800
F31	74.590000	589.900000	849.800000
F32	155.8000000	163.7000000	215.1000000
F33	155.8000000	163.7000000	215.1000000
F36	0.0056030	0.2716000	0.3158000
F35	1.0470000	138.7000000	108.7000000
F36	0.0000002	0.1874000	0.2602000



Tabla A- 17. Zona B. Resultados obtenidos por RNA de rendimiento, correlación y error. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables

EXPERIMENTO		RENDIMIENTO	CORRELACIÓN	ERROR
Bs1	bueno	0.2347740	0.97224	0.139991
Bs2	excelente	0.0133990	0.99991	9.194251
Bs3	bueno	0.2583330	0.96657	0.141502
Bs4	excelente	0.0125600	0.99992	7.891400
Bs5	bueno	0.1809680	0.98367	28.144090
Bs6	regular	0.3324680	0.94319	0.250564
Bs7	regular	0.3005080	0.95378	0.233182
Bs8	excelente	0.0101180	0.99995	40.361120
Bs9	bueno	0.2782370	0.96116	0.247185
Bs10	muy bueno	0.0707860	0.997492	0.041260
Bs11	excelente	0.0021490	0.999998	1.360282
Bs12	excelente	0.0204910	0.999791	0.010620
Bs13	excelente	0.0023670	0.999997	1.489168
Bs14	excelente	0.0022526	0.999997	1.617934
Bs15	muy bueno	0.0333680	0.999447	0.025280
Bs16	excelente	0.0267970	0.999642	0.022120
Bs17	excelente	0.0039230	0.999993	1.466782
Bs18	muy bueno	0.0356510	0.999371	0.035737
Bs19	excelente	0.0000000	1.000000	1.30E-13
Bs20	excelente	0.0156800	0.999880	9.845620
Bs21	excelente	0.0000000	1.000000	2.366E=14
Bs22	excelente	0.0000000	1.000000	8.86E-13
Bs23	muy bueno	0.058843	0.998273	1.10E+01
Bs24	excelente	0.0000000	1.000000	9.03E-14
Bs25	muy bueno	0.149928	0.988982	1.23E-01
Bs26	excelente	0.0000000	1.000000	1.97E-12
Bs27	excelente	0.023048	0.999734	2.21E-02
Bs28	excelente	0.0000000	1.000000	1.84E-17
Bs29	excelente	0.0000000	1.000000	3.02E-14
Bs30	excelente	0.0000000	1.000000	1.07E-17
Bs31	excelente	0.0000000	1.000000	1.06E-14
Bs32	excelente	0.0000000	1.000000	1.18E-15
Bs33	muy bueno	0.085466	0.996344	0.063800
Bs36	excelente	0.0000000	1.000000	1.79E-17
Bs35	excelente	0.0000000	1.000000	5.55E-15
Bs36	excelente	0.012895	0.999170	0.0119



Tabla A- 18. Zona B. Arquitectura de las RNA con detalle de número de redes probadas, tipo de la mejor red, número de entradas y capas ocultas. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables

EXPERIMENTO	NUMERO DE REDES PROBADAS	TIPO DE LA MEJOR RED	NUMERO DE ENTRADAS	NUMERO DE CAPAS OCULTAS
Bs1	62	GRNN	2	476
Bs2	62	GRNN	2	476
Bs3	62	GRNN	3	476
Bs4	62	GRNN	3	476
Bs5	62	GRNN	3	476
Bs6	62	GRNN	3	476
Bs7	62	GRNN	3	476
Bs8	62	GRNN	3	476
Bs9	62	GRNN	3	476
Bs10	62	GRNN	4	476
Bs11	62	GRNN	4	476
Bs12	62	GRNN	6	476
Bs13	62	GRNN	6	476
Bs14	62	GRNN	6	476
Bs15	62	GRNN	6	476
Bs16	62	GRNN	6	476
Bs17	62	GRNN	6	4476
Bs18	62	GRNN	6	476
Bs19	62	GRNN	6	476
Bs20	62	GRNN	6	476
Bs21	62	GRNN	9	476
Bs22	62	GRNN	9	476
Bs23	62	GRNN	9	476
Bs24	62	GRNN	9	476
Bs25	62	GRNN	9	476
Bs26	62	GRNN	9	476
Bs27	62	GRNN	9	476
Bs28	62	GRNN	8	476
Bs29	62	GRNN	8	476
Bs30	62	GRNN	12	476
Bs31	62	GRNN	12	476
Bs32	62	GRNN	12	476
Bs33	62	GRNN	12	476
Bs36	62	GRNN	12	476
Bs35	62	GRNN	12	476
Bs36	62	GRNN	12	476



Tabla A- 19. Zona B. Resultados obtenidos por RNA errores medios cuadráticos de entrenamiento, prueba y validación. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables.

EXPERIMENTO	ENTRENAMIENTO	PRUEBA	VALIDACIÓN
Bs1	0.1471	0.1400	0.1547
Bs2	5.1460	9.1940	8.7590
Bs3	0.1477	0.1415	0.1531
Bs4	6.1540	7.8910	9.6600
Bs5	39.5500	28.1400	49.4300
Bs6	0.1964	0.2506	0.1890
Bs7	0.1928	0.2332	0.2316
Bs8	55.2800	40.3600	57.0100
Bs9	0.2563	0.2472	0.2397
Bs10	0.0138	0.0413	0.0330
Bs11	2.2780	1.3600	1.3610
Bs12	0.0131	0.0106	0.0132
Bs13	1.9540	1..489	2.7440
Bs14	1.3280	1.6180	2.8180
Bs15	0.0166	0.0253	0.0168
Bs16	0.0171	0.0221	0.0156
Bs17	0.7682	1.4670	1.0390
Bs18	0.0193	0.0357	0.0384
Bs19	4.60E-14	1.30E-13	1.13E-13
Bs20	1.9030	9.8460	16.8500
Bs21	2.00E-14	2.37E-14	1.15E-14
Bs22	6.00E-13	8.86E-13	5.24E-13
Bs23	2.81E-12	1.10E+01	1.10E+01
Bs24	4.62E-14	9.21E-14	1.46E-13
Bs25	2.76E-14	1.23E-01	9.53E-02
Bs26	2.05E-12	1.97E-12	4.34E-12
Bs27	4.87E-14	2.21E-02	1.03E-02
Bs28	1.21E-17	1.84E-17	9.27E-18
Bs29	4.16E+00	3.02E-14	3.22E-14
Bs30	3.35E-17	1.70E-17	1.90E-17
Bs31	2.71E-14	1.06E-14	1.99E-14
Bs32	3.37E-15	2.18E-15	1.60E-15
Bs33	4.52E-17	6.38E-02	6.38E-02
Bs36	2.83E-17	1.79E-17	2.53E-17
Bs35	6.46E-15	5.55E-15	4.41E-15
Bs36	3.02E-03	1.19E-02	2.99E-02



Tabla A- 20. Zona C. Resultados obtenidos por RNA de rendimiento, correlación y error. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables

EXPERIMENTO	RENDIMIENTO		CORRELACIÓN	ERROR
Cs1	regular	0.3170850	0.9484390	0.2344037
Cs2	excelente	0.0147400	0.9998910	163.7271000
Cs3	regular	0.3454000	0.9384580	0.2515060
Cs4	excelente	0.0144070	0.9998970	157.9486880
Cs5	bueno	0.2485610	0.9686190	31.9320150
Cs6	bueno	0.2936120	0.9561250	0.3070809
Cs7	bueno	0.2672870	0.9636333	0.2778380
Cs8	excelente	0.0118940	0.9999930	50.7909320
Cs9	bueno	0.2836760	0.9589530	0.3783075
Cs10	muy bueno	0.0635030	0.9979820	0.0469500
Cs11	excelente	0.0001640	1.0000000	1.8523060
Cs12	muy bueno	0.0805330	0.9967640	0.0601037
Cs13	excelente	0.0002790	1.0000000	3.0607180
Cs14	bueno	0.2206850	0.9759250	27.6726700
Cs15	bueno	0.1820000	0.9835060	0.1953250
Cs16	muy bueno	0.0832720	0.9965310	0.0870390
Cs17	excelente	0.0001670	1.0000000	32.9819930
Cs18	muy bueno	0.0617510	0.9980940	0.0800440
Cs19	excelente	0.0000000	1.0000000	5.97E-17
Cs20	excelente	0.0000000	1.0000000	7.20E-10
Cs21	excelente	0.0000000	1.0000000	5.19E-17
Cs22	excelente	0.0000000	1.0000000	7.22E-13
Cs23	excelente	0.0000000	1.0000000	7.96E-15
Cs24	excelente	0.0000000	1.0000000	7.88E-17
Cs25	excelente	0.0000000	1.0000000	4.59E-17
Cs26	excelente	0.0000000	1.0000000	1.40E-14
Cs27	excelente	0.0000000	1.0000000	7.00E-17
Cs28	excelente	0.0000000	1.0000000	3.78E-17
Cs29	excelente	0.0088170	0.9999610	9.49E+01
Cs30	excelente	0.0000000	1.0000000	4.27E-14
Cs31	excelente	0.0000000	1.0000000	8.38E-13
Cs32	excelente	0.0000000	1.0000000	9.54E-15
Cs33	excelente	0.0000000	1.0000000	7.16E-17
Cs36	muy bueno	0.0922560	0.9957350	9.08E-02
Cs35	excelente	0.0000000	1.0000000	1.32E-14
Cs36	excelente	0.0000000	1.0000000	1.02E-13



Tabla A- 21. Zona C. Arquitectura de las RNA con detalle de número de redes probadas, tipo de la mejor red, número de entradas y capas ocultas. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables

EXPERIMENTO	NUMERO DE REDES PROBADAS	TIPO DE LA MEJOR RED	NUMERO DE ENTRADAS	NUMERO DE CAPAS OCULTAS
Cs1	62	GRNN	2	600
Cs2	62	GRNN	2	600
Cs3	62	GRNN	3	600
Cs4	62	GRNN	3	600
Cs5	62	GRNN	3	600
Cs6	62	GRNN	3	600
Cs7	62	GRNN	3	600
Cs8	62	GRNN	3	600
Cs9	62	GRNN	3	600
Cs10	62	GRNN	4	600
Cs11	62	GRNN	4	600
Cs12	62	GRNN	6	600
Cs13	62	GRNN	6	600
Cs14	62	GRNN	6	600
Cs15	62	GRNN	6	600
Cs16	62	GRNN	6	600
Cs17	62	GRNN	6	600
Cs18	62	GRNN	6	600
Cs19	62	GRNN	6	600
Cs20	62	GRNN	6	600
Cs21	62	GRNN	9	600
Cs22	62	GRNN	9	600
Cs23	62	GRNN	9	600
Cs24	62	GRNN	9	600
Cs25	62	GRNN	9	600
Cs26	62	GRNN	9	600
Cs27	62	GRNN	9	600
Cs28	62	GRNN	8	600
Cs29	62	GRNN	8	600
Cs30	62	GRNN	12	600
Cs31	62	GRNN	12	600
Cs32	62	GRNN	12	600
Cs33	62	GRNN	12	600
Cs36	62	GRNN	12	600
Cs35	62	GRNN	12	600
Cs36	62	GRNN	12	600



Tabla A- 22. Zona C. Resultados obtenidos por RNA errores medios cuadráticos de entrenamiento, prueba y validación. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables.

EXPERIMENTO	ENTRENAMIENTO	PRUEBA	VALIDACIÓN
Cs1	0.2141	0.2344	0.2535
Cs2	148.6000	163.7000	166.7000
Cs3	0.1938	0.2515	0.1730
Cs4	114.6000	157.9000	214.6000
Cs5	36.7100	31.9300	37.5300
Cs6	0.2967	0.3071	0.2511
Cs7	0.2842	0.2778	0.3168
Cs8	50.1700	50.7900	54.2900
Cs9	0.3612	0.3783	0.3391
Cs10	0.0624	0.0470	0.0928
Cs11	2.0100	1.8520	2.3180
Cs12	0.0718	0.0601	0.0506
Cs13	1.4200	3.6100	2.3090
Cs14	26.3500	27.6700	21.9200
Cs15	0.0683	0.1953	0.2092
Cs16	0.0796	0.0870	0.1078
Cs17	36.2000	32.9800	37.3500
Cs18	0.1132	0.0800	0.1225
Cs19	6.30E-17	5.97E-17	4.31E-17
Cs20	9.65E-13	7.20E-13	8.01E-13
Cs21	5.23E-17	5.19E-17	5.43E-17
Cs22	8.68E-13	7.22E-13	7.65E-13
Cs23	7.51E-15	7.96E-15	5.53E-15
Cs24	9.53E-17	7.88E-17	8.43E-17
Cs25	6.46E-17	4.59E-17	5.07E-17
Cs26	1.75E-14	1.40E-14	1.59E-14
Cs27	9.26E-17	7.00E-17	6.61E-17
Cs28	6.31E-17	3.78E-17	5.30E-17
Cs29	6.64E+01	9.49E+01	8.52E+01
Cs30	5.54E-17	4.27E-17	4.52E-17
Cs31	9.32E-13	8.38E-13	7.77E-13
Cs32	1.41E-14	9.54E-15	1.01E-14
Cs33	7.78E-17	7.16E-17	6.01E-17
Cs36	1.37E-14	9.08E-02	6.88E-02
Cs35	2.63E-14	1.12E-14	1.38E-14
Cs36	1.65E-14	1.44E-14	1.39E-14



Tabla A- 23. Zona D. Resultados obtenidos por RNA de rendimiento, correlación y error. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables

EXPERIMENTO	RENDIMIENTO		CORRELACIÓN	ERROR
Ds1	regular	0.324987	0.946160	0.2324527
Ds2	excelente	0.014678	0.999889	153.7209000
Ds3	bueno	0.277653	0.960683	0.2003550
Ds4	excelente	0.017816	0.999842	192.5745880
Ds5	regular	0.322075	0.946716	42.8373410
Ds6	bueno	0.284913	0.958832	0.2901540
Ds7	bueno	0.255301	0.967038	0.2660800
Ds8	excelente	0.008388	0.999965	43.6646950
Ds9	bueno	0.281676	0.959568	0.3709080
Ds10	muy bueno	0.113440	0.993563	0.0864800
Ds11	excelente	0.000226	1.000000	2.4587440
Ds12	muy bueno	0.066694	0.997780	0.0498560
Ds13	excelente	0.000233	1.000000	2.6185530
Ds14	bueno	0.243481	0.970041	32.3965750
Ds15	muy bueno	0.093975	0.995625	0.0958960
Ds16	muy bueno	0.105031	0.994474	0.1095090
Ds17	excelente	0.000211	1.000000	41.6823590
Ds18	muy bueno	0.093868	0.995601	0.1185125
Ds19	excelente	0.00E+00	1.000000	5.53E-17
Ds20	excelente	0.00E+00	1.000000	6.05E-13
Ds21	excelente	0.00E+00	1.000000	4.21E+00
Ds22	excelente	0.00E+00	1.000000	6.06E-13
Ds23	excelente	0.00E+00	1.000000	6.81E-15
Ds24	excelente	0.00E+00	1.000000	9.37E-17
Ds25	excelente	0.00E+00	1.000000	6.42E-17
Ds26	excelente	0.00E+00	1.000000	4.86E-15
Ds27	excelente	0.00E+00	1.000000	7.08E-17
Ds28	excelente	0.00E+00	1.000000	5.65E-17
Ds29	excelente	0.000000	1.000000	1.02E-12
Ds30	regular	0.785679	0.620118	5.79E-01
Ds31	excelente	0.000000	1.000000	6.89E-13
Ds32	regular	0.511493	0.860353	6.65E+01
Ds33	excelente	0.000000	1.000000	9.11E-17
Ds36	excelente	0.000000	1.000000	6.42E-17
Ds35	excelente	0.000000	1.000000	9.81E-15
Ds36	excelente	0.000000	1.000000	0.04516



Tabla A- 24. Zona D. Arquitectura de las RNA con detalle de número de redes probadas, tipo de la mejor red, número de entradas y capas ocultas. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables

EXPERIMENTO	NUMERO DE REDES PROBADAS	TIPO DE LA MEJOR RED	NUMERO DE ENTRADAS	NUMERO DE CAPAS OCULTAS
Ds1	62	GRNN	2	600
Ds2	62	GRNN	2	600
Ds3	62	GRNN	3	600
Ds4	62	GRNN	3	600
Ds5	62	GRNN	3	600
Ds6	62	GRNN	3	600
Ds7	62	GRNN	3	600
Ds8	62	GRNN	3	600
Ds9	62	GRNN	3	600
Ds10	62	GRNN	4	600
Ds11	62	GRNN	4	600
Ds12	62	GRNN	6	600
Ds13	62	GRNN	6	600
Ds14	62	GRNN	6	600
Ds15	62	GRNN	6	600
Ds16	62	GRNN	6	600
Ds17	62	GRNN	6	600
Ds18	62	GRNN	6	600
Ds19	62	GRNN	6	600
Ds20	62	GRNN	6	600
Ds21	62	GRNN	9	600
Ds22	62	GRNN	9	600
Ds23	62	GRNN	9	600
Ds24	62	GRNN	9	600
Ds25	62	GRNN	9	600
Ds26	62	GRNN	9	600
Ds27	62	GRNN	9	600
Ds28	62	GRNN	8	600
Ds29	62	GRNN	8	600
Ds30	24	MLP	12	13
Ds31	62	GRNN	12	600
Ds32	36	MLP	12	5
Ds33	62	GRNN	12	600
Ds36	62	GRNN	12	600
Ds35	62	GRNN	12	600
Ds36	62	GRNN	12	600



Tabla A- 25. Zona D. Resultados obtenidos por RNA errores medios cuadráticos de entrenamiento, prueba y validación. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables.

EXPERIMENTO	ENTRENAMIENTO	PRUEBA	VALIDACIÓN
Ds1	0.21900	0.23250	0.23780
Ds2	160.00000	153.70000	136.00000
Ds3	0.19470	0.20040	0.21850
Ds4	132.10000	192.60000	131.60000
Ds5	29.66000	42.84000	43.06000
Ds6	0.26270	0.29020	0.36970
Ds7	0.28270	0.26610	0.29660
Ds8	49.78000	43.66000	58.65000
Ds9	0.34360	0.37090	0.35040
Ds10	4.82E-02	8.65E-02	9.58E-02
Ds11	1.56E+00	2.46E+00	3.44E+00
Ds12	7.00E-02	4.99E-02	6.18E-02
Ds13	1.36E+00	2.62E+00	2.59E+00
Ds14	2.23E+01	3.24E+01	2.14E+01
Ds15	8.99E-02	9.59E-02	1.10E-01
Ds16	5.87E-02	1.10E-01	1.19E-01
Ds17	3.40E+01	4.17E+01	3.69E+01
Ds18	9.75E-02	1.19E-01	1.21E-01
Ds19	6.46E-17	5.53E-17	4.24E-17
Ds20	7.36E-13	6.05E-13	5.48E-13
Ds21	5.19E-17	4.21E-17	4.04E-17
Ds22	7.53E-13	6.06E-13	6.25E-13
Ds23	8.65E-15	6.81E-15	6.83E-15
Ds24	1.14E-16	9.37E+00	9.52E-14
Ds25	7.70E-17	6.42E-17	6.398E-17
Ds26	6.28E-15	4.86E-15	5.11E-15
Ds27	9.96E-17	7.08E-17	7.56E-17
Ds28	6.51E-17	5.65E-17	4.77E-17
Ds29	1.25E-12	1.02E-12	8.39E-13
Ds30	5.52E-01	5.80E-01	5.47E-01
Ds31	9.55E-13	6.89E-13	8.77E-13
Ds32	5.97E+01	6.65E+01	5.35E+01
Ds33	1.20E-16	9.11E-17	9.49E-17
Ds36	7.70E-17	6.42E-17	6.40E-17
Ds35	1.35E-14	9.81E-15	9.22E-15
Ds36	1.06E-16	1.02E-16	7.85E-17



Tabla A- 26. Zona E. Resultados obtenidos por RNA de rendimiento, correlación y error. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables.

EXPERIMENTO	RENDIMIENTO		CORRELACIÓN	ERROR
Es1	regular	0.384725	0.923510	0.274697
Es2	excelente	0.018787	0.999829	181.043100
Es3	regular	0.382664	0.924101	0.269513
Es4	excelente	0.017851	0.999841	174.200900
Es5	bueno	0.284600	0.961011	73.355410
Es6	regular	0.429247	0.908639	0.440592
Es7	regular	0.355570	0.935045	0.388371
Es8	excelente	0.026062	0.999678	85.433690
Es9	regular	0.349308	0.937048	0.449323
Es10	muy bueno	0.039305	0.999236	0.030447
Es11	excelente	0.000784	1.000000	7.766638
Es12	excelente	0.004460	0.999791	0.015209
Es13	excelente	0.000943	1.000000	9.152660
Es14	excelente	0.001227	0.999999	0.364282
Es15	excelente	0.000134	1.000000	0.000136
Es16	muy bueno	0.035610	0.999371	0.039301
Es17	excelente	0.000933	1.000000	0.512837
Es18	muy bueno	0.039639	0.999214	0.048605
Es19	excelente	0.000000	1.000000	1.52E-12
Es20	excelente	0.000000	1.000000	1.41E-09
Es21	excelente	0.000000	1.000000	6.23E-13
Es22	excelente	0.000000	1.000000	4.15E-10
Es23	excelente	0.000000	1.000000	4.98E-10
Es24	excelente	0.000000	1.000000	1.77E-12
Es25	excelente	0.000000	1.000000	4.64E-13
Es26	excelente	0.000000	1.000000	3.73E-10
Es27	excelente	0.000000	1.000000	7.70E-13
Es28	excelente	0.000000	1.000000	2.91E-17
Es29	excelente	0.000000	1.000000	5.97E-13
Es30	excelente	0.000000	1.000000	6.17E-17
Es31	excelente	0.000000	1.000000	7.44E-13
Es32	excelente	0.000000	1.000000	9.42E-15
Es33	excelente	0.000000	1.000000	7.11E-17
Es36	excelente	0.000000	1.000000	6.91E-17
Es35	excelente	0.000000	1.000000	1.52E-14
Es36	excelente	0.000000	1.000000	8.38E-14



Tabla A- 27. Zona E. Arquitectura de las RNA con detalle de número de redes probadas, tipo de la mejor red, número de entradas y capas ocultas. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables

EXPERIMENTO	NUMERO DE REDES PROBADAS	TIPO DE LA MEJOR RED	NUMERO DE ENTRADAS	NUMERO DE CAPAS OCULTAS
Es1	62	GRNN	2	413
Es2	62	GRNN	2	413
Es3	59	GRNN	3	413
Es4	62	GRNN	3	413
Es5	62	GRNN	3	413
Es6	62	GRNN	3	413
Es7	62	GRNN	3	413
Es8	62	GRNN	3	413
Es9	62	GRNN	3	413
Es10	62	GRNN	4	413
Es11	62	GRNN	4	413
Es12	62	GRNN	6	413
Es13	62	GRNN	6	413
Es14	62	GRNN	6	413
Es15	62	GRNN	6	413
Es16	62	GRNN	6	413
Es17	62	GRNN	6	413
Es18	62	GRNN	6	413
Es19	62	GRNN	6	413
Es20	62	GRNN	6	413
Es21	62	GRNN	9	413
Es22	62	GRNN	9	413
Es23	62	GRNN	9	413
Es24	62	GRNN	9	413
Es25	62	GRNN	9	413
Es26	62	GRNN	9	413
Es27	62	GRNN	9	413
Es28	62	GRNN	8	413
Es29	62	GRNN	8	413
Es30	62	GRNN	12	413
Es31	62	GRNN	12	413
Es32	62	GRNN	12	413
Es33	62	GRNN	12	413
Es36	62	GRNN	12	413
Es35	62	GRNN	12	413
Es36	62	GRNN	12	413



Tabla A- 28. Zona E. Resultados obtenidos por RNA errores medios cuadráticos de entrenamiento, prueba y validación. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables.

EXPERIMENTO	ENTRENAMIENTO	PRUEBA	VALIDACIÓN
Es1	0.245	0.275	0.292
Es2	180.300	181.000	176.700
Es3	0.230	0.270	0.316
Es4	192.100	174.200	168.600
Es5	69.440	73.360	58.690
Es6	0.360	0.441	0.374
Es7	0.353	0.388	0.358
Es8	85.250	85.430	123.500
Es9	0.453	0.449	0.417
Es10	0.02354	0.03045	0.02698
Es11	7.04400	7.76700	9.27300
Es12	0.02249	0.01521	0.02787
Es13	6.90200	9.15300	11.93000
Es14	0.28980	0.36430	0.33580
Es15	0.03793	0.00014	0.03485
Es16	0.03352	0.03930	0.02566
Es17	0.34080	0.51280	0.37970
Es18	0.02961	0.04861	0.04193
Es19	1.14E-12	1.52E-12	1.73E-12
Es20	8.47E-17	6.17E-17	7.55E-17
Es21	2.94E-13	6.23E-13	5.66E-13
Es22	3.52E-10	4.15E-10	4.69E-10
Es23	4.13E-10	4.98E-10	7.58E-10
Es24	7.23E-13	1.77E-12	2.70E-12
Es25	5.18E-13	4.64E-13	6.032e-13
Es26	7.62E-10	3.73E-10	4.74E-10
Es27	5.28E-13	7.70E-13	6.92E-13
Es28	4.74E-17	2.91E-17	4.02E-17
Es29	7.09E-13	5.97E-13	7.79E-13
Es30	8.47E-17	6.17E-17	7.55E-17
Es31	8.85E-13	7.44E-13	6.63E-13
Es32	1.69E-14	9.42E-15	1.56E-14
Es33	1.11E-16	7.11E-17	1.08E=16
Es36	7.09E-17	6.91E-17	3.63E-17
Es35	3.37E-14	1.52E-14	2.67E-14
Es36	1.28E-16	8.33E-17	9.20E-17



Tabla A- 29. Zona F. Resultados obtenidos por RNA de rendimiento, correlación y error. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables

EXPERIMENTO	RENDIMIENTO		CORRELACIÓN	ERROR
Fs1	bueno	0.232322	0.972813	0.1609607
Fs2	excelente	0.009880	0.999953	101.2240000
Fs3	regular	0.324303	0.948077	0.2017269
Fs4	muy bueno	0.082547	0.996700	802.2276000
Fs5	muy bueno	0.097523	0.995234	17.7582200
Fs6	bueno	0.234994	0.972501	0.2323060
Fs7	regular	0.490939	0.873899	0.5443029
Fs8	muy bueno	0.071985	0.997553	403.5443100
Fs9	regular	0.645399	0.765904	0.8167146
Fs10	bueno	0.224422	0.974618	0.1566901
Fs11	muy bueno	0.043142	0.999070	478.1286000
Fs12	regular	0.627619	0.786064	0.4630774
Fs13	muy bueno	0.040679	0.999196	367.9588940
Fs14	regular	0.651132	0.806690	236.5756990
Fs15	regular	0.627619	0.786064	0.6548900
Fs16	regular	0.780812	0.631608	1.0133630
Fs17	muy bueno	0.064971	0.997974	438.3025680
Fs18	regular	0.627619	0.786064	0.8020920
Fs19	muy bueno	0.132417	0.991976	0.1090036
Fs20	muy bueno	0.062744	0.998107	611.0103000
Fs21	regular	0.637614	0.776136	0.4731970
Fs22	muy bueno	4.29E-02	0.999108	3.88E+02
Fs23	pobre	0.903627	0.428343	329.2031230
Fs24	regular	0.637614	0.776136	0.6692020
Fs25	regular	0.335569	0.943545	0.343581
Fs26	muy bueno	0.105991	0.994426	465.9326230
Fs27	regular	0.637614	0.776136	0.8196190
Fs28	muy bueno	0.070834	0.997521	0.0612600
Fs29	muy bueno	0.032721	0.999515	313.3117890
Fs30	regular	0.622772	0.789786	0.4642133
Fs31	muy bueno	0.051849	0.998668	637.9514000
Fs32	regular	0.726363	0.698000	263.1812800
Fs33	regular	0.622772	0.789786	0.6564970
Fs36	excelente	0.000000	1.000000	0.0000000
Fs35	muy bueno	0.088339	0.996265	439.3045000
Fs36	regular	0.622772	0.789786	0.8040587



Tabla A- 30 Zona F. Arquitectura de las RNA con detalle de número de redes probadas, tipo de la mejor red, número de entradas y capas ocultas. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables

EXPERIMENTO	NUMERO DE REDES PROBADAS	TIPO DE LA MEJOR RED	NUMERO DE ENTRADAS	NUMERO DE CAPAS OCULTAS
Fs1	62	GRNN	2	82
Fs2	62	GRNN	2	82
Fs3	62	GRNN	3	82
Fs4	62	MLP	3	3
Fs5	62	GRNN	3	82
Fs6	62	GRNN	3	82
Fs7	62	GRNN	3	82
Fs8	62	GRNN	3	82
Fs9	62	RBF	3	13
Fs10	62	GRNN	4	82
Fs11	62	GRNN	4	82
Fs12	60	GRNN	6	82
Fs13	60	GRNN	6	82
Fs14	60	GRNN	6	82
Fs15	60	GRNN	6	82
Fs16	60	RBF	6	16
Fs17	60	GRNN	6	82
Fs18	60	GRNN	6	82
Fs19	60	GRNN	6	82
Fs20	60	GRNN	6	82
Fs21	60	GRNN	9	82
Fs22	60	GRNN	9	82
Fs23	60	GRNN	9	82
Fs24	60	GRNN	9	82
Fs25	60	GRNN	9	82
Fs26	60	GRNN	9	82
Fs27	60	GRNN	9	82
Fs28	62	GRNN	8	82
Fs29	60	GRNN	8	82
Fs30	60	GRNN	12	82
Fs31	60	MLP	12	3
Fs32	60	MLP	12	6
Fs33	60	GRNN	12	82
Fs36	60	GRNN	12	82
Fs35	60	RBF	12	18
Fs36	60	GRNN	12	82



Tabla A- 31. Zona F. Resultados obtenidos por RNA errores medios cuadráticos de entrenamiento, prueba y validación. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables.

EXPERIMENTO	ENTRENAMIENTO	PRUEBA	VALIDACIÓN
Fs1	0.02464	0.16100	0.17130
Fs2	58.22000	101.20000	73.04000
Fs3	0.00811	0.20170	0.13640
Fs4	692.80000	802.20000	713.00000
Fs5	6.52700	17.76000	29.34000
Fs6	0.03941	0.23230	0.13320
Fs7	0.02902	0.54430	0.33160
Fs8	174.40000	403.50000	342.90000
Fs9	0.72430	0.81670	0.94450
Fs10	0.02419	0.15670	0.27260
Fs11	37.38000	438.10000	1890.00000
Fs12	0.01949	0.46310	0.44190
Fs13	137.20000	368.00000	487.60000
Fs14	86.79000	263.60000	216.20000
Fs15	0.02757	0.65490	0.62490
Fs16	0.43410	1.01300	0.66720
Fs17	9.80300	438.30000	341.00000
Fs18	0.00338	0.80210	0.76540
Fs19	9.77E-03	1.09E-01	6.52E-02
Fs20	1.64E+02	6.12E+02	7.47E+02
Fs21	6.76E-05	4.73E-01	4.73E-01
Fs22	1.98E+02	3.88E+02	5.00E+02
Fs23	1.13E+02	3.29E+02	2.43E+02
Fs24	9.57E-05	6.69E-01	6.69E-01
Fs25	6.00E-09	3.44E-01	3.44E-01
Fs26	1.55E+02	4.66E+02	3.48E+02
Fs27	1.17E-04	8.20E-01	8.20E-01
Fs28	2.68E-17	6.13E-02	7.00E-02
Fs29	3.08E-01	3.13E+02	3.70E+01
Fs30	1.41E-11	4.64E-01	4.52E-01
Fs31	8.01E+02	4.91E+02	9.49E+02
Fs32	8.24E+01	2.63E+02	2.46E+02
Fs33	2.00E-11	6.57E-01	6.39E-01
Fs36	1.96E-11	1.85E-11	1.85E-11
Fs35	1.89E+02	4.39E+02	3.70E+02
Fs36	2.45E-11	8.04E-01	7.83E-01



Tabla A- 32. Zona Mundial. Arquitectura de las RNA con detalle de número de redes probadas, tipo de la mejor red, número de entradas y capas ocultas. Se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento.

EXPERIMENTO	NUMERO DE REDES PROBADAS	TIPO DE LA MEJOR RED	NUMERO DE ENTRADAS	NUMERO DE CAPAS OCULTAS
P1	59	MLP	3	7
P2	59	MLP	3	16
P3	59	LINEAR	2	sin
P4	58	MLP	2	9
P5	58	MLP	2	2
P6	58	MLP	1	10
P7	60	LINEAR	1	sin
P8	59	GRNN	3	296
P9	58	LINEAR	1	sin
P10	59	MLP	3	8
P11	59	GRNN	2	296
P12	58	LINEAR	1	sin
P13	58	GRNN	4	296
P14	58	MLP	2	2
P15	58	RBF	4	5
P16	60	LINEAR	1	sin
P17	59	RBF	3	5
P18	59	GRNN	3	296
P19	58	RBF	4	8
P20	58	RBF	3	8
P21	58	RBF	4	8
P22	58	MLP	6	11
P23	58	MLP	6	19
P24	58	LINEAR	2	sin
P25	56	LINEAR	6	sin
P26	56	MLP	4	2
P27	32	LINEAR	3	sin
P28	56	MLP	5	10
P29	56	RBF	6	9
P30	56	GRNN	8	296
P31	56	MLP	8	19
P32	56	RBF	4	4
P33	56	LINEAR	1	sin
P34	58	RBF	6	11
P35	32	RBF	4	1
P36	56	GRNN	8	296
P37	56	RBF	4	9
P38	56	RBF	6	9
P39	56	MLP	6	7



P40	56	LINEAR	2	sin
P41	56	MLP	3	4
P42	56	MLP	12	14
P43	56	LINEAR	5	sin
P44	56	LINEAR	7	sin
P45	58	GRNN	6	296
P46	56	MLP	1	2
P47	56	RBF	8	3
P48	56	LINEAR	6	sin
P49	56	RBF	7	5
P50	56	MLP	4	4
P52	56	RBF	3	6
P52	56	LINEAR	6	sin
P53	56	RBF	8	2
P54	56	RBF	8	8
P55	56	RBF	8	4
P56	56	RBF	3	4



Tabla A- 33. Zona Mundial. Resultados obtenidos por RNA errores medios cuadráticos de entrenamiento, prueba y validación. Se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento.

EXPERIMENTO	ENTRENAMIENTO	PRUEBA	VALIDACIÓN
P1	0.7716	0.7539	0.7366
P2	0.3509	0.354	0.3588
P3	111.3	122.7	82.22
P4	0.7697	0.7207	0.7967
P5	0.3502	0.3534	0.3546
P6	87.31	128.9	145.1
P7	189.3	233.9	190.5
P8	0.4347	0.4312	0.4405
P9	1.09	1.127	1.17
P10	0.6477	0.6635	0.6657
P11	0.4463	0.4234	0.4365
P12	1.052	1.135	1.099
P13	1.05	0.954	1.162
P14	0.6519	0.641	0.6627
P15	0.6506	0.6528	0.679
P16	294.3	228.5	285.4
P17	0.5913	0.6185	0.6506
P18	0.5642	0.5704	0.6557
P19	0.5919	0.6431	0.6344
P20	0.9066	0.9353	0.9248
P21	0.7376	0.8371	0.7742
P22	0.6844	0.8329	0.7861
P23	0.3487	0.3484	0.3553
P24	107.9	84.09	127.5
P25	0.7512	0.74	0.8007
P26	0.3555	0.3483	0.3526
P27	94.18	106.3	131.3
P28	194.3	185.2	222.9
P29	0.4212	0.4702	0.4342
P30	0.4202	0.4451	0.4271
P31	0.6419	0.6579	0.6603
P32	0.6434	0.66992	0.6437
P33	277.8	273.9	273.7
P34	0.5959	0.6002	0.6536
P35	0.6324	0.642	0.5972
P36	0.5985	0.6235	0.6002
P37	0.8951	0.929	0.9327
P38	0.7668	0.8305	0.7095
P39	0.3425	0.3497	0.3631



P40	0.7561	0.7583	0.7741
P41	0.748	0.7064	0.8272
P42	0.3502	0.3533	0.3542
P43	101.6	82.27	136.9
P44	202.4	207	190.6
P45	0.4136	0.4369	0.4705
P46	0.6471	0.6434	0.6737
P47	0.4282	0.4422	0.4714
P48	1.054	1.095	1.17
P49	1.08	1.69	1.15
P50	0.656	0.665	0.661
P52	0.6569	0.6513	0.6437
P52	297	233.4	283.3
P53	0.6311	0.5906	0.6234
P54	0.619	0.6108	0.6034
P55	0.9152	0.9242	0.919
P56	0.7419	0.782	0.8327



Tabla A- 34. Zona A. Arquitectura de las RNA con detalle de número de redes probadas, tipo de la mejor red, número de entradas y capas ocultas. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables

EXPERIMENTO	NUMERO DE REDES PROBADAS	TIPO DE LA MEJOR RED	NUMERO DE ENTRADAS	NUMERO DE CAPAS OCULTAS
As1	62	GRNN	2	1071
As2	60	GRNN	2	1071
As3	62	GRNN	3	1071
As4	62	GRNN	3	1071
As5	62	GRNN	3	1071
As6	62	GRNN	3	1071
As7	62	GRNN	3	1071
As8	62	GRNN	3	1071
As9	62	GRNN	3	1071
As10	62	GRNN	4	1071
As11	62	GRNN	4	1071
As12	62	GRNN	6	1071
As13	62	GRNN	6	1071
As14	62	GRNN	6	1071
As15	62	GRNN	6	1071
As16	62	GRNN	6	1071
As17	62	GRNN	6	1071
As18	62	GRNN	6	1071
As19	62	GRNN	6	1071
As20	62	GRNN	6	1071
As21	62	GRNN	9	1071
As22	62	GRNN	9	1071
As23	62	GRNN	9	1071
As24	62	GRNN	9	1071
As25	62	GRNN	9	1071
As26	62	GRNN	9	1071
As27	62	GRNN	9	1071
As28	62	GRNN	8	1071
As29	62	GRNN	8	1071
As30	62	GRNN	12	1071
As31	62	GRNN	12	1071
As32	62	GRNN	12	1071
As33	62	GRNN	12	1071
As36	62	GRNN	12	1071
As35	62	GRNN	12	1071
As36	62	GRNN	12	1071



Tabla A- 35. Zona Mundial. Arquitectura de las RNA con detalle de número de redes probadas, tipo de la mejor red, número de entradas y capas ocultas. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables

EXPERIMENTO/ ARCHIVO	NUMERO DE REDES PROBADAS	TIPO DE LA MEJOR RED	NUMERO DE ENTRADAS	NUMERO DE CAPAS OCULTAS
Ps1	60	MLP	3	16
Ps2	60	MLP	3	1
Ps3	60	LINEAR	1	SIN
Ps4	60	MLP	4	18
Ps5	60	MLP	4	1
Ps6	60	MLP	4	4
Ps7	60	MLP	4	18
Ps8	60	GRNN	3	296
Ps9	60	LINEAR	3	SIN
Ps10	60	GRNN	3	296
Ps11	60	GRNN	4	296
Ps12	60	GRNN	4	296
Ps13	60	RBF	4	6
Ps14	60	MLP	4	3
Ps15	60	MLP	4	4
Ps16	60	GRNN	4	296
Ps17	60	GRNN	3	296
Ps18	60	GRNN	4	296
Ps19	60	RBF	4	8
Ps20	60	RBF	4	6
Ps21	60	RBF	4	5
Ps22	60	MLP	6	19
Ps23	60	MLP	6	29
Ps24	60	LINEAR	6	SIN
Ps25	60	MLP	8	6
Ps26	60	MLP	8	19
Ps27	60	LINEAR	8	SIN
Ps28	64	MLP	8	1
Ps29	60	GRNN	8	296
Ps30	60	GRNN	8	296
Ps31	60	MLP	8	9
Ps32	60	RBF	8	9
Ps33	64	RBF	8	9
Ps34	60	GRNN	6	296
Ps35	60	RBF	8	4
Ps36	60	GRNN	8	296
Ps37	60	GRNN	8	296
Ps38	60	GRNN	8	296
Ps39	60	MLP	9	3



Ps40	60	LINEAR	9	SIN
Ps41	60	MLP	12	5
Ps42	60	MLP	12	6
Ps43	60	LINEAR	12	SIN
Ps44	60	MLP	12	14
Ps45	60	GRNN	9	296
Ps46	60	MLP	9	1
Ps47	60	RBF	12	9
Ps48	60	RBF	12	20
Ps49	60	GRNN	12	296
Ps50	60	MLP	12	22
Ps52	60	RBF	12	2
Ps52	60	RBF	12	2
Ps53	56	GRNN	12	296
Ps54	60	GRNN	12	296
Ps55	60	MLP	12	5
Ps56	60	GRNN	12	296



Tabla A- 36. Zona Mundial. Resultados obtenidos por RNA errores medios cuadráticos de entrenamiento, prueba y validación. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables.

EXPERIMENTO/ ARCHIVO	ENTRENAMIENTO	PRUEBA	VALIDACIÓN
Ps1	0.7141	0.7875	0.8514
Ps2	0.3503	0.3517	0.3478
Ps3	102.2	128.8	96.2
Ps4	0.7902	0.696	0.805
Ps5	0.3523	0.3471	0.3574
Ps6	125.5	104.7	98.09
Ps7	195.4	183.1	226.7
Ps8	0.4	0.4342	0.485
Ps9	0.9952	1.103	1.186
Ps10	0.6514	0.6477	0.6588
Ps11	0.4441	0.4167	0.4404
Ps12	1.1	1.197	0.9875
Ps13	1.083	1.04	1.089
Ps14	0.6447	0.6579	0.6546
Ps15	0.6428	0.6678	0.6822
Ps16	318.3	225.1	279.1
Ps17	0.5739	0.6396	0.6446
Ps18	0.61	0.6237	0.6391
Ps19	0.6053	0.6048	0.6127
Ps20	0.9193	0.9332	0.9294
Ps21	0.7582	0.7918	0.7729
Ps22	0.741	0.7755	0.7511
Ps23	0.3511	0.3469	0.3593
Ps24	112.3	110.2	96.61
Ps25	0.7191	0.8533	0.7009
Ps26	0.3499	0.3458	0.358
Ps27	106.6	118.8	98.27
Ps28	187.4	176.1	251.7
Ps29	0.4094	0.4462	0.4431
Ps30	1.038	1.157	1.103
Ps31	0.6451	0.6548	0.6504
Ps32	5.648	0.6585	0.6474
Ps33	267	358.1	235.2
Ps34	0.6037	0.6394	0.5891
Ps35	4.6106	0.6479	0.6014
Ps36	0.5975	0.6038	0.632
Ps37	1.296	1.35	1.466
Ps38	0.709	0.7889	0.8128
Ps39	0.3521	0.3428	0.3577
Ps40	112.5	97.22	106.9



Ps41	0.8038	0.6611	0.7673
Ps42	0.3499	0.353	0.3474
Ps43	78.86	103.6	146.5
Ps44	176	248.5	198.4
Ps45	0.3679	0.4558	0.4697
Ps46	0.643	0.6562	0.6539
Ps47	0.4232	0.4338	0.4783
Ps48	1.096	1.091	1.04
Ps49	1.041	1.065	1.137
Ps50	0.6499	0.652	0.6511
Ps52	0.6474	0.6521	0.6705
Ps52	33.6	204	264.4
Ps53	0.5892	0.6661	0.5926
Ps54	0.5145	0.6509	0.6319
Ps55	0.9219	0.9156	0.951
Ps56	0.7769	0.768	0.7503



Tabla A- 37. Muestra para cada experimento con selección automática de variables representativas, la convergencia de los resultados, cambiando tipo de red y confirmando el error y el rendimiento.

CON SELECCIÓN AUTOMÁTICA DE VARIABLES					
EXPERIMENTO	TIPO DE RED	ERROR	NUMERO DE ENTRADAS	CAPAS OCULTAS	RENDIMIENTO
A36	MLP	9.900885	1	22	1.0640
	MLP	4.637608	1	34	1.0044
	Linear	1.747556	9	-	0.9445
	Linear	1.747356	10	-	0.9442
	Linear	1.747109	11	-	0.9440
	RBF	1.163449	11	43	0.8593
	RBF	1.090284	11	50	0.8055
	RBF	0.981659	11	65	0.7254
	GRNN	0.000000	12	1071	0.0000
GRNN	0.000000	11	1071	0.0000	
B36	MLP	1.569066	1	22	1.0044
	MLP	1.459945	1	22	1.0108
	RBF	2.005807	9	55	0.0517
	RBF	1.903366	9	50	0.0553
	Linear	1.759551	8	-	0.0664
	Linear	1.758884	9	-	0.0664
	Linear	1.742078	12	-	0.0648
	GRNN	0.000083	12	476	0.0000
	GRNN	0.000000	12	476	0.0000
GRNN	0.000000	11	476	0.0000	
C36	MLP	1.003604	1	22	1.0738
	MLP	9.227266	1	22	0.9869
	Linear	1.492433	8	-	0.8682
	Linear	1.481175	11	-	0.8656
	RBF	0.911847	12	43	0.7065
	RBF	0.859298	12	50	0.6658
	RBF	0.849944	12	55	0.6566
	GRNN	0.000000	12	600	0.0000
	GRNN	0.000000	11	600	0.0000
GRNN	0.000000	12	600	0.0000	
D36	MLP	5.983432	1	15	1.0154
	MLP	5.586099	1	15	0.9938
	Linear	1.235694	6	-	0.8769
	Linear	1.234433	7	-	0.8760
	Linear	1.231786	8	-	0.8755
	RBF	1.142285	11	21	0.8946
	RBF	1.121137	11	23	0.8748



	RBF	1.089951	11	24	0.8518
	GRNN	0.116622	12	333	0.0917
	GRNN	0.116622	12	333	0.0917
E36	MLP	6.299398	1	19	0.9686
	MLP	5.849135	1	19	0.9923
	Linear	1.794213	7	-	0.8883
	Linear	1.793699	8	-	0.8923
	Linear	1.789239	9	-	0.8882
	RBF	1.065237	12	32	0.8487
	RBF	1.053091	12	33	0.8391
	GRNN	0.000031	12	413	0.0000
	GRNN	0.000000	12	413	0.0000
	GRNN	0.000000	11	413	0.0000
F36	MLP	3.681991	1	8	1.0399
	MLP	2.508051	1	8	1.0360
	Linear	1.565665	5	-	1.1799
	Linear	1.520767	6	-	1.1494
	Linear	1.404738	8	-	1.0634
	RBF	0.866042	12	6	0.9920
	RBF	0.794920	12	7	0.9105
	RBF	0.791853	12	9	0.9061
	GRNN	0.187411	12	82	0.2070
	GRNN	0.187410	12	82	0.2069
P56	Linear	0.955474	5	-	0.0000
	Linear	0.954300	6	-	0.0000
	RBF	0.929137	3	6	0.0000
	GRNN	0.928811	12	296	0.0000
	RBF	0.928476	3	2	0.0000
	MLP	0.928278	6	7	0.0000
	GRNN	0.928174	12	296	0.0000
	MLP	0.927451	12	14	0.0000
	MLP	0.927093	12	14	0.0000
	RBF	0.924303	3	4	0.0000



Tabla A- 38. Zona Mundial. Resultados obtenidos por RNA de rendimiento, correlación y error. No se utiliza selección automática de variables representativas en cada experimento, son utilizadas todas las variables

EXPERIMENTO/ ARCHIVO		RENDIMIENTO	CORRELACIÓN	ERROR
Ps1	muy pobre	0.975081	0.243569	0.7874527
Ps2	regular	0.398649	0.351652	0.3516519
Ps3	excelente	0.011567	0.999936	128.8354
Ps4	muy pobre	0.970163	0.242987	0.6960172
Ps5	regular	0.391892	0.347146	0.33471467
Ps6	excelente	0.01	0.999951	104.7066
Ps7	muy pobre	0.950786	0.310383	183.1038
Ps8	muy pobre	0.952794	0.307542	0.4342307
Ps9	muy pobre	0.964439	0.268718	1.10329
Ps10	muy pobre	1	0	0.6477129
Ps11	muy pobre	0.998238	0.083335	0.4166821
Ps12	muy pobre	0.997386	0.076258	1.197072
Ps13	muy pobre	0.977149	0.230999	1,039,862
Ps14	muy pobre	1	0	0.657923
Ps15	muy pobre	1	0	0.6677941
Ps16	pobre	0.812252	0.782537	225.1151
Ps17	muy pobre	0.987306	0.176728	0.6396091
Ps18	muy pobre	1	0.031294	0.6237165
Ps19	muy pobre	0.941	0.344599	0.6047751
Ps20	muy pobre	1	0	0.9331595
Ps21	muy pobre	0.968664	0.254444	0.7917545
Ps22	pobre	0.937983	0.377251	0.7754618
Ps23	regular	0.358108	0.346854	0.346854
Ps24	excelente	0.0105008	0.999946	110.214
Ps25	muy pobre	0.940261	0.344025	0.8533428
Ps26	regular	0.398649	0.345824	0.3458242
Ps27	excelente	0.010606	0.999944	118.7712
Ps28	muy pobre	0.967032	0.269747	176.1275
Ps29	muy pobre	0.98381	0.187248	0.4462014
Ps30	muy pobre	0.994659	0.103424	1.156576
Ps31	muy pobre	1	0	0.6548245
Ps32	muy pobre	1	0	0.6584911
Ps33	regular	0.715091	0.69913	358.1273
Ps34	muy pobre	0.996855	0.081108	0.639383
Ps35	muy pobre	0.993059	0.09678	0.6479368
Ps36	muy pobre	0.997552	0.09058	0.6037575
Ps37	muy pobre	0.999767	0.023005	1.350035
Ps38	muy pobre	0.983967	0.179546	0.7888686
Ps39	regular	0.398649	0.342821	0.3428212
Ps40	excelente	0.008431	0.999966	97.21646
Ps41	muy pobre	0.941376	0.337402	0.6610674



Ps42	regular	0.391892	0.352959	0.352959
Ps43	excelente	0.009534	0.999955	103.6433
Ps44	muy pobre	0.990083	0.140586	248.4763
Ps45	muy pobre	0.991938	0.136174	0.4558331
Ps46	muy pobre	1	0	0.6562492
Ps47	muy pobre	0.978755	0.208421	0.4337638
Ps48	muy pobre	0.977292	0.216236	1.090895
Ps49	muy pobre	0.987016	0.162306	1.06475
Ps50	muy pobre	1	0	0.6520128
Ps52	muy pobre	1	0	0.6520939
Ps52	regular	0.680449	0.732959	204.047
Ps53	muy pobre	0.990143	0.175262	0.6661387
Ps54	muy pobre	0.972578	0.240536	0.6509109
Ps55	muy pobre	1	0	0.9156256
Ps56	muy pobre	0.990864	0.160728	0.7679662



Tabla A- 39. Comportamiento de la variable magnitud en experimento A28 sin el uso de energía de deformación y experimento A30 con el uso de energía de deformación. MGK corresponde a la magnitud de entrada, T.MGK es la magnitud calculada y Error es el error medio cuadrático.

A28 Magnitud Sin Energía de Deformación Categoría: Bueno			A30 Magnitud Con Energía de Deformación Categoría: Excelente		
MGK	T. MGK	Error	MGK	T. MGK	Error
6.5	6.5	0	6.5	6.5	1.11E-16
7.4	7.4	0	7.4	7.4	1.11E-16
7.2	7.2	0	7.2	7.2	2.78E-14
8.8	8.8	4.44E-13	8.8	8.8	4.44E-13
7	7	0	7	7	0
5.9	5.9	2.22E-16	5.9	5.9	4.44E-13
6.5	6.5	0	6.5	6.5	1.11E-16
7.3	7.3	5.55E-14	7.3	7.3	5.55E-14
6.9	6.9	0	6.9	6.9	5.55E-14
7.3	7.3	0	7.3	7.3	1.11E-16
6.1	6.1	2.22E-16	6.1	6.1	4.44E-13
6.5	6.5	0	6.5	6.5	1.11E-16
6.3	6.3	2.22E-16	6.3	6.3	0
6.7	6.7	1.11E-16	6.7	6.7	0
7.4	7.4	1.11E-16	7.4	7.4	0
6.8	6.8	1.11E-16	6.8	6.8	0
7.7	7.7	1.11E-16	7.7	7.7	2.22E-16
6.6	6.6	2.22E-16	6.6	6.6	1.11E-16
6.8	6.8	0	6.8	6.8	5.55E-14
8	8	2.22E-16	8	8	0
6.7	6.7	0	6.7	6.7	0
6.8	6.8	1.11E-16	6.8	6.8	0
6.7	6.7	1.11E-16	6.7	6.7	0
5.8	5.8	0	5.8	5.8	0
5.9	5.9	2.22E-16	5.9	5.9	4.44E-13
6.9	6.9	5.55E-14	6.9	6.9	5.55E-14
7.5	7.5	0	7.5	7.5	1.11E-16
5	5	8.88E-13	5	5	0
6.6	6.6	2.22E-16	6.6	6.6	1.11E-16
7.8	7.8	0	7.8	7.8	2.22E-16
6.8	6.8	1.11E-16	6.8	6.8	0
6.4	6.4	2.22E-16	6.4	6.4	0
7.2	7.2	0	7.2	7.2	2.78E-14
7	7	0	7	7	0
5.1	5.1	0	5.1	5.1	4.44E-13
6.6	6.6	2.22E-16	6.6	6.6	0
6.4	6.4	2.22E-16	6.4	6.4	0
6.8	6.8	1.11E-16	6.8	6.8	0



7.1	7.1	3.47E-15	7.1	7.1	0
7.6	7.6	1.11E-16	7.6	7.6	0
6.9	6.9	0	6.9	6.9	5.55E-14
6.6	6.6	2.22E-16	6.6	6.6	0
5.7	5.7	0	5.7	5.7	0
7.6	7.6	0	7.6	7.6	1.11E-16



Tabla A- 40. Comportamiento de la variable Magnitud y Fecha Juliana, mostrada para el experimento A36 con rendimiento EXCELENTE.

A36 Magnitud, Fecha Juliana y Energía de Deformación									
Variables de entrada: Magnitud, Fecha Juliana y Energía de Deformación									
MGK	FJK	SNK	T. MGK	T. FJK	T. SNK	E. MGK	E. FJK	E. SNK	Error
6.5	41010	8,452	6.5	41010	8,452	0	0	-5.33E-12	0
7.4	40853	74.02	7.4	40853	74.02	0	0	0	0
7.2	40245	73.65	7.2	40245	73.65	0	0	0	1.60E-14
8.8	40190	727.6	8.8	40190	727.6	0	0	0	0
7	40188	14.44	7	40188	14.44	0	0	0	2.51E-16
5.9	40166	5,633	5.9	40166	5,633	0	0	-1.07E-11	2.51E-16
6.5	40126	8,578	6.5	40126	8,578	0	0	3.55E-12	0
7.3	40125	74.23	7.3	40125	74.23	0	0	-1.42E-11	1.25E-16
6.9	40009	13.69	6.9	40009	13.69	0	0	0	2.50E-16
7.3	39949	74.41	7.3	39949	74.41	0	0	0	1.26E-16
6.1	39816	7,045	6.1	39816	7,045	0	0	1.33E-11	1.28E-13
6.5	39482	9,098	6.5	39482	9,098	0	0	-1.95E-11	2.50E-16
6.3	39452	7.98	6.3	39452	7.98	0	0	-1.42E-11	1.28E-13
6.7	39425	10.89	6.7	39425	10.89	0	0	1.24E-11	6.41E-17
7.4	39413	74.06	7.4	39413	74.06	0	0	0	0
6.8	39400	11.07	6.8	39400	11.07	0	0	-7.11E-12	0
7.7	39396	120.2	7.7	39396	120.2	0	0	0	0
6.6	39386	10.09	6.6	39386	10.09	0	0	1.07E-11	7.83E-18
6.8	39331	11.76	6.8	39331	11.76	0	0	-2.84E-11	2.50E-16
8	39309	356.5	8	39309	356.5	0	0	0	5.01E-16
6.7	39211	10.89	6.7	39211	10.89	0	0	1.24E-11	2.50E-16
6.8	39010	11.9	6.8	39010	11.9	0	0	0	6.41E-17
6.7	39007	10.95	6.7	39007	10.95	0	0	0	6.41E-17
5.8	38961	4,333	5.8	38961	4,333	0	0	1.24E-11	2.50E-16
5.9	38915	5,857	5.9	38915	5,857	0	0	8.88E-13	7.83E-18
6.9	38670	13.72	6.9	38670	13.72	0	0	0	7.83E-18
7.5	38604	102.9	7.5	38604	102.9	0	0	0	6.41E-17
5	38559	1,002	5	38559	1,002	0	0	9.77E-15	0
6.6	38520	10.21	6.6	38520	10.21	0	0	1.78E-11	2.50E-16
7.8	38515	122.7	7.8	38515	122.7	0	0	0	1.28E-13
6.8	38327	12.16	6.8	38327	12.16	0	0	2.49E-11	2.50E-16
6.4	38306	8,046	6.4	38306	8,046	0	0	-3.91E-11	5.01E-16
7.2	38302	73.81	7.2	38302	73.81	0	0	0	1.25E-16
7	38268	14.44	7	38268	14.44	0	0	5.33E-12	0
5.1	38148	1,004	5.1	38148	1,004	-8.88E-13	0	0	5.13E-13
6.6	38082	10.29	6.6	38082	10.29	0	0	1.78E-11	2.51E-16
6.4	37885	8,065	6.4	37885	8,065	0	0	2.84E-11	2.51E-16
6.8	37792	12.43	6.8	37792	12.43	0	0	5.33E-12	0
7.1	37779	73.44	7.1	37779	73.44	0	0	0	2.51E-16
7.6	37641	118.6	7.6	37641	118.6	0	0	0	6.41E-17
6.9	37539	13.73	6.9	37539	13.73	0	0	0	2.51E-16



6.6	37424	10.3	6.6	37424	10.3	0	0	-3.55E-12	0
5.7	37293	3,961	5.7	37293	3,961	0	0	2.80E-11	2.50E-16
7.6	37065	119.2	7.6	37065	119.2	0	0	0	6.41E-17