

DOI: 10.24850/j-tyca-2024-05-05

Artículos

Evaluación de la precipitación y temperatura del CFSR (Climate Forecast System Reanalysis) en la cuenca del río Mayo

Evaluation of precipitation and temperature of the CFSR (Climate Forecast System Reanalysis) in the Mayo River basin

Madaí Sánchez¹, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4371-0817>

Demetrio S. Fernández², ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1734-3152>

José Luis García³, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4689-2169>

Salvador Adame⁴, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4499-0099>

Antonia Macedo⁵, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7891-4350>

Adolfo A. Excebio⁶, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3280-0278>

¹Colegio de Postgraduados, Estado de México, México,
sanchez.madai@colpos.mx

²Colegio de Postgraduados, Estado de México, México,
demetrio@colpos.mx

³Universidad Politécnica de Madrid, Madrid, España, josel.garcia@upm.es



⁴Colegio de Postgraduados, Estado de México, México, macedoan@colpos.mx

⁵Universidad Autónoma del Estado de México, Estado de México, México, sadamem@uaemex.mx

⁶Colegio de Postgraduados, Estado de México, México, exebio@colpos.mx

Autor para correspondencia: Demetrio S. Fernández, demetrio@colpos.mx

Resumen

La información climatológica es importante en la aplicación e investigación en distintas disciplinas relacionadas con los recursos naturales y el medio ambiente, sin embargo su adquisición puede ser difícil y demandar mucho tiempo, particularmente en zonas montañosas (Kouwen *et al.*, 2005). Las estaciones meteorológicas terrestres no siempre representan de modo adecuado el clima que ocurre en las regiones de estudio o cuenca hidrográficas por su falta de cobertura geográfica, además de que presentan vacíos de información en sus series de datos. Ante tal problemática, en el presente trabajo de investigación se evaluaron datos mensuales de precipitación, temperatura máxima y mínima provenientes del conjunto de datos meteorológicos globales denominado "Reanálisis del Sistema de Predicción del Clima" (CFSR, por sus siglas en inglés), como una fuente de información de uso alternativo frente a las observadas *in situ* en estaciones convencionales (CLICOM), mediante un análisis estadístico en la cuenca alta del río Mayo, Chihuahua, México. Los

indicadores estadísticos que se emplearon (sesgo porcentual, raíz del error cuadrático medio, error promedio absoluto y coeficiente de determinación) mostraron que, en general, existe un buen desempeño del CFSR en el modelamiento de la precipitación, temperatura máxima y mínima en época seca, y una sobreestimación durante los meses de lluvia.

Palabras clave: regresión lineal múltiple, río Mayo, Chihuahua, CFSR, CLICOM.

Abstract

Quality climate information, with high temporal and spatial resolution, is important for applications and research in different disciplines of the environmental sciences; however, its acquisition can be difficult and time-consuming, particularly in mountainous areas (Kouwen *et al.*, 2005). Land-based meteorological stations do not always adequately represent the climate occurring in the study regions or watersheds, given their uneven distribution and the presence of gaps in their data series. In view of this problem, monthly precipitation and mean temperature data from the CFSR (Climate Forecast System Reanalysis) global meteorological dataset were evaluated in this study as an alternative source of information to those observed in situ at conventional stations (CLICOM), through a statistical analysis in the upper Mayo river basin, Chihuahua, Mexico. The statistical indicators used (percent bias (PBIAS), root mean square error (RMSE), mean absolute error (MAE) and coefficient of determination (r^2)) indicated that, in general, there is a good performance of CFSR for modeling mean temperature and precipitation in the dry season months, and an overestimation during the rainy months.

Keywords: Multiple linear regression, Mayo River, Chihuahua, CFSR, CLICOM.

Recibido: 22/08/2022

Aceptado: 25/03/2023

Publicado Online: 31/05/2023

Introducción

El clima tiene una influencia decisiva en gran parte de los procesos ecológicos y ambientales presentes en la Tierra, que condicionan en buena medida tanto la vida vegetal y animal como la mayoría de las actividades que realiza el ser humano.

La temperatura y la precipitación son elementos climáticos clave del ciclo hidrológico, responsables de suministrar aproximadamente 577 000 km³ del agua dulce en el planeta (Meran, Siehlow, & Hirschhausen, 2021), y por ello son los principales insumos en modelos hidrometeorológicos y estudios de riesgos naturales (hidrometeorológicos) e hidrológicos (disponibilidad de agua, sobreexplotación de acuíferos, estimación de tormentas y crecientes de diseño); estudios agrícolas (programación de cultivos, caracterización de zonas productivas), y especialmente en planificación y ejecución de programas relacionados con el desarrollo de una región y el bienestar de su población (Sorooshian *et al.*, 2011). Todas ellas, predicciones hidrometeorológicas, cuyas precisiones dependen de forma significativa de la calidad de la serie de datos climáticos.

Desafortunadamente, la obtención y recopilación de información climatológica representa un reto por afrontar en gran parte del orbe, pues los registros meteorológicos disponibles están incompletos, y su densidad y ubicación son cuestionadas de manera continua (Collado & Toledo, 1997).

La base de datos climatológica con carácter oficial en México es el CLImate COMputing Project (CLICOM), un sistema de manejo de datos climatológicos desarrollado por las Naciones Unidas (ONU) y administrado por el Servicio Meteorológico Nacional (SMN), que alberga registros diarios de precipitación y temperatura de una red nacional de 5 467 estaciones meteorológicas convencionales en el país. Sin embargo, la falta de mantenimiento ha generado que solo el 53 % (2 926 estaciones) se encuentre en operación; esto se puede atribuir a la ausencia de lecturas, fallas en el instrumental de registro y errores de transcripción, entre otros; asimismo, los datos presentan importantes huecos de información (Collado & Toledo, 1997); además, la densidad nacional es de una estación cada 358 km², muy por debajo del estándar de la Organización Meteorológica Mundial (OMM), que recomienda una estación para un área de 100 a 250 km² en regiones montañosas (OMM, 1994).

Durante las últimas décadas, con el progreso de la tecnología satelital, el desarrollo de modelos atmosféricos de última generación y a partir de observaciones disponibles a nivel global, se producen los denominados datos meteorológicos de reanálisis (DMR) o datos meteorológicos en malla (DMM), estimaciones realizadas a partir del estado de la atmósfera y la superficie terrestre de gran cobertura. Estos datos de reanálisis se consideran una fuente de información alternativa

prometedora para superar las limitaciones de cobertura espacial y temporal (Auerbach, Easton, Walter, Flecker, & Fuka, 2016; Bao & Zhang, 2013; Mollericona-Alfaro, Lopes, Assunção-Montenegro, & Gonçalves-Leal, 2020).

El Climate Forecast System Reanalysis (CFSR) del National Centers for Environmental Prediction (NCEP) de EUA (Saha *et al.*, 2010) es uno de los conjuntos DMR más completos que existe en la actualidad, con 36 años de datos (1979-2014). Dispone para su descarga de varios elementos climatológicos (precipitación, temperatura máxima, temperatura mínima, viento, humedad relativa y radiación solar) para cualquier ubicación terrestre del planeta; es gratuito; con una resolución temporal a nivel diario y una espacial de 0.3125° (unos 38 km). Además, dicho conjunto de datos es una fuente de información recomendada por el sitio Web oficial del modelo SWAT (Neitsch, Arnold, Kiniry, Srinivasan, & Williams, 2002; Globalweather, 2020).

Este conjunto DMR ha sido uno de los más utilizados a nivel mundial en diversas aplicaciones hidrológicas (Fuka *et al.*, 2014; Lauri, Räsänen, & Kummu, 2014; Sperna, Tisseuil, Durr, Vrac, & van Beek, 2012; Velázquez-Zapata & Talledos-Sánchez, 2018); sin embargo, es inevitable que pueda estar sujeto a errores en virtud de las incertidumbres que existen durante el proceso de adquisición y asimilación de datos (Villarini, Krajewski, Ciach, & Zimmerman, 2009), mismos que cambian de acuerdo con la región climática, la topografía y altitud del lugar (Sorooshian *et al.*, 2011), por lo que evaluar su precisión y confiabilidad es vital en regiones específicas (Fernando *et al.*, 2018).

Por lo anterior, la presente investigación tuvo como objetivo determinar el grado de fiabilidad que presentan los datos de precipitación (P), temperatura máxima (Tmax) y mínima (Tmin) media mensual del conjunto DMR del CFSR a través de la comparación estadística con datos observados *in situ* tomados del CLICOM en la región montañosa de la cuenca del río Mayo, Chihuahua, México, una cuenca con una densidad espacial de una estación cada 1 090 km².

La importancia de este estudio radica en evaluar la precisión de los datos de lluvia y temperatura del CFSR —de mayor resolución espacial—, a fin de recomendar su uso para aquellas áreas en las que no se dispone de una adecuada red de estaciones climatológicas con registros climáticos a nivel superficie.

Materiales y métodos

Área de estudio

La cuenca alta del río Mayo se localiza al noroeste de la república mexicana, entre los estados de Sonora y Chihuahua, con una ubicación geográfica de 28° 20' 50.34" - 26° 57' 59.67" N y 109°48' 46.18" - 108° 8' 50.78" O. Limita al oeste con los estados de Sonora y Sinaloa; al sur, con el estado de Durango, y al este con los altiplanos centrales del estado de Chihuahua.

La cuenca bajo estudio abarca una superficie de 7 631.6 km² y en el desfogue de la cuenca se encuentra la estación hidrométrica San

Bernardo (clave: 09 067), localizada en las coordenadas $27^{\circ} 24' 5.87''$ N y $108^{\circ} 50' 50.22''$ O (Figura 1).

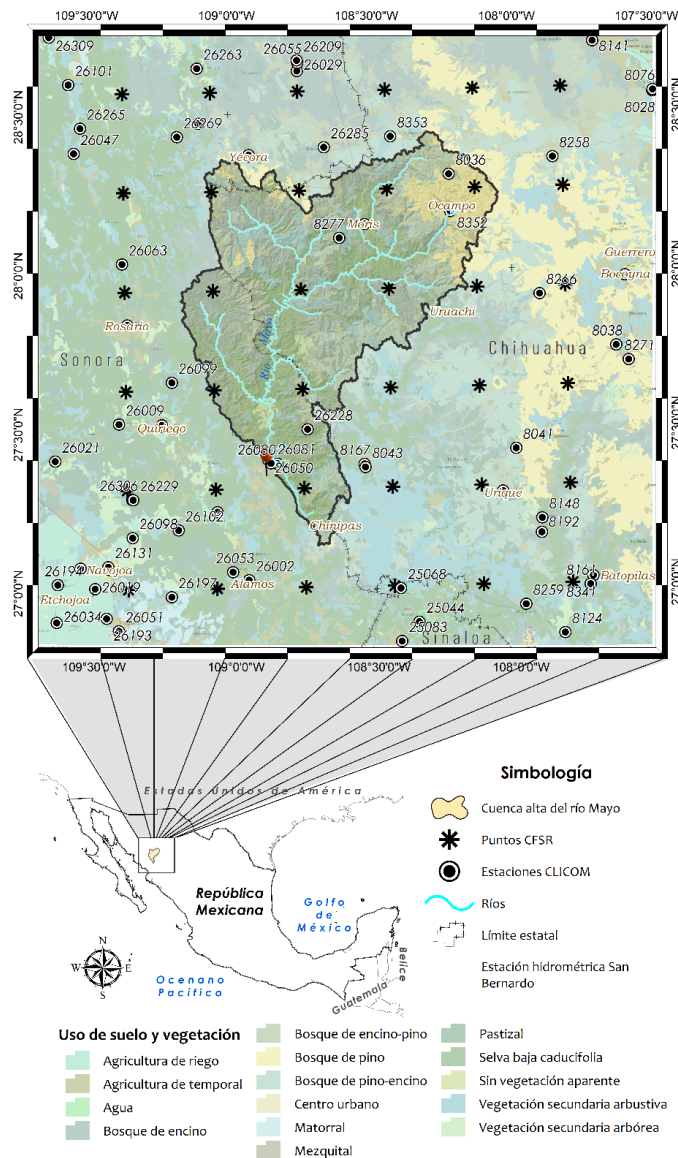


Figura 1. Localización de las estaciones climatológicas del CLICOM, malla del CFSR y uso de suelo y vegetación de la cuenca del río Mayo.

Fuente: elaboración propia con datos del INEGI (2016).

La cuenca queda comprendida dentro de la subprovincia denominada Gran Meseta y Cañones Chihuahuenses, dentro de la Sierra Madre Occidental. Está conformada por sierras altas, cañones y mesetas con cañadas, que constituyen un relieve complejo, pendientes y laderas escarpadas, con variaciones de elevación significativas que van de 112 a 2 841 msnm (INEGI, 2001).

Las condiciones geográficas de la región dan lugar a climas secos y templados, con vegetación de bosques y praderas. Las lluvias son irregulares y se manifiestan en todas las estaciones, aun cuando en algunos sitios son periódicas y con invierno seco. Las temperaturas tienen medias anuales que varían entre 12.6 y 25 °C, dependiendo de la zona (Conagua, 2020).

Metodología

El presente estudio consta de tres etapas: adquisición y procesamiento de datos climáticos, interpolación espacial de la P, Tmax y Tmin media mensual del CFSR, y análisis estadístico (Figura 2).

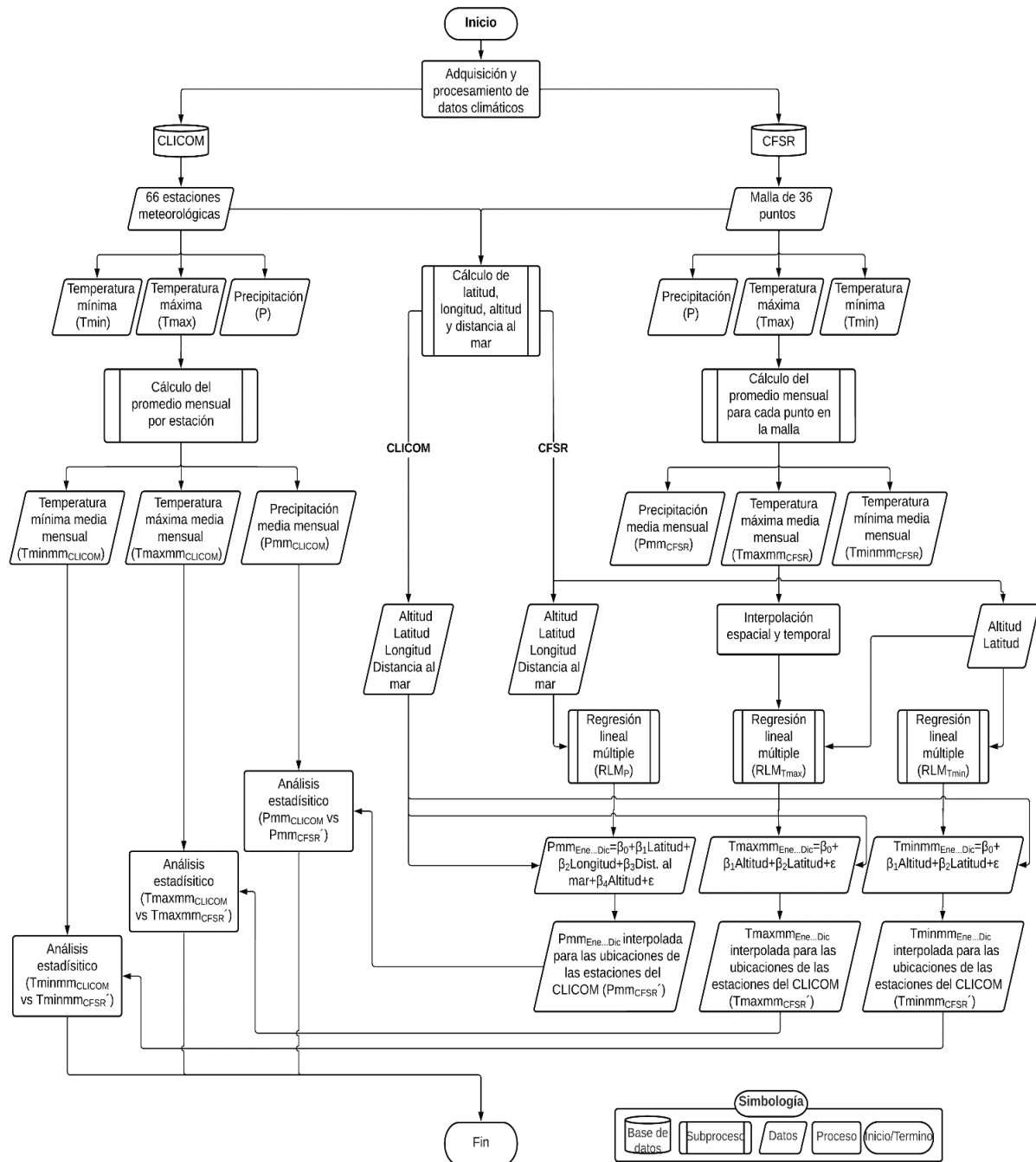


Figura 2. Flujograma de la metodología seguida en la evaluación estadística de la precipitación, y temperatura máxima y mínima media mensual del CFSR frente a datos observados *in situ* del CLICOM.

Adquisición y procesamiento de datos climáticos

Los datos climáticos de este estudio se adquirieron y trabajaron para un área delimitada por un rectángulo de latitud 26.82°-28.75° N y longitud 107.50°-109.67° O. Para la manipulación y análisis de los datos, de forma más asequible se proyectaron en coordenadas métricas UTM, zona 12 norte, bajo el dato geodésico NAD27.

Se utilizaron dos bases climáticas, el conjunto DMR del CFSR (datos estimados) y el CLICOM (datos observados) de la siguiente manera:

- **CLICOM.** Del Servicio Meteorológico Nacional (SMN, 2020) a través de su plataforma Web del Centro de Investigación Científica y de Educación Superior de Ensenada (CICESE) se recopiló el total de registros disponibles de precipitación (P_{CLICOM}), temperatura máxima ($T_{maxCLICOM}$) y temperatura mínima ($T_{minCLICOM}$) diaria observados en las 66 estaciones meteorológicas convencionales, distribuidas al interior (7) y en las proximidades del área de la cuenca (59).

Del total de estaciones, en 54 % (36) están suspendidas las lecturas por cuestiones no reportadas, tres de ellas ubicadas dentro de la cuenca (claves: 8636, 8277 y 8352) y el 46 % restante (30) se encuentra en operación.

- **CFSR.** Del sitio Web oficial del Globalweather (2020) se descargaron los datos meteorológicos de reanálisis para una malla con 36 puntos (6x6), correspondientes al periodo 1979-2014 (35 años). De esta malla, 9 puntos están dentro de la cuenca y 27 fuera de ella. Los

elementos meteorológicos incluyeron temperaturas máximas ($T_{\max_{\text{CFSR}}}$), mínimas ($T_{\min_{\text{CFSR}}}$) y precipitación (P_{CFSR}) en escala diaria.

Con fines comparativos, los datos de precipitación diaria se calcularon en totales mensuales (P_{mCLICOM} y P_{mCFSR}) y los datos de temperatura diaria a promedios mensuales ($T_{\max_{\text{mmCLICOM}}}$, $T_{\min_{\text{mmCLICOM}}}$, $T_{\max_{\text{mmCFSR}}}$ y $T_{\min_{\text{mmCFSR}}}$).

Interpolación espacial y temporal

Las bases de datos climáticas (CLICOM y CFSR) presentan diferente resolución espacial (Figura 1); los datos de precipitación media mensual (P_{mmCFSR}), temperatura máxima y mínima media mensual ($T_{\max_{\text{mmCFSR}}}$ y $T_{\min_{\text{mmCFSR}}}$), obtenidos para los 36 puntos del CFSR, se interpolaron mediante modelos de regresión lineal múltiple (RLM) para cada uno de los meses del año, con el propósito de obtener espacial y temporalmente la variable climática en los sitios donde se encuentran ubicadas las 66 estaciones meteorológicas del CLICOM y así permitir su comparación estadística puntual.

La RLM, dada por la Ecuación (1), es una técnica estadística que supone el comportamiento de una determinada variable (y), causado por un conjunto de k variables explicativas ($x_1 \dots x_k$), que se ajusta a una función lineal a través de coeficientes de regresión ($\beta_1 \dots \beta_k$), donde el término ε representa el error aleatorio del modelo (Del Barrio, Clar, & Suriñach, 2002; Helsel, Hirsch, Ryberg, Archfield, & Gilroy, 2020):

$$y = \beta_1 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_k x_k + \varepsilon \quad (1)$$

Actualmente, la combinación de modelos de RLM con métodos geoestadísticos hace posible representar de manera fiable la distribución de la precipitación, y la temperatura máxima y mínima media mensual (Pmm, Tmaxmm y Tminmm) con mínima varianza espacial, basándose esencialmente en su relación con datos fisiográficos, como la altitud (Daly, Neilson, & Phillips, 1994; Ninyerola, Pons, & Roure, 2007; Núñez-López *et al.*, 2014; Vicente-Serrano, Saz-Sánchez, & Cuadrat, 2003).

La variabilidad espacial de la precipitación se encuentra influenciada, en mayor medida, por factores que afectan la cantidad de humedad en el aire, como la ubicación geográfica (latitud y longitud), la proximidad a las zonas marítimas (continentalidad) y la complejidad de su relieve (altitud) (Hession & Moore, 2011; Núñez-López *et al.*, 2014; Staub, Stevens, & Waylen, 2014).

Por otro lado, la temperatura del aire está condicionada en gran medida por la latitud, que determina la disponibilidad de radiación solar incidente en la superficie terrestre, y por la altitud, que suele ser la variable independiente con mayor peso (Daly, 2006; García-Lozada & Sentelhas, 2008; Lookingbill & Urban, 2003).

Considerando las relaciones antes mencionadas, y con auxilio de la tecnología de sistemas de información geográfica (SIG), para cada uno de los meses del año, se ajustaron modelos de RLM, a fin de interpolar la Pmm (Ecuación (2)); la Tmaxmm (Ecuación (3)), y la Tminmm (Ecuación (4)) del CFSR en la ubicación de las 66 estaciones del CLICOM para el área de estudio:

$$Pmm_i = \beta_0 + \beta_1 Lat + \beta_2 Lon + \beta_3 DM + \beta_4 Altitud + \varepsilon \quad (2)$$

$$Tmaxmm_i = \beta_0 + \beta_1 Altitud + \beta_2 Lat + \varepsilon \quad (3)$$

$$Tminmm_i = \beta_0 + \beta_1 Altitud + \beta_2 Lat + \varepsilon \quad (4)$$

Donde Pmm_i , $Tmaxmm_i$ y $Tminmm_i$ representan el valor de respuesta de la precipitación (milímetros), y temperatura máxima y mínima (grados centígrados) media mensual, respectivamente, del i -ésimo mes; Lon y Lat denotan, respectivamente, las variables independientes longitud y latitud (representadas en grados decimales); $Altitud$ se refiere a la elevación sobre el nivel medio del mar (metros), obtenida a partir del modelo digital de elevaciones (MDE) con resolución espacial de 15 metros (INEGI, 2013), y DM es la distancia euclidiana al mar (metros), derivada con base en la línea costera de la república mexicana de Conabio (2018). Las constantes β_0 , β_1 , β_2 , β_3 , y β_4 son parámetros que se estimaron en el proceso de ajuste del modelo. El término ε representa error aleatorio que se asume independiente e idénticamente distribuido ajustado a la distribución normal estándar ($\varepsilon \sim iidN(0, \sigma^2)$).

Los modelos generados se sometieron a distintas pruebas estadísticas para validar los supuestos subyacentes a la regresión lineal múltiple mediante el uso del programa *R Studio*®. Se empleó la prueba de Shapiro-Wilk (Shapiro & Wilk, 1965) para evaluar la normalidad en los

residuos; la de Breusch y Pagan (1979), para garantizar la igualdad de varianza; la prueba de Durbin y Watson (1971), que tiene como hipótesis nula la ausencia de autocorrelación, y el criterio de factor de inflación de varianza (VIF) (Uyanık & Güler, 2013), para identificar la posible existencia de multicolinealidad entre variables regresoras.

La bondad de ajuste de los modelos de RLM generados se valoraron mediante el estadístico r^2 (coeficiente de determinación), utilizado como una medida conveniente del éxito de la ecuación de regresión para explicar la variación de los datos. De la misma manera, se empleó el contraste F global, considerando un nivel de significancia de $p < 0.05$, valor usado comúnmente en el análisis estadístico (Hession & Moore, 2011; Naoum & Tsanis, 2004b; Naoum & Tsanis, 2004a).

Las ecuaciones de RLM resultantes fueron resueltas mediante la sumatoria algebraica de los productos de los coeficientes de regresión y los valores de las variables independientes: elevación (m), coordenadas geográficas (grados decimales) y de distancia al mar (m) correspondiente a cada una de las estaciones del CLICOM.

Análisis estadístico

Para evaluar el desempeño mensual de la base climática de CFSR (estimados) con respecto al CLICOM (observadas *in situ*) se emplearon diversas métricas estadísticas que cuantifican la desviación de las unidades de los datos de interés.

Para lograr una comparación visual se utilizaron diagramas de dispersión 1:1 y series de tiempo, fundamentales para una correcta

evaluación de los modelos. El análisis también incluyó una comparación con el coeficiente de determinación (r^2), y un análisis con tasas de error, como error absoluto medio (MAE), raíz del error cuadrático medio (RMSE), porcentaje de sesgo (PBIAS), RMSE-tasa de desviación estándar (RSR) (ecuaciones (5) a (8)):

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |O_i - P_i| \quad (5)$$

$$RMSE = \sqrt{\left[\frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{n} \right]} \quad (6)$$

$$PBIAS = \left[\frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i) * 100}{\sum_{i=1}^n (O_i)} \right] \quad (7)$$

$$RSR = \frac{\sqrt{\left[\frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{n} \right]}}{\sqrt{\left[\frac{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2}{n} \right]}} \quad (8)$$

Donde n corresponde al número de observaciones; P_i se refiere a los valores de la variable meteorológica obtenidos de la base de datos CFSR, y O_i son los datos observados por el CLICOM.

El coeficiente r^2 describe el grado de colinealidad que existe entre datos simulados y medidos, e indica, en el gráfico de dispersión, qué tan bien se ajustan a la línea 1:1. Los valores de r^2 varían de 0 a 1, y es un indicador del grado de relación lineal entre dos series de datos; los valores

más altos indican una menor variación del error y, en general, los valores superiores a 0.50 se consideran aceptables (Moriasi *et al.*, 2007).

El porcentaje de sesgo (PBIAS) mide la tendencia promedio de los datos simulados a ser más altos o bajos que sus contrapartes observadas, siendo el valor óptimo 0; los valores bajos indican una simulación precisa; los valores positivos indican sesgo de subestimación, y los valores negativos sobreestimación.

Los valores de "buen desempeño" son para $10 \% < \text{PBIAS} < 15 \%$ e "insatisfactorio" cuando el $\text{PBIAS} \geq 25 \%$. El RSR igual a 0 indica una "simulación perfecta". Los valores de MAE y RMSE iguales a 0 indican "ajuste perfecto". El grado en el que RMSE supera el MAE es un indicador del grado en que existen valores atípicos en los datos (Legates & McCabe Jr., 1999; Moriasi, Gitau, Pai, & Daggupati, 2015).

Análisis de la precipitación media mensual (Pmm) por periodos

Dada la naturaleza y variabilidad de la precipitación, se realizó un subanálisis que permitió evaluar el comportamiento temporal y evolución que presenta el conjunto DMR CFSR ante diferentes etapas del tiempo con respecto a lo observado por CLICOM.

Se trabajaron los registros disponibles del CFSR en siete periodos de cinco años (1979-1983, 1984-1988, 1989-1993, 1994-1998, 1999-2003, 2004-2008) y uno de seis años (2009-2014). Para cada periodo de análisis se calculó la precipitación media mensual (*Pmm*) correspondiente

a los 36 puntos en malla del CFSR y la *Pmm* de 63 estaciones climatológicas del CLICOM. Las estaciones 8036, 25038 y 26081 quedaron fuera del análisis debido a la ausencia de datos durante el periodo de estudio.

A través de modelos de regresión lineal múltiple (descritos en el punto de "Interpolación espacial y temporal") y herramientas de geoprocesamiento se generaron mes a mes los valores de *Pm* del CFSR interpolados para las ubicaciones de las estaciones del CLICOM.

Posteriormente se compararon CFSR *versus* CLICOM a través de los análisis estadísticos mencionados en el punto "Análisis estadístico".

Resultados y discusión

A continuación se presentan los resultados obtenidos de la interpolación espacial y temporal mediante RLM para ambas variables respuesta; después se analizaron estadísticamente datos climáticos observados (CLICOM) y simulados (CFSR).

Interpolación espacial y temporal

Precipitación media mensual (*Pmm*)

Para los datos de precipitación derivados del CFSR se construyeron 12 modelos mediante la sumatoria algebraica de los productos de las variables independientes con sus correspondientes coeficientes de

regresión (CR) para cada mes del año (Ecuación (2)). De acuerdo con pruebas de análisis de varianza, todos los modelos fueron estadísticamente significativos ($p < 0.05$), y conforme a las pruebas estadísticas se cumplieron con los supuestos de normalidad y ausencia de autocorrelación y multicolinealidad.

En la Tabla 1 se muestran los CR de las ecuaciones de RLM generadas y su ajuste evaluado mediante el coeficiente de determinación (r^2) para cada uno de los meses de año.

Tabla 1. Coeficientes de regresión y determinación obtenidos a partir de la RLM para datos de precipitación mensual del CFSR.

Mes	Coeficientes					r^2	Ajuste
	β_0	β_1	β_2	β_3	β_4		
Enero	2696.51	27.79	31.20	-0.28	0.00	0.7	Aceptable
Febrero	2191.62	17.18	24.08	-0.15	0.00	0.8	Aceptable
Marzo	840.24	7.27	9.41	-0.02	0.00	0.9	Aceptable
Abril	697.36	8.20	8.38	-0.04	0.00	0.9	Aceptable
Mayo	796.57	7.52	9.14	-0.06	0.00	0.8	Aceptable
Junio	5190.25	40.94	57.36	-0.41	0.01	0.9	Aceptable
Julio	21829.27	247.69	258.58	-2.35	0.03	0.8	Aceptable
Agosto	21665.66	277.67	264.18	-2.98	0.03	0.8	Aceptable
Septiembre	11911.34	123.64	137.85	-1.60	0.02	0.6	Aceptable
Octubre	2996.04	29.71	34.22	-0.39	0.00	0.3	Débil
Noviembre	1383.15	12.57	15.55	-0.11	0.00	0.6	Aceptable
Diciembre	2613.54	14.13	27.08	-0.08	0.00	0.8	Aceptable

r^2 = coeficiente de determinación.

β_1 = coeficiente de la variable latitud.

β_2 = coeficiente de la variable longitud.

β_3 = coeficiente de la variable distancia al mar.

β_4 = coeficiente de la variable altitud.

Se observa un ajuste aceptable para 11 de los modelos mensuales, los cuales presentan un r^2 que osciló entre 0.6 y 0.9; mientras que un modelo presentó un ajuste débil con un r^2 de 0.3 para octubre, que indica

incertidumbre. Los modelos de los meses que comprenden los periodos de primavera-verano explicaron en mayor porcentaje la varianza de la precipitación, mientras que los modelos del periodo de otoño (septiembre-noviembre), así como el modelo de enero mostraron la mayor incertidumbre, dado que no explica más de 60 % de la varianza de la precipitación. Resultados similares obtuvieron Goodale, Aber y Ollinger (1998), Diodato y Ceccarelli (2005), y Ninyerola *et al.* (2007), quienes reportaron valores de r^2 comprendidos entre 0.32 y 0.50 para los meses del periodo seco, y mayores de 0.6 para el periodo húmedo.

De acuerdo con la Tabla 1, la intercepción (coeficiente β_1) presentó la mayor amplitud en la variación con valores que oscilaron entre 697.36 Y 21 829.27, incrementándose su magnitud durante los meses de lluvia. La variable independiente que más explica la precipitación es la longitud, seguida de la latitud. Con respecto a la variable distancia a mar, ésta cuenta con un signo negativo, que indica una relación inversa.

De acuerdo con los ajustes encontrados, este método permitió interpolar la precipitación mensual en las ubicaciones donde se encuentran las 66 estaciones del CLICOM mediante las características topográficas y geográficas con un aceptable nivel de confianza.

Precipitación media mensual por periodos

Se generaron 84 modelos de regresión lineal múltiple, 12 para cada uno de los siete periodos de análisis. Los resultados indican que todas las ecuaciones son estadísticamente significativas al presentar un *p-value* menor que 0.05.

Los coeficientes de determinación (r^2) resultantes del ajuste de las ecuaciones de RLM ofrecieron ajustes aceptables en la mayoría de los meses para todos los periodos de análisis, presentando valores por encima de 0.5. Los modelos correspondientes al periodo comprendido entre febrero y marzo mostraron el mejor desempeño (r^2 entre 0.80 y 0.97); el resto de los meses presentaron coeficientes de determinación ligeramente más bajos (r^2 entre 0.55 y 0.79); sin embargo, durante el periodo de otoño (septiembre, octubre y noviembre), el desempeño evaluado con r^2 presenta un patrón de descenso, llegando ser de ajuste débil ($r^2 < 0.5$) en octubre para cuatro de los periodos de análisis (1984-1988, 1989-1993, 1994-1998, 2004-2008) (Figura 3).

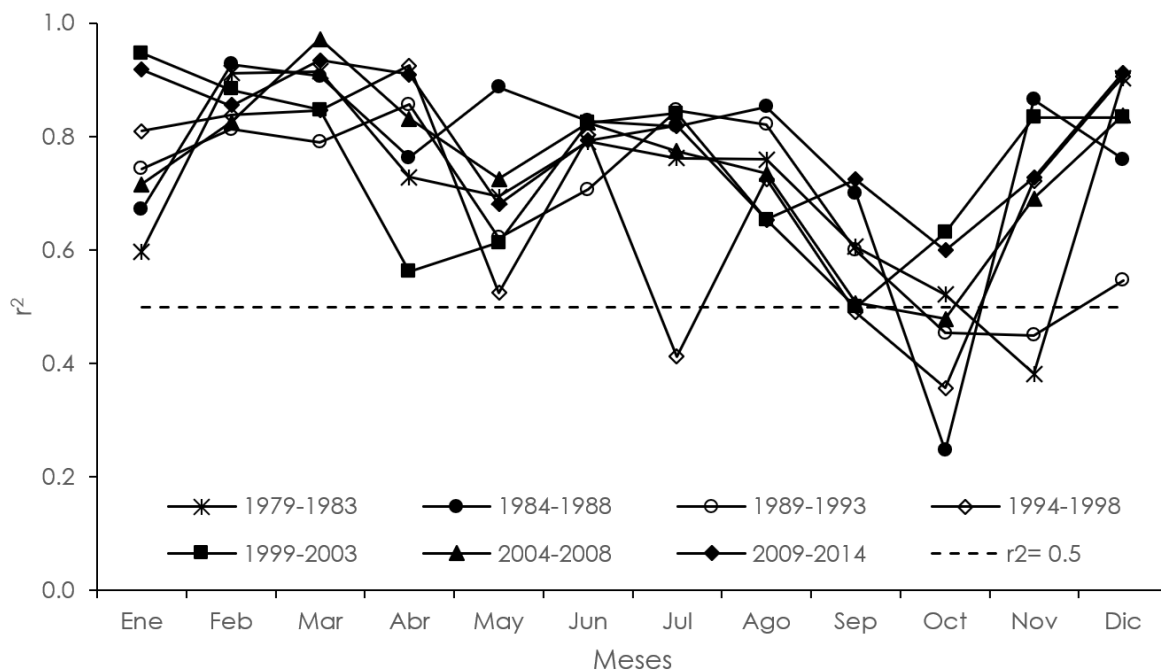


Figura 3. Coeficientes de determinación (r^2) resultantes del ajuste de modelos de regresión lineal múltiple para los siete periodos de análisis de la precipitación.

El patrón de descenso encontrado en el periodo invernal sugiere una mayor aleatoriedad en la ocurrencia de la precipitación durante esos meses, donde puntos en la malla presentan bajas precipitaciones y otros valores altos, variando año con año y generando una oscilación de amplio rango.

Temperatura máxima y mínima media mensual

Los CR y coeficientes de ajuste de los modelos de temperatura máxima y mínima media mensual resultantes del análisis de RLM se muestran en la Tabla 2 y Tabla 3, respectivamente.

Tabla 2. Coeficientes de regresión y determinación obtenidos a partir de la RLM para datos de temperatura máxima media mensual.

Mes	Coeficientes			r^2	Ajuste
	β_0	β_1	β_2		
Enero	67.592	-0.005	-1.511	0.84	Aceptable
Febrero	69.267	-0.004	-1.597	0.85	Aceptable
Marzo	67.497	-0.005	-1.354	0.83	Aceptable
Abril	67.124	-0.005	-1.228	0.82	Aceptable
Mayo	62.874	-0.004	-0.964	0.81	Aceptable
Junio	46.556	-0.004	-0.273	0.79	Aceptable
Julio	48.500	-0.005	-0.406	0.81	Aceptable
Agosto	51.028	-0.005	-0.491	0.82	Aceptable
Septiembre	52.929	-0.005	-0.579	0.82	Aceptable
Octubre	67.717	-0.005	-1.210	0.84	Aceptable
Noviembre	69.940	-0.005	-1.452	0.84	Aceptable
Diciembre	69.267	-0.004	-1.597	0.85	Aceptable

r^2 = coeficiente de determinación.

β_1 = coeficiente de la variable altitud.

β_2 = coeficiente de la variable latitud.

Tabla 3. Coeficientes de regresión y determinación obtenidos a partir de la RLM para datos de temperatura mínima media mensual.

Mes	Coeficientes			r^2	Ajuste
	β_0	β_1	β_2		
Enero	60.130	-0.005	-1.727	0.84	Aceptable
Febrero	60.130	-0.005	-1.727	0.84	Aceptable
Marzo	57.495	-0.005	-1.576	0.83	Aceptable
Abril	55.897	-0.005	-1.411	0.83	Aceptable
Mayo	58.051	-0.005	-1.374	0.83	Aceptable
Junio	62.602	-0.005	-1.390	0.84	Aceptable
Julio	53.669	-0.005	-1.036	0.83	Aceptable
Agosto	55.628	-0.004	-1.159	0.84	Aceptable
Septiembre	64.237	-0.004	-1.500	0.85	Aceptable
Octubre	73.293	-0.005	-1.936	0.86	Aceptable
Noviembre	69.597	-0.005	-1.940	0.86	Aceptable
Diciembre	65.252	-0.005	-1.916	0.85	Aceptable

r^2 = coeficiente de determinación.

β_1 = coeficiente de la variable altitud.

β_2 = coeficiente de la variable latitud.

De acuerdo con pruebas de análisis de varianza, todos los modelos fueron estadísticamente significativos ($p < 0.05$), y conforme a las pruebas estadísticas se cumplieron con los supuestos de normalidad y ausencia de autocorrelación y multicolinealidad.

Se puede observar que las ecuaciones de RLM explicaron en promedio el 83 y 84% de la variabilidad espacial mensual de la temperatura máxima y mínima media, respectivamente, interpretando un ajuste aceptable en todos los meses.

Los resultados indican una buena capacidad predictiva de cada modelo de RLM para la interpolación de la T_{maxmm} y T_{minmm} del CFSR en las ubicaciones donde se encuentran las estaciones climáticas del CLICOM.

Evaluación estadística

A continuación se presentan los resultados de la evaluación estadística realizada al comparar los valores medios mensuales de precipitación y temperatura del CFSR, interpolados mediante análisis de RLM, con las observadas *in situ* para cada estación del CLICOM.

Precipitación media mensual (Pmm)

La Figura 4 muestra el comportamiento mensual de la precipitación media derivada del CFSR (Pm_{CFSR}) con respecto a la observada *in situ* por el CLICOM (Pm_{CLICOM}) para las siete estaciones ubicadas dentro de la cuenca (8182, 26050, 26080, 26228, 8036, 8277 y 8352).

En esta figura se evidencia una sobrestimación general de la Pm_{CFSR} en la mayoría de los meses de año, siendo aún más notable y superior en

julio, agosto y septiembre (temporada de lluvias), donde se registran las precipitaciones más altas del año.

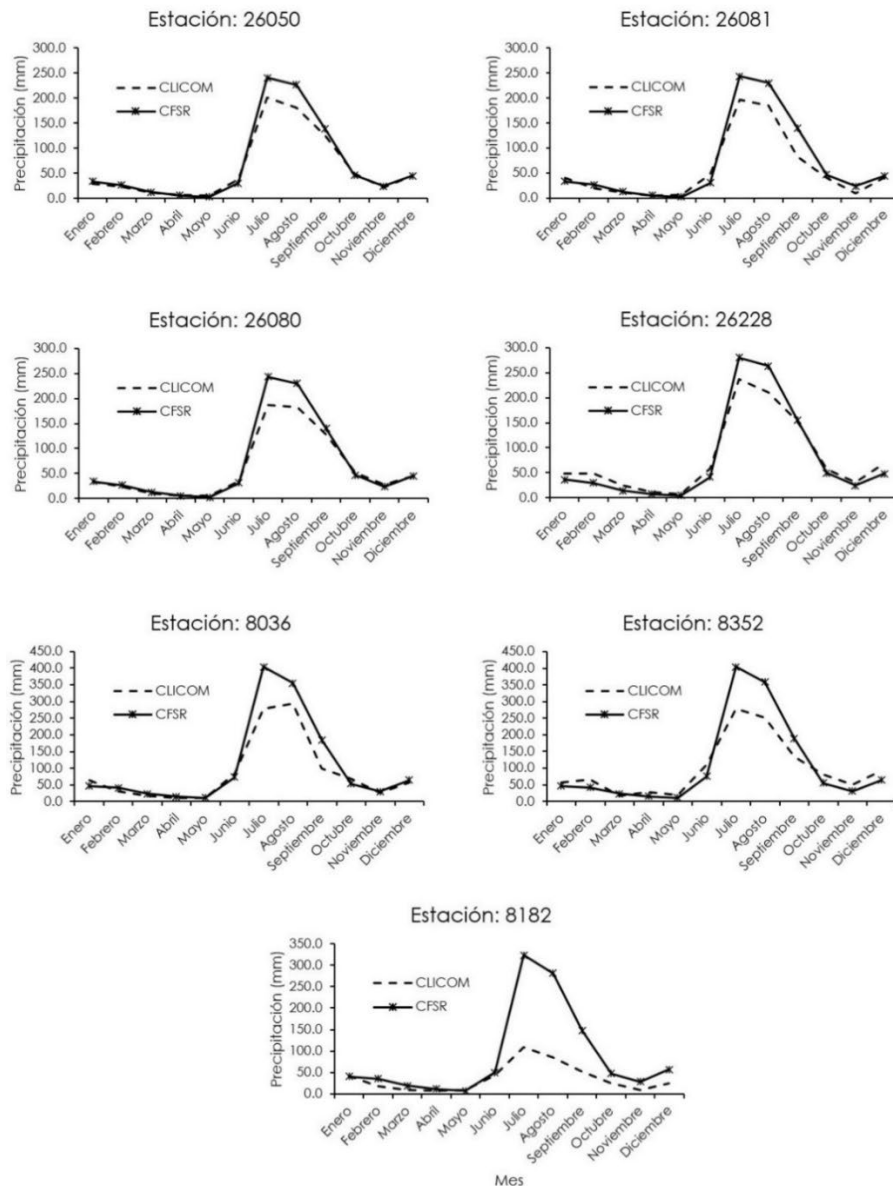


Figura 4. Distribución mensual de la precipitación media (mm) derivada del CLICOM y CFSR para las siete estaciones ubicadas dentro de la cuenca del río Mayo.

En la Tabla 4 el PBIAS concuerda con las observaciones gráficas, sus valores son positivos e indican un sesgo de sobreestimación. Los valores más altos de PBIAS corresponden julio, agosto y septiembre, con un valor de 64.2, 61.2 y 45%, respectivamente.

Tabla 4. Indicadores estadísticos de desempeño resultantes de la comparación entre CLICOM y datos de reanálisis del CFSR, para estimación de precipitación a nivel mensual en la cuenca del río Mayo.

Estadístico	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic
r^2	0.85	0.76	0.82	0.73	0.74	0.78	0.84	0.87	0.89	0.89	0.84	0.80
MAE	10.50	10.91	4.65	3.23	4.33	16.84	111.19	99.64	47.98	12.79	7.82	15.36
RMSE	16.09	15.87	7.16	5.31	5.58	25.24	152.46	129.34	62.03	15.93	10.48	23.13
PBIAS (%)	27.10	46.32	33.75	43.20	51.78	37.64	64.23	61.29	45.41	29.43	32.70	37.48
RSR	0.13	0.10	0.03	0.02	0.02	0.10	0.13	0.12	0.11	0.11	0.08	0.17

En la Tabla 4, las métricas estadísticas, como el coeficiente de determinación, califican a la precipitación predicha por cuadrícula como "aceptable" de buena capacidad predictiva, al obtener valores que oscilan entre 0.73 y 0.89.

Sin embargo, el MAE y RMSE presentan valores que indican la existencia de datos atípicos en los datos en todos los meses del año, y de mayor magnitud en julio y agosto (152.46 y 129.34, respectivamente). Estos resultados coinciden con los propuestos por Worqlul *et al.* (2014),

quienes concluyen que este error puede deberse probablemente a que ciertas estaciones son afectadas por lluvias convectivas.

En la Figura 5 se muestra la relación 1:1 entre Pm_{CLICOM} y Pm_{CFSR} de cada uno de los meses del año para las 66 estaciones del CLICOM. En ella se puede apreciar una pendiente de la línea de regresión superior a 1.0 en febrero, julio, agosto, septiembre y diciembre, indicando de manera general que los datos del CFSR sobreestiman en 7, 52, 50, 33 y 5 %, respectivamente, a los datos observados por el CLICOM; resultados similares reportan Tang *et al.* (2019) para la cuenca del río Lancang, China, y Zhu, Xuan, Liu y Xu (2016) al concluir que el modelo del CFSR sobreestima la Pmm durante el periodo húmedo.

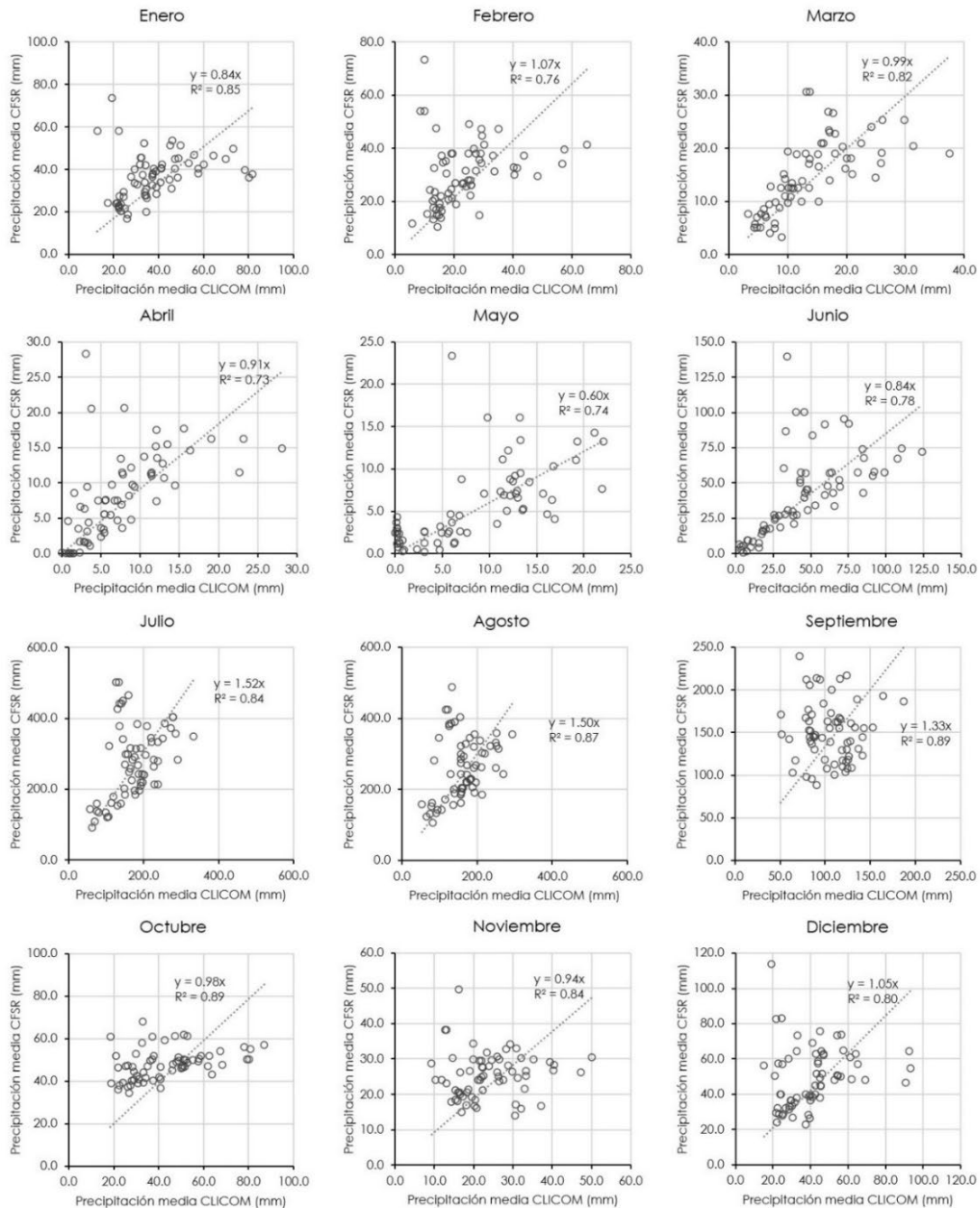


Figura 5. Diagramas de dispersión 1:1 para la comparación mensual global entre la precipitación estimada (CFSR) y la observada *in situ* (CLICOM) de las 66 estaciones del CLICOM.

Asimismo, las gráficas indican una subestimación en los meses restantes, siendo mayor en mayo, con un 40 %. Al mismo tiempo, se puede notar la presencia de valores discrepantes (*outliers*) para todos los meses, representando principalmente a las estaciones 8028 (Guerrero, Chihuahua); 8076 (Guerrero, Chihuahua); 8141 (Tejolocachi, Chihuahua), y 8277 (El Pilar, Chihuahua), los lugares donde el modelo CFSR tiene una notable deficiencia a estimar la precipitación.

Esa situación —que puede deberse a la orografía escarpada que presenta el lugar donde se encuentran estas estaciones (altitud mayor de los 1 800 m)— da lugar a una mayor acumulación de lluvia sobre las laderas occidentales, resultado del fenómeno de sombra orográfica.

Precipitación media mensual por periodos

Al evaluar estadísticamente la Pm_{CLICOM} *versus* Pm_{CFSR} mes con mes en las 63 estaciones del CLICOM (Tabla 5), se encontró una correspondencia significativa entre las Pm_{CLICOM} *versus* Pm_{CFSR} para casi todos meses; periodos con r^2 entre 0.18 y 0.89; RMSE de 4.0 a 312, y MAE de 2.5 a 232.8 (Tabla 5), siendo abril en los periodos de 1994-1998 y 2009-2014 el que presenta la peor concordancia ($r^2 = 0.2$), y julio, agosto y septiembre los de mayor error.

Tabla 5. Indicadores estadísticos de desempeño resultantes de la comparación entre CLICOM y datos de reanálisis del CFSR para estimación de precipitación a nivel mensual en la cuenca del río Mayo para los siete periodos de análisis.

	Estadístico	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic
1979-1983	r^2	0.9	0.7	0.5	0.6	0.6	0.7	0.8	0.8	0.9	0.8	0.8	0.8
	MAE	16.5	11.9	16.1	6.3	8.6	16.9	130.6	82.8	63.3	16.5	10.9	14.0
	RMSE	21.5	18.6	32.3	9.8	11.6	22.2	157.2	115.4	83.2	22.3	16.2	20.4
	PBIAS	29.4	58.3	47.2	57.6	84.0	65.2	87.5	53.0	50.4	40.7	36.9	38.7
	RSR	0.2	0.1	0.1	0.0	0.0	0.1	0.2	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1
1984-1988	r^2	0.8	0.6	0.5	0.7	0.6	0.6	0.7	0.8	0.7	0.7	0.7	0.8
	MAE	22.7	9.3	4.4	6.7	7.3	36.0	125.4	126.3	47.2	23.9	7.0	40.5
	RMSE	33.4	13.0	6.6	9.2	10.8	52.8	164.2	165.1	57.7	30.1	10.0	61.1
	PBIAS	52.1	78.6	66.0	52.9	57.4	53.7	69.1	79.2	59.4	57.7	48.5	50.2
	RSR	0.2	0.1	0.0	0.0	0.0	0.1	0.1	0.2	0.2	0.1	0.0	0.1
1989-1993	r^2	0.7	0.9	0.7	0.2	0.5	0.6	0.8	0.8	0.8	0.8	0.8	0.8
	MAE	22.8	14.7	12.1	4.0	5.9	14.0	64.7	69.7	44.8	12.2	12.5	29.3
	RMSE	29.1	21.2	14.5	6.4	9.4	18.7	96.0	105.1	57.5	14.6	16.8	38.3
	PBIAS	43.6	29.0	88.1	110.0	78.4	56.6	41.1	45.5	43.6	48.5	36.7	42.6
	RSR	0.2	0.1	0.1	0.0	0.0	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1
1994-1998	r^2	0.5	0.8	0.5	0.6	0.5	0.8	0.8	0.9	0.9	0.8	0.9	0.7
	MAE	2.5	8.4	7.2	5.2	4.9	14.9	77.2	64.6	38.8	7.4	10.9	17.5
	RMSE	4.0	13.6	9.3	6.9	7.9	20.9	95.4	89.0	47.8	8.5	13.7	24.4
	PBIAS	63.5	44.8	149.8	61.3	72.8	43.7	54.2	35.7	33.6	42.3	31.5	41.8
	RSR	0.2	0.1	0.2	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1

	Estadístico	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic
1999-2003	r^2	0.6	0.7	0.5	0.8	0.6	0.6	0.8	0.8	0.9	0.8	0.8	0.8
	MAE	5.5	10.2	5.0	5.0	5.0	25.2	55.2	50.0	30.2	22.9	5.2	6.4
	RMSE	9.1	17.2	8.2	13.8	11.5	36.3	79.1	67.1	36.7	34.7	8.5	9.2
	PBIAS	61.2	37.7	79.5	76.0	100.8	48.4	32.9	34.1	31.4	44.1	46.9	67.3
	RSR	0.2	0.1	0.2	0.2	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.2
2004-2008	r^2	0.8	0.8	0.8	0.5	0.4	0.8	0.9	0.9	0.8	0.9	0.7	0.9
	MAE	22.5	12.6	5.0	6.8	3.8	22.3	127.4	138.5	55.5	32.0	11.1	11.9
	RMSE	28.8	17.7	7.6	12.6	6.2	32.3	158.4	165.9	70.6	35.2	14.9	15.0
	PBIAS	41.5	43.8	39.7	72.2	81.2	48.0	67.0	83.2	43.4	65.1	50.9	37.9
	RSR	0.2	0.1	0.0	0.0	0.0	0.1	0.2	0.2	0.1	0.2	0.1	0.1
2009-2014	r^2	0.7	0.8	0.5	0.2	0.7	0.6	0.7	0.8	0.7	0.8	0.8	0.4
	MAE	6.6	7.5	3.9	3.0	5.3	23.4	232.8	207.3	126.3	20.5	11.4	23.6
	RMSE	8.4	9.0	5.9	4.2	8.0	38.0	312.3	237.2	153.8	30.9	16.8	34.4
	PBIAS	52.8	95.0	78.7	635.6	78.4	78.6	138.5	146.4	152.8	40.6	55.8	187.7
	RSR	0.2	0.3	0.1	0.1	0.1	0.3	0.3	0.3	0.4	0.1	0.3	0.6

El BIAS, por otro lado, muestra un sesgo de sobreestimación presente en mayor o menor medida en todos los meses de los periodos analizados. Sin embargo, durante los periodos 1979-1983 y 1984-1988, los valores más altos de sesgo lo presentan mayo, junio, julio y agosto.

La Figura 6 muestra de manera gráfica el comportamiento mensual de la precipitación media derivada del CFSR (Pm_{CFSR}) y CLICOM (Pm_{CLICOM}) para los siete periodos de análisis correspondiente a las estaciones ubicadas dentro de la cuenca.

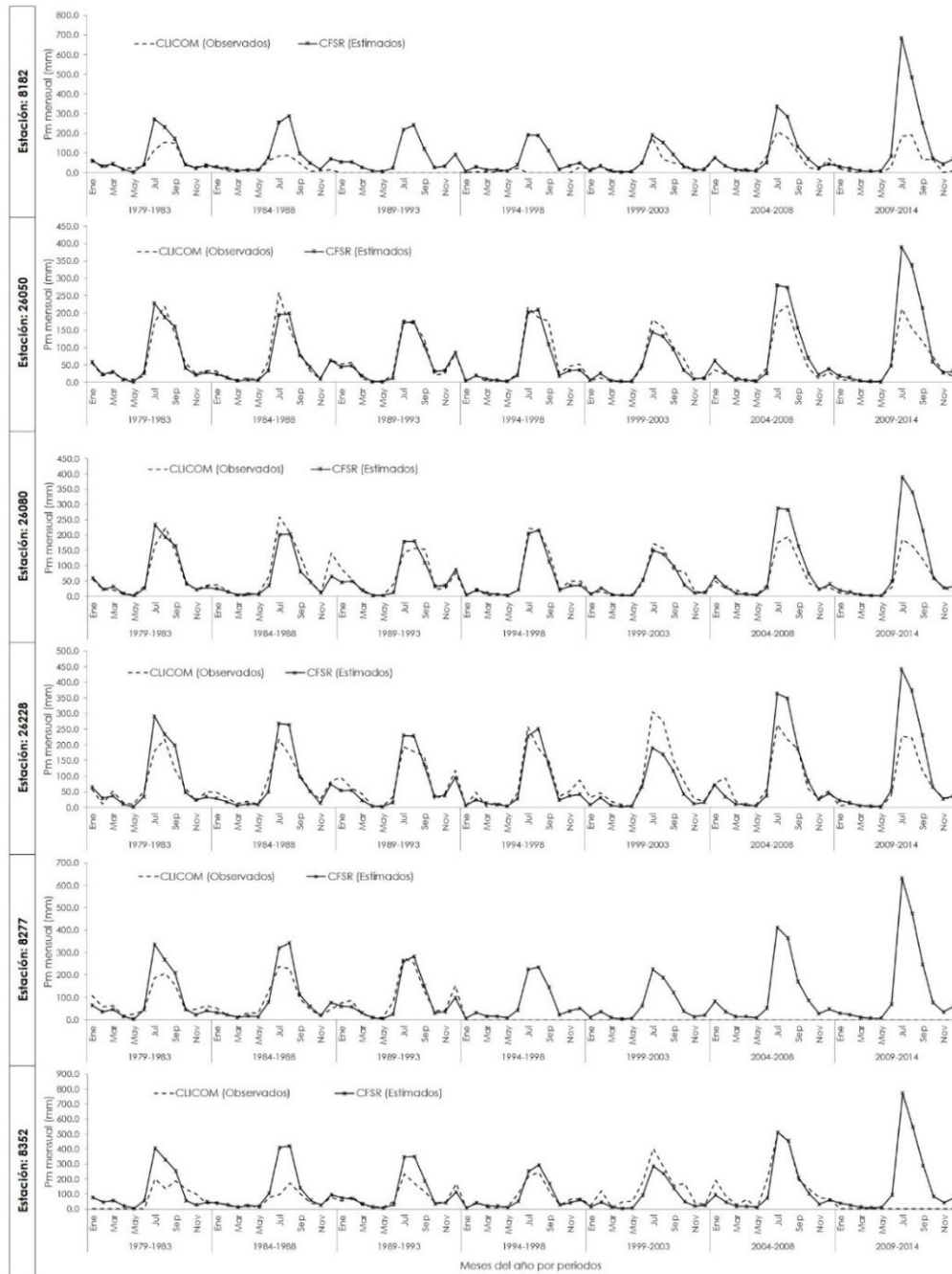


Figura 6. Distribución mensual de la precipitación media (mm) para siete periodos derivada del CLICOM y CFSR para las estaciones ubicadas dentro de la cuenca del río Mayo.

Al analizar este gráfico se observa que la Pm_{CFSR} presenta un patrón significativo al representar la variabilidad estacional y cíclica de la Pm_{CLICOM} en todas las estaciones ubicadas dentro de la cuenca.

Sin embargo, existe una tendencia del CFSR a sobreestimar la Pm_{CLICOM} durante la temporada de lluvias (julio, agosto y septiembre) de manera similar a lo percibido en el análisis completo (Figura 4). Este comportamiento es más acentuado durante los periodos 2004-2008 y 2009-2014. Para el periodo de 1999-2003 se observa en todas las estaciones una ligera subestimación de la Pm_{CLICOM} .

Esta tendencia podría atribuirse a los efectos de la temporada de huracanes en la ocurrencia de la precipitación en el noreste de México, fenómenos de variabilidad climática como El Niño-Oscilación del Sur (ENSO) y la Oscilación Decadal del Pacífico (DOP), que influyen año con año en la precipitación durante esos meses (Magaña, Vázquez, Pérez, & Pérez, 2003).

Temperatura máxima y mínima media mensual

En la Figura 7 se muestra la dinámica mensual que presenta la temperatura máxima y mínima observada por CLICOM y la simulada por CFSR en las siete estaciones ubicadas dentro de la cuenca. En ella se puede observar que, en general, la variación temporal de la $Tmax_{CFSR}$ y $Tmin_{CFSR}$ presenta un comportamiento cercano a lo observado al reproducir los cambios mensuales presentes en la mayoría de los meses,

tal y como sucede durante el pico más alto presentado durante el mes de julio para $T_{maxCFSR}$ y junio para $T_{minCFSR}$.

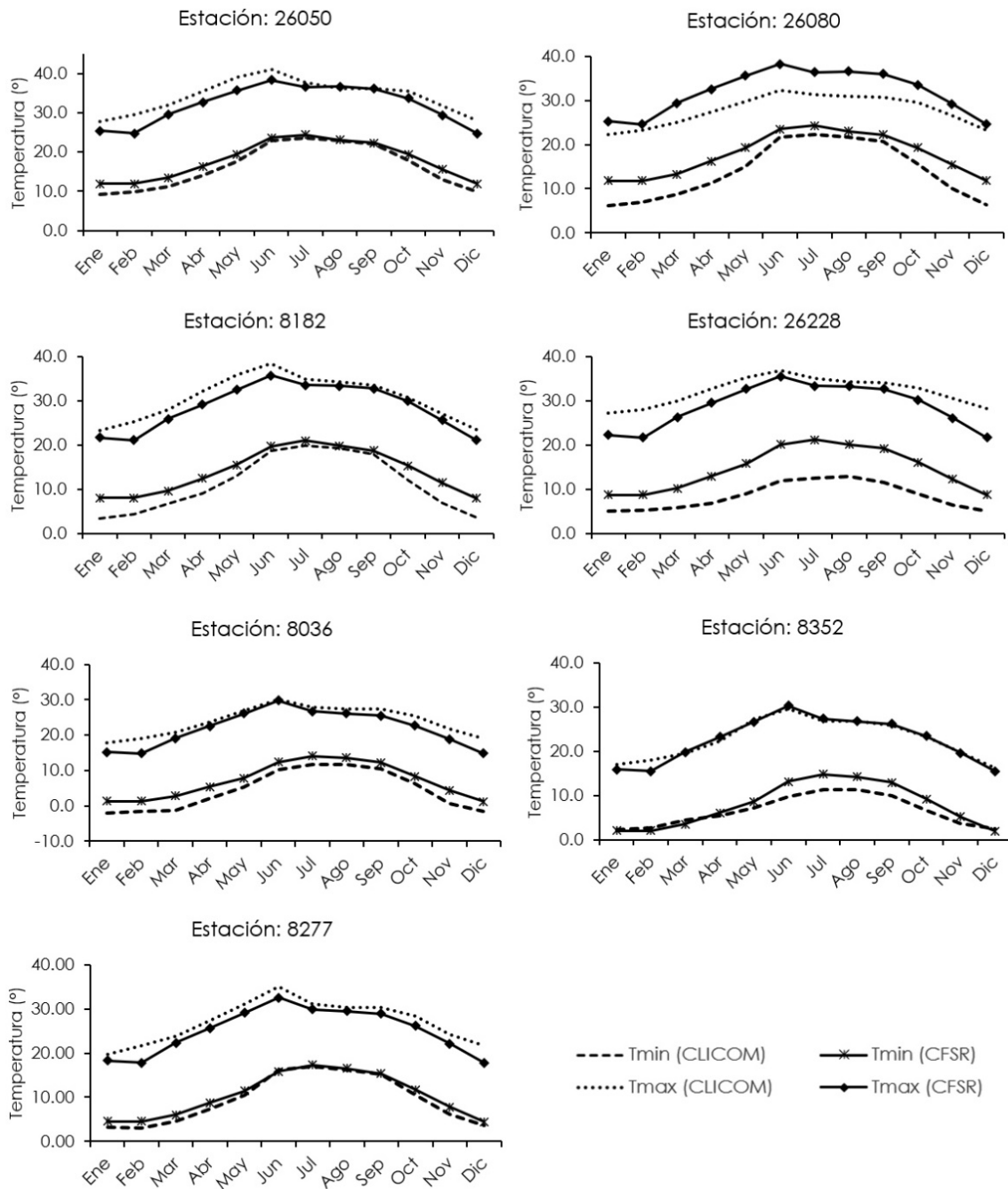


Figura 7. Distribución temporal de la temperatura máxima y mínima media mensual (°C) derivada del CFSR y la observada con el CLICOM en las siete estaciones localizadas dentro de la cuenca del río Mayo.

Sin embargo, se aprecian diferencias aparentes para temperatura máxima durante febrero, donde $T_{max_{CFSR}}$ reproduce un descenso atípico. De la misma manera, se puede notar que la $T_{max_{CFSR}}$ presenta una ligera tendencia a subestimar durante el periodo que comprenden los meses de enero-mayo y octubre-diciembre; caso contrario sucede con la $T_{min_{CFSR}}$, donde los datos muestran una tendencia a sobreestimar a los datos observados durante la mayoría de los meses, siendo más notable en la estación 26228, ubicada al sur de la cuenca.

Los resultados de las pruebas estadísticas aplicadas para el total de 66 estaciones (Tabla 6) muestran un PBIAS positivo en todos los meses para ambas temperaturas, que de acuerdo con Moriasi *et al.* (2015), los datos simulados por parte del CFSR indican una tendencia promedio menores que las contrapartes observadas por CLICOM, siendo de mayor magnitud en la temperatura mínima durante los meses de otoño-invierno ($50 \% < PBIAS < 82 \%$), donde se presentan las temperaturas más bajas del año. Con respecto a la temperatura máxima, el desempeño del CFSR puede juzgarse como “satisfactorio” al encontrar valores de $PBIAS < 15 \%$ en todos los meses. Esto puede deberse a que el comportamiento del ciclo medio diurno de la temperatura en diciembre-febrero presenta pequeñas variaciones debido a la disminución de la radiación solar entrante en comparación con junio-agosto (Decker *et al.*, 2012).

Tabla 6. Indicadores estadísticos de desempeño resultantes de la comparación entre CLICOM y datos de reanálisis del CFSR, para estimación de temperatura máxima y mínima a nivel mensual, en la cuenca del río Mayo.

Mes	r^2		MAE		RMSE		PBIAS		RSR	
	T _{max}	T _{min}	T _{max}	T _{min}	T _{max}	T _{min}	T _{max}	T _{min}	T _{max}	T _{min}
Ene	0.99	0.84	1.94	4.07	2.49	4.49	8.41	85.24	0.51	0.97
Feb	0.98	0.87	3.49	3.53	4.13	3.98	14.06	64.93	0.81	0.84
Mar	0.98	0.90	2.29	3.53	2.93	3.98	8.44	50.38	0.56	0.85
Abr	0.99	0.93	2.44	3.80	3.20	4.34	8.02	39.57	0.59	0.90
May	0.99	0.95	2.54	3.64	3.37	4.26	7.52	28.06	0.62	0.83
Jun	0.99	0.98	2.32	2.75	3.13	3.33	6.40	15.10	0.61	0.63
Jul	0.99	0.99	1.63	1.86	2.33	2.40	4.77	9.35	0.47	0.49
Ago	0.99	0.99	1.42	1.46	2.09	2.09	4.27	7.49	0.44	0.43
Sep	0.99	0.98	1.61	1.65	2.27	2.28	4.88	9.04	0.45	0.44
Oct	0.99	0.97	1.99	2.82	2.62	3.30	6.39	20.85	0.49	0.61
Nov	0.99	0.92	2.21	4.11	2.78	4.51	8.06	50.04	0.53	0.87
Dic	0.99	0.86	2.55	3.62	3.16	4.09	10.75	69.47	0.65	0.85

En la Figura 8 se muestran, a través de diagramas de dispersión 1:1, la relación que guarda la $T_{max_{CLICOM}}$ y $T_{min_{CLICOM}}$ con la simulada por CLICOM. Al forzar la línea de regresión al origen, se obtuvieron coeficientes de determinación (r^2) elevados (> 0.90) para ambas temperaturas, considerados aceptables de acuerdo con Moriasi *et al.* (2007) y pendientes de la línea superiores a uno para $T_{min_{CFSR}}$ indicando

la presencia de una sobreestimación (3 %) de la $T_{min_{CLICOM}}$ y de modo contrario para $T_{max_{CFSR}}$, donde las pendientes de la línea son ligeramente superiores a uno, indicando la presencia de una subestimación (3 %) de la $T_{max_{CLICOM}}$.

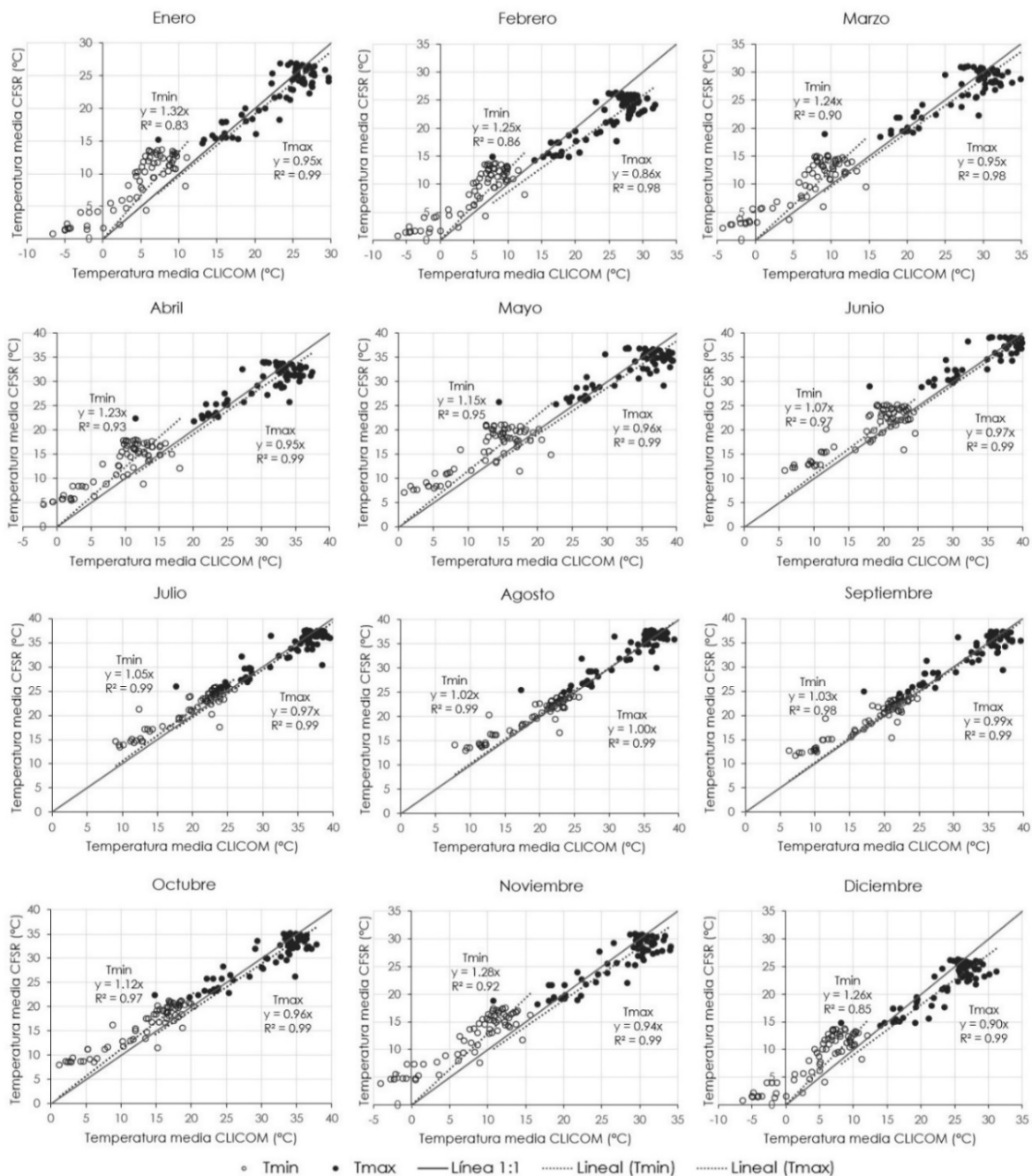


Figura 8. Diagramas de dispersión 1:1 de la temperatura mínima y máxima media mensual, estimada (CFSR) y observada *in situ* (CLICOM) de las 66 estaciones del CLICOM.

De manera similar, los índices de bondad de ajuste RMSE, MAE y RSR (Tabla 6) señalan la ausencia de errores significativos al encontrar valores menores a la desviación estándar y cercanos a cero en el caso de la RSR.

Estos resultados indican que en general los datos de temperatura representan con precisión los valores observados al mostrar una excelente concordancia entre ellos, tomando en cuenta que en los meses más fríos el desempeño de CFSR disminuye. Lo mencionado anteriormente es consistente con estudios previos con correlaciones superiores a 0.95 (Liu, Shanguan, Liu, & Ding, 2018). Cabe resaltar que, a diferencia de lo encontrado en el presente estudio, Decker *et al.* (2012) reportan una subestimación general por parte de los datos del CFSR.

Cabe resaltar que la distribución espacial de temperaturas medias y precipitación en la zona de estudio es altamente variable debido a que el gradiente longitudinal es más fuerte que el latitudinal, forzado por la posición de la Sierra Madre Occidental que cruza a la cuenca en su porción oriental, provocando temperaturas medias anuales más bajas y mayor acumulación de lluvia, principalmente sobre las laderas occidentales.

Conclusiones

Con base en los resultados obtenidos en este estudio se concluye que:

- Los datos de reanálisis del CFSR en la cuenca del río Mayo simulan de buena manera la temperatura máxima y mínima para cada mes del año, al presentar coeficientes de regresión (r^2) elevados, y errores cercanos a cero.
- La precipitación media derivada del CFSR durante los meses secos (noviembre-junio) presentan en general un buen ajuste ($r^2 > 0.72$) y menor incertidumbre en sus predicciones, mientras que durante los meses húmedos (julio, agosto y septiembre), la precipitación media presenta una sobreestimación considerable de hasta 45 % sobre lo observado en las estaciones del CLICOM y una mayor incertidumbre para estimar la precipitación en estos meses.
- Este tipo de estudio contribuye a la evaluación de la representatividad de los datos de reanálisis en una cuenca con relieve accidentado, y al estudio y manejo de los recursos hídricos en regiones con baja disponibilidad de datos meteorológicos.
- Este artículo constituye una base de referencia para otras áreas o cuencas con situación orográfica accidentada.

Agradecimientos

Nuestro sincero agradecimiento para el Conacyt y el Colegio de Postgraduados.

Referencias

- Auerbach, D. A., Easton, Z. M., Walter, M. T., Flecker, A. S., & Fuka, D. R. (2016). Evaluating weather observations and the Climate Forecast System Reanalysis as inputs for hydrologic modelling in the tropics. *Hydrological Processes*, 30(19), 3466-3477. DOI: 10.1002/hyp.10860
- Bao, X., & Zhang, F. (2013). Evaluation of NCEP-CFSR, NCEP-NCAR, ERA-Interim, and ERA-40 reanalysis datasets against independent sounding observations over the Tibetan Plateau. *Journal of Climate*, 26(1), 206-214. DOI: 10.1175/JCLI-D-12-00056.1
- Breusch, T. S., & Pagan, A. R. (1979). A simple test for heteroscedasticity and random coefficient variation. *The Econometric Society*, 47(5), 1287-1294.
- Collado, J., & Toledo, V. (1997). Localización óptima de estaciones climatológicas y observatorios meteorológicos en la república mexicana. *Ingeniería Hidráulica en México*, 7(1), 47-64.
- Conabio, Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de la Biodiversidad. (2018). *Línea de costa de la república mexicana (2011-2014)*. Recuperado de <http://www.conabio.gob.mx/informacion/gis/>
- Conagua, Comisión Nacional del Agua. (2020). *Actualización de la disponibilidad media anual de agua en el acuífero San Bernardo (2658), estado de Sonora*. Recuperado de https://sigagis.conagua.gob.mx/gas1/Edos_Acuiferos_18/sonora/DR_2658.pdf

- Daly, C., P. Neilson, R., & Phillips, D. (1994). A statistical-topographic model for mapping climatological precipitation over mountainous terrain. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 33(2), 140-158. DOI: 10.1175/1520-0450(1994)033<0140:ASTMFM>2.0.CO;2
- Daly, C. (2006). Guidelines for assessing the suitability of spatial climate data sets. *International Journal of Climatology*, 26(6), 707-721. DOI: 10.1002/joc.1322
- Decker, M., Brunke, M. A., Wang, Z., Sakaguchi, K., Zeng, X., & Bosilovich, M. G. (2012). Evaluation of the reanalysis products from GSFC, NCEP, and ECMWF using flux tower observations. *Journal of Climate*, 25(6), 1916-1944. DOI: 10.1175/JCLI-D-11-00004.1
- Del Barrio, C. T., Clar, L. M., & Suriñach, C. J. (2002). *Modelo de regresión lineal múltiple: especificación, estimación y contraste*. Barcelona, España: Universidad Abierta de Cataluña (UOC).
- Diodato, N., & Ceccarelli, M. (2005). Interpolation processes using multivariate geostatistics for mapping of climatological precipitation mean in the Sannio Mountains (southern Italy). *Earth Surface Processes and Landforms: The Journal of the British Geomorphological Research Group*, 30(3), 259-268.
- Durbin, J., & Watson, G. S. (1971). Testing for serial correlation in Least Squares Regression III. *Biometrika*, 58(1), 1-19. Recuperado de <https://www.jstor.org/stable/2334313>

- Fernando, D., Velásquez, A., Alfonso, G., Carrillo, A., Oswaldo, E., Barbosa, R., Andrés, D., Latorre, G., Ernesto, F., & Maldonado, M. (2018). Interpolación regnie para lluvia y temperatura en las regiones Andina, Caribe y Pacífica de Colombia. *Colombia Forestal*, 21(1), 102-118. DOI: 10.14483/2256201X.11601
- Fuka, D. R., Walter, M. T., Macalister, C., Degaetano, A. T., Steenhuis, T. S., & Easton, Z. M. (2014). Using the Climate Forecast System Reanalysis as weather input data for watershed models. *Hydrological Processes*, 28(22), 5613-5623. DOI: 10.1002/hyp.10073
- García-Lozada, B. I., & Sentelhas, P. C. (2008). Modelos de estimación de las temperaturas promedio de la mínima, máxima y media diaria para la región andina de venezuela. *Agronomía Tropical*, 58(2), 141-153.
- Globalweather. (2020). *NCEP Climate Forecast System Reanalysis (CFRS)*. Recuperado de <http://globalweather.tamu.edu/>
- Goodale, C. L., Aber, J. D., & Ollinger, S. V. (1998). Mapping monthly precipitation, temperature, and solar radiation for Ireland with polynomial regression and a digital elevation model. *Climate Research*, 10(1), 35-49. DOI: 10.3354/cr010035
- Helsel, M., Hirsch, R., Ryberg, K., Archfield, S., & Gilroy, E. (2020). Book 4. Hydrologic analysis and interpretation. In: *Statistical methods in water resources* (p. 458). Reston, USA: U.S. Geological Survey. DOI: 10.3133/tm4A3

- Hession, S. L., & Moore, N. (2011). A spatial regression analysis of the influence of topography on monthly rainfall in East Africa. *International Journal of Climatology*, 31(10), 1440-1456. DOI: 10.1002/joc.2174
- INEGI, Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (2001). *Unidades climáticas escala 1:1 000 000*. Recuperado de <https://www.inegi.org.mx/temas/climatologia/#Mapa>
- INEGI, Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (2013). *Modelo digital de elevaciones CEM 3.0*. Recuperado de <https://www.inegi.org.mx/app/geo2/elevacionesmex/index.jsp>
- INEGI, Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (2016). *Uso del suelo y vegetación, escala 1:250000, serie VI (continuo nacional)*. Portal de geoinformación Conabio. Recuperado de http://www.conabio.gob.mx/informacion/gis/?vns=gis_root/usv/inegi/usv250s6gw
- Kouwen, N., Danard, M., Bingeman, A., Luo, W., Seglenieks, F. R., & Soulis, E. D. (2005). Case study: Watershed modeling with distributed weather model data. *Journal of Hydrologic Engineering*, 10(1), 23-38.
- Lauri, H., Räsänen, T. A., & Kumm, M. (2014). Using reanalysis and remotely sensed temperature and precipitation data for hydrological modeling in monsoon climate: Mekong river case study. *Journal of Hydrometeorology*, 15(4), 1532-1545. DOI: 10.1175/jhm-d-13-084.1

- Legates, D. R., & McCabe Jr., G. J. (1999). Evaluating the use of “goodness-of-fit” measures in hydrologic and hydroclimatic model validation. *Water Resources Research*, 35(1), 233-241. DOI: 10.1029/1998WR900018
- Liu, J., Shanguan, D., Liu, S., & Ding, Y. (2018). Evaluation and hydrological simulation of CMADS and CFSR reanalysis datasets in the Qinghai-Tibet Plateau. *Water (Switzerland)*, 10(4). DOI: 10.3390/w10040513
- Lookingbill, T. R., & Urban, D. L. (2003). Spatial estimation of air temperature differences for landscape-scale studies in montane environments. *Agricultural and Forest Meteorology*, 114(3-4), 141-151.
- Magaña, V. O., Vázquez, J. L., Pérez, J. L., & Pérez, J. B. (2003). Impact of El Niño on precipitation in México. *Geofísica Internacional*, 42(3), 313-330.
- Meran, G., Siehlow, M., & Hirschhausen, C. von. (2021). The economics of water: Rules and institutions. *Scottish Journal of Political Economy*, 2(2). DOI: 10.1007/978-3-030-48485-9
- Mollericona-Alfaro, M. D., Lopes, I., Assunção-Montenegro, A. A., & Gonçalves-Leal, B. (2020). CFSR- NCEP performance for weather data forecasting in the Pernambuco Semiarid, Brazil. *DYNA*, 87(215), 204-213. DOI: 10.15446/dyna.v87n215.89952

- Moriasi, D. N., Arnold, J. G., Van Liew, M. W., Bingner, R. L., Harmel, R. D., & Veith, T. L. (2007). Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. *Transactions of the ASABE*, 50(3), 885-900. DOI: 10.13031/2013.23153
- Moriasi, D. N., Gitau, M. W., Pai, N., & Daggupati, P. (2015). Hydrologic and water quality models: Performance measures and evaluation criteria. *Transactions of the ASABE*, 58(6), 1763-1785. DOI: 10.13031/trans.58.10715
- Naoum, S., & Tsanis, I. K. (2004a). A multiple linear regression GIS module using spatial variables to model orographic rainfall. *Journal of Hydroinformatics*, 6(1), 39-56. DOI: 10.2166/hydro.2004.0004
- Naoum, S., & Tsanis, I. K. (2004b). Orographic precipitation modeling with multiple linear regression. *Journal of Hydrologic Engineering*, 9(2), 79-102. DOI: 10.1061/(asce)1084-0699(2004)9:2(79)
- Neitsch, S. L., Arnold, J. G., Kiniry, J. R., Srinivasan, R., & Williams, J. R. (2002). Soil and water assessment tool user's manual. *TWRI Report TR-192*, 412.
- Ninyerola, M., Pons, X., & Roure, J. M. (2007). Monthly precipitation mapping of the Iberian Peninsula using spatial interpolation tools implemented in a Geographic Information System. *Theoretical and Applied Climatology*, 89(3-4), 195-209. DOI: 10.1007/s00704-006-0264-2

- Núñez-Lopez, D., Treviño-Garza, E. J., Reyes-Gómez, V. M., Muñoz-Robles, C. A., Aguirre-Calderón, O. A., & Jiménez-Pérez, J. (2014). Uso de modelos de regresión para interpolar espacialmente la precipitación media mensual en la cuenca del río Conchos. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas*, 5(2), 201-213.
- OMM, Organización Meteorológica Mundial. (1994). Guía de prácticas hidrológicas: adquisición y proceso de datos, análisis, predicción y otras aplicaciones (pp. 475-488). Ginebra, Suiza: Organización Meteorológica Mundial.
- Saha, S., Moorthi, S., Pan, H.-L., Wu, X., Wang, J., Nadiga, S., Tripp, P., Kistler, R., Woollen, J., Behringer, D., Liu, H., Stokes, D., Grumbine, R., Gayno, G., Wang, J., Hou, Y.-T., Chuang, H.-Y., Juang, H.-M. H., Sela, J., Iredell, M., Treadon, R., Kleist, D., Van Delst, P., Keyser, D., Derber, J., Ek, M., Meng, J., Wei, H., Yang, R., Lord, S., van den Dool, H., Kumar, A., Wang, W., Long, C., Chelliah, M., Xue, Y., Huang, B., Schemm, J.-K., Ebisuzaki, W., Lin, R., Xie, P., Chen, M., Zhou, S., Higgins, W., Zou, C.-Z., Liu, Q., Chen, Y., Han, Y., Cucurull, L., Reynolds, R. W., Rutledge, G., & Goldberg, M. (2010). The NCEP climate forecast system reanalysis. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 91(8), 1015-1058. DOI: 10.1175/2010BAMS3001.1
- Shapiro, S., & Wilk, M. (1965). An analysis of variance test for normality. *Biometrika*, 52(3), 591-611.
- SMN, Sistema Meteorológico Nacional. (2020). *Datos climáticos diarios del CLICOM del SMN a través de su plataforma web del CICESE*. Recuperado de <http://clicom-mex.cicese.mx>

- Sorooshian, S., AghaKouchak, A., Arkin, P., Eylander, J., Foufoula-Georgiou, E., Harmon, R., Hendrickx, M. H. J., Imam, B., Kuligowski, R., Skahill, B., & Skofronick-Jackson, G. (2011). Advanced concepts on remote sensing of precipitation at multiple scales. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 92(10), 1353-1357. DOI: 10.1175/2011BAMS3158.1
- Sperna, W., Tisseuil, C., Durr, H. H., Vrac, M., & van Beek, L. P. H. (2012). Selecting the optimal method to calculate daily global reference potential evaporation from CFSR reanalysis data for application in a hydrological model study. *Hydrology and Earth System Sciences*, 16(3), 983-1000. DOI: 10.5194/hess-16-983-2012
- Staub, C. G., Stevens, F. R., & Waylen, P. R. (2014). The geography of rainfall in Mauritius: Modelling the relationship between annual and monthly rainfall and landscape characteristics on a small volcanic island. *Applied Geography*, 54, 222-234. DOI: 10.1016/j.apgeog.2014.08.008
- Tang, X., Zhang, J., Wang, G., Yang, Q., Yang, &, Guan, T., Liu, C., Jin, J., Liu, Y., & Bao, Z. (2019). Evaluating suitability of multiple precipitation products for the Lancang River Basin. *Chinese Geographical Science*, 29(1), 37-57. DOI: 10.1007/s11769-019-1015-5
- Uyanık, G. K., & Güler, N. (2013). A study on multiple linear regression analysis. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 106, 234-240. DOI: 10.1016/j.sbspro.2013.12.027

- Velázquez-Zapata, J., & Talledos-Sánchez, E. (2018). Capítulo 6. Comparación del uso de datos meteorológicos observados y procesados en malla en la simulación hidrológica de eventos extremos en una cuenca en México. En: *Riesgo de desastres en México: eventos hidrometeorológicos y climáticos* (pp. 153-173). Recuperado de <https://colsan.repositorioinstitucional.mx/jspui/bitstream/1013/978/1/Comparaci%C3%B3n%20del%20uso%20de%20datos%20meteorol%C3%B3gicos.pdf>
- Vicente-Serrano, S. M., Saz-Sánchez, M. A., & Cuadrat, J. M. (2003). Comparative analysis of interpolation methods in the middle Ebro Valley (Spain): Application to annual precipitation and temperature. *Climate Research*, 24(2), 161-180.
- Villarini, G., Krajewski, W. F., Ciach, G. J., & Zimmerman, D. L. (2009). Product-error-driven generator of probable rainfall conditioned on WSR-88D precipitation estimates. *Water Resources Research*, 45(1), 1-11. DOI: 10.1029/2008WR006946
- Worqlul, A. W., Maathuis, B., Adem, A. A., Demissie, S. S., Langan, S., & Steenhuis, T. S. (2014). Comparison of rainfall estimations by TRMM 3B42, MPEG and CFSR with ground-observed data for the Lake Tana basin in Ethiopia. *Hydrology and Earth System Sciences*, 18(12), 4871-4881. DOI: 10.5194/hess-18-4871-2014

Zhu, Q., Xuan, W., Liu, L., & Xu, Y. P. (2016). Evaluation and hydrological application of precipitation estimates derived from PERSIANN-CDR, TRMM 3B42V7, and NCEP-CFSR over humid regions in China. *Hydrological Processes*, 30(17), 3061-3083. DOI: 10.1002/hyp.10846