

Estudio de series climatológicas utilizando análisis discriminante lineal. Caso: Cuenca Río Guanare, Venezuela

Yary Pérez Pérez¹, César Osorio Carrera², Pedro Córdova Mendoza³, Teresa Barrios Mendoza⁴, Isis Córdova Barrios³, Aldo Delgado Acevedo⁵, Tomás Rodríguez Beas², Juan De La Cruz Lozado², Luis Ramirez Calderón²

¹Programa Nacional de Formación Agroalimentaria, Universidad Politécnica Territorial de Portuguesa, Guanare, Venezuela. yarycarolina@gmail.com

²Escuela de Postgrado, Universidad César Vallejo, Perú.

³Facultad de Ingeniería Ambiental y Sanitaria, Universidad Nacional "San Luis Gonzaga", Ica, Perú.

⁴Facultad de Ingeniería Química y Petroquímica, Universidad Nacional "San Luis Gonzaga", Ica, Perú.

⁵Facultad de Ingeniería Química y Textil, Universidad Nacional de Ingeniería, Lima, Perú.

Autor para correspondencia: Yary Pérez Pérez, yarycarolina@gmail.com

(Recibido: 05-02-2021. Publicado: 05-04-2021.)

Resumen

El objetivo de esta investigación fue comparar series de precipitación mensual mediante el análisis discriminante con el fin de estudiar la tendencia y estacionalidad de la precipitación asociada a la cuenca del Río Guanare en Venezuela. Se utilizaron datos de la estación meteorológica Aeropuerto-Guanare y series generadas mediante simulación de Montecarlo con base en los modelos Pearson III, Gumbel I, Log-normal, Log-Pearson III y un modelo lineal con dos armónicos y errores autorregresivos AR(1). Se detectaron observaciones atípicas mediante la distancia de Mahalanobis (D^2). Los parámetros de los modelos se estimaron mediante máxima verosimilitud, y para el modelo lineal con armónicos se estimaron por mínimos cuadrados generalizados. La precipitación mostró un ciclo anual con un máximo en junio, una alta pluviosidad en mayo y julio. La serie presentó residuales autorregresivos AR(1), simetría no perfecta sin largas colas, normalidad en la distribución, estacionalidad en torno a una mediana de 120,5 mm, características típicas del bosque seco tropical. La precipitación se ajustó a un modelo Pearson III. Se observó una influencia del tamaño total de muestra ($12n$) sobre el análisis discriminante, por lo que se recomendó un estudio más exhaustivo del análisis discriminante para la clasificación de series de precipitación mensual.

Palabras clave: funciones discriminantes, series de precipitación, modelos simulados, cuenca río Guanare.

Abstract

The objective of this investigation was to compare monthly precipitation series by means of the discriminant analysis in order to study the trend and seasonality of the precipitation associated with the Guanare River basin in Venezuela. Data from the Aeropuerto-Guanare meteorological station and series generated by Montecarlo simulation based on the models were used; Pearson III, Gumbel I, Log-normal, Log-Pearson III and a linear model with two harmonics and AR(1) autoregressive errors. Outliers were detected using the Mahalanobis distance (D^2). The parameters of the models were estimated using maximum likelihood, and for the linear model with harmonics, they were estimated by generalized least squares. The precipitation showed an annual cycle with a maximum in June, a high rainfall in May and July. The series presented AR(1) autoregressive residuals, not perfect symmetry without long tails, normal distribution, seasonality around a median of 120.5 mm, typical characteristics of tropical dry forest. Precipitation was fitted to a Pearson III model. An influence of the total sample size ($12n$) was observed on the discriminant analysis, therefore a more exhaustive study of the discriminant analysis was recommended for the classification of monthly precipitation series.

Keywords: discriminant functions, precipitation series, simulated models, Guanare river basin.

1. Introducción

El análisis de los cambios en la precipitación a distintas escalas espaciales y temporales es un tema de suma importancia para Venezuela y para el nivel global (De Luis et al, 2000 y Hidalgo, 1991). El estudio del régimen de precipitación constituye un aspecto primordial debido a que la lluvia determina el crecimiento de los cultivos y la ejecución o desarrollo de las actividades agrícolas en campo; así mismo los cambios climáticos en los últimos años requieren actualizar los registros de datos incorporando la información más reciente (Guenni et al., 2008). Por otro lado, la variabilidad temporal de la precipitación influye en la gestión y manejo de los recursos hídricos, la prevención de inundaciones y sequías, la planificación y operación de actividades agrícolas, la generación hidroeléctrica y el abastecimiento de agua a la población humana (Ablan et al., 2008). Por esta razón es particularmente importante el estudio de la tendencia y estacionalidad de la precipitación mensual en Venezuela, y especialmente en la cuenca del río Guanare, la cual está ubicada en el estado Portuguesa, al oeste de Venezuela, entre las coordenadas geográficas UTM 280.000 – 420.000 O y 99.000 – 104.000 N. Los límites de la cuenca del río Guanare son, al norte, la divisoria de la cuenca con la vertiente del alto Tocuyo, la de los ríos Morador y Boconó al este y oeste respectivamente, y por el sur los llanos de Portuguesa. Se trata de una zona de transición entre los Llanos Occidentales y los Andes. La precipitación media es de 1.125,4 mm, la temperatura promedio anual es de 26,4°C y la humedad relativa promedio anual es de 72

Por otro lado, en la actualidad ha cobrado fuerza el uso de métodos estadísticos multivariados para el estudio de la distribución de las precipitaciones. Así pues, dentro del grupo de métodos multivariados para tales fines se encuentra el análisis discriminante, el cual es de gran utilidad para el estudio de series de tiempo, específicamente de precipitaciones mensuales. En ese sentido, según Guillén-Oviedo et al., (2020), el análisis discriminante lineal se usa comúnmente para predecir la pertenencia a un grupo o categoría según los valores observados de varias variables continuas que caracterizan a los sujetos que se clasificarán, en nuestro caso, las estaciones meteorológicas. Específicamente, el análisis discriminante predice una variable de clasificación (Y) (nominal u ordinal) basada en respuestas continuas conocidas (X). Este método estadístico multivariado busca nuevas variables en un espacio de variables de dimensiones superiores que están separadas de manera óptima entre grupos predefinidos (Wilks 2006). Hasta ahora, el análisis discriminante ha sido aplicado por algunos autores en la investigación del cambio climático: DelSole et al. (2011) y Jia y DelSole (2012) utilizaron el análisis discriminante para maximizar la estadística de detección de la respuesta forzada en las temperaturas globales de la superficie

del mar y las temperaturas medias estacionales del aire en la superficie, respectivamente, simulada durante el siglo XX. Srivastava y DelSole (2014) aplicaron el mismo enfoque para detectar señales sólidas de cambio climático en el monzón de verano del sur de Asia. Recientemente, Yan et al. (2016) han demostrado cómo el análisis discriminante puede contribuir a determinar combinaciones de variables óptimas para detectar respuestas forzadas (por ejemplo, mediante métodos óptimos de huellas digitales). Por su parte, Brown y DeGaetano (2010) usaron el análisis discriminante para clasificar las estaciones climáticas urbanas y rurales según el rango diario de temperatura y la depresión del punto de rocío. Como se aprecia, en la última década ha despertado el interés de investigadores en utilizar el análisis discriminante en datos climatológicos. Es por ello que, el objetivo principal de esta investigación es realizar un estudio exhaustivo que involucre no solo la aplicación del análisis discriminante en series climatológicas registradas en la cuenca del río Guanare en Venezuela, considerando modelos de eventos extremos (log-normal, Pearson III, log-Pearson III y Gumbel I) y modelos lineales con armónicos, sino también llevar a cabo un estudio de simulación de Montecarlo con el fin de evaluar las ventajas y desventajas en el uso de ésta técnica multivariada.

2. Materiales y métodos

Los datos provienen de registros de series de precipitación mensual de la estación meteorológica Aeropuerto-Guanare en el estado Portuguesa en el período 1978-2010, sobre los cuales se construyeron series de precipitación mensual mediante simulación de Montecarlo considerando modelos de eventos extremos (Log-Normal, Pearson tipo III, Log-Pearson tipo III y Gumbel tipo I) mediante el método de estimación por máxima verosimilitud, los cuales según Alfaro et al. (2018) y Maldonado et al. (2016), han sido empleados para estudiar la predictibilidad en América Central, a lo largo del ciclo anual de las precipitaciones, y han encontrado buena habilidad predictiva de los modelos ajustados. No obstante, se consideró incluir un modelo lineal con dos armónicos, como el descrito por Guenni et al., (2008) y Villegas et al., (2019) y Villegas et al., (2020), en cuyo caso los parámetros fueron estimados mediante mínimos cuadrados generalizados. Sobre la base de datos de precipitación mensual se realizó un gráfico de la serie de tiempo con el fin de observar el comportamiento de las precipitaciones mensuales a lo largo del período de estudio, esto con el objeto de establecer visualmente ciertas características, entre ellas; la presencia o no de periodos cíclicos (ciclos estacionales) o de posibles cambios en la tendencia de la serie, un histograma de precipitación con su densidad ajustada, un gráfico Q-Q normal y uno de caja, para describir la distribución de las precipitaciones en términos de simetría y distribución. En ese orden, se realizaron pruebas de Normalidad, entre ellas la de Wilk-Shapiro y la de Kolmogorov-Smirnov para verificar el supuesto de normalidad, además de una prueba de Durbin-Watson para el supuesto de autocorrelación serial de los residuales. Así mismo, se realizó una descripción estadística de la precipitación mensual considerando medidas de tendencia central y de dispersión o variabilidad. Finalmente, se graficaron las precipitaciones mensuales con sus respectivos diagramas de caja mensuales con el fin de observar la presencia de ciclos anuales y máximos definidos. Se graficaron los correlogramas correspondientes a la función de autocorrelación total y parcial, así como los Scatter plot de las autocorrelaciones versus los rezagos con el fin de inferir sobre el tipo de estructura de autocorrelación serial de los errores. Se realizó la detección de observaciones atípicas mediante la distancia de Mahalanobis D2. Se representó gráficamente las precipitaciones mensuales con el fin de ajustar modelos de eventos extremos (Log-Normal, Pearson tipo III, Log-Pearson tipo III y Gumbel tipo I) y se estimaron los parámetros para cada uno de los modelos antes mencionados mediante el método de estimación por Máxima Verosimilitud, los parámetros del modelo lineal con dos armónicos y errores autorregresivos AR(1) se estimaron mediante mínimos cuadrados generalizados. Se realizó un estudio de simulación de Montecarlo con el fin de generar series de precipitación mensual con

base en tres modelos; Pearson tipo III, Gumbel I y un modelo lineal con dos armónicos y errores autorregresivos AR(1). Con base en las series sintéticas de precipitación mensual generadas mediante el estudio de simulación de Montecarlo se realizó un análisis discriminante con el fin de construir funciones discriminantes lineales para clasificar series de precipitación mensual provenientes de distintas distribuciones teoricas, como las mencionadas anteriormente. Finalmente, los análisis estadísticos antes señalados se realizaron en el entorno de libre acceso R (R Core Team 2020).

3. Resultados y discusión

En la Figura 1 se muestran las precipitaciones mensuales de la estación Aeropuerto-Guanare entre 1978 y 2010 con sus respectivos diagramas de caja mensuales. En estos se puede observar claramente la presencia de un ciclo anual con un máximo bien definido. En términos generales se puede observar un ciclo unimodal que coincide con lo reportado por Guenni et al., (2008) en su trabajo sobre el análisis de tendencia y estacionalidad de la precipitación mensual en Venezuela, así como los reportados por Villegas et al., (2019) en su trabajo sobre evaluación de observaciones atípicas en datos climatológicos y simulados. En ese orden, los niveles pluviométricos más altos representados en los diagramas de cajas mensuales ocurren en el período mayo-julio, y en tal caso, el máximo ocurre específicamente en el mes de junio. De esta manera, a partir de los análisis gráficos obtenidos, la serie de precipitación mensual de la estación Aeropuerto-Guanare puede ser representada por un modelo de la forma:

$$Y_t = T_t + S_t + \epsilon_t$$

Donde Y_t representa la precipitación mensual en el mes t ; T_t representa el componente de tendencia y S_t representa el componente estacional y ϵ_t representa el componente de error en el tiempo t .

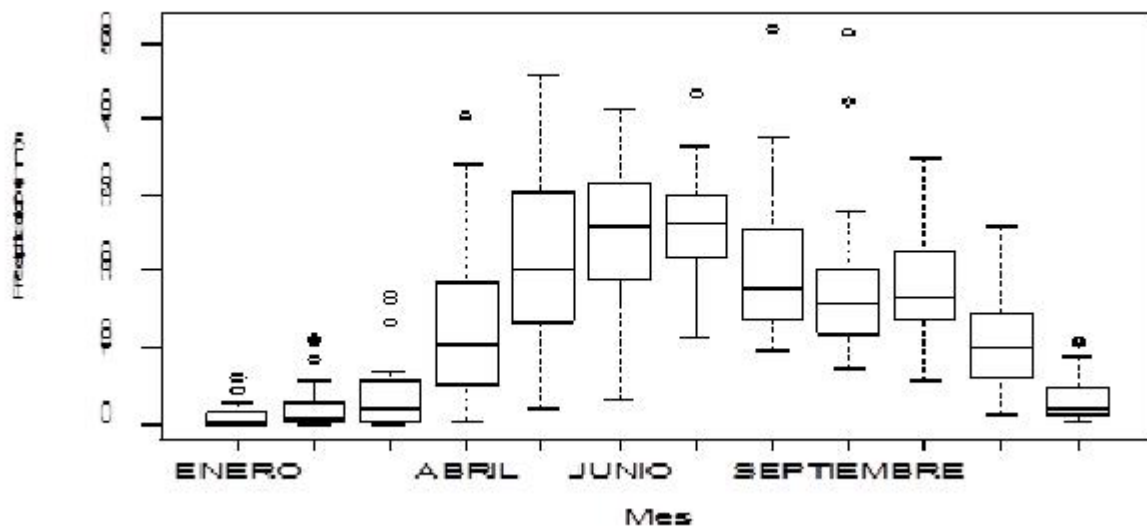


Figura 1: Gráficos de caja de la distribución de las precipitaciones mensuales registradas en la estación Aeropuerto-Guanare en el período 1978-2010.

En la Figuras 2 se presentan los correlogramas de función de autocorrelación total para la serie analizada, estos muestran que los residuales del modelo de la serie de precipitación correspondientes a la estación Aeropuerto-Guanare parecen estar autocorrelacionados, ya que los coeficientes de autocorrelación para todos los retardos sobrepasan los límites de significancia, lo que sugiere una estructura autorregresiva de orden p ($AR(p)$) para los residuales. La presencia de un componente autorregresivo es una característica muy común del comportamiento de muchas variables meteorológicas. Como se observa, la función de autocorrelación total muestra un comportamiento en el cual existen al principio una serie de valores no nulos que se van amortiguando a lo largo del tiempo, es decir, disminuye exponencialmente y presenta un patrón de onda sinusoidal achatada. Por otro lado, en la Figura 3 se muestran los correlogramas de la función de autocorrelación parcial, en donde se observan picos significativos en los rezagos y un único valor nulo, lo cual nos indica como si la serie pudiese ser modelada a través de un modelo $AR(1)$.

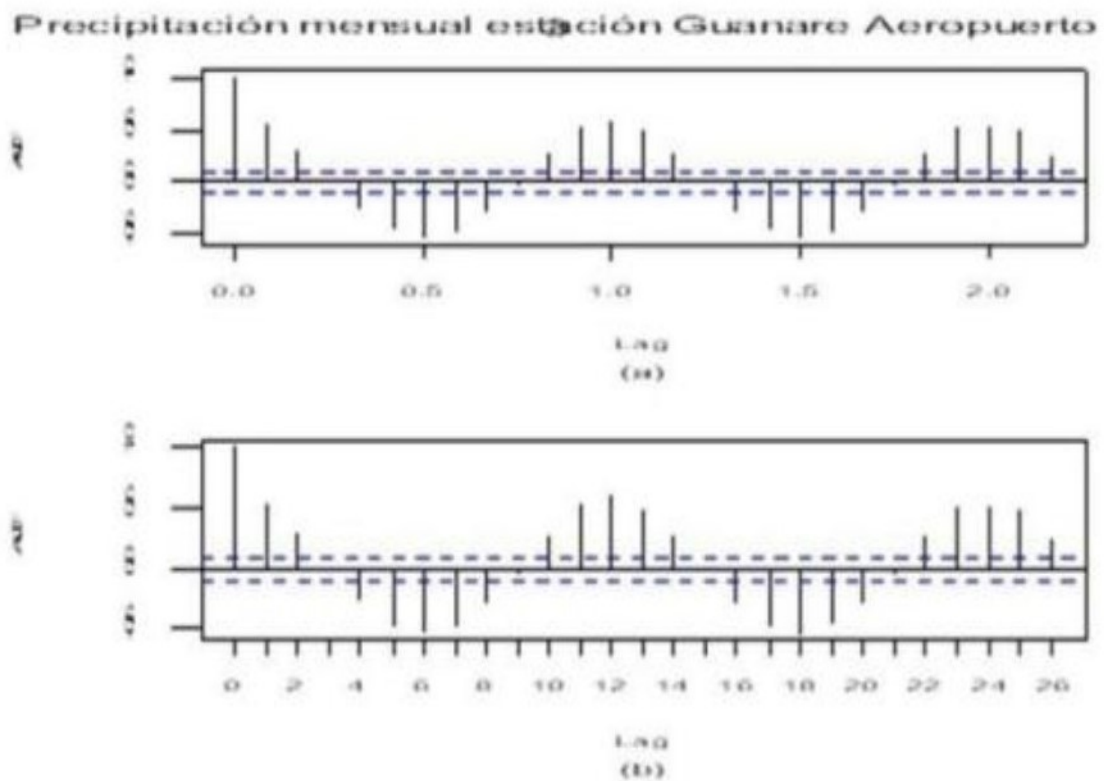


Figura 2: Correlogramas de la función de autocorrelación total para las precipitaciones mensuales registradas en la estación Aeropuerto-Guanare en el período 1978-2010.

Precipitación mensual estación Guanare Aeropuerto

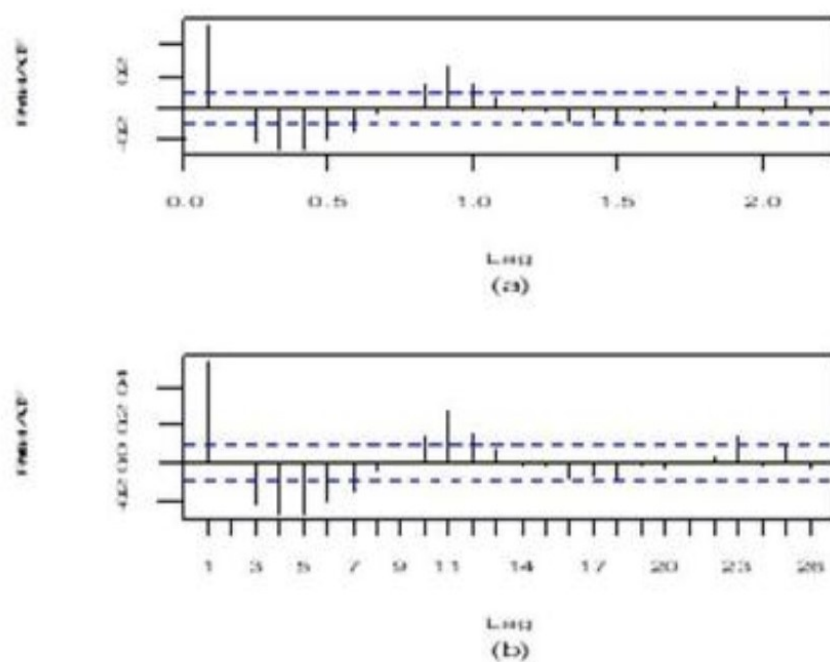


Figura 3: Correlogramas de la función de autocorrelación parcial para las precipitaciones mensuales registradas en la estación Aeropuerto-Guanare en el período 1978-2010.

En la Figura 4 se observan las autocorrelaciones en los dos primeros ordenes (rezagos) sugieren que los datos parecen estar correlacionados. De allí que, entre la serie de precipitación mensual de la estación Aeropuerto-Guanare y el rezago de orden 1 parece existir una asociación importante, la cual se debilita al aumentar en orden del rezago a partir del rezago 2.

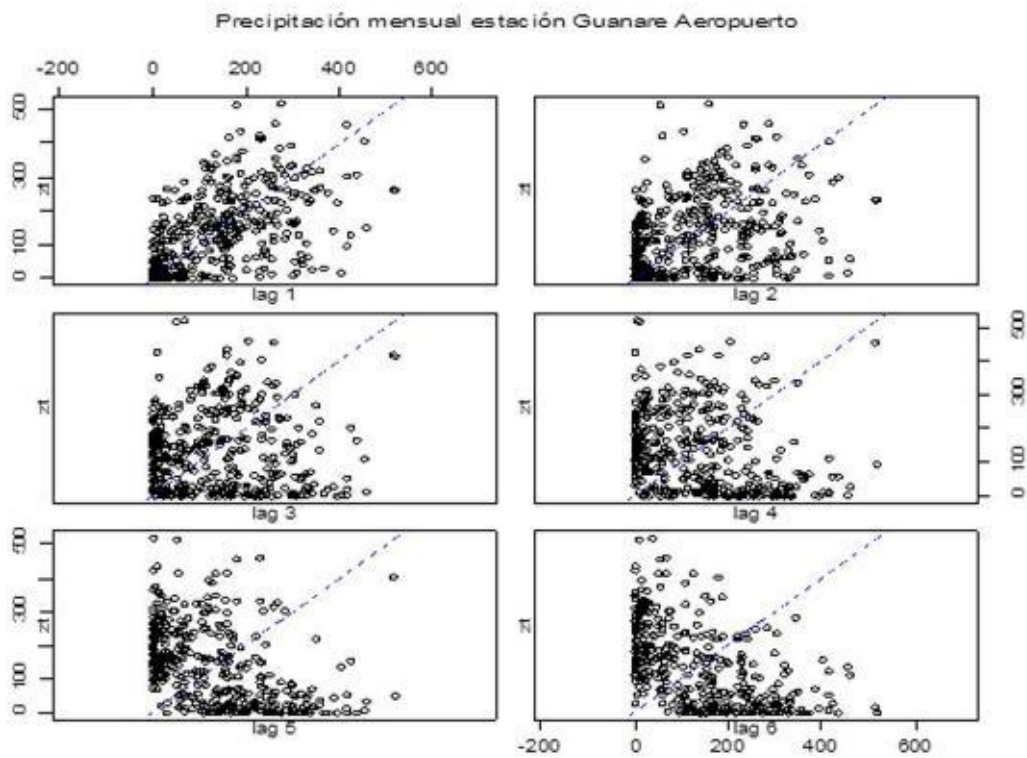


Figura 4: Autocorrelaciones versus rezagos en series de precipitaciones mensuales registradas en la estación Aeropuerto-Guanare en el período 1978-2010.

En la Tabla 1 se muestran los resultados de la detección multivariada de outlier mediante la Distancia de Mahalanobis (D_2), en donde se evidencia que las observaciones atípicas están asociadas a distancias de Mahalanobis relativamente grandes ($D_2 \geq 6$), y se distribuyen en la época de lluvia, con precipitaciones elevadas ocurridas en julio del año 1980 (435 mm), mayo de 1981 (455 mm), junio de 1981 (415 mm), septiembre de 1981 (514 mm), mayo de 1982 (416 mm), mayo de 1990 (459 mm), septiembre de 1991 (424 mm), mayo de 1993 (414 mm) y agosto de 1993 con 519 mm de precipitación. Estos resultados coinciden con lo reportado por Guenni et al. (2008) en un estudio sobre la tendencia y estacionalidad de la precipitación mensual en Venezuela, quienes señalan la presencia de valores extremos que indican niveles de precipitación elevados, referidos a las estaciones con ciclo unimodal con niveles pluviométricos más altos que ocurren en junio, julio y agosto, y a las estaciones con ciclo bimodal, en donde los valores máximos ocurren de abril a mayo o de septiembre a octubre, y con los reportados por Villegas et al. (2019) y Quiroz et al. (2017) quienes afirman que en esta zona los outliers ocurren en los meses de mayo, junio y septiembre.

Tabla 1: Descripción de observaciones atípicas en series de precipitaciones mensuales registradas en la estación Aeropuerto-Guanare en el periodo de 1978-2010..

Año	Mes	Precipitación (<i>mm</i>)	Distancia de Mahalanobis (D^2)
1980	Julio	435	7,31
1981	Mayo	455	8,13
1981	Junio	415	6,31
1981	Septiembre	514	11,27
1982	Mayo	416	6,24
1990	Mayo	459	8,10
1991	Septiembre	424	6,55
1993	Mayo	414	6,34
1993	Agosto	519	11,62

En la Tabla 2 se muestran los resultados del ajuste y estimación de parámetros mediante máxima verosimilitud de cuatro modelos de eventos extremos en series de precipitación mensual de la estación meteorológica Aeropuerto-Guanare en el período 1978-2010, allí se observa que el test de Kolmogorov- Smirnov sugiere que el modelo que muestra el mejor ajuste al conjunto de datos de precipitación mensual es el Pearson tipo III, dado que arroja el valor más alto de probabilidad asociado al estadístico $D=0,007263$, de esa manera, estos resultados son verificados al observar la Figura 5, donde se muestran las densidades para los cuatro modelos de eventos extremos, allí se observa que el modelo Pearson tipo III es el que mejor se ajusta al histograma de precipitaciones mensuales de la estación Aeropuerto-Guanare. Estos resultados verifican lo señalado por algunos autores, entre ellos Chow et al., (1994), quienes afirman que el modelo Pearson tipo III o Gamma de tres parámetros es el que mejor se ajusta a la distribución de las precipitaciones mensuales, por ser una distribución que posee una gran flexibilidad y diversidad de forma, dependiendo de los valores de sus parámetros. Así mismo, coinciden con los reportados por Villegas et al. (2018) en un estudio sobre el uso de la regresión logística para la comparación de series climatológicas en la cuenca del río Torbes en Venezuela. De igual forma, se incluye un modelo lineal con dos armónicos y estructura autorregresiva de primer orden AR(1) para los errores, con parámetros ajustados mediante mínimos cuadrados generalizados y un coeficiente de ajuste bastante alto ($R^2 = 0,9063$).

Tabla 2: Ajuste y estimación de parámetros de cuatro modelos de eventos extremos y un modelo lineal con armónicos y errores autorregresivos AR(1) en series de precipitación mensual de la estación meteorológica Aeropuerto-Guanare en el período 1978-2010.

Modelo	Parámetro estimado	Bondad de ajuste (Kolmogorov-Smirnoff) Estadístico de prueba	(Pvalor)
Log-Normal	$\mu_x = 4,459281$ $\sigma_x = 1,27549$	D=0,15533	1,019e-7
Pearson tipo III	$\alpha = 1,230967$ $x_o = 0,009006$	D=0,089845	0,007263
Log-Pearson tipo III	$\alpha = 10,75065$ $x_o = 2,339255$	D=0,19097	1,894e-11
Gumbel tipo I	$\alpha = 91,01674$ $\beta = 4,360523$	D=0,53869	2,2e-16
*Modelo lineal con dos armónicos y errores autorregresivos AR(1)	$\alpha = 138,8697$	t=180,01	<0,0000
	$\gamma_1 = 27,7589$	t=55,87	<0,0000
	$\delta_1 = -17,9705$	t=-14,01	<0,0000
	$\gamma_2 = 21,2454$	t=23,97	<0,0000
	$\delta_2 = 6,9505$	t=6,64	<0,0000

R²=0,9063

$$*Y_t = \alpha + \gamma_1 \cos(2\pi t/12) + \delta_1 \sin(2\pi t/12) + \gamma_2 \cos(4\pi t/12) + \delta_2 \sin(4\pi t/12) + rnorm(1)$$

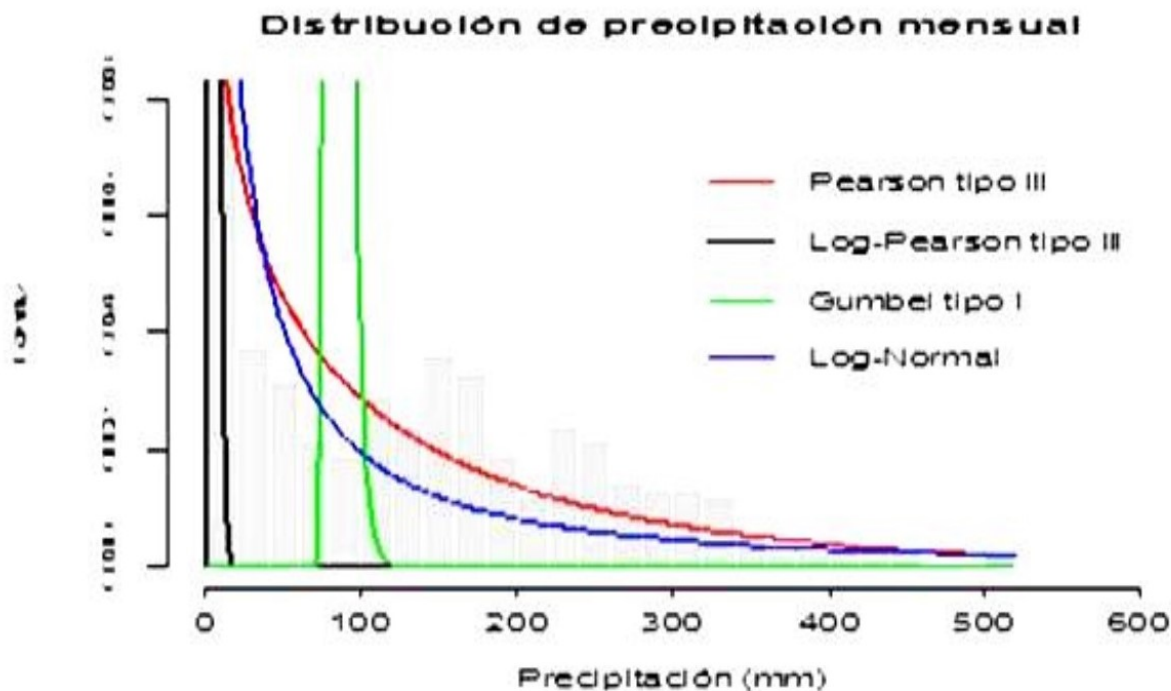


Figura 5: Ajuste y estimación de parámetros de cuatro modelos de eventos extremos en series de precipitación mensual de la estación meteorológica Aeropuerto-Guanare en el período 1978-2010.

En la Tabla 3 se muestran los resultados del análisis discriminante sobre tres series de precipitaciones mensuales generadas mediante simulación de Montecarlo con precipitación, temperatura y humedad como regresoras, como las que se muestran en la Figura 6, allí se observa cómo se incrementa la tasa de clasificación correcta a medida que aumenta el tamaño del período de estudio, alcanzando un máximo de clasificación correcta que se ubica alrededor del 64,95

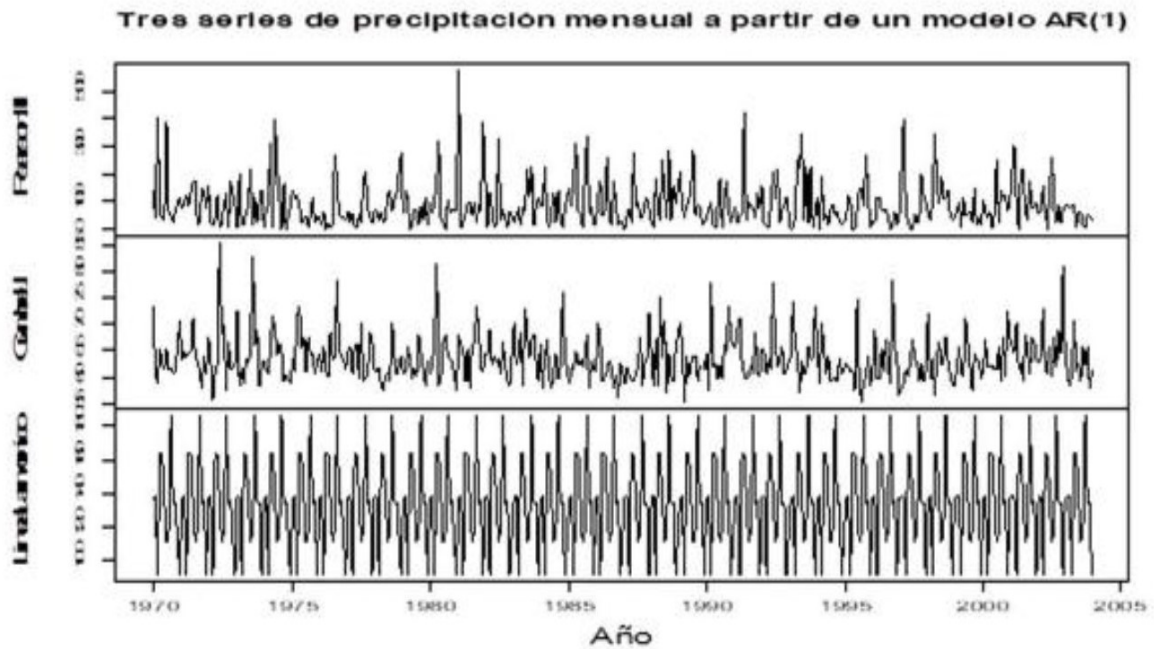


Figura 6: Series de precipitaciones mensuales generadas mediante simulación de Montecarlo correspondiente a una distribución Pearson tipo III, Gumbel tipo I y lineal con dos armónicos y errores autorregresivos AR(1).

Tabla 3: Análisis discriminante sobre tres series de precipitaciones mensuales generadas mediante simulación de Montecarlo correspondiente a una distribución Pearson tipo III, Gumbel tipo I y lineal con dos armónicos y errores autorregresivos AR(1).

n	Función discriminante lineal	Clasificación correcta (%)
5	-0,017*Precipitación-0,303*Temperatura-0,002*Humedad	62,22
10	0,020*Precipitación+0,059*Temperatura+0,001*Humedad	64,06
15	0,018*Precipitación-0,037*Temperatura+0,025*Humedad	64,07
20	0,018*Precipitación-0,069*Temperatura-0,0047*Humedad	64,16
25	0,018*Precipitación-0,064*Temperatura-0,0073*Humedad	64,55
30	0,019*Precipitación-0,088*Temperatura-0,0008*Humedad	64,72
34	0,019*Precipitación-0,092*Temperatura+0,002*Humedad	64,95

4. Consideraciones finales

Los resultados de esta investigación evidenciaron la influencia del tamaño total de la muestra ($12n$) sobre el análisis discriminante lineal aplicado para la clasificación de series de precipitación mensual construidas a partir de modelos de eventos extremos y modelos lineales con armónicos y errores autorregresivos AR(1) en el municipio Guanare del estado Portuguesa, reflejados en una mejora en la tasa de clasificación correcta y con la subsecuente diferenciación de los scores de las funciones discriminantes lineales conforme se incrementó el tamaño de muestra por grupo. No obstante, el máximo valor de clasificación correcta fue 64,95 %, correspondiente al periodo de estudio de 34 años. Finalmente, en virtud de los resultados alcanzados, se recomienda un estudio más exhaustivo del análisis discriminante, que considere la distancia de Mahalanobis, tamaño de muestra por grupo (n_i), número de grupos ($k > 3$), tamaño total de muestra ($12n_i k$), diferentes estructuras de autocorrelación de los errores, entre ellas, AR(p), MA, ARMA, ARIMA y otros modelos con armónicos, dado que esta metodología es sugerida en la literatura como una herramienta para la clasificación de series de precipitación mensual sin tener en cuenta los aspectos antes señalados además de la distribución de las precipitaciones mensuales sobre la eficiencia de este método de análisis multivariado.

Referencias bibliográficas

Ablan M, Andressen R, Vargas M, Acevedo M (2008): Propuesta metodológica para el control de calidad de datos de precipitación. *Agronomía Tropical*, 58(1):57-60.

Alfaro,EJ, Chourio X, Muñoz A, Mason S (2018): Improved seasonal prediction skill of rainfall for the Primera season in Central America. *Int. J. Climatol*, 38:255-268. doi: <https://doi.org/10.1002/joc.5366>.

Brown P, DeGaetano A (2010): Using a Discriminant Analysis to Classify Urban and Rural Climate Stations Based on Diurnal Range of Temperature and Dewpoint Depression. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 49:2366-2378.

Chow V, Maidment, D, Mays L (1994): Hidrología aplicada. Editorial McGraw-Hill Interamericana de México S.A. 651 pp.

De Luis M, Raventós J, González J, Sánchez J, Cortina J (2000): Spatial Analysis of Rainfall Trends in the Region of Valencia (East Spain), *International Journal of Climatology*, 20(1):1452–1469.

Del Sole T, Tippet MK, Shukla J (2011): A significant component of unforced multidecadal variability in the recent acceleration of global warming. *J. Climate*, 24:909–926. doi: <https://doi.org/10.1175/2010JCLI3659.1>.

Echevarría G, Marrero C (2012): Determinación del estado ecológico del río Guanare, estado Portuguesa, Venezuela, utilizando macroinvertebrados bentónicos como indicadores. *Acta Biológica Venezuelica*, 32(1):29-55.

Guenni L, Degryze E, Alvarado K (2008): Análisis de la tendencia y la estacionalidad de la precipitación mensual en Venezuela. *Revista Colombiana de Estadística*, 31(1):41-65.

Guillén-Oviedo H, Cid-Serrano L, Alfaro-Martínez E (2020): Comparación de parámetros de valor extremo de la distribución generalizada asociada a eventos de precipitación extrema en América Central. *UNICIENCIA*, 34(1):111–128. doi: <https://doi.org/10.15359/ru.34-1.7>.

Hernández F, Correa J (2009): Comparación entre tres técnicas de clasificación. *Revista Colombiana de Estadística*, 32(2):247-265.

Hidalgo R (1991): Estudio de las variables físico – naturales, sociales y económicas relevantes para el ordenamiento del territorio de la cuenca alta y media del río Guanare. Tesis de Maestría. Universidad Nacional Experimental de los Llanos Occidentales Ezequiel Zamora, Venezuela.

Jia L, DelSole T (2012): Optimal determination of time-varying climate change signals. *J. Climate*, 25:7122–7137. doi:<https://doi.org/10.1175/JCLI-D-11-00434.1>.

Maldonado T, Rutgersson A, Alfaro E, Amador J, Claremar B (2016): Interannual variability of the midsummer drought in Central America and the connection with sea surface temperatures. *Advances in Geosciences*, 42:35-50. doi: <https://doi.org/10.5194/adgeo-42-35-2016>.

Quiroz I, Paredes F, Guevara E (2017): Análisis de la tendencia de la precipitación y las sequías en Venezuela. *Disertaciones Doctorales en Ambiente y Desarrollo. Coordinación de Postgrado del Vicerrectorado de Infraestructura y Procesos Industriales*. Cojedes, Venezuela, pp. 31-51.

R Core Team (2020): R Development Core Team. R: A language and environment for statistical computing. Disponible en: <https://www.rproject.org/>.

Srivastava A, Del Sole T (2014): Robust forced response in South Asian summer monsoon in a future climate. *J. Climate*, 27:7849–7860. doi:10.1175/JCLI-D-13-00599.1

Villegas S, Villegas D, Pérez Y, Milla M (2018): Modelo de regresión logística para la comparación de series climatológicas registradas en la cuenca del río Torbes, Venezuela. *Revista de Investigación en Agroproducción Sustentable*, 2(3):54-60. doi: <http://dx.doi.org/10.25127/aps.20183.404>

Villegas D, Rivas Y, Pérez Y, Villegas S, Milla M (2019): Evaluación de observaciones atípicas en datos climatológicos y modelos lineales simulados. *Revista de Climatología*, 19(1):67-73.

Villegas D, Milla M, Pérez Y, Villegas S, Gamarra O, Carril V, Shimabuku R (2020): Comparison of distance methods for detection of atypical observations in monthly precipitation series. *Revista de Climatología*, 20(1):1-13.

Wilks DS (2006): *Statistical Methods in the Atmospheric Sciences*. Elsevier, 627 pp.

Yan X, DelSole T, Tippett MK (2016): What surface observations are important for separating the influences of anthropogenic aerosols from other forcings? *J. Climate*, 29:4165–4184, doi:<https://doi.org/10.1175/JCLI-D-15-0667.1>.

Apéndice. Script en el entorno de programación R.3.6.2 para el análisis de series de precipitación mensual en la cuenca Río Guanare, Venezuela.

```

zt<-Precipitación
zt<-ts(zt[1:408],start=c(1970,1),frequency=12)
plot(zt,main=expression(paste("Precipitación mensual Estación Aeropuerto Guanare")),
xlab="Tiempo")
boxplot(x,xlab="Mes",ylab="Precipitación (mm)")
q<-acf(zt,plot=FALSE)
a<-layout(matrix(c(1,2),ncol=1,nrow=2,byrow=T),widths=10,heights=c(7,7),respect=T)
par(mar=c(5,4,3,1))
plot(q,main="",sub="(a)",cex.sub=0.8,cex.axis=0.7,cex.lab=0.7)
par(mar=c(5,4,2,1))
plot(q,xaxt='n',main="",sub="(b)",cex.sub=0.8,cex.axis=0.7,cex.lab=0.7)
axis(1,at=q$lag,labels=as.character(c(0:26)),cex.axis=0.7)
par(oma=c(1,1,2,1),cex=0.8,font=2)
mtext(outer=T,expression(paste("Precipitación mensual estación Guanare Aeropuerto")),
side=3))
library(MASS)
library(stats4)
ajuste.gamma<-fitdistr(x2,"gamma")
hist(x1,breaks=20,freq=FALSE,col="gray",border="white",xlim=c(0,600),ylim=c(0,0.008))
ajuste.gumbel<-vgam(x1~1,family="gumbel")
ajuste.loggamma<-fitdistr(x6,"gamma")
ks.test(x1,pgamma,a,lambda)
hist(x1,breaks=20,freq=FALSE,col="gray",border="white",main="Distribución de
precipitación mensual",xlab="Precipitación (mm)",xlim=c(0,600),ylim=c(0,0.008))
D2<-mahalanobis(w1,colMeans(w1),Sx)
Gamma<-ts(c(0.8*rgamma(408,1.1273654022,0.0093966210)+rnorm(1)),start=c(1970,1),
frequency=12)
Gumbel<-ts(c(0.8*rgumbel(408,78.87994,4.230078)+rnorm(1)),start=c(1970,1),
frequency=12)
Lognormal<-ts(c(0.8*rnorm(408,4.027667,1.954380)+rnorm(1)),start=c(1970,1),
frequency=12)
z1<-ts(Datos,start=c(1970,1),frequency=12)
plot(z1,main="Tres series de precipitación mensual a partir de un modelo AR(1)",
xlab="Año",cex.main=0.9)
Temperatura<-ts(c(rnorm(408,26.61,0.302)),start=c(1970,1),frequency=12)
Humedad<-ts(c(rnorm(408,74.49,1.179)),start=c(1970,1),frequency=12)
lda.d<-lda(Serie~Precipitación+Temperatura+Humedad,data=Datos)
fit<-predict(qda.d)$posterior

```