

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE BAJA CALIFORNIA

Facultad de Ingeniería, Arquitectura y Diseño



Maestría y Doctorado en
Ciencias e Ingeniería



**"ANÁLISIS MORFOMÉTRICO Y MODELACIÓN ESTOCÁSTICA DE LA
PRECIPITACIÓN EN LA CUENCA DEL RÍO SINÚ, CÓRDOBA, COLOMBIA"**

TESIS

que para cubrir parcialmente los requisitos necesarios para
obtener el grado de

MAESTRO EN INGENIERÍA

Presenta

JUAN PABLO MEDRANO BARBOZA

Director de tesis

Dr. ALVARO ALBERTO LÓPEZ LAMBRAÑO

Ensenada, Baja California, agosto del 2019.

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE BAJA CALIFORNIA
Facultad de Ingeniería, Arquitectura y Diseño

**ANÁLISIS MORFOMÉTRICO Y MODELACIÓN ESTOCÁSTICA DE LA
PRECIPITACIÓN EN LA CUENCA DEL RÍO SINÚ, CÓRDOBA, COLOMBIA**

TESIS

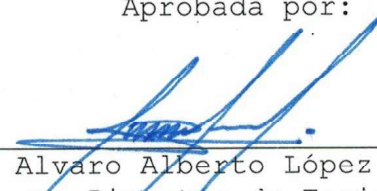
que para cubrir parcialmente los requisitos necesarios para
obtener el grado de

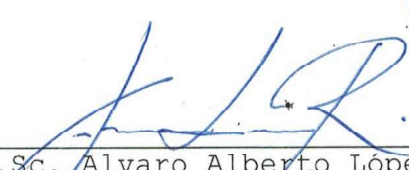
MAESTRO EN INGENIERÍA


Presenta


JUAN PABLO MEDRANO BARBOZA

Aprobada por:


Dr. Alvaro Alberto López Lambraño
Director de Tesis


M.Sc. Alvaro Alberto López Ramos
Miembro del Comité


M.C. Gustavo Alfonso Rascón Heimpel
Miembro del Comité


Dr. Jorge Octavio Mata Ramírez
Miembro del Comité



Dr. José Juan Villegas León
Miembro del Comité

Ensenada, Baja California, agosto del 2019.

Resumen de la tesis de Juan Pablo Medrano Barboza, presentada como requisito parcial para la obtención del grado de MAESTRO EN INGENIERÍA del programa de Maestría y Doctorado en Ciencias e Ingeniería (MYDCI) de la UABC. Ensenada Baja California, México, agosto del 2019.

ANÁLISIS MORFOMÉTRICO Y MODELACIÓN ESTOCÁSTICA DE LA PRECIPITACIÓN EN LA CUENCA DEL RÍO SINÚ, CÓRDOBA, COLOMBIA

Resumen Aprobado por:



Dr. Alvaro Alberto López Lambraño
Director de Tesis

Se realizó el análisis morfométrico de la cuenca hidrográfica del río Sinú, Colombia, conformada por 3 subcuencas: Alto, Medio y Bajo Sinú, las cuales tienen un área total de 13972 km². Se utilizó el Sistema de Información Geográfico (SIG) y, a partir de un Modelo Digital de Elevaciones (MDE), cuya resolución es de 460mx460m, se calcularon los parámetros fisiográficos como la densidad de drenaje, factor de forma, la compacidad y la curva hipsométrica, lo cual permitió analizar las características geométricas, la red de drenaje y el relieve de la cuenca. Se encontró que la cuenca presenta elevaciones del orden de los 3000 m.s.n.m. y pendientes superiores al 30% en el Alto Sinú, mientras que en el Medio y Bajo Sinú predominan llanuras planas con pendientes inferiores al 3% y elevaciones menores a los 50 m.s.n.m. La densidad de drenaje de la cuenca es de 1.59 km/km², considerándose como drenaje bajo. Posteriormente, se construyeron polígonos de Thiessen con el fin de determinar las estaciones climatológicas que tuvieran influencia en la zona de estudio, de esta manera, se seleccionaron 75 estaciones con al menos 20 años de registros de precipitación. Usando la Función de Autocorrelación (AFC) y Autocorrelación Parcial (PACF), se construyeron los correlogramas y se analizó la estructura de las series de precipitación, encontrando que tenían un comportamiento estacional y no mantenían una tendencia a lo largo del periodo de registro. Se aplicó la transformación Box-Cox a los datos para garantizar la estacionariedad y ajustar modelos de pronóstico. Tras probar distintos modelos se concluyó que los modelos tipo SARIMA son los más adecuados para las series de precipitación de la zona de estudio. Usando el Criterio de Información de Akaike (AIC) se determinó el orden del modelo óptimo, escogiendo el que tuviera un menor valor de AIC. Mediante la construcción de una matriz de correlación se comprobó que existe relación entre las series sintéticas de precipitación obtenidas de los modelos SARIMA y los parámetros fisiográficos de la cuenca, lo que permite inferir el comportamiento de la escorrentía superficial de la cuenca del río Sinú, encontrándose que las zonas del Medio y Bajo Sinú son las más susceptibles a inundación y que en el Alto Sinú predominan los procesos de tipo erosivo.

Palabras clave: Escorrentía superficial, cuenca hidrográfica, características fisiográficas, ciclo hidrológico, intensidad de la precipitación.

DEDICATORIA

A mis padres,

Sandra Teresa Barboza González

Y

Juan Alfredo Medrano López

AGRADECIMIENTOS

A la Universidad Autónoma de Baja California, por permitirme ser parte de ella y desarrollarme bajo sus aulas con el apoyo de sus profesores. A la Facultad de Ingeniería, por aceptarme como estudiante y facilitarme los medios para culminar la maestría. Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología, por su programa de becas, que sustentó económicamente el trayecto de mi posgrado y que fue esencial para alcanzar éste logro.

Al Dr. Alvaro López-Lambraño, por creer en mí y por el apoyo brindado. Gracias por su tiempo, paciencia, dedicación y por todos los consejos brindados.

A mis sinodales, M.Sc. Álvaro López Ramos, Dr. José Juan Villegas, M.C. Gustavo Alfonso Rascón y Dr. Jorge Octavio Mata. Por ser parte de mi comité, por su tiempo y recomendaciones durante el desarrollo de la tesis.

A mis compañeros(as) de posgrado Luisa Elvira Martínez Acosta, Juan Francisco Durango Grisales, Darío Aranda Pérez, Daniela Vegliante Arrieta, Geraldine Serpa Usta y Ena Del Carmen Gámez Balmaceda; por su amistad, conocimientos brindados y todo su apoyo en la realización de esta investigación.

CONTENIDO

| | |
|---|------|
| ÍNDICE DE FIGURAS | IV |
| ÍNDICE DE TABLAS | VIII |
| ÍNDICE DE ECUACIONES | IX |
| 1 INTRODUCCIÓN | 1 |
| 2 ANTECEDENTES | 8 |
| 3 OBJETIVOS | 15 |
| 3.1 Objetivo general | 15 |
| 3.2 Objetivos específicos | 15 |
| 4 MARCO TEÓRICO | 17 |
| 4.1 Hipótesis | 18 |
| 5 ÁREA DE ESTUDIO | 20 |
| 5.1 Geomorfología | 23 |
| 5.2 Condiciones climáticas generales | 24 |
| 6 MATERIALES Y MÉTODOS | 25 |
| 6.1 Parámetros morfométricos | 25 |
| 6.1.1 Número de orden de los cauces | 25 |
| 6.1.2 Constante de mantenimiento de cauces (C_m) | 26 |
| 6.1.3 Densidad de drenaje (D_d) | 26 |
| 6.1.4 Longitud del flujo terrestre (L_{ft}) | 27 |
| 6.1.5 Frecuencias de cauces (F) | 27 |
| 6.1.6 Sinuosidad de las corrientes de agua (S) | 28 |
| 6.1.7 Razón de bifurcación (R_b) | 29 |
| 6.1.8 Razón de longitud (R_l) | 31 |
| 6.1.9 Factor de forma (F_f) | 31 |
| 6.1.10 Razón circular (R_c) | 32 |
| 6.1.11 Razón de elongación (R_e) | 33 |
| 6.1.12 Coeficiente de compacidad (K_c) | 34 |
| 6.1.13 Curva hipsométrica | 34 |
| 6.1.14 Tiempo de concentración (T_c) | 38 |
| 6.2 Análisis de series de tiempo y modelos estocásticos | 40 |
| 6.2.1 Gráfico de las series de tiempo | 40 |
| 6.2.2 Estimación de datos faltantes | 42 |
| 6.2.3 Series sintéticas de precipitación | 45 |
| 6.2.4 Componentes de las series de tiempo | 46 |
| 6.2.5 Series de tiempo con estacionalidad | 47 |
| 6.2.6 Series de tiempo estacionarias | 49 |
| 6.2.7 Autocorrelación | 50 |
| 6.2.8 Procesos estocásticos | 52 |
| 6.2.9 Identificación del modelo para pronóstico | 58 |

| | | |
|--------|---|-----|
| 6.2.10 | Prueba Ljung-Box | 59 |
| 6.2.11 | Prueba Dickey-Fuller Aumentada | 60 |
| 6.2.12 | Prueba de hipótesis respecto a la diferencia entre dos medias con <i>t</i> -student | 62 |
| 6.3 | Análisis de correlación | 64 |
| 6.3.1 | Matriz de correlación | 65 |
| 6.4 | Caracterización morfométrica de la zona de estudio | 66 |
| 6.5 | Recopilación de la información meteorológica | 70 |
| 6.5.1 | Estimación de datos faltantes | 70 |
| 6.6 | Análisis de series de tiempo e identificación de los modelos de pronóstico | 71 |
| 7 | RESULTADOS Y DISCUSIÓN | 77 |
| 7.1 | Caracterización morfométrica de la cuenca del río Sinú | 77 |
| 7.2 | Análisis de las series de tiempo de precipitación correspondientes a la cuenca del río Sinú | 93 |
| 7.2.1 | Estación Momil (Bajo Sinú) | 96 |
| 7.2.2 | Estación Mocarí (Medio Sinú) | 105 |
| 7.2.3 | Estación Tierralta (Alto Sinú) | 115 |
| 7.3 | Análisis mediante matriz de correlación | 125 |
| 8 | CONCLUSIONES | 131 |
| 9 | REFERENCIAS | 135 |
| | ANEXO A. MAPA GEOLÓGICO DEL DEPARTAMENTO DE CÓRDOBA | 150 |
| | ANEXO B. RESUMEN DE LOS PARÁMETROS MORFOMÉTRICOS DE LA CUENCA DEL RÍO SINÚ | 152 |
| | ANEXO C. PLANCHA CARTOGRÁFICA ESCALA 1:25000 DEL INSTITUTO GEOGRÁFICO AGUSTÍN CODAZZI (IGAC) | 155 |
| | ANEXO D. PORCENTAJE DE VACÍOS ENCONTRADO EN LAS ESTACIONES CLIMATOLÓGICAS DE LA CUENCA DEL RÍO SINÚ, COLOMBIA | 157 |
| | ANEXO E. HISTOGRAMAS PARA EL ANÁLISIS DE LOS PARÁMETROS FISIOGRÁFICOS EN LAS SUBCUENCAS DEL RÍO SINÚ | 159 |
| | ANEXO F. MODELOS SARIMA SELECCIONADOS PARA LAS ESTACIONES DE LA CUENCA DEL RÍO SINÚ, COLOMBIA | 164 |
| | ANEXO G. GRÁFICAS OBTENIDAS DURANTE EL ANÁLISIS DE SERIES DE TIEMPO Y DETERMINACIÓN DE MODELOS DE PRONÓSTICO PARA LAS ESTACIONES DE LA CUENCA DEL RÍO SINÚ | 170 |
| | ANEXO H. PRUEBA DE HIPÓTESIS NULA RESPECTO A LA DIFERENCIA ENTRE DOS MEDIAS PARA LOS MODELOS DE PRONÓSTICO | 495 |

ANEXO I. MANUAL DE USUARIO PARA LA DETERMINACIÓN DE
MODELOS SARIMA MEDIANTE EL ALGORITMO PROPUESTO
EN EL LENGUAJE DE PROGRAMACIÓN R 519

ÍNDICE DE FIGURAS

| | |
|--|----|
| Figura 1. Ubicación geográfica de Colombia..... | 21 |
| Figura 2. Localización de la cuenca del río Sinú (Colombia)..... | 22 |
| Figura 3. Orden de las corrientes de la red de drenaje de la cuenca del río Sinú..... | 35 |
| Figura 4. Red de drenaje del municipio de Momil..... | 36 |
| Figura 5. Red de drenaje del municipio de Valencia..... | 37 |
| Figura 6. Esquemmatización de la sinuosidad de las corrientes de agua..... | 38 |
| Figura 7. Subcuencas que conforman la cuenca del río Sinú..... | 39 |
| Figura 8. Gráficas de la serie de la estación Ciénaga de Oro a diferentes escalas..... | 41 |
| Figura 9. Diagrama de flujo de la metodología para la caracterización de la cuenca usando el SIG..... | 68 |
| Figura 10. Modelación de la cuenca del río Sinú (Colombia) utilizando el SIG..... | 69 |
| Figura 11. Polígonos de Thiessen de las 75 estaciones climatológicas seleccionadas en la cuenca del río Sinú (Colombia)..... | 74 |
| Figura 12. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Momil..... | 75 |
| Figura 13. Vector de calibración de la serie de precipitación mensual de la estación Momil..... | 75 |
| Figura 14. Diagrama de flujo de la metodología para obtener el modelo apropiado para cada estación climatológica..... | 76 |
| Figura 15. Gráfico de la ley de longitudes de corrientes de Horton..... | 84 |

| | |
|--|-----|
| Figura 16. Mapa de elevaciones de la cuenca hidrográfica del río Sinú, Colombia..... | 90 |
| Figura 17. Mapa de distribución de pendientes de la cuenca hidrográfica del río Sinú, Colombia..... | 91 |
| Figura 18. Histograma para análisis de densidad de drenaje en la cuenca del río Sinú..... | 92 |
| Figura 19. Curva hipsométrica de la cuenca del río Sinú..... | 92 |
| Figura 20. Vector de calibración de la serie de precipitación mensual de la estación Momil transformado usando Box-Cox..... | 97 |
| Figura 21. Descomposición del vector de calibración de la serie de precipitación de la estación Momil transformado usando Box-Cox..... | 98 |
| Figura 22. Autocorrelograma del vector de calibración de la serie de precipitación de la estación Momil transformado usando Box-Cox..... | 100 |
| Figura 23. Autocorrelograma parcial del vector de calibración de la serie de precipitación de la estación Momil transformado usando Box-Cox..... | 100 |
| Figura 24. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la serie de precipitación de la estación Momil..... | 103 |
| Figura 25. Residuales del modelo SARIMA seleccionado para la serie de precipitación de la estación Momil..... | 104 |
| Figura 26. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la precipitación de la estación Momil..... | 105 |
| Figura 27. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Mocarí..... | 106 |
| Figura 28. Vector de calibración de la serie de precipitación mensual de la estación Mocarí..... | 107 |

| | |
|---|-----|
| Figura 29. Vector de calibración de la serie de precipitación mensual de la estación Mocarí transformado usando Box-Cox..... | 108 |
| Figura 30. Descomposición de la serie transformada de la estación Mocarí..... | 108 |
| Figura 31. Autocorrelograma del vector de calibración de la serie de precipitación de la estación Mocarí transformado usando Box-Cox..... | 109 |
| Figura 32. Autocorrelograma parcial del vector de calibración de la serie de precipitación de la estación Mocarí transformado usando Box-Cox..... | 109 |
| Figura 33. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la serie de precipitación de la estación Mocarí..... | 113 |
| Figura 34. Residuales del modelo SARIMA seleccionado para la serie de precipitación de la estación Mocarí..... | 114 |
| Figura 35. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la precipitación de la estación Mocarí..... | 114 |
| Figura 36. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Tierralta..... | 115 |
| Figura 37. Vector de calibración de la serie de precipitación mensual de la estación Tierralta..... | 116 |
| Figura 38. Vector de calibración de la serie de precipitación mensual de la estación Tierralta transformado usando Box-Cox..... | 117 |
| Figura 39. Descomposición del vector de calibración de la serie de precipitación de la estación Tierralta transformado usando Box-Cox..... | 118 |
| Figura 40. Autocorrelograma del vector de calibración de la serie de precipitación de la estación Tierralta transformado usando Box-Cox..... | 118 |

| | |
|--|-----|
| Figura 41. Autocorrelograma parcial del vector de calibración de la serie de precipitación de la estación Tierralta transformado usando Box-Cox..... | 119 |
| Figura 42. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la serie de precipitación de la estación Tierralta..... | 122 |
| Figura 43. Residuales del modelo SARIMA seleccionado para la serie de precipitación de la estación Tierralta..... | 122 |
| Figura 44. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la precipitación de la estación Tierralta..... | 124 |
| Figura 45. Matriz de correlación de características fisiográficas y las series sintéticas de precipitación..... | 127 |
| Figura 46. Mapa del área de influencia de los modelos de pronóstico obtenidos para las estaciones de la cuenca hidrográfica del río Sinú..... | 130 |

ÍNDICE DE TABLAS

| | |
|---|-----|
| Tabla 1. Rangos del coeficiente de correlación..... | 64 |
| Tabla 2. Razón de longitud y de bifurcación para los distintos órdenes..... | 81 |
| Tabla 3. AIC de algunos de los modelos de pronóstico probados en la estación Momil..... | 102 |
| Tabla 4. Prueba de hipótesis respecto a diferencia de dos medias de la estación Momil..... | 104 |
| Tabla 5. AIC de algunos de los modelos de pronóstico probados en la estación Mocarí..... | 110 |
| Tabla 6. Prueba de hipótesis respecto a diferencia de dos medias de la estación Mocarí..... | 112 |
| Tabla 7. AIC de algunos de los modelos de pronóstico probados en la estación Tierralta..... | 121 |
| Tabla 8. Prueba de hipótesis respecto a diferencia de dos medias de la estación Tierralta..... | 123 |

ÍNDICE DE ECUACIONES

| | | |
|------|---|----|
| 6.1 | Constante de mantenimiento de cauces..... | 26 |
| 6.2 | Densidad de drenaje..... | 26 |
| 6.3 | Longitud del flujo terrestre..... | 27 |
| 6.4 | Frecuencia de cauces..... | 28 |
| 6.5 | Sinuosidad de las corrientes de agua..... | 29 |
| 6.6 | Razón de bifurcación..... | 29 |
| 6.7 | Promedio ponderado de la razón de bifurcación..... | 30 |
| 6.8 | Razón de longitud..... | 31 |
| 6.9 | Factor de forma..... | 31 |
| 6.10 | Razón circular..... | 32 |
| 6.11 | Razón de elongación..... | 33 |
| 6.12 | Coeficiente de compacidad..... | 34 |
| 6.13 | Tiempo de concentración..... | 38 |
| 6.14 | Correlación lineal para cálculo de datos faltantes..... | 42 |
| 6.15 | Razón normal para cálculo de datos faltantes..... | 43 |
| 6.16 | Probabilidad acumulada de precipitación modelo ClimGen... | 45 |
| 6.17 | Magnitud de precipitación modelo ClimGen..... | 45 |
| 6.18 | Descomposición aditiva de series de tiempo..... | 48 |
| 6.19 | Descomposición multiplicativa de series de tiempo..... | 48 |
| 6.20 | Diferenciación estacional de series de tiempo..... | 48 |
| 6.21 | Transformación Box-Cox..... | 50 |
| 6.22 | Coeficiente de autocorrelación..... | 50 |
| 6.23 | Media aritmética..... | 51 |
| 6.24 | Coeficiente de autocovarianza..... | 51 |
| 6.25 | Coeficiente de autocorrelación determinado a partir de los coeficientes de auto covarianza | 51 |
| 6.26 | Función de la media (Esperanza matemática)..... | 53 |
| 6.27 | Función de la varianza..... | 53 |
| 6.28 | Función de autocovarianza..... | 53 |
| 6.29 | Autocovarianza para un retraso k..... | 54 |
| 6.30 | Función de autocorrelación..... | 55 |
| 6.31 | Procesos autorregresivos AR(p)..... | 55 |
| 6.32 | Procesos de media móvil MA(q)..... | 55 |
| 6.33 | Modelos autorregresivos de media móvil ARMA(p, q)..... | 56 |
| 6.34 | Modelos autorregresivos integrados de media móvil ARIMA(p, d, q)..... | 57 |
| 6.35 | Diferenciación modelos ARIMA..... | 57 |
| 6.36 | Modelos autorregresivos integrados de media móvil con componente estacional SARIMA (p, d, q)x(P, D, Q)s..... | 58 |
| 6.37 | Función de verosimilitud para la aplicación del criterio de información de Akaike en modelos ARMA..... | 59 |
| 6.38 | Criterio de información de Akaike..... | 59 |
| 6.39 | Estadístico para la prueba Ljung-Box..... | 60 |
| 6.40 | Estadístico para la prueba Dickey-Fuller Aumentada..... | 61 |

| | |
|--|----|
| 6.41 Estadístico para la prueba de hipótesis respecto a la diferencia entre dos medias con t-student..... | 62 |
| 6.42 Varianza conjunta para la prueba de hipótesis respecto a la diferencia entre dos medias con t-student..... | 62 |
| 6.43 Coeficiente de correlación..... | 65 |

1 INTRODUCCIÓN

El agua es un componente esencial para la vida, fundamental para el desarrollo del entorno, de los seres y organismos que en él habitan, por tanto, es un elemento indispensable para la subsistencia de la vida humana (Steiner et al., 2014). Por esta razón, es importante el entendimiento de la dinámica espacio-temporal de las variables hidrometeorológicas y, en particular, el estudio de la precipitación como parámetro de entrada al ciclo hidrológico, dado que es la base para los estudios encaminados a la cuantificación y administración adecuada del recurso hídrico (Li et al., 2017). Teniendo en cuenta que la precipitación es una variable que evoluciona en el tiempo y en el espacio, puede ser estudiada de manera temporal, por medio del análisis de series de tiempo generadas a partir de registros medidos en una estación climatológica en intervalos de tiempo dados (días, meses, años, etc.), o de manera espacial de forma que se pueda entender la distribución de las precipitaciones y los comportamientos climatológicos de una zona particular, a partir de características básicas como la intensidad, la duración y la frecuencia (Bhakar et al., 2006; Sigrist et al., 2011; Yee, 2015; Wen et al., 2017).

Desde el punto de vista temporal, el principal inconveniente para el estudio de series de tiempo de precipitación es la falta de datos en los registros de las estaciones climatológicas. Para superar este obstáculo, múltiples investigadores empezaron a trabajar con diversas técnicas y modelos que permiten generar series de tiempo sintéticas de precipitación que conserven la estructura de las originales, logrando completar los datos faltantes y generar series de tiempo de más longitud para analizar el comportamiento de la variable (Chang et al., 1984; Kim et al., 2013; Wang et al., 2013; Ben Alaya et al., 2015). Dentro de estas

técnicas, se destacan los modelos estocásticos que permiten hacer pronósticos de fenómenos, como la precipitación, el caudal, la temperatura, velocidad del viento, entre otros, que se caracterizan por comportarse de acuerdo con leyes probabilísticas (Sun y Furbish, 1997; Iqelan, 2015). En consecuencia, se considera que la serie observada es sólo una de las posibles realizaciones del proceso estocástico y por ende, el pronóstico es un posible escenario y no es exacto, en otras palabras, cada serie observada es única y no se repite, por lo que se busca un modelo que permita, a partir de un análisis probabilístico, generar una serie que se comporte de la misma manera que la original y hacer predicciones de su posible comportamiento (Chatfield, 1984).

Dentro de los modelos estocásticos, los modelos autorregresivos de media móvil (ARMA) se destacan por ofrecer buenos resultados a la hora de representar la estructura de las series de tiempo; dichos modelos tienen su origen en las investigaciones de Yule (1926; 1927), quién describió por primera vez los modelos autorregresivos (AR), Slutzky (1937) que propuso los modelos de media móvil (MA) y Wold (1954) que introdujo los modelos mixtos ARMA. En general, los modelos del tipo autorregresivo se caracterizan por determinar el valor de una variable en un instante dado a partir de la componente aleatoria inherente de la serie analizada y de los valores que toma la serie en los intervalos de tiempo anteriores, mientras que los modelos de media móvil calculan el valor que toma la variable en el instante usando el promedio ponderado de las componentes aleatorias los intervalos anteriores. También, existen variaciones de los modelos autorregresivos como lo son los modelos periódicos PARMA, los modelos ARMA con entradas auxiliares ARMAX, los modelos autorregresivos integrados con promedios móviles ARIMA y los modelos ARIMA con componente estacional o SARIMA que permiten generar series sintéticas temporales teniendo en cuenta las

variaciones cíclicas de los registros históricos (Cox y Miller, 1977; Chatfield, 1984).

Debido a esta variedad, los modelos autorregresivos han sido ampliamente utilizados en la modelación de datos hidrometeorológicos (temperatura, radiación, evapotranspiración), en estudios relacionados con cambio climático (Candela et al., 2012; Bandopadhyay, 2016; Duangdai y Likasiri, 2017) y en otros campos de la ciencia donde se requiera de la utilización de datos históricos para realizar pronósticos (Katsamaki et al., 1998; Elfeki, 2006; Valencia y Álvarez, 2017).

Es necesario destacar, que la selección del tipo de modelo de pronóstico a utilizar depende de la escala de tiempo de la serie, es decir, el tipo de modelo apropiado es distinto cuando las observaciones de la serie están separadas por intervalos de tiempo grandes (meses, años), a cuando los registros están separados por intervalos de tiempo pequeños (días, horas, minutos). Respecto a dichas escalas de tiempo, se ha encontrado que modelos como las cadenas de Markov (modelos AR de orden uno donde se supone que las series históricas analizadas tienen una distribución normal) presentan buenos resultados para el análisis de registros de precipitación diaria (Chapman, 1997; Sharma y Lall, 1999; Keller et al., 2014; Breinl et al., 2015) mientras que los ARMA, ARIMA y SARIMA han resultado adecuados para series de tiempo con registros mensuales (Etuk et al., 2013; Akpanta et al., 2015; Mahmud et al., 2017).

Existen otras metodologías que permiten estudiar el comportamiento de las variables hidrológicas a escala temporal; como lo son las Redes Neuronales Artificiales, que al imitar el comportamiento del sistema nervioso humano y estar formadas por una serie de elementos informáticos (neuronas artificiales) conectados entre sí, pueden

ser entrenadas para predecir el comportamiento de sistemas no lineales como lo hicieron Valverde Ramírez et al. (2005) y Somvanshi et al. (2016), quienes utilizaron esta técnica para realizar pronósticos de precipitación. También, están los métodos de geometría fractal y multifractal que permiten caracterizar la estructura temporal y la ocurrencia de eventos de precipitación y temperatura, por lo que han sido ampliamente usados en la literatura como lo muestran López-Lambraño et al. (2017) en su revisión.

En lo concerniente al análisis espacial de la precipitación, los estudios se realizan a nivel de cuenca hidrográfica, entendiéndola como un área drenada en parte o en su totalidad por varios cursos de agua y delimitada por una línea imaginaria formada por los puntos de mayor elevación topográfica, llamada parteaguas, que la separa de las cuencas vecinas (Iqbal et al., 2013). De esta forma, así como el ciclo hidrológico es el concepto fundamental de la hidrología, la cuenca hidrográfica es una unidad hidráulica definida naturalmente y por lo tanto, se convierte en la base para cualquier estudio de gestión del recurso hídrico (Sujatha et al., 2014). Desde esta perspectiva, la calidad del análisis depende de la densidad de las estaciones climatológicas disponibles, es decir, de la cantidad de estaciones por unidad de área. Por lo anterior, para analizar la precipitación en zonas en las que no se cuenta con estaciones, es usual utilizar técnicas de interpolación espacial, con la limitación de que suelen depender en mayor medida de la distancia geográfica (Teegavarapu y Chandramouli, 2005; Yan et al., 2012; Rahman y Lateh, 2017). De manera similar, se han desarrollado metodologías para identificar zonas con regímenes de lluvia homogéneos, de forma que sea posible evaluar el comportamiento de la variable a escala regional (Moreno y Roldán, 1999; Goyal y Gupta, 2014).

Otro aspecto relevante al analizar una cuenca hidrográfica es lo relacionado a la morfometría, que permite estudiar de manera cuantitativa y desde un punto de vista matemático la configuración de la superficie, así como la forma y relieve (Chitra et al., 2011). Horton (1945) propuso las bases para la descripción cuantitativa de la forma y la red de drenaje de una cuenca hidrográfica, además de las interrelaciones entre la morfometría, el clima, la vegetación y las propiedades del suelo. Además, se ha establecido que dado el flujo unidireccional del agua, los procesos en las partes altas de la cuenca, invariablemente, tienen repercusiones en la parte baja y también, que las características morfométricas de la cuenca influyen de manera decisiva en la respuesta hidrológica de la misma; entonces, mediante el estudio de su morfometría se logra describir e incluso predecir el comportamiento de los caudales correspondientes a los cursos de agua que la drenan y, por ende, cuantificar el potencial de agua superficial y subterránea (Rai et al., 2017b; Ameri et al., 2018).

Por otra parte, la dinámica de la cuenca y su historia geológica pueden ser descritas a partir de los parámetros morfométricos como el área, la altitud, la pendiente, la forma, la densidad de drenaje y la longitud de corrientes al correlacionarlos con los fenómenos hidrológicos como el escurrimiento. Dicho de otra manera, la respuesta de una cuenca a una serie de eventos de precipitación depende, por una parte, de las propiedades de la lluvia (intensidad, duración, frecuencia, etc.) y por otra de las características físicas, morfológicas y geológicas de la cuenca. Por lo cual, al hablar de la correlación espacial de la precipitación generalmente se analizan en primera instancia las series de tiempo para luego combinarlas con información espacial, ya sea a través de álgebra de mapas (Yoon et al., 2015; Kim et al., 2016) o a través de la inclusión de parámetros de correlación

espacial en modelos estocásticos (Sigrist et al., 2011; Zheng y Thompson, 2011; Verdin et al., 2014; Demel y Du, 2015). De esta manera, se puede establecer, que el conocimiento de las características morfométricas de una cuenca y el análisis de la dinámica temporal de las precipitaciones es vital para la planificación del uso del recurso hídrico superficial, los planes de mitigación de sequías, el estudio de la erosión, la construcción de mapas de inundación y, en general, la toma de decisiones relacionadas con el manejo integral del recurso hídrico dentro de una cuenca.

La zona de estudio de la presente investigación es la cuenca hidrográfica del río Sinú, que tiene influencia en 23 municipios de los departamentos de Córdoba, Sucre y Antioquia en Colombia. De acuerdo con la Corporación Autónoma Regional de los Valles del Sinú y San Jorge (por sus siglas CVS), se caracteriza, debido a su ubicación geográfica y condiciones climáticas propias, por la ocurrencia de inundaciones durante la época de precipitaciones, lo cual sumado a la vulnerabilidad de las poblaciones por la inadecuada gestión territorial, sectorial y privada, tiene consecuencias económicas, sociales y ambientales severas (CVS, 2014).

Teniendo en cuenta lo anterior, se determinaron los parámetros morfométricos de la cuenca del río Sinú y se estudió el impacto de la geometría, el relieve y la fisiografía en la respuesta hidrológica de la cuenca ante eventos de precipitación. Se utilizaron técnicas de análisis de series de tiempo para determinar los modelos tipo SARIMA óptimos para los datos de las estaciones climatológicas seleccionadas por su influencia en la zona de estudio, y finalmente, se realizó un análisis de correlación entre los pronósticos obtenidos con los modelos, y las características

morfométricas calculadas, lo que permitió corroborar la influencia de las características fisiográficas de la cuenca en el comportamiento hidrológico. De esta forma, además de tener una caracterización del comportamiento de los escurrimientos superficiales de la cuenca, se logró mejorar la calidad de la información climatológica disponible en la región, al obtener series de precipitación sin datos faltantes y modelos de pronóstico, que además, sirven como herramientas a los entes gubernamentales para la toma de decisiones y la implementación de medidas encaminadas a la gestión integral del recurso hídrico y la mitigación de las problemáticas asociadas a inundaciones y sequías ocasionadas por la dinámica natural de las variables climatológicas de la zona.

2 ANTECEDENTES

Una de las herramientas más utilizadas en la modelación hidrológica es sin duda el uso de modelos estocásticos del tipo autorregresivos ARMA(p,q) empleados en la modelación de la mayoría de los procesos del ciclo hidrológico, aplicados tanto a problemas relacionados con la modelación del flujo subterráneo (Elfeki, 2006), como a problemas relacionados con el régimen de lluvia y escurrimiento de una región. Por ejemplo, la predicción de la precipitación para los períodos secos puede modelarse utilizando cadenas de Markov y en general el método de Monte Carlo (Sanso y Guenni, 1999; Thyer y Kuczera, 2003). También, se llevan a cabo comparaciones entre los modelos autorregresivos y procedimientos como las redes neuronales artificiales (ANN) o los métodos no paramétricos (nearest-neighbours) (Toth et al., 2000; Ochoa-Rivera, 2008). Sin embargo, si bien existen distintas herramientas que permiten la generación sintética de series de tiempo anuales, comúnmente no se toma en cuenta la relación que existe entre los valores finales de año con los valores iniciales del siguiente. Es por esta razón que se presentan problemas debido a la escasa o nula correlación al pasar de un año a otro. Estos problemas son evidentes cuando se utilizan modelos estocásticos como los modelos autorregresivos AR(p), modelos de promedios móviles MA(q) o los autorregresivos de promedios móviles ARMA(p,q), el modelo de Fiering anual, o la utilización de una función de distribución de probabilidades (Meddahi, 2003).

A pesar de esto, los modelos autorregresivos, han permitido desde hace más de una década, el estudio de diversas funciones de autocorrelación de las variables hidroclimatológicas que los hidrólogos utilizan para describir los procesos del ciclo hidrológico y se puede encontrar toda una gama de modelos y de

adecuaciones a los procedimientos tradicionalmente utilizados. Por ejemplo, empleando modelos empíricos basados en series con valores diarios, se crearon los esquemas ARMA-GARCH/EGARCH (Karanasos y Kim, 2003). A pesar de esto, los modelos autorregresivos (especialmente los ARMA) siempre servirán como un parámetro de referencia de los resultados (Abrahart y See, 2000; Tingsanchali y Gautam, 2000). Además, los modelos autorregresivos también permiten el estudio de los modelos conceptuales de los procesos lluvia-escorrentamiento para diversos escenarios climáticos (Lidén y Harlin, 2000).

Dentro de las aplicaciones de los modelos estocásticos para pronóstico de precipitaciones, es importante mencionar trabajos como el de Sanvicente-Sánchez y Solís-Alvarado (2008) quienes proponen un método para generar series sintéticas de precipitación diaria buscando preservar la correlación espacial, temporal y de magnitud de lluvia en una red de estaciones climatológicas o en una cuenca dividida en subcuencas. Por su parte Lee (2015) combinó las cadenas de Markov con modelos ARMA para generar series que preservaban los momentos estadísticos de las originales; de manera análoga Papalaskaris et al. (2016) usó modelos SARIMA para analizar los datos de precipitación mensuales; así mismo, Cantet y Arnaud (2012) trabajaron en un modelo de generación de precipitación horaria logrando series sintéticas que conservan los estadísticos de precipitaciones máximas de cualquier duración.

Respecto al estudio del cambio climático, sin duda los análisis que utilizan sensores remotos tienen un papel muy importante en la actualidad en este tipo de investigaciones y a su vez; los modelos autorregresivos tienen una aplicación sobresaliente en el análisis de las imágenes que se utilizan para identificar los cambios de diversas variables hidrometeorológicas (Piwowar y Ledrew, 2010).

También, se han utilizado modelos AR en el estudio de series de precipitación y temperatura, permitiendo hacer pronósticos y brindar herramientas que permitan la toma de decisiones encaminadas al aprovechamiento y protección de los recursos naturales (Dabral et al., 2016).

Por otro lado, en países como Estados Unidos, México y Colombia, al ser afectados por el fenómeno de El Niño o La Niña (ENSO), existen diversos trabajos enfocados al análisis de estos episodios relacionados con una variación, respecto a lo normal, promedio de $\pm 0.5^{\circ}\text{C}$ en la temperatura de la superficie del mar promediada durante tres meses consecutivos (NOAA (National Centers for Environmental Information), 2017). Por ejemplo, Sun y Furbish (1997) utilizaron datos de estaciones ubicadas en la península de Florida y encontraron valores altos en los coeficientes de correlación entre los datos de temperatura de la superficie del mar y series de precipitación estudiadas utilizando modelos ARMA(0,1) concluyendo que los años húmedos se relacionan con el fenómeno de El Niño.

En este ámbito, es importante destacar la investigación Ubilava y Helmers (2013), quienes utilizaron modelos autorregresivos de transición suave conocidos como STAR con el fin de comparar su desempeño contra el de los modelos del tipo AR al pronosticar la ocurrencia de fenómenos ENSO. Así, lograron determinar que los modelos tienen mejores resultados y además, que los modelos no lineales tienen un mejor rendimiento que los lineales al estudiar estos fenómenos. En el caso de Colombia, Carvajal-Escobar y Marco-Segura (2005) analizaron las teleconexiones lineales entre el fenómeno ENSO y los caudales mensuales del río Cauca (Valle del Cauca-Colombia), usando dos técnicas estadísticas multivariadas: el análisis de funciones ortogonales empíricas (FOES) y el análisis

de correlación canónica (ACC), además ajustaron modelos ARMAX para predecir los caudales, utilizando las primeras componentes principales y coeficientes canónicos de las variables macroclimáticas como variables auxiliares en los modelos de caudal, obteniendo mejoras en la predicción. Así mismo, en el campo de la predicción de caudales, actualmente diversos autores están realizando pronósticos en tiempo real gracias a la estimación de parámetros del modelo autorregresivo usando métodos de mínimos cuadrados ponderados (Mohammadi et al., 2006; Chao et al., 2008).

Sin duda estas metodologías son apropiadas para el análisis temporal de variables hidrológicas, sin embargo, queda la inquietud de la posible caracterización de la distribución espacial de dichas variables usando funciones autorregresivas. Por ejemplo, Rahman y Lateh (2017) utilizaron modelos ARIMA para generar series sintéticas de precipitación y temperatura en Bangladesh, determinando los gradientes de estas variables y además, por medio de herramientas del Sistema de Información Geográfica (SIG) y técnicas de interpolación espacial, construyeron mapas del comportamiento de las variables en toda el área de estudio, pero trabajos como el de Rahman y Lateh, no tienen en cuenta la influencia de las características propias de cada zona en el comportamiento de las variables estudiadas.

Es por esto, que la caracterización morfométrica se convierte en una herramienta fundamental en investigaciones de carácter hidrológico y en estudios de manejo y conservación de recursos naturales (Iqbal et al., 2013; Patel et al., 2013; Sujatha et al., 2015; Mahmoud y Alazba, 2015; Ameri et al., 2018). En la literatura se pueden encontrar diversos trabajos e investigaciones encaminadas a evaluar el proceso lluvia-escurrimiento (Jeníček, 2007; Bhagwat et al., 2011; Bajabaa et al., 2014); como es el caso

del trabajo de Gajbhiye et al. (2014), quienes caracterizaron la cuenca del río Manot en la India con el fin de determinar y priorizar las subcuencas más susceptibles a la erosión; por su parte, Viramontes-Olivas et al. (2007) analizaron los parámetros morfométricos de la cuenca del río San Pedro, Chonchos en Chihuahua, México, encontrando que la densidad de drenaje es influenciada por la cobertura vegetal y litología, además de regular tasas de infiltración y alimentación del flujo subsuperficial que favorece el incremento del tiempo de concentración y disminución del caudal punta, concluyendo que las características morfométricas disminuyen los efectos e impacto de posibles inundaciones dentro de la cuenca. De forma similar, en las investigaciones de López-Lambrano et al. (2013; 2017) se cuantificó el componente hídrico de la intercepción (cantidad de agua retenida por las hojas, ramas y troncos de las plantas) en vegetación semiárida y se evaluó su efecto en la relación Intensidad-Duración-Frecuencia (IDF) encontrando que el porcentaje promedio interceptado en vegetación herbácea de 2.33% del total de la precipitación incidente; de esta forma se afectan las curvas IDF en un 2.89% cuando sólo se considera cubierta vegetal herbácea mientras que al plantear cubierta vegetal arbórea se tiene un efecto de 11.15%, y un 19.85% para el escenario que se conforma por vegetación herbácea y arbórea. Por otro lado, Jena y Tiwari (2006) lograron establecer parámetros de correlación espacial a partir de las características morfológicas de una cuenca, sin embargo, el análisis se centró en la generación de hidrogramas unitarios para zonas con características similares y no en la construcción de series sintéticas.

Otra forma de utilizar las características geomorfológicas de una cuenca es determinar regiones homogéneas en las que la respuesta hidrológica ante un evento de precipitación es igual. De esta

manera, a partir de la correlación de estas características con las variables hidrológicas se vuelve posible la transferencia de información hidrológica en sitios con datos faltantes o susceptibles de completar (Escalante y Reyes, 2002). Así, partiendo de los métodos propuestos de Horton (1932; 1945), Schumm (1956), Strahler (1957) y Shreve (1966), se ha logrado con éxito la caracterización de múltiples cuencas alrededor del mundo a lo largo de la historia, obteniéndose información confiable de la respuesta hidrológica y características físicas del suelo, como la permeabilidad e incluso de la roca madre presentes. Sin embargo, suelen resultar complejos y demandan mucho tiempo (semanas, incluso meses) al ser usados para el análisis de grandes áreas (Rai et al., 2017a). Por tal razón, en los últimos años las investigaciones hidrológicas se han centrado en el uso del SIG, dado que es una ciencia especializada en la manipulación de grandes conjuntos de datos que permite optimizar el tiempo empleado para su análisis y entender la distribución espacial de las variables analizadas; esto representa una mejora en la sistematización de la descripción y clasificación de cuencas con diferentes características sin importar sus dimensiones y además, facilita las comparaciones lo que resulta de gran utilidad en la hidrología (Vittala et al., 2004; Ozdemir y Bird, 2009; Wilson et al., 2012; Gayen et al., 2013; Abboud y Nofal, 2017).

Por lo anterior, en la presente investigación se busca determinar los parámetros morfométricos de la cuenca del río Sinú (Colombia) usando el SIG con el fin de caracterizar su red de drenaje y la morfometría. De esta manera, el análisis de los resultados obtenidos brindará información útil para entender el impacto de la forma y fisiografía de la cuenca en la respuesta hidrológica de la misma y, a partir de esto se podrá estudiar la dinámica espacio-temporal de la precipitación en la zona de estudio mediante un

análisis de correlación con los pronósticos de los modelos *SARIMA* obtenidos.

3 OBJETIVOS

3.1 Objetivo general

- Determinar las características fisiográficas de la cuenca del río Sinú, Colombia, por medio del cálculo de los parámetros morfométricos para describir el comportamiento de los escurrimientos superficiales de la cuenca.
- Analizar la precipitación mediante modelos estocásticos tipo SARIMA en la cuenca hidrográfica del río Sinú para obtener pronósticos de lluvia.

3.2 Objetivos específicos

- Evaluar la respuesta de los escurrimientos superficiales de la zona de estudio mediante el cálculo de los parámetros morfométricos para determinar la respuesta hidrológico de la cuenca ante eventos de precipitación.
- Estandarizar las series de tiempo de precipitación de las estaciones climatológicas mediante la transformación Box-Cox para garantizar la estacionariedad.
- Determinar la estructura de las series estandarizadas a partir del análisis la función de autocorrelación y autocorrelación parcial, los correlogramas y la descomposición aditiva de series de tiempo para identificar el tipo de modelo de pronóstico óptimo para cada estación.

- Definir el modelo SARIMA óptimo para cada serie de tiempo de precipitación usando el Criterio de Información de Akaike, para realizar pronósticos de lluvia.
- Validar los modelos SARIMA utilizando el análisis de residuales y la información disponible en las estaciones climatológicas, para realizar pronósticos de lluvia.
- Obtener series sintéticas de precipitación que conserven la estructura de las originales a partir de los modelos SARIMA seleccionados, para realizar pronósticos de lluvia.
- Construir la matriz de correlación con los parámetros morfométricos y las series sintéticas de precipitación usando el coeficiente de correlación con la finalidad de determinar su relación e influencia en el comportamiento hidrológico de la cuenca.

4 MARCO TEÓRICO

A la hora de estudiar el comportamiento hidrológico de una cuenca es de vital importancia analizar las características propias de la superficie terrestre con la finalidad de relacionarlas con la susceptibilidad que pueda tener dicha cuenca a una inundación durante un evento de precipitación. Para lograr esto, se utilizan los parámetros morfométricos que permiten expresar en términos numéricos las características de paisajes complejos (Londoño Arango, 2001).

Los parámetros morfométricos de forma tienen particular importancia por su relación con el tiempo de concentración y el comportamiento de los caudales de escorrentía superficial, esto se debe a que los escurrimientos se presentan de manera distinta dependiendo de si la cuenca es circular o alargada, es decir que el riesgo de avenidas o inundaciones en el cauce principal será distinto de acuerdo a la forma de la cuenca (Pareta y Pareta, 2011).

Por otro lado, los parámetros de la red de drenaje y de relieve son importantes porque permiten determinar qué tan bueno es el drenaje de la cuenca, o lo que es lo mismo, que tan rápido escurre ante un evento de precipitación. Además, en conjunto con los parámetros de forma permiten hacer inferencias relacionadas con la litografía y la geología, dado que existen correlaciones entre la cobertura vegetal, tipos de suelo y pendientes del terreno con los valores de los parámetros morfométricos (Wilson et al., 2012).

El uso del SIG se convierte entonces en una herramienta fundamental para el estudio de la morfometría de cuencas al permitir el procesamiento de grandes cantidades de información, lo que implica que se pueden determinar los parámetros morfométricos de una cuenca

en menor tiempo y hacer estudios hidrológicos de forma más eficiente que cuando se usa cartografía convencional (Sreedevi et al., 2009).

Por su parte, el estudio de la precipitación es necesario con el fin de poder describir detalladamente el comportamiento hidrológico de una cuenca. En este orden de ideas, el uso de técnicas de series de tiempo como los modelos estocásticos son vitales para entender la dinámica temporal de las lluvias en la zona de estudio. Además, el uso de modelos tipo SARIMA que han probado tener buenos resultados a la hora de analizar series de precipitación mensual, permite obtener series sintéticas sin datos faltantes y pronósticos de lluvia (Mahmud et al., 2017). Esto permite contar con series de precipitación más largas que las originales, lo que se traduce en una mejor comprensión del fenómeno y en herramienta para cualquier estudio hidrológico que se quiera realizar en la cuenca (Keller et al., 2014).

La modelación estocástica de la precipitación en conjunto con los análisis de correlación con los parámetros morfométricos permiten entonces no sólo explicar la estructura temporal de la precipitación sino su distribución espacial en la cuenca y las relaciones que existen entre las lluvias y la geomorfología de la cuenca, es decir, se puede hacer una descripción detallada de cómo serían los escurrimientos superficiales en la cuenca teniendo en cuenta no sólo las características morfométricas sino también el comportamiento de la precipitación propia en la zona.

4.1 Hipótesis

Las hipótesis de la presente investigación son:

1. La modelación mediante el uso del SIG logra representar la geometría y el relieve de la cuenca del río Sinú.
2. El uso del SIG en conjunto con el análisis de la cartografía permite calcular los parámetros morfométricos de la cuenca del río Sinú.
3. Los parámetros morfométricos de la cuenca del río Sinú permiten explicar la dinámica de los escurrimientos superficiales de la zona de estudio.
4. Los modelos estocásticos tipo SARIMA son apropiados para la modelación de la precipitación mensual en la cuenca del río Sinú.
5. Los modelos estocásticos tipo SARIMA permiten obtener series sintéticas de precipitación que mantengan la estructura y características de las series originales.
6. Las series sintéticas de precipitación obtenida con los modelos SARIMA tienen correlación con los parámetros morfométricos de la zona de estudio.

5 ÁREA DE ESTUDIO

La cuenca del río Sinú se encuentra ubicada en la parte Noroeste de Colombia, entre los 9°30'N a 7°05'N y los 76°35'O a 75°15'O (Figura 1). Tiene un área de 13972 km², en jurisdicción de los departamentos de Córdoba, Sucre y Antioquia, y de acuerdo a lo establecido por la Corporación Autónoma Regional de los Valles del Sinú y del San Jorge (CVS) está dividida de acuerdo a sus características físicas y bióticas en 3 zonas que son: Alto, Medio y Bajo Sinú (CVS, 2006).

En la Figura 1 se puede apreciar la localización geográfica de Colombia, mientras que la Figura 2 permite apreciar los municipios y departamentos en los que se ubica la cuenca del río Sinú. En general, la cuenca se caracteriza por tener elevaciones inferiores a los 300 m.s.n.m. en el Bajo y Medio Sinú, mientras que en el Alto Sinú hay alturas superiores a los 1000 m.s.n.m., por lo que el río Sinú nace precisamente en el Alto Sinú a una altura de 3400 m.s.n.m., recorriendo la cuenca de sur a norte hasta llegar a su desembocadura en el mar caribe (CVS, 2006).

Por otro lado, los principales centros poblados se concentran en la cuenca Alta (Tierralta) y Media (Montería, capital del departamento de Córdoba), y además, en la cuenca alta también se encuentra la central hidroeléctrica URRÁ y el Parque Nacional Natural Paramillo (Valbuena, 2017).



Figura 1. Ubicación geográfica de Colombia. Se señala además la localización de la cuenca del río Sinú dentro del país.



Figura 2. Localización de la cuenca del río Sinú (Colombia). Se observa la localización de la ciudad de Montería por ser el casco urbano más representativo, el río Sinú y el embalse de la hidroeléctrica Urrá

5.1 Geomorfología

Según la CVS (2006), desde el punto de vista geomorfológico la Cuenca se puede dividir en dos grandes unidades. La parte baja agrupa las geoformas de origen marino, fluvio-lacustre y aluvial, mientras que la parte Alta y en los bordes de la cuenca predomina las colinas y montañas. Esto obedece a la influencia de dos procesos; el de orogénesis y el modelado. El primero originado por fuerzas internas que generaron levantamiento, hundimiento y plegamiento, las cuales dieron lugar al nacimiento de zonas de altitud presentes en la parte Alta de la Cuenca (montañas), depresiones intramontañosas y la depresión de la llanura. El segundo proceso está relacionado con intensos eventos erosivos, los cuales modelan las zonas relativamente altas, generando depósitos que han sido transportados por los sistemas fluviales originados durante el levantamiento andino.

De esta manera, el Alto Sinú se caracteriza por cadenas de montañas denudativas (moldeadas por la erosión), conformadas por rocas sedimentarias consolidadas y no plegadas sometidas a intensa disección, al igual que rocas ígneas y posiblemente metamórficas, con más de 300 metros de desnivel, cuyas cimas dependen de la denudación que éstas han sufrido y laderas irregulares, presentando una pendiente promedio superior al 30%. Por su parte, el Medio Sinú se caracteriza por procesos geomorfológicos asociados con inundaciones periódicas y procesos de erosión y sedimentación aluvial. Así mismo, en la Cuenca Baja del río Sinú se encuentran e procesos asociados a sedimentación fluvio-lacustre, sectores de geoformas marinas con procesos de sedimentación y algunas zonas con inundaciones frecuentes.

Finalmente, en el Anexo A se puede observar el mapa geológico del departamento de Córdoba, en donde se aprecia que la cuenca del río

Sinú está conformada estructuralmente por los cinturones de San Jacinto y del Sinú y por la Cordillera Occidental. De forma similar, se observa que a pesar de que gran parte del Alto Sinú presenta un relieve montañoso, existen depósitos aluviales, y que en el Bajo y Medio Sinú predominan depósitos cuaternarios no consolidados de origen aluvial, fluvio lacustre, y fluvio marinos (Londoño y González, 1997).

5.2 Condiciones climáticas generales

De acuerdo con la información meteorológica extraída de las estaciones climatológicas a cargo del Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales de Colombia (IDEAM), la cuenca del río Sinú se caracteriza por tener un régimen de precipitación unimodal con una temporada seca y una de lluvias al año. La temporada de lluvias inicia en el mes de abril y se extiende hasta noviembre, y durante este periodo se generan más del 80% de las precipitaciones anuales.

Las máximas precipitaciones se presentan en el alto Sinú, alcanzando magnitudes superiores a los 4000 mm anuales, y va disminuyendo de sur a norte, encontrándose que en la parte del bajo Sinú (desembocadura) es del orden de los 1300 mm. Del mismo modo, se evidenció que la temperatura media del aire está por encima de los 27°C y varía de sur a norte como lo hace la precipitación. De esta manera, en el alto Sinú se tienen temperaturas de hasta 17°C, mientras que en el resto de la cuenca la temperatura supera los 32°C.

6 MATERIALES Y MÉTODOS

6.1 Parámetros morfométricos

Estudiar las características propias de las formas de la superficie terrestre se logra a través de la morfometría, que permite la cuantificación de diferentes rasgos de las superficies con el fin de compararlas con otras (Londoño Arango, 2001). De esta manera, los índices morfométricos de una cuenca son una herramienta que permite interpretar y predecir su comportamiento hidrológico.

A continuación, se muestra la definición de los parámetros morfométricos y sus ecuaciones, obtenidas de la literatura; de igual forma en el Anexo B se presenta una tabla resumen con las ecuaciones, las variables necesarias para el cálculo y los resultados obtenidos para cada uno de los parámetros morfométricos de red de drenaje, de forma y de relieve determinados para la cuenca del río Sinú.

6.1.1 Número de orden de los cauces

Para la clasificación de los cauces se utilizó el sistema de Horton (1945), quien sugirió que la corriente principal debería ser la de mayor orden. De esta manera, los afluentes que no tienen tributarios siempre se designan con orden 1, las corrientes de orden 2 son las que reciben afluentes de orden 1; las de orden 3 deben recibir uno o más afluentes de orden 2, pero también pueden recibir tributarios de primer orden, y así hasta encontrar el mayor orden (Figura 3). En otras palabras, únicamente la unión de dos corrientes de orden u dará origen a una de orden $u + 1$.

También es importante mencionar que el número de orden es un parámetro muy sensible a la escala, por ejemplo, un estudio con fotografías aérea puede revelar la existencia de cauces de orden inferior a los que aparecen en un mapa escala 1:25000 por ejemplo (Londoño Arango, 2001).

6.1.2 Constante de mantenimiento de cauces (C_m)

Este parámetro corresponde al inverso de la densidad de drenaje (Ecuación 6.1) y permite determinar la cantidad de km² necesarios para el mantenimiento de 1 km de cauce (Schumm, 1956; Pareta y Pareta, 2011).

$$C_m = \frac{1}{D_d} \quad 6.1$$

6.1.3 Densidad de drenaje (D_d)

El calificativo de cuenca bien o mal drenada es subjetivo, por esta razón Horton (1945) introdujo el concepto de densidad de drenaje o longitud total (L) en kilómetros de las corrientes dentro de la cuenca por unidad de área (A_d) como se describe en la Ecuación 6.2.

$$D_d = \frac{L}{A_d} \quad 6.2$$

De acuerdo a Monsalve (1995) el valor de la Densidad de drenaje suele tomar valores entre 0.5 km/km², para cuencas con drenaje pobre, y 3.5 km/km², para cuencas excepcionalmente bien drenadas. En la Figura 4, se puede observar la red de drenaje del municipio de Momil, que tiene un drenaje pobre con una D_d de 0.67 km/km², mientras que en la Figura 5 se aprecia la red de drenaje del municipio de Valencia, que tiene un mejor drenaje con una D_d de 1.15 km/km². De esta manera, es posible comparar la calidad del escurrimiento superficial de varias cuencas aunque presenten áreas distintas.

6.1.4 Longitud del flujo terrestre (L_{ft})

Horton (1945) definió la longitud del flujo terrestre como la distancia que debe recorrer el agua en la superficie del suelo antes de llegar a los cauces de la red de drenaje, y además determinó que es aproximadamente igual a la mitad de recíproco de la densidad de drenaje (Ecuación 6.3).

$$L_{ft} = \frac{1}{2D_d} \quad 6.3$$

6.1.5 Frecuencias de cauces (F)

Según Horton (1945) la frecuencia de cauces corresponde al número de cauces N por unidad de área (cauces/km²) como se muestra en la Ecuación 6.4. Si bien es un parámetro similar a la densidad de drenaje, no son directamente comparables porque generalmente

varían con el área de la cuenca, en otras palabras, una cuenca grande puede contener tantos afluentes por unidad de área como una pequeña. Por esta razón se debe realizar un análisis en conjunto de ambos para el correcto análisis del comportamiento de la cuenca (Londoño Arango, 2001).

$$F = \frac{N}{A_d} \quad 6.4$$

6.1.6 Sinuosidad de las corrientes de agua (S)

Los cursos de agua naturales deben ajustarse a las irregularidades del terreno en su recorrido, por lo que tienden curvarse, desviarse o doblarse y por tanto ninguna corriente de agua natural es recta, todos tienen cierto grado de sinuosidad. Por esta razón, han surgido diversos índices que permiten darle un valor numérico a la sinuosidad. Mueller (1968) mencionó los 3 índices más utilizados y planteó que el más común de ellos se obtiene de dividir la longitud del río entre la longitud de su valle, de forma que los valores de sinuosidad mayores a 1 y menores a 1.3 corresponden a ríos sinuosos y los mayores a 1.3 corresponden a ríos con meandros; el segundo índice se calcula dividiendo la longitud del curso de agua en una curva dada entre la longitud de onda de la misma (λ), mientras que el tercero se determina dividiendo el thalweg o vaguada (línea de máxima profundidad), entre la longitud del valle (Figura 6).

Considerando lo anterior, se decide utilizar el índice de sinuosidad total definido por Mueller (1968) como la relación entre la longitud total de la corriente (km) y la distancia más corta

entre el inicio y la desembocadura de la misma, L_a (km) tal como se muestra en la Ecuación 6.5.

$$S = \frac{L}{L_a} \quad 6.5$$

De esta forma, este parámetro da una medida de la velocidad de la escorrentía de agua a lo largo de la corriente, dado que los ríos con alineamientos rectos se caracterizan por velocidades de flujo mayores que los ríos sinuosos. Si el valor del parámetro es menor o igual a 1.25 entonces la sinuosidad es baja y el alineamiento del río tiende a ser recto (Monsalve, 1995).

6.1.7 Razón de bifurcación (R_b)

La razón de bifurcación es la relación de la cantidad de cauces de un orden específico (N_u) y el número de corrientes del siguiente orden (Horton, 1945). Es un parámetro que refleja tanto la complejidad de las ramificaciones en la cuenca, como la forma geométrica de la misma y, además tiene relación con factores como la pendiente y la fisiografía de la zona (Ecuación 6.6).

$$R_b = \frac{N_u}{N_{u+1}} \quad 6.6$$

Por otro lado, el promedio ponderado de la razón de bifurcación R_{bm} , permite determinar un valor representativo para toda el área de estudio y se calcula multiplicando la relación de bifurcación para cada par sucesivo de órdenes por la cantidad total de flujos involucrados en la relación y tomando la media de la suma de estos valores (Schumm, 1956; Strahler, 1957), como se muestra a continuación:

$$R_{bm} = \frac{\sum (R_{bu} / R_{bu+1}) (N_u + N_{u+1})}{\sum (N_u + N_{u+1})} \quad 6.7$$

De acuerdo a la investigación de Horton (1945) la razón de bifurcación varía desde 2 para cuencas planas hasta 4 para las cuencas montañosas, por lo que es más alto para las zonas con topografía escarpada. También es importante mencionar que diversos autores han encontrado que este parámetro, y en general, las redes drenaje tienen propiedades fractales. Por ejemplo, Rodríguez-Iturbe et al. (1992) usaron la función de ancho, obtenida dividiendo la cuenca analizada en distintas áreas (celdas) y determinando la longitud que hay desde cada una de esas áreas hasta la salida de la cuenca, para graficar el número de celdas contra la distancia hasta la salida. De esta forma, Rodríguez-Iturbe et al. (1992) lograron demostrar que el espectro multifractal de la función de ancho de una red de drenaje óptimo (minimizando el gasto de energía), obtenida a partir de una cuenca de Peano como condición inicial, coincide con el espectro de una red natural de drenaje y tiene una razón de bifurcación de 4. Esto sugiere que las redes de drenaje naturales muestran propiedades fractales debido a que buscan minimizar el gasto de energía.

6.1.8 Razón de longitud (R_l)

De acuerdo a la investigación de Horton (1945), la razón de longitud es el resultado de la división de la longitud promedio del flujo de cualquier orden (\bar{L}_u), por la longitud promedio del siguiente orden inferior (Ecuación 6.8). Así, el valor de este parámetro permite hacer inferencias acerca de las características del suelo en la cuenca como la permeabilidad o la susceptibilidad a la erosión.

$$R_l = \frac{\bar{L}_u}{\bar{L}_{u-1}} \quad 6.8$$

Horton (1945) encontró que los valores de la razón de longitud varían de 2 a 3 de acuerdo al tamaño y la topografía de la cuenca. También, se ha determinado que el valor esperado para una red de drenaje óptimo es de 2 (Rodríguez-Iturbe et al., 1992).

6.1.9 Factor de forma (F_f)

Horton (1932) la define como la relación entre el área y el cuadrado de la longitud máxima de la cuenca de drenaje (L_c). De forma que este parámetro puede expresarse como se indica en la Ecuación 6.9.

$$F_f = \frac{A_d}{L_c^2} \quad 6.9$$

De esta manera, entre menor sea el factor de forma la cuenca tiene una forma más alargada, en caso contrario, la cuenca tiende a tener una forma redonda (Londoño Arango, 2001). El valor de este coeficiente para una cuenca perfectamente circular es de 0.7854, y entre más pequeño sea su valor, más alargada será su forma. Además, Monsalve (1995) establece que una cuenca con bajo factor de forma es menos susceptible a crecientes que otra del mismo tamaño pero con mayor factor de forma, dado que es menos propensa a tener una lluvia intensa simultáneamente en toda su superficie. En la Figura 7, se observan las 65 subcuencas que conforman la cuenca del río Sinú, y además, se aprecia que la subcuenca 1669 tiene una forma redondeada con un F_f de 0.72, mientras que la subcuenca 1552 tiene un F_f de 0.19 y su forma es mucho más alargada.

6.1.10 Razón circular (R_c)

Miller (1953) define este parámetro como la relación entre el área de la cuenca y el área de un círculo que tiene la misma circunferencia que el perímetro de la cuenca (Ecuación 6.10). De esta manera los valores de la razón circular son menores e iguales a 1, disminuyendo para cuencas alargadas (forma rectangular) y acercándose a la unidad para cuencas redondas (Londoño Arango, 2001).

$$R_c = \frac{A_d}{\frac{P^2}{4\pi}} \quad 6.10$$

donde P es el perímetro de la cuenca.

En la Figura 7 se puede apreciar que la subcuenca 1522 tiene una forma alargada mientras que la 1669 es más parecida a un círculo. Esto se refleja a la hora de calcular la R_c , encontrando que para la subcuenca 1522 es de 0.23, mientras que para la 1669 es de 0.5 (más cercana a la unidad).

6.1.11 Razón de elongación (R_e)

Schumm (1956) menciona que la forma de una cuenca de drenaje debe expresarse mediante la razón entre el diámetro de un círculo con la misma área de la cuenca (D_c) y la máxima longitud de la cuenca, como se establece en la Ecuación 6.11. Al igual que la razón circular, su valor tiende a la unidad para cuencas redondas y a cero a medida que es más alargada.

$$R_e = \frac{D_c}{L_c} \quad 6.11$$

En la Figura 7 se observa que la subcuenca 1669 tiene una forma redondeada con una R_e de 0.96 (muy cercana a la unidad), mientras que la subcuenca 1522 tiene una R_e de 0.49 y su forma es mucho más alargada.

6.1.12 Coeficiente de compacidad (K_c)

De acuerdo a la investigación de Horton (1932), el coeficiente de compacidad es la relación entre el perímetro de la cuenca y el un círculo con la misma área (Ecuación 6.12), por lo cual, entre más cercano a la unidad sea el resultado, más circular será la cuenca.

$$K_c = \frac{P}{2\sqrt{\pi A_d}} \quad 6.12$$

En la Figura 7, se aprecia la subcuenca 1669, que al ser circular tiene un K_c de 1.41, mientras que el valor para la subcuenca 1522 es de 2.08, por ser más alargada.

6.1.13 Curva hipsométrica

La curva hipsométrica es definida por Strahler (1957) como la gráfica de una función continua que relaciona la altura en el eje (y) con el porcentaje de área acumulada en el eje (x), y permite determinar la madurez de una cuenca. En general, las propiedades de la curva tienden a ser estables en masas rocosas homogéneas y se adhieren generalmente, a la misma familia de curvas para una combinación geológica y climática determinada. Así, la curva hipsométrica representa el porcentaje de área acumulado igualado o excedido para una cota determinada y, a partir de esta, se pueden conocer características fisiográficas de la cuenca analizada, como la presencia de planicies o cumbres escarpadas (Monsalve, 1995).

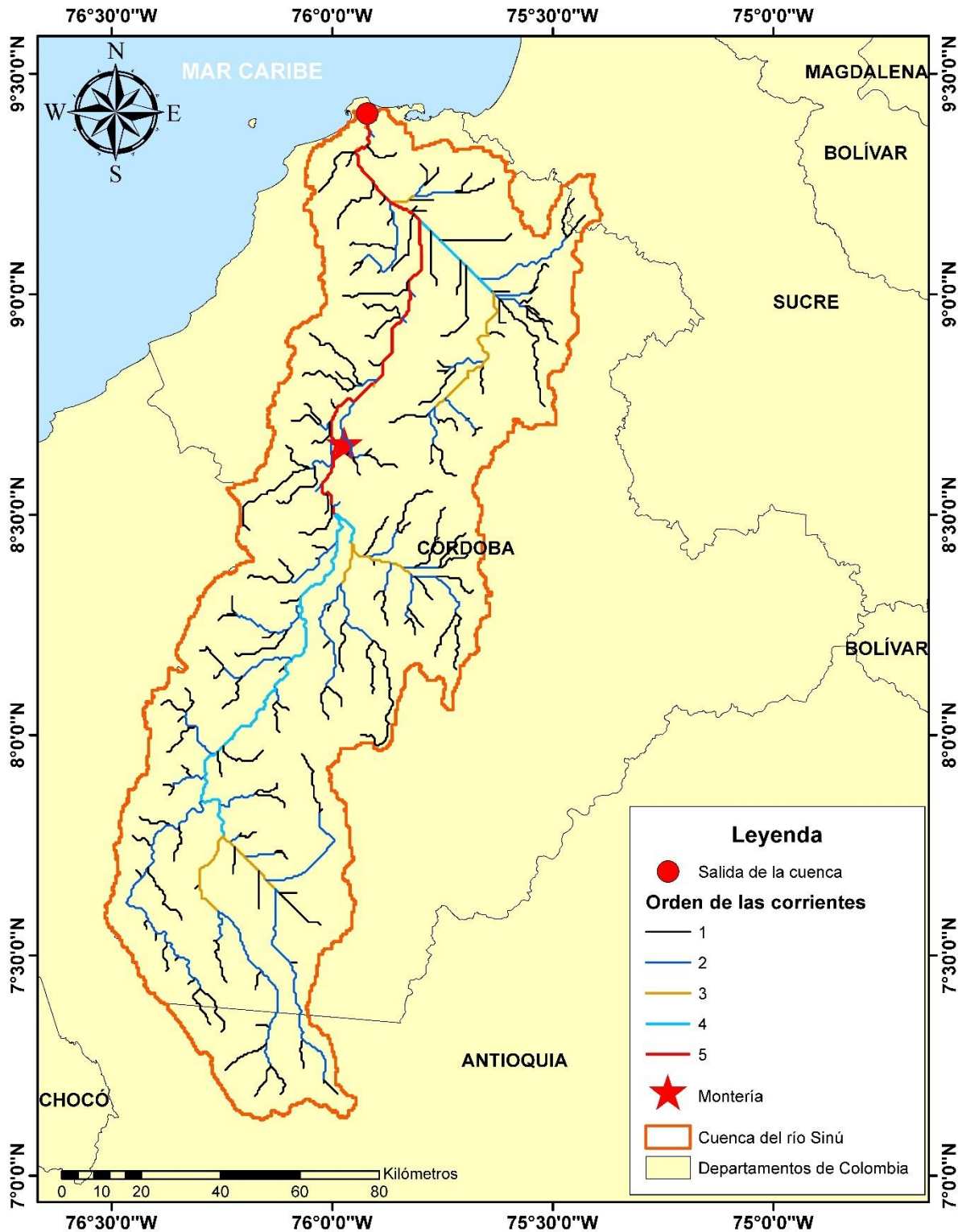


Figura 3. Orden de las corrientes de la red de drenaje de la cuenca del río Sinú (Colombia) modelada utilizando el SIG

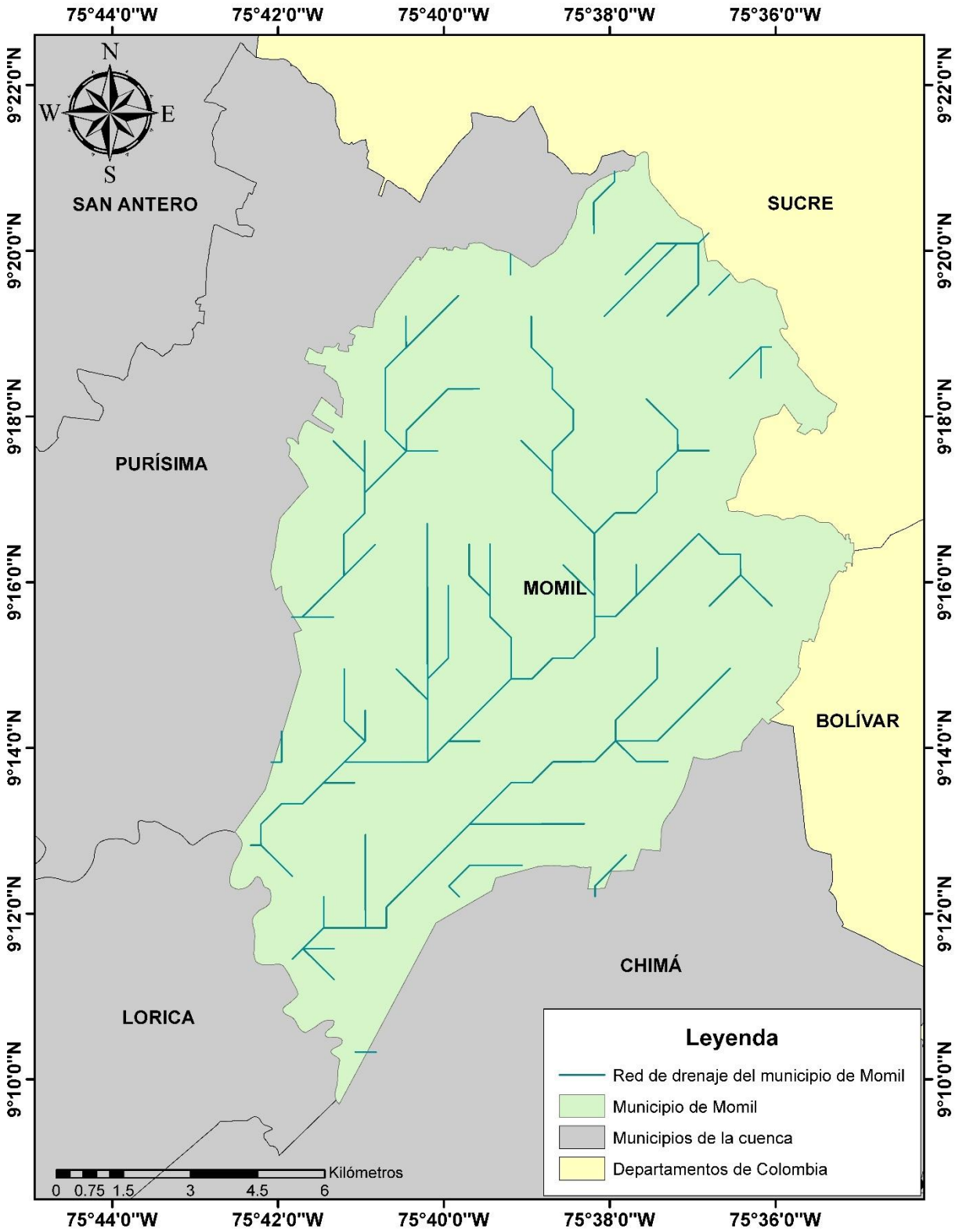


Figura 4. Red de drenaje del municipio de Momil en el departamento de Córdoba (Colombia) modelada utilizando el SIG

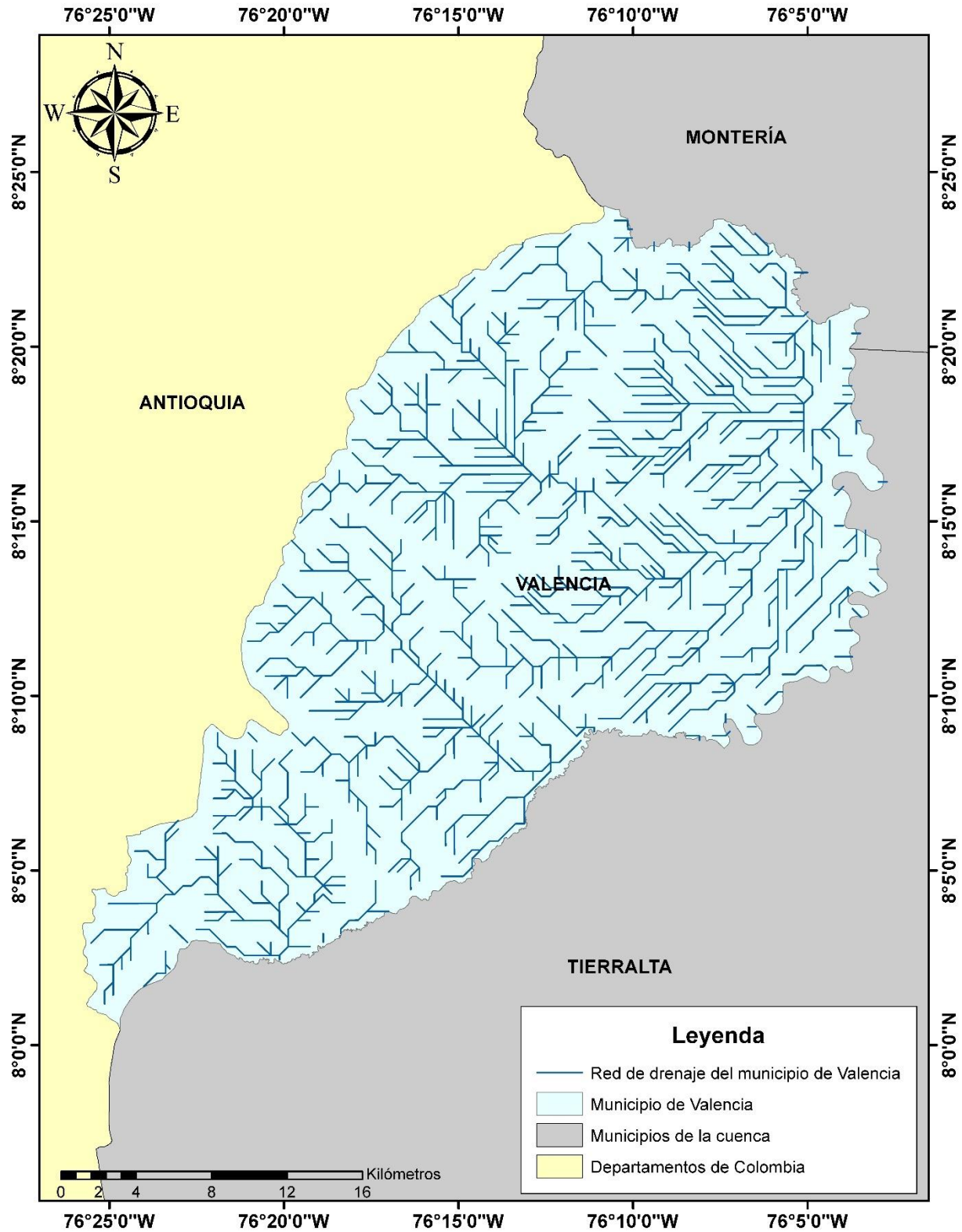


Figura 5. Red de drenaje del municipio de Valencia en el departamento de Córdoba (Colombia) modelada utilizando el SIG

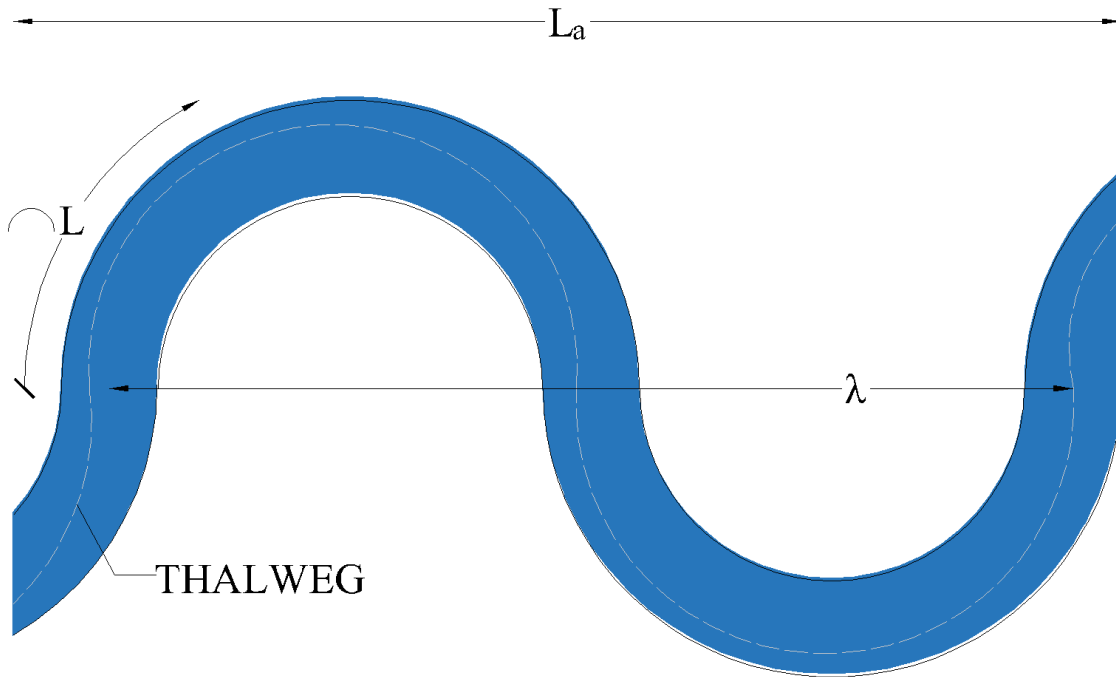


Figura 6. Esquematización de la sinuosidad de las corrientes de agua. Se muestra el curso natural de una corriente y se señala que el Thalweg no coincide con el eje central de la misma

6.1.14 Tiempo de concentración (T_c)

Este parámetro permite determinar el tiempo que la lluvia que cae en el punto más distante de la corriente principal de una cuenca tarda para llegar a dicha corriente. Esto implica que este es el tiempo para el cual toda la cuenca empieza a contribuir al flujo del agua superficial (Chow et al., 1994; Monsalve, 1995). Se calcula de la siguiente forma:

$$T_c = 0.0663 \frac{L^{0.77}}{S^{0.385}} \quad 6.13$$

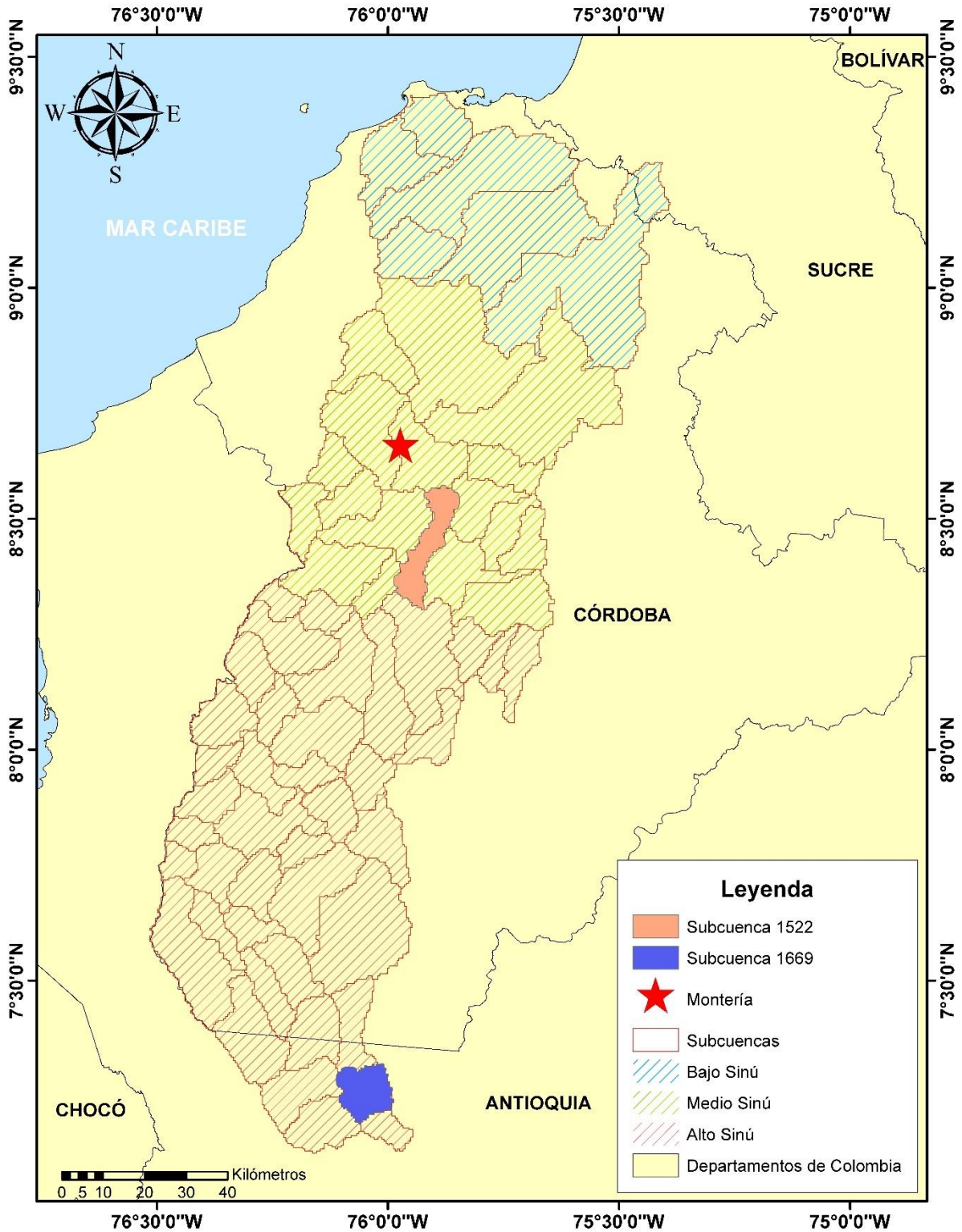


Figura 7. Subcuencas que conforman la cuenca del río Sinú (Colombia) obtenidas utilizando el SIG

6.2 Análisis de series de tiempo y modelos estocásticos

Una serie de tiempo es una colección de observaciones hechas de forma secuencial en el tiempo, ya sea a escala horaria, diaria, mensual o anual, y su estudio tiene aplicaciones en disciplinas como la econometría (variación de precios), la meteorología (comportamiento de la temperatura o la precipitación), demografía (cambios en la población) y el mercadeo (comportamiento de las ventas). Se dice que pueden ser continuas, si las observaciones son realizadas de forma continua en el tiempo, o discretas cuando las observaciones se toman en intervalos de tiempo dados (usualmente iguales). Además, una característica importante de las series de tiempo es que las observaciones usualmente no son independientes y, por tanto, se debe tener en cuenta el orden de las observaciones para su análisis. De esta forma, cuando las observaciones sucesivas son dependientes, se pueden predecir valores futuros a partir de las observaciones pasadas y así, cuando la serie puede ser predicha de forma exacta, se dice que es determinista; sin embargo, la mayoría de las series son estocásticas, lo que quiere decir que los valores futuros dependen sólo en parte de las observaciones pasadas, por lo que las predicciones exactas son imposibles y en lugar de eso, se considera que sus valores futuros tienen una distribución de probabilidad condicionada por el conocimiento de sus valores pasados (Chatfield, 1984).

6.2.1 Gráfico de las series de tiempo

El primer paso para el análisis y pronóstico de series de tiempo es graficar las observaciones en función del tiempo (Figura 8); esto, debido a que a partir de esta representación gráfica es

posible obtener información importante de los datos, como lo es la posible presencia de tendencia, estacionalidad, valores atípicos, puntos de inflexión o discontinuidades repentinas. Se debe tener cuidado a la hora de escoger la escala (horas, días, meses, años, etc.) y el tipo de gráfico a utilizar (ya sea una línea continua o puntos separados), dado que esto afectará la forma en que se ve el gráfico y, por ende, influenciará el juicio de quien lo analice. De esta manera, el gráfico de la serie puede considerarse como punto de partida para escoger un modelo y realizar un pronóstico adecuado (Chatfield, 1984).

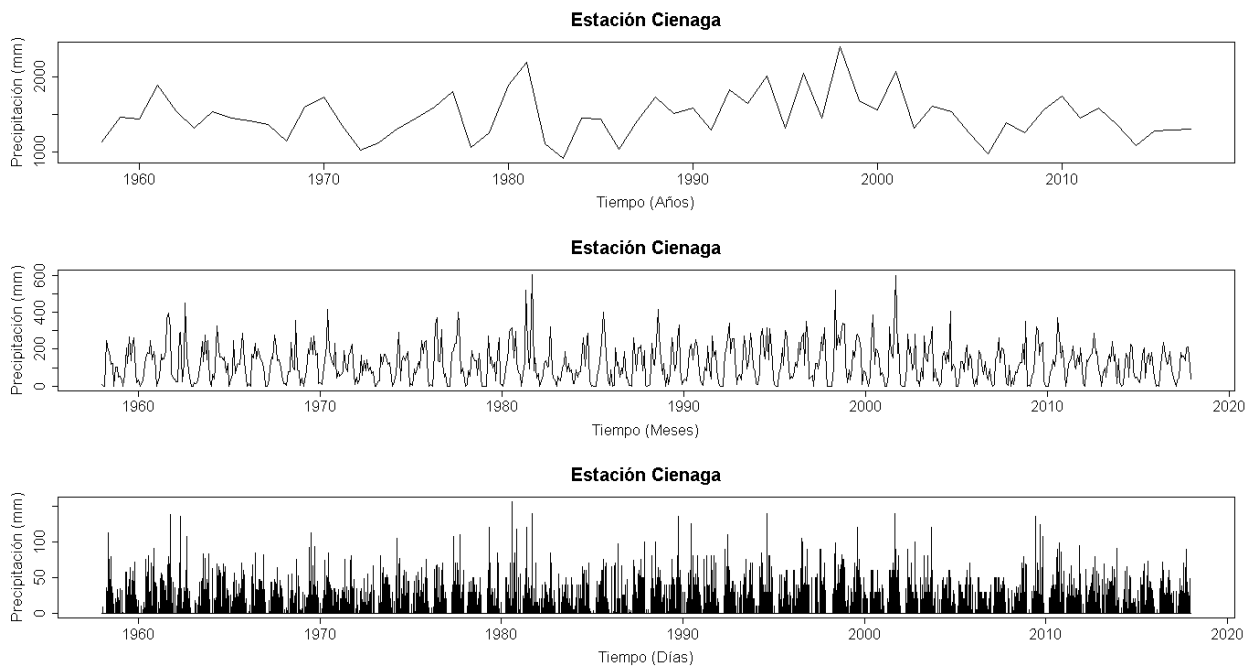


Figura 8. Gráficas de la serie de la estación Ciénaga de Oro a diferentes escalas (anual, mensual y diaria)

6.2.2 Estimación de datos faltantes

Es frecuente que en las estaciones meteorológicas se presenten datos atípicos, falta de datos e interrupciones en los registros. Esto puede deberse a múltiples motivos como lo son la negligencia del operador, errores en las lecturas, cambios de ubicación de la estación o fallas del equipo de medición. Para poder realizar un análisis de las series de tiempo de variables hidrometeorológicas es necesario contar con una serie sin vacíos, es por esto que, se han desarrollado diversas metodologías que permiten el cálculo de los datos faltantes, como son los siguientes:

6.2.2.1 Correlación lineal

Este método consiste en el cálculo de los valores inexistentes por el ajuste, a través del método de los mínimos cuadrados de una recta de regresión lineal del tipo $y=mx + b$ (Ecuación 6.14) entre las series de tiempo de dos estaciones climatológicas: una con datos incompletos (presencia de vacíos en el registro), que es la variable dependiente (y), y otra completa (sin datos faltantes en el registro), que proporciona la variable independiente (x). Para poder aplicar este método, la hipótesis de partida es que entre las dos series a comparar existe una correlación apreciable, de tal modo que las variaciones que se producen en ambas son similares (Barreda, 2004).

$$P_x = mP + b$$

6.14

donde m y b son parámetros correspondientes a la ecuación de la recta, mientras que P es la precipitación en la estación auxiliar.

6.2.2.2 Razón normal

Este método permite calcular el dato incompleto, P_x , de una serie, a partir de los datos de las series de estaciones vecinas contemporáneas, que presenten un alto grado de correlación con la serie a completar, lo cual consiste en multiplicar la precipitación de cada estación por el cociente de los promedios de la serie de trabajo y la auxiliar, como se muestra en la Ecuación 6.15 (Paulhus y Kohler, 1952; Barreda, 2004).

$$P_x = \frac{1}{n} \left[\left(\frac{N_x}{N_A} \right) P_A + \left(\frac{N_x}{N_B} \right) P_B + \dots + \left(\frac{N_x}{N_n} \right) P_n \right] \quad 6.15$$

donde P_x es el dato perdido para el día, mes o año en la estación x , N_x es la precipitación media diaria, mensual o anual en la estación de dato faltante x , N_A, N_B, \dots, N_n es la precipitación media diaria, mensual o anual en las estaciones auxiliares (medias de todas las históricas) y P_A, P_B, \dots, P_n corresponde a la precipitación mostrada en las estaciones auxiliares el día o mes o año en el que falta el dato en la estación x (Paulhus y Kohler, 1952; Barreda, 2004).

6.2.2.3 Modelo ClimGen

El método utilizado por este modelo consiste en cadenas de Markov de 2 estados. Dichos estados son calculados de forma individual a partir de los datos de la estación usando de probabilidades condicionales, de forma que α corresponde a un día húmedo luego de un día seco y β a un día seco seguido a un día húmedo, tal como se muestra a continuación (Nicks et al., 1990; Esquivel et al., 2015):

$$P(W/D) = \alpha$$

$$P(D/D) = 1 - \alpha$$

$$P(D/W) = \beta$$

$$P(W/W) = 1 - \beta$$

donde $P(W/D)$ es la probabilidad de que ocurra un día con precipitación, dado que el día anterior no hubo lluvia, $P(D/D)$ es la probabilidad de que haya un día sin precipitación, dado que el día anterior tampoco pasó, $P(D/W)$ es la probabilidad de que se tenga un día sin precipitación, dado que el día anterior si llovió y, $P(W/W)$ es la probabilidad de que un día llueva, dado que el día anterior también llovió (Nicks et al., 1990; Esquivel et al., 2015). En cuanto a la magnitud de la precipitación, el modelo ClimGen asume una distribución de probabilidad Weibull, tal como se muestra en la Ecuación 6.16, donde $F(P)$ es la probabilidad acumulada de la cantidad de precipitación igual o menor que P , mientras que α y β son parámetros de la función de distribución que se calculan mensualmente (Selker y Haith, 1990; Mckague et al., 2003).

$$F(P) = 1 - \exp\left[-\left(\frac{P}{\beta}\right)^\alpha\right] \quad 6.16$$

Del mismo modo, la Ecuación 6.17 (donde r es un número aleatorio entre 0 y 1) determina la magnitud para cada evento de precipitación (Mckague et al., 2003).

$$P = \beta\left[-\ln(r)\right]^{\frac{1}{\alpha}} \quad 6.17$$

6.2.3 Series sintéticas de precipitación

Además de las dificultades que se tienen a la hora de hacer estudios relacionados con el comportamiento de las variables hidrometeorológicas debido a la falta de datos, existe el inconveniente de que en ocasiones no se cuenta con una cantidad de datos lo suficientemente grande como para tomar decisiones relacionadas con la planificación del recurso hídrico; por lo que el análisis de series de tiempo y, particularmente, la construcción de modelos matemáticos que permitan generar registros hidrológicos sintéticos para pronosticar eventos hidrológicos, detectar tendencias, completar los datos faltantes y ampliar los registros, se han convertido en herramientas importantes en la hidrología (Momani, 2009). Se establece entonces, que una serie sintética es aquella generada por un modelo matemático y que preserva la estructura (momentos estadísticos) de la serie original y su importancia radica en que tienen aplicaciones muy diversas en la

ciencia y la ingeniería, como lo son el manejo del recurso hídrico en cuencas, planificación agrícola, diseño de estructuras hidráulicas como almacenamientos, predicción de sequías e inundaciones y proyecciones relacionadas con el cambio climático (Sharma y Lall, 1999; Keller et al., 2014). Del mismo modo, el uso del enfoque sintético de series de tiempo, también permite una mayor exploración, del rango de variabilidad interanual y estacional potencial, a la que se podría realizar considerando sólo datos observados (Forsythe et al., 2014).

6.2.4 Componentes de las series de tiempo

De acuerdo a lo mencionado por Chatfield (1984) para el análisis de una serie de tiempo, es fundamental conocer y entender los diferentes tipos de variaciones en las que se puede descomponer la serie.

6.2.4.1 Estacionalidad

Este tipo de variación, generalmente, tiene período anual sin importar que la serie se mida semanal, mensual o trimestralmente, y se da cuando se observan patrones similares de comportamiento en determinados momentos del año. Un ejemplo es el patrón de ventas de helados, que siempre es alto en el verano (Chatfield, 2000).

6.2.4.2 Tendencia

Este tipo de variación está presente cuando una serie muestra un crecimiento o una disminución constante, al menos durante varios intervalos de tiempo sucesivos (Chatfield, 2000).

6.2.4.3 Otros cambios cíclicos

Se refiere a la variación cíclica regular en períodos distintos de un año. Un ejemplo son los ciclos de negocios durante un período de quizás cinco años o el ritmo diario (llamado variación diurna) en el comportamiento biológico de los seres vivos (Chatfield, 2000).

6.2.4.4 Fluctuaciones irregulares

Normalmente, hace referencia a cualquier variación que “sobra” tras eliminar la estacionalidad, la tendencia y los otros cambios cíclicos de una serie de tiempo. De esta forma, pueden ser completamente aleatorios, en cuyo caso no pueden ser pronosticados (Chatfield, 2000).

6.2.5 Series de tiempo con estacionalidad

Como se mencionó anteriormente, la descomposición clásica de las series de tiempo contempla la tendencia T_t , un efecto estacional o cíclico S_t , y un error aleatorio ε_t , de forma que la tendencia frecuentemente se describe por medio de polinomios de orden bajo, y el efecto estacional por funciones trigonométricas o indicadores estacionales (Madsen, 2007).

Cuando la estacionalidad es aditiva, es decir, es independiente de la media, puede usarse la descomposición aditiva como se muestra a continuación:

$$Y_t = T_t + S_t + \varepsilon_t \quad 6.18$$

Por otro lado, cuando el incremento en la magnitud de la variación estacional es proporcional a la media, es conveniente usar una descomposición multiplicativa:

$$Y_t = T_t \times S_t \times \varepsilon_t \quad 6.19$$

Para efectos de escoger un modelo para analizar y pronosticar series de tiempo, suele ser necesario aplicar filtros o transformaciones que permitan eliminar la estacionalidad y una forma simple de hacerlo es la diferenciación estacional. Por ejemplo, con datos mensuales, donde se tienen 12 observaciones por año, la diferencia estacional se escribe de esta forma (Chatfield, 2000):

$$\nabla_{12}x_t = (x_t - x_{t-12}) \quad 6.20$$

Donde x_t es una observación en el instante de tiempo t .

6.2.6 Series de tiempo estacionarias

Se dice que una serie de tiempo es estacionaria si no hay cambios sistemáticos en la media, si no hay un cambio sistemático en la varianza y si se han eliminado las variaciones estrictamente periódicas. Esto quiere decir que, la dependencia relativa de una observación con respecto a los valores pasados es la misma, independientemente, del momento en que se evalúe (Chatfield, 1984; Palma, 2016). Más adelante se dará una definición formal de estacionariedad.

6.2.6.1 Transformación Box-Cox

La mayoría de las metodologías para analizar series de tiempo se basan en el supuesto de estacionariedad, por lo que se han desarrollado múltiples técnicas para transformar datos no estacionarios en estacionarios. Entre estos enfoques, a menudo se utilizan la estabilización de la varianza, la estimación de la tendencia a través de la regresión lineal y la diferenciación de la serie (Palma, 2016).

En este orden de ideas, la transformación Box-Cox es una de las más utilizadas, y se usa principalmente para la estabilización de la varianza (corregir varianzas desiguales).

Entonces, dada una serie observada x_t , la serie transformada y_t se calcula como se muestra en la Ecuación 6.21 (Chatfield, 2000; Palma, 2016):

$$y_t = \begin{cases} \frac{x_t - 1}{\lambda} & \text{si } \lambda = 0 \\ \log x_t & \text{si } \lambda \neq 0 \end{cases} \quad 6.21$$

donde λ denota al parámetro de transformación que normaliza la series y es estimado por tanteo de forma que la serie transformada tenga un coeficiente de asimetría estadísticamente igual a 0.

6.2.7 Autocorrelación

Una herramienta importante a la hora de analizar las propiedades de una serie de tiempo son las cantidades conocidas como coeficientes de autocorrelación, que miden la correlación entre las observaciones separadas una distancia dada. A menudo, estos coeficientes son un punto de partida para determinar el modelo de probabilidad que generó los datos analizados. La Ecuación 6.22 permite calcular la correlación entre observaciones separadas una distancia k . A esto se le llama coeficiente de autocorrelación en un retraso o lag k (Chatfield, 1984).

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{N-k} (x_t - \bar{x})(x_{t+k} - \bar{x})}{\sum_{t=1}^{N-k} (x_t - \bar{x})^2} \quad 6.22$$

donde \bar{x} corresponde a la media total como se muestra en la Ecuación 6.23 y N es el número de observaciones.

$$\bar{x} = \sum_{t=1}^N \frac{x_t}{N} \quad 6.23$$

En la práctica, los coeficientes de autocorrelación son usualmente calculados a partir del cálculo de los coeficientes de autocovarianza de la serie (C_k). Entonces, el coeficiente de autocovarianza en el retraso k se calcula:

$$c_k = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N-k} (x_t - \bar{x})(x_{t+k} - \bar{x}) \quad 6.24$$

Luego,

$$r_k = \frac{C_k}{C_0} \quad 6.25$$

donde $k = 1, 2, \dots, m$ con $m < N$ y C_0 es la varianza de las observaciones de la serie.

6.2.7.1 Correlograma

El gráfico de r_k vs k recibe el nombre de correlograma y permite identificar de forma visual el comportamiento de la serie. De esta forma, cuando la serie es completamente aleatoria, entre mayor sea el valor de N , se espera que $r_k \cong 0$ para todos los k distintos de 0. Del mismo modo, es posible identificar si existe estacionalidad dado que si la serie de tiempo presenta una oscilación estacional,

entonces el correlograma exhibirá una oscilación en la misma frecuencia (Chatfield, 1984).

6.2.8 Procesos estocásticos

Un proceso estocástico puede definirse de acuerdo a Chatfield (1984) como un fenómeno estadístico que evoluciona de acuerdo a leyes probabilísticas y, matemáticamente, se dice que es una colección de variables aleatoria $\{X(t), t \in T\}$, donde T denota la serie de puntos en el tiempo para los que el proceso está definido. Entonces, se denota a la variable aleatoria en un tiempo t como $X(t)$ si t es continuo ($-\infty < t < \infty$) y como x_t si t es discreto ($t = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$). En consecuencia, se dice que la serie es determinística, si sus valores pueden ser predichos de forma exacta a partir de los valores pasados, y estocástica, cuando los valores futuros dependen sólo parcialmente del pasado.

Del mismo modo, se considera el valor observado en el tiempo t , es decir, x_t , como una observación de la variable aleatoria x_t . Así, la serie temporal observada es sólo una de todas las posibles realizaciones del proceso estocástico y, es por esta razón que, el análisis de series de tiempo es diferente de otros problemas estadísticos. Esto quiere decir, que normalmente no es posible hacer más de una observación en un instante dado, por lo que sólo se tiene una observación de la variable aleatoria en el tiempo t , en otras palabras, x_t es la única observación que se tendrá de x_t (Chatfield, 2000; Madsen, 2007).

Por lo anterior, lo que se busca por medio del análisis de series de tiempo es evaluar las propiedades del modelo de probabilidad que generó la serie de tiempo observada. Una forma para lograrlo

es analizar los momentos estadísticos del proceso, particularmente el primer y segundo momento. De esta manera, la función de la media $\mu(t)$ corresponde a:

$$\mu(t) = E(X_t) \quad 6.26$$

La función de la varianza $\sigma^2(t)$ es:

$$\sigma^2(t) = \text{Var}(X_t) \quad 6.27$$

La función de autocovarianza $\gamma(t_1, t_2)$ es:

$$\text{Cov}[X_{t_1}, X_{t_2}] = E\left\{[X_{t_1} - \mu(t_1)][X_{t_2} - \mu(t_2)]\right\} \quad 6.28$$

Donde la media $\mu(t)$ es el primer momento y el segundo momento es la covarianza entre X_{t_1} y X_{t_2} (Chatfield, 2000).

6.2.8.1 Estacionariedad

Un proceso $\{X(t)\}$ es estrictamente estacionario si todas las distribuciones dimensionales finitas son invariantes a los cambios

en el tiempo, es decir, para n , cualquier conjunto (t_1, t_2, \dots, t_n) y para cualquier h , se cumple lo siguiente (Madsen, 2007):

$$f_{X(t_1), \dots, X(t_n)}(x_1, \dots, x_n) = f_{X(t_1+h), \dots, X(t_n+h)}(x_1, \dots, x_n)$$

Del mismo modo, un proceso tiene estacionariedad débil de orden k si todos sus primeros k momentos son invariantes a los cambios en el tiempo, por lo que los procesos estacionarios de segundo orden se caracterizan porque su media y su varianza son constantes, es decir que, $\mu(t) = \mu$ y $\sigma^2(t) = \sigma^2$, mientras que la función de autocovarianza depende únicamente de la distancia entre t_1 y t_2 (Madsen, 2007).

Por lo anterior, el coeficiente de autocovarianza para procesos estacionarios (autocovarianza para un retraso k) puede calcularse como:

$$\text{Cov}[X_t, X_{t+k}] = E\{[X_t - \mu(t)][X_{t+k} - \mu(t)]\} = \gamma_k \quad 6.29$$

Entonces, para un proceso estocástico $x(t)$ con media μ y varianza σ^2 , la función de autocorrelación ρ_k que mide la correlación en un retraso k entre x_t y x_{t+k} será:

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} = \frac{\gamma_k}{\sigma^2} \quad 6.30$$

Nótese que γ_0 equivale a la varianza σ^2 .

6.2.8.2 Procesos autorregresivos AR(p)

De acuerdo a Chatfield (2000), un proceso $\{X_t\}$ es autorregresivo de orden p , abreviado AR(p) si:

$$X_t = \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \dots + \phi_p X_{t-p} + \varepsilon_t \quad 6.31$$

Este modelo (similar a un modelo de regresión múltiple) implica que el valor para el instante t depende linealmente de los p valores previos, del proceso puramente aleatorio ε_t que recibe el nombre de residual y de los coeficientes ϕ_p .

6.2.8.3 Procesos de media móvil MA(q)

Un proceso $\{X_t\}$ es de media móvil de orden q (abreviado MA(q)) si:

$$X_t = \varepsilon_t + \theta_1 Z_{t-1} + \theta_2 Z_{t-2} + \dots + \theta_q Z_{t-q} \quad 6.32$$

De esta forma, la observación actual x_t se define como la suma del residual actual (ε_t) y de los q residuales aleatorios anteriores (Z_t) con un determinado peso (θ_q) . Es decir, que en este modelo una observación está condicionada por los residuales aleatorios de las observaciones anteriores (Chatfield, 2000).

6.2.8.4 Modelos autorregresivos de media móvil ARMA(p, q)

La combinación de los procesos *AR* y *MA* se conoce como modelo autorregresivo de media móvil, abreviado *ARMA(p, q)*, contiene p términos autorregresivos y q parámetros de media móvil con la siguiente estructura:

$$X_t = \underbrace{\phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \dots + \phi_p X_{t-p}}_{\text{Comp. autorregresiva}} + \varepsilon_t + \underbrace{\theta_1 Z_{t-1} + \theta_2 Z_{t-2} + \dots + \theta_q Z_{t-q}}_{\text{Comp. media móvil}} \quad 6.33$$

De acuerdo a Chatfield (2000), la principal ventaja de estos modelos es que usualmente, pueden representar los datos de una forma más parsimoniosa (requieren de menos parámetros), que usando modelos puramente autorregresivos (*AR*) o de media móvil (*MA*).

6.2.8.5 Modelos autorregresivos integrados de media móvil ARIMA (p, d, q)

En la práctica, muchas series de tiempo no son estacionarias. Por esto, si se quiere ajustar un modelo estacionario como los vistos anteriormente, es necesario hacer una diferenciación para transformar la serie en estacionaria. Entonces, al reemplazar x_t por $\nabla^d X_t$ en la Ecuación 6.33 se obtiene un modelo capaz de describir ciertas series no estacionarias. Entonces, el modelo autorregresivo integrado de media móvil, abreviado $ARIMA(p, d, q)$, recibe este nombre, debido a que el modelo estacionario, ajustado a los datos diferenciados, debe ser sumado o "integrado" para obtener el modelo para los datos no estacionarios (Chatfield, 1984).

Entonces, la forma general del modelo $ARIMA$ es:

$$W_t = \phi_1 W_{t-1} + \phi_2 W_{t-2} + \dots + \phi_p W_{t-p} + \varepsilon_t + \theta_1 Z_{t-1} + \theta_2 Z_{t-2} + \dots + \theta_q Z_{t-q} \quad 6.34$$

Donde

$$W_t = \nabla^d X_t \quad 6.35$$

6.2.8.6 Modelos autorregresivos integrados de media móvil con componente estacional SARIMA (p, d, q) x (P, D, Q)_s

Si una serie es estacional, con s periodos por año, entonces un modelo $ARIMA$ estacional, abreviado $SARIMA(p, d, q) \times (P, D, Q)_s$, es recomendado. Entonces, sea B^s un operador tal que $B^s X_t = X_{t-s}$ y,

dado que la diferencia estacional puede ser escrita como $(X_t - X_{t-s}) = (1 - B^s) X_t$, un modelo *SARIMA* con términos no estacionales de órdenes (p, d, q) y estacionales de órdenes (P, D, Q) tiene la siguiente estructura (Chatfield, 2000):

$$\phi(B) \Phi(B^s) (1 - B)^d (1 - B^s)^D X_t = \theta(B) \Theta(B^s) Z_t \quad 6.36$$

Donde $\Phi(B^s)$ y $\Theta(B^s)$ denotan polinomios en B^s de orden P y Q respectivamente, mientras que $\phi(B)$ y $\theta(B)$ son polinomios en B de orden P y Q respectivamente.

6.2.9 Identificación del modelo para pronóstico

En el análisis de series de tiempo es común encontrar que diversos modelos logran representar adecuadamente la estructura del proceso generador de la serie. En este sentido, para la selección del modelo óptimo existen diversas técnicas y metodologías que permiten evaluar la calidad de los posibles modelos, dentro de las que se destaca el criterio de información de Akaike (AIC), que es un estadístico basado en las propiedades del modelo de máxima verosimilitud.

Akaike (1973) ha recomendado la utilización de un estadístico, basado en la teoría de la información y el principio de máxima verosimilitud, el AIC, para elegir de entre varios modelos el mejor.

La aplicación de este criterio a un modelo *ARMA* es inmediato, su función de verosimilitud es (Box et al., 1994):

$$\ln(\theta, \sigma_a^2) = f(\theta) - \frac{N}{2} \ln \sigma_a^2 - \frac{\sum \hat{a}^2}{2\sigma_a^2} \quad 6.37$$

De aquí

$$AIC = N \ln \sigma_a^2 + N + 2K \quad 6.38$$

Donde N es el número total de datos utilizados en la estimación de los parámetros del modelo *ARMA*, y K representa el número de parámetros estimados que será, para un modelo estacional igual a la suma de los órdenes de los operadores más uno, debido a σ_a^2 ; más uno únicamente cuando la media de la serie estacionaria sea distinta de cero.

6.2.10 Prueba Ljung-Box

Es una prueba estadística que permite determinar si un grupo cualquiera de autocorrelaciones de una serie de tiempo son diferentes de cero. En lugar de probar la aleatoriedad en cada retardo distinto, esta prueba la aleatoriedad total basada en un número de retardos (Ljung y Box, 1978). Generalmente se utiliza para verificar si los residuales de un modelo autorregresivo cumplen el supuesto de aleatoriedad y se plantea así:

1. Hipótesis nula: Los datos se distribuyen de forma independiente, es decir, son aleatorios.
2. Hipótesis alternativa: Los datos no son aleatorios.
3. Estadístico de prueba:

$$Q = n(n + 2) \sum_{k=1}^h \frac{r_k^2}{n - k} \quad 6.39$$

Donde n es el tamaño de la muestra, r_k es la autocorrelación para un retraso k y h es el número de retrasos que se están probando.

4. Región de rechazo:

$$Q > \chi_{1-\alpha, h}^2$$

Donde $\chi_{1-\alpha, h}^2$ es el valor de la distribución chi-cuadrado para un nivel de significancia α y h grados de libertad.

6.2.11 Prueba Dickey-Fuller Aumentada

La Prueba de Dickey-Fuller busca determinar la existencia o no de raíces unitarias en una serie de tiempo (Said y Dickey, 1984). Se usa principalmente para determinar la estacionariedad de una serie de tiempo y se plantea de la siguiente manera:

1. El procedimiento de la prueba se aplica en el siguiente modelo:

$$\Delta y_t = \alpha + \beta t + \gamma Y_{t-1} + \phi_1 \Delta y_{t-1} + \dots + \phi_{p-1} \Delta y_{t-p+1} + \varepsilon_t$$

Donde Δ es el operador de primer diferencia, α es una constante, β es el coeficiente de tendencia temporal.

2. Hipótesis nula: $H_0 : \gamma = 0$, es decir, existe raíz unitaria y la serie no es estacionaria.
3. Hipótesis alternativa: $H_a : \gamma < 0$, no existe raíz unitaria y la serie es estacionaria.
4. Estadístico de prueba:

$$DF_{\tau} = \frac{\hat{\gamma}}{SE(\hat{\gamma})} \quad 6.40$$

Donde $\hat{\gamma}$ es el coeficiente estimado y $SE(\hat{\gamma})$ es el error estándar del coeficiente estimado.

5. Región de rechazo: Si el DF_{τ} es menor que el valor crítico para relevante para la prueba de Dickey-Fuller, entonces se rechaza la hipótesis nula de $H_0 : \gamma = 0$ y no hay raíz unitaria presente.

6.2.12 Prueba de hipótesis respecto a la diferencia entre dos medias con t-student

Esta prueba se utiliza cuando se tienen dos muestras aleatorias independientes n_1 y n_2 de dos poblaciones con medias y varianzas μ_1 , σ_1^2 , μ_2 y σ_2^2 , y el objetivo del experimentador es hacer inferencias acerca de $(\mu_1 - \mu_2)$, la diferencia entre las medias poblacionales (Mendenhall et al., 2012). Esto se logra de la siguiente forma:

1. Hipótesis nula: $H_0 : (\mu_1 - \mu_2) = D_0$, donde D_0 es alguna diferencia especificada que el experimentador desea probar. Para numerosas pruebas, el experimentador hará una hipótesis de que no hay diferencia entre μ_1 y μ_2 ; esto es, $D_0 = 0$.
2. Hipótesis alternativa:
 - Prueba de una cola: $H_a : (\mu_1 - \mu_2) > D_0$ o $H_a : (\mu_1 - \mu_2) < D_0$.
 - Prueba de dos colas: $H_a : (\mu_1 - \mu_2) \neq D_0$.
3. Estadístico de prueba:

$$t = \frac{(\bar{x}_1 - \bar{x}_2) - D_0}{\sqrt{s^2 \left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2} \right)}} \quad 6.41$$

Donde:

$$s^2 = \frac{(n_1 - 1) s_1^2 + (n_2 - 1) s_2^2}{n_1 + n_2 - 2} \quad 6.42$$

4. Región de rechazo:

- Rechazar H_0 cuando $t > t_\alpha$ si la hipótesis alternativa es $H_a : (\mu_1 - \mu_2) > D_0$.
- Rechazar H_0 cuando $t < -t_\alpha$ si la hipótesis alternativa es $H_a : (\mu_1 - \mu_2) < D_0$.
- Si la hipótesis es de dos colas, rechazar cuando $t < -t_{\alpha/2}$
 - $t > t_{\alpha/2}$.
- Rechazar si el valor $p < \alpha$.

Los valores críticos de t , t_α y $t_{\alpha/2}$ están basados en $(n_1 + n_2 - 2)$ grados de libertad.

6.3 Análisis de correlación

La correlación es una medida de la relación que existe entre dos variables cuantitativas continuas (x,y) y se define en términos de la varianza de (x) , la varianza de (y) y la varianza conjunta de las variables, es decir la covarianza de (x,y) . Se puede decir entonces, que la correlación es en esencia una medida normalizada de asociación o covariación lineal entre dos variables. Así, el índice de correlación r varía entre -1 y $+1$, ambos extremos indicando correlaciones perfectas, negativa y positiva respectivamente, mientras que cuando $r=0$ indica que no existe relación lineal entre 2 variables (Crawley, 2006). A continuación se muestra una clasificación de la correlación de acuerdo con el valor obtenido de r (Crespo Díaz, 2018):

Tabla 1. Rangos del coeficiente de correlación

| Rango | Tipo de Correlación |
|---------------------------------|---------------------|
| $\pm 0.00 \rightarrow \pm 0.09$ | Nula |
| $\pm 0.10 \rightarrow \pm 0.19$ | Muy débil |
| $\pm 0.20 \rightarrow \pm 0.49$ | Débil |
| $\pm 0.50 \rightarrow \pm 0.69$ | Moderada |
| $\pm 0.70 \rightarrow \pm 0.84$ | Significativa |
| $\pm 0.85 \rightarrow \pm 0.95$ | Fuerte |
| $\pm 0.96 \rightarrow \pm 1.00$ | Perfecta |

El coeficiente de correlación r se calcula como se muestra a continuación:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{n\sqrt{\sigma_x^2\sigma_y^2}} = \frac{\text{cov}(x, y)}{\sqrt{\sigma_x^2\sigma_y^2}} \quad 6.43$$

6.3.1 Matriz de correlación

Cuando se analizan más de 2 variables ($n > 2$) se utiliza la matriz de correlación R , que es una matriz cuadrada constituida por los coeficientes de correlación de cada pareja de variables; de manera que tendrá unos en su diagonal principal, y en los elementos no diagonales los correspondientes coeficientes de correlación r_{ij} entre las variables. De esta forma, la matriz de correlación será simétrica, y conservará las propiedades de ser definida-positiva y tener un determinante no negativo menor o igual que 1, tal como se muestra a continuación:

$$R = \begin{pmatrix} 1 & r_{12} & \dots & r_{1n} \\ r_{21} & 1 & \dots & r_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{n1} & r_{n2} & \dots & 1 \end{pmatrix}$$

6.4 Caracterización morfométrica de la zona de estudio

Para el análisis morfométrico de la cuenca en el SIG, se requirió el uso de un Modelo Digital de Elevación (MDE), los cuales, de acuerdo con Felicísimo (1994), son una estructura numérica de datos que representan la distribución espacial de la altitud en la superficie terrestre. Es decir, son matrices resultantes de superponer una retícula sobre el terreno y extraer la altitud media de cada celda, por lo que son una red regular de malla cuadrada con filas y columnas equiespaciadas. El MDE utilizado en la presente investigación fue desarrollado por el Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS, 2006), validado por el Banco Interamericano de Desarrollo (BID) en el marco del Modelo Integrado de Cambio Climático y Recursos Hídricos (Bruhn y Miralles-Wilhelm, 2014), y tiene una resolución (tamaño de celda) de 460mx460m. Este MDE permitió conocer la distribución espacial de las elevaciones del terreno en la zona de estudio y, a partir de esto, calcular las pendientes y otros aspectos relacionados con el relieve. De esta manera, usando el SIG fue posible determinar las direcciones de los flujos, la delimitación de las subcuencas y la esquematización de las corrientes que la drenan a partir de un umbral.

La metodología usada para la modelación de la red de drenaje de la cuenca del río Sinú se observa en la Figura 9, dónde se muestran en color azul los parámetros de entrada, en amarillo los procedimientos realizados a la información y en verde los nombres de los archivos generados en cada paso. Así, usando el SIG se realizó un relleno de los sumideros para corregir los errores que se pudieran presentar debido a la resolución de los datos o el redondeo de elevaciones al valor entero más cercano, y, una vez se tuvo un MDE sin sumideros, se determinó la dirección del flujo a

partir de las diferencias de elevación y pendientes (Jenson y Domingue, 1988). Posteriormente, con el fin de esquematizar los cursos de agua que drenan la cuenca del río Sinú, se calculó la acumulación del flujo, que no es más que el número de celdas en pendiente que fluyen hacia cada celda y se procedió a definir las corrientes. Para esto último, fue necesario determinar el umbral, es decir, los valores de celda que se considera que tienen suficiente acumulación para ser clasificado como una corriente, por lo que se probaron distintos umbrales hasta definir que usando un umbral de 25 km² se obtenía una red drenaje que representa adecuadamente la realidad de la zona de estudio. Una vez realizado lo anterior, se estableció el orden de las corrientes usando el sistema de clasificación de Horton (1945), para posteriormente, generar los polígonos de las subcuencas y a hacer correcciones manuales para afinar el modelo, obteniendo un total de 65 subcuencas: 6 correspondientes al Bajo Sinú, 18 al Medio Sinú y las 41 restantes al Alto Sinú (Figura 10).

Con la información obtenida de la modelación, se calcularon los parámetros morfométricos a partir de los métodos y fórmulas planteadas por Horton (1932; 1945), Schumm (1956), Strahler (1957) y Mueller (1968). Por último, se consultó la cartografía existente para la zona con el fin de comparar los resultados de los parámetros morfométricos de la red de drenaje, como la densidad de drenaje y la frecuencia de cauces, con los obtenidos de los datos de la modelación, dado que, como se mencionó anteriormente (Ver sección Parámetros morfométricos), dichos parámetros son sensibles a la escala y, por lo tanto, los resultados de los parámetros calculados a partir de la modelación con umbral de 25 km², no serán iguales a los que se consiguen al usar las planchas cartográficas escala 1:25000 del Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC) como la que se muestra en el Anexo C.

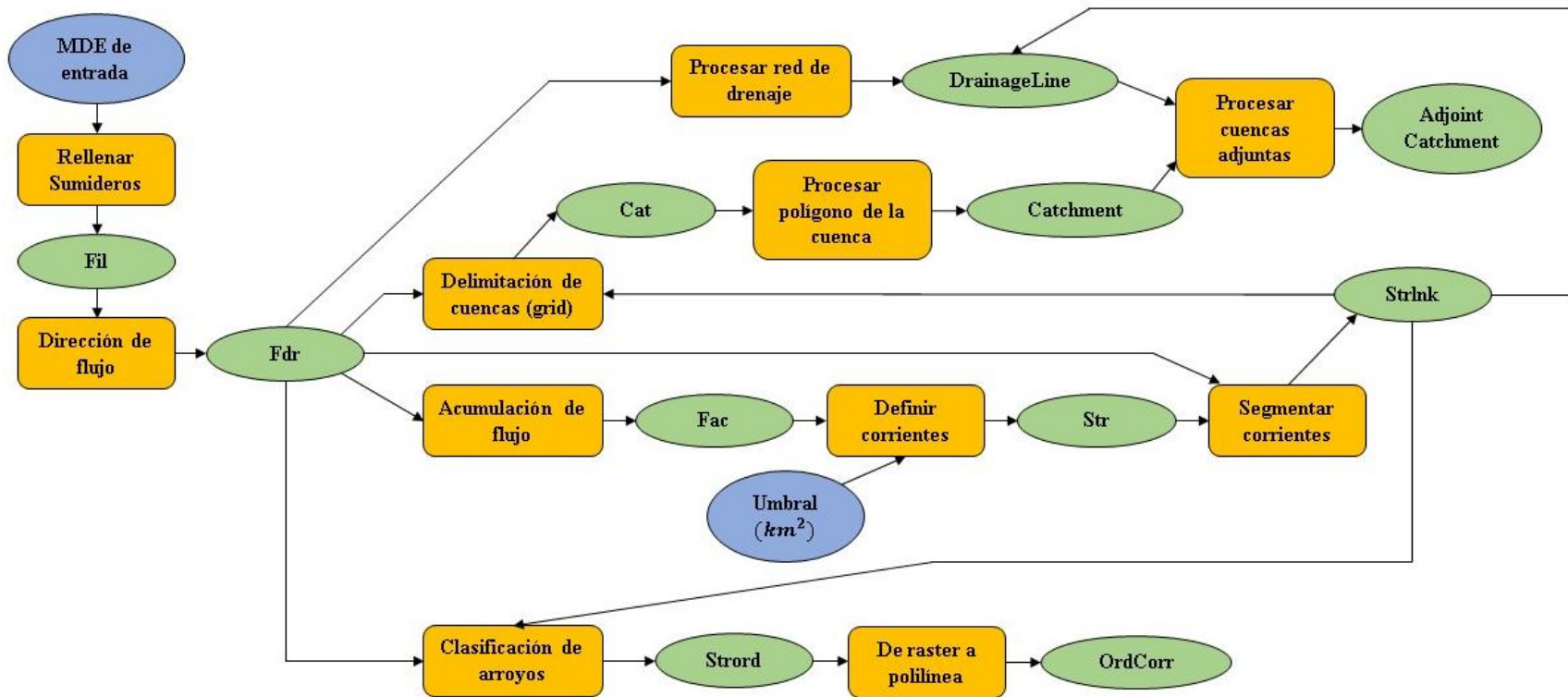


Figura 9. Diagrama de flujo de la metodología para la caracterización de la cuenca usando el SIG

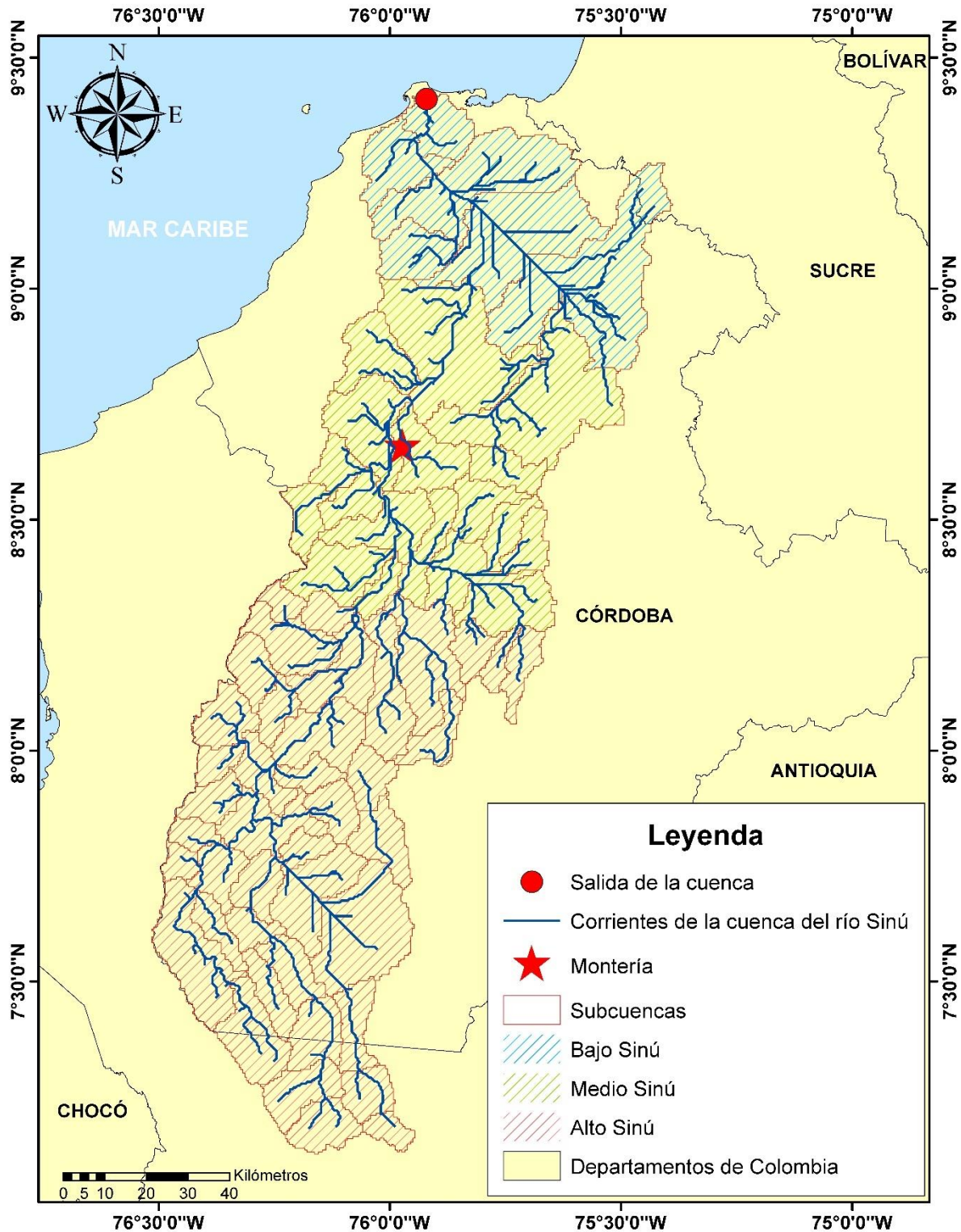


Figura 10. Modelación de la cuenca del río Sinú (Colombia) utilizando el SIG. Se muestra la red de drenaje de la cuenca y las 65 subcuencas obtenidas para un umbral de 25 km².

6.5 Recopilación de la información meteorológica

Para el análisis del comportamiento de la precipitación en la cuenca hidrográfica del río Sinú, el primer paso realizado fue identificar las estaciones climatológicas que tienen influencia en la zona de estudio, para esto se utilizó la información disponible en la base de datos del IDEAM. De esta forma se procedió a determinar las áreas de influencia de cada pluviómetro, usando el método denominado polígonos de Thiessen, que son figuras cuyas fronteras están formadas por los bisectores perpendiculares a las líneas que unen pluviómetros adyacentes, de forma que los pesos relativos de cada estación están determinados por las áreas de aplicación de los polígonos (Chow et al., 1994). A partir de esto, se identificaron 110 estaciones climatológicas con registros de precipitación con influencia en la cuenca del río Sinú. Sin embargo, con el fin de tener series de tiempo que permitan ajustar modelos de pronóstico, se procedió a la extracción de los registros de precipitación de cada estación climatológica, con el fin de identificar las que tuvieran al menos 20 años de registro. De esta manera, se determinó que 75 estaciones climatológicas cumplían con este criterio y serían las utilizadas en la presente investigación (Figura 11).

6.5.1 Estimación de datos faltantes

En primer lugar, es necesario resaltar que los datos extraídos de las estaciones climatológicas corresponden a los totales diarios de precipitación por ser la mayor resolución disponible en la base de datos, es decir, el intervalo de registro de precipitación más corto. No obstante, tal como se puede observar en el Anexo D, donde se muestra el porcentaje de vacíos encontrado

para las series de precipitación registrada en cada una de las estaciones analizadas, al presentarse vacíos en las series fue necesario realizar la estimación de los datos faltantes. Para esto, se utilizó el modelo ClimGen (Ecuaciones 6.16 y 6.17) logrando obtener series de precipitación completas para cada una de las 75 estaciones analizadas.

6.6 Análisis de series de tiempo e identificación de los modelos de pronóstico

Una vez que se obtuvieron las series de precipitación sin vacíos, se procedió a determinar los totales mensuales de precipitación con los cuales se calcularían y determinarían los modelos de pronóstico. Con esta información, se generaron los gráficos de las series mensuales de precipitación para identificar si existía tendencia o estacionalidad que se pudiera evidenciar a simple vista. En la Figura 12 se tiene el gráfico de la precipitación mensual registrada en la estación Momil, la cual será una de las estaciones usadas para ejemplificar el análisis realizado para cada una de las series de tiempo.

Con el fin de tener información que permita validar los modelos obtenidos, se divide la serie original de forma que se obtiene un vector de calibración que corresponde al primer 90% de los datos (Figura 13) y uno de validación que equivale al 10% restante, dicho criterio se escogió teniendo en cuenta lo reportado en la literatura por Dabral y Murry (2017) y Nury et al. (2017). Luego, se utilizó la transformación Box-Cox (Ecuación 6.21) con el fin de tener una serie de tiempo estacionaria. Lo anterior se comprobó utilizando la prueba Dickey-Fuller Aumentada (ADF), que es una

prueba de raíz unitaria que permite aceptar o rechazar la hipótesis de estacionariedad en una serie de tiempo (Said y Dickey, 1984).

Seguidamente, se realizó la descomposición de la serie transformada para analizar su estructura, logrando evidenciar un comportamiento cíclico en la componente estacional y, por ende, la necesidad de utilizar modelos que consideren esta componente como lo son los SARIMA. Después, usando la Ecuación 6.22 se calculó la correlación entre los valores de la serie distanciados un lapso de tiempo k y así se determinó la Función de Autocorrelación (ACF) para cada una de las estaciones climatológicas, así como también, se determinó la Función de Autocorrelación Parcial (PACF) para obtener los correspondientes autocorrelogramas y calcular el periodo de la estacionalidad. Tanto la descomposición como los correlogramas se mostrarán y analizarán con detalle en la sección Resultados y discusión.

Es necesario destacar que, para todo lo anterior, se diseñó un algoritmo en el lenguaje de programación para análisis estadístico "R", que además permitió realizar la identificación del modelo de pronóstico más adecuado a partir del AIC (Ecuación 6.38), de esta forma se probaron distintas opciones de modelos AR, MA, ARMA, ARIMA y SARIMA, determinándose que los modelos que mejor desempeño mostraban dada la naturaleza de los datos eran los SARIMA. Así, siguiendo los pasos mostrados la Figura 14, se probaron 192 modelos de órdenes distintos hasta escoger el óptimo para cada una de las estaciones. En el Anexo I se tiene el manual de usuario para el uso de este algoritmo.

Una vez determinado el modelo óptimo se realizó el análisis de los residuales con el fin de verificar que se cumpliera el supuesto de aleatoriedad. Para esto, se usó la prueba de hipótesis de Ljung-Box, donde la hipótesis es la independencia de los datos (Ljung y

Box, 1978). Posteriormente, se procedió a revertir la transformación de la serie sintética resultante para comparar gráficamente el ajuste del modelo al vector de calibración empleado y realizar un pronóstico con el modelo seleccionado.

Finalmente, usando una prueba de hipótesis respecto a la diferencia de dos medias con t-student (Ecuación 6.41) se compararon los vectores de calibración y validación con la serie sintética y el pronóstico respectivamente con el fin de validar que el modelo empleado representa adecuadamente a la serie de tiempo analizada.

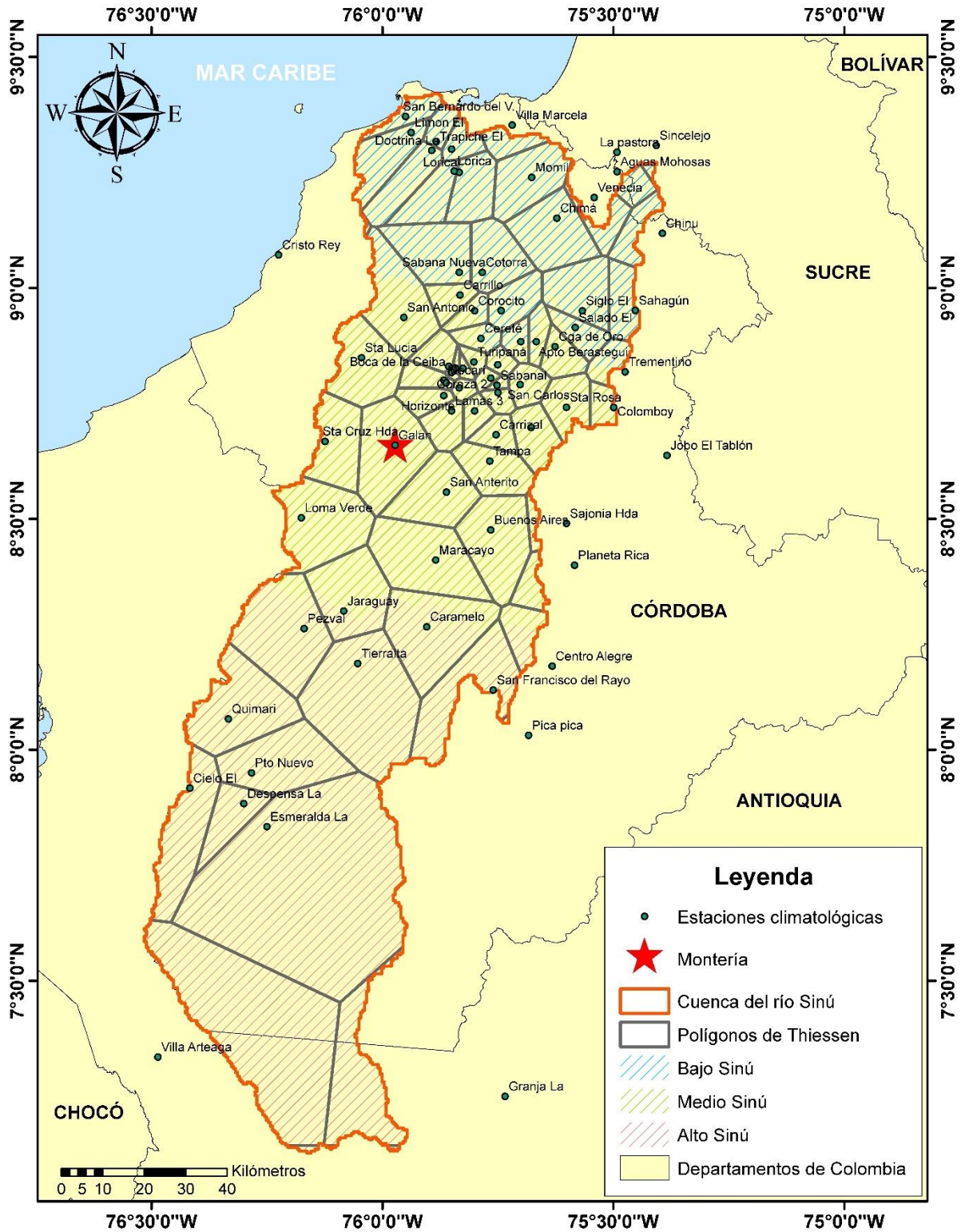


Figura 11. Polígonos de Thiessen de las 75 estaciones climatológicas seleccionadas en la cuenca del río Sinú (Colombia)

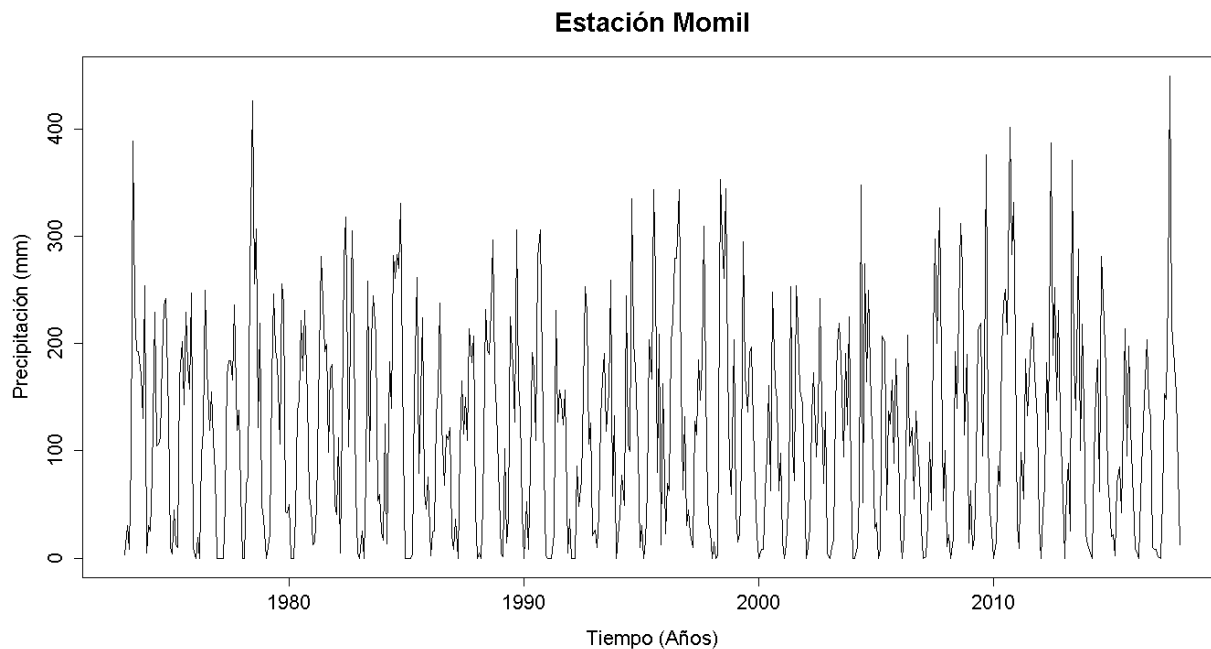


Figura 12. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Momil

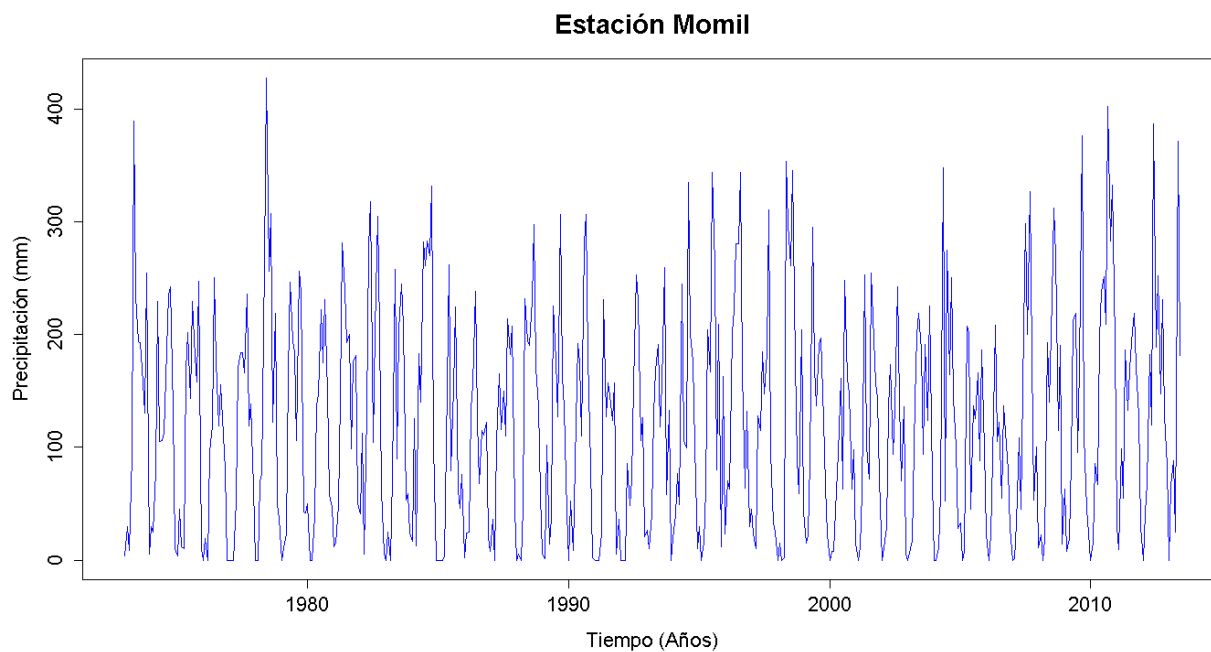


Figura 13. Vector de calibración de la serie de precipitación mensual de la estación Momil

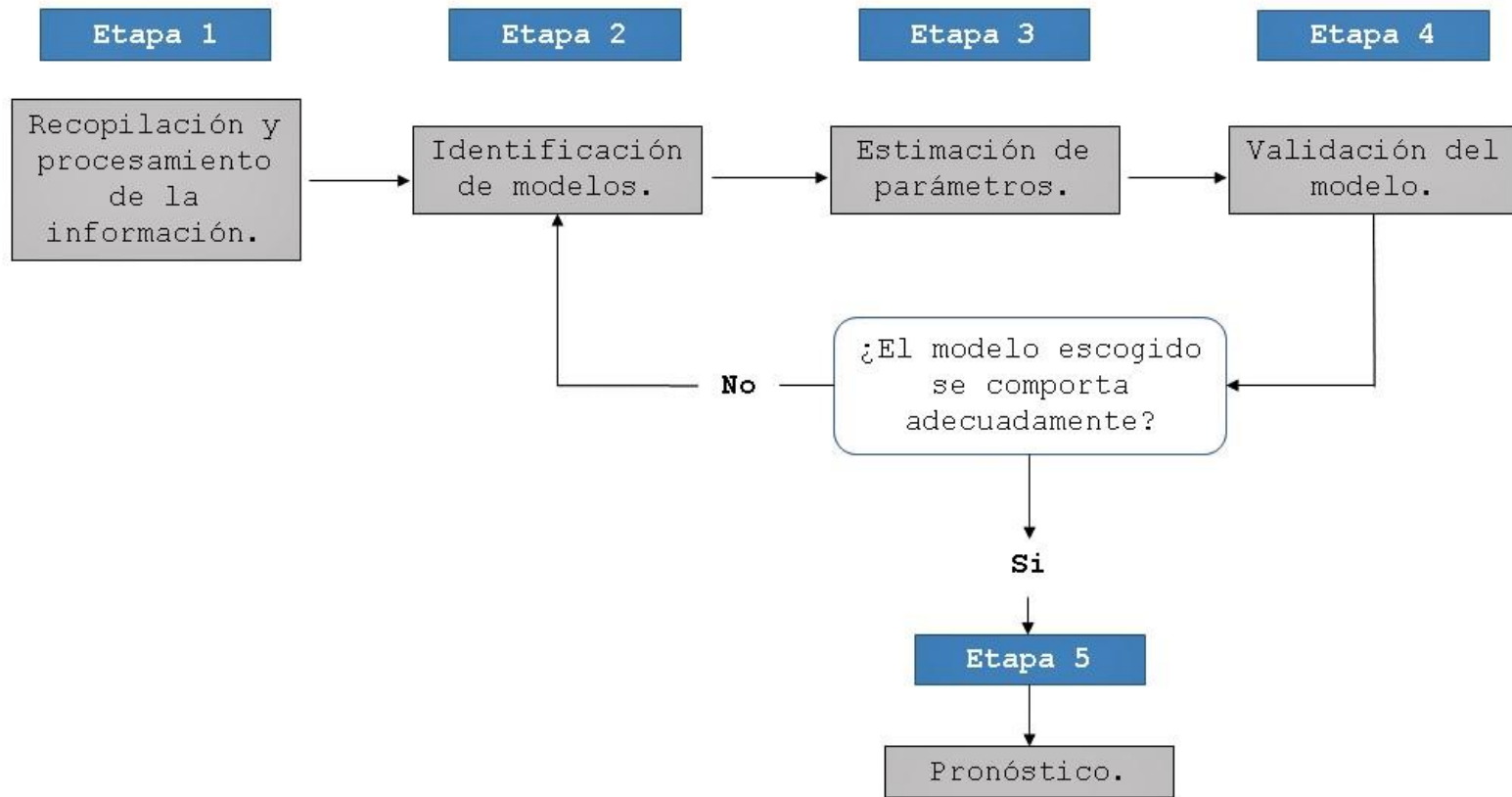


Figura 14. Diagrama de flujo de la metodología para obtener el modelo apropiado para cada estación climatológica

7 RESULTADOS Y DISCUSIÓN

7.1 Caracterización morfométrica de la cuenca del río Sinú

Para modelación de la cuenca del río Sinú realizada mediante el SIG se utilizó un umbral de 25 km², logrando determinar que el área de la cuenca es de 13972 km² y que presenta orden 5 con un patrón de drenaje dendrítico, es decir, se caracteriza por tener una distribución similar a un árbol con ramificaciones de afluentes en muchas direcciones y con ángulos variables (Singh et al., 2013). Para llegar a este resultado, se realizaron correcciones manuales con el fin de unir las corrientes del mismo orden que tuvieran nodos separados, obteniendo un total de 199 cursos de agua, tal como se pudo observar en la Figura 3 de la sección Materiales y métodos, donde se muestra el orden de las corrientes de la red de drenaje de la cuenca del río Sinú.

En la Tabla 2, se tienen los datos utilizados y los resultados obtenidos al realizar el cálculo de la razón de longitud y la razón de bifurcación, se aprecia que el 66.2% de las subcuencas son de orden 1 y 2 (43 subcuencas), y que además, la cantidad de subcuencas tiende a disminuir a medida que el orden de la corrientes aumenta. Del mismo modo, se evidenció que el área de las subcuencas de orden 5 es mayor a las de orden 1 a pesar de que la cantidad es mucho menor, lo cual obedece a que el orden de la corriente es directamente proporcional al área, a la sección transversal del curso y al caudal que transporta, por lo que se espera que los cauces de mayor orden drenen zonas más grandes y por ende, transporten un caudal mucho mayor, tal como lo mencionan Mageesh (2012) y Rai et al. (2017b).

Durante el análisis, también se encontró que el número de corrientes decrece progresivamente a medida que incrementa el

orden (Tabla 2), lo cual obedece a la ley de número de corrientes establecida por Horton (1945), que establece que “el número de corrientes de distintos órdenes de cualquier cuenca tiende a estimarse como series geométricas inversas, de las cuales el primer término es la unidad y la relación es la razón de bifurcación”. Entonces, del total de 199 corrientes que se encontraron en la cuenca, el 83% (166) son de orden 1, el 11.5% (23) de orden 2, el 3% (6) son de orden 3, 1.5% (3) de orden 4 y la corriente principal es de orden 5. Esto es relevante, dado que si se comparan dos cuencas, la cantidad de cauces es un factor importante, debido a que si se tiene un mayor número de corrientes se puede inferir que hay mejor drenaje y por ende una menor permeabilidad e infiltración, como lo mencionó Rai et al. (2017b).

En forma similar, en la Tabla 2 se pueden apreciar los valores de longitud total y promedio de los cauces para cada orden, donde se evidencia que el 54.4% (1245.5 km) de las corrientes de la cuenca son de orden 1 y 2. Estos resultados corroboran la ley de longitudes de corrientes de Horton (1945), la cual establece que: “las longitudes promedio de las corrientes de cada orden en una cuenca de drenaje tienden a aproximarse a una serie geométrica directa en la que el primer término es la longitud promedio de las corrientes de orden 1”. Esto debido a que, al realizar la gráfica del logaritmo de los promedios de longitud contra el orden de corrientes (Figura 15) se evidencia que los puntos tienden a una línea recta. De esta manera, se puede afirmar que la red de drenaje del río Sinú cumple con lo establecido por Horton (1945) en cuanto al comportamiento de la cantidad y longitud media de las corrientes de determinado orden. Esto implica que en la zona de estudio, las corrientes de orden 1, al tener una longitud media inferior a las demás, predominan en las zonas donde se presentan las pendientes más pronunciadas.

En cuanto a la razón de bifurcación, la mayor R_b fue de 7.22 y se calculó entre las corrientes de primer y segundo orden (Tabla 2), indicando que en estos cauces se presentan las mayores longitudes de flujo terrestre y los caudales más altos. Este valor es mucho más alto que los obtenidos para el resto de los órdenes, por lo que es indicativo de que en la zonas donde predominan corrientes de estos órdenes los escurrimientos son más rápidos que en el resto de la cuenca, y por tanto, dichas zonas son más susceptibles a inundaciones durante los eventos de precipitación, tal como lo menciona Hajam et al. (2013). Por su parte, la R_{bm} fue de 7.6, que es mayor al promedio aritmético de las R_b calculadas (4.01). De acuerdo con la investigación de Magesh et al.(2013), los valores de la R_{bm} oscilan entre 3 y 5 para cuencas donde la influencia de la estructura geológica en la red de drenaje es despreciable, por lo que se infiere, que las características de la red de drenaje de la cuenca del río Sinú están estrictamente ligadas a la geología y al relieve. Del mismo modo, según lo reportado por Arulbalaji & Gurugnanam (2017), la variación de los R_b , que en este caso van de 2 a 7.22, indican que existe heterogeneidad geológica en la cuenca, de forma que los valores de R_b más bajos indican alta permeabilidad mientras que los R_b más altos implican baja permeabilidad.

De igual forma, en la Tabla 2, se evidencia que existe una alta variación entre los valores calculados de la razón de longitud para los distintos órdenes, encontrando van desde 1.05 hasta 11.41, lo cual, de acuerdo con Singh et al. (2013), es indicativo de que hay un cambio importante en las características hidrológicas de las superficies rocosas subyacentes sobre las áreas de los órdenes de flujo consecutivos. En otras palabras, el comportamiento de la R_l indica que existe heterogeneidad geológica en la cuenca y además, según Bali et al. (2012), que hay diferencias

considerables en la topografía y la pendiente de las distintas subcuencas de la zona de estudio.

A partir de lo anterior, se establece que la cuenca del río Sinú presenta zonas de baja permeabilidad donde predominan las corrientes de orden 1 y 2, y que estas, al tener menores longitudes que las demás, indican que las zonas donde predominan corrientes de estos ordenes presentan pendientes mayores al resto de la zona de estudio. Para corroborar esto, se procedió a analizar la distribución de las elevaciones y las pendientes en la zona de estudio. En la Figura 16 y la Figura 17, se puede observar que en el Alto Sinú es donde se presentan las mayores pendientes, que son responsables de los mayores caudales, mientras en el Bajo y Medio Sinú disminuyen formando planicies extensas. Del mismo modo, la zona del Alto Sinú se caracteriza por presentar las mayores elevaciones, presentándose alturas del orden de los 3400 m.s.n.m., mientras que en el Bajo y Medio Sinú las elevaciones que predominan oscilan entre 0 y 143 m.s.n.m.; lo anterior, confirma lo mencionado en la sección Área de estudio, donde se señaló que la zona del alto Sinú se caracteriza por la presencia de montañas formadas por procesos erosivos mientras que en el resto de la cuenca predominan llanuras originadas por inundaciones recurrentes. Además, la pendiente media de la cuenca, calculada como el promedio de los valores de la malla de pendientes generada a partir del mapa de elevaciones, es de 5.5%. El hecho de que existan zonas con pendientes de hasta 59%, mucho mayores a la pendiente media de la zona de estudio, reafirman el hecho de que hay una importante heterogeneidad en las características geomorfológicas de la cuenca, y su vez, permite inferir que las mayores velocidades de flujo se presentan en el Alto Sinú, y por tanto, hace que la zona sea susceptible a la erosión. En forma similar, se puede inferir que en las zonas donde la pendiente es menos (Medio y Bajo Sinú),

es donde se encuentran ubicados los espejos de agua de la cuenca, y además, que son susceptibles a inundaciones al recibir los caudales acumulados que vienen con mayor velocidad en su recorrido desde el Alto Sinú.

Tabla 2. Razón de longitud y de bifurcación para los distintos órdenes

| Orden | Cantidad corriente s | Cantidad subcuencas | Área subcuencas (km ²) | Longitud Total (km) | Longitud media (km) | Relación de longitud (R _l) | Razón de bifurcación (R _b) |
|-------|----------------------|---------------------|------------------------------------|---------------------|---------------------|--|--|
| 1 | 166 | 22 | 4290.49 | 680.47 | 4.1 | 8.3 | 7.22 |
| 2 | 23 | 21 | 4952.43 | 782.76 | 34.03 | 1.05 | 3.83 |
| 3 | 6 | 8 | 1183.88 | 214.21 | 35.7 | 1.19 | 2 |
| 4 | 3 | 6 | 832.1 | 127.39 | 42.46 | 11.41 | 3 |
| 5 | 1 | 8 | 2712.76 | 484.66 | 484.66 | | |
| | 199 | 65 | 13971.7 | 2289.5 | | 5.5 | 7.6 |

Por otro lado, en la densidad de drenaje calculada a partir de los resultados de la modelación oscila entre 0.06 y 0.24 km/km² para las 65 subcuencas obtenidas, siendo 0.16 km/km² el valor obtenido al analizar la cuenca como una sola área. De acuerdo a la investigación de Ahmed et al. (2010) y Rai et al. (2017b), estos resultados indican que es una cuenca con drenaje pobre en donde la escorrentía superficial no puede ser evacuada de forma rápida y por ende, es altamente susceptible a las inundaciones. Por su parte, la frecuencia de cauces para la cuenca completa fue de 0.023

cauces/km² mientras que en las 65 subcuencas, la frecuencia de cauces varía entre 0.00819 cauces/km² y 0.04907 cauces/km² lo que, además de corroborar que tiene un drenaje pobre, reafirma el hecho de que debido a las variaciones altitudinales y de las pendientes en la zona existen zonas mucho más propensas a la erosión que otras. Dicho lo anterior, es necesario aclarar que este parámetro es sensible al umbral utilizado, por lo que su interpretación debe realizarse teniendo cuenta las demás características morfométricas de la cuenca. Es por esto, que se decidió corroborar los valores obtenidos para estos parámetros usando las planchas cartográficas escala 1:25000 del IGAC (Anexo C).

En este orden de ideas, al calcular la densidad de drenaje de la cuenca del Río Sinú a partir de la cartografía disponible, se encontró que la D_d es de 1.59 km/km², mientras que la F es de 1.82 cauces/km², es decir, que la densidad de drenaje obtenida mediante la modelación no es congruente con lo encontrado en la cartografía. Esto se debe, como se explicó anteriormente, a la resolución del DEM y al umbral utilizado para la modelación, dado que estos parámetros son sensibles a la escala, tal como lo mencionó Londoño (2001) en su investigación. Si bien estos valores son mayores a los que obtuvieron a partir de la modelación, de acuerdo a lo mencionado por la CVS (2006), se puede afirmar que la cuenca del río Sinú presenta una baja densidad de drenaje para las magnitudes de caudales que se presentan.

La densidad de drenaje también está relacionada con aspectos como la erosión del terreno y la escorrentía, dado que el caudal es directamente proporcional a la densidad de drenaje, lo que se traduce en escurrimientos rápidos que implican, a su vez, un caudal de mayor magnitud. Además, tiene una relación inversa con la infiltración, debido a que una infiltración elevada suele inhibir

el desarrollo de drenajes más largos. Es decir, tal como lo mencionaron Strahler (1957), Bhagwat et al. (2011) y Gajbhiye et al. (2014), las densidades de drenaje más bajas corresponden a regiones con tipos de suelo permeables, vegetación densa y bajo relieve, mientras que la alta densidad de drenaje prevalece en regiones de suelos impermeables, con escasa vegetación y con alto relieve. En la Figura 18 se puede apreciar el histograma construido con el fin de analizar el comportamiento de la densidad de drenaje en las 65 subcuencas, encontrando que predominan los valores menores a $1.6 \text{ km}^2/\text{km}$ en la cuenca y que existen algunas subcuencas donde el valor de la D_d es menor a la unidad. Estos resultados, reafirman que hay áreas dentro de la cuenca, como las zonas del Medio y Bajo Sinú, que se caracterizan por suelos permeables y llanuras inundables, mientras que el Alto Sinú es una región donde predominan los suelos impermeables con escasa vegetación que favorecen los procesos erosivos y los caudales rápidos.

En el Anexo E se muestran los histogramas construidos para analizar el comportamiento de los parámetros morfométricos calculados para cada una de las 65 subcuencas. Así, se encontró que en las subcuencas del río Sinú predominan los valores inferiores a 4 cauces/ km^2 , siendo la media aritmética $1.68 \text{ cauces}/\text{km}^2$. De acuerdo con lo encontrado por Ozdemir y Bird (2009) y Ameri et al. (2018), este parámetro está relacionado con el relieve, la cobertura vegetal, la capacidad de infiltración del suelo y la susceptibilidad a la erosión de una cuenca, de forma que se puede inferir que las zonas donde se presentan las mayores frecuencias de drenaje implican la presencia de superficies rocosas, con baja capacidad de infiltración y susceptibles a la erosión. En el caso de la cuenca del río Sinú, los valores de la F menores a $1.68 \text{ cauces}/\text{km}^2$ predominan en el Medio y Bajo Sinú, donde la baja pendiente y la uniformidad de las elevaciones inhiben la generación

de corrientes de agua, mientras que en el Alto Sinú se presentan mayores de valores de F debido a las altas pendientes, lo cual coincide con lo encontrado al analizar la D_d .

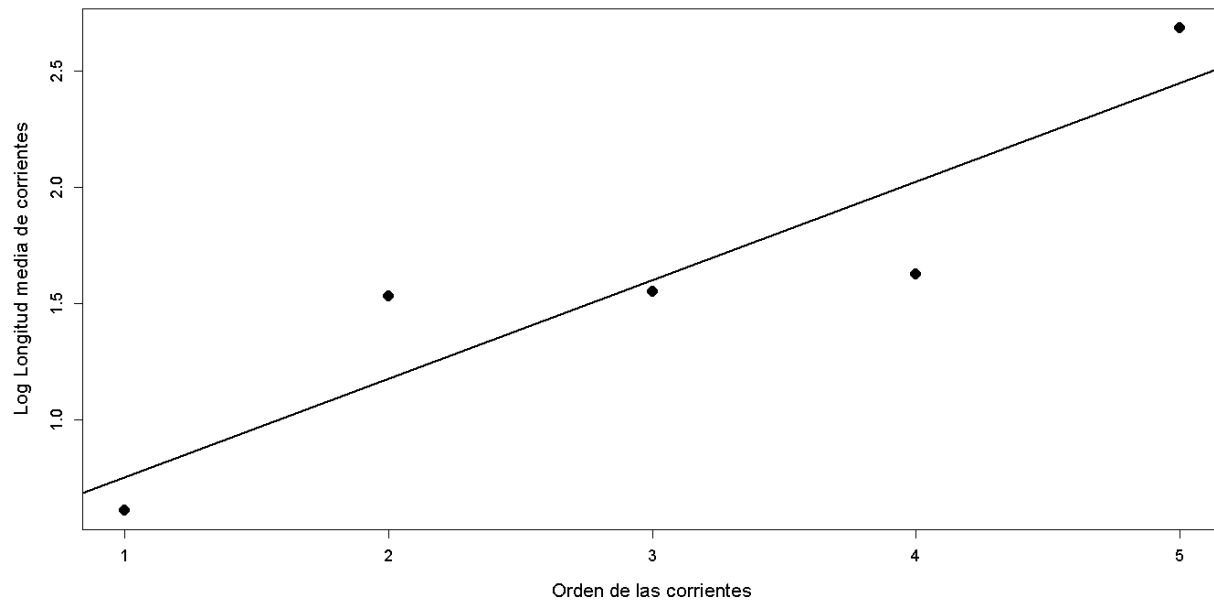


Figura 15. Gráfico de la ley de longitudes de corrientes de Horton aplicado a las corrientes de la red de drenaje de la cuenca del río Sinú, Colombia

Para el cálculo la longitud del flujo terrestre se utilizaron los valores obtenidos de la densidad de drenaje calculada a partir de la cartografía disponible para la zona de estudio. Se encontró, que la L_{ft} es de 0.31, mientras que en las subcuencas oscila entre 0.14 km y 29 km, lo que refleja que existe una variación importante en las características del relieve de la cuenca como la pendiente

y las elevaciones (Ver Figura 16 y Figura 17). De acuerdo con las investigaciones de Gayen et al. (2013), Abboud y Nofal (2017), Rai et al. (2017a) y Ameri et al. (2018), se puede afirmar que las zonas en las que la longitud de flujo terrestre es mayor son más susceptibles a presentar erosión, y además, reflejan la presencia de pendientes fuertes; mientras que las regiones donde este parámetro es menor son indicativo de que se requiere menos lluvia para generar caudales significativos. Con estos resultados, se reafirma la heterogeneidad de las características geomorfológicas de la cuenca y se infiere, que las zonas donde se presenta la mayor susceptibilidad a la erosión corresponde al Alto Sinú, mientras que el Medio y Bajo Sinú es susceptible a inundaciones debido a que se requiere menos precipitación para generar el escurrimiento superficial.

Del mismo modo, la constante de mantenimiento de cauces al ser el inverso de la densidad de drenaje, se calculó utilizando los datos obtenidos de la cartografía. Esto permitió determinar que la C_m , oscila entre 0.28 km/km² y 59 km/km² para las subcuencas de la zona de estudio, predominando los valores menores a 10 km/km². El valor obtenido para la cuenca completa fue de 0.63 km/km², por lo que está por debajo del promedio de los valores obtenidos en las subcuencas. Esto confirma lo descrito anteriormente en donde se estableció que existen zonas en la cuenca que son más susceptibles a la erosión debido a las altas pendientes. Además, los valores que superan el valor medio permiten inferir que se requiere de una mayor área para producir el escurrimiento superficial hacia la red de drenaje lo cual, según lo reportado por Bhagwat et al. (2011), favorece las pérdidas por evaporación e infiltración; caso contrario sucede con los valores inferiores a la media, dado que estos favorecen el escurrimiento rápido y minimizan la posibilidad de que ocurran estas pérdidas. A partir de lo anterior, se deduce

que los valores altos corresponden al Bajo y Medio Sinú en donde el terreno es relativamente plano, mientras que los valores bajos están ligados al Alto Sinú donde las pendientes son más elevadas.

Al calcular la sinuosidad de las corrientes se encontró que la sinuosidad para la corriente del río Sinú es de 1.32, lo cual indica que la corriente es sinuosa de acuerdo a lo encontrado por Ahmed (2011). También, se observó que el 87.7% (57) de las corrientes principales de las subcuencas obtenidas en la modelación, tienen una sinuosidad inferior a 1.25, indicando que sus alineamientos tienden a ser rectos y que la velocidad del escurrimiento es relativamente alta en comparación con el resto de las subcuencas. Se infiere entonces, que las mayores velocidades corresponden al Alto Sinú, lo cual ocasiona que cuando el flujo en su recorrido llegue a las zonas del Medio y Bajo Sinú, donde la velocidad es menor, provoque desbordamientos e inundaciones.

En lo relacionado con los parámetros de forma, se determinó que el F_f para las 65 subcuencas oscila entre 0.186 y 0.721, siendo el 90.8% (59 subcuencas) menores a 0.57 mientras que la cuenca completa tiene un F_f de 0.22, indicando que tiene una forma alargada. En las investigaciones de Javed et al. (2009), Iqbal et al. (2013), Patel et al. (2013) y Nanda et al. (2014), se establece que las cuencas con un F_f alto (circulares), tienen un caudal máximo de mayor magnitud y menor duración, mientras que las cuencas con un F_f bajo (alargadas), tienen un caudal máximo de menor magnitud con mayor duración. Esto quiere decir, que existe una relación inversamente proporcional entre el tiempo de concentración y el F_f . Los resultados obtenidos para este parámetro indican que las subcuencas se caracterizan por tener formas alargadas, y por ende, tiempos de concentración altos en comparación con cuencas circulares que tengan la misma área. Sin

embargo, la variación en los valores obtenidos implica que existen zonas dentro de la cuenca que son más susceptibles a inundaciones, como lo son el Medio y Bajo Sinú.

Similarmente, los valores de la R_c obtenidos para las 65 subcuencas varían entre 0.17 y 0.49, siendo 0.17 para la cuenca completa, por lo cual se establece que la cuenca, además de tener una forma alargada, presenta variación en los valores de la R_c , lo cual, teniendo en cuenta que este parámetro está influenciado por múltiples características como la longitud y frecuencia de los cauces, la geología, el clima y la pendiente, refleja la heterogeneidad de las características físicas de la zona de estudio, tal como lo mencionó Ameri et al. (2018). De igual manera, según Bajabaa et al. (2014), la R_e permite evaluar la respuesta hidrológica de una cuenca, debido que para una precipitación dada las cuencas menos alargadas tendrán un caudal máximo mayor y velocidades de flujo más altas. En la zona de estudio la R_e es de 0.53 indicando que es una cuenca alargada, mientras que las subcuencas tienen valores que oscilan entre 0.49 y 0.96, donde el 81.5% (53 subcuencas) presentan una R_e menor a 0.79. Lo anterior, de acuerdo a los resultados de Magesh (2013), indican la presencia de pendientes pronunciadas en la zona de estudio como se observa en la zona del Alto Sinú (Figura 17).

Por su parte, el valor estimado del K_c fue de 2.43 para la cuenca completa, mientras que en las subcuencas los valores estuvieron entre 1.42 y 2.4. De esta manera, se hace evidente que la totalidad de las subcuencas tienen formas alargadas según este parámetro. Además, teniendo en cuenta que las regiones con formas circulares requieren menor tiempo para producir un caudal máximo, y que los valores bajos de este parámetro implican mayor susceptibilidad a la erosión, la variación en los resultados comprueba que existe

una importante variabilidad en el relieve de la zona de estudio, tal como se ha venido mencionando hasta el momento y concuerda con lo encontrado por Javed et al. (2009) y Ameri et al. (2018).

En lo concerniente a las características del relieve de la cuenca, se sabe que juegan un papel importante en el desarrollo de la red de drenaje, el flujo superficial, la permeabilidad y la susceptibilidad a la erosión del terreno. El parámetro de relieve de la cuenca (H), se define como la diferencia entre la altura máxima y la mínima, siendo en este caso 3493 msnm y 0 msnm respectivamente, por lo que el relieve de la cuenca es de 3493 m. De acuerdo con Reddy et al. (2004) y Sreedevi et al. (2005), los valores altos de H , como el obtenido, indican que existen condiciones de baja infiltración y alta escorrentía superficial en la cuenca del río Sinú.

Del mismo modo, Schumm (1956) definió el factor de relieve (F_H) como la relación entre el relieve de la cuenca (H) y la longitud máxima de la misma (L_c). Para la cuenca del río Sinú el F_H calculado fue de 13.83, lo cual, según el trabajo de Thomas et al. (2012), refleja la presencia de pendientes fuertes y, en consecuencia, la alta intensidad en los procesos de erosión que se dan en las laderas y la carga de sedimentos aguas abajo.

También, se construyó la curva hipsométrica de la cuenca, como se muestra en la Figura 19, donde se observa que en las elevaciones máximas se presentan las mayores pendientes, lo que se traduce en zonas con terrenos escarpados y montañosos. Del mismo modo, se evidencia que la mayor parte del terreno tiene pendientes suaves y alturas uniformes, lo cual, según Richardson et al. (2016), sugiere la existencia de planicies dentro de la cuenca. Esto refleja la geomorfología de la zona de estudio, siendo Alto Sinú el área caracterizada por la presencia de montañas escarpadas y el

Medio y Bajo Sinú, la zona de planicies. Según Strahler (1952; 1957), por medio de características como el área debajo de la curva hipsométrica, la pendiente, el punto de inflexión y la sinuosidad de la misma, inferir información acerca de la geología de la cuenca, dado que generalmente se tiene la misma familia de curvas para una combinación geológica y climática específica. En el caso de la cuenca del río Sinú, se infiere que al tener una curva hipsométrica cóncava hacia arriba predominan procesos sedimentarios fluviales y aluviales activos, por lo que gran parte del material ha sido erosionado y depositado en las partes más bajas de la cuenca. Además, este tipo de curvas indican que el área de la cuenca se concentra en las partes bajas, implican la presencia de valles profundos encajonados y son característicos de piedemontes y sabanas.

En general, se pudieron comprobar las primeras tres hipótesis de la investigación, dado que la modelación usando el SIG y la cartografía de la zona de estudios permitieron representar de forma adecuada la cuenca y además, fueron la base para el cálculo de los parámetros morfométricos de red de drenaje, geometría y relieve. Además, gracias a esto, se determinó que los escurrimientos superficiales se generan en la zona del Alto Sinú y, que debido a fisiografía de esta zona, es susceptible a la erosión. Del mismo modo, debido al cambio de la pendiente que se da del Alto Sinú al Medio y Bajo Sinú, estas zonas son susceptibles a inundaciones, especialmente en los municipios más cercanos a la salida de la cuenca, dado que allí llegan los caudales acumulados de toda la cuenca. Todo esto implica que los escurrimientos rápidos generados en el Alto Sinú, al llegar a zonas planas ocasionan situaciones adversas para la población como lo son las inundaciones que se presentan recurrentemente durante la época de precipitaciones.

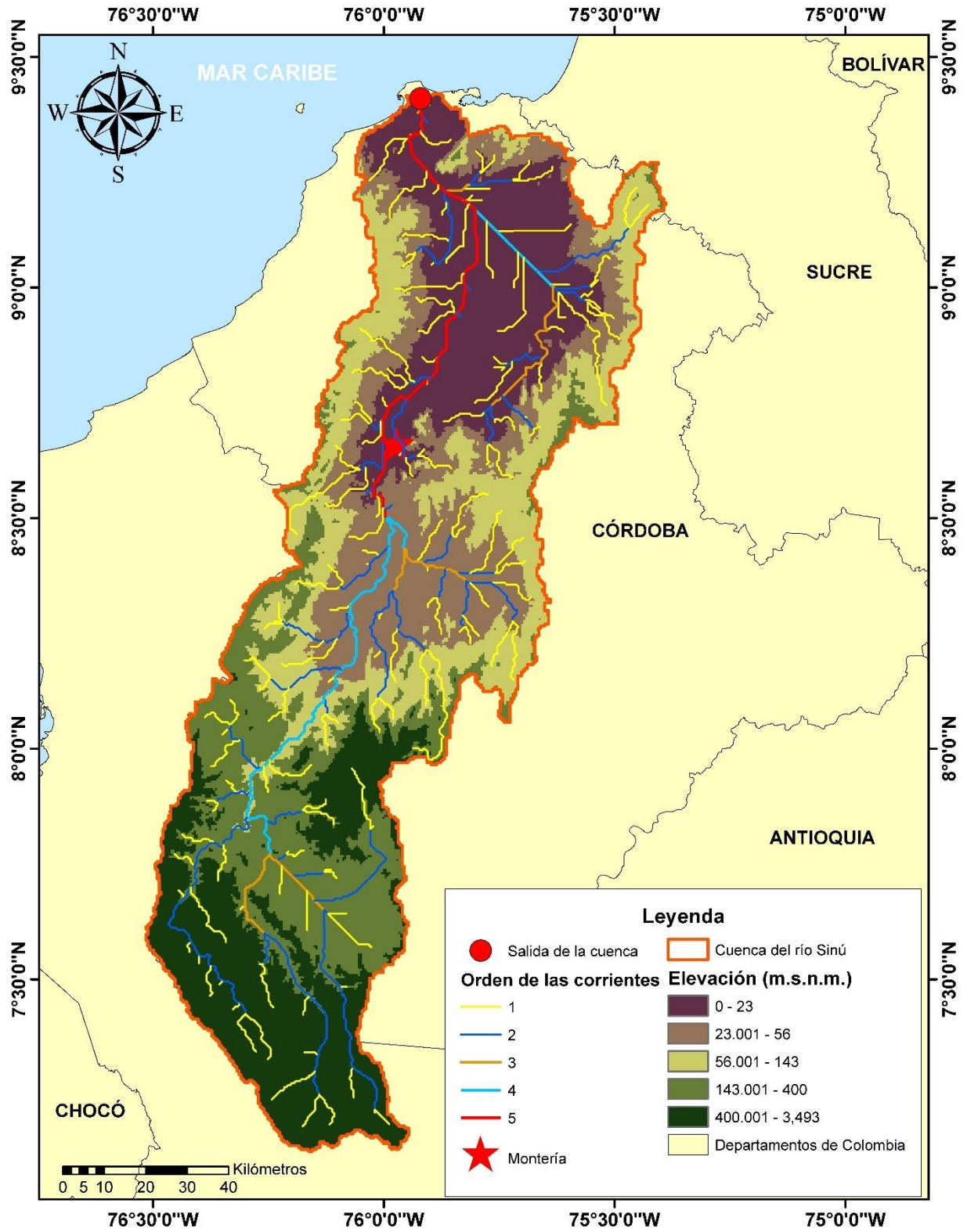


Figura 16. Mapa de elevaciones de la cuenca hidrográfica del río Sinú, Colombia

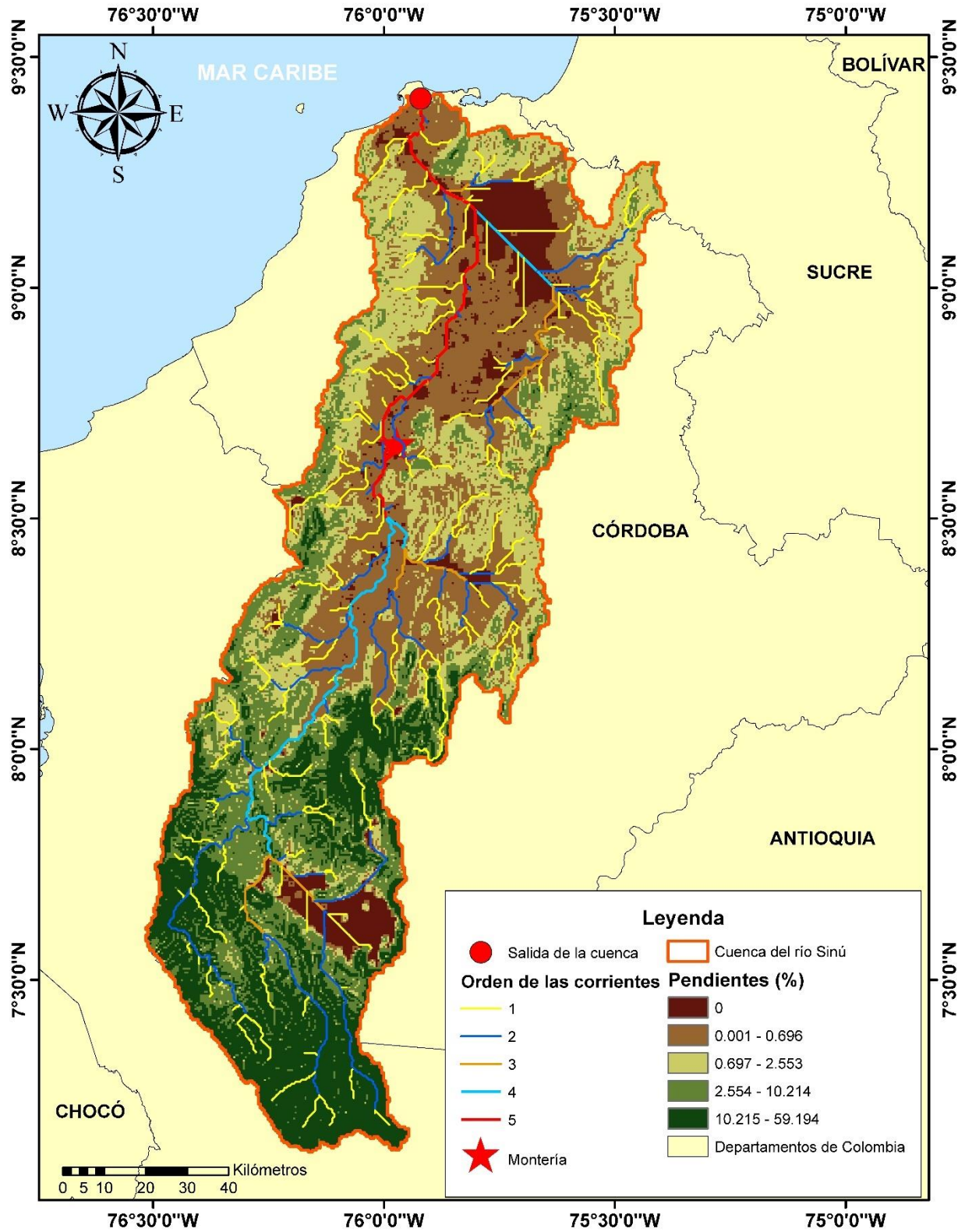


Figura 17. Mapa de distribución de pendientes de la cuenca hidrográfica del río Sinú, Colombia

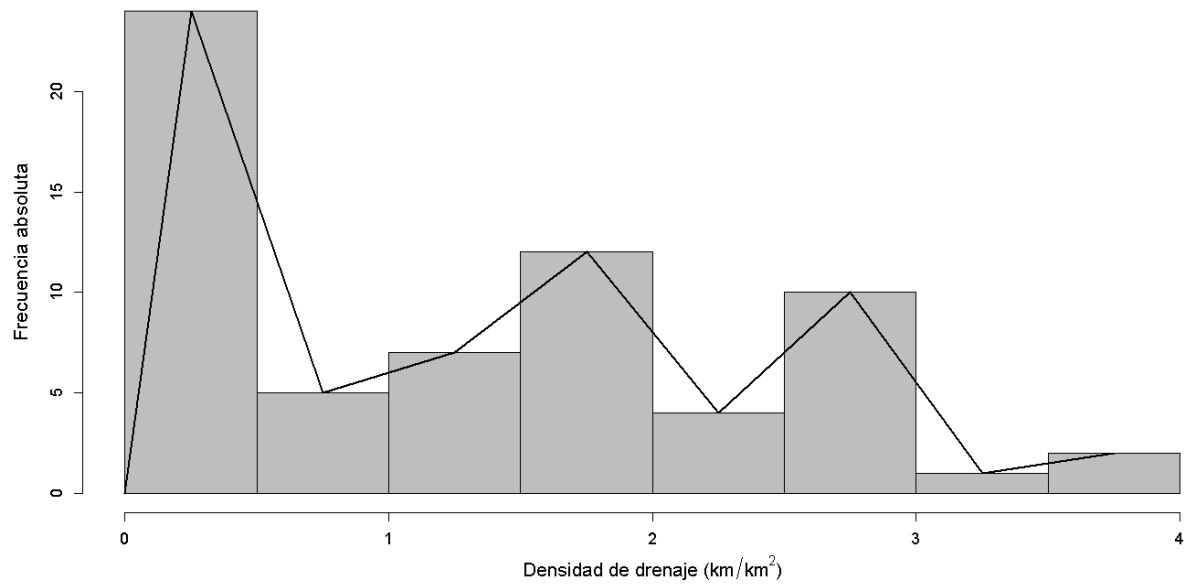


Figura 18. Histograma para análisis de densidad de drenaje en la cuenca del río Sinú

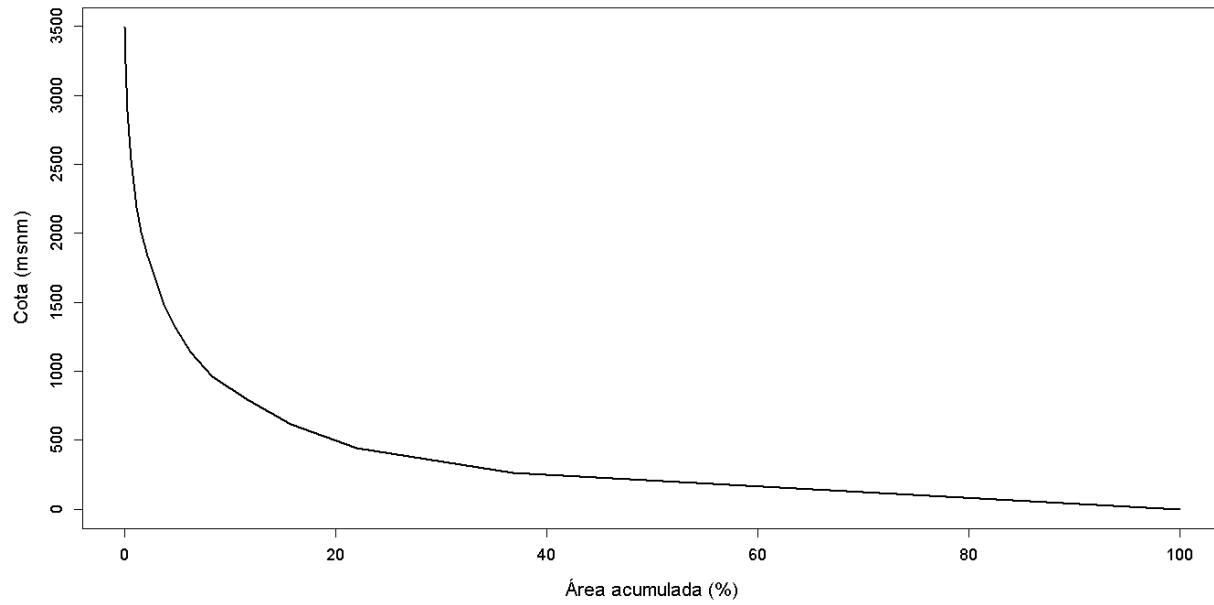


Figura 19. Curva hipsométrica de la cuenca del río Sinú

7.2 Análisis de las series de tiempo de precipitación correspondientes a la cuenca del río Sinú

Tal como se mencionó en la sección Materiales y métodos, para realizar el análisis de las series de tiempo de precipitación de la cuenca del río Sinú fue necesario completar los datos faltantes y luego dividir cada serie en 2 partes: un vector de calibración y uno de validación, con el fin de poder corroborar posteriormente que el modelo seleccionado representaba adecuadamente la serie analizada.

El vector de calibración de la precipitación mensual de cada estación fue transformado utilizando Box-Cox (Ecuación 6.21) con el fin de garantizar la estacionariedad y proceder a usar el algoritmo para la identificación de los modelos de pronóstico mencionado en la sección Materiales y métodos. De esta manera, tras ajustar modelos AR, MA, ARMA, ARIMA y SARIMA a los vectores de calibración, se encontró que el 100% de las estaciones son representadas adecuadamente mediante el uso de modelos SARIMA. En el Anexo F se puede apreciar un tabla resumen donde se muestran los modelos SARIMA seleccionados para cada una de las estaciones climatológicas y los parámetros que le corresponden, mientras que en el Anexo G se muestran las series de tiempo originales, vectores de calibración, vectores transformados mediante Box-Cox, la descomposición de las series, los correlogramas, las series sintéticas y los pronósticos obtenidos para cada una de las estaciones climatológicas analizadas en la presente investigación.

En general, se pudo apreciar mediante la descomposición aditiva de las series de tiempo, que la totalidad de los vectores de calibración tenían un comportamiento estacional caracterizado por una oscilación periódica anual. En forma similar, al construir los correlogramas se observa un comportamiento sinusoidal que reafirma

la estacionalidad de la serie y, además, permite determinar que el número de periodos por año (s) corresponde a 12, lo que implica que $s=12$ para todos los modelos SARIMA seleccionados para las estaciones climatológicas analizadas (Anexo F). Esto obedece al hecho de que la zona de estudio se caracteriza por tener un régimen de precipitación unimodal en el que las mayores magnitudes de lluvia se presentan en los mismos meses cada año, lo cual se traduce en que la correlación es más fuerte cuando el retraso k es 12, o lo que es lo mismo, la correlación es más fuerte cuando se comparan las precipitaciones de un determinado mes con las que se presentaron en el mismo mes durante el año anterior.

También es importante destacar, que todos los modelos se caracterizan por tener $d=0$, lo cual implica que no se necesitó hacer diferenciación para ajustar los modelos de pronóstico y además, que la serie de tiempo resultante tras la diferenciación estacional es estacionaria y no requiere más transformaciones. Esto último es importante dado que se debe recordar que las series de tiempo deben cumplir con el supuesto de estacionariedad para poder usar modelos de pronóstico y que en este caso, se requiere la diferenciación estacional ($D=1$) para poder representar adecuadamente el comportamiento de las series de tiempo de precipitación estudiadas (Anexo F).

De los 75 modelos SARIMA identificados para las estaciones climatológicas de la zona de estudio, se observó que 63 contaban con al menos dos parámetros en la componente autorregresiva estacional, lo cual implica que los pronósticos de precipitación dependen en mayor medida de las magnitudes de lluvia que se presentaron en el mes analizado durante años anteriores. Lo anterior, confirma lo encontrado al analizar los correlogramas de los vectores de calibración de las series de precipitación, el

hecho de que las precipitaciones que se presentan en la zona para un determinado mes tienen mayor correlación con las lluvias presentadas en años anteriores.

Por otro lado, se logró identificar que múltiples estaciones climatológicas tenían modelos con el mismo número de parámetros para las distintas componentes y que se diferenciaban únicamente por la magnitud de los coeficientes, lo cual refleja que existe uniformidad en cuanto a la estructura de las series de tiempo de precipitación. Esto se explica debido al régimen unimodal de precipitaciones mencionado anteriormente, dado que implica que las lluvias se presentan en la misma época del año en toda la cuenca y lo que varía son las magnitudes registradas en cada estación climatológica.

Otro aspecto relevante es el hecho de que a excepción de las estaciones Cerro Bahía, El Cielo y Puerto Nuevo, la media de los datos tras la diferenciación estacional es 0, o lo que es lo mismo, son series estacionarias con media igual a 0. En el Anexo F se muestra que para las 3 estaciones climatológicas mencionadas el valor de la media (μ_D) es cercano a 0, y, se debe aclarar que el hecho de que tengan una media distinta de 0 obedece únicamente a la naturaleza de los datos y no tiene ninguna implicación a la hora de ajustar un modelo de pronóstico. Tal como se pudo apreciar, fue posible obtener un modelo SARIMA para estas estaciones y realizar pronósticos a partir del mismo.

Todo lo anterior, permite afirmar que se cumplieron las hipótesis 4 y 5, dado que fue posible representar la precipitación de la zona de estudio mediante los modelos SARIMA, y además, se generaron series sintéticas de precipitación estadísticamente iguales a las originales.

A continuación, se utilizarán a manera de ejemplo tres estaciones, pertenecientes a cada una de las subcuencas principales de la zona de estudio para así, mostrar de forma detallada la determinación del modelo de pronóstico óptimo. Cabe resaltar que este procedimiento se llevó a cabo para cada una de las 75 estaciones climatológicas seleccionadas en la zona de estudio (Anexo G). De esta manera, se utilizará la estación Momil perteneciente al Bajo Sinú, la estación Mocarí del Medio Sinú y la estación Tierralta del Alto Sinú.

7.2.1 Estación Momil (Bajo Sinú)

La estación Momil, fue utilizada para ilustrar la metodología de la presente investigación y en la Figura 13 se pudo apreciar el vector de calibración de esta. Teniendo en cuenta esto, se realizó la transformación mediante Box-Cox (Ecuación 6.21) con el fin de garantizar la estacionariedad antes de ajustar un modelo de pronóstico, en la Figura 20 se aprecia el vector de calibración tras realizar la transformación. Aplicando la prueba estadística Dickey-Fuller Aumentada se logró corroborar la hipótesis de estacionariedad (Said y Dickey, 1984).

En el gráfico de la serie transformada de la estación Momil (Figura 20) se observan picos aproximadamente una vez al año, que pueden ser indicadores de que la serie presenta un comportamiento estacional. Sin embargo, si bien gráficamente no es posible confirmar la presencia de la estacionalidad, si es posible mediante la descomposición de series de tiempo dado que permite determinar los componentes de la serie (tendencia, estacionalidad, componente aleatoria) y analizar la estructura de esta. De esta forma, en la Figura 21 se muestra la descomposición aditiva de la serie en

mención, donde es posible identificar que la serie tiene una estacionalidad marcada que obedece principalmente al régimen de precipitación unimodal propio de la zona (Ver sección Condiciones climáticas generales), y además, se evidencia que no se mantiene una tendencia a lo largo de todo el periodo de la serie.

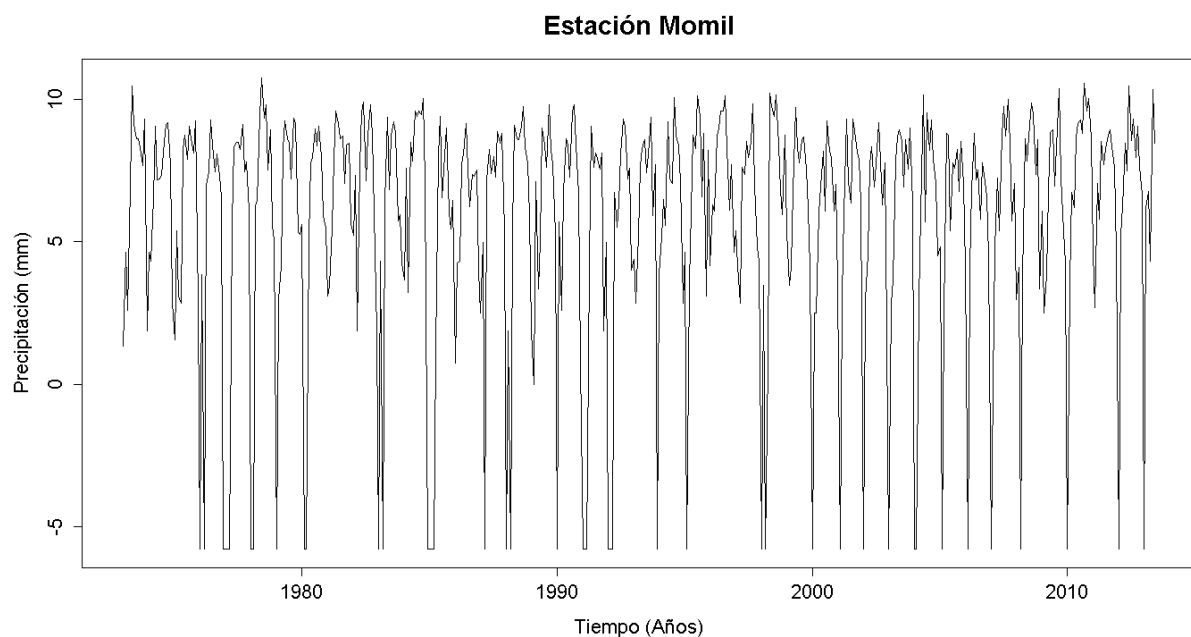


Figura 20. Vector de calibración de la serie de precipitación mensual de la estación Momil transformado usando Box-Cox

Teniendo en cuenta todo lo anterior se infiere que $s=12$, es decir, que el número de periodos por año es 12 (un periodo por mes). Para comprobar esto último, se calcularon los correlogramas de la serie a partir de la ACF y la PACF, tal como se muestra en la Figura 22 y la Figura 23, donde efectivamente, se pudo evidenciar que la

mayor correlación se presenta cuando el retraso k es 12, lo que indica que los valores de un mes específico tienen mayor relación con los presentados en el mismo mes del año inmediatamente anterior.

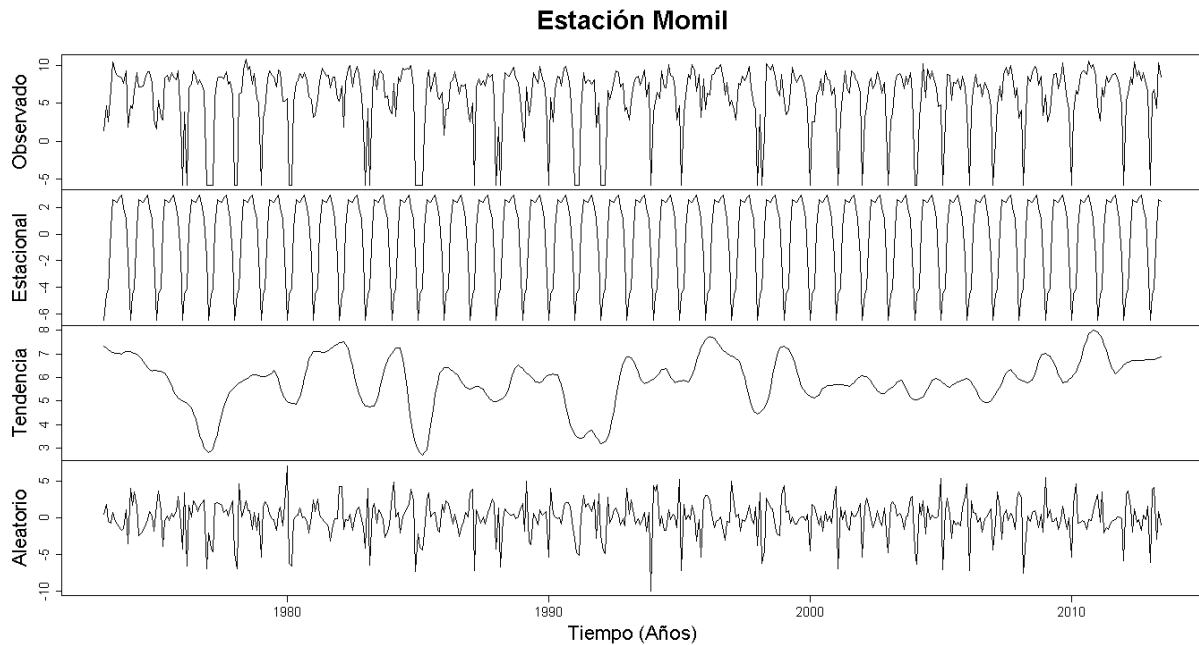


Figura 21. Descomposición del vector de calibración de la serie de precipitación de la estación Momil transformado usando Box-Cox

Además, los correlogramas (Figura 22 y Figura 23) muestran una forma sinusoidal, lo cual sumado a todo lo dicho anteriormente sugiere que un modelo SARIMA es el más apropiado para representar la serie de precipitación de la estación Momil. Así, se procedió a ajustar distintos modelos hasta seleccionar el óptimo utilizando

el AIC (Ecuación 6.38), determinando que el modelo SARIMA(2,0,0)×(2,1,0)₁₂ es el adecuado con un AIC de 2433.6 (Tabla 3) y una ecuación general simplificada de la forma:

$$(1 - 0.1294B - 0.1484B^2)(1 + 0.6378B^{12} + 0.3567B^{24})(1 - B^{12})X_t = Z_t$$

donde se observa los parámetros ϕ_p y Φ_p en la parte izquierda, multiplicando a los valores de X_t para diferentes retrasos es decir, valores que tomó la variable antes del instante de tiempo de interés. En este caso, al haber 2 parámetros ϕ_p , implica que estarán multiplicando a los dos valores anteriores de X_t , lo cual quiere decir que retrocede dos meses en la componente no estacional, o lo que es lo mismo, el modelo utilizará los valores de precipitación de los dos meses inmediatamente anteriores para calcular la lluvia en un instante de tiempo dado. Por su parte, los dos parámetros Φ_p de la componente estacional implican que el modelo está teniendo en cuenta los valores de los 2 años anteriores para el mes analizado. Así, la ecuación del modelo SARIMA(2,0,0)×(2,1,0)₁₂ es la resultante tras resolver el producto de los polinomios que se muestran en la ecuación general simplificada hasta llegar a una expresión de la forma:

$$X_t = Z_t + 0.1294X_{t-1} + 0.1484X_{t-2} + X_{t-12} - 0.6378X_{t-12} - \dots - 0.0462X_{t-37}$$

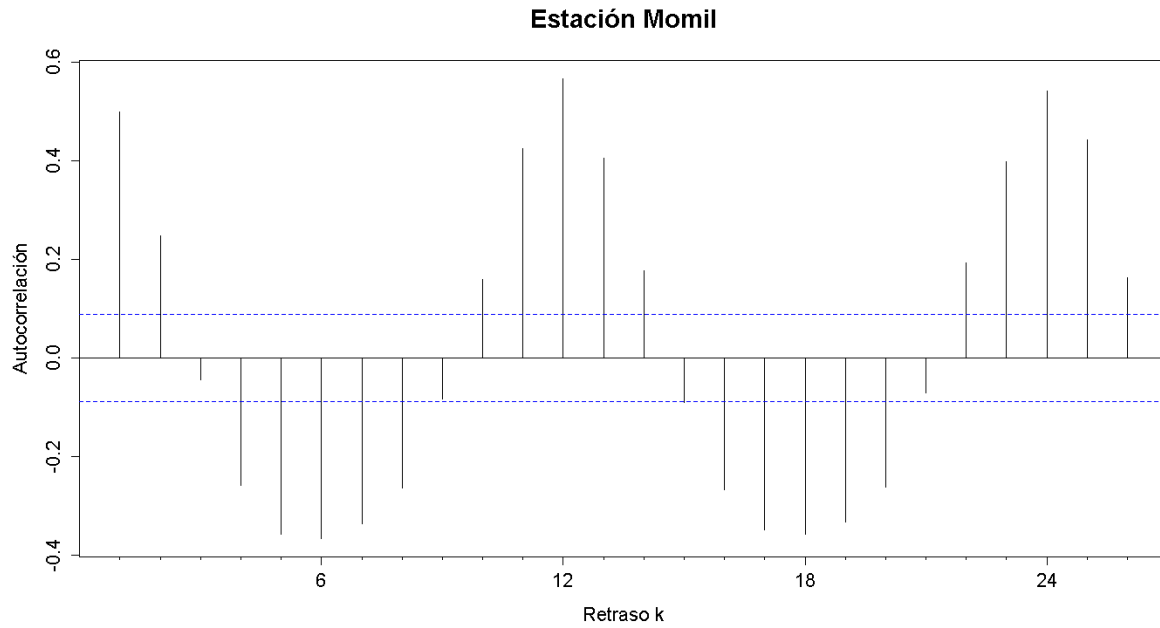


Figura 22. Autocorrelograma del vector de calibración de la serie de precipitación de la estación Momil transformado usando Box-Cox

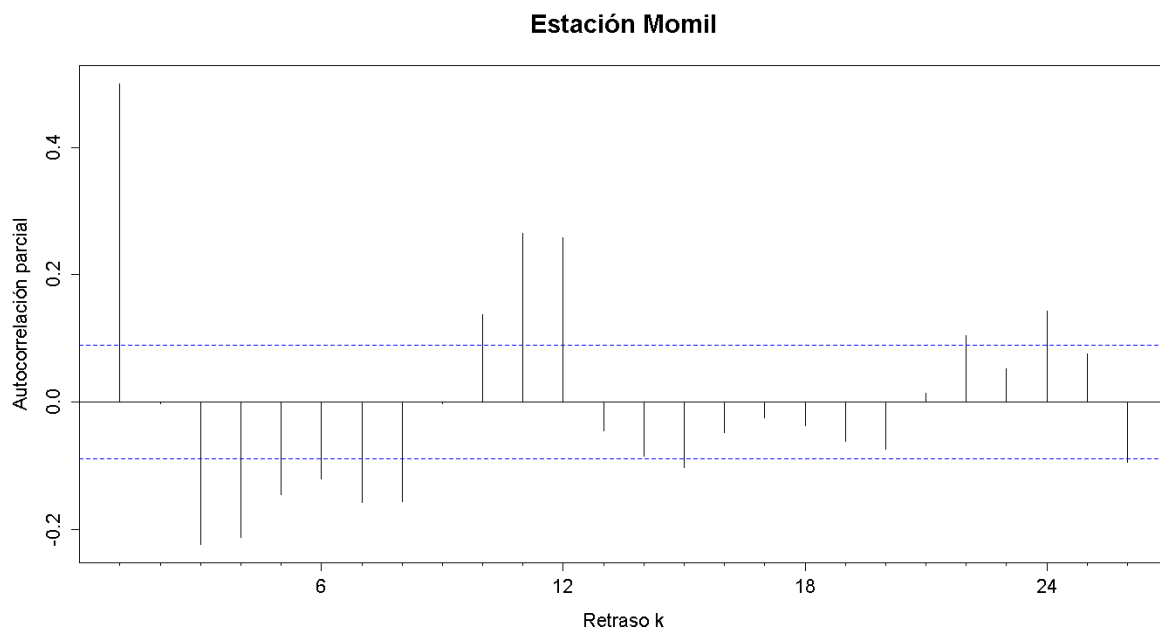


Figura 23. Autocorrelograma parcial del vector de calibración de la serie de precipitación de la estación Momil transformado usando Box-Cox

Por otro lado, el ajuste del modelo a la serie original se puede apreciar de forma gráfica en la Figura 24, en la cual se observa la serie sintética generada por el modelo una vez revertida la transformación y el vector de calibración de la estación Momil, y se muestra que el modelo es capaz de representar tanto la magnitud de las precipitaciones registradas como su variación.

Luego, se procedió a hacer el análisis de los residuales mediante la prueba Ljung-Box y los correlogramas (Figura 25). Los correlogramas muestran unos picos significativos en los retrasos 24 y 25, indicando que modelos de ese orden podrían representar en mayor medida la estructura de la serie. Sin embargo, usando el AIC que se basa en el principio de parsimonia y establece que: a mayor número de parámetros de un modelo se aumenta su complejidad, y, que se debe buscar una solución que permita mantener un equilibrio entre el ajuste del modelo y la complejidad, en otras palabras, escoger entre los modelos que tengan un buen ajuste, el que tenga menor número de parámetros; se concluye que el modelo óptimo es el seleccionado, dado que tiene un menor AIC y por ende utiliza un menor número de parámetros para generar una serie sintética que conserva la estructura de la original. De igual forma, la prueba Ljung-Box muestra que los residuales cumplen los supuestos de aleatoriedad y por tanto, el modelo es apropiado para pronóstico. En este punto es importante destacar que, si bien el análisis de los residuales se considera importante para el análisis del desempeño del modelo, podría darse el caso donde la prueba Ljung-Box indica que no son aleatorios para un nivel de significancia dado, aun así, si el modelo es capaz de representar adecuadamente el comportamiento de la serie y de conservar la media de los datos originales, se concluye que el modelo escogido es el más apropiado entre todos los ensayados y puede utilizarse para hacer pronósticos.

Tabla 3. AIC de algunos de los modelos de pronóstico probados en la estación Momil

| Modelo | AIC |
|---------------------------------------|----------|
| SARIMA(2,0,0) × (2,1,0) ₁₂ | 2433.599 |
| SARIMA(1,0,2) × (2,1,0) ₁₂ | 2435.017 |
| SARIMA(3,0,0) × (2,1,0) ₁₂ | 2435.188 |
| SARIMA(2,0,1) × (2,1,0) ₁₂ | 2435.246 |
| SARIMA(0,0,3) × (2,1,0) ₁₂ | 2435.327 |

Posteriormente, se utilizó una prueba de hipótesis respecto a la diferencia entre dos medias con la distribución t de Student (Ecuación 6.41), a fin de comparar la media del vector de calibración con la de la serie sintética, y del mismo modo comparar la media del vector de validación con la del pronóstico obtenido (Mendenhall et al., 2012). Para el caso de la estación Momil, en la Tabla 4 se puede apreciar que a un nivel de significancia de 5% no existe diferencia estadísticamente significativa entre las media del vector de calibración y de la serie sintética. Esto se debe a que el valor p (0.15) es mayor a 0.05 y además, a que el intervalo de confianza al 95% (-3.15, 20.4) incluye el valor de 0. Lo anterior implica que usando el modelo SARIMA(2,0,0) × (2,1,0)₁₂ se puede obtener una serie sintética estadísticamente igual a la original, y por tanto, es el modelo óptimo para la estación Momil.

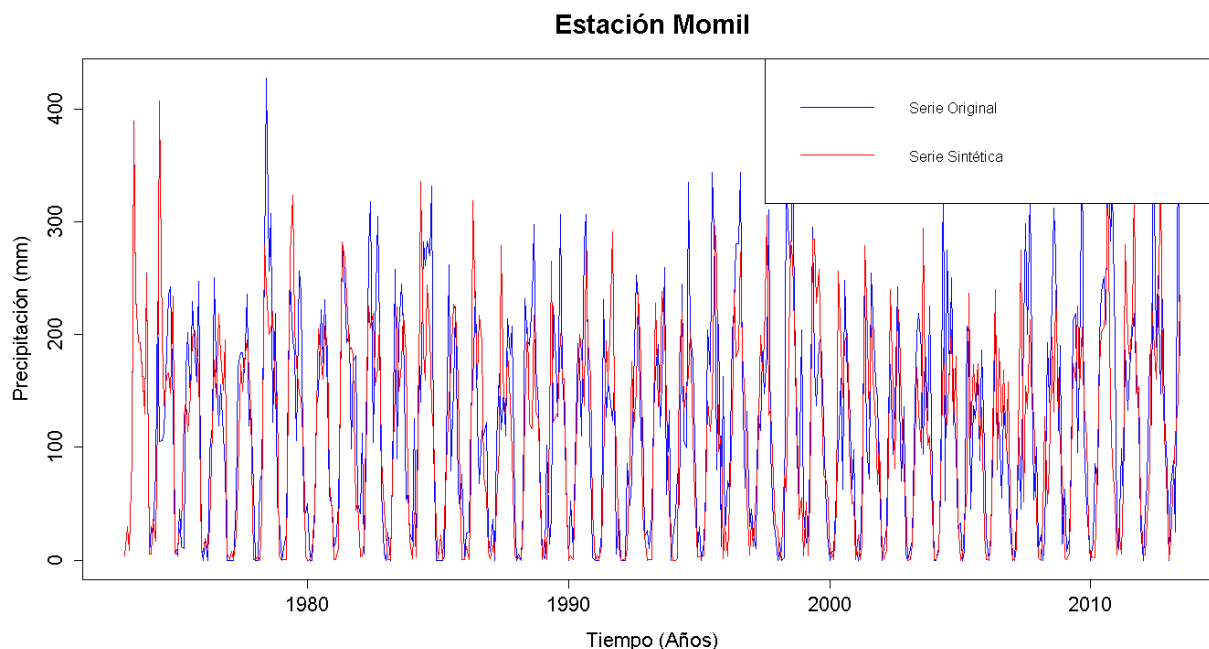


Figura 24. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la serie de precipitación de la estación Momil

Por último, al comparar las medias del vector de validación y el pronóstico (Figura 26) se concluyó que a un nivel de significancia de 2% no existe diferencia estadísticamente significativa, dado que el valor p (0.023) es mayor a 0.02 y a que el intervalo de confianza al 98% (-0.82, 79.65) incluye el valor de 0 (Tabla 4). De esta forma, se determina que la serie de validación y el pronóstico son estadísticamente iguales. Por todo lo anterior, se considera que el modelo $SARIMA(2,0,0) \times (2,1,0)_{12}$ representa adecuadamente la estructura de los datos de la estación Momil y es apropiado para realizar pronósticos de precipitación. Cabe resaltar, que en el Anexo H, se muestran los resultados de las pruebas de hipótesis respecto a la diferencia entre dos medias para todas las estaciones analizadas.

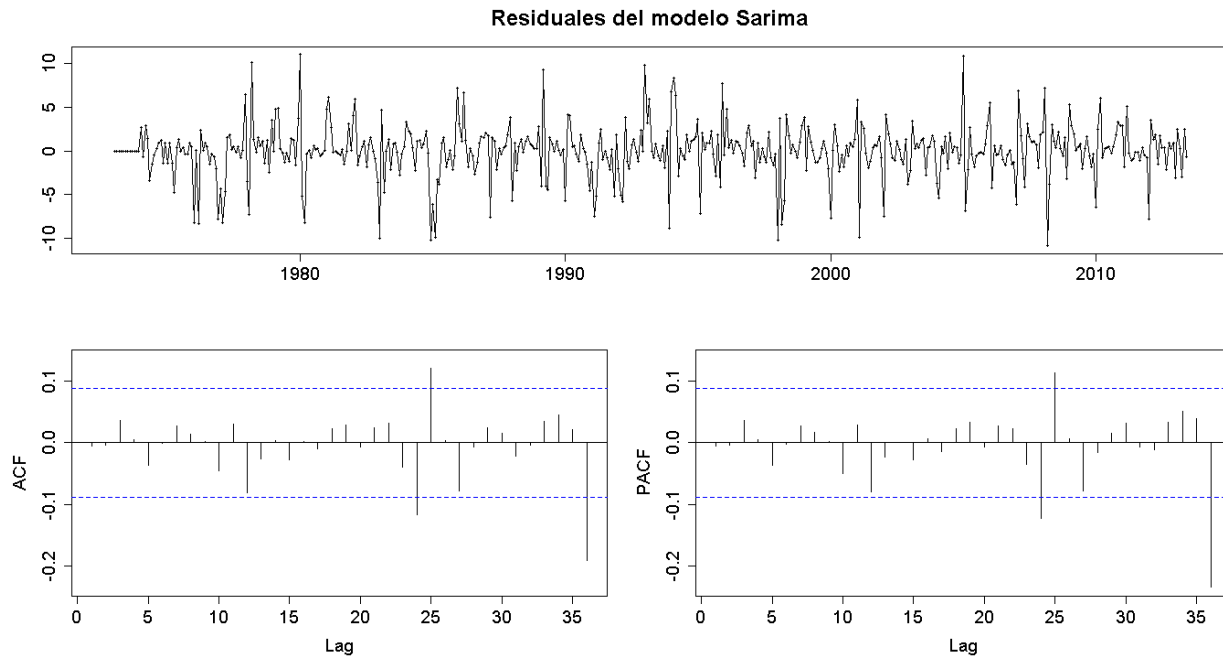


Figura 25. Residuales del modelo SARIMA seleccionado para la serie de precipitación de la estación Momil

Tabla 4. Prueba de hipótesis respecto a diferencia de dos medias de la estación Momil

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|----------|------------------------|----------------------------------|----------------------------------|---------|
| Vector calibración | 120.4084 | 5% | -3.146883 | 20.391518 | 0.1508 |
| Serie sintética | 111.7861 | | | | |
| Vector validación | 107.9265 | 2% | -0.8160514 | 79.6505786 | 0.02259 |
| Pronóstico | 147.3437 | | | | |

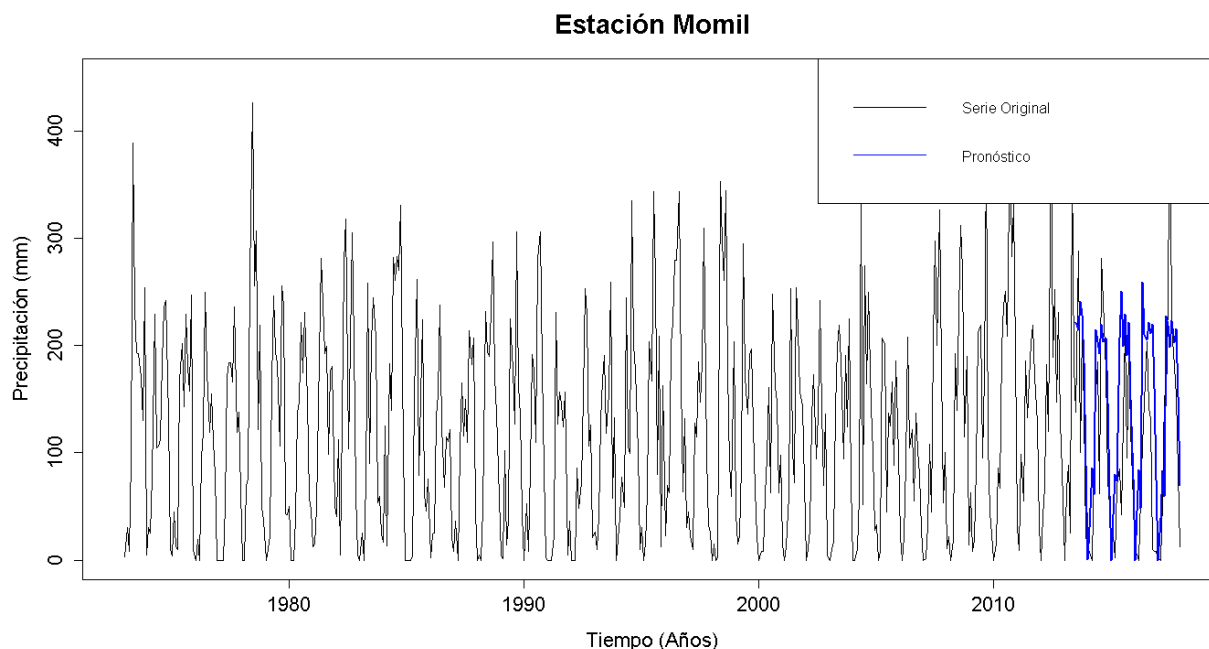


Figura 26. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la precipitación de la estación Momil

7.2.2 Estación Mocarí (Medio Sinú)

Para el caso de la estación Mocarí, en la Figura 27 se muestra el gráfico correspondiente a la serie completa de precipitación mensual registrada y además, se puede observar la existencia de periodos con lluvia seguidos de periodos en los que no se presentan precipitaciones. De esta forma se puede inferir que este comportamiento obedece al régimen de precipitación unimodal, característico de la zona de estudio, que fue explicado en la sección Condiciones climáticas generales.

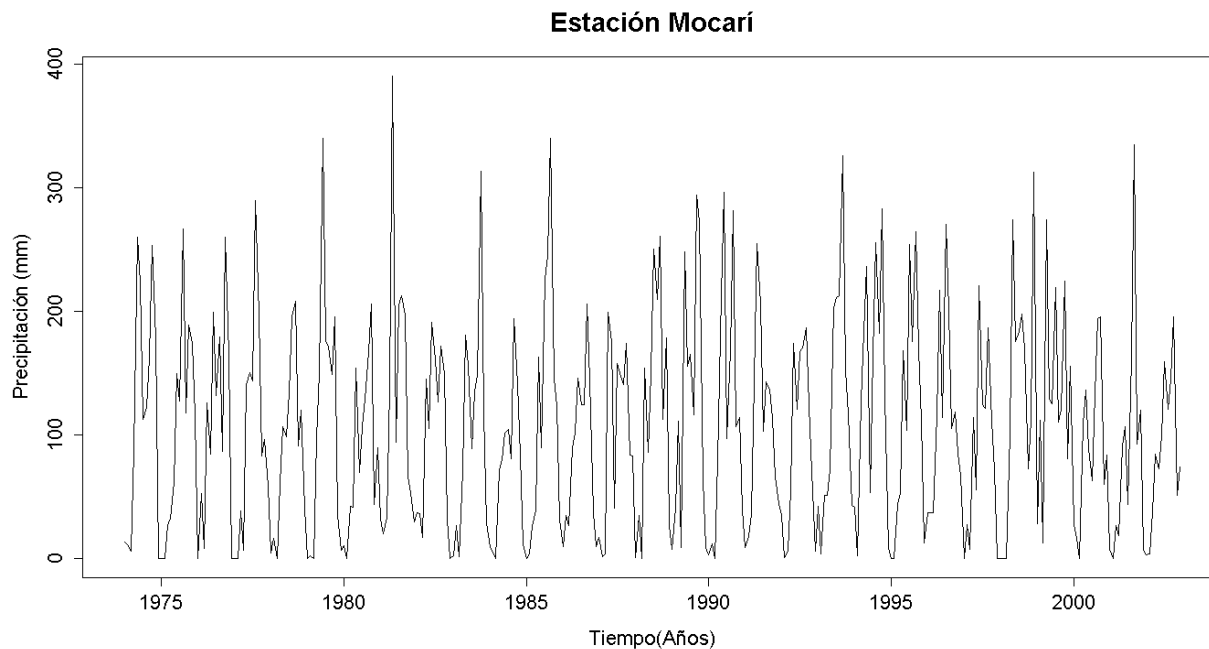


Figura 27. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Mocarí

Por otro lado, en la Figura 28 se muestra el vector de calibración de la estación Mocarí y en la Figura 29 se tiene el vector de calibración transformado usando Box-Cox (Ecuación 6.21). De esta manera se tiene la serie de tiempo estacionaria usada para ajustar modelos de pronóstico. La estacionariedad de la serie se comprobó aplicando la prueba ADF (Ecuación 6.40).

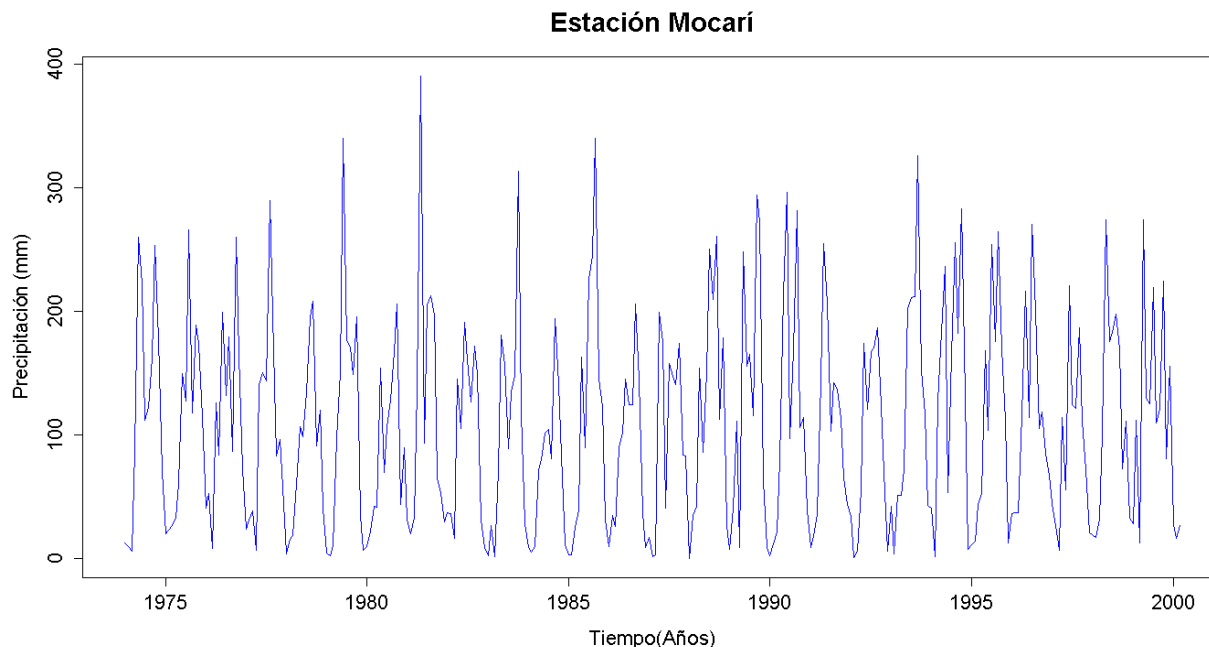


Figura 28. Vector de calibración de la serie de precipitación mensual de la estación Mocarí

A partir de lo anterior, se procedió a realizar la descomposición de la serie de tiempo (Figura 30), encontrando que tiene una estacionalidad marcada y que no existe una tendencia constante a lo largo del periodo de registro (al igual que la estación Momil). A partir de esto, se construyeron los correlogramas de la serie (Figura 31 y Figura 32), donde se evidenció que existe un patrón sinusoidal y que además, los picos más significativos se dan cuando el retraso k es 12. Así, se procedió a probar distintos modelos llegando a la conclusión de que un modelo SARIMA era el más apropiado debido a la estacionalidad que presentaba la serie.

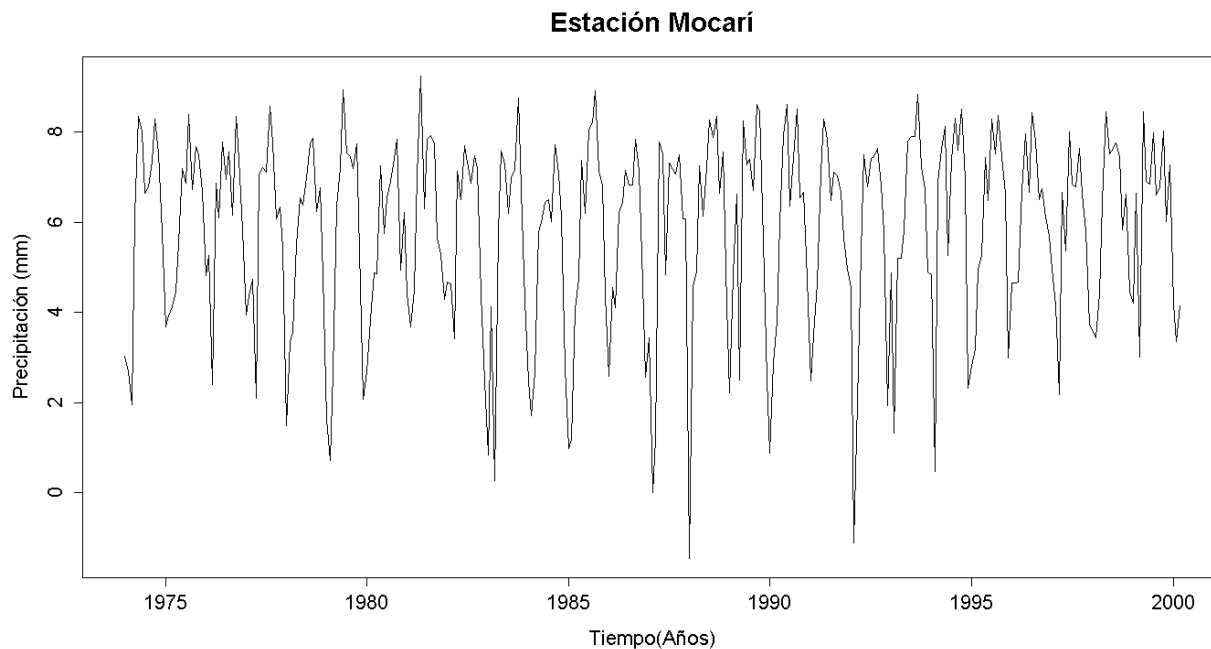


Figura 29. Vector de calibración de la serie de precipitación mensual de la estación Mocarí transformado usando Box-Cox

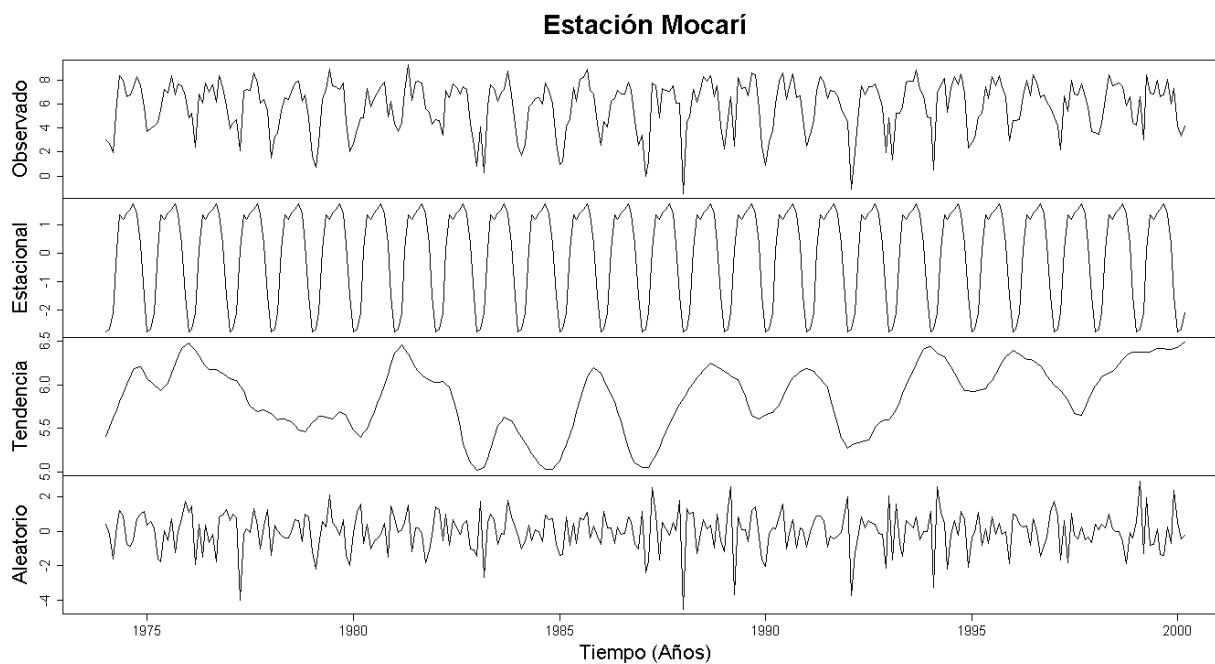


Figura 30. Descomposición de la serie transformada de la estación Mocarí

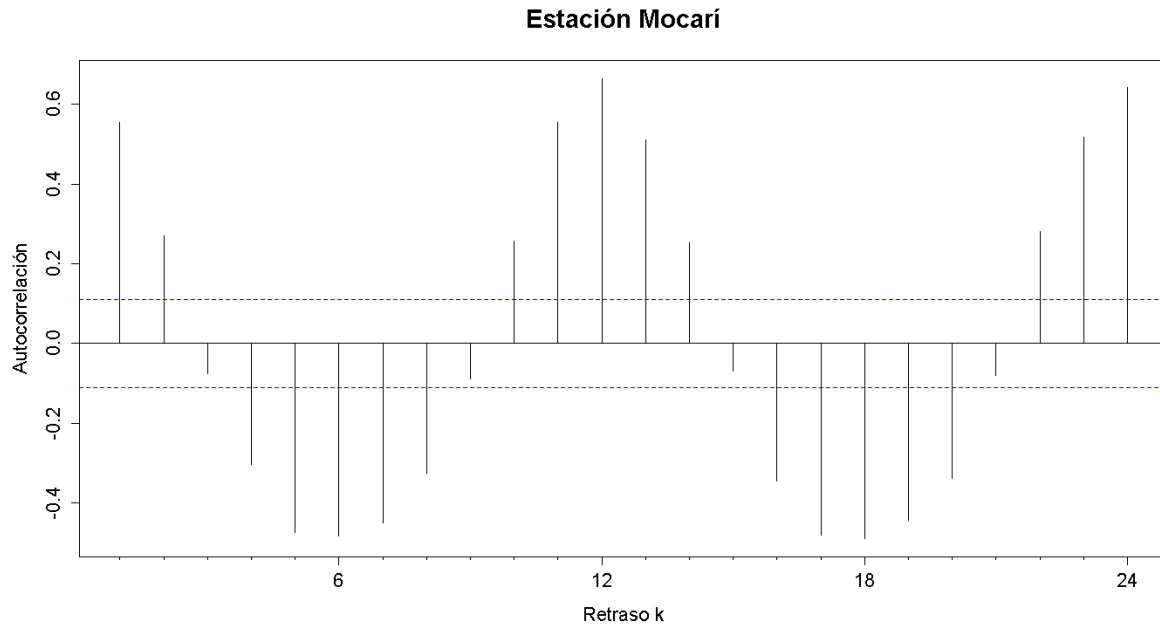


Figura 31. Autocorrelograma del vector de calibración de la serie de precipitación de la estación Mocarí transformado usando Box-Cox

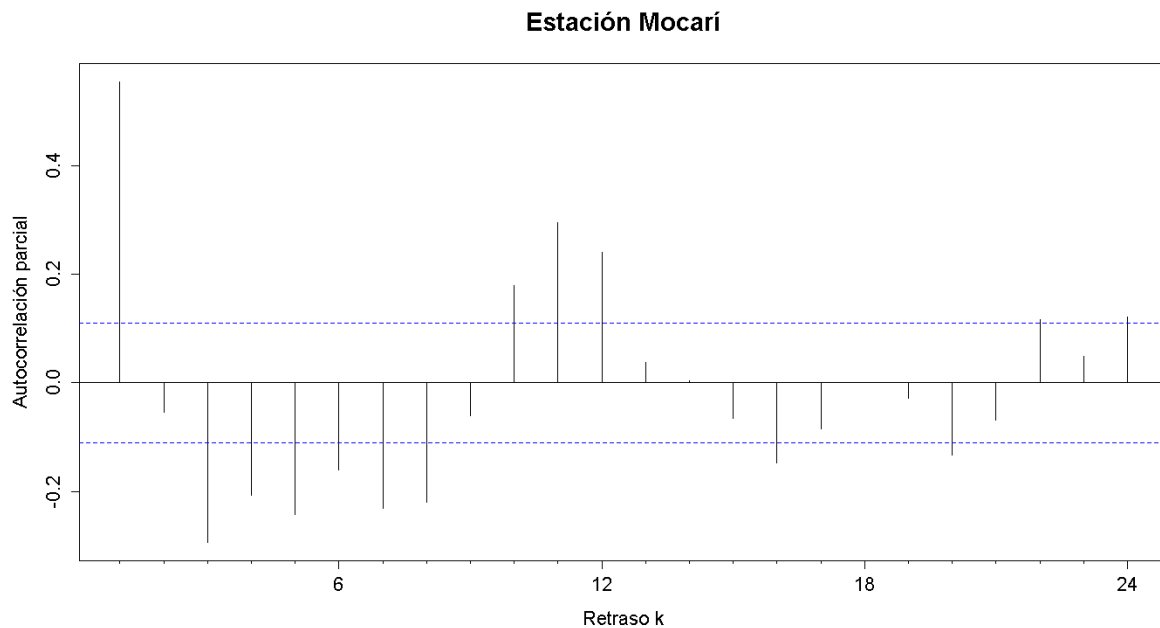


Figura 32. Autocorrelograma parcial del vector de calibración de la serie de precipitación de la estación Mocarí transformado usando Box-Cox

Tabla 5. AIC de algunos de los modelos de pronóstico probados en la estación Mocarí

| Modelo | AIC |
|---------------------------------------|----------|
| SARIMA(0,0,0) × (2,1,0) ₁₂ | 1057.027 |
| SARIMA(0,0,1) × (2,1,0) ₁₂ | 1058.985 |
| SARIMA(1,0,1) × (2,1,0) ₁₂ | 1060.689 |
| SARIMA(0,0,2) × (2,1,0) ₁₂ | 1061.049 |
| SARIMA(1,0,2) × (2,1,0) ₁₂ | 1062.748 |

En la Tabla 5 se muestran los AIC de varios de los modelos probados para los datos de la estación Mocarí, a partir de lo cual se determinó que para la serie de precipitación de esta estación climatológica el modelo óptimo es un SARIMA(0,0,0) × (2,1,0)₁₂ con un AIC de 1057.03 y una ecuación general simplificada de la forma:

$$(1 + 0.6398B^{12} + 0.318B^{24})(1 - B^{12})X_t = Z_t$$

donde, se observa los parámetros Φ_p en la parte izquierda, multiplicando a los valores de X_t para diferentes retrasos. En este caso, los 2 dos parámetros Φ_p en la componente estacional implican que el modelo está teniendo en cuenta los valores de los 2 años anteriores para el mes analizado y, que no se tienen en cuenta valores de los residuales de los retrasos anteriores. Todo esto implica que los valores de precipitación obtenidos mediante el modelo para un mes dado dependen únicamente de las precipitaciones presentadas en los dos años anteriores para ese mes, lo cual ratifica la fuerte estacionalidad de esta serie de tiempo de

precipitación y lo encontrado al analizar los correlogramas (Figura 31 y Figura 32). Así, la ecuación del modelo SARIMA(0,0,0)×(2,1,0)₁₂ es la resultante de resolver el producto de los polinomios que se muestran en la ecuación general simplificada, generando una expresión de la forma:

$$X_t = Z_t + X_{t-12} - 0.6398X_{t-12} + 0.6398X_{t-24} - 0.318X_{t-24} + 0.318X_{t-36}$$

En forma similar, el ajuste del modelo a la serie original se puede apreciar de forma gráfica en la Figura 33, en la cual se observa la serie sintética generada por el modelo una vez revertida la transformación y el vector de calibración de la estación Mocarí, mostrando que el modelo es capaz de representar, tanto la magnitud de las precipitaciones registradas, como su variación.

Posteriormente, se procedió a hacer el análisis de los residuales mediante la prueba Ljung-Box y los correlogramas (Figura 34). Los correlogramas muestran un pico significativo en el retraso 24, lo cual implica que un modelo de ese orden podría representar en mayor medida la estructura de la serie. Sin embargo, tal como se explicó con anterioridad, al usar el AIC para la selección del modelo de pronóstico se garantiza que el modelo seleccionado, un SARIMA(0,0,0)×(2,1,0)₁₂ en este caso, se ajusta adecuadamente a la serie analizada y un menor número de parámetros; esto quiere decir que dicho modelo permite para generar una serie sintética que conserva la estructura de la original usando el menor número de parámetros o coeficientes posibles (sólo dos parámetros ϕ_p en este caso). De igual forma, la prueba Ljung-Box muestra que los residuales cumplen los supuestos de aleatoriedad, y por tanto, al

cumplir este requisito, se concluye que el modelo puede ser utilizado para pronóstico.

En la Tabla 6, se pueden apreciar los resultados de la prueba hipótesis respecto a la diferencia entre dos medias que se aplicó con el fin de comparar la media del vector de calibración con la de la serie sintética, y del mismo modo comparar la media del vector de validación con la del pronóstico obtenido. Se encontró que para un nivel de significancia de 5% no existe diferencia estadísticamente significativa entre las media del vector de calibración y de la serie sintética, dado que el valor p (0.4071) es mayor a 0.05, y además, el intervalo de confianza al 95% (-7.12, 17.53) incluye el valor de 0. Todo esto implica que el vector de calibración y la serie sintética son estadísticamente iguales, y por ende, se reafirma que el modelo SARIMA(0,0,0)×(2,1,0)₁₂ representa adecuadamente a la serie de precipitación mensual de la estación Mocarí.

Tabla 6. Prueba de hipótesis respecto a diferencia de dos medias de la estación Mocarí

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor P |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 108.086 | 95% | -7.120553 | 17.53445 | 0.4071 |
| Serie sintética | 102.879 | | | | |
| Vector validación | 94.38939 | 98% | -60.47016 | 15.03139 | 0.1555 |
| Pronóstico | 117.10878 | | | | |

En la Figura 35 se observa un buen ajuste entre la serie original de precipitación mensual registrada en la estación Mocarí y el pronóstico obtenido, lo cual se corroboró con los resultados que se muestran en la Tabla 6, donde se puede apreciar que al comparar la media del vector de validación con la del pronóstico, el valor p (0.1555) es mayor a 0.02 y el intervalo de confianza al 98% (-60.47, 15.03) incluye el valor de 0. Esto quiere decir que a un nivel de significancia de 2% no existe diferencia estadísticamente significativa entre las medias. En otras palabras, el vector de validación y el pronóstico obtenido son estadísticamente iguales y, por tanto, el modelo $SARIMA(0,0,0)\times(2,1,0)_{12}$ representa adecuadamente la estructura de los datos de la estación Mocarí y es adecuado para realizar pronósticos.

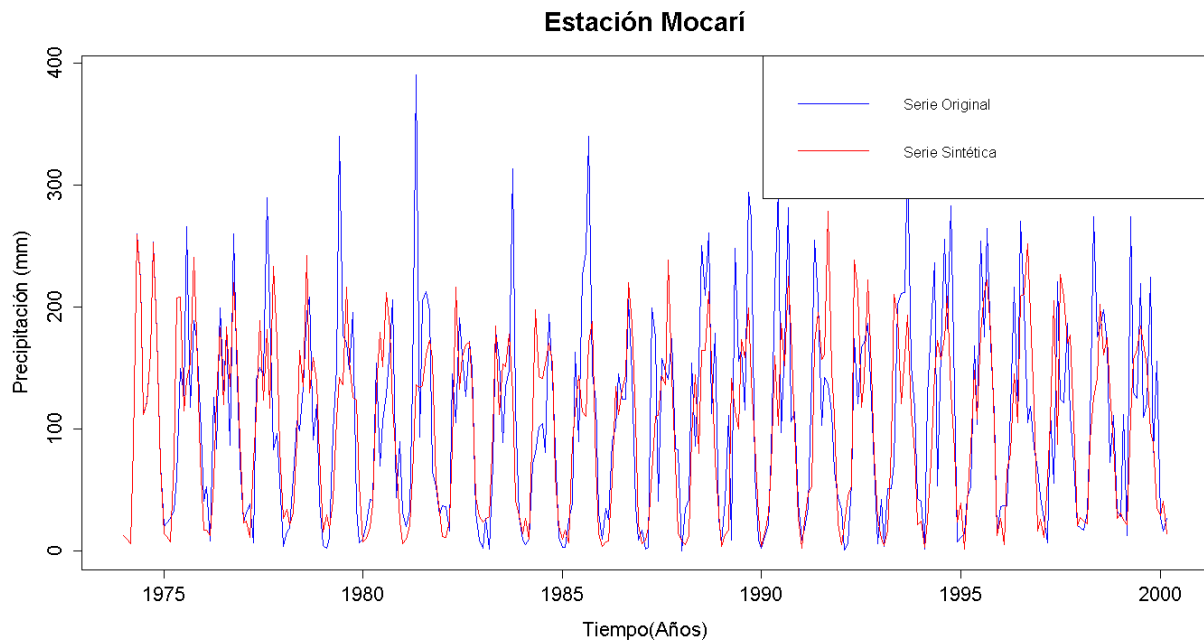


Figura 33. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la serie de precipitación de la estación Mocarí

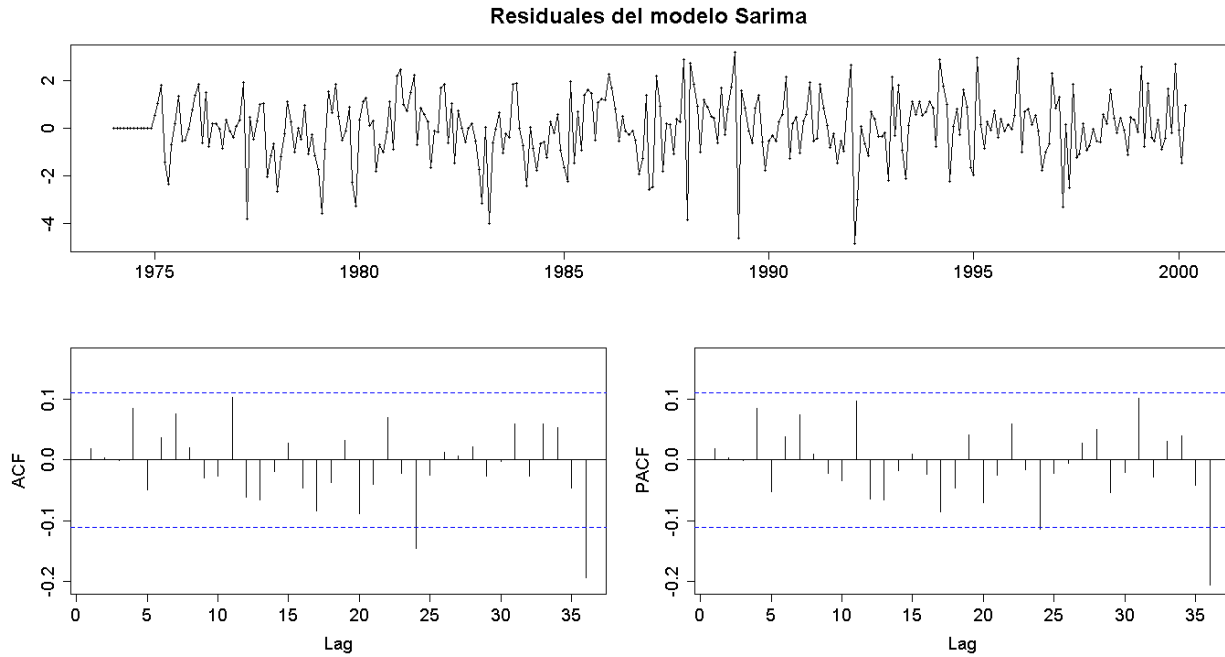


Figura 34. Residuales del modelo SARIMA seleccionado para la serie de precipitación de la estación Mocarí

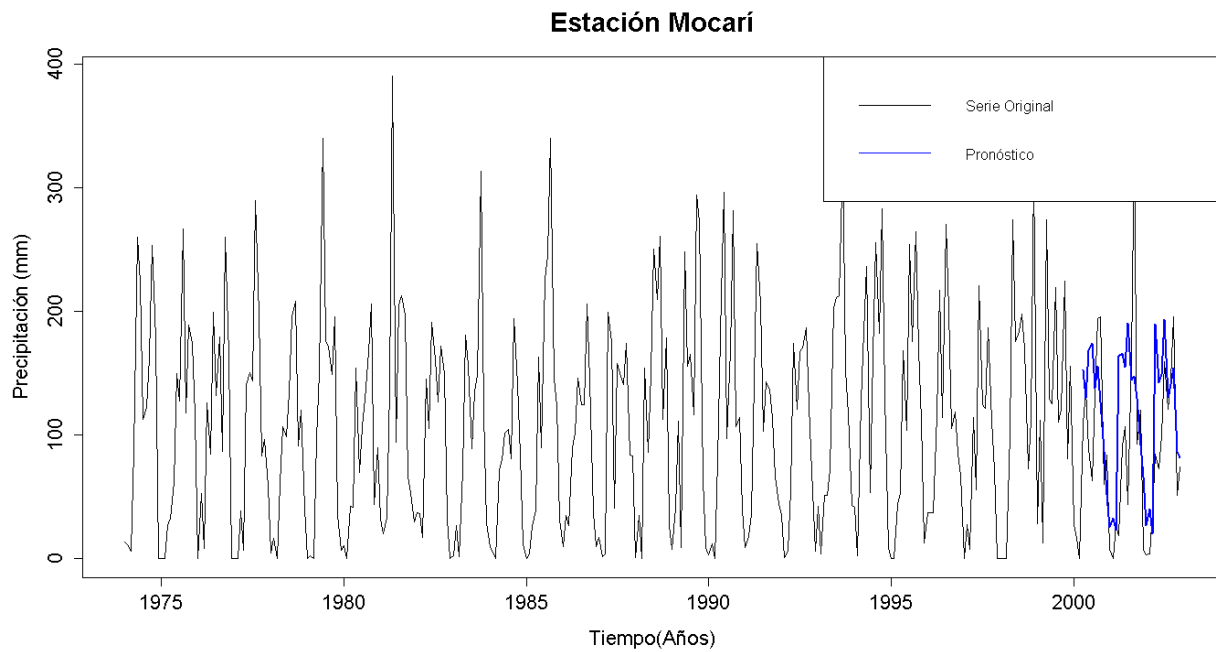


Figura 35. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la precipitación de la estación Mocarí

7.2.3 Estación Tierralta (Alto Sinú)

Para el caso de la estación Tierralta, en la Figura 36 se muestra el gráfico correspondiente a la serie completa de precipitación mensual registrada y además, se puede observar la existencia de periodos con lluvia seguidos de periodos en los que no se presentan precipitaciones, tal como se esperaba, debido al régimen de precipitación unimodal característico de la zona de estudio mencionado anteriormente (Ver sección Condiciones climáticas generales).

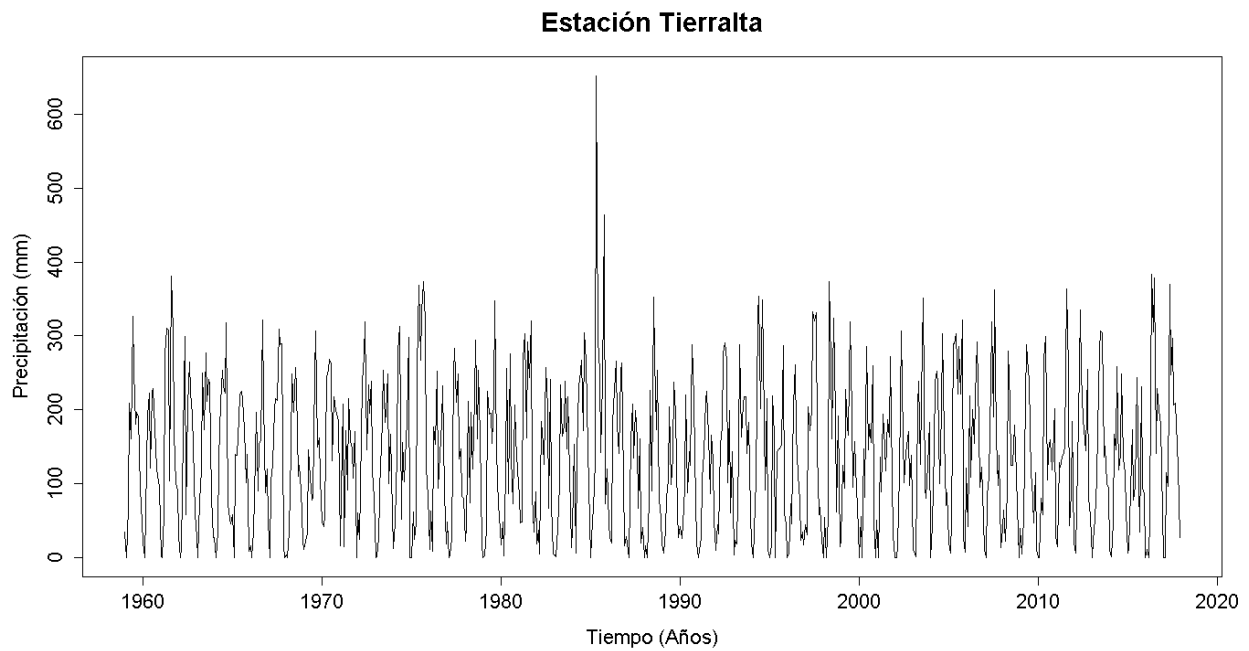


Figura 36. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Tierralta

De forma similar, en la Figura 37 se muestra el vector de calibración de la estación Tierralta y, mientras que en la Figura 38 se tiene el vector de calibración transformado usando Box-Cox (Ecuación 6.21). De esta manera se tiene la serie de tiempo estacionaria usada para ajustar modelos de pronóstico, lo cual se comprobó aplicando la prueba ADF (Ecuación 6.40).

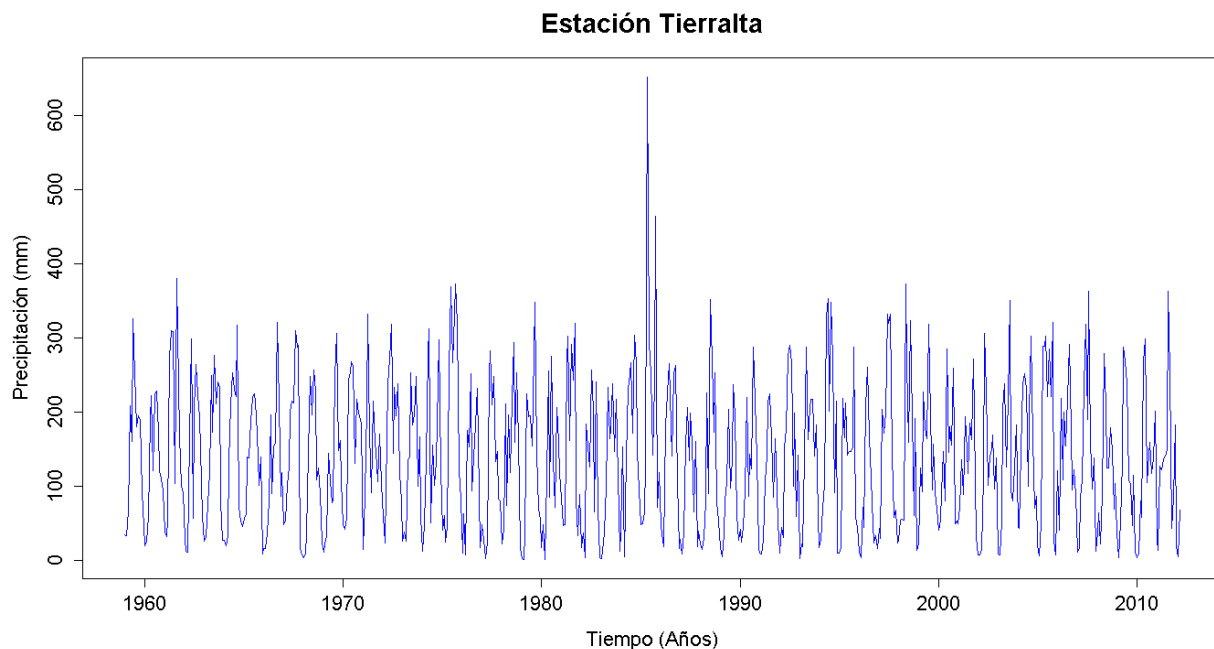


Figura 37. Vector de calibración de la serie de precipitación mensual de la estación Tierralta

Luego, se procedió a realizar la descomposición de la serie de tiempo (Figura 39), encontrando que tiene una estacionalidad marcada y que no existe una tendencia constante a lo largo del periodo de registro (al igual que las estaciones anteriores).

Posteriormente, se construyeron los correlogramas de la serie (Figura 40 y Figura 41), donde se evidenció que existe un patrón sinusoidal y que además, los picos más significativos se dan cuando el retraso k es 12. De esta manera, se procedió a probar distintos modelos llegando a la conclusión de que un modelo SARIMA era el más apropiado debido a la estacionalidad que presentaba la serie

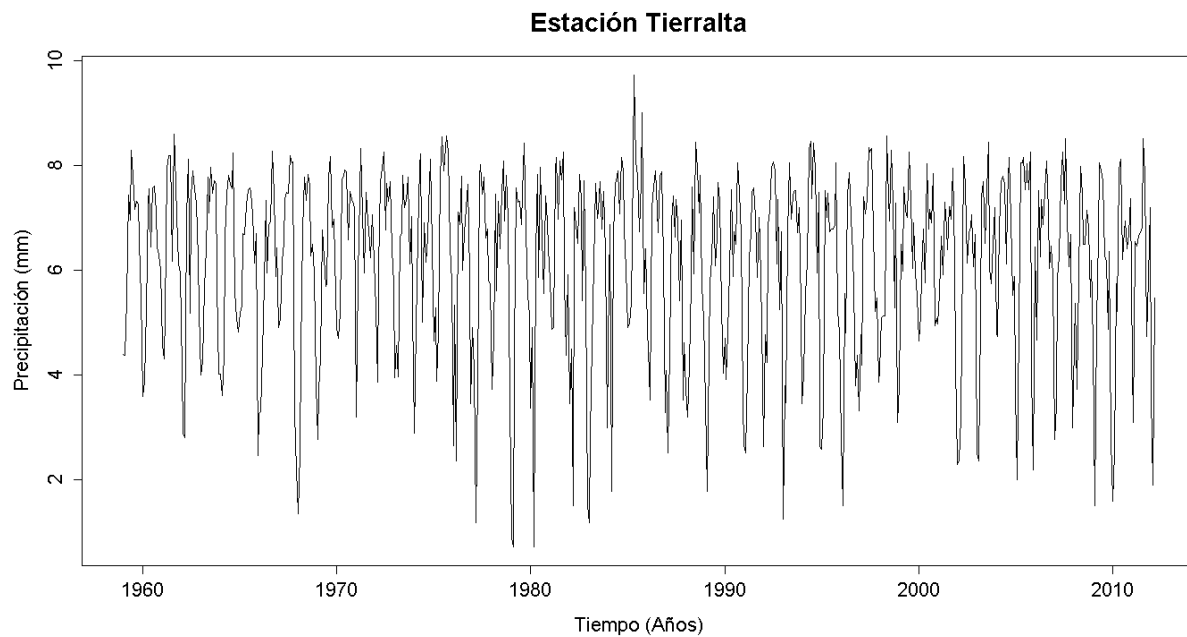


Figura 38. Vector de calibración de la serie de precipitación mensual de la estación Tierralta transformado usando Box-Cox

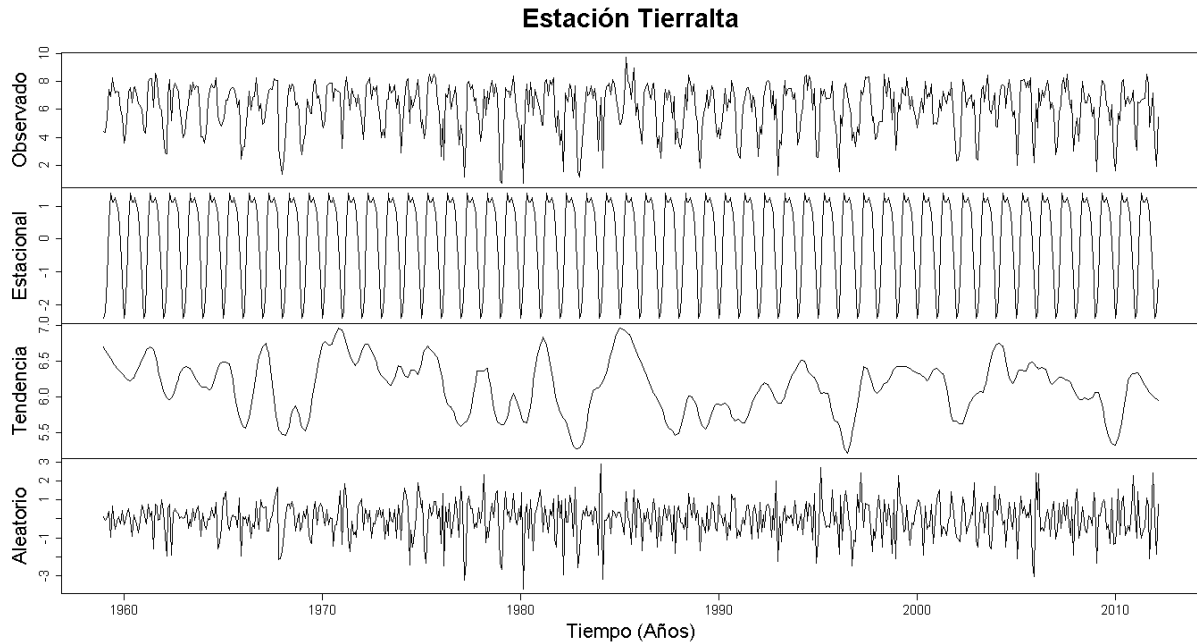


Figura 39. Descomposición del vector de calibración de la serie de precipitación de la estación Tierralta transformado usando Box-Cox

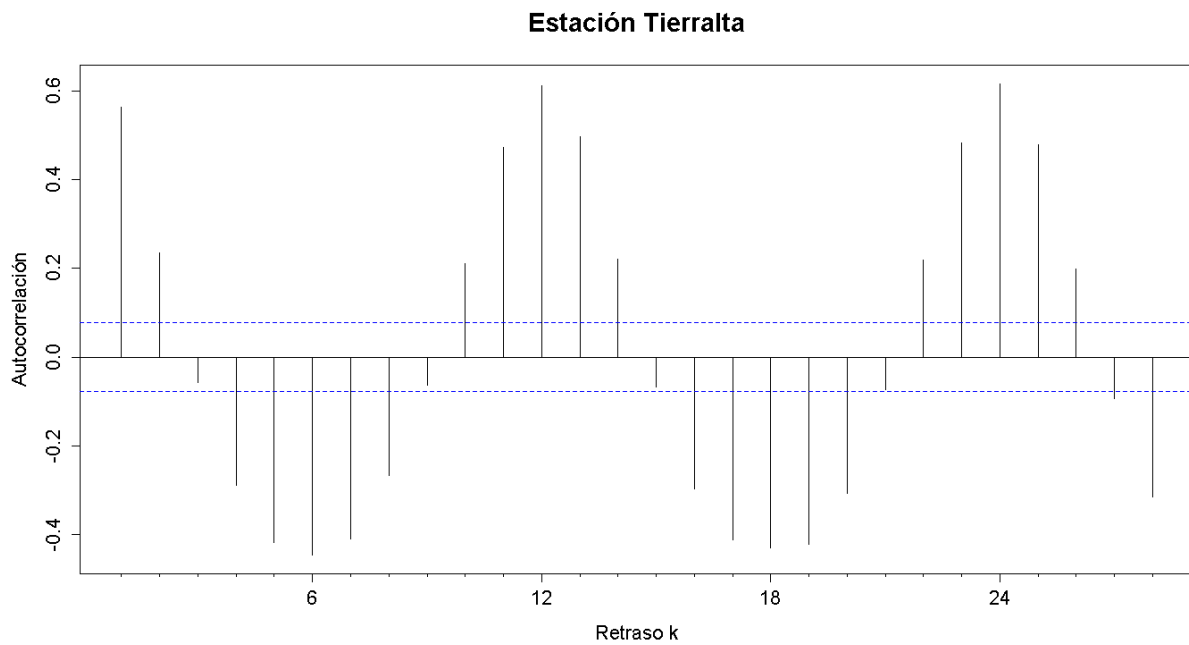


Figura 40. Autocorrelograma del vector de calibración de la serie de precipitación de la estación Tierralta transformado usando Box-Cox

Estación Tierralta

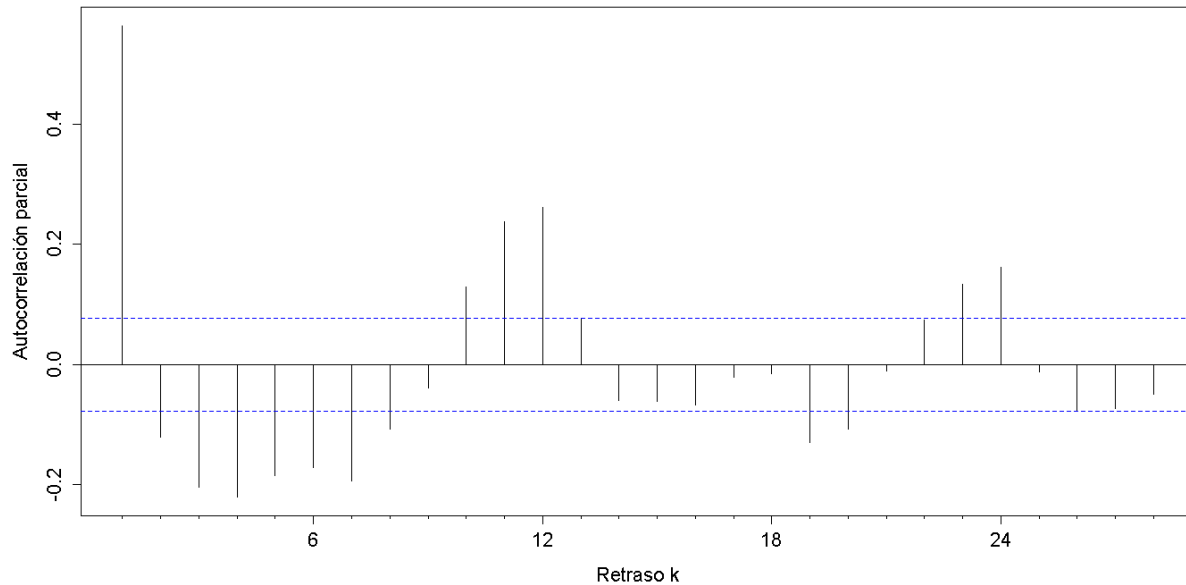


Figura 41. Autocorrelograma parcial del vector de calibración de la serie de precipitación de la estación Tierralta transformado usando Box-Cox

En la Tabla 7 se muestran los AIC de varios de los modelos probados para los datos de la estación Tierralta, a partir de lo cual se determinó que para la serie de precipitación de esta estación climatológica el modelo óptimo es un SARIMA(1,0,0)×(2,1,0)₁₂ con un AIC de 2021.31 y una ecuación general simplificada de la forma:

$$(1 - 0.193B)(1 + 0.6672B^{12} + 0.2934B^{24})(1 - B^{12})X_t = Z_t$$

donde, se observa los parámetros ϕ_p y Φ_p en la parte izquierda, multiplicando a los valores de X_t para diferentes retrasos. En este

caso, al haber un (1) parámetro ϕ_p , implica que estará multiplicando al valor anterior de X_t , lo cual quiere decir, que retrocede un mes en la componente no estacional. Por su parte, los dos parámetros Φ_p de la componente estacional, implican que el modelo está teniendo en cuenta los valores de los 2 años anteriores para el mes analizado. Todo esto quiere decir que los valores de precipitación obtenidos mediante el modelo para un determinado mes dependen tanto de las precipitaciones presentadas en los dos años anteriores para ese mes, como de la precipitación del mes inmediatamente anterior. Esto reafirma el hecho de que existe una fuerte estacionalidad en esta serie de tiempo de precipitación dado que los valores dependen en mayor medida de lo que ocurrió en los años anteriores para el mismo mes, tal como ocurrió con las estaciones analizadas con anterioridad. Así, la ecuación del modelo SARIMA(1,0,0)X(2,1,0)₁₂ es la resultante de resolver el producto de los polinomios que se muestran en la ecuación general simplificada hasta llegar a una expresión de la forma:

$$X_t = Z_t + 0.193X_{t-1} + X_{t-12} - 0.6672X_{t-12} + 0.1288X_{t-13} - \dots - 0.0566X_{t-37}$$

De manera análoga, el ajuste del modelo a la serie original se puede apreciar de forma gráfica en la Figura 42, en la cual se observa la serie sintética generada por el modelo una vez revertida la transformación y el vector de calibración de la estación Tierralta, mostrando que el modelo es capaz de representar tanto la magnitud de las precipitaciones registradas, como su variación.

Tabla 7. AIC de algunos de los modelos de pronóstico probados en la estación Tierralta

| Modelo | AIC |
|-------------------------------------|----------|
| SARIMA(1,0,0)×(2,1,0) ₁₂ | 2021.309 |
| SARIMA(0,0,1)×(2,1,0) ₁₂ | 2022.546 |
| SARIMA(1,0,1)×(2,1,0) ₁₂ | 2023.178 |
| SARIMA(2,0,0)×(2,1,0) ₁₂ | 2023.225 |
| SARIMA(1,0,2)×(2,1,0) ₁₂ | 2023.559 |

Luego de lo anterior, se procedió a hacer el análisis de los residuales mediante la prueba Ljung-Box y los correlogramas (Figura 43). Los correlogramas muestran un pico significativo en los retrasos 8, 12 y 24, indicando que modelos de esos ordenes podrían representar en mayor medida la estructura de la serie. Sin embargo, tal como se explicó con anterioridad, al usar el AIC para la selección del modelo de pronóstico se garantiza que el modelo seleccionado, un SARIMA(1,0,0)×(2,1,0)₁₂ en este caso, se ajusta adecuadamente a la serie analizada y un menor número de parámetros; esto quiere decir que dicho modelo permite para generar una serie sintética que conserva la estructura de la original usando el menor número de parámetros o coeficientes posibles (sólo un (1) parámetro ϕ_p y dos parámetros Φ_p en este caso). De igual forma, la prueba Ljung-Box muestra que los residuales cumplen los supuestos de aleatoriedad, y por tanto, al cumplir este requisito, se concluye que el modelo puede ser utilizado para pronóstico.

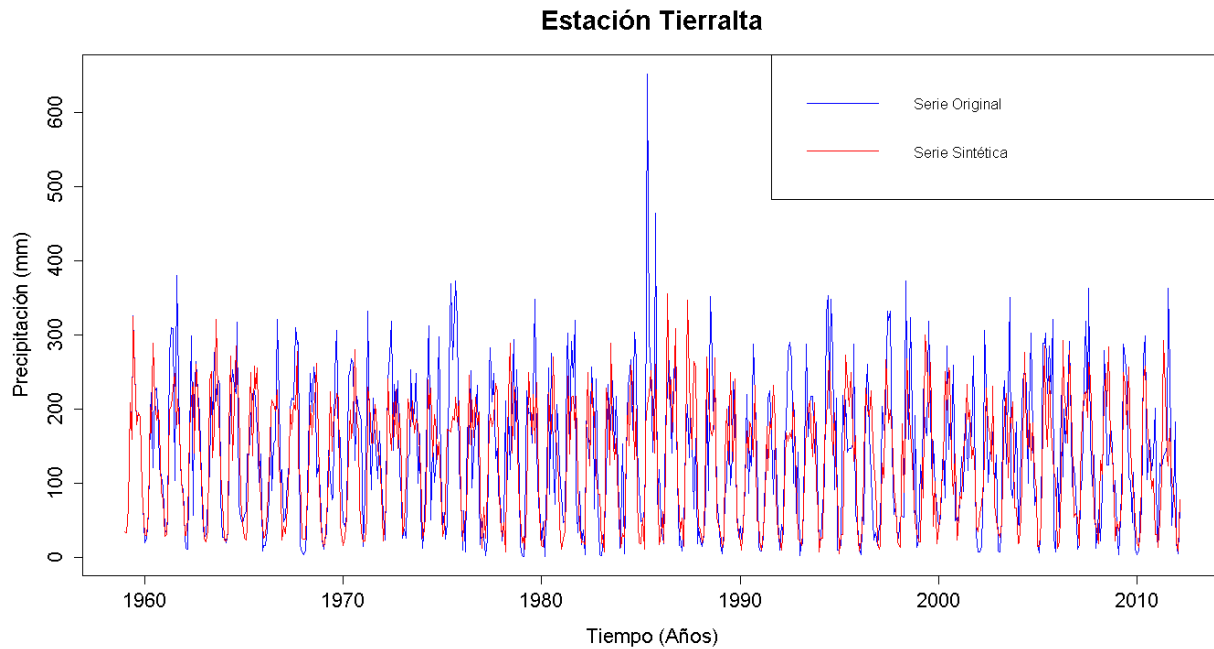


Figura 42. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la serie de precipitación de la estación Tierralta

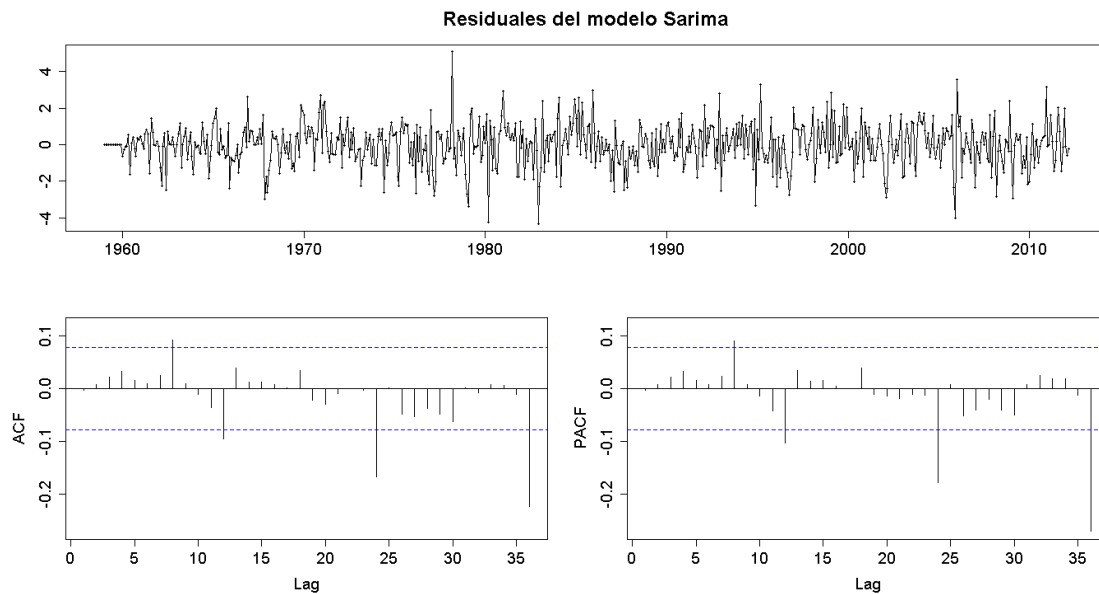


Figura 43. Residuales del modelo SARIMA seleccionado para la serie de precipitación de la estación Tierralta

En la Tabla 8, se pueden apreciar los resultados de la prueba hipótesis respecto a la diferencia entre dos medias que se aplicó con el fin de comparar la media del vector de calibración con la de la serie sintética, y del mismo modo comparar la media del vector de validación con la del pronóstico obtenido. Se encontró que para un nivel de significancia de 5% no existe diferencia estadísticamente significativa entre las media del vector de calibración y de la serie sintética, dado que el valor p (0.3477) es mayor a 0.05 y el intervalo de confianza al 95% (-5.24, 14.87) incluye el valor de 0. Todo esto implica que el vector de calibración y la serie sintética son estadísticamente iguales, y por ende, se reafirma que el modelo SARIMA(1,0,0)×(2,1,0)₁₂ representa adecuadamente a la serie de precipitación mensual de la estación Tierralta.

Tabla 8. Prueba de hipótesis respecto a diferencia de dos medias de la estación Tierralta

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor P |
|--------------------|----------|------------------------|----------------------------------|----------------------------------|---------|
| Vector calibración | 136.8016 | 95% | -5.241126 | 14.872228 | 0.3477 |
| Serie sintética | 131.986 | | | | |
| Vector validación | 144.658 | 98% | -15.86127 | 54.67446 | 0.1969 |
| Pronóstico | 125.2514 | | | | |

Por último, en la Figura 44 se observa que existe un buen ajuste entre la serie original de precipitación mensual registrada en la estación Tierralta y el pronóstico obtenido, lo cual se corroboró

con los resultados que se muestran en la Tabla 8, , donde se puede apreciar que al comparar la media del vector de validación con la del pronóstico, el valor p (0.1969) es mayor a 0.02 y el intervalo de confianza al 98% (-15.86, 54.67) incluye el valor de 0. Esto quiere decir que a un nivel de significancia de 2% no existe diferencia estadísticamente significativa entre las medias. En otras palabras, el vector de validación y el pronóstico obtenido son estadísticamente iguales y, por tanto, el modelo SARIMA(1,0,0)×(2,1,0)₁₂ representa adecuadamente la estructura de los datos de la estación Tierralta y es adecuado para realizar pronósticos.

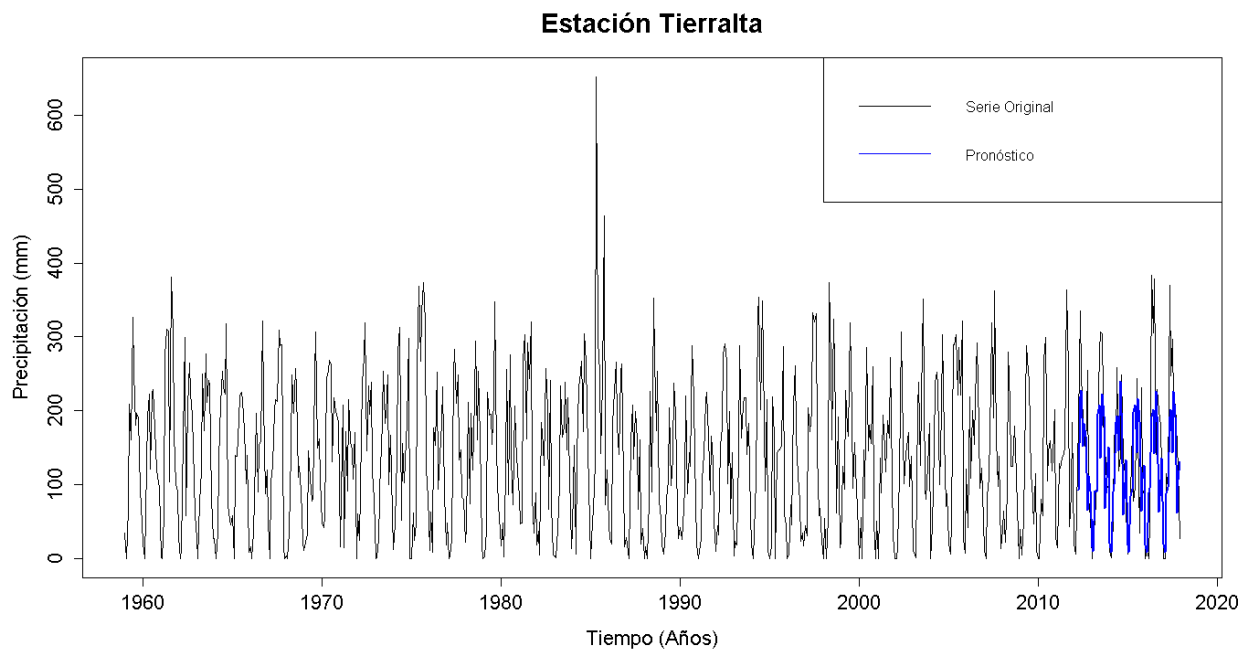


Figura 44. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la precipitación de la estación Tierralta

7.3 Análisis mediante matriz de correlación

La Figura 45 muestra la matriz de correlación obtenida a partir del análisis realizado entre las características fisiográficas y la precipitación. Para esto, se utilizaron los valores de precipitación mensual y anual, obtenidos a partir de las series generadas con los modelos SARIMA, es decir, las series sintéticas de precipitación (Ver Anexo G), y los parámetros morfométricos calculados (Ver sección Caracterización morfométrica de la cuenca del río Sinú). Lo anterior, con la finalidad de analizar a detalle los escurrimientos superficiales que se generan en la cuenca. Se debe destacar que para el análisis de la matriz se utilizarán los rangos y tipos de correlación mostrados en la Tabla 1.

En la matriz de correlación mostrada en la Figura 45, se pudo evidenciar que existen correlaciones positivas entre la constante de mantenimiento de cauces (Mant.), la razón de circularidad (Raz. Circ.), la longitud del flujo terrestre (LFT), el factor de forma (Form.) y la razón de elongación (Raz. El.), lo cual obedece al hecho de que para calcular dichas características se utilizan las mismas variables de entrada, por lo que es natural esperar que tengan una relación directamente proporcional. En cuanto a la relación de estas características fisiográficas con la densidad de drenaje (Dens. Dren.) y el factor de compacidad (Comp.), se aprecia que la relación es inversa debido a que estas últimas son inversamente proporcionales al área de drenaje.

Se encontró que el tiempo de concentración (T_c) tiene el comportamiento esperado en cuanto a su relación con los parámetros de forma, dado que es positiva con la compacidad y negativa con la razón circular, lo que implica que las cuencas con figuras alargadas tienden a tener un tiempo de concentración mayor mientras que en las circulares es menor, esto se confirma al ver la relación

inversa con el factor de forma y la razón de elongación (Javed et al., 2009). De igual manera, la relación inversa con la altitud y positiva con la latitud está relacionada con el hecho de que las mayores pendientes se encuentran en la parte sur de la cuenca (Figura 17), donde también se presentan las mayores elevaciones (Figura 16), lo cual favorece los escurrimientos rápidos como se ha mencionado anteriormente.

Por otro lado, se aprecia que las precipitaciones mensuales tienen relaciones significativas entre sí y con la precipitación anual, con coeficientes de correlación que van de 0.48 hasta 0.96, tal como se pudo identificar mediante los correlogramas de las series de tiempo analizadas (Ver Anexo G). En cuanto a la relación con las características fisiográficas se observa que los coeficientes de correlación varían de acuerdo con los meses, existiendo relaciones moderadas con coeficientes de correlación -0.5 a -0.66 y relaciones débiles valores de 0.2 a 0.32. De esta forma, teniendo en cuenta el régimen unimodal de la precipitación en la zona de estudio se puede establecer que la relación con los parámetros está estrictamente ligada a los periodos de lluvia y sequía que se dan en el año. Así, se aprecia que la relación existente con el orden de las corrientes, pasa de ser negativa con coeficientes entre -0.03 y -0.44 en la época donde las lluvias son escasas (diciembre a mayo), a ser positiva, con coeficientes entre 0.01 y 0.18, en los meses con mayores precipitaciones (junio a noviembre), lo que indica que la relación es directa y que a mayor cantidad de precipitación mayor debería ser el orden de la corriente principal de una subcuenca en la zona de estudio.

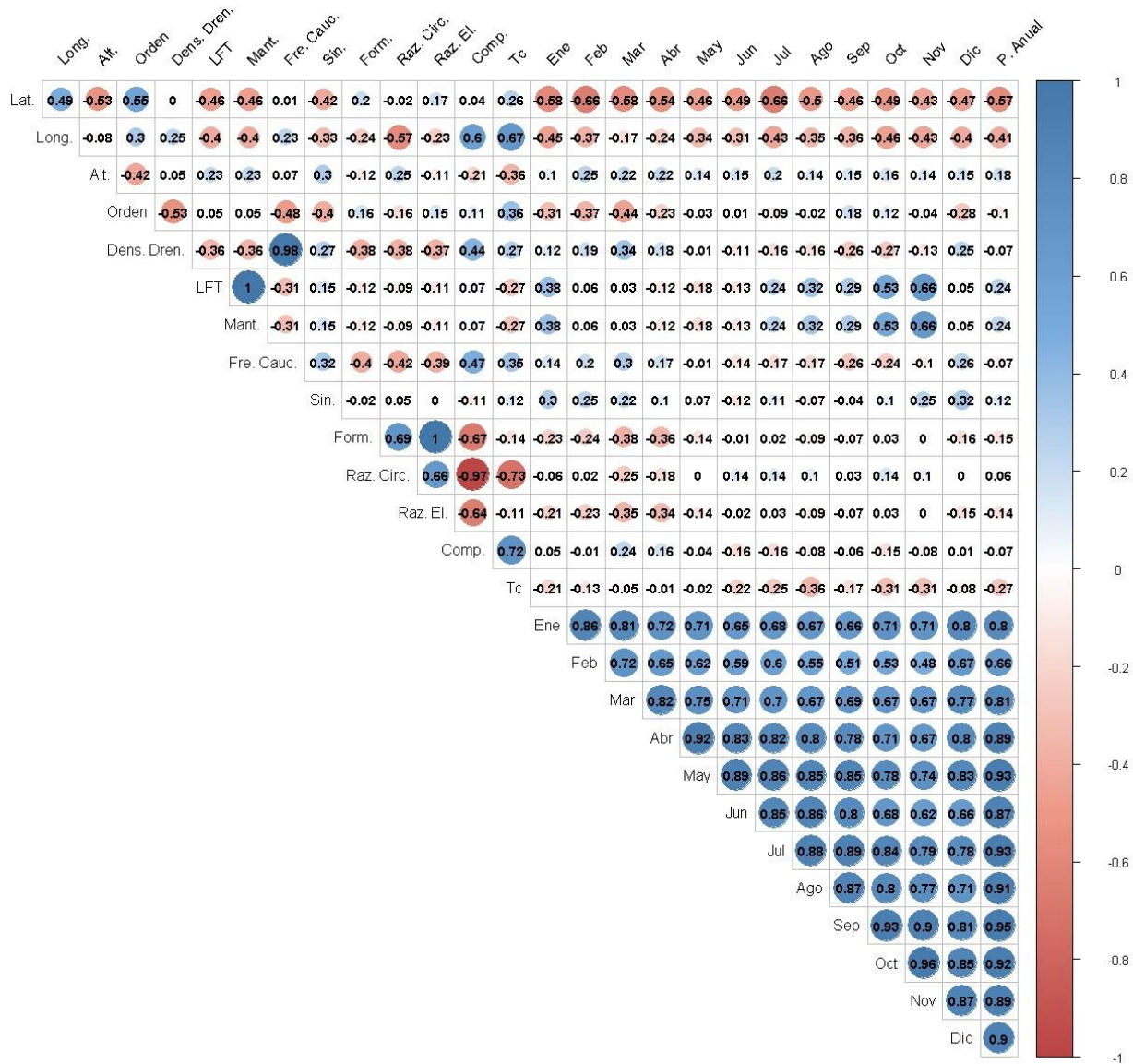


Figura 45. Matriz de correlación de características fisiográficas y las series sintéticas de precipitación

Al analizar la relación de la precipitación con la altitud se aprecia que es directamente proporcional, lo cual significa que en las zonas más elevadas de la cuenca es donde se dan las mayores precipitaciones, por esta misma razón, existe una relación inversa

con la latitud (Figura 16). Algo similar sucede con la longitud, por lo que se evidencia que las zonas con más precipitación dentro de la cuenca se encuentran al sur y al oeste, es decir que puede estar influenciado tanto por la topografía de la zona, al estar en el sur las partes más altas, y por el hecho de que la parte oeste de la cuenca se encuentra cerca a la costa del mar caribe.

Con lo referente al tiempo de concentración, la relación durante todos los meses es negativa, sin embargo, se hace evidente que es más fuerte en los meses con mayor precipitación con valores que oscilan entre -0.01 y -0.36. Esto indica que al aumentar la magnitud de la precipitación el tiempo de concentración disminuye. Sin embargo, el tiempo de concentración es un parámetro que está influenciado por la pendiente del terreno, por lo que se deduce que este comportamiento se debe a que en la cuenca del río Sinú, las zonas donde cae mayor precipitación también tienen las pendientes más pronunciadas (Figura 17), y por ende, los escurrimientos son más rápidos como se explicó anteriormente en la sección Caracterización morfométrica de la cuenca del río Sinú.

De esta forma, se infiere que la zona del Alto Sinú se caracteriza por escurrimientos rápidos de gran magnitud, lo cual, hacen que sea susceptible a procesos erosivos. Esto concuerda con lo explicado en la sección Geomorfología, donde se mencionó que el Alto Sinú se caracteriza por montañas moldeadas a partir de procesos erosivos. En cuanto a la relación de la precipitación con la densidad de drenaje y la frecuencia de cauces, se aprecia que a mayores magnitudes de precipitación, mayor será la cantidad de cursos de agua y la longitud de las corrientes que se generen. Lo anterior, implica que la zona del Alto Sinú tiene mejor drenaje que el resto de la cuenca, por lo que las zonas del Medio y Bajo Sinú que tienen un drenaje pobre son susceptibles tanto a

inundaciones como a procesos de sedimentación debido a las pendientes y elevaciones uniformes, lo cual reafirma lo mencionado en la sección Caracterización morfométrica de la cuenca del río Sinú y en la sección Geomorfología, donde se mencionó que estas subcuencas se caracterizan por procesos geomorfológicos asociados a inundaciones periódicas.

En general, se comprobó que si existe correlación entre las precipitaciones de las series sintéticas de precipitación, generadas a partir de los modelos SARIMA, y los parámetros morfométricos calculados para la cuenca del río Sinú, por lo que se afirma que se cumplió la hipótesis 6 de la presente investigación.

Finalmente, en la Figura 46 se observa el mapa donde se muestra el área de influencia de los modelos de pronóstico obtenidos. De esta manera, a partir de las coordenadas geográficas de un punto dentro la cuenca se puede obtener una serie de tiempo de precipitación completa (sin datos faltantes), la información detallada de la estructura de la serie de tiempo (correlogramas, descomposición de la serie), el modelo de pronóstico óptimo (como se ilustró con las estaciones Momil, Mocarí y Tierralta) y además, se cuenta con una descripción detallada de las características fisiográficas de la zona de interés y su influencia en el comportamiento de los escurrimientos superficiales.



Figura 46. Mapa del área de influencia de los modelos de pronóstico obtenidos para las estaciones de la cuenca hidrográfica del río Sinú

8 CONCLUSIONES

A partir del análisis morfométrico, la modelación estocástica de las series de tiempo de precipitación y la construcción de la matriz de correlación entre los parámetros morfométricos y las series de tiempo sintéticas de lluvia obtenidas para la cuenca hidrográfica del río Sinú, se establecieron las siguientes conclusiones:

- A partir del MDE, y utilizando el SIG, es posible esquematizar la cuenca hidrográfica del río Sinú, representando adecuadamente la distribución de las pendientes y el cálculo de los parámetros morfométricos relacionados con la forma y el relieve. Sin embargo, para el cálculo de los parámetros asociados a la red de drenaje se encontró que el uso de las planchas cartográficas permite obtener la mayor cantidad de información posible. Esto confirmó las hipótesis 1 de la presente investigación, dado que la modelación mediante el SIG permitió representar la geometría y el relieve de la cuenca del río Sinú de forma adecuada.
- Usando el SIG y la cartografía disponible para la zona de estudio se logró calcular los parámetros morfométricos de la cuenca del río Sinú, lo cual, permitió explicar la dinámica de los escurrimientos superficiales en la cuenca. De esta manera, se confirman las hipótesis 2 y 3 de la investigación.
- Los parámetros morfométricos de la cuenca del río Sinú reflejan la heterogeneidad geológica propia de la zona, dado que existe una variación importante al comparar los valores obtenidos para cada subcuenca. El alto Sinú se caracteriza por montañas escarpadas con pendientes superiores al 30% y el

resto de la cuenca por llanuras de pendiente inferior al 10% que favorecen la ocurrencia de inundaciones. Esto implica que la zona del Alto Sinú presenta un alto potencial erosivo, mientras que el resto de la cuenca es susceptible a procesos de sedimentación.

- Los parámetros de forma de la cuenca del río Sinú indican que, al ser alargada, es menos probable que se presenten precipitaciones uniformes en toda el área de la cuenca. Además de esto, se identificó que las mayores magnitudes de precipitación corresponden al Alto Sinú, lo cual, sumado a las altas pendientes provoca escurrimientos superficiales de mayor magnitud y velocidad que los que se generan en el resto de la cuenca. Lo anterior, sumado al hecho de que en la cuenca predominan las densidades de drenaje inferiores a 1.6 km²/km, permite inferir que las zonas del Medio y Bajo Sinú son las más susceptibles a inundaciones.
- La curva hipsométrica de la cuenca del río Sinú refleja el cambio de las pendientes al pasar del Alto al Medio y Bajo Sinú y permite identificar que la mayor parte del área corresponde las zonas planas. La forma de la curva hipsométrica indica que se presentan procesos sedimentarios fluviales y aluviales activos, lo que permite concluir que gran parte del material ha sido erosionado y depositado en las partes más bajas de la cuenca.
- Las series de precipitación mensual registradas en las estaciones de la zona de estudio presentan un comportamiento estacional, reflejando el régimen de lluvia unimodal característico de la cuenca. Del mismo modo, se determinó que

no se mantiene una tendencia a lo largo del periodo de registro.

- Mediante la transformación Box-Cox fue posible garantizar el supuesto de estacionariedad para las series de tiempo de precipitación registradas en la cuenca del río Sinú. Esto, permitió establecer que, dado el comportamiento estacional de las series analizadas, los modelos SARIMA permiten representar de forma satisfactoria la estructura temporal de la precipitación en la zona de estudio.
- Mediante el uso de modelos estocásticos tipo SARIMA se logró generar series de tiempo sintéticas de precipitación, sin datos faltantes que logran mantener el comportamiento y la estructura de las originales. Se demostró que las series sintéticas obtenidas son estadísticamente iguales a las originales, y de igual manera, que los pronósticos realizados usando los modelos SARIMA seleccionados para cada estación representan adecuadamente el comportamiento de las lluvias en la zona de estudio. Estos resultados comprueban las hipótesis 4 y 5 planteadas para esta investigación
- La correlación entre la precipitación promedio anual, obtenida de las series sintéticas de precipitación, y el tiempo de concentración es negativa, con un valor -0.27 , lo cual implica que las zonas donde se presentan las mayores precipitaciones tienen los menores tiempos de concentración. Esto implica que el Alto Sinú tiene los escurrimientos más rápidos de la zona de estudio, lo cual reafirma la susceptibilidad a procesos erosivos.

- La construcción de la matriz de correlación permitió confirmar la hipótesis 6 de la presente investigación, dado que, se encontró que existe correlación entre los parámetros morfométricos de la cuenca del río Sinú y las series de precipitación sintética obtenidas mediante modelos SARIMA.

En general, se encontró que las características fisiográficas de la zona de estudio y la distribución de las precipitaciones permiten explicar la ocurrencia de fenómenos como las inundaciones y los procesos erosivos, sin embargo, se debe aclarar que el impacto de este tipo de sucesos obedece a factores como la mala gestión territorial por parte de las autoridades, lo cual, pone en riesgo a las poblaciones aledañas a la ribera del río. Si bien mediante el análisis de correlación fue posible corroborar que existe una relación entre las características fisiográficas y las series obtenidas de los modelos de pronóstico, se recomienda que para futuras investigaciones se propongan modelos de pronóstico que permitan representar dicha relación.

9 REFERENCIAS

- Abboud, I. A., Nofal, R. A., 2017, Morphometric analysis of wadi Khumal basin, western coast of Saudi Arabia, using remote sensing and GIS techniques: *Journal of African Earth Sciences*, 126, 58-74.
- Abrahart, R. J., See, L., 2000, Comparing neural network and autoregressive moving average techniques for the provision of continuous river flow forecasts in two contrasting catchments: *Hydrological Processes*, 14, 2157-2172.
- Ahmed, S. A., Chandrashekarappa, K. N., Raj, S. K., Nischitha, V., Kavitha, G., 2010, Evaluation of morphometric parameters derived from ASTER and SRTM DEM - A study on Bandihole sub-watershed basin in Karnataka: *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 38, 227-238.
- Ahmed, A. A., Fawzi, A., 2011, Meandering and bank erosion of the River Nile and its environmental impact on the area between Sohag and El-Minia, Egypt: *Arabian Journal of Geosciences*, 4, 1-11.
- Akaike, H., 1973, Information Theory and an Extension of the Maximum Likelihood Principle, en *Second International Symposium on Information Theory*, p. 267-281.
- Akpanta, A. C., Okorie, I. E., Okoye, N. N., 2015, SARIMA Modelling of the Frequency of Monthly Rainfall in Umuahia , Abia State of Nigeria: *American Journal of Mathematics and Statistics*, 5, 82-87.
- Ben Alaya, M. A., Chebana, F., Ouarda, T. B. M. J., 2015, Probabilistic multisite statistical downscaling for daily precipitation using a Bernoulli-generalized pareto multivariate autoregressive model: *Journal of Climate*, 28, 2349-2364.
- Ameri, A. A., Pourghasemi, H. R., Cerda, A., 2018, Erodibility prioritization of sub-watersheds using morphometric parameters analysis and its mapping: A comparison among TOPSIS, VIKOR, SAW, and CF multi-criteria decision making models: *Science of the Total Environment*, 613-614, 1385-1400.

- Arulbalaji, P., Gurugnanam, B., 2017, Geospatial tool-based morphometric analysis using SRTM data in Sarabanga Watershed, Cauvery River, Salem district, Tamil Nadu, India: Applied Water Science, 3875-3883.
- Bajabaa, S., Masoud, M., Al-Amri, N., 2014, Flash flood hazard mapping based on quantitative hydrology, geomorphology and GIS techniques (case study of Wadi Al Lith, Saudi Arabia): Arabian Journal of Geosciences, 7, 2469-2481.
- Bali, R., Agarwal, K. K., Ali, S. N., Rastogi, S. K., Krishna, K., 2012, Drainage morphometry of Himalayan Glacio-fluvial basin, India: Hydrologic and neotectonic implications: Environmental Earth Sciences, 66, 1163-1174.
- Bandopadhyay, S., 2016, Does elevation impact local level climate change? An analysis based on fifteen years of daily diurnal data and time series forecasts: Pacific Science Review A: Natural Science and Engineering, 18, 241-253.
- Barreda, A., 2004, Técnicas de completado de series mensuales y aplicación al estudio de la influencia de la NAO en la distribución de la precipitación en: 96.
- Bhagwat, T. N., Shetty, A., Hegde, V. S., 2011, Spatial variation in drainage characteristics and geomorphic instantaneous unit hydrograph (GIUH); implications for watershed management-A case study of the Varada River basin, Northern Karnataka: Catena, 87, 52-59.
- Bhakar, S. R., Singh, R. V., Chhajed, N., Bansal, A. K., 2006, Stochastic modeling of monthly rainfall at kota region: ARPN Journal of Engineering and Applied Sciences, 1, 36-44.
- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., 1994, Time Series Analysis Forecasting and Control:
- Breinl, K., Turkington, T., Stowasser, M., 2015, Simulating daily precipitation and temperature: A weather generation framework for assessing hydrometeorological hazards: Meteorological Applications, 22, 334-347.
- Bruhn, M., Miralles-Wilhelm, F., 2014, Base de Datos de Hidrología Analítica para América Latina y el Caribe: Banco Interamericano

de Desarrollo (BID), consultado en Modelo Integrado de Cambio Climático y Recursos Hídricos.

Candela, L., Tamoh, K., Olivares, G., Gomez, M., 2012, Modelling impacts of climate change on water resources in ungauged and data-scarce watersheds. Application to the Siurana catchment (NE Spain): *Science of the Total Environment*, 440, 253-260.

Cantet, P., Arnaud, P., 2012, Gains from modelling dependence of rainfall variables into a stochastic model: application of the copula approach at several sites: *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, 9, 11227-11266.

Carvajal-Escobar, Y., Marco-Segura, J. B., 2005, Modelos multivariados de predicción de caudal mensual utilizando variables macroclimáticas. Caso de estudio Río Cauca: *Revista Ingeniería y competitividad*, 7, 18-32.

Chang, T. J., Kavvas, M. L., Delleur, J. W., 1984, Daily precipitation modelling by discrete autoregressive moving average processes: *Water Resources Research*, 20, 565-580.

Chao, Z., Hua-sheng, H., Wei-min, B., Luo-ping, Z., 2008, Robust recursive estimation of auto-regressive updating model parameters for real-time flood forecasting: *Journal of Hydrology*, 349, 376-382.

Chapman, T. G., 1997, Stochastic models for daily rainfall in the Western Pacific: *Mathematics and Computers in Simulation*, 43, 351-358.

Chatfield, C., 1984, *The analysis of time series an introduction*:

Chatfield, C., 2000, *Time-Series Forecasting*:

Chitra, C., Alaguraja, P., Ganeshkumari, K., Yuvaraj, D., Manivel, M., 2011, Watershed characteristics of Kundah sub basin using Remote Sensing and GIS techniques: *International Journal of Geomatics and Geosciences*, 2, 311-335.

Chow, V. Te, Maidment, D. R., Mays, L. W., 1994, *Hidrologia Aplicada (Mc Graw Hill, Ed.)*: Santafé de Bogotá-Colombia, 596 p.

- Corporación Autónoma Regional de los Valles del Sinú y San Jorge (CVS), 2006, Fases de prospección y formulación del plan de ordenamiento y manejo integral de la cuenca hidrográfica del río Sinú (POMCA-RS): Montería, 862 p.
- Corporación Autónoma Regional de los Valles del Sinú y San Jorge (CVS), 2014, Plan de acción para la temporada invernal en el departamento de Córdoba - PATI CVS:
- Cox, D. R., Miller, H. D., 1977, The theory of stochastic processes: Chapman & Hall/CRC, 408 p.
- Crawley, M. J., 2006, The R Book: John Wiley & Sons.
- Crespo Díaz, S. P., 2018, Modelación estocástica para el estudio de la variabilidad climática en la cuenca hidrográfica Guadalupe B.C.: Universidad Autónoma de Baja California.
- Dabral, P. P., Murry, M. Z., 2017, Modelling and Forecasting of Rainfall Time Series Using SARIMA: Environmental Processes, 4, 399-419.
- Dabral, P. P., Saring, T., Jhajharia, D., 2016, Time series models of monthly rainfall and temperature to detect climate change for Jorhat (Assam), India: Global Nest Journal, 18, 494-507.
- Demel, S. S., Du, J., 2015, Spatio-temporal models for some data sets in continuous space and discrete time: Statistica Sinica, 25, 81-98.
- Duangdai, E., Likasiri, C., 2017, Rainfall model investigation and scenario analyses of the effect of government reforestation policy on seasonal rainfalls: A case study from Northern Thailand: Atmospheric Research, 185, 1-12.
- Elfeki, A. M. M., 2006, Reducing concentration uncertainty using the coupled Markov chain approach: Journal of Hydrology, 317, 1-16.
- Escalante, C. A., Reyes, L., 2002, Tecnicas Estadísticas en Hidrología: México D.F., Facultad de Ingeniería, Universidad Autónoma de México, 298 p.
- Esquivel, G., Cerano, J., Sánchez, I., López, A., Gutiérrez, O.

- G., 2015, Validación del modelo ClimGen en la estimación de variables de clima ante escenarios de datos faltantes con fines de modelación de procesos: Tecnología y Ciencias del Agua, VI, 117-130.
- Etuk, E. H., Moffat, I. U., Chims, B. E., 2013, Modelling Monthly Rainfall Data of Port Harcourt , Nigeria by Seasonal Box-Jenkins Methods: International Journal of Sciences, 2, 1-8.
- Felicísimo, A. M., 1994, Modelos Digitales del Terreno. Introducción y aplicaciones en las ciencias ambientales: Pentalfa Ediciones, 118 p.
- Forsythe, N., Fowler, H. J., Blenkinsop, S., Burton, A., Kilsby, C. G., Archer, D. R., Harpham, C., Hashmi, M. Z., 2014, Application of a stochastic weather generator to assess climate change impacts in a semi-arid climate: The Upper Indus Basin: Journal of Hydrology, 517, 1019-1034.
- Gajbhiye, S., Mishra, S. K., Pandey, A., 2014, Prioritizing erosion-prone area through morphometric analysis: an RS and GIS perspective: Applied Water Science, 4, 51-61.
- Gayen, S., Bhunia, G. S., Shit, P. K., 2013, Morphometric Analysis of Kangshabati-Darakeswar Interfluves Area in West Bengal, India using ASTER DEM and GIS Techniques: Journal of Geology & Geosciences, 02.
- Goyal, M. K., Gupta, V., 2014, Identification of homogeneous rainfall regimes in northeast region of India using fuzzy cluster analysis: Water Resources Management, 28, 4491-4511.
- Hajam, R. A., Hamid, A., Bhat, S., 2013, Application of Morphometric Analysis for Geo-Hydrological Studies Using Geo-Spatial Technology -A Case Study of Vishav Drainage Basin: Journal of Waste Water Treatment & Analysis, 04, 12.
- Horton, R. E., 1932, Drainage-basin characteristics: Eos, Transactions American Geophysical Union, 13, 350-361.
- Horton, R. E., 1945, Erosional development of streams and their drainage basins, hydrophyical approach to quantitative morphology: Bulletin of the Geological Society of America, 40, 275-370.

- Iqbal, M., Sajjad, H., Bhat, F. A., 2013, Morphometric Analysis of Shaliganga Sub Catchment , Kashmir Valley , India Using Geographical Information System: International Journal of Engineering Trends and Technology, 4, 10-21.
- Iqelan, B. M., 2015, Time Series Modeling of Monthly Temperature Data of Jerusalem / Palestine: Matematika, 31, 159-176.
- Javed, A., Yousuf, M., Rizwan, K., 2009, Prioritization of Sub-watersheds based on Morphometric and Land Use Analysis using Remote Sensing and GIS Techniques: Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 37, 261-274.
- Jena, S. K., Tiwari, K. N., 2006, Modeling synthetic unit hydrograph parameters with geomorphologic parameters of watersheds: Journal of Hydrology, 319, 1-14.
- Jeníček, M., 2007, Rainfall-runoff modelling in small and middle-large catchments - an overview: Geografie, 111, 305-313.
- Jenson, K., Domingue, O., 1988, Extracting Topographic Structure from Digital Elevation Data for Geographic Information System Analysis: Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 54, 1593-1600.
- Karanasos, M., Kim, J., 2003, Moments of the ARMA - EGARCH model: Econometrics Journal, 6, 146-166.
- Katsamaki, A., Willems, S., Diamadopoulos, E., 1998, Time series analysis of municipal solid waste generation rates: Journal of Environmental Engineering-Asce, 124, 178-183.
- Keller, D. E., Fischer, A. M., Frei, C., Liniger, M. A., Appenzeller, C., Knutti, R., 2014, Stochastic modelling of spatially and temporally consistent daily precipitation time-series over complex topography: Hydrology and Earth System Sciences Discussions, 11, 8737-8777.
- Kim, J. W., Kim, K. Y., Kim, M. K., Cho, C. H., Lee, Y., Lee, J., 2013, Statistical multisite simulations of summertime precipitation over South Korea and its future change based on observational data: Asia-Pacific Journal of Atmospheric Sciences, 49, 687-702.

- Kim, D., Kwon, H. H., Lee, S. O., Kim, S., 2016, Regionalization of the Modified Bartlett-Lewis rectangular pulse stochastic rainfall model across the Korean Peninsula: *Journal of Hydro-Environment Research*, 11, 123-137.
- Lee, T., 2015, Stochastic simulation of precipitation data for preserving key statistics in their original domain and application to climate change analysis: *Theoretical and Applied Climatology*, 124, 91-102.
- Li, Y. P., Nie, S., Huang, C. Z., McBean, E. A., Fan, Y. R., Huang, G. H., 2017, An Integrated Risk Analysis Method for Planning Water Resource Systems to Support Sustainable Development of An Arid Region: *Journal of Environmental Informatics*, 29, 1-15.
- Lidén, R., Harlin, J., 2000, Analysis of conceptual rainfall-runoff modelling performance in different climates: *Journal of Hydrology*, 238, 231-247.
- Ljung, G. M., Box, G. E. P., 1978, On a measure of lack of fit in time series models: *Biometrika*, 65, 297-303.
- Londoño Arango, C., 2001, Cuencas hidrográficas: Bases conceptuales, caracterización, administración: Ibagué, Universidad del Tolima: 1-350 p.
- Londoño, A. C., González, H., 1997, Geología del departamento de Córdoba. Mapa Escala 1:250.000: INGEOMINAS.
- López-Lambraño, A., Carrillo-Yee, E., Fuentes, C., López-Ramos, A., López-Lambraño, M., 2017, Una revisión de los métodos para estimar el exponente de Hurst y la dimensión fractal en series de precipitación y temperatura: *Revista Mexicana de Física*, 63, 244-267.
- López-Lambraño, A., Fuentes, C., González-Sosa, E., López-Ramos, A., Gómez-Meléndez, D., Altamirano-Corro, A., 2013, Effect of interception by canopy in the IDF relation (rainfall intensity , duration and frequency) in a semiarid zone: *African Journal of Agricultural Research*, 8, 5289-5299.
- López-lambraño, A., Fuentes, C., González, E., López-Ramos, A., 2017, Pérdidas por intercepción de la vegetación y su efecto

en la relación intensidad, duración y frecuencia (IDF) de la lluvia en una cuenca semiárida: *arti*, VIII, 37-56.

Madsen, H., 2007, *Time Series Analysis*: Chapman and Hall/CRC.

Magesh, N. S., Jitheshlal, K. V., Chandrasekar, N., Jini, K. V., 2012, GIS based morphometric evaluation of Chimmini and Mupily watersheds, parts of Western Ghats, Thrissur District, Kerala, India: *Earth Science Informatics*, 5, 111-121.

Magesh, N. S., Jitheshlal, K. V., Chandrasekar, N., Jini, K. V., 2013, Geographical information system-based morphometric analysis of Bharathapuzha river basin, Kerala, India: *Applied Water Science*, 3, 467-477.

Mahmoud, S. H., Alazba, A. A., 2015, Geomorphological and geophysical information system analysis of major rainwater-harvesting basins in Al-Baha region, Saudi Arabia: *Arabian Journal of Geosciences*, 8, 9959-9971.

Mahmud, I., Bari, S. H., Ur Rahman, M. T., 2017, Monthly rainfall forecast of Bangladesh using autoregressive integrated moving average method: *Environmental Engineering Research*, 22, 162-168.

Mckague, K., Rudra, R., Ogilvie, J., 2003, *ClimGen - A Convenient Weather Generation Tool for Canadian Climate Stations*, en Meeting of the CSAE/SCGR Canadian Society for Engineering in Agricultural Food and Biological Systems: Montreal, QC, Canada, p. 1-26.

Meddahi, N., 2003, ARMA representation of integrated and realized variances: *Econometrics Journal*, 6, 335-356.

Mendenhall, W., Beaver, R. J., Beaver, B. M., 2012, *Introduction to probability and statistics*: Cengage Learning.

Miller, V. C., 1953, A quantitative geomorphologic study of drainage basin characteristics in the Clinch Mountain area, Virginia and Tennessee: Columbia University.

Mohammadi, K., Eslami, H. R., Kahawita, R., 2006, Parameter estimation of an ARMA model for river flow forecasting using goal programming: *Journal of Hydrology*, 331, 293-299.

- Momani, P. E. N. M., 2009, Time series analysis model for rainfall data in Jordan: Case study for using time series analysis: American Journal of Environmental Sciences, 5, 599-604.
- Monsalve, G., 1995, Hidrología en la Ingeniería (Escuela Colombiana de Ingeniería, Ed.): Bogotá.
- Moreno, F., Roldán, J., 1999, Regionalization of daily precipitation stochastic model parameters. Application to the Guadalquivir Valley in southern Spain: Physics and Chemistry of the Earth, Part B: Hydrology, Oceans and Atmosphere, 24, 65-71.
- Mueller, J. E., 1968, An introduction to the hydraulic and topographic sinuosity indexes: Annals of the Association of American Geographers, 58, 371-385.
- Nanda, A. M., Ahmed, P., Kanth, T. A., Hajam, R. A., 2014, Morphometric Analysis of Sandran Drainage Basin (J & K) using Geo - Spatial Technology: Earth Science India, 7, 55-66.
- Nicks, A. D., Richardson, C. W., Williams, J. R., 1990, Evaluation of the EPIC model weather generator: EPIC-erosion/productivity impact calculator, 105-124.
- NOAA (National Centers for Environmental Information), 2017, Equatorial Pacific Sea Surface Temperatures, (<https://www.ncdc.noaa.gov/teleconnections/enso/indicators/sst.php>).
- Nury, A. H., Hasan, K., Alam, M. J. Bin, 2017, Comparative study of wavelet-ARIMA and wavelet-ANN models for temperature time series data in northeastern Bangladesh: Journal of King Saud University - Science, 29, 47-61.
- Ochoa-Rivera, J. C., 2008, Prospecting droughts with stochastic artificial neural networks: Journal of Hydrology, 352, 174-180.
- Ozdemir, H., Bird, D., 2009, Evaluation of morphometric parameters of drainage networks derived from topographic maps and DEM in point of floods: Environmental Geology, 56, 1405-1415.
- Palma, W., 2016, Time Series Analysis: Wiley.

- Papalaskaris, T., Panagiotidis, T., Papadopoulos, S., Pantrakis, A., 2016, Stochastic Generation of Daily Rainfall, in Kavala City Station, North-Eastern Greece: Procedia Engineering, 162, 162-171.
- Pareta, K., Pareta, U., 2011, Quantitative Morphometric Analysis of a Watershed of Yamuna Basin, India using ASTER (DEM) Data and GIS: International Journal of Geomatics and Geosciences, 2, 248-269.
- Patel, D. P., Gajjar, C. A., Srivastava, P. K., 2013, Prioritization of Malesari mini-watersheds through morphometric analysis: a remote sensing and GIS perspective: Environmental Earth Sciences, 69, 2643-2656.
- Paulhus, J. L. H., Kohler, M. A., 1952, Interpolation of Missing Precipitation Records: Monthly Weather Review, 80, 129-133.
- Piwowar, J. M. ., Ledrew, E. F., 2010, ARMA time series modelling of remote sensing imagery: A new approach for climate change studies: International Journal of Remote Sensing, 23, 5225-5248.
- Rahman, M. R., Lateh, H., 2017, Climate change in Bangladesh: a spatio-temporal analysis and simulation of recent temperature and rainfall data using GIS and time series analysis model: Theoretical and Applied Climatology, 128, 27-41.
- Rai, P. K., Chaubey, P. K., Mohan, K., Singh, P., 2017a, Geoinformatics for assessing the inferences of quantitative drainage morphometry of the Narmada Basin in India: Applied Geomatics, 9, 167-189.
- Rai, P. K., Mishra, V. N., Mohan, K., 2017b, A study of morphometric evaluation of the Son basin, India using geospatial approach: Remote Sensing Applications: Society and Environment, 7, 9-20.
- Reddy, G. P. O., Maji, A. K., Gajbhiye, K. S., 2004, Drainage morphometry and its influence on landform characteristics in a basaltic terrain, Central India - a remote sensing and GIS approach: International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 6, 1-16.

- Richardson, J. C., Hodgson, D. M., Wilson, A., Carrivick, J. L., Lang, A., 2016, Testing the applicability of morphometric characterisation in discordant catchments to ancient landscapes: A case study from southern Africa: *Geomorphology*, 261, 162-176.
- Rodriguez-Iturbe, I., Rinaldo, A., Rigon, R., Bras, R. L., Ijjasz-Vasquez, E., Marani, A., 1992, Fractal structures as least energy patterns: The case of river networks: *Geophysical Research Letters*, 19, 889-892.
- Said, S. E., Dickey, D. A., 1984, Testing for Unit Roots in Autoregressive-Moving Average Models of Unknown Order: *Biometrika*, 71, 599-607.
- Sanso, B., Guenni, L., 1999, A Stochastic Model for Tropical Rainfall at a Single Location 1 Introduction: *Journal of Hydrology*, 214, 64-73.
- Sanvicente-Sánchez, H., Solís-Alvarado, Y., 2008, Generator of Synthetic Rainfall Time Series through Markov Hidden States, en *Computational Science and Its Applications - ICCSA 2008*: Berlin, Heidelberg, Springer Berlin Heidelberg, p. 959-969.
- Schumm, S., 1956, Evolution of drainage systems and slopes in badland at Peth Amboy, New Jersey: *Geological Society of America Bulletin*, 67, 597-646.
- Selker, J. S., Haith, D. A., 1990, Development and Testing of Single-Parameter Precipitation Distributions: *Water Resources Research*, 26, 2733-2740.
- Sharma, A., Lall, U., 1999, A nonparametric approach for daily rainfall simulation: *Mathematics and Computers in Simulation*, 48, 361-371.
- Shreve, R. L., 1966, Statistical Law of Stream Numbers: *The Journal of Geology*, 74, 17-37.
- Sigrist, F., Künsch, H. R., Stahel, W. A., 2011, An autoregressive spatio-temporal precipitation model: *Procedia Environmental Sciences*, 3, 2-7.
- Singh, P., Thakur, J. K., Singh, U. C., 2013, Morphometric analysis

- of Morar River Basin, Madhya Pradesh, India, using remote sensing and GIS techniques: *Environmental Earth Sciences*, 68, 1967-1977.
- Slutzky, E., 1937, The Summation of Random Causes as the Source of Cyclic Processes: *Econometrica*, 5, 105-146.
- Somvanshi, V. K., Pandey, O. P., Agrawal, P. K., Kalanker, N. V., Prakash, M. R., Chand, R., 2016, Modelling and prediction of rainfall using artificial neural network and ARIMA techniques: *Journal of Indian Geophysical Union*, 10, 141-151.
- Sreedevi, P. D., Owais, S., Khan, H. H., Ahmed, S., 2009, Morphometric Analysis of a Watershed of South India Using SRTM Data and GIS: *Journal Geological Society of India*, 73, 543-552.
- Sreedevi, P. D., Subrahmanyam, K., Ahmed, S., 2005, The significance of morphometric analysis for obtaining groundwater potential zones in a structurally controlled terrain: *Environmental Geology*, 47, 412-420.
- Steiner, J. L., Starks, P. J., Garbrecht, J. D., Moriasi, D. N., Zhang, X., Schneider, J. M., Guzman, J. A., Osei, E., 2014, Long-Term Environmental Research: The Upper Washita River Experimental Watersheds, Oklahoma, USA: *Journal of Environment Quality*, 43, 1227.
- Strahler, A. N., 1952, Hypsometric (Area - Altitude) Analysis of Erosional Topography: *Geological Society of America Bulletin*, 63, 1117-1142.
- Strahler, A. N., 1957, Quantitative classification of watershed geomorphology: *Transactions, American Geophysical Union*, 38, 913-920.
- Sujatha, E. R., Selvakumar, R., Rajasimman, B., 2014, Watershed prioritization of Palar sub-watershed based on the morphometric and land use analysis: *Journal of Mountain Science*, 11, 906-916.
- Sujatha, E. R., Selvakumar, R., Rajasimman, U. A. B., Victor, R. G., 2015, Morphometric analysis of sub-watershed in parts of Western Ghats, South India using ASTER DEM: *Geomatics, Natural*

Hazards and Risk, 6, 326-341.

Sun, H., Furbish, D. J., 1997, Annual precipitation and river discharges in Florida in response to El Niño- and La Niña-sea surface temperature anomalies: Journal of Hydrology, 199, 74-87.

Teegavarapu, R. S. V, Chandramouli, V., 2005, Improved weighting methods, deterministic and stochastic data-driven models for estimation of missing precipitation records: Journal of Hydrology, 312, 191-206.

Thomas, J., Joseph, S., Thrivikramji, K. P., Abe, G., Kannan, N., 2012, Morphometrical analysis of two tropical mountain river basins of contrasting environmental settings, the southern Western Ghats, India: Environmental Earth Sciences, 66, 2353-2366.

Thyer, M., Kuczera, G., 2003, A hidden Markov model for modelling long-term persistence in multi-site rainfall time series. 2. Real data analysis: Journal of Hydrology, 275, 27-48.

Tingsanchali, T., Gautam, M. R., 2000, Application of tank, NAM, ARMA and neural network models to flood forecasting: Hydrological Processes, 14, 2473-2487.

Toth, E., Brath, A., Montanari, A., 2000, Comparison of short-term rainfall prediction models for real-time flood forecasting: Journal of Hydrology, 239, 132-147.

Ubilava, D., Helmers, C. G., 2013, Forecasting ENSO with a smooth transition autoregressive model: Environmental Modelling & Software, 40, 181-190.

USGS (U.S. Geological Survey), 2006, HydroSHEDS 15 arc-second DEMs for South America, Hydrological data and maps based on Shuttle Elevation Derivatives at multiple Scales (<http://hydrosheds.cr.usgs.gov>).

Valbuena, D. L., 2017, Geomorfología y condiciones hidráulicas del sistema fluvial del río Sinú. Integración multiescalar. 1945-1999-2016: Universidad Nacional de Colombia: 249 p.

Valencia, E. A., Álvarez, M. A., 2017, Short-term time series

prediction using Hilbert space embeddings of autoregressive processes: *Neurocomputing*, 266, 595-605.

Valverde Ramírez, M. C., De Campos Velho, H. F., Ferreira, N. J., 2005, Artificial neural network technique for rainfall forecasting applied to the São Paulo region: *Journal of Hydrology*, 301, 146-162.

Verdin, A., Rajagopalan, B., Kleiber, W., Katz, R. W., 2014, Coupled stochastic weather generation using spatial and generalized linear models: *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 29, 347-356.

Viramontes-Olivas, O. A., Escoboza-García, L. F., Pinedo-Álvarez, C., Pinedo-Álvarez, A., Reyes-Gómez, V. M., Román-Calleros, J. A., Pérez-Márquez, A., 2007, Morfometría de la cuenca del río San Pedro, Conchos, Chihuahua: *Tecnociencia*, I, 21-31.

Vittala, S. S., Govindaiah, S., Gowda, H. H., 2004, Morphometric analysis of sub-watersheds in the Pavagada area of Tumkur district, South India using remote sensing and GIS techniques: *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 32, 351-362.

Wang, S., Feng, J., Liu, G., 2013, Application of seasonal time series model in the precipitation forecast: *Mathematical and Computer Modelling*, 58, 677-683.

Wen, X., Wu, X., Gao, M., 2017, Spatiotemporal variability of temperature and precipitation in Gansu Province (Northwest China) during 1951-2015: *Atmospheric Research*, 197, 132-149.

Wilson, J., Chandrasekar, N., Magesh, N. S., 2012, Morphometric Analysis of Major Sub-Watersheds in Aiyar & Karai Pottanar Basin, Central Tamil Nadu, India Using Remote Sensing & GIS Techniques: *Bonfring International Journal of Industrial Engineering and Management Science*, 2, 8-15.

Wold, H. O., 1954, The analysis of stationary time series:

Yan, Z., Gottschalk, L., Leblois, E., Xia, J., 2012, Joint mapping of water balance components in a large Chinese basin: *Journal of Hydrology*, 450-451, 59-69.

Yee, E. C., 2015, Fractalidad de Series de Tiempo de Precipitación

y Temperatura en el Estado de Baja California: Universidad Autónoma de Baja California.

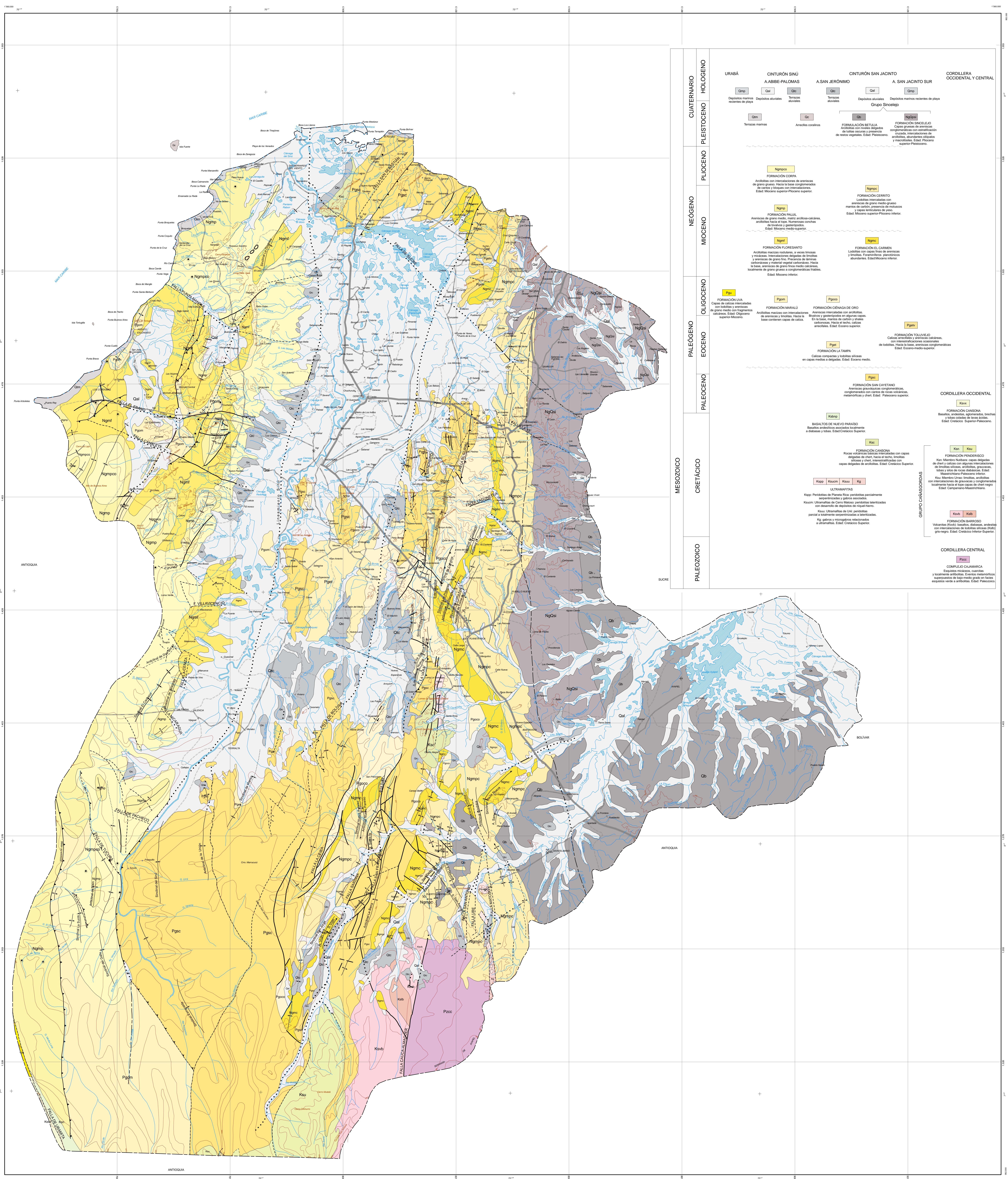
Yoon, S., Kumphon, B., Park, J., 2015, Spatial Modelling of Extreme Rainfall in Northeast Thailand: Procedia Environmental Sciences, 26, 45-48.

Yule, G. U., 1926, Why do we Sometimes get Nonsense-Correlations between Time-Series?--A Study in Sampling and the Nature of Time-Series: Journal of the Royal Statistical Society, 89, 1.

Yule, G. U., 1927, On a Method of Investigating Periodicities in Disturbed Series, with special reference to Wolfer's Sunspot Numbers: Journal of the Royal Statistical Society, 226, 267-298.

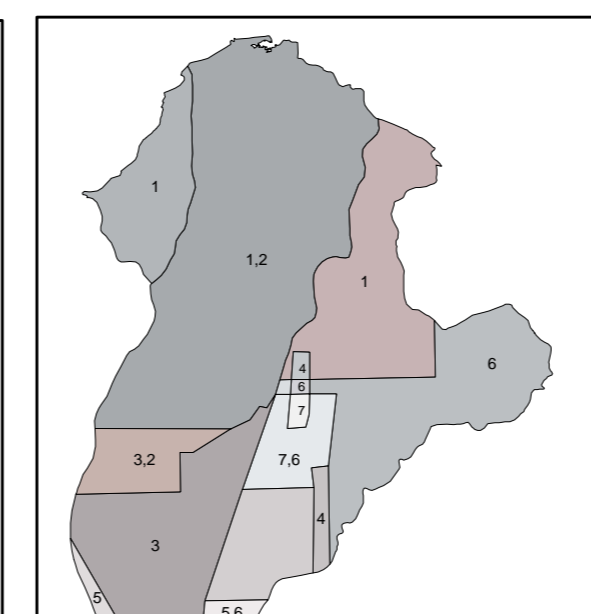
Zheng, X., Thompson, C. S., 2011, Simulation of Spatial Dependence in Daily Precipitation Using a Mixture of Generalized Chain-Dependent Processes at Multisites: Journal of Hydrometeorology, 12, 286-293.

ANEXO A.
MAPA GEOLÓGICO DEL DEPARTAMENTO DE CÓRDOBA

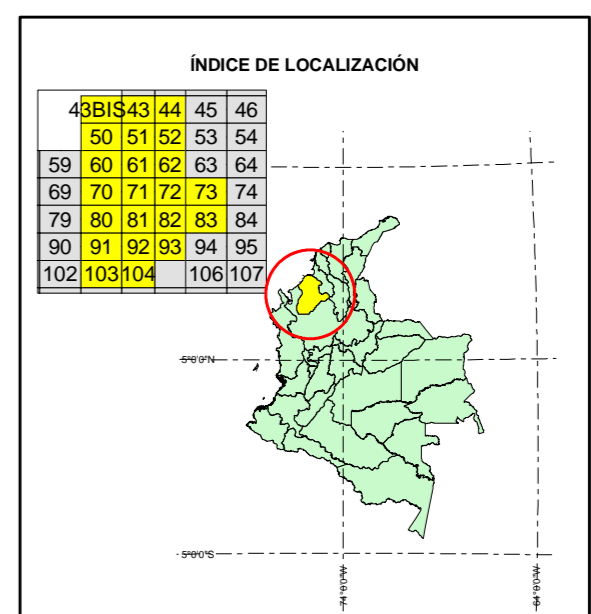


| PERÍODO | UNIDAD | DESCRIPCIÓN |
|-------------|---------------------------------|--|
| CUATERNARIO | URABÁ | Depósitos marinos recientes de playa. |
| | CINTURÓN SINÚ | Depósitos aluviales, Terrazas aluviales. |
| PLEISTOCENO | A. ABBE-PALOMAS | Depósitos marinos recientes de playa. |
| | CINTURÓN SAN JACINTO | Depósitos aluviales, Terrazas aluviales. |
| PLEISTOCENO | A. SAN JACINTO SUR | Depósitos marinos recientes de playa. |
| | CORDILLERA OCCIDENTAL Y CENTRAL | Depósitos marinos recientes de playa. |
| NEÓGENO | MIOCENO | <p>FORMACIÓN CORPIS Arcillas con intercalaciones de areniscas de grano grueso. Hacia la base conglomerados de carbón y bloques con intercalaciones. Edad: Mioceno superior-Plioceno superior.</p> <p>FORMACIÓN PALULÉ Areniscas de grano medio, matriz arcillosa-calcareas, arcillas hacia el top. Numerosas conchas de bivalvos y gasterópodos. Edad: Mioceno medio-superior.</p> <p>FORMACIÓN FLORESBANTO Arcillas finas, rocas arenosas, areniscas y micáceas. Intercalaciones delgadas de limonitas y areniscas de grano fino. Hacia la base carboníferas y material vegetal carbonizado. Hacia la base areniscas de grano medio-calcareas, localmente de grano grueso a conglomeráticas trables. Edad: Mioceno inferior.</p> |
| | OLIGOCENO | <p>FORMACIÓN LIVIA Capas de calizas intercaladas con limonitas y areniscas de grano medio-grano grueso calcáreas. Edad: Oligoceno superior-Mioceno.</p> <p>FORMACIÓN MARALÚ Areniscas medias con intercalaciones de areniscas y limonitas. Hacia la base carboníferas y areniscas de grano fino. Edad: Eoceno superior.</p> <p>FORMACIÓN CERAMGA DE ORO Arcillas intercaladas con areniscas, arcillas y gasterópodos en algunas capas. En la base, masas de carbón y shales carboníferas. Hacia el tope, calizas arenosas. Edad: Eoceno superior.</p> |
| PALEOCENO | EOCENO | <p>FORMACIÓN SAN CAJETANO Areniscas granulosas conglomeráticas, conglomerados con carbón de rocas volcánicas, micacitas y chert. Edad: Paleoceno superior.</p> <p>FORMACIÓN CANSONA Foliosas areniscas intercaladas con capas delgadas de chert, hacia el tope limonitas y areniscas asociadas. Edad: Cretácico Superior.</p> <p>FORMACIÓN CANSONA Foliosas areniscas intercaladas con capas delgadas de chert, hacia el tope limonitas y areniscas asociadas. Edad: Cretácico Superior.</p> |
| | CRETÁCICO | <p>ULTRAMAMITAS Kipo: Peridotitas de Páramo Rico, peridotitas parcialmente serpentizadas y gneiss asociados. Kium: Ultramamitas de Cerro Mazon, peridotitas laminadas con desarrollo de depósitos de resaca franco. Kisu: Ultramamitas de Uñé, peridotitas peridotitas altamente serpentizadas e hidratadas. Kg: Gneiss y migmatitas relacionadas a ultramamitas. Edad: Cretácico Superior.</p> |
| MESOZOICO | CRETÁCICO | <p>FORMACIÓN CANSONA Basaltos andesíticos asociados localmente a diatemas y tobas. Edad: Cretácico Superior.</p> <p>FORMACIÓN CANSONA Basaltos andesíticos, aglomerados, lavas, tobas, tobas de lavas acuosas. Edad: Cretácico Superior-Paleoceno.</p> <p>FORMACIÓN FENDERISCO Kio: Manto Uñó: capas delgadas de chert y calizas con algunas intercalaciones de limonitas arenosas, arcillas, gravillas, tobas y silos de rocas delgadas. Edad: Mesozoico-Paleoceno inferior. Kiu: Manto Uñó: limonitas, arcillas con intercalaciones de granulosos y conglomerados localmente hacia el tope capas de chert negro. Edad: Campaniano-Maestriano.</p> |
| | PALEOCENO | <p>FORMACIÓN BARRIDO Volcanes (Kio), basaltos, diatemas, andesitos con intercalaciones de tobas (Kio) y tobas gris-negro. Edad: Cretácico Inferior-Superior.</p> |
| PALEOZOICO | PALEOZOICO | <p>CORDILLERA CENTRAL COMPLEJO GALAMARCA Esquistos micáceos, cuarcitas y bostonitas arcillosas. Esquistos metamórficos metamorfismo de roca-medio-gran en tobas esquistos verde a anfibolitas. Edad: Paleozoico.</p> |
| | PALEOZOICO | <p>CORDILLERA OCCIDENTAL FORMACIÓN CANSONA Basaltos andesíticos, aglomerados, lavas, tobas, tobas de lavas acuosas. Edad: Cretácico Superior-Paleoceno.</p> |

| CONTACTOS Y FALLAS | ESTRUCTURAS PLEGADAS | MINAS Y MANIFESTACIONES MINERALES | RASGOS GEOMORFOLÓGICOS, RECURSOS NATURALES Y OTROS | BASE CARTOGRAFICA |
|--|--|--|--|---|
| <ul style="list-style-type: none"> --- Contacto Definido --- Falsa Inversión Definida --- Falsa Inversión Inferida --- Falsa Inversión --- Falsa Cobertura --- Lineamiento Paleogeográfico | <ul style="list-style-type: none"> --- Sinclinal Definido --- Anticlinal Definido --- Sinclinal Inferido --- Anticlinal Inferido --- Sinclinal sin Cobertura --- Anticlinal sin Cobertura --- Línea de Cumbre --- Línea de Valle | <ul style="list-style-type: none"> ✕ Mina Activa ✕ Mina Inactiva ✕ Volcán de Lodo | <ul style="list-style-type: none"> --- Vía Ferrocarril --- Vía de Pavedimiento --- Vía Terrestre todo el año --- Vía Terrestre en Tempor Seco --- Sector --- Cerro de Nivel Indefinido --- Cerro de Nivel Definido --- Tubería de Distribución --- Frenos --- Línea de Desplazamiento --- Línea de Manifiesto | <ul style="list-style-type: none"> ✕ Aeropuerto ✕ Hija de Policía ✕ Puerto ✕ Cementerio ✕ Comisariato ✕ Colegio ✕ Capital de Departamento ✕ Municipio ✕ Congregación ■ Área Controlada ■ Demarcación |



| |
|---|
| <ul style="list-style-type: none"> INFORMACIÓN GEOGRÁFICA: Geografía de superficie sobre San Jacinto. Vía Terrestre del Magdalena. Escala 1:250.000. 1986. CIAT: Fisiogeografía del Valle del Río San Jacinto. Escala 1:200.000. 1986. GEOMINAS: Profundidad mínima del Aba San Jorge. escala 1:200.000. 1986. NACIONES UNIDAS: Geología de Colombia. Escala: 1:400.000. 1982. GONZÁLEZ: Mapa geológico de Antioquia. escala 1:400.000. 1982. INGENOMINAS: Área Geológica de Córdoba. escala 1:500.000. 1977. INGENOMINAS: Plan de ordenamiento y manejo de la zona alta y media del Río San Jorge. 1986. INGENOMINAS: Informe técnico sobre los Sinú y San Jorge. 1961, 1963, 1967 y 1969. COLPET: Informe técnico sobre los Sinú y San Jorge. 1961, 1963, 1967 y 1969. ISA: Proyecto hidrográfico del Río Sinú. 1976. |
|---|



REPÚBLICA DE COLOMBIA
 MINISTERIO DE MINAS Y ENERGÍA
Instituto de Investigación e Información Geocientífica, Medio-Ambiental y Nuclear
INGEOMINAS

Geología del Departamento de Córdoba

Elaborado por:
 Ana Cristina Landero y G. Humberto González I.

© 1997 - INGEOMINAS

Escala 1:250.000

No se permite la explotación económica ni la transformación de esta obra. Queda permitida la impresión en su totalidad.

ANEXO B.
RESUMEN DE LOS PARÁMETROS MORFOMÉTRICOS DE LA CUENCA DEL RÍO SINÚ

| Parámetro Morfométrico | Ecuación/Descripción | Referencia | Resultado |
|---|---|--------------------------------|-----------|
| Red de drenaje | | | |
| Número de orden de las corrientes | Orden jerárquico. | (Horton, 1945; Strahler, 1957) | 5 |
| Longitud del cauce principal (L) | Longitud total de la corriente principal (km) | (Horton, 1945) | 243.8 |
| Longitud del cauce de orden u (L_u) | Longitud de la corriente de orden u (km)/Análisis a partir del SIG. | (Horton, 1945) | - |
| Número de cauces de orden u (N_u) | Cantidad de corrientes de orden u /Análisis a partir del SIG. | (Horton, 1945) | - |
| Longitud axial de la corriente (L_a) | Distancia más corta entre el inicio y la desembocadura de un curso de agua (km)/ Análisis a partir del SIG. | (Mueller, 1968) | 184.9 |
| Densidad de drenaje (D_d) | $D = \frac{L}{A_d}$ | (Horton, 1945) | 1.59 |
| Longitud del flujo terrestre (L_{ft}) | $L_{ft} = \frac{1}{2D_d}$ | (Horton, 1945) | 0.31 |
| Constante de mantenimiento de cauces (C_m) | $C_m = \frac{1}{D_d}$ | (Schumm, 1956) | 0.63 |
| Frecuencia de cauces (F) | $F = \frac{N}{A_d}$ | (Horton, 1945) | 1.82 |
| Longitud media de las corrientes (L_m) | $L_m = \frac{L_u}{N_u}$ | (Horton, 1945) | - |

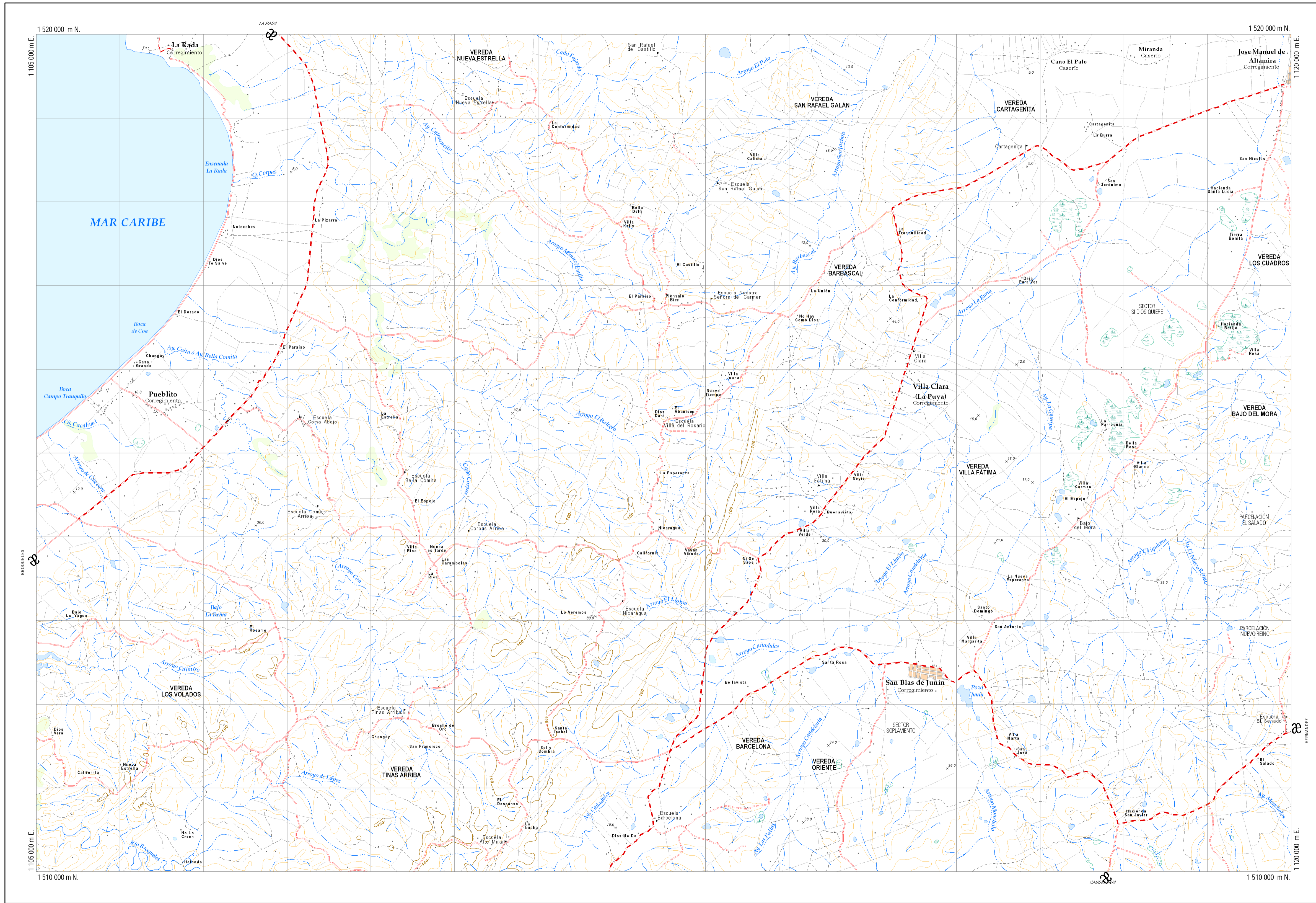
| Parámetro Morfométrico | Ecuación/Descripción | Referencia | Resultado |
|---|--|-----------------|-----------|
| Sinuosidad de las corrientes de agua (S) | $S = \frac{L}{L_a}$ | (Mueller, 1968) | 1.32 |
| Razón de bifurcación (R_b) | $R_b = \frac{N_u}{N_{u+1}}$ | (Horton, 1945) | - |
| Promedio ponderado de razón de bifurcación (R_{bm}) | $R_{bm} = \frac{\sum (R_{bu} / R_{bu+1}) (N_u + N_{u+1})}{\sum (N_u + N_{u+1})}$ | (Schumm, 1956) | 2.88 |
| Razón de Longitud (R_l) | $R_l = \frac{\overline{L_u}}{L_{u-1}}$ | (Horton, 1945) | - |

Geometría de la cuenca

| | | | |
|---------------------------------|---|----------------|---------|
| Área de la cuenca (A_d) | Superficie total proyectada de la cuenca sobre un plano horizontal (km ²) | (Horton, 1945) | 13971.7 |
| Perímetro de la cuenca (P) | Análisis a partir del SIG. (km) | (Horton, 1945) | 1025.9 |
| Longitud de la cuenca (L_c) | Longitud máxima de la cuenca (km)/Análisis a partir del SIG. | (Horton, 1932) | 252.4 |
| Factor de forma (F_f) | $F_f = \frac{A_d}{L_c^2}$ | (Horton, 1932) | 0.22 |
| Razón circular (R_c) | $R_c = \frac{A_d}{P^2 / 4\pi}$ | (Miller, 1953) | 0.17 |
| Razón de elongación (R_e) | $R_e = \frac{D_c}{L_c}$ | (Schumm, 1956) | 0.53 |

| Parámetro Morfométrico | Ecuación/Descripción | Referencia | Resultado |
|--|-----------------------------------|----------------|-----------|
| Coefficiente de compacidad (K_c) | $K_c = \frac{P}{2\sqrt{\pi A_d}}$ | (Horton, 1932) | 2.43 |
| Relieve de la cuenca | | | |
| Altura máxima de la cuenca (H_{\min}) | Análisis a partir del SIG (msnm). | (Schumm, 1956) | 3 493 |
| Altura mínima de la cuenca (H_{\max}) | Análisis a partir del SIG (msnm). | (Schumm, 1956) | 0 |
| Pendiente media de la cuenca (S_c) | Análisis a partir del SIG (%). | (Schumm, 1956) | 5.5 |
| Relieve de la cuenca (H) | $H = H_{\max} - H_{\min}$ | (Schumm, 1956) | 3493 |
| Factor de relieve (F_H) | $F_H = \frac{H}{L_c}$ | (Schumm, 1956) | 13.83 |

ANEXO C.
PLANCHA CARTOGRÁFICA ESCALA 1:25000 DEL INSTITUTO GEOGRÁFICO AGUSTÍN
CODAZZI (IGAC)



REPÚBLICA DE COLOMBIA
INSTITUTO GEOGRÁFICO AGUSTÍN CODAZZI

2009

CARTA GENERAL

Escala 1:25.000

Un centímetro en el mapa equivale a 250 metros en el terreno



Intervalo básico de curvas de nivel : 25 metros

CONVENCIONES

- | | | | |
|---|-------------------------------|---------------|---------------------------------|
| PUNTOS | VEGETACIÓN | | |
| • Punto de fotointerferencia | Boque | | |
| • Punto de cota fotogramétrica | | | |
| 4 Hito Internacional | | | |
| CONSTRUCCIONES | | | |
| Área construida | Cerca alambre, madera | | |
| Construcción anexa | Cerca viva | | |
| Límite de manzana | Terraplén, jarillón | | |
| Muro | Establecimiento educativo | | |
| Dique, presa, malecón, muelle | Hospital, centro de salud | | |
| Construcción | Iglesia | | |
| | Cementerio | | |
| | Monumento | | |
| | Mina | | |
| | Pozo | | |
| | Tanque, silo | | |
| | Molino | | |
| | Faro | | |
| TRANSPORTE | | | |
| Carretera pavimentada de dos o más calzadas | Puente, viaducto | | |
| Carretera sin pavimentar de dos o más calzadas | Puente peatonal | | |
| Carretera pavimentada angosta | Alcantarilla, pontón | | |
| Carretera sin pavimentar angosta | Red de alta tensión | | |
| Carretera sin pavimentar angosta transitable en tiempo seco | Tubería | | |
| Carretable | Aeropuerto | | |
| Camino, Sendero | Torre de energía eléctrica | | |
| Vía férrea, Metro | Torre de comunicaciones | | |
| Túnel | Paso a nivel | | |
| Teleférico | Puerto | | |
| Pista aterrizaje | Helipuerto | | |
| HIDROGRAFÍA | | | |
| Drenaje doble | Drenaje intermitente | | |
| Canal doble | Línea costera | | |
| Drenaje permanente | Jagüey | | |
| Canal sencillo, acequia | Manantial | | |
| Drenaje que se dispersa | Cascada ó rápido | | |
| | Embalse, laguna | | |
| | Manglar | | |
| | Pantano | | |
| | Banco de arena | | |
| | Ciénaga | | |
| | Isla | | |
| RELIEVE | | | |
| Curva de nivel índice | Curva índice de depresión | | |
| Curva de nivel intermedia | Curva intermedia de depresión | | |
| Curva de nivel índice aproximada | Curva de glaciar | | |
| Curva de nivel intermedia aproximada | Curva de nivel suplementaria | | |
| ABREVIATURAS | | | |
| Ay Arroyo | R Río | Eta Estero | Cr Cerro |
| Bz Brazo | Emb Embalse | Zo Zanjón | V Volcán |
| Cn Ciénaga | Ens Ensenada | Nev Nevado | Sr Sierra |
| Ca Caño | Lag Laguna | Cuch Cuchilla | TSI Terreno Sujeto a Inundación |
| Cañ Cañada | Q Quebrada | I Isla | Hda Hacienda |
| | | | Slo. (a) Santo (a) |

INFORMACIÓN DE REFERENCIA

PROYECTO DATUM GEODÉSICO
ELIPSOIDE PROYECCIÓN CARTOGRÁFICA
ORIGEN DE LA ZONA:
Coordenadas geográficas
Coordenadas planas
FOTOGRAFÍAS AERIAS
CLASIFICACIÓN DE CAMPO
ACTUALIZACIÓN
IMÁGENES SATELITALES SPOT 5

ÍNDICE DE HOJAS ADYACENTES

| | | |
|---------|---------|-------|
| 43BISVC | 43BISVD | 43IIC |
| 50IIA | 50IIB | 50IIA |
| 50IIC | 50IID | 50IIE |

NOTA: Si tiene comentarios u observaciones con respecto a este producto, favor escribirnos al correo electrónico og@igac.gov.co.



ANEXO D.
PORCENTAJE DE VACÍOS ENCONTRADO EN LAS ESTACIONES CLIMATOLÓGICAS DE
LA CUENCA DEL RÍO SINÚ, COLOMBIA

| No. | Estación | Código | Observaciones | Datos Faltantes | Total datos | Porcentaje de vacíos |
|------------|---------------------|---------------|----------------------|------------------------|--------------------|-----------------------------|
| 1 | Lorica | 13085020 | 14764 | 576 | 15340 | 3.75% |
| 2 | Galan | 13055030 | 10854 | 1930 | 12784 | 15.10% |
| 3 | Lorica | 13080020 | 2130 | 3349 | 5479 | 61.12% |
| 4 | Chimá | 13075010 | 14622 | 1814 | 16436 | 11.04% |
| 5 | Carrillo | 13070180 | 13817 | 428 | 14245 | 3.00% |
| 6 | Sta Cruz Hda | 13050020 | 14710 | 1726 | 16436 | 10.50% |
| 7 | Mocarí | 13070150 | 9511 | 1081 | 10592 | 10.21% |
| 8 | Turipaná | 13075030 | 16167 | 5018 | 21185 | 23.69% |
| 9 | Apto Los Grazones | 13085040 | 13427 | 1914 | 15341 | 12.48% |
| 10 | Sabana Nueva | 13070030 | 9302 | 1655 | 10957 | 15.10% |
| 11 | Trapiche El | 13070250 | 8720 | 1507 | 10227 | 14.74% |
| 12 | Cereté | 13070380 | 15995 | 1902 | 17897 | 10.63% |
| 13 | Limon El | 13070010 | 16068 | 1829 | 17897 | 10.22% |
| 14 | Univ de Córdoba | 13075050 | 11358 | 2156 | 13514 | 15.95% |
| 15 | Sta Lucia | 13050010 | 16669 | 1594 | 18263 | 8.73% |
| 16 | Doctrina La | 13085010 | 15799 | 2098 | 17897 | 11.72% |
| 17 | California | 13070130 | 9728 | 499 | 10227 | 4.88% |
| 18 | Salado El | 13075020 | 16392 | 1505 | 17897 | 8.41% |
| 19 | Maracayo | 13065020 | 12405 | 1475 | 13880 | 10.63% |
| 20 | Coroza 1 | 13070140 | 10052 | 905 | 10957 | 8.26% |
| 21 | Cotorra | 13070210 | 8220 | 546 | 8766 | 6.23% |
| 22 | Cerro Bahía | 13070240 | 8287 | 2670 | 10957 | 24.37% |
| 23 | Loma Verde | 13050030 | 17259 | 638 | 17897 | 3.56% |
| 24 | San Bernardo del V. | 13085030 | 16527 | 1370 | 17897 | 7.65% |
| 25 | Momil | 13070020 | 15635 | 801 | 16436 | 4.87% |
| 26 | Rabolargo | 13070040 | 17142 | 755 | 17897 | 4.22% |
| 27 | Villa Marcela | 13070440 | 9600 | 1358 | 10958 | 12.39% |
| 28 | Buenos Aires | 13060020 | 17456 | 807 | 18263 | 4.42% |
| 29 | Boca de la Ceiba | 13070070 | 15347 | 2185 | 17532 | 12.46% |
| 30 | Pezval | 13040030 | 9103 | 1124 | 10227 | 10.99% |
| 31 | Carrizal | 13070110 | 17400 | 863 | 18263 | 4.73% |
| 32 | Buenos Aires 1 | 13070170 | 13756 | 854 | 14610 | 5.85% |
| 33 | Callemar | 13070120 | 16865 | 1032 | 17897 | 5.77% |
| 34 | Sta Rosa | 13070100 | 16827 | 1070 | 17897 | 5.98% |
| 35 | San Carlos | 13070090 | 15367 | 2530 | 17897 | 14.14% |
| 36 | Aguas Mohosas | 13070450 | 10649 | 1039 | 11688 | 8.89% |
| 37 | Apto Berastegui | 13075040 | 8396 | 2927 | 11323 | 25.85% |
| 38 | Berastegui | 13070160 | 8485 | 646 | 9131 | 7.07% |

| No. | Estación | Código | Observaciones | Datos Faltantes | Total datos | Porcentaje de vacíos |
|-----|------------------------|----------|---------------|-----------------|-------------|----------------------|
| 39 | Caramelo | 13060030 | 17159 | 738 | 17897 | 4.12% |
| 40 | Centro Alegre | 25015010 | 13909 | 2527 | 16436 | 15.37% |
| 41 | Cga de Oro | 13070060 | 17584 | 4331 | 21915 | 19.76% |
| 42 | Chinu | 25020730 | 15557 | 879 | 16436 | 5.35% |
| 43 | Cielo El | 13020020 | 7888 | 878 | 8766 | 10.02% |
| 44 | Colomboy | 25025170 | 14065 | 2371 | 16436 | 14.43% |
| 45 | Corocito | 13070200 | 8362 | 404 | 8766 | 4.61% |
| 46 | Coroza 2 | 13070190 | 14161 | 1910 | 16071 | 11.88% |
| 47 | Cristo Rey | 12045020 | 14548 | 1888 | 16436 | 11.49% |
| 48 | Despensa La | 13020010 | 7387 | 1744 | 9131 | 19.10% |
| 49 | Esmeralda La | 13025020 | 234 | 6706 | 6940 | 96.63% |
| 50 | Flor del Sinú | 13070220 | 8665 | 466 | 9131 | 5.10% |
| 51 | Granja La | 26220100 | 15135 | 206 | 15341 | 1.34% |
| 52 | Horizonte | 13070230 | 9485 | 742 | 10227 | 7.26% |
| 53 | Jaraguay | 13045010 | 5071 | 3330 | 8401 | 39.64% |
| 54 | Jobo El Tablón | 25020720 | 14748 | 1688 | 16436 | 10.27% |
| 55 | La pastora | 13090230 | 9196 | 1004 | 10200 | 9.84% |
| 56 | Lamas 3 | 13070260 | 8332 | 799 | 9131 | 8.75% |
| 57 | Montería | 13070270 | 9168 | 2155 | 11323 | 19.03% |
| 58 | Palma de vino | 13070340 | 8016 | 1846 | 9862 | 18.72% |
| 59 | Pica pica | 25010080 | 14758 | 1678 | 16436 | 10.21% |
| 60 | Planeta Rica | 25025190 | 13113 | 2228 | 15341 | 14.52% |
| 61 | Pto Nuevo | 13035010 | 6351 | 3510 | 9861 | 35.59% |
| 62 | Quimari | 13040010 | 9139 | 2183 | 11322 | 19.28% |
| 63 | Sabanal | 13070280 | 13935 | 676 | 14611 | 4.63% |
| 64 | Sahagún | 25020140 | 21273 | 642 | 21915 | 2.93% |
| 65 | Sajonia Hda | 25021450 | 11161 | 2719 | 13880 | 19.59% |
| 66 | San Anterito | 13060010 | 15273 | 1163 | 16436 | 7.08% |
| 67 | San Antonio | 13080010 | 17344 | 553 | 17897 | 3.09% |
| 68 | San Francisco del Rayo | 25010100 | 14940 | 401 | 15341 | 2.61% |
| 69 | Siglo El | 13070080 | 5776 | 433 | 6209 | 6.97% |
| 70 | Sincelejo | 25020130 | 17302 | 960 | 18262 | 5.26% |
| 71 | Tampa | 13070290 | 11412 | 2102 | 13514 | 15.55% |
| 72 | Tierralta | 13030010 | 16933 | 4616 | 21549 | 21.42% |
| 73 | Trementino | 25021210 | 15533 | 903 | 16436 | 5.49% |
| 74 | Venecia | 13070430 | 10033 | 1290 | 11323 | 11.39% |
| 75 | Villa Arteaga | 12015010 | 10913 | 5889 | 16802 | 35.05% |

ANEXO E.
HISTOGRAMAS PARA EL ANÁLISIS DE LOS PARÁMETROS FISIOGRAFICOS EN LAS
SUBCUENCAS DEL RÍO SINÚ

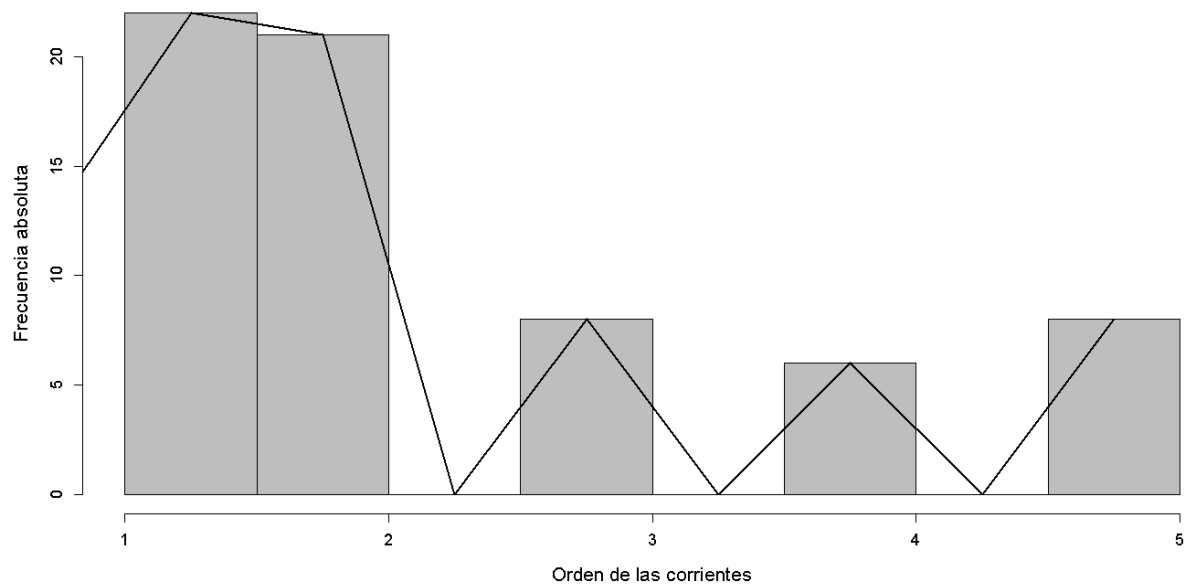


Figura E. 1. Histograma para análisis del orden de las corrientes en la cuenca del río Sinú

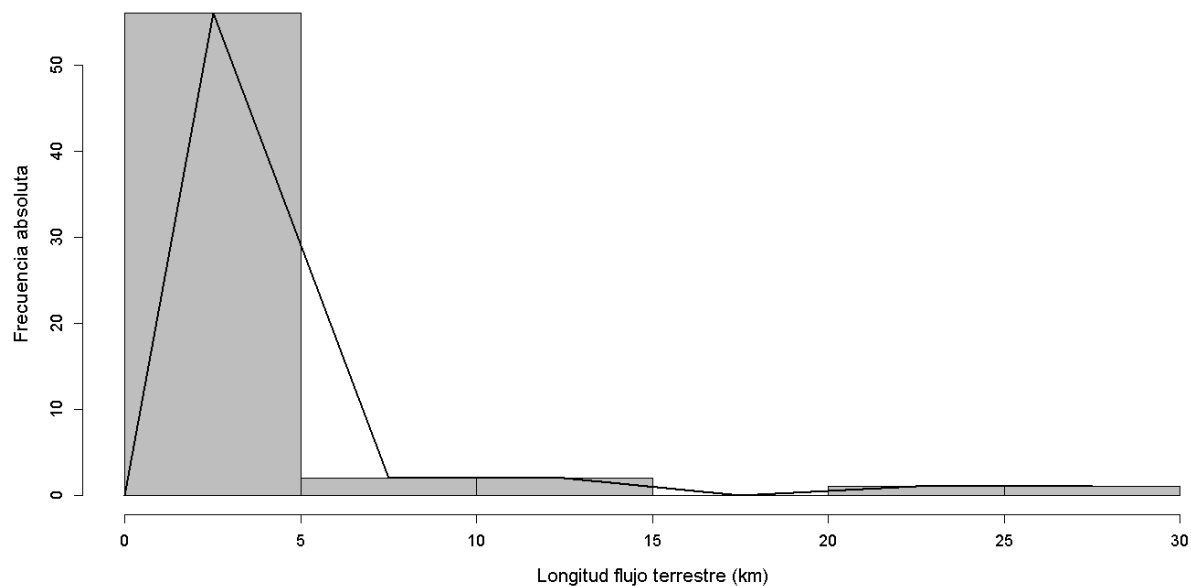


Figura E. 2. Histograma para análisis de la longitud de flujo terrestre en la cuenca del río Sinú

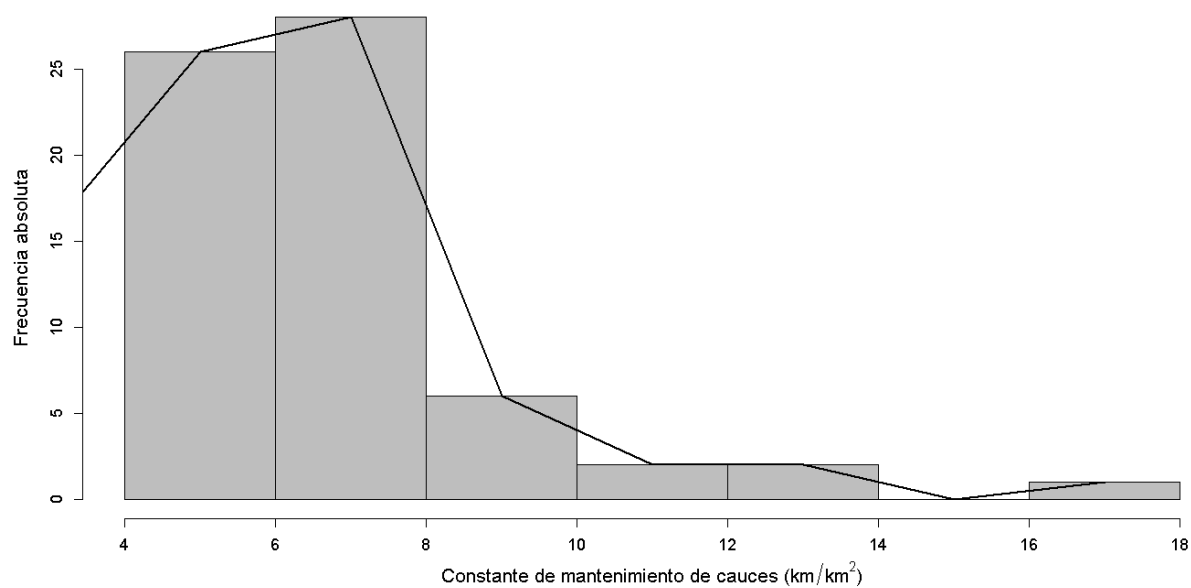


Figura E. 3. Histograma para análisis de la constante de mantenimiento de cauces en la cuenca del río Sinú

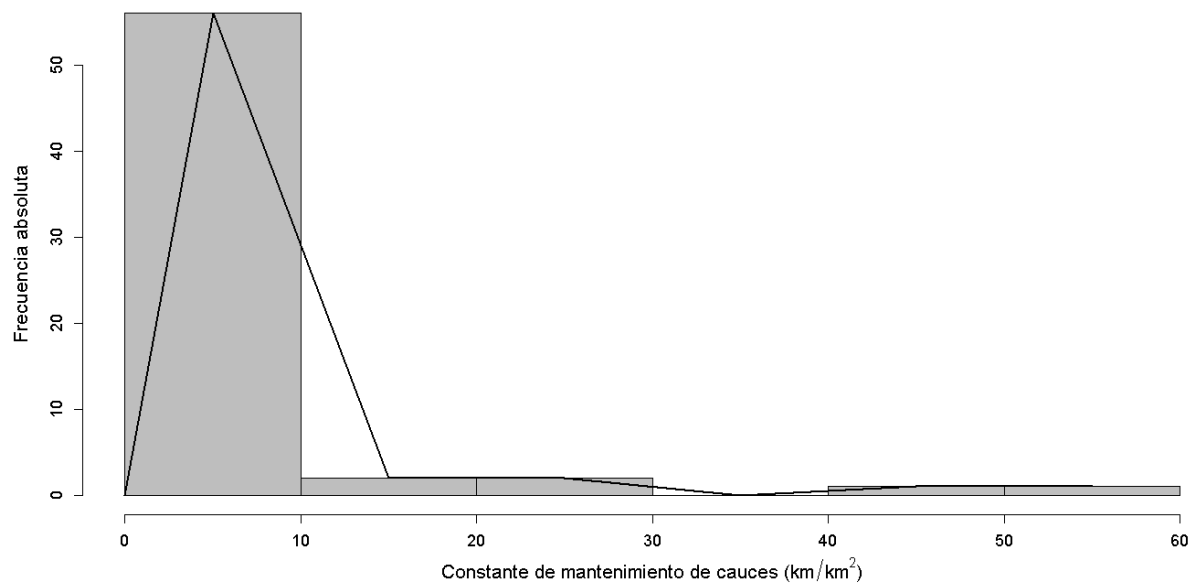


Figura E. 4. Histograma para análisis de la frecuencia de cauces en la cuenca del río Sinú

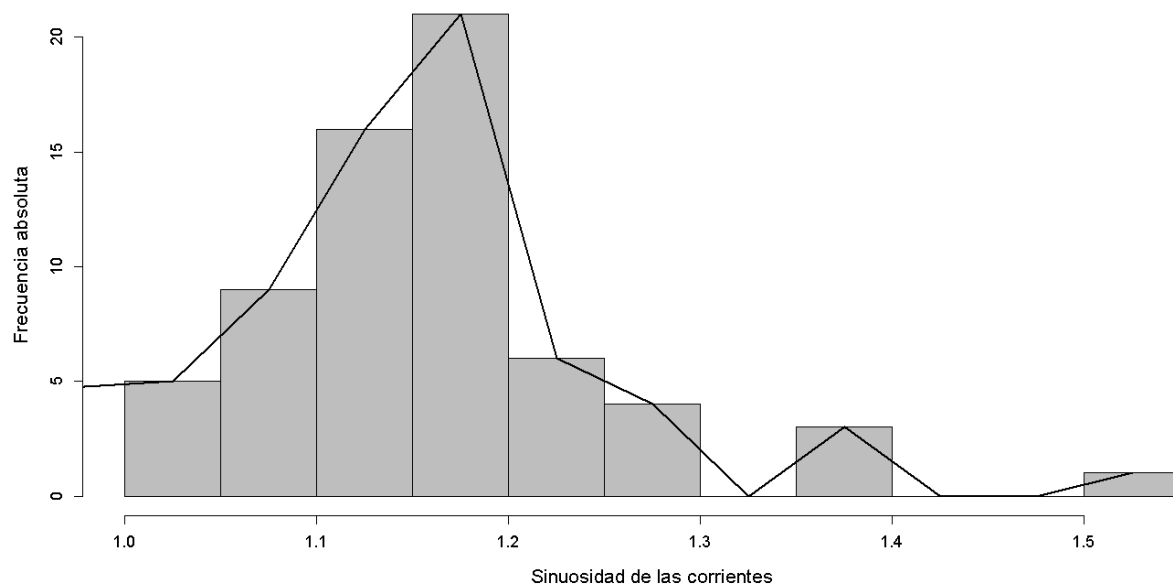


Figura E. 5. Histograma para análisis de la sinuosidad de las corrientes en la cuenca del río Sinú

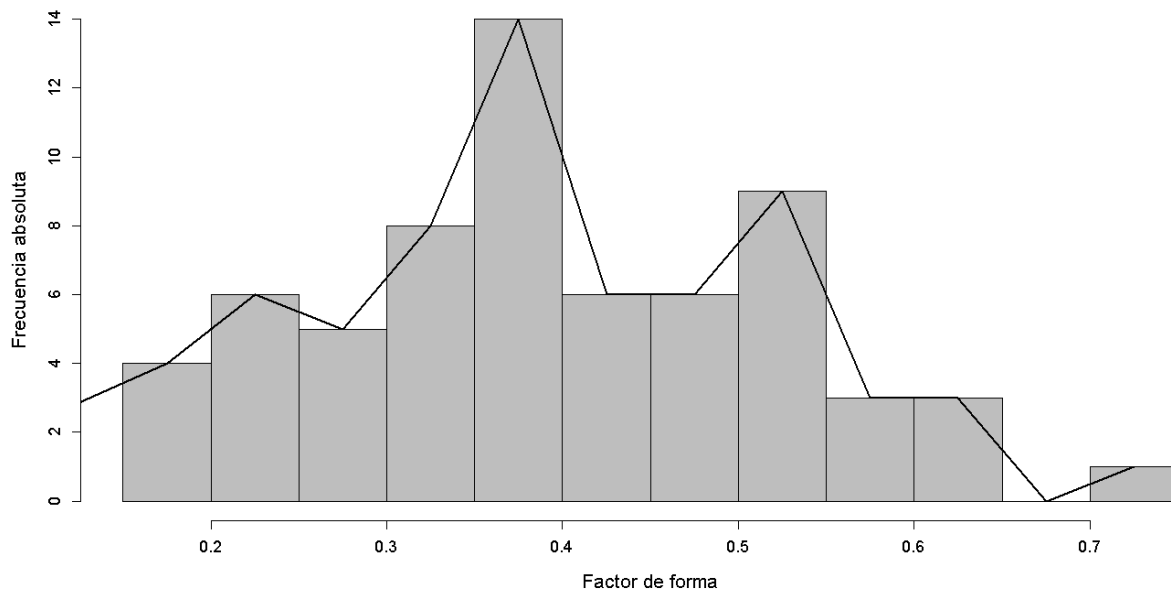


Figura E. 6. Histograma para análisis del factor de forma en la cuenca del río Sinú

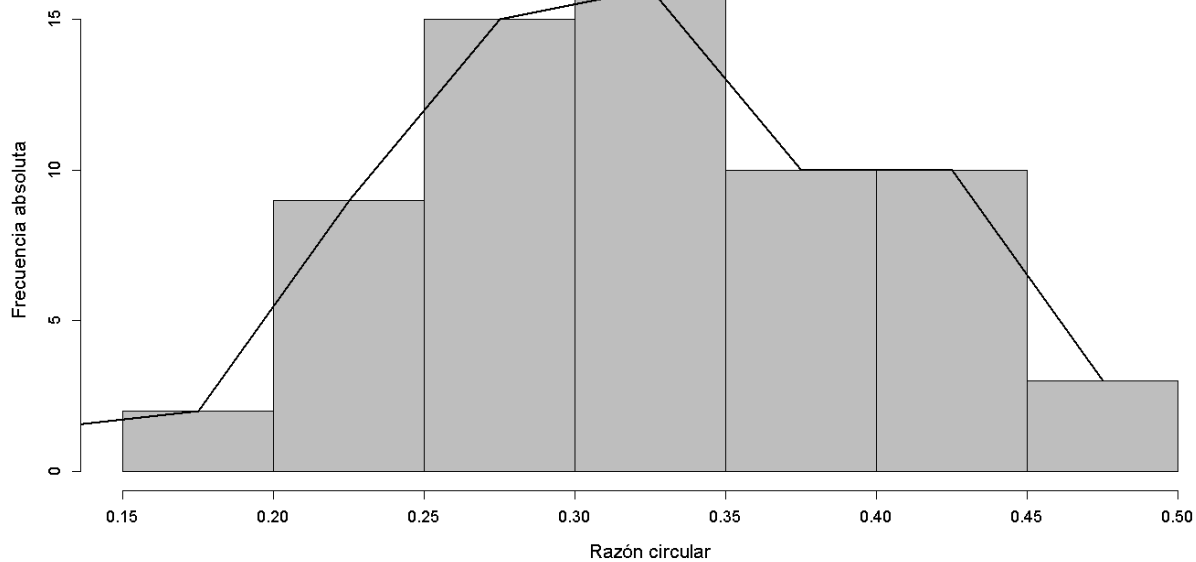


Figura E. 7. Histograma para análisis de la razón circular en la cuenca del río Sinú

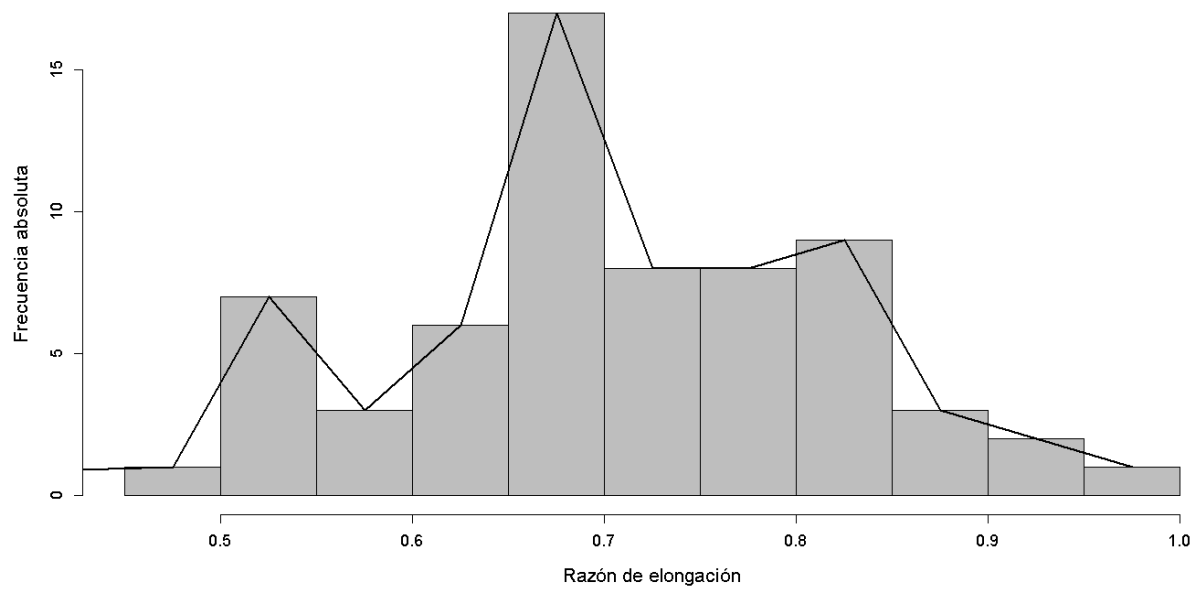


Figura E. 8. Histograma para análisis de la razón de elongación en la cuenca del río Sinú

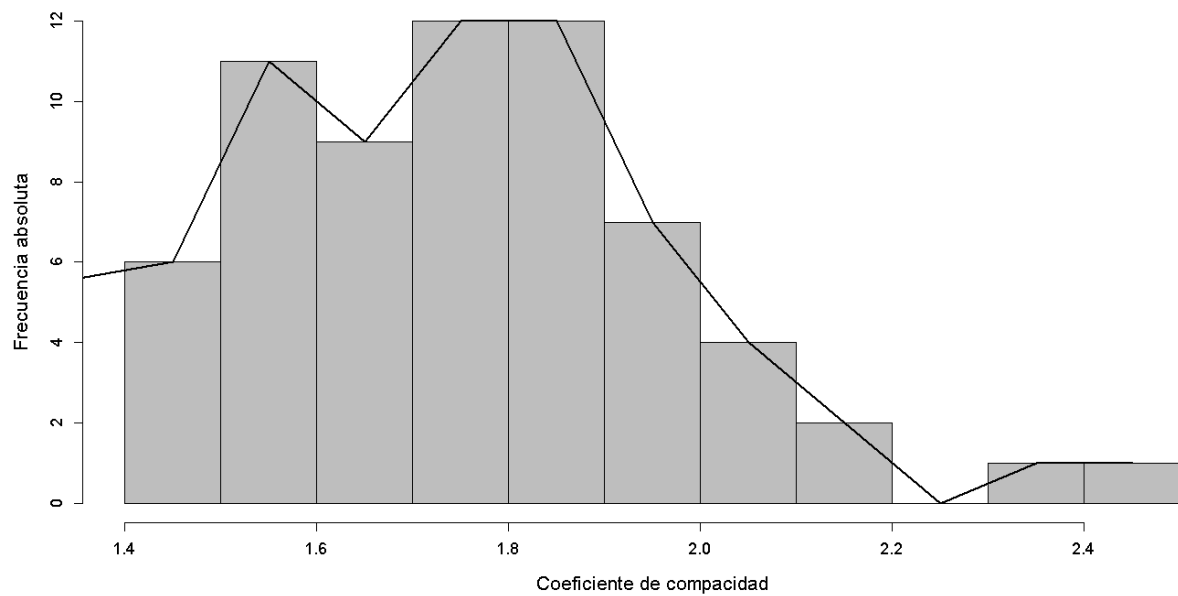


Figura E. 9. Histograma para análisis del coeficiente de compacidad en la cuenca del río Sinú

ANEXO F.
MODELOS SARIMA SELECCIONADOS PARA LAS ESTACIONES DE LA CUENCA DEL RÍO SINÚ, COLOMBIA

| Estación | Modelo SARIMA | ϕ_1 | ϕ_2 | ϕ_3 | θ_1 | θ_2 | θ_3 | Φ_1 | Φ_2 | Θ_1 | Θ_2 | μ_D |
|------------------------|---------------------------------------|----------|----------|----------|------------|------------|------------|--------------|--------------|------------|------------|---------|
| Loma Verde | (0,0,0) (0,1,1) [12] | | | | | | | | | - | 0.883 | |
| | | | | | | | | | | 4 | | |
| El Siglo | (0,0,0) (0,1,2) [12] | | | | | | | | | - | 0.206 | |
| | | | | | | | | | | 1.079 | 8 | |
| | | | | | | | | | | 3 | | |
| California | (0,0,0) (2,1,0) [12] | | | | | | | - | - | | | |
| | | | | | | | | 0.646 | 0.385 | | | |
| | | | | | | | | 1 | 0 | | | |
| Colomboy | (0,0,0) (2,1,0) [12] | | | | | | | - | - | | | |
| | | | | | | | | 0.675 | 0.298 | | | |
| | | | | | | | | 5 | 3 | | | |
| Planeta Rica | (0,0,0) (2,1,0) [12] | | | | | | | - | - | | | |
| | | | | | | | | 0.618 | 0.316 | | | |
| | | | | | | | | 9 | 4 | | | |
| Sahagún | (0,0,0) (2,1,0) [12] | | | | | | | - | - | | | |
| | | | | | | | | 0.682 | 0.349 | | | |
| Mocarí | (0,0,0) (2,1,0) [12] | | | | | | | - | - | | | |
| | | | | | | | | 0.639 | 0.318 | | | |
| | | | | | | | | 8 | 0 | | | |
| Cotorra | (0,0,0) (2,1,1) [12] | | | | | | | - | - | - | | |
| | | | | | | | | 0.029 | 0.054 | 0.865 | | |
| | | | | | | | | 5 | 5 | 2 | | |
| San Francisco del Rayo | (0,0,0) (2,1,2) [12] | | | | | | | - | - | | | |
| | | | | | | | | 0.497 | 0.114 | 1.431 | 0.499 | |
| | | | | | | | | 6 | 9 | 9 | 8 | |
| Lorica [13080020] | (0,0,1) (0,1,1) [12] | | | | 0.225 | | | | | - | | |
| | | | | | 7 | | | | | 0.772 | | |
| | | | | | | | | | | 8 | | |
| Aguas Mohosas | (0,0,1) (2,1,0) [12] | | | | 0.125 | | | - | - | | | |
| | | | | | 6 | | | 0.768 | 0.352 | | | |
| | | | | | | | | 9 | 3 | | | |
| Ciénaga de Oro | (0,0,1) (2,1,0) [12] | | | | 0.223 | | | - | - | | | |
| | | | | | 3 | | | 0.715 | 0.346 | | | |
| | | | | | | | | 6 | 1 | | | |

| Estación | Modelo SARIMA | ϕ_1 | ϕ_2 | ϕ_3 | θ_1 | θ_2 | θ_3 | Φ_1 | Φ_2 | Θ_1 | Θ_2 | μ_D |
|----------------------|-------------------------|------------|----------|----------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|
| Rabolargo | (0,0,1) (2,1,0) [12] | | | | 0.190 2 | | | 0.565 4 | 0.214 0 | | | |
| Sta Lucia | (0,0,1) (2,1,0) [12] | | | | 0.220 7 | | | 0.719 7 | 0.329 6 | | | |
| Sta Rosa | (0,0,1) (2,1,0) [12] | | | | 0.251 4 | | | 0.661 1 | 0.380 5 | | | |
| Cerro Bahía | (0,0,1) (2,1,2) [12] | | | | 0.266 1 | | | 0.830 6 | 0.282 8 | 0.180 6 | 0.550 1 | 0.00 12 |
| Villa Marcela | (0,0,2) (0,1,1) [12] | | | | 0.215 4 | 0.269 | | | | 0.718 6 | | |
| Cristo Rey | (0,0,2) (2,1,0) [12] | | | | 0.216 7 | 0.138 7 | | 0.720 6 | 0.357 6 | | | |
| Lorica [13085020] | (0,0,2) (2,1,0) [12] | | | | 0.161 5 | 0.182 8 | | 0.684 3 | 0.375 7 | | | |
| Galan | (0,0,2) (2,1,0) [12] | | | | 0.147 8 | 0.115 8 | | 0.604 3 | 0.276 8 | | | |
| Berastegui | (0,0,3) (0,1,2) [12] | | | | 0.014 6 | 0.106 | 0.15 64 | 0.969 4 | 0.096 9 | | | |
| La Doctrina | (0,0,3) (2,1,0) [12] | | | | 0.219 8 | 0.105 6 | 0.15 46 | 0.665 8 | 0.349 6 | | | |
| Apto Los Garzones | (0,0,3) (2,1,0) [12] | | | | 0.040 2 | 0.074 9 | 0.12 27 | 0.598 4 | 0.344 0 | | | |
| Turipaná | (0,0,3) (2,1,0) [12] | | | | 0.070 7 | 0.083 3 | 0.08 61 | 0.665 9 | 0.359 1 | | | |
| Centro Alegre | (1,0,0) (0,1,1) [12] | 0.129 9 | | | | | | | | 0.885 7 | | |

| Estación | Modelo SARIMA | ϕ_1 | ϕ_2 | ϕ_3 | θ_1 | θ_2 | θ_3 | Φ_1 | Φ_2 | Θ_1 | Θ_2 | μ_D |
|------------------|---------------------------------------|--------------|----------|----------|------------|------------|------------|--------------|--------------|------------|------------|---------|
| San Antonio | (1,0,0) (0,1,1) [12] | 0.166 | | | | | | | | - | 0.865 | 5 |
| Caramelo | (1,0,0) (2,1,0) [12] | 0.065 | | | | | | 0.601 | 0.354 | | | |
| Buenos Aires | (1,0,0) (2,1,0) [12] | 0.099 | | | | | | 0.641 | 0.336 | | | |
| Carrillo | (1,0,0) (2,1,0) [12] | 0.273 | | | | | | 0.671 | 0.357 | | | |
| Chimá | (1,0,0) (2,1,0) [12] | 0.114 | | | | | | 0.635 | 0.294 | | | |
| Chinú | (1,0,0) (2,1,0) [12] | 0.106 | | | | | | 0.728 | 0.352 | | | |
| La Esmeralda | (1,0,0) (2,1,0) [12] | 0.193 | | | | | | 0.759 | 0.422 | | | |
| Jobo El Tablón | (1,0,0) (2,1,0) [12] | 0.145 | | | | | | 0.650 | 0.355 | | | |
| Lamas 3 | (1,0,0) (2,1,0) [12] | 0.199 | | | | | | 0.691 | 0.406 | | | |
| Montería | (1,0,0) (2,1,0) [12] | 0.185 | | | | | | 0.672 | 0.342 | | | |
| Sabana Nueva | (1,0,0) (2,1,0) [12] | 0.237 | | | | | | 0.647 | 0.346 | | | |
| Sincelejo | (1,0,0) (2,1,0) [12] | 0.297 | | | | | | 0.662 | 0.364 | | | |
| Tierralta | (1,0,0) (2,1,0) [12] | 0.193 | | | | | | 0.667 | 0.293 | | | |

| Estación | Modelo SARIMA | ϕ_1 | ϕ_2 | ϕ_3 | θ_1 | θ_2 | θ_3 | Φ_1 | Φ_2 | Θ_1 | Θ_2 | μ_D |
|------------------|-------------------------|------------|-----------------|----------|-----------------|------------|------------|-----------------|-----------------|-----------------|------------|------------|
| Venecia | (1,0,0) (2,1,0) [12] | 0.231 4 | | | | | | - 0.674 9 | - 0.331 4 | | | |
| Coroza 1 | (1,0,0) (2,1,0) [12] | 0.185 3 | | | | | | - 0.581 9 | - 0.323 9 | | | |
| Maracayo | (1,0,0) (2,1,0) [12] | 0.094 6 | | | | | | - 0.632 6 | - 0.311 6 | | | |
| San Carlos | (1,0,0) (2,1,0) [12] | 0.224 0 | | | | | | - 0.704 5 | - 0.368 8 | | | |
| Sta Cruz Hda | (1,0,0) (2,1,0) [12] | 0.121 4 | | | | | | - 0.633 7 | - 0.286 4 | | | |
| La Despensa | (1,0,0) (2,1,1) [12] | 0.242 9 | | | | | | - 0.052 4 | - 0.039 3 | - 0.876 | | |
| Univ de Córdoba | (1,0,0) (2,1,1) [12] | 0.157 8 | | | | | | - 0.013 6 | - 0.016 5 | - 0.886 9 | | |
| Palma de Vino | (1,0,0) (2,1,2) [12] | 0.271 9 | | | | | | - 0.466 9 | - 0.203 8 | - 1.388 1 | 0.508 3 | |
| Sabanal | (1,0,0) (2,1,2) [12] | 0.148 1 | | | | | | - 0.450 5 | - 0.141 2 | - 1.324 9 | 0.408 | |
| Pica Pica | (1,0,1) (0,1,2) [12] | 0.850 8 | - 0.720 3 | | | | | | | - 1.025 1 | 0.124 4 | |
| El Cielo | (1,0,1) (1,1,2) [12] | 0.873 4 | | | - 0.454 7 | | | - 0.528 3 | | - 1.628 4 | 0.661 9 | 0.00 57 |
| Boca de la Ceiba | (1,0,1) (2,1,0) [12] | 0.692 0 | | | - 0.563 5 | | | - 0.686 9 | - 0.335 5 | | | |
| Carrizal | (1,0,1) (2,1,0) [12] | 0.838 7 | | | - 0.769 1 | | | - 0.703 3 | - 0.281 7 | | | |

| Estación | Modelo SARIMA | ϕ_1 | ϕ_2 | ϕ_3 | θ_1 | θ_2 | θ_3 | Φ_1 | Φ_2 | Θ_1 | Θ_2 | μ_D |
|-----------------|-------------------------|-----------------|------------|----------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|------------|---------|
| Coroza 2 | (1,0,1) (2,1,0) [12] | 0.606 5 | | | - 0.479 8 | | | - 0.683 5 | - 0.353 4 | | | |
| Horizonte | (1,0,1) (2,1,0) [12] | 0.706 3 | | | - 0.557 | | | - 0.602 9 | - 0.279 8 | | | |
| Jaraguay | (1,0,1) (2,1,0) [12] | 0.926 1 | | | - 0.750 8 | | | - 0.628 5 | - 0.362 6 | | | |
| El Limón | (1,0,1) (2,1,0) [12] | 0.621 0 | | | - 0.504 1 | | | - 0.688 4 | - 0.346 3 | | | |
| San Anterito | (1,0,1) (2,1,0) [12] | 0.830 5 | | | - 0.622 4 | | | - 0.690 4 | - 0.341 7 | | | |
| Tampa | (1,0,1) (2,1,0) [12] | 0.851 6 | | | - 0.747 6 | | | - 0.652 4 | - 0.325 4 | | | |
| El Trapiche | (1,0,1) (2,1,0) [12] | 0.809 8 | | | - 0.672 5 | | | - 0.577 1 | - 0.379 7 | | | |
| Villa Arteaga | (1,0,1) (2,1,0) [12] | 0.804 | | | - 0.650 5 | | | - 0.658 2 | - 0.282 3 | | | |
| La Pastora | (1,0,2) (0,1,1) [12] | 0.972 7 | | | - 0.817 5 | - 0.091 1 | | | | - 0.871 2 | | |
| Sajonia Hda | (1,0,2) (0,1,1) [12] | 0.953 4 | | | - 0.719 8 | - 0.123 1 | | | | - 0.853 1 | | |
| Trementino | (1,0,2) (0,1,2) [12] | - 0.944 9 | | | - 1.136 3 | - 0.213 1 | | | | - 0.927 8 | 0.037 3 | |
| Callemar | (1,0,3) (0,1,1) [12] | 0.987 5 | | | - 0.709 2 | - 0.083 2 | - 0.15 80 | | | - 0.864 7 | | |
| Apto Berastegui | (2,0,0) (2,1,0) [12] | 0.133 1 | 0.147 1 | | | | | - 0.594 5 | - 0.333 3 | | | |

| Estación | Modelo SARIMA | ϕ_1 | ϕ_2 | ϕ_3 | θ_1 | θ_2 | θ_3 | Φ_1 | Φ_2 | Θ_1 | Θ_2 | μ_D |
|----------------|---------------------------------------|--------------------------|--------------------------|------------|------------|------------|------------|--------------------------|--------------------------|------------|------------|-----------|
| Flor del Sinú | (2,0,0) (2,1,0) [12] | 0.094 1 | 0.148 3 | | | | | 0.618 1 | 0.305 6 | | | |
| Momil | (2,0,0) (2,1,0) [12] | 0.129 4 | 0.149 4 | | | | | 0.637 8 | 0.356 7 | | | |
| San Bernardo | (2,0,0) (2,1,0) [12] | 0.092 | 0.145 2 | | | | | 0.748 9 | 0.367 1 | | | |
| Salado El | (2,0,0) (2,1,0) [12] | 0.104 6 | 0.126 1 | | | | | 0.719 6 | 0.376 2 | | | |
| Pezval | (2,0,0) (2,1,1) [12] | 0.129 6 | 0.084 3 | | | | | 0.019 1 | 0.149 3 | 0.884 9 | | |
| Puerto Nuevo | (2,0,0) (2,1,1) [12] | 0.207 | 0.007 9 | | | | | 0.180 6 | 0.254 | 0.732 5 | | 0.00 1 |
| La Granja | (2,0,1) (2,1,0) [12] | 0.464 5 | 0.206 9 | | 0.618 7 | | | 0.634 | 0.346 6 | | | |
| Buenos Aires 1 | (2,0,1) (2,1,0) [12] | 0.689 1 | 0.137 7 | | 0.779 5 | | | 0.597 3 | 0.283 6 | | | |
| Corocito | (3,0,0) (2,1,0) [12] | 0.322 | 0.004 3 | 0.126 4 | | | | 0.602 1 | 0.263 3 | | | |
| Quimarí | (3,0,0) (2,1,0) [12] | 0.083 1 | 0.031 | 0.157 9 | | | | 0.717 9 | 0.397 2 | | | |
| Cereté | (3,0,0) (2,1,0) [12] | 0.279 5 | 0.027 7 | 0.142 7 | | | | 0.733 1 | 0.370 9 | | | |

ANEXO G.
GRÁFICAS OBTENIDAS DURANTE EL ANÁLISIS DE SERIES DE TIEMPO Y
DETERMINACIÓN DE MODELOS DE PRONÓSTICO PARA LAS ESTACIONES DE LA
CUENCA DEL RÍO SINÚ

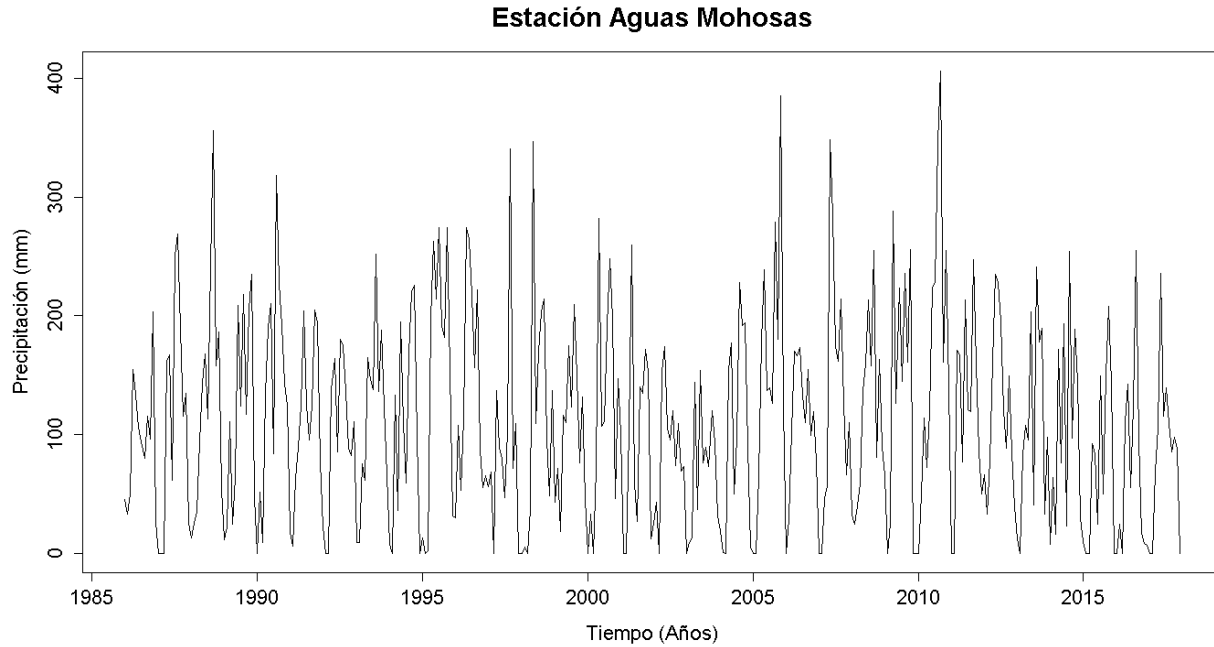


Figura G. 1. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Aguas Mohosas

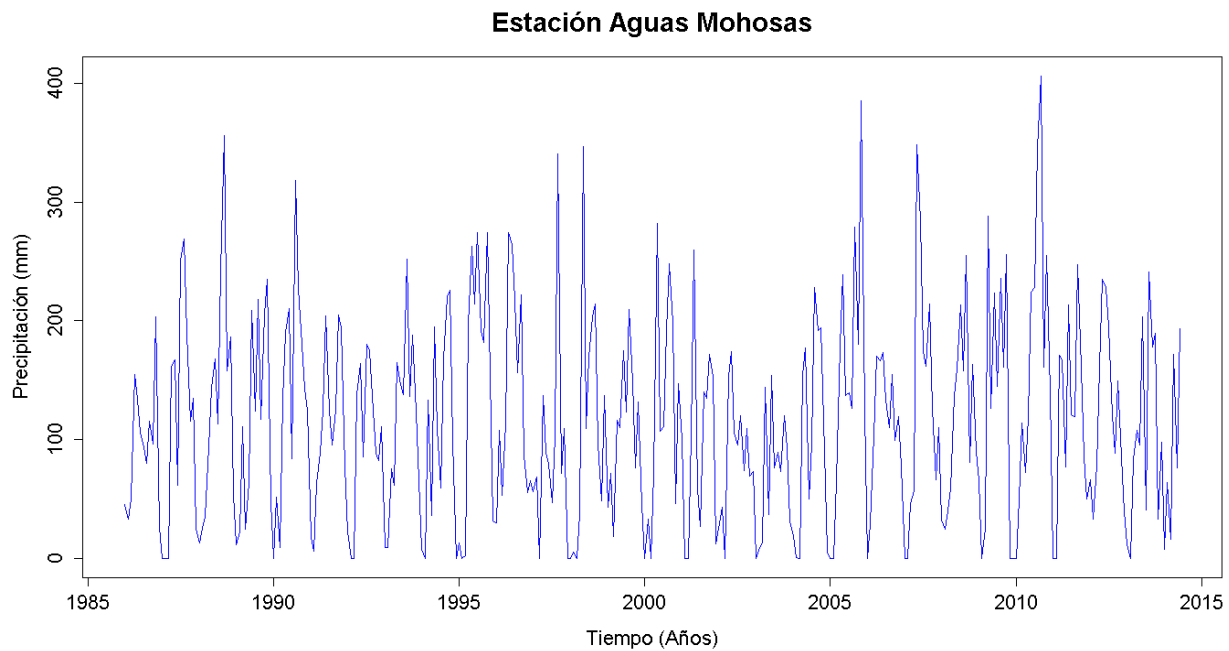


Figura G. 2. Vector de calibración de la estación Aguas Mohosas

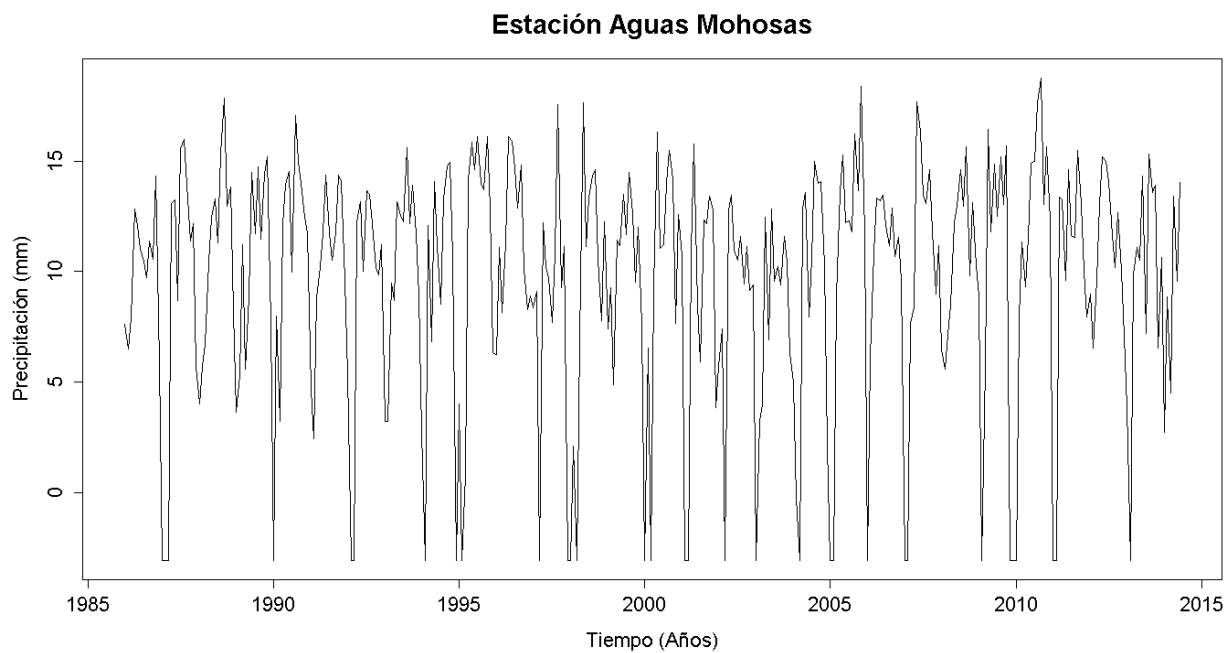


Figura G. 3. Vector de calibración de la estación Aguas Mohosas transformado usando Box-Cox

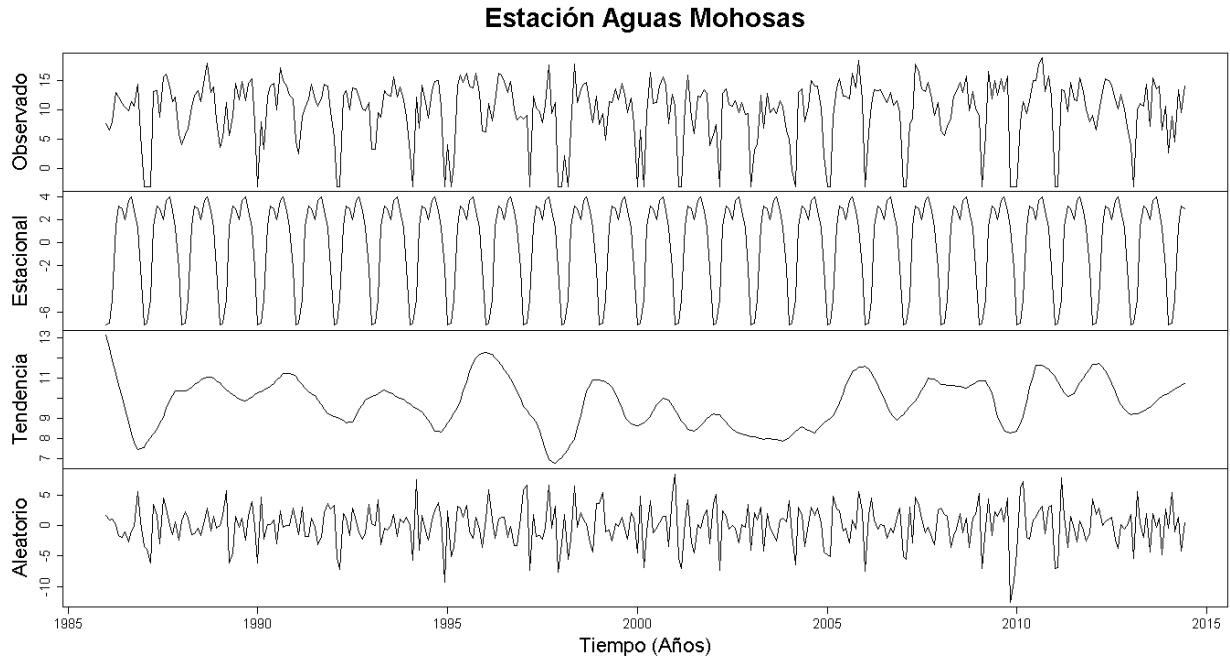


Figura G. 4. Descomposición de la serie transformada de la estación Aguas Mohosas

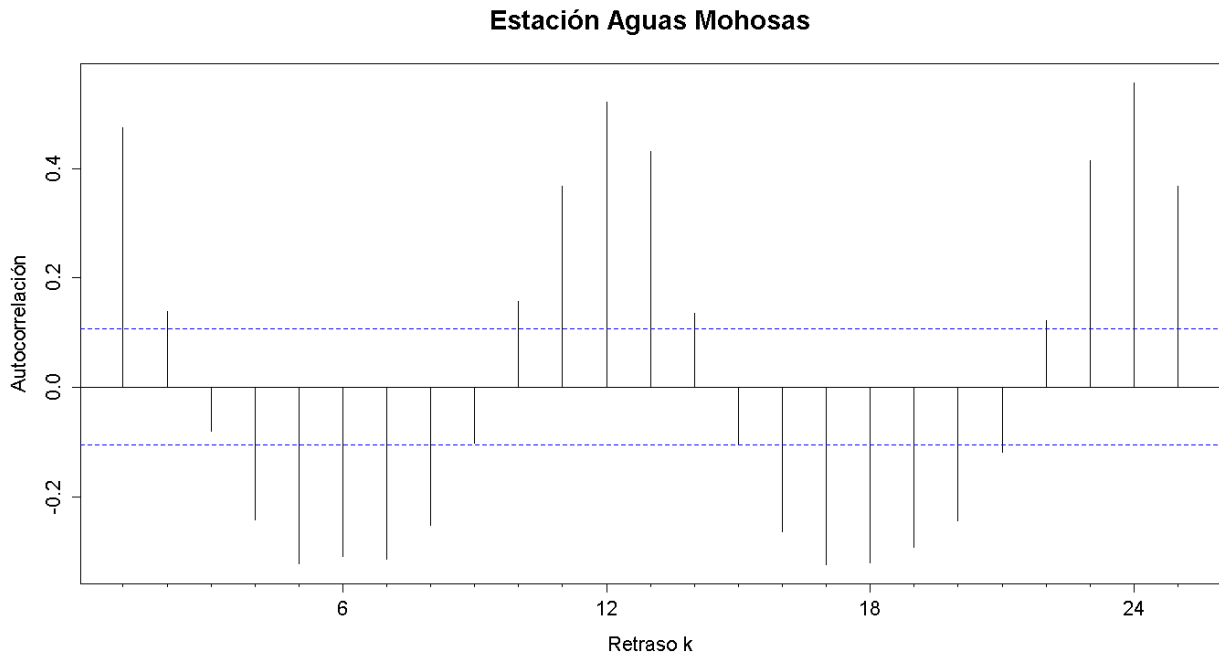


Figura G. 5. Autocorrelograma de la serie de la estación Aguas Mohosas

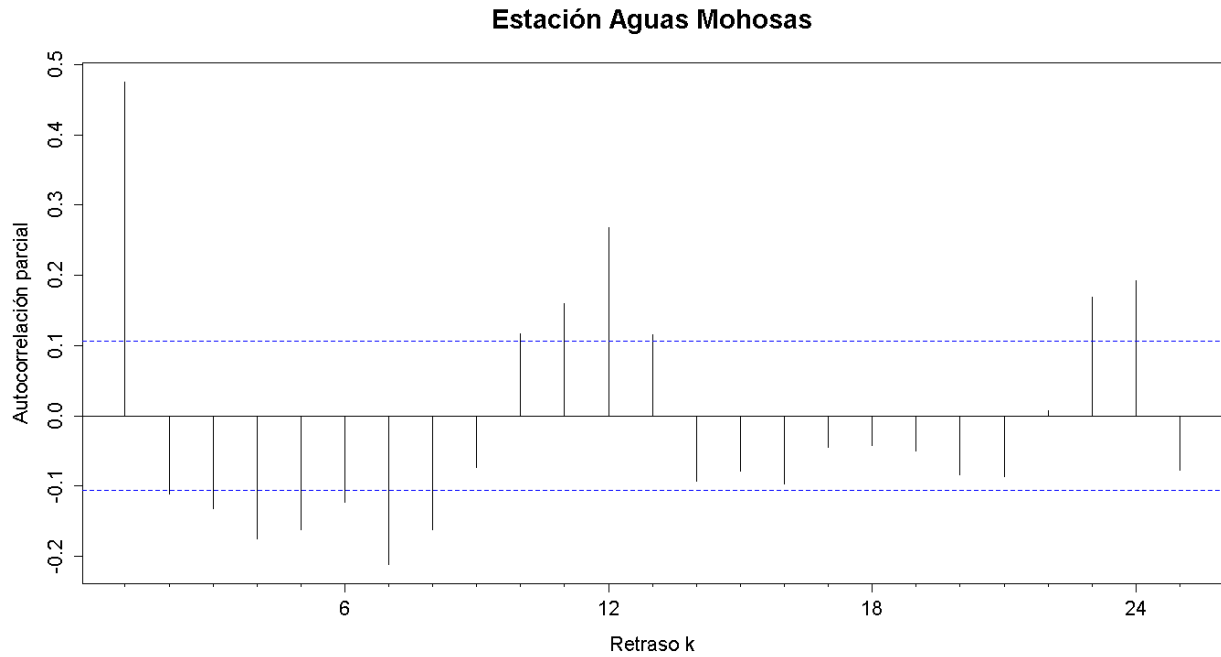


Figura G. 6. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Aguas Mohosas

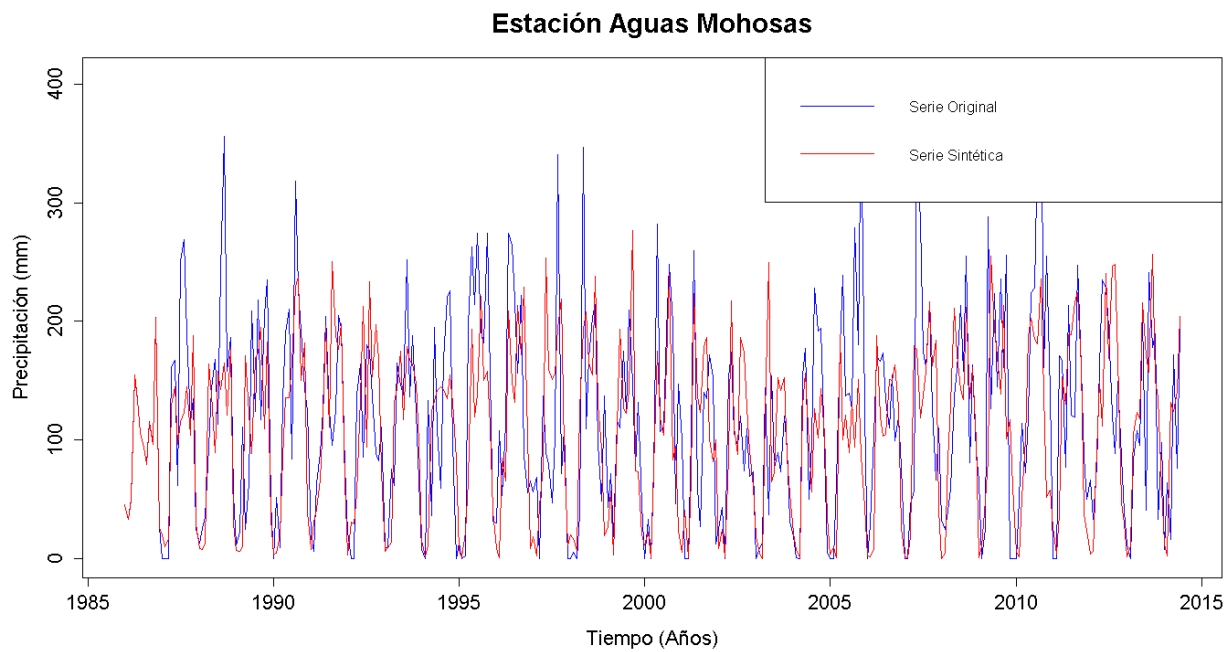


Figura G. 7. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Aguas Mohosas

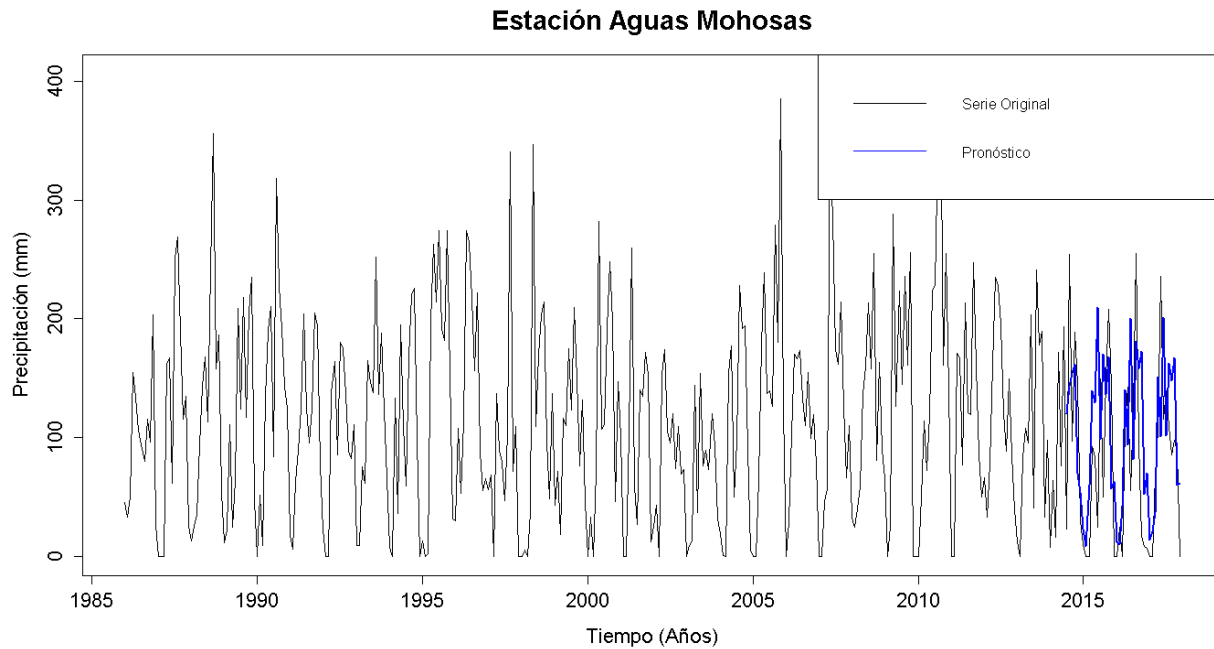


Figura G. 8. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Aguas Mohosas

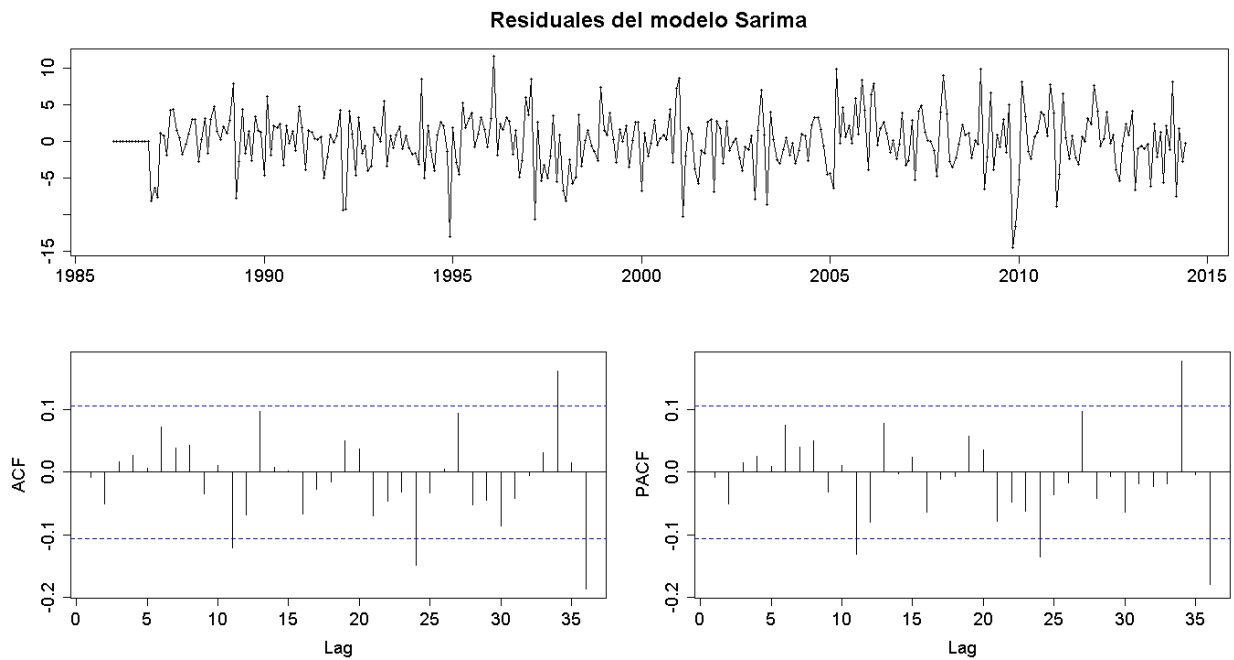


Figura G. 9. Residuales del modelo SARIMA de la estación Aguas Mohosas

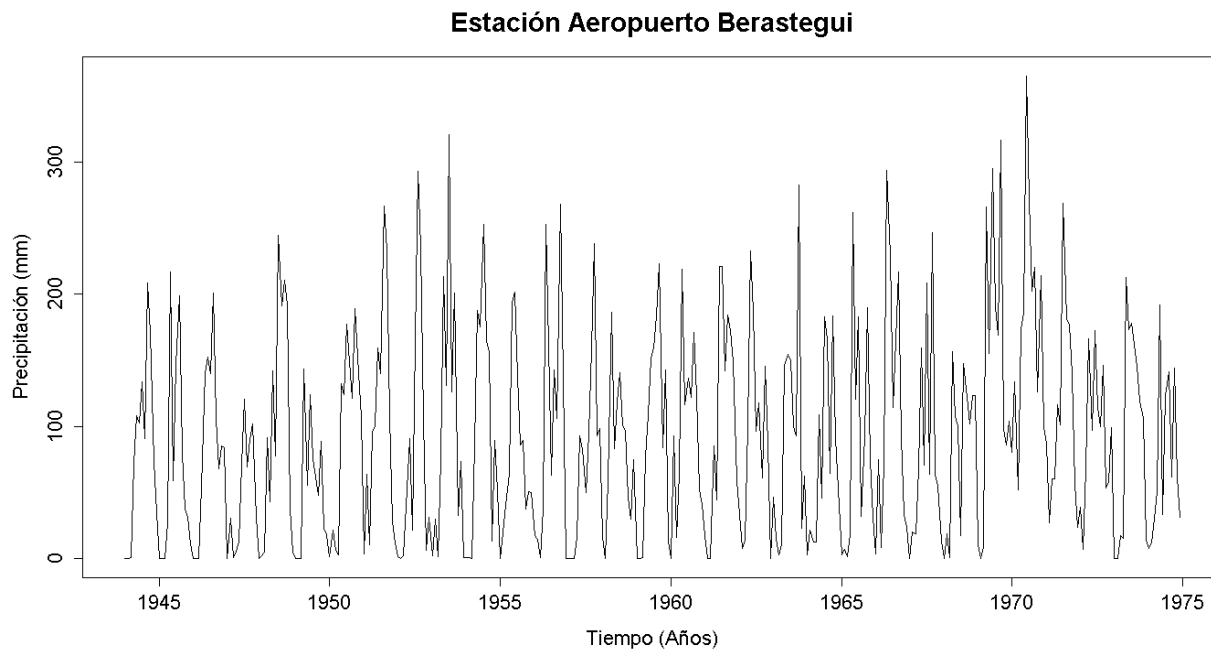


Figura G. 10. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Aeropuerto Berastegui

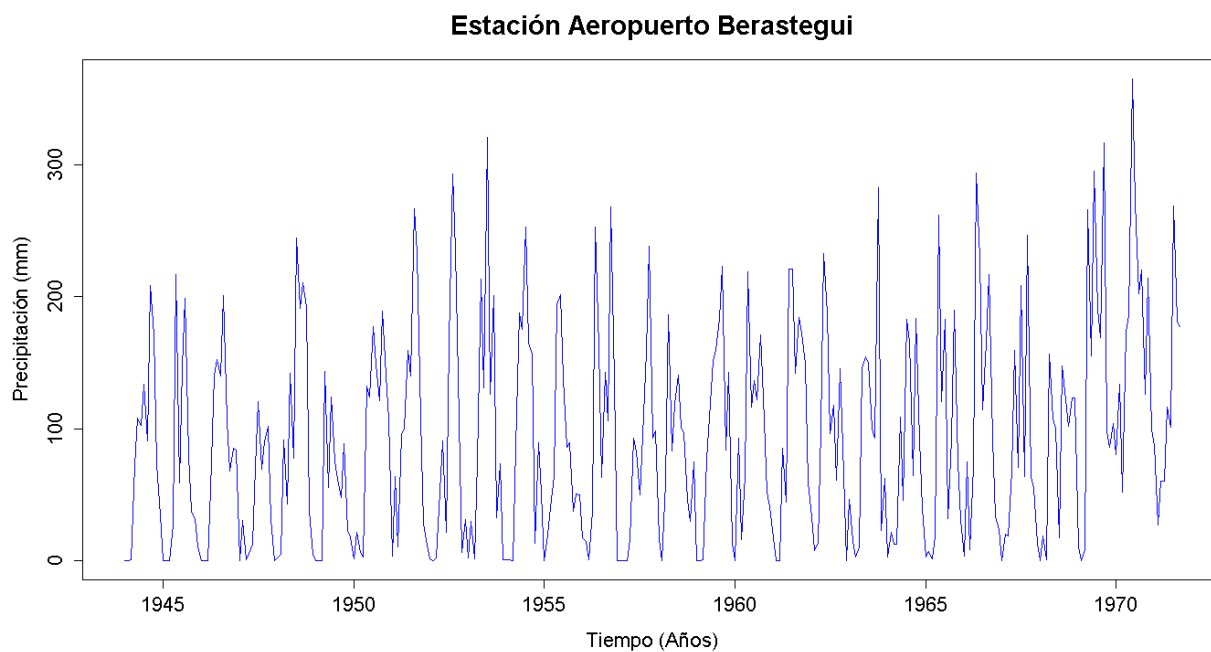


Figura G. 11. Vector de calibración de la estación Aeropuerto Berastegui

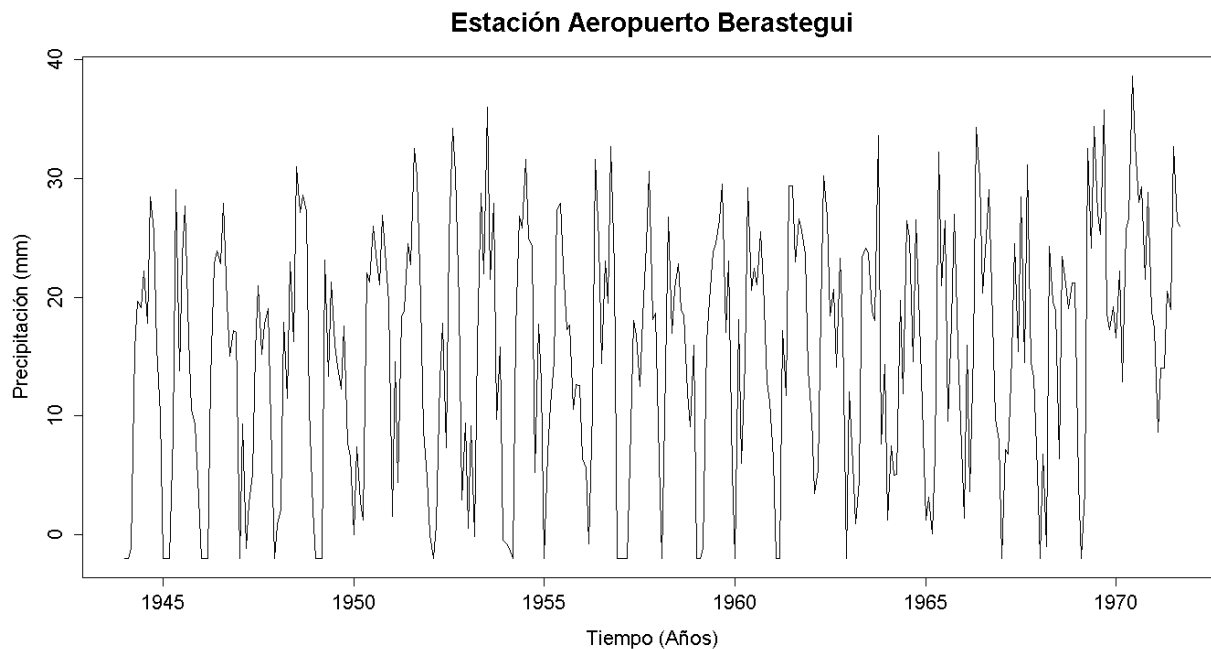


Figura G. 12. Vector de calibración de la estación Aeropuerto Berastegui transformado usando Box-Cox

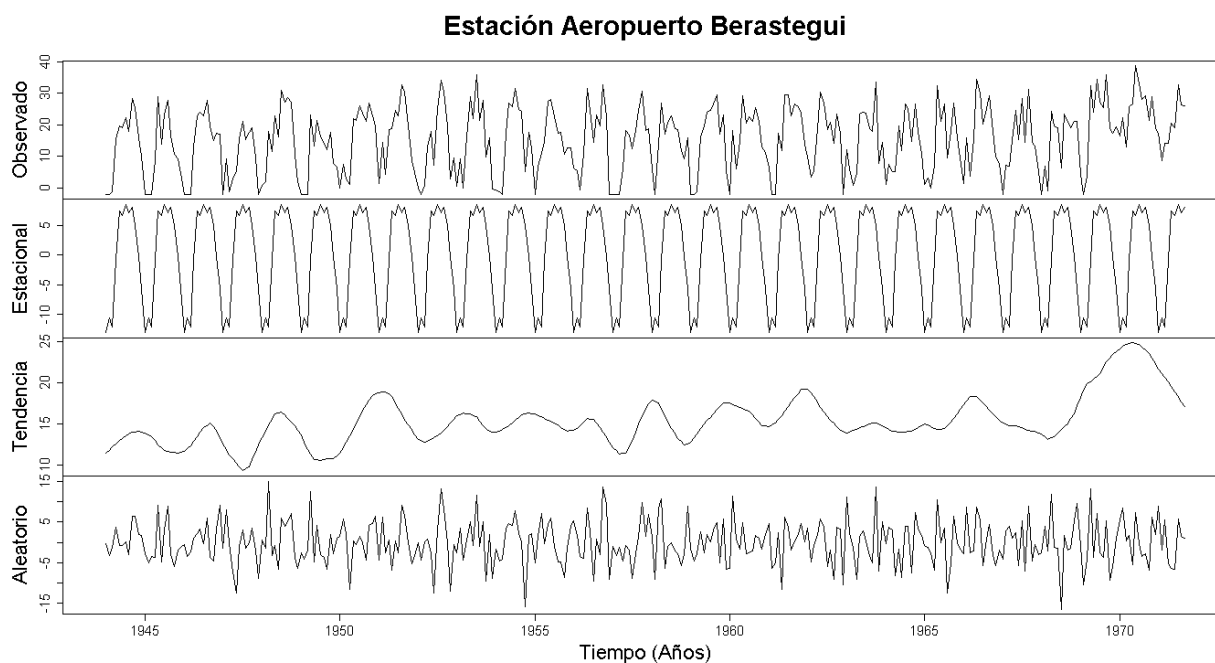


Figura G. 13. Descomposición de la serie transformada de la estación Aeropuerto Berastegui

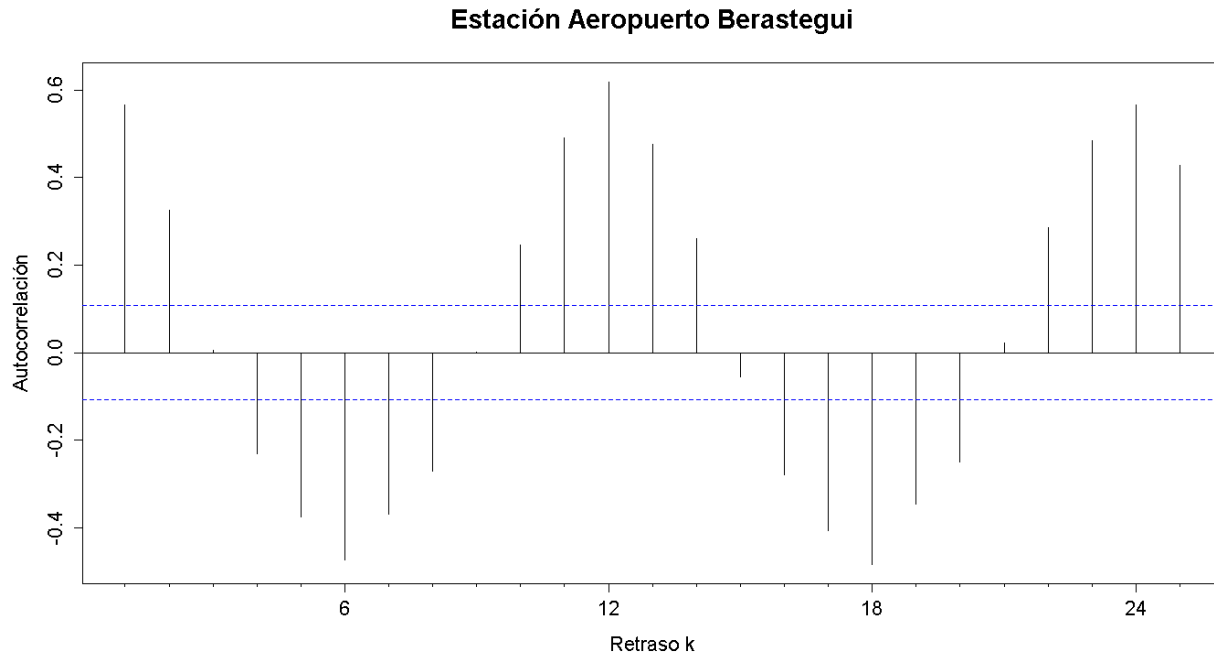


Figura G. 14. Autocorrelograma de la serie de la estación Aeropuerto Berastegui

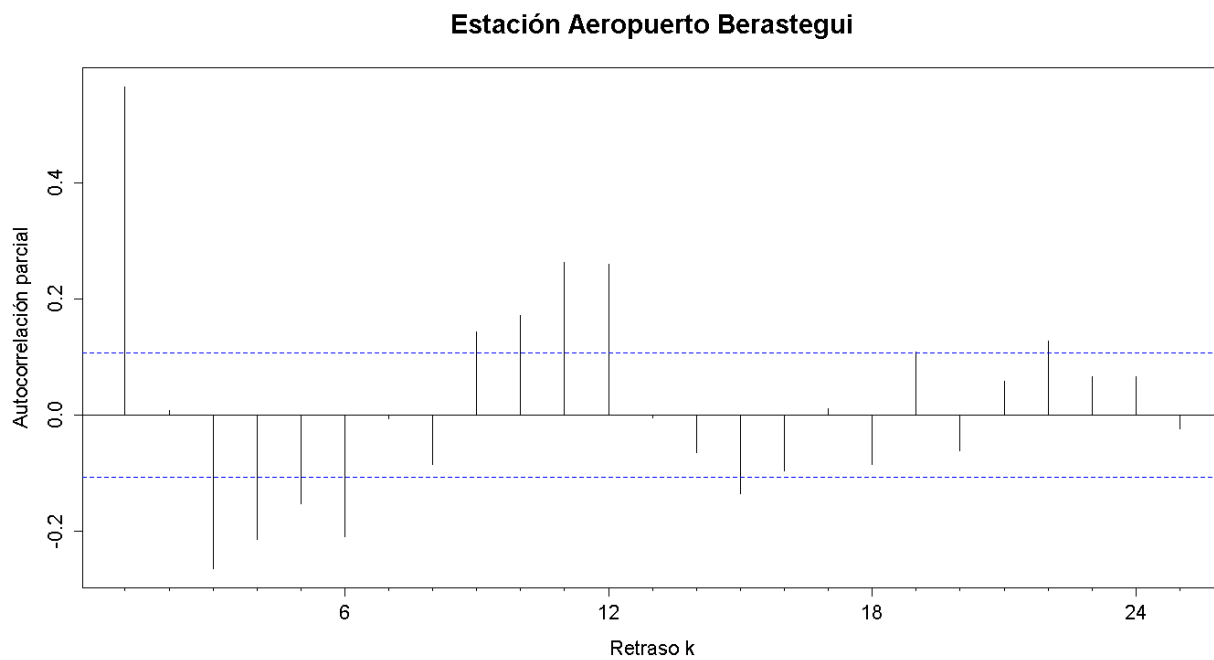


Figura G. 15. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Aeropuerto Berastegui

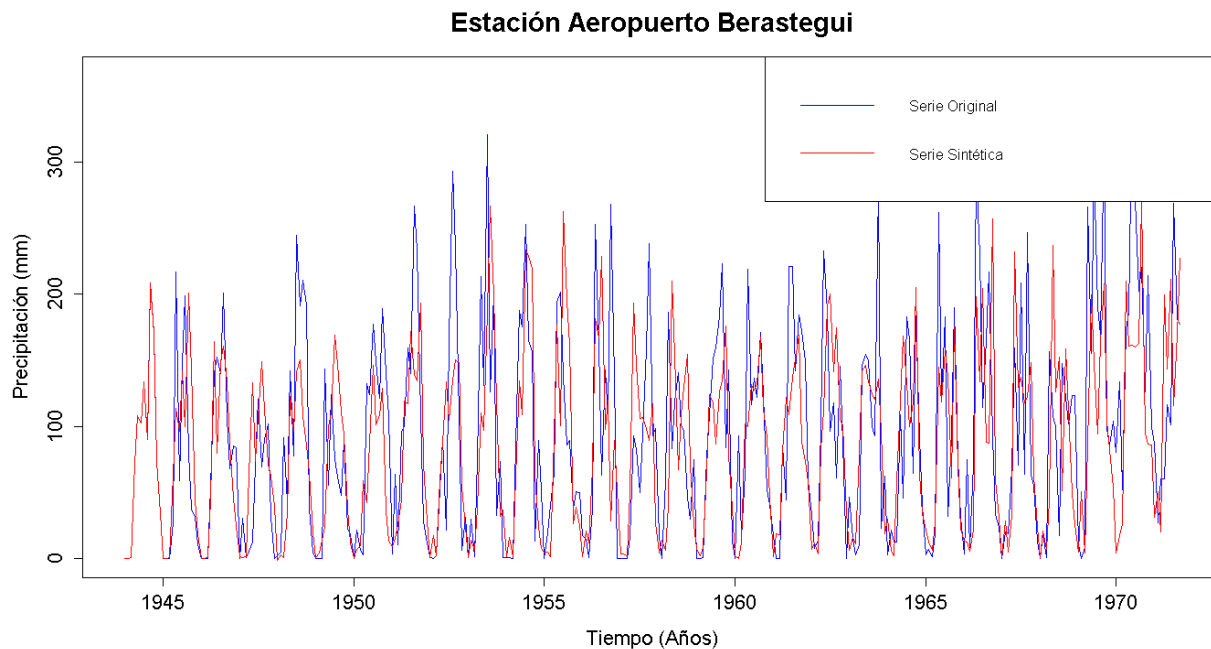


Figura G. 16. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Aeropuerto Berastegui

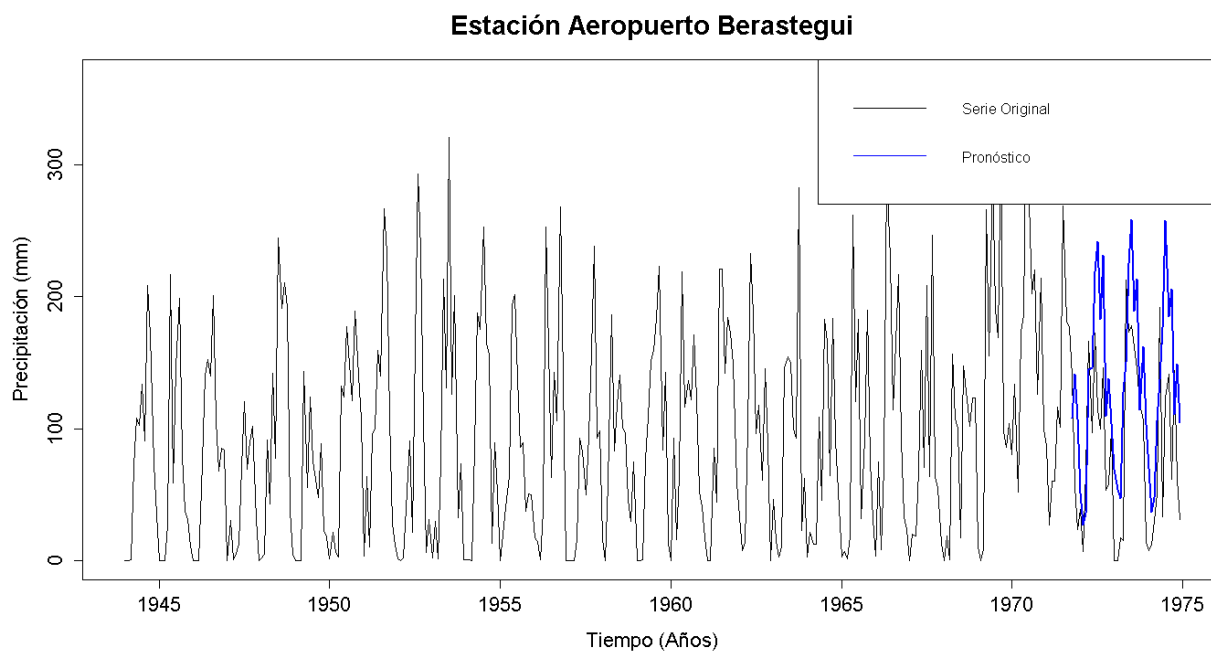


Figura G. 17. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Aeropuerto Berastegui

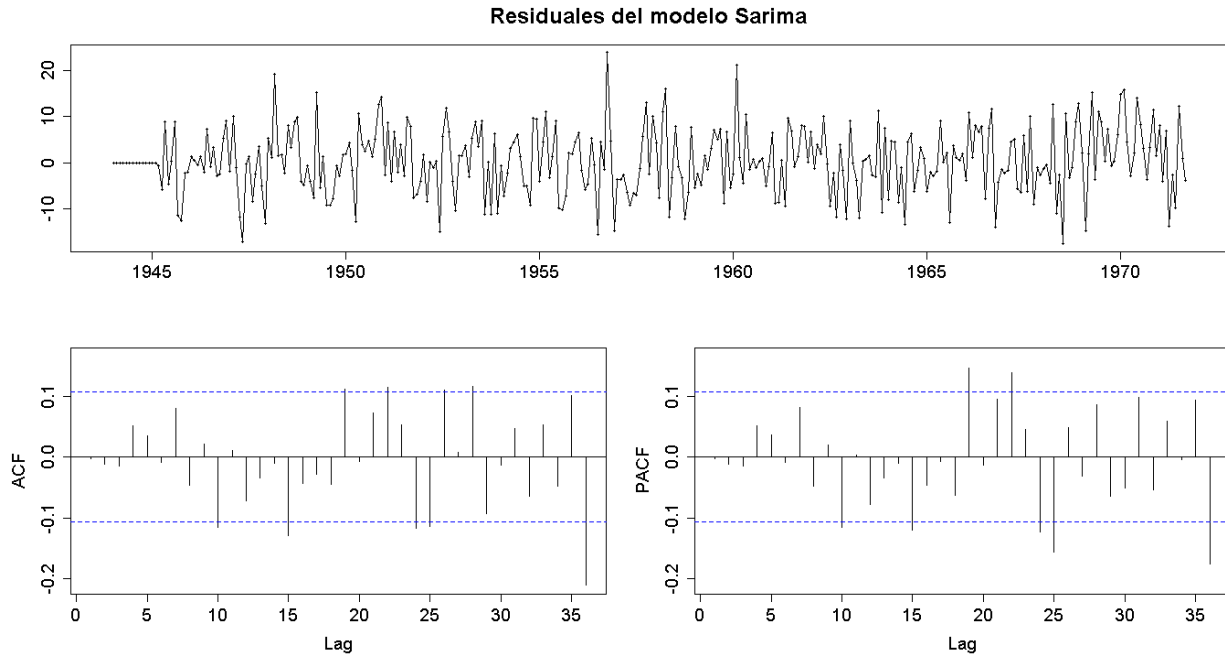


Figura G. 18. Residuales del modelo SARIMA de la estación Aeropuerto Berastegui

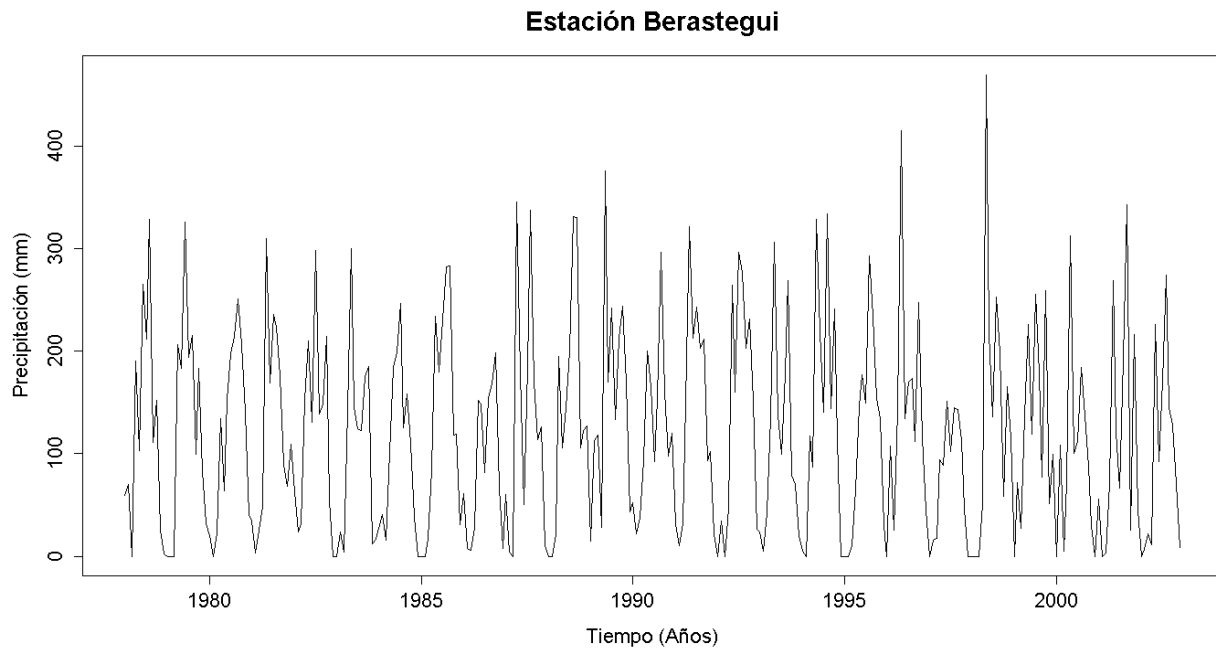


Figura G. 19. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Berastegui

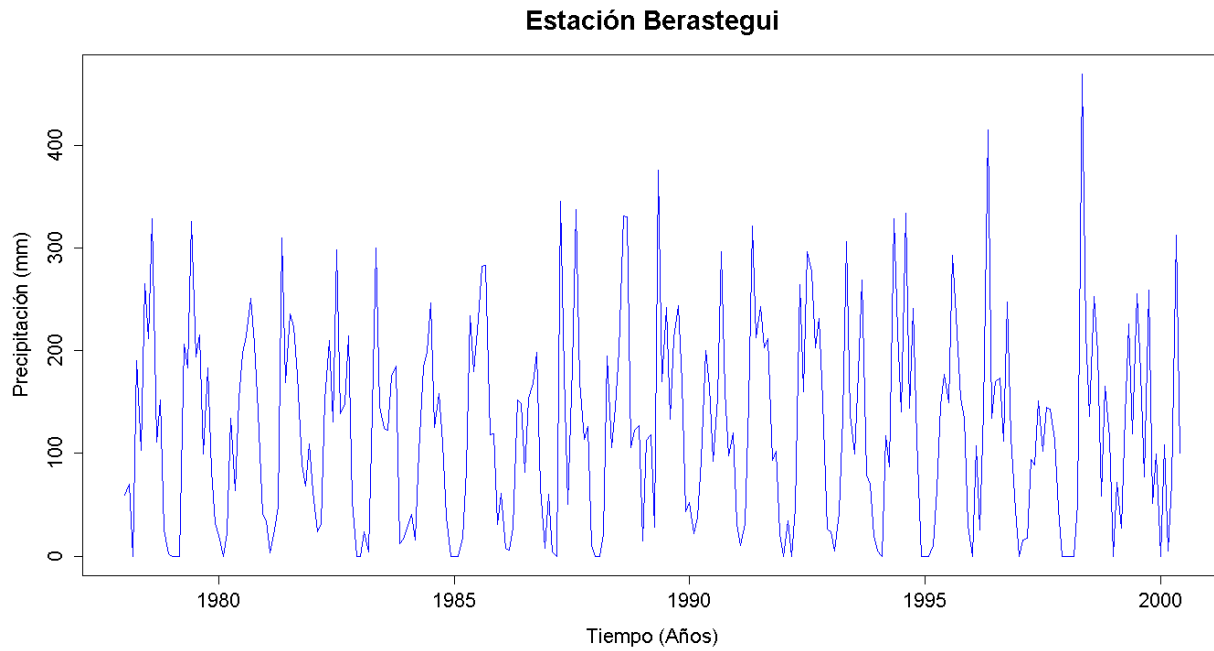


Figura G. 20. Vector de calibración de la estación Berastegui

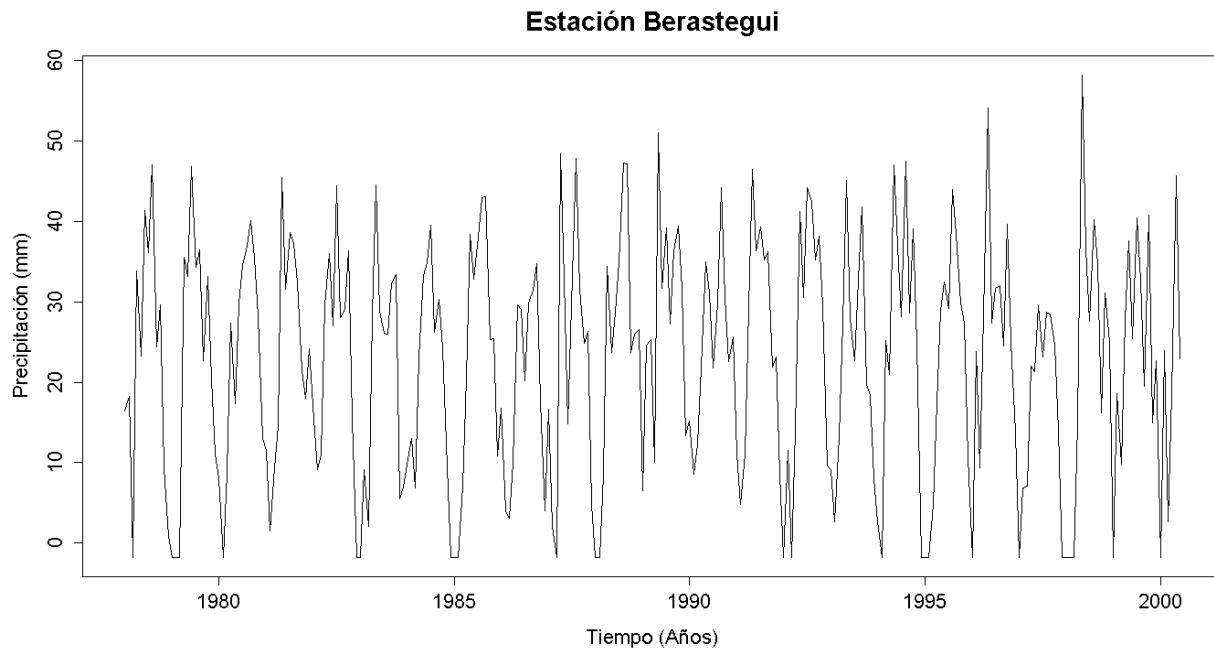


Figura G. 21. Vector de calibración de la estación Berastegui transformado usando Box-Cox

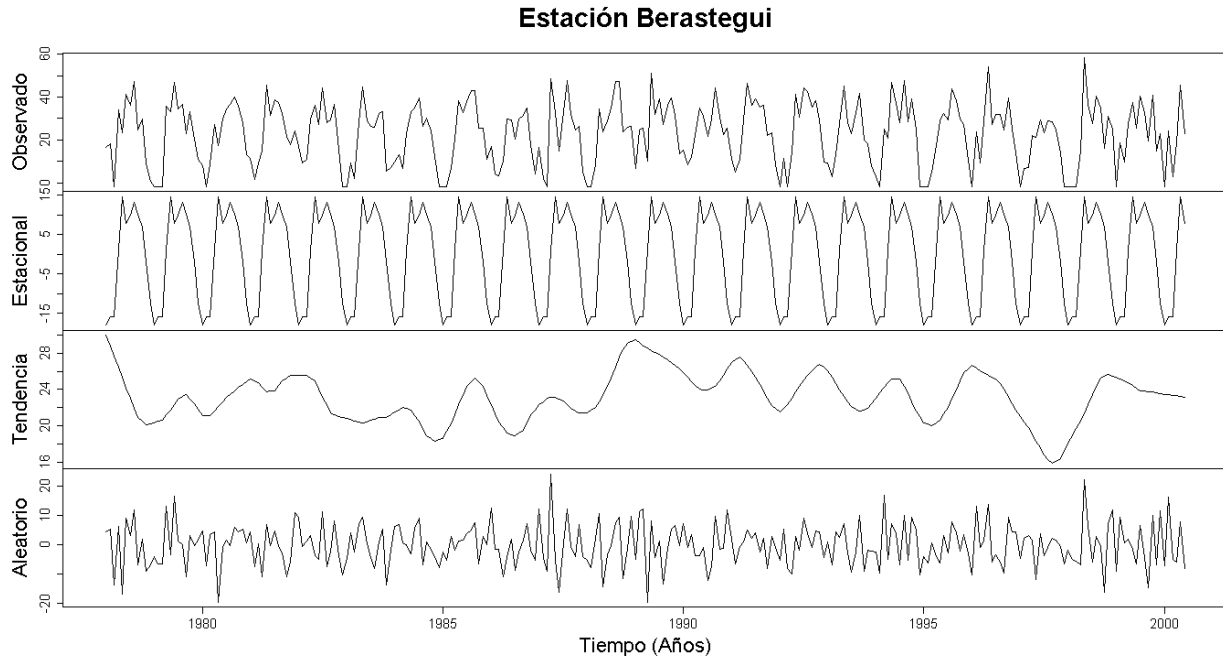


Figura G. 22. Descomposición de la serie transformada de la estación Berastegui

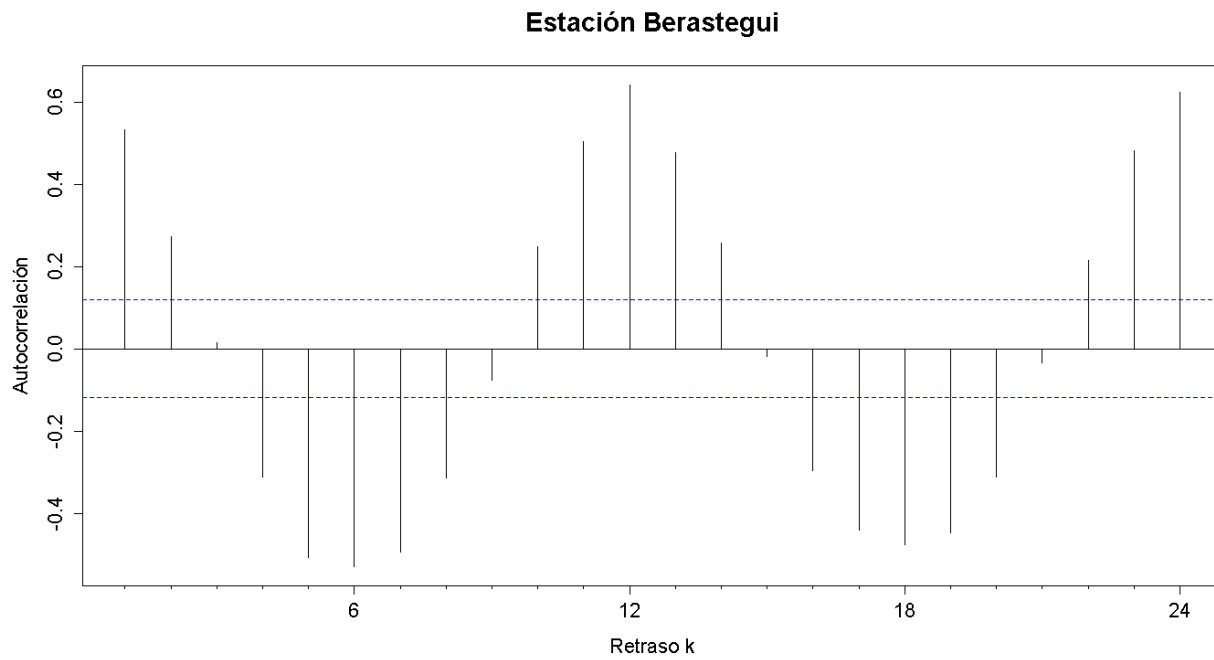


Figura G. 23. Autocorrelograma de la serie de la estación Berastegui

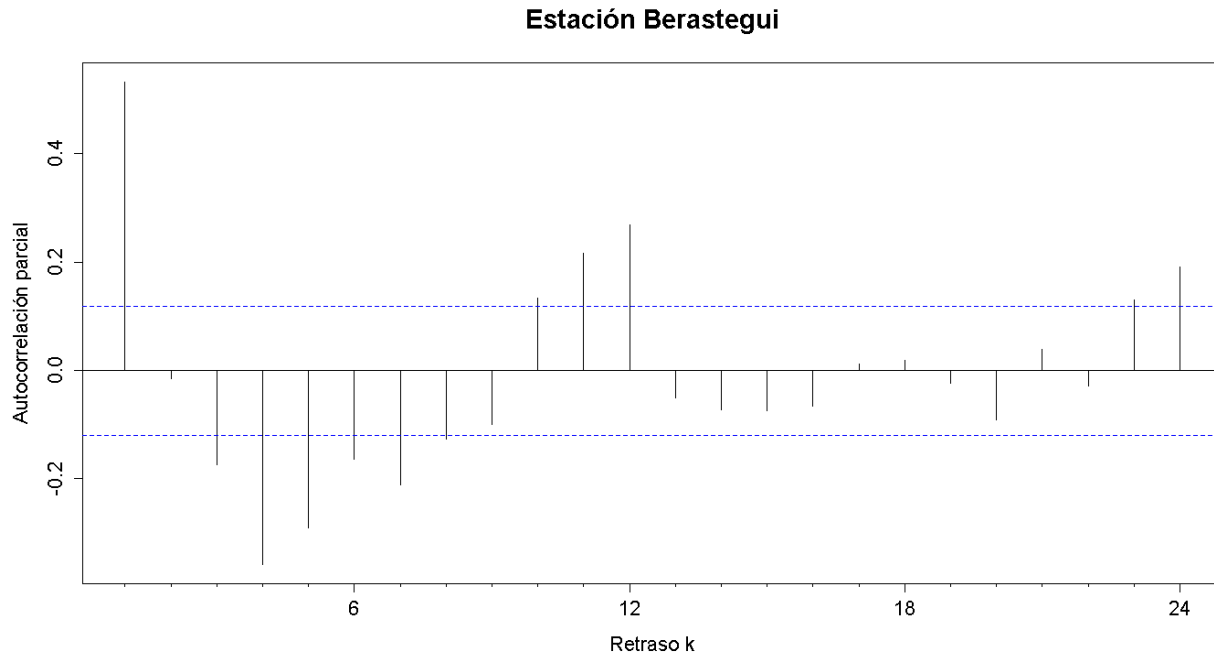


Figura G. 24. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Berastegui

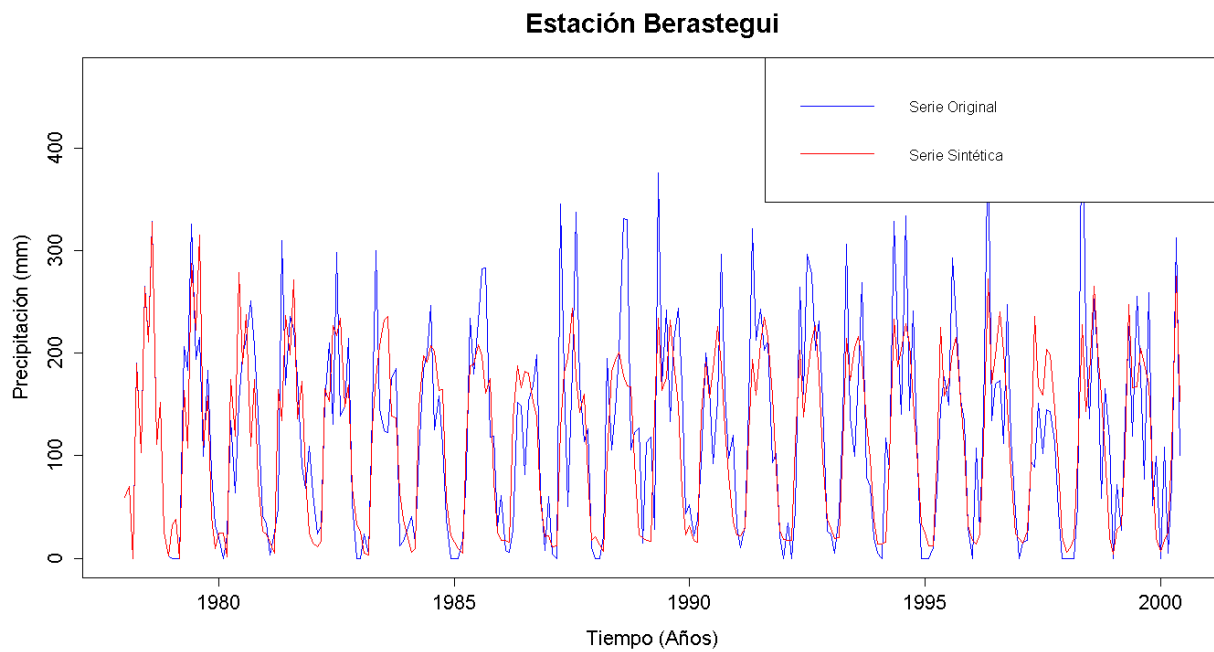


Figura G. 25. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Berastegui

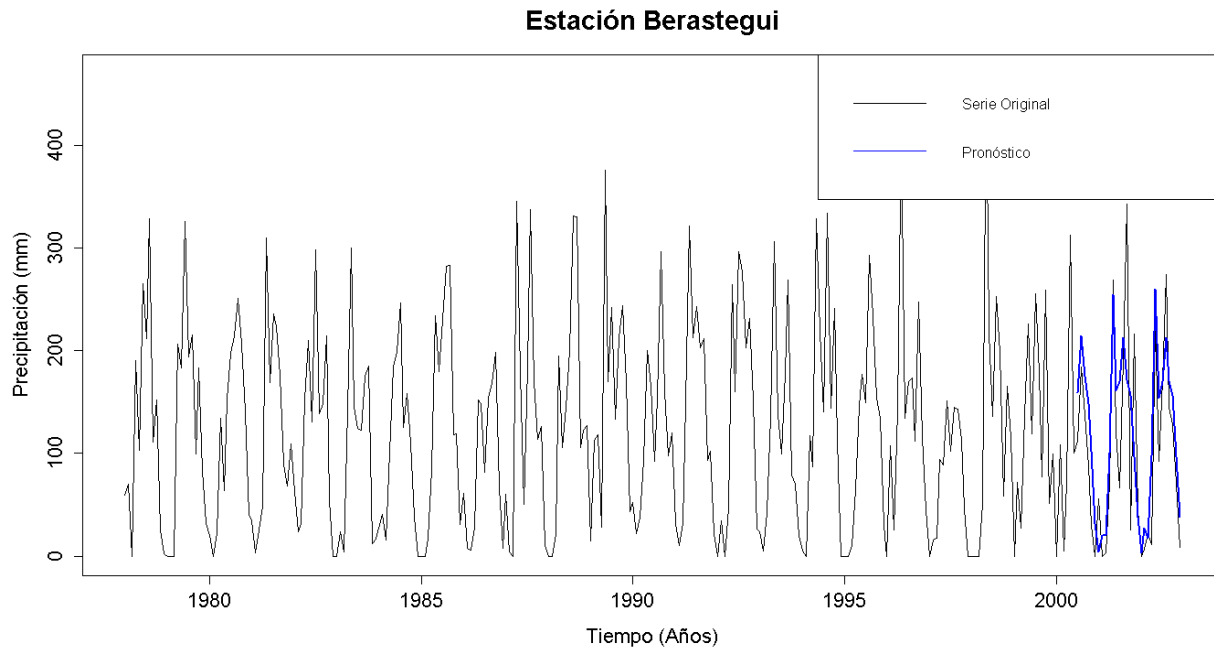


Figura G. 26. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Berastegui

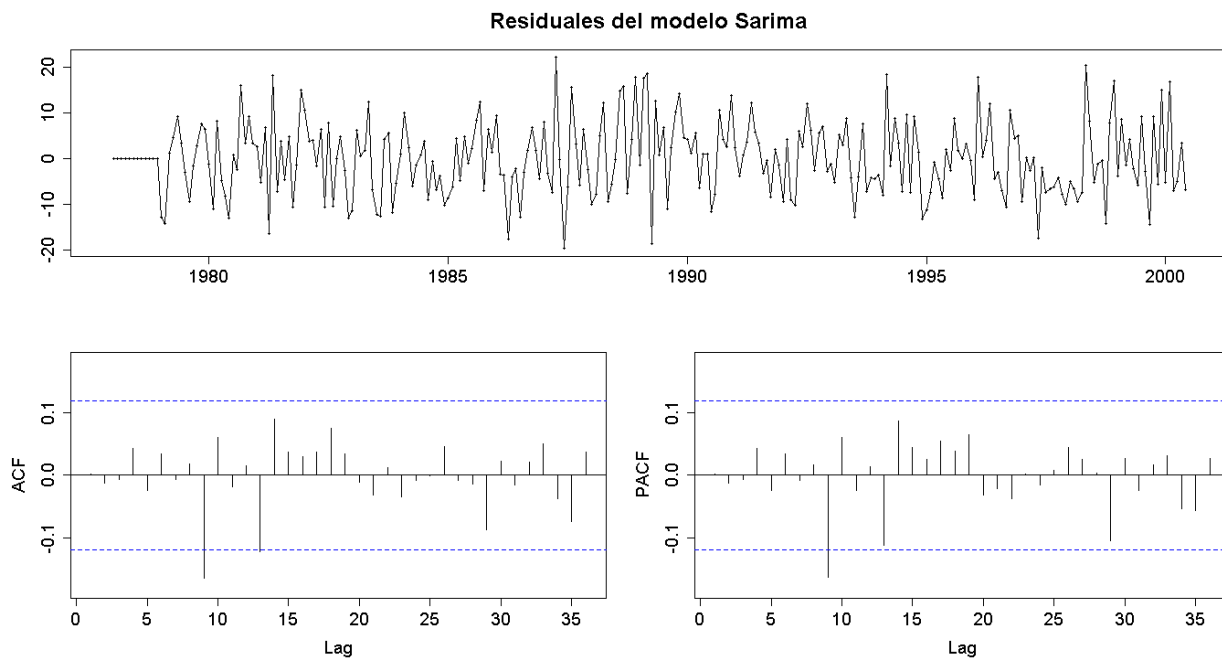


Figura G. 27. Residuales del modelo SARIMA de la estación Berastegui

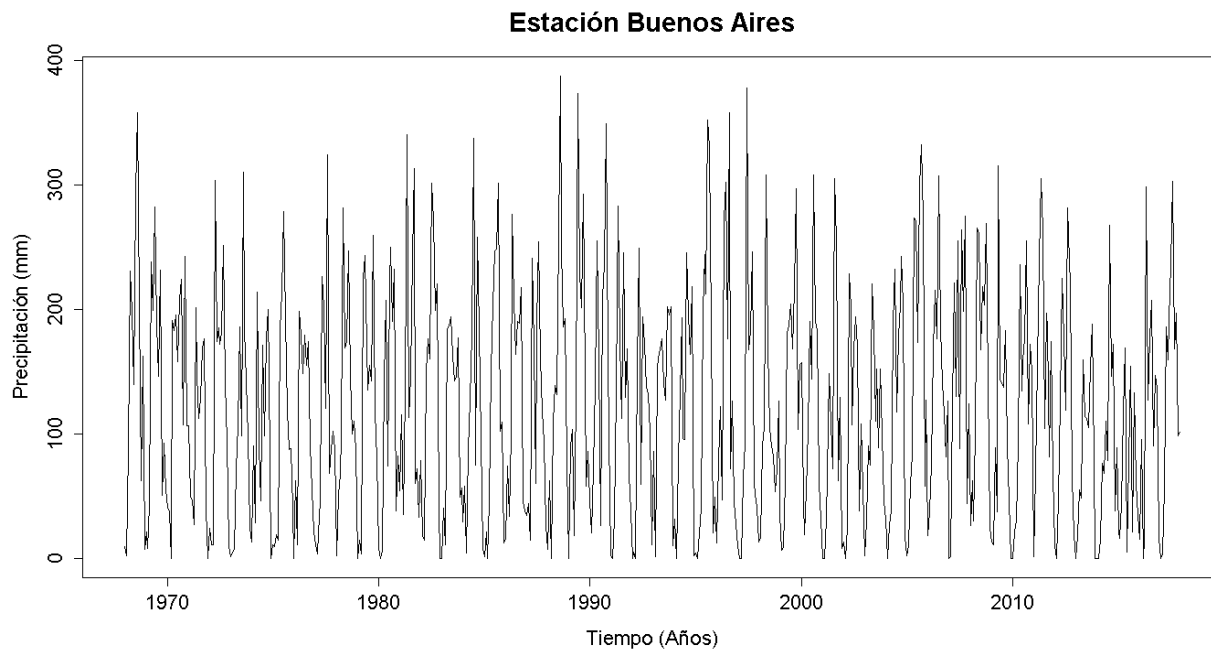


Figura G. 28. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Buenos Aires

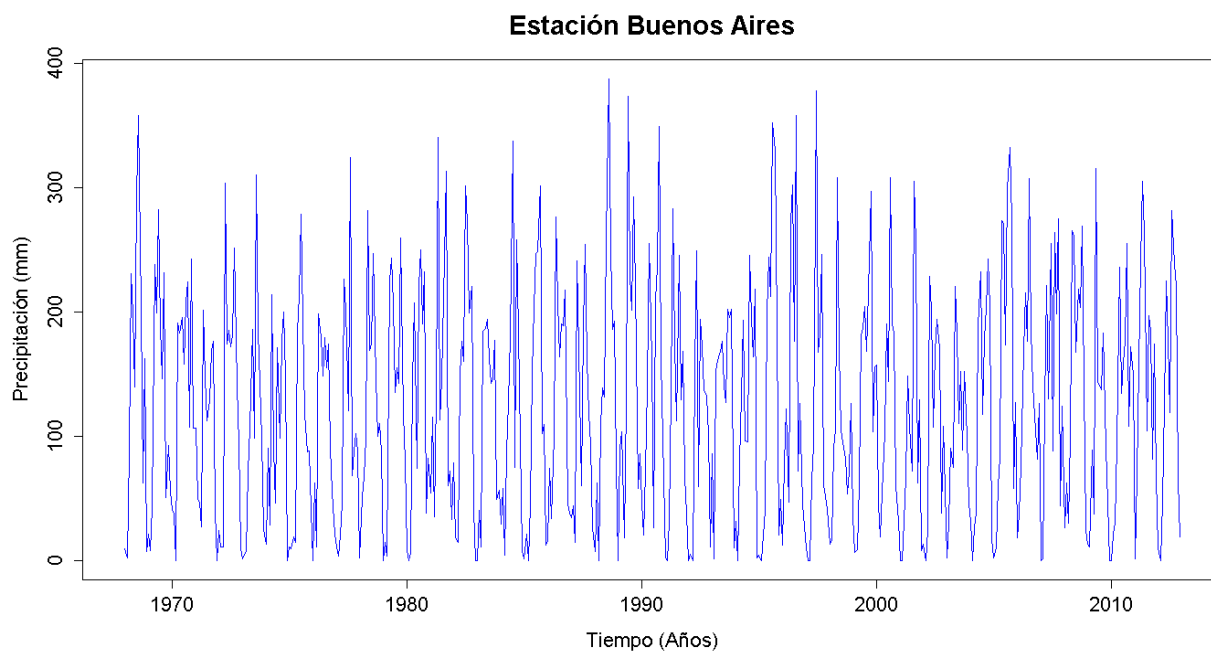


Figura G. 29. Vector de calibración de la estación Buenos Aires

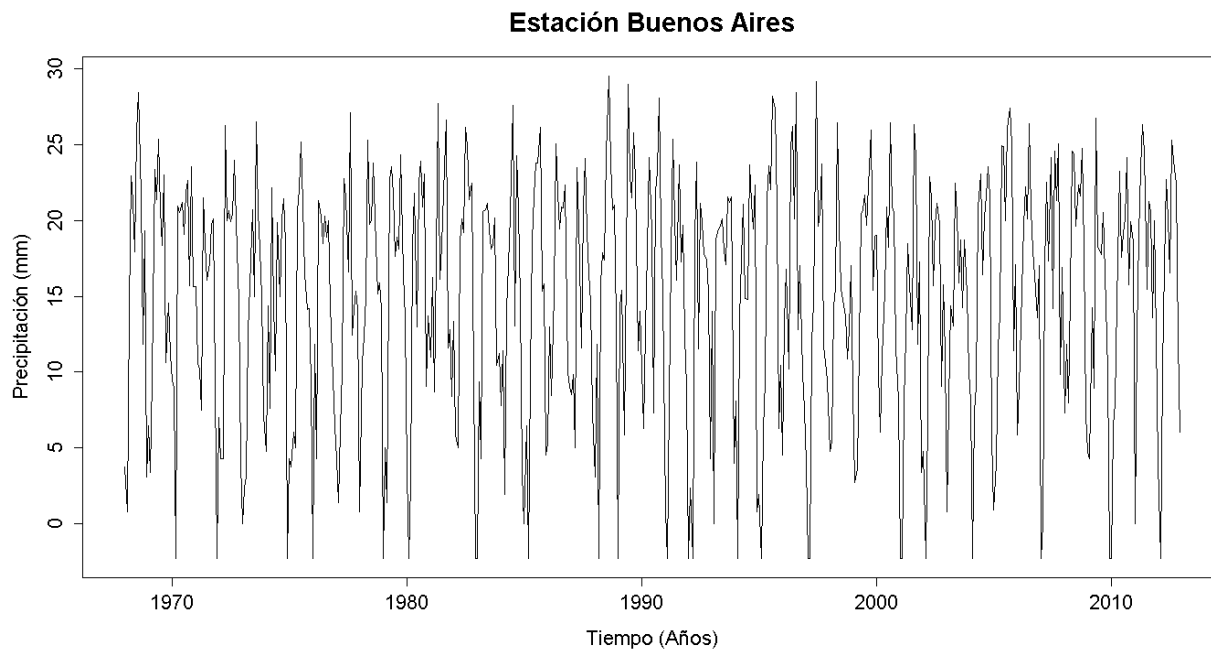


Figura G. 30. Vector de calibración de la estación Buenos Aires transformado usando Box-Cox

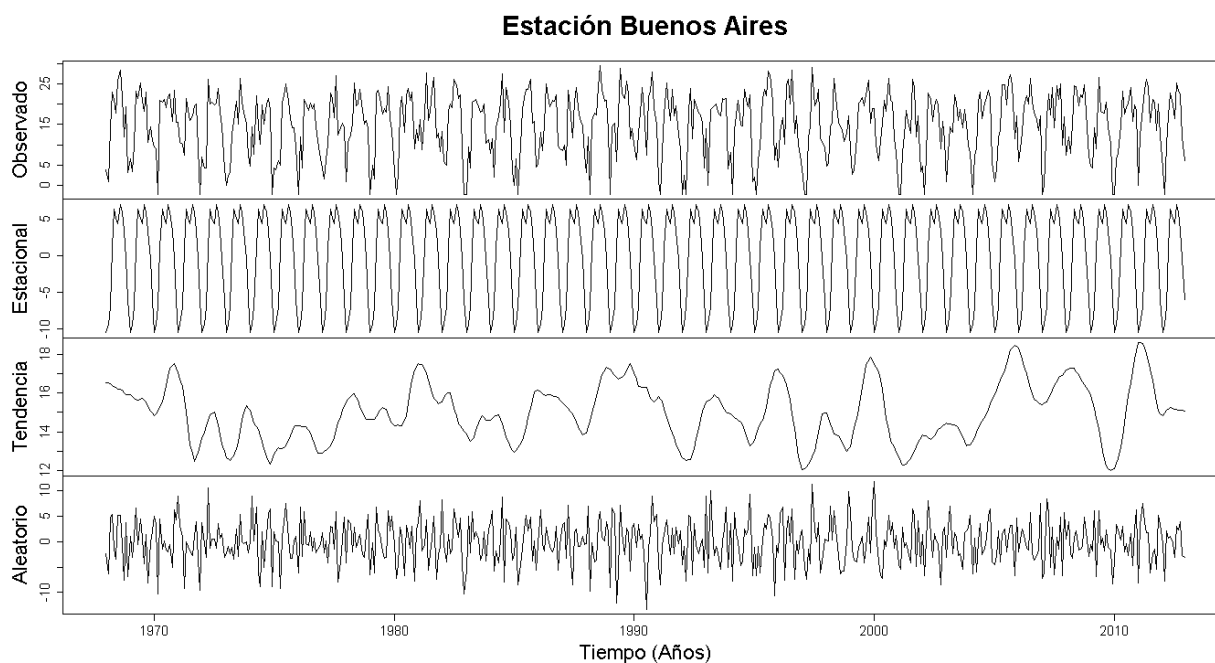


Figura G. 31. Descomposición de la serie transformada de la estación Buenos Aires

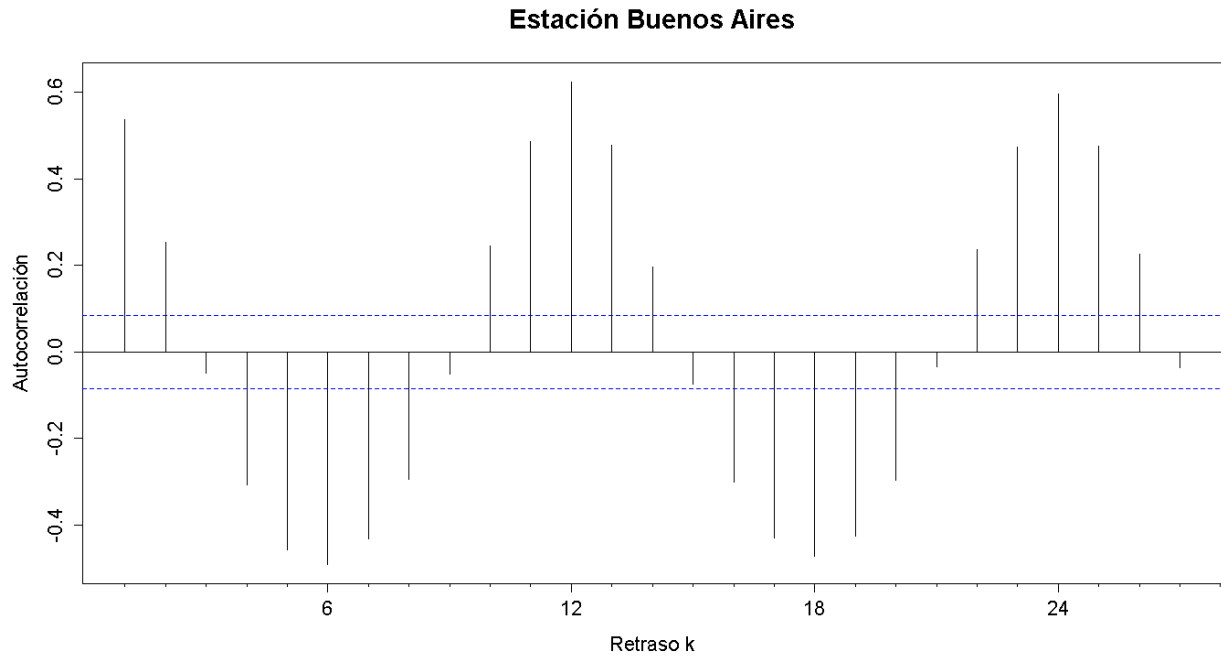


Figura G. 32. Autocorrelograma de la serie de la estación Buenos Aires

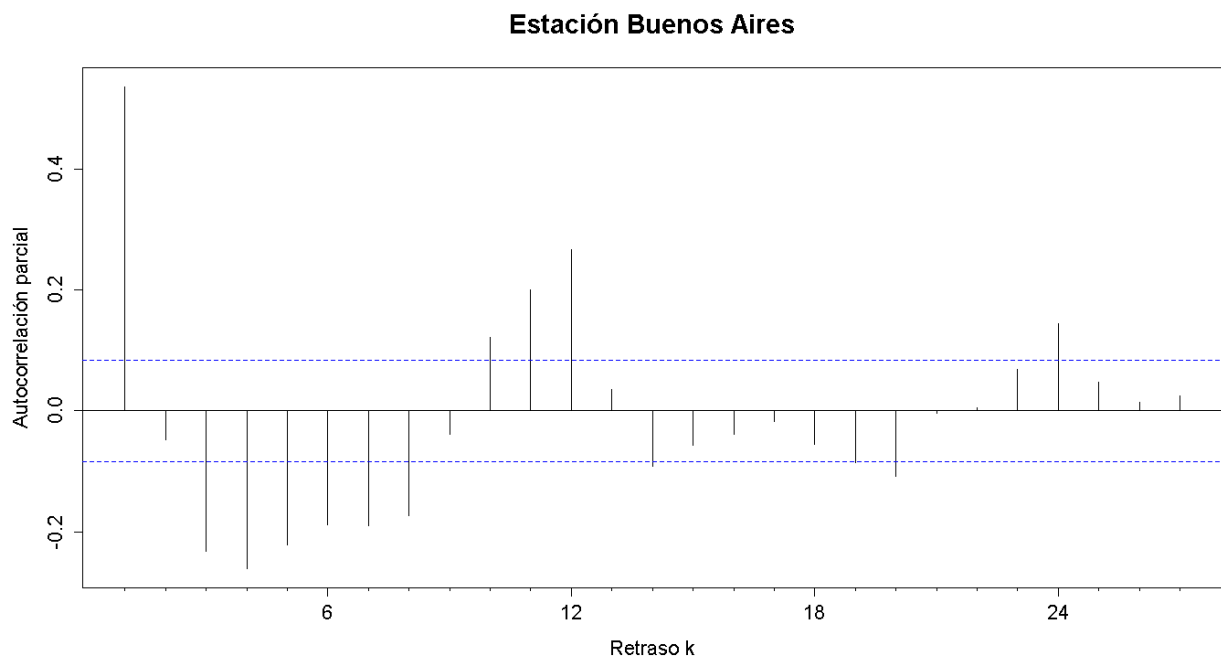


Figura G. 33. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Buenos Aires

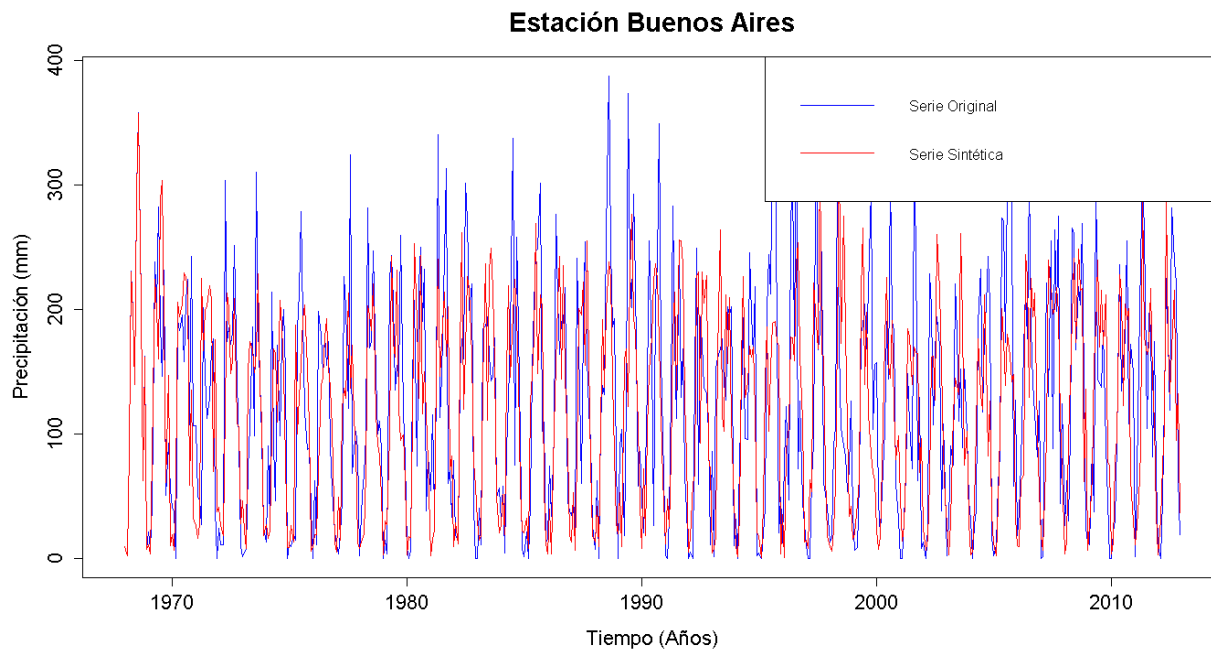


Figura G. 34. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Buenos Aires

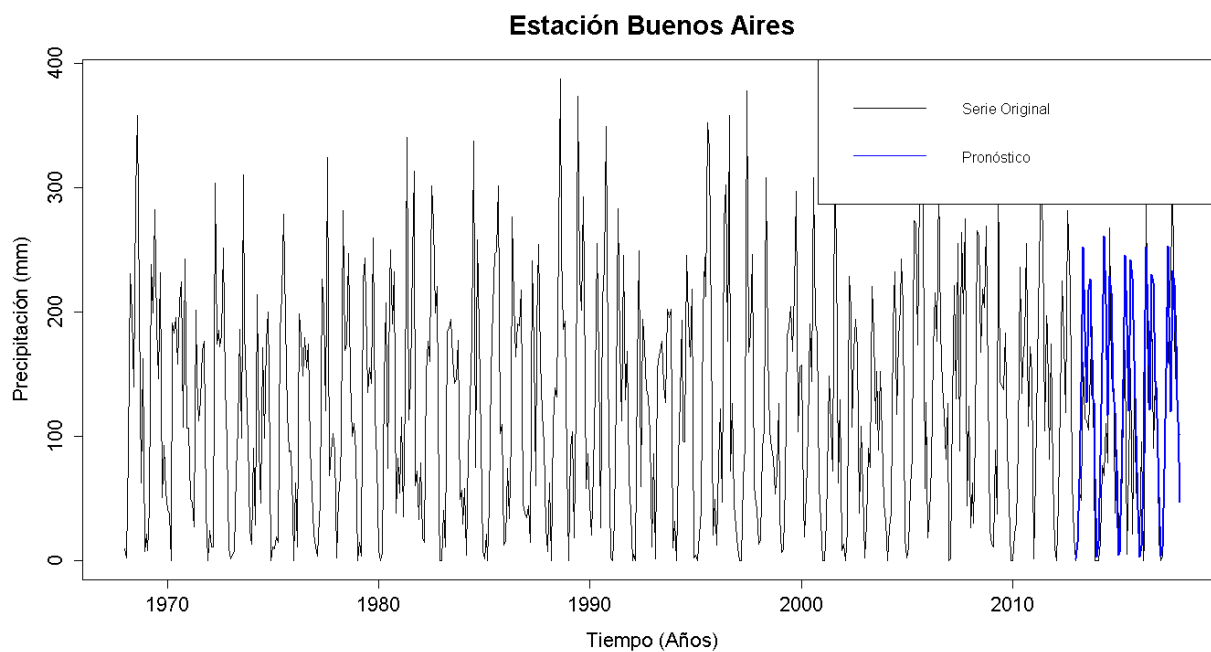


Figura G. 35. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Buenos Aires

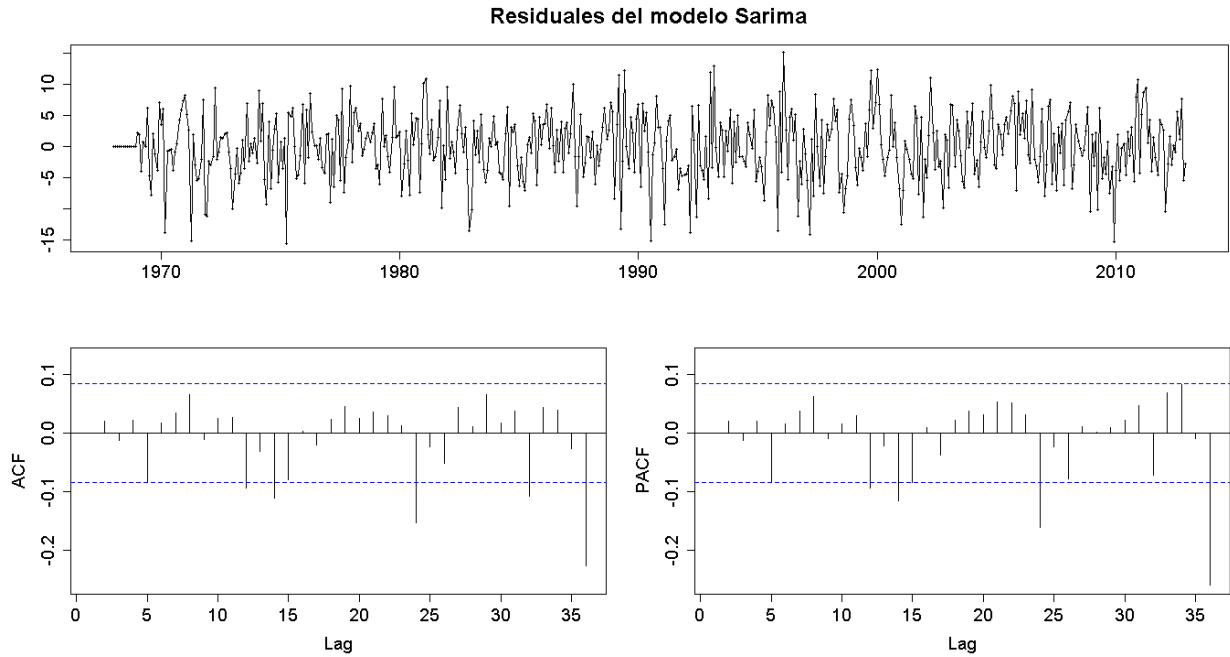


Figura G. 36. Residuales del modelo SARIMA de la estación Buenos Aires

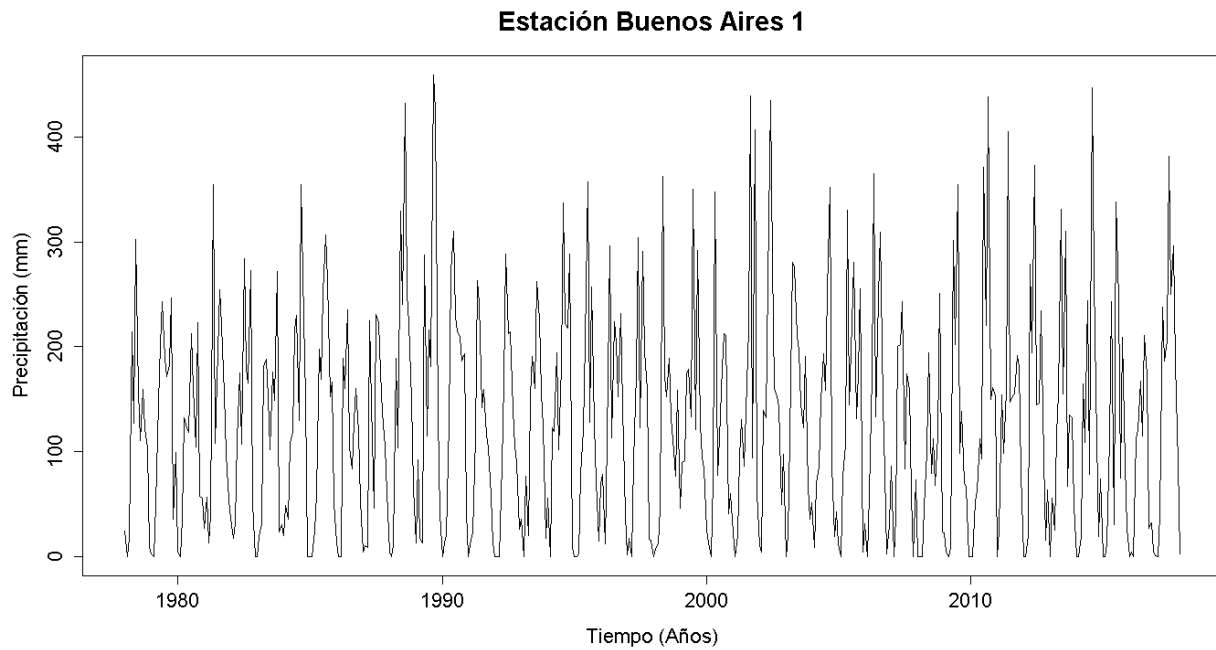


Figura G. 37. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Buenos Aires 1

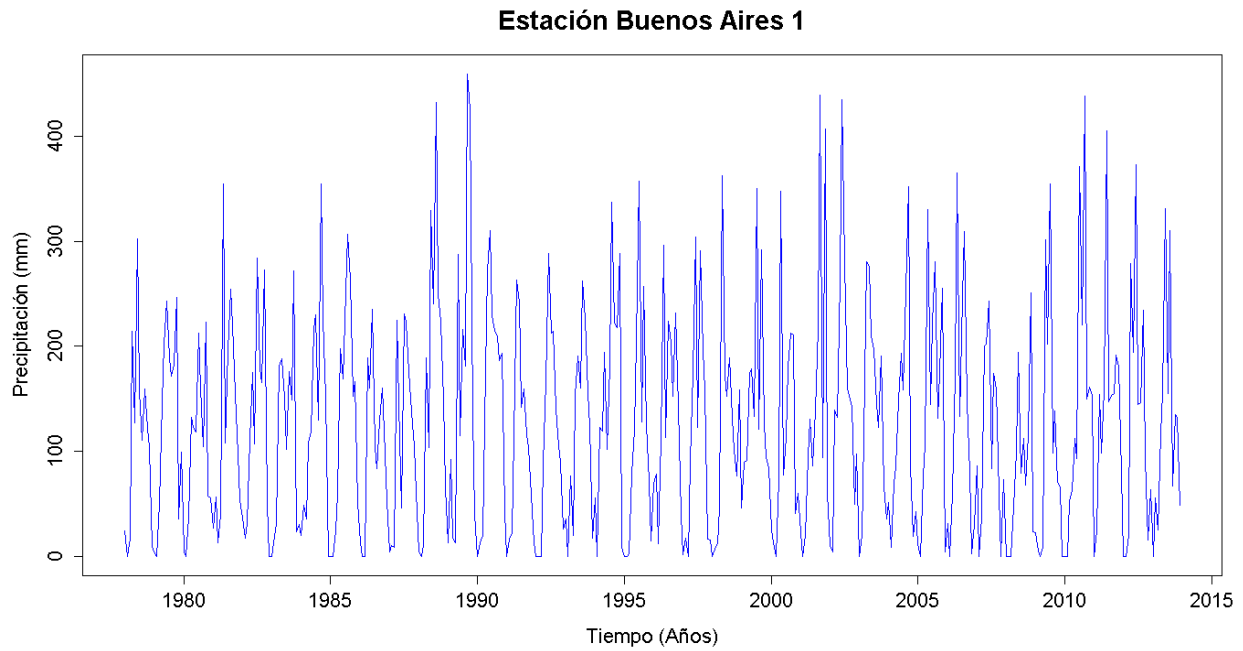


Figura G. 38. Vector de calibración de la estación Buenos Aires 1

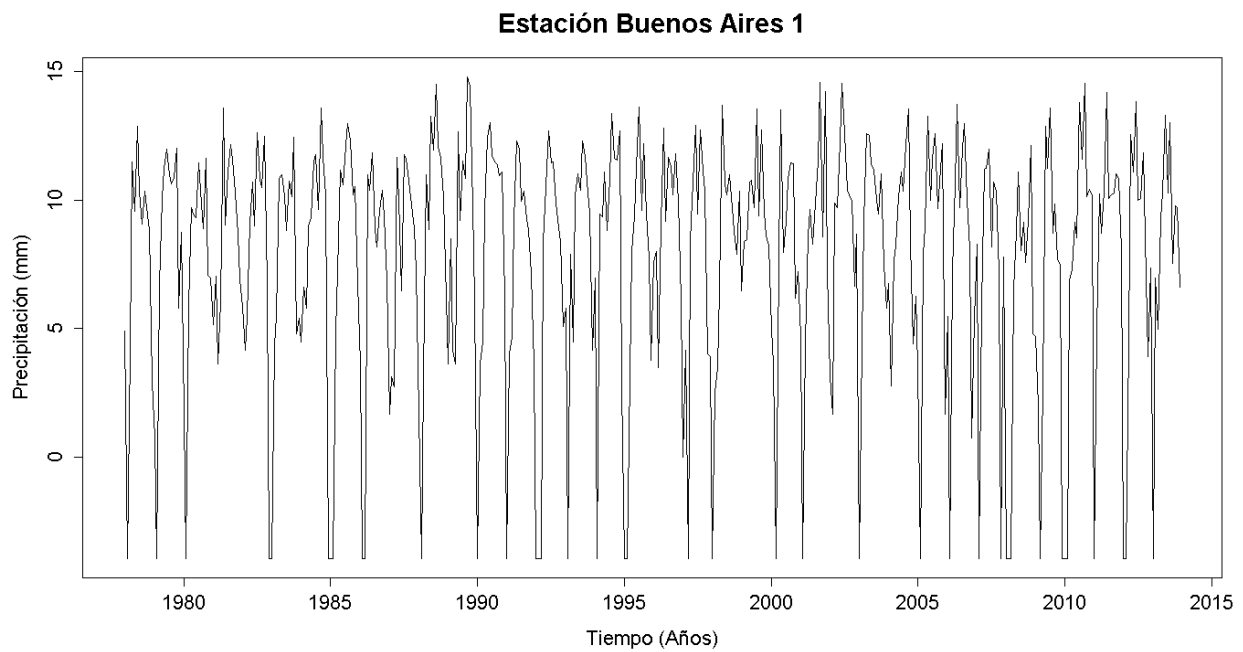


Figura G. 39. Vector de calibración de la estación Buenos Aires 1 transformado usando Box-Cox

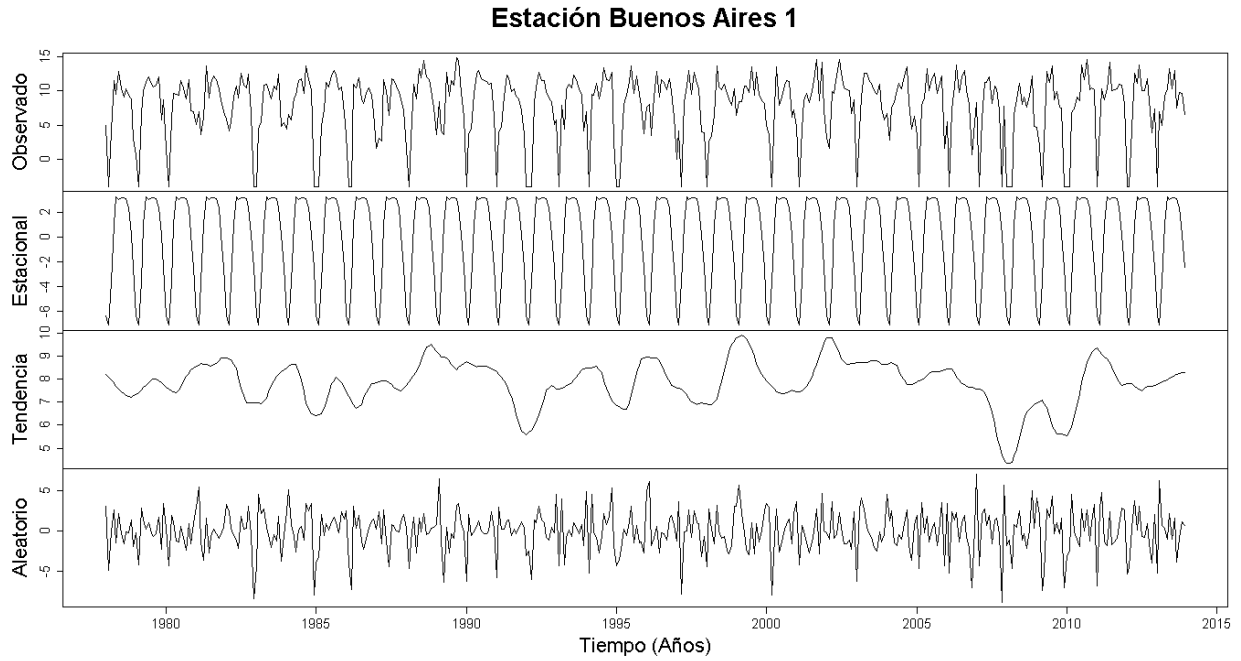


Figura G. 40. Descomposición de la serie transformada de la estación Buenos Aires 1

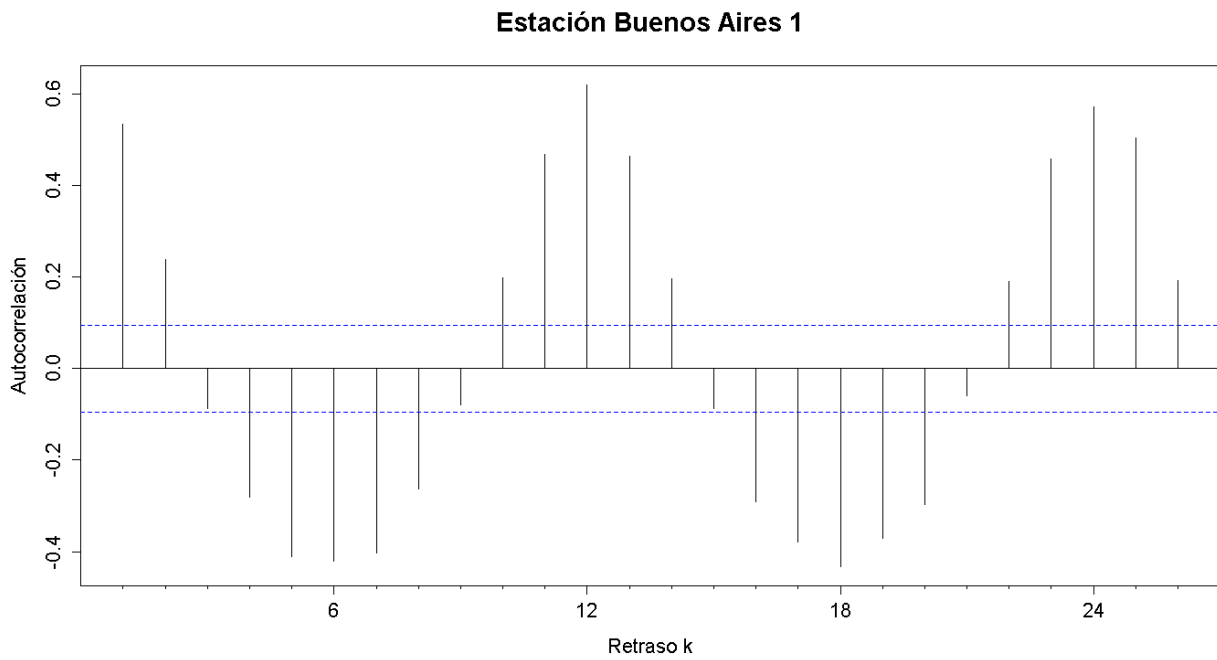


Figura G. 41. Autocorrelograma de la serie de la estación Buenos Aires 1

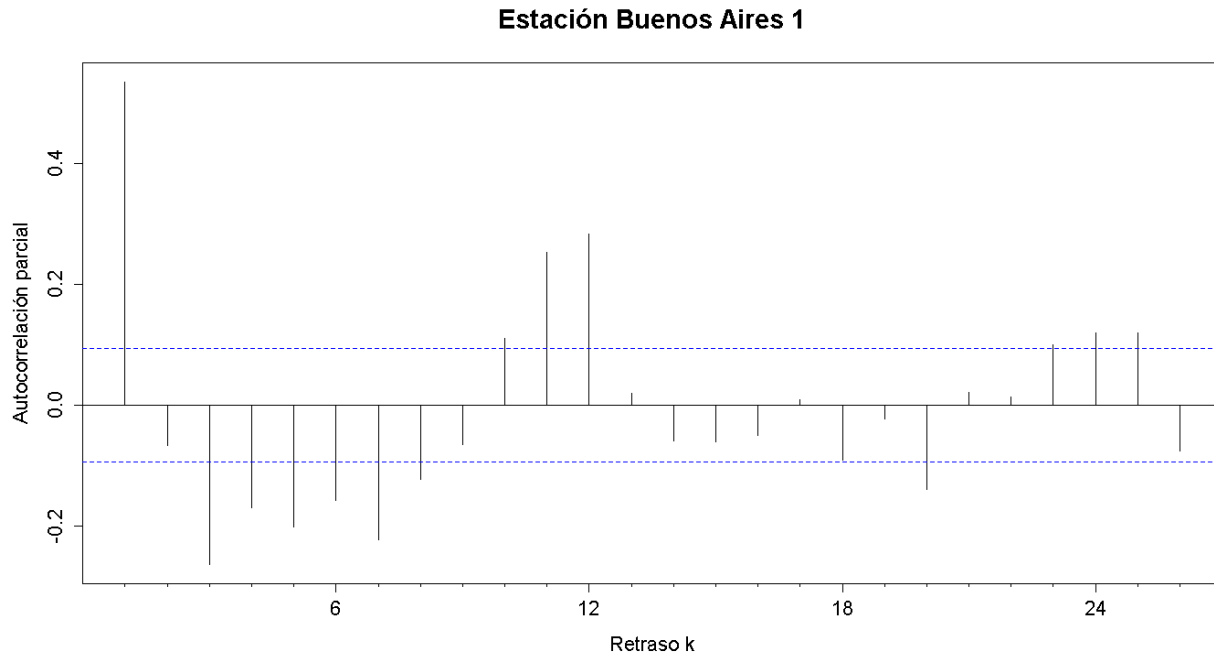


Figura G. 42. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Buenos Aires 1

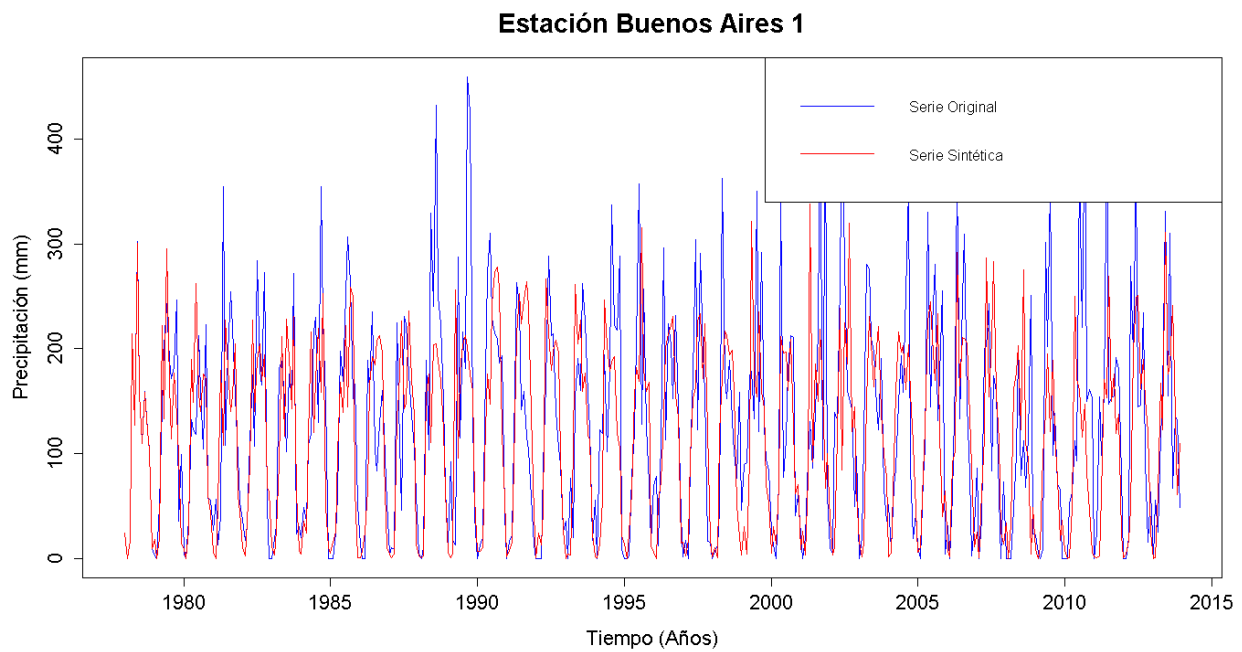


Figura G. 43. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Buenos Aires 1

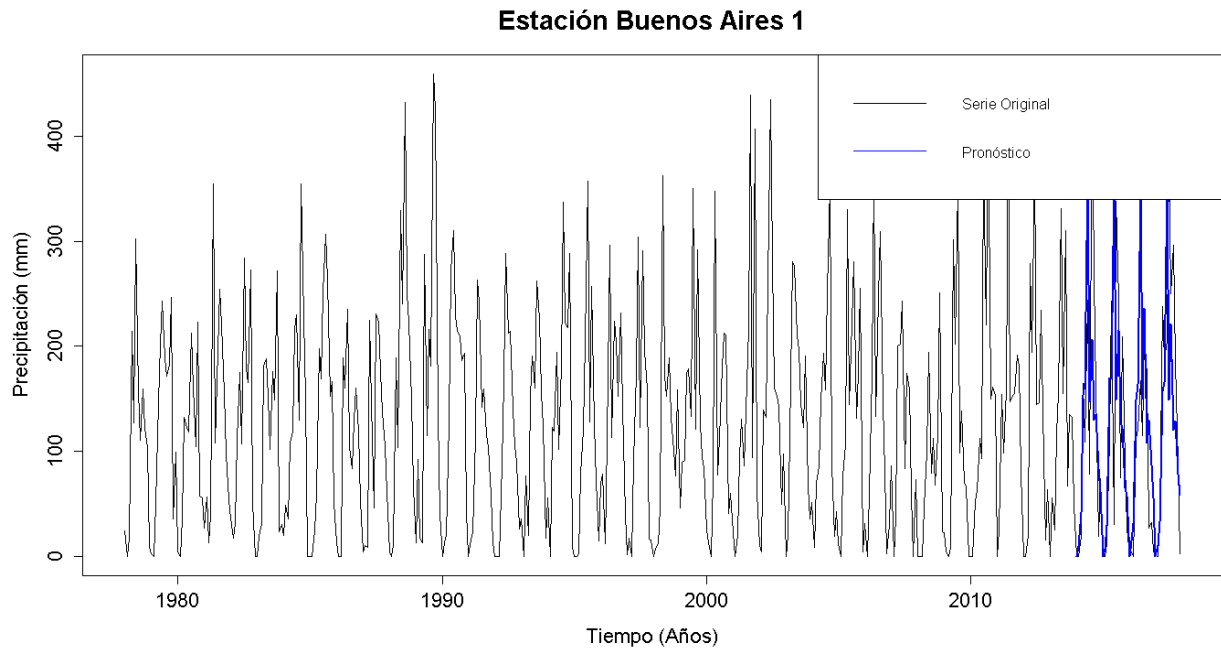


Figura G. 44. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Buenos Aires 1

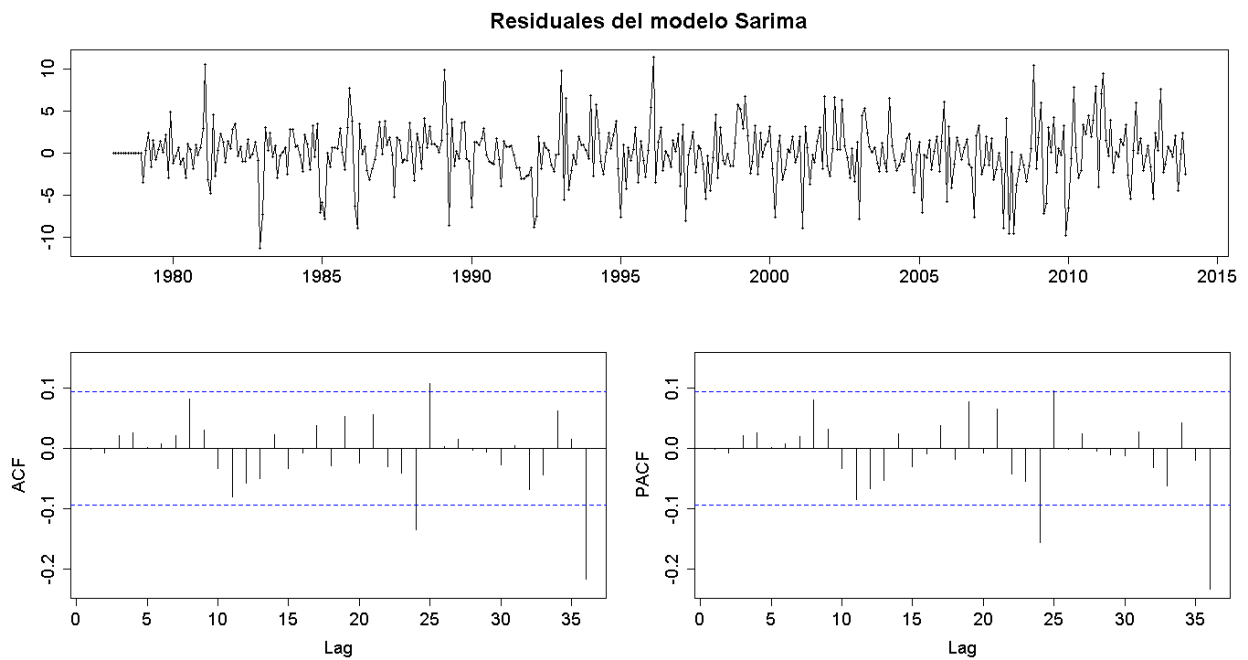


Figura G. 45. Residuales del modelo SARIMA de la estación Buenos Aires 1

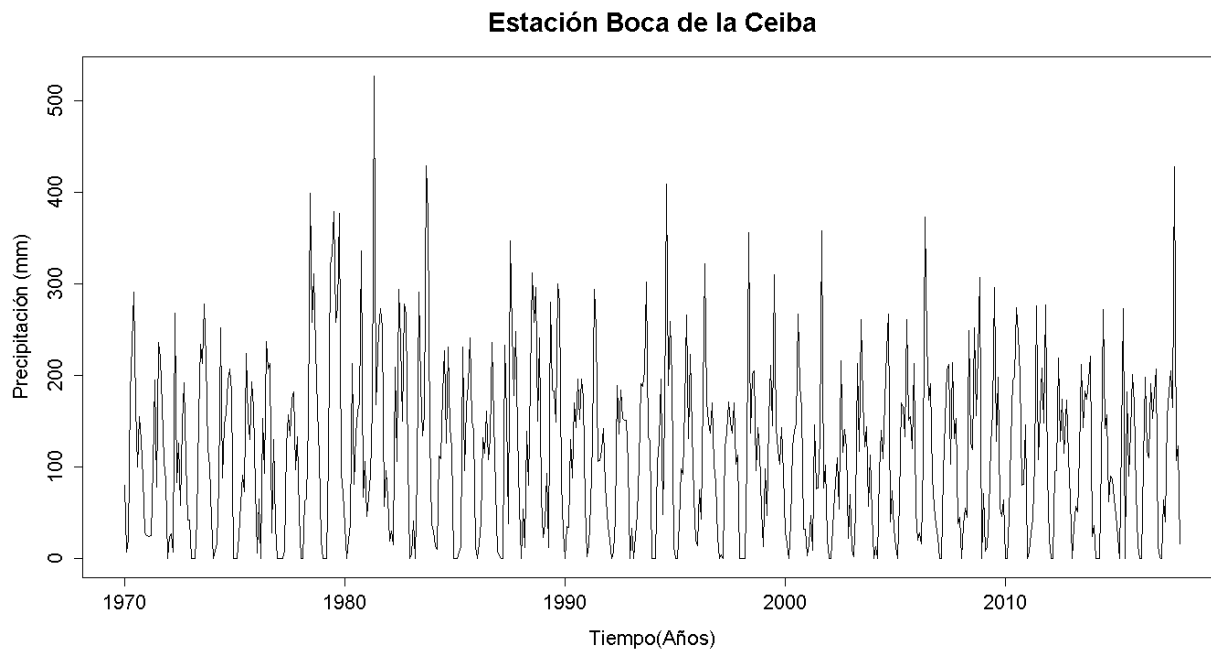


Figura G. 46. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Boca de la Ceiba

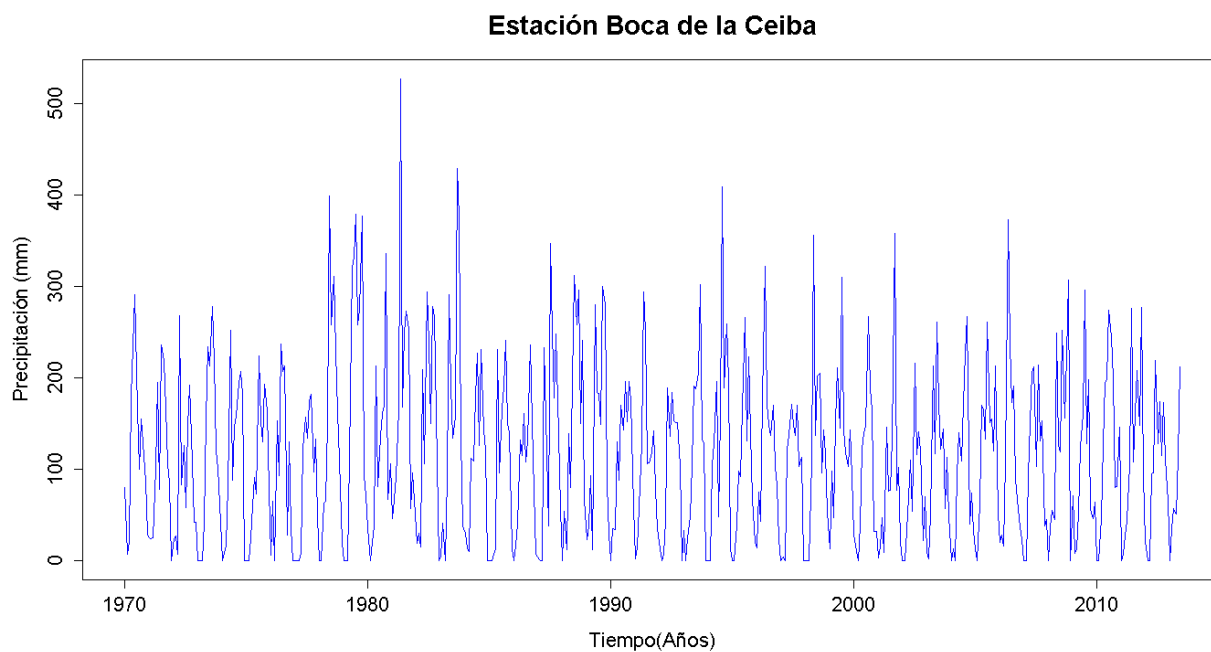


Figura G. 47. Vector de calibración de la estación Boca de la Ceiba

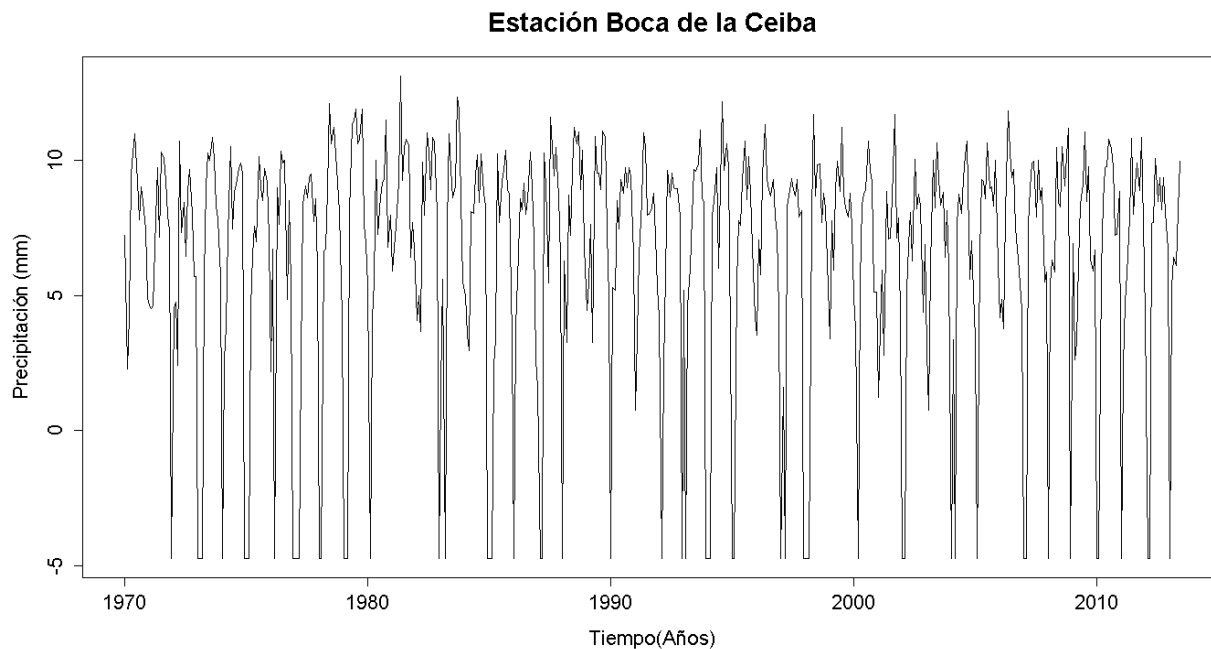


Figura G. 48. Vector de calibración de la estación Boca de la Ceiba transformado usando Box-Cox

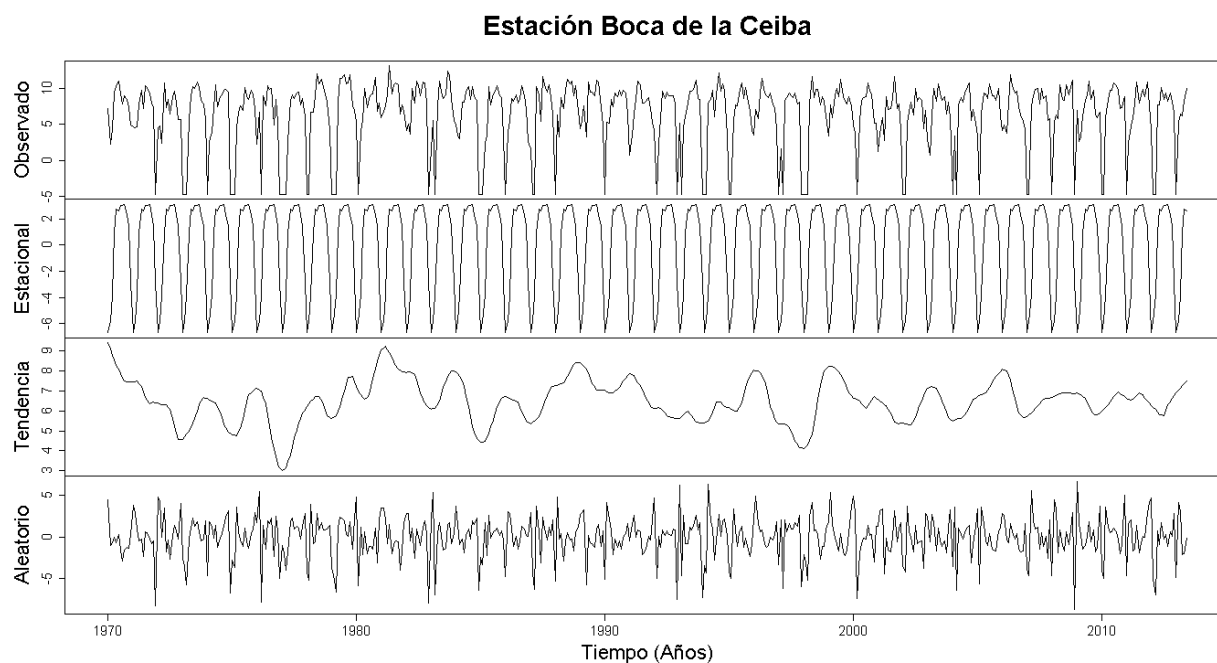


Figura G. 49. Descomposición de la serie transformada de la estación Boca de la Ceiba

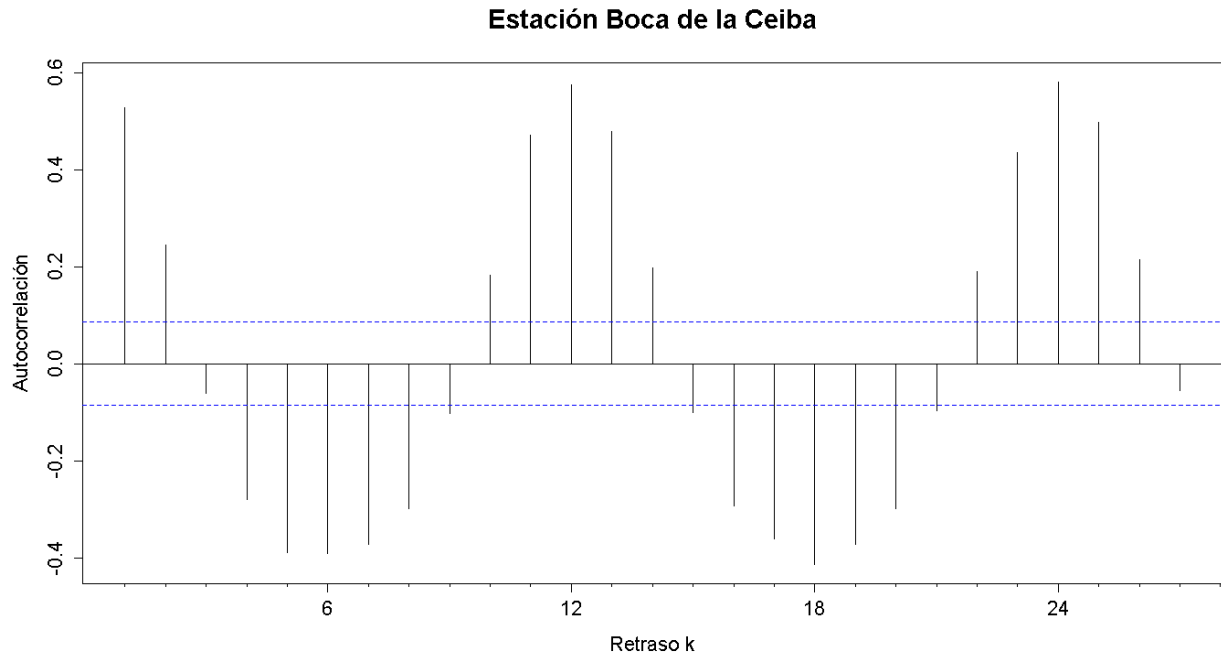


Figura G. 50. Autocorrelograma de la serie de la estación Boca de la Ceiba

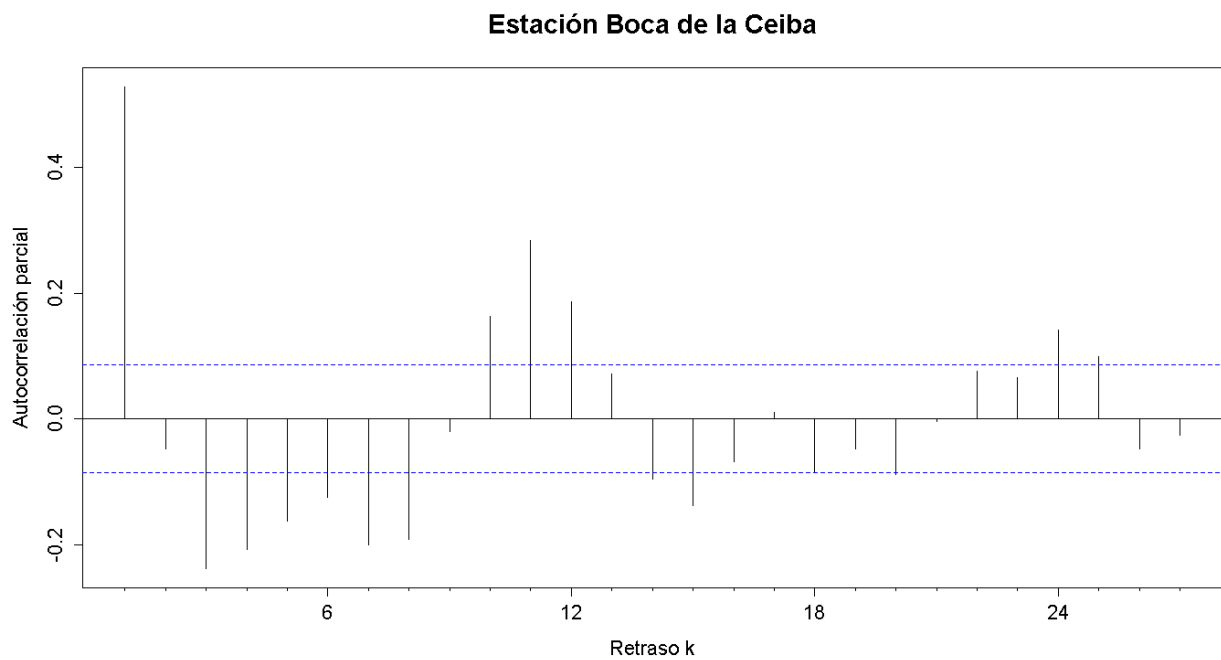


Figura G. 51. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Boca de la Ceiba

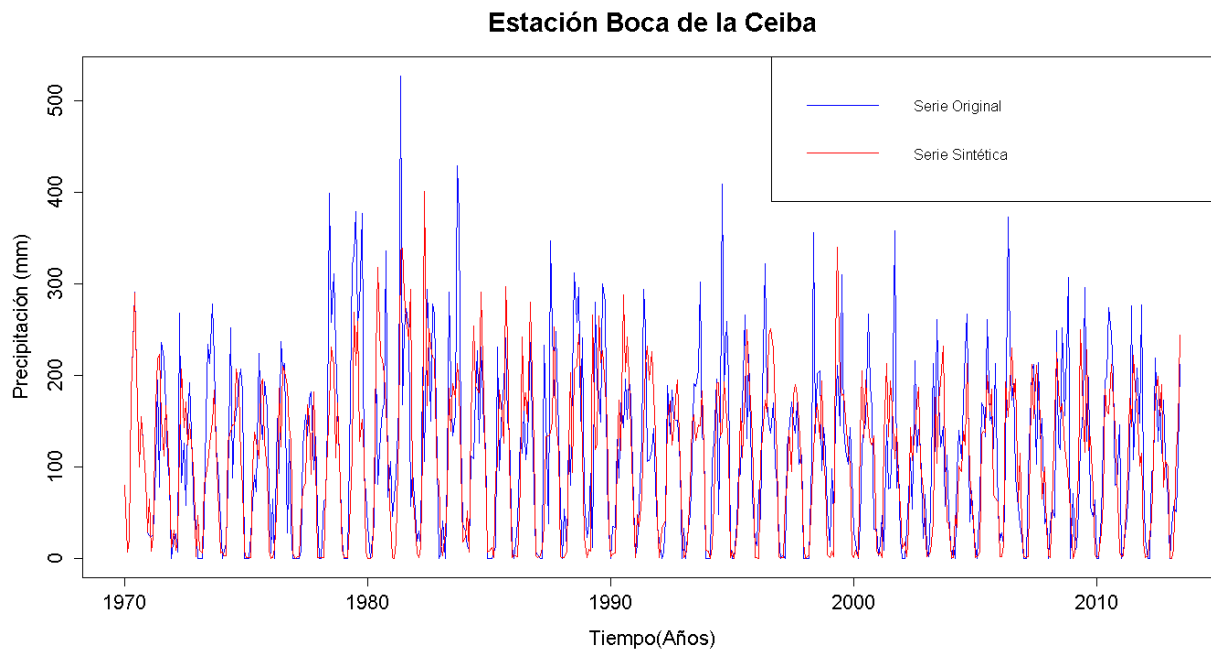


Figura G. 52. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Boca de la Ceiba

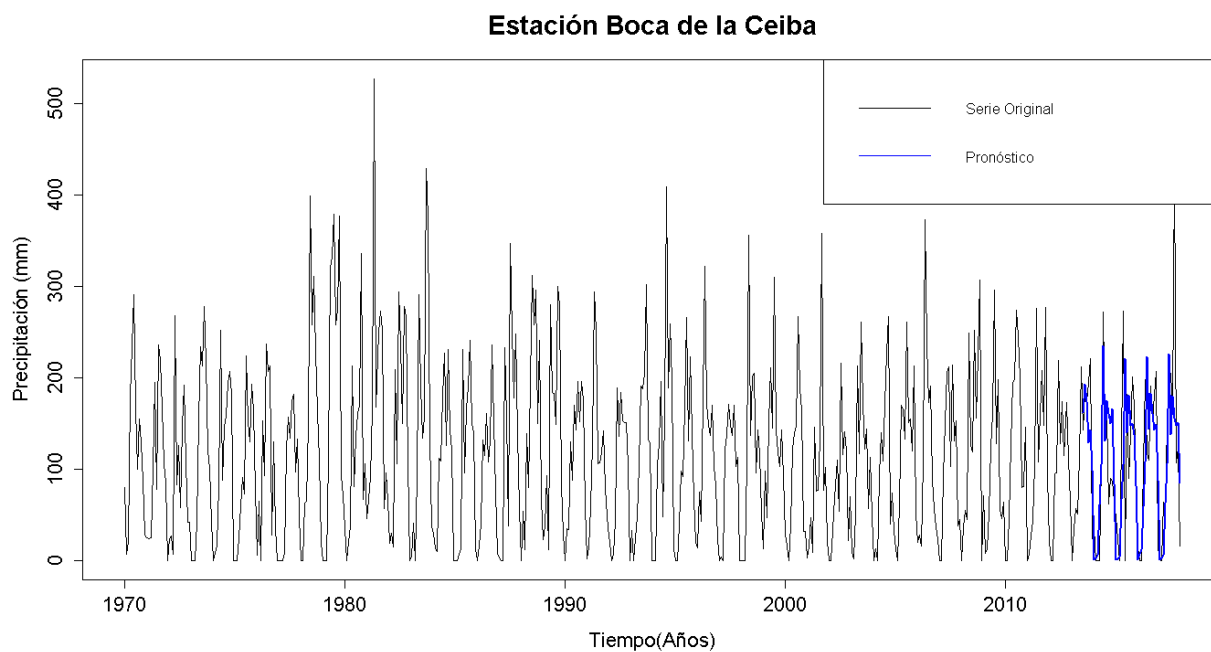


Figura G. 53. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Boca de la Ceiba

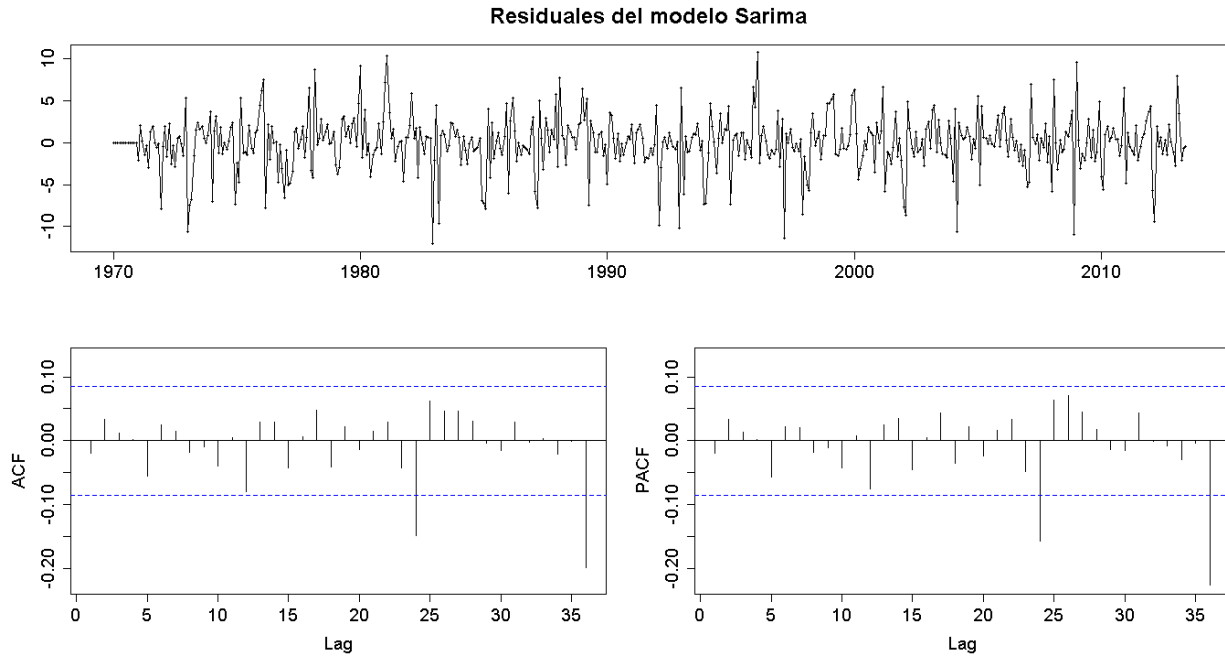


Figura G. 54. Residuales del modelo SARIMA de la estación Boca de la Ceiba

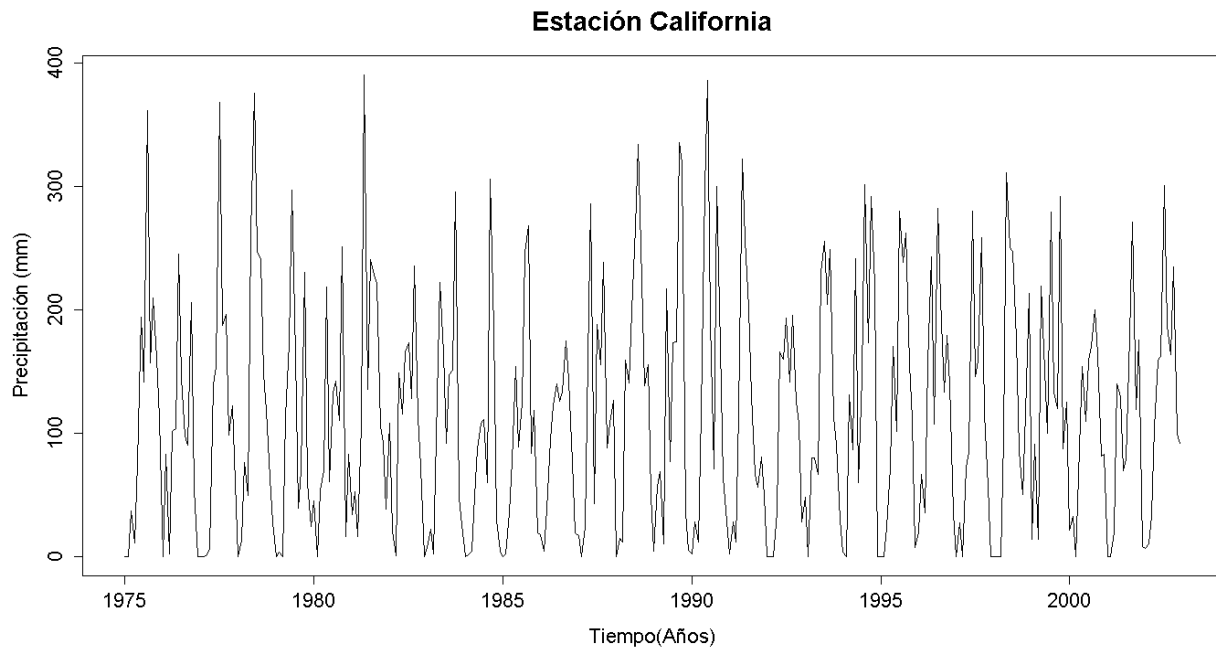


Figura G. 55. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación California

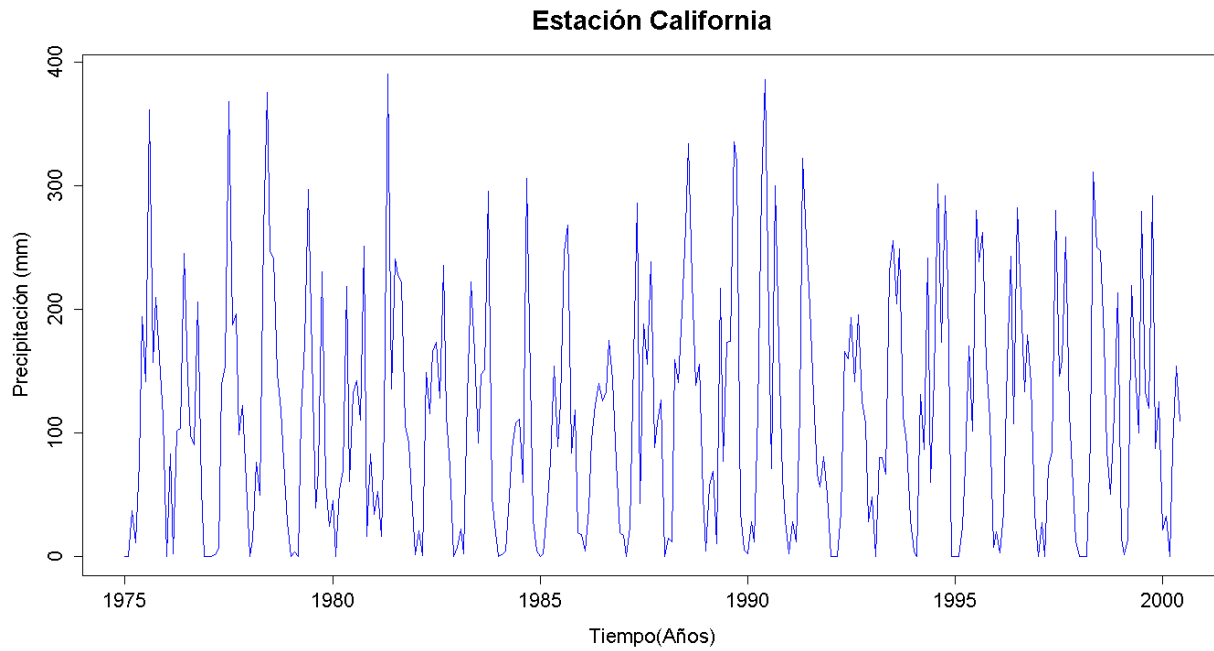


Figura G. 56. Vector de calibración de la estación California

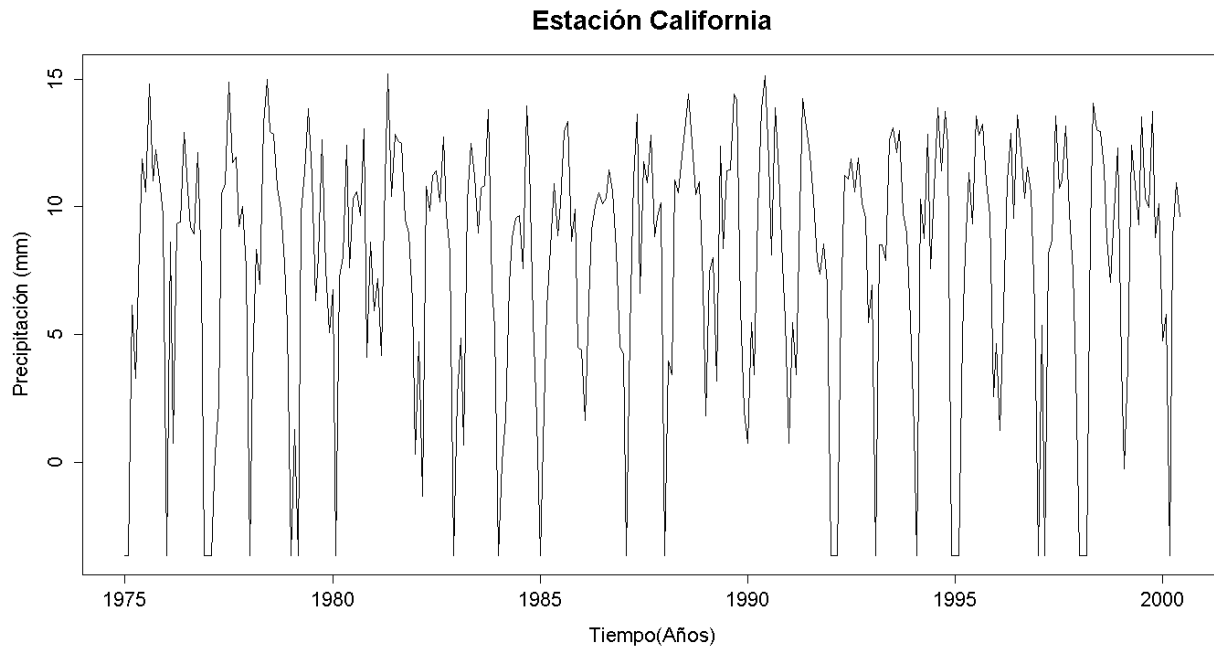


Figura G. 57. Vector de calibración de la estación California transformado usando Box-Cox

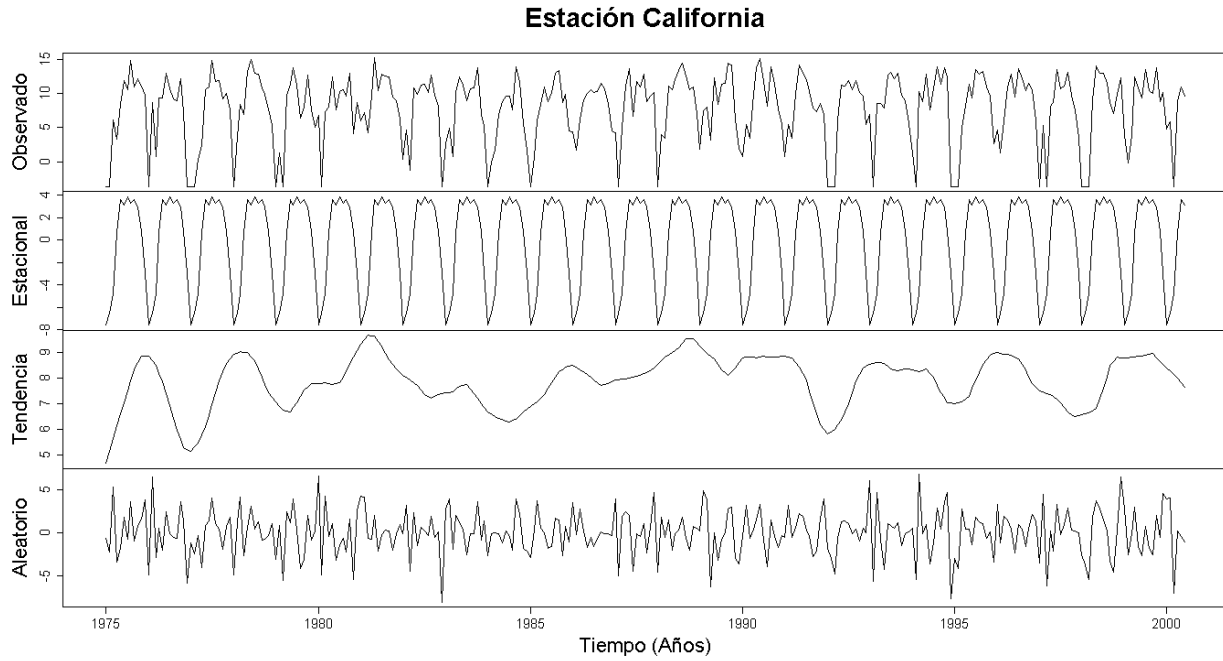


Figura G. 58. Descomposición de la serie transformada de la estación California

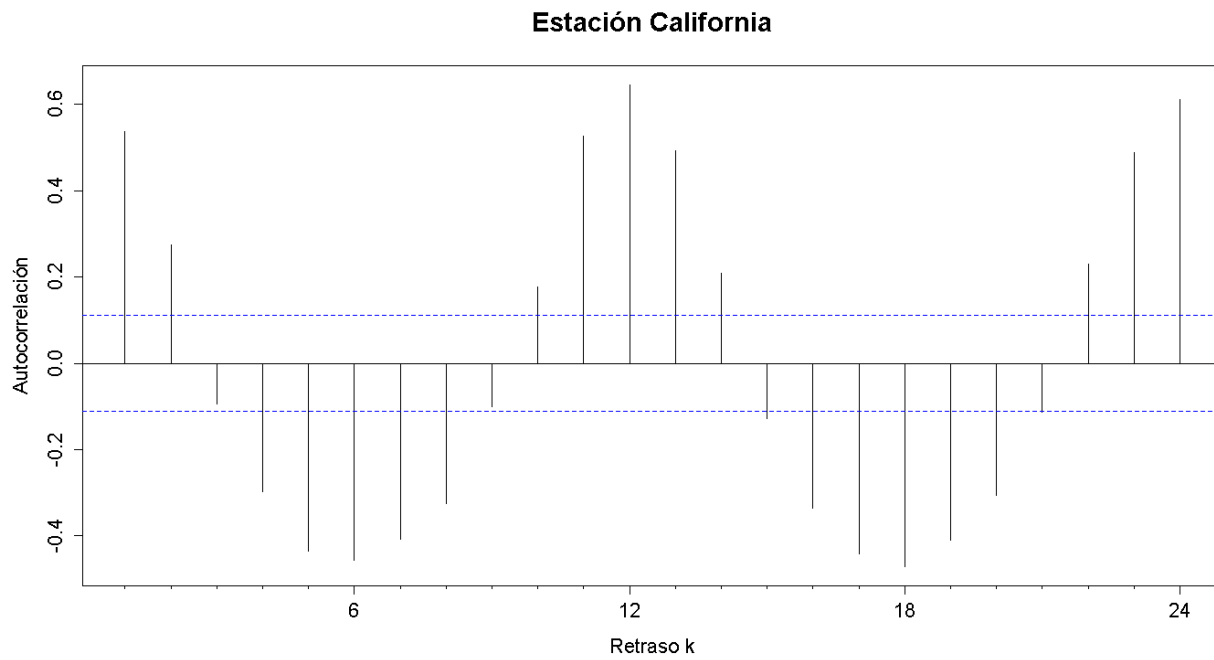


Figura G. 59. Autocorrelograma de la serie de la estación California

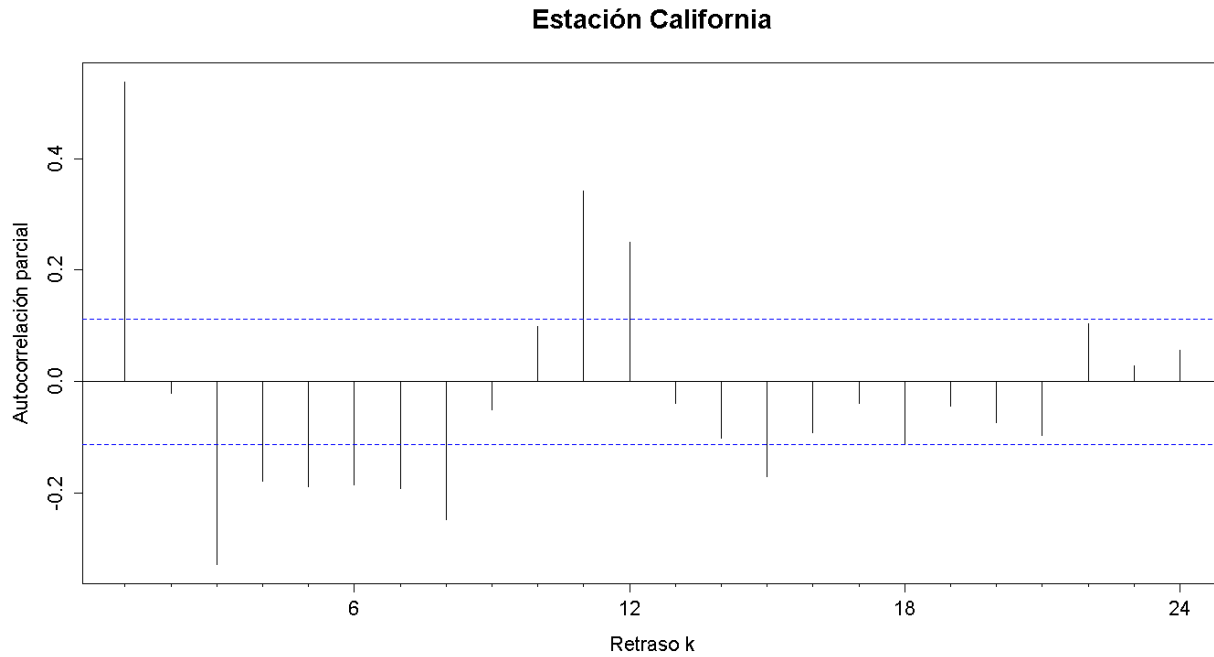


Figura G. 60. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación California

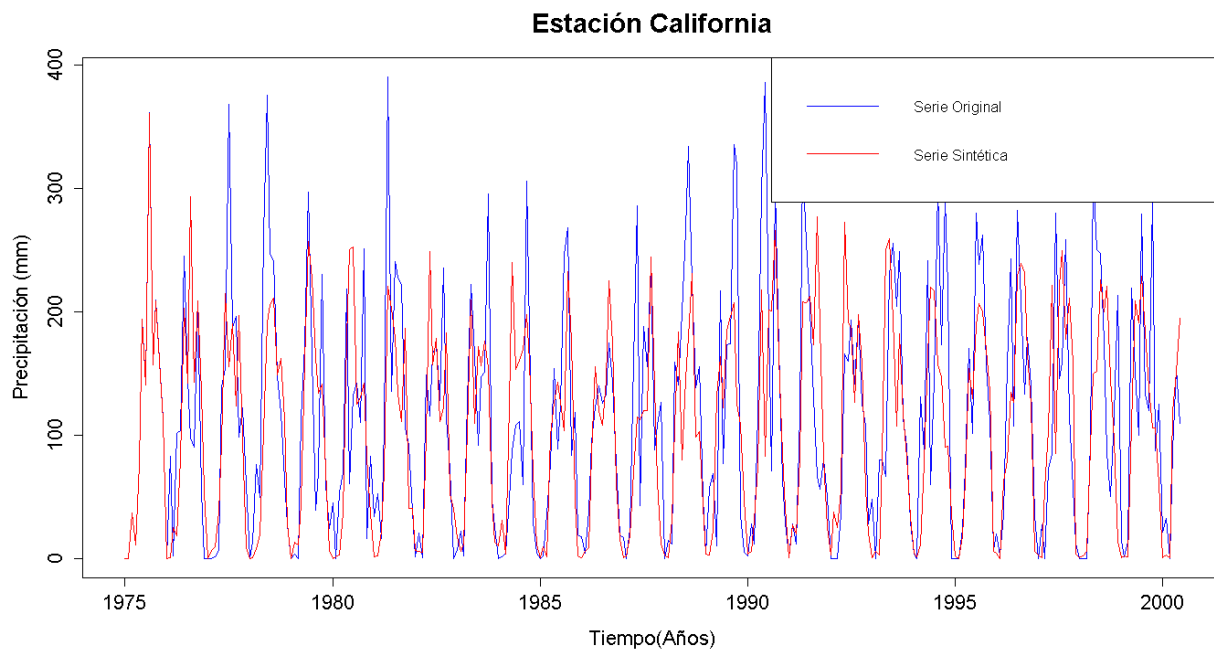


Figura G. 61. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación California

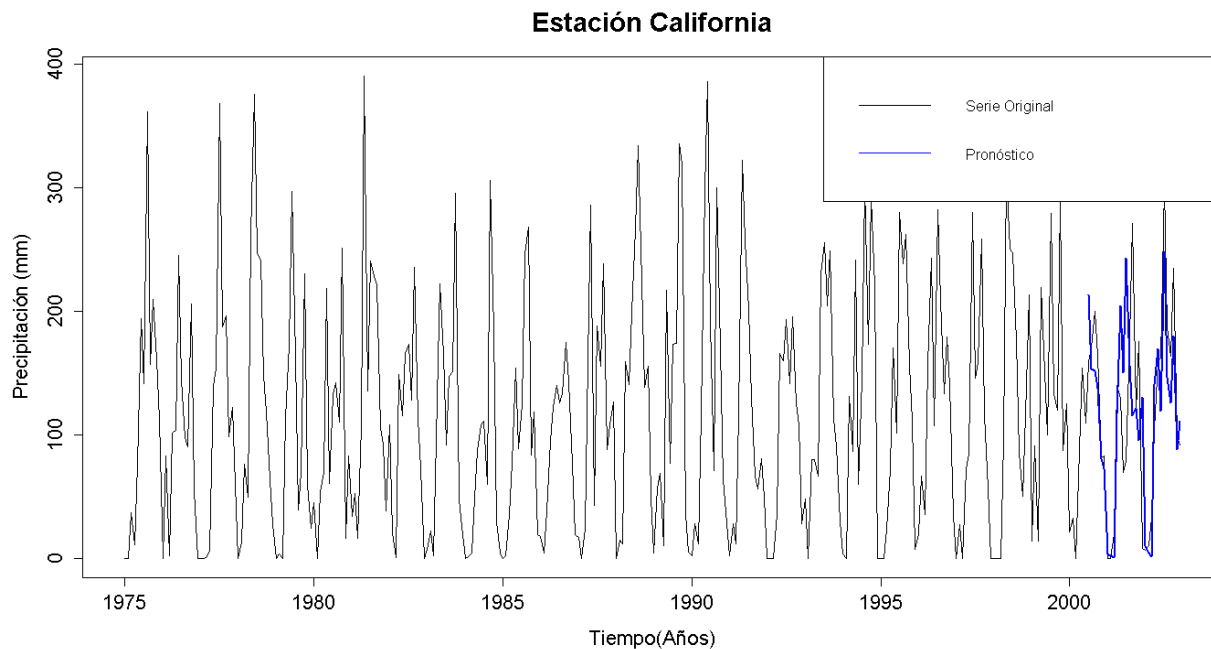


Figura G. 62. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación California

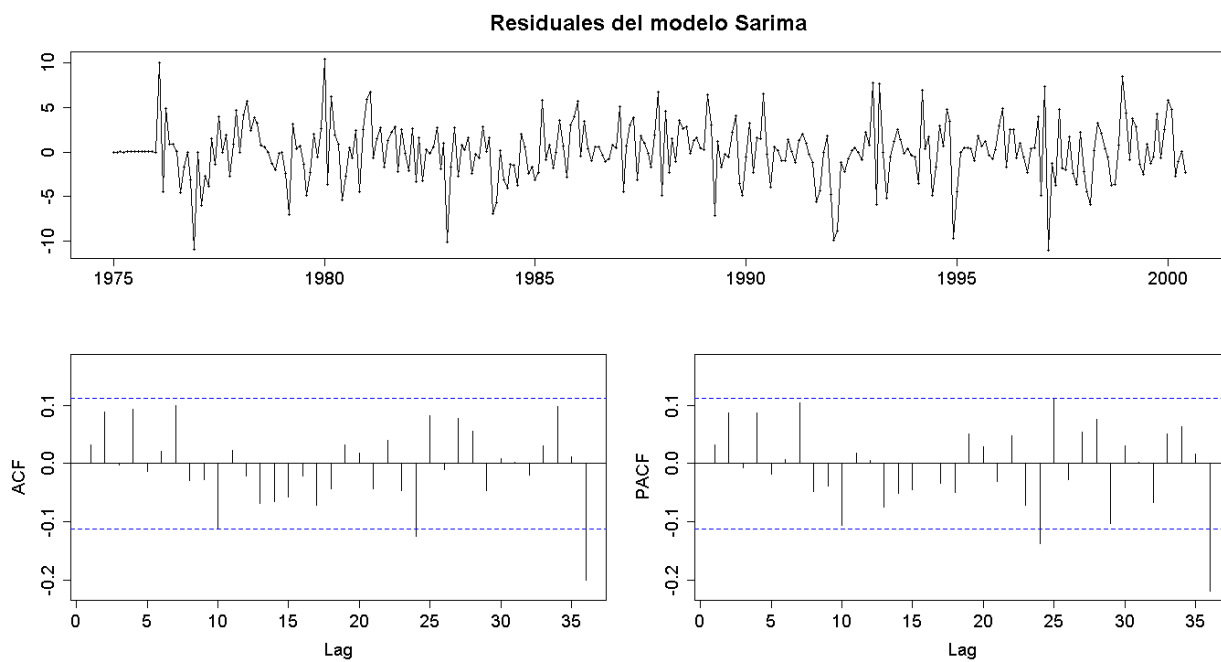


Figura G. 63. Residuales del modelo SARIMA de la estación California

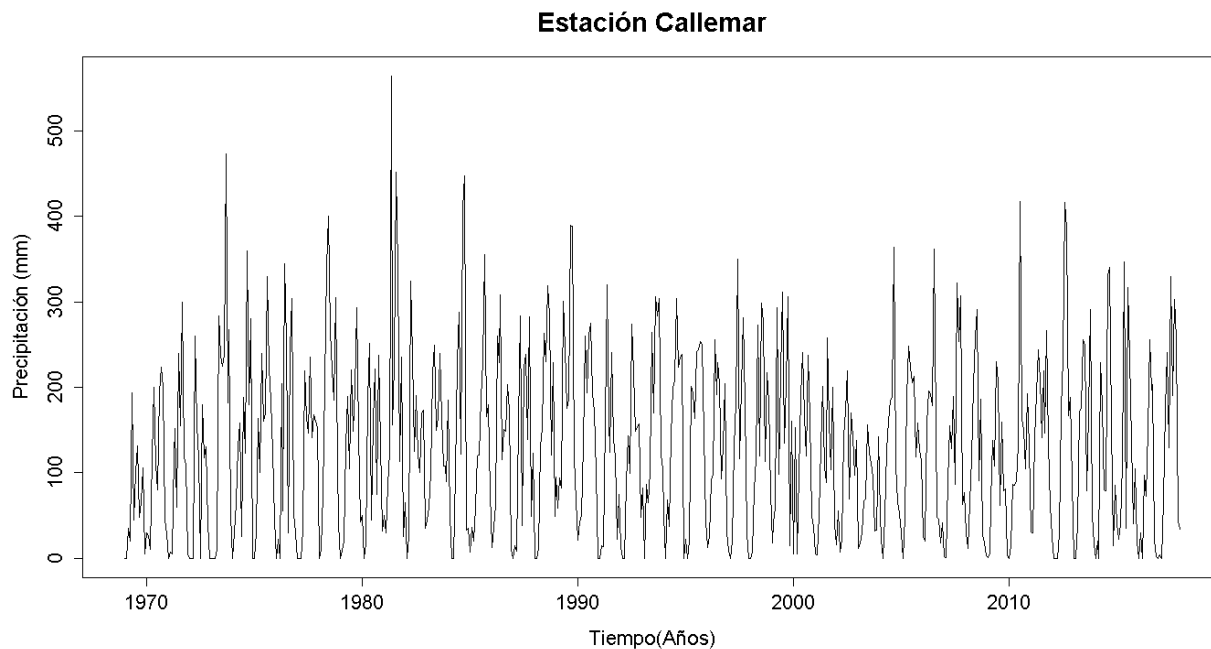


Figura G. 64. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Callemar

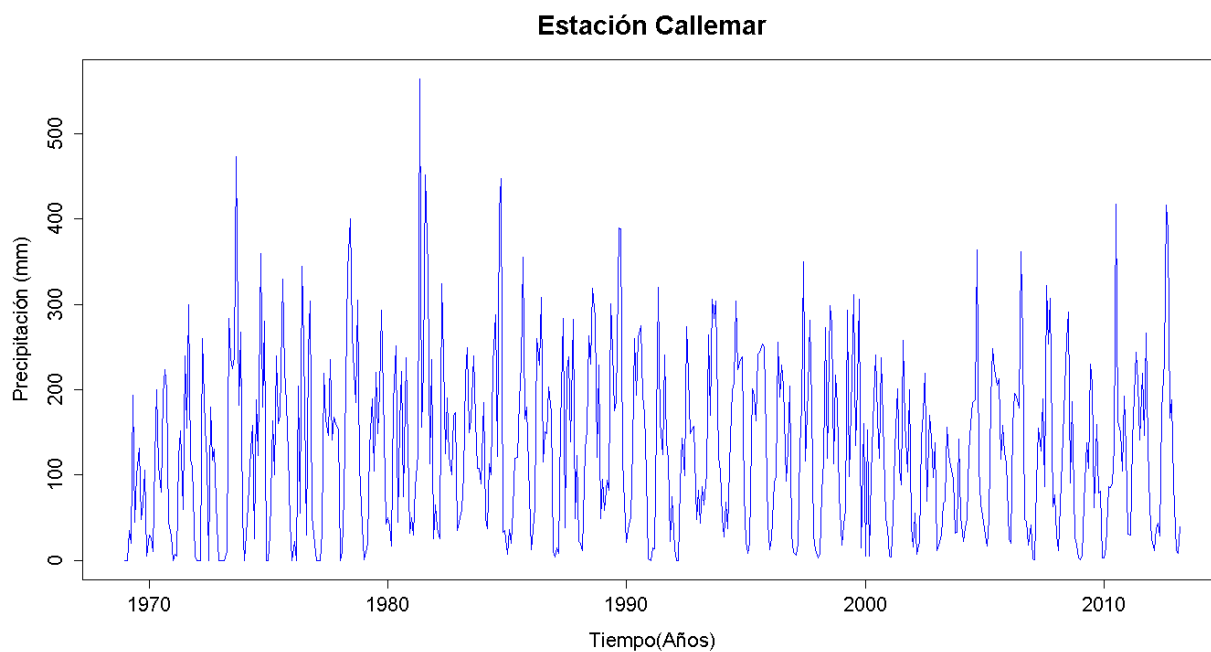


Figura G. 65. Vector de calibración de la estación Callemar

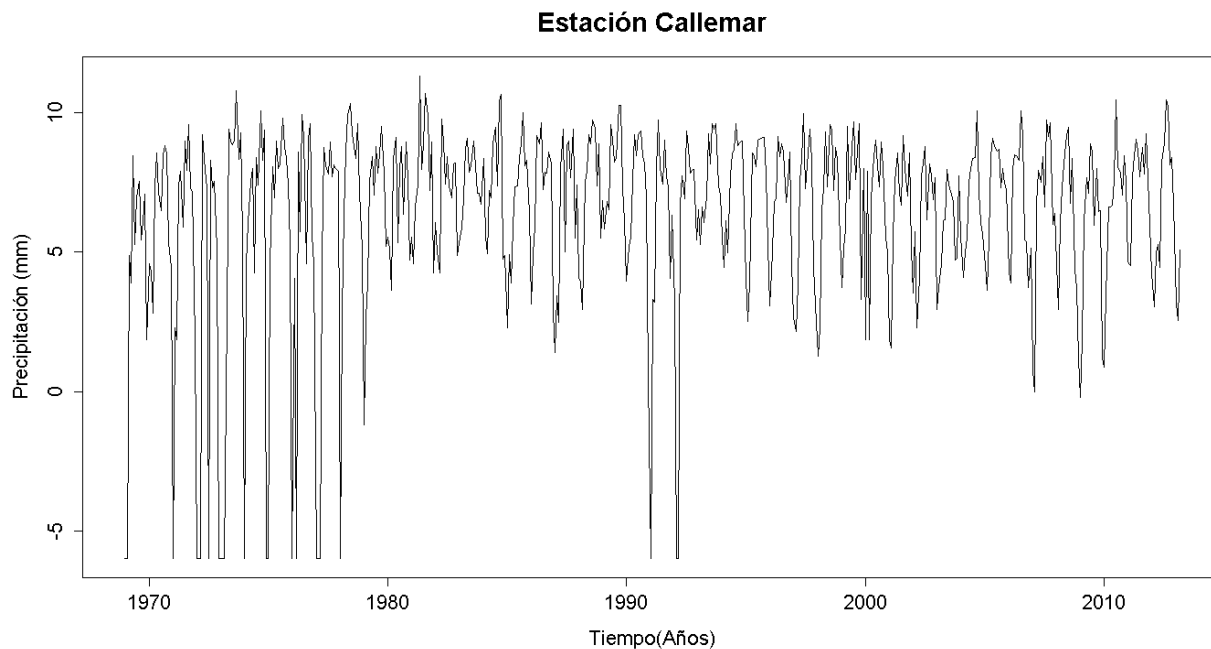


Figura G. 66. Vector de calibración de la estación Callemar transformado usando Box-Cox

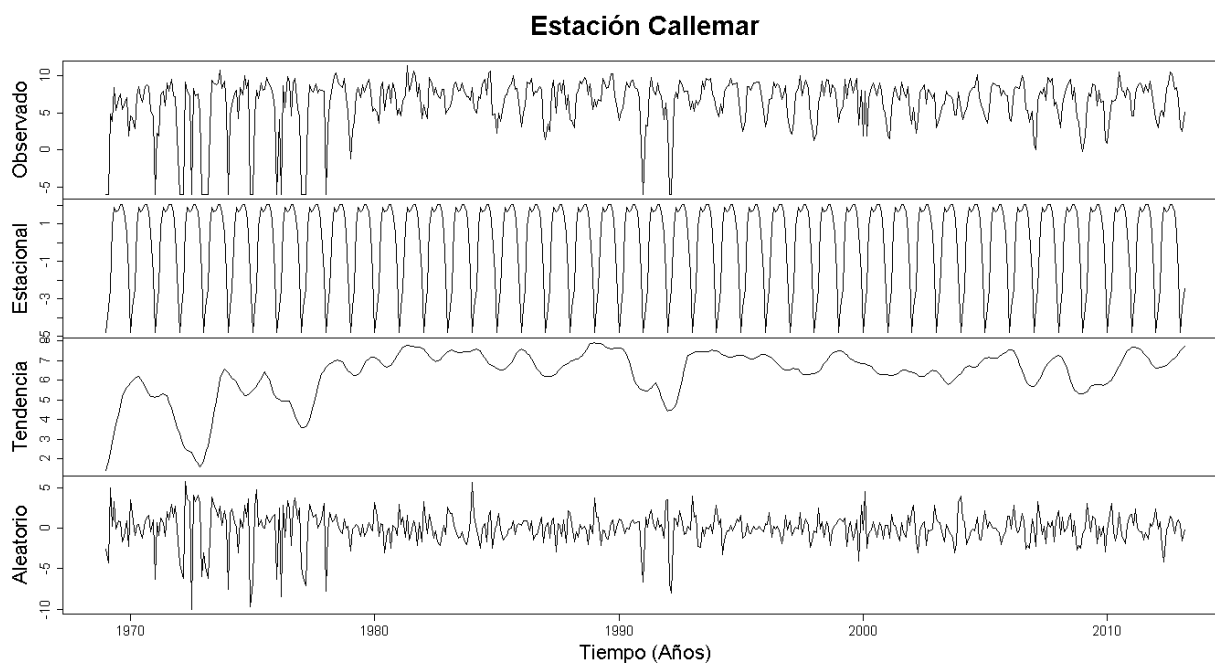


Figura G. 67. Descomposición de la serie transformada de la estación Callemar

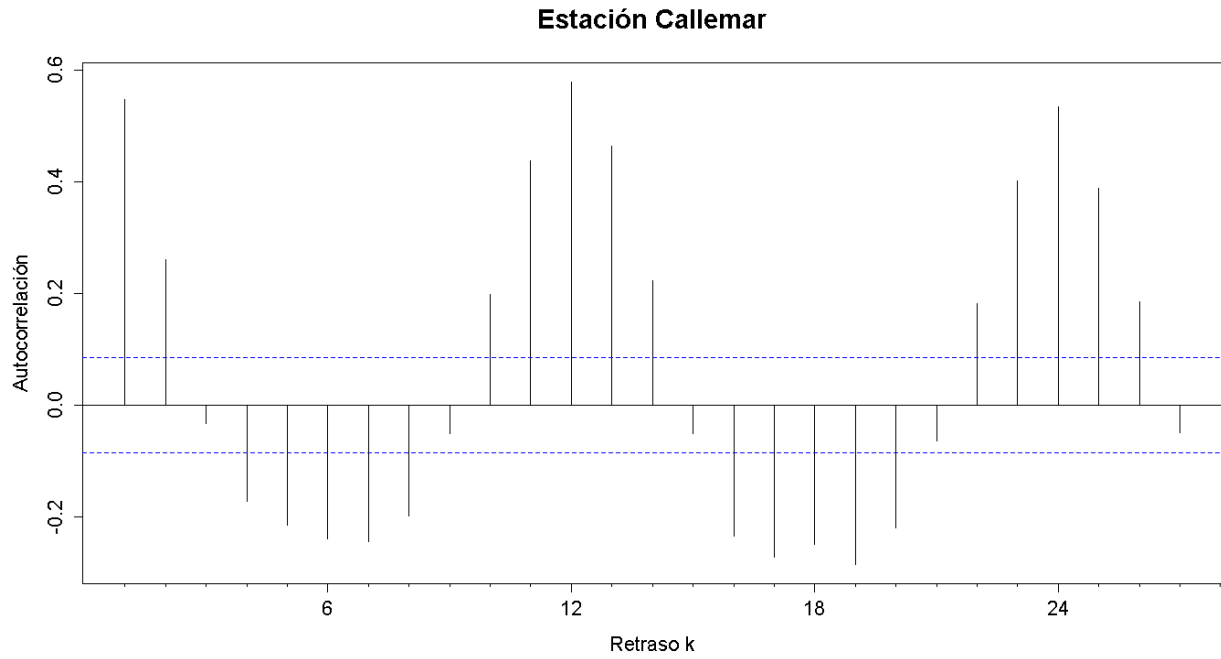


Figura G. 68. Autocorrelograma de la serie de la estación Callemar

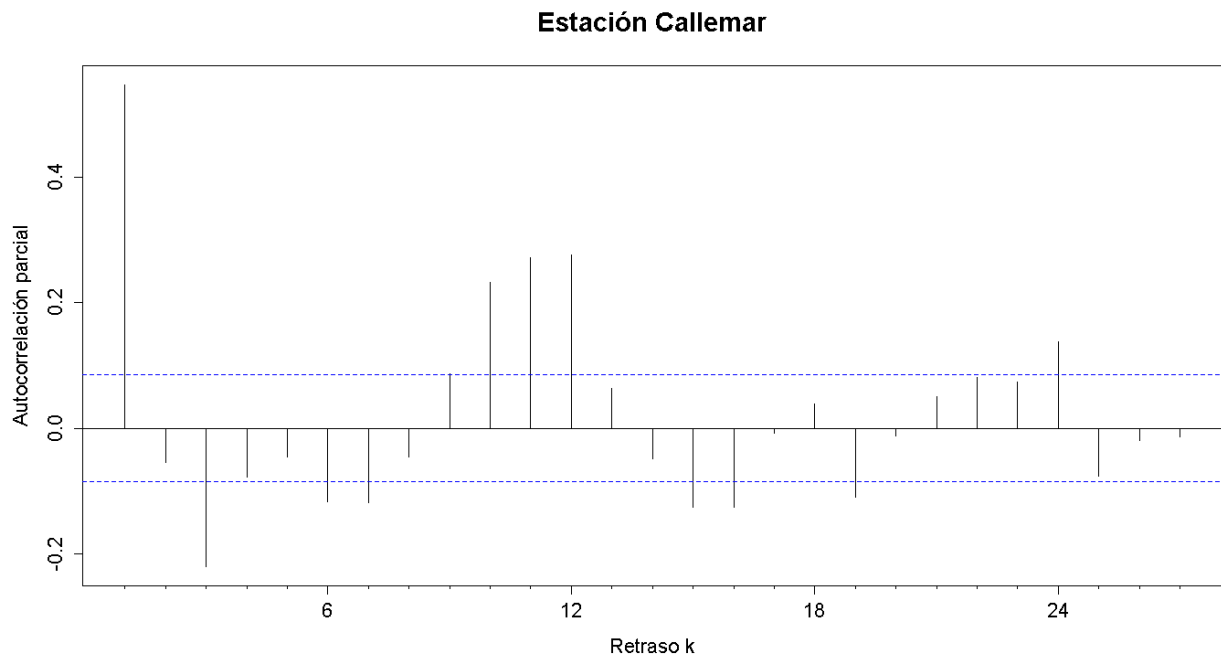


Figura G. 69. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Callemar

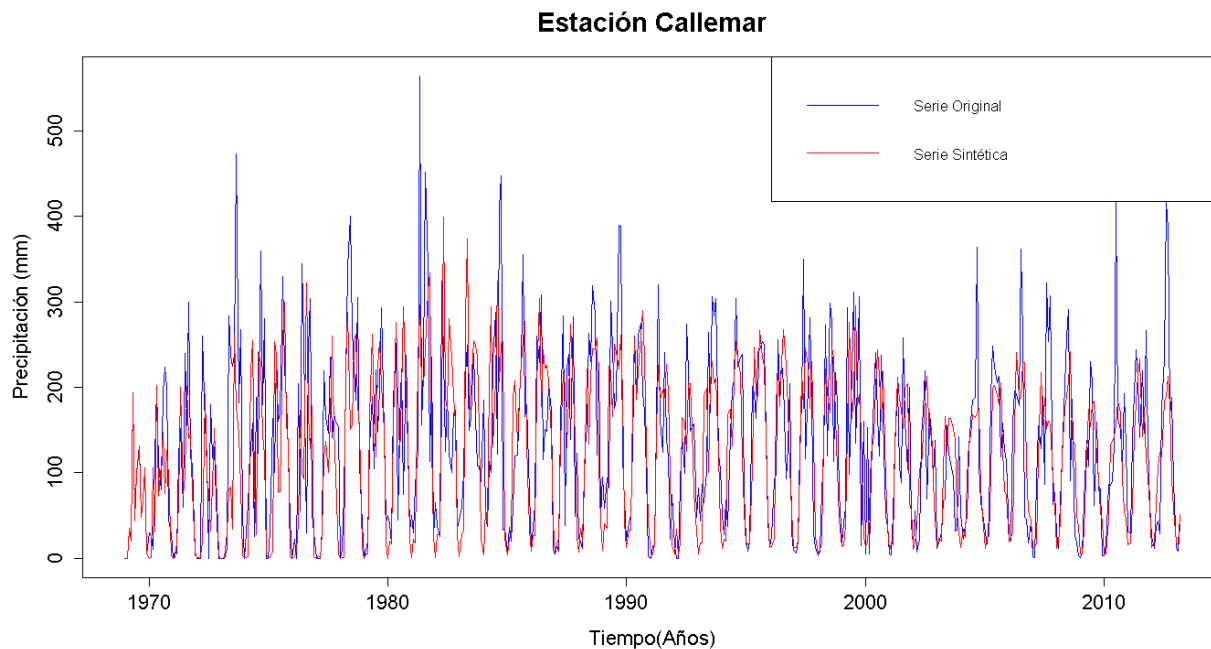


Figura G. 70. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Callemar

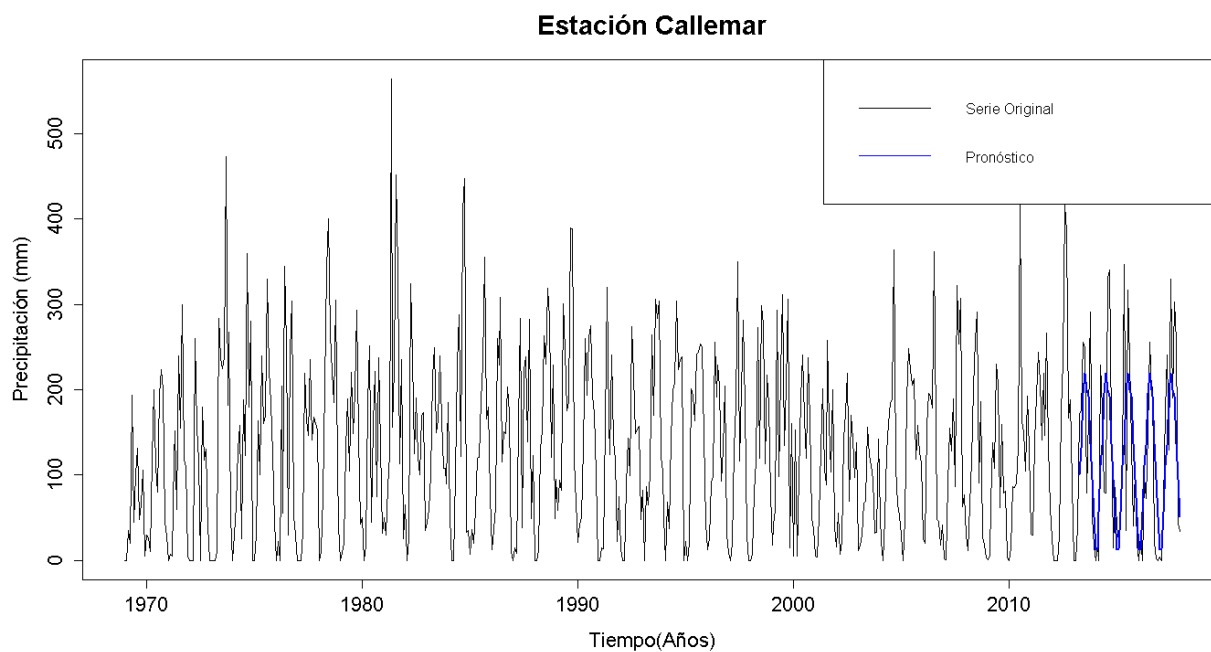


Figura G. 71. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Callemar

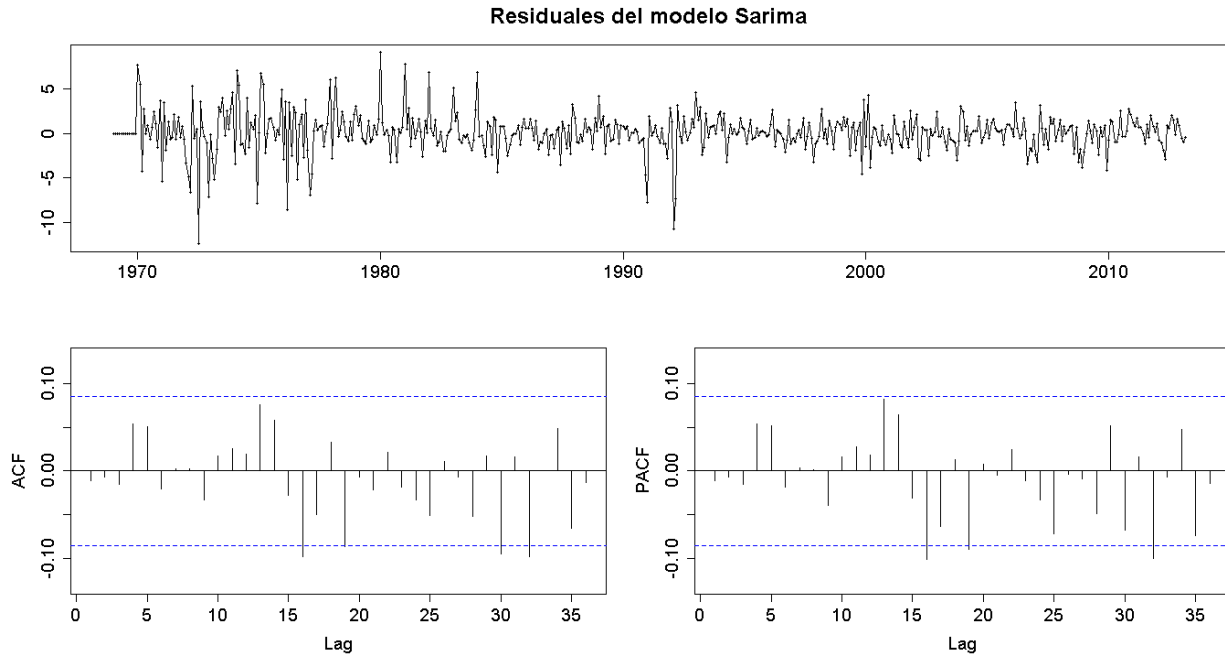


Figura G. 72. Residuales del modelo SARIMA de la estación Callemar

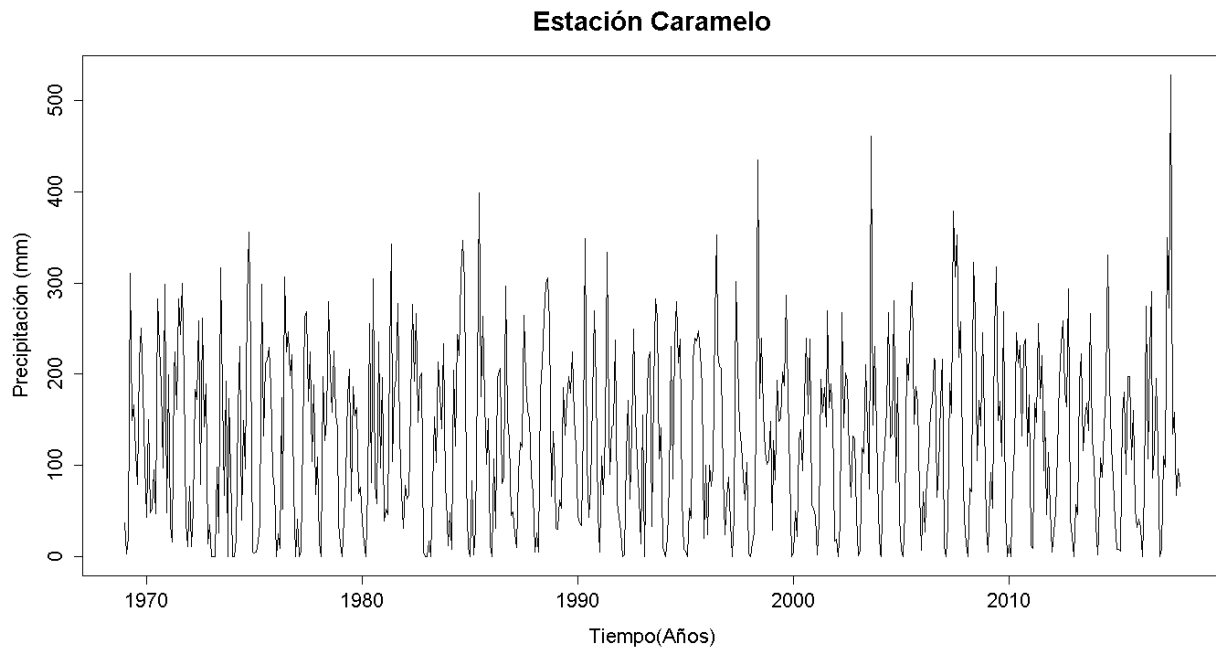


Figura G. 73. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Caramelo

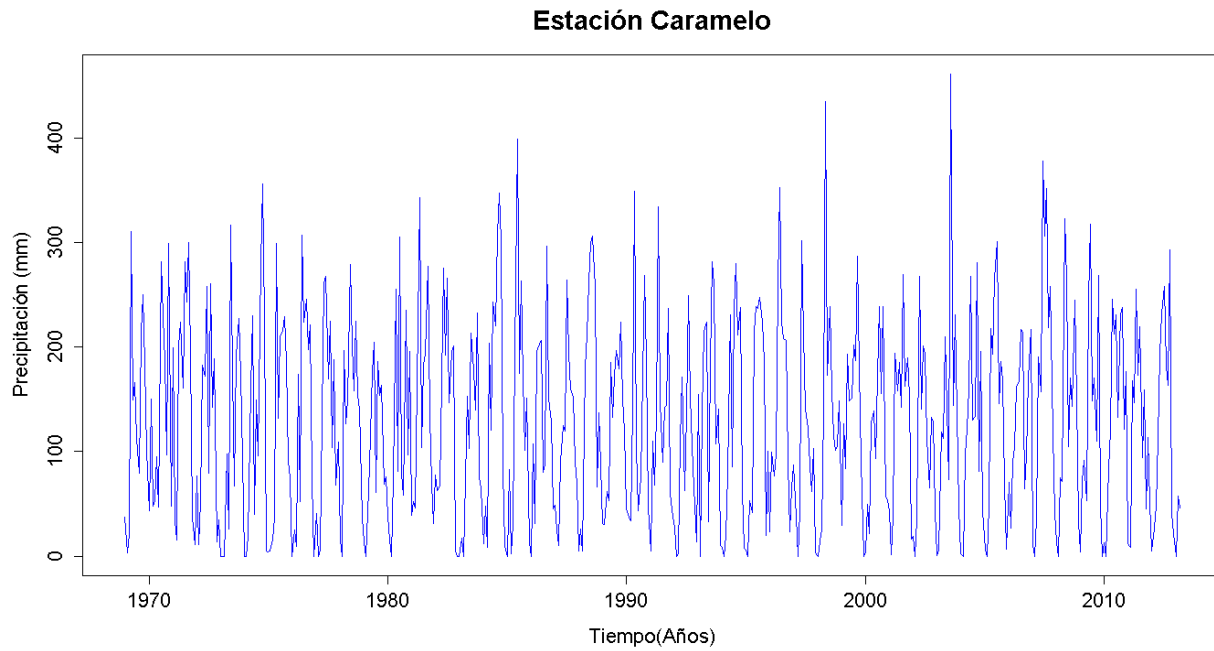


Figura G. 74. Vector de calibración de la estación Caramelo

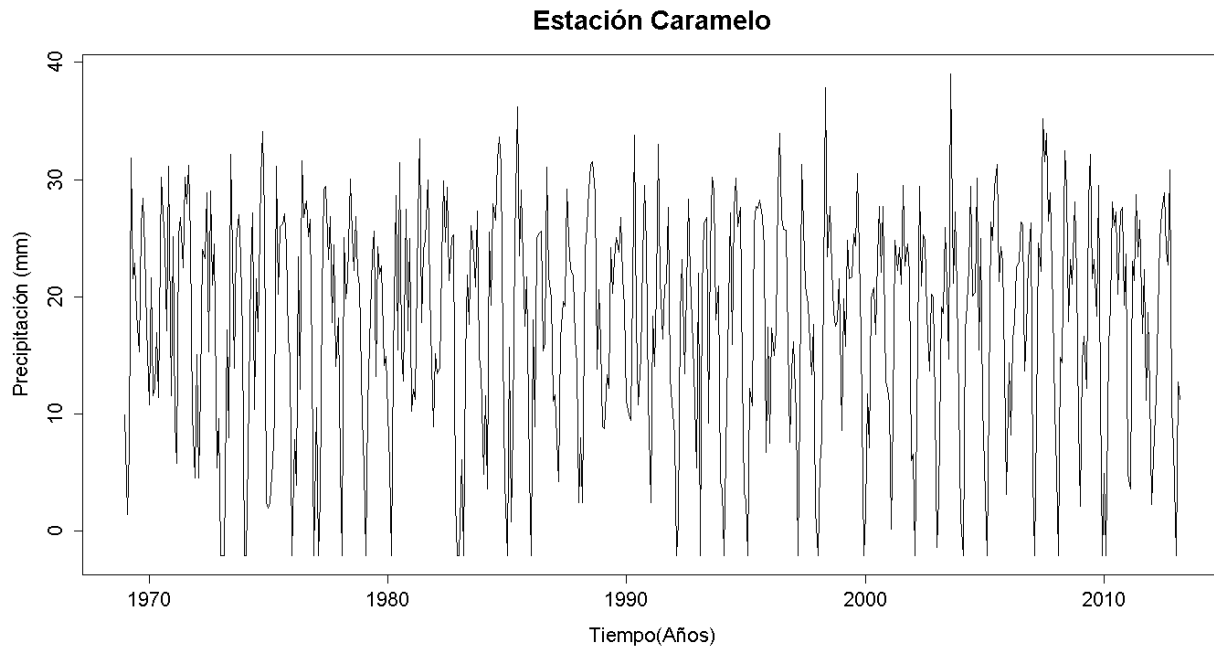


Figura G. 75. Vector de calibración de la estación Caramelo transformado usando Box-Cox

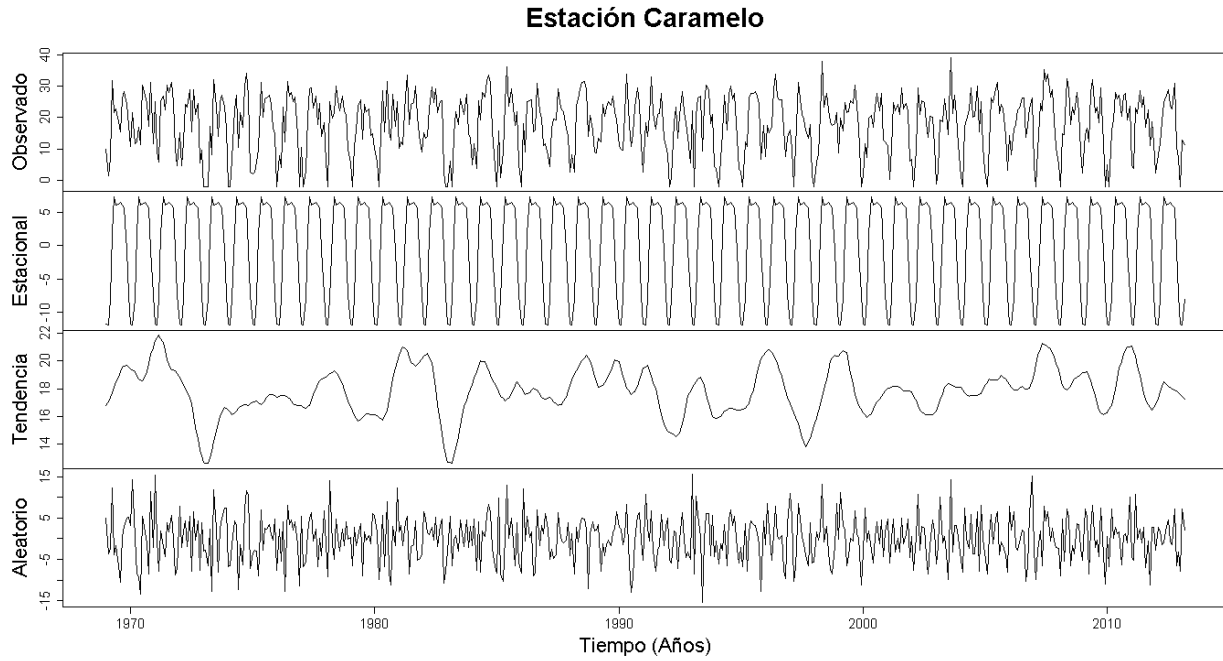


Figura G. 76. Descomposición de la serie transformada de la estación Caramelo

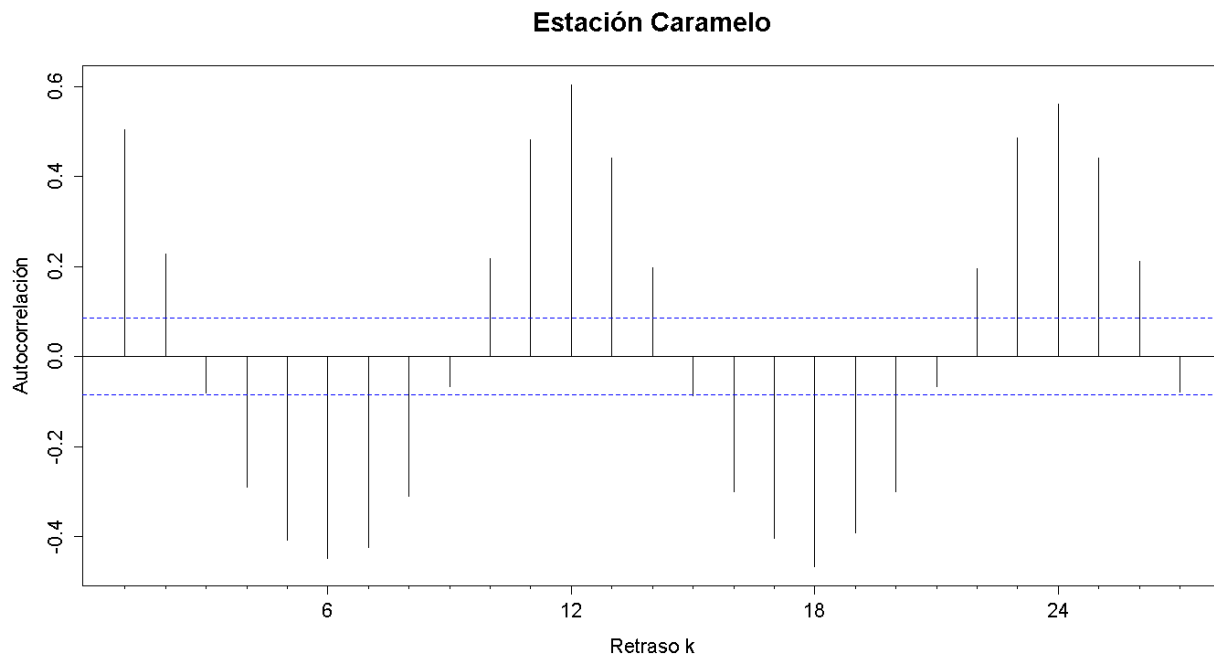


Figura G. 77. Autocorrelograma de la serie de la estación Caramelo

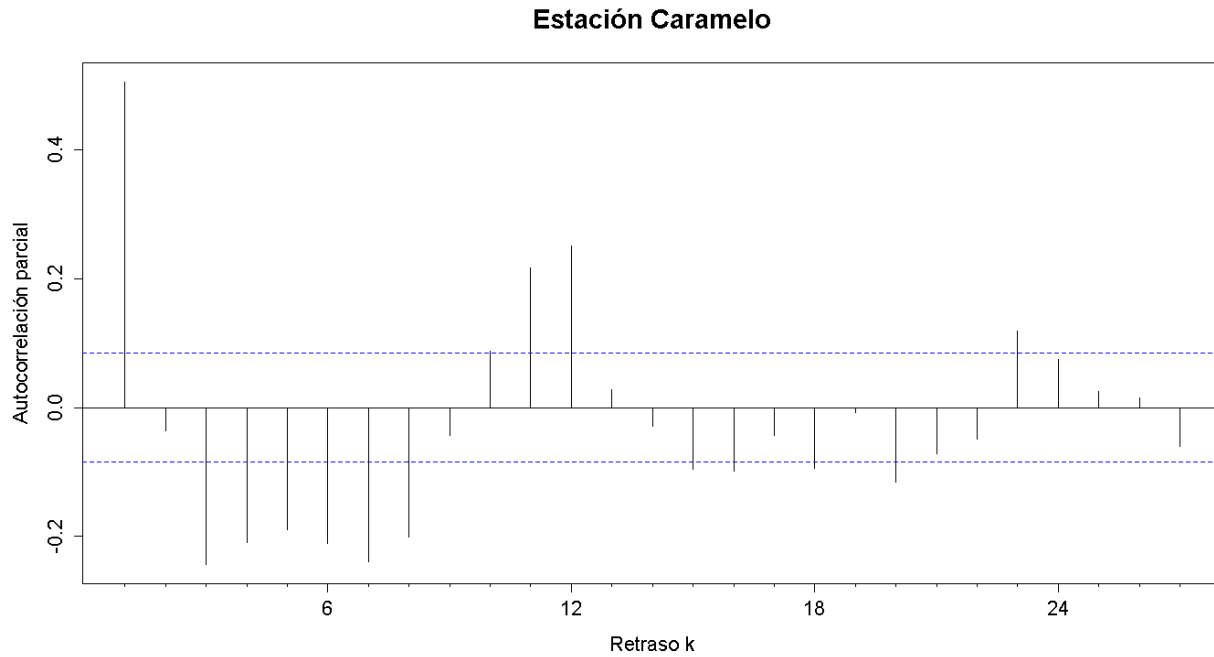


Figura G. 78. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Caramelo

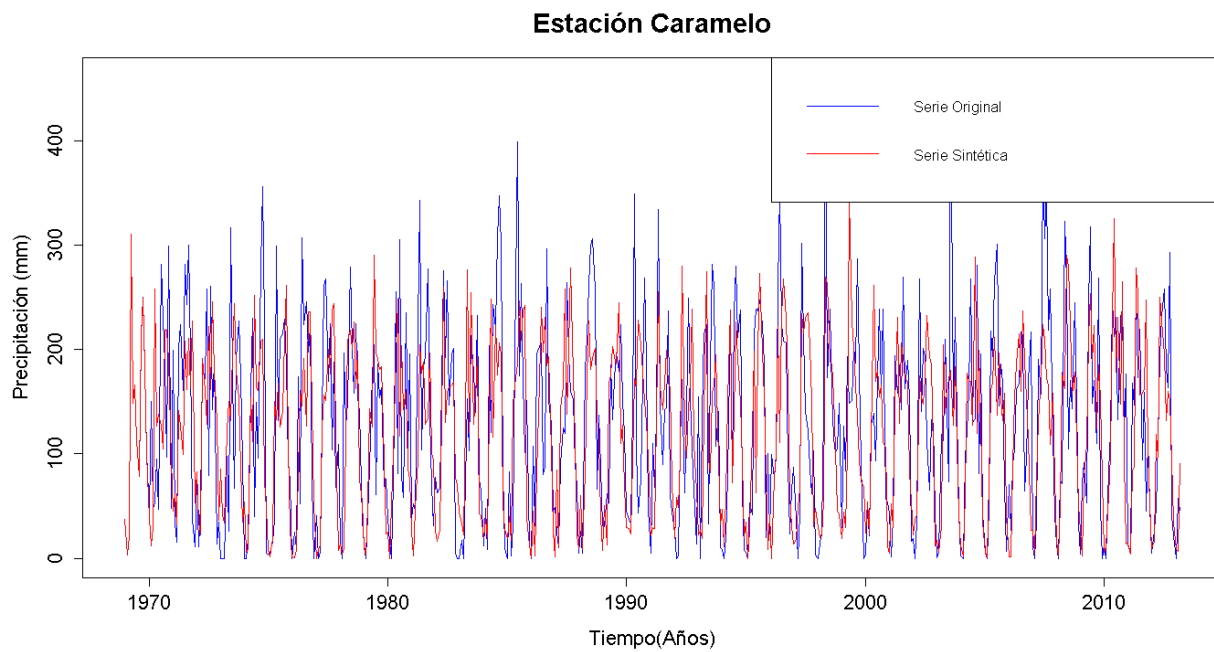


Figura G. 79. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Caramelo

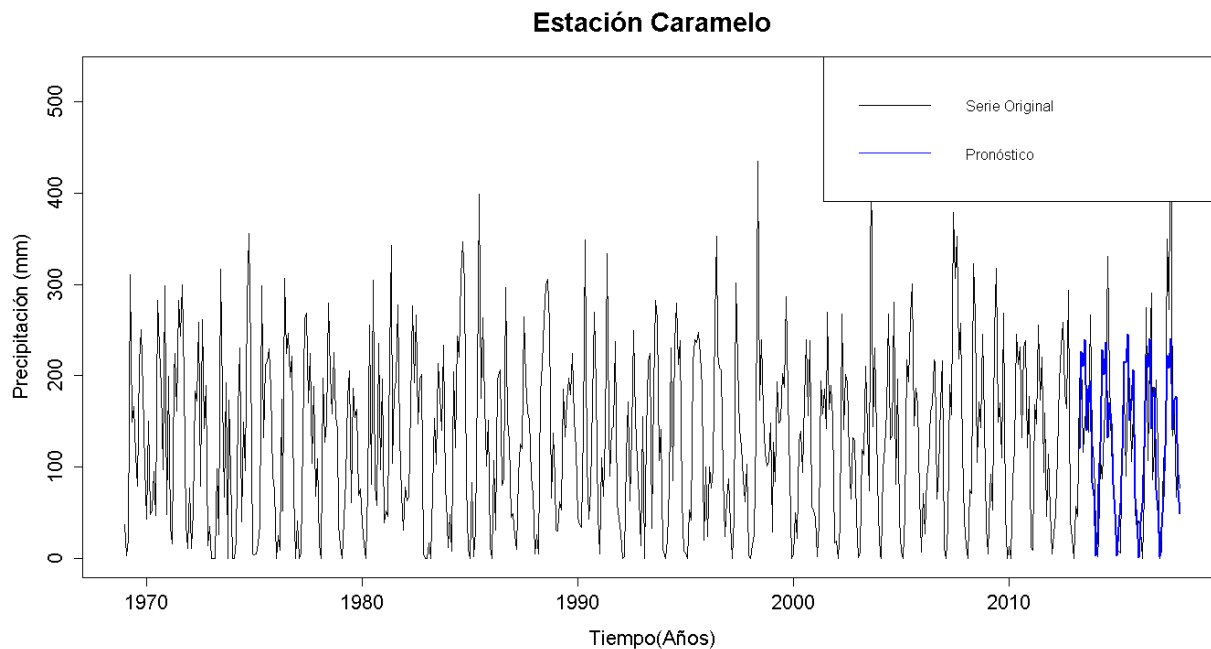


Figura G. 80. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Caramelo

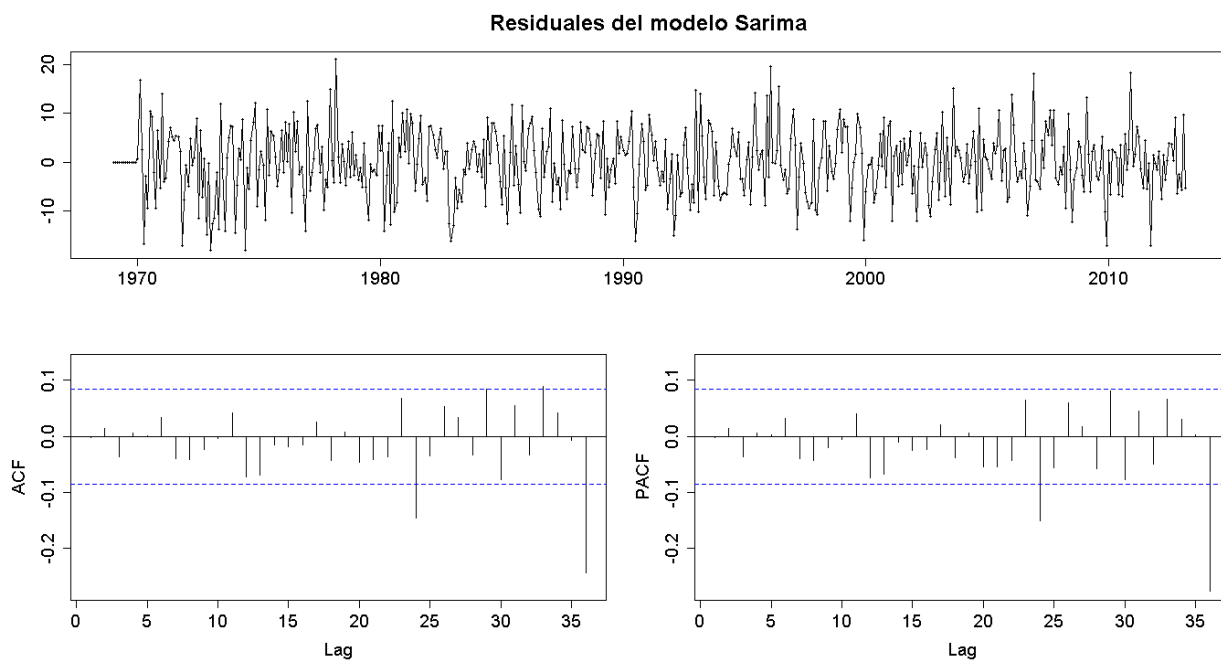


Figura G. 81. Residuales del modelo SARIMA de la estación Caramelo

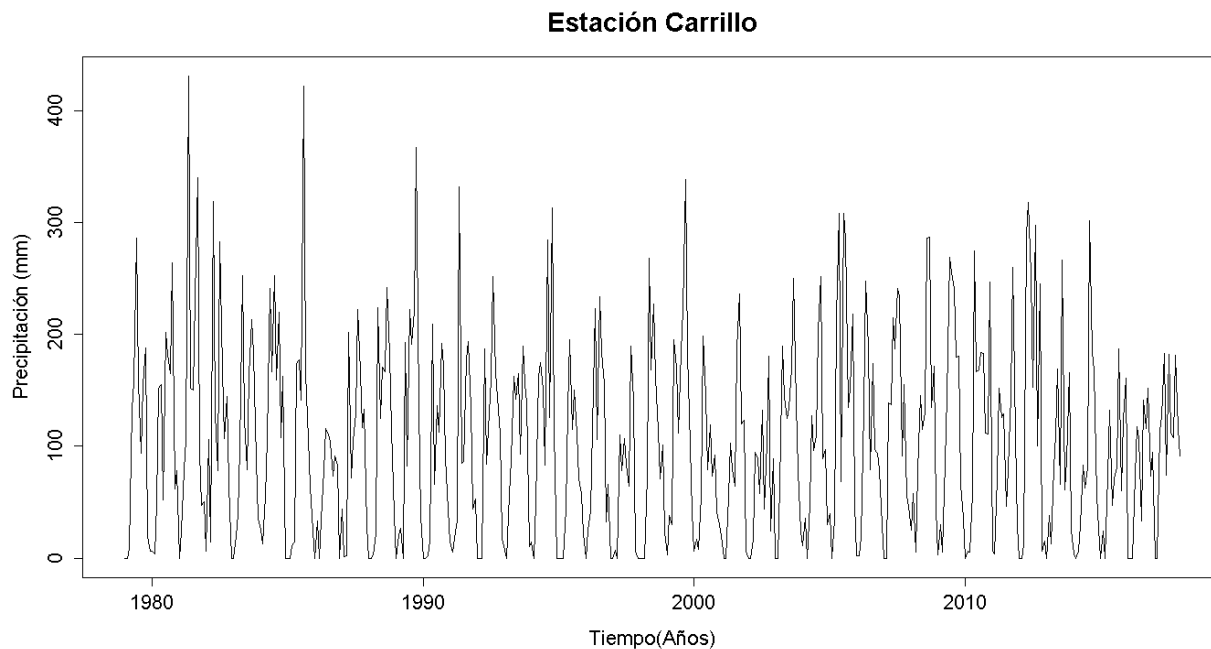


Figura G. 82. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Carrillo

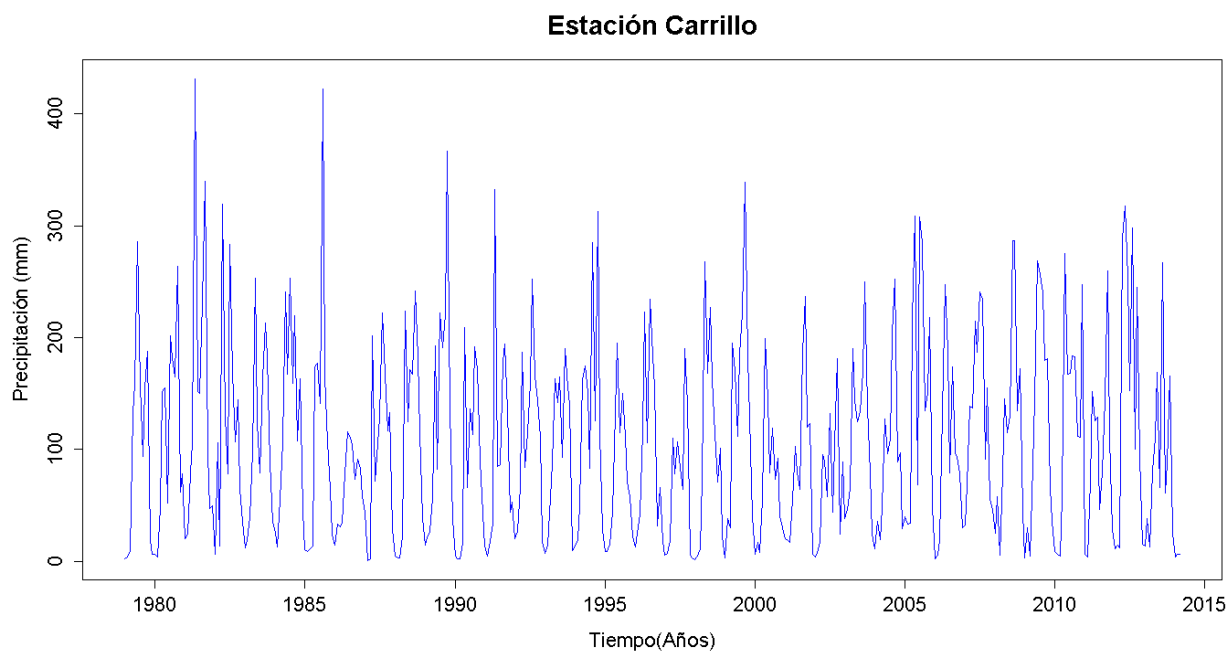


Figura G. 83. Vector de calibración de la estación Carrillo

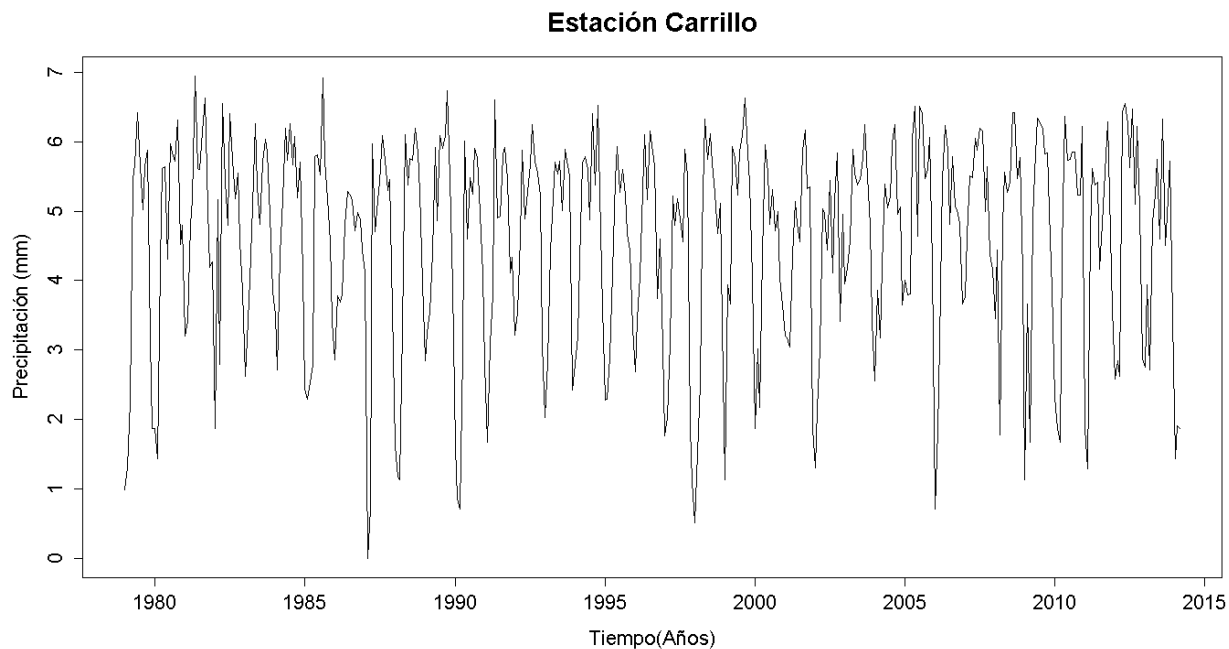


Figura G. 84. Vector de calibración de la estación Carrillo transformado usando Box-Cox

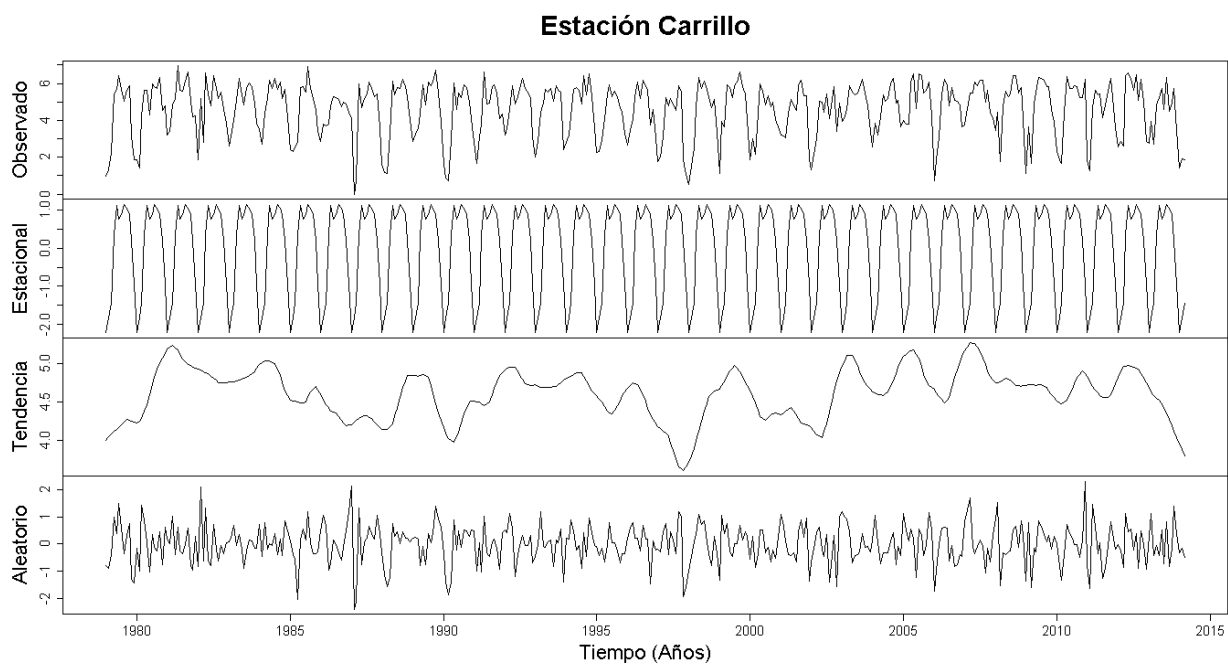


Figura G. 85. Descomposición de la serie transformada de la estación Carrillo

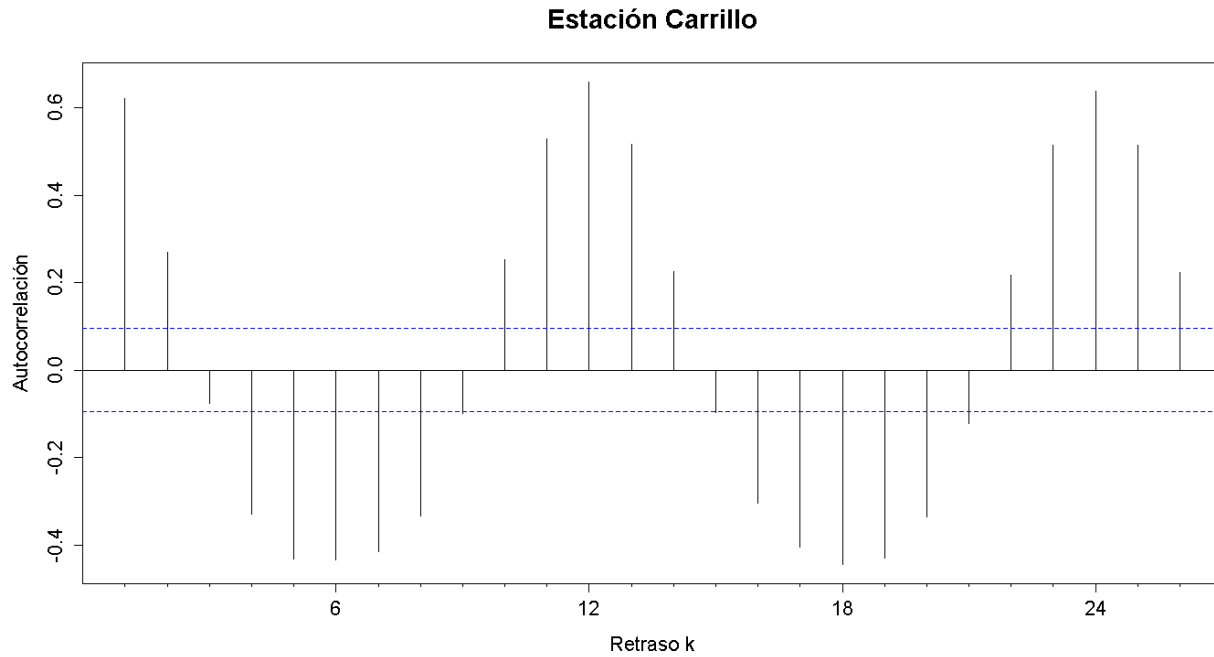


Figura G. 86. Autocorrelograma de la serie de la estación Carrillo

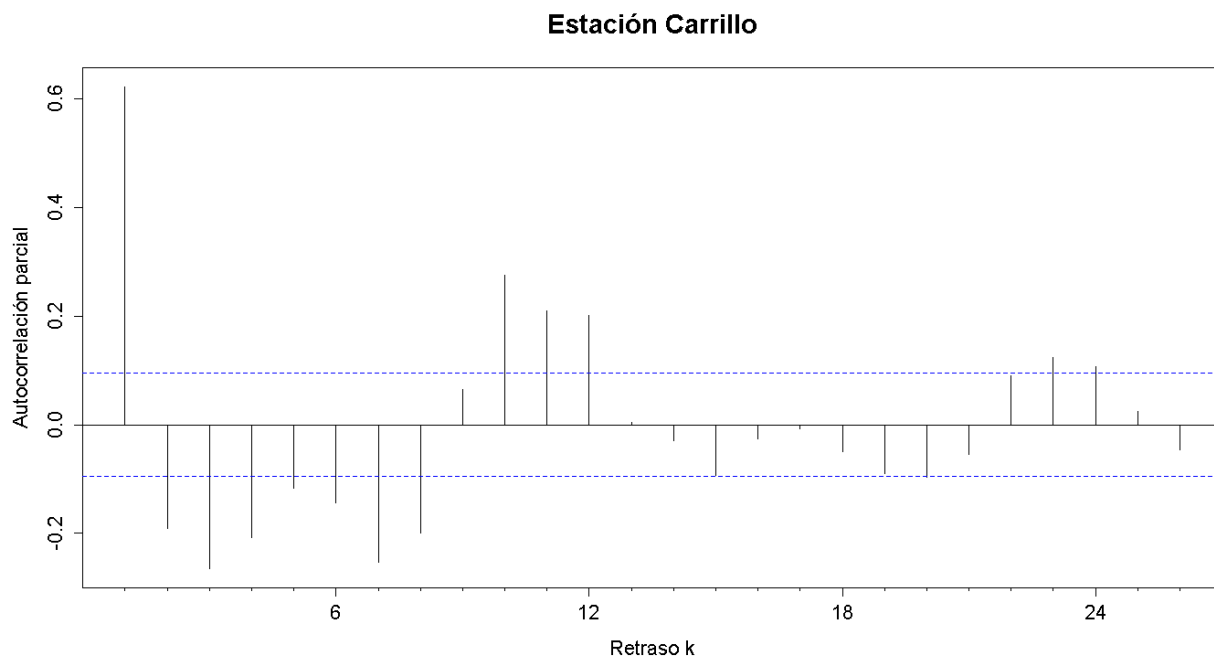


Figura G. 87. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Carrillo

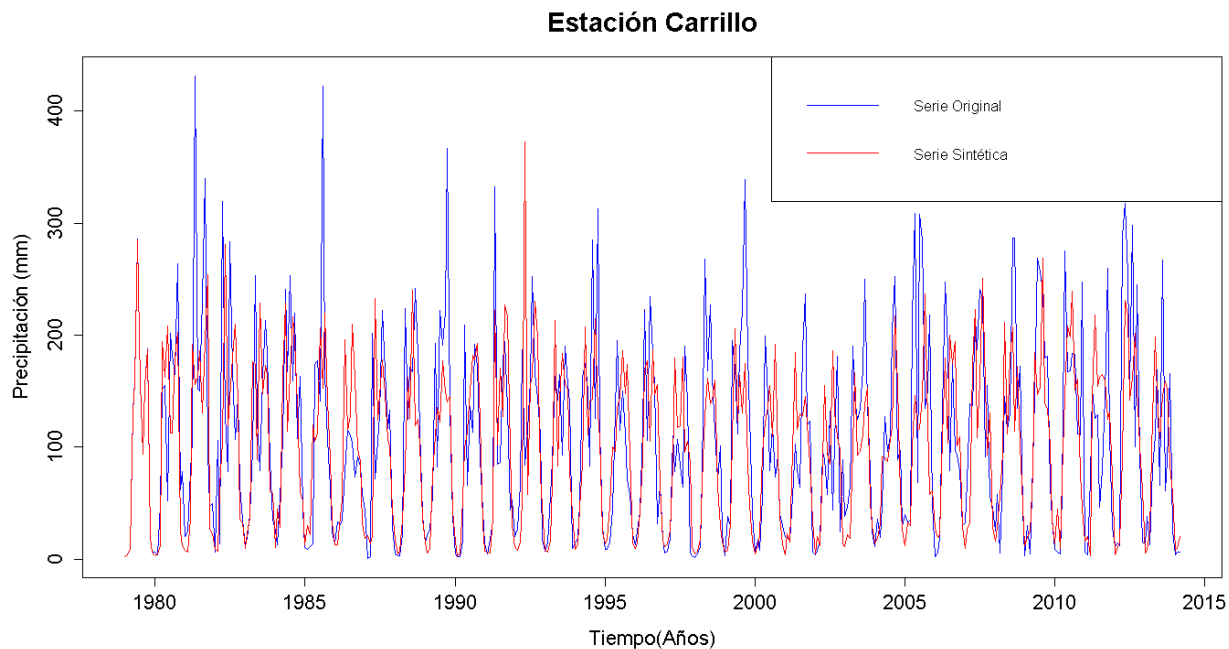


Figura G. 88. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Carrillo

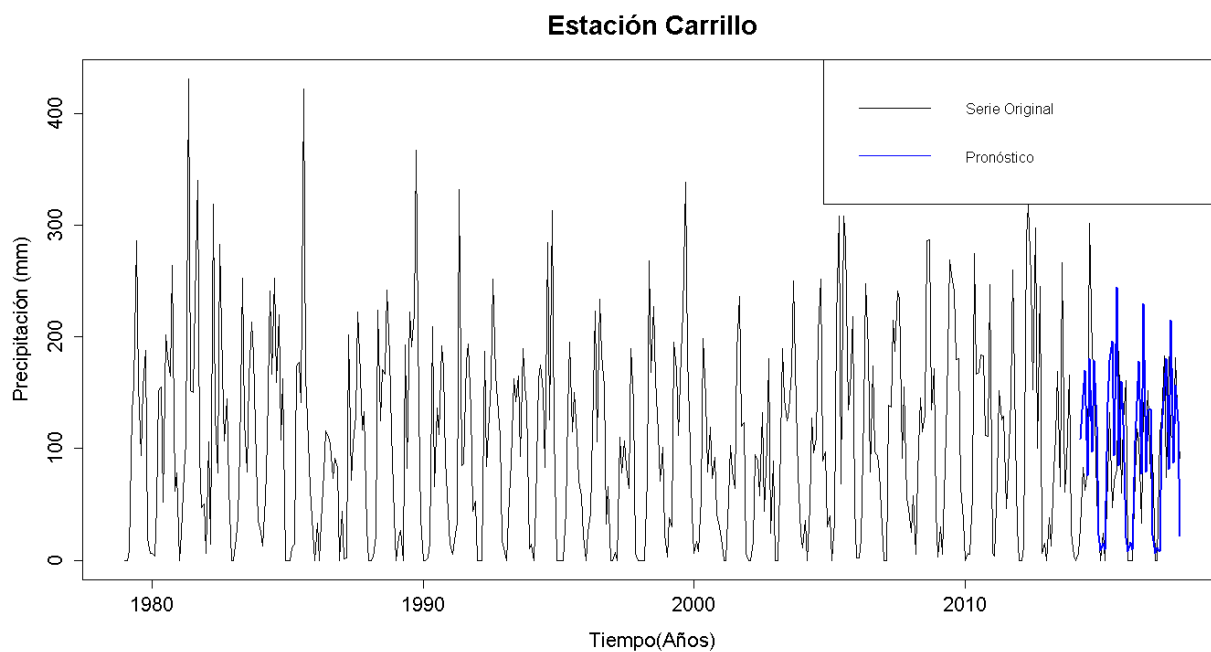


Figura G. 89. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Carrillo

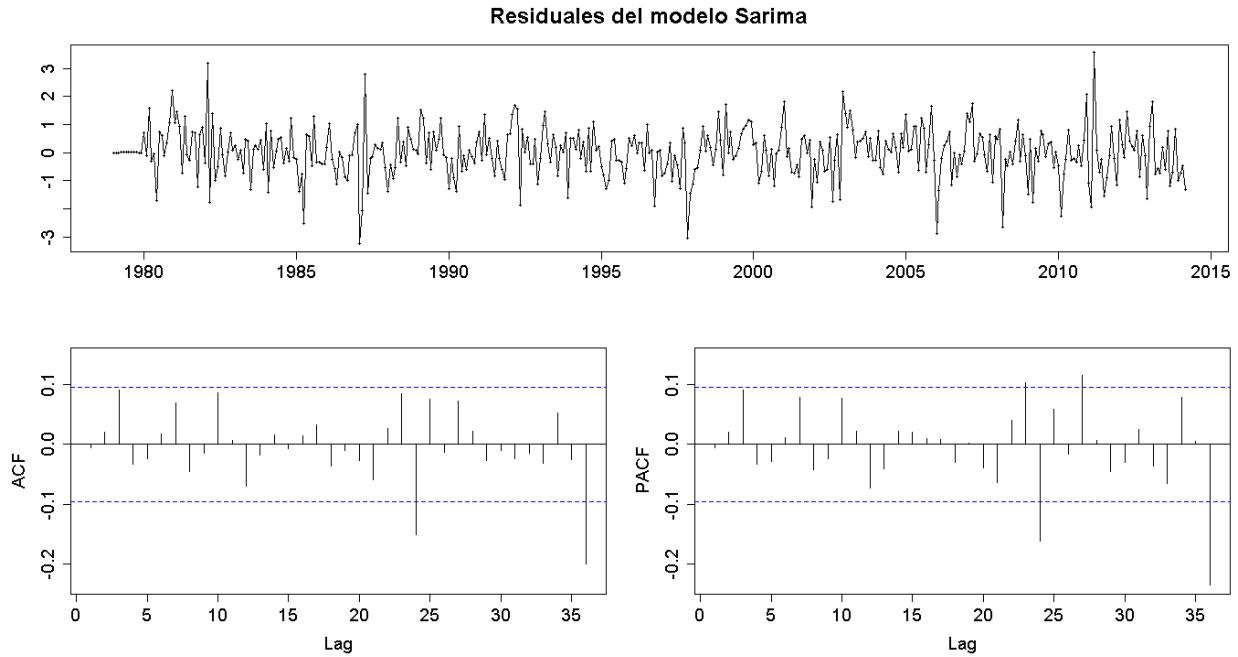


Figura G. 90. Residuales del modelo SARIMA de la estación Carrillo

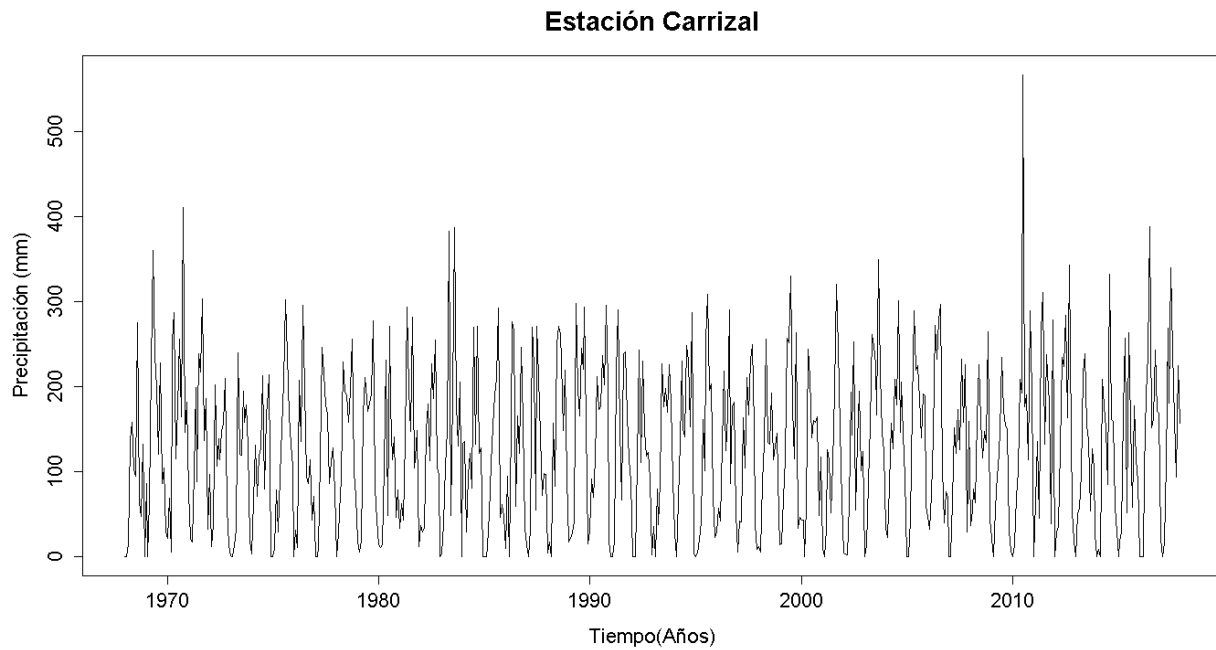


Figura G. 91. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Carrizal

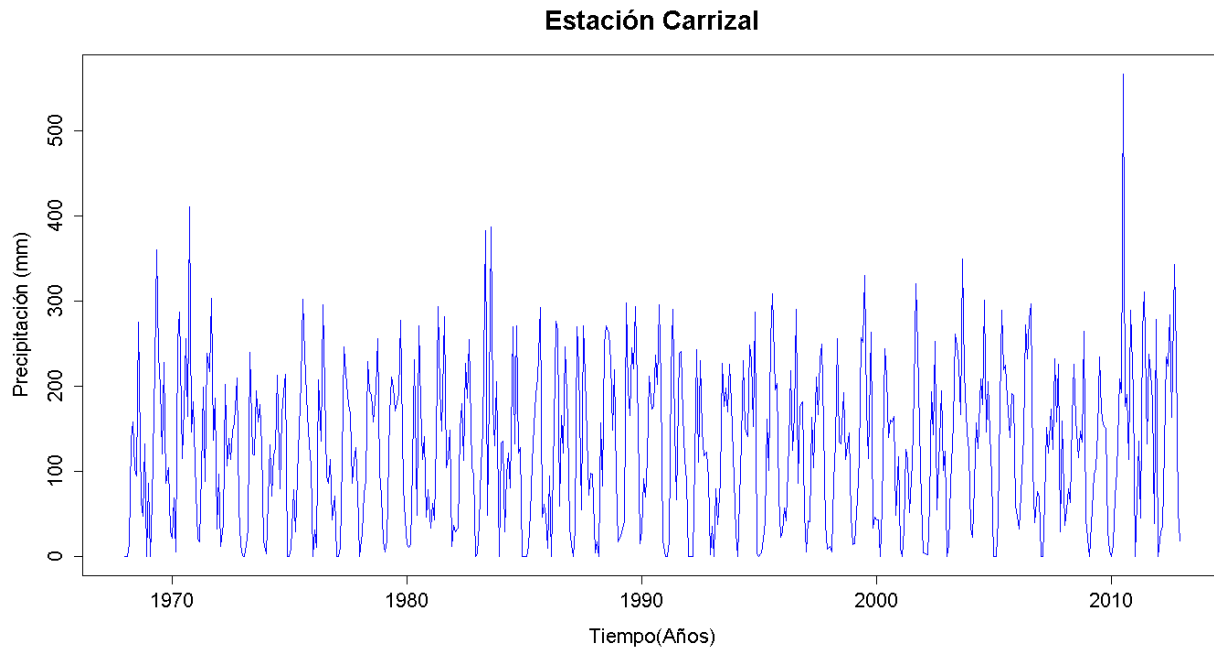


Figura G. 92. Vector de calibración de la estación Carrizal

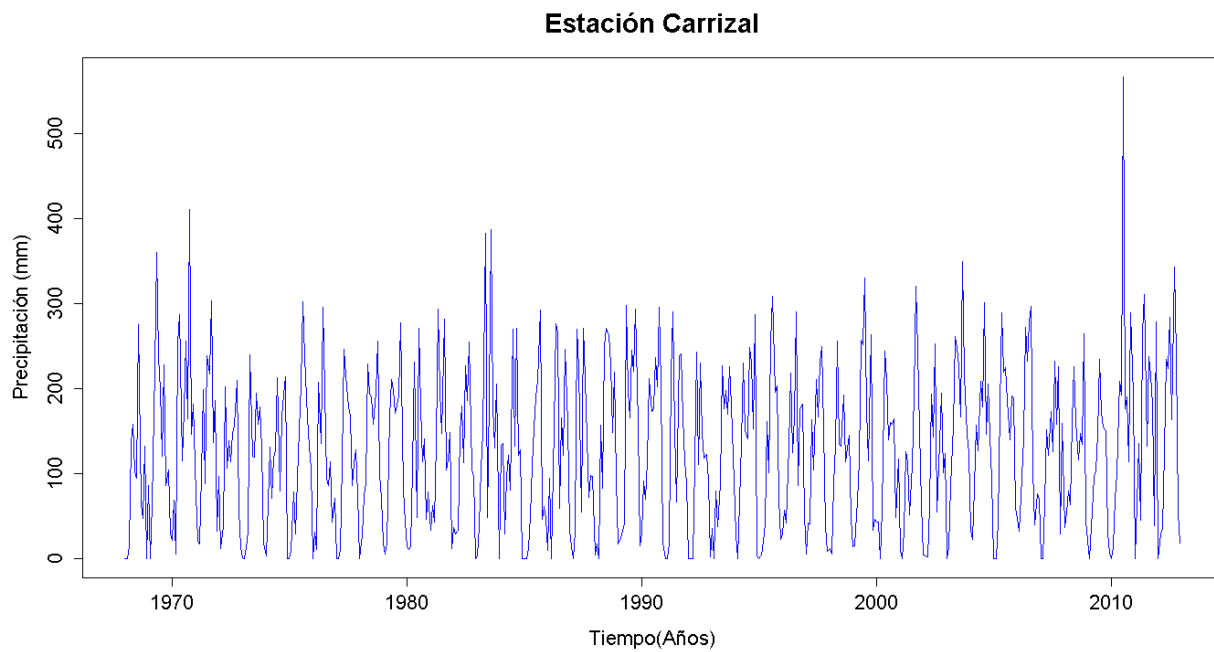


Figura G. 93. Vector de calibración de la estación Carrizal transformado usando Box-Cox

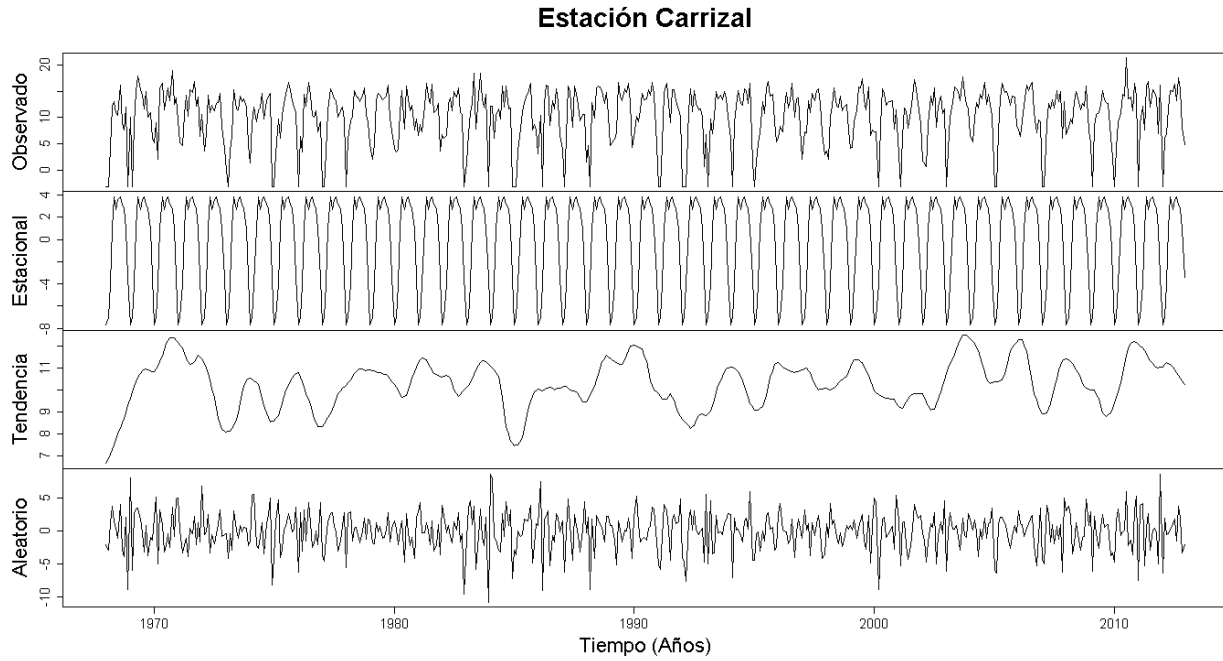


Figura G. 94. Descomposición de la serie transformada de la estación Carrizal

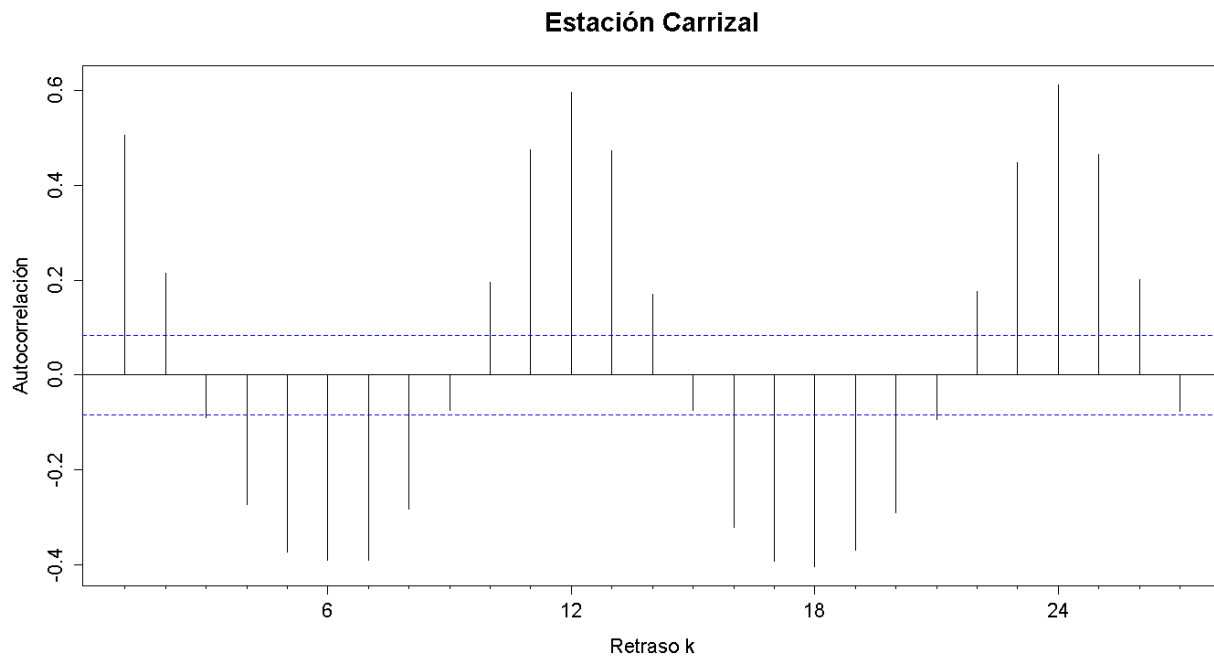


Figura G. 95. Autocorrelograma de la serie de la estación Carrizal

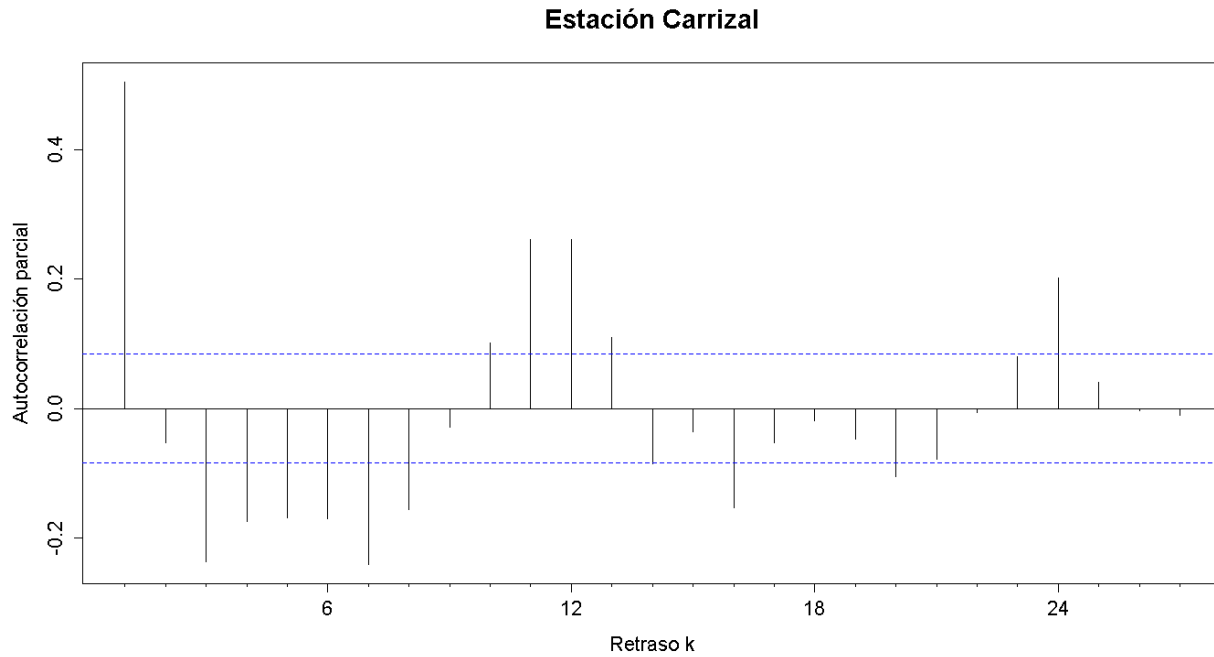


Figura G. 96. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Carrizal

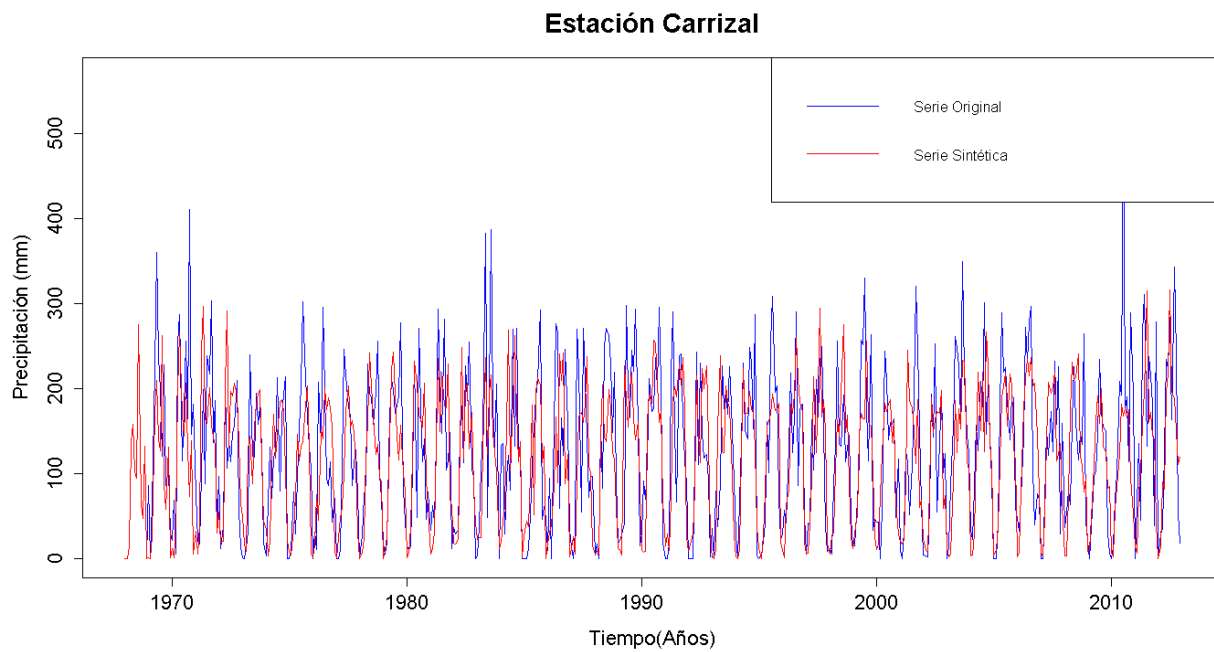


Figura G. 97. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Carrizal

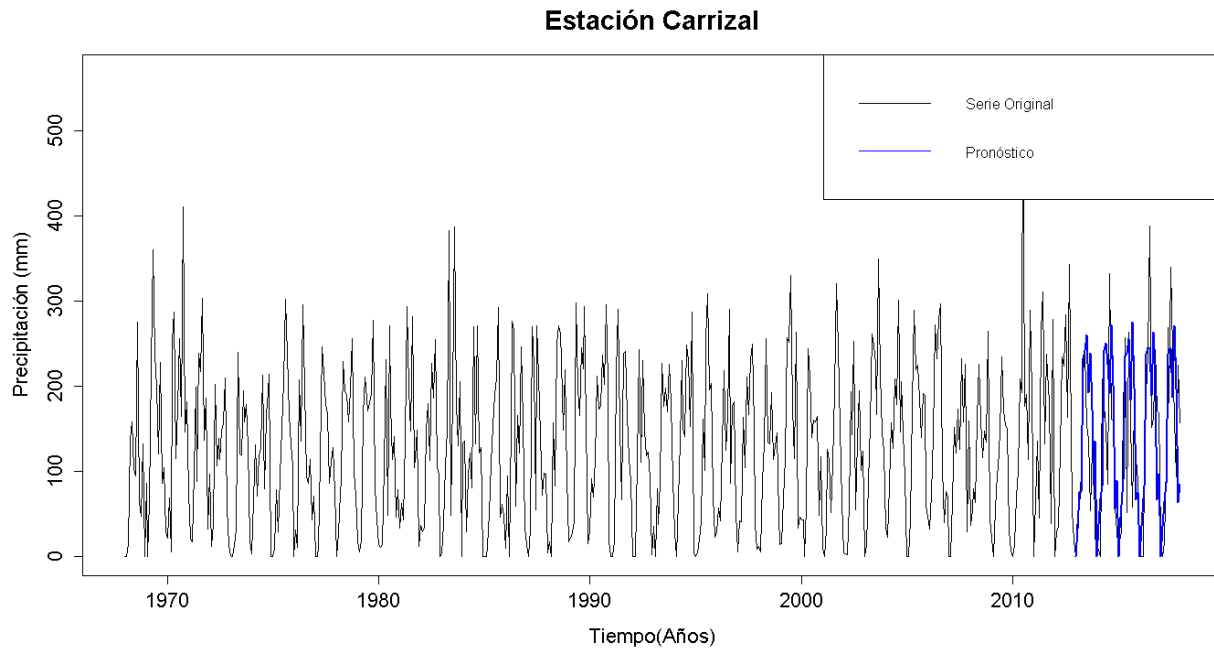


Figura G. 98. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Carrizal

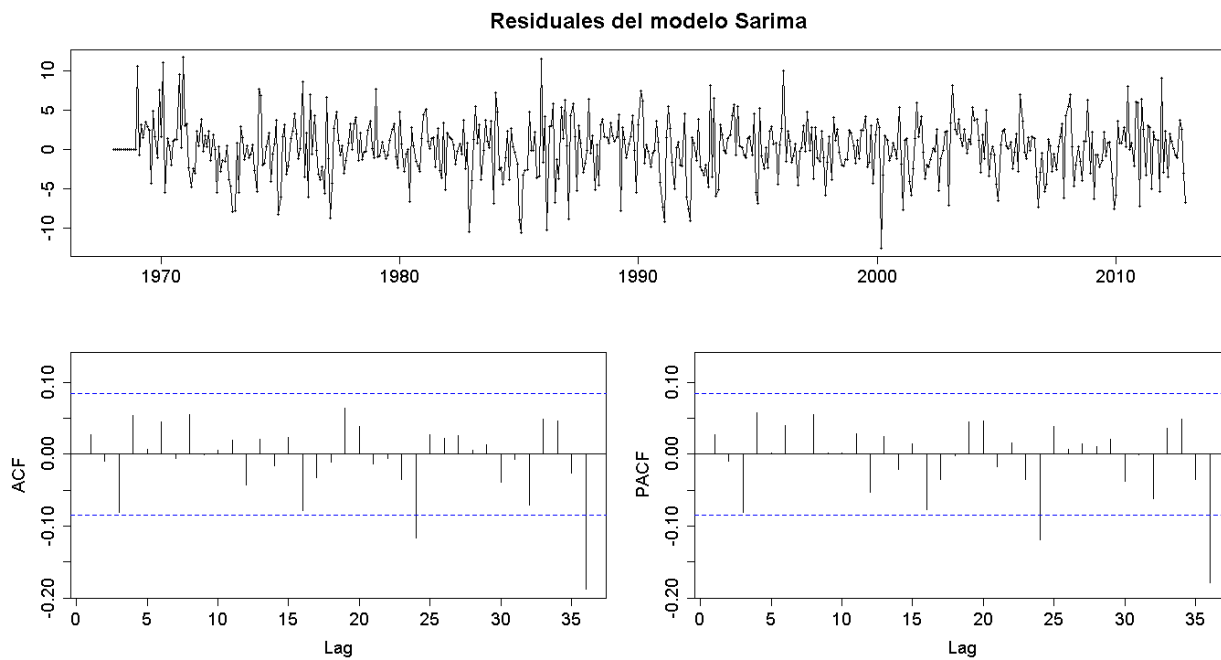


Figura G. 99. Residuales del modelo SARIMA de la estación Carrizal

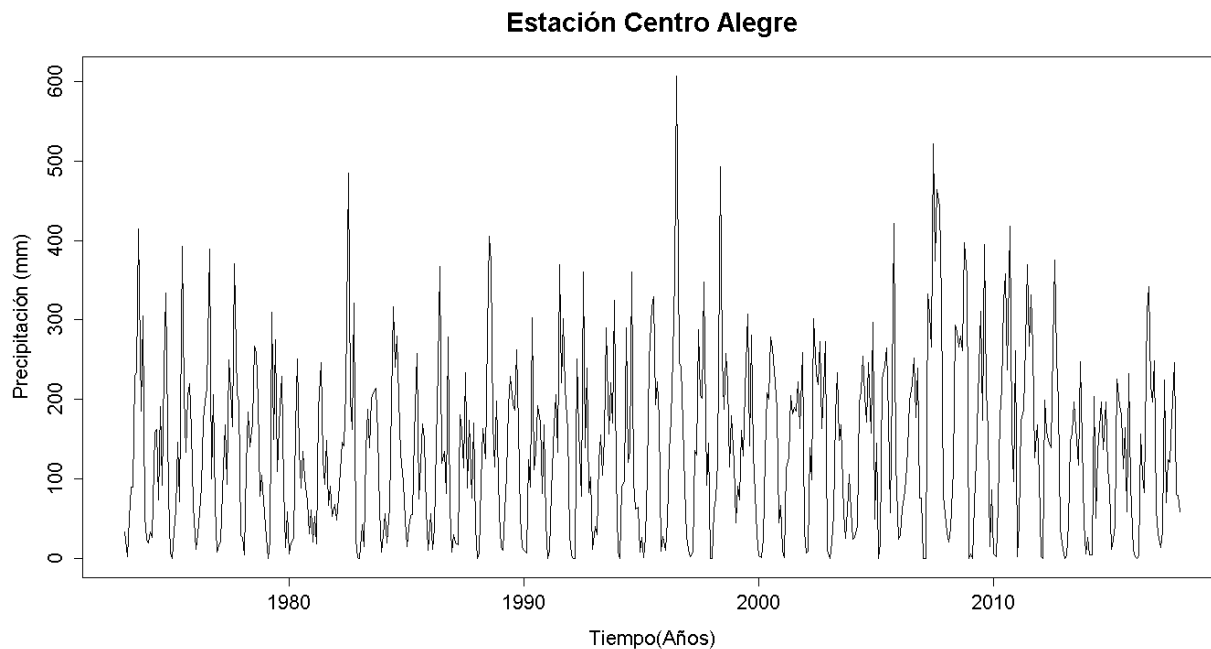


Figura G. 100. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Centro Alegre

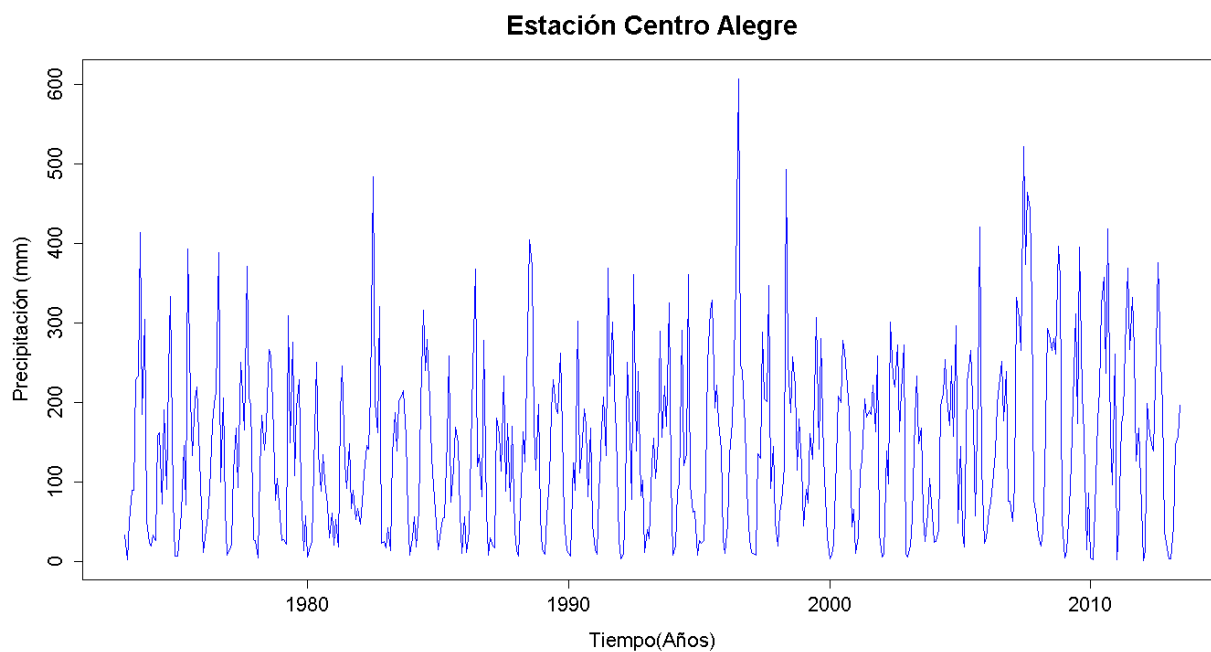


Figura G. 101. Vector de calibración de la estación Centro Alegre

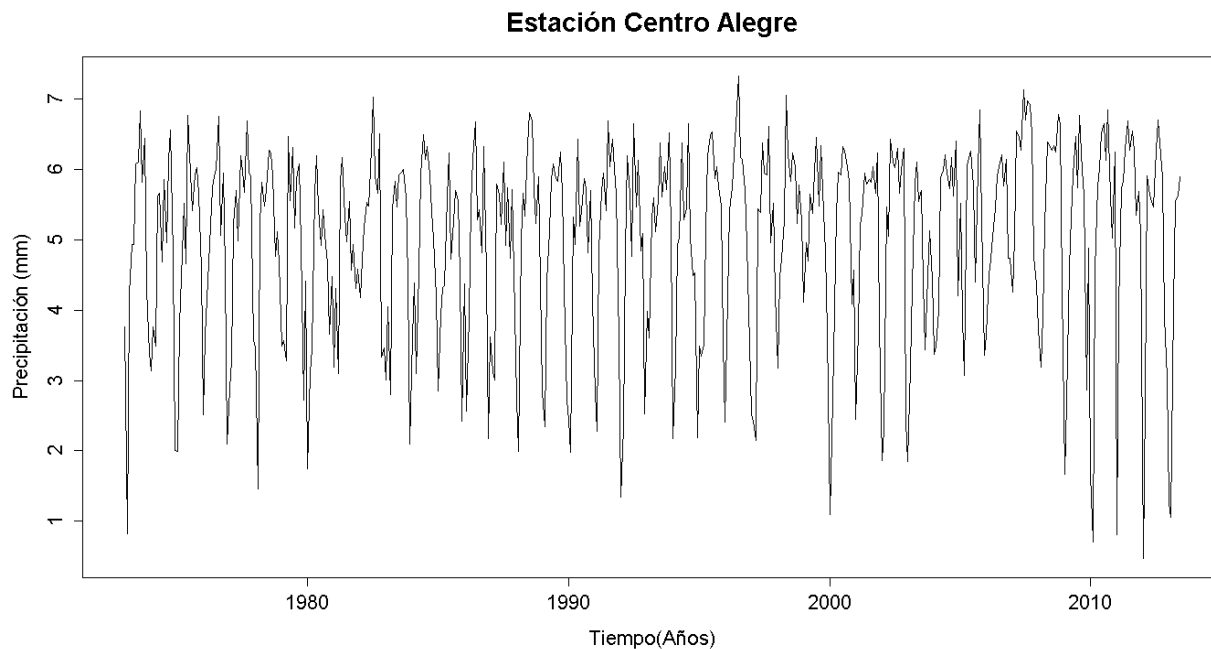


Figura G. 102. Vector de calibración de la estación Centro Alegre transformado usando Box-Cox

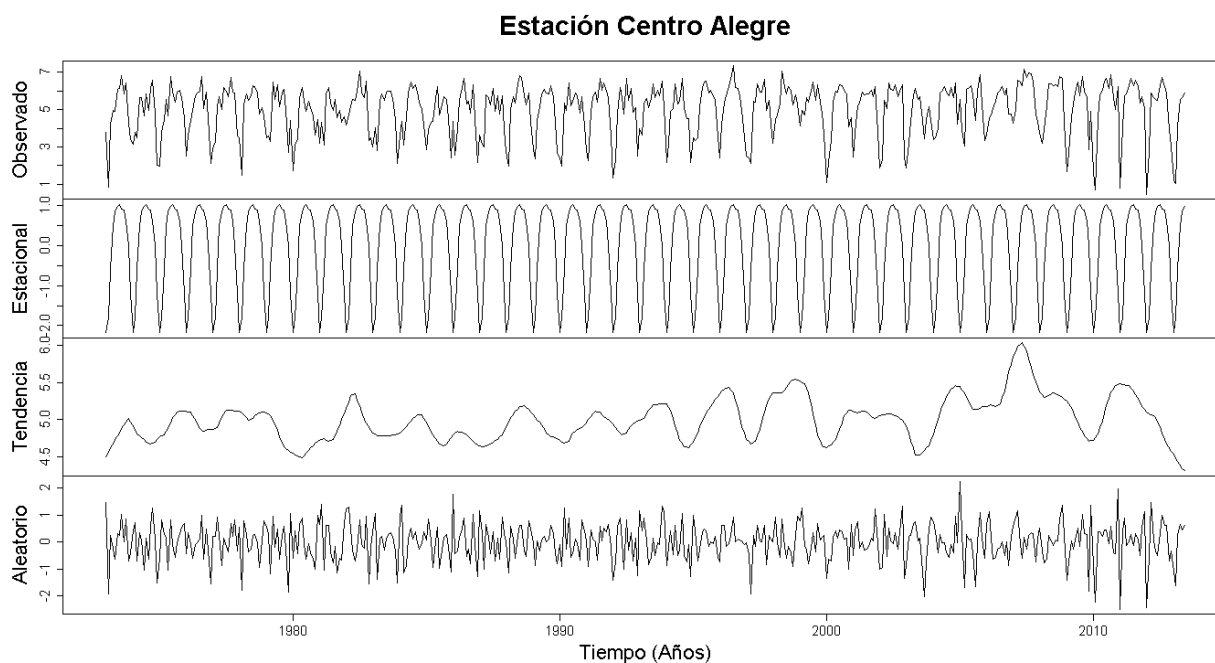


Figura G. 103. Descomposición de la serie transformada de la estación Centro Alegre

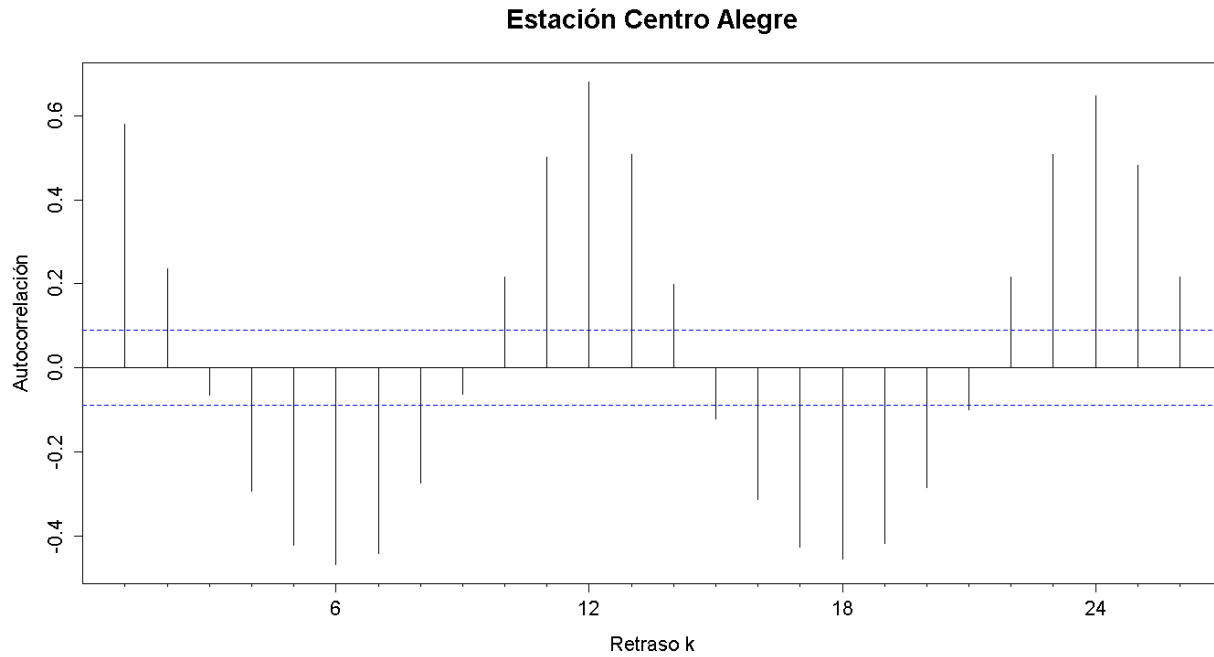


Figura G. 104. Autocorrelograma de la serie de la estación Centro Alegre

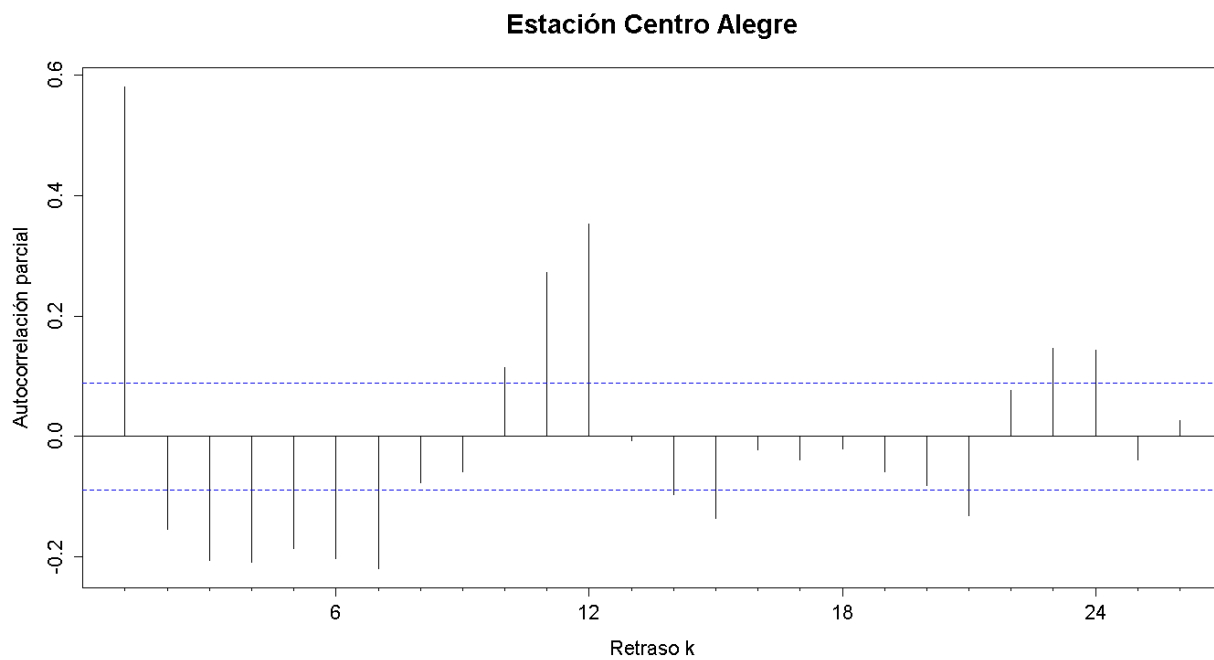


Figura G. 105. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Centro Alegre

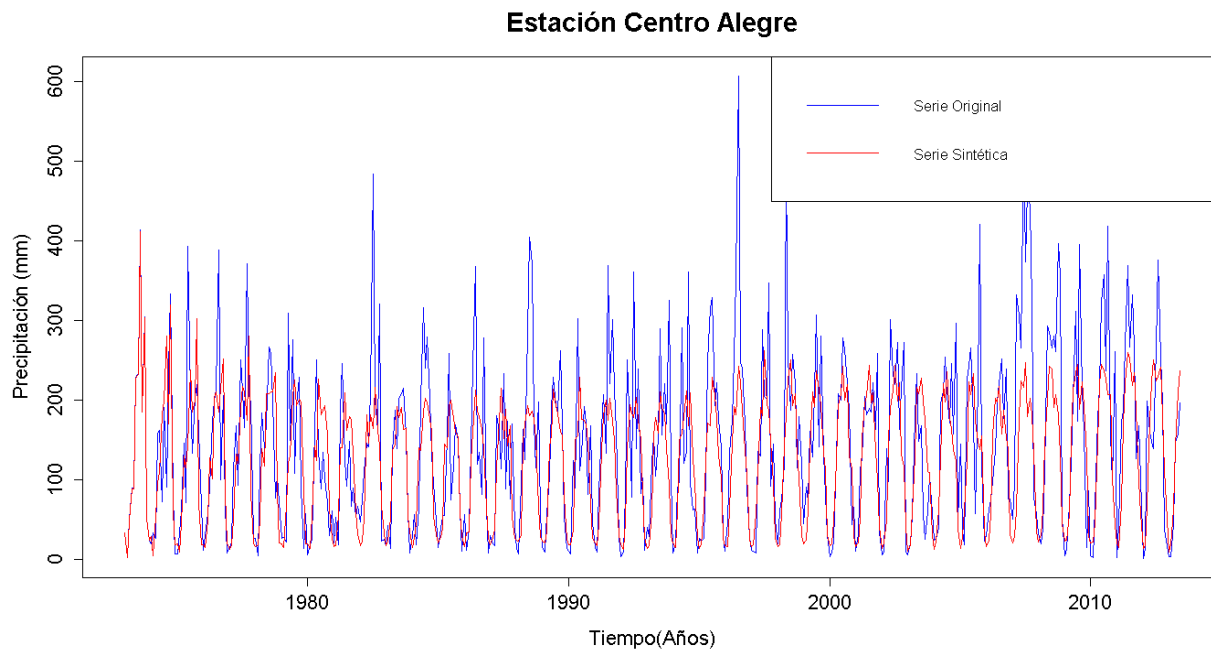


Figura G. 106. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Centro Alegre

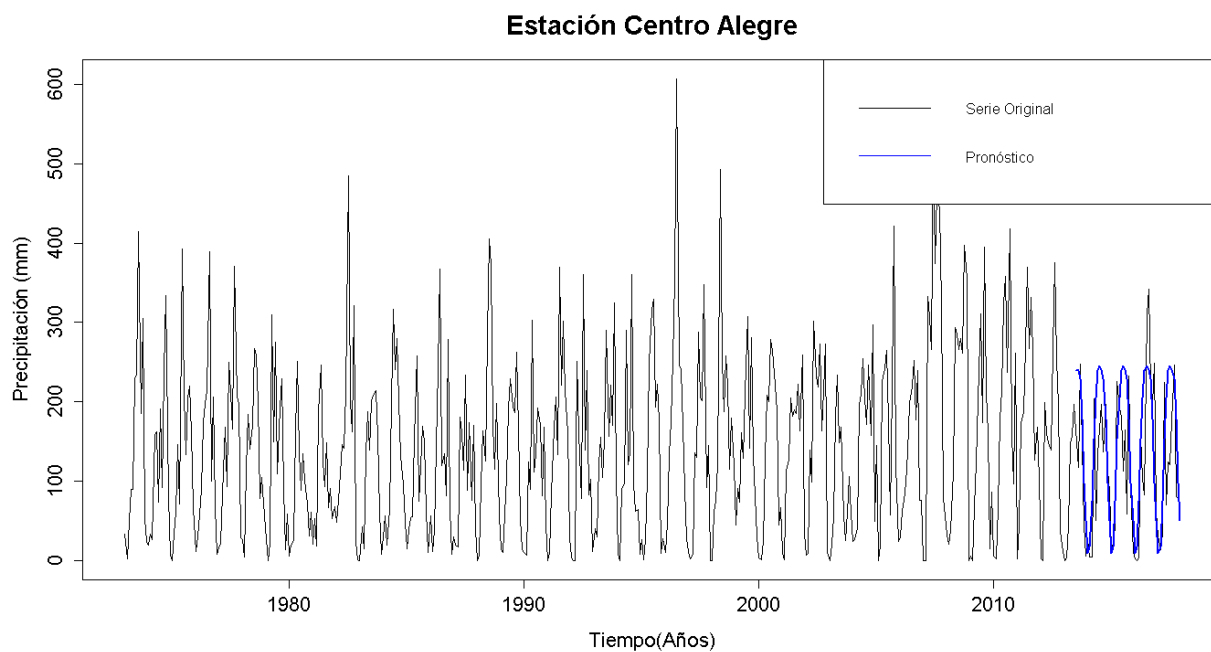


Figura G. 107. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Centro Alegre

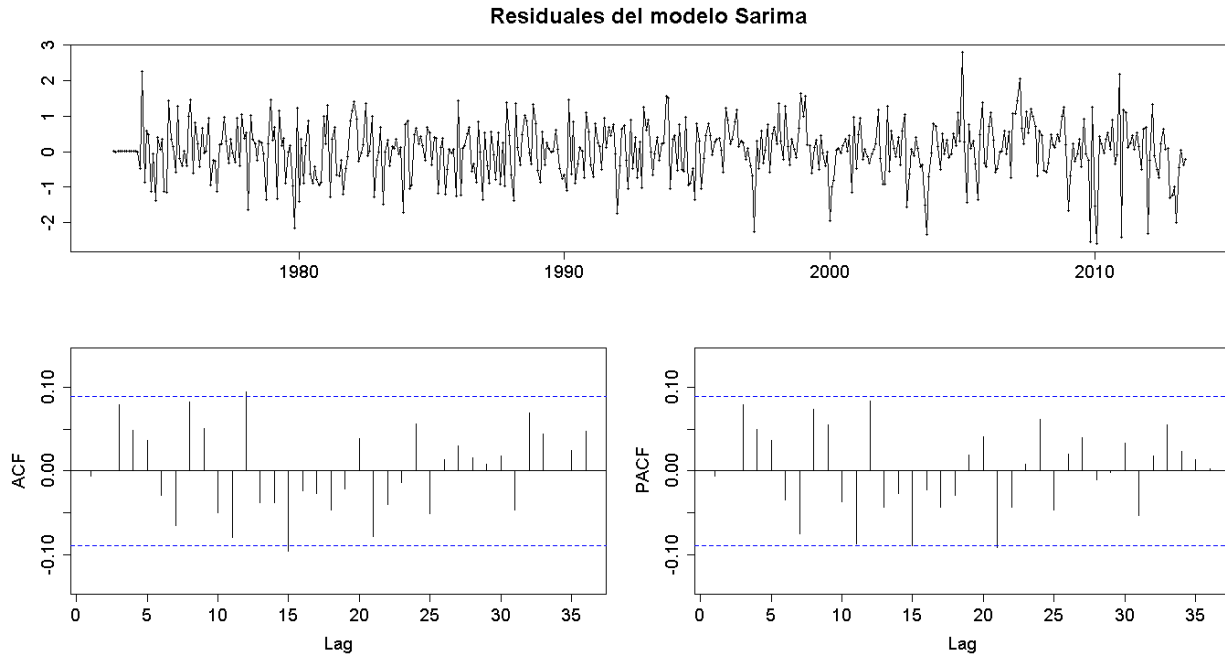


Figura G. 108. Residuales del modelo SARIMA de la estación Centro Alegre

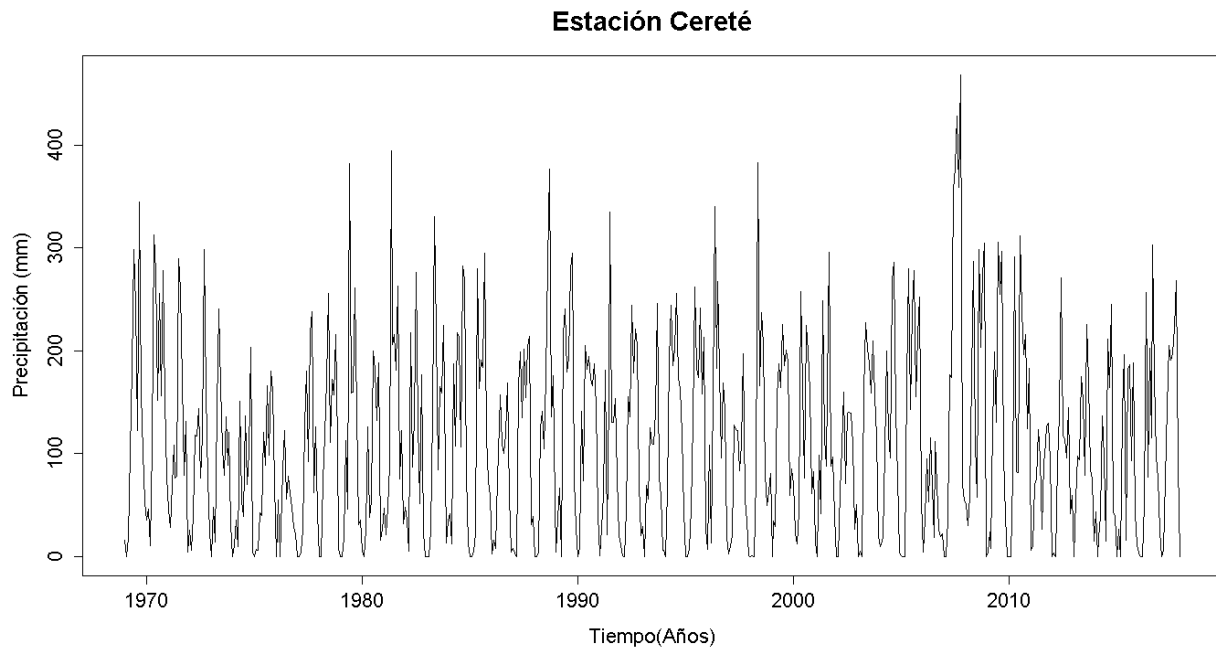


Figura G. 109. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Cereté

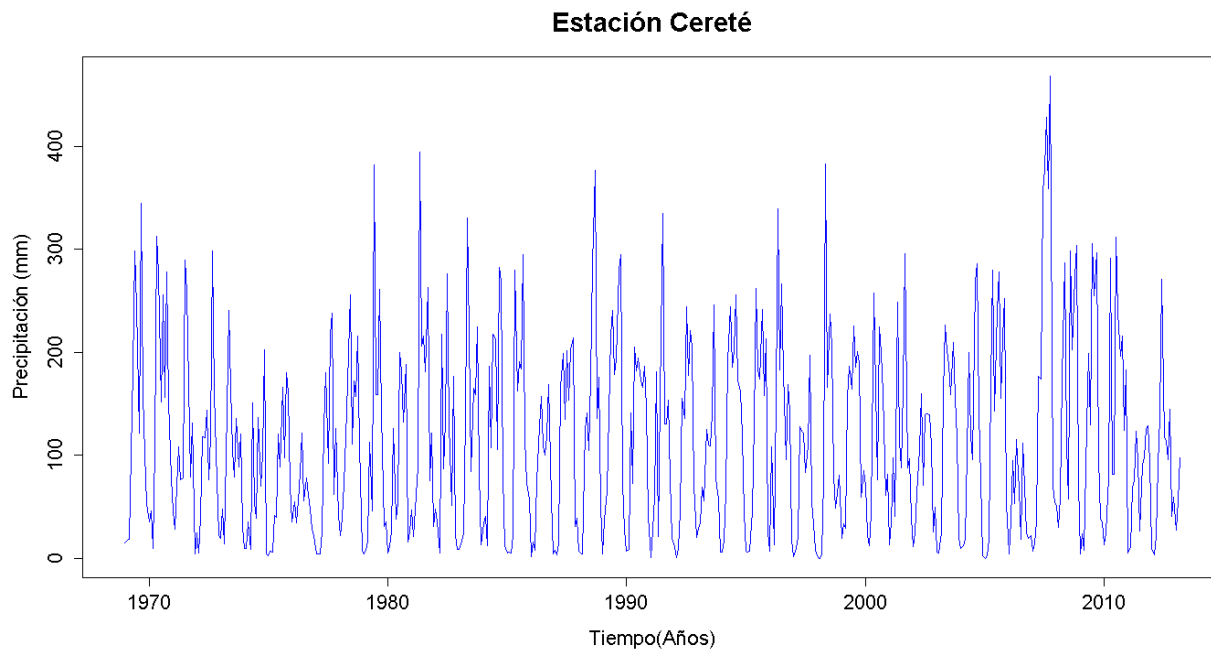


Figura G. 110. Vector de calibración de la estación Cereté

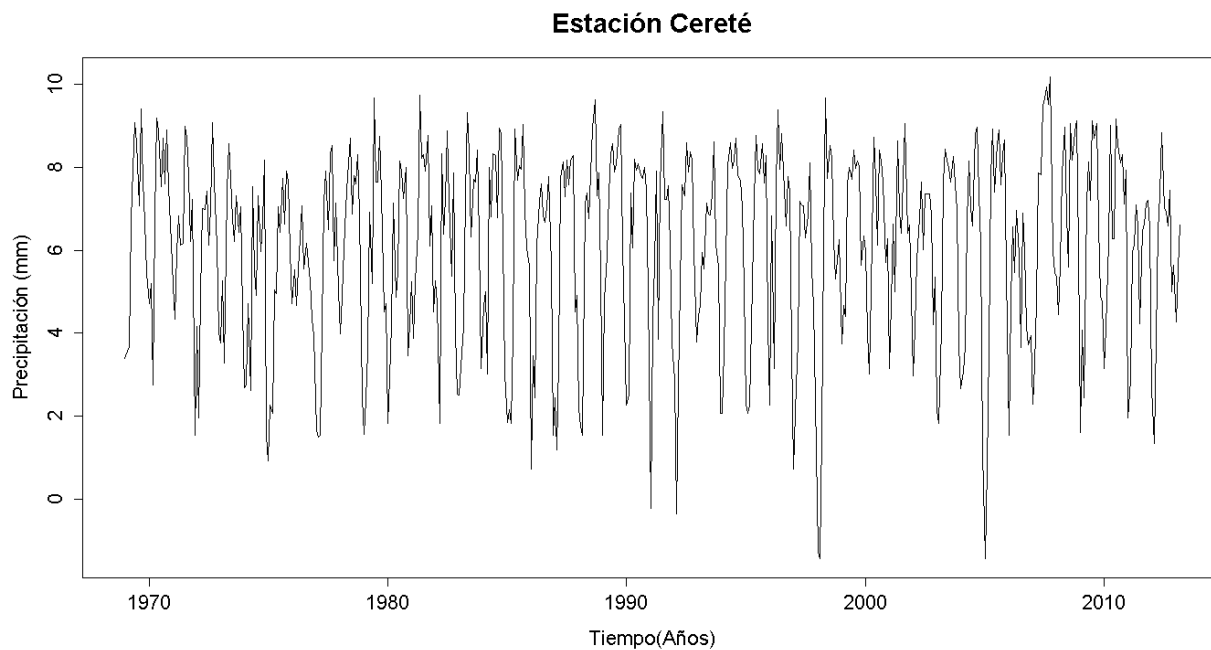


Figura G. 111. Vector de calibración de la estación Cereté transformado usando Box-Cox

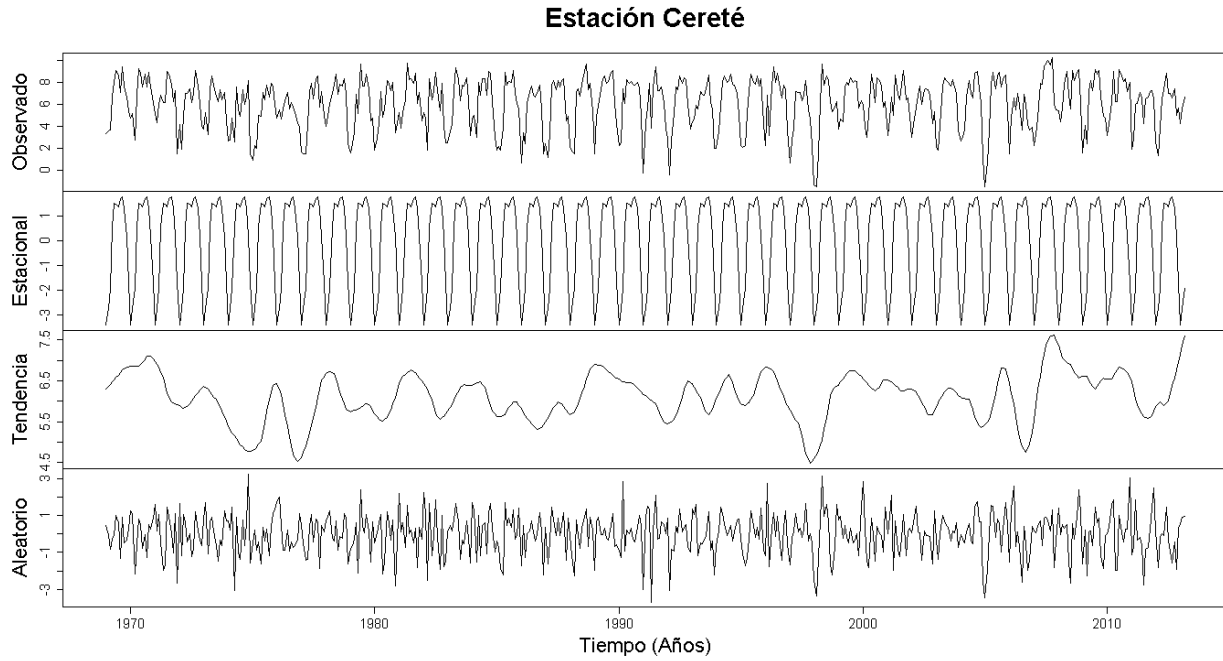


Figura G. 112. Descomposición de la serie transformada de la estación Cereté

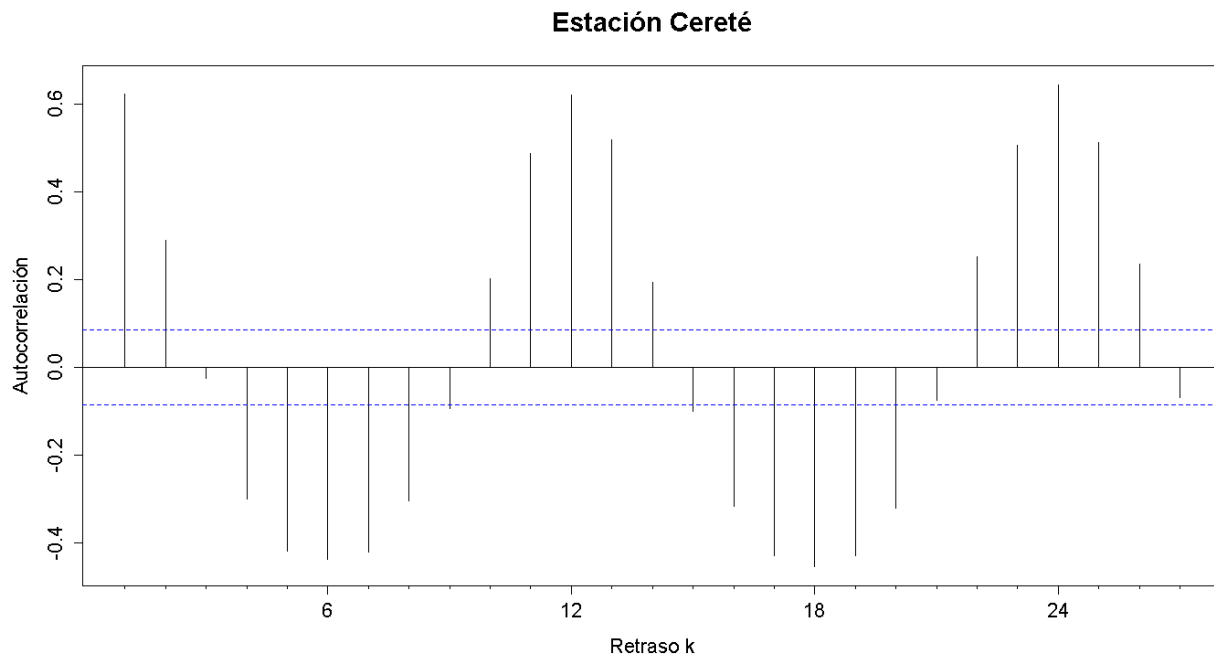


Figura G. 113. Autocorrelograma de la serie de la estación Cereté

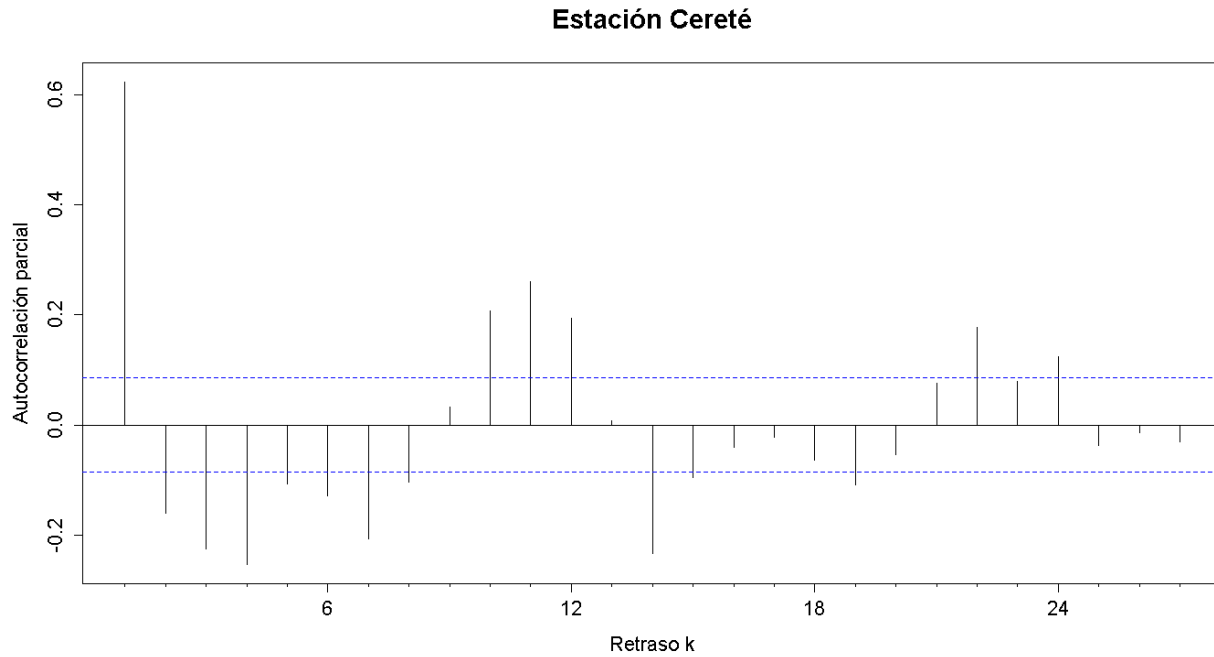


Figura G. 114. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Cereté

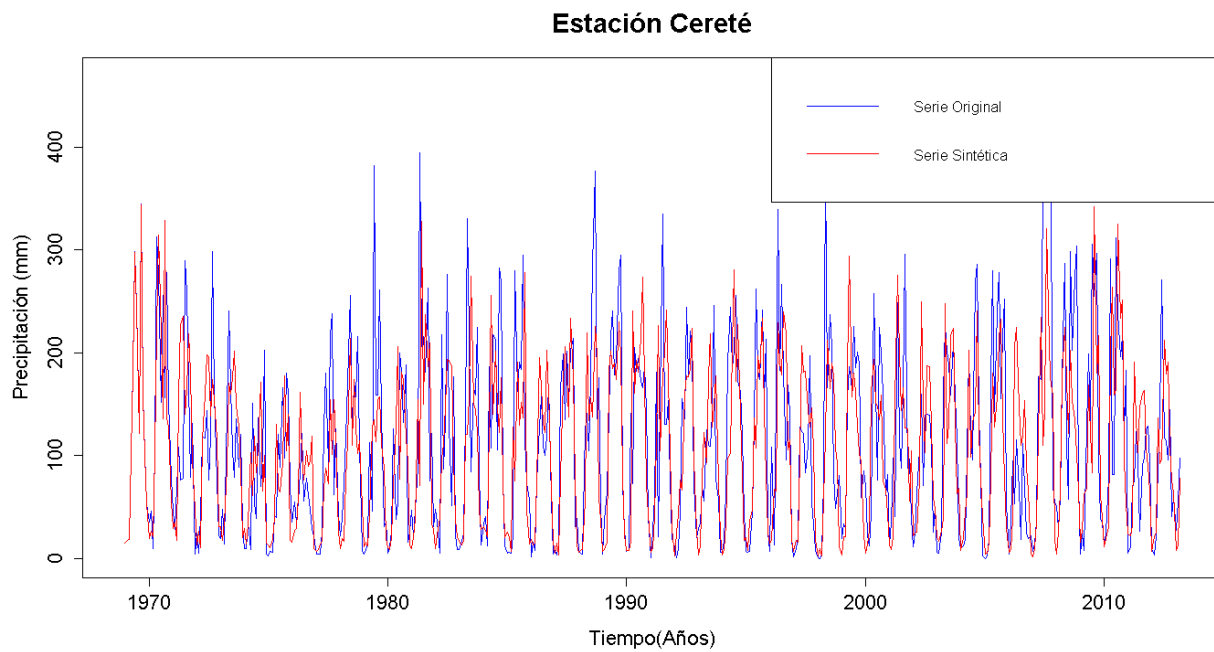


Figura G. 115. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Cereté

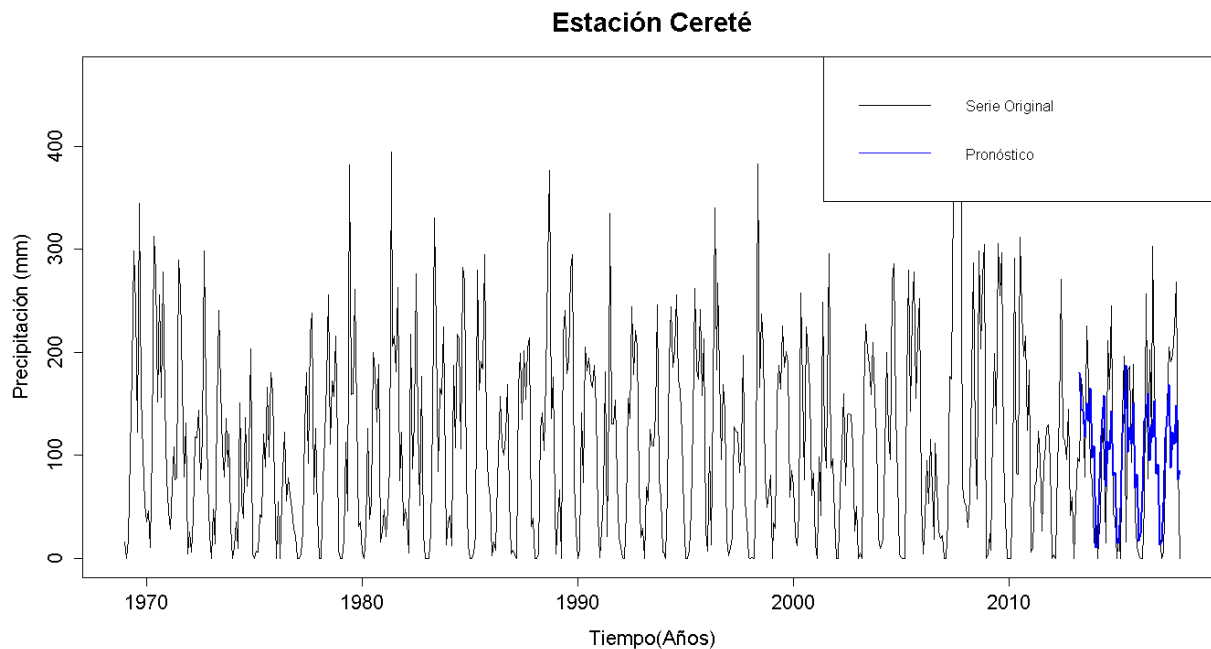


Figura G. 116. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Cereté

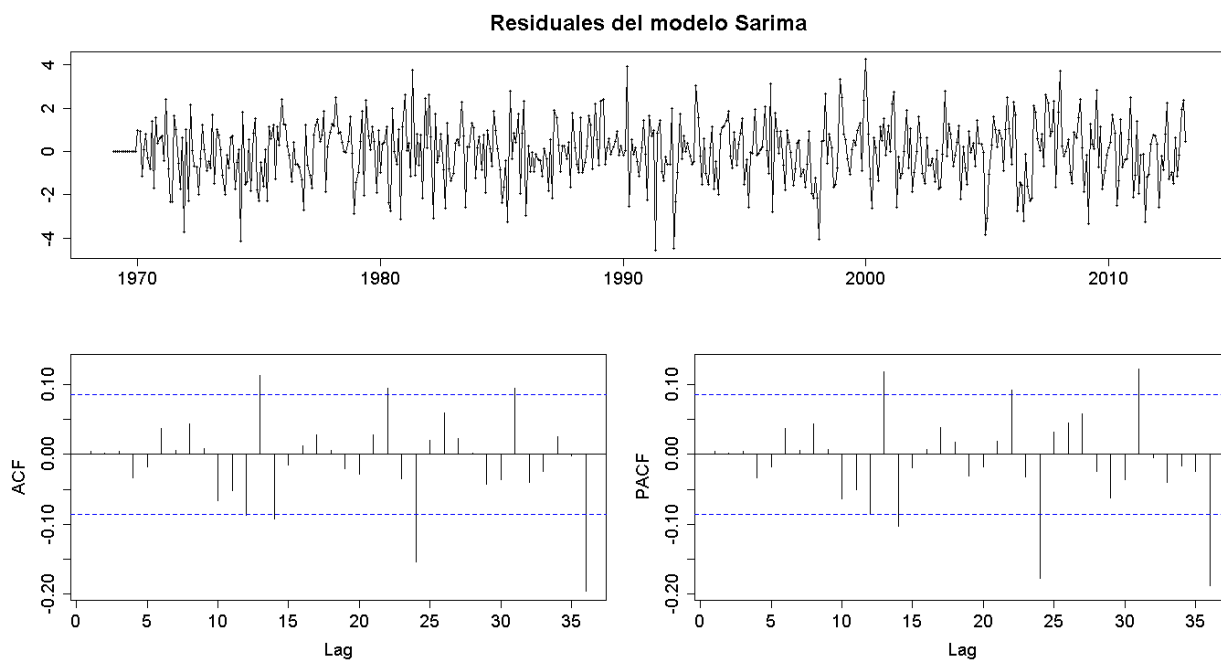


Figura G. 117. Residuales del modelo SARIMA de la estación Cereté

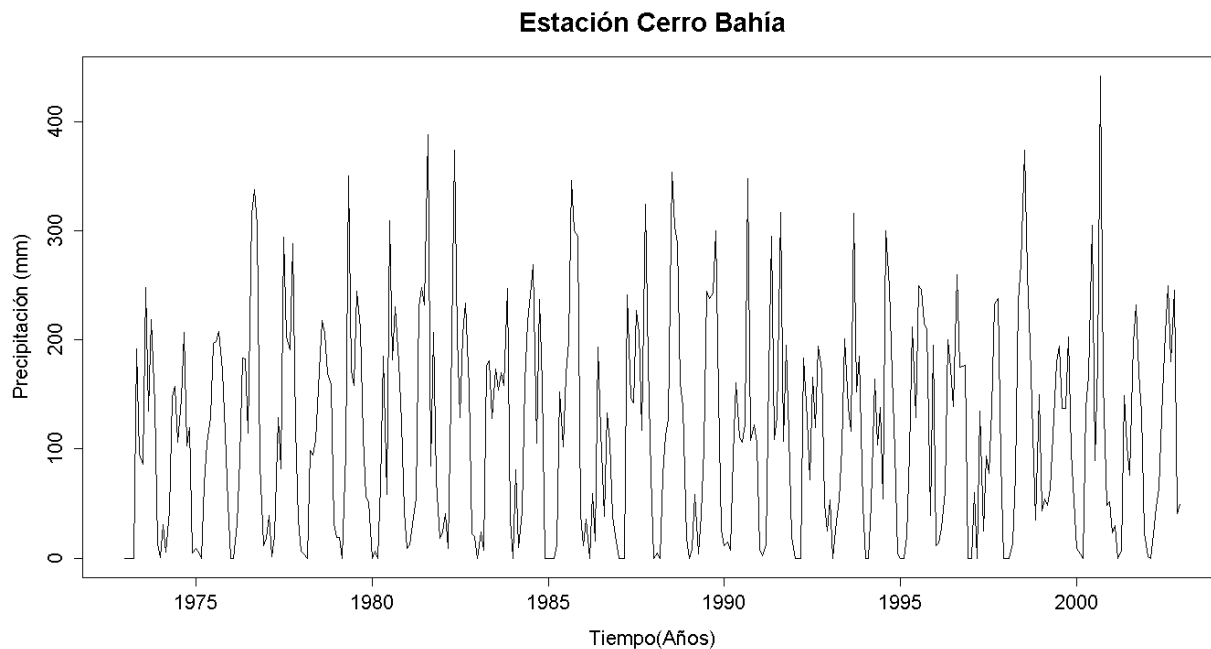


Figura G. 118. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Cerro Bahía

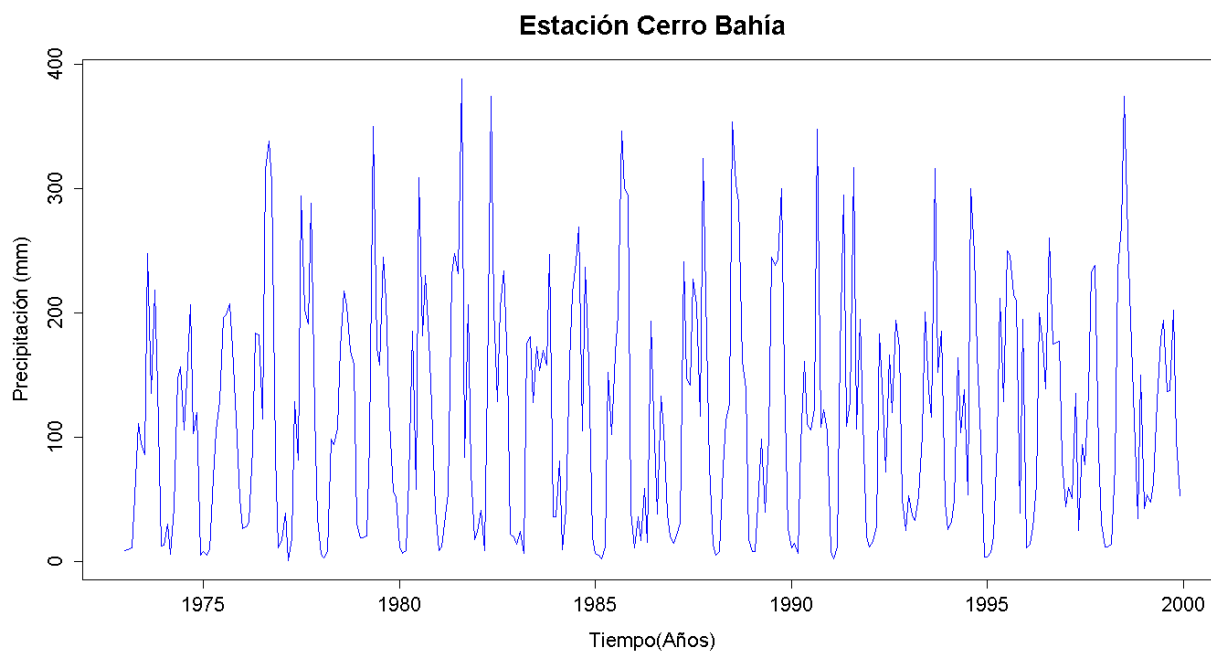


Figura G. 119. Vector de calibración de la estación Cerro Bahía

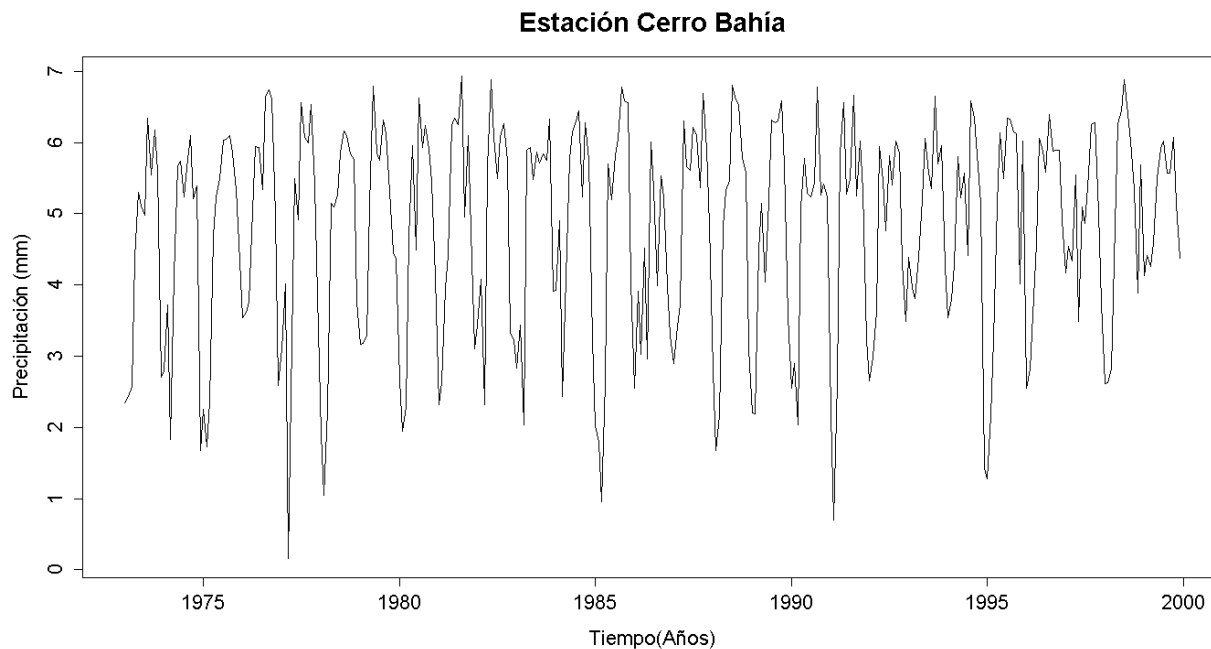


Figura G. 120. Vector de calibración de la estación Cerro Bahía transformado usando Box-Cox

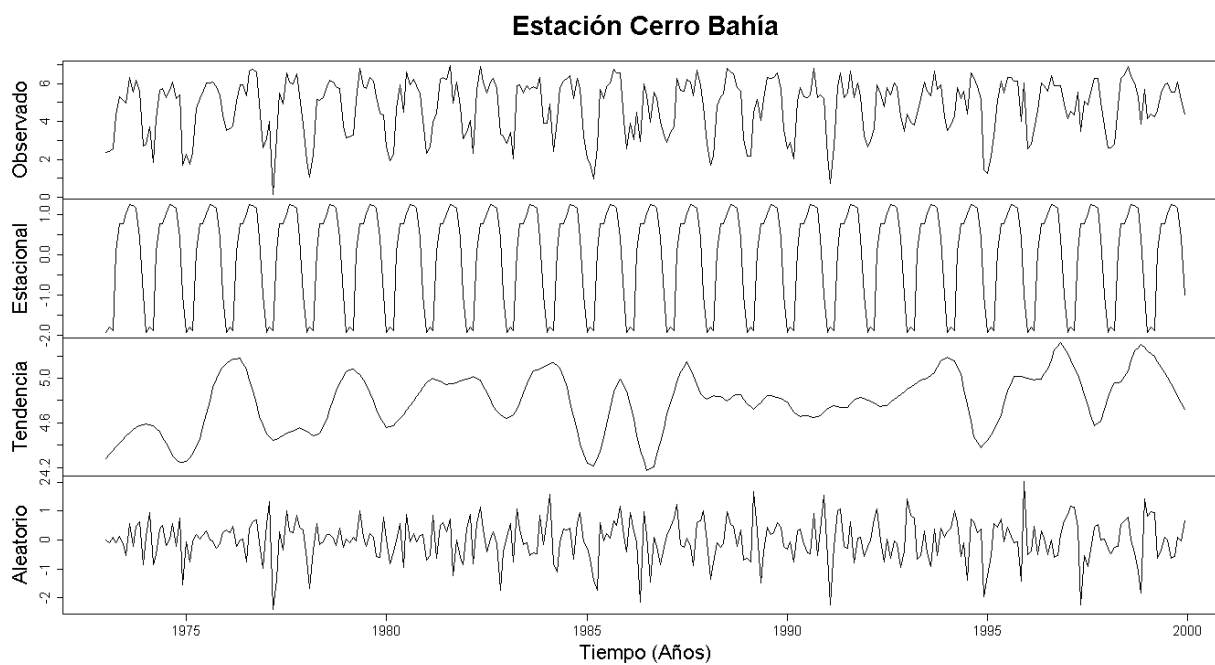


Figura G. 121. Descomposición de la serie transformada de la estación Cerro Bahía

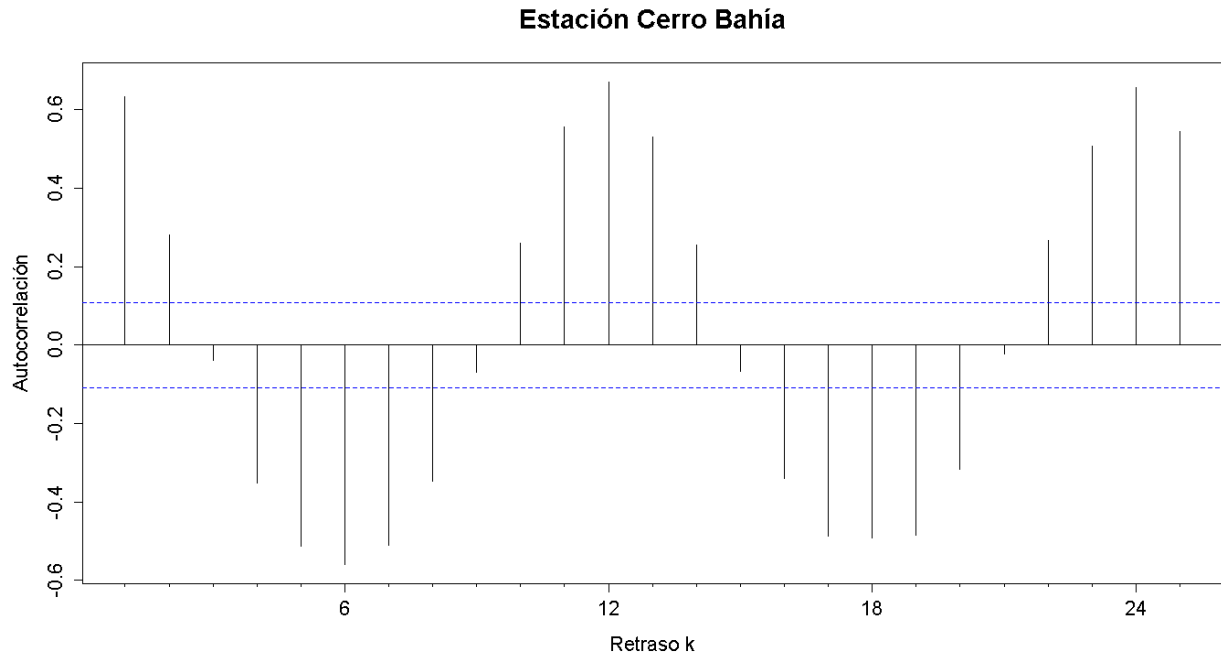


Figura G. 122. Autocorrelograma de la serie de la estación Cerro Bahía

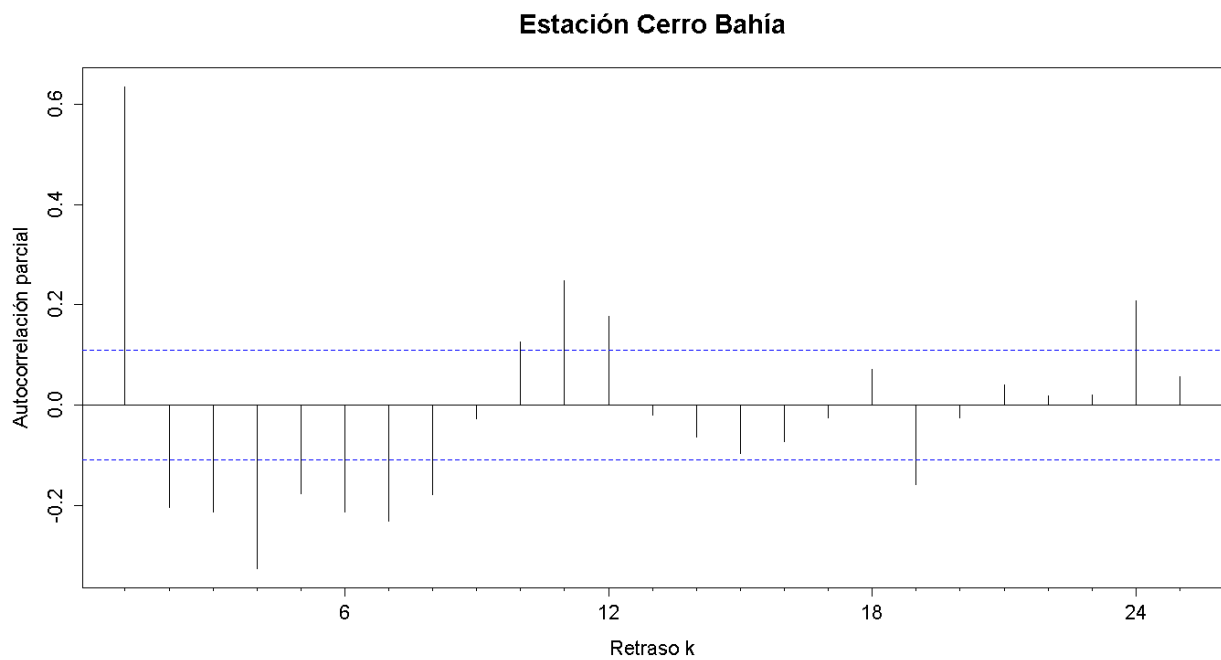


Figura G. 123. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Cerro Bahía

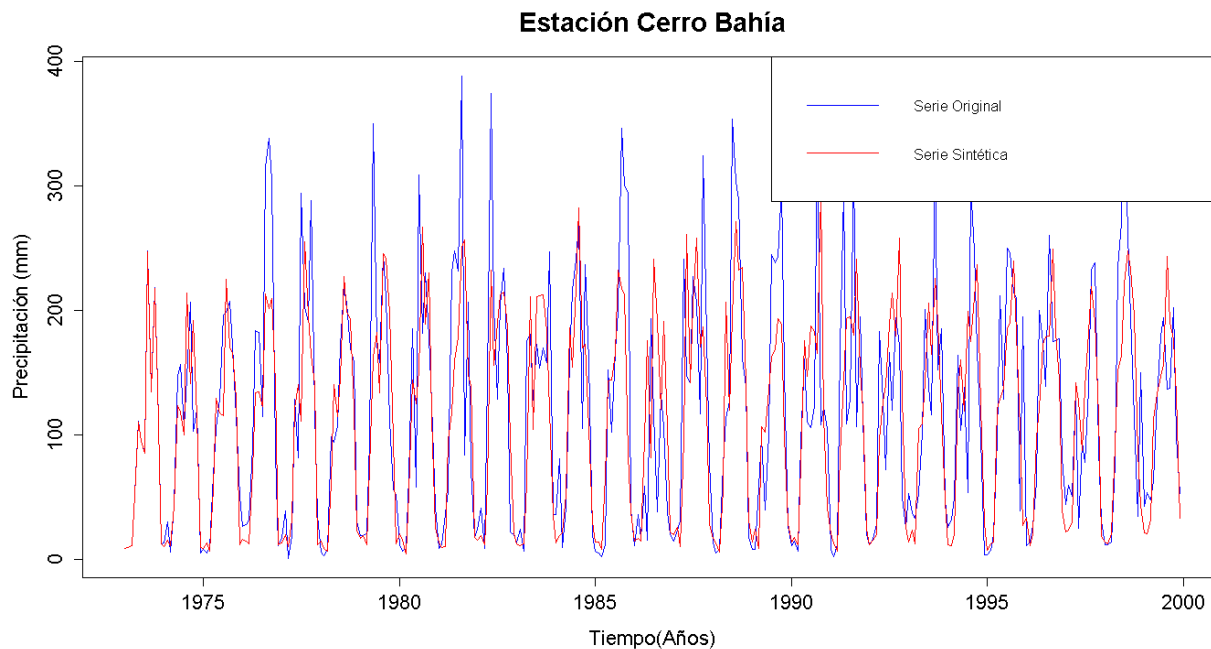


Figura G. 124. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Cerro Bahía

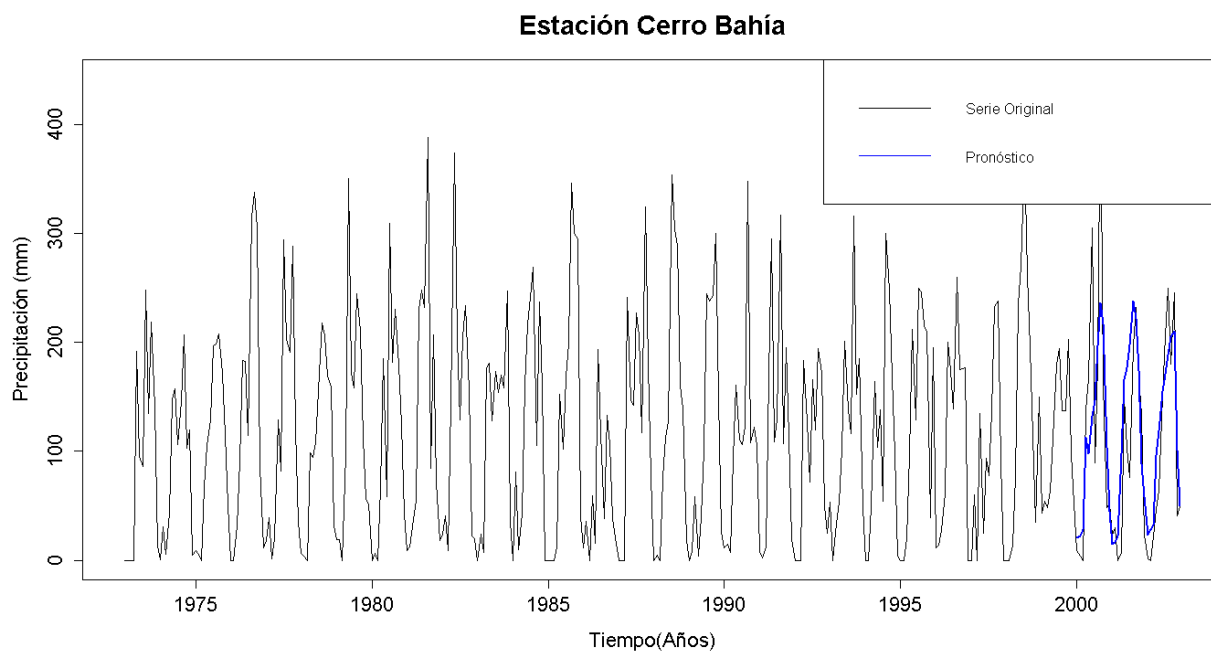


Figura G. 125. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Cerro Bahía

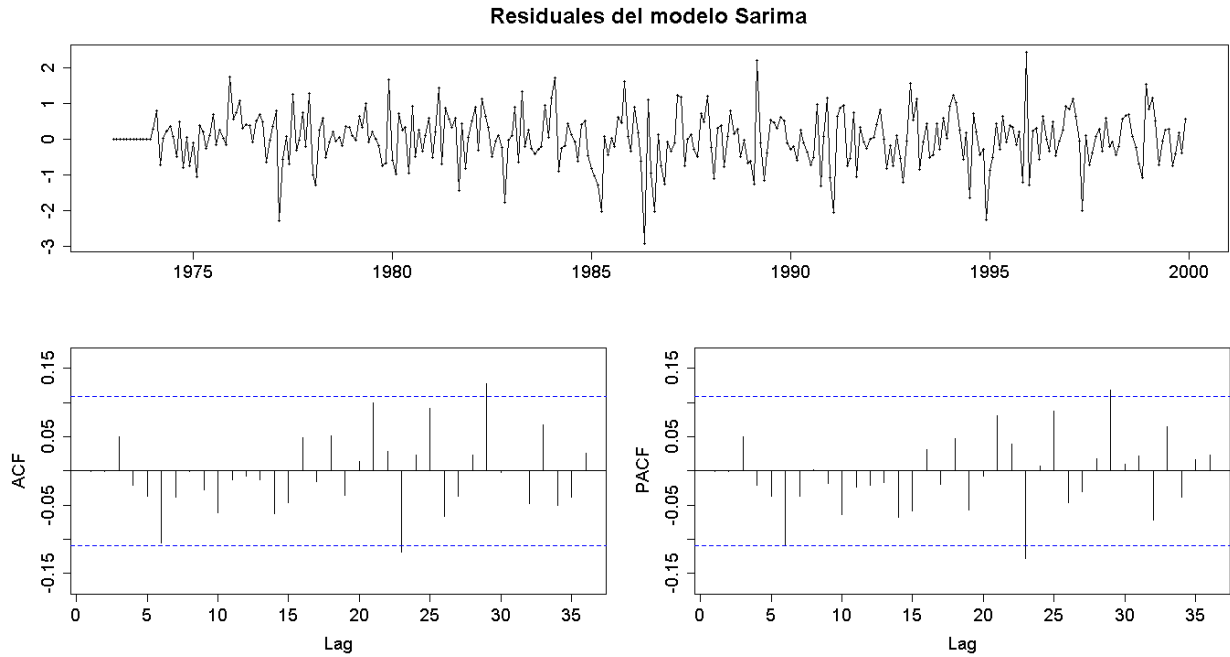


Figura G. 126. Residuales del modelo SARIMA de la estación Cerro Bahía

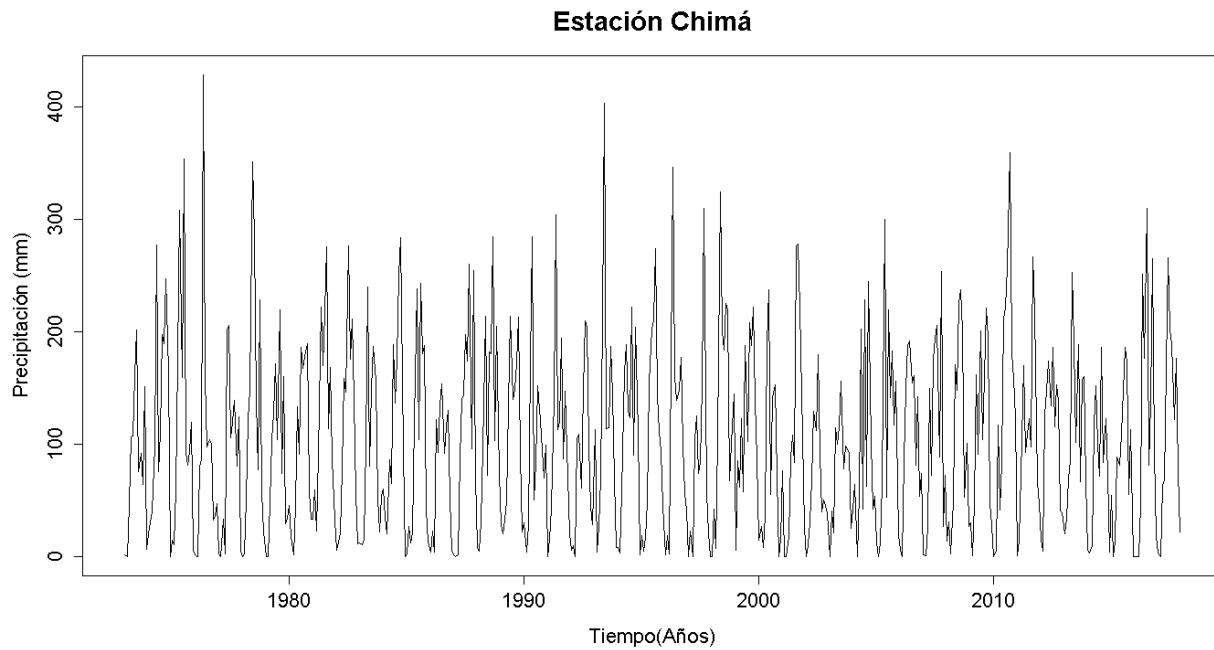


Figura G. 127. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Chimá

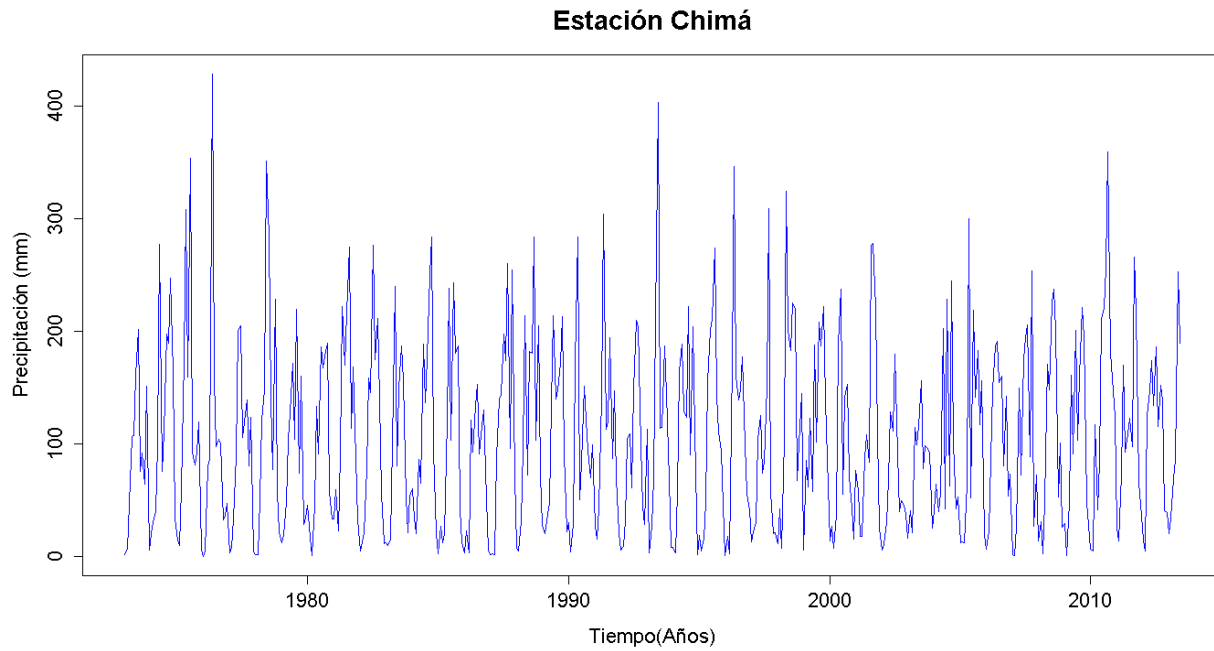


Figura G. 128. Vector de calibración de la estación Chimá

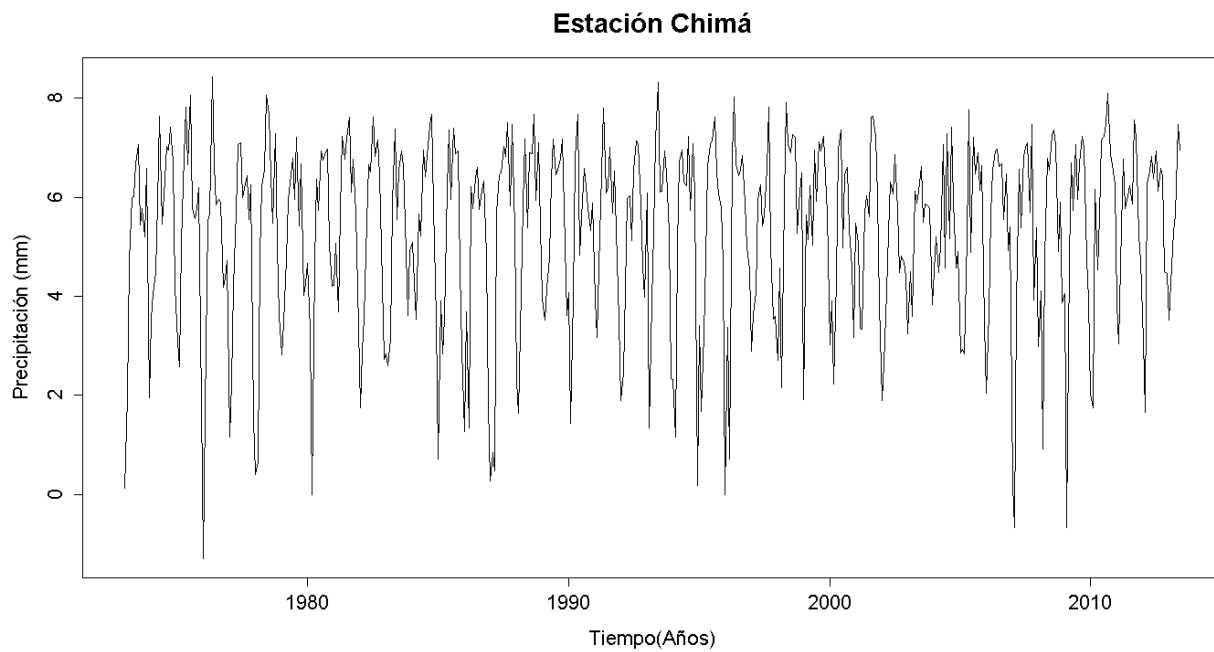


Figura G. 129. Vector de calibración de la estación Chimá transformado usando Box-Cox

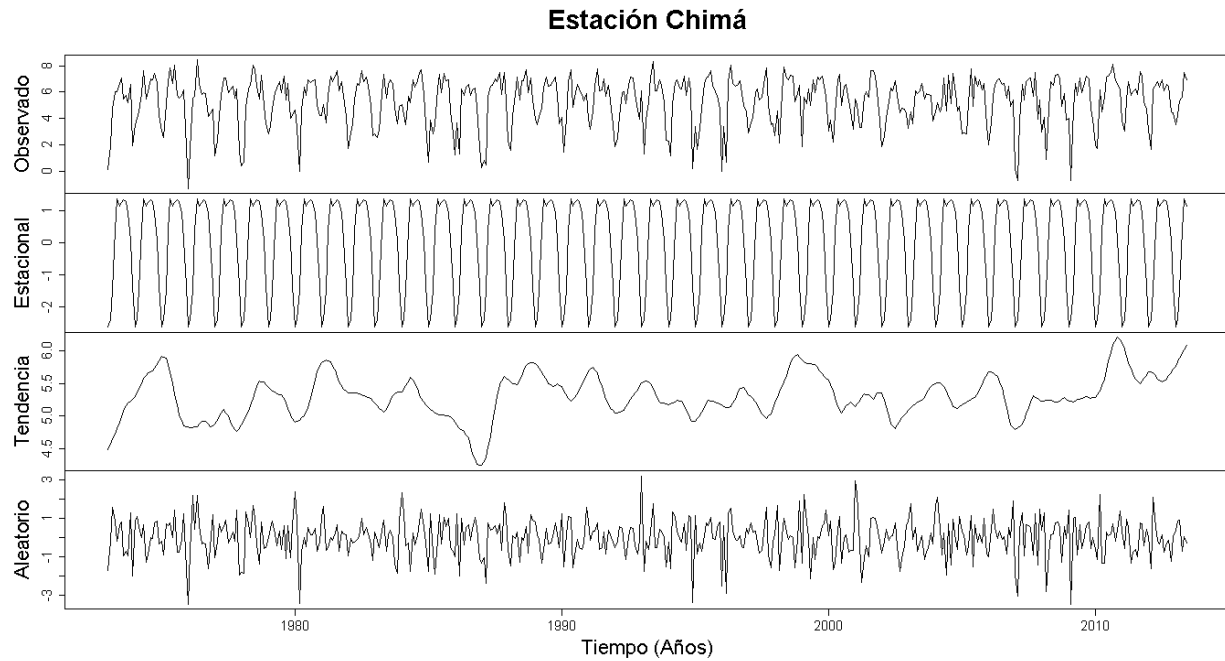


Figura G. 130. Descomposición de la serie transformada de la estación Chimá

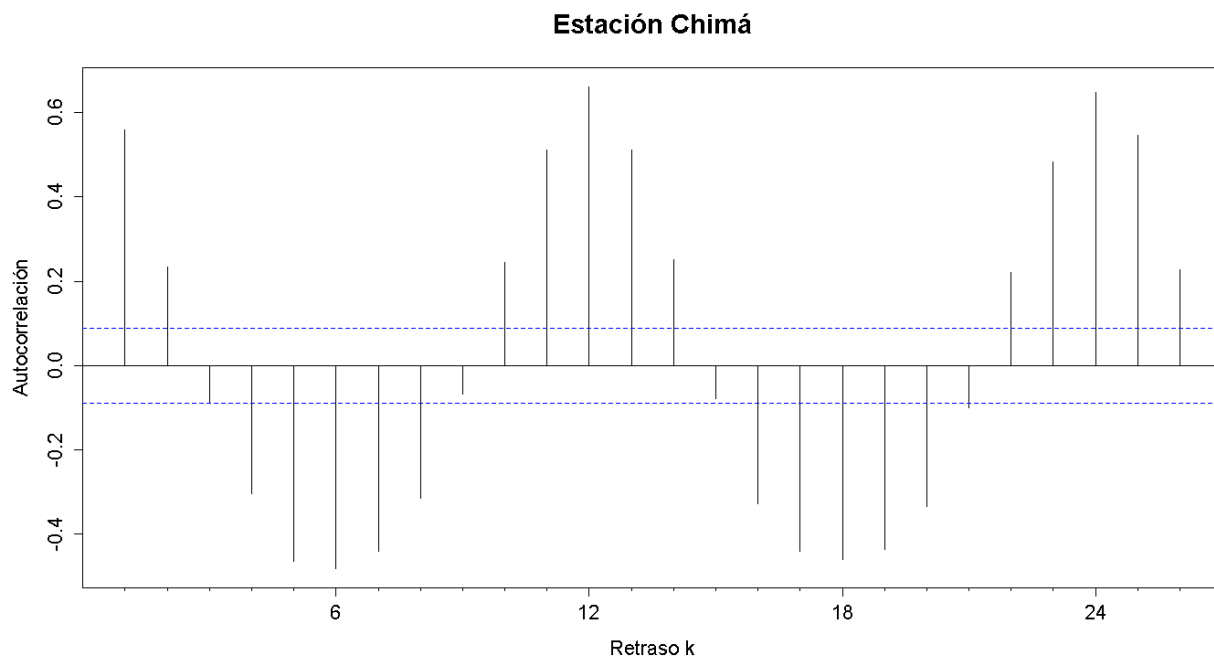


Figura G. 131. Autocorrelograma de la serie de la estación Chimá

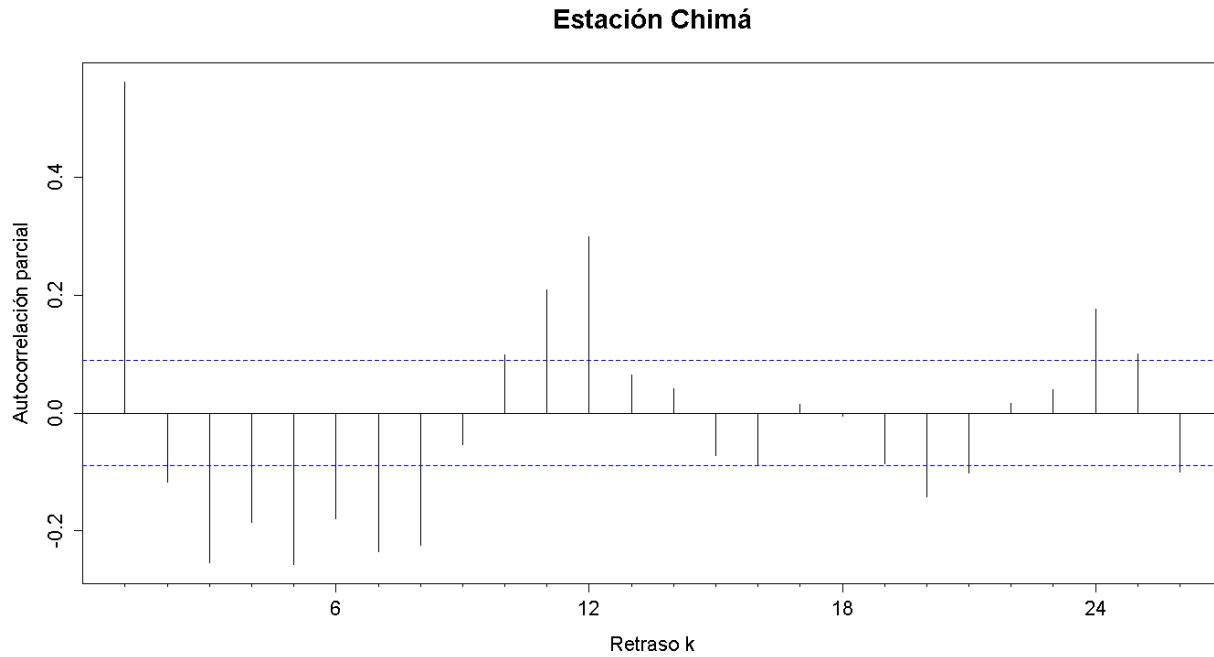


Figura G. 132. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Chimá

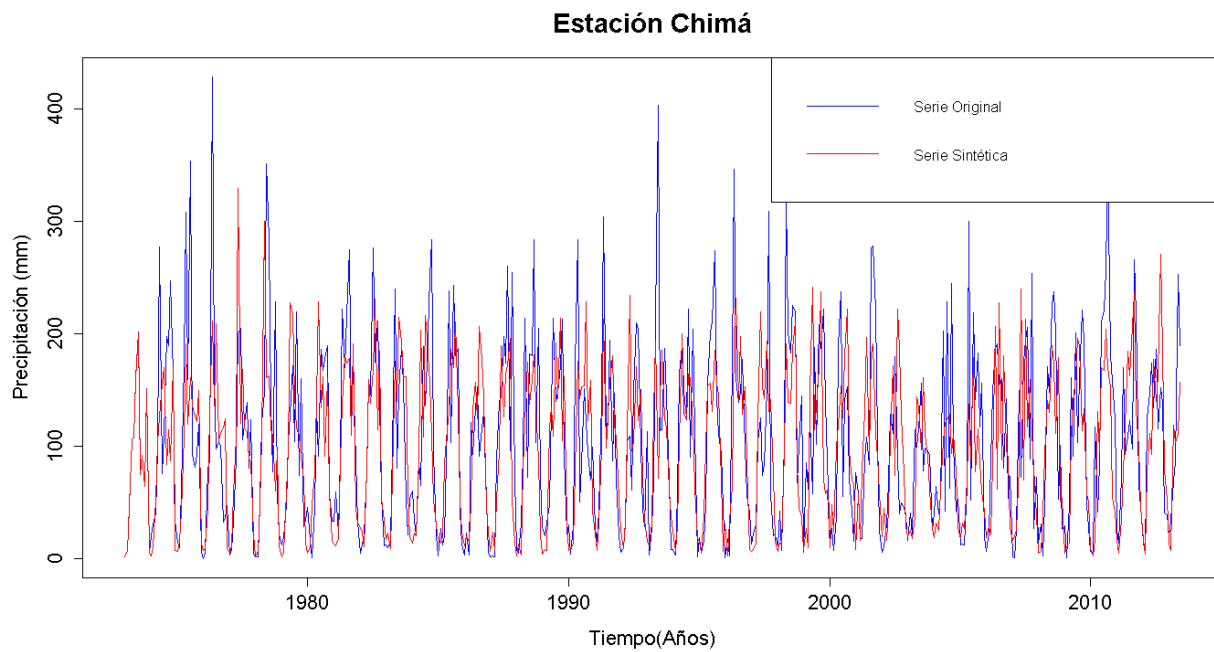


Figura G. 133. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Chimá

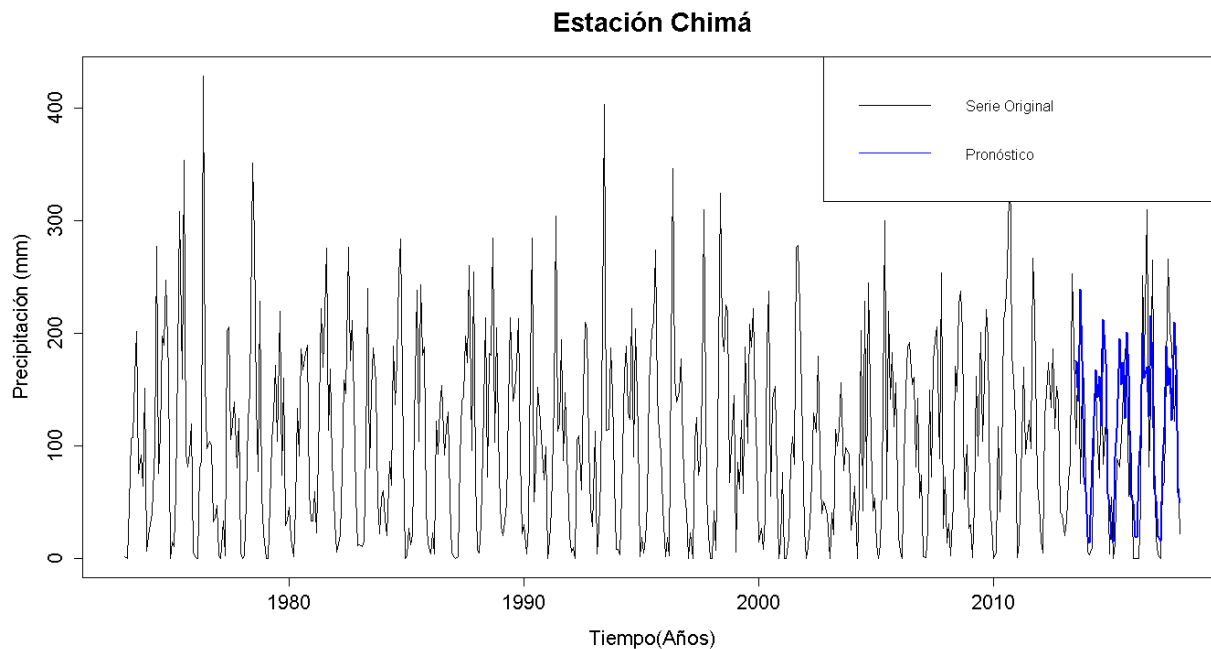


Figura G. 134. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Chimá

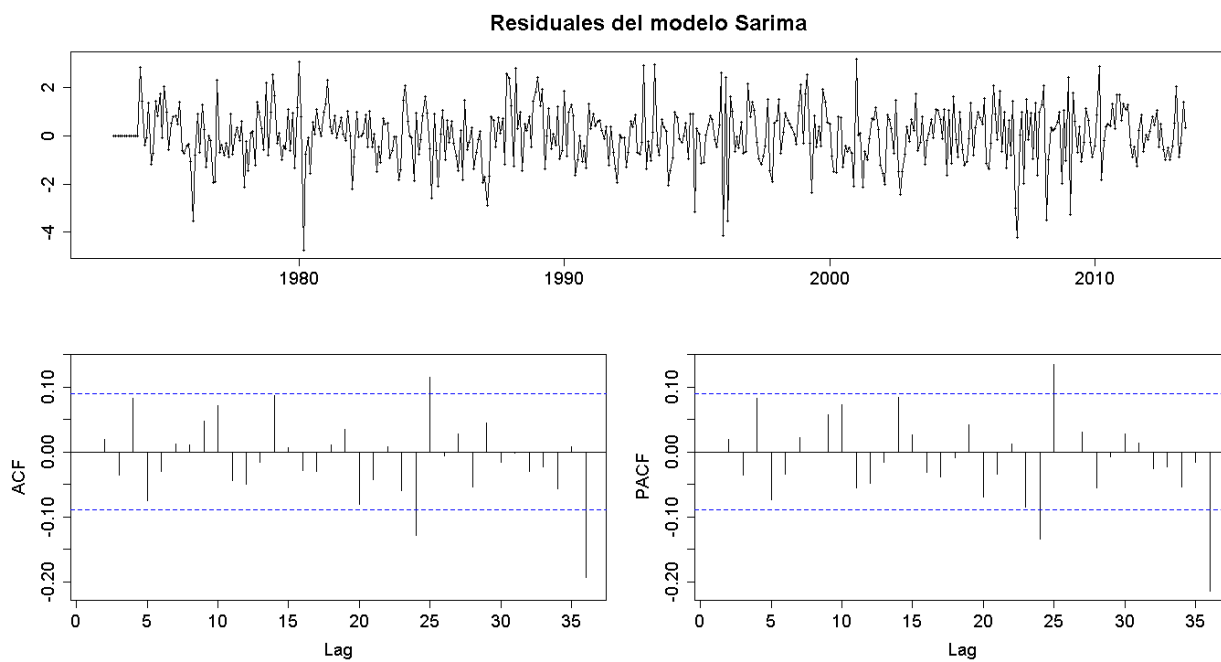


Figura G. 135. Residuales del modelo SARIMA de la estación Chimá

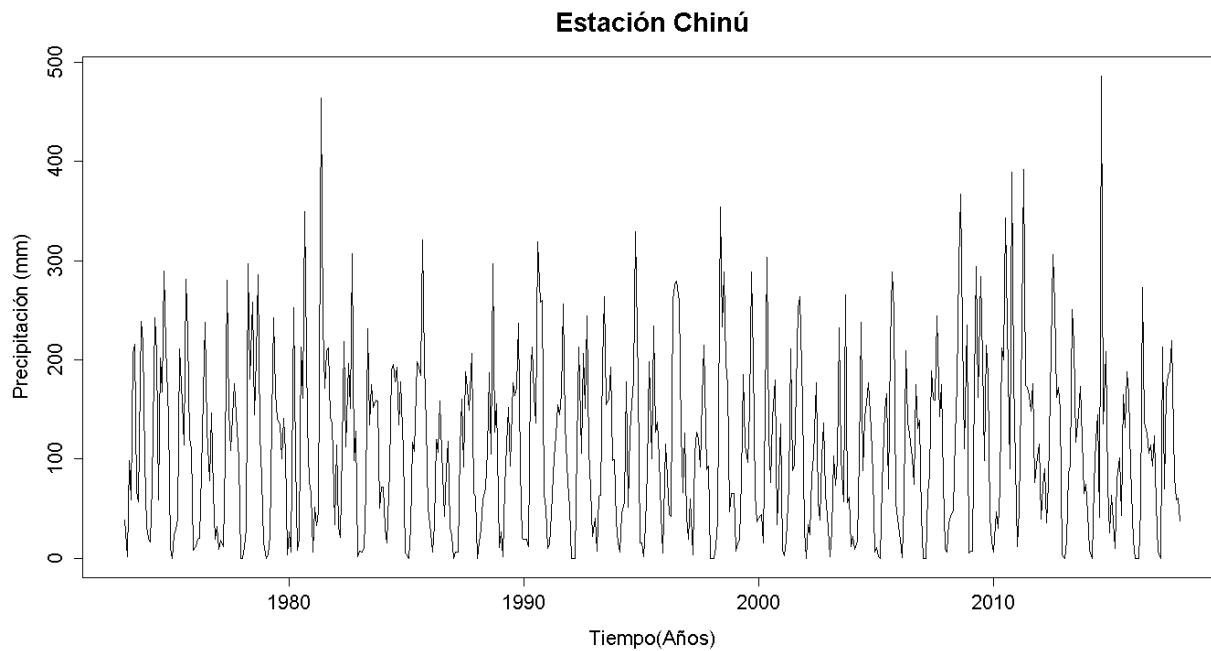


Figura G. 136. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Chinú

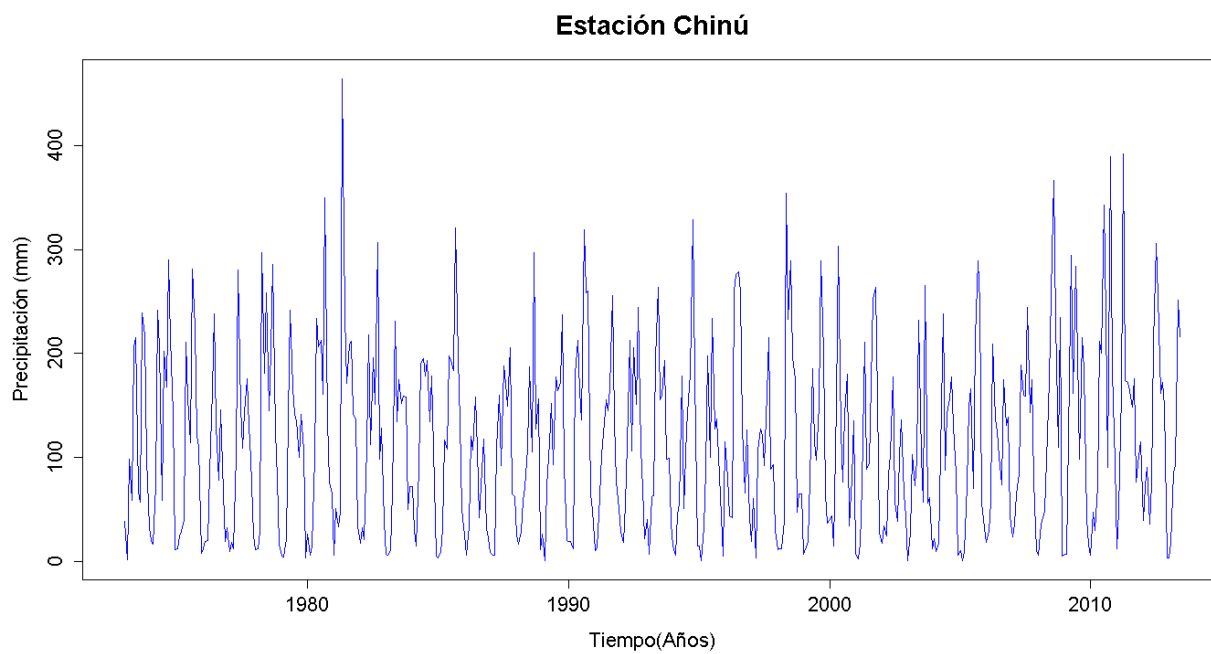


Figura G. 137. Vector de calibración de la estación Chinú

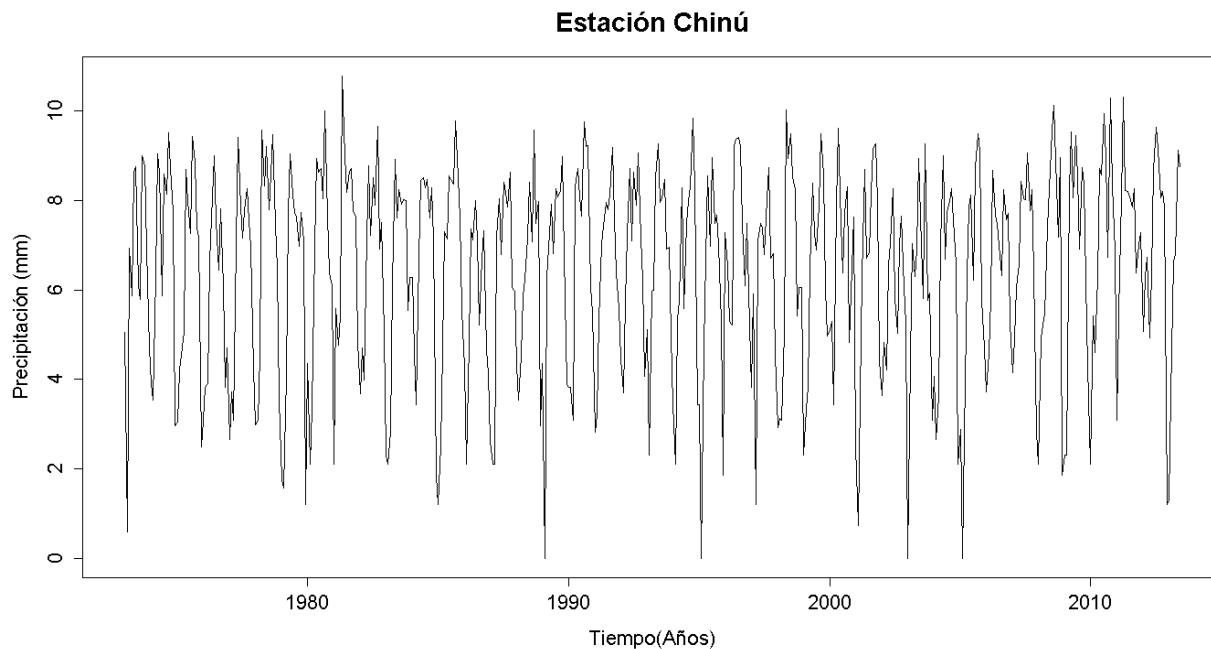


Figura G. 138. Vector de calibración de la estación Chinú transformado usando Box-Cox

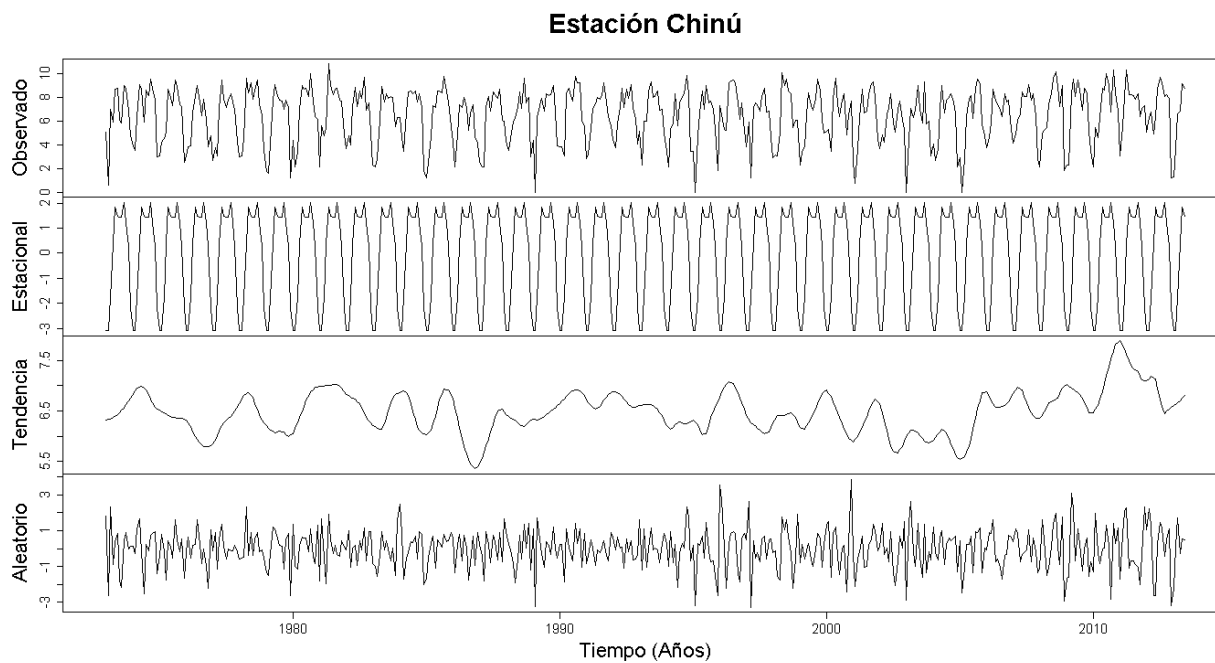


Figura G. 139. Descomposición de la serie transformada de la estación Chinú

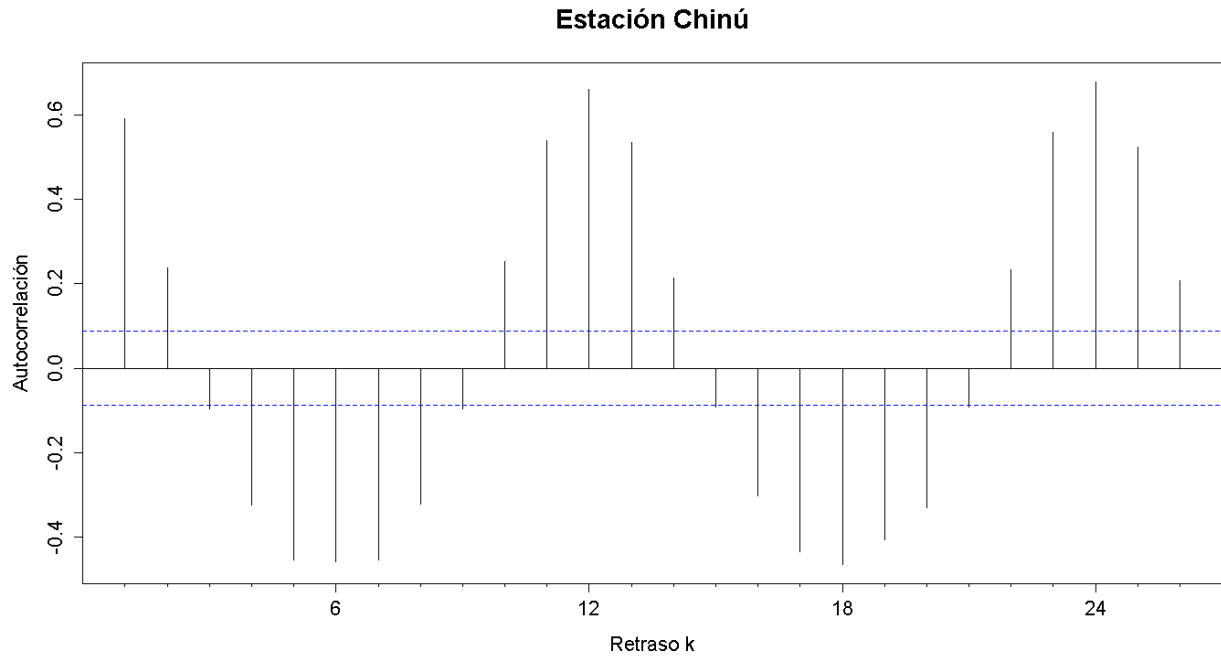


Figura G. 140. Autocorrelograma de la serie de la estación Chinú

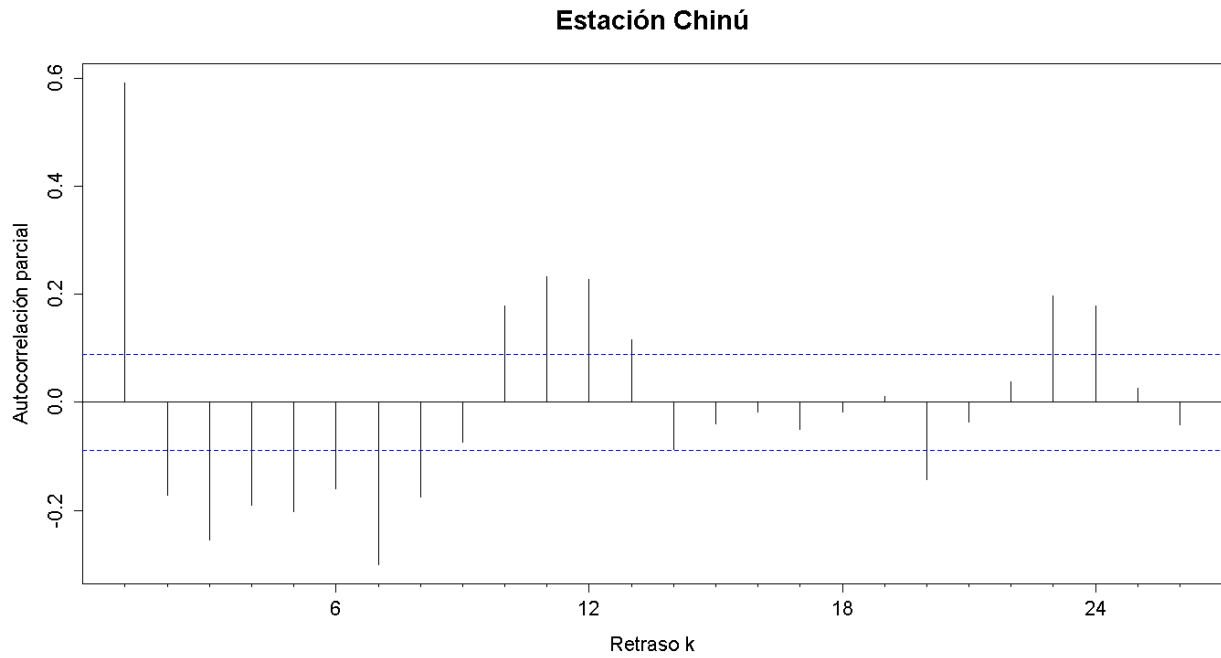


Figura G. 141. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Chinú

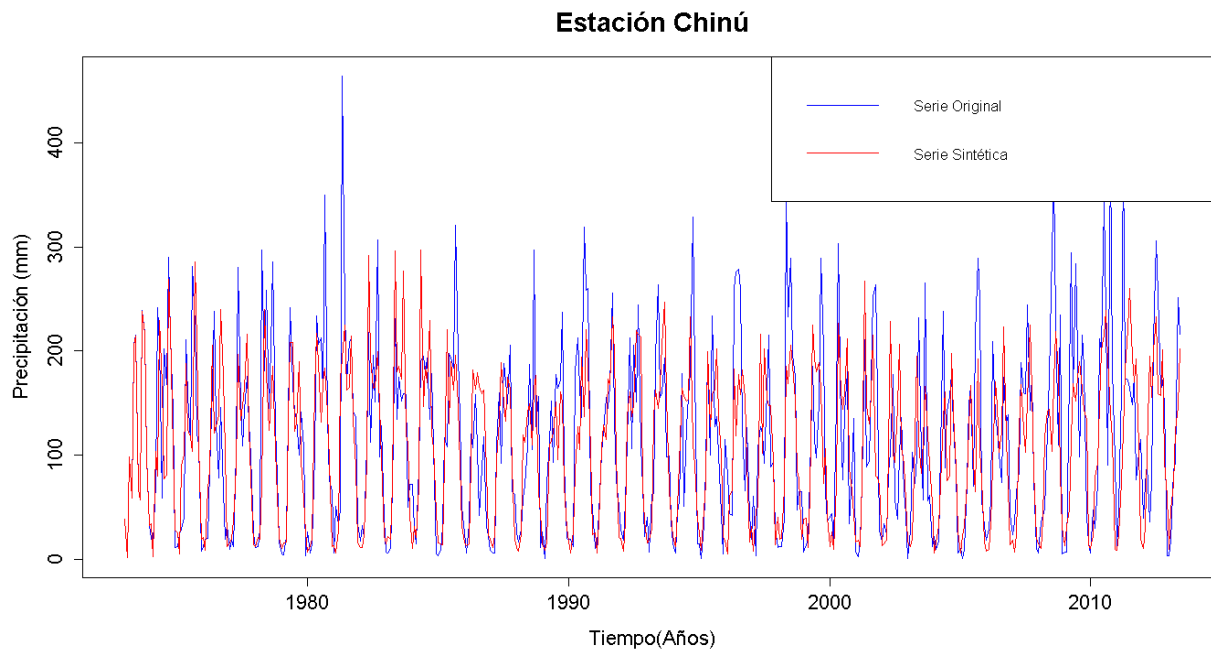


Figura G. 142. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Chinú

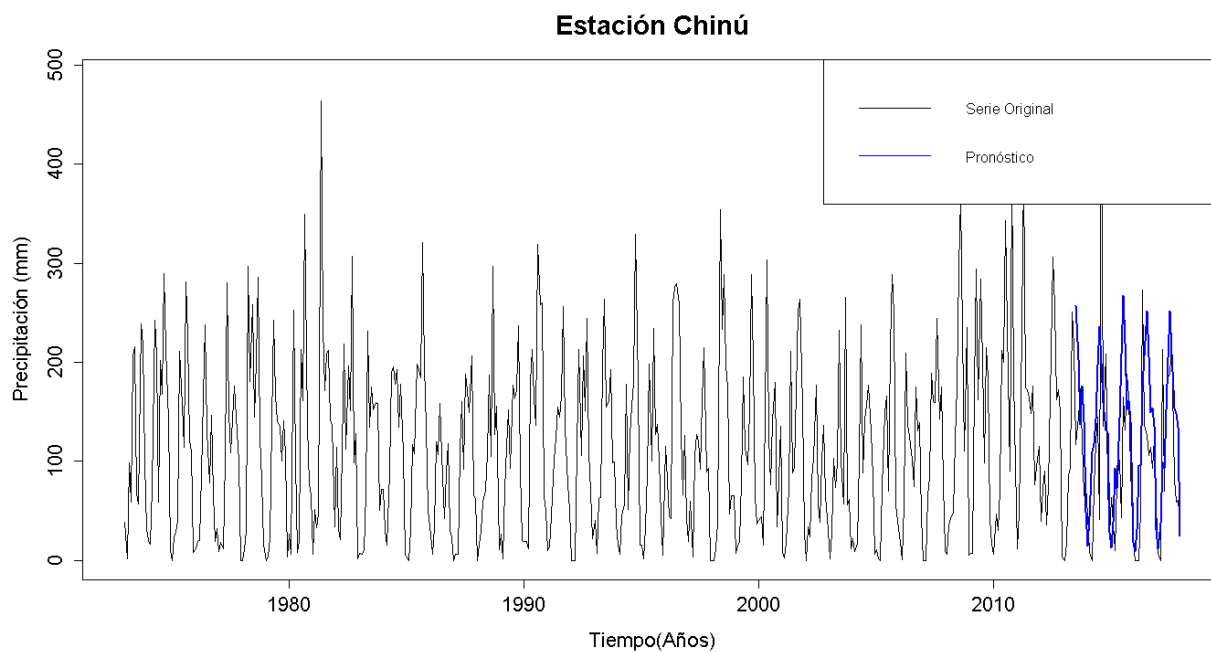


Figura G. 143. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Chinú

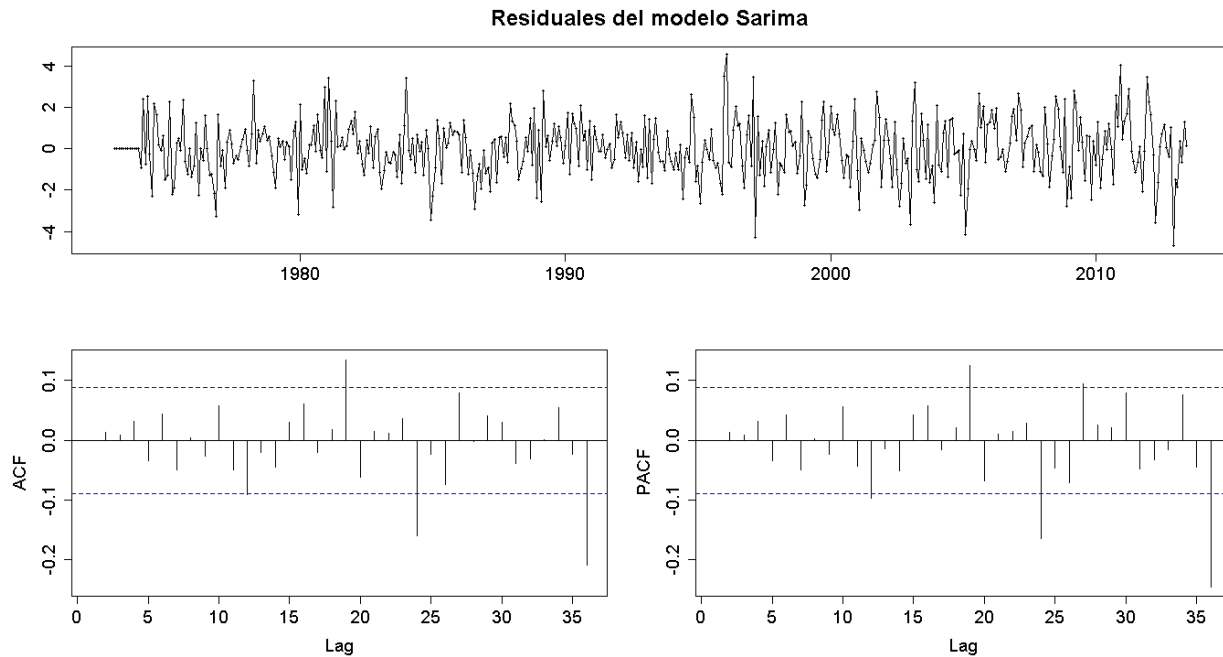


Figura G. 144. Residuales del modelo SARIMA de la estación Chinú

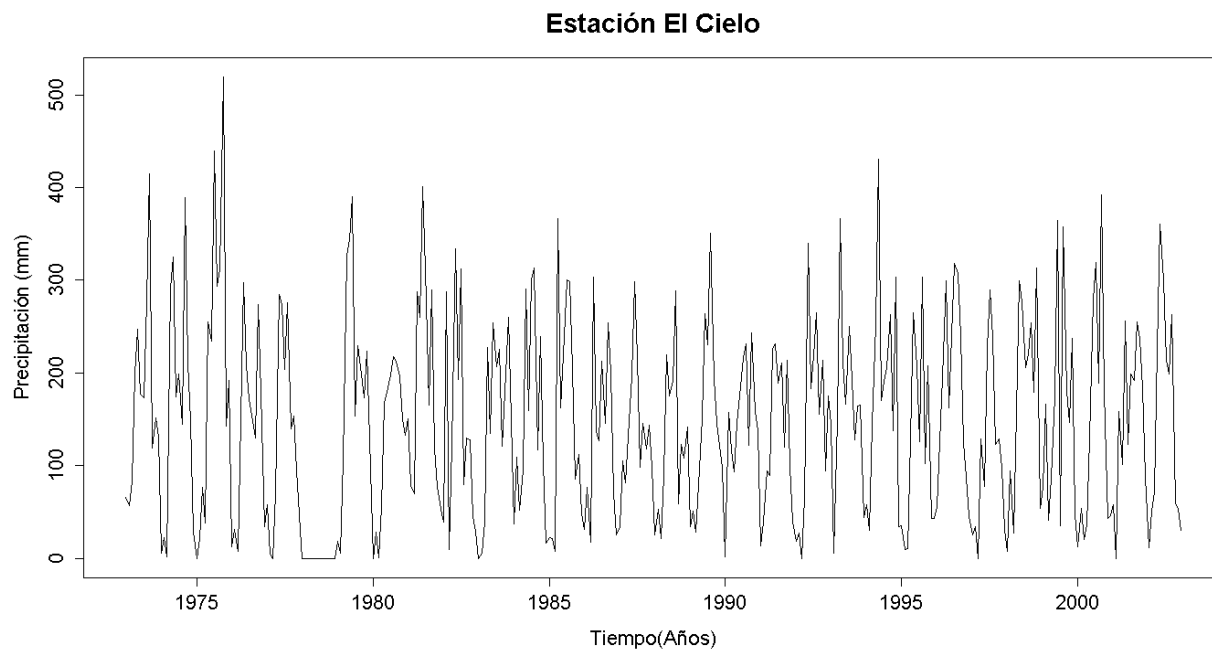


Figura G. 145. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación El Cielo

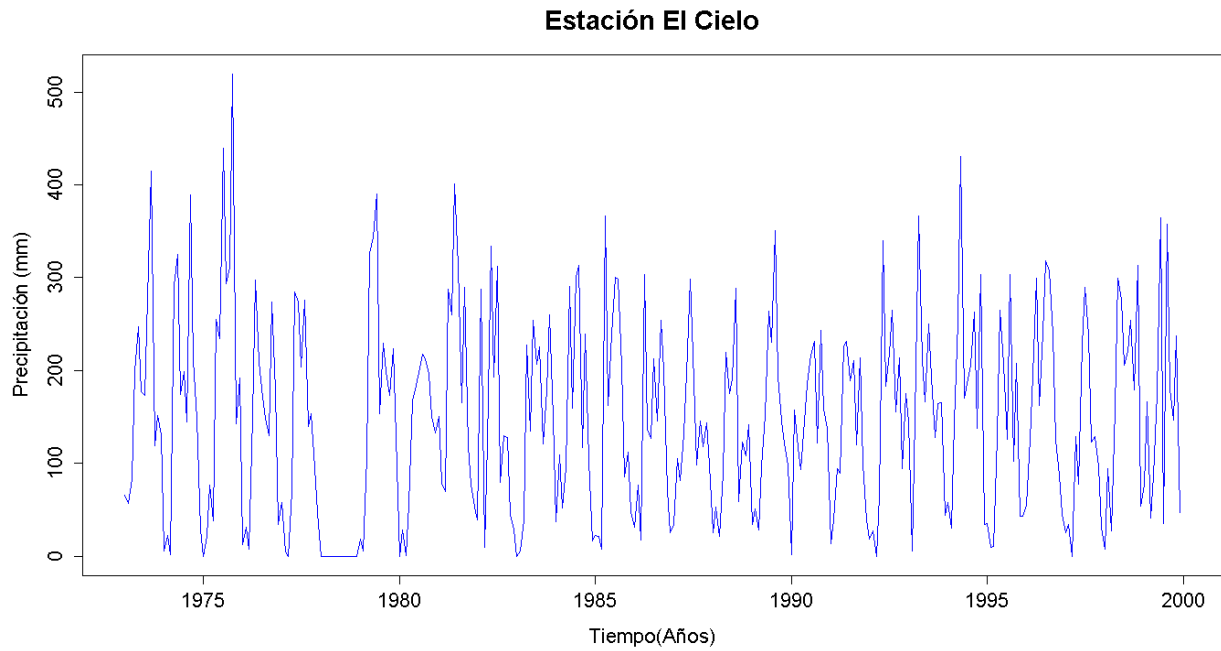


Figura G. 146. Vector de calibración de la estación El Cielo

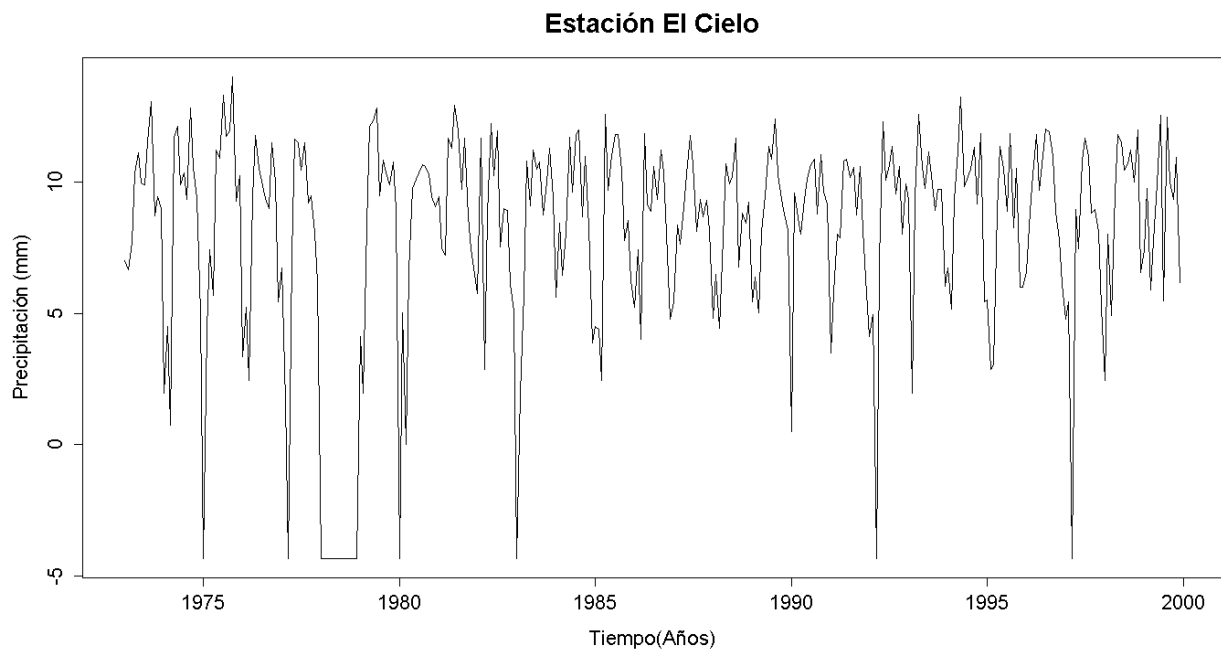


Figura G. 147. Vector de calibración de la estación El Cielo transformado usando Box-Cox

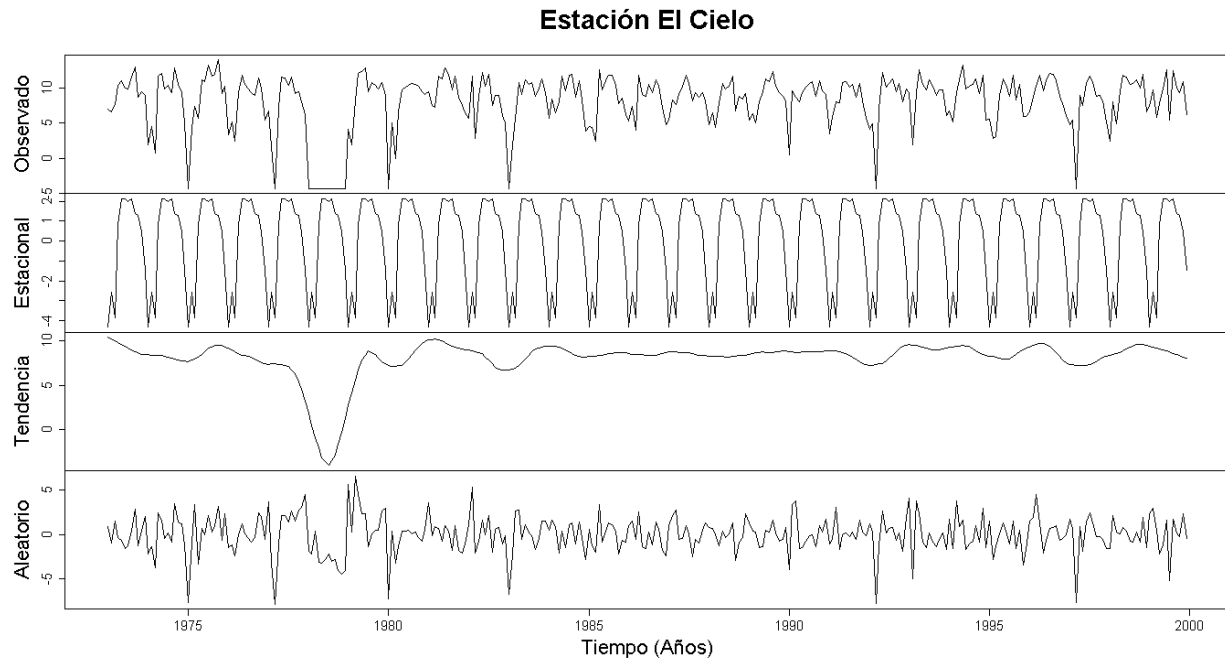


Figura G. 148. Descomposición de la serie transformada de la estación El Cielo

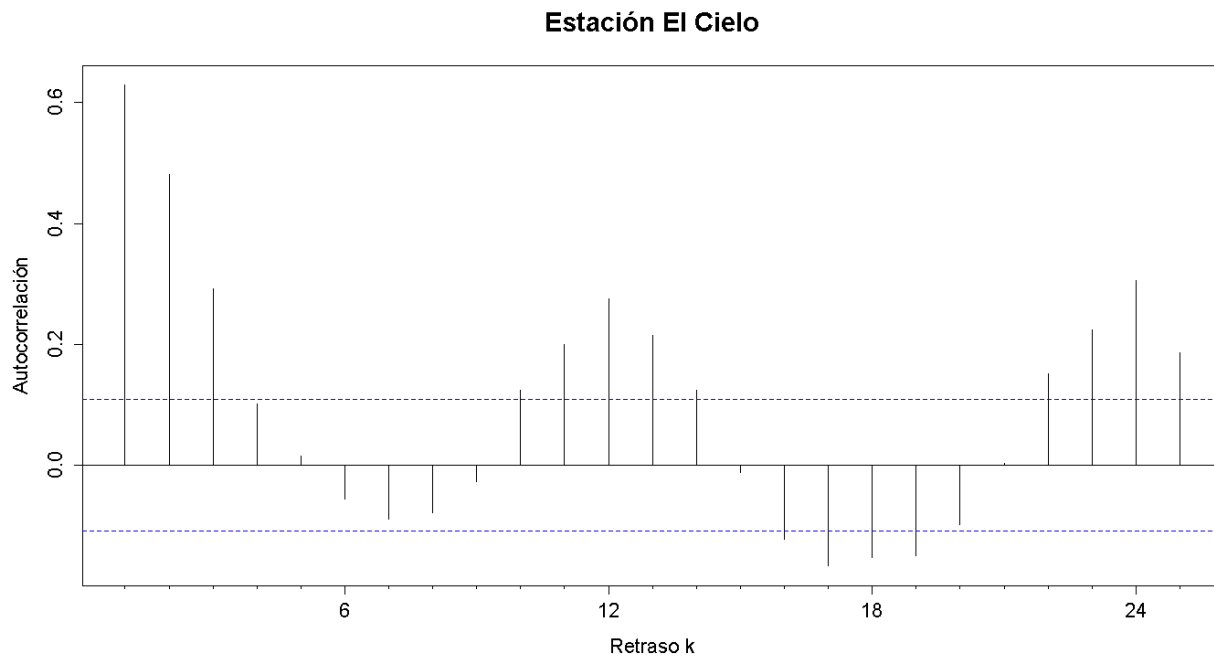


Figura G. 149. Autocorrelograma de la serie de la estación El Cielo

Estación El Cielo

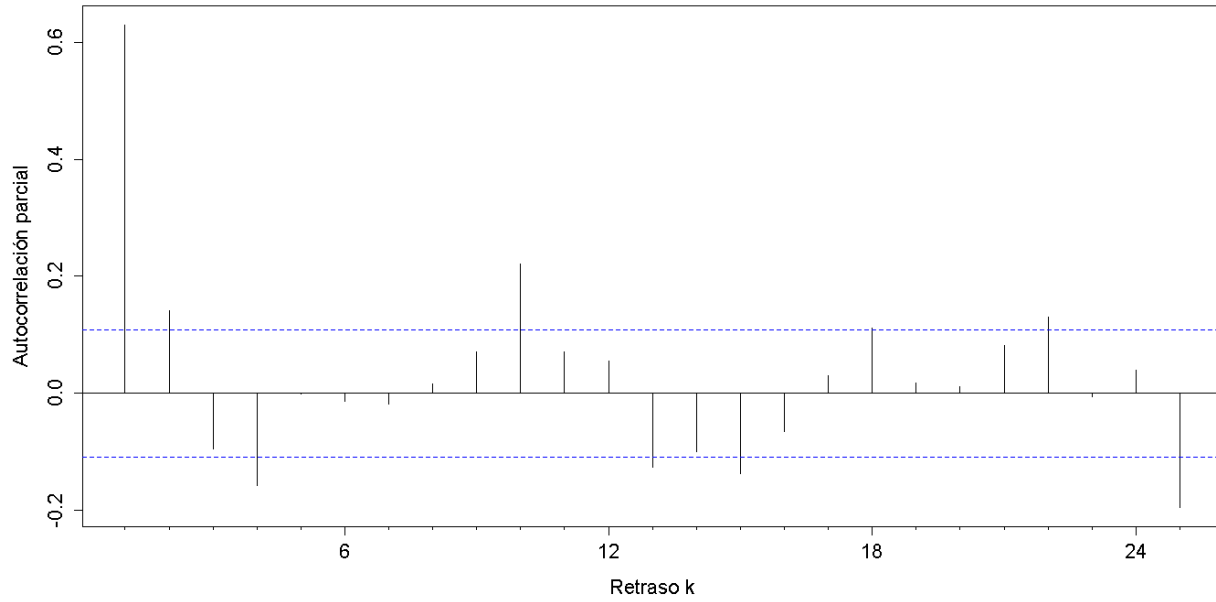


Figura G. 150. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación El Cielo

Estación El Cielo

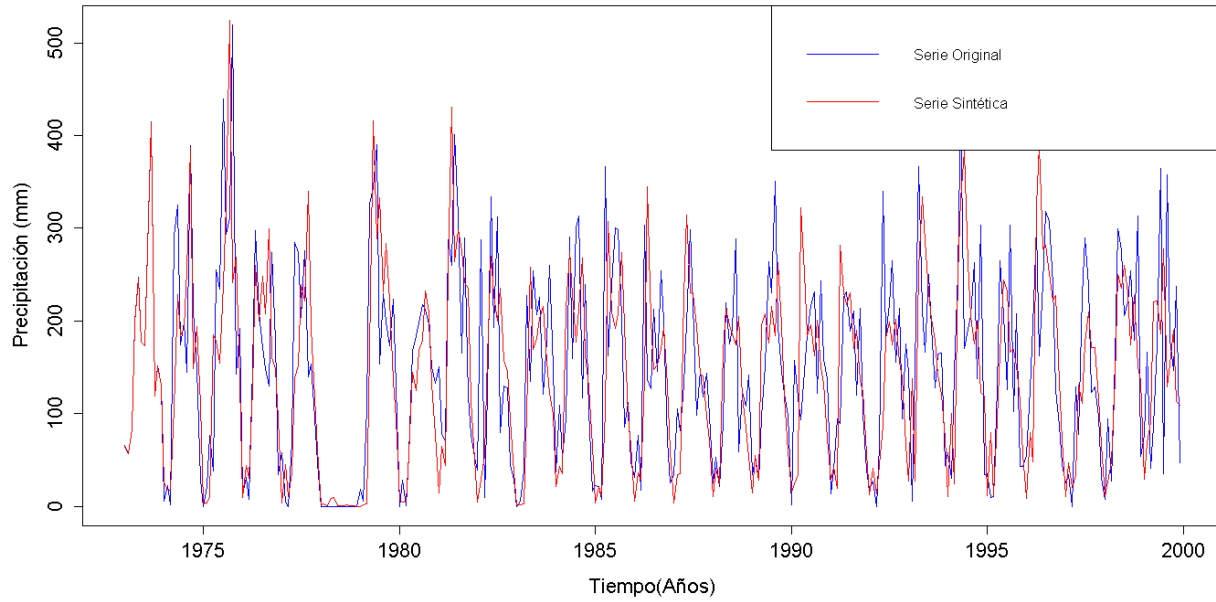


Figura G. 151. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación El Cielo

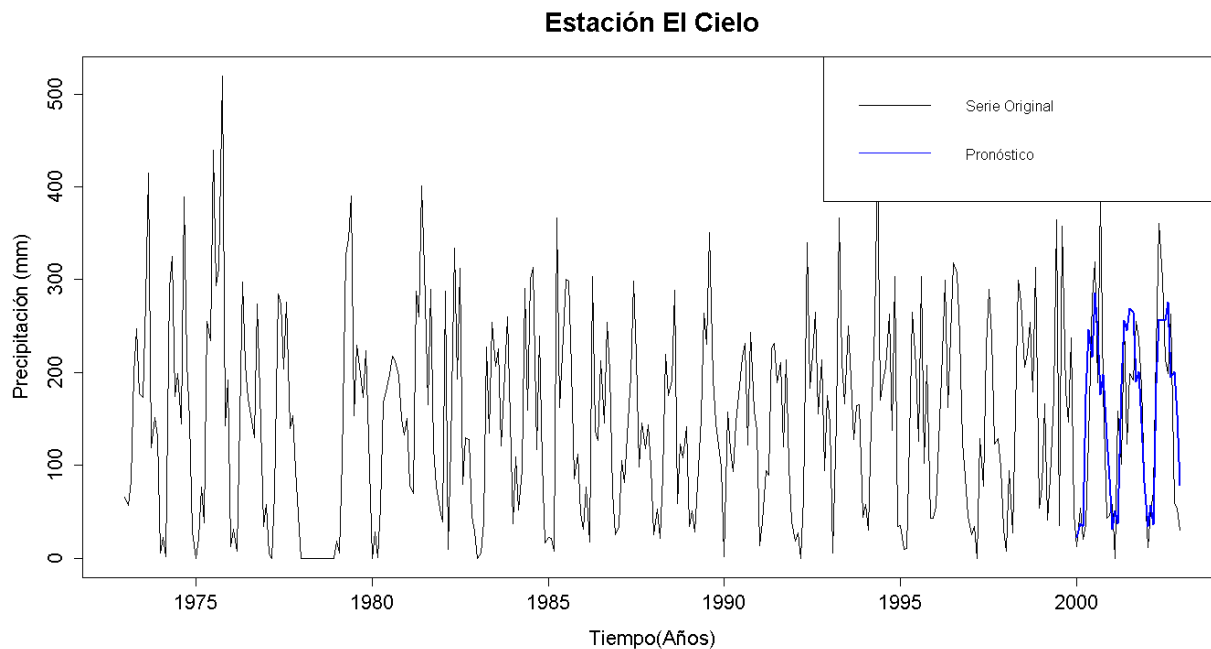


Figura G. 152. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación El Cielo

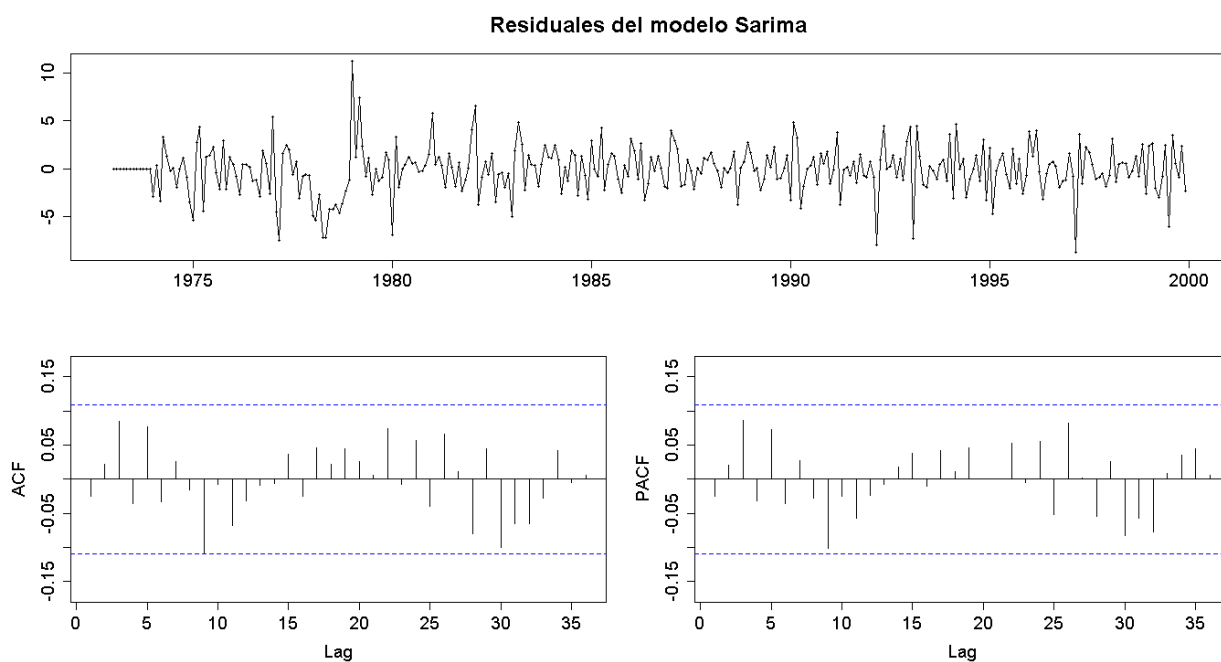


Figura G. 153. Residuales del modelo SARIMA de la estación El Cielo

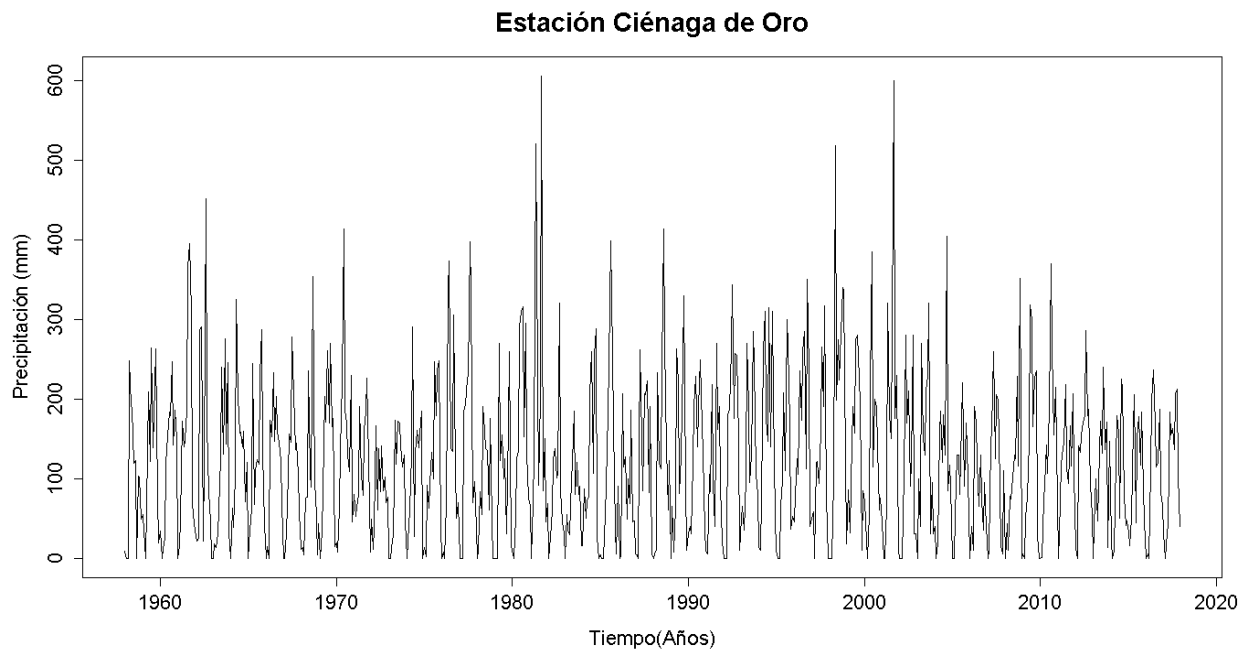


Figura G. 154. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Ciénaga de Oro

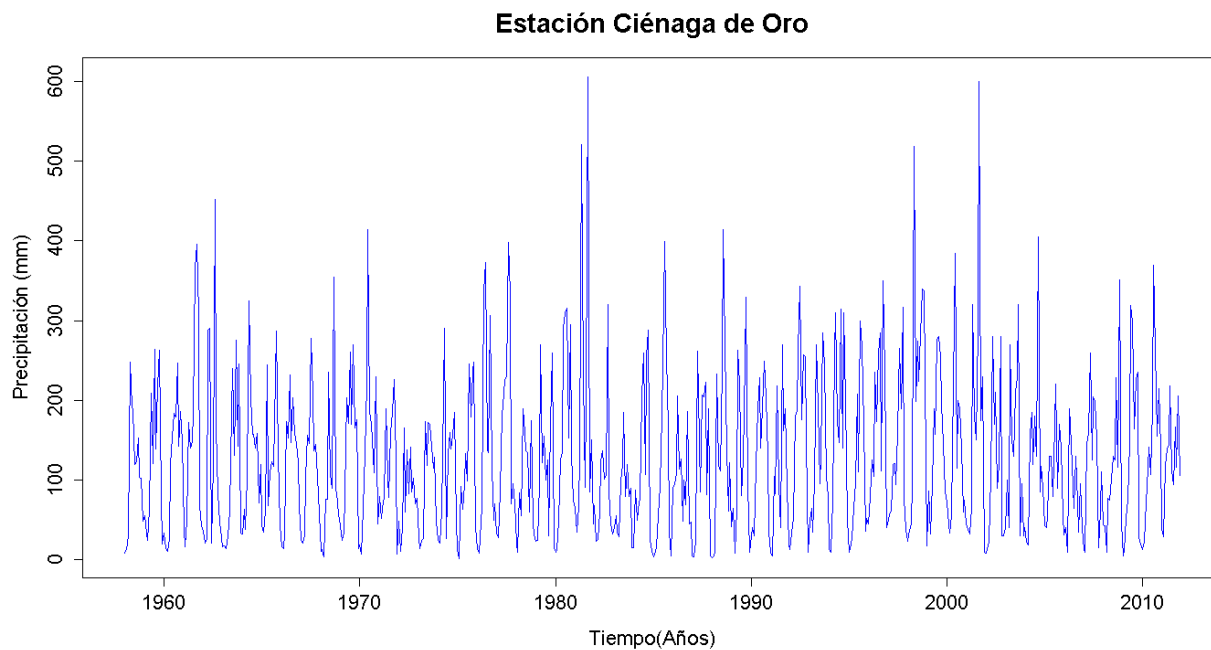


Figura G. 155. Vector de calibración de la estación Ciénaga de Oro

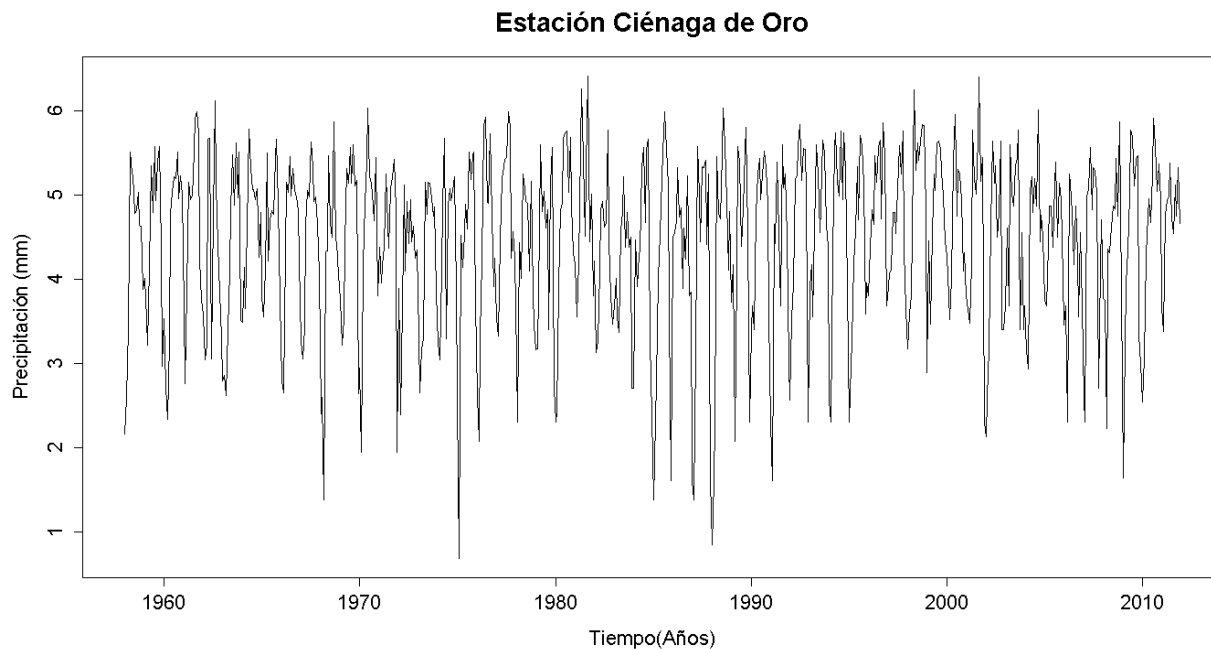


Figura G. 156. Vector de calibración de la estación Ciénaga de Oro transformado usando Box-Cox

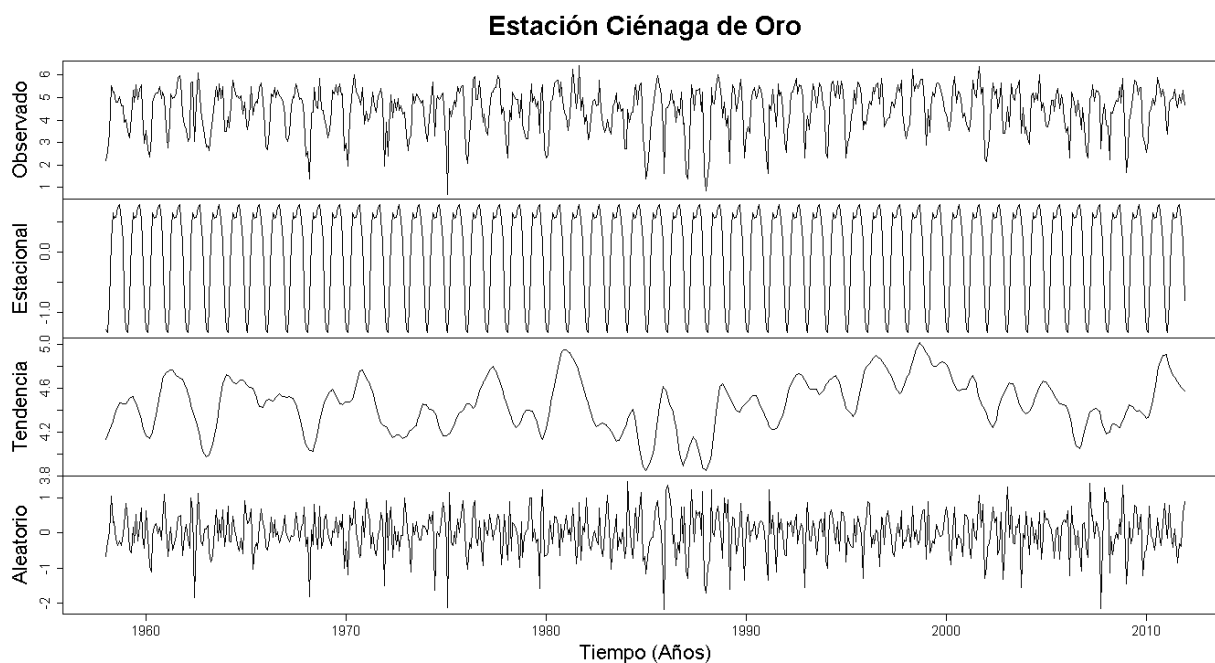


Figura G. 157. Descomposición de la serie transformada de la estación Ciénaga de Oro

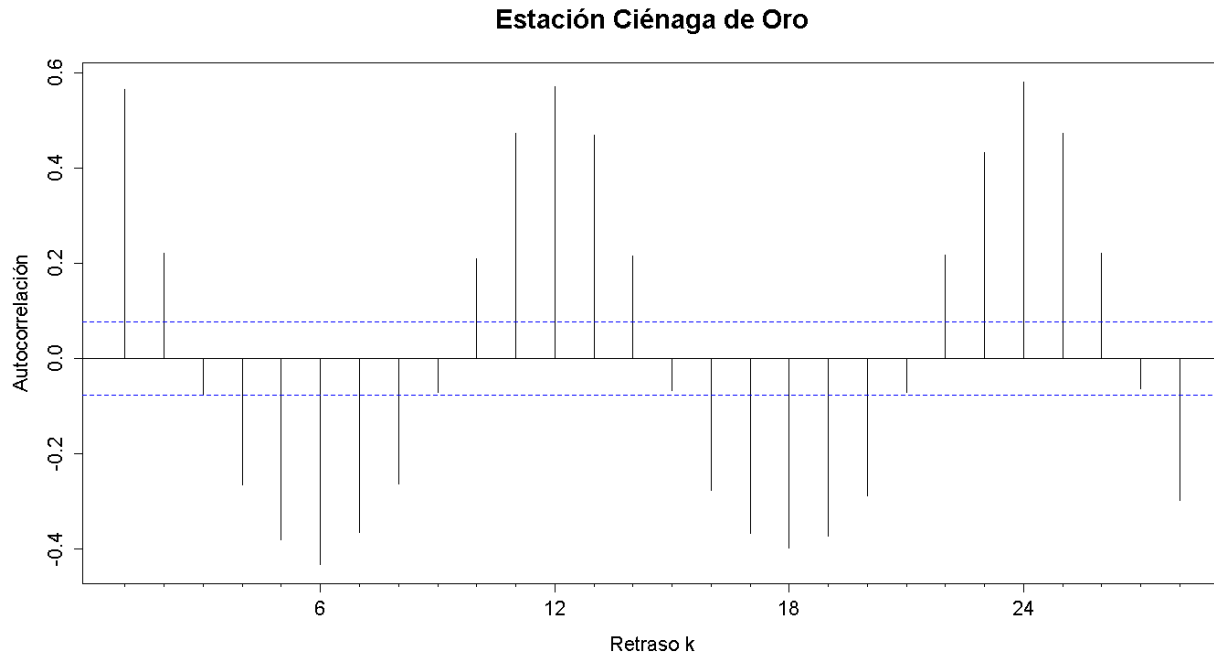


Figura G. 158. Autocorrelograma de la serie de la estación Ciénaga de Oro

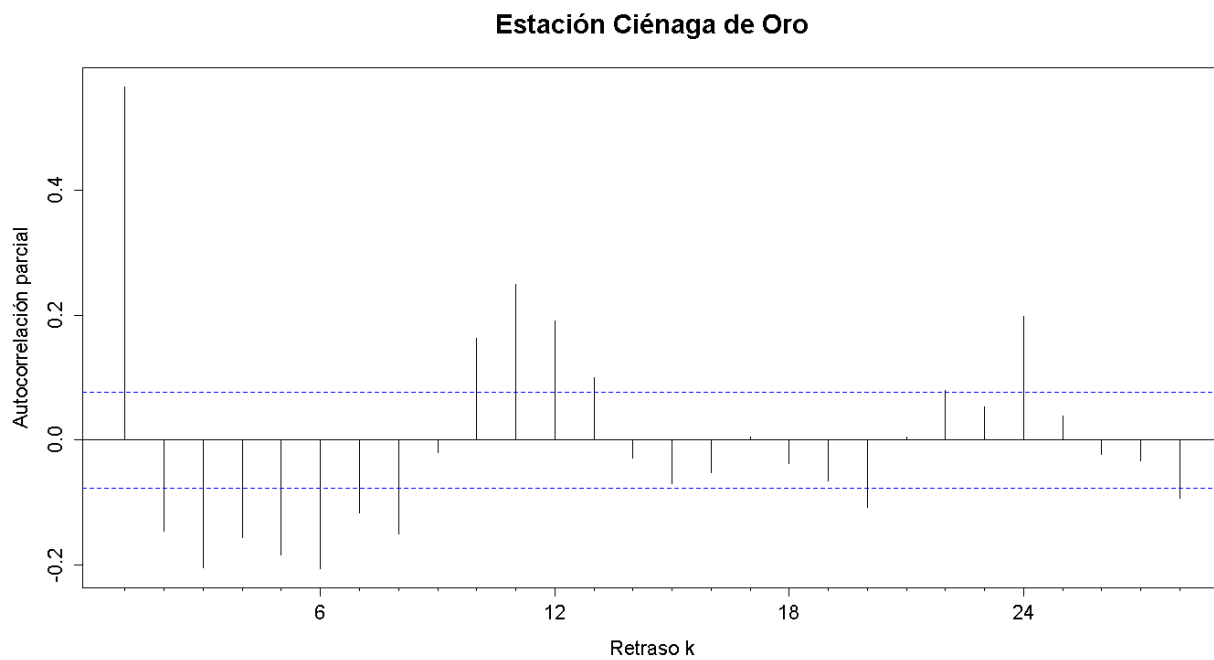


Figura G. 159. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Ciénaga de Oro

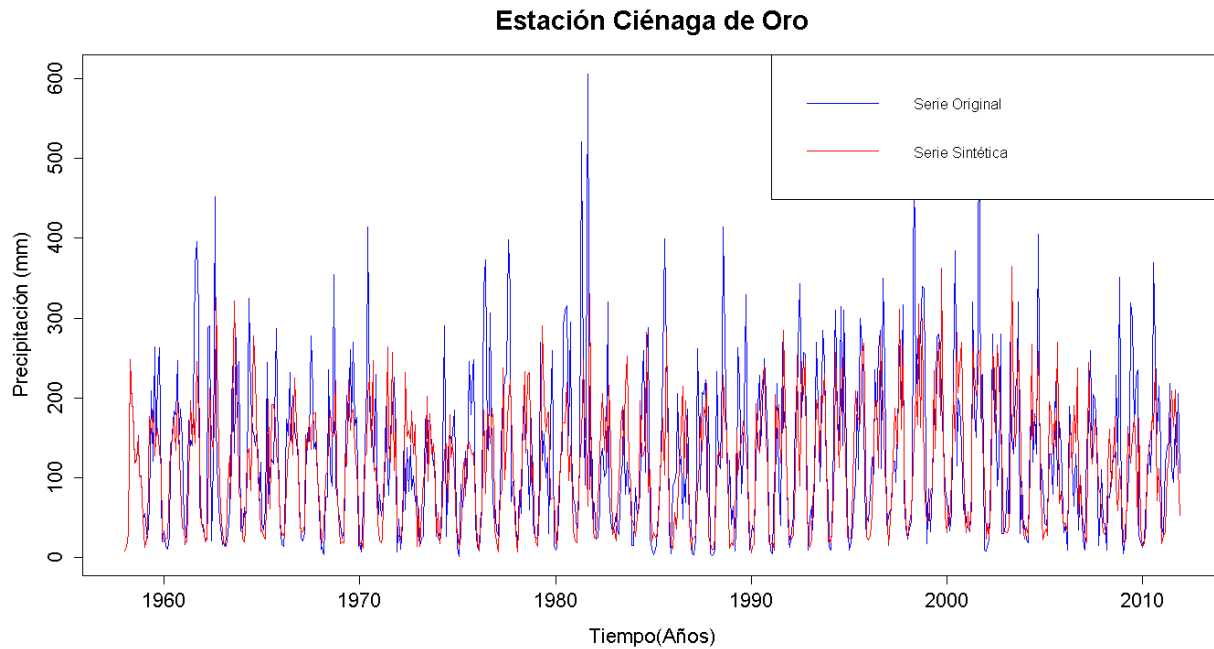


Figura G. 160. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Ciénaga de Oro

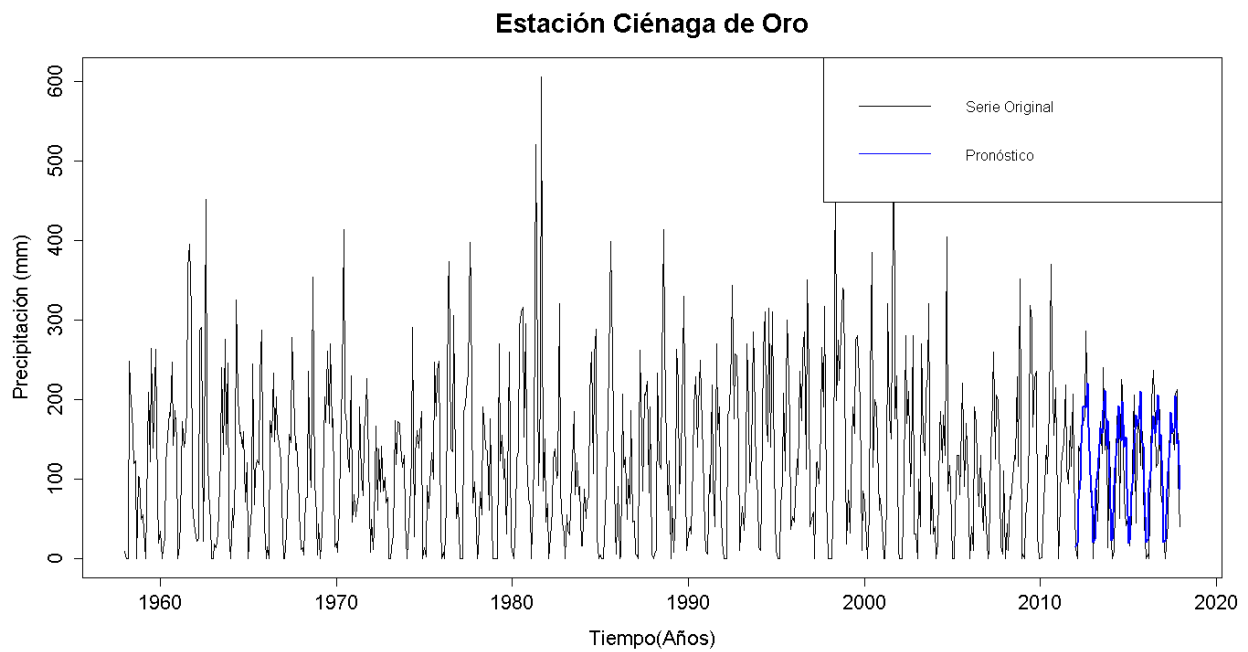


Figura G. 161. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Ciénaga de Oro

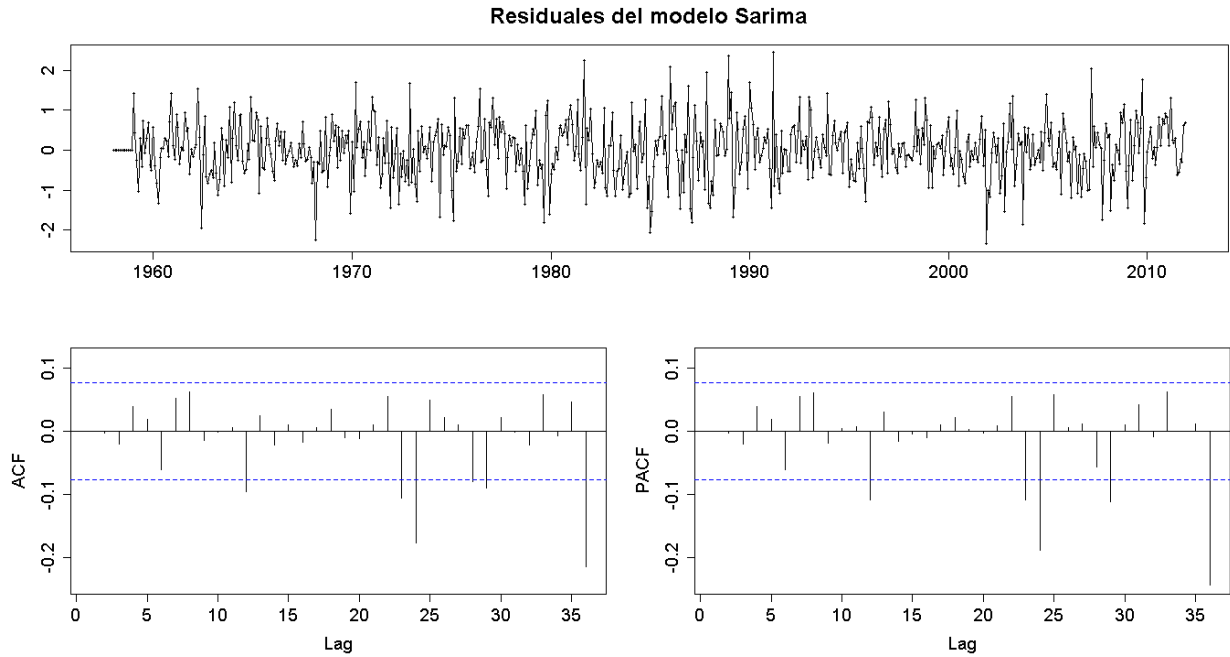


Figura G. 162. Residuales del modelo SARIMA de la estación Ciénaga de Oro

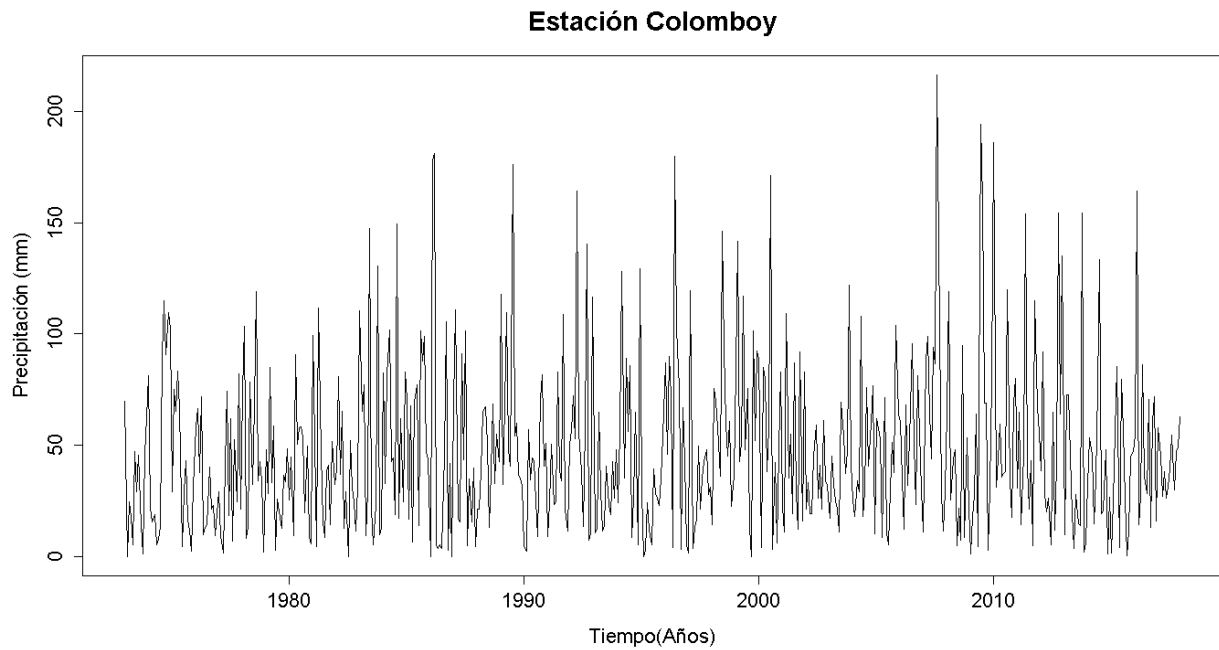


Figura G. 163. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Colomboy

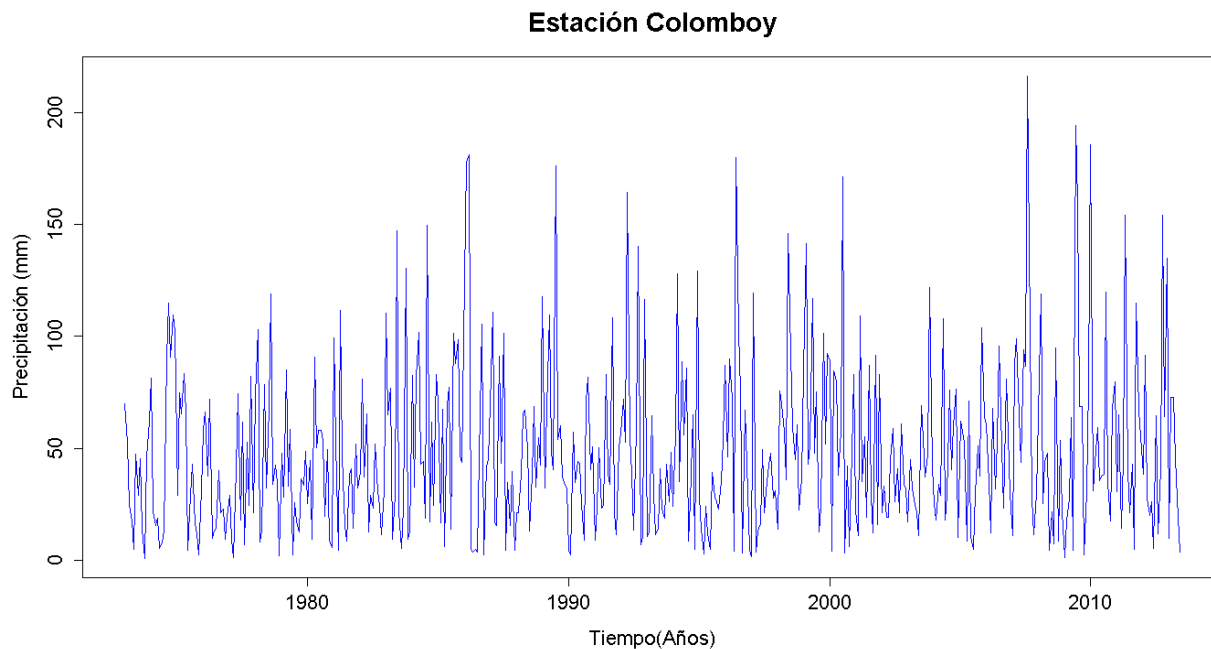


Figura G. 164. Vector de calibración de la estación Colomboy

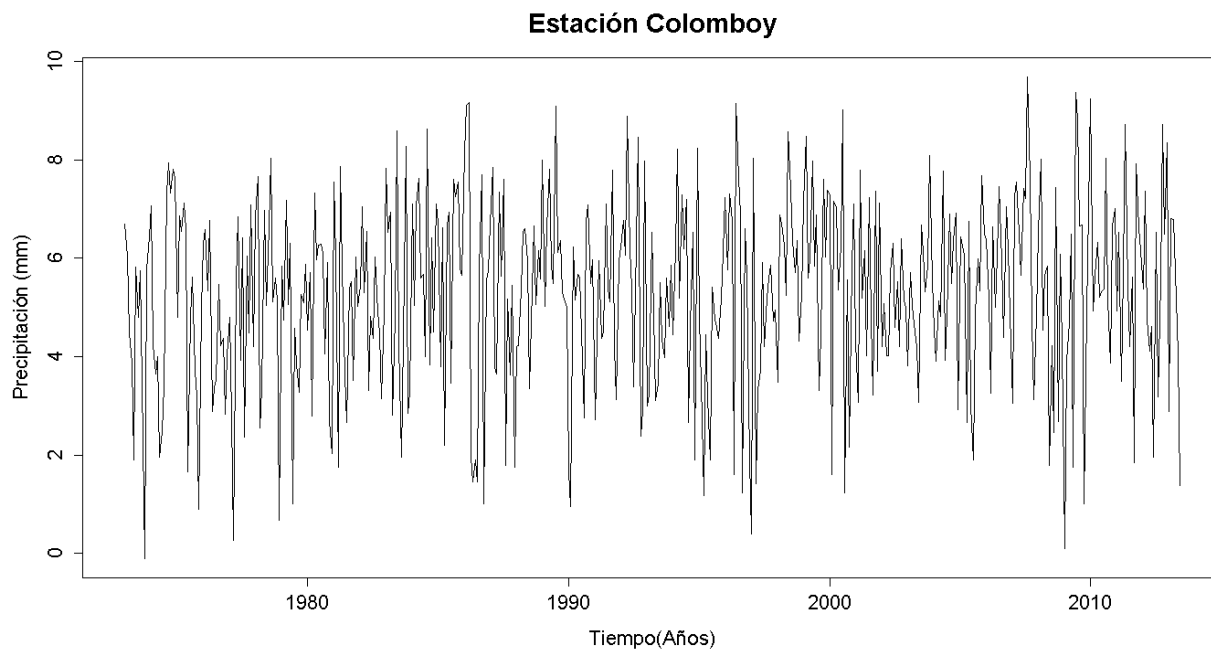


Figura G. 165. Vector de calibración de la estación Colomboy transformado usando Box-Cox

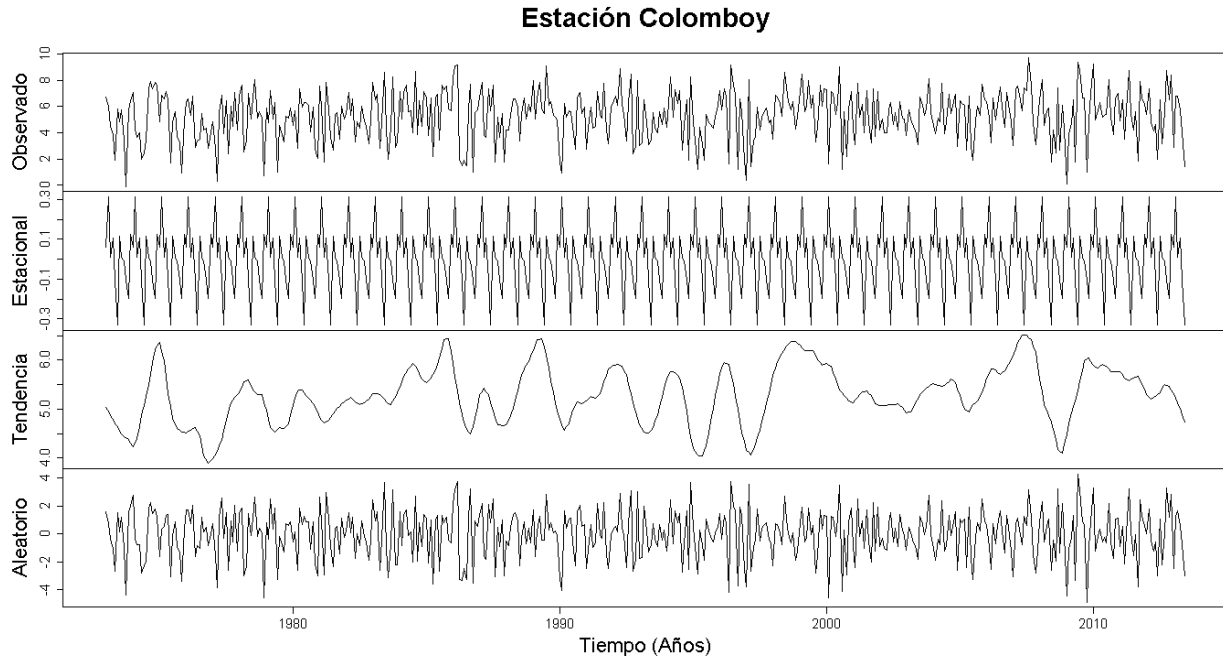


Figura G. 166. Descomposición de la serie transformada de la estación Colomboy

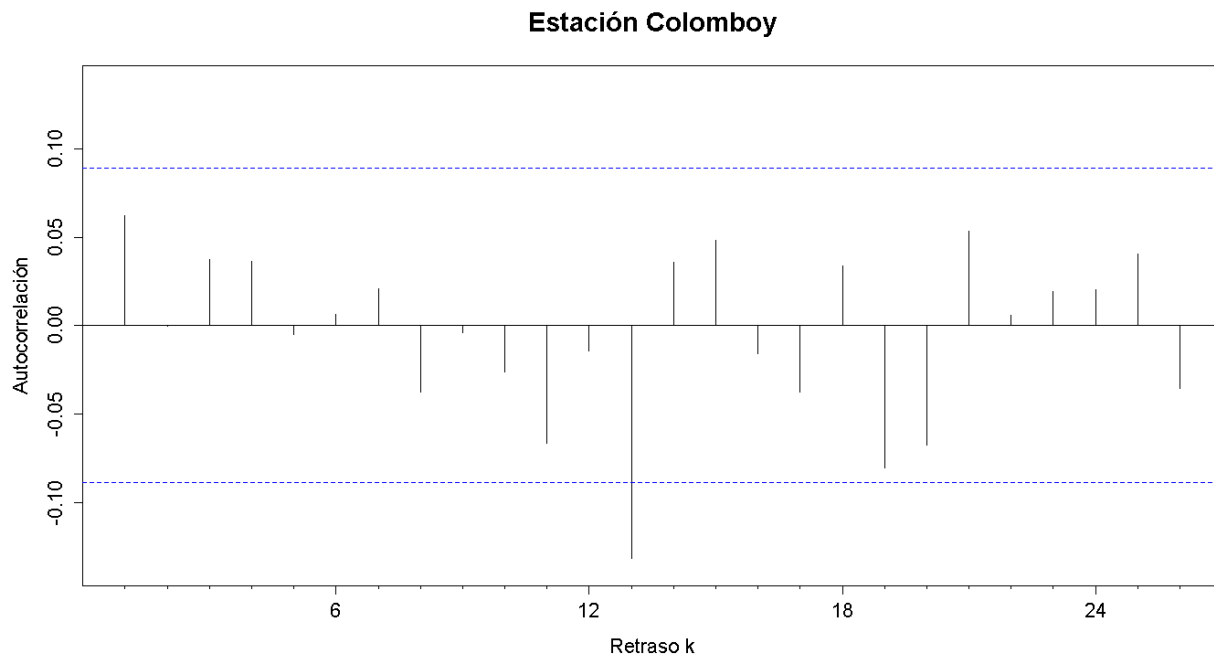


Figura G. 167. Autocorrelograma de la serie de la estación Colomboy

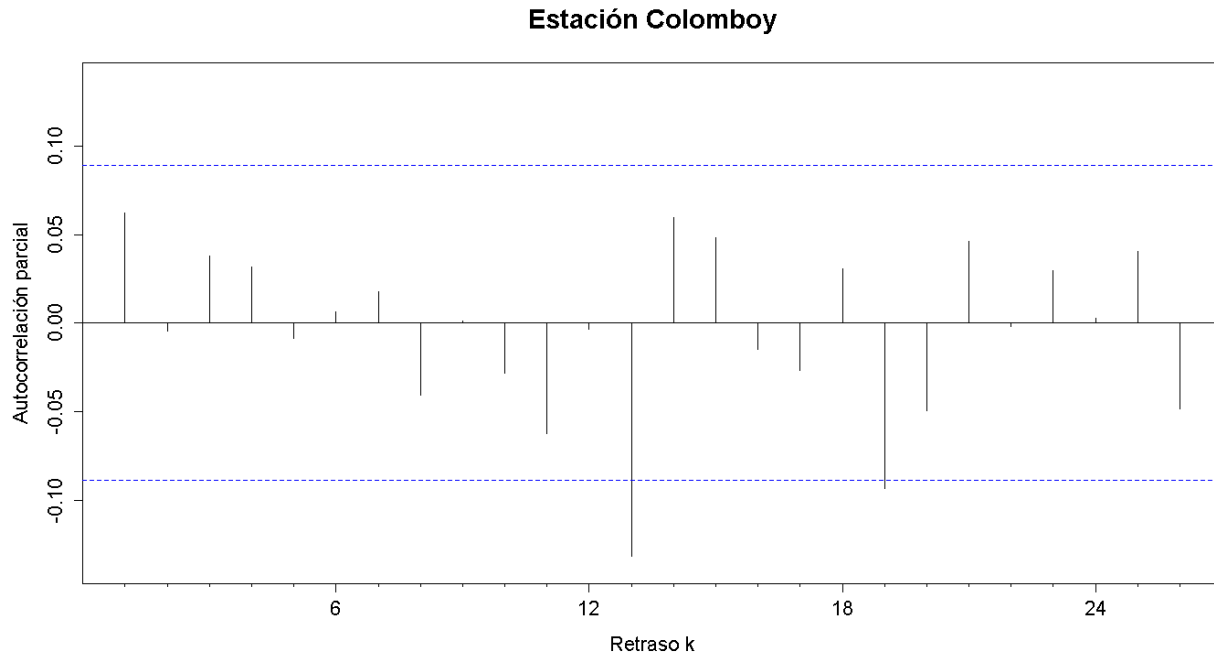


Figura G. 168. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Colomboy

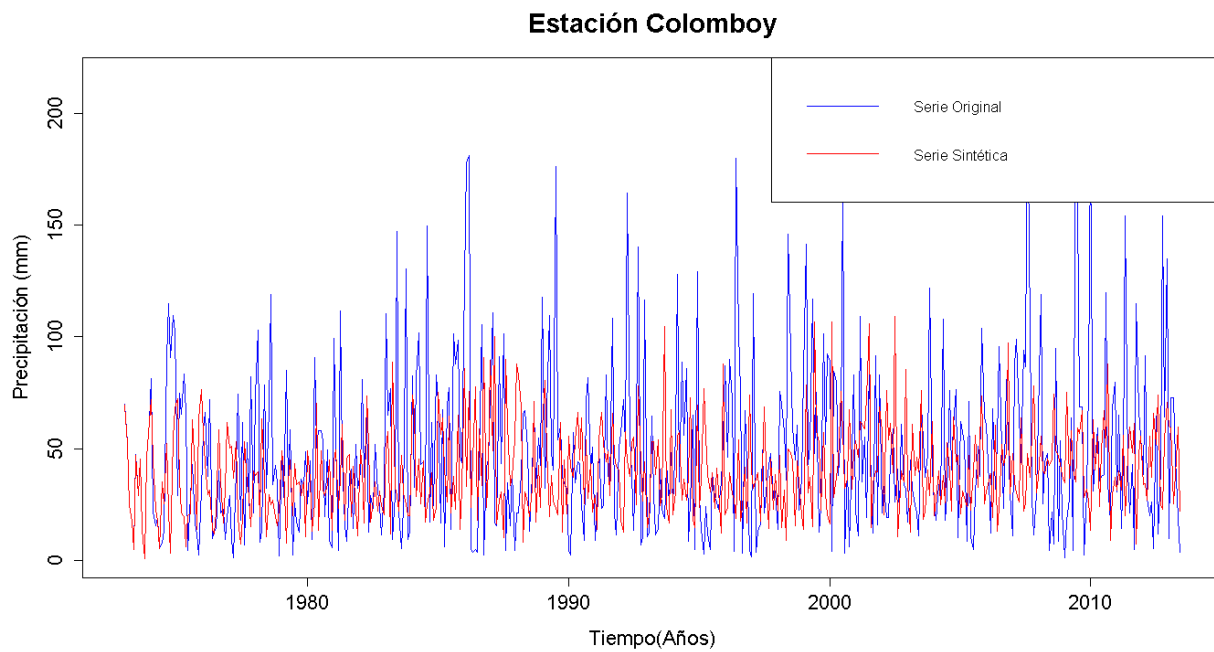


Figura G. 169. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Colomboy

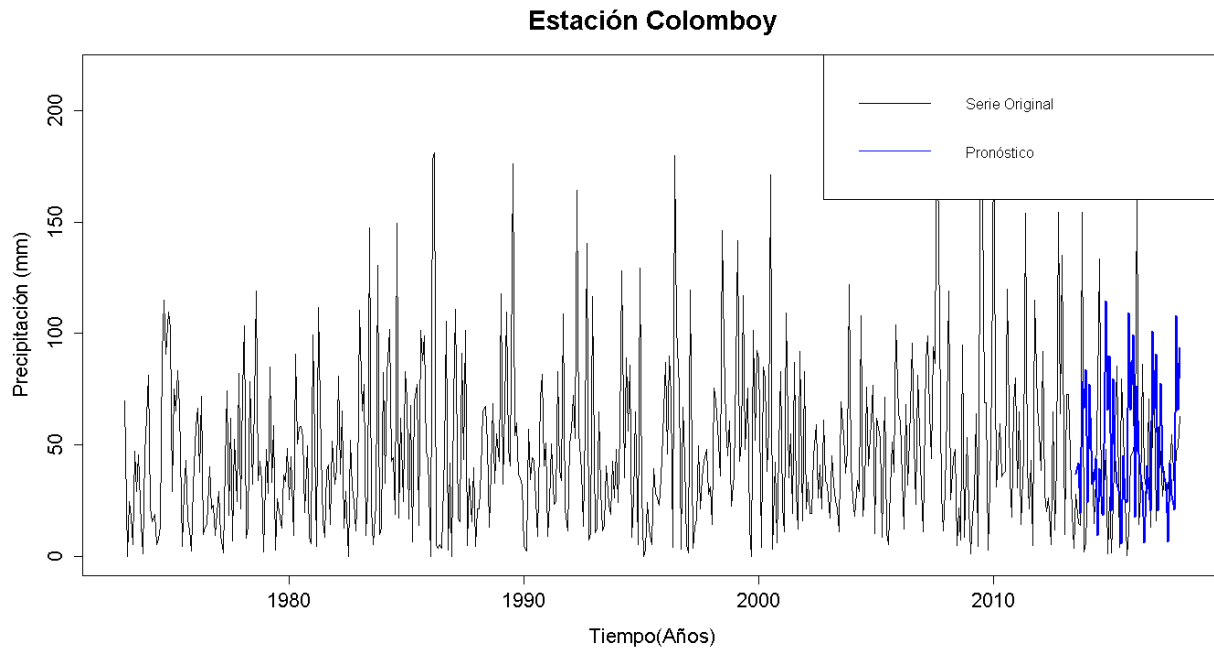


Figura G. 170. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Colomboy

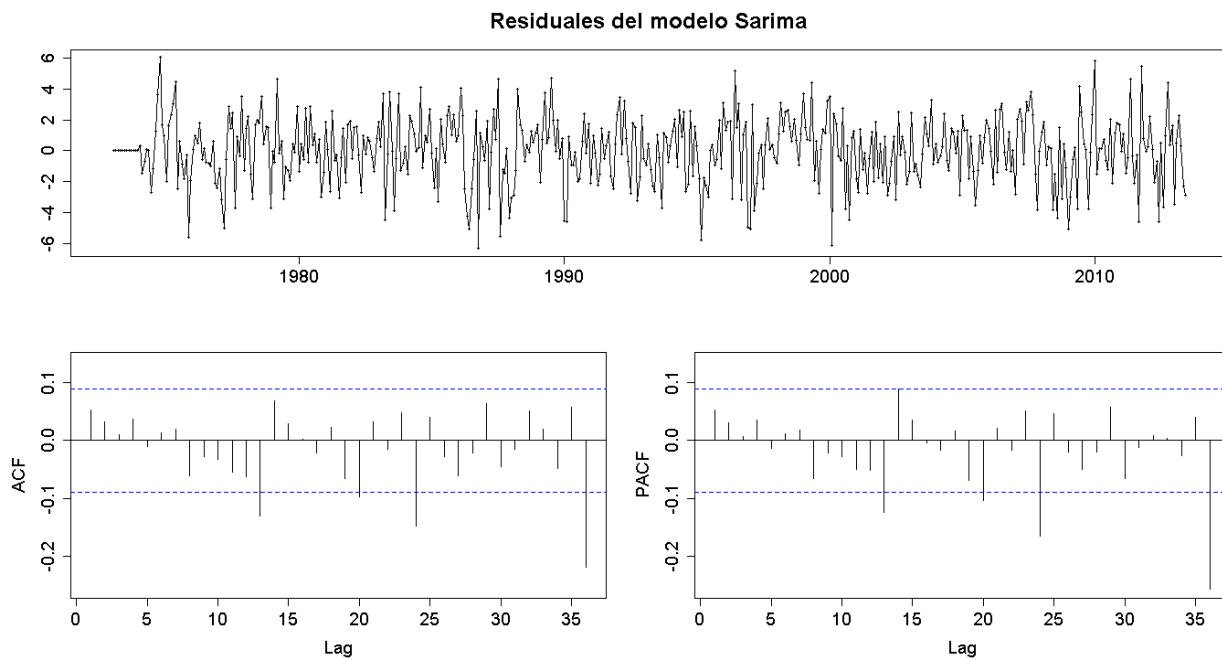


Figura G. 171. Residuales del modelo SARIMA de la estación Colomboy

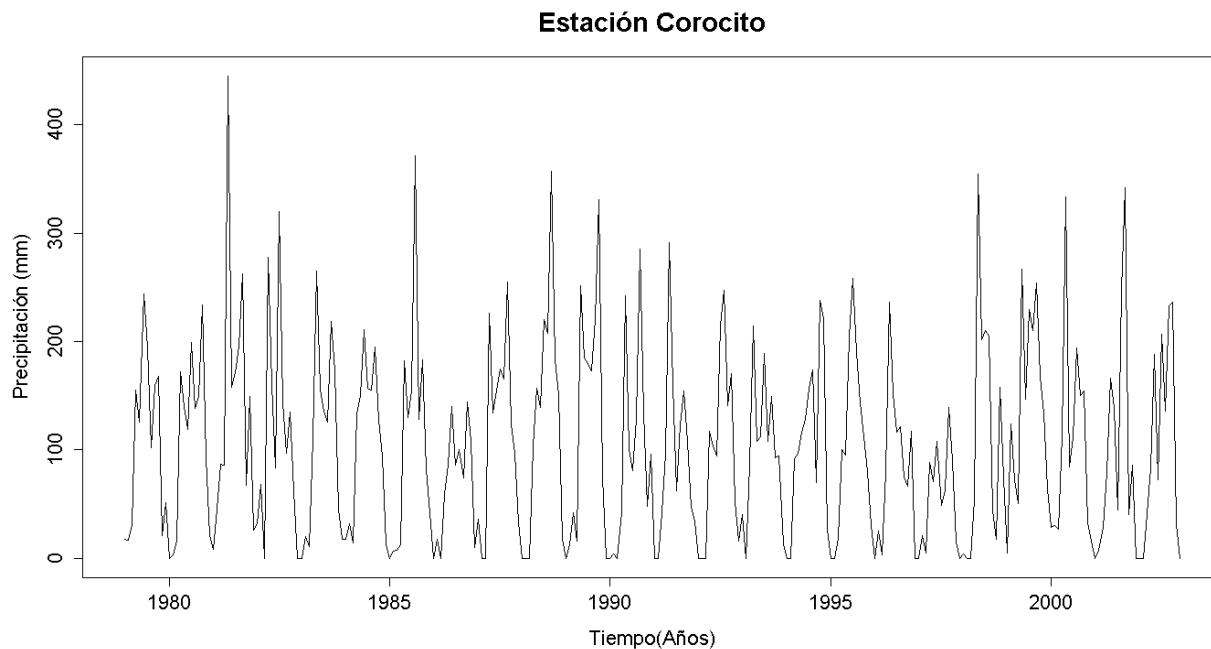


Figura G. 172. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Corocito

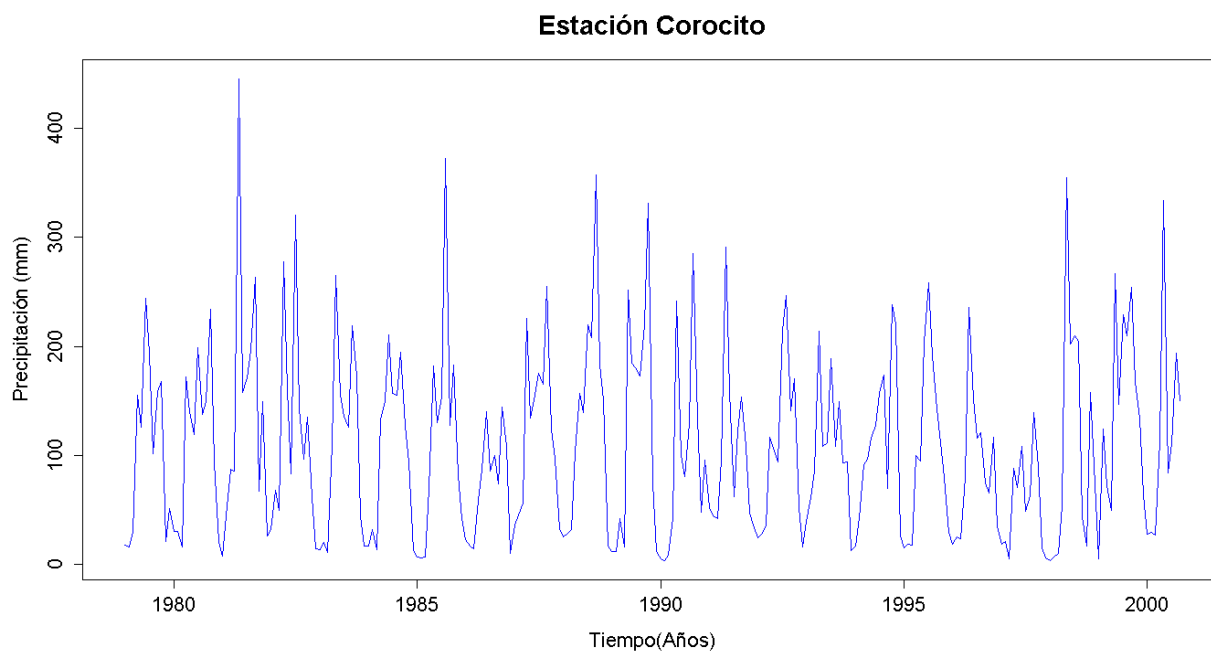


Figura G. 173. Vector de calibración de la estación Corocito

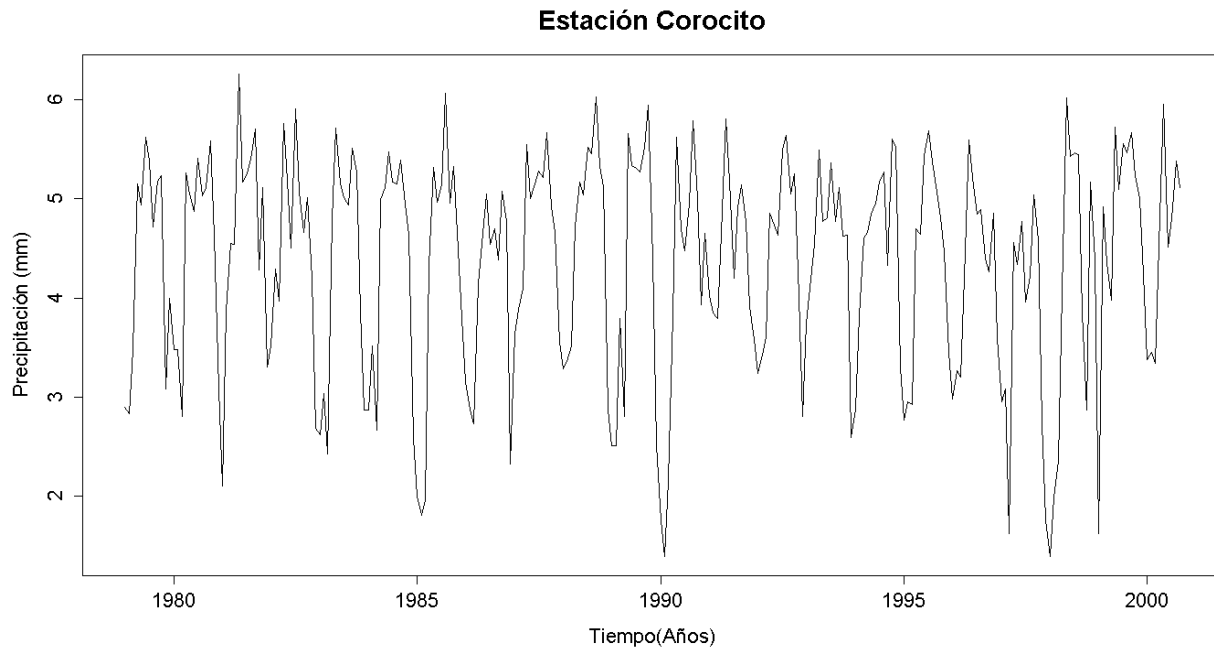


Figura G. 174. Vector de calibración de la estación Corocito transformado usando Box-Cox

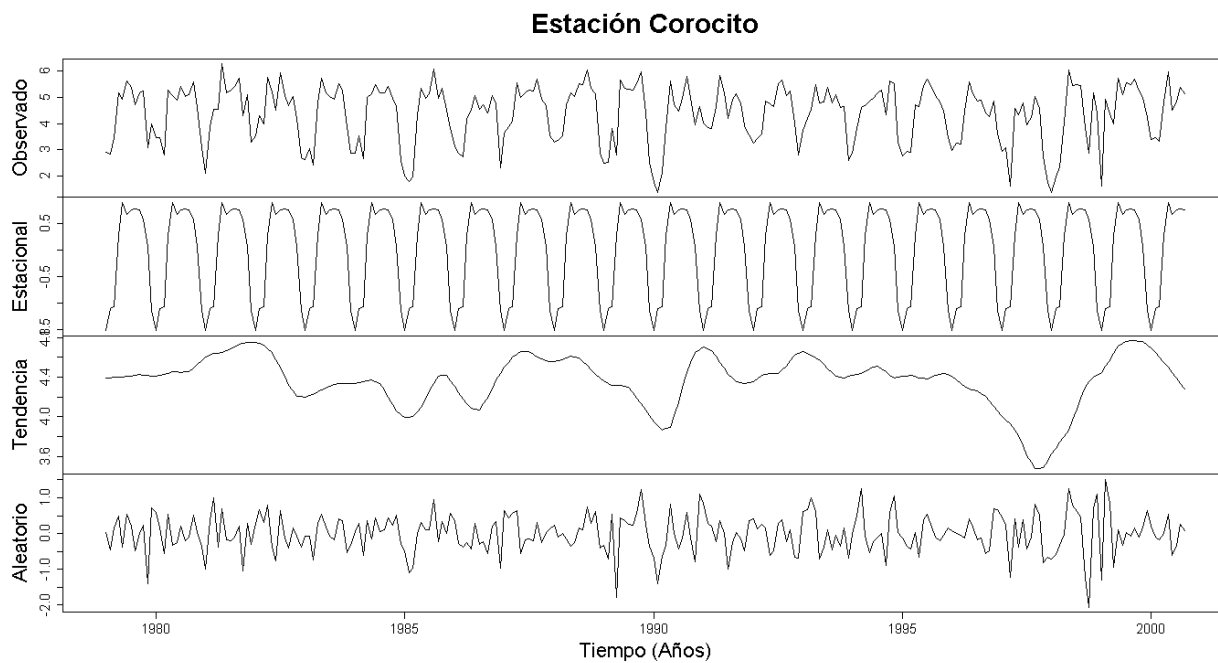


Figura G. 175. Descomposición de la serie transformada de la estación Corocito

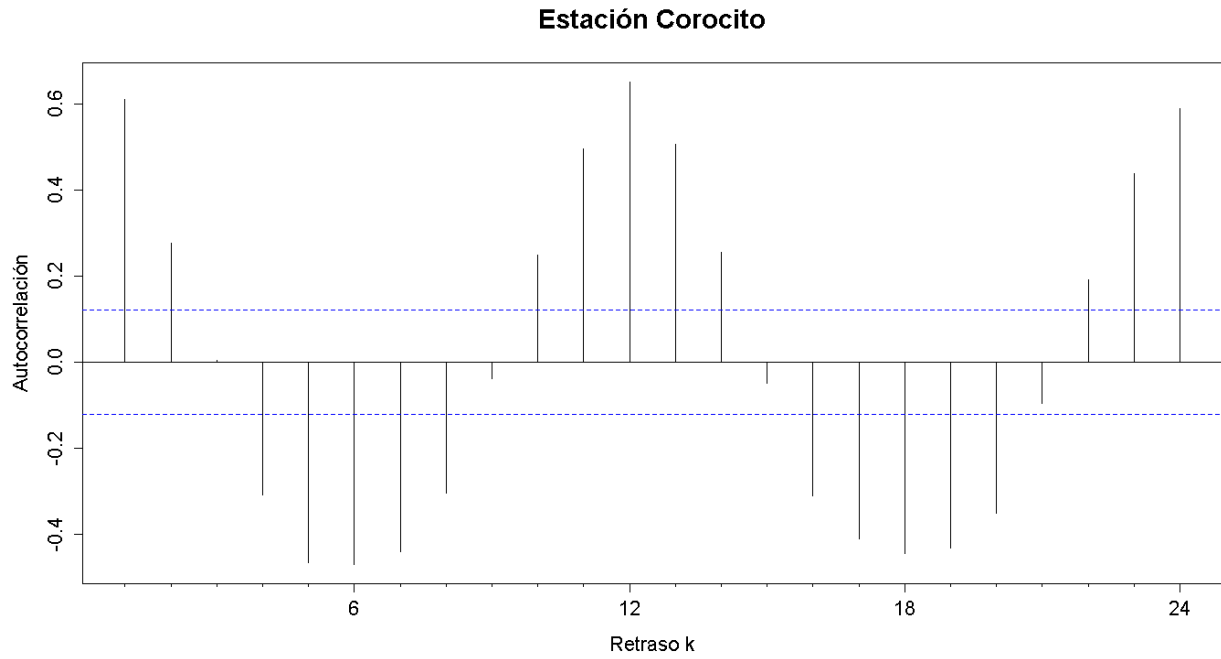


Figura G. 176. Autocorrelograma de la serie de la estación Corocito

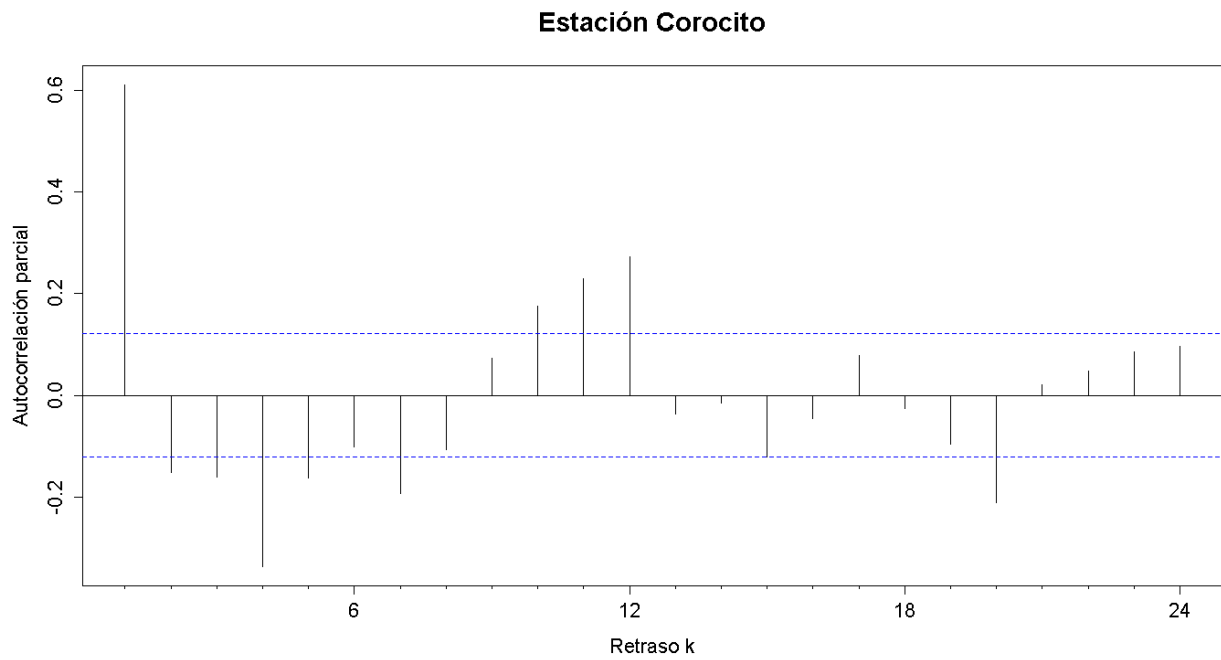


Figura G. 177. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Corocito

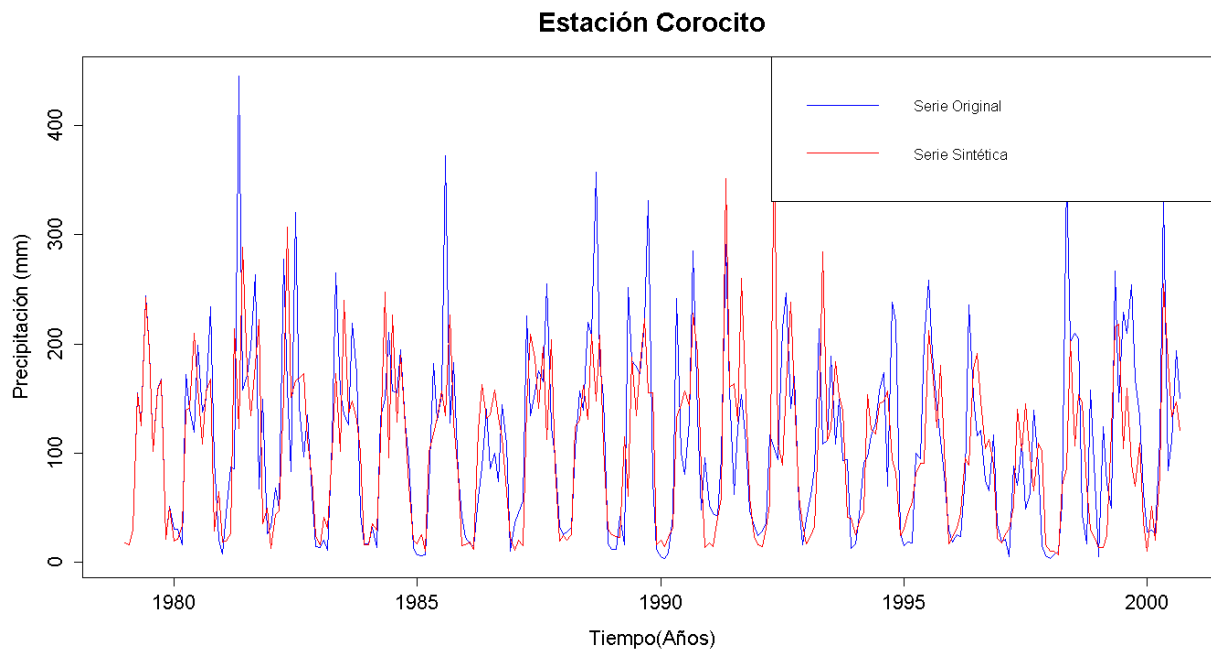


Figura G. 178. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Corocito

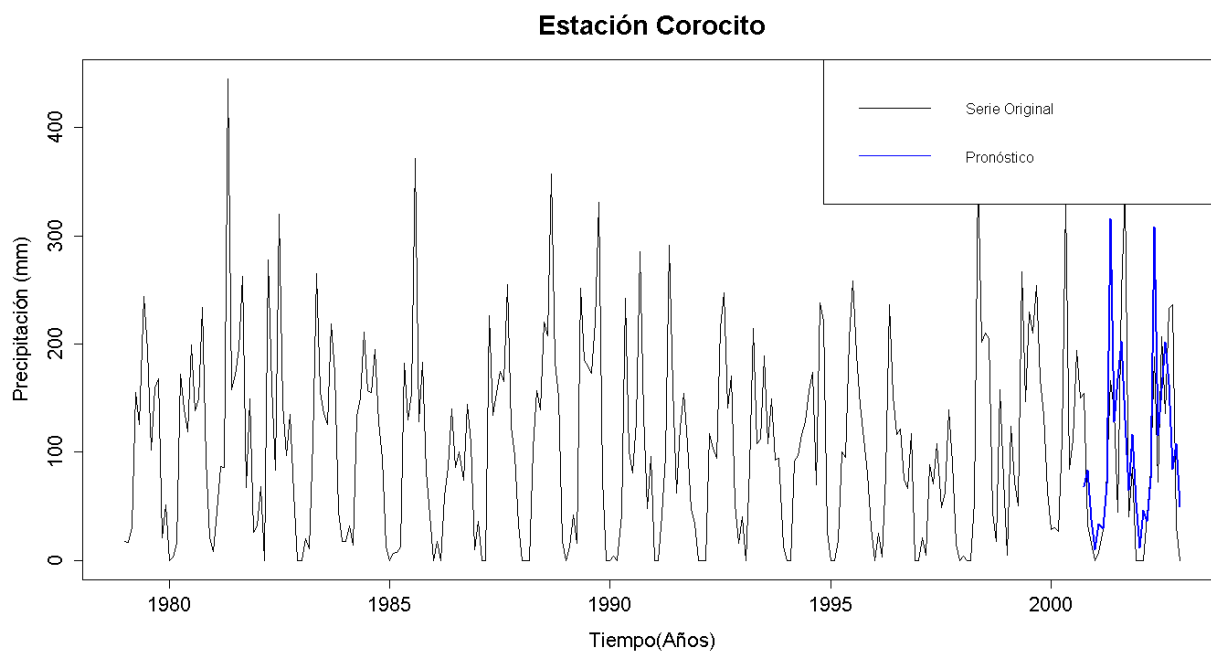


Figura G. 179. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Corocito

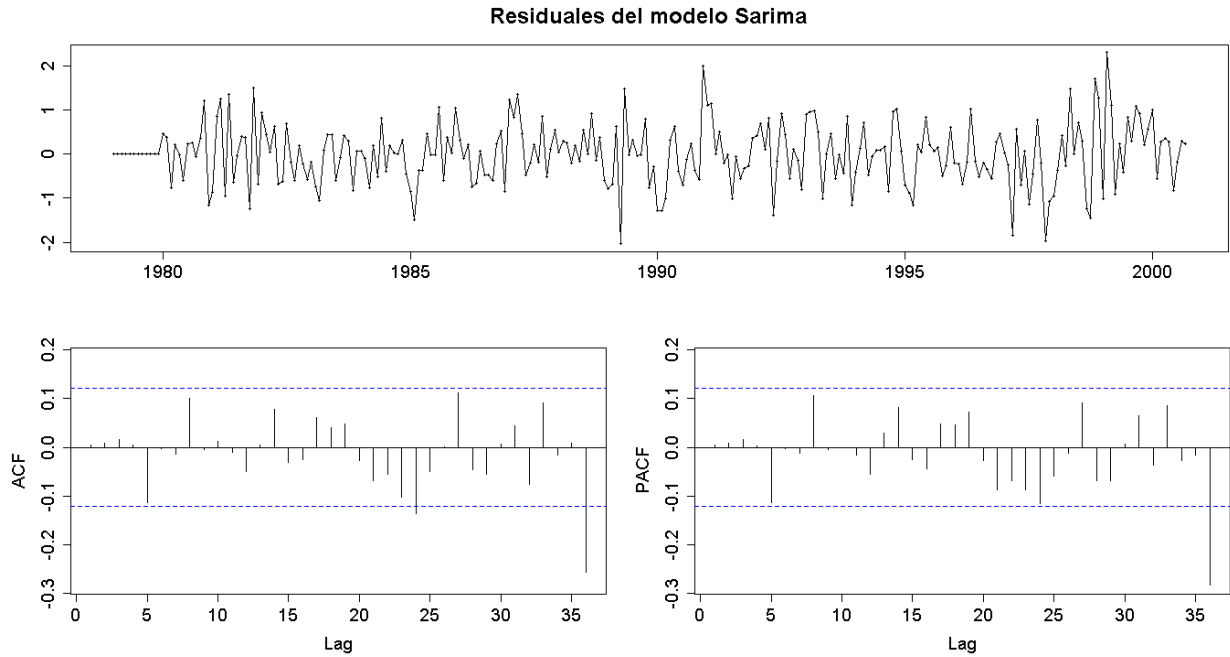


Figura G. 180. Residuales del modelo SARIMA de la estación Corocito

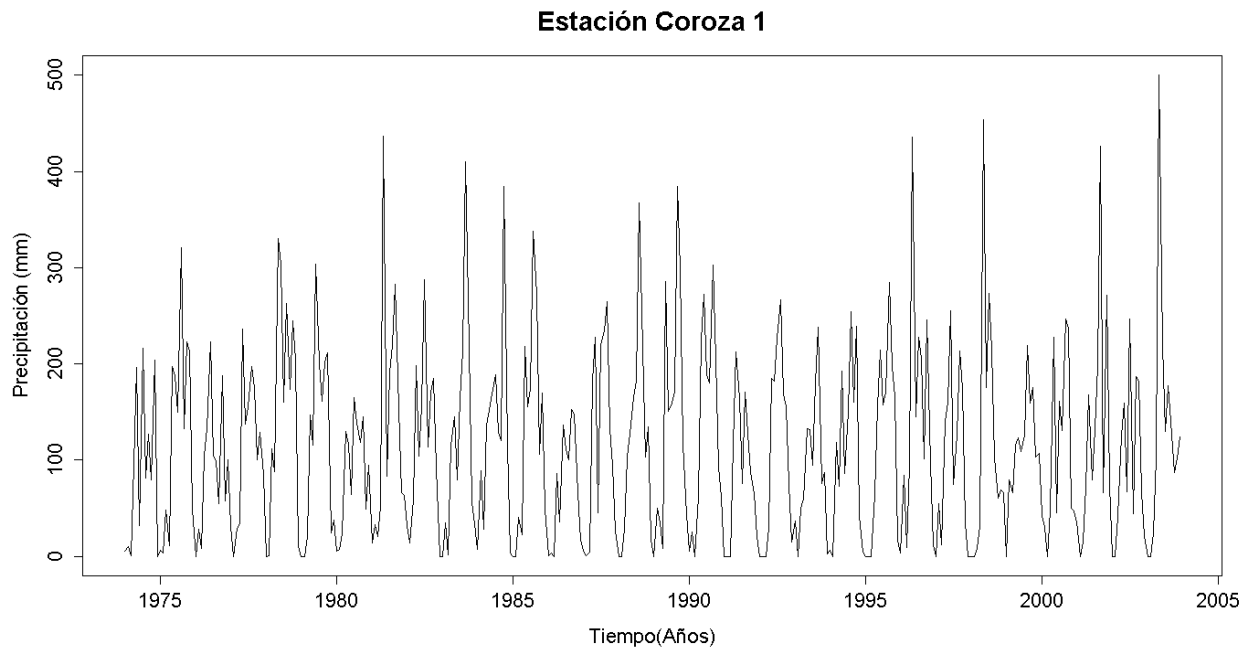


Figura G. 181. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Coroza 1

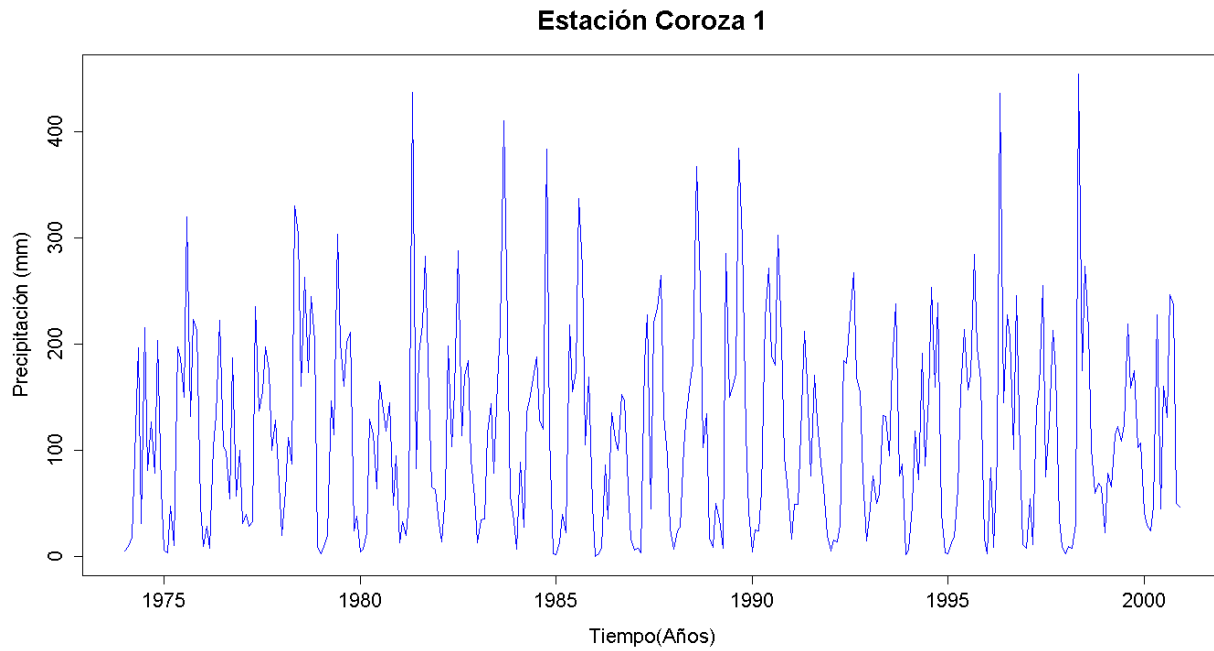


Figura G. 182. Vector de calibración de la estación Coroza 1

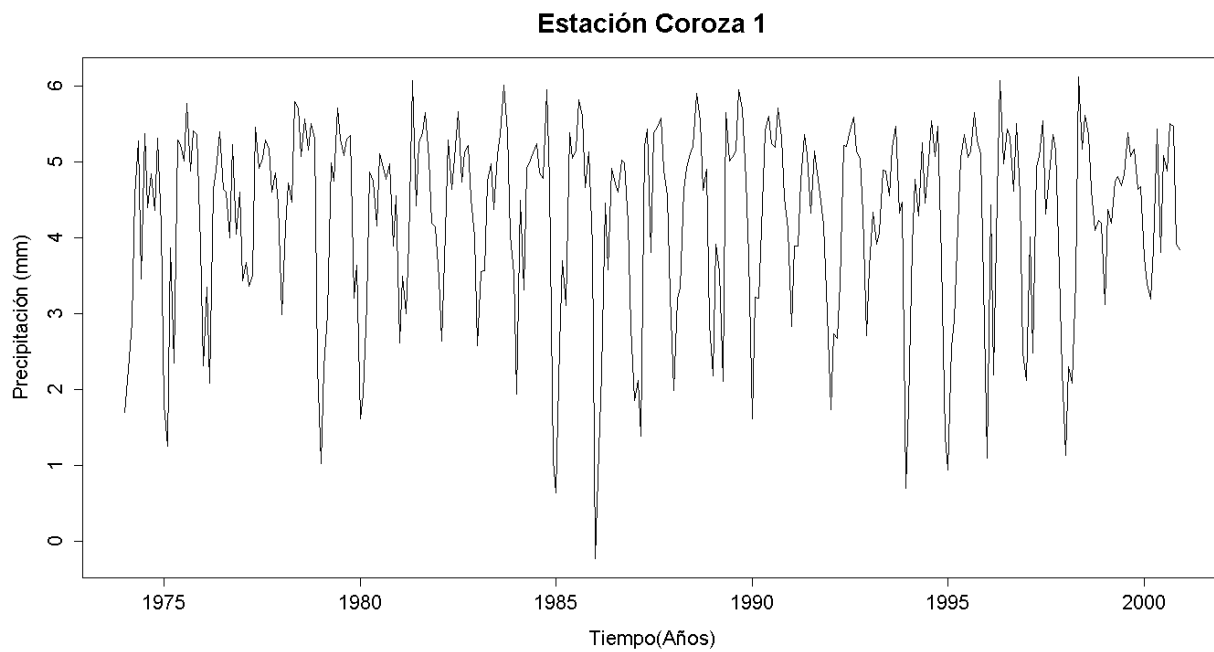


Figura G. 183. Vector de calibración de la estación Coroza 1 transformado usando Box-Cox

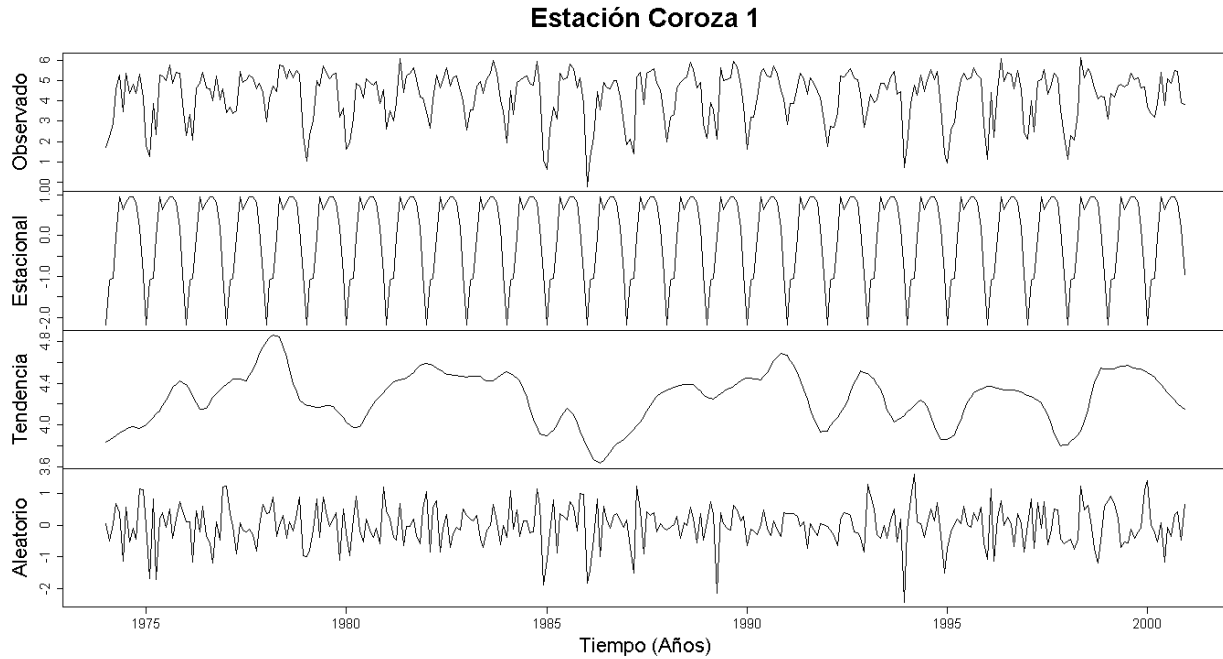


Figura G. 184. Descomposición de la serie transformada de la estación Coroza 1

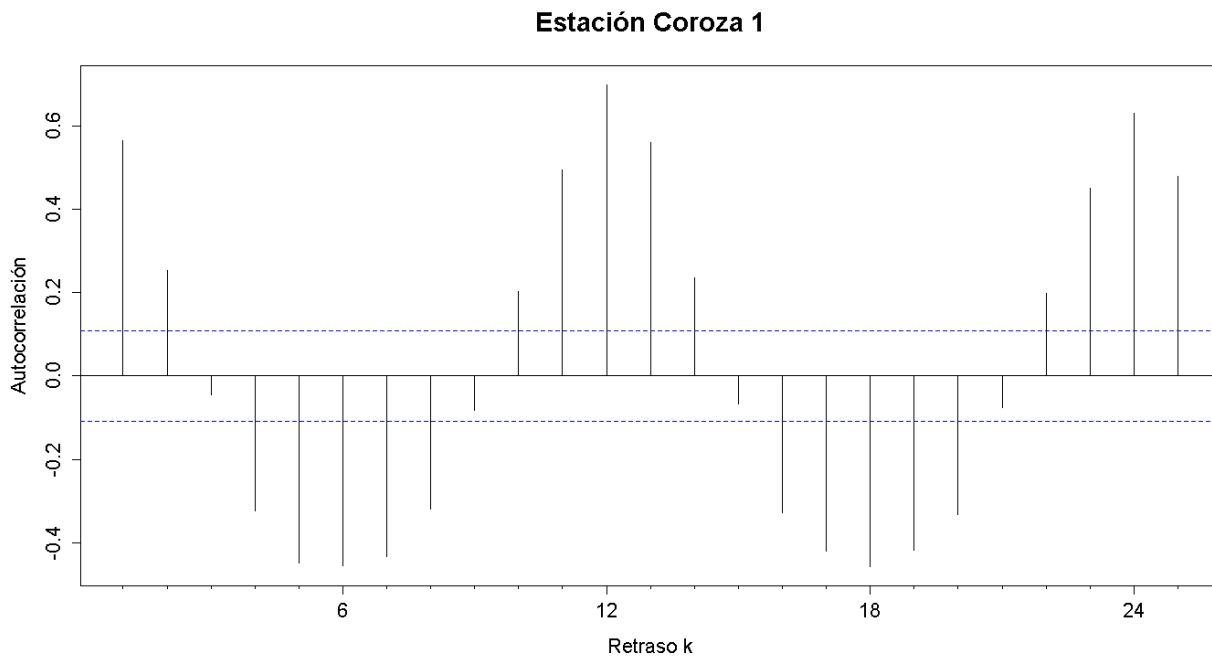


Figura G. 185. Autocorrelograma de la serie de la estación Coroza 1

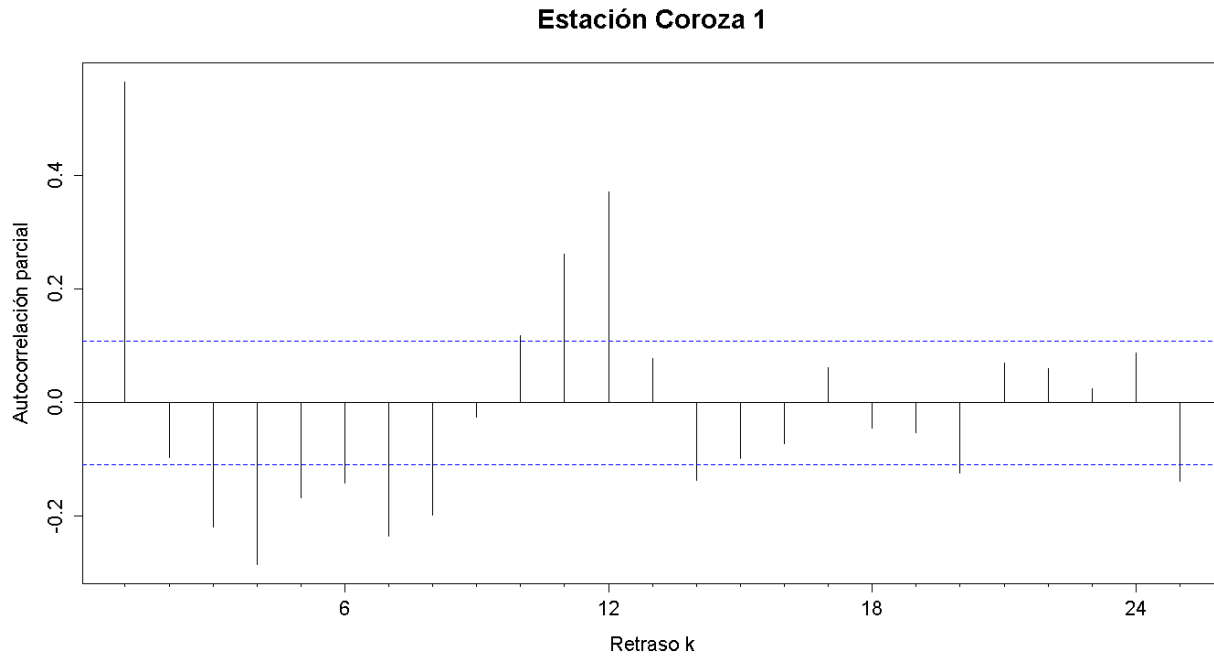


Figura G. 186. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Coroza 1

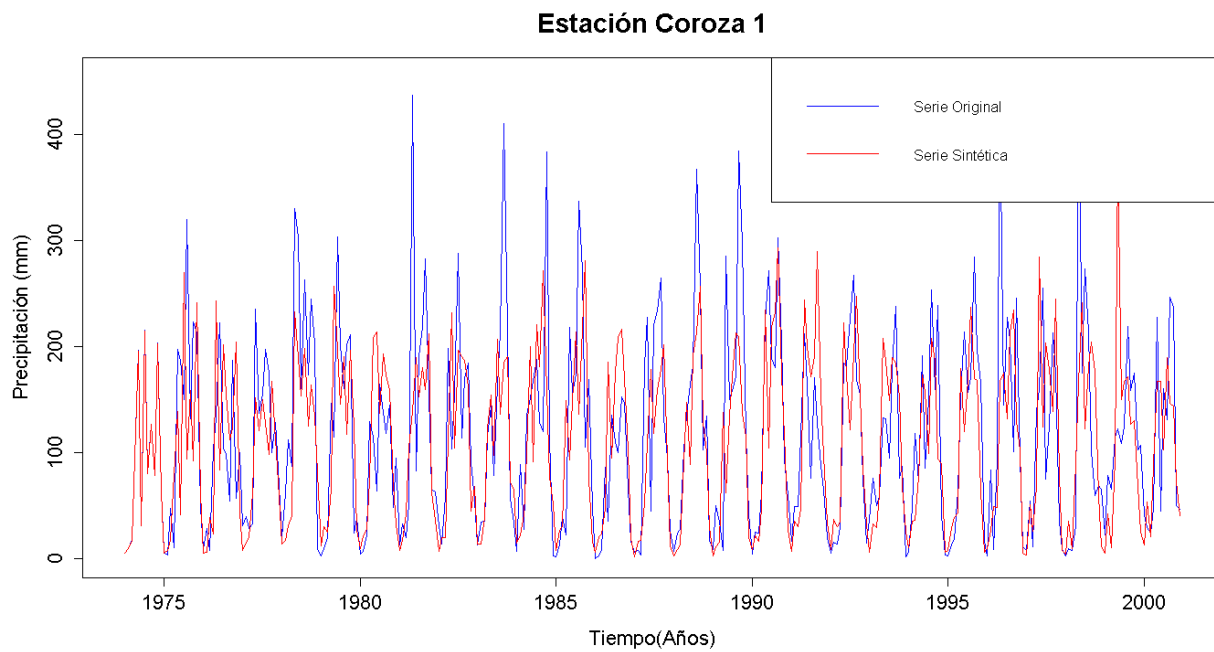


Figura G. 187. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Coroza 1

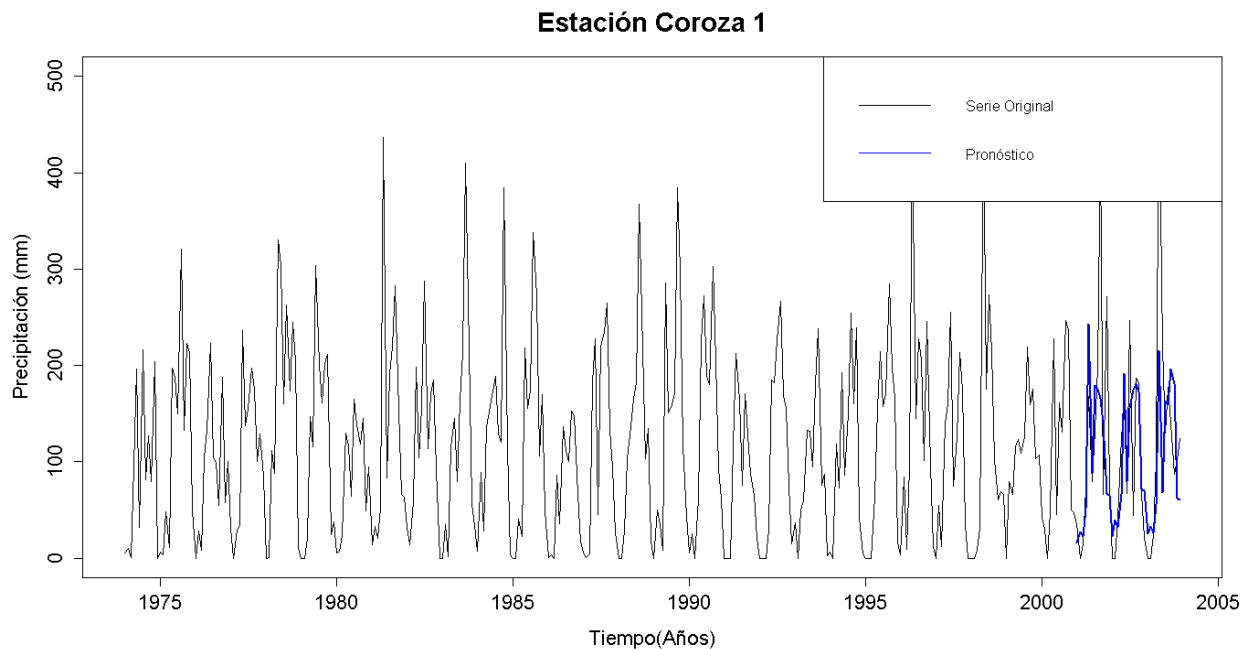


Figura G. 188. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Coroza 1

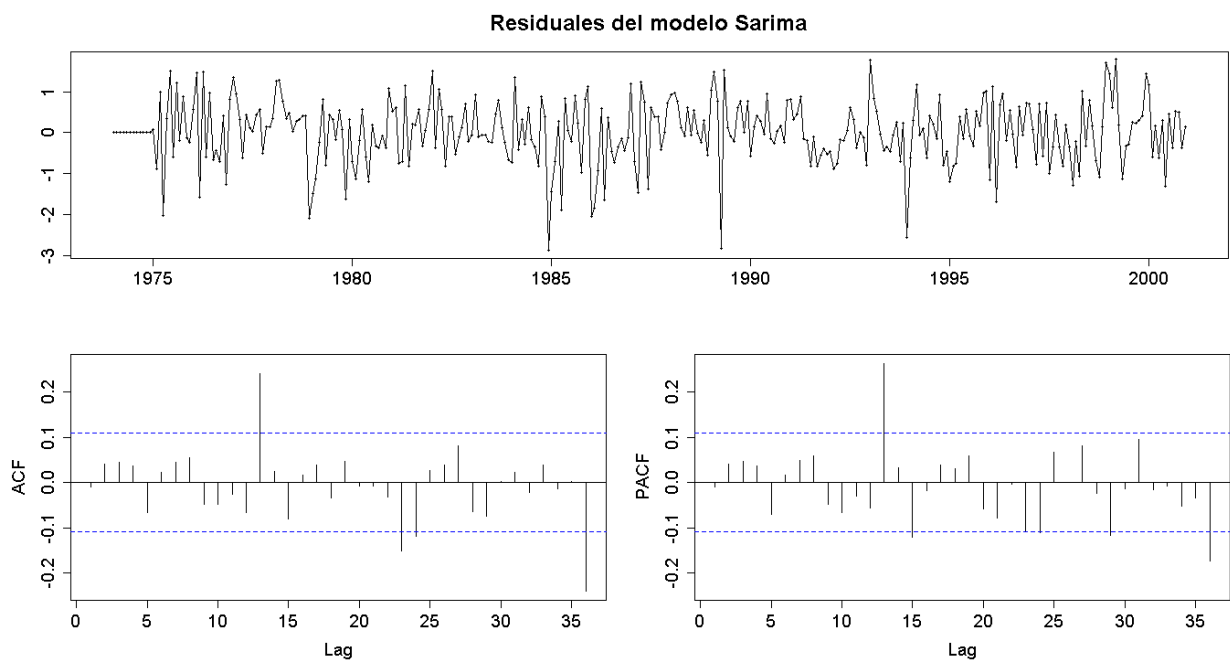


Figura G. 189. Residuales del modelo SARIMA de la estación Coroza 1

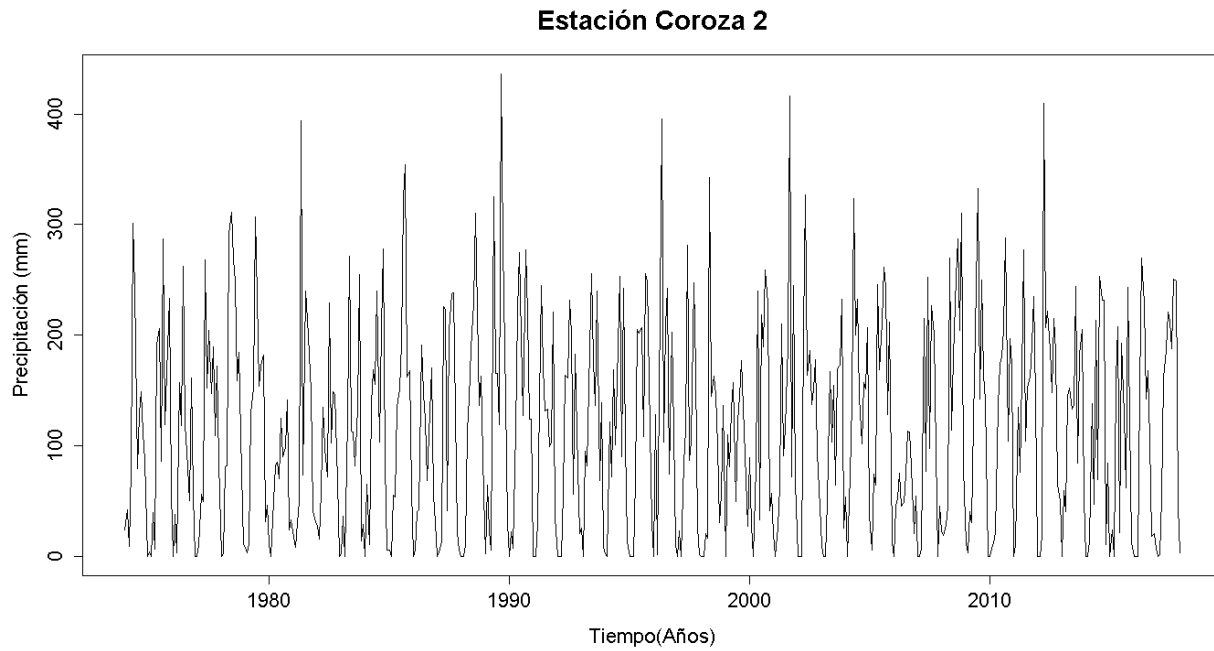


Figura G. 190. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Coroza 2

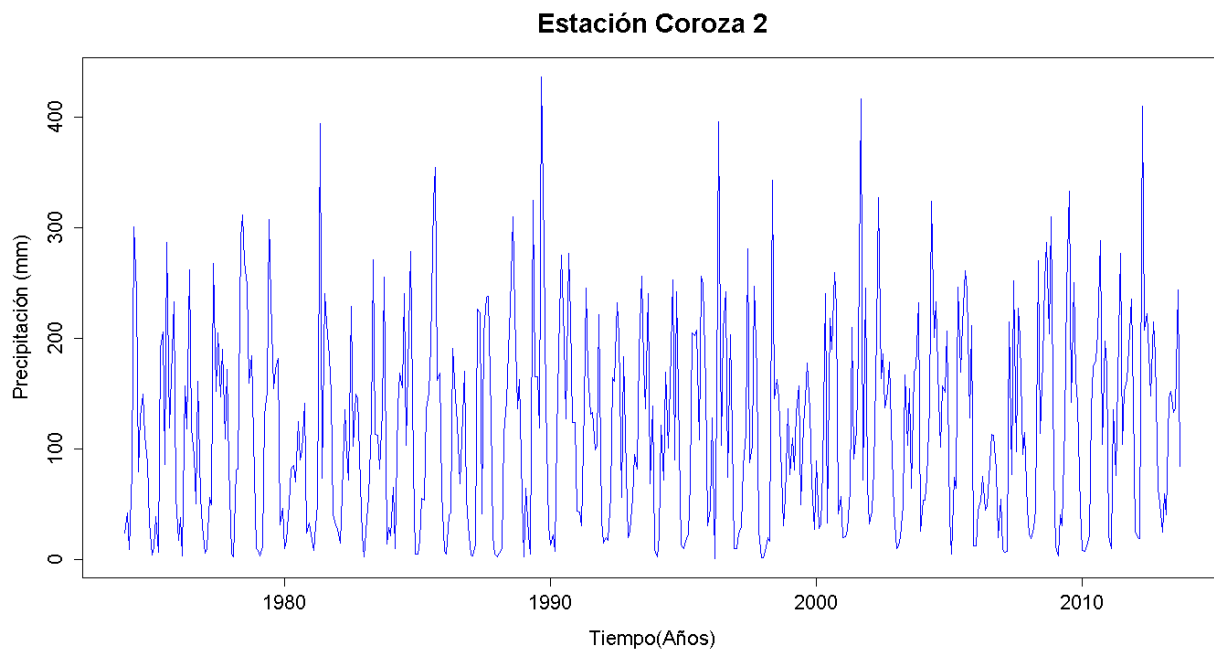


Figura G. 191. Vector de calibración de la estación Coroza 2

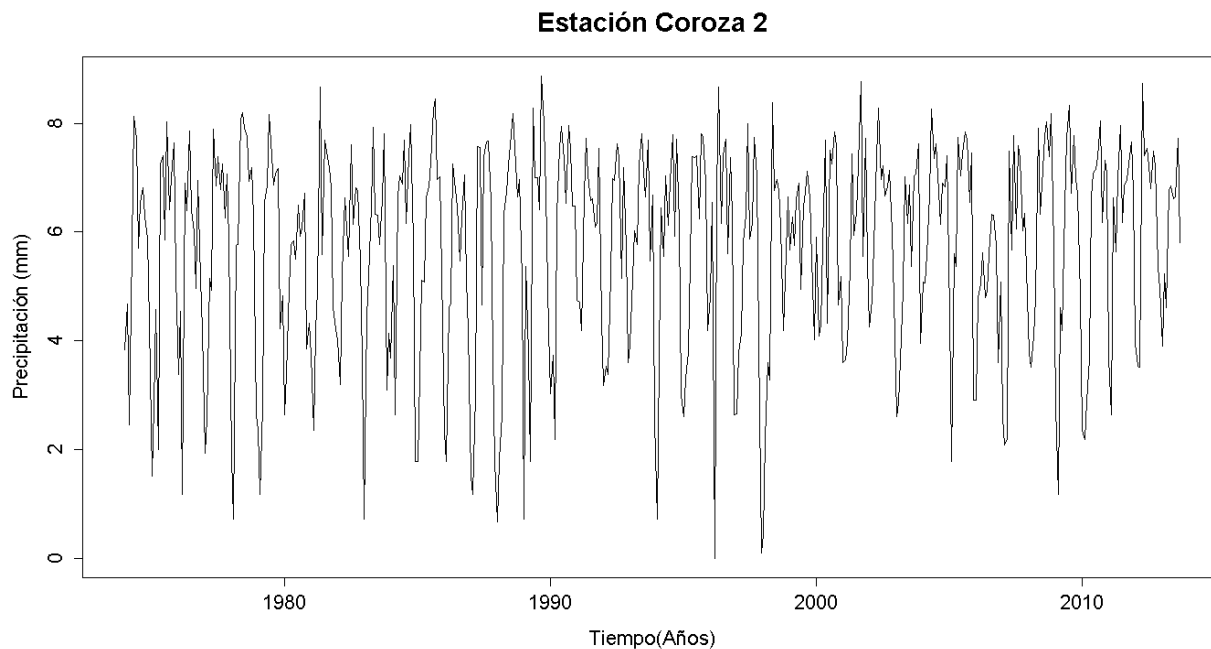


Figura G. 192. Vector de calibración de la estación Coroza 2 transformado usando Box-Cox

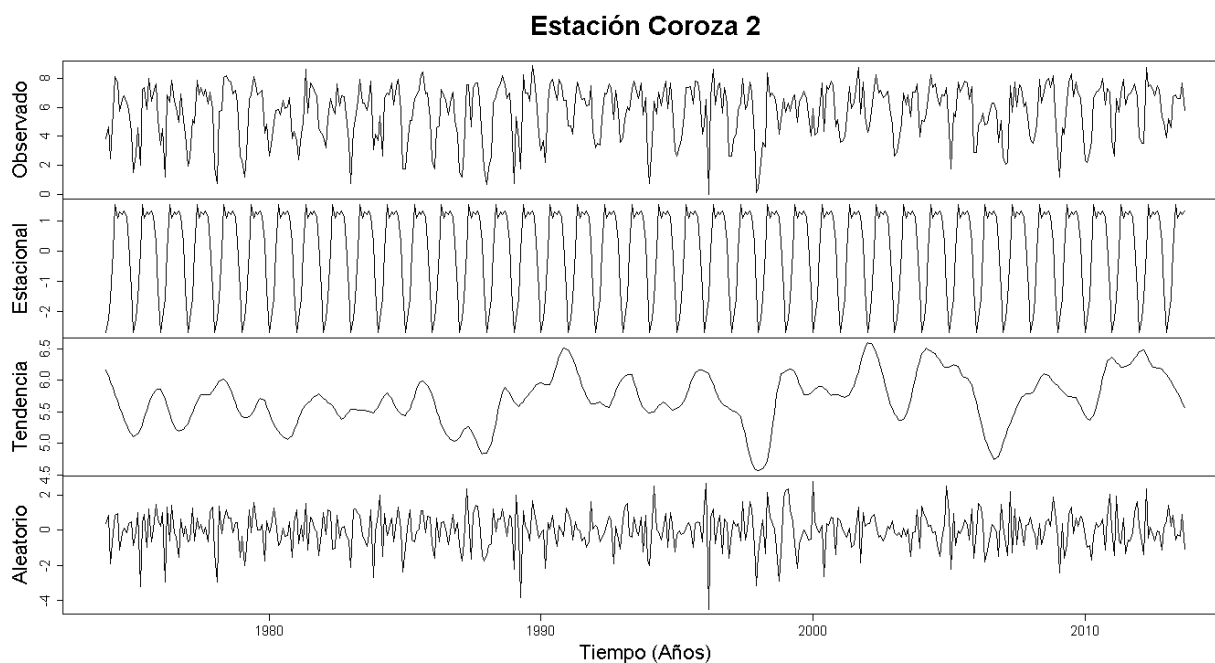


Figura G. 193. Descomposición de la serie transformada de la estación Coroza 2

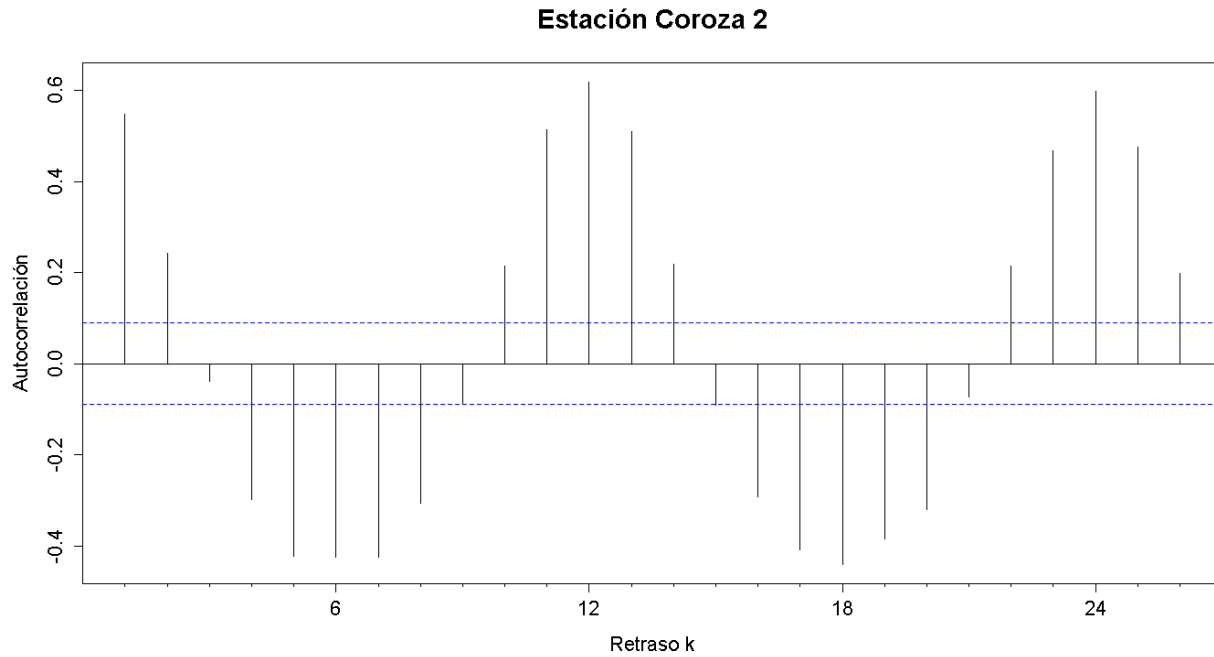


Figura G. 194. Autocorrelograma de la serie de la estación Coroza 2

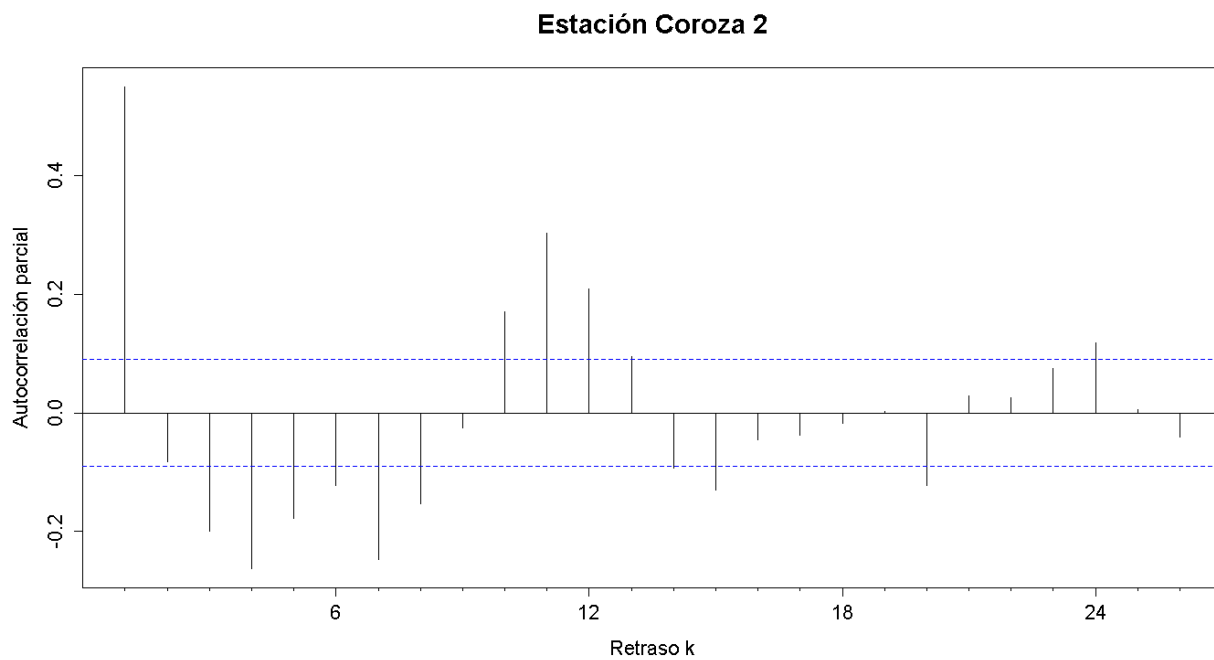


Figura G. 195. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Coroza 2

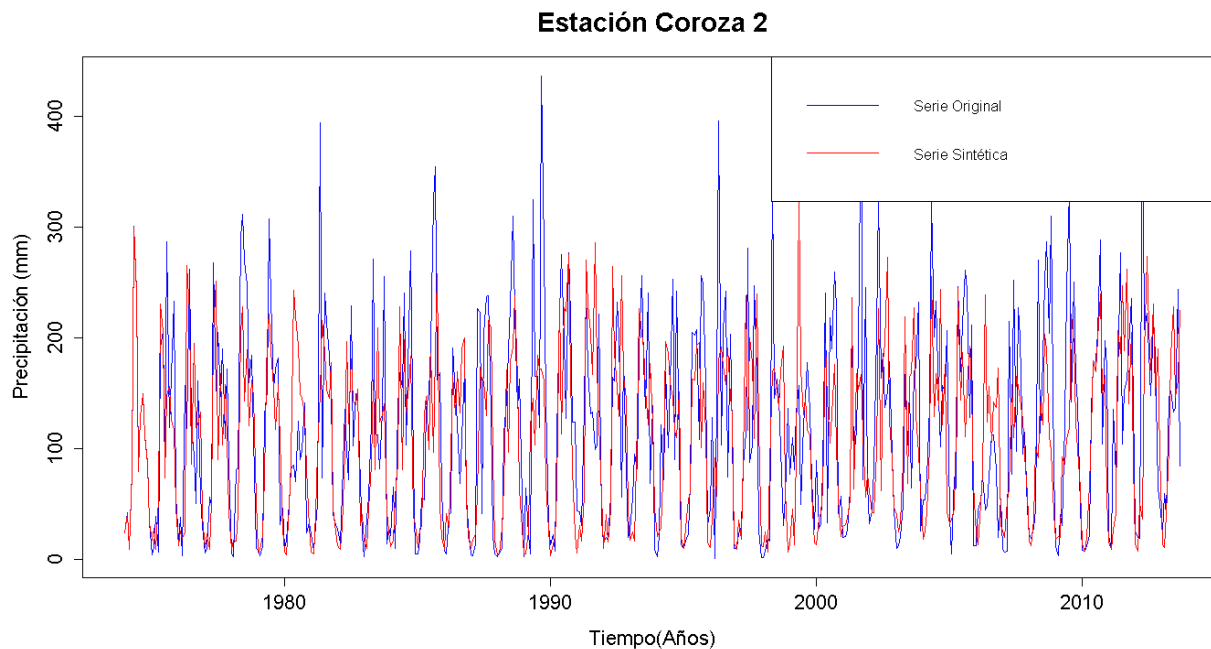


Figura G. 196. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Coroza 2

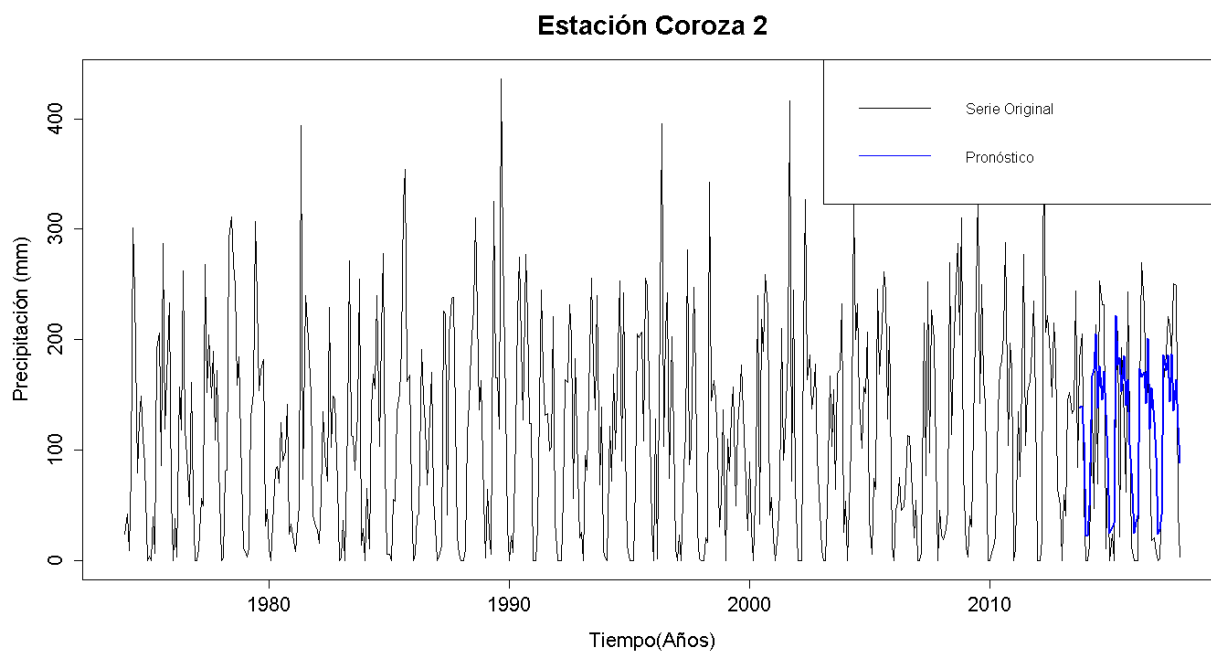


Figura G. 197. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Coroza 2

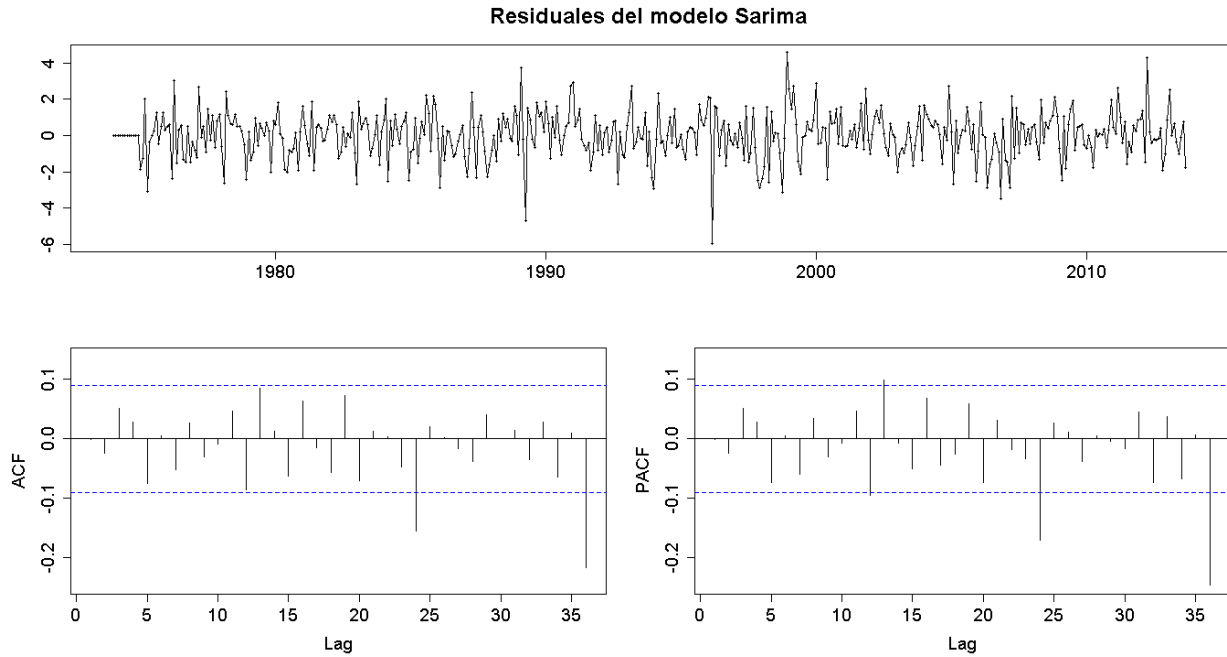


Figura G. 198. Residuales del modelo SARIMA de la estación Coroza 2

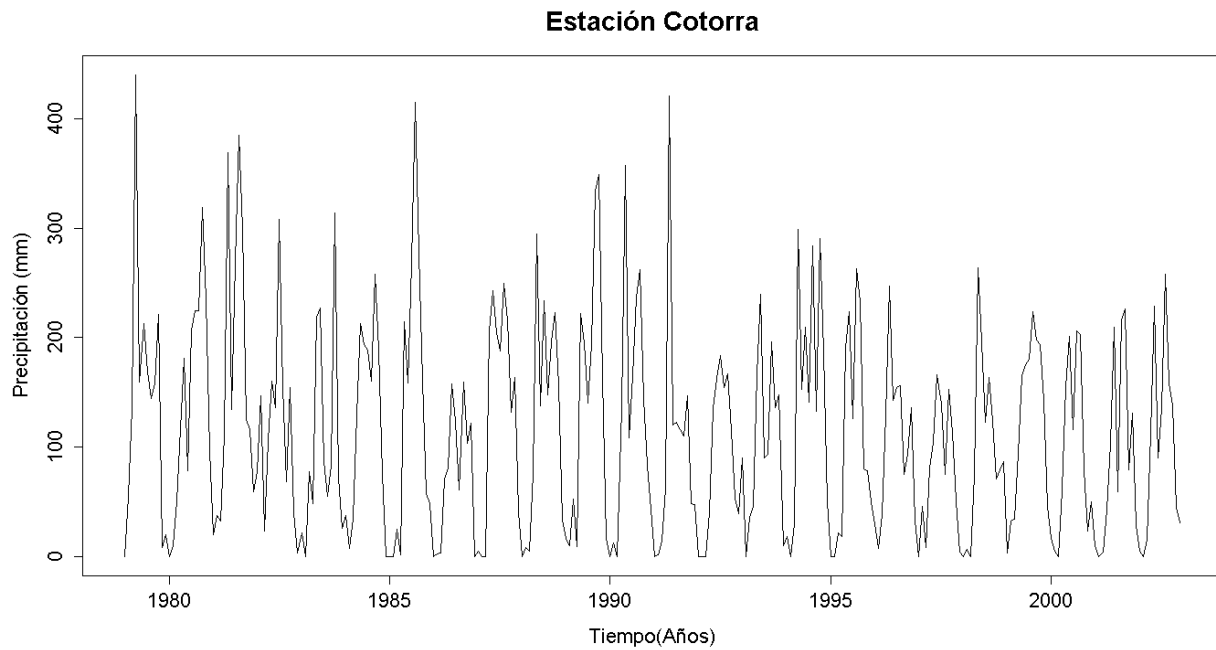


Figura G. 199. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Cotorra

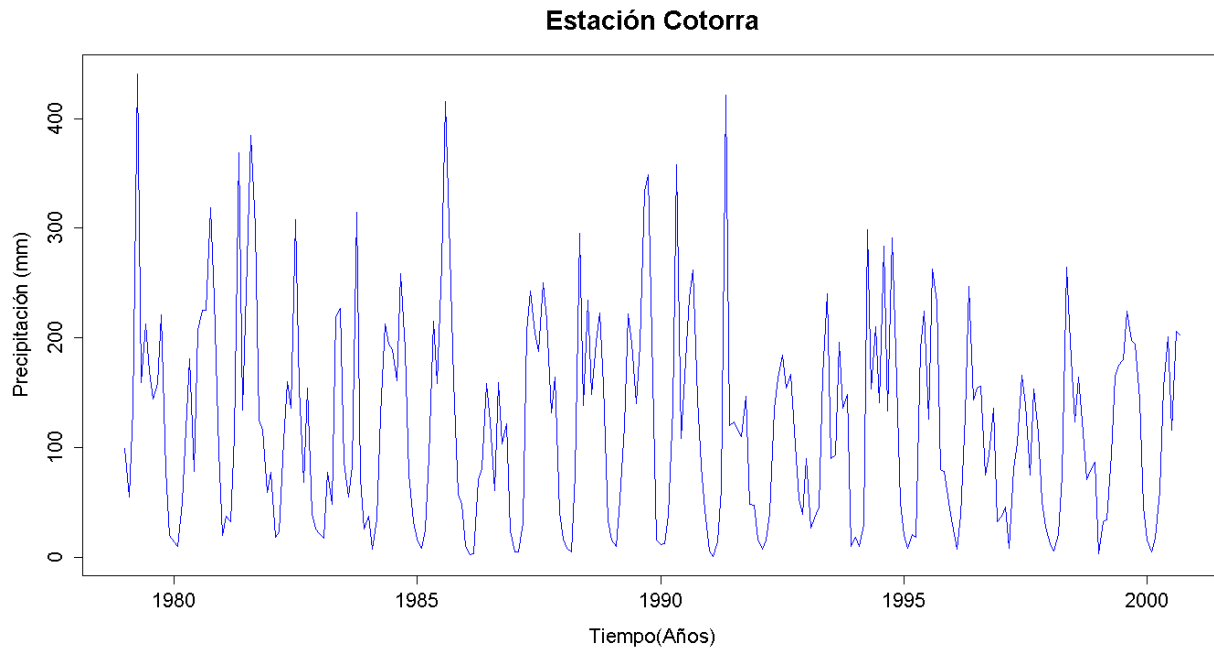


Figura G. 200. Vector de calibración de la estación Cotorra

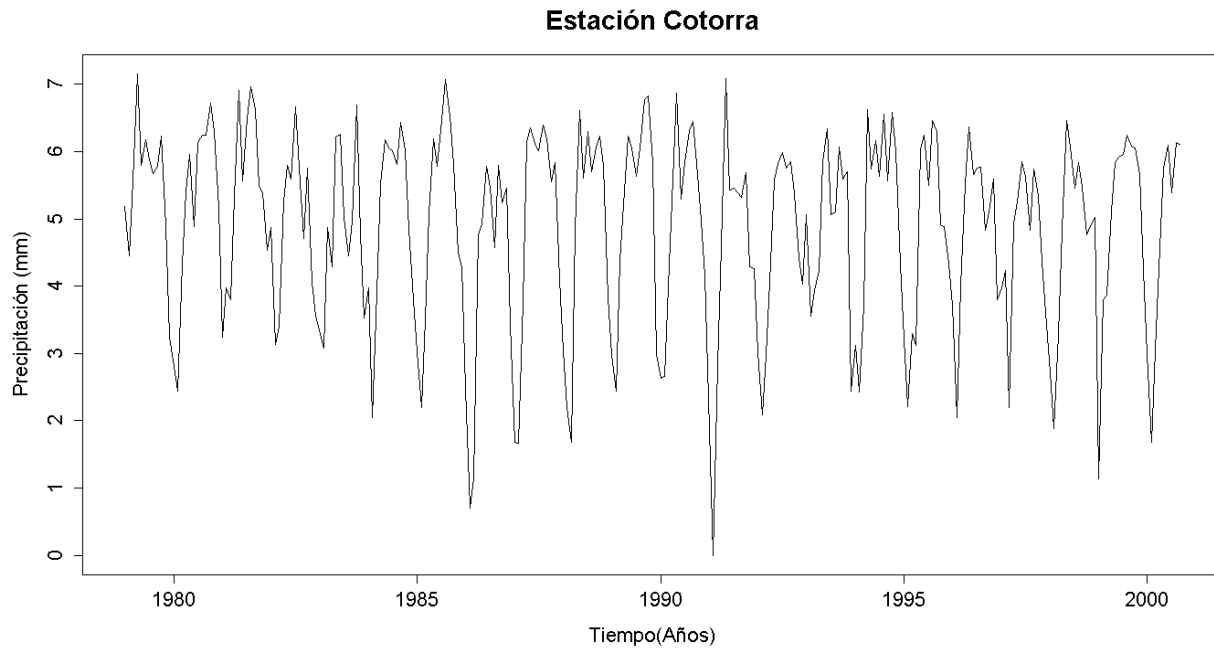


Figura G. 201. Vector de calibración de la estación Cotorra transformado usando Box-Cox

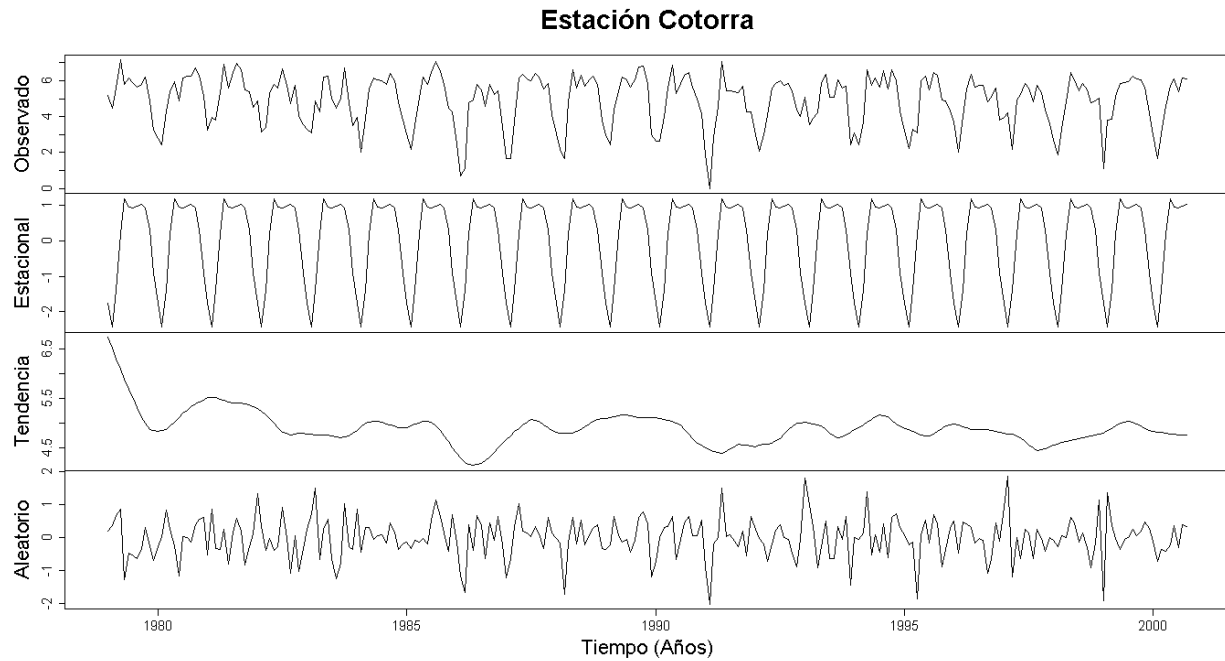


Figura G. 202. Descomposición de la serie transformada de la estación Cotorra

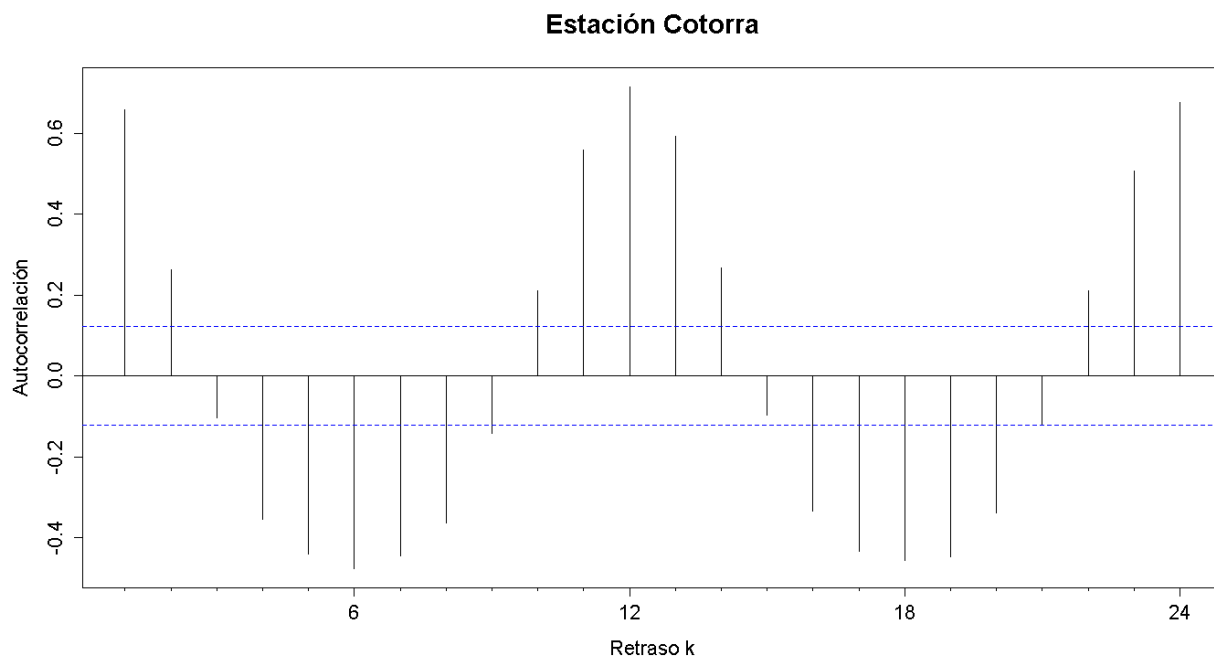


Figura G. 203. Autocorrelograma de la serie de la estación Cotorra

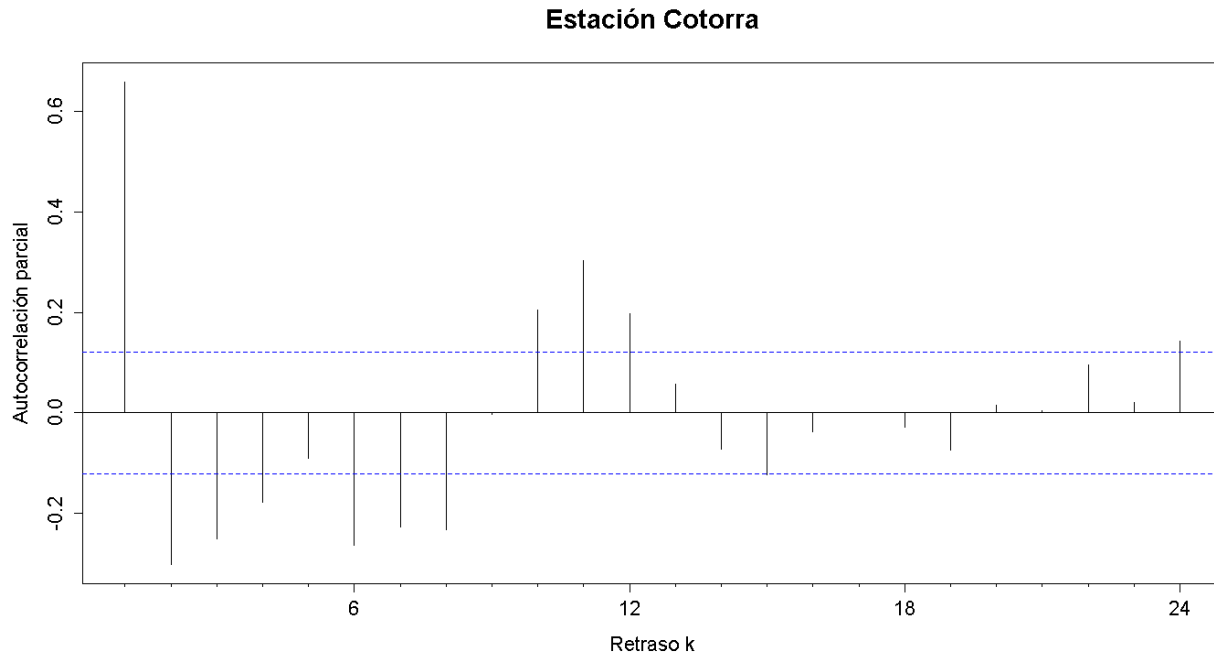


Figura G. 204. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Cotorra

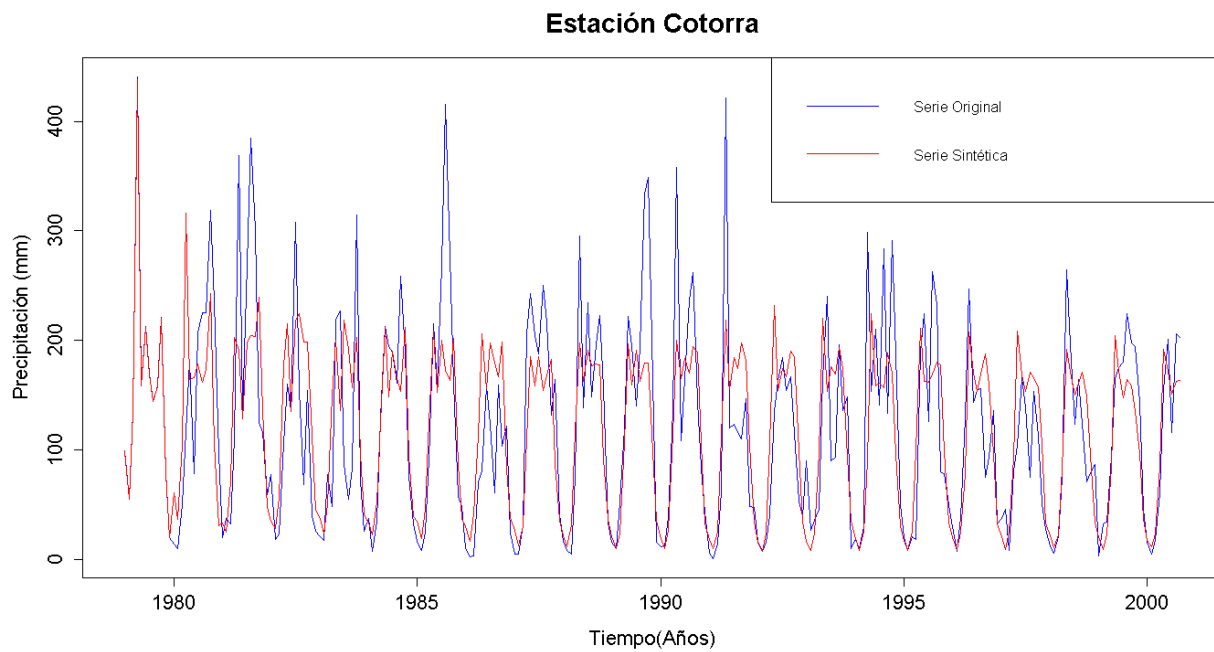


Figura G. 205. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Cotorra

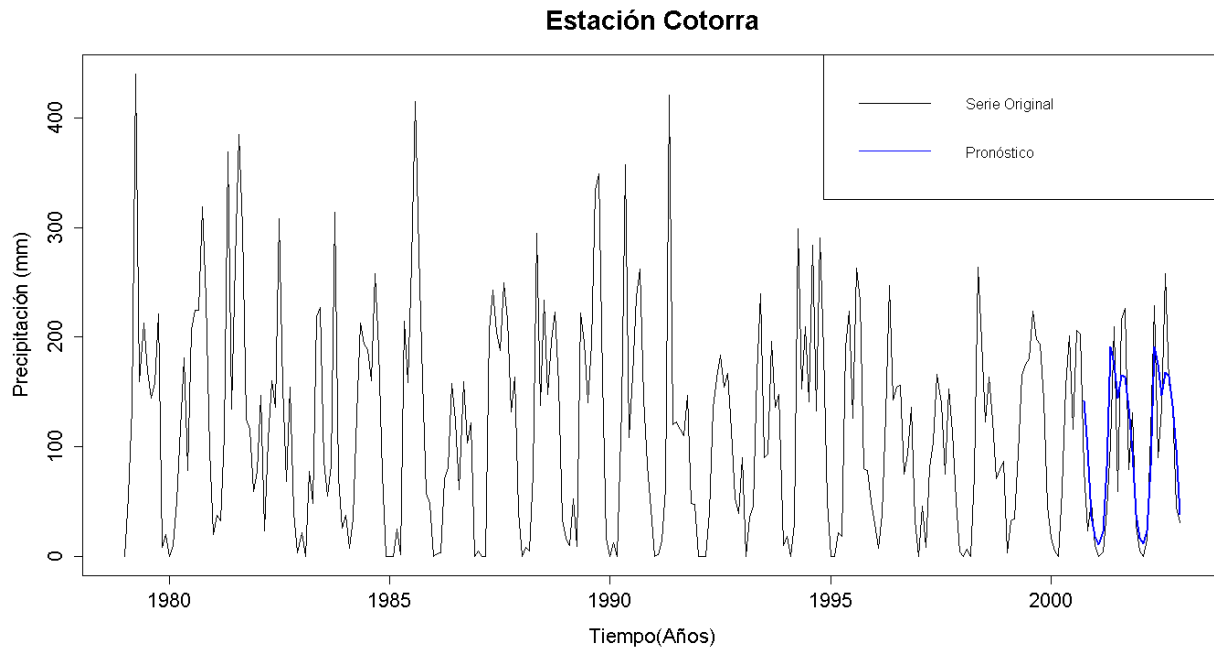


Figura G. 206. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Cotorra

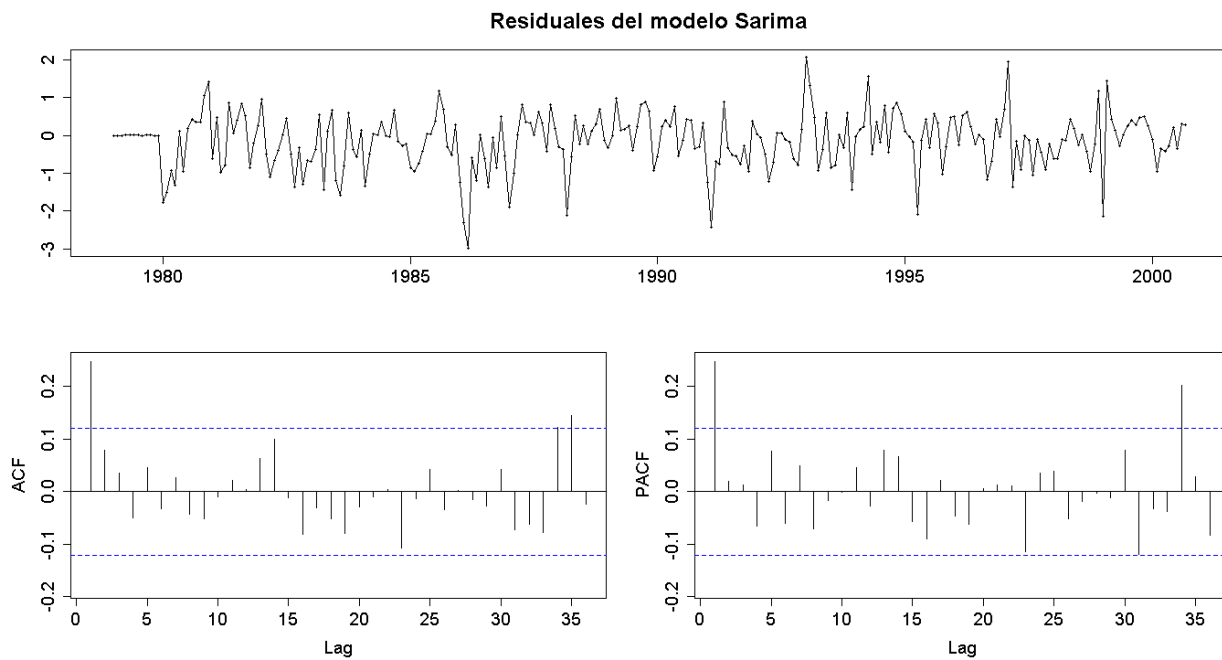


Figura G. 207. Residuales del modelo SARIMA de la estación Cotorra

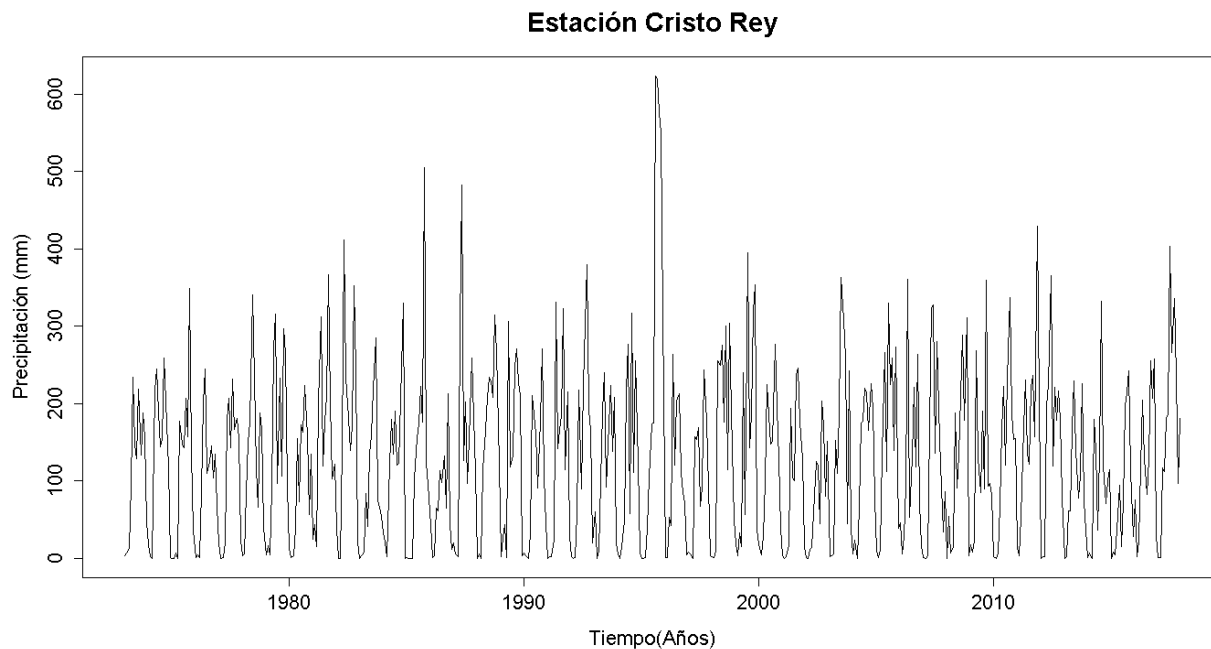


Figura G. 208. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Cristo Rey

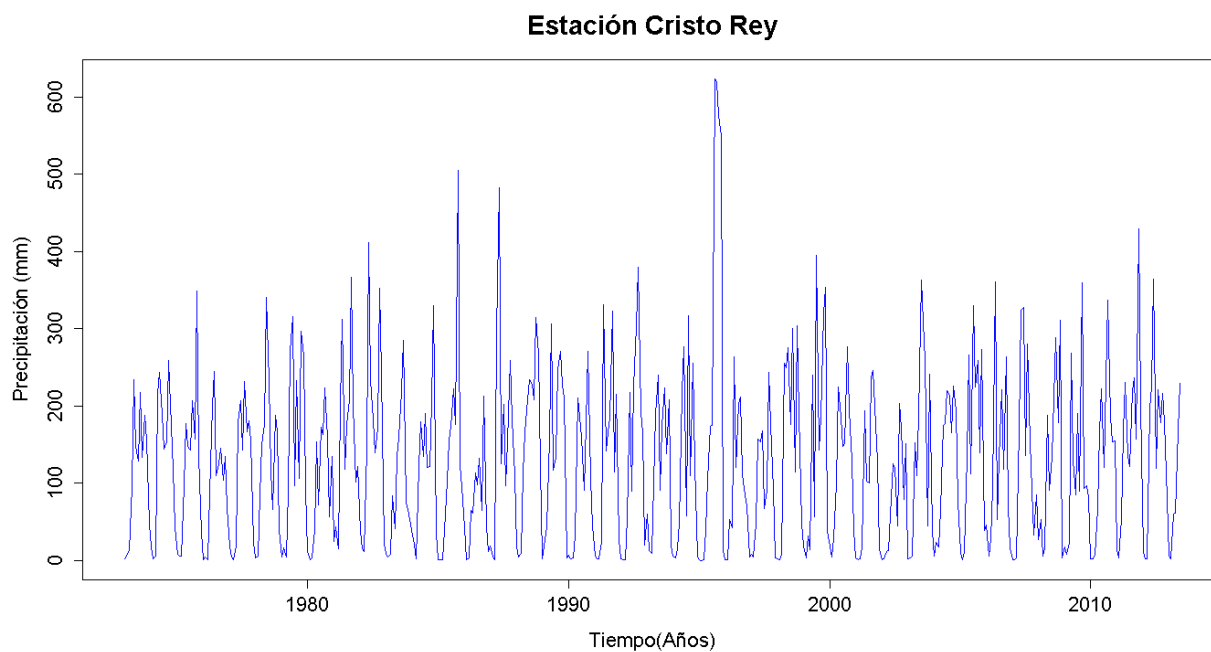


Figura G. 209. Vector de calibración de la estación Cristo Rey

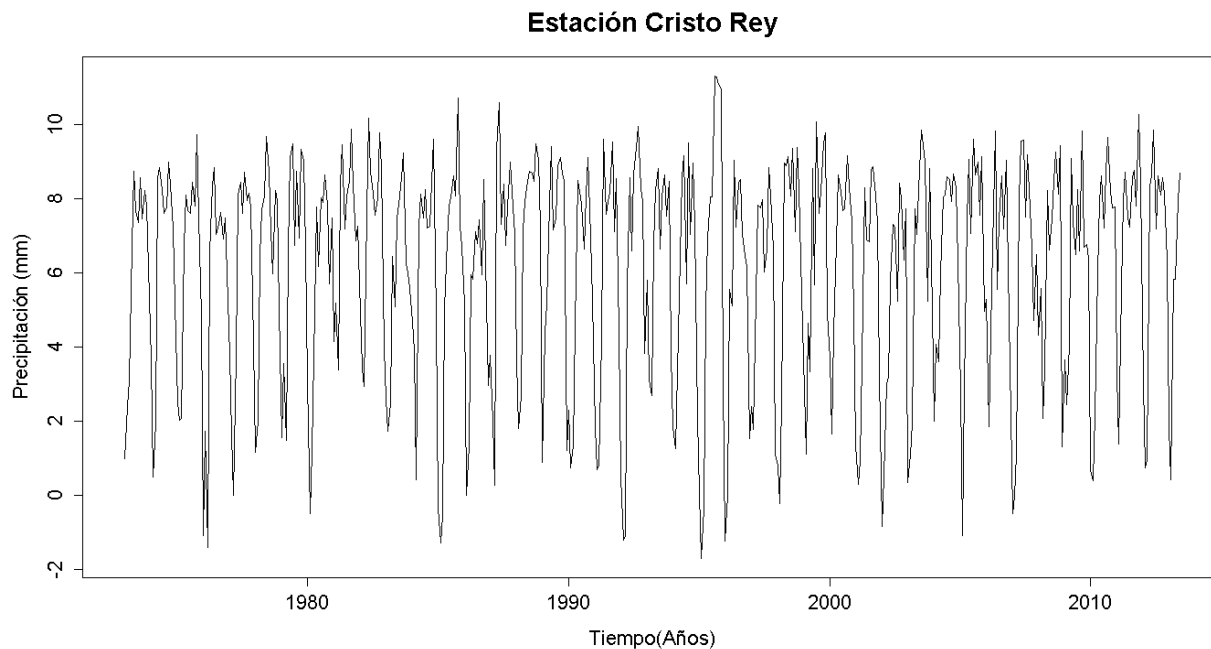


Figura G. 210. Vector de calibración de la estación Cristo Rey transformado usando Box-Cox

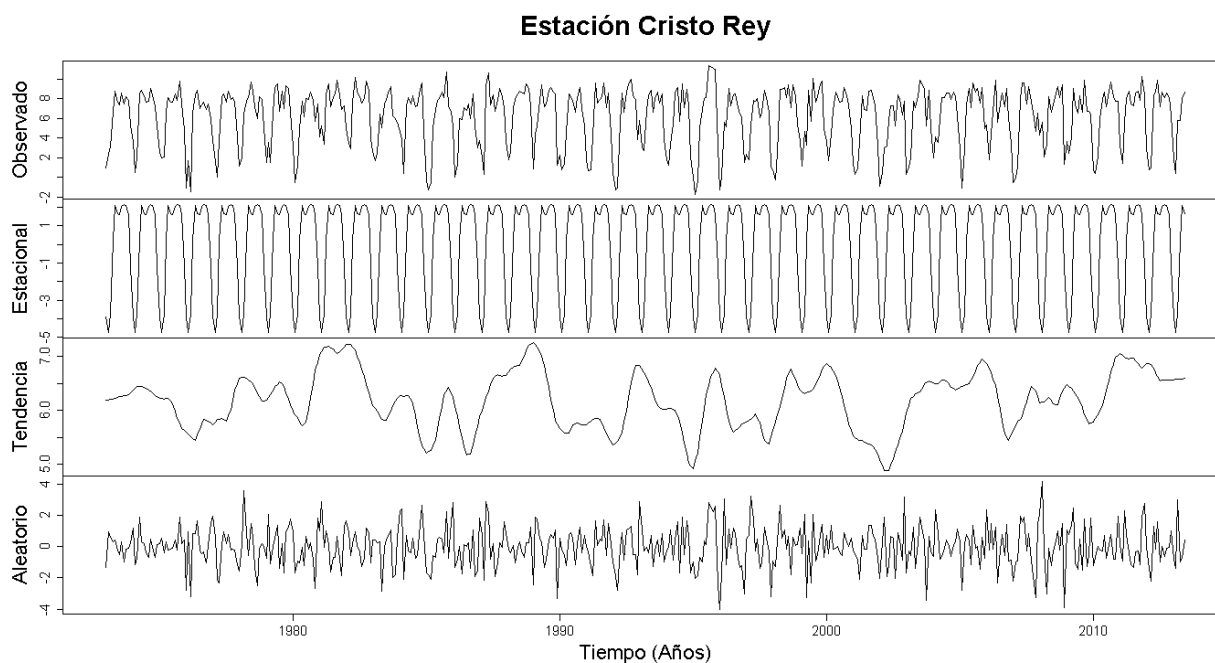


Figura G. 211. Descomposición de la serie transformada de la estación Cristo Rey

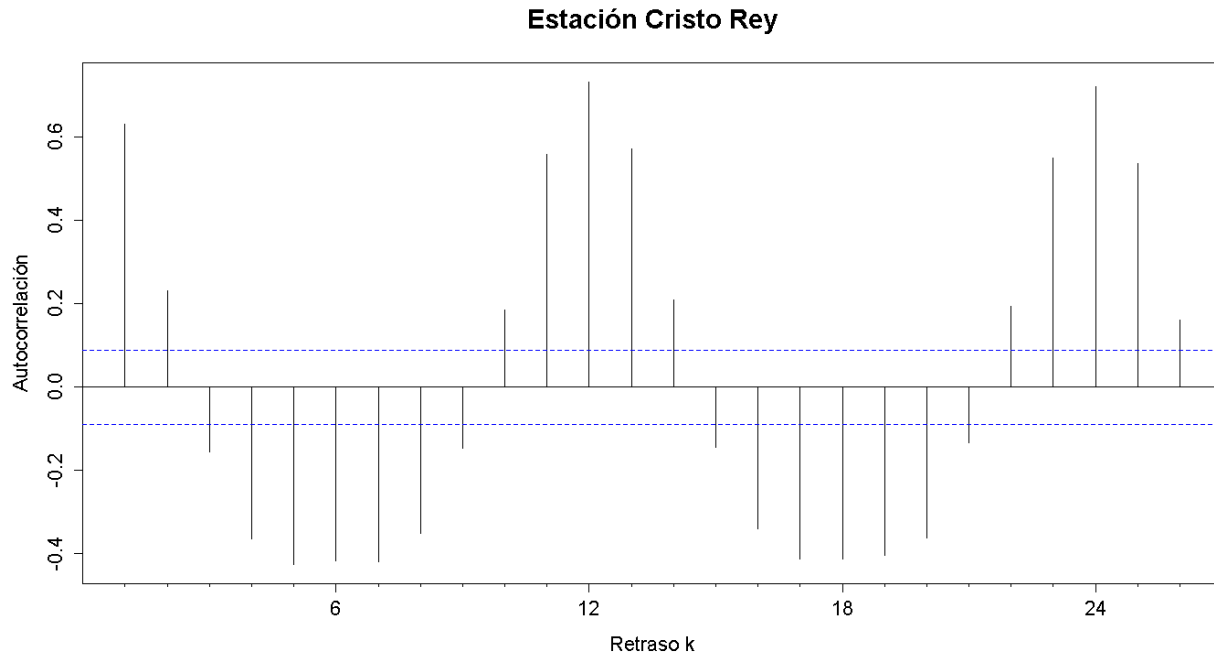


Figura G. 212. Autocorrelograma de la serie de la estación Cristo Rey

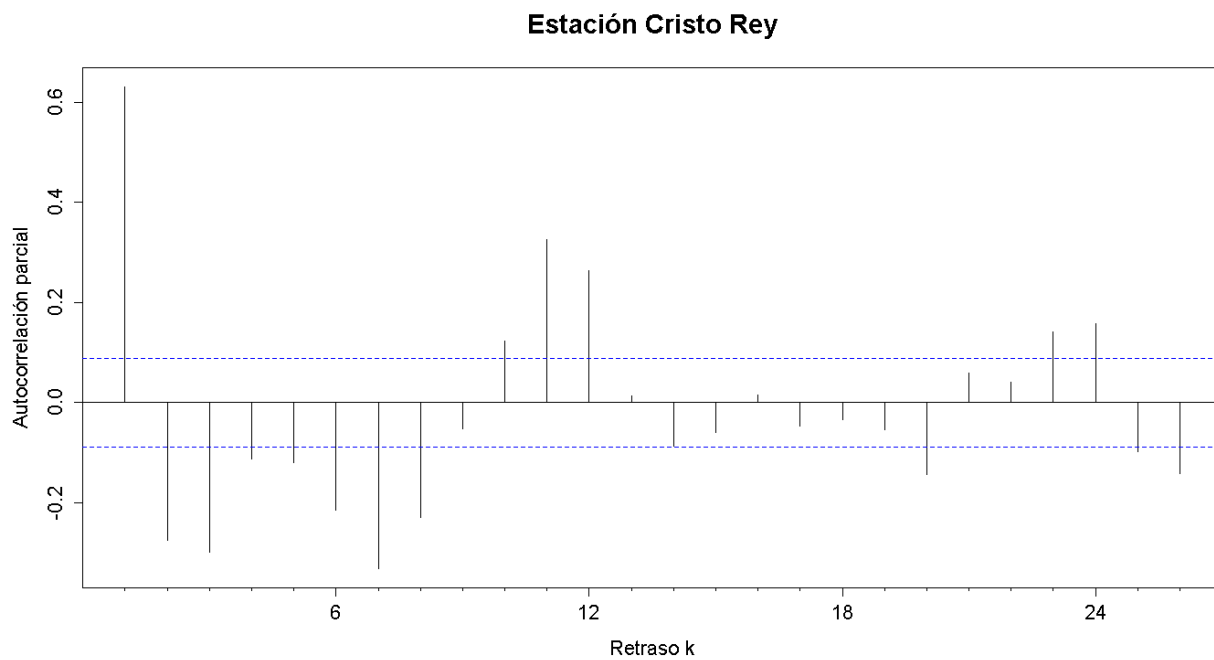


Figura G. 213. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Cristo Rey

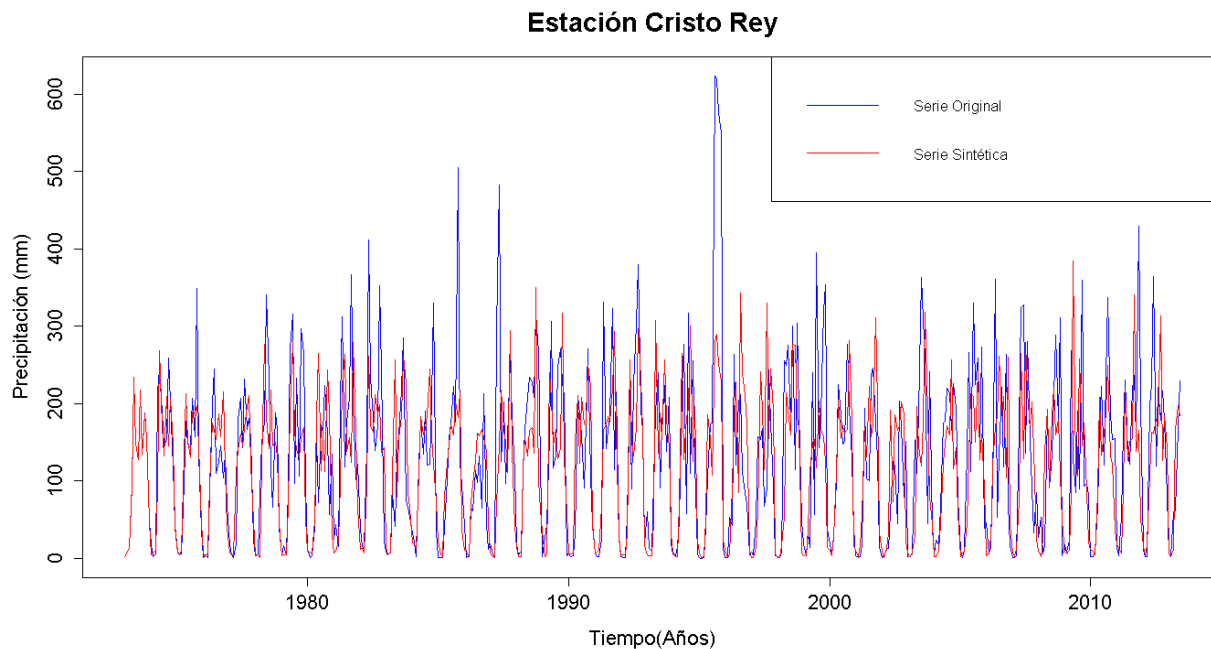


Figura G. 214. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Cristo Rey

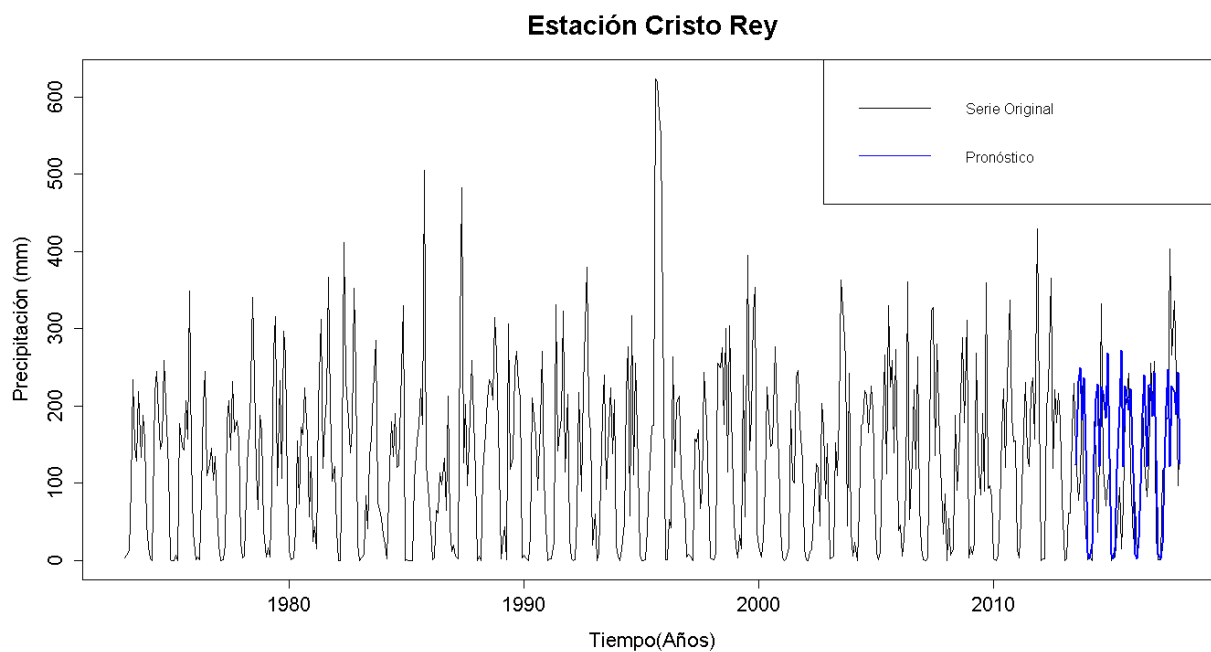


Figura G. 215. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Cristo Rey

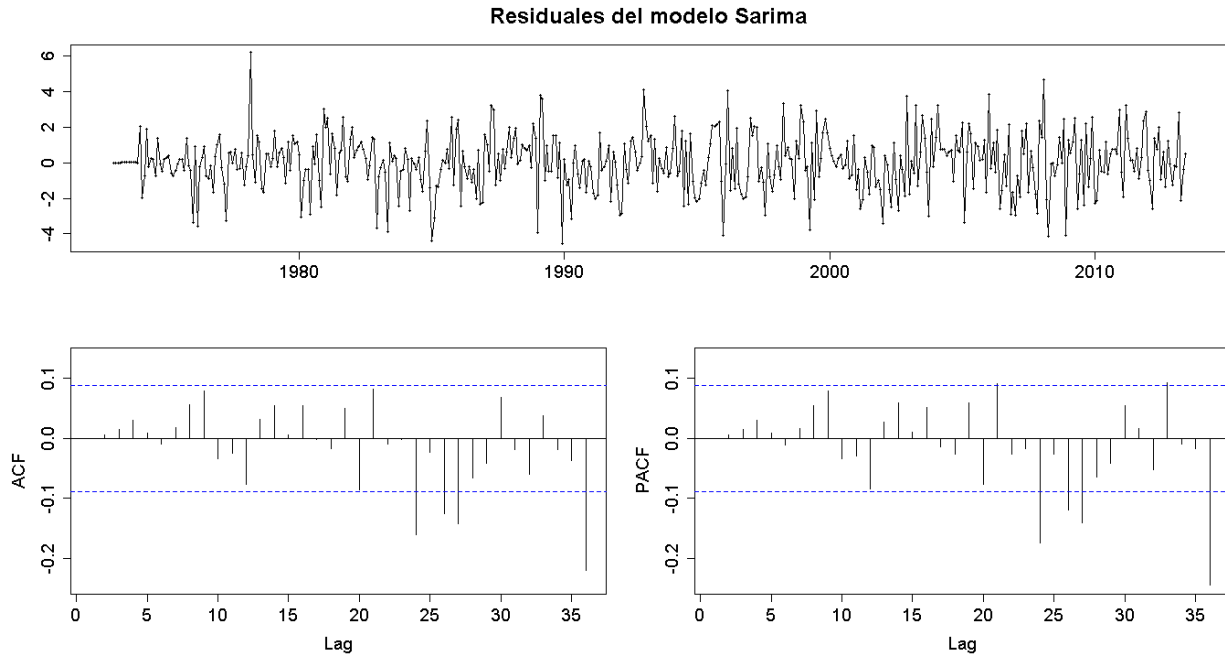


Figura G. 216. Residuales del modelo SARIMA de la estación Cristo Rey

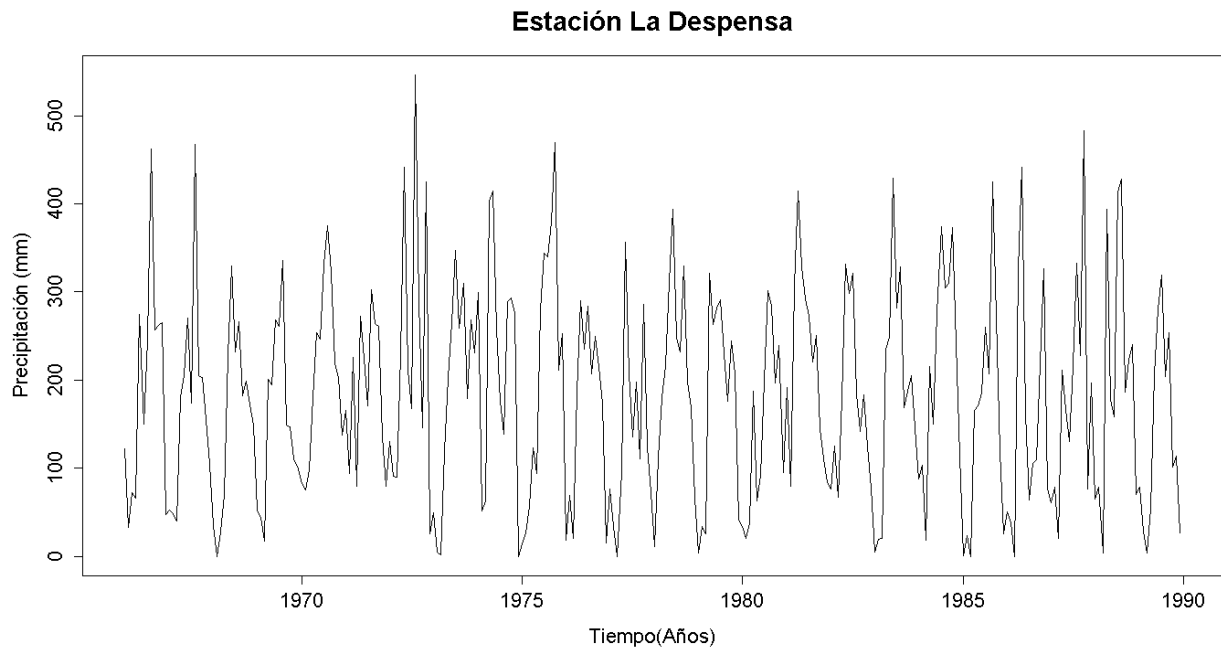


Figura G. 217. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación La Despensa

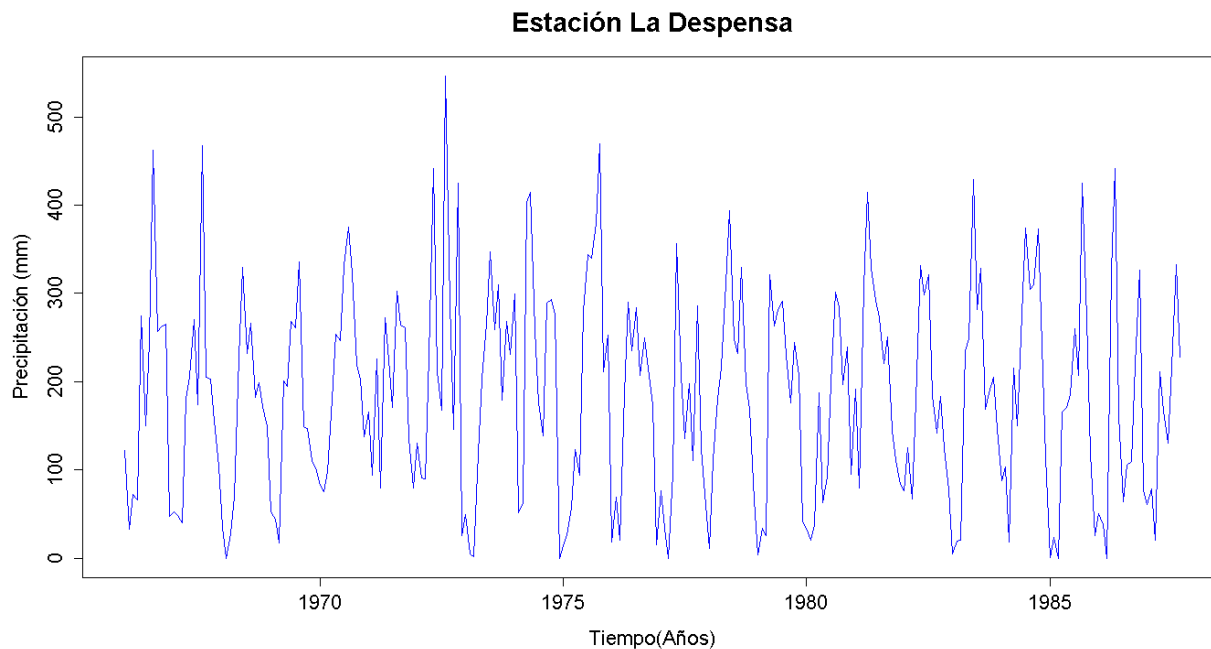


Figura G. 218. Vector de calibración de la estación La Despensa

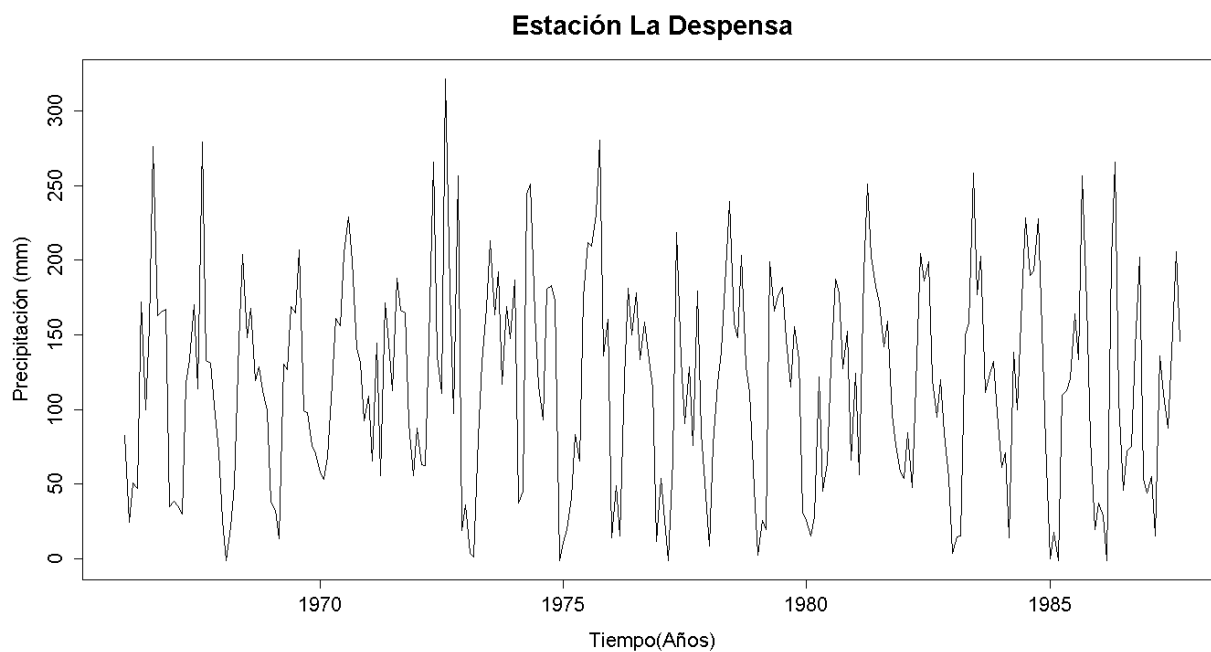


Figura G. 219. Vector de calibración de la estación La Despensa transformado usando Box-Cox

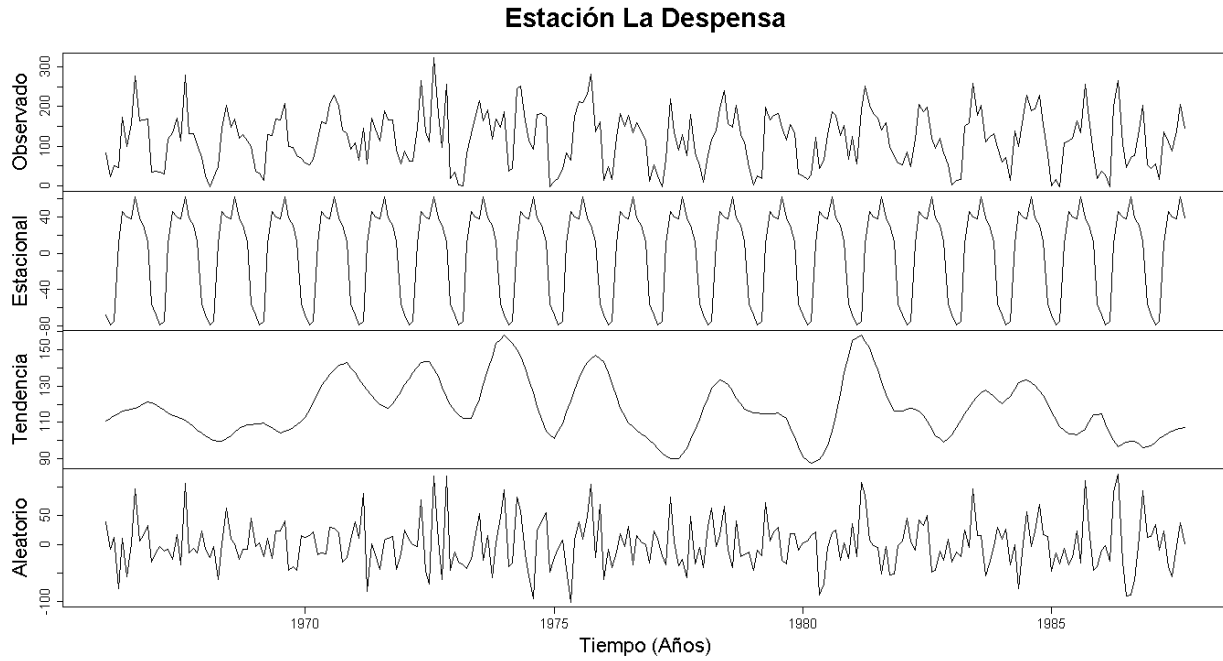


Figura G. 220. Descomposición de la serie transformada de la estación La Despensa

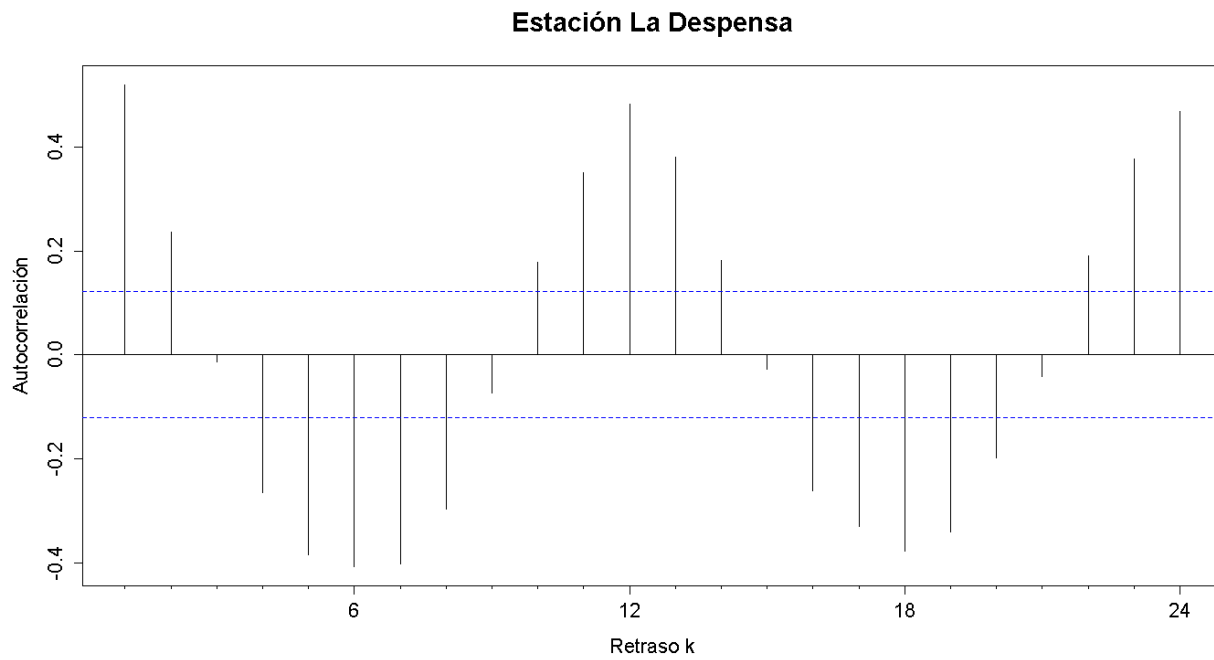


Figura G. 221. Autocorrelograma de la serie de la estación La Despensa

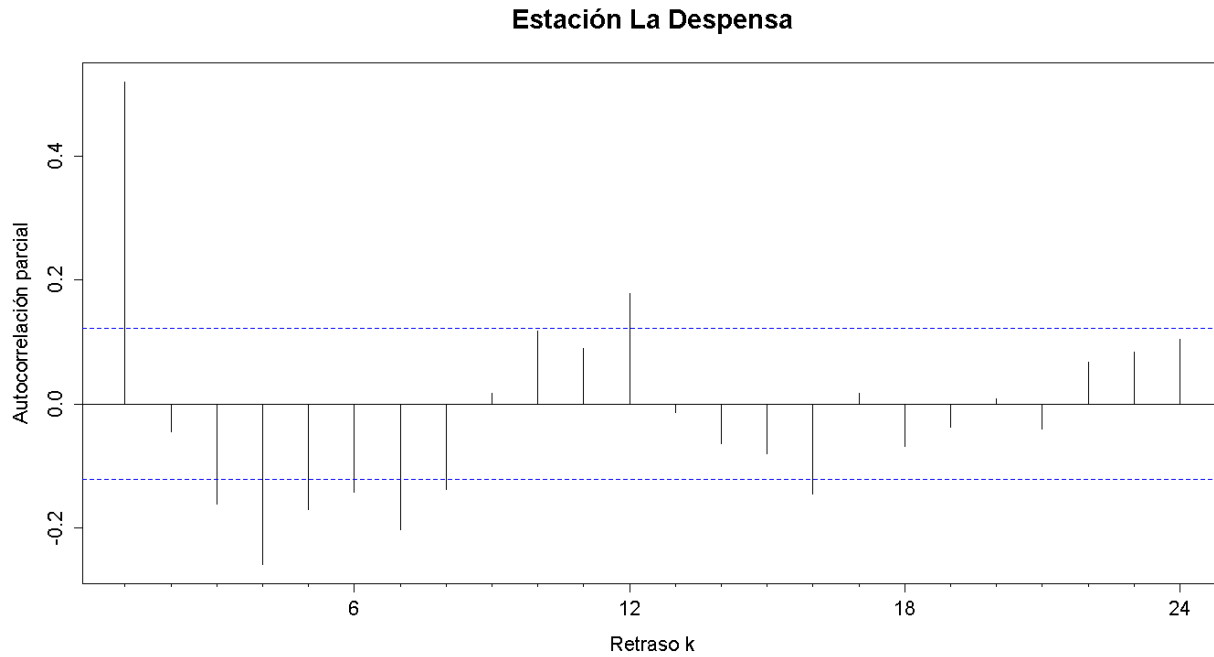


Figura G. 222. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación La Despensa

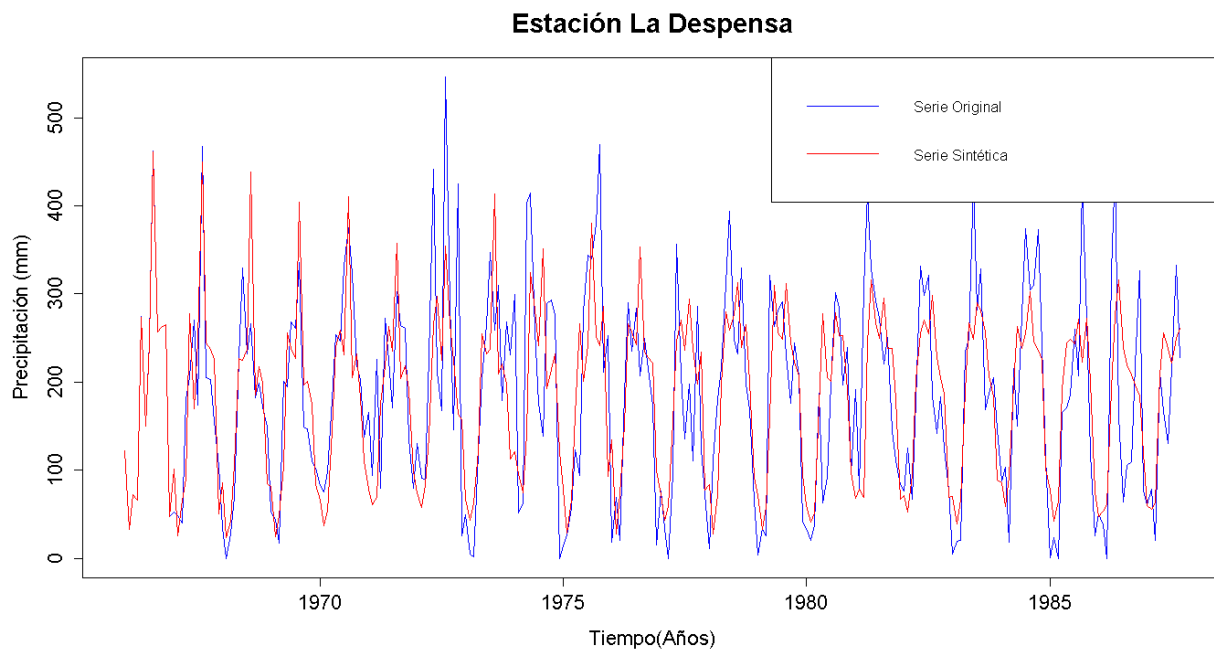


Figura G. 223. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación La Despensa

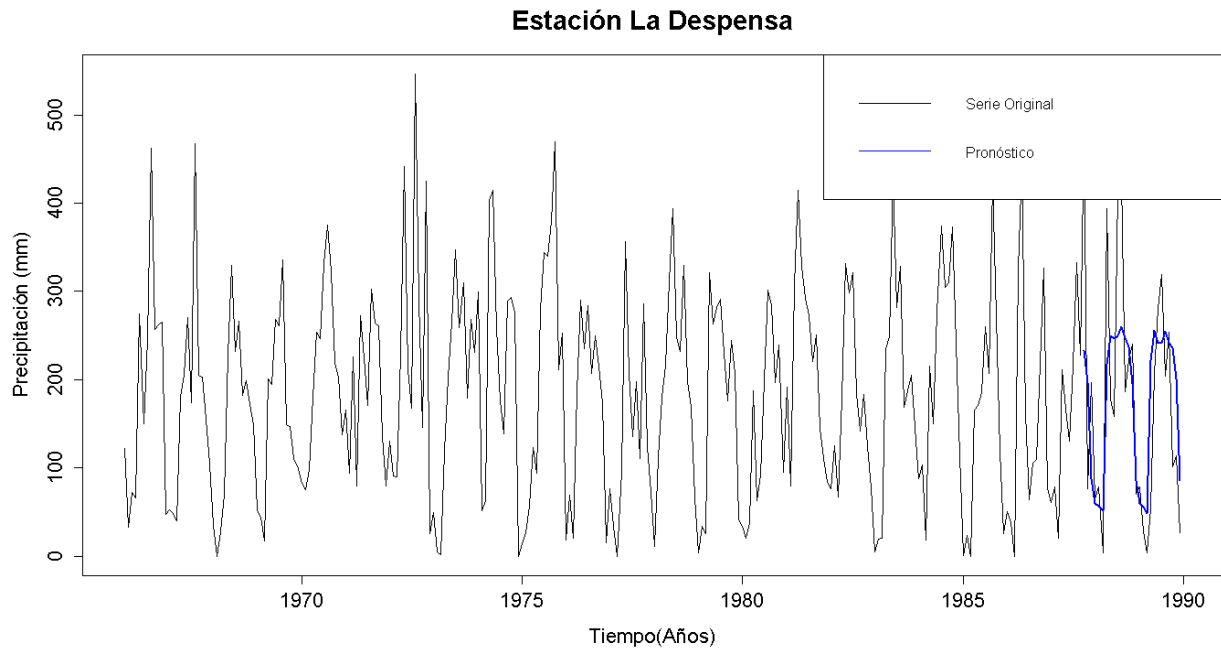


Figura G. 224. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación La Despensa

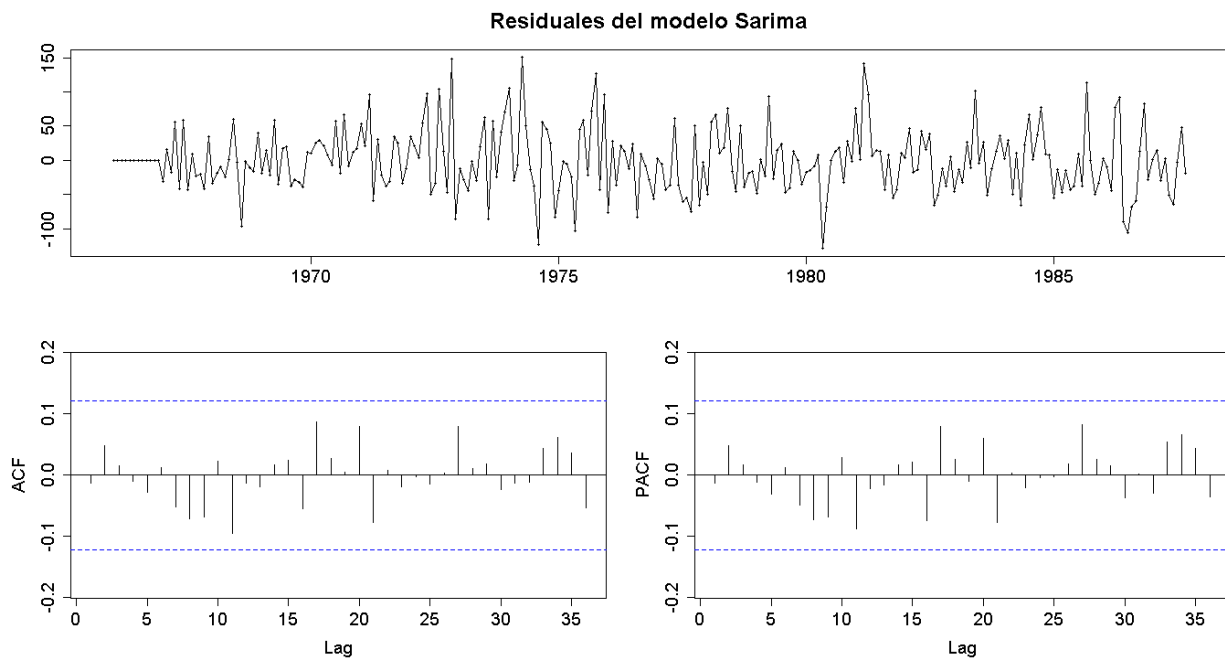


Figura G. 225. Residuales del modelo SARIMA de la estación La Despensa

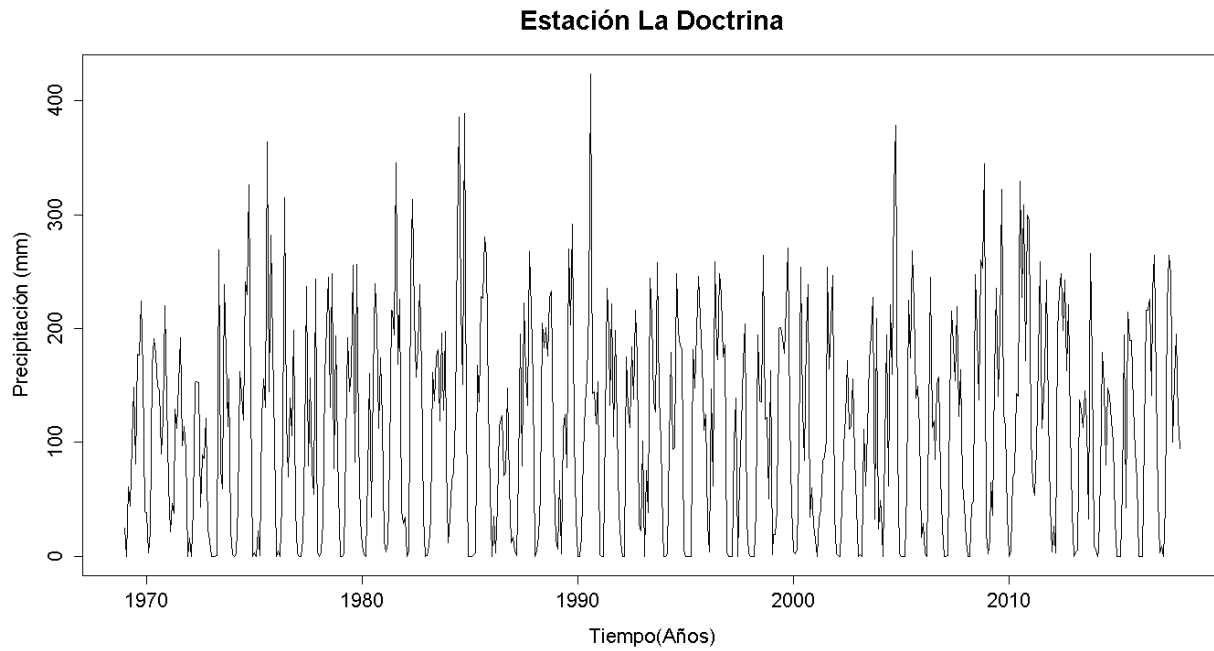


Figura G. 226. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación La Doctrina

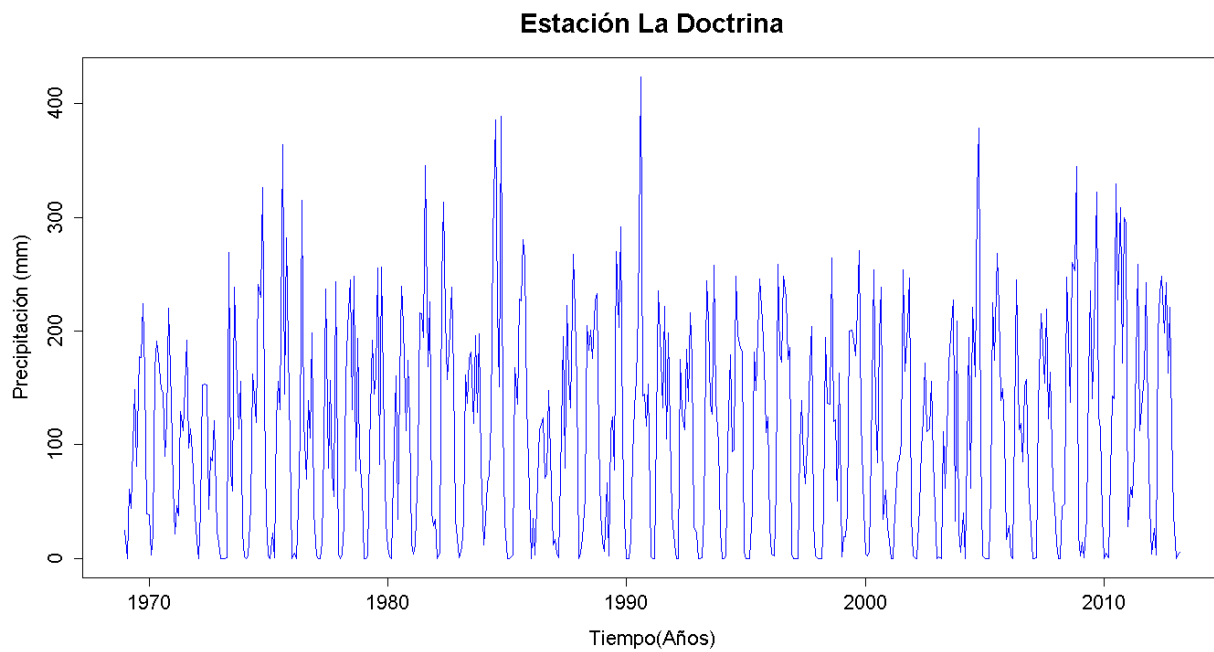


Figura G. 227. Vector de calibración de la estación La Doctrina

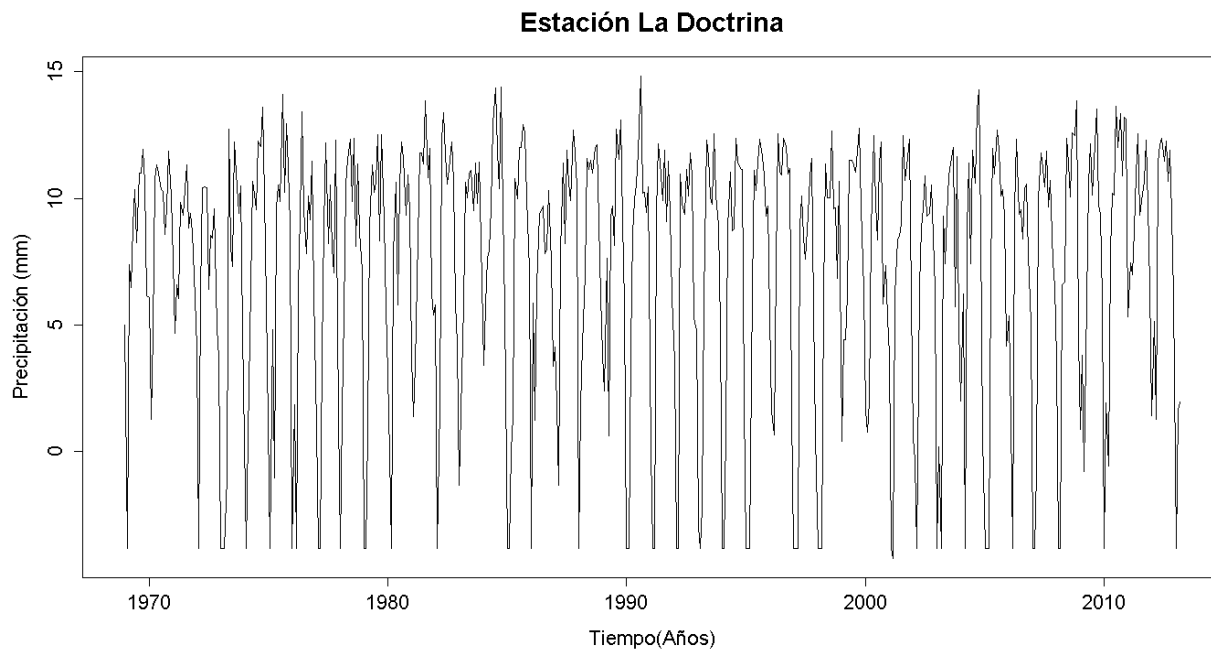


Figura G. 228. Vector de calibración de la estación La Doctrina transformado usando Box-Cox

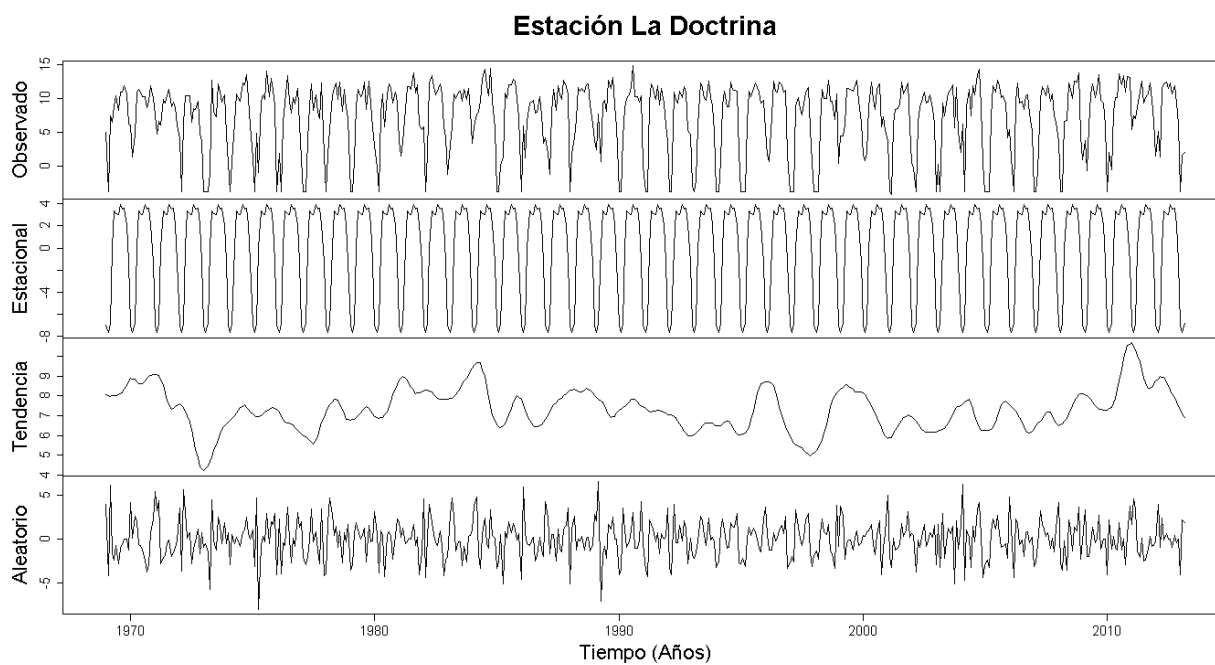


Figura G. 229. Descomposición de la serie transformada de la estación La Doctrina

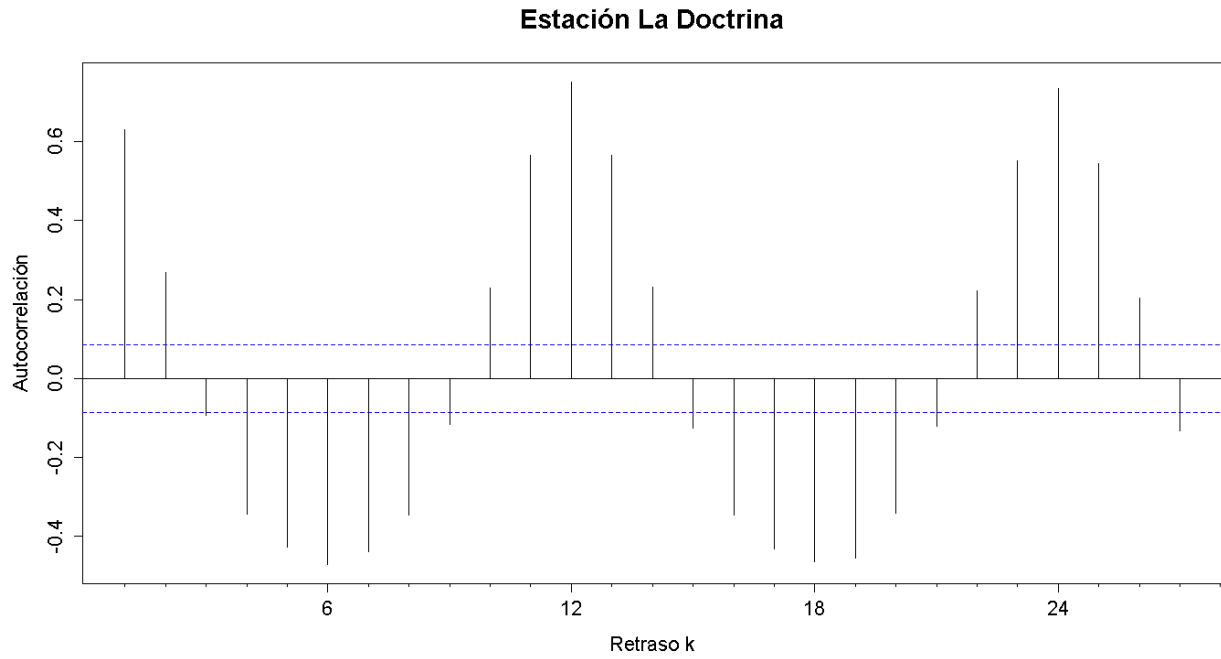


Figura G. 230. Autocorrelograma de la serie de la estación La Doctrina

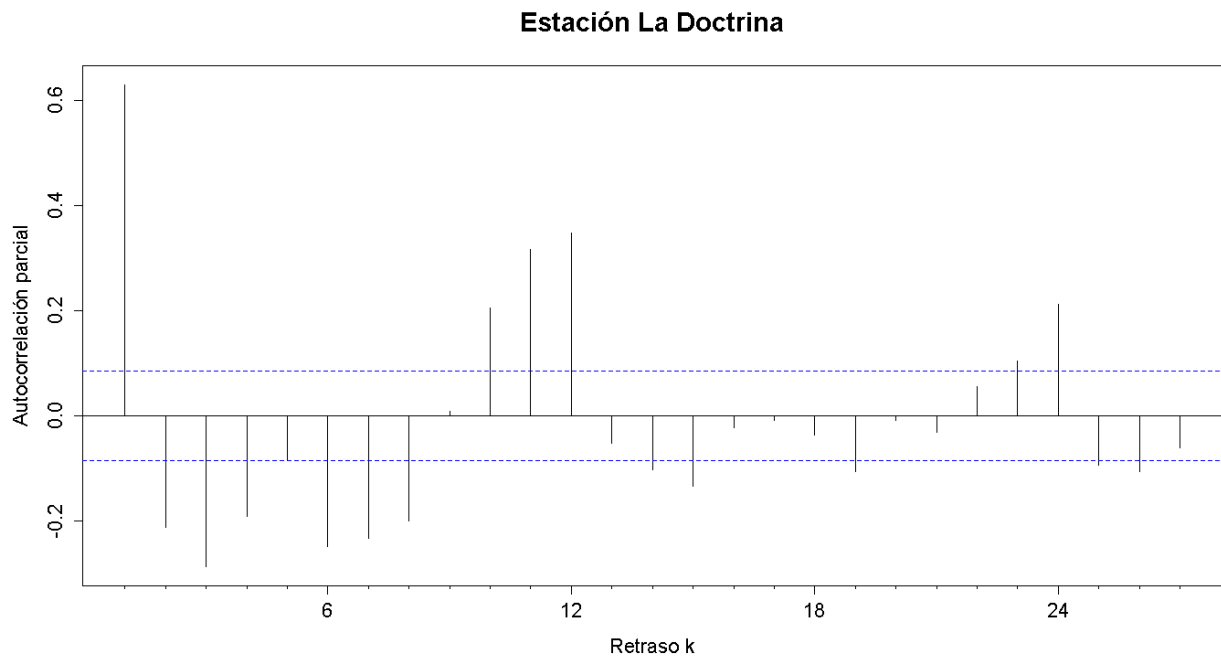


Figura G. 231. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación La Doctrina

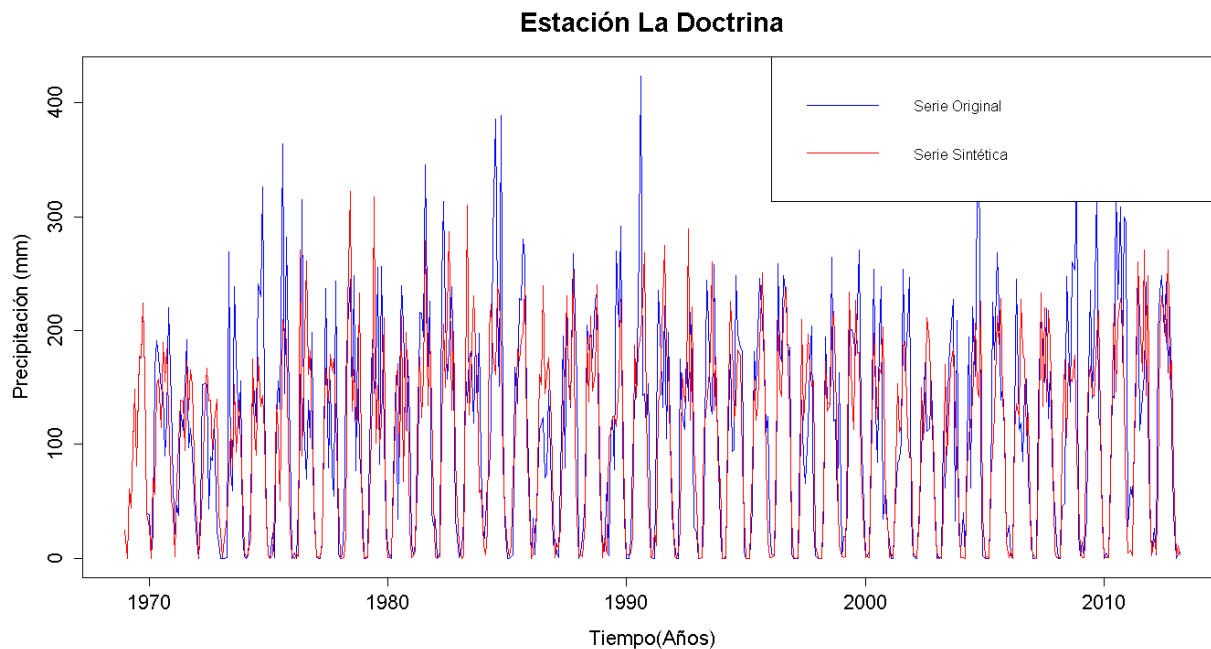


Figura G. 232. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación La Doctrina

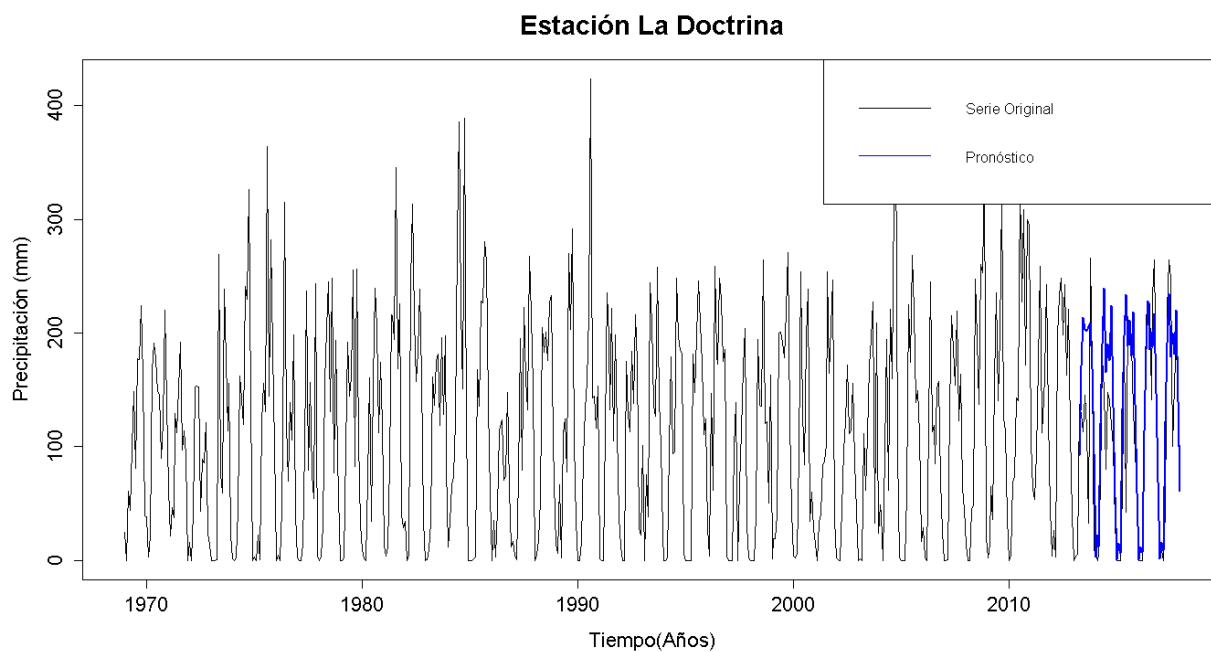


Figura G. 233. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación La Doctrina

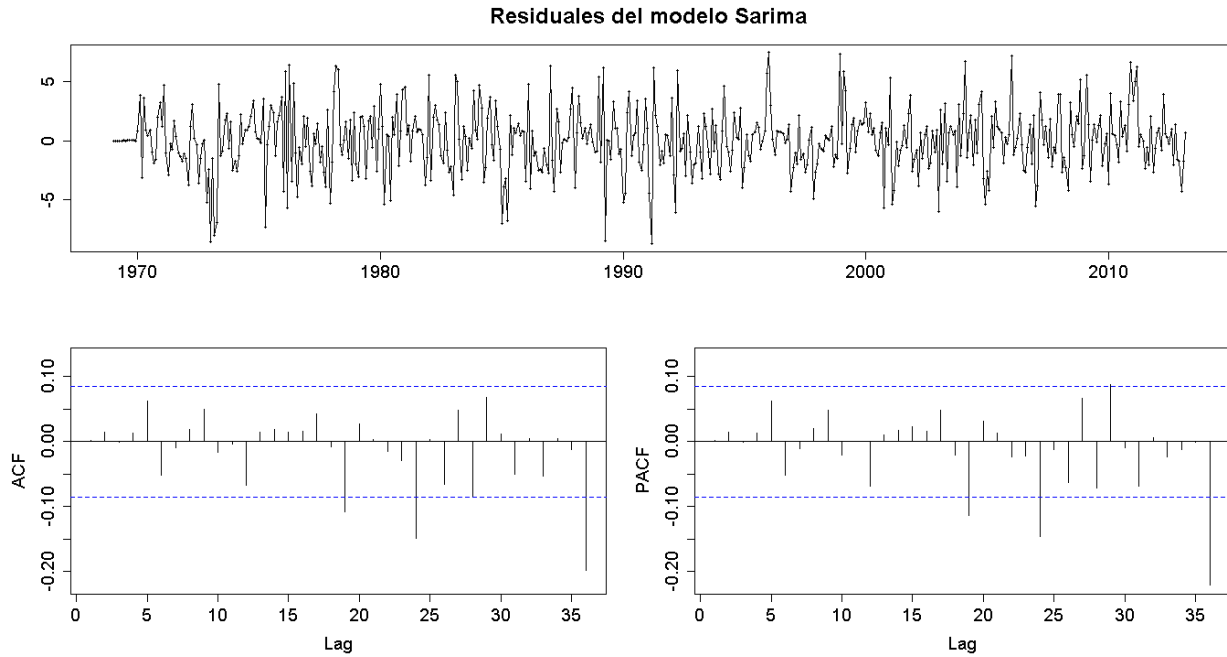


Figura G. 234. Residuales del modelo SARIMA de la estación La Doctrina

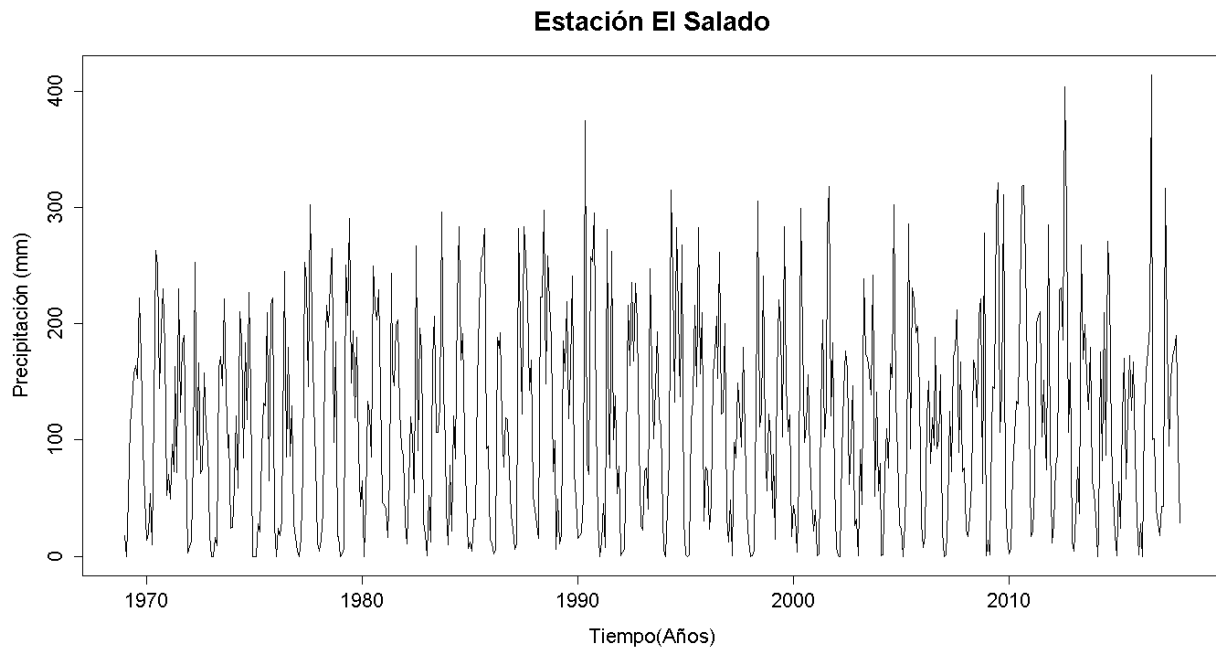


Figura G. 235. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación El Salado

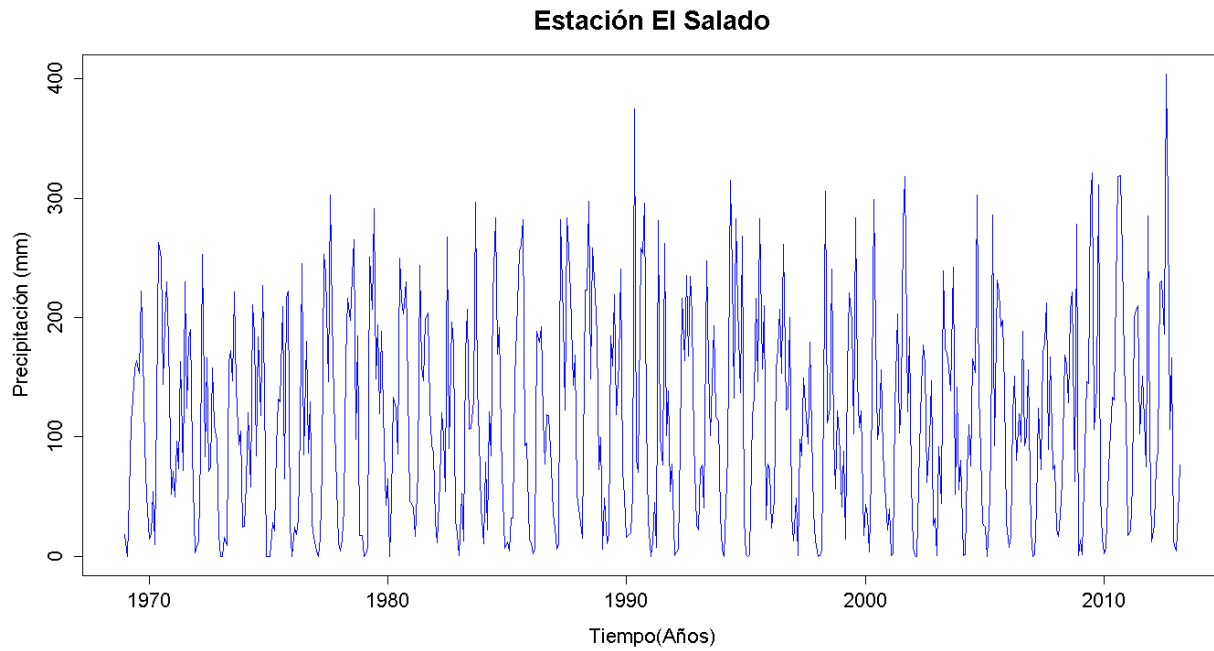


Figura G. 236. Vector de calibración de la estación El Salado

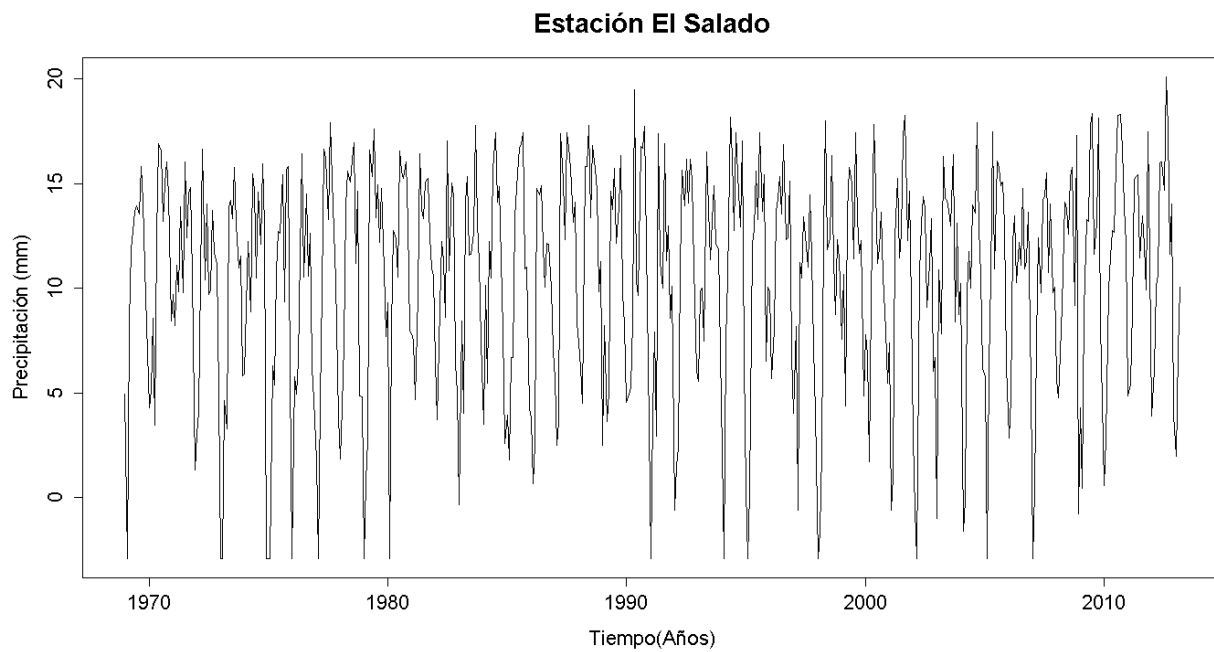


Figura G. 237. Vector de calibración de la estación El Salado transformado usando Box-Cox

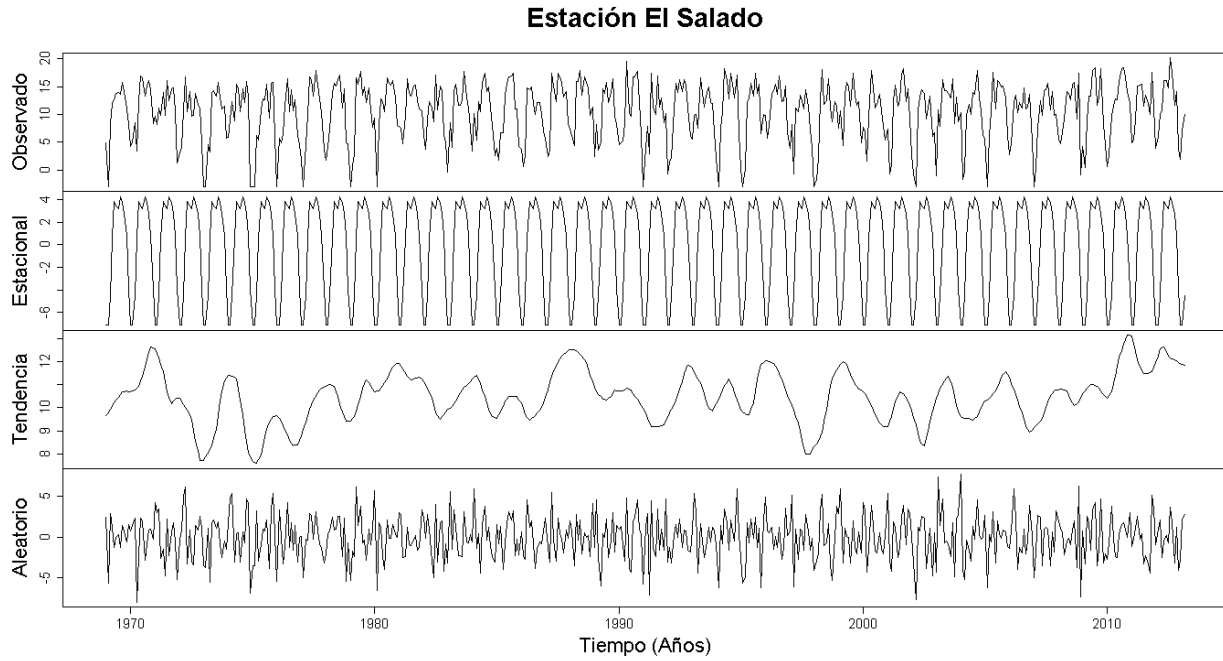


Figura G. 238. Descomposición de la serie transformada de la estación El Salado

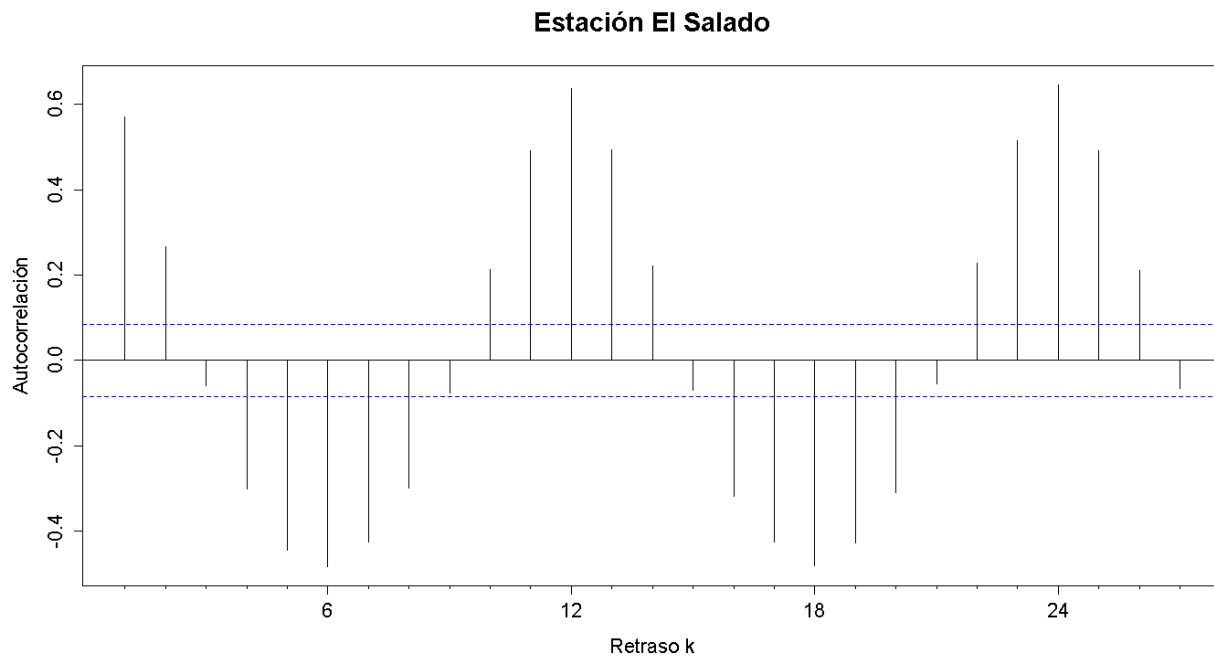


Figura G. 239. Autocorrelograma de la serie de la estación El Salado

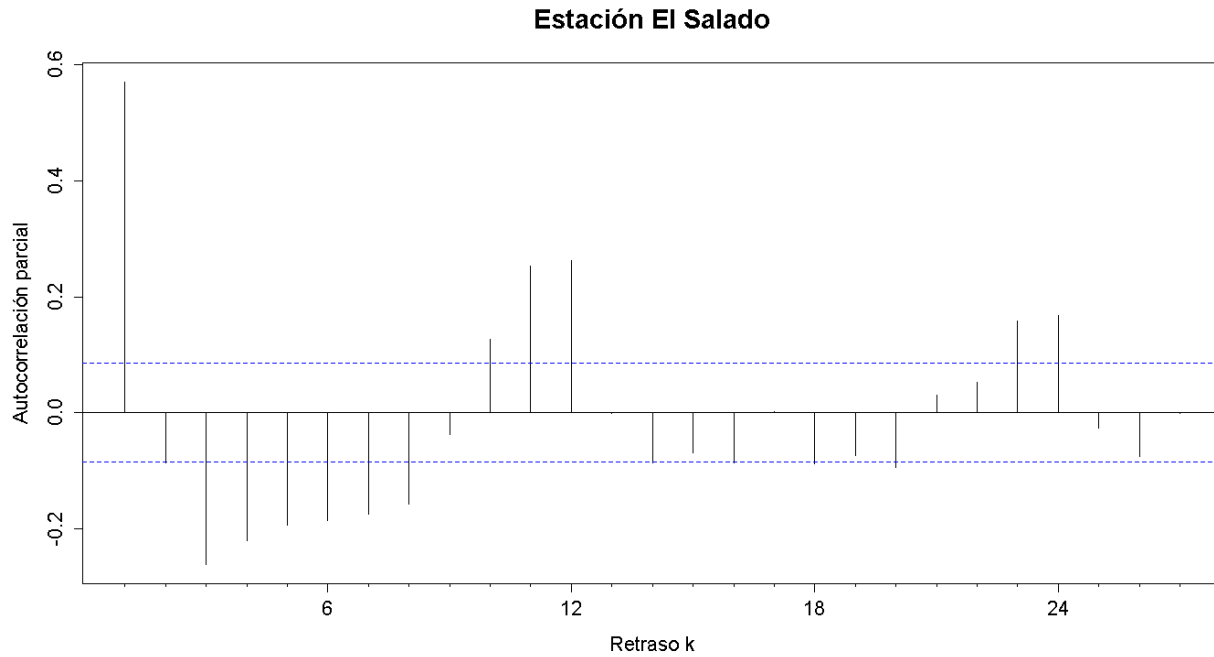


Figura G. 240. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación El Salado

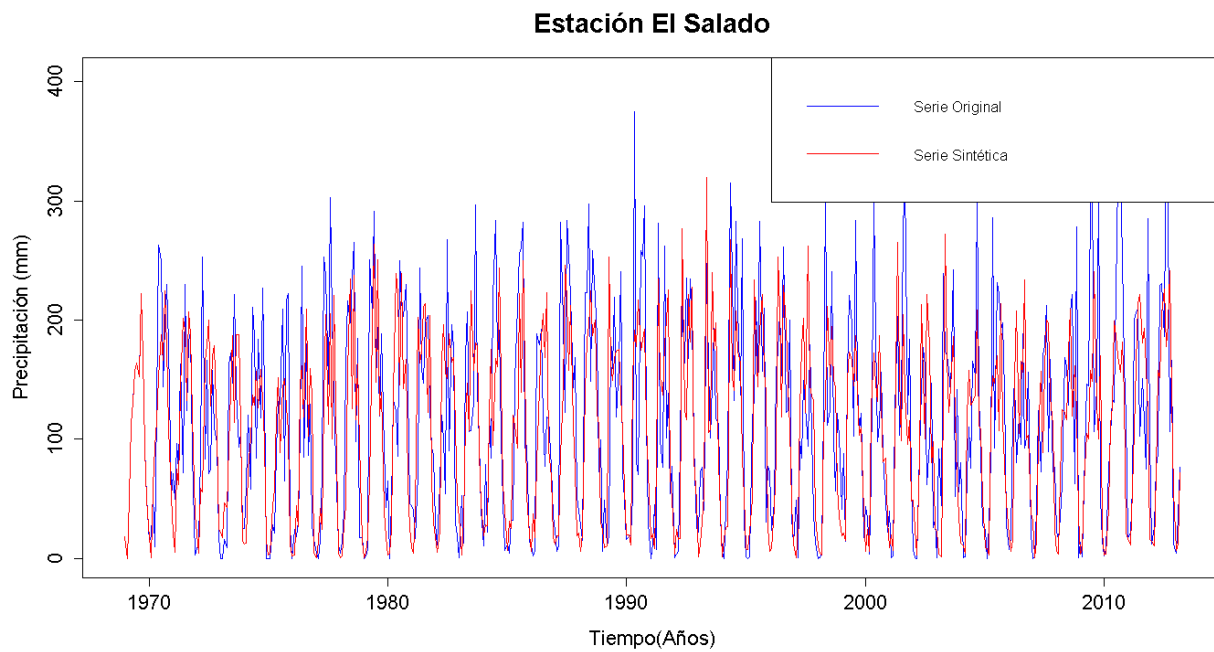


Figura G. 241. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación El Salado

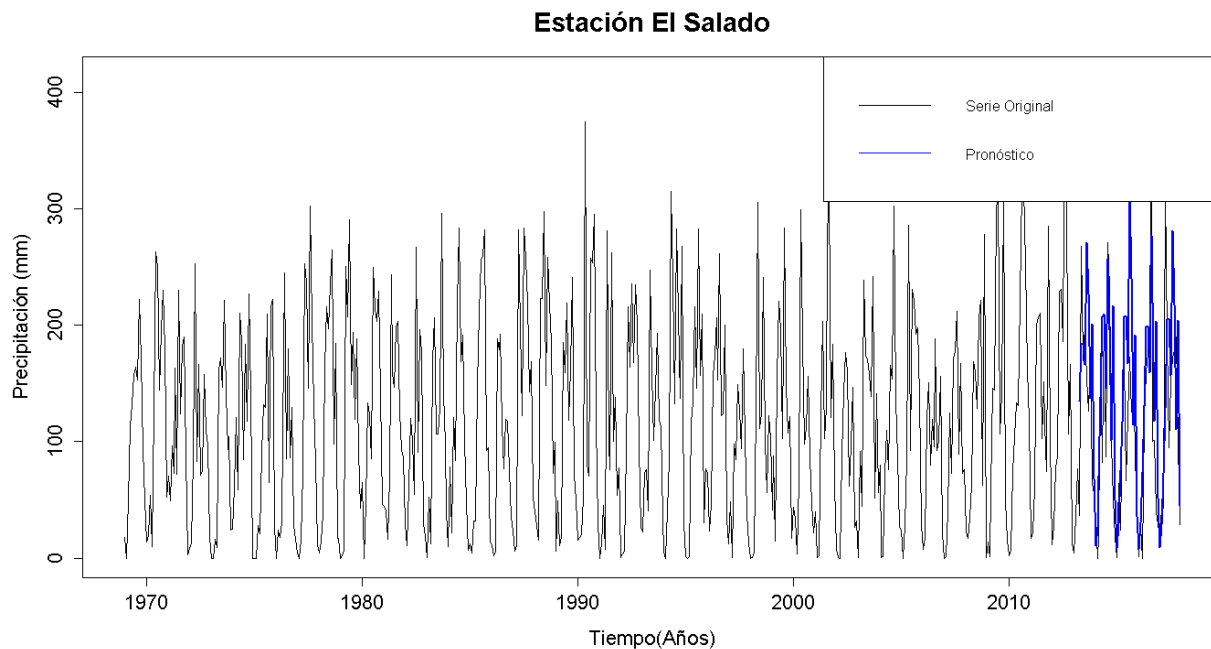


Figura G. 242. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación El Salado

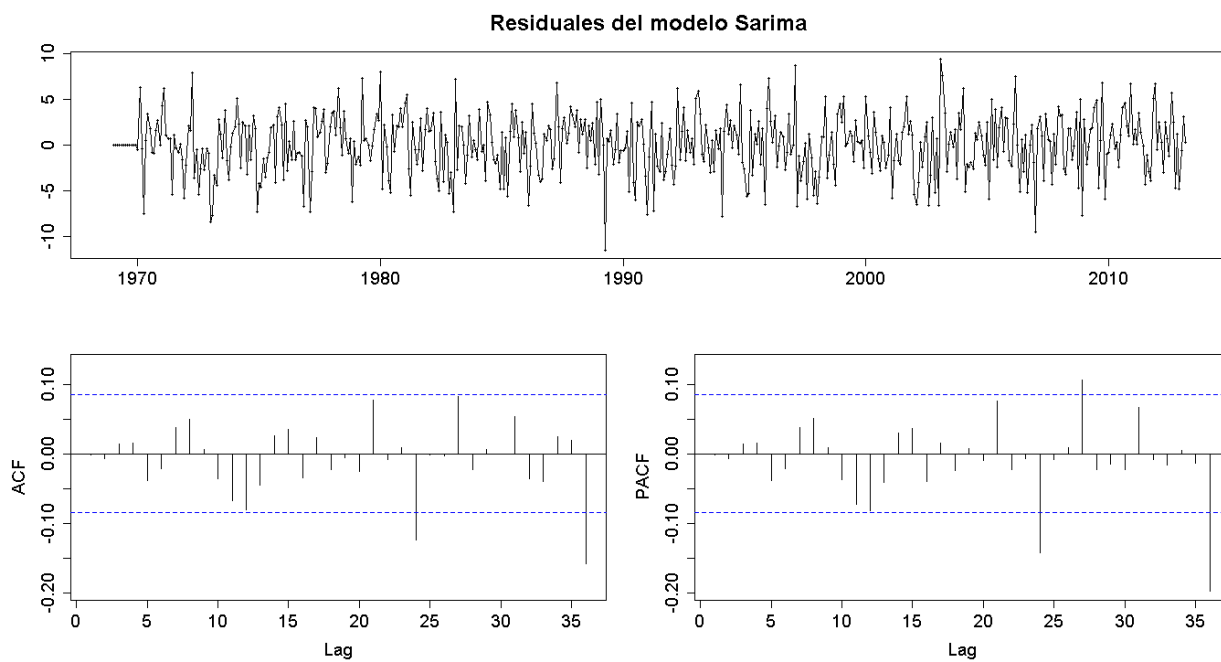


Figura G. 243. Residuales del modelo SARIMA de la estación El Salado

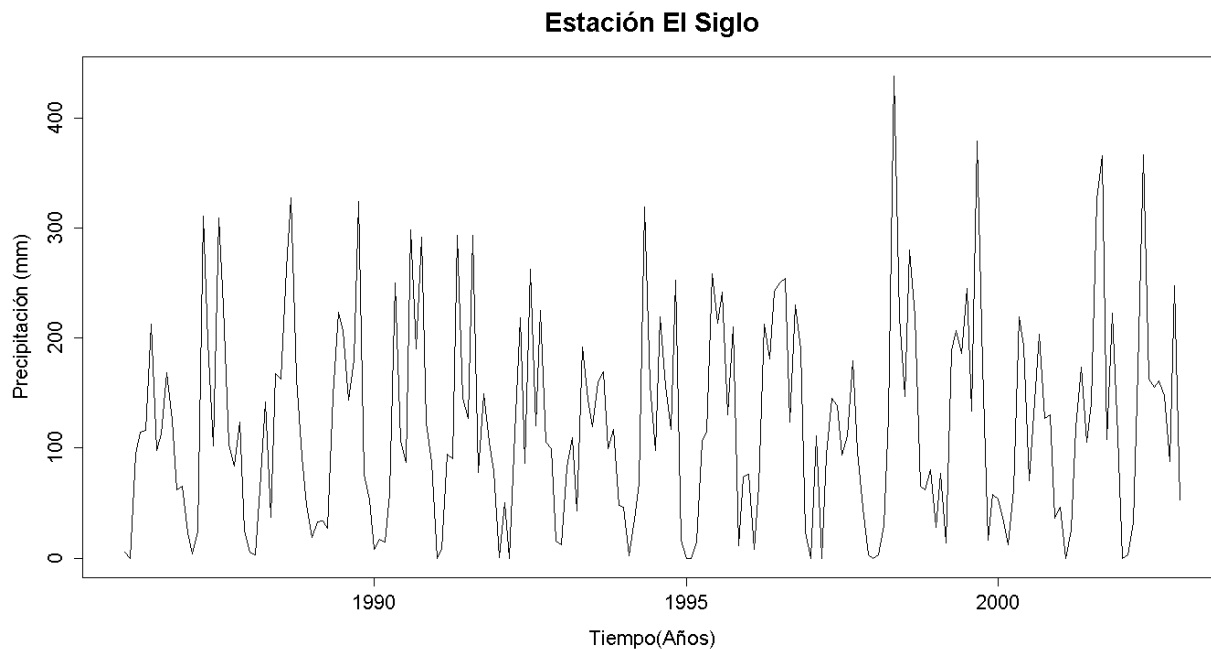


Figura G. 244. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación El Siglo

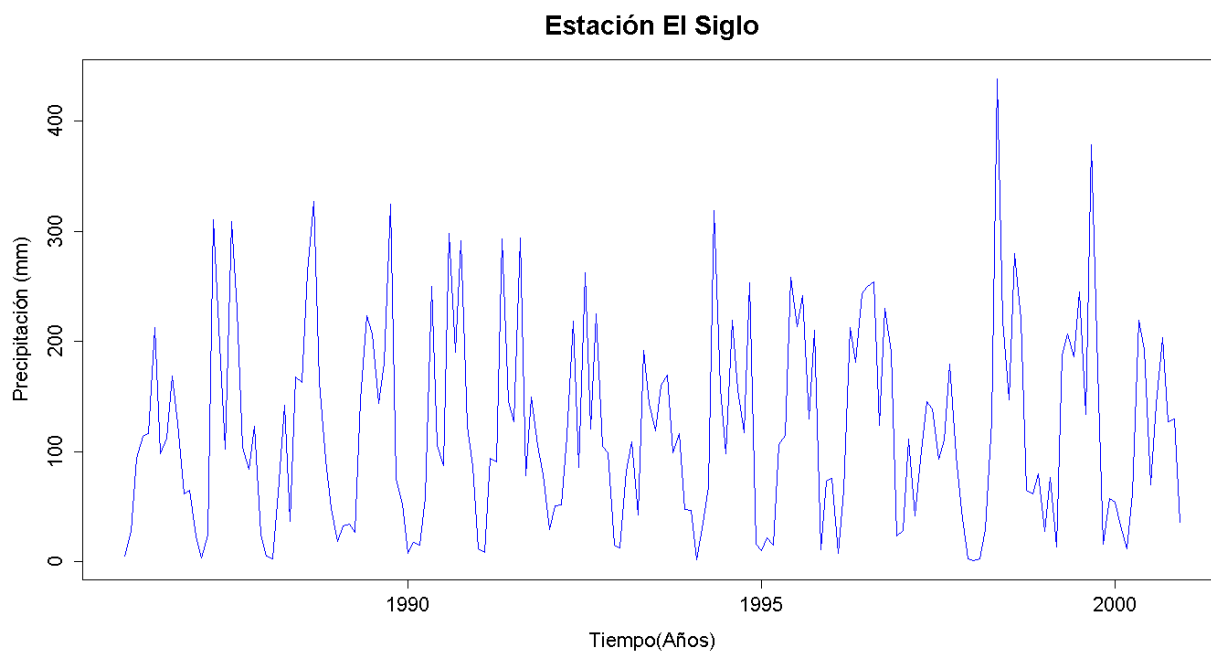


Figura G. 245. Vector de calibración de la estación El Siglo

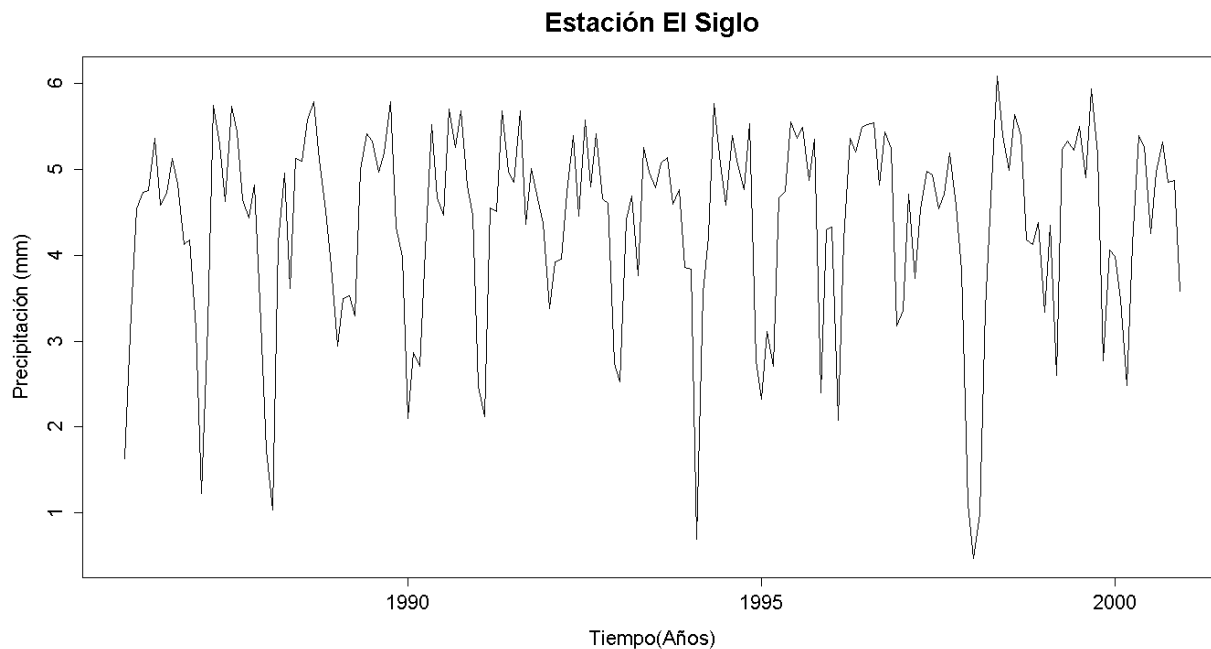


Figura G. 246. Vector de calibración de la estación El Siglo transformado usando Box-Cox

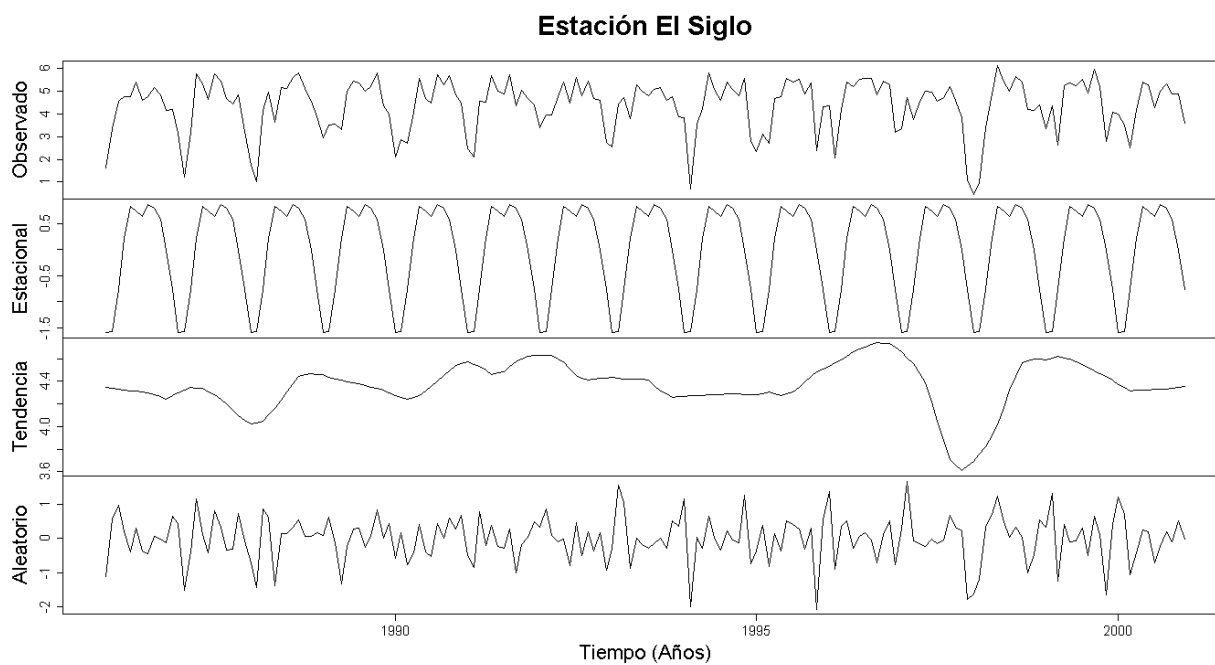


Figura G. 247. Descomposición de la serie transformada de la estación El Siglo

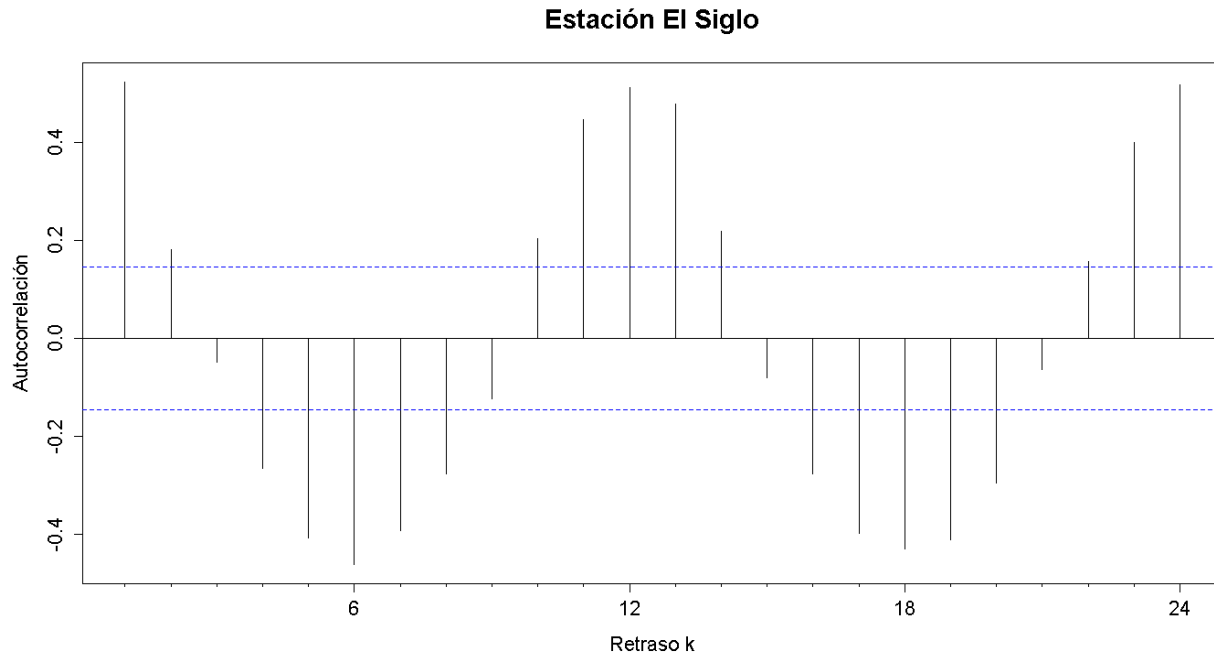


Figura G. 248. Autocorrelograma de la serie de la estación El Siglo

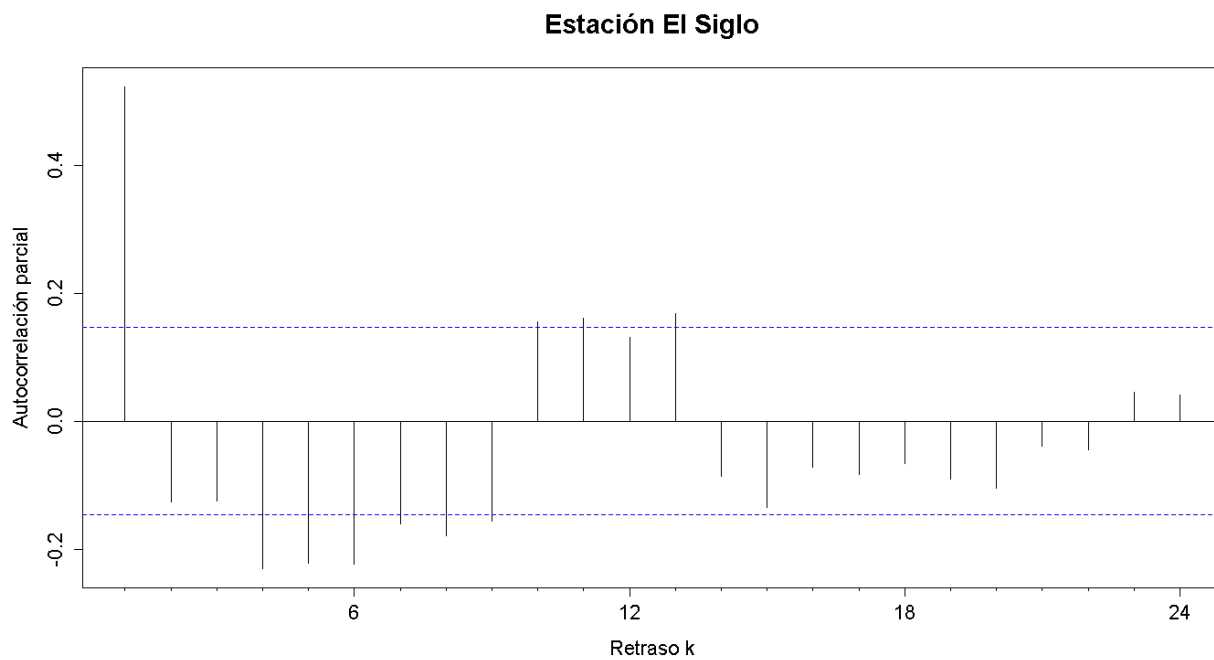


Figura G. 249. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación El Siglo

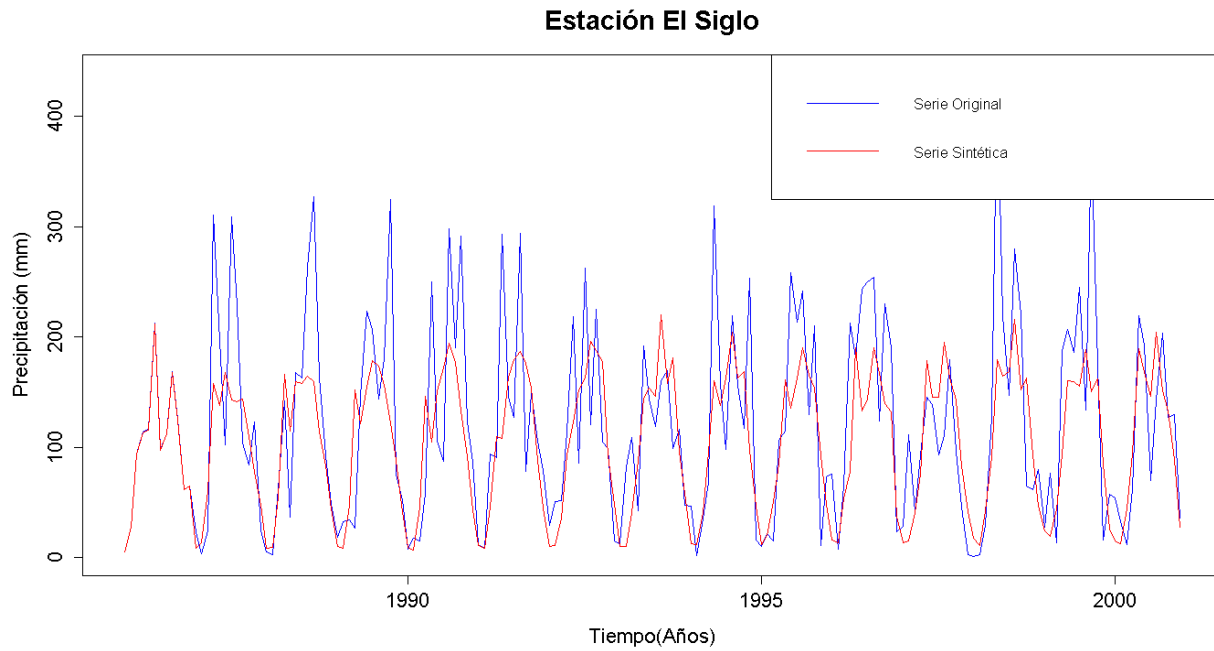


Figura G. 250. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación El Siglo

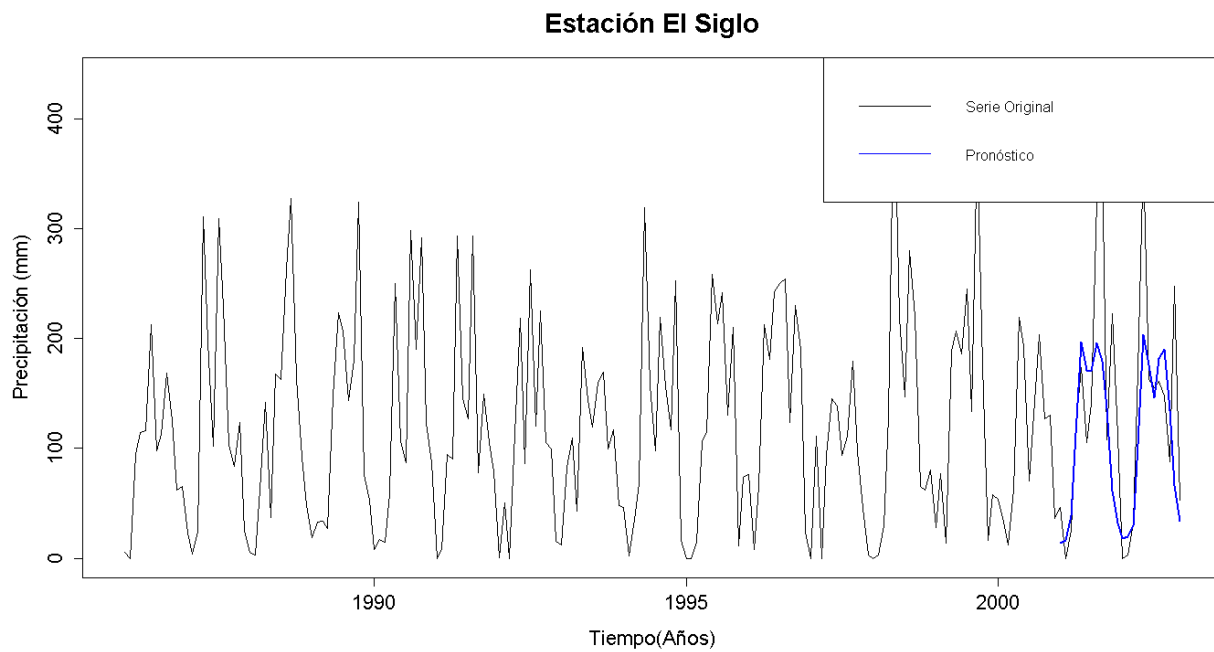


Figura G. 251. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación El Siglo

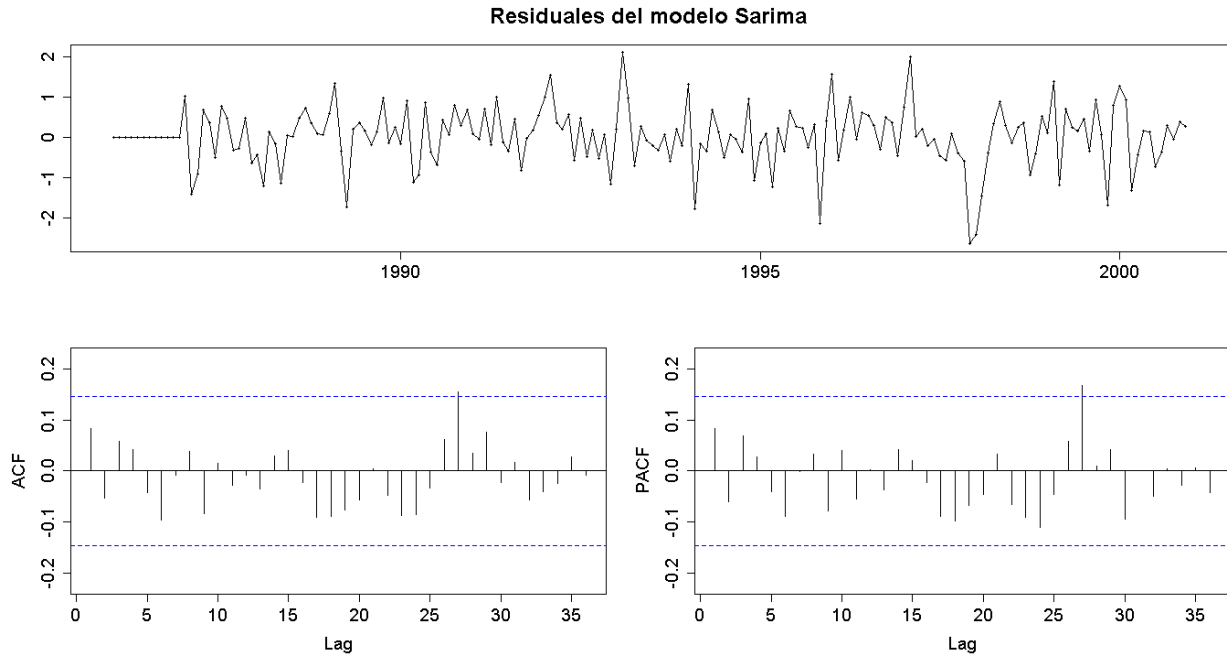


Figura G. 252. Residuales del modelo SARIMA de la estación El Siglo

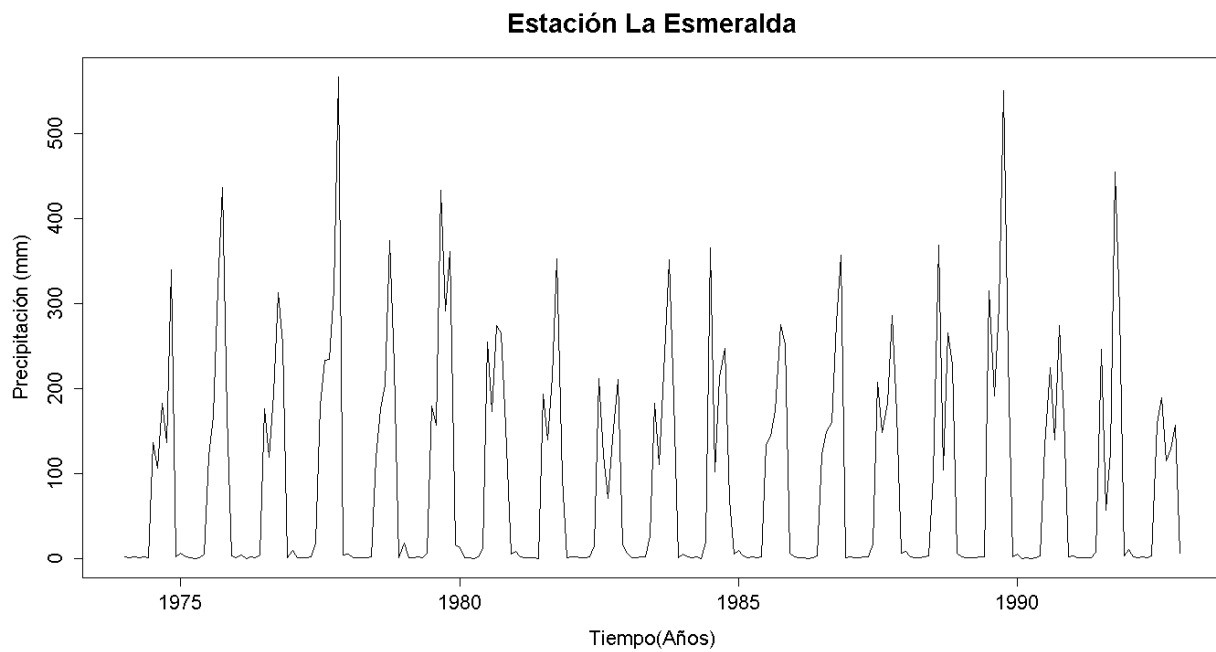


Figura G. 253. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación La Esmeralda

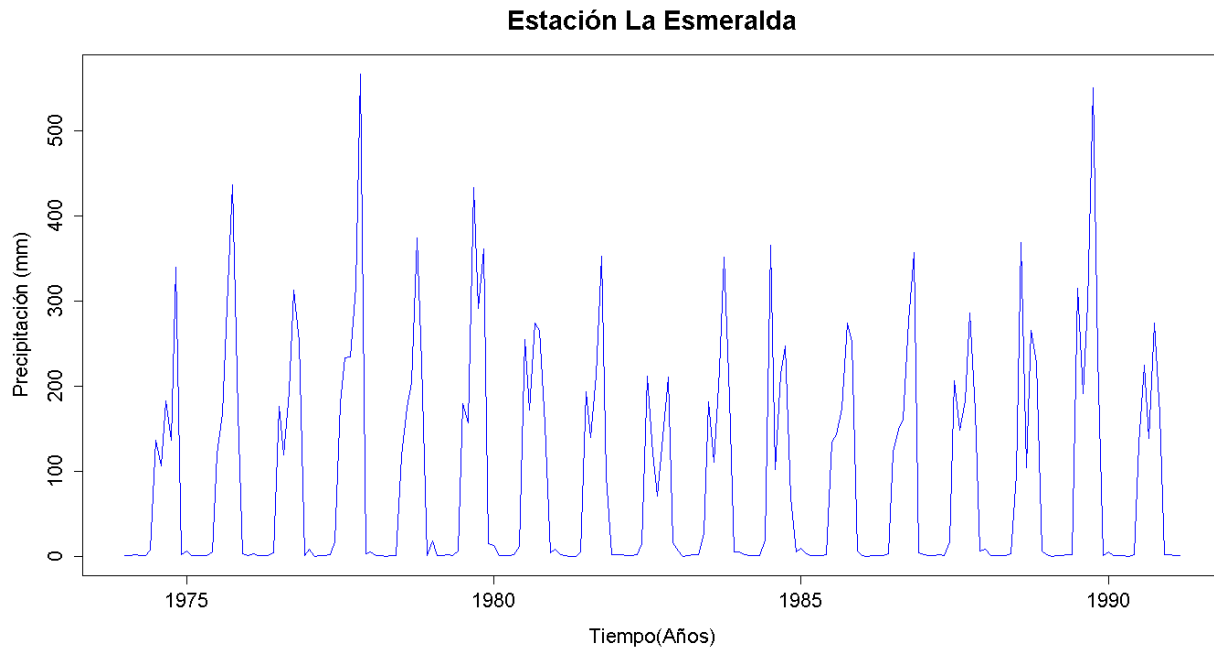


Figura G. 254. Vector de calibración de la estación La Esmeralda

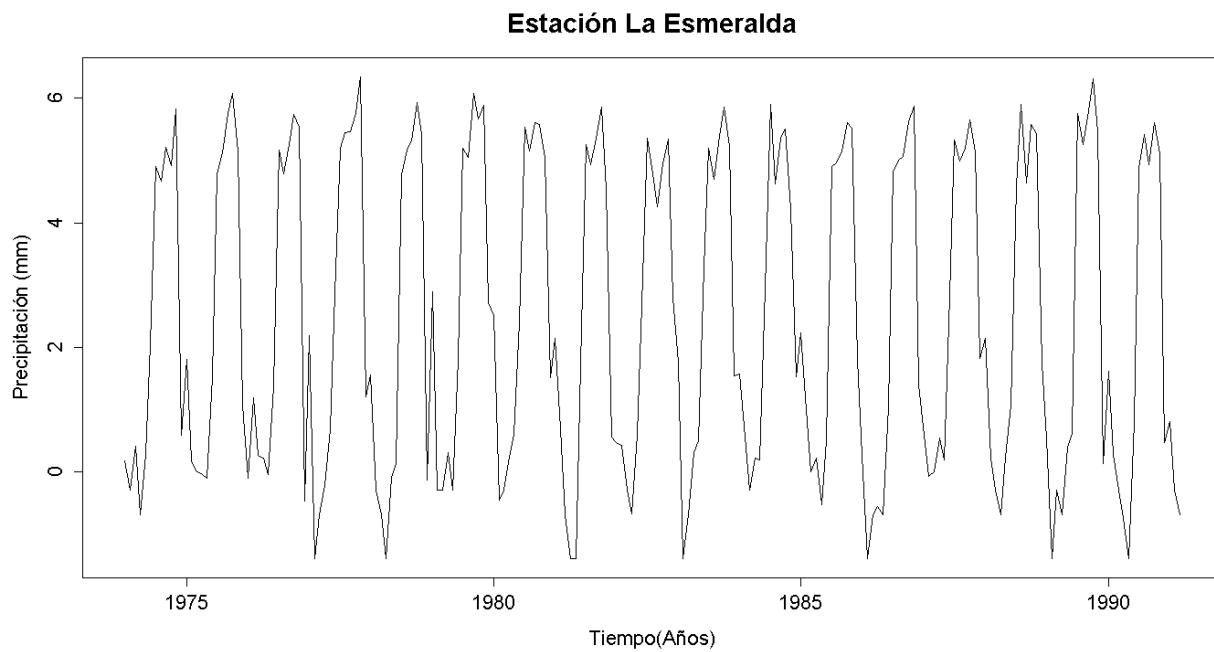


Figura G. 255. Vector de calibración de la estación La Esmeralda transformado usando Box-Cox

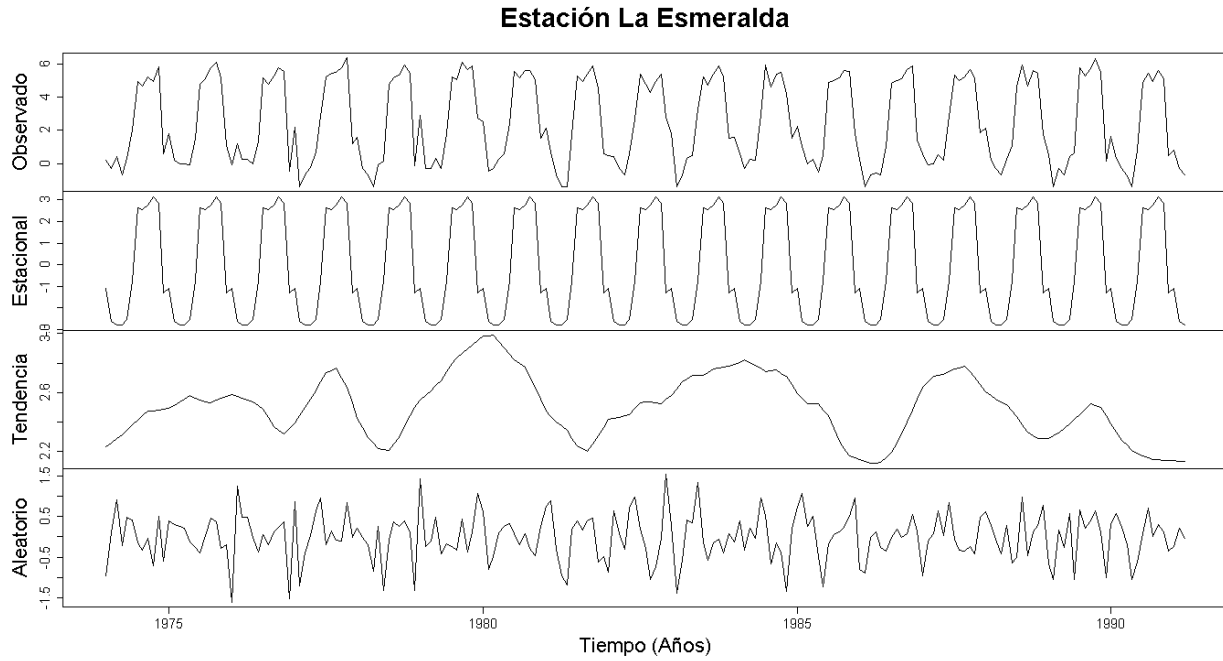


Figura G. 256. Descomposición de la serie transformada de la estación La Esmeralda

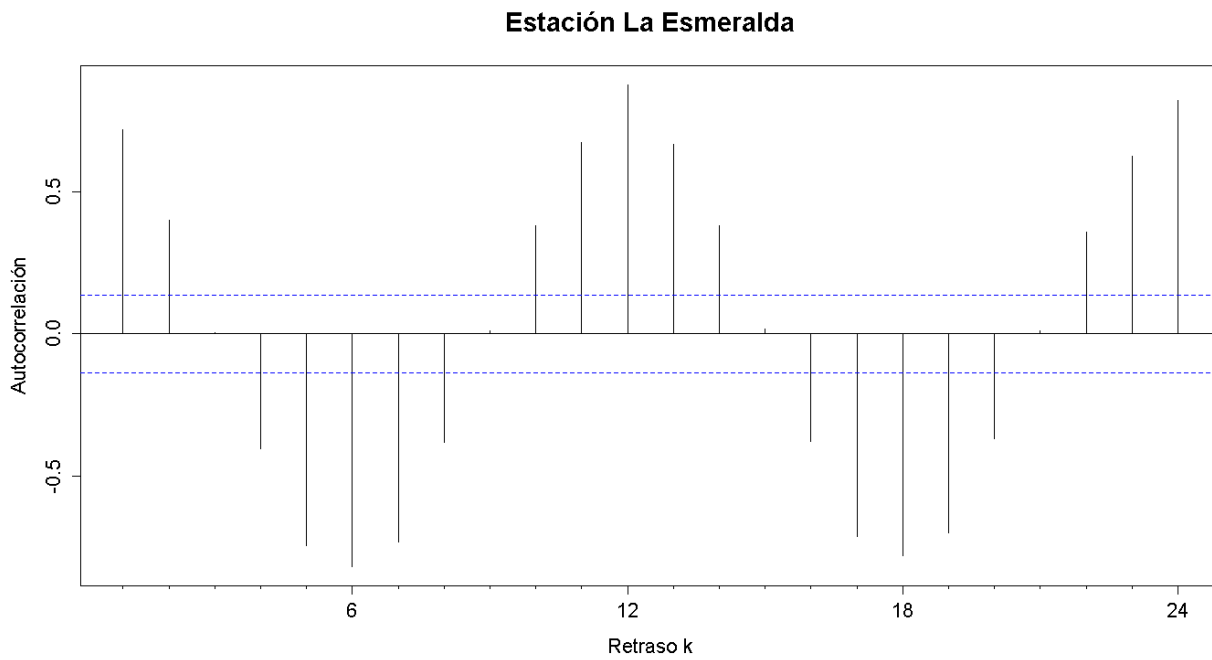


Figura G. 257. Autocorrelograma de la serie de la estación La Esmeralda

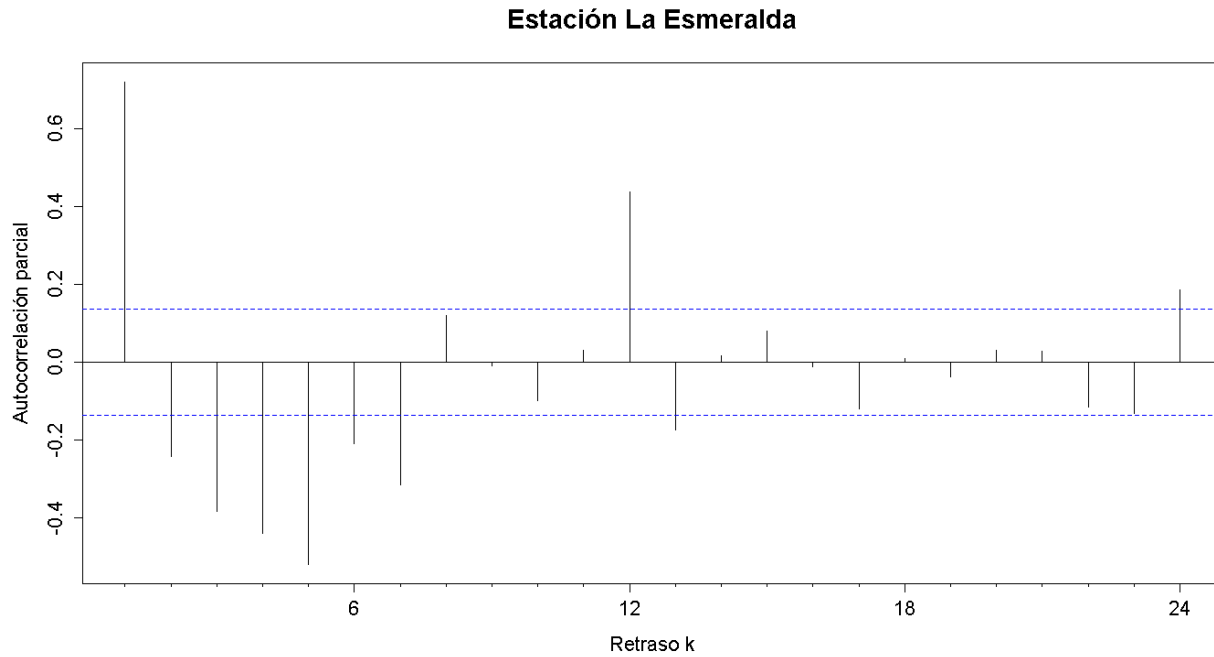


Figura G. 258. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación La Esmeralda

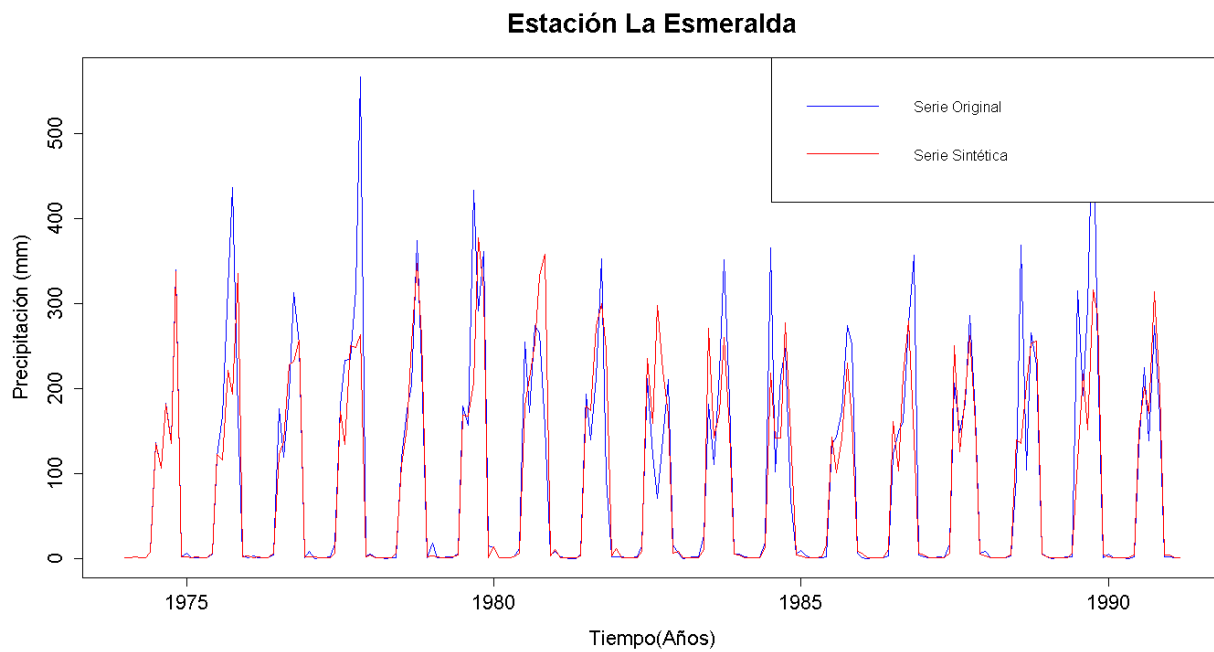


Figura G. 259. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación La Esmeralda

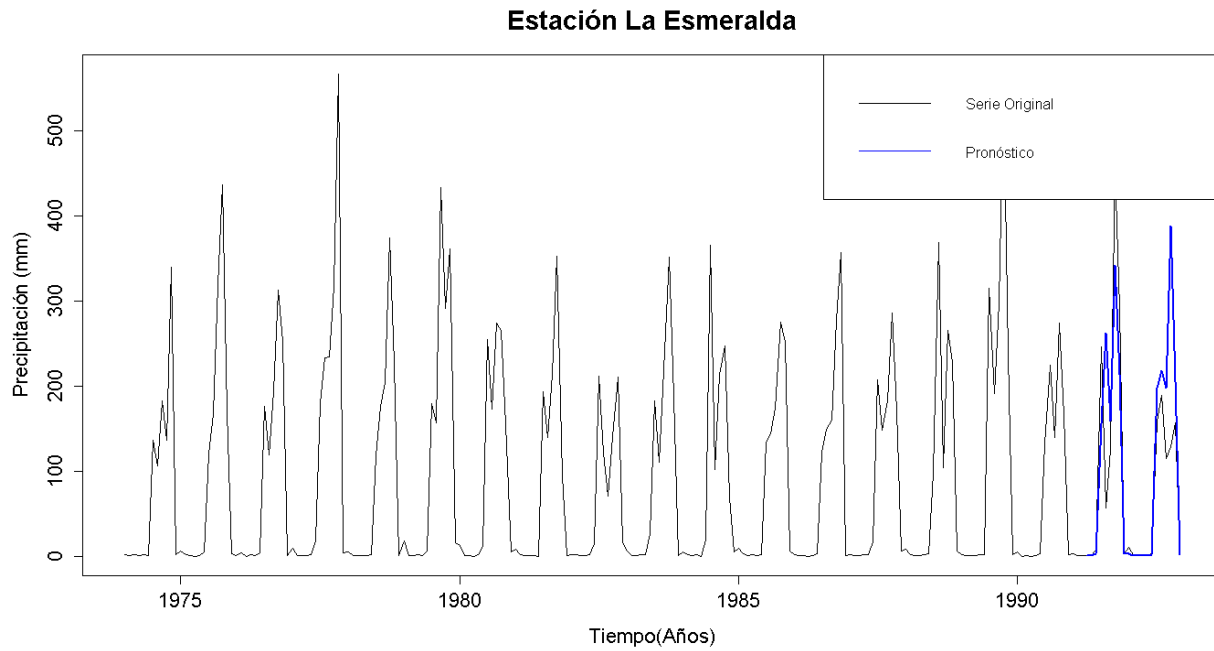


Figura G. 260. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación La Esmeralda

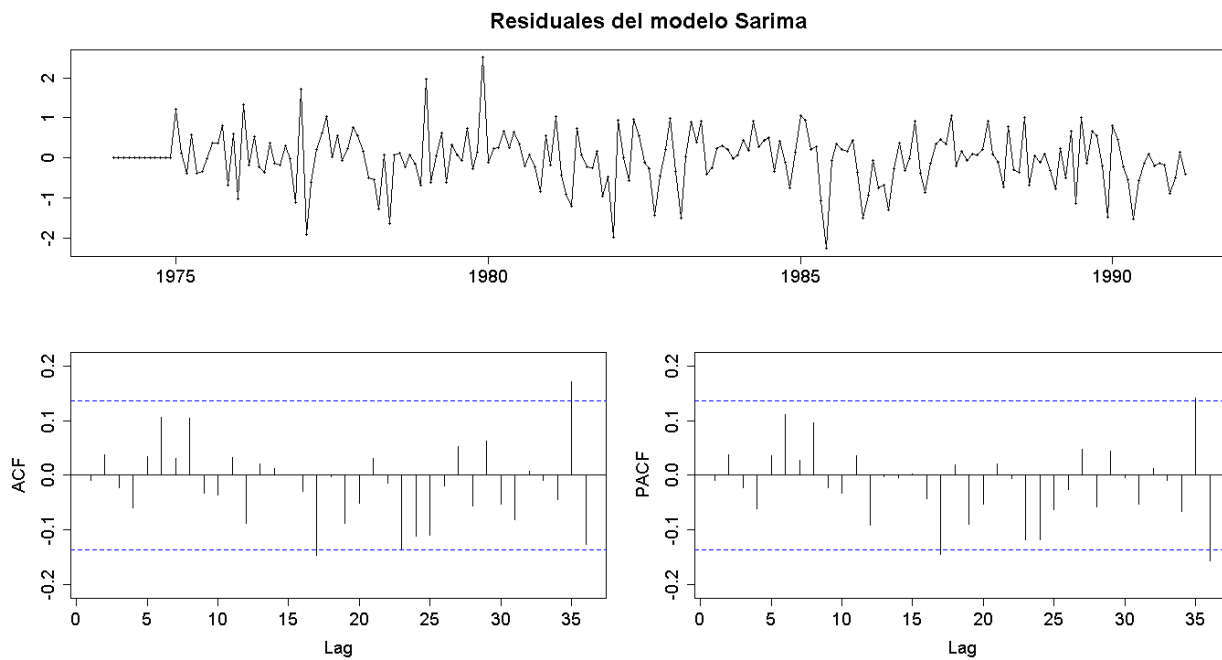


Figura G. 261. Residuales del modelo SARIMA de la estación La Esmeralda

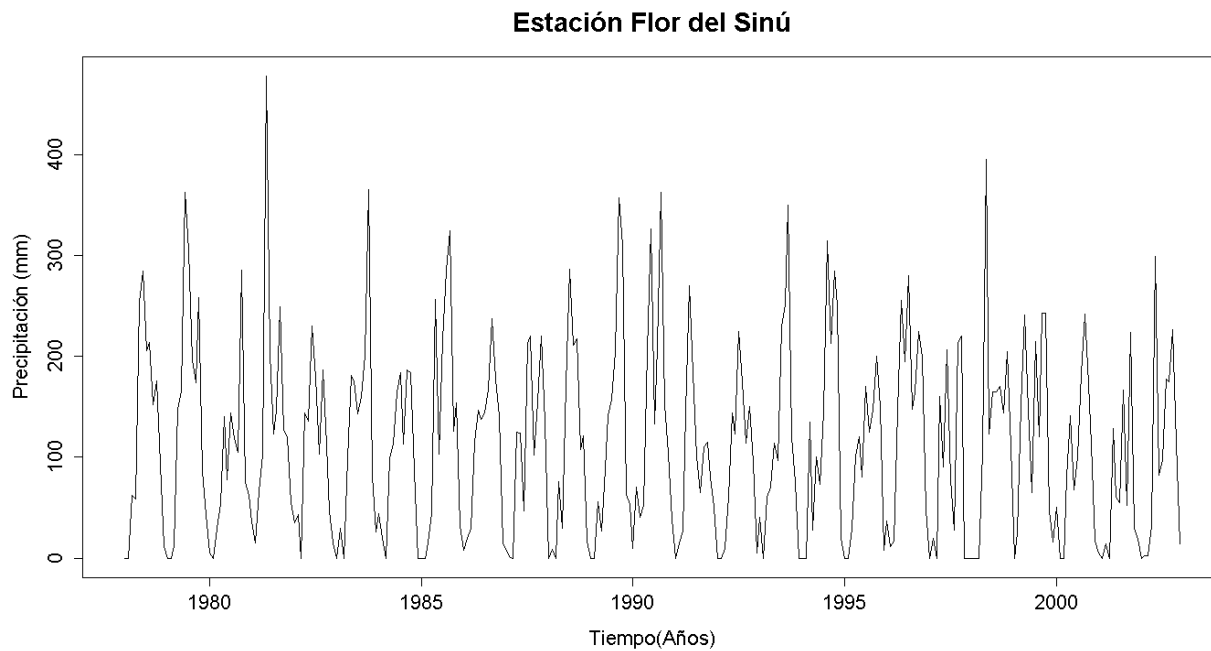


Figura G. 262. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Flor del Sinú

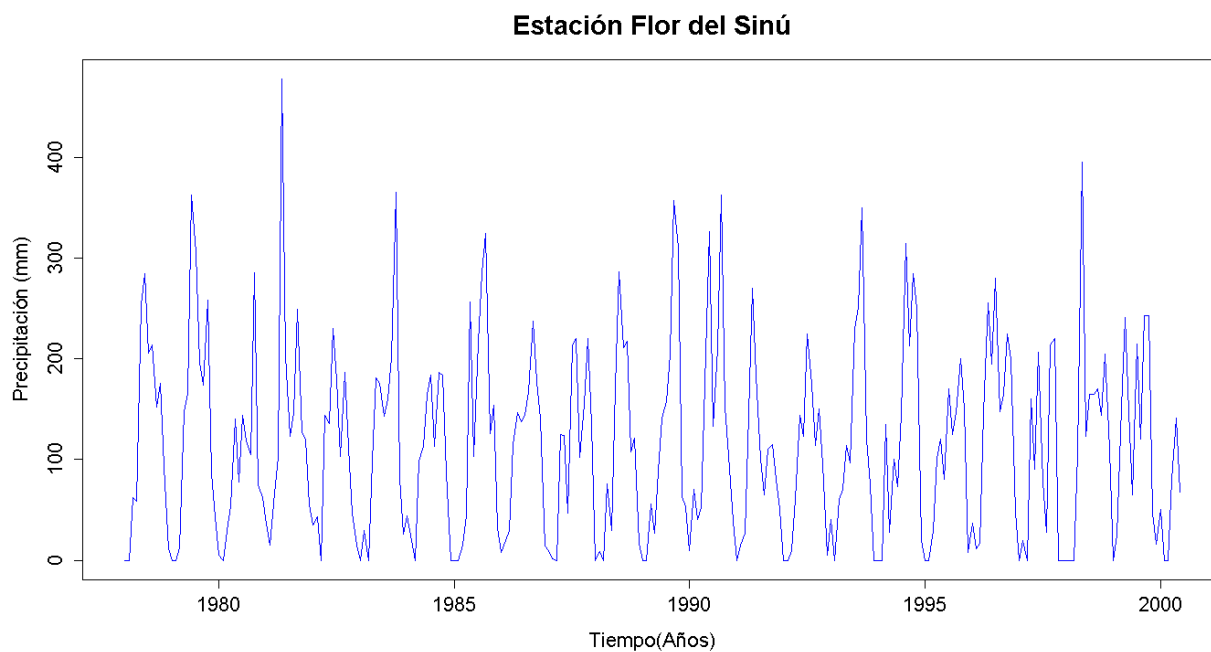


Figura G. 263. Vector de calibración de la estación Flor del Sinú

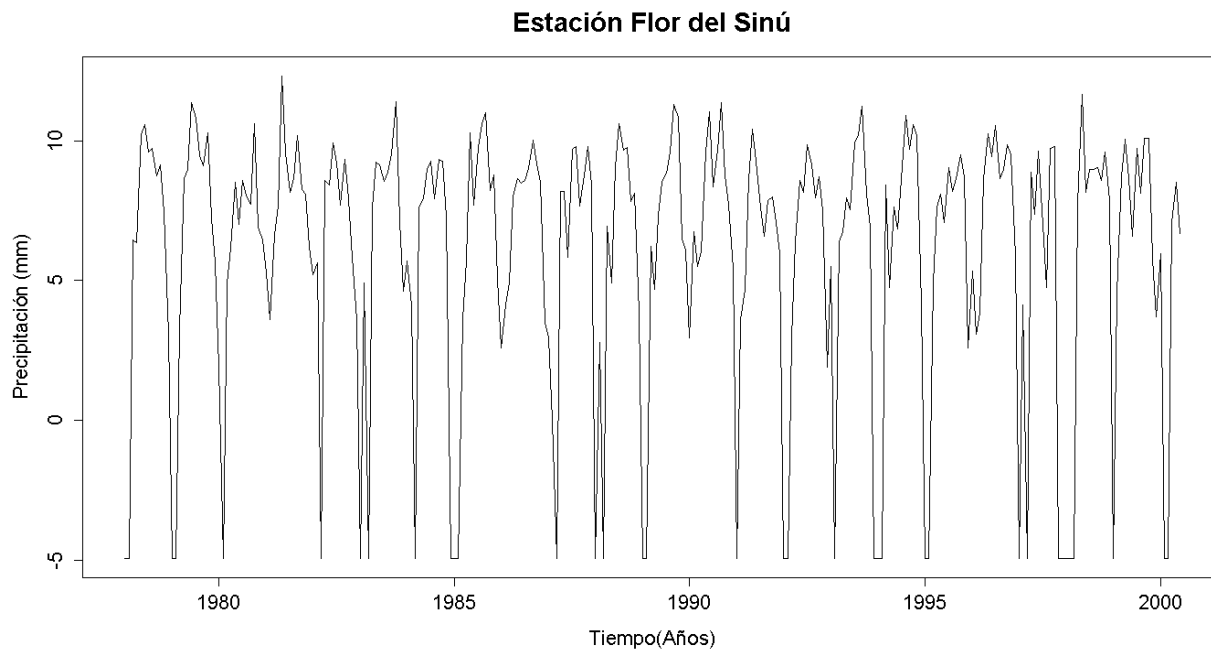


Figura G. 264. Vector de calibración de la estación Flor del Sinú transformado usando Box-Cox

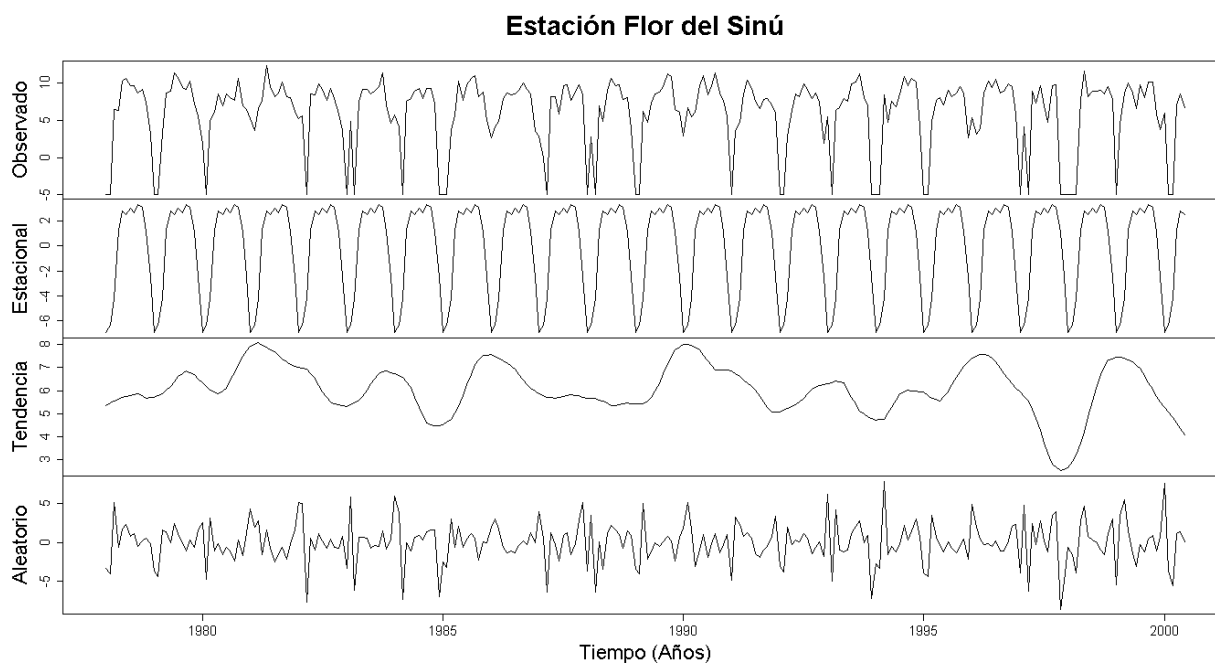


Figura G. 265. Descomposición de la serie transformada de la estación Flor del Sinú

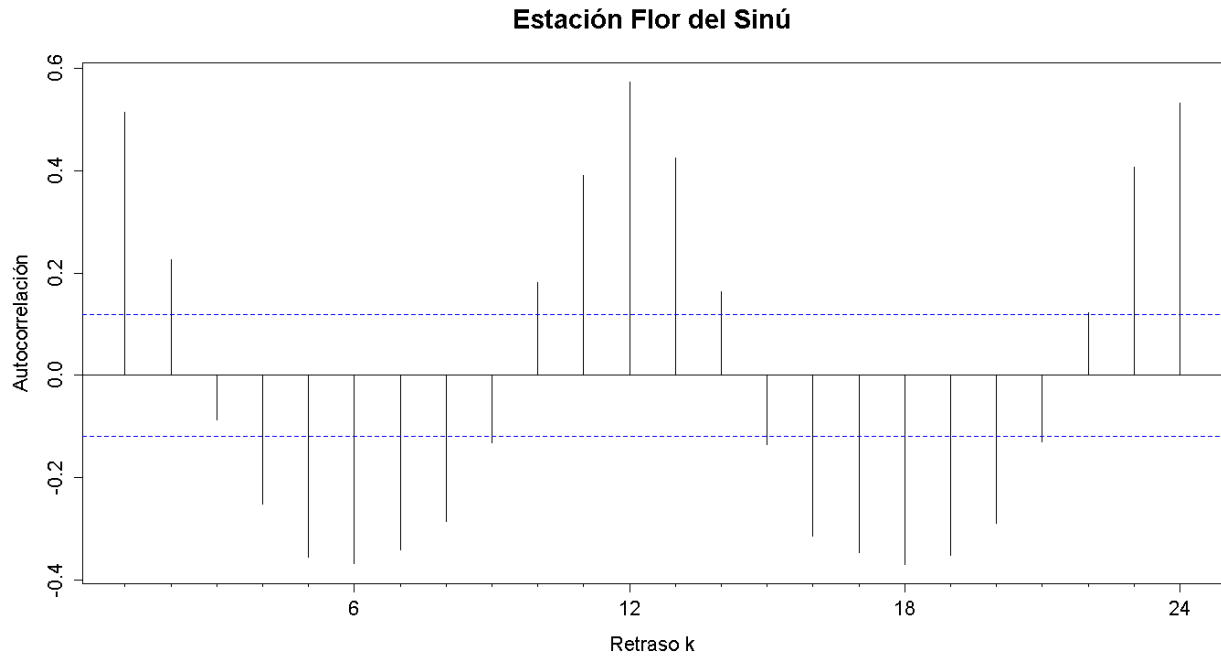


Figura G. 266. Autocorrelograma de la serie de la estación Flor del Sinú

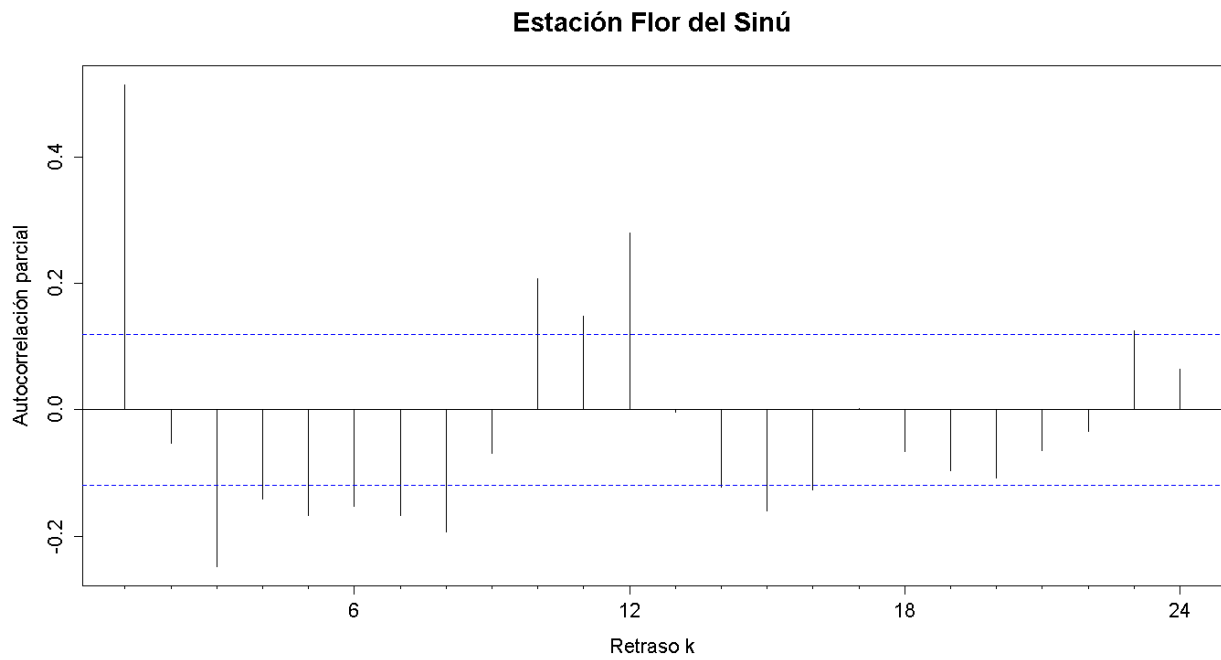


Figura G. 267. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Flor del Sinú

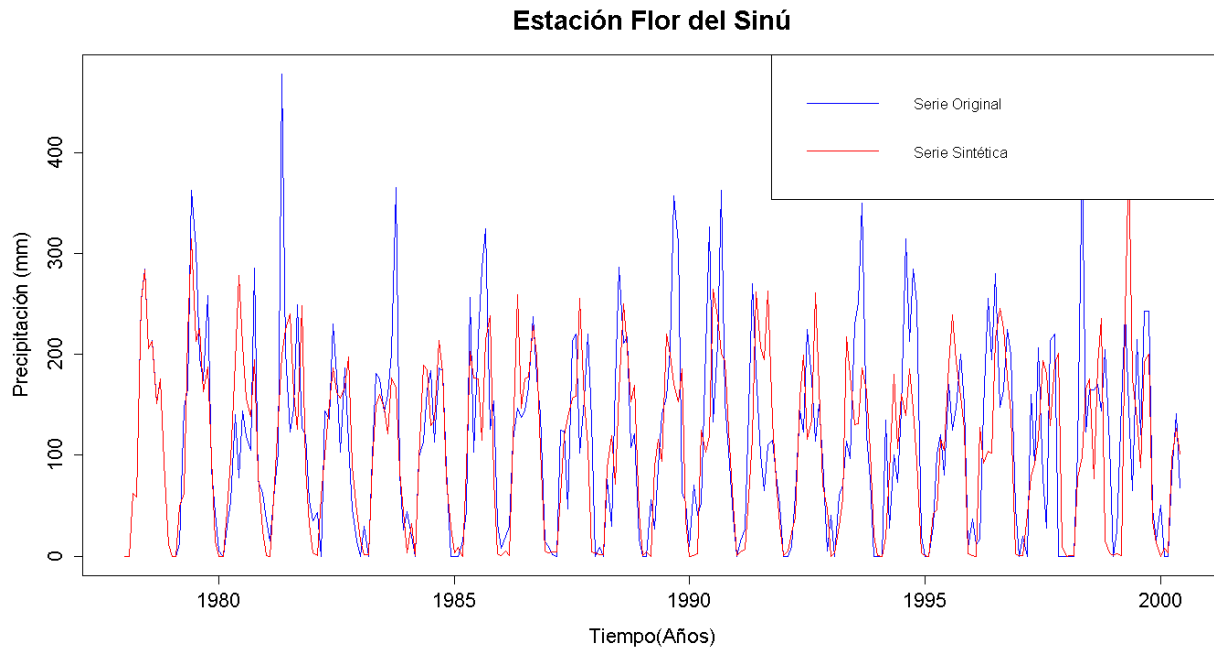


Figura G. 268. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Flor del Sinú

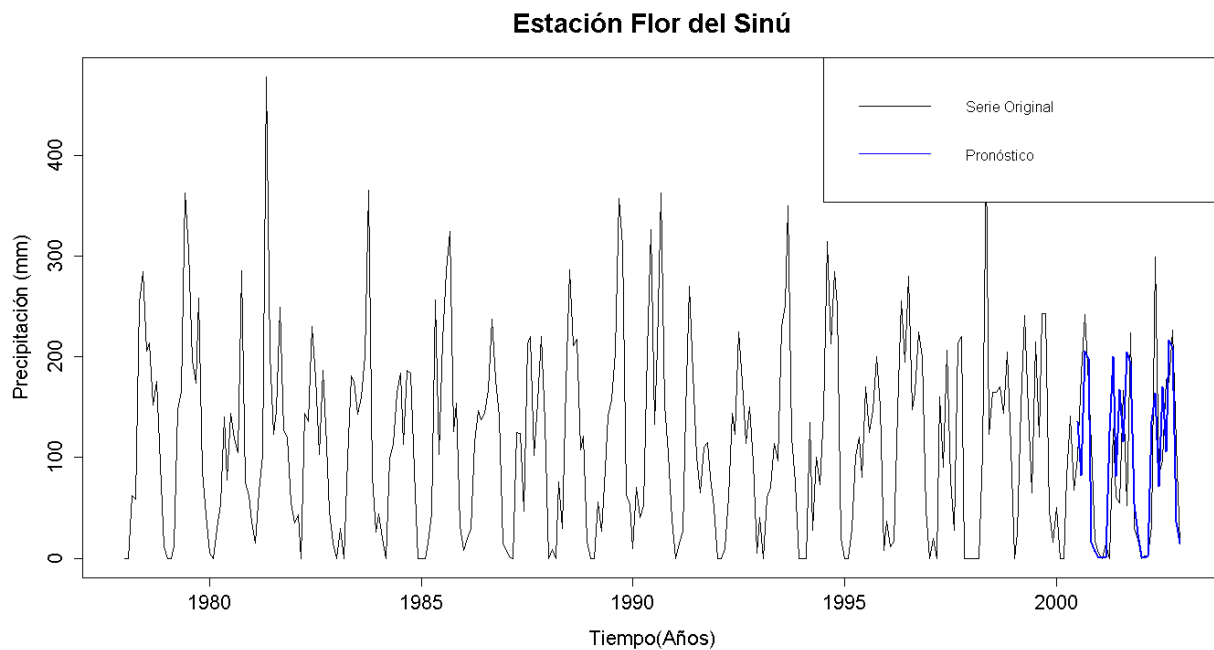


Figura G. 269. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Flor del Sinú

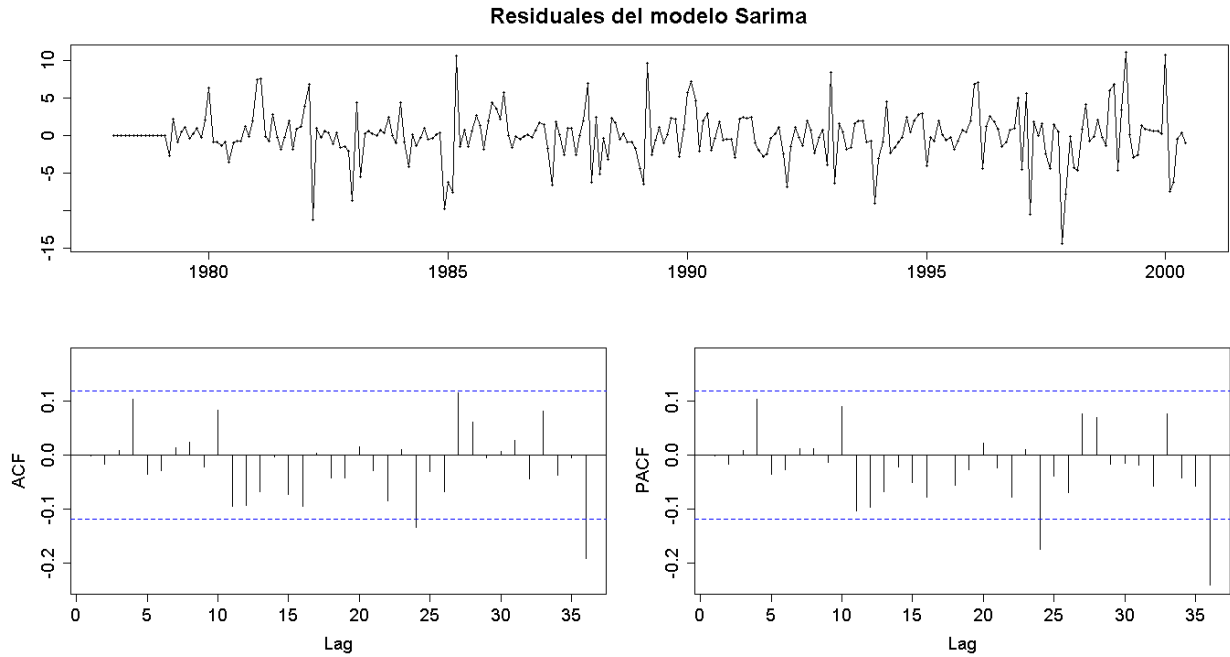


Figura G. 270. Residuales del modelo SARIMA de la estación Flor del Sinú

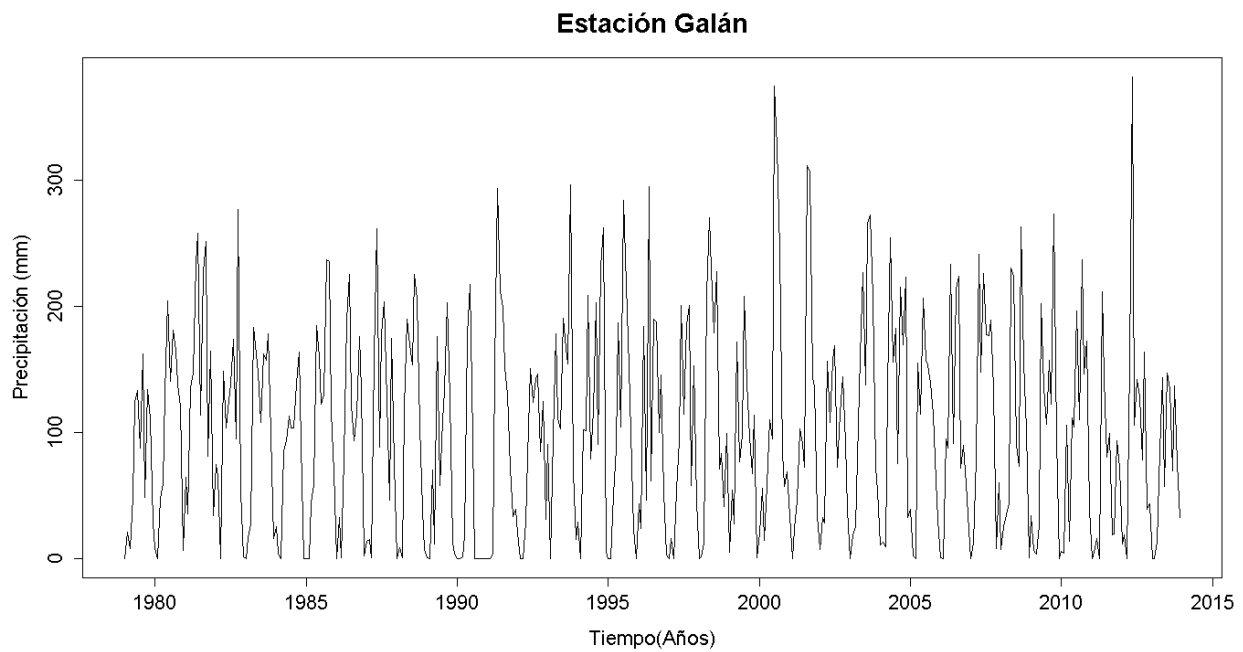


Figura G. 271. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Galán

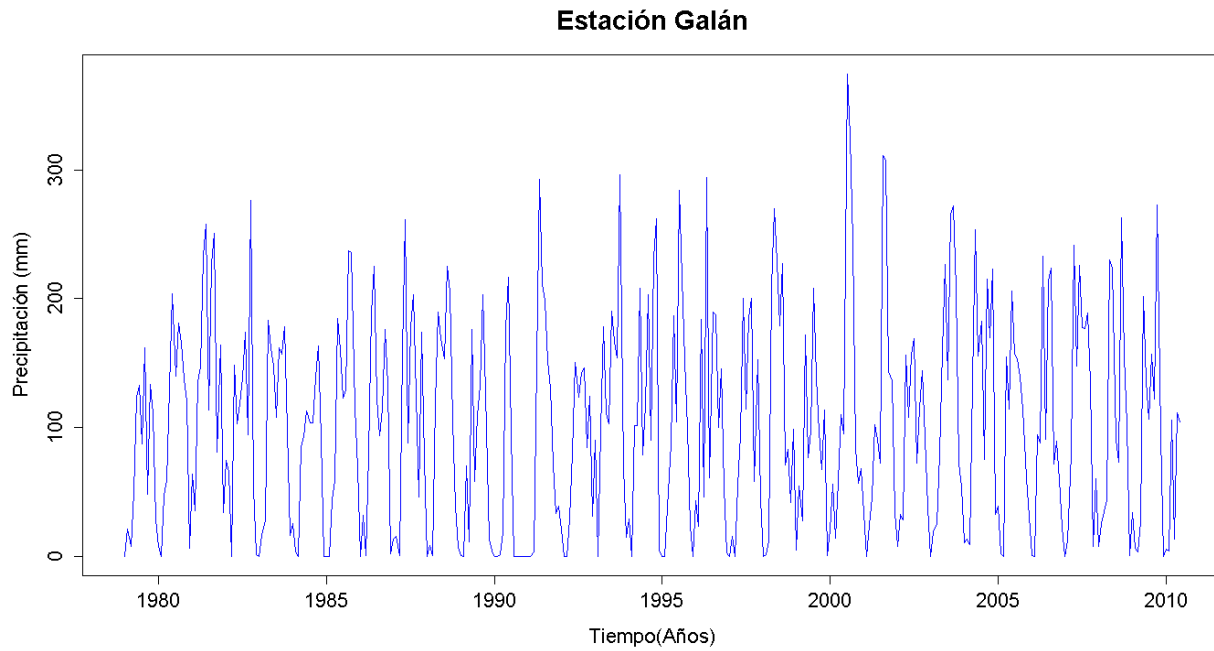


Figura G. 272. Vector de calibración de la estación Galán

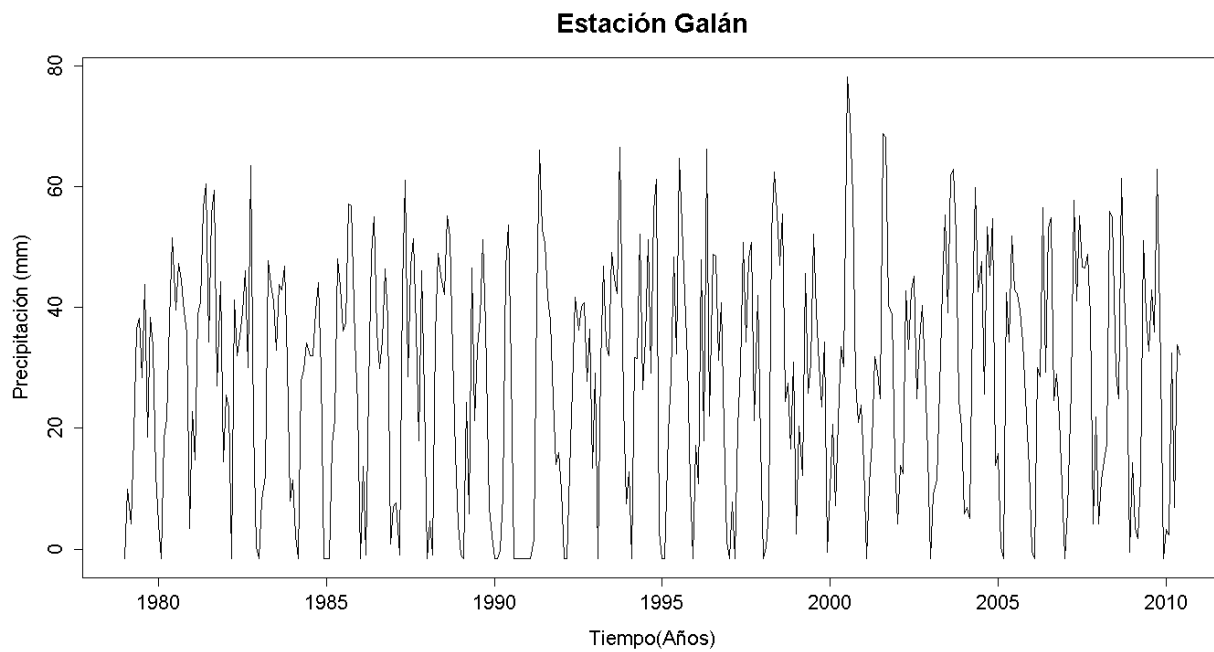


Figura G. 273. Vector de calibración de la estación Galán transformado usando Box-Cox

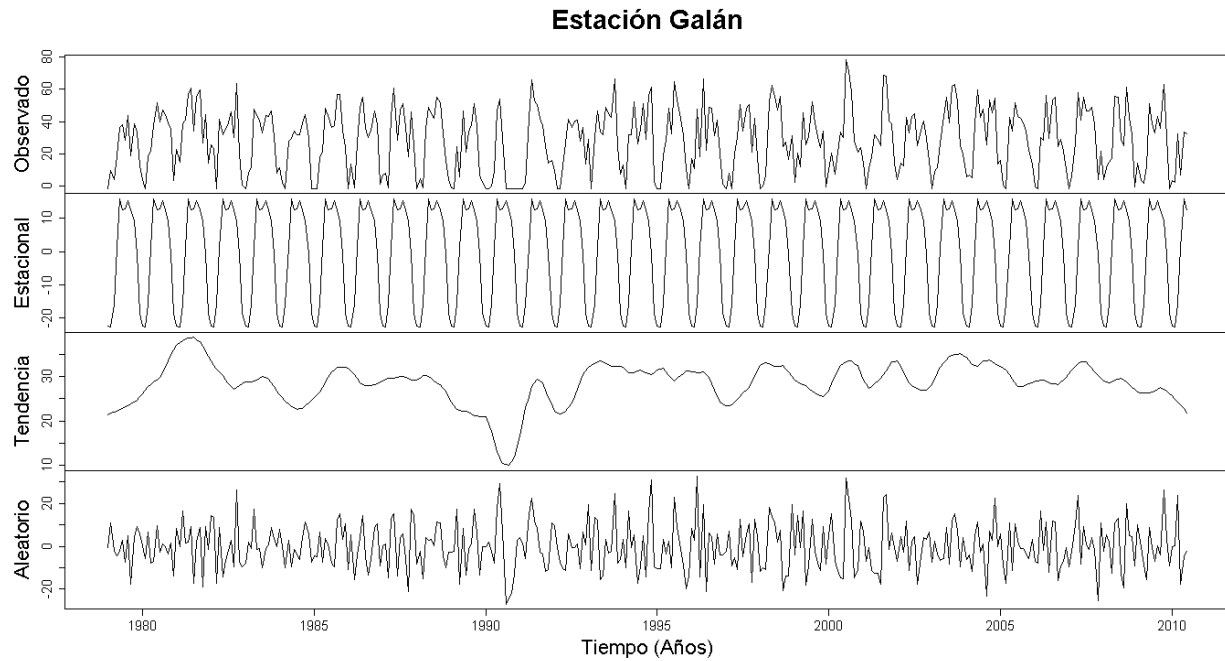


Figura G. 274. Descomposición de la serie transformada de la estación Galán

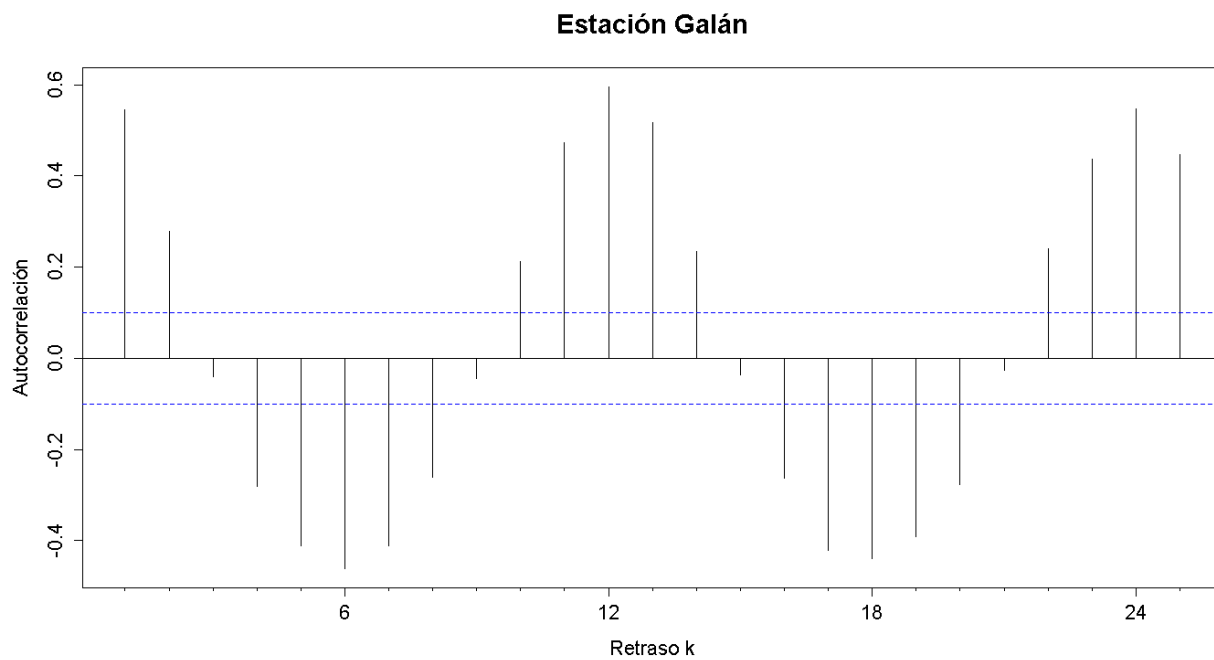


Figura G. 275. Autocorrelograma de la serie de la estación Galán

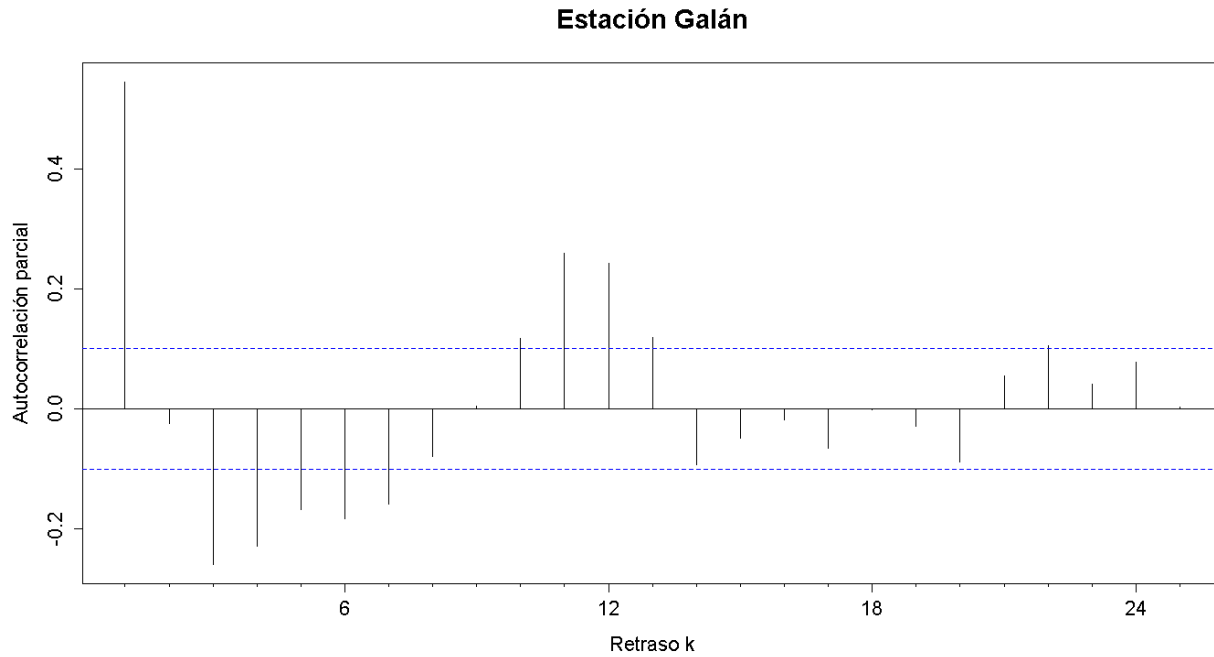


Figura G. 276. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Galán

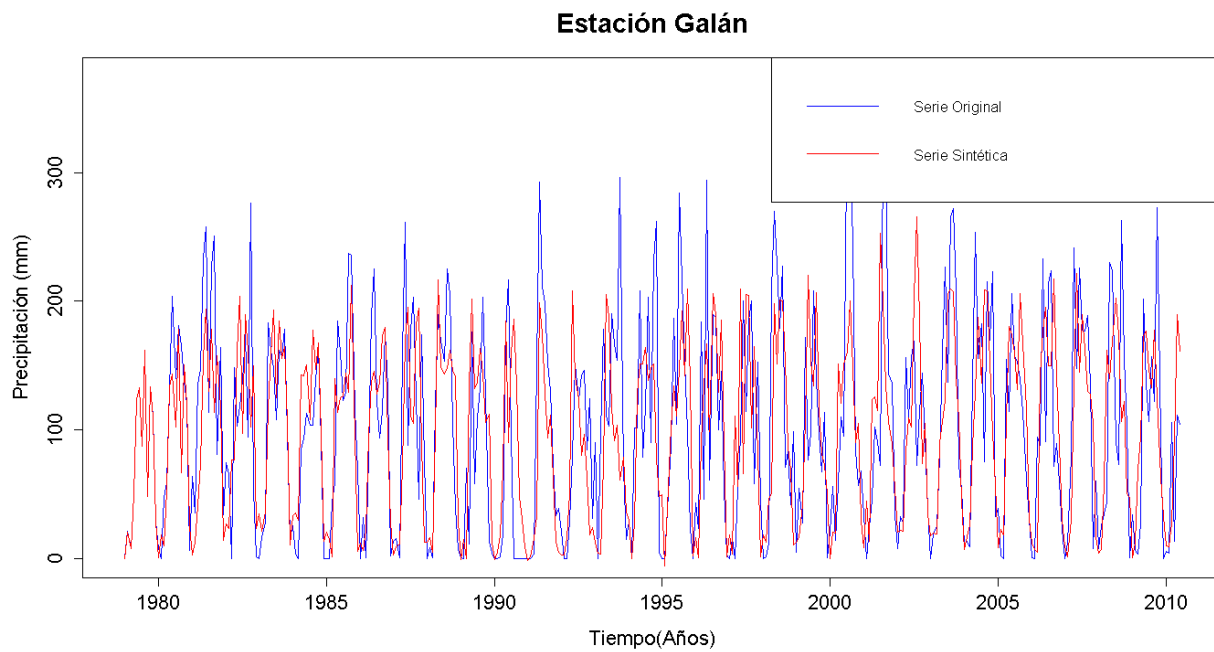


Figura G. 277. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Galán

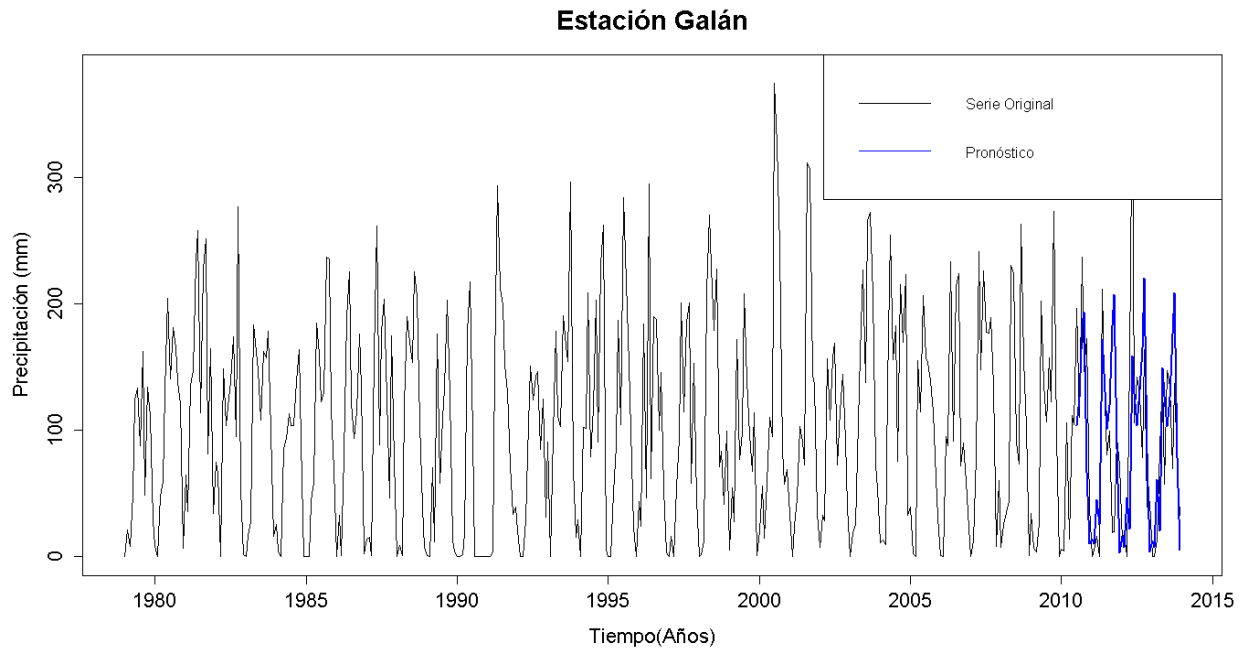


Figura G. 278. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Galán

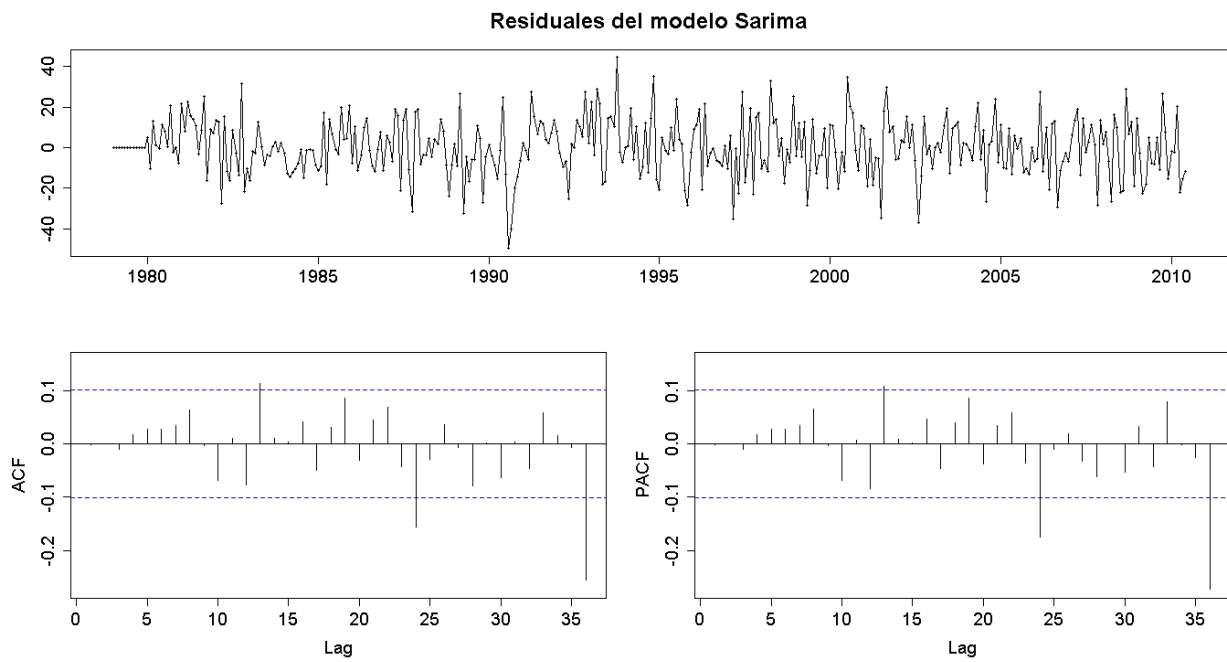


Figura G. 279. Residuales del modelo SARIMA de la estación Galán

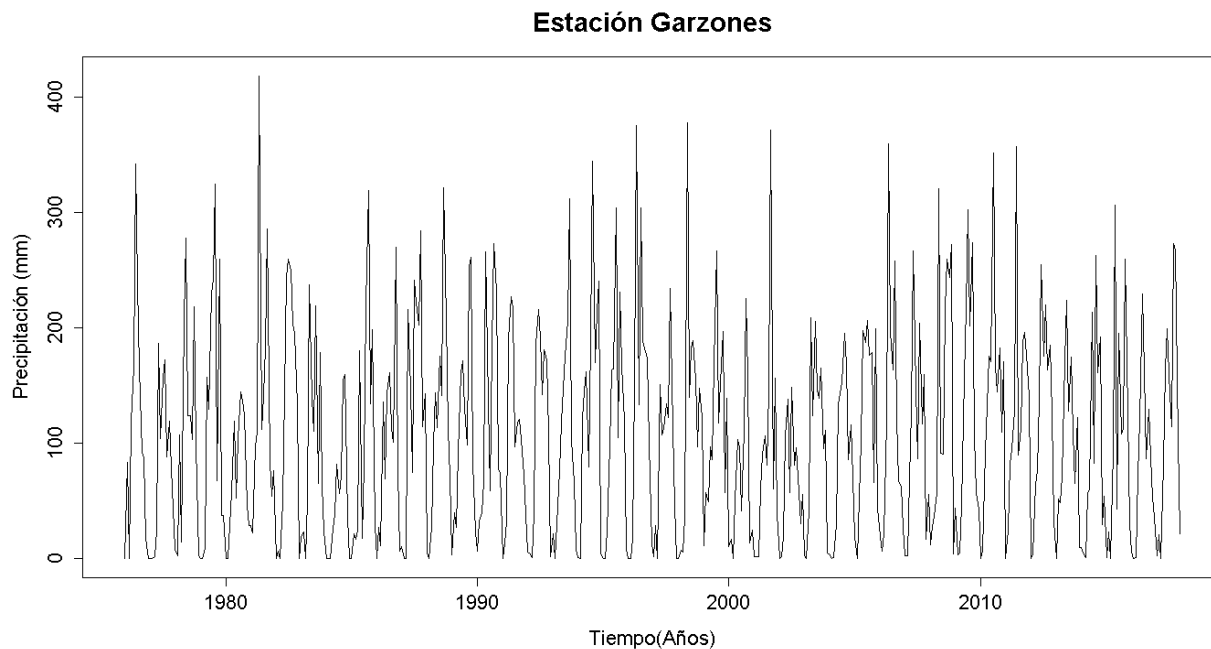


Figura G. 280. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Garzones

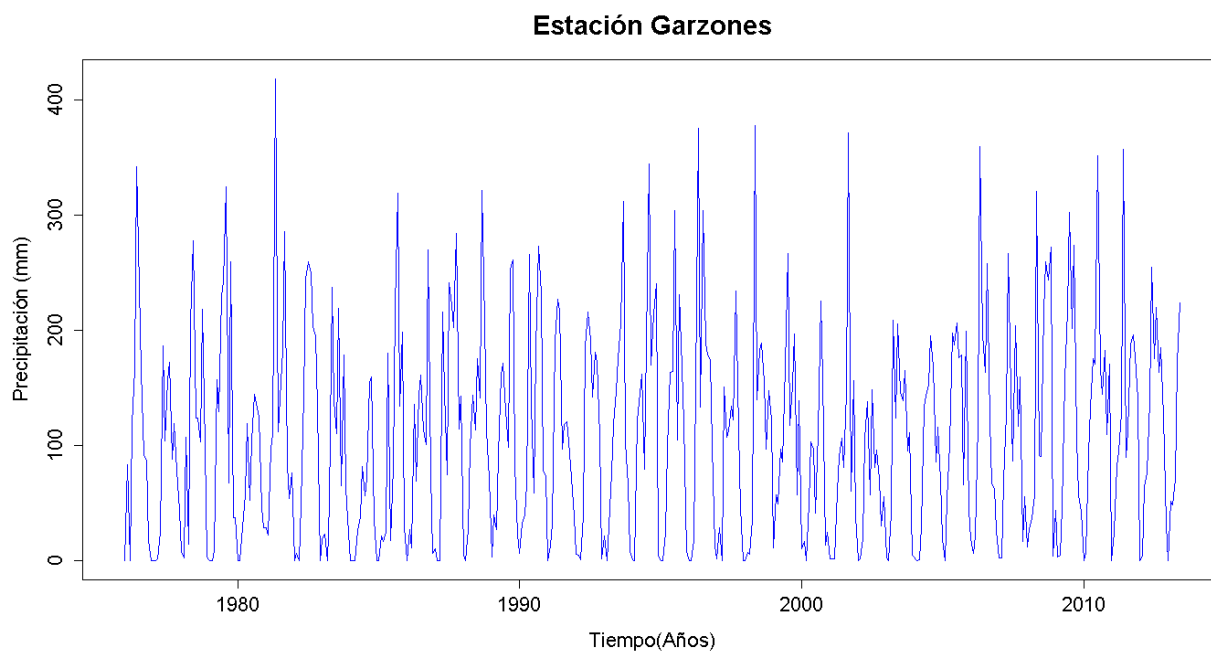


Figura G. 281. Vector de calibración de la estación Garzones

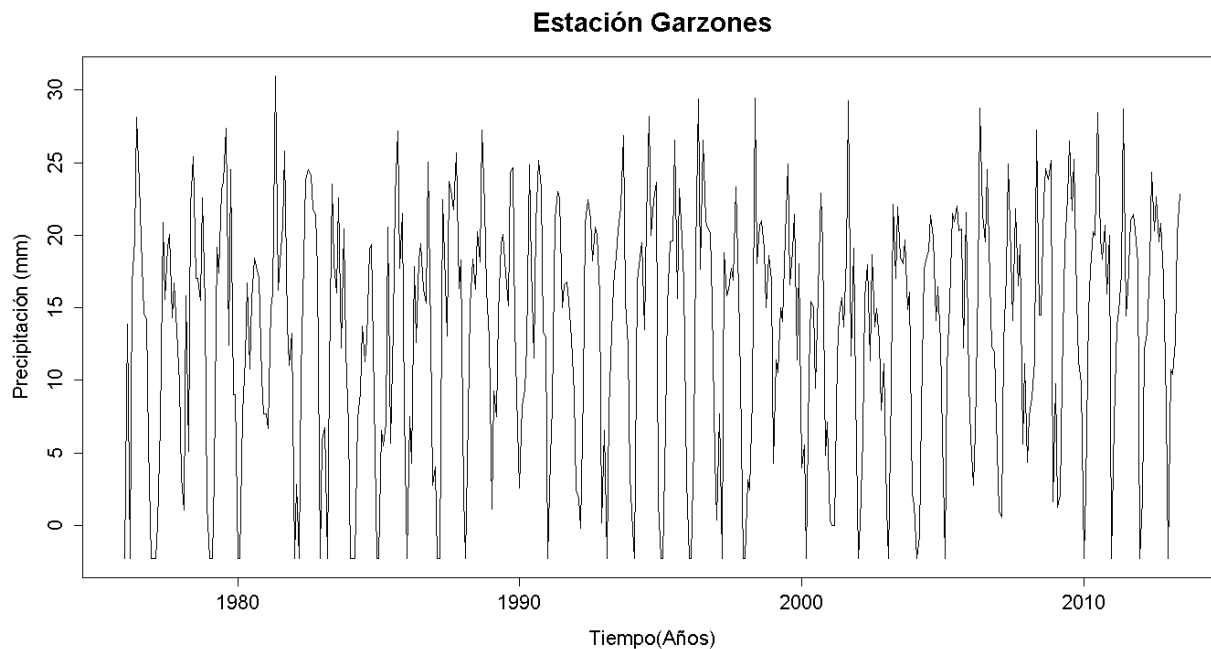


Figura G. 282. Vector de calibración de la estación Garzones transformado usando Box-Cox

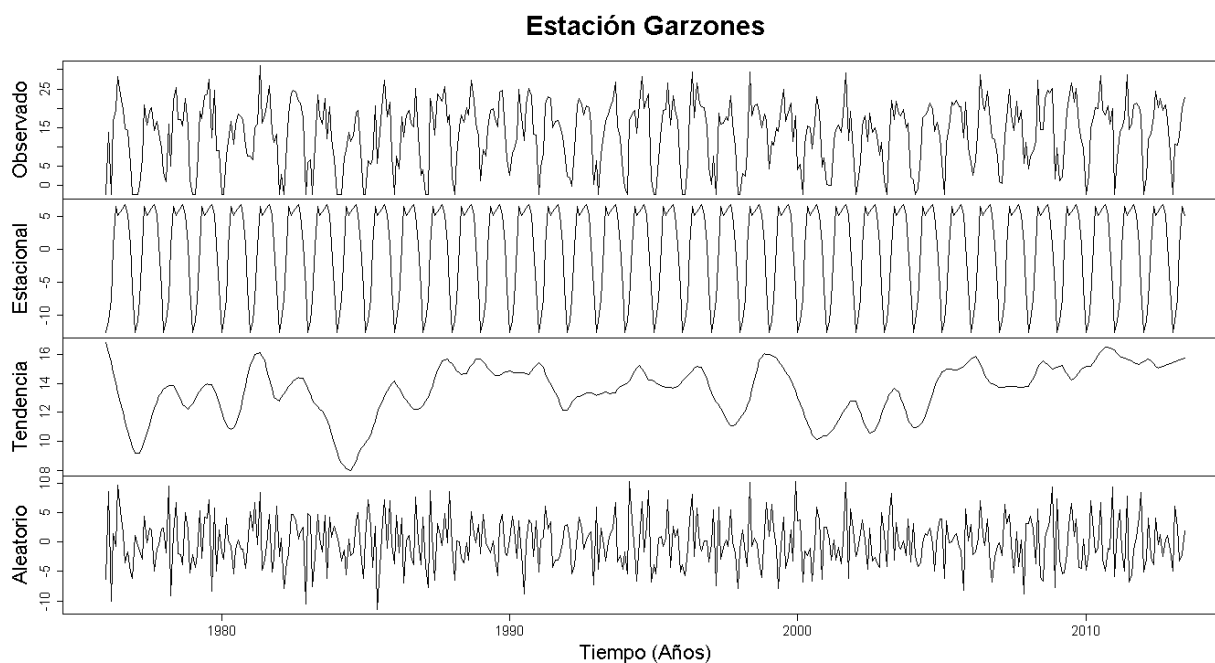


Figura G. 283. Descomposición de la serie transformada de la estación Garzones

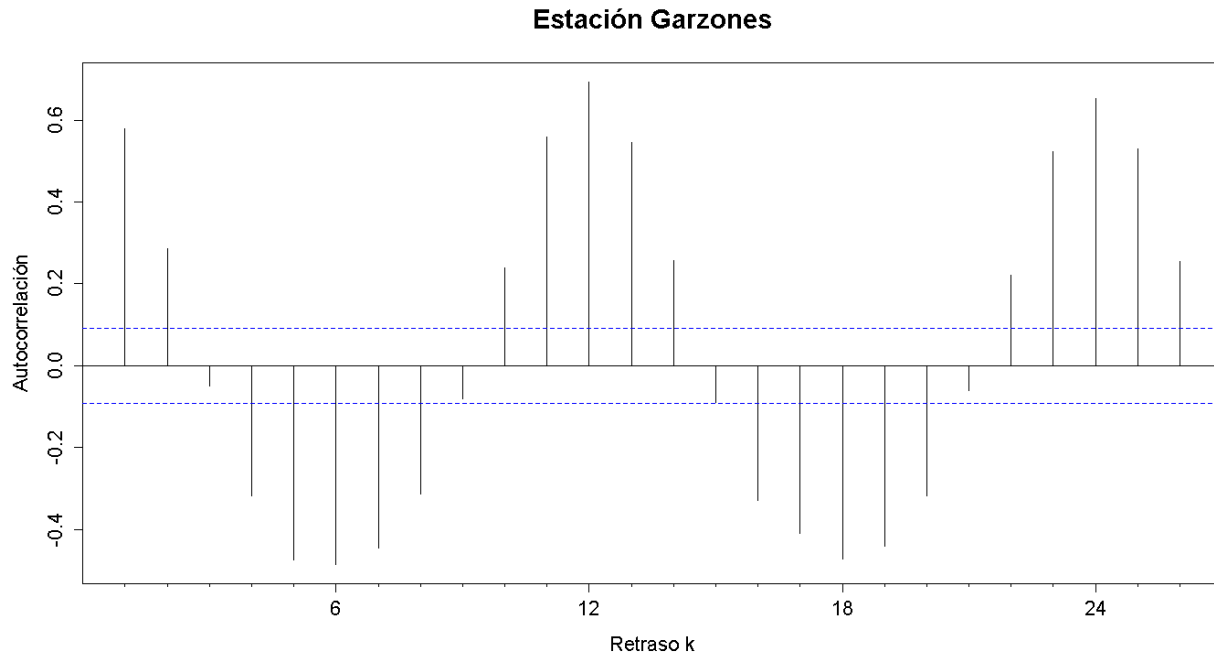


Figura G. 284. Autocorrelograma de la serie de la estación Garzones

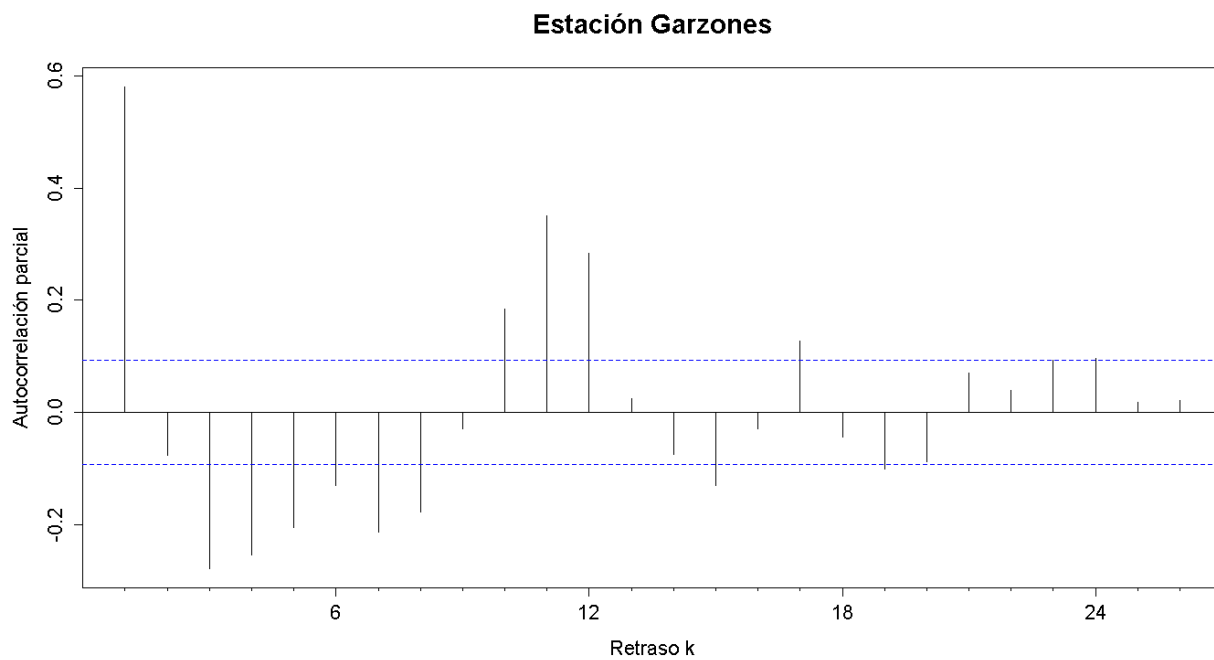


Figura G. 285. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Garzones

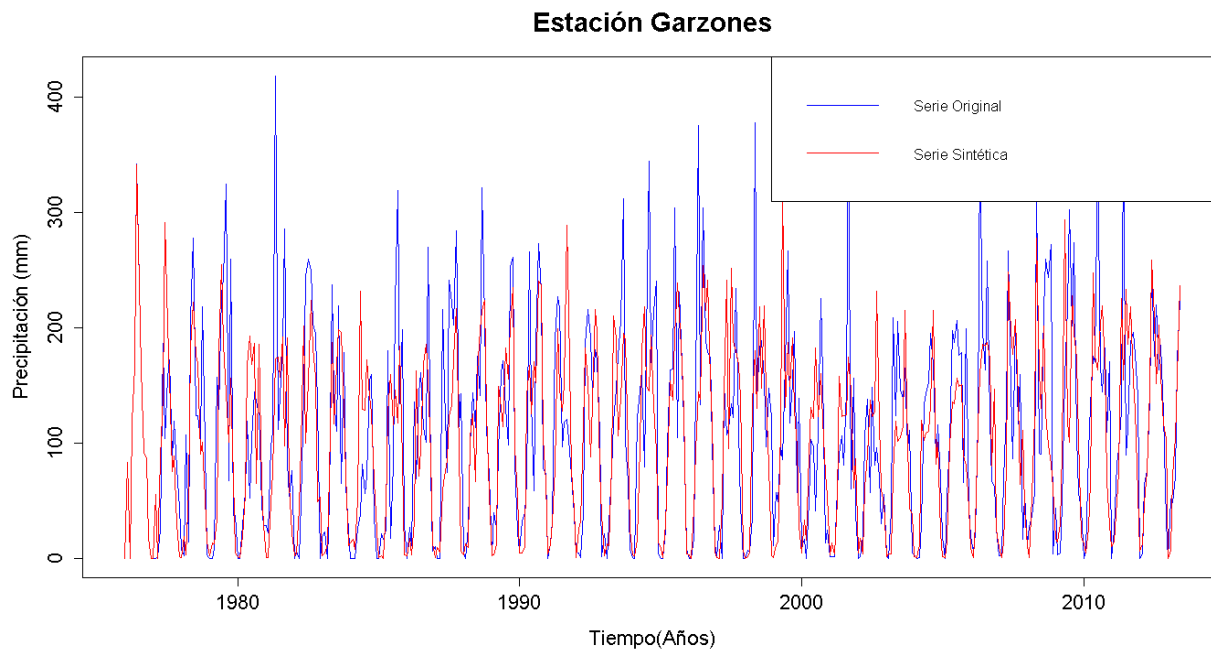


Figura G. 286. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Garzones

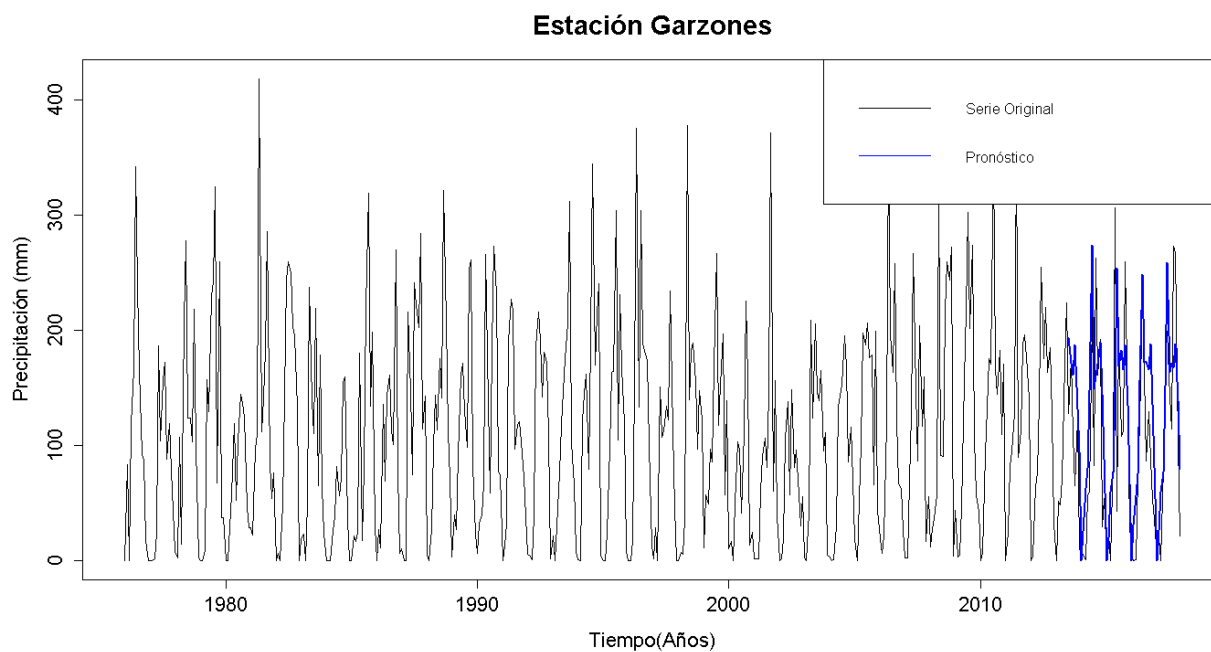


Figura G. 287. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Garzones

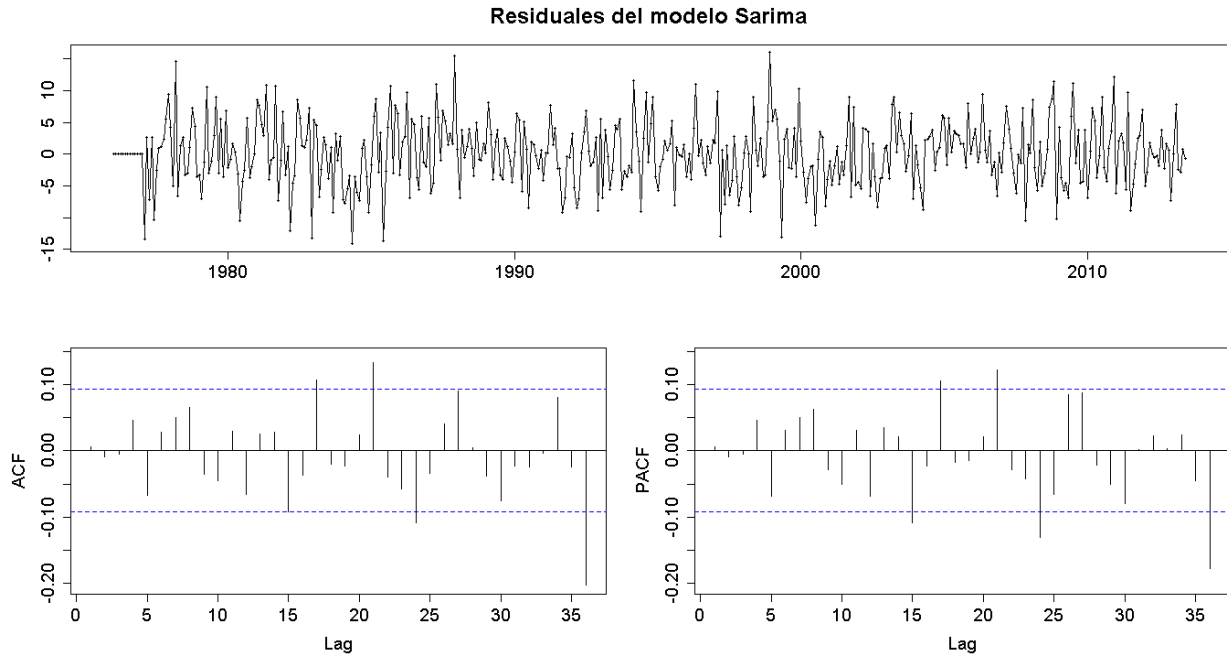


Figura G. 288. Residuales del modelo SARIMA de la estación Garzones

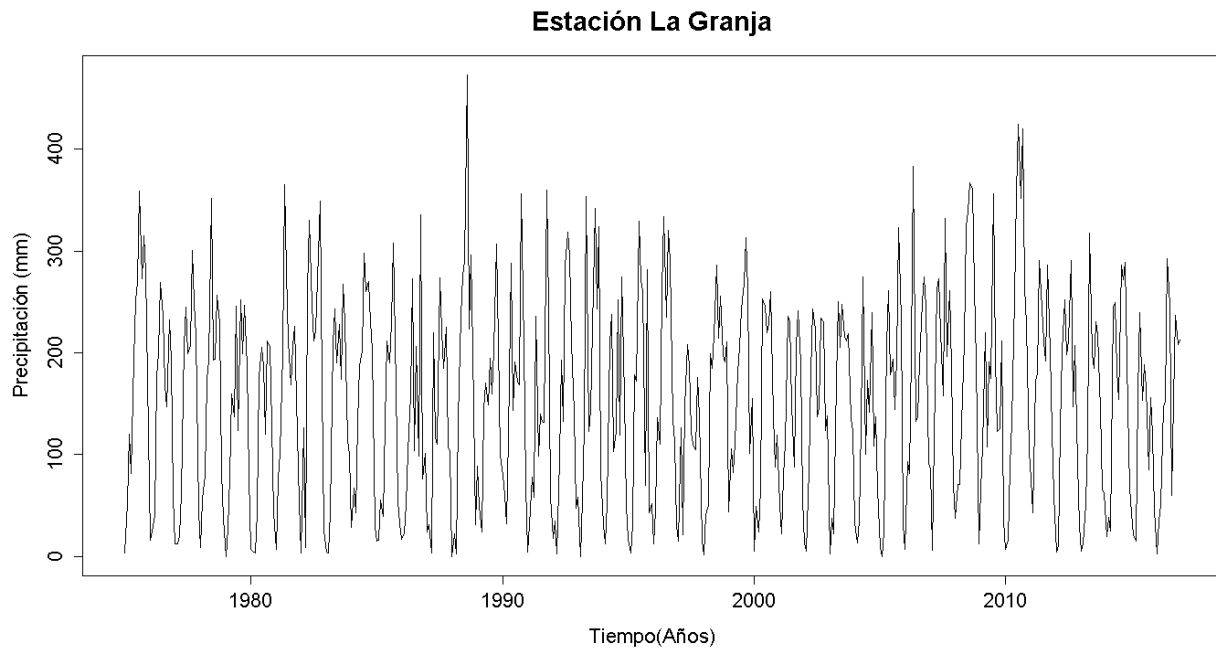


Figura G. 289. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación La Granja

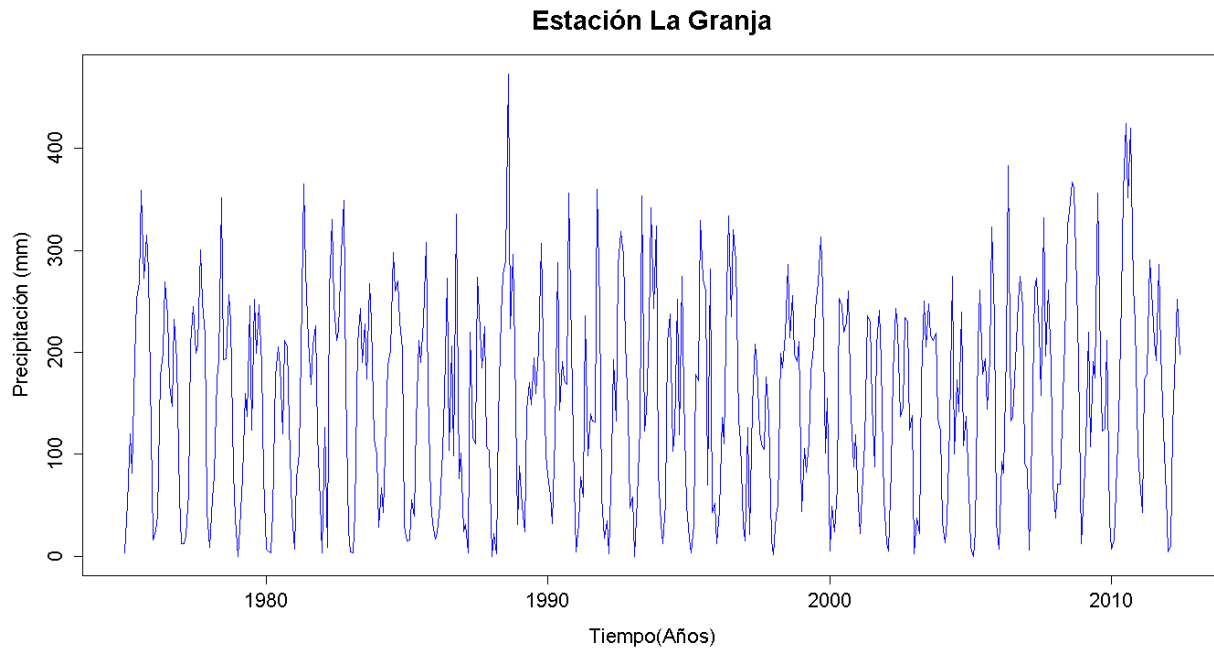


Figura G. 290. Vector de calibración de la estación La Granja

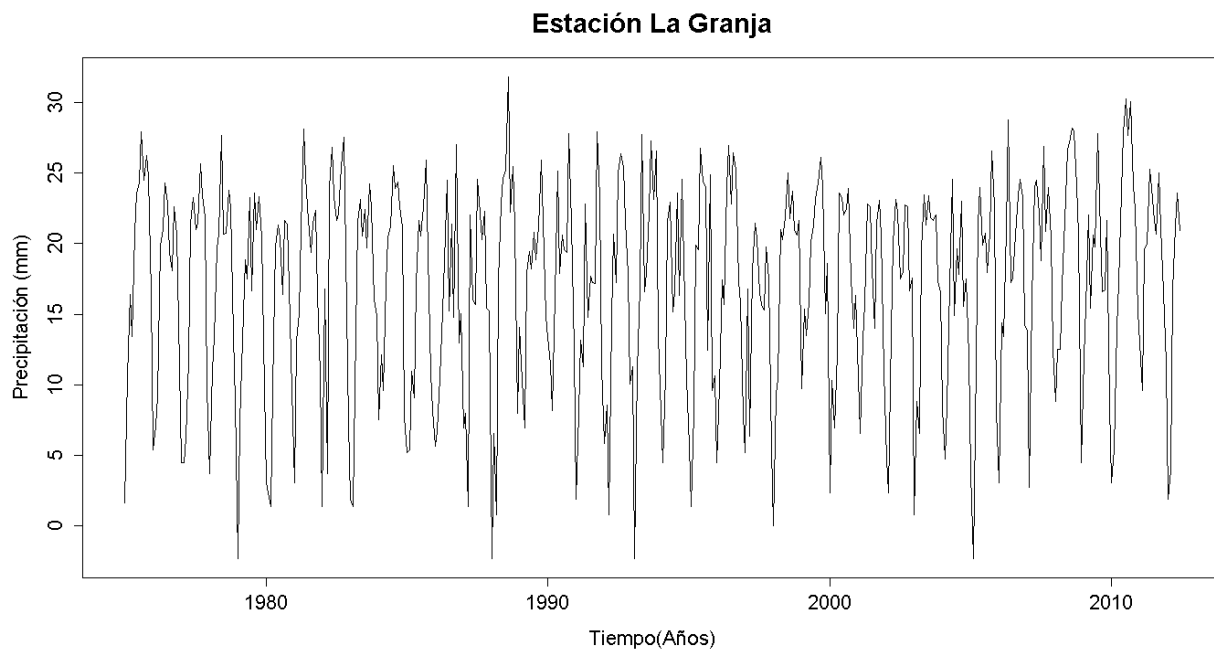


Figura G. 291. Vector de calibración de la estación La Granja transformado usando Box-Cox

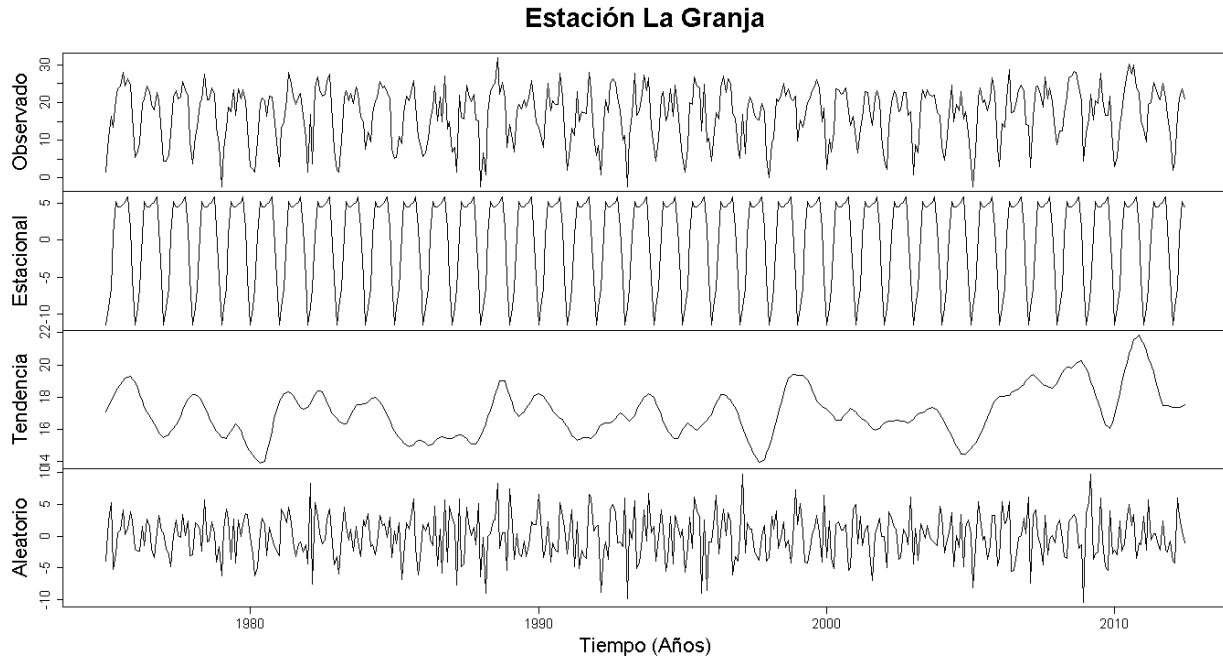


Figura G. 292. Descomposición de la serie transformada de la estación La Granja

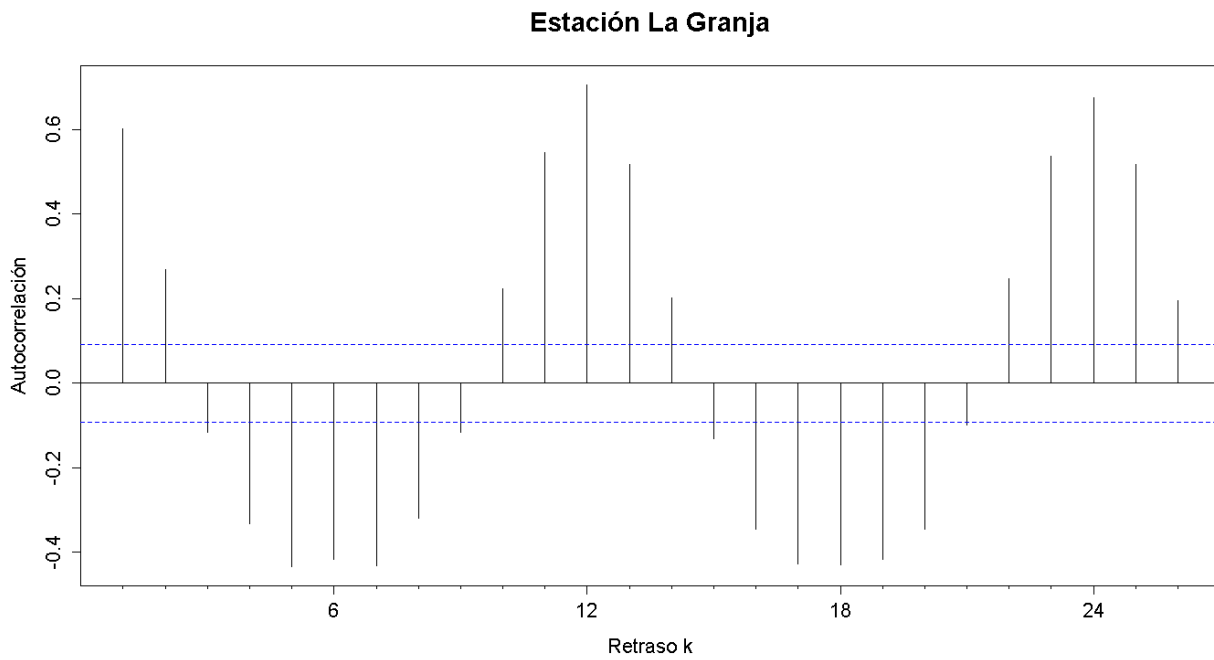


Figura G. 293. Autocorrelograma de la serie de la estación La Granja

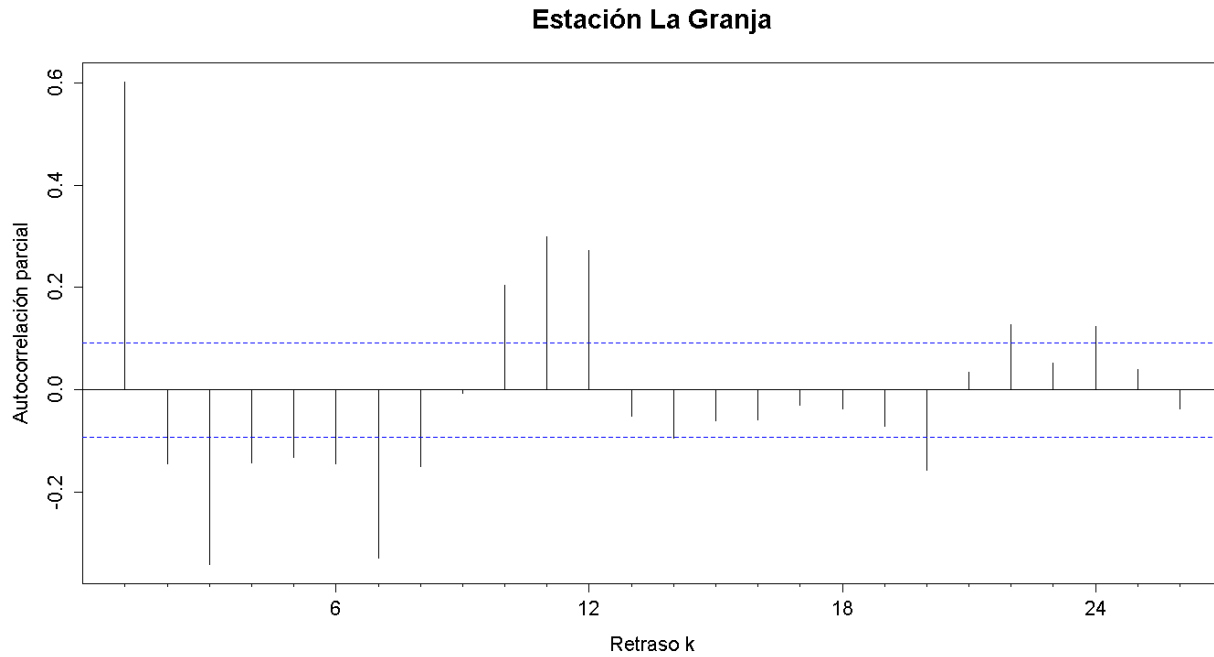


Figura G. 294. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación La Granja

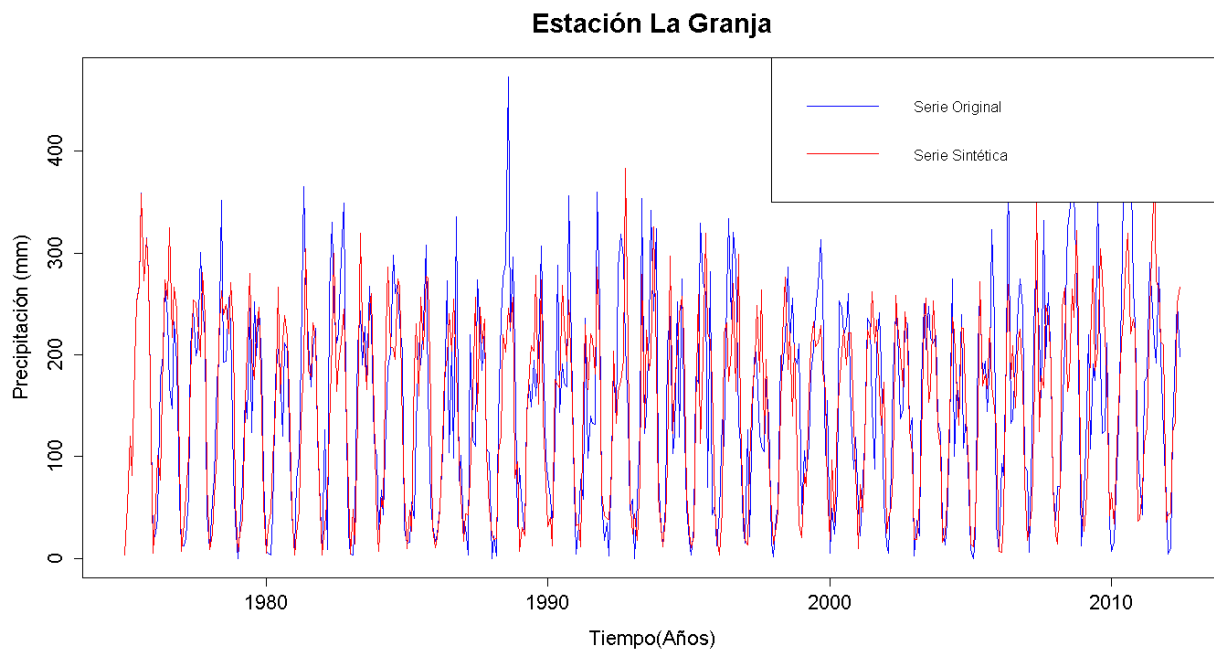


Figura G. 295. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación La Granja

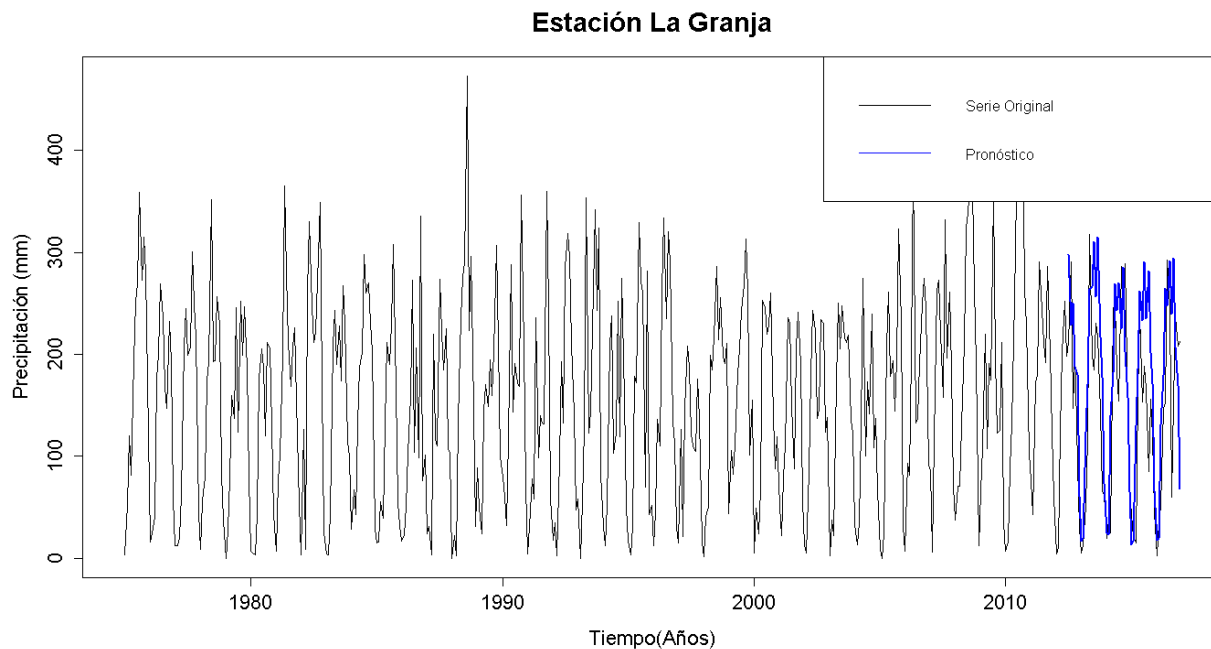


Figura G. 296. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación La Granja

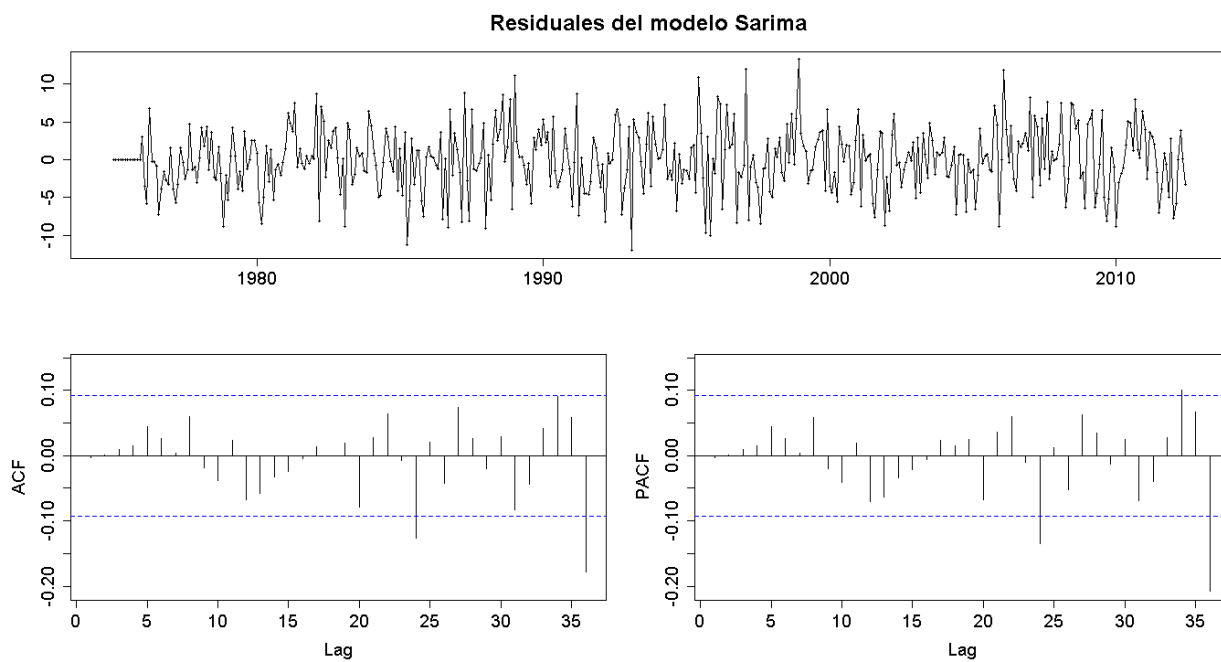


Figura G. 297. Residuales del modelo SARIMA de la estación La Granja

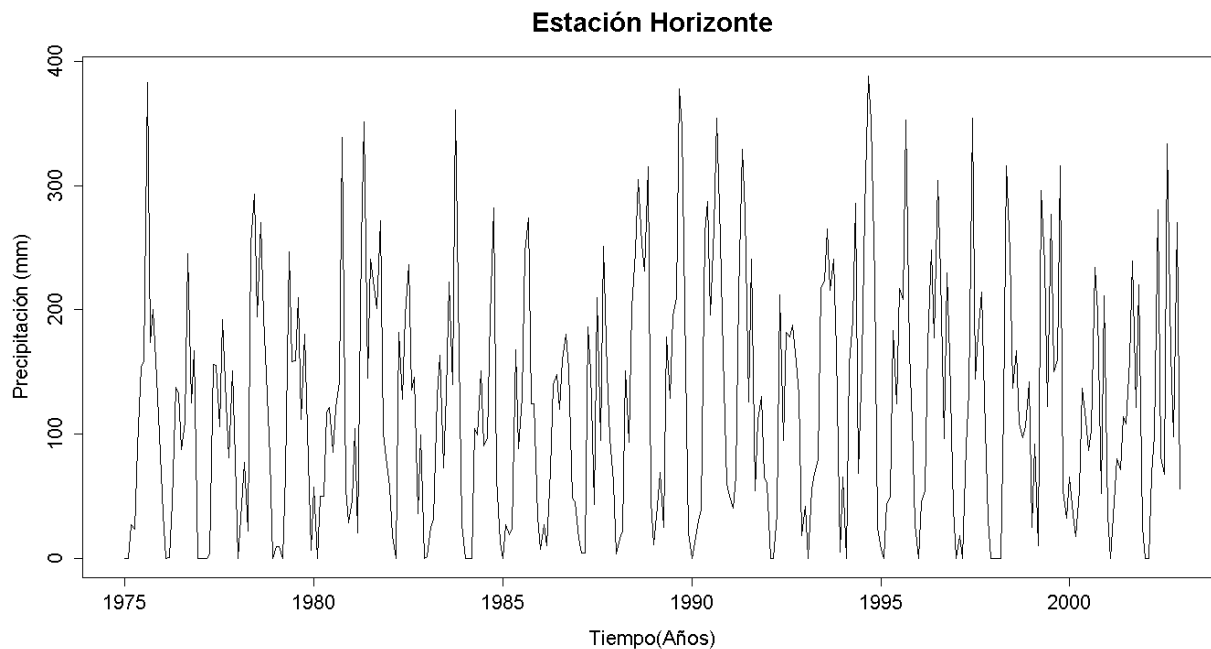


Figura G. 298. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Horizonte

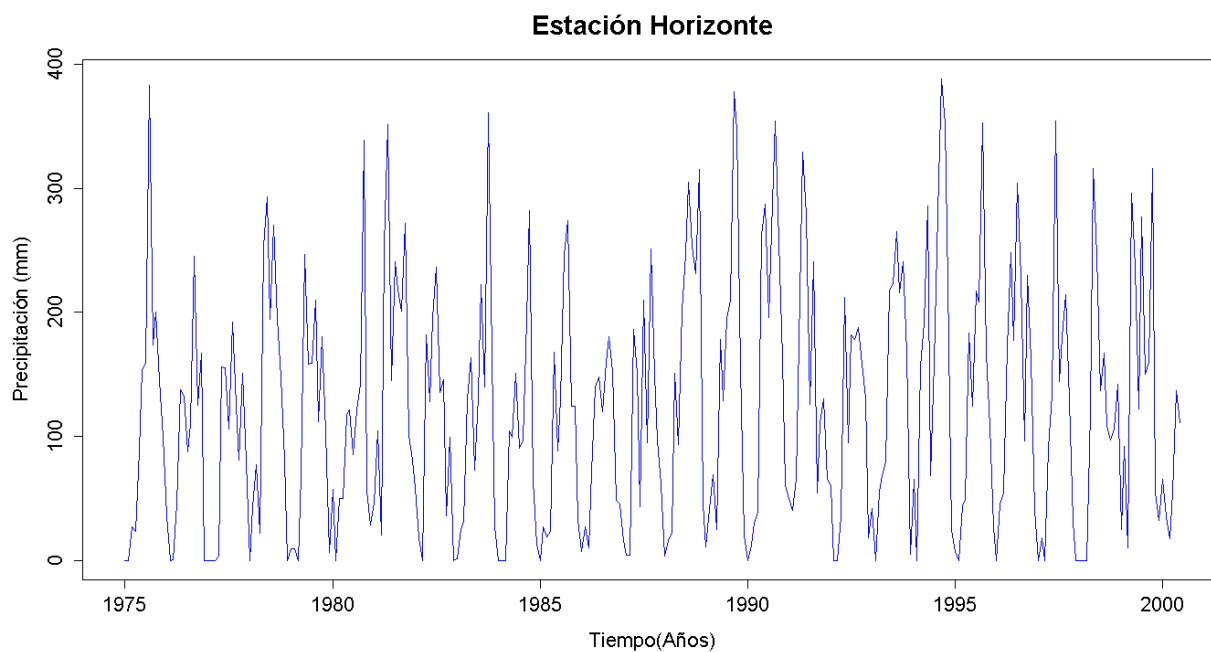


Figura G. 299. Vector de calibración de la estación Horizonte

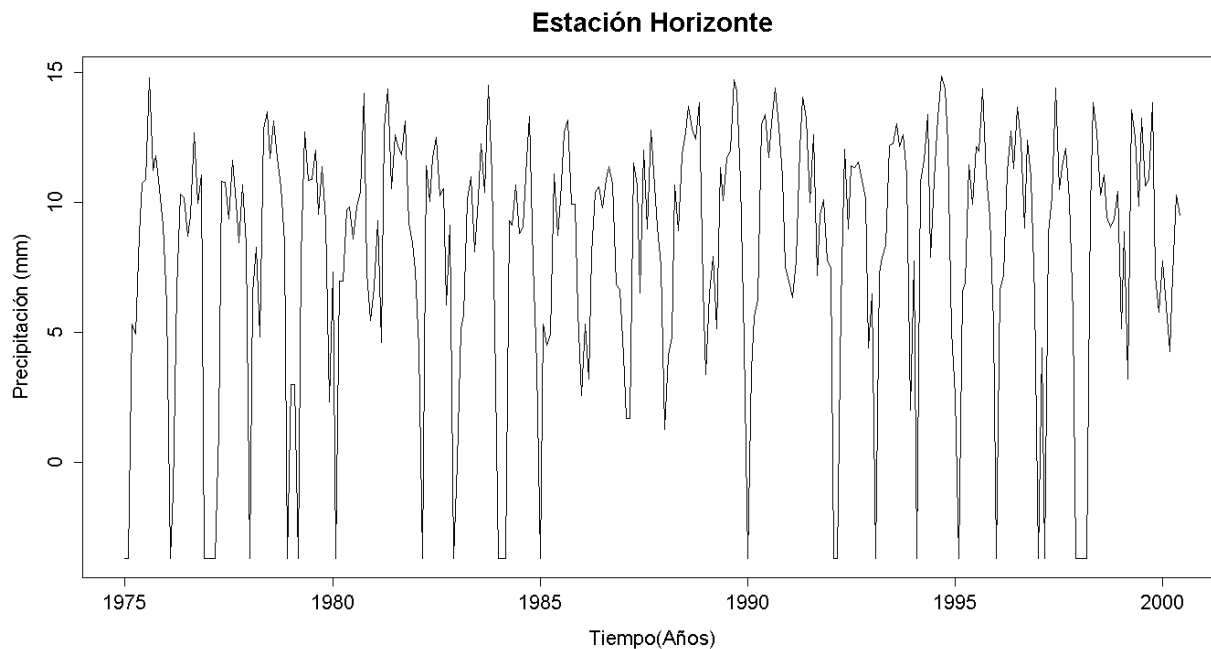


Figura G. 300. Vector de calibración de la estación Horizonte transformado usando Box-Cox

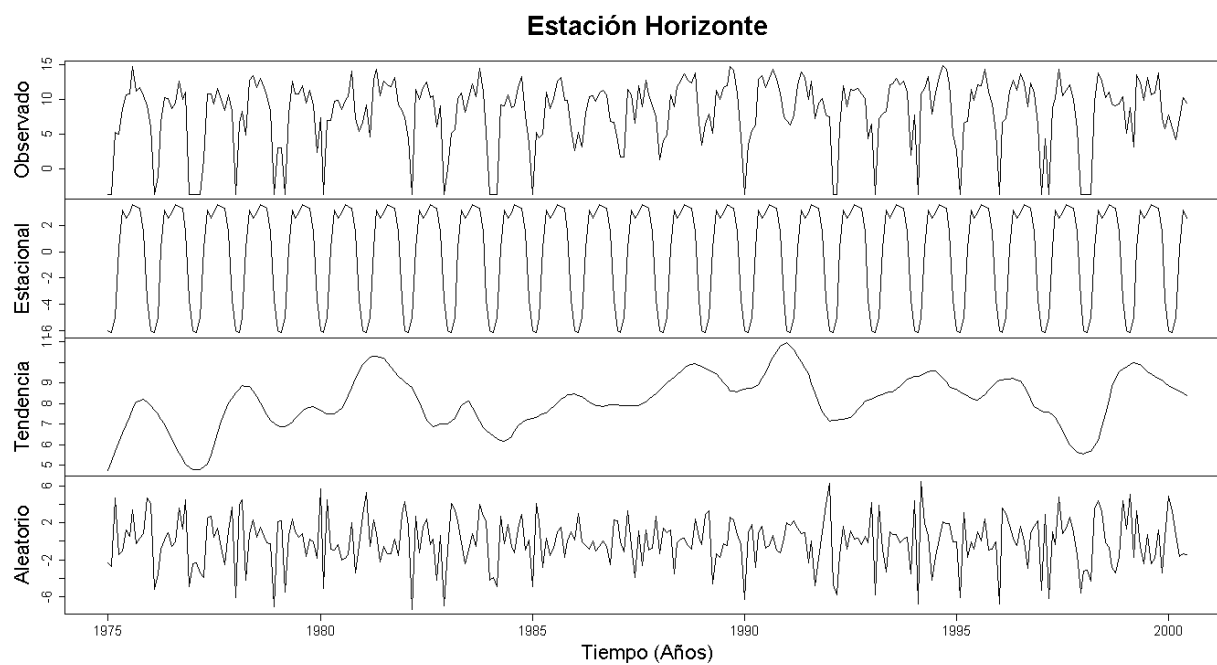


Figura G. 301. Descomposición de la serie transformada de la estación Horizonte

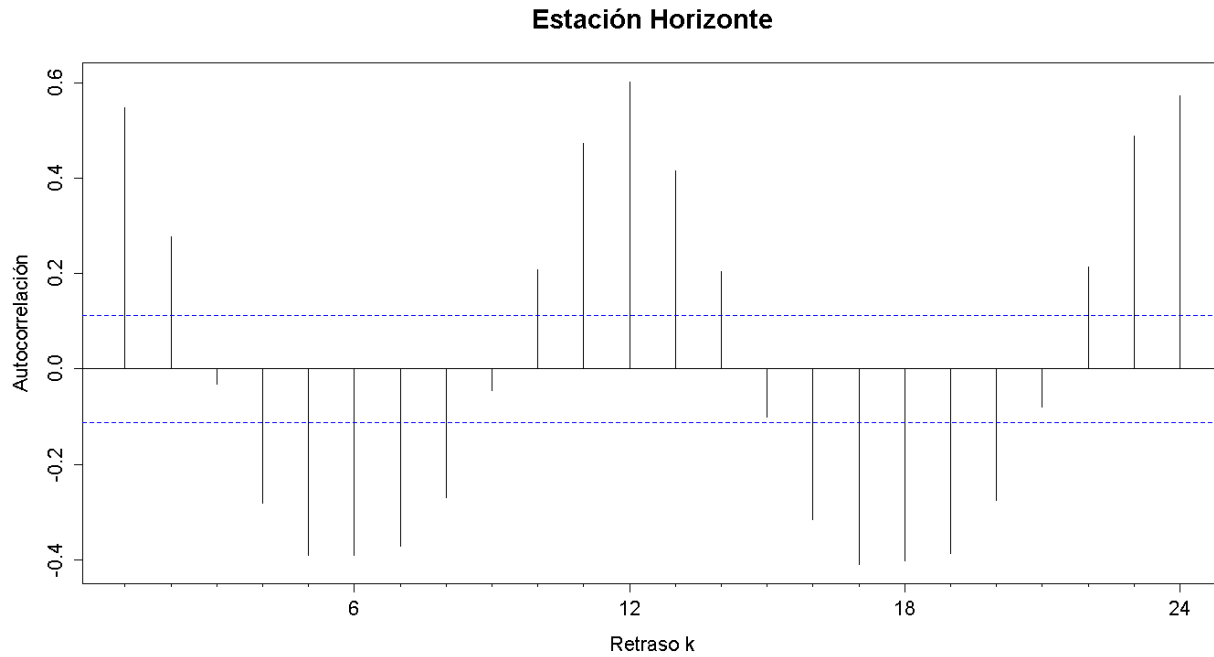


Figura G. 302. Autocorrelograma de la serie de la estación Horizonte

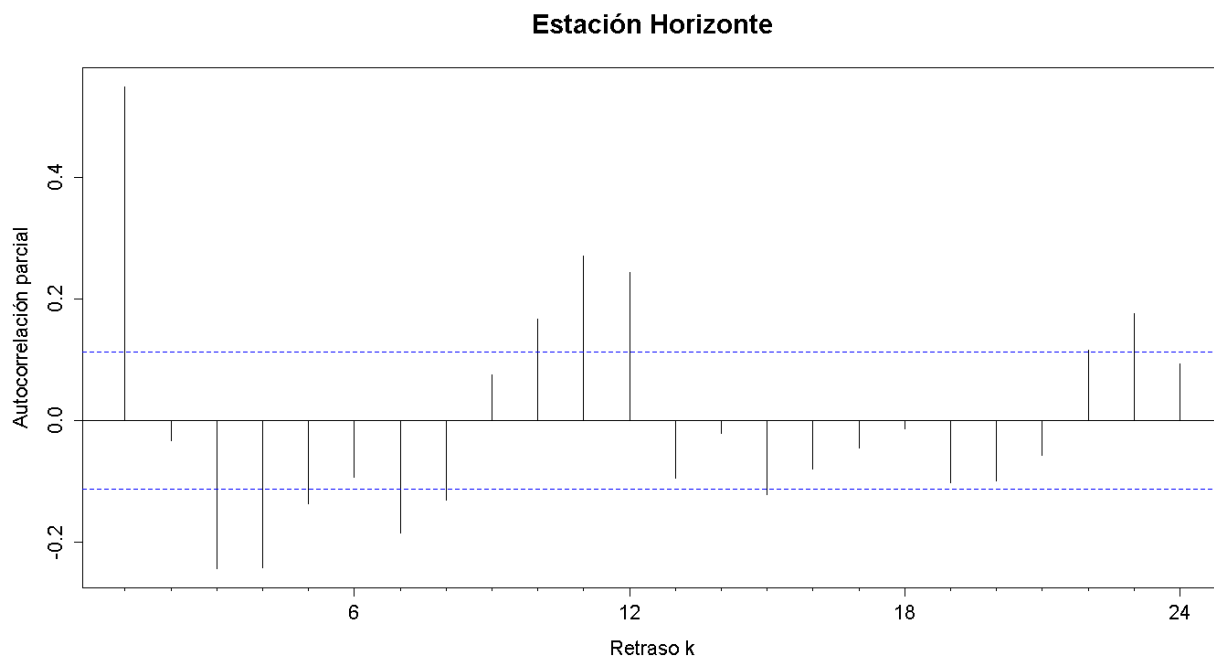


Figura G. 303. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Horizonte

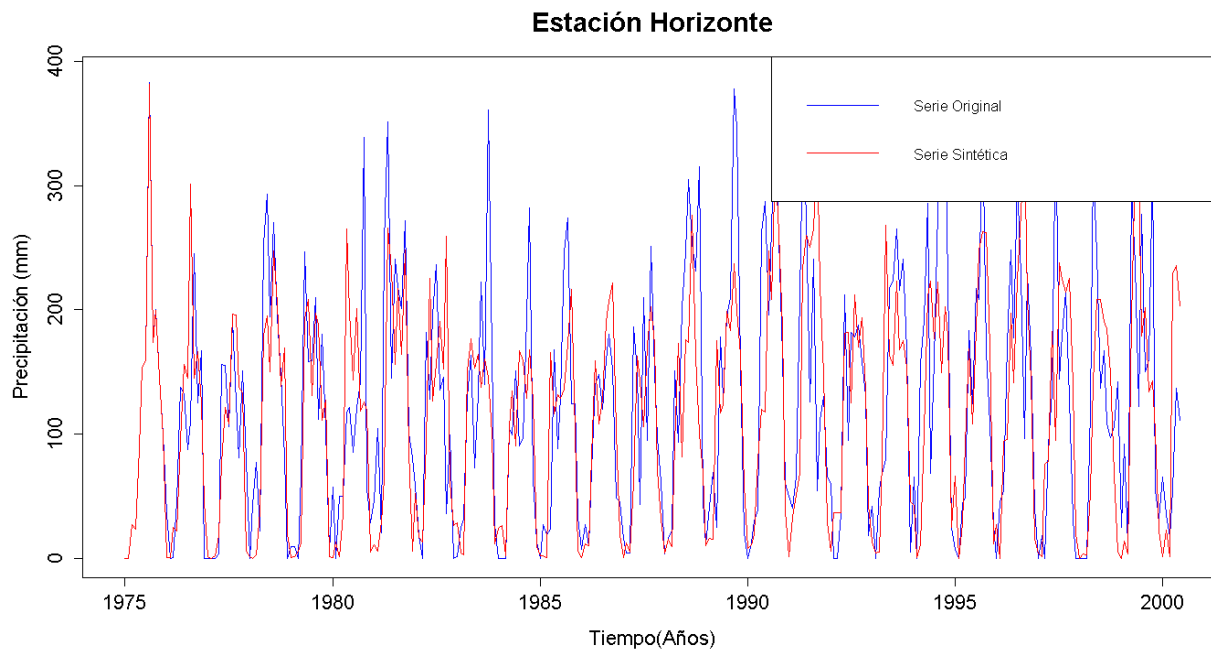


Figura G. 304. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Horizonte

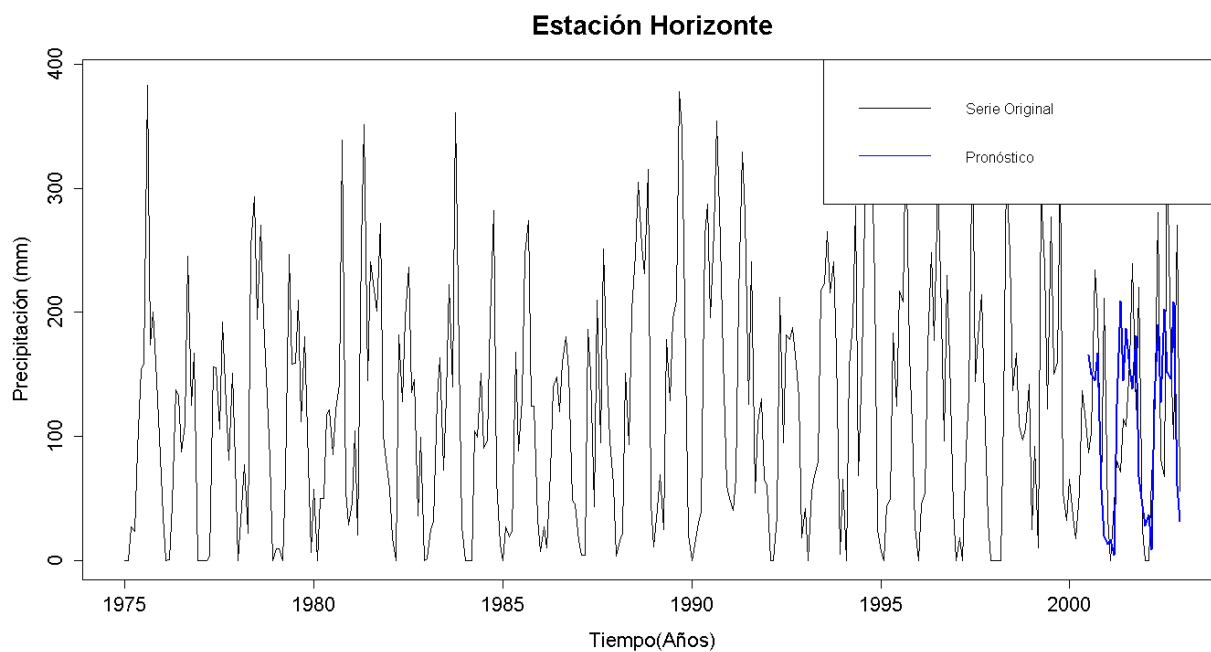


Figura G. 305. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Horizonte

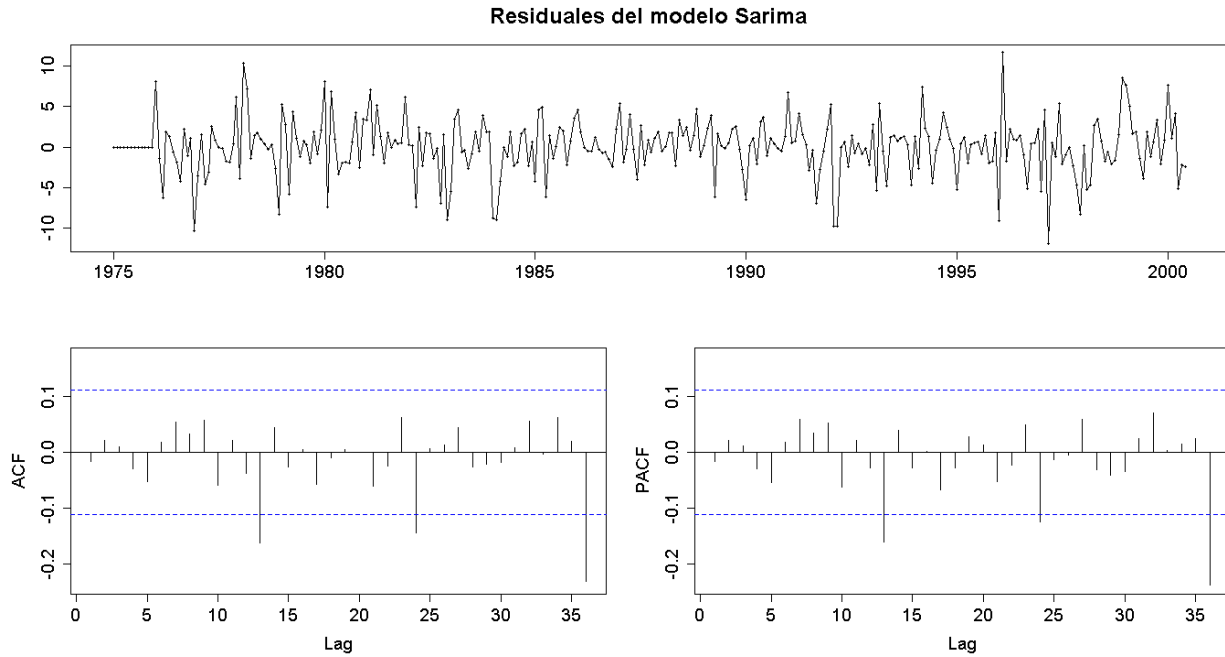


Figura G. 306. Residuales del modelo SARIMA de la estación Horizonte

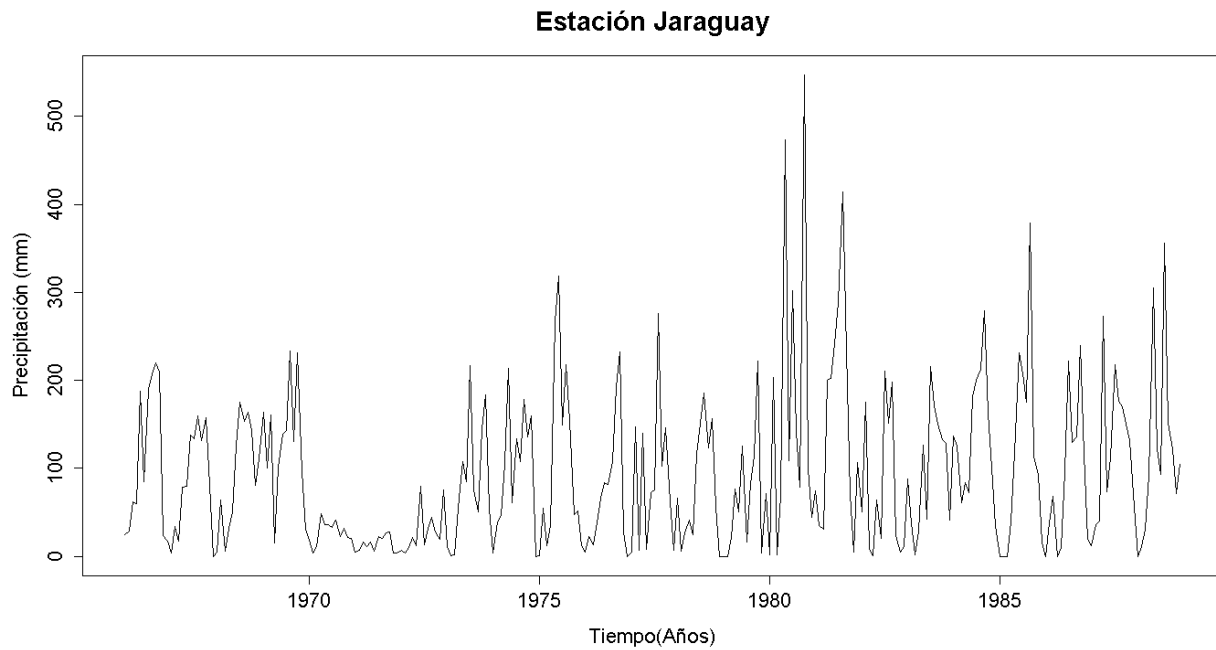


Figura G. 307. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Jaraguay

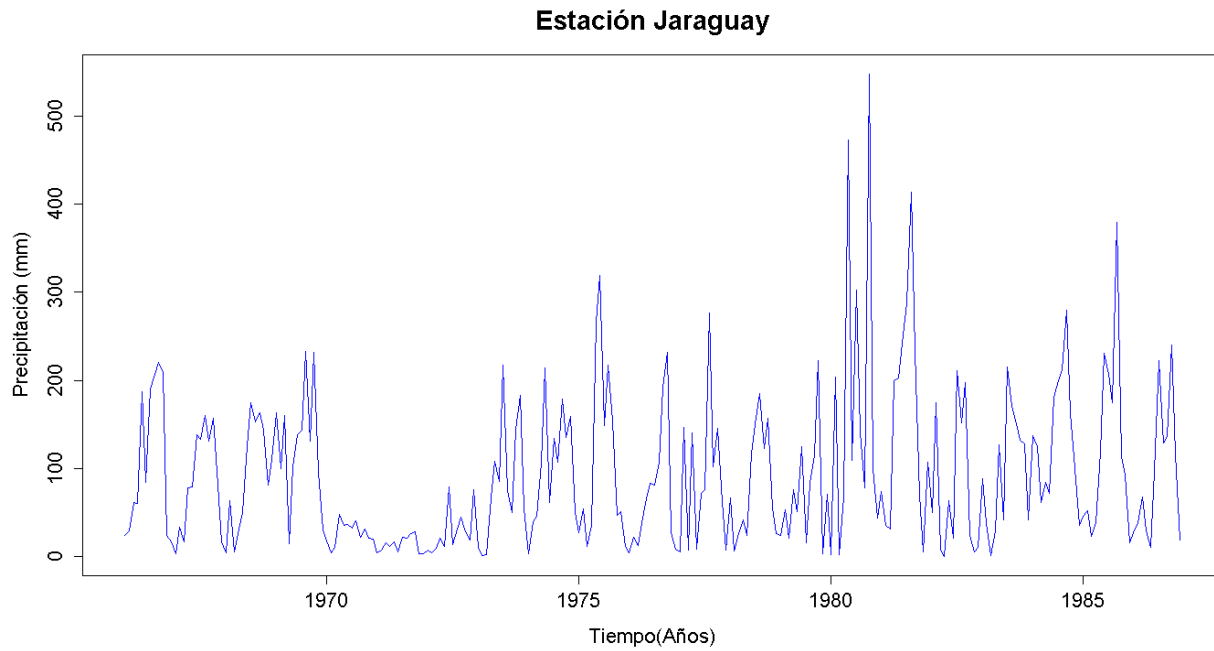


Figura G. 308. Vector de calibración de la estación Jaraguay

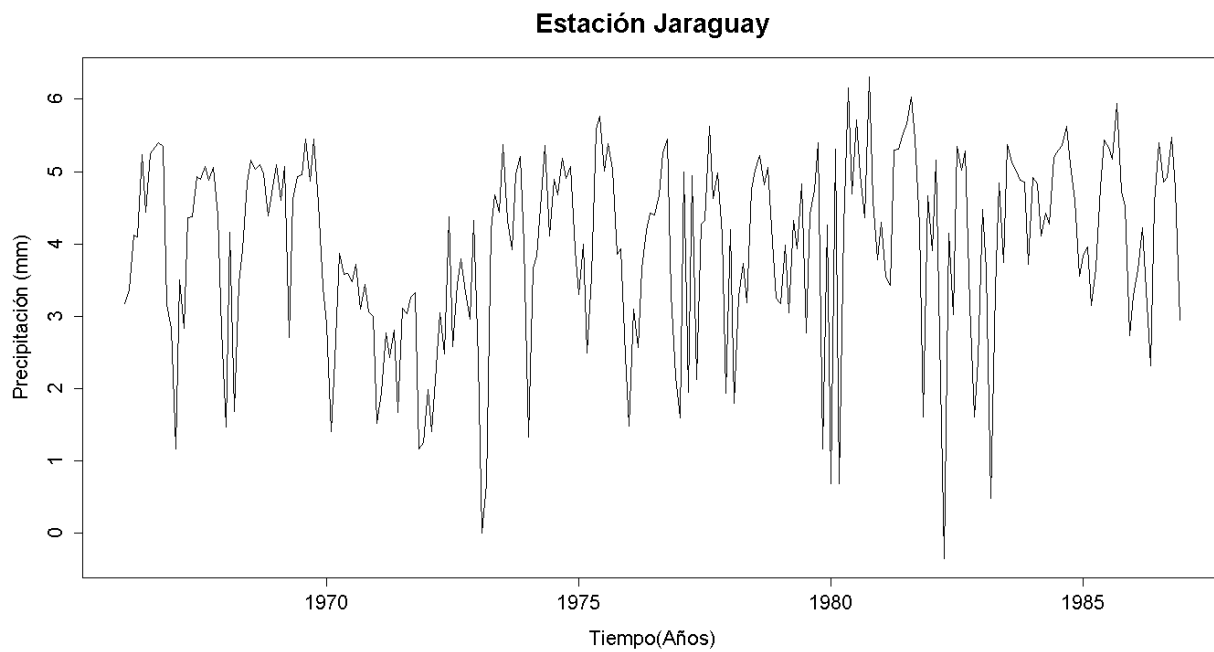


Figura G. 309. Vector de calibración de la estación Jaraguay transformado usando Box-Cox

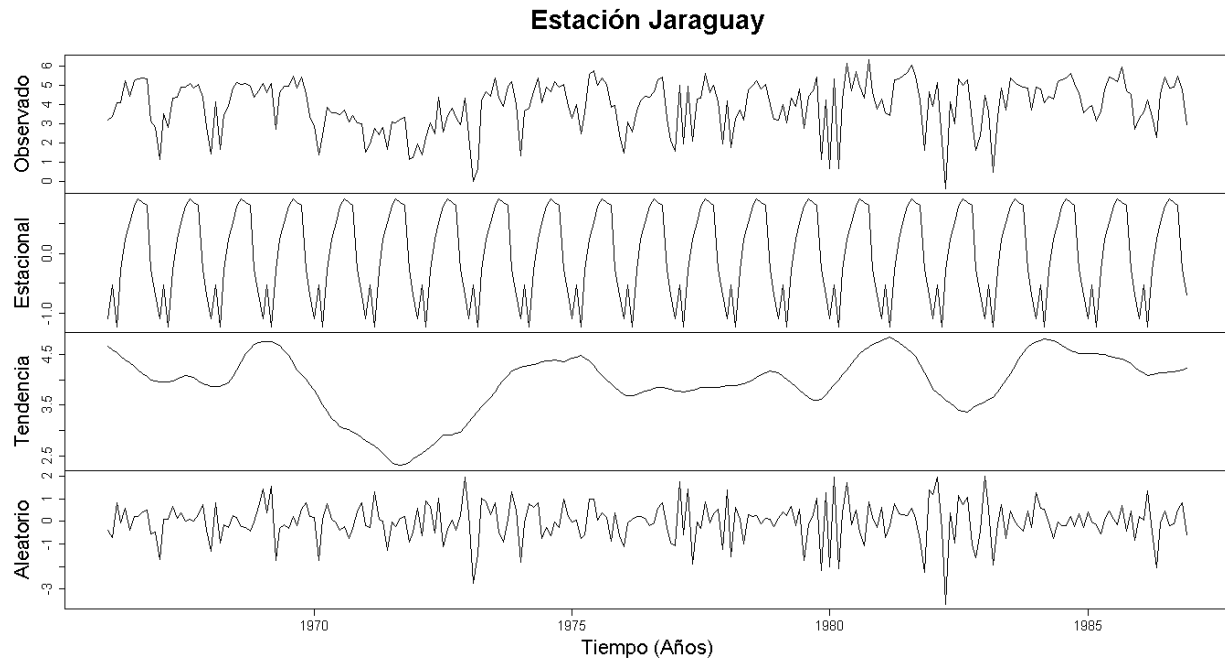


Figura G. 310. Descomposición de la serie transformada de la estación Jaraguay

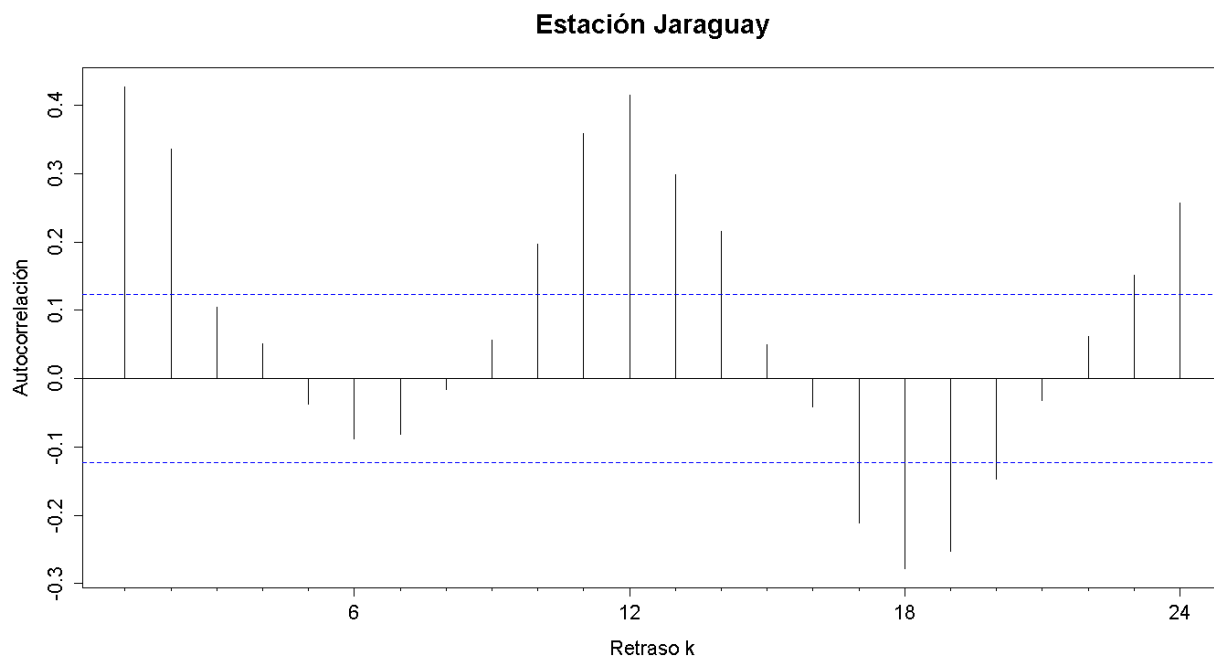


Figura G. 311. Autocorrelograma de la serie de la estación Jaraguay

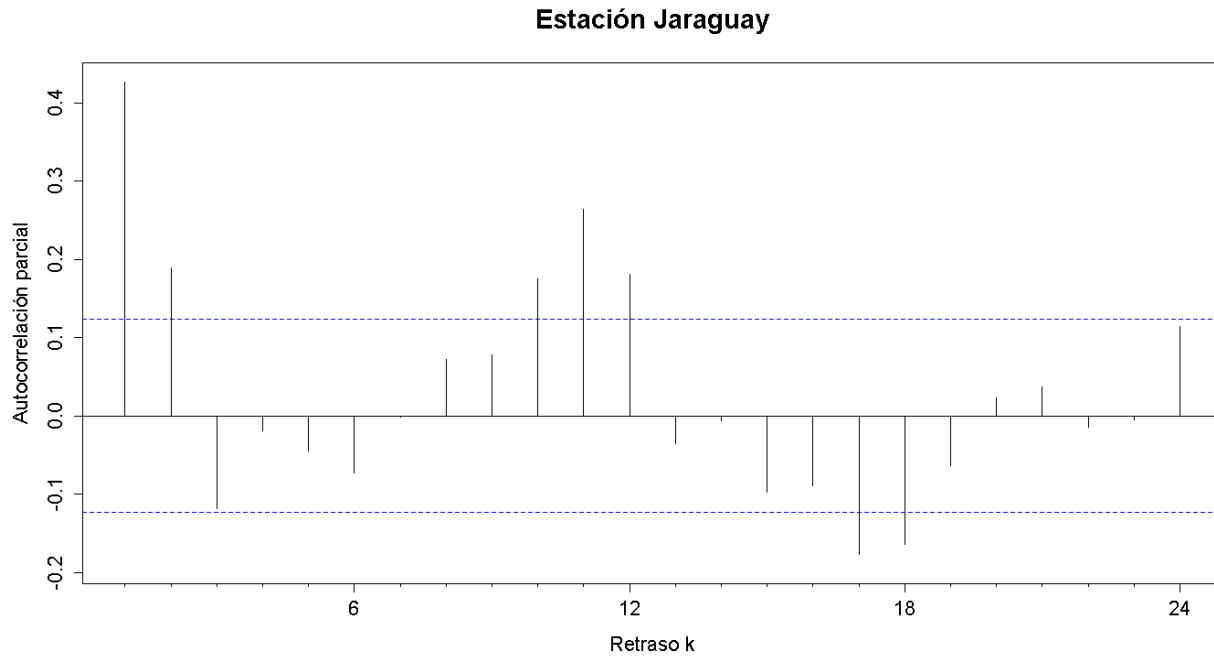


Figura G. 312. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Jaraguay

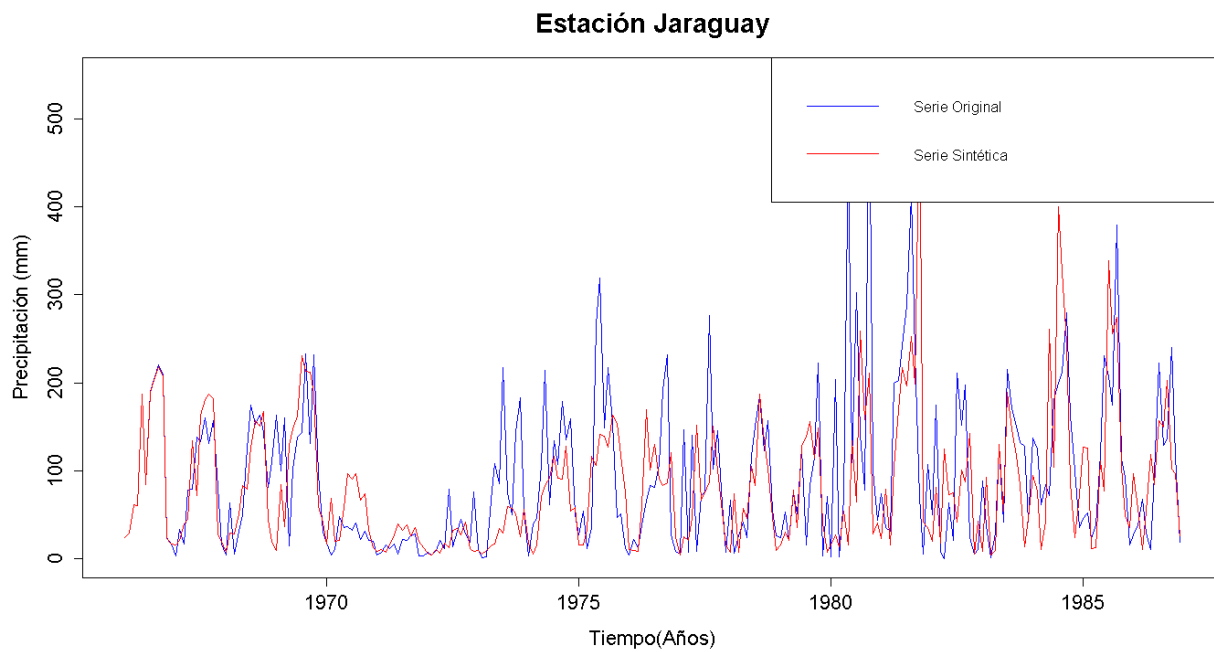


Figura G. 313. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Jaraguay

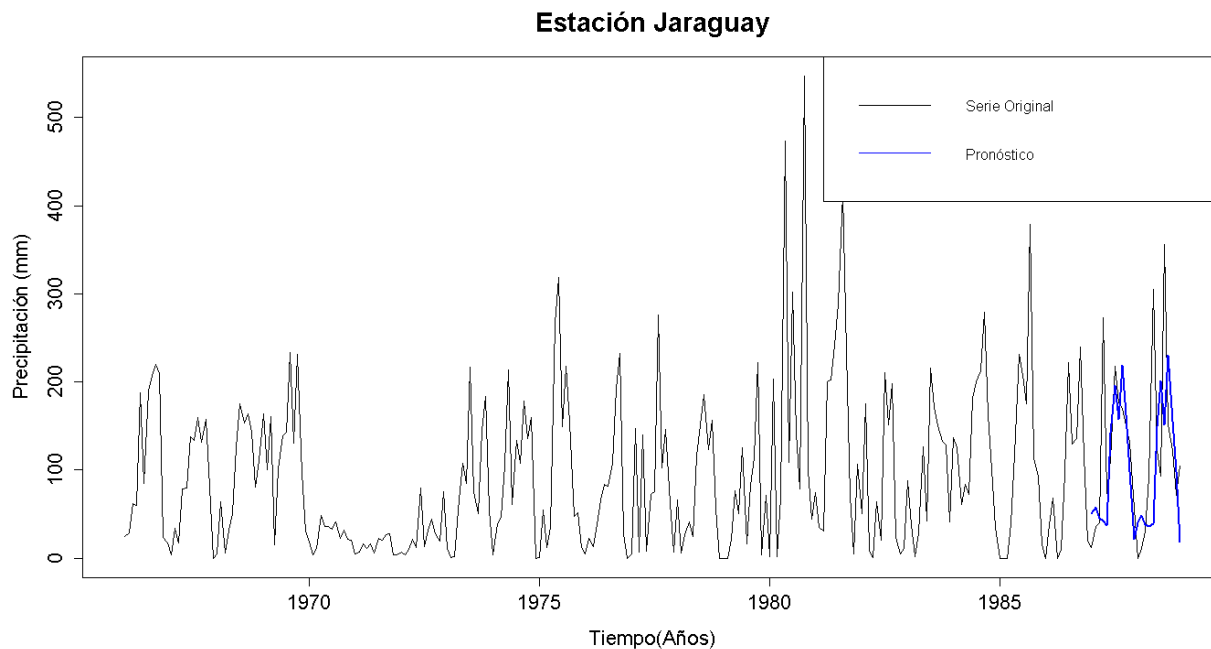


Figura G. 314. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Jaraguay

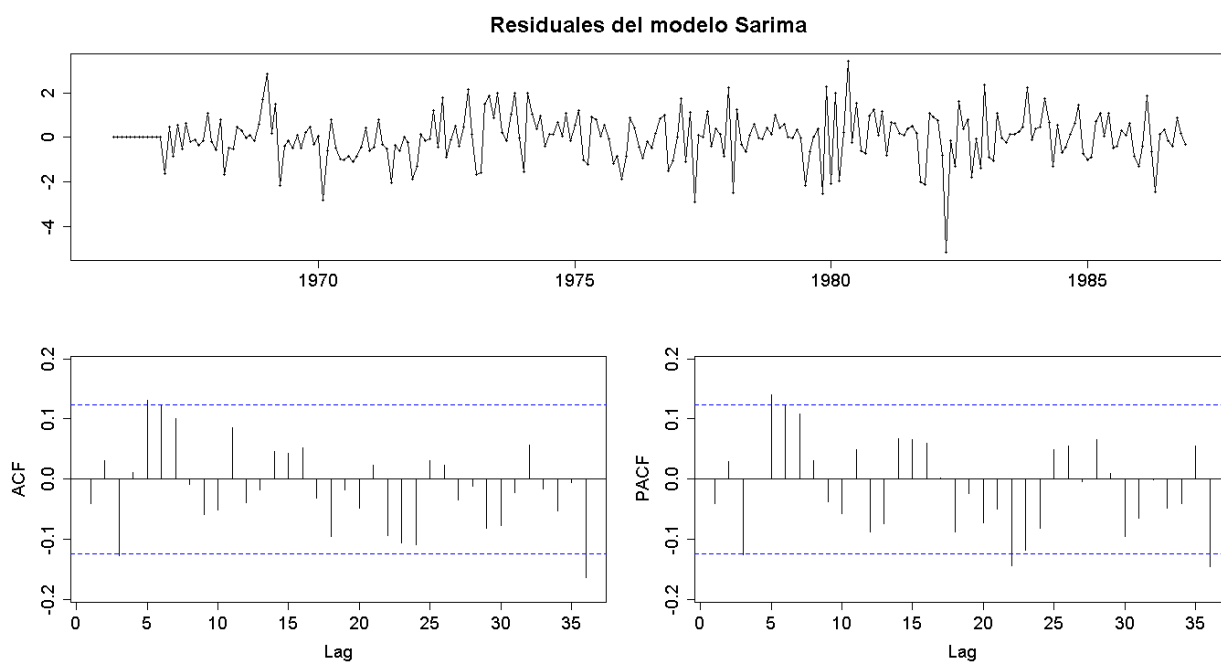


Figura G. 315. Residuales del modelo SARIMA de la estación Jaraguay

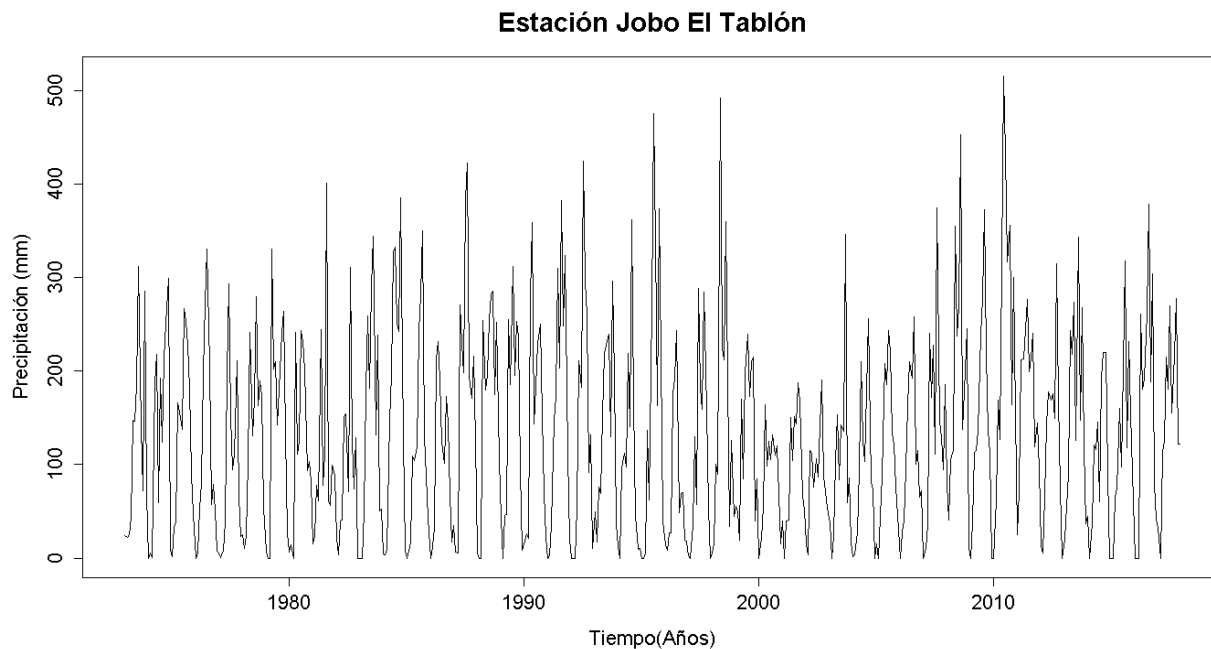


Figura G. 316. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Jobo El Tablón

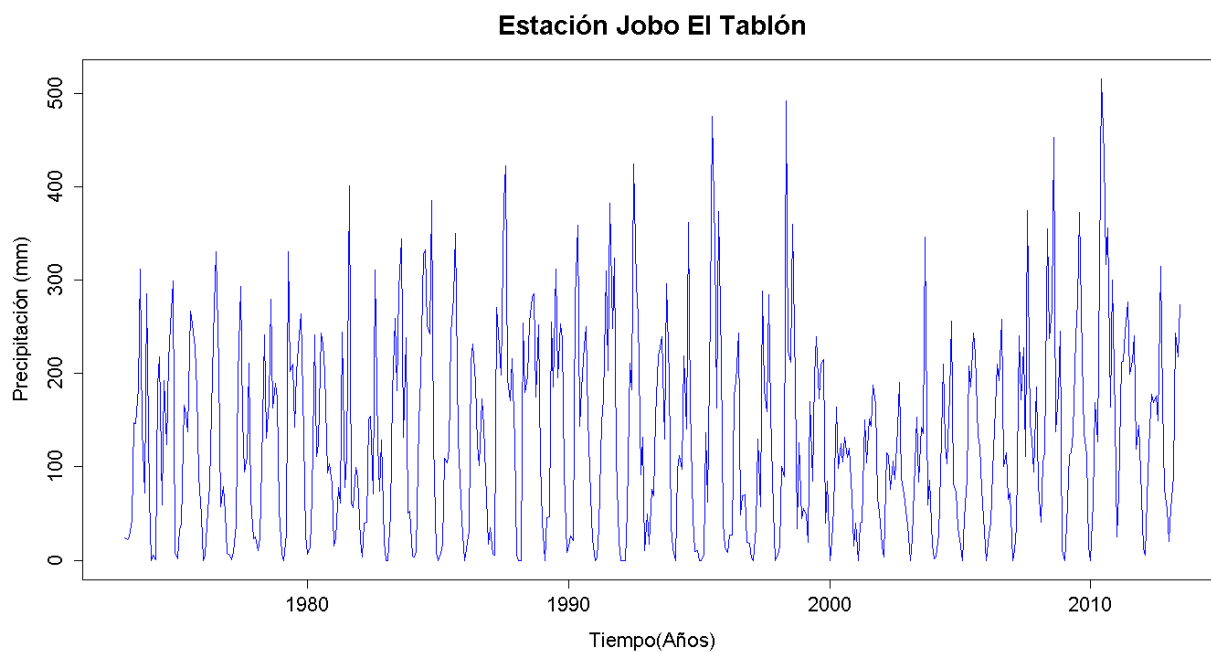


Figura G. 317. Vector de calibración de la estación Jobo El Tablón

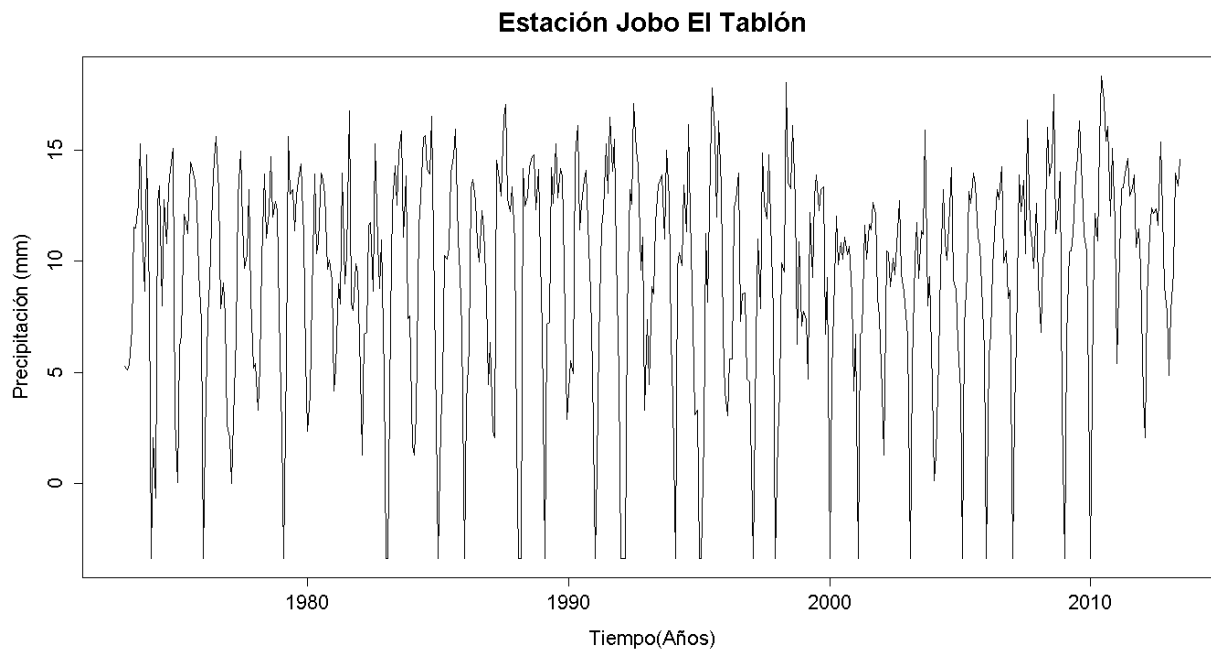


Figura G. 318. Vector de calibración de la estación Jobo El Tablón transformado usando Box-Cox

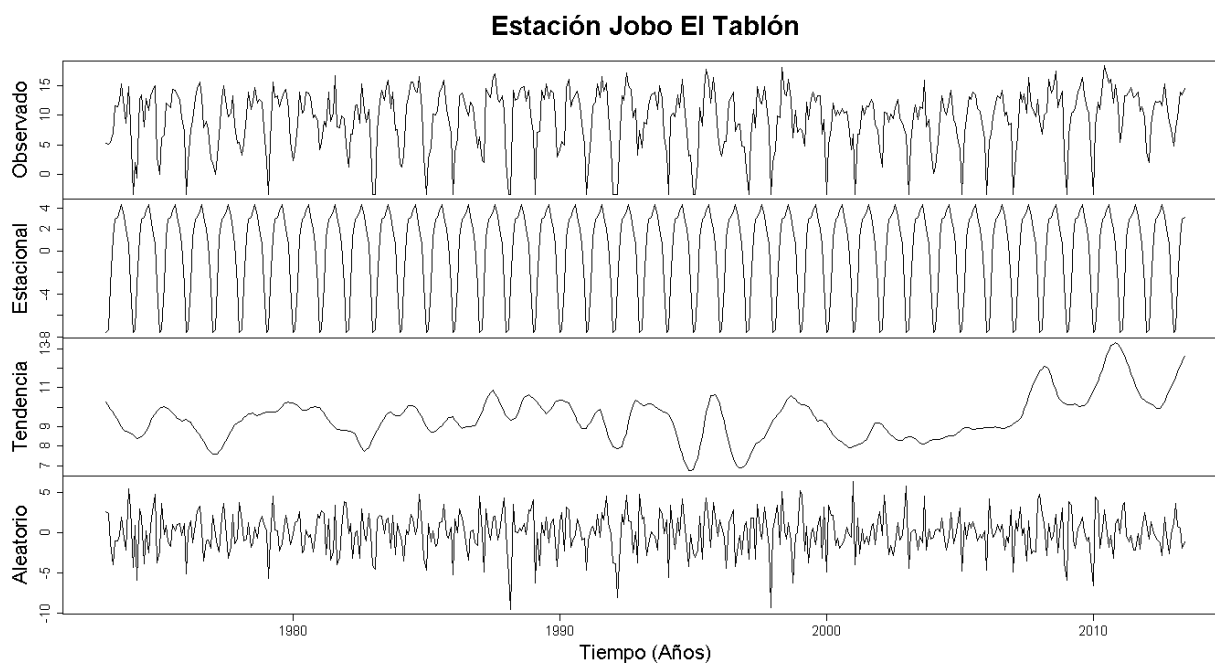


Figura G. 319. Descomposición de la serie transformada de la estación Jobo El Tablón

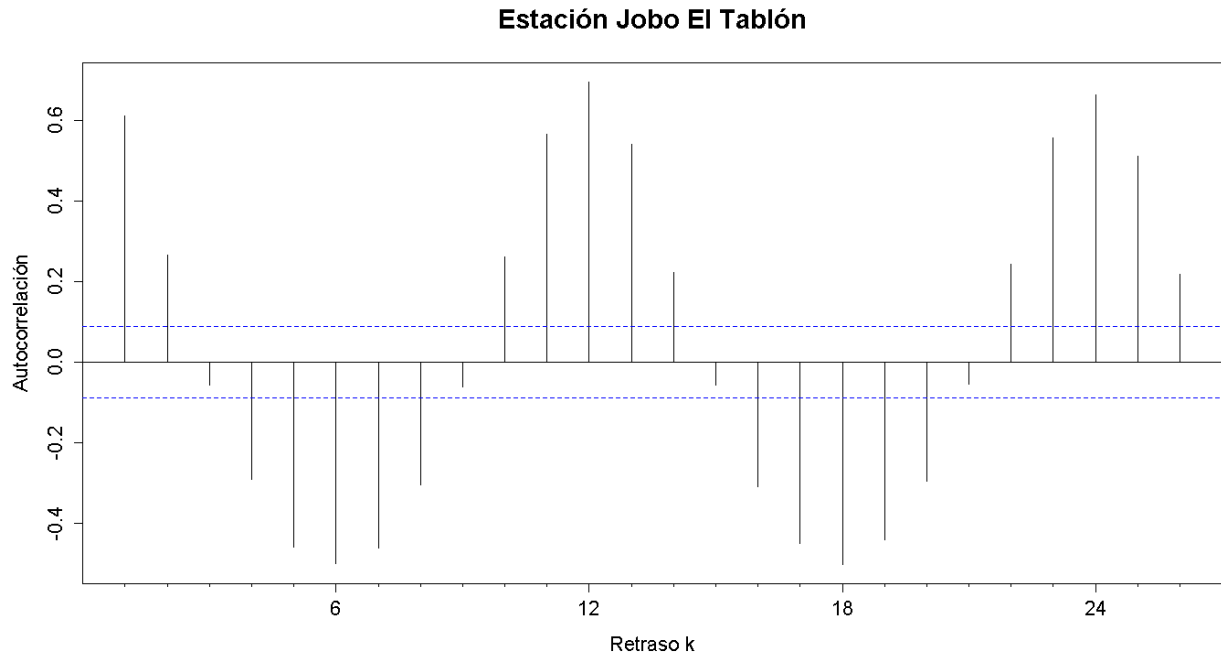


Figura G. 320. Autocorrelograma de la serie de la estación Jobo El Tablón

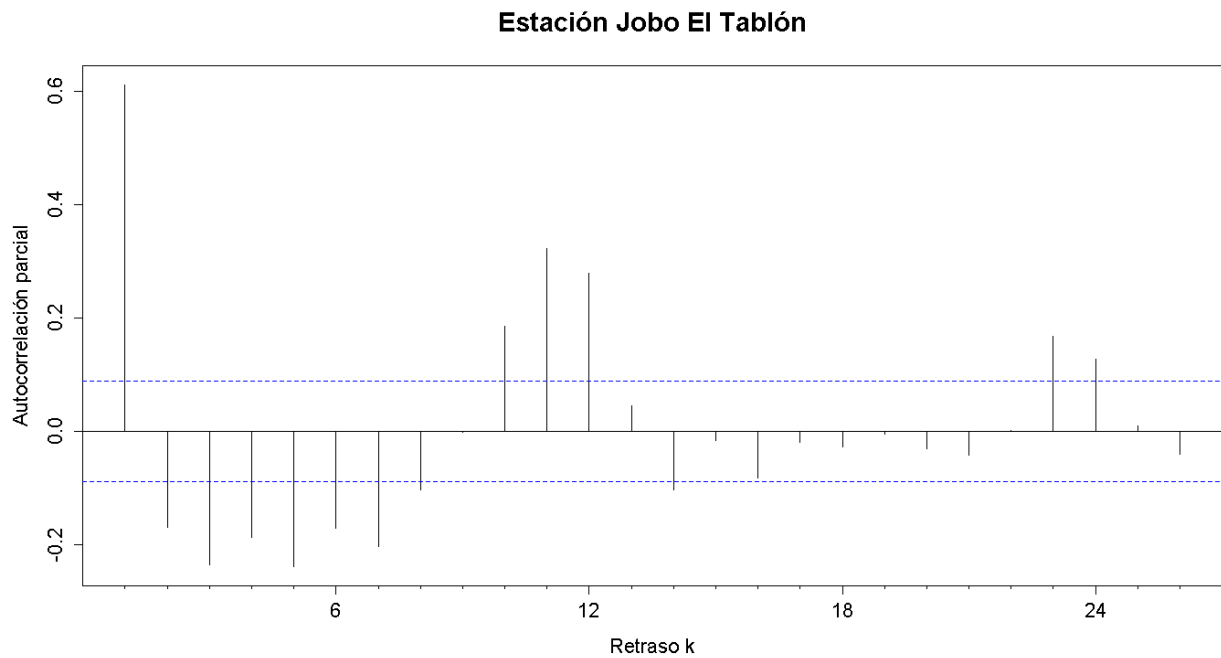


Figura G. 321. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Jobo El Tablón

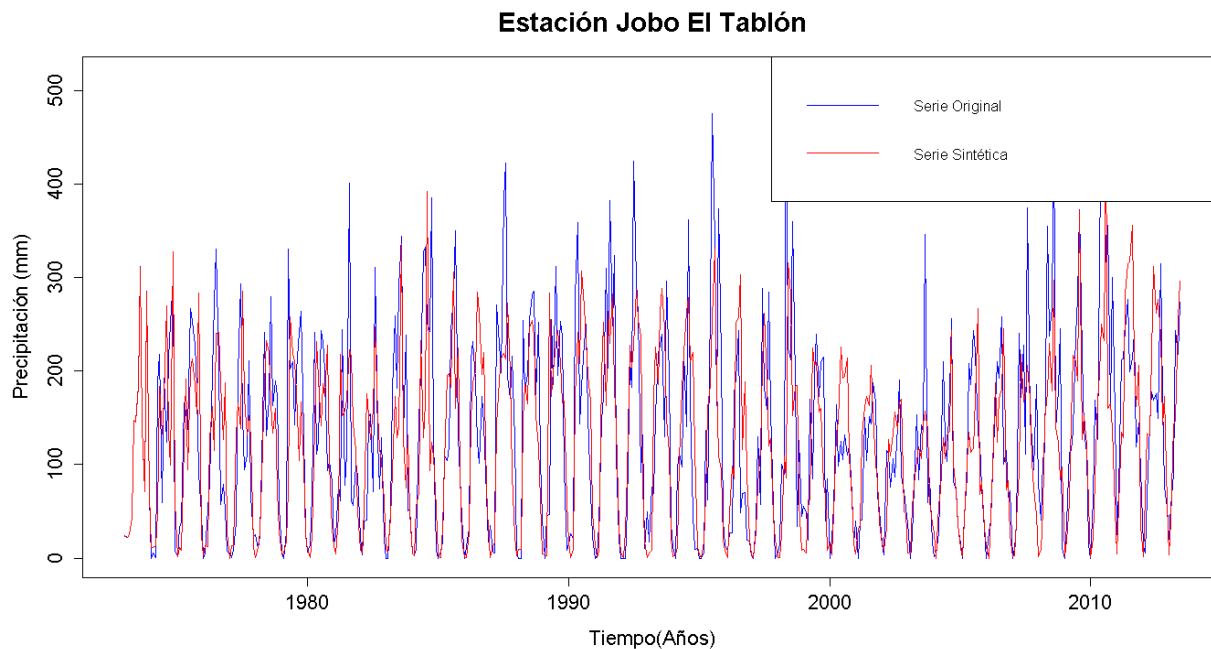


Figura G. 322. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Jobo El Tablón

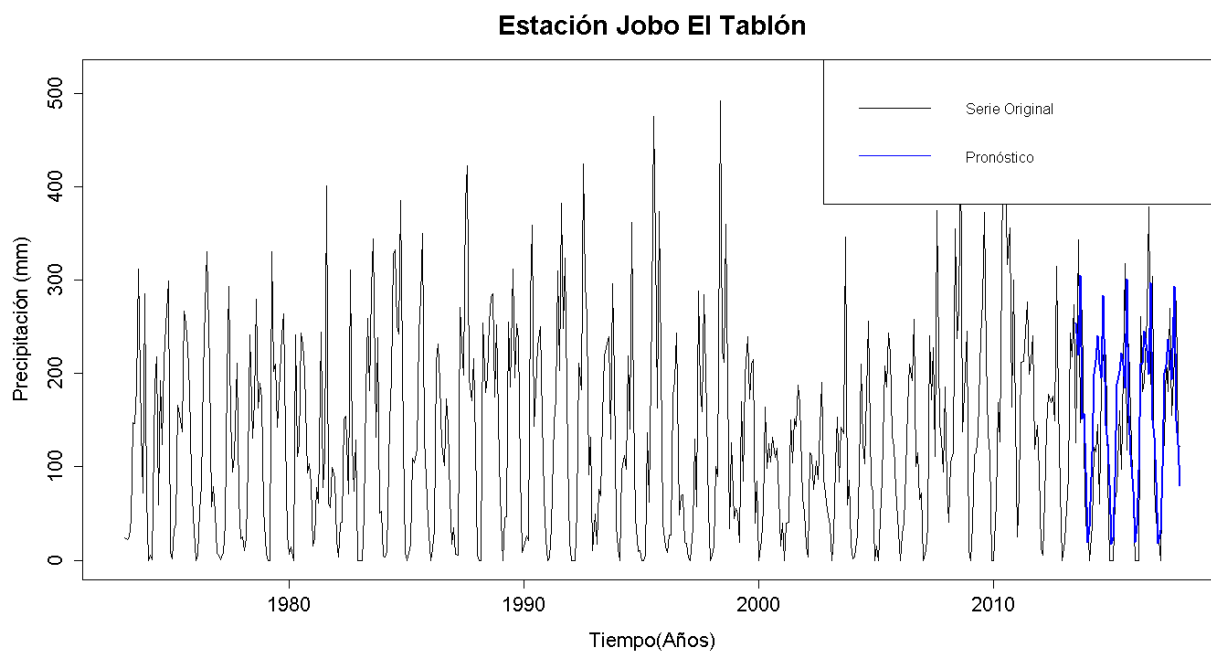


Figura G. 323. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Jobo El Tablón

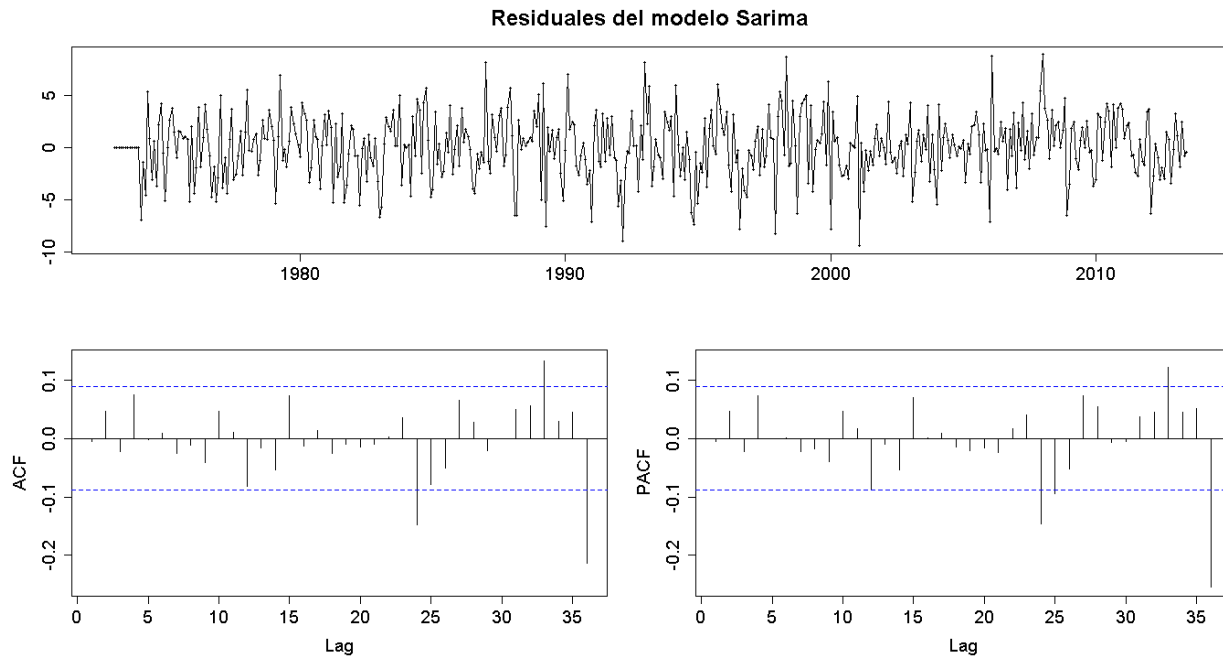


Figura G. 324. Residuales del modelo SARIMA de la estación Jobo El Tablón

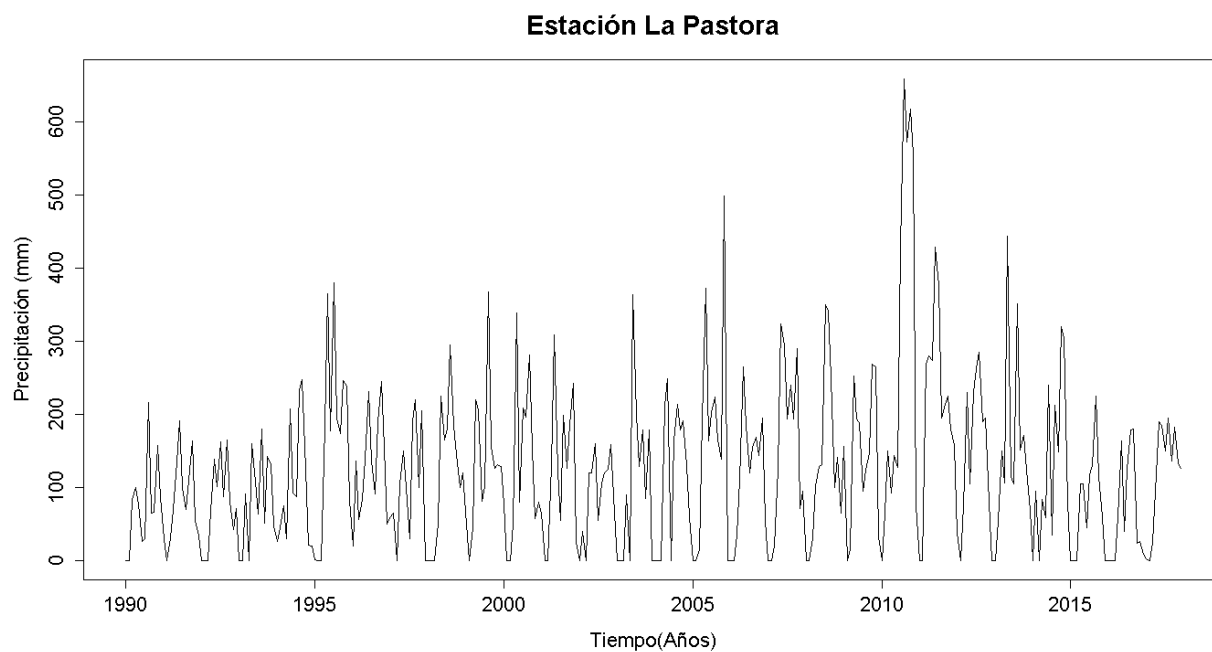


Figura G. 325. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación La Pastora

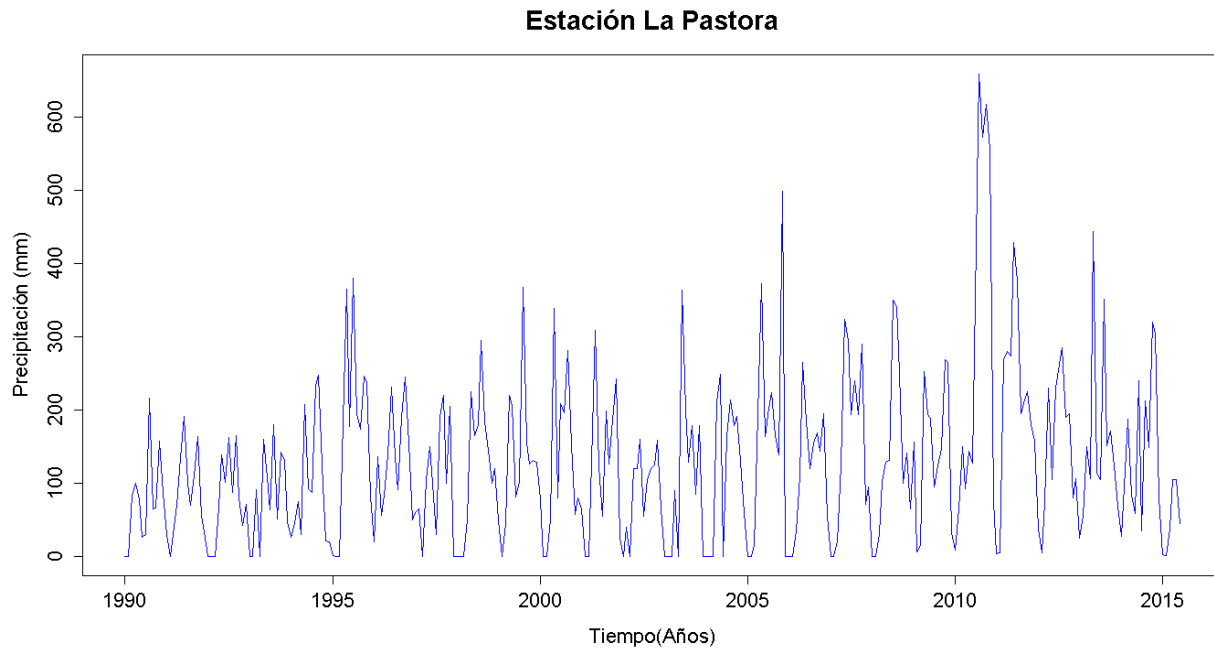


Figura G. 326. Vector de calibración de la estación La Pastora

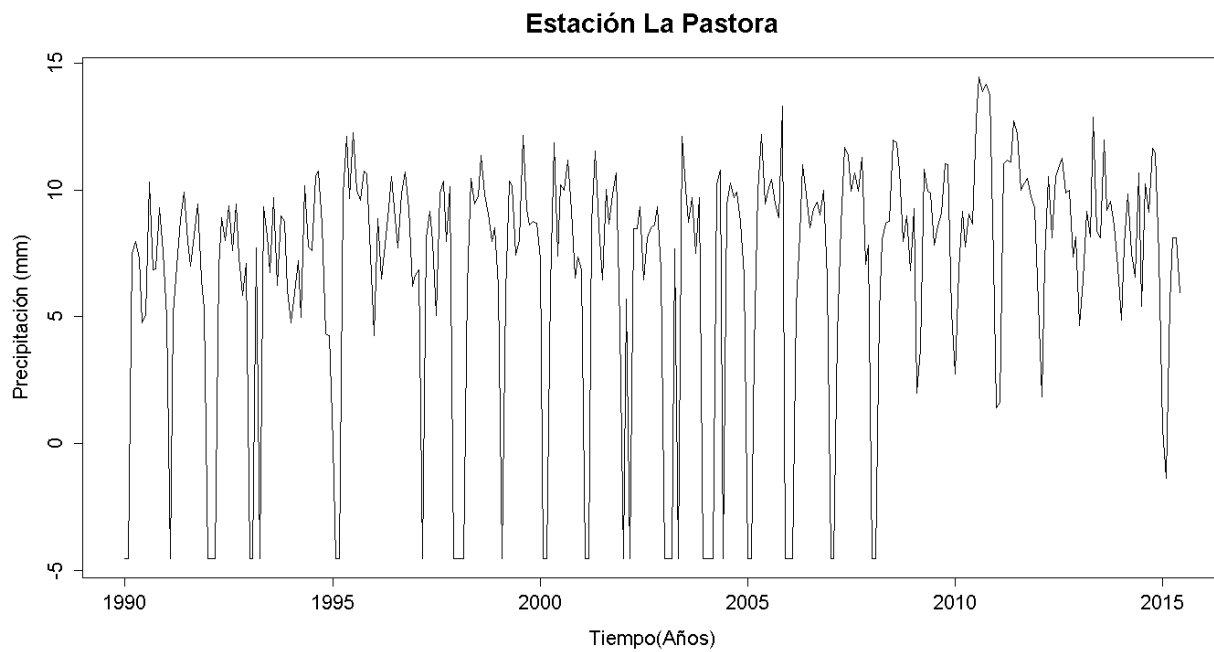


Figura G. 327. Vector de calibración de la estación La Pastora transformado usando Box-Cox

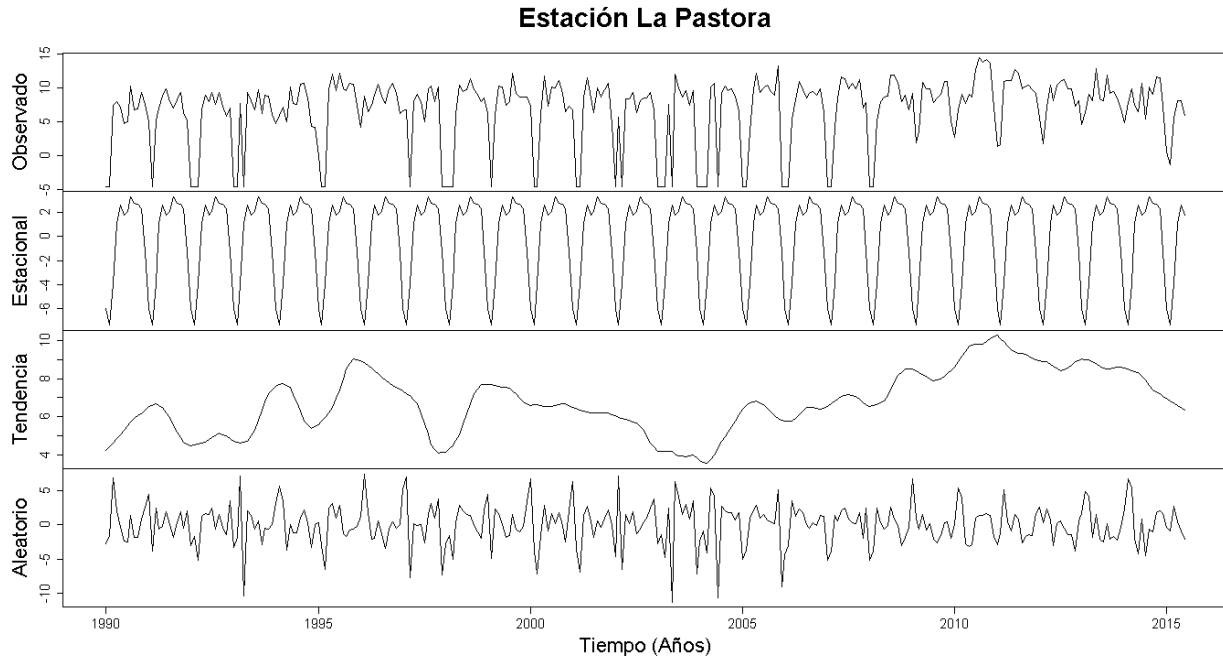


Figura G. 328. Descomposición de la serie transformada de la estación La Pastora

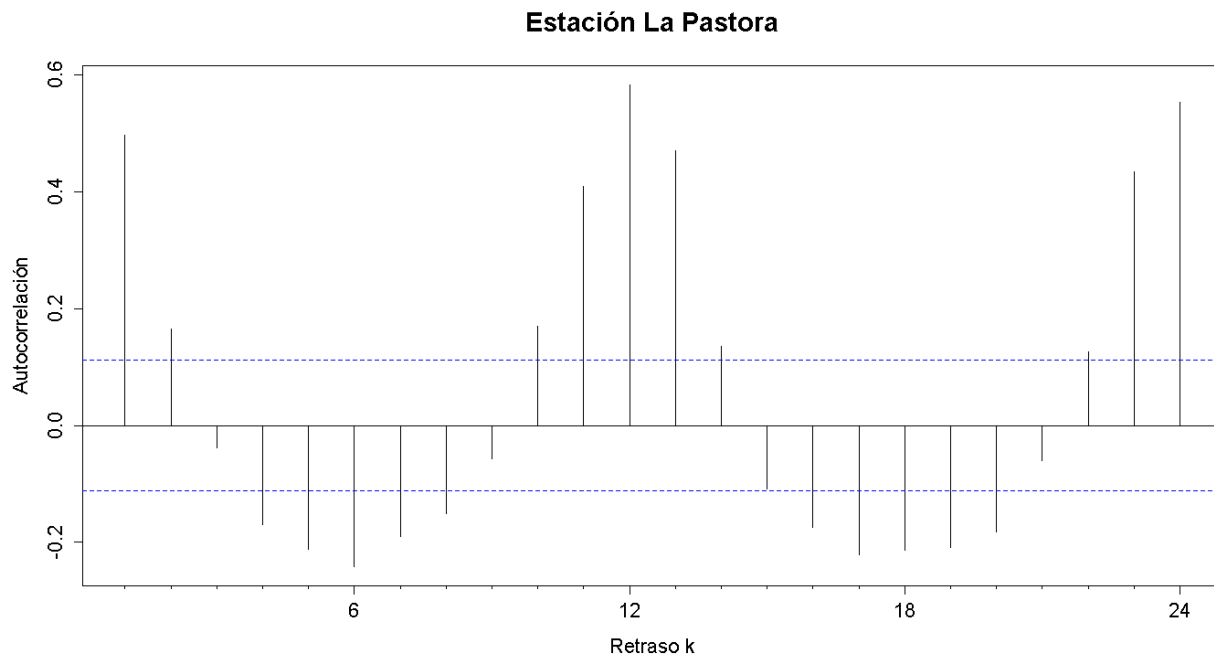


Figura G. 329. Autocorrelograma de la serie de la estación La Pastora

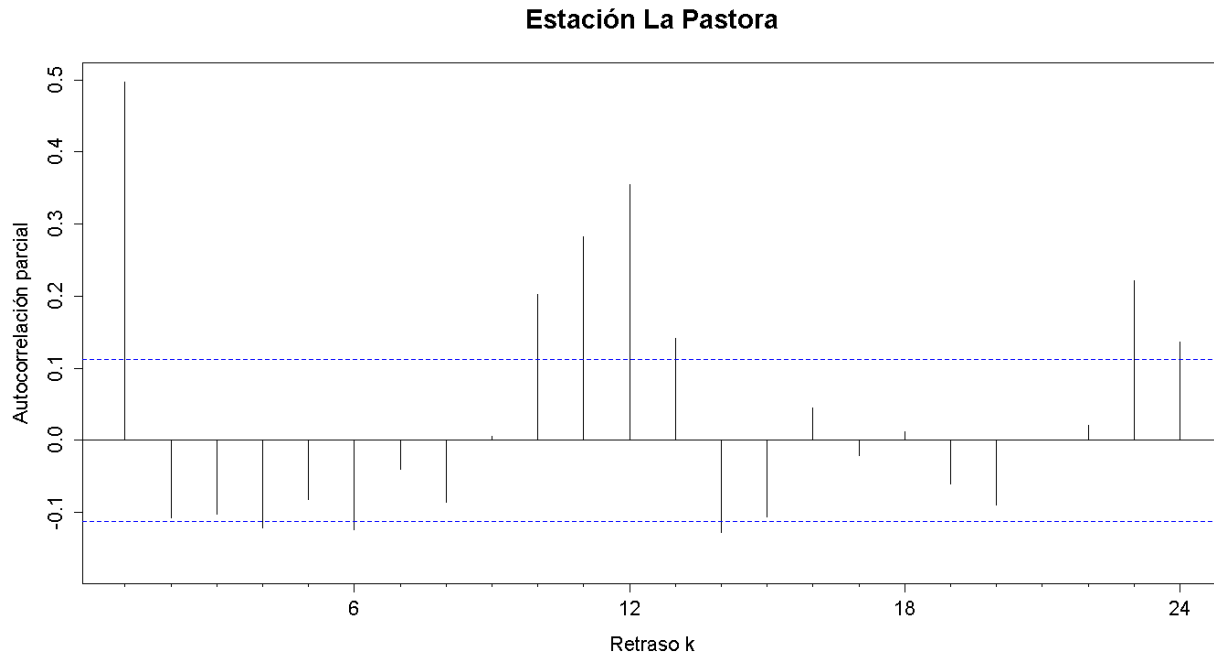


Figura G. 330. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación La Pastora

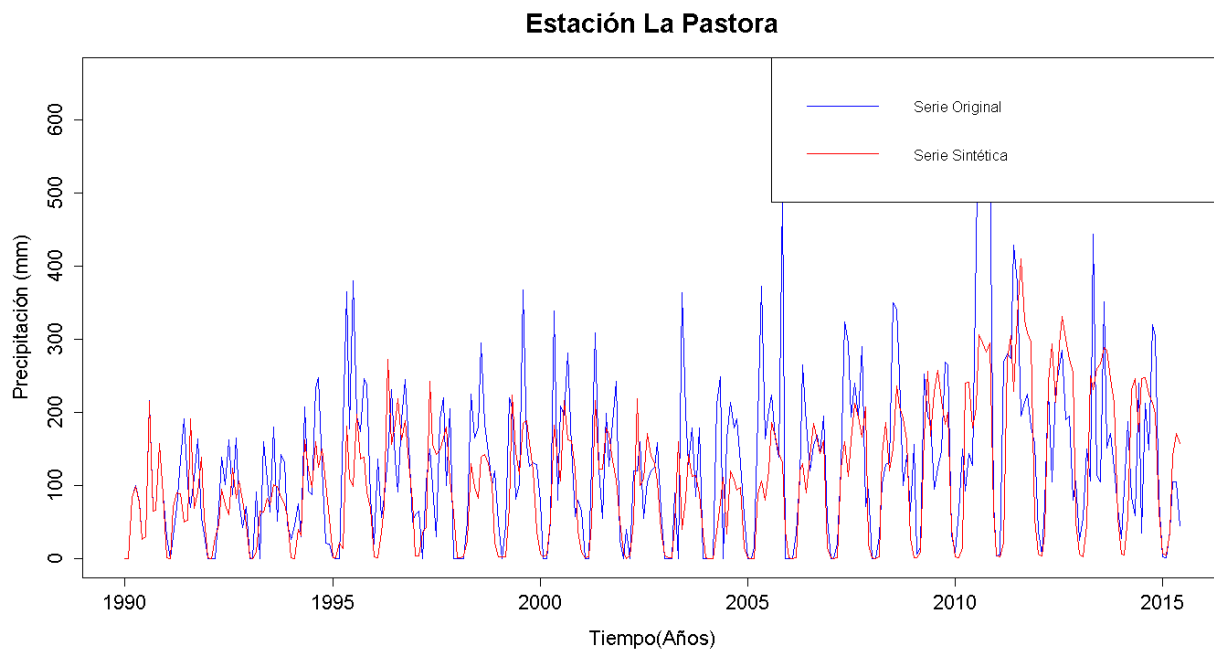


Figura G. 331. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación La Pastora

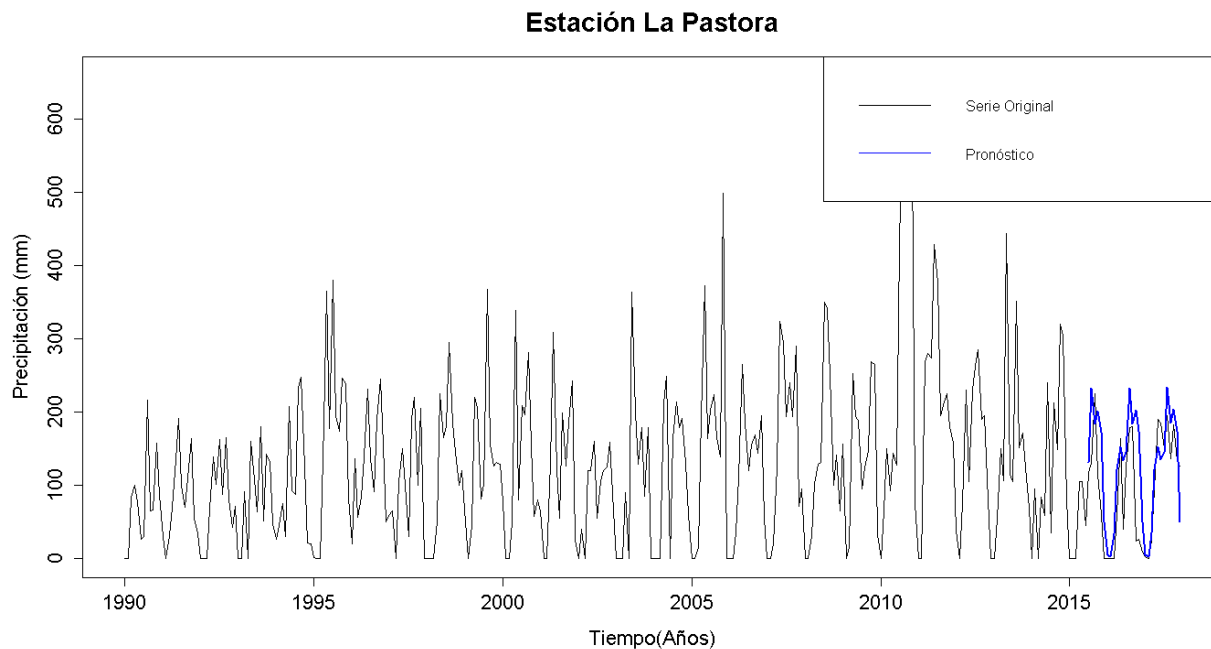


Figura G. 332. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación La Pastora

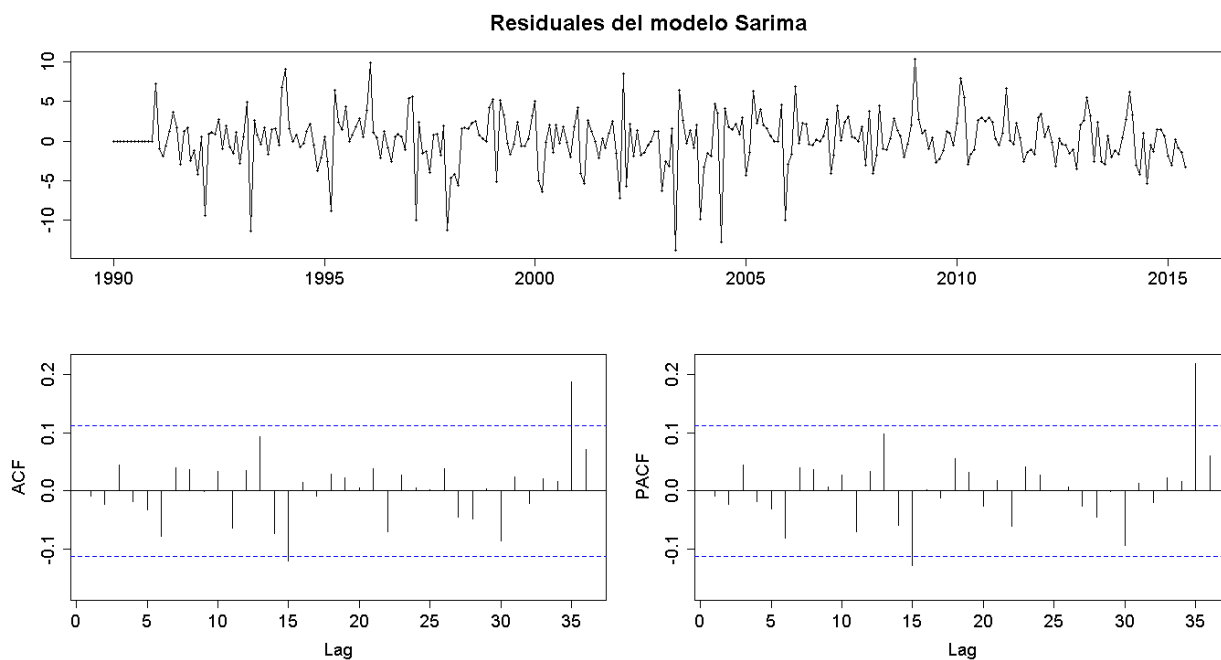


Figura G. 333. Residuales del modelo SARIMA de la estación La Pastora

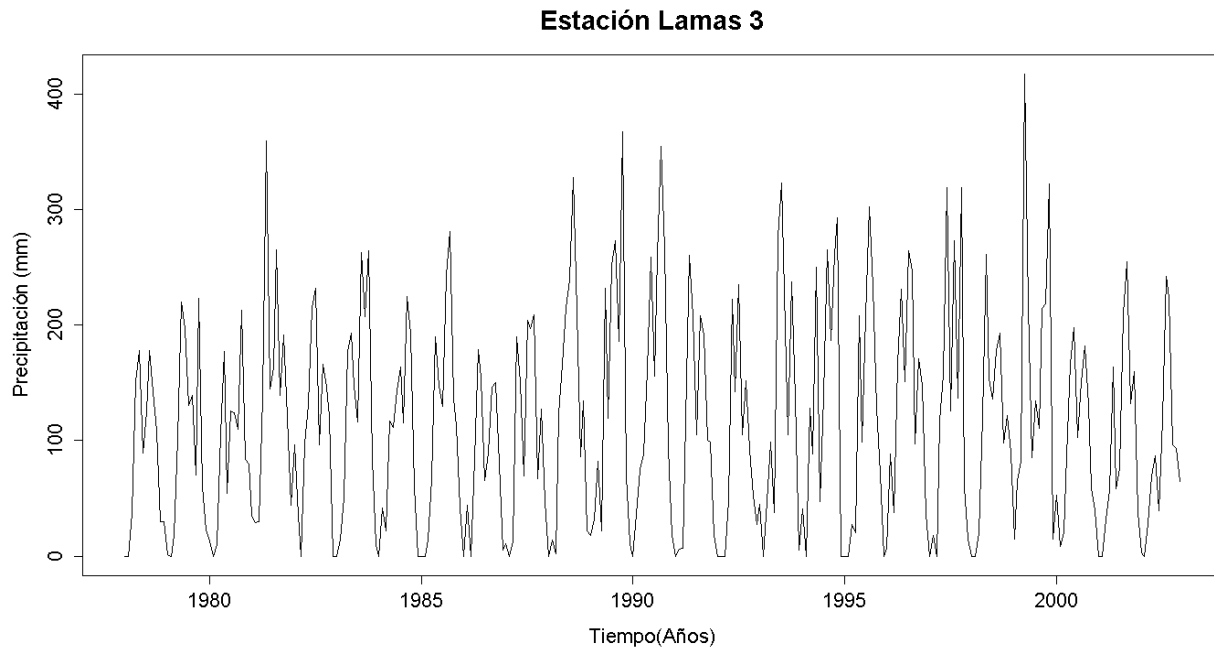


Figura G. 334. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Lamas 3

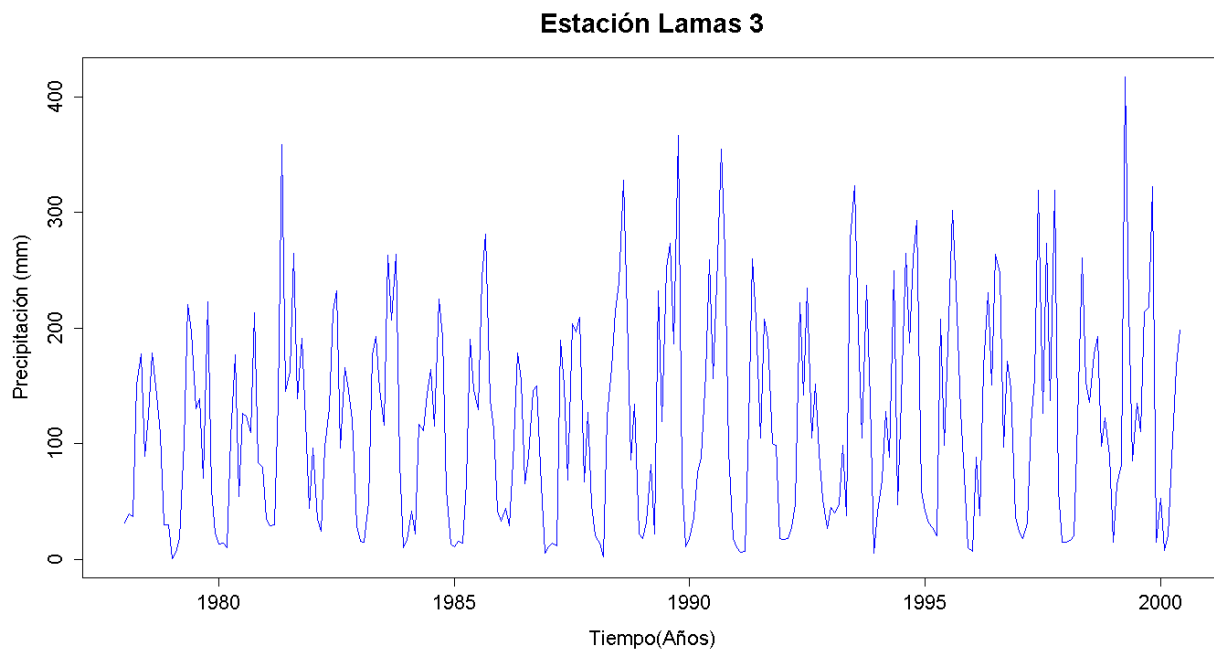


Figura G. 335. Vector de calibración de la estación Lamas 3

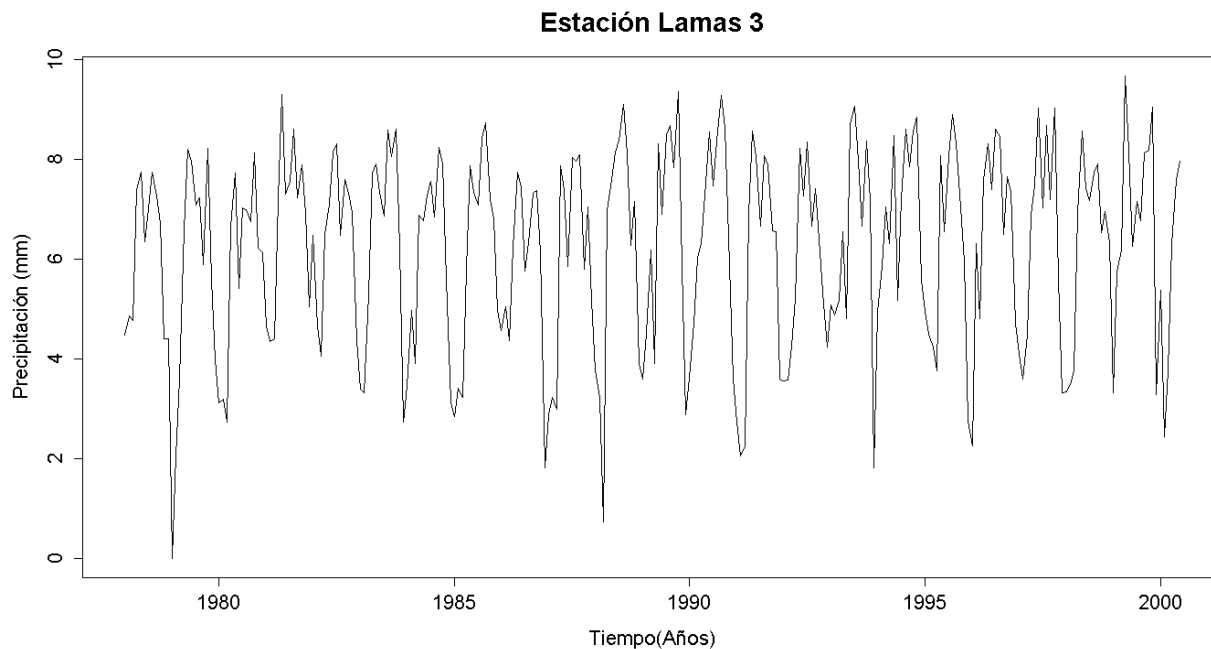


Figura G. 336. Vector de calibración de la estación Lamas 3 transformado usando Box-Cox

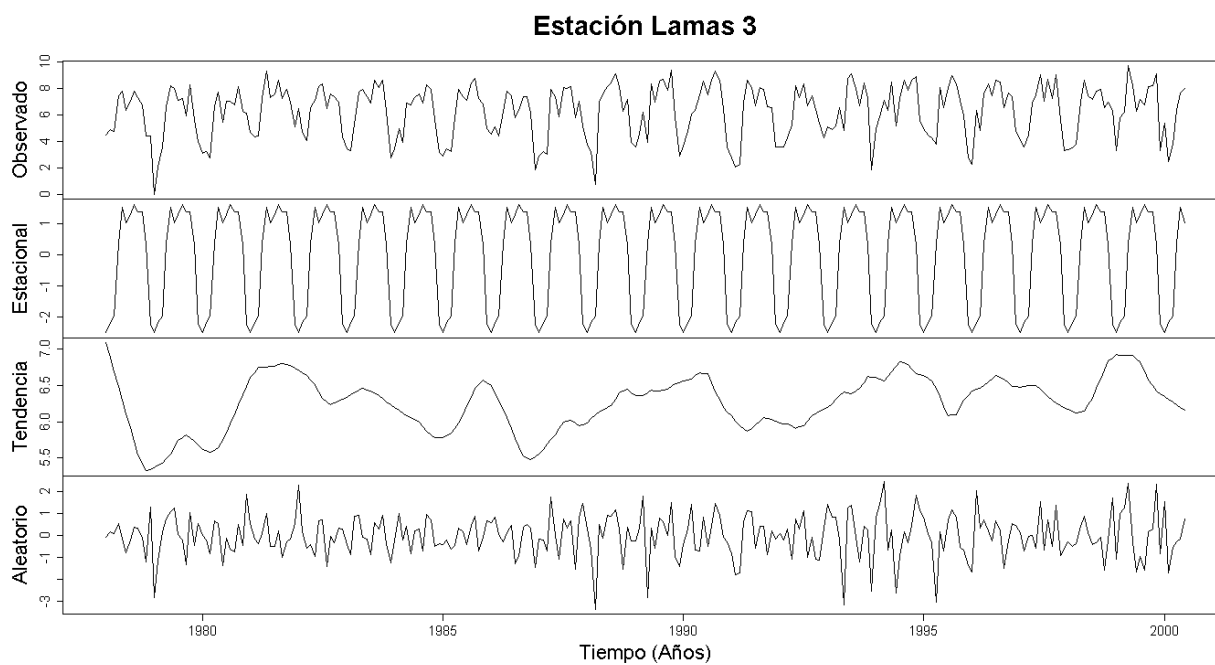


Figura G. 337. Descomposición de la serie transformada de la estación Lamas 3

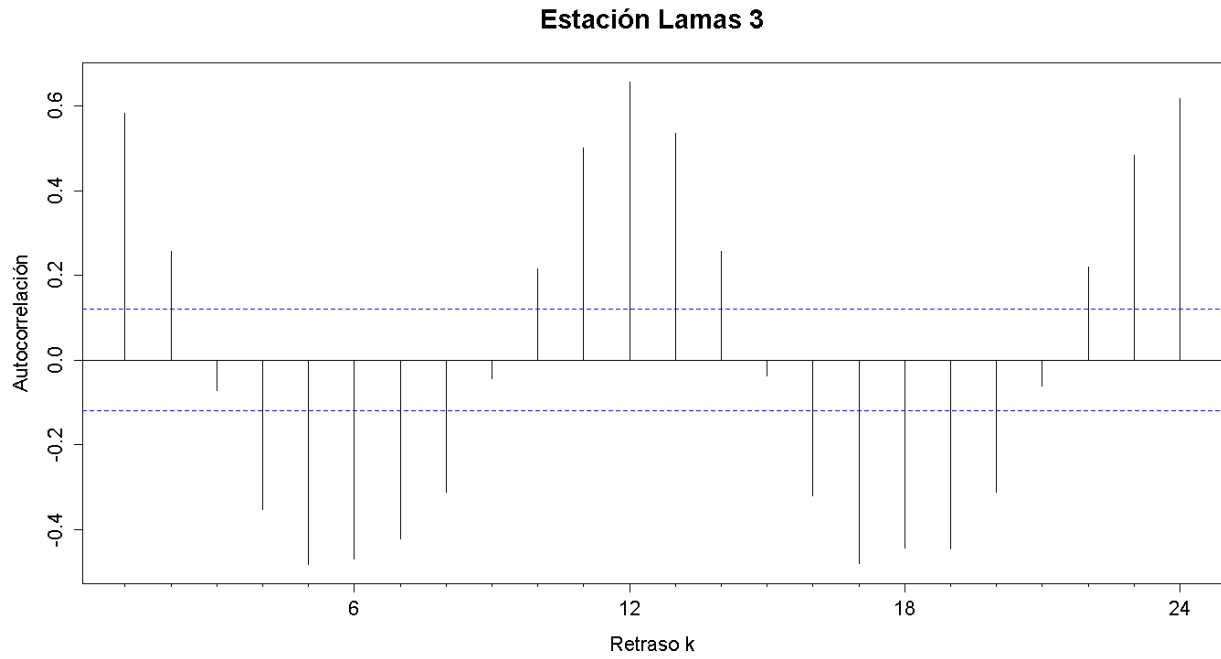


Figura G. 338. Autocorrelograma de la serie de la estación Lamas 3

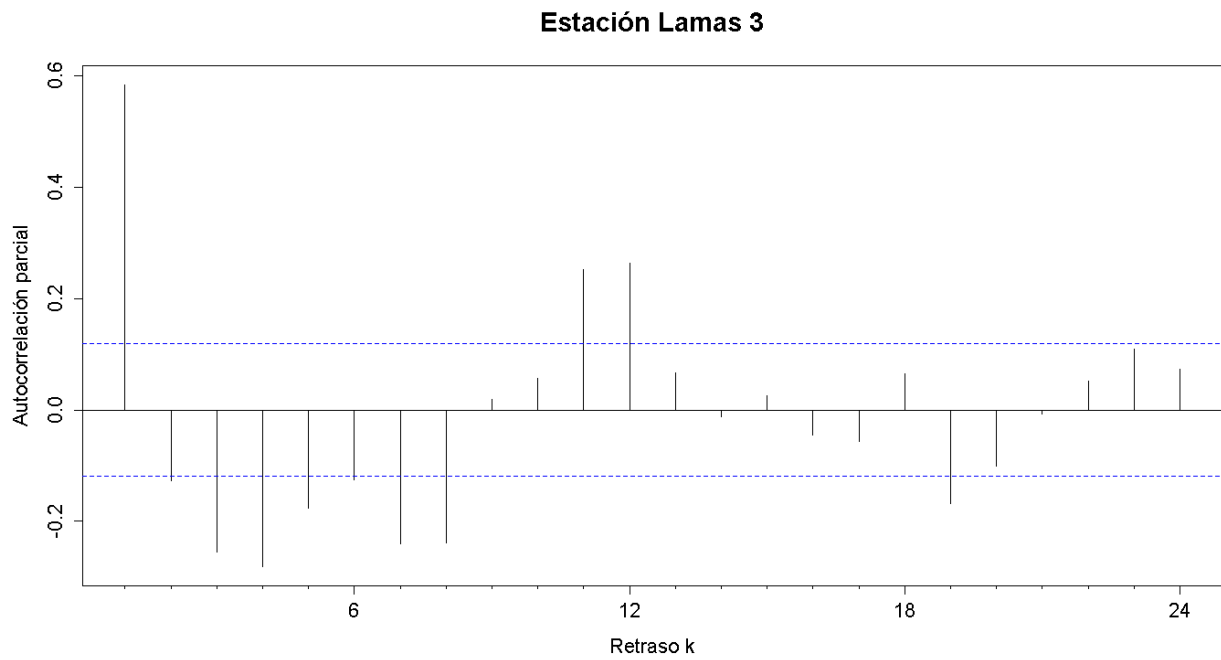


Figura G. 339. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Lamas 3

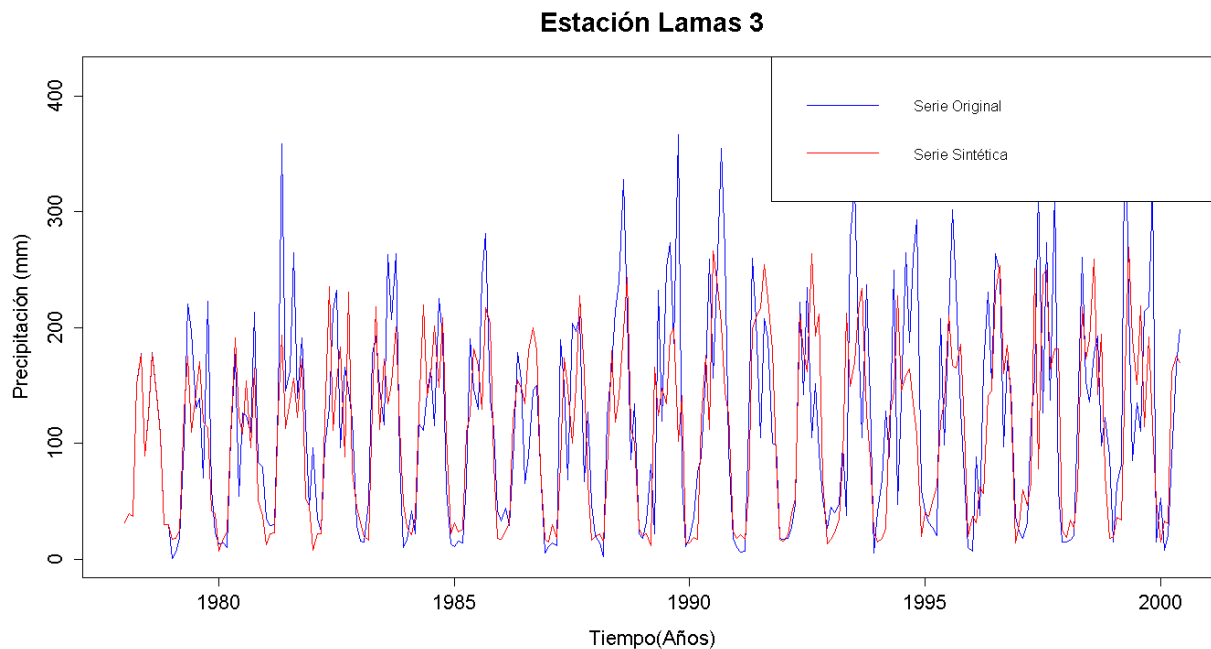


Figura G. 340. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Lamas 3

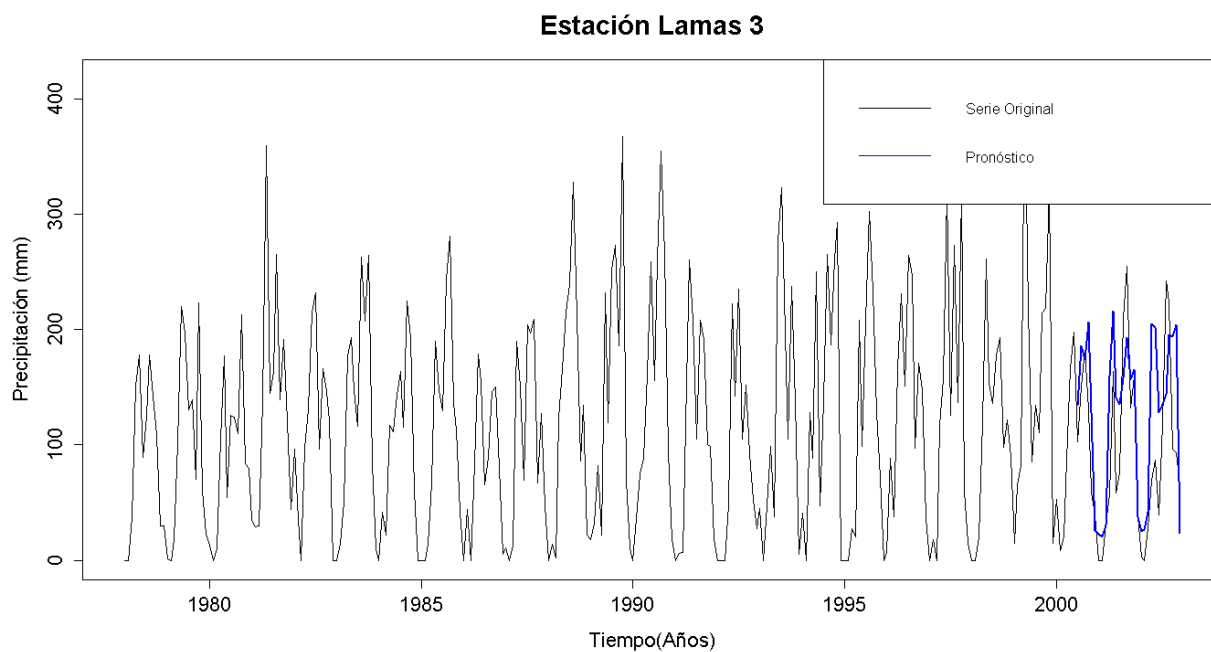


Figura G. 341. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Lamas 3

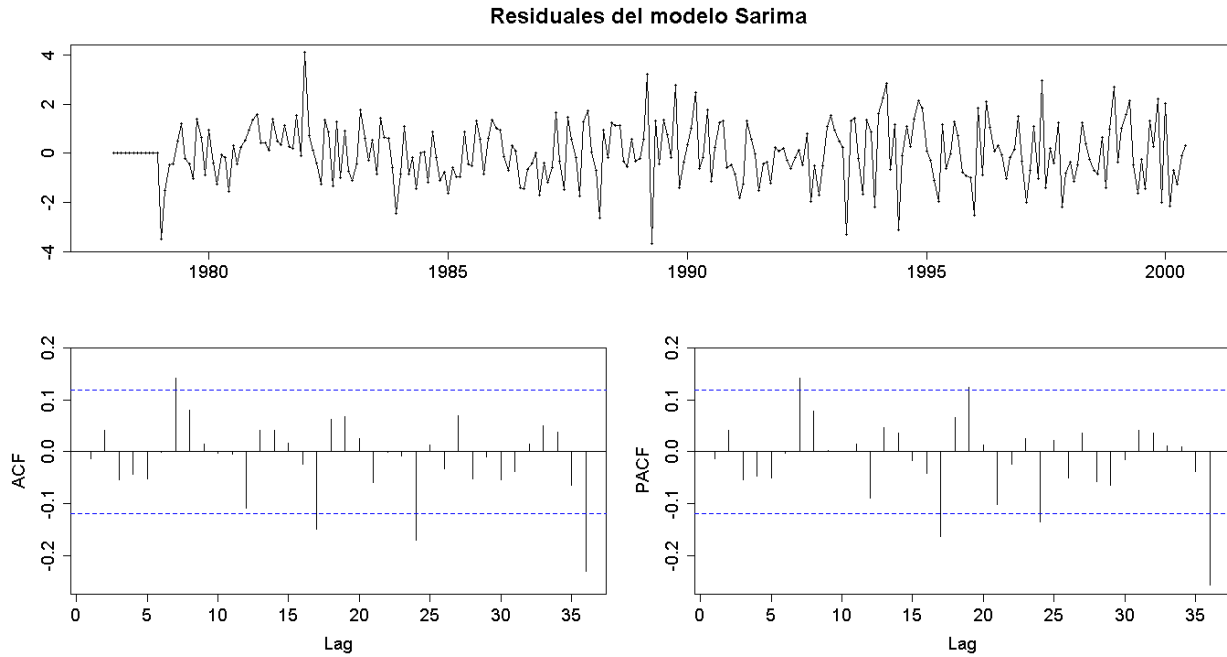


Figura G. 342. Residuales del modelo SARIMA de la estación Lamas
3

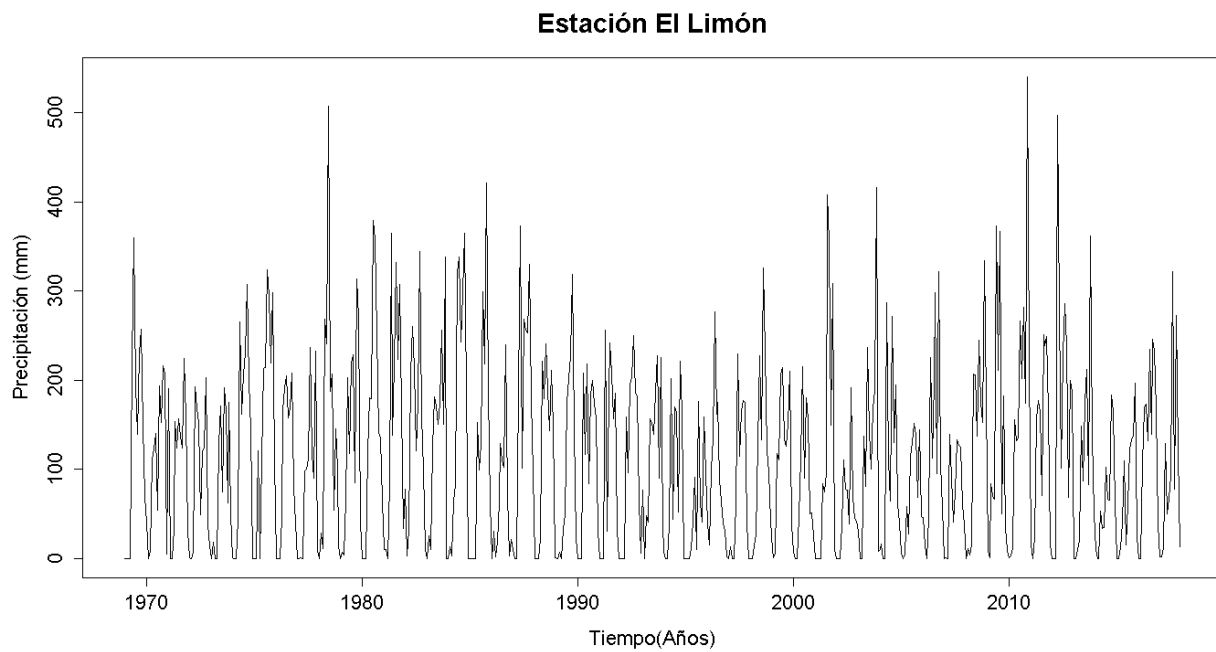


Figura G. 343. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación El Limón

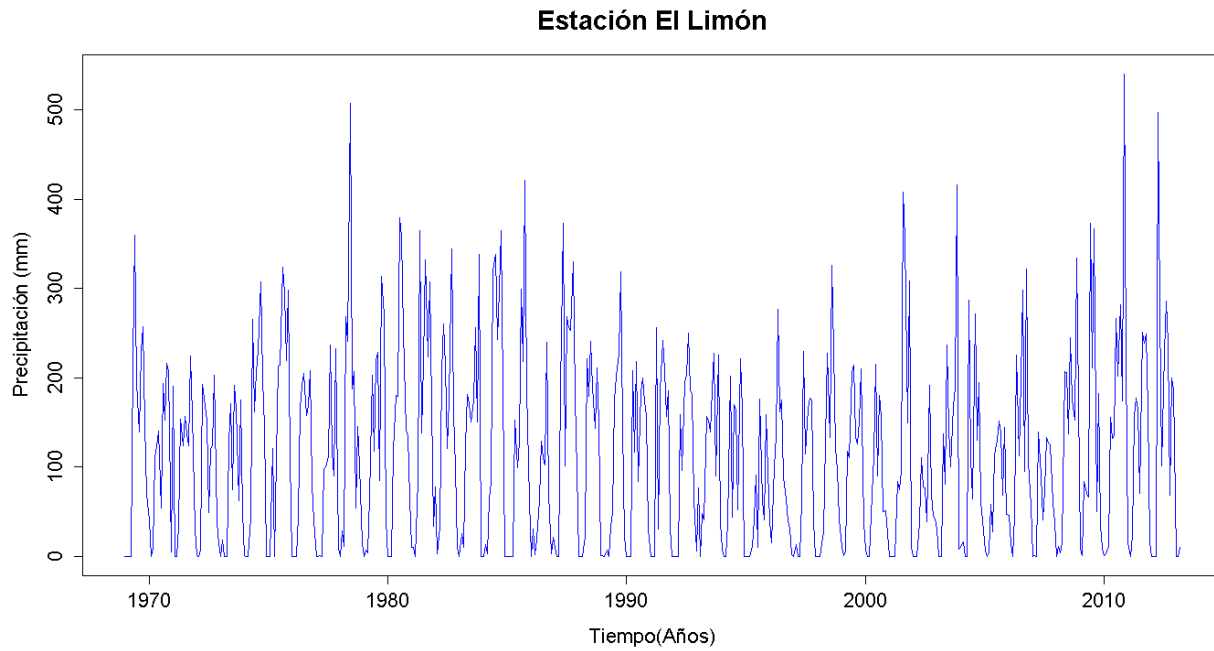


Figura G. 344. Vector de calibración de la estación El Limón

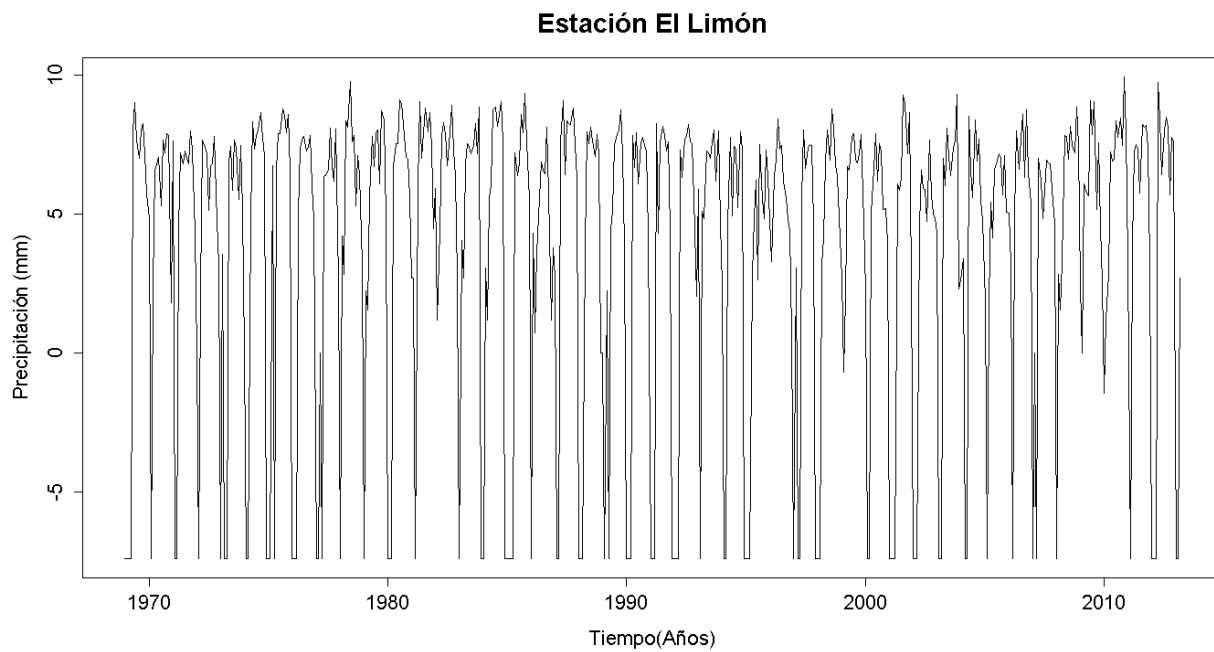


Figura G. 345. Vector de calibración de la estación El Limón transformado usando Box-Cox

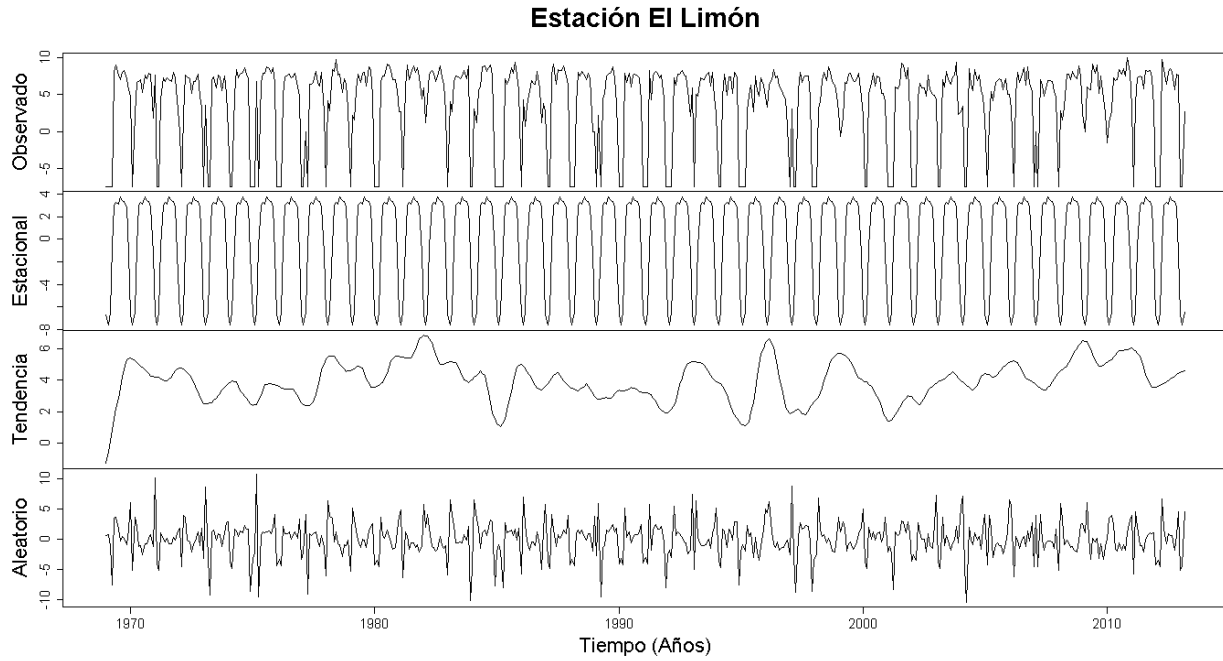


Figura G. 346. Descomposición de la serie transformada de la estación El Limón

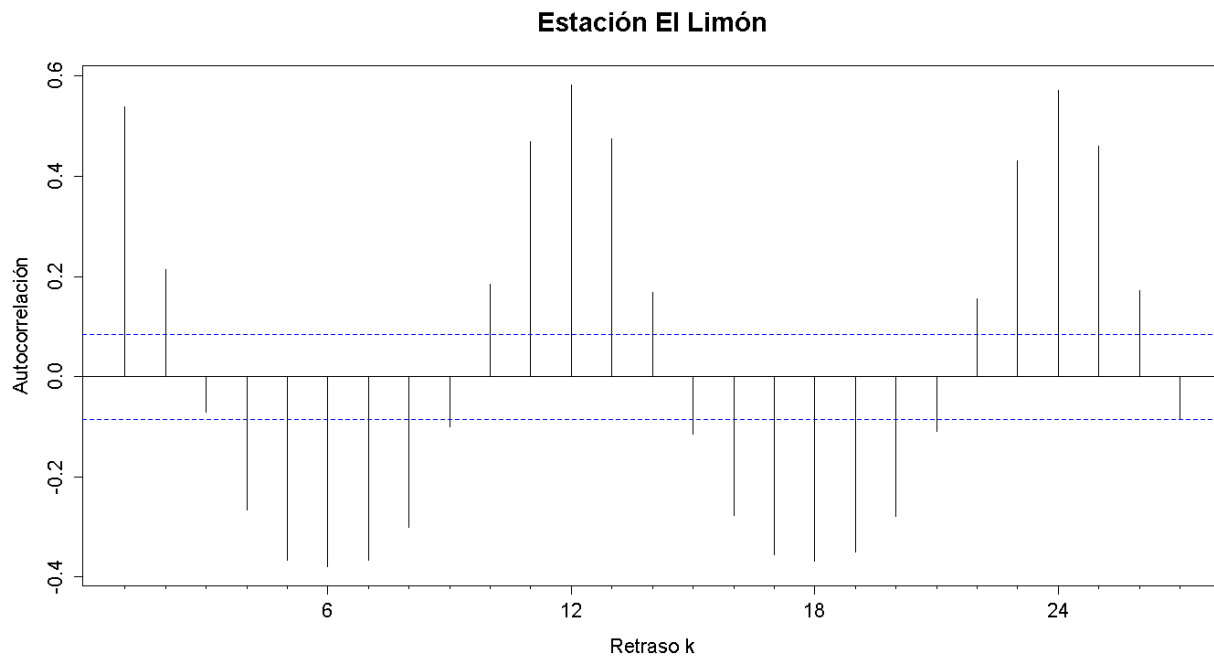


Figura G. 347. Autocorrelograma de la serie de la estación El Limón

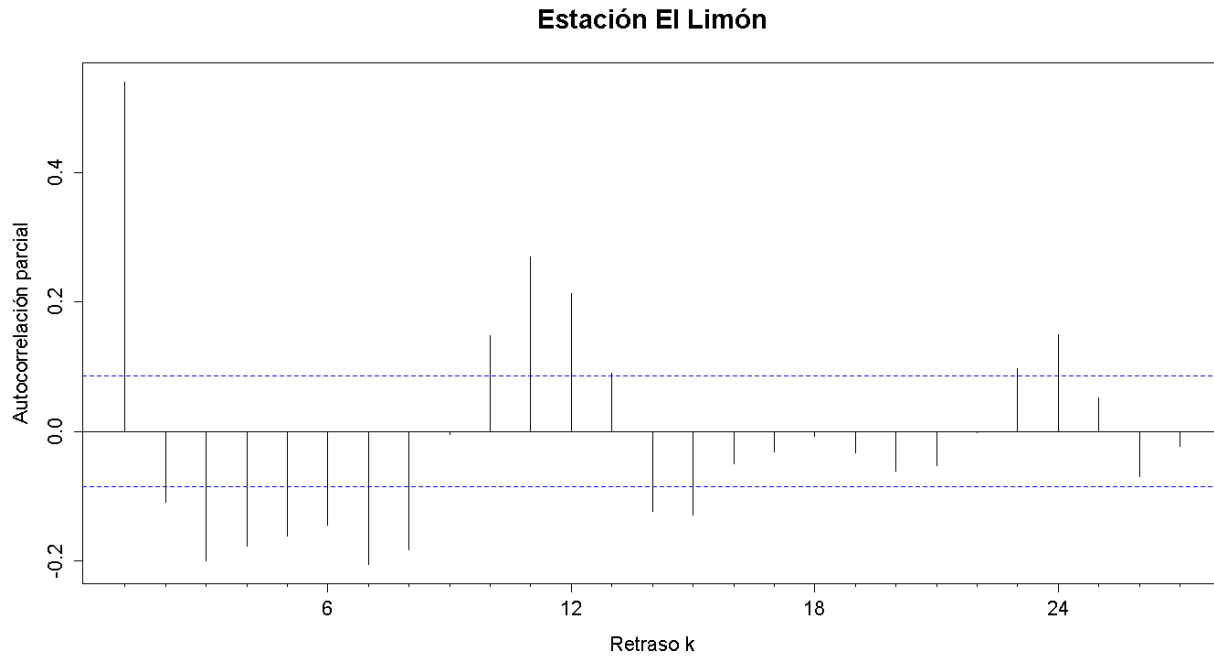


Figura G. 348. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación El Limón

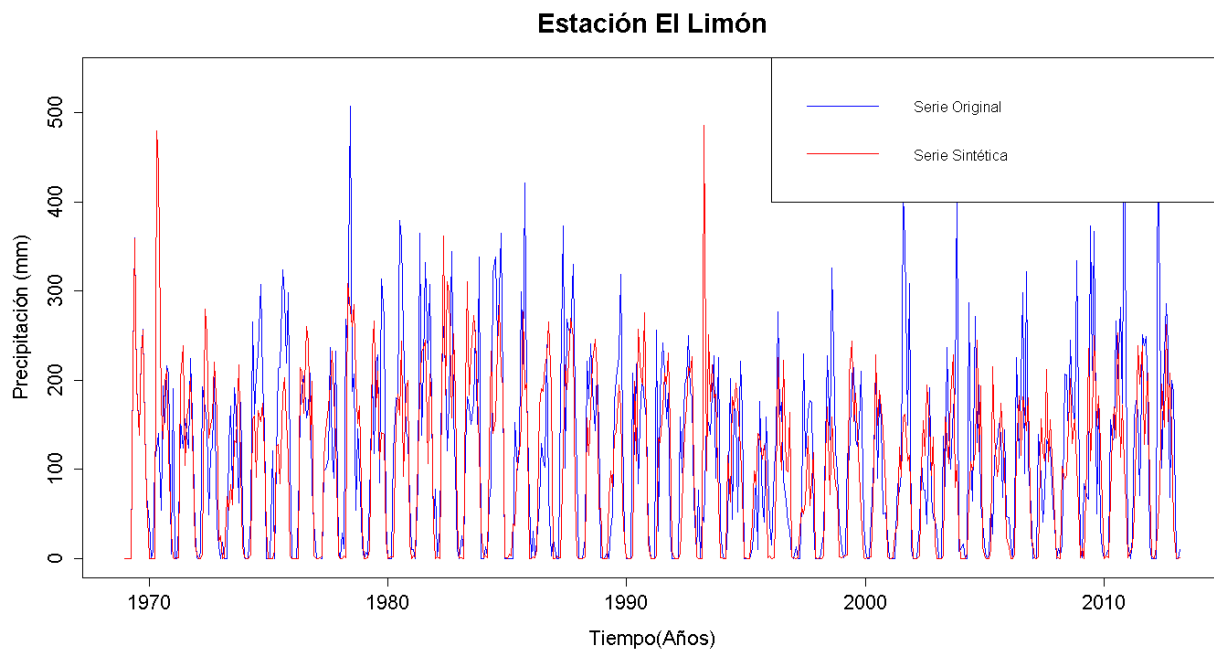


Figura G. 349. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación El Limón

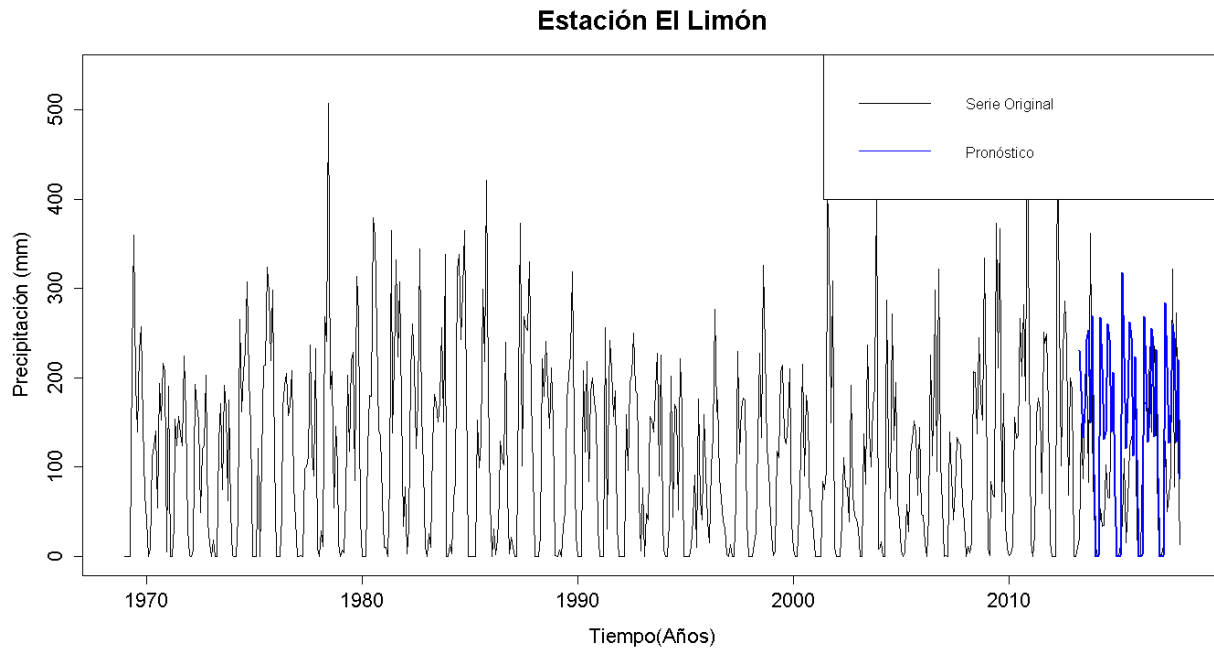


Figura G. 350. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación El Limón

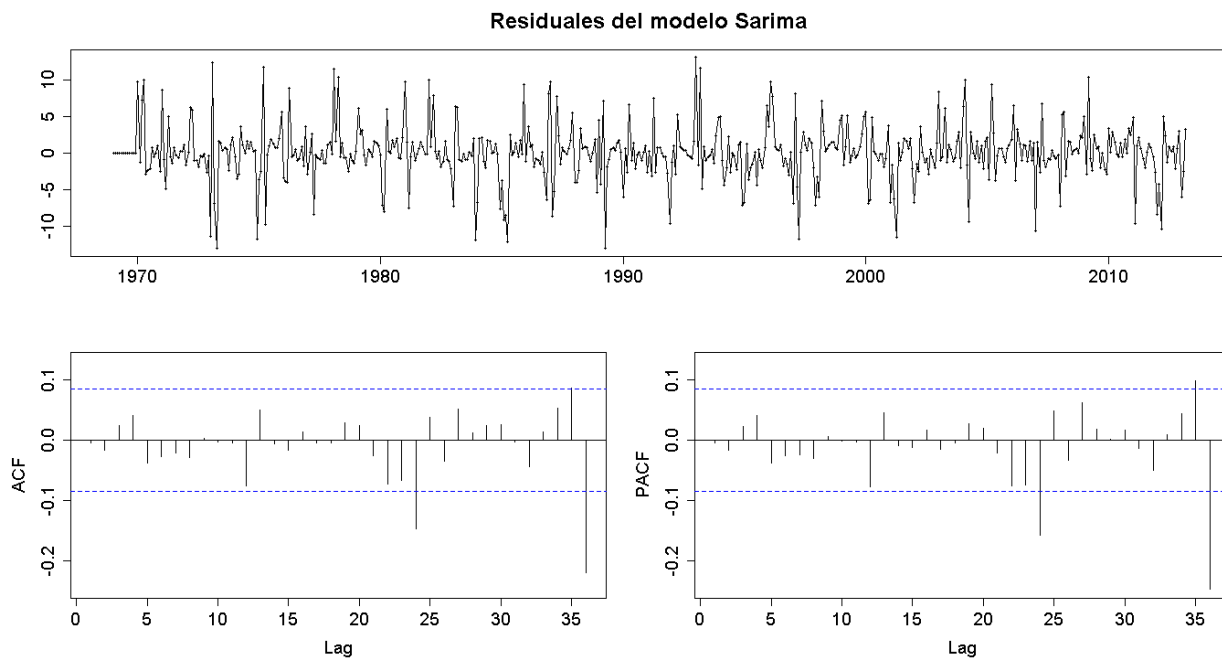


Figura G. 351. Residuales del modelo SARIMA de la estación El Limón

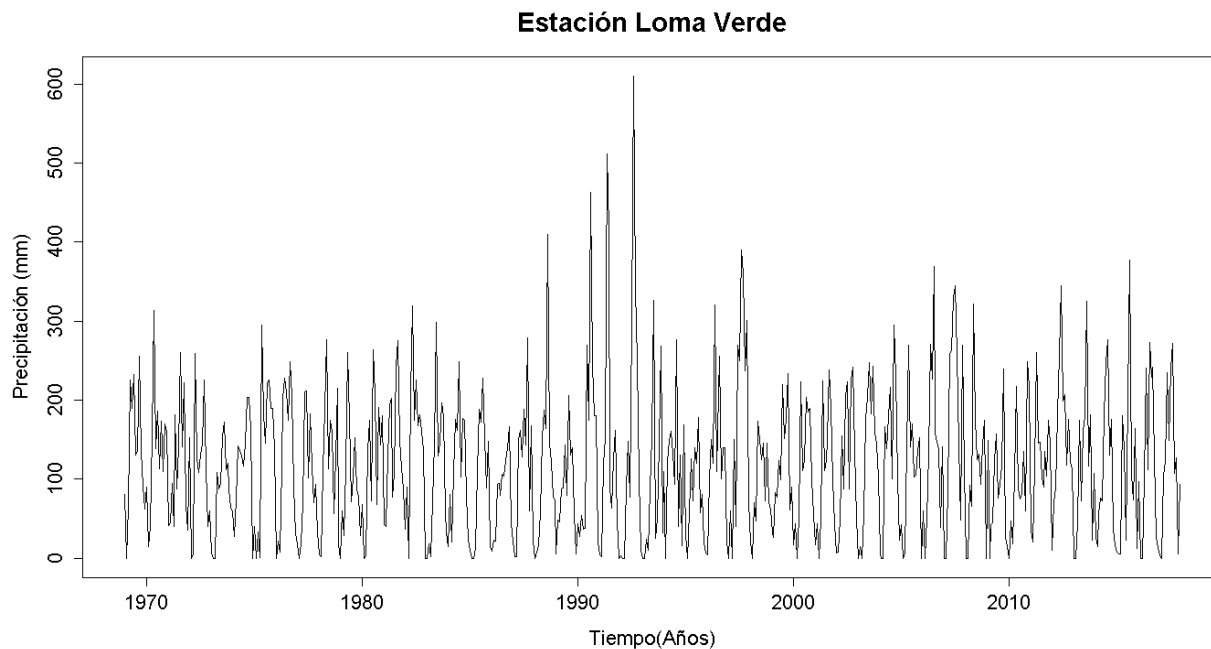


Figura G. 352. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Loma Verde

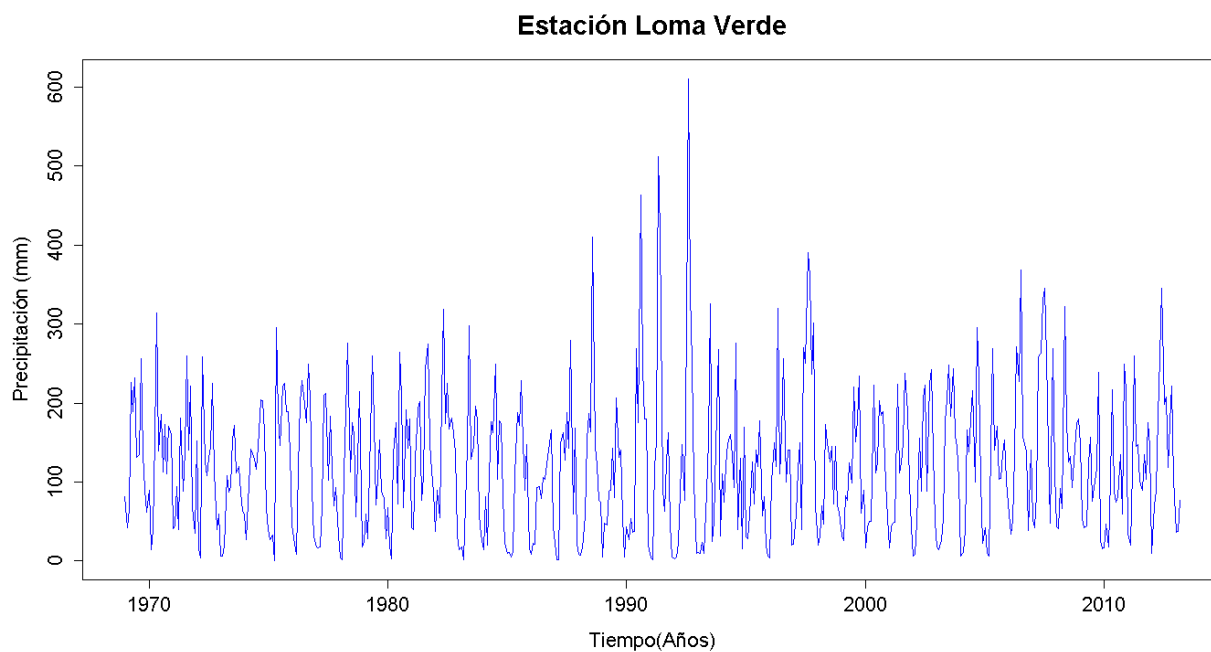


Figura G. 353. Vector de calibración de la estación Loma Verde

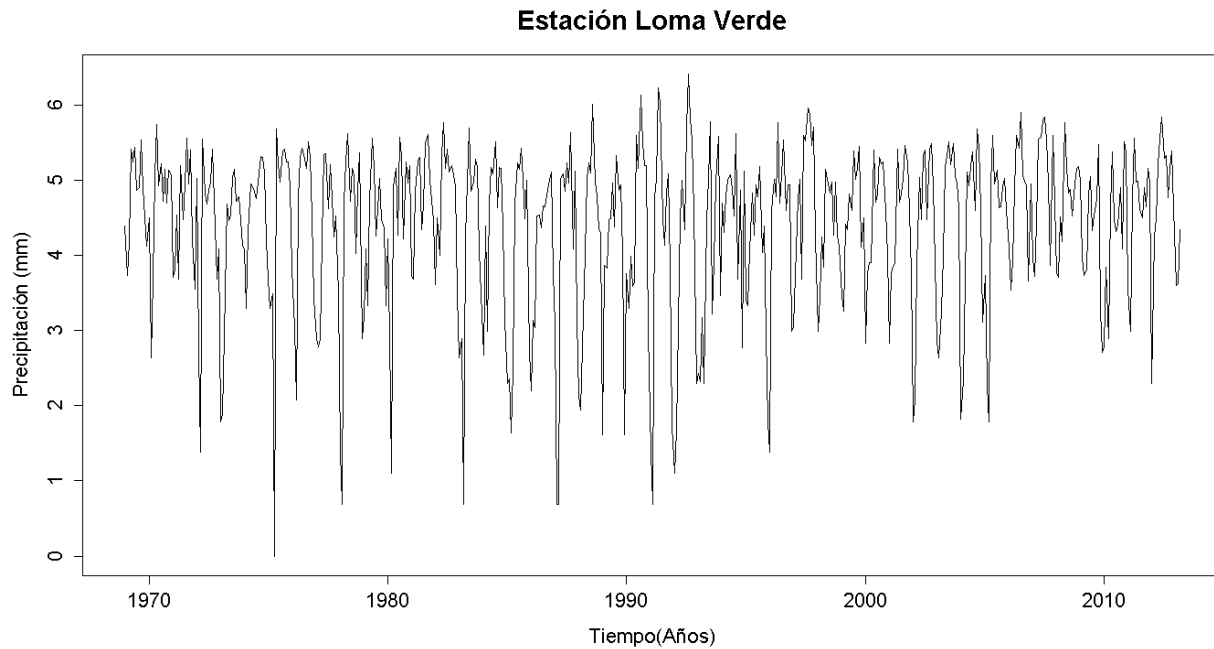


Figura G. 354. Vector de calibración de la estación Loma Verde transformado usando Box-Cox

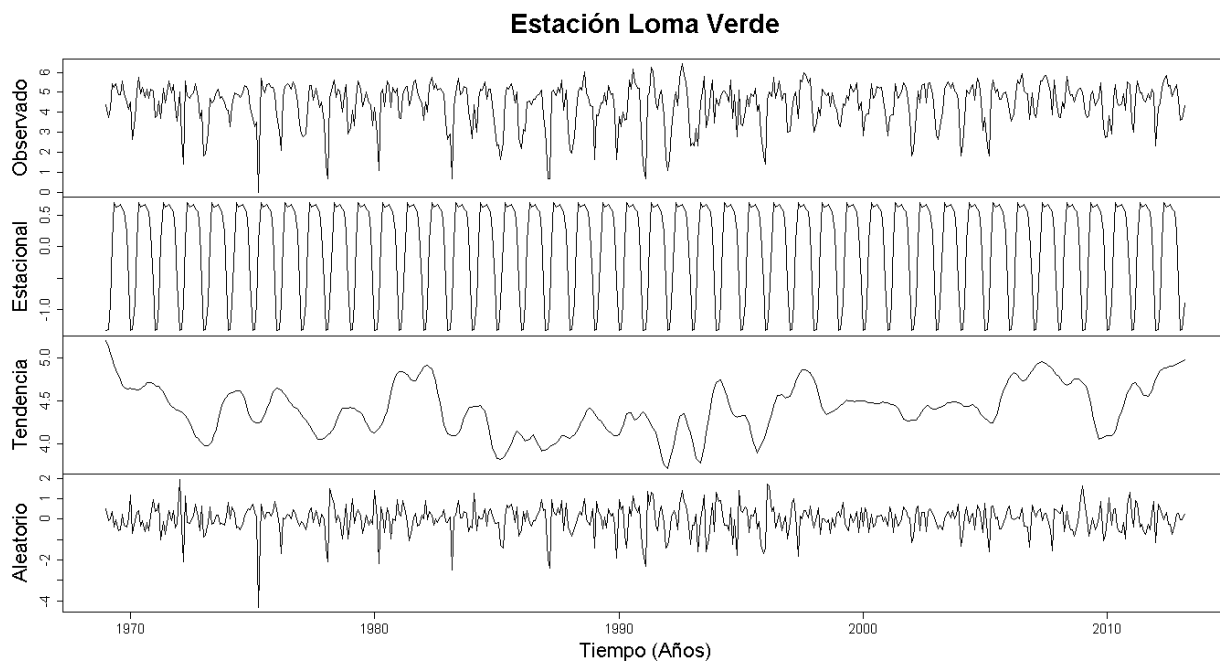


Figura G. 355. Descomposición de la serie transformada de la estación Loma Verde

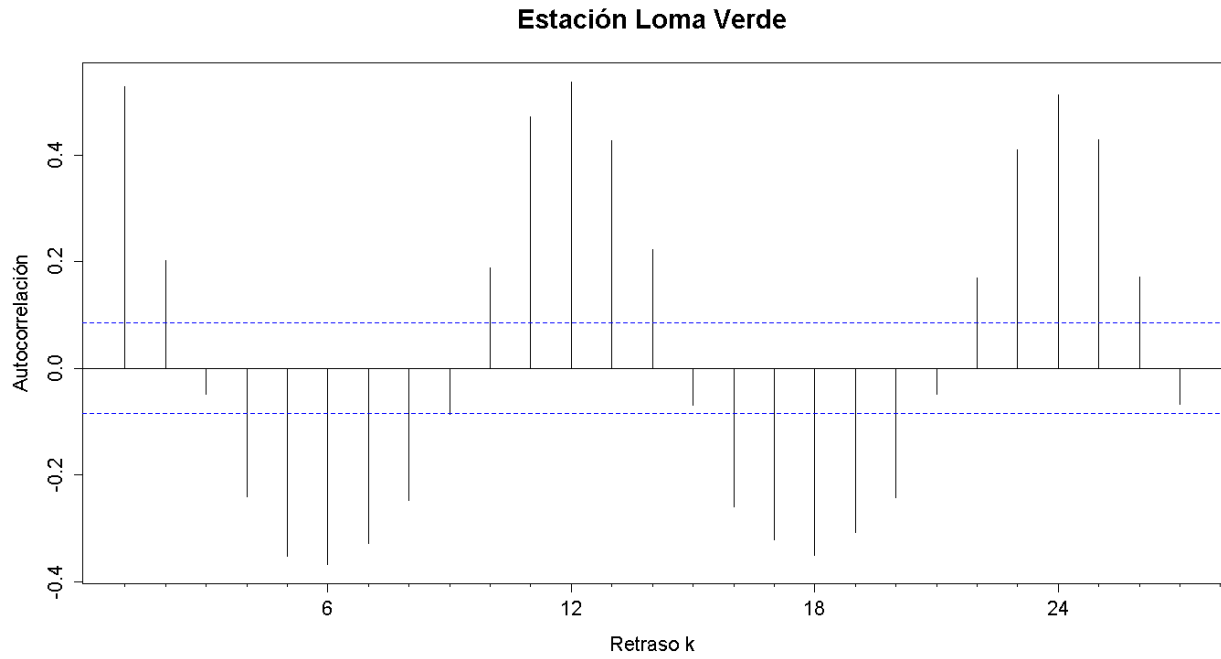


Figura G. 356. Autocorrelograma de la serie de la estación Loma Verde

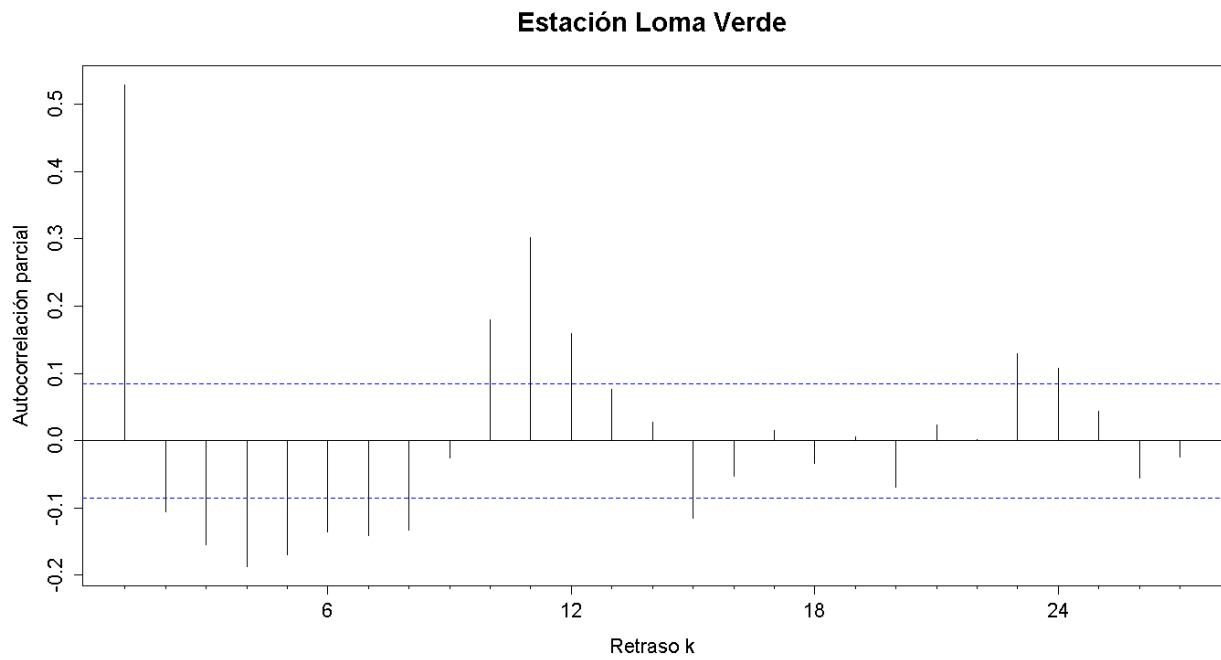


Figura G. 357. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Loma Verde

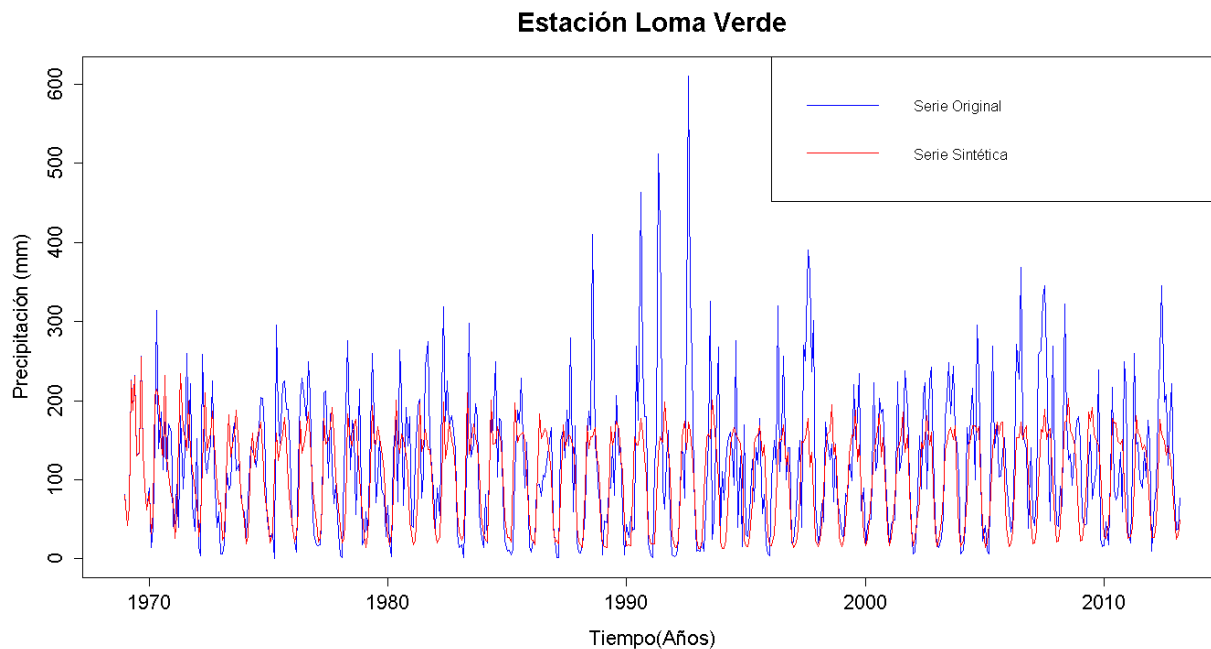


Figura G. 358. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Loma Verde

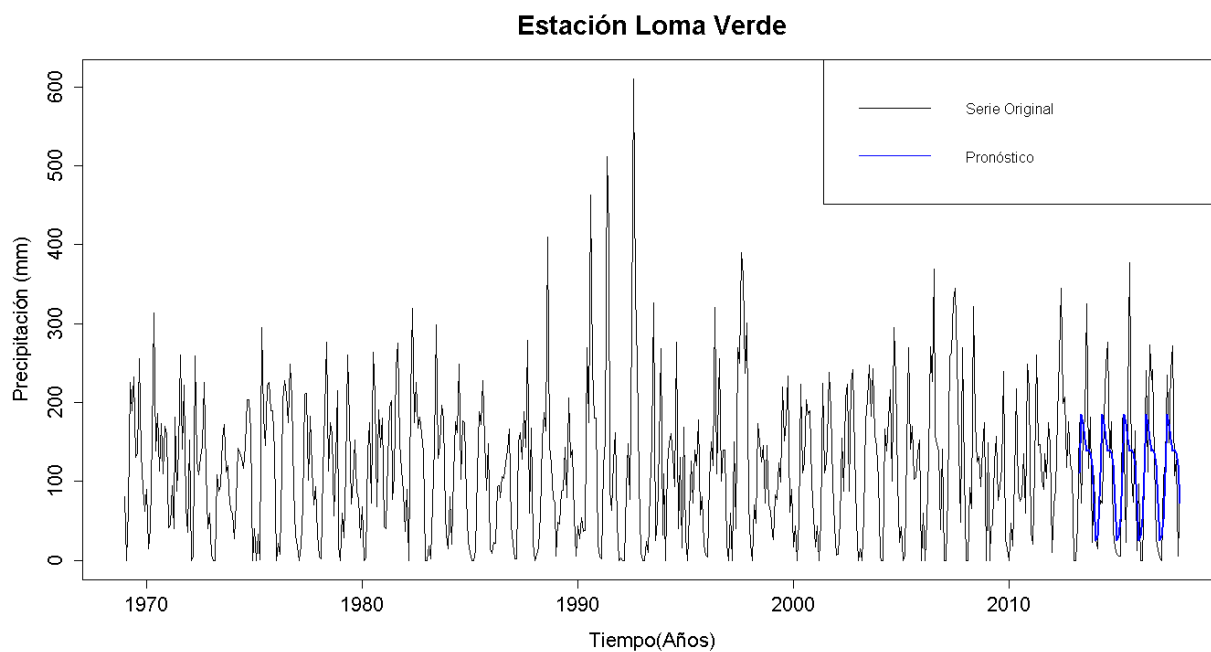


Figura G. 359. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Loma Verde

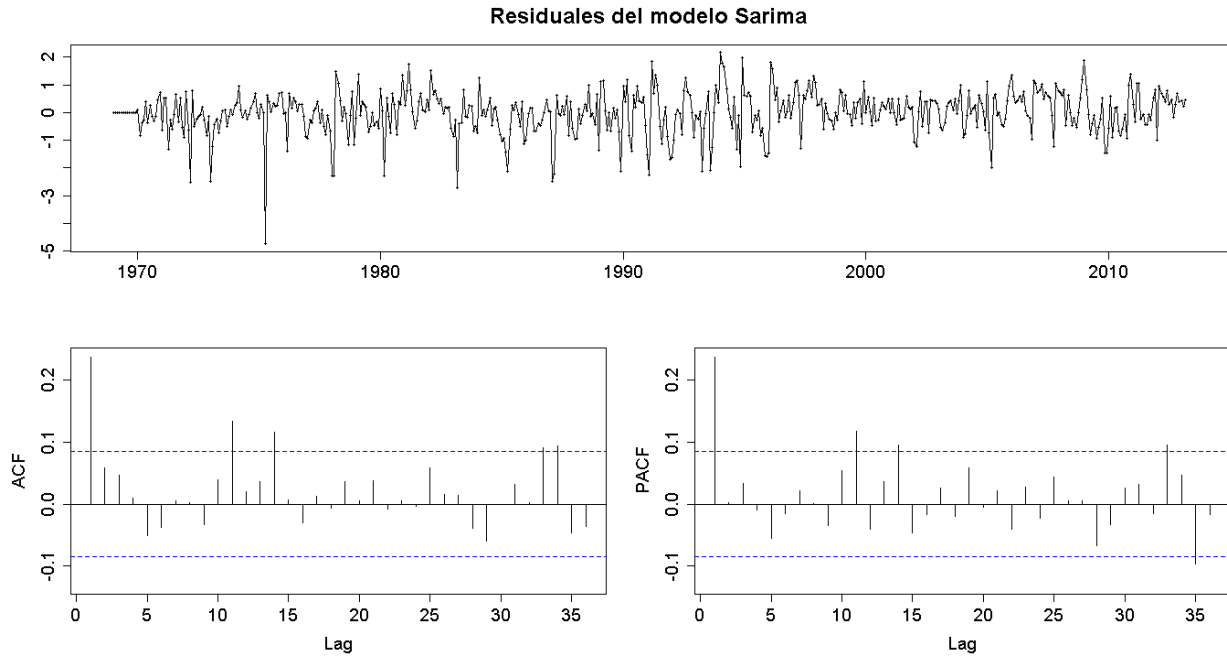


Figura G. 360. Residuales del modelo SARIMA de la estación Loma Verde

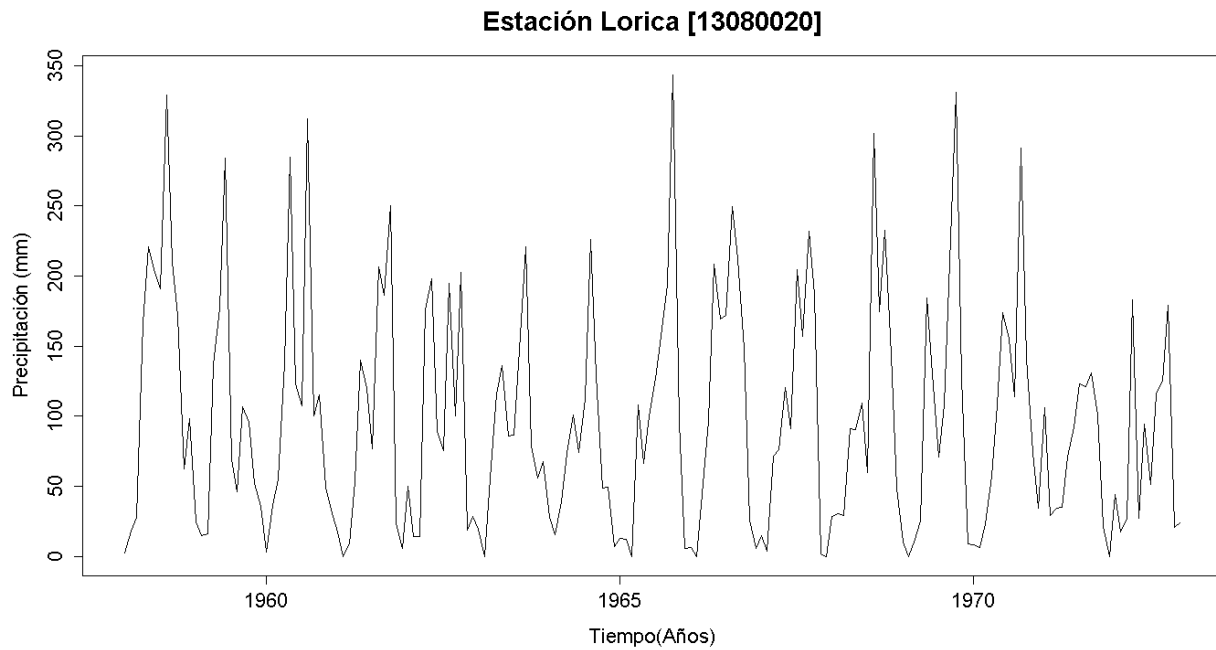


Figura G. 361. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Lorica [13080020]

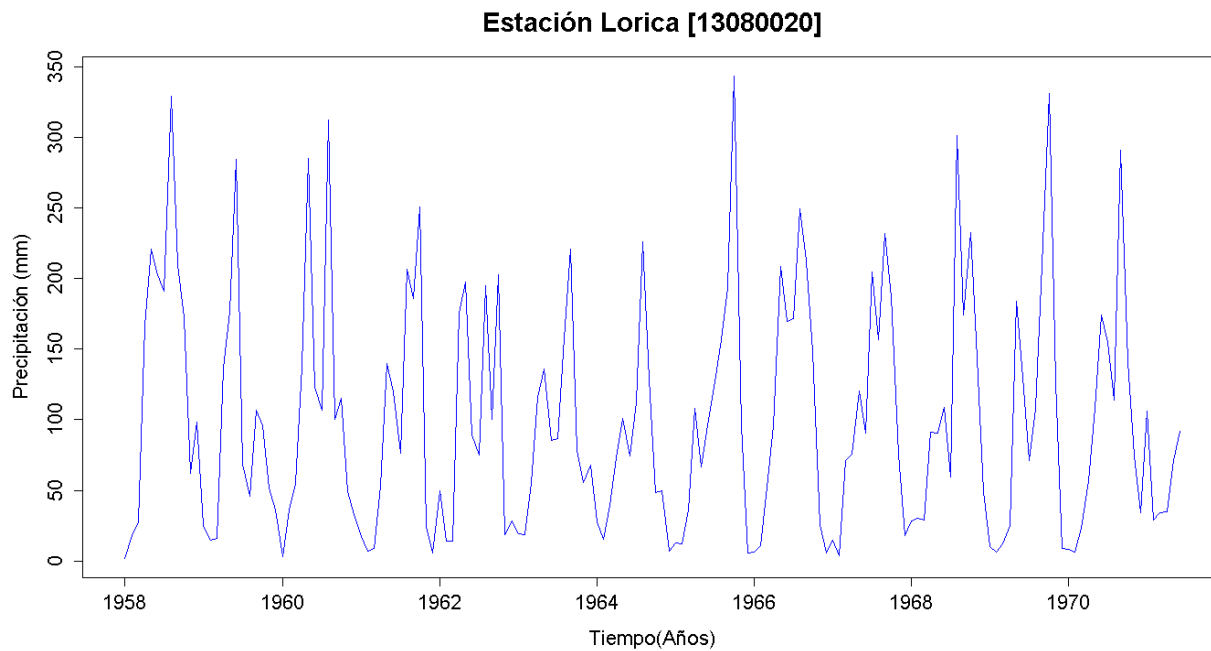


Figura G. 362. Vector de calibración de la estación Lórica [13080020]

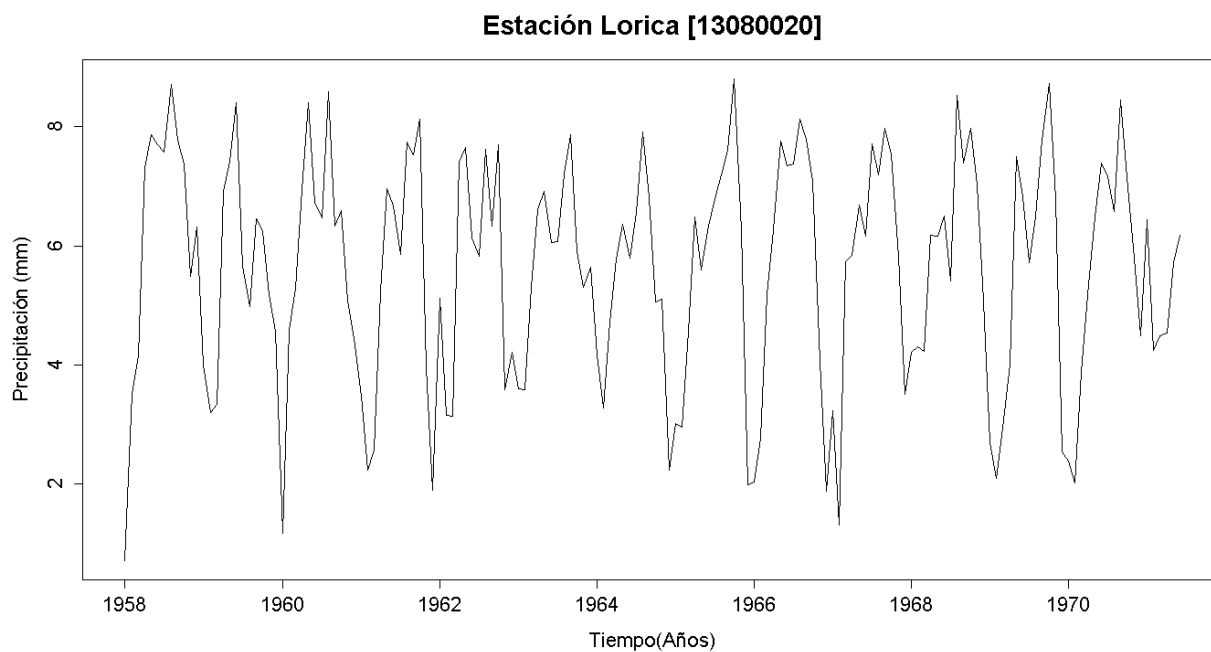


Figura G. 363. Vector de calibración de la estación Lórica [13080020] transformado usando Box-Cox

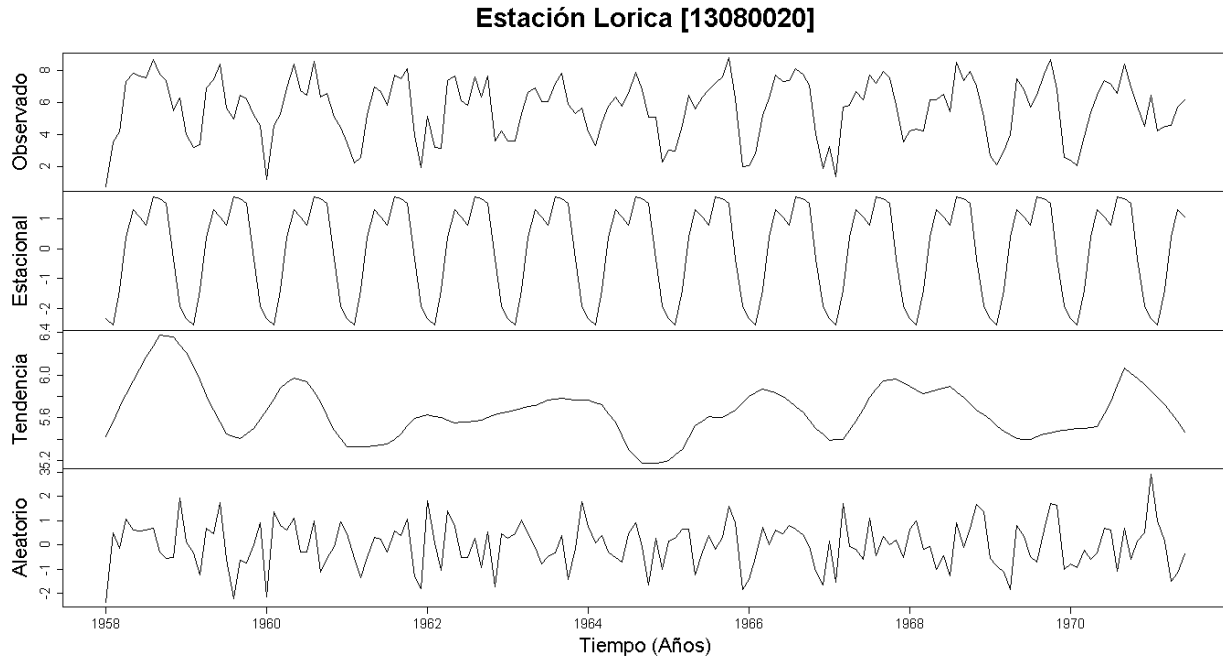


Figura G. 364. Descomposición de la serie transformada de la estación Lorica [13080020]

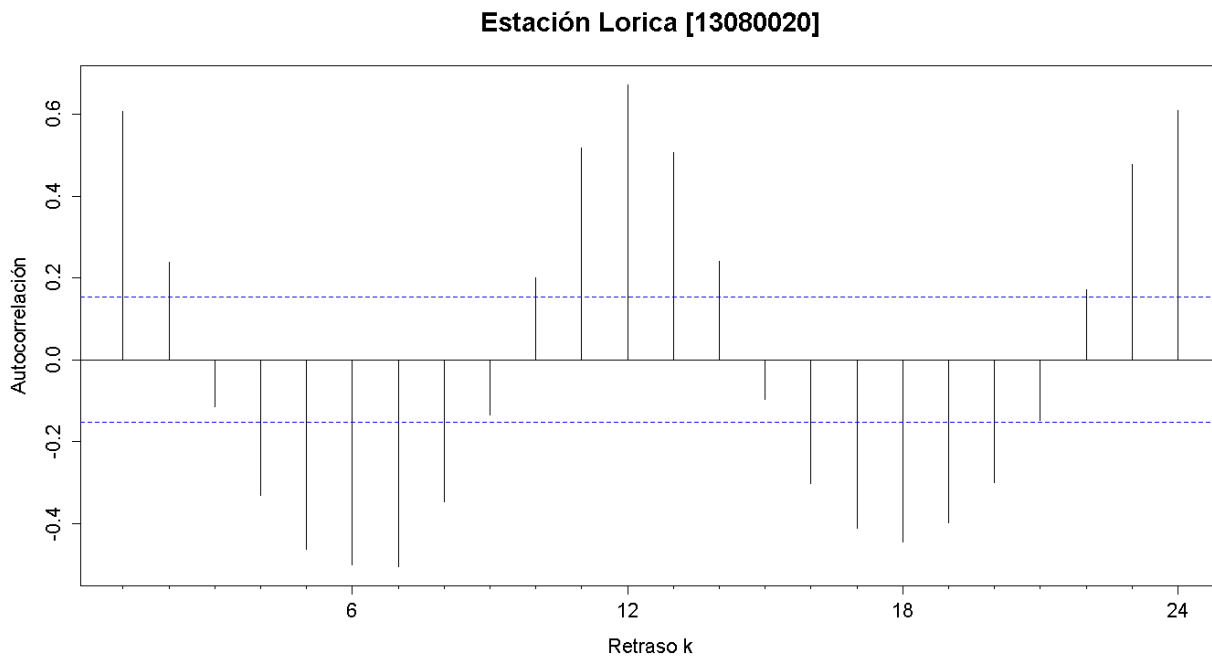


Figura G. 365. Autocorrelograma de la serie de la estación Lorica [13080020]

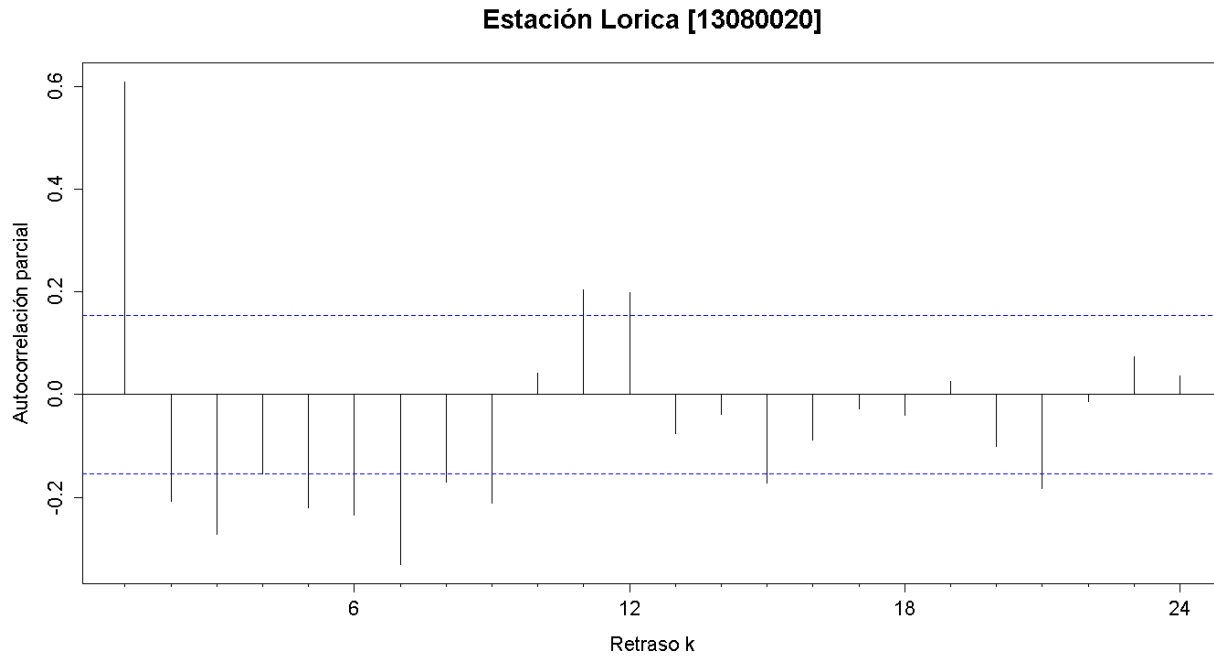


Figura G. 366. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Lorica [13080020]

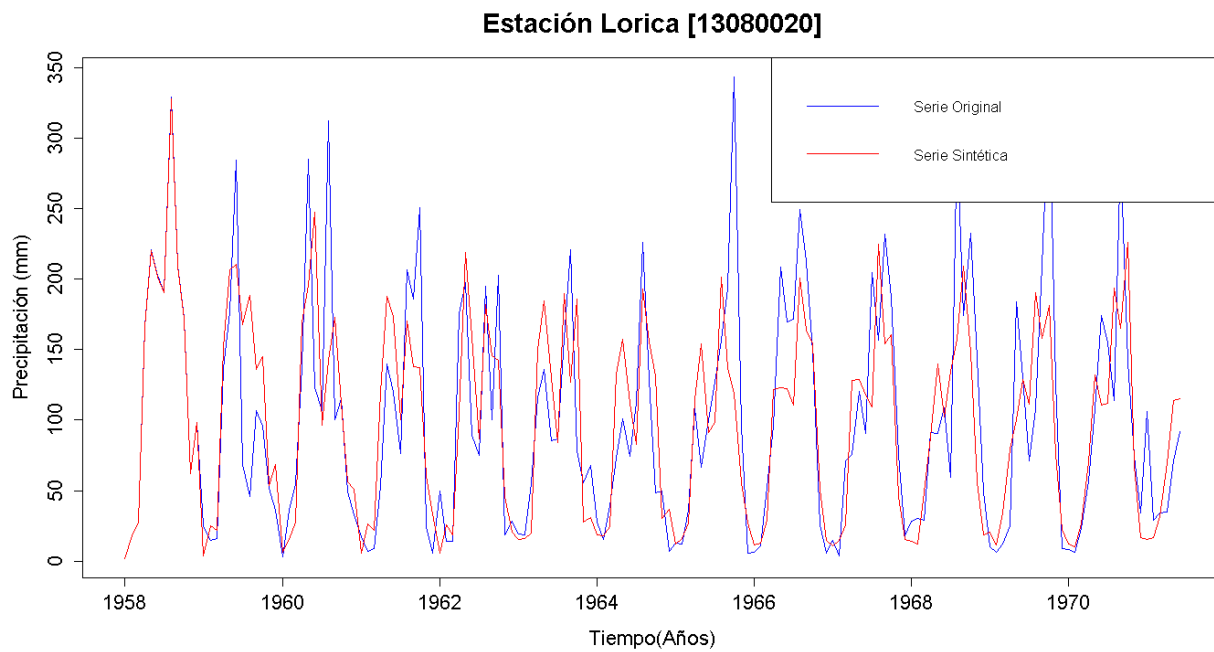


Figura G. 367. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Lorica [13080020]

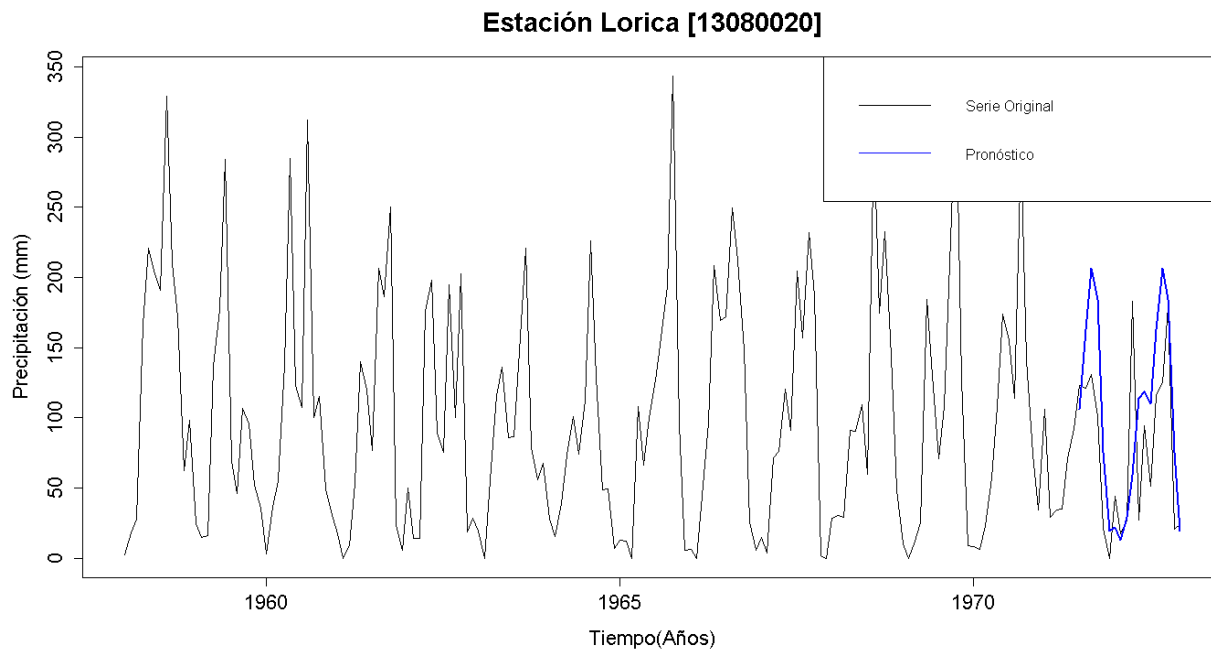


Figura G. 368. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Lórica [13080020]

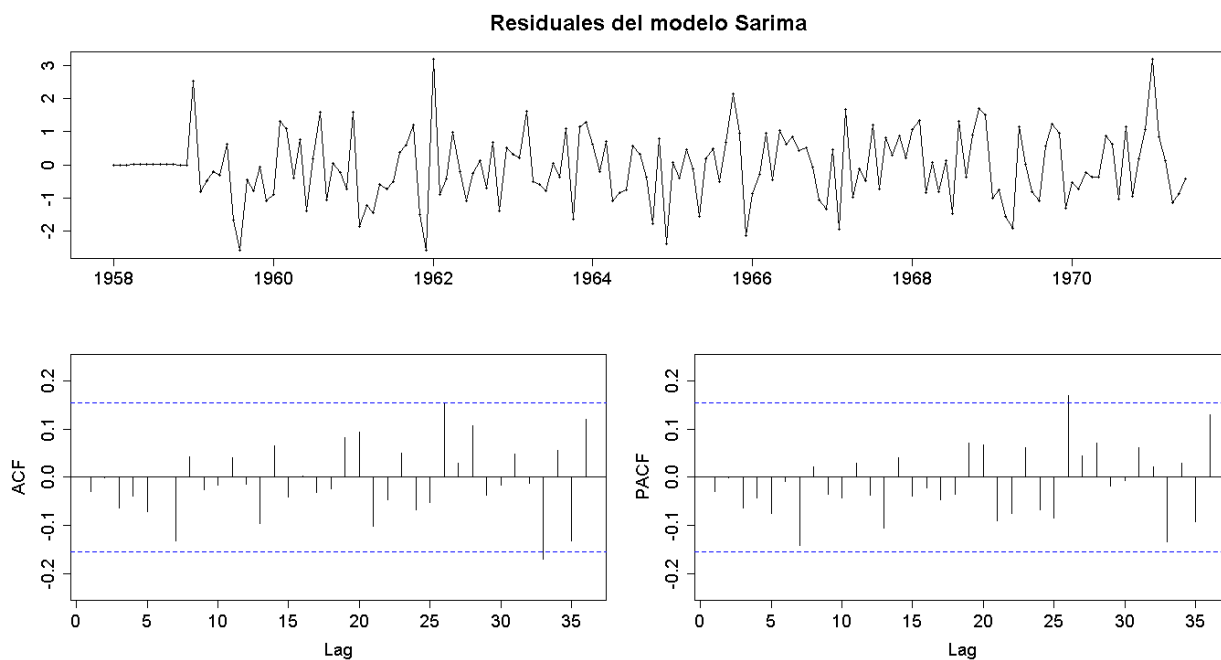


Figura G. 369. Residuales del modelo SARIMA de la estación Lórica [13080020]

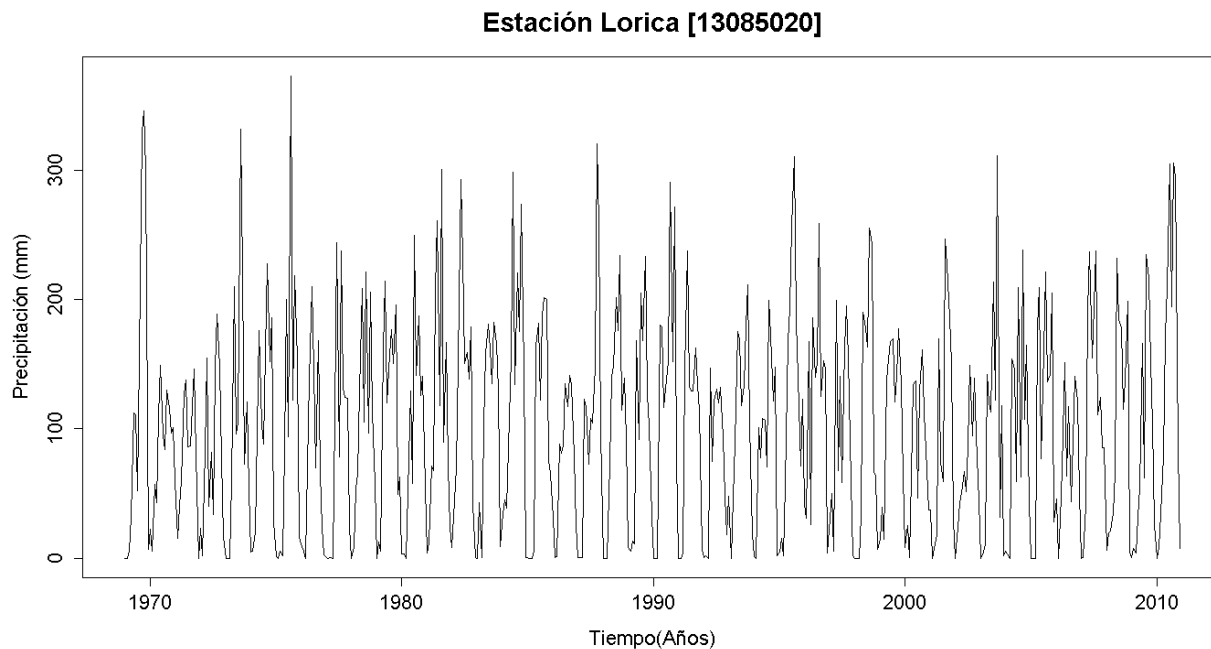


Figura G. 370. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Lórica [13085020]

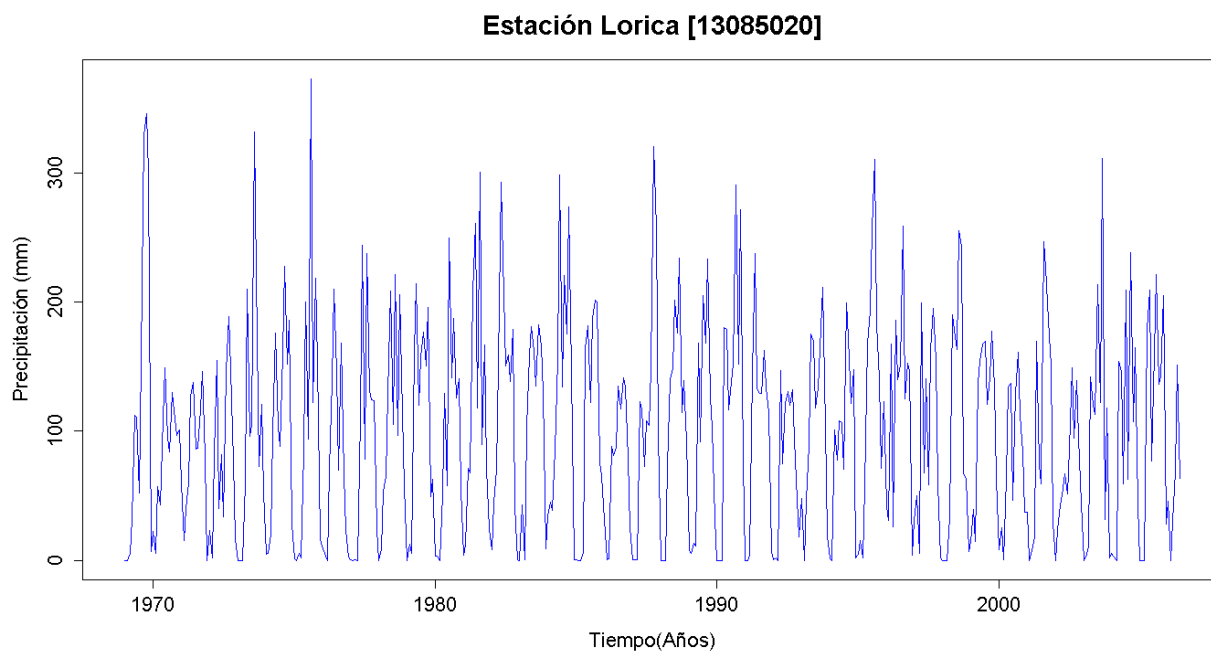


Figura G. 371. Vector de calibración de la estación Lórica [13085020]

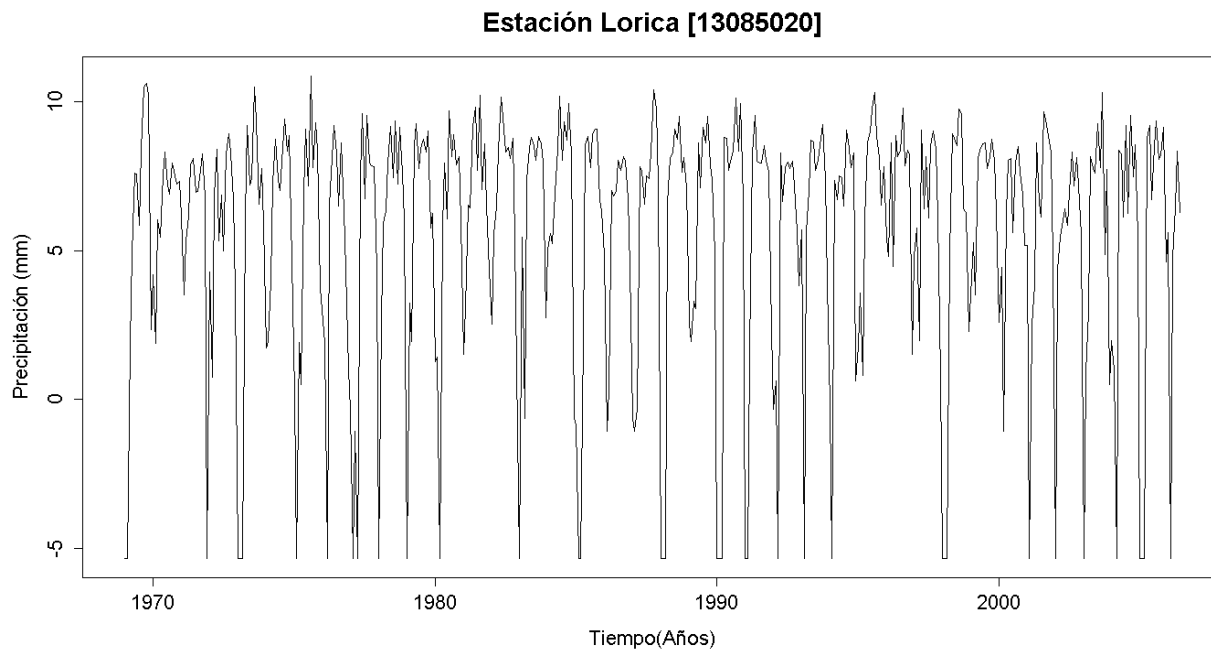


Figura G. 372. Vector de calibración de la estación Lorica [13085020] transformado usando Box-Cox

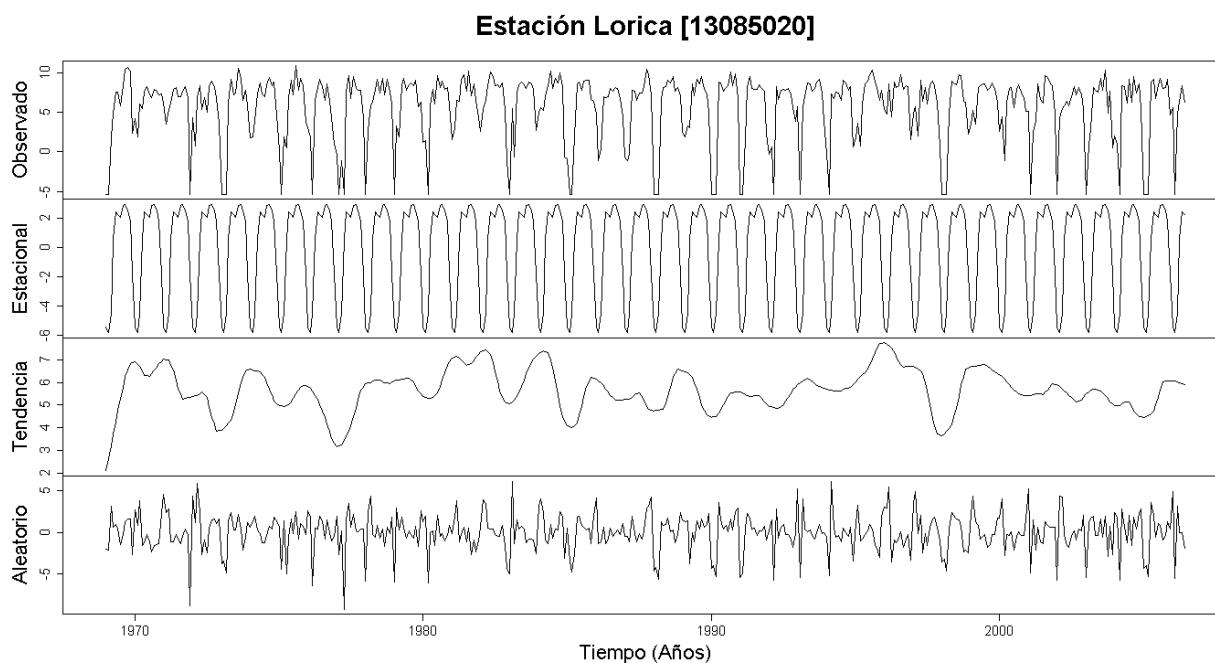


Figura G. 373. Descomposición de la serie transformada de la estación Lorica [13085020]

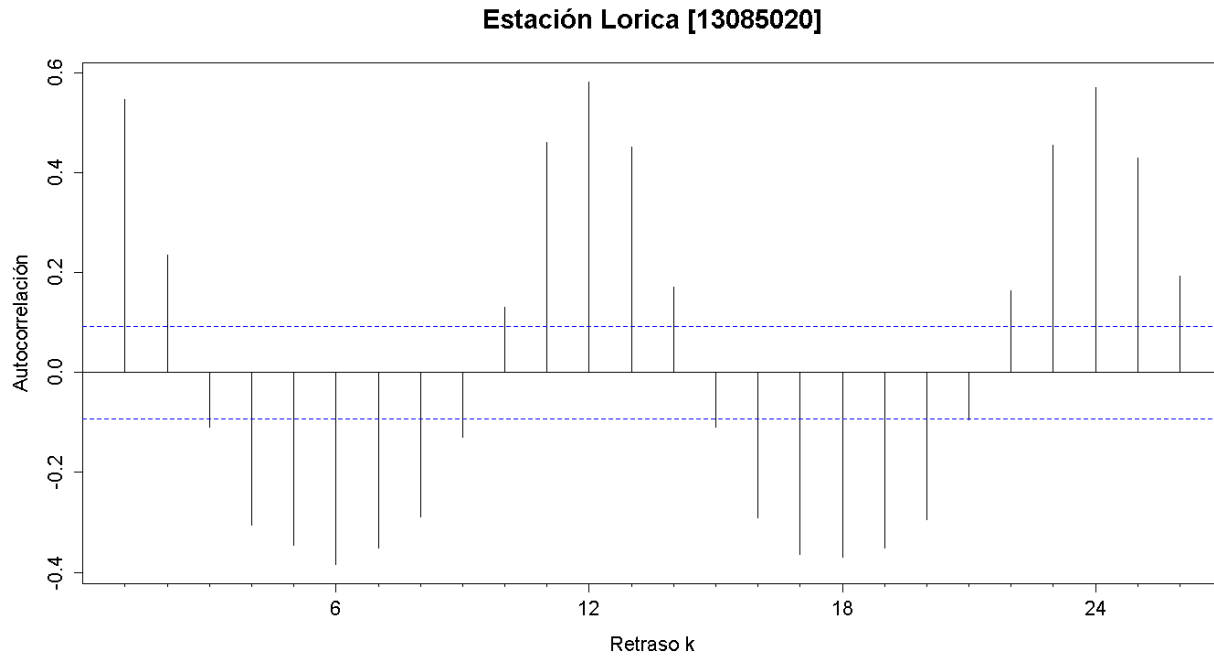


Figura G. 374. Autocorrelograma de la serie de la estación Lorica [13085020]

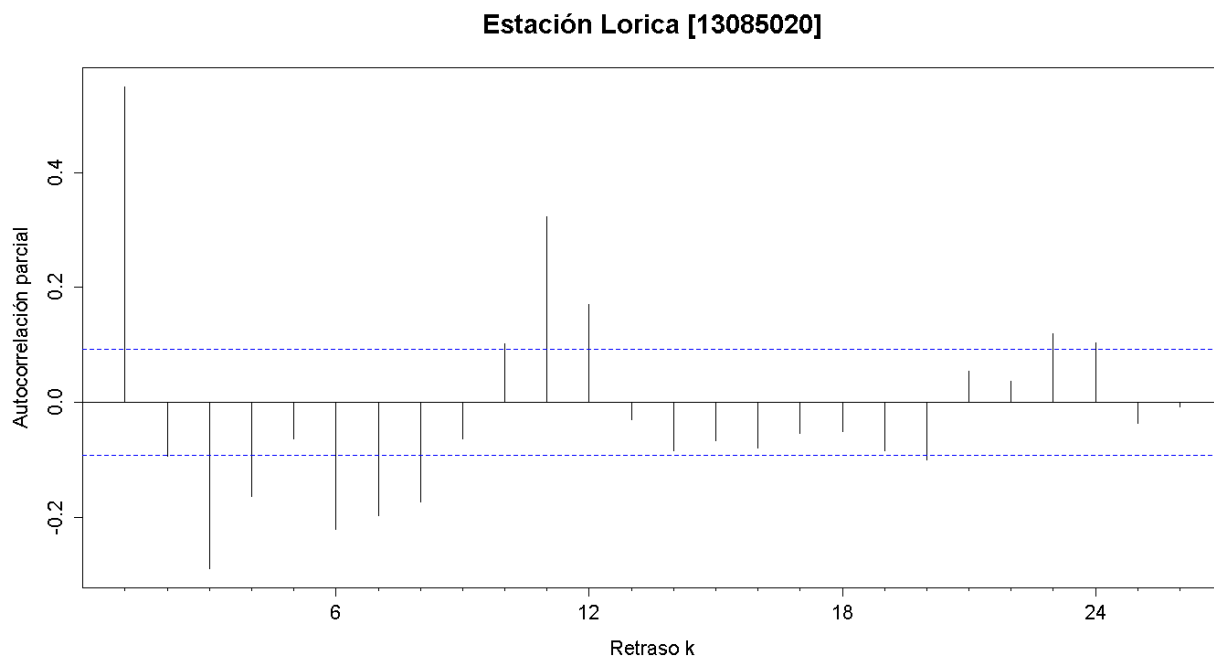


Figura G. 375. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Lorica [13085020]

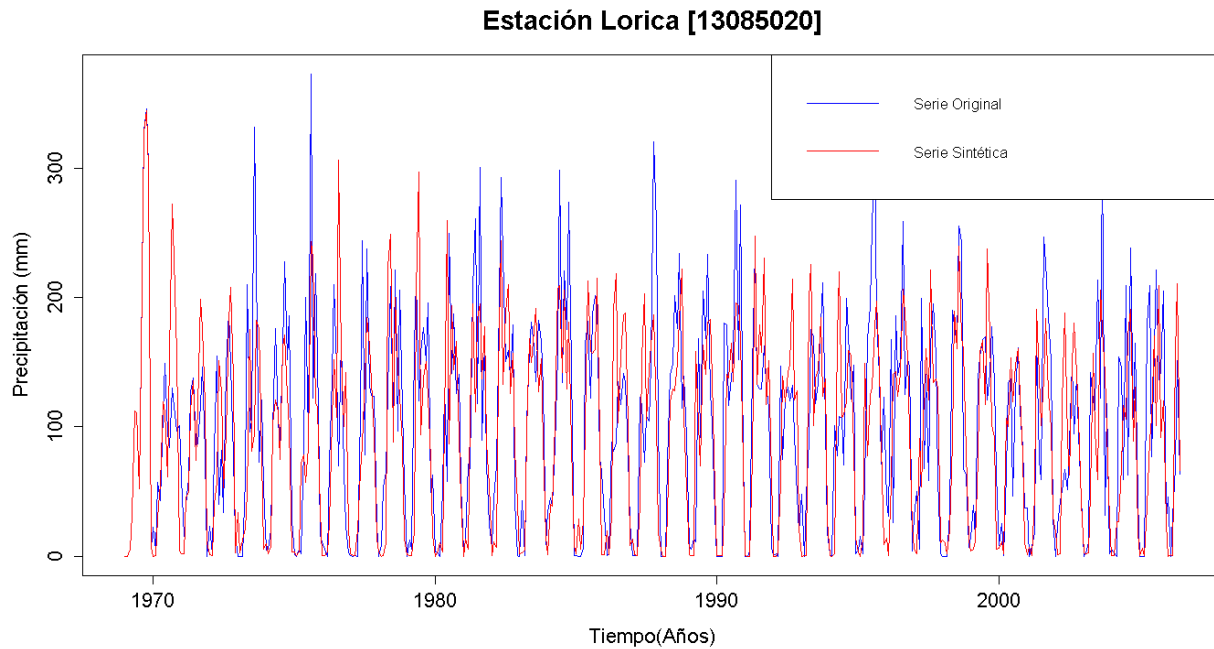


Figura G. 376. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Lorica [13085020]

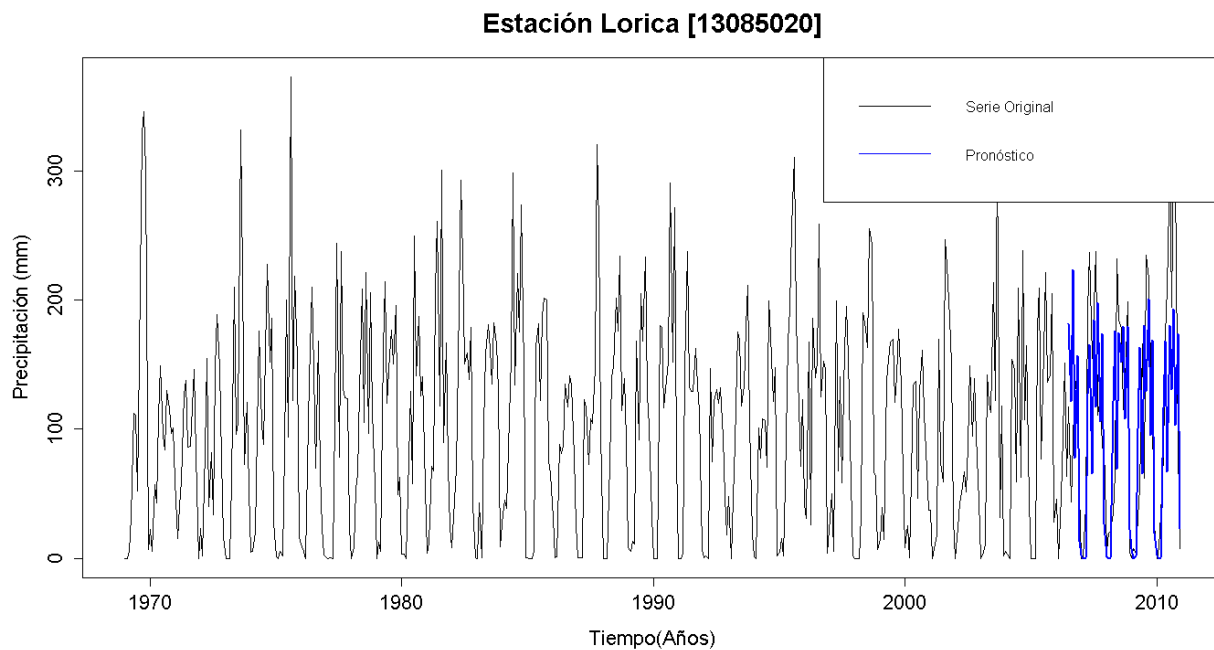


Figura G. 377. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Lorica [13085020]

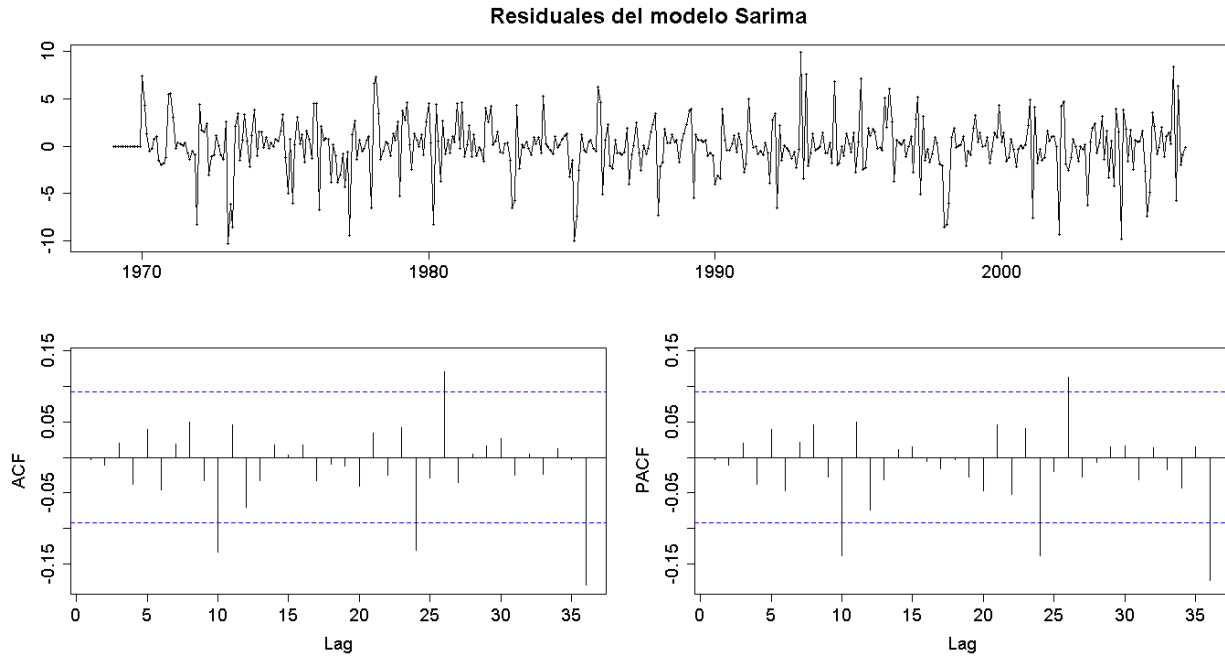


Figura G. 378. Residuales del modelo SARIMA de la estación Lorica [13085020]

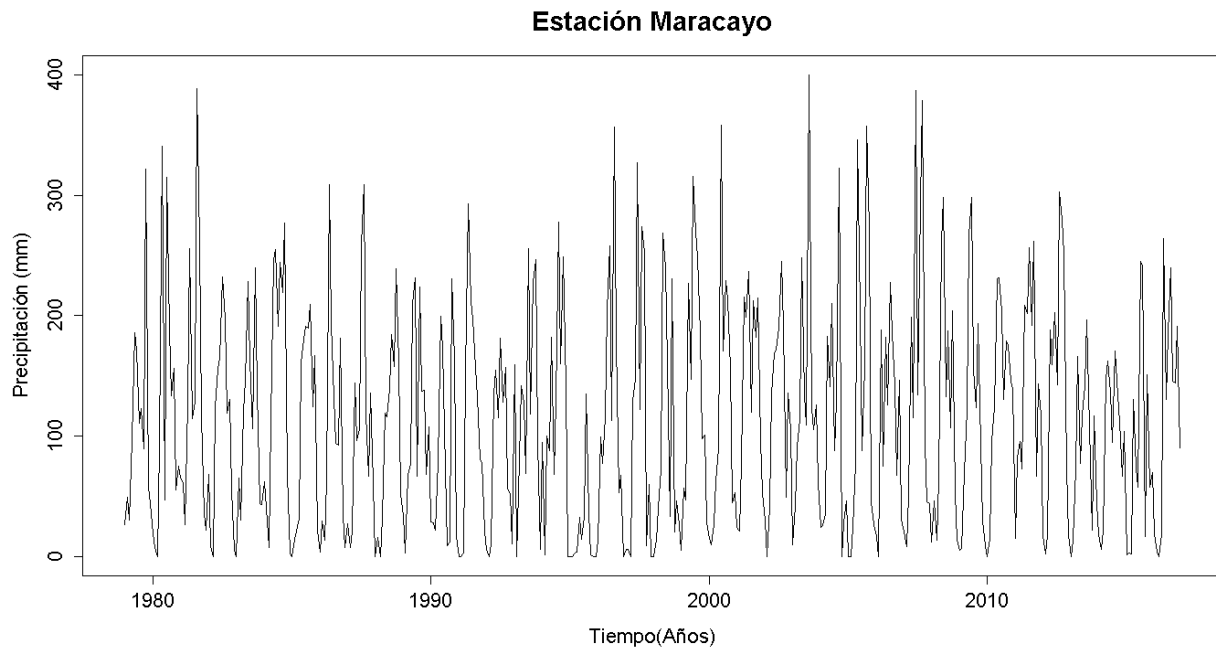


Figura G. 379. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Maracayo

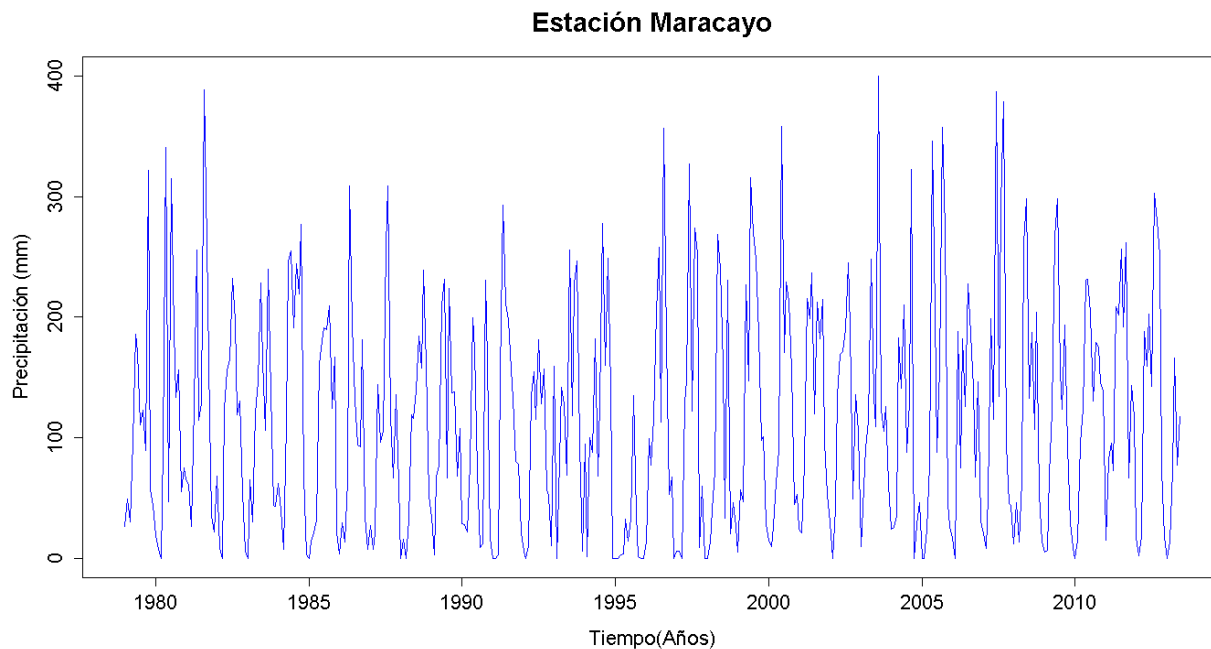


Figura G. 380. Vector de calibración de la estación Maracayo

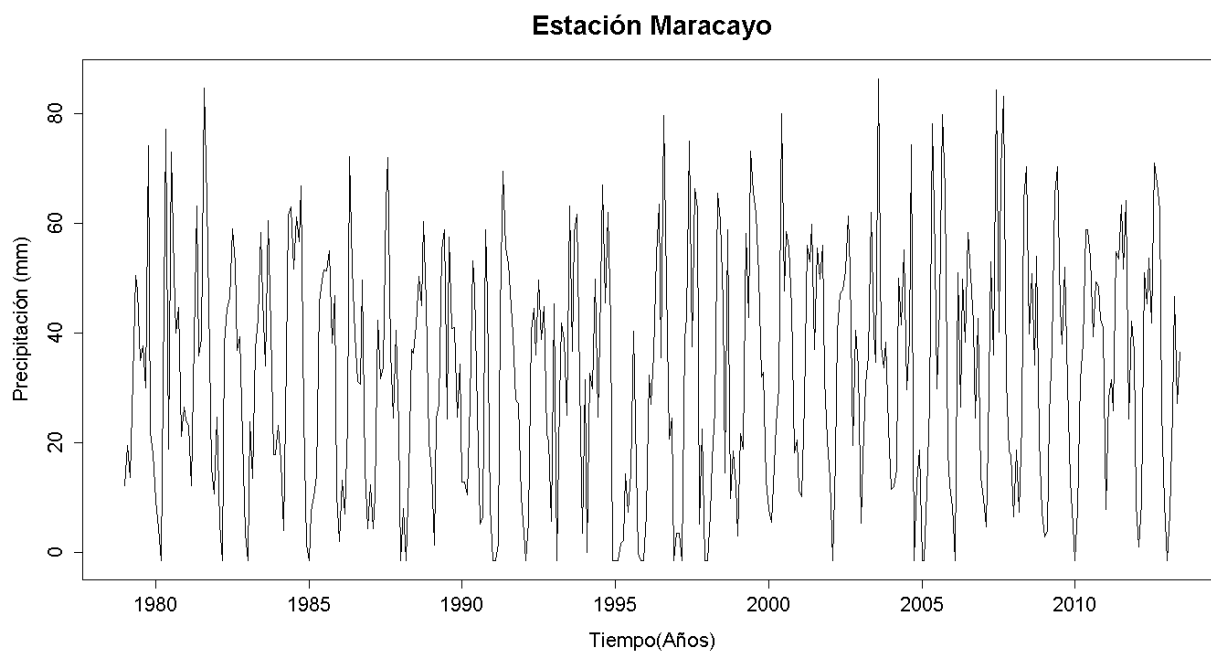


Figura G. 381. Vector de calibración de la estación Maracayo transformado usando Box-Cox

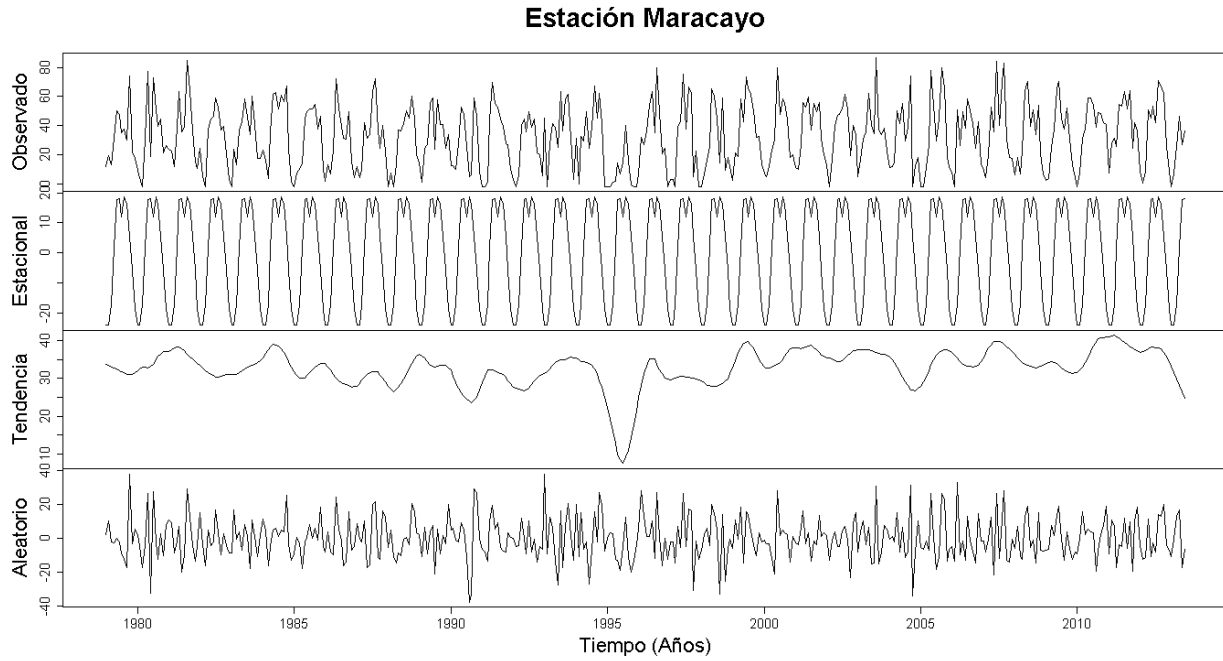


Figura G. 382. Descomposición de la serie transformada de la estación Maracayo

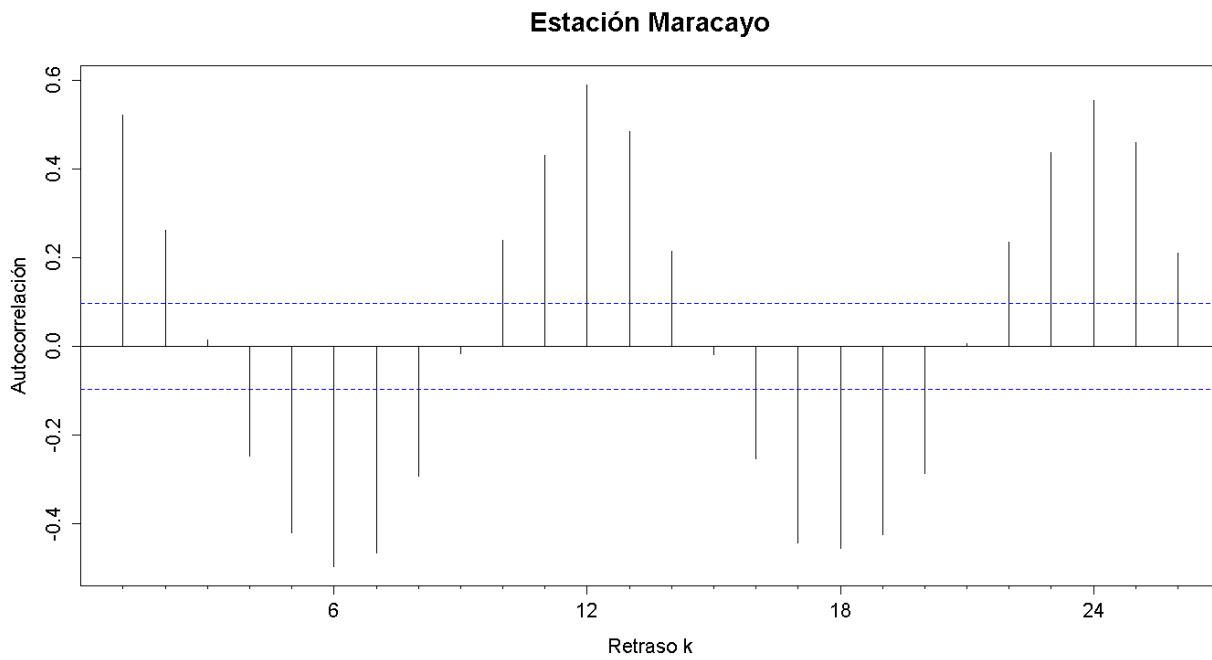


Figura G. 383. Autocorrelograma de la serie de la estación Maracayo

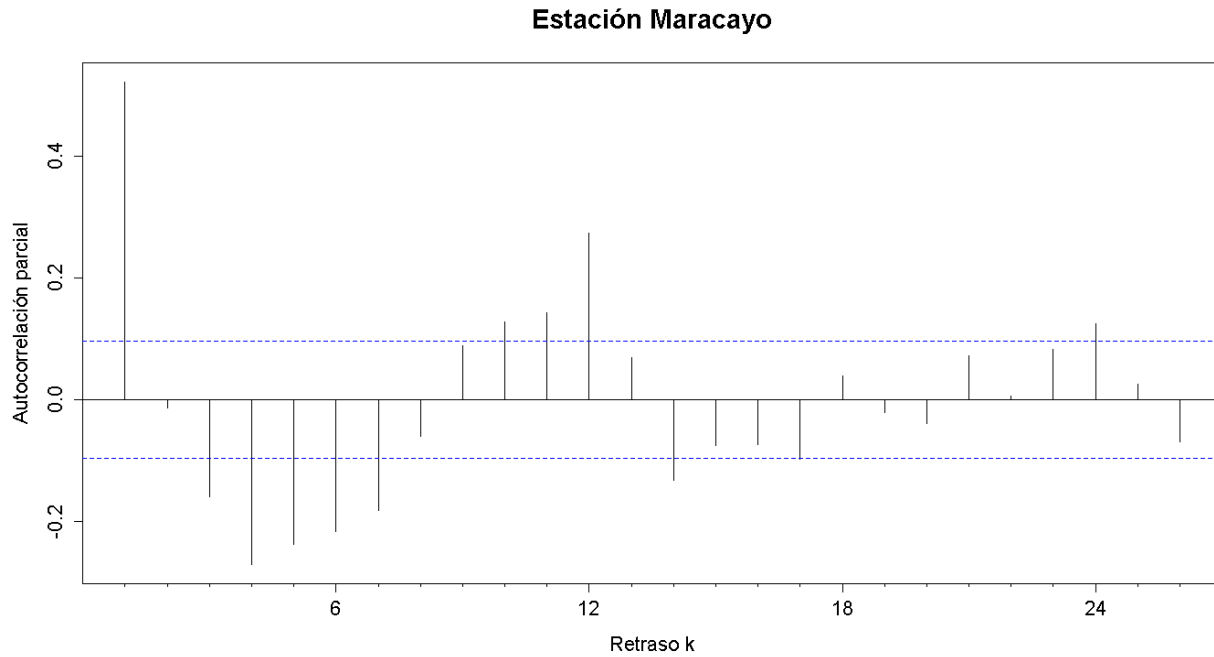


Figura G. 384. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Maracayo

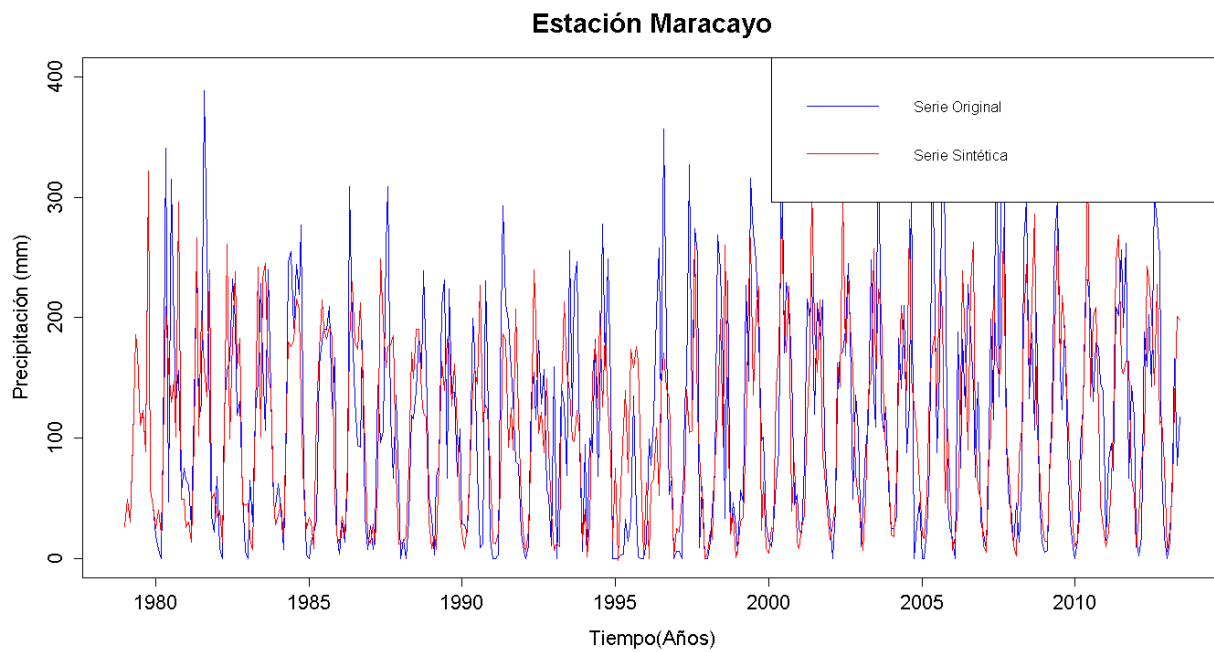


Figura G. 385. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Maracayo

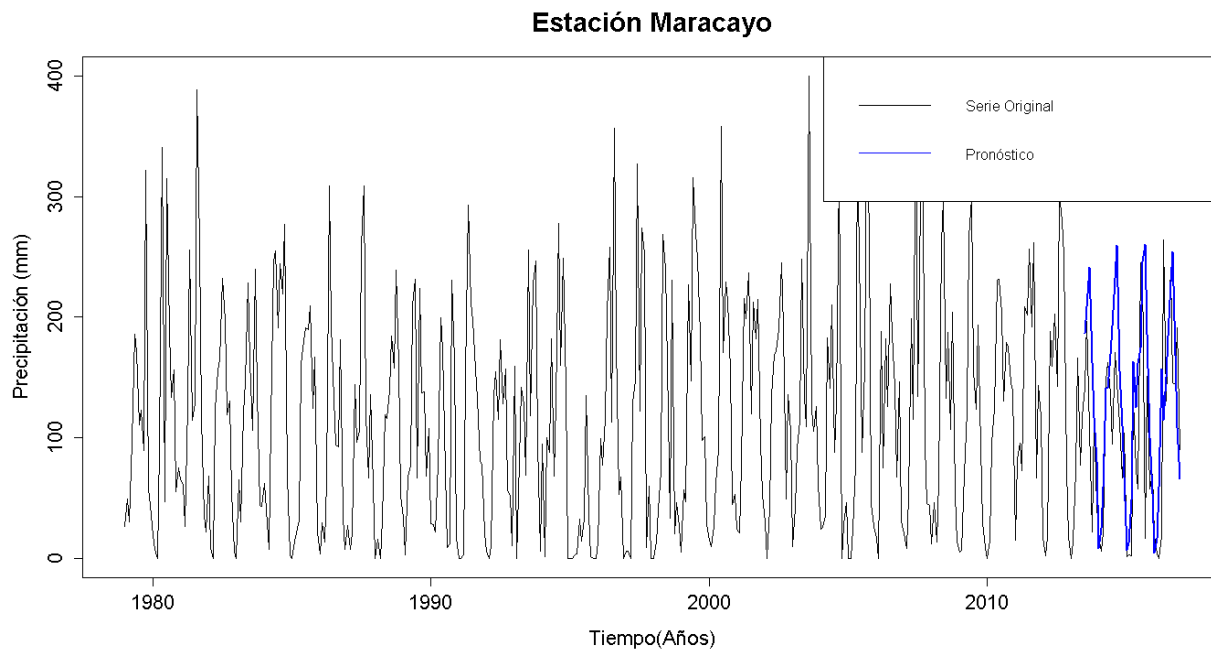


Figura G. 386. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Maracayo

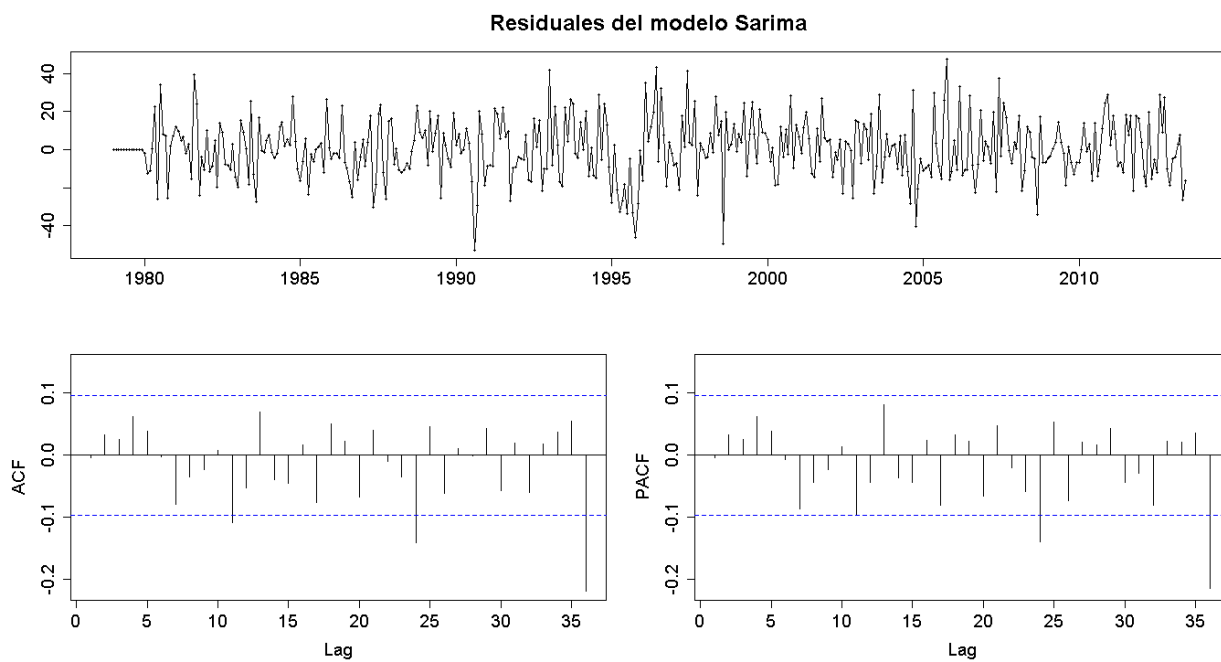


Figura G. 387. Residuales del modelo SARIMA de la estación Maracayo

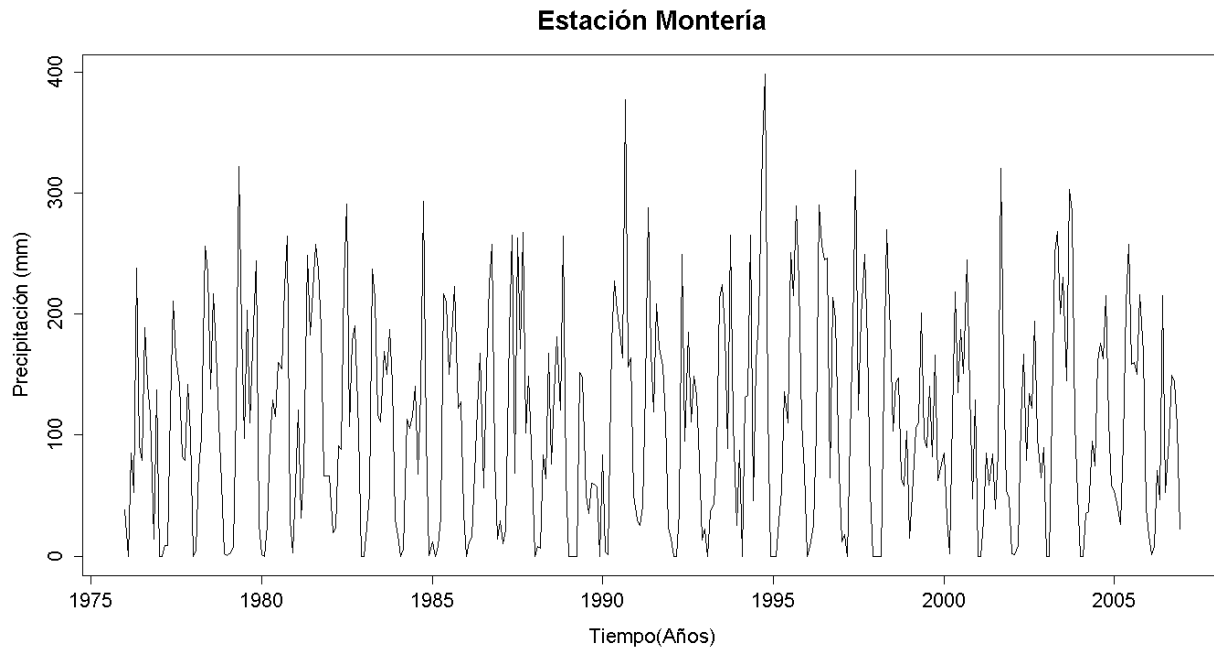


Figura G. 388. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Montería

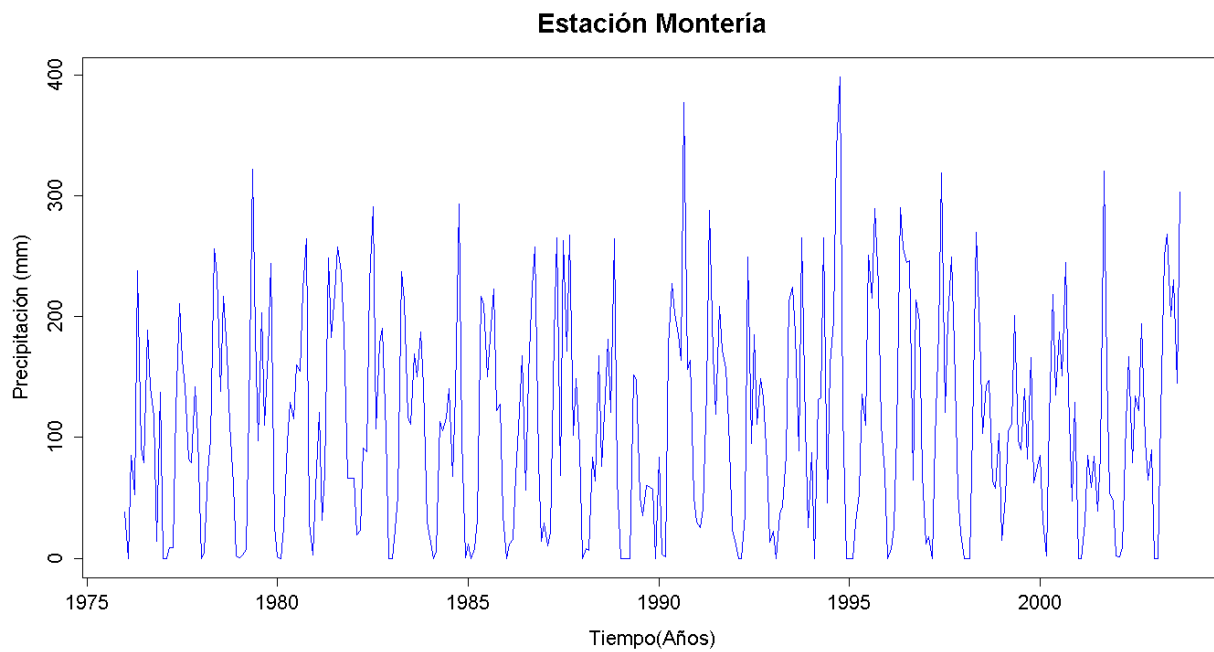


Figura G. 389. Vector de calibración de la estación Montería

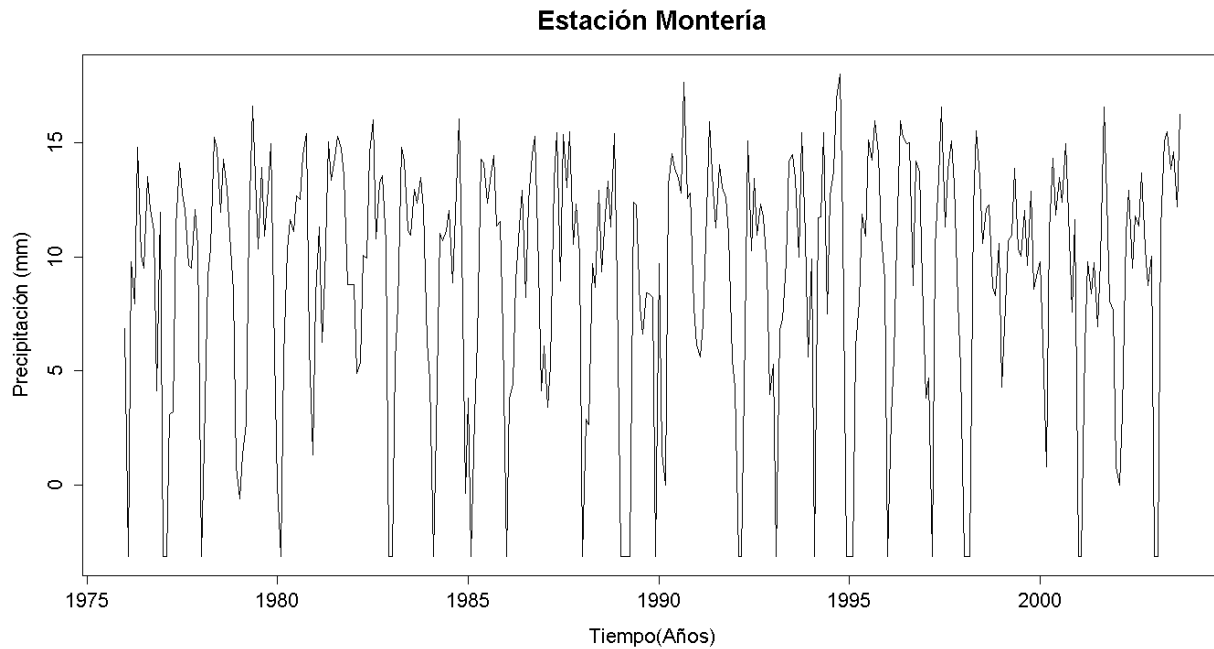


Figura G. 390. Vector de calibración de la estación Montería transformado usando Box-Cox

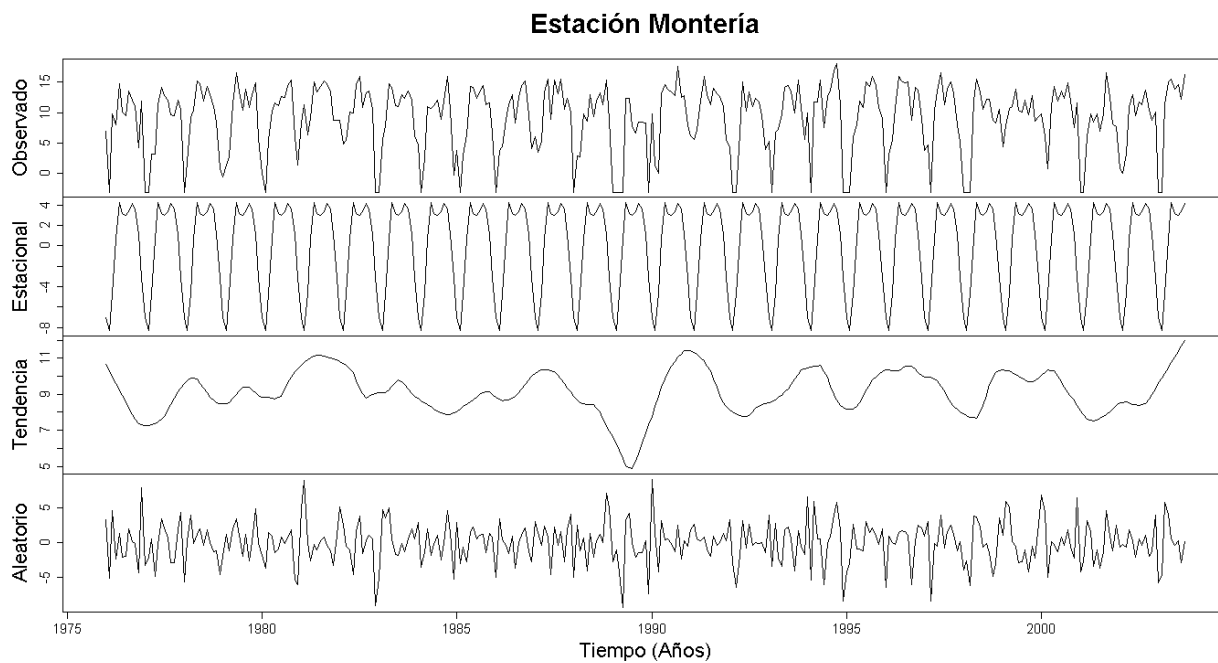


Figura G. 391. Descomposición de la serie transformada de la estación Montería

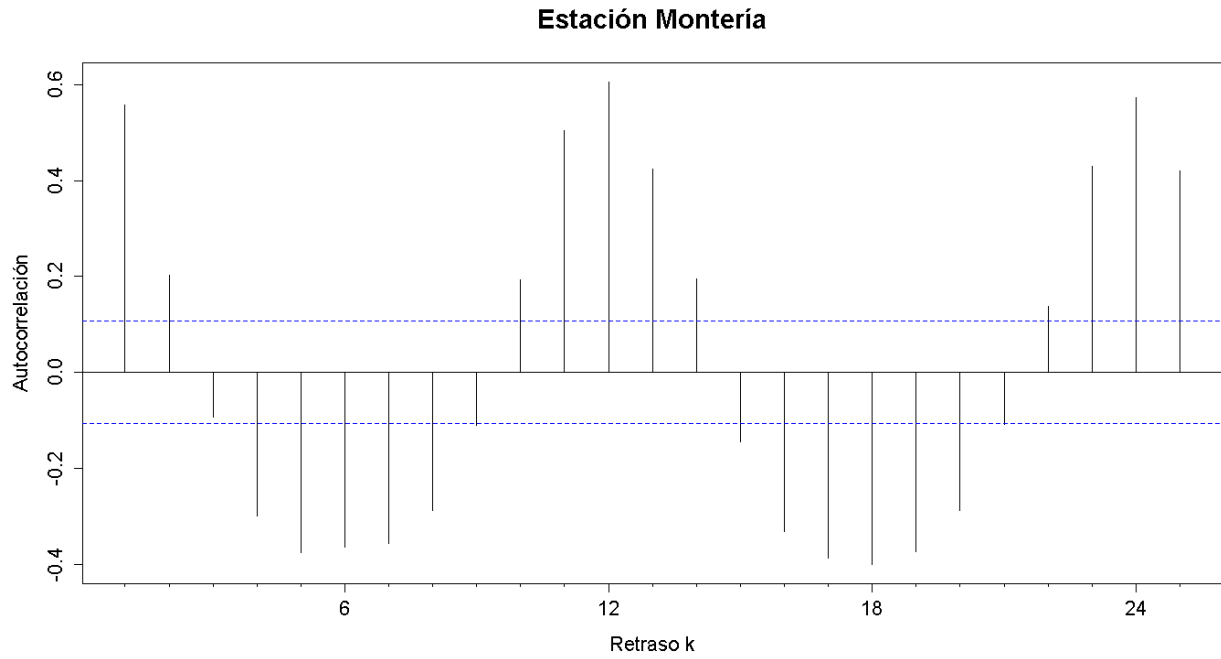


Figura G. 392. Autocorrelograma de la serie de la estación Montería

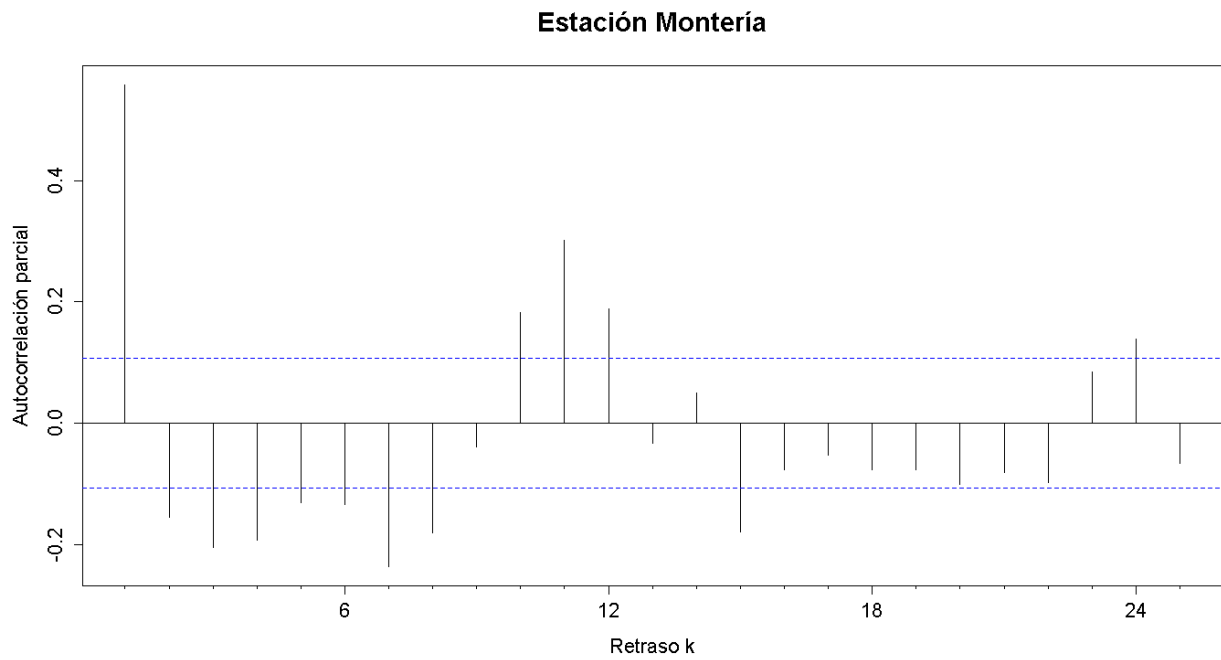


Figura G. 393. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Montería

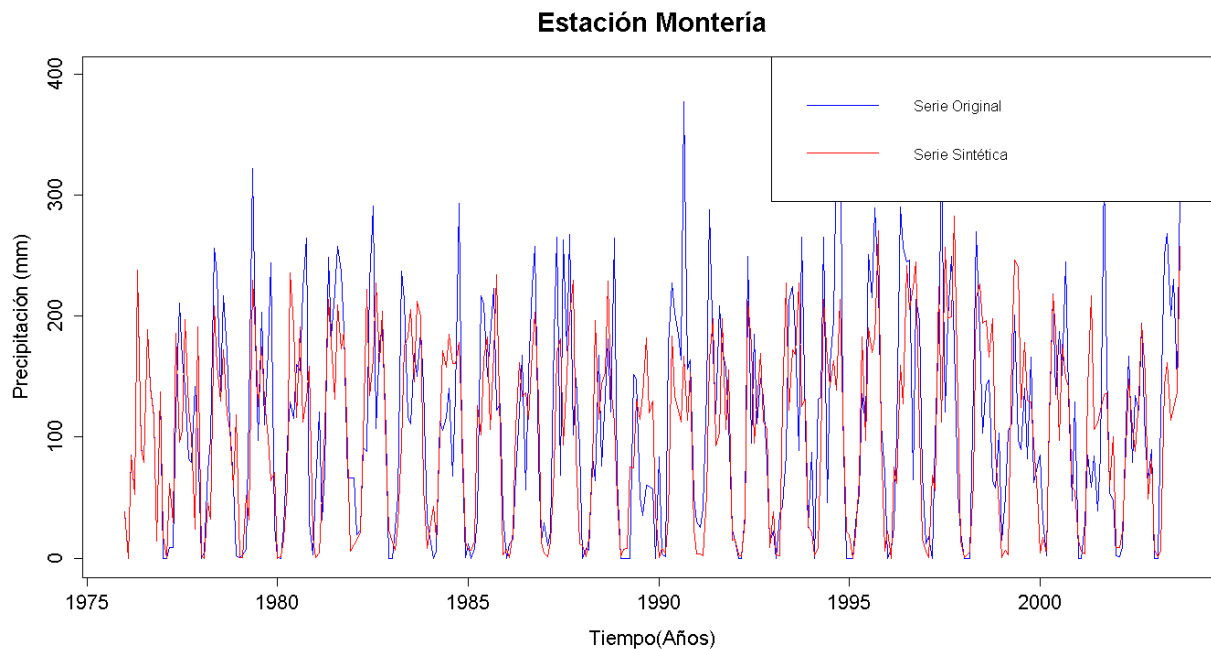


Figura G. 394. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Montería

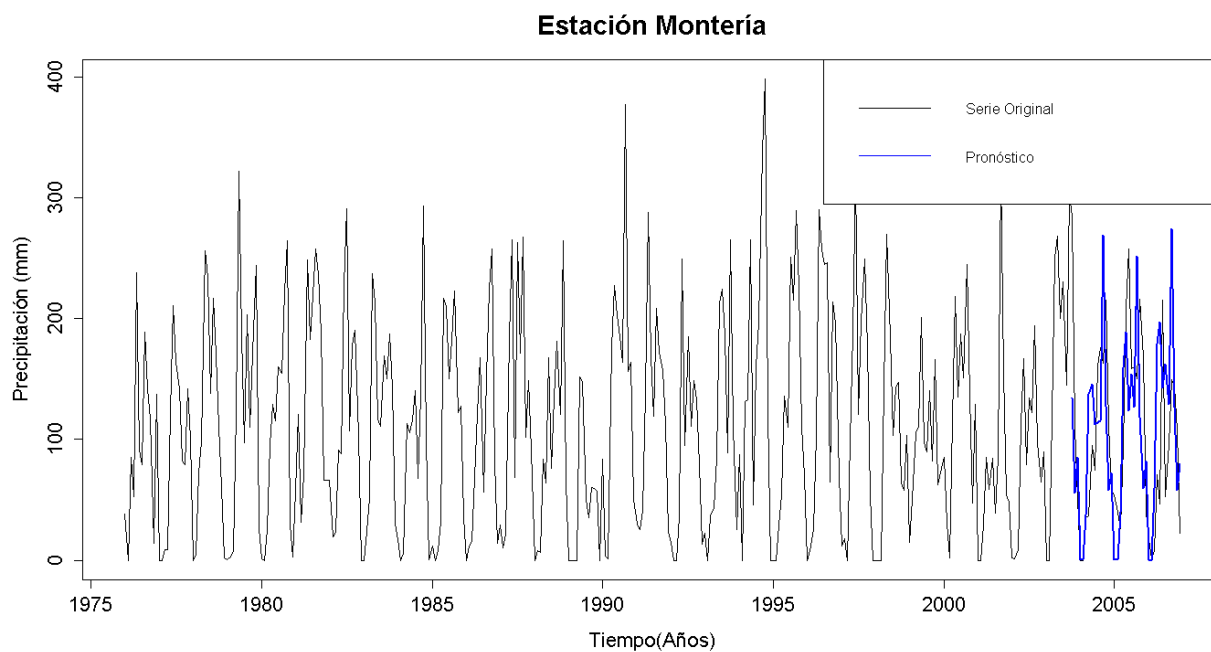


Figura G. 395. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Montería

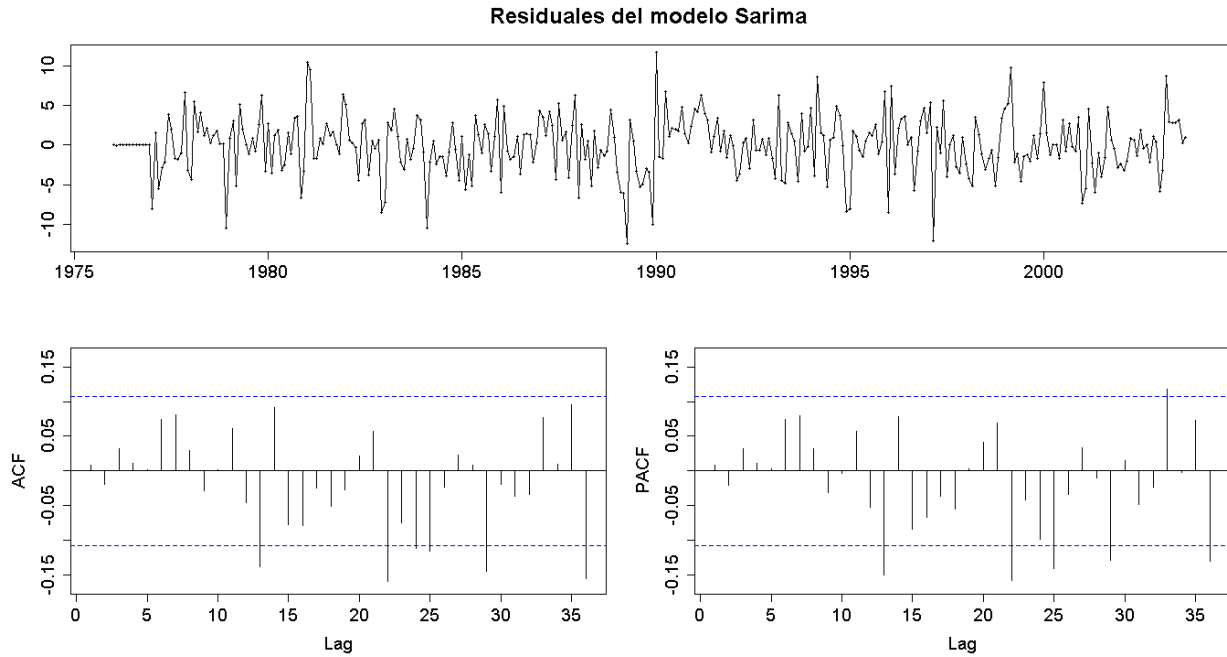


Figura G. 396. Residuales del modelo SARIMA de la estación Montería

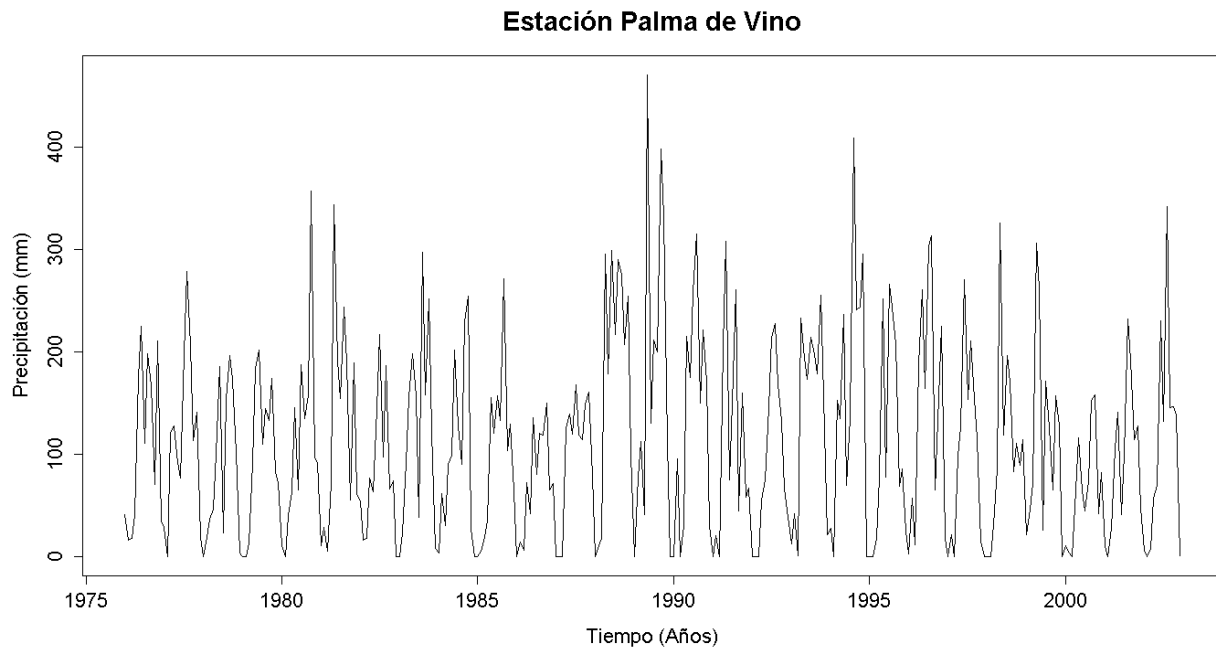


Figura G. 397. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Palma de Vino

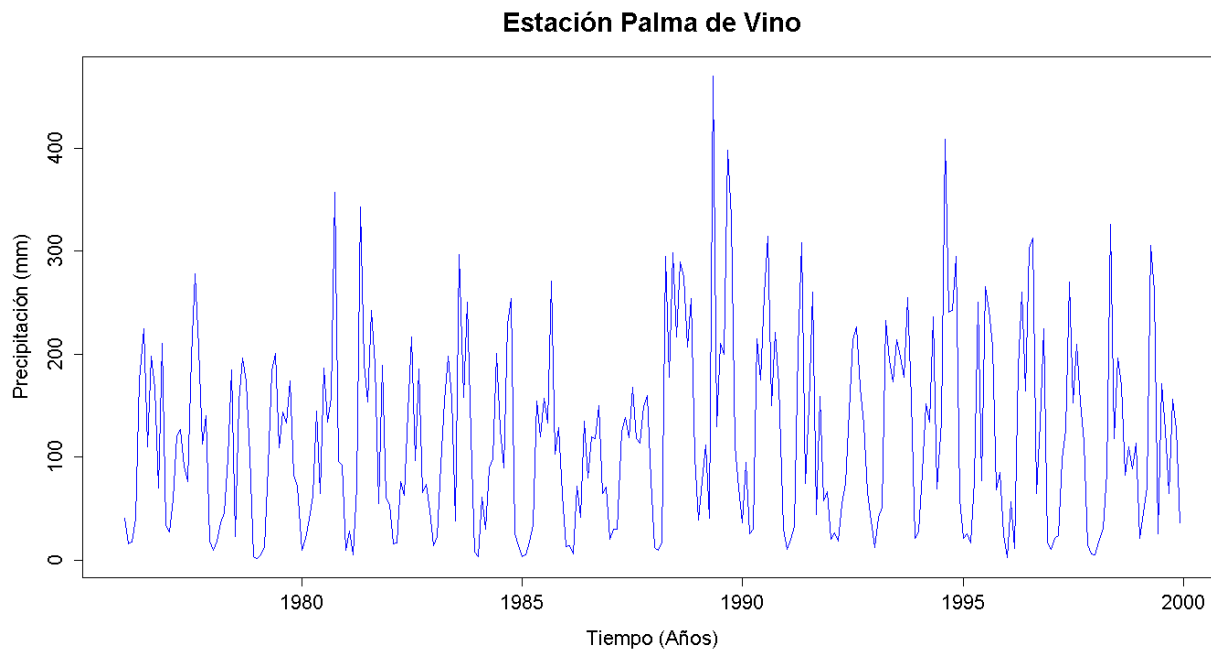


Figura G. 398. Vector de calibración de la estación Palma de Vino

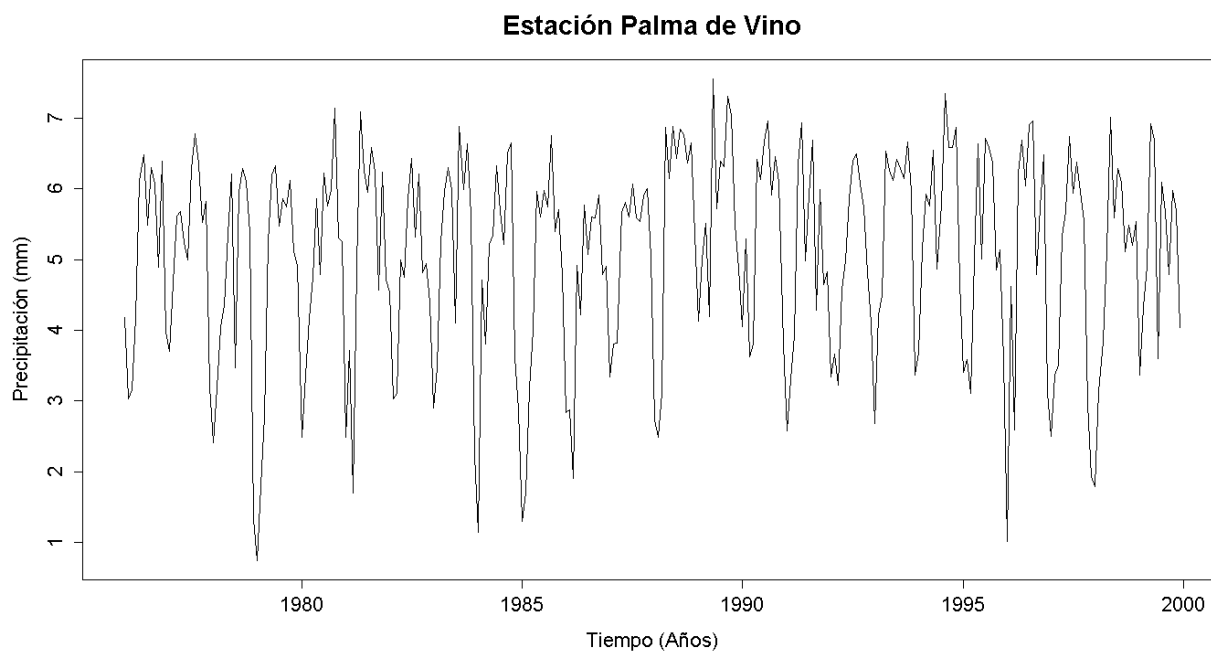


Figura G. 399. Vector de calibración de la estación Palma de Vino transformado usando Box-Cox

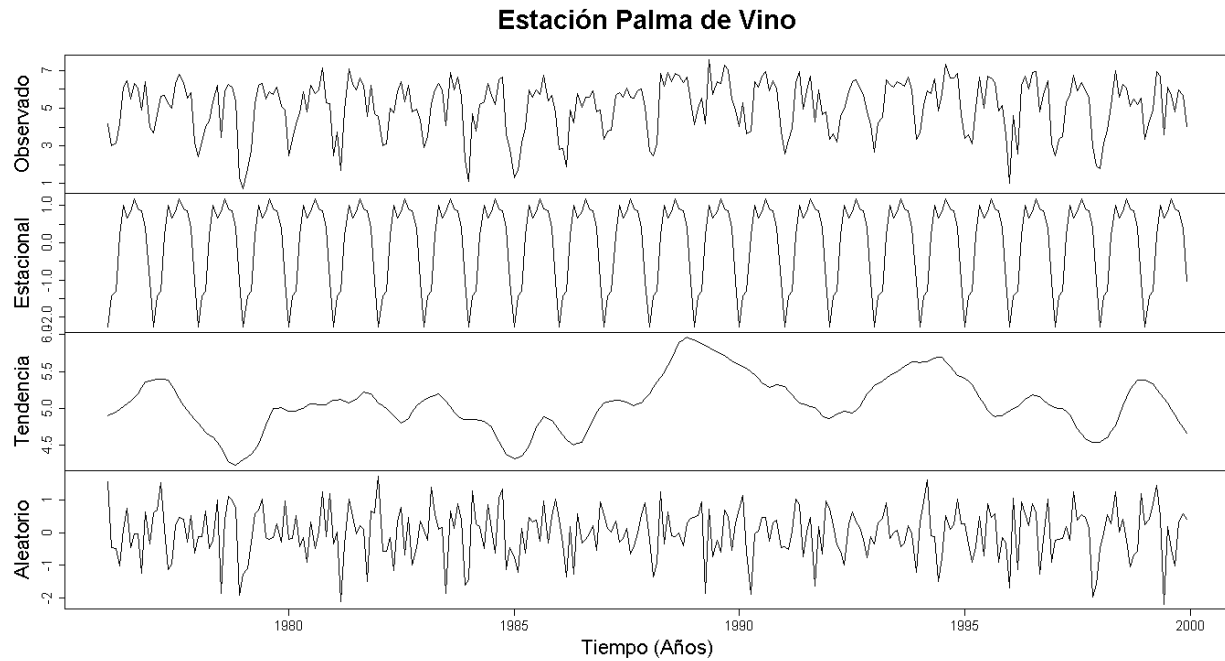


Figura G. 400. Descomposición de la serie transformada de la estación Palma de Vino

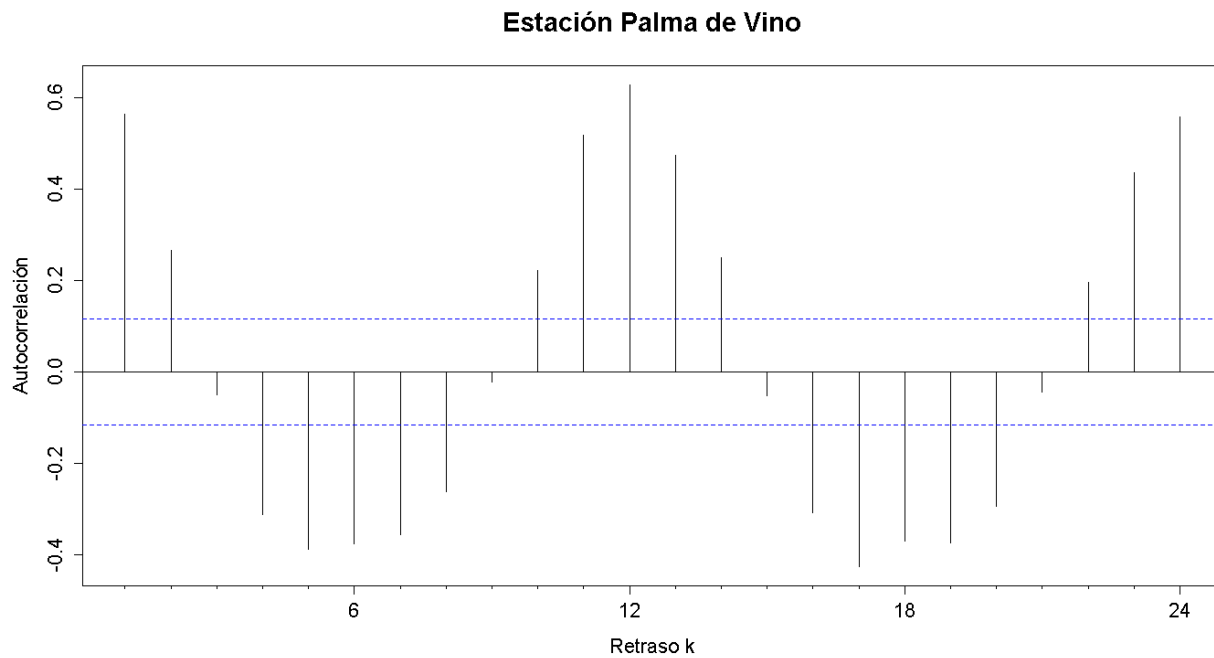


Figura G. 401. Autocorrelograma de la serie de la estación Palma de Vino

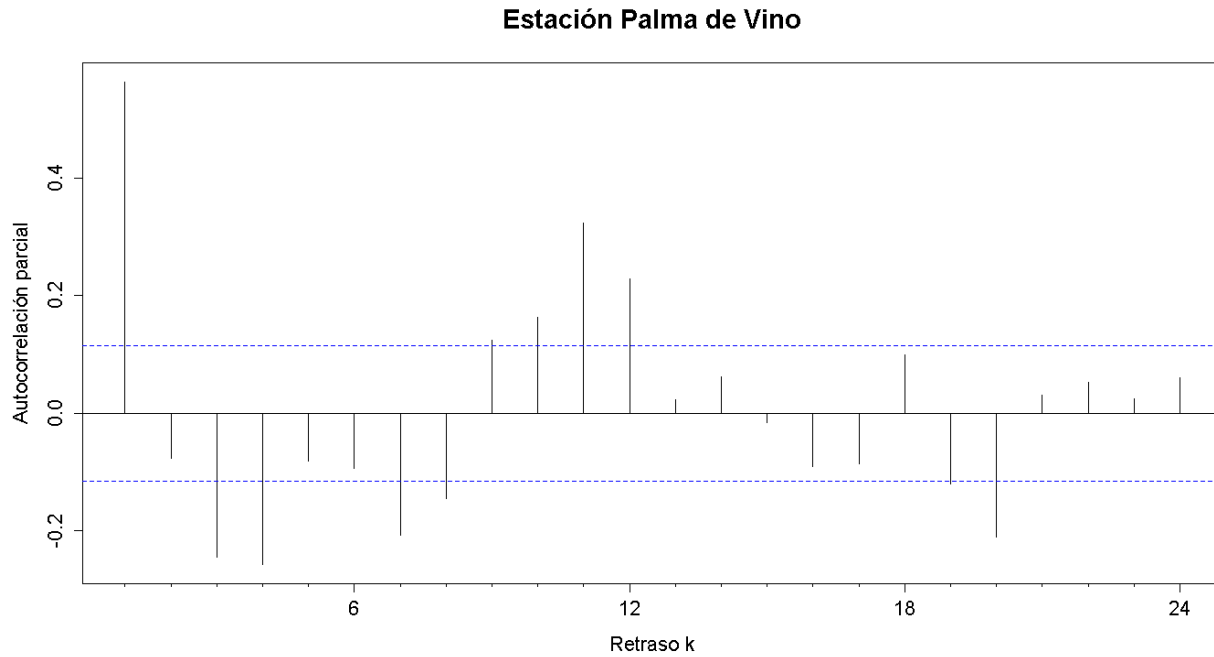


Figura G. 402. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Palma de Vino

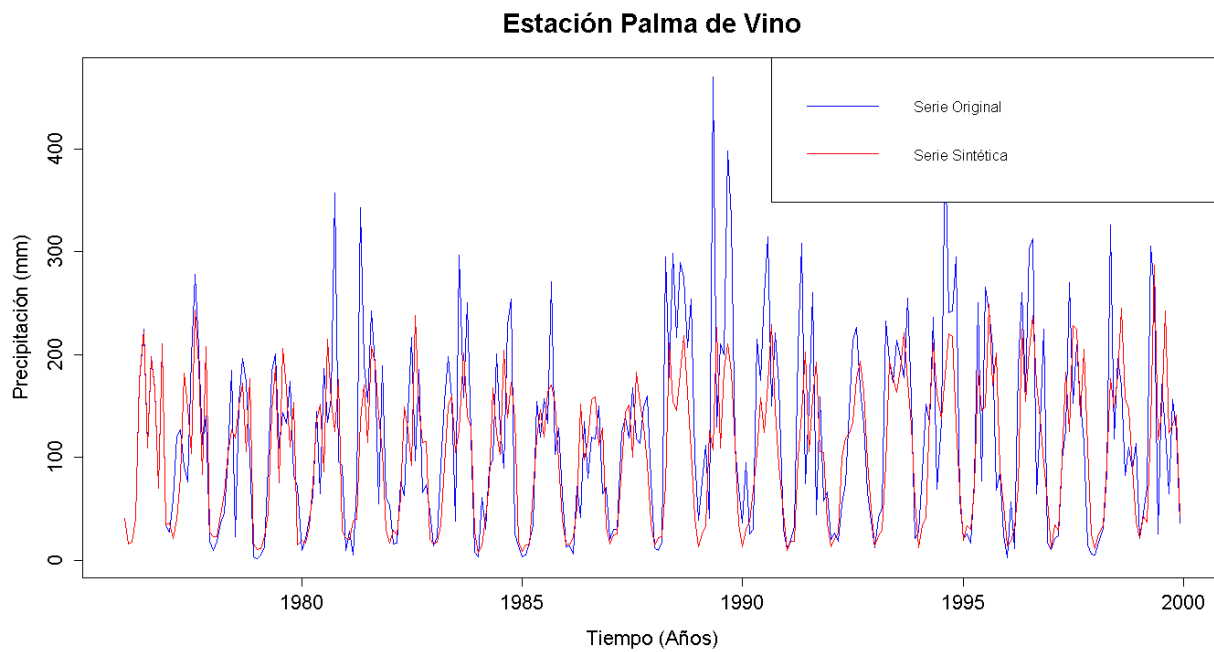


Figura G. 403. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Palma de Vino

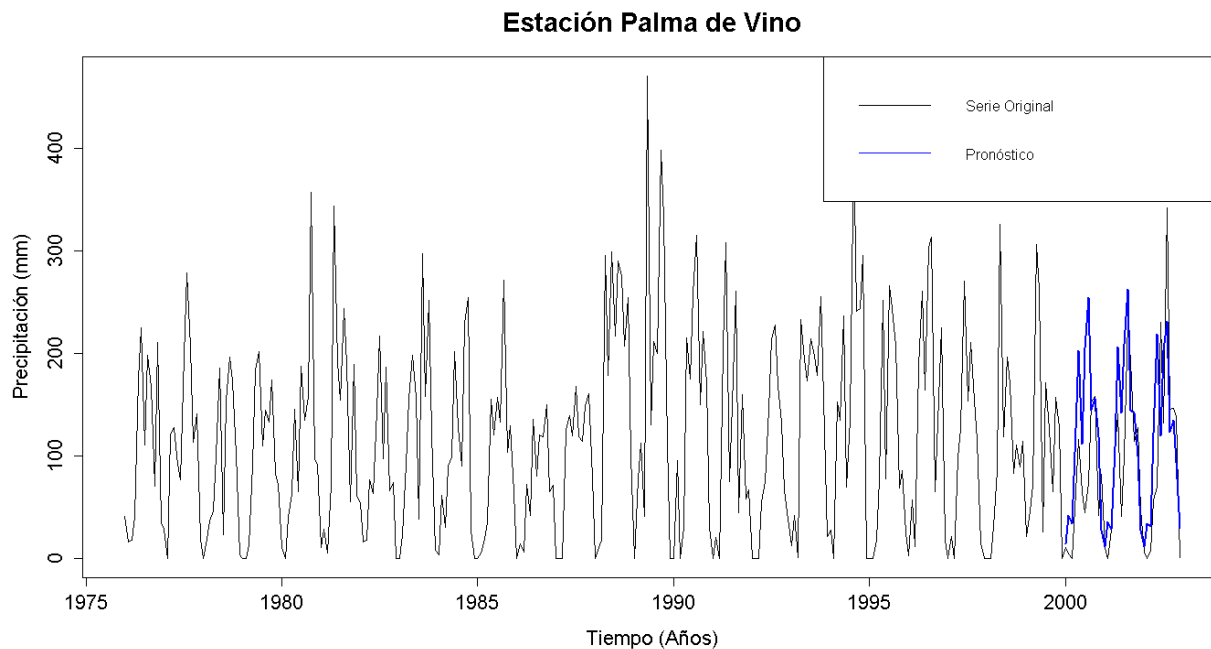


Figura G. 404. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Palma de Vino

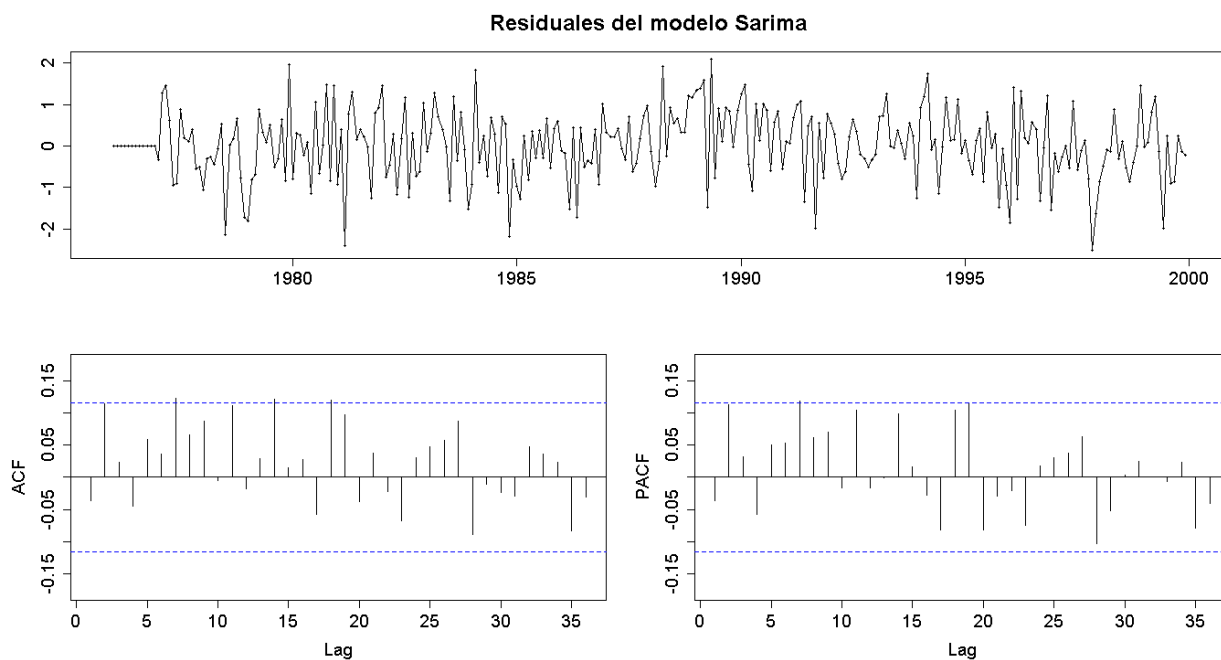


Figura G. 405. Residuales del modelo SARIMA de la estación Palma de Vino

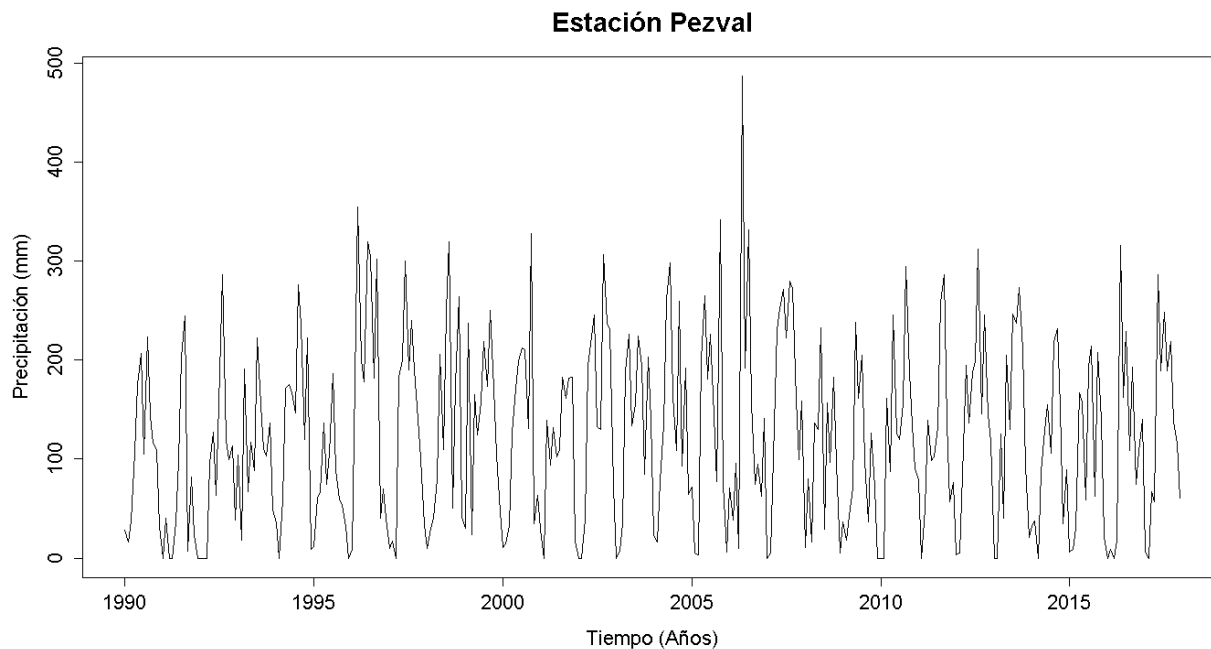


Figura G. 406. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Pezval

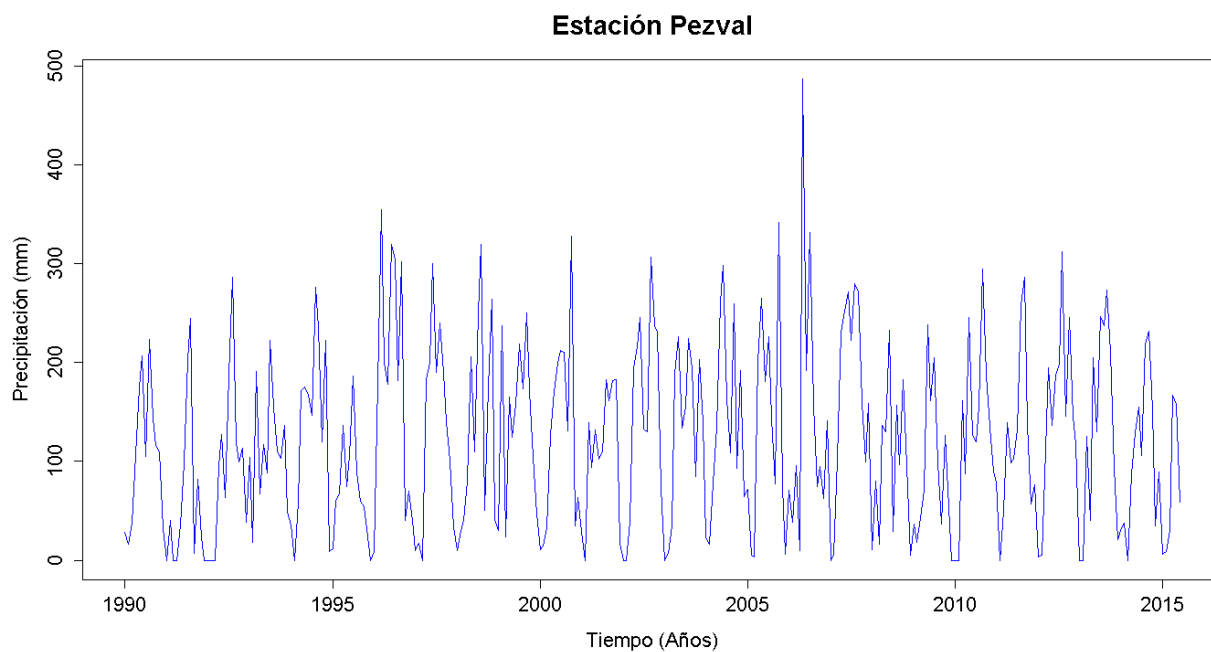


Figura G. 407. Vector de calibración de la estación Pezval

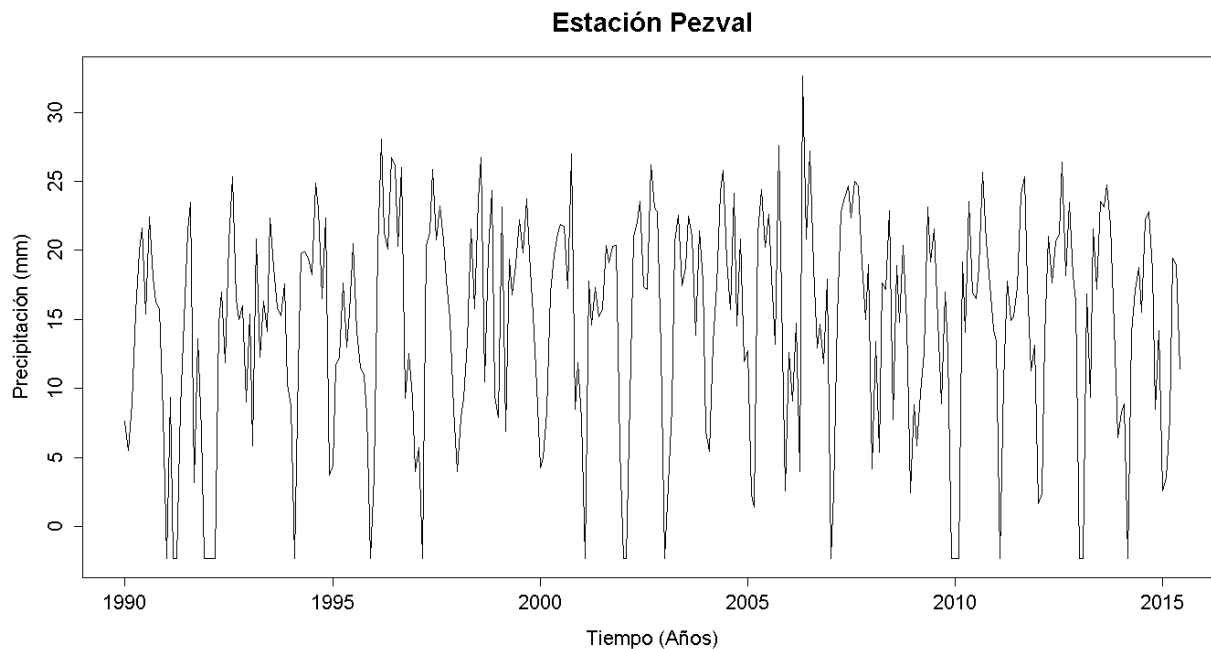


Figura G. 408. Vector de calibración de la estación Pezval transformado usando Box-Cox

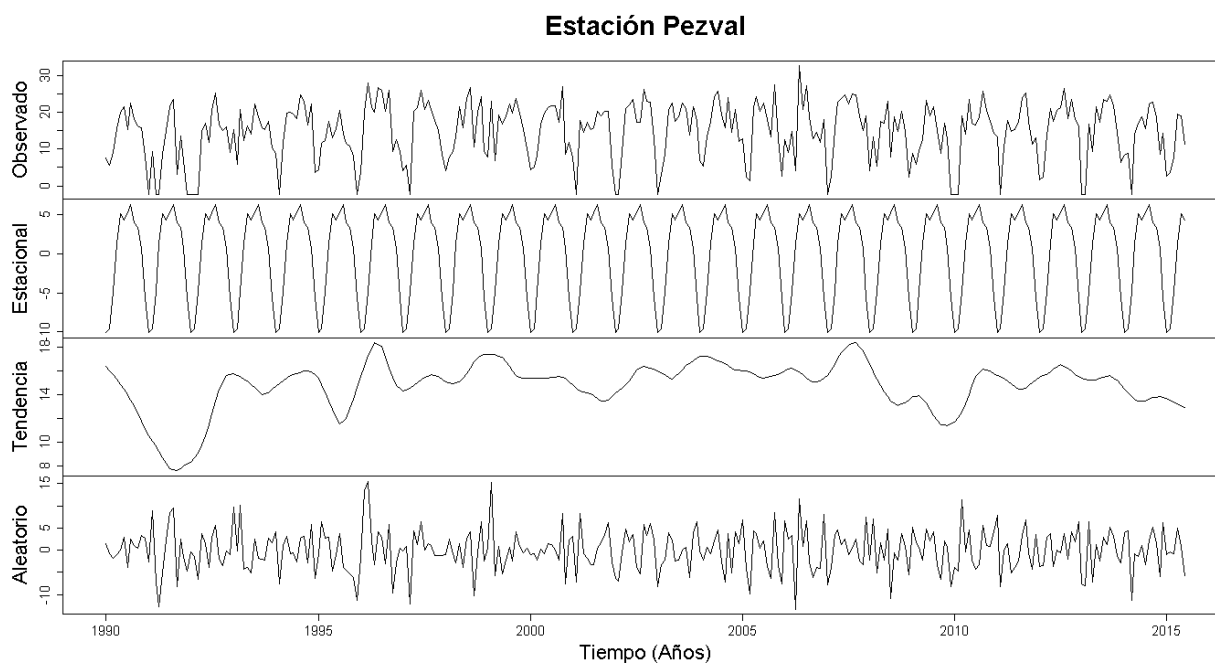


Figura G. 409. Descomposición de la serie transformada de la estación Pezval

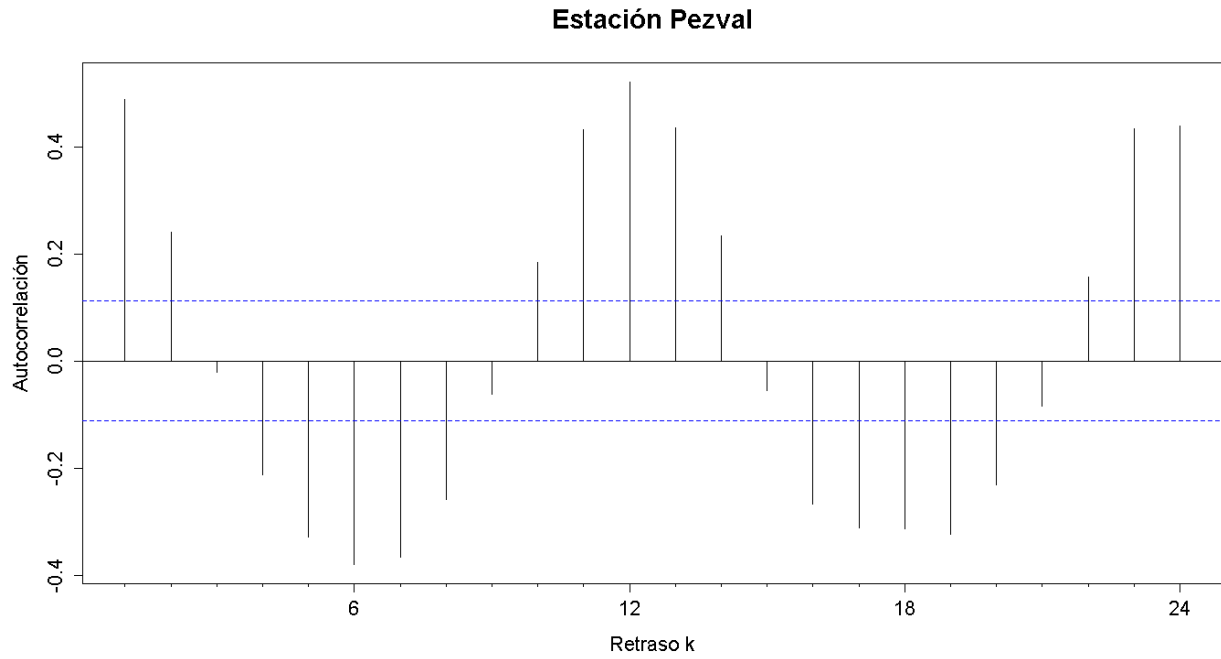


Figura G. 410. Autocorrelograma de la serie de la estación Pezval

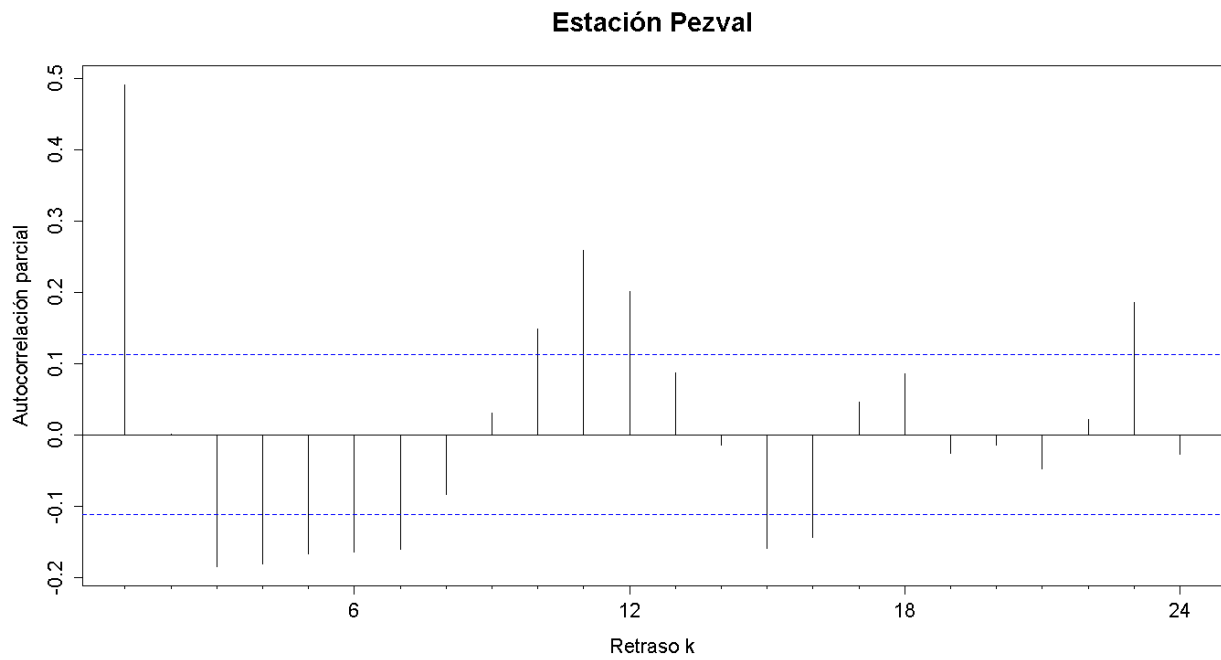


Figura G. 411. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Pezval

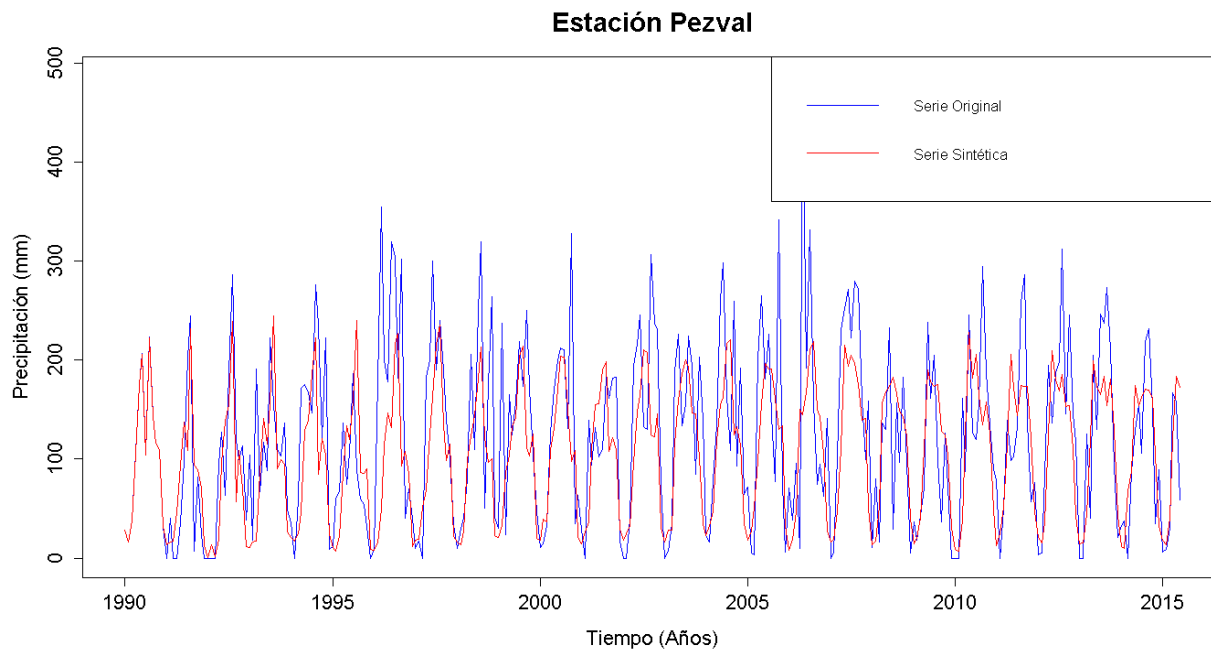


Figura G. 412. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Pezval

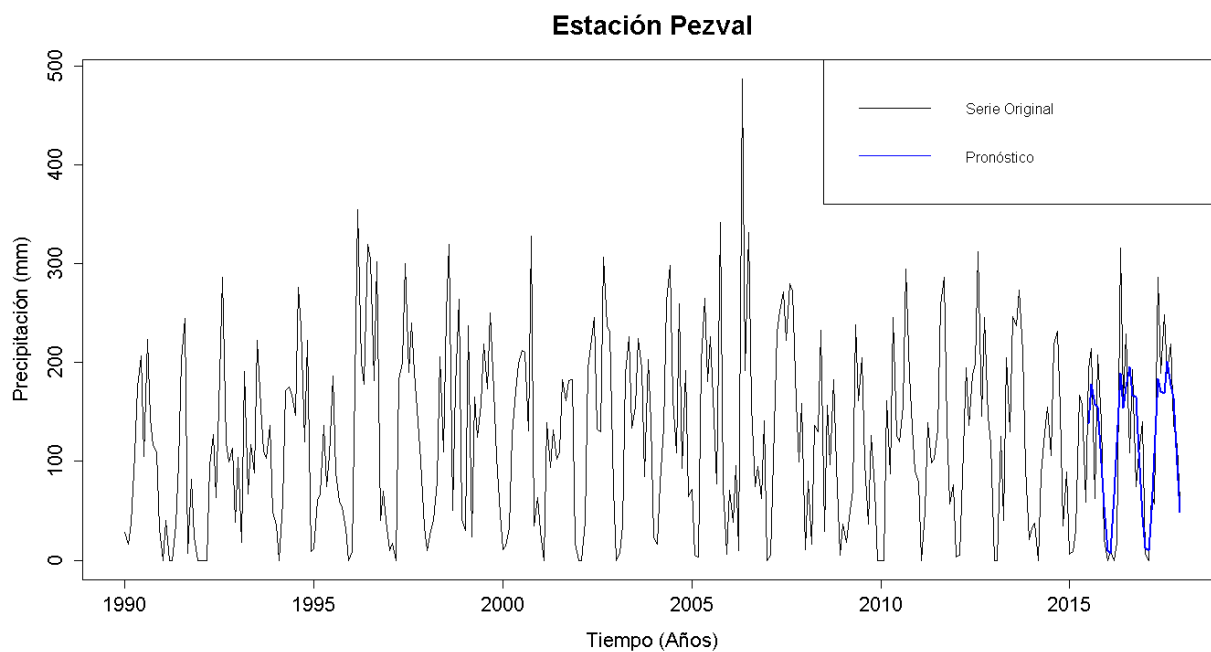


Figura G. 413. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Pezval

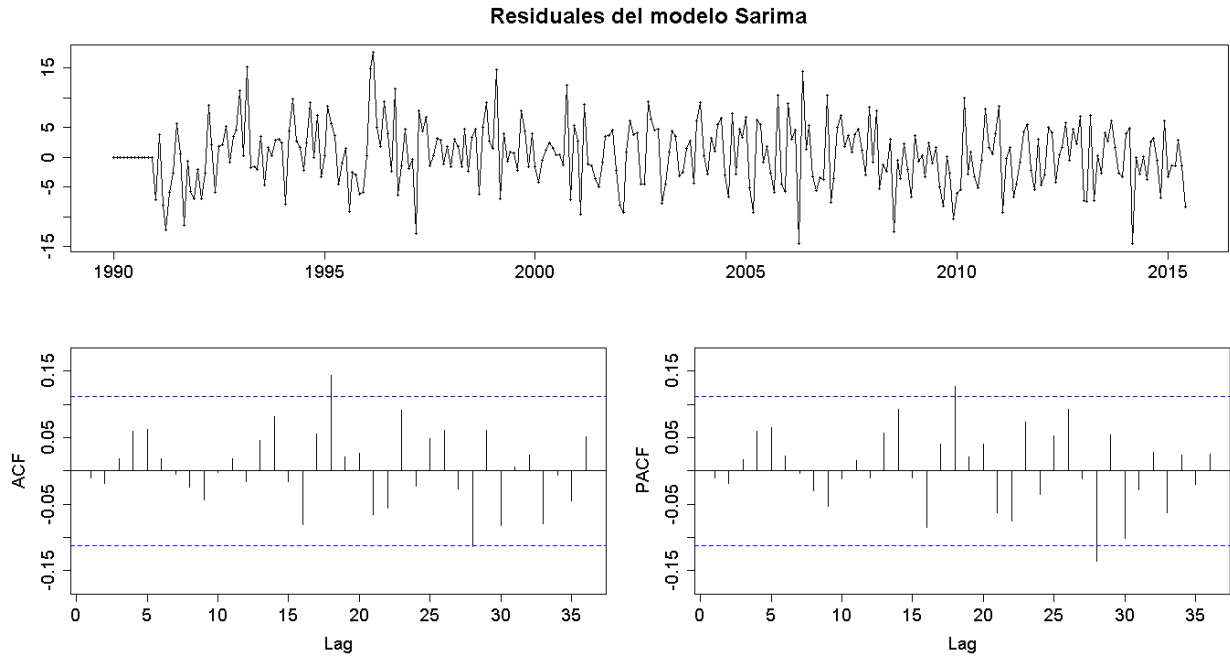


Figura G. 414. Residuales del modelo SARIMA de la estación Pezval

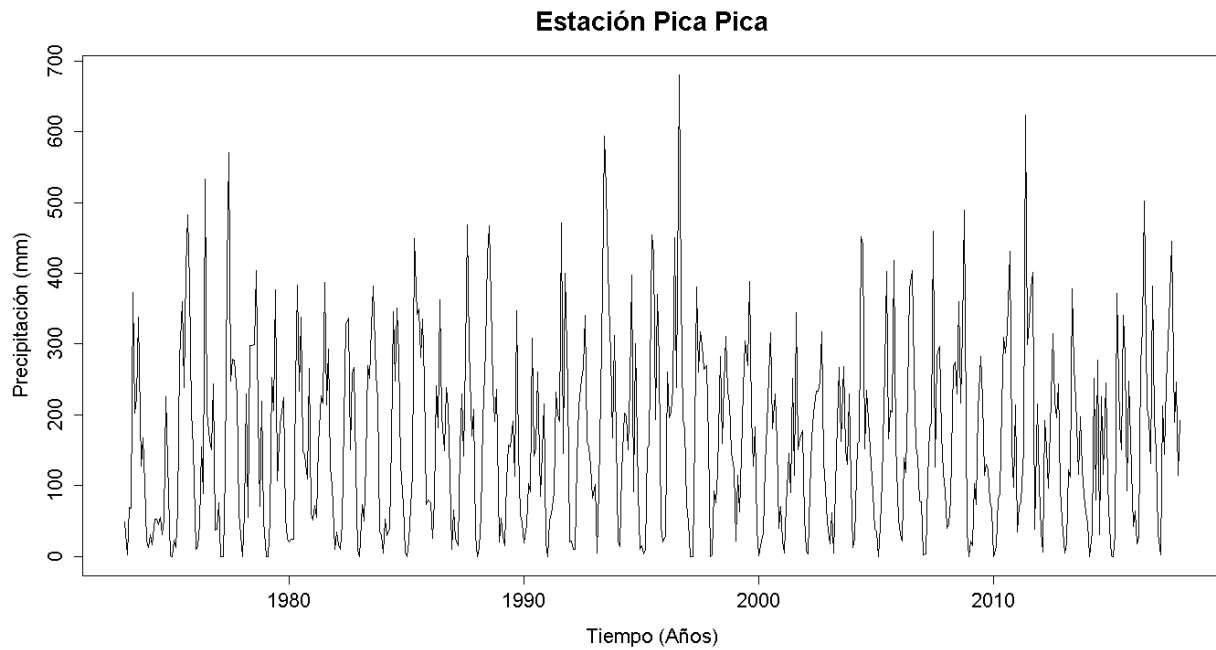


Figura G. 415. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Pica Pica

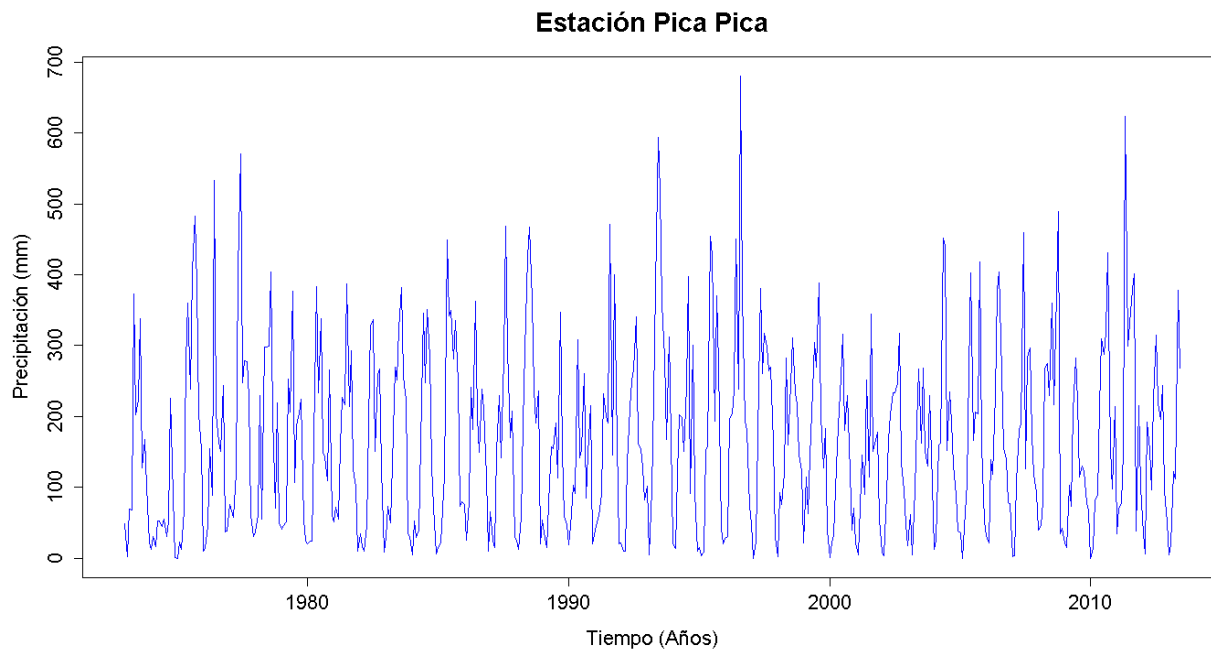


Figura G. 416. Vector de calibración de la estación Pica Pica

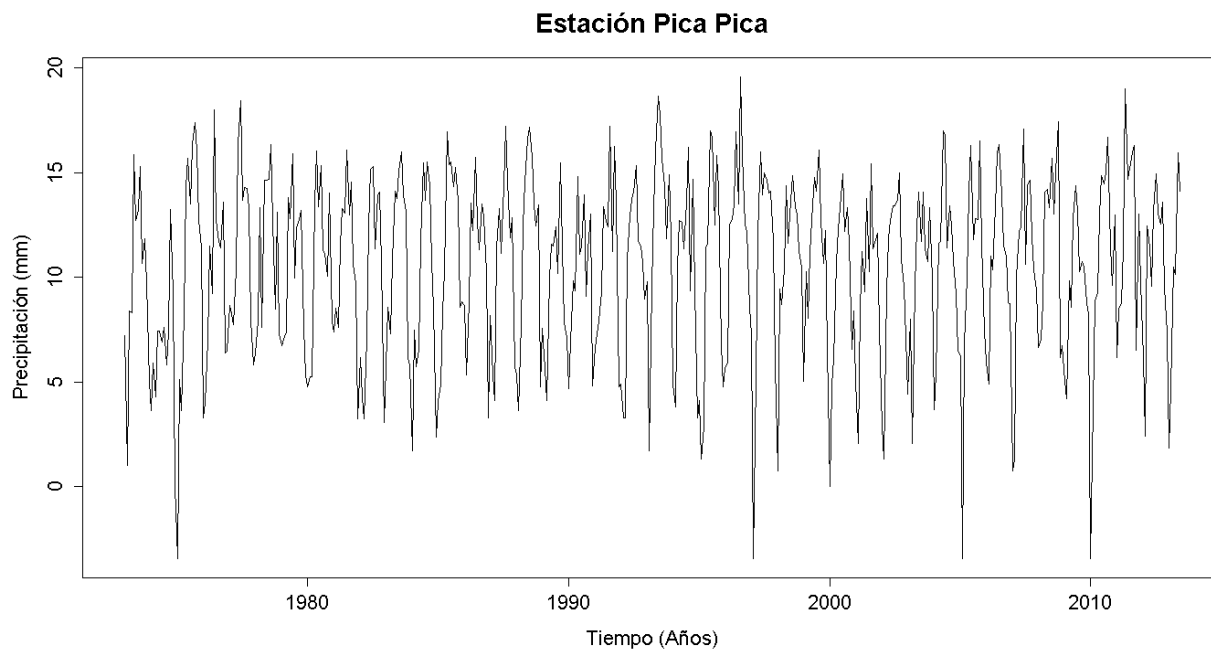


Figura G. 417. Vector de calibración de la estación Pica Pica transformado usando Box-Cox

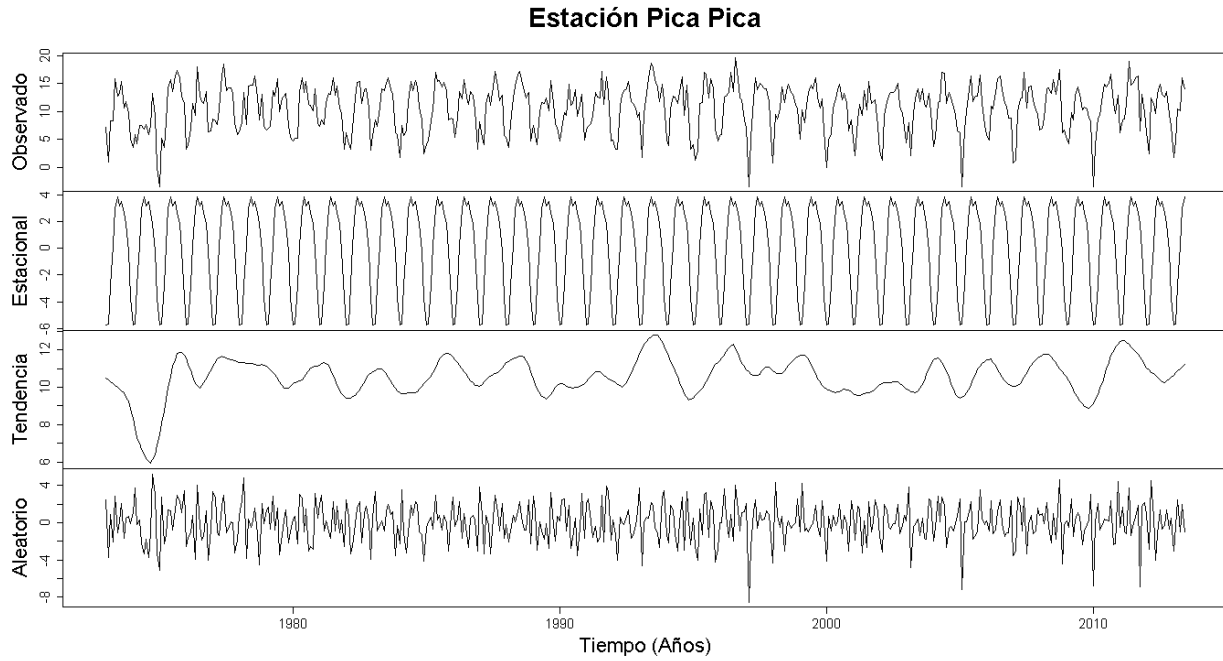


Figura G. 418. Descomposición de la serie transformada de la estación Pica Pica

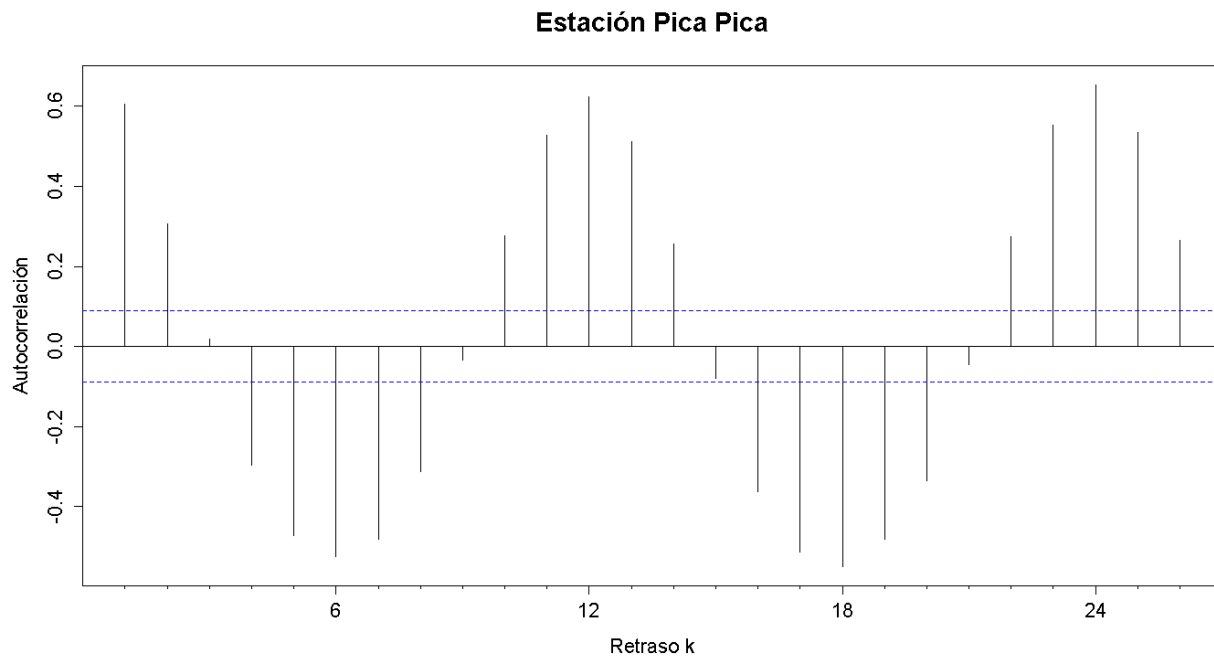


Figura G. 419. Autocorrelograma de la serie de la estación Pica Pica

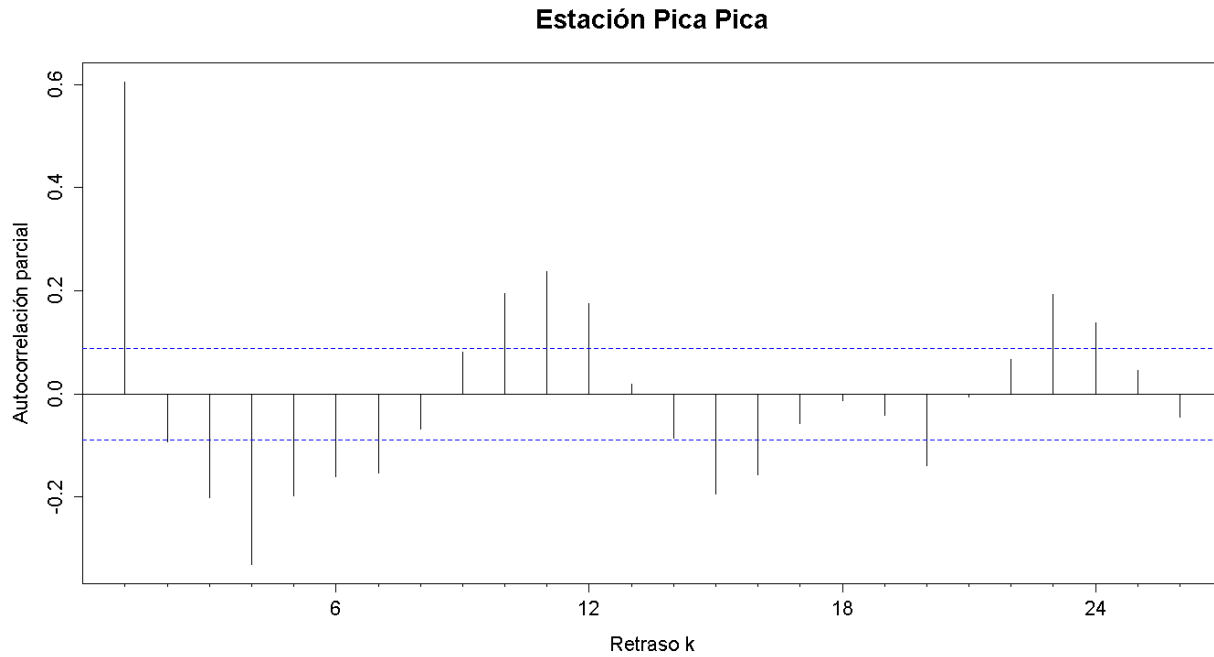


Figura G. 420. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Pica Pica

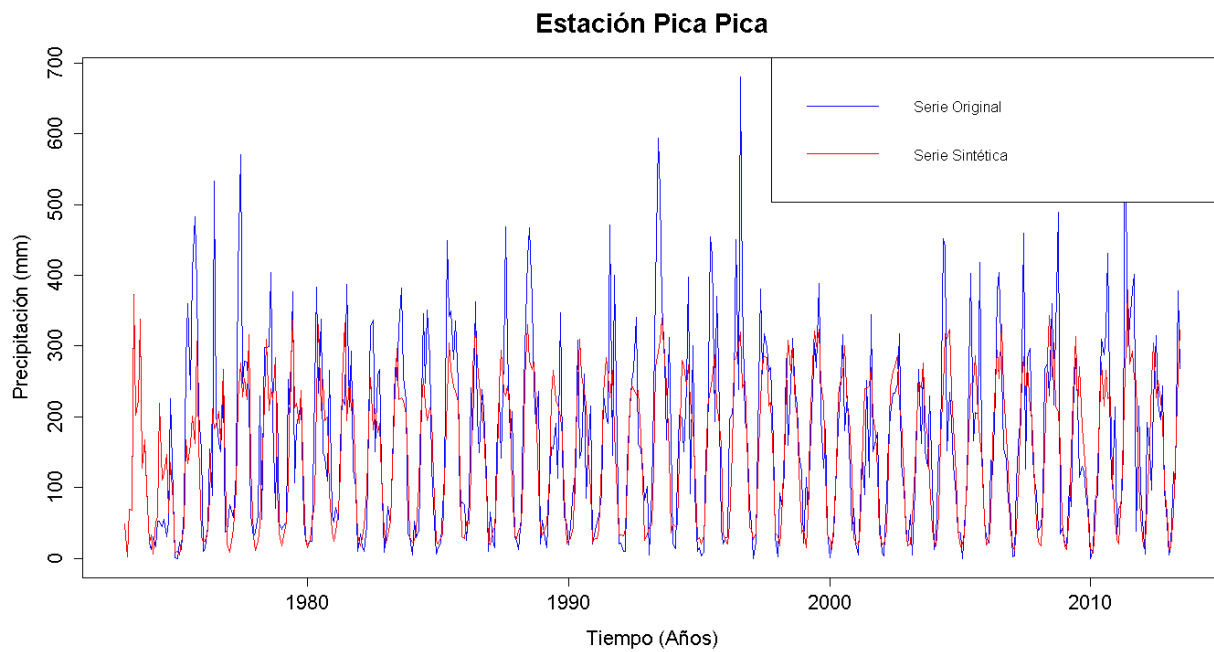


Figura G. 421. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Pica Pica

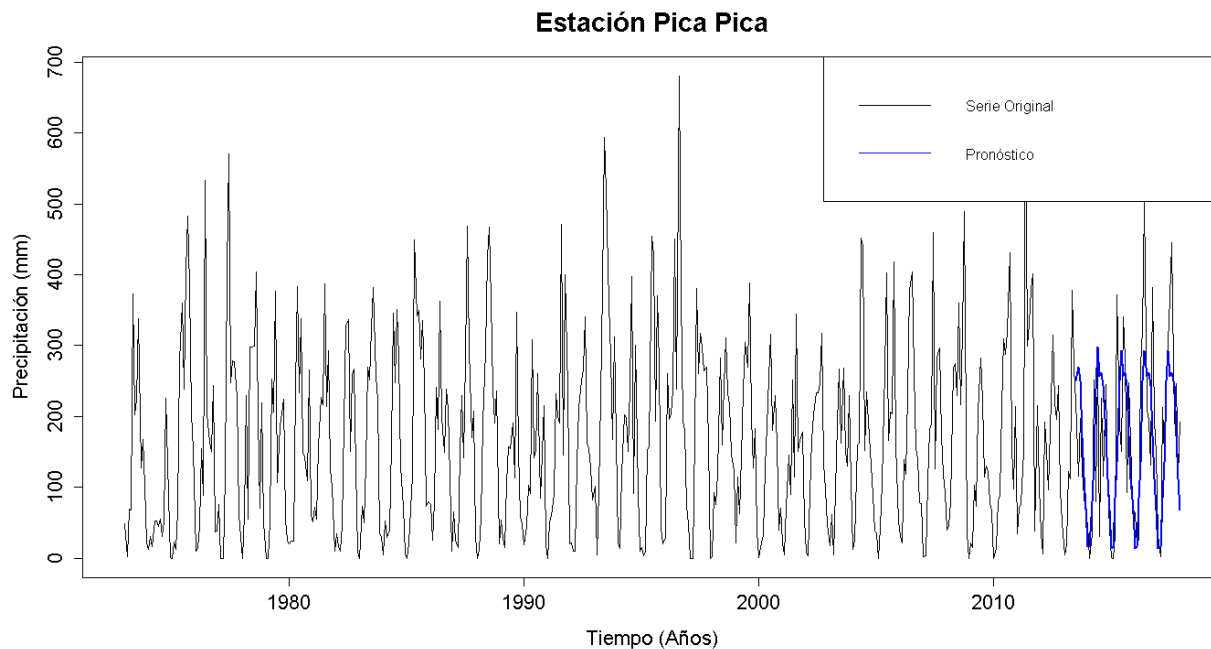


Figura G. 422. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Pica Pica

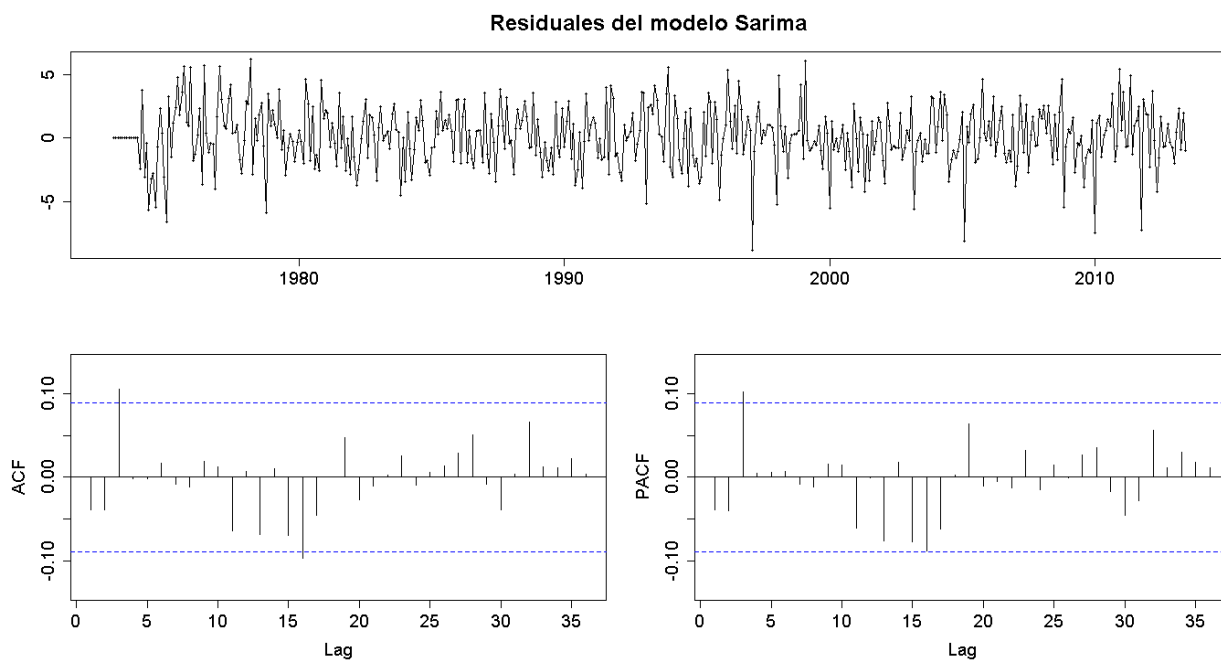


Figura G. 423. Residuales del modelo SARIMA de la estación Pica Pica

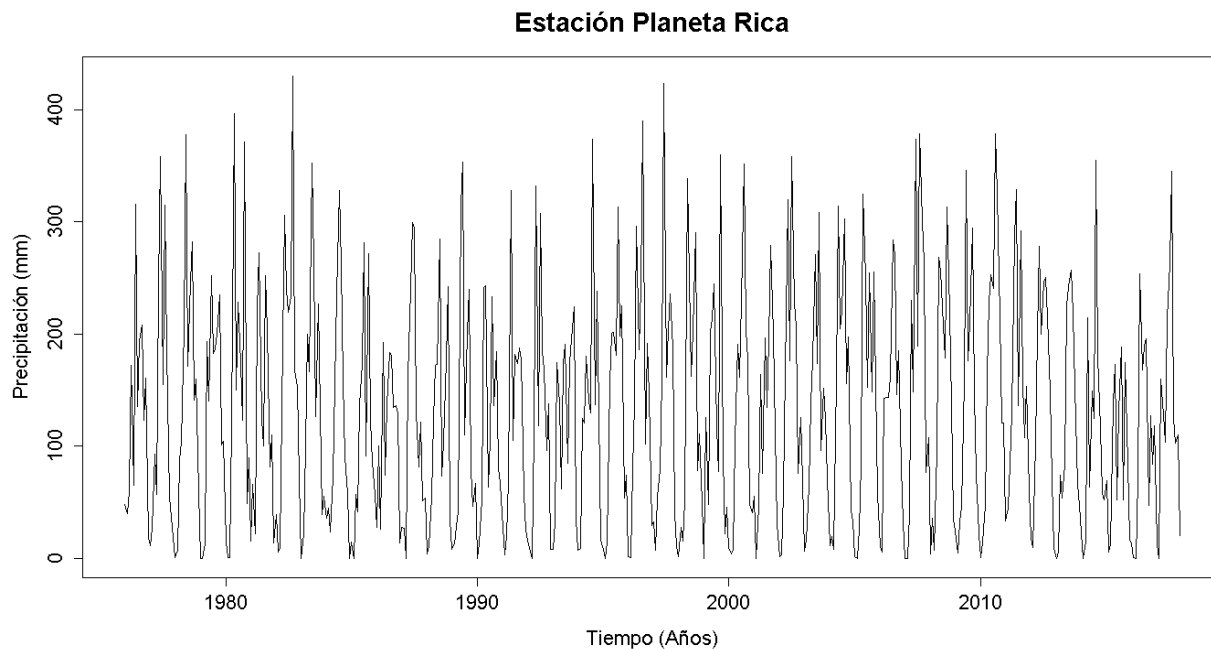


Figura G. 424. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Planeta Rica

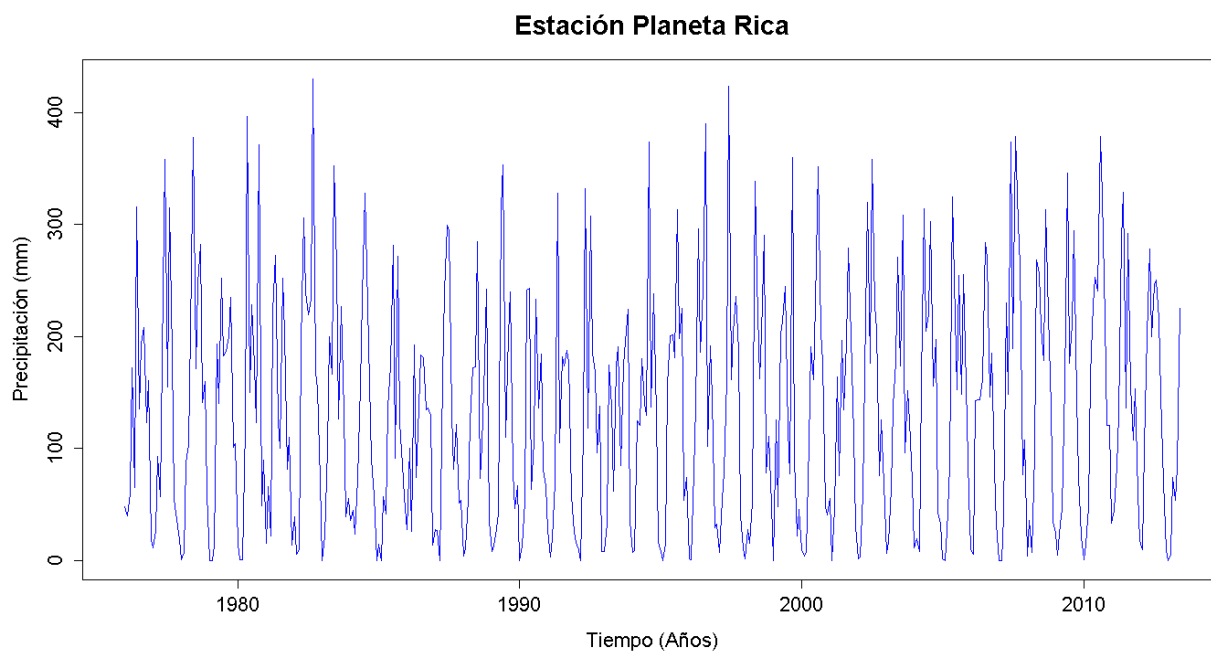


Figura G. 425. Vector de calibración de la estación Planeta Rica

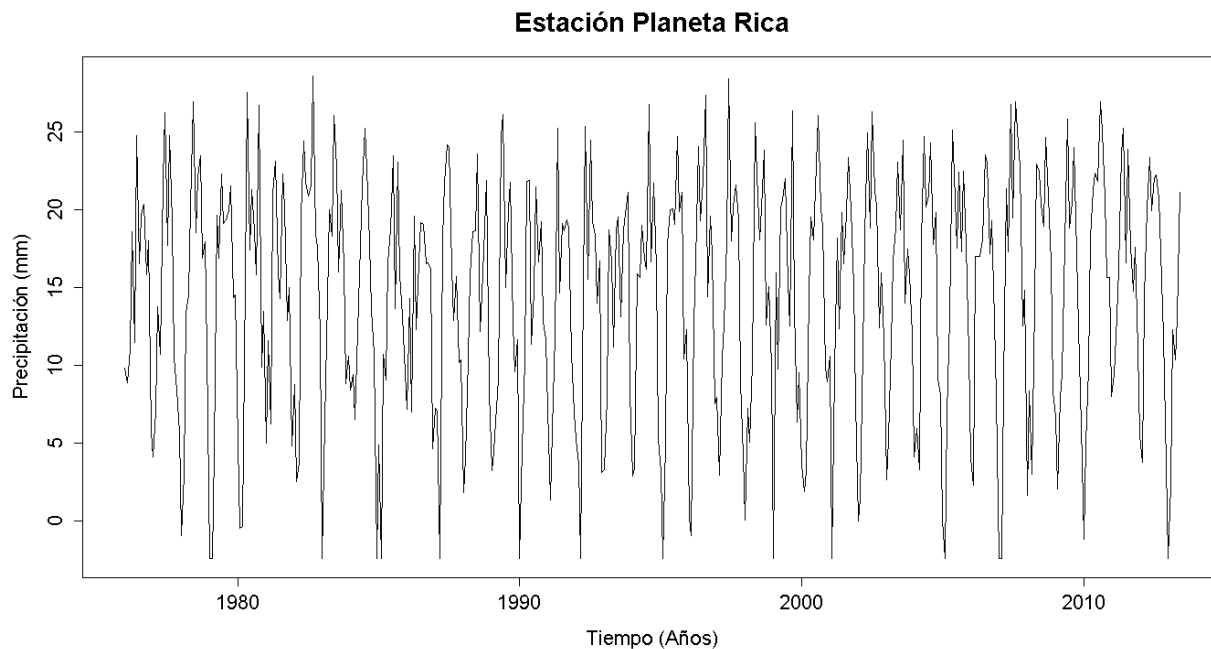


Figura G. 426. Vector de calibración de la estación Planeta Rica transformado usando Box-Cox

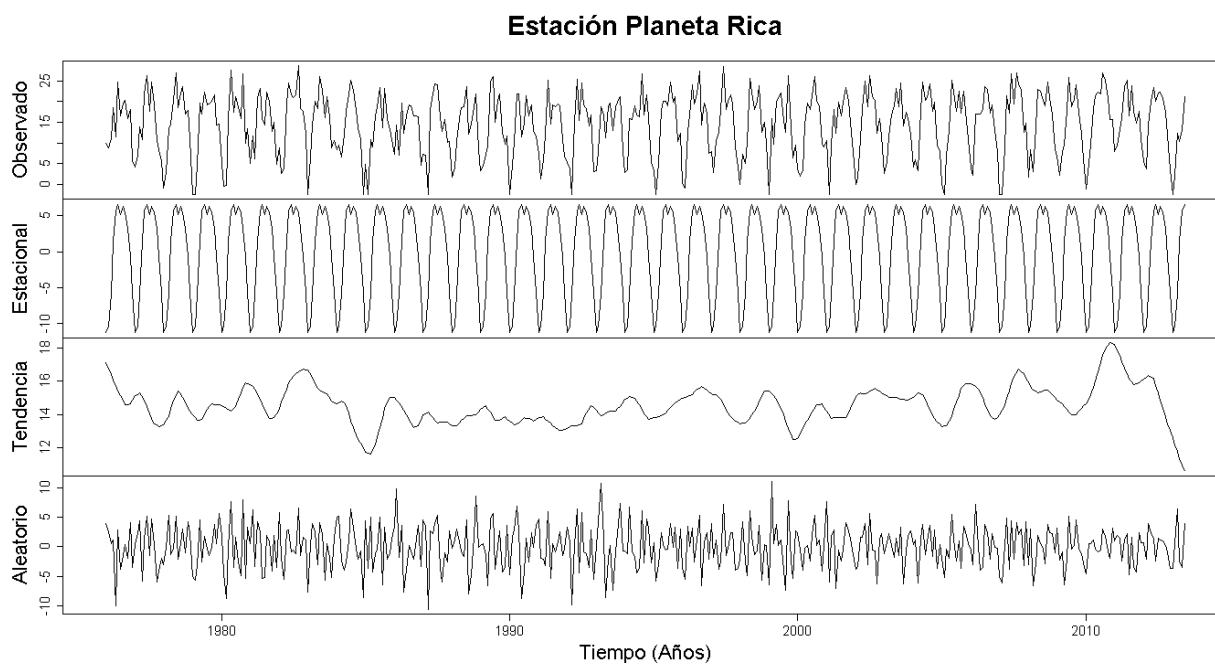


Figura G. 427. Descomposición de la serie transformada de la estación Planeta Rica

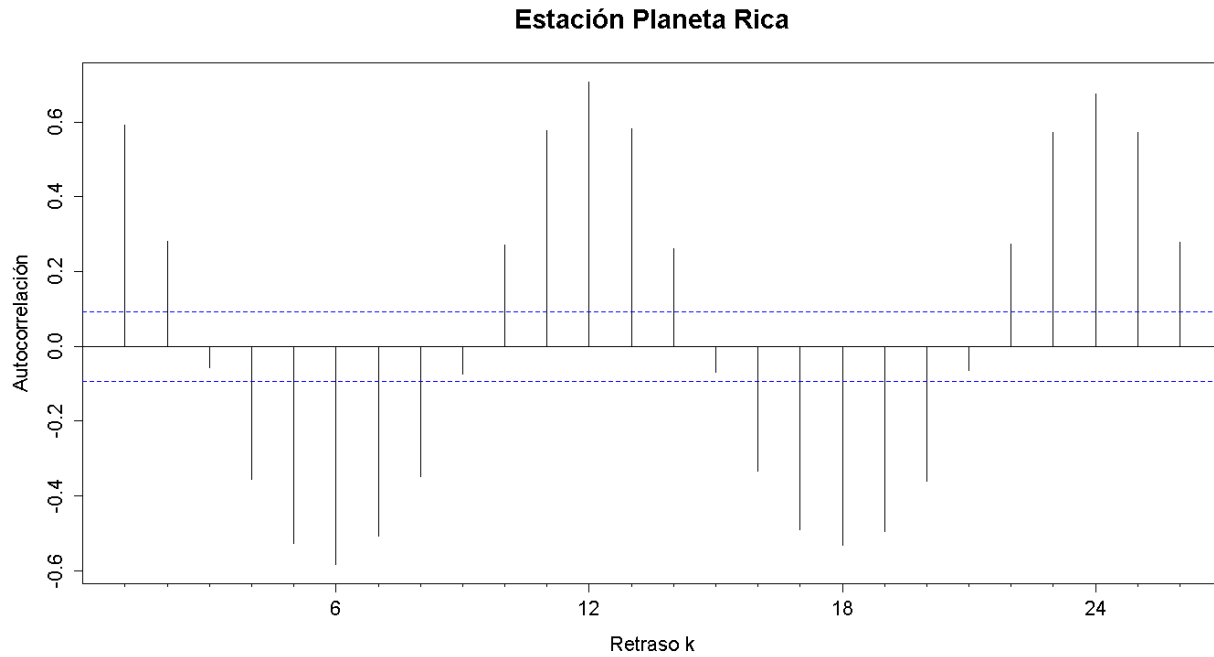


Figura G. 428. Autocorrelograma de la serie de la estación Planeta Rica

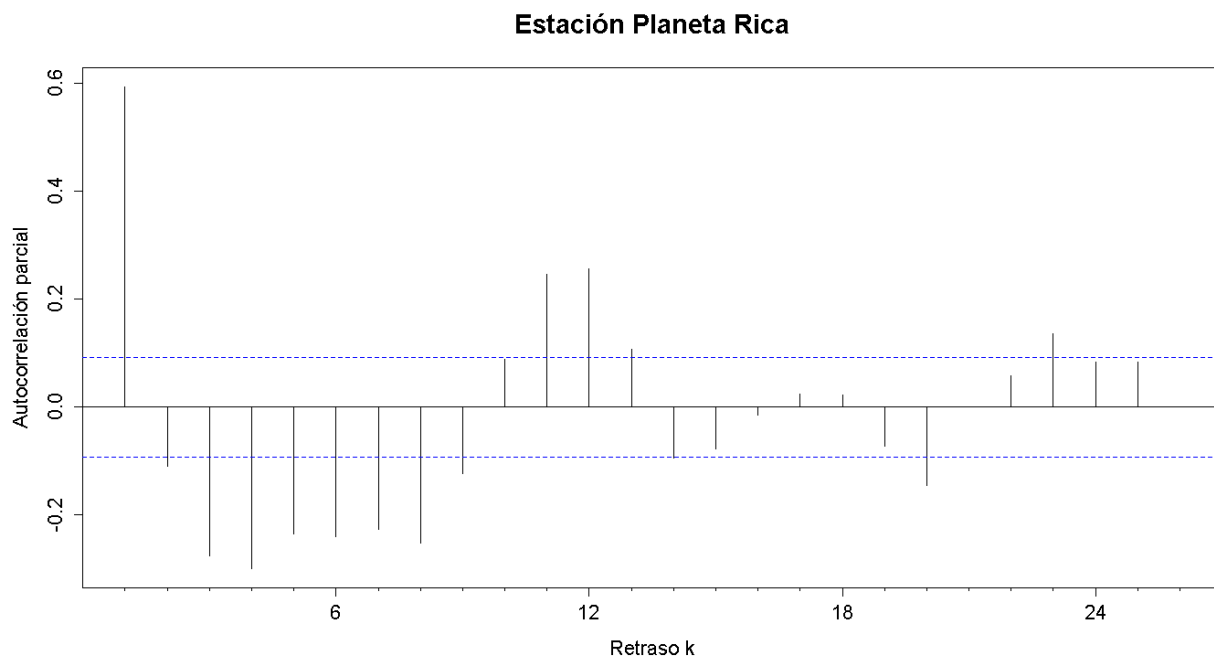


Figura G. 429. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Planeta Rica

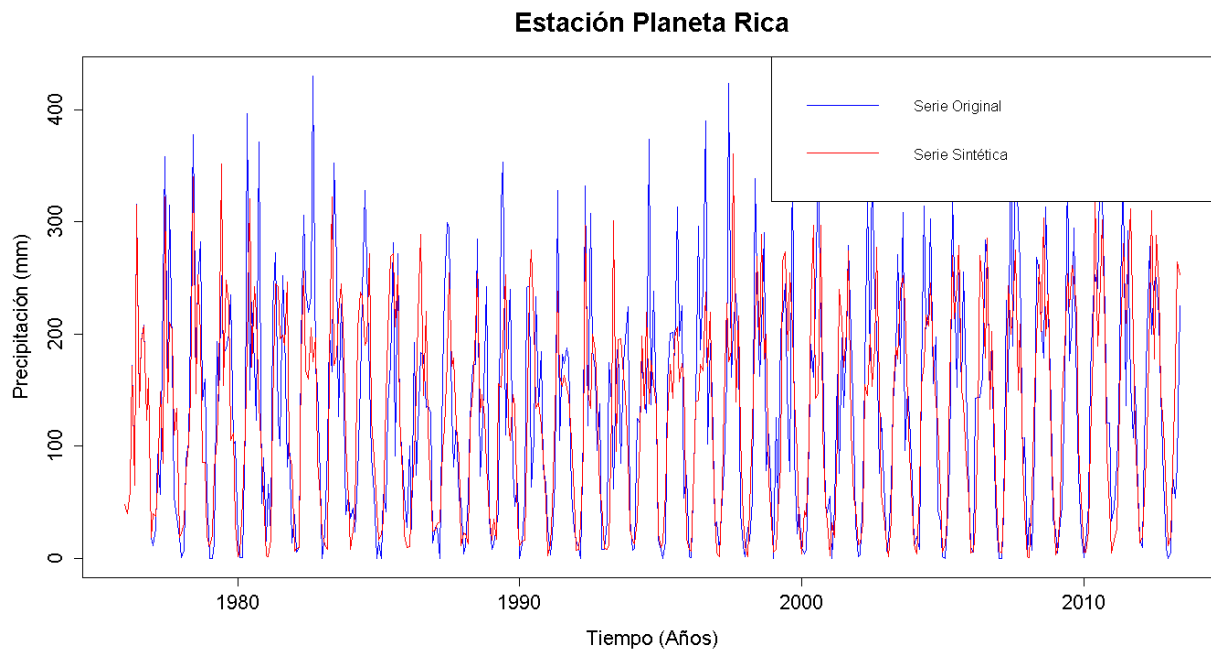


Figura G. 430. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Planeta Rica

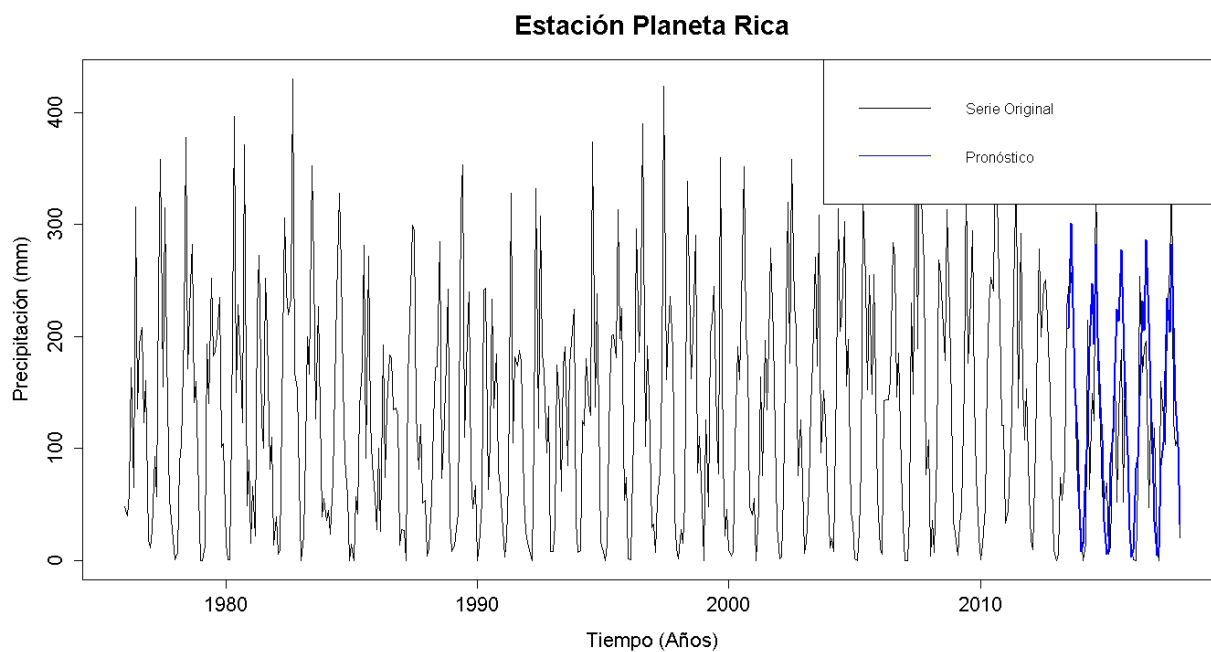


Figura G. 431. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Planeta Rica

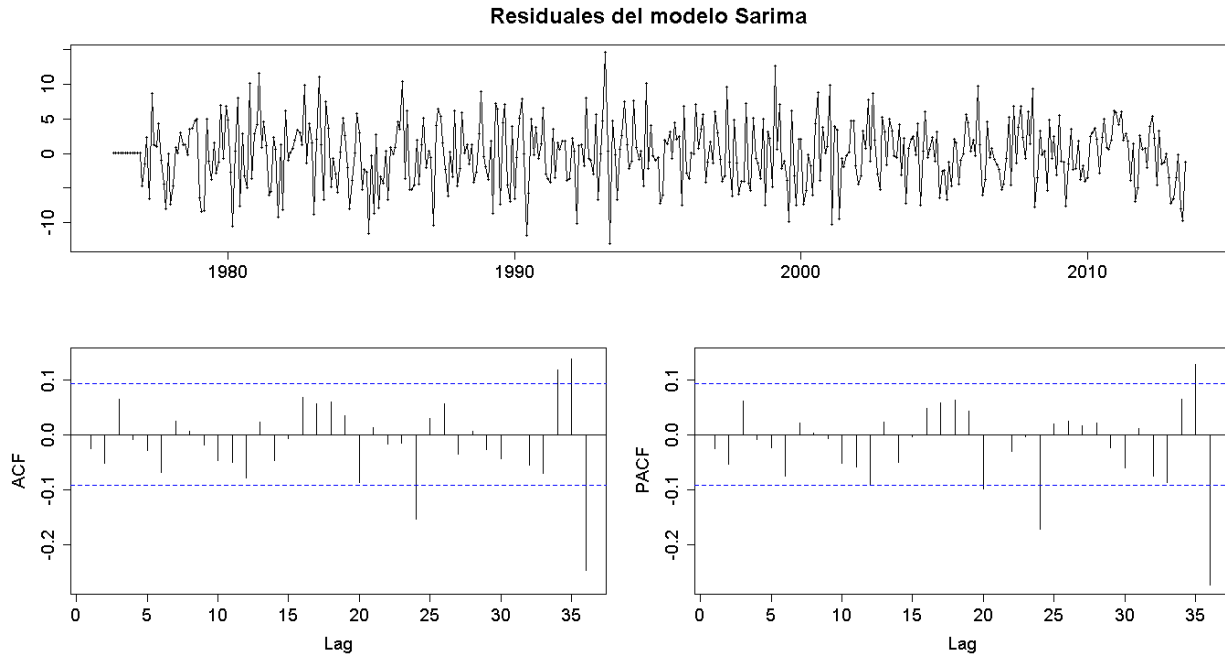


Figura G. 432. Residuales del modelo SARIMA de la estación Planeta Rica

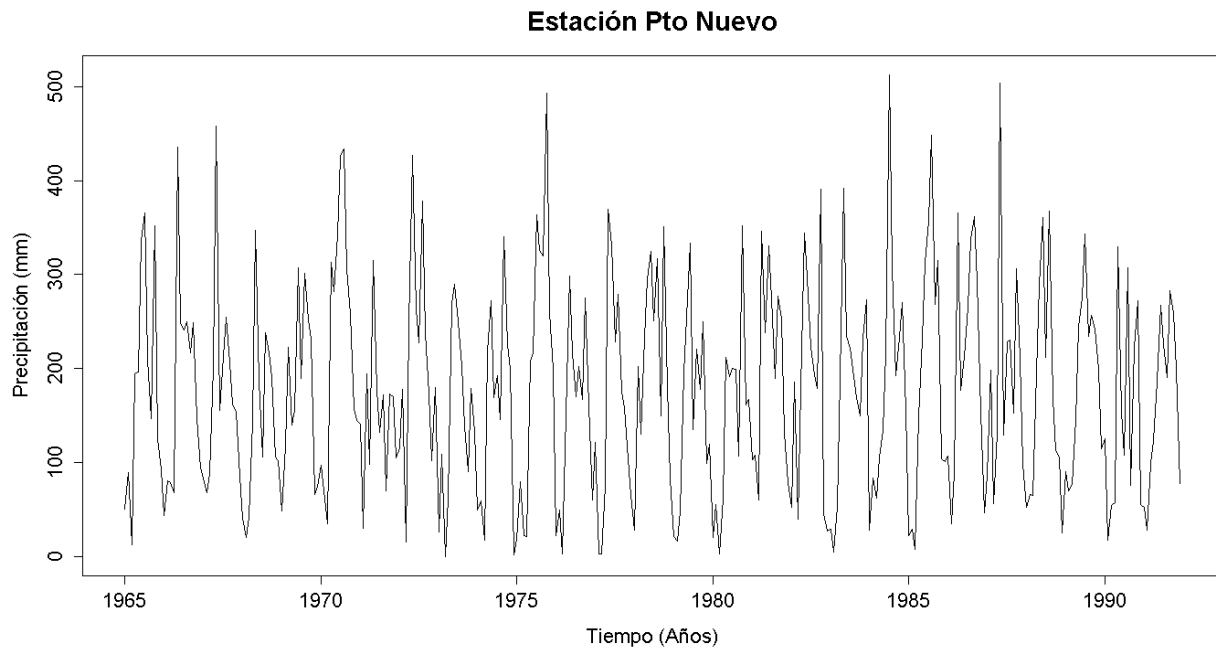


Figura G. 433. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Pto Nuevo

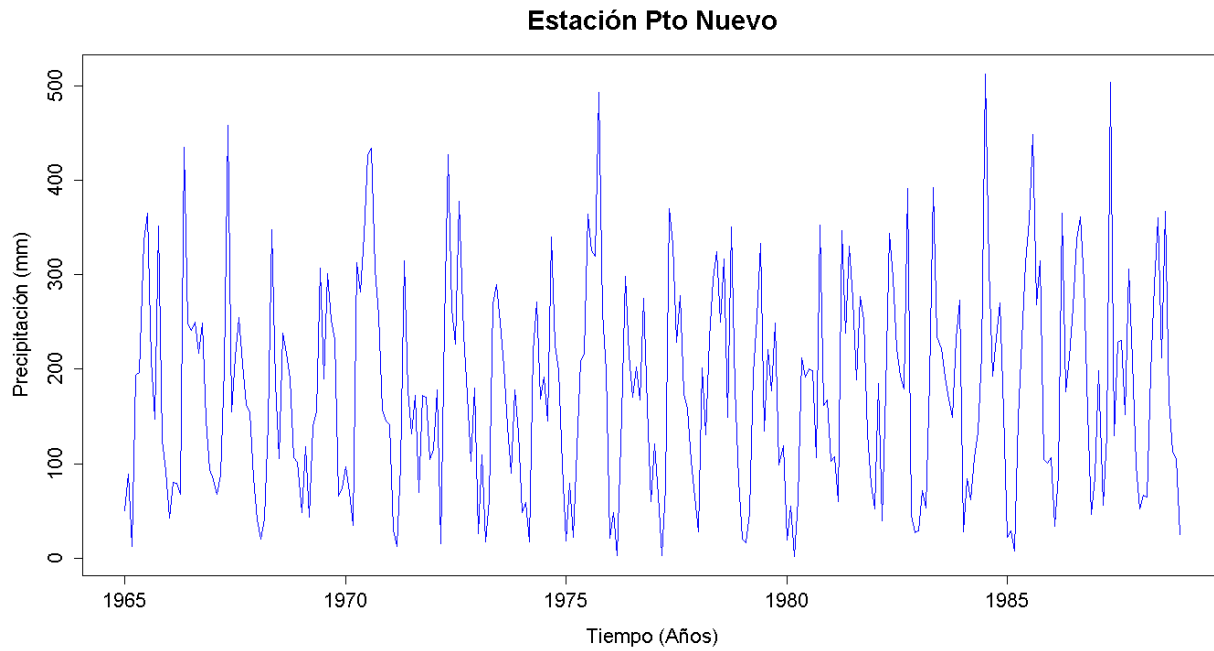


Figura G. 434. Vector de calibración de la estación Pto Nuevo

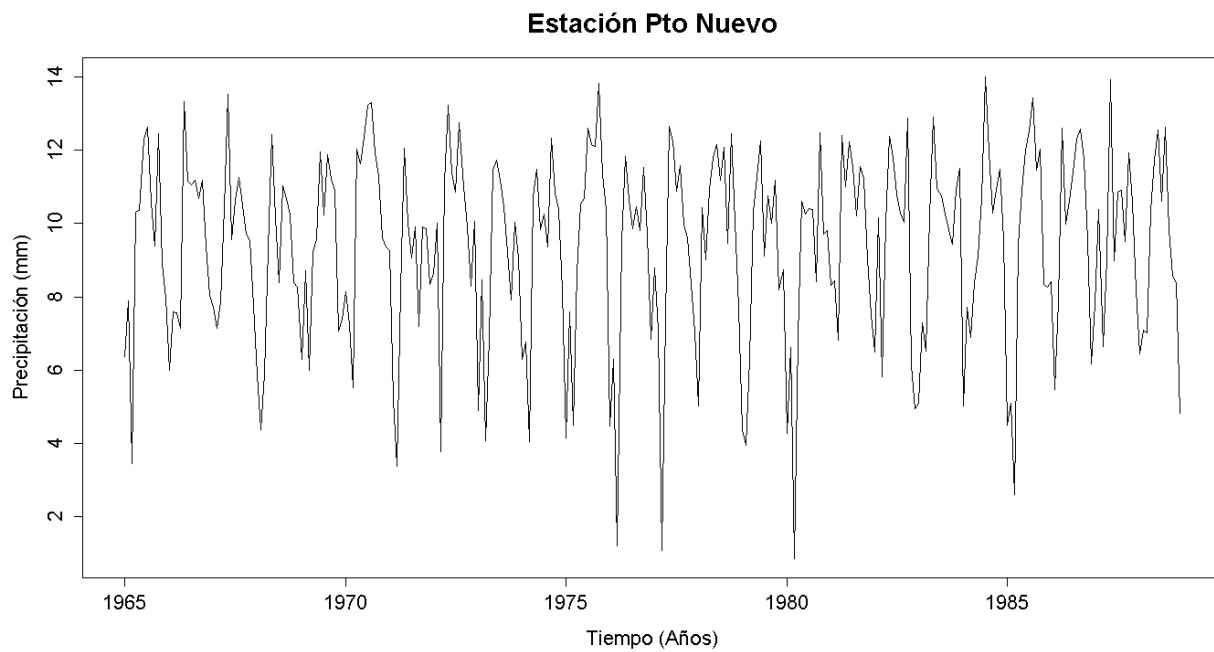


Figura G. 435. Vector de calibración de la estación Pto Nuevo transformado usando Box-Cox

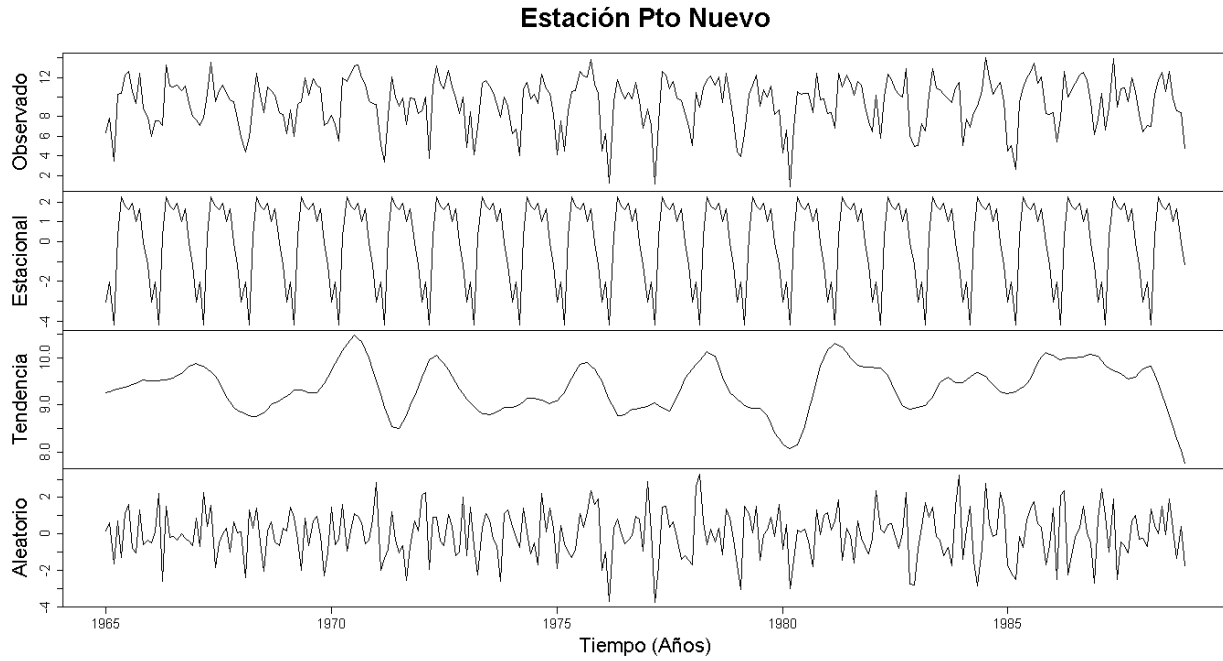


Figura G. 436. Descomposición de la serie transformada de la estación Pto Nuevo

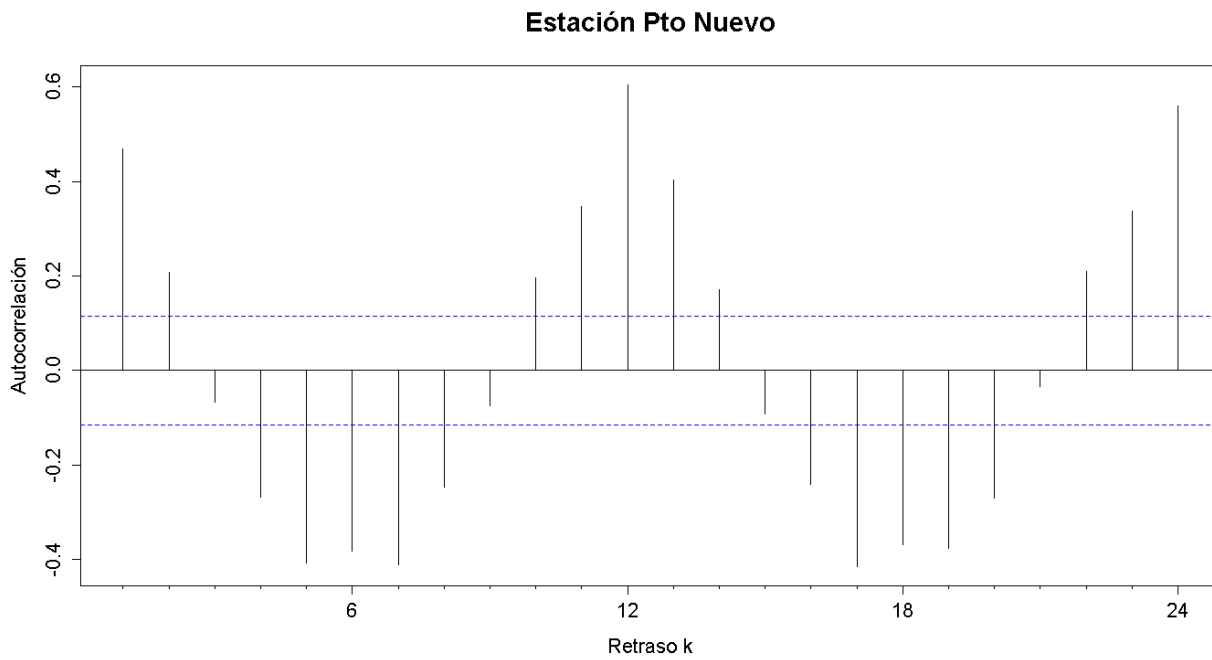


Figura G. 437. Autocorrelograma de la serie de la estación Pto Nuevo

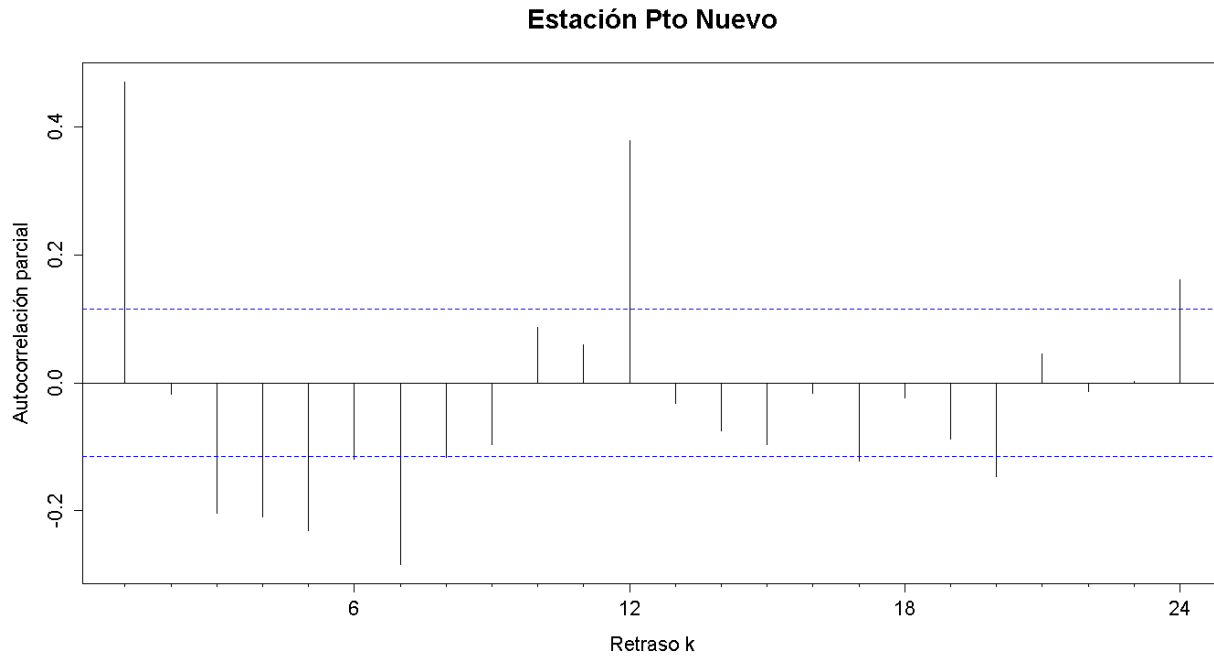


Figura G. 438. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Pto Nuevo

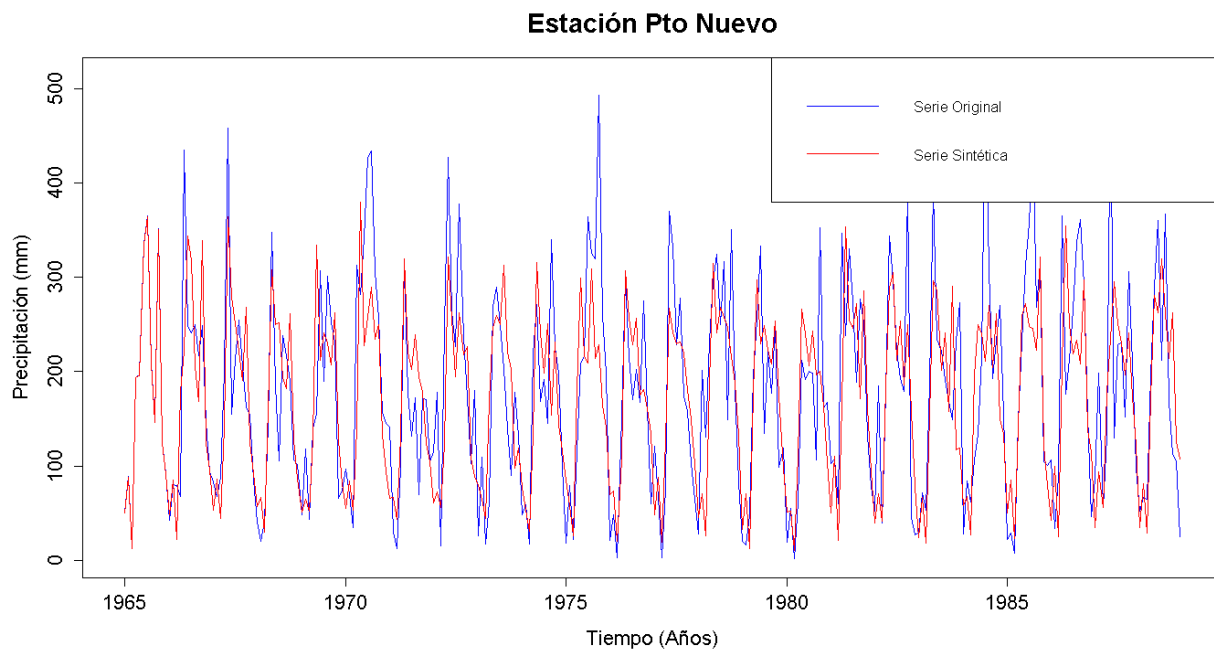


Figura G. 439. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Pto Nuevo

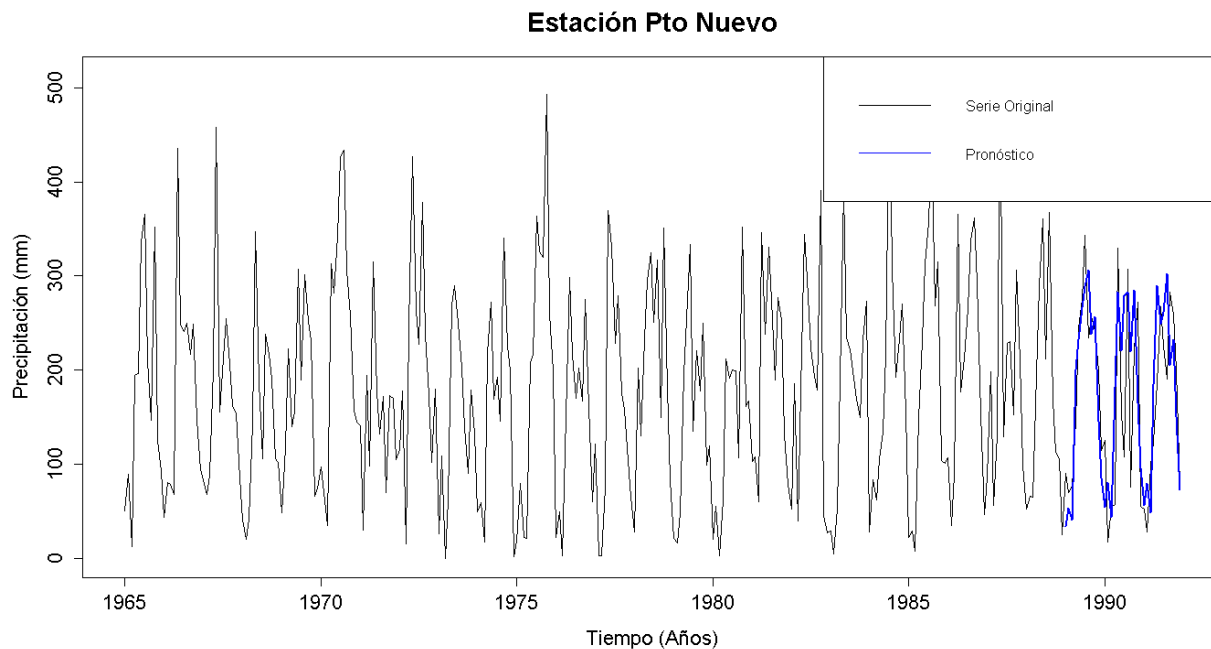


Figura G. 440. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Pto Nuevo

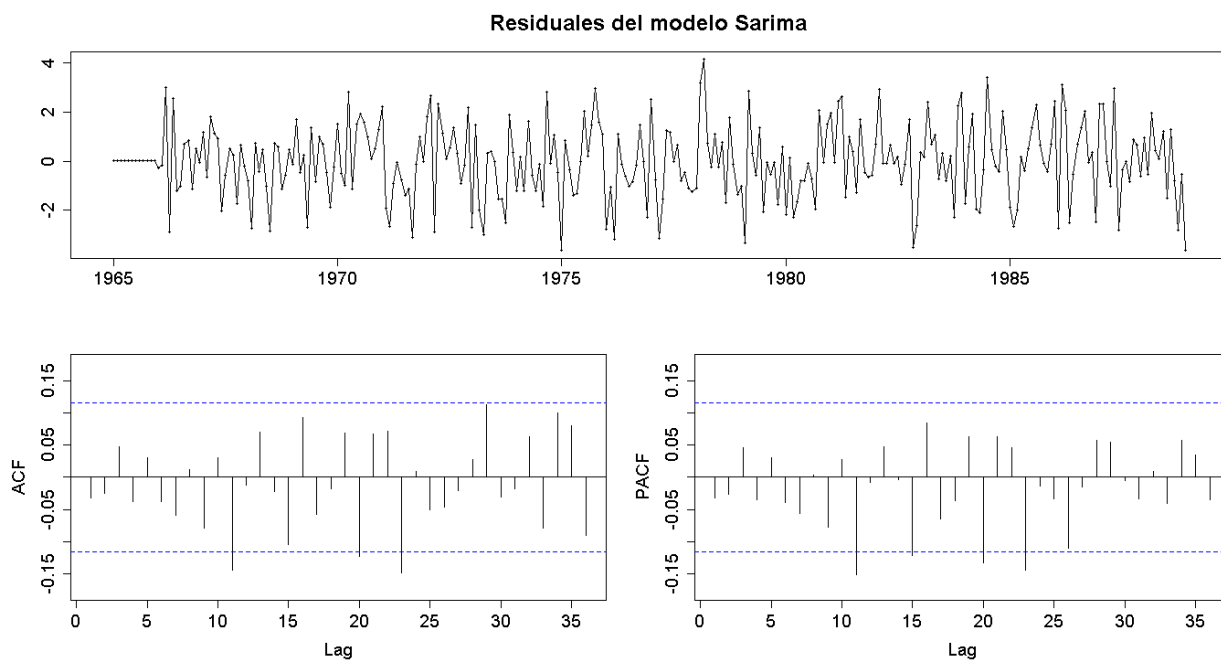


Figura G. 441. Residuales del modelo SARIMA de la estación Pto Nuevo

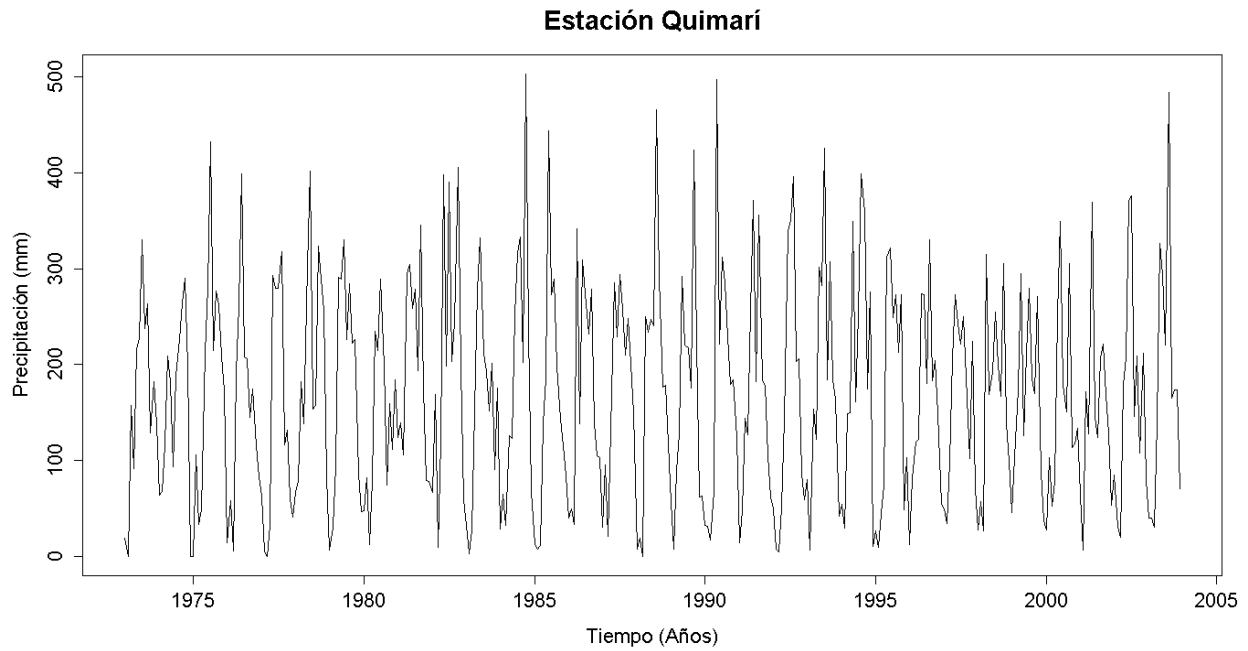


Figura G. 442. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Quimarí

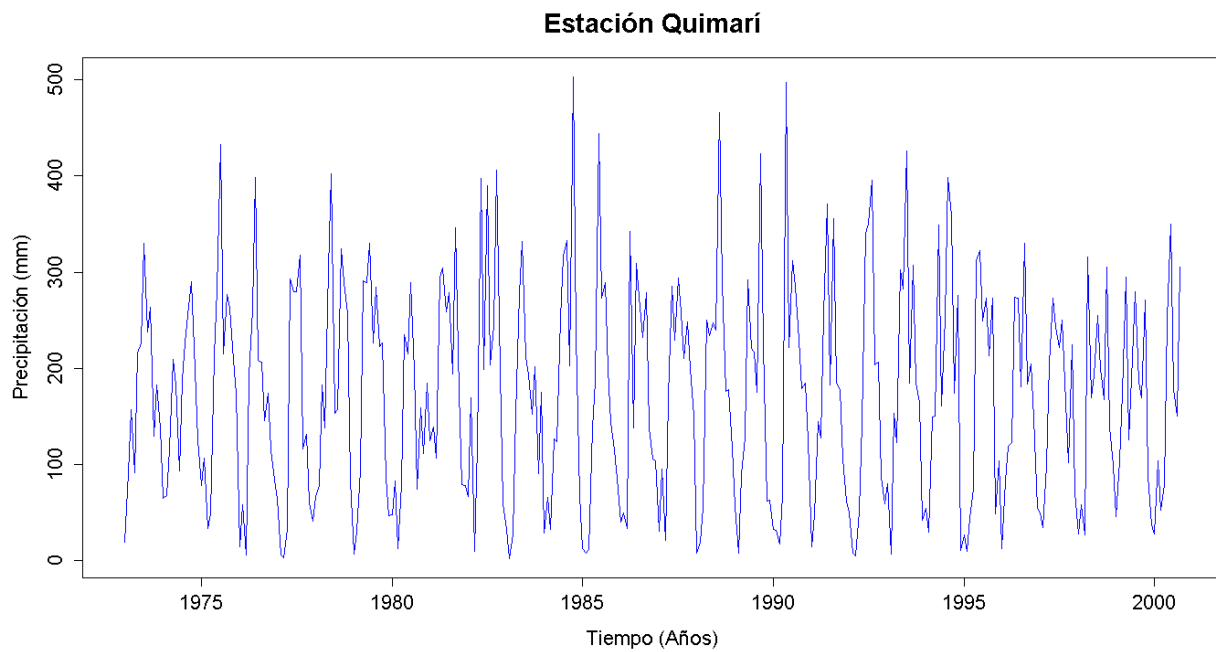


Figura G. 443. Vector de calibración de la estación Quimarí

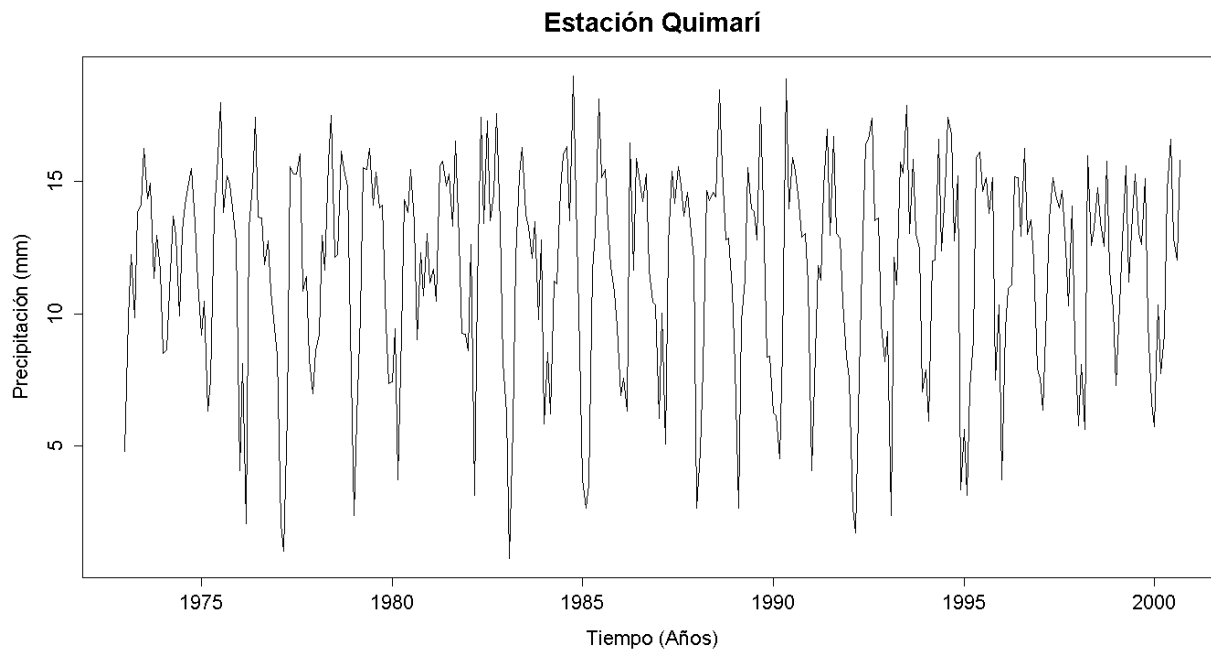


Figura G. 444. Vector de calibración de la estación Quimarí transformado usando Box-Cox

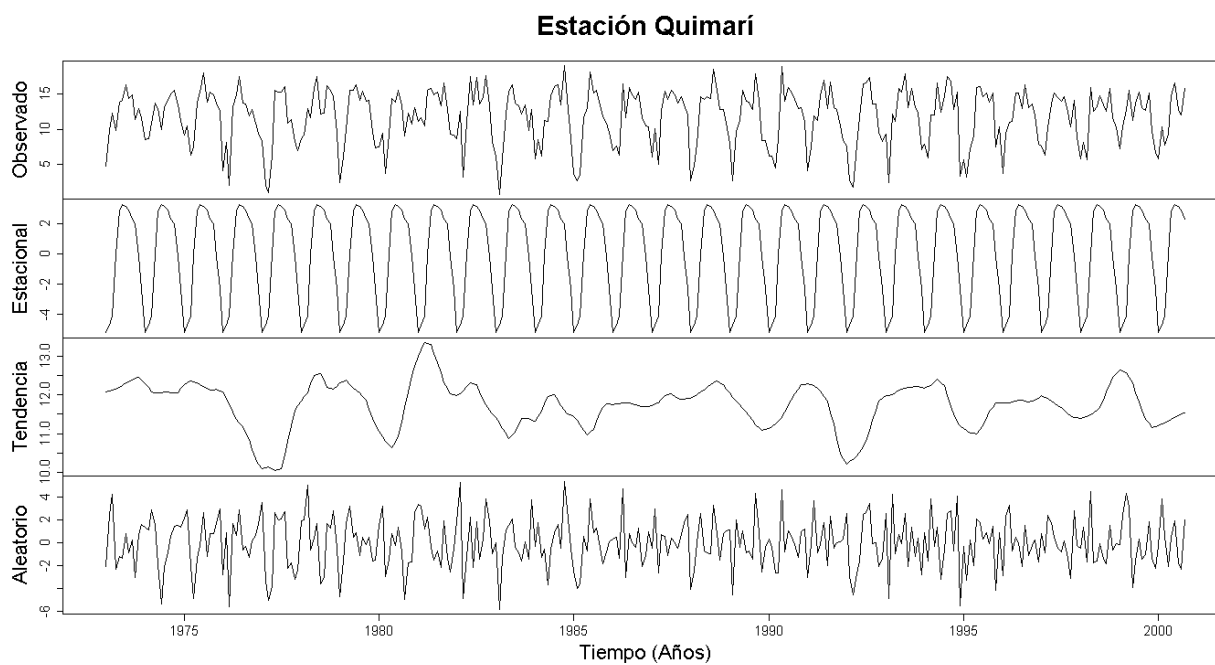


Figura G. 445. Descomposición de la serie transformada de la estación Quimarí

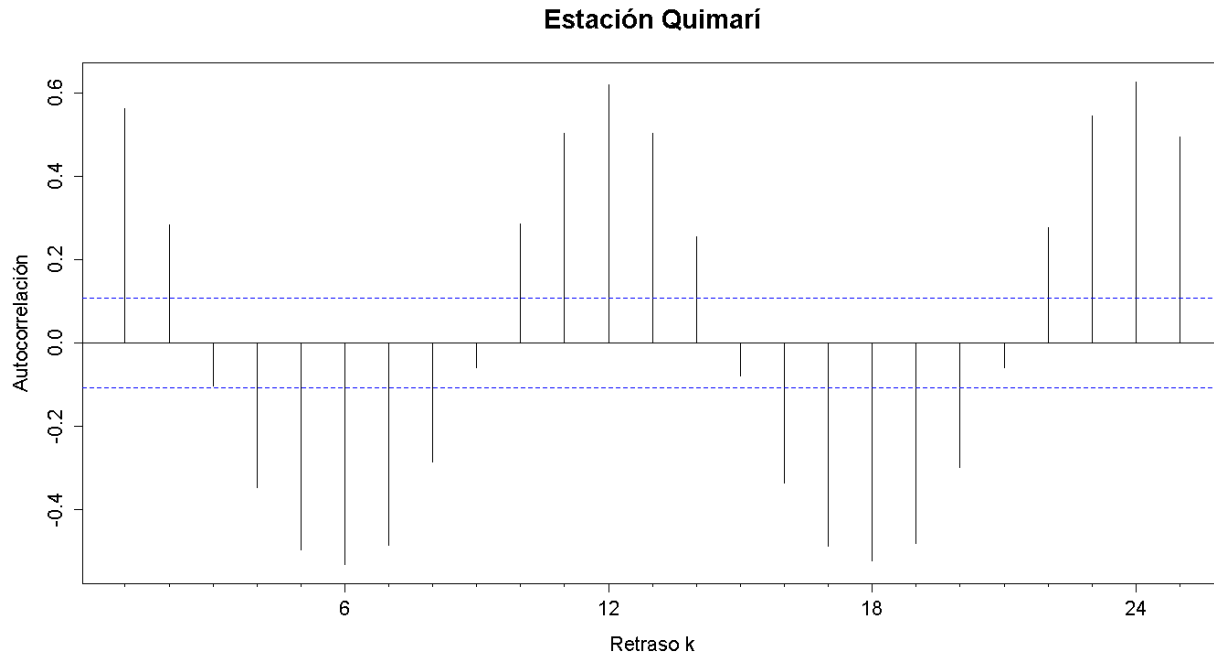


Figura G. 446. Autocorrelograma de la serie de la estación Quimarí

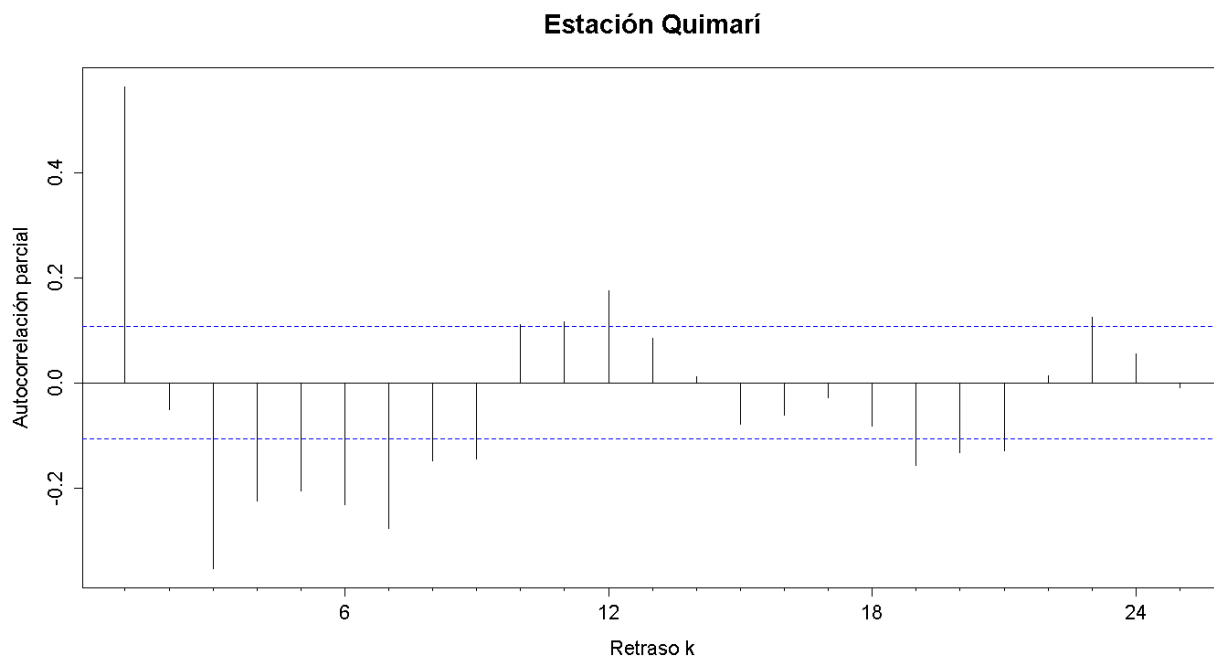


Figura G. 447. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Quimarí

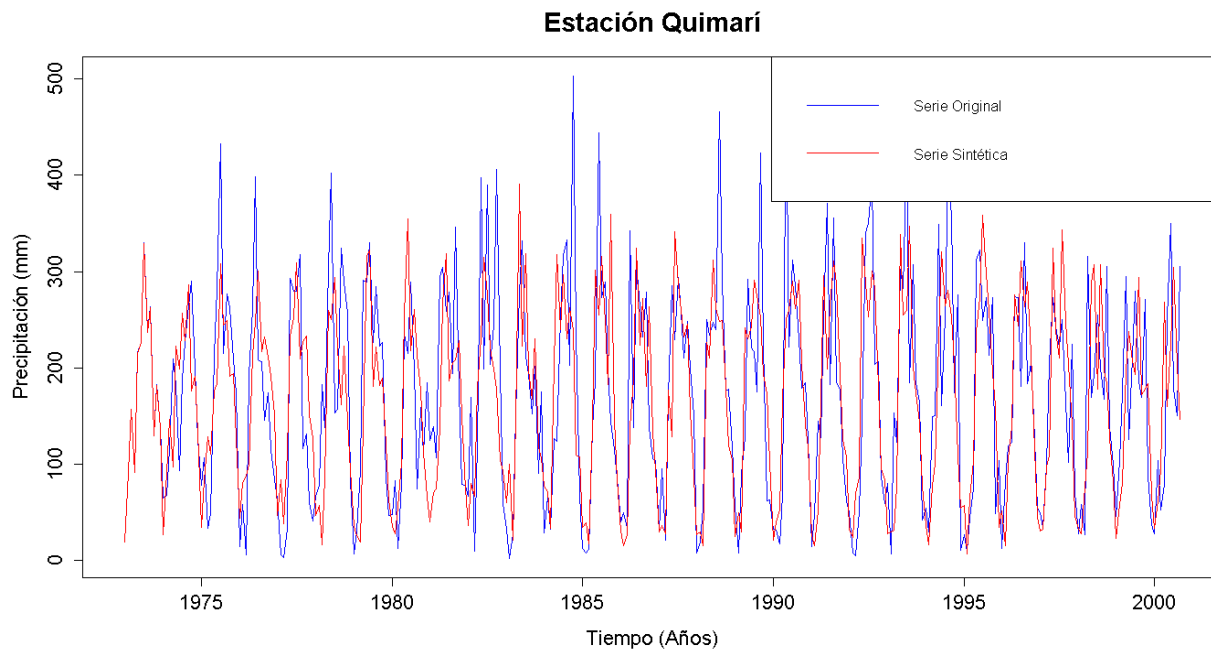


Figura G. 448. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Quimarí

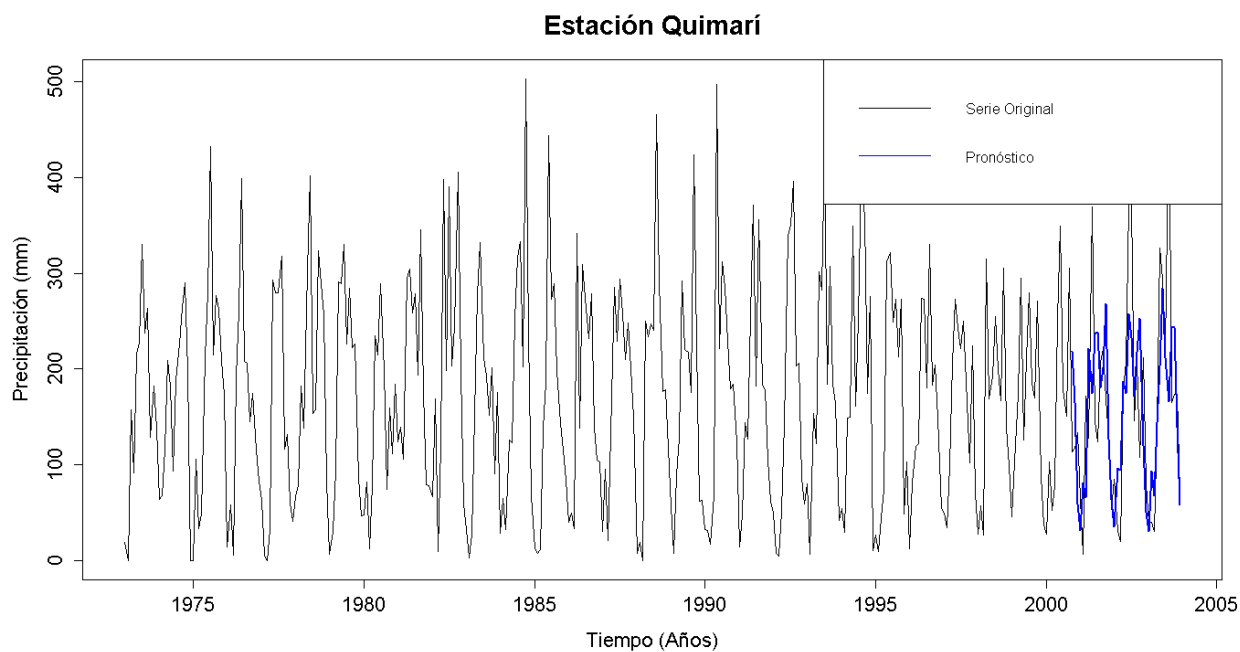


Figura G. 449. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Quimarí

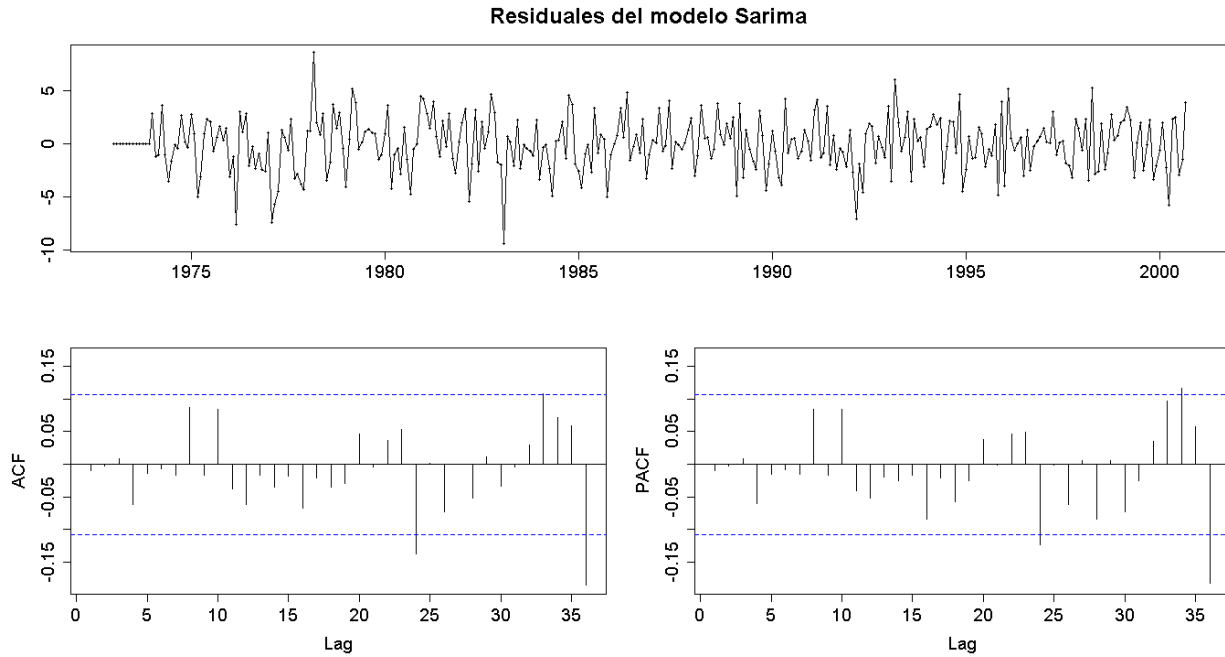


Figura G. 450. Residuales del modelo SARIMA de la estación Quimarí

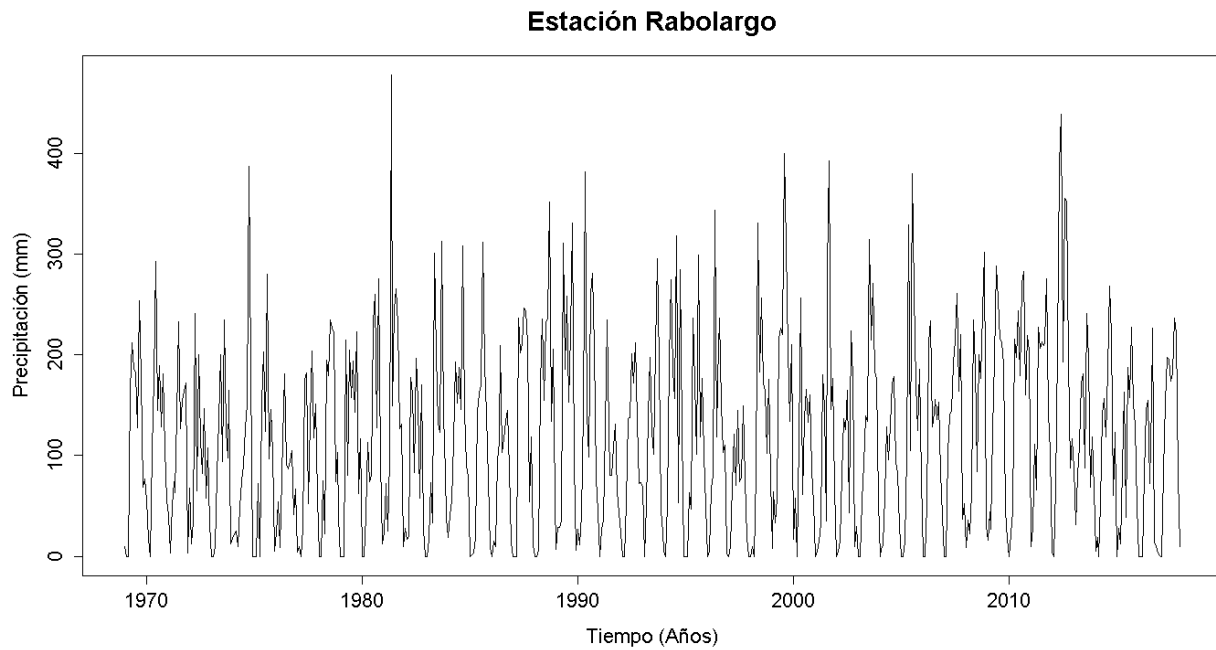


Figura G. 451. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Rabolargo

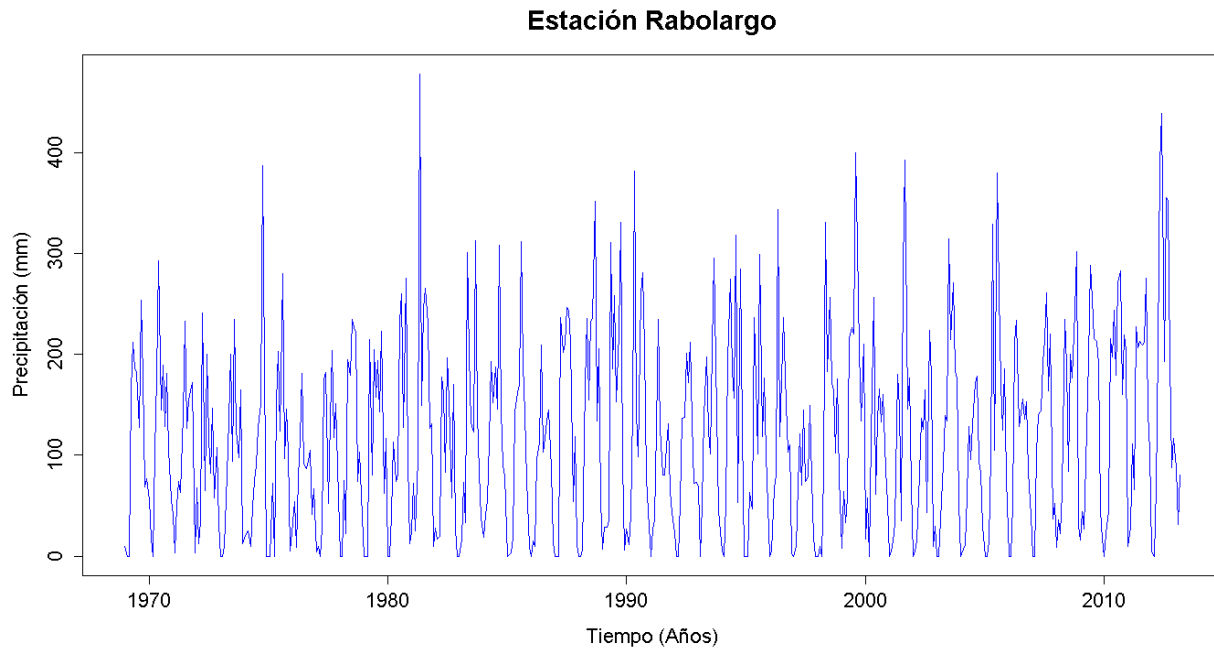


Figura G. 452. Vector de calibración de la estación Rabolargo

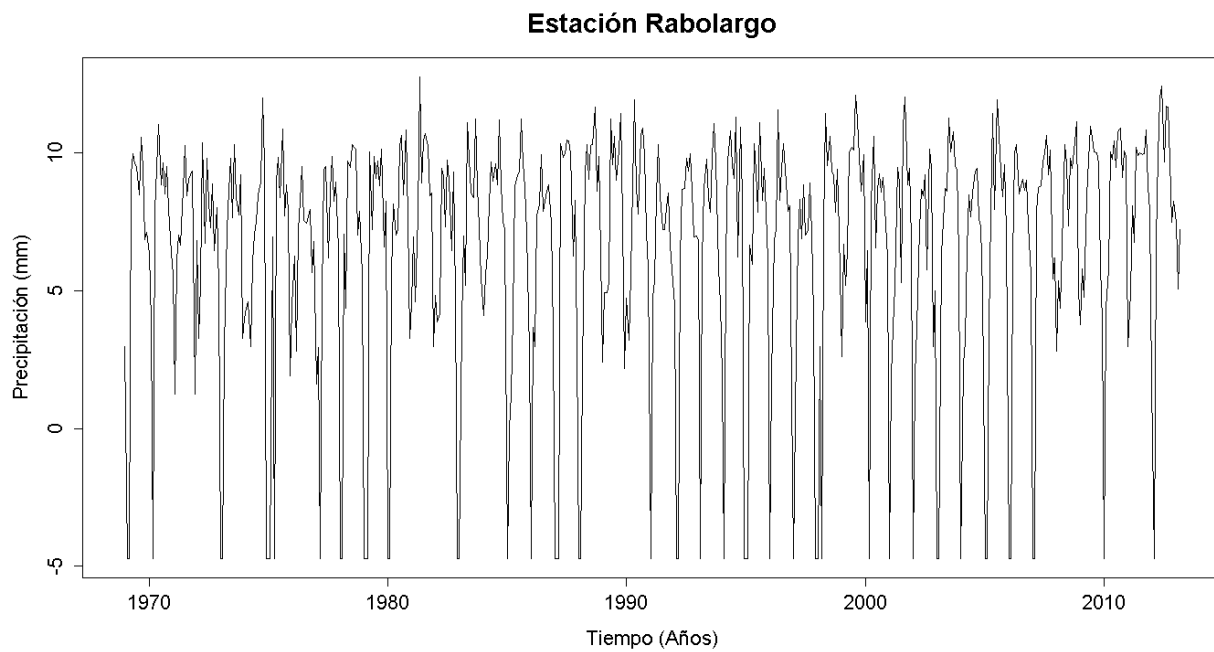


Figura G. 453. Vector de calibración de la estación Rabolargo transformado usando Box-Cox

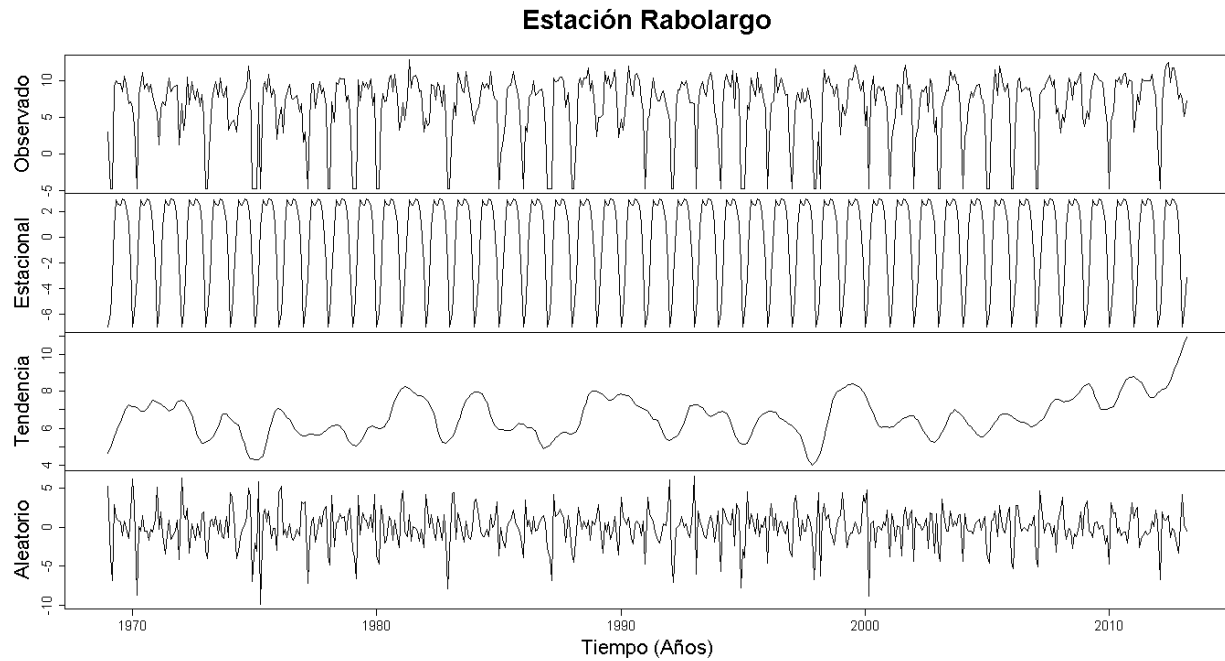


Figura G. 454. Descomposición de la serie transformada de la estación Rabolargo

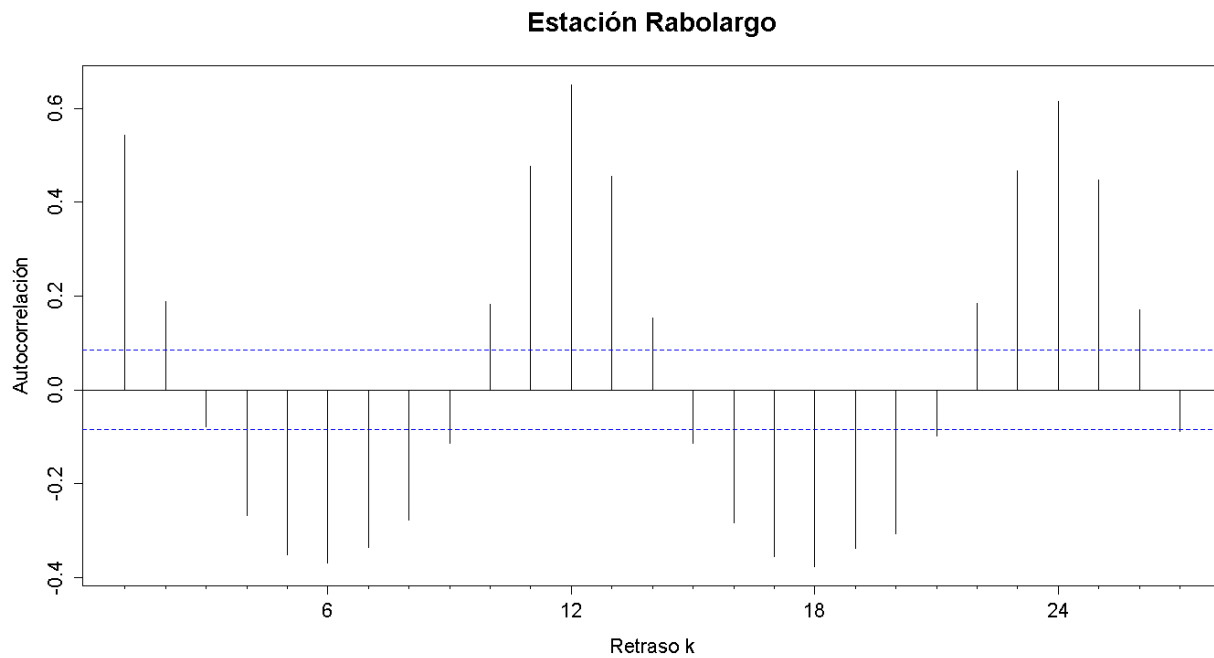


Figura G. 455. Autocorrelograma de la serie de la estación Rabolargo

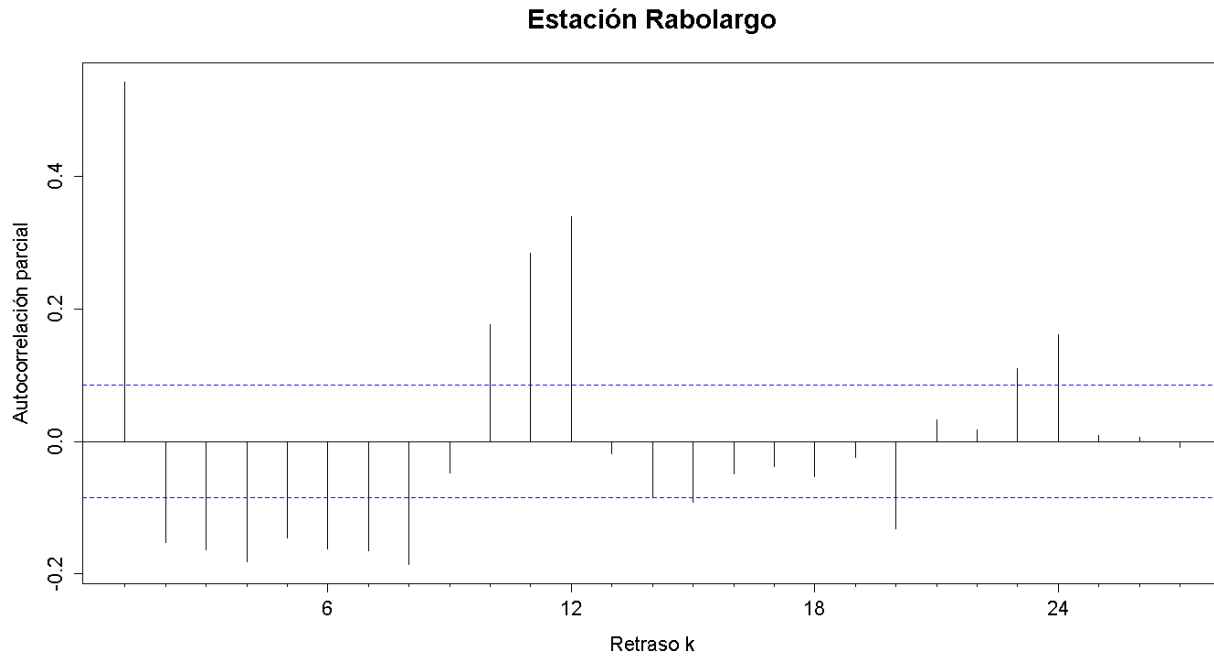


Figura G. 456. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Rabolargo

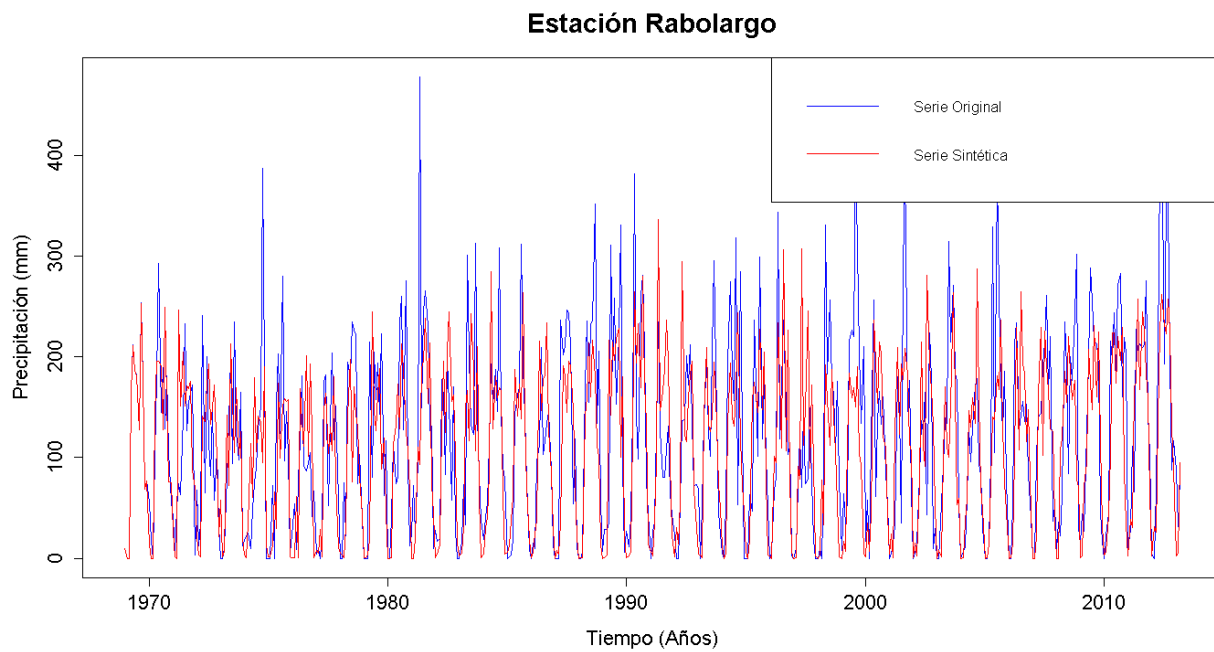


Figura G. 457. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Rabolargo

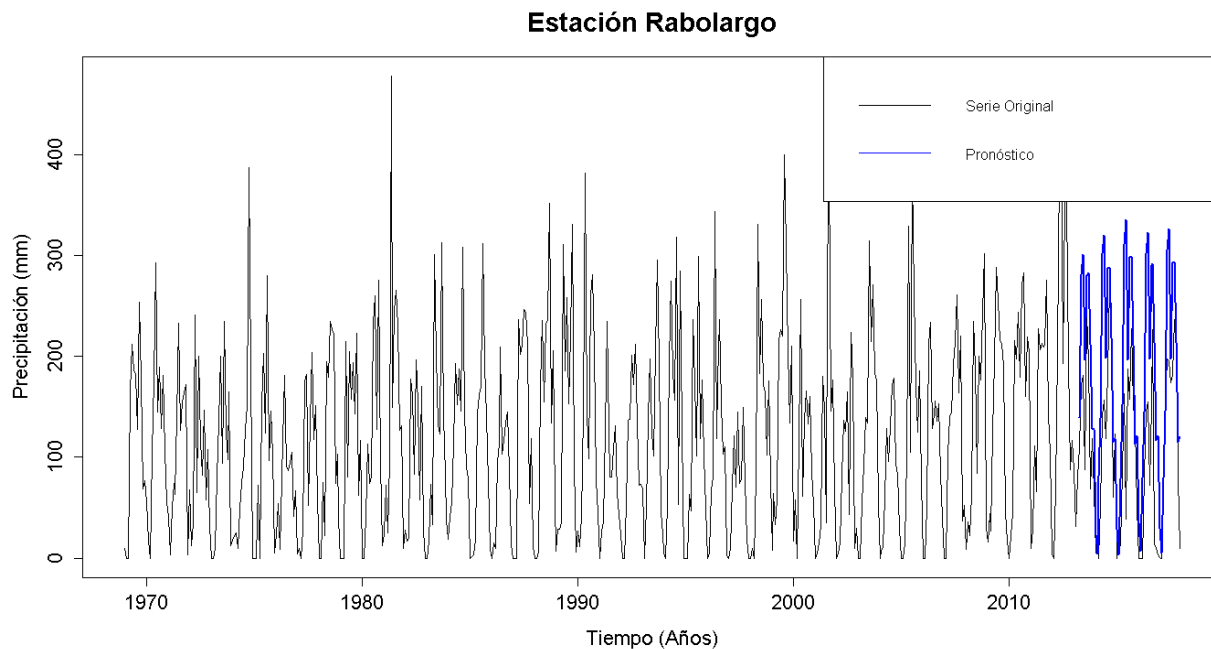


Figura G. 458. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Rabolargo

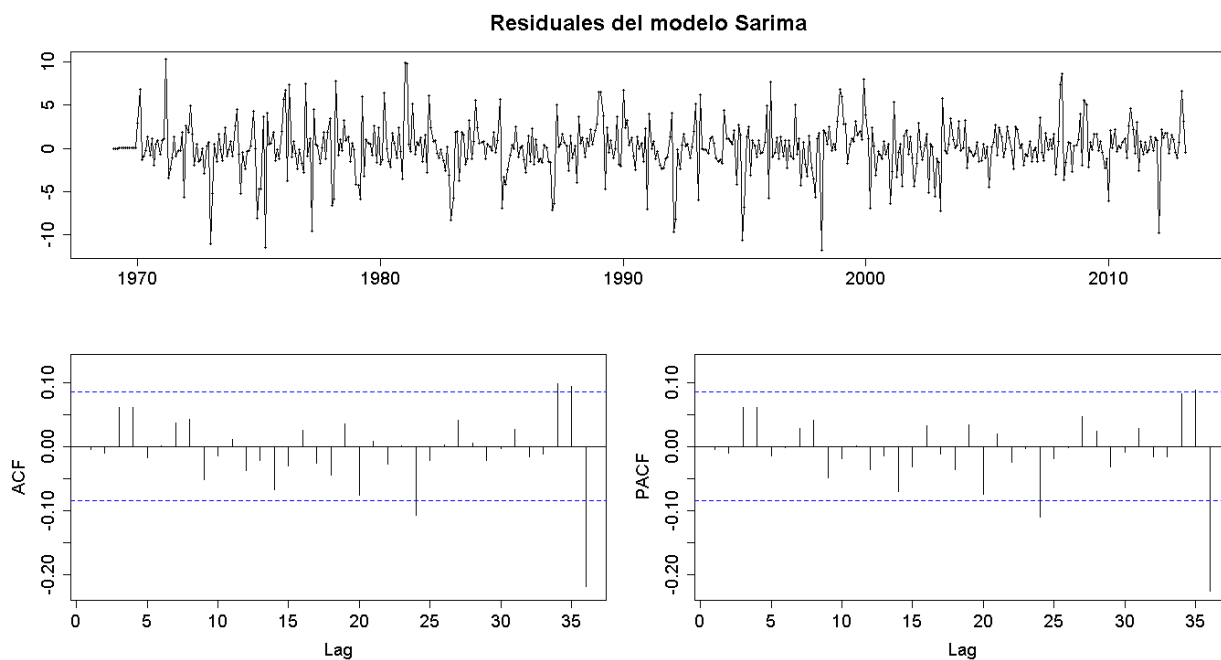


Figura G. 459. Residuales del modelo SARIMA de la estación Rabolargo

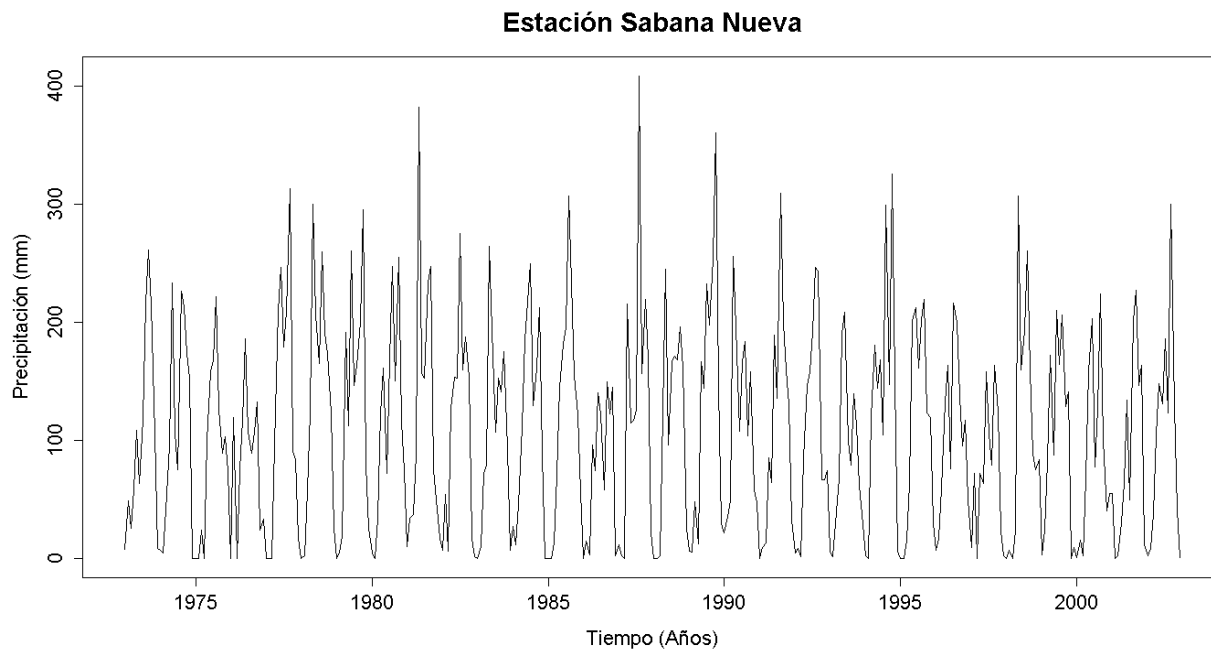


Figura G. 460. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Sabana Nueva

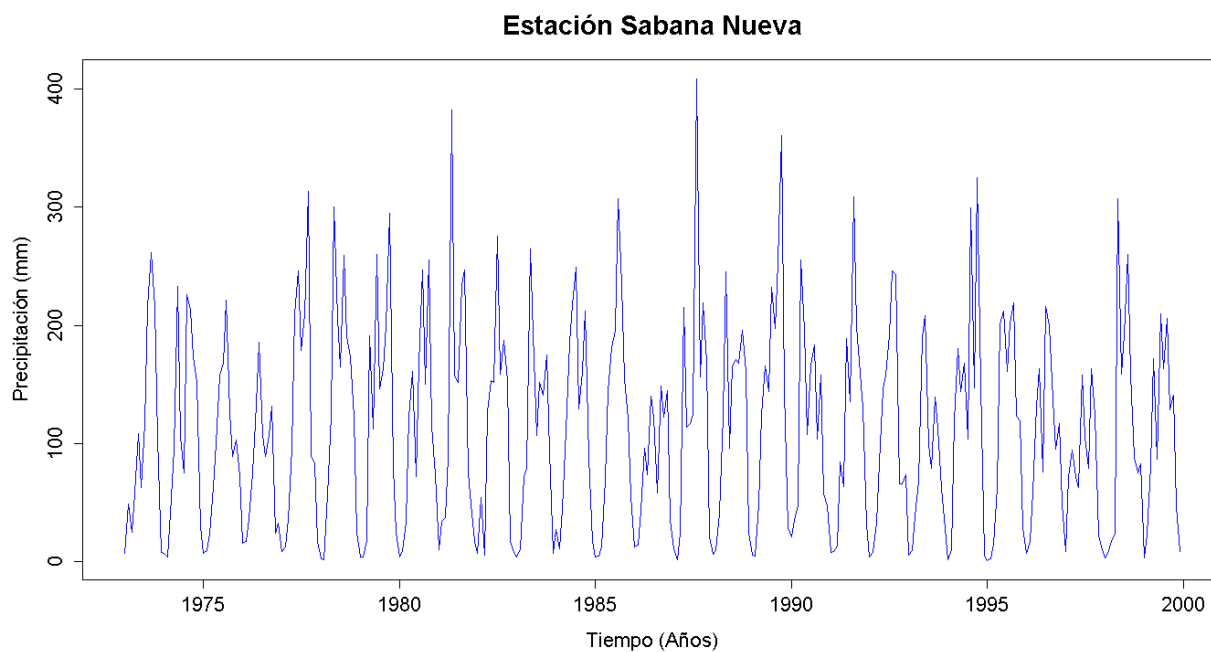


Figura G. 461. Vector de calibración de la estación Sabana Nueva

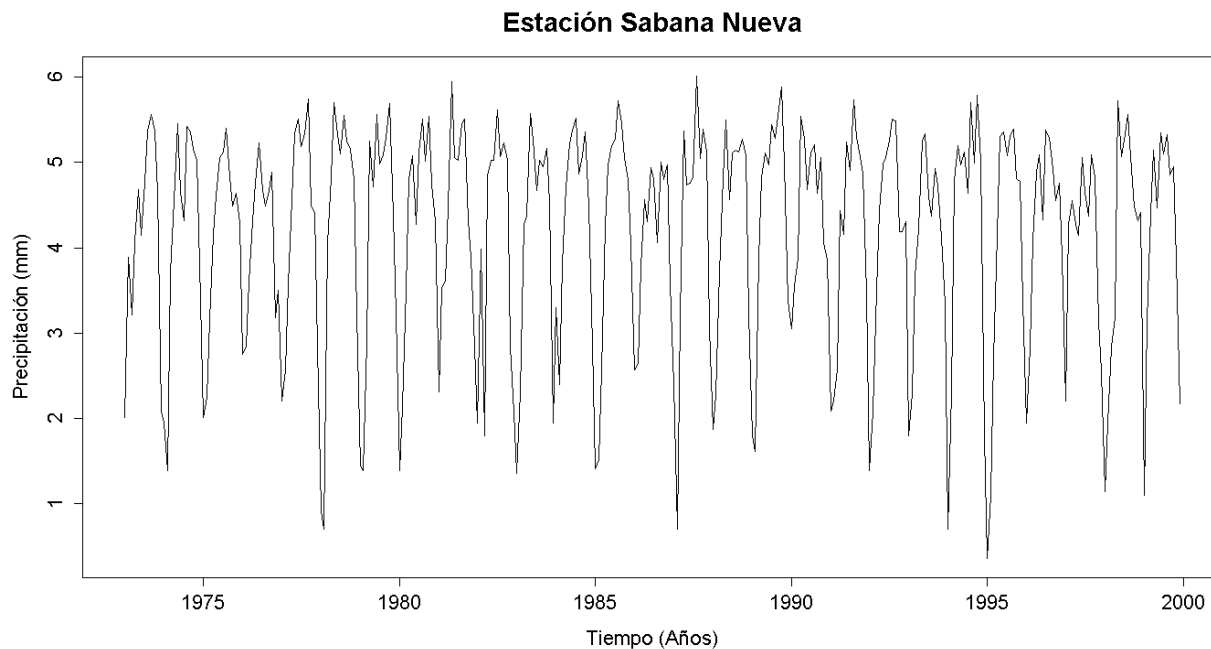


Figura G. 462. Vector de calibración de la estación Sabana Nueva transformado usando Box-Cox

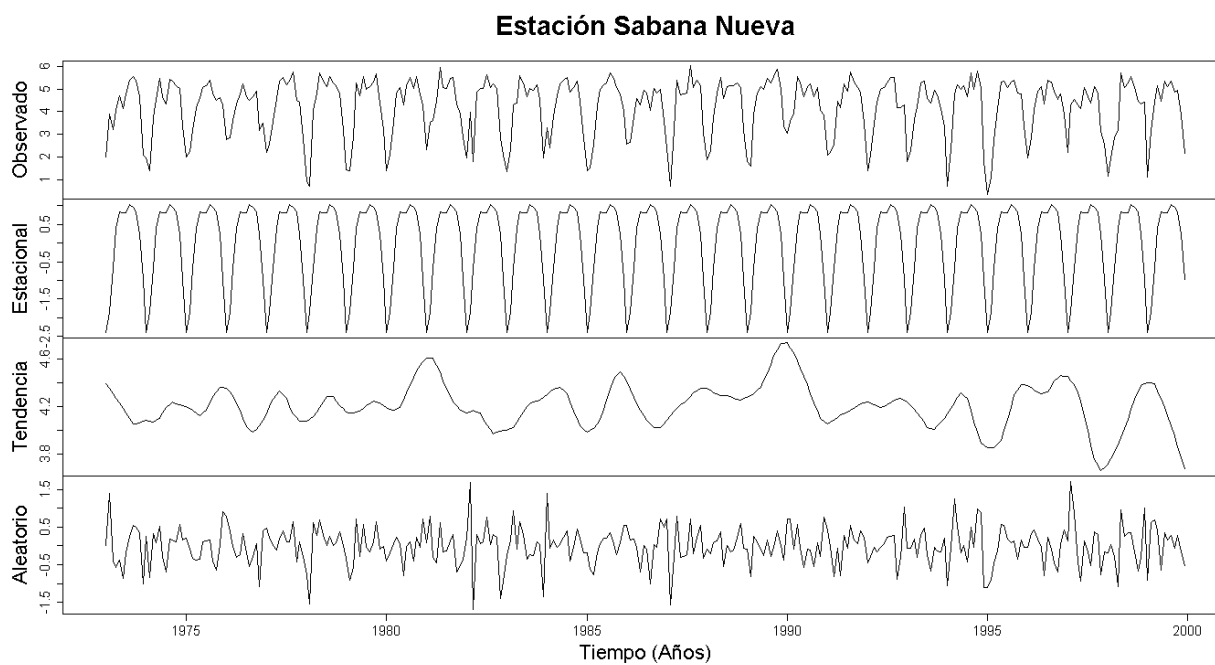


Figura G. 463. Descomposición de la serie transformada de la estación Sabana Nueva

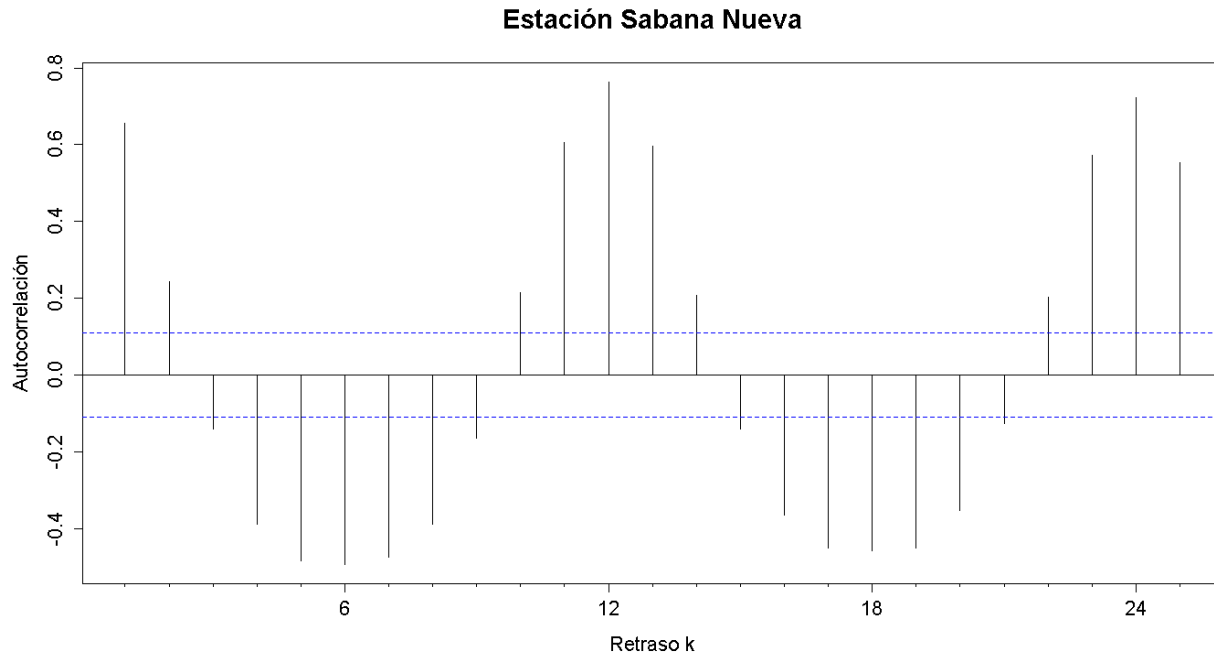


Figura G. 464. Autocorrelograma de la serie de la estación Sabana Nueva

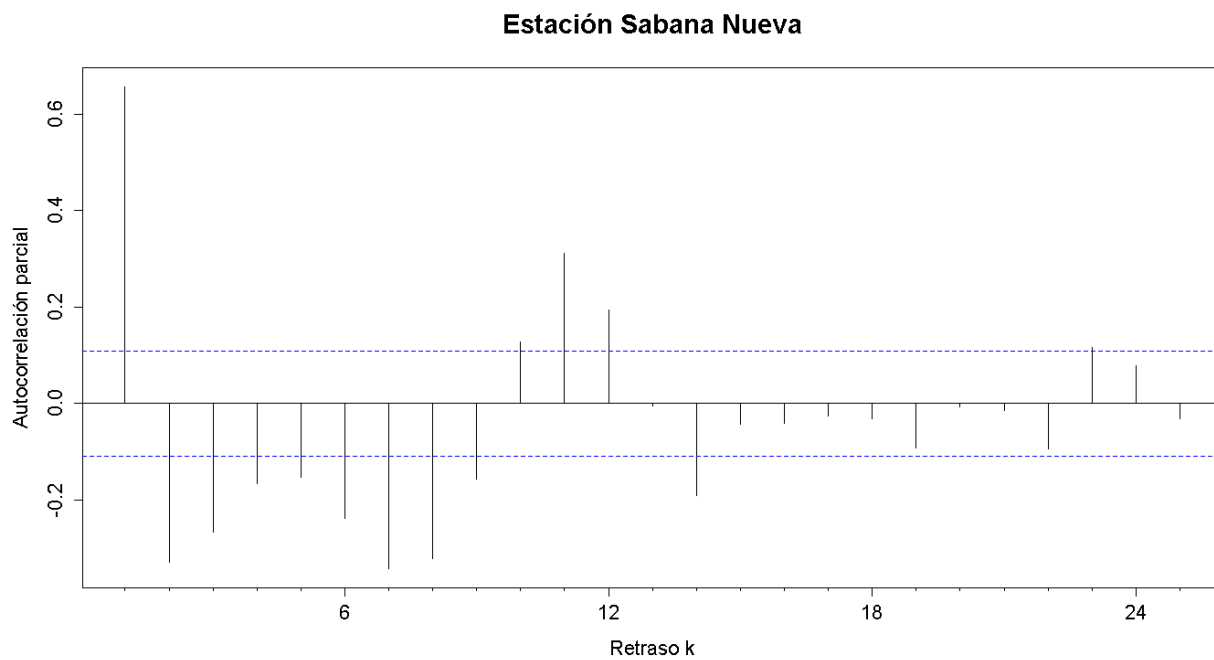


Figura G. 465. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Sabana Nueva

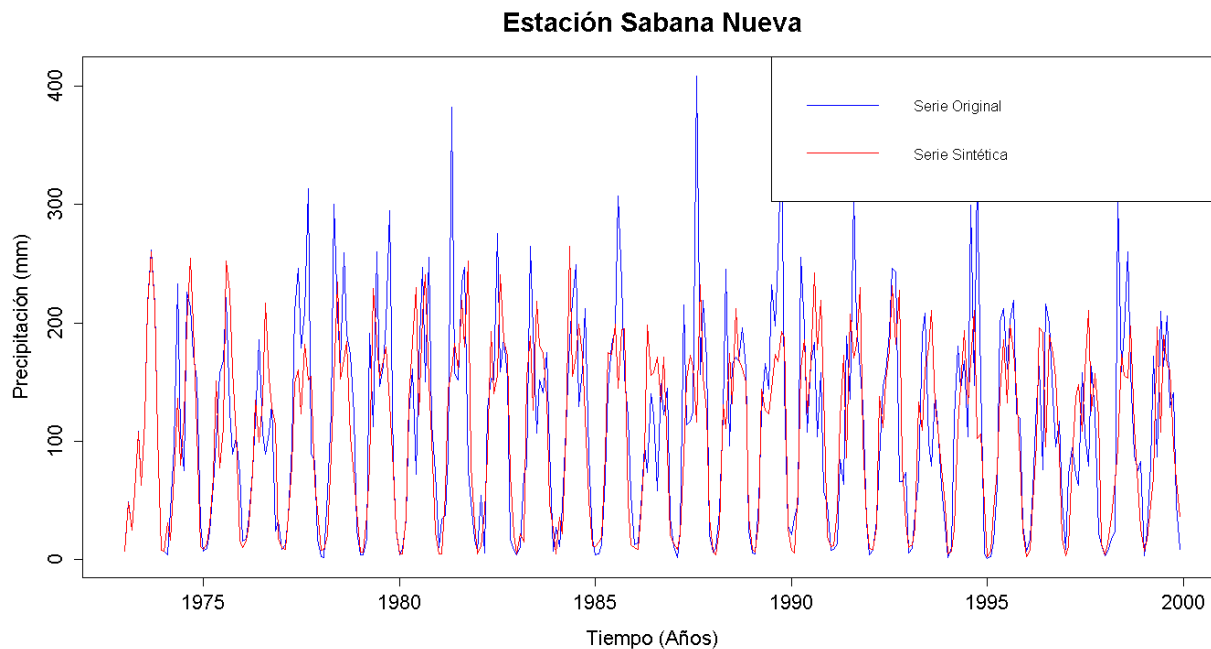


Figura G. 466. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Sabana Nueva

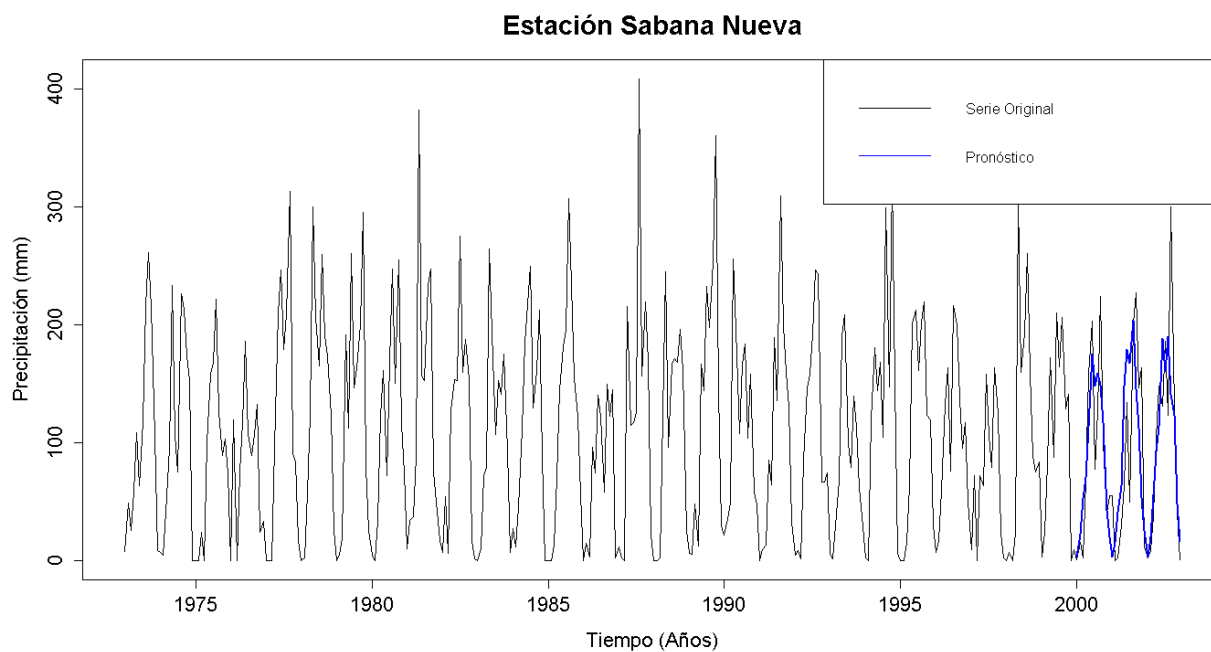


Figura G. 467. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Sabana Nueva

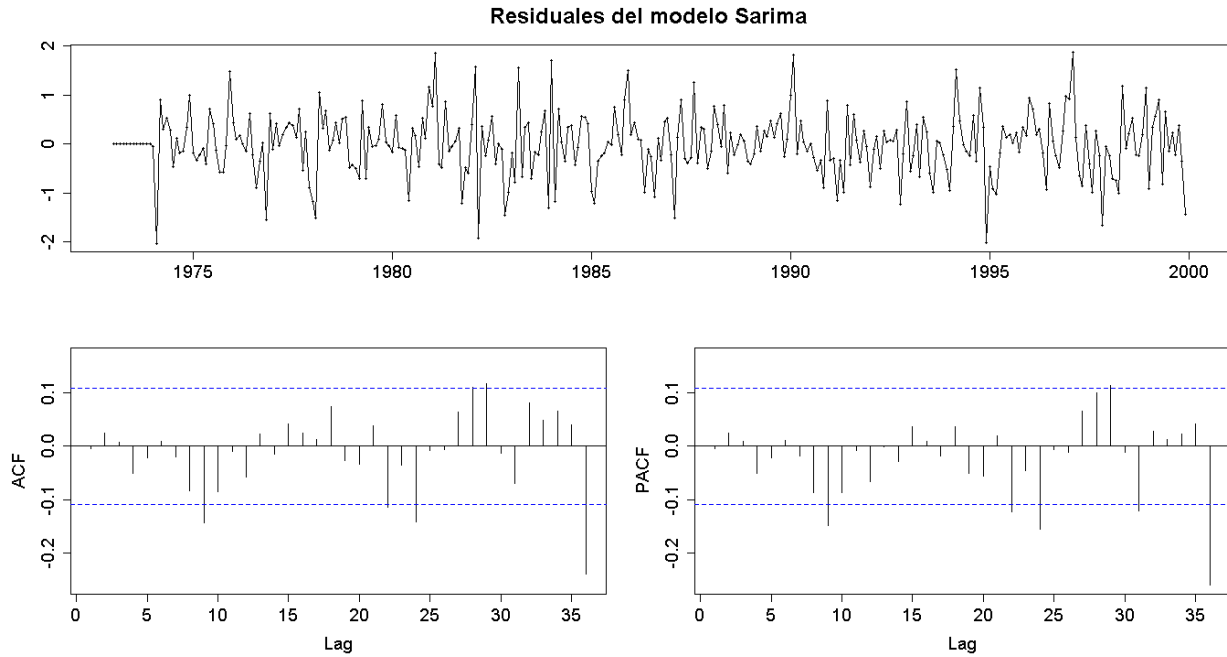


Figura G. 468. Residuales del modelo SARIMA de la estación Sabana Nueva

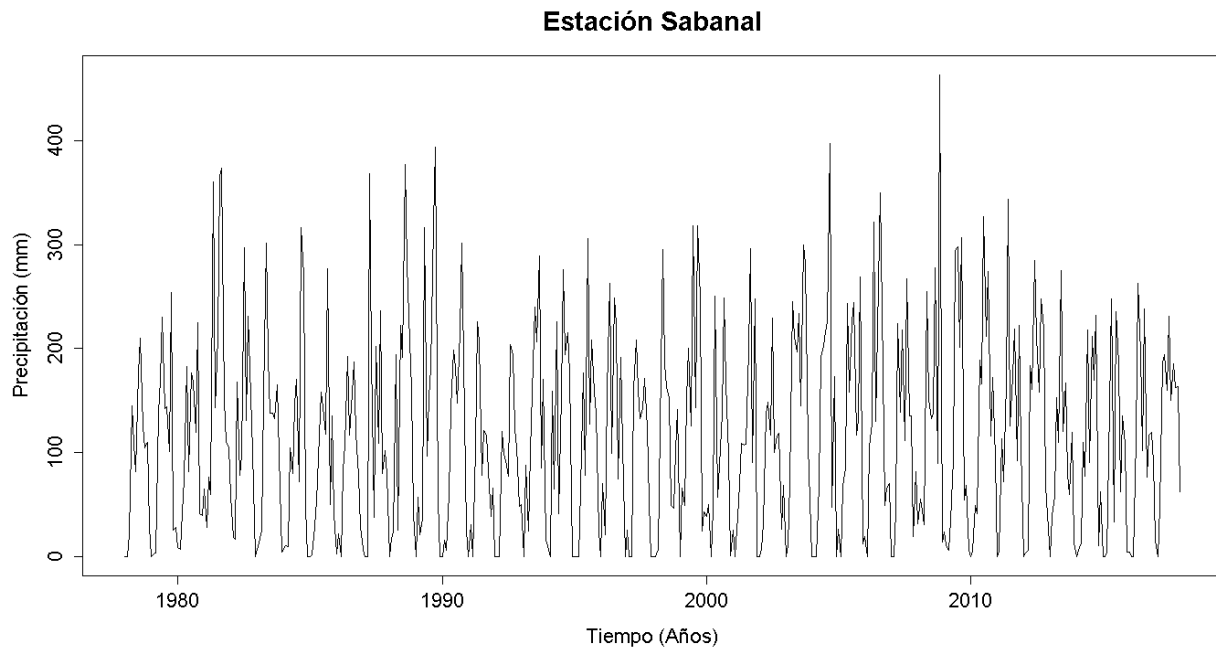


Figura G. 469. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Sabanal

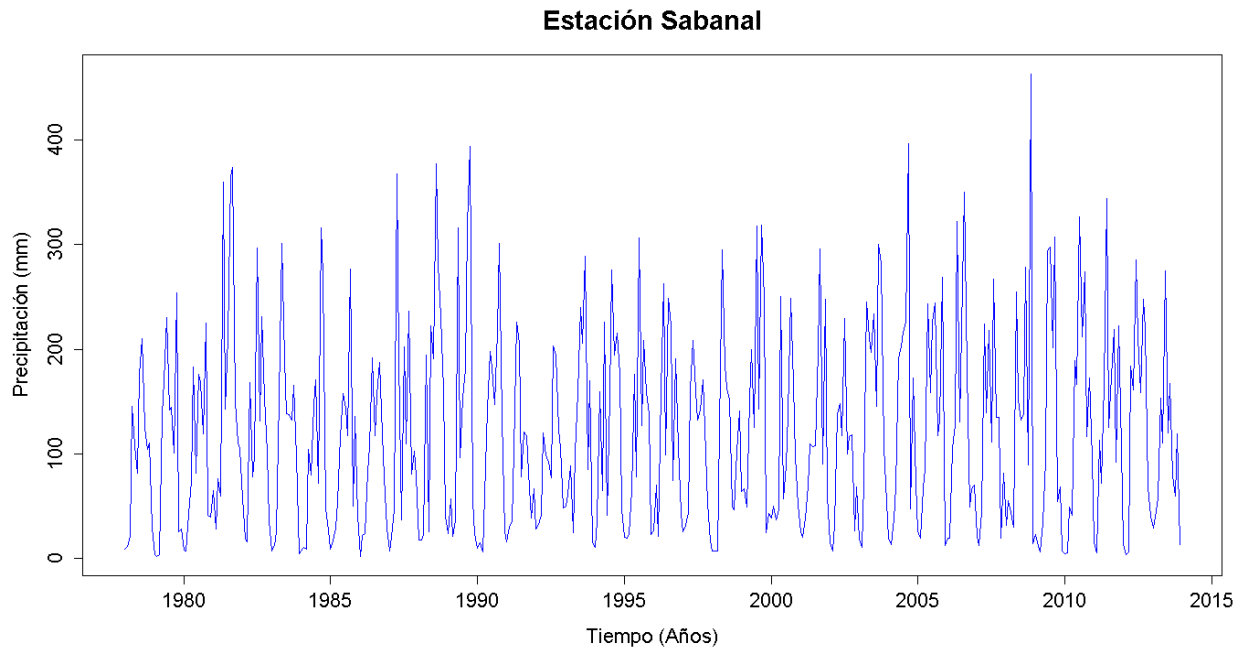


Figura G. 470. Vector de calibración de la estación Sabanal

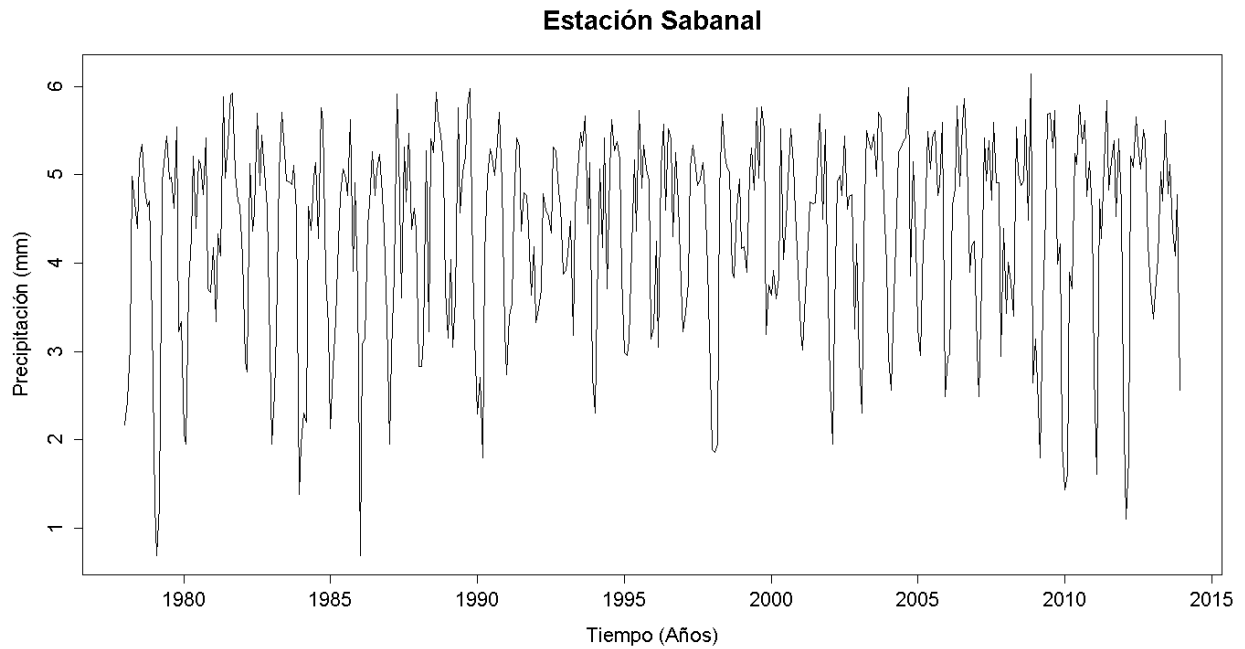


Figura G. 471. Vector de calibración de la estación Sabanal transformado usando Box-Cox

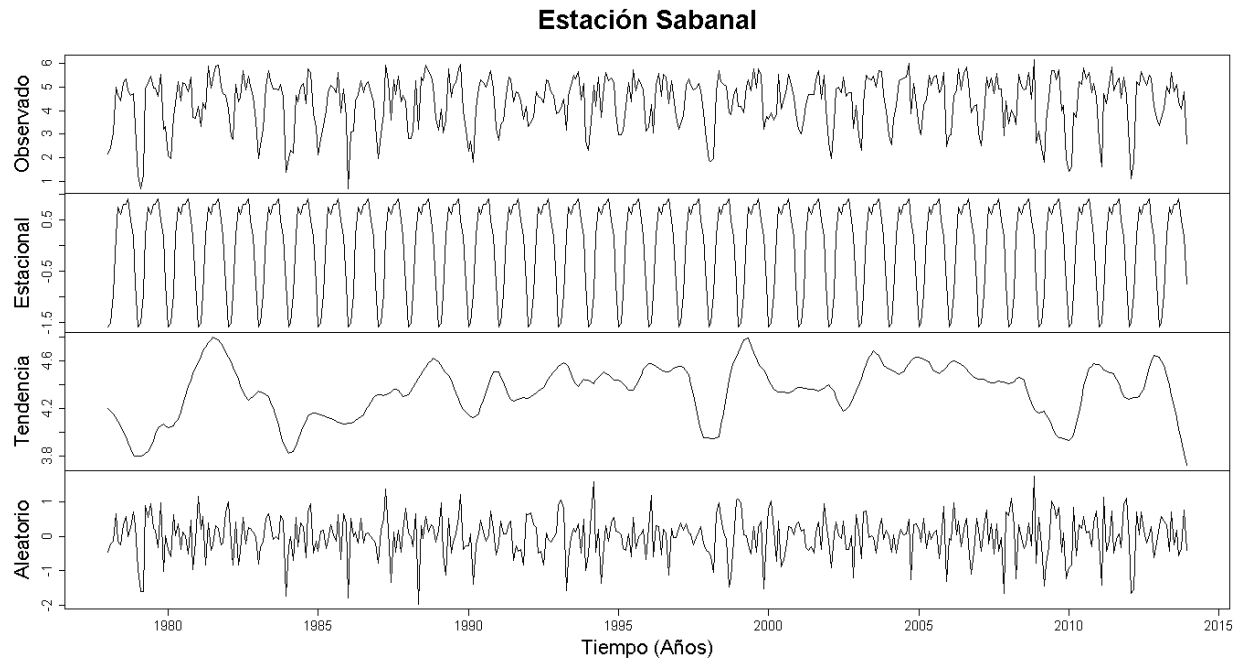


Figura G. 472. Descomposición de la serie transformada de la estación Sabanal

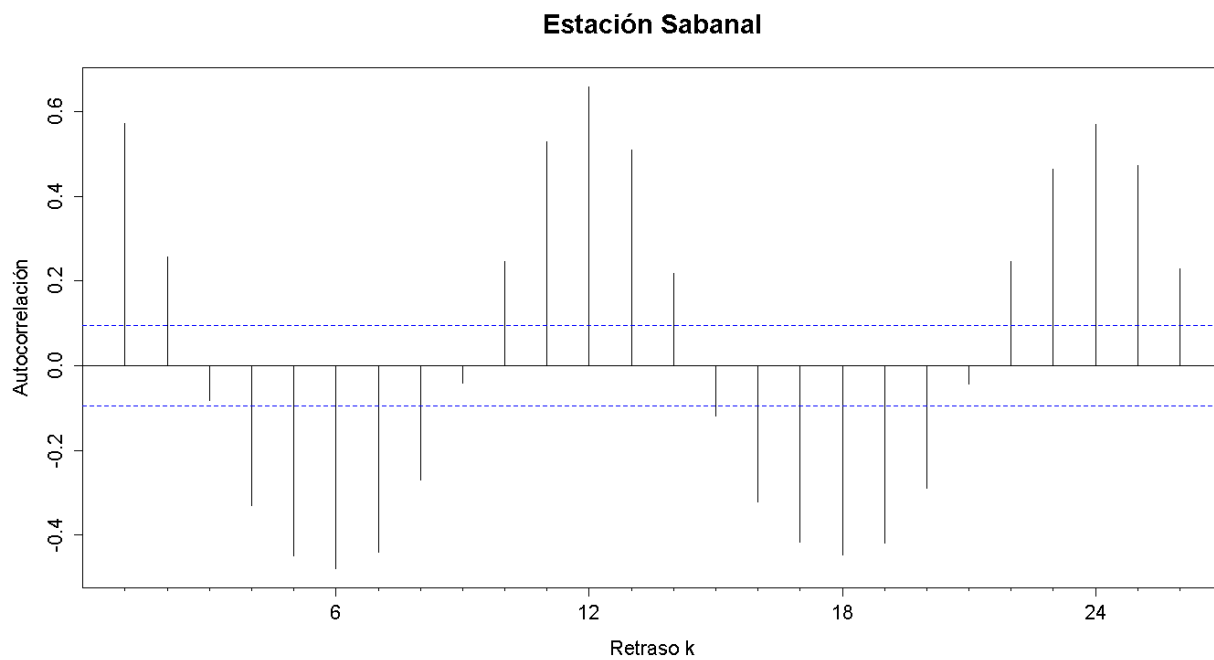


Figura G. 473. Autocorrelograma de la serie de la estación Sabanal

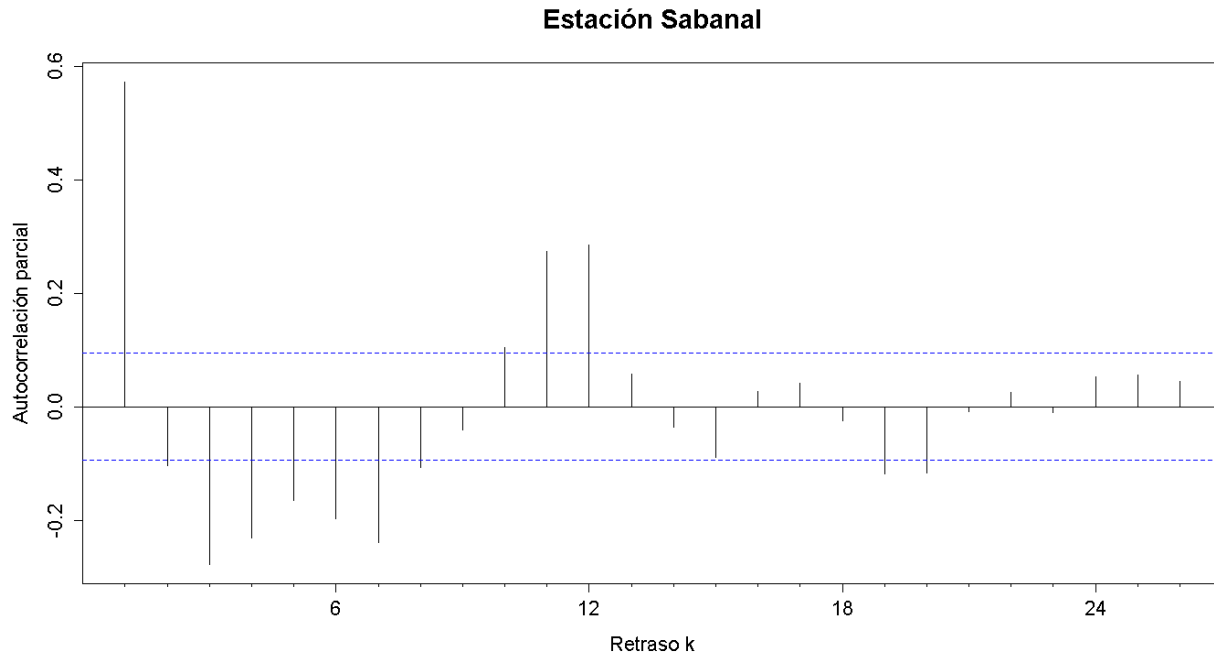


Figura G. 474. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Sabanal

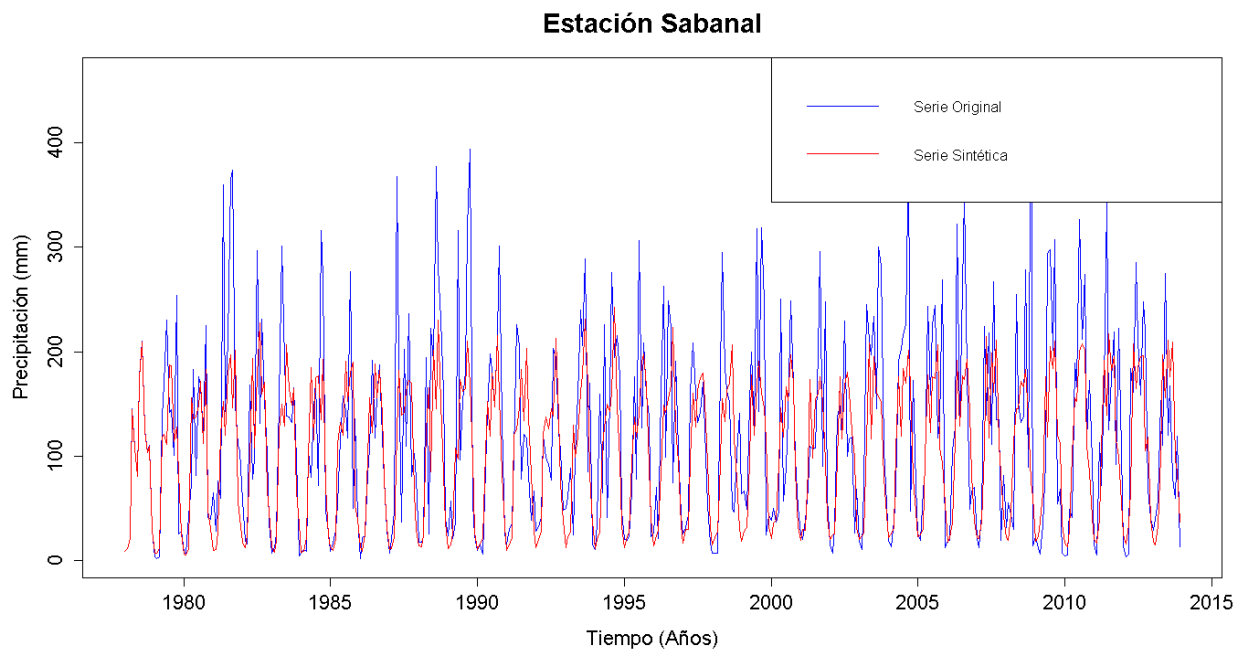


Figura G. 475. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Sabanal

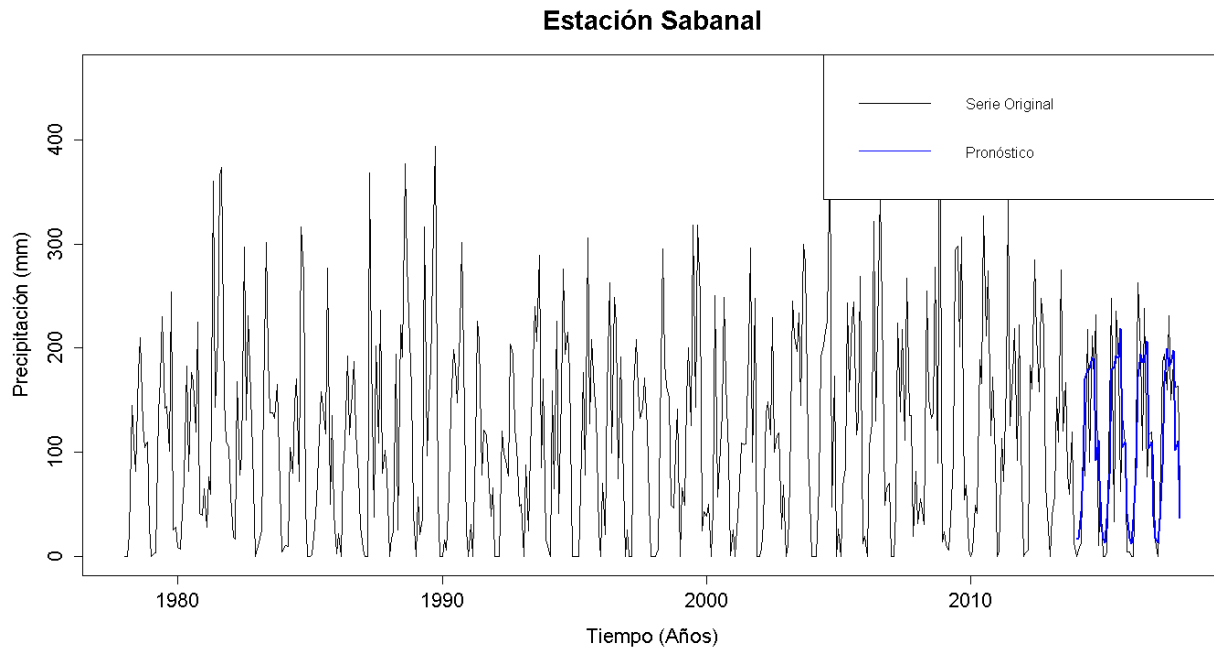


Figura G. 476. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Sabanal

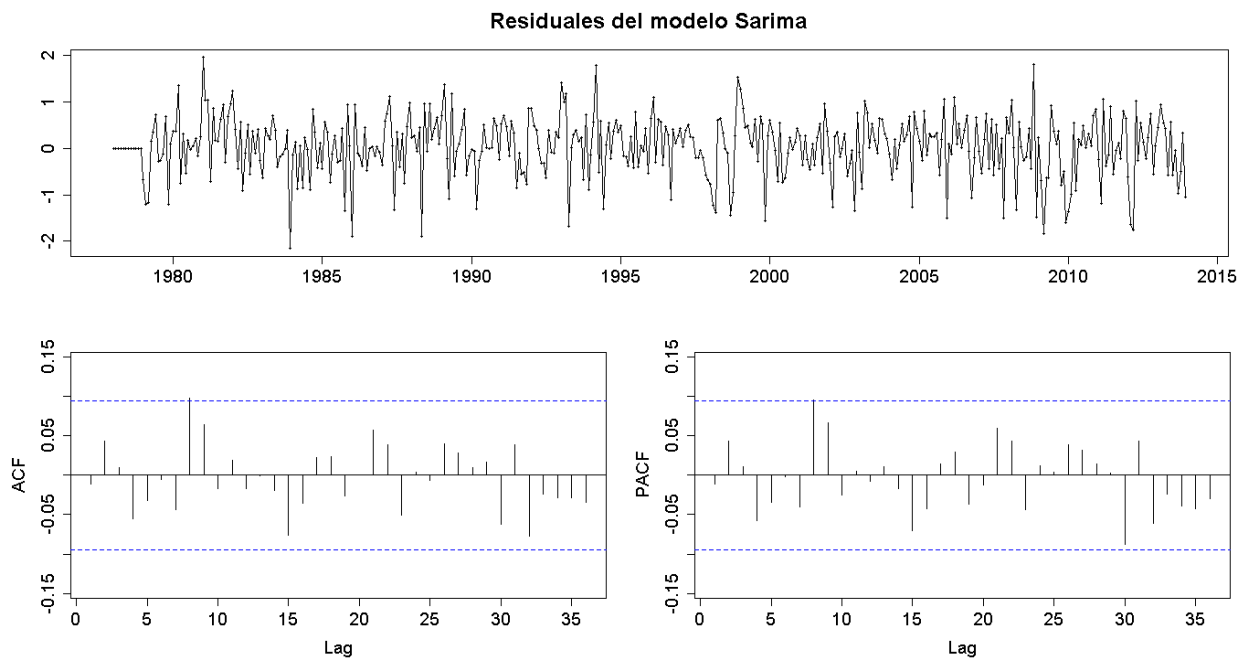


Figura G. 477. Residuales del modelo SARIMA de la estación Sabanal

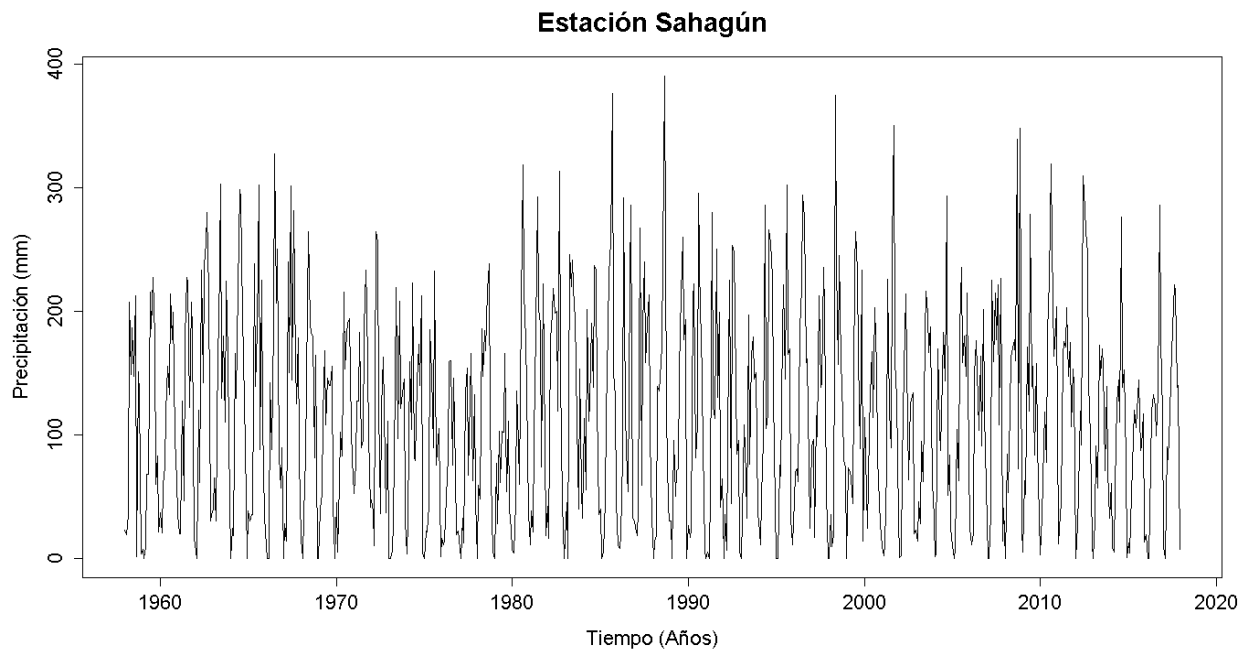


Figura G. 478. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Sahagún

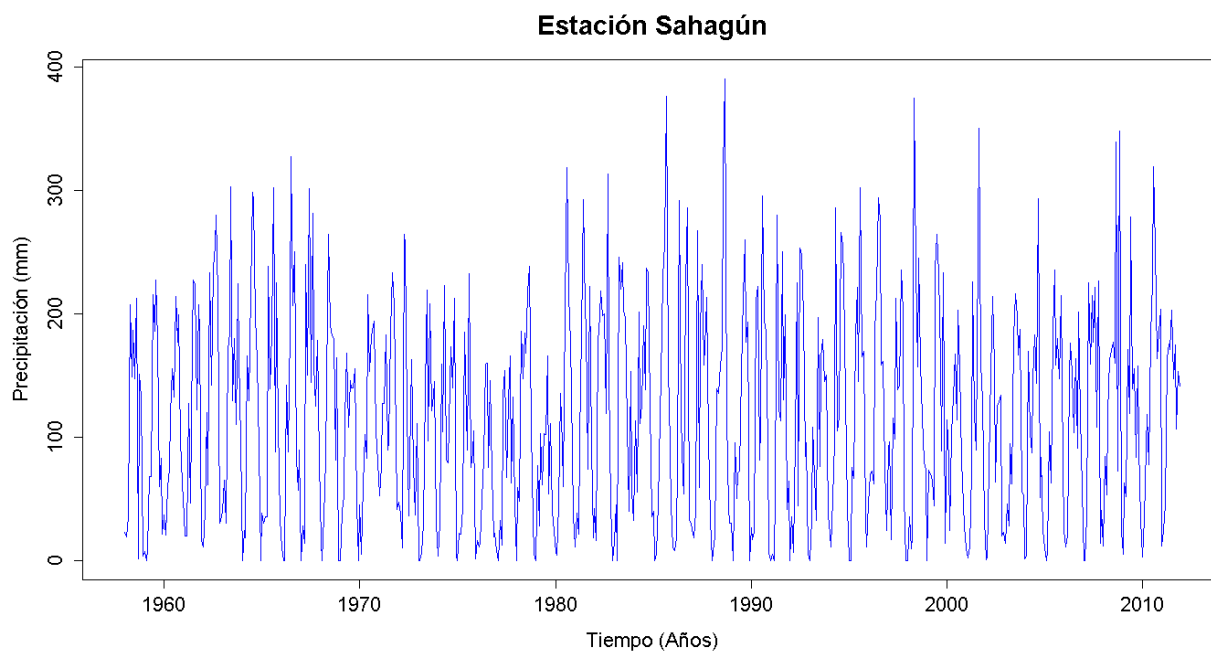


Figura G. 479. Vector de calibración de la estación Sahagún

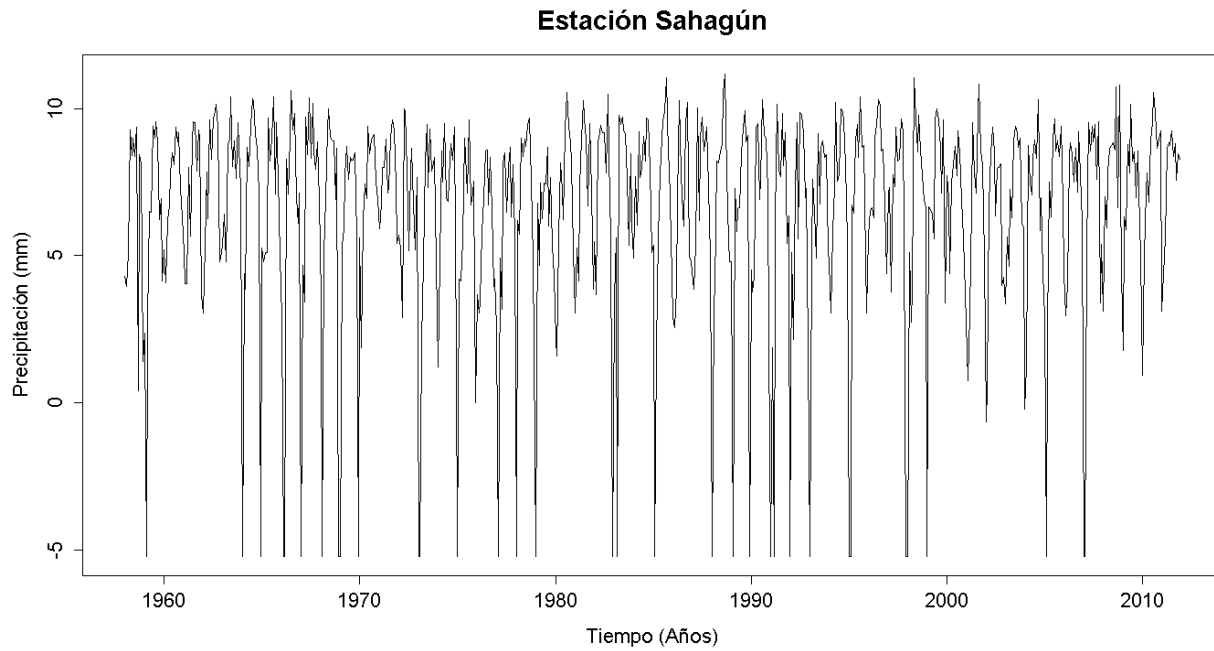


Figura G. 480. Vector de calibración de la estación Sahagún transformado usando Box-Cox

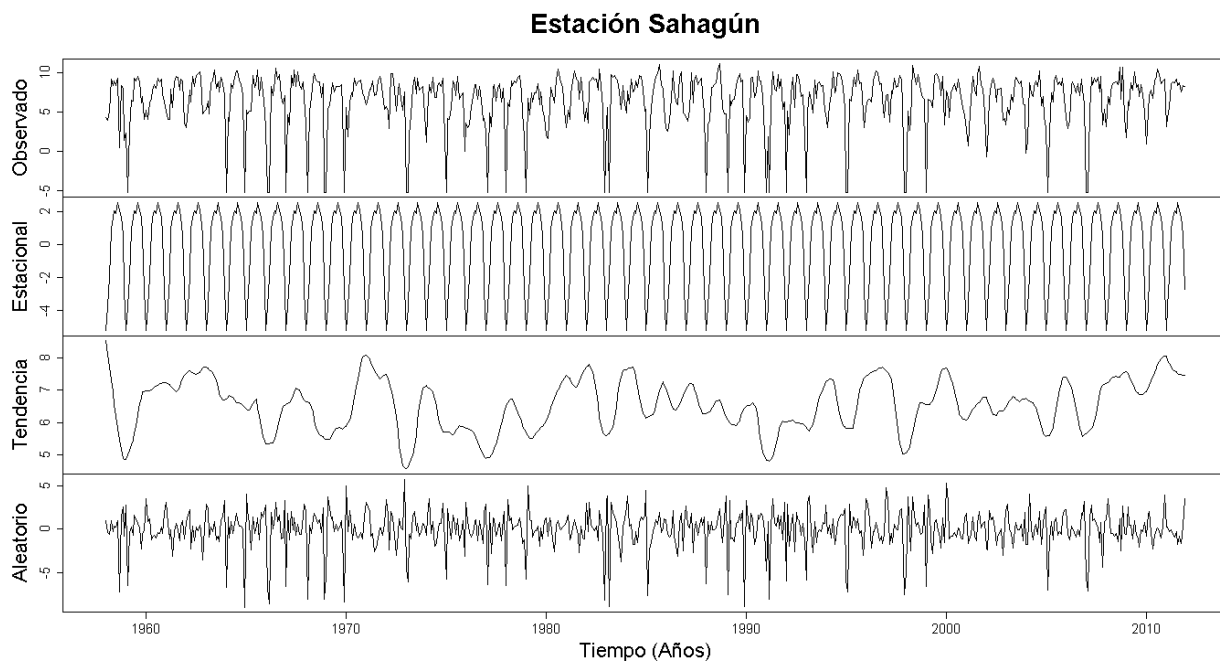


Figura G. 481. Descomposición de la serie transformada de la estación Sahagún

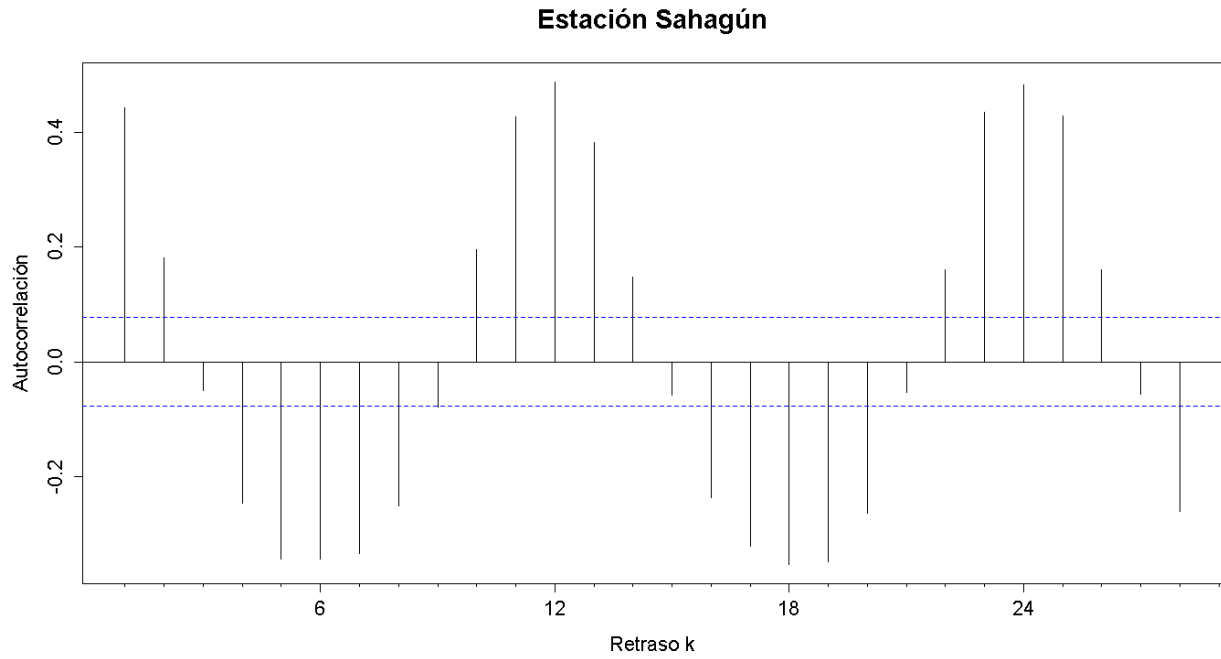


Figura G. 482. Autocorrelograma de la serie de la estación Sahagún

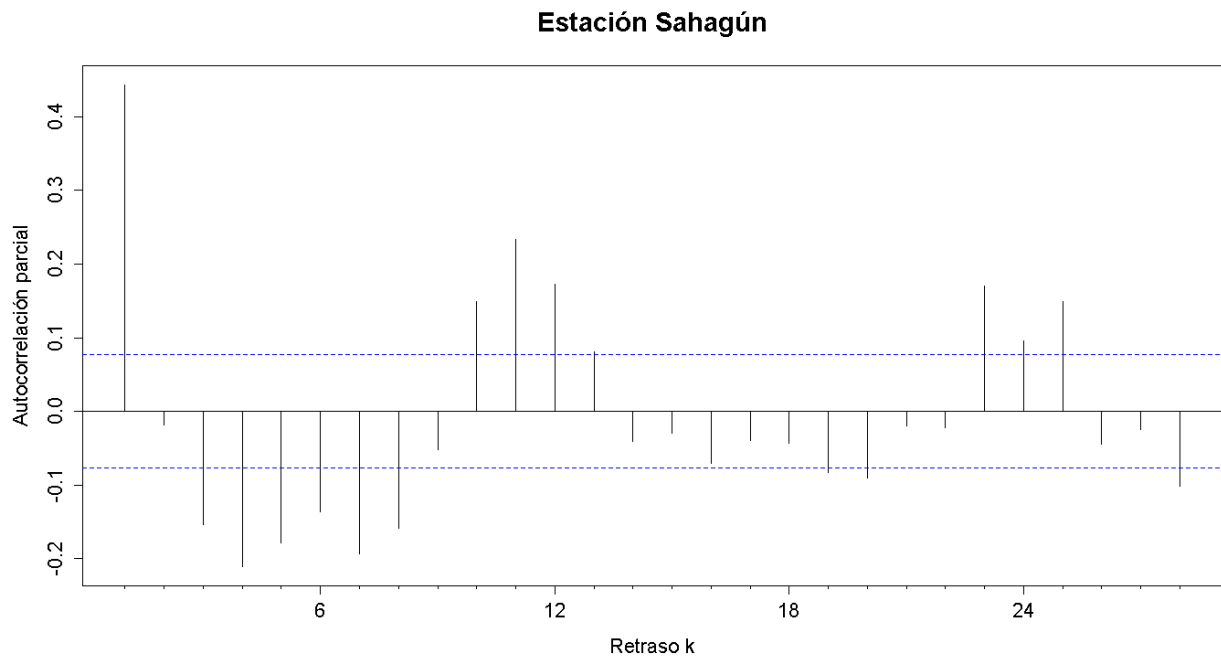


Figura G. 483. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Sahagún

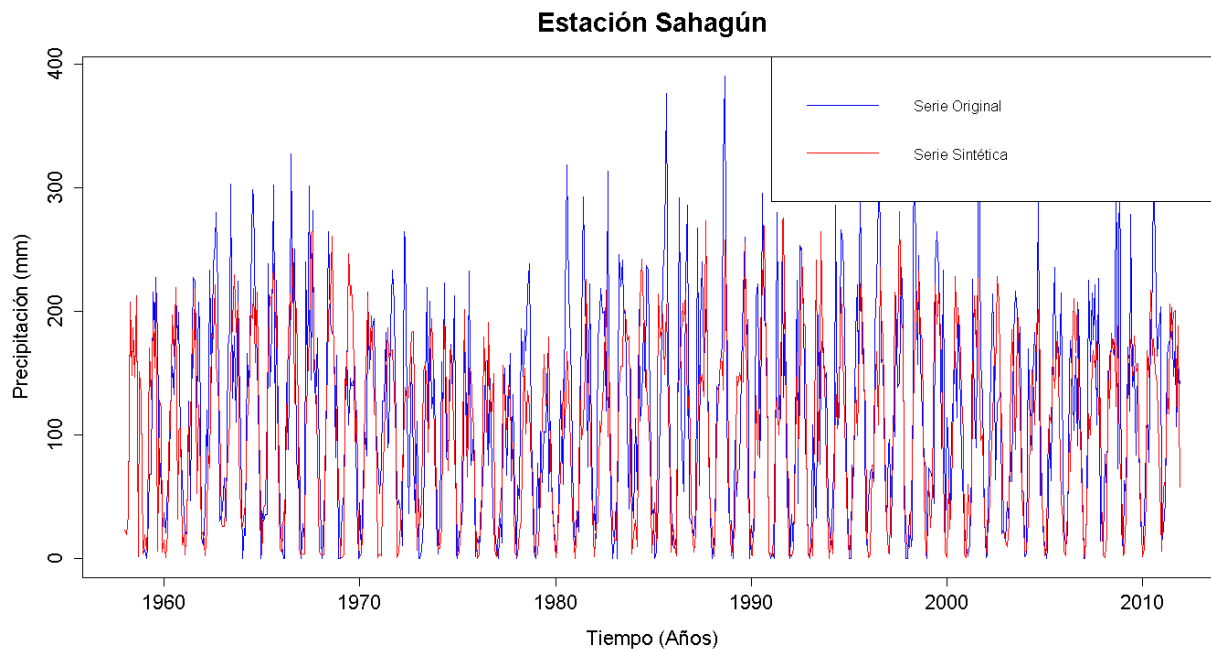


Figura G. 484. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Sahagún

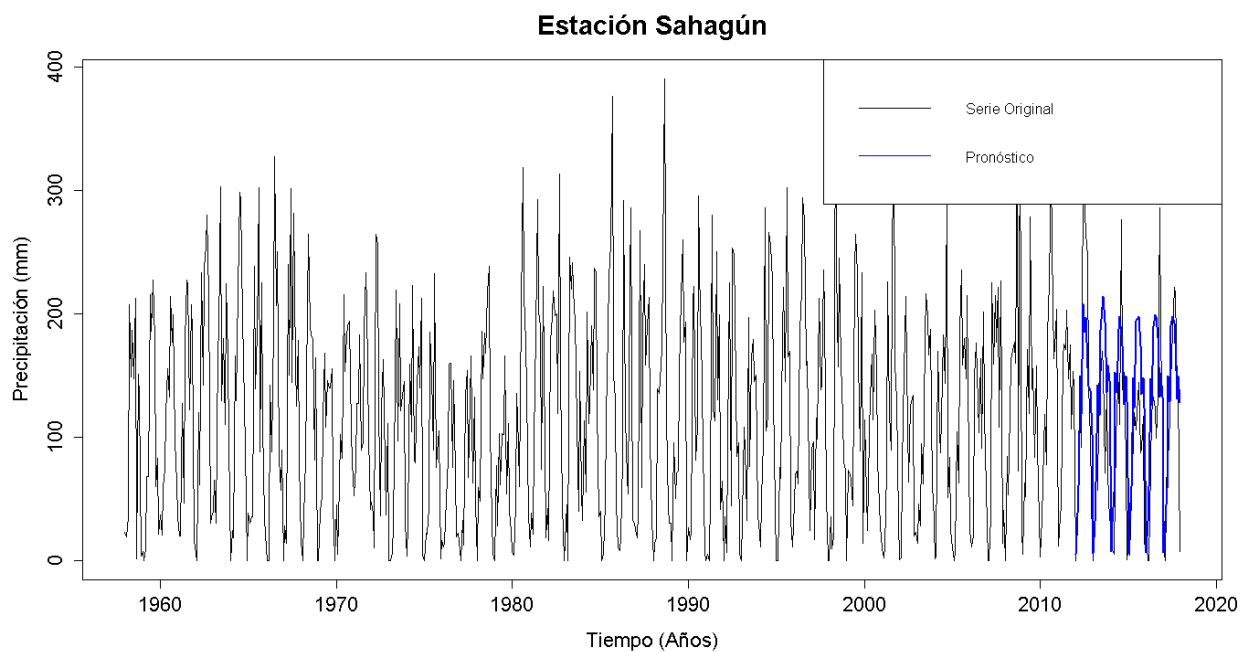


Figura G. 485. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Sahagún

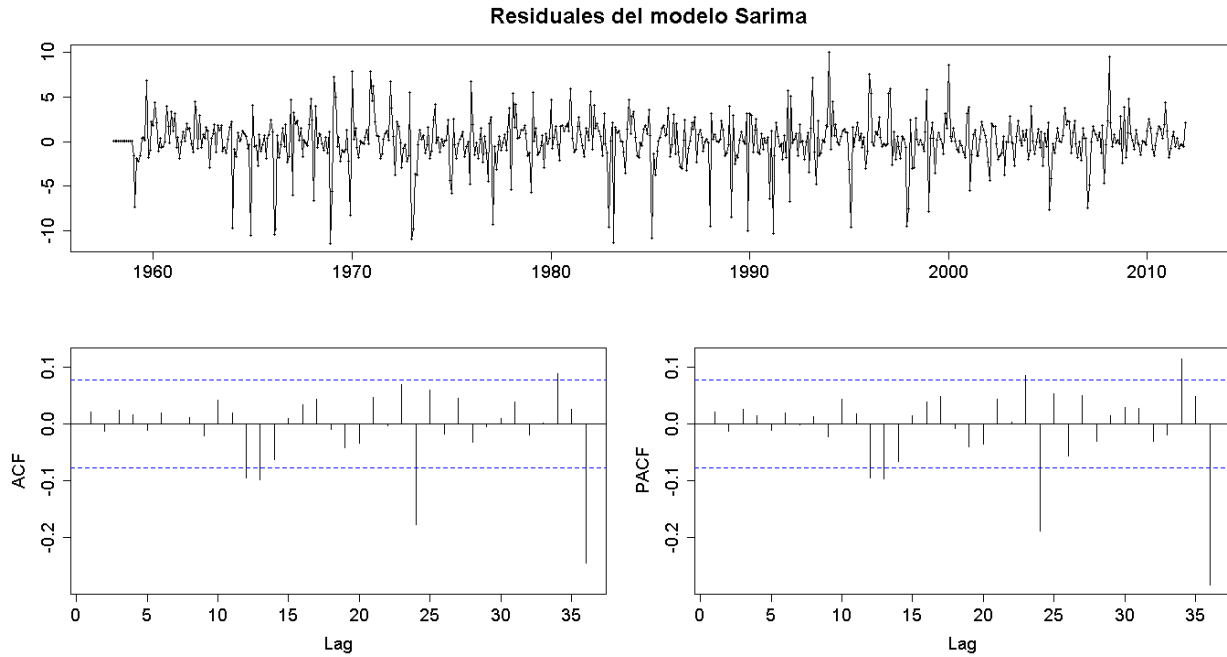


Figura G. 486. Residuales del modelo SARIMA de la estación Sahagún

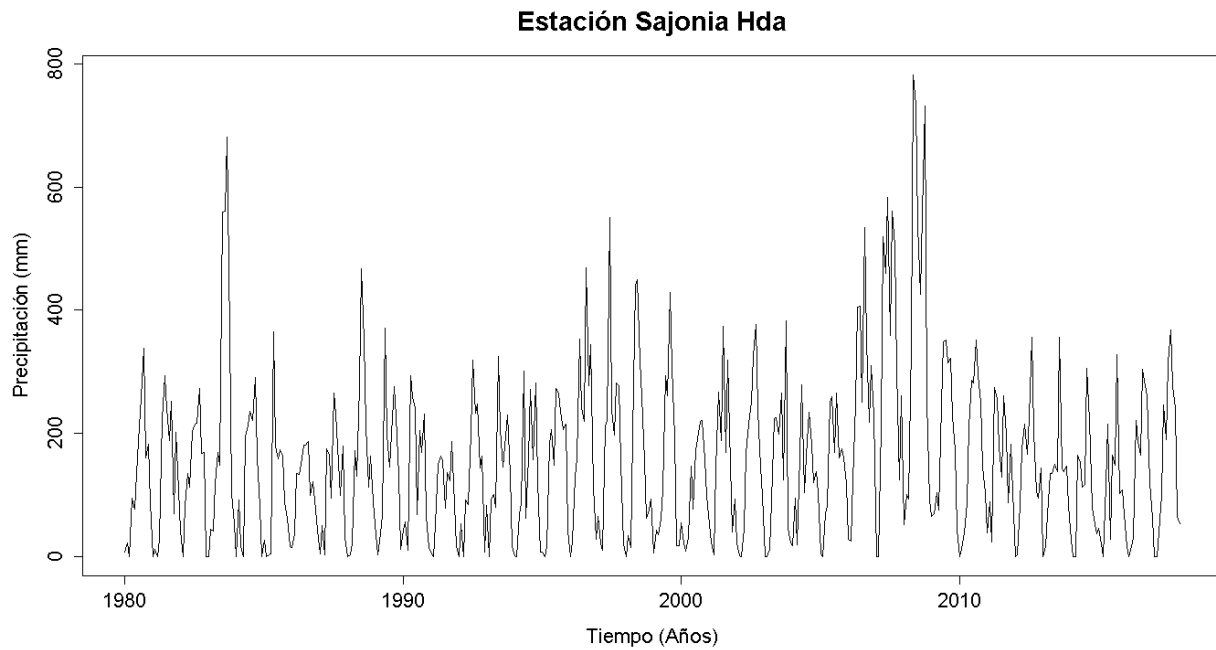


Figura G. 487. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Sajonia Hda

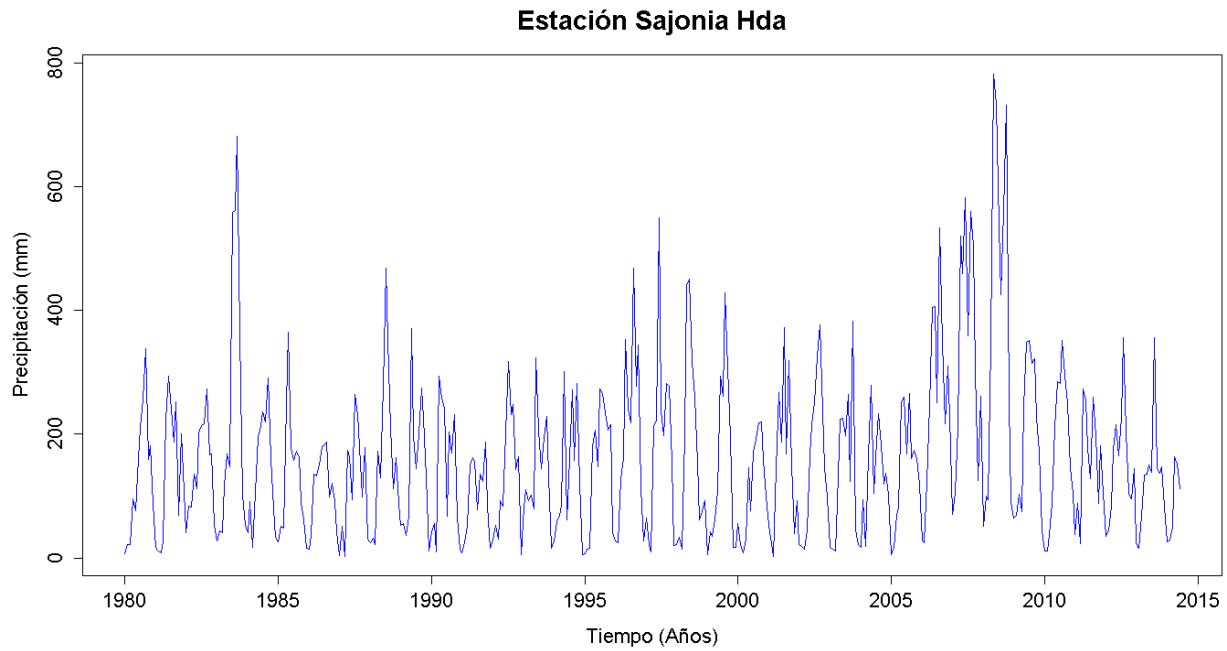


Figura G. 488. Vector de calibración de la estación Sajonia Hda

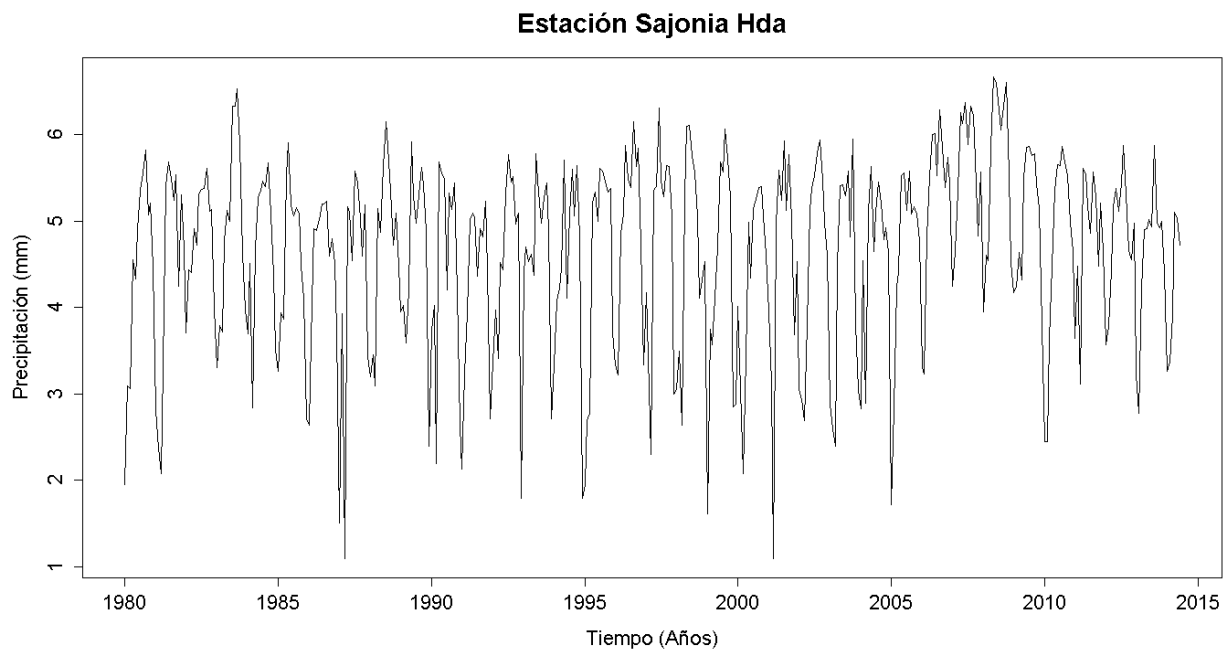


Figura G. 489. Vector de calibración de la estación Sajonia Hda transformado usando Box-Cox

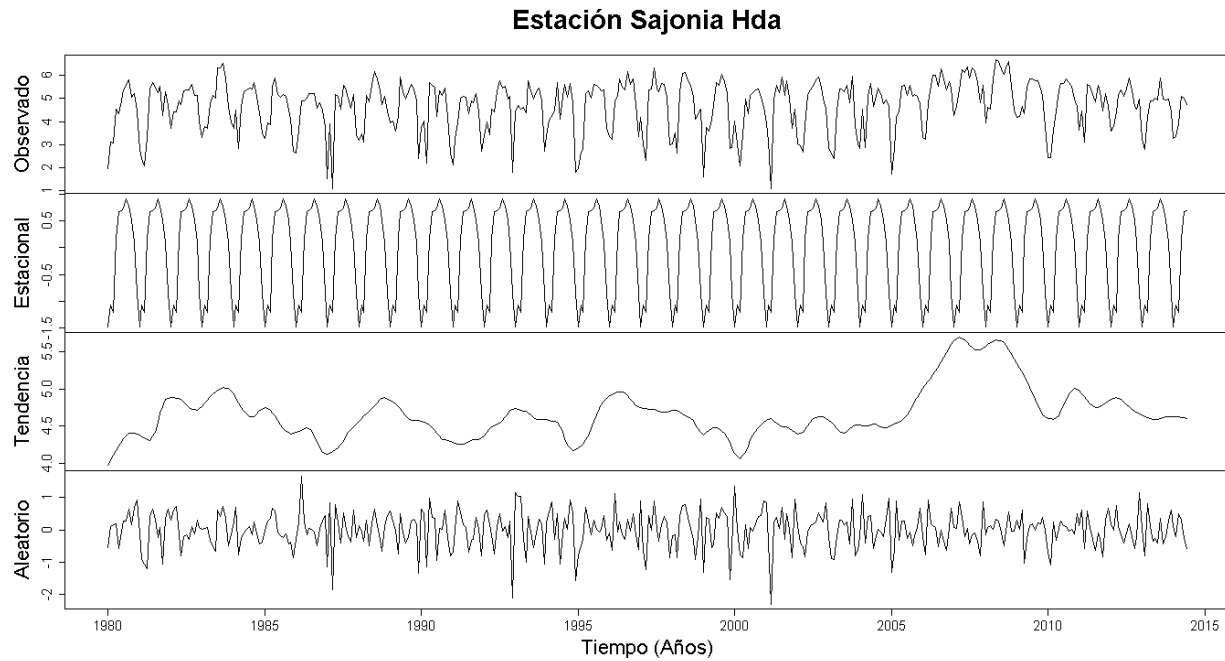


Figura G. 490. Descomposición de la serie transformada de la estación Sajonia Hda

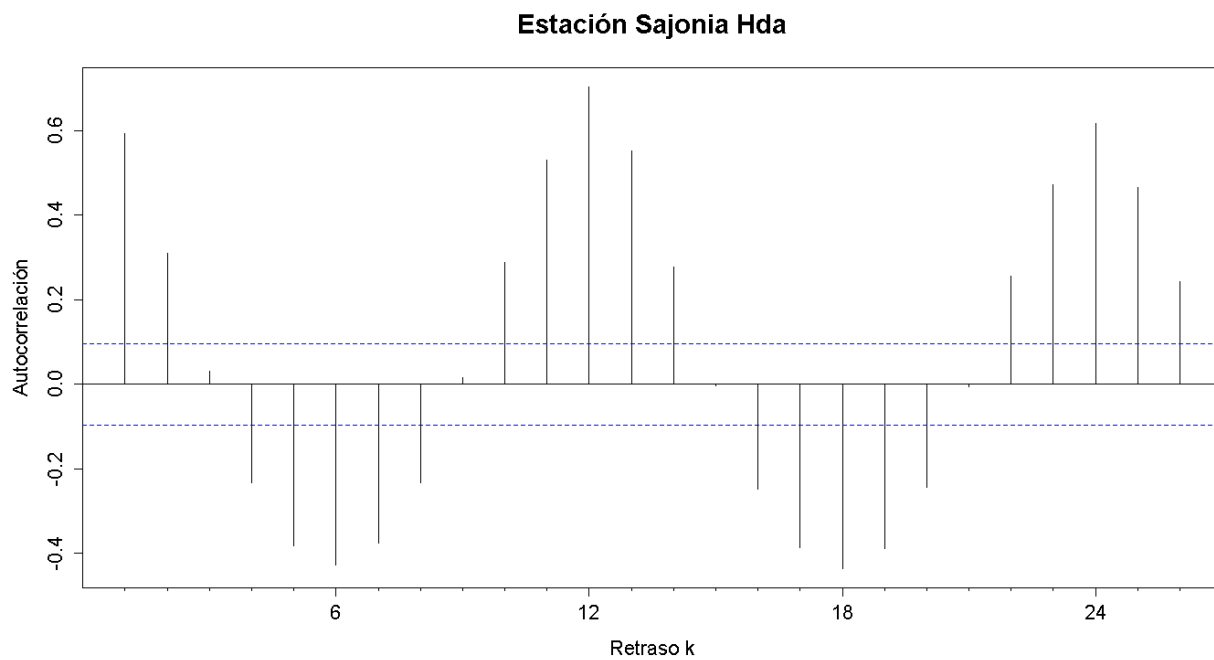


Figura G. 491. Autocorrelograma de la serie de la estación Sajonia Hda

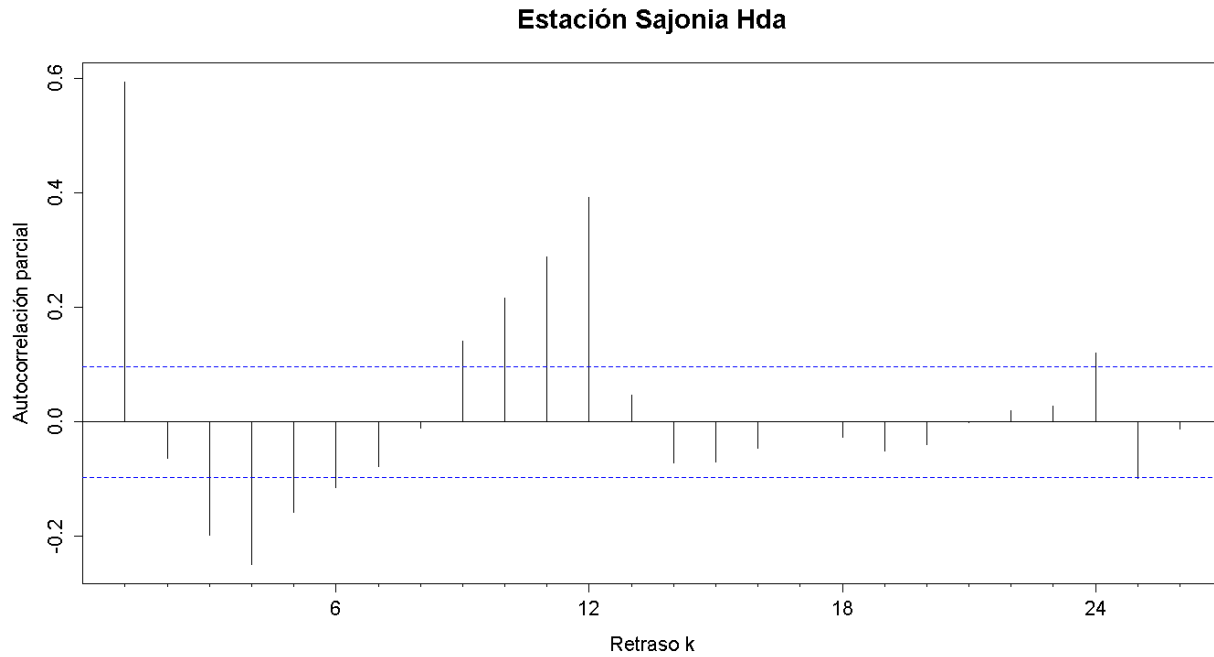


Figura G. 492. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Sajonia Hda

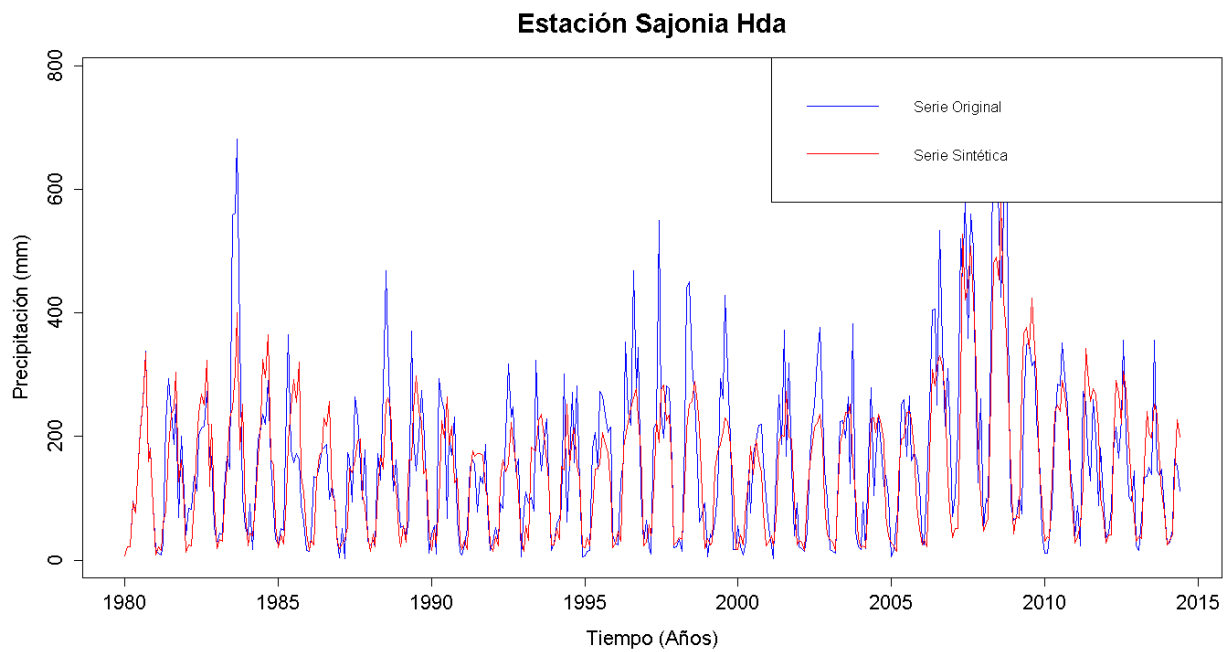


Figura G. 493. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Sajonia Hda

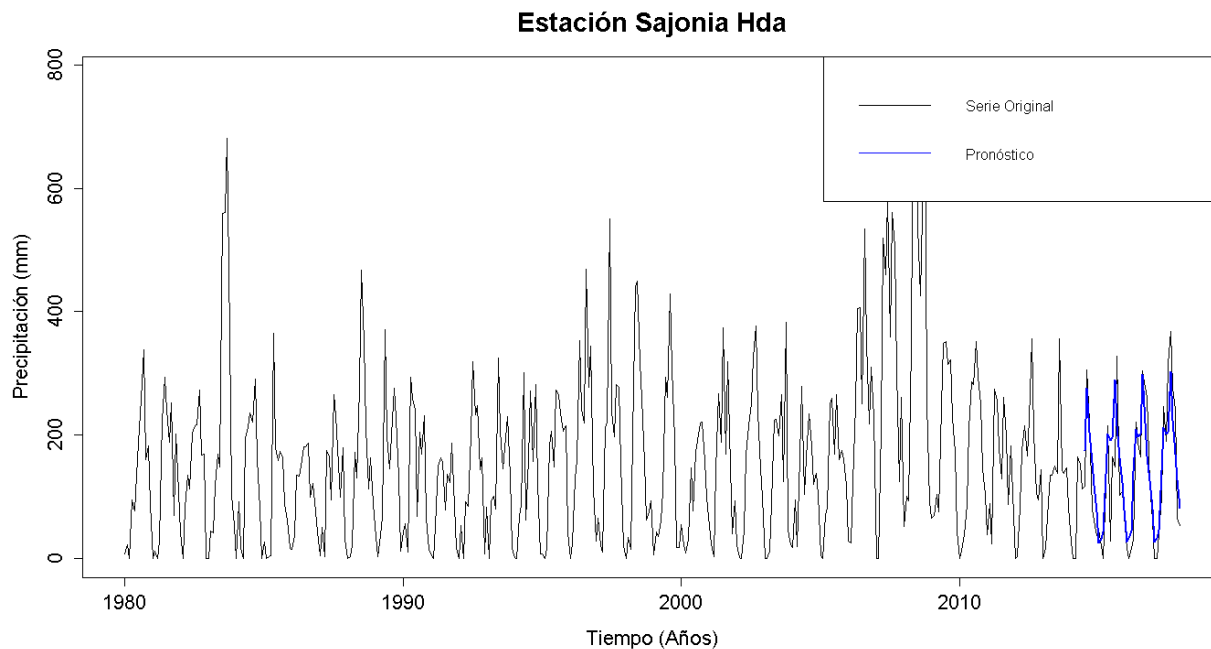


Figura G. 494. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Sajonia Hda

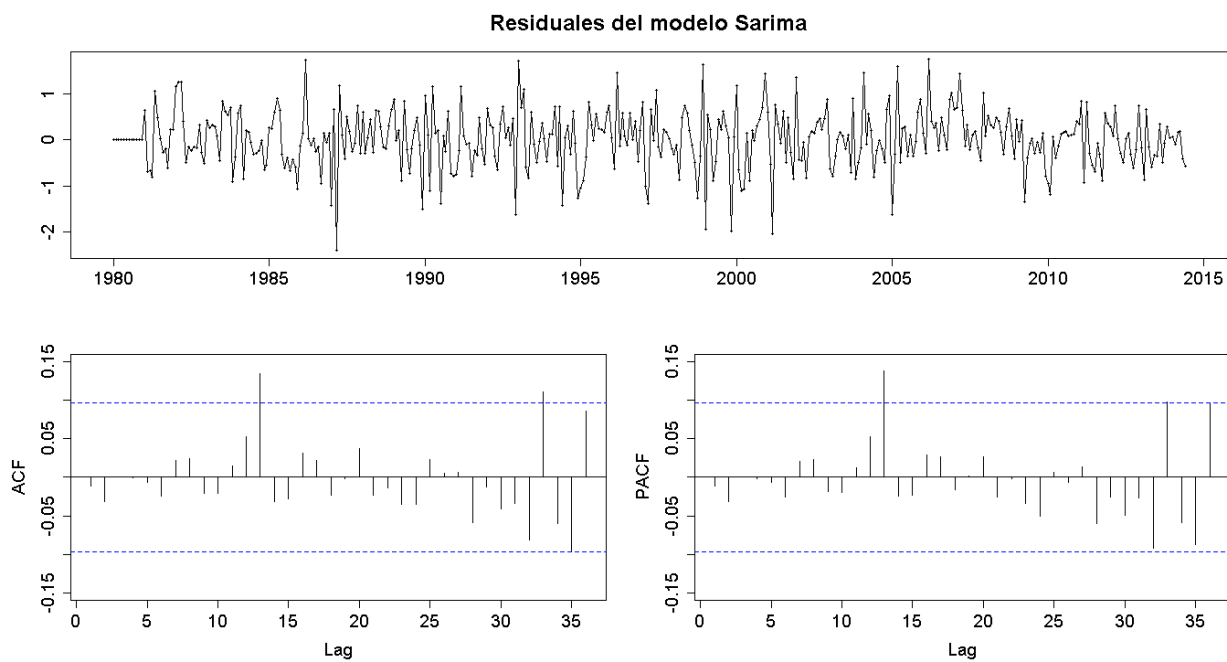


Figura G. 495. Residuales del modelo SARIMA de la estación Sajonia Hda

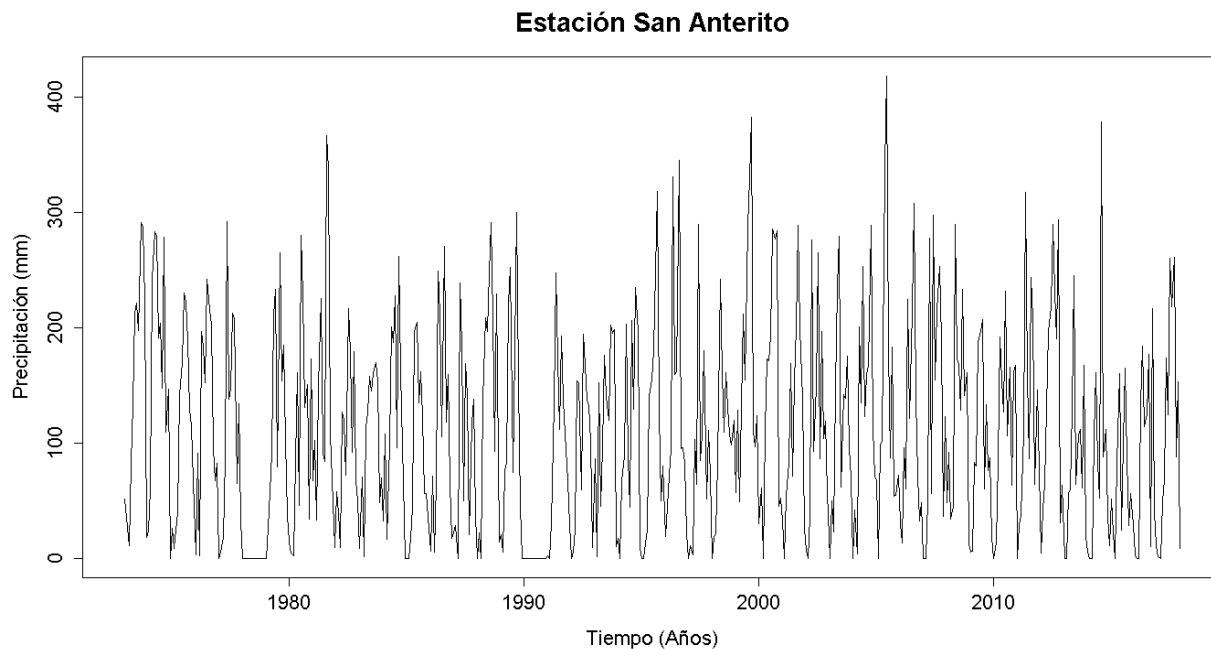


Figura G. 496. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación San Anterito

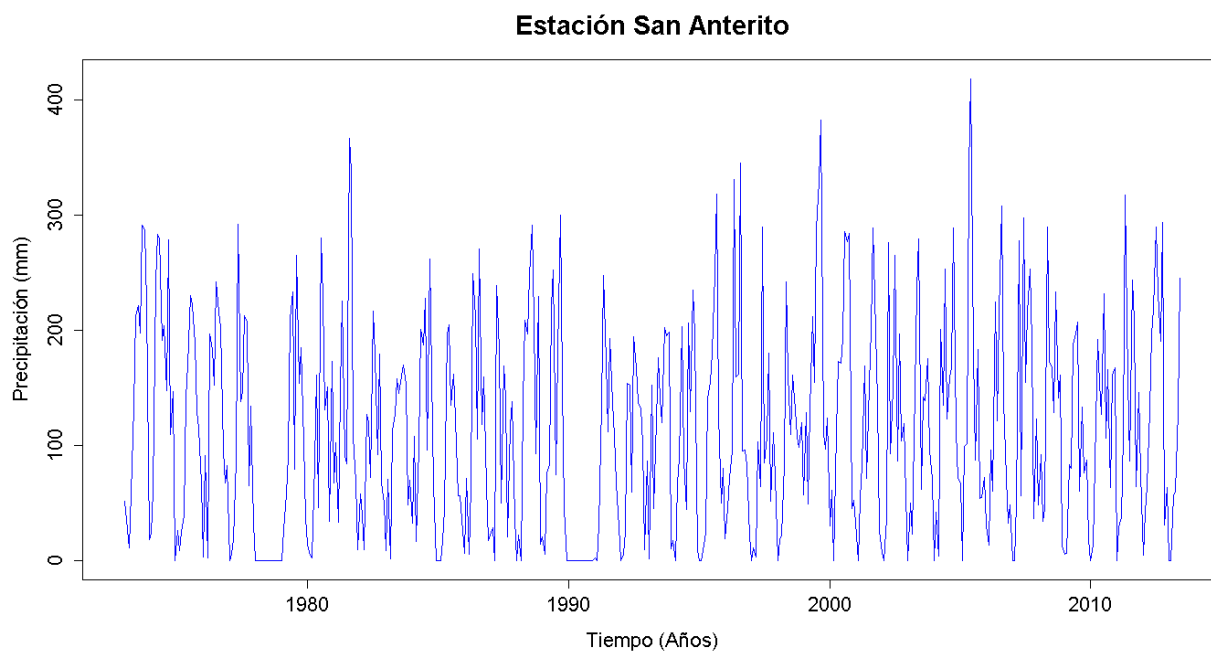


Figura G. 497. Vector de calibración de la estación San Anterito

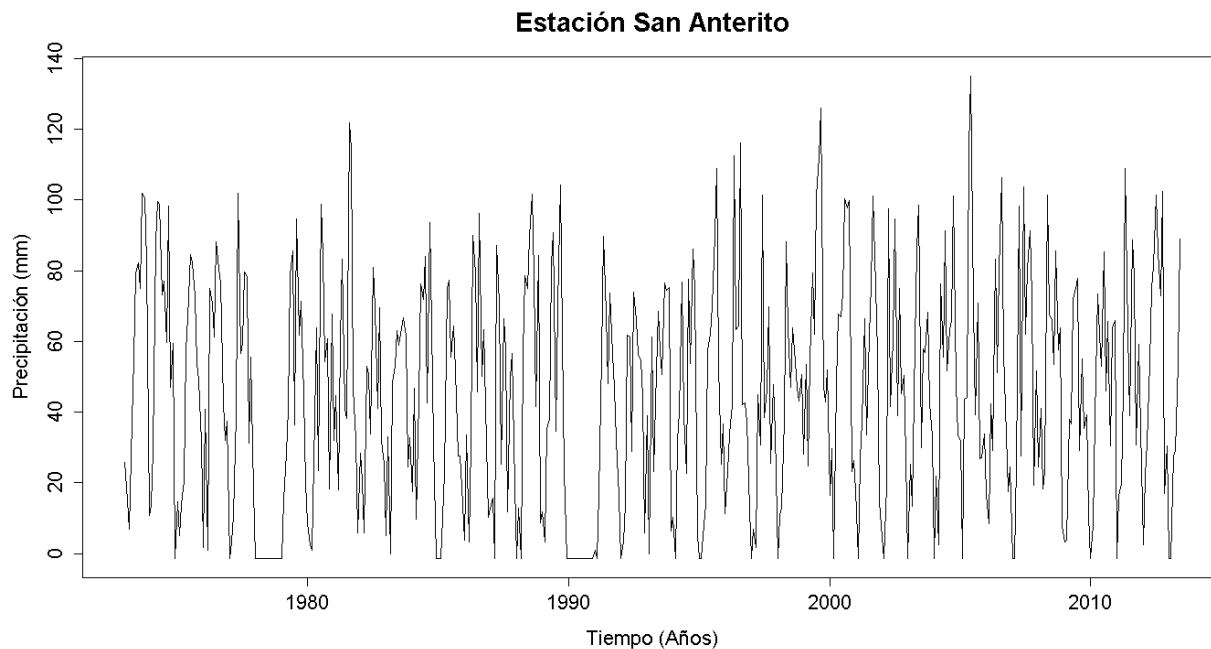


Figura G. 498. Vector de calibración de la estación San Anterito transformado usando Box-Cox

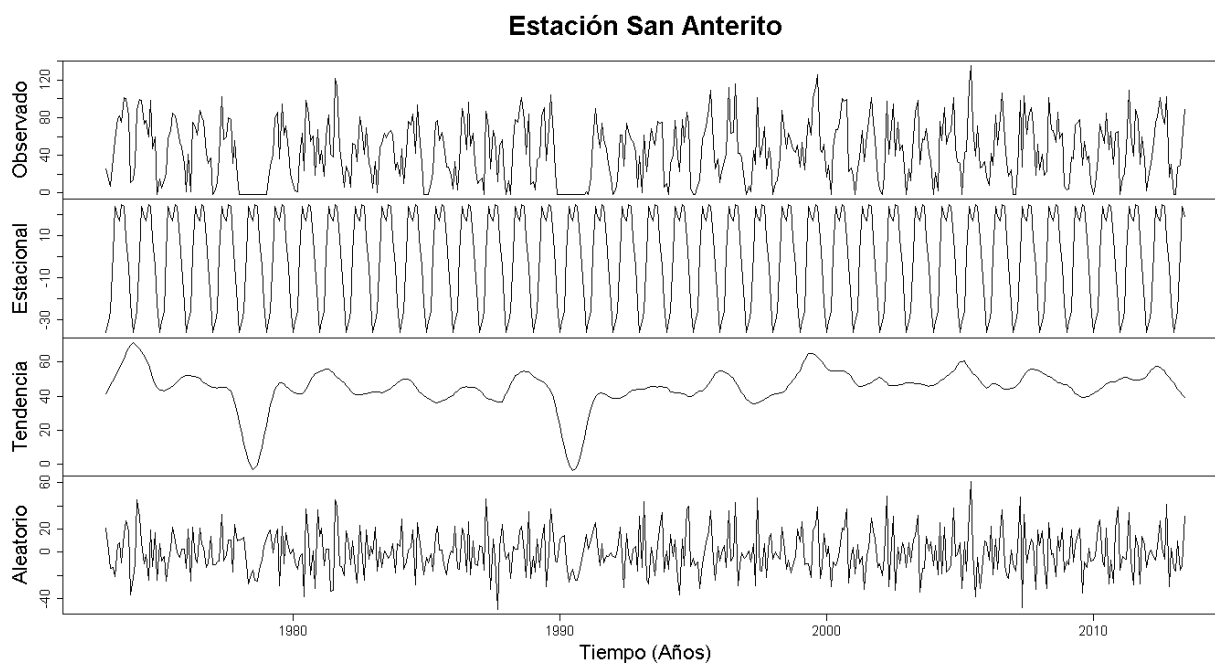


Figura G. 499. Descomposición de la serie transformada de la estación San Anterito

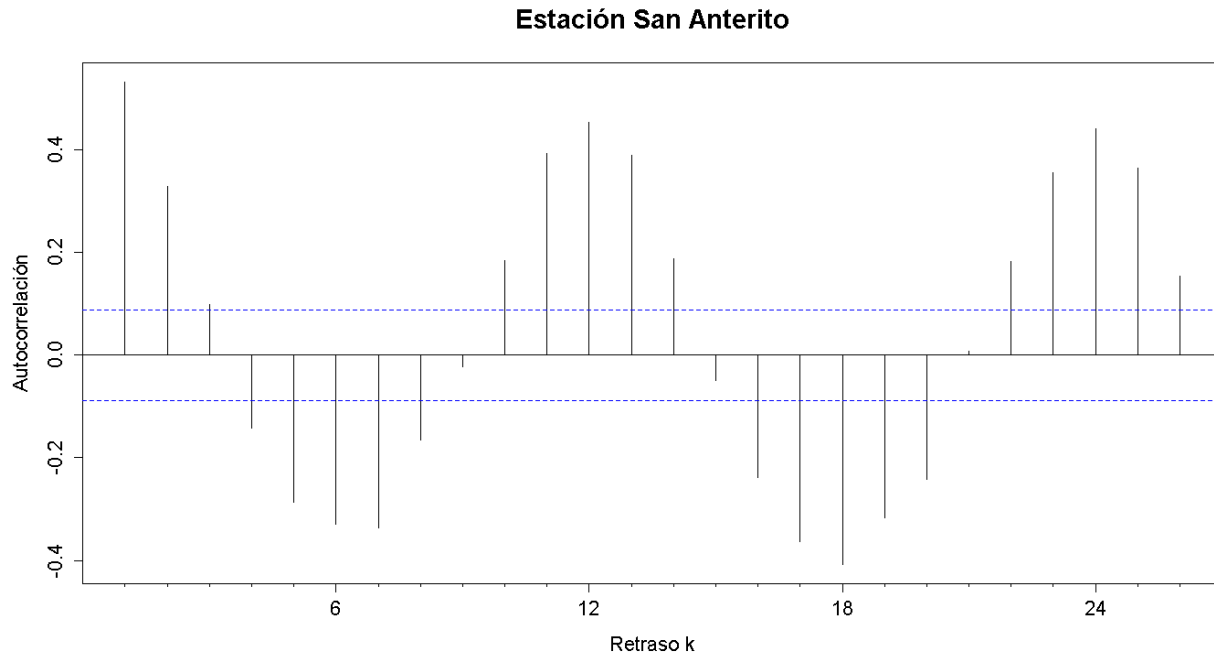


Figura G. 500. Autocorrelograma de la serie de la estación San Anterito

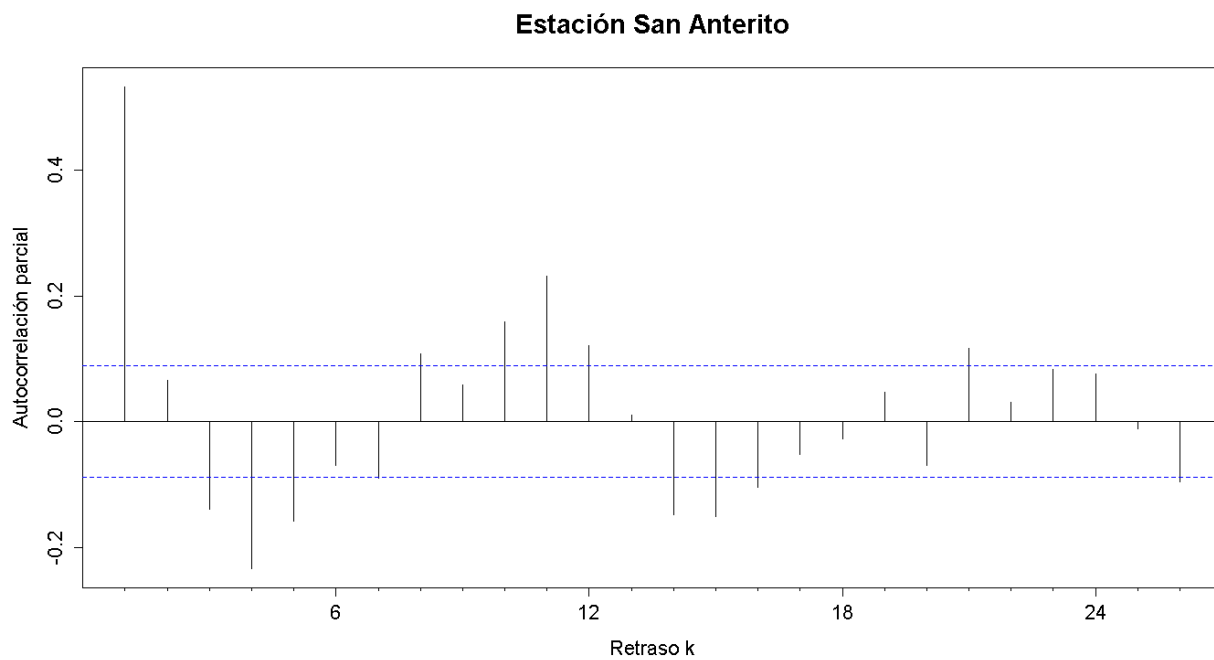


Figura G. 501. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación San Anterito

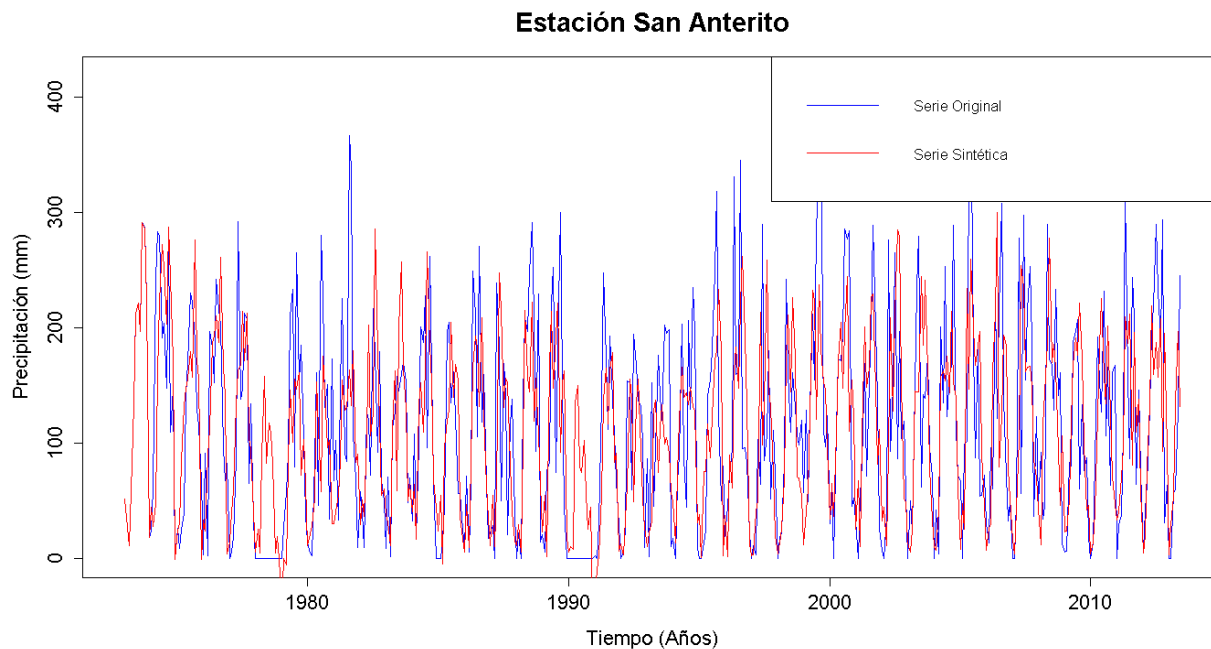


Figura G. 502. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación San Anterito

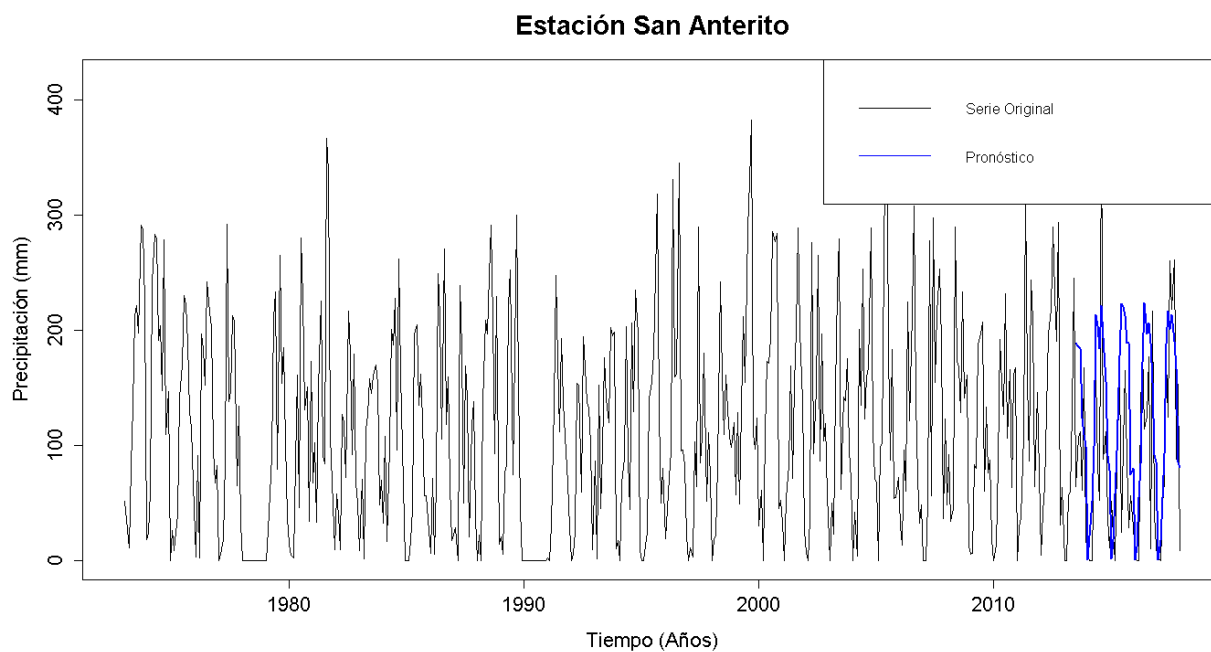


Figura G. 503. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación San Anterito

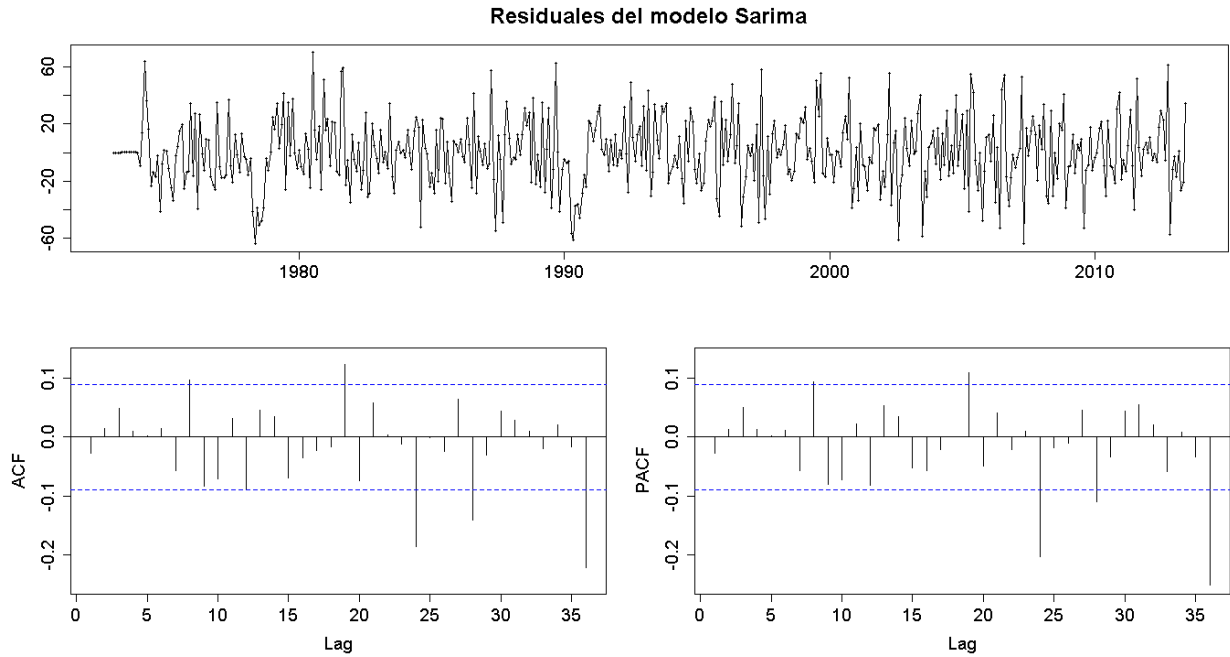


Figura G. 504. Residuales del modelo SARIMA de la estación San Anterito

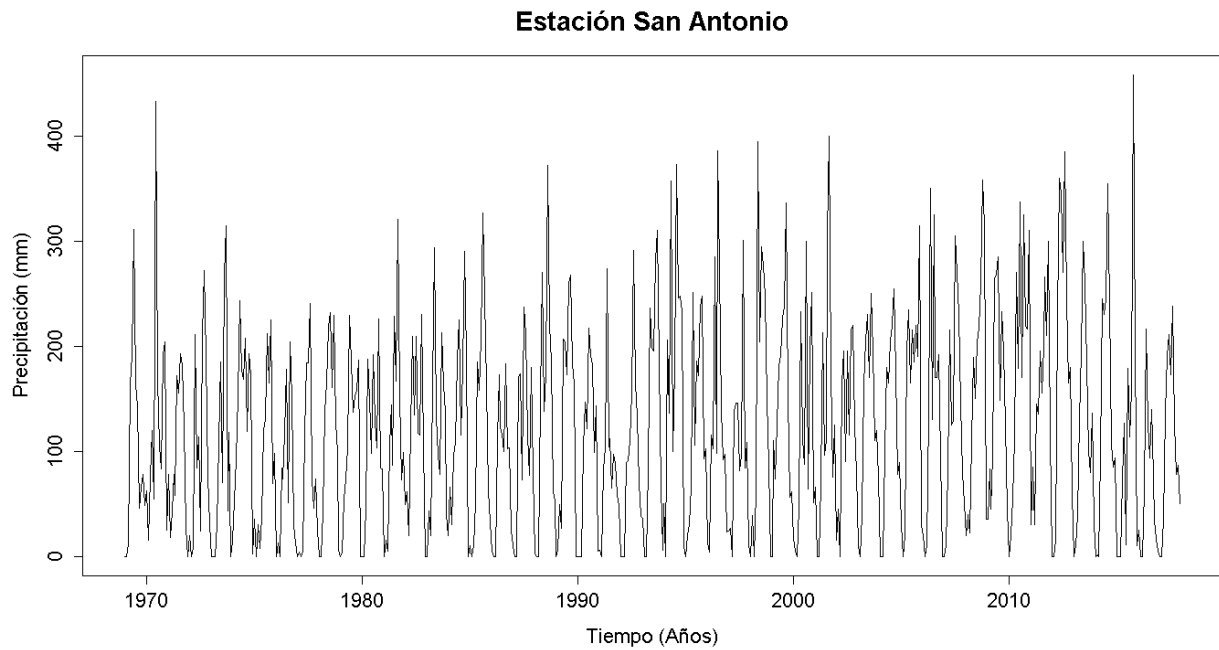


Figura G. 505. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación San Antonio

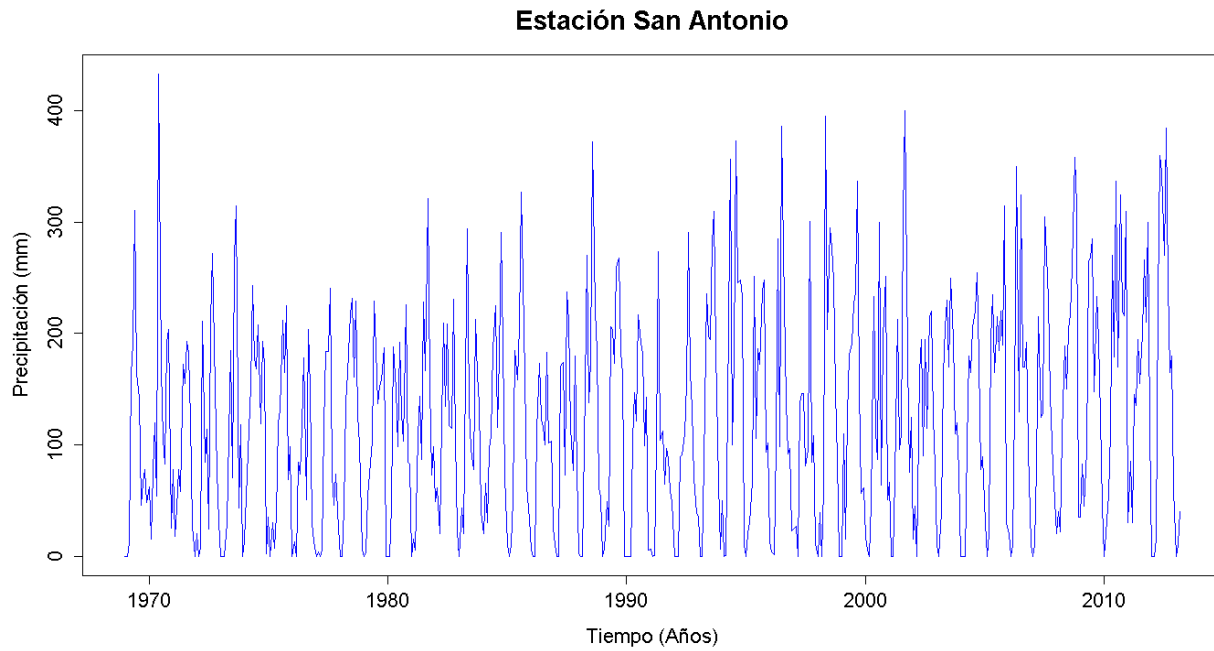


Figura G. 506. Vector de calibración de la estación San Antonio

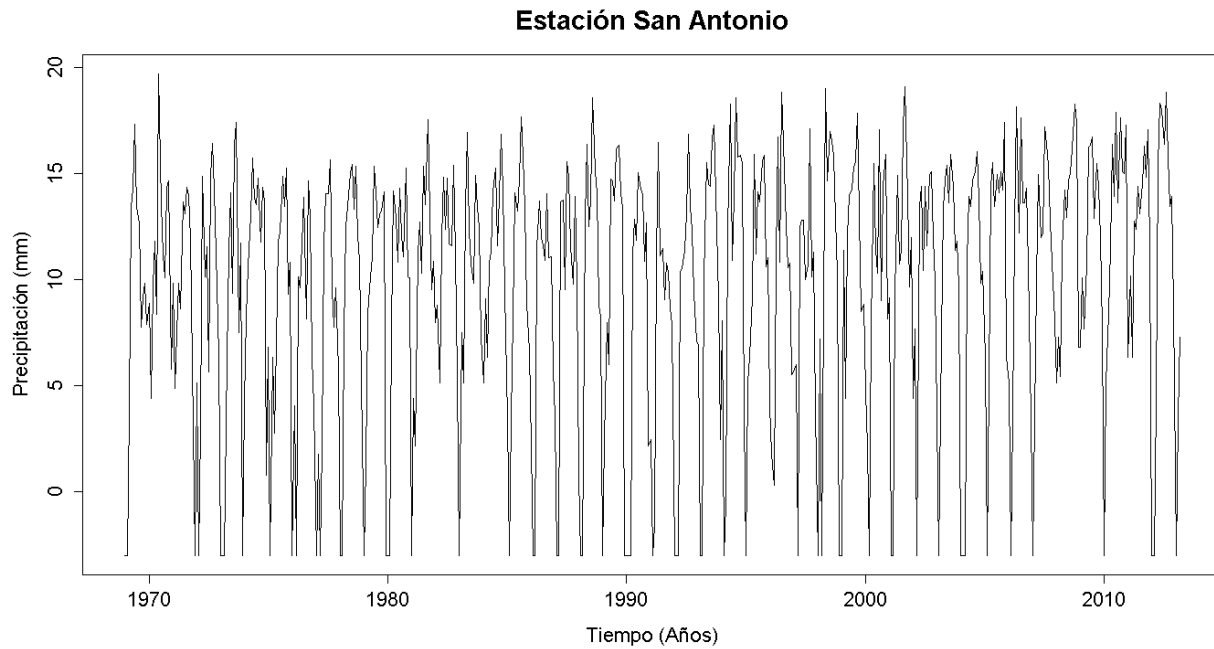


Figura G. 507. Vector de calibración de la estación San Antonio transformado usando Box-Cox

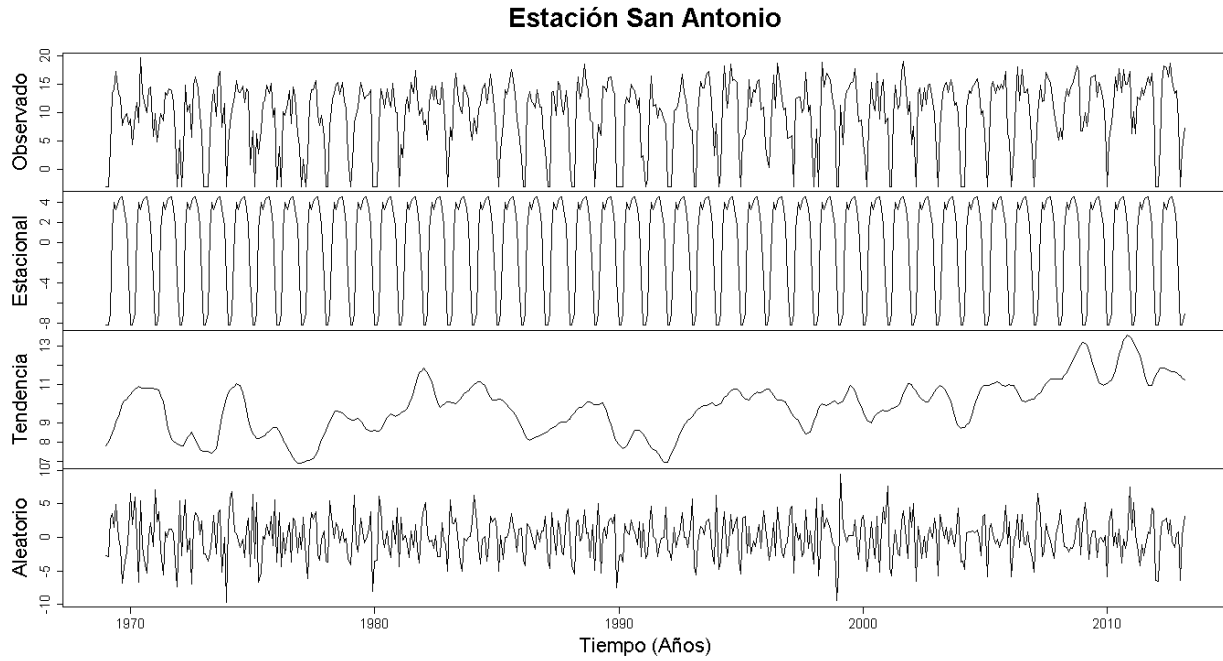


Figura G. 508. Descomposición de la serie transformada de la estación San Antonio

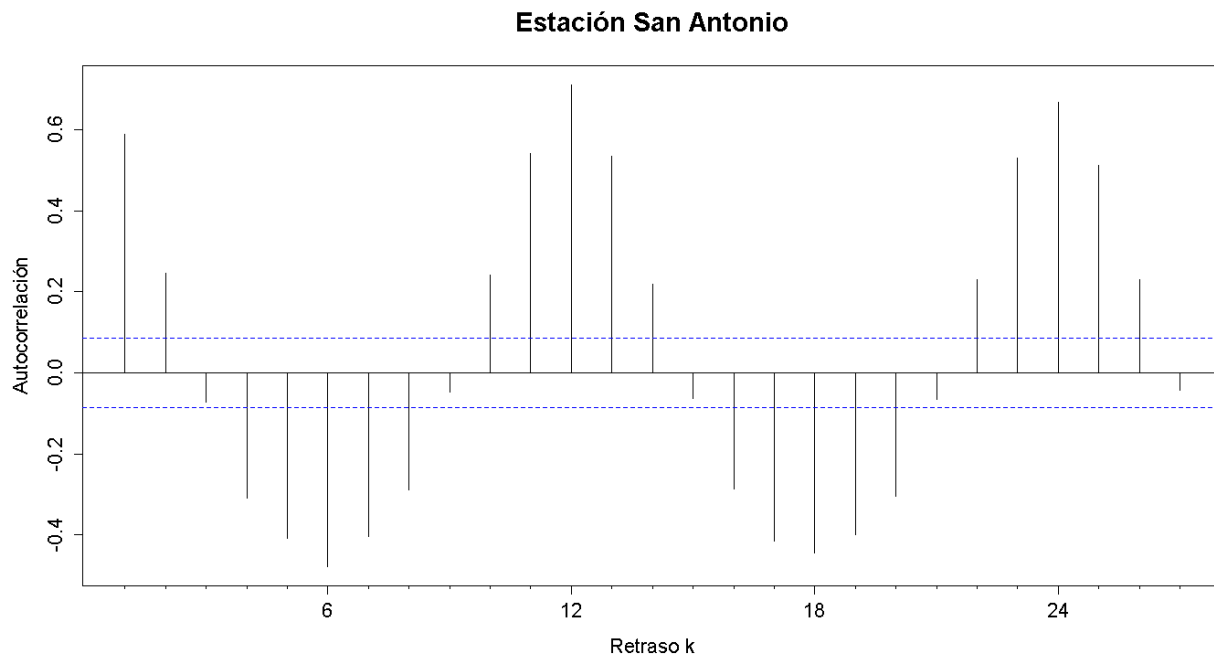


Figura G. 509. Autocorrelograma de la serie de la estación San Antonio

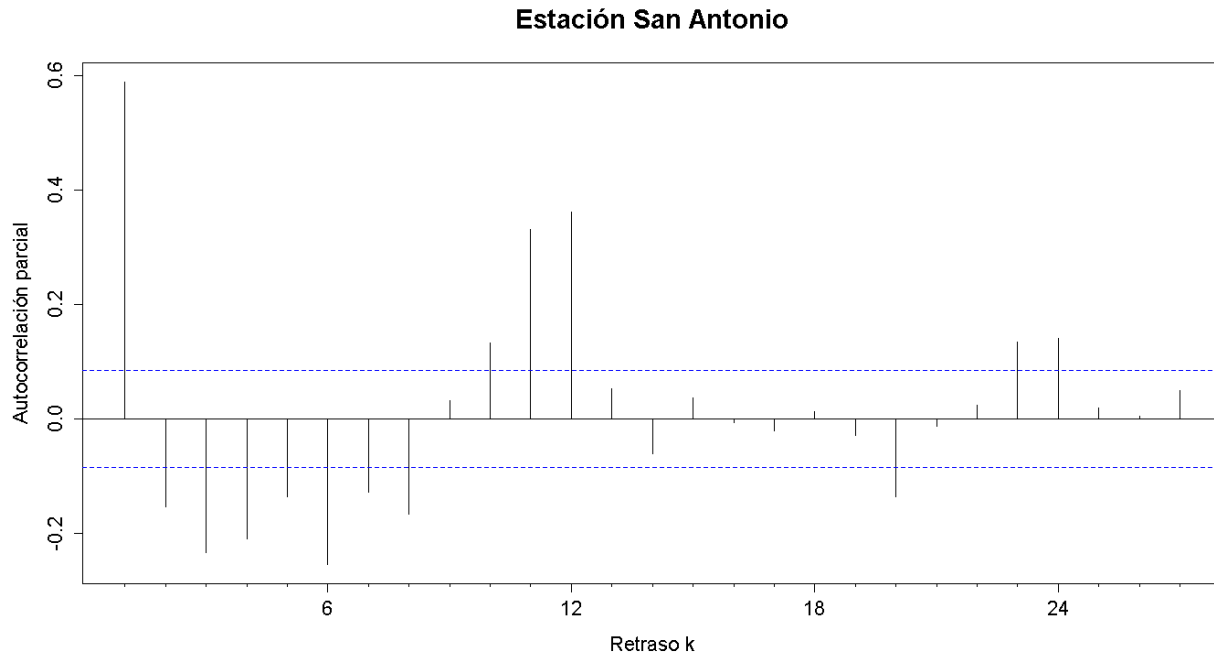


Figura G. 510. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación San Antonio

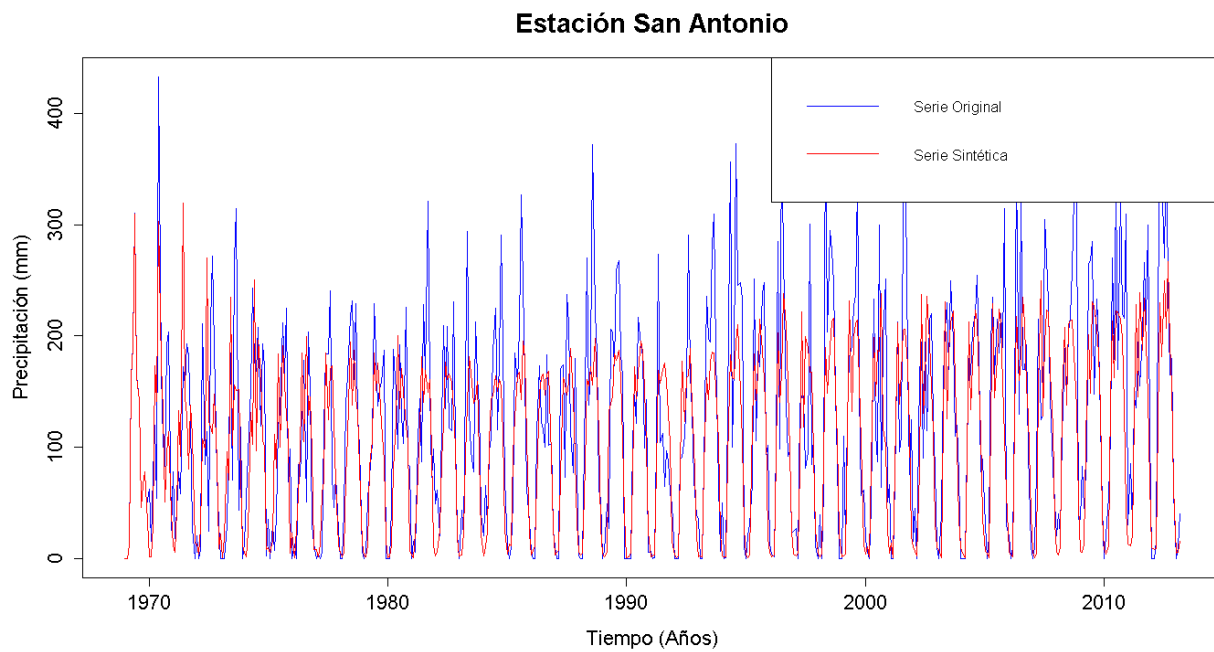


Figura G. 511. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación San Antonio

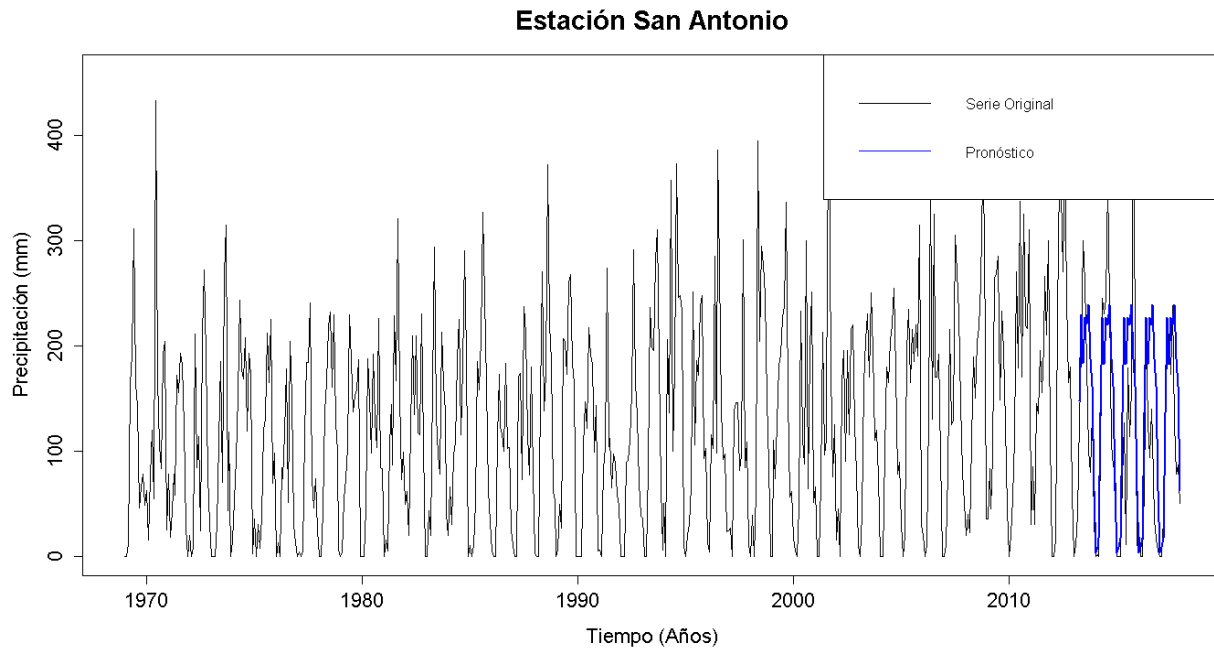


Figura G. 512. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación San Antonio

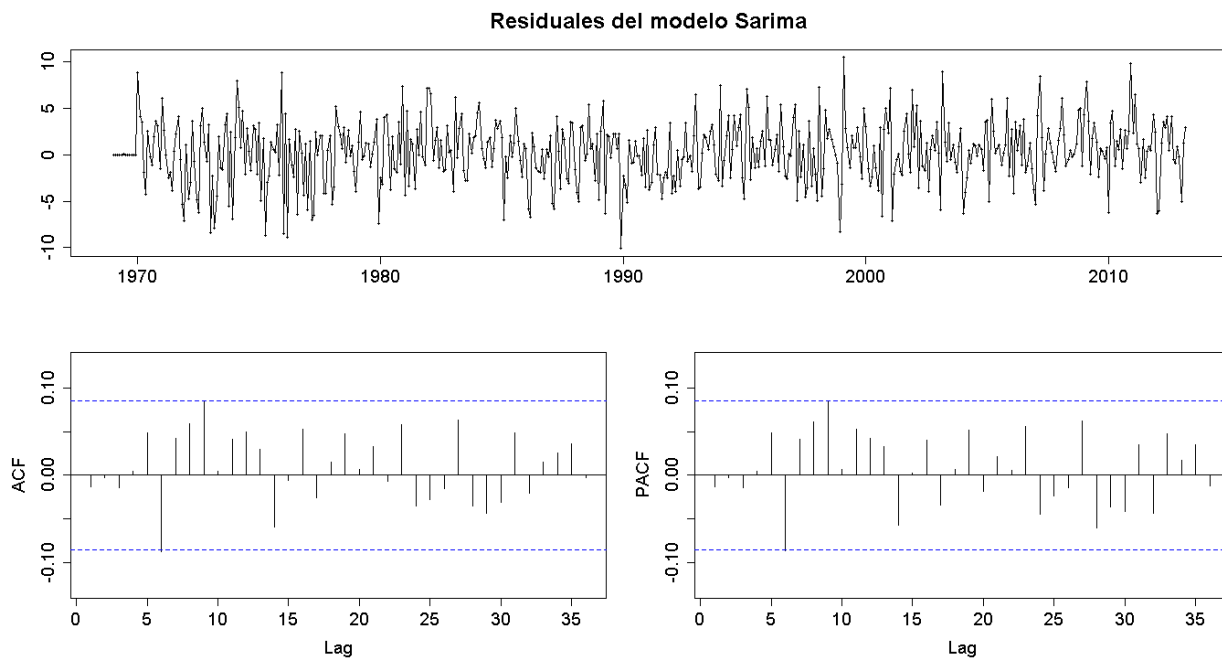


Figura G. 513. Residuales del modelo SARIMA de la estación San Antonio

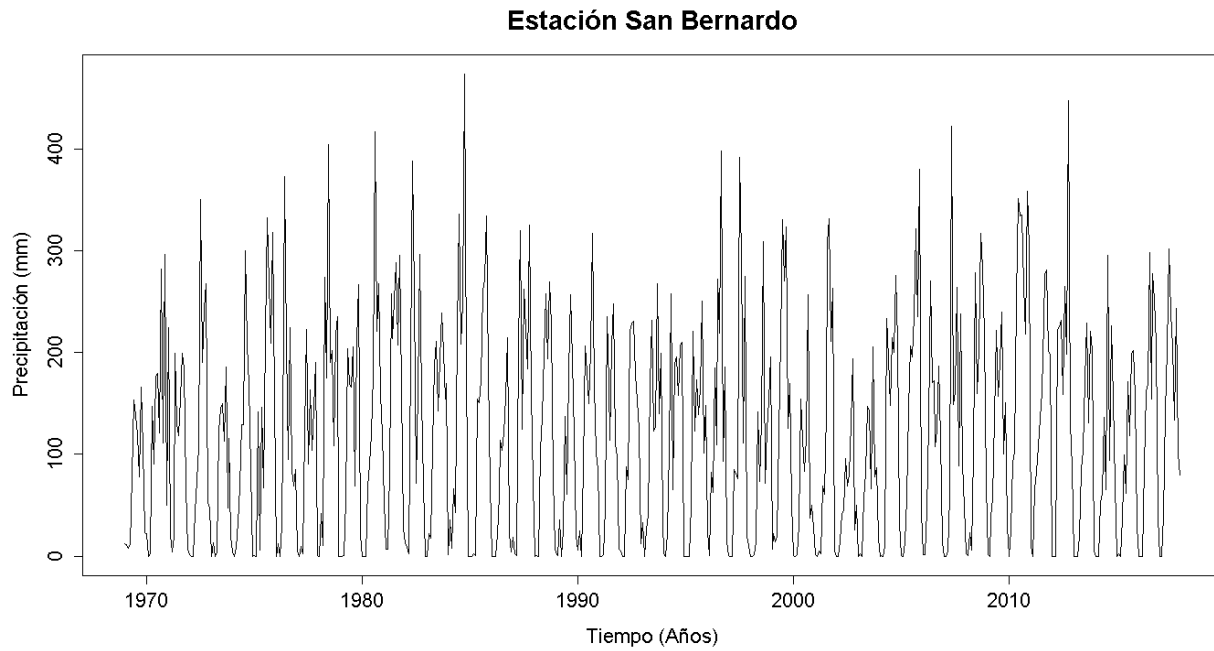


Figura G. 514. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación San Bernardo

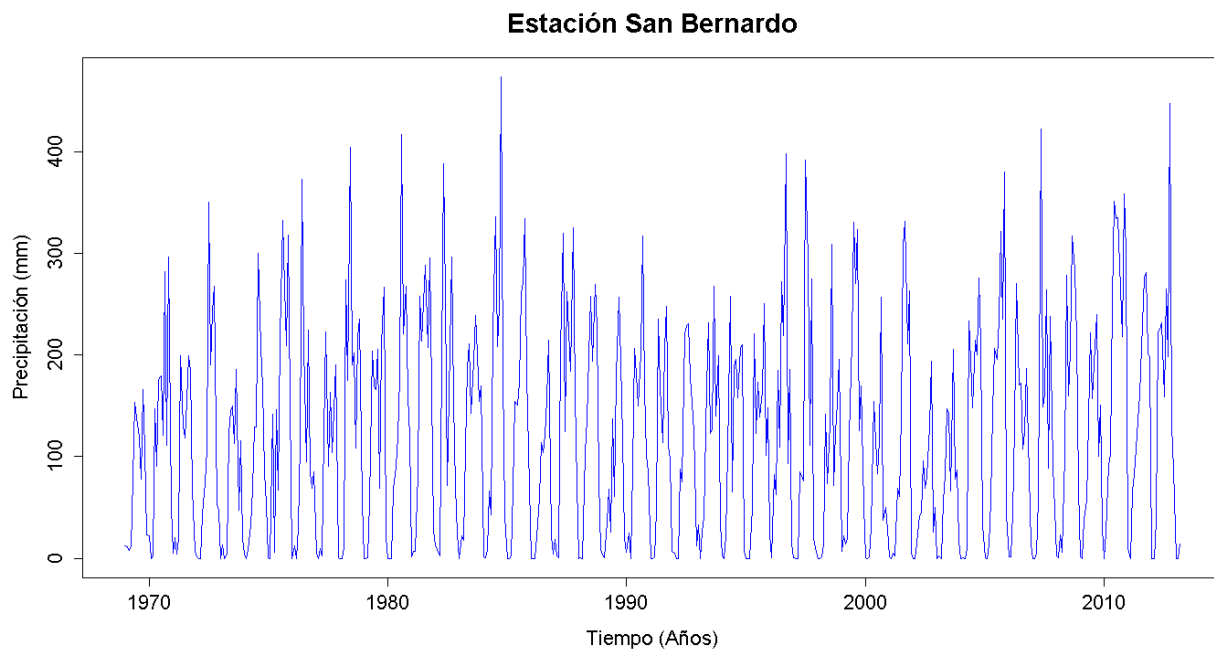


Figura G. 515. Vector de calibración de la estación San Bernardo

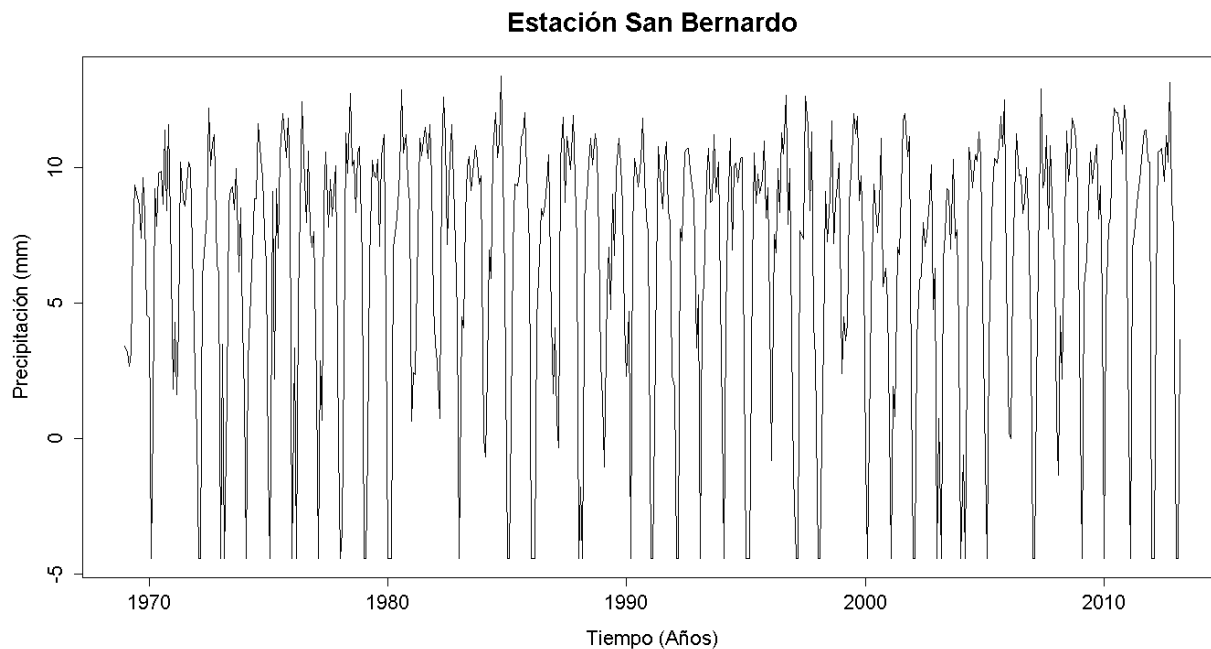


Figura G. 516. Vector de calibración de la estación San Bernardo transformado usando Box-Cox

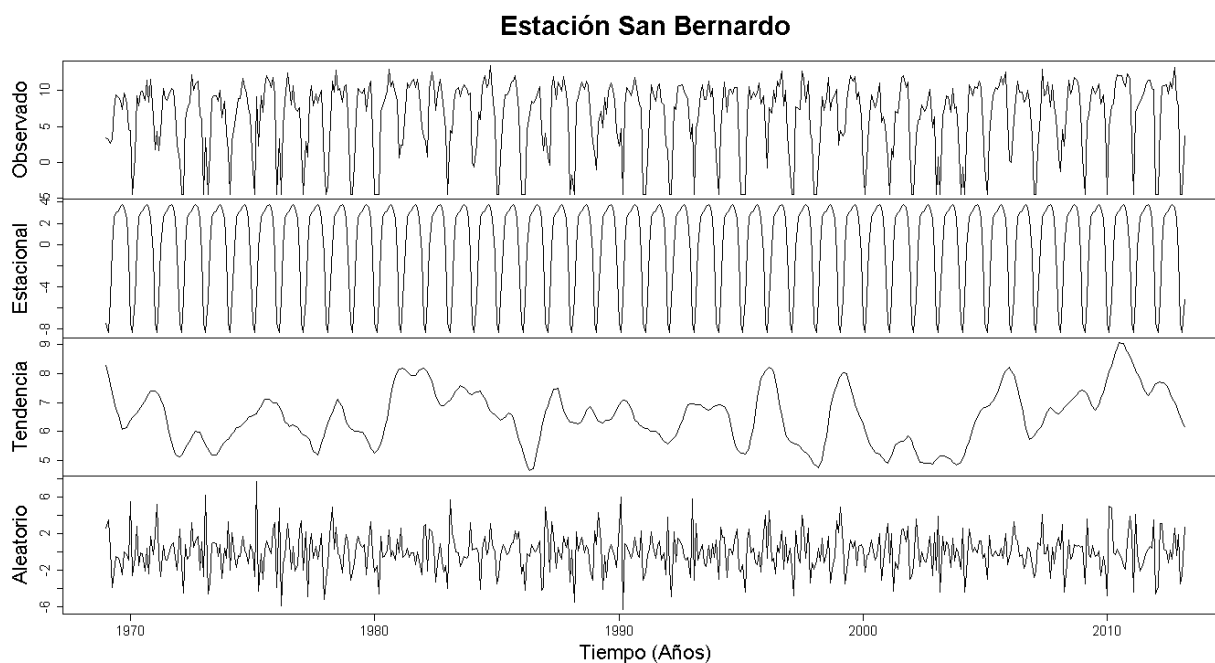


Figura G. 517. Descomposición de la serie transformada de la estación San Bernardo

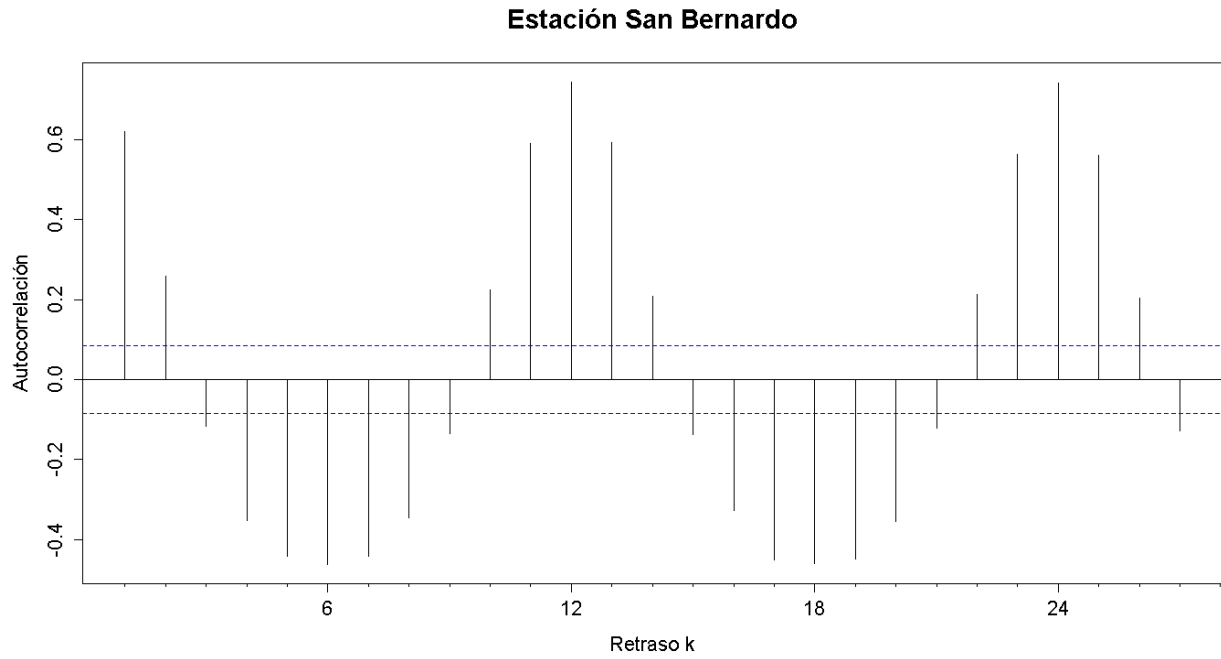


Figura G. 518. Autocorrelograma de la serie de la estación San Bernardo

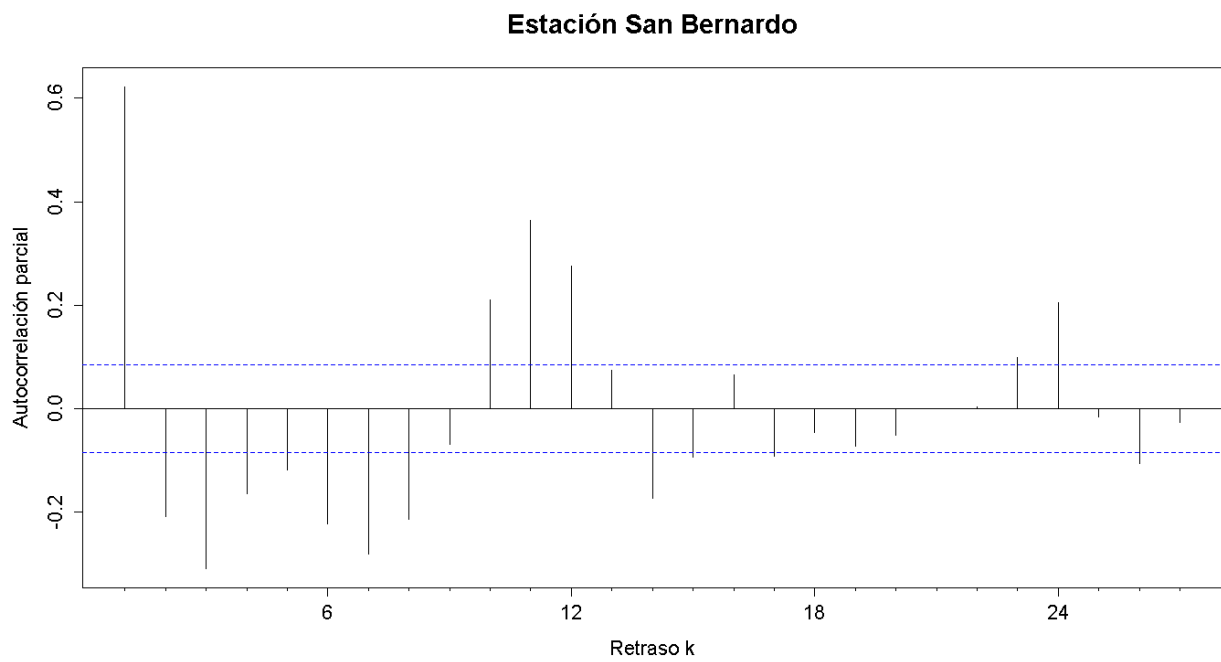


Figura G. 519. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación San Bernardo

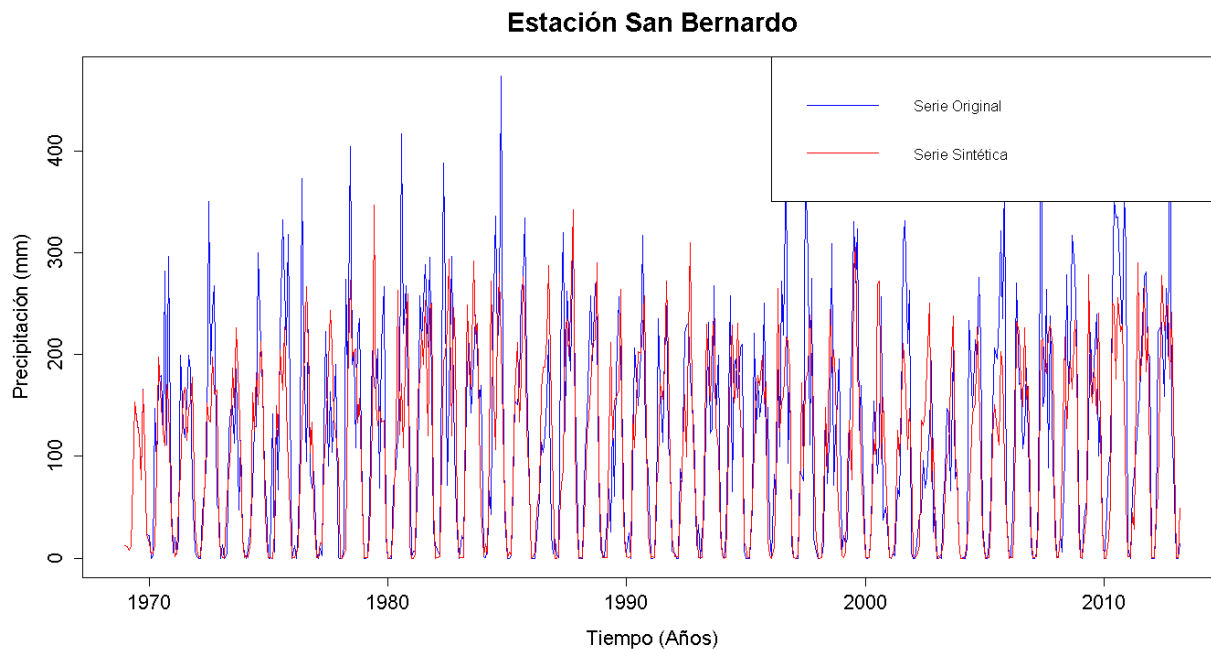


Figura G. 520. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación San Bernardo

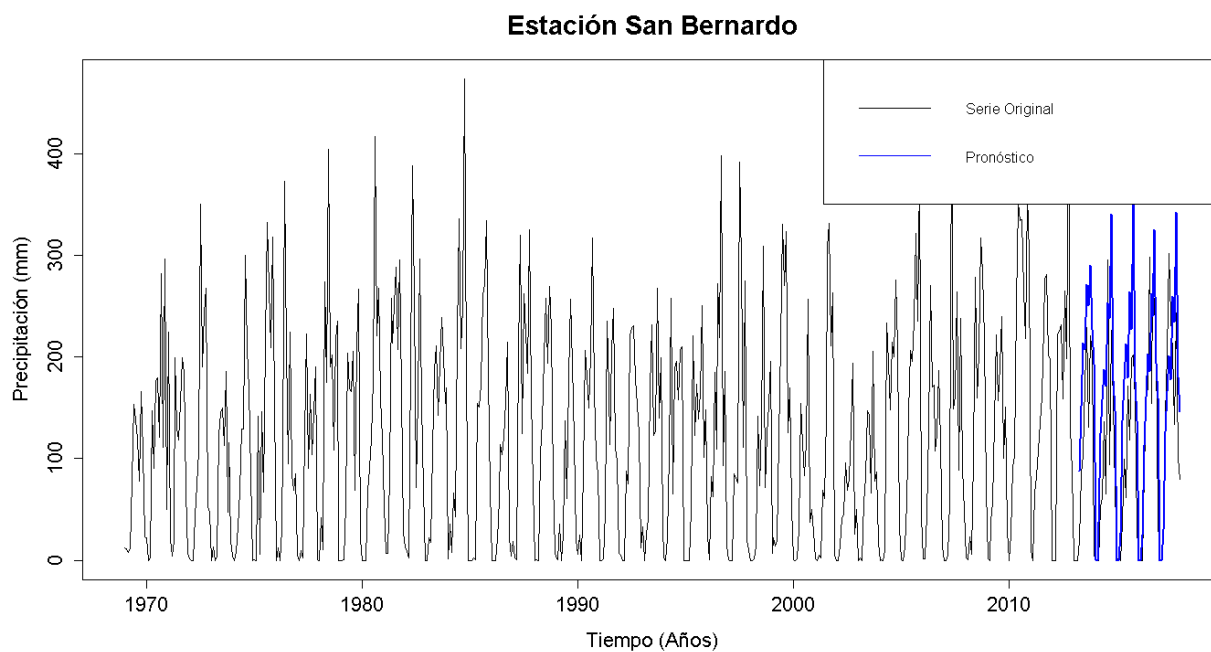


Figura G. 521. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación San Bernardo

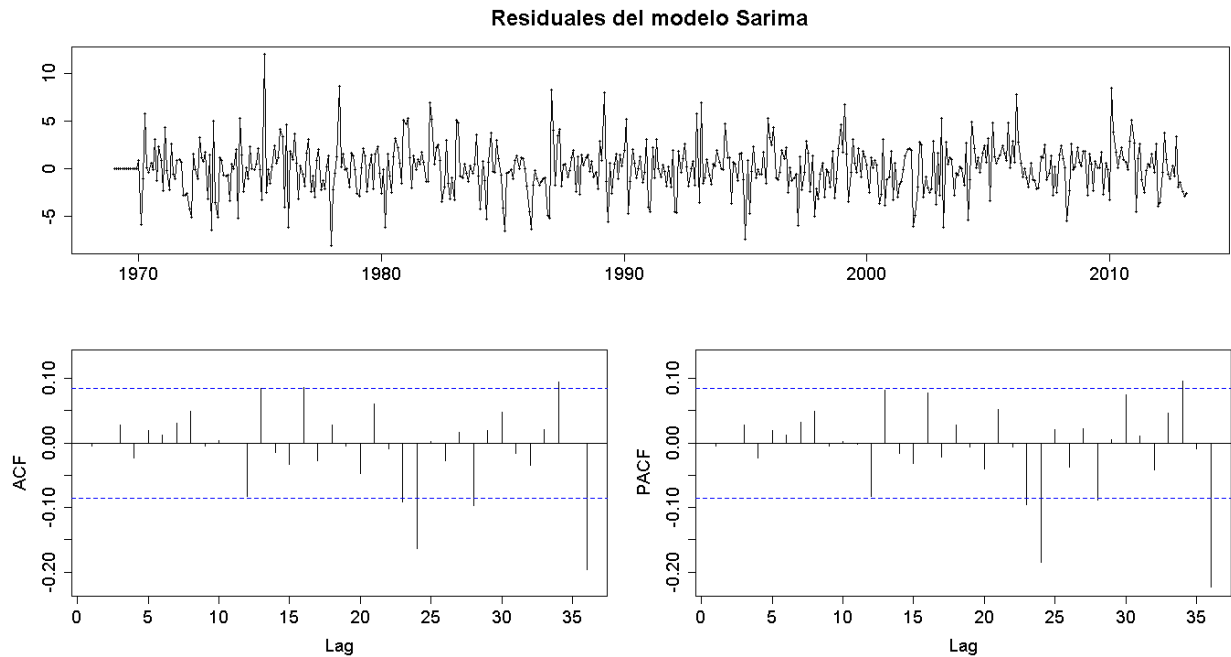


Figura G. 522. Residuales del modelo SARIMA de la estación San Bernardo

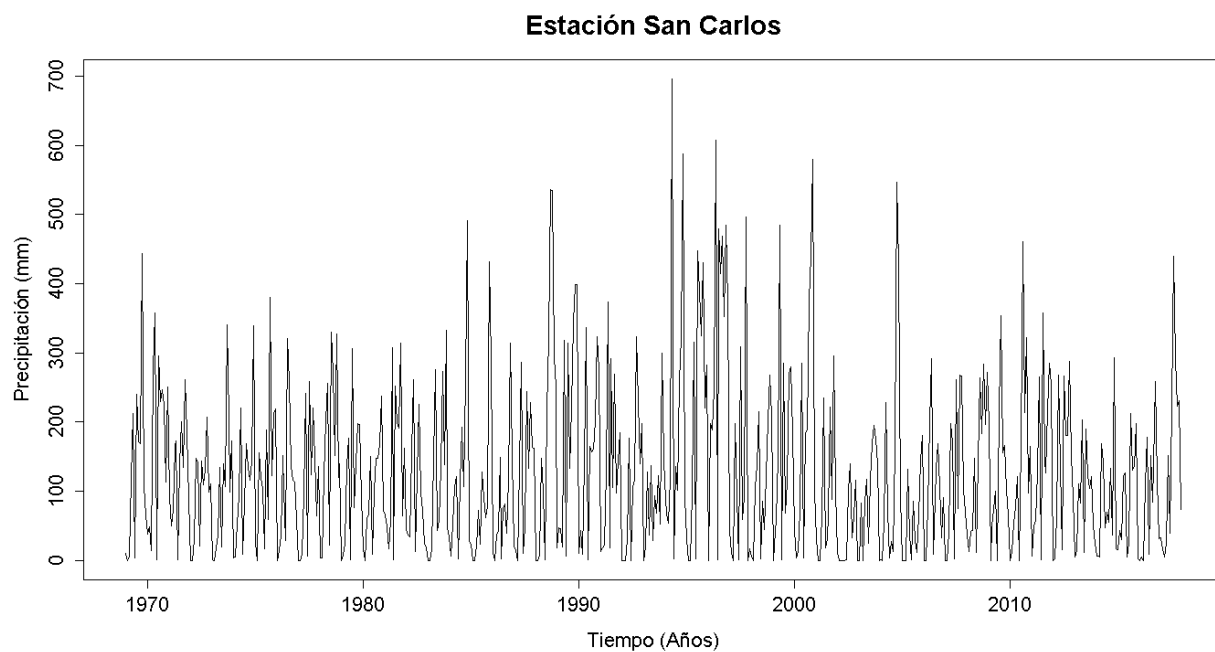


Figura G. 523. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación San Carlos

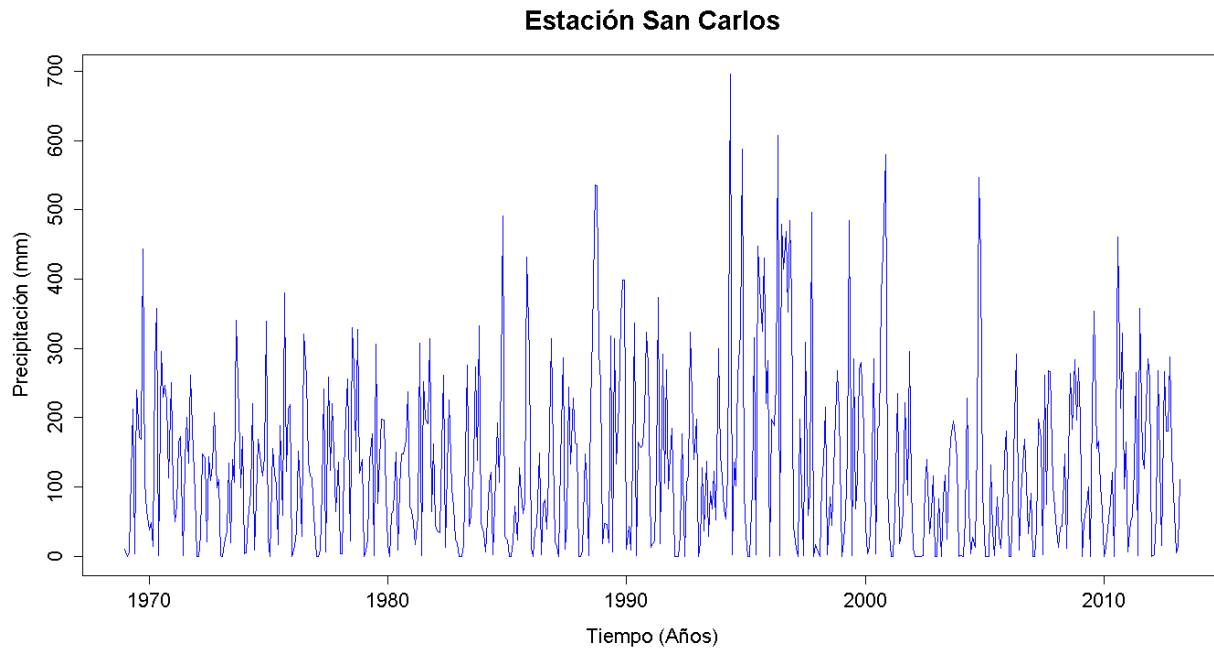


Figura G. 524. Vector de calibración de la estación San Carlos

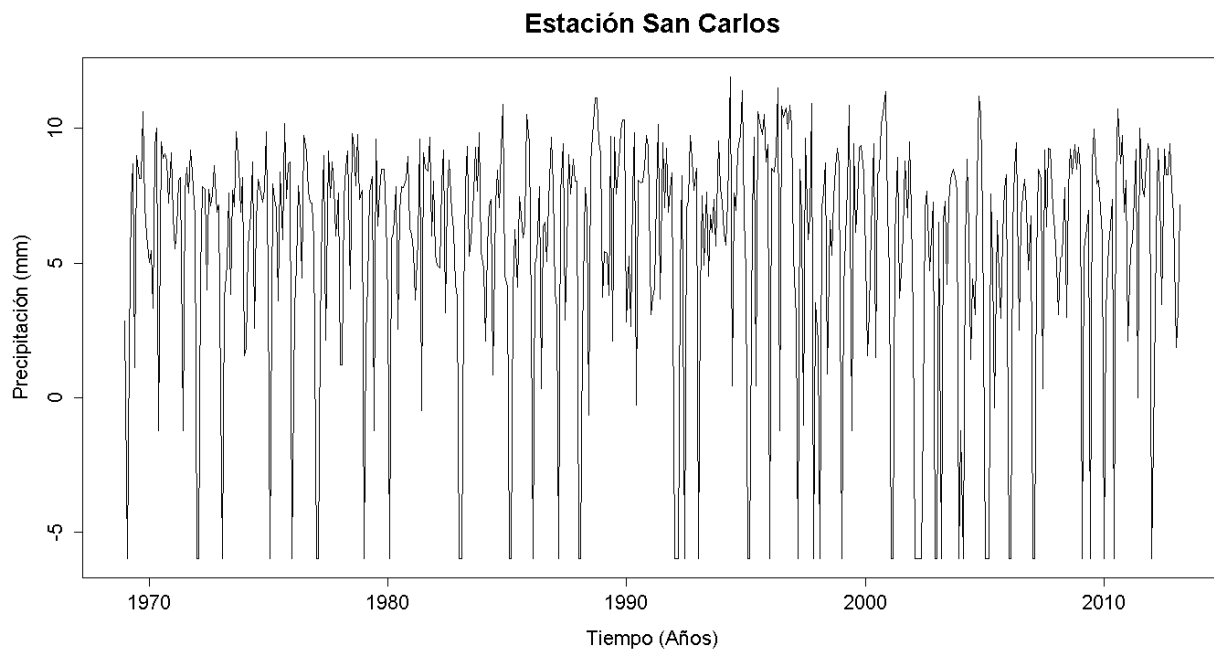


Figura G. 525. Vector de calibración de la estación San Carlos transformado usando Box-Cox

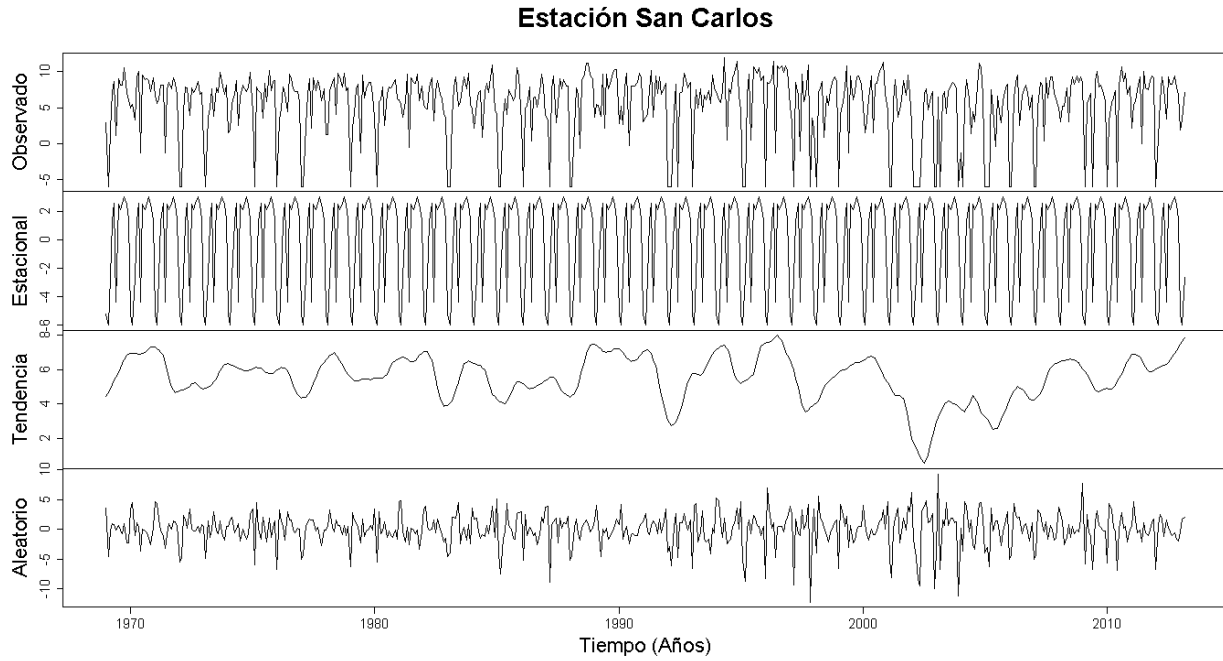


Figura G. 526. Descomposición de la serie transformada de la estación San Carlos

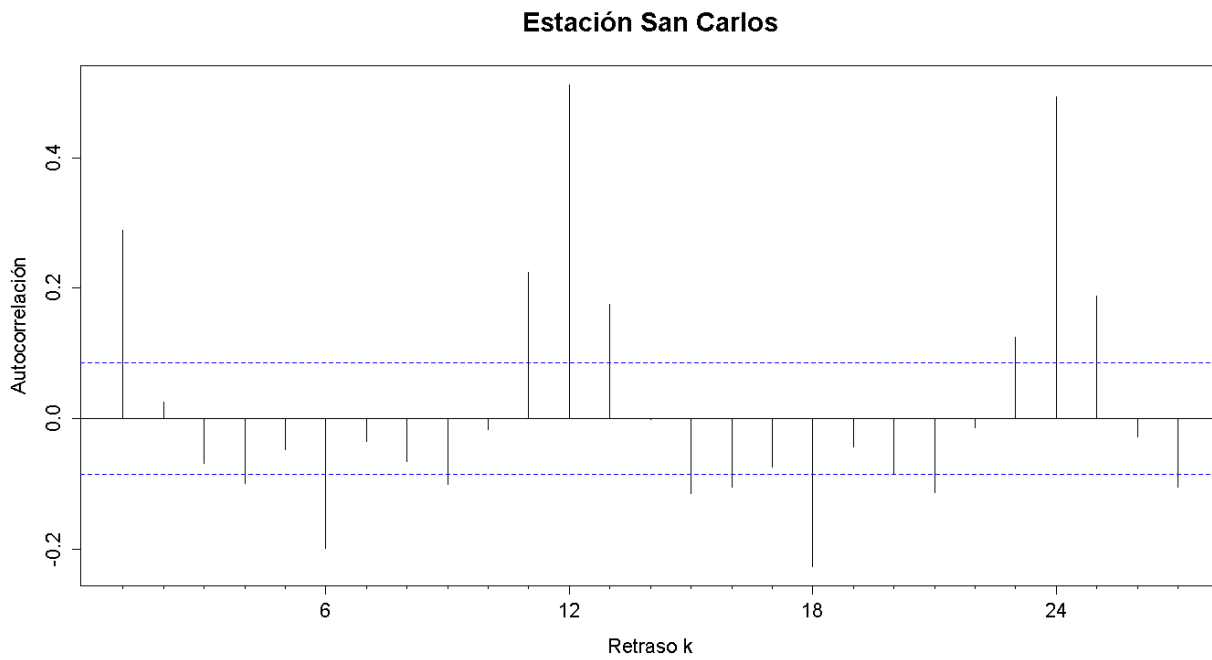


Figura G. 527. Autocorrelograma de la serie de la estación San Carlos

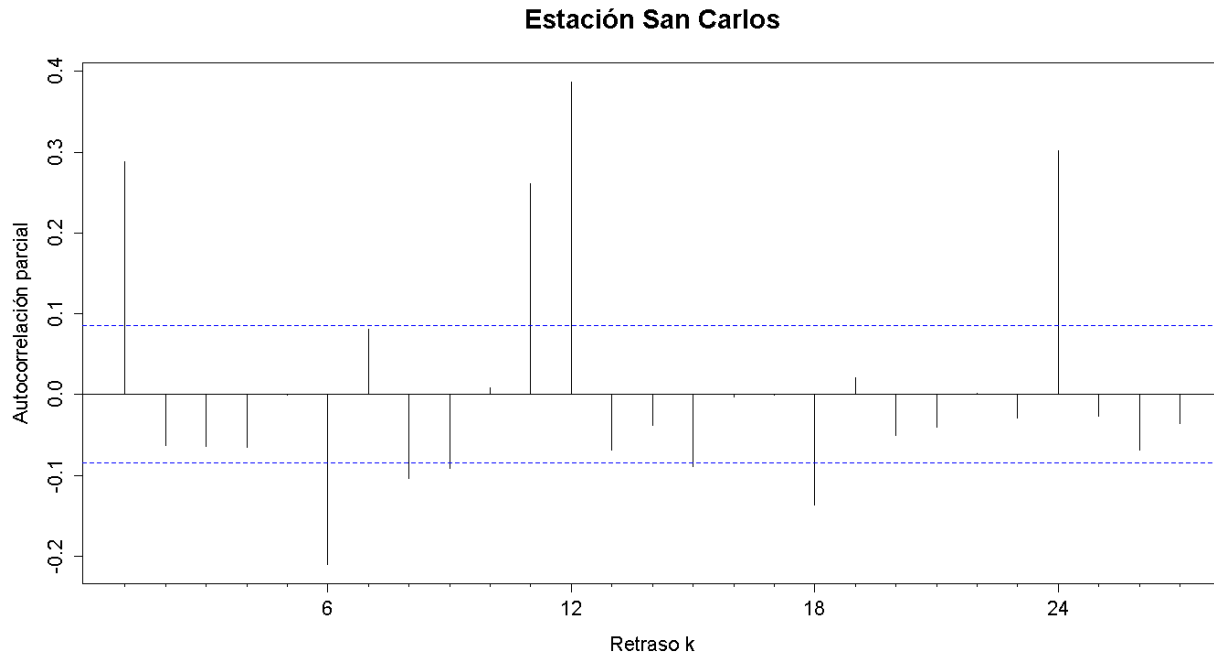


Figura G. 528. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación San Carlos

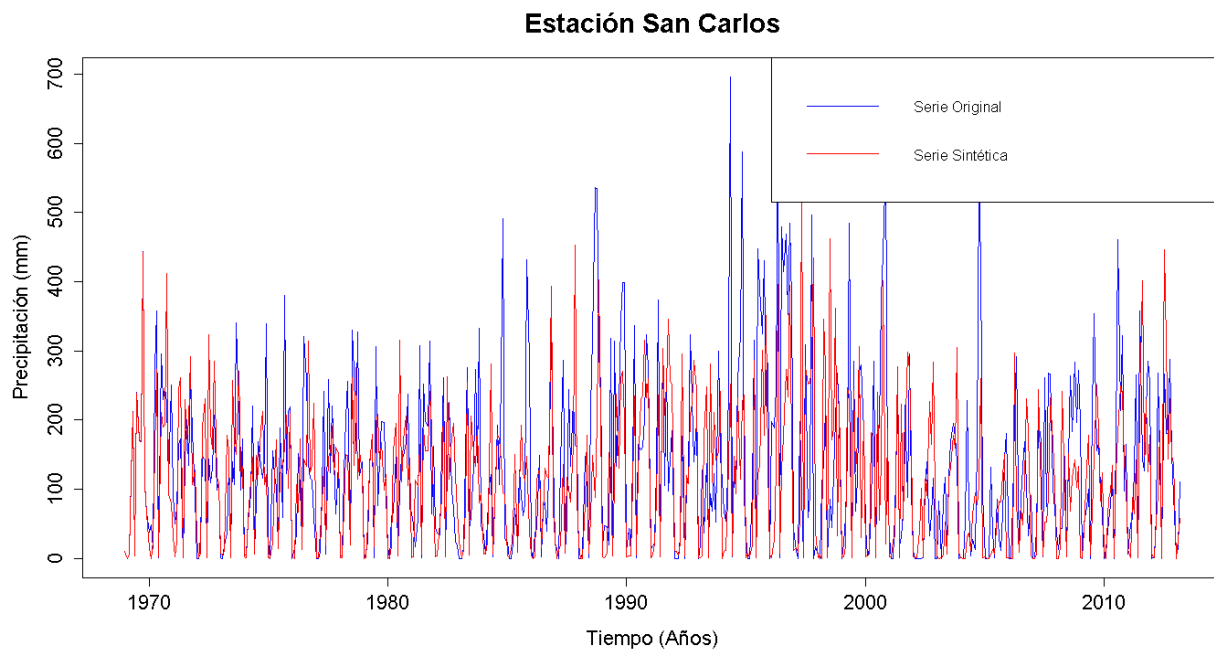


Figura G. 529. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación San Carlos

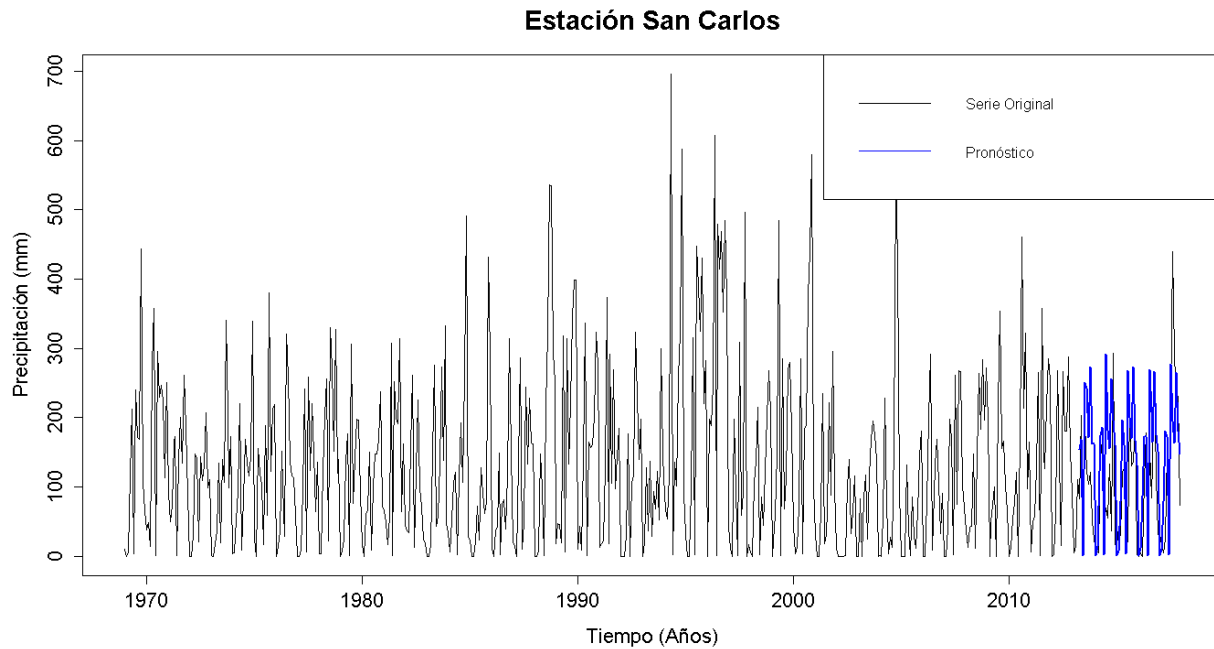


Figura G. 530. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación San Carlos

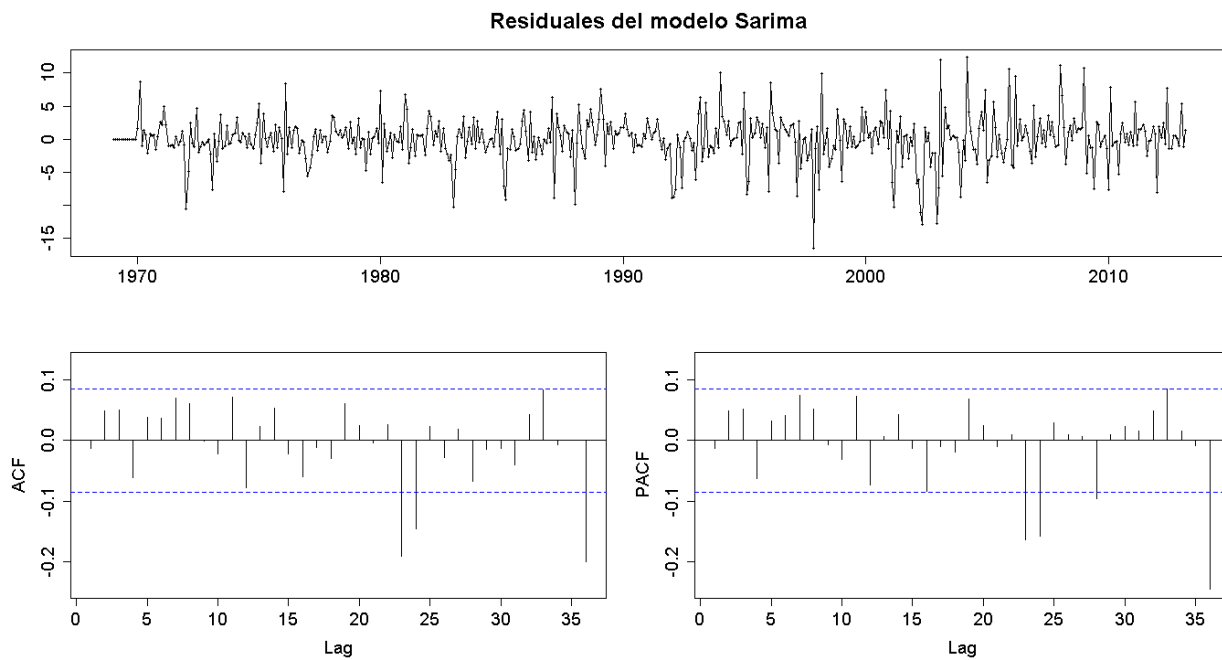


Figura G. 531. Residuales del modelo SARIMA de la estación San Carlos

Estación San Francisco del Rayo

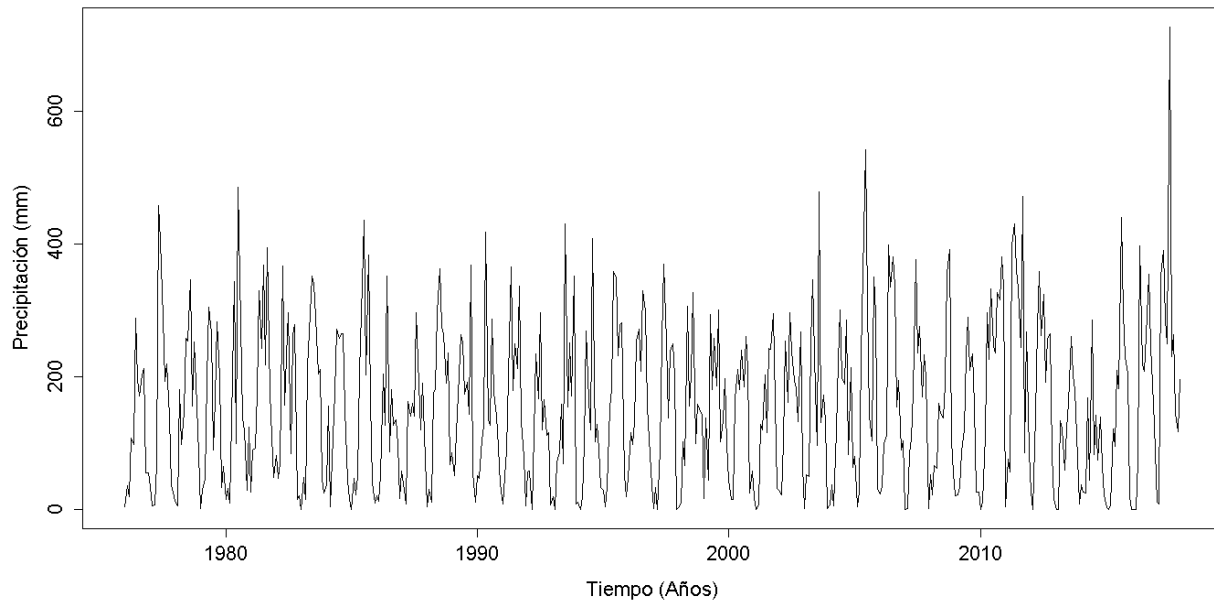


Figura G. 532. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación San Francisco del Rayo

Estación San Francisco del Rayo

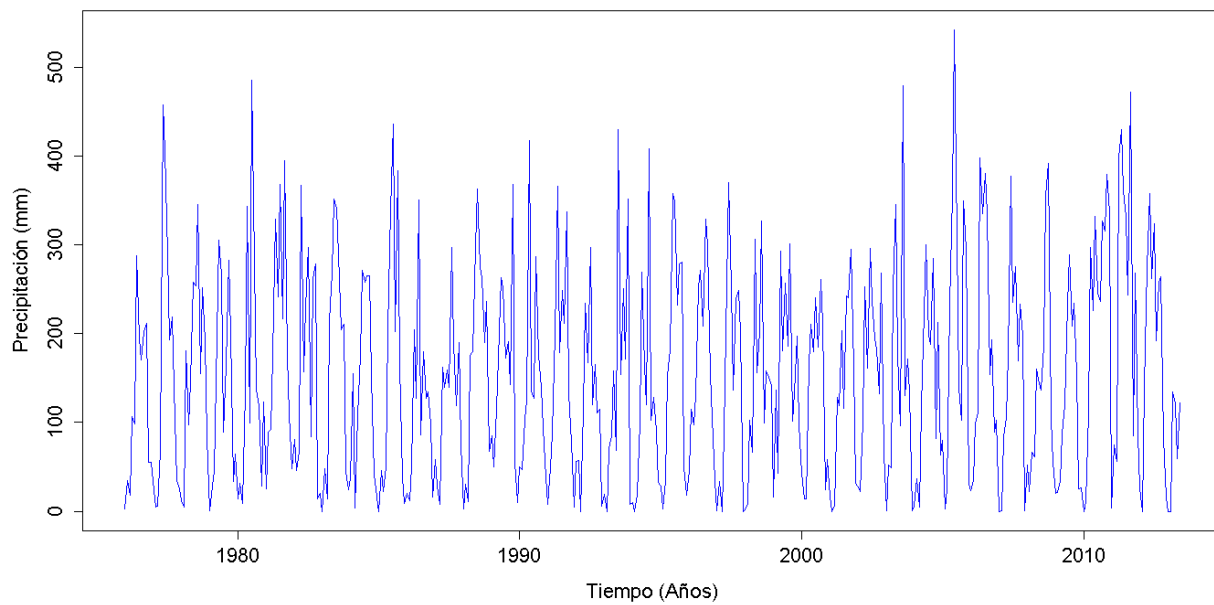


Figura G. 533. Vector de calibración de la estación San Francisco del Rayo

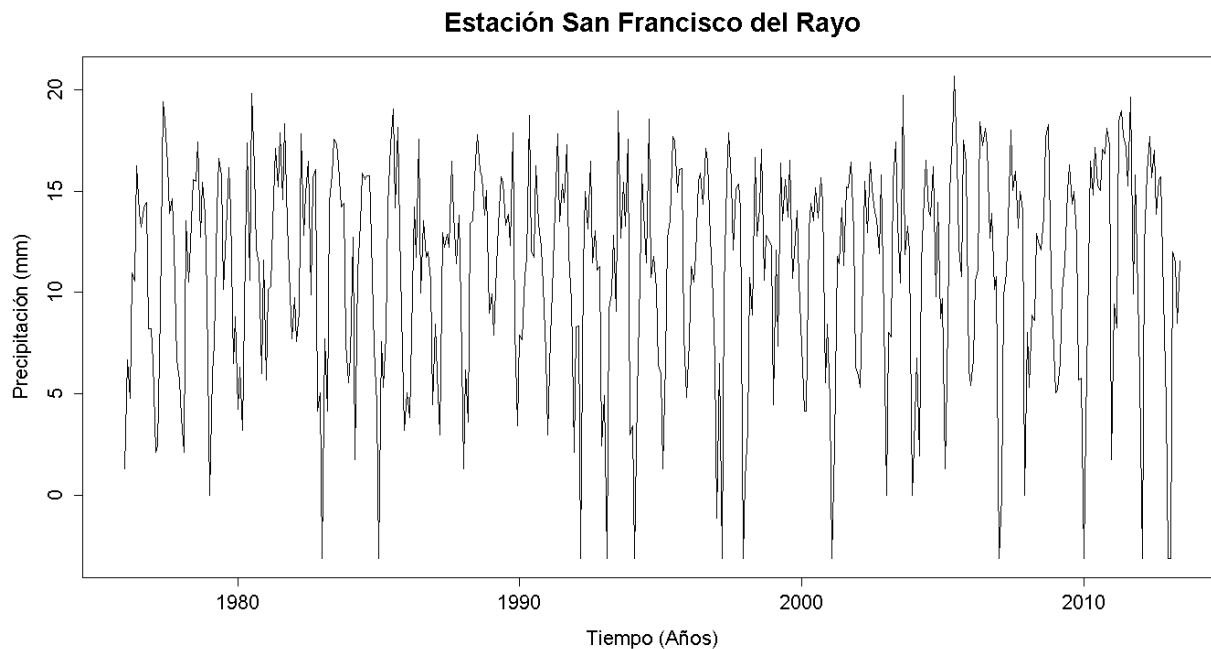


Figura G. 534. Vector de calibración de la estación San Francisco del Rayo transformado usando Box-Cox

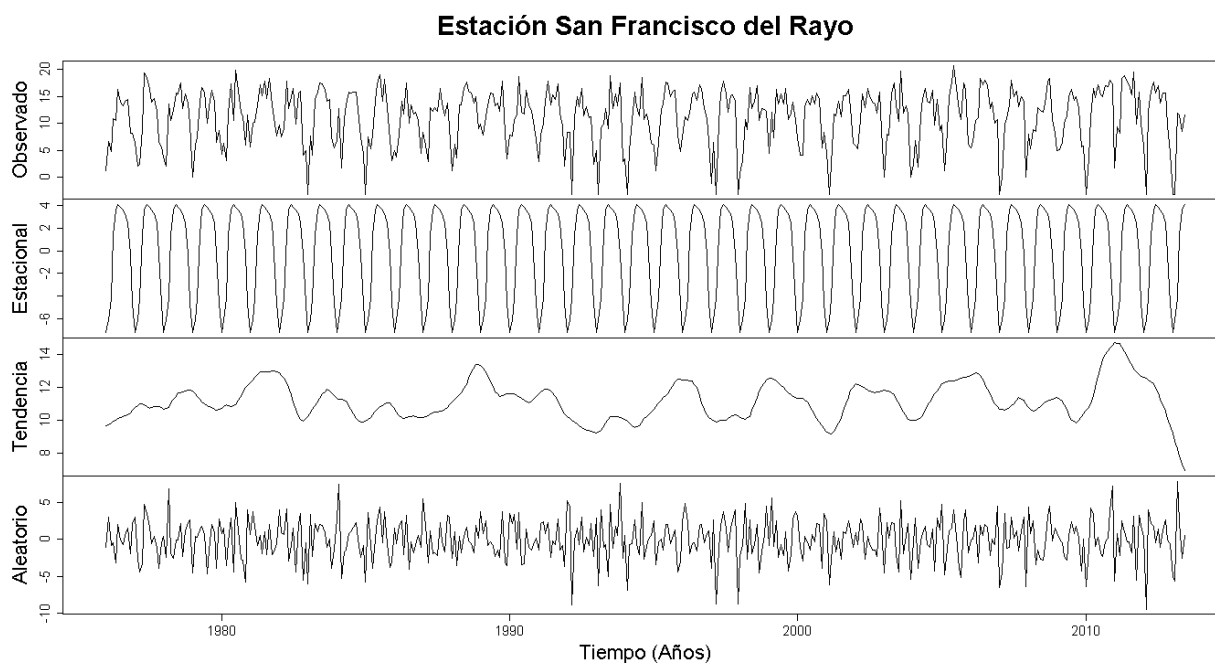


Figura G. 535. Descomposición de la serie transformada de la estación San Francisco del Rayo

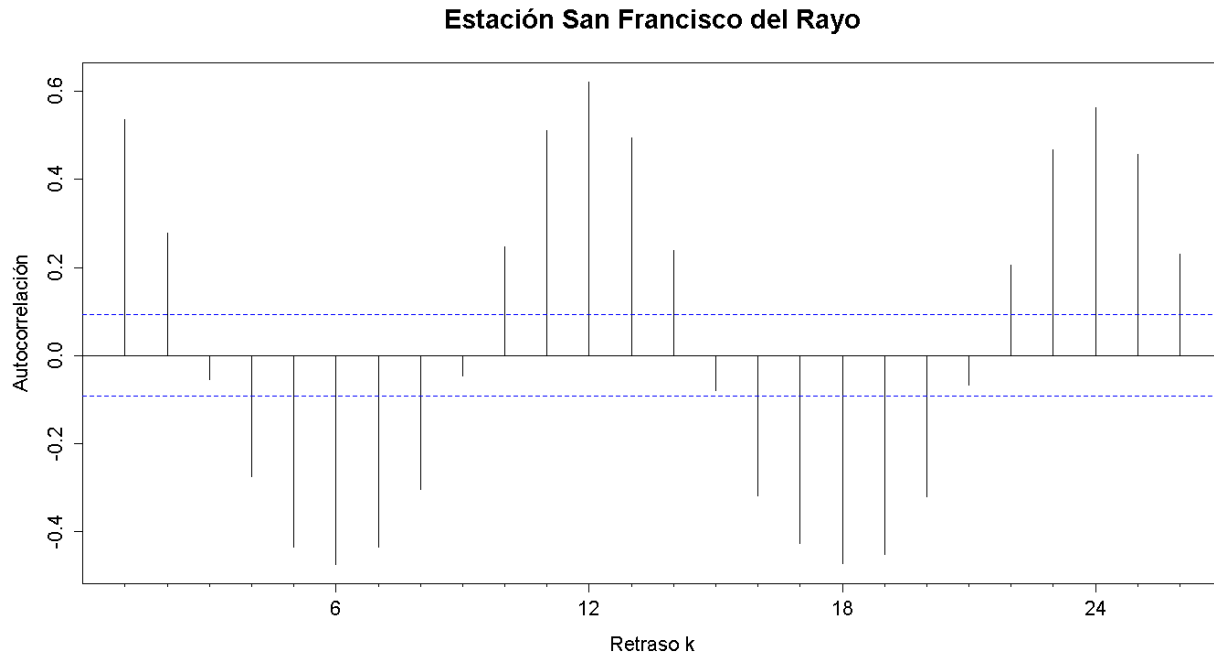


Figura G. 536. Autocorrelograma de la serie de la estación San Francisco del Rayo

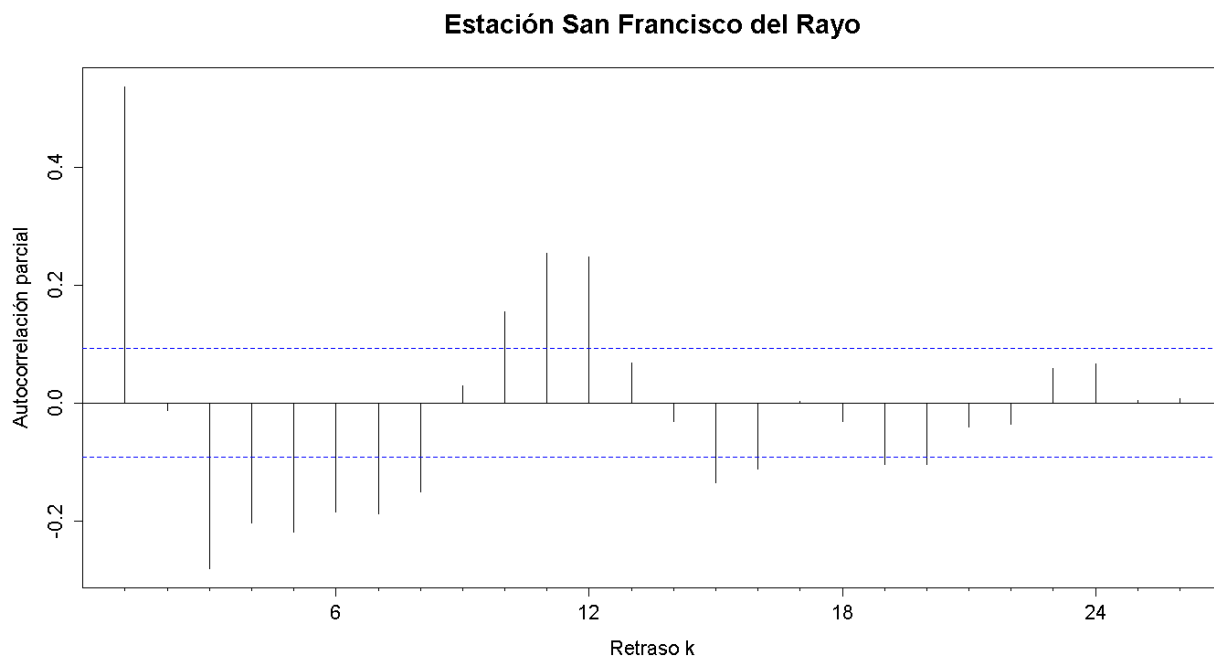


Figura G. 537. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación San Francisco del Rayo

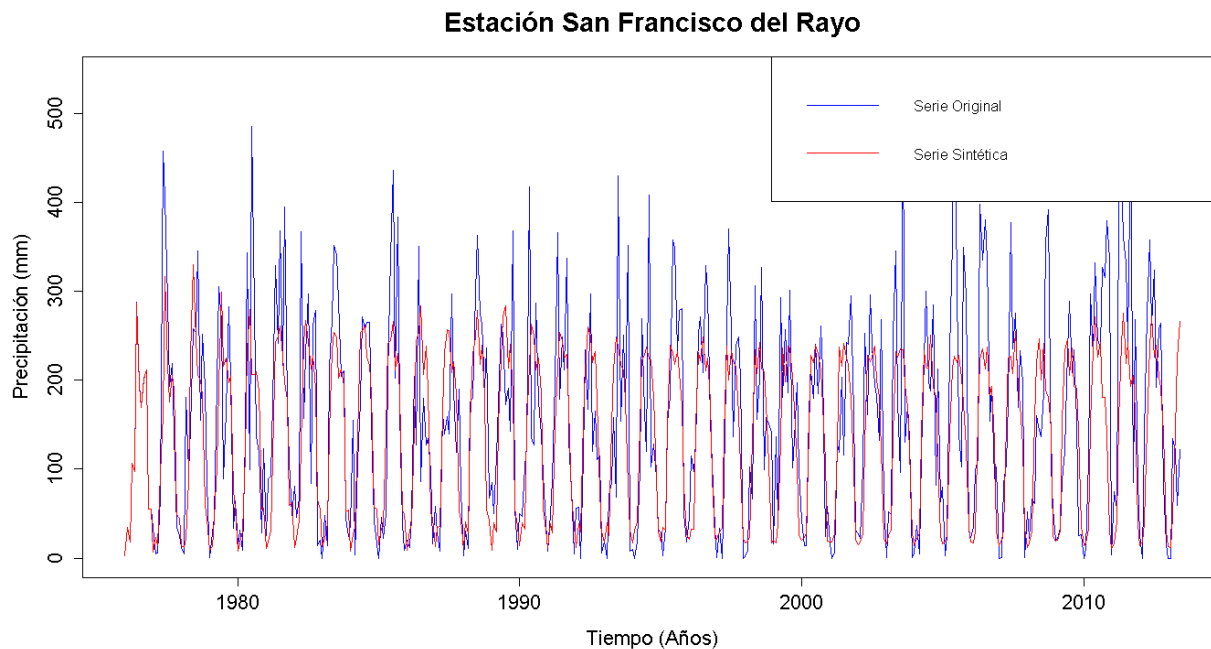


Figura G. 538. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación San Francisco del Rayo

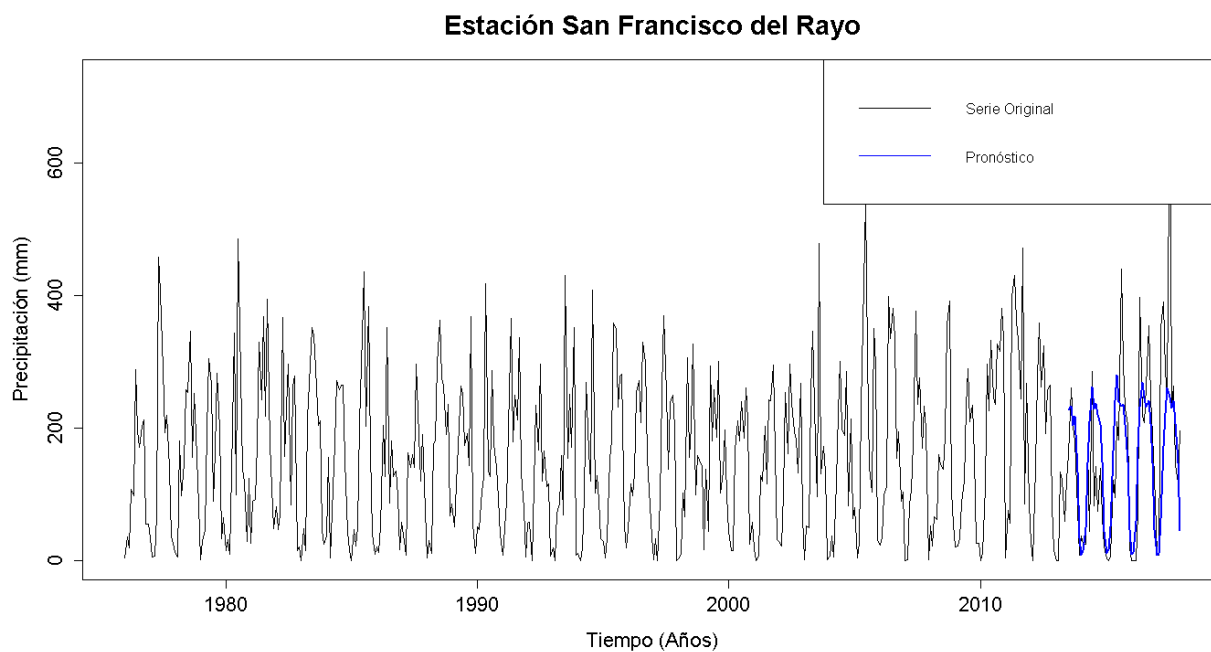


Figura G. 539. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación San Francisco del Rayo

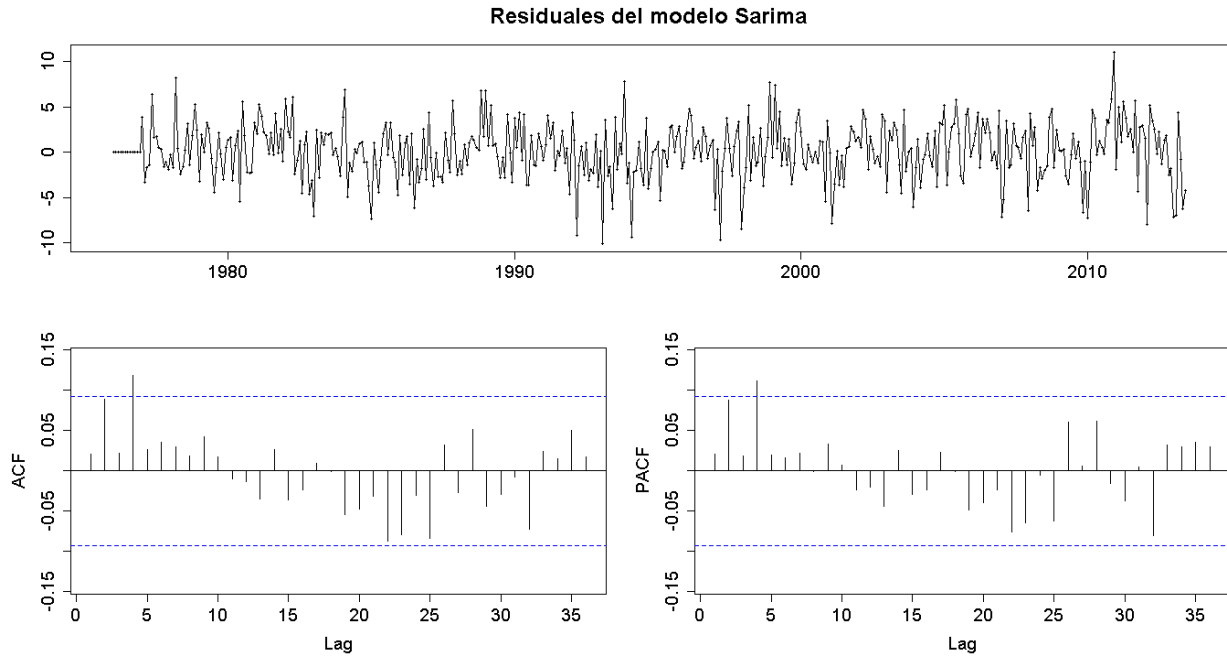


Figura G. 540. Residuales del modelo SARIMA de la estación San Francisco del Rayo

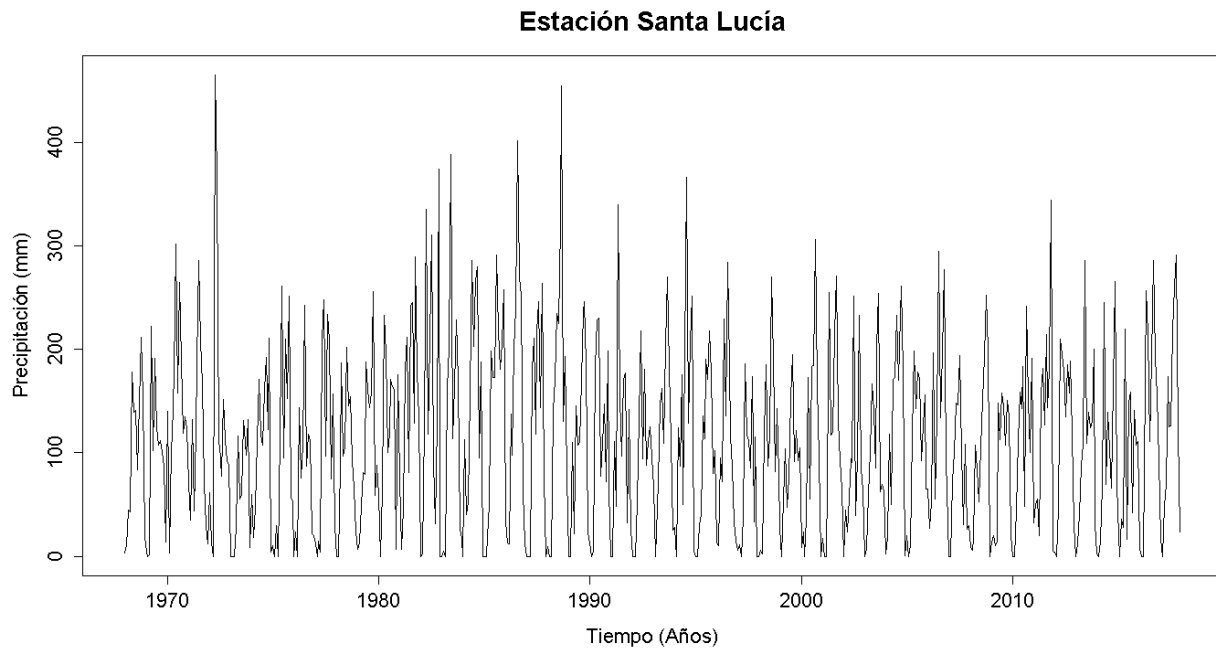


Figura G. 541. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Santa Lucía

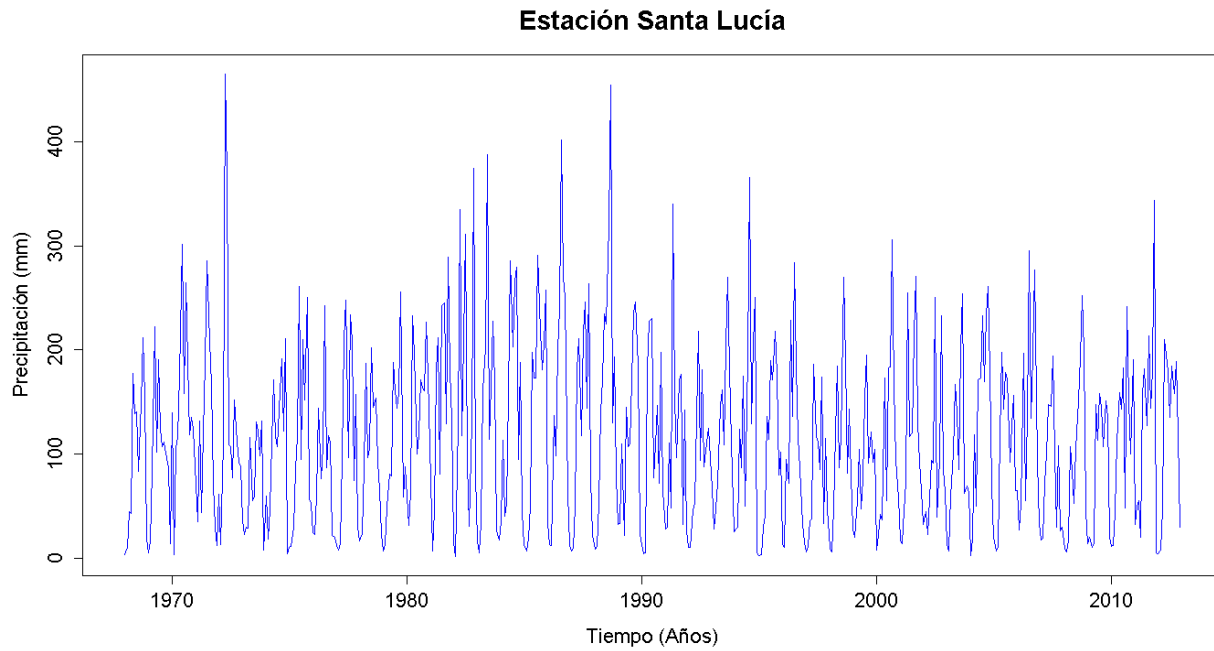


Figura G. 542. Vector de calibración de la estación Santa Lucía

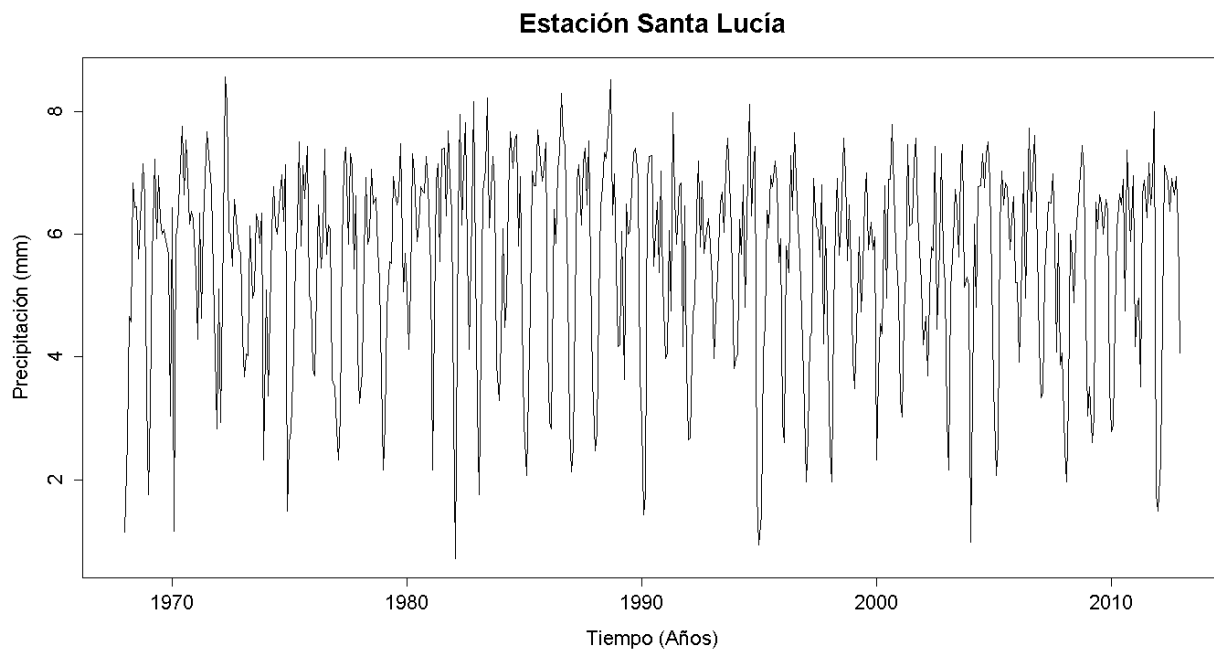


Figura G. 543. Vector de calibración de la estación Santa Lucía transformado usando Box-Cox

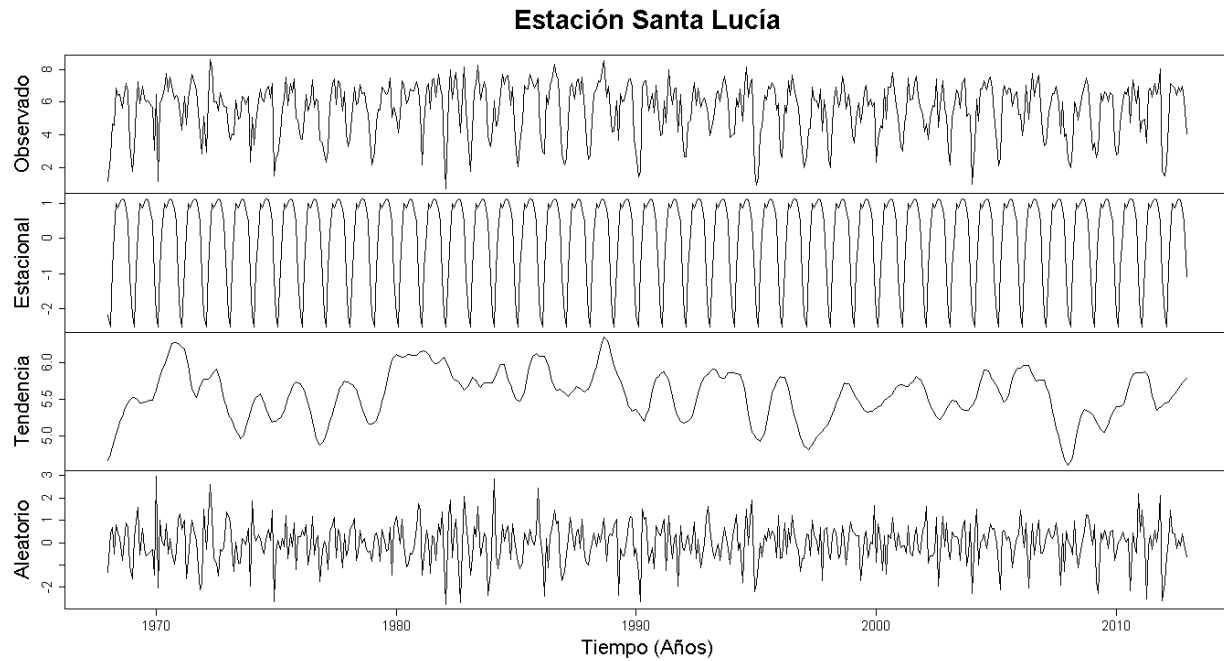


Figura G. 544. Descomposición de la serie transformada de la estación Santa Lucía

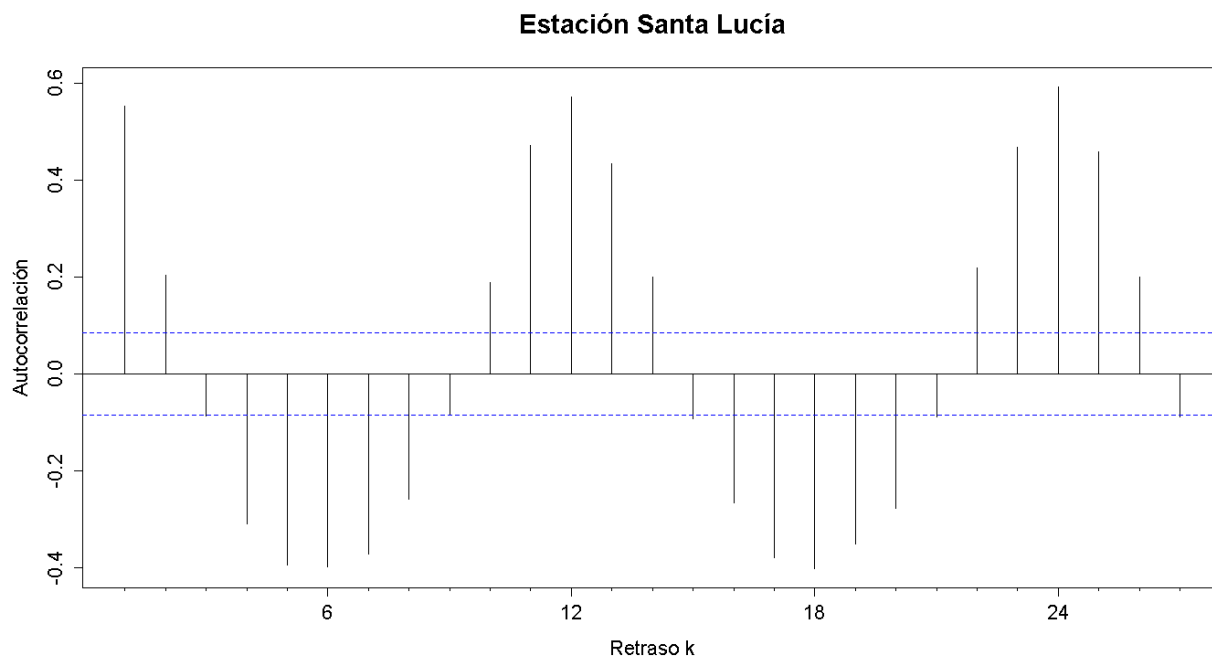


Figura G. 545. Autocorrelograma de la serie de la estación Santa Lucía

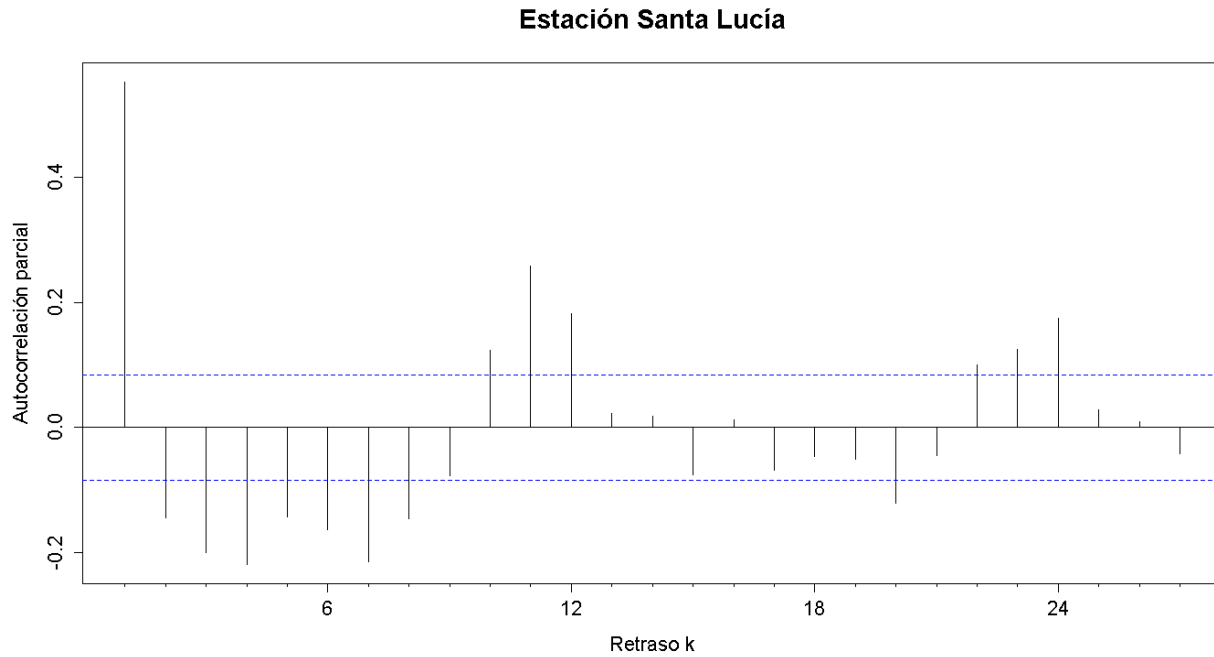


Figura G. 546. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Santa Lucía

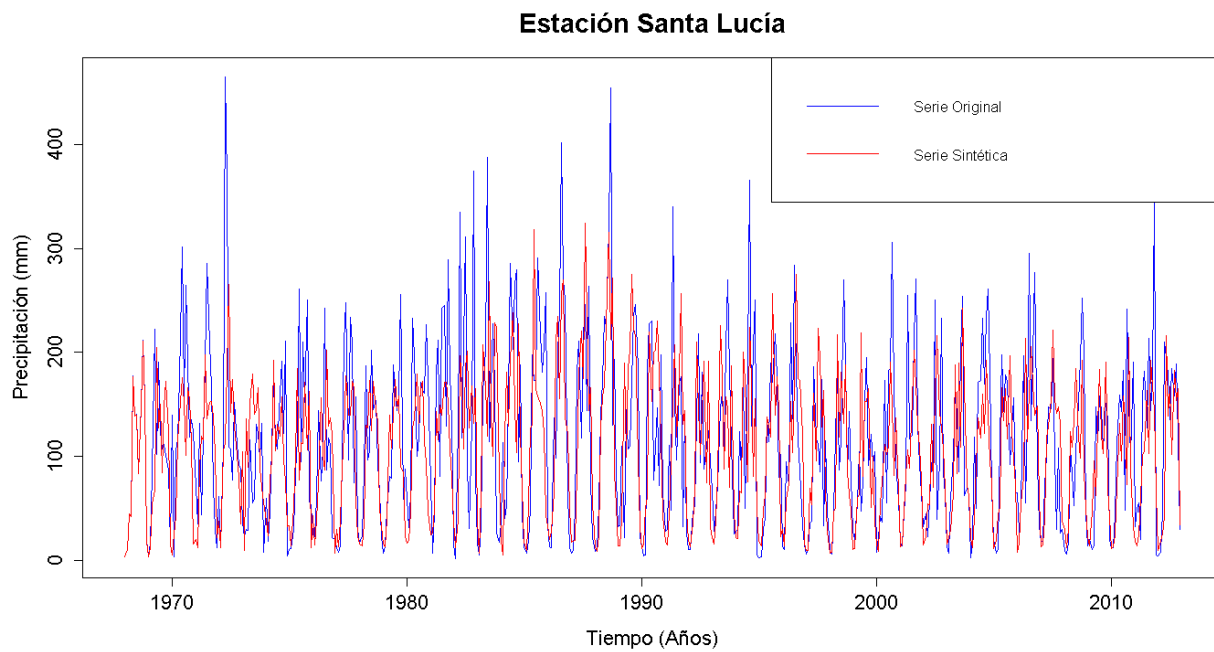


Figura G. 547. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Santa Lucía

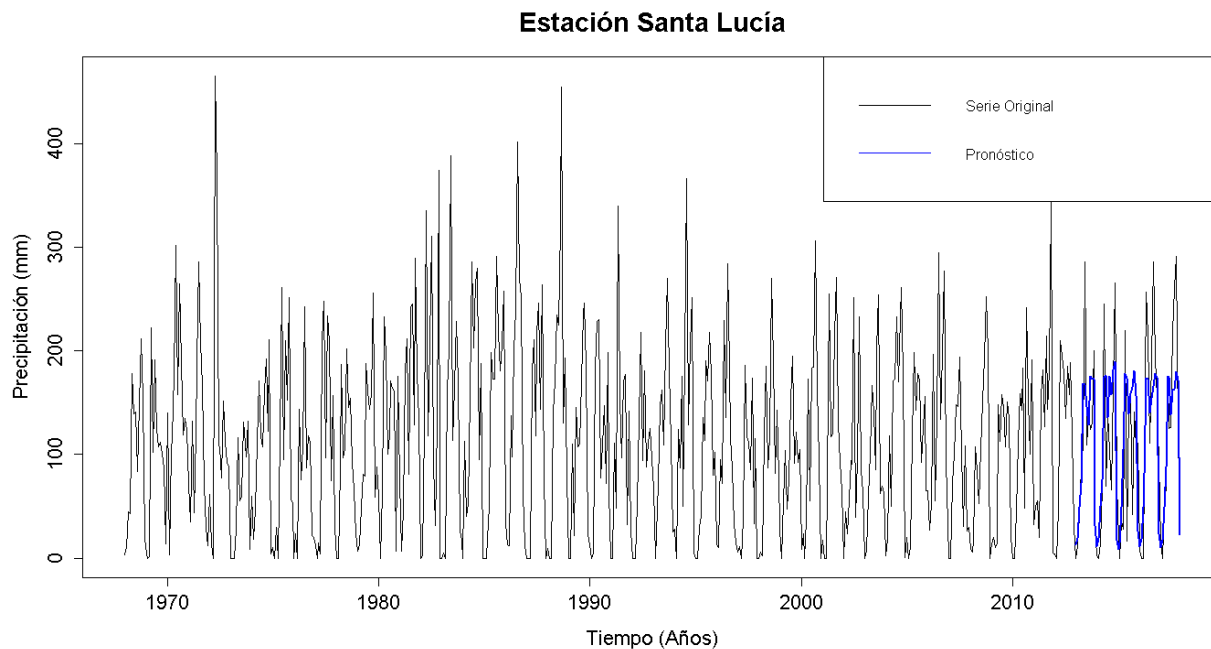


Figura G. 548. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Santa Lucía

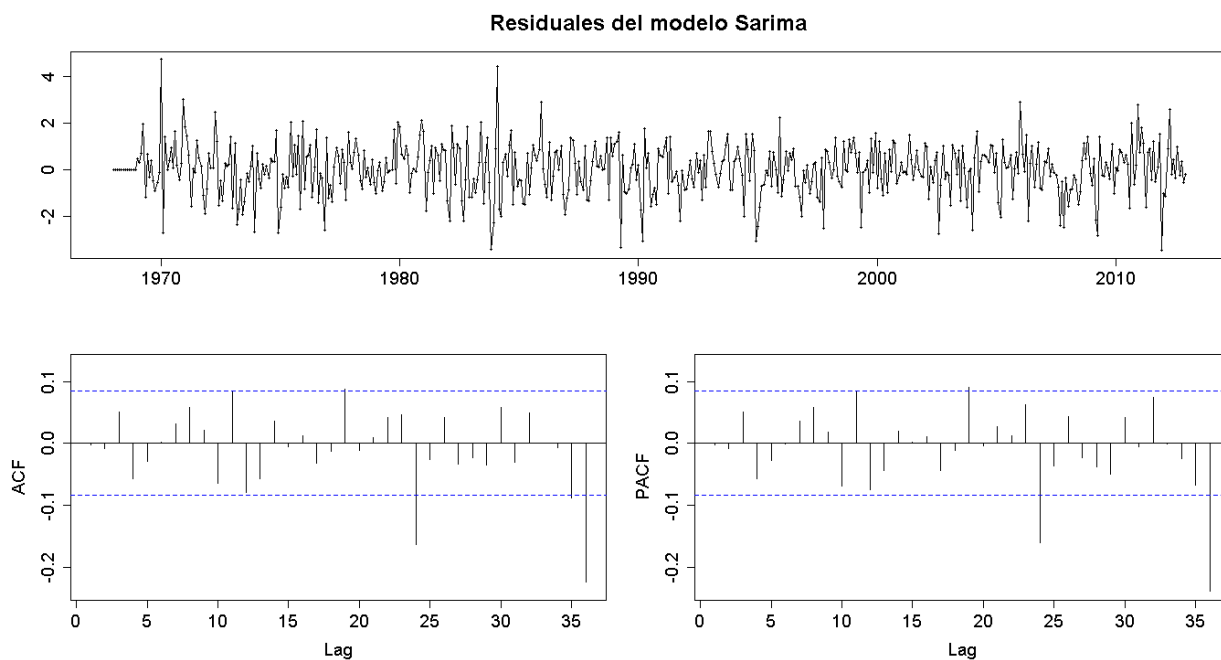


Figura G. 549. Residuales del modelo SARIMA de la estación Santa Lucía

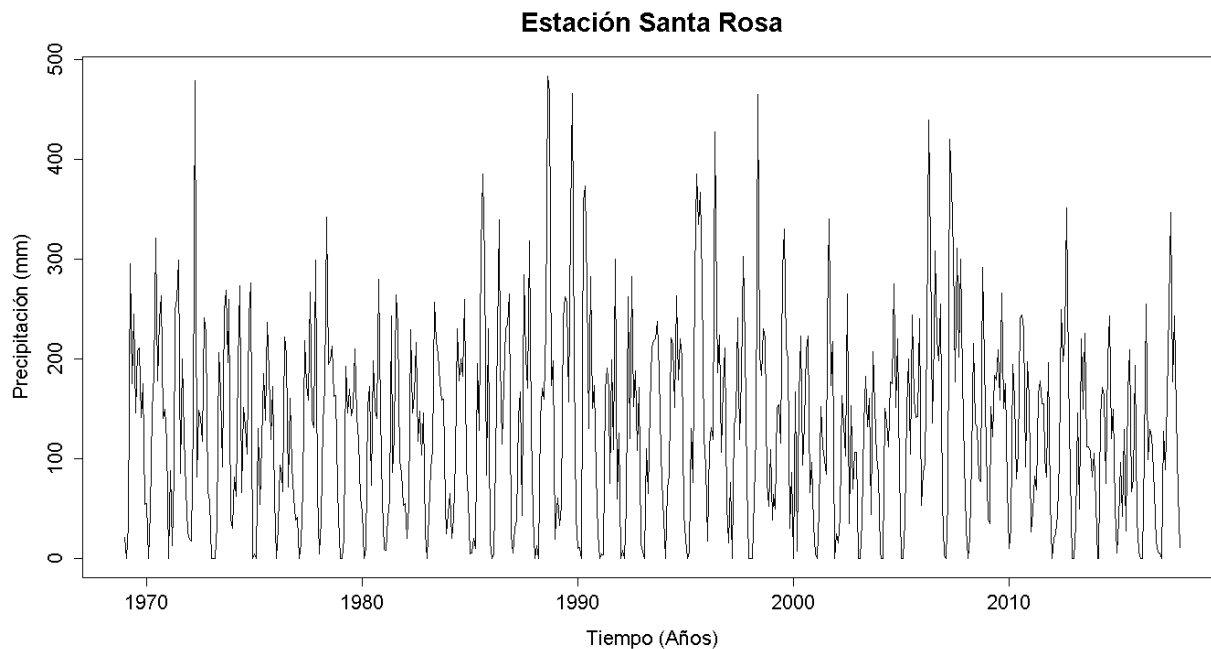


Figura G. 550. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Santa Rosa

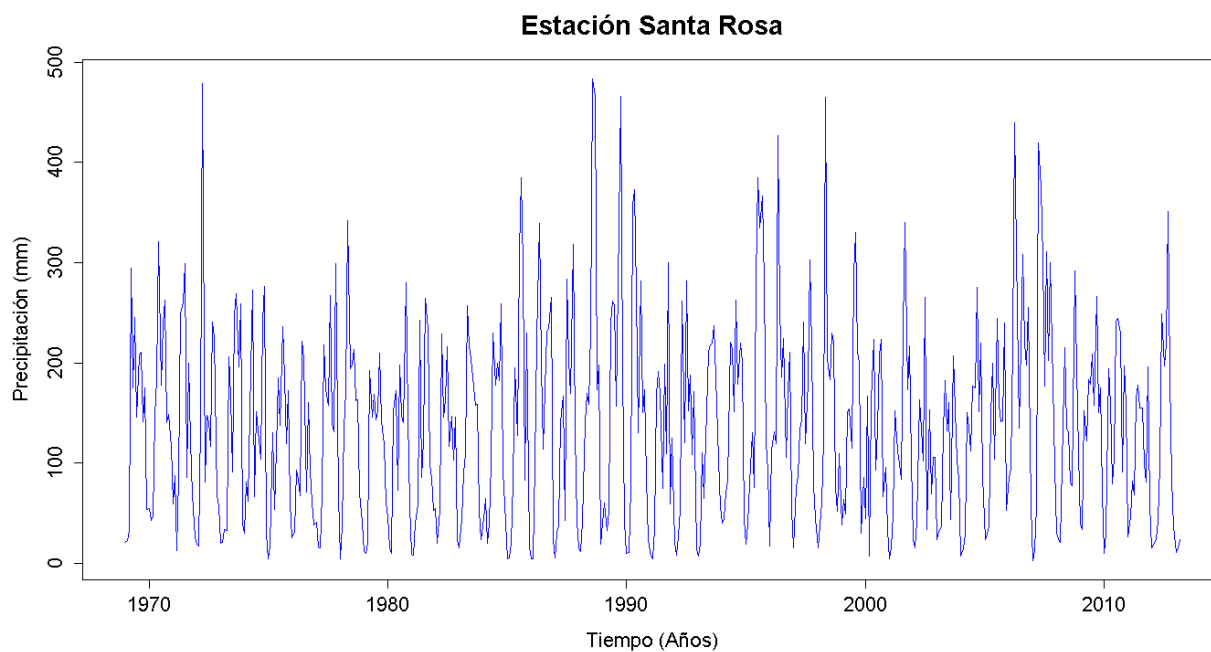


Figura G. 551. Vector de calibración de la estación Santa Rosa

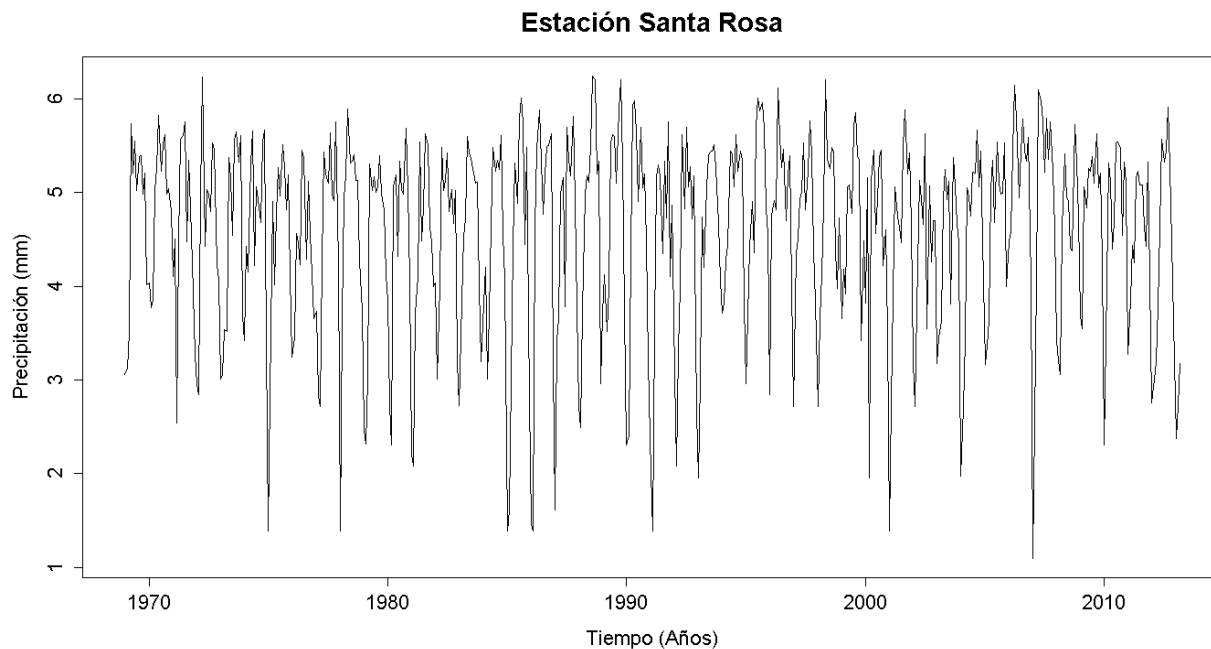


Figura G. 552. Vector de calibración de la estación Santa Rosa transformado usando Box-Cox

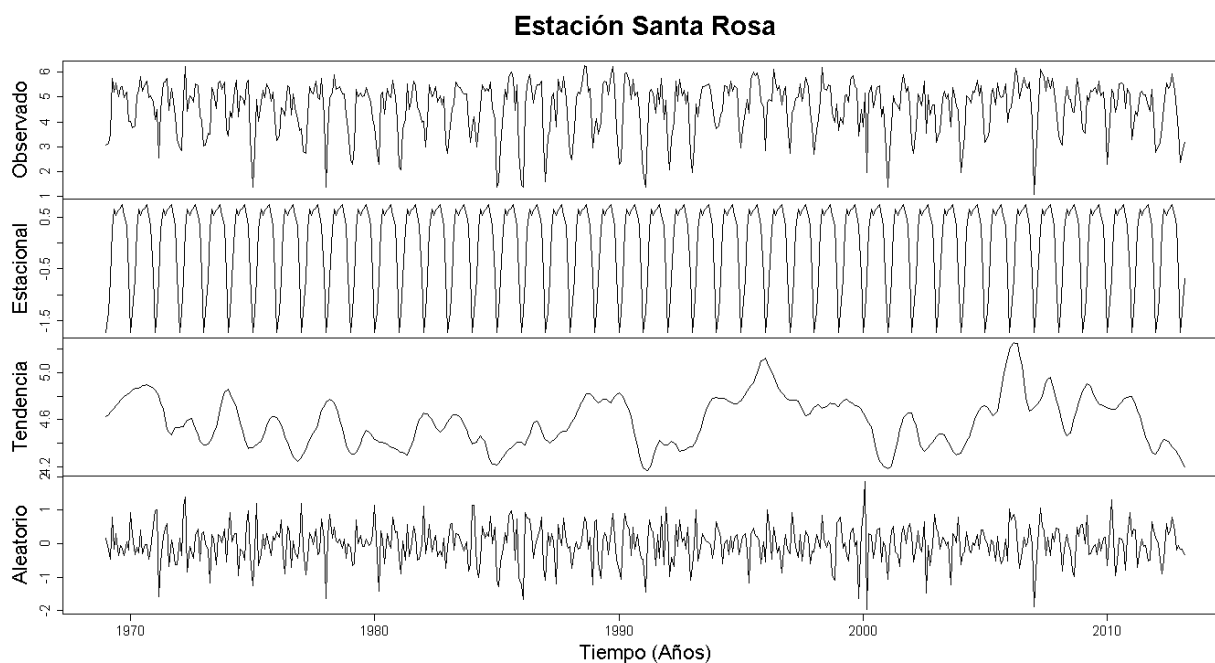


Figura G. 553. Descomposición de la serie transformada de la estación Santa Rosa

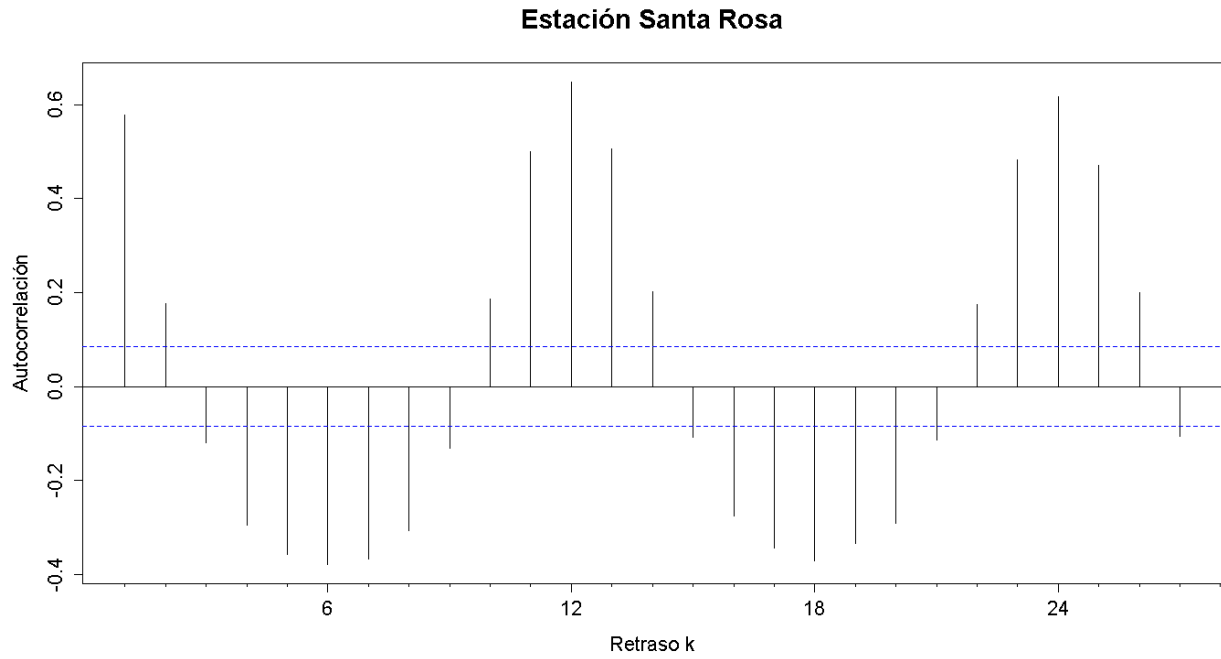


Figura G. 554. Autocorrelograma de la serie de la estación Santa Rosa

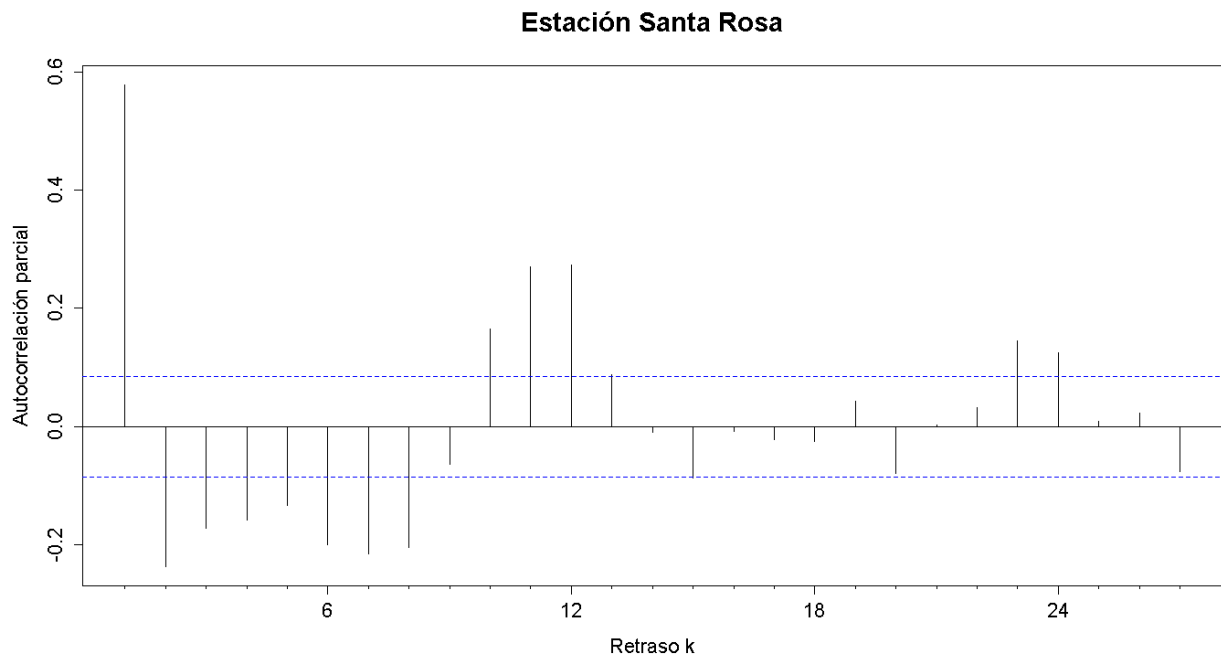


Figura G. 555. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Santa Rosa

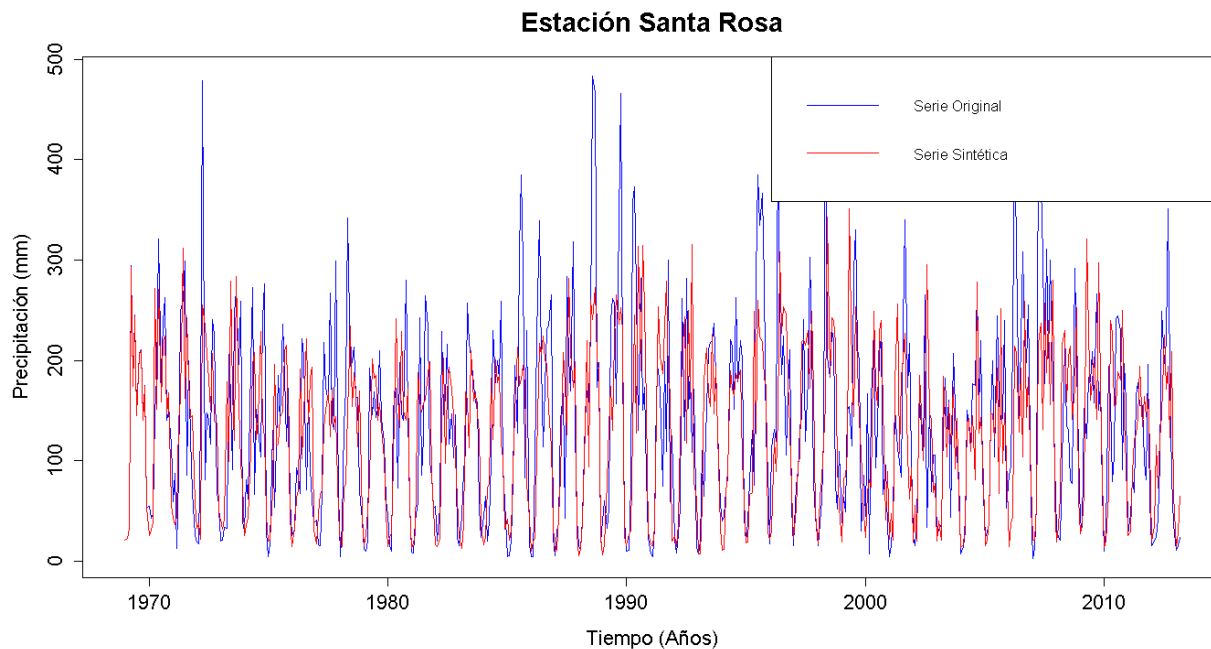


Figura G. 556. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Santa Rosa

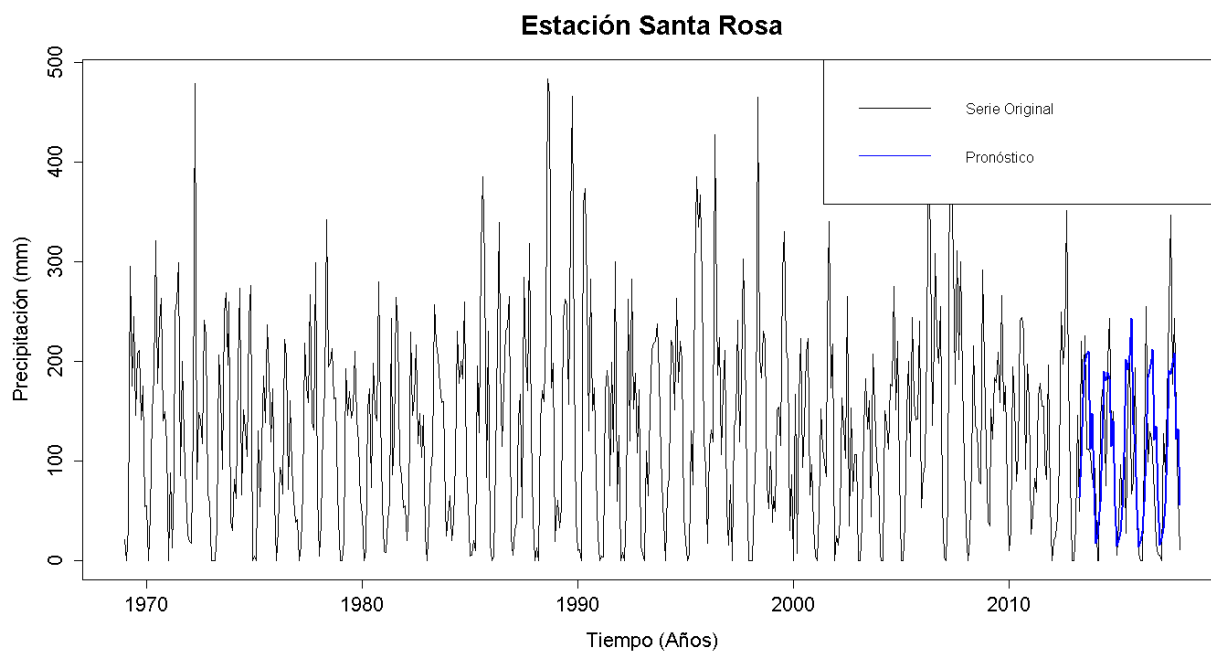


Figura G. 557. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Santa Rosa

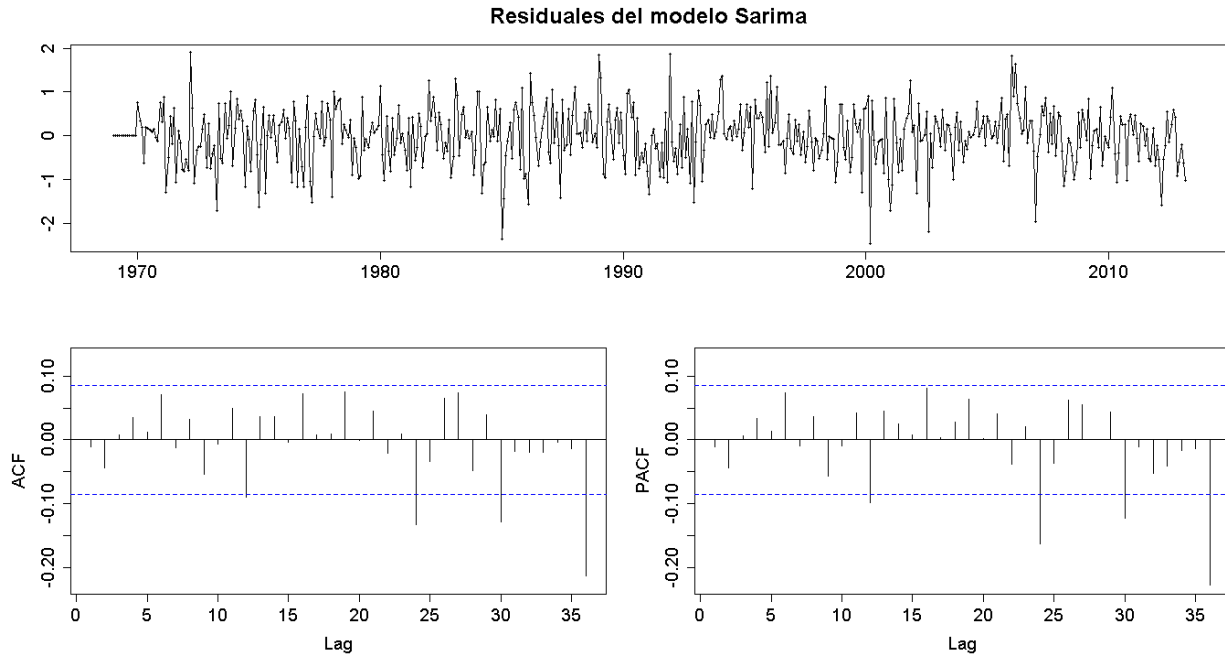


Figura G. 558. Residuales del modelo SARIMA de la estación Santa Rosa

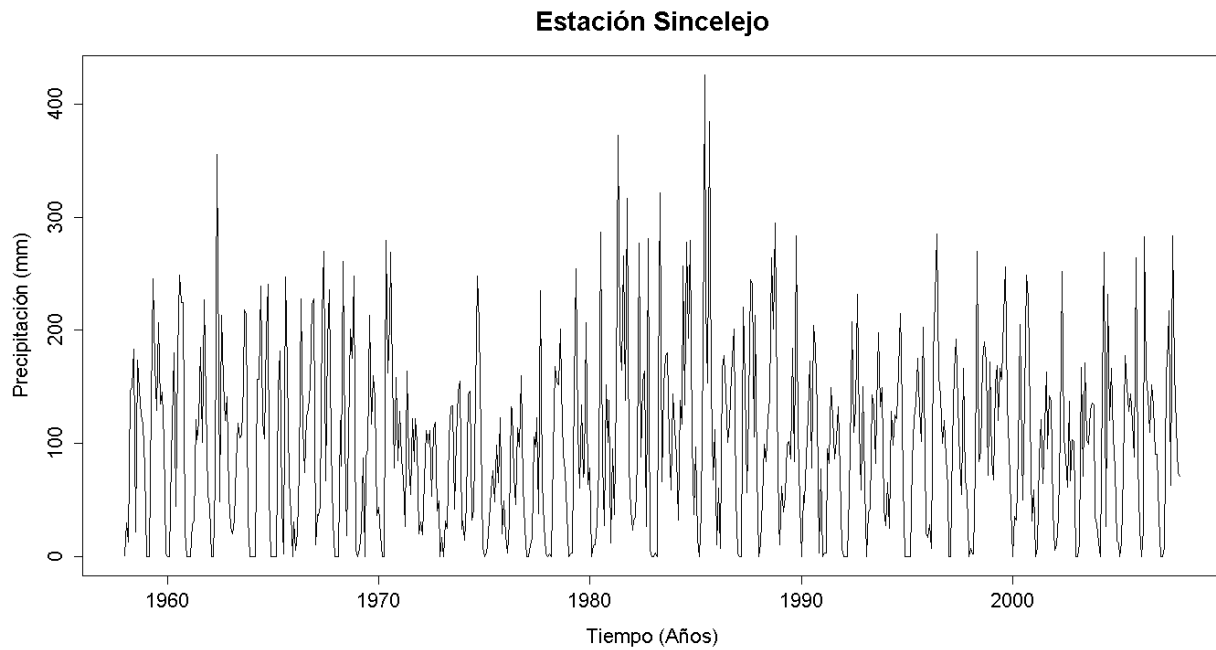


Figura G. 559. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Sincelejo

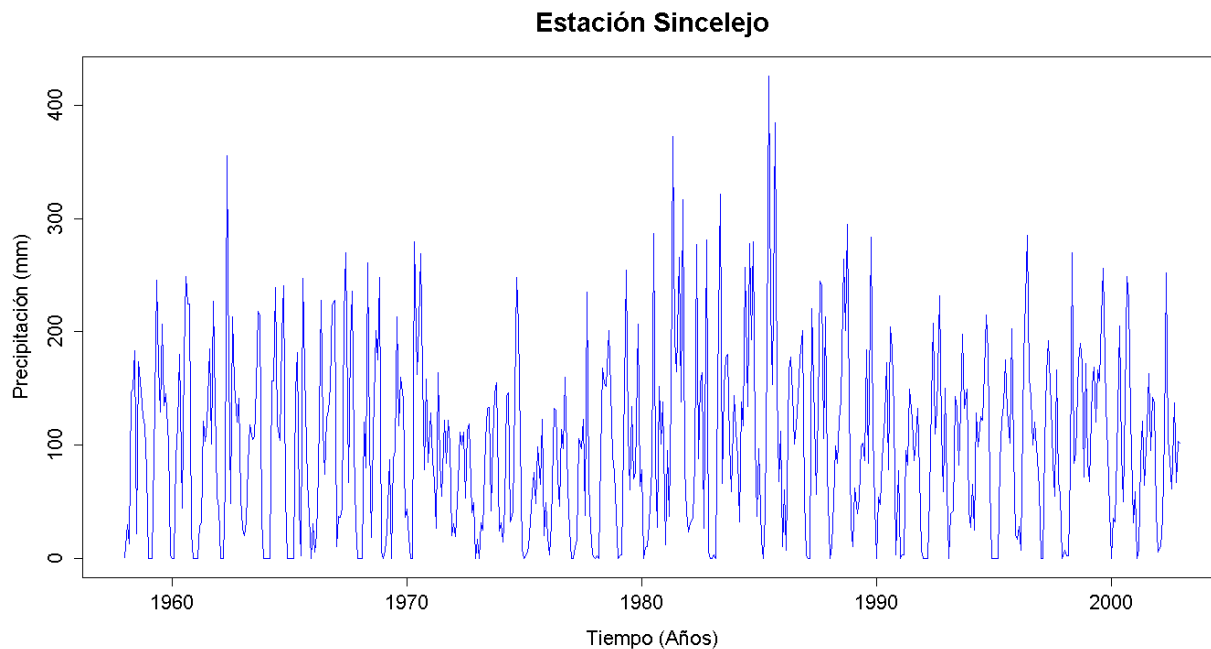


Figura G. 560. Vector de calibración de la estación Sincelejo

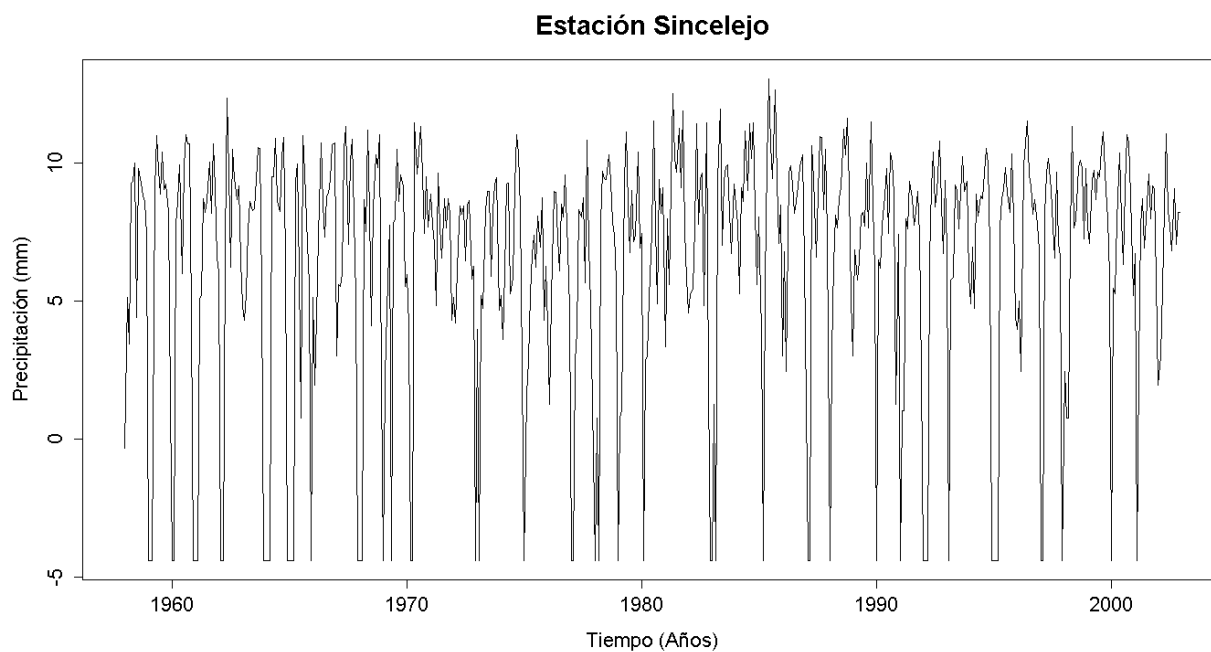


Figura G. 561. Vector de calibración de la estación Sincelejo transformado usando Box-Cox

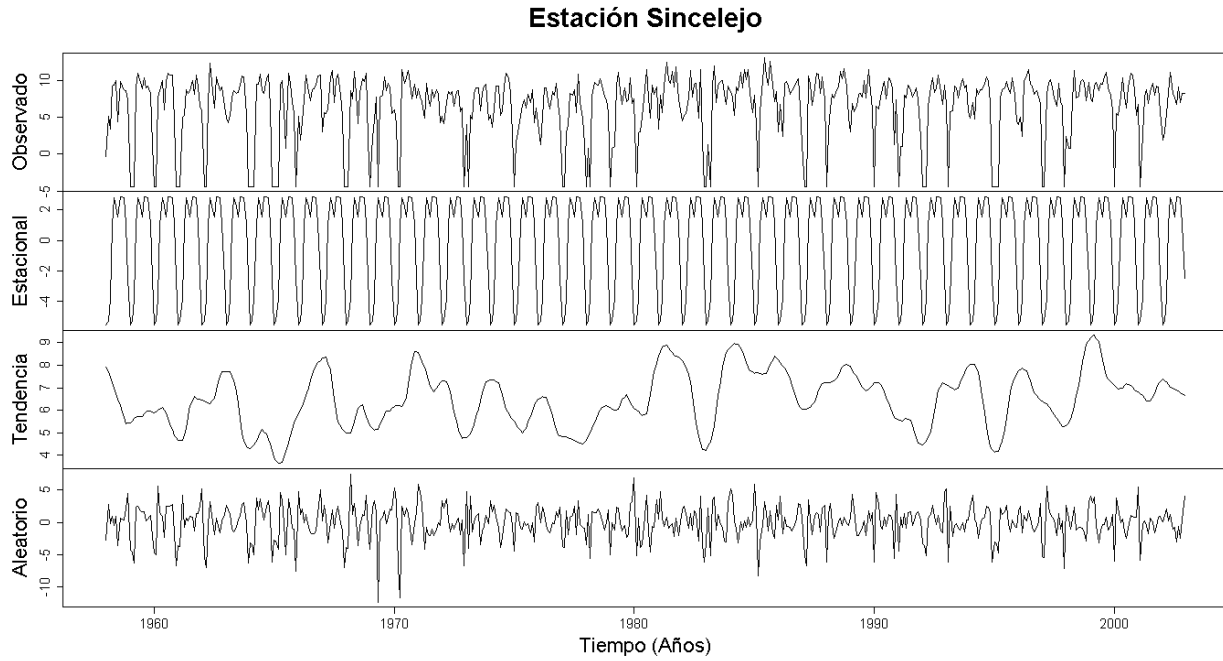


Figura G. 562. Descomposición de la serie transformada de la estación Sincelejo

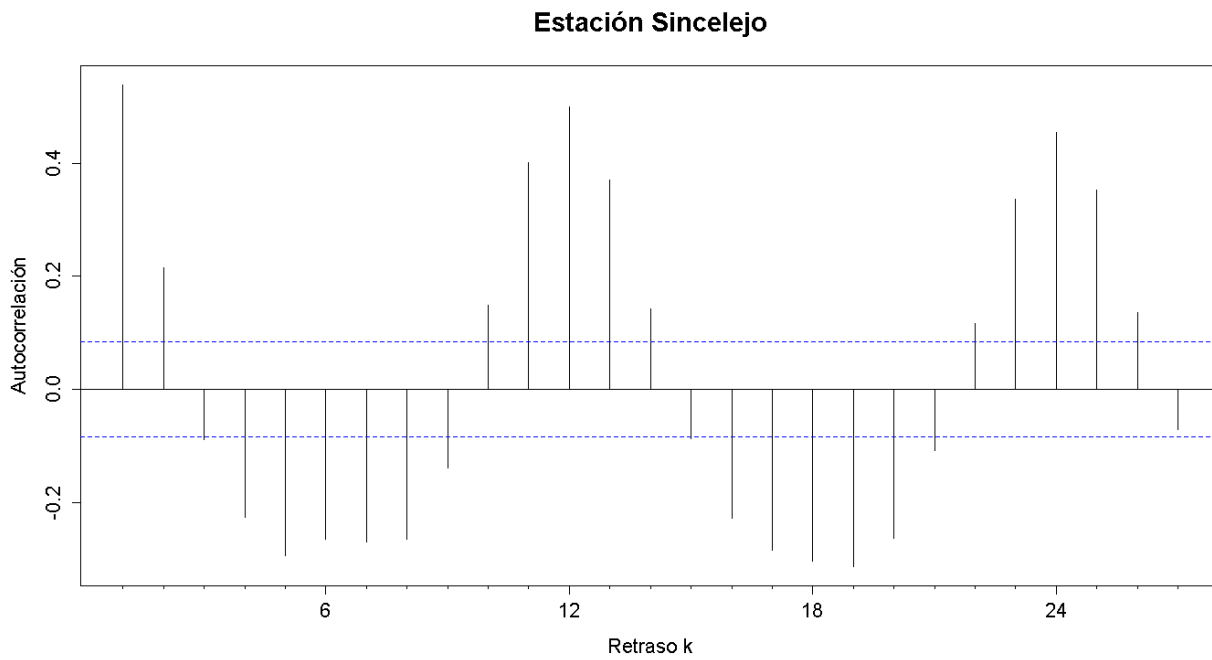


Figura G. 563. Autocorrelograma de la serie de la estación Sincelejo

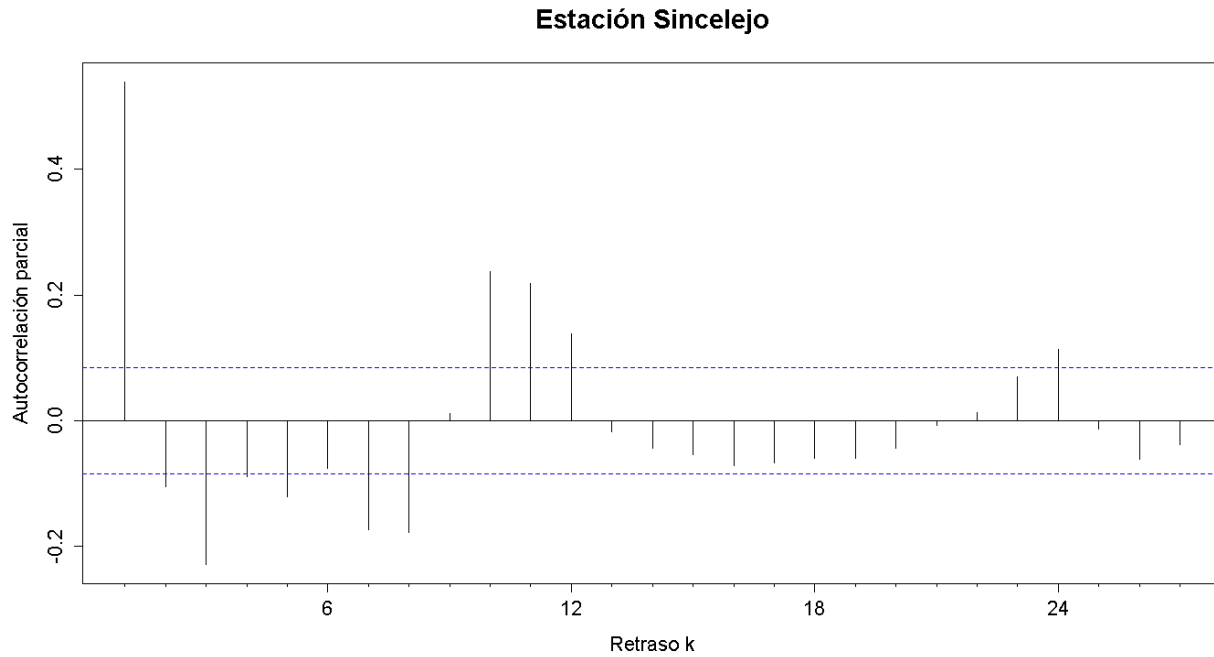


Figura G. 564. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Sincelejo

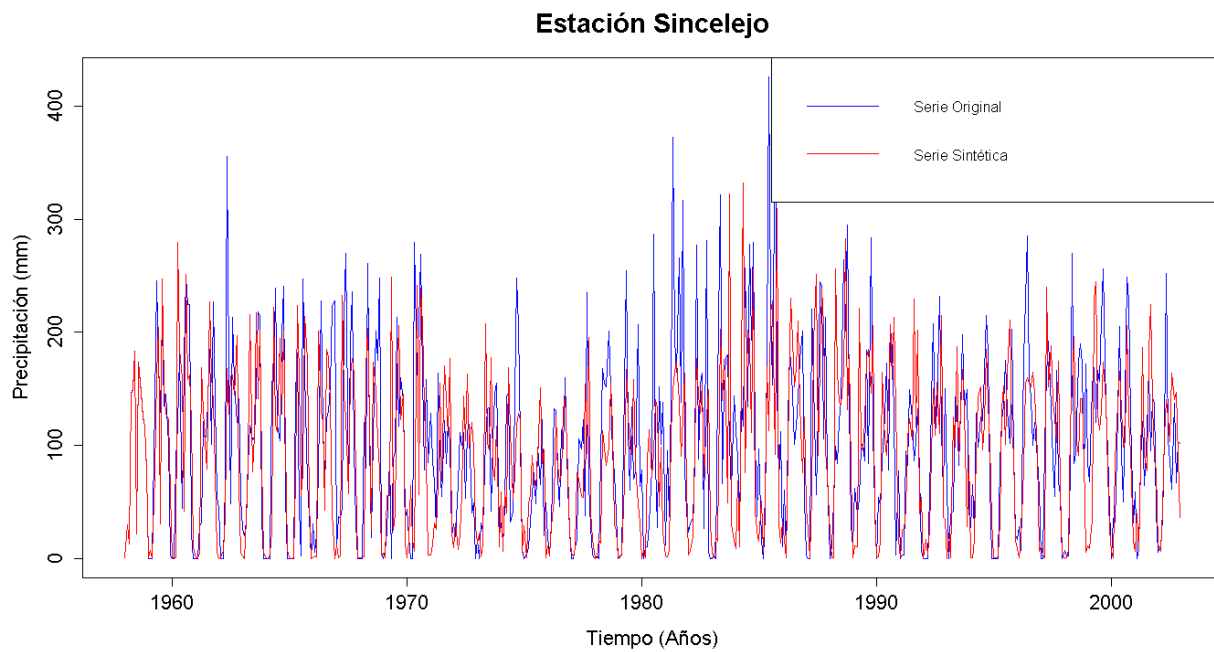


Figura G. 565. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Sincelejo

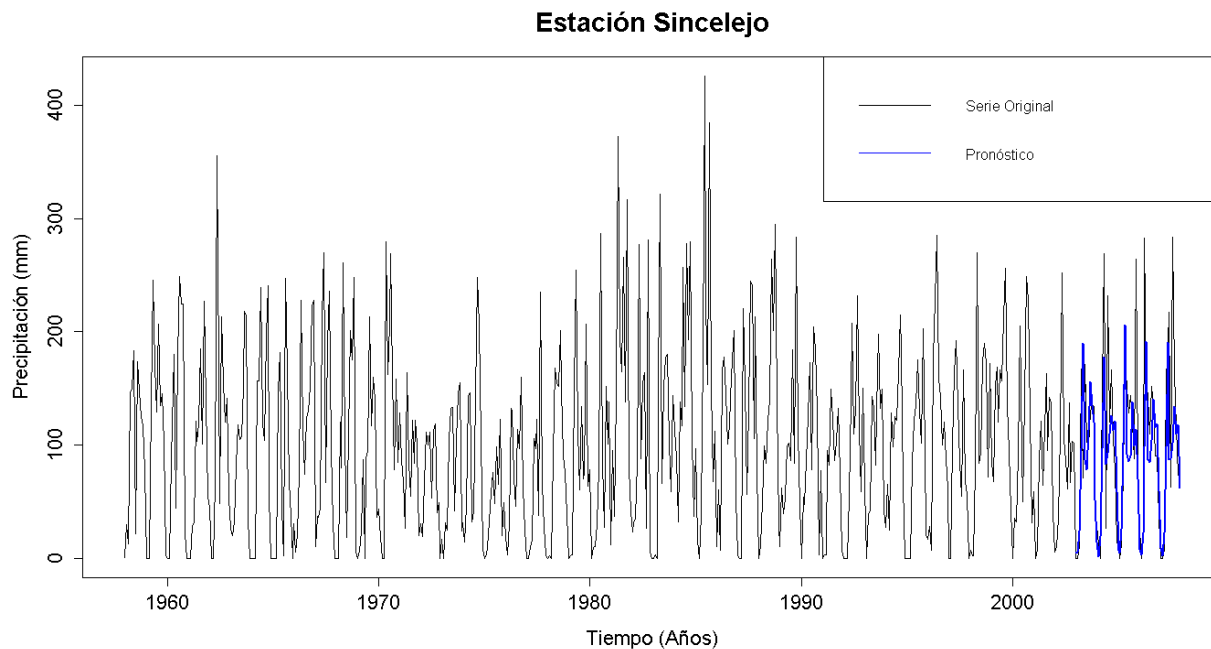


Figura G. 566. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Sincelejo

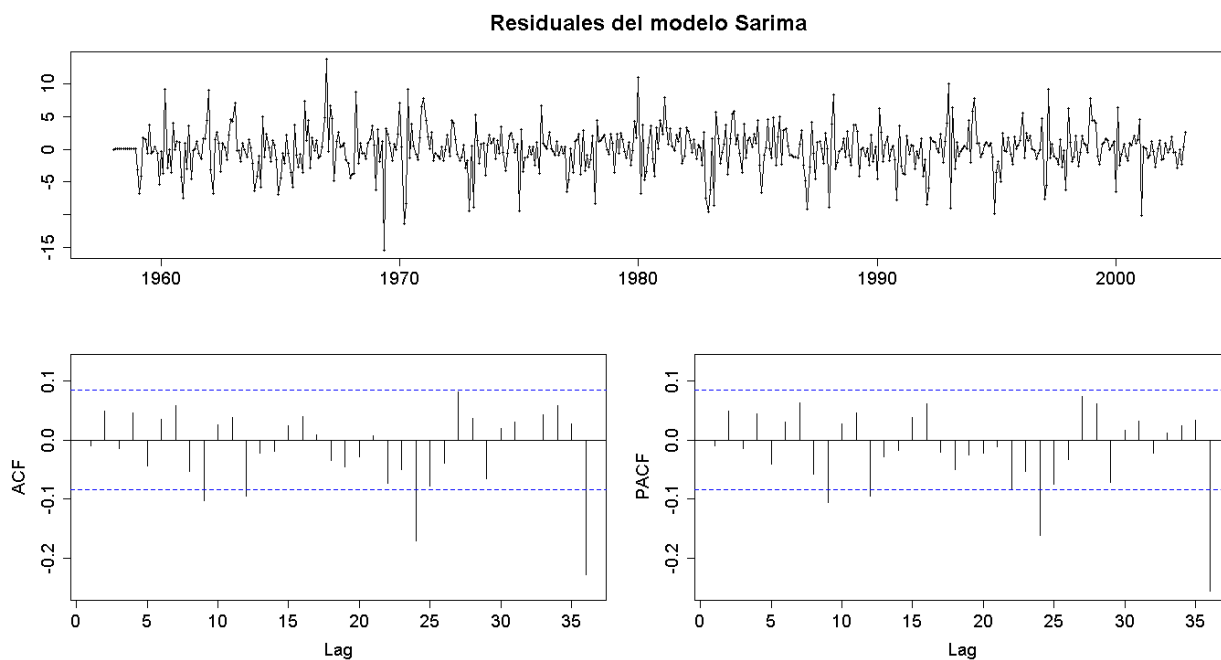


Figura G. 567. Residuales del modelo SARIMA de la estación Sincelejo

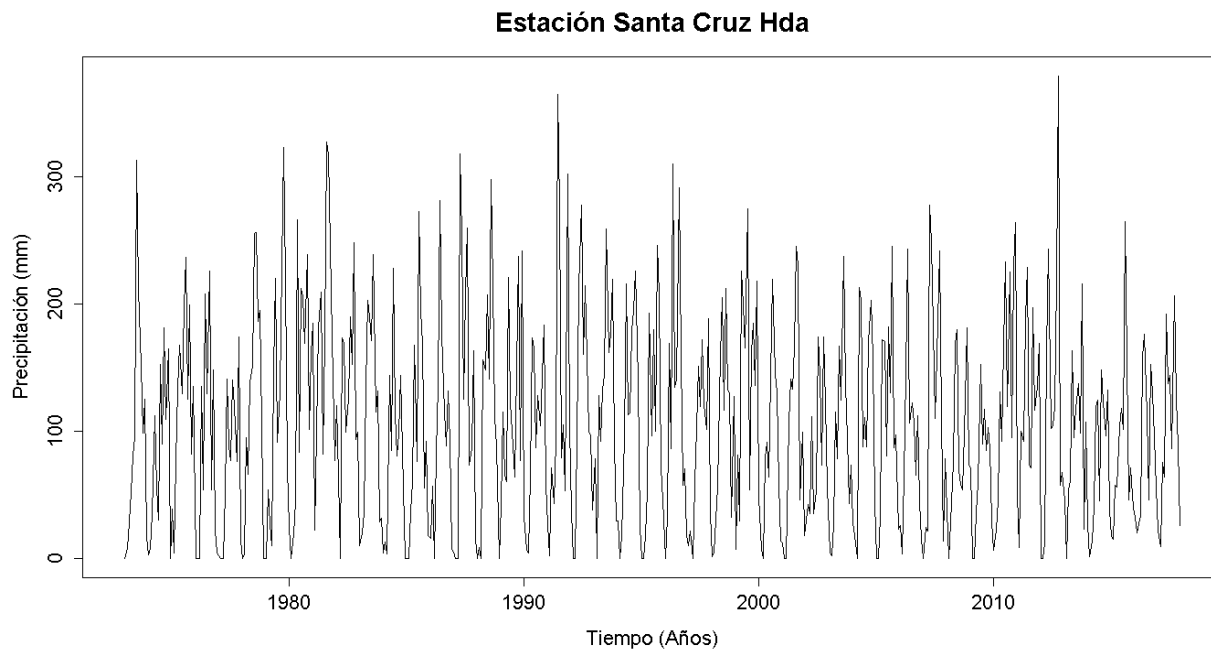


Figura G. 568. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Santa Cruz Hda

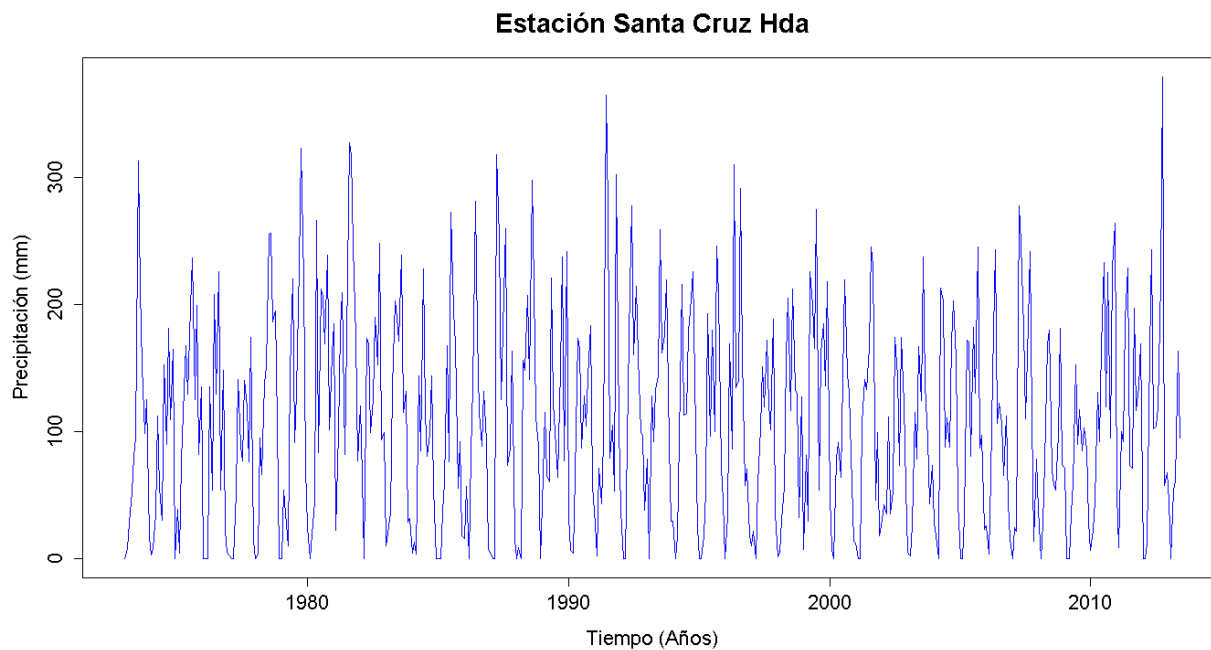


Figura G. 569. Vector de calibración de la estación Santa Cruz Hda

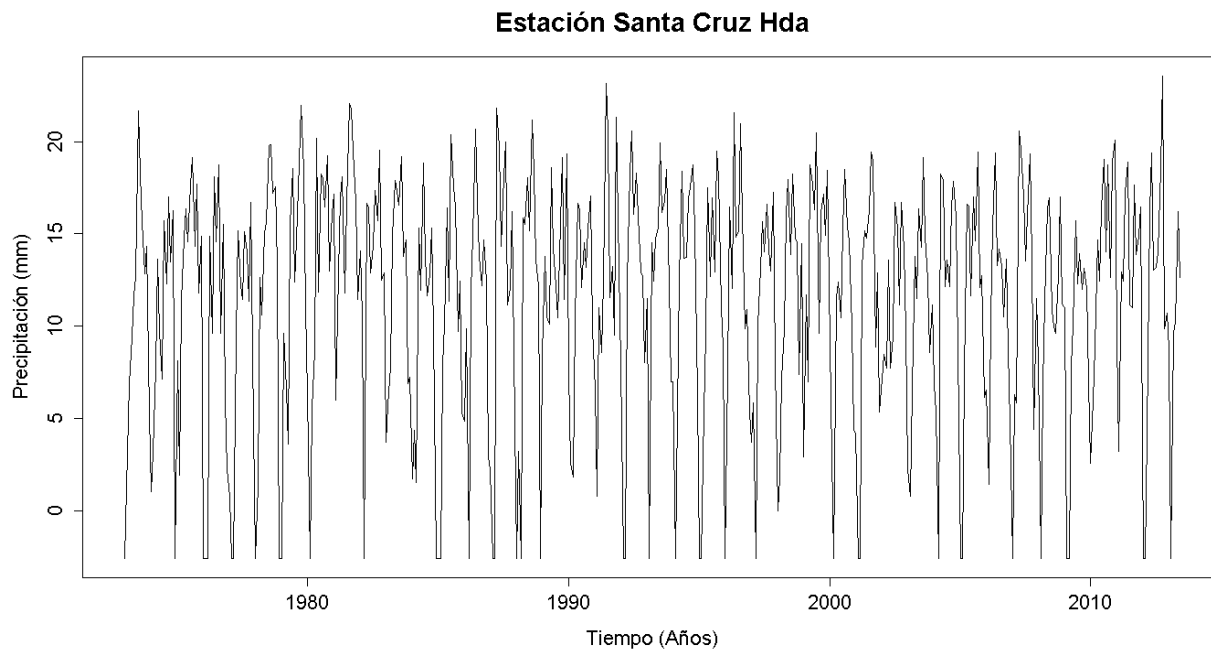


Figura G. 570. Vector de calibración de la estación Santa Cruz Hda transformado usando Box-Cox

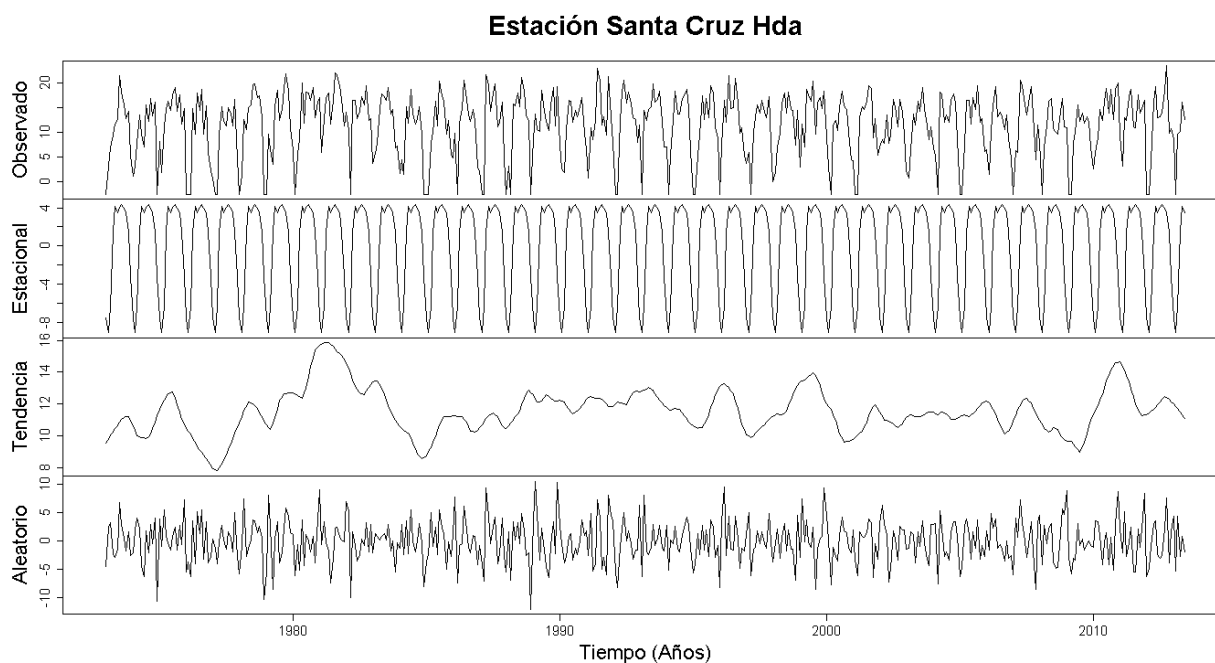


Figura G. 571. Descomposición de la serie transformada de la estación Santa Cruz Hda

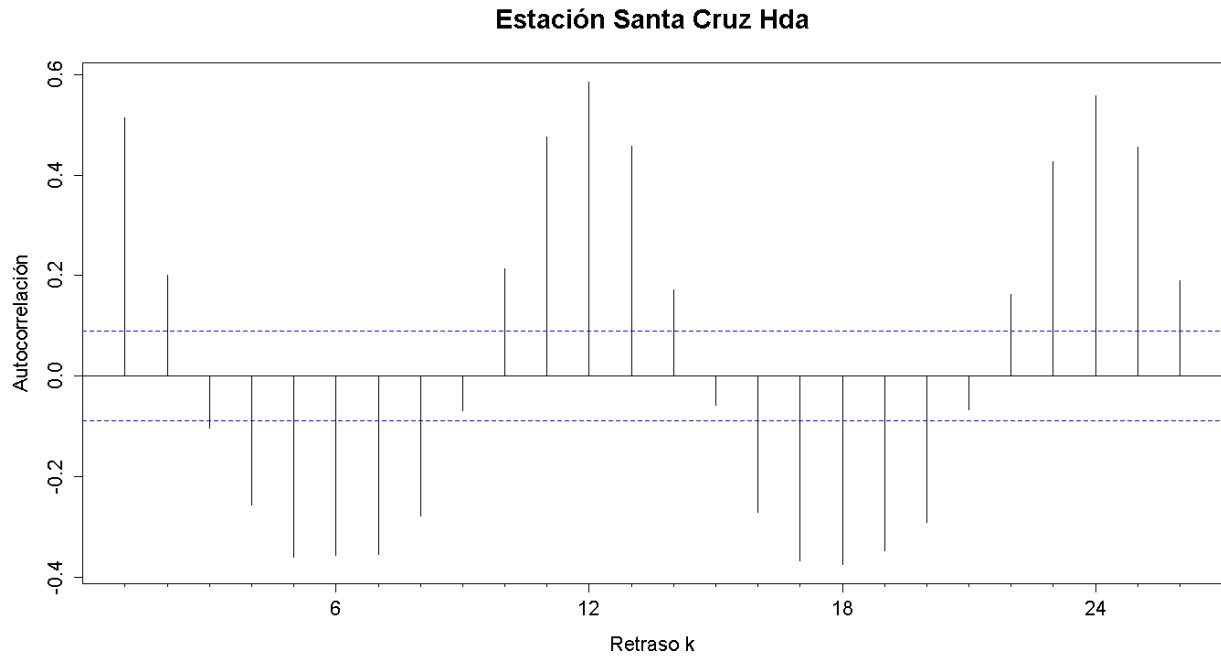


Figura G. 572. Autocorrelograma de la serie de la estación Santa Cruz Hda

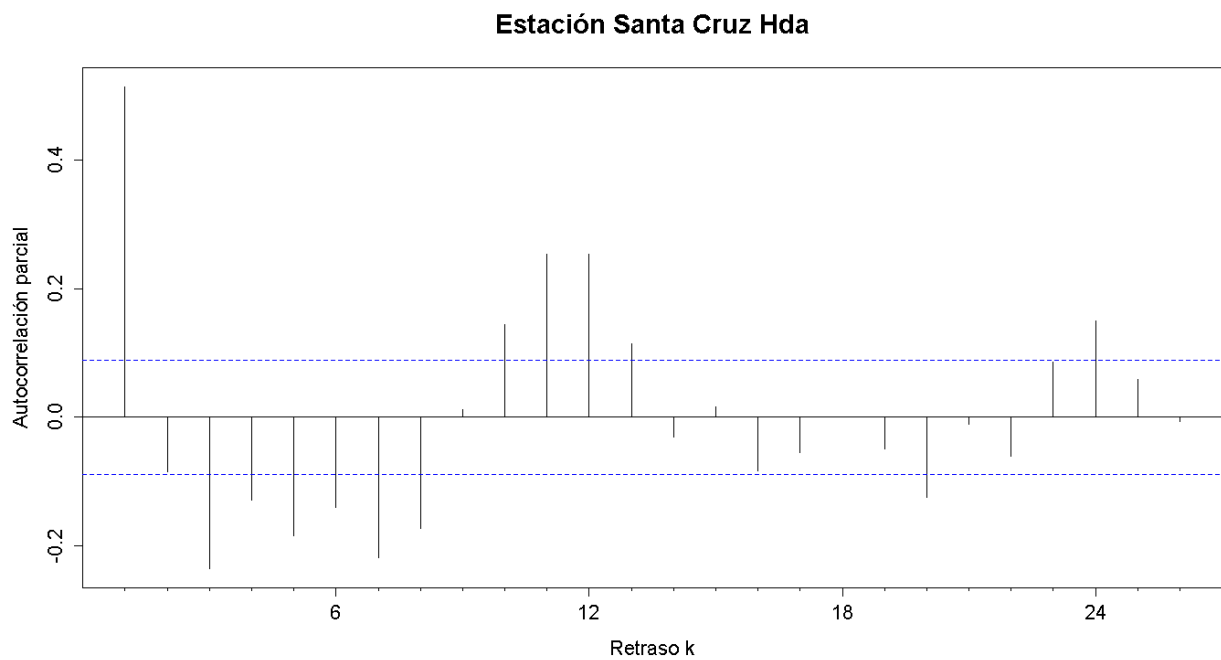


Figura G. 573. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Santa Cruz Hda

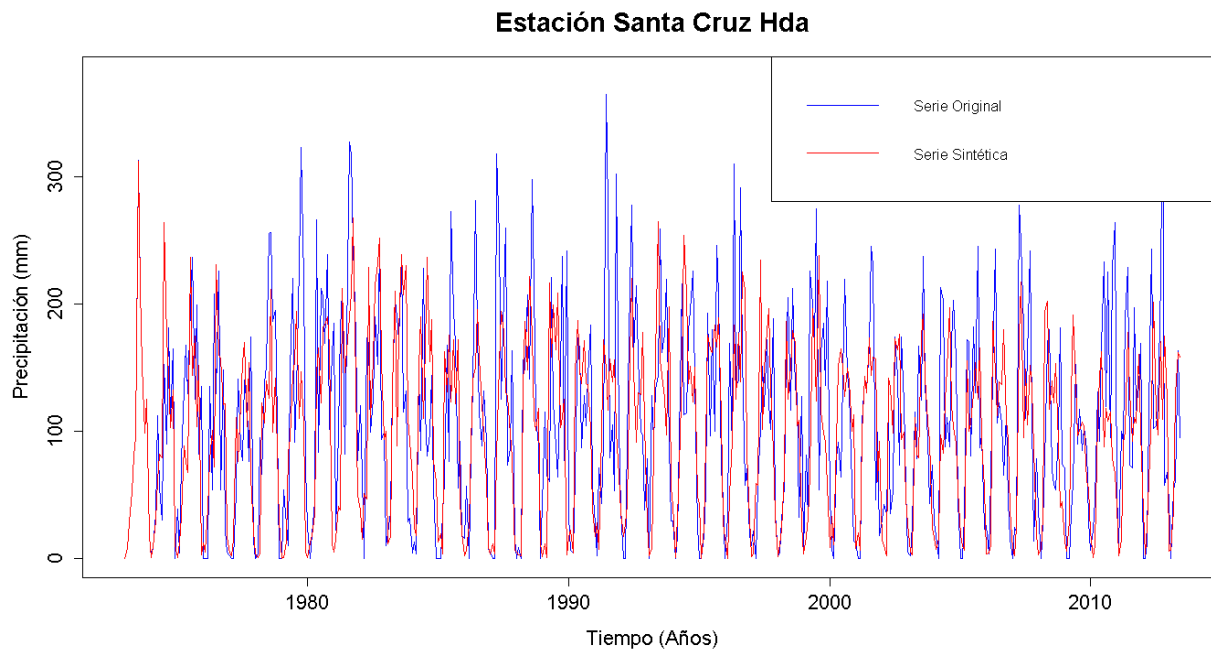


Figura G. 574. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Santa Cruz Hda

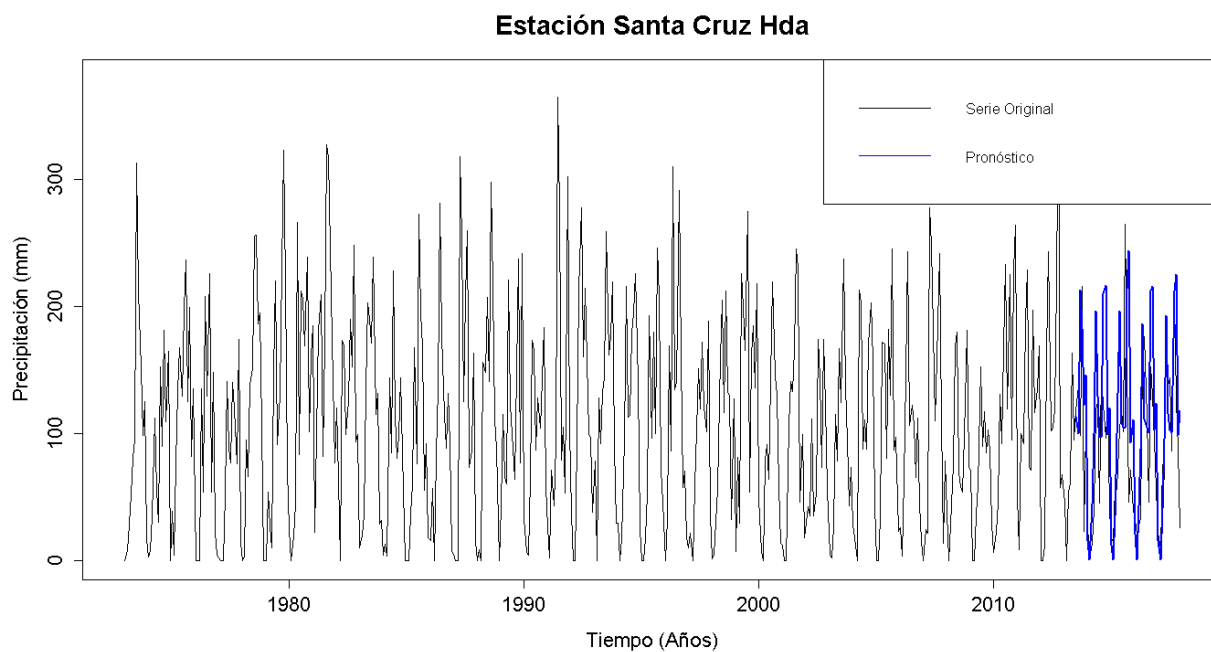


Figura G. 575. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Santa Cruz Hda

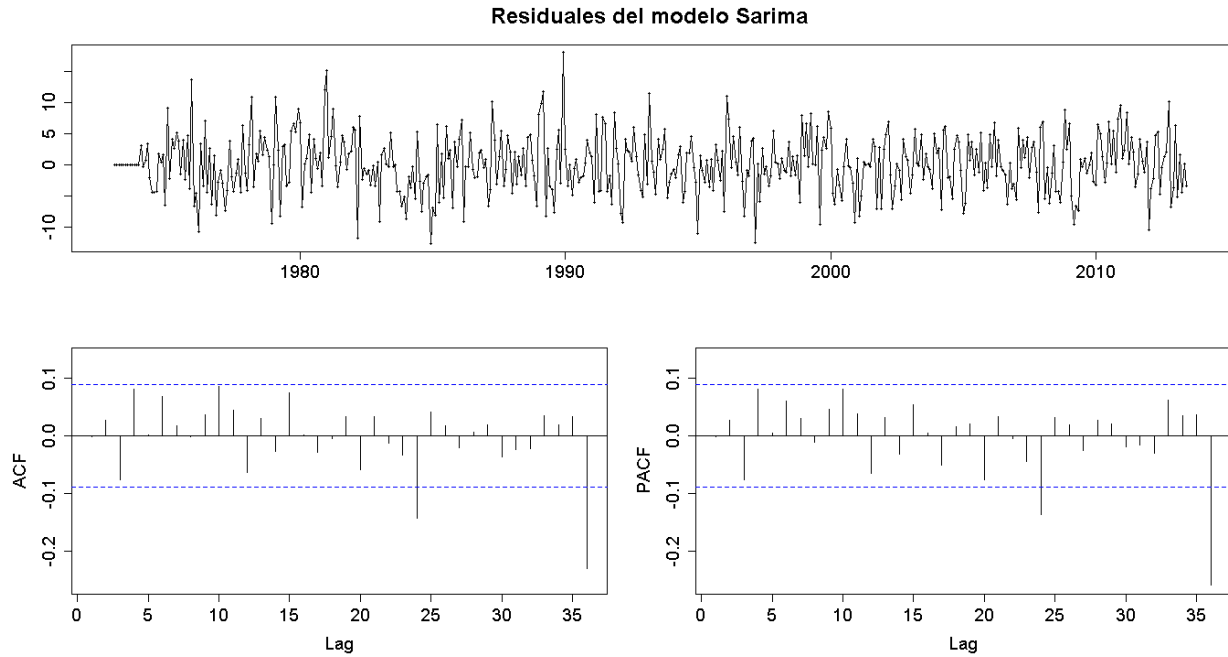


Figura G. 576. Residuales del modelo SARIMA de la estación Santa Cruz Hda

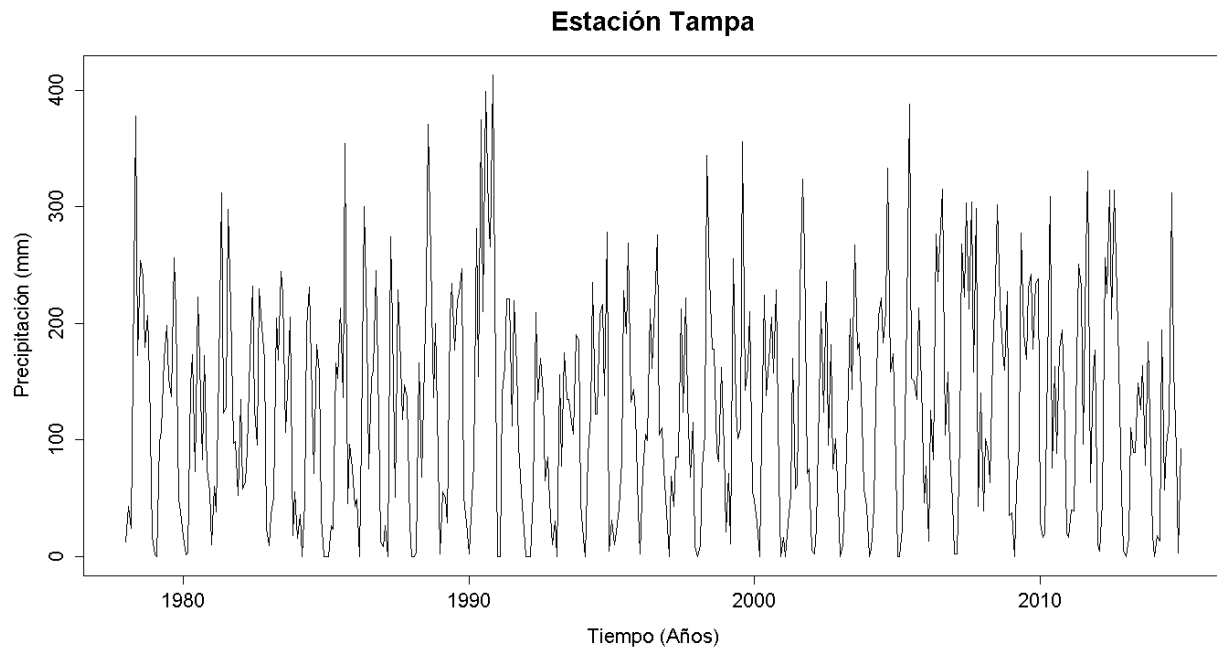


Figura G. 577. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Tampa

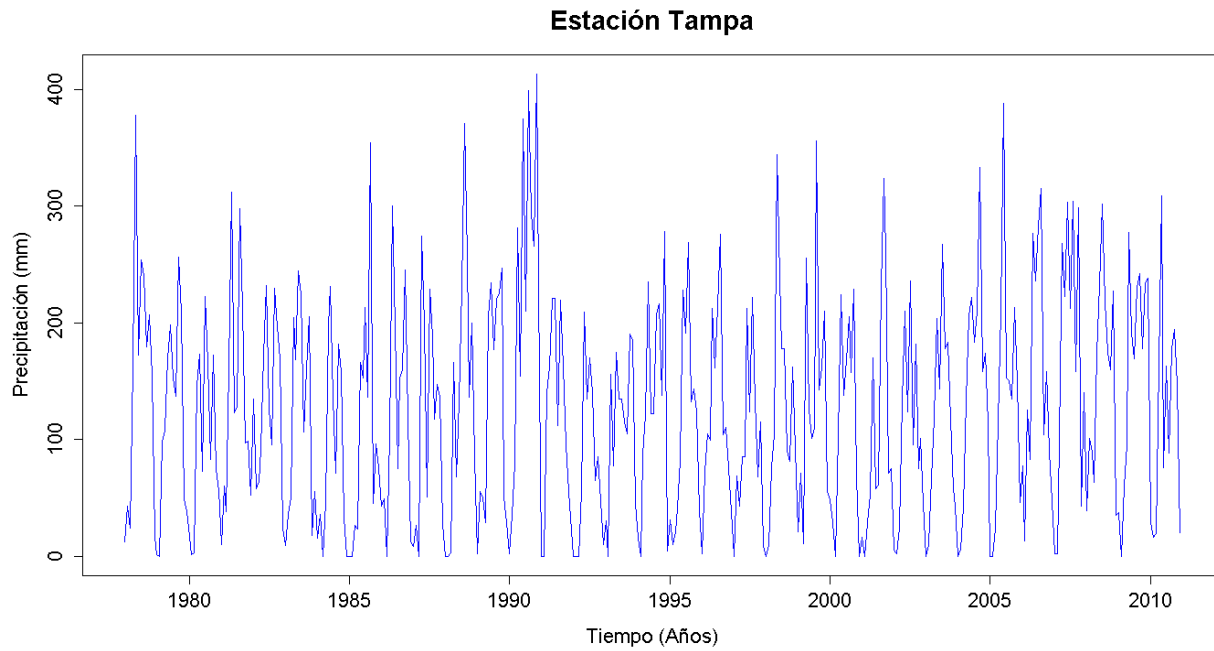


Figura G. 578. Vector de calibración de la estación Tampa

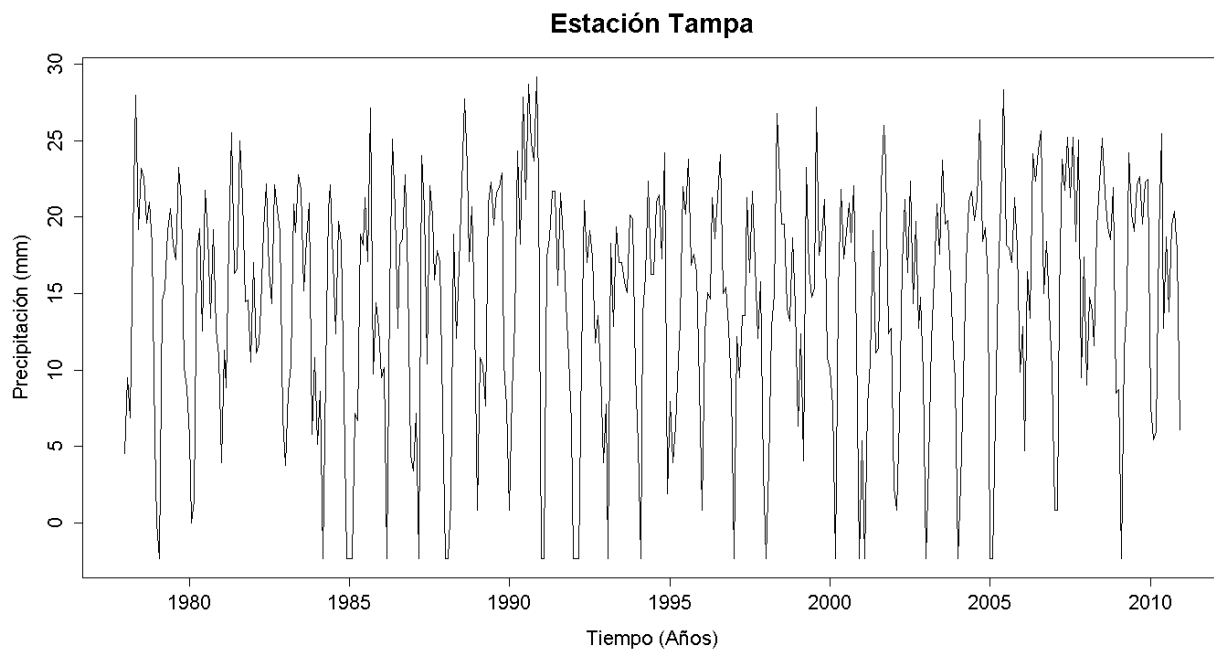


Figura G. 579. Vector de calibración de la estación Tampa transformado usando Box-Cox

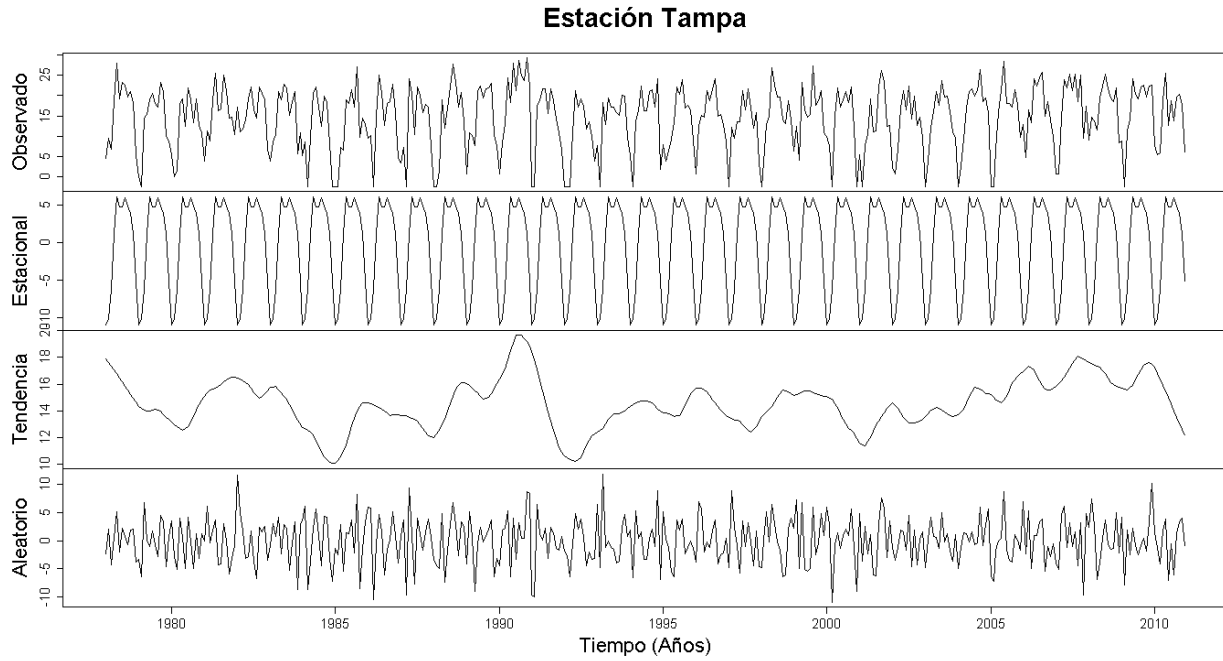


Figura G. 580. Descomposición de la serie transformada de la estación Tampa

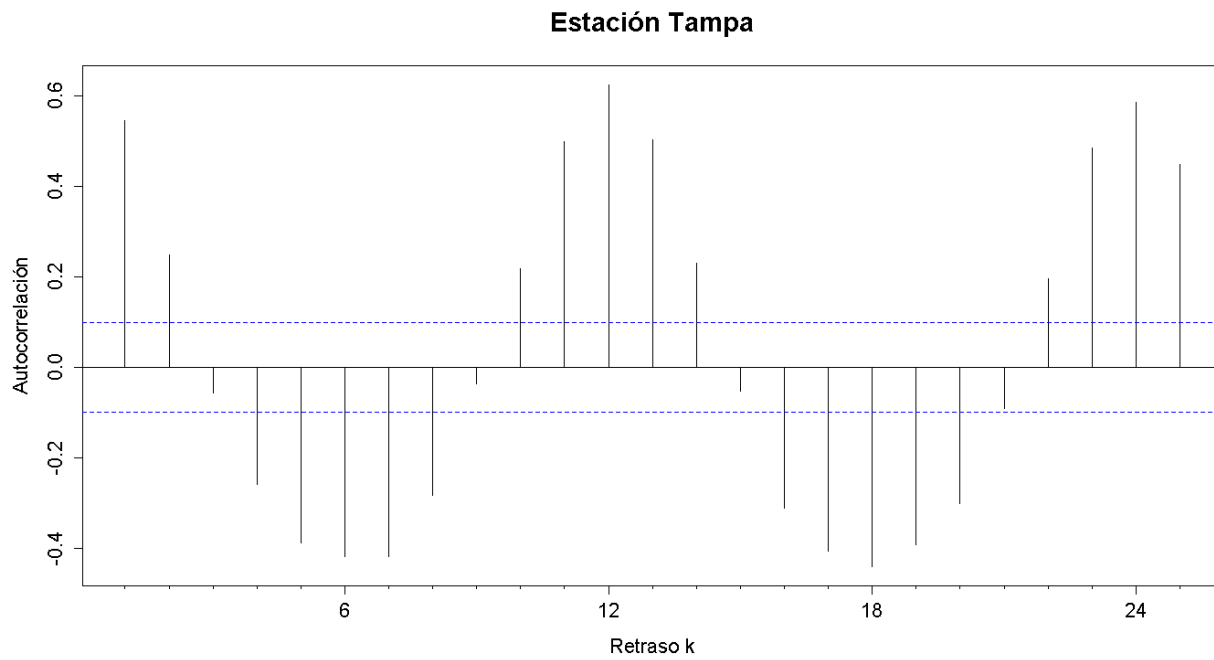


Figura G. 581. Autocorrelograma de la serie de la estación Tampa

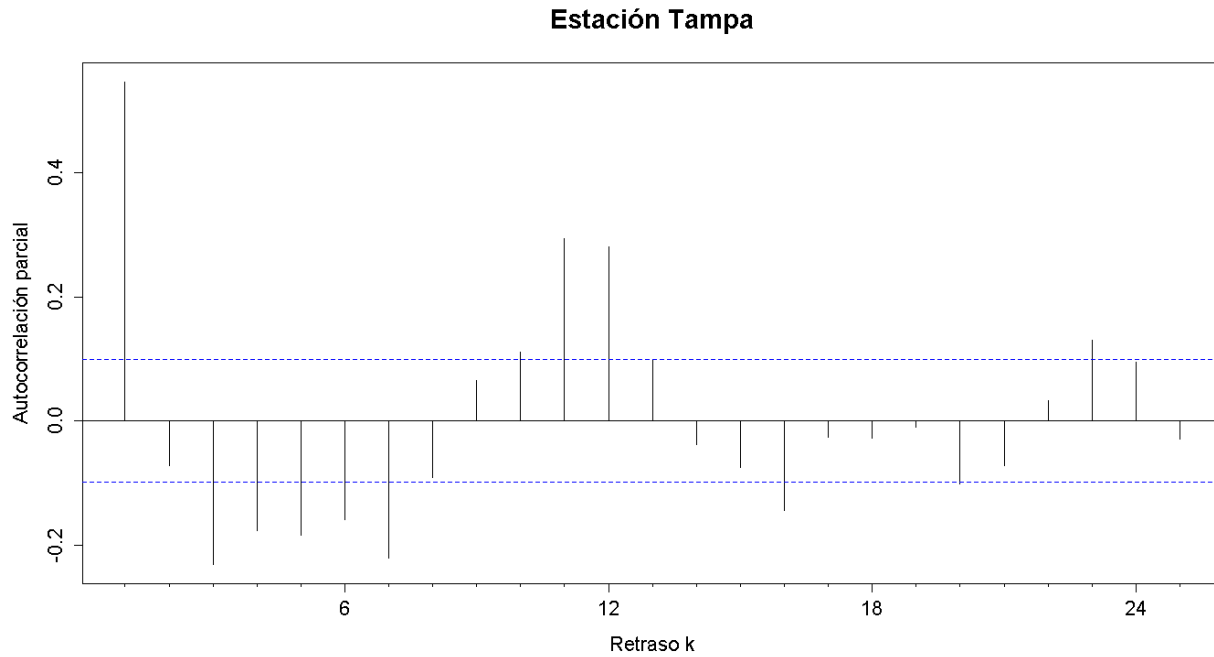


Figura G. 582. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Tampa

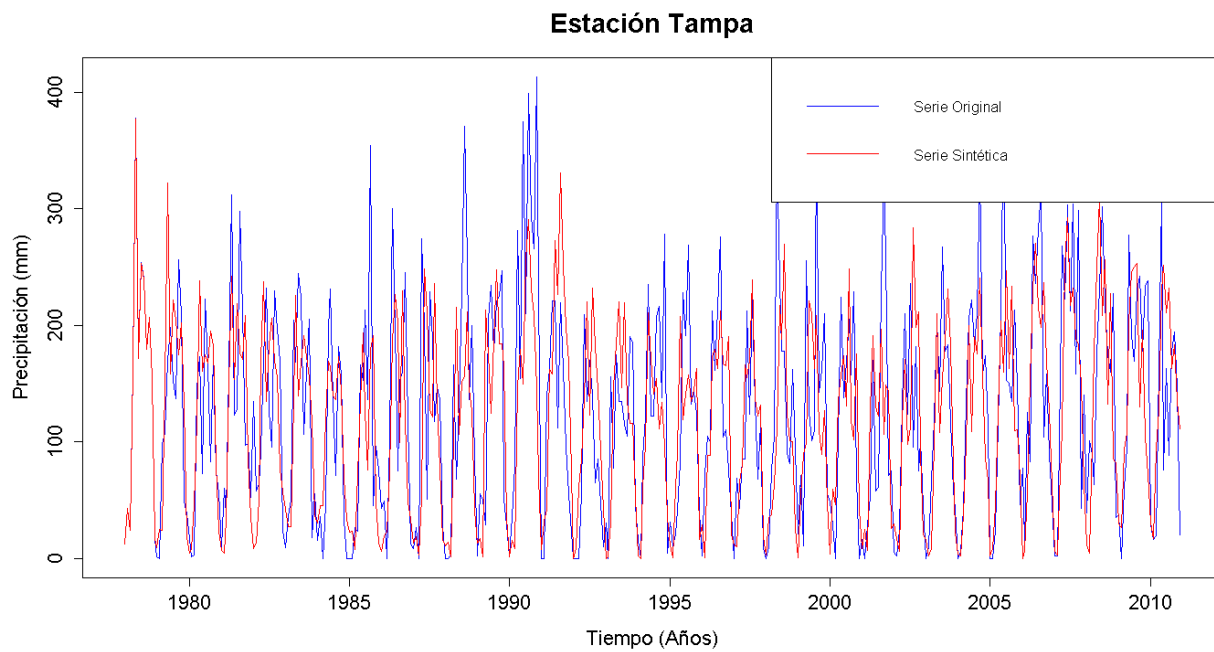


Figura G. 583. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Tampa

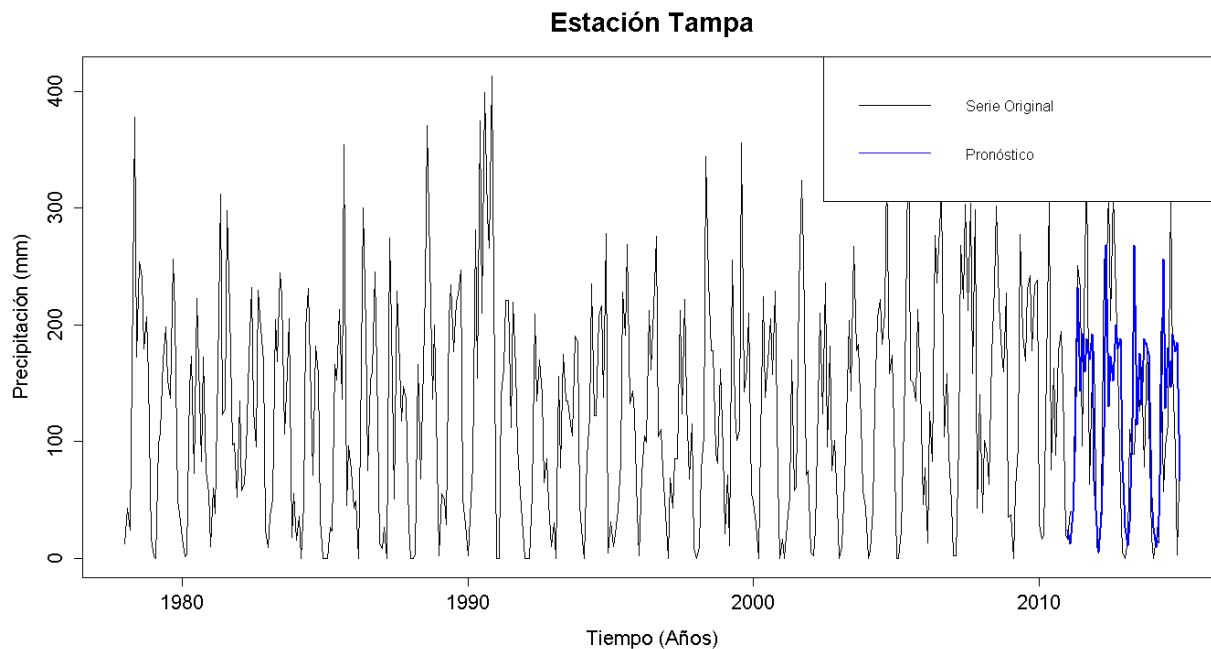


Figura G. 584. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Tampa

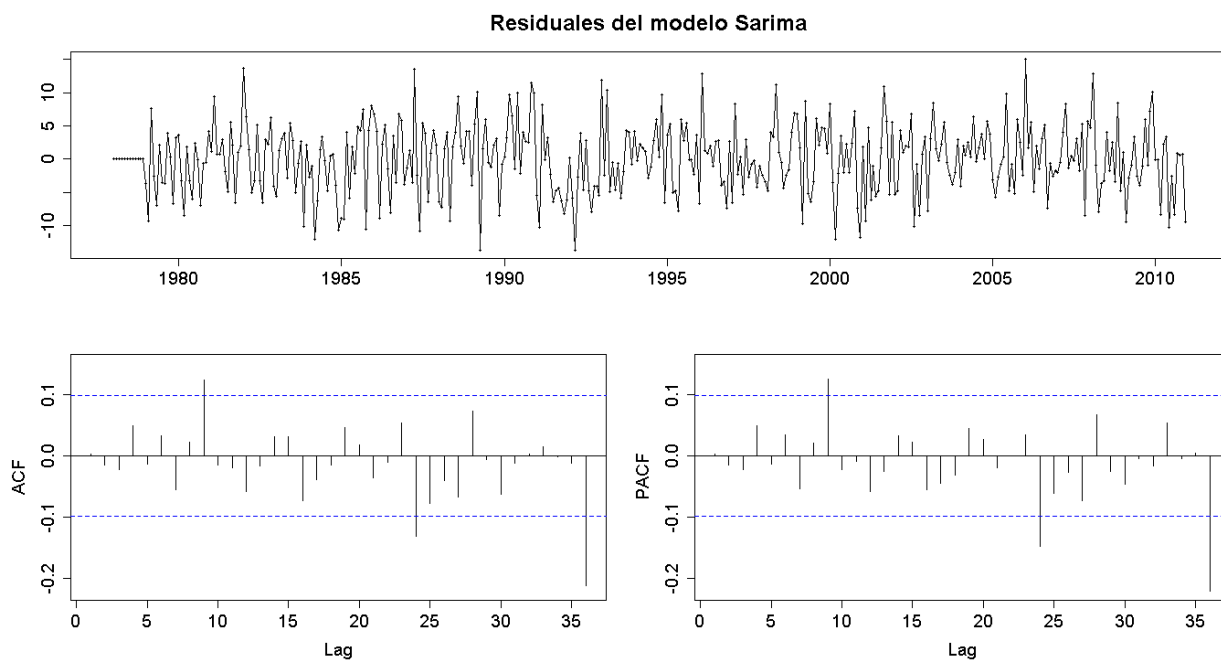


Figura G. 585. Residuales del modelo SARIMA de la estación Tampa

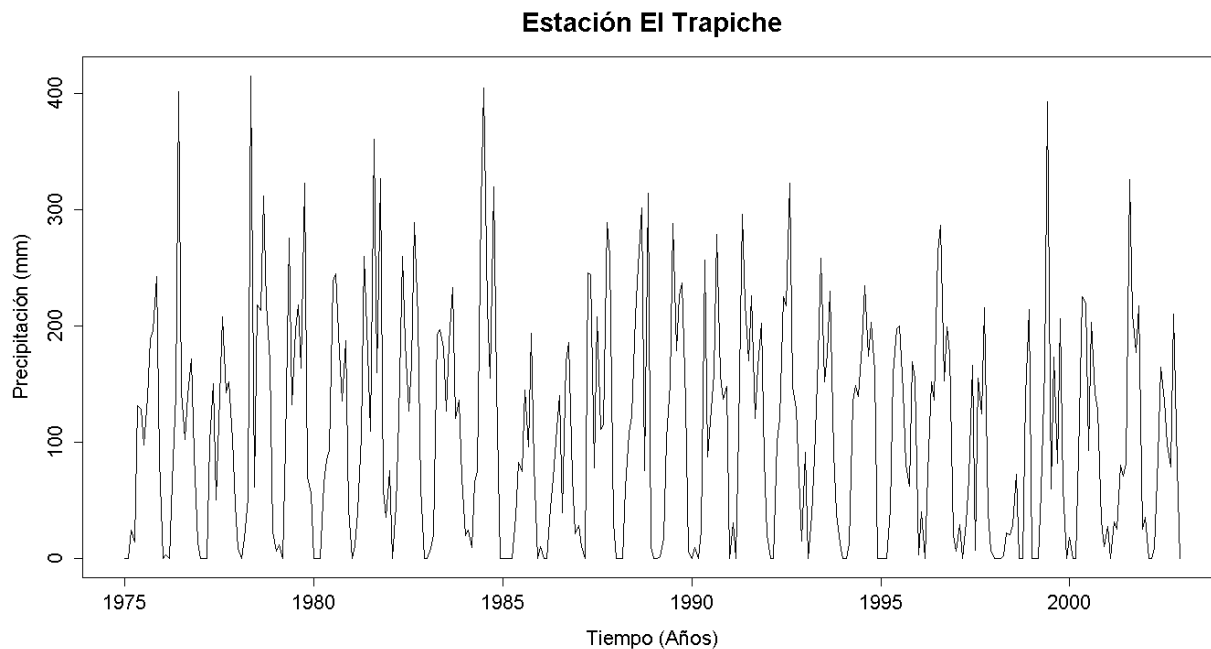


Figura G. 586. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación El Trapiche

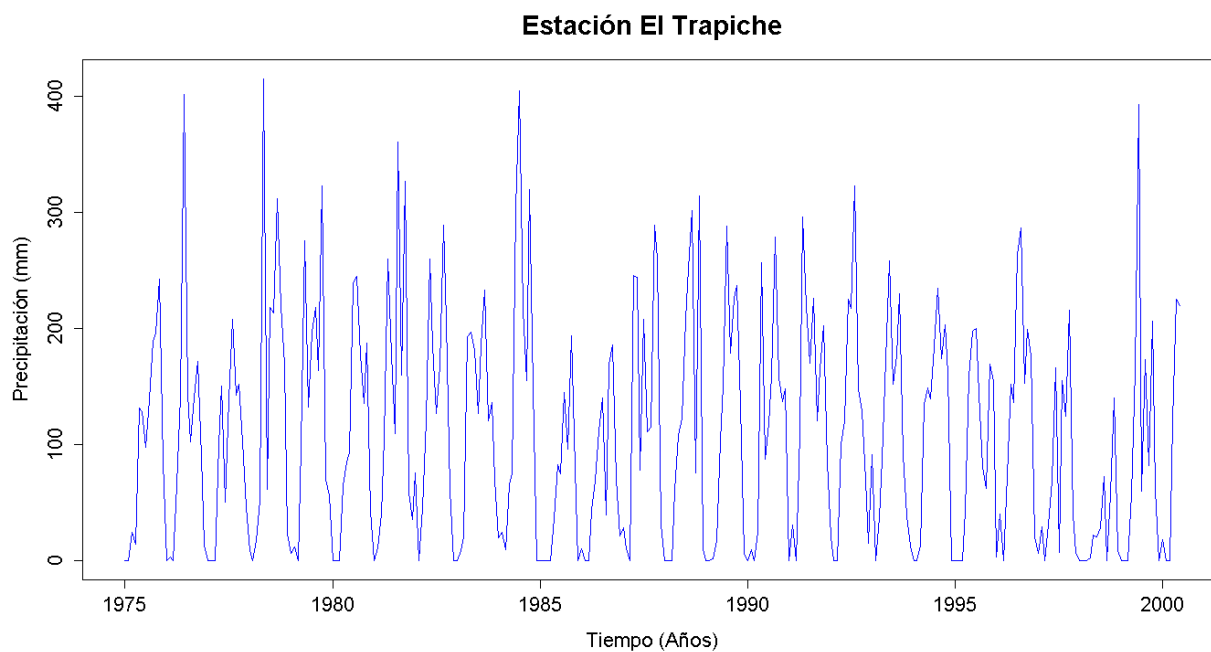


Figura G. 587. Vector de calibración de la estación El Trapiche

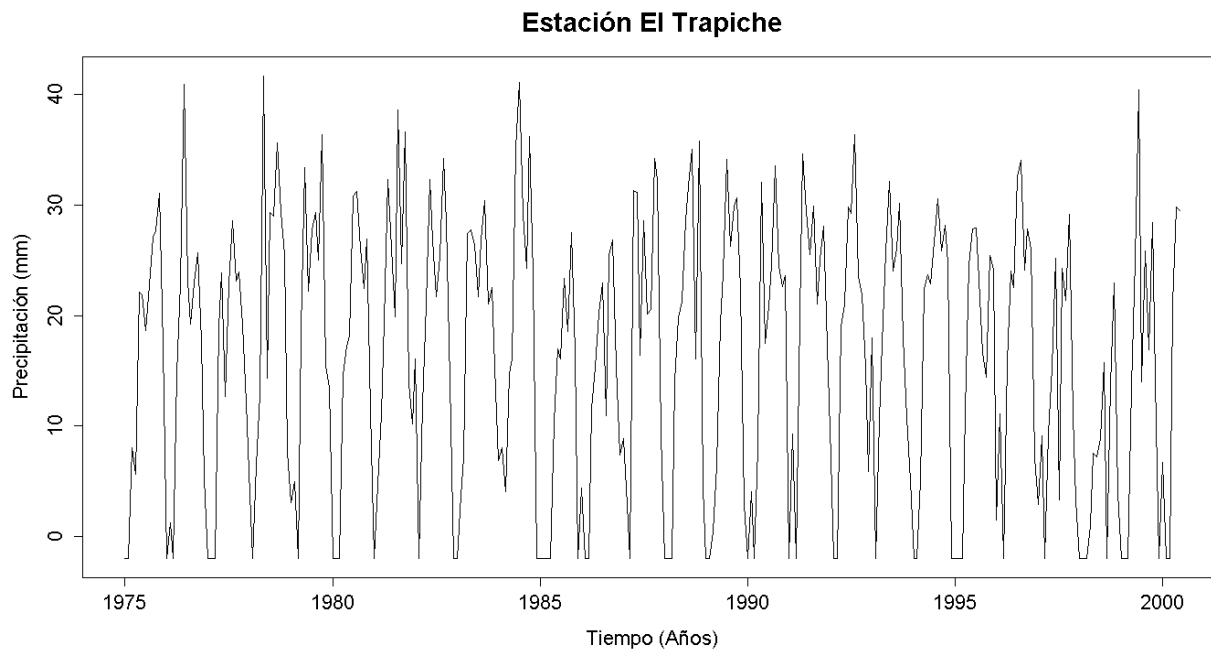


Figura G. 588. Vector de calibración de la estación El Trapiche transformado usando Box-Cox

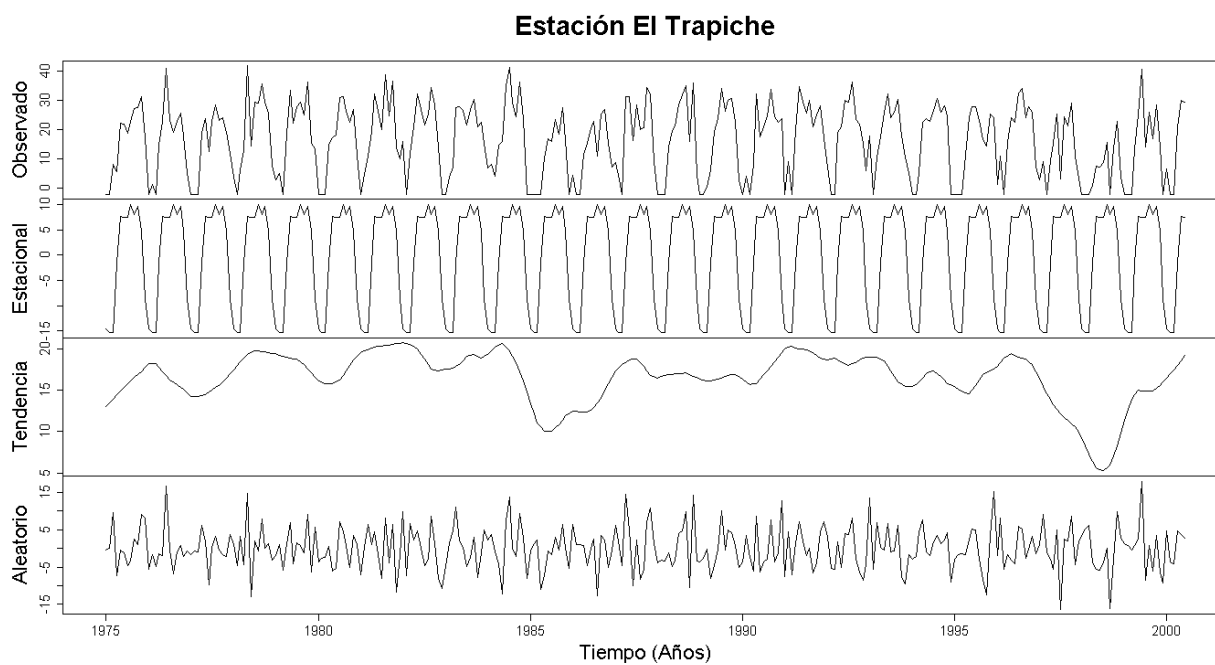


Figura G. 589. Descomposición de la serie transformada de la estación El Trapiche

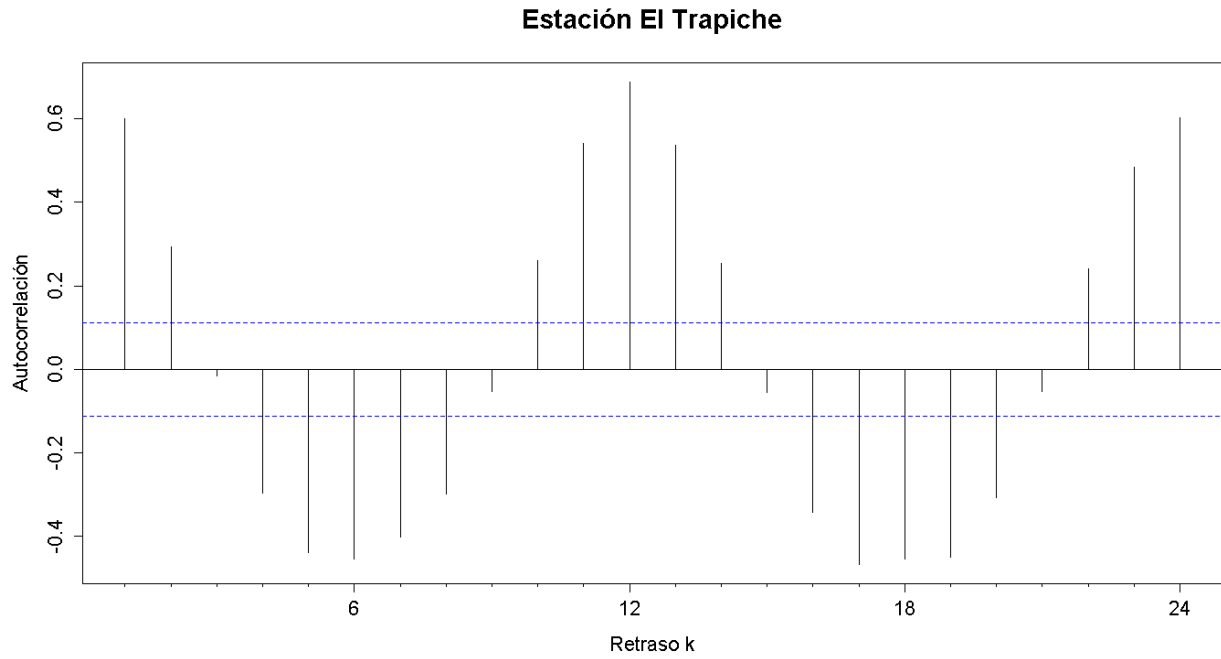


Figura G. 590. Autocorrelograma de la serie de la estación El Trapiche

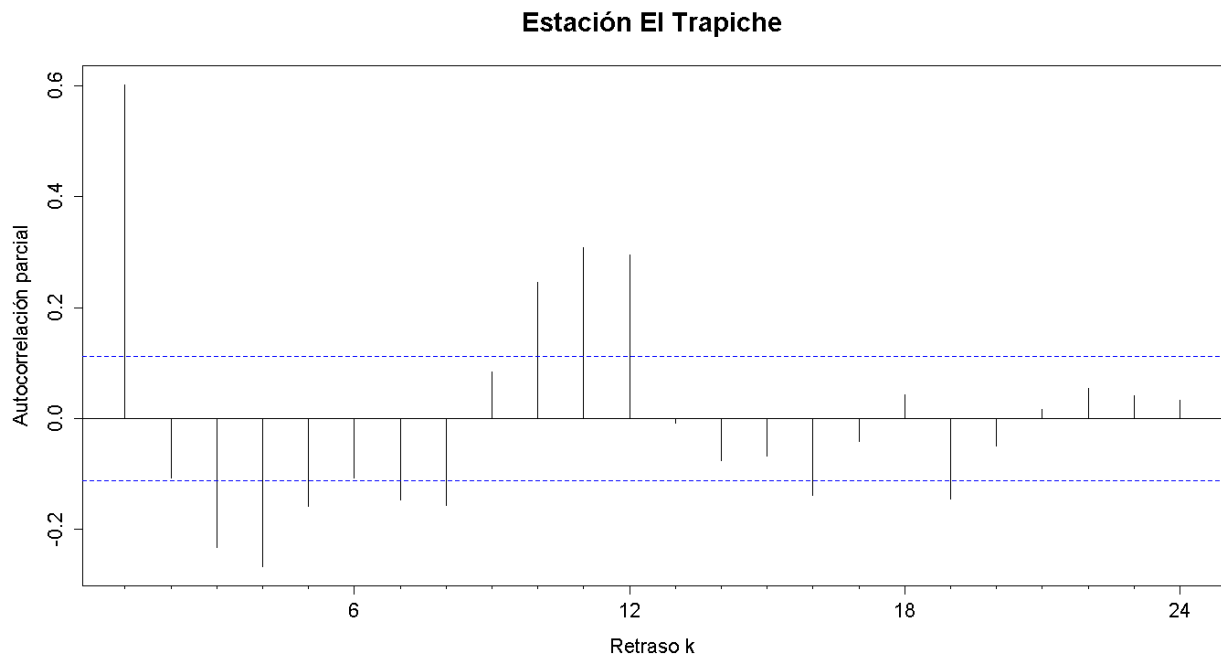


Figura G. 591. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación El Trapiche

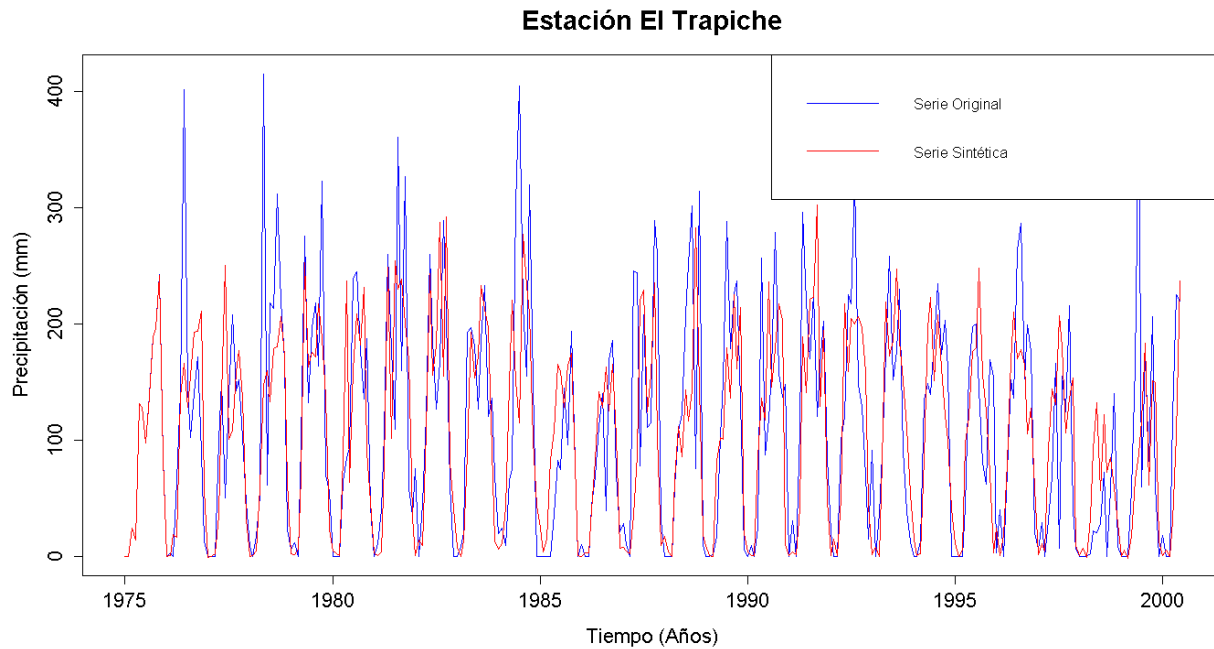


Figura G. 592. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación El Trapiche

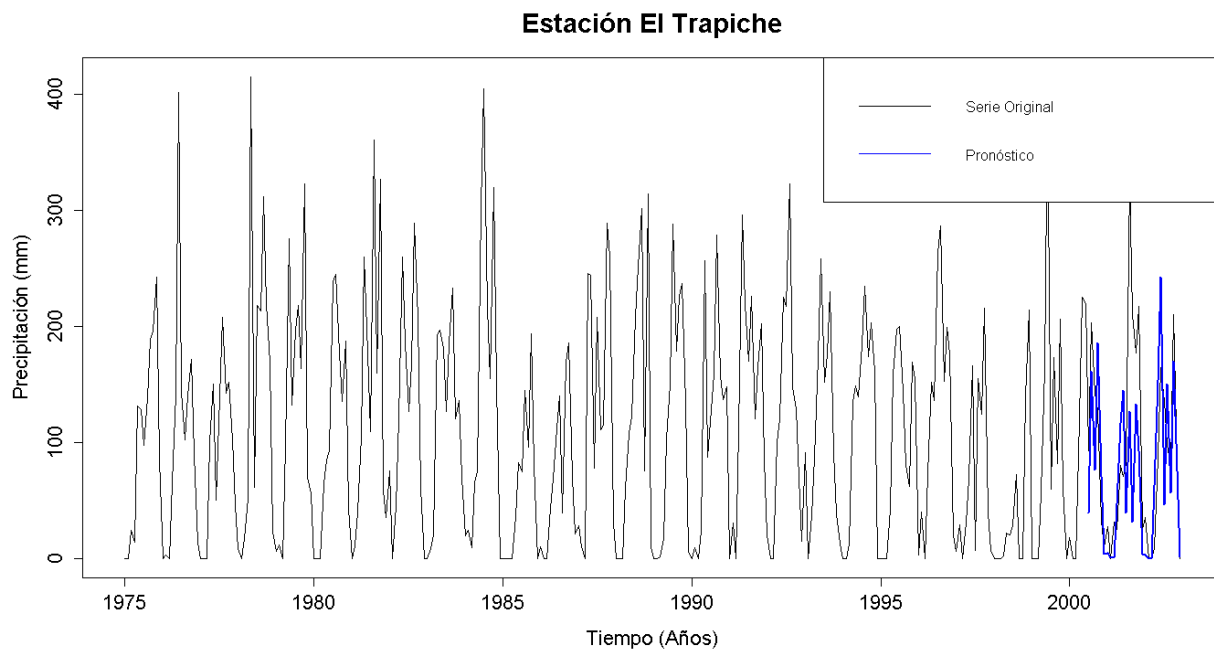


Figura G. 593. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación El Trapiche

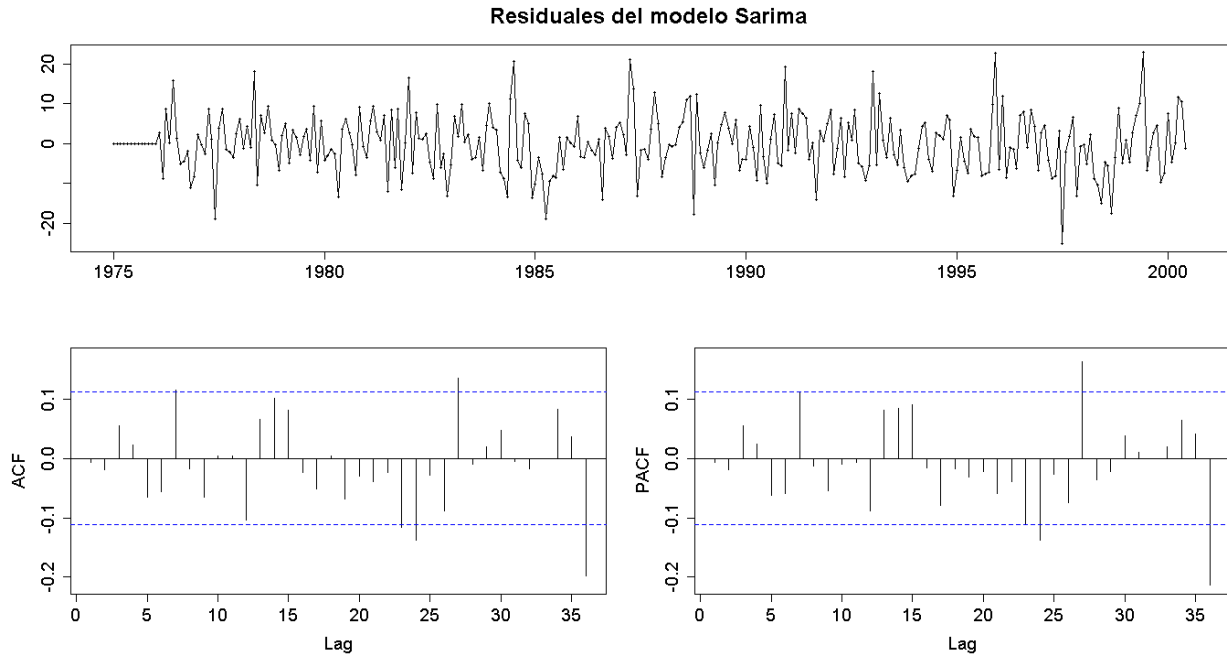


Figura G. 594. Residuales del modelo SARIMA de la estación El Trapiche

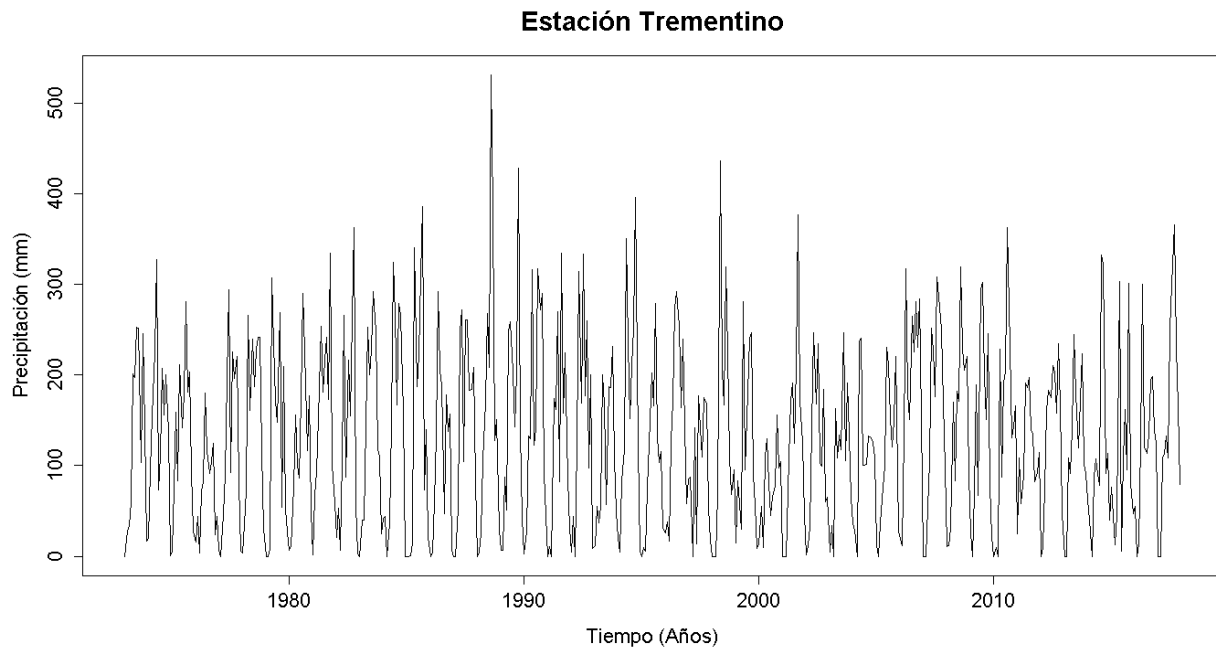


Figura G. 595. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Trementino

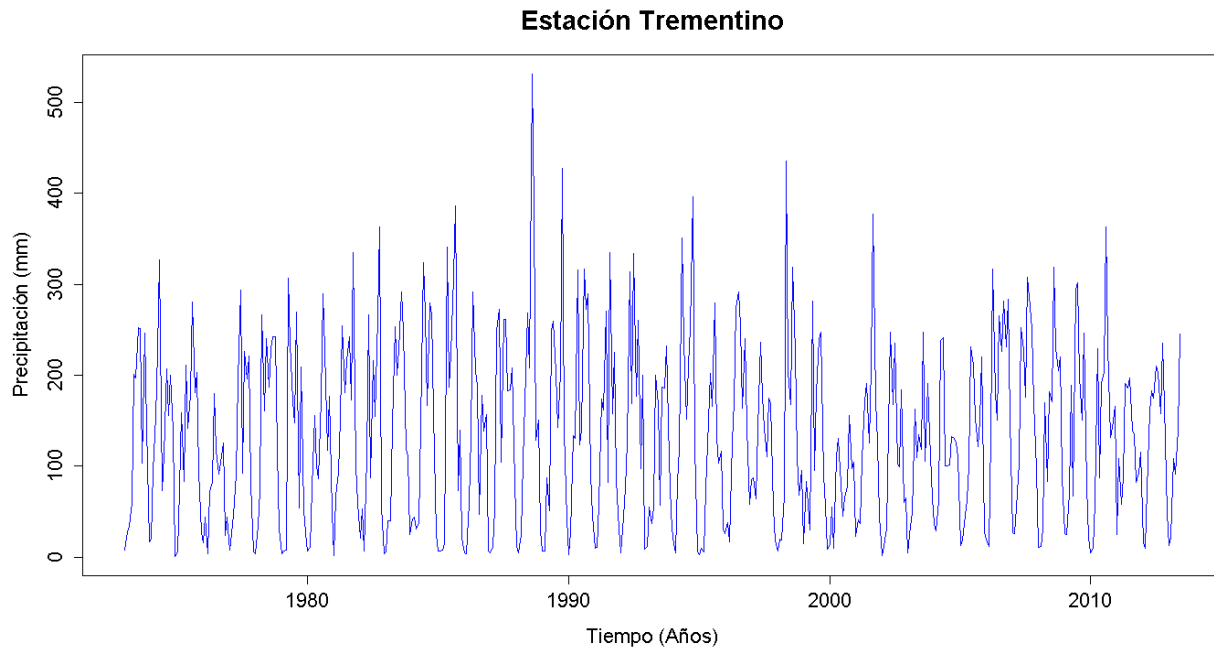


Figura G. 596. Vector de calibración de la estación Trementino

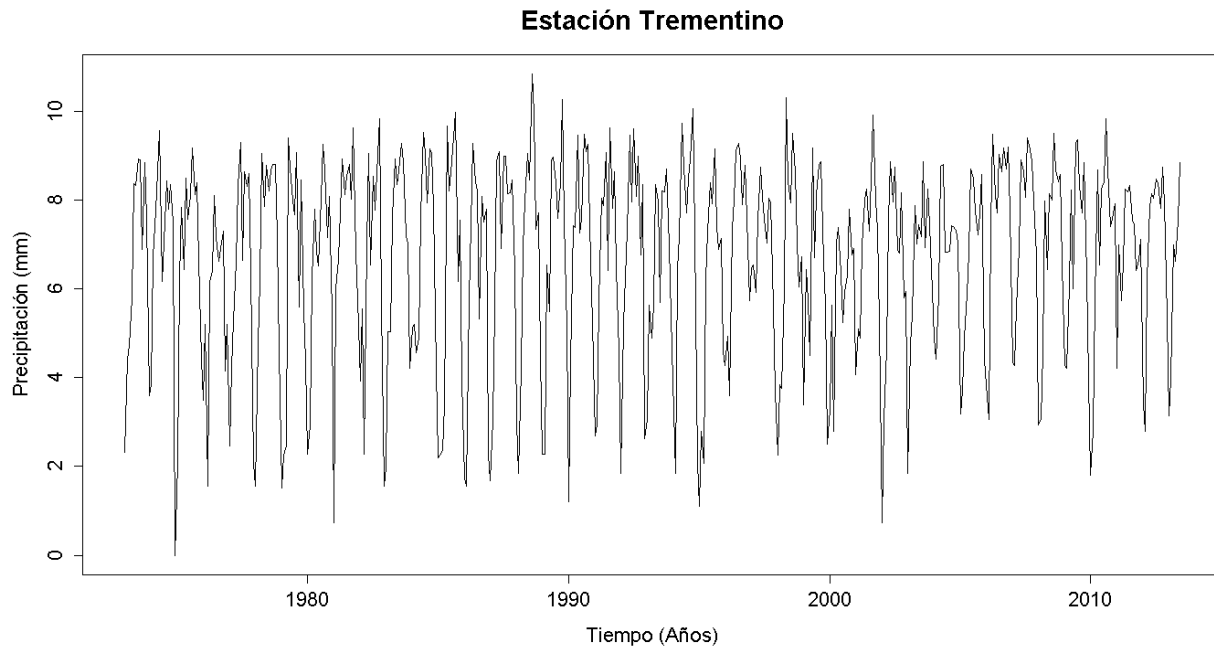


Figura G. 597. Vector de calibración de la estación Trementino transformado usando Box-Cox

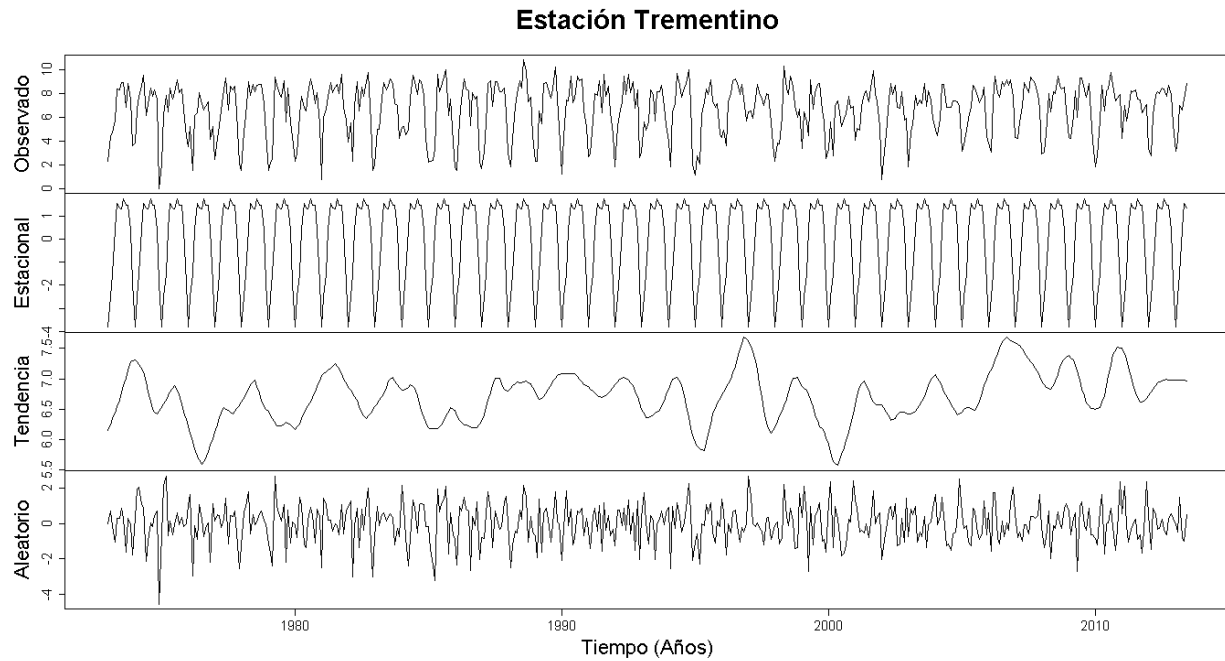


Figura G. 598. Descomposición de la serie transformada de la estación Trementino

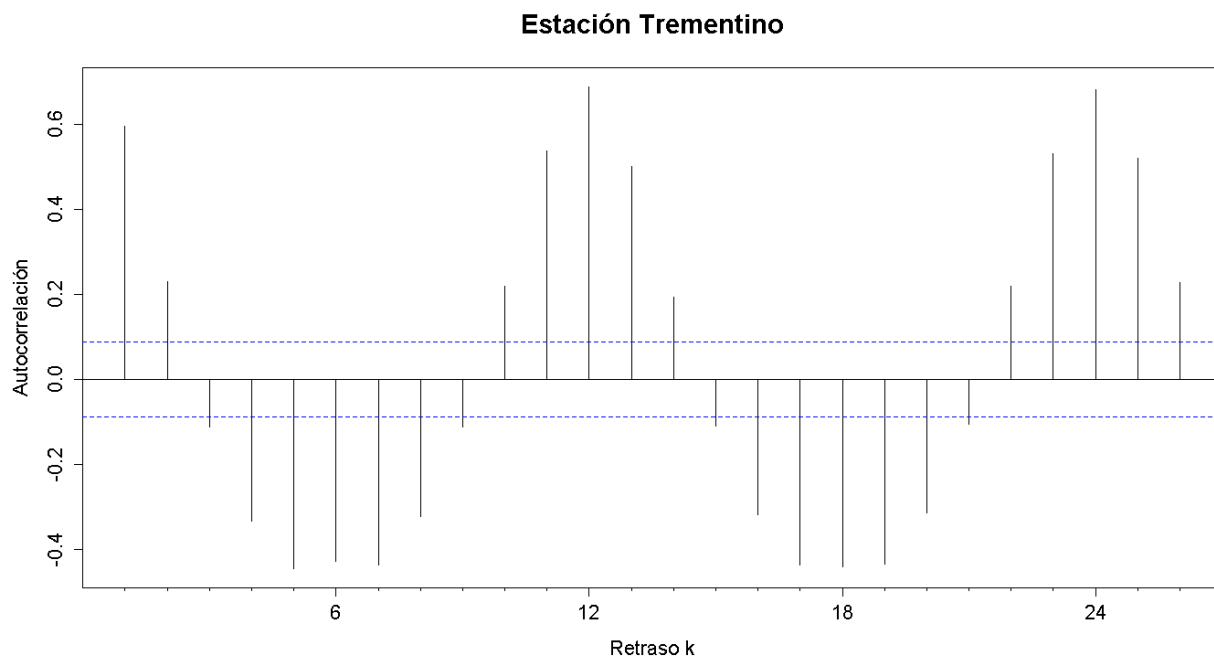


Figura G. 599. Autocorrelograma de la serie de la estación Trementino

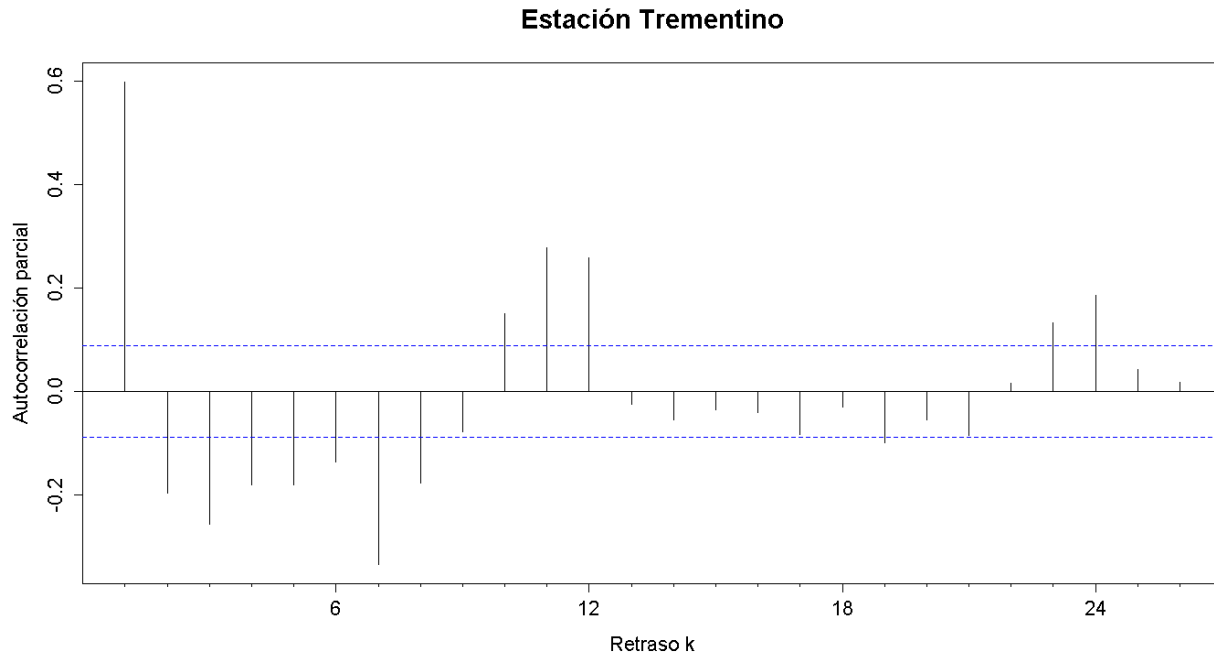


Figura G. 600. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Trementino

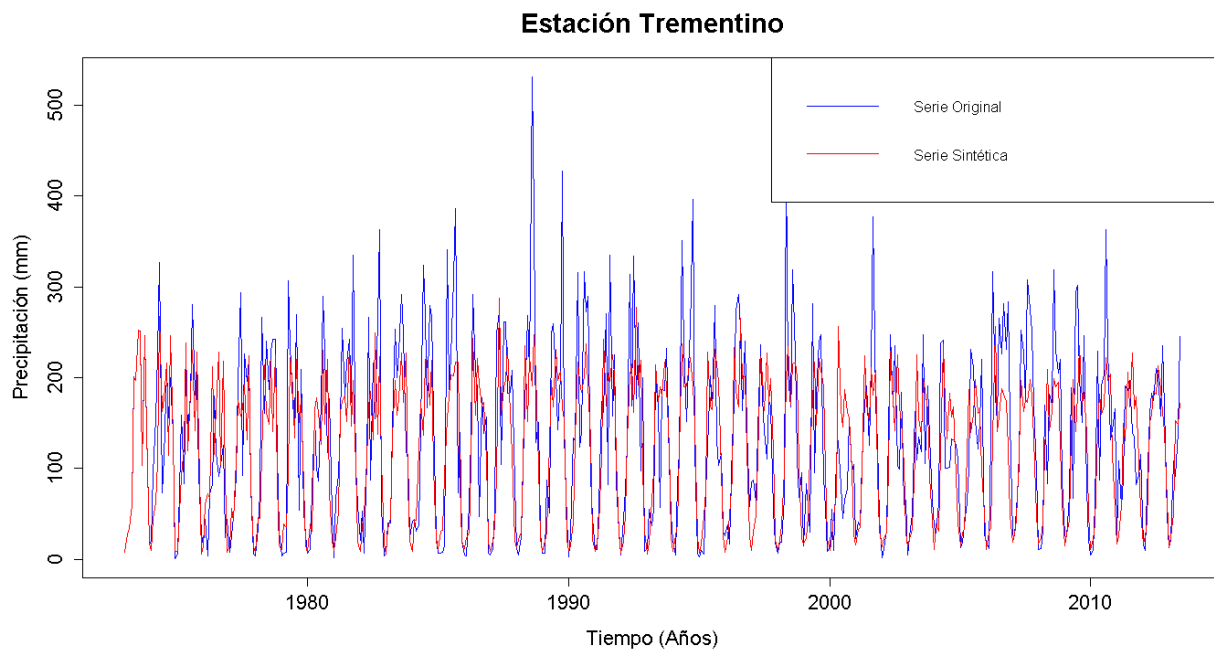


Figura G. 601. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Trementino

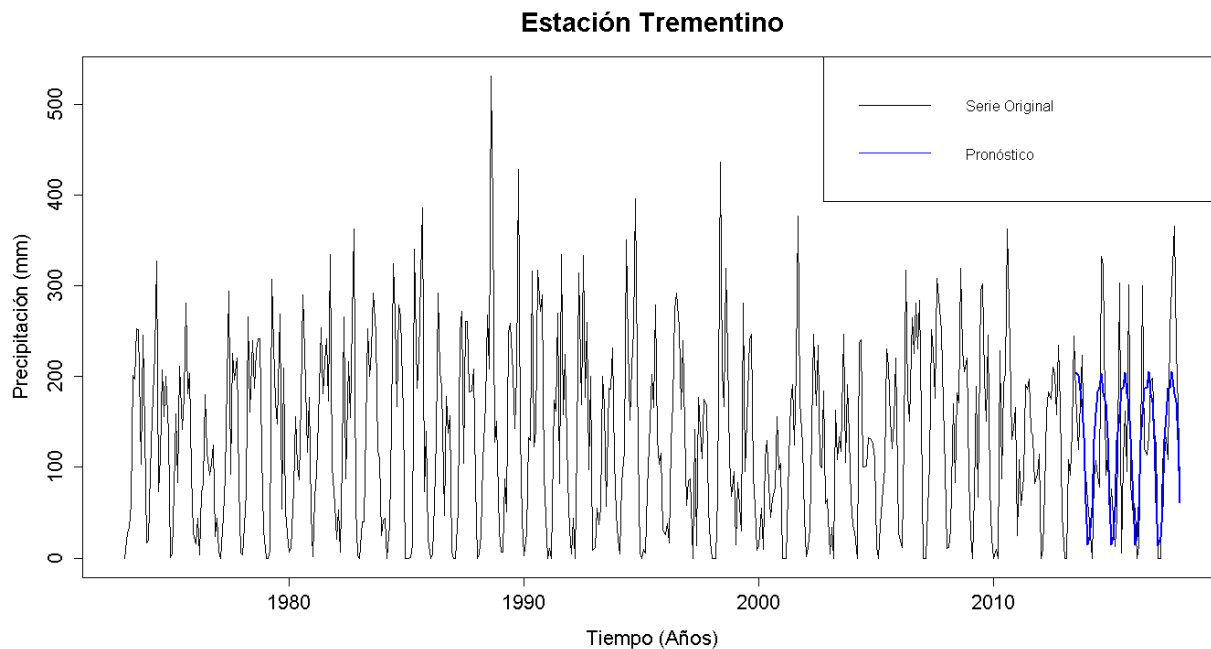


Figura G. 602. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Trementino

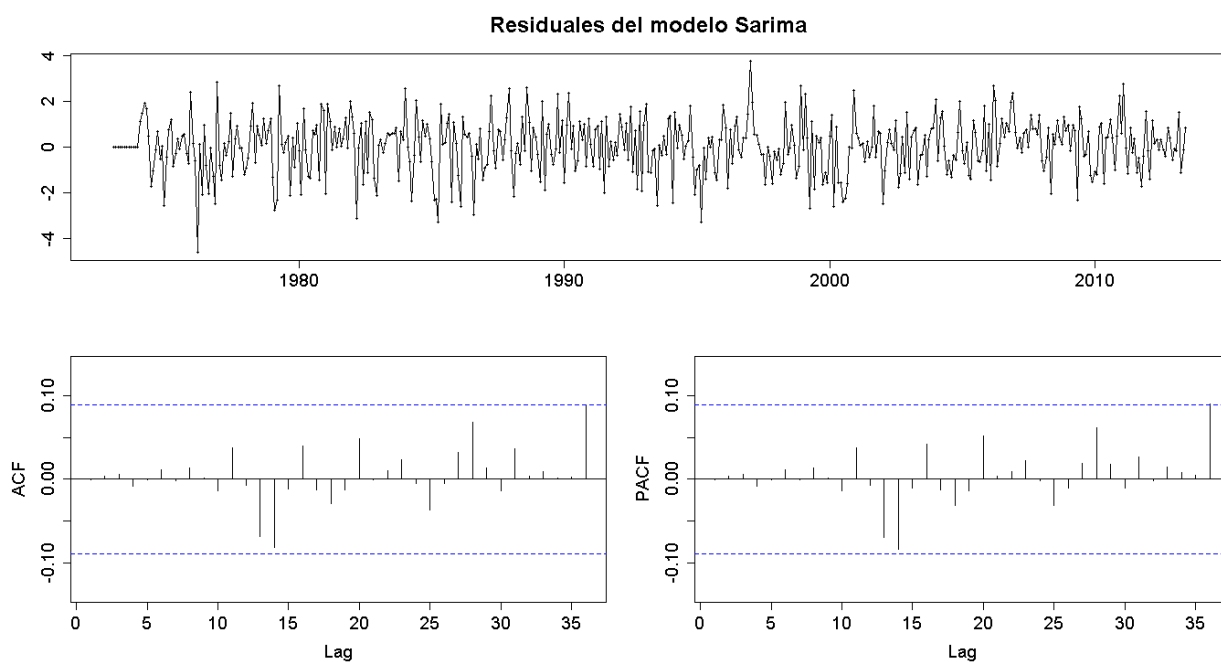


Figura G. 603. Residuales del modelo SARIMA de la estación Trementino

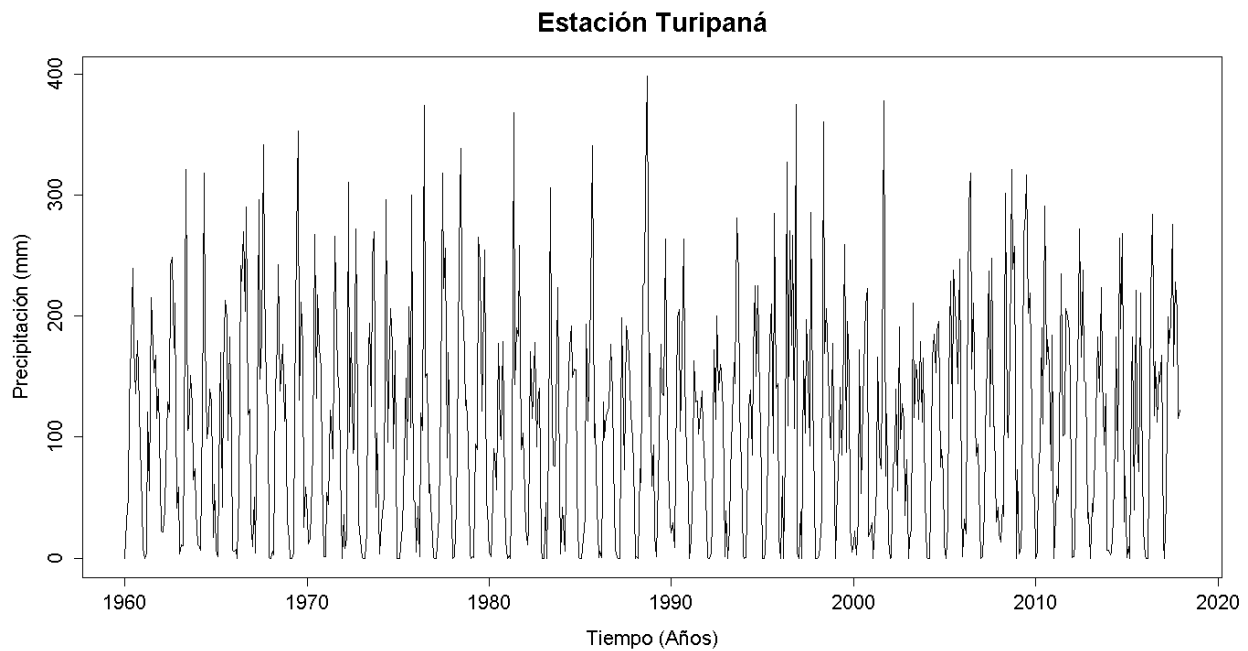


Figura G. 604. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Turipaná

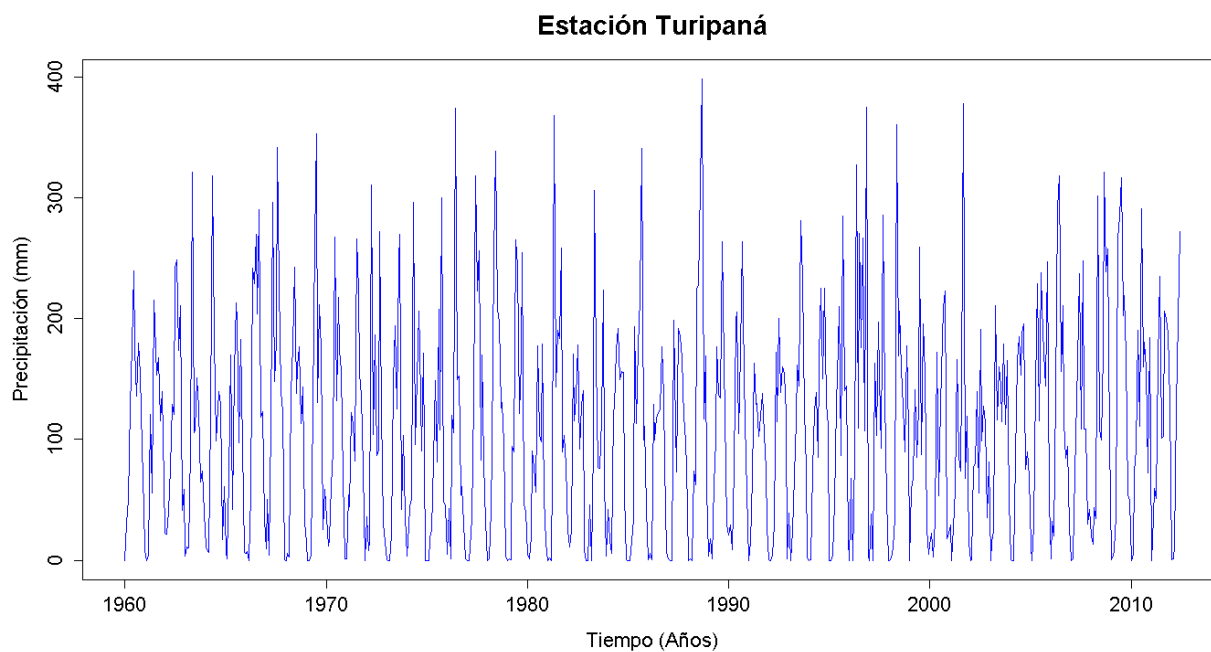


Figura G. 605. Vector de calibración de la estación Turipaná

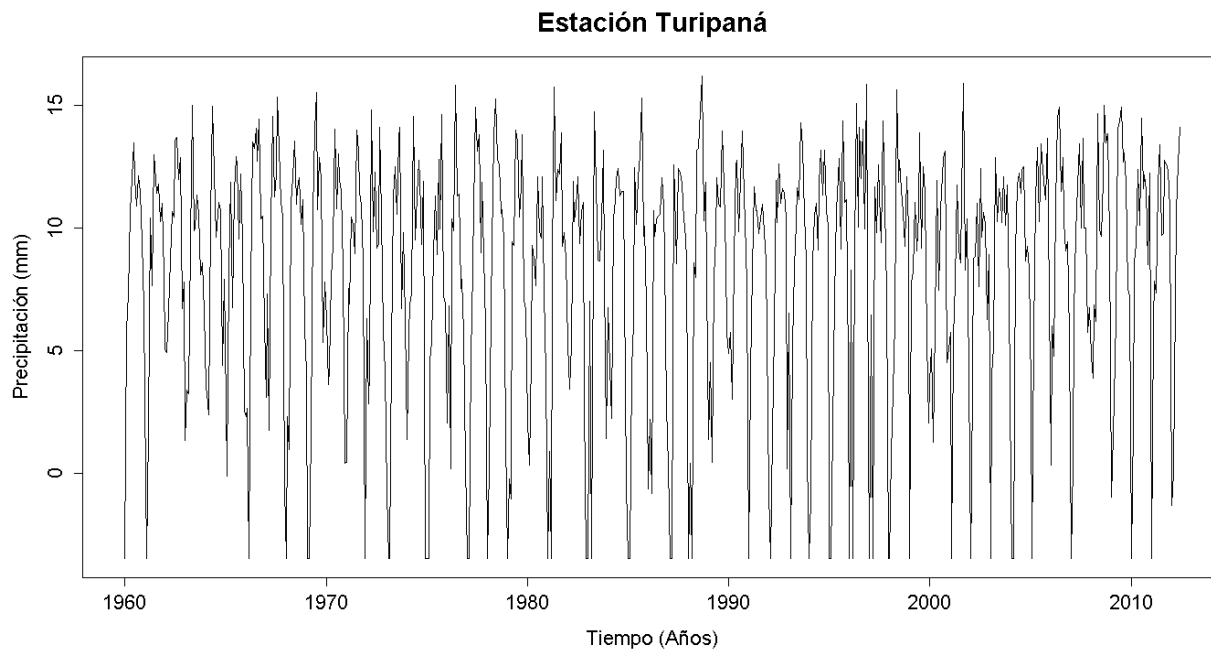


Figura G. 606. Vector de calibración de la estación Turipaná transformado usando Box-Cox

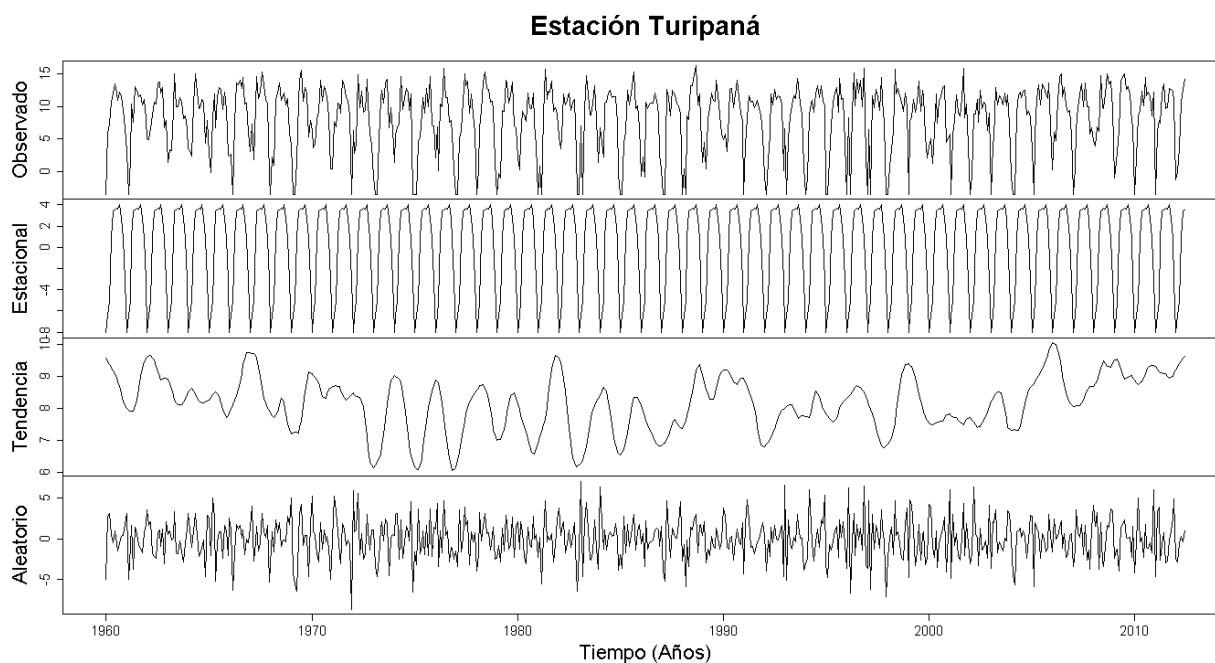


Figura G. 607. Descomposición de la serie transformada de la estación Turipaná

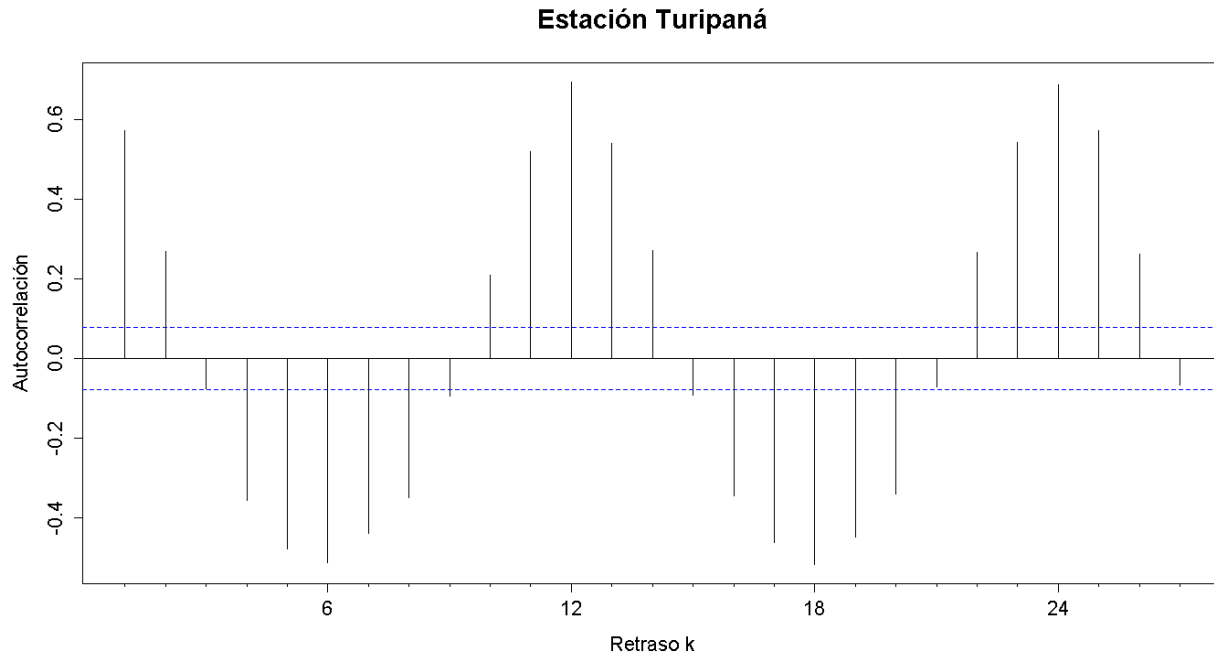


Figura G. 608. Autocorrelograma de la serie de la estación Turipaná

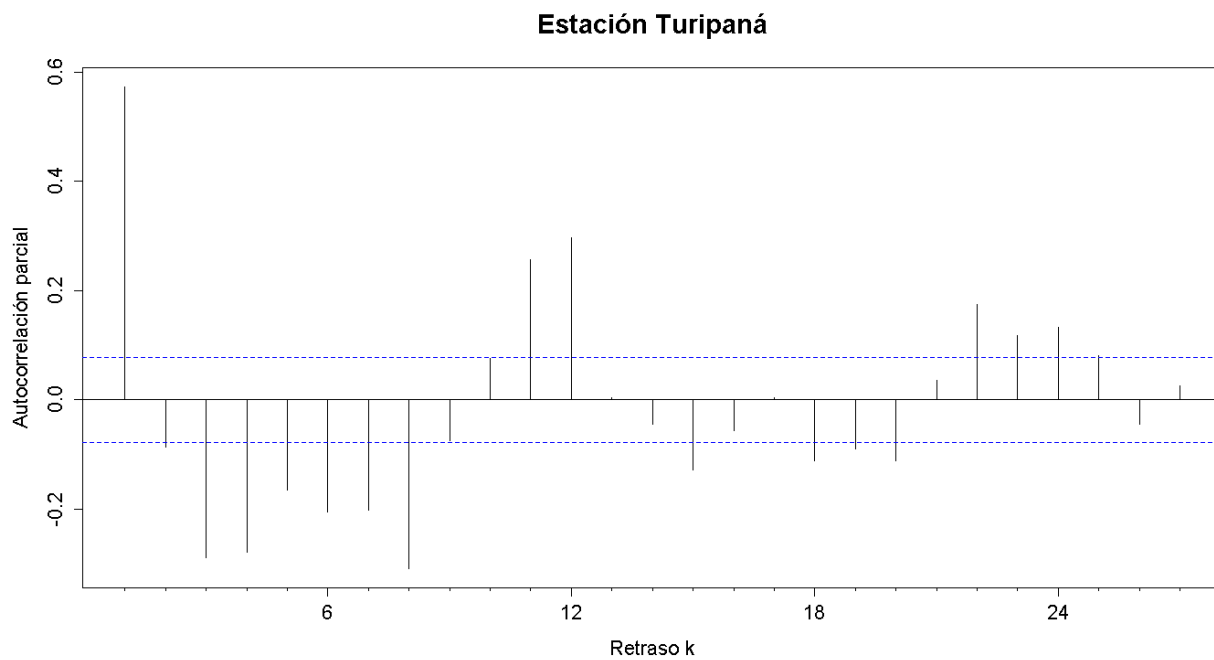


Figura G. 609. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Turipaná

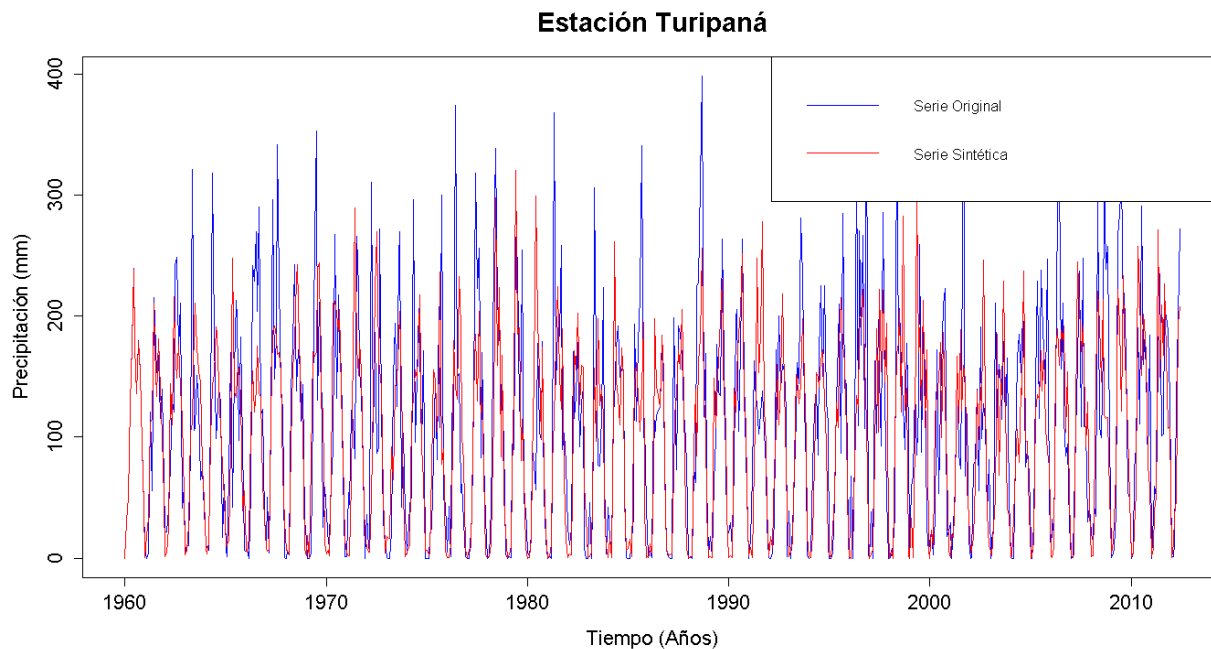


Figura G. 610. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Turipaná

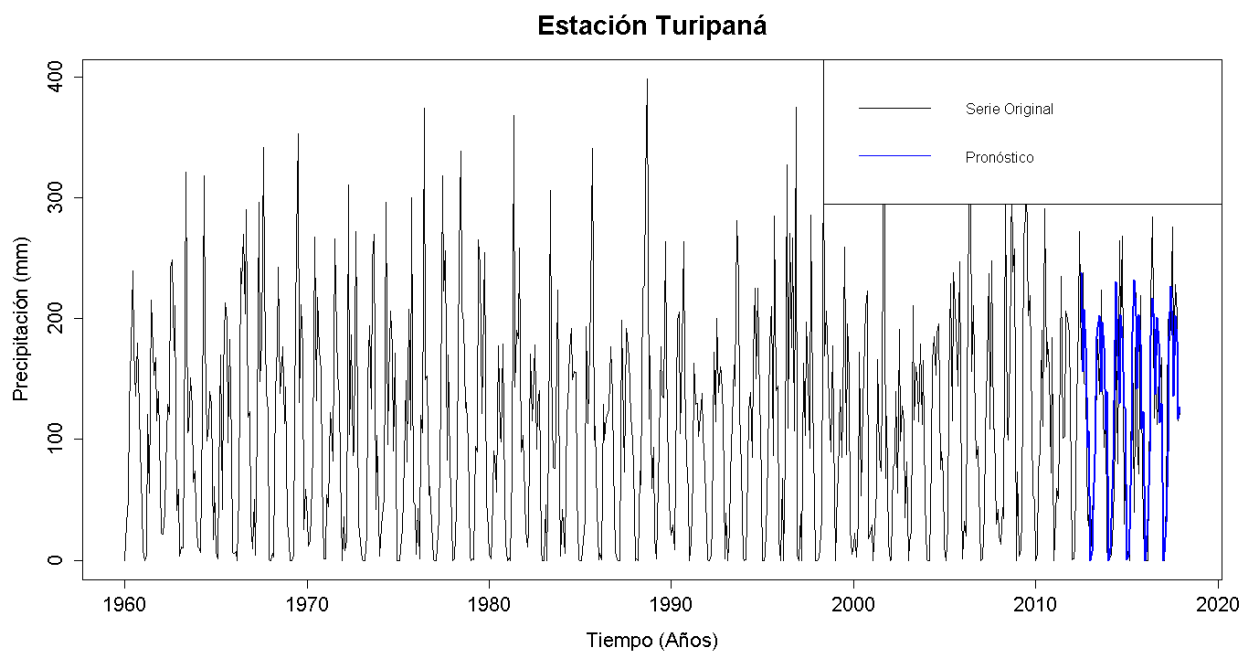


Figura G. 611. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Turipaná

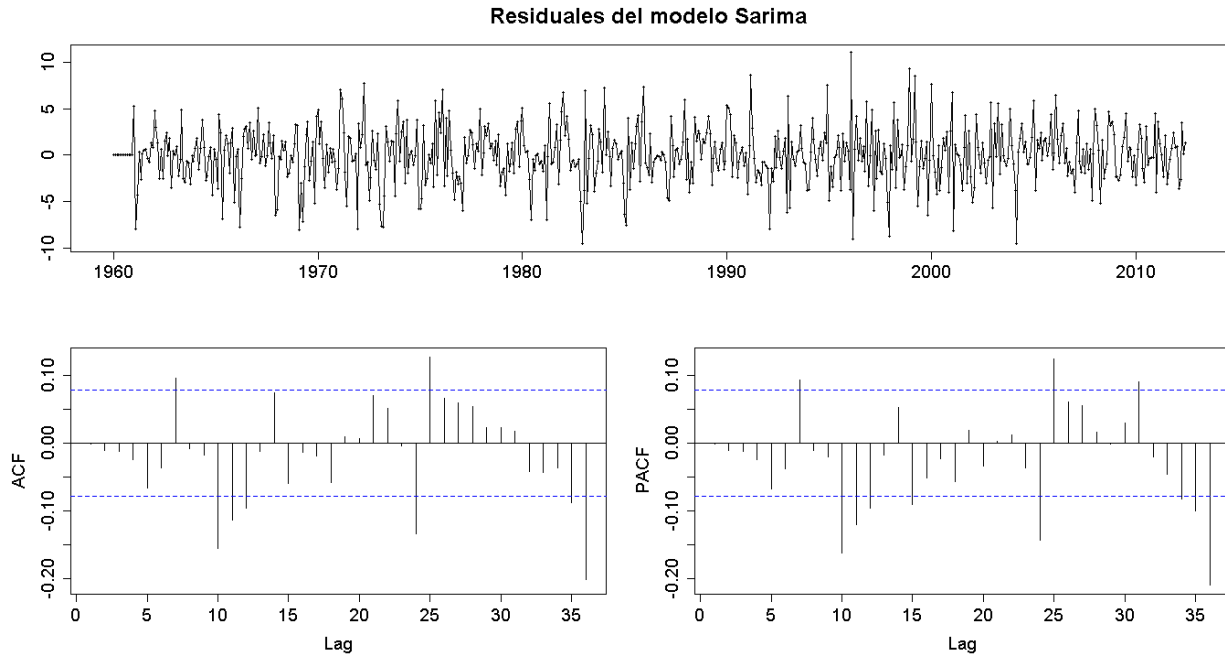


Figura G. 612. Residuales del modelo SARIMA de la estación Turipaná

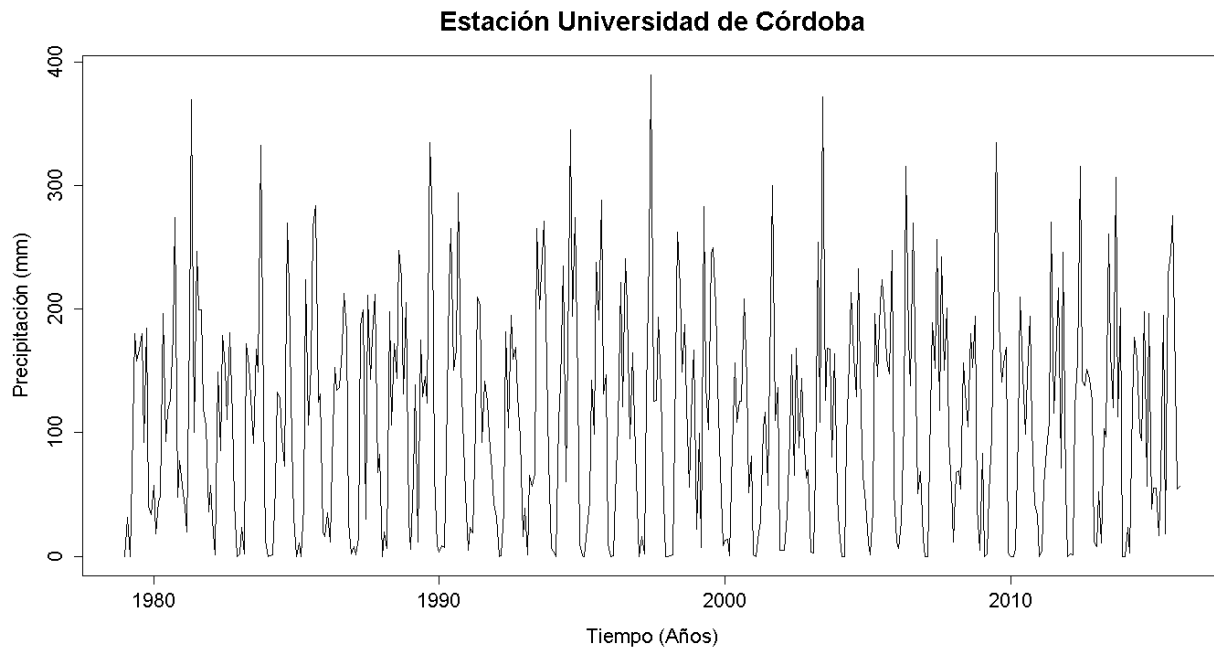


Figura G. 613. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Universidad de Córdoba

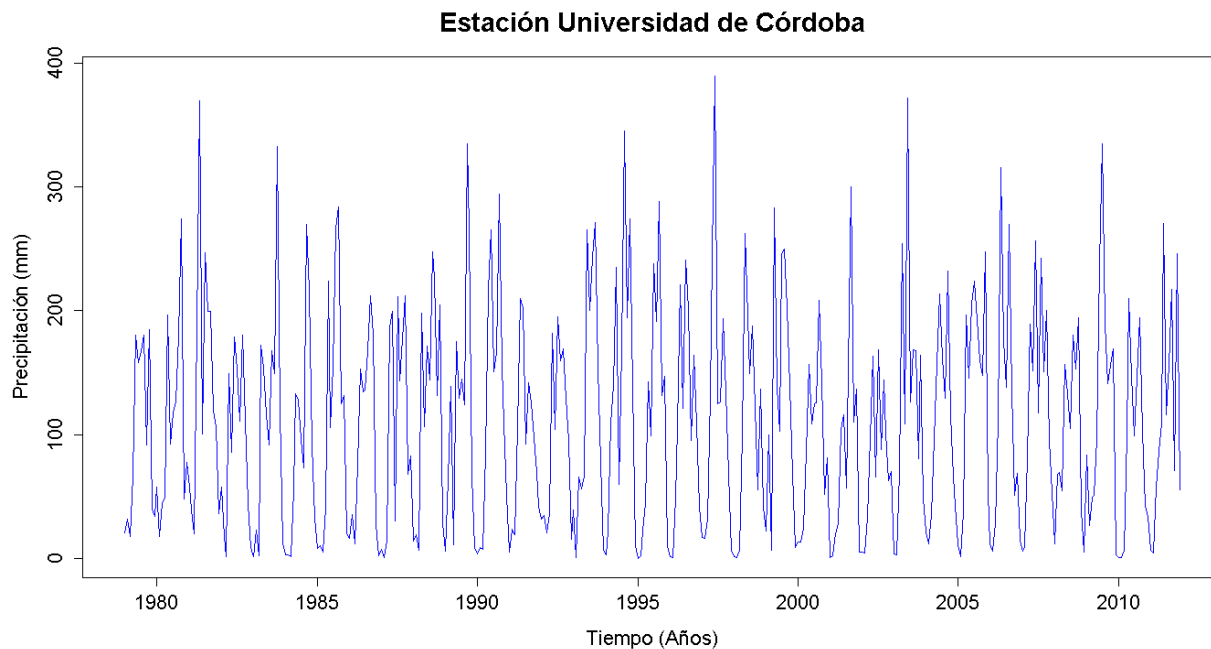


Figura G. 614. Vector de calibración de la estación Universidad de Córdoba

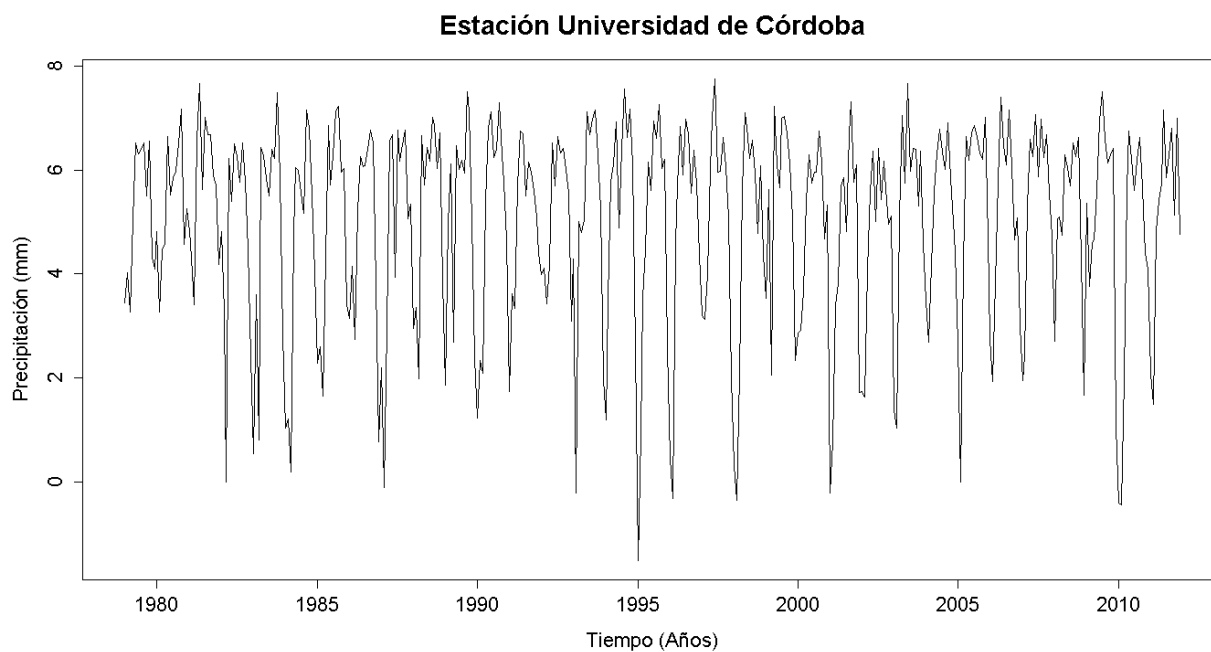


Figura G. 615. Vector de calibración de la estación Universidad de Córdoba transformado usando Box-Cox

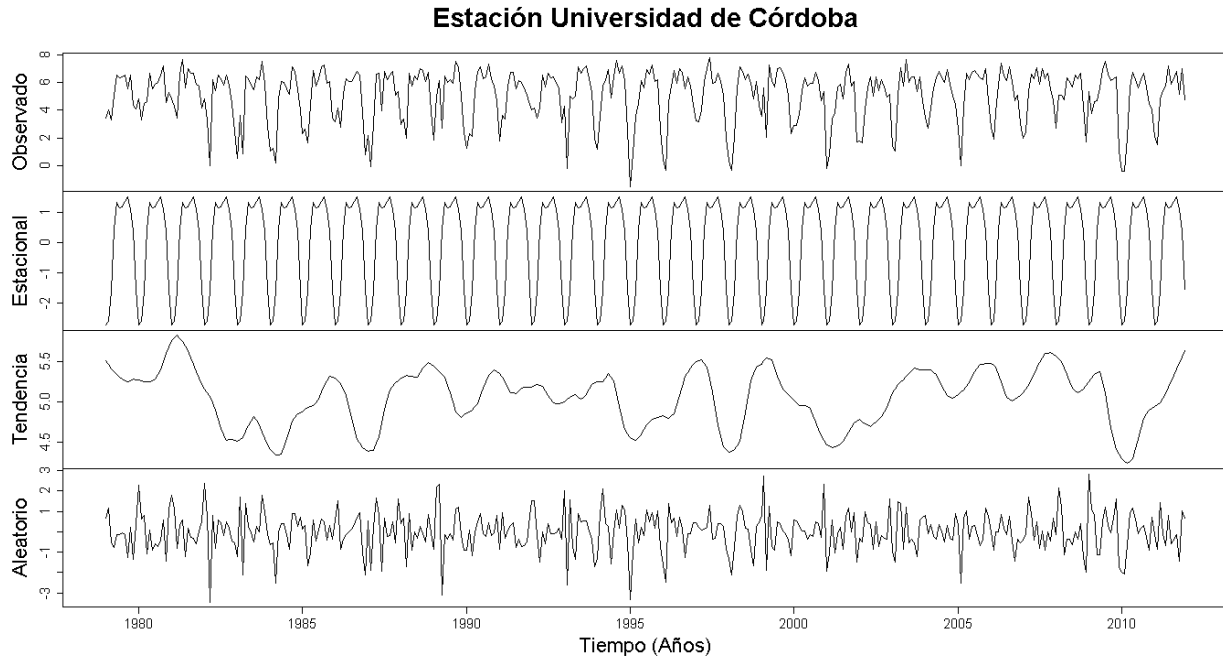


Figura G. 616. Descomposición de la serie transformada de la estación Universidad de Córdoba

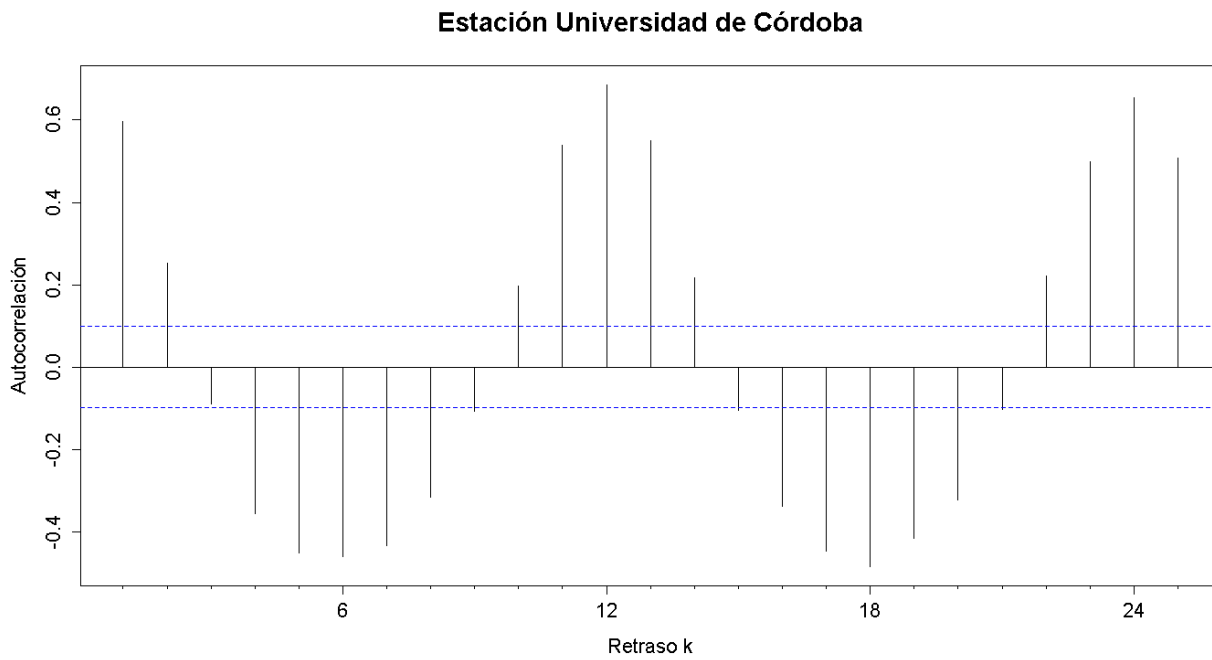


Figura G. 617. Autocorrelograma de la serie de la estación Universidad de Córdoba

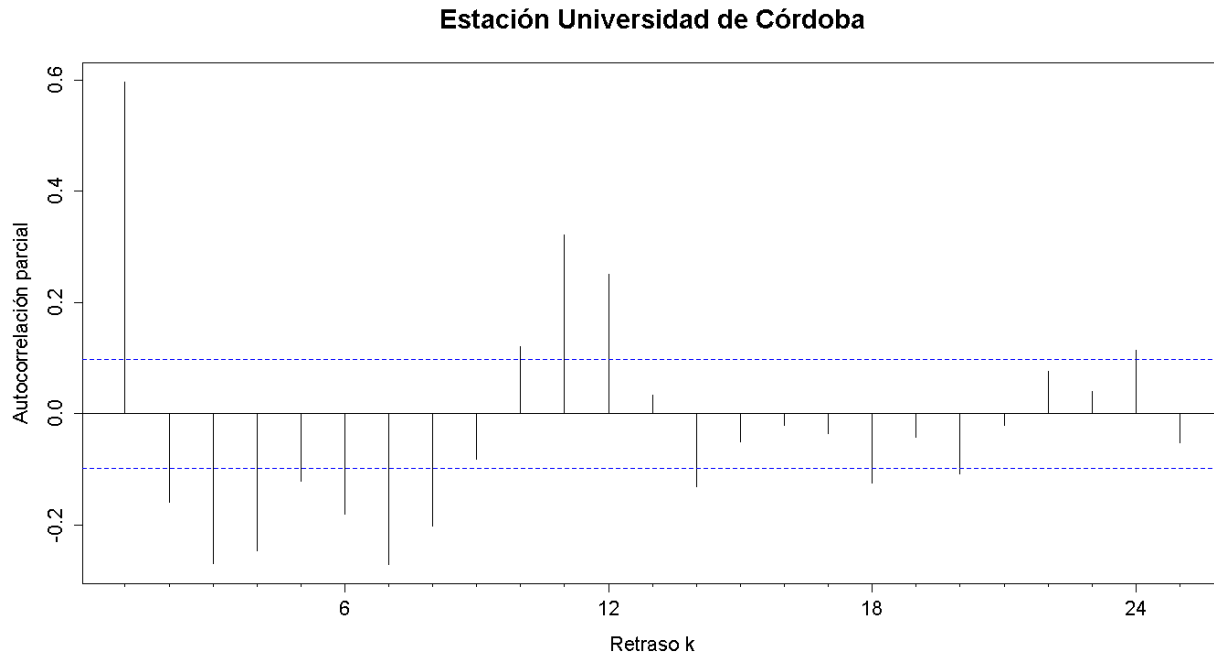


Figura G. 618. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Universidad de Córdoba

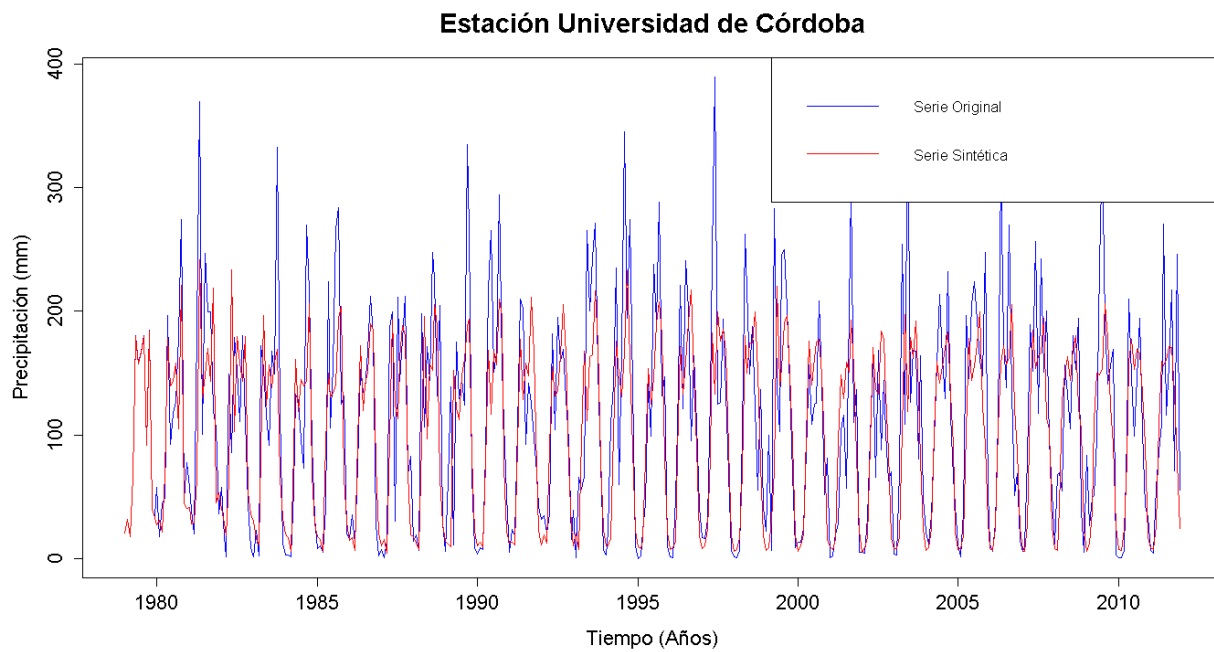


Figura G. 619. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Universidad de Córdoba

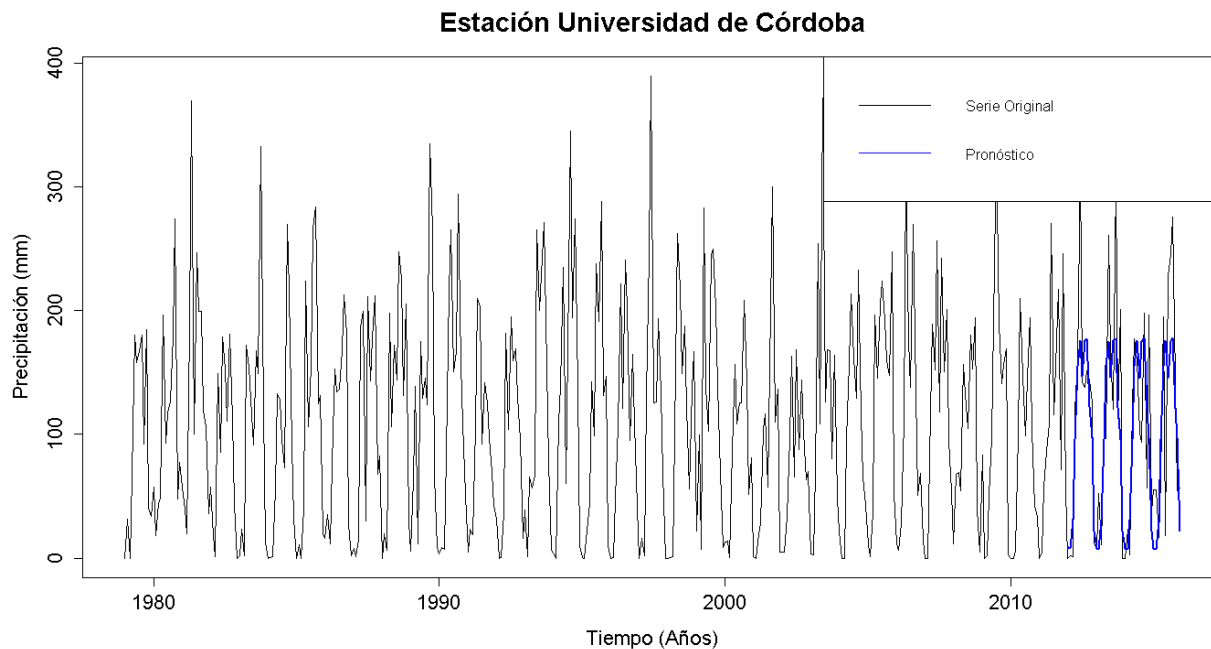


Figura G. 620. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Universidad de Córdoba

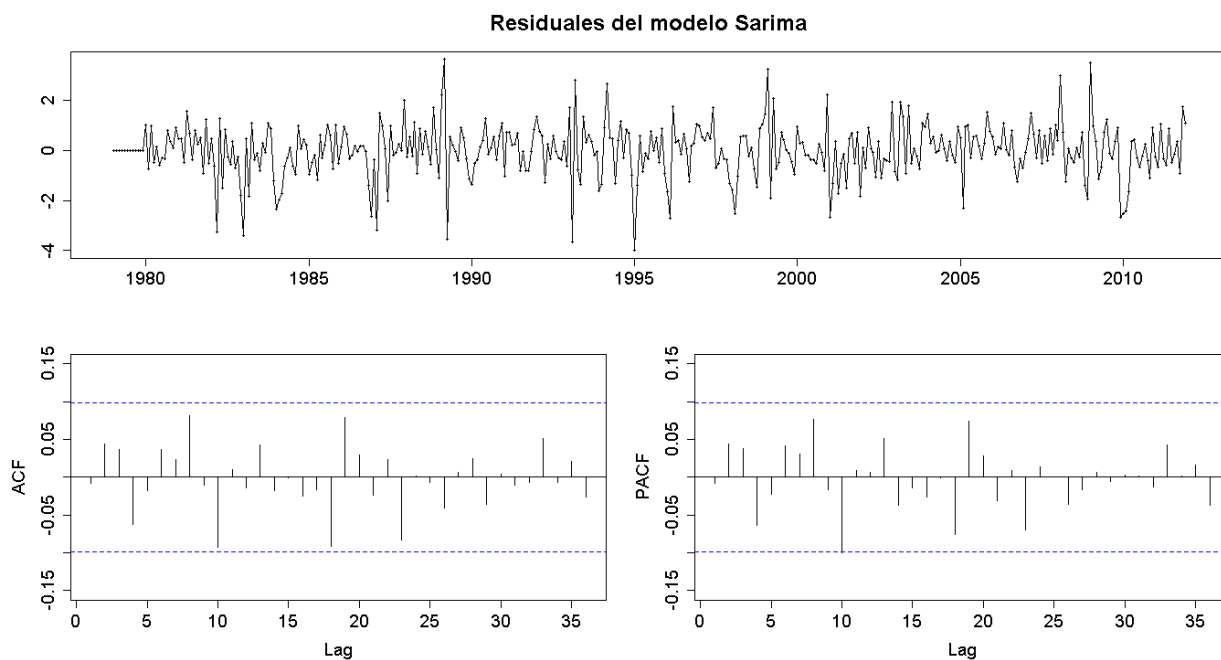


Figura G. 621. Residuales del modelo SARIMA de la estación Universidad de Córdoba

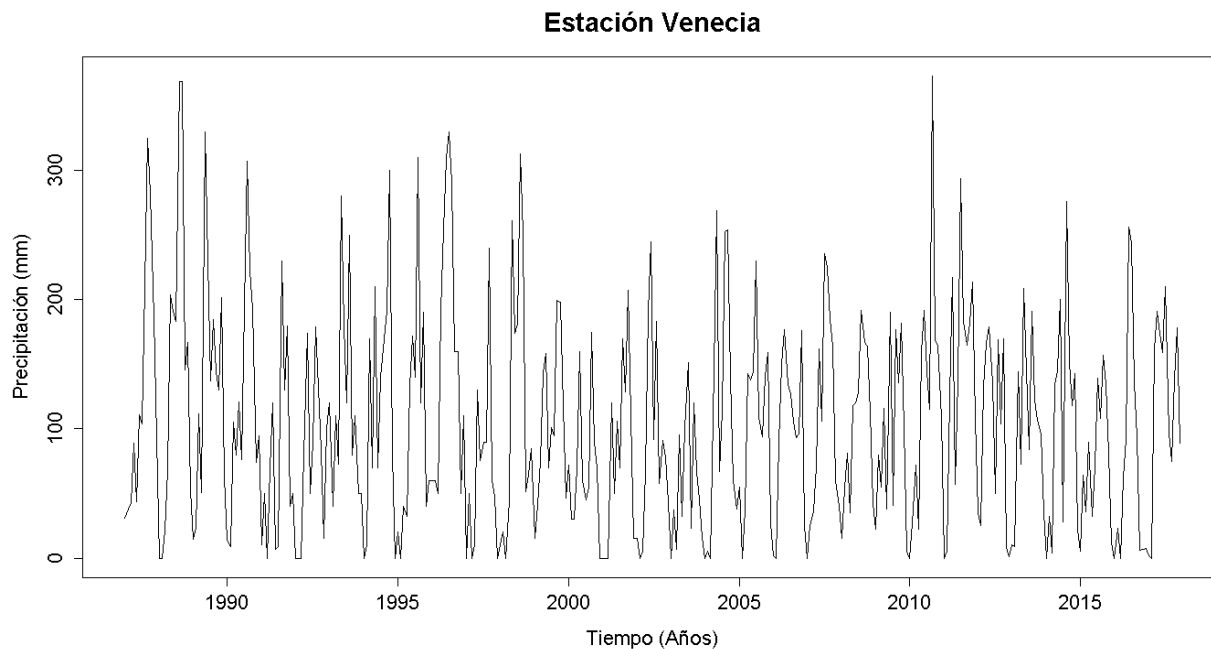


Figura G. 622. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Venecia

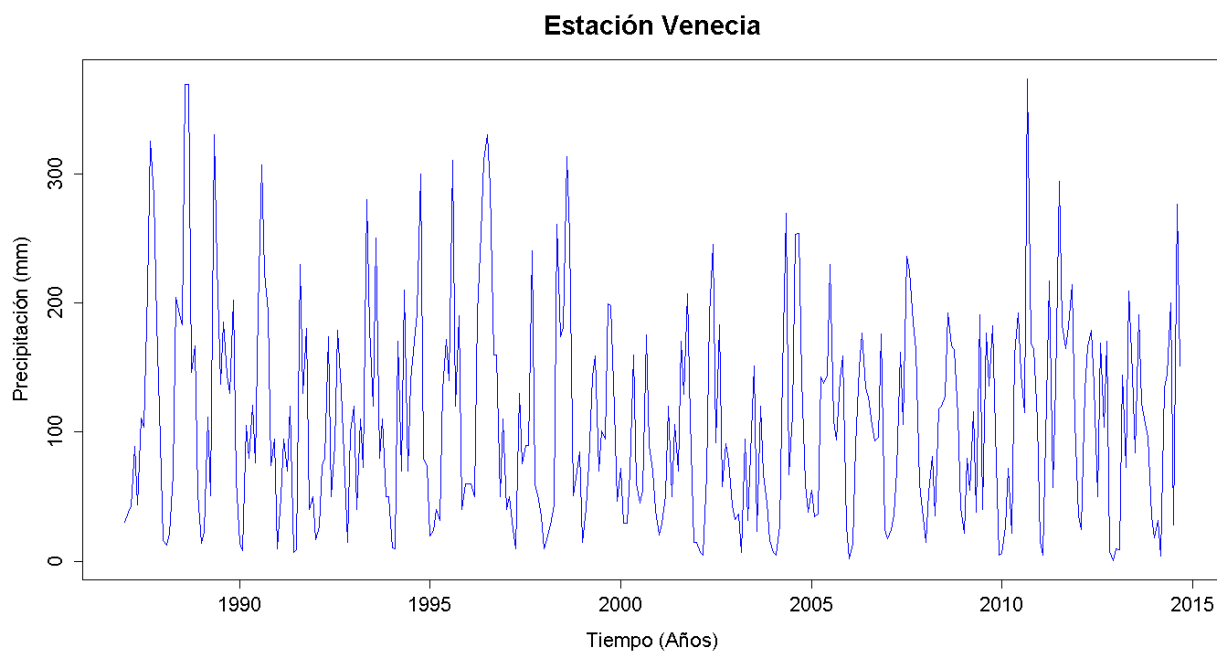


Figura G. 623. Vector de calibración de la estación Venecia

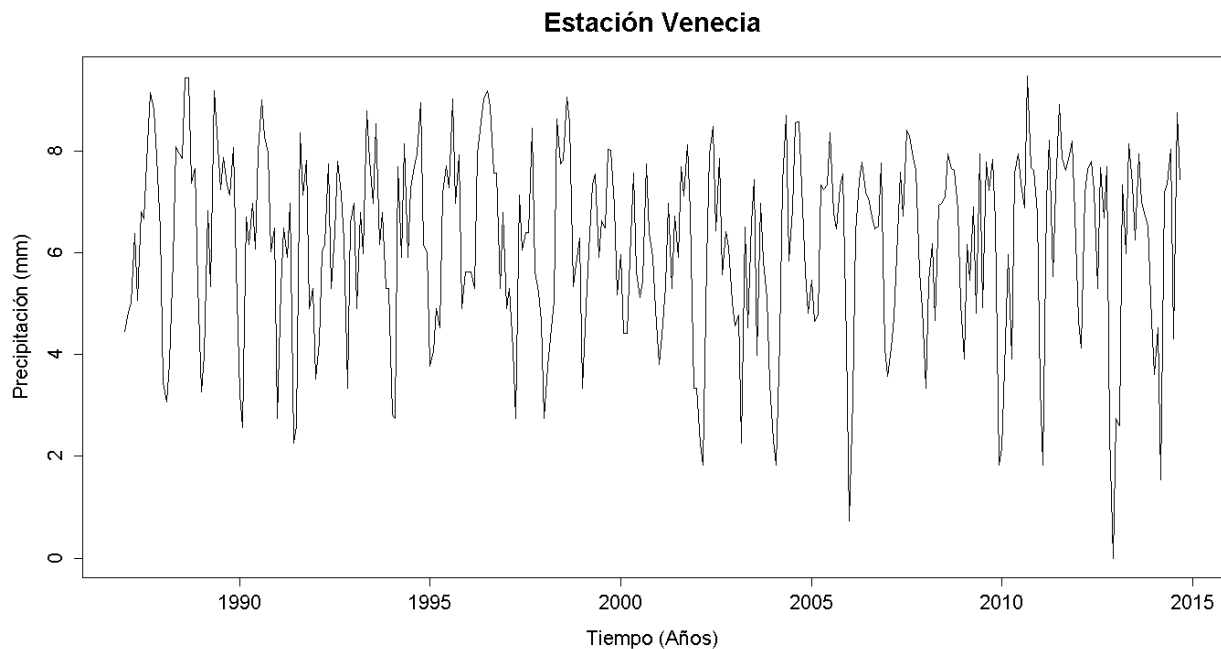


Figura G. 624. Vector de calibración de la estación Venecia transformado usando Box-Cox

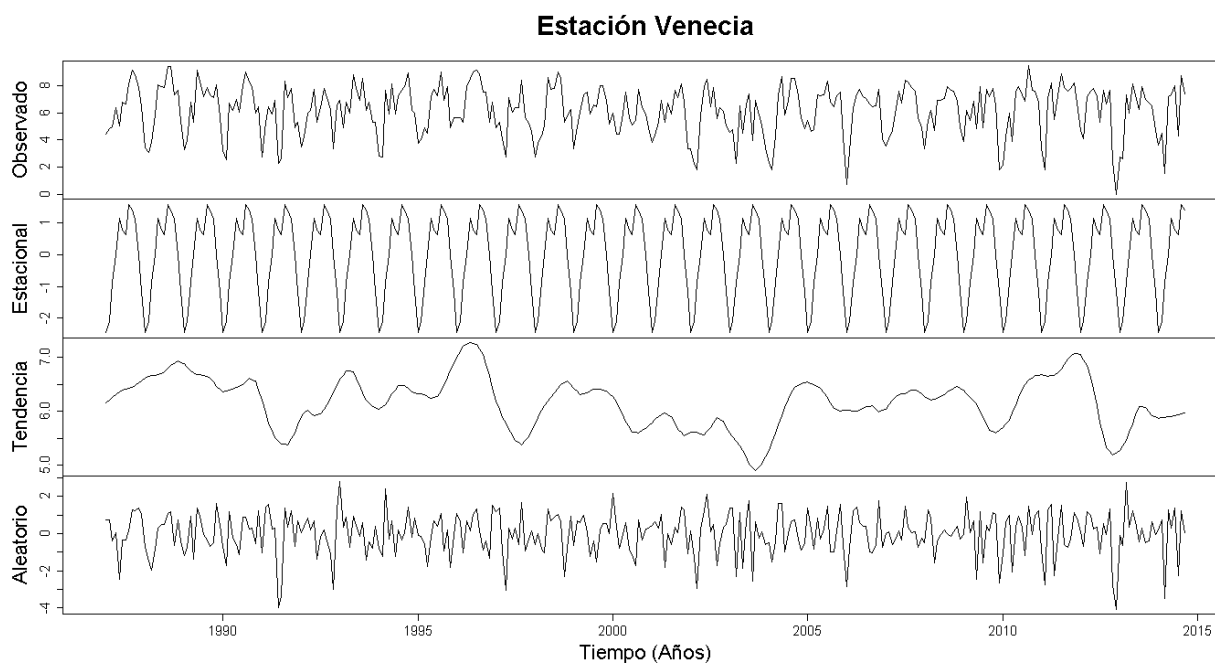


Figura G. 625. Descomposición de la serie transformada de la estación Venecia

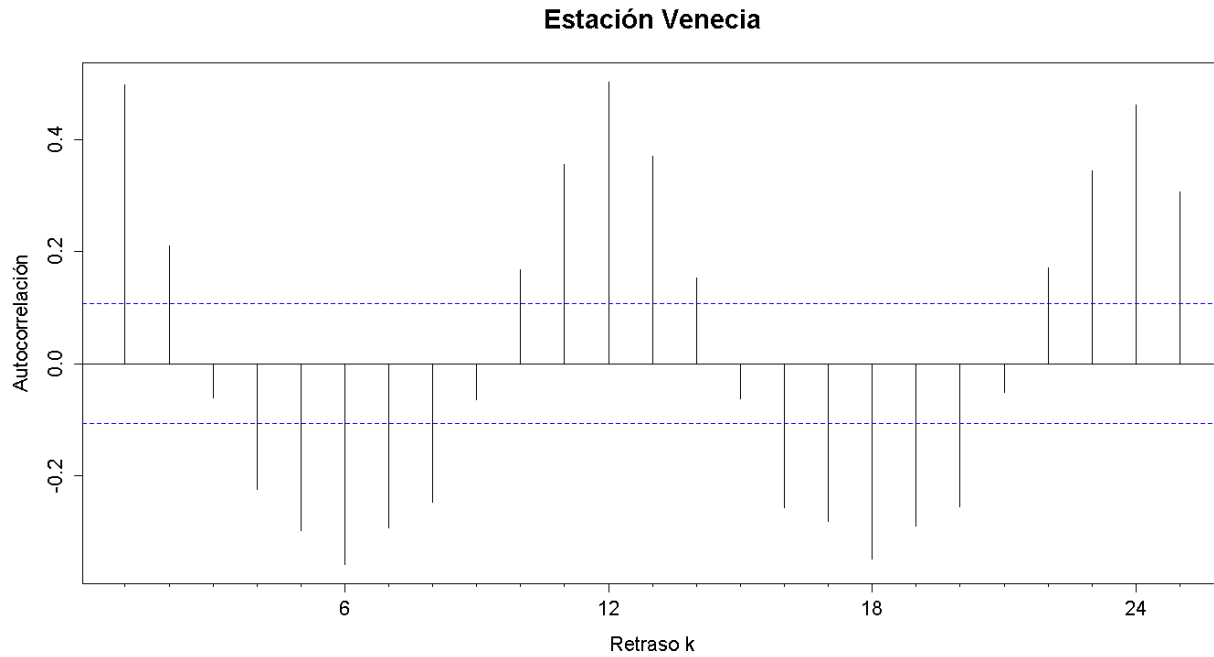


Figura G. 626. Autocorrelograma de la serie de la estación Venecia

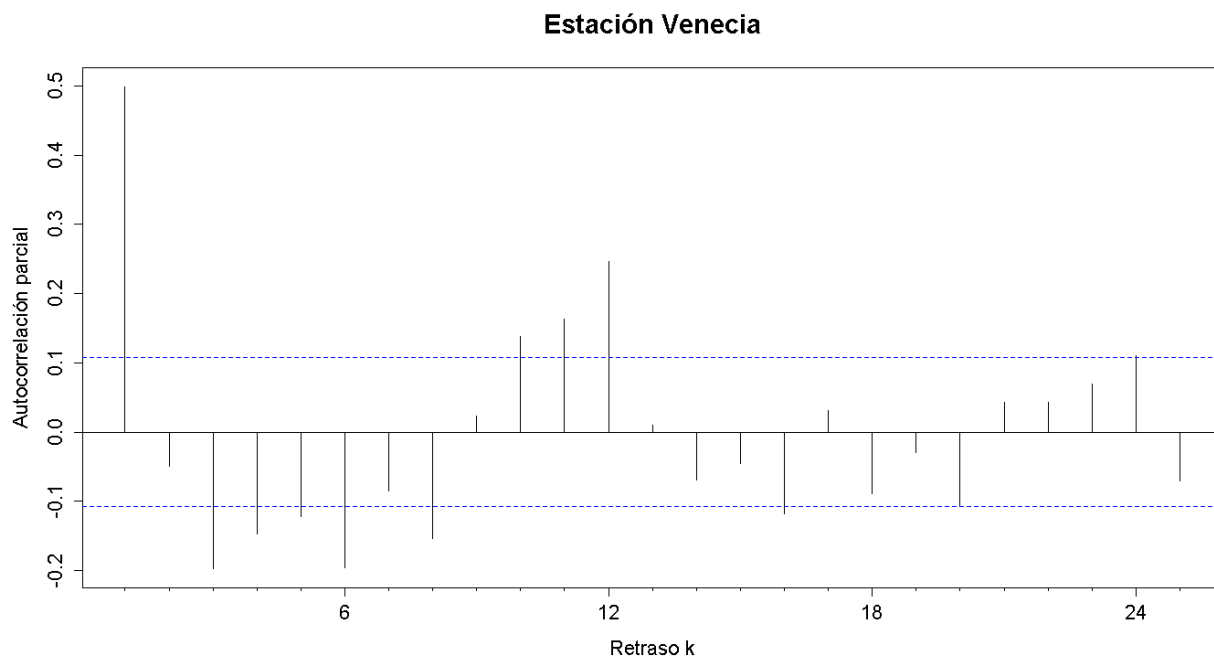


Figura G. 627. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Venecia

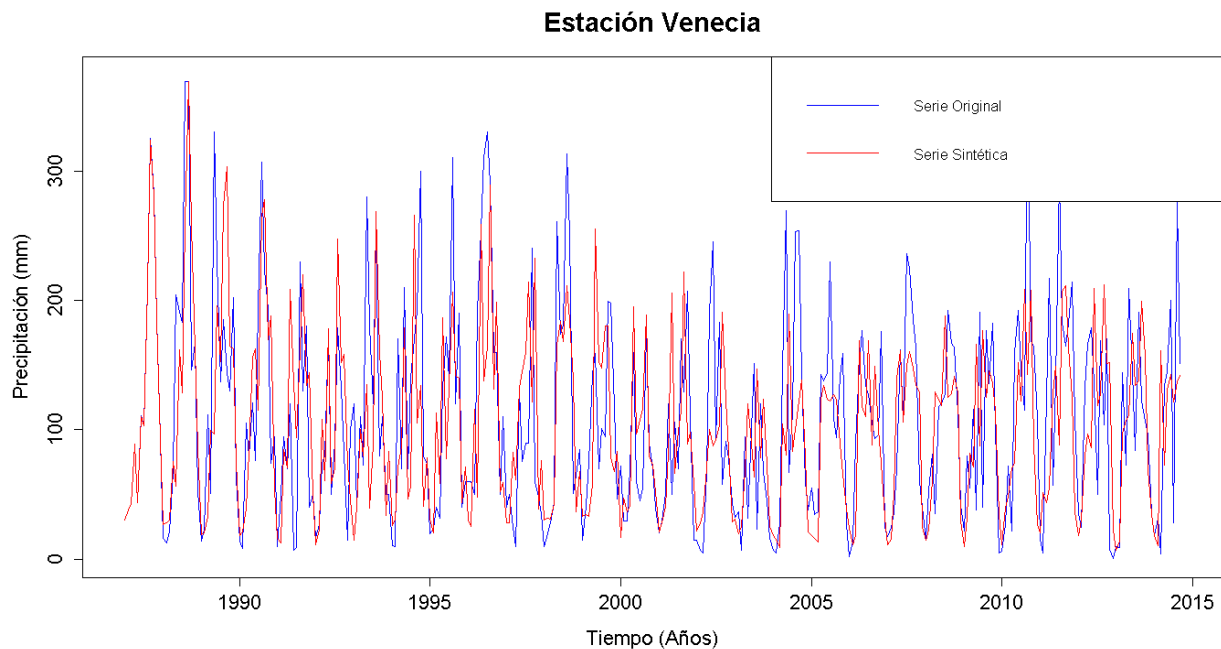


Figura G. 628. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Venecia

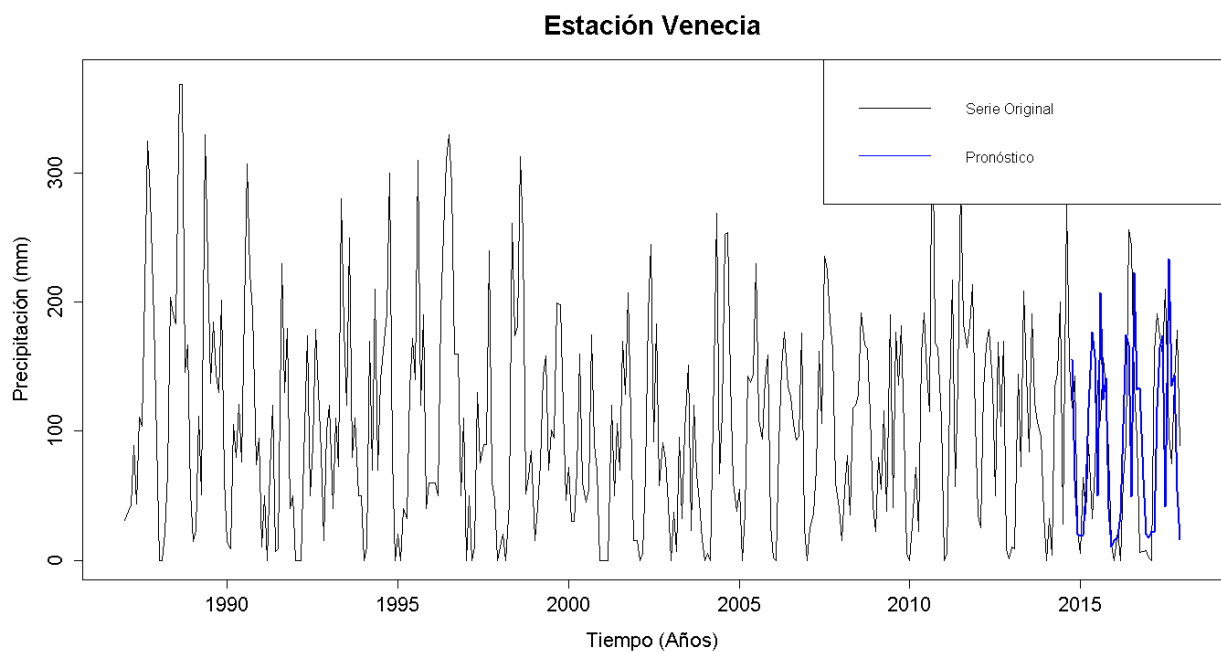


Figura G. 629. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Venecia

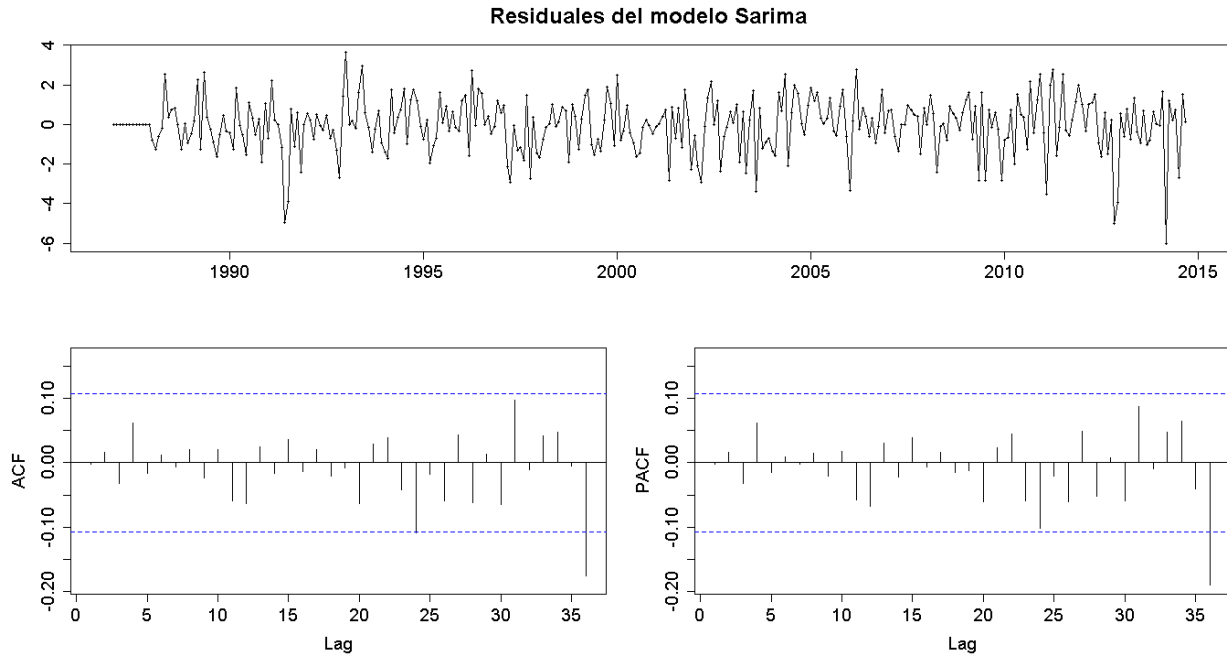


Figura G. 630. Residuales del modelo SARIMA de la estación Venecia

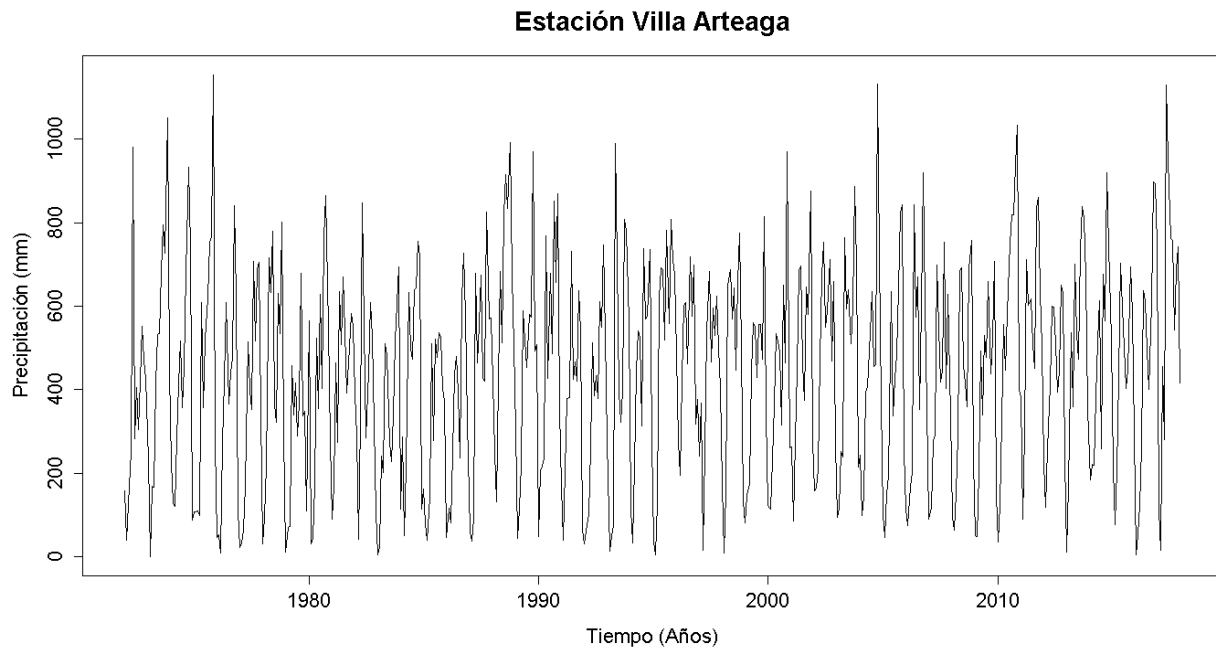


Figura G. 631. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Villa Arteaga

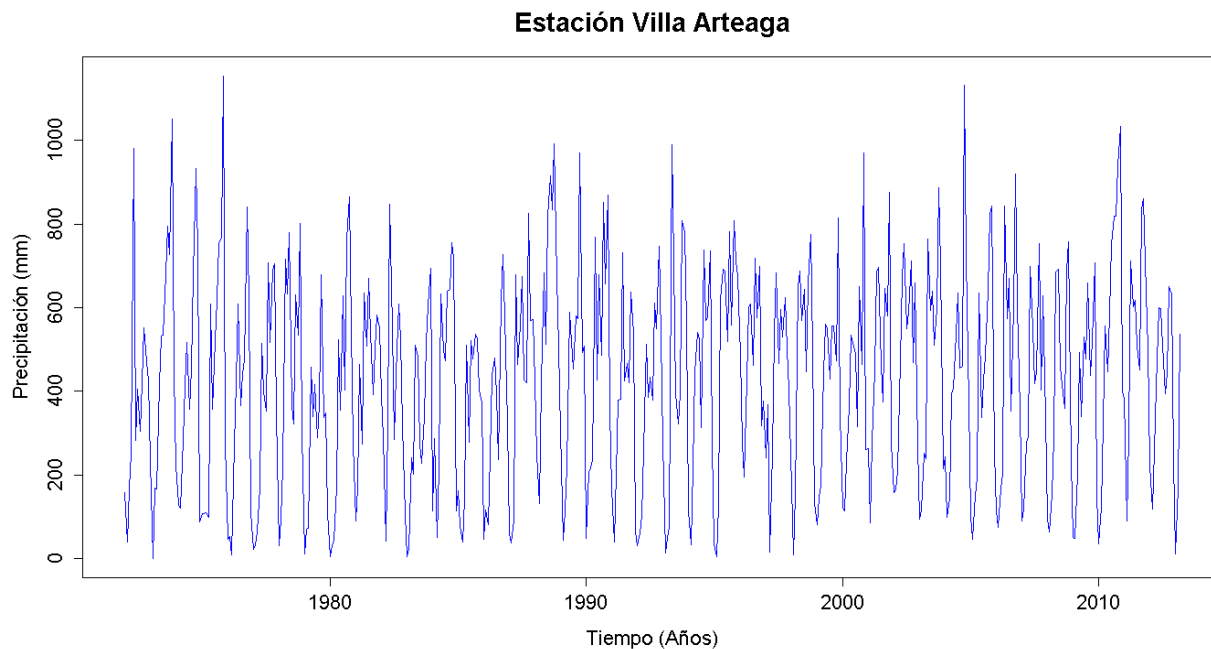


Figura G. 632. Vector de calibración de la estación Villa Arteaga

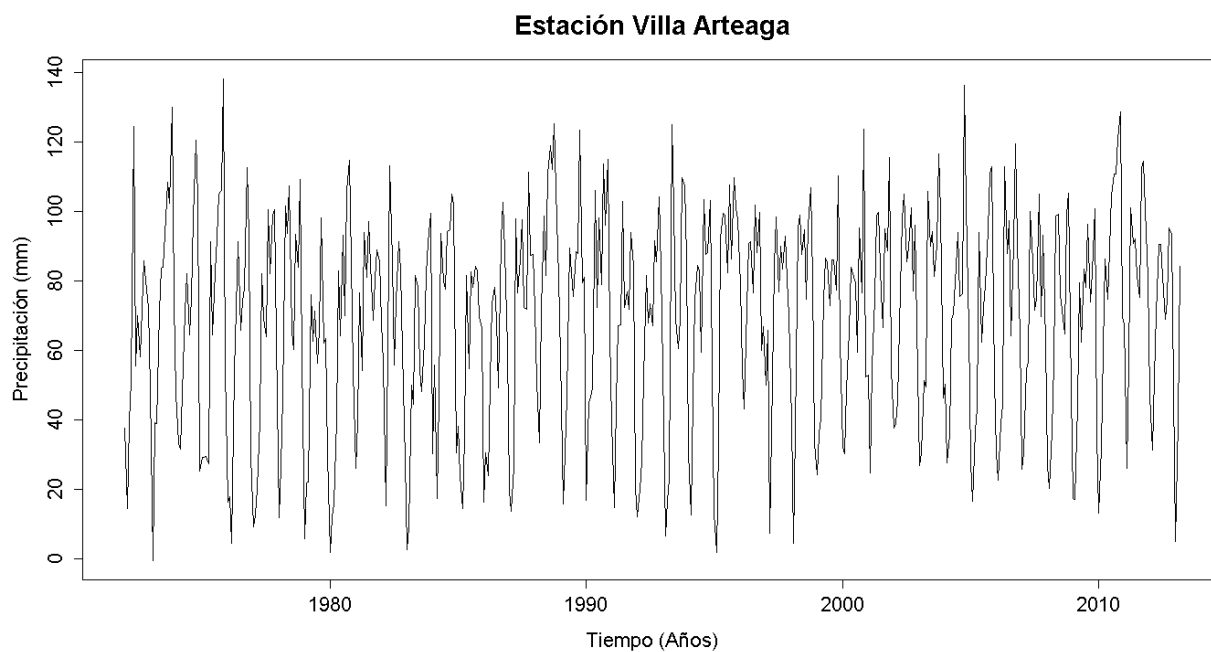


Figura G. 633. Vector de calibración de la estación Villa Arteaga transformado usando Box-Cox

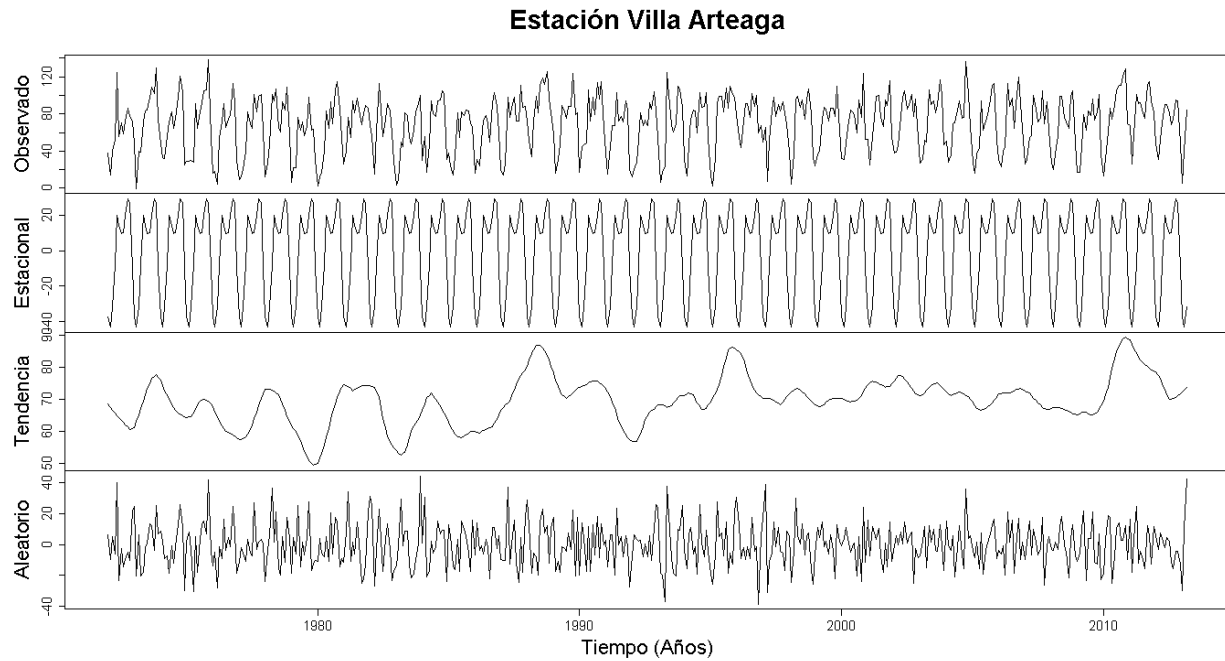


Figura G. 634. Descomposición de la serie transformada de la estación Villa Arteaga

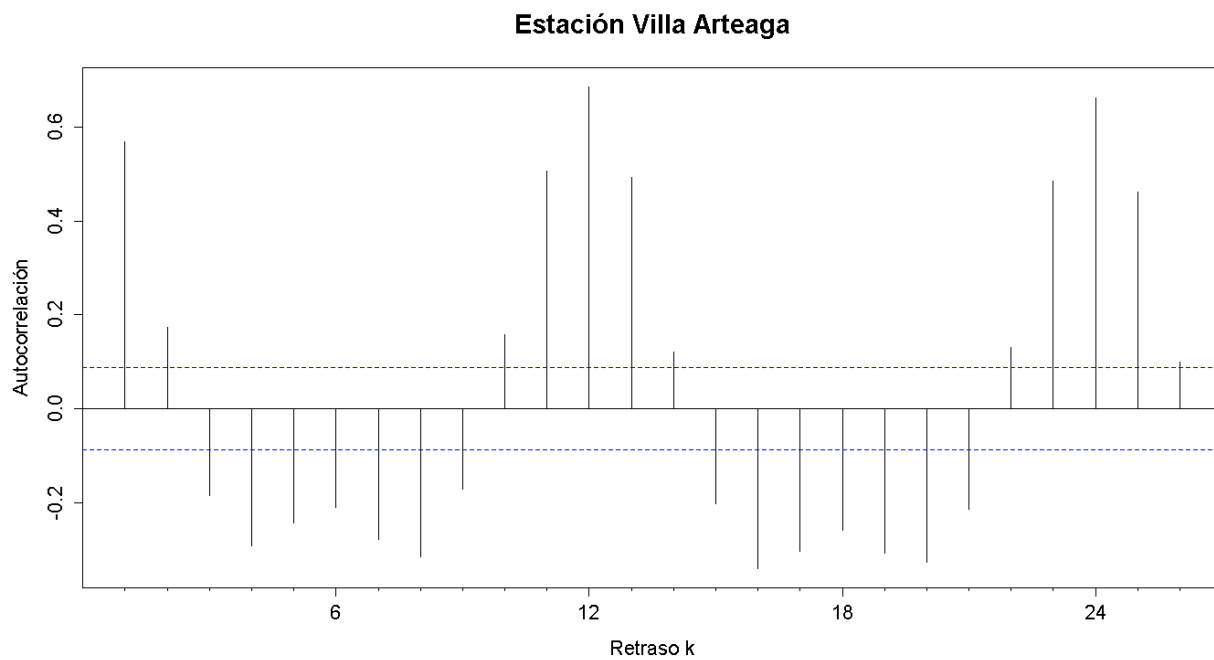


Figura G. 635. Autocorrelograma de la serie de la estación Villa Arteaga

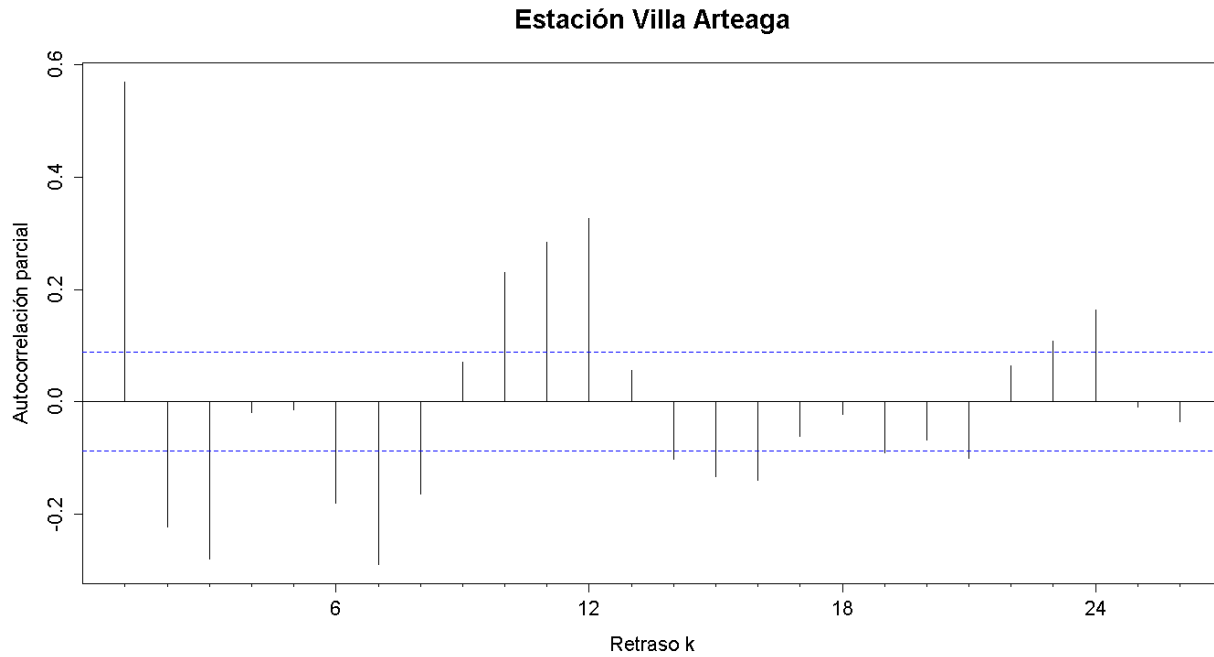


Figura G. 636. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Villa Arteaga

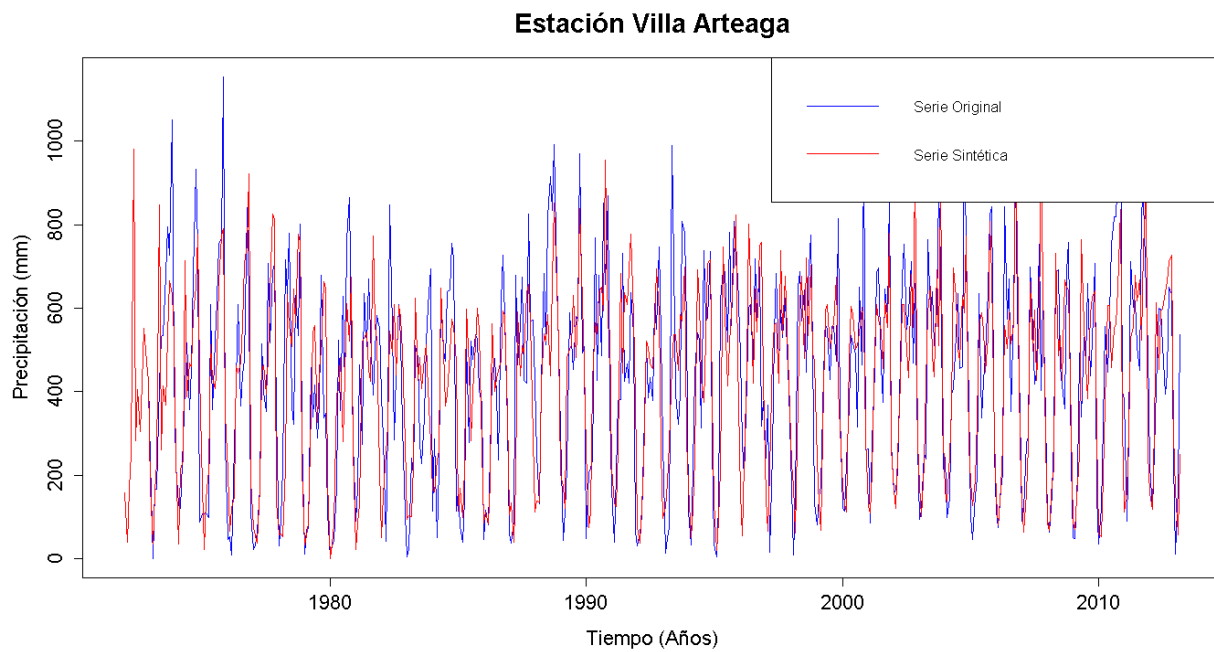


Figura G. 637. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Villa Arteaga

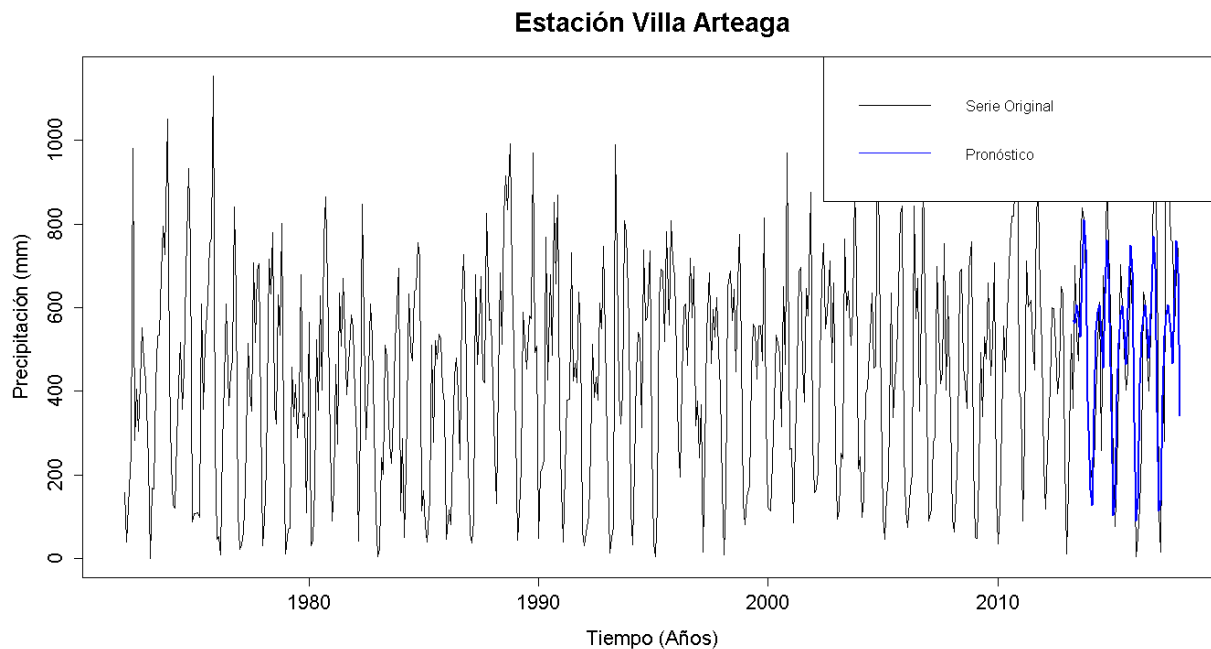


Figura G. 638. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Villa Arteaga

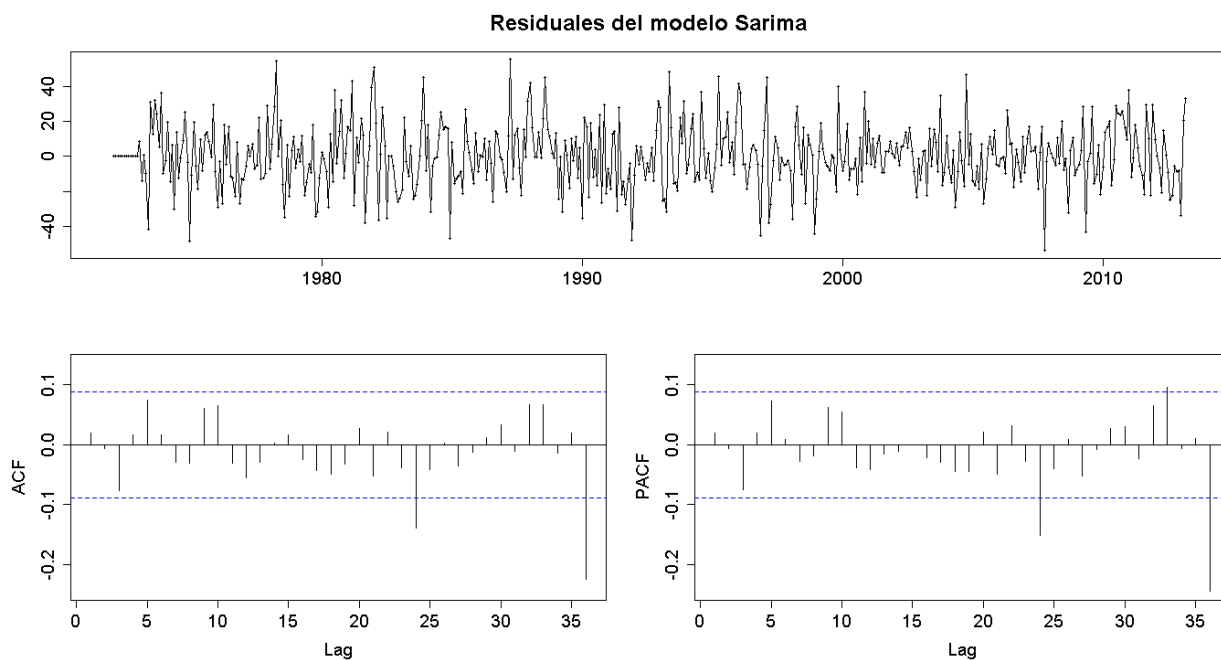


Figura G. 639. Residuales del modelo SARIMA de la estación Villa Arteaga

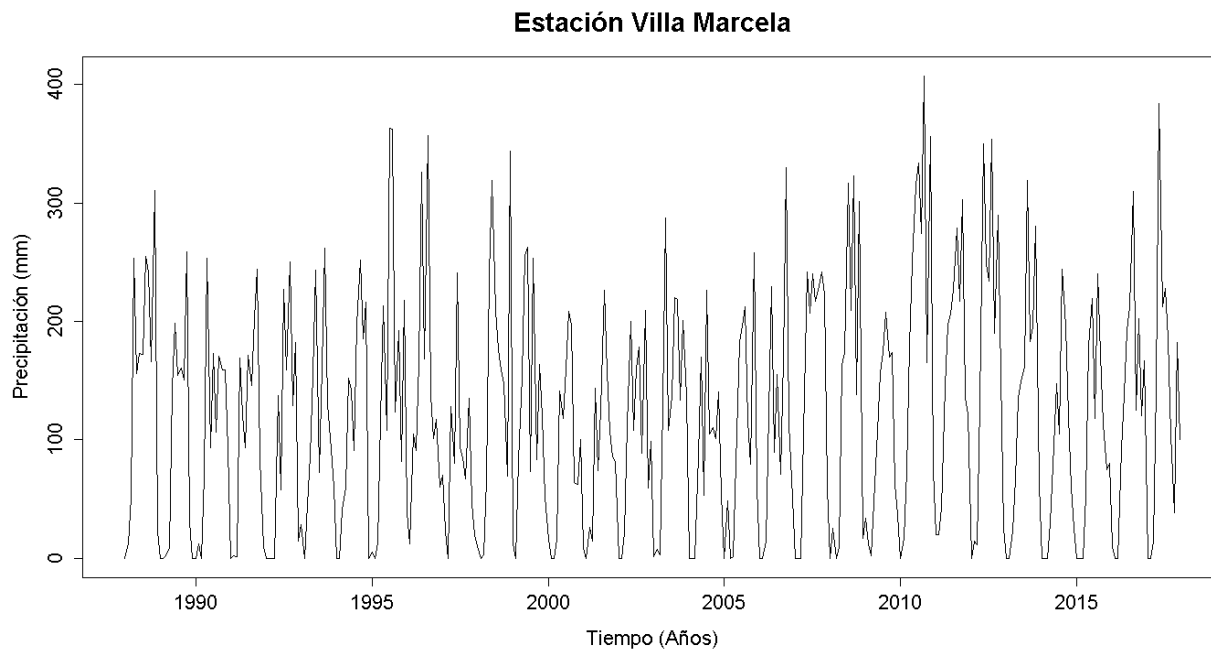


Figura G. 640. Serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación Villa Marcela

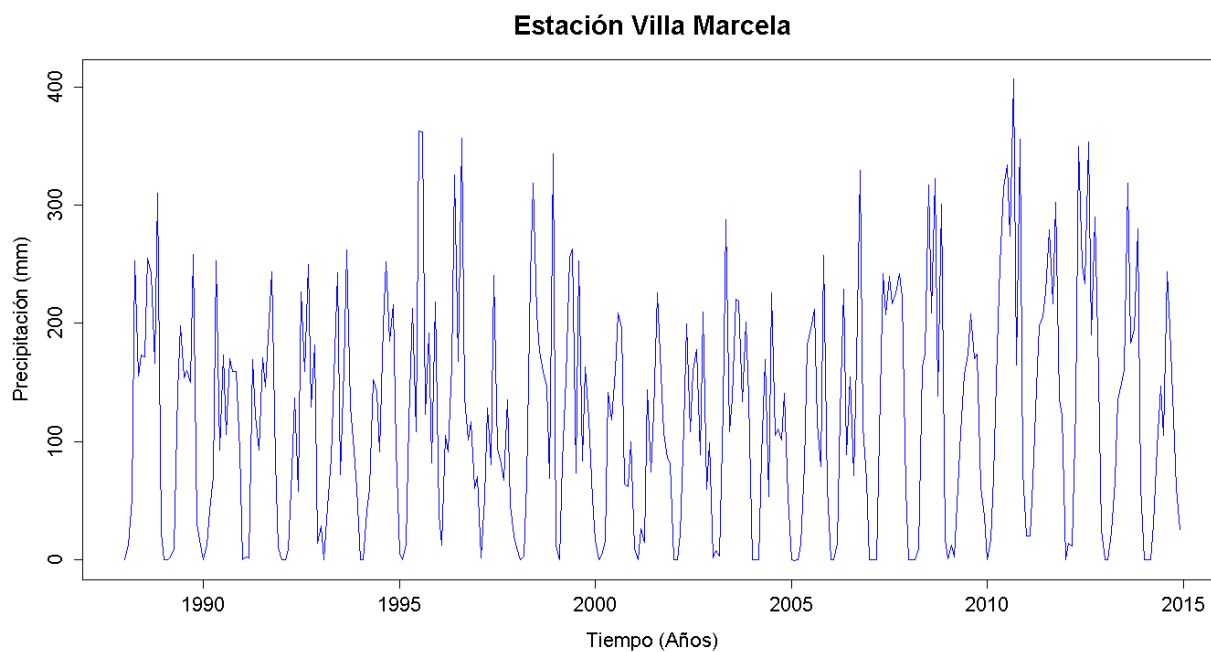


Figura G. 641. Vector de calibración de la estación Villa Marcela

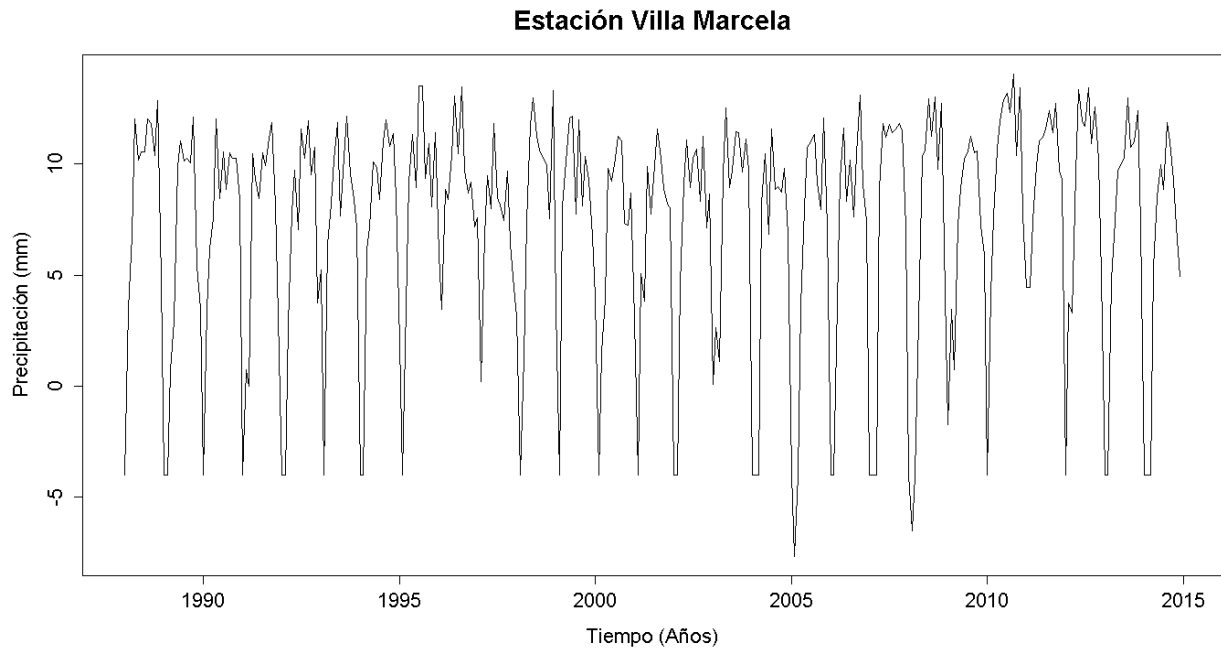


Figura G. 642. Vector de calibración de la estación Villa Marcela transformado usando Box-Cox

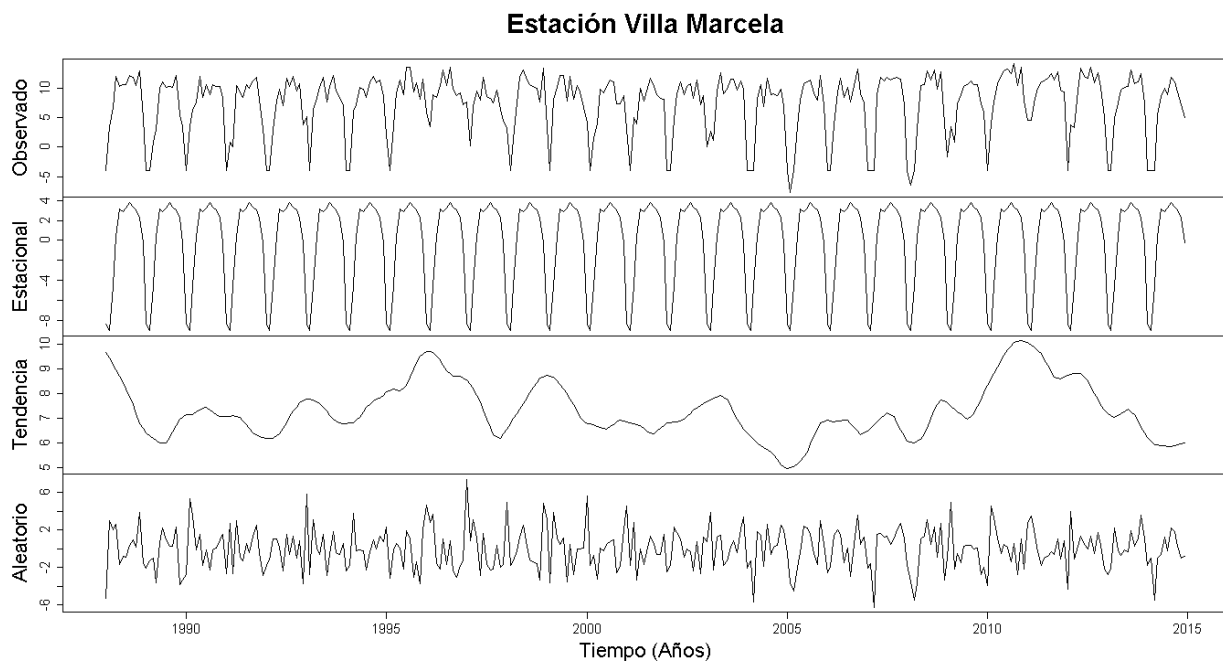


Figura G. 643. Descomposición de la serie transformada de la estación Villa Marcela

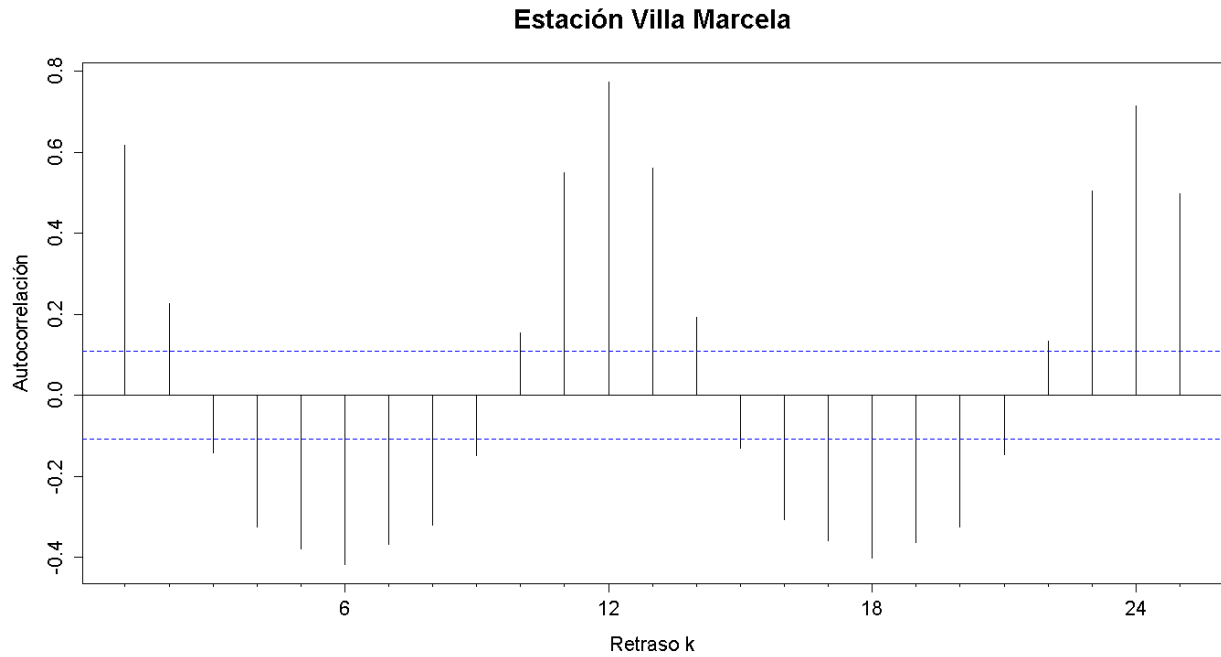


Figura G. 644. Autocorrelograma de la serie de la estación Villa Marcela

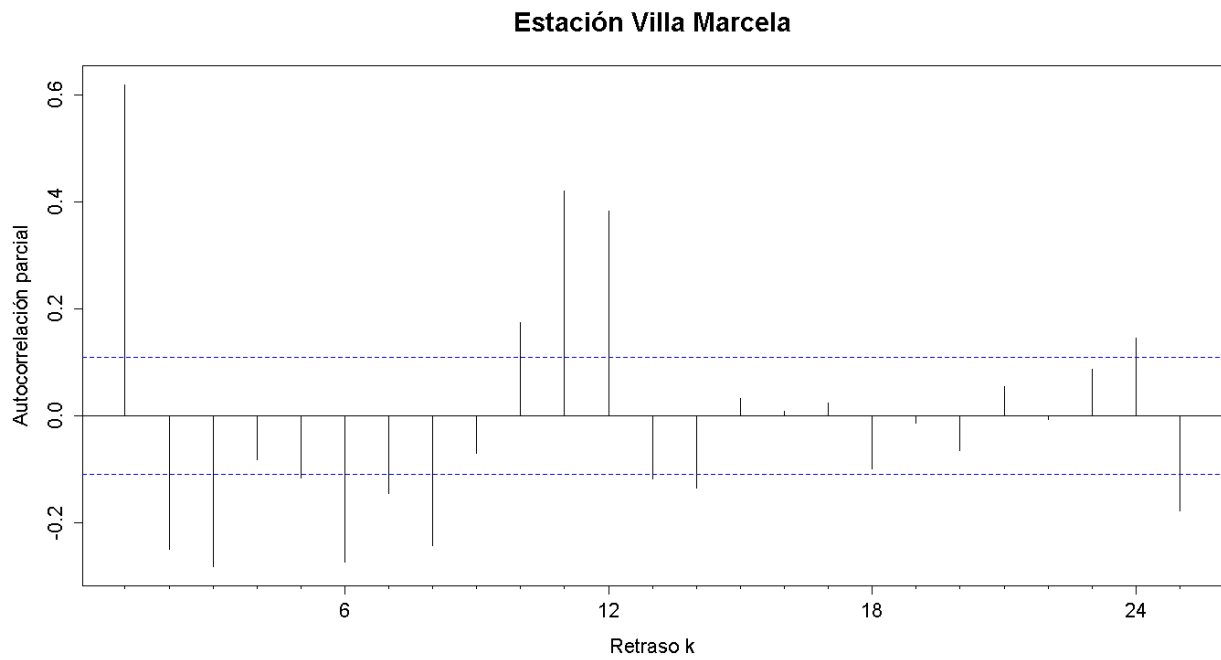


Figura G. 645. Autocorrelograma parcial de la serie de la estación Villa Marcela

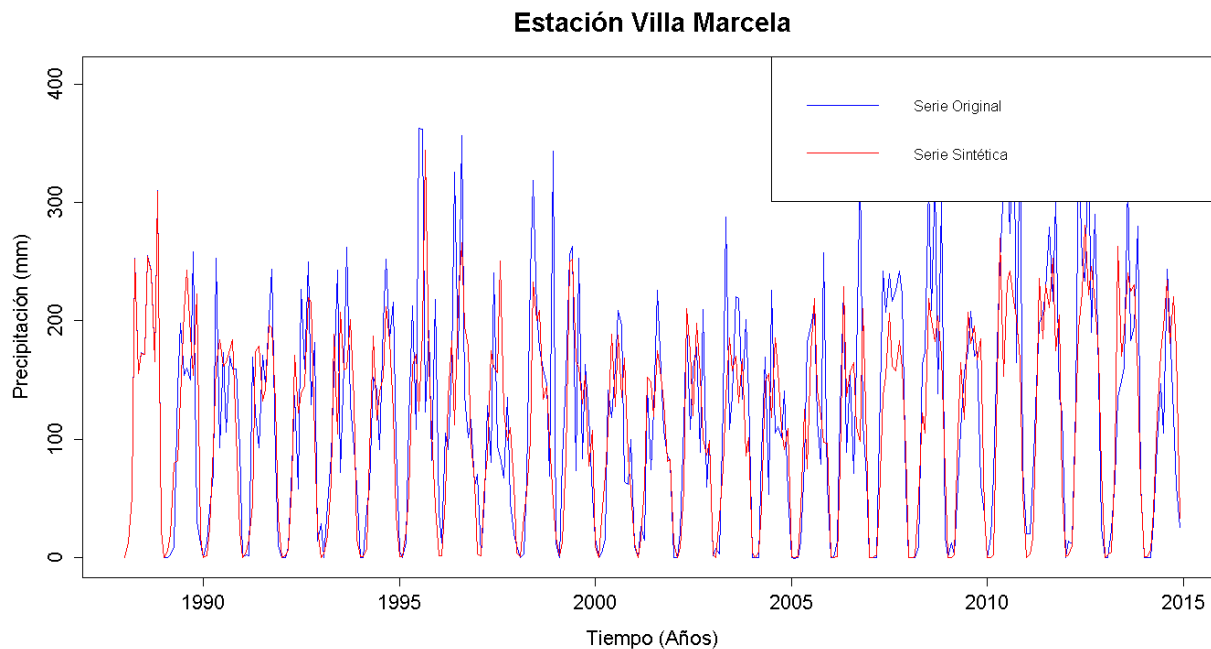


Figura G. 646. Gráfico de la serie sintética obtenida y el vector de calibración de la estación Villa Marcela

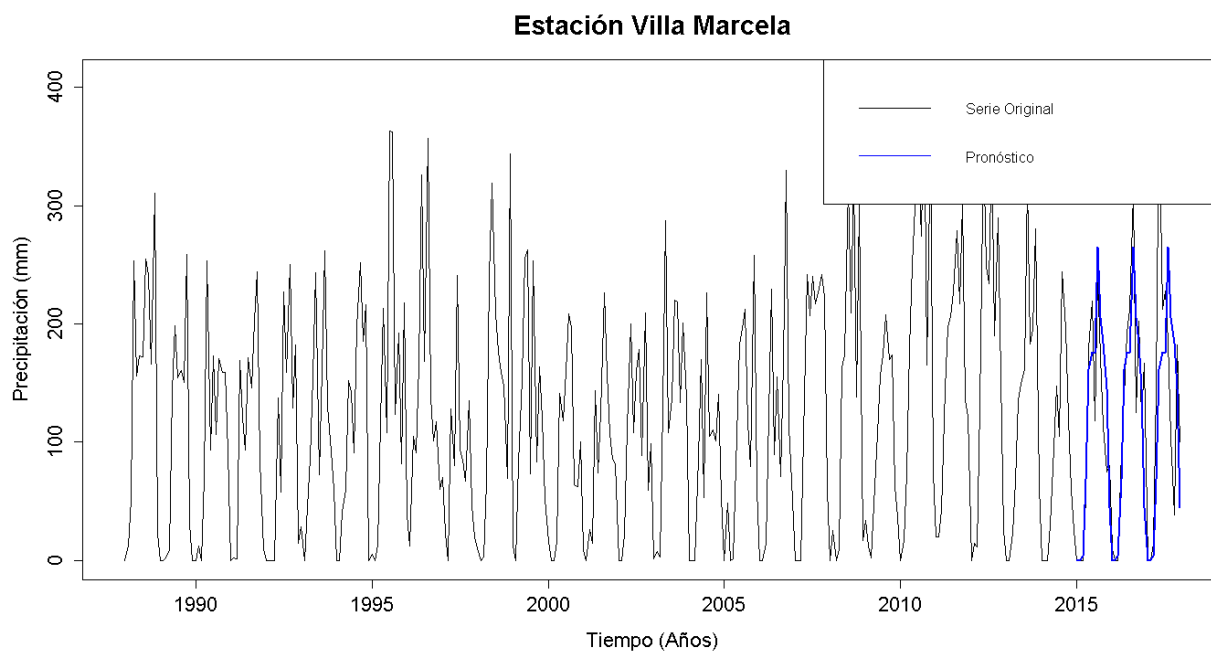


Figura G. 647. Gráfico de la serie original y el pronóstico de la estación Villa Marcela

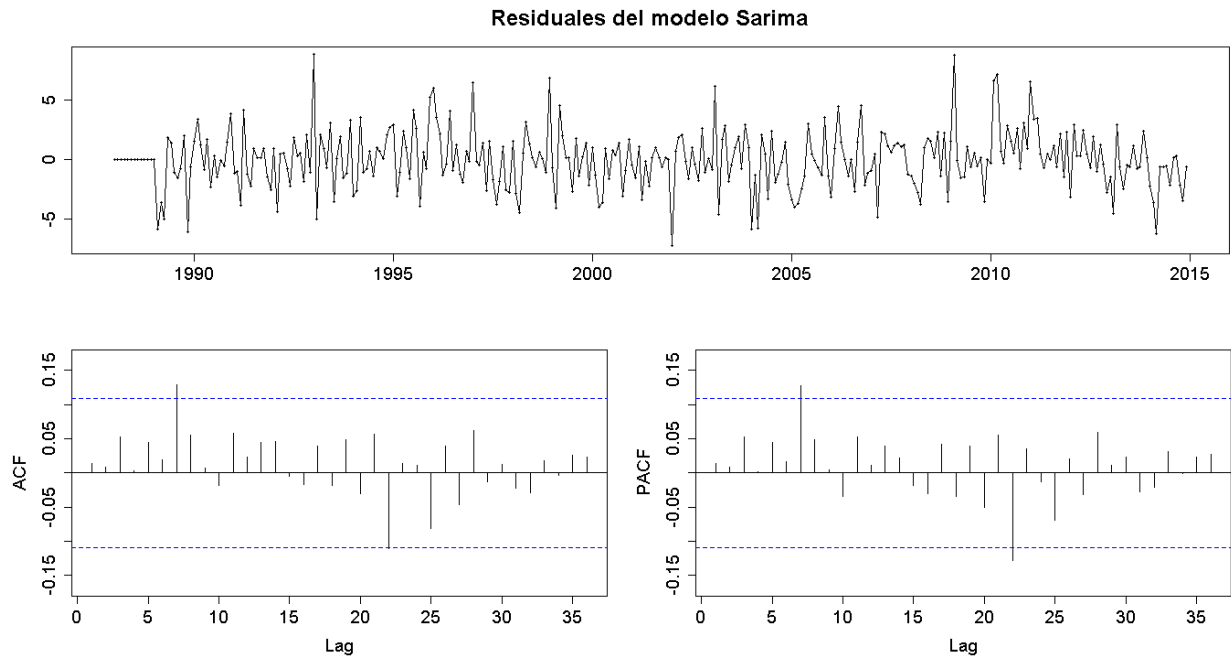


Figura G. 648. Residuales del modelo SARIMA de la estación Villa Marcela

ANEXO H.
PRUEBA DE HIPÓTESIS NULA RESPECTO A LA DIFERENCIA ENTRE DOS MEDIAS
PARA LOS MODELOS DE PRONÓSTICO

Tabla H. 1. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Aguas Mohosas

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 115.9822 | 95% | -2.648416 | 21.002454 | 0.128 |
| Serie sintética | 106.8052 | | | | |
| Vector validación | 83.94786 | 98% | -14.44322 | 55.97459 | 0.1653 |
| Pronóstico | 104.71354 | | | | |

Tabla H. 2. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Apto Berastegui

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 93.07255 | 95% | -3.402416 | 19.062234 | 0.1715 |
| Serie sintética | 85.24264 | | | | |
| Vector validación | 86.31795 | 98% | 14.5516 | 84.01285 | 0.00118 |
| Pronóstico | 135.60017 | | | | |

Tabla H. 3. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Apto Los Garzones

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 108.4602 | 95% | -4.483587 | 17.486825 | 0.2457 |
| Serie sintética | 101.9585 | | | | |
| Vector validación | 99.87796 | 98% | -62.493609 | 8.598203 | 0.07614 |
| Pronóstico | 126.82567 | | | | |

Tabla H. 4. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Berastegui

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor P |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 123.6297 | 95% | -9.773877 | 20.994928 | 0.474 |
| Serie sintética | 118.0192 | | | | |
| Vector validación | 103.738 | 98% | -71.11083 | 36.04351 | 0.4365 |
| Pronóstico | 121.2717 | | | | |

Tabla H. 5. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Boca de la Ceiba

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor P |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 116.7095 | 95% | -2.08874 | 19.6089 | 0.1134 |
| Serie sintética | 107.9494 | | | | |
| Vector validación | 112.2735 | 98% | -34.48885 | 39.02914 | 0.8842 |
| Pronóstico | 110.0034 | | | | |

Tabla H. 6. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Buenos Aires

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor P |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 125.0112 | 95% | -4.587745 | 16.143246 | 0.2743 |
| Serie sintética | 119.2335 | | | | |
| Vector validación | 99.40383 | 98% | -65.820223 | 3.485795 | 0.036 |
| Pronóstico | 130.57105 | | | | |

Tabla H. 7. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Buenos Aires 1

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor P |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 127.7373 | 95% | -2.51988 | 23.02169 | 0.1155 |
| Serie sintética | 117.4864 | | | | |
| Vector validación | 120.7308 | 98% | -54.35913 | 49.02135 | 0.903 |
| Pronóstico | 123.3997 | | | | |

Tabla H. 8. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación California

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor P |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 114.3674 | 95% | -4.792683 | 23.469845 | 0.1948 |
| Serie sintética | 105.0288 | | | | |
| Vector validación | 119.815 | 98% | -43.46962 | 50.63966 | 0.8559 |
| Pronóstico | 116.23 | | | | |

Tabla H. 9. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Callemar

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor P |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 130.3598 | 95% | -2.329342 | 21.081369 | 0.1163 |
| Serie sintética | 120.9838 | | | | |
| Vector validación | 126.6946 | 98% | -36.6306 | 44.87132 | 0.8114 |
| Pronóstico | 122.5742 | | | | |

Tabla H. 10. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Caramelo

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 129.0257 | 95% | -4.805644 | 16.415079 | 0.2833 |
| Serie sintética | 123.221 | | | | |
| Vector validación | 131.2298 | 98% | -40.32273 | 39.14311 | 0.9721 |
| Pronóstico | 131.8196 | | | | |

Tabla H. 11. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Carrillo

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 104.9691 | 95% | -5.496812 | 16.223762 | 0.3326 |
| Serie sintética | 99.6056 | | | | |
| Vector validación | 92.23378 | 98% | -45.7628 | 22.27242 | 0.4155 |
| Pronóstico | 103.97897 | | | | |

Tabla H. 12. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Carrizal

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 127.5492 | 95% | -0.8278973 | 19.6828145 | 0.07155 |
| Serie sintética | 118.1217 | | | | |
| Vector validación | 127.1453 | 98% | -56.56174 | 24.8095 | 0.3593 |
| Pronóstico | 143.0215 | | | | |

Tabla H. 13. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Centro Alegre

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 142.6019 | 95% | 5.355134 | 29.695101 | 0.00482 |
| Serie sintética | 125.0767 | | | | |
| Vector validación | 117.8094 | 98% | -69.91714 | 9.739362 | 0.07721 |
| Pronóstico | 147.8983 | | | | |

Tabla H. 14. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Cereté

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 112.1059 | 95% | -5.109157 | 15.770975 | 0.3166 |
| Serie sintética | 106.7749 | | | | |
| Vector validación | 104.9446 | 98% | -27.91121 | 33.84807 | 0.8203 |
| Pronóstico | 101.9761 | | | | |

Tabla H. 15. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Cerro Bahía

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 116.1542 | 95% | -9.764933 | 17.677481 | 0.5714 |
| Serie sintética | 112.1979 | | | | |
| Vector validación | 110.8933 | 98% | -56.64872 | 44.73965 | 0.7801 |
| Pronóstico | 116.8479 | | | | |

Tabla H. 16. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Ciénaga de Oro

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor P |
|--------------------|----------|------------------------|----------------------------------|----------------------------------|---------|
| Vector calibración | 124.2453 | 95% | -2.220261 | 17.569804 | 0.1283 |
| Serie sintética | 116.5706 | | | | |
| Vector validación | 109.7504 | 98% | -40.15813 | 12.69651 | 0.2234 |
| Pronóstico | 123.4812 | | | | |

Tabla H. 17. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Chimá

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor P |
|--------------------|----------|------------------------|----------------------------------|----------------------------------|---------|
| Vector calibración | 104.2373 | 95% | -2.389633 | 16.817359 | 0.1408 |
| Serie sintética | 97.02344 | | | | |
| Vector validación | 100.1883 | 98% | -49.15211 | 17.22853 | 0.2583 |
| Pronóstico | 116.1501 | | | | |

Tabla H. 18. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Chinú

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|----------|------------------------|----------------------------------|----------------------------------|---------|
| Vector calibración | 113.3892 | 95% | -3.576459 | 16.851618 | 0.2025 |
| Serie sintética | 106.7516 | | | | |
| Vector validación | 102.082 | 98% | -64.905849 | 7.759597 | 0.06598 |
| Pronóstico | 130.6552 | | | | |

Tabla H. 19. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Cielo El

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|----------|------------------------|----------------------------------|----------------------------------|---------|
| Vector calibración | 148.288 | 95% | -10.56919 | 21.27615 | 0.5094 |
| Serie sintética | 142.9345 | | | | |
| Vector validación | 149.5833 | 98% | -67.23368 | 44.78064 | 0.6344 |
| Pronóstico | 160.8099 | | | | |

Tabla H. 20. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Colomboy

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|----------|------------------------|----------------------------------|----------------------------------|----------|
| Vector calibración | 47.98189 | 95% | 3.869724 | 11.59327 | 9.28E-05 |
| Serie sintética | 40.2504 | | | | |
| Vector validación | 42.77 | 98% | -20.289275 | 9.287922 | 0.3815 |
| Pronóstico | 48.27068 | | | | |

Tabla H. 21. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Corocito

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|-----------|------------------------|----------------------------------|----------------------------------|---------|
| Vector calibración | 106.1916 | 95% | -10.84585 | 16.98051 | 0.6651 |
| Serie sintética | 103.1243 | | | | |
| Vector validación | 96.58074 | 98% | -67.44575 | 48.1175 | 0.6895 |
| Pronóstico | 106.24487 | | | | |

Tabla H. 22. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Corozal 1

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor P |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 114.8582 | 95% | -7.117491 | 19.970846 | 0.3518 |
| Serie sintética | 108.4315 | | | | |
| Vector validación | 118.9972 | 98% | -37.7238 | 67.76126 | 0.4984 |
| Pronóstico | 103.9785 | | | | |

Tabla H. 23. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Corozal 2

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor P |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 115.8058 | 95% | -3.691637 | 17.931305 | 0.1965 |
| Serie sintética | 108.686 | | | | |
| Vector validación | 109.49 | 98% | -51.07152 | 23.18163 | 0.3756 |
| Pronóstico | 123.4349 | | | | |

Tabla H. 24. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Cotorra

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor P |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 118.1766 | 95% | -16.27385 | 13.40841 | 0.8496 |
| Serie sintética | 119.6093 | | | | |
| Vector validación | 91.79778 | 98% | -58.50831 | 37.06014 | 0.5919 |
| Pronóstico | 102.52186 | | | | |

Tabla H. 25. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Cristo Rey

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor P |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 129.1296 | 95% | -2.604744 | 23.021849 | 0.1183 |
| Serie sintética | 118.9211 | | | | |
| Vector validación | 121.0122 | 98% | -70.27518 | 14.20003 | 0.1198 |
| Pronóstico | 149.0498 | | | | |

Tabla H. 26. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Despensa La

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor P |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 184.1494 | 95% | -17.74438 | 18.75587 | 0.9566 |
| Serie sintética | 183.6437 | | | | |
| Vector validación | 180.1444 | 98% | -72.78197 | 76.37055 | 0.9539 |
| Pronóstico | 178.3502 | | | | |

Tabla H. 27. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Doctrina La

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor P |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 112.1262 | 95% | -2.541394 | 18.308489 | 0.1381 |
| Serie sintética | 104.2426 | | | | |
| Vector validación | 111.9416 | 98% | -60.80504 | 11.86923 | 0.1148 |
| Pronóstico | 136.4095 | | | | |

Tabla H. 28. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Esmeralda La

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|-----------|------------------------|----------------------------------|----------------------------------|---------|
| Vector calibración | 92.33903 | 95% | -16.85913 | 28.56768 | 0.6127 |
| Serie sintética | 86.48476 | | | | |
| Vector validación | 93.09048 | 98% | -113.4519 | 75.63429 | 0.6305 |
| Pronóstico | 111.99928 | | | | |

Tabla H. 29. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Flor del Sinú

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|----------|------------------------|----------------------------------|----------------------------------|---------|
| Vector calibración | 115.4984 | 95% | -8.110716 | 22.463363 | 0.3569 |
| Serie sintética | 108.3221 | | | | |
| Vector validación | 93.52733 | 98% | -56.43518 | 47.49321 | 0.8376 |
| Pronóstico | 97.99832 | | | | |

Tabla H. 30. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Galán

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|-----------|------------------------|----------------------------------|----------------------------------|---------|
| Vector calibración | 101.80677 | 95% | -6.594652 | 14.852867 | 0.4499 |
| Serie sintética | 97.67766 | | | | |
| Vector validación | 90.84048 | 98% | -41.83685 | 35.906 | 0.8568 |
| Pronóstico | 93.8059 | | | | |

Tabla H. 31. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Granja La

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 155.2411 | 95% | -8.855602 | 16.308939 | 0.5612 |
| Serie sintética | 151.5144 | | | | |
| Vector validación | 143.4815 | 98% | -78.849123 | 5.788375 | 0.04394 |
| Pronóstico | 180.0119 | | | | |

Tabla H. 32. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Horizonte

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 122.6194 | 95% | -7.470253 | 22.205379 | 0.3299 |
| Serie sintética | 115.2519 | | | | |
| Vector validación | 120.744 | 98% | -39.44742 | 60.35275 | 0.6176 |
| Pronóstico | 110.2917 | | | | |

Tabla H. 33. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Jaraguay

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 91.68694 | 95% | -5.650281 | 23.36631 | 0.2309 |
| Serie sintética | 82.82893 | | | | |
| Vector validación | 121.1433 | 98% | -37.89204 | 77.37381 | 0.4124 |
| Pronóstico | 101.4025 | | | | |

Tabla H. 34. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Lamas 3

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor P |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 116.864 | 95% | -7.804056 | 20.634498 | 0.3758 |
| Serie sintética | 110.4487 | | | | |
| Vector validación | 97.025 | 98% | -74.81382 | 14.56125 | 0.1122 |
| Pronóstico | 127.1513 | | | | |

Tabla H. 35. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Limón El

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 114.8031 | 95% | 0.7096891 | 24.772015 | 0.03795 |
| Serie sintética | 102.0623 | | | | |
| Vector validación | 99.85 | 98% | -92.00967 | -10.20266 | 0.00389 |
| Pronóstico | 150.9562 | | | | |

Tabla H. 36. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Loma Verde

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 118.5302 | 95% | 3.501683 | 22.134883 | 0.00706 |
| Serie sintética | 105.7119 | | | | |
| Vector validación | 120.4254 | 98% | -28.86547 | 38.86289 | 0.7272 |
| Pronóstico | 115.4267 | | | | |

Tabla H. 37. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Lórica [13080020]

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|-----------|------------------------|----------------------------------|----------------------------------|---------|
| Vector calibración | 99.86296 | 95% | -15.68993 | 17.98215 | 0.8935 |
| Serie sintética | 98.71686 | | | | |
| Vector validación | 78.01611 | 98% | -77.66745 | 26.29864 | 0.2358 |
| Pronóstico | 103.70051 | | | | |

Tabla H. 38. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Lórica [13085020]

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|-----------|------------------------|----------------------------------|----------------------------------|---------|
| Vector calibración | 100.79867 | 95% | -4.022441 | 16.524048 | 0.2327 |
| Serie sintética | 94.54786 | | | | |
| Vector validación | 110.7598 | 98% | -26.77769 | 47.69535 | 0.5083 |
| Pronóstico | 100.301 | | | | |

Tabla H. 39. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Maracayo

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|----------|------------------------|----------------------------------|----------------------------------|---------|
| Vector calibración | 115.3737 | 95% | -7.09443 | 16.47761 | 0.4348 |
| Serie sintética | 110.6821 | | | | |
| Vector validación | 102.1807 | 98% | -71.125219 | 8.680639 | 0.06697 |
| Pronóstico | 133.403 | | | | |

Tabla H. 40. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Montería

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor P |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 112.2785 | 95% | -3.832236 | 21.192266 | 0.1736 |
| Serie sintética | 103.5985 | | | | |
| Vector validación | 104.4754 | 98% | -43.04339 | 37.86346 | 0.8795 |
| Pronóstico | 107.0653 | | | | |

Tabla H. 41. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Palma de vino

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor P |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 116.8694 | 95% | -3.254737 | 24.030912 | 0.1353 |
| Serie sintética | 106.4813 | | | | |
| Vector validación | 89.38 | 98% | -71.01202 | 16.56326 | 0.1433 |
| Pronóstico | 116.6044 | | | | |

Tabla H. 42. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Pezval

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 123.5328 | 95% | 4.793311 | 30.335451 | 0.00711 |
| Serie sintética | 105.9685 | | | | |
| Vector validación | 125.7653 | 98% | -42.70497 | 55.77661 | 0.7513 |
| Pronóstico | 119.2295 | | | | |

Tabla H. 43. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Pica Pica

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 166.3765 | 95% | 0.8207824 | 30.2032581 | 0.03853 |
| Serie sintética | 150.8645 | | | | |
| Vector validación | 168.9411 | 98% | -43.08394 | 57.08869 | 0.7417 |
| Pronóstico | 161.9387 | | | | |

Tabla H. 44. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Planeta Rica

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 134.3016 | 95% | -6.832747 | 18.509511 | 0.3661 |
| Serie sintética | 128.4632 | | | | |
| Vector validación | 116.2724 | 98% | -60.61417 | 20.20183 | 0.2402 |
| Pronóstico | 136.4786 | | | | |

Tabla H. 45. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Pto Nuevo

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 179.0304 | 95% | -9.123869 | 24.324611 | 0.3724 |
| Serie sintética | 171.43 | | | | |
| Vector validación | 168.2414 | 98% | -64.26813 | 41.48882 | 0.6097 |
| Pronóstico | 179.631 | | | | |

Tabla H. 46. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Quimari

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor P |
|--------------------|----------|------------------------|----------------------------------|----------------------------------|---------|
| Vector calibración | 171.5786 | 95% | -11.15194 | 20.51958 | 0.5616 |
| Serie sintética | 166.8948 | | | | |
| Vector validación | 162.2751 | 98% | -45.47744 | 57.07547 | 0.7884 |
| Pronóstico | 156.4761 | | | | |

Tabla H. 47. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Rabolargo

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|----------|------------------------|----------------------------------|----------------------------------|----------|
| Vector calibración | 118.7654 | 95% | -1.296403 | 20.053298 | 0.08501 |
| Serie sintética | 109.387 | | | | |
| Vector validación | 109.164 | 98% | -115.1405 | -33.0391 | 4.39E-05 |
| Pronóstico | 183.2539 | | | | |

Tabla H. 48. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Sabana Nueva

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor P |
|--------------------|----------|------------------------|----------------------------------|----------------------------------|---------|
| Vector calibración | 110.2179 | 95% | -8.682702 | 16.200886 | 0.5532 |
| Serie sintética | 106.4588 | | | | |
| Vector validación | 93.31056 | 98% | -41.09141 | 40.2698 | 0.9809 |
| Pronóstico | 93.72136 | | | | |

Tabla H. 49. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Sabanal

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 117.0953 | 95% | 1.725363 | 23.887687 | 0.02356 |
| Serie sintética | 104.2888 | | | | |
| Vector validación | 108.9781 | 98% | -40.18532 | 35.63146 | 0.8872 |
| Pronóstico | 111.2551 | | | | |

Tabla H. 50. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Sahagún

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 115.4647 | 95% | 1.973099 | 19.444451 | 0.01632 |
| Serie sintética | 104.756 | | | | |
| Vector validación | 104.5665 | 98% | -51.55034 | 3.80308 | 0.04424 |
| Pronóstico | 128.4402 | | | | |

Tabla H. 51. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Sajonia Hda

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 160.1208 | 95% | -7.146711 | 26.711058 | 0.257 |
| Serie sintética | 150.3387 | | | | |
| Vector validación | 135.8817 | 98% | -61.46943 | 38.16204 | 0.5799 |
| Pronóstico | 147.5354 | | | | |

Tabla H. 52. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación El Salado

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 115.092 | 95% | -2.637194 | 16.991097 | 0.1516 |
| Serie sintética | 107.915 | | | | |
| Vector validación | 115.3704 | 98% | -66.69068 | 8.09596 | 0.06707 |
| Pronóstico | 144.6677 | | | | |

Tabla H. 53. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación San Anterito

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 113.4081 | 95% | -7.921618 | 13.090977 | 0.6294 |
| Serie sintética | 110.8234 | | | | |
| Vector validación | 88.62741 | 98% | -75.053019 | -3.844651 | 0.01017 |
| Pronóstico | 128.07624 | | | | |

Tabla H. 54. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación San Antonio

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 122.5899 | 95% | 6.414439 | 27.602408 | 0.00168 |
| Serie sintética | 105.5815 | | | | |
| Vector validación | 115.7056 | 98% | -72.34803 | 11.01425 | 0.08518 |
| Pronóstico | 146.3725 | | | | |

Tabla H. 55. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación San Bernardo del Viento

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|----------|------------------------|----------------------------------|----------------------------------|---------|
| Vector calibración | 119.79 | 95% | -1.008234 | 22.553141 | 0.07305 |
| Serie sintética | 109.0176 | | | | |
| Vector validación | 118.2465 | 98% | -88.252072 | -3.595277 | 0.01178 |
| Pronóstico | 164.1702 | | | | |

Tabla H. 56. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación San Carlos

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|----------|------------------------|----------------------------------|----------------------------------|---------|
| Vector calibración | 131.1302 | 95% | 1.312805 | 29.437285 | 0.03215 |
| Serie sintética | 115.7552 | | | | |
| Vector validación | 101.0295 | 98% | -85.447159 | -3.203003 | 0.01232 |
| Pronóstico | 145.3546 | | | | |

Tabla H. 57. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación San Francisco del Rayo

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|----------|------------------------|----------------------------------|----------------------------------|---------|
| Vector calibración | 155.7342 | 95% | 3.750262 | 31.483175 | 0.01284 |
| Serie sintética | 138.1175 | | | | |
| Vector validación | 163.7383 | 98% | -46.73443 | 62.5951 | 0.732 |
| Pronóstico | 155.808 | | | | |

Tabla H. 58. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación El Siglo

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 120.2392 | 95% | -2.002467 | 30.521204 | 0.08546 |
| Serie sintética | 105.9798 | | | | |
| Vector validación | 138.8429 | 98% | -34.29546 | 93.09896 | 0.27 |
| Pronóstico | 109.4412 | | | | |

Tabla H. 59. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Sincelejo

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 100.30006 | 95% | -0.9300263 | 17.4420927 | 0.0781 |
| Serie sintética | 92.04402 | | | | |
| Vector validación | 101.67167 | 98% | -13.40815 | 44.7104 | 0.206 |
| Pronóstico | 86.02054 | | | | |

Tabla H. 60. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Santa Cruz Hda

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 107.79636 | 95% | -1.54749 | 17.45222 | 0.1008 |
| Serie sintética | 99.84399 | | | | |
| Vector validación | 90.01685 | 98% | -53.12145 | 5.45241 | 0.05724 |
| Pronóstico | 113.85137 | | | | |

Tabla H. 61. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Santa Lucía

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor P |
|--------------------|----------|------------------------|----------------------------------|----------------------------------|---------|
| Vector calibración | 112.6116 | 95% | -4.00418 | 14.971 | 0.257 |
| Serie sintética | 107.1282 | | | | |
| Vector validación | 109.4972 | 98% | -36.12514 | 30.77074 | 0.8505 |
| Pronóstico | 112.1744 | | | | |

Tabla H. 62. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Santa Rosa

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor P |
|--------------------|----------|------------------------|----------------------------------|----------------------------------|---------|
| Vector calibración | 134.7046 | 95% | -5.497186 | 16.363927 | 0.3296 |
| Serie sintética | 129.2712 | | | | |
| Vector validación | 107.9446 | 98% | -41.82386 | 25.41746 | 0.5658 |
| Pronóstico | 116.1478 | | | | |

Tabla H. 63. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Tampa

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor P |
|--------------------|----------|------------------------|----------------------------------|----------------------------------|---------|
| Vector calibración | 127.1192 | 95% | -6.732213 | 17.739803 | 0.3775 |
| Serie sintética | 121.6154 | | | | |
| Vector validación | 122.9825 | 98% | -45.14336 | 39.16023 | 0.8669 |
| Pronóstico | 125.9741 | | | | |

Tabla H. 64. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación El Trapiche

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor P |
|--------------------|----------|------------------------|----------------------------------|----------------------------------|---------|
| Vector calibración | 109.2578 | 95% | -9.554353 | 19.243525 | 0.509 |
| Serie sintética | 104.4133 | | | | |
| Vector validación | 92.507 | 98% | -29.2807 | 65.05973 | 0.3676 |
| Pronóstico | 74.61748 | | | | |

Tabla H. 65. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Trementino

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor P |
|--------------------|----------|------------------------|----------------------------------|----------------------------------|---------|
| Vector calibración | 132.0175 | 95% | -1.898317 | 20.615681 | 0.1031 |
| Serie sintética | 122.6588 | | | | |
| Vector validación | 127.9854 | 98% | -38.34281 | 36.11048 | 0.9436 |
| Pronóstico | 129.1015 | | | | |

Tabla H. 66. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Turipaná

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor P |
|--------------------|----------|------------------------|----------------------------------|----------------------------------|---------|
| Vector calibración | 108.6446 | 95% | -1.714909 | 16.747893 | 0.1104 |
| Serie sintética | 101.1281 | | | | |
| Vector validación | 115.4247 | 98% | -44.65908 | 20.27444 | 0.378 |
| Pronóstico | 127.617 | | | | |

Tabla H. 67. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Universidad de Córdoba

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 110.9942 | 95% | -1.279937 | 20.625433 | 0.08338 |
| Serie sintética | 101.3215 | | | | |
| Vector validación | 110.9567 | 98% | -27.78297 | 47.51614 | 0.5362 |
| Pronóstico | 101.0901 | | | | |

Tabla H. 68. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Venecia

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 106.8678 | 95% | -8.101426 | 15.121457 | 0.553 |
| Serie sintética | 103.3578 | | | | |
| Vector validación | 92.71385 | 98% | -38.60457 | 37.67555 | 0.977 |
| Pronóstico | 93.17835 | | | | |

Tabla H. 69. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Villa Marcela

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 120.9065 | 95% | -6.014152 | 21.789572 | 0.2656 |
| Serie sintética | 113.0188 | | | | |
| Vector validación | 122.5 | 98% | -48.67492 | 55.48961 | 0.8767 |
| Pronóstico | 119.0927 | | | | |

Tabla H. 70. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Villa Arteaga

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor P |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 431.6667 | 95% | -19.8863 | 38.95768 | 0.5249 |
| Serie sintética | 422.131 | | | | |
| Vector validación | 508.897 | 98% | -94.39005 | 108.81114 | 0.8671 |
| Pronóstico | 501.6865 | | | | |

Tabla H. 71. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación Jobo El Tablón

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor P |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 132.2551 | 95% | -4.125548 | 21.103822 | 0.1869 |
| Serie sintética | 123.7659 | | | | |
| Vector validación | 138.6093 | 98% | -61.83795 | 21.38587 | 0.2533 |
| Pronóstico | 158.8353 | | | | |

Tabla H. 72. Prueba de hipótesis nula respecto a diferencia de dos medias de la estación La pastora

| Muestras | Media | Nivel de significancia | Lím. Inf. intervalo de confianza | Lím. Sup. intervalo de confianza | Valor p |
|--------------------|--------------|-------------------------------|---|---|----------------|
| Vector calibración | 129.3649 | 95% | 3.707122 | 36.556702 | 0.01638 |
| Serie sintética | 109.233 | | | | |
| Vector validación | 95.69267 | 98% | -78.71983 | 14.13471 | 0.1015 |
| Pronóstico | 127.98523 | | | | |

ANEXO I.
MANUAL DE USUARIO PARA LA DETERMINACIÓN DE MODELOS SARIMA MEDIANTE EL ALGORITMO PROPUESTO EN EL LENGUAJE DE PROGRAMACIÓN R

Para el uso de este instructivo debe tener instalado en su computador el software R Studio y la hoja de cálculo Excel. Además, se debe contar con los datos de la precipitación mensual registrada en la estación climatológica de interés.

Paso 1:

Los datos deben estar organizados en la hoja de cálculo Excel tal como se muestra en la Figura 1, donde en la fila 1 se encuentran los encabezados y en las columnas los totales mensuales de precipitación. Cada estación debe tener su respectivo archivo y el nombre que se le dé no debe tener espacios ni caracteres especiales. Ejemplo: Aguas_Mohosas.

Paso 2:

El archivo se debe guardar en una ruta corta, de lo contrario podría generar error a la hora de cargar el archivo. Se sugiere guardar los archivos en una carpeta en el escritorio.

Paso 3:

Con el fin de que el algoritmo funcione correctamente, el archivo SARIMA.R debe estar guardado en la misma carpeta donde estén los archivos de Excel de las estaciones.

| Año | Enero | Febrero | Marzo | Abril | Mayo | Junio | Julio | Agosto | Septiembre | Octubre | Noviembre | Diciembre |
|------|-------|---------|-------|--------|--------|--------|--------|--------|------------|---------|-----------|-----------|
| 1986 | 45.5 | 32.55 | 49.4 | 154.75 | 133.54 | 106 | 94 | 79.6 | 115 | 96 | 203 | 26.1 |
| 1987 | 0 | 0 | 0 | 162 | 167 | 61 | 250.75 | 269 | 188.6 | 115 | 135 | 25 |
| 1988 | 13 | 25 | 35 | 93.8 | 143 | 168 | 113 | 242 | 356 | 158 | 186 | 54 |
| 1989 | 11 | 22 | 111 | 24 | 64 | 209 | 124 | 218 | 117 | 206 | 235 | 47 |
| 1990 | 0 | 51 | 9 | 134 | 190 | 210 | 84 | 318 | 227 | 192 | 143 | 125 |
| 1991 | 17 | 6 | 63 | 89 | 125 | 204 | 125 | 95 | 125 | 205 | 194 | 77 |
| 1992 | 22 | 0 | 0 | 138 | 164 | 85 | 180 | 175 | 136 | 88 | 82 | 111 |
| 1993 | 9 | 9 | 75 | 61 | 165 | 146 | 138 | 252 | 136 | 188 | 123 | 65 |
| 1994 | 7 | 0 | 133 | 36 | 195 | 109 | 59 | 168 | 220 | 226 | 98 | 0 |
| 1995 | 13 | 0 | 2 | 197 | 263 | 214 | 274 | 192 | 182 | 274 | 154 | 31 |
| 1996 | 30 | 108 | 53 | 113 | 274 | 264 | 217 | 156 | 222 | 87 | 55 | 65 |
| 1997 | 56 | 68 | 0 | 137 | 89 | 79 | 47 | 103 | 341 | 71 | 109 | 0 |
| 1998 | 0 | 5 | 0 | 37 | 347 | 109 | 169 | 203 | 214 | 96.3 | 48 | 137.3 |
| 1999 | 43 | 71.2 | 18.52 | 115.91 | 110.2 | 174.54 | 122.96 | 209.23 | 148.71 | 75.73 | 131.34 | 45.27 |
| 2000 | 0 | 33 | 0 | 71 | 282 | 107 | 111 | 192 | 248 | 198 | 46 | 146.63 |
| 2001 | 100 | 0 | 0 | 104 | 260 | 58 | 27 | 140 | 135 | 172 | 153 | 12 |
| 2002 | 25 | 43 | 0 | 153 | 174 | 105 | 95 | 120 | 74 | 109 | 69 | 73 |
| 2003 | 0 | 9 | 13 | 144 | 37 | 154 | 76 | 89 | 73 | 120 | 93.2 | 31 |
| 2004 | 19.16 | 0.77 | 0 | 155 | 177 | 50 | 97 | 227.8 | 192 | 194 | 90 | 5 |
| 2005 | 0 | 0 | 65 | 179 | 239 | 137 | 139 | 126 | 279 | 180 | 385 | 123 |
| 2006 | 0 | 29 | 103 | 170 | 166 | 173 | 133 | 110 | 155 | 99 | 119 | 77 |
| 2007 | 0 | 0 | 46 | 57 | 348 | 284 | 174 | 162 | 214 | 126 | 66 | 110 |

Figura I. 1. Organización de los datos de precipitación mensual de la estación analizada en Excel

Paso 4:

En la línea 10 del algoritmo (ver Figura I. 2), se debe colocar el nombre del archivo (como se muestra en el recuadro rojo) que se va a analizar, el cual debe estar entre comillas sencillas (ver Figura I. 3).

```
1 ##Para determinar el modelo arima
2 #año de inicio (suponiendo mes inicial como enero)
3
4 library(forecast)
5 library(openxlsx)
6 library(tseries)
7 library(moments)
8 options(max.print=99999999)
9 par(cex.lab=1.1, cex.axis=1.1, cex.main=1.5)
10 datos<- read.xlsx('Momil.xlsx', detectDates=TRUE, rowNames = TRUE, colNames = TRUE)
11 años<-rownames(datos)
12 año<-as.numeric(años[1])
13 estac<-'Estación Turipaná'
14
15 vectorcomp<-as.vector(t(datos))
16 nelem<-length(vectorcomp)
17
18 calib<-vectorcomp[1:(9*round(nelem/10))]
19 #calib
20
21 <
```

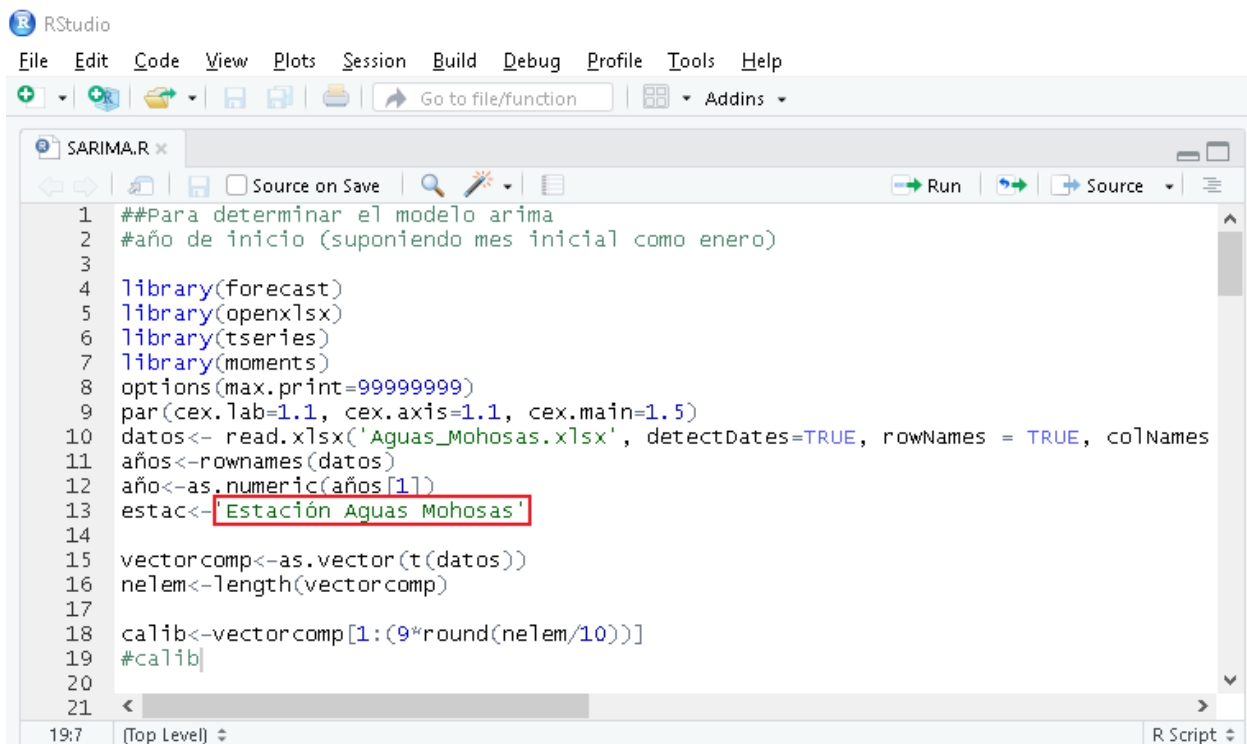
Figura I. 2. Nombre del archivo de Excel con los datos de precipitación mensual

```
1 ##Para determinar el modelo arima
2 #año de inicio (suponiendo mes inicial como enero)
3
4 library(forecast)
5 library(openxlsx)
6 library(tseries)
7 library(moments)
8 options(max.print=99999999)
9 par(cex.lab=1.1, cex.axis=1.1, cex.main=1.5)
10 datos<- read.xlsx('Aguas_Mohosas.xlsx', detectDates=TRUE, rowNames = TRUE, colNames
11 años<-rownames(datos)
12 año<-as.numeric(años[1])
13 estac<-'Estación Aguas Mohosas'
14
15 vectorcomp<-as.vector(t(datos))
16 nelem<-length(vectorcomp)
17
18 calib<-vectorcomp[1:(9*round(nelem/10))]
19 #calib
20
21 <
```

Figura I.3. Nombre del archivo para usar el algoritmo

Paso 5:

En la línea 13, modificar el nombre de la estación, colocar el de la estación a analizar, teniendo en cuenta que éste será el nombre que va a aparecer en los gráficos que se generen (ver Figura I.4)



```
1 ##Para determinar el modelo arima
2 #año de inicio (suponiendo mes inicial como enero)
3
4 library(forecast)
5 library(openxlsx)
6 library(tseries)
7 library(moments)
8 options(max.print=99999999)
9 par(cex.lab=1.1, cex.axis=1.1, cex.main=1.5)
10 datos<- read.xlsx('Aguas_Mohosas.xlsx', detectDates=TRUE, rowNames = TRUE, colNames
11 años<-rownames(datos)
12 año<-as.numeric(años[1])
13 estac<- 'Estación Aguas Mohosas'
14
15 vectorcomp<-as.vector(t(datos))
16 nelem<-length(vectorcomp)
17
18 calib<-vectorcomp[1:(9*round(nelem/10))]
19 #calib|
20
21
```

Figura I.4. Nombre que aparecerá en los gráficos generados por el algoritmo

Paso 6:

Para correr el algoritmo se selecciona en la pestaña Source, la primera opción (Source) o hacerlo directamente con Ctrl+Shift+S

(ver Figura I.5.). Una vez finalizado el proceso se obtendrán los resultados que arroja el algoritmo.

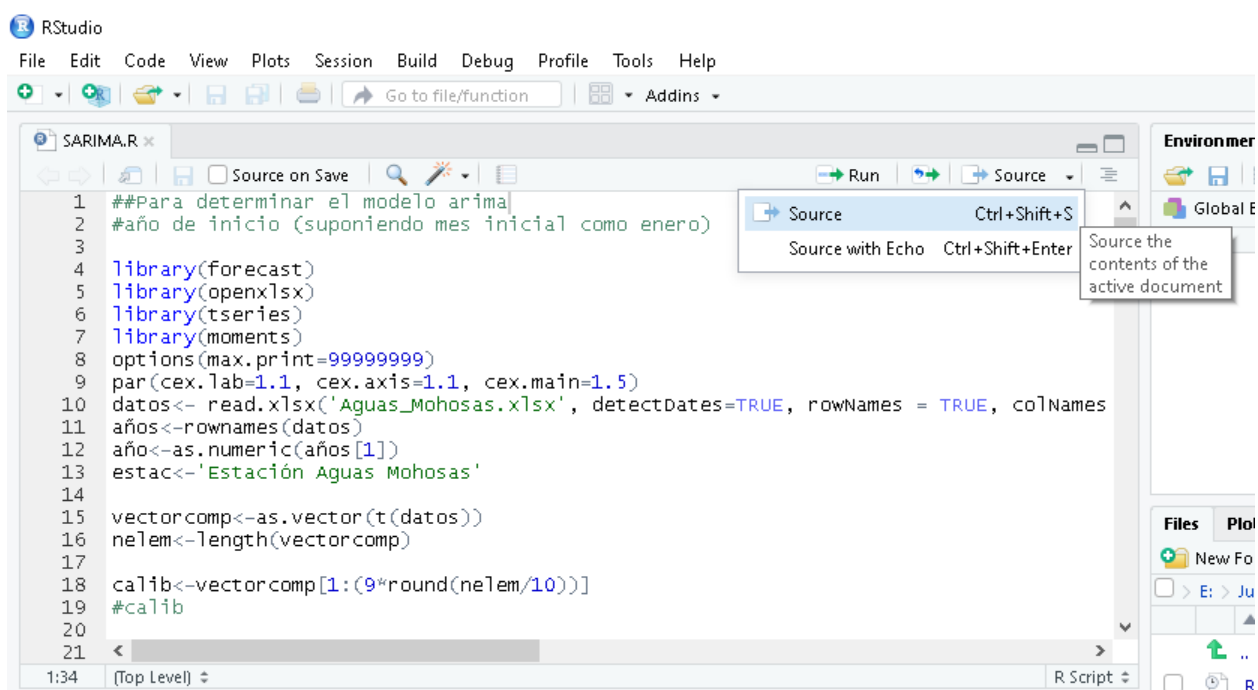


Figura I.5. Comando para ejecutar el algoritmo para la identificación de modelos SARIMA en la serie de tiempo de precipitación mensual analizada

RESULTADOS DEL ALGORITMO

Resultado 1:

En la consola se va a obtener el resultado de la prueba de Dickey Fuller que comprueba la estacionariedad de la serie de tiempo de precipitación mensual de la estación analizada (ver Figura I.6).

```

Console E:/Juan Pablo/Desktop/SARIMA/
> source('E:/Juan Pablo/Desktop/SARIMA/SARIMA.R')
[1] "Es estacionaria"

ARIMA(0,0,0)(0,1,0)[12] : 2029.096
ARIMA(0,0,0)(0,1,0)[12] with drift : 2031.121
ARIMA(0,0,0)(0,1,1)[12] : Inf
ARIMA(0,0,0)(0,1,1)[12] with drift : Inf
ARIMA(0,0,0)(0,1,2)[12] : Inf
ARIMA(0,0,0)(0,1,2)[12] with drift : Inf
ARIMA(0,0,0)(1,1,0)[12] : 1905.844
ARIMA(0,0,0)(1,1,0)[12] with drift : 1907.873
ARIMA(0,0,0)(1,1,1)[12] : Inf
ARIMA(0,0,0)(1,1,1)[12] with drift : Inf
ARIMA(0,0,0)(1,1,2)[12] : Inf
ARIMA(0,0,0)(1,1,2)[12] with drift : Inf
ARIMA(0,0,0)(2,1,0)[12] : 1862.512
ARIMA(0,0,0)(2,1,0)[12] with drift : 1864.535
ARIMA(0,0,0)(2,1,1)[12] : Inf

```

Figura I.6. Resultado prueba Dickey Fuller Aumentada

Resultado 2:

En la consola se muestran los modelos que mejor se ajustaron a la serie de tiempo de precipitación mensual y su respectivo Coeficiente de Información de Akaike (AIC por sus siglas en inglés), para tal efecto, ver la Figura I.7.

Resultado 3:

En la consola se muestra posteriormente a los modelos probados, el modelo que más se ajusta (el óptimo) para la serie de tiempo de precipitación mensual analizada con el respectivo orden y los coeficientes correspondientes (ver Figura I.8).

```

Console E:/Juan Pablo/Desktop/SARIMA/
ARIMA(0,0,0)(0,1,0)[12] : 2029.096
ARIMA(0,0,0)(0,1,0)[12] with drift : 2031.121
ARIMA(0,0,0)(0,1,1)[12] : Inf
ARIMA(0,0,0)(0,1,1)[12] with drift : Inf
ARIMA(0,0,0)(0,1,2)[12] : Inf
ARIMA(0,0,0)(0,1,2)[12] with drift : Inf
ARIMA(0,0,0)(1,1,0)[12] : 1905.844
ARIMA(0,0,0)(1,1,0)[12] with drift : 1907.873
ARIMA(0,0,0)(1,1,1)[12] : Inf
ARIMA(0,0,0)(1,1,1)[12] with drift : Inf
ARIMA(0,0,0)(1,1,2)[12] : Inf
ARIMA(0,0,0)(1,1,2)[12] with drift : Inf
ARIMA(0,0,0)(2,1,0)[12] : 1862.512
ARIMA(0,0,0)(2,1,0)[12] with drift : 1864.535
ARIMA(0,0,0)(2,1,1)[12] : Inf
ARIMA(0,0,0)(2,1,1)[12] with drift : Inf
ARIMA(0,0,0)(2,1,2)[12] : Inf
ARIMA(0,0,0)(2,1,2)[12] with drift : Inf
ARIMA(0,0,1)(0,1,0)[12] : 2021.743
ARIMA(0,0,1)(0,1,0)[12] with drift : 2023.78
ARIMA(0,0,1)(0,1,1)[12] : Inf

```

Figura I.7. Modelos ensayados y sus respectivos AIC

```

Console E:/Juan Pablo/Desktop/SARIMA/
Best model: ARIMA(0,0,1)(2,1,0)[12]
Series: x
ARIMA(0,0,1)(2,1,0)[12]
Coefficients:
      ma1      sar1      sar2
      0.1256 -0.7689 -0.3523
s.e.  0.0581  0.0520  0.0521

sigma^2 estimated as 15.79: log likelihood=-925.94
AIC=1859.88  AICC=1860.01  BIC=1875.08

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set 0.01777927 3.885073 2.899371 24.88844 50.22356 0.752094 -0.007859807

Ljung-Box test

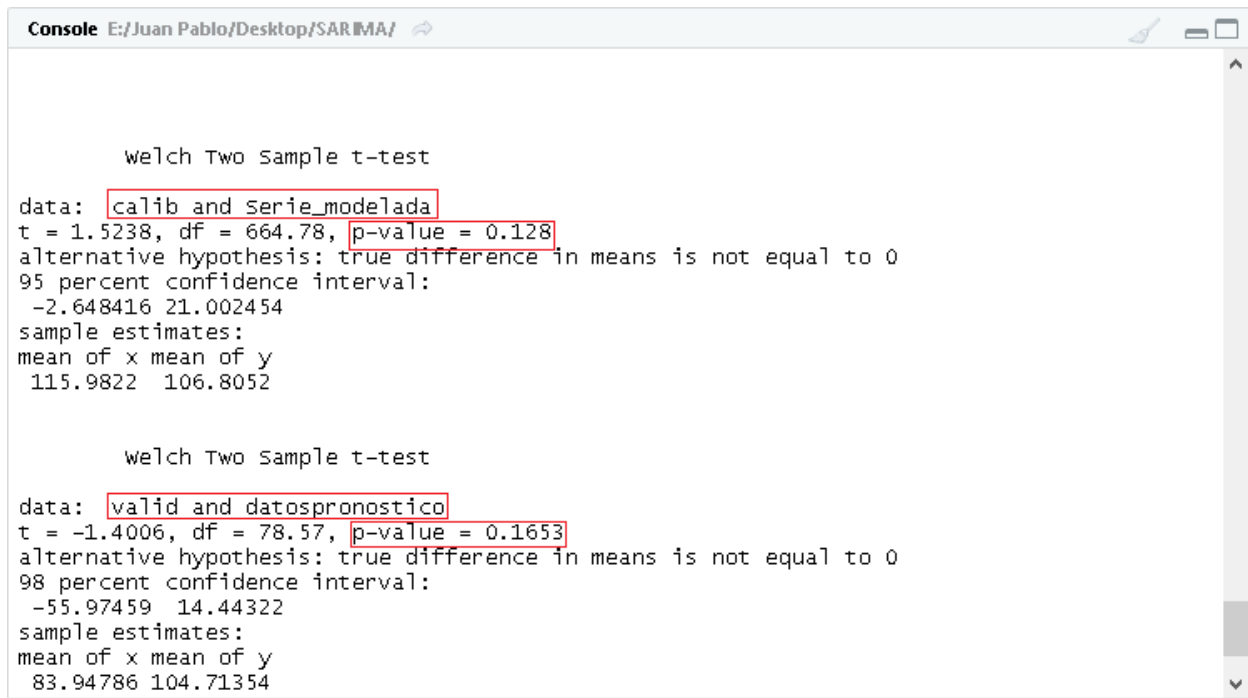
data: Residuals from ARIMA(0,0,1)(2,1,0)[12]

```

Figura I.8. Modelo óptimo seleccionado por el algoritmo a partir del AIC

Resultado 4:

Más adelante en la consola se observan los resultados de la prueba de hipótesis para la diferencia de dos medias usando t-student, en la primera se comparan los datos del vector de calibración con la serie sintética arrojada por el modelo y en la segunda el vector de validación y el pronóstico obtenido por el modelo (ver Figura I.9).



```
Console E:/Juan Pablo/Desktop/SARIMA/ ↗

welch Two Sample t-test
data: calib and serie_modelada
t = 1.5238, df = 664.78, p-value = 0.128
alternative hypothesis: true difference in means is not equal to 0
95 percent confidence interval:
 -2.648416 21.002454
sample estimates:
mean of x mean of y
 115.9822 106.8052

welch Two Sample t-test
data: valid and datospronostico
t = -1.4006, df = 78.57, p-value = 0.1653
alternative hypothesis: true difference in means is not equal to 0
98 percent confidence interval:
 -55.97459 14.44322
sample estimates:
mean of x mean of y
 83.94786 104.71354
```

Figura I.9. Resultados de las pruebas de hipótesis para la diferencia de dos medias

Resultado 5:

En el cuadro ubicado en la zona inferior derecha, se selecciona la pestaña plots (ver Figura I.10) se observa la serie de tiempo de precipitación mensual de la estación analizada.

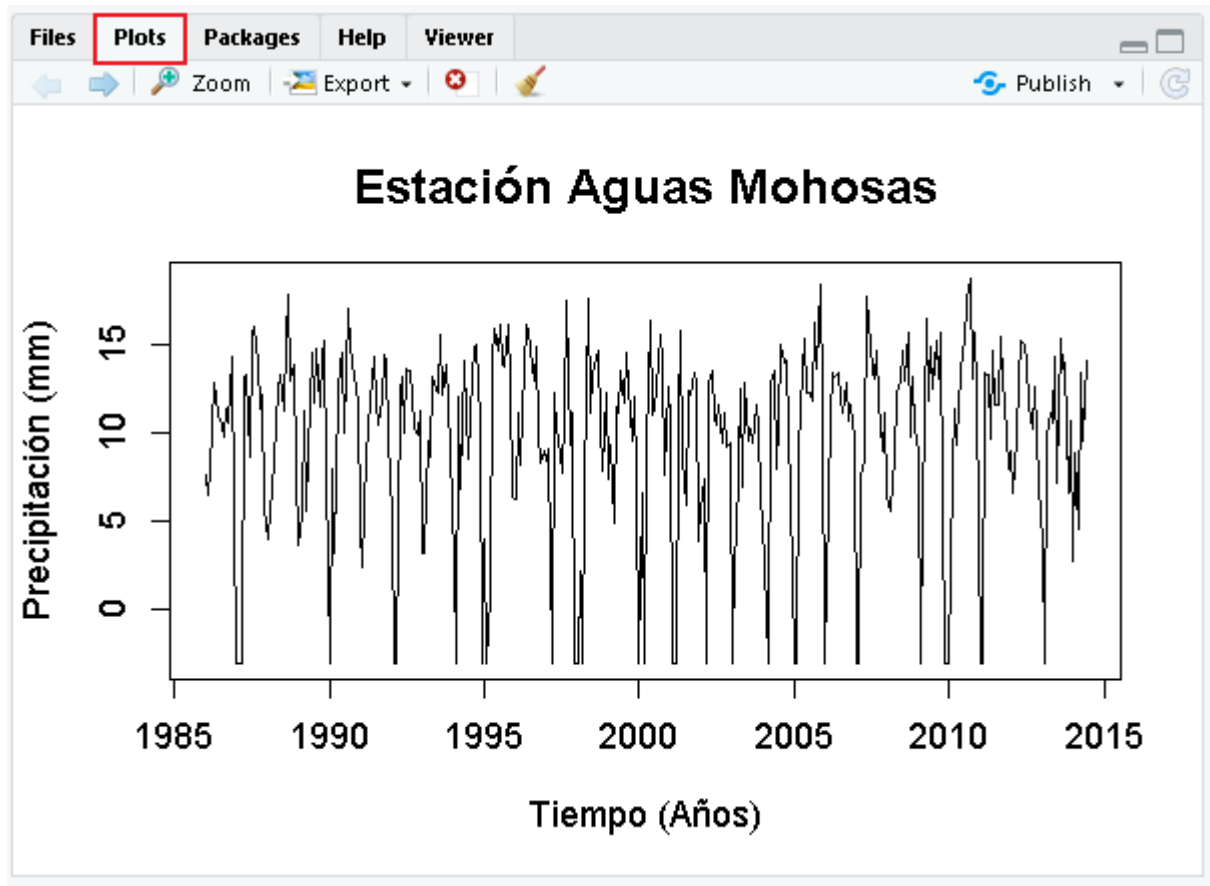


Figura I.10. Pestaña plots, en la que se pueden ver los gráficos generados por el algoritmo. Se muestra la serie de tiempo de precipitación mensual registrada en la estación

Aquí aparecerán todas las gráficas que arroja el algoritmo, por lo tanto, haciendo clic en el botón siguiente, como muestra la Figura I.11, aparecerá la gráfica del vector de calibración de la serie de tiempo de precipitación mensual de la estación analizada.

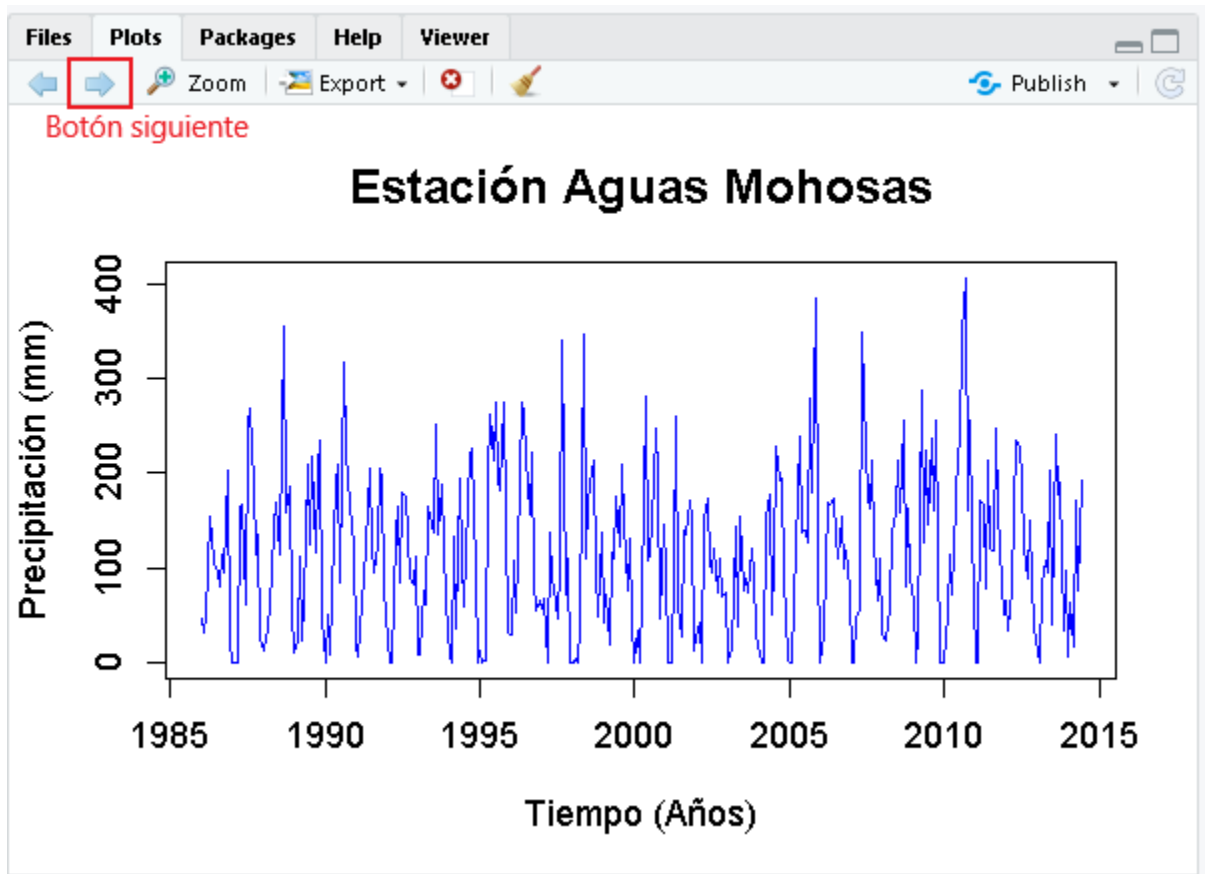


Figura I.11. Vector de calibración de la serie de precipitación registrada en la estación analizada

Haciendo click en el botón siguiente nuevamente, se observa el vector de calibración transformado mediante Box-Cox (ver Figura I.12).

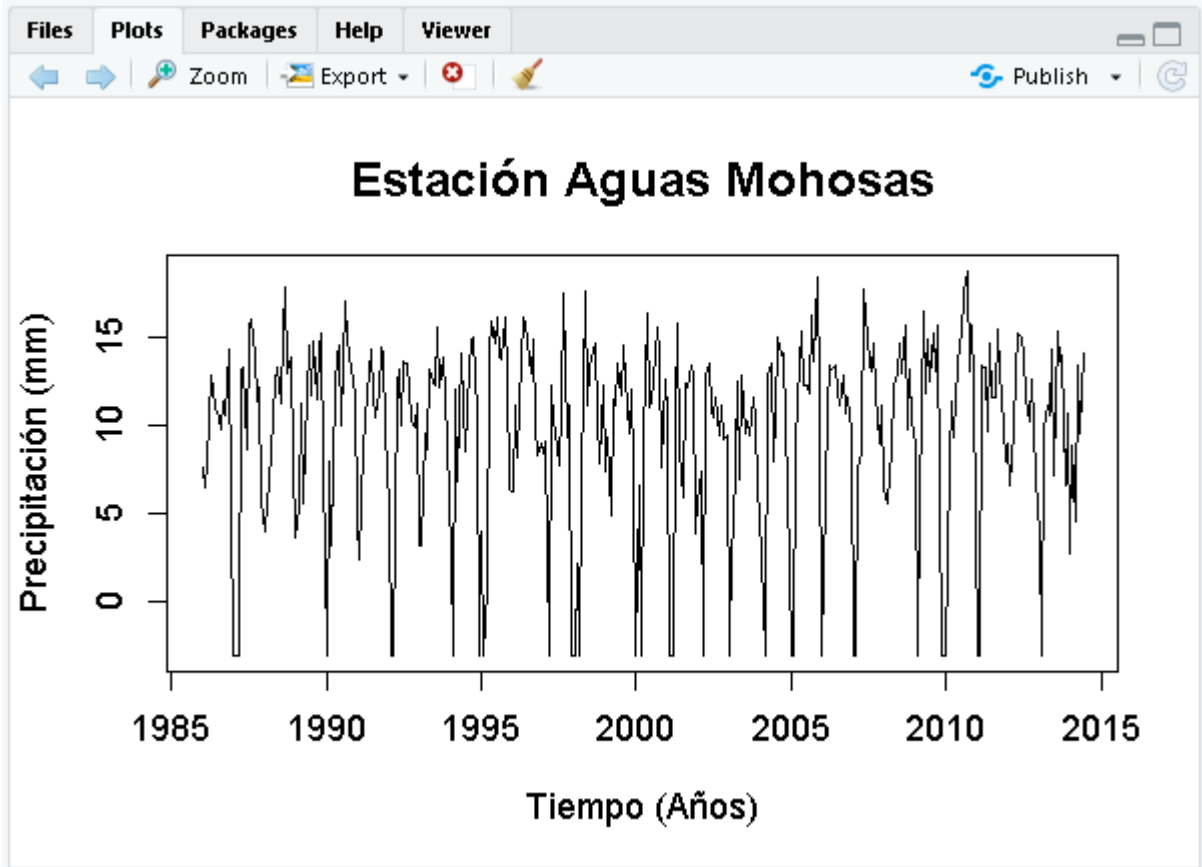


Figura I.12. Vector de calibración de la serie de precipitación registrada en la estación analizada transformado mediante Box-Cox

Posteriormente con clic en el botón siguiente, se tiene la gráfica de la descomposición aditiva de la serie de tiempo de precipitación

mensual de la estación analizada. Haciendo clic en el botón zoom, se verá la imagen en tamaño completo (ver Figura I.13 y Figura I.14).

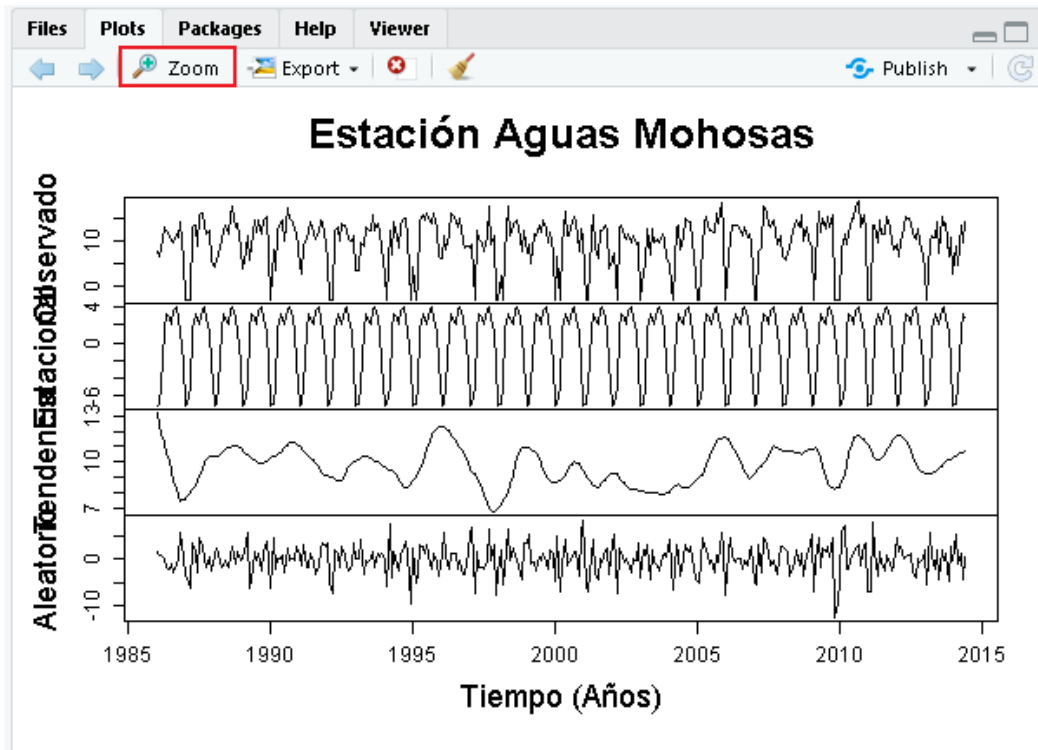


Figura I.13. Descomposición aditiva del vector de calibración de la serie de precipitación registrada en la estación analizada transformado mediante Box-Cox

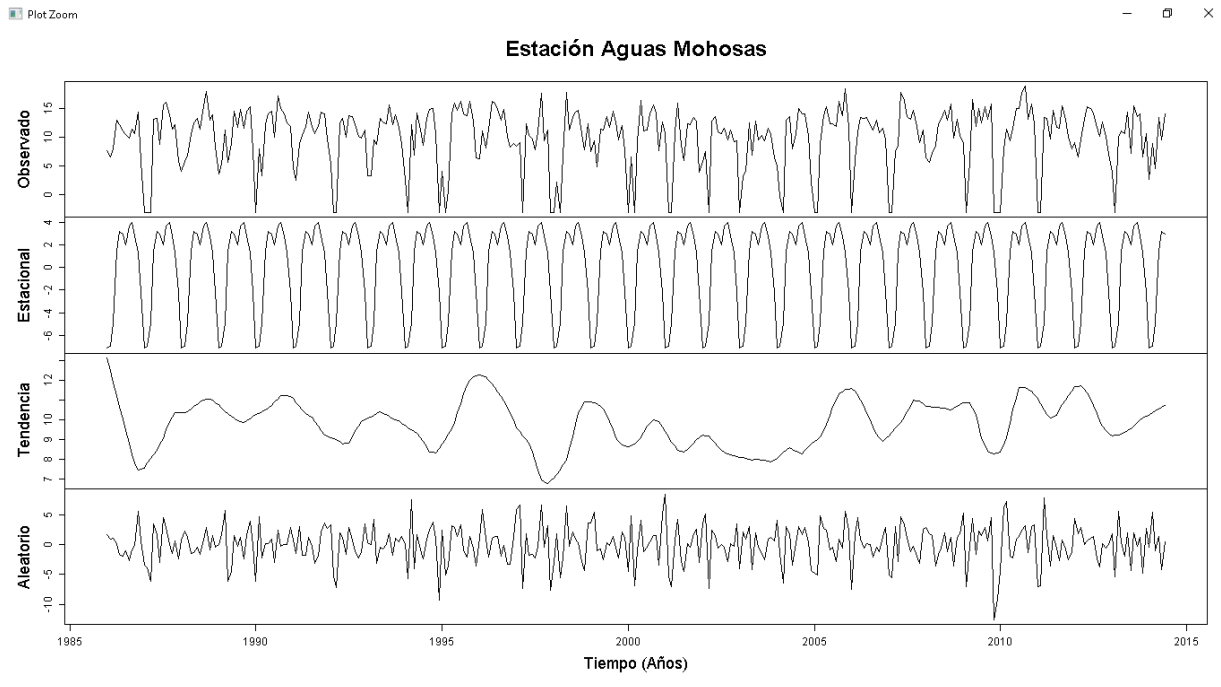


Figura I.14. Zoom de las gráficas generadas por el algoritmo

Haciendo clic en siguiente, aparece la imagen del autocorrelograma del vector de calibración transformado mediante Box-Cox de la serie de tiempo de precipitación mensual de la estación analizada (ver Figura I.15).

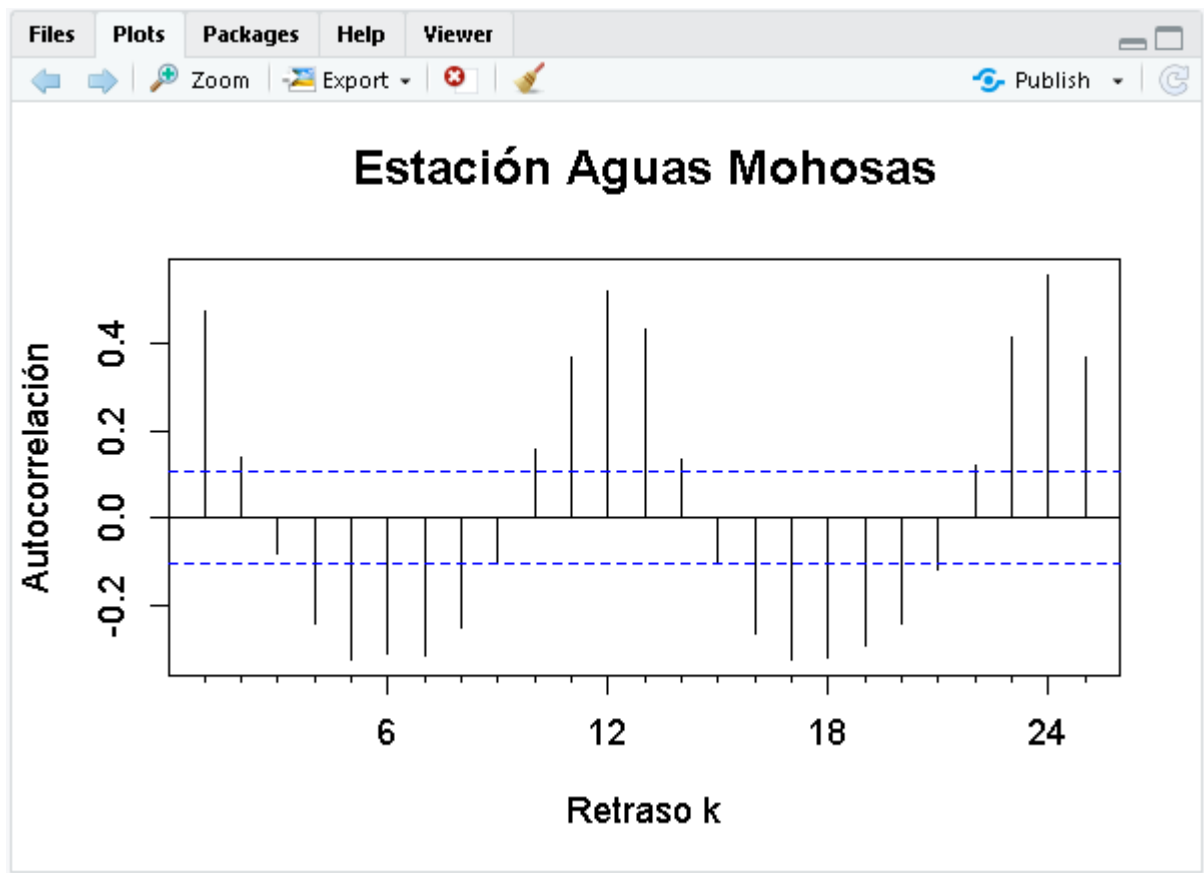


Figura I.15. Autocorrelograma del vector de calibración de la serie de precipitación registrada en la estación analizada transformado mediante Box-Cox

Con clic en siguiente, aparece la imagen del autocorrelograma parcial del vector de calibración transformado mediante Box-Cox de la serie de tiempo de precipitación mensual de la estación analizada (ver Figura I.16).

Si se hace clic en siguiente, se verá el gráfico donde se compara el vector de calibración (serie original) y la serie sintética modelada por el SARIMA seleccionado (ver Figura I.17).

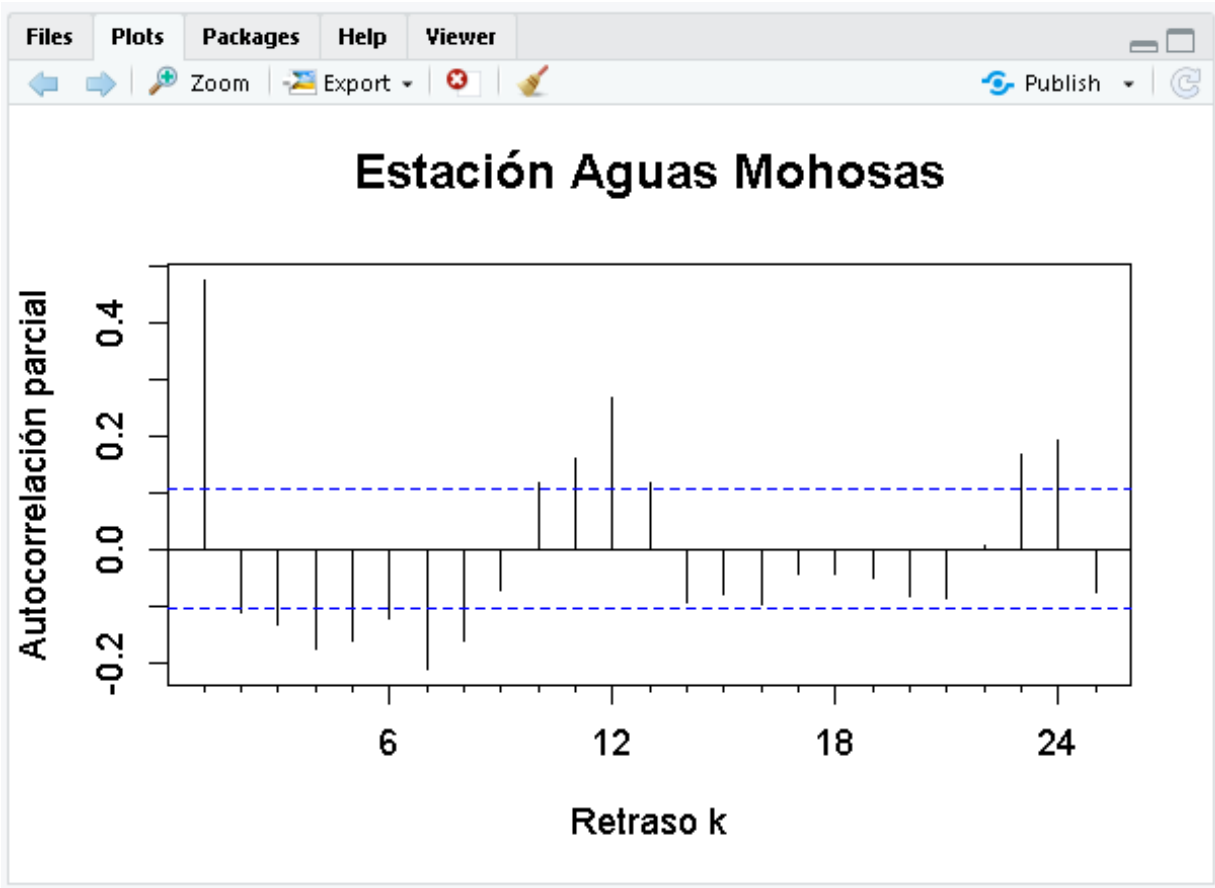


Figura I.16. Autocorrelograma parcial del vector de calibración de la serie de precipitación registrada en la estación analizada transformado mediante Box-Cox

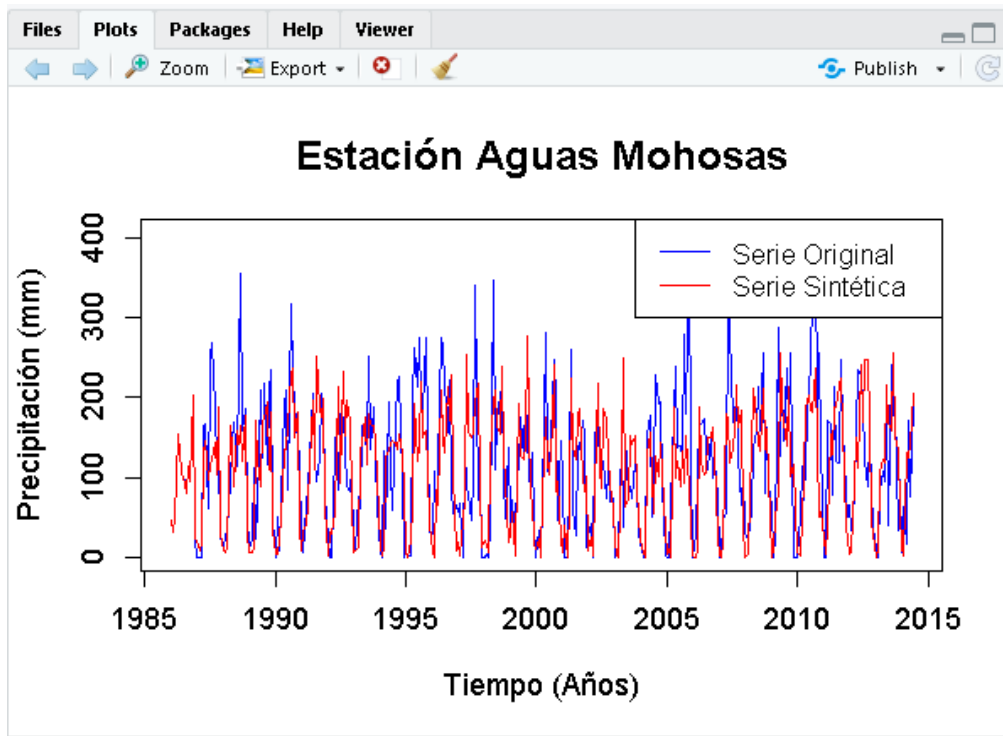


Figura I.17. Comparación entre el vector de calibración y la serie sintética

Luego, haciendo clic en siguiente se observa el gráfico donde se compara la serie de precipitación mensual registrada en la estación analizada, con el pronóstico obtenido del modelo SARIMA seleccionado (ver Figura I.18).

Finalmente, haciendo clic en siguiente se muestra el Autocorrelograma, el autocorrelograma parcial y la serie de tiempo de los residuales del modelo SARIMA seleccionado (ver Figura I.19).

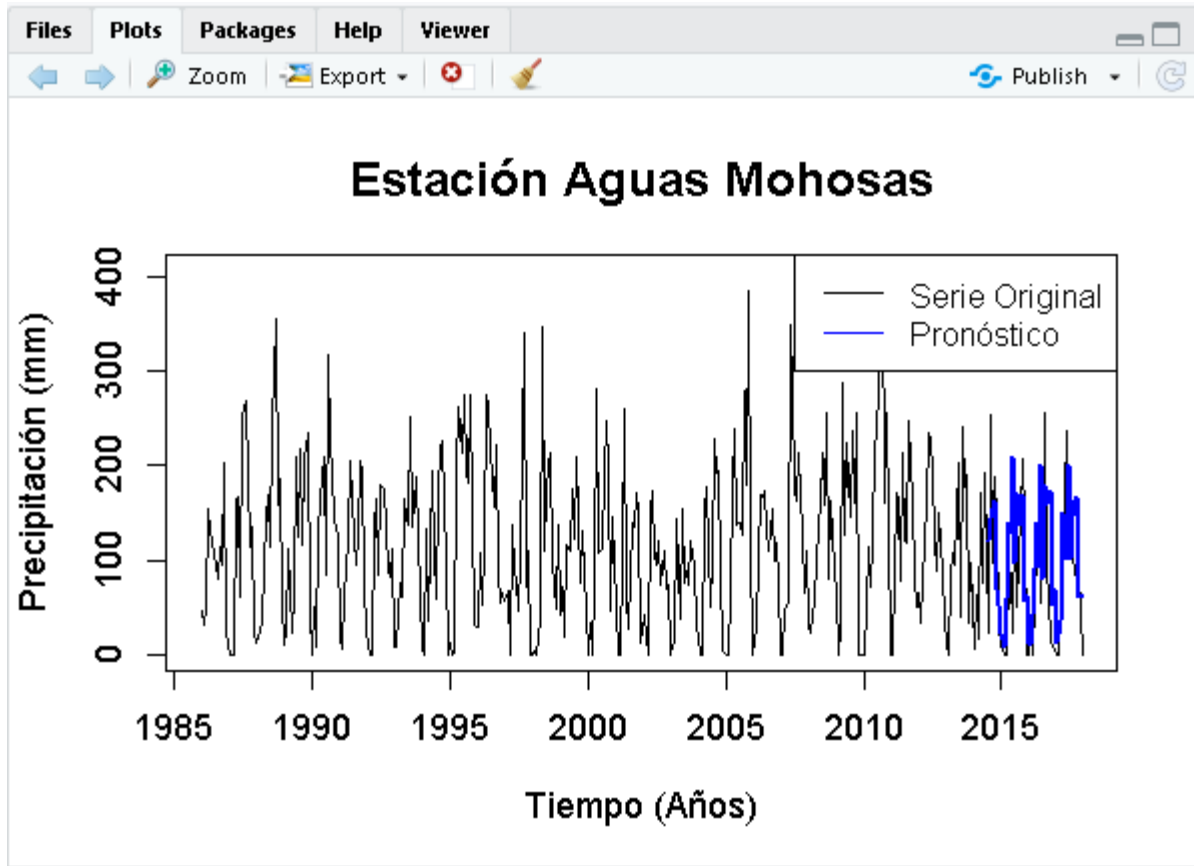


Figura I.18. Comparación de la serie de tiempo original y el pronóstico obtenido del modelo SARIMA seleccionado

Nota: Para exportar las gráficas se hace clic en export y se selecciona save as image o save as a pdf según su necesidad, luego, se abre una ventada donde se seleccionan los píxeles que se requieran o el usuario necesite para la resolución de sus gráficos (ver Figura I.20 y Figura I.21).

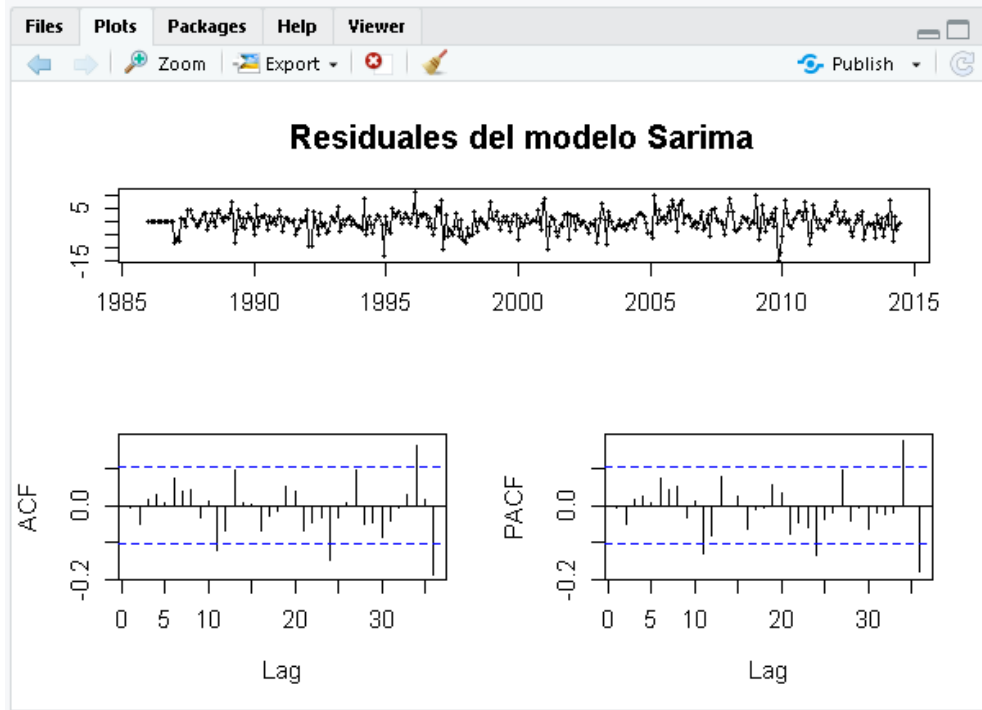


Figura I.19. Autocorrelograma parcial y serie de tiempo de los residuales

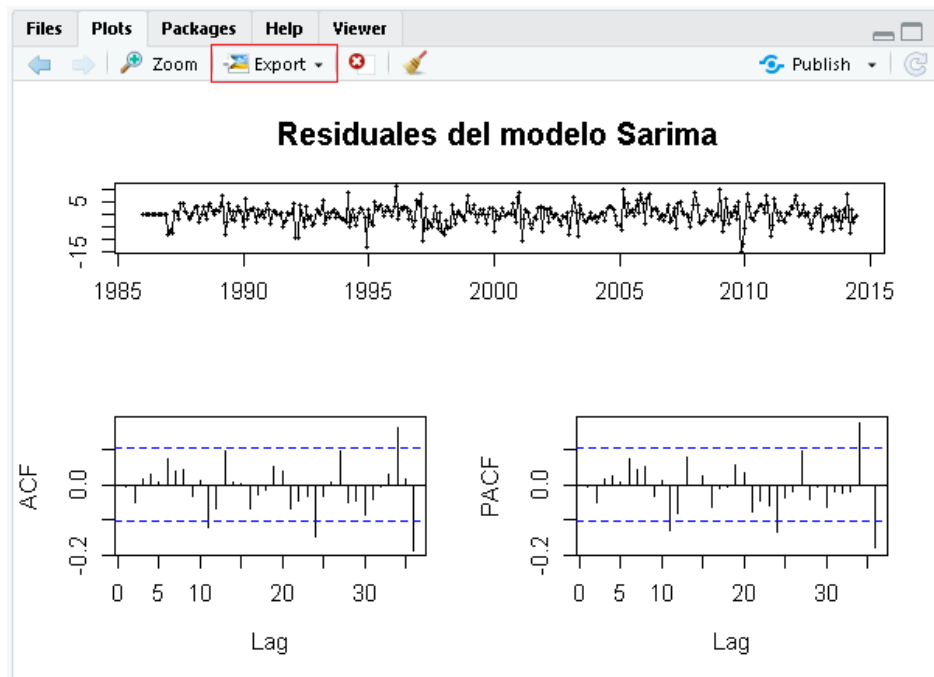


Figura I.20. Exportar las gráficas

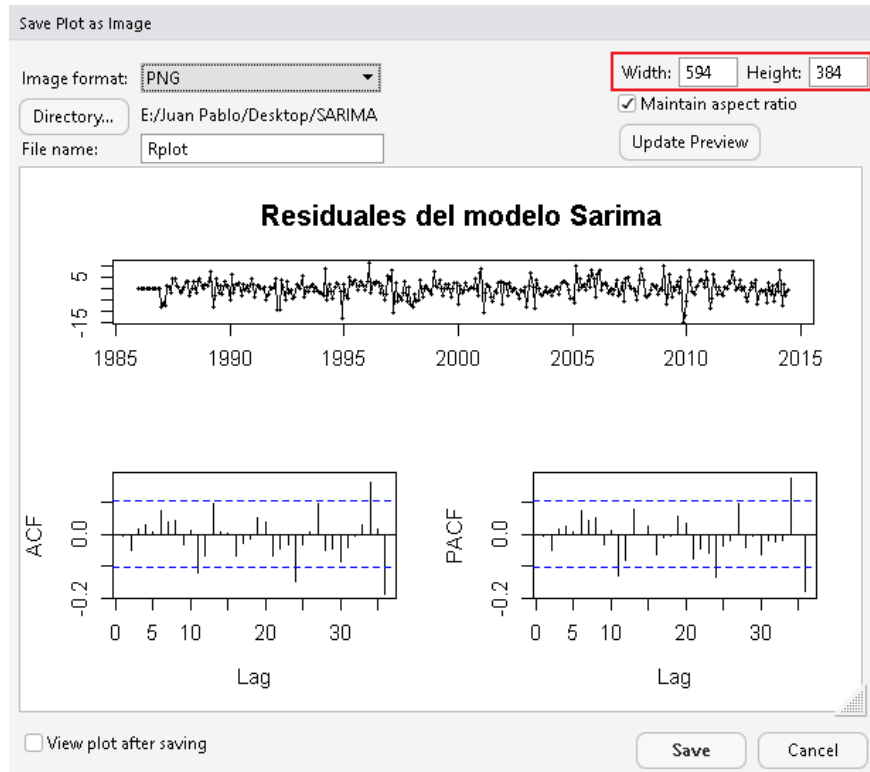


Figura I. 21. Resolución de los gráficos