



Análisis de reconstrucción de series históricas en base a algoritmo estocástico y algoritmo IDW

Analysis of reconstruction of historical series based on stochastic algorithm and IDW algorithm

Alejandra Correa González¹, Marco Antonio Martínez Cinco¹ , Joel Hernández Bedolla² ,
Sonia Tatiana Sánchez Quispe² , Mario Alberto Hernández Hernández³ .

¹ División de estudios de Posgrado, Facultad de Ingeniería Química. Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo, Santiago Tapia No. 403 Colonia Centro, C.P. 58000, Morelia, Michoacán.

² Facultad de Ingeniería Civil. Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo, Santiago Tapia No. 403 Colonia Centro, C.P. 58000, Morelia, Michoacán.

³ Investigador por México CONAHCYT–Instituto de Geofísica, Universidad Nacional Autónoma de México, Circuito de la Investigación Científica SN, Ciudad Universitaria, Coyoacán 04510.

Historial

Manuscrito recibido: 6 de diciembre de 2023

Manuscrito aceptado: 11 de octubre de 2024

Manuscrito publicado: diciembre 2024

*Autor para correspondencia

Marco Antonio Martínez Cinco

e-mail: marco.martinez@umich.mx

ORCID: 0000-0001-8931-4169

Resumen

La precipitación y la temperatura son variables cruciales del ciclo hidrológico, por lo que deben representar la variabilidad espacial y temporal por medio de una distribución suficientemente densa. Sin embargo, la información recabada por las bases de datos institucionales presenta vacíos. El presente trabajo analiza las series de precipitación de acuerdo a la deducción de datos faltantes en base al algoritmo determinista del Inverse Distance Weighted (IDW) y el algoritmo estocástico Multivariate Autoregressive Model of Climate Variables (MASCV). Estos algoritmos se utilizaron para la reconstrucción de cinco series de precipitación en la cuenca del Lago de Cuitzeo. El análisis de las series reconstruidas se realizó por medio del análisis gráfico y cuantitativo, obteniendo resultados aceptables, por parte de los dos algoritmos, sin embargo, IDW, presenta una mejor predicción en los valores máximos.

Palabras clave: Deducción de datos faltantes, recursos hídricos, variables climatológicas.

Abstract

Precipitation and temperature are crucial variables of the hydrological cycle, so they should represent spatial and temporal variability through a sufficiently dense distribution. However, the information collected by institutional databases has gaps. The present work analyzes the precipitation series according to the deduction of missing data based on the deterministic algorithm of the Inverse Distance Weighted (IDW) and the stochastic algorithm Multivariate Autoregressive Model of Climate Variables (MASCV). These algorithms were used for the reconstruction of five precipitation series in the Cuitzeo Lake basin. The analysis of the reconstructed series was carried out by means of graphical and quantitative analysis, obtaining acceptable results.

Keywords: Deduction of missing data, water resources, rainfall.

Introducción

El estudio de las variables climáticas como la temperatura y precipitación ha sido de mucha importancia en los últimos años (Sidão *et al.*, 2021; Zhang *et al.*, 2023; Zhu *et al.*, 2022). La gestión de recursos hídricos (Konapala *et al.*, 2020; Niu y Feng 2021; Srivastav *et al.*, 2021),

recargas de unidades hidrogeológicas (Andualem *et al.*, 2021; Hughes *et al.*, 2021; Wang *et al.*, 2021), diseño de estructura hidráulica y balances hidrológicos (Mebarki *et al.*, 2024; Ruiz-García *et al.*, 2023; Vangelis *et al.*, 2022), por indicar algunos ejemplos, están directamente relacionados con las variables climáticas, por lo cual,

surge la necesidad de tener información de estas, de forma distribuida espacialmente y temporalmente. La selección de los registros de temperatura y precipitación tanto de forma espacial como temporal, siempre busca trabajar los que tengan una mejor predicción de las características de la zona de estudio (Al-Thwaynee *et al.*, 2023; Henriksen *et al.*, 2024; Lucey y Gallien 2024), por lo cual, se utilizan series temporales que contengan la mayor cantidad de información posible, además de utilizar pruebas estadísticas que evalúen la homogeneidad (Chandole y Joshi 2023; Mohammed y Scholz 2023). Sin embargo, a pesar de esto la mayoría de las veces, la información no se presenta de forma secuencial a través de los años, por lo cual, surge la necesidad de utilizar modelos de deducción para los datos faltantes.

Los algoritmos de deducción de datos faltante se han utilizado desde hace varios años, sin embargo, en los últimos años se ha hecho énfasis en modelos de predicción en situaciones futuras principalmente por el cambio climático. En general, los modelos aplicados en el área de hidrología, pueden ser determinísticos y estocásticos (Farmer y Vogel 2016; Nesru 2023). Los modelos determinísticos se basan en resultados que no cambian las veces que se aplique el método, con resultados determinados. Por su parte los modelos estocásticos, se basan en probabilidades de acuerdo a información estadística, que puede variar cada vez que se aplique el método.

Los algoritmos deterministas se han usado desde hace varios años, con algoritmos como el método de la razón normal propuesto por primera vez por Paulhus y Kohler (1952), ampliamente aplicado en la deducción de datos faltantes (Morales *et al.*, 2019; Yin *et al.*, 2019) y el método de IDW, siendo uno de los más utilizados en estudios hidrológicos actualmente (Chin *et al.*, 2023; Workneh *et al.*, 2024a); así como el método de regresión lineal es muy utilizado para estimar los valores de datos faltantes de precipitación (Ahmed y Mohamed 2021; Shaker *et al.*, 2020). Por su parte los algoritmos estocásticos, debido al avance de la tecnología, han presentado un mayor desarrollo, con modelos como CLiMate GEnerator (CLIGEN) (Fullhart *et al.*, 2023, 2024), CLiMate GEnerator (CLIMGEN) (Safieq y Fares 2011; Sudhishri 2014), Long Ashton Research Station-Weather Generator (LARS-WG) (Kavwenje *et al.*, 2022; Munawar *et al.*, 2022) y Multivariate Autoregressive Model of Climate Variables (MASCV) (Hernández-Bedolla *et al.*, 2022).

En México, la Red Nacional de la CONAGUA, lleva el

registro de la información histórica de aproximadamente 2800 estaciones climatológicas, las cuales contienen información sobre temperatura mínima, temperatura máxima y precipitación; esta información se encuentra almacenada en bases de datos como Climate Computing Project (CLICOM, 2013) o Sistema de Información Geográfica del Extractor Rápido de Información Climatológica (SIG ERIC, 2016). Por lo cual, para la deducción de dichas series los algoritmos más utilizados son deterministas como: razón normalizada, IDW y regresión lineal (Gallegos-Cedillo *et al.*, 2016; Gómez Guerrero y Aguayo Arias 2019; Trujillo *et al.*, 2015)

El objetivo del presente estudio es el análisis de reconstrucción de series históricas en base a algoritmo MASCV y algoritmo IDW para la deducción de series de cinco estaciones de precipitación de cincuenta y tres años (1964 a 2017), localizadas en la Cuenca del Lago de Cuitzeo, con la finalidad de evaluar las diferencias en cada uno de los métodos, para estaciones que pueden ser utilizadas en estudios hidrológicos.

Materiales y métodos

Algoritmo IDW

Este algoritmo ha sido verificado tanto teórica como empíricamente y considera que el dato faltante puede ser estimado en base en las estaciones circundantes (Noor *et al.*, 2022). El método puede ser aplicado para estimar valores diarios, mensuales o anuales. La premisa general del algoritmo IDW, es que los valores de los atributos de cualquier par de puntos están relacionados entre sí, pero su similitud es inversamente proporcional a la distancia entre los dos puntos (Noor *et al.*, 2022). Su ecuación se muestra a continuación.

$$u = \frac{\sum_{i=1}^N W_i u_i}{\sum_{i=1}^N W_i} \quad (1)$$

Donde:

u , es el valor faltante de precipitación, mm;

u_i es el valor de la precipitación de las estaciones vecinas;

w_i es la distancia euclidiana de la estación de deducción a la estación a llenar;

N es el número de estaciones para la deducción.

Algoritmo MASCV

El algoritmo MASCV fue desarrollado para la generación de series sintéticas por Hernández-Bedolla *et al.*

(2022) para la ocurrencia diaria de precipitaciones y su efecto sobre las temperaturas máximas y mínimas, así como el modelo autorregresivo multivariado aplicado a precipitaciones. MASCV utiliza la cadena de Markov para identificar la ocurrencia diaria de precipitación y un modelo autorregresivo multisitio multivariado. Este algoritmo modeliza la ocurrencia de precipitación y la temperatura en un modelo conjunto, en relación del resultado total del proceso estocástico (Ecuación 2):

$$T_t = X_t Y_t \quad (2)$$

Donde:

T_t es el modelo de precipitación,

X_t es el modelo de ocurrencia de precipitación y

Y_t es el proceso estocástico completo.

Comparación y validación de algoritmos

La comparación de las series anuales reconstruidas obtenidas, se realizó por medio del análisis gráfico y cuantitativo. El análisis gráfico tiene la finalidad de evaluar el ajuste en medias, máximos y mínimos anuales. El análisis cuantitativo involucra parámetros estadísticos anuales, estos son: media, desviación estándar y correlación entre series reconstruidas (r).

La validación de ambos algoritmos se realiza en base a valores mensuales, por medio de pruebas de homogeneidad, tendencia e independencia por medio del programa GESTAD (Cazares Rodríguez 2021). Entre las pruebas realizadas se incluyen: T-Student, T-ST (1899), Cramer, CRA (Campos 1998), Bartlett, BAR (1937), pendiente de regresión lineal, PR (Hameed *et al.*, 1997), Spearman, SP (McGhee 1985), Mann Kendall, M-K (Kendall 1975) límites de Anderson, L-A (Anderson

1942) y Wald-Wolfowitz, W-W (1943), las cuales son utilizadas ampliamente en análisis de homogeneidad en series de precipitación (Kocsis *et al.*, 2020; Machiwal *et al.*, 2022; Oza y Kishtawal 2014; Silva *et al.*, 2019).

Zona de estudio

El lago de Cuitzeo se localiza entre los paralelos 19°53'15" y 20°04'30" de latitud norte y los meridianos 100°50'20" y 101°19'30" de longitud oeste, a una altitud aproximada de 1830 msnm. Su ubicación dentro de la región fisiográfica conocida como Sistema Volcánico Transversal, en la zona centro-sur de México, favorece su origen debido a la obstrucción del drenaje superficial por la formación de volcanes, pero también se debe a la presencia de fallas geológicas activas de longitud considerable y dirección predominante este-oeste. El lago de Cuitzeo y su cuenca se encuentran ubicados en los límites de los estados de Michoacán y Guanajuato. La extensión de la cuenca es de aproximadamente 4000 km², de los cuales la mayor parte corresponde a Michoacán. La extensión promedio del lago, incluyendo zonas de inundación (**Figura 1**), es de aproximadamente 400 km² (Bravo Espinosa *et al.*, 2008).

La información de precipitación media escala diaria se extrajo de la base de datos CLICOM. Sin embargo, la información que se tiene en esta base de datos se tiene hasta el 2015, además, de acuerdo a información del Sistema Nacional del Servicio Meteorológico (SNM) (CONAGUA, 2023), se extendieron las series de las cinco estaciones, hasta el 2017. Por lo cual, para el presente estudio se analizó la reconstrucción de la serie histórica de cinco estaciones con series de precipitación de entre 1964 al 2017.

En la **Tabla 1**, se muestra el porcentaje de información contenido en cada estación antes de la deducción de

Tabla 1. Resultados de pruebas de homogeneidad, tendencia e independencia obtenidos dentro de las series históricas estaciones analizadas.

Tipo	Estación	% INFO		T-ST	CRA	BAR	PR	SP	M-K	L-A	W-W
		Diaria	Anual								
HIST	16016	0.81	0.70	H	N H	H	E/T	E/T	E/T	I	I
	16087	0.79	0.66	H	H	N H	S/ T	S/ T	S/ T	I	I
	16096	0.78	0.62	H	N H	H	E/T	E/T	E/T	I	I
	16136	0.64	0.23	N H	N H	H	E/T	E/T	E/T	I	I
	16119	0.79	0.70	H	H	H	S/ T	S/ T	S/ T	S/D	I

H: Homogénea; N H: No Homogénea; E/T: Existe tendencia; S/T: Sin tendencia; I: Independiente; S/D: Sin datos.

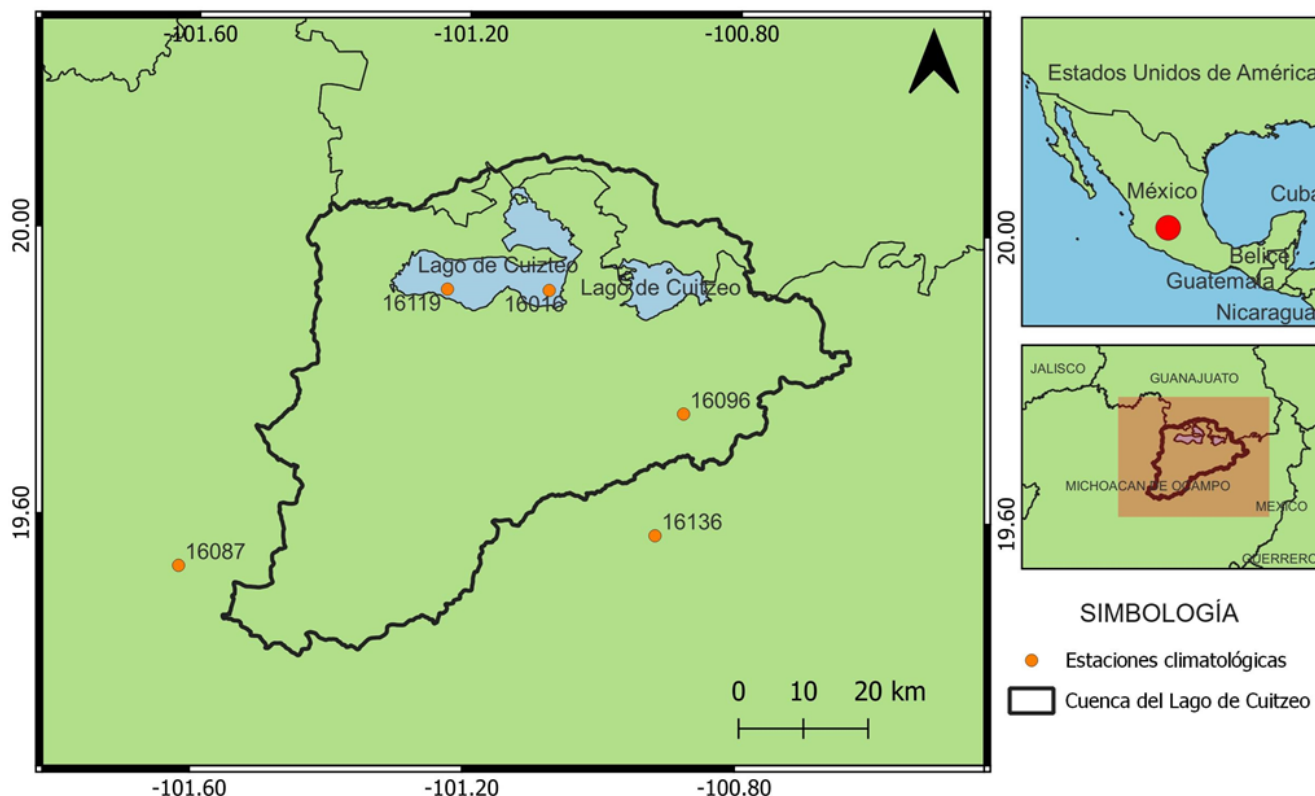


Figura 1. Localización de zona de estudio y estaciones climatológicas.

datos faltantes de forma diaria y anual. El porcentaje de información anual mostrado, representa los años completos sin datos diarios de la información actualizada (1964-2017). Además, se muestran los resultados de las pruebas de homogeneidad, tendencia e independencia aplicadas a las series históricas.

Aplicación de algoritmos

Para la aplicación IDW, se realizó la deducción de datos faltantes de forma diaria, entre las cinco estaciones seleccionadas. Este cálculo se realizó en base a las tres coordenadas de cada una de las estaciones. Por medio de MASCV se generaron 100 series diarias equiprobables de forma multivariada, para después calcular su media. A partir de estas series de valores medios, se realizó la deducción de datos faltantes de forma diaria.

A partir de las series diarias se calcularon las series de valores anuales de precipitación. Las series anuales reconstruidas se evaluaron por medio de la media, desviación estándar y correlación entre series reconstruidas (r). Con las dos series diarias reconstruidas, se calculó la serie mensual, en la cual se realizaron pruebas de ho-

mogeneidad, tendencia e independencia por medio del programa GESTAD.

Resultados

Las series reconstruidas con ambos algoritmos presentan patrones similares en sus tendencias, sin embargo, la mayor diferencia se da en los valores máximos de precipitación calculados (**Figura 2**). En las **Figuras 2a, b y e** se observa que los valores con los dos algoritmos son similares, con algunos años en los cuales se presenta una variación entre los valores calculados, ya que con el algoritmo IDW, se presenta un 67% de valores mayores respecto a los calculados con el algoritmo MASCV, presentando una media de 137.34 mm anuales por encima que MASCV. En las **Figuras 2c y d**, los resultados de la aplicación de los dos algoritmos divergen, ya que se observa existen mediciones en las cuales IDW genera valores anuales de más 1000 mm y MASCV, calcula valores de 600 mm aproximadamente (**Figura 2d**).

Los resultados que se tienen de acuerdo a información estadística se muestran en la **Tabla 2**. Para la estación 16016, se tiene una información del 19% y 30% de vacíos

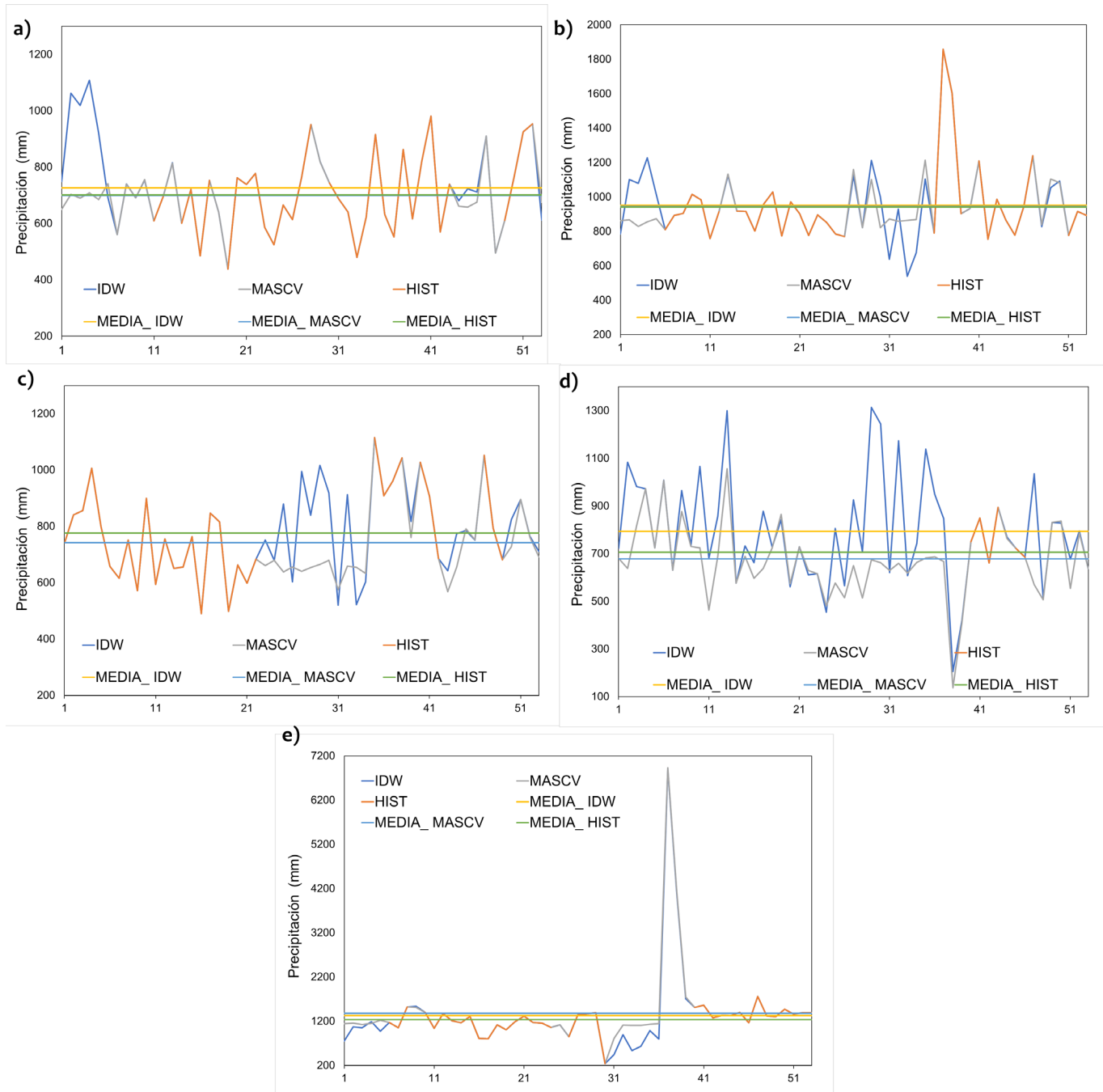


Figura 2. Series anuales obtenidas con los algoritmos IDW y MASCV. **a)** Estación 16016. **b)** Estación 16087. **c)** Estación 16096. **d)** Estación 16136. **e)** Estación 16119. Serie anual de 1964 al 2017 (53 años).

en serie diaria y anual, respectivamente; las medias que se presentan son de 728.2 para IDW, 699.38 para MASCV y 701.55 la serie histórica; la desviación estándar de cada serie es de 153.36, 124.61 y 141.11, respectivamente, con r de 0.81 entre las dos series reconstruidas. En la estación 16087 después de realizar la deducción de información diaria del 21% de datos, lo cual representa de forma anual el 34%, se obtuvieron medias de 951.52,

945.46 y 941.90, para los algoritmos de IDW, MASCV e histórico, respectivamente; la desviación estándar se muestra con valores de 216.43, 199.20 y 226.04 para la información presentada con el mayor r . En la estación 16096, se tiene un porcentaje de vacíos del 22 y 38% de forma diaria y anual; con medias similares de 775.96, 741.87 y 775.82 en los algoritmos IDW, MASCV e histórico respectivamente; con las desviaciones estándar

Tabla 2. Resultados obtenidos dentro de las estaciones analizadas.

Estación	Media (mm)			Desviación estándar (mm)			r
	IDW	MASCV	HIST	IDW	MASCV	HIST	
16016	728.52	699.38	701.55	153.36	124.61	141.11	0.81
16087	951.52	945.46	941.90	216.43	199.20	226.04	0.88
16096	775.96	741.87	775.82	154.10	142.72	162.07	0.80
16136	792.89	677.55	706.01	219.53	151.34	89.72	0.62
16119	1326.79	1382.70	1233.69	920.30	899.33	261.92	0.62

HIST: Serie histórica; r: Correlación entre serie llenada entre IDW y MASCV.

Tabla 3. Resultados de pruebas de homogeneidad, tendencia e independencia obtenidos de las series reconstruidas.

Tipo	Estación	T-ST	CRA	BAR	PR	SP	M-K	L-A
IDW	16016	H	H	H	S/ T	S/ T	S/ T	Dep 1
	16087	H	H	N H	S/ T	S/ T	S/ T	I
	16096	N H	N H	H	S/ T	E/T	S/ T	I
	16136	H	N H	H	S/ T	S/ T	S/ T	I
	16119	H	H	N H	S/ T	E/T	E/T	Dep 1
MASCV	16016	N H	H	H	S/ T	S/ T	S/ T	I
	16087	H	H	N H	S/ T	S/ T	S/ T	I
	16096	H	H	N H	S/ T	S/ T	S/ T	Dep 1
	16136	H	N H	H	E/T	S/ T	S/ T	I
	16119	H	H	N H	S/ T	E/T	E/T	Dep 1

H: Homogénea; N H: No Homogénea; E/T: Existe tendencia; S/T: Sin tendencia; I: Independiente; Dep 1: Dependiente 1 año.

menores de las cinco estaciones analizadas de 154.10, 142.72 y 162.07 y con r de 0.80. En la estación 16136, se presenta la mayor cantidad de información llenada con un 36% vacíos diarios, que influye en el 77% de información anual, en el cual se tiene una diferencia de poco más de 100 mm entre los dos algoritmos, con 792.89 y 677.55 valores anuales, quedando la media histórica en 677.55; en lo que respecta a la desviación estándar, los dos métodos utilizados presentan una diferencia notable con la histórica, siendo 219.53, 151.34 y 89.72 para los métodos de IDW y MASCV, e histórico respectivamente, con un rentre las dos series aceptable. Para la estación 16119, se tiene un porcentaje de vacíos de 21% de forma diaria para llenar un 30% de forma anual; con medias similares con una variación de las medias entre los dos métodos de alrededor de 60 mm de precipitación anual, teniendo una media histórica menor de 1233.69; en lo que respecta a la desviación estándar se tienen valores de 920.30, 899.33 y 261.92, para cada una de las series; esta estación es la que genera

un r menor al evaluar la relación vacíos-correlación con un valor de 0.62.

Los resultados presentados de acuerdo a las pruebas de homogeneidad, tendencia e independencia se muestran en la **Tabla 3**. En las pruebas de homogeneidad: En IDW, se presentaron cambios en la estación, 16016 y 16136, se presentó homogénea la serie después de realizar la deducción de datos faltantes, en la prueba de T-ST y CRA, respectivamente. En la estación 16119, se perdió la homogeneidad de acuerdo a BAR. En el MASCV, se presentaron las series homogéneas, después de la deducción de datos de las estaciones 16016, 16096 y 16136, en CRA para las primeras dos y T-ST, para la última. En las estaciones se perdió la homogeneidad de la estación 16016, 16096 y 16119, en las pruebas de T-ST y BAR. Se observa que la estación 16136, cambio en la prueba de T-ST, a homogénea en ambas pruebas, siendo una de las que menor información presentaba y la estación 16119, pierde su homogeneidad en ambas pruebas.

Los resultados de la tendencia muestran que en IDW, es donde se realizó un mayor cambio, principalmente en la estación 16016, la cual, de acuerdo a las tres pruebas de tendencia, PR, SP y M-K, presentaba tendencia en la serie original, y de acuerdo a la deducción, se presenta sin tendencia. Algo similar sucede con las estaciones 16096 y 16136, mejorando los resultados de la serie original en la prueba M-K y PR, en ambos casos. En MASCV, se observaron de igual forma, mejores resultados, en la estación 16016, 16096 y 16136. Sin embargo, en la estación 16119, se presentó dependencia en los dos algoritmos. Respecto a las pruebas de independencia, se presentaron algunos cambios en L-A, con dependencia de un año en las estaciones 16016 y 16119 para IDW y 16096 y 16119.

Discusión

El algoritmo IDW ha sido utilizado para deducción de datos de precipitación y otras variables climáticas a escala diaria, mensual y anual (Chutsagulprom *et al.*, 2022; Giarno *et al.*, 2020; Workneh *et al.*, 2024b). Por otro lado, los modelos estocásticos han sido utilizados para la generación de series diarias, mensuales y anuales (Ceyhunlu y Ceribasi 2024; Khalaf *et al.*, 2022; Xiang *et al.*, 2020) y la deducción de datos diarios mensuales y anuales (Hasanpour Kashani y Dinpashoh 2012; Teegavarapu y Chandramouli 2005).

El análisis de reconstrucción de series históricas en base a algoritmo MASCV y algoritmo IDW se realizó en base a estaciones con amplios registros de un alto porcentaje de información efectiva. Puesto que la mayoría de los estudios enfocados a los recursos hídricos requiere de esta característica en la selección de registros (Campos, 1998; CGCSA 2016; Patiño, 2021).

El presente trabajo analizó las variaciones que pueden tener las series reconstruidas en cada uno de los algoritmos y si alguno de los dos arroja resultados notablemente mejores. Los resultados obtenidos demuestran que el algoritmo MASCV, presenta un desempeño equiparable con el algoritmo IDW, aunque haya sido formulado para generar series sintéticas (Hernández-Bedolla *et al.*, 2022, 2023). Por lo cual, en ambos algoritmos, las series reconstruidas presentan características aceptables, sin embargo, IDW presenta una mejor predicción de valores máximos y mínimos de precipitación, por lo que mostró un mejor desempeño que MASCV.

Como se observa en la **Tabla 2**, la r de las dos últimas estaciones es igual, aunque el porcentaje de vacíos que fueron deducidos son diferentes, siendo menor para la estación 16136 que para la estación 16119, de la misma manera si se compara r de las estaciones 16016 y 16096, las correlaciones obtenidas son muy parecidas, sin embargo el porcentaje de vacíos de forma diaria y anual es diferente, por lo cual, de acuerdo a los resultados obtenidos, r entre las dos series, no presenta una relación directa respecto al número de vacíos a ser deducidos.

El algoritmo MASCV presentó una media y desviación estándar menor que en la serie histórica e IDW, lo que representa un 5.9 y 16.3%, en comparación con la media y desviación estándar calculados con IDW, esto se puede observar al analizar las gráficas de series anuales, ya que predice un número menor en valores máximos y mínimos. Por lo cual, para estudios de eventos extremos, puede proporcionar una mejor predicción el método IDW. En lo que respecta en las pruebas de homogeneidad, tendencia e independencia, se observa, que se presentan algunos cambios en las estaciones mejorando resultados o no.

Se realizó la deducción de datos faltantes en ambos modelos de forma multivariada. MASCV presenta la ventaja que puede ser utilizado con información de dos estaciones a diferencia de IDW, que implica la utilización un mínimo de cuatro estaciones para su deducción (Campos, 1998), así como implementar varias recomendaciones como son: que debe ser con un mínimo de cuatro estaciones vecinas distribuidas de forma espacial dentro de los cuatro cuadrantes de orientación geográfica (Campos, 1998) o en base a valores de correlación aceptables (Almasi *et al.*, 2014; Jie *et al.*, 2013).

Conclusiones

El análisis de reconstrucción de series históricas en base a algoritmo MASCV y algoritmo IDW, de acuerdo a los resultados obtenidos, con los dos algoritmos es aceptable, presentando una mejor predicción con IDW y pueden ser utilizados en diversos estudios, con reserva del objetivo e información disponible. En forma general, los algoritmos estocásticos presentan ventajas como la utilización de una única serie para la deducción de datos, dependiendo de la escala y la información disponible dentro de la zona de estudio puede ser una característica importante en su selección. Por otro lado, el método IDW,

es un método muy utilizado, que presenta confiabilidad dentro de sus resultados tanto precipitación como temperatura.

Agradecimientos

Al Consejo Nacional de Humanidades, Ciencias y Tecnologías (CONAHCYT) por la beca prestada para realizar el Doctorado en Ciencias en Ingeniería Química. A la Universidad Michoacana de San Nicolás de Hidalgo, por permitirme realizar mis estudios de Doctorado en la Facultad de Ingeniería Química. A la Facultad de Ingeniería Química, por la oportunidad de desarrollar mi tema de tesis dentro de su programa.

Referencias

- Ahmed HAY, Mohamed SWA Rainfall (2021). Prediction using multiple linear regressions model. In: *2020 International Conference on Computer, Control, Electrical, and Electronics Engineering (ICCEEE)*. pp 1-5. doi:10.1109/ICCEEE49695.2021.9429650.
- Almasi A, Jalalian A, Toomanian N (2014). Using OK and IDW methods for prediction the spatial variability of a horizon depth and OM in soils of Shahrekord, Iran. *E3 Journal of Environmental Research and Management* 5(8):0139-0147.
- Al-Thwaynee OF, Melillo M, Gariano SL, Park HJ, Kim S-W, Lombardo L, Hader P, Mohajane M, Quevedo RP, Catani F, Aydda A (2023). DEWS: A QGIS tool pack for the automatic selection of reference rain gauges for landslide-triggering rainfall thresholds. *Environmental Modelling & Software* 162:105657. doi:https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2023.105657.
- Anderson RL (1942). Distribution of the Serial Correlation Coefficient. *The Annals of Mathematical Statistics* 13(1):1-13. doi:10.1214/aoms/1177731638.
- Andualet TG, Demeke GG, Ahmed I, Dar MA, Yibeltal M (2021) Groundwater recharge estimation using empirical methods from rainfall and streamflow records. *Journal of Hydrology: Regional Studies* 37:100917. doi:https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2021.100917.
- Bravo Espinosa M, García Oliva F, Ríos Patrón E, Mendoza Cantú M, Barrera Camacho G, López Granados E, Serrato Barajas BE, Sáenz Reyes T (2008). *La cuenca del Lago de Cuitzeo: problemática, perspectivas y retos hacia su desarrollo sostenible*. Consejo Estatal de Ciencia y Tecnología, Michoacán. doi:10.22201/ciga.9789707035782p.2008.
- Campos A (1998). *Procesos del ciclo hidrológico*. San Luis Potosí: Editorial Universitaria Potosina.
- Cazares Rodríguez E (2021). Gestión de la sequía operativa en la gestión de recursos hídricos en la cuenca del Río Duero Michoacán. Tesis de maestría, UMSNH. México.
- Ceyhunlu AI, Ceribasi G (2024). Prediction of precipitation-temperature data and drought assessment of Turkey with stochastic time series models. *Pure and Applied Geophysics*. doi:10.1007/s00024-024-03559-0.
- CGCSA (2016). *Análisis climatológico de la Región Centro del País. Reporte final*. Cd, México.
- Chandole V, Joshi GS (2023). Case study of rainfall and temperature assessment through trend and homogeneity analyses in Vadodara and Chhotaudepur district of Gujarat State, India. *Environmental Monitoring and Assessment* 195(5):561. doi:10.1007/s10661-023-11089-w
- Chin RJ, Lai SH, Loh WS, Ling L, Soo EZ (2023). Assessment of Inverse Distance Weighting and Local Polynomial Interpolation for annual rainfall: a case study in Peninsular Malaysia. *Engineering Proceedings* 38(1):61. doi:10.3390/engproc2023038061.
- Chutsagulprom N, Chaisee K, Wongsaijai B, Inkeaw P, Oonariya C (2022). Spatial interpolation methods for estimating monthly rainfall distribution in Thailand. *Theoretical and Applied Climatology* 148(1):317-328. doi:10.1007/s00704-022-03927-7.
- Farmer WH, Vogel RM (2016). On the deterministic and stochastic use of hydrologic models. *Water Resources Research* 52(7):5619–33. doi:10.1002/2016WR019129.
- Fullhart A, Ponce-Campos GE, Meles MB, McGehee RP, Armendariz G, Oliveira PTS, Das Neves Almeida C, de Araújo JC, Nel W, Goodrich DC (2023). Gridded 20-year climate parameterization of Africa and South America for a stochastic weather generator (CLIGEN). *Big Earth Data* 7(2):349-374. doi:10.1080/20964471.2022.2136610.
- Fullhart AT, Ponce-Campos GE, Meles MB, McGehee RP, Wei H, Armendariz G, Burns S, Goodrich DC (2024). Towards global coverage of gridded parameterization for CLIMATE GENERATOR (CLIGEN). *Big Earth Data* 8(1):142-165. doi:10.1080/20964471.2023.2291215.
- Gallegos-Cedillo J, Arteaga-Ramírez R, Vázquez-Peña, MA, Juárez-Méndez J (2016). Estimation of missing daily precipitation and maximum and minimum temperature records in San Luis Potosí. *Ingeniería agrícola y biosistemas* 8(1):3-16. doi:10.5154/r.inagbi.2015.11.008.
- Giarno, Didiharyono D, Fisuu AA, Mattingaragau A

- (2020). Influence Rainy and Dry Season to Daily Rainfall Interpolation in Complex Terrain of Sulawesi. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science* 469(1):012003. doi:10.1088/1755-1315/469/1/012003.
- Gómez Guerrero, Jenny Sofia, Mauricio Iván Aguayo Arias (2019). Evaluación de Desempeño de Métodos de Relleno de Datos Pluviométricos En Dos Zonas Morfoestructurales Del Centro Sur de Chile. *Investigaciones Geográficas* (99). doi:10.14350/rig.59837.
- Hameed T, Marino MA, DeVries JJ, Tracy JC (1997). Method for trend detection in climatological variables. *Journal of Hydrologic Engineering* 2(4):157-60. doi:10.1061/(ASCE)1084-0699(1997)2:4(154)
- Hasanpour Kashani, Mahsa, Yagob Dinpashoh (2012). Evaluation of Efficiency of Different Estimation Methods for Missing Climatological Data. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment* 26(1):59-71. doi:10.1007/s00477-011-0536-y.
- Henriksen, Rasmus Lau Thejlade, Jonas Bruun Hubrechts, Jan Kloppenborg Møller, Per Knudsen, Jonas Wied Pedersen (2024). Large-Scale Rain Gauge Network Optimization Using a Kriging Emulator. *Journal of Hydrology* 637:131360. doi:10.1016/j.jhydrol.2024.131360.
- Hernández-Bedolla, Joel, Liliana García-Romero, Chrystopher Daly Franco-Navarro, Sonia Tatiana Sánchez-Quispe, Constantino Domínguez-Sánchez (2023). Extreme Runoff Estimation for Ungauged Watersheds Using a New Multisite Multivariate Stochastic Model MASVC. *Water* 15(16):2994. doi:10.3390/w15162994.
- Hernández-Bedolla, Joel, Abel Solera, Javier Paredes-Arquiola, Sonia Tatiana Sanchez-Quispe, Constantino Domínguez-Sánchez (2022). A Continuous Multisite Multivariate Generator for Daily Temperature Conditioned by Precipitation Occurrence. *Water* 14(21):3494. doi:10.3390/w14213494.
- Hughes A, Mansour M, Ward R, Kieboom N, Allen S, Seccombe D, Charlton M, Prudhomme C (2021). The impact of climate change on groundwater recharge: National-scale assessment for the British mainland. *Journal of Hydrology* 598:126336. doi:10.1016/j.jhydrol.2021.126336.
- Jie, Chen, Zhang Hanting, Qian Hui, Wu Jianhua, Zhang Xuedi (2013). Selecting Proper Method for Groundwater Interpolation Based on Spatial Correlation. pp 1192-95 in *2013 Fourth International Conference on Digital Manufacturing & Automation*. IEEE.
- Kavwenje Sheila, Lin Zhao, Liang Chen, Evance Chaima (2022). Projected temperature and precipitation changes using the LARS-WG statistical downscaling model in the Shire River Basin, Malawi. *International Journal of Climatology* 42(1):400-415. doi:10.1002/joc.7250.
- Kendall MG (1975). *Rank Correlation Methods*. London, U.K: Charles Griffin & Co.
- Khalaf, Rasul M, Hussein HH, Waqed H Hassan, Zaid M Mohammed, Basim K Nile (2022). Projections of Precipitation and Temperature in Southern Iraq Using a LARS-WG Stochastic Weather Generator. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C* 128:103224. doi:10.1016/j.pce.2022.103224.
- Kocsis, Tímea, Ilona Kovács-Székely, Angéla Anda (2020). Homogeneity Tests and Non-Parametric Analyses of Tendencies in Precipitation Time Series in Keszthely, Western Hungary. *Theoretical and Applied Climatology* 139(3-4):849-59. doi:10.1007/s00704-019-03014-4.
- Konapala, Goutam, Ashok K Mishra, Yoshihide Wada, Michael E Mann (2020). Climate Change Will Affect Global Water Availability through Compounding Changes in Seasonal Precipitation and Evaporation. *Nature Communications* 11(1):3044. doi:10.1038/s41467-020-16757-w.
- Lucey JTD, Gallien TW (2024). quantifying compound flood event uncertainties in a wave and tidally dominated coastal region: the impacts of copula selection, sampling, record length, and precipitation gauge selection. *Journal of Flood Risk Management* 17(3):e12984. doi:10.1111/jfr3.12984.
- Morales JL, Horta-Rangel FA, Segovia-Domínguez I, Robles Morua A, Hernández JH (2019). Analysis of a new spatial interpolation weighting method to estimate missing data applied to rainfall records. *Atmósfera* 32(3):237-259. doi:10.20937/ATM.2019.32.03.06.
- M Noor I, Prasetyowati S, Sibaroni Y (2022). Prediction map of rainfall classification using random forest and inverse distance weighted (IDW). *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)* 4(2):723-731. doi:10.47065/bits.v4i2.1978.
- Machiwal D, Meena HM, Singh DV (2022). Overview of trend and homogeneity tests and their application to rainfall time series. In: Zakwan M, Wahid A, Niazkar M, Chatterjee U (eds) *Current directions in water scarcity research*, vol 7. Elsevier, pp 599-620. doi:10.1016/B978-0-323-91910-4.00034-0
- McGhee JW (1985). *Introductory Statistics*. New York, USA: West Publishing Co.
- Mebarki, Hanane, Nouredine Maref, Mohammed El-Amine Dris (2024). Modelling the Monthly Hydrological Balance Using Soil and Water Assessment Tool (SWAT) Model: A Case Study of the Wadi Mina Upstream Watershed. *Journal*

- of Groundwater Science and Engineering* 12(2):161–77. doi:10.26599/JGSE.2024.9280013.
- Mohammed, Ruqayah, Miklas Scholz (2023). Quality Control and Homogeneity Analysis of Precipitation Time Series in the Climatic Region of Iraq. *Atmosphere* 14(2):197. doi:10.3390/atmos14020197.
- Munawar Saira, Ghani Rahman, Muhammad Farhan Ul Moazzam, Muhammad Miandad, Kashif Ullah, Nadhir Al-Ansari, Nguyen Thi Thuy Linh (2022). Future Climate Projections Using SDSM and LARS-WG Downscaling Methods for CMIP5 GCMs over the Transboundary Jhelum River Basin of the Himalayas Region. *Atmosphere* 13(6):898. doi:10.3390/atmos13060898.
- Nesru, Mudesir (2023). A Review of Model Selection for Hydrological Studies. *Arabian Journal of Geosciences* 16(2):102. doi:10.1007/s12517-023-11194-7.
- Niu, Wen-jing, Zhong-kai Feng (2021). Evaluating the Performances of Several Artificial Intelligence Methods in Forecasting Daily Streamflow Time Series for Sustainable Water Resources Management. *Sustainable Cities and Society* 64:102562. doi:10.1016/j.scs.2020.102562.
- Oza, Markand, Kishtawal CM (2014). Trends in Rainfall and Temperature Patterns over North East India. *Earth Science India* 7(4). doi:10.31870/esi.07.4.2014.8.
- Patiño VNE (2021). Caracterización Hidrológica y Análisis de Escenarios de Cambio Climático de La Unidad Cebada, Ubicada En El Río Chambo (Ecuador), Con El Programa HYDROBID. Tesis de maestría, Universidad de Alcalá, Alcalá de Henares .
- Paulhus JLH, Kohler MA (1952). Interpolation of Missing Precipitation Records. *Monthly Weather Review*.
- Ruiz-García, Víctor H, Carlos Asensio-Grima, A. Guillermo Ramírez-García, and Alejandro Ismael Monterroso-Rivas (2023). The Hydrological Balance in Micro-Watersheds Is Affected by Climate Change and Land Use Changes. *Applied Sciences* 13(4):2503. doi:10.3390/app13042503.
- Safeeq, Mohammad, and Ali Fares (2011). Accuracy Evaluation of ClimGen Weather Generator and Daily to Hourly Disaggregation Methods in Tropical Conditions. *Theoretical and Applied Climatology* 106(3–4):321–41. doi:10.1007/s00704-011-0438-4.
- Shaker Reddy, Pundra Chandra, and Alladi Sureshbabu (2020). An Enhanced Multiple Linear Regression Model for Seasonal Rainfall Prediction. *International Journal of Sensors, Wireless Communications and Control* 10(4):473–83. doi:10.2174/2210327910666191218124350.
- Sidău, Mugurel Raul, Adina-Eliza Croitoru, and Diana-Elena Alexandru (2021). Comparative Analysis between Daily Extreme Temperature and Precipitation Values Derived from Observations and Gridded Datasets in North-Western Romania. *Atmosphere* 12(3):361. doi:10.3390/atmos12030361.
- Silva, Elizangela Selma da, José Holanda Campelo Júnior, Francisco De Almeida Lobo, and Ricardo Santos Silva Amorim (2019). Homogeneity Evaluation of Historical Rainfall and Temperature Series in Mato Grosso. *Journal of Experimental Agriculture International* 1–7. doi:10.9734/jeai/2019/v35i330205.
- Srivastav, Arun Lal, Rajni Dhyani, Manish Ranjan, Sugghosh Madhav, and Mika Sillanpää (2021). Climate-Resilient Strategies for Sustainable Management of Water Resources and Agriculture. *Environmental Science and Pollution Research* 28(31):41576–95. doi:10.1007/s11356-021-14332-4.
- Sudhishri, Susama (2014). *Performance Evaluation of Daily Weather Generator ClimGen Model in a Mountainous Watershed of Himalayan Foothills*.
- Teegavarapu, Ramesh S. V, and V. Chandramouli (2005). Improved Weighting Methods, Deterministic and Stochastic Data-Driven Models for Estimation of Missing Precipitation Records. *Journal of Hydrology* 312(1–4):191–206. doi:10.1016/j.jhydrol.2005.02.015.
- Trujillo, México Toro, Ana María, Arteaga Ramírez, Ramón ;. Vázquez Peña, Mario Alberto, Ibáñez Castillo, and Laura Alicia (2015). Relleno de Series Diarias de Precipitación, Temperatura Mínima, Máxima de La Región Norte Del Urabá Antioqueño*. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas* 6.
- Vangelis, Harris, Ioanna Zotou, Ioannis M. Kourtis, Vasilis Bellos, and Vassilios A. Tsihrintzis (2022). Relationship of Rainfall and Flood Return Periods through Hydrologic and Hydraulic Modeling. *Water* 14(22):3618. doi:10.3390/w14223618.
- Wang, Shih-Jung, Cheng-Haw Lee, Chen-Feng Yeh, Yong Fern Choo, Hung-Wei Tseng (2021). Evaluation of Climate Change Impact on Groundwater Recharge in Groundwater Regions in Taiwan. *Water* 13(9):1153. doi:10.3390/w13091153.
- Workneh, Habtamu Tsegaye, Xuelong Chen, Yaoming Ma, Eyale Bayable, and Anik Dash (2024)b. Comparison of IDW, Kriging and Orographic Based Linear Interpolations of Rainfall in Six Rainfall Regimes of Ethiopia. *Journal of Hydrology: Regional Studies* 52:101696. doi:10.1016/j.ejrh.2024.101696.
- Xiang, Bo, Chunfen Zeng, Xinning Dong, and Jiayue Wang (2020). The Application of a Decision Tree and Stochastic

Forest Model in Summer Precipitation Prediction in Chongqing. *Atmosphere* 11(5):508. doi:10.3390/atmos11050508.

Yin, Lim Hui, Ng Yee Ting, Fam Pei Shan, Kunio Shimizu, and Habibah Lateh (2019). Estimation of Precipitation Data by Using Deterministic Interpolation Methods: A Case Study in Penang Island. P (0500)18 in.

Zhang, Zheyu, Yaoxiang Li, Roger A. Williams, Ya Chen, Rundong Peng, Xiaoli Liu, Yuanda Qi, and Zhiping Wang

(2023). Responses of Soil Respiration and Its Sensitivities to Temperature and Precipitation: A Meta-Analysis. *Ecological Informatics* 75:102057. doi:10.1016/j.ecoinf.2023.102057.

Zhu, Wei, Shuangtao Wang, Pingping Luo, Xianbao Zha, Zhe Cao, Jiqiang Lyu, Meimei Zhou, Bin He, and Daniel Nover (2022). A Quantitative Analysis of the Influence of Temperature Change on the Extreme Precipitation. *Atmosphere* 13(4):612. doi:10.3390/atmos13040612.