



Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar, Ciudad de México, México.
ISSN 2707-2207 / ISSN 2707-2215 (en línea), mayo-junio 2026,
Volumen 10, Número 3.

https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v10i3

**INFLUENCIA DE LA ALTITUD Y LA LONGITUD
EN LA CONCENTRACIÓN Y VARIABILIDAD
TEMPORAL DE LA PRECIPITACIÓN DIARIA EN
LA CUENCA CHANCAY-LAMBAYEQUE, PERÚ**

**INFLUENCE OF ALTITUDE AND LONGITUDE ON THE
CONCENTRATION AND TEMPORAL VARIABILITY OF
DAILY PRECIPITATION IN THE CHANCAY-LAMBAYEQUE
BASIN, PERU**

Jimmy Franz Trauco Campos
Universidad Nacional del Santa, Perú

Influencia de la Altitud y la Longitud en la Concentración y Variabilidad Temporal de la Precipitación Diaria en la Cuenca Chancay-Lambayeque, Perú

Jimmy Franz Trauco Campos¹

jimmytrauco@gmail.com

<https://orcid.org/0009-0008-5062-2672>

Universidad Nacional del Santa
Chimbote, Perú

RESUMEN

El presente estudio analiza la influencia de variables geográficas (altitud, longitud, latitud) y pluviométricas (precipitación media anual - PPmedia, número de días con lluvia) sobre los índices de concentración de precipitación diaria (CI1, GI1, PCI) en la cuenca Chancay-Lambayeque, comparando los resultados obtenidos de 22 estaciones del SENAMHI y del producto grillado PISCO para el periodo 1981-2016. Se aplicaron los coeficientes de correlación de Pearson, Spearman y Kendall para cuantificar las relaciones en ambas fuentes. Adicionalmente, se evaluó la variabilidad temporal de las series mediante el Índice de Irregularidad Temporal (S1) y el Coeficiente de Variación (CV) de la precipitación anual, también comparando ambas fuentes. Los resultados revelan una correlación negativa muy fuerte y estadísticamente significativa de CI1 y PCI con la altitud (Pearson $r = -0.85$ para SENAMHI; $r = -0.78$ para PISCO) y con la longitud ($r = -0.77$ para SENAMHI; $r = -0.77$ para PISCO), indicando que a medida que se asciende y se avanza hacia el este, la precipitación se vuelve más homogénea y menos concentrada. La latitud mostró correlación débil y no significativa en ambas fuentes. La variabilidad temporal es extremadamente alta en las estaciones costeras según SENAMHI ($CV > 150\%$, $S1 > 1.0$), reflejando la influencia del ENSO, mientras que PISCO tiende a suavizar estos valores extremos, aunque mantiene el patrón general. En estaciones altoandinas, ambas fuentes coinciden en baja variabilidad ($CV < 35\%$, $S1 < 0.5$). Se concluye que la altitud y la longitud son los principales predictores de la concentración de lluvias, con consistencia cualitativa entre fuentes, aunque PISCO subestima la magnitud de las relaciones. La variabilidad temporal marcadamente diferenciada impone desafíos de gestión hídrica específicos para cada zona.

Palabras clave: PISCO; validación de datos; índice de concentración (CI); índice de Gini; índice de concentración de precipitación (PCI); cuenca Chancay-Lambayeque; variabilidad espacio-temporal

¹ Autor principal

Correspondencia: jimmytrauco@gmail.com

Influence of Altitude and Longitude on the Concentration and Temporal Variability of Daily Precipitation in the Chancay-Lambayeque Basin, Peru

ABSTRACT

This study examines the influence of geographic variables (altitude, longitude, latitude) and pluviometric parameters (mean annual precipitation - MAP, number of rainy days) on daily precipitation concentration indices (CI1, GI1, PCI) within the Chancay-Lambayeque basin. The analysis compares results derived from 22 SENAMHI weather stations against the PISCO gridded dataset for the 1981–2016 period. Pearson, Spearman, and Kendall correlation coefficients were applied to quantify relationships across both data sources. Additionally, the temporal variability of the series was evaluated using the Temporal Irregularity Index (S1) and the Coefficient of Variation (CV) of annual precipitation. The results reveal a very strong and statistically significant negative correlation of CI1 and PCI with altitude (Pearson's $r = -0.85$ for SENAMHI; $r = -0.78$ for PISCO) and longitude ($r = -0.77$ for SENAMHI; $r = -0.77$ for PISCO), indicating that precipitation becomes more homogeneous and less concentrated with increasing elevation and eastward progression. Latitude exhibited a weak, non-significant correlation in both sources. Temporal variability is extremely high in coastal stations according to SENAMHI ($CV > 150\%$, $S1 > 1.0$), reflecting the influence of ENSO, whereas PISCO tends to smooth these extreme values while maintaining the overall pattern. In high-Andean stations, both sources converge on low variability ($CV < 35\%$, $S1 < 0.5$). It is concluded that altitude and longitude are the primary predictors of rainfall concentration, showing qualitative consistency between sources, although PISCO underestimates the magnitude of these relationships. The markedly differentiated temporal variability poses specific water management challenges for each zone.

Key words: PISCO; data validation; concentration index (CI); gini index; precipitation concentration index (PCI); Chancay-Lambayeque basin; spatio-temporal variability

*Artículo recibido 25 marzo 2026
Aceptado para publicación: 25 abril 2026*



INTRODUCCIÓN

El Control Geográfico de la Precipitación

La distribución espacial y temporal de la precipitación está gobernada por una compleja interacción de factores climáticos globales, como el Fenómeno El Niño-Oscilación del Sur (ENSO), y factores geográficos locales o regionales (Espinoza y otros, 2020; Cai y otros, 2020). Entre estos últimos, la altitud, la longitud (como proxy de la distancia al mar) y la orientación de las cordilleras son determinantes y fundamentales, especialmente en regiones de topografía compleja como los Andes (Espinoza y otros, 2020; Arias y otros, 2021). El efecto de la altitud es particularmente pronunciado, ya que las masas de aire húmedo se ven forzadas a ascender, enfriarse y condensarse, generando precipitaciones orográficas que varían drásticamente en distancias cortas (Segura y otros, 2020).

Los Índices de Concentración como Herramientas de Análisis

Para caracterizar la distribución temporal de las precipitaciones, diversos autores han propuesto índices que permiten cuantificar la concentración de las lluvias. El Índice de Concentración (CI) propuesto por Martín-Vide, (2004) evalúa la contribución relativa de los días lluviosos al total de precipitación, mediante el ajuste de una curva exponencial a la relación entre el porcentaje acumulado de días y el porcentaje acumulado de lluvia. Valores de CI cercanos a 1 indican una alta concentración, donde unos pocos días aportan la mayor parte de la precipitación anual. El Índice de Gini (GI), derivado de la curva de Lorenz, mide la desigualdad en la distribución de las lluvias, siendo también útil para este propósito (Gastwirth, 1972). Por su parte, el Índice de Concentración de Precipitación (PCI), propuesto por (Oliver, 1980), evalúa la estacionalidad de las lluvias a escala mensual, permitiendo clasificar los regímenes pluviométricos en uniformes, estacionales o altamente estacionales (UNESCO, 2006).

Relevancia para la Gestión de Cuencas y la Comparación

Identificar y cuantificar la relación entre factores geográficos y regímenes de lluvia permite establecer relaciones empíricas para estimar índices de concentración en áreas sin datos, crucial para la modelación hidrológica distribuida y la predicción en cuencas no aforadas (Ochoa-Tocachi y otros, 2016). Asimismo, posibilita identificar zonas con alta concentración y variabilidad de lluvias para priorizar inversiones en infraestructura de control de inundaciones y comprender la vulnerabilidad diferencial de las partes alta, media y baja de una cuenca ante eventos extremos (Buytaert y otros, 2006).



En el Perú, el Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología (SENAMHI) opera una red de estaciones convencionales que constituyen la fuente primaria de datos. Adicionalmente, se ha desarrollado el producto grillado PISCO (Peruvian Interpolated data of the SENAMHI's Climatological and hydrological Observations), que proporciona cobertura espacio-temporal continua de precipitación para todo el territorio peruano desde 1981 hasta 2016, con resolución espacial de 0.05° (Aybar y otros, 2020). Resulta fundamental comparar los resultados obtenidos de ambas fuentes para evaluar la confiabilidad de PISCO en estudios de correlación y variabilidad (Huerta y otros, 2022).

Variabilidad Temporal como Indicador de Riesgo

La variabilidad temporal de la precipitación de un año a otro es un indicador clave de la resiliencia de un sistema hídrico. Una alta variabilidad implica años muy húmedos seguidos de años muy secos, lo que dificulta la planificación de la operación de embalses y aumenta el riesgo de sequías e inundaciones (Sarricolea & Romero, 2015). El Índice de Irregularidad Temporal (S1) cuantifica la “rugosidad” de la serie temporal, es decir, la magnitud de los cambios entre un año y el siguiente (Escobedo & Sarricolea, 2017). Estudios recientes han demostrado que aproximadamente el 70% de los eventos de sequía agrícola en los Andes peruanos ocurren durante años con presencia de ENSO, evidenciando la fuerte conexión entre la variabilidad interanual y fenómenos de gran escala (Arana & Moggiano, 2023).

Objetivos de la Investigación

1. Determinar el grado de correlación entre los índices de concentración diaria de precipitación (CII, GII, PCI) y las variables geográficas (altitud, longitud, latitud) utilizando datos SENAMHI y PISCO.
2. Analizar la correlación de estos índices con las variables pluviométricas (PPmedia, días de lluvia) en ambas fuentes.
3. Cuantificar y comparar la variabilidad temporal de la precipitación mediante los índices S1 y CV, contrastando resultados SENAMHI vs PISCO.
4. Discutir las implicaciones de estos hallazgos para la gestión de recursos hídricos y la utilidad de productos grillados en estudios de correlación.



MATERIALES Y MÉTODOS

Área de Estudio

La cuenca Chancay-Lambayeque se ubica en la vertiente occidental de los Andes peruanos, entre las regiones de Cajamarca y Lambayeque ($6^{\circ}21'12''$ – $6^{\circ}57'09''$ S; $78^{\circ}32'17''$ – $80^{\circ}10'39''$ O). Con una extensión de 5 555,49 km², presenta un gradiente altitudinal extremo que va desde el nivel del mar hasta más de 3 800 msnm en sus cabeceras de cuenca (PNUMA, 2008). Esta característica geomorfológica genera una notable diversidad climática, desde un clima árido en la costa hasta uno lluvioso y templado en la sierra. La precipitación se concentra típicamente entre diciembre y marzo, y la variabilidad interanual está fuertemente influenciada por el Fenómeno El Niño (Takahashi & Martínez, 2019).

Fuentes de Datos

Estaciones SENAMHI

Se utilizaron registros diarios de precipitación de 22 estaciones meteorológicas ubicadas dentro y en el entorno inmediato de la cuenca Chancay-Lambayeque, proporcionados oficialmente por el SENAMHI para el periodo comprendido desde el inicio de funcionamiento de cada estación hasta el año 2025. Las estaciones incluyen diferentes categorías (Climatológica Ordinaria - CO, Climatológica Principal - CP, Pluviométrica - PLU) y sus coordenadas geográficas (longitud, latitud, altitud) fueron obtenidas de los registros oficiales.

Producto Grillado PISCO

Se utilizó el producto PISCOp versión 2.1 (precipitación grillada diaria), que cubre el periodo 1981-2016 con resolución espacial de $0.05^{\circ} \times 0.05^{\circ}$ (~5 km). PISCO combina información de sensores remotos (CHIRPS, TRMM) y observaciones in-situ mediante técnicas geoestadísticas (Aybar y otros, 2017; Aybar y otros, 2020)). Se extrajeron los valores de precipitación diaria de los píxeles correspondientes a las coordenadas de cada una de las 22 estaciones SENAMHI.

Índices de Concentración

Para cada estación y fuente de datos, se calcularon previamente los siguientes índices:

Índice de Concentración (CI) para la marca de clase de 1 mm (CII): Siguiendo la metodología de Martín-Vide (2004), se construyó la curva de Lorenz relacionando el porcentaje acumulado de días lluviosos (X) con el porcentaje acumulado de precipitación (Y). Se ajustó una función exponencial del



tipo $Y = a \cdot X \cdot e^{(bX)}$ y el CI se calculó como $CI = 1 - A/5000$, donde A es el área bajo la curva entre 0 y 100.

Índice de Gini (GI1): A partir de la misma curva de Lorenz, se calculó mediante la fórmula de Brown (Gastwirth, 1972), $GI = \left| 1 - \sum_1^{N-1} (X_{i+1} - X_i)(Y_{i+1} + Y_i) \right|$.

Índice de Concentración de Precipitación (PCI): Siguiendo a Oliver (1980), se calculó como el promedio de los valores anuales de $PCI_j = 100 * \sum_{i=1}^{12} (P_{ij})^2 / (P_j)^2$, donde P_i es la precipitación del mes i y P_j , la precipitación total del año j. La clasificación del régimen de precipitaciones siguió los criterios de UNESCO (2006).

Análisis de Correlación

Para evaluar la relación entre los índices de concentración (CI1, GI1, PCI) y las variables geográficas (altitud, longitud, latitud) y pluviométricas (PPmedia, días de lluvia), se emplearon tres coeficientes ampliamente utilizados en estudios hidroclimáticos (Fuladipannah y otros, 2025):

Coefficiente de Correlación de Pearson (r): Mide la fuerza y dirección de una relación lineal entre dos variables. Su valor oscila entre -1 y +1 (Sobkowiak y otros, 2020).

$$r = \frac{n \sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i}{\sqrt{n \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2} \sqrt{n \sum y_i^2 - (\sum y_i)^2}} \quad (1)$$

Coefficiente de Correlación de Spearman (ρ): Alternativa no paramétrica que no asume normalidad, basada en el orden o rango de los datos. Es robusto ante valores atípicos (Yang y otros, 2025).

$$r_s = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n d_i^2}{n * (n^2 - 1)} \quad (2)$$

Tau de Kendall (τ): Coeficiente no paramétrico basado en la concordancia y discordancia de pares de observaciones, particularmente útil para muestras pequeñas (Patel y otros, 2024).

$$\tau = \frac{2 * (C - D)}{\sqrt{[n(n-1) \sum T_x(T_x - 1)] * [n(n-1) \sum T_y(T_y - 1)]}} \quad (3)$$



Estudios recientes demuestran que la comparación de estos tres coeficientes proporciona una evaluación robusta de las relaciones hidrológicas, especialmente en regiones con datos limitados (Varghese y otros, 2024). Se calcularon estos coeficientes para las relaciones de CII, GI1 y PCI con longitud, latitud, altitud, PPmedia y días de lluvia, tanto para los datos del SENAMHI como para los del producto PISCO.

Análisis de Variabilidad Temporal

Índice de Irregularidad Temporal (S1)

Este índice cuantifica la irregularidad interanual de la precipitación como el promedio de los logaritmos naturales de las razones entre precipitaciones de años consecutivos (Escobedo & Sarricolea, 2017):

$$S_1 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n-1} \left| \ln \left(\frac{P_{i+1}}{P_i} \right) \right| \quad (4)$$

Donde P_i es la precipitación total del año i y n es el número de años de la serie. Valores altos indican gran irregularidad, con cambios abruptos entre años consecutivos. Se calculó para ambas fuentes de datos.

Coefficiente de Variación (CV)

El CV permite comparar la variabilidad de conjuntos de datos con diferentes medias (Sarricolea & Romero, 2015):

$$CV = \frac{\sigma}{\mu} * 100\% \quad (5)$$

Donde σ es la desviación estándar y μ es la media de la precipitación anual de la serie. Un CV alto indica gran variabilidad interanual, característica de regiones influenciadas por ENSO (Takahashi & Martínez, 2019). Se calculó para ambas fuentes.

RESULTADOS

Correlación entre Índices de Concentración y Variables Geográficas: Comparación SENAMHI vs PISCO

La Tabla 1 presenta los resultados de los tres coeficientes de correlación para los índices calculados con datos SENAMHI y PISCO.

Tabla 1. Matriz de correlaciones entre índices de concentración y variables geográficas/pluviométricas para SENAMHI y PISCO.

Variable	Índice	Pearson (SEN)	Pearson (PIS)	Spearman (SEN)	Spearman (PIS)	Kendall (SEN)	Kendall (PIS)
Altitud	CII	-0.85	-0.78	-0.80	-0.72	-0.62	-0.51
Altitud	GI1	-0.84	0.47	-0.74	0.43	-0.54	0.25
Altitud	PCI	-0.86	-0.77	-0.71	-0.67	-0.50	-0.46
Longitud	CII	-0.77	-0.77	-0.75	-0.78	-0.59	-0.59
Longitud	GI1	-0.74	0.63	-0.74	0.54	-0.57	0.31
Longitud	PCI	-0.74	-0.89	-0.67	-0.83	-0.49	-0.67
Latitud	CII	-0.23	0.02	-0.23	0.02	-0.13	0.00
Días lluvia	CII	-0.85	-0.78	-0.77	-0.72	-0.60	-0.50
PPmedia	CII	-0.78	-0.72	-0.76	-0.69	-0.56	-0.43

SEN: Con fuente del SENAMHI; PIS: Con fuente de PISCO.

Nota. Elaborado por el investigador.

Los resultados de los tres coeficientes de correlación (Pearson, Spearman y Kendall) para los índices calculados con datos SENAMHI y PISCO. La inclusión de los coeficientes no paramétricos Spearman y Kendall permite evaluar la robustez de las relaciones sin asumir normalidad en los datos, siendo particularmente útil cuando existen valores atípicos o muestras pequeñas.

Correlación con Altitud: Para SENAMHI, se observa una correlación negativa muy fuerte y estadísticamente significativa entre la altitud y los índices CII y PCI. Para CII, la correlación de Pearson (r) es de -0.85, indicando que el 72% de la variabilidad (r^2) del CII puede ser explicada por la altitud (Espinoza y otros, 2020). Los coeficientes de Spearman ($\rho = -0.80$) y Kendall ($\tau = -0.62$) confirman esta fuerte relación negativa, indicando que la asociación es monótona y no depende de la normalidad de los datos. Para PISCO, la correlación Pearson entre CII y altitud es de -0.78 ($r^2 = 0.61$), manteniendo la misma dirección, aunque con menor magnitud, lo que sugiere que el producto grillado captura la tendencia general, pero con mayor dispersión estadística (Aybar y otros, 2017). Los coeficientes de Spearman ($\rho = -0.72$) y Kendall ($\tau = -0.51$) respaldan esta tendencia, sugiriendo que el producto grillado

captura la relación general, aunque con mayor dispersión estadística (Aybar y otros, 2020; Huerta y otros, 2022). A medida que la altitud aumenta, la concentración de lluvias disminuye drásticamente en ambas fuentes, resultado consistente con estudios en otras regiones montañosas que demuestran el control orográfico sobre la distribución de precipitaciones (Arias y otros, 2021)

Sin embargo, para el índice GII se observa una discrepancia notable entre fuentes. Mientras que SENAMHI muestra una fuerte correlación negativa ($r = -0.84$), indicando que a mayor altitud la desigualdad en la distribución de lluvias disminuye, PISCO presenta una correlación positiva (Pearson $r = 0.47$; Spearman $\rho = 0.43$; Kendall $\tau = 0.25$). Este resultado es físicamente inconsistente, ya que sugiere que a mayor altitud la precipitación sería más desigual, contradiciendo el patrón observado por SENAMHI y la literatura especializada (Benhamrouche & Martín-Vide, 2018). Esta anomalía evidencia una limitación importante del producto grillado para representar adecuadamente la relación entre la desigualdad de precipitación y el gradiente altitudinal en la cuenca.

Correlación con Longitud: Para SENAMHI, la longitud muestra una correlación negativa muy fuerte con CII (Pearson $r = -0.77$; Spearman $\rho = -0.75$; Kendall $\tau = -0.59$) y con PCI ($r = -0.74$; $\rho = -0.67$; $\tau = -0.49$). Las estaciones más cercanas a la costa (longitud más cercana a -80°) presentan alta concentración, mientras que las del interior (longitud más cercana a -78°) muestran baja concentración. Para PISCO, las correlaciones son (Pearson $r = -0.77$; Spearman $\rho = -0.78$; Kendall $\tau = -0.59$) y aún más pronunciadas para PCI (Pearson $r = -0.89$; Spearman $\rho = -0.83$; Kendall $\tau = -0.67$), manteniendo el mismo patrón cualitativo (Huerta y otros, 2022). Sin embargo, la correlación de GII con longitud en PISCO es positiva y moderada (Pearson $r = 0.63$; Spearman $\rho = 0.54$; Kendall $\tau = 0.31$), lo que nuevamente muestra un comportamiento errático del producto grillado para este índice específico, contradiciendo la relación negativa observada en SENAMHI.

Correlación con Latitud: Ambas fuentes muestran correlación débil y no significativa con todos los índices. Para SENAMHI, los coeficientes oscilan entre $r = -0.23$ y -0.13 , con valores similares en Spearman y Kendall. Para PISCO, los coeficientes son cercanos a cero ($r \approx 0.02$; $\rho \approx 0.02$; $\tau \approx 0.00$). Esto indica que la latitud no es un factor determinante a la escala de la cuenca (aproximadamente 1.5 grados), consistente con lo reportado por (Arias y otros, 2021) para regiones de extensión latitudinal limitada.



Correlación con GI5 y GI10: Es importante señalar que, si bien en este artículo nos centramos en GI1, los índices para clases superiores (GI5 y GI10) resultaron en correlaciones muy bajas y mayoritariamente positivas, lo que refuerza la idea de que estos índices no son adecuados para el análisis a escalas superiores de 1 mm (Benhamrouche & Martín-Vide, 2018). PISCO muestra un comportamiento particularmente errático para estos índices, como se observa en la correlación positiva y moderada entre GI1 y longitud ($r = 0.63$), que contradice el patrón físico esperado y evidencia las limitaciones del producto grillado para este tipo de análisis.

Correlación entre Índices de Concentración y Variables Pluviométricas: Comparación SENAMHI vs PISCO

Días de Lluvia: Para SENAMHI, existe una fuerte correlación negativa entre el número de días de lluvia y los índices de concentración. Para CI1, los coeficientes son: Pearson $r = -0.85$; Spearman $\rho = -0.77$; Kendall $\tau = -0.60$. La consistencia entre los tres coeficientes refuerza la robustez de esta relación. Las estaciones con más días de lluvia (sierra) presentan menor concentración, y viceversa (Segura y otros, 2020). Para PISCO, la correlación es similar pero ligeramente más débil (Pearson $r = -0.78$; Spearman $\rho = -0.72$; Kendall $\tau = -0.50$), indicando que el producto grillado reproduce adecuadamente esta relación, aunque con cierto “ruido” estadístico.

Precipitación Media Anual: Para SENAMHI, la correlación también es negativa y fuerte. Para CI1, los coeficientes son: Pearson $r = -0.78$; Spearman $\rho = -0.76$; Kendall $\tau = -0.56$. Una mayor cantidad de lluvia anual no implica mayor concentración, sino una distribución más equitativa, como ocurre en la sierra. Este patrón, confirmado por los tres coeficientes, indica que las zonas más lluviosas de la cuenca (sierra) presentan lluvias mejor distribuidas a lo largo del año. Para PISCO, el patrón similar (Pearson $r = -0.72$; Spearman $\rho = -0.69$; Kendall $\tau = -0.43$), aunque con valores ligeramente inferiores (Genovese y otros, 2025; Beck y otros, 2017).

Análisis de Variabilidad Temporal: Comparación SENAMHI vs PISCO

Índice de Irregularidad (S1)

La Tabla 2 presenta los resultados del Índice de Irregularidad Temporal (S1) para los datos de las estaciones del SENAMHI y PISCO.

Tabla 2. Índice de Irregularidad Temporal (S1) para estaciones SENAMHI y PISCO.

Ítem	Estación	S1 SENAMHI	S1 PISCO
1	Pimentel	0.52	0.71
2	Reque	0.97	0.90
3	Lambayeque	1.05	0.91
4	Ferreñafe	1.07	1.11
5	Jayanca	1.49	1.08
6	Sipán	0.90	0.97
7	Cayaltí	0.78	0.89
8	Tinajones	1.11	0.98
9	Puchaca	1.16	0.85
10	Tocmoche	1.15	0.72
11	Chancay Baños	0.32	0.24
12	Cochabamba	0.47	0.25
13	Querocotillo	0.30	0.29
14	Santa Cruz	0.50	0.25
15	Llama	0.50	0.45
16	Chotano Lajas	0.22	1.09
17	Huambos	0.56	0.30
18	Chugur	0.25	0.20
19	Tongod	-	0.18
20	Incahuasi	0.30	0.47
21	Quilcate	0.30	0.18
22	Quebrada Shugar	0.17	0.16

Nota. Elaborado por el investigador.

Los valores del Índice de Irregularidad Temporal (S1) para las 22 estaciones analizadas, calculados a partir de las series anuales de precipitación de SENAMHI y PISCO. Este índice cuantifica la “rugosidad” de la serie temporal, es decir, la magnitud de los cambios entre años consecutivos, donde valores superiores a 1.0 indican alta irregularidad y valores inferiores a 0.5 indican alta regularidad (Escobedo & Sarricolea, 2017).

Alta irregularidad (S1 > 1.0): Para SENAMHI, estaciones costeras como Jayanca (1.49), es la estación más irregular, seguida por Puchaca (1.16), Tinajones (1.11), Ferreñafe (1.07) y Lambayeque (1.05). Estos valores indican que la precipitación anual puede variar radicalmente entre años consecutivos, pasando de años extremadamente húmedos (asociados a eventos El Niño) a años muy secos. Este patrón

es consistente con la influencia del ENSO en la costa norte peruana, documentada por (Cai y otros, 2020; Takahashi & Martínez, 2019). Los valores en estas mismas estaciones son sistemáticamente más bajos: Jayanca (1.08), Puchaca (0.85), Tinajones (0.98), Ferreñafe (1.11) y Lambayeque (0.91). La única excepción es Ferreñafe, donde PISCO muestra un valor ligeramente superior (1.11 vs 1.07). En general, esta subestimación evidencia que el producto grillado tiende a suavizar la variabilidad interanual, probablemente debido a los algoritmos de interpolación espacial que promedian las señales locales (Huerta y otros, 2022; Aybar y otros, 2020).

Moderada/Baja irregularidad ($S1 < 0.5$): Para SENAMHI, las estaciones altoandinas presentan alta regularidad: Quebrada Shugar (0.17), Chotano Lajas (0.22), Chugur (0.25), Querocotillo (0.30), Incahuasi (0.30), Quilcate (0.30) y Chancay Baños (0.32). Estos valores indican que en la sierra la precipitación es mucho más estable año tras año, ofreciendo una fuente de agua predecible para la recarga de acuíferos y el caudal base de los ríos (Ochoa-Tocachi y otros, 2016). Para PISCO, los valores en estas estaciones son generalmente similares o incluso más bajos: Quebrada Shugar (0.16), Chugur (0.20), Quilcate (0.18), Chancay Baños (0.24), Cochabamba (0.25), Santa Cruz (0.25), Querocotillo (0.29) y Huambos (0.30). Esto sugiere que en zonas de sierra, PISCO reproduce adecuadamente la regularidad observada por SENAMHI (Escobedo & Sarricolea, 2017).

Comentario aparte merece la estación Chotano Lajas, debido a muestra una discrepancia preocupante entre fuentes. SENAMHI registra un valor de 0.22 (alta regularidad, consistente con su ubicación altoandina), mientras que PISCO registra 1.09 (alta irregularidad, comparable a las estaciones costeras). Esta anomalía sugiere problemas severos en la interpolación de PISCO para esta ubicación específica, probablemente debido a la baja densidad de estaciones de referencia en esa zona o a características topográficas complejas que el algoritmo no logra representar adecuadamente (Satgé y otros, 2015; Beck y otros, 2017).

Coefficiente de Variación (CV)

La Tabla 3 presenta los resultados del Coeficiente de Variación (CV) para los datos de las estaciones del SENAMHI y PISCO.



Tabla 3. Coeficiente de Variación (CV) para estaciones SENAMHI y PISCO.

Ítem	Estación	CV SENAMHI (%)	CV PISCO (%)
1	Pimentel	222	126
2	Reque	145	175
3	Lambayeque	153	152
4	Ferreñafe	210	185
5	Jayanca	208	179
6	Sipán	157	184
7	Cayaltí	145	176
8	Tinajones	160	160
9	Puchaca	91	103
10	Tocmoche	85	70
11	Chancay Baños	30	24
12	Cochabamba	35	25
13	Querocotillo	27	29
14	Santa Cruz	59	27
15	Llama	49	50
16	Chotano Lajas	23	198
17	Huambos	44	32
18	Chugur	22	21
19	Tongod	-	18
20	Incahuasi	35	46
21	Quilcate	25	20
22	Quebrada Shugar	25	16

Nota. Elaborado por el investigador.

Los resultados de las estimaciones para el CV (Tabla 3) corrobora el patrón del S1 de manera aún más categórica, permitiendo identificar con claridad las zonas de alta y baja variabilidad interanual.

Las categorías detectadas para este coeficiente, se describen:

CV extremadamente alto (> 150%): Para SENAMHI, todas las estaciones costeras presentan CV excepcionalmente altos, confirmando la influencia dominante del ENSO en la variabilidad interanual de la costa norte peruana (Takahashi & Martínez, 2019). Los valores más extremos son: Pimentel (222%), Ferreñafe (210%), Jayanca (208%), Tinajones (160%), Sipán (157%), Lambayeque (153%), Reque (145%) y Cayaltí (145%). Para PISCO, los valores son consistentemente más bajos en la mayoría de las estaciones costeras: Pimentel (126%), Ferreñafe (185%), Jayanca (179%), Tinajones (160%),

Sipán (184%), Lambayeque (152%), Reque (175%) y Cayaltí (176%). Sin embargo, se observa que en algunas estaciones como Sipán (157% vs 184%) y Reque (145% vs 175%), PISCO sobreestima ligeramente el CV, lo que indica que el comportamiento del producto grillado no es uniforme en toda la costa. En general, la tendencia predominante es la subestimación de los extremos, especialmente notable en Pimentel (222% vs 126%), lo que evidencia que PISCO suaviza la variabilidad interanual (Huerta y otros, 2022; Aybar y otros, 2020).

CV moderado a bajo (< 50%): Para SENAMHI, las estaciones de sierra presentan CV notablemente bajos: Chotano Lajas (23%), Chugur (22%), Querocotillo (27%), Quebrada Shugar (25%), Quilcate (25%), Chancay Baños (30%), Incahuasi (35%) y Cochabamba (35%). Estos valores indican que la precipitación en la sierra es mucho más estable año tras año, ofreciendo una fuente de agua predecible para la recarga de acuíferos y el caudal base de los ríos (Ochoa-Tocachi y otros, 2016; Segura y otros, 2020). Para PISCO, los valores en estas estaciones son generalmente similares o incluso más bajos: Chugur (21%), Quilcate (20%), Quebrada Shugar (16%), Chancay Baños (24%), Cochabamba (25%), Querocotillo (29%), Huambos (32%) e Incahuasi (46%). Esto sugiere que en zonas de sierra, PISCO reproduce adecuadamente la baja variabilidad observada por SENAMHI, con la excepción de Incahuasi, donde PISCO muestra un valor algo más alto (46% vs 35%).

Tal como se mencionó en el apartado anterior del S1, para el caso del CV, la estación Chotano Lajas presenta la discrepancia más preocupante de toda la serie. SENAMHI registra un CV de 23% (baja variabilidad, consistente con su ubicación altoandina), mientras que PISCO registra 198% (variabilidad extremadamente alta, comparable a las estaciones costeras más extremas). Esta anomalía, que ya se había detectado en el índice S1 (SENAMHI: 0.22 vs PISCO: 1.09), evidencia un problema severo en la interpolación de PISCO para esta ubicación específica. Las causas probables incluyen baja densidad de estaciones de referencia cercanas, características topográficas complejas que el algoritmo no logra representar, o errores en los datos de entrada para esa celda grillada (Satgé y otros, 2015; Beck y otros, 2017).

Síntesis Comparativa SENAMHI vs PISCO

Sobre las correlaciones:



Las correlaciones obtenidas con datos PISCO siguen la misma dirección (signo) que las de SENAMHI, pero con magnitudes sistemáticamente menores para los índices C1 y PCI. Por ejemplo, la correlación de Pearson entre C11 y altitud con PISCO es de -0.78 ($R^2 = 0.61$), frente al -0.85 ($R^2 = 0.72$) de SENAMHI. La correlación con días de lluvia pasa de -0.85 (SENAMHI) a -0.78 (PISCO). Esto sugiere que, aunque PISCO captura la tendencia general de las relaciones geográficas y pluviométricas, el “ruido” o error asociado a sus datos debilita la fuerza de las relaciones (Beck y otros, 2017; Aybar y otros, 2020).

Sin embargo, para el índice GI1, PISCO muestra un comportamiento errático e inconsistentemente opuesto al de SENAMHI (correlación positiva con altitud: $r = 0.47$ vs -0.84 ; correlación positiva con longitud: $r = 0.63$ vs -0.74). Esto evidencia que el producto grillado no es confiable para el análisis de la desigualdad en la distribución diaria de lluvias medida por el GI (Benhamrouche & Martín-Vide, 2018).

Sobre la variabilidad temporal

En cuanto a la variabilidad temporal, PISCO reproduce cualitativamente el patrón costa-sierra (alta variabilidad en la costa, baja en la sierra), aunque con importantes limitaciones cuantitativas:

- Para el CV, PISCO subestima sistemáticamente los valores extremos en la mayoría de las estaciones costeras (ej. Pimentel: 222% vs 126%).
- Para el S1, el comportamiento de PISCO en la costa no sigue un patrón uniforme: en algunas estaciones subestima (ej. Jayanca: 1.49 vs 1.08), en otras sobrestima (ej. Pimentel: 0.52 vs 0.71).
- Presenta una anomalía grave en Chotano Lajas (S1: 0.22 vs 1.09; CV: 23% vs 198%), donde el patrón observado por SENAMHI se invierte completamente.

Estas limitaciones evidencian que, si bien PISCO puede ser útil para análisis regionales cualitativos y para identificar patrones generales de correlación geográfica, no debe utilizarse para cuantificación absoluta de índices de variabilidad temporal ni para estudios que requieran alta precisión en valores extremos, especialmente en zonas de topografía compleja (Huerta y otros, 2022; Satgé y otros, 2015).

DISCUSIÓN

La Altitud y la Longitud como Factores Determinantes: Consistencia y Limitaciones entre Fuentes

La fuerte influencia de la altitud y la longitud en la concentración de lluvias, observada en ambas fuentes, se explica por la dinámica atmosférica en los Andes tropicales occidentales. La humedad amazónica es transportada por vientos alisios hacia la cordillera, generando precipitaciones orográficas persistentes en las partes altas (Espinoza y otros, 2020; Cai y otros, 2020). La costa, aislada por la cordillera, solo recibe lluvias durante irrupciones de aire cálido asociadas a ENSO (Takahashi & Martínez, 2019).

Para los índices CII y PCI, la consistencia cualitativa entre SENAMHI y PISCO valida el uso del producto grillado para estudios regionales que busquen identificar patrones generales de correlación geográfica (Huerta y otros, 2022). Sin embargo, para el índice GII se observa una discrepancia importante: mientras SENAMHI muestra una fuerte correlación negativa con la altitud ($r = -0.84$), PISCO presenta una correlación positiva ($r = 0.47$), lo que evidencia que el producto grillado no es confiable para analizar la desigualdad en la distribución diaria de lluvias medida por el GI (Benhamrouche & Martín-Vide, 2018).

Los valores de CII obtenidos para las estaciones costeras con SENAMHI (0.60-0.71) son consistentes con los reportados por Sarricolea & Martín-Vide (2012) para climas desérticos costeros en Chile ($CI > 0.70$). Asimismo, los valores en estaciones altoandinas ($CII \sim 0.53$) son comparables a los encontrados por Zubieta y otros (2017) para los Andes centrales peruanos (0.44-0.52).

Estudios recientes confirman que aproximadamente el 70% de los eventos extremos en los Andes peruanos ocurren durante años con presencia de ENSO, validando la fuerte conexión entre variabilidad climática de gran escala y regímenes locales (Arana & Moggiano, 2023). La falta de correlación con latitud en ambas fuentes se debe a la escala del estudio (~ 1.5 grados), insuficiente para que cambios latitudinales tengan efecto perceptible en los índices de concentración (Arias y otros, 2021).

Variabilidad Temporal: La Huella del ENSO y las Limitaciones de PISCO

Los valores extremadamente altos de CV en la costa, registrados por SENAMHI (Pimentel: 222%; Jayanca: 208%), son una firma inequívoca de la influencia del ENSO (Cai y otros, 2020). El valor de



S1 para Jayanca (1.49) es excepcionalmente alto, indicando que la infraestructura hídrica debe soportar tanto sequías extremas como lluvias torrenciales. La baja variabilidad en sierra, consistente en ambas fuentes ($CV < 35\%$), ofrece una fuente de agua más predecible para recarga de acuíferos y caudal base (Ochoa-Tocachi y otros, 2016).

Sin embargo, las limitaciones de PISCO para la variabilidad temporal son evidentes:

- Para el CV: PISCO subestima sistemáticamente los valores extremos en la mayoría de las estaciones costeras (ej. Pimentel: 222% vs 126%; Jayanca: 208% vs 179%).
- Para el S1: El comportamiento de PISCO en la costa no sigue un patrón uniforme: en algunas estaciones subestima (ej. Jayanca: 1.49 vs 1.08), mientras que en otras sobrestima (ej. Pimentel: 0.52 vs 0.71).
- Anomalías graves: La estación Chotano Lajas presenta la discrepancia más preocupante, con PISCO invirtiendo completamente el patrón observado por SENAMHI (CV: 198% vs 23%; S1: 1.09 vs 0.22).

Estas anomalías probablemente se deben a la interpolación espacial que realiza PISCO, que puede generar discontinuidades en zonas de topografía compleja o con baja densidad de estaciones (Satgé y otros, 2015; Aybar y otros, 2020).

Investigaciones en otras regiones montañosas confirman que métodos no paramétricos como Spearman y Kendall son herramientas robustas para detectar cambios en variabilidad hidrológica, pero requieren datos de alta calidad como los de estaciones convencionales (Fuladipanah y otros, 2025; Varghese y otros, 2024). La comparación de los tres coeficientes en este estudio proporciona una evaluación robusta de las relaciones identificadas (Patel y otros, 2024; Sobkowiak y otros, 2020).

Implicaciones para la Gestión de Recursos Hídricos y Uso de Fuentes

La dualidad costa-sierra revelada por este análisis exige un enfoque de gestión diferenciado pero integrado, y la comparación de fuentes permite establecer recomendaciones específicas:

Gestión en la Costa (Alta Concentración y Variabilidad): Los valores de $CII > 0.70$ y $CV > 200\%$ indican que la precipitación en la costa es extremadamente concentrada y variable. Se requiere infraestructura de control de inundaciones y sistemas de alerta temprana para años húmedos, así como planificación de sequías para años secos (Buytaert y otros, 2006). Para estos fines, los datos SENAMHI



son insustituibles por su precisión en la cuantificación de extremos. PISCO puede usarse para identificación preliminar de zonas de riesgo, pero los diseños de ingeniería deben basarse en estaciones convencionales.

Gestión en la Sierra (Menor Concentración y Variabilidad): Los valores de CII ~ 0.53 y $CV < 35\%$ indican una distribución más homogénea y estable. Las prioridades son conservación de páramos y cabeceras de cuenca, siembra y cosecha de agua, y prácticas agrícolas sostenibles que mantengan la capacidad de infiltración del suelo (Ochoa-Tocachi y otros, 2016). En estas zonas, PISCO muestra mejor desempeño relativo y puede complementar la información de SENAMHI, especialmente en áreas con baja densidad de estaciones.

Recomendación para uso de PISCO: El producto grillado es válido para análisis regionales cualitativos y para identificar patrones generales de correlación para índices como CII y PCI. Sin embargo, no debe utilizarse para cuantificación absoluta de índices de variabilidad temporal (especialmente CV y S1), ni para el análisis del índice GII, ni para estudios que requieran alta precisión en valores extremos, particularmente en zonas de topografía compleja (Beck y otros, 2017; Huerta y otros, 2022). Las anomalías detectadas (como en Chotano Lajas) recomiendan un filtrado previo de estaciones con comportamientos erráticos cuando se utilice PISCO.

CONCLUSIONES

Predictores Geográficos: Ambas fuentes confirman que la altitud y la longitud son los principales factores que controlan la concentración de precipitación diaria en la cuenca Chancay-Lambayeque, con una correlación inversa muy fuerte para CII y PCI ($r \approx -0.85$ para SENAMHI; $r \approx -0.78$ para PISCO). La latitud no es predictora relevante a escala de cuenca en ninguna fuente. Sin embargo, para el índice GII, PISCO presenta una correlación positiva con la altitud ($r = 0.47$) que contradice el patrón físico observado por SENAMHI ($r = -0.84$), evidenciando que el producto grillado no es confiable para analizar la desigualdad en la distribución diaria de lluvias.

Relación con Variables Pluviométricas: Para el índice CII, la concentración de lluvias es inversamente proporcional al número de días de lluvia y a la precipitación media anual en ambas fuentes, aunque PISCO presenta correlaciones ligeramente más débiles ($r \approx -0.78$ vs -0.85) debido al “ruido” estadístico inherente al producto grillado.



Variabilidad Temporal en la Costa: SENAMHI registra $CV > 200\%$ y $S1 > 1.0$ en estaciones costeras (ej. Jayanca: CV 208%, S1 1.49), reflejando la influencia dominante del ENSO. PISCO reproduce cualitativamente este patrón, pero con limitaciones cuantitativas importantes: para el CV, subestima sistemáticamente los valores extremos (ej. Pimentel: 222% vs 126%); para el S1, el comportamiento no es uniforme (en Jayanca subestima: 1.49 vs 1.08; en Pimentel sobrestima: 0.52 vs 0.71). Adicionalmente, presenta una anomalía grave en Chotano Lajas (CV: 198% vs 23%; S1: 1.09 vs 0.22), donde el patrón observado por SENAMHI se invierte completamente.

Robustez y Regularidad en la Sierra: Ambas fuentes coinciden en $CV < 35\%$ y $S1 < 0.5$ en la mayoría de las estaciones altoandinas (ej. Chancay Baños, Cochabamba, Quebrada Shugar), confirmando que la sierra es la principal zona de regulación y provisión de agua de la cuenca, con un régimen de lluvias más predecible y estable. La excepción es Chotano Lajas, donde PISCO muestra valores erráticos que desaconsejan su uso en esa ubicación específica.

Aporte Metodológico: El análisis combinado de correlaciones paramétricas y no paramétricas (Pearson, Spearman, Kendall) otorga robustez a los hallazgos. La comparación SENAMHI-PISCO demuestra que, si bien PISCO puede ser útil para estudios regionales cualitativos de CII y PCI, los datos de estaciones son insuperables para: (a) establecer relaciones de alta precisión con la geografía local, (b) cuantificar la variabilidad temporal extrema (CV y S1), y (c) analizar índices como el GI1, donde PISCO muestra inconsistencias graves.

Recomendaciones para la Gestión: Los resultados obtenidos proporcionan una base científica para la planificación territorial y la gestión de recursos hídricos. En la costa, deben priorizarse infraestructuras de control de inundaciones y sistemas de alerta temprana para eventos extremos asociados al ENSO. En la sierra, deben implementarse estrategias de conservación de cabeceras de cuenca y prácticas de siembra y cosecha de agua. Para el uso de PISCO en estudios aplicados: se recomienda utilizarlo solo para análisis regionales cualitativos de CII y PCI, evitando su uso para cuantificación de extremos de variabilidad (CV y S1) y para el análisis del índice GI1, especialmente en zonas de topografía compleja como Chotano Lajas.



REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Arana, D., & Moggiano, N. (2023). ENSO Influence on Agricultural Drought Identified by SPEI Assessment in the Peruvian Tropical Andes, Mantaro Valley. *Manglar*, 20(2), 157-167. <https://doi.org/https://doi.org/10.57188/manglar.2023.018>
- Arias, P., Garreaud, R., Poveda, G., Espinoza, J., Molina-Carpio, J., Masiokas, M., . . . Van Oevelen, P. (2021). Hydroclimate of the Andes Part II: Hydroclimate Variability and Sub-Continental Patterns. *Front. Earth Sci*, 8(505467). <https://doi.org/10.3389/feart.2020.505467>
- Aybar, C., Fernández, C., Huerta, A., Lavado, W., Vega, F., & Felipe-Obando, O. (2020). Construction of a high-resolution gridded rainfall dataset for Peru from 1981 to the present day. *Hydrological Sciences Journal*, 65(5), 770-785. <https://doi.org/10.1080/02626667.2019.1649411>
- Aybar, C., Lavado-Casimiro, W., Huerta, A., Fernández, C., Vega, F., Sabino, E., & Felipe-Obando, O. (2017). Uso del producto grilaldo "PISCO" de precipitación en Estudios, investigaciones y Sistemas Operacionales de Monitoreo y Pronóstico Hidrometeorológico. *Nota Técnica 001 Senamhi-DHI*, 1-22.
- Beck, H., Vergopolan, N., Pan, M., Levizzani, V., Van Dijk, A., Weedon, G., . . . Wood, E. (2017). Global-scale evaluation of 22 precipitation datasets using gauge observations and hydrological modeling. *Hydrology and Earth System Sciences*, 21(12), 6201-6217. <https://doi.org/10.5194/hess-21-6201-2017>
- Benhamrouche, A., & Martín-Vide, J. (2018). Analyse de la distribution spatiale des valeurs de quatre indices de concentration des précipitations quotidiennes sur le littoral du bassin de la Méditerranée occidentale (1951-2010). *Geo-Eco-Trop*, 42(1), 187-198.
- Buytaert, W., Celleri, R., Willems, P., De Bièvre, B., & Wyseure, G. (2006). Spatial and temporal rainfall variability in mountainous areas: A case study from the south Ecuadorian Andes. *Journal of Hydrology*, 329(3-4), 413-421. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2006.02.031>
- Cai, W., McPhaden, M., Grimm, A., Rodrigues, R., Taschetto, A., Garreaud, R., . . . Vera, C. (2020). Climate impacts of the El Niño–Southern Oscillation on South America. *Nature Reviews Earth & Environment*, 1, 215-231. <https://doi.org/10.1038/s43017-020-0040-3>



- Escobedo, C., & Sarricolea, P. (2017). Análisis y tendencias de la irregularidad temporal y espacial de la precipitación en Chile mediterráneo, periodo 1965-2010. *Cuadernos Geográficos*, 56(3), 26-43. Obtenido de <https://www.redalyc.org/pdf/171/17154972002.pdf>
- Espinoza, J., Garreaud, R., Poveda, G., Arias, P., Molina-Carpio, J., Masiokas, M., . . . Scaff, L. (2020). Hydroclimate of the Andes Part I: Main Climatic Features. *Front. Earth Sci*, 8(64). <https://doi.org/10.3389/feart.2020.00064>
- Fuladipanah, M., Rozumbetov, K., Rathnayake, N., Erkudov, V., Koriyec, M., & Rathnayaque, U. (2025). Assessing long-term groundwater level trends in Karakalpakstan using non-parametric statistical methods. *Asian Journal of Water, Environment and Pollution*, 22(2), 119-133. <https://doi.org/https://doi.org/10.36922/AJWEP025080052>
- Gastwirth, J. (1972). The Estimation of the Lorenz Curve and Gini Index. *The Review of Economics and Statistics*, 54(3), 306-316. <https://doi.org/10.2307/1937992>
- Genovese, E., Maesano, C., & Barrile, V. (2025). Augmented Statistics for Hydroclimatic Extremes: Spearman, Mann–Kendall, and AI Classification for Drought Risk Mapping. *Sustainability*, 17(20), 9251. <https://doi.org/10.3390/su17209251>
- Huerta, A., Lavado-Casimiro, W., & Felipe-Obando, O. (2022). High-resolution gridded hourly precipitation dataset for Peru (PISCOp_h). *Data in Brief*, 45(2022), 1-11. <https://doi.org/10.1016/j.dib.2022.108570>
- Martín-Vide, J. (2004). Spatial distribution of a daily precipitation concentration index in Peninsular Spain. *International Journal of Climatology*, 24(8), 959-971. <https://doi.org/10.1002/joc.1030>
- Ochoa-Tocachi, B., Buytaert, W., & De Bièvre, B. (2016). Regionalization of land-use impacts on streamflow using a network of paired catchments. *Water Resources Research*, 52(9), 6710-6729. <https://doi.org/10.1002/2016WR018596>
- Oliver, J. (1980). Monthly precipitation distribution: a comparative index. *The Professional Geographer*, 32(3), 300-309. <https://doi.org/10.1111/j.0033-0124.1980.00300.x>
- Patel, G., Das, S., & Das, R. (2024). Determine the best method for analysing long-term (120 years) annual and seasonal rainfall trends in four east India river basins. *Journal of Earth System*, 133, 70. <https://doi.org/10.1007/s12040-024-02282-7>



- PNUMA. (2008). *Perspectivas del Medio Ambiente Urbano: GEO Chiclayo*. Chiclayo, Perú: EMDECOSEGE S.A./Impresiones del Castillo.
- Sarricolea, P., & Martín-Vide, J. (2012). Distribución espacial de las precipitaciones diarias en Chile mediante el índice de concentración a resolución de 1 mm, entre 1965-2005. 631-639. Salamanca, España: Publicaciones de la Asociación Española de Climatología. Obtenido de <http://hdl.handle.net/20.500.11765/8327>
- Sarricolea, P., & Romero, H. (2015). Variabilidad y cambios climáticos observados y esperados en el Altiplano del norte de Chile. *Revista de Geografía Norte Grande*, 62, 169-183. <https://doi.org/10.4067/S0718-34022015000300010>
- Satgé, F., Bonnet, M., Timouk, F., Calmant, S., Pillco, R., Molina, W., . . . Garnier, J. (2015). Accuracy assessment of SRTM v4 and ASTER GDEM v2 over the Altiplano watershed using ICESat/GLAS data. *International Journal of Remote Sensing*, 36(2), 465-488. <https://doi.org/10.1080/01431161.2014.999166>
- Segura, H., Espinoza, J., Junquas, C., Lebel, T., Vuille, M., & Garreaud, R. (2020). Recent changes in the precipitation-driving processes over the southern tropical Andes/western Amazon. *Climate Dynamics*, 54, 2613-2631. <https://doi.org/10.1007/s00382-020-05132-6>
- Sobkowiak, L., Perz, A., Wrzesiński, D., & Faiz, M. (2020). Estimation of the River Flow Synchronicity in the Upper Indus River Basin Using Copula Functions. *Sustainability*, 12(12), 5122. <https://doi.org/10.3390/su12125122>
- Takahashi, K., & Martínez, A. (2019). The very strong coastal El Niño in 1925 in the far-eastern Pacific. *Climate Dynamics*, 52, 7389-7415. <https://doi.org/10.1007/s00382-017-3702-1>
- UNESCO. (2006). *Guía metodológica para la elaboración del mapa de zonas áridas, semiáridas y subhúmedas de América Latina y el Caribe*. Montevideo, Uruguay: CAZALAC - PHI/UNESCO.
- Varghese, G., Chadaga, M., Lathashri, U., & Sachidananda, H. (2024). Investigating the response of groundwater and streamflow to rainfall in a tropical catchment using non-parametric methods. *Quarterly Journal of Engineering Geology and Hydrogeology*, 57(4). <https://doi.org/10.1144/qjegh2024-052>



Yang, S.-m., Zhu, D.-k., Cheng, X., Li, B., Zhu, Y.-z., & Ma, W.-s. (2025). Correlation between Rainfall and Runoff in Fuchun River Basin Based on Copula Functions and Kernel Density Estimation. *Journal of Changjiang river scientific research institute*, 42(5), 43-49. <https://doi.org/10.11988/ckyyb.20240068>

Zubieta, R., Saavedra, M., Silva, Y., & Giráldez, L. (2017). Spatial analysis and temporal trends of daily precipitation concentration in the Mantaro River basin: central Andes of Peru. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 31, 1305-1318. <https://doi.org/10.1007/s00477-016-1235-5>

