



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO

PROGRAMA DE POSGRADO EN CIENCIAS DE LA TIERRA

CENTRO DE GEOCIENCIAS, CGEO

**ESTUDIO DE LA PROBABILIDAD DE CONCATENACIÓN DE RUPTURAS EN
SEGMENTOS DE LA ZONA DE SUBDUCCIÓN DEL PACÍFICO EN MÉXICO A
PARTIR DE UNA SIMULACIÓN ESTOCÁSTICA DE SISMICIDAD**

TESIS

QUE PARA OPTAR POR EL GRADO DE:

MAESTRO EN CIENCIAS DE LA TIERRA

PRESENTA:

ERNESTO GUADALUPE LÓPEZ BRICEÑO

TUTOR PRINCIPAL:

DR. FCO. RAMÓN ZÚÑIGA DÁVILA-MADRID

CENTRO DE GEOCIENCIAS, U.N.A.M.

MIEMBROS DEL COMITÉ TUTOR:

DR. GERARDO SUÁREZ REYNOSO (Instituto de Geofísica, UNAM)

DR. LUIS MARIANO CERCA MARTÍNEZ (Centro de Geociencias, UNAM)

DR. FCO. RAMÓN ZÚÑIGA DÁVILA-MADRID (Centro de Geociencias, UNAM)

DR. MARTÍN ALBERTO DÍAZ VIERA (Posgrado en Ciencias de la Tierra)

M.C. ROBERTO SOTO VILLALOBOS (Posgrado en Ciencias de la Tierra)

MÉXICO, D. F. MAYO 2014



Universidad Nacional
Autónoma de México



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

DEDICATORIA

A toda mi familia, por su amor y apoyo, principalmente:

A mi abuelita...

A mi madre...

A mi hermanita...

AGRADECIMIENTOS

Primeramente agradezco a la **Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM)**, particularmente al **Centro de Geociencias (CGEO)** por haberme brindado la oportunidad de realizar mis estudios de posgrado en la institución.

Al **Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT)** por la beca que se me otorgó durante mis estudios.

A mi asesor, el **Dr. Fco. Ramón Zúñiga Dávila-Madrid** por todo su apoyo, sus enseñanzas, sus consejos, pero sobre todo la confianza que me dio como persona, motivándome a aprender y dar lo mejor desde que inicié el trabajo hasta finalizarlo. Más que un tutor, más que un profesor, un gran amigo. Gracias Dr. Zúñiga, fue un privilegio y un gran orgullo poder decir que fui su alumno. Al **Dr. Luis Mariano Cerca Martínez**, por sus clases, por invitarme a salidas de campo, trabajos en laboratorio y por aceptar ser parte de mis sinodales. Todas sus observaciones en el desarrollo de la tesis me ayudaron mucho para realizar un mejor trabajo, y como olvidar los partidos de fútbol! Gracias Dr. Mariano, por ser parte de esta etapa de mi formación. Al **Dr. Martín Alberto Díaz Viera** por aceptar ser miembro de mis sinodales, por la interesante clase que tuve la oportunidad de tomar con usted, por darse el tiempo de revisar mi tesis y hablar conmigo para darme sus sugerencias. Me es grato que haya sido parte de este trabajo, gracias Dr. Martín. Al **Dr. Gerardo Suárez Reynoso**, por permitirme compartir esta experiencia con usted, por sus valiosas observaciones en el trabajo, su detallado análisis de los resultados, y su accesibilidad como persona. Es una gran satisfacción para mí el que sea parte de mi comité. Por último, pero no menos importante, a mi Profesor **Roberto Soto Villalobos** "Profe Soto". Profe, es un placer que forme parte de mis sinodales, todas sus enseñanzas desde la licenciatura me han motivado a seguir adelante. Como ya lo sabe, más que un profesor, lo considero mi amigo, y le agradezco enormemente formar parte del jurado de mi tesis.

Al personal administrativo de CGEO, particularmente a **Marta Pereda**, por su paciencia y orientación en todos los trámites.

A los excelentes docentes del CGEO, con los que tuve la oportunidad de convivir y tomar sus clases, al **Dr. Guzmán, Dr. Harald, Dr. Pierre, Dr. Anatoliy, Dra. Penélope, Dr. Jaime, M.C. Sara**, pero particularmente a la **Dra. Dora**, por todo su apoyo y amistad durante mi paso por CGEO.

A mis amigos paleosismólogos, con los que viví muchas experiencias inolvidables, escavando el pasado para pronosticar el futuro! Gracias **Dra. María Ortuño, Dra. Pilar Villamor, Dr. Pierre, Dr. Hector Perea, Ona, Iván, y muchos más!**

A mi novia **Carol**, por siempre estar a mi lado, apoyarme siempre que la necesité, darme aliento cuando me veía en aprietos, pero sobre todo por darme su amor en todo momento. Gracias Amor.

A mis amigos de CGEO con los que compartí grandes experiencias: **Erik "Chiapas", Joselin, Erikita, Ángel, Rosi, Roomie, Padrino, Fito, Chisto, Avit, Diego, Rorra, Rebeca, Luis, Norma, Vania, Paco, Rodrigo Portillo, Rodrigo Martínez, Gonzalo, Erik "San Luis", Danielle, Pily, Maria, Lorena, Gabi, Paola, y muchos más!!!**

A todas aquellas personas con las que tuve la oportunidad de compartir esta etapa de mi vida, ajenas a la institución, pero que fueron parte fundamental para lograr mi objetivo: **Audel Torres, Lupita Guardado, Javier Gamez, Ignacio Ortiz y Mauricio Martínez.**

Finalmente, a todos mis amigos que conocí en el bonito Querétaro, **Biólogos, Químicos, Ingenieros Civiles, Matemáticos, Nutriólogos, Diseñadores, etc.**

GRACIAS TOTALES!!!

INDICE

INDICE	i
LISTA DE FIGURAS	vi
LISTA DE TABLAS	xix
ABSTRACT	1
RESUMEN	2
1. INTRODUCCIÓN	3
1.1. Generalidades	4
1.2. Hipótesis	5
1.3. Objetivos	5
1.3.1. Objetivo General	5
1.3.2. Objetivos Particulares	6
2. MARCO TEÓRICO	7
2.1. Sismología Estadística	7
2.2. Modelos estadísticos en sismología	8
2.3. La distribución de Poisson	13
2.4. La distribución de Weibull	15
2.5. El método Monte Carlo	16
2.6. Algoritmos Evolutivos	18
2.6.1. Programación Evolutiva	20
2.6.2. Justificación del AE	22
3. ANTECEDENTES	24
3.1. Sismicidad en México	26
3.1.1 Regionalización Sismotectónica de México	30
3.2. Relaciones empíricas de magnitud vs ruptura	33
4. DATOS Y METODOLOGÍA	38

4.1. Zonificación del área de estudio	43
4.2. Estimación de tiempos de recurrencia	46
4.3. Modelo estocástico	48
4.3.1. Consideraciones y limitaciones	49
4.3.1.1 Datos de entrada	49
4.3.1.2 Selección de datos confiables	49
4.3.1.3 Tiempo de cómputo	49
4.3.2. Simulación de tiempos de recurrencia	50
4.3.3. Identificación de concatenaciones	55
4.3.4. Estimación de probabilidad	57
4.3.4.1. Probabilidad condicional	59
4.3.4.2. Reconstrucción del tiempo interevento con el AE	60
5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN	69
5.1. Tiempos de recurrencia estimados $[\widehat{Tr}]$	69
5.2. Tiempos de recurrencia observados $[\overline{Tr}]$	73
5.3. Concatenación de 2 segmentos adyacentes $M = 7.7 \pm 0.24$	74
5.3.1 Tolerancia 1 año	74
5.3.2 Tolerancia 6 meses	75
5.3.3 Tolerancia 2 meses	76
5.3.4 Tolerancia 1 mes	77
5.3.5 Tolerancia 1 semana	78
5.3.6 Tolerancia 1 día	79
5.3.7 Discusión	80
5.4. Concatenación de 3 segmentos adyacentes $M = 8.0 \pm 0.24$	83
5.4.1 Tolerancia 1 año	83
5.4.2 Tolerancia 6 meses	84
5.4.3 Tolerancia 2 meses	85
5.4.4 Tolerancia 1 mes	86
5.4.5 Tolerancia 1 semana	87

5.4.6 Tolerancia 1 día	88
5.4.7 Discusión	88
5.5. Concatenación de 4 segmentos adyacentes $M = 8.1 \pm 0.24$	92
5.5.1 Tolerancia 1 año	92
5.5.2 Tolerancia 6 meses	93
5.5.3 Tolerancia 2 meses	94
5.5.4 Discusión	94
5.6. Concatenación de 5 segmentos adyacentes $M = 8.2 \pm 0.24$	97
5.6.1 Tolerancia 1 año	98
5.6.2 Discusión	98
5.7. Concatenación de 6, 7 y 8 segmentos adyacentes	101
5.8. Inestabilidad de la Probabilidad	103
5.8.1 Problemática	103
5.8.2 Pronóstico de probabilidad mediante regresiones	107
6. CONCLUSIONES	116
7. REFERENCIAS	120
ANEXOS	128
Anexo A. Datos de tiempos de recurrencia estimados en este trabajo y tomados de la tesis de Mendoza Ponce (2012).	128
Anexo B. Resultados de las simulaciones para la concatenación de los Segmentos 1-2.	129
Anexo C. Resultados de las simulaciones para la concatenación de los Segmentos 2-3.	132
Anexo D. Resultados de las simulaciones para la concatenación de los Segmentos 3-4.	135
Anexo E. Resultados de las simulaciones para la concatenación de los Segmentos 4-5.	138
Anexo F. Resultados de las simulaciones para la concatenación de los Segmentos 5-6.	141
Anexo G. Resultados de las simulaciones para la concatenación de los Segmentos 6-7.	144
Anexo H. Resultados de las simulaciones para la concatenación de los Segmentos 7-8.	147
Anexo I. Resultados de las simulaciones para la concatenación de los Segmentos 8-9.	150

Anexo J. Resultados de las simulaciones para la concatenación de los Segmentos 9-10.	153
Anexo K. Resultados de las simulaciones para la concatenación de los Segmentos 10-11.	156
Anexo L. Resultados de las simulaciones para la concatenación de los Segmentos 11-12.	159
Anexo M. Resultados de las simulaciones para la concatenación de los Segmentos 12-13.	162
Anexo N. Resultados de las simulaciones para la concatenación de los Segmentos 13-14.	165
Anexo O. Resultados de las simulaciones para la concatenación de los Segmentos 14-15.	168
Anexo P. Resultados de las simulaciones para la concatenación de los Segmentos 15-16.	171
Anexo Q. Ejemplo del Algoritmo Evolutivo considerando la probabilidad de que ocurra uno o más eventos de magnitud $M = 7.7 \pm 0.24$ (una concatenación) en un periodo de tiempo de 100 años. Los datos de probabilidad observados pertenecen a los resultados de simulación de los polígonos 15 y 16.	174
Anexo R. Ejemplo del Algoritmo Evolutivo considerando la probabilidad de que ocurra un evento de magnitud $M = 7.7 \pm 0.24$ (una concatenación) en un periodo de tiempo de 100 años. Los datos de probabilidad observados pertenecen a los resultados de simulación de los polígonos 15 y 16.	176
Anexo S. Ejemplo del Algoritmo Evolutivo considerando la probabilidad de que ocurran dos eventos de magnitud $M = 7.7 \pm 0.24$ (una concatenación) en un periodo de tiempo de 100 años. Los datos de probabilidad observados pertenecen a los resultados de simulación de los polígonos 5 y 6.	178
Anexo T. Ejemplo del Algoritmo Evolutivo considerando la probabilidad de que ocurran tres eventos de magnitud $M = 7.7 \pm 0.24$ (una concatenación) en un periodo de tiempo de 100 años. Los datos de probabilidad observados pertenecen a los resultados de simulación de los polígonos 1 y 2.	180
Anexo U. Ejemplo del Algoritmo Evolutivo considerando la probabilidad de que ocurran cinco eventos de magnitud $M = 7.7 \pm 0.24$ (una concatenación) en un periodo de tiempo de 100 años. Los datos de probabilidad observados pertenecen a los resultados de simulación de los polígonos 1 y 2.	182

Anexo V. Ejemplo del Algoritmo Evolutivo considerando la probabilidad de que ocurran diez eventos de magnitud $M = 7.7 \pm 0.24$ (una concatenación) en un periodo de tiempo de 100 años. Los datos de probabilidad observados pertenecen a los resultados de simulación de los polígonos 3 y 4.	184
Anexo W. Código principal del modelo estocástico en el lenguaje de MATLAB. Este programa genera recurrencias de dos segmentos adyacentes incrementando el periodo de tiempo en cada iteración, identifica concatenaciones a partir de una tolerancia fija y estima una probabilidad tipo Poisson de que ocurra uno o más eventos de mayor magnitud mediante una simulación Montecarlo.	186
Anexo X. Se modificó el algoritmo "Rup11.m" cuando se observó la inestabilidad de la probabilidad para tolerancias pequeñas. El nuevo algoritmo varía la tolerancia (inicia en 1 día, incrementa con este mismo periodo y termina en 1 año) y mantiene fijo el tiempo de simulación a 200,000 años (periodo en el que se estabiliza la probabilidad para tolerancias mayores a 2 meses). Esto garantiza que para tolerancias mayores a 2 meses se obtendrán probabilidades confiables, y se podrá extrapolar hacia tolerancias menores.	191
Anexo Y. Algoritmo evolutivo: Estima de forma inversa λ de la distribución de Poisson para calcular el tiempo interevento de las concatenaciones a partir de un valor de probabilidad observado.	193

LISTA DE FIGURAS

2.1	Relación G-R para el catálogo completo de México en el periodo de 1899 a 2012 (cuadros representan el logaritmo del número de eventos acumulados). Se observa que los eventos no se ajustan perfectamente a la recta (línea roja).	10
2.2	Relación G-R para la zona de subducción de Cocos en el estado de Oaxaca "SUB3" (cuadros representan el logaritmo del número de eventos acumulados). Se observa la desviación de la auto-similitud para eventos de magnitudes desde 5.5 a 6.5 (círculo rojo).	12
2.3	Relación G-R para el catálogo de Italia en la que los cuadros representan el logaritmo del número de eventos acumulados (imagen tomada de Figueroa Soto, 2009). Se observa un buen ajuste el cual es indicativo de la auto-similitud propuesta por el segundo modelo.	12
2.4	En un intervalo de longitud t el número de eventos sigue una distribución de Poisson.	15
2.5	A) Generación de números aleatorios uniformemente distribuidos en un intervalo $[0,1]$. B) Construcción de otra secuencia a partir de la primera con otra distribución de probabilidad.	18
2.6	Esquema general de un AE.	21
2.7	Representación de mínimos y máximos en una función.	22
3.1	Esquema general de movimiento entre placas tectónicas.	24
3.2	Zona de ruptura a profundidad.	27
3.3	Placas tectónicas en México y su relación con la sismicidad. Los puntos naranja representan sismos a menos de 30km de profundidad, mientras que los azules representan sismos a más de 30km de profundidad (Kostoglodov y Pacheco, 2000).	22
3.4	Sismos mayores de México. Los sismos de subducción se representan como un polígono, donde el área de éstos informa sobre la distribución de sus réplicas y da una idea del largo promedio de la ruptura (Kostoglodov y Pacheco, 2000).	29
3.5	Regionalización sísmica de México (CFE, 1993).	30
3.6	Mapa sismotectónico de México, (Zúñiga, Figueroa y Suárez, 2012).	32
3.7	Relación del área de ruptura contra magnitud. Círculos representan datos de fallas de rumbo, cuadros de fallas inversas y triángulos de fallas normales. Línea continua representa la relación. Líneas discontinuas representan intervalos del 95% de confianza.	35

3.8	Relación de la longitud de ruptura en superficie contra magnitud de momento. Círculos representan datos de fallas de rumbo, cuadros de fallas inversas y triángulos de fallas normales. Línea continua representa la relación. Líneas discontinuas representan intervalos del 95% de confianza.	36
4.1	Sismos de magnitud menor o igual a 1.	39
4.2	Sismos de magnitud menor o igual a 2 y mayor a 1.	39
4.3	Sismos de magnitud menor o igual a 3 y mayor a 2.	40
4.4	Sismos de magnitud menor o igual a 4 y mayor a 3.	40
4.5	Sismos de magnitud menor o igual a 5 y mayor a 4.	41
4.6	Sismos de magnitud menor o igual a 6 y mayor a	41
4.7	Sismos de magnitud menor o igual a 7 y mayor a 6.	42
4.8	Sismos de magnitud menor a 8 y mayor a 7 (circulo guindo). Sismo con magnitud mayor o igual a 8 (circulo negro).	42
4.9	Histogramas de los datos reportados por Kostoglodov y Pacheco (2000). Se observa una magnitud promedio de ~ 7.4 y una longitud de ruptura promedio de $\sim 98\text{km}$ (en este trabajo).	43
4.10	Zonificación del área de estudio en 16 polígonos. Cada polígono tiene un largo paralelo a la trinchera de aproximadamente 100km, equivalente a sismos de $M=7.4 \pm 0.24$.	44
4.11	Representación de la concatenación de rupturas o sismos concurrentes en segmentos adyacentes. Polígono turquesa representa el tamaño del polígono original el cual tiene una longitud de 100km paralelo a la trinchera. Polígono naranja representa una longitud 200km (1 concatenación). Polígono rojo representa una longitud de 300km (2 concatenaciones). Polígono gris representa una longitud de 400km (3 concatenaciones). Polígono morado representa una longitud de 500km (4 concatenaciones).	45
4.12	Secuencia de eventos tipo Poisson.	48
4.13	Generación de la primera ocurrencia. El símbolo rojo representa este valor (S_1), mientras que la línea roja perpendicular a la línea de tiempo muestra la recurrencia promedio estimada (\overline{Tr}).	50
4.14	Distribución de tiempos de recurrencia con media y distribución estándar.	51
4.15	Distribución de Weibull de tiempos de recurrencia mediante un muestreo Montecarlo a partir de los datos de recurrencia promedio y desviación estándar.	54
4.16	Secuencia de eventos en el tiempo.	54

4.17	Distribución de tiempos de recurrencia para dos segmentos adyacentes. Histogramas rojos representan los tiempos de recurrencia con distribución normal (arriba) y de Weibull (abajo) del segmento 1. Histogramas azules representan los tiempos de recurrencia con distribución normal (arriba) y de Weibull (abajo) del segmento 2.	55
4.18	Secuencia de eventos en el tiempo de dos segmentos adyacentes. Representación de concatenaciones en dos segmentos adyacentes.	55
4.19	La existencia de una concatenación representa la ocurrencia de un evento de mayor magnitud.	56
4.20	Representación de una concatenación en cuatro segmentos adyacentes.	58
4.21	Esquema de la estimación del tiempo interevento promedio mediante la diferencia en tiempo de concatenaciones $[\Delta t(x)]$ dividido entre el número de éstas.	58
4.22	Esquema de la estimación del tiempo interevento promedio a partir del tiempo total de simulación $[Tt]$ dividido entre el número de concatenaciones.	57
4.23	Ejemplo de simulación. Arriba se muestra la probabilidad y su estabilidad en el tiempo. Abajo se muestra el promedio del tiempo interevento de concatenaciones, la estabilidad no es tan evidente como en el caso de la probabilidad.	59
4.24	Generación 1 del AE. A) Resultados de la probabilidad calculada mediante la simulación de dos segmentos adyacentes (línea azul) contra los resultados estimados a partir del AE (línea verde). B) Resultados del tiempo interevento calculado mediante la simulación de dos segmentos adyacentes (línea azul) contra los resultados del AE (línea verde). C) Relación de la probabilidad estimada mediante la simulación contra la probabilidad calculada con el AE. D) Relación del tiempo interevento estimado mediante la simulación contra el estimado mediante el AE.	65
4.25	Generación 5 del AE. A) Resultados de la probabilidad calculada mediante la simulación de dos segmentos adyacentes (línea azul) contra los resultados estimados a partir del AE (línea verde). B) Resultados del tiempo interevento calculado mediante la simulación de dos segmentos adyacentes (línea azul) contra los resultados del AE (línea verde). C) Relación de la probabilidad estimada mediante la simulación contra la probabilidad calculada con el AE. D) Relación del tiempo interevento estimado mediante la simulación contra el estimado mediante el AE.	66

4.26	Generación 10 del AE. A) Resultados de la probabilidad calculada mediante la simulación de dos segmentos adyacentes (línea azul) contra los resultados estimados a partir del AE (línea verde). B) Resultados del tiempo interevento calculado mediante la simulación de dos segmentos adyacentes (línea azul) contra los resultados del AE (línea verde). C) Relación de la probabilidad estimada mediante la simulación contra la probabilidad calculada con el AE. D) Relación del tiempo interevento estimado mediante la simulación contra el estimado mediante el AE.	67
4.27	Arriba: Se observa con línea azul la media de la probabilidad estimada a partir de la simulación, mientras que con línea verde la media de la probabilidad calculada con el algoritmo evolutivo al incrementar el número de generaciones. Abajo: Se observa con línea azul la media del tiempo interevento estimado a partir de la simulación, mientras que con línea verde la media del tiempo interevento calculado con el algoritmo evolutivo al incrementar el número de generaciones.	68
5.1	Ajuste mediante el modelo Spline.	71
5.2	Puntos de control para interpolar con datos del valor b.	72
5.3	Interpolación mediante el método Spline del valor b de la relación G-R.	72
5.4	Representación de la concatenación de dos segmentos adyacentes ($M=7.7\pm 0.24$) para la tolerancia de un año.	74
5.5	Representación de la concatenación de dos segmentos adyacentes ($M=7.7\pm 0.24$) para la tolerancia de seis meses.	75
5.6	Representación de la concatenación de dos segmentos adyacentes ($M=7.7\pm 0.24$) para la tolerancia de dos meses.	76
5.7	Representación de la concatenación de dos segmentos adyacentes ($M=7.7\pm 0.24$) para la tolerancia de un mes.	77
5.8	Representación de la concatenación de dos segmentos adyacentes ($M=7.7\pm 0.24$) para la tolerancia de una semana.	78
5.9	Representación de la concatenación de dos segmentos adyacentes ($M=7.7\pm 0.24$) para la tolerancia de un día.	79
5.10	Representación de la concatenación de dos segmentos adyacentes ($M=7.7\pm 0.24$). Los colores corresponden a los que se muestran en la figura 5.11.	80
5.11	Representación de las probabilidades estimadas para tolerancias de 1 año, 6 meses, 2 meses, 1 mes, 1 semana y 1 día para la concatenación de dos segmentos adyacentes.	80
5.12	Representación de los tiempos interevento estimados para tolerancias de 1 año, 6 meses, 2 meses, 1 mes, 1 semana y 1 día para la concatenación de dos segmentos adyacentes.	82
5.13	Representación de la concatenación de tres segmentos adyacentes ($M=8.0\pm 0.24$) para la tolerancia de un año.	83

5.14	Representación de la concatenación de tres segmentos adyacentes (M=8.0±0.24) para la tolerancia de seis meses.	84
5.15	Representación de la concatenación de tres segmentos adyacentes (M=8.0±0.24) para la tolerancia de dos meses.	85
5.16	Representación de la concatenación de tres segmentos adyacentes (M=8.0±0.24) para la tolerancia de un mes.	86
5.17	Representación de la concatenación de tres segmentos adyacentes (M=8.0±0.24) para la tolerancia de una semana.	87
5.18	Representación de la concatenación de tres segmentos adyacentes (M=8.0±0.24) para la tolerancia de un día.	88
5.19	Representación de la concatenación de tres segmentos adyacentes (M=8±0.24).	89
5.20	Representación de las probabilidades estimadas para tolerancias de 1 año, 6 meses, 2 meses, 1 mes, 1 semana y 1 día para la concatenación de tres segmentos adyacentes.	89
5.21	Representación de los tiempos interevento estimados para tolerancias de 1 año, 6 meses, 2 meses, 1 mes, 1 semana y 1 día para la concatenación de dos segmentos adyacentes mediante el AE.	90
5.22	Representación de la concatenación de cuatro segmentos adyacentes (M=8.1±0.24) para la tolerancia de un año.	92
5.23	Representación de la concatenación de cuatro segmentos adyacentes (M=8.1±0.24) para la tolerancia de seis meses.	93
5.24	Representación de la concatenación de cuatro segmentos adyacentes (M=8.1±0.24) para la tolerancia de dos meses.	94
5.25	Representación de la concatenación de cuatro segmentos adyacentes (M=8.1±0.24). Los colores corresponden a los que se muestran en las figuras 5.30, 5.31 y 5.32.	95
5.26	Representación de las probabilidades estimadas para tolerancias de 1 año, 6 meses, 2 meses, 1 mes, 1 semana y 1 día para la concatenación de cuatro segmentos adyacentes.	95
5.27	Representación de los tiempos interevento estimados para tolerancias de 1 año, 6 meses, 2 meses, 1 mes, 1 semana y 1 día para la concatenación de cuatro segmentos adyacentes mediante el AE.	96
5.28	Representación de la concatenación de cinco segmentos adyacentes (M=8.2±0.24) para la tolerancia de un año.	98
5.29	Representación de la concatenación de cinco segmentos adyacentes (M=8.2±0.24). Los colores corresponden a los que se muestran en las figuras 5.35, 5.36 y 5.37.	99
5.30	Representación de las probabilidades estimadas para tolerancias de 1 año, 6 meses, 2 meses, 1 mes, 1 semana y 1 día para la concatenación de cinco segmentos adyacentes.	99

5.31	Representación de los tiempos interevento estimados para tolerancias de 1 año, 6 meses, 2 meses, 1 mes, 1 semana y 1 día para la concatenación de cinco segmentos adyacentes mediante el AE.	100
5.32	Representación de las probabilidades estimadas para tolerancias de 1 año, 6 meses, 2 meses, 1 mes, 1 semana y 1 día para la concatenación de seis segmentos adyacentes.	101
5.33	Representación de las probabilidades estimadas para tolerancias de 1 año, 6 meses, 2 meses, 1 mes, 1 semana y 1 día para la concatenación de siete segmentos adyacentes.	102
5.34	Representación de las probabilidades estimadas para tolerancias de 1 año, 6 meses, 2 meses, 1 mes, 1 semana y 1 día para la concatenación de ocho segmentos adyacentes.	102
5.35	Simulación de segmentos 4 y 5, tolerancia de un año.	103
5.36	Relación entre el tiempo de simulación y el número de concatenaciones obtenidas para los segmentos 4 y 5. Tolerancia 1 año.	104
5.37	Simulación de segmentos 4 y 5, tolerancia de una semana.	105
5.38	Relación entre el tiempo de simulación y el número de concatenaciones obtenidas para los segmentos 4 y 5. Tolerancia 1 semana.	106
5.39	Resultados de la probabilidad contra tolerancias para la concatenación de los segmentos 12 y 13, en un tiempo de simulación de 200,000 años.	108
5.40	Resultados de la probabilidad contra tolerancias para la concatenación de los segmentos 15 y 16, en un tiempo de simulación de 200,000 años.	108
5.41	Regresión lineal simple de los datos de probabilidad contra todas las tolerancias para los segmentos 9 y 10. Línea verde representa el modelo de regresión lineal y línea puntada roja representa la extrapolación del modelo a tolerancias menores.	109
5.42	Regresión lineal simple de los datos de probabilidad contra todas las tolerancias para los segmentos 14 y 15. Línea verde representa el modelo de regresión lineal y línea puntada roja representa la extrapolación del modelo a tolerancias menores.	110
5.43	Regresión lineal simple de los datos de probabilidad contra todas las tolerancias para los segmentos 15 y 16. Línea verde representa el modelo de regresión lineal y línea puntada roja representa la extrapolación del modelo a tolerancias menores.	110
5.44	Diagramas de dispersión de las probabilidades estimadas mediante la simulación y las extrapoladas con los modelos de regresión lineal simple para tolerancias bajas.	113

5.45	Diagramas de dispersión de las probabilidades estimadas mediante la simulación y las extrapoladas con los modelos de regresión lineal simple para tolerancias altas.	114
B1	Simulación de la concatenación de los segmentos 1 y 2 para la tolerancia de 1 año.	129
B2	Simulación de la concatenación de los segmentos 1 y 2 para la tolerancia de 6 meses.	129
B3	Simulación de la concatenación de los segmentos 1 y 2 para la tolerancia de 2 meses.	130
B4	Simulación de la concatenación de los segmentos 1 y 2 para la tolerancia de 1 mes.	130
B5	Simulación de la concatenación de los segmentos 1 y 2 para la tolerancia de 1 semana.	131
B6	Simulación de la concatenación de los segmentos 1 y 2 para la tolerancia de 1 día.	131
C1	Simulación de la concatenación de los segmentos 2 y 3 para la tolerancia de 1 año.	132
C2	Simulación de la concatenación de los segmentos 2 y 3 para la tolerancia de 6 meses.	132
C3	Simulación de la concatenación de los segmentos 2 y 3 para la tolerancia de 2 meses.	133
C4	Simulación de la concatenación de los segmentos 2 y 3 para la tolerancia de 1 mes.	133
C5	Simulación de la concatenación de los segmentos 2 y 3 para la tolerancia de 1 semana.	134
C6	Simulación de la concatenación de los segmentos 2 y 3 para la tolerancia de 1 día.	134
D1	Simulación de la concatenación de los segmentos 3 y 4 para la tolerancia de 1 año.	135
D2	Simulación de la concatenación de los segmentos 3 y 4 para la tolerancia de 6 meses.	135
D3	Simulación de la concatenación de los segmentos 3 y 4 para la tolerancia de 2 meses.	136
D4	Simulación de la concatenación de los segmentos 3 y 4 para la tolerancia de 1 mes.	136
D5	Simulación de la concatenación de los segmentos 3 y 4 para la tolerancia de 1 semana.	137
D6	Simulación de la concatenación de los segmentos 3 y 4 para la tolerancia de 1 día.	137
E1	Simulación de la concatenación de los segmentos 4 y 5 para la tolerancia de 1 año.	138
E2	Simulación de la concatenación de los segmentos 4 y 5 para la tolerancia de 6 meses.	138

E3	Simulación de la concatenación de los segmentos 4 y 5 para la tolerancia de 2 meses.	139
E4	Simulación de la concatenación de los segmentos 4 y 5 para la tolerancia de 1 mes.	139
E5	Simulación de la concatenación de los segmentos 4 y 5 para la tolerancia de 1 semana.	140
E6	Simulación de la concatenación de los segmentos 4 y 5 para la tolerancia de 1 día.	140
F1	Simulación de la concatenación de los segmentos 5 y 6 para la tolerancia de 1 año.	141
F2	Simulación de la concatenación de los segmentos 5 y 6 para la tolerancia de 6 meses.	141
F3	Simulación de la concatenación de los segmentos 5 y 6 para la tolerancia de 2 meses.	142
F4	Simulación de la concatenación de los segmentos 5 y 6 para la tolerancia de 1 mes.	142
F5	Simulación de la concatenación de los segmentos 5 y 6 para la tolerancia de 1 semana.	143
F6	Simulación de la concatenación de los segmentos 5 y 6 para la tolerancia de 1 día.	143
G1	Simulación de la concatenación de los segmentos 6 y 7 para la tolerancia de 1 año.	144
G2	Simulación de la concatenación de los segmentos 6 y 7 para la tolerancia de 6 meses.	144
G3	Simulación de la concatenación de los segmentos 6 y 7 para la tolerancia de 2 meses.	145
G4	Simulación de la concatenación de los segmentos 6 y 7 para la tolerancia de 1 mes.	145
G5	Simulación de la concatenación de los segmentos 6 y 7 para la tolerancia de 1 semana.	146
G6	Simulación de la concatenación de los segmentos 6 y 7 para la tolerancia de 1 día.	146
H1	Simulación de la concatenación de los segmentos 7 y 8 para la tolerancia de 1 año.	147
H2	Simulación de la concatenación de los segmentos 7 y 8 para la tolerancia de 6 meses.	147
H3	Simulación de la concatenación de los segmentos 7 y 8 para la tolerancia de 2 meses.	148
H4	Simulación de la concatenación de los segmentos 7 y 8 para la tolerancia de 1 mes.	148
H5	Simulación de la concatenación de los segmentos 7 y 8 para la tolerancia de 1 semana.	149

H6	Simulación de la concatenación de los segmentos 7 y 8 para la tolerancia de 1 día.	149
I1	Simulación de la concatenación de los segmentos 8 y 9 para la tolerancia de 1 año.	150
I2	Simulación de la concatenación de los segmentos 8 y 9 para la tolerancia de 6 meses.	150
I3	Simulación de la concatenación de los segmentos 8 y 9 para la tolerancia de 2 meses.	151
I4	Simulación de la concatenación de los segmentos 7 y 9 para la tolerancia de 1 mes.	151
I5	Simulación de la concatenación de los segmentos 7 y 8 para la tolerancia de 1 semana.	152
I6	Simulación de la concatenación de los segmentos 7 y 9 para la tolerancia de 1 día.	152
J1	Simulación de la concatenación de los segmentos 9 y 10 para la tolerancia de 1 año.	153
J2	Simulación de la concatenación de los segmentos 9 y 10 para la tolerancia de 6 meses.	153
J3	Simulación de la concatenación de los segmentos 9 y 10 para la tolerancia de 2 meses.	154
J4	Simulación de la concatenación de los segmentos 9 y 10 para la tolerancia de 1 mes.	154
J5	Simulación de la concatenación de los segmentos 9 y 10 para la tolerancia de 1 semana.	155
J6	Simulación de la concatenación de los segmentos 9 y 10 para la tolerancia de 1 día.	155
K1	Simulación de la concatenación de los segmentos 10 y 11 para la tolerancia de 1 año.	156
K2	Simulación de la concatenación de los segmentos 10 y 11 para la tolerancia de 6 meses.	156
K3	Simulación de la concatenación de los segmentos 10 y 11 para la tolerancia de 2 meses.	157
K4	Simulación de la concatenación de los segmentos 10 y 11 para la tolerancia de 1 mes.	157
K5	Simulación de la concatenación de los segmentos 10 y 11 para la tolerancia de 1 semana.	158
K6	Simulación de la concatenación de los segmentos 10 y 11 para la tolerancia de 1 día.	158
L1	Simulación de la concatenación de los segmentos 11 y 12 para la tolerancia de 1 año.	159
L2	Simulación de la concatenación de los segmentos 11 y 12 para la tolerancia de 6 meses.	159
L3	Simulación de la concatenación de los segmentos 11 y 12 para la tolerancia de 2 meses.	160

L4	Simulación de la concatenación de los segmentos 11 y 12 para la tolerancia de 1 mes.	160
L5	Simulación de la concatenación de los segmentos 11 y 12 para la tolerancia de 1 semana.	161
L6	Simulación de la concatenación de los segmentos 11 y 12 para la tolerancia de 1 día.	161
M1	Simulación de la concatenación de los segmentos 12 y 13 para la tolerancia de 1 año.	162
M2	Simulación de la concatenación de los segmentos 12 y 13 para la tolerancia de 6 meses.	162
M3	Simulación de la concatenación de los segmentos 12 y 13 para la tolerancia de 2 meses.	163
M4	Simulación de la concatenación de los segmentos 12 y 13 para la tolerancia de 1 mes.	163
M5	Simulación de la concatenación de los segmentos 12 y 13 para la tolerancia de 1 semana.	164
M6	Simulación de la concatenación de los segmentos 12 y 13 para la tolerancia de 1 día.	164
N1	Simulación de la concatenación de los segmentos 13 y 14 para la tolerancia de 1 año.	164
N2	Simulación de la concatenación de los segmentos 13 y 14 para la tolerancia de 6 meses.	165
N3	Simulación de la concatenación de los segmentos 13 y 14 para la tolerancia de 2 meses.	166
N4	Simulación de la concatenación de los segmentos 13 y 14 para la tolerancia de 1 mes.	166
N5	Simulación de la concatenación de los segmentos 13 y 14 para la tolerancia de 1 semana.	167
N6	Simulación de la concatenación de los segmentos 13 y 14 para la tolerancia de 1 día.	167
O1	Simulación de la concatenación de los segmentos 14 y 15 para la tolerancia de 1 año.	168
O2	Simulación de la concatenación de los segmentos 14 y 15 para la tolerancia de 6 meses.	168
O3	Simulación de la concatenación de los segmentos 14 y 15 para la tolerancia de 2 meses.	169
O4	Simulación de la concatenación de los segmentos 14 y 15 para la tolerancia de 1 mes.	169
O5	Simulación de la concatenación de los segmentos 14 y 15 para la tolerancia de 1 semana.	170
O6	Simulación de la concatenación de los segmentos 14 y 15 para la tolerancia de 1 día.	170
P1	Simulación de la concatenación de los segmentos 15 y 16 para la tolerancia de 1 año.	171

P2	Simulación de la concatenación de los segmentos 15 y 16 para la tolerancia de 6 meses.	171
P3	Simulación de la concatenación de los segmentos 15 y 16 para la tolerancia de 2 meses.	172
P4	Simulación de la concatenación de los segmentos 15 y 16 para la tolerancia de 1 mes.	172
P5	Simulación de la concatenación de los segmentos 15 y 16 para la tolerancia de 1 semana.	173
P6	Simulación de la concatenación de los segmentos 15 y 16 para la tolerancia de 1 día.	173
Q1	Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 1.	174
Q2	Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 5.	174
Q3	Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 10.	175
Q4	Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 100.	175
Q5	Línea Azul simboliza la media de la probabilidad observada y línea verde representa la evolución de la media estimada a partir del AE hasta la Generación 100.	175
R1	Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 1.	176
R2	Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 5.	176
R3	Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 10.	177
R4	Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 100.	177
R5	Línea Azul simboliza la media de la probabilidad observada y línea verde representa la evolución de la media estimada a partir del AE hasta la Generación 100.	177
S1	Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 1.	178

S2	Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 5.	178
S3	Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 10.	179
S4	Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 100.	179
S5	Línea Azul simboliza la media de la probabilidad observada y línea verde representa la evolución de la media estimada a partir del AE hasta la Generación 100.	179
T1	Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 1.	180
T2	Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 5.	180
T3	Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 10.	181
T4	Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 100.	181
T5	Línea Azul simboliza la media de la probabilidad observada y línea verde representa la evolución de la media estimada a partir del AE hasta la Generación 100.	181
U1	Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 1.	182
U2	Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 5.	182
U3	Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 10.	183
U4	Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 40	183
U5	Línea Azul simboliza la media de la probabilidad observada y línea verde representa la evolución de la media estimada a partir del AE hasta la Generación 40.	183

V1	Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 1.	184
V2	Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 10.	184
V3	Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 50.	185
V4	Acercamiento en la generación 50 para probabilidades muy bajas. Se observa que el AE (línea verde) es capaz de estimar de forma inversa la probabilidad observada (línea azul) con gran precisión aún y cuando se trata de probabilidades muy bajas.	185
V5	Línea Azul simboliza la media de la probabilidad observada y línea verde representa la evolución de la media estimada a partir del AE hasta la Generación 50.	185
X1	Regresión lineal simple de los datos de probabilidad contra todas las tolerancias para los segmentos 9 y 10. Línea verde representa el modelo de regresión lineal y línea puntada roja representa la extrapolación del modelo a tolerancias menores.	192

LISTA DE TABLAS

3.1	Eventos de mayor magnitud en la zona de subducción (Kostoglodov y Pacheco, 2000)	28
3.2	Relación entre la longitud de ruptura en superficie y la magnitud del evento aproximada.	37
4.1	Relación entre el número de concatenación de polígonos, longitud de ruptura que generaría y su magnitud aproximada.	46
5.1	Tiempos de recurrencia para eventos de $M \geq 7$, parámetros de la relación G-R (a y b) y el periodo de tiempo para la estimación en cada polígono.	69
5.2	Tiempos de recurrencia para eventos de $M \geq 7$, parámetros de la relación G-R (a y b) y el periodo de tiempo para la estimación en cada polígono.	70
5.3	Tiempos de recurrencia para eventos de $M \geq 7$ a partir de su diferencia en tiempo promedio.	73
5.4	Modelos de regresión lineal obtenidos a partir de la simulación de estimación de probabilidad para las tolerancias mayores a dos meses.	111
5.5	Resultados de la extrapolación de los modelos de regresión lineal obtenidos y de los que son producto de la primera simulación	112
5.6	Diferencias entre las probabilidades obtenidas de los modelos de regresión lineal y las subestimadas a partir de la primera simulación.	112
A1	Tiempos de recurrencia (en años) para eventos de $M \geq 7$ estimados en este trabajo y tomados de Mendoza Ponce, 2012.	128

ABSTRACT

A stochastic model is proposed to study the probability that an earthquake of significant magnitude ($M \approx 8.0$) in the subduction zone of the Pacific in Mexico occurs. The model is based on empirical relationships between the length of the surface rupture and the magnitude of the event, and considers statistical independence between earthquakes to estimate the probability of Poisson. For this, a prior analysis and event collection was conducted from 1899 through 2012, dividing the study area into 16 segments with a length parallel to the trench 100 km on average, corresponding to earthquakes of $M = 7.4 \pm 0.24$, which were used as input data to estimate probability of earthquakes of greater magnitude. Using a Monte Carlo simulation, for each pair of adjacent segments, Weibull distributions of recurrence times are constructed from an average and standard deviation, taken from the catalog compiled to identify events close enough in time and space (concatenation). For the identification of concatenated events, I considered tolerances in time of 1 year, 6 months, 2 months, 1 week, 1 month and 1 day. The probability that one or more concatenations occurs in a period of 100 years is estimated at each iteration until it interevent and average time to stabilize, for each tolerance. Additionally, an evolutionary algorithm (EA) is constructed using the technique of Evolutionary Programming (EP) to estimate inversely the average time interevent corresponding to the concatenation of more than 3 adjacent segments.

The results suggest that it a possibility of occurrence of a strong earthquake in the Mexican subduction zone is not negligible. The states that have higher probabilities are Guerrero, Oaxaca and Chiapas, hierarchically. The probability of a double concatenation ($M = 8.0 \pm 0.24$) is found to occur in a range of 47% and 67%, with an average of interevent time between 90 and 157 years to within 1 year, in these states. The probability decreases as the tolerance is reduced, while the average time increases interevent. Nevertheless, there are 3% of probability of events $M \geq 8$ occurring in less than two months; that is, the possibility of occurrence of three earthquakes of $M \approx 7.4$ close in space and time. The scope of the model achieved to estimate probabilities of at most six events concatenated ($M \approx 8.3$). However, it should be noted that this estimate represents a lower limit of probability, because for a complete estimate must consider interactions between segments. In addition, there is a planet biggest mistake in magnitude for large ruptures (<200 km), so it is considered that the actual size must be greater than that estimated from empirical relationships. Finally, the AE showed average differences of 1×10^{-9} and 1×10^{-3} between estimated and observed probabilities and interevent times, respectively.

RESUMEN

Se propone un modelo estocástico para estudiar la probabilidad de que ocurra un sismo de magnitud significativa ($M \approx 8.0$) en la zona de subducción del Pacífico en México. El modelo parte de relaciones empíricas entre la longitud de la ruptura en superficie y la magnitud del evento, además considera independencia estadística entre sismos para la estimación de la probabilidad de Poisson. Para esto, se realizó un análisis y recopilación previa de eventos desde 1899 hasta el 2012, dividiendo la zona de estudio en 16 segmentos con una longitud paralela a la trinchera de 100 km en promedio, correspondiente a sismos de $M=7.4\pm 0.24$, los cuales fueron usados como datos de entrada para hacer estimaciones de probabilidad de sismos de mayor magnitud. Mediante una simulación Monte Carlo, para cada par de segmentos adyacentes se construyeron distribuciones de Weibull de tiempos de recurrencia a partir de un promedio y una desviación estándar, extraídos del catálogo compilado, para posteriormente identificar eventos lo suficientemente cercanos en tiempo y espacio (concatenaciones). Para la identificación de eventos concatenados, se establecieron tolerancias entre segmentos de 1 año, 6 meses, 2 meses, 1 mes, 1 semana y 1 día. La probabilidad de que suceda una o más concatenaciones en un periodo de 100 años se estima en cada iteración hasta que ésta y el promedio de tiempo interevento se estabilicen, para cada tolerancia. Adicionalmente, se construyó un Algoritmo Evolutivo (AE) mediante la técnica de programación Evolutiva (PE) para estimar de forma inversa el promedio de tiempo interevento correspondiente a concatenaciones de más de 3 segmentos adyacentes.

Los resultados sugieren que no es despreciable la posibilidad de que ocurra un sismo fuerte en la zona de subducción Mexicana. Los Estados que presentan mayores probabilidades son Guerrero, Oaxaca y Chiapas, jerárquicamente. La probabilidad de que ocurra una doble concatenación ($M=8.0\pm 0.24$) se encuentra en un rango del 47% y 67%, con un promedio de tiempo interevento entre 90 y 157 años, para tolerancia de 1 año, en estos estados. La probabilidad disminuye conforme se reduce la tolerancia, mientras que el promedio de tiempo interevento aumenta. No obstante, existen probabilidades del 3% de que ocurran eventos de $M \geq 8$ en un periodo menor a dos meses; es decir, la posibilidad de que ocurran 3 sismos de $M \approx 7.4$ cercanos en espacio y tiempo. El modelo alcanzó a estimar probabilidades de 6 segmentos adyacentes ($M \approx 8.3$) como máximo. Sin embargo, cabe señalar que esta estimación representa un límite inferior de probabilidad, ya que para una estimación completa se deben considerar interacciones entre segmentos. Además, se plantea que existe un mayor error en magnitud para rupturas grandes (<200 km), por lo que se considera que la magnitud real debe ser mayor que la estimada a partir de las relaciones empíricas. Finalmente, el AE mostró diferencias promedio de 1×10^{-9} y 1×10^{-3} entre las probabilidades y tiempos interevento estimados y observados, respectivamente.

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN

La probabilidad de que ocurra un mega sismo en México no es despreciable. Lo acontecido en Tohoku, Japón (2010) generó gran inquietud entre el ambiente científico, ya que no se esperaba un sismo de tal magnitud ($M_w = 9.0$) para esa zona en particular. Una hipótesis que se plantea para explicar este suceso es que la ocurrencia de sismos fuertes ($M_w \geq 7$) aledaños a la zona ciudad de Tohoku días antes, generaron una transmisión de esfuerzos a zonas adyacentes, provocando el desencadenamiento del mega sismo en una zona de ruptura que de acuerdo a sus características, no debía experimentar un evento de tal magnitud. Algunos autores sugieren que estos eventos fuertes en días anteriores son premonitores del sismo principal (*Aitaro Kato et al., 2012*).

En esta tesis se estudia la probabilidad de que suceda un sismo fuerte en la zona de subducción mexicana, tratando el problema mediante un modelo estocástico puro, a fin de tener una estimación de la probabilidad mínima. Éste parte de las relaciones empíricas del área de ruptura contra la magnitud del sismo (*Wells y Coppersmith, 1994*). De acuerdo con éstas, un sismo de $M \sim 7.4$ generaría una ruptura con un largo de ~ 100 km, la unión de dos rupturas adyacentes (concatenación) con esa longitud sería indicativo de un sismo de $M \sim 7.7$, mientras que la concatenación de tres rupturas representaría un evento de $M \sim 8.0$ (en promedio).

Para esto, se zonificó el área de estudio en 16 polígonos con una longitud promedio de 100 km paralelo a la trinchera, correspondientes a sismos de $M \sim 7.4$, en los cuales se toman en cuenta eventos recopilados desde 1899 al 2012. Se realizó un algoritmo que mediante una simulación Montecarlo genera distribuciones de Weibull de tiempos de recurrencia e identifica concatenaciones en cada iteración para estimar una probabilidad de ocurrencia de Poisson de sismos fuertes ($M \approx 8.0$). El proceso se detiene

hasta que la probabilidad y el tiempo interevento promedio lleguen a una estabilidad. Este procedimiento se realiza para cada par de segmentos adyacentes en la primera etapa.

En la segunda etapa, una de las consideraciones preponderantes en el modelo es la independencia de los procesos en cada segmento. Esto se debe principalmente a que el tiempo de cómputo aumenta exponencialmente al intentar que el algoritmo identifique concatenaciones dobles, triples o más en varios segmentos adyacentes. Además, considerar independencia de procesos obedece a un proceso de Poisson. Por consiguiente, se convolucionaron las probabilidades estimadas en la primera etapa de manera directa, aprovechando el teorema de probabilidad condicional. No obstante, el suponer independencia de eventos por ahorro de tiempo de cómputo condujo a que no fuera posible estimar los tiempos interevento de manera directa; es decir, ahora se presentaba un problema inverso. Con el objetivo de resolverlo de forma óptima, evitando los problemas conocidos al usar derivadas parciales para minimizar el error de la función, como lo es el tiempo de cómputo, y la posibilidad de quedar atrapados en mínimos locales, se generó un Algoritmo Evolutivo mediante (AE) la técnica de Programación Evolutiva (PE).

1.1 Generalidades

El estudio de los terremotos se ha enfocado principalmente a tres aspectos: (1) la fuente sísmica, (2) trayectoria de las ondas y (3) los efectos en superficie, mejor conocidos como la respuesta de sitio (*Stein y Wyssession, 2003*). Una de las características de estos estudios ha sido la de analizar y cuantificar la respuesta sísmica y los daños asociados a terremotos que se van presentando. Sin embargo, todavía es poco el trabajo realizado en torno a las variaciones estadísticas e incertidumbres en parámetros tales como la energía liberada, las distribuciones fractales y el esfuerzo (*Zúñiga, 2011*).

El interés de los investigadores sobre la posibilidad de pronosticar dicha ocurrencia ha aumentado debido a los graves daños que estos fenómenos naturales pueden causar, como lo evidencian los casos recientes de Chile (2010) y Japón (2011).

Los avances en la cantidad y calidad de los datos de estaciones sísmicas han contribuido al interés en lo que se conoce como sismología estadística (*Vere-Jones, 2005*), la cual pretende usar métodos estadísticos para discernir las características del proceso de generación de sismos.

1.2 Hipótesis

Es posible estimar una probabilidad de que suceda un sismo fuerte en la zona de subducción mexicana tratando el problema mediante un modelo estocástico. El resultado aportará una primera aproximación sobre la posible interacción en zonas de ruptura adyacentes.

Los resultados estarán controlados fuertemente por la cantidad y calidad de información en cada zona. Las probabilidades a estimar pueden tener mucha variación sin ningún patrón específico. Sin embargo, se espera que mediante la simulación Montecarlo de una adecuada distribución para los tiempos de recurrencia, las probabilidades a estimar se establezcan a partir de un periodo de tiempo.

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo General

Aportar una primera aproximación sobre la probabilidad de que ocurra un sismo fuerte en la zona de subducción mexicana mediante un modelo estocástico.

1.3.2 Objetivos Particulares

Desarrollar un algoritmo en MATLAB que realice los siguientes cálculos:

- Construcción de una distribución de probabilidad adecuada a partir de un tiempo de recurrencia promedio y una desviación estándar mediante una simulación Montecarlo.
- Identificación de eventos concurrentes en zonas adyacentes.
- Estimación de una probabilidad de Poisson a partir de los eventos concurrentes para un determinado periodo de tiempo.

Extender el algoritmo para más de una concatenación y así poder estimar la probabilidad de que ocurra un sismo de mayor magnitud.

Implementación de un la técnica de Programación Evolutiva en la distribución de Poisson.

CAPÍTULO 2

MARCO TEÓRICO

2.1 Sismología Estadística

La sismología estadística se puede entender como la aplicación de modelos estocásticos a los procesos sismogénéticos (*Vere-Jones, 2005*). Del mismo modo, es una herramienta útil para la descripción, comprensión y predicción de terremotos.

Existen dos tipos de estudios para la solución de problemas relacionados con procesos físicos. Primeramente los estudios determinísticos o físicos, que como su nombre lo indica se concentran en el mecanismo físico del fenómeno. Posteriormente, se tienen los estudios probabilísticos o estocásticos, los cuales tratan al fenómeno como una serie de ocurrencias de eventos en el tiempo y sus características con una distribución a determinarse (*Zúñiga, 1991*).

Es necesario comprender la diferencia entre un modelo físico y uno estocástico. Se podría decir que mientras el modelo físico trata de comprender y predecir el proceso completo, el modelo estocástico acepta que algunos aspectos del proceso físico están fuera de alcance y deben ser remplazados en el modelo por algún proceso desconocido y por lo tanto aleatorio (*Vere-Jones, 2005*). Sin embargo, esta premisa no significa que se esté jugando con el azar y mucho menos que los resultados obtenidos son poco confiables. De hecho, la principal razón para involucrar variables aleatorias es para hacer explícitas las incertidumbres, cosa que no se presenta con frecuencia en modelos determinísticos.

Desde la adquisición de los datos con los que se construirá el modelo existen incertidumbres, por lo tanto, la construcción de un modelo estocástico garantiza que se

podrá cuantificar la variabilidad de los resultados predichos (*Vere-Jones, 2005*). Posteriormente, éste debe reproducir los aspectos del fenómeno físico que son relevantes y accesibles para la medición.

Es importante comprender que un modelo estocástico no es sinónimo de modelo no físico, solo porque el primero trata procesos aleatorios. Harold Jeffreys en 1938 argumentó que, para ser digno de su nombre, cada teoría física debería contener en sí misma no solo la predicción de los resultados relevantes, sino que también sus incertidumbres. Es decir, que cada teoría física debería ser basada en un modelo estocástico (*Vere-Jones, 2005*).

La geofísica a pesar de ser una disciplina principalmente cuantitativa, se encuentra en una posición intermedia e incómoda, debido a que patrones generales de comportamiento de ciertos fenómenos pueden ser predichos cualitativamente de las teorías físicas, pero las teorías no se extienden a la predicción de terremotos específicos. Las incertidumbres incluyen errores observacionales, pero no se limitan solamente a éstos. Se conoce que los procesos que pasan en el interior de la Tierra son altamente complejos, lo cual conlleva a la presencia de mayor cantidad de incertidumbre (*Vere-Jones, 2005*).

Los modelos estocásticos de ocurrencia de terremotos tienen que limitarse a la teoría física, ya que se cuenta con pocos datos para corroborarlos observacionalmente de manera completa. Como un ejemplo de esto es el estudio del inicio de una ruptura y su desarrollo en un terremoto de gran escala, lo cual concierne a este trabajo.

2.2 Modelos estadísticos en sismología

El objetivo de estos modelos es simular el fenómeno con las mismas características generales de los datos reales. En general, cuanto más simple sea el modelo que va a

reproducir el fenómeno, más útil será también (Vere-Jones, 2005), siempre y cuando cumpla con algunos requisitos mínimos.

La relación **Gutenberg-Richter** o relación G-R (1944) o **Ishimoto-Ida** (1939) es uno de los modelos estadísticos de mayor aplicación en sismología. Esta relación representa la frecuencia de eventos con respecto a sus magnitudes, la cual está dada por:

$$\text{Log } N = a - bM \quad (2.1)$$

Donde N es el número de eventos acumulados en una región para una ventana de tiempo específica con magnitudes iguales o mayores a M . La constante b o “valor b ” es la pendiente de la distribución de los sismos en escala logarítmica de la distribución G-R, (se puede considerar como el exponente de escalamiento en la ley de potencias), la cual se ha demostrado que tiene una relación directa con el esfuerzo promedio para una región en particular, o puede también verse como una forma de cuantificar el tamaño promedio de las rupturas (Wiemer y Wyss, 2002). El valor b generalmente es cercano a 1 (Zúñiga y Wyss, 2001). Valores de $b > 1$ se relacionan con una concentración de esfuerzos menores (Zúñiga y Wyss, 2001; Wiemer y Wyss, 1997) y viceversa. La constante a es una medida del nivel de sismicidad o productividad sísmica de la región (Kossobokov et al., 2000), y corresponde al logaritmo del número de sismos con magnitudes mayores a cero, es decir, el total esperado de eventos en la región si se extrapola la relación hasta las magnitudes más pequeñas.

En la figura 2.1 se observa la relación G-R para el catálogo de México en el periodo de 1899 a 2012, en la cual aparece la magnitud mínima de completitud (M_c), nombre que recibe debido a que es la magnitud a partir de la cual el catálogo se puede considerar completo, y que posteriormente es usada como límite de corte del mismo para ajustar la parte lineal que satisfaga a la relación G-R. Es notorio que no todos los eventos se ajustan a la recta, principalmente los sismos con magnitudes pequeñas, así como los más grandes,

por esa razón es utilizada la M_c . Esto se atribuye a que muchos de los eventos pequeños no logran ser registrados por las estaciones sísmicas, mientras que los eventos con magnitudes mayores ocurren con poca frecuencia y pueden no estar bien representados en la muestra o catálogo, lo que ocasiona la desviación de los eventos registrados de la recta. En otras palabras, se podría decir que si se contara con suficientes estaciones sísmicas bien distribuidas en todo el planeta, capaces de registrar todos los eventos, además de un tiempo de registro amplio, los eventos ajustarían perfectamente a la relación G-R.

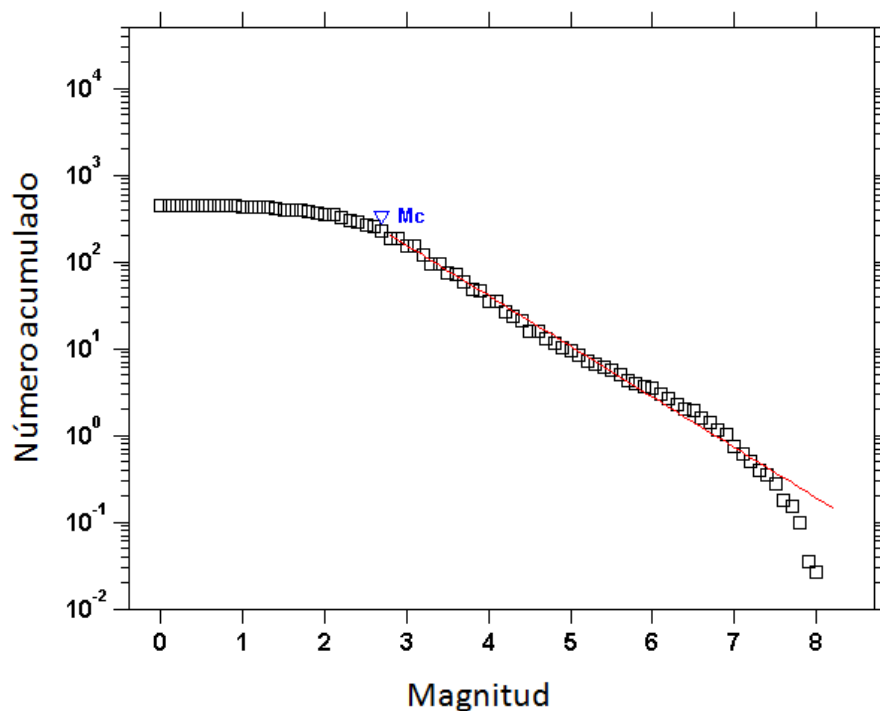


Figura 2.1.- Relación G-R para el catálogo completo de México en el periodo de 1899 a 2012 (cuadros representan el logaritmo del número de eventos acumulados). Se observa que los eventos no se ajustan perfectamente a la recta (línea roja).

El concepto de la auto-organización o auto-similitud de los sismos es fundamental para la validez de esta relación. Un objeto auto-similar o auto-semejante es en el que todo es exacta o aproximadamente similar a una parte de sí mismo (el fenómeno es igual a todas las escalas). Este concepto es una propiedad de los fractales que se describe como objeto semigeométrico cuya estructura básica, fragmentada o irregular, se repite a

diferentes escalas. El término fue propuesto por el matemático Benoît Mandelbrot en 1975 y deriva del latín “*fractus*”, que significa quebrado o fracturado (Mandelbrot, 1982).

Esta distribución auto-similar se presenta en forma escalada en orden descendiente respecto a sismos grandes; es decir que para un evento de cierta magnitud, habrá otros de menor magnitud en una escala de número de eventos definida. Por ejemplo, para un sismo de magnitud 7 habrá 10 de magnitud 5, para uno de magnitud 5 habrá 100 de magnitud 4 (si se tiene un exponente de escalamiento igual a 1.0), y así sucesivamente debido a que el escalamiento aumenta exponencialmente; es decir, una ley de escalamiento o de potencias que de forma matemática es llamada “ZipF” (Bak, 1996).

Sin embargo, se ha explorado la relación G-R debido a su variabilidad en distintas regiones del mundo, para poder explicar las distribuciones de frecuencia-magnitud. Se han propuesto dos modelos principales: (1) Se considera que cada falla tiene asociada una ocurrencia de sismos característicos, (2) mientras que en segundo plano se argumenta que si existe una definida ley de potencias de la relación frecuencia-magnitud. Un ejemplo para el primer modelo se presenta en la figura 2.2 que representa a la zona sismogénica correspondiente a la subducción de la placa de cocos en la costa del estado de Oaxaca (SUB 3 de acuerdo a la regionalización de Zúñiga et al., 2011), donde la auto-similitud no se cumple al no tener eventos entre las magnitudes $5.5 \leq M \leq 6.5$, lo que implicaría un área con preferencia a ciertas rupturas sobre otras (Zúñiga et al., 2011). Por otra parte, en la figura 2.3 se presentan observaciones que favorecen al segundo modelo (Turcotte, 1997; Figueroa Soto, 2009) donde se observa un comportamiento fractal de la sismicidad.

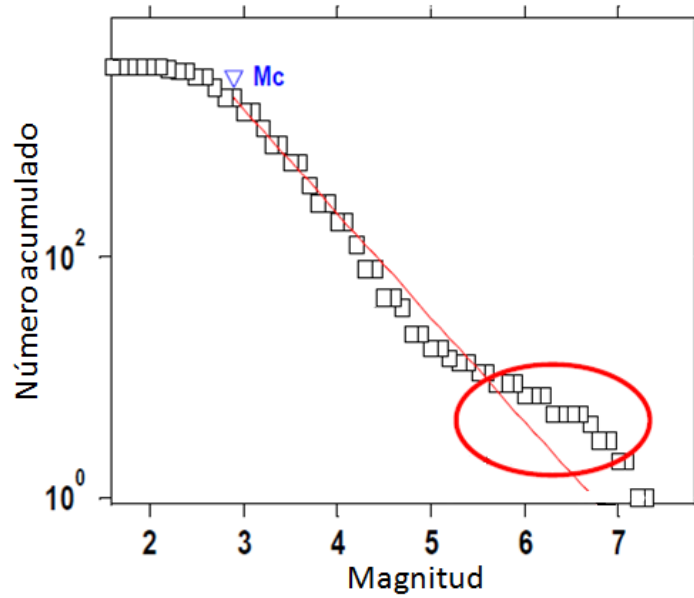


Figura 2.2.- Relación G-R para la zona de subducción de Cocos en el estado de Oaxaca "SUB3" (cuadros representan el logaritmo del número de eventos acumulados). Se observa la desviación de la auto-similitud para eventos de magnitudes desde 5.5 a 6.5 (círculo rojo).

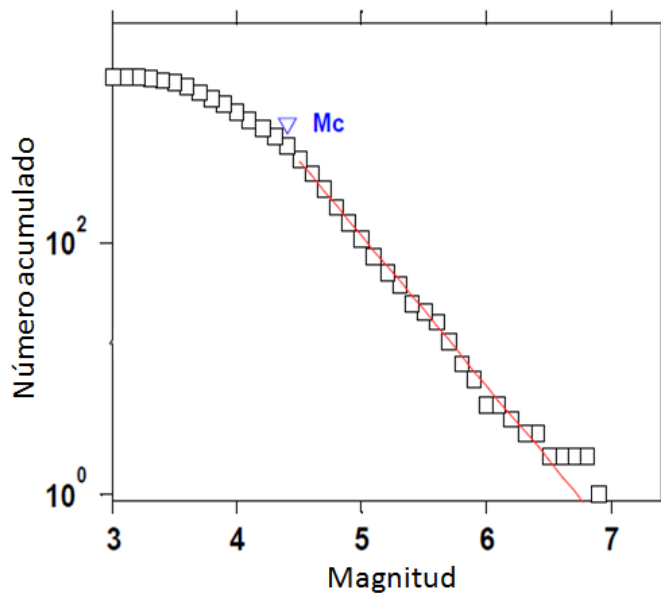


Figura 2.3.- Relación G-R para el catálogo de Italia en la que los cuadros representan el logaritmo del número de eventos acumulados (imagen tomada de Figueroa Soto, 2009). Se observa un buen ajuste el cual es indicativo de la auto-similitud propuesta por el segundo modelo.

Otro modelo estadístico ampliamente utilizado en sismología es la **Ley de Omori-Utsu**, el cual simula el decaimiento del número de réplicas con respecto al tiempo. Fue

propuesta por Omori en 1894 al observar el sismo de Nobi (1891) en Japón ($M=8.4$). Omori observó que el número de réplicas decrecía en el tiempo, lo que lo condujo a proponer un modelo que describiera este proceso. Posteriormente investigaciones de fracturas de rocas por (Utsu, 1957; Utsu et al., 1995) dieron lugar a una expresión general para el número de réplicas ocurriendo en un intervalo de tiempo unitario (Utsu, 1961), representada por:

$$n(t) = \frac{K}{(t + c)^p} \quad (2.2)$$

Donde $n(t)$ denota la frecuencia de réplicas por unidad de tiempo que decrece con una tasa en ley de potencias, t es el tiempo después del evento principal, K depende del límite inferior de magnitudes de las réplicas consideradas en $n(t)$. p y c son constantes independientes de esta elección del límite inferior en la magnitud. El valor p es la tasa de decaimiento de las réplicas. La relación es conocida como la ley modificada de Omori, o relación Omori-Utsu (Utsu et al., 1995; Utsu, 1961) e implica una propiedad de escalamiento entre el evento principal y sus posteriores réplicas (Ogata, 1988). Para valores pequeños de b (valor b de la relación G-R) tendremos un decaimiento lento (Wiemer y Katsumata, 1999) considerando que $b \in (0.8, 1.2)$.

2.3 La distribución de Poisson

La distribución de Poisson es una distribución de probabilidad discreta, la cual permite determinar la probabilidad de ocurrencia de un suceso en un periodo de tiempo. Cuando un suceso ocurre de forma aleatoria, con una tasa media de retorno, y su ocurrencia es independiente del evento anterior, se le conoce como un proceso de Poisson. Éstos son ampliamente utilizados para estimar la probabilidad de que ocurra cierto evento a partir de una serie de tiempo aleatoria. En sismología estadística generalmente se considera la ocurrencia de sismos como procesos independientes, sin

memoria y aleatorios (*Inouye, 1937*). Por consiguiente, la distribución de Poisson es una herramienta que puede emplearse para realizar estudios de ocurrencia de eventos sísmicos y dar una estimación de peligrosidad.

Algunos investigadores sugieren que los sismos ocurren de forma independiente unos de otros y que los patrones de series de tiempo pueden descomponerse en distribuciones consecutivas de Poisson con diferentes tasas λ (promedio de eventos por unidad de tiempo). Es decir, que el tiempo de ocurrencia de un evento t_i y su consecutivo t_{i+1} son independientes (*Lomnitz, 1966; Lomnitz y Nava, 1983; Utsu, 1972*).

Para eventos aleatorios en el tiempo con una distribución de Poisson, los intervalos de recurrencia entre eventos sucesivos son independientes y exponencialmente distribuidos como variables aleatorias con una función de distribución acumulativa:

$$F(t) = 1 - e^{-\lambda t} \quad (2.3)$$

Donde λ es la tasa promedio de eventos, e representa el número de Euler (2.718) y t el periodo de tiempo.

El número de eventos x en un intervalo de tiempo de longitud t obedece la distribución de Poisson:

$$P(x, \lambda) = \frac{(\lambda t)^x}{x!} e^{-\lambda t} \quad (2.4)$$

En la figura 2.4 se observa:

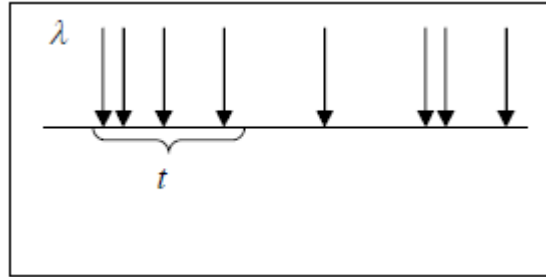


Figura 2.4.- En un intervalo de longitud t el número de eventos sigue una distribución de Poisson.

2.4 La distribución de Weibull

Weibull (1939) estudió las variaciones del esfuerzo en muestras de roca, observando que las variaciones del esfuerzo eran similares a la distribución de las longitudes de microgrietas en la muestra. La distribución de Weibull (exponencial estirada) toma su nombre de estos estudios.

En sismología se propone que los terremotos sobre una falla específica con magnitudes a un valor dado tienen una distribución de tiempos de recurrencia. El promedio del tiempo de recurrencia puede relacionarse con la tasa de deformación y esfuerzo acumulado en la falla (Yakovlev *et al.*, 2006).

Una distribución Poissoniana de tiempos de recurrencia no tiene memoria del último evento. Yakovlev *et al.* (2006) proponen que la distribución de tiempos de recurrencia debe ser más delgada que la exponencial, si el promedio de tiempos de recurrencia decrece desde el último terremoto. Este requerimiento se ajusta bien a una distribución de Weibull.

Por su gran flexibilidad, esta distribución ha sido empleada en una amplia gama de aplicaciones de ingeniería (Weibull, 1951; Meeker y Escobar, 1991). Sin embargo, también ha sido ampliamente utilizada para simular la distribución de los tiempos de recurrencia de terremotos (Hagiwara, 1974; Rikitake, 1976, 1982).

La distribución de Weibull considera además que la probabilidad de que suceda un evento depende del evento anterior y su gran flexibilidad a los datos permite tener una buena aproximación de la realidad. Por ejemplo, no se podría considerar una distribución de tiempos de recurrencia tipo Gaussiana, debido a que esto implicaría que la mayor parte de los sismos tengan lugar alrededor del promedio. Por lo tanto se debe considerar un modelo de distribución exponencial (Weibull). El modelo para la función de distribución acumulativa de Weibull queda definido por:

$$F(t) = 1 - e^{-\left(\frac{t}{\alpha}\right)^\beta} \quad (2.5)$$

Donde α y β son parámetros de escala y forma, respectivamente, e representa el número de Euler (2.718) y t el periodo de tiempo. La función de densidad de probabilidad de Weibull está definida por:

$$P(t) = \frac{\beta}{\alpha} \left(\frac{t}{\alpha}\right)^{\beta-1} e^{-\left(\frac{t}{\alpha}\right)^\beta} \quad (2.6)$$

Donde $\alpha > 0$ y $\beta > 0$.

2.5 El método Monte Carlo

El método Monte Carlo es una poderosa herramienta para aproximar expresiones matemáticas complejas a partir de un proceso de generación de números aleatorios. Su desarrollo data aproximadamente desde 1944 durante las investigaciones de John von Neumann y Stanislaw Ulam durante el desarrollo de la bomba atómica (*Ulam et al., 1947; Metropolis y Ulam, 1949; Ulam, 1950*).

En geofísica, su principal papel ha sido el de una herramienta de optimización global y sus primeras aplicaciones se dieron en los últimos años del siglo pasado. Un número considerable de artículos fueron redactados en un periodo corto de tiempo (*Stoffa y Sen, 1991; Gallagher et al., 1991; Wilson y Vasudevan, 1991; Smith et al., 1992; Sen y Stoffa, 1992; Sambridge y Drijkoningen, 1992; Scales et al., 1992*), la mayoría de estos en el área de sismología (*Sambridge y Mosegaard, 2002*).

Actualmente, la implementación del método Monte Carlo va más allá que solo una generación de números aleatorios para evaluación de funciones complejas. Debido a que existen problemas con alta complejidad, multidimensionales, no lineales, etc., se han creado metodologías rápidas y con suficiente confiabilidad para resolverlos. Estas metodologías son los llamados Algoritmos Evolutivos “AE”, ya que se basan en el principio de la selección natural propuesta por Darwin (*Michalewicz, 1996*). Entre los más usados se encuentran los Algoritmos Genéticos “AG” (*John Holland, 1975*). Estas técnicas permiten resolver problemas complejos en un tiempo de cómputo y confiabilidad razonable. Sin embargo, cabe señalar que estos métodos son en esencia una simulación Monte Carlo, con la diferencia de que la búsqueda de los parámetros de interés está regulada con base a operadores genéticos.

Es importante mencionar que, el espacio de búsqueda está ampliamente condicionado por la distribución de los números aleatorios generados. Por lo tanto, es necesario resaltar la importancia de la simulación Monte Carlo en esta primera etapa.

Para el caso de una sola variable el procedimiento es el siguiente:

1. Generar una serie de números aleatorios, r_1, r_2, \dots, r_n uniformemente distribuidos en un intervalo $[0,1]$.
2. Usar esta secuencia para producir otra, x_1, x_2, \dots, x_n , distribuida de acuerdo a la distribución de probabilidad de interés.

3. Usar la secuencia de valores x para estimar alguna propiedad de $f(x)$.
4. Repetir el proceso utilizando la media, mediana o toda la distribución de la secuencia x para obtener los parámetros de interés.

Esto se representa en la figura 2.5.

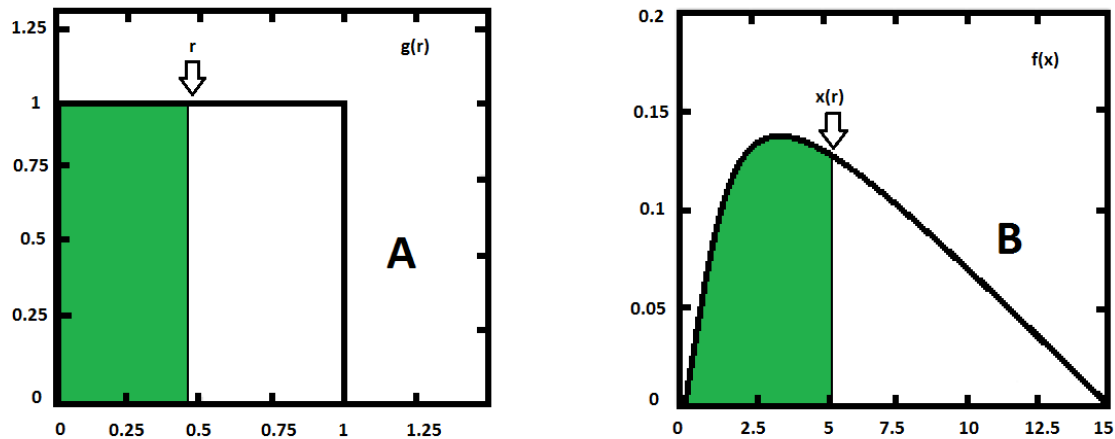


Figura 2.5.- A) Generación de números aleatorios uniformemente distribuidos en un intervalo $[0,1]$. B) Construcción de otra secuencia a partir de la primera con otra distribución de probabilidad.

Formalmente, el cálculo Monte Carlo no es otra cosa que una integración. Para integrales unidimensionales pueden usarse otros métodos numéricos más optimizados. Sin embargo, el método Monte Carlo es bastante útil para integraciones multidimensionales.

En sismología se puede emplear para generar catálogos sintéticos con ciertas distribuciones en cuanto al tiempo de recurrencia.

2.6 Algoritmos evolutivos

Los algoritmos evolutivos (AE) son algoritmos de optimización que pertenecen a la rama de las meta-heurísticas basadas en población, las cuales son consideradas como técnicas bio-inspiradas, aunque cabe señalar que entran en la clasificación de los métodos

Monte Carlo por que involucran en todo momento generación de números aleatorios. El termino meta-heurísticas provienen del griego “meta” (mas allá) y “heuriskein” (encontrar o descubrir), y se consideran biológicamente inspiradas, debido a que se basan en la observación del comportamiento de ciertas especies. Estas técnicas se han desarrollado en el campo de la inteligencia artificial o más recientemente inteligencia computacional (*Alan Turing, 1950*) y se han aplicado desde entonces a más ramas de la ciencia.

Las metaheurísticas se aplican en un gran número de áreas, tales como aerodinámica (*Mulgund et al., 1998*), automotores y robótica (*Bodin y Golden, 1981*), aprendizaje automático (*Zhang y Cho, 2000*), modelado de sistemas (*Hannan et al., 2001*), señales y procesamiento de imágenes (*Takanami y Kitagawa, 2002*), etc.

En la programación de una metaheurística deben considerarse dos aspectos: (1) la exploración del espacio de búsqueda (diversificación) y (2) la explotación de la mejor solución encontrada (intensificación). En la diversificación, las regiones no exploradas deben ser visitadas para asegurar que todas las regiones del espacio de búsqueda sean evaluadas y que la búsqueda no esté confinada a reducir el número de regiones, mientras que en la intensificación, las regiones prometedoras son explotadas más a fondo con el objetivo de encontrar mejores soluciones (*Talbi, 2009*).

El principio detrás de un AE es un proceso de optimización natural: la evolución biológica. Como se mencionó anteriormente, este tipo de algoritmos de optimización se clasifican dentro de las técnicas Monte Carlo debido a que usan procesos aleatorios para controlar los componentes de la búsqueda, con la diferencia a que se rigen bajo el supuesto biológico de la “supervivencia del más apto”. Además, combina nociones como la herencia, con un intercambio estructurado y aleatorio de características entre individuos o posibles soluciones, conformando un algoritmo de búsqueda que puede aplicarse para resolver problemas de optimización en diversos campos (*Goldberg, 1989*).

En teoría de inversión siempre se busca minimizar o maximizar una función, o lo que es lo mismo, un problema de optimización. Sin embargo, existen funciones con mínimos y máximos locales que podrían considerarse como la solución al problema, distando de ser ésta la solución óptima, o aumentando exponencialmente el tiempo de cómputo. Las técnicas meta-heurísticas han demostrado ser una opción para resolver problemas con funciones que presenten estas características, ya que no requieren linealizar el problema directo, ni calcular derivadas parciales, pueden usar diversos criterios de ajuste y evitan inestabilidades numéricas asociadas a la matriz de inversión. Además, su búsqueda es global, por lo tanto, reduce la tendencia de quedar atrapado en un mínimo local y evita la dependencia de usar una solución inicial (*Gallagher y Sambridge, 1994*).

Dentro de la rama de los AE se encuentran los Algoritmos Genéticos (AG), que han sido los de mayor popularidad dentro de las ciencias de la Tierra. También se encuentran las Estrategias de Evolución (EE) y la Programación Evolutiva (PE) (*Bäck y Schwefel, 1993*), la cual concierne a este trabajo.

2.6.1 Programación evolutiva

La técnica de la Programación Evolutiva (PE) enfatiza los nexos de comportamiento de padres e hijos, en vez de buscar emular operadores genéticos específicos, como lo hacen los AG, en los cuales existe cruce entre individuos. Sin embargo todos los AE utilizan terminología tomada de la genética. Se habla de *individuos* o *modelos* en una *población* a las posibles soluciones del problema. La población se somete a una *evolución* simulada en la cual cada iteración representa una *generación*. En cada generación, las soluciones relativamente buenas tienden a sobrevivir, mientras que las malas están más propensas a morir. Para distinguir la calidad entre las diferentes soluciones, se hace uso de una evaluación, denominada *función objetivo* o de *aptitud*, la cual juega el papel del ambiente.

Se podría decir que, el proceso evolutivo ejercido en la población corresponde a una búsqueda a través de un espacio de soluciones potenciales (Michalewicz, 1996).

En la figura 2.6 se muestra un esquema general de la construcción de un AE mediante la técnica de PE. Se inicia definiendo o representando al individuo, en donde se define el espacio de búsqueda y se adapta el entorno de la PE. El algoritmo crea una población inicial de manera aleatoria de tamaño n (individuos o soluciones candidatas), las cuales actúan como el inicio del proceso de búsqueda de la solución de problema en cuestión. El operador de variación del algoritmo es la *mutación*. Ésta se encarga de producir un descendiente hijo por cada individuo de la población inicial con un ligero cambio en su información genética. Cada metaheurística está diseñada para evaluar una función objetivo o *fitness* encargada de dar a conocer la aptitud del individuo. El operador de *selección* usa un mecanismo de torneo probabilístico que consiste en enfrentar a los individuos de la población inicial o generación posterior contra sus descendientes, con el objetivo de que las mejores soluciones pasen a la siguiente ronda y serán la nueva población.

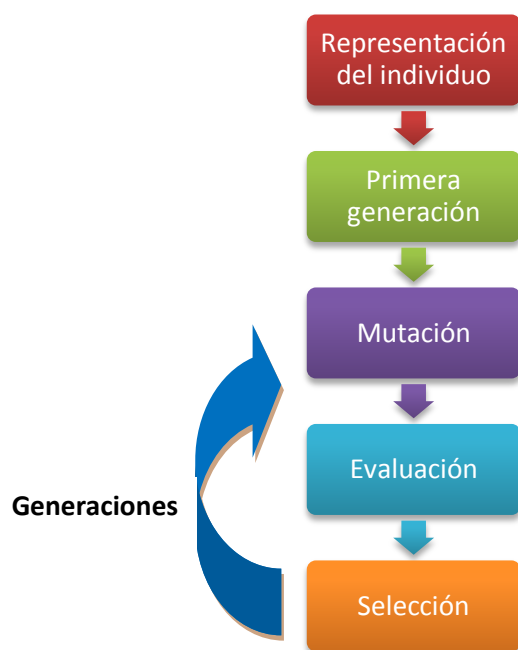


Figura 2.6.- Esquema general de un AE.

2.6.2 Justificación del AE

Cuando se enfrenta a un problema inverso, uno de los primeros cuestionamientos es si tiene solución única. El problema de la *no unicidad* se refiere a que existen infinitas soluciones que ajustan a los datos observados y calculados. En el caso del modelo estocástico propuesto en esta tesis, se refiere a la distribución de Poisson (1.4), ya que existen infinitos valores de lambda (λ) que satisfacen a esta distribución de probabilidad. Este problema se puede reducir su complejidad si información previa de los parámetros del modelo es impuesta en el proceso de inversión (solución inicial), y se puede analizar examinando las propiedades globales de la función de error. Si esta función tiene más de mínimo, la solución no es única (figura 2.7).

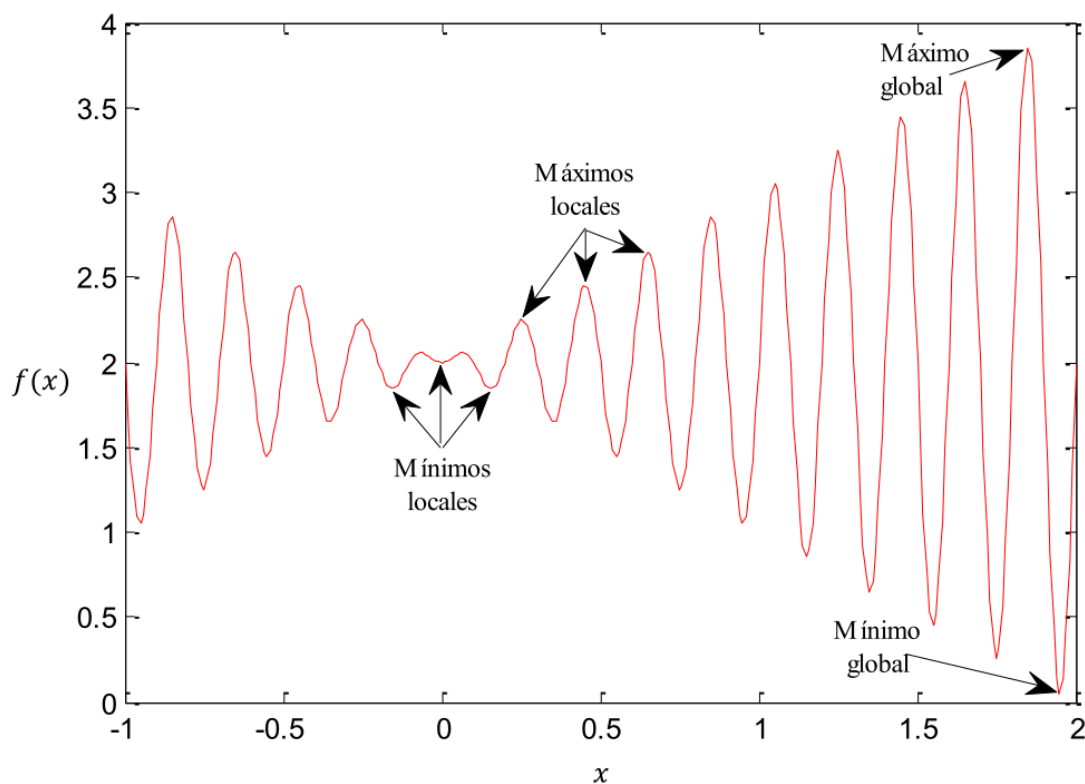


Figura 2.7.- Representación de mínimos y máximos en una función.

El despeje de λ de la distribución de Poisson (1.4) es necesario para la estimación del promedio de tiempo interevento de las concatenaciones en el modelo estocástico propuesto, dado que éste es la razón del periodo de tiempo en el que se estima la probabilidad de que ocurra un evento fuerte y el lambda en cuestión (la frecuencia de ocurrencia media de las concatenaciones correspondiente al periodo de tiempo en el que se estima la probabilidad). El despeje resulta evidente para $x = 0$, sin embargo, se complica para valores de $x > 0$, ya que se extendería la serie infinitamente ($e^{-\lambda} = 1 - \lambda + \frac{\lambda^2}{2!} - \frac{\lambda^3}{3!} + \dots - \frac{\lambda^n}{n!}$); es decir, existen infinitos valores de lambda que satisfacen a la distribución de Poisson, lo cual complica significativamente el problema ya que no es posible mediante métodos determinísticos acotar la serie de potencias y elegir el adecuado valor de lambda. Es necesario resolver este problema de forma óptima y en un tiempo de cómputo razonable. Por este motivo, se plantea estimar dichos parámetros mediante la construcción de un Algoritmo Evolutivo (AE) mediante la técnica de Programación Evolutiva (PE).

CAPÍTULO 3

ANTECEDENTES

La corteza terrestre está compuesta por placas tectónicas las cuales se mueven en diferentes direcciones produciendo choques entre ellas. Algunas se deslizan una contra otra (movimiento transcurrente), otras colisionan entre ellas (movimiento convergente) y generan lo que se denomina zona de subducción. En regiones donde se presenta distanciamiento entre placas (movimiento divergente) se les conoce como dorsales oceánicas. En la figura 3.1 se presenta el esquema general del movimiento entre placas.

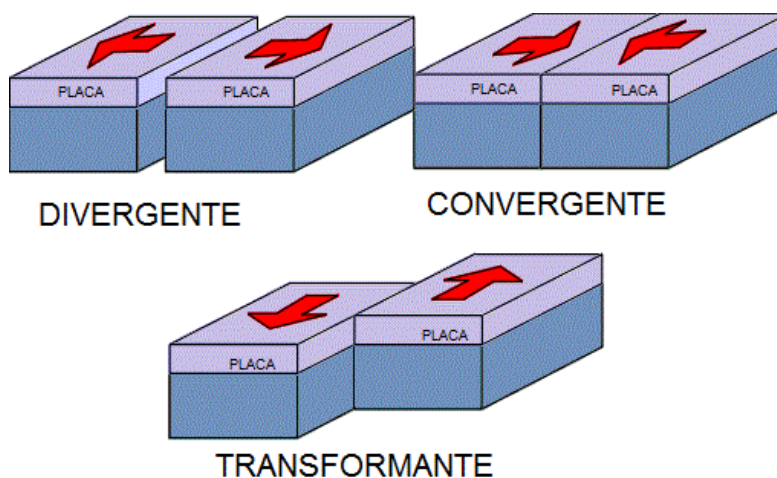


Figura 3.1.- Esquema general de movimiento entre placas tectónicas.

La corteza terrestre se comporta como un material frágil que se rompe por la acción de una fuerza externa que sobrepasa la resistencia del material. Cuando dos placas tectónicas o bloques de corteza terrestre están en contacto, se produce fricción entre ellas, manteniéndolas en contacto hasta que la fuerza acumulada sobrepasa la fricción que las mantiene en contacto. En ese momento se produce un sismo, el cual libera la

energía acumulada en forma de calor, deformación de roca y ondas sísmicas que se propagan por el interior de la Tierra (*Kostoglodov y Pacheco, 2000*).

Por causa de la gran interacción entre placas tectónicas, la mayoría de los sismos ocurren en los límites de éstas, lo cual ha ayudado a definir su geometría.

Como se mencionó anteriormente, la acumulación de energía en una zona de contacto generará un sismo si ésta sobrepasa la fuerza de fricción o resistencia de la roca. Sin embargo, cabe destacar que esto ocasionará que la corteza rompa a lo largo de un plano de falla, el cual es conocido por los sismólogos como zona de ruptura. En la figura 3.2 se representa una zona de ruptura.

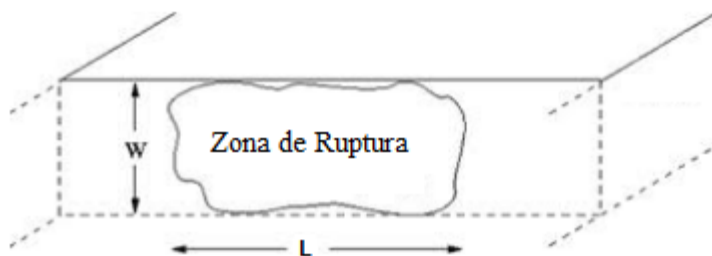


Figura 3.2.- Zona de ruptura a profundidad.

No es posible conocer las dimensiones exactas de una zona de ruptura, ya que en general no se tiene acceso directo al volumen que ha sido fracturado. Para cuestiones de modelado, es común representarse de manera simple (circular en caso de sismos pequeños y rectangular o elíptica en caso de sismos mayores).

En el pasado, se asumía que el área de ruptura estaba bien definida por el área de las réplicas después de un evento principal. Posteriormente, se postuló que era posible determinar esta área mediante una cuidadosa localización de un gran número de réplicas (*Udías et al., 1980*). No obstante, a pesar de que se ha visto que gran parte de las réplicas

ocurren en la periferia de la zona de ruptura del evento principal, esta área tiende a crecer, por lo que se considera que el área que corresponde al evento principal es menor o igual que la inferida por las réplicas que ocurren inmediatamente después (unas horas o algunos días) del evento principal (*Ñúñez et al., 1979*). Sin embargo, para efectos de simulación, el considerar el área de las réplicas como posible zona de ruptura aporta una aproximación razonable.

Actualmente, algunos autores como Mendoza C. y Hartzell S. (2013), por mencionar algunos, realizan estudios más detallados para conocer la distribución del desplazamiento del terreno e historia temporal del deslizamiento en una ruptura sísmica a partir de la inversión de las ondas detectadas en superficie (sismogramas), lo que arroja una estimación del área de ruptura con mayor precisión.

3.1 Sismicidad de México

México es un país con alta sismicidad y posee todas las interacciones posibles entre placas tectónicas (figura 3.3). Al noroeste, en el estado de Baja California existe un movimiento transformante entre la Placa Norteamericana y Placa Pacífico. Al Este del país, la Placa Rivera y Pacífico cuentan con una combinación de movimientos, extensión y transformante. En la parte Sureste, se tiene la tasa de sismicidad mayor del país y también la más significativa con respecto a la magnitud, producto de la interacción entre la Placa de Cocos y Norteamericana mediante un movimiento compresivo. Por último, al Sur existe movimiento transformante entre las Placas Caribe y Norteamericana.

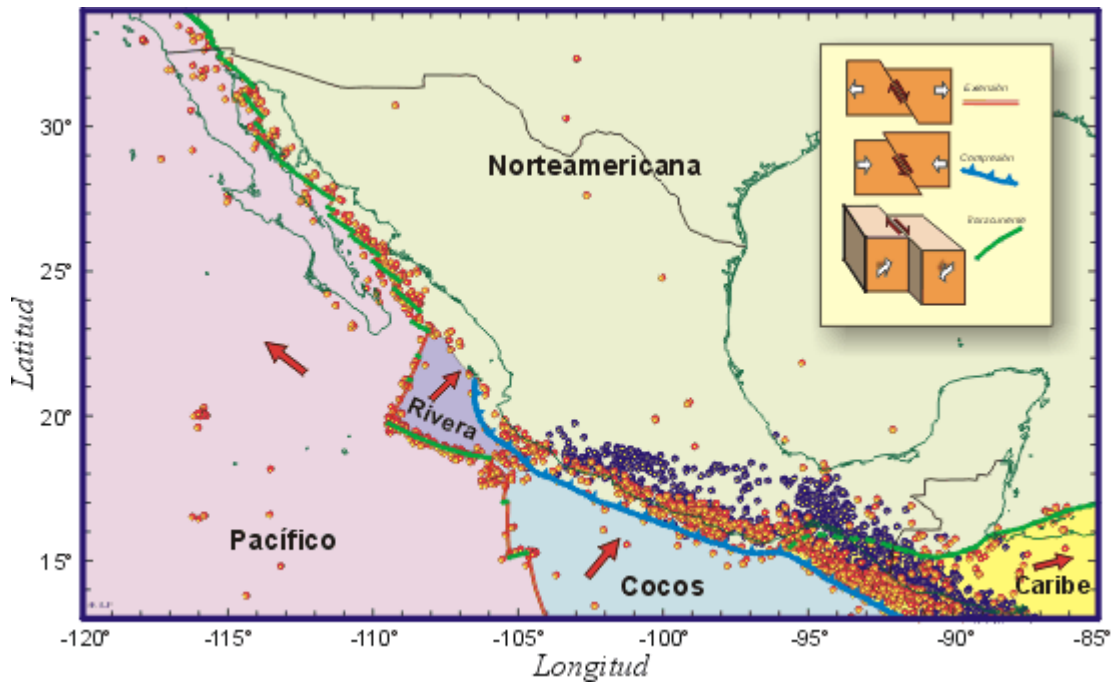


Figura 3.3.- Placas tectónicas en México y su relación con la sismicidad. Los puntos naranja representan sismos a menos de 30km de profundidad, mientras que los azules representan sismos a más de 30km de profundidad (Kostoglodov y Pacheco, 2000).

Kostoglodov y Pacheco (2000) recopilaron datos de sismicidad en México de cien años, para posteriormente identificar 53 eventos con $M \geq 7$, de los cuales 28 corresponden a la zona de subducción. En la tabla 3.1 se presentan los eventos de la zona de subducción. Cabe señalar que este catálogo no es uniforme en el sentido de que las magnitudes reportadas son una mezcla de varias medidas de magnitud. Se incluyen magnitudes a partir de ondas de cuerpo mB y mb , que fueron calculadas a periodos mayores de un segundo y menores, respectivamente, como también magnitudes medidas con ondas superficiales (M_s), magnitud de momento sísmico (M_w) y de energía (ME).

Tabla 3.1.- Eventos de mayor magnitud en la zona de subducción (Kostoglodov y Pacheco, 2000)

Fecha(día/mes/año)	Profundidad (km)	Magnitud
30/04/1986	22	7
19/05/1962	33	7
07/06/1982	19	7
11/05/1962	33	7.1
25/02/1996	15	7.1
14/12/1950	33	7.2
10/09/1993	34	7.2
25/10/1981	21	7.3
02/08/1968	16	7.3
14/09/1995	21	7.3
29/04/1970	44	7.3
22/02/1943	33	7.4
14/03/1979	25	7.4
23/12/1937	33	7.4
23/08/1965	12	7.4
19/04/1902	25	7.5
21/01/2003	10	7.6
30/01/1973	24	7.6
21/09/1985	17	7.6
29/11/1978	23	7.6
12/01/1903	33	7.6
23/09/1902	25	7.7
18/06/1932	33	7.8
28/07/1957	33	7.8
06/08/1942	50	7.9
09/10/1995	25	8
19/09/1985	15	8.1
03/06/1932	33	8.2

Para cada evento, además de su localización previa, se estimó el área de ruptura en superficie con base en la distribución espacial de sus réplicas. En la figura 3.4 se muestra este mapa.

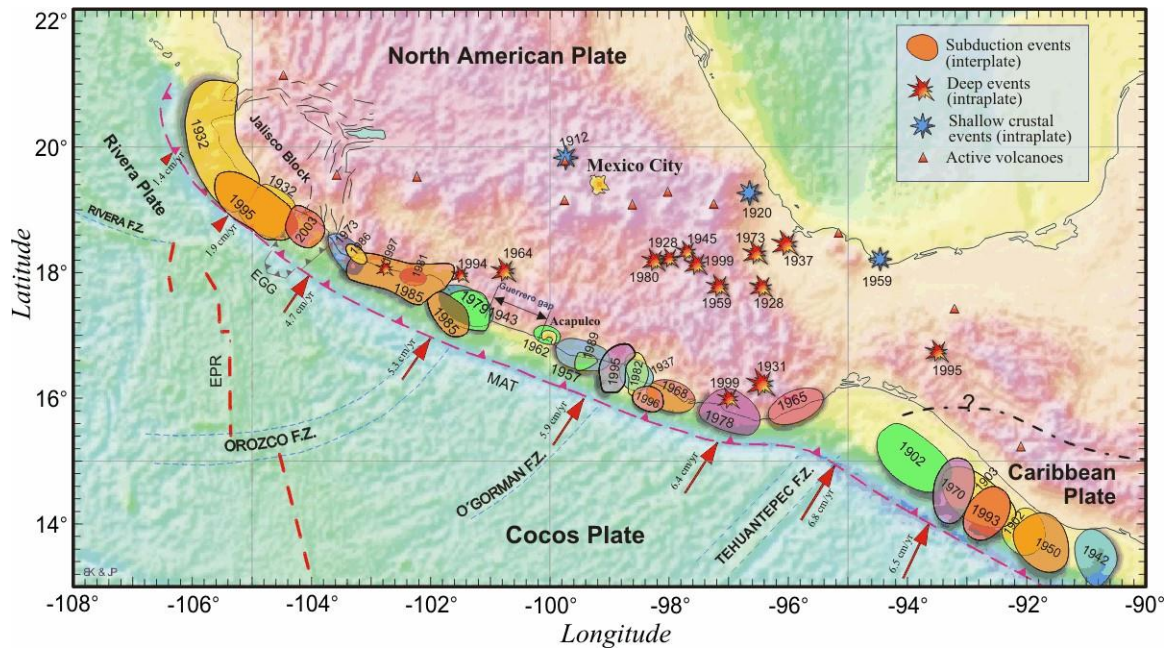


Figura 3.4.- Sismos mayores de México. Los sismos de subducción se representan como un polígono, donde el área de éstos informa sobre la distribución de sus réplicas y da una idea del largo promedio de la ruptura (Kostoglodov y Pacheco, 2000).

El sismo más grande que se registró en México durante el siglo XX, fue el 3 de Junio de 1932, ocurrido en las costas de Jalisco. Este terremoto tuvo una magnitud de 8.2 y una longitud de ruptura de ~280 km. Otro sismo importante, tanto por su tamaño como por los daños producidos fue el sismo de Michoacán del 19 de Septiembre de 1985. Este sismo se reporta con una magnitud de 8.1 y tuvo una ruptura de ~180 km que cubrió casi toda la costa del estado (Kostoglodov y Pacheco, 2000). Sin embargo, se tiene información histórica que indica que han ocurrido sismos de mayores dimensiones en el pasado, como es el caso del sismo del 28 de marzo de 1787, al cual se le ha estimado una magnitud de $M_w=8.6$ (ruptura ~450km) basada en la extensión de los daños y dimensión del tsunami que ocasionó (Suárez y Albini, 2009).

Cabe mencionar, a efecto de completar esta breve discusión, que aunque se sabe que la sismicidad presente en los límites de placas es la que predomina en México, también existe sismicidad cortical, la cual puede generar sismos significativos. Ejemplo de esto es el sismo ocurrido en Bavispe en el estado de Sonora, el cual tuvo una magnitud de

7.4 y el sismo de Acambay en el estado de México con una magnitud de 7.0, por mencionar algunos.

3.1.1 Regionalización Sismotectónica de México

En el pasado, se ha estudiado la sismicidad para caracterizar zonas sismogénicas que permitan el cálculo del riesgo sísmico. Sin embargo, al caracterizarlas se han descuidado otros argumentos, como detalles de la fuente sísmica o características de la energía liberada por eventos mayores (Zúñiga et. al., 2011).

Los catálogos sísmicos utilizados para caracterizar estas zonas sismogénicas carecían de homogeneidad y distaban mucho de ser catálogos completos en el intervalo de magnitudes consideradas en ingeniería. Adicionalmente, las diferentes consideraciones para determinar las magnitudes pueden inducir sesgos en las estimaciones de riesgo sísmico, por lo que es necesario realizar correcciones de magnitud (Zúñiga et. al., 2011).

En la figura 3.5 se observa el mapa sismotectónico de México propuesto por la Comisión Federal de Electricidad (CFE), en el cual se divide el país en 4 secciones.

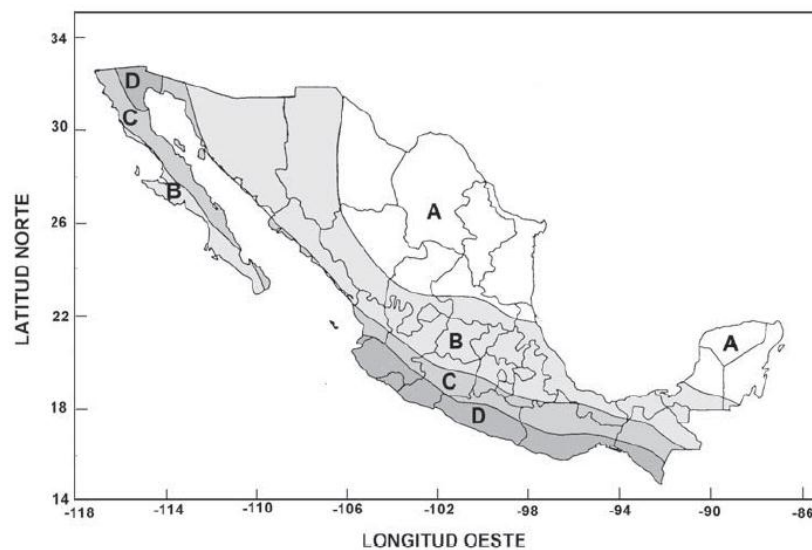


Figura 3.5.- Regionalización sísmica de México (CFE, 1993).

Donde la zona A es aquella donde no se tienen registros históricos de sismos y donde las aceleraciones del terreno se esperan menores al 10% de g . En la zona D ocurren con frecuencia temblores de gran magnitud ($M > 7$) y las aceleraciones del terreno pueden ser superiores al 70% de g . Los niveles de sismicidad y de aceleración propios de las zonas B y C están acotados por los valores correspondientes de A y D, los temblores grandes son poco frecuentes (Zúñiga y Guzmán, 1994).

En la mayoría de los trabajos, diversas investigaciones sobre sismicidad han discutido sobre la variabilidad del valor b tanto en escala local como regional (Wiemer y Wyss, 2002). Zúñiga et al., (2011) han discutido sobre esta variación y su relación para actualizar la regionalización sismotectónica de México con fines de riesgo sísmico en México, ellos discuten además que son pocos los trabajos donde se ha enfocado el estudio de la variabilidad del valor b con el tiempo. La figura 3.6 presenta una regionalización teniendo como base el valor b , en el cual se da una mejor perspectiva acerca de la sismicidad presente en nuestro país, debido a que este parámetro muestra las diferentes características de las regiones definidas, utilizando diferentes métodos para su determinación y comparando los resultados con las observaciones de sismos grandes para cada región delimitada.

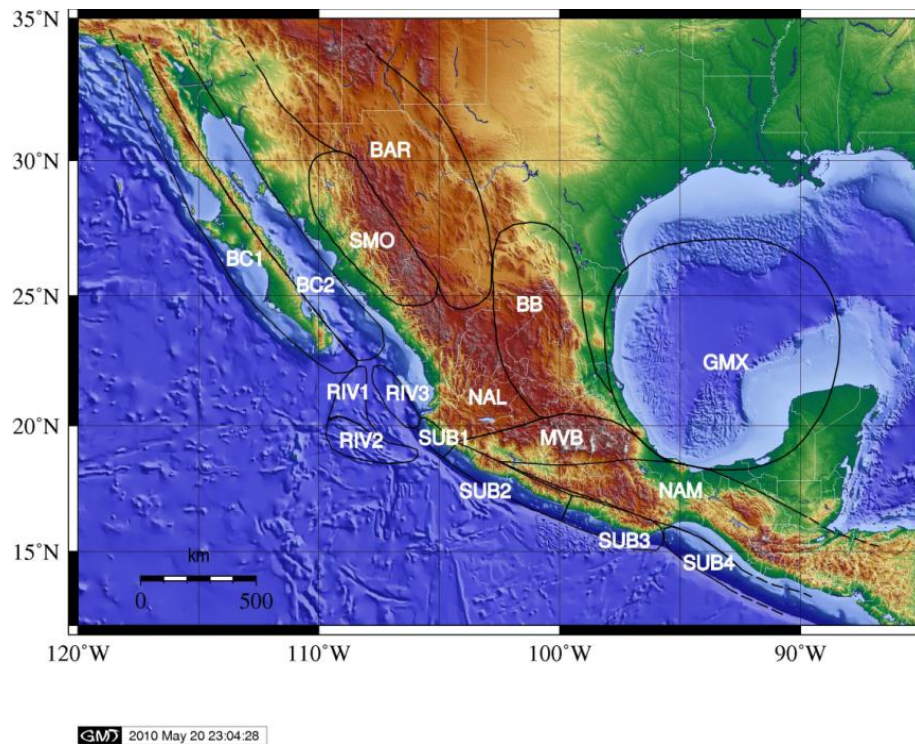


Figura 3.6.- Mapa sismotectónico de México, (Zúñiga, Figueroa y Suárez, 2012).

Características de las Regiones Sismotectónicas:

SUB1.- Eventos de subducción someros ($h < 40$ km) relacionados a acoplamiento intermedio. Zona de transición entre la convergencia placas Rivera - Norte América y la convergencia de las placas de Cocos y Norte América. SUB2.- Eventos de subducción someros ($h < 40$ km) relacionados a un fuerte acoplamiento. Convergencia de las placas de Cocos - Norte América. SUB3.- Eventos de subducción someros ($h < 40$ km) relacionados a un fuerte acoplamiento. Zona de transición en la convergencia de las placas de Cocos - Norte América. SUB4.- Eventos de subducción someros ($h < 40$ km) relacionados a un fuerte acoplamiento. Convergencia de las placas de Cocos - Caribe. IN1.- Eventos intra-placa de profundidad intermedia ($40 \text{ km} \leq h < 180$ km) para la zona de la placa de Cocos. Extensión en profundidad de la zona SUB2. IN2.-Eventos intra-placa de profundidad intermedia ($40 \text{ km} \leq h < 255$ km). Zona de transición de la Placa de Cocos. IN3.- Eventos intra-placa de profundidad intermedia ($40 \text{ km} \leq h < 460$ km) para la zona de la placa de Cocos. Extensión en profundidad de la zona SUB4. MVB.- Eventos intra-placa someros

(placa Norte América) ($h < 15$ km) en la zona de México Central. Provincia de la Faja Volcánica Trans Mexicana. NAM.- Eventos intra-placa someros (placa Norte América) ($h < 15$ km) en la zona Sur este de México. No relacionada al régimen volcánico de la provincia MVB. BC1.- Eventos intra-placa someros (placa del Pacífico) ($h < 20$ km). Baja California. BC2.- Eventos Intra-placa (placas Pacífico-Norte América) someros ($h < 15$ km). Golfo de Baja California región de California. SMO.- Eventos intra-placa (placa Norte América) someros ($h < 20$ km). Provincia de la Sierra Madre. BAR.- Eventos intra-placa (placa Norte América) someros ($h < 15$ km). Posible extensión de la provincias de “Basin and Range” del rift Río Grande. BB.- Eventos intra-placa (Norte América) someros ($h < 15$ km). Provincia de la cuenca de Burgos. RIV1.- Eventos someros ($h < 15$ km) inter-placa. Interfaz de fallamiento normal Pacífico-Rivera. RIV2.- Eventos someros ($h < 15$ km) inter-placa. Interfaz de fallamiento Strike-slip Pacífico-Rivera. RIV3.- Eventos someros ($h < 15$ km) inter-placa. Acoplamiento débil en la convergencia de las placas Rivera-Norte América. GMX.- Eventos someros intra-placa (Norte América) ($h < 20$ km). Provincia del Golfo de México. NAL.- Sismicidad escasa, zona de fallamiento somero.

Producto de esta regionalización, Mendoza Ponce (2012) estima los tiempos de recurrencia para eventos de $M \geq 7$ en las regiones sismotectónicas, con el objetivo de aportar una estimación de la peligrosidad en cada zona.

Esta regionalización no es única, sin embargo proporciona una zonificación coherente y sistematizada que combina la mayor parte de los datos y características generales de la sismicidad histórica y presente del país.

3.2 Relaciones empíricas de magnitud vs ruptura

Las medidas de largo, ancho y desplazamiento de una falla tienen relación con la magnitud del sismo. En primera instancia se debe entender al momento sísmico M_0 como

una estimación puntal de la energía liberada en forma de ondas elásticas (*Hanks y Kanamori, 1979*), dada por la siguiente ecuación:

$$M_o = \mu AD \quad (3.1)$$

Donde μ es el modulo de rigidez, A es el área de ruptura y D es el desplazamiento promedio en A .

La relación entre el momento sísmico y la magnitud de momento M_w está dada por (*Hanks y Kanamori, 1979*):

$$M_w = \frac{2}{3}(\text{Log}M_o) - 16 \quad (3.2)$$

Sin embargo, para conocer A es necesario estimar el largo y ancho del área de ruptura.

Wells y Coppersmith (1994) propusieron una serie de relaciones empíricas con base en una compilación de terremotos históricos. Ellos encontraron la relación entre el área de ruptura (RA) y la magnitud (M):

$$M = 4.07 + 0.98\text{Log}(RA) \quad (3.3)$$

En la figura 3.7 se muestra el modelo de regresión obtenido.

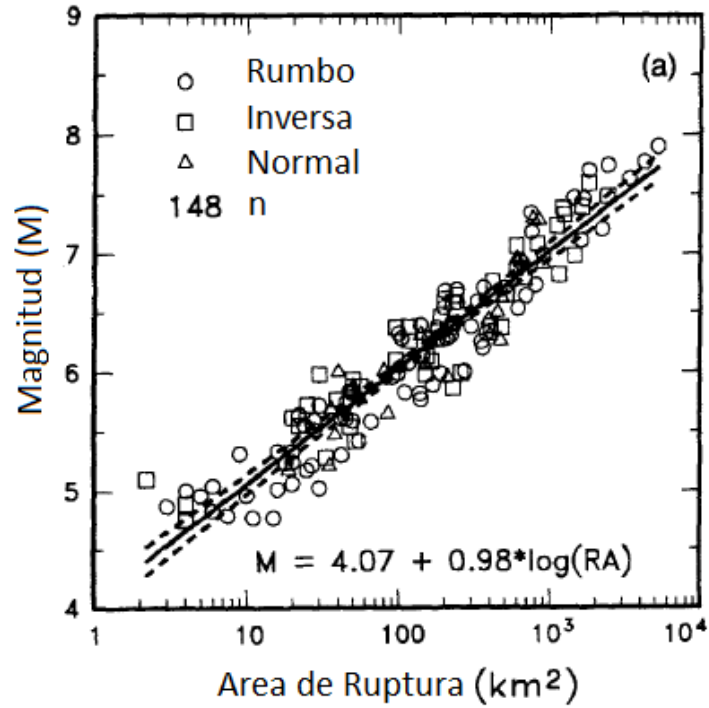


Figura 3.7.- Relación del área de ruptura contra magnitud. Círculos representan datos de fallas de rumbo, cuadros de fallas inversas y triángulos de fallas normales. Línea continua representa la relación. Líneas discontinuas representan intervalos del 95% de confianza.

Sin embargo, la ecuación más utilizada para fines prácticos, es la que relaciona la longitud de superficie de ruptura (SRL) y la magnitud de momento (*Wells y Coppersmith, 1994*):

$$M = 5.08 + 1.16 \text{Log}(SRL) \tag{3.4}$$

Se presenta el modelo en la figura 3.8:

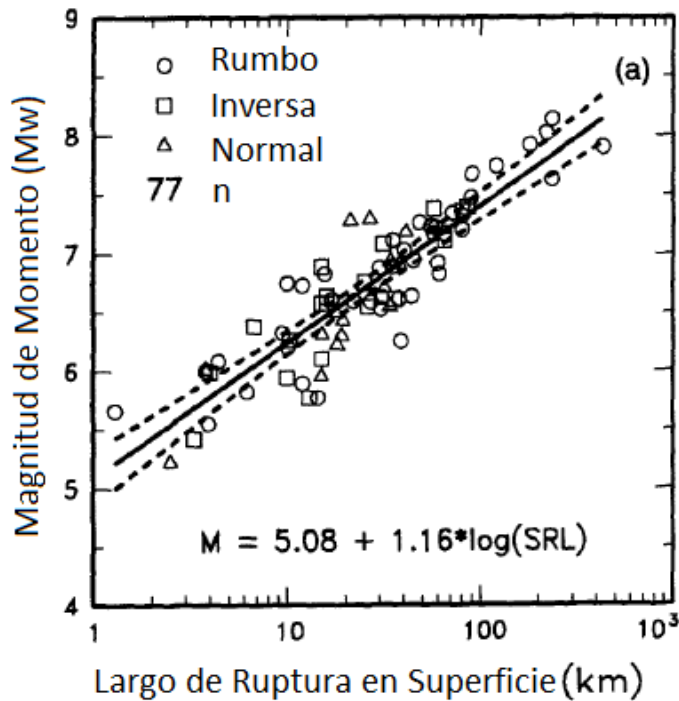


Figura 3.8.- Relación de la longitud de ruptura en superficie contra magnitud de momento. Círculos representan datos de fallas de rumbo, cuadros de fallas inversas y triángulos de fallas normales. Línea continua representa la relación. Líneas discontinuas representan intervalos del 95% de confianza.

Cabe señalar, que estas relaciones empíricas indican el promedio de magnitud a partir dado un largo de ruptura en superficie. A pesar de que existe una buena correlación lineal ($0.71 \leq r \leq 0.78$), también existe un error o una desviación estándar ($0.24 \leq \sigma \leq 0.41$) en unidades de magnitud. Por lo que el considerar una ruptura en superficie de 300 km, en promedio correspondería a un evento de $M = 8.0 \pm 0.24$ en el mejor de los casos. Sin embargo, es importante comentar que estas relaciones presentan mayor dispersión para eventos mayores, además de que se cuenta con pocos datos, por lo que se considera que la magnitud correspondiente a rupturas grandes es poco confiable y por lo tanto subestimada.

En la tabla 3.2 se muestran algunos ejemplos obtenidos de la relación anterior:

Tabla 3.2.- Relación entre la longitud de ruptura en superficie y la magnitud del evento aproximada.

Longitud de la ruptura en superficie (km)	Magnitud aproximada (<i>M_w</i>)
5	5.9 ± 0.24
20	6.5 ± 0.24
50	7.0 ± 0.24
100	7.4 ± 0.24
200	7.7 ± 0.24
300	8.0 ± 0.24
400	8.1 ± 0.24
500	8.2 ± 0.24
1000	8.6 ± 0.24
2000	9.0 ± 0.24

No obstante, estas relaciones no son únicas. Stirling, et al., (2013) discuten sobre la importancia de seleccionar una adecuada relación de escala entre la magnitud del sismo y el largo de ruptura o el área para cuestiones de estudios de riesgo sísmico. Básicamente todas las relaciones que existen se basan en modelos de regresión que combinan datos históricos como recientes. Estos autores compilaron una gran cantidad de regresiones y las clasificaron de acuerdo al régimen tectónico. Sin embargo, para efectos de este estudio, las variaciones entre estas relaciones no son relevantes.

CAPÍTULO 4

DATOS Y METODOLOGÍA

Para este trabajo se cuenta con el catálogo sismológico de México tomado de Zúñiga (comunicación personal, 2012). Este catálogo contiene la información de 72,829 eventos que han ocurrido en México entre 1899 y 2012. Sin embargo, el número de eventos en la zona de estudio es de 27,106.

Esta compilación de eventos ha tomado en cuenta catálogos publicados por: Gutenberg y Richter (1954); Duda (1965); Figueroa (1970); Miyamura (1976); Abe (1981); Singh et al. (1984). Así mismo, se consideran catálogos de reconocidas agencias como: El Centro Internacional de Sismología (ISC), Servicio Geológico de los Estados Unidos (PDE reportados por NEIC), La Administración Nacional Oceánica y Atmosférica de Estados Unidos (NOAA), el Servicio Sismológico Nacional (SSN) y la Red Sísmica del Noreste de México (RESNOM). De las figuras 4.1 a la 4.8 se muestran todos los eventos considerados.

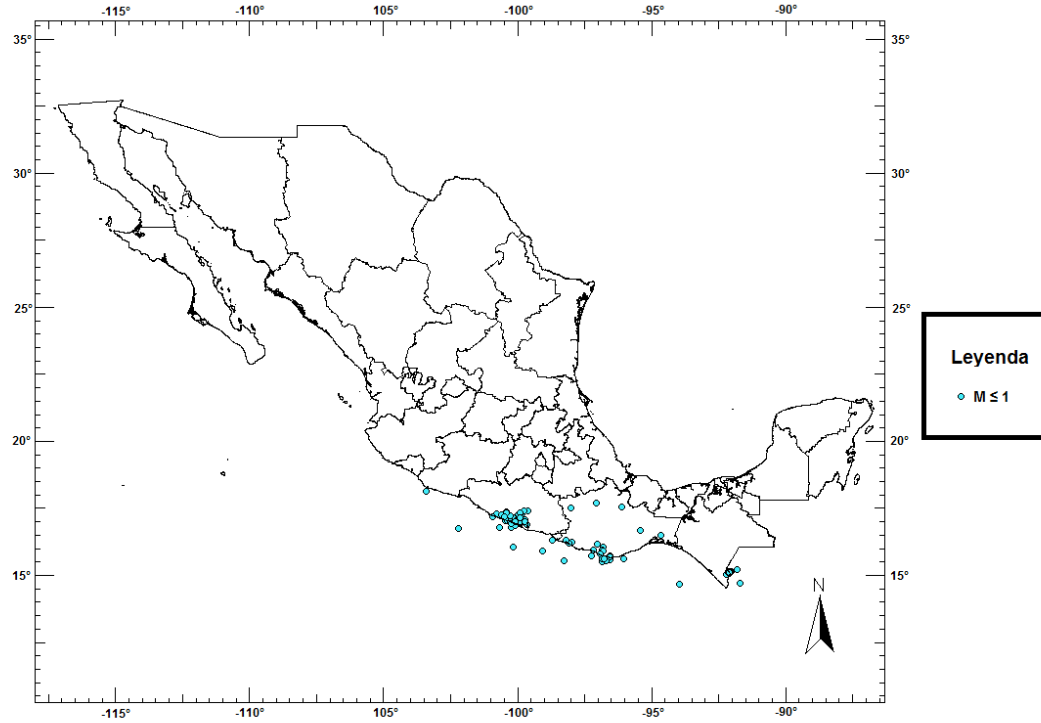


Figura 4.1.- Sismos de magnitud menor o igual a 1.

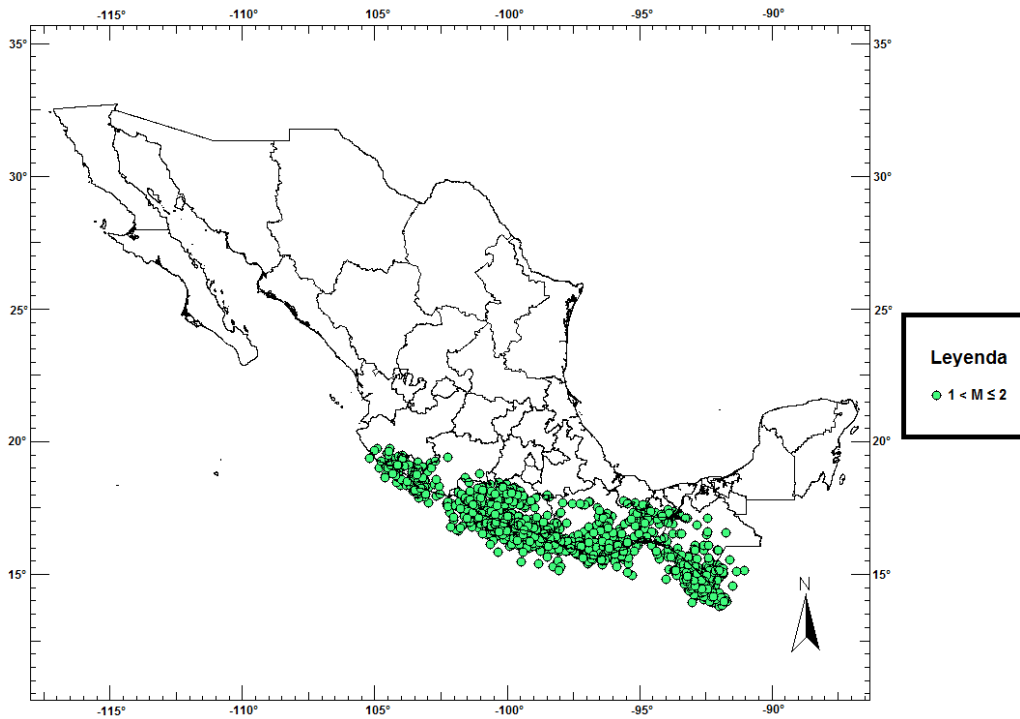


Figura 4.2.- Sismos de magnitud menor o igual a 2 y mayor a 1.

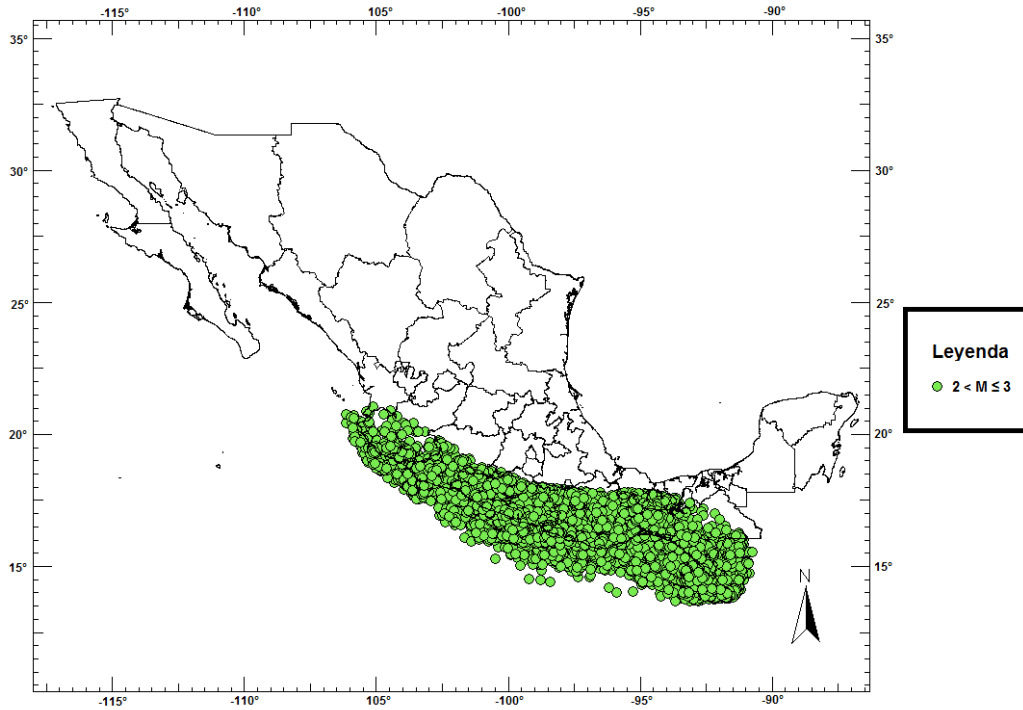


Figura 4.3.- Sismos de magnitud menor o igual a 3 y mayor a 2.

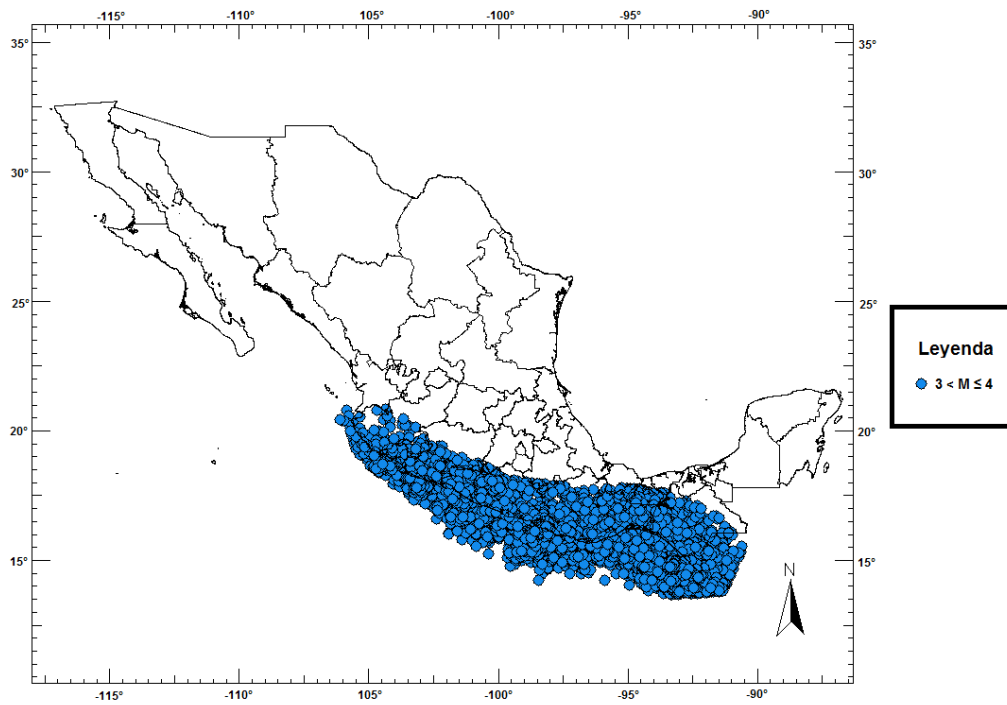


Figura 4.4.- Sismos de magnitud menor o igual a 4 y mayor a 3.

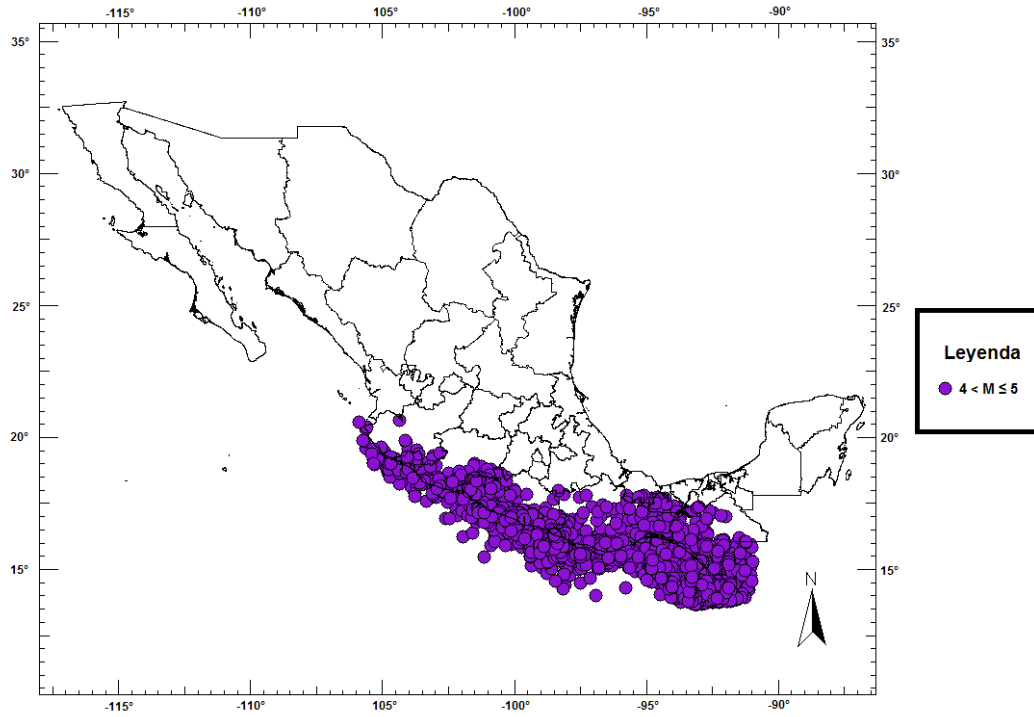


Figura 4.5.- Sismos de magnitud menor o igual a 5 y mayor a 4.

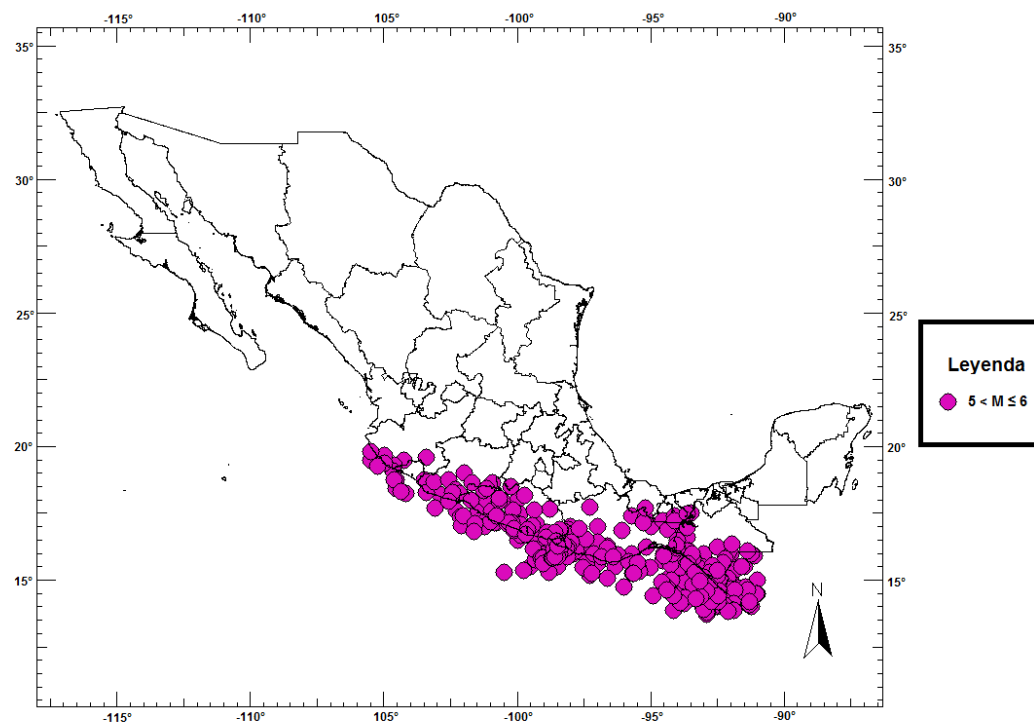


Figura 4.6.- Sismos de magnitud menor o igual a 6 y mayor a 5.

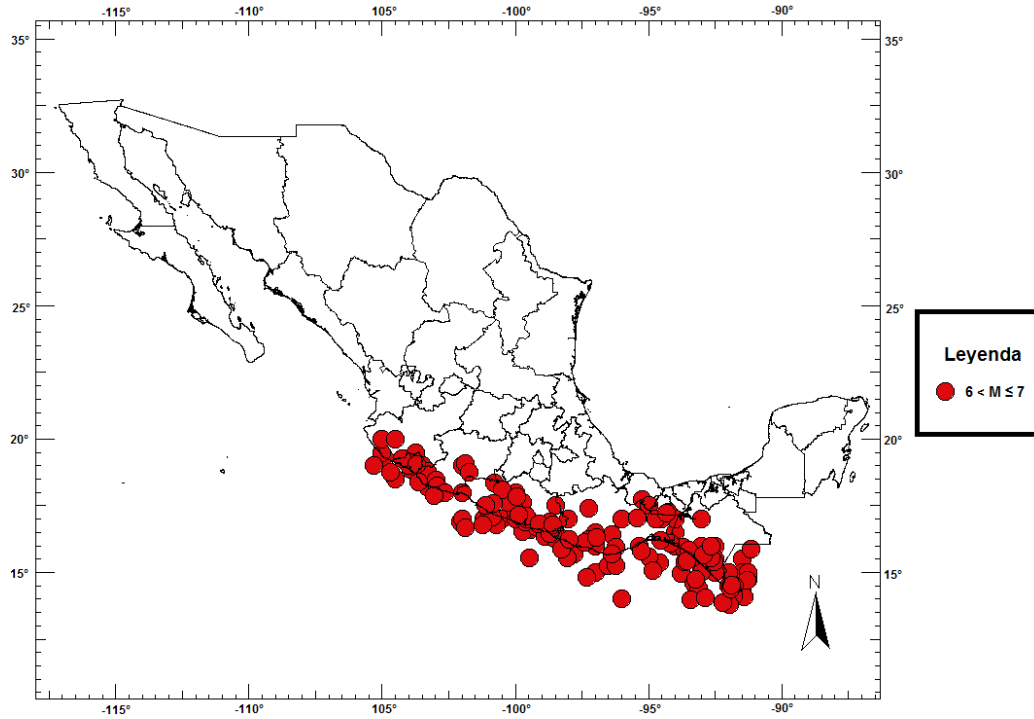


Figura 4.7.- Sismos de magnitud menor o igual a 7 y mayor a 6.

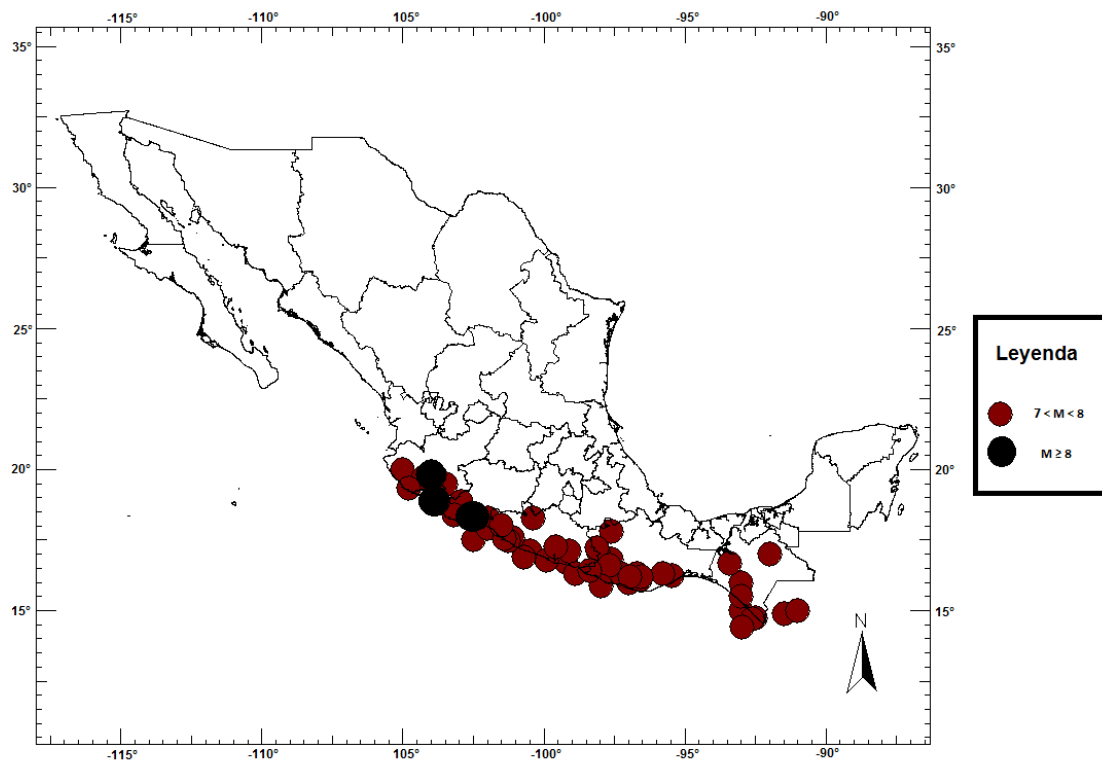


Figura 4.8.- Sismos de magnitud menor a 8 y mayor a 7 (circulo guindo). Sismo con magnitud mayor o igual a 8 (circulo negro).

El análisis de los datos del catálogo se realizó mediante el software ZMAP (Zúñiga y Wiemer, 1994; Wiemer, 2001). ZMAP es una serie de subrutinas programadas en MATLAB para el análisis sistemático de datos de sismicidad y catálogos sísmicos.

4.1 Zonificación del área del estudio

Para el análisis del catálogo de México fue necesario zonificar el área de estudio en polígonos. Kostoglodov y Pacheco (2000) trazan el área de réplicas de sismos fuertes ($M \geq 7$) en los últimos 100 años. Haciendo uso de sistemas de información geográfica se observa que la longitud promedio de las zonas de réplicas de los sismos mayores a 7.0 es de $\sim 98\text{km}$, lo que equivaldría a sismos de $M=7.4 \pm 0.24$ según la relación empírica (3.4) de Wells y Coppersmith (1994). Del mismo modo, se comprueba esto observando que la magnitud promedio reportada por Kostoglodov y Pacheco es precisamente de $M=7.4$. En la figura 4.9 se presentan los datos:

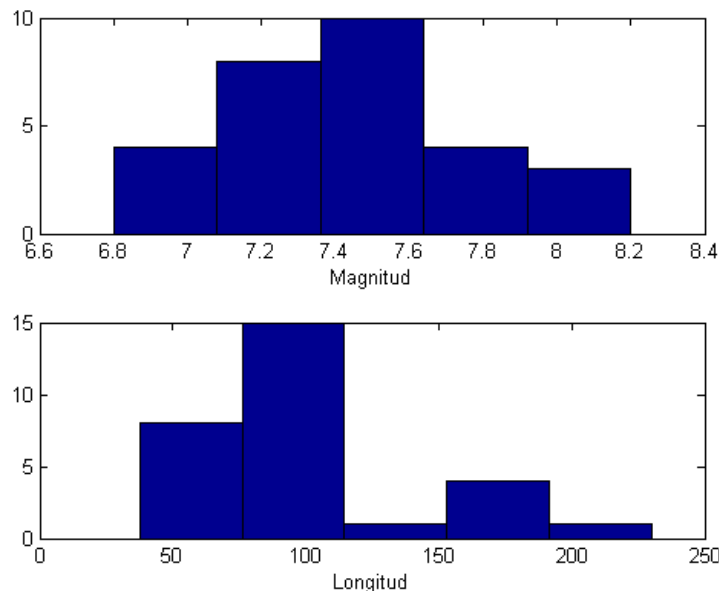


Figura 4.9.- Histogramas de los datos reportados por Kostoglodov y Pacheco (2000). Se observa una magnitud promedio de ~ 7.4 y una longitud de ruptura promedio de $\sim 98\text{km}$ (en este trabajo).

Considerando lo anterior, se ha dividido la zona en 16 polígonos con un largo promedio de $\sim 100\text{km}$, paralelo a la trinchera y un ancho suficiente para que se alcancen a considerar eventos más allá de la zona de contacto (figura 4.10). Esto equivaldría a considerar la ocurrencia de eventos con $M=7.4\pm 0.24$ en cada polígono.

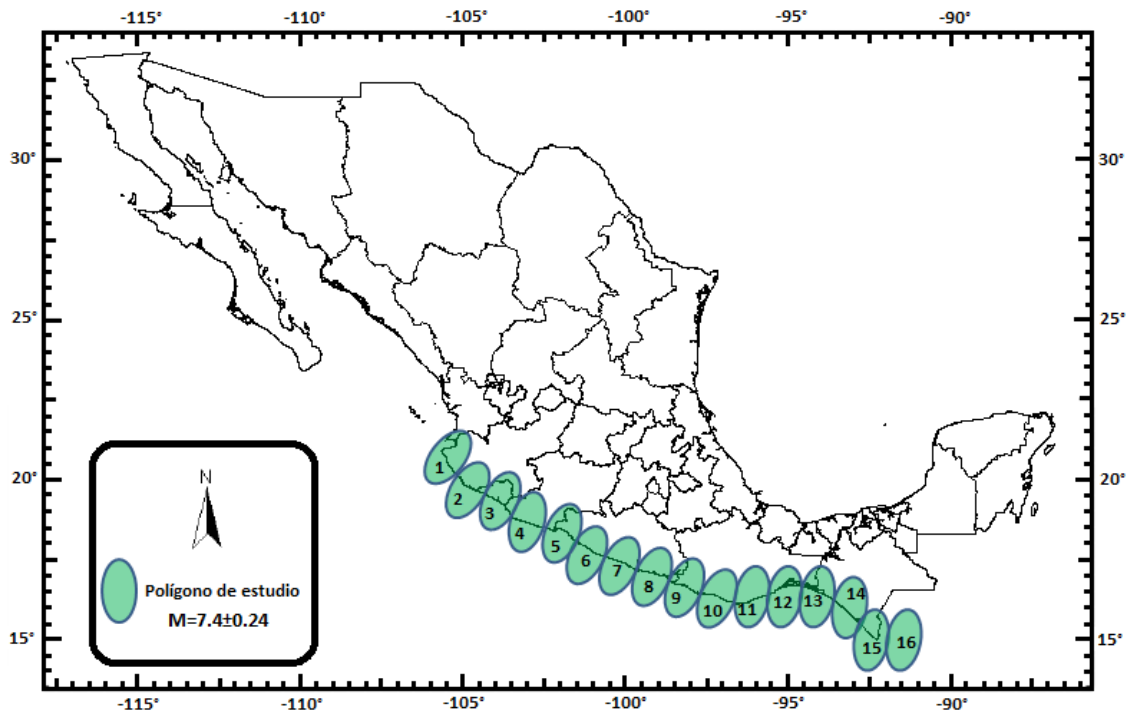


Figura 4.10.- Zonificación del área de estudio en 16 polígonos. Cada polígono tiene un largo paralelo a la trinchera de aproximadamente 100km, equivalente a sismos de $M=7.4 \pm 0.24$.

Las dimensiones de los polígonos han sido elegidas considerándolas como un límite inferior de longitud con el potencial suficiente para causar daños significativos. Este límite será el punto de inicio para realizar las simulaciones de ocurrencia de eventos entre zonas adyacentes y posteriormente estimar la probabilidad de que ocurra una o más concatenaciones de rupturas.

La hipótesis de simular concatenaciones de rupturas a lo largo de la zona de subducción, se refiere a la presencia de eventos concurrentes en polígonos adyacentes en el modelo estocástico, que consiste en una serie de tiempo de ocurrencias con una

distribución de probabilidad Weibull. Es decir, la ocurrencia de un evento con $M=7.4\pm 0.24$ en dos polígonos adyacentes al mismo tiempo (una concatenación) equivaldría a una ruptura de 200km, y por lo tanto a un evento de $M=7.7\pm 0.24$. Si existiera la concatenación de 3 polígonos (doble concatenación), equivaldría a un evento de $M=8\pm 0.24$. En la figura 4.11 se representa la longitud de ruptura en función del número de concatenaciones y la magnitud asociada a ésta.

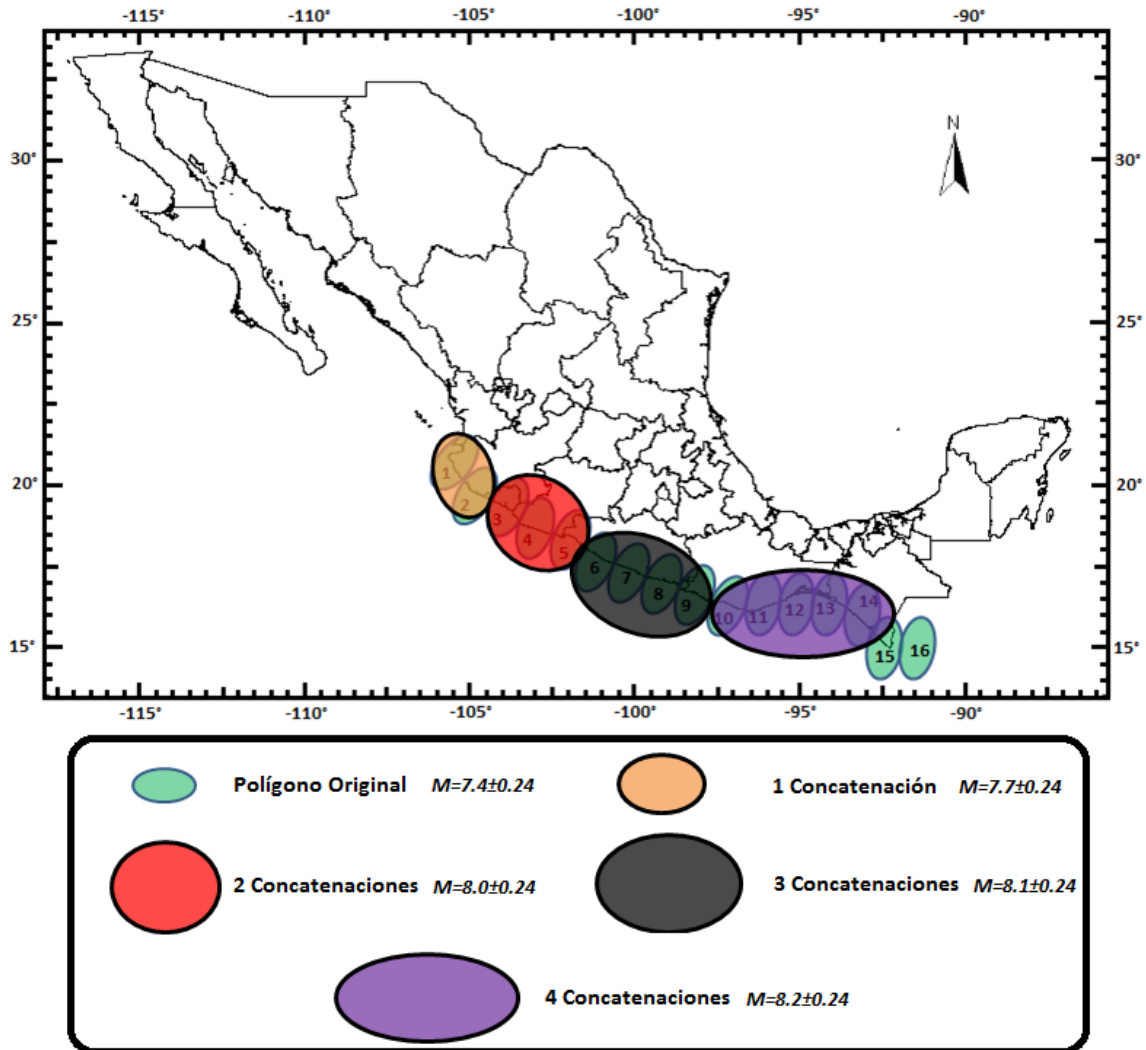


Figura 4.11.- Representación de la concatenación de rupturas o sismos concurrentes en segmentos adyacentes. Polígono turquesa representa el tamaño del polígono original el cual tiene una longitud de 100km paralelo a la trinchera. Polígono naranja representa una longitud 200km (1 concatenación). Polígono rojo representa una longitud de 300km (2 concatenaciones). Polígono gris representa una longitud de 400km (3 concatenaciones). Polígono morado representa una longitud de 500km (4 concatenaciones).

En la tabla 4.1 se presenta la relación entre el número de concatenaciones, la longitud de ruptura y la magnitud equivalente a ésta.

Tabla 4.1.- Relación entre el número de concatenación de polígonos, longitud de ruptura que generaría y su magnitud aproximada.

Concatenación de polígonos	Longitud de ruptura total	Magnitud aproximada
1	200	7.7 ± 0.24
2	300	8.0 ± 0.24
3	400	8.1 ± 0.24
4	500	8.2 ± 0.24
9	1000	8.6 ± 0.24
15	1600	8.8 ± 0.24

4.2 Estimación de tiempos de recurrencia

La estimación del tiempo de recurrencia (Tr) para eventos de cierta magnitud es posible calcularla mediante la relación Gutenberg-Richter (2.1). Ésta informa sobre el número de eventos con magnitudes mayores o iguales a M , dentro de un intervalo de tiempo, en zonas particulares:

$$N = 10^{(a-bM)} \quad (4.1)$$

Donde N es el número de eventos de magnitud M o mayores, mientras que a y b son parámetros, como se mencionó anteriormente, relacionados a la tasa de sismicidad de la zona y a la dimensión fractal. De acuerdo a la relación anterior, el estimador del tiempo de recurrencia se representa mediante:

$$\widehat{Tr} = \frac{Pt}{N} \quad (4.2)$$

Donde Pt es el periodo de tiempo en el que han ocurrido los eventos.

El cálculo del tiempo de recurrencia depende principalmente de los valores a y b de la relación G-R, por lo que es de suma importancia realizar correctamente la estimación de dichos parámetros. Cabe destacar que si se cuenta con poca información en regiones, la autosimilitud de los sismos no es tan evidente, por lo que la estimación de estos parámetros sería poco confiable y por lo tanto su periodo de recurrencia (sobre todo para eventos mayores $M > 7$).

La ecuación 4.2 aporta una estimación aproximada sobre el tiempo de recurrencia para zonas particulares mediante cálculos estadísticos. Por lo que se considera como un **Tiempo de recurrencia estimado** $[\widehat{Tr}]$. Sin embargo, si se carece de datos, este periodo de recurrencia dista de ser un resultado confiable. La confiabilidad de este resultado puede evaluarse de forma directa comparándolo con el **Tiempo de recurrencia observado** $[Tr_{obs}]$ para la zona en cuestión. Éste se puede obtener directamente de los datos del catálogo, eligiendo sismos mayores a cierta magnitud y observando su ocurrencia en tiempo. El tiempo interevento promedio $[\overline{Tr}]$ se considera como el tiempo de recurrencia observado, y se calcula mediante:

$$\overline{Tr} = \frac{\sum_{i=1}^N Mdt}{N} \quad i = 1 \dots N \quad (4.3)$$

donde Mdt representa el diferencial de tiempo para eventos con magnitudes mayores o iguales a M , y N el número de eventos considerados.

4.3 Modelo estocástico

Los tiempos de recurrencia estimados mediante la relación G-R $[\hat{Tr}]$ o directamente del catálogo $[\overline{Tr}]$ permiten conocer para una zona en particular el tiempo promedio en el que ocurre un evento de cierta magnitud (tasa de Poisson). Sin embargo, se conoce que esta ocurrencia no es periódica. Su estimación está acotada al periodo de tiempo en el que se tiene registro de los eventos, ocasionando en algunos casos que las incertidumbres sean mayores que el valor medio estimado.

En la figura 4.12 se observa un ejemplo para una recurrencia promedio en un sitio de un evento aproximadamente cada 100 años, considerando un proceso de Poisson. Para el caso de México este es el periodo de tiempo aproximado con el que se cuenta con información. La secuencia del evento demuestra que en algunos intervalos de tiempo de cincuenta años o menos puede haber dos eventos fuertes, al contrario, en intervalos de doscientos años podría no haber eventos.

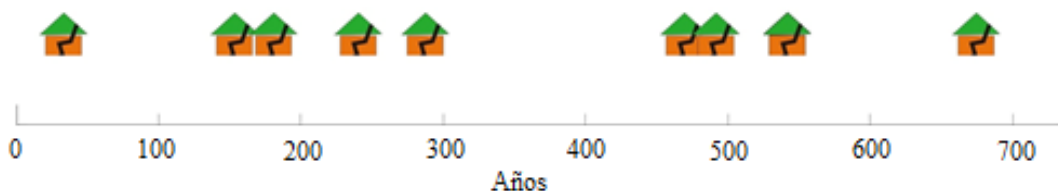


Figura 4.12.- Secuencia de eventos tipo Poisson.

Es evidente que la limitante principal para estos estudios es el periodo de tiempo para el cual existe información, por lo que es necesario realizar simulaciones con los datos disponibles. La implementación de un modelo estocástico involucra tanto los datos confiables como sus incertidumbres, con el objetivo de incluir todas las posibles combinaciones de ocurrencia de eventos para encontrar una distribución adecuada que permita realizar estimaciones y comprobar hipótesis.

4.3.1 Consideraciones y limitaciones

4.3.1.1 Datos de entrada

Los datos de entrada necesarios para este modelo son:

- 1.- Tiempo de recurrencia promedio para cada zona $[\widehat{Tr} \text{ ó } \overline{Tr}]$.
- 2.- Desviación estándar del tiempo de recurrencia $[\sigma]$.
- 3.- Tiempo inicial $[Ti]$.
- 4.- Tiempo total $[Tt]$.
- 5.- Tolerancia en tiempo $[Tol]$.

4.3.1.2 Selección de datos confiables

El criterio tomado en este trabajo para la elección de datos es que haya un mínimo tres eventos de $M \geq 7$ por polígono para estimar un promedio de tiempo de recurrencia $[\overline{Tr}]$ y una incertidumbre $[\sigma]$. De lo contrario, se toman datos del tiempo de recurrencia promedio de Mendoza Ponce (2012) correspondientes a la ubicación del polígono sin o con pobre información (Anexos).

4.3.1.3 Tiempo de cómputo

Una de las principales limitantes en este trabajo es el tiempo de procesamiento. Se realizaron corridas de prueba para observar hasta que Tiempo total $[Tt]$ la probabilidad y tiempo interevento se estabilizaban. Para las tolerancias $[Tol]$ consideradas, se observó la estabilidad a partir de $Tt = 200,000$ años, por lo que se decidió extenderlo hasta $Tt = 300,000$ años para mayor confiabilidad de los resultados. No obstante, el tiempo de procesamiento alcanzaba en ocasiones hasta 10 horas para cada par de polígonos adyacentes. Por esta razón, se decidió modificar el algoritmo haciendo pronósticos mediante regresiones, lo cual se explicará más adelante.

4.3.2 Simulación de tiempos de recurrencia

Primeramente se genera una ocurrencia aleatoria entre el tiempo de origen y el tiempo de recurrencia promedio, como se muestra en la figura 4.13 mediante la siguiente ecuación:

$$S_1 = Z(\overline{Tr} - Ti) + Ti \quad (4.4)$$

Donde Z es una variable aleatoria con una distribución uniforme en un intervalo $[0,1]$.

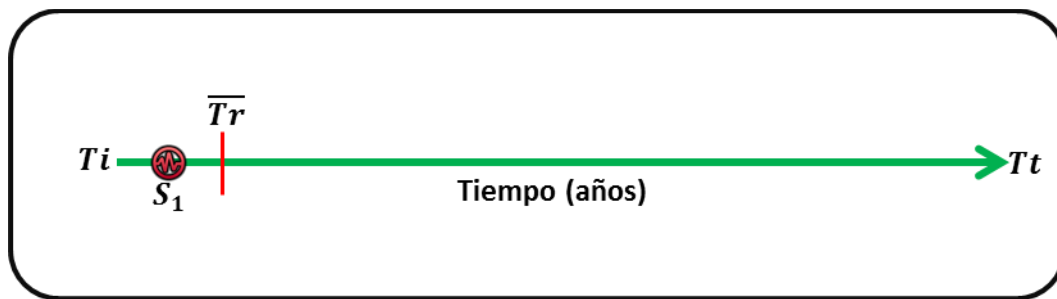


Figura 4.13.- Generación de la primera ocurrencia. El símbolo rojo representa este valor (S_1), mientras que la línea roja perpendicular a la línea de tiempo muestra la recurrencia promedio estimada (\overline{Tr}).

El número de recurrencias dependerá directamente de la razón del tiempo total y el tiempo de recurrencia promedio.

$$nr = \frac{Tt}{\overline{Tr}} \quad (4.5)$$

Mediante una simulación Montecarlo basado en los datos de tiempo de recurrencia promedio y desviación estándar se genera una primera distribución de tiempos de recurrencia (figura 4.14) mediante la siguiente ecuación.

$$S_i = \overline{Tr} + (\sigma * Zn_i), \quad i = 1 \dots n \quad (4.6)$$

Donde S_i es la distribución de tiempos de recurrencia con media y desviación estándar, mientras que Zn_i representa a una variable aleatoria distribuida normalmente.

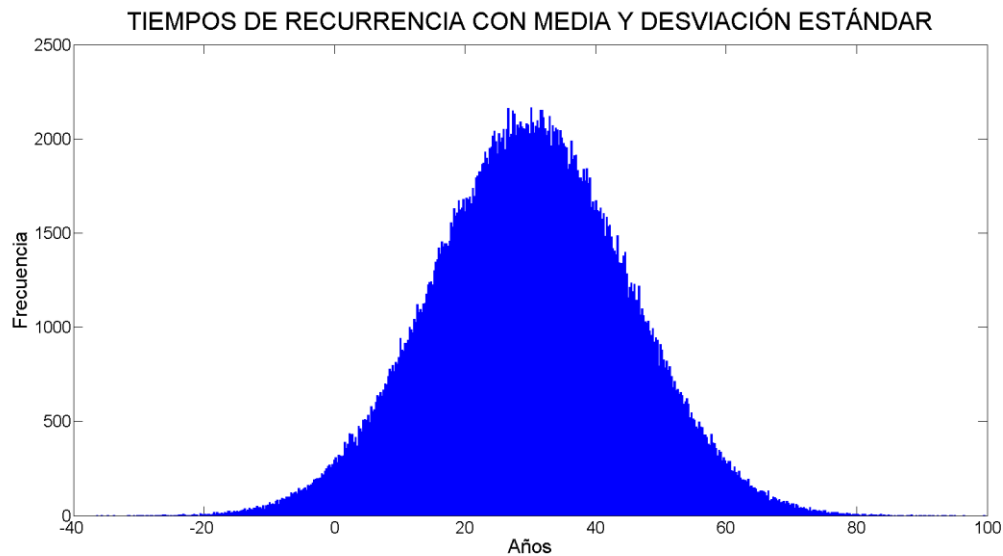


Figura 4.14.- Distribución de tiempos de recurrencia con media y distribución estándar.

Debido a que no puede haber tiempos de recurrencia negativos y que además, el considerar una distribución normal implicaría que la mayor parte de los sismos suceden alrededor del promedio, se procede a utilizar un modelo de distribución de Weibull.

Se conservan los valores positivos de la distribución normal generada y se procede a estimar los parámetros de escala (α) y forma (β) de la distribución de Weibull presentados en la ecuación (1.6).

Existen varios métodos para estimar estos parámetros, entre los que destacan los mínimos cuadrados y máxima verosimilitud (Harter y Moore, 1965). En este trabajo se ha elegido la estimación por máxima verosimilitud, por ser el método más usado debido a sus propiedades.

Consideremos una muestra aleatoria de tamaño n (x_1, x_2, \dots, x_n) de una función de densidad de probabilidad $f(x; \theta)$, donde θ es un parámetro desconocido. La función de probabilidad de esta muestra aleatoria es la densidad conjunta de n variables aleatorias y es función del parámetro desconocido. Entonces:

$$L = \prod_{i=1}^n f(x_i, \theta) \quad (4.7)$$

representa la función de probabilidad. El estimador de máxima verosimilitud (MLE, por sus siglas en inglés) de θ , escrito como $\hat{\theta}$, es el valor de θ que maximice L o, equivalente a esto, el logaritmo de L .

$$\frac{d \log L}{d\theta} = 0 \quad (4.8)$$

Con respecto a la distribución de Weibull, la función de probabilidad está dada por:

$$L(t_1, \dots, t_n; \beta, \alpha) = \prod_{i=1}^n \frac{\beta}{\alpha} \left(\frac{t_i}{\alpha}\right)^{\beta-1} e^{-\left(\frac{t_i}{\alpha}\right)^\beta} \quad (4.9)$$

Aplicando logaritmos a la ecuación 4.9 y derivando con respecto a β y α e igualando a cero, se obtiene:

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \beta} = \frac{n}{\beta} + \sum_{i=1}^n \ln x_i - \frac{1}{\alpha} \sum_{i=1}^n x_i^\beta \ln x_i = 0 \quad (4.10)$$

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \alpha} = -\frac{n}{\alpha} + \frac{1}{\alpha^2} \sum_{i=1}^n x_i^\beta = 0 \quad (4.11)$$

Eliminando α en ambas ecuaciones y simplificando se obtiene:

$$\frac{\sum_{i=1}^n x_i^\beta \ln x_i}{\sum_{i=1}^n x_i^\beta} - \frac{1}{\beta} - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln x_i = 0 \quad (4.12)$$

De la ecuación anterior se puede resolver β mediante un proceso iterativo (ejemplo: método Newton-Rapshon). Una vez determinado el parámetro de forma β , el parámetro de escala α se puede estimar mediante:

$$\alpha = \frac{\sum_{i=1}^n x_i^\beta}{n} \quad (4.13)$$

Una vez estimados los parámetros de escala y forma, mediante un muestreo Montecarlo de la distribución normal construida, se genera la nueva distribución de tiempos de recurrencia (Weibull) mediante:

$$SW_i = W(\alpha, \beta, S_i), \quad i = 1 \dots nr \quad (4.14)$$

Donde W es una función que mediante un muestreo aleatorio de la distribución de tiempos de recurrencia con media y desviación estándar estima los parámetros de escala y forma.

Por último, se añade la primera ocurrencia generada (S_1) a la distribución (figura 4.15):

$$SW_{i+1} = SW_i, \quad i = 1 \dots nr \quad (4.15)$$

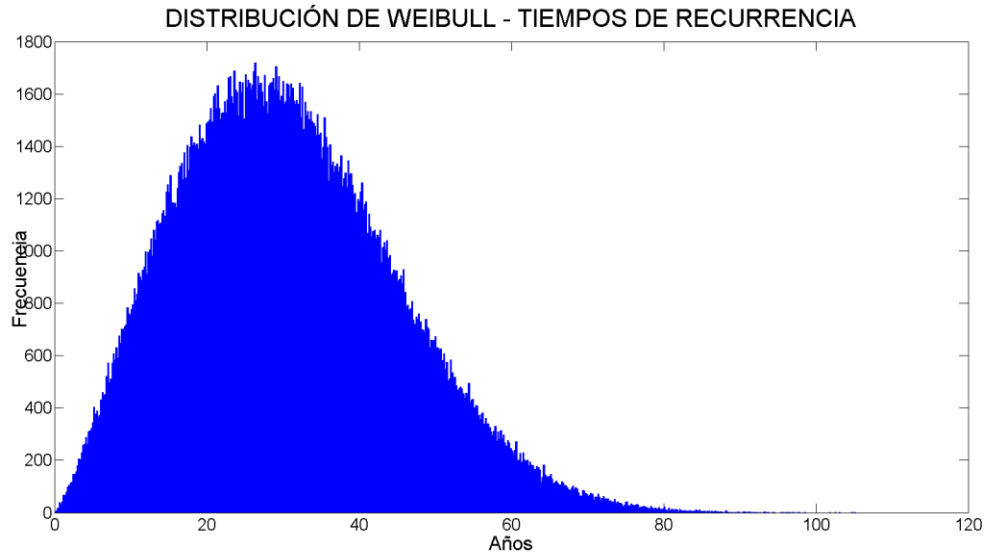


Figura 4.15.- Distribución de Weibull de tiempos de recurrencia mediante un muestreo Montecarlo a partir de los datos de recurrencia promedio y desviación estándar.

La distribución de tiempos de recurrencia generada se ordena en una secuencia acumulada para la visualización de los eventos en el tiempo de simulación.

$$SW_j = \sum_{i=0}^j SW_{i+1} \tag{4.16}$$

En la figura 4.16 se muestra una secuencia de tiempos de recurrencia.



Figura 4.16.- Secuencia de eventos en el tiempo.

4.3.3 Identificación de concatenaciones

Para segmentos adyacentes, habrá distribuciones de tiempos de recurrencia basadas en su periodo de recurrencia promedio y su incertidumbre (figura 4.17).

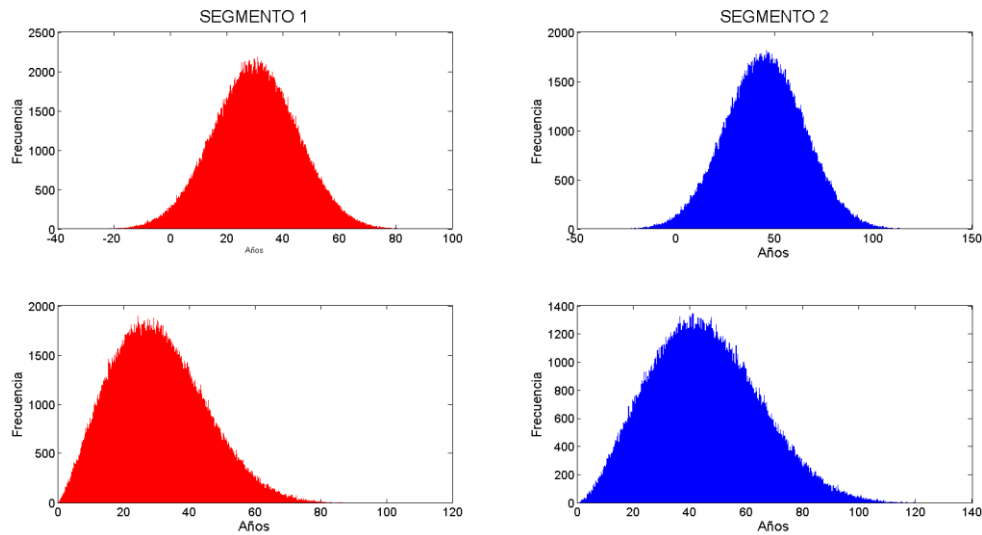


Figura 4.17.- Distribución de tiempos de recurrencia para dos segmentos adyacentes. Histogramas rojos representan los tiempos de recurrencia con distribución normal (arriba) y de Weibull (abajo) del segmento 1. Histogramas azules representan los tiempos de recurrencia con distribución normal (arriba) y de Weibull (abajo) del segmento 2.

Cada segmento tendrá asociada una secuencia de eventos en el tiempo, como se muestra en la figura 4.18.

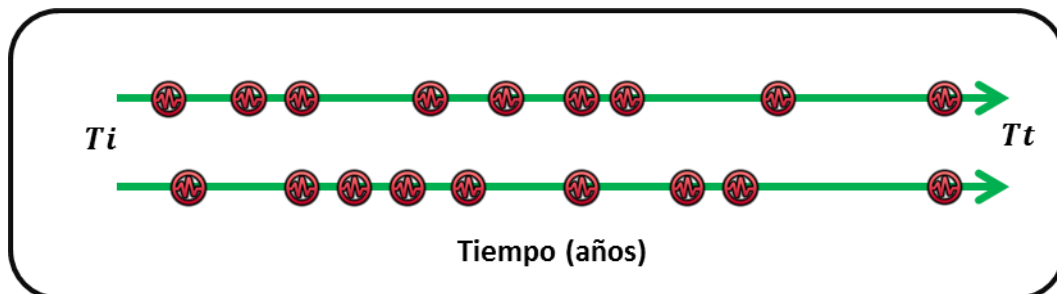


Figura 4.18.- Secuencia de eventos en el tiempo de dos segmentos adyacentes.

La ocurrencia de un evento en cada segmento en un intervalo menor o igual a la tolerancia asignada (Tol) se considera como una concatenación (eventos concurrentes). Esto en el modelo significa la unión de dos rupturas o la ocurrencia de un sismo de mayor magnitud. En la figura 4.19 se muestra un ejemplo.

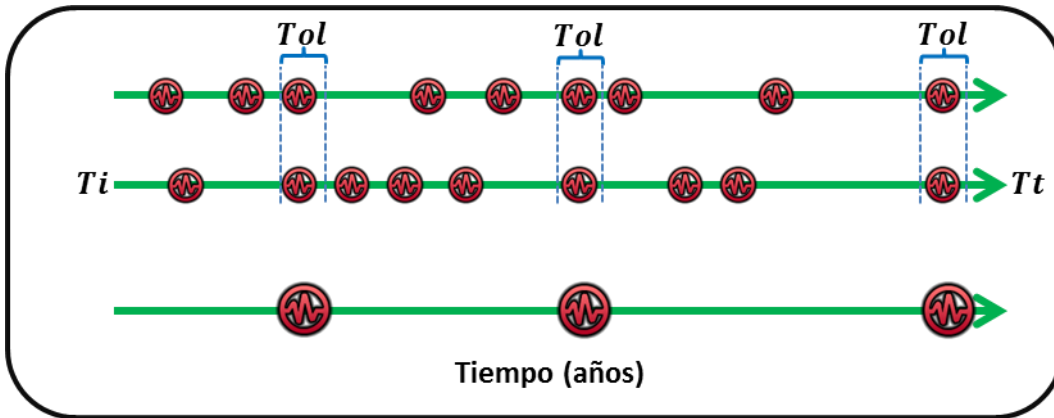


Figura 4.19.- Representación de concatenaciones en dos segmentos adyacentes. La existencia de una concatenación representa la ocurrencia de un evento de mayor magnitud.

Por ende, considerar la concatenación de más de dos eventos implicaría la ocurrencia de un evento de gran magnitud (figura 4.20).

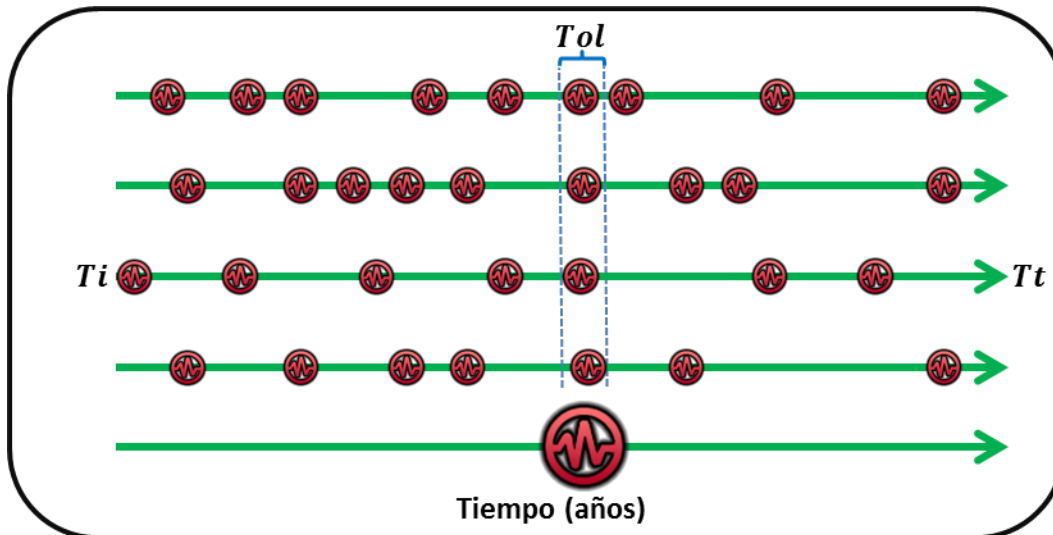


Figura 4.20.- Representación de una concatenación en cuatro segmentos adyacentes.

4.3.4 Estimación de probabilidad

Consideremos la distribución de Poisson:

$$P(x, \lambda) = \frac{(\lambda)^x}{x!} e^{-\lambda} \quad (4.17)$$

Ésta enuncia que a partir de una frecuencia de ocurrencia media λ , la probabilidad de que ocurra un determinado número de eventos x con baja frecuencia de ocurrencia e independientes uno del otro, en cierto periodo de tiempo.

Existe un determinado número de concatenaciones x en dos segmentos adyacentes durante el tiempo de simulación. La diferencia de tiempo entre concatenaciones (tiempo interevento) se promedia mediante:

$$T_{int} = \frac{\sum \Delta t(x)}{x} \quad (4.18)$$

Donde x es el número de concatenaciones y $\Delta t(x)$ es la diferencia en tiempo entre concatenaciones. Sin embargo, otra forma de estimar el tiempo interevento promedio es mediante la razón del tiempo de simulación y el número de concatenaciones:

$$T_{int_r} = \frac{Tt}{x} \quad (4.19)$$

Donde Tt es el tiempo total de simulación. Posteriormente, se estima λ mediante:

$$\lambda = \frac{Pt}{T_{int}} \quad (4.20)$$

$$\lambda = \frac{Pt}{T_{int_r}} \quad (4.21)$$

Donde Pt representa el periodo de tiempo para el cual se estimará la probabilidad de que sucedan concatenaciones, mientras que $Tint$ y $Tint_r$ son los tiempos interevento estimados mediante (4.20) y (4.21), respectivamente. En la figura 4.21 y 4.22 se muestra un ejemplo de la estimación de los tiempos interevento $Tint$ y $Tint_r$.

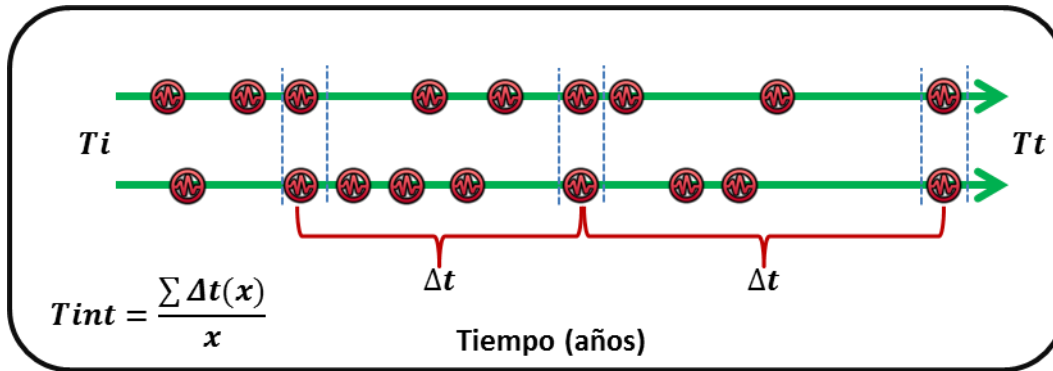


Figura 4.21.- Esquema de la estimación del tiempo interevento promedio mediante la diferencia en tiempo de concatenaciones $[\Delta t(x)]$ dividido entre el número de éstas.

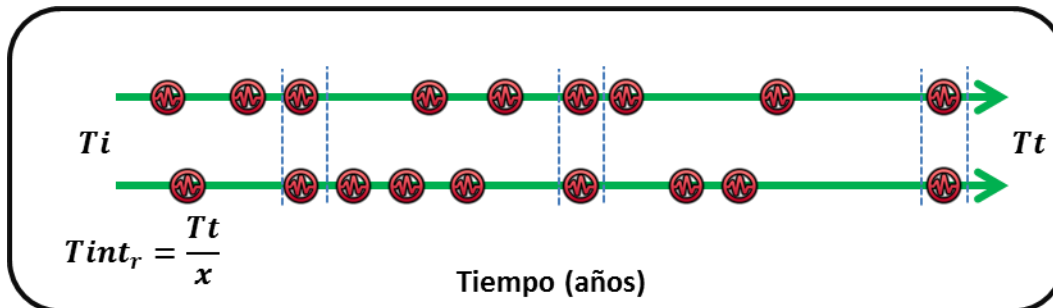


Figura 4.22.- Esquema de la estimación del tiempo interevento promedio a partir del tiempo total de simulación $[Tt]$ dividido entre el número de concatenaciones.

Finalmente, la probabilidad de que ocurra una o más concatenaciones en el periodo de tiempo Pt queda definida por:

$$P(x, \lambda) = 1 - P(0, \lambda) \quad (4.22)$$

Donde $P(0, \lambda)$ es la probabilidad de que no ocurra ninguna concatenación.

Este proceso se realiza iterativamente incrementando el tiempo de cálculo y estimando la probabilidad en cada paso. La simulación finaliza cuando la probabilidad tienda a estabilizarse en el tiempo como se muestra en la figura 4.23. (Simulaciones de todos los segmentos en Anexos B-Q).

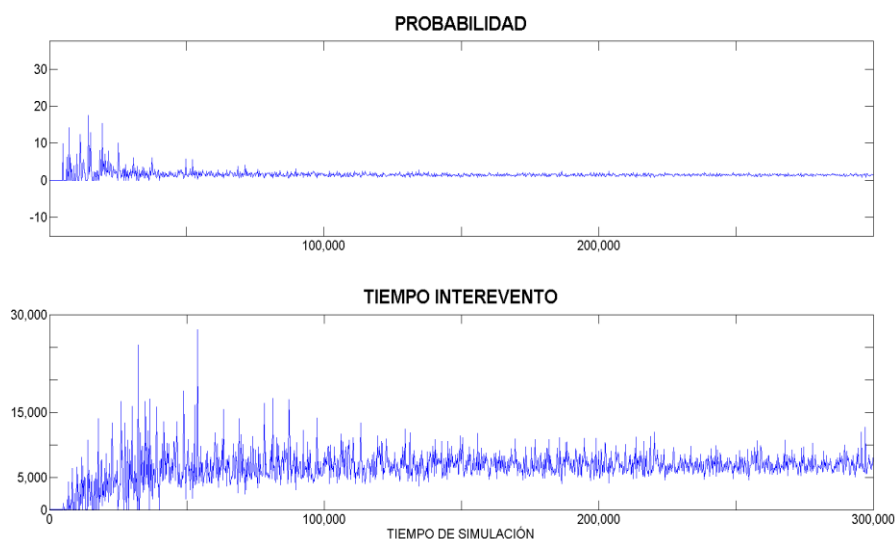


Figura 4.23.- Ejemplo de simulación. Arriba se muestra la probabilidad y su estabilidad en el tiempo. Abajo se muestra el promedio del tiempo interevento de concatenaciones, la estabilidad no es tan evidente como en el caso de la probabilidad.

4.3.4.1 Probabilidad condicional

La probabilidad estimada mediante las simulaciones informa sobre la probabilidad de que ocurra uno o más eventos de $M \approx 7.7$ en un cierto periodo de tiempo. Sin embargo, es necesario estimar la probabilidad de que ocurran sismos de mayor magnitud.

Consideremos el teorema de probabilidad condicional, el cual enuncia que ésta es la probabilidad de ocurrencia de un evento en particular, dado que otro evento ha ocurrido (Larson, 2012). La probabilidad condicional del evento A dado que el evento B ha ocurrido se escribe $P(A|B)$.

Ahora bien, dados dos eventos A y B , la probabilidad conjunta de que ambos sucedan se calcula mediante:

$$P(A \cap B) = P(A)P(B|A) \quad (4.23)$$

Si los eventos A y B son independientes, la probabilidad conjunta de que ambos sucedan queda representado como:

$$P(A \cap B) = P(A)P(B) \quad (4.24)$$

La estimación de la probabilidad de ocurrencia de eventos de $M > 7.7$ quedará entonces representada mediante el producto de las probabilidades conjuntas.

4.3.4.2 Reconstrucción del tiempo interevento con el AE

La implementación del teorema de probabilidad condicional para el cálculo de probabilidad de ocurrencia de dos o más concatenaciones enmascara la estimación del tiempo interevento. Dado que no se realiza la simulación pertinente de tiempos de recurrencia en cada segmento, no es posible contabilizar el número de concatenaciones durante el periodo de tiempo total (Tt), y por lo tanto no es posible estimar el tiempo interevento promedio de éstas.

En este caso, se cuenta con una probabilidad estimada a partir de la convolución de las probabilidades calculadas mediante la simulación de los tiempos interevento de dos segmentos adyacentes. Sin embargo, se desconoce el parámetro λ de la distribución de Poisson. El hecho de conocer solamente el valor de la probabilidad, conlleva a tratar el problema como inverso, en el cual se espera estimar las variables desconocidas de la distribución de Poisson a partir de un valor “observado” de la probabilidad.

Por consiguiente, el problema se convierte en uno de optimización, en el cual se requiere minimizar la ecuación de Poisson para encontrar la variable λ .

$$P(x, \lambda) - \frac{(\lambda)^x}{x!} e^{-\lambda} = 0 \quad (4.25)$$

A continuación se detallan los bloques del esquema básico para la construcción de un AE mediante la técnica de PE mostrado en la figura 2.6.

1) Representación del Individuo

El individuo o solución potencial posee características propias del problema. En este caso el individuo queda representado mediante:

$$I(\lambda, P, Pe, Ap) \quad (4.26)$$

Donde λ representa la variable de interés, P es la probabilidad *a priori* u observada producto de la convolución de las probabilidades estimadas a partir de la simulación de solo dos segmentos adyacentes, Pe es la probabilidad evaluada a partir de λ y Ap es el valor de aptitud del individuo, la cual está representada mediante la diferencia entre la probabilidad observada P y la estimada Pe (mientras menor sea esta diferencia, el individuo posee mayor aptitud al entorno).

2) Primera Generación

Se genera una población inicial de individuos (Pi) con las características antes mencionadas a partir de una generación λ 's aleatorios de tamaño n :

$$Pi_n = I_n(\lambda_n, P_n, Pe_n, Ap_n) \quad (4.27)$$

Mientras más individuos se generen, mayor es la posibilidad de evaluar todos los espacios de la función a minimizar. Sin embargo, también aumenta el tiempo de cómputo.

3) Mutación

El operador de mutación M representa la variabilidad que va a contener la solución hija con respecto a la solución padre, haciendo un pequeño cambio aleatorio en la información del individuo de la generación en cuestión. En este caso se aplica una mutación a la variable λ de cada individuo, y se obtiene una población mutada PM de tamaño n :

$$PM_n = I_n(\lambda_n \pm M, P_n, Pe_n, Ap_n) \quad (4.28)$$

Esta variabilidad puede ser pequeña o grande, dependiendo del grado o porcentaje que se le asigne a este operador. En este caso, se le asignó un porcentaje de mutación del 50%.

4) Evaluación

El proceso de evaluación consiste en medir el nivel de aptitud de cada individuo, tanto de la población inicial como de la mutada. Esto permitirá en el paso posterior la elección adecuada de las mejores soluciones.

5) Selección

Mediante un torneo aleatorio entre poblaciones (Pi_n vs PM_n) son seleccionados los mejores individuos dependiendo de su nivel de aptitud obtenidos en el proceso de *evaluación*. Los ganadores sobreviven y pasan a formar parte de la siguiente población o generación, llamada población seleccionada (PS_n), mientras que los perdedores mueren.

6) Generaciones

Las generaciones representan el proceso iterativo de este tipo de algoritmos. Su rapidez está en función del número de generaciones asignadas, como también del número de individuos en cada población. Sin embargo, cabe destacar que, a diferencia de los algoritmos clásicos de inversión u optimización, que generan una sola solución y la hacen converger al mínimo de la función con pocas iteraciones usando ecuaciones diferenciales, su tiempo de computo es mucho mayor que los algoritmos evolutivos, a pesar de que estos últimos pueden tener miles de generaciones con cientos de individuos en cada una de éstas.

El proceso de mutación, evaluación y selección se hará generación tras generación hasta llevar al mínimo la función objetivo 4.25. Una vez calculada la variable de interés, se encontrará el tiempo interevento promedio correspondiente a dicha probabilidad mediante:

$$T_{int} = \frac{Pt}{\lambda} \quad (4.29)$$

Para validar el modelo se presenta a continuación un ejemplo de la simulación de dos segmentos adyacentes mediante el algoritmo de generación de tiempos de recurrencia y el proceso inverso mediante el AE. En la figura 4.24 (A) se observa con línea azul la probabilidad calculada (observada, en este caso) a partir de la simulación de los tiempos de recurrencia para dos segmentos adyacentes, mientras que con línea verde la probabilidad estimada de la primera generación del AE usando como insumo la probabilidad observada. En (B) se presenta con línea azul el tiempo interevento calculado a partir de la simulación y con línea verde el tiempo interevento estimado de forma inversa a partir de la probabilidad resultante del AE. Por último en (C) y (D) se muestra la relación entre los resultados de la simulación (probabilidad y tiempo interevento observado) contra los del AE, en los cuales se observa que no existe relación evidente de éstos, lo que sugiere que los resultados no son satisfactorios para la primera generación de individuos. En la figura 4.25 se observa un mayor acoplamiento de los resultados en (A) y (B), lo cual informa sobre el proceso evolutivo del algoritmo para la quinta generación. Posteriormente, las relaciones mostradas en (C) y (D) mejoran considerablemente con respecto a la primera generación, aunque cabe señalar que los resultados aún no son satisfactorios. Por último, en la figura 4.26 se observa un ajuste perfecto para la décima generación, el cual indica la convergencia del algoritmo y finalización del mismo.

Cabe señalar que se utilizaron todos los datos de probabilidad resultantes de la simulación para validar el algoritmo evolutivo; es decir, probabilidades con poca

confiabilidad que pertenecen a la etapa temprana de la simulación, como probabilidades confiables que corresponden a la zona estable de la probabilidad. Sin embargo, para fines de confiabilidad del algoritmo, éste tendría que estimar de forma inversa cualquier probabilidad utilizada (confiable o no). La idea de comparar los resultados de la probabilidad y tiempo interevento obtenidos durante la simulación, contra los estimados con el AE en una gráfica cruzada, es visualizar su similaridad. Esto se comprobaría al obtener una relación lineal perfecta con una proporción de uno a uno, como se muestra en la figura 4.26 en las secciones C y D. No obstante, los valores estimados en la simulación en etapas tempranas siguen presentes en la comparación de los métodos, por lo que se observa que algunos valores se alejan del centroide (media) de la gráfica. Esto resulta confuso en cuanto a la hipótesis de una probabilidad única, la cual pertenece a la zona estable de la probabilidad y del tiempo interevento. Ahora bien, considerando la hipótesis de la estabilidad de estos datos, si se estabilizan en el tiempo, sus medias también lo harán. Por consiguiente, en la figura 4.27 se muestran los resultados de las convergencias de las medias, tanto para la probabilidad como para el tiempo interevento estimados con el AE. Se observa en esta figura que los datos convergen hacia la media de los datos de probabilidad y tiempo interevento estimados en la simulación (observados).

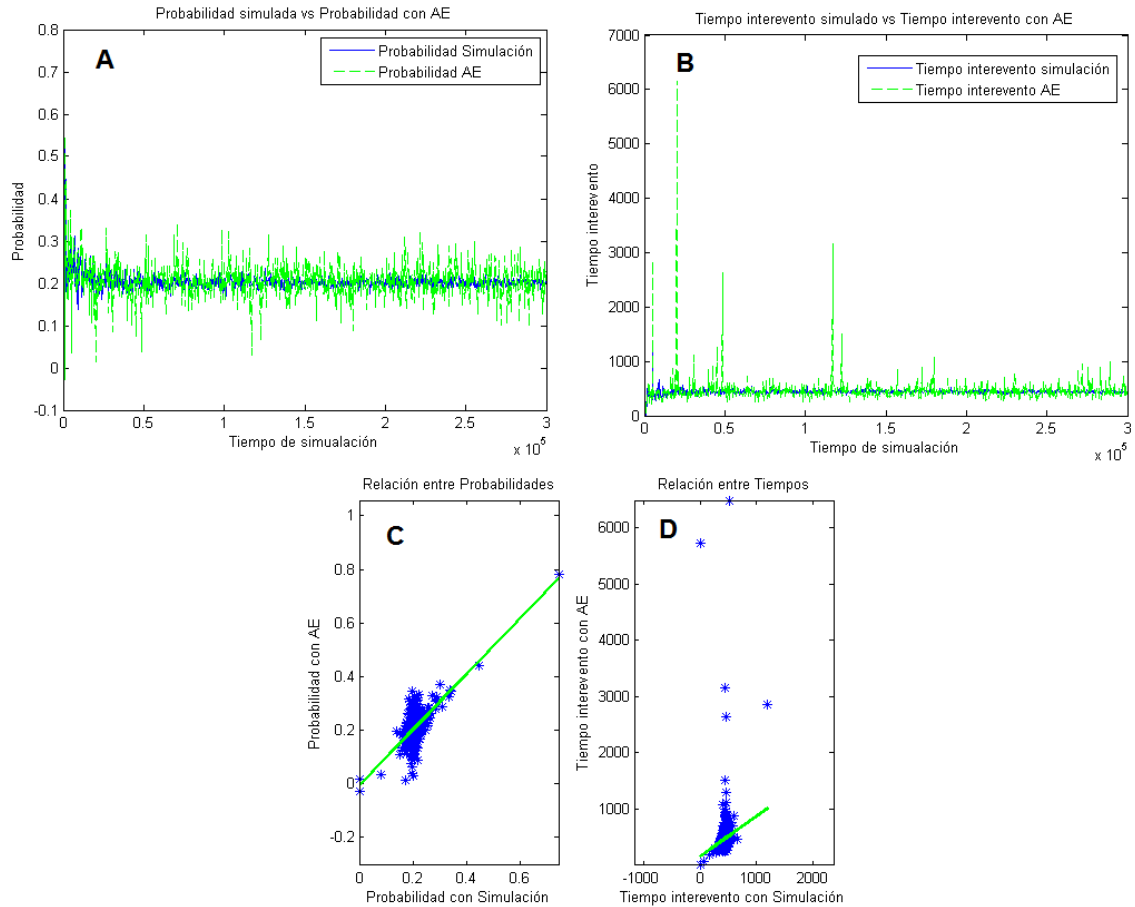


Figura 4.24.- Generación 1 del AE. A) Resultados de la probabilidad calculada mediante la simulación de dos segmentos adyacentes (línea azul) contra los resultados estimados a partir del AE (línea verde). B) Resultados del tiempo interevento calculado mediante la simulación de dos segmentos adyacentes (línea azul) contra los resultados del AE (línea verde). C) Relación de la probabilidad estimada mediante la simulación contra la probabilidad calculada con el AE. D) Relación del tiempo interevento estimado mediante la simulación contra el estimado mediante el AE.

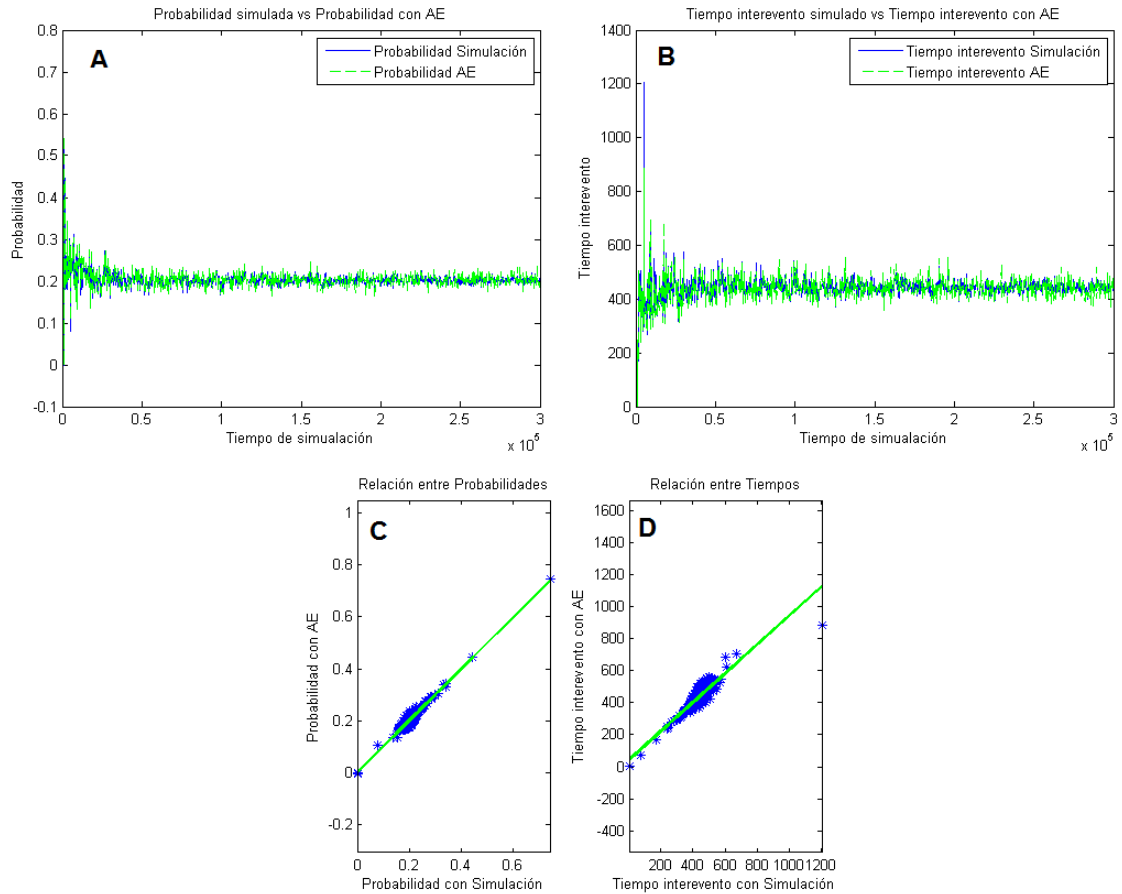


Figura 4.25.- Generación 5 del AE. A) Resultados de la probabilidad calculada mediante la simulación de dos segmentos adyacentes (línea azul) contra los resultados estimados a partir del AE (línea verde). B) Resultados del tiempo interevento calculado mediante la simulación de dos segmentos adyacentes (línea azul) contra los resultados del AE (línea verde). C) Relación de la probabilidad estimada mediante la simulación contra la probabilidad calculada con el AE. D) Relación del tiempo interevento estimado mediante la simulación contra el estimado mediante el AE.

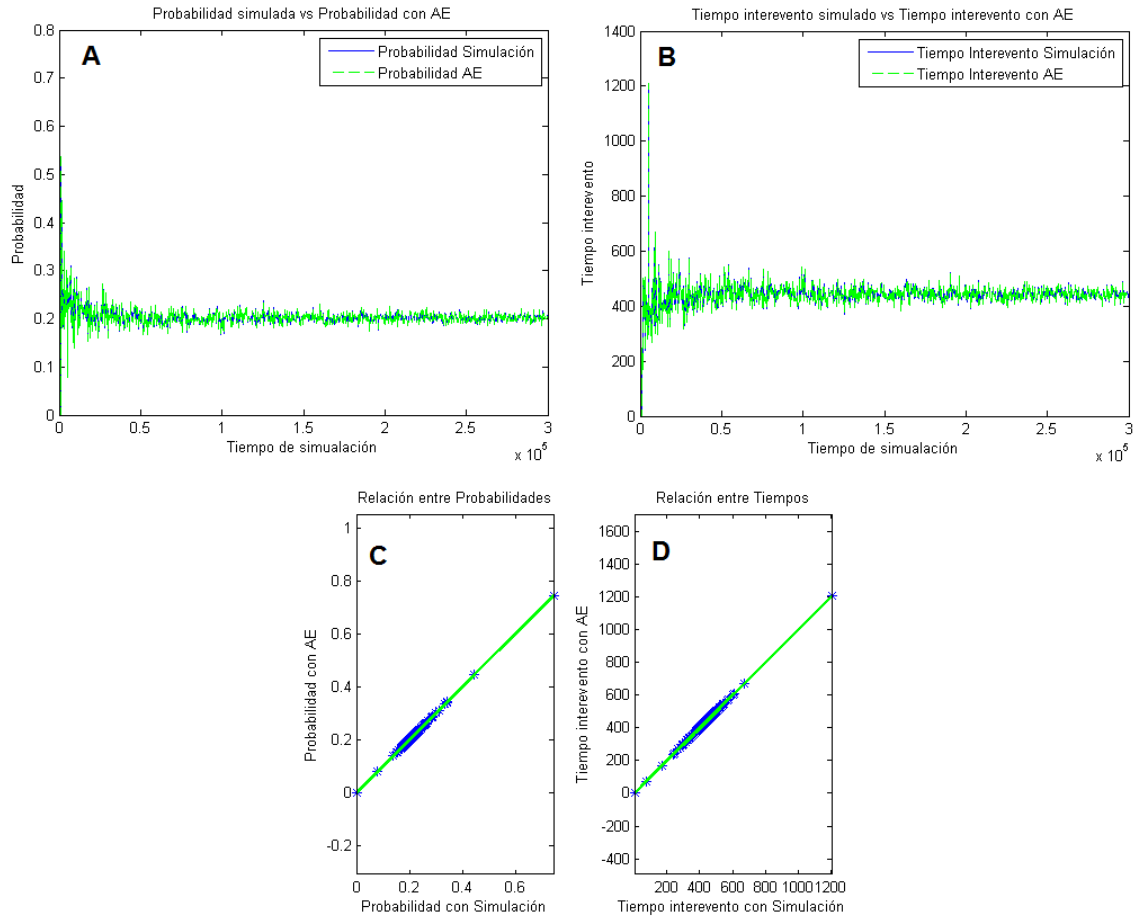


Figura 4.26.- Generación 10 del AE. A) Resultados de la probabilidad calculada mediante la simulación de dos segmentos adyacentes (línea azul) contra los resultados estimados a partir del AE (línea verde). B) Resultados del tiempo interevento calculado mediante la simulación de dos segmentos adyacentes (línea azul) contra los resultados del AE (línea verde). C) Relación de la probabilidad estimada mediante la simulación contra la probabilidad calculada con el AE. D) Relación del tiempo interevento estimado mediante la simulación contra el estimado mediante el AE.

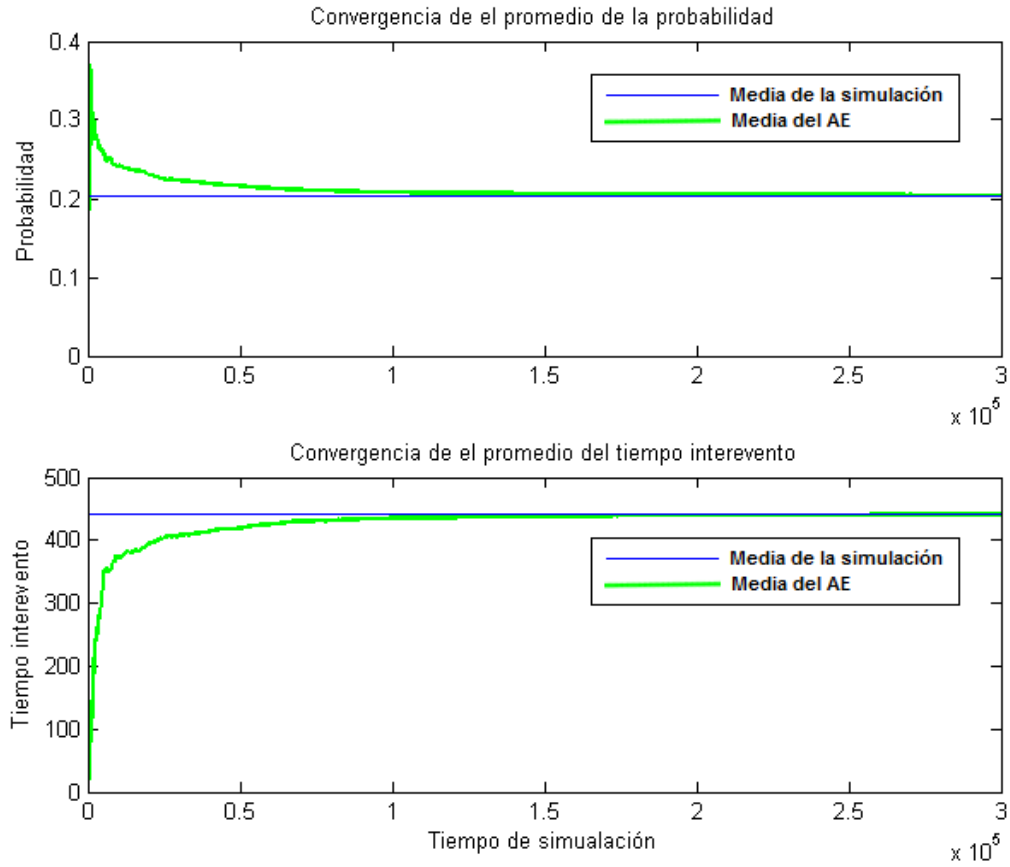


Figura 4.27.- Arriba: Se observa con línea azul la media de la probabilidad estimada a partir de la simulación, mientras que con línea verde la media de la probabilidad calculada con el algoritmo evolutivo al incrementar el número de generaciones. Abajo: Se observa con línea azul la media del tiempo interevento estimado a partir de la simulación, mientras que con línea verde la media del tiempo interevento calculado con el algoritmo evolutivo al incrementar el número de generaciones.

Cabe señalar que estas técnicas no son exactas, pero para este caso se alcanzó una precisión de 1×10^{-9} para valores de probabilidad, mientras que para el tiempo interevento fue de 1×10^{-3} años.

CAPÍTULO 5

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

5.1 Tiempos de recurrencia estimados [$\widehat{T_r}$]

En lo que sigue se discuten los resultados de los tiempos de recurrencia para cada polígono. La siguiente tabla (5.1) muestra los resultados de los tiempos de recurrencia de $M \geq 7$ calculados a partir de la relación Gutenberg-Richter. Cabe señalar que en este caso se consideraron todos los eventos dentro de cada polígono sin cortar el periodo de tiempo.

Tabla 5.1.- Tiempos de recurrencia para eventos de $M \geq 7$, parámetros de la relación G-R (a y b) y el periodo de tiempo para la estimación en cada polígono.

POLÍGONOS	No. de eventos $M \geq 7$	Valor b	Valor a	Periodo de tiempo (años)	$\widehat{T_r}$ (años)
1	1	0.44	1.17	112.2	9116
2	4	0.48	1.87	90.9	2809
3	2	0.56	1.92	93.8	9383
4	3	0.61	2.3	90.9	849
5	4	0.67	2.54	103.5	4612
6	5	0.65	2.72	104	7034
7	4	0.74	3.04	113.2	5627
8	4	0.63	2.65	104.9	604
9	6	0.66	3.21	82.7	2124
10	6	0.73	3.15	83.7	7632
11	5	0.62	2.51	101.5	686
12	1	0.7	3.02	845	6375
13	1	0.71	3.15	75.25	4971
14	2	0.62	2.73	109.55	4463
15	5	0.58	2.85	109.25	1772
16	4	0.63	3.13	109.9	2096

Posteriormente se recortó el periodo de tiempo con el objetivo de limitar la estimación del tiempo de recurrencia a datos que presentan menor dispersión en la relación G-R. En la tabla 5.2 se muestran los resultados.

Tabla 5.2.- Tiempos de recurrencia para eventos de $M \geq 7$, parámetros de la relación G-R (a y b) y el periodo de tiempo para la estimación en cada polígono.

POLÍGONOS	No. de eventos $M \geq 7$	Valor b	Valor a	Periodo de tiempo (años)	$\widehat{T_r}$ (años)
1	1	0.76	2.69	16	6816
2	4	0.66	2.18	17.3	4759
3	2	0.73	2.94	22.9	3391
4	3	0.86	3.55	26	7659
5	4	0.78	3.43	24.2	2590
6	5	0.79	3.68	23.6	1669
7	4	0.89	3.35	21.9	16591
8	4	0.86	3.23	23.1	14260
9	6	0.87	4.34	23.5	1321
10	6	0.98	4.37	23.9	7398
11	5	0.88	3.83	23.1	4934
12	1	0.96	4.29	23.9	6432
13	1	0.92	4.21	24.3	4122
14	2	0.85	4.01	24	2094
15	5	0.83	4.19	23.2	965
16	4	0.85	4.33	46.7	1947

En ambos casos se observa que la estimación de los tiempos de recurrencia es alta, ya que en todos los casos el periodo de tiempo en que suceden los eventos fuertes es menor a 50 años, por lo que es difícil de imaginar que se puedan estimar tiempos de recurrencia promedios de miles de años, por lo que se considera que los resultados son sobreestimados debido a la poca información en cada polígono, o al poco tiempo de registro.

Adicionalmente, se realizó un mapeo del valor b mediante un spline en el software GRASS. El método spline estima valores usando una función matemática que minimiza la curvatura general de la superficie, lo que resulta en una superficie suave que pasa exactamente por los puntos de entrada (Franke, 1982). Esto lo convierte en un método de interpolación, ya que el ajuste pasa exactamente por los datos (figura 5.1).

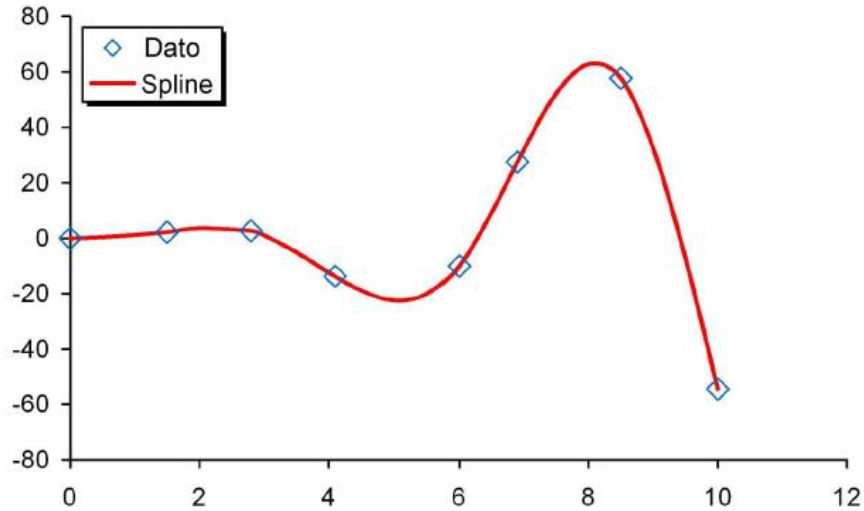


Figura 5.1.- Ajuste mediante el modelo Spline.

El modelo spline está dado mediante

$$S(x, y) = T(x, y) + \sum_{j=1}^N \lambda_j R(r_j) \quad (5.1)$$

Donde:

$j = 1, 2, \dots, N$

N = cantidad de puntos.

λ_j = coeficientes determinados para la solución de un sistema de ecuaciones lineales.

r_j = distancia del punto (x, y) al punto j .

En la figura 5.2 se muestran los puntos de control o nodos de la spline, los cuales representan el centroide de una malla regular. Cada celda de la malla tiene un área de 7371 km^2 , en donde se estimó un valor b para posteriormente asignárselo al nodo correspondiente, mientras que en la figura 5.3 se muestran los datos interpolados. A pesar de que las zonas son muy pequeñas para estimar un valor b representativo, este mapa aporta información de las áreas que poseen mayor esfuerzo (valores b bajos).

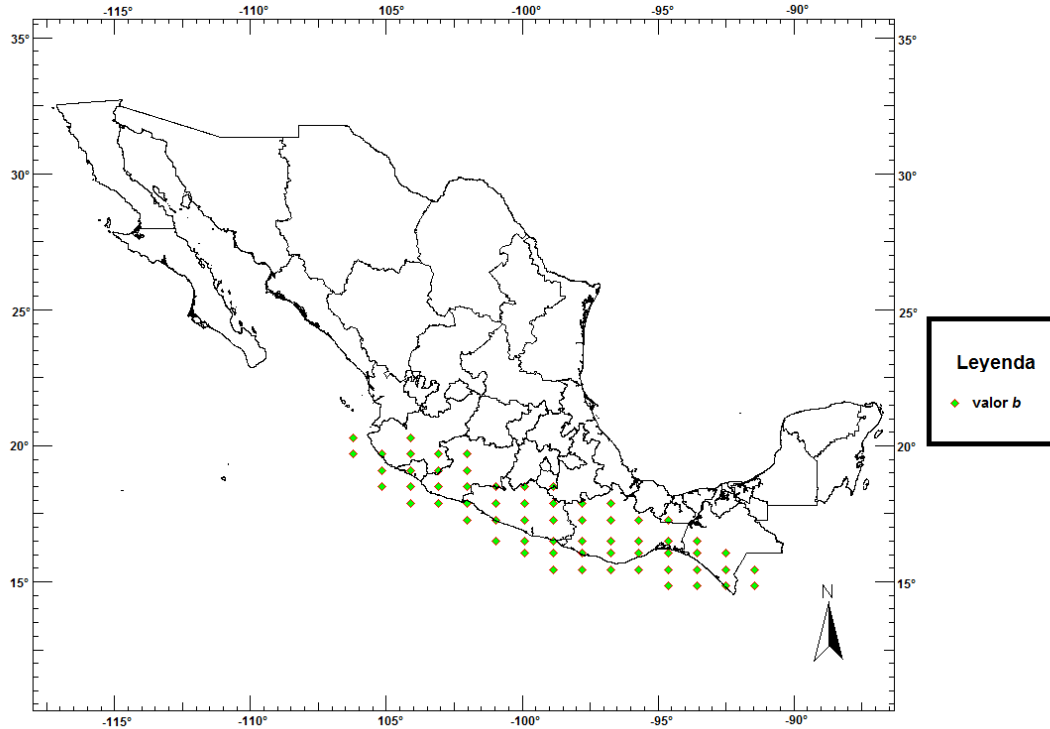


Figura 5.2.- Puntos de control para interpolar con datos del valor b.

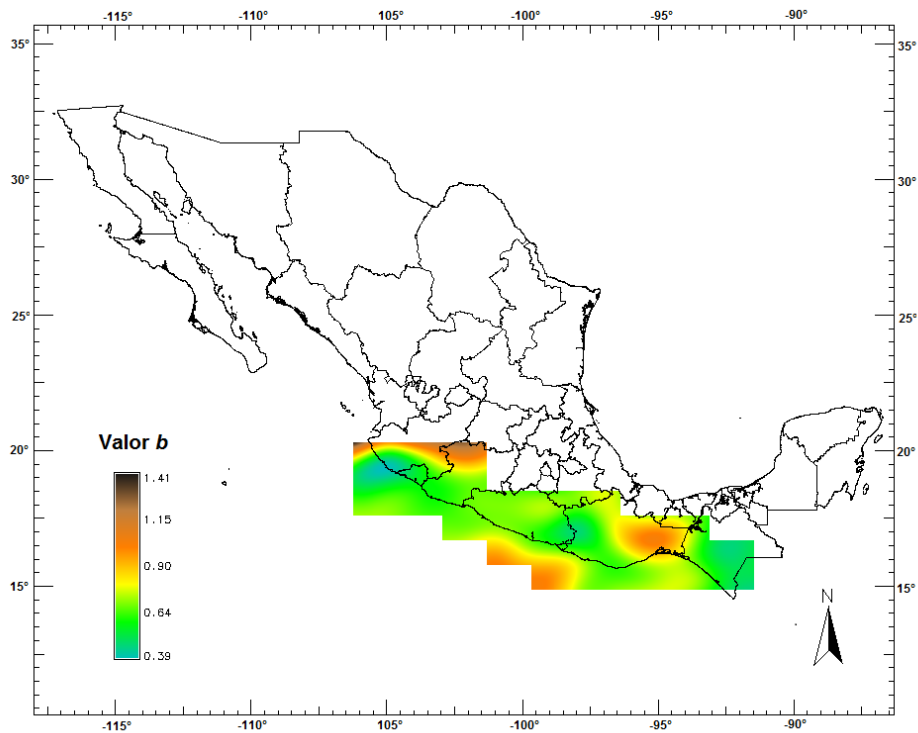


Figura 5.3.- Interpolación mediante el método Spline del valor b de la relación G-R.

5.2 Tiempos de recurrencia observados [\overline{Tr}]

En la tabla 5.3 se presentan los resultados de los tiempos de recurrencia observados directamente del catálogo.

Tabla 5.3.- Tiempos de recurrencia para eventos de $M \geq 7$ a partir de su diferencia en tiempo promedio.

POLÍGONOS	No. de eventos $M \geq 7$	\overline{Tr} (años)	σ (años)
1	1	Sin dato	Sin dato
2	4	24.8154	31.5099
3	2	70.5944	Sin dato
4	3	27.8714	5.5486
5	4	27.8367	36.9419
6	5	19.3714	12.0058
7	4	4.2977	2.8179
8	4	18.3576	26.897
9	6	14.848	9.1193
10	6	14.231	18.3399
11	5	12.6131	15.7397
12	1	Sin dato	Sin dato
13	1	Sin dato	Sin dato
14	2	10.2098	Sin dato
15	5	22.6643	9.9614
16	4	27.2075	7.4776

Los tiempos de recurrencia observados aportan información más coherente de la ocurrencia de eventos con $M \geq 7$. Sin embargo, esta estimación está limitada a la existencia de al menos dos eventos como mínimo por polígono y en ocasiones está sujeta a incertidumbres mayores a la media. No obstante, estos resultados son los más representativos de los tiempos de recurrencia promedio para cada polígono.

5.3 Concatenación de 2 segmentos adyacentes $M = 7.7 \pm 0.24$

5.3.1 Tolerancia 1 año

Los resultados informan sobre la probabilidad de que ocurra uno o más eventos de $M = 7.7 \pm 0.24$ en 100 años; es decir, la concatenación de dos rupturas adyacentes. Para todos los casos, existe una estabilidad de la probabilidad en el tiempo, como también del tiempo interevento, aunque en menor proporción. En la figura 5.4 se presentan los resultados de esta simulación. Se observa que existen probabilidades mayores al 75% para la zona de Guerrero y probabilidades entre 50% y 75% para la zona de Oaxaca y Chiapas. A pesar de que para una tolerancia de 1 año se pensaría que no existe una concatenación como tal, estos resultados indican una alta probabilidad de tener dos eventos cercanos espacial y temporalmente de $M \geq 7$.

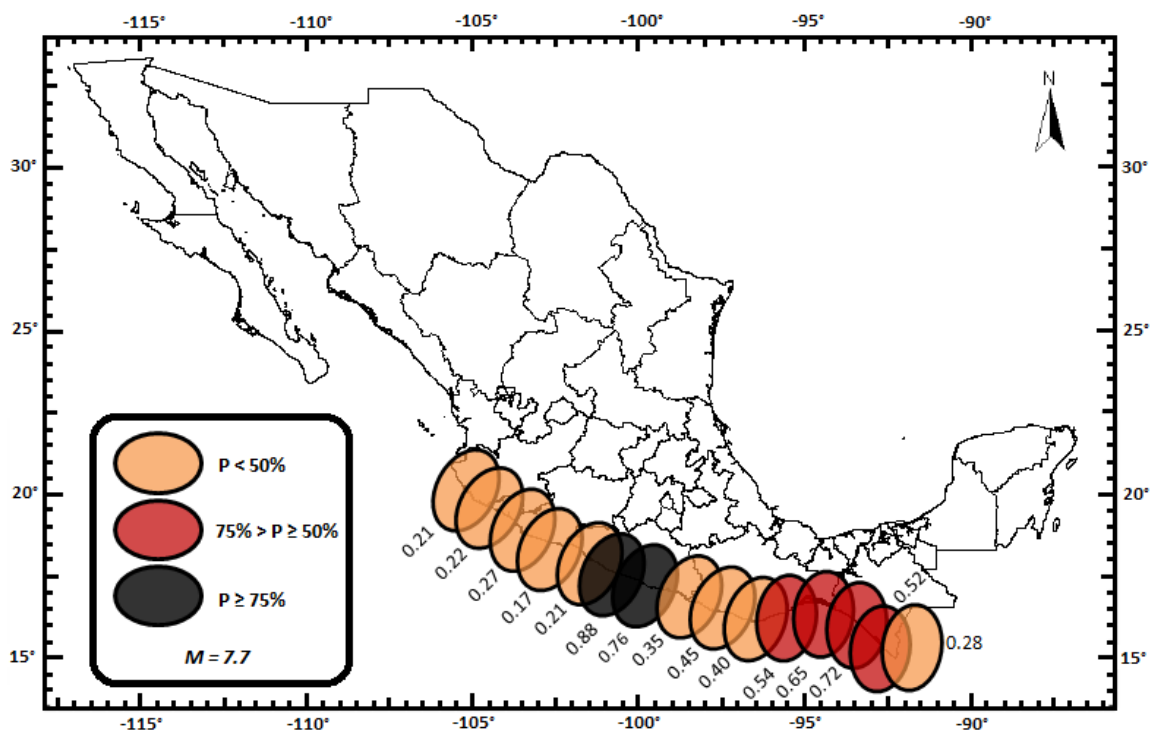


Figura 5.4.- Representación de la concatenación de dos segmentos adyacentes ($M=7.7 \pm 0.24$) para la tolerancia de un año.

5.3.2 Tolerancia 6 meses

En la figura 5.5 se muestran las probabilidades para esta simulación. Se observa que para la zona de Guerrero existen probabilidades mayores al 50%, mientras que para la zona de Oaxaca y Chiapas mayores al 30%. Los resultados en esta simulación podrían emular la hipótesis de la trasmisión de esfuerzos en zonas adyacentes, provocando que se disparen eventos que no se esperarían para las áreas aledañas. Es decir, la ocurrencia de un evento de $M \geq 7$ en un sitio podría disparar otro sismo en una zona cercana en un periodo menor a 6 meses.

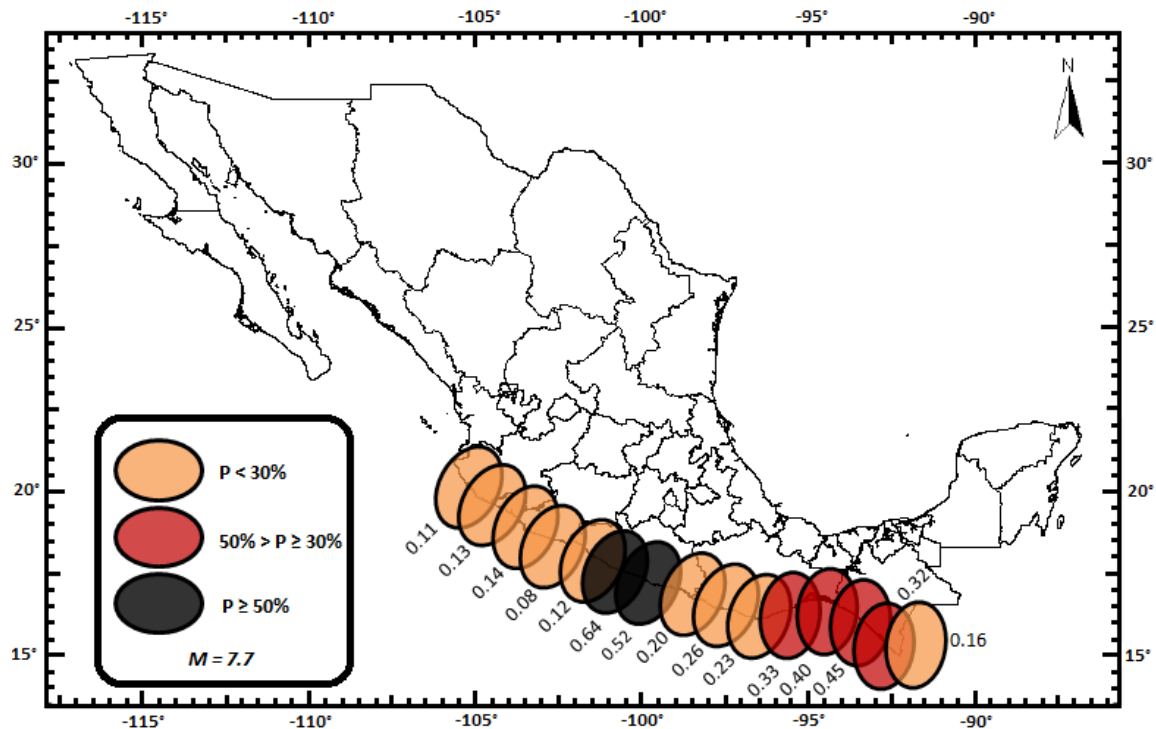


Figura 5.5.- Representación de la concatenación de dos segmentos adyacentes ($M=7.7 \pm 0.24$) para la tolerancia de seis meses.

5.3.3 Tolerancia 2 meses

En la figura 5.6 se muestran las probabilidades para esta simulación. Se observa que para la zona de Guerrero existen probabilidades mayores al 20%, mientras que para la zona de Oaxaca y Chiapas mayores al 15% pero menores al 20%. Los resultados de esta simulación estarían indicando con mayor certeza la hipótesis de la transmisión de esfuerzo, ya que la existencia de dos eventos adyacentes de $M \geq 7$ en un periodo menor a 2 meses informaría una fuerte correlación en cuanto a los esfuerzos que actúan en estas zonas. Es decir, el hecho de que ocurran dos eventos con esta magnitud tan cerca en tiempo y espacio sugiere que un evento fue producto de su antecesor. Cabe señalar que en las simulaciones no se consideran variables físicas como el esfuerzo, ya que el modelo es puramente estocástico. Sin embargo, el hecho de que haya una liberación de esfuerzo en una región, nos llevaría a pensar que existe relajación en esta zona, por lo que no debería de ocurrir otro evento de igual o mayor magnitud en un periodo tan corto de tiempo.

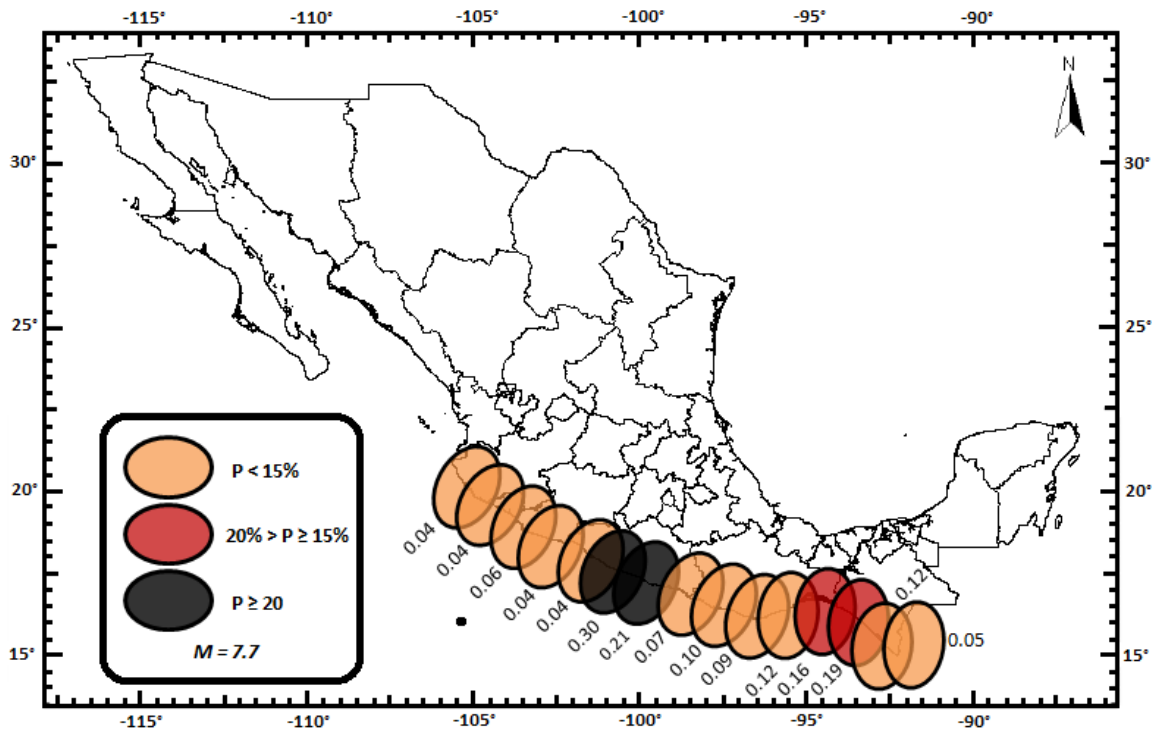


Figura 5.6.- Representación de la concatenación de dos segmentos adyacentes ($M=7.7 \pm 0.24$) para la tolerancia de dos meses.

5.3.4 Tolerancia 1 mes

En la figura 5.7 se muestran las probabilidades para esta simulación. Se observa que para la zona de Guerrero existen probabilidades mayores al 10%, mientras que para las demás zonas menores a ésta. A partir de esta simulación se presentaron inestabilidades en la estimación de la probabilidad. Esto debido a que para una tolerancia tan pequeña existían pocas concatenaciones en el periodo de tiempo total de simulación. Por consiguiente, la estimación de estas probabilidades fue subestimada. Sin embargo, a pesar de esto, existen probabilidades del 16% de que existan dos eventos en un tiempo menor a 1 mes en segmentos adyacentes para la zona de Guerrero. Este resultado informa que a pesar del poco tiempo de tolerancia, siguen ocurriendo concatenaciones.

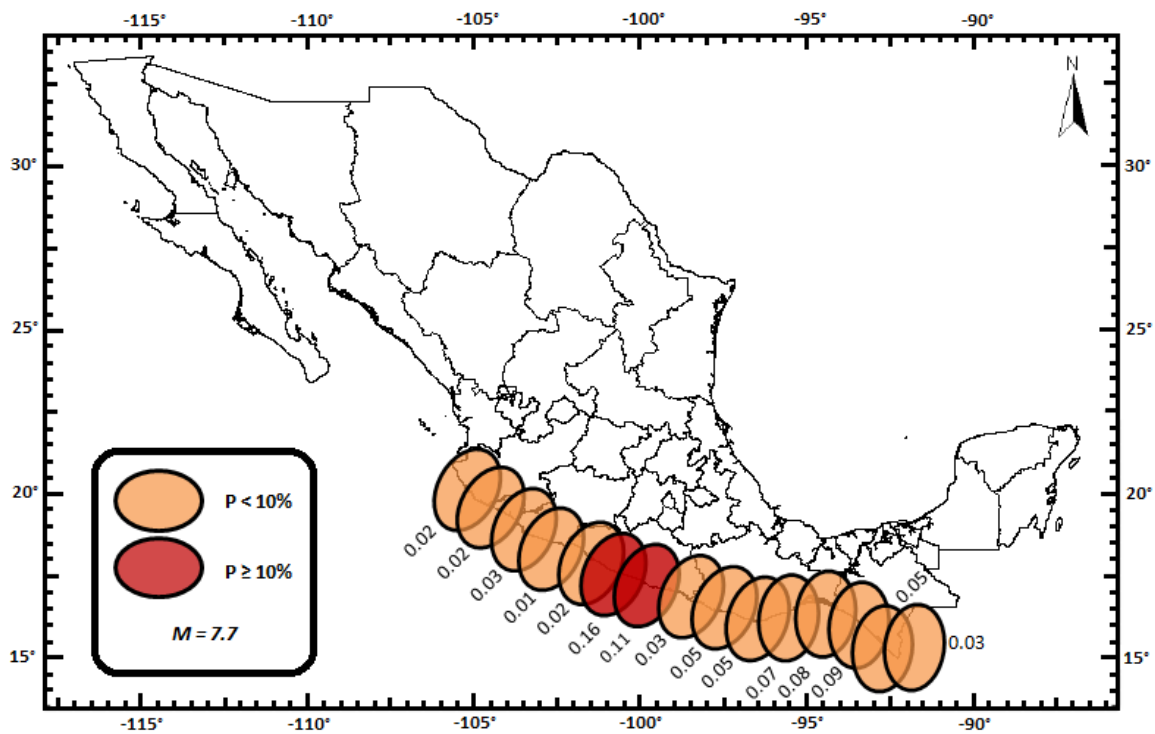


Figura 5.7.- Representación de la concatenación de dos segmentos adyacentes ($M=7.7\pm 0.24$) para la tolerancia de un mes.

5.3.5 Tolerancia 1 semana

En la figura 5.8 se muestran las probabilidades para esta simulación. Se observa que para las zonas de Guerrero, Oaxaca y Chiapas son mayores al 1%, lo cual no es para nada despreciable para una tolerancia tan baja. En esta simulación también las probabilidades son subestimadas, ya que el tiempo necesario para lograr la estabilización de la probabilidad podría ser de millones de años. Sin embargo, el modelo estocástico sigue encontrando un cierto número de concatenaciones que permitió estimar estos valores de probabilidad.

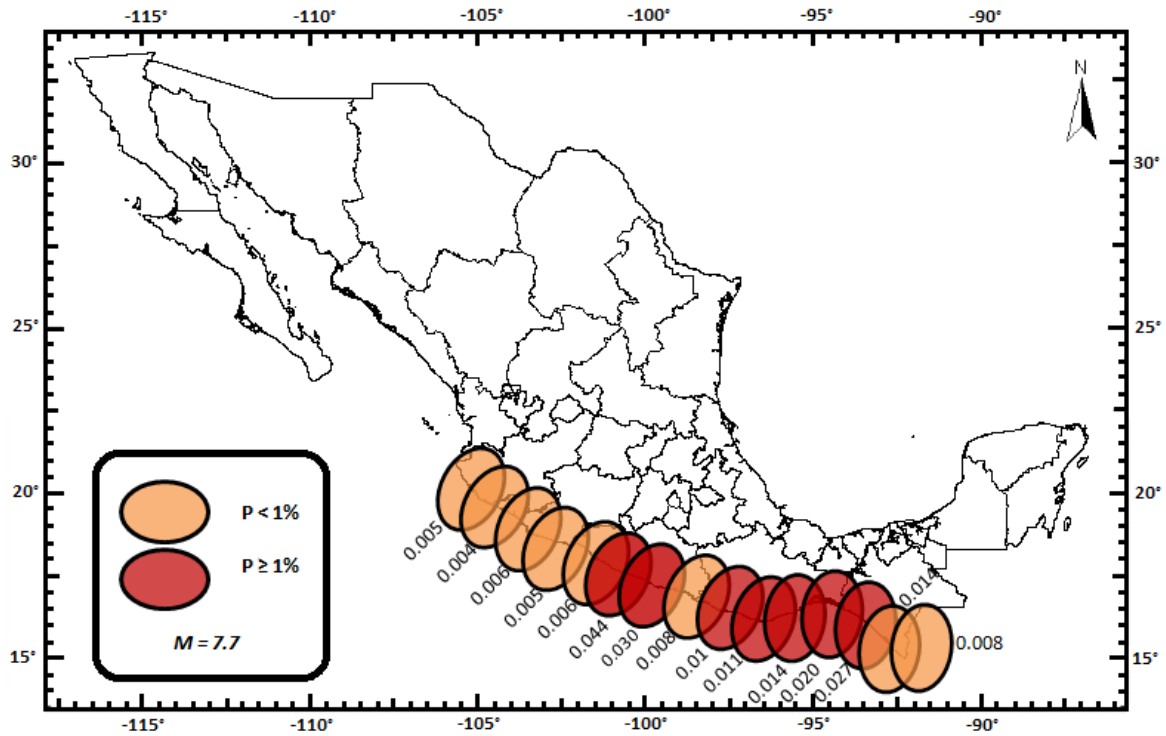


Figura 5.8.- Representación de la concatenación de dos segmentos adyacentes ($M=7.7\pm 0.24$) para la tolerancia de una semana.

5.3.6 Tolerancia 1 día

En la figura 5.9 se muestran las probabilidades para esta simulación. Se observa que para la zona de Guerrero existe una probabilidad del 0.79% de que ocurra una o más concatenaciones de dos segmentos para un periodo de 100 años. Para esta última simulación también los resultados son subestimados, pero aportan una idea de una probabilidad aproximada para una tolerancia mínima.

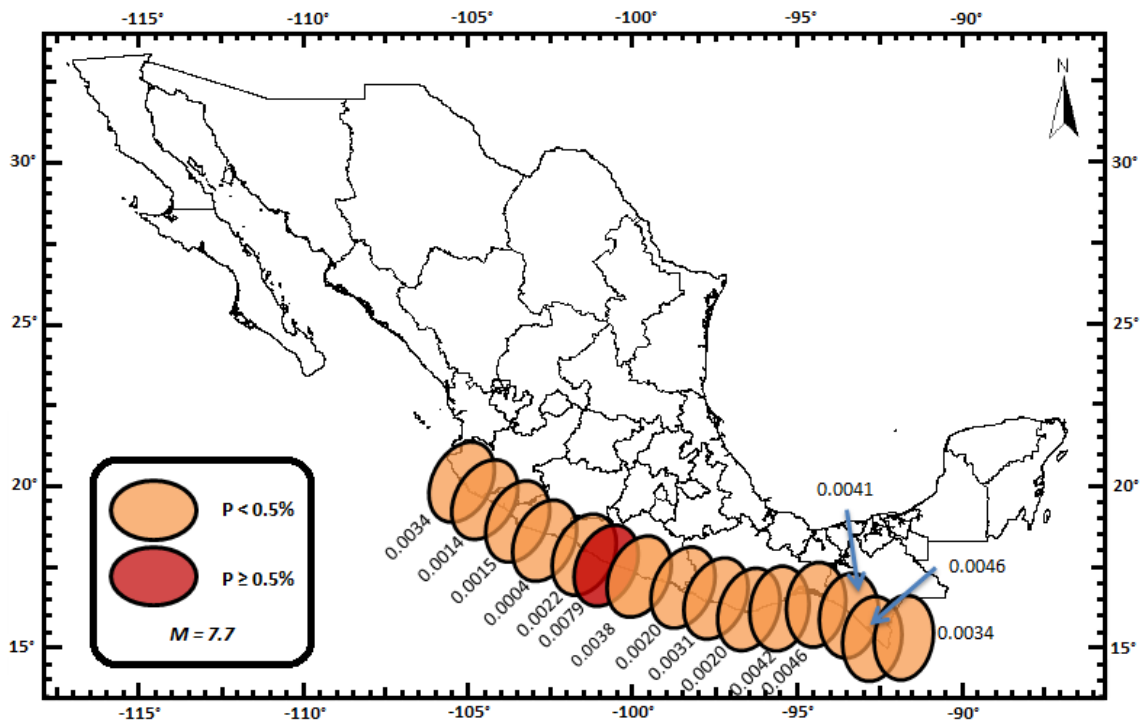


Figura 5.9.- Representación de la concatenación de dos segmentos adyacentes ($M=7.7\pm 0.24$) para la tolerancia de un día.

5.3.7 Discusión

En la figura 5.10 se muestran los polígonos de colores que corresponden a la gráfica 5.11, la cual muestra todos los resultados de las simulaciones anteriores en forma gráfica.

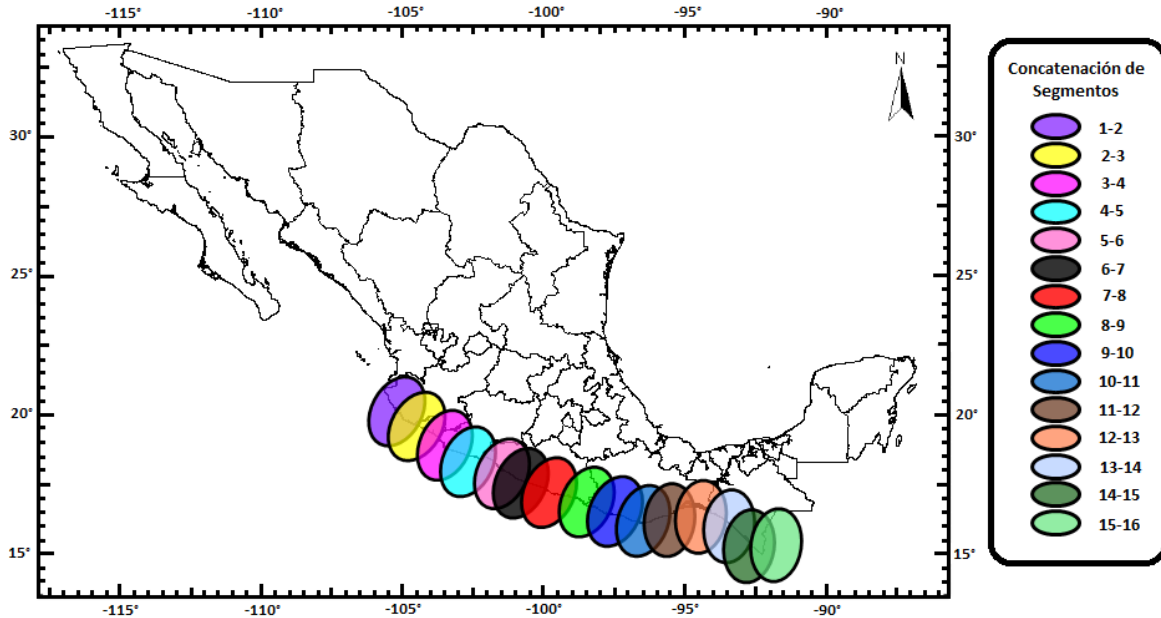


Figura 5.10.- Representación de la concatenación de dos segmentos adyacentes ($M=7.7\pm 0.24$). Los colores corresponden a los que se muestran en la figura 5.11.

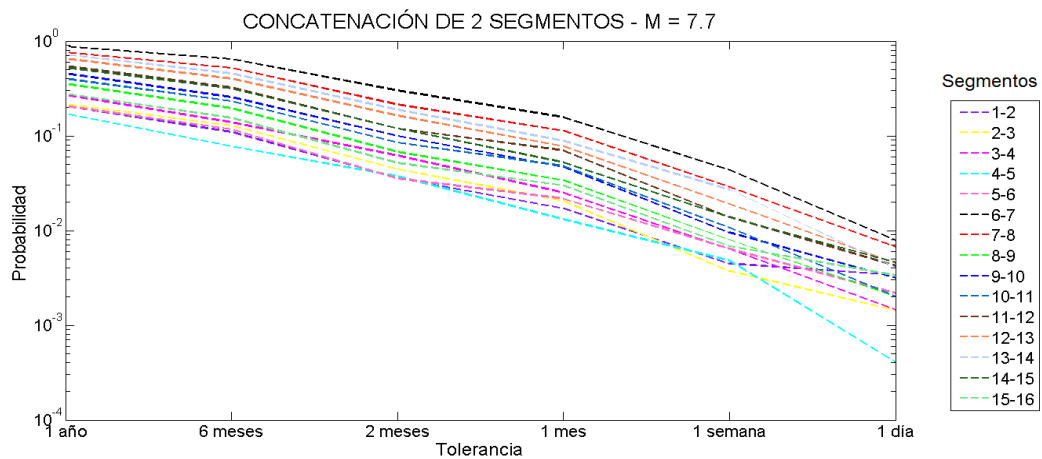


Figura 5.11.- Representación de las probabilidades estimadas para tolerancias de 1 año, 6 meses, 2 meses, 1 mes, 1 semana y 1 día para la concatenación de dos segmentos adyacentes.

Se observa (Figura 5.11) que existe un decaimiento similar en la probabilidad para cada combinación de segmentos adyacentes. Sin embargo, a partir de la tolerancia de una semana, e incluso en la tolerancia de un mes para algunos casos, no existe un patrón de decaimiento constante. Esto se debe a que no hubo suficientes concatenaciones en el periodo de tiempo de simulación para tolerancias pequeñas, por lo que no se alcanza una estabilidad en la probabilidad, y por lo tanto la ésta es subestimada.

Es evidente que, los segmentos 6 y 7 poseen una probabilidad mayor para todas las tolerancias, debido a que sus tiempos de recurrencia medios son pequeños. Las probabilidades para estos segmentos están en el orden de **0.87** para la tolerancia de un año y decaen hasta **0.008** para tolerancias de un día. Del mismo modo, la concatenación de los segmentos 7 y 8 presentan probabilidades altas en comparación con los otros, arrojando probabilidades que van desde **0.76** para tolerancia de un año y de **0.007** para la tolerancia de un día. Estos segmentos (6,7 y 8) corresponden a la zona de Guerrero. Sin embargo, para las regiones de Oaxaca y Chiapas, también se presentan probabilidades considerables. En esta región se encuentran los segmentos 12 y 13, los cuales informan sobre una probabilidad en el orden de **0.65** para la tolerancia de un año y de **0.005** para la tolerancia de un día. También, la concatenación de los segmentos 13, 14 presenta valores de **0.72** y **0.004** para tolerancias de un año y un día, respectivamente.

En la figura 5.12 se muestran los resultados de todos los tiempos interevento, los cuales informan sobre la existencia de una relación inversa entre estos datos y la probabilidad. Se tiene un menor tiempo interevento para los segmentos 6 y 7, el cual está en el orden de **48 años** en promedio para tolerancias de un año. Sin embargo, el tiempo interevento aumenta considerablemente para tolerancias de 1 día, rondando en promedio **12,500 años**, para estos dos segmentos. Del mismo modo, el tiempo interevento promedio para los segmentos 7 y 8 ronda los **69 años** en promedio para tolerancias de 1 año y aumenta hasta **26,200 años** para tolerancias de 1 día.

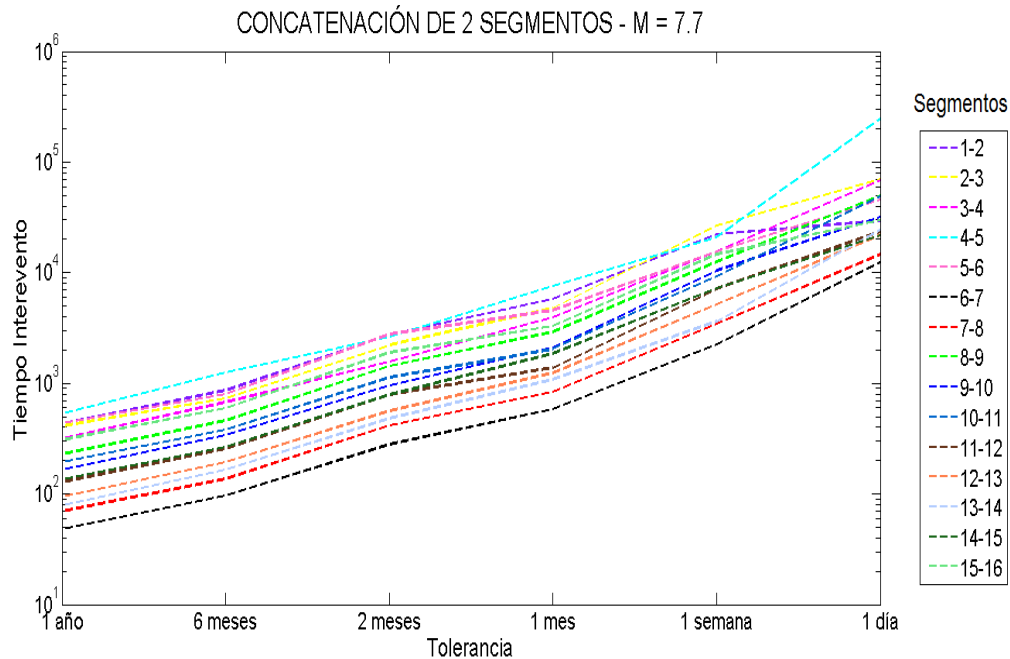


Figura 5.12.- Representación de los tiempos interevento estimados para tolerancias de 1 año, 6 meses, 2 meses, 1 mes, 1 semana y 1 día para la concatenación de dos segmentos adyacentes.

Con el propósito de finalizar esta pequeña discusión en este sub-capítulo, el pensar en una ruptura de 200km, es considerar la probabilidad de que suceda un evento similar al que ocurrió en Michoacán en 1985, el cual tuvo una ruptura promedio de 180 km y presentó una magnitud de 8.1. A pesar de que el modelo considera que una ruptura de 200km es indicativo de un evento de $M=7.7$, las desviaciones estándar pueden llegar a ser de hasta 0.41, por lo que no es despreciable el suponer que una ruptura de 200 km en el modelo esté indicando un evento similar al de Michoacán. Los resultados indican que este Estado tiene probabilidades de volver a experimentar un evento de esta magnitud del 17.1 al 27.1 % para tolerancias de 1 año, del 7.7 al 13.9% para tolerancias de 6 meses, del 3.7 al 6.1% para tolerancias de 1 mes, etc. Sin embargo, las zonas más propensas a experimentar un evento de tal magnitud son Guerrero, Oaxaca y Chiapas.

5.4 Concatenación de 3 segmentos adyacentes $M = 8.0 \pm 0.24$

5.4.1 Tolerancia 1 año

Se presentan los resultados de las probabilidades estimadas para la concatenación de tres segmentos adyacentes, lo cual indicaría una ruptura superficial de 300 km o un sismo de $M=8.0\pm 0.24$. En la figura 5.13 se muestran probabilidades de que ocurra una doble concatenación (unión de tres segmentos adyacentes), lo cual sugiere la posibilidad de que sucedan 3 eventos en un mismo año de $M\geq 7$, o uno de $M=8$. Se observa que para la zona de Guerrero existe una probabilidad del 67%, mientras que para las zonas de Oaxaca y Chiapas existen probabilidades de hasta 47%.

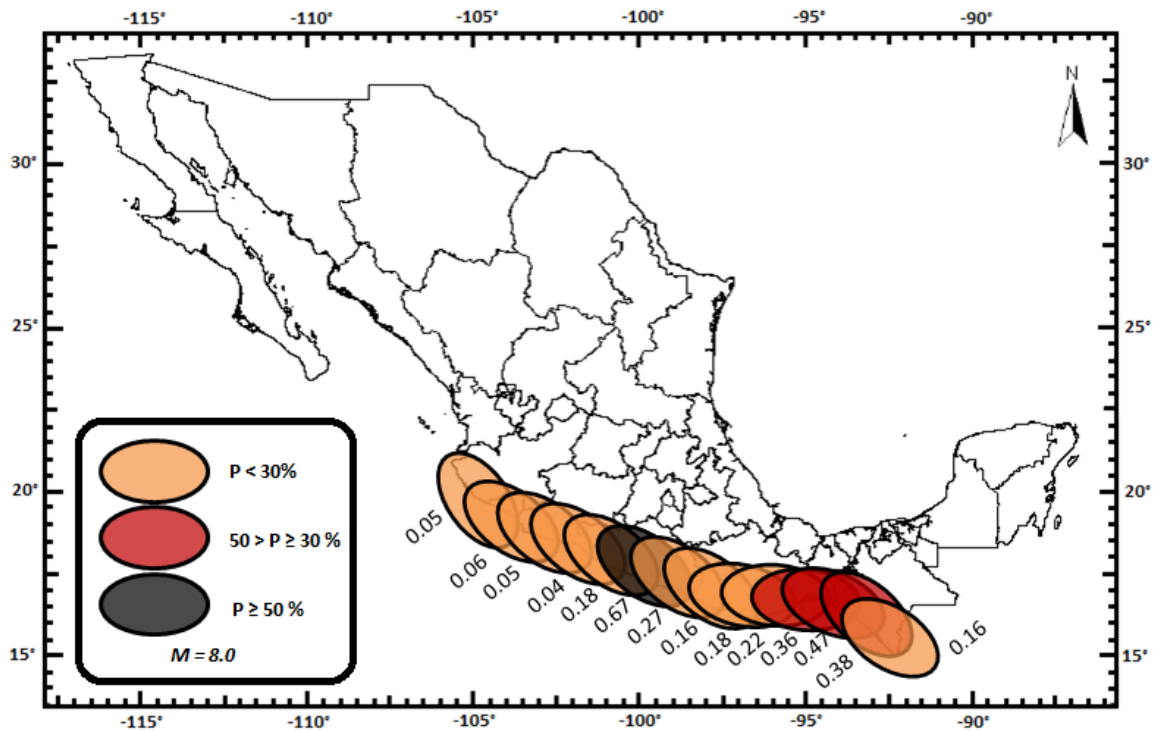


Figura 5.13.- Representación de la concatenación de tres segmentos adyacentes ($M=8.0\pm 0.24$) para la tolerancia de un año.

5.4.2 Tolerancia 6 meses

En la figura 5.14 se muestra que para la zona de Guerrero existe una probabilidad del 36% de que ocurran tres eventos concurrentes en un periodo menor a seis meses, lo cual sugiere un peligro considerable. También, existen probabilidades altas para las áreas de Oaxaca y Chiapas, de hasta un 18%. No obstante, a pesar de que todas las demás áreas presentan un peligro bajo ($M < 10\%$), éste no es despreciable.

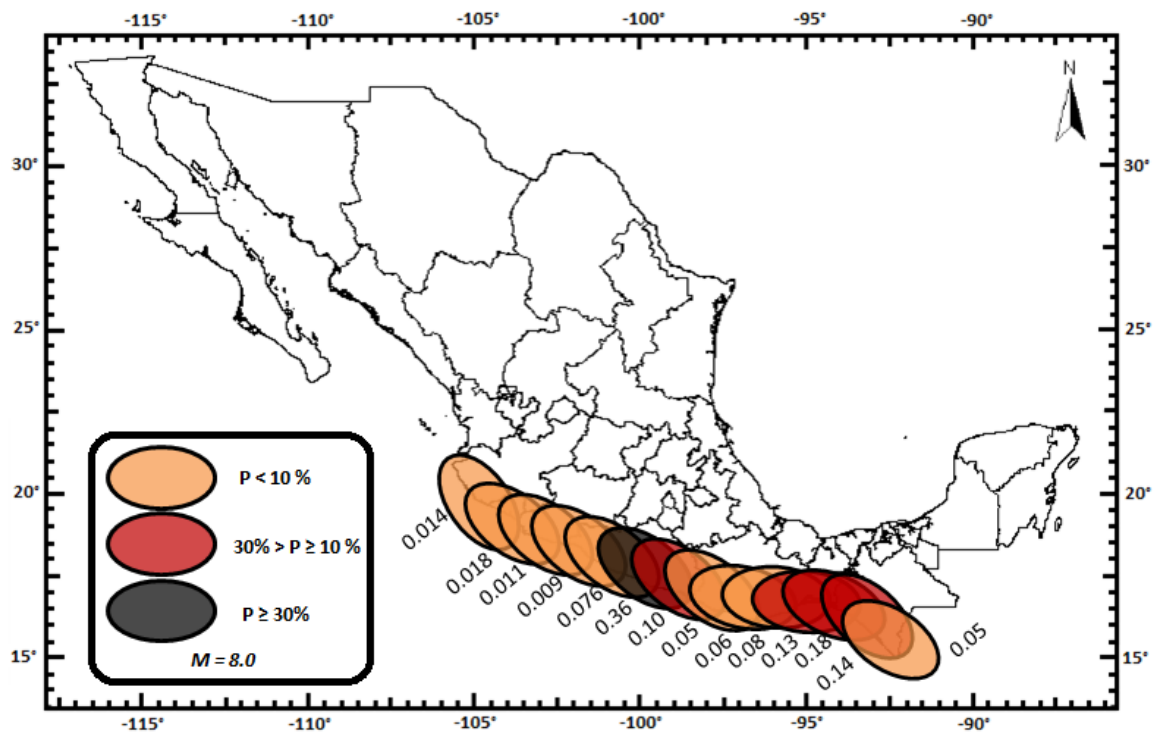


Figura 5.14.- Representación de la concatenación de tres segmentos adyacentes ($M=8.0 \pm 0.24$) para la tolerancia de seis meses.

5.4.3 Tolerancia 2 meses

En la figura 5.15 se muestran los resultados para la tolerancia de dos meses. Se observa que para la zona de Guerrero existe una probabilidad del 6.4%, mientras que para las áreas de Oaxaca y Chiapas de un 3.1%. Hasta este punto las probabilidades estimadas son confiables debido a que se alcanzó la estabilización de éstas en el periodo de tiempo empleado para la simulación.

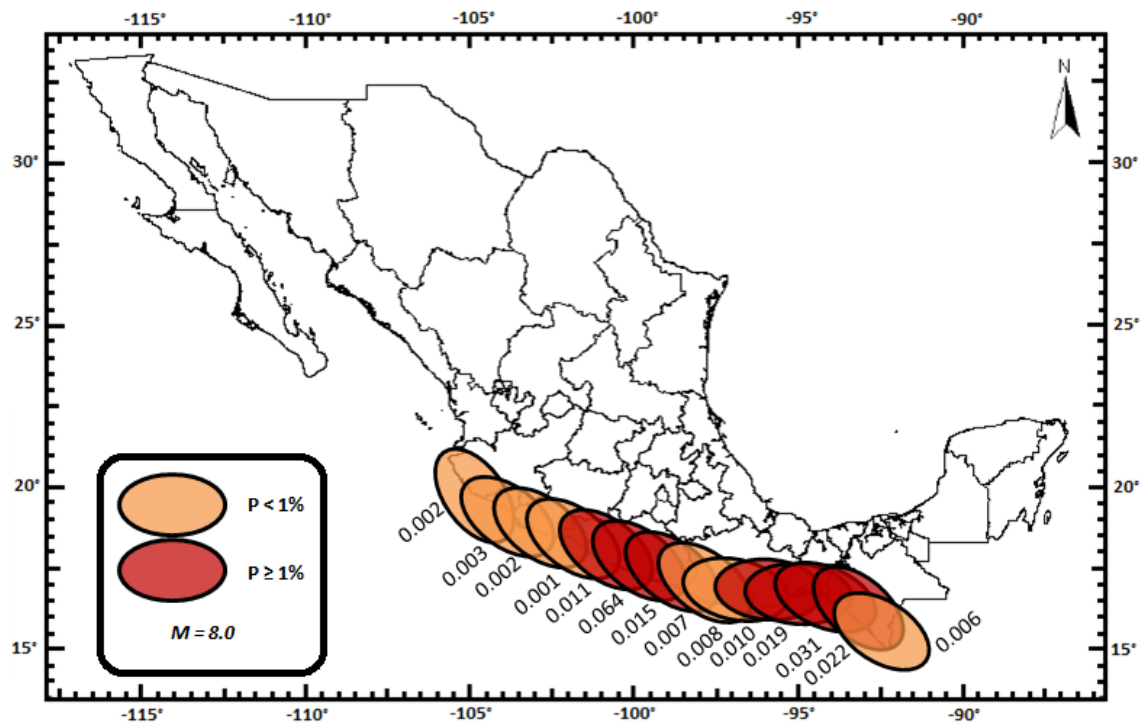


Figura 5.15.- Representación de la concatenación de tres segmentos adyacentes ($M=8.0\pm 0.24$) para la tolerancia de dos meses.

5.4.4 Tolerancia 1 mes

En la figura 5.16 se muestran los resultados para esta tolerancia, los cuales informan que existe una probabilidad del 1.7% para la zona de Guerrero y del 0.7% para Oaxaca y Chiapas. Cabe señalar que estas probabilidades se consideran como subestimada, debido a que a partir de tolerancias menores (un mes, una semana y un día) se presentan las inestabilidades en la probabilidad.

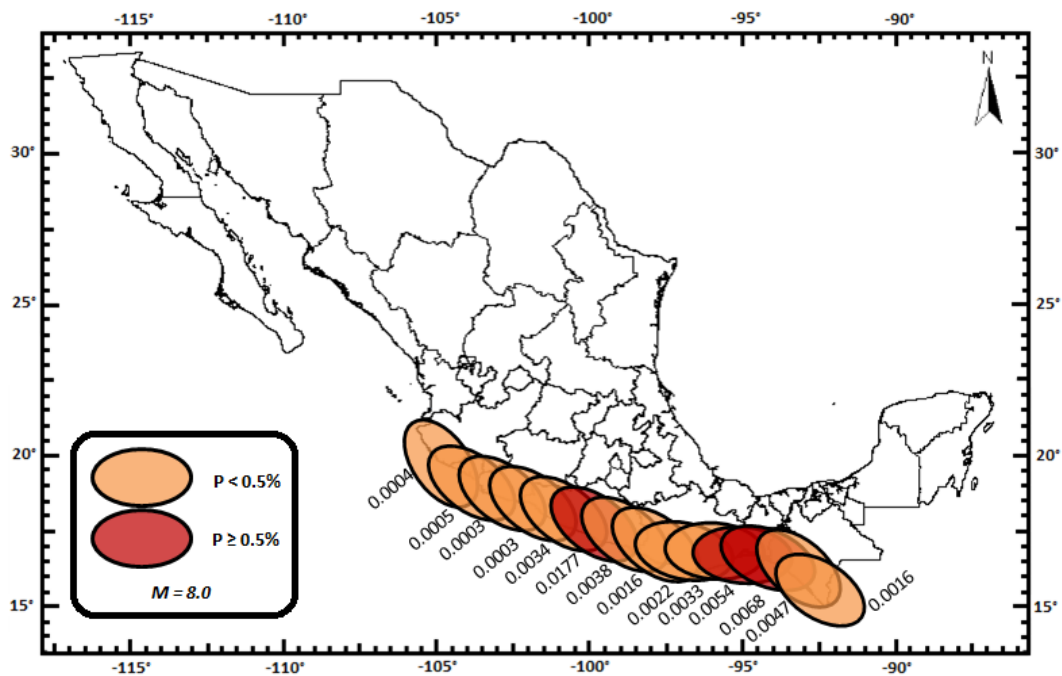


Figura 5.16.- Representación de la concatenación de tres segmentos adyacentes ($M=8.0 \pm 0.24$) para la tolerancia de un mes.

5.4.5 Tolerancia 1 semana

En las figuras 5.17 se muestran los resultados para tolerancias de una semana. Éstas rondan el 0.1 %, debido a que sus tiempos interevento promedio se encuentran en el orden de hasta 500,000 años.

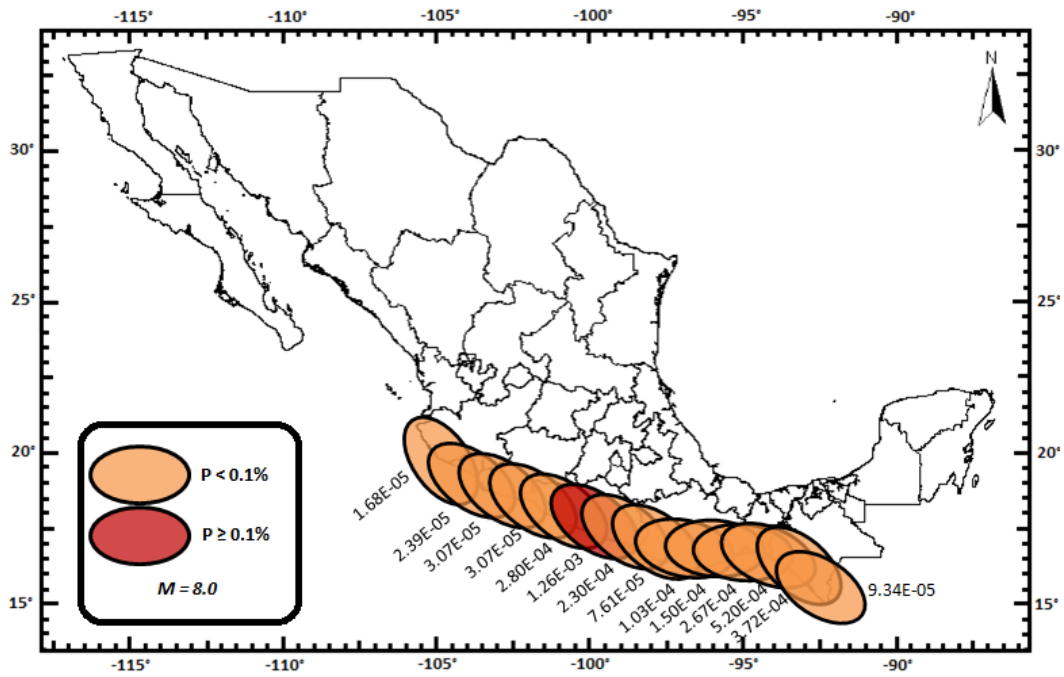


Figura 5.17.- Representación de la concatenación de tres segmentos adyacentes ($M=8.0\pm 0.24$) para la tolerancia de una semana.

5.4.6 Tolerancia 1 día

En las figuras 5.18 se muestran los resultados para tolerancias de un día. Éstas son menores al 0.1 %, debido a que sus tiempos interevento promedio se encuentran en el orden de hasta 500,000 años.

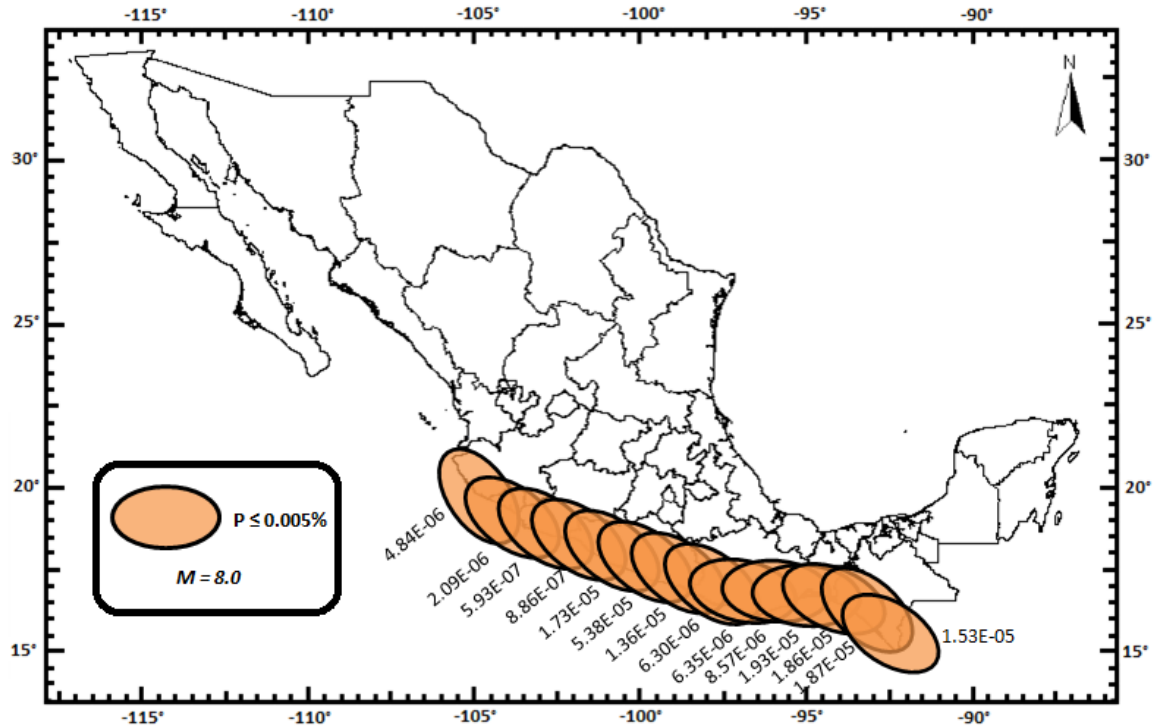


Figura 5.18.- Representación de la concatenación de tres segmentos adyacentes ($M=8.0\pm 0.24$) para la tolerancia de un día.

5.4.7 Discusión

En la figura 5.19 se presenta el mapa con los polígonos de colores correspondientes a la gráfica mostrada en la figura 5.20. Se observa que la probabilidad decae considerablemente para la concatenación de tres segmentos adyacentes como era de esperarse. La probabilidad máxima estimada es de **0.67**, la cual pertenece a una doble concatenación de los segmentos 6-7 y 7-8, para la tolerancia de un año, mientras que para tolerancias de un día la probabilidad es de **0.005**. Otra probabilidad considerable es de

0.47 para tolerancias de un año, que pertenece a la concatenación doble de los segmentos 12-13 y 13-14.

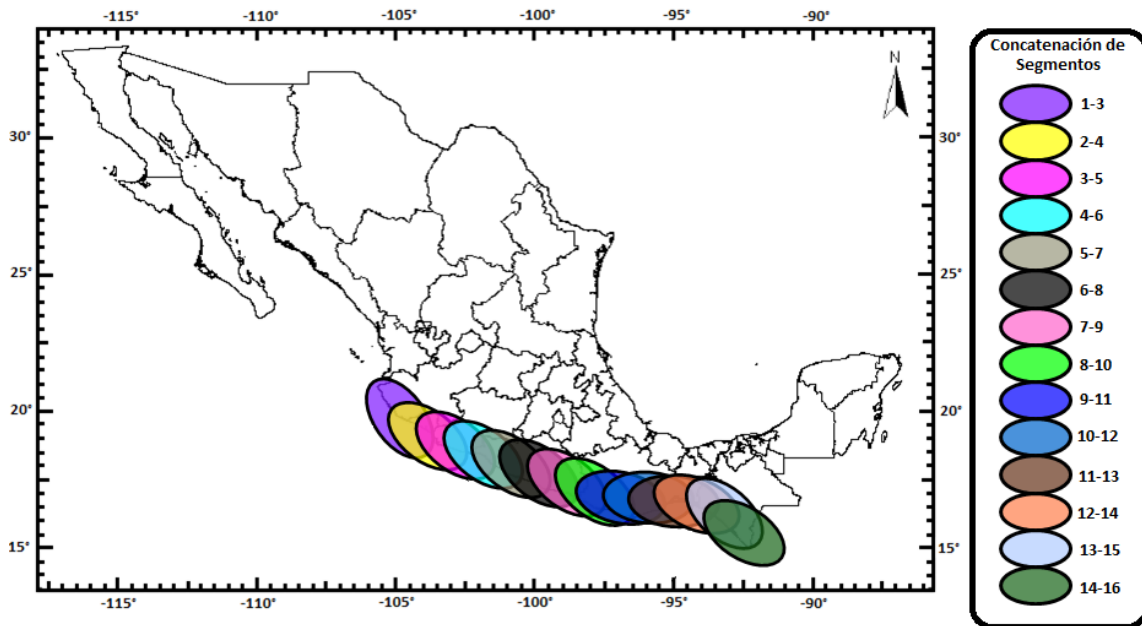


Figura 5.19.- Representación de la concatenación de tres segmentos adyacentes ($M=8\pm 0.24$).

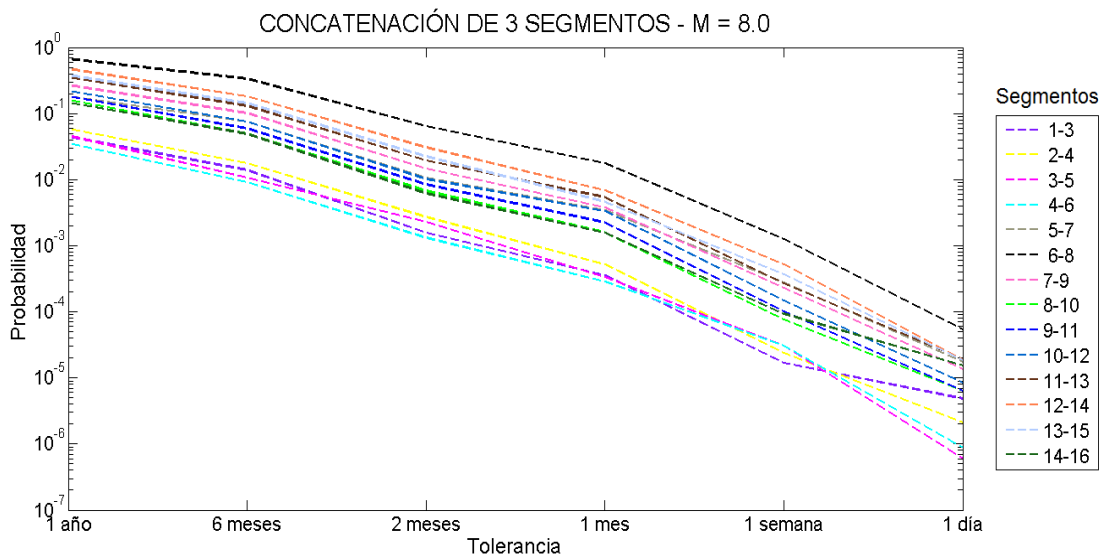


Figura 5.20.- Representación de las probabilidades estimadas para tolerancias de 1 año, 6 meses, 2 meses, 1 mes, 1 semana y 1 día para la concatenación de tres segmentos adyacentes.

A partir de las probabilidades estimadas mediante el teorema de probabilidad condicional, se estimaron de forma inversa los tiempos interevento que corresponderían a dicha probabilidad mediante la construcción de un algoritmo evolutivo (AE). En la figura 5.21 se presentan los resultados de los tiempos interevento a partir del AE, en los cuales se sigue conservando la relación inversa antes mencionada, lo cual es indicativo de que el algoritmo funciona correctamente.

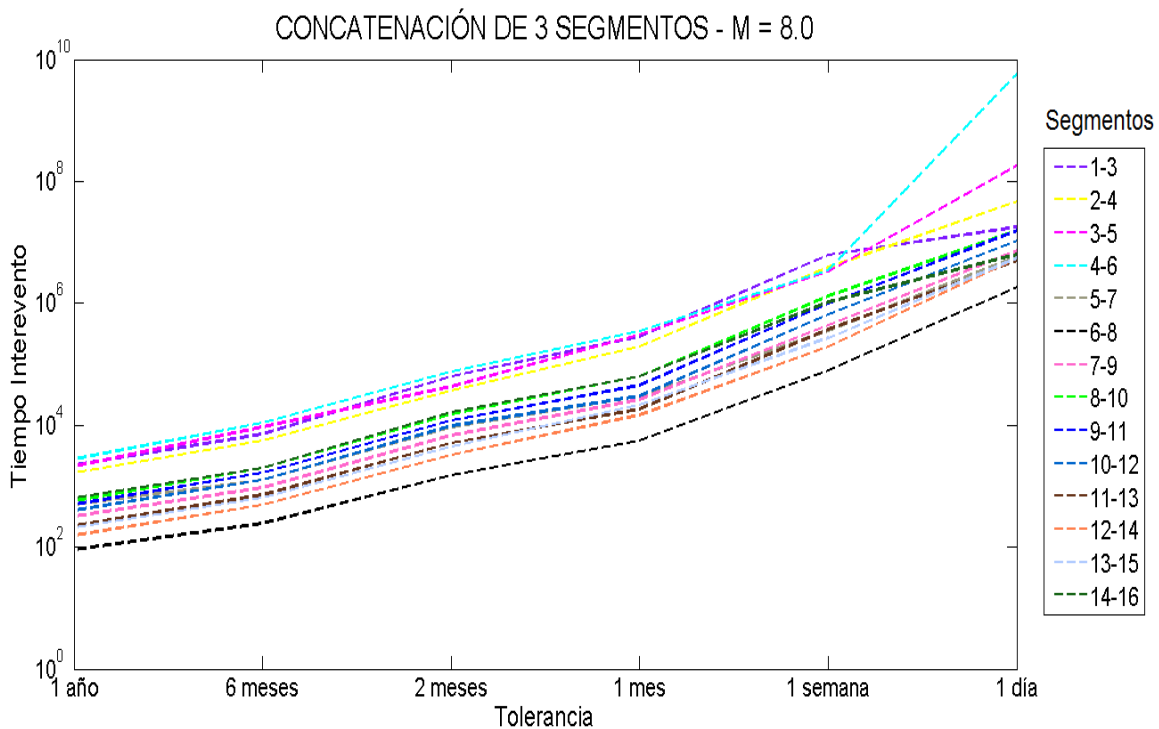


Figura 5.21.- Representación de los tiempos interevento estimados para tolerancias de 1 año, 6 meses, 2 meses, 1 mes, 1 semana y 1 día para la concatenación de dos segmentos adyacentes mediante el AE.

Se observa en esta figura (5.21) que los tiempos interevento aumentan de forma considerable en comparación con los resultados anteriores. Para la zona de Guerrero (segmento 6, 7 y 8), el promedio de tiempo interevento de concatenaciones de los tres segmentos está en el orden de **90, 245, 1500, 5600, 790000 y 1840730 años**, para todas las tolerancias consideradas, respectivamente. Para segmentos con menor probabilidad,

el tiempo interevento promedio aumenta, iniciando en el orden de miles y alcanzando valores de millones de años.

Cabe resaltar, a fin de complementar el análisis de los resultados en este subcapítulo, que al considerar una ruptura de 300km, es considerar la probabilidad de que suceda un mega sismo como el sucedido en Jalisco en 1932 ($M=8.2$), el cual tuvo una ruptura de aproximadamente 280km. Según los resultados, este Estado tiene probabilidades bajas de volver a experimentar un evento de este tamaño en los próximos 100 años, ya que para tolerancias de 1 año solo alcanza un 5% de probabilidad. Sin embargo, de nuevo se observa que las zonas más propensas a experimentar un mega evento son Guerrero, Oaxaca y Chiapas.

5.5 Concatenación de 4 segmentos adyacentes $M = 8.1 \pm 0.24$

A partir de este punto, solo se muestra las probabilidades y tiempo interevento de para tolerancias de 1 año, 6 meses y 2 meses, ya que para tolerancias menores los datos son tan bajos que pueden considerarse probabilidades de cero.

5.5.1 Tolerancia 1 año

Considerar cuatro o más sismos simultáneos (equivalente a un sismo de $M=8.1$ en promedio) en espacio y tiempo, representaría un fenómeno muy improbable tratando el problema mediante un modelo estocástico. En la figura 5.22 se observa que para la zona de Guerrero, Oaxaca y Chiapas existe una probabilidad del 18%, la cual es bastante considerable. Esto está indicando que a pesar de que el fenómeno parece ser muy improbable, el modelo estocástico identifica concatenaciones suficientes para estimar esta probabilidad.

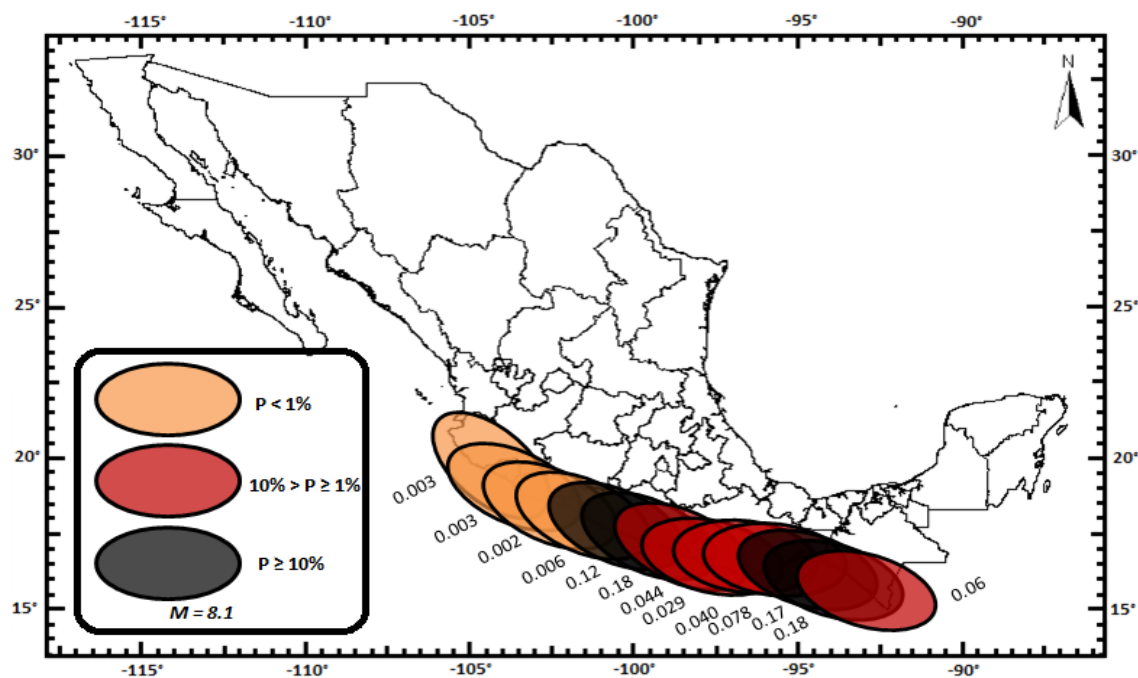


Figura 5.22.- Representación de la concatenación de cuatro segmentos adyacentes ($M=8.1 \pm 0.24$) para la tolerancia de un año.

5.5.2 Tolerancia 6 meses

En la figura 5.23 se observa que la probabilidad máxima estimada es de 3.4%, la cual corresponde a la zona de Guerrero, mientras que para la zona de Oaxaca y Chiapas se presenta una probabilidad del 2.6%.

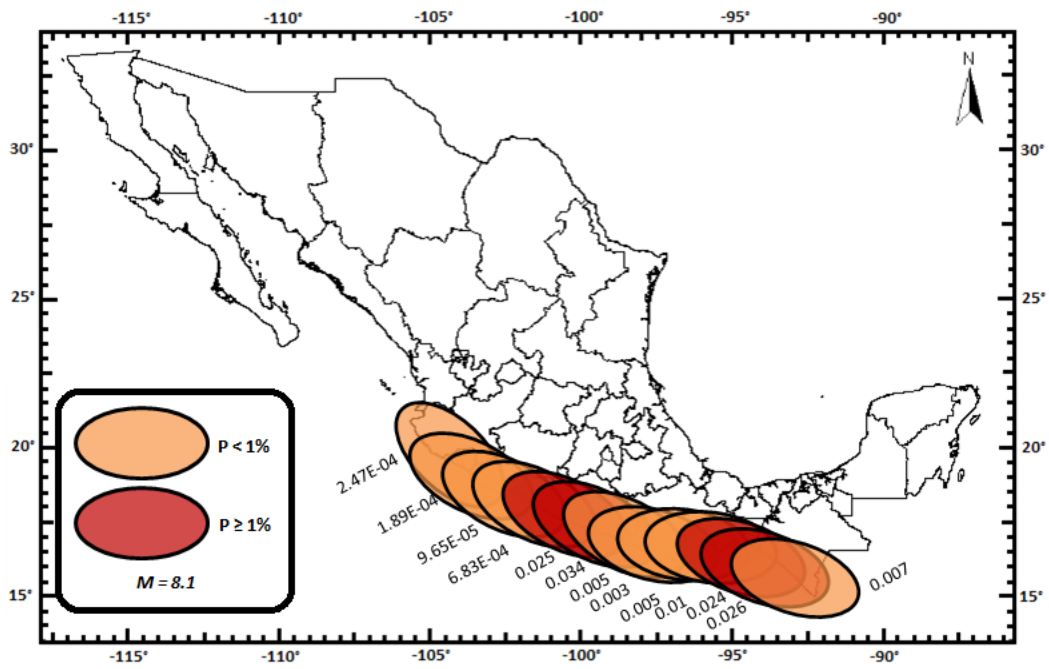


Figura 5.23.- Representación de la concatenación de cuatro segmentos adyacentes ($M=8.1\pm 0.24$) para la tolerancia de seis meses.

5.5.3 Tolerancia 2meses

En la figura 5.24 se observa que para las zonas de Guerrero, Oaxaca y Chiapas se estiman probabilidades apenas superiores al 0.05%, mientras que para todas las demás regiones menor a esto.

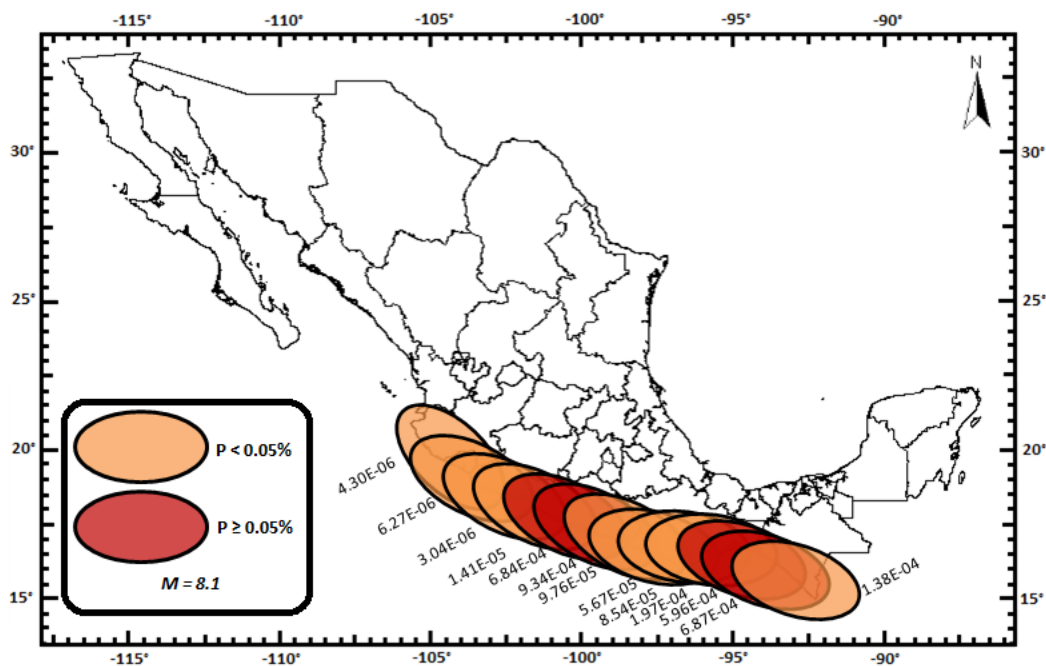


Figura 5.24.- Representación de la concatenación de cuatro segmentos adyacentes ($M=8.1\pm 0.24$) para la tolerancia de dos meses.

5.5.4 Discusión

A continuación se muestra en la figura 5.25 el mapa con los polígonos de colores correspondientes a la gráfica mostrada en la figura 5.26.

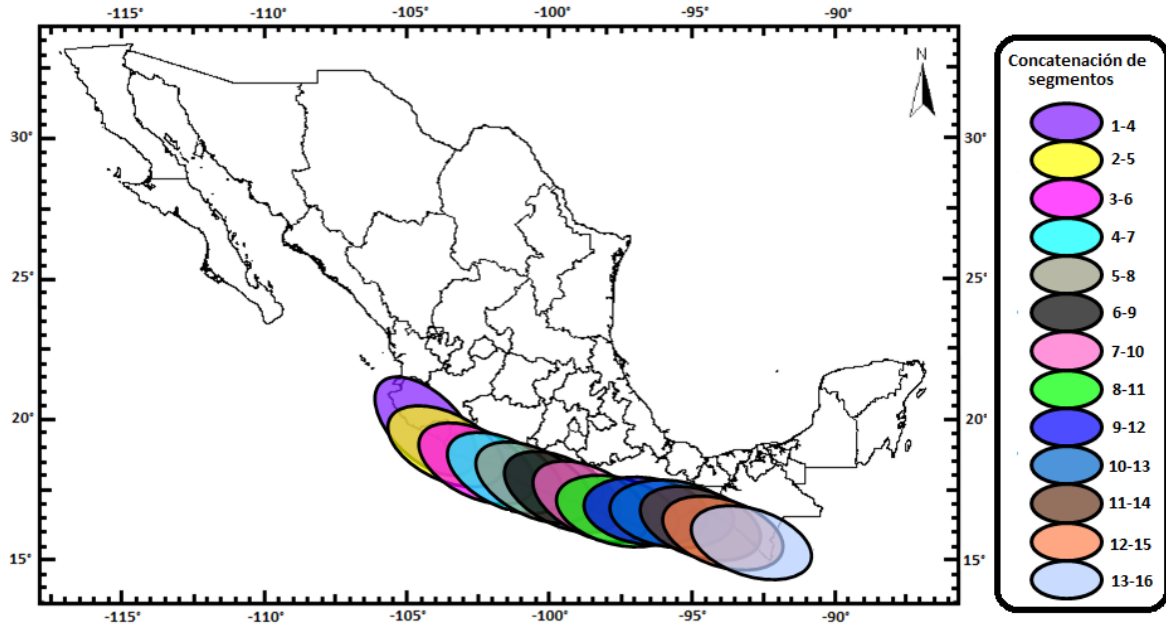


Figura 5.25.- Representación de la concatenación de cuatro segmentos adyacentes ($M=8.1\pm 0.24$).
 Los colores corresponden a los que se muestran en las figuras 5.30, 5.31 y 5.32.

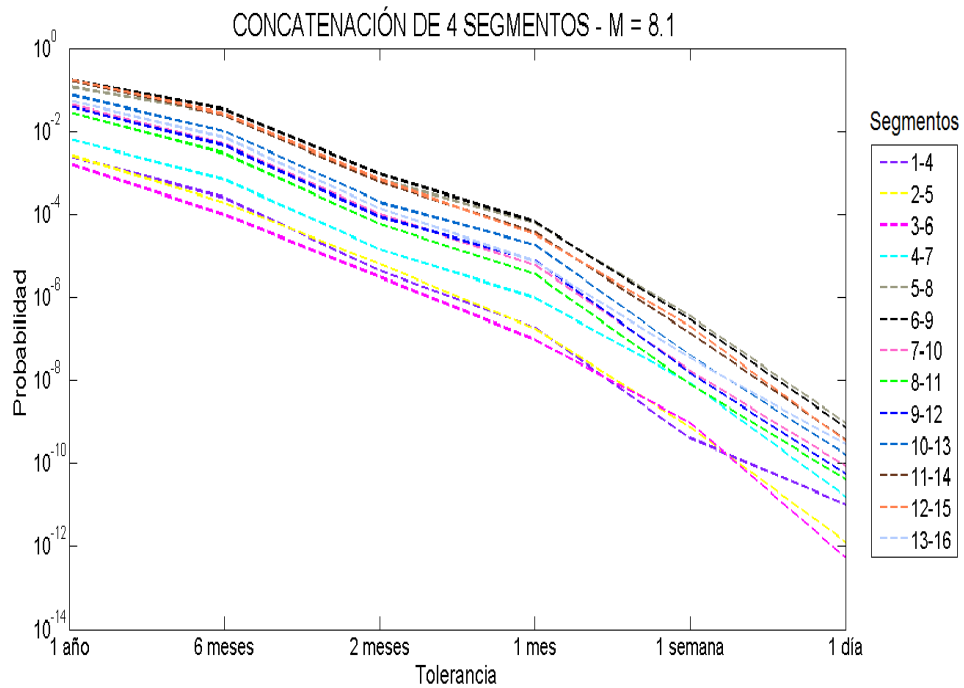


Figura 5.26.- Representación de las probabilidades estimadas para tolerancias de 1 año, 6 meses, 2 meses, 1 mes, 1 semana y 1 día para la concatenación de cuatro segmentos adyacentes.

Como se mencionó anteriormente, la probabilidad máxima es de **0.18** para tolerancias de un año, la cual representa la concatenación de los segmentos 6, 7, 8 y 9 (Estado de Guerrero). Posteriormente decae para la tolerancia de seis meses y dos meses, alcanzando valores de **0.034** y **0.0009**, respectivamente. Sin embargo, el hecho de que el modelo estocástico arroje una probabilidad del 18 % de que ocurran cuatro eventos de esta magnitud en un periodo de un año, implica la existencia de un peligro considerable.

En la figura 5.27 se presentan los resultados de los tiempos interevento correspondientes a las probabilidades estimadas para la concatenación de cuatro segmentos adyacentes mediante el AE. Se observa que el tiempo interevento mínimo está en el orden de **500 años**, para la concatenación de los segmentos 6, 7, 8, y 9, con respecto a la tolerancia de un año.

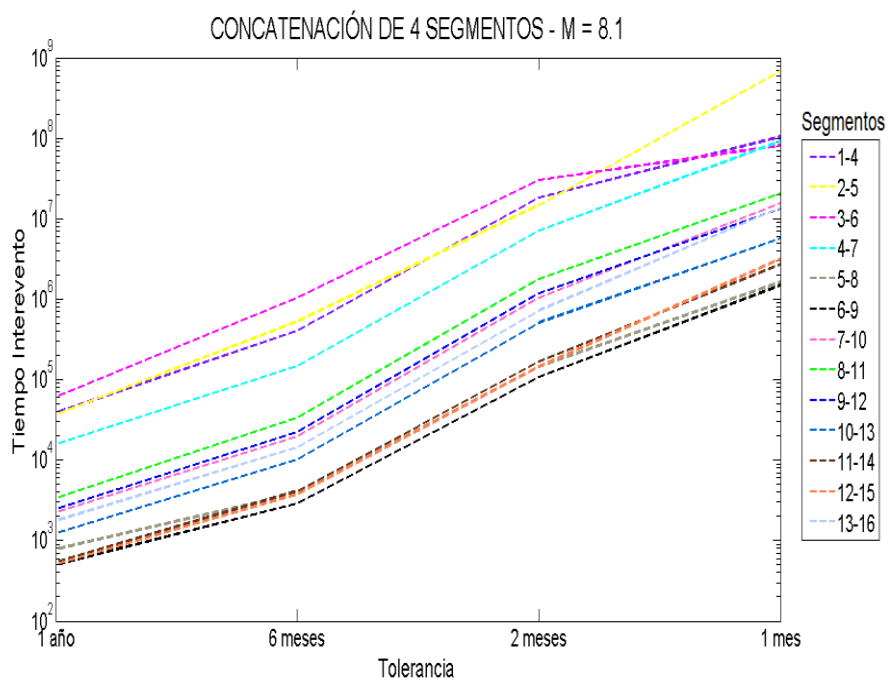


Figura 5.27.- Representación de los tiempos interevento estimados para tolerancias de 1 año, 6 meses, 2 meses, 1 mes, 1 semana y 1 día para la concatenación de cuatro segmentos adyacentes mediante el AE.

Con el objetivo de complementar el análisis de los resultados en este subcapítulo, es importante señalar que el considerar una ruptura de 400km indicaría la posibilidad de que ocurriera un evento muy cercano en magnitud al sucedido en 1787 ($M_w=8.6$), si se incluye la desviación estándar máxima de las relaciones empíricas) a lo largo de los Estados de Guerrero y Oaxaca, el cual tuvo una ruptura aproximadamente de 450km. Según los resultados, esta zona tiene una probabilidad de sufrir un evento similar del 18% para tolerancias de 1 año y un 3.4% para tolerancias de 6 meses. No obstante, el Estado de Chiapas no queda exento de peligro, ya que para tolerancias de 1 año se tiene igualmente un 18%, mientras que para tolerancias de 6 meses un 2.6%.

5.6 Concatenación de 5 segmentos adyacentes $M = 8.2 \pm 0.24$

La unión de cinco segmentos adyacentes equivaldría a una zona de ruptura de aproximadamente 500m, que para este modelo corresponde a un evento de $M=8.2$ en promedio, pudiendo llegar incluso hasta $M=8.6$. Estos sucesos son altamente improbables debido a que no se tienen muchos registros de eventos de esta magnitud, y según las simulaciones sus periodos de retorno están en el orden de 3000 años como mínimo. A continuación solo se mostrará el resultado para tolerancias de 1 año, debido a que para tolerancias menores la estimación de la probabilidad es poco confiable debido a que no se encontraron concatenaciones suficientes para su estimación.

5.6.1 Tolerancia 1 año

En la figura 5.28 se presentan las probabilidades de que ocurra una o más concatenaciones de cinco segmentos adyacentes en un periodo de cien años. La probabilidad máxima es de **0.03** para la tolerancia de un año, la cual pertenece a la concatenación de los segmentos 11, 12, 13, 14 y 15, correspondientes a las áreas de Oaxaca y Chiapas. No obstante, para tolerancias menores, la concatenación de los segmentos 5, 6, 7 8 y 9 (zona de Guerrero) está por encima que los anteriores.

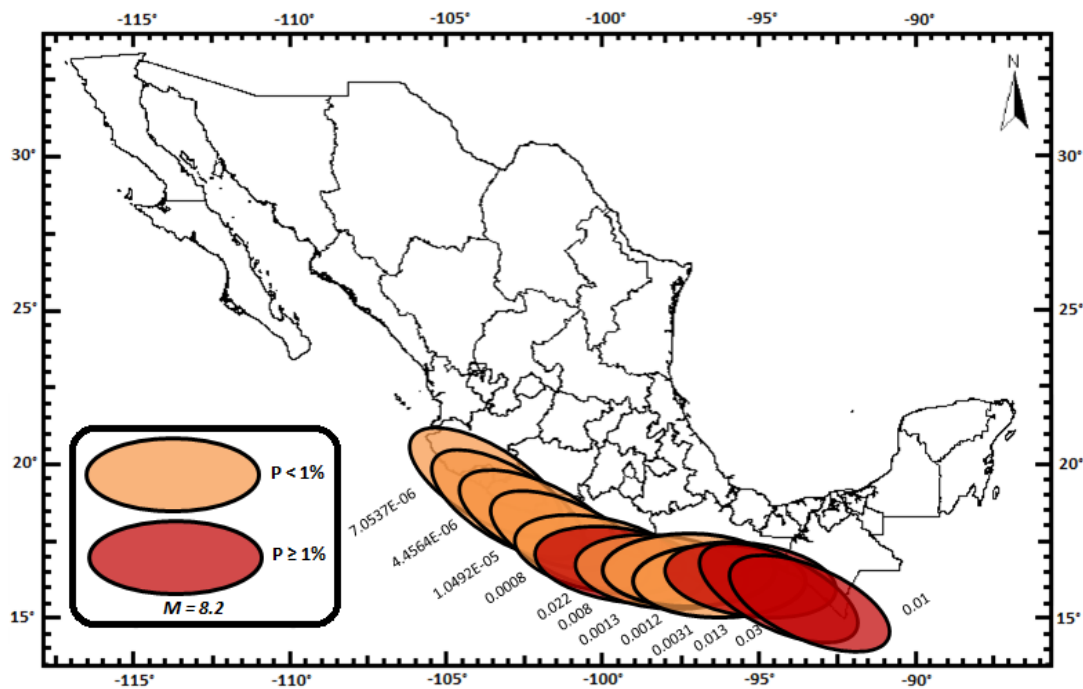


Figura 5.28.- Representación de la concatenación de cinco segmentos adyacentes ($M=8.2\pm 0.24$) para la tolerancia de un año.

5.6.2 Discusión

En la figura 5.29 se muestran las áreas de colores correspondientes a la figura 5.30. Se observa claramente que la línea café correspondiente a la concatenación de los polígonos 11, 12, 13, 14 y 15 alcanza un valor de 3%, superando a la probabilidad de los

polígonos 5, 6, 7, 8 y 9. Sin embargo, para tolerancias menores los polígonos propios a la zona de Guerrero superan a los de Oaxaca y Chiapas (línea gris).

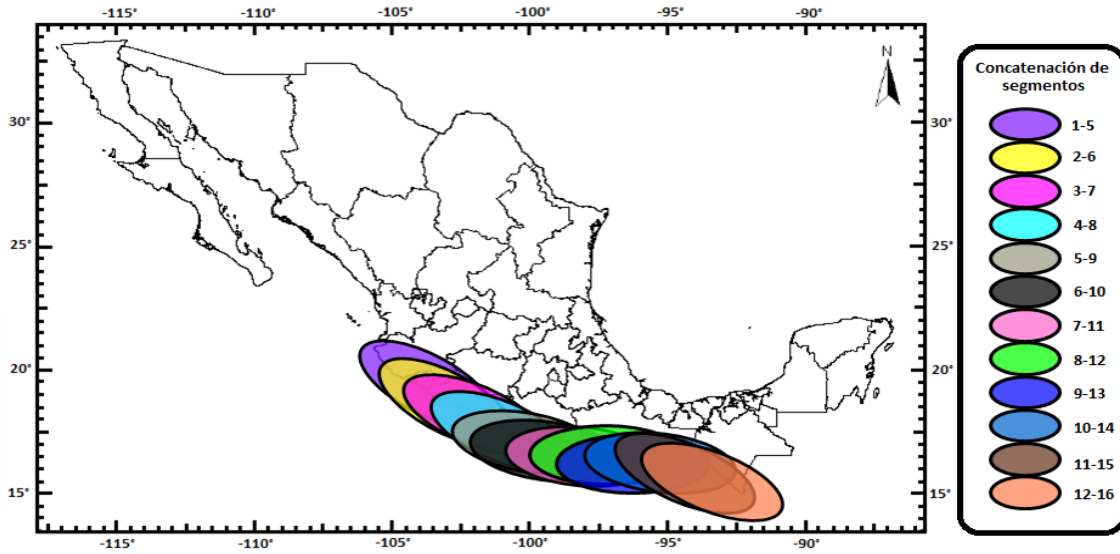


Figura 5.29.- Representación de la concatenación de cinco segmentos adyacentes ($M=8.2\pm 0.24$). Los colores corresponden a los que se muestran en las figuras 5.35, 5.36 y 5.37.

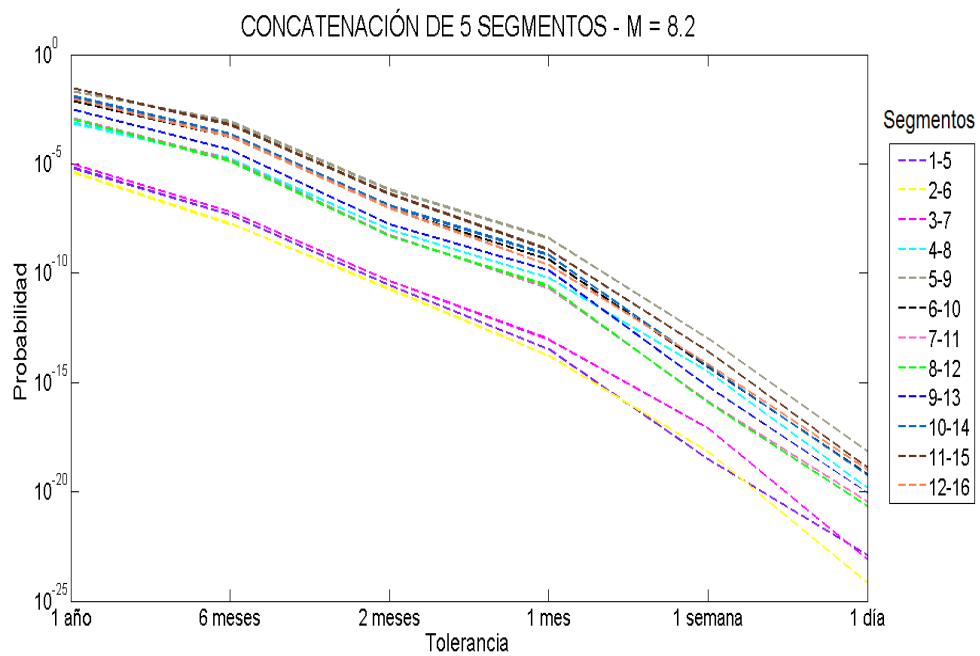


Figura 5.30.- Representación de las probabilidades estimadas para tolerancias de 1 año, 6 meses, 2 meses, 1 mes, 1 semana y 1 día para la concatenación de cinco segmentos adyacentes.

A partir de este punto, no fue posible estimar el todos los tiempos interevento correspondientes a cada probabilidad, ya que éstas son tan bajas que sobrepasan la precisión del AE. En la figura 5.31 se presentan los resultados de los tiempos interevento estimados con el AE para las tolerancias de 6 meses y 1 año. Se observa que el tiempo interevento mínimo es de **3300 años** para los segmentos 11, 12, 13, 14 y 15.

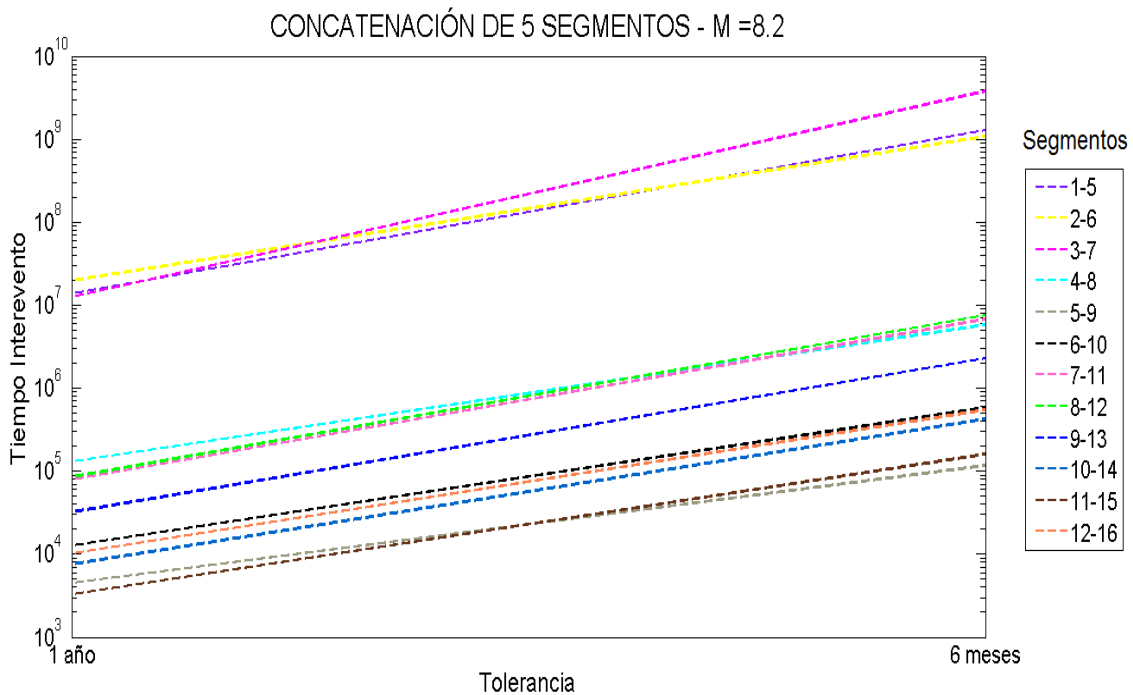


Figura 5.31.- Representación de los tiempos interevento estimados para tolerancias de 1 año, 6 meses, 2 meses, 1 mes, 1 semana y 1 día para la concatenación de cinco segmentos adyacentes mediante el AE.

Es importante mencionar, que el considerar una ruptura tan grande (500km) representa un evento altamente improbable, desde el punto de vista del modelo estocástico propuesto. No obstante, como se ha mencionado a lo largo de esta tesis, la estimación de esta probabilidad representa un límite inferior, por lo que se esperaría que la verdadera probabilidad sea mayor. De nuevo, la zona con mayor probabilidad de sufrir un mega evento según el modelo es el Estado de Guerrero, seguido por los estados de Oaxaca y Chiapas.

5.7 Concatenación de 6, 7 y 8 segmentos adyacentes

En las figuras 5.32, 5.33 y 5.34 se presentan los resultados de concatenaciones de 6, 7 y 8 segmentos adyacentes, respectivamente. Por cuestiones prácticas, se puede interpretar que las probabilidades a partir de la concatenación de siete o más segmentos son cero. Sin embargo, la simulación estocástica alcanza a detectar concatenaciones con probabilidades muy bajas. Para la concatenación de seis segmentos adyacentes (5, 6, 7, 8, 9 y 10 – 11, 12, 13, 14, 15 y 16) con una tolerancia de un año existe una probabilidad de **0.0001** y **0.0002**. Posteriormente, las probabilidades decaen en el orden de 1×10^{-9} y continúan hasta alcanzar valores de 1×10^{-215} para concatenaciones de más de 11 segmentos.

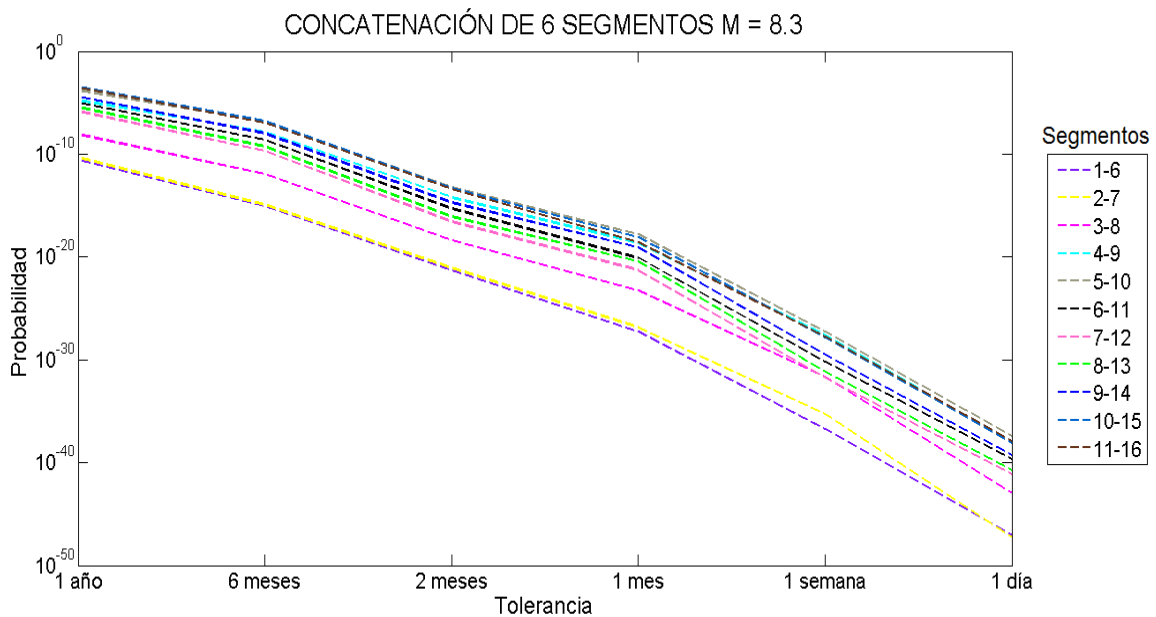


Figura 5.32.- Representación de las probabilidades estimadas para tolerancias de 1 año, 6 meses, 2 meses, 1 mes, 1 semana y 1 día para la concatenación de seis segmentos adyacentes.

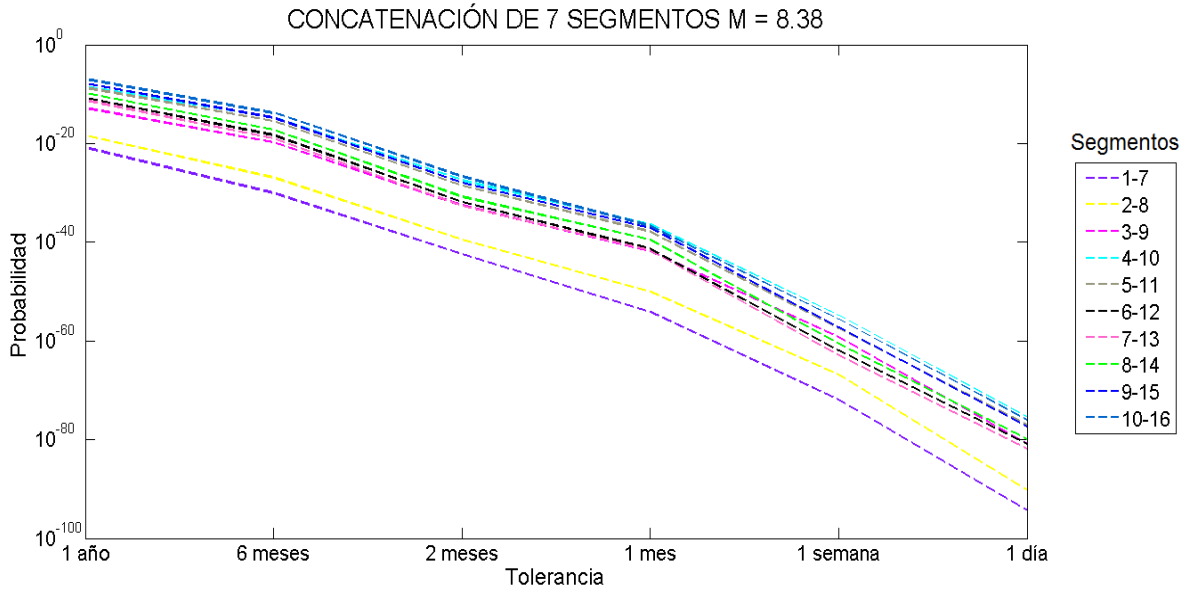


Figura 5.33.- Representación de las probabilidades estimadas para tolerancias de 1 año, 6 meses, 2 meses, 1 mes, 1 semana y 1 día para la concatenación de siete segmentos adyacentes.

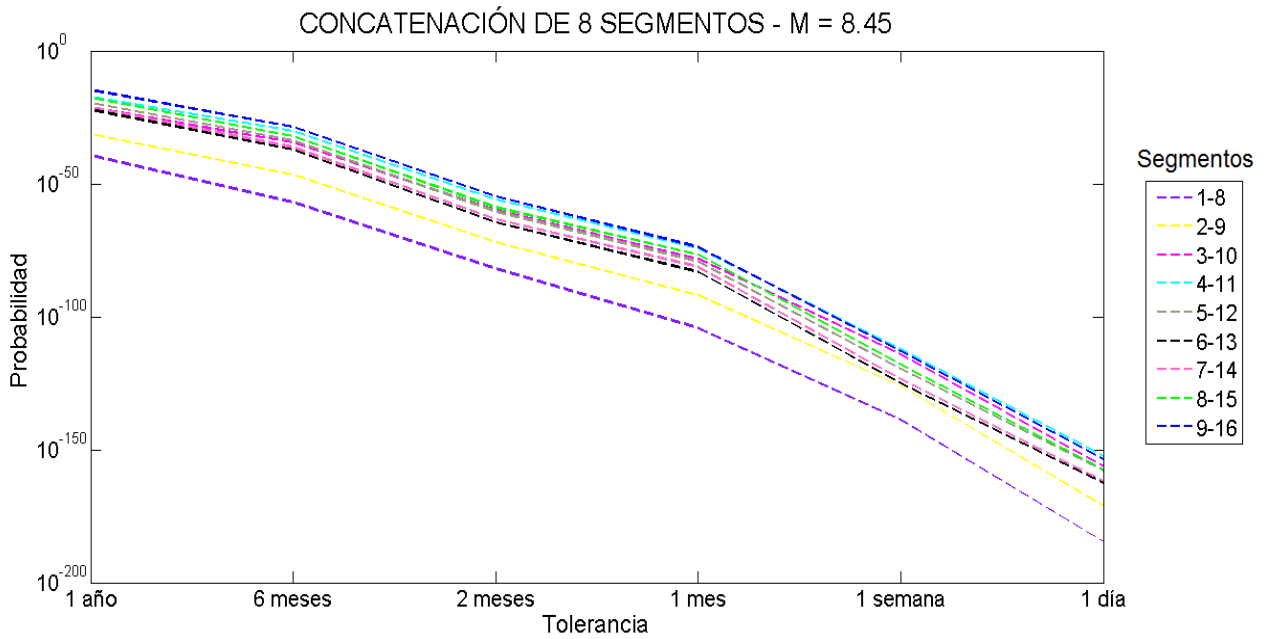


Figura 5.34.- Representación de las probabilidades estimadas para tolerancias de 1 año, 6 meses, 2 meses, 1 mes, 1 semana y 1 día para la concatenación de ocho segmentos adyacentes.

5.8 Inestabilidad de la Probabilidad

5.8.1 Problemática

Como se mencionó anteriormente, las probabilidades calculadas para tolerancias menores a un mes distaban de una estabilización en el tiempo, lo que ocasionaba que decayeran abruptamente y sin ningún patrón aparente. Esto se debe a que se encuentran pocas concatenaciones durante la simulación y la probabilidad se subestima o sobreestima. Solamente para específicos casos se encontraba una estabilidad en el tiempo (segmentos 6-7, 7-8 y 13-14) para todas las tolerancias, debido a que sus tiempos interevento eran más pequeños a comparación de los demás segmentos. En la figura 5.35 se muestra un ejemplo de simulación para la concatenación de los segmentos 4 y 5 para tolerancias de 1 año.

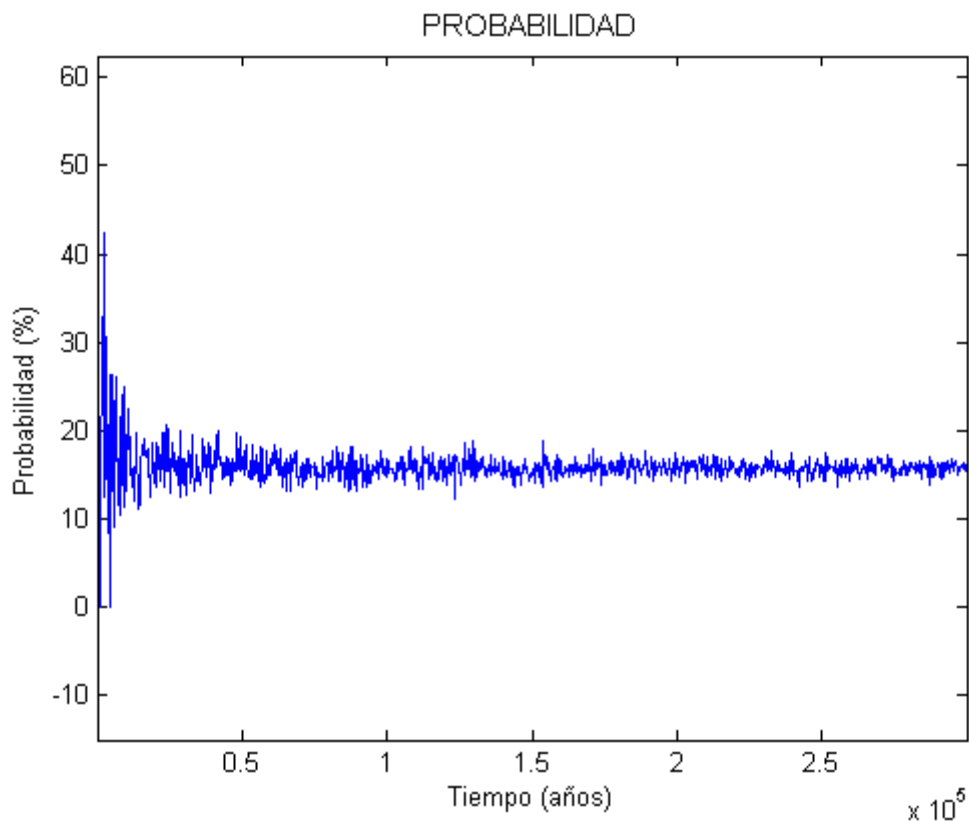


Figura 5.35.- Simulación de segmentos 4 y 5, tolerancia de un año.

Se observa en la figura 5.35 que para la tolerancia de un año, existe una estabilidad de la probabilidad en el tiempo. En la figura 5.36 se presenta el aumento progresivo de concatenaciones contra el tiempo, donde el número de éstas aumenta con forme se incrementa el tiempo de simulación. Sin embargo, cabe destacar que a pesar de que se nota el aumento promedio del número de concatenaciones, para tiempos mayores existe mayor dispersión de éstas con respecto a la media (varianza no constante). Si se considera un modelo lineal que represente los datos, la gráfica de los residuales tomaría forma de lo que se le conoce como “embudo abierto hacia afuera”, el cual indica que la varianza es función creciente de y . Es probable que el aumento del número de concatenaciones no sea lineal con respecto al tiempo.

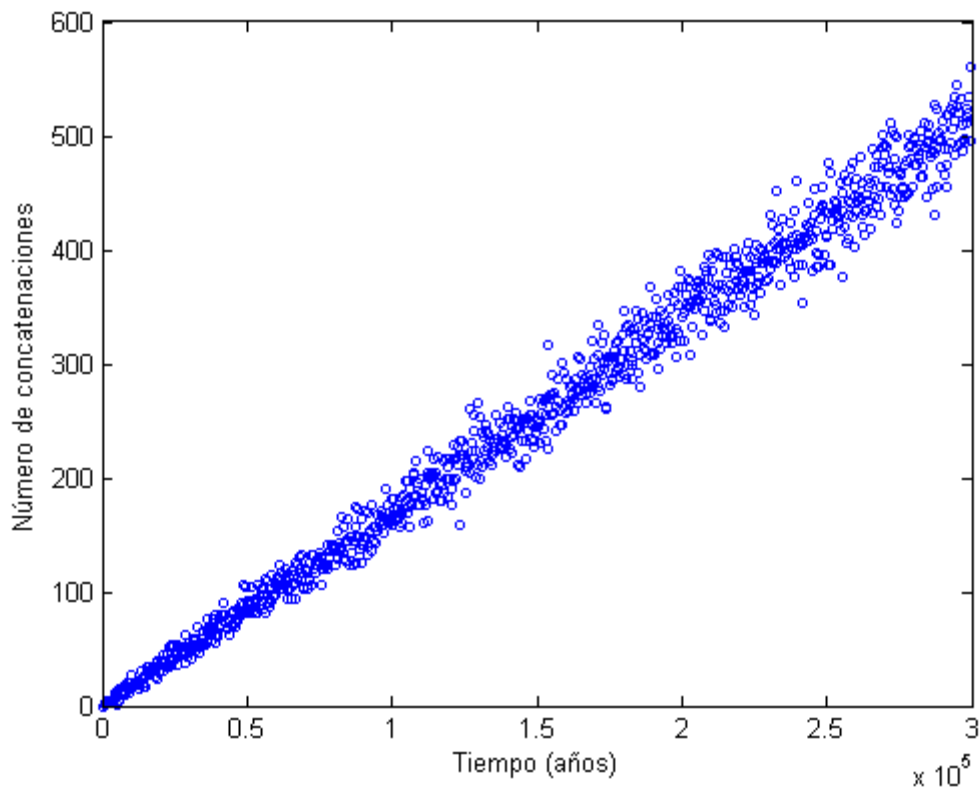


Figura 5.36.- Relación entre el tiempo de simulación y el número de concatenaciones obtenidas para los segmentos 4 y 5. Tolerancia 1 año.

Por otro lado, para tolerancias pequeñas, la estabilidad de la probabilidad en el tiempo parece evidente, pero no lo es en realidad. En la figura 5.37 se muestra un ejemplo para los mismos segmentos (4 y 5) con una tolerancia de 1 semana.

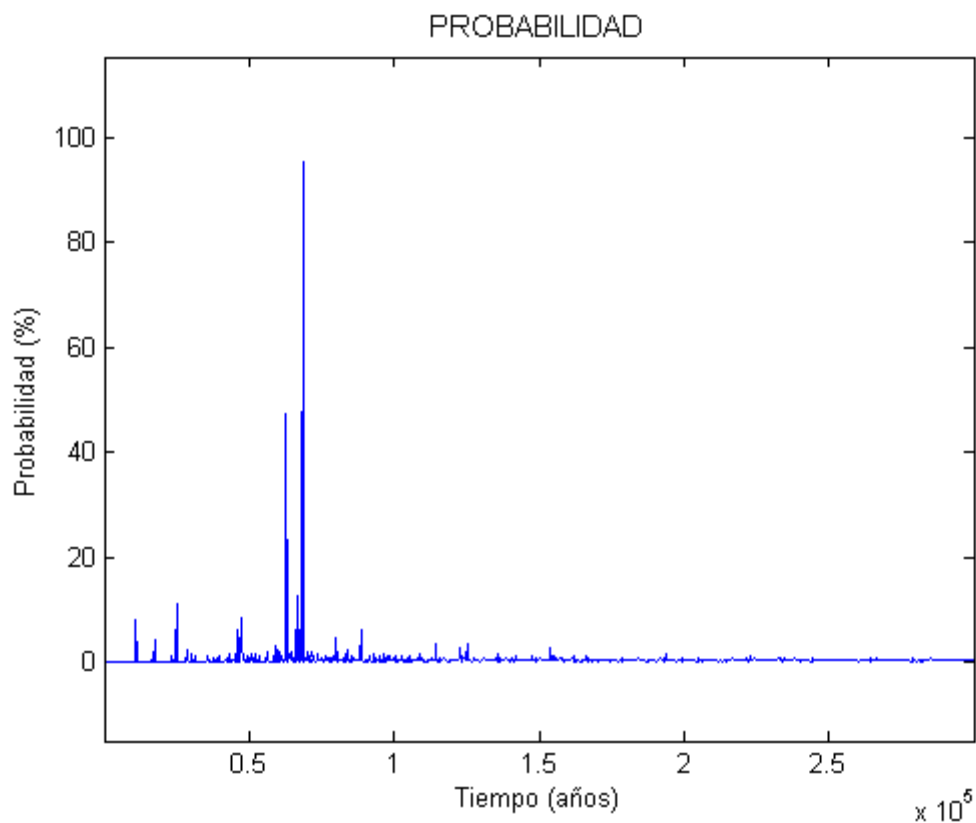


Figura 5.37.- Simulación de segmentos 4 y 5, tolerancia de una semana.

A pesar de ser pequeña la tolerancia, se tiene una estabilidad en el valor de probabilidad cercano a 0 (probabilidades subestimadas), la cual se muestra en la figura 5.37, aunque hay picos en la simulación (probabilidades sobreestimadas). Para corroborar esta premisa, se muestra en la figura 5.38 la relación entre el tiempo de simulación y el número de concatenaciones encontradas para la tolerancia de una semana.

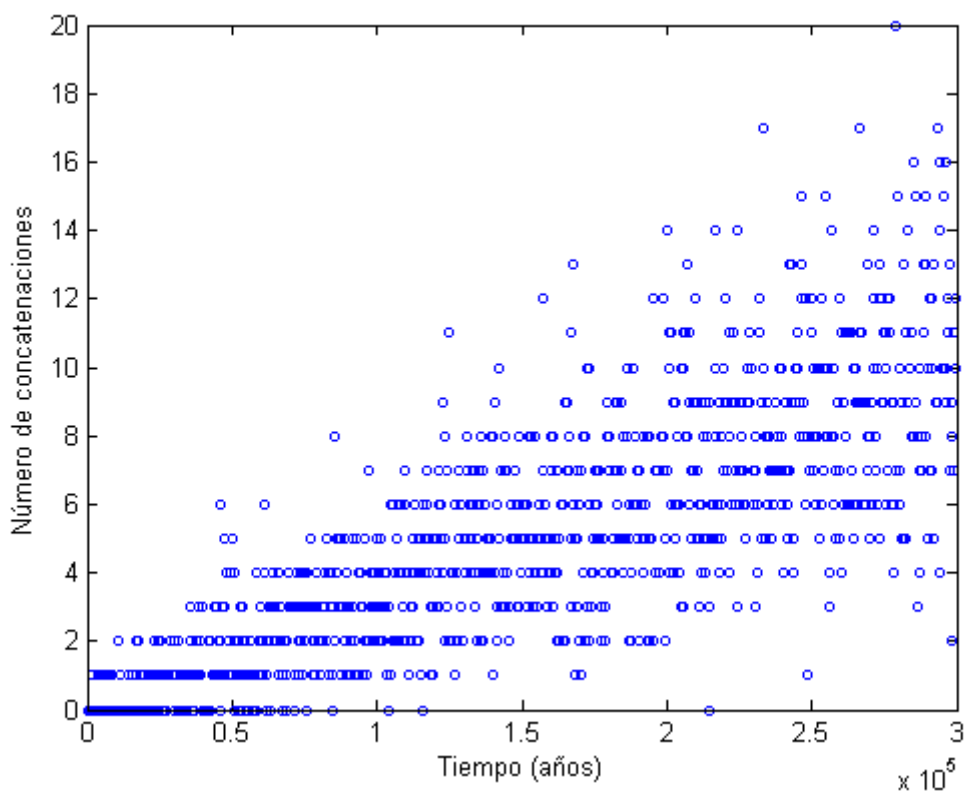


Figura 5.38.- Relación entre el tiempo de simulación y el número de concatenaciones obtenidas para los segmentos 4 y 5. Tolerancia 1 semana.

Se observa en la figura 5.38 que existe un aumento en el número de concatenaciones en el tiempo. Sin embargo, no presenta un aumento lineal como se presenta en la figura 5.36, lo cual es indicativo de que el tiempo interevento no está estabilizándose y por lo tanto la probabilidad no converge (ver Anexos A-Q).

El tiempo de cómputo para cada simulación se encuentra en el orden de 7 horas en promedio para cada combinación de segmentos, aunque en algunos casos puede tardar hasta 10 horas. Entonces, el incrementar el tiempo de simulación para alcanzar una estabilidad de la probabilidad resulta complicado en cuanto a tiempo de cómputo se refiere. Por esta razón se amplió el algoritmo de simulación con el objetivo de encontrar un modelo que represente bien los resultados obtenidos anteriormente y que permita extrapolar el valor de la probabilidad que fue subestimada para tolerancias menores.

5.8.2 Pronostico de probabilidad mediante regresiones

Anteriormente el algoritmo trabajaba desde un tiempo de origen (T_i), incrementando en un periodo establecido (mil años) hasta alcanzar el tiempo total de simulación (T_t), y estimando la probabilidad en cada paso. Sin embargo, se observa que para tolerancias mayores (1 año, 6 meses, 2 meses) la estabilidad de la probabilidad se aprecia incluso desde 200,000 años, mientras que tolerancias menores (1 mes, 1 semana, 1 día) no llega a estabilizarse ni con 300,000 años de simulación. Por consiguiente, se modificó el algoritmo para estimar probabilidades en un solo tiempo de simulación (200,000 años), pero para tolerancias que van desde un día, incrementando con este mismo factor hasta alcanzar un año, todo en un solo paso. Esto con el objetivo de encontrar algún patrón que informe sobre el comportamiento de la probabilidad con respecto a la tolerancia, y de este modo detectar los valores subestimados para tolerancias pequeñas. En la figura 5.39 y 5.40 se presentan los resultados para los segmentos 12-13 y 15-16, respectivamente. Se observa en la figura 5.39 que el patrón resultante de la simulación tiende a curvarse a partir de la tolerancia de 2 meses (cuadro rojo), sin embargo estas probabilidades tan bajas se deben a que no se encontraron suficientes concatenaciones para estimar una probabilidad confiable, lo cual hace que los cálculos estén subestimados. En la figura 5.40 se observa el mismo patrón, aunque cabe señalar, que también es posible sobreestimar probabilidades como se muestra en el recuadro rojo. Como se ha mencionado, el hecho de que se tengan pocas concatenaciones separadas por un periodo de tiempo amplio indicaría probabilidades bajas, pero también se puede presentar la posibilidad de que existan pocas concatenaciones separadas por un periodo de tiempo corto, lo que ocasionaría una sobreestimación de la probabilidad. Esto es precisamente lo que se observa en la figura 5.40, en la cual se presentan probabilidades subestimadas muy bajas y una probabilidad sobreestimada para tolerancias menores a dos meses.

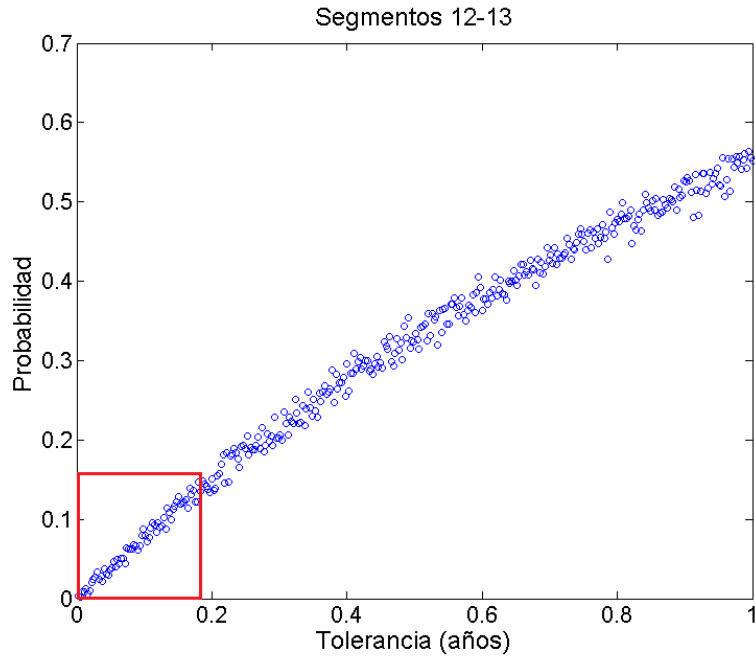


Figura 5.39.- Resultados de la probabilidad contra tolerancias para la concatenación de los segmentos 12 y 13, en un tiempo de simulación de 200,000 años.

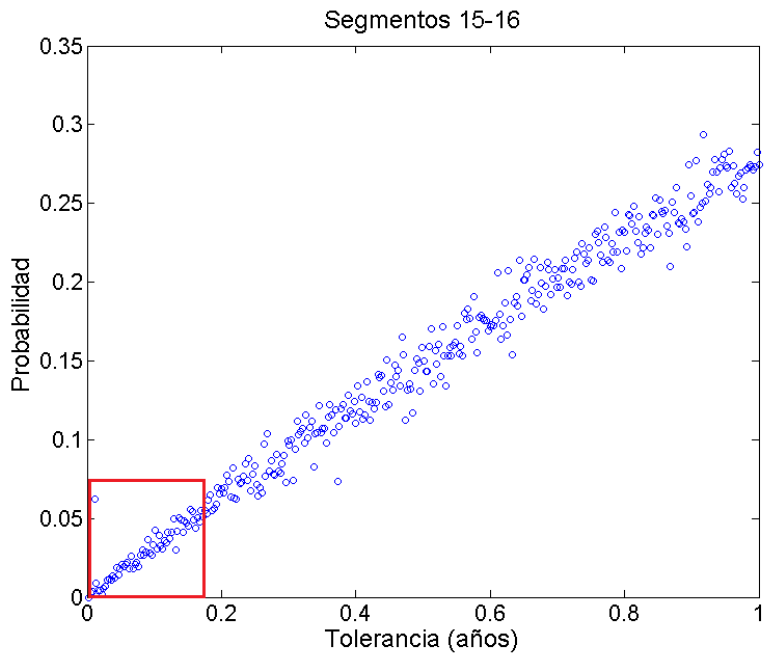


Figura 5.40.- Resultados de la probabilidad contra tolerancias para la concatenación de los segmentos 15 y 16, en un tiempo de simulación de 200,000 años.

Se observa que a partir de dos meses de tolerancia, las probabilidades siguen un patrón de ascenso en forma lineal. Por consiguiente, se plantea estimar modelos de regresión lineal simple sin considerar tolerancias menores a 2 meses, ya que los datos son poco confiables. Estos modelos permitirán extrapolar a tolerancias menores, con el objetivo de pronosticar el valor de probabilidad que debería de haber sido calculado si se hubiera logrado la estabilidad de ésta en el tiempo. Del mismo modo, se podrán extrapolar probabilidades a tolerancias mayores, lo cual ayudaría a tener una perspectiva de la posibilidad de que sucedan sismos de magnitud considerable en un periodo de 5 años, por mencionar un ejemplo.

A continuación se muestran algunos ejemplos de los modelos lineales obtenidos (figuras 5.41, 5.42, 5.43) para un solo tiempo de simulación (200,000 años).

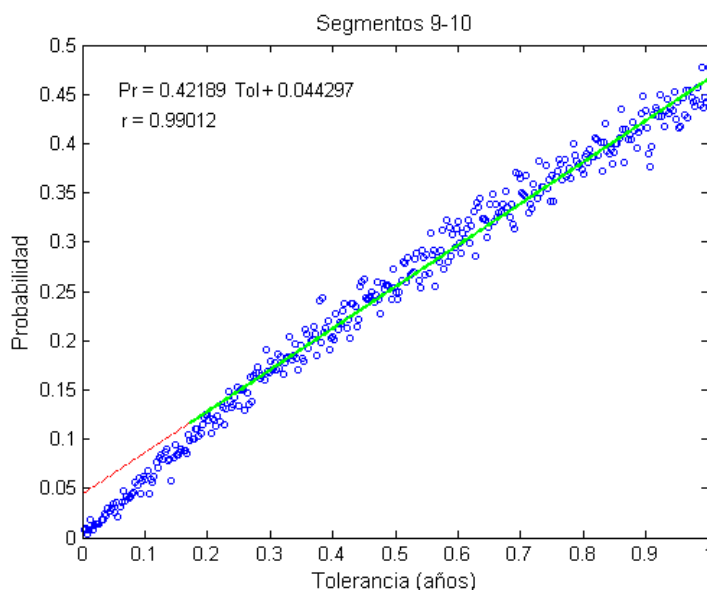


Figura 5.41.- Regresión lineal simple de los datos de probabilidad contra todas las tolerancias para los segmentos 9 y 10. Línea verde representa el modelo de regresión lineal y línea puntada roja representa la extrapolación del modelo a tolerancias menores.

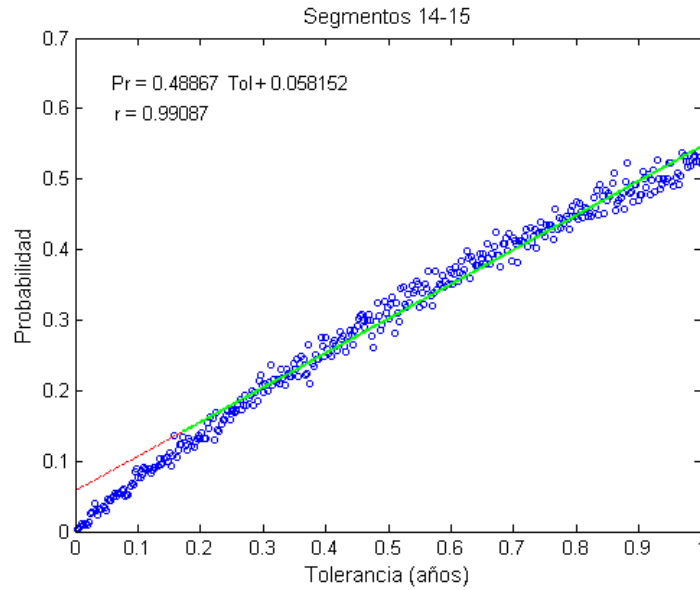


Figura 5.42.- Regresión lineal simple de los datos de probabilidad contra todas las tolerancias para los segmentos 14 y 15. Línea verde representa el modelo de regresión lineal y línea puntada roja representa la extrapolación del modelo a tolerancias menores.

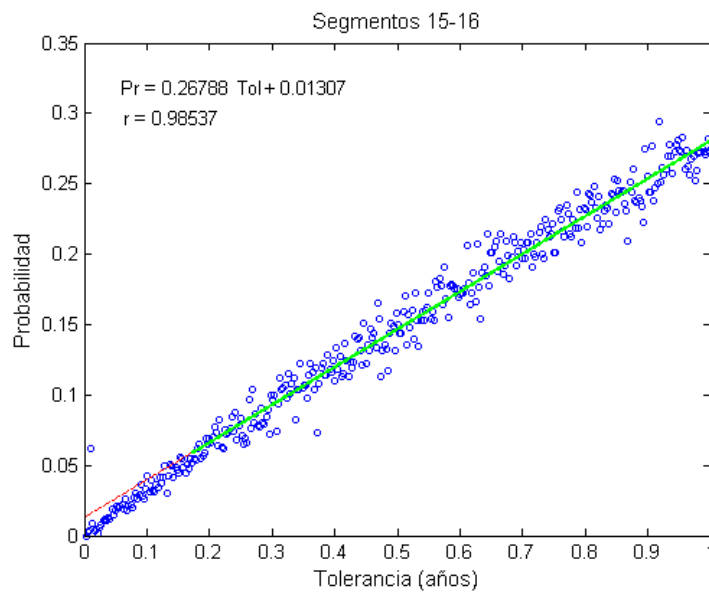


Figura 5.43.- Regresión lineal simple de los datos de probabilidad contra todas las tolerancias para los segmentos 15 y 16. Línea verde representa el modelo de regresión lineal y línea puntada roja representa la extrapolación del modelo a tolerancias menores.

En la tabla 5.4 se presentan los modelos de regresión lineal obtenidos, así como su coeficiente de correlación, para la concatenación de dos segmentos adyacentes. A excepción de la concatenación de los segmentos 6-7, 7-8 y 8-9, debido a que éstos si presentaron estabilidad de la probabilidad en el tiempo para tolerancias pequeñas.

Tabla 5.4.- Modelos de regresión lineal obtenidos a partir de la simulación de estimación de probabilidad para las tolerancias mayores a dos meses.

Segmentos	Modelo	Coefficiente de correlación (r)
1-2	$Pr = 0.2Tol + 0.007$	$r = 0.98$
2-3	$Pr = 0.21Tol + 0.008$	$r = 0.99$
3-4	$Pr = 0.27Tol + 0.013$	$r = 0.99$
4-5	$Pr = 0.15Tol + 0.006$	$r = 0.97$
5-6	$Pr = 0.2Tol + 0.006$	$r = 0.98$
8-9	$Pr = 0.33Tol + 0.023$	$r = 0.99$
9-10	$Pr = 0.42Tol + 0.044$	$r = 0.99$
10-11	$Pr = 0.38Tol + 0.033$	$r = 0.99$
11-12	$Pr = 0.5Tol + 0.069$	$r = 0.99$
12-13	$Pr = 0.58Tol + 0.104$	$r = 0.99$
14-15	$Pr = 0.49Tol + 0.058$	$r = 0.95$
15-16	$Pr = 0.27Tol + 0.013$	$r = 0.99$

Empleando los modelos de regresión lineal obtenidos, se extrapola para las tolerancias subestimadas anteriormente (1 mes y 1 día). En la tabla 5.5 se presentan los resultados obtenidos con el modelo de regresión lineal y con la primera simulación (antes de modificar el algoritmo), mientras que en la tabla 5.6 las diferencias entre estos resultados.

Tabla 5.5.- Resultados de la extrapolación de los modelos de regresión lineal obtenidos y de los que son producto de la primera simulación

Segmentos	Tol 1 mes (modelo)	Tol 1 semana (modelo)	Tol 1 día (modelo)	Tol 1 mes (simulación)	Tol 1 semana (simulación)	Tol 1 día (simulación)
1-2	0.023	0.011	0.007	0.017	0.004	0.003
2-3	0.025	0.012	0.008	0.021	0.004	0.001
3-4	0.035	0.018	0.013	0.025	0.006	0.001
4-5	0.019	0.009	0.006	0.013	0.005	0.000
5-6	0.023	0.010	0.007	0.022	0.006	0.002
8-9	0.051	0.030	0.024	0.034	0.008	0.002
9-10	0.079	0.052	0.045	0.047	0.010	0.003
10-11	0.065	0.040	0.034	0.048	0.011	0.002
11-12	0.111	0.079	0.070	0.070	0.014	0.004
12-13	0.153	0.116	0.106	0.077	0.019	0.005
14-15	0.099	0.067	0.059	0.053	0.027	0.004
15-16	0.035	0.018	0.014	0.030	0.007	0.003

Tabla 5.6.- Diferencias entre las probabilidades obtenidas de los modelos de regresión lineal y las subestimadas a partir de la primera simulación.

Segmentos	Tol 1 mes	Tol 1 semana	Tol 1 día
1-2	0.006	0.006	0.004
2-3	0.005	0.008	0.007
3-4	0.010	0.012	0.012
4-5	0.005	0.004	0.006
5-6	0.002	0.004	0.005
8-9	0.017	0.022	0.022
9-10	0.033	0.043	0.042
10-11	0.017	0.029	0.032
11-12	0.041	0.065	0.066
12-13	0.076	0.097	0.101
14-15	0.046	0.040	0.055
15-16	0.006	0.011	0.010

Se interpretaría que no existe diferencia significativa entre las probabilidades subestimadas mediante la simulación y las extrapoladas con el modelo de regresión lineal simple, ya que las diferencias entre estos resultados son pequeñas. Sin embargo, esto se debe a que las probabilidades para estas tolerancias son igualmente pequeñas. Entonces, la percepción de que si las diferencias son significativas o no, recae en el orden de magnitud numérica con el que se esté trabajando. Se podrían hacer pruebas estadísticas para comprobar si las diferencias son significativas, pero en ocasiones un simple diagrama de dispersión aportaría suficiente información para interpretar los datos. En la figura 5.44 se presentan los diagramas de dispersión de los datos producto de la simulación y del modelo de regresión lineal para las tres tolerancias consideradas.

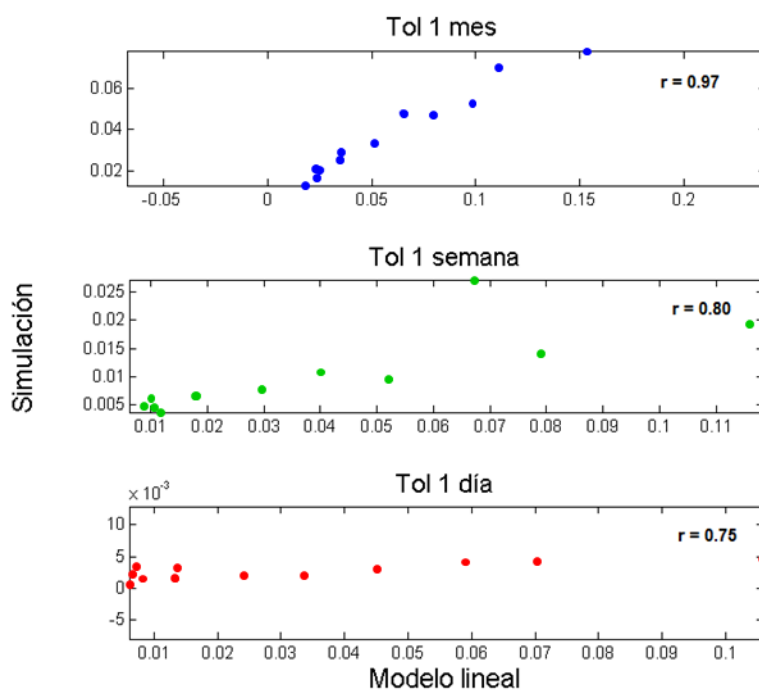


Figura 5.44.- Diagramas de dispersión de las probabilidades estimadas mediante la simulación y las extrapoladas con los modelos de regresión lineal simple para tolerancias bajas.

Se observa en esta figura (5.44) que para tolerancias mayores a un mes existe una aparente relación lineal, pero para tolerancias menores a ésta no. Sin embargo, probar la existencia de una relación lineal no es el objetivo en este punto. La idea de comparar las probabilidades obtenidas mediante la simulación contra las del modelo lineal, es observar

cuál es su diferencia. Si fueran iguales, tendríamos una relación uno a uno, y por consiguiente una relación lineal perfecta. No obstante, esto no se cumple para ninguno de los casos, lo cual sugiere que si hay diferencia significativa entre los datos. A pesar de que los coeficientes de correlación en general indiquen que existe una aceptable relación lineal entre las variables, la relación una a uno es la que estaría indicando que tan similares son los datos. Los resultados obtenidos mediante la primera simulación son mucho menores que los resultantes de la extrapolación del modelo lineal. Esto se debe a que como se había mencionado anteriormente, los datos estimados mediante la primera simulación son subestimados por la ausencia de suficientes concatenaciones para estimar una probabilidad confiable.

Para validar el modelo de regresión empleado para la extrapolación de probabilidades a tolerancias bajas, se presenta en la figura 5.45 los diagramas de dispersión de los datos estimados a partir de la simulación contra los del modelo de regresión.

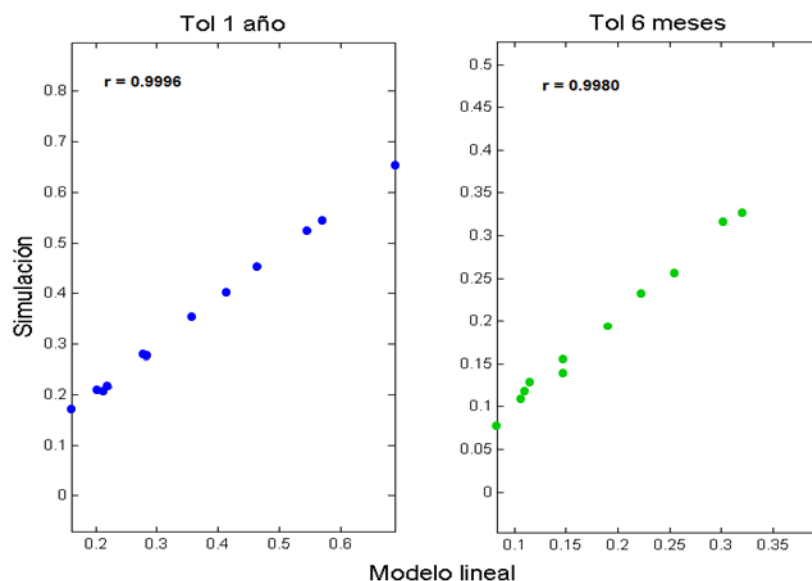


Figura 5.45.- Diagramas de dispersión de las probabilidades estimadas mediante la simulación y las extrapoladas con los modelos de regresión lineal simple para tolerancias altas.

Se observa en la figura 5.45 que para tolerancias mayores si existe una relación lineal con alta correlación, además ésta es casi uno a uno, lo cual indica que el modelo de regresión predice con precisión los valores estimados mediante la simulación.

Además, los modelos de regresión lineal obtenidos informan sobre la probabilidad de que efectivamente ocurran dos eventos al mismo tiempo; es decir, una tolerancia de cero. Este dato es directamente la ordenada en el origen de cada ecuación. Posteriormente, con estos modelos es posible interpolar probabilidades para tolerancias entre cero y un año, e incluso, de ser necesario extrapolar para tolerancias mayores debido a que se espera que el comportamiento de las probabilidades estimadas mediante la simulación con respecto a las tolerancias sigan los modelos de regresión obtenidos.

CAPÍTULO 6

CONCLUSIONES

El modelo estocástico propuesto da una primera respuesta sobre la probabilidad de que ocurra un sismo significativo en la zona de subducción en un periodo de 100 años. Las probabilidades estimadas son un límite inferior debido a que el modelo considera que cada segmento produce eventos de forma independiente.

La simulación estocástica de eventos para cada segmento está preponderantemente controlada por su tiempo de recurrencia promedio. El hecho de que existan segmentos con desviaciones amplias, no afecta significativamente al modelo, ya que la simulación de tiempos de recurrencia incorpora estos errores a la distribución de probabilidad generada mediante la simulación Montecarlo.

La estabilización de la probabilidad en el tiempo se debe a que el conjunto de distribuciones construidas para cada segmento engloban todas las posibles secuencias de ocurrencia de sismos, lo que permite determinar una relación entre el número de concatenaciones contra el tiempo de simulación. Esta relación se preserva conforme aumenta el tiempo de simulación y en consecuencia garantiza la estabilización de la probabilidad. El hecho de englobar todas las posibles secuencias de ocurrencia de eventos, permite encontrar cierto número de eventos concurrentes (concatenaciones) para determinado periodo de tiempo, las cuales aumentarán gradualmente al incrementar el tiempo de simulación.

Para garantizar una convergencia en la probabilidad se requiere observar el aumento gradual del número de concatenaciones contra el tiempo, ya que esto indicaría que se mantendría un promedio de tiempo interevento estable y por lo tanto una estimación de probabilidad confiable.

Para tolerancias pequeñas, el aumento gradual del número de concatenaciones no se observa debido a que el tiempo de simulación no fue suficiente. Sin embargo, se solucionó el problema de la subestimación de las probabilidades para las tolerancias pequeñas mediante la construcción de modelos que describen el comportamiento general de los datos. Estos modelos toman en cuenta todos los datos confiables (probabilidades estimadas con suficiente número de concatenaciones) y desprecia los datos estimados a partir de pocas concatenaciones.

Los modelos de regresión obtenidos describen el comportamiento de los datos en una relación de uno a uno, generalmente. Esto indica que los modelos predicen con precisión los datos obtenidos mediante la simulación para tolerancias mayores. Así mismo, la utilización de estos modelos para extrapolar hacia tolerancias menores o mayores se reserva el tiempo de cómputo empleado durante una simulación completa.

Los resultados del algoritmo evolutivo son satisfactorios para la reconstrucción del tiempo interevento de ocurrencia de concatenaciones, ya que se obtuvo un grado de error de 1×10^{-9} para valores de probabilidad, mientras que para el tiempo interevento fue de 1×10^{-3} años. Sin embargo, para probabilidades de concatenaciones que sobrepasaban la precisión del algoritmo, no fue posible reconstruir el tiempo. Esto se debe al tipo de mutación empleada, es necesario aplicar una mutación más agresiva.

Las regiones que presentan mayor probabilidad de ocurrencia de un sismo significativo son Guerrero, Oaxaca y Chiapas. Respecto a la zona de Guerrero, las probabilidades de que exista una concatenación de los segmentos ($M=7.7 \pm 0.24$) 6 y 7 para las tolerancias de un año, seis meses, dos meses, un mes, una semana y un día son de 87%, 64%, 30%, 15.7%, 4%, 0.8%, mientras que los tiempos interevento promedio son 48, 97, 280, 583, 2233, 12536 años, respectivamente. En esta misma región pero para la concatenación de los segmentos 7 y 8, las probabilidades estimadas son 76%, 52%, 21%,

11%, 2%, 0.4%, mientras que los tiempos interevento promedio son 69, 136, 415, 838, 3420 y 26282, años, respectivamente. Para la región de Oaxaca y Chiapas, las probabilidades máximas encontradas pertenecen a la concatenación de los segmentos 13 y 14. Estas probabilidades son de 72%, 45%, 19%, 8%, 2.8%, 0.4%, mientras que los tiempos interevento promedio son 78, 165, 480, 1080, 3637, 24451 años, respectivamente. Cabe mencionar que, el pensar en una concatenación de dos rupturas de 100 km sería análogo del evento de Michoacán de 1985 ($M=8.2$). Este estado posee una probabilidades máximas de volver a experimentar un evento similar del 27.1%, 13.9% y 6.1% para tolerancias de 1 año, 6 meses y 2 meses, respectivamente.

Para una concatenación doble de tres segmentos adyacentes ($M=8.0\pm 0.24$), las probabilidades máximas encontradas pertenecen a la zona de Guerrero e involucra a los segmentos 6,7 y 8. Éstas son de 67%, 36%, 6.4%, 1.7%, 0.12%, 0.005% y los tiempos interevento son de 90, 245, 1505, 5597, 79022, 1840730 años para las tolerancias de un año, seis meses, dos meses, un mes, una semana y un día, respectivamente. También para la región de Oaxaca y Chiapas se estimaron probabilidades considerables pertenecientes a la concatenación de los segmentos 12, 13 y 14. Éstas son de 47%, 18%, 3%, 0.7%, 0.05%, 0.002%, mientras que sus tiempos interevento promedio son de 157, 495, 3211, 14578, 192518, 540063 años, para las seis tolerancias consideradas respectivamente. A modo de comparación, el considerar una ruptura de 300 km es pensar en la posibilidad de que ocurra un evento de gran magnitud como el acontecido en Jalisco en 1932, el cual es el sismo de mayor magnitud registrado en el siglo XX. Cabe mencionar que el estado de Jalisco presenta probabilidades bajas (apenas del 5% para tolerancias de 1 año) de volver a experimentar un evento de tal magnitud en los próximos 100 años, según el modelo.

Para una concatenación triple de cuatro segmentos adyacentes ($M=8.1\pm 0.24$), las probabilidades máximas encontradas se siguen manteniendo para la zona de Guerrero, Chiapas y Oaxaca. Respecto a la zona de Guerrero, la concatenación de los segmentos 6, 7, 8 y 9 las probabilidades estimadas a partir de las seis tolerancias consideradas son de

18%, 3.3%, 0.09%, 0.007%, 0.00003% y 0.00000007%. También existe una probabilidad del 18% para la concatenación de los segmentos 12, 13, 14 y 15 para la tolerancia de un año correspondientes a la zona de Oaxaca y Chiapas. Las probabilidades tan bajas a partir de la concatenación de cuatro segmentos adyacentes son afectadas por la subestimación de la probabilidad para tolerancias menores. Sin embargo, para tolerancias mayores existe una probabilidad significativa. Este resultado informa sobre la posibilidad de volver a experimentar un evento similar al del 1787.

Para la concatenación de cinco ($M=8.2\pm 0.24$) y seis ($M=8.3\pm 0.24$) segmentos adyacentes, las probabilidades para tolerancias pequeñas decaen significativamente. Sin embargo, para la tolerancia de un año la concatenación de los segmentos 5, 6, 7, 8 y 9 informa sobre una probabilidad del 2.2%. Del mismo modo, la concatenación de los segmentos 11, 12, 13, 14 y 15 arrojan una probabilidad de 3%. Esto es indicativo de que existe la probabilidad baja de que ocurran cinco eventos de $M=7.4$ en un periodo de un año.

Por cuestiones prácticas, las probabilidades estimadas a partir de la concatenación de siete segmentos adyacentes se consideran cero.

El modelo estocástico solo alcanza a estimar probabilidades a partir de la concatenación de seis segmentos adyacentes como máximo. Esto se debe a que la estimación es un límite inferior de la probabilidad real de que exista un sismo significativo en la zona de subducción de México, ya que para una estimación completa deben considerarse interacciones entre segmentos, así como variables físicas; es decir, la combinación de modelos deterministas y estocásticos.

REFERENCIAS

Aitaro, K., Kazushige, O., Toshihiro, I., Hiroshi T., Shigeki, N., Naoshi, H. (2012). *Propagation of Slow Slip Leading Up to the 2011 Mw = 9.0 Tohoku-Oki Earthquake* SCIENCE VOL. 335.

Bäck, T. & Schwefel, H. P. (1993). *An Overview of Evolutionary Algorithms for Parameter Optimization.* Springer Vol. 1, 1-23 pages.

Bak, P. (1996). *How nature works: the science of self-organized criticality.* Springer-Verlag. New York, NY, USA: Copernicus, c1996, Pag. 212.

Bodin, L. & Golden, B. (1981). *Classification in vehicle routing and scheduling.* Networks, 11, 97-108.

Comisión Federal de Electricidad "CFE". (1993). *Manual de diseño de obras civiles: diseño por sismo.* Instituto de investigaciones eléctricas. Pag. 152.

Figueroa, A. G. (2009). *Análisis de tiempo interevento en secuencias de réplicas para la identificación de estados de relajación del esfuerzo.*

Franke, R. (1982). *Smooth Interpolation of Scattered Data by Local Thin Plate Splines.* Computer and Mathematics with Applications. Vol. 8.N.º 4. pág. 273–281. Gran Bretaña.

Gallagher, K. & Sambridge, M. (1994). *Genetic Algorithms: A powerful tool for large-scale non-linear optimization problems.* Comput. & Geosci. 20(7/8), 1229-1236.

Gallagher, K., Sambridge, M. S & Drijkoningen, G. (1991). *Genetic algorithms: an evolution on Monte Carlo methods in strongly non-linear geophysical optimization problems: Geophys. Res. Letts., 18(2), 2177-2180.*

Goldberg, D. E. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning.* Addison-Wesley, Reading, Massachusetts, 412p.

Hagiwara, Y. (1974). *Probability of earthquake occurrence as obtained from a Weibull distribution analysis of crustal strain, Tectonophysics, 23, 313–318, doi:10.1016/0040-1951(74)90030-4.*

Hanks, T. C. & Kanamori H. (1979). *A moment magnitude scale. Journal of geophysical research. Vol.84, No. B5.*

Hannan, B., Ruth, M. & Meadows, D. (2001). *Dynamic Modeling. Springer, Second Edition, 388p.*

Holland, J. H. (1975). *Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence, University of Michigan Press, Michigan, 183p.*

Inouye, W. (1937). *Statistic Investigations of Earthquake Frequencies. Earthquake Research Institute. Tokyo University.*

Jeffreys, H. (1938). *Aftershocks and periodicity in earthquakes, Gerlands Beitr. Geophys, 53, 111-139.*

Kossobokov, V. G., Keilis-Borok, V. I., Turcotte, D. L. & Malamud, B. D. (2000). *Implications of statistical physics approach for earthquake hazard assessment and forecasting.* Journal of Geophysical Research B: Solid Earth, 102(B7), 15115-15128.

Kostoglodov, V., & Pacheco, J. F. (2000). *Cien años de sismicidad en México. Tomado del Servicio Sismológico Nacional.*

Larson, H. J. (2012). *Introducción a la teoría de probabilidades e inferencia estadística.* Editorial Limusa, 1978 -469 pag. (209-212).

Lomnitz C., y Nava. F.A. (1983). *The predictive value of seismic gaps.* Bulletin of the Seismological Society of America. 73. 1815-1824.

Lomnitz, C. and Hax, A. (1966). *Clustering in Aftershock Sequences.* American Geophysical Union. 10. 502-508.

Mandelbrot, B. (1982). *The fractal Geometry of Nature.* W.H. Freeman and Company.

Meeker, W.Q. & Escobar, L.A. (1991). *Statistical Methods for reliability data.* John Wiley, New York.

Mendoza, C. & Hartzell S. (2013). *Finite-Fault Source Inversion Using Teleseismic P Waves: Simple Parameterization and Rapid Analysis.* Bulletin of the Seismological Society of America, Vol. 103, No. 2A, pp. 834–844, April 2013, doi: 10.1785.0120120069.

Metropolis, N. & Ulam, S. (1949). *The Monte Carlo method.* Journal of the American Statistical Association 44:335-341.

Michalewicz, Z. (1996). *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*, Springer, 387p.

Mulgund, S., Harper, K., Krishnakumar K. & Zacharias, G. (1988). *Aircombat tactics optimization using stochastic genetic algorithms. Proc. IEEE Int. Conf. Systems man, Cybern, 4, 3136-3141.*

Núñez-Cornú, F., L. Ponce, K- McNally y L. Quintanar (1977-1978). *Oaxaca, Mexico, earthquake of november, 1978: A preliminary report on seismic activity for period 20 January-20 April 1979. Geof. Int. vol. 17, pp. 351-357.*

Ogata, Y. (1988). *Statistical Models for Earthquake Occurrences and Residual Analysis for Point Processes. Journal of the American Statistical Association, 83(401), 9-27.*

Rikitake, T. (1976). *Recurrence of great earthquakes at subduction zones. Tectonophys., 35(4), 335-362.*

Rikitake, T. (1982). *Earthquake forecasting and warning. D. Reidel Publishing Co., Dordrecht.*

Sambridge, M. S. & Drijkoningen, G. (1992). *Genetic algorithms in seismic waveform inversion: Geophys. Jour. Intern., 109(2), 323 -342.*

Sambrige, M. & Mosegaard, K. (2002). *Monte Carlo methods in geophysical inverse problems, Reviews of Geophysics, 40(3), 1-29.*

Sen, M. K. & Stoffa, P. L. (1992). *Rapid sampling of model space using genetic algorithms, Geophys. J. Int., 108, 281-292.*

Smith, M. L., Scales, J. A. & Fischer, T. L. (1992). *Global search and genetic algorithms*, *Leading Edge*, 11, 22–26.

Stein, S. & Wyession M. (2003). *An introduction to seismology, earthquakes, and earth structure*. Blackwell Publishing. 217-221, 512 p.

Stirling, M., Goded, T., Berryman, K., & Litchfield, N. (2013). *Selection of earthquake scaling relationships for seismic-hazard analysis*. *Bulletin of the Seismological Society of America*, Vol. 103, No. 6, pp. 1-19.

Stoffa, P.L. & Sen, M. K. (1991). *Nonlinear multiparameter optimization using genetic algorithms: Inversion of plane-wave seismograms*: *Geophysics*, 56(11), 1794-1810.

Suárez, G. & Albini, P (2009). *Evidence for great tsunamigenic earthquakes (M=8.6) along the Mexican Subduction zone*. *Bulletin of the Seismological Society of America*, Vol. 99, No. 2A, pp. 892-896, April 2009, doi: 10.1785/0120080201.

Takanami, T. & Kitagawa, G. (2002). *Methods and Applications of signal Processing in Seismic Network operations*. Springer; First Edition, 266p.

Talbi, E. G. (2009). *Metaheuristics: From Design to Implementation*. Wiley, 624p.

Turcotte, D.L. (1997). *Fractal and Chaos in Geology and Geophysics*. 2nd. ed. (Cambridge University Press, Cambridge, 1997).

Turing, A. M. (1950). *Computing Machinery and Intelligence*. *Mind* 49: 433-460.

Udías, A., E. Buforn, D. Brillinger y B. Bolt (1980). *A numerical method for individual and regional fault plane determinations. Publ. Inst. Geophys. Pol . Acad. Sc., vol. A-10, pp. 87-94.*

Ulam, S. (1966). *Random processes and transformations. Proceedings of the International Congress of Mathematicians 2:264-275.*

Ulam, S., Richtmyer, D. y von Neumann, J. (1947). *Statistical methods in neutron diffusion. Los Alamos Scientific Laboratory report LAMS-551.*

Utsu, T. (1957). *Magnitude of earthquake and occurrence of their aftershocks. J. Seismological Soc. Jap.10. 34-15.*

Utsu, T. (1961) *.A Statistical study on the occurrence of aftershocks. Geophysics Mag., 30.521 – 605.*

Utsu, T. (1972). *Large earthquakes near near Hokkaido and the expectancy of the occurrence of a large earthquake off Nemuro.Report of the Coordinating Committee for Earthquake Prediction. 7. 1-13.*

Utsu, T., Ogata, Y., Matsúura, R.S. (1995). *The Centenary of the Omori Formula for Decay law of Aftershock Activity. Journal Physics of the Earth, 43, 1, p. 1-33.*

Vere-Jones, D., Ben-Zion, Y. & Zúñiga, R. (2005).*Statistical Seismology.Pure appl. geophys., 162, 1023-1026.*

Weibull, W. (1939). *A statistical theory of the strength of materials. Proc. Roy. Swedish Inst. Eng. Res. 151:1, 1939.*

Weibull, W. (1951). *A statistical distribution function of wide applicability. J. Appl. Mech.* 18(3).293-279.

Wells, D.L. y Coppersmith, K.J. (1994). *Empirical relationships among magnitude, rupture length, rupture area, and surface displacement. Bull. Seismol. Soc. Am.,* 82, 974-1002.

Wiemer, S. & Katsumata, K. (1999). *Spatial variability of seismicity parameters in aftershock zones. Journal of Geophysical Research.*104, 13135-13152.

Wiemer, S. & Wyss, M. (1997). *Mapping the frequency-magnitude distribution in asperities: An improved technique to calculate recurrence times? Journal of Geophysical Research B: Solid Earth* 102(B7), 15115-15128.

Wiemer, S. & Wyss, M. (2002). *Mapping spatial variability of the frequency-magnitude distribution of earthquakes. Advanced in Geophysics* 45, 259–302.

Wiemer, S. & Zúñiga, F., R. (1994). *ZMAP, EOS Transactions, 75. American Geophysical Union.*40 p.

Wilson, W. G. & Vasudevan, K. (1991). *Application of the genetic algorithm to residual statics estimation, Geophys. Res. Lett.,* 18, 2181–2184.

Yakovlev, G., Turcotte, D. L., Rundle, J. B., and Rundle, P. B. (2006). *Simulation based distributions of earthquake recurrence times on the San Andreas fault system. Bull. Seismol. Soc. Am.* 96. 1995-2007.

Zhang, B. & Cho, D. (2000). *Evolving neural trees for time series prediction using Bayesian evolutionary algorithms. Proceedings of the first IEEE workshop on combination and neural networks.*

Zúñiga, F. R. & Guzmán M. (1994). *Main seismogenic sources in Mexico. Informe Técnico. Seismic Hazard Project, IPGH.*

Zúñiga, F. R. & Wyss, M. (2001). *Most and least likely locations of large to great earthquakes along the pacific coast of Mexico, estimated from local recurrence times based on b values. Bulletin of the Seismological Society of America 91(6), 1717-1728.*

Zúñiga, F. R. (1991). *Predicción sísmica. (Tomado del Servicio Sismológico Nacional). El Planeta 1, 5 p.*

Zúñiga, F. R., Suárez, G. & Figueroa, A. (2011). *A Seismotectonic Regionalization of Mexico for Engineering Purposes. En prensa.*

ANEXOS

Anexo A

Datos de tiempos de recurrencia estimados en este trabajo y tomados de la tesis de Mendoza Ponce (2012).

Tabla A.1.- Tiempos de recurrencia (en años) para eventos de $M \geq 7$ estimados en este trabajo y tomados de Mendoza Ponce, 2012.

SEGMENTOS	En este trabajo	TrecSUBs (Mendoza Ponce, 2012)	
	$\bar{T}r$	$\bar{T}r$	$\hat{T}r$
1	-	23.9±12	-
2	24.8154±31.5099	-	
3	-	-	20.4±14.1
4	27.8714±5.5486	-	-
5	27.8367±36.9419	-	-
6	19.3714±12.0058	-	-
7	4.2977±2.8179	-	-
8	18.3576±26.897	-	-
9	14.848±9.1193	-	-
10	14.231±18.3399	-	-
11	12.6131±15.7397	-	-
12	-	-	13.2±7.2
13	-	-	13.2±7.2
14	10.2098±8	-	-
15	22.6643±9.9614	-	-
16	27.2075±7.4776	-	-

Anexo B

Resultados de las simulaciones para la concatenación de los Segmentos 1-2.

Tolerancia 1 año

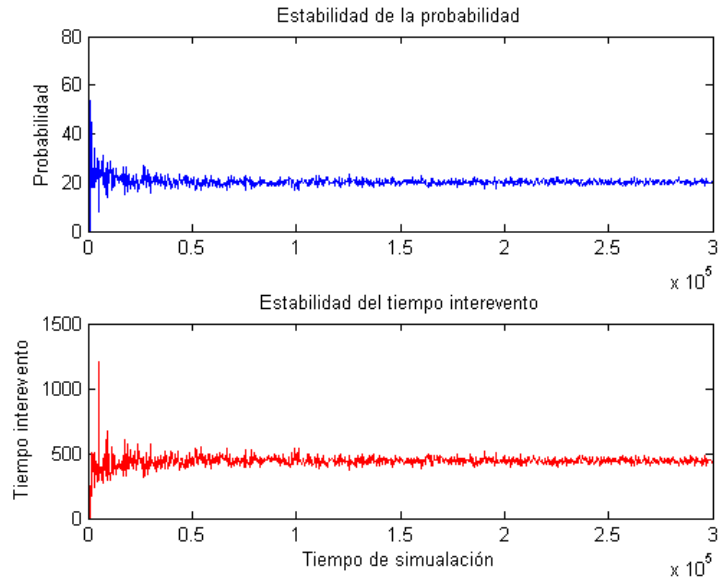


Figura B1.- Simulación de la concatenación de los segmentos 1 y 2 para la tolerancia de 1 año.

Tolerancia 6 meses

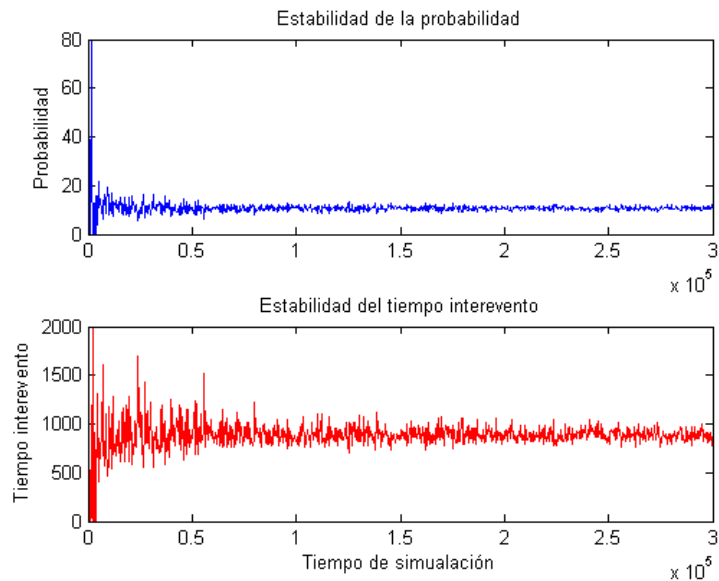


Figura B2.- Simulación de la concatenación de los segmentos 1 y 2 para la tolerancia de 6 meses.

Tolerancia 2 meses

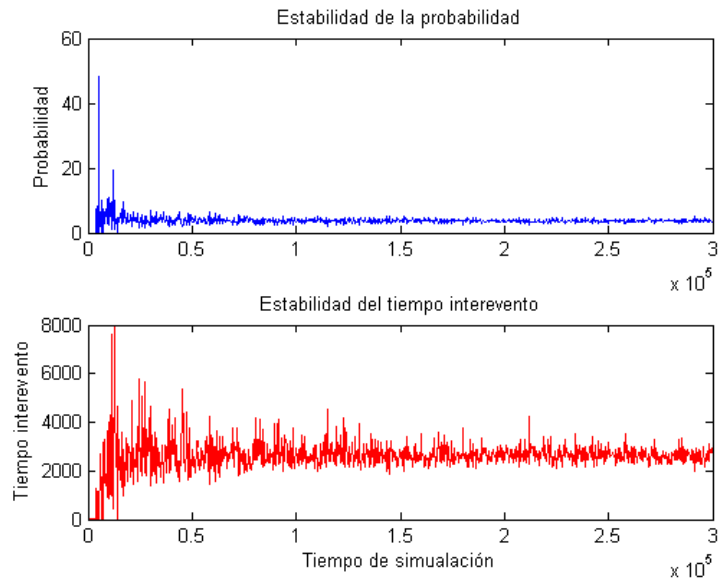


Figura B3.- Simulación de la concatenación de los segmentos 1 y 2 para la tolerancia de 2 meses.

Tolerancia 1 mes

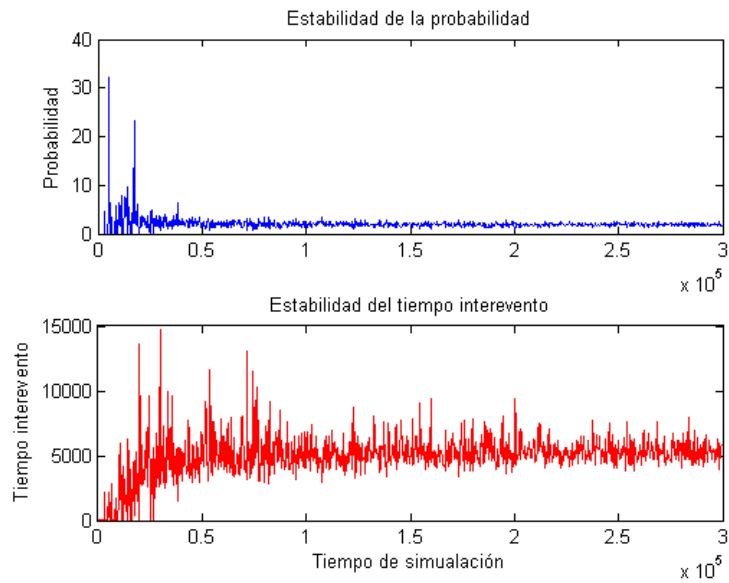


Figura B4.- Simulación de la concatenación de los segmentos 1 y 2 para la tolerancia de 1 mes.

Tolerancia 1 semana

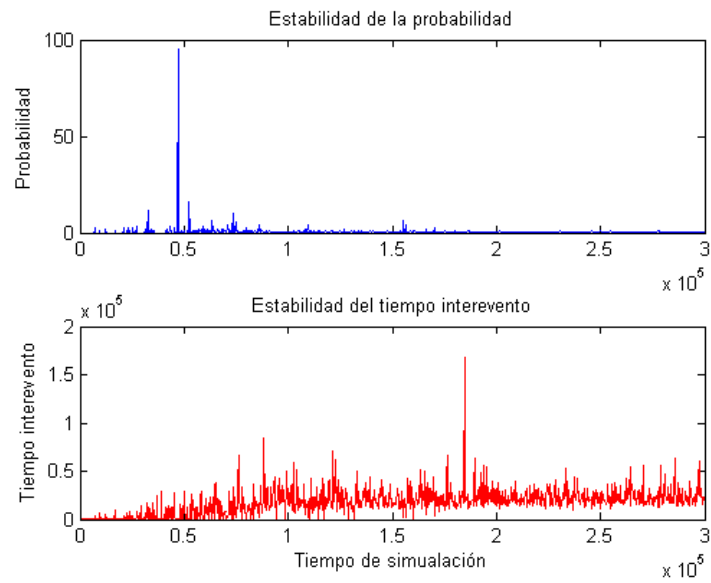


Figura B5.- Simulación de la concatenación de los segmentos 1 y 2 para la tolerancia de 1 semana.

Tolerancia 1 día

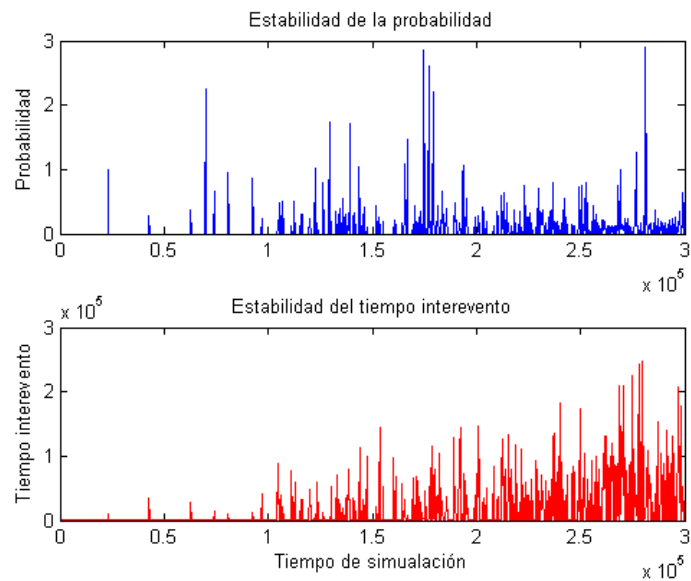


Figura B6.- Simulación de la concatenación de los segmentos 1 y 2 para la tolerancia de 1 día.

Anexo C

Resultados de las simulaciones para la concatenación de los Segmentos 2-3.

Tolerancia 1 año

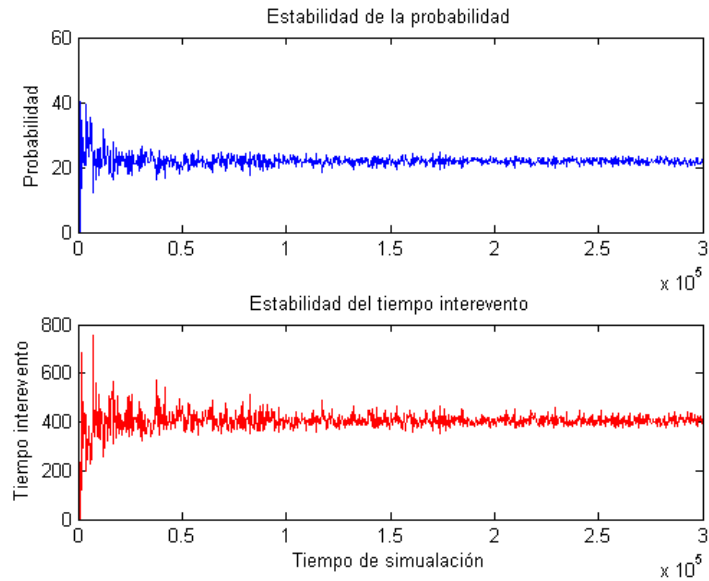


Figura C1.- Simulación de la concatenación de los segmentos 2 y 3 para la tolerancia de 1 año.

Tolerancia 6 meses

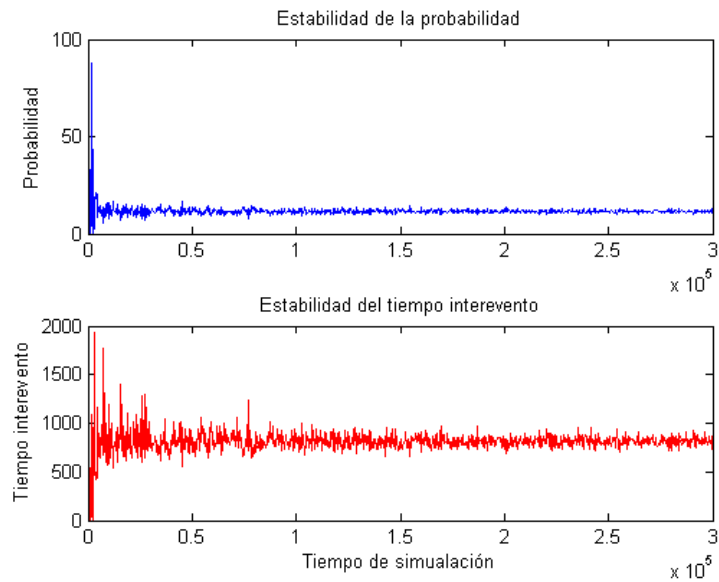


Figura C2.- Simulación de la concatenación de los segmentos 2 y 3 para la tolerancia de 6 meses.

Tolerancia 2 meses

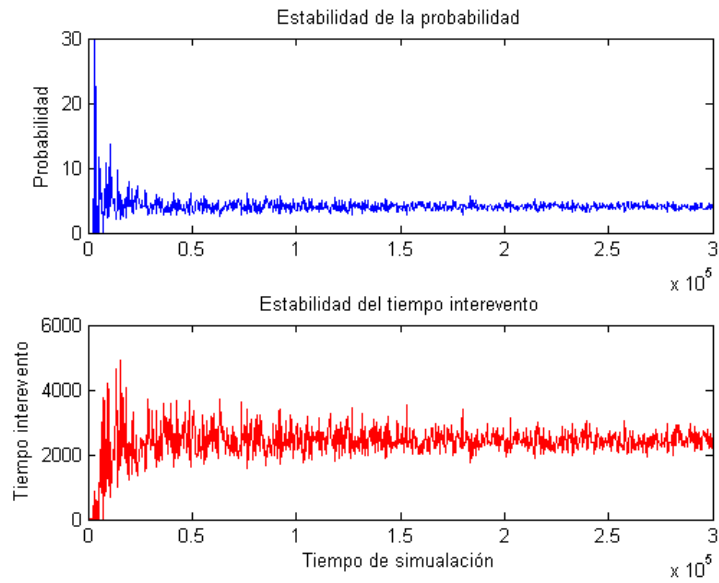


Figura C3.- Simulación de la concatenación de los segmentos 2 y 3 para la tolerancia de 2 meses.

Tolerancia 1 mes

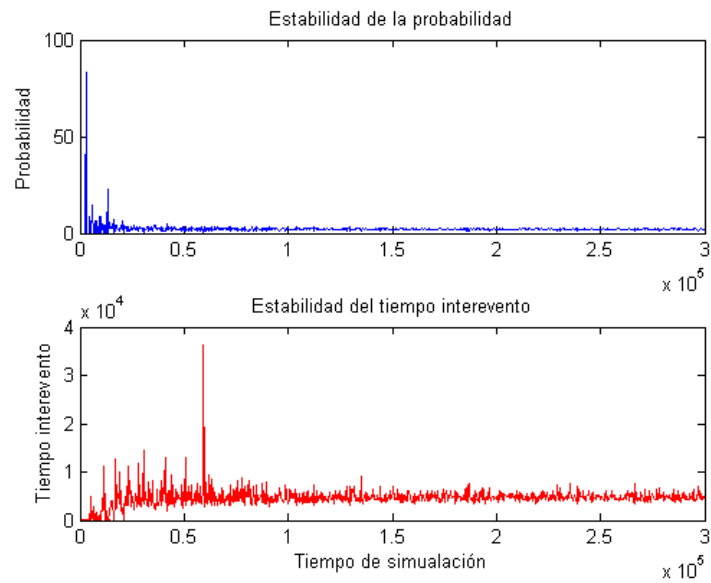


Figura C4.- Simulación de la concatenación de los segmentos 2 y 3 para la tolerancia de 1 mes.

Tolerancia 1 semana

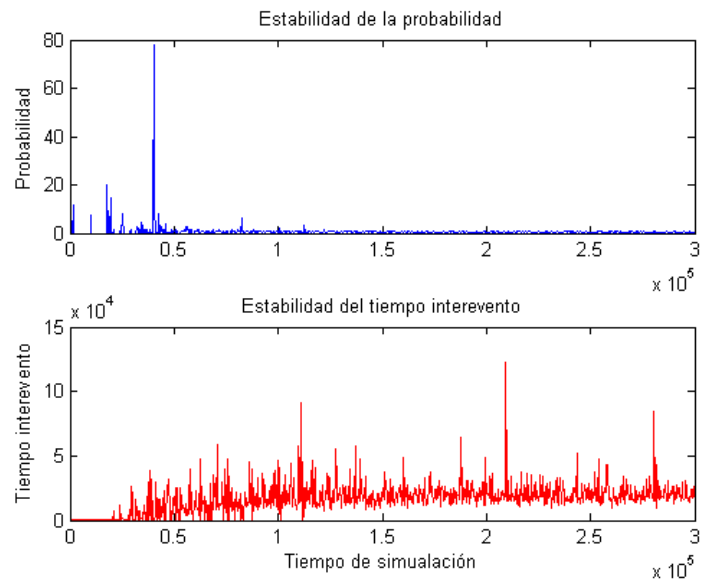


Figura C5.- Simulación de la concatenación de los segmentos 2 y 3 para la tolerancia de 1 semana.

Tolerancia 1 día

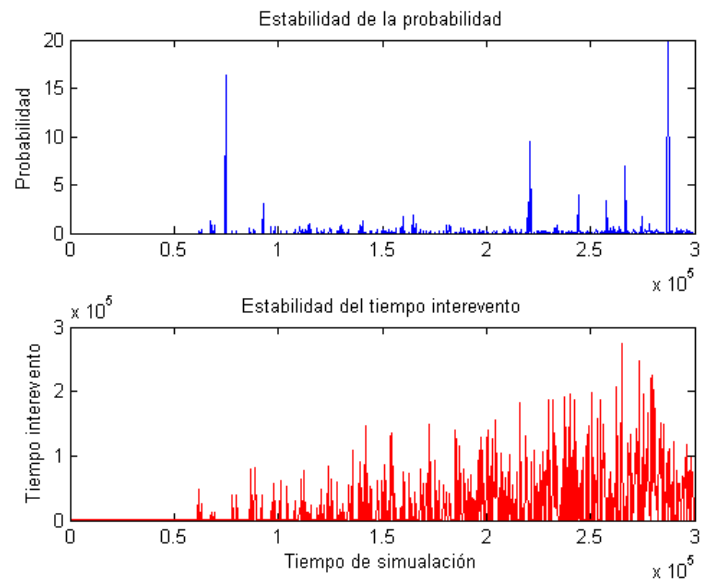


Figura C6.- Simulación de la concatenación de los segmentos 2 y 3 para la tolerancia de 1 día.

Anexo D

Resultados de las simulaciones para la concatenación de los Segmentos 3-4.

Tolerancia 1 año

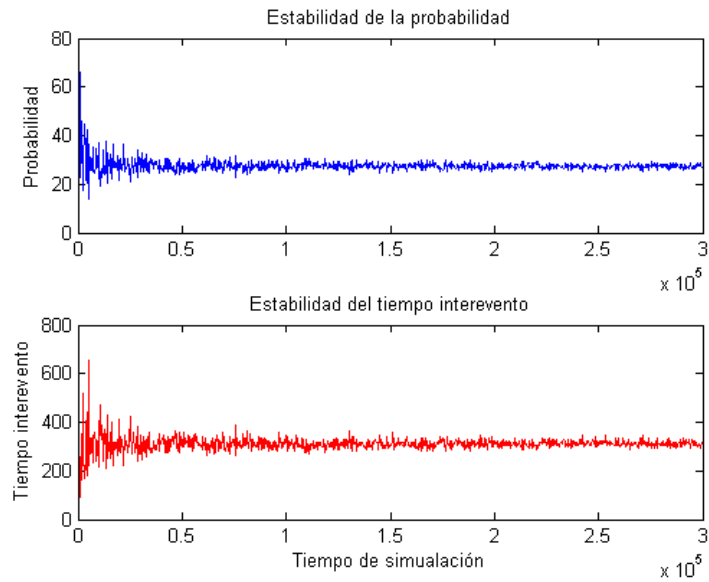


Figura D1.- Simulación de la concatenación de los segmentos 3 y 4 para la tolerancia de 1 año.

Tolerancia 6 meses

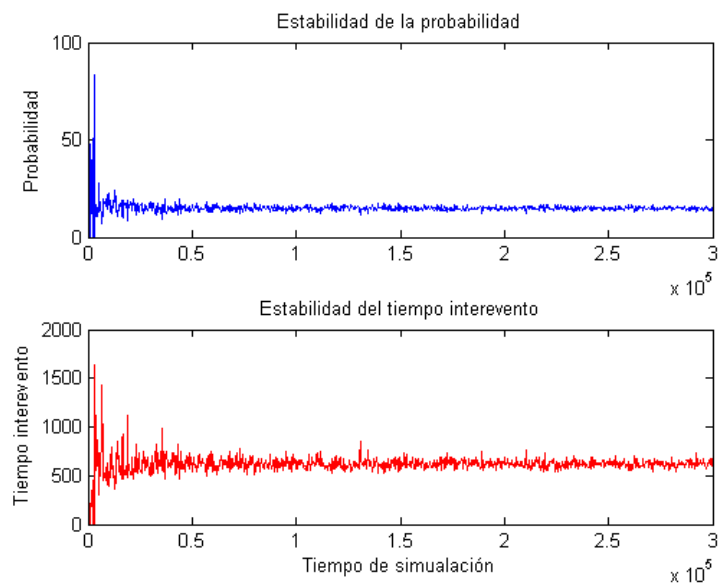


Figura D2.- Simulación de la concatenación de los segmentos 3 y 4 para la tolerancia de 6 meses.

Tolerancia 2 meses

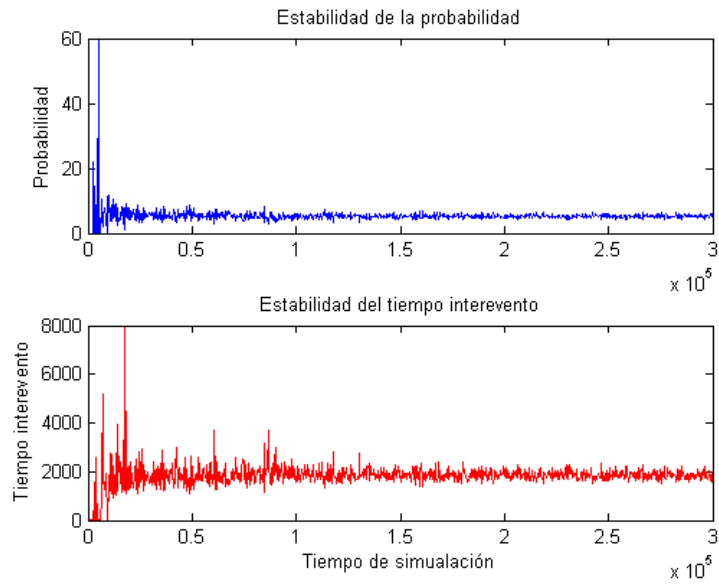


Figura D3.- Simulación de la concatenación de los segmentos 3 y 4 para la tolerancia de 2 meses.

Tolerancia 1 mes

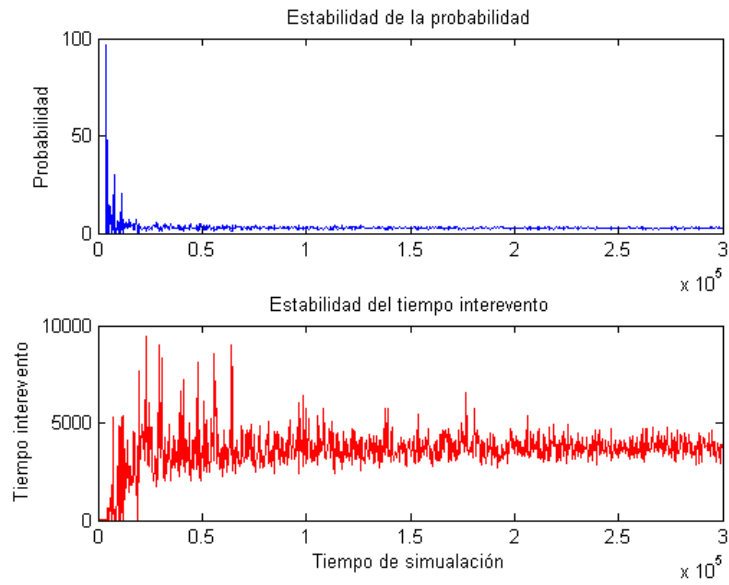


Figura D4.- Simulación de la concatenación de los segmentos 3 y 4 para la tolerancia de 1 mes.

Tolerancia 1 semana

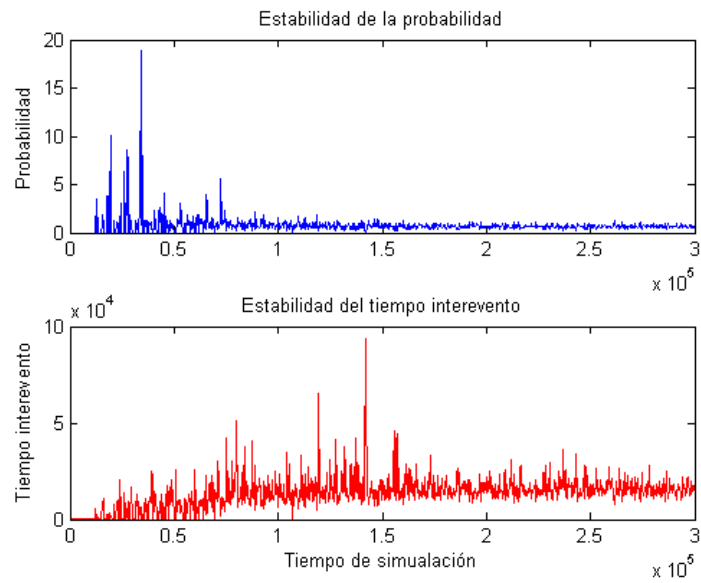


Figura D5.- Simulación de la concatenación de los segmentos 3 y 4 para la tolerancia de 1 semana.

Tolerancia 1 día

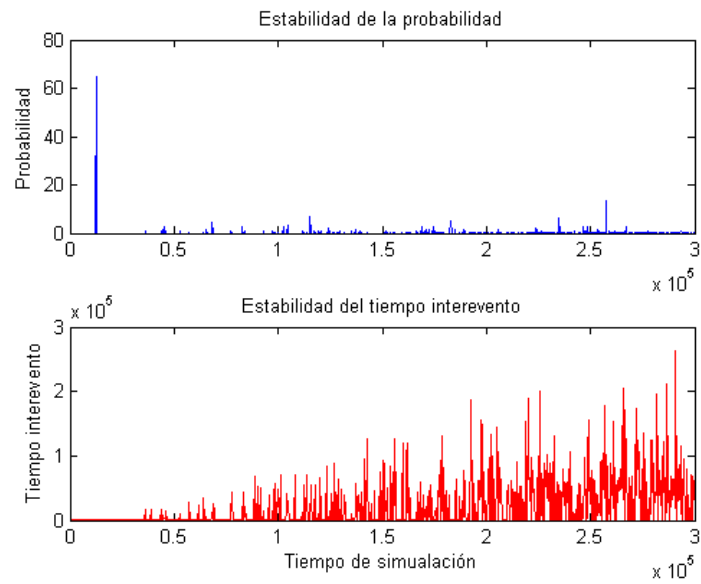


Figura D6.- Simulación de la concatenación de los segmentos 3 y 4 para la tolerancia de 1 día.

Anexo E

Resultados de las simulaciones para la concatenación de los Segmentos 4-5.

Tolerancia 1 año

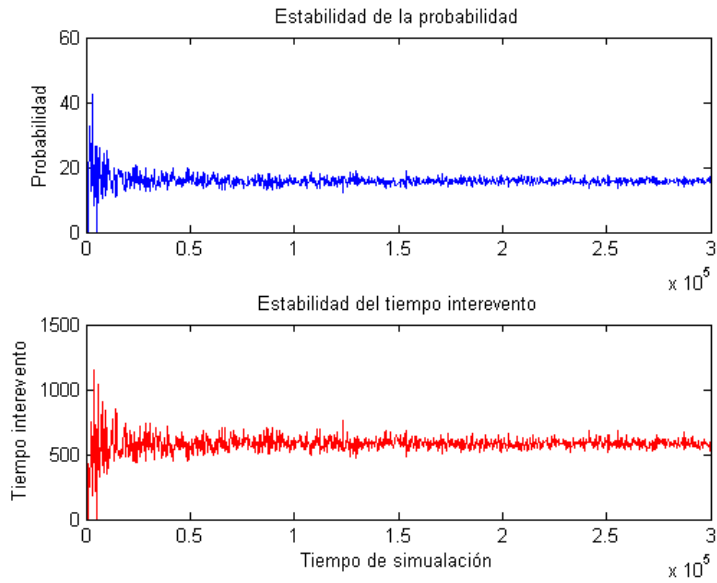


Figura E1.- Simulación de la concatenación de los segmentos 4 y 5 para la tolerancia de 1 año.

Tolerancia 6 meses

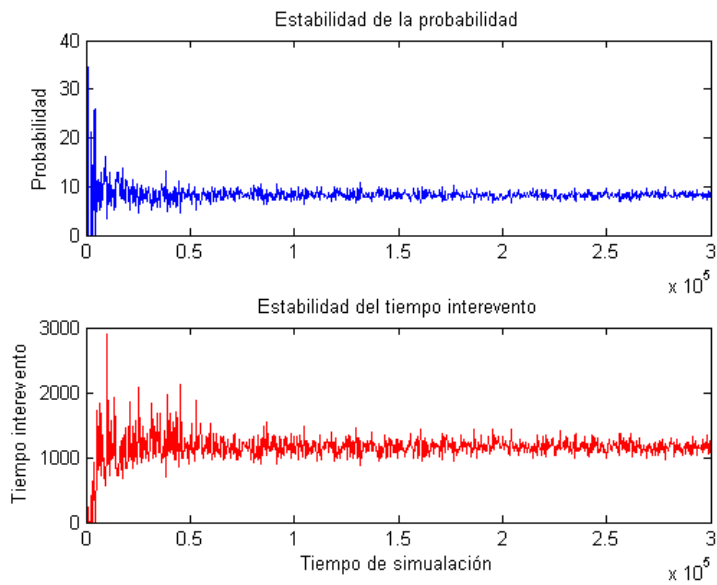


Figura E2.- Simulación de la concatenación de los segmentos 4 y 5 para la tolerancia de 6 meses.

Tolerancia 2 meses

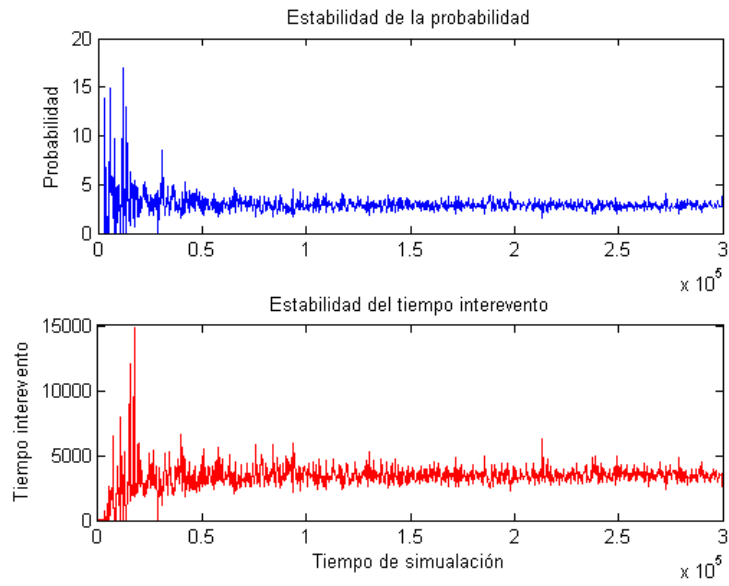


Figura E3.- Simulación de la concatenación de los segmentos 4 y 5 para la tolerancia de 2 meses.

Tolerancia 1 mes

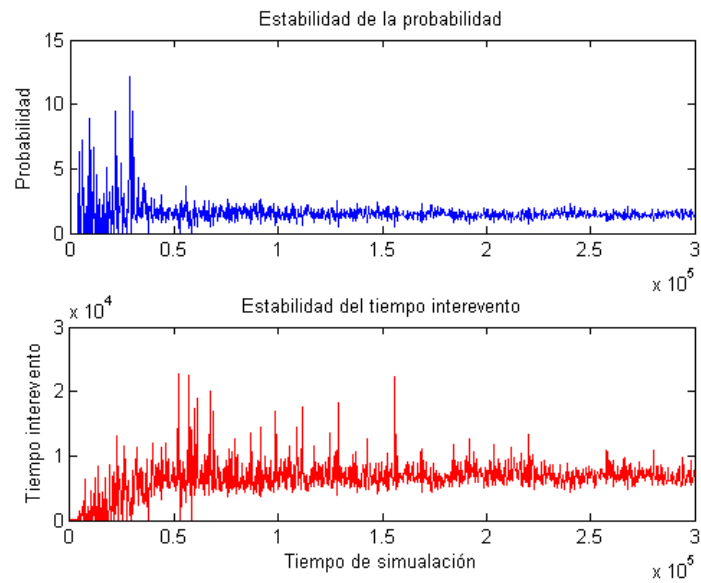


Figura E4.- Simulación de la concatenación de los segmentos 4 y 5 para la tolerancia de 1 mes.

Tolerancia 1 semana

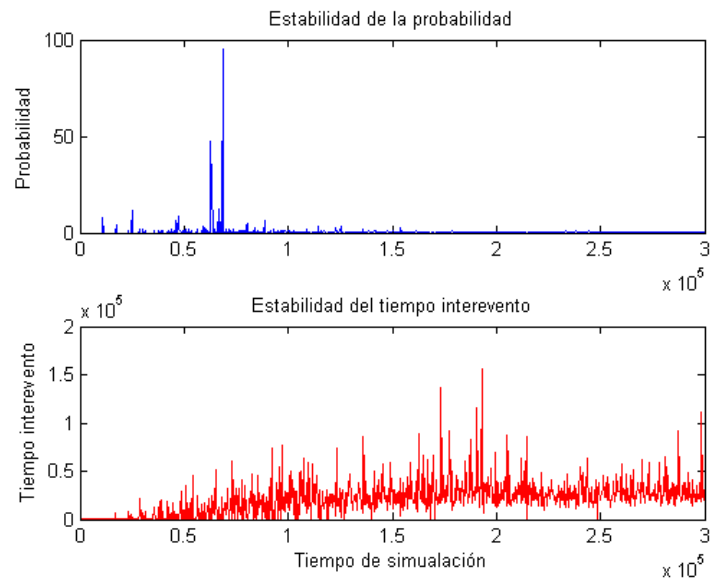


Figura E5.- Simulación de la concatenación de los segmentos 4 y 5 para la tolerancia de 1 semana.

Tolerancia 1 día

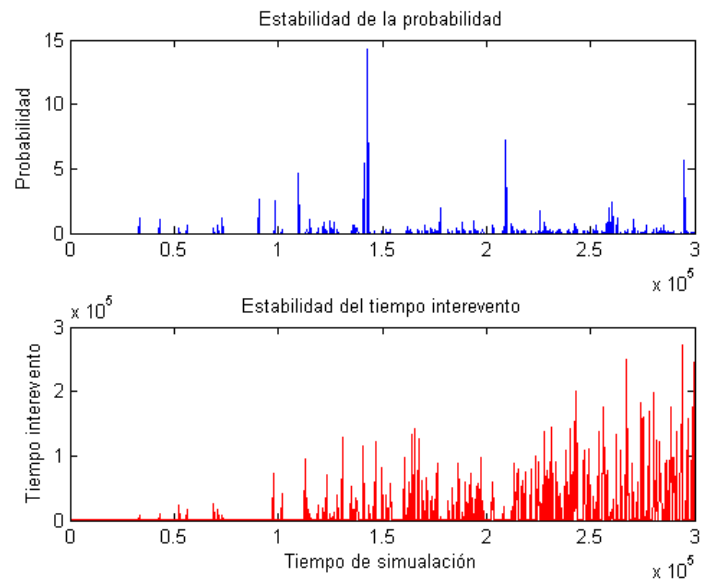


Figura E6.- Simulación de la concatenación de los segmentos 4 y 5 para la tolerancia de 1 día.

Anexo F

Resultados de las simulaciones para la concatenación de los Segmentos 5-6.

Tolerancia 1 año

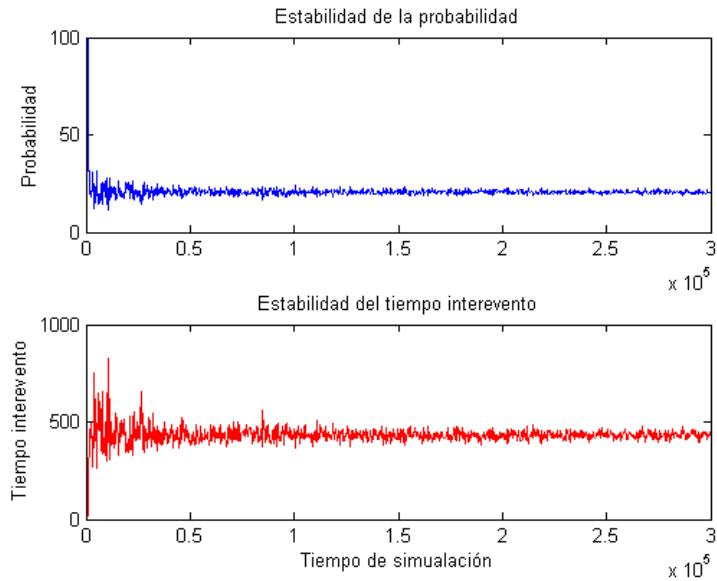


Figura F1.- Simulación de la concatenación de los segmentos 5 y 6 para la tolerancia de 1 año.

Tolerancia 6 meses

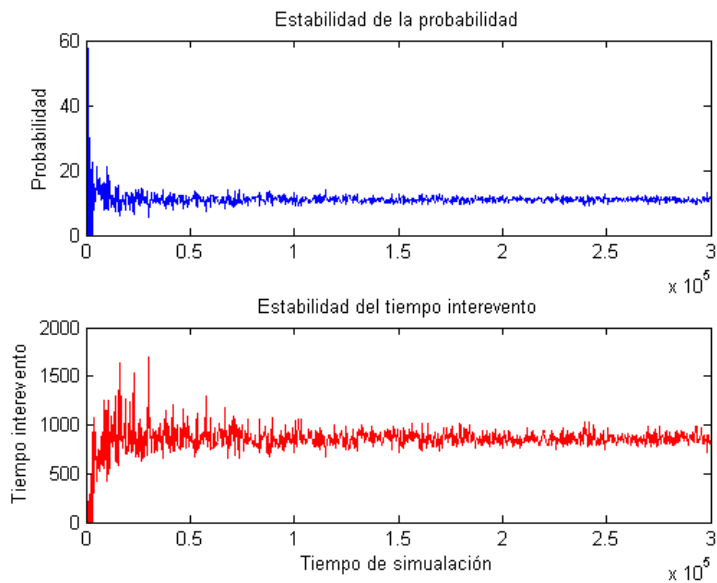


Figura F2.- Simulación de la concatenación de los segmentos 5 y 6 para la tolerancia de 6 meses.

Tolerancia 2 meses

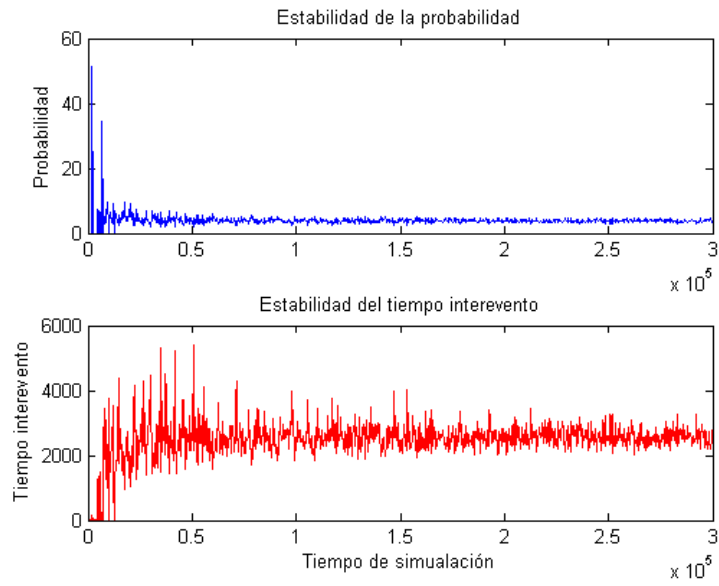


Figura F3.- Simulación de la concatenación de los segmentos 5 y 6 para la tolerancia de 2 meses.

Tolerancia 1 mes

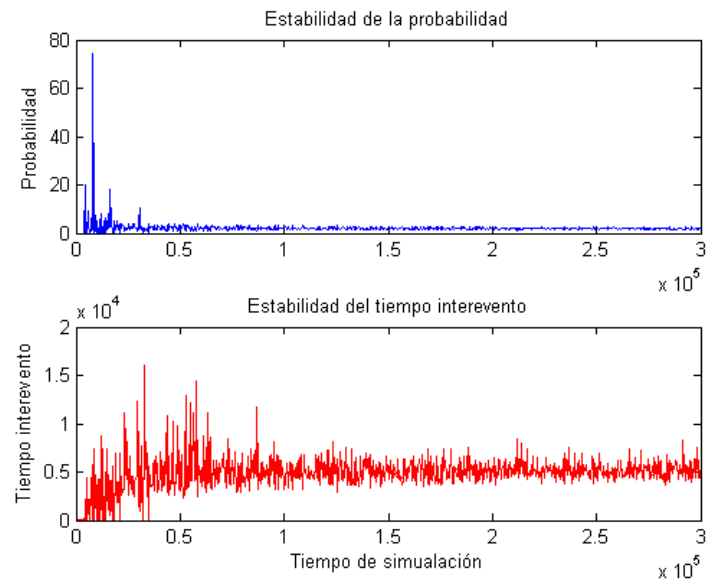


Figura F4.- Simulación de la concatenación de los segmentos 5 y 6 para la tolerancia de 1 mes.

Tolerancia 1 semana

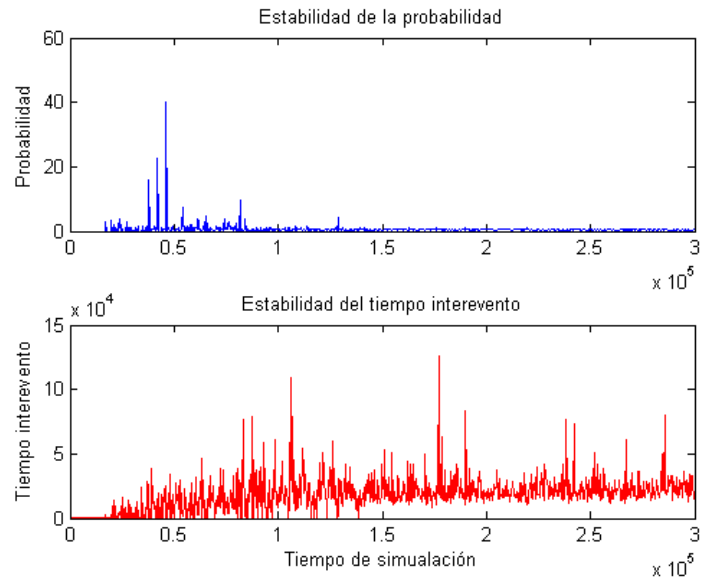


Figura F5.- Simulación de la concatenación de los segmentos 5 y 6 para la tolerancia de 1 semana.

Tolerancia 1 día

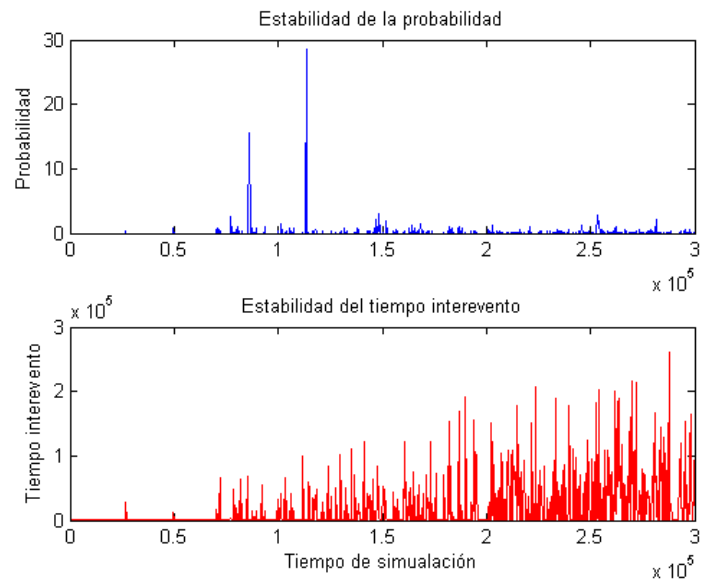


Figura F6.- Simulación de la concatenación de los segmentos 5 y 6 para la tolerancia de 1 día.

Anexo G

Resultados de las simulaciones para la concatenación de los Segmentos 6-7.

Tolerancia 1 año

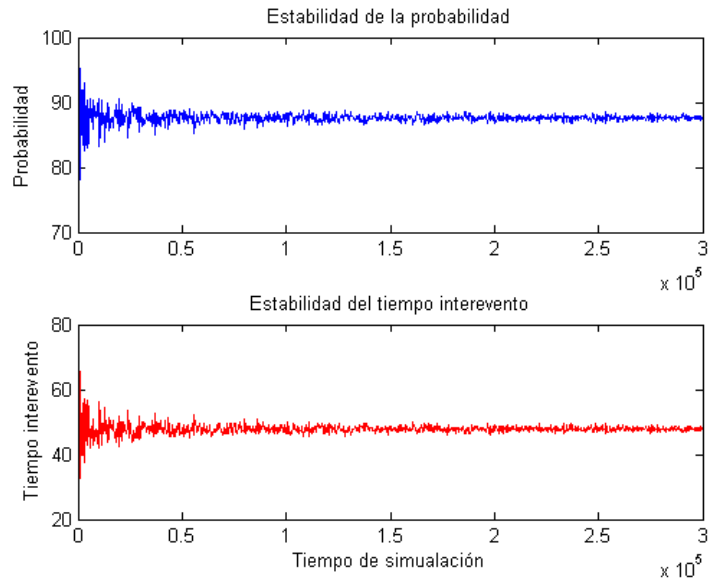


Figura G1.- Simulación de la concatenación de los segmentos 6 y 7 para la tolerancia de 1 año.

Tolerancia 6 meses

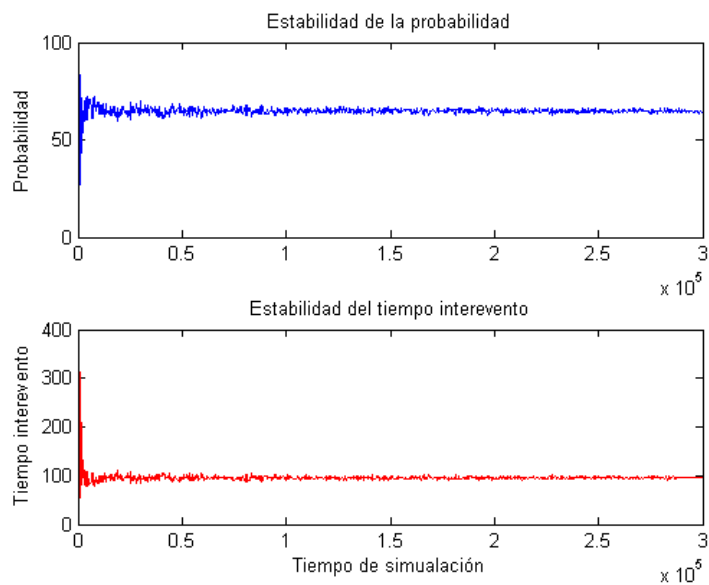


Figura G2.- Simulación de la concatenación de los segmentos 6 y 7 para la tolerancia de 6 meses.

Tolerancia 2 meses

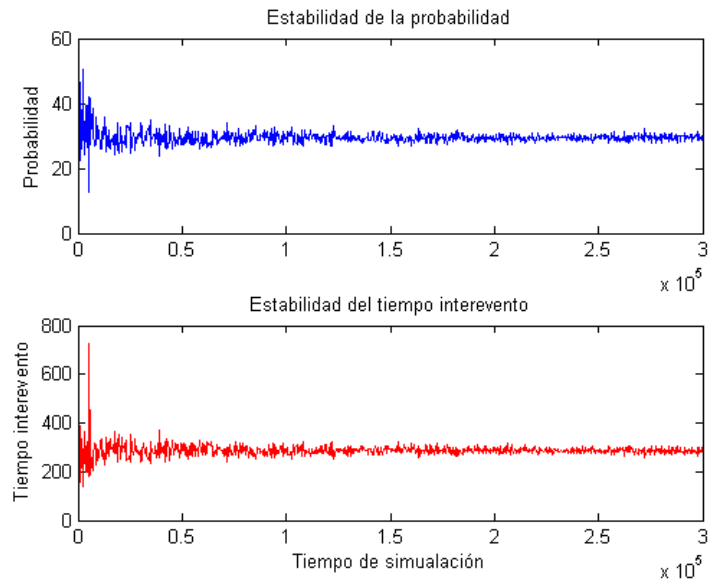


Figura G3.- Simulación de la concatenación de los segmentos 6 y 7 para la tolerancia de 2 meses.

Tolerancia 1 mes

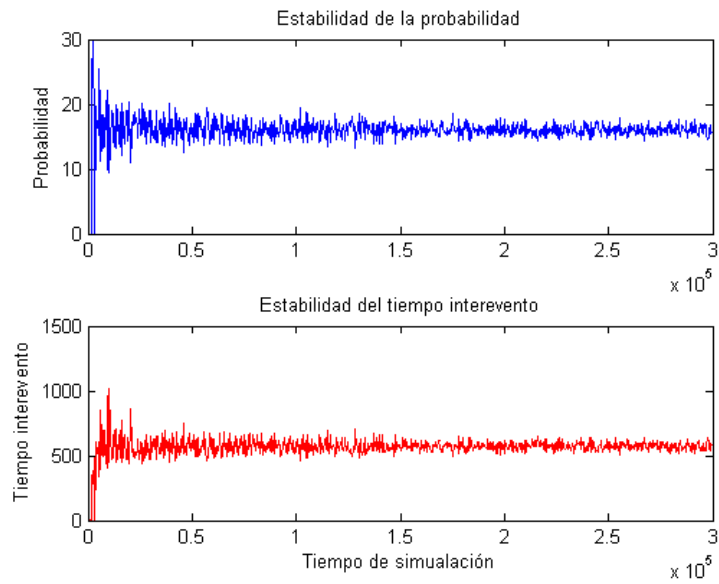


Figura G4.- Simulación de la concatenación de los segmentos 6 y 7 para la tolerancia de 1 mes.

Tolerancia 1 semana

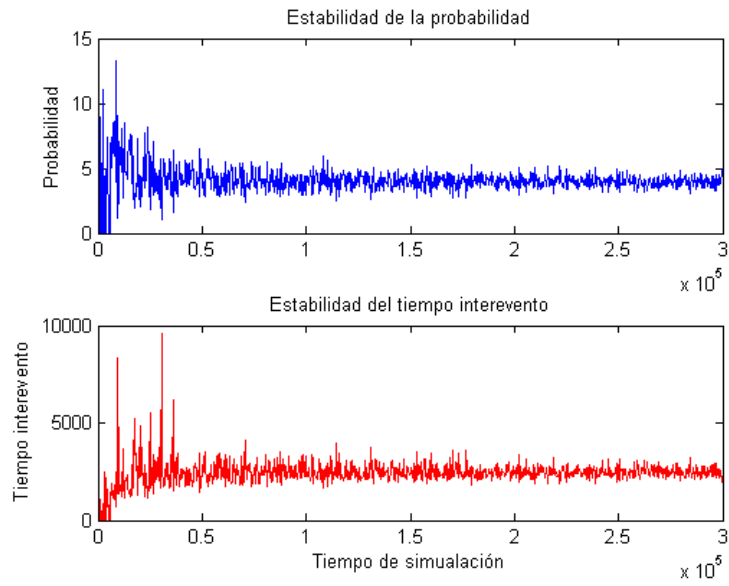


Figura G5.- Simulación de la concatenación de los segmentos 6 y 7 para la tolerancia de 1 semana.

Tolerancia 1 día

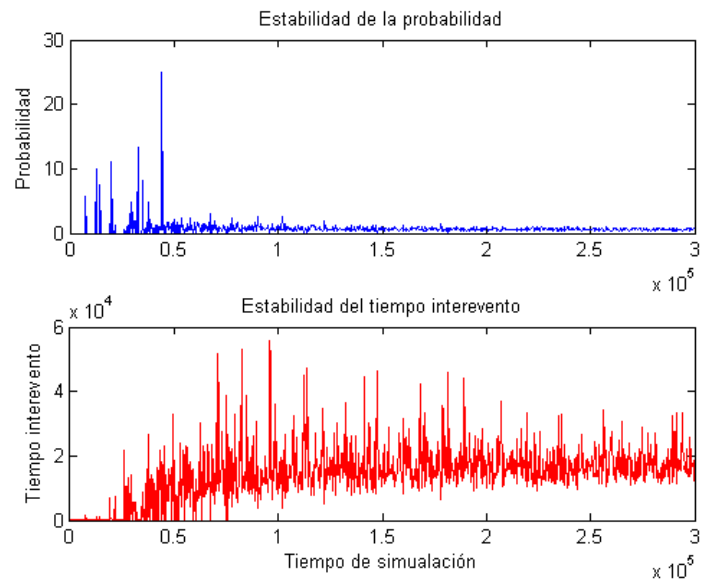


Figura G6.- Simulación de la concatenación de los segmentos 6 y 7 para la tolerancia de 1 día.

Anexo H

Resultados de las simulaciones para la concatenación de los Segmentos 7-8.

Tolerancia 1 año

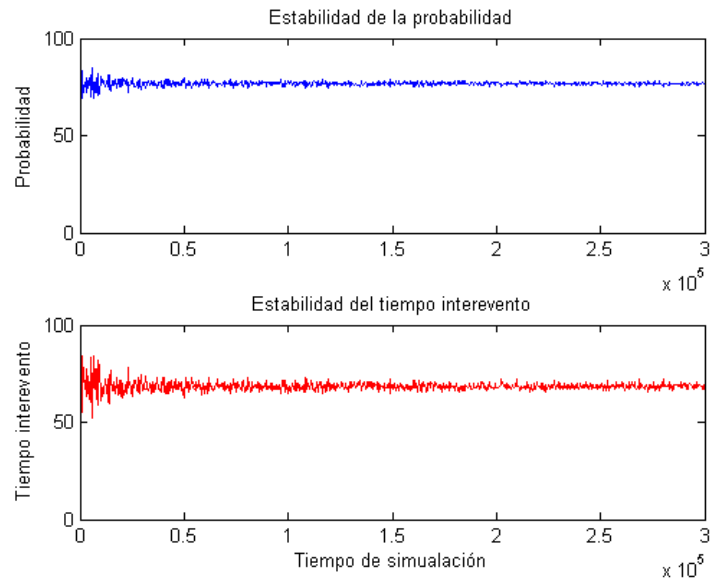


Figura H1.- Simulación de la concatenación de los segmentos 7 y 8 para la tolerancia de 1 año.

Tolerancia 6 meses

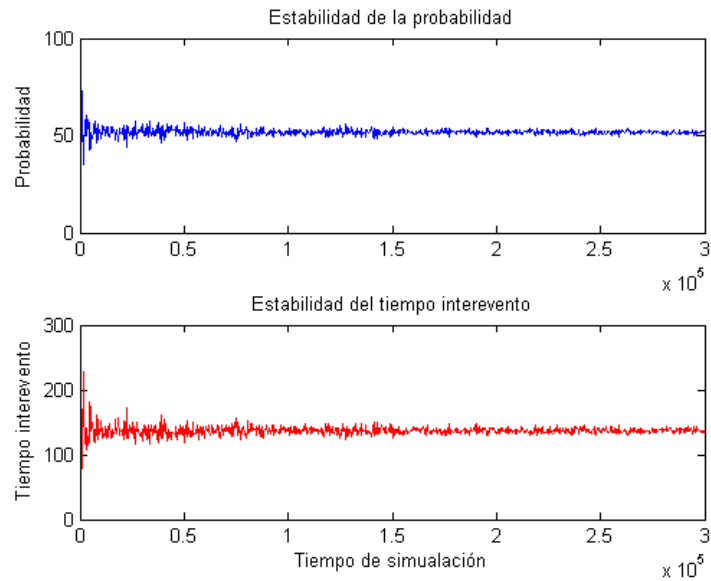


Figura H2.- Simulación de la concatenación de los segmentos 7 y 8 para la tolerancia de 6 meses.

Tolerancia 2 meses

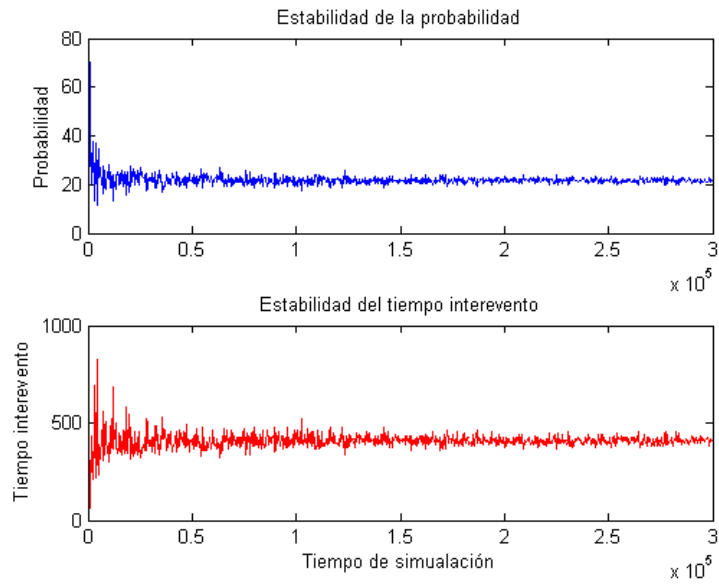


Figura H3.- Simulación de la concatenación de los segmentos 7 y 8 para la tolerancia de 2 meses.

Tolerancia 1 mes

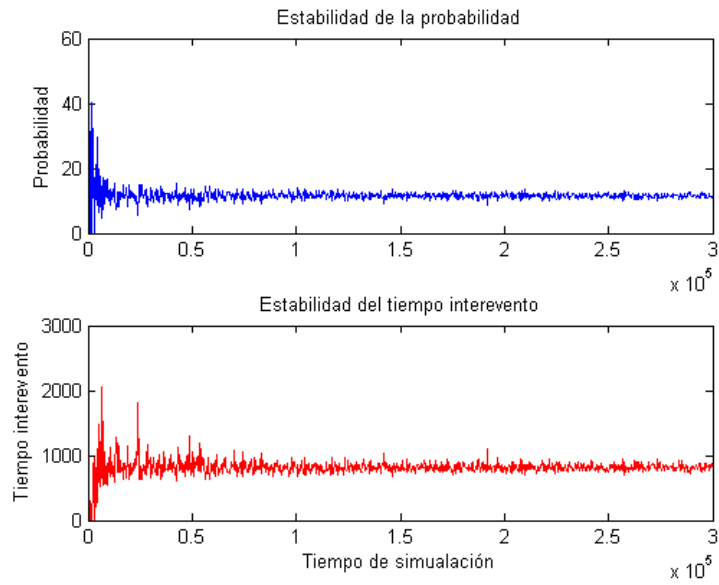


Figura H4.- Simulación de la concatenación de los segmentos 7 y 8 para la tolerancia de 1 mes.

Tolerancia 1 semana

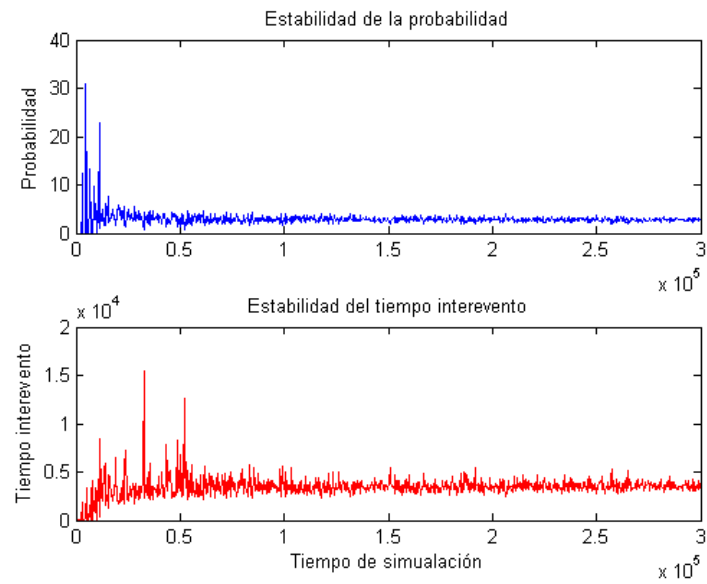


Figura H5.- Simulación de la concatenación de los segmentos 7 y 8 para la tolerancia de 1 semana.

Tolerancia 1 día

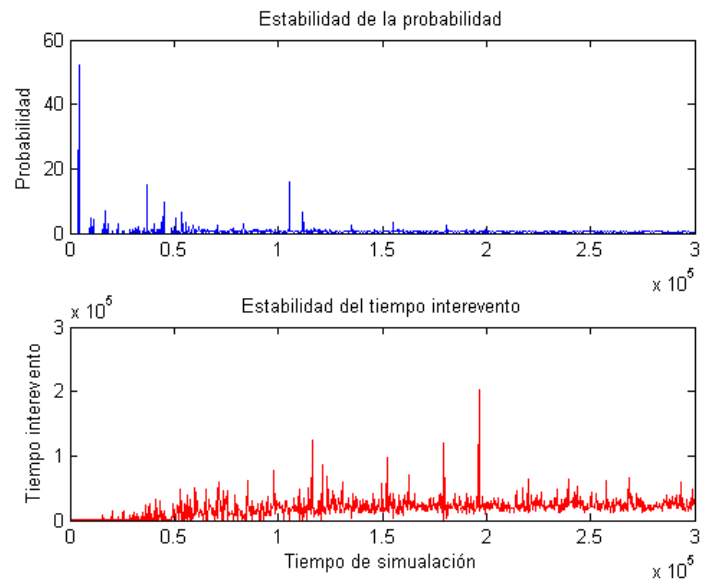


Figura H6.- Simulación de la concatenación de los segmentos 7 y 8 para la tolerancia de 1 día.

Anexo I

Resultados de las simulaciones para la concatenación de los Segmentos 8-9.

Tolerancia 1 año

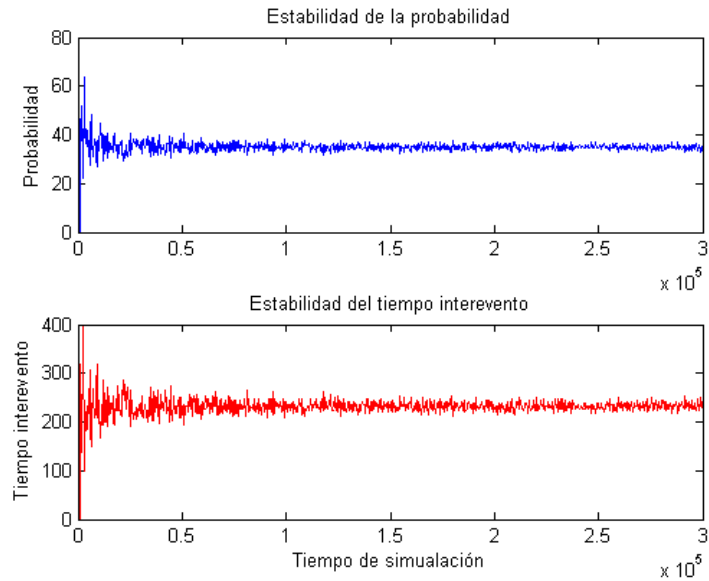


Figura 11.- Simulación de la concatenación de los segmentos 8 y 9 para la tolerancia de 1 año.

Tolerancia 6 meses

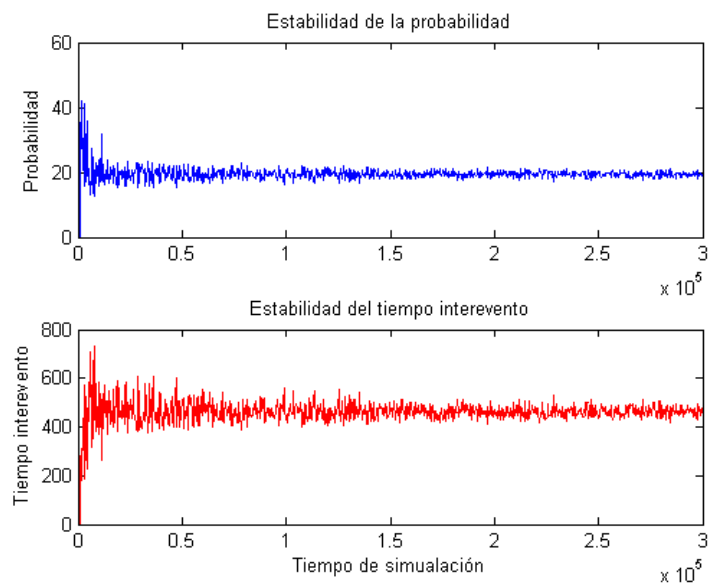


Figura 12.- Simulación de la concatenación de los segmentos 8 y 9 para la tolerancia de 6 meses.

Tolerancia 2 meses

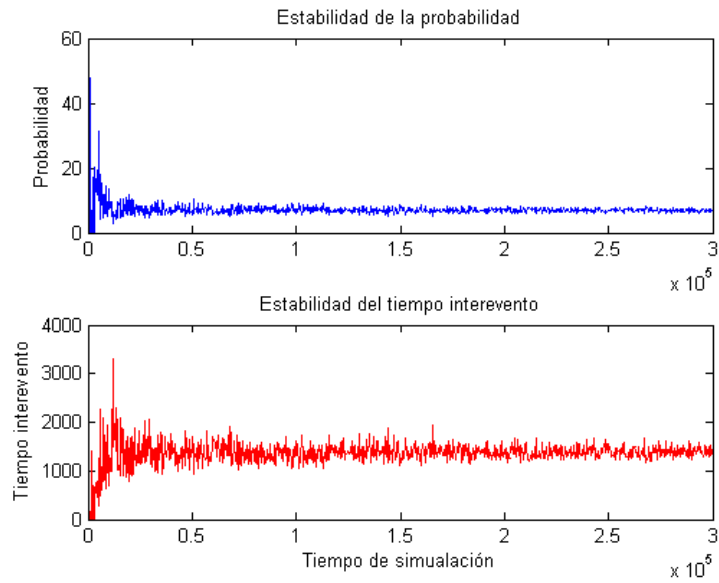


Figura 13.- Simulación de la concatenación de los segmentos 8 y 9 para la tolerancia de 2 meses.

Tolerancia 1 mes

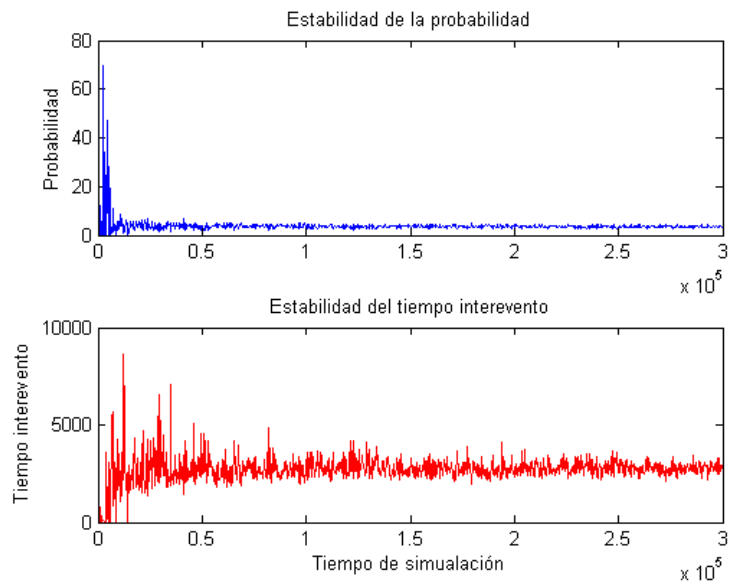


Figura 14.- Simulación de la concatenación de los segmentos 8 y 9 para la tolerancia de 1 mes.

Tolerancia 1 semana

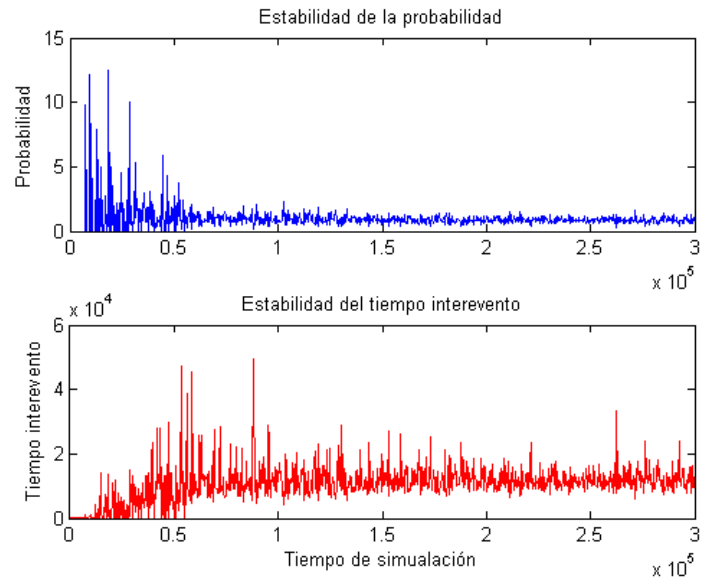


Figura 15.- Simulación de la concatenación de los segmentos 8 y 9 para la tolerancia de 1 semana.

Tolerancia 1 día

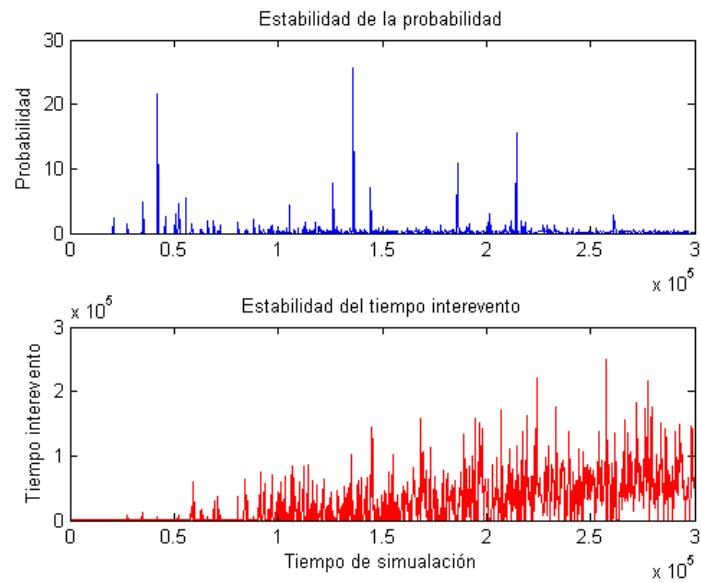


Figura 16.- Simulación de la concatenación de los segmentos 8 y 9 para la tolerancia de 1 día.

Anexo J

Resultados de las simulaciones para la concatenación de los Segmentos 9-10

Tolerancia 1 año

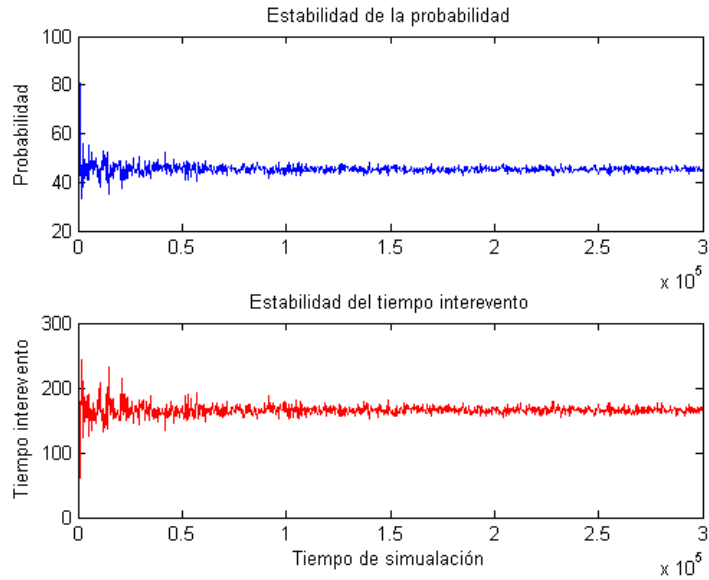


Figura J1.- Simulación de la concatenación de los segmentos 9 y 10 para la tolerancia de 1 año.

Tolerancia 6 meses

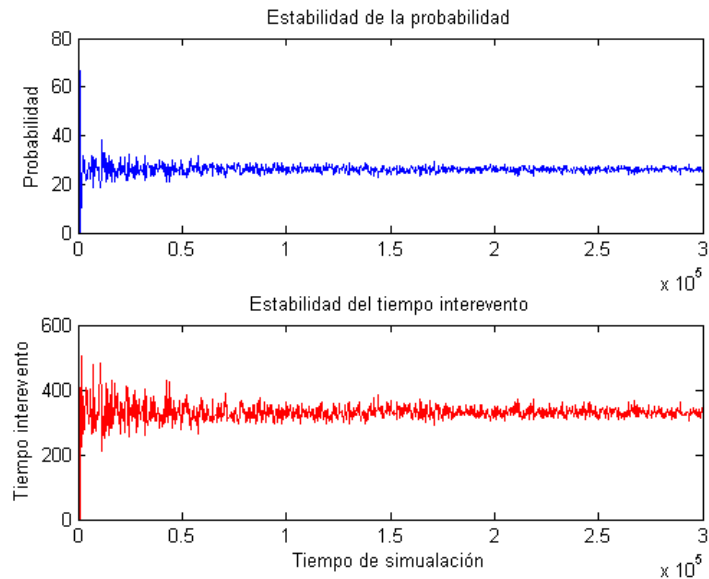


Figura J2.- Simulación de la concatenación de los segmentos 9 y 10 para la tolerancia de 6 meses.

Tolerancia 2 meses

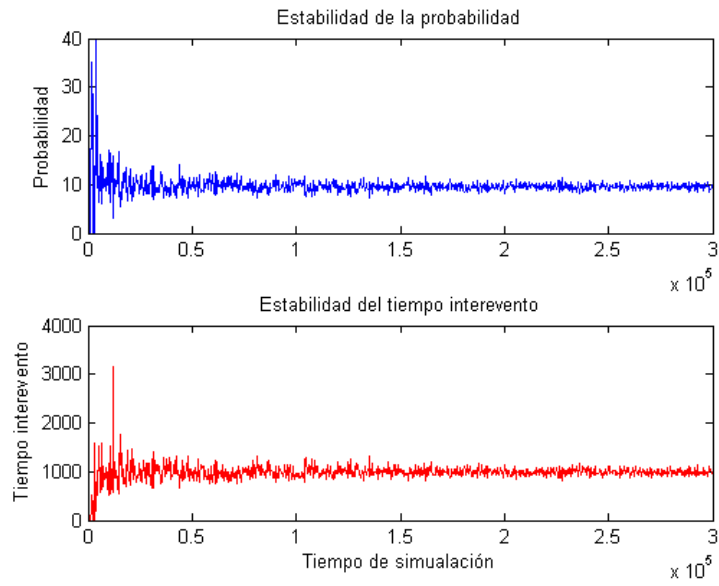


Figura J3.- Simulación de la concatenación de los segmentos 9 y 10 para la tolerancia de 2 meses.

Tolerancia 1 mes

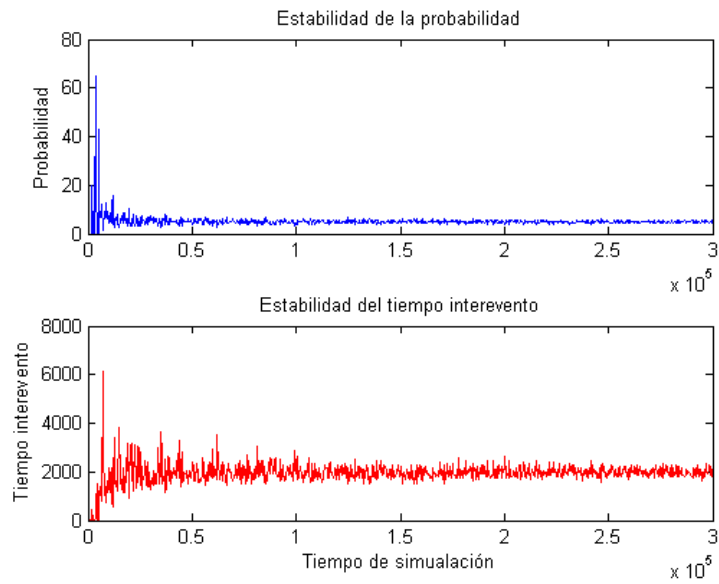


Figura J4.- Simulación de la concatenación de los segmentos 9 y 10 para la tolerancia de 1 mes.

Tolerancia 1 semana

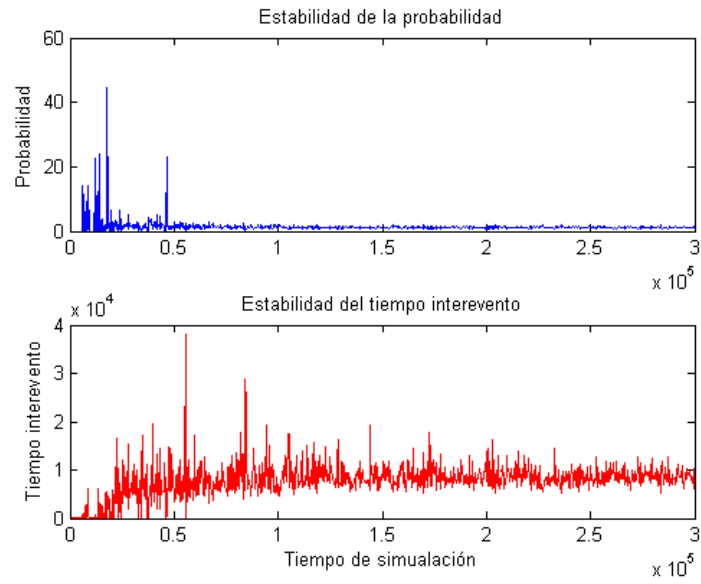


Figura J5.- Simulación de la concatenación de los segmentos 9 y 10 para la tolerancia de 1 semana.

Tolerancia 1 día

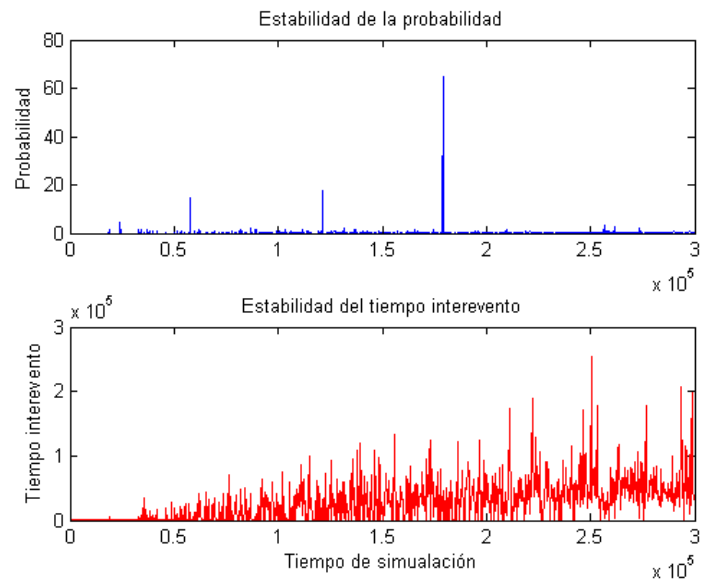


Figura J6.- Simulación de la concatenación de los segmentos 9 y 10 para la tolerancia de 1 día.

Anexo K

Resultados de las simulaciones para la concatenación de los Segmentos 10-11.

Tolerancia 1 año

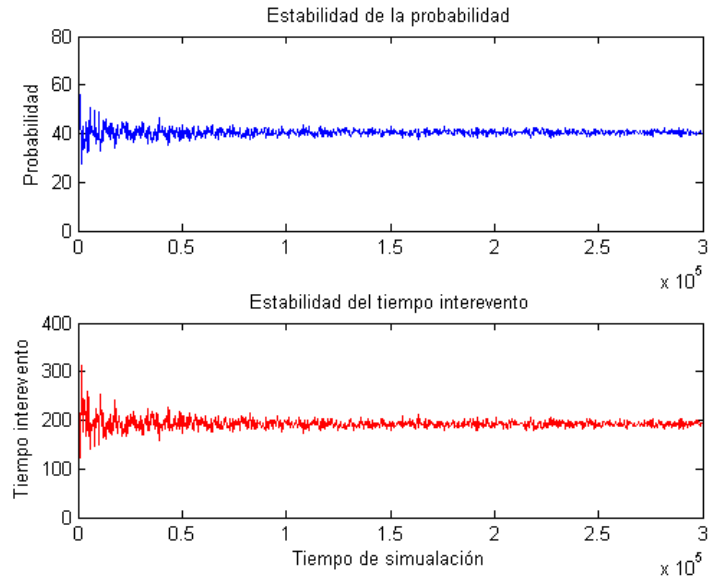


Figura K1.- Simulación de la concatenación de los segmentos 10 y 11 para la tolerancia de 1 año.

Tolerancia 6 meses

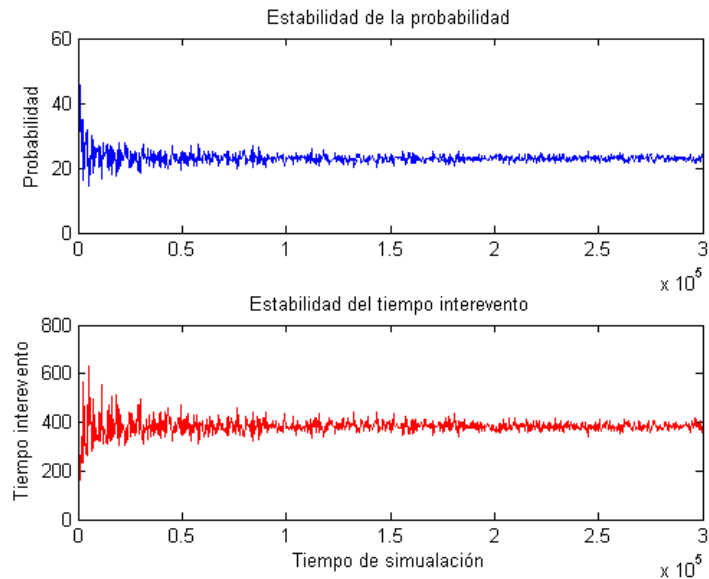


Figura K2.- Simulación de la concatenación de los segmentos 10 y 11 para la tolerancia de 6 meses.

Tolerancia 2 meses

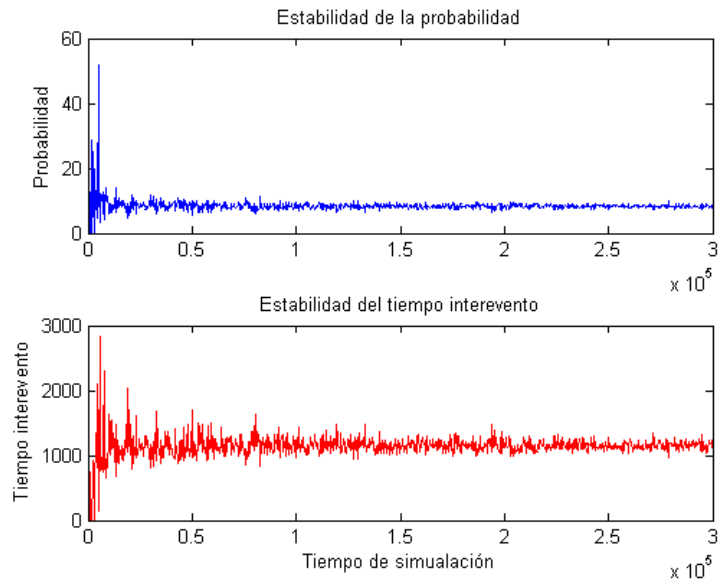


Figura K3.- Simulación de la concatenación de los segmentos 10 y 11 para la tolerancia de 2 meses.

Tolerancia 1 mes

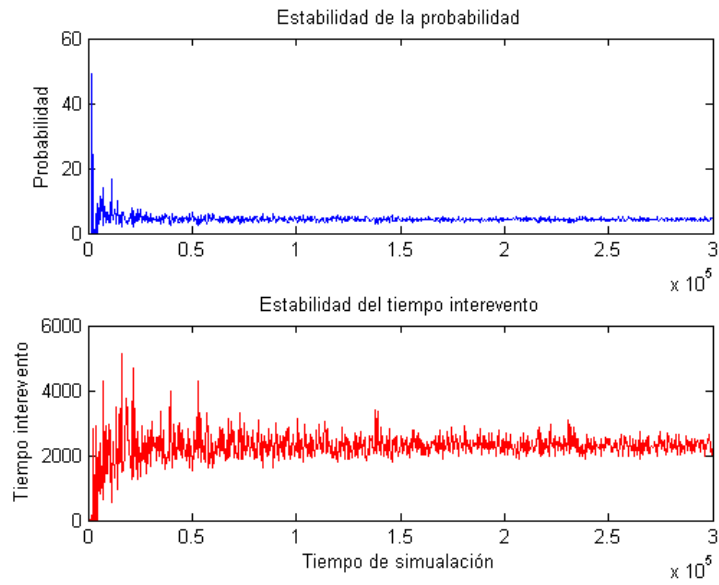


Figura K4.- Simulación de la concatenación de los segmentos 10 y 11 para la tolerancia de 1 mes.

Tolerancia 1 semana

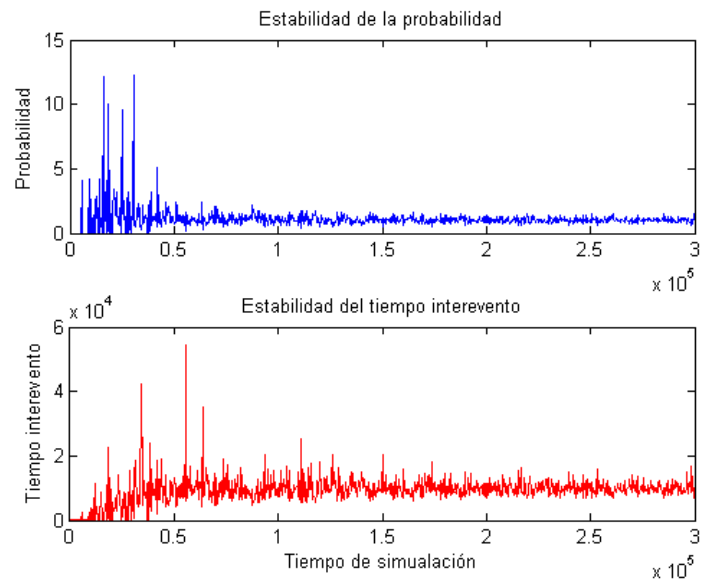


Figura K5.- Simulación de la concatenación de los segmentos 10 y 11 para la tolerancia de 1 semana.

Tolerancia 1 día

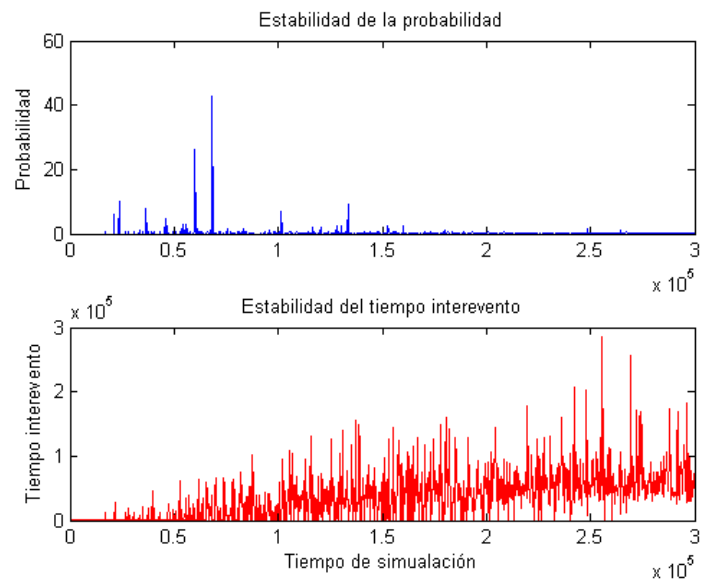


Figura K6.- Simulación de la concatenación de los segmentos 10 y 11 para la tolerancia de 1 día.

Anexo L

Resultados de las simulaciones para la concatenación de los Segmentos 11-12

Tolerancia 1 año

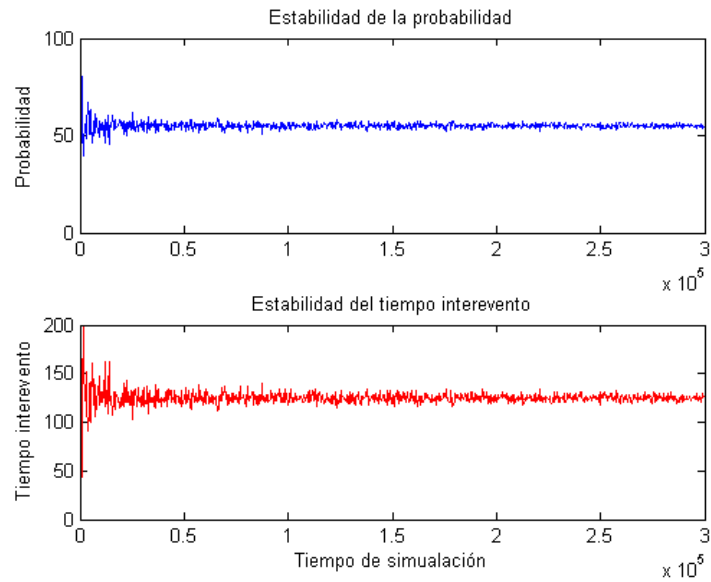


Figura L1.- Simulación de la concatenación de los segmentos 11 y 12 para la tolerancia de 1 año.

Tolerancia 6 meses

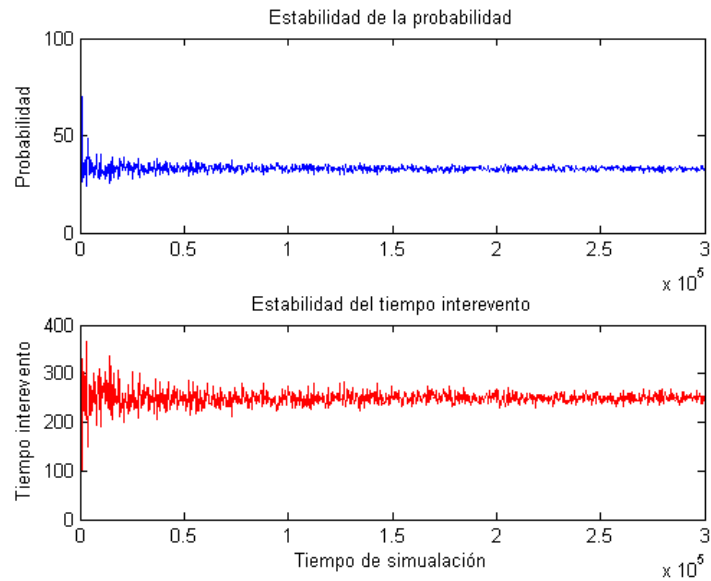


Figura L2.- Simulación de la concatenación de los segmentos 11 y 12 para la tolerancia de 6 meses.

Tolerancia 2 meses

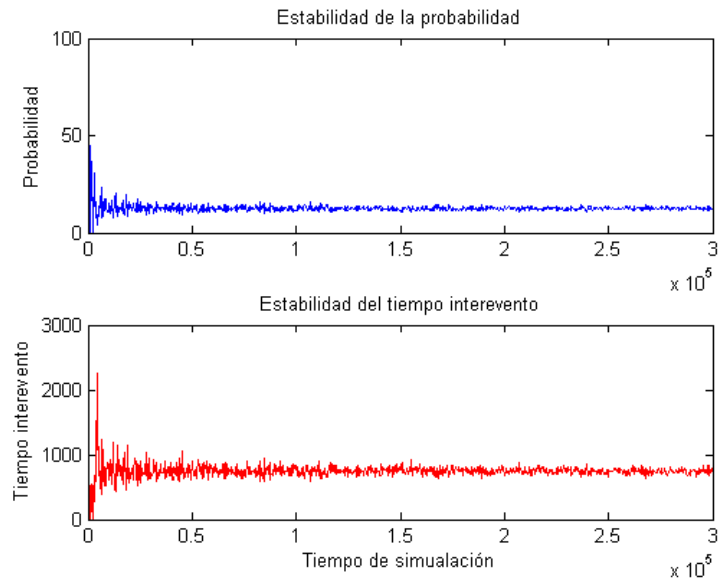


Figura L3.- Simulación de la concatenación de los segmentos 11 y 12 para la tolerancia de 2 meses.

Tolerancia 1 mes

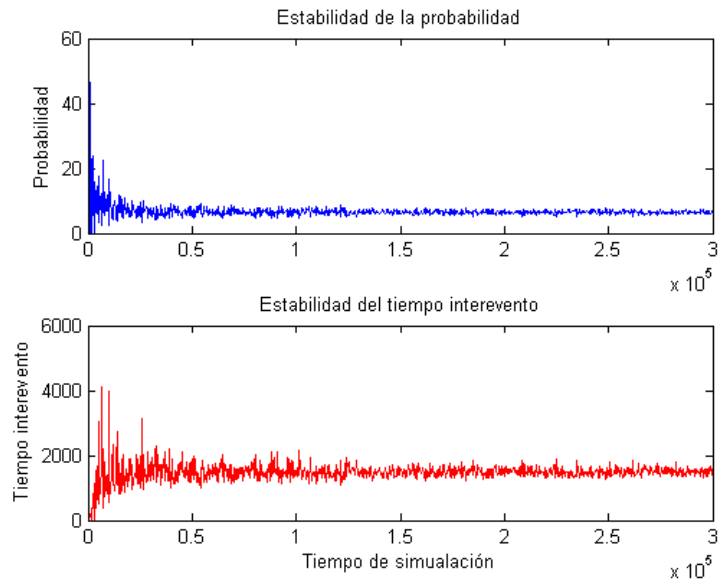


Figura L4.- Simulación de la concatenación de los segmentos 11 y 12 para la tolerancia de 1 mes.

Tolerancia 1 mes

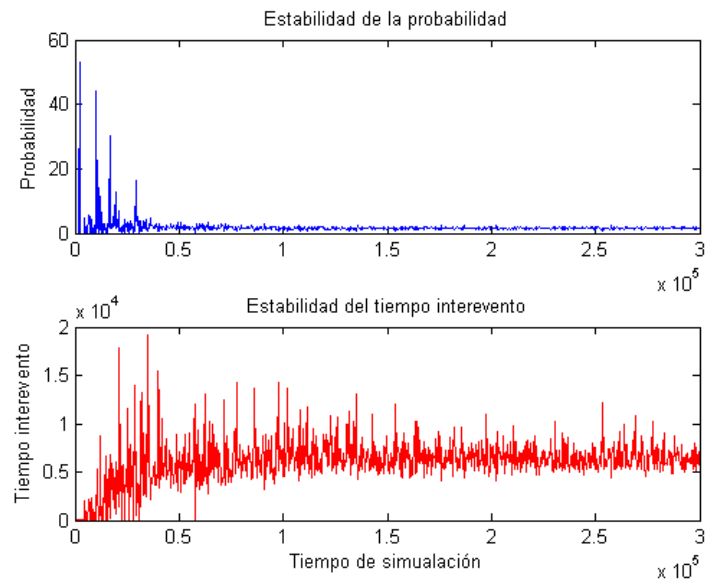


Figura L5.- Simulación de la concatenación de los segmentos 11 y 12 para la tolerancia de 1 semana.

Tolerancia 1 día

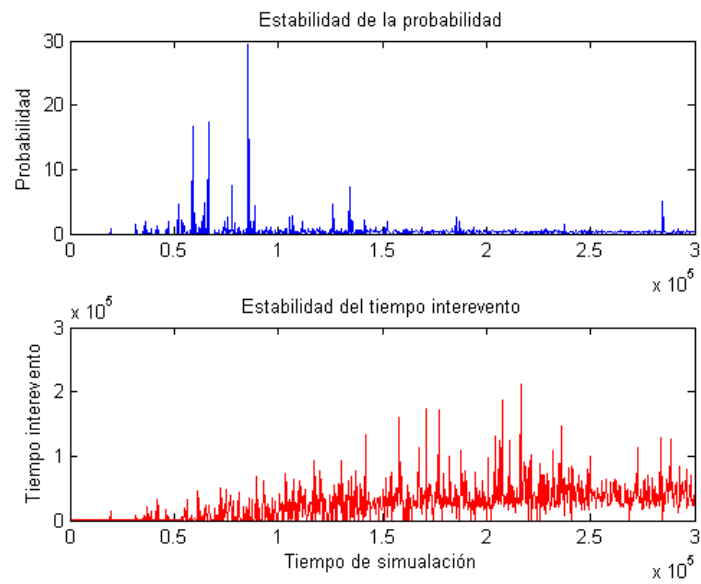


Figura L6.- Simulación de la concatenación de los segmentos 11 y 12 para la tolerancia de 1 día.

Anexo M

Resultados de las simulaciones para la concatenación de los Segmentos 12-13.

Tolerancia 1 año

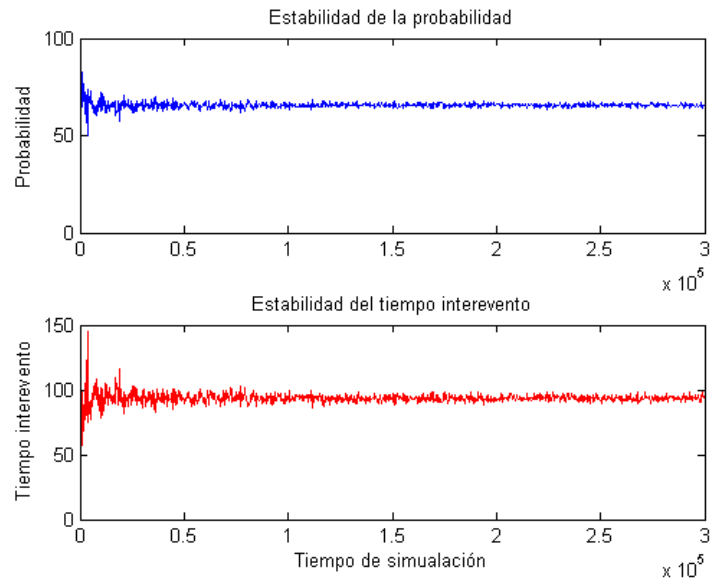


Figura M1.- Simulación de la concatenación de los segmentos 12 y 13 para la tolerancia de 1 año.

Tolerancia 6 meses

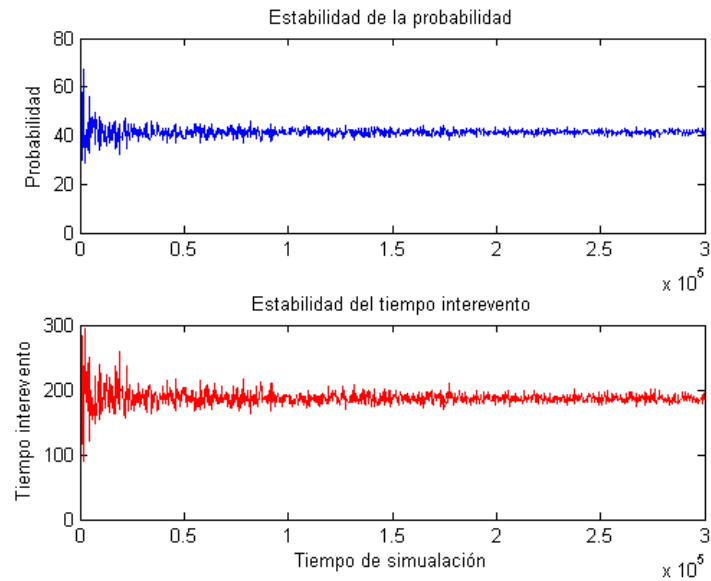


Figura M2.- Simulación de la concatenación de los segmentos 12 y 13 para la tolerancia de 6 meses.

Tolerancia 2 meses

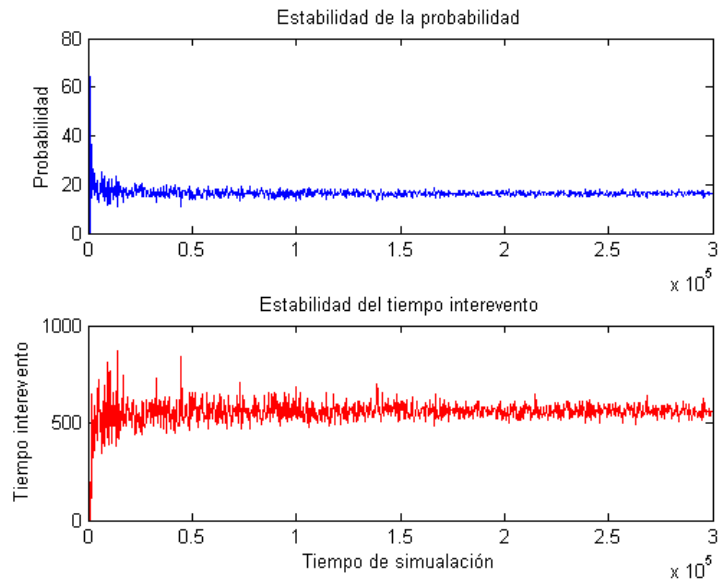


Figura M3.- Simulación de la concatenación de los segmentos 12 y 13 para la tolerancia de 2 meses.

Tolerancia 1 mes

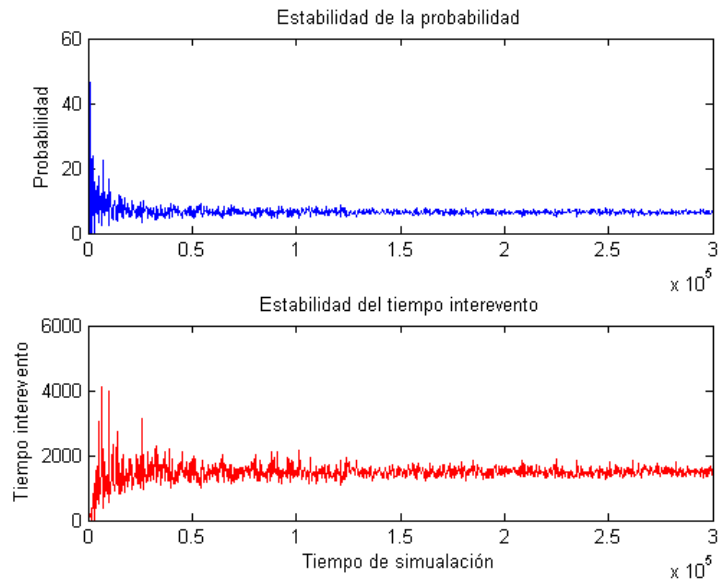


Figura M4.- Simulación de la concatenación de los segmentos 12 y 13 para la tolerancia de 1 mes.

Tolerancia 1 semana

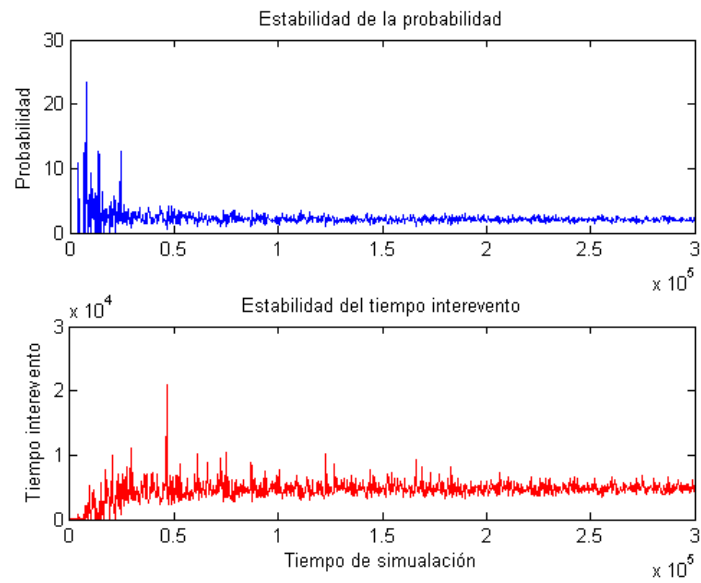


Figura M5.- Simulación de la concatenación de los segmentos 12 y 13 para la tolerancia de 1 semana.

Tolerancia 1 día

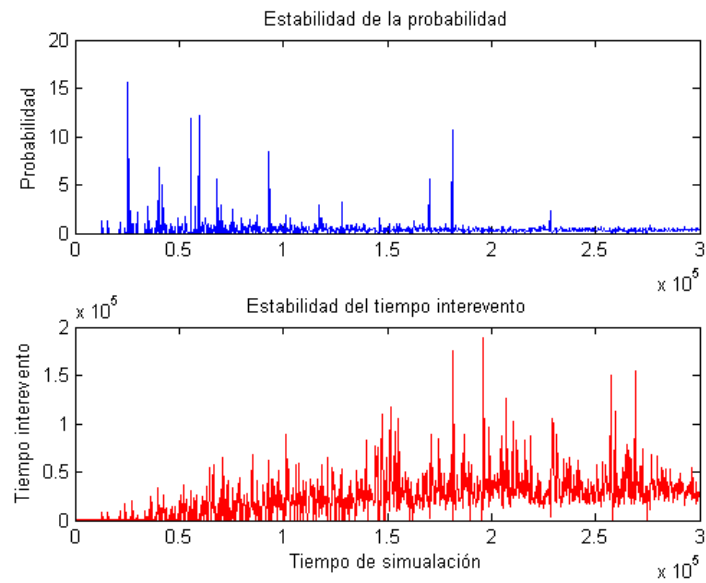


Figura M6.- Simulación de la concatenación de los segmentos 12 y 13 para la tolerancia de 1 día.

Anexo N

Resultados de las simulaciones para la concatenación de los Segmentos 13-14

Tolerancia 1 año

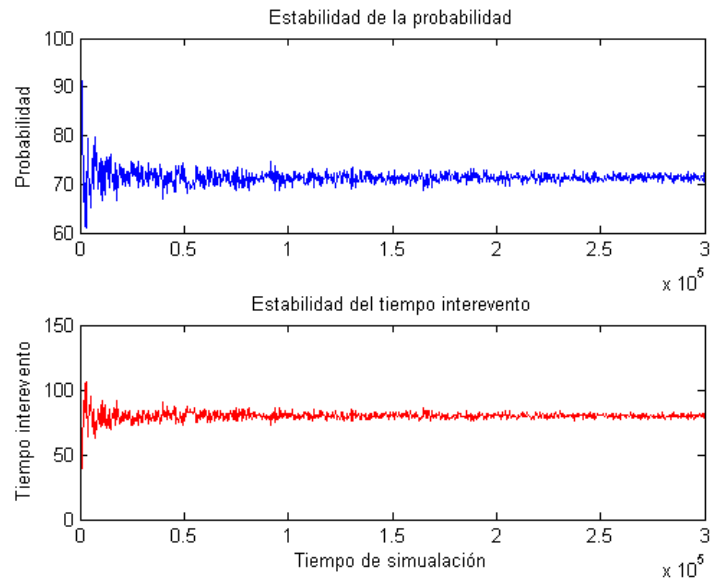


Figura N1.- Simulación de la concatenación de los segmentos 13 y 14 para la tolerancia de 1 año.

Tolerancia 6 meses

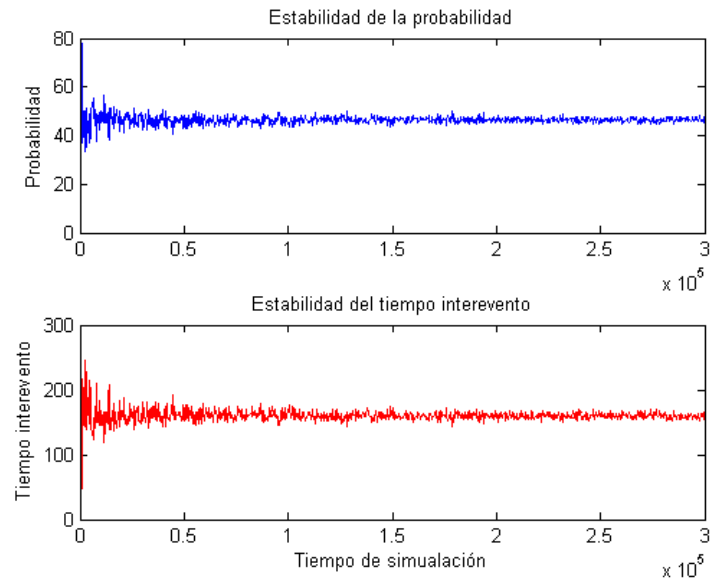


Figura N2.- Simulación de la concatenación de los segmentos 13 y 14 para la tolerancia de 6 meses.

Tolerancia 2 meses

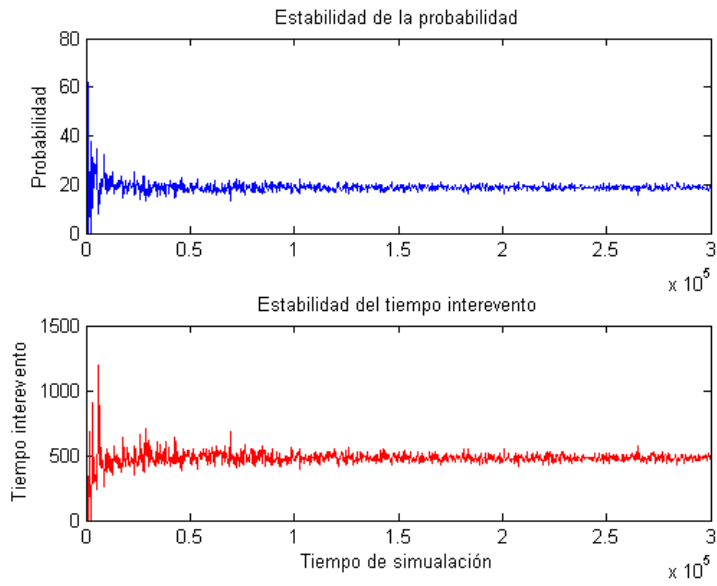


Figura N3.- Simulación de la concatenación de los segmentos 13 y 14 para la tolerancia de 2 meses.

Tolerancia 1 mes

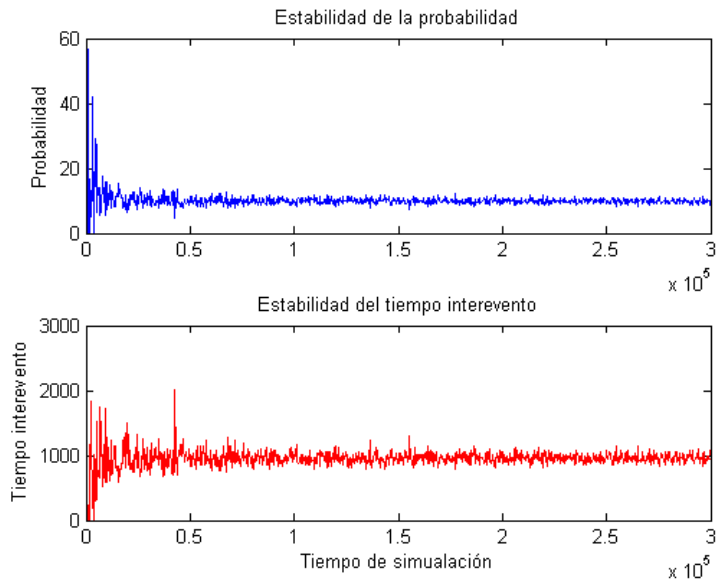


Figura N4.- Simulación de la concatenación de los segmentos 13 y 14 para la tolerancia de 1 mes.

Tolerancia 1 semana

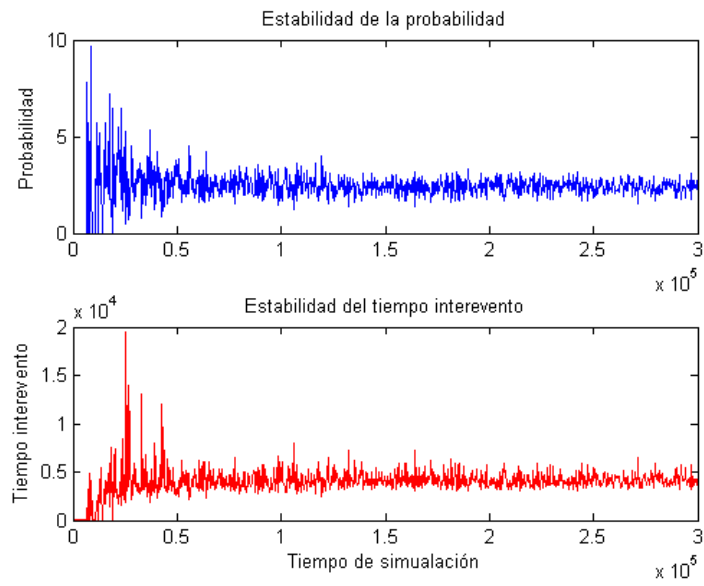


Figura N5.- Simulación de la concatenación de los segmentos 13 y 14 para la tolerancia de 1 semana.

Tolerancia 1 semana

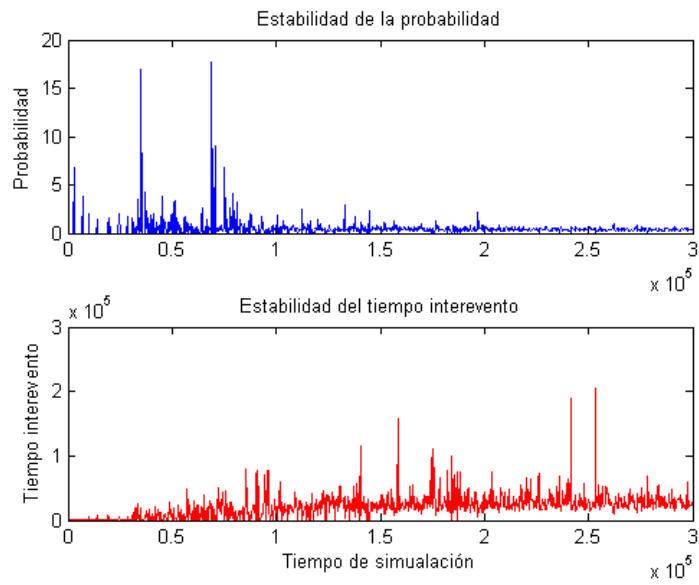


Figura N6.- Simulación de la concatenación de los segmentos 13 y 14 para la tolerancia de 1 día.

Anexo 0

Resultados de las simulaciones para la concatenación de los Segmentos 14-15.

Tolerancia 1 año

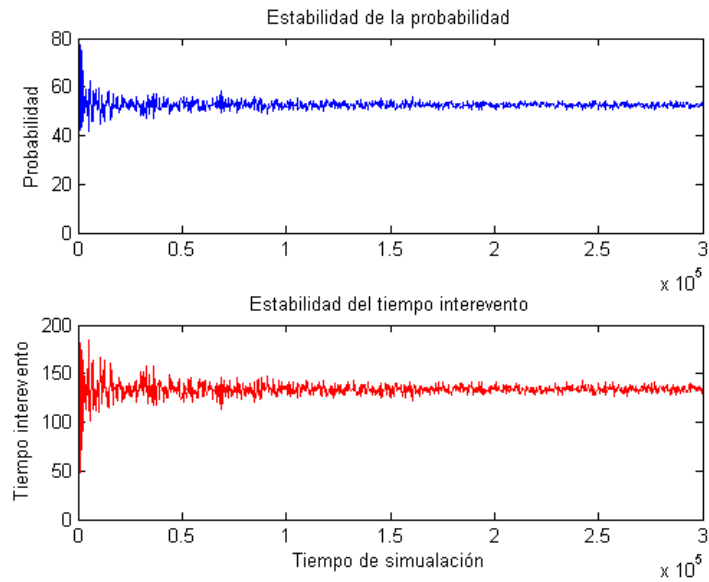


Figura 01.- Simulación de la concatenación de los segmentos 14 y 15 para la tolerancia de 1 año.

Tolerancia 6 meses

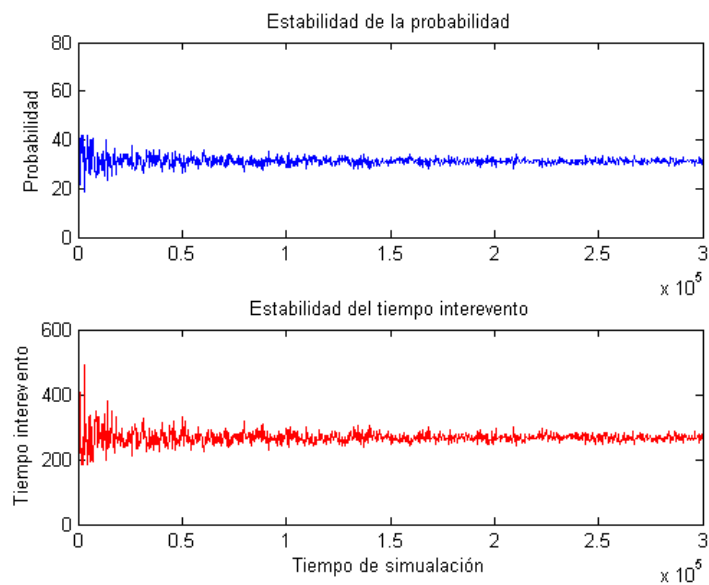


Figura 02.- Simulación de la concatenación de los segmentos 14 y 15 para la tolerancia de 6 meses.

Tolerancia 2 meses

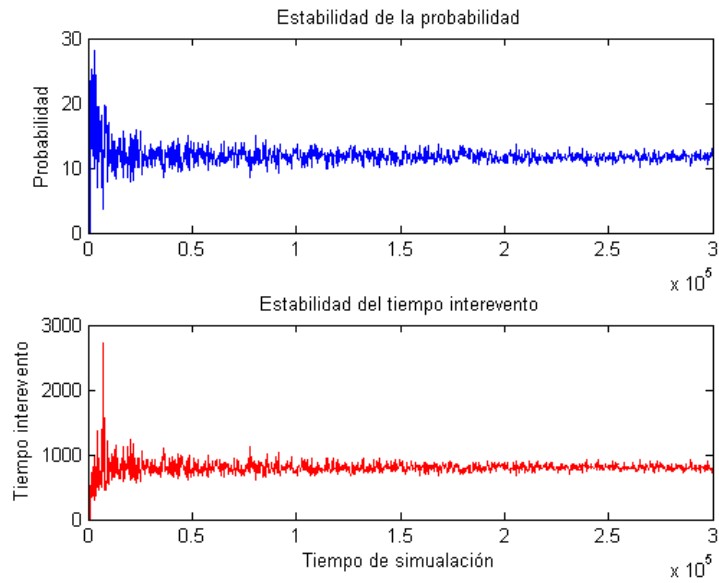


Figura 03.- Simulación de la concatenación de los segmentos 14 y 15 para la tolerancia de 2 meses.

Tolerancia 1 mes

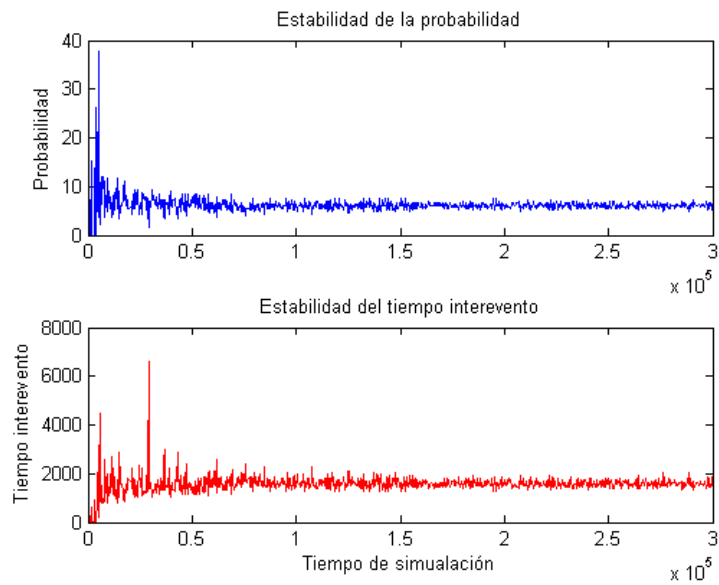


Figura 04.- Simulación de la concatenación de los segmentos 14 y 15 para la tolerancia de 1 mes.

Tolerancia 1 semana

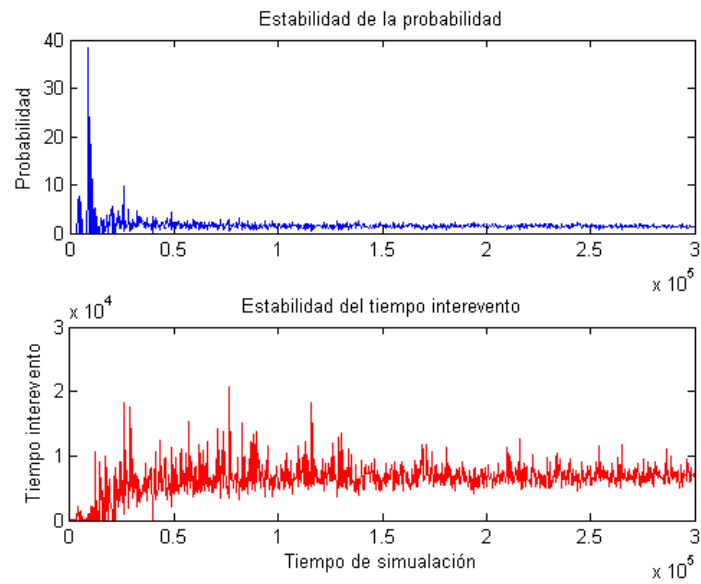


Figura 05.- Simulación de la concatenación de los segmentos 14 y 15 para la tolerancia de 1 semana.

Tolerancia 1 día

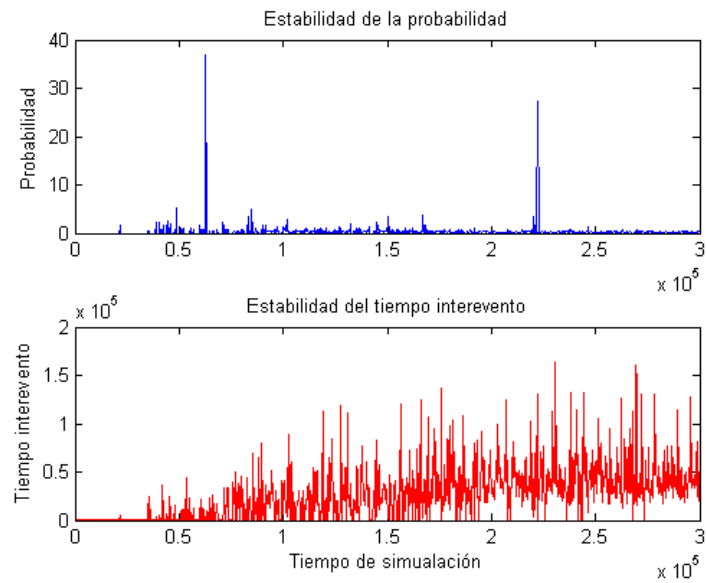


Figura 06.- Simulación de la concatenación de los segmentos 14 y 15 para la tolerancia de 1 día.

Anexo P

Resultados de las simulaciones para la concatenación de los Segmentos 15-16.

Tolerancia 1 año

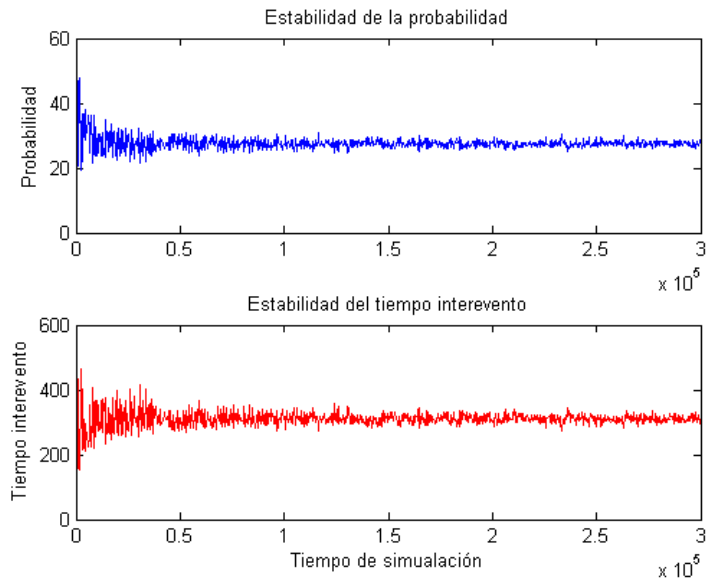


Figura P1.- Simulación de la concatenación de los segmentos 15 y 16 para la tolerancia de 1 año.

Tolerancia 6 meses

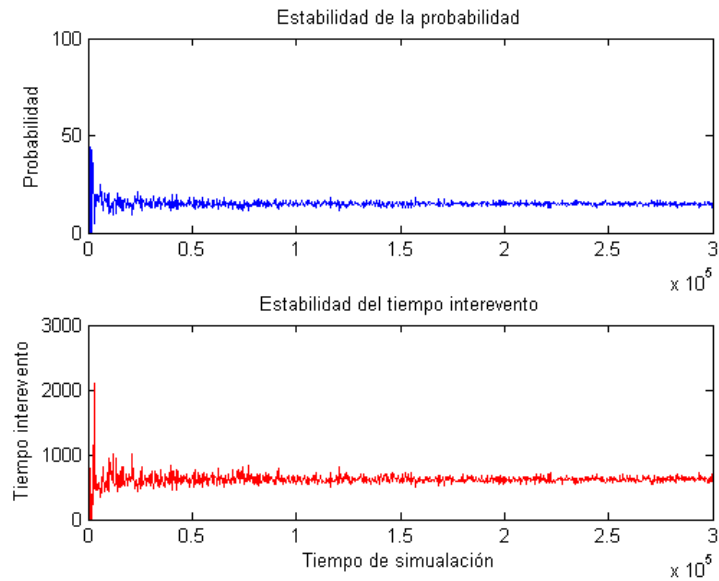


Figura P2.- Simulación de la concatenación de los segmentos 15 y 16 para la tolerancia de 6 meses.

Tolerancia 2 meses

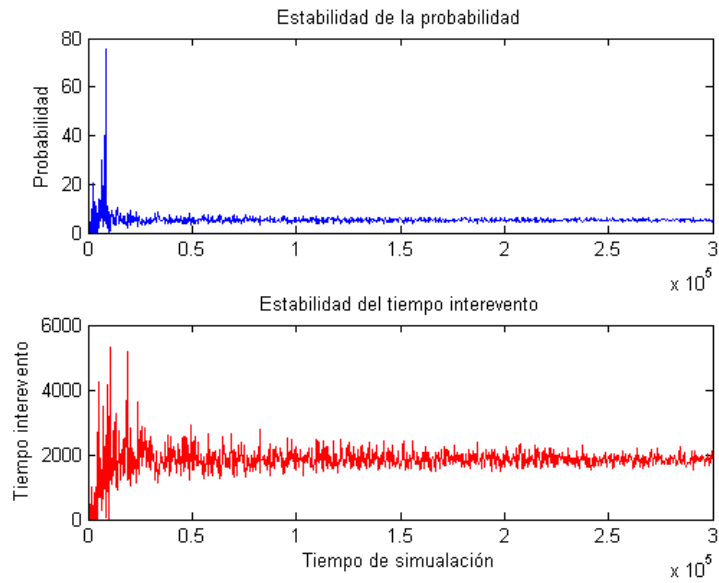


Figura P3.- Simulación de la concatenación de los segmentos 15 y 16 para la tolerancia de 2 meses.

Tolerancia 1 mes

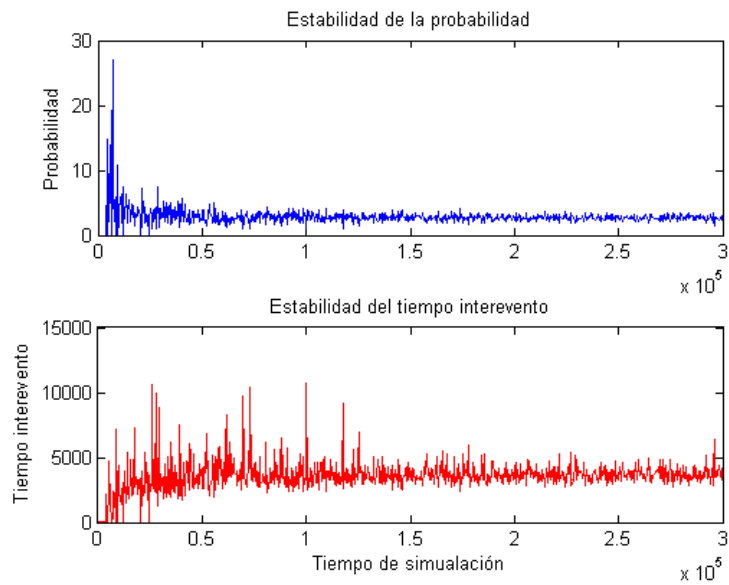


Figura P4.- Simulación de la concatenación de los segmentos 15 y 16 para la tolerancia de 1 mes.

Tolerancia 1 semana

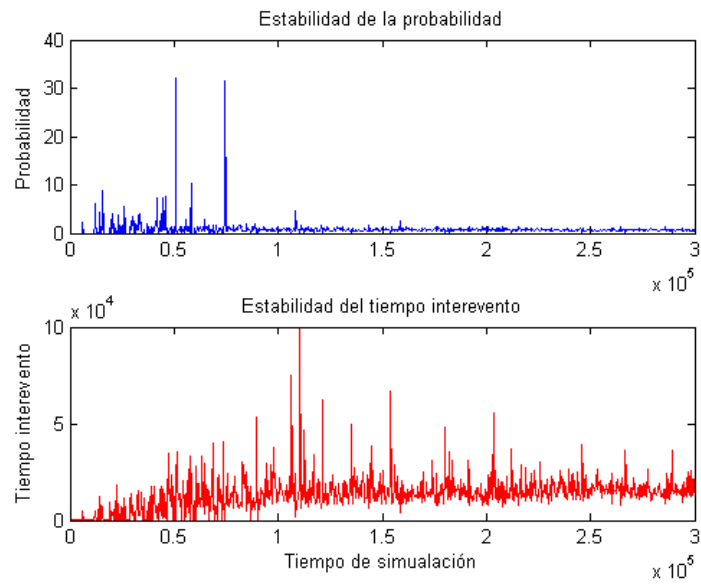


Figura P5.- Simulación de la concatenación de los segmentos 15 y 16 para la tolerancia de 1 semana.

Tolerancia 1 día

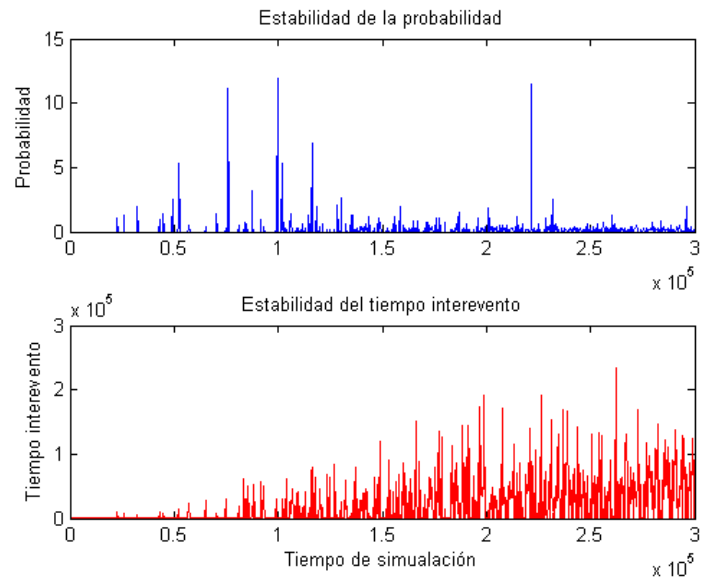


Figura P6.- Simulación de la concatenación de los segmentos 15 y 16 para la tolerancia de 1 día.

Anexo Q

Ejemplo del Algoritmo Evolutivo considerando la probabilidad de que ocurra uno o más eventos de magnitud $M = 7.7 \pm 0.24$ (una concatenación) en un periodo de tiempo de 100 años. Los datos de probabilidad observados pertenecen a los resultados de simulación de los polígonos 15 y 16.

$$x = 0; \quad P(x, \lambda) = 1 - P(0, \lambda)$$

Función objetivo

$$1 - (P(0, \lambda) - \frac{(\lambda)^0}{0!} e^{-\lambda}) = 0$$

$P_i = 10$ Individuos

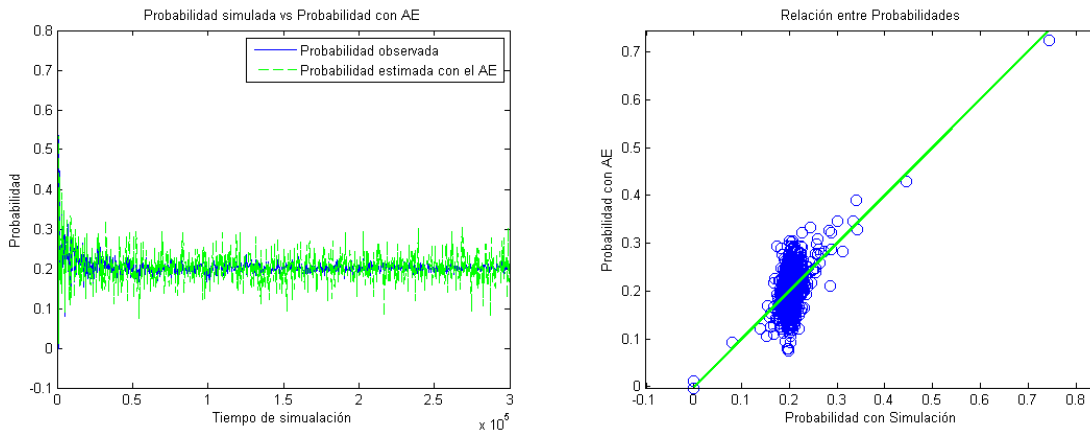


Figura Q1.- Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 1.

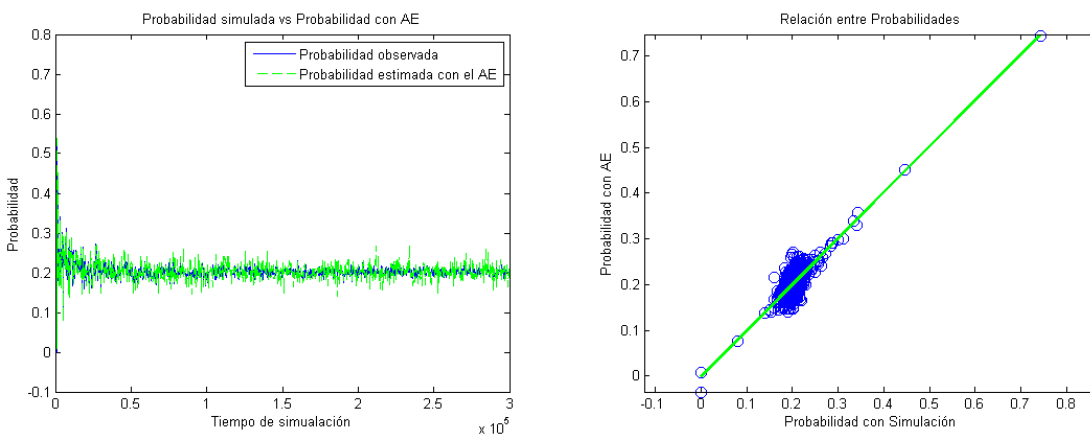


Figura Q2.- Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 5.

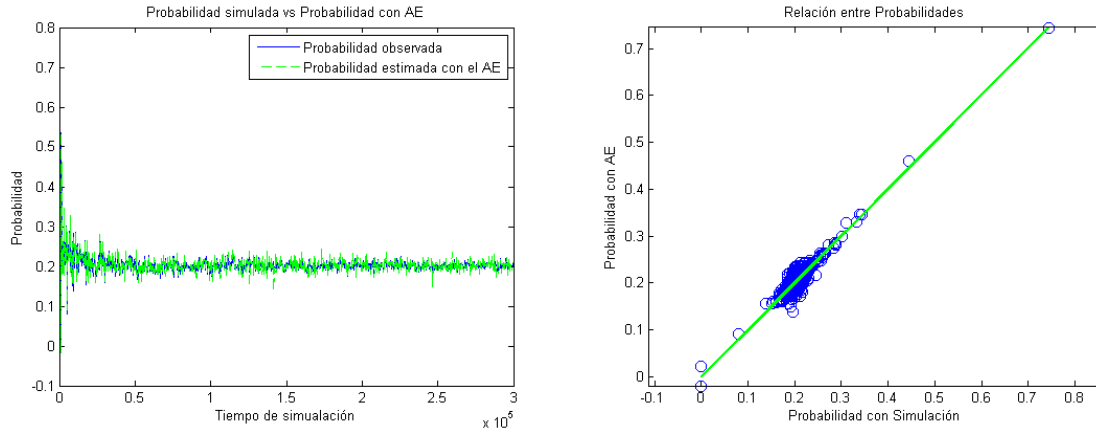


Figura Q3.- Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 10.

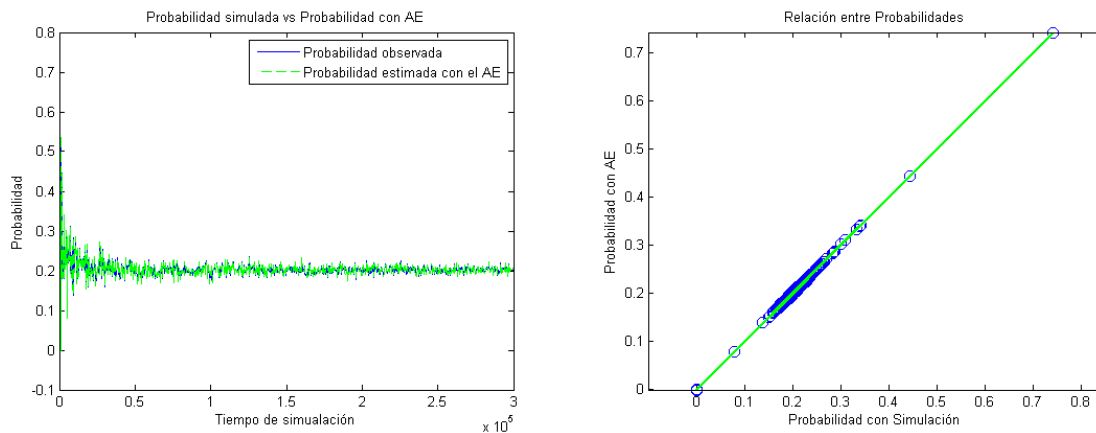


Figura Q4.- Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 100.

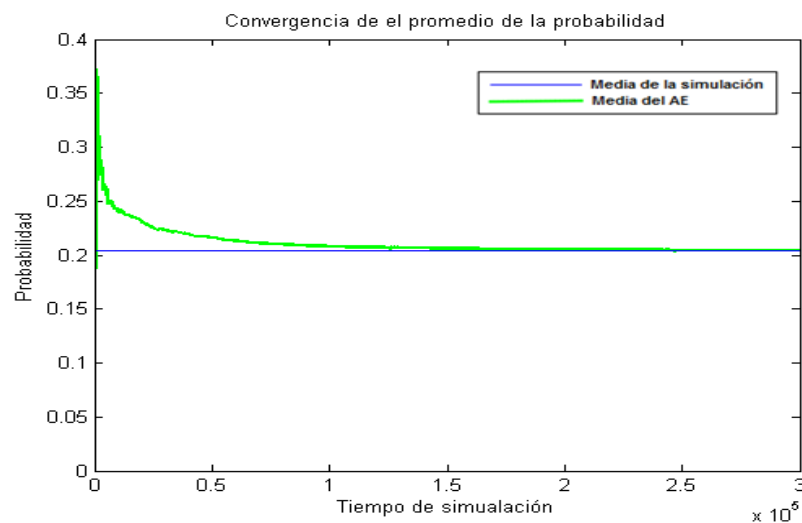


Figura Q5.- Línea Azul simboliza la media de la probabilidad observada y línea verde representa la evolución de la media estimada a partir del AE hasta la Generación 100.

Anexo R

Ejemplo del Algoritmo Evolutivo considerando la probabilidad de que ocurra un evento de magnitud $M = 7.7 \pm 0.24$ (una concatenación) en un periodo de tiempo de 100 años. Los datos de probabilidad observados pertenecen a los resultados de simulación de los polígonos 15 y 16.

$$x = 1; \quad P(x, \lambda) = P(1, \lambda)$$

Función objetivo

$$P(1, \lambda) - \frac{(\lambda)^1}{1!} e^{-\lambda} = 0$$

$P_i = 10$ Individuos

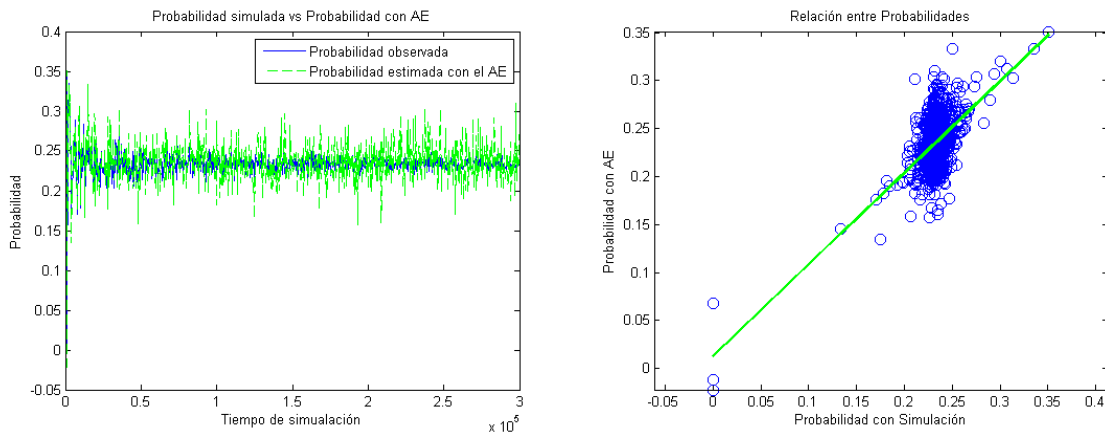


Figura R1.- Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 1.

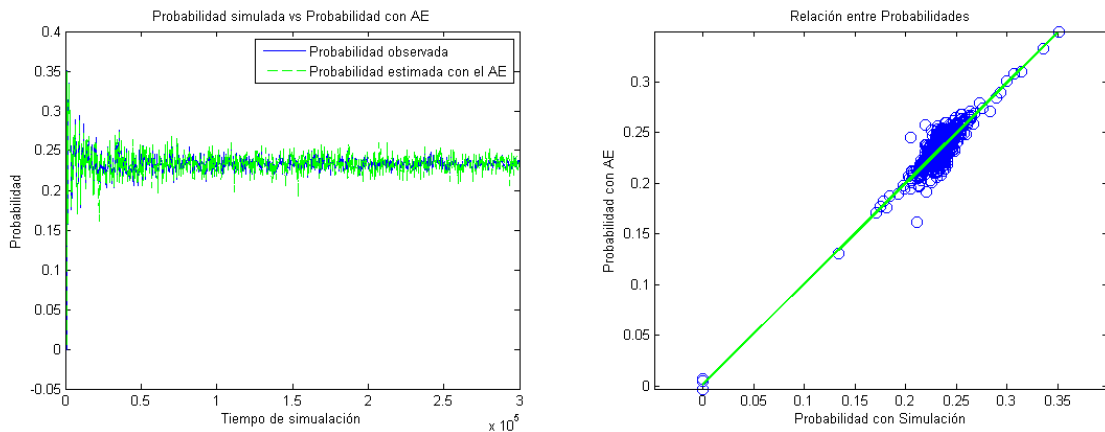


Figura R2.- Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 5.

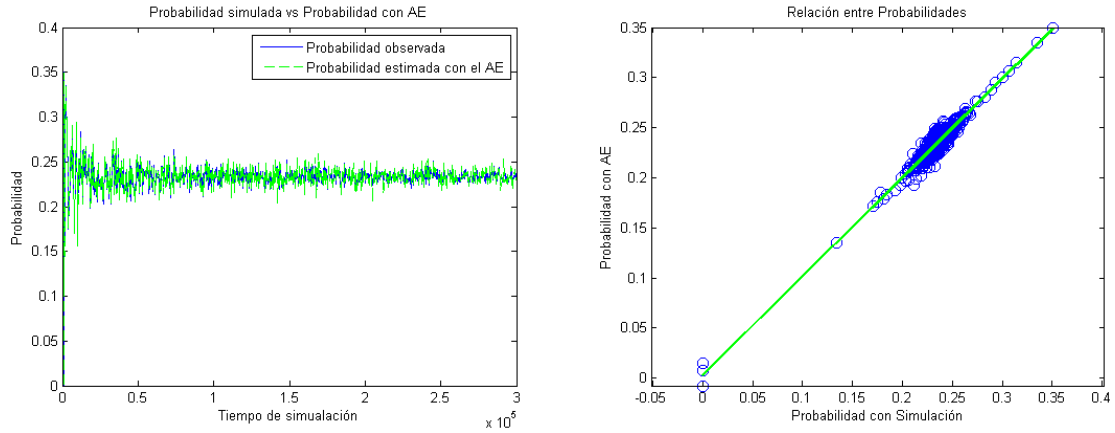


Figura R3.- Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 10.

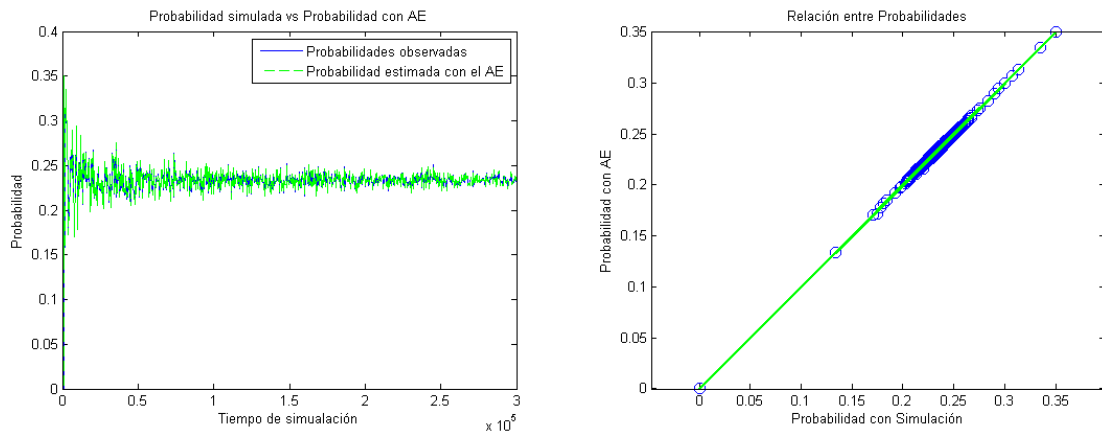


Figura R4.- Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 100.

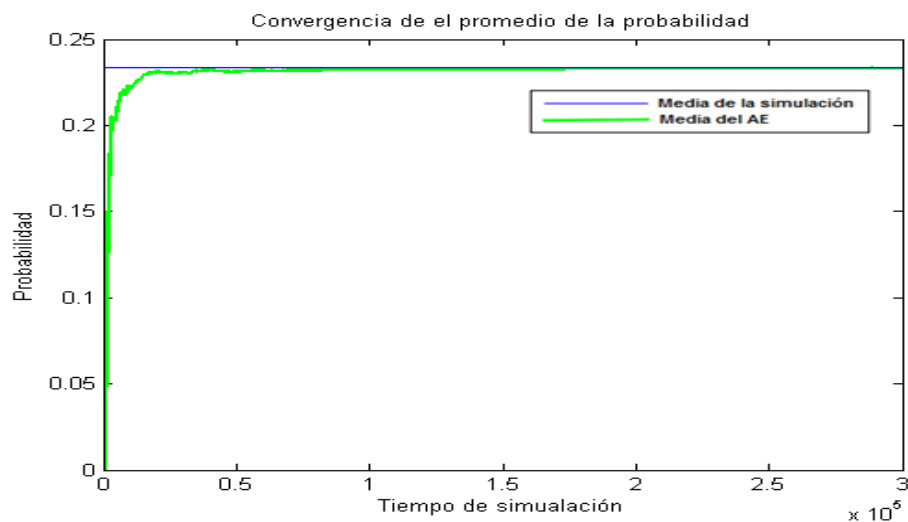


Figura R5.- Línea Azul simboliza la media de la probabilidad observada y línea verde representa la evolución de la media estimada a partir del AE hasta la Generación 100.

Anexo S

Ejemplo del Algoritmo Evolutivo considerando la probabilidad de que ocurran dos eventos de magnitud $M = 7.7 \pm 0.24$ (una concatenación) en un periodo de tiempo de 100 años. Los datos de probabilidad observados pertenecen a los resultados de simulación de los polígonos 5 y 6.

$$x = 2 ; \quad P(x, \lambda) = P(2, \lambda)$$

Función objetivo

$$P(2, \lambda) - \frac{(\lambda)^2}{2!} e^{-\lambda} = 0$$

$P_i = 10$ Individuos

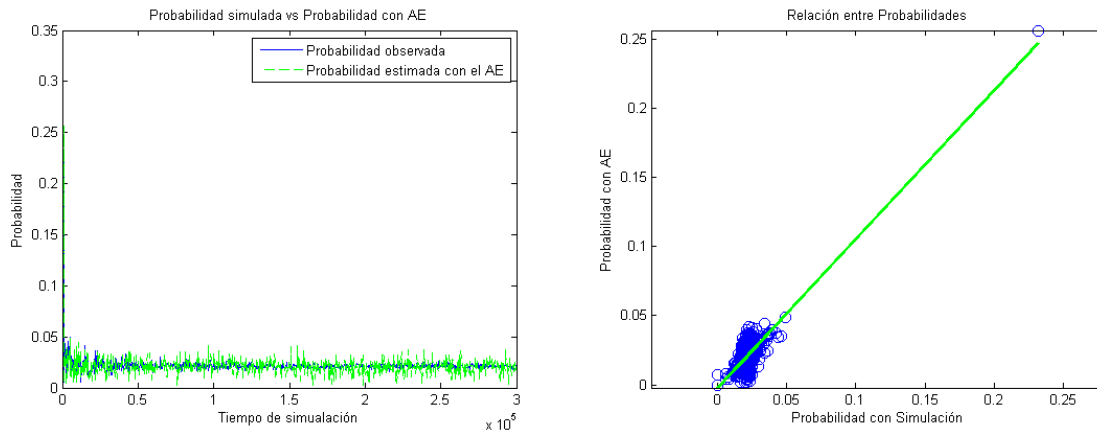


Figura S1.- Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 1.

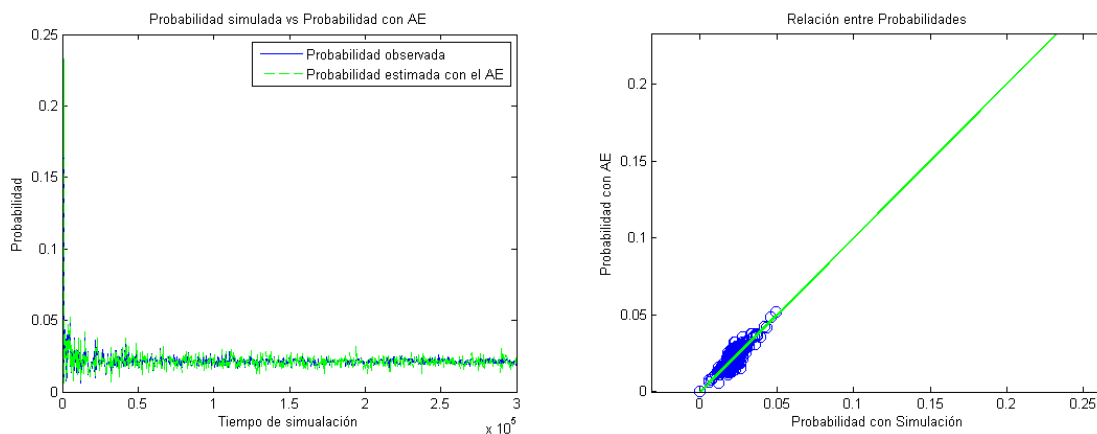


Figura S2.- Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 5.

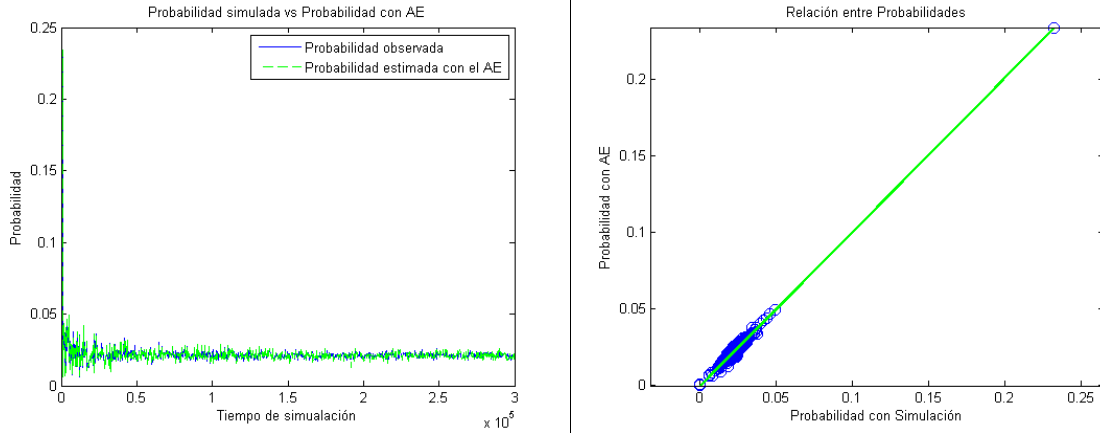


Figura S3.- Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 10.

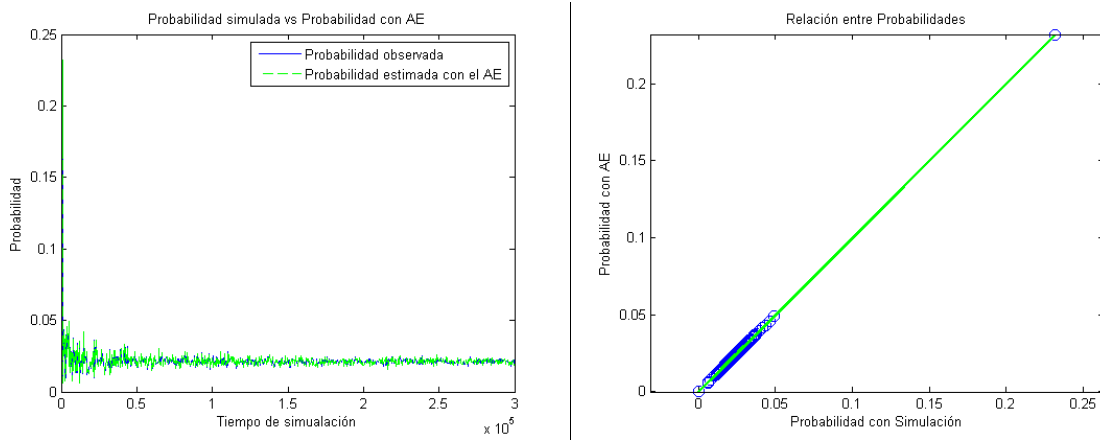


Figura S4.- Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 100.

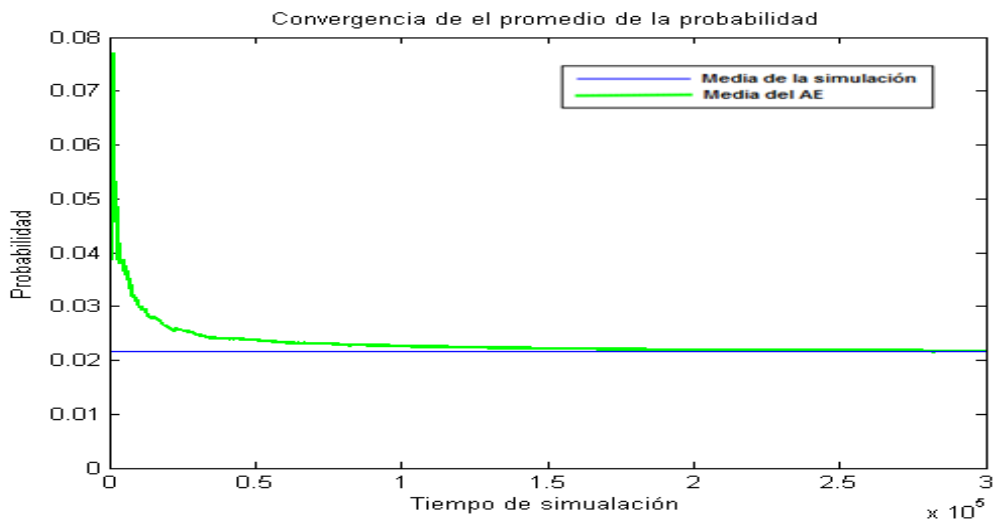


Figura S5.- Línea Azul simboliza la media de la probabilidad observada y línea verde representa la evolución de la media estimada a partir del AE hasta la Generación 100.

Anexo T

Ejemplo del Algoritmo Evolutivo considerando la probabilidad de que ocurran tres eventos de magnitud $M = 7.7 \pm 0.24$ (una concatenación) en un periodo de tiempo de 100 años. Los datos de probabilidad observados pertenecen a los resultados de simulación de los polígonos 1 y 2.

$$x = 3 ; \quad P(x, \lambda) = P(3, \lambda)$$

Función objetivo

$$P(3, \lambda) - \frac{(\lambda)^3}{3!} e^{-\lambda} = 0$$

$P_i = 10$ Individuos

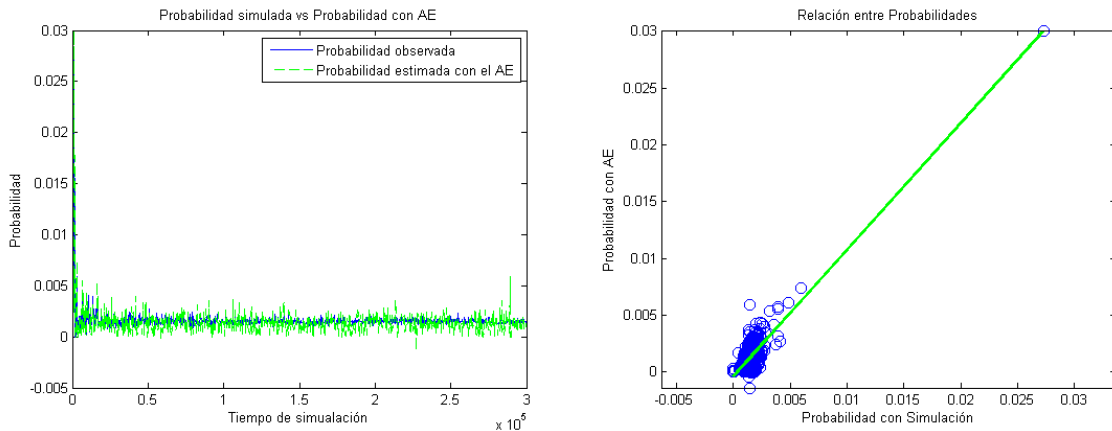


Figura T1.- Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 1.

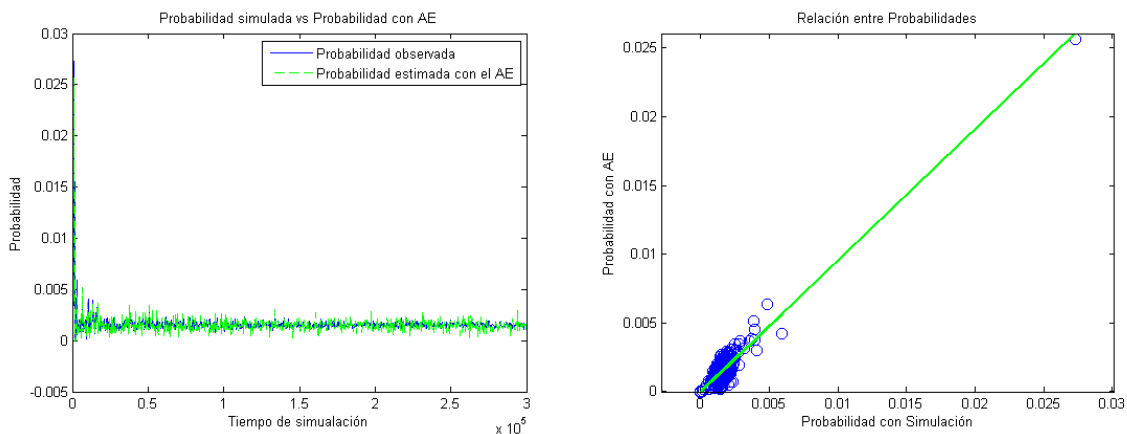


Figura T2.- Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 5.

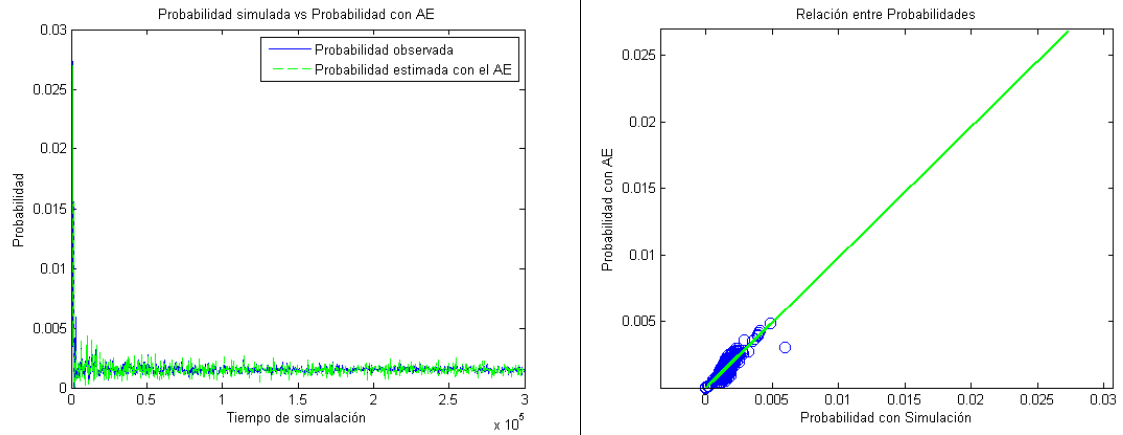


Figura T3.- Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 10.

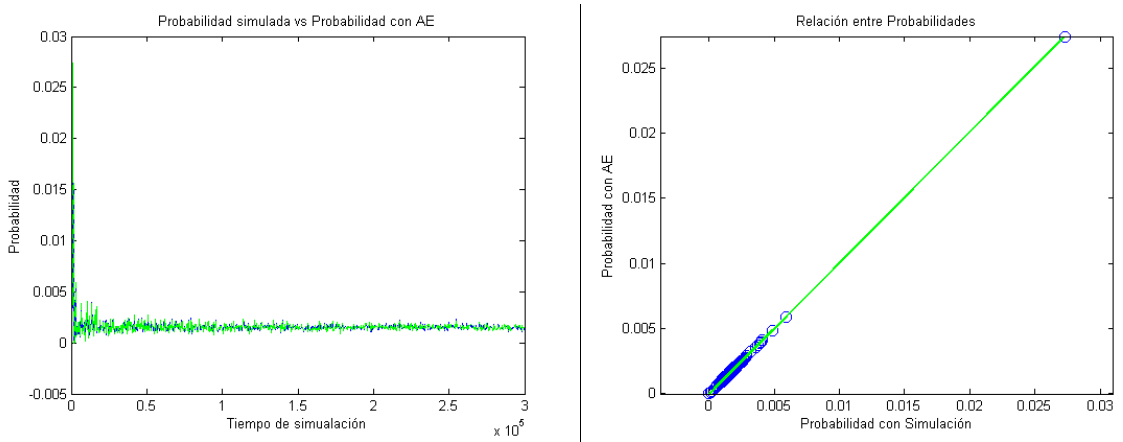


Figura T4.- Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 100.

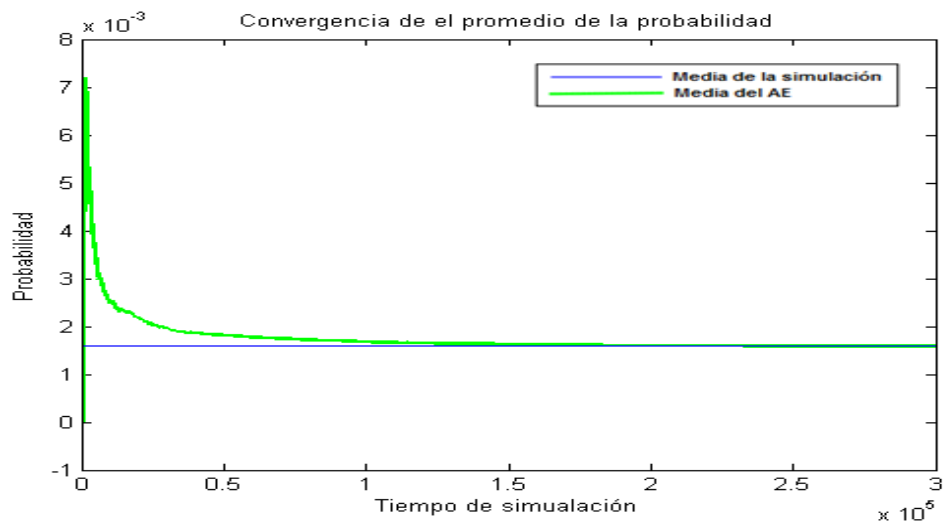


Figura T5.- Línea Azul simboliza la media de la probabilidad observada y línea verde representa la evolución de la media estimada a partir del AE hasta la Generación 100.

Anexo U

Ejemplo del Algoritmo Evolutivo considerando la probabilidad de que ocurran cinco eventos de magnitud $M = 7.7 \pm 0.24$ (una concatenación) en un periodo de tiempo de 100 años. Los datos de probabilidad observados pertenecen a los resultados de simulación de los polígonos 1 y 2.

$$x = 5 ; \quad P(x, \lambda) = P(5, \lambda)$$

Función objetivo

$$P(5, \lambda) - \frac{(\lambda)^5}{5!} e^{-\lambda} = 0$$

$P_i = 50$ Individuos

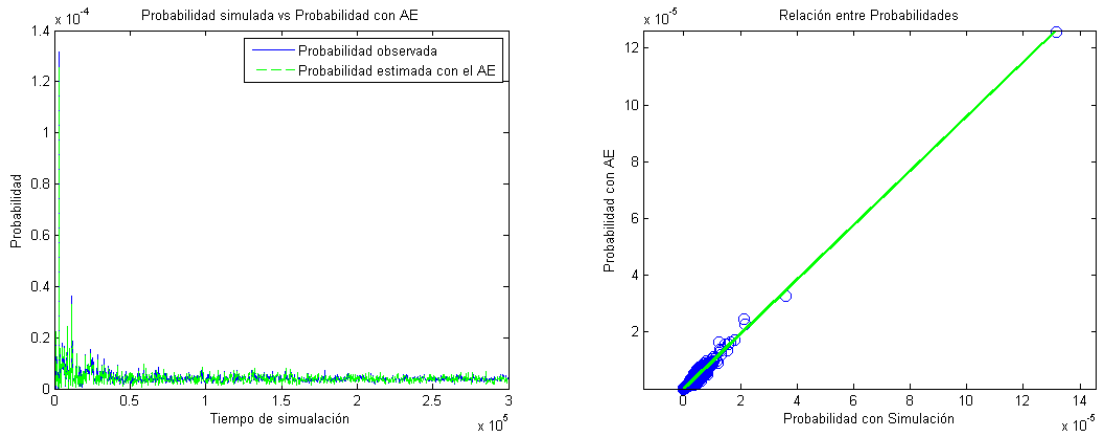


Figura U1.- Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 1.

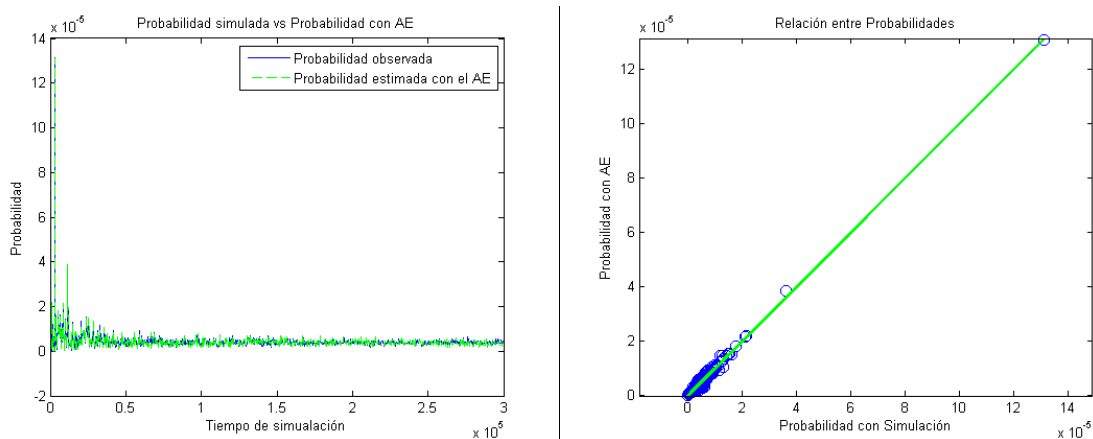


Figura U2.- Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 5.

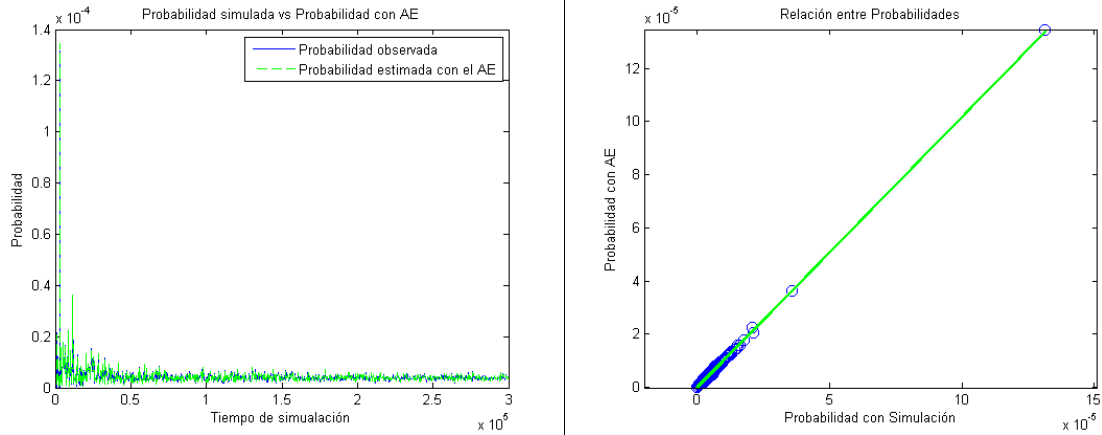


Figura U3.- Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 10.

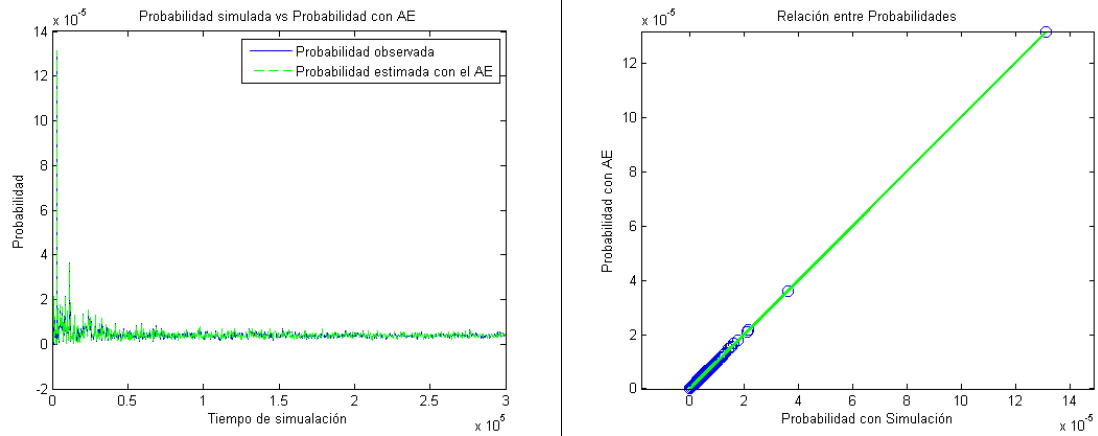


Figura U4.- Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 40

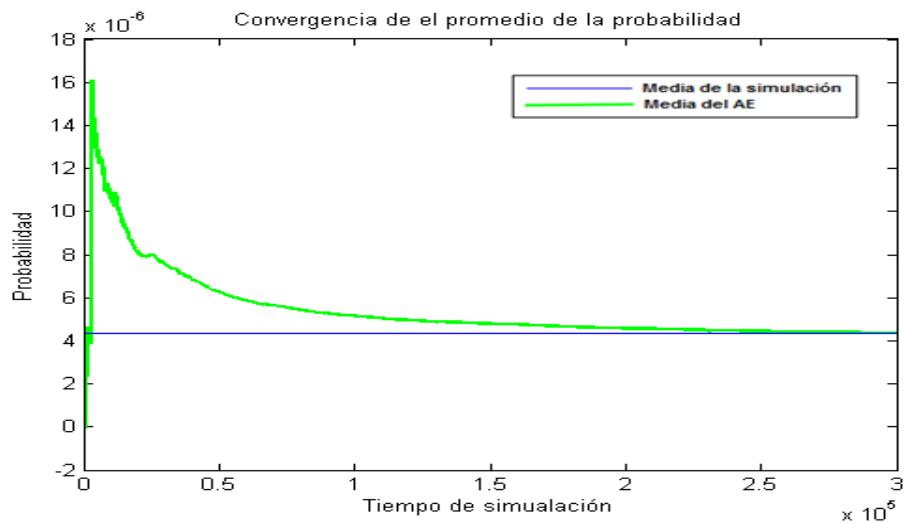


Figura U5.- Línea Azul simboliza la media de la probabilidad observada y línea verde representa la evolución de la media estimada a partir del AE hasta la Generación 40.

Anexo V

Ejemplo del Algoritmo Evolutivo considerando la probabilidad de que ocurran diez eventos de magnitud $M = 7.7 \pm 0.24$ (una concatenación) en un periodo de tiempo de 100 años. Los datos de probabilidad observados pertenecen a los resultados de simulación de los polígonos 3 y 4.

$$x = 10 ; \quad P(x, \lambda) = P(10, \lambda)$$

Función objetivo

$$P(10, \lambda) - \frac{(\lambda)^{10}}{10!} e^{-\lambda} = 0$$

$P_i = 50$ Individuos

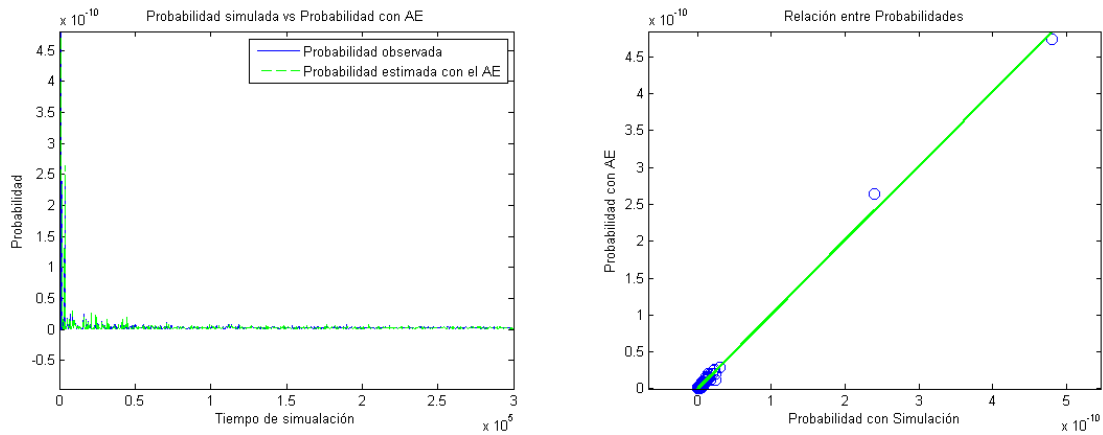


Figura V1.- Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 1.

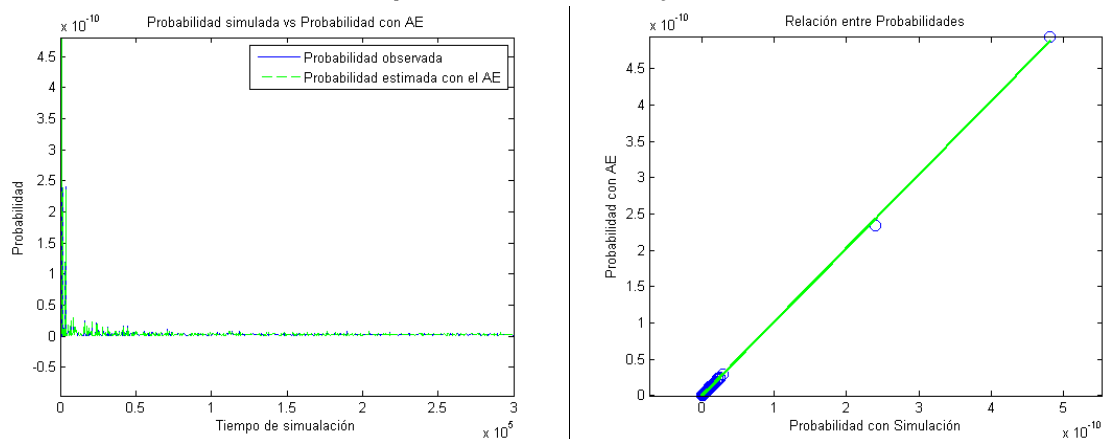


Figura V2.- Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 10.

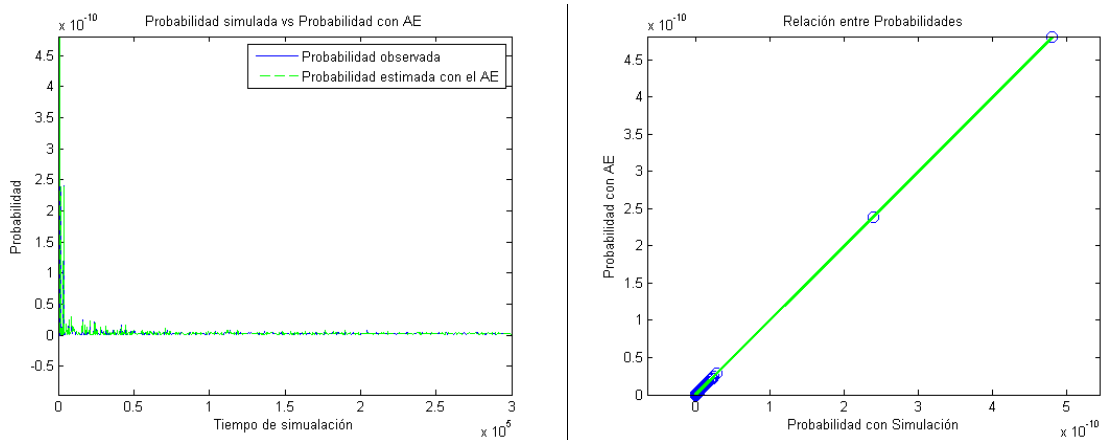


Figura V3.- Izquierda: Línea azul representa la probabilidad observada y Línea verde la estimada con el AE. Derecha: Relación entre la probabilidad observada y la estimada con el AE. Generación 50.

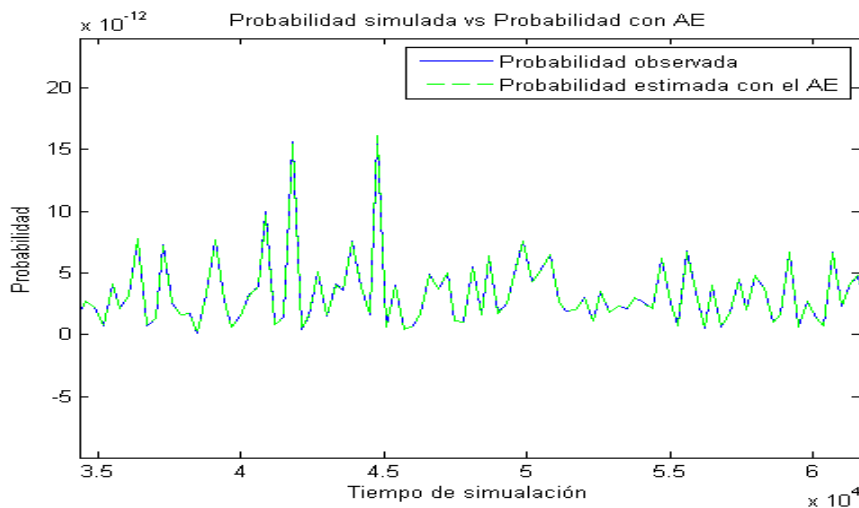


Figura V4.- Acercamiento en la generación 50 para probabilidades muy bajas. Se observa que el AE (línea verde) es capaz de estimar de forma inversa la probabilidad observada (línea azul) con gran precisión aún y cuando se trata de probabilidades muy bajas.

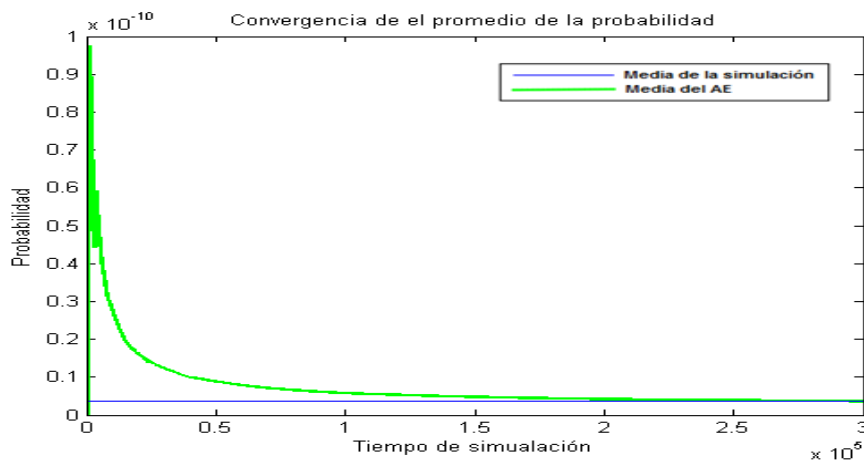


Figura V5.- Línea Azul simboliza la media de la probabilidad observada y línea verde representa la evolución de la media estimada a partir del AE hasta la Generación 50.

Anexo W

Código principal del modelo estocástico en el lenguaje de MATLAB. Este programa genera recurrencias de dos segmentos adyacentes incrementando el periodo de tiempo en cada iteración, identifica concatenaciones a partir de una tolerancia fija y estima una probabilidad tipo Poisson de que ocurra uno o más eventos de mayor magnitud mediante una simulación Montecarlo.

```
%*****%
                                Programa: Rup11.m
                                Autor: Ernesto Guadalupe López Briceño
                                Tutor: Dr. Fco. Ramón Zúñiga Dávila-Madrid
                                Fecha de Actualización: 01 / 02 / 2013
                                Versión 11
%*****%
% Limpiar pantalla
clc
close all
clear all
%*****ENTRADAS*****%

T = [100:300:300000];
T0 = 0; % tiempo de origen
t = [0,T]; % tiempo para la gráfica
Tol = 1; % tolerancia
T1=27.2075; % recurrencia promedio del primer segmento (años)
T2=MeanRec2; % recurrencia promedio del segundo segmento (años)
StRec1 =9.9614; % desviación estándar del primer segmento (años)
StRec2 =7.4776; % desviación estándar del segundo segmento (años)

%*****GENERACIÓN DE TIEMPOS DE RECURRENCIA*****%
p = length(T);
for q = 1:p
nr1 = round(T(q)/T1); %número de recurrencias por segmento 1
nr2 = round(T(q)/T2); %número de recurrencias por segmento 2

% Ocurrencia Inicial
Tstart1 = (T0 + (T1-T0).*rand);
Tstart2 = (T0 + (T2-T0).*rand);

% Tiempos de recurrencia con media y desviación estándar para ambos
segmentos
Trec1 = (T1 + StRec1.*randn(nr1,1));
Trec2 = (T2 + StRec2.*randn(nr2,1));

% Índices positivos de cada distribución normal
L1 = Trec1 > 0;
L2 = Trec2 > 0;

% Valores positivos de la distribución normal
TrecWeib1 = Trec1(L1);
TrecWeib2 = Trec2(L2);
```

```

% Estimación por Máxima Verosimilitud de los parámetros de la
distribución de Weibull ( $\alpha, \beta$ ) para cada vector de tiempos de recurrencia

p1 = wblfit(TrecWeib1);
p2 = wblfit(TrecWeib2);

% Generación de recurrencias aleatorias y genera una nueva distribución
de probabilidad (Weibull) a partir de los parámetros estimados

Trec_sup1 = wblrnd(p1(1),p1(2),nr1,1);
Trec_sup2 = wblrnd(p2(1),p2(2),nr2,1);

% Distribución final de tiempos de recurrencia para cada segmento

Trec1 = [Tstart1; Trec_sup1];
Trec2 = [Tstart2; Trec_sup2];

% Secuencia de tiempo de recurrencia de las distribuciones
Trec1 = cumsum(Trec1);
Trec2 = cumsum(Trec2);

%*****IDENTIFICACIÓN DE CONCATENACIONES*****%

% Longitud de los vectores de cada secuencia de tiempo de recurrencia
LTrec1 = length(Trec1);
LTrec2 = length(Trec2);

% Acondicionamiento de los datos para una búsqueda de las concatenaciones
% Los vectores deben de ser del mismo tamaño
% Los vectores deben ordenarse de menor a mayor
% Todo esto para una búsqueda más eficiente y rápida

LTrecs = [LTrec1LTrec2];
MTrecs = max(LTrecs);
FMTrecs = find(LTrecs==MTrecs);
nf = length(LTrecs);
nc = LTrecs(FMTrecs);
MaTrecs(1,1:LTrec1) = Trec1;
MaTrecs(1,LTrec1+1:nc) = NaN;
MaTrecs(2,1:LTrec2) = Trec2;
MaTrecs(2,LTrec2+1:nc) = NaN;
TTrec1 = sort(MaTrecs(1,:));
TTrec2 = sort(MaTrecs(2,:));

% Búsqueda de concatenaciones
n = length(TTrec1);
a = TTrec1-Tol; b = TTrec1+Tol; ab=[a',b'];
c = TTrec2-Tol; d = TTrec2+Tol; cd=[c',d'];

```

```

VindSub1=[];
for i=1:n
l=TTrec2<=ab(i,2) & TTrec2>=ab(i,1);
    Vindi=length(find(l==1));

    if Vindi~=0
        Vindi=[i,Vindi];
        L=Vindi(end);
        if L==1
            Vindi(end)=[];
        end
        if L>1
            Vindi(1:L)=Vindi(1);
        else
            end
        VindSub1=[Vindi,VindSub1];
    end
end

% Índices de los eventos concatenados del segmento 1 con respecto al 2
VindSub1=sort(VindSub1);

VindSub2=[];
for i=1:n
l=TTrec1<=cd(i ,2) & TTrec1>=cd(i,1);
    Vindi=length(find(l==1));

    if Vindi~=0
        Vindi=[i,Vindi];
        L=Vindi(end);
        if L==1
            Vindi(end)=[];
        end
        if L>1
            Vindi(1:L)=Vindi(1);
        else
            end
        VindSub2=[Vindi,VindSub2];
    end
end

% Índices de los eventos concatenados del segmento 2 con respecto al 1
VindSub2=sort(VindSub2);

% Tiempos reales en que se identificaron las concatenaciones
CTrec1 = TTrec1(VindSub1); % Ejemplo: 101 245 40 2 1000 (años)
CTrec2 = TTrec2(VindSub2); % Ejemplo: 101 245 40 2 1000 (años)

% Se ordenan las concatenaciones de menor a mayor
Ti1_sort = sort(CTrec1);
Ti2_sort = sort(CTrec2);

```

```

%*****ESTIMACIÓN DE LA PROBABILIDAD DE POISSON*****%

N = length(Ti1_sort); %número de concatenaciones
% Se calcula el promedio del tiempo interevento
Ti1 = mean(diff(Ti1_sort));
Ti2 = mean(diff(Ti2_sort));

% Promedio total del tiempo interevento

MeanTotalCon = (Ti1+Ti2)/2;

% Si no hay concatenaciones

NoCon = isnan(MeanTotalCon);
b = find(NoCon==1);
MeanTotalCon(b) = 1;

% 1.- Cálculo de probabilidad con tiempo interevento directo
% Variables de la distribución de Poisson

%Periodo de tiempo considerado para que ocurran concatenaciones
Tiempo = 100;

%Frecuencia de ocurrencia media ( $\lambda$ )
lambda = (1./MeanTotalCon)*Tiempo;
m=length(lambda);
for i=1:m
    if lambda(i)==Tiempo;
        lambda(i)=0;
    end
end

% Probabilidad de que no ocurra ninguna concatenación  $P(0,\lambda)$ 
% Probabilidad de que ocurra 1 o más eventos  $1-P(0,\lambda)$ 
Poisson = 1-poissonpdf(0,lambda);
PrPoisson = Poisson*100;
Prob(q) = PrPoisson;

% Promedio de tiempo interevento
PTinter(q)=MeanTotalCon;

% 2.- Cálculo de probabilidad con la razón de tiempo interevento

NumCon(q) = N;
if N==0
    N=1;
end

% Razón del tiempo interevento
RmeanCon= T(q)/N;

```

```

% Frecuencia de ocurrencia media ( $\lambda$ )
lambda2 = (1./RmeanCon)*Tiempo;
m=length(lambda2);
for i=1:m
    if lambda2(i)==Tiempo;
        lambda2(i)=0;
    end
end

% Probabilidad de que no ocurra ninguna concatenación  $P(0,\lambda)$ 
% Probabilidad de que ocurra 1 o más eventos  $1-P(0,\lambda)$ 
Poisson2 = 1-poisspdf(0,lambda2);
PrPoisson2 = Poisson2*100;
Prob2(q)=PrPoisson2;

% Promedio de tiempo interevento
PTinterR(q)=RmeanCon;
end

% Orden de los resultados en forma de matriz
% Columna 1: Tiempo de simulación (T)
% Columna 2: Promedio de tiempo interevento directo (PTinter)
% Columna 3: Probabilidad de Poisson directa (Prob)
% Columna 4: Razón del tiempo interevento (PTinterR)
% Columna 5: Probabilidad de Poisson con PTinterR (Prob2)
% Columna 6: Número de concatenaciones (NumCon)

MAT = [T;PTinter;Prob;PTinterR;Prob2;NumCon];

```

Anexo X

Se modificó el algoritmo "Rup11.m" cuando se observó la inestabilidad de la probabilidad para tolerancias pequeñas. El nuevo algoritmo varía la tolerancia (inicia en 1 día, incrementa con este mismo periodo y termina en 1 año) y mantiene fijo el tiempo de simulación a 200,000 años (periodo en el que se estabiliza la probabilidad para tolerancias mayores a 2 meses). Esto garantiza que para tolerancias mayores a 2 meses se obtendrán probabilidades confiables, y se podrá extrapolar hacia tolerancias menores.

```

%*****
                Programa: Rup11_TOL.m
                Autor: Ernesto Guadalupe López Briceño
                Tutor: Dr. Fco. Ramón Zúñiga Dávila-Madrid
                Fecha de Actualización: 01 / 04 / 2013
                Versión 11 Modificado
%*****
% Limpiar pantalla
clc
close all
clear all
%*****ENTRADAS*****%

T = 200000;
T0 = 0; % tiempo de origen
t = [0,T]; % tiempo para la gráfica
Tol = [(1/365):(1/365):1]; % tolerancia
T1=27.2075; % recurrencia promedio del primer segmento (años)
T2=MeanRec2; % recurrencia promedio del segundo segmento (años)
StRec1 =9.9614; % desviación estándar del primer segmento (años)
StRec2 =7.4776; % desviación estándar del segundo segmento (años)

%*****CÓDIGO MODIFICADO*****%
p = length(Tol);
for q = 1:p
.
.
.
.
.
.
.
.
.
.
.
.
.
.
.
end

```

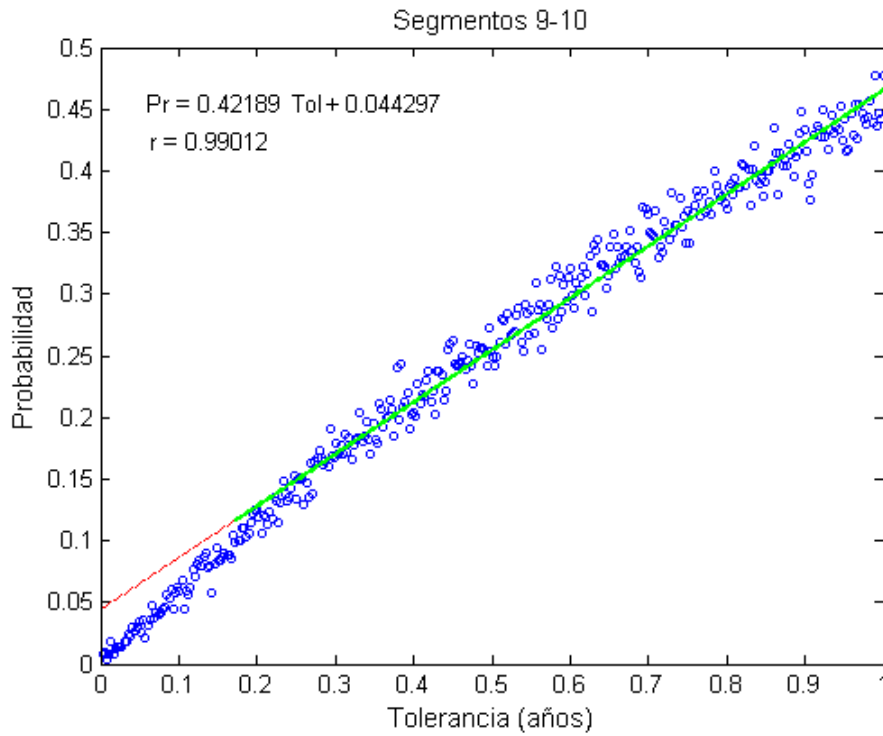


Figura X1.- Regresión lineal simple de los datos de probabilidad contra todas las tolerancias para los segmentos 9 y 10. Línea verde representa el modelo de regresión lineal y línea puntada roja representa la extrapolación del modelo a tolerancias menores.

Anexo Y

Algoritmo evolutivo: Estima de forma inversa λ de la distribución de Poisson para calcular el tiempo interevento de las concatenaciones a partir de un valor de probabilidad observado.

```
%*****  
Programa: lamAE.m  
Autor: Ernesto Guadalupe López Briceño  
Tutor: Dr. Fco. Ramón Zúñiga Dávila-Madrid  
Fecha de Actualización: 01 / 05 / 2013  
%*****  
% Limpiar pantalla  
clc  
close all  
clear all  
%*****ENTRADAS*****  
  
% Carga el o los valores de probabilidad para estimar lambda  
a=load('Datos_probabilidad.m');  
  
% Variables conocidas de la distribución de Poisson  
x=10;  
xf=factorial(x);  
  
%*****ACONDICIONAMIENTO DEL PROBLEMA*****  
  
T=a(:,1); % Tiempo de simulación  
Tint=a(:,2); % Tiempo interevento observado  
Pr=a(:,3); % Probabilidad observada  
n=length(Pr);  
Pr=Pr./100;  
  
%*****ALGORITMO EVOLUTIVO*****  
  
% Población inicial  
for j=1:n  
  
Ni=50; % número de individuos  
Pi(1:Ni,1)=rand(Ni,1); % primera columna lambdas aleatorios  
Pi(1:Ni,2)=Pr(j); % segunda columna probabilidad conocida  
  
for i=1:Ni  
% Tercera columna probabilidad a partir de lambda  
Pi(i,3)=((Pi(i,1)^x)/xf)*(2.71828^(-Pi(i,1)));  
% Función objetivo (diferencia entre probabilidad conocida y calculada)  
Pi(i,4)=abs(Pi(i,3)-Pi(i,2));  
end  
Pi;  
[nf nc]=size(Pi);  
P=Pi;  
Pm=P;
```



```

% Número de Generaciones (iteraciones)
Gen=50;

for k=1:Gen

% Mutación
for i=1:nf
    if rand<.5
        Pm(i,1)=Pm(i,1)-rand;
    else
        Pm(i,1)=Pm(i,1)+rand;
    end
    Pm(i,2)=Pr(j);
    Pm(i,3)=(Pm(i,1)^x)/xf*(2.71828^(-Pm(i,1)));
    Pm(i,4)=abs(Pm(i,3)-Pm(i,2));
end

% Selección
for i=1:Ni
    vfo1=P(i,4);
    vfo2=Pm(i,4);
    if vfo1<vfo2
        Ps(i,:)=P(i,:);
    else
        Ps(i,:)=Pm(i,:);
    end
end

[Ss, is]=sort(Ps(:,nc));
Ps=Ps(is(:,1),:);
Ps=Ps(1:nf,1:nc);

Pm=Ps;
P=Ps;
end

Ps;
Mi=Ps(1,3);
M(j)=Mi;
Ml=Ps(1,1);
Mlam(j)=Ml;

med_prob(j)=mean(M);

Ps;
M;
Mlam;

m=length(Mlam);

for p=1:m
    if Mlam(p)<=0.0001;
        Mlam(p)=100;
    end
    if Mlam(p)>=1;
        Mlam(p)=100;
    end
end

```

```

end
end
Tintc=100./Mlam;
med_Tintc(j)=mean(Tintc);
end
Ps;
Mlam;

% Relación entre probabilidades
Pr=Pr';
[p,s]=polyfit(Pr,M,1);
y_trendr=polyval(p,Pr);

% Coeficiente de correlación
Cfcorr=corrcoef(Pr,M);
r=Cfcorr(2,1);

% Relación entre tiempos
Tint=Tint';
[p2,s2]=polyfit(Tint,Tintc,1);
y_trendr2=polyval(p2,Tint);

% Coeficiente de correlación
Cfcorr2=corrcoef(Tint,Tintc);
r2=Cfcorr2(2,1);

% FIGURAS //////////////////////////////////////

figure(1)
plot(T,Pr)
hold on
plot(T,M,'g--')
title('Probabilidad simulada vs Probabilidad con AE')
xlabel('Tiempo de simulación')
ylabel('Probabilidad')
ylim([-max(Pr)/5 max(Pr)])

figure(2)
plot(Pr,M,'ob','markersize',8)
hold on
plot(Pr,y_trendr,'g','linewidth',1.5);
title('Relación entre Probabilidades')
xlabel('Probabilidad con Simulación')
ylabel('Probabilidad con AE')
axis equal

figure(3)
plot(T,med_prob,'g','linewidth',1.5)
hold on
plot(T(1:end),mean(Pr),'b','linewidth',1.2)
title('Convergencia del promedio de la probabilidad')
ylabel('Probabilidad')
xlabel('Tiempo de simulación')

```