

## Estimación bayesiana y no paramétrica del modelo ETAS espacio temporal aplicado a recurrencia sísmica en Ecuador luego del terremoto del 16 abril 2016

Fausto Fabián Crespo Fernández<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>Universidad San Francisco de Quito, Colegio de Ciencias e Ingeniería - El Politécnico. Diego de Robles y Vía Interoceánica, Campus Cumbayá, Quito, Ecuador

\*Autor para coorespondencia, e-mail: eduardo@eveliz.com

Editado por/Edited by: xxxx

Recibido/Received: 01/09/2014. Aceptado/Accepted: 04/15/2010.

Publicado en línea/Published on Web: 05/28/2010. Impreso/Printed: 05/28/2010

### Abstract

This work is an application of the Bayesian analysis to the estimation of the temporal and spatial-temporal ETAS models with isotropic and anisotropic clustering; the models fit the data of earthquakes in Ecuador from April 9, 2016 - July 16, 2016. We explore the idea of modelling the earthquake area with the minimum covering circle to approximate the log-likelihood of the model. We calculate the probability for the earthquake to be spontaneous or aftershock.

**Keywords.** artificial intelligence, intelligent agents, central government, autonomous decentralized, social variables, deficit of housing, access to services, poverty, unsatisfied basic needs, Netlogo.

### Resumen

Este trabajo es una aplicación del análisis bayesiano a la estimación de los modelos ETAS temporal y espacio-temporal con conglomerados isotrópico y anisótropo; los modelos ajustaron los datos de los sismos en Ecuador desde el 9 abril 2016 al 16 julio 2016. Exploramos la idea de modelar el área de los sismos mediante el mínimo círculo de recubrimiento para aproximar el logaritmo de la verosimilitud. Calculamos las probabilidades de que los sismos sean espontáneos o réplicas.

**Palabras Clave.** ETAS espacio-temporal, análisis bayesiano, Rstan, terremotos Ecuador.

### 1. Introducción

Ecuador está en el llamado Cinturón de Fuego y presenta una amplia actividad sísmica y volcánica. La subducción en la placa de Nazca en la frontera marítima de Ecuador y Colombia ha producido 4 mega terremotos en el pasado siglo: 1906(magnitud 8.8), 1942(magnitud 7.8), 1958(magnitud 7.7) y 1979(magnitud 8.2) [2]. Las fallas Paleogene-Neogene de Jama-Quininde y Esmeraldas definen una zona de aproximadamente 200 km que coincide con la zona de ruptura del terremoto de 1942 [2] y que es altamente sísmica.

El pasado terremoto del 16 de abril 2016 de magnitud 7.8 [1] (según los datos publicados por el Instituto de Geofísica de la Escuela Politécnica Nacional EPN la magnitud fue de 7.4) provocó billones de dólares en pérdidas materiales y más de 650 muertes. Por esto la importancia de estudiar el patrón de réplicas del terremoto

del 16 abril del 2016 para hacer predicciones.

La predicción de terremotos ha sido un problema difícil para los investigadores durante décadas. Las réplicas de un terremoto de gran magnitud suelen producirse en enjambres donde a veces se puede distinguir el sismo principal y otras veces, no. A su vez las réplicas pueden provocar otras réplicas de menor magnitud. Además los sismos tienden a estar correlacionados tanto espacialmente como temporalmente. También está el problema de los sismos precursoros que son sismos de menor magnitud que preceden al sismo principal de mayor magnitud. Estos sismos precursoros son sismos que no forman parte de conglomerados de sismos en curso y que son seguidos en corto tiempo por un sismo mayor. Las secuencias de réplicas contienen muchos eventos pequeños que están seguidos de eventos mayores. Por tanto es difícil distinguir las réplicas de los sismos precursoros. Por eso usualmente se trata de eliminar las réplicas de los datos lo que se conoce como decluste-

ring.

Una de las formas más sencillas de modelar la tasa de ocurrencia de réplicas es mediante procesos de Poisson no estacionarios en tiempo o en espacio. Otros modelos empleados en análisis de datos sísmicos han sido Procesos Puntuales Marcados (Cressie 1993) (las marcas son en este caso las magnitudes de los sismos), Proceso de Renovación de Markov homogéneo [3] con una distribución de Weibull para los tiempos entre los sismos, modelo ETAS o Epidemic-Type Aftershock Sequences [4], Procesos Poisson doblemente estocásticos [5], BPT o Brownian Passage Times [6] que es un proceso de renovación dependiente del tiempo que describe los tiempos de ruptura en la falla, y Redes Bayesianas probabilísticas [7].

En este artículo se analiza el modelo ETAS, tanto su versión puramente temporal sin tener en cuenta las magnitudes, luego teniendo en cuenta las magnitudes y la versión espacio-temporal para predecir la tasa de ocurrencia de sismos con magnitud superior a un umbral determinado  $M_0$  y como realizar una estimación de sus parámetros usando estadística bayesiana mediante HMC (Hamiltonian Markov Chains) en la librería Rstan que está implementada en C++ y que se utiliza mediante R.

## 2. Aspectos teóricos y metodológicos

La ley empírica de Omori (Omori, 1898; Utsu et al., 1995) describe la disminución de la frecuencia de las réplicas con el tiempo luego de un terremoto:

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

donde  $n(t)$  es la tasa de ocurrencia de eventos,  $t$  es el tiempo desde el terremoto y  $K, c, p$  son constantes. Otra ley empírica comúnmente usada es la ley de Gutenberg-Richter, que relaciona la magnitud con la frecuencia de ocurrencia de sismos con magnitudes mayores a  $M$ :

$$\log_{10} N(\geq M) = a - bM$$

O sea el número de eventos de magnitud  $M$  decrece exponencialmente con el aumento de la magnitud umbral mediante una ley de potencia.

En general se modela la sismicidad con dos componentes: la sismicidad de fondo y la sismicidad desencadenada por eventos sísmicos anteriores en el tiempo. Estos modelos se formulan en función de la intensidad condicional en la historia pasada (Daley and Vere-Jones, 2002):  $\lambda(t, x, y, M|H_t)$  o sea el número esperado de sismos en la unidad de tiempo, espacio y magnitud.

Los Procesos Puntuales Marcados son modelos estocásticos usados para representar un número finito de eventos localizados en el tiempo y el espacio [8]. Este enfoque donde las marcas son las magnitudes de los sismos se discute en Vere-Jones (1995) [9] y Ogata (1998) [10].

Un terremoto  $T$  está representado por una tupla  $(x_i, y_i, z_i, t_i, M_i)$  donde  $x_i, y_i, z_i$  son la longitud, latitud y profundidad respectivamente (coordenadas del hipocentro),  $t_i$  es el tiempo de ocurrencia del terremoto y  $M_i$  es la magnitud del sismo  $i$  en la escala de Richter.

El modelo ETAS (Ogata 1988) modela las magnitudes y los tiempos de los sismos y fue extendido al caso espacio temporal por Ogata en 1998. El modelo ETAS es un tipo especial de modelo de proceso puntual de tipo Hawkes, que son a veces llamados modelos de ramificación o modelos auto-excitativos. Estos modelos fueron llamados epidémicos por Ogata en 1988 puesto que cada sismo provoca réplicas y estas a su vez producen sus propias réplicas

El modelo ETAS más sencillo es el modelo temporal:

$$\lambda(t|H_t) = \mu + \sum_{j:t_j < t} \frac{K(p-1)c^{p-1}}{(t-t_j+c)^p} \quad (\text{I})$$

donde

$\mu$  es la intensidad de fondo que se asume constante (se mide en eventos/día y grados al cuadrado)

Teniendo en cuenta la magnitud de los sismos tenemos el modelo

$$\lambda(t|H_t) = \mu + \sum_{j:t_j < t} \frac{K(p-1)c^{p-1} A e^{\alpha(M_i - M_0)}}{(t-t_j+c)^p} \quad (\text{II})$$

donde  $M_0$  es la magnitud umbral que se escoge arbitrariamente como la mínima magnitud que proporciona la completitud del catálogo de sismos [30] (Sornette and Werner (2005) demostraron que esta magnitud umbral no está relacionada con la magnitud mínima para desencadenar otros eventos)

En el modelo ETAS espacio temporal la intensidad condicional de los sismos es

$$\lambda(t, x, y) = \mu(x, y) + \sum_{j:t_j < t} \kappa(M_j) g(t - t_j) f(x - x_j, y - y_j | M_j, H_t) \quad (\text{III})$$

donde

$\mu(x, y)$  es la intensidad de fondo que es función de la latitud y longitud pero no del tiempo.

$\kappa(M) = A e^{\alpha(M - M_0)}$  es el número esperado de eventos desencadenados por evento de magnitud  $M$  (Utsu, 1969; Yamanaka and Shimazaki, 1990).

$g(t) = \frac{(p-1)c^{p-1}}{(t+c)^p}$  es la función de densidad de probabilidad de los tiempos de ocurrencia de los eventos desencadenados por otros eventos anteriores.

y la densidad de probabilidad espacial de los sismos:

$$f(x, y|M, H_t) = \frac{1}{2\pi d e^{\alpha(M_j - M_0)}} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2d e^{\alpha(M_j - M_0)}}\right) \quad (\text{IIIa})$$

$$\text{o } f(x, y|M, H_t) = \frac{(q-1)d^{q-1}}{\pi} * \left\{ \frac{x^2 + y^2}{e^{\alpha(M_j - M_0)}} + d \right\}^{-q} \quad (\text{IIIb})$$

$$\text{o } f(x, y|M, H_t) = \frac{(q-1)d^{q-1} e^{\alpha(M - M_0)}}{\pi} * \{x^2 + y^2 + d\}^{-q} \quad (\text{IIIc})$$

$$\text{o } f(x, y|M, H_t) = \frac{(q-1)}{\pi d e^{\alpha(M - M_0)}} * \left\{ 1 + \frac{x^2 + y^2}{d e^{\alpha(M - M_0)}} \right\}^{-q} \quad (\text{IIId})$$

(Referencias [23],[24])

La intensidad  $\mu(x, y)$  dependiente de la posición se calcula mediante superficies de splines bicubicos (Ogata 1998), funciones kernel (Zhuang et al., 2002; Helms-tetter et al., 2007), promedio de grillas (Tsukakoshi and Shimazaki, 2006), tesellación (Ogata 2004), mediante estimación no paramétrica por el método Forward Likelihood Predictive o FLP (Adelfio and Chiodi 2011) [20] que está implementado en la librería etasFLP de R.

En 1998 propuso el siguiente modelo ETAS espacio temporal:

$$\lambda(t, x, y) = \mu + \sum_{j: t_j < t} g(t - t_j, x - x_j, y - y_j, M_j | H_t) \quad (\text{IV})$$

$$\text{donde } g(t, x, y, M) = \frac{K e^{\alpha(M - M_0)}}{(t+c)^p} \left\{ \frac{x^2 + y^2}{e^{\alpha(M - M_0)}} + d \right\}^{-q}$$

y la intensidad de fondo  $\mu$  es contante y la versión normalizada de  $g(t, x, y, M)$  es

$$g(t, x, y, M) = \frac{K(p-1)c^{p-1}(q-1)d^{q-1}\alpha e^{(\alpha-\gamma)(M-M_0)}}{\pi(t+c)^p} * \left\{ \frac{x^2 + y^2}{e^{\alpha(M - M_0)}} + d \right\}^{-q}$$

Los modelos anteriores modelan la correlación espacial entre los sismos, condicionada a la magnitud del evento principal, a través de la distancia euclídeana entre los sismos:  $D = (x - x_j)^2 + (y - y_j)^2$  o sea de forma isotrópica (no depende de la dirección, sólo de la distancia), sin embargo el propio Ogata propuso modelos anisótropos donde los conglomerados tienen formas elípticas:

$$\lambda(t, x, y) = \mu + \sum_{j: t_j < t} g(t - t_j, x - x_j, y - y_j, M_j | H_t)$$

$$\text{donde } g(t, x, y, M) = \frac{K e^{\alpha(M - M_0)}}{(t+c)^p} \left\{ \frac{p S_j p^T}{e^{\alpha(M_j - M_0)}} + d \right\}^{-q}$$

$p = (x - \bar{x}_j, y - \bar{y}_j)$  (vector fila),  $\bar{x}_j, \bar{y}_j$  son las coordenadas de los conglomerados y  $S_j$  son matrices simétricas definidas positivas que representan la matriz varianza covarianza normalizada de los conglomerados de sismos obtenidos al aplicar el algoritmo MBC o Magnitud Based Cluster. Este método se basa en seleccionar el sismo de mayor magnitud  $M_j$  entre los que no estén en ningún conglomerado aún (si hay dos con igual magnitud se escoge el más antiguo) y todos los sismos del mismo conglomerado son aquellos con latitud y longitud de  $\pm 3,33 * 10^{0,5M_j-2}$  km (distancia espacial de

Utsu) de la latitud y longitud del primer sismo y con una diferencia de tiempo del mismo hacia adelante de  $\max(100, 10^{0,5M_j-1})$  días (Ogata). Luego se repite el proceso con los sismos que no están aún en ningún conglomerado y así sucesivamente. Además Ogata en 2011 [22] propuso un método para estimar los parámetros del modelo ETAS dependientes de la latitud y longitud usando triangulación de Delaunay con los 3 sismos más cercanos a un sismo dado.

Los parámetros del modelo ETAS se estiman generalmente maximizando el logaritmo de la verosimilitud:

$$\log L(\theta) = \sum_j \log \lambda(t_j | H_t) - \int_0^{t_{max}} \lambda(t) dt$$

para los modelos (I) y (II) y

$$\log L(\theta) = \sum_j \log \lambda(t_j, x_j, y_j | H_t) -$$

$$\int_0^{t_{max}} \int_S \lambda(t, x, y) dx dy dt$$

para los modelos espacio-temporales donde

$\theta$  es el vector de parámetros y  $S$  es la región que contiene los sismos, generalmente  $[lat_{min}, lat_{max}] \times [long_{min}, long_{max}]$ .

Para los modelos (I) y (II) el logaritmo de la verosimilitud tiene las formas analíticas siguientes:

$$\log L(\mu, k, p, c) = \sum_{i=1}^N \log(\lambda(t_i)) - \mu t_{max} - k \sum_{i=1}^N \left( 1 - \frac{c^{p-1}}{(t_{max} - t_i + c)^{p-1}} \right)$$

$$\log L(\mu, k, p, c, A, \alpha) = \sum_{i=1}^N \log(\lambda(t_i)) - \mu t_{max} - k A \sum_{i=1}^N e^{\alpha(M_i - M_0)} \left( 1 - \frac{c^{p-1}}{(t_{max} - t_i + c)^{p-1}} \right)$$

Para el caso de los modelos ETAS espacio temporales, el logaritmo de la verosimilitud no tiene una forma analítica pero se han propuesto aproximaciones. Por ejemplo en [27] se propone para el modelo espacio temporal (IV) la aproximación:

$$\log L(\mu, k, p, c, d, \alpha, \gamma) = \sum_{i=1}^N \log(\lambda(t_i)) - \mu t_{max} - k \sum_{i=1}^N e^{\alpha(M_i - M_0)}$$

En este artículo se explora la posibilidad de calcular la integral del modelo espacio temporal de conglomerados isotrópicos (IV) haciendo la región  $S$  el círculo de menor radio que contiene las posiciones de los sismos. Esto se hace mediante el algoritmo de Weyl [29] y luego podemos hacer una aproximación de la integral mediante coordenadas polares centradas en la posición de cada sismo y realizar la siguiente aproximación:

$$\log L(\mu, k, p, c, d, \alpha, \gamma) = \sum_{i=1}^N \log(\lambda(t_i)) - \mu t_{max} \pi r^2 - k \alpha \sum_{i=1}^N e^{\alpha(M_i - M_0)} \left( 1 - \frac{c^{p-1}}{(t_{max} - t_i + c)^{p-1}} \right) * \left( 1 - \frac{d^{q-1}}{\left( \frac{r_i^2}{e^{\alpha(M_i - M_0)}} + d \right)^{q-1}} \right) \quad (\text{referencia Ogata 1998}) \text{ don-}$$

de  $r$  es el radio del círculo de menor radio que contiene todos los sismos y  $r_i$  la distancia más grande entre la coordenadas del sismo  $i$  y el resto de los sismos. (En general para resolver la doble integral sobre el área de los sismos en coordenadas polares centradas en el sismo  $i$  o en el centro del conglomerado obtenido por MBC, la distancia  $\rho$  depende del ángulo  $\theta$  y aquí se aproxima el  $\rho$  máximo en cualquier dirección como la máxima distancia entre el sismo  $i$  y los demás sismos).

Este método es distinto al de Ogata 1998 donde se divide el área convexa que incluye a los sismos en subregiones mediante segmentos radiales desde el origen y se calcula  $r_i$  como la máxima distancia entre el origen y la frontera de la subregión.

Para el modelo anisótropo se cambia la distancia euclidiana por la métrica definida por la matriz de varianza covarianza normalizada  $S_j$  donde ahora el  $r_i$  se calcula como la máxima distancia según dicha métrica anterior y el resto de los sismos.

Se obtuvieron estimaciones de los parámetros de los modelos ETAS mediante FLP y se compararon con las estimaciones obtenidas mediante Monte Carlo cadenas de Markov MCMC (Rasmussen 2011), en este caso Hamiltonian Monte Carlo HMC que está implementado en la librería Rstan. También para el caso de los modelos temporales (I) y (II) se compararon los resultados obtenidos con Rstan con los obtenidos mediante el programa ETAS.exe de Ogata disponible en [25] y que minimiza  $-\ln L$  mediante el método de Davidon-Fletcher-Powell (Fletcher and Powell 1963).

Para lograr eficiencia se realizó un preprocesamiento consistente en no pasarle a la librería Rstan directamente los tiempos, magnitudes y latitudes de los sismos (como se hace para el modelo temporal en las referencias [32] y [33]) lo que provocaría que en cada iteración hubiera que recalcular por cada sismo, las diferencias de tiempo, latitud y longitud, con todos los sismos anteriores ( $O(N^2)$ ), sino que previamente en R, se ordenaron los datos por tiempo descendente y se calcularon estas diferencias en tres listas de dimensión  $N(N-1)/2$  que no hace falta recorrer pues para cada sismo  $j$  sabemos el índice inicial y final donde están las diferencias de su tiempo, latitud y longitud con respecto a los sismos anteriores en el tiempo:

$$\begin{aligned} inicio &= N * (j - 1) - (j * (j - 1)) / 2 + 1 \\ fin &< -j * N - (j * (j + 1)) / 2 \end{aligned}$$

Para el caso del modelo de conglomerados anisótropos se ajusto los sismos de cada conglomerado con cuatro modelos normales bivariados (Ogata 1998, Ogata 2006, Ogata 2011):

$$N\left(\begin{pmatrix} x_1 \\ y_1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \tilde{\sigma}_1^2 & 0 \\ 0 & \tilde{\sigma}_2^2 \end{pmatrix}\right),$$

$$\begin{aligned} &N\left(\begin{pmatrix} \bar{x} \\ \bar{y} \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & 0 \\ 0 & \sigma_2^2 \end{pmatrix}\right), \\ &N\left(\begin{pmatrix} x_1 \\ y_1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \tilde{\sigma}_1^2 & \tilde{\rho}\tilde{\sigma}_1\tilde{\sigma}_2 \\ \tilde{\rho}\tilde{\sigma}_1\tilde{\sigma}_2 & \tilde{\sigma}_2^2 \end{pmatrix}\right), \\ &N\left(\begin{pmatrix} \bar{x} \\ \bar{y} \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \hat{\rho}\sigma_1\sigma_2 \\ \hat{\rho}\sigma_1\sigma_2 & \sigma_2^2 \end{pmatrix}\right) \end{aligned}$$

donde los parámetros corresponden a Ogata 1998. y se escogió el modelo con el  $AIC = -n \ln(S) + 2k$  donde  $S$  es la matriz de varianza covarianza de cada uno de los cuatro modelos y  $k$  es el número de parámetros correspondiente. (Ogata 1998). Para el caso de que el número de sismos en el conglomerado es menor que 6 se escoge de los dos primeros modelos el de menor AIC (Ogata 1998). Luego se normaliza la matriz de varianza covarianza escogida quedando

$$\left(\frac{1}{\sqrt{(1-\rho^2)}}\right) \begin{pmatrix} \sigma_2/\sigma_1 & -\rho \\ -\rho & \sigma_1/\sigma_2 \end{pmatrix}$$

Una vez que se tienen los parámetros de los modelos ETAS podemos estimar la probabilidad de que un evento dado es espontáneo o es desencadenado por otros (Kagan and Knoppoff, 1980; Zhuang et al., 2002). La contribución de la tasa de sismicidad espontánea a la ocurrencia de un evento  $i$  se puede tomar como la probabilidad de que el evento  $i$  es espontáneo ([31]):

$$\phi(i) = \frac{\mu(x_i, y_i)}{\lambda(t_i, x_i, y_i)}$$

Similarmente la probabilidad de que el evento  $j$  es producido por el evento  $i$  es

$$\rho_{ij} = \frac{\kappa(M)g(t_j - t_i)f(x_j - x_i, y_j - y_i, m_i)}{\lambda(t_i, x_i, y_i)}$$

en términos de las funciones definidas en (III).

También podemos obtener el número esperado de réplicas directas del sismo  $i$  como  $\sum_j \rho_{ij}$  ([31])

### 3. Datos

Los datos que se utilizaron para este estudio son los que están disponibles en el sitio web del Instituto de Geofísica de la Escuela Politécnica Nacional EPN, y de ellos se escogieron todos los sismos del 09/04/2016 al 16/07/2016, o sea un total de 853 registros. De cada evento tenemos latitud, longitud, profundidad, fecha y horario del sismo (hasta una precisión de minutos). A partir de estos datos ordenados por tiempo desde el sismo más antiguo se calcularon las diferencias de tiempos, latitudes, y longitudes entre cada sismo y los sismos precedentes.

### 4. Resultados

En la tabla 1 se muestra un resumen por provincia y mes de los 853 sismos ocurridos desde 9 abril 2016 al 16 julio del 2016. De los 853 sismos, 785 tuvieron su

epicentro más cercano a las provincias de Manabí y Esmeraldas. Por su parte las ciudades que tuvieron mayor cantidad de sismos cercanos están: Jama 235 sismos; Muisne 216 sismos; Pedernales 75; Manta 66; Puerto Lopez 65 y Bahía de Caraquez 54. En la tabla 2 se muestra el promedio mensual de la magnitud de los sismos en la provincia Manabí y Esmeraldas y el promedio total por mes. La profundidad promedio de los sismos de Manabí fue 8.44km y la de Esmeraldas fue de 8.07. En la figura 1 se muestra la distribución espacial de los sismos por magnitud y en la figura 2 por los cuantiles de la magnitud. En la figura 3 aparecen los sismos por antigüedad: los más oscuros son más recientes y en la figura 4 aparecen los sismos con un tamaño proporcional a su magnitud. En la figura 5 se observa como la magnitud de los sismos ha ido disminuyendo en general a partir del sismo del 16 de abril del 2016 de magnitud 7.4, pero han existido sismos de más de 6 grados. La figura 6 muestra como la tasa media de sismos diaria ha ido disminuyendo.

Al ajustar los modelos temporales (I) (no tienen en cuenta la magnitud de los sismos) y (II) (tienen en cuenta la magnitud de los sismos) a los datos de Manabí y Esmeraldas obtenemos mediante Rstan los valores de la tabla 3.

Para poder comparar los resultados de Rstan con los modelos de la librería EtasFlp y los obtenidos mediante el software Etas.exe[25] (dicho no tiene parámetro  $A$ ) ajustamos el modelo :

$$\lambda(t|H_t) = \mu + \sum_{j:t_j < t} \frac{K \alpha(p-1) c^{p-1} e^{\alpha(M_i - M_0)}}{(t - t_j + c)^p}$$

En la tabla 5 se muestran los resultados del ajuste y en la tabla 6 se comparan las estimaciones de los diferentes parámetros obtenidos por EtasFlp (con intensidad de fondo constante), RStan, y Davidon-Fletcher-Powell. Como se ven son bastante similares y en el caso del  $k_0$  del modelo EtasFlp no es exactamente igual al  $k$  del modelo anterior, la relación es  $k(p-1)c^{p-1}\alpha = k$  por eso se hace el cambio de  $k$  de la tabla 5 al  $k_0$  (aparece en la tabla 6) correspondiente para poder comparar.

Las figuras 7 y 8 muestran el modelo temporal teniendo en cuenta las magnitudes de los sismos obtenidos mediante el software etas.exe[25]. Como se observa hay diferencias entre el modelo teórico y los valores observados.

Las figuras 9 a la 13 muestran el resultado del ajuste de los datos de los sismos mediante el método EtasFlp con intensidad de fondo no constante y se puede apreciar las zonas de mayor intensidad total (figuras 12 y 13), intensidad de fondo (figura 14) e intensidad generada por otros sismos (figura 14).

En la figura 14 se muestra una densidad bivariada estimada de los sismos en Ecuador mediante la librería kde de R.

Para los modelos espacio temporales se calculó el círculo mínimo que cubre los 785 sismos de las provincias de Manabí y Esmeraldas que tiene centro en  $(-81,885, 0,01)$  y radio de 2,68397. Los resultados de las estimaciones de los parámetros de los modelos están en la tabla 7. Si comparamos el  $AIC = -2\ln(L) + 2k$  donde  $L$  la verosimilitud y  $k$  el número de parámetros, del modelo espacio temporal isotrópico con los dos modelos temporales anteriores (temporal sin magnitudes y temporal con magnitudes modificado) obtenemos

$$AIC_{temporal} = -3253,84,$$

$$AIC_{temporal,magnitud} = -3582,016,$$

$$AIC_{espaciotemporaliso} = -2834,918$$

o sea el modelo espacio temporal isotrópico es el de mayor AIC, lo que indica un peor ajuste que los modelos anteriores, debido a la forma de la falla, la distribución de los sismos dista mucho de agruparse de forma isotrópica.

Para el caso del modelo espacio temporal anisótropo, se calcularon los conglomerados para los 853 sismos en todo el Ecuador y resultaron 21 conglomerados. Los 785 sismos con epicentros cercanos a las provincias de Manabí y Esmeraldas se agruparon en 5 conglomerados por el algoritmo MBC y el primer conglomerado lo formaban 780 sismos de los cuales el sismo principal es el sismo del 16 de abril de 7.4 y la matriz de varianza covarianza normalizada:

$$\begin{pmatrix} 1,462 & -0,693 \\ -0,693 & 0,712 \end{pmatrix}$$

Para trabajar con una sola métrica se ajustó el modelo espacio temporal anisótropo con los 780 sismos del primer conglomerado y los parámetros resultantes se muestran en la tabla 8. En este caso se calculó nuevamente el radio del círculo de cubrimiento mínimo para los 780 sismos que resultó con centro en  $(-80,53, -0,19)$  y radio 1,619. Se usaron valores iniciales de los parámetros de las cadenas  $\mu = 0,09, k = 0,3, p = 1,3, c = 0,01, d = 0,01, q = 1,7, \alpha = 1,005, \gamma = 0,9$  y unas distribuciones a priori exponenciales. El AIC en este caso  $-3817,966$  que es menor que los modelos anteriores lo que indica un mejor ajuste.

Hay que señalar que la suposición de que  $\mu(x, y) = \mu$  o sea que la intensidad de fondo es constante se debe rechazar como inapropiada si  $p < 1$  (Ogata 1988 y 1988), pero en todos estos modelos el parámetro  $p$  fue mayor a 1.

Se calcularon las probabilidades de que cada sismo es espontáneo o inducido por otros sismos con los valores promedio de los parámetros para el modelo espacio temporal anisótropo y resultó que los únicos sismos con una probabilidad mayor de 0,5 de ser espontáneo fueron el de magnitud 5.4 de fecha 16/04/2016 18:47 a 27,67km de Pedernales, con probabilidad de 0.92 y el sismo de magnitud 3.7 con fecha 15/04/2016 10:03 a 18,62km de

Manta con probabilidad de 0.76. O sea anteriores ambos al sismo de magnitud 7.4 del 16 de abril, todos los demás sismos posteriores en las provincias de Manabí y Esmeraldas tienen bajas probabilidades de ser espontáneos.

Calculando los valores de las probabilidades de que un sismo  $j$  posterior en tiempo sea producido o inducido directamente por el sismo  $i$  y luego escogiendo la máxima probabilidad para el sismo  $j$  sobre todos los sismos  $i$  anteriores podemos calcular cual es el sismo padre más probable de un sismo dado.

Si se comparan los valores de la sismicidad de fondo en los modelos temporales y en los modelos espacio temporales vemos que es menor en los últimos, lo que indica que gran parte de la sismicidad de fondo de los modelos temporales pasa a ser causada por la distribución espacial de los sismos. Nos da que el sismo de magnitud 7.4 del 16 de abril es el sismo que tiene mayor probabilidad de ser el causante de 16 sismos (el sismo con mayor número de descendientes directos) en especial de 5 sismos que tienen una probabilidad de ser descendientes de estos mayores a 0.5 como se refleja en la tabla 10.

Mediante los valores de los parámetros calculados en el modelo espacio temporal anisótropo se puede construir un mapa como el obtenido por el método FLP (donde no se asume sismicidad de fondo constante) para comparar la sismicidad en función de la distancia a los epicentros de los sismos anteriores. Aunque esto sería computacionalmente demandante y habría que hacer optimizaciones.

## 5. Conclusiones

El análisis bayesiano es una herramienta útil de estimación de parámetros para maximizar el logaritmo de la verosimilitud. Además de brindar estimaciones finales el análisis bayesiano brinda una distribución de probabilidad a posteriori para los parámetros lo que permite, si se desea, hacer simulaciones mediante extracciones.

El estudio de la sismicidad es un tema complejo por el número de factores a considerar, afortunadamente hay modelos flexibles que permiten incorporar los diferentes aspectos como el modelo ETAS.

En los modelos analizados para este artículo no se tiene en cuenta la profundidad de los sismos aunque ya existen trabajos que incluyen la profundidad al modelo ETAS como por ejemplo [34] del 2015 mediante una distribución Beta.

## Referencias bibliográficas

- [1] <http://temblor.net/earthquake-insights/ecuador-earthquakes-what-happened-and-what-is-next-986/>
- [2] Collot Jena-Yves et al. 2004 Are rupture zone limits of great subduction earthquakes controlled by upper plate structures? Evidence from multichannel seismic reflection data acquired across the northern Ecuador-southwest Colombia margin. JOURNAL OF GEOPHYSICAL RESEARCH, VOL. 109, B11103, doi:10.1029/2004JB003060, 2004. <http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1029/2004JB003060/references>
- [3] Epifany I., Ladelli L., Picavato A. 2014 Bayesian estimation for a parametric Markov Renewal model applied to seismic data.
- [4] Utsu T., Ogata Y. et al 1995, The centenary of the Omori formula for a decay law of aftershock activity. Journal of Physics of the Earth, 43, 1-33.
- [5] Varini E., Ogata Y. 2014 Bayesian estimation of doubly stochastic Poisson processes for detection of seismicity phases.
- [6] [https://pubs.usgs.gov/of/2003/of03-214/WG02OF-R-03-214C\\_hapter5.pdf](https://pubs.usgs.gov/of/2003/of03-214/WG02OF-R-03-214C_hapter5.pdf)
- [7] Bayraktarli Y., Baker J., Faber M. Uncertainty treatment in earthquake modeling using Bayesian probabilistic networks.
- [8] Holden L., Natvig B., Sannan S. and Bungum H. Modeling Spatial and Temporal Dependencies between Earthquakes
- [9] Vere-Jones D. 1995 Forecasting earthquakes and earthquake risk
- [10] Ogata, Y. (1988). Statistical models for earthquake occurrences and residual analysis for point processes, J. Amer. Statist. Assoc. 83, 9-27.
- [11] Ogata, Y. (1998). Space-time point-process models for earthquake occurrences, Annals of the Institute of Statistical Mathematics, 50(2), 379-402.
- [12] Ogata Y. 1978. The asymptotic behavior of maximum likelihood estimators for point processes, Ann. Int. Statist. Math. 30, 243-261.
- [13] Chu, A., F.P. Schoenberg, P. Bird, D.D. Jackson, and Y.Y. Kagan (2011). Comparison of ETAS parameter estimates across different global tectonic zones, Bull. Seism. Soc. Am. 101(5), 2323-2339.
- [14] Console, R., M. Murru, and G. Falcone (2010). Probability gains of an epidemic-type aftershock sequence model in retrospective forecasting of  $M \geq 5$  earthquakes in Italy, J. Seismology 14(1), 9-26.

- [15] Harte, D. (2012). Bias in fitting the ETAS model: a case study based on New Zealand seismicity, *Geophys. J. Int.*, to appear.
- [16] Helmstetter, A., and D. Sornette (2003). Predictability in the Epidemic-Type Aftershock Sequence model of interacting triggered seismicity, *J. Geophys. Res.* 108(B10), 2482-2499.
- [17] Paik Schoenberg F. Facilitated estimation of ETAS .
- [18] Jiancang Zhuang, Yosihiko Ogata and David Vere-Jones 2012. Stochastic Declustering of Space-Time Earthquake Occurrences
- [19] Daley, D. J. and Vere-Jones, D. (2003). An introduction to the theory of point processes. New York: Springer-Verlag.
- [20] Adelfio G. , Chiodi M. 2011. Chiodi, M. and Adelfio, G. (2011) Forward Likelihood-based predictive approach for space-time processes. *Environmetrics*, 22, 749 – 757.
- [21] Adelfio, G. and Chiodi, M. (2011). Kernel intensity for space-time point processes with application to seismological problems. *Classification and multivariate analysis for complex data structures*. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, pp. 401 – 408.
- [21] Adelfio G. , Chiodi M. 2013. Mixed estimation technique in semi-parametric space-time point processes for earthquake description
- [22] Ogata Y. 2011. Significant improvements of the space-time ETAS model for forecasting of accurate baseline seismicity.
- [23] Ogata Y., Zhuang. J., 2006. Space-time ETAS models and an improved extension.
- [24] Hernandez Vargas N. A., 2012. Bayesian Point Process Modelling of Earthquake Occurrences.
- [25] <http://www.ism.ac.jp/ogata/Statsei4/programme.html>
- [26] Chu, A.1, Schoenberg, F.P.2, Bird, P.3, Jackson, D.D.3, and Kagan, Y.Y.3 .Comparison of ETAS parameter estimates across 2 different global tectonic zones
- [27] Zhuang J., 2011. Next-day earthquake forecasts for the Japan region generated by the ETAS model
- [28] Paik Schoenberg, F. Facilitated estimation of ETAS.
- [29] E. Welzl, 1991. Smallest Enclosing Disks (Balls and Ellipsoids), in H. Maurer (Ed.), *New Results and New Trends in Computer Science*, Lecture Notes in Computer Science, Vol. 555, Springer-Verlag, 359–37 (1991)
- [30] Touati S. 2011. Complexity, aftershock sequences, and uncertainty in earthquake statistics. Phd thesis. University Edinborough
- [31] Zhuang J., Christophersen A., Savage M., Vere-Jones D., Ogata Y., 1 and Jackson D. 2008. Differences between spontaneous and triggered earthquakes: Their influences on foreshock probabilities. *JOURNAL OF GEOPHYSICAL RESEARCH*, VOL. 113, B11302, doi:10.1029/2008JB005579, 2008
- [32] <http://stackoverflow.com/questions/37033535/stan-programming-for-et-as-model>
- [33] <http://stackoverflow.com/questions/37699772/stan-code-for-large-data-set>
- [34] Guo Y., Zhuang J. and Zhou S. 2015. A hypocentral version of the space-time ETAS. *Geophysical Journal International* · October 2015 DOI: 10.1093/gji/ggv319 model. <https://www.researchgate.net/publication/281564629>
- [35] <http://jeromyanglim.tumblr.com/post/91434443911/how-to-convert-a-stan-fit-object-to-work-with-coda>
- [36] [http://stackoverflow.com/questions/27202395/how-do-i-get-standard-errors-of-maximum-likelihood-estimates-in-stan bibli-evq](http://stackoverflow.com/questions/27202395/how-do-i-get-standard-errors-of-maximum-likelihood-estimates-in-stan-bibli-evq)

Tabla 1: tabla 1 Número de sismos 9 abril 2016-16 julio 2016

Cantidad de Sismos					
Provincia/Mes	abril	mayo	junio	julio	Total
Azuay		1			1
Canar	2				2
El Oro	1	4	2		7
Esmeraldas	171	42	11	30	254
Galapagos	3				3
Guayas	3	5			8
Loja	2	1	1		4
Los Rios	1		1		2
Manabi	396	84	23	28	531
Morona Santiago	4	6	1	2	13
Napo	1	1			2
Pastaza	3	1	1		5
Pichincha	3				3
Santa Elena	3	3	1		7
Sto de los Tsachilas	4				4
Tungurahua	3	1			4
Zamora Chinchipe	1	2			3
Total general	601	151	41	60	853

Tabla 2: Magnitud promedio sismos 9 abril 2016-16 julio 2016

Magnitud Promedio Sismos					
Provincia/Mes	abril	mayo	junio	julio	Total
Esmeraldas	3.75789474	4.14761905	3.66363636	3.95666667	3.84173228
Manabi	3.87550505	3.72380952	3.81304348	4.19285714	3.86553672
Total general	3.83710483	3.84701987	3.8097561	4.065	3.85357562

## Apéndice



## Sismos Ecuador 9 abril 2016-16 julio 2016

(por magnitud)

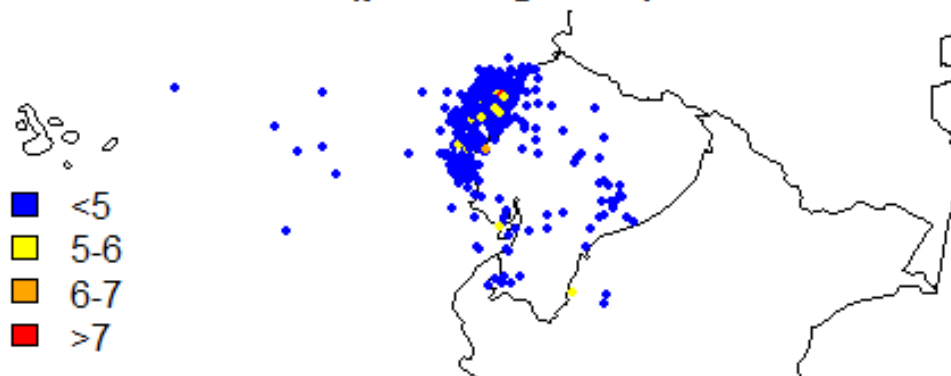


Figure 1:

## Sismos Ecuador 9 abril 2016-16 julio 2016

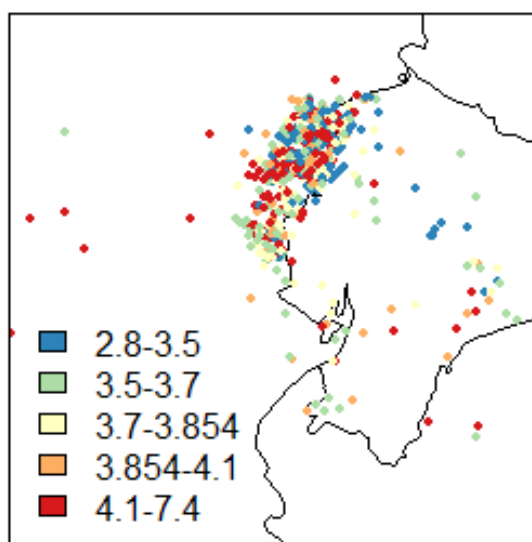


Figure 2:

### Sismos Ecuador 16 abril 2016-16 julio 2016 (escala días desde 16 de abril)

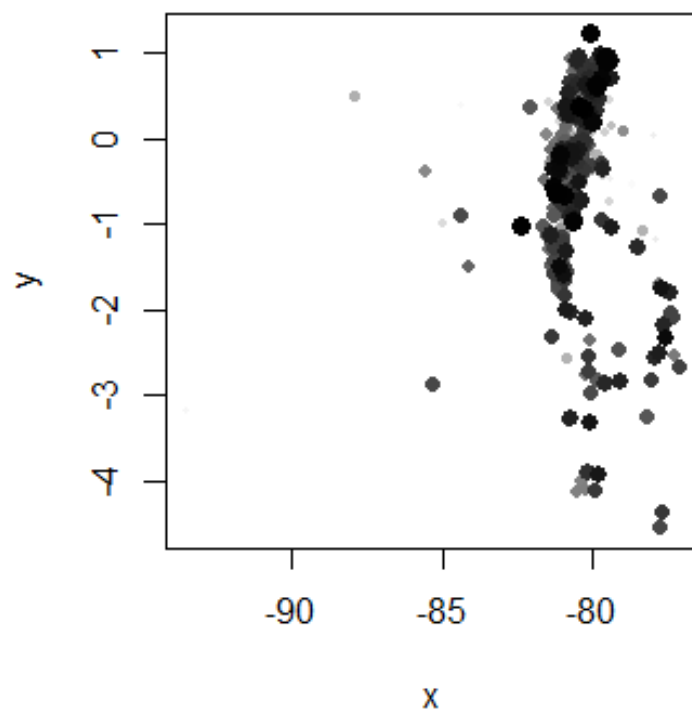


Figure 3:

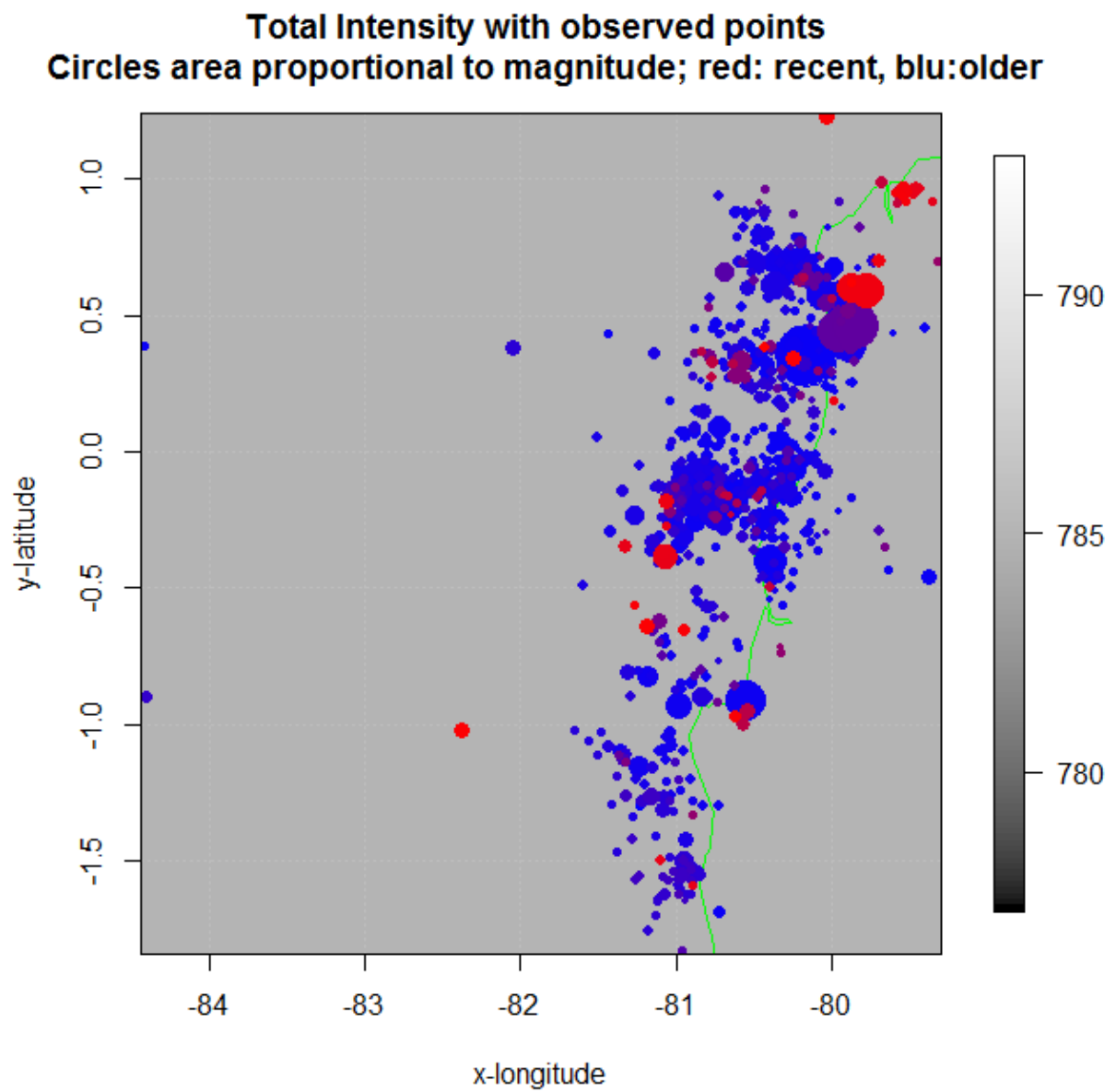


Figure 4:

### Magnitud Sismos Ecuador 9 abril 2016-16 julio 2016

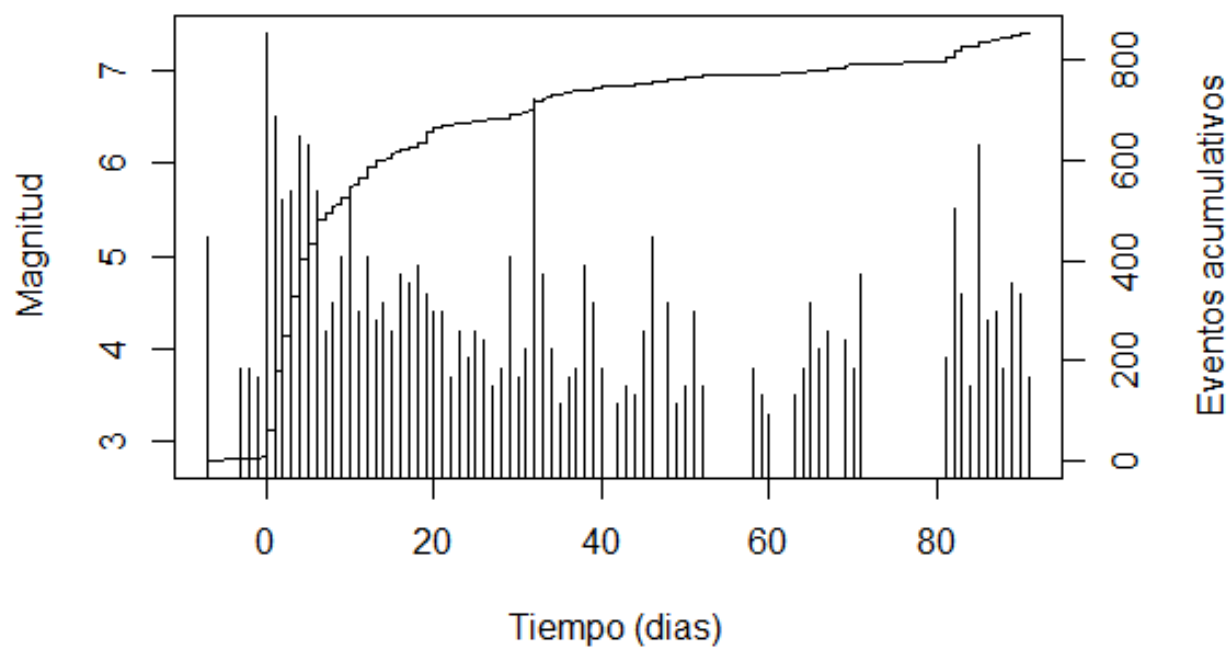


Figure 5:

### Tasa media sismos diaria desde 16 abril 2016-16 julio 2016

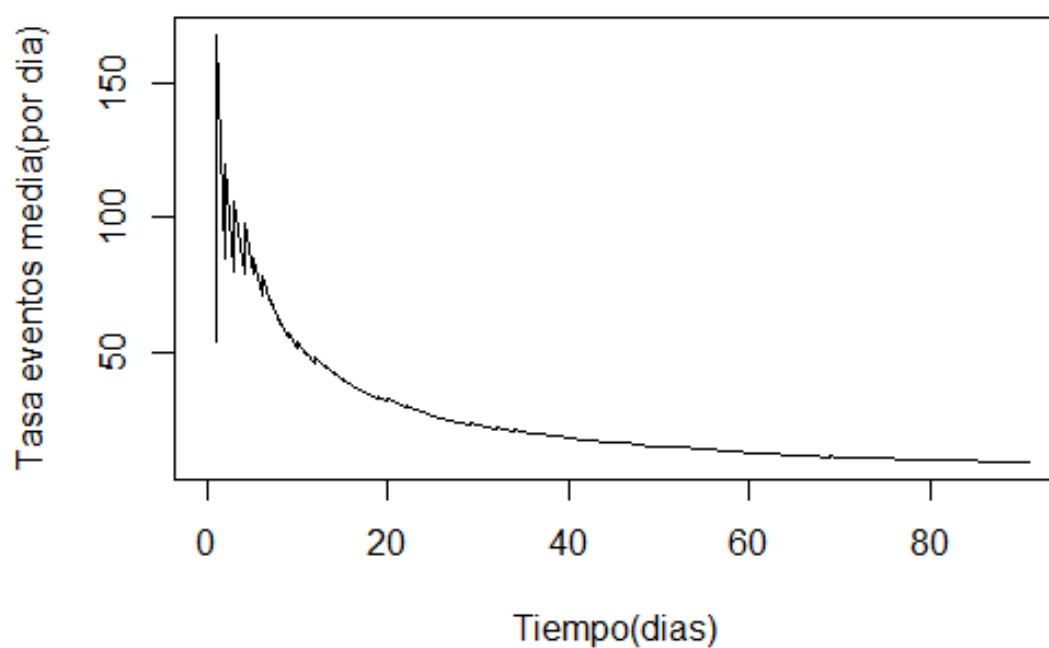


Figure 6:

Tabla 3: tabla 3 Resultados Rstan modelo temporal sin magnitudes(100 iteraciones,4 cadenas)

	media	sd(media)	sd	intervalo-confianza(95 %)	neff	Rhat
mu	0.45	0.02	0.15	[0.15 ,0.74]	58	1.07
k	0.97	0.01	0.05	[0.87,1.09]	72	1.04
p	1.54	0.02	0.13	[1.34,1.90]	50	1.04
c	0.04	0.00	0.02	[0.02,0.09]	54	1.05
lp	1768.92	0.27	1.59	[1764.44,1770.94]	35	1.14

Tabla 4: tabla 4 Resultados Rstan modelo temporal con magnitudes(100 iteraciones,4 cadenas)

	media	sd(media)	sd	intervalo-confianza(95 %)	neff	Rhat
mu	0.44	0.01	0.13	[0.18 ,0.69]	96	1.02
k	0.72	0.07	0.39	[0.21,1.69]	34	1.12
p	1.60	0.01	0.14	[1.42,1.91]	103	1.01
c	0.07	0.01	0.02	[0.04,0.15]	108	1.00
alpha	0.84	0.01	0.09	[0.66,1.02]	200	0.99
A	0.71	0.07	0.426	[0.22,1.82]	37	1.09
lp	1793.03	0.19	1.70	[1789.24,1795.49]	80	1.01

Tabla 5: tabla 5 Resultados Rstan modelo temporal modificado con magnitudes(100 iteraciones,4 cadenas)

	media	sd(media)	sd	intervalo-confianza(95 %)	neff	Rhat
mu	0.40	0.01	0.13	[0.19 ,0.66]	74	1.08
k	0.72	0.01	0.11	[0.30,0.70]	102	1.01
p	1.59	0.01	0.12	[1.35,1.82]	76	1.01
c	0.07	0.00	0.02	[0.03,0.11]	85	1.01
alpha	0.85	0.01	0.08	[0.69,1.02]	113	1.00
lp	1796.01	0.23	1.45	[1792.21,1797.99]	40	1.08

Tabla 6: tabla 6 Comparación de estimaciones

	mu	k0	p	c	alpha
ETASflp	0.47	0.05	1.56	0.06	0.82
Rstan	0.40	0.07	1.59	0.07	0.85
Davidon-Fletcher-Powell	0.41	0.04	1.40	0.03	0.72

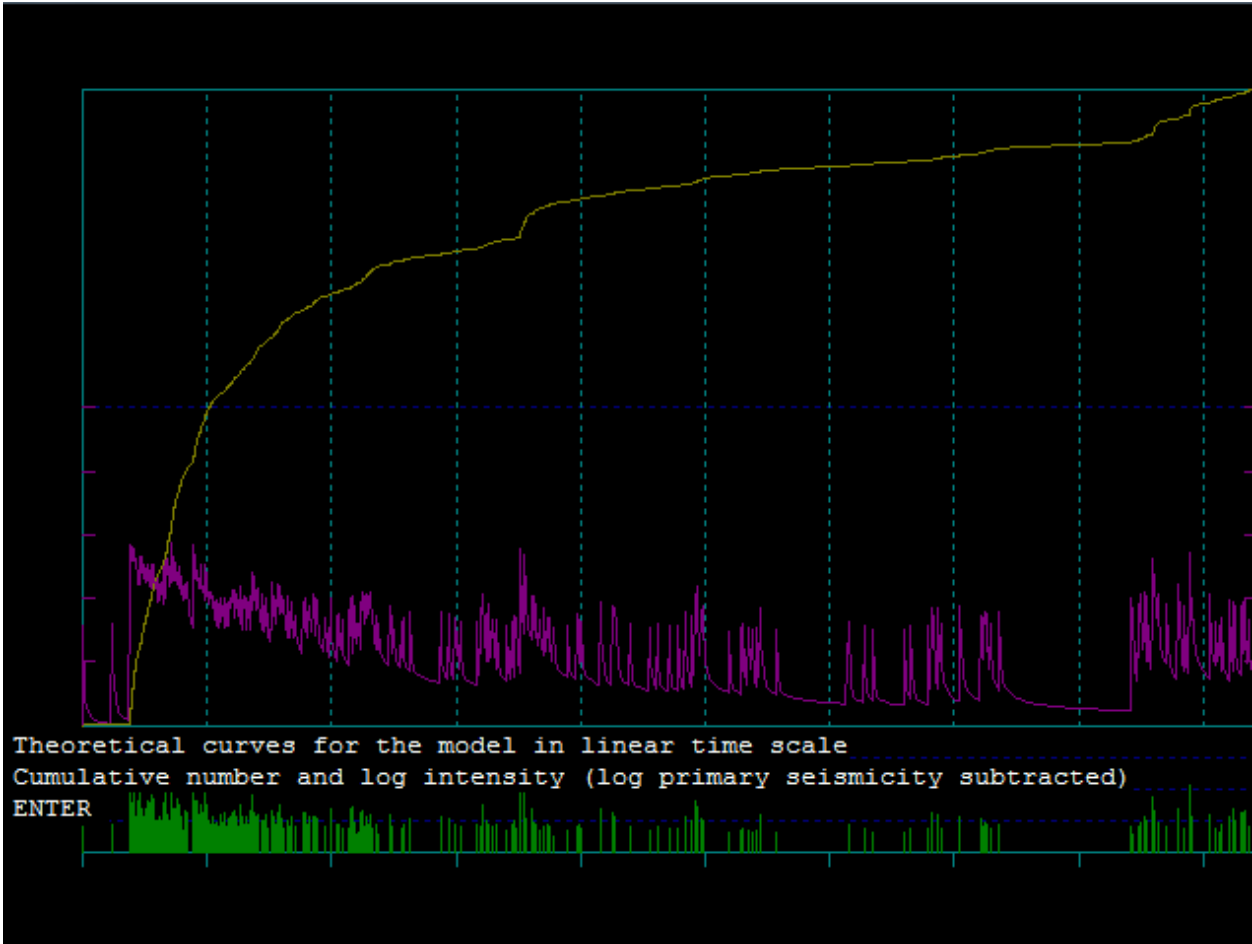


Figure 7:Número acumulado y logaritmo de la intensidad obtenido con el software etas.exe

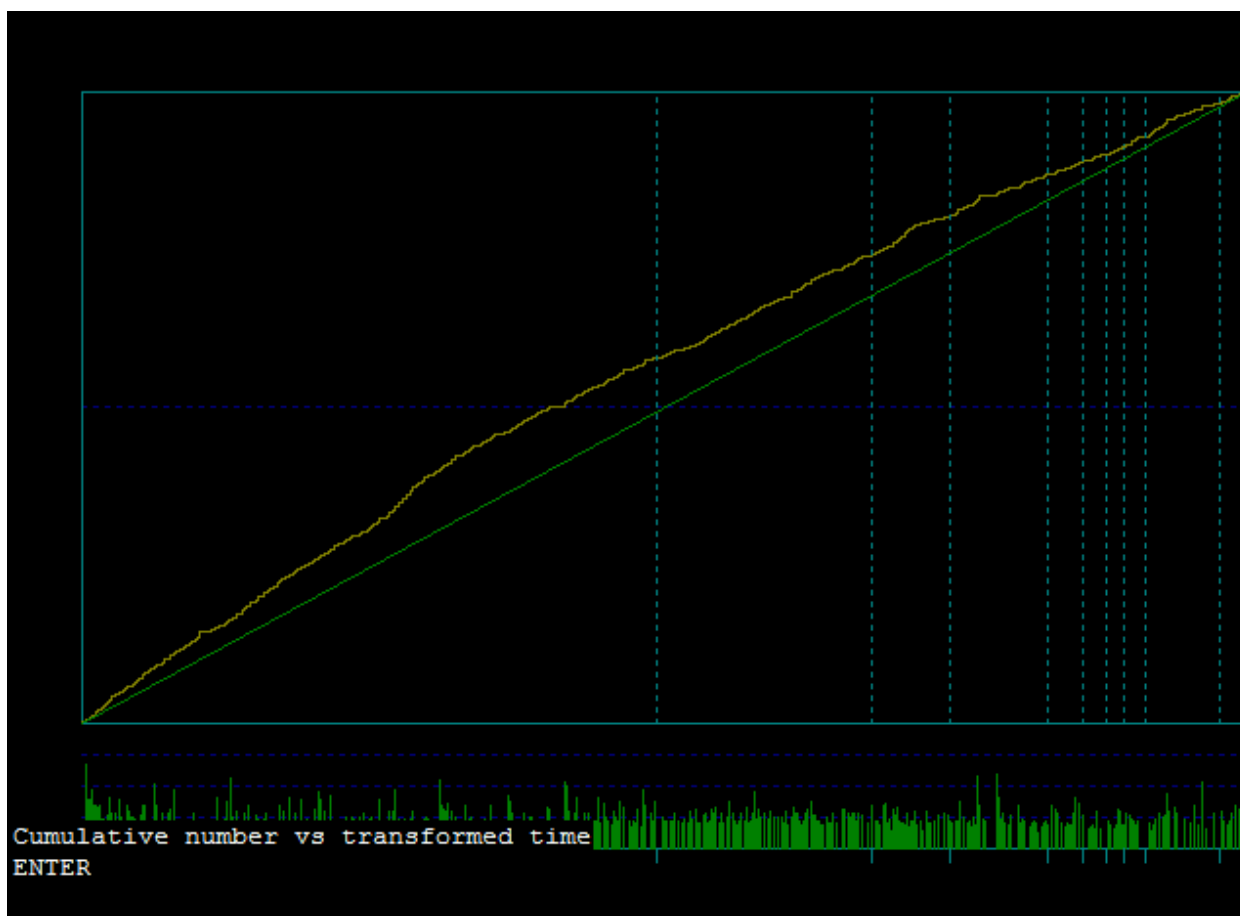


Figure 8:Diferencias teórico vs observado con software etas.exe

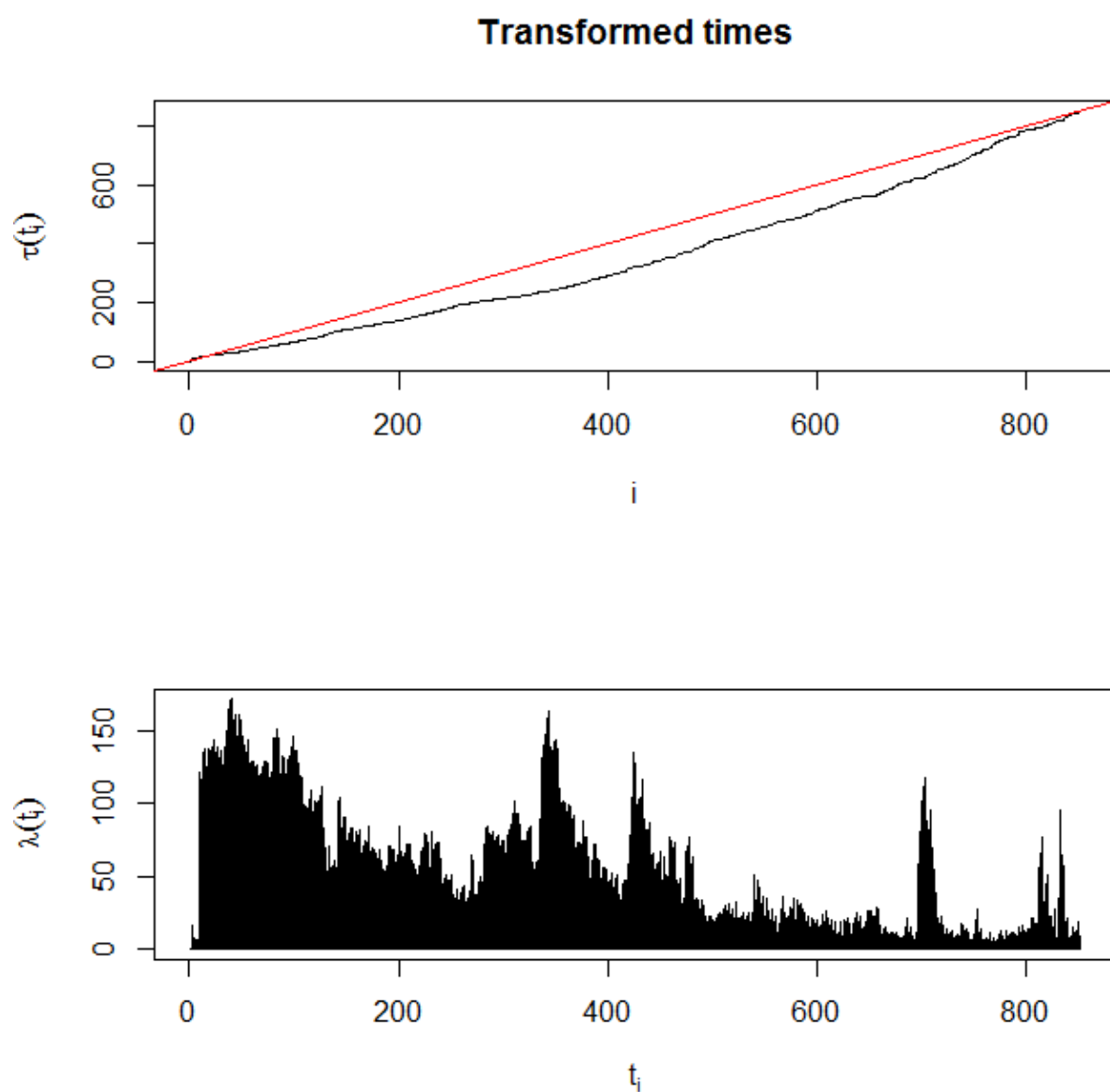


Figure 9: Intensidad vs tiempo por el paquete etasFLP



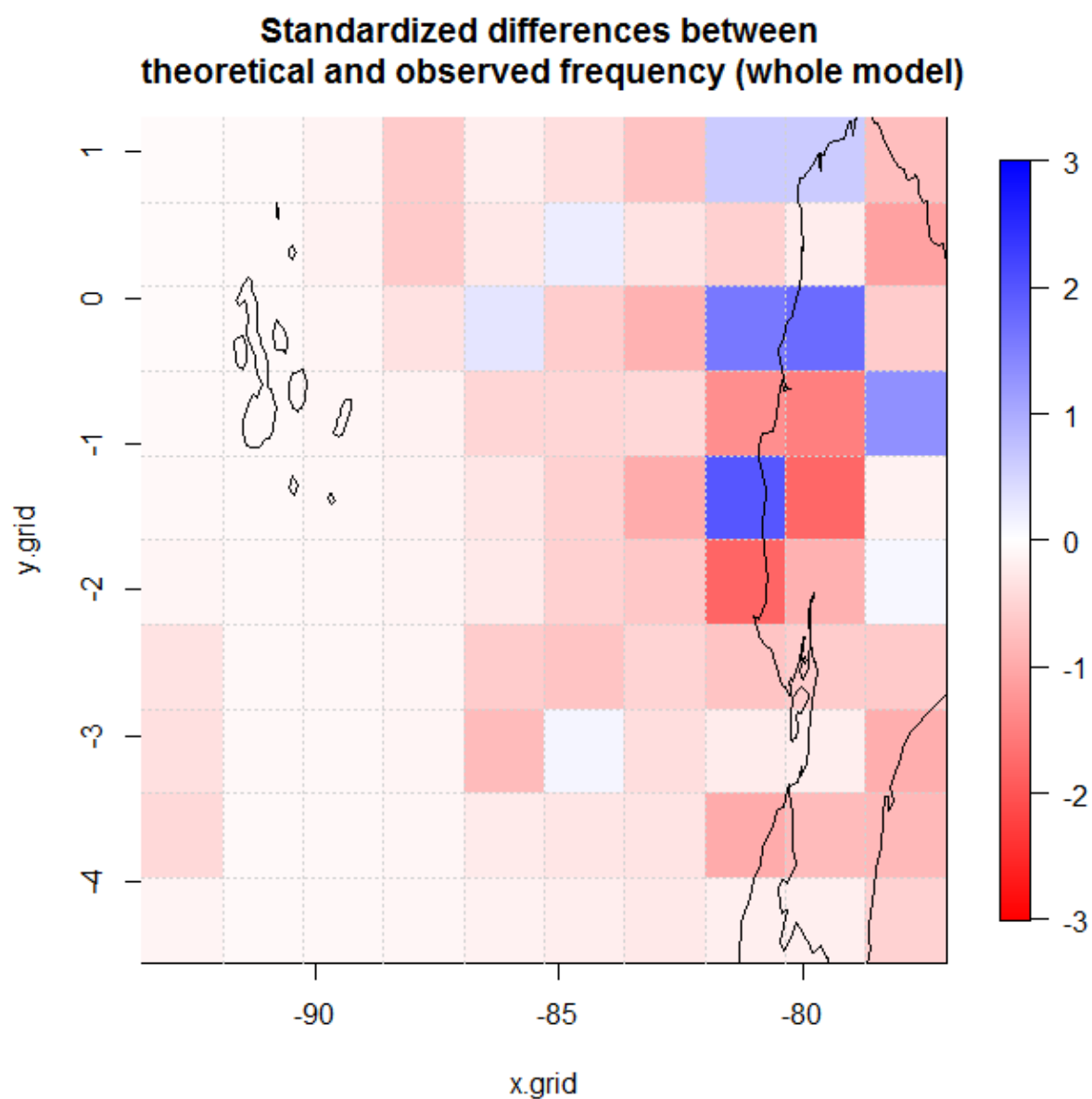


Figure 10:Diferencias estandarizadas entre teórico y observado por el paquete etasFLP

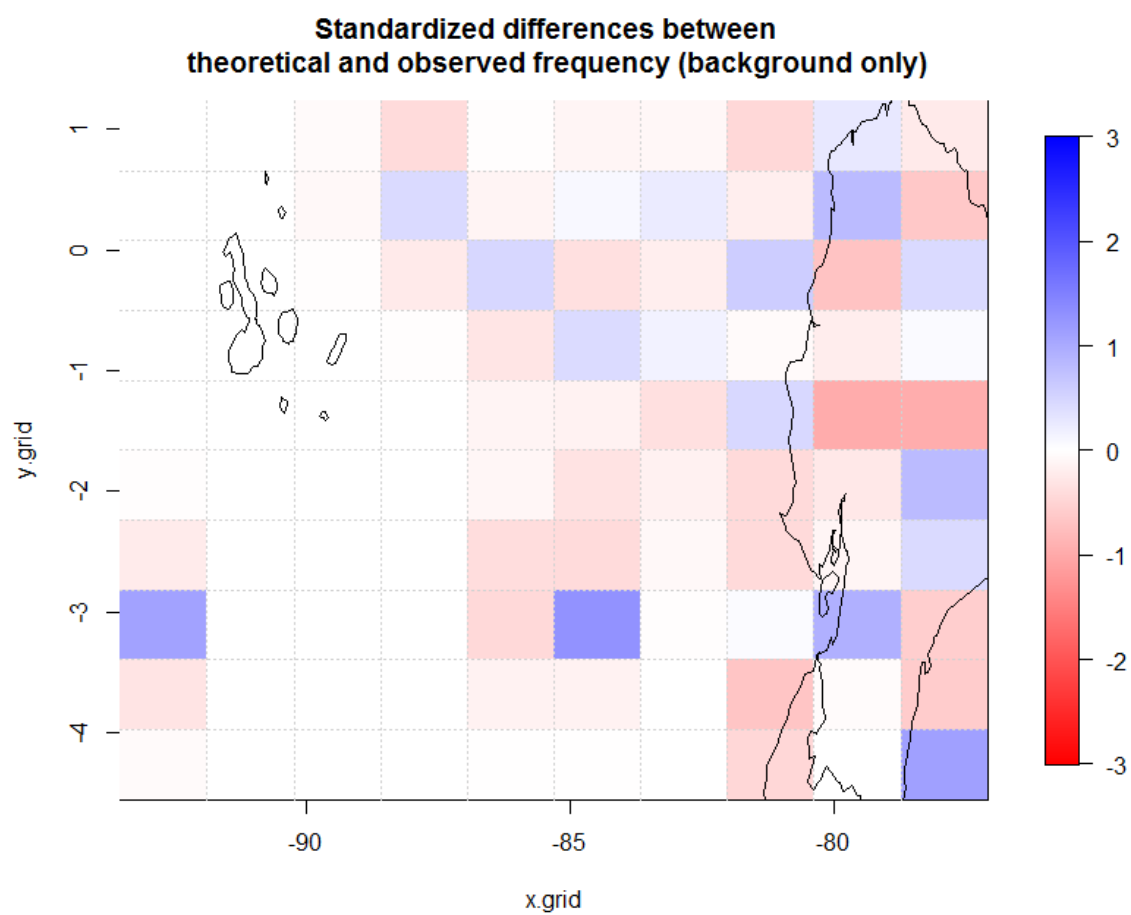


Figure 11: Diferencias estandarizadas entre teórico y observado por el paquete etasFLP (sismicidad de fondo)

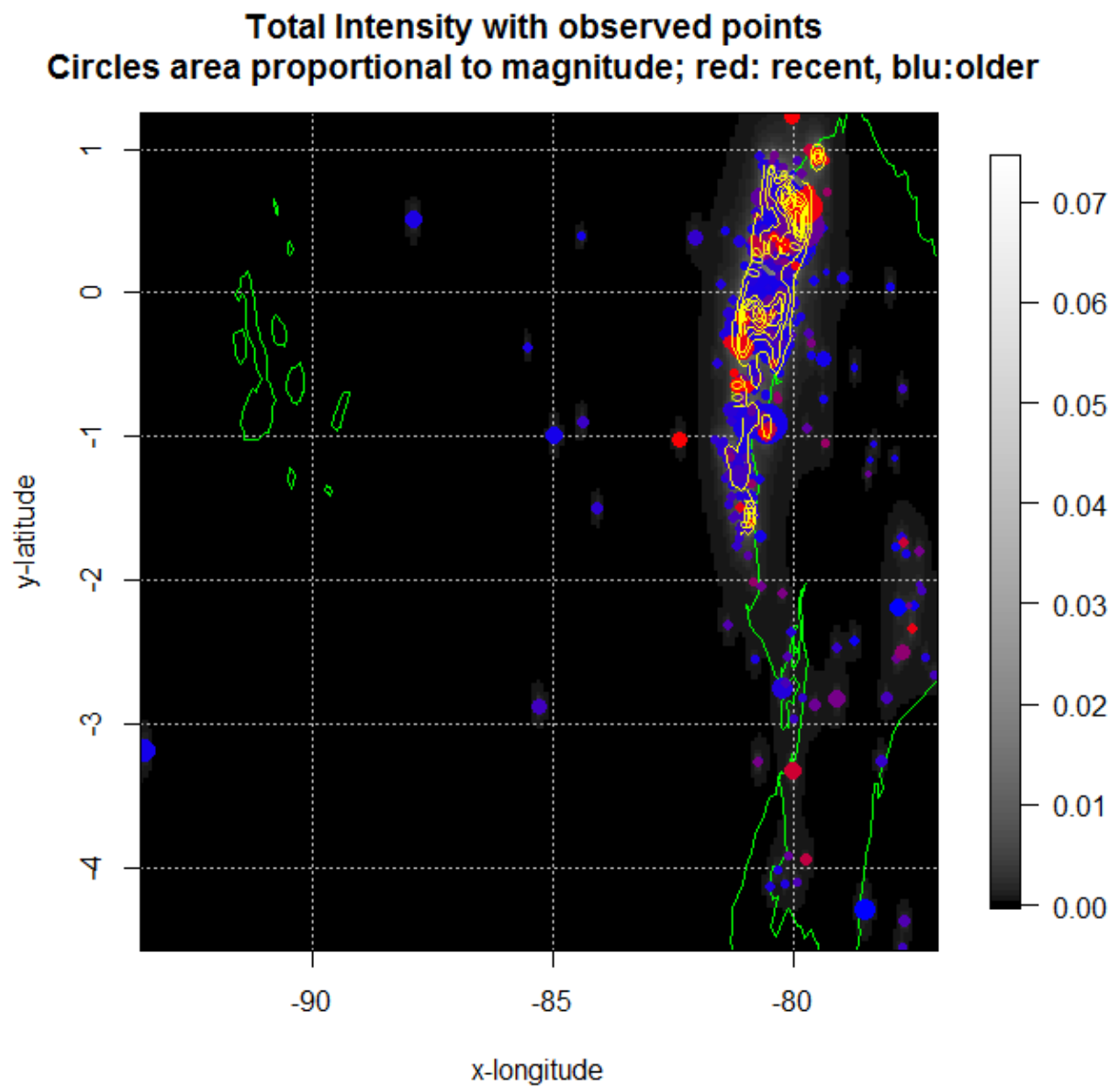
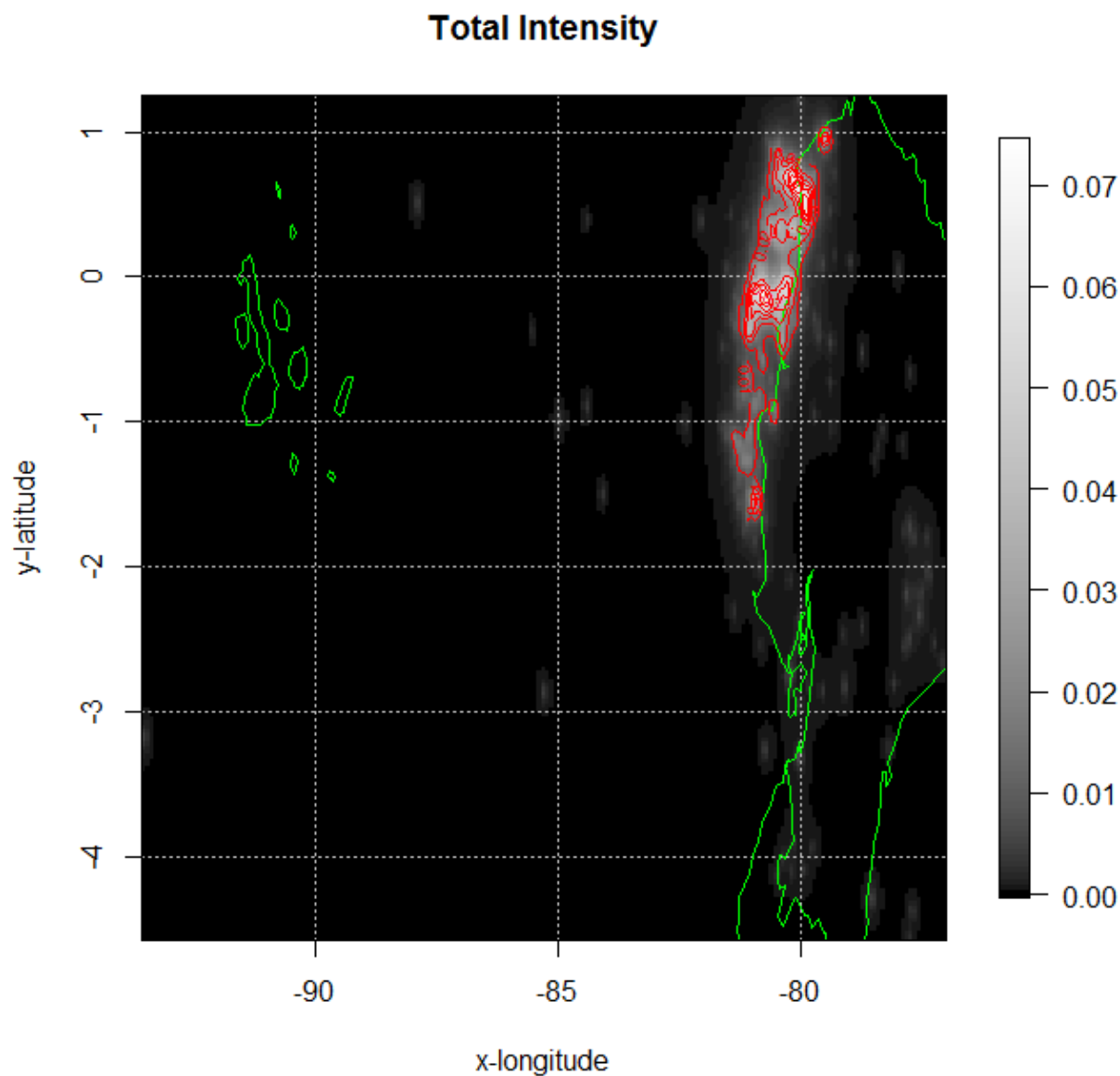
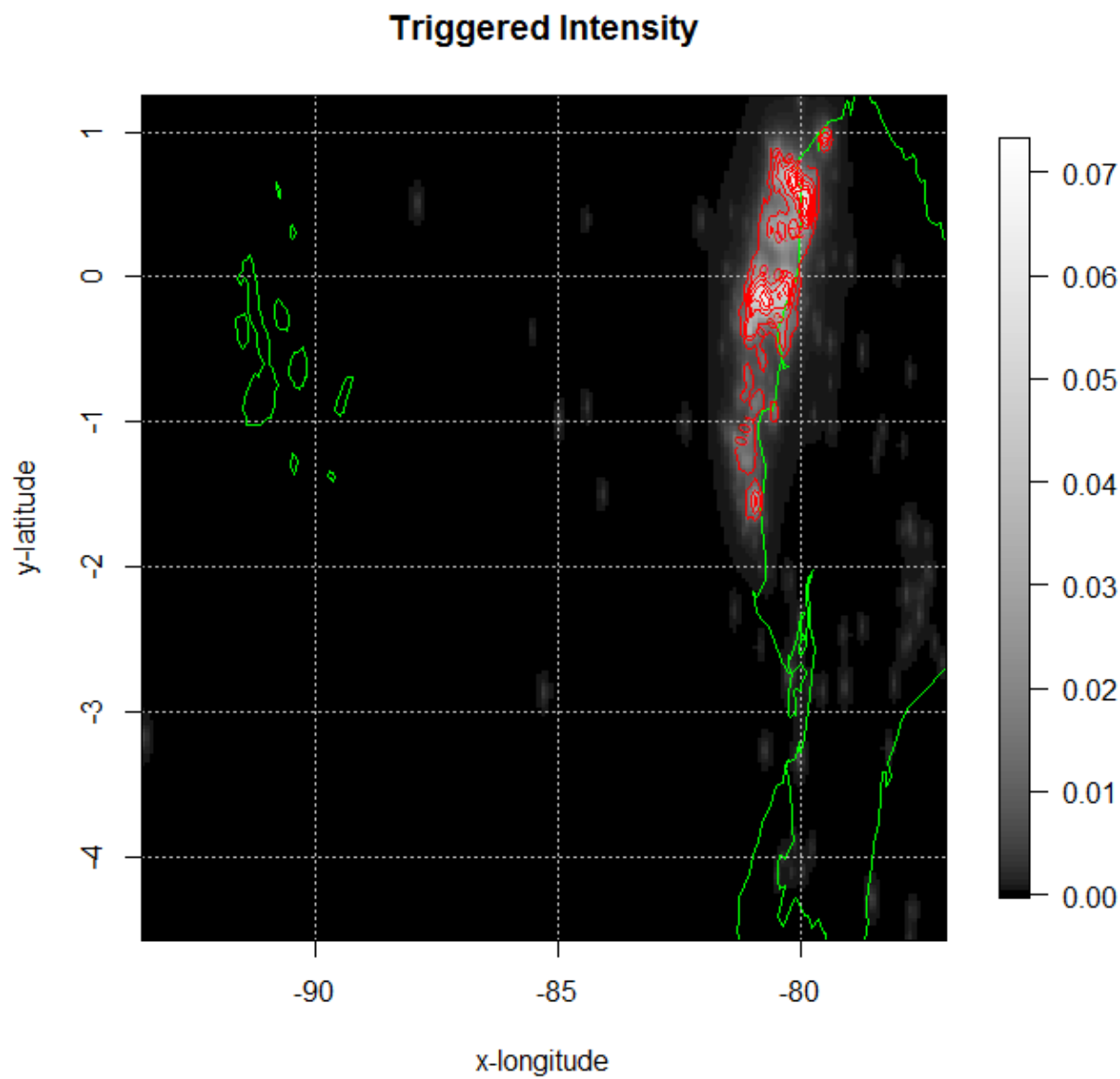


Figure 12: Intensidad total con eventos observados por el paquete etasFLP





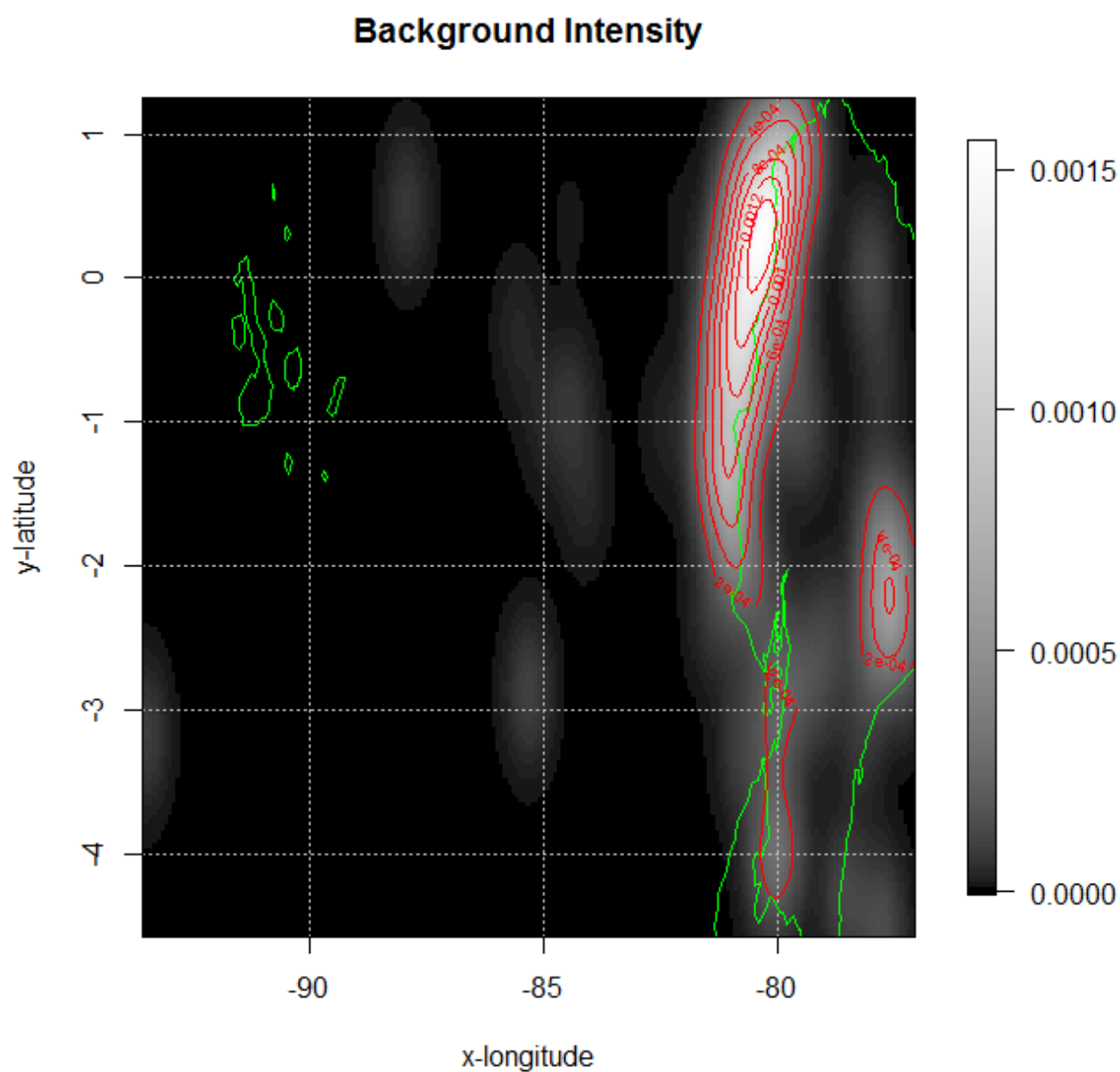


Figure 13: Intensidad inducida y de fondo por el paquete etasFLP

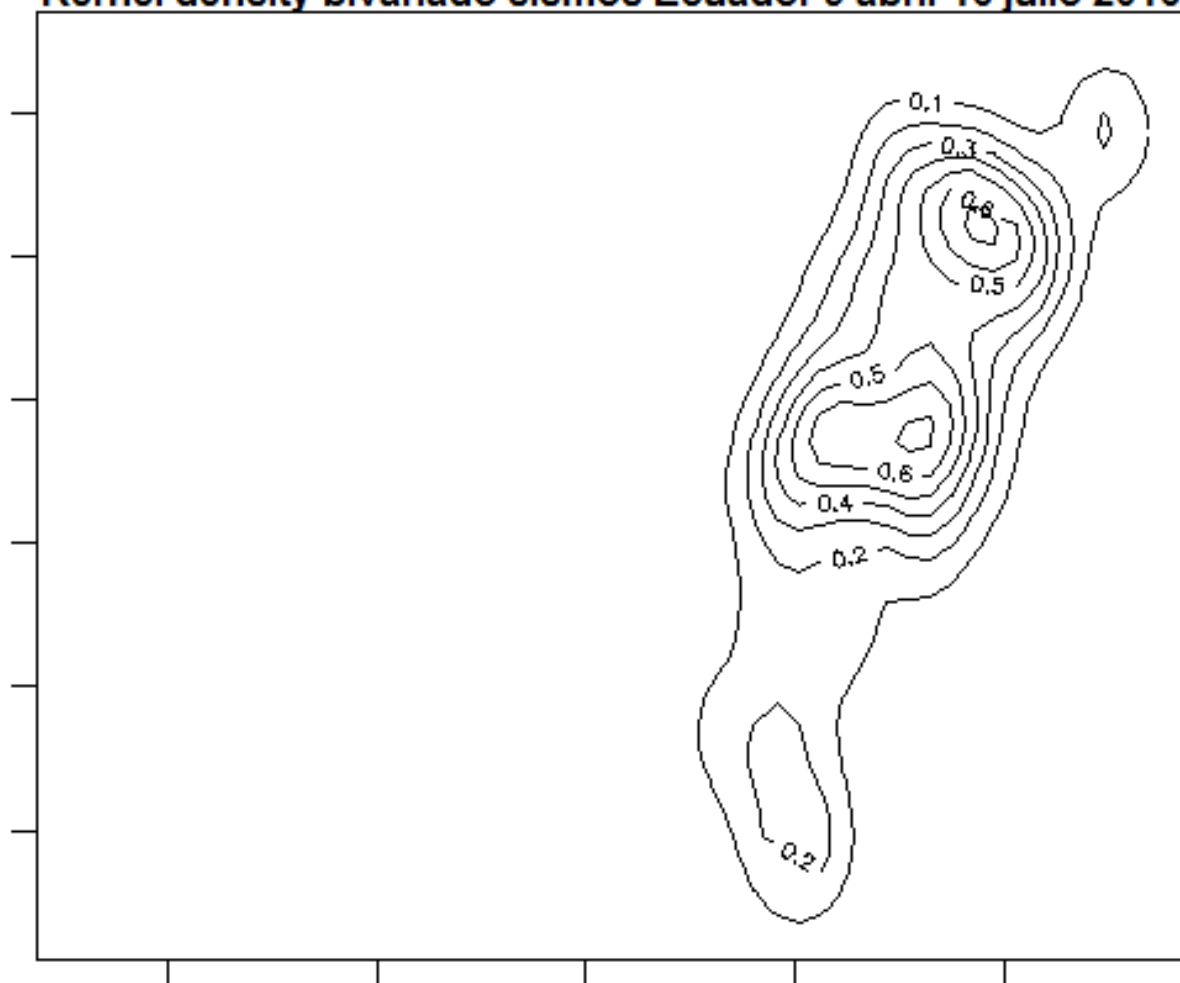
**Kernel density bivariado sismos Ecuador 9 abril-16 julio 2016**

Figure 14:Densidad kernel bivariado obtenida por el paquete kde

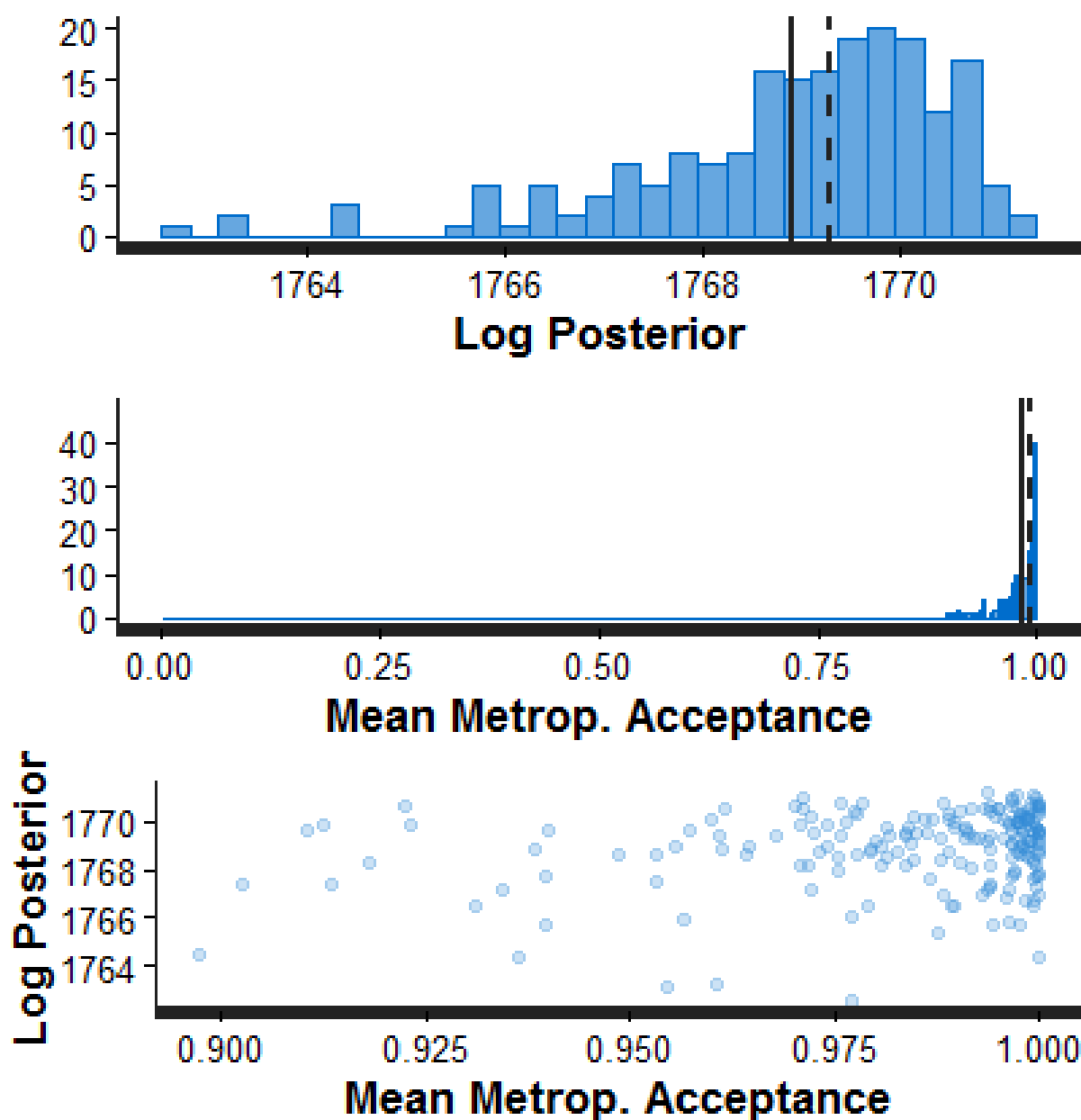


Figure 15: Logaritmo posterior modelo temporal sin magnitudes



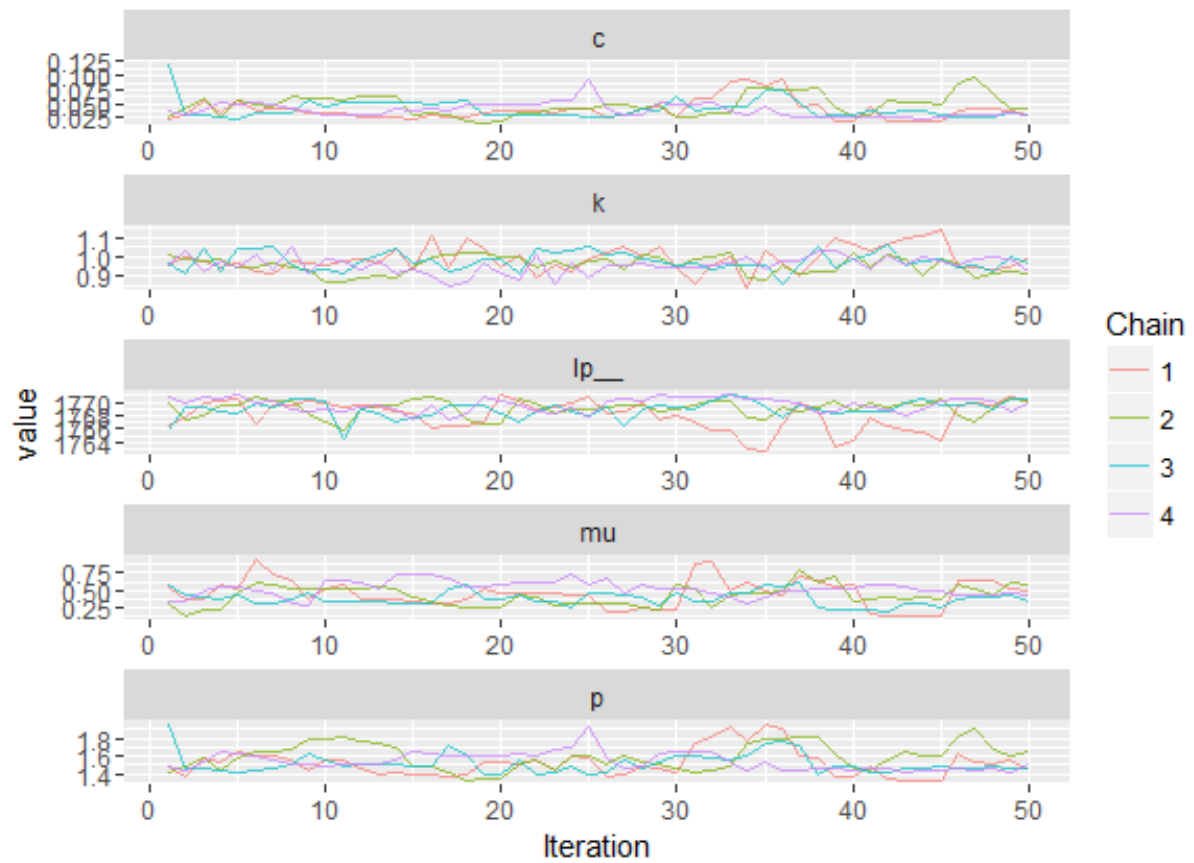


Figure 16: Evolución de cadenas modelo temporal sin magnitudes(segunda mitad iteraciones)

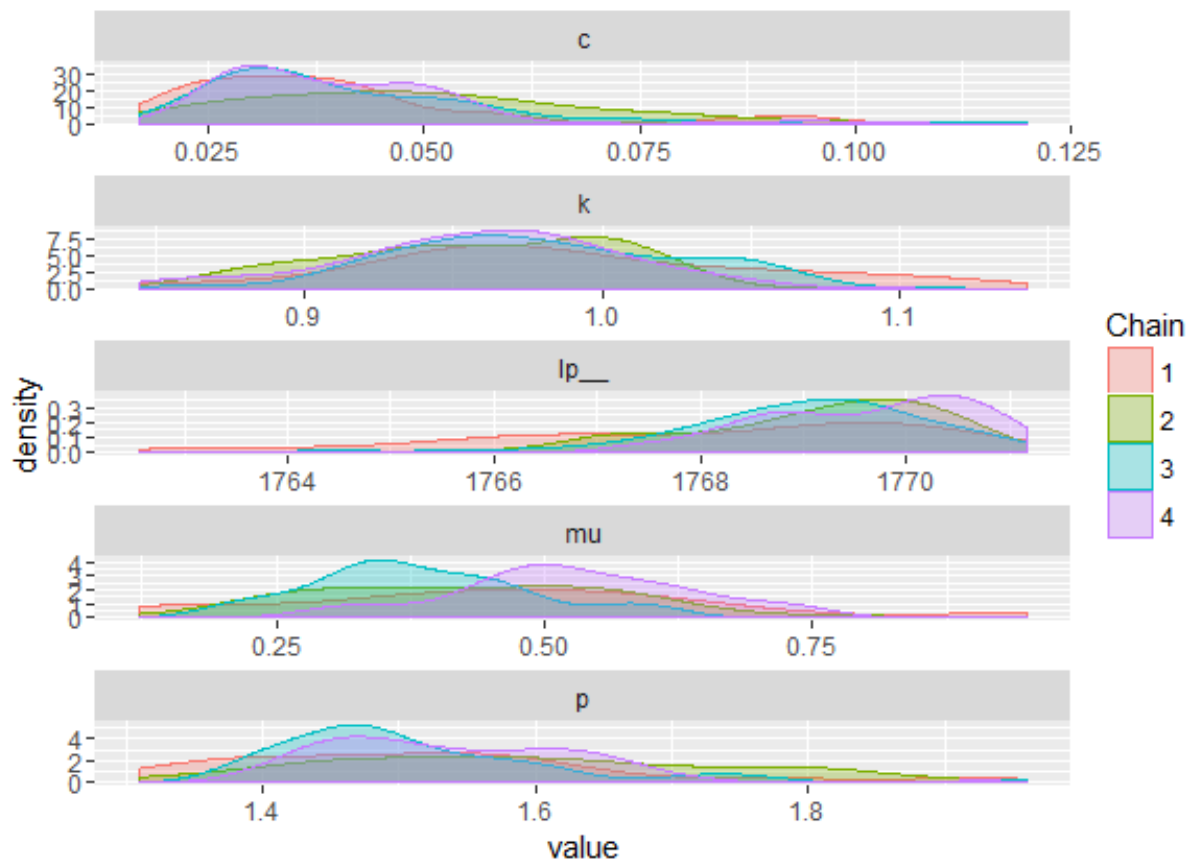


Figure 17: Densidades a posteriori de las cadenas modelo temporal sin magnitudes

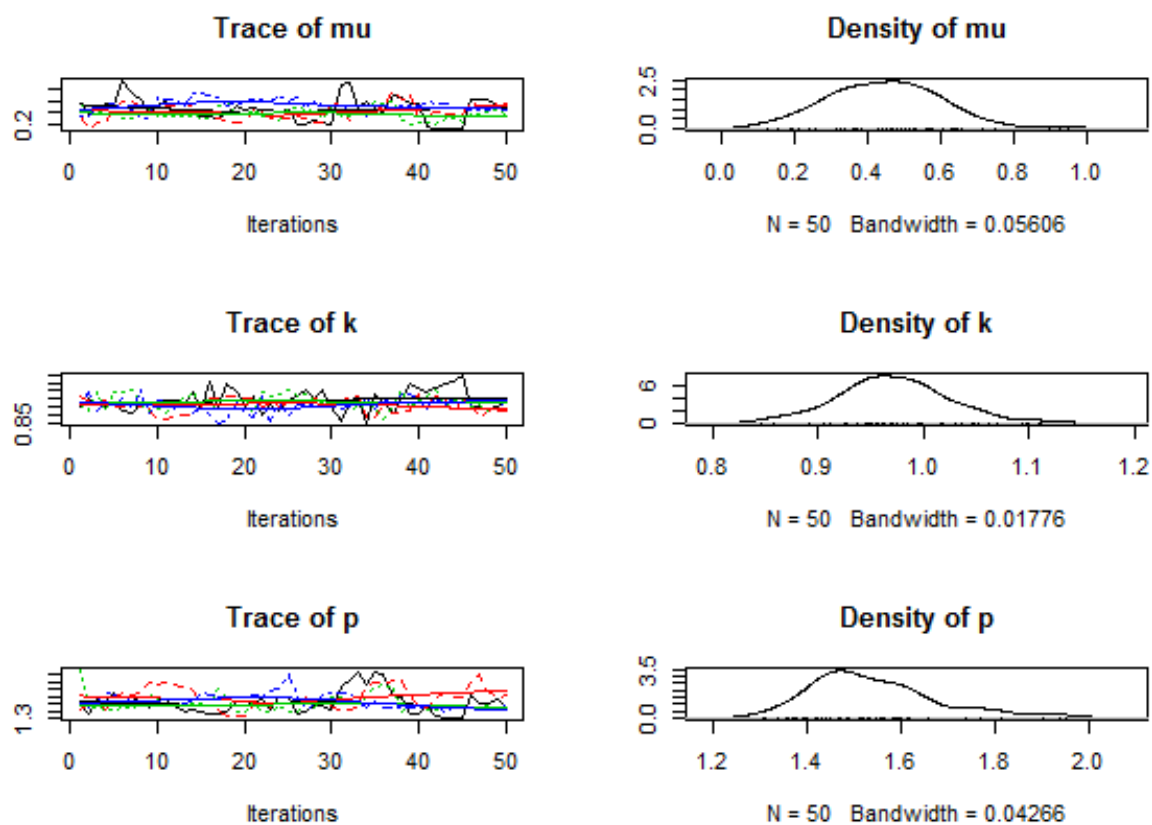


Figure 18: Densidades a posteriori de las cadenas modelo temporal sin magnitudes

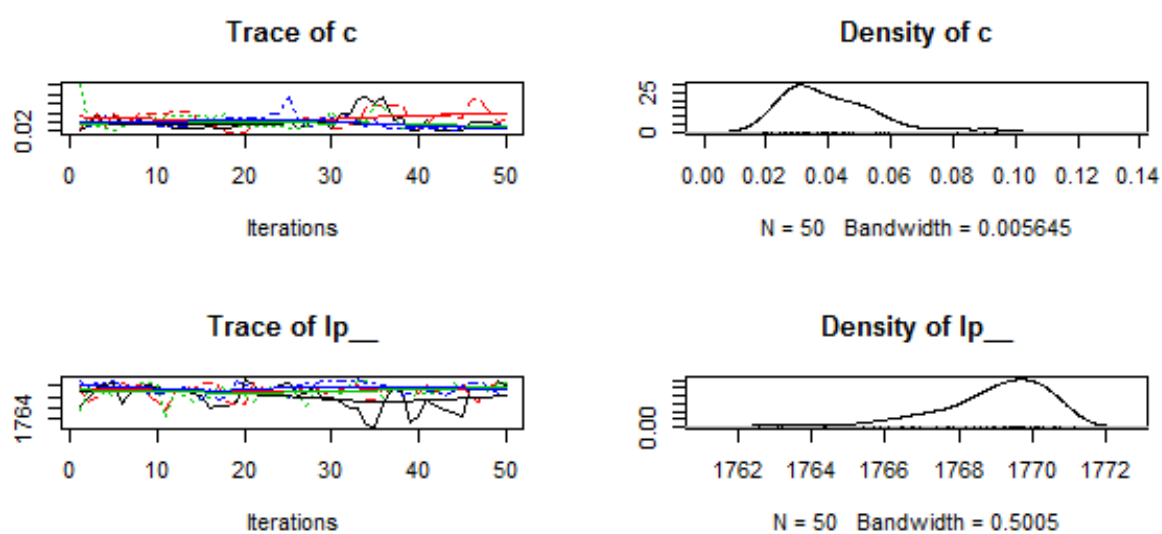


Figure 19: Densidades a posteriori de las cadenas modelo temporal sin magnitudes

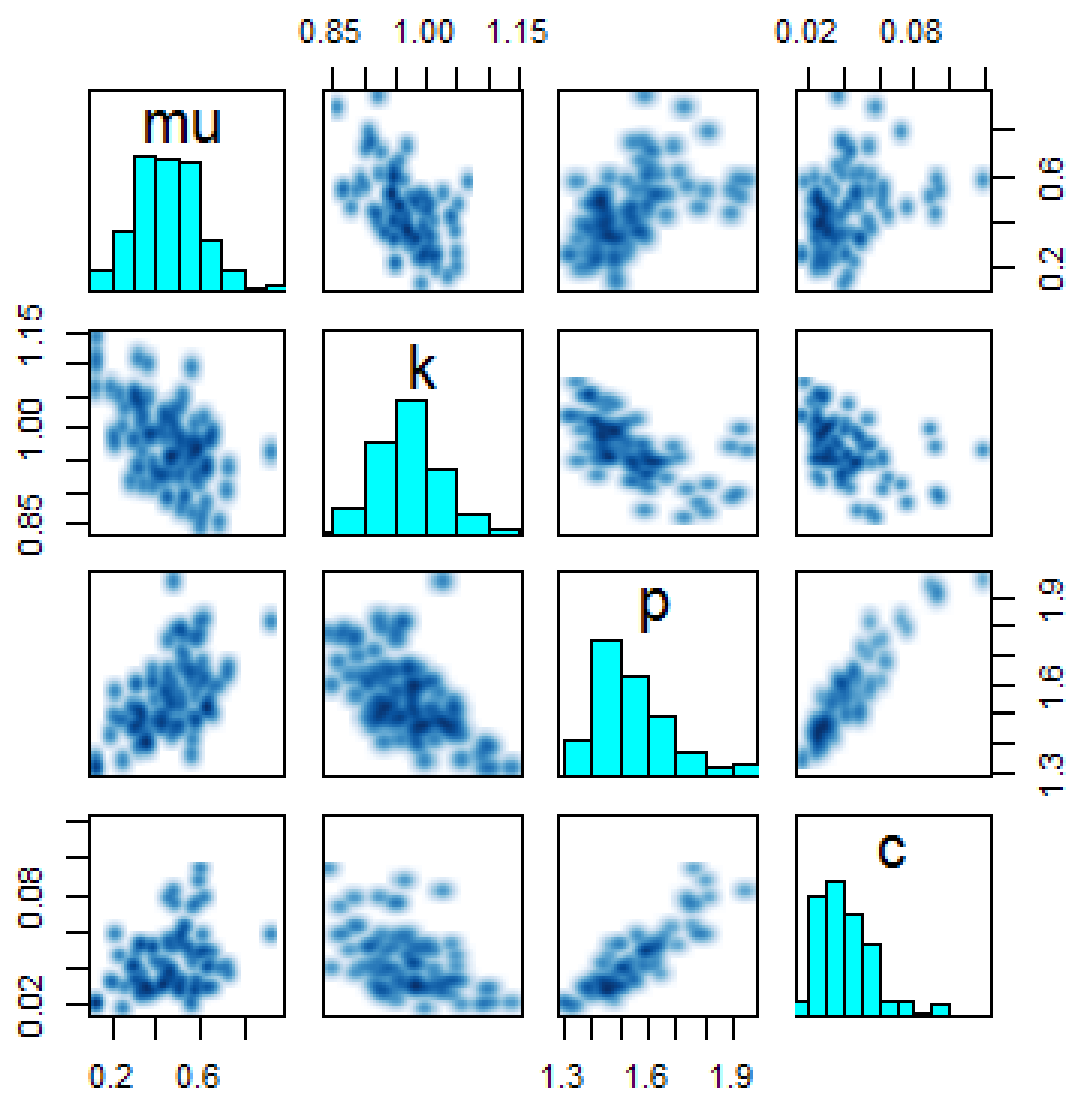


Figure 20: Densidades a posteriori de las cadenas modelo temporal sin magnitudes

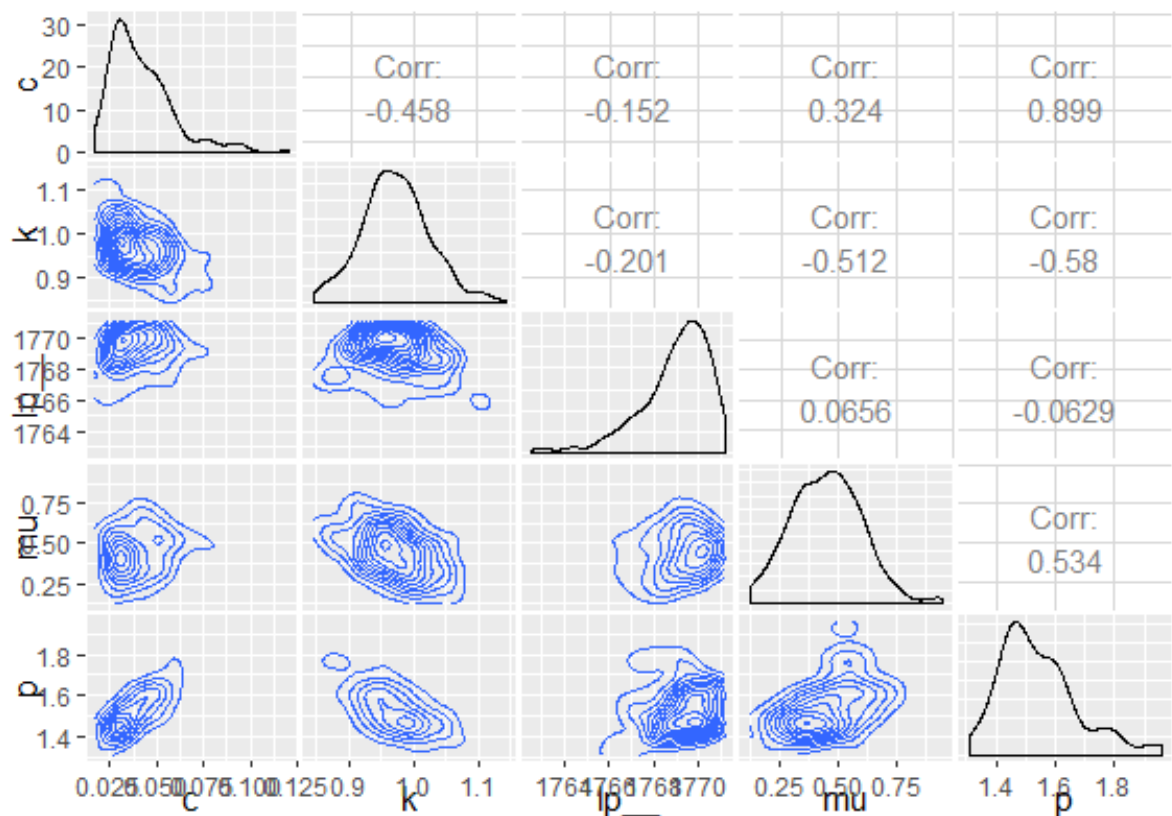


Figure 21: Correlación a posteriori de las cadenas modelo temporal sin magnitudes

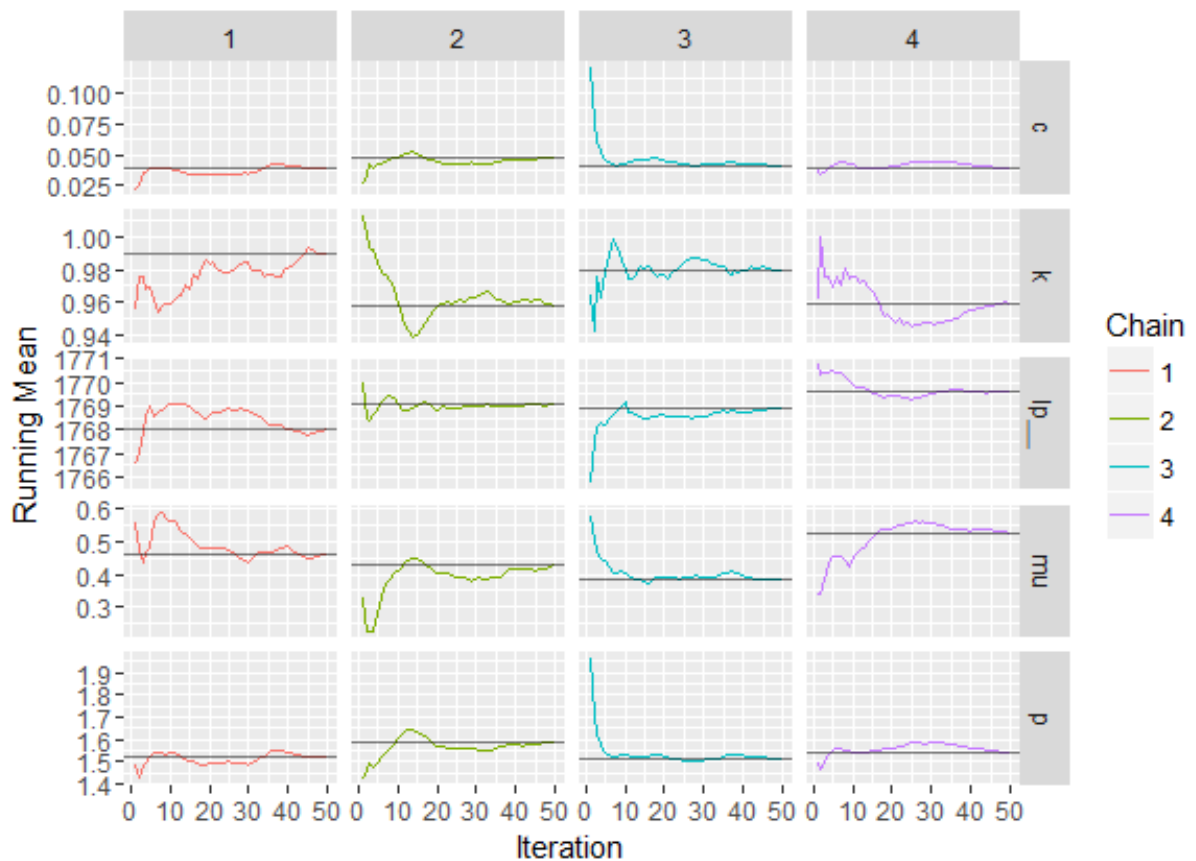


Figure 22:Medias del modelo temporal sin magnitudes

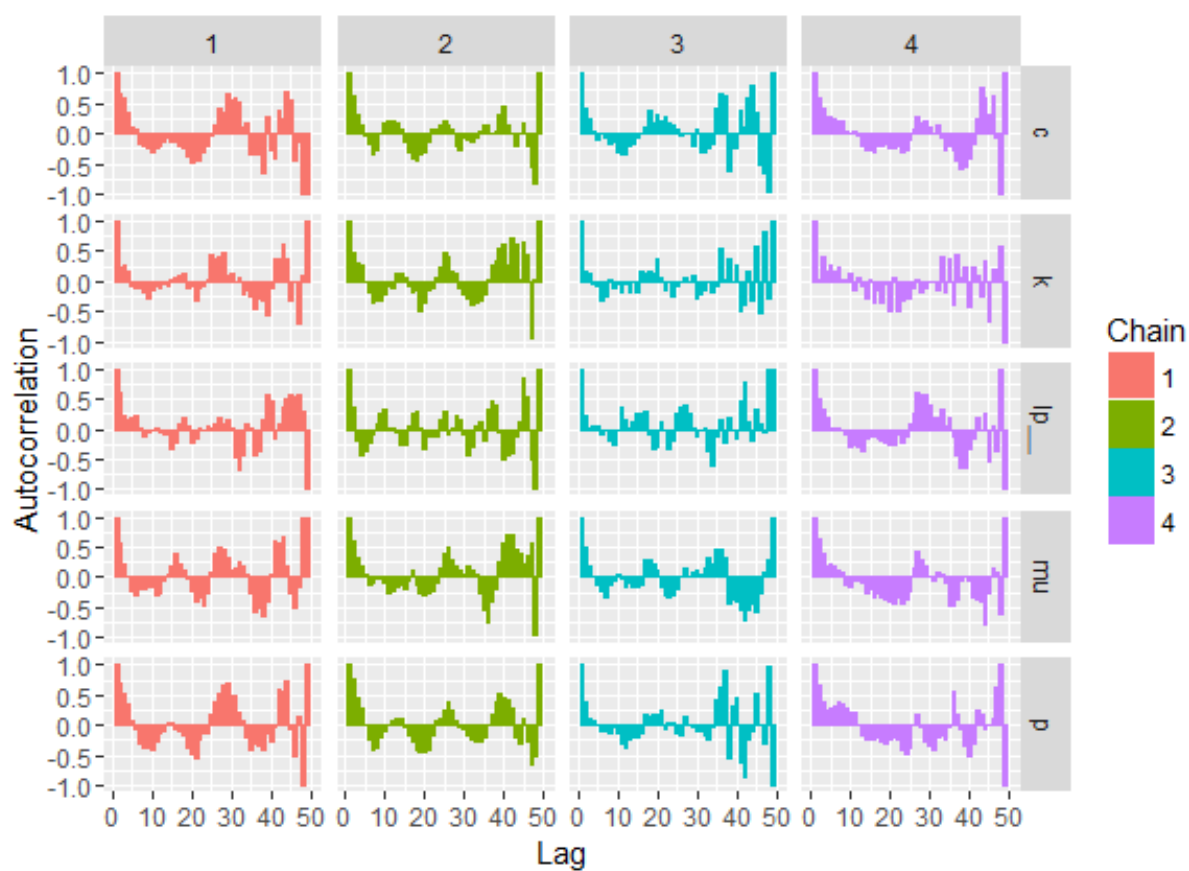


Figure 23:Autocorrelación de las cadenas del modelo temporal sin magnitudes

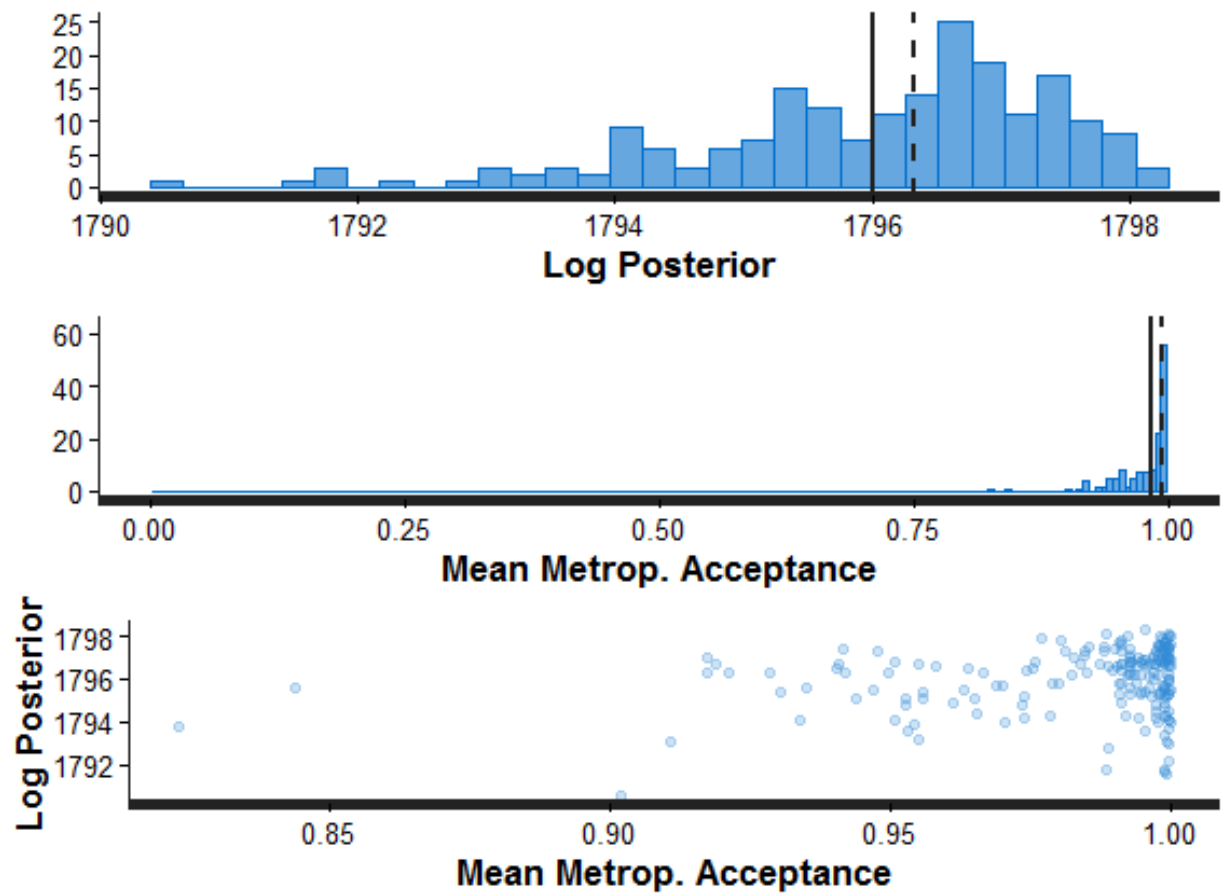


Figure 24: Logaritmo posterior modelo temporal con magnitudes

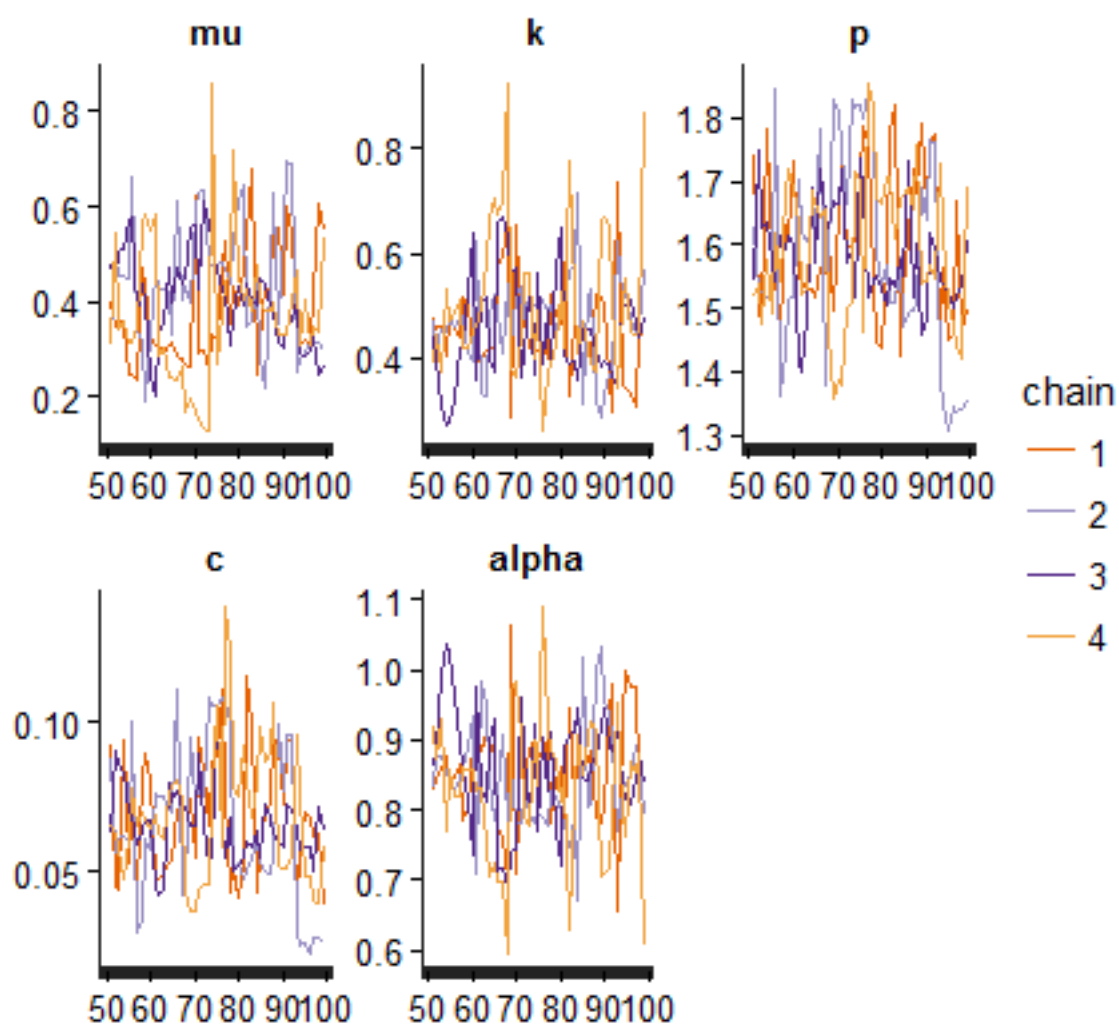


Figure 25: Evolución de cadenas modelo temporal con magnitudes(segunda mitad iteraciones)



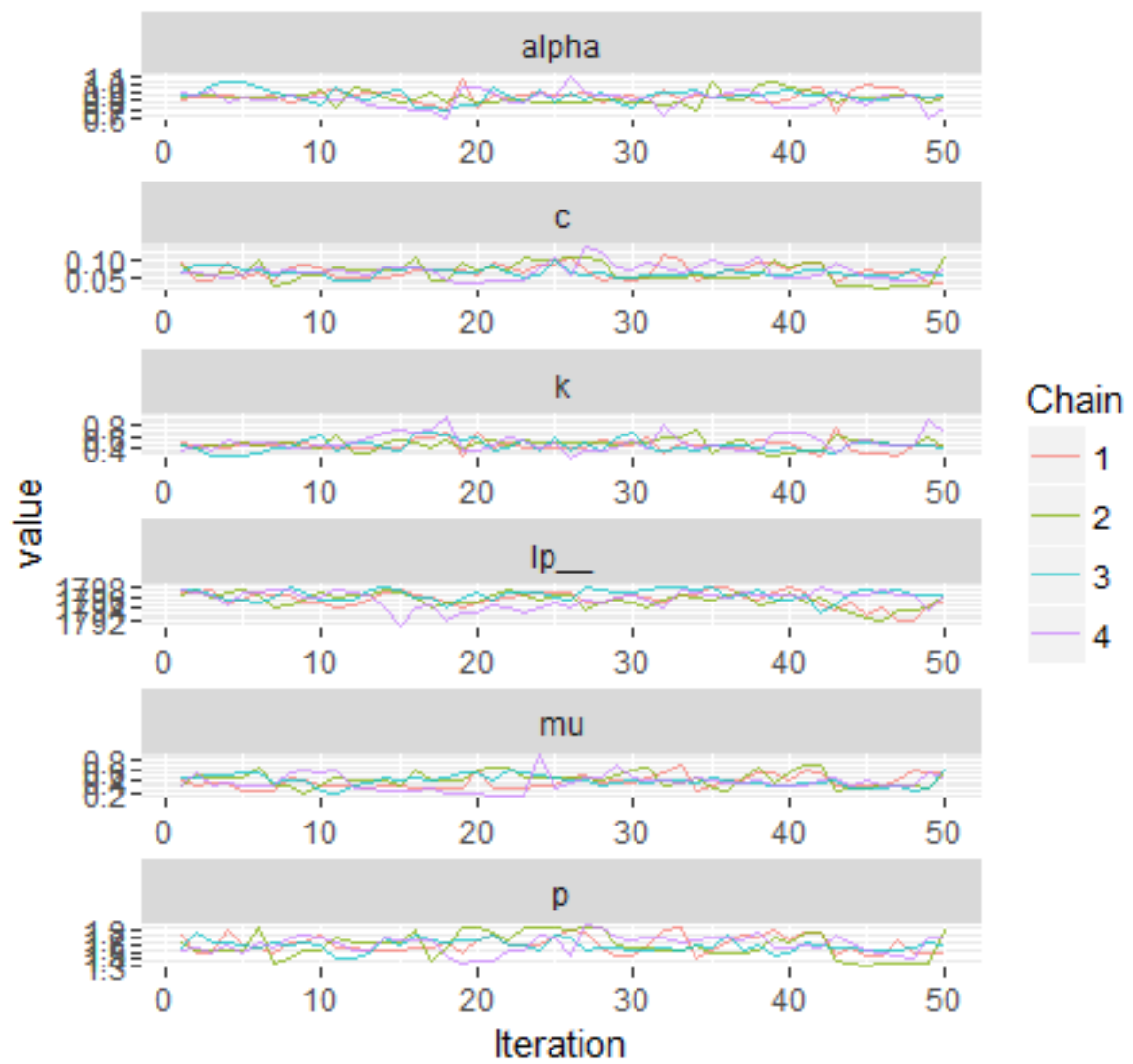


Figure 26: Evolución de cadenas modelo temporal con magnitudes(segunda mitad iteraciones)

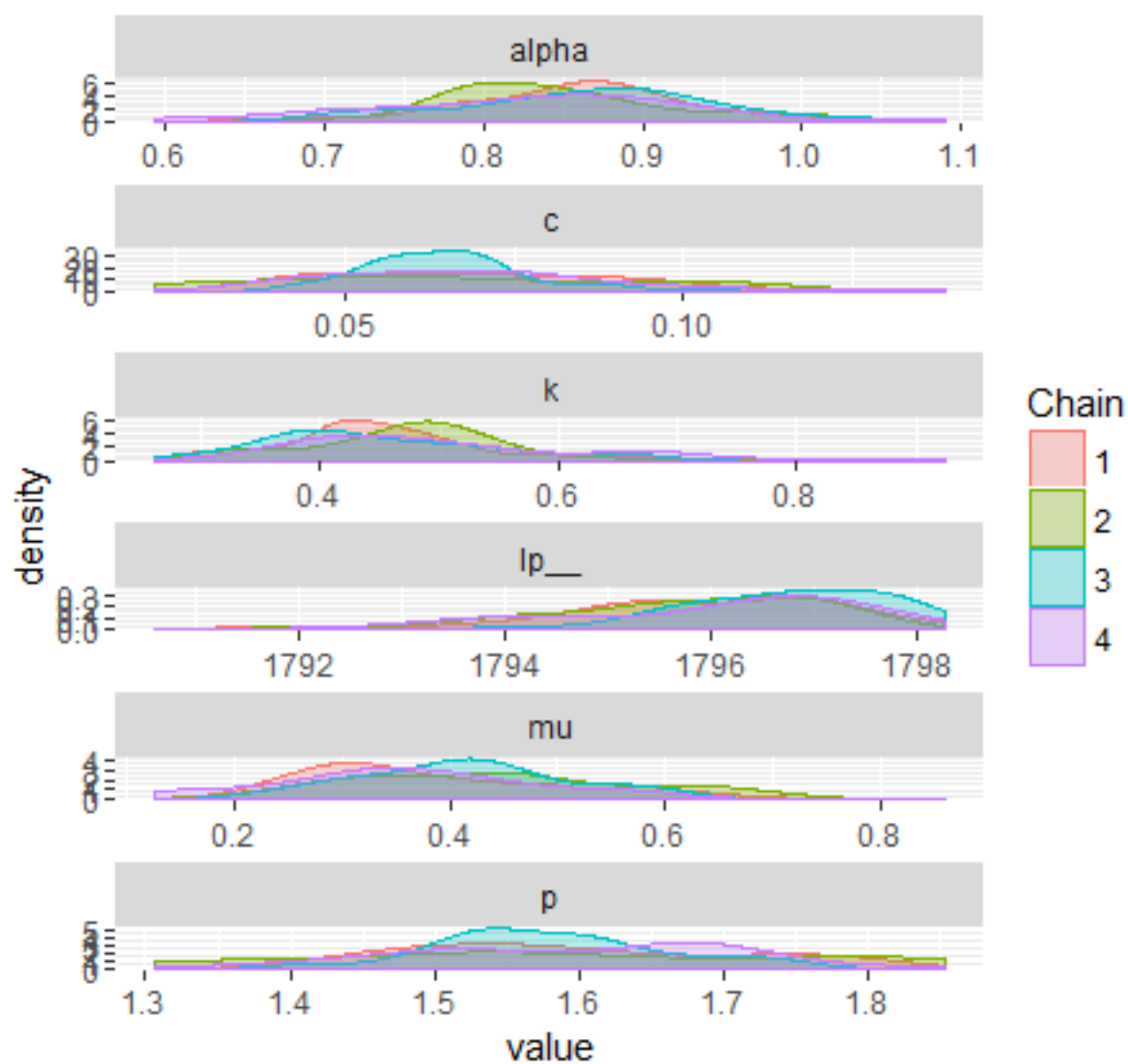


Figure 27: Densidades a posteriori de las cadenas modelo temporal con magnitudes

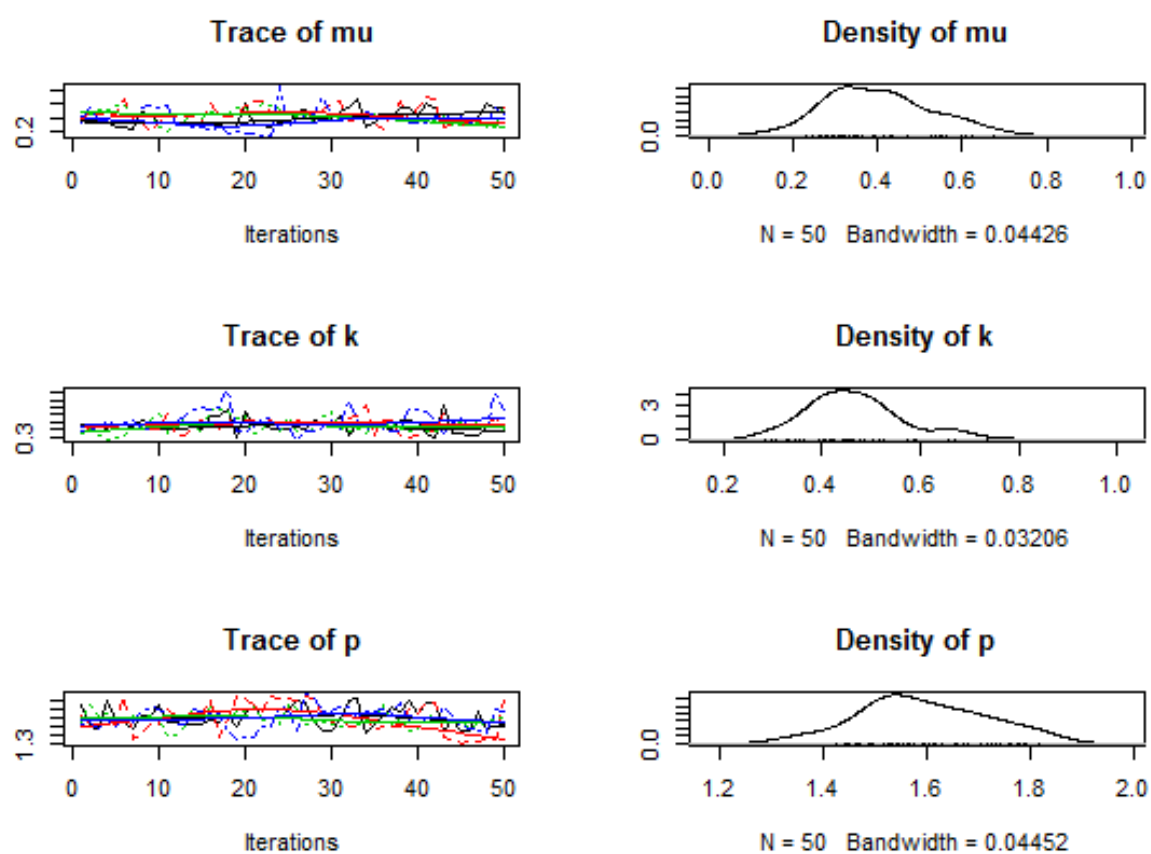


Figure 28: Densidades a posteriori de las cadenas modelo temporal con magnitudes

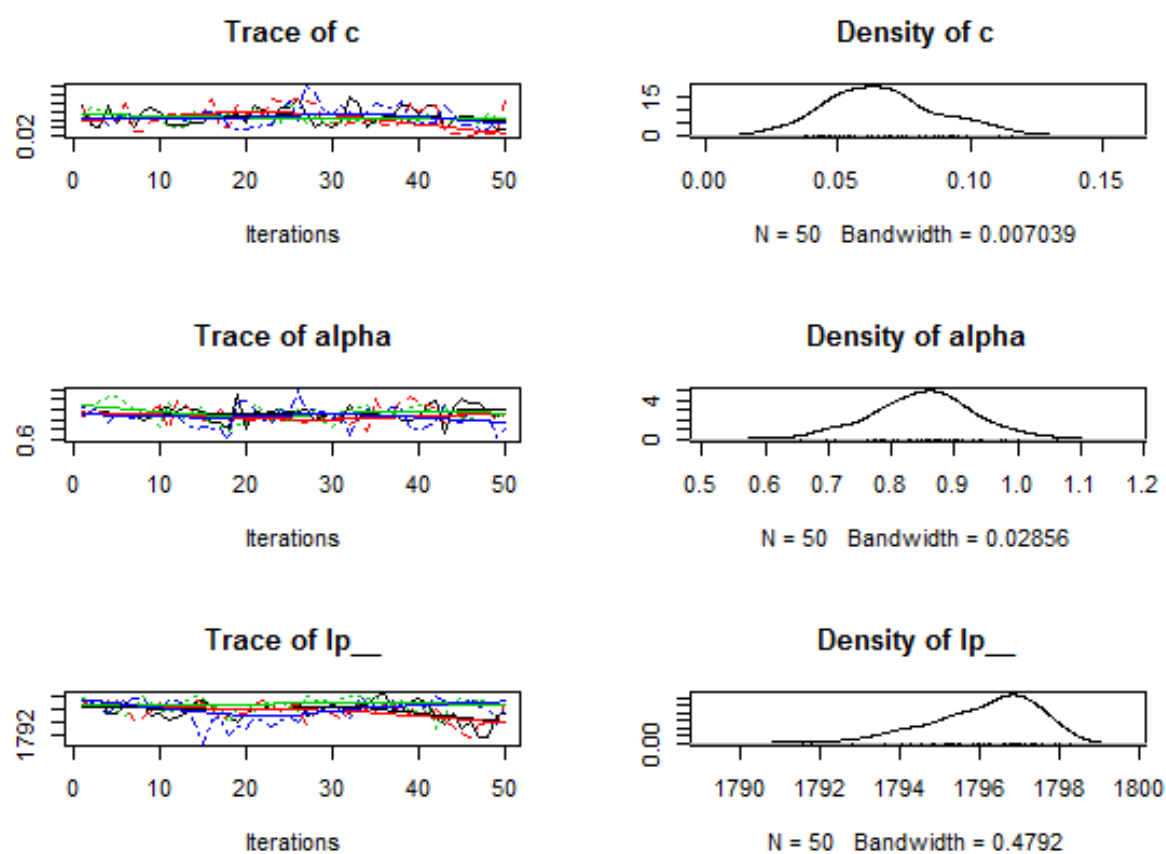


Figure 29: Densidades a posteriori de las cadenas modelo temporal con magnitudes

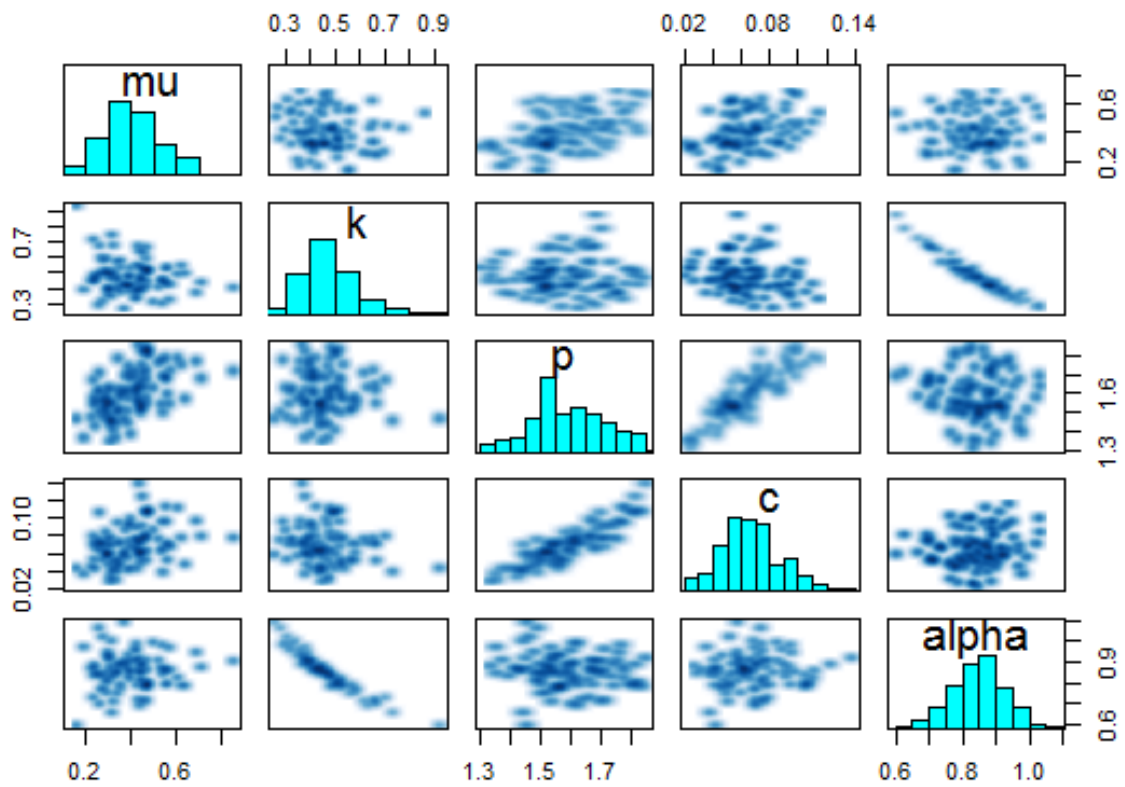


Figure 30: Correlación a posteriori de las cadenas modelo temporal con magnitudes

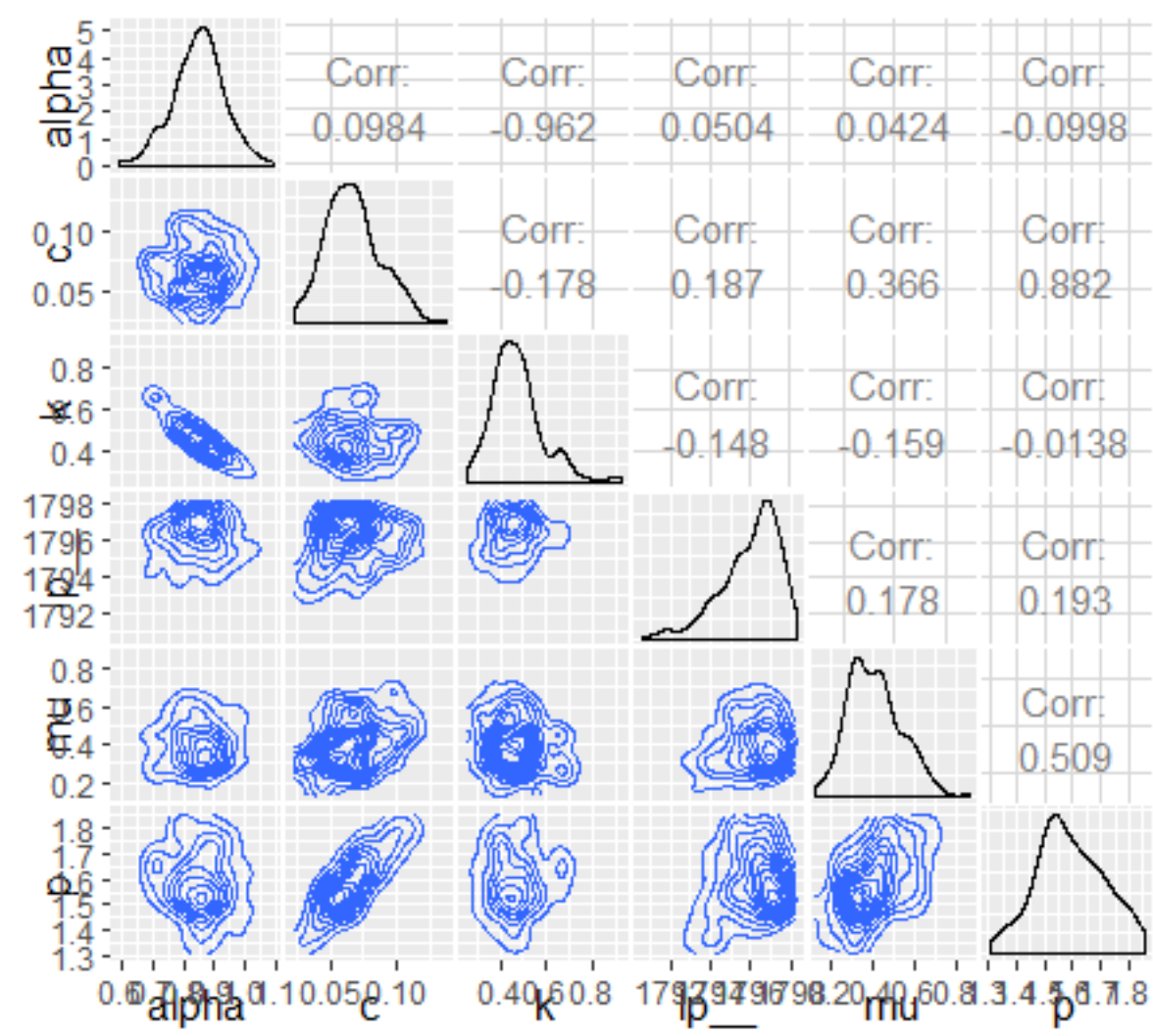


Figure 31:Medias del modelo temporal conn magnitudes

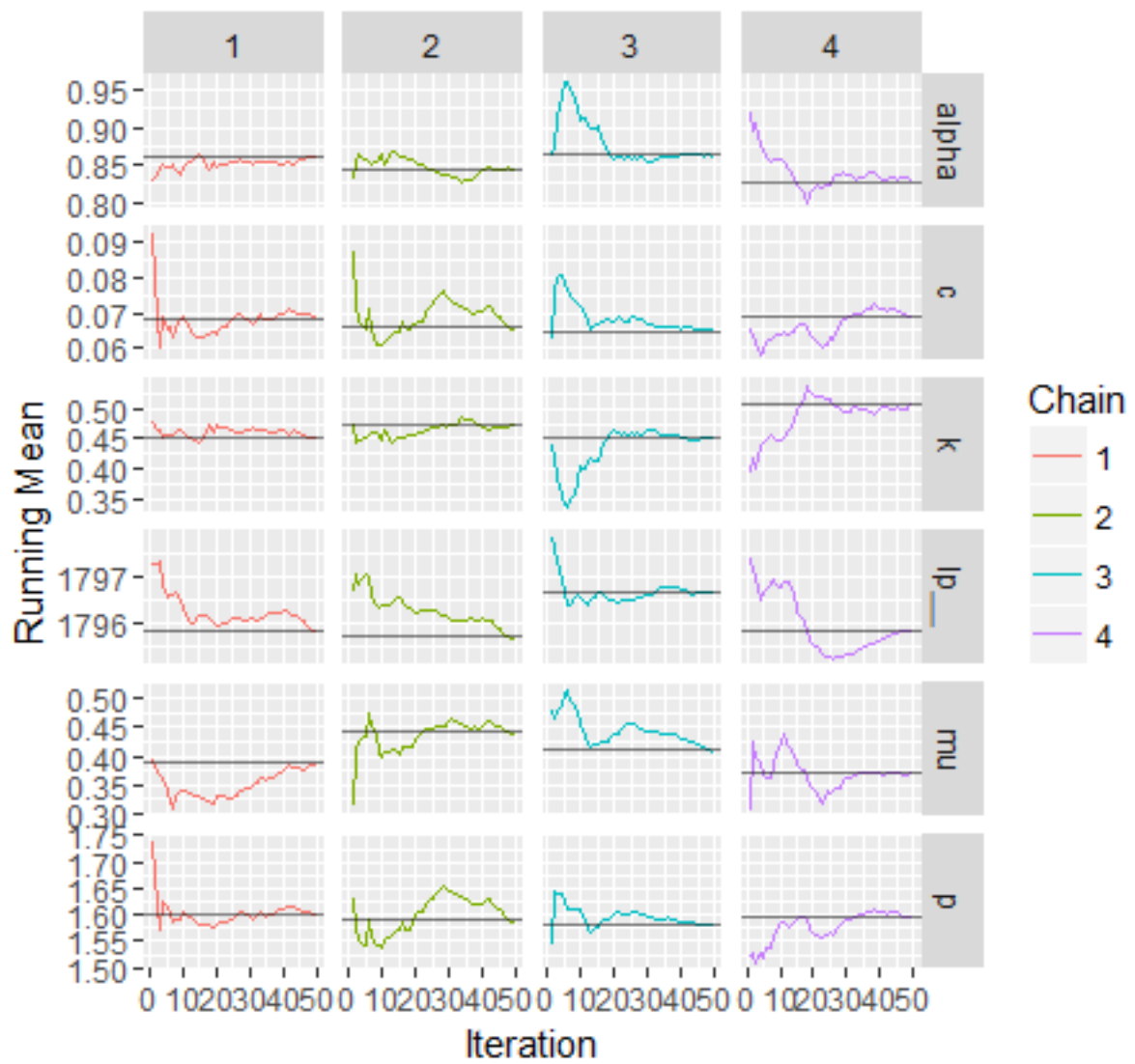


Figure 32: Autocorrelación de las cadenas del modelo temporal con magnitudes

Tabla 7: tabla 7 Resultados Rstan modelo espacio temporal con conglomerados isotrópicos(100 iteraciones,4 cadenas)

	media	sd(media)	sd	intervalo-confianza(95 %)	neff	Rhat
mu	0.004	0.000	0.002	[0.001 ,0.008]	94	1.039
k	0.974	0.014	0.201	[0.630,1.387]	200	0.993
p	1.211	0.003	0.035	[1.147,1.281]	169	1.007
c	0.018	0.000	0.005	[0.010,0.029]	176	1.002
d	0.005	0.000	0.001	[0.003,0.008]	165	0.990
q	1.814	0.007	0.096	[1.660,2.023]	191	1.004
alpha	0.657	0.005	0.070	[0.531,0.794]	200	0.987
gamma	0.245	0.011	0.102	[0.062,0.466]	93	0.987
lp	1425.459	0.263	1.888	[1419.924,1428.38]	51	1.040

Tabla 8: tabla 8 Resultados Rstan modelo espacio temporal con conglomerados anisótropicos(100 iteraciones,4 cadenas)

	media	sd(media)	sd	intervalo-confianza(95 %)	neff	Rhat
mu	0.008	0.001	0.004	[0.001 ,0.018]	38	1.076
k	1.005	0.016	0.183	[0.687,1.399]	137	0.989
p	1.215	0.003	0.036	[1.150,1.292]	127	1.003
c	0.021	0.000	0.006	[0.013,0.036]	127	1.001
d	0.002	0.001	0.001	[0.001,0.003]	83	1.019
q	1.688	0.000	0.081	[1.552,1.864]	200	1.004
alpha	0.647	0.006	0.064	[0.527,0.770]	146	0.984
gamma	0.226	0.015	0.121	[0.051,0.496]	62	1.007
lp	1916.983	0.273	1.997	[1912.182,1919.858]	53	1.072



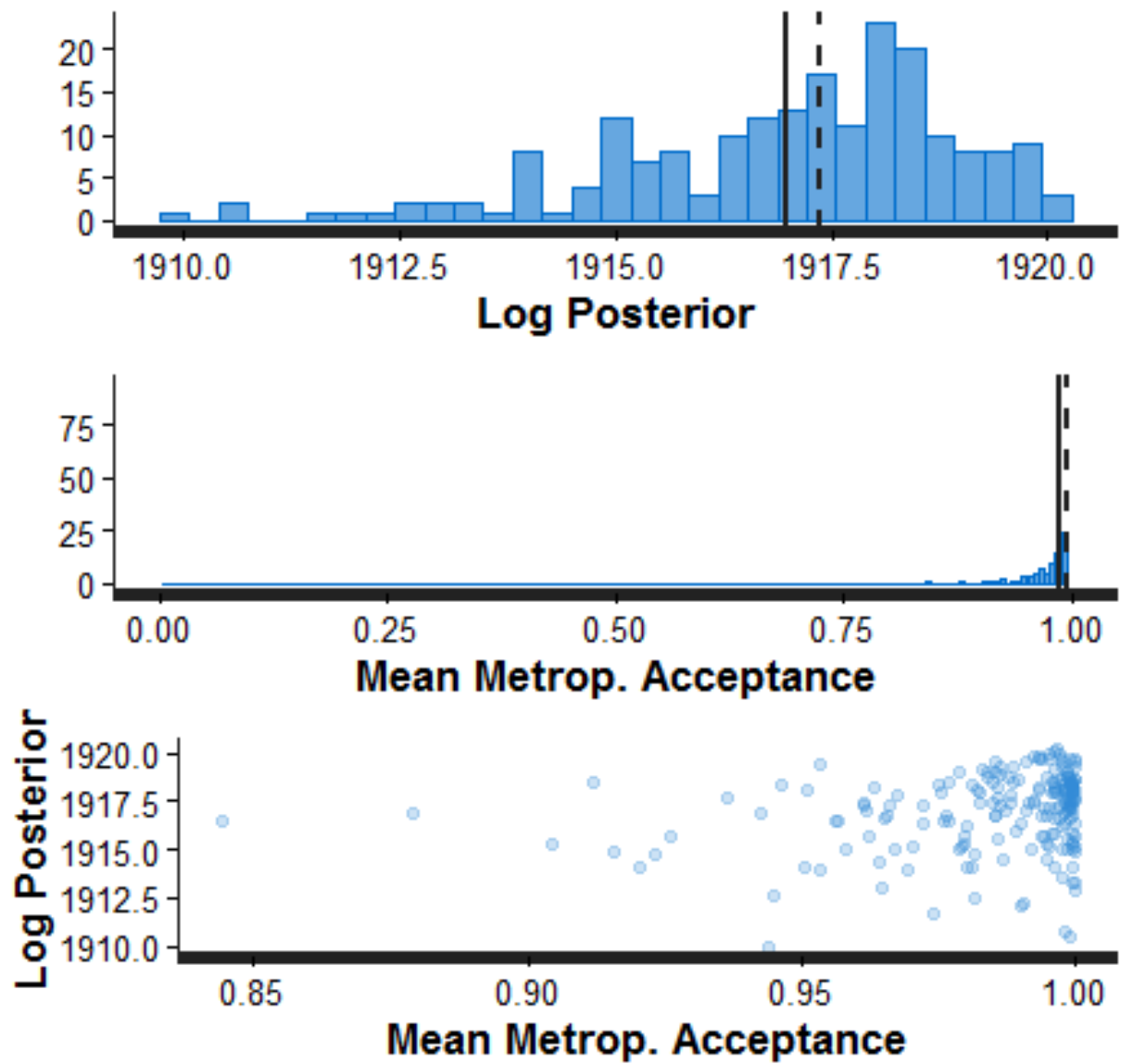


Figure 33: Logaritmo posterior modelo espacio temporal conglomerados anisótropo

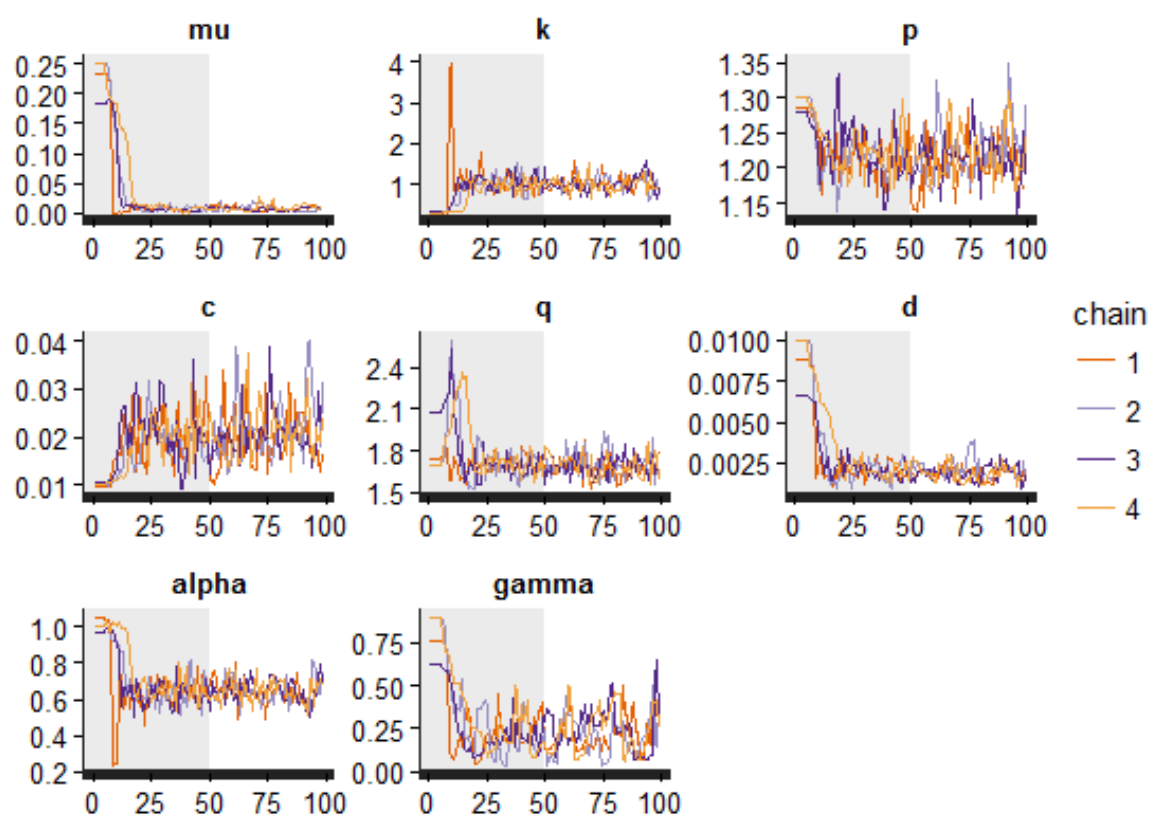


Figure 25: Evolución de cadenas modelo espacio temporal conglomerados anisótropo(todas las iteraciones)

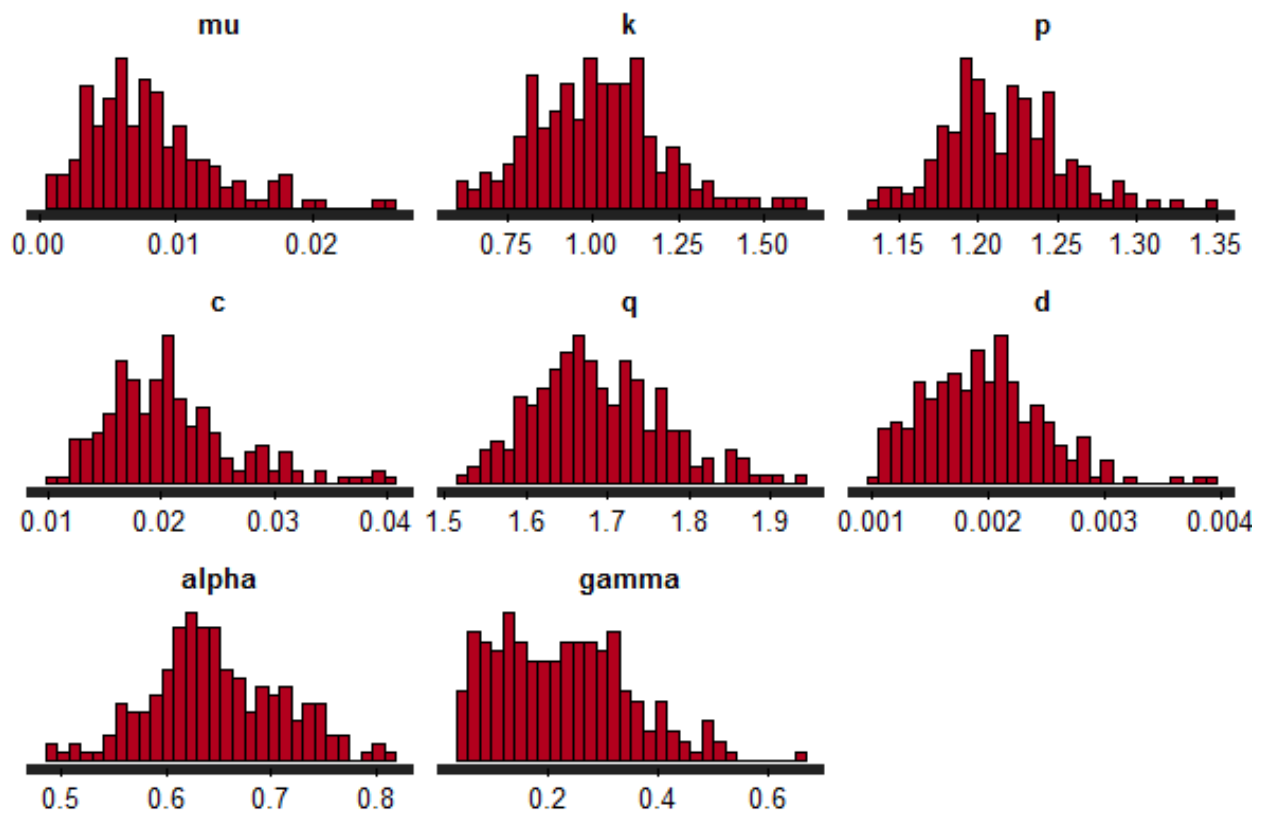


Figure 27: Histogramas a posteriori de las cadenas modelo espacio temporal conglomerados anisótropo

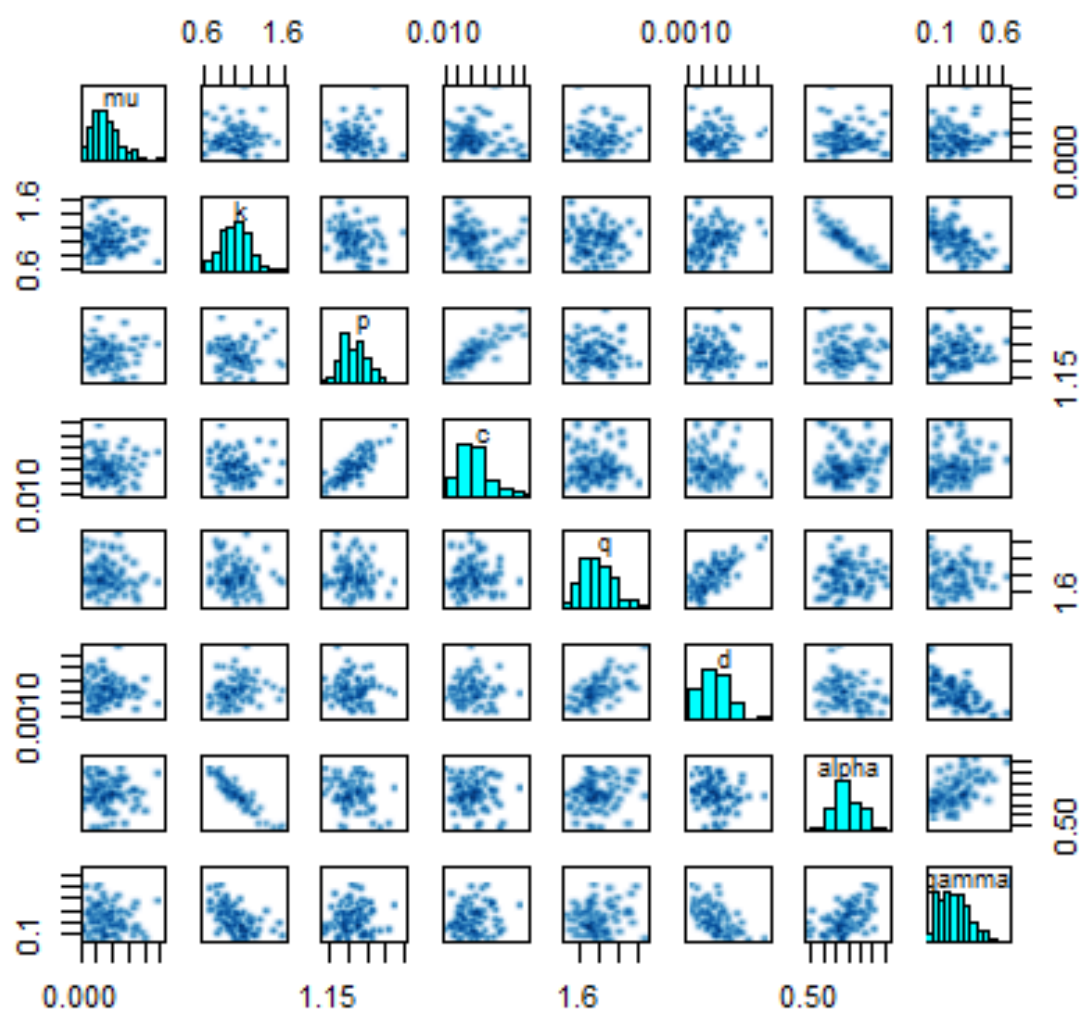


Figure 28: Histogramas a posteriori y diagrama de pares modelo espacio temporal conglomerados anisótropo

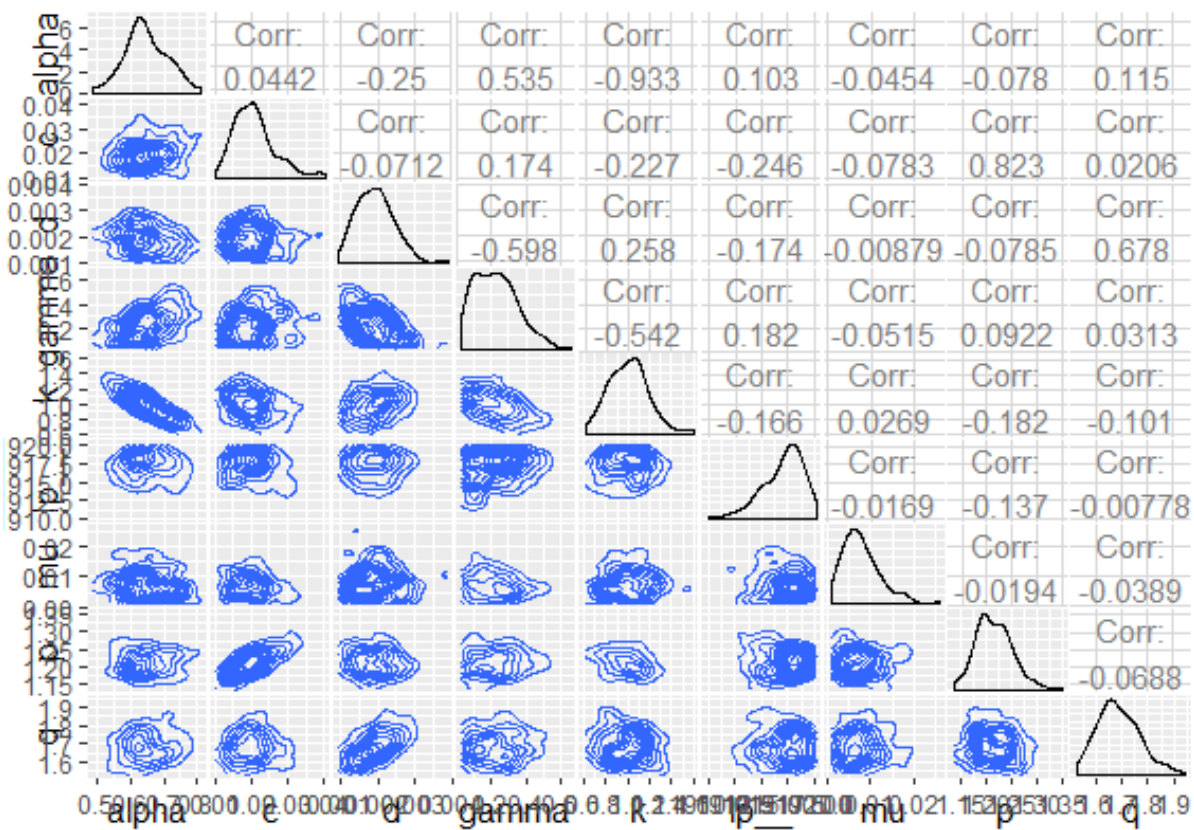


Figure 30: Correlación a posteriori de los parámetros del modelo espacio temporal conglomerados anisótropo

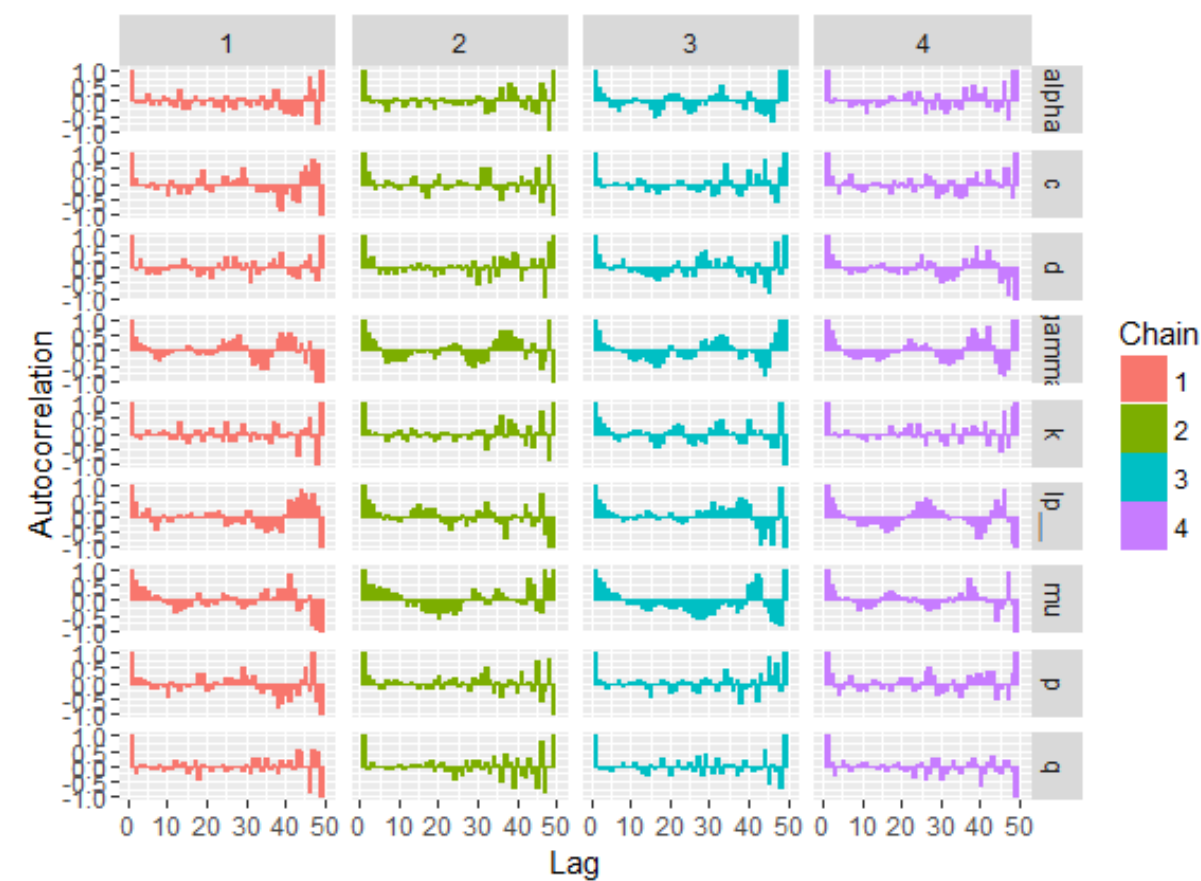


Figure 32:Autocorrelación de las cadenas del modelo espacio temporal conglomerados anisótropo

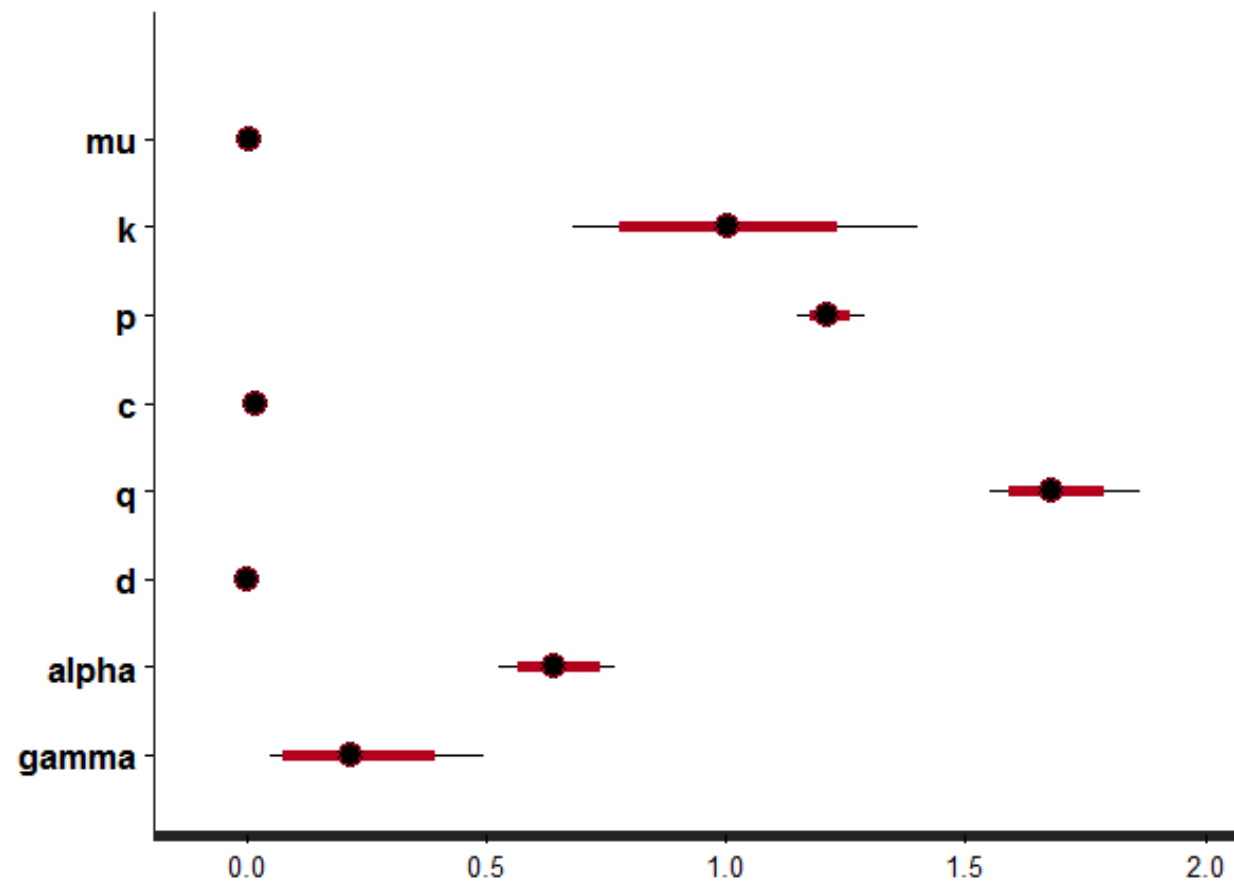


Figure 32:Estimaciones de los parámetros del modelo espacio temporal conglomerados anisótropo

Tabla 9: Tabla 9. Sismos con más de 3 réplicas directas

Magnitud	Fecha	Latitud	Longitud	Profundidad	Ciudad más cercana	No réplicas
7.4	16/04/2016 18:58	0.35 N	80.16 W	17	32.72km Pedernales,Manabi	16
6.7	18/05/2016 11:46	0.46 N	79.84 W	9	26.33km Muisne,Esmeraldas	9
6.3	20/04/2016 3:35	0.68 N	80.22 W	4	23.44km Muisne,Esmeraldas	9
6.2	21/04/2016 22:03	0.18 S	80.77 W	10	56.39km Jama,Manabi	8
6.6	18/05/2016 2:57	0.44 N	79.95 W	7	21.09km Muisne,Esmeraldas	7
5.7	19/04/2016 17:22	0.57 N	80.07 W	5	7.83km Muisne,Esmeraldas	7
6.1	17/04/2016 2:13	0.40 S	80.40 W	7	22.77km San Vicente,Manabi	7
6	21/04/2016 22:20	0.18 S	80.88 W	4	68.62km Jama,Manabi	6
5.5	07/07/2016 23:28	0.39 S	81.07 W	5	75.66km Bahia de Caraquez,Manabi	5
6.1	20/04/2016 3:33	0.39 N	79.89 W	55	28.61km Muisne,Esmeraldas	5
6.5	17/04/2016 16:35	0.91 S	80.56 W	10	9.97km Jaramijo,Manabi	5
4.3	16/04/2016 21:14	0.29 S	80.48 W	8	26.00km Jama,Manabi	5
5.1	16/04/2016 19:11	0.07 S	80.23 W	11	15.15km Jama,Manabi	5
4.4	12/07/2016 13:32	0.95 N	79.53 W	2	13.83km Esmeraldas,Esmeraldas	4
5.6	26/04/2016 16:58	0.14 S	80.99 W	10	81.10km Jama,Manabi	4
5.4	21/04/2016 22:06	0.14 S	80.37 W	14	13.71km Jama,Manabi	4
4.8	20/04/2016 6:23	0.11 S	80.48 W	6	26.17km Jama,Manabi	4
5.6	18/04/2016 13:38	0.93 S	80.99 W	0	31.54km Manta,Manabi	4
5.1	18/04/2016 8:25	0.25 S	80.42 W	9	18.21km Jama,Manabi	4
4.1	17/04/2016 21:09	0.70 S	81.08 W	5	50.89km Manta,Manabi	4
4.3	17/04/2016 2:28	0.06 N	80.94 W	10	80.70km Jama,Manabi	4
5.2	16/04/2016 21:17	0.18 S	80.66 W	6	44.17km Jama,Manabi	4

Tabla 10: Tabla 10. Sismos con mayor probabilidad de ser provocados por el sismo de magnitud 7.4 del 16 abril

Magnitud	Fecha	Latitud	Longitud	Profundidad	Ciudad más cercana	Probabilidad
3.5	05/06/2016 2:32	0.30 N	80.09 W	5	26.15km Pedernales,Manabi	0.1646961
3.4	28/05/2016 14:43	0.21 N	80.21 W	7	23.80km Pedernales,Manabi	0.114522
3.1	05/05/2016 18:18	0.46 N	80.14 W	10	21.03km Muisne,Esmeraldas	0.1209538
4.5	30/04/2016 20:49	0.32 N	80.18 W	5	30.96km Pedernales,Manabi	0.2839891
3	19/04/2016 8:07	0.37 N	80.08 W	10	27.67km Muisne,Esmeraldas	0.1556532
4.8	17/04/2016 19:38	0.39 N	80.24 W	5	34.68km Muisne,Esmeraldas	0.257433
3.2	17/04/2016 18:17	0.19 N	80.25 W	5	25.63km Pedernales,Manabi	0.1783448
3.3	17/04/2016 0:59	0.32 N	80.16 W	8	30.00km Pedernales,Manabi	0.5395906
3.5	17/04/2016 0:01	0.43 S	79.64 W	9	26.29km El Carmen,Manabi	0.1781111
4.4	16/04/2016 23:04	0.53 N	79.96 W	3	11.31km Muisne,Esmeraldas	0.3284828
4.2	16/04/2016 21:23	0.28 N	80.16 W	9	25.99km Pedernales,Manabi	0.4430858
3.8	16/04/2016 20:25	0.24 N	80.04 W	6	18.61km Pedernales,Manabi	0.5594365
4.7	16/04/2016 19:59	0.32 N	80.22 W	5	33.25km Pedernales,Manabi	0.8844682
5.7	16/04/2016 19:29	0.21 S	80.66 W	6	44.11km Jama,Manabi	0.4358462
4.6	16/04/2016 19:16	0.46 S	79.38 W	10	23.00km El Carmen,Manabi	0.7047577
5.1	16/04/2016 19:11	0.07 S	80.23 W	11	15.15km Jama,Manabi	0.7823534