Revista de Climatología

Vol. 25 (2025): 001-008 ISSN 1578-8768
©Copyright of the authors of the article. Reproduction and diffusion is allowed by any means, provided it is done without economical benefit and respecting its integrity.

Pronóstico de precipitación dentro de la cuenca del Río 20 (RH20) en los Valles Centrales de Oaxaca basado en SARIMA

Edwin Yoshimar Chávez Pascual[1]*, Salvador Lozano Trejo[1], Martha Patricia Jerez Salas [1], Gustavo Omar Díaz Zorrilla[1], Ernesto Castañeda Hidalgo[1]

[1] Tecnológico Nacional de México/Instituto Tecnológico del Valle de Oaxaca (ITVO). Ex Hacienda de Nazareno, Xoxocotlán, Oaxaca, México C.P.71233.

*Autor para correspondencia: Edwin Yoshimar Chávez Pascual, edwinyoshimar553@gmail.com

(Recibido: 11-08-2025. Publicado: 01-12-2025.)
DOI: 10.59427/rcli/2025/v25.001-008

Resumen

La precipitación es un componente clave en la gestión hídrica de regiones agrícolas de temporal como las comunidades periurbanas Oaxaca donde los regímenes de lluvia y temperatura presentan alta variabilidad. El objetivo fue ajustar un modelo SARIMA para pronosticar el patrón de precipitación dentro de la Cuenca RH20. Se utilizaron datos satelitales de NASA POWER (1984-2022) procesados en Rstudio mediante el enfoque de Box y Jenkins. Los datos fueron transformados a logaritmos para lograr estacionariedad. El modelo optimo fue SARIMA (1,1,1) (1,0,2)12, con un valor AIC (1681.8), AICc (1682.0) y BIC (1706.6) y la prueba Ljung-Box no significativa (p>0.9798), lo que indica un buen ajuste. El modelo permite estimar promedios por mes la precipitación para el periodo 2023-2026, lo que permitirá estimar una mejor planificación hídrica en contextos vulnerables rurales. SARIMA es adecuado para series temporales periódicas y puede ser una herramienta de apoyo en estrategias de adaptación climática.

Palabras claves: *NASA POWER, modelo, sequía, series de tiempo.*

Abstract

Precipitation is a key component in the water management of agricultural regions with dry seasons, such as the periurban communities of Oaxaca, where rainfall and temperature regimes show high variability. The objective was to adjust a SARIMA model to forecast the precipitation pattern within the RH20 Basin. Satellite data from NASA POWER (1984-2022) were processed in Rstudio using the Box and Jenkins approach. The data were transformed to logarithms to achieve stationarity. The optimal model was SARIMA (1,1,1) (1,0,2)12, with an AIC value of (1681.8), AICc (1682.0), and BIC (1706.6), along with a non-significant Ljung-Box test (p>0.9798), indicating a good fit. The model allows for estimating monthly precipitation averages for the period 2023-2026, which will enable better water planning invulnerable rural contexts. SARIMA is suitable for periodic time series and can be a supporting tool in climate adaptation strategies.

Keywords: *NASA POWER, model, drought, time series.*

1. Introducción

Los generadores de cambios ambientales, económico y sociales están impactando en todo el mundo y recientemente estos cambios se han acelerado sustancialmente las alteraciones a los procesos ecológicos, dentro de los ecosistemas y la biodiversidad; afectando los ciclos biológicos de plantas, animales, variaciones en los regímenes de lluvias (sequias e inundaciones), altas y bajas temperaturas y con mayor frecuencia (Randell & Gray, 2019; Sheldon, 2019; Huntington et al., 2004). El cambio climático no es solo un fenómeno atmosférico, sino una manifestación del desequilibrio termodinámico global, acelerado por las actividades antropogénicas que a su vez altera los ciclos biogeoquímicos del agua, carbono, oxígeno, nitrógeno etc.; limitando la sostenibilidad de los ecosistemas. Además los efectos negativos del cambio climático, están generando presión sobre los hogares campesinos, cuyos medios de vida dependen mayormente de la naturaleza y su equilibrio, afectando negativamente el patrón de la producción debido a las variaciones del clima (Das et al., 2023; Ludevid, 1998; Mekonen & Berlie, 2021; Montaña et al., 2016; Paudel et al., 2021). Sin embargo, estos cambios no son un suceso reciente, sino que ha sido cíclicos a lo largo de la historia, esta información es de suma importancias para prevenir los efectos que pudieran ocurrir a futuro (Burbano, 2018; Rivera-Olmos et al., 2011; Urías, 2007).

Esta estrecha relación negativa entre el clima y ciclo hidrológico impacta significativamente en el incremento de la temperatura, así como en la variación de la precipitación e incide en la disponibilidad de los recursos hídricos, que en efecto dominó afectan la agricultura, así como el agua para uso humano (Burbano, 2018; Lluch-Cota et al., 2022; Martínez-Austria & Patiño-Gómez, 2012; Ocampo-Fletes & Escobedo-Castillo, 2006). Los efectos del cambio climático impactan negativamente en la autosuficiencia y seguridad alimentaria, debido a la disminución de la agrobiodiversidad y su productividad, amenazando la salud y los medios de vida de las comunidades rurales; exacerbando la pobreza ya que dependen de la agricultura de temporal y de la disponibilidad de agua para consumo humano (Bocco, 2019; Mayo, 2019; Pudyatmoko et al., 2018; Randell & Gray, 2019). Ya que reduce la producción agrícola durante períodos relativamente largos y aumenta la probabilidad de fracaso en cultivos a corto plazo (Blancas et al., 2020; Reid & Swiderska, 2008).

Es así que los productores de alimentos se ven más afectados por el cambio climático, por la estrecha dependencia del ambiente y su vulnerabilidad para responder a demandas futuras de alimentos de las poblaciones, lo que se convierte en un desafío para los medios de vida ante el cambio climático (Cruz-Hernández et al., 2020; Malpica & Miranda, 2016; Vargas-Canales et al., 2023; Thi et al; 2023). Debido a la variabilidad climática que causa incertidumbre en el éxito de las cosechas y su productividad en todos los ámbitos del sector agroalimentario, es importante realizar trabajos sobre pronóstico de precipitaciones y su comportamiento estacional que ayuden en la toma de decisiones a los pequeños agricultores ya que, de acuerdo con Romantchik et al. (2018) y Oyarzo et al. (2024), es importante realizar el análisis y estimación de la variación en las precipitaciones, así como el efecto en la agricultura, para conocer la frecuencia y cantidad de agua que recibirá el suelo agrícola para cubrir las necesidades hídricas de los cultivos. En este mismo sentido la verificación de pronósticos se hace necesaria para probar la eficiencia de los modelos utilizados y asegurar la confiabilidad de los valores predichos, que pueden ser expresados en intervalos de confianza de mínima varianza (ruido blanco) (Kajuru et al., 2019, Pulzara et al 2023; Luis-Rojas et al., 2020). Esto permitiría anticipar la ocurrencia de estos fenómenos, para ayudar a planificar y gestionar los recursos hídricos de forma adecuada y disminuir los impactos negativos tanto en el sector agrícolas como urbano (Davydova-Belitskaya et al., 2016; Zhiña et al., 2017).

El modelado y pronóstico de la temperatura podría servir como una herramienta importante para proporcionar una visión del cambio climático en el futuro, es así como las series de tiempo toman un papel importante en las predicciones y modelado de información meteorológica, estos modelos se basan principalmente en la precipitación y temperatura, así como en predicciones de sequias tomando en cuenta variables como humedad del suelo y escorrentía (Jibril et al., 2017; Mahsin et al., 2012; Xing et al., 2020). Las predicciones de series temporales recopilan y analizan observaciones pasadas de la misma variable para así desarrollar un modelo y su relación subyacente (autocorrelación), estos modelos se utilizan para extrapolar series temporales hacia el futuro (Zhang, 2003; Belmahdi et al. 2020), es así como las series de tiempo juegan un papel importante en la predicción de información meteorológica (Pulsara y Lozada, 2023). Por otra parte, la teoría estocástica aplica modelos de promedios móviles integrados a estimadores autorregresivos (ARIMA) y promedios móviles estacionales autorregresivos (SARIMA), los cuales correlacionan series entre observaciones y proporcionan una búsqueda sistemática en cada etapa (identificación, estimación y verificación diagnóstica). Por lo que es necesario aplicar un modelo apropiado para garantizar que la previsión hidrológica incluya un fuerte componente aleatorio modelable, cuando la serie muestra estacionaridad (tendencia al alza o a la baja) (Dos Santos et al., 2021; Zhang et al., 2011; Valipour 2025).

El modelo ARIMA fue propuesto por George Box y Gwilym Jenkins con la finalidad de realizar predicciones a corto plazo por otra parte, SARIMA incorpora el comportamiento estacional y no estacionario de los datos de series temporales (Kajuru et al., et al., 2019). En los modelos AR, la predicción es una función de sus observaciones pasadas, mientras que en un modelo MA, la predicción es una función de sus errores pasados, ARIMA se representa generalmente como ARIMA (p,d,q) donde p y q son enteros y positivos que corresponden al orden de los parámetros autorregresivos y de media móvil del modelo, mientras d es el orden de integración respectivamente; los modelos

ARIMA son no estacionales y algunos de los datos de serie temporales periódicos se debe generalmente a cambios estacionales (incluyendo cambios mensuales, trimestrales y semanales) o por razones naturales. Por su parte el modelo SARIMA consta de componentes no estacionales (p, d, q,) y estacionales (P, D, Q) estos son el parámetro autorregresivo estacionalmente relevante, el parámetro integrado estacional y el parámetro de media móvil no estacionario, si el periodo de la serie temporal es igual a 12, se puede denotar como SARIMA (p, d, q,) (P, D, Q)12 (Kajuru et al., 2019; Gou, 2009; Jibril et al., 2017), SARIMA también está conformado por la función de autocorrelación (ACF), y la función de autocorrelación parcial (PACF) los cuales se aplican para identificar el orden de los términos autorregresivos (AR) y media móvil (MA), la estimación de parámetros también consta de aplicar la función máxima de verosimilitud utilizando el criterio de información de Akaike (AIC) y el criterio de información bayesiano (BIC) (Fang y Lahdelma, 2016). A medida que se implementan estas técnicas, es necesario realizar ciertas transformaciones estadísticas en los datos, regularmente es usada la transformación logarítmica (ln) de los valores (Belmahdi et al., 2017).

En este sentido tenemos que, en el estado de Oaxaca muchas comunidades periurbanas están enfrentando una transición paulatina que combina actividades agrícolas, de traspatio y servicios alimentarios insertos a un turismo local, nacional e internacional, y que aún se dedican a la agricultura de temporal están sufriendo los estragos de las sequías que han impactado en los últimos años (2023 y 2024), tal es el caso de las ubicadas dentro de la cuenca Río Atoyac-Oaxaca de Juárez RH-20Ac (Tlalixtac de Cabrera, Sto. Domingo Tomaltepec y Teotitlán del Valle), quienes presentaron pérdidas de cosecha, y desecación total de presas intensificando el problema de la falta de agua para la agricultura de riego y de temporal, además de la disponibilidad del agua para uso humano. Ante esta problemática y el reto de diseñar estrategias de adaptación y mitigación al cambio climático, el pronóstico de las precipitaciones surge como una herramienta estratégica para planificar el uso eficiente del agua y minimizar los impactos sobre la producción agrícola. La modelación de series de tiempo mediante métodos estadísticos como ARIMA (p, d, q) y SARIMA (P, D, Q) permitirán identificar patrones y hacer predicciones confiables en función del comportamiento histórico de las variables climáticas.

Por tal motivo se planteó el objetivo de ajustar un modelo SARIMA que pronostique el patrón de precipitación para los años 2025-2027, para la toma de decisiones de adaptación y mitigación ante el cambio climático, en las comunidades que pertenecen a la Cuenca RH20.

2. Metodología

Área de estudio

El presente trabajo se llevó dentro de la cuenca del Río 20 (RH20), Oaxaca, México, las coordenadas Longitud (O)17.08351 y Latitud (N) 96.57768, dentro de la cuenca se encuentran ubicados los municipios de Tlalixtac de cabrera, Santo Domingo Tomaltepec y Teotitlán del Valle (Figura 1), está área es de transición entre la Sierra Juárez y el Valle de Oaxaca, las altitudes oscilan entre 1,500 m y 2,000 m, dichas características influyen en los patrones de precipitación, el clima va desde cálidos hasta templados, su afluente principal es el Río Veinte que desemboca en el río salado, la temperatura anual media oscila entre los 9.62°C, la época de lluvias ocurre entre los meses de junio y septiembre, el tipo de vegetación de acuerdo al INEGI es Agricultura de riego y de temporal, bosque de pino-encino, encino-pino, de encino, pastizal inducido, vegetación secundaria arbustiva de bosque de encino y de selva baja.

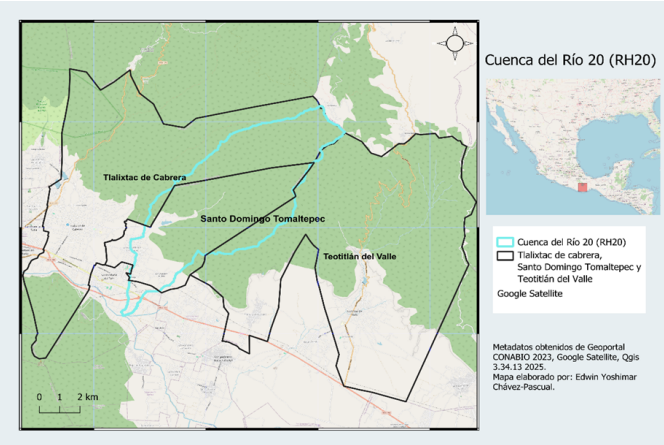

Figura 1: Mapa de ubicación del área de estudio.

Colecta de datos

Se utilizaron datos satelitales mensuales de precipitación que se descargaron de la Administración Nacional de Aeronáutica y del Espacio (NASA) mediante su sistema de Prediction of Worldwide Energy Resources (POWER), mejor conocido como NASA POWER (NASA POWER, 2025) y abarcaron el periodo de enero 1984 a diciembre de 2022, los datos se descargaron en formato de hoja de cálculo (.txt), los cuales fueron procesados en el paquete estadístico Rstudio (R Core Team, 2025) mediante las librerías forecast, tseries, ggplot2, astsa, tseries, lubridate, tidyverse, forecast, foreign y quantmod, recomendados para el análisis de series temporales (Shumway & Stoffer, 2017).

Análisis de estacionariedad, selección y ajuste del modelo SARIMA

Se encontró que los datos originales no fueron estacionarios por lo que fue necesario aplicar una transformación logarítmica, lo que generó un conjunto de datos estacionarios factor importante para desarrollar un modelo SARIMA, posteriormente a los datos transformados se les aplicó un análisis para detectar estacionalidad mediante las pruebas de Dikey-Fuller aumentada (ADF) y KPSS para evaluar la estacionariedad, (Dickey & Fuller, 1981; Kabbilawsh et al., 2022; Kwiatkowski et al., 1992).

El proceso de modelación fue mediante el procedimiento de Box y Jenkins (Box & Jenkins, 1976). La identificación del mejor modelo SARIMA, fue a través de la inspección de las funciones de autocorrelación (ACF) y autocorrelación parcial (PACF). Posteriormente se evaluaron diversos modelos SARIMA, seleccionando el modelo óptimo SARIMA (p, d, q) (P, D, Q).

Donde:
p= autorregresivo (AR) (PACF) (número de rezagos de la variable dependiente)
d= integración (I) (número de diferencias necesarias para lograr estacionariedad)
q= media móvil (MA) (ACF) (número de rezagos del error del modelo residuos)
P= AR estacional (rezagos estacionales de la variable)
D= diferenciación estacional (número de diferencias estacionales para eliminar tendencias)
Q= MA estacional (rezagos estacionales del error)

También incluyó el análisis de los criterios de información AIC (criterio de información de Akaike), AICC (criterio de información Akaike corregido) y BIC (criterio de información Bayesiano) más bajos, los cuales ayudan a una mejor capacidad de predicción.

Validación del modelo y generación del pronóstico

Se aplicó la prueba de diagnóstico de residuales mediante la prueba de Ljung-Box para confirmar la independencia de los errores, y comprobar los valores observados y ajustados del conjunto de datos (Kajuru et al., 2019).

Con el modelo validado, se realizó una proyección mensual de precipitación para los próximos 48 meses, utilizando intervalos de confianza al 85 % y 95 %, estos pronósticos se pueden aplicar en la gestión y planificación del recursos hídrico y agrícola dentro de la Cuenca RH20.

3. Resultados

Modelado de precipitación con SARIMA

Se utilizó la prueba ADF y KPSS para determinar la naturaleza de los datos (serie 1881-2022), donde se rechazó la hipótesis ya que el valor de p fue inferior al nivel de significancia de 5 % (0.01), lo cual indicó que la serie de datos es estacionaria, Para los factores ACF y PACF solo se tomaron en cuenta los que superaron el nivel de confianza con lo que se demuestra la estacionaridad, al obtener un valor de p= 0.01, no fue necesario aplicar diferencias al conjunto de datos, por lo que con esta información y con la Figura 2, se procedió a armar el modelo de predicción de precipitación SARIMA (1,0,2) (1,1,1).

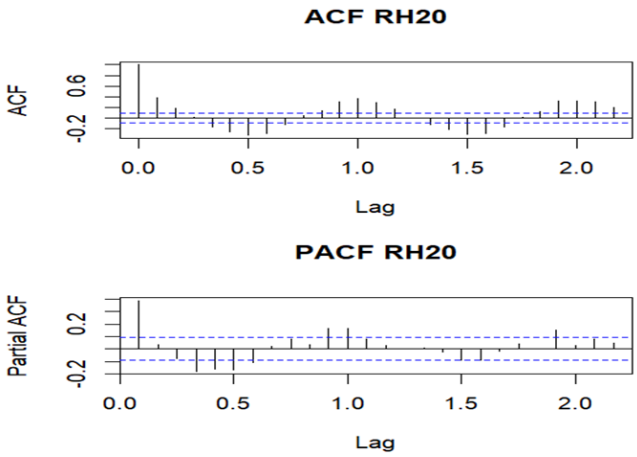

Figura 2: Función de autocorrelación y función de autocorrelación parcial de los residuos, para la formulación del modelo SARIMA.

Se analizaron valores de los criterios información AIC (1681.8), AICc (1682.0) y BIC (1706.6) los cuales sugieren que el modelo tiene un balance adecuado entre precisión y parsimonia y sin generar sobreajuste.

Posteriormente se aplicó la prueba Ljung-Box, que presentó un valor de p¿0.05 (0.7882) lo que indicó el rechazo de la hipótesis nula de autocorrelación en los residuos del modelo SARIMA, esto quiere decir que es un buen modelo para predicción de precipitación en la Cuenca RH20. Los residuos se distribuyen aleatoriamente alrededor de cero, con valores de autocorrelación dentro del intervalo de confianza lo que reafirma que el modelo SARIMA capta adecuadamente la estructura y tendencia de la serie Figura 3.

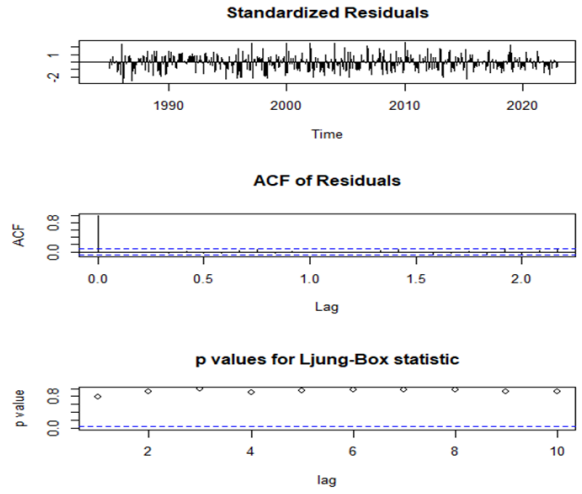

Figura 3: Residuos estandarizados, residuos de autocorrelación y valores de p por retardo (Ljung-Box).

Pronóstico

El pronóstico de precipitación mensual se llevó a cabo de enero de 2025 a diciembre de 2026, la figura 4, muestra las predicciones y patrones de precipitación de lluvia mensual utilizando el modelo de mejor ajuste, dentro de los límites de confianza del 85 % y 95 % lo cual está representado por el color gris, y el promedio pronóstico de color azul.

La proyección de pronóstico mantiene un patrón estacional con diferencias u oscilaciones regulares reflejando un buen comportamiento histórico. Así también el gráfico presenta ciclos periódicos lo cual justifica el uso del modelo SARIMA. La serie al mantenerse dentro del intervalo de confianza indica que el modelo está funcionando adecuadamente bien.

Sin embargo, a medida que el pronóstico se amplía hacia años futuros, las bandas presentan una expansión

progresiva, esto indica un aumento natural de incertidumbre conforme se proyectan valores más lejanos al presente, esta característica es propia del comportamiento de los modelos estocásticos, ya que a mayor número de años de pronóstico la precisión es menor.

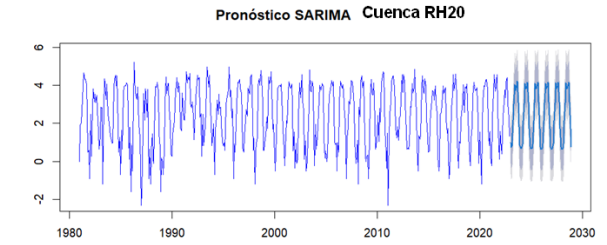

Figura 4: Predicción de modelo SARIMA (1,0,2) (1,1,1)12, línea azul conjunto de datos de prueba de enero 1984 a diciembre 2022, líneas sombreadas de gris predicciones a 2026.

4. Discusión

De acuerdo con Kajuro et al. (2019), el modelo SARIMA es adecuado en datos temporales periódicos que normalmente presentan cambios estacionales mensuales, trimestrales o semanales, tal como el caso del presente trabajo que los datos de precipitación fueron mensuales. La precipitación no presentó tendencia en el presente estudio, caso similar en un estudio realizado por González, (2021) en el Chocó en Colombia en donde se ajustó un modelo SARIMA y las predicciones no presentaron tendencia quienes ajustaron un modelo SARIMA (0, 0, 9) (0, 1, 1)12. Los resultados que se presentan en este estudio concuerdan con los hallazgos que reportan Kabbilawsh et al. (2022) quienes aplicaron modelos SARIMA para datos mensuales de 113 años en 29 estaciones meteorológicas en Kerala, India. Por su parte Sharma y Singh (2024), elaboraron modelos SARIMA para predicción de lluvia en el distrito Mandi, India, pero en datos satelitales provenientes de NASA POWER, igual que en el presente trabajo, lo cual es una alternativa que permite superar los problemas de disponibilidad de datos meteorológicos, estos son datos consistentes y actualizados que permiten muy aceptable capacidad predictiva para modelos SARIMA. Afrifa-Yamoah et al. (2016) aplicaron un modelo SARIMA (0,0,0) (1,1,1)12 para pronóstico de lluvias en la región de Brong Ahafo, Ghana, pero en estaciones meteorológicas locales, indicando que los modelos SARIMA son eficaces y muy precisos para predicción de precipitación.

5. Conclusiones

El uso de modelos de predicción de precipitación son muy útiles para conocer los regímenes de lluvia que se presentarán y tomar decisiones sobre el uso adecuado de este recurso en contextos rurales y donde la variación climática impacta directamente en la gestión de sus recursos.

El Modelo SARIMA (1,0,2) (1,1,1)12 representa de mejor manera los valores de precipitación para este caso de estudio en específico, y es apropiado para predecir promedios mensuales de lluvia dentro de la Cuenca RH20.

El uso de datos que provee NASA POWER son muy útiles debido a que existe una disponibilidad de datos completos y supera la problemática que presentan las estaciones climáticas ya que en ocasiones estas series temporales están incompletas.

6. Referencias bibliográficas

Afrifa-Yamoah, E., Saeed, B. I. I., & Karim, A. (2016). Statistical modelling, forecast, decision making, Brong Ahafo, Ghana. World Environment, 6(1), 1-9. https://doi.org/10.5923/j.env.20160601.01

Berkes, F. (2009). Evolution of co-management: Role of knowledge generation, bridging organizations and social learning. Journal of Environmental Management, 90(5), 1692-1702. https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2008.12.001

Blancas, N. I., Isch, E. I., Panario, D., Gutiérrez, O., & Zambrano, Á. C. (2020). El cambio climático y los conocimientos tradicionales, miradas desde Sudamérica. Terra. Nueva Etapa, 36(59). https://www.redalyc.org/journal/721/72166221005/

Bocco, G. (2019). Vulnerabilidad, adaptación y resiliencia sociales frente al riesgo ambiental. Teorías subyacentes. Investigaciones Geográficas, 100. https://doi.org/10.14350/rig.60024

Box, G. E. P., & Jenkins, G. M. (1976). Time Series Analysis: Forecasting and Control. Holden-Day.

Burbano, H. (2018). El carbono orgánico del suelo y su papel frente al cambio climático. Revista de Ciencias Agrícolas, 35(1), 82. https://doi.org/10.22267/rcia.183501.85

Cruz Hernández, S., Torres Carral, G. A., Cruz León, A., Salcedo Baca, I., & Victorino Ramírez, L. (2020). Saberes tradicionales locales y el cambio climático global. Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas, 11(8), 1917-1928. https://doi.org/10.29312/remexca.v11i8.2748

Das, S., Majumder, S., & Sharma, K. K. (2023). Assessing integrated agricultural livelihood vulnerability to climate change in the coastal region of West Bengal: Implication for spatial adaptation planning. Regional Studies in Marine Science, 57, 102748. https://doi.org/10.1016/j.rsma.2022.102748

Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1981). Likelihood ratio statistics for autoregressive time series with a unit root. Econometrica, 49(4), 1057. https://doi.org/10.2307/1912517

González, S. J. E. G. (2021). Analysis of time series of precipitation (1990-2021) in the municipality of quibdó, department of chocó—Using sarima modeling. Los Libertadores Fundación Universitaria, 7(3), 1-13.

Kabbilawsh, P., Kumar, D. S., & Chithra, N. R. (2022). Forecasting long-term monthly precipitation using SARIMA models. Journal of Earth System Science, 131(3), 174. https://doi.org/10.1007/s12040-022-01927-9

Kajuru, J. Y., Abdulkarim, K., & Muhammed, M. M. (2019). Forecasting Performance of Arima and Sarima Models on Monthly Average Temperature of Zaria, Nigeria. Journal of Sciecnce Technology and Education, 7(3), 205-212.

Kwiatkowski, D., Phillips, P. C. B., Schmidt, P., & Shin, Y. (1992). Testing the null hypothesis of stationarity against the alternative of a unit root. How sure are we that economic time series have a unit root? Journal of Econometrics, 54(1-3), 159-178. https://doi.org/10.1016/0304-4076(92)90104-Y

Lluch-Cota, S. E., Velázquez Zapata, J. A., & Nieto Delgado, C. (2022). Agricultura, agua y cambio climático en zonas áridas de México. RECURSOS NATURALES Y SOCIEDAD, 8(2), 35-48. https://doi.org/10.18846/renaysoc.2022.08.08.02.0004

Ludevid, A. M. (1998). El cambio global en el Medio Ambiente. Introducción a sus caausas humanas. Afaomega Marcombo.

Malpica, A. H. Z., & Miranda, Z. G. A. (2016). Impacto del cambio climático en la seguridad alimentaria en zonas campesinas vulnerables de los Andes del Perú* The impact of climate change on food security in vulnerable rural zones in the Peruvian Andes. Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas, 7(1), 71-82.

Martínez-Austria, P. F., & Patiño-Gómez, C. (2012). Efectos del cambio climático en la disponibilidad de agua en México.

Mayo, M. M. (2019). Conocimiento tradicional, ¿una alternativa al cambio climático? Kuxulkab', 25(51), 41-47. https://doi.org/doi.org/10.19136/kuxulkab.a25n51.2901

Mekonen, A. A., & Berlie, A. B. (2021). Rural households' livelihood vulnerability to climate variability and extremes: A livelihood zone-based approach in the Northeastern Highlands of Ethiopia. Ecological Processes, 10(1), 55. https://doi.org/10.1186/s13717-021-00313-5

Montaña, E., Diaz, H. P., & Hurlbert, M. (2016). Development, local livelihoods, and vulnerabilities to global environmental change in the South American Dry Andes. Regional Environmental Change, 16(8), 2215-2228. https://doi.org/10.1007/s10113-015-0888-9

NASA POWER. (2025). NASA POWER — Data Access Viewer. https://power.larc.nasa.gov/data-access-viewer/

Ocampo-Fletes, I., & Escobedo-Castillo, J. F. (2006). Conocimiento tradicional y estrategias campesinas para el manejo y conservación del agua de riego. Ra Ximhai, 343-372. https://doi.org/10.35197/rx.02.02.2006.03.if

Paudel, S., Palaian, S., Shankar, P. R., & Subedi, N. (2021). Risk Perception and Hesitancy Toward COVID-19 Vaccination Among Healthcare Workers and Staff at a Medical College in Nepal. Risk Management and Healthcare Policy, Volume 14, 2253-2261. https://doi.org/10.2147/RMHP.S310289

Pudyatmoko, S., Budiman, A., & Kristiansen, S. (2018). Towards sustainable coexistence: People and wild mammals in Baluran National Park, Indonesia. Forest Policy and Economics, 90, 151-159. https://doi.org/10.1016/j.forpol.2018.02.006

(R Core Team. (2025). The R Foundation:rstats: (@RFoundation@fosstodon.org). Fosstodon. https://fosstodon.org/@R_Foundation/114675407689195438

Randell, H., & Gray, C. (2019). Climate change and educational attainment in the global tropics. Proceedings of the National Academy of Sciences, 116(18), 8840-8845. https://doi.org/10.1073/pnas.1817480116

Reid, H., & Swiderska, K. (2008). Biodiversity, climate change and poverty: Exploring the links An IIED Briefing. International Institute for Environment and Development, (IIED), 1-6.

Rivera-Olmos, S., Gómez-Espinosa, C., Vargas-Izquierdo, C., Tapia-Zavala, A., & Guadarrama-Cruz, F. J. (2011). Cambio Climático Global a través del tiempo geológico. INVESTIGACIÓN UNIVERSITARIA MULTIDISCIPLINARIA, 10(10), 114-122.

Sharma, A., & Singh, K. (2024). ARIMA-Based forecasting of monthly rainfall in Mandi district, Himachal Pradesh. Water Supply, 24(9), 3226-3237. https://doi.org/10.2166/ws.2024.200.

Sheldon, K. S. (2019). Climate Change in the Tropics: Ecological and Evolutionary Responses at Low Latitudes. Annual Review of Ecology, Evolution, and Systematics, 50(1), 303-333. https://doi.org/10.1146/annurev-ecolsys-110218-025005.

Shumway, R. H., & Stoffer, D. S. (2017). Time Series Analysis and Applications. Free dog.

Urías, F. S. (2007). Cambio climático: Interpretando el. Ciencia Ergo Sum, 14(3), 345-351.

Vargas-Canales, J. M., García-Melchor, N., Orozco-Cirilo, S., & Camacho-Vera, J. H. (2023). Los siete pecados capitales del sector agroalimentario en México y cómo revertirlos. Agricultura, Sociedad y Desarrollo, 20(4). https://doi.org/10.22231/asyd.v20i4.1578.