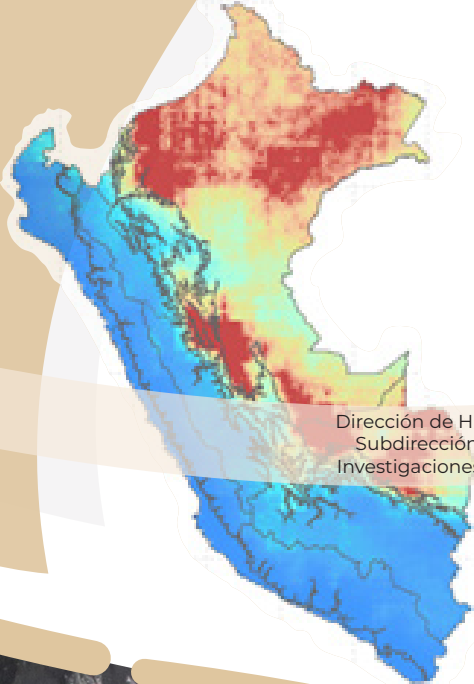


Erosividad de la lluvia en el Perú para el periodo 2000-2020



Dirección de Hidrología - DHI
Subdirección de Estudios e Investigaciones Hidrológicas

Foto: Quebrada intermitente - Cuenca Ch. Huaral © DHI-2016

Citar:

Gutierrez L. y Sabino E. (2022). **Erosividad de la lluvia en el Perú para el periodo 2000-2020**. Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología del Perú –SENAMHI, (2022). Estudio Final.

**EROSIVIDAD DE LLUVIA
EN EL PERÚ PARA
EL PERIODO 2000 – 2020
ESTUDIO FINAL**





DIRECTORIO

PhD. Guillermo Antonio Baigorria Paz
PRESIDENTE EJECUTIVO DEL SENAMHI

Ing. Oscar Gustavo Felipe Obando
DIRECTOR DE HIDROLOGÍA DEL SENAMHI

PhD. Waldo Sven Lavado Casimiro
SUBDIRECTOR DE ESTUDIOS E INVESTIGACIONES HIDROLÓGICAS DEL SENAMHI

REVISOR DEL ESTUDIO

PhD. Waldo Sven Lavado Casimiro
Ing. Oscar Gustavo Felipe Obando

AUTORES DEL ESTUDIO

Ing. Leonardo Flavio Gutierrez Lope
ANALISTA EN HIDROLOGÍA DEL SENAMHI

Ing. Evelin Daysi Sabino Rojas
ANALISTA EN ESTUDIOS E INVESTIGACIONES HIDROLÓGICAS DEL SENAMHI

COLABORADOR

Ing. Adrian Huerta CONSULTOR

Lima- Perú

Diciembre – 2022

Contenido

Resumen	7
1 Introducción.....	8
2 Área de estudio	10
3 Datos y Métodos	11
3.1. Adquisición y estandarización de datos	11
3.1.1. Producto de precipitación GPM	12
3.1.2. Precipitación observada.....	12
3.2. Métodos	13
3.2.1. Estimación de la erosividad de la lluvia	13
3.2.2. Reconstrucción y validación la erosividad de la lluvia	15
3.2.3. Análisis comparativo global y nacional	15
4 Resultados	17
4.1. Distribución espacio-temporal de RE	17
4.1.1. Comparación con productos globales.....	20
4.1.2. Análisis nacional	21
4.1.3. Análisis regional.....	22
5 Discusiones.....	25
5.1. Comparación y análisis con otros estudios.....	25
5.1.1. Limitaciones del producto	25
5.1.2. Aplicaciones hidrológicas.....	26
6 Conclusiones.....	27
7 Agradecimiento	27
8 Anexo	28
9 Bibliografía	29

Índice de figuras

Figura 1. Regiones climáticas del área de estudio y ubicación de las estaciones meteorológicas automáticas.	11
Figura 2. Identificación de eventos de tormentas, durante febrero del 2020 para la estación Alamor.....	14
Figura 3. Metodología de análisis de la erosividad de lluvia en el Perú.....	17
Figura 4. Diagrama de dispersión del promedio anual basado en estaciones (a) cantidad de precipitación total, (b) número promedio de eventos de tormenta, (c) duración promedio de los eventos de tormenta, (d) intensidad máxima de tormenta y (e) erosividad de precipitación respecto a los derivados de los datos de GPM en los píxeles correspondientes en 2015-2020.....	18
Figura 5. (a) Mapa del factor multiplicativo estacional y sus respectivos, (b) histogramas.	19
Figura 6. Comparación de la erosividad de la precipitación de GPM corregido y la RE de las estaciones observadas mediante (a) Índice de agregación, (b) Normalized Mean Bias y (c) Normalized mean gross error	20
Figura 7. Diagrama de dispersión de la erosividad de precipitación del producto con GloReDa y CMORPH, basado en los datos observados para 2015-2020.....	21
Figura 8. (a) Erosividad de precipitación de las estaciones observadas y (b) del producto erosividad de precipitación	21
Figura 9. Climatología de la erosividad de precipitación	22
Figura 10. Propiedades de la RE multianual por regiones	23
Figura 11. Climatología de la RE	24

Índice de tablas

Tabla 1. Disponibilidad espacial y temporal de EMA por región.....	13
Tabla 2. Ecuaciones de métricas estadísticas.....	16
Tabla 3. Caracterización regional de la RE.	24

Resumen

En los modelos de estimación de erosión de suelos la variable de mayor impacto es la erosividad de la lluvia (RE), esta es representada por la energía de la lluvia y su capacidad potencial de causar erosión. La RE requiere registros de alta resolución temporal para su estimación, no obstante, hay una limitada información de datos observados. En la actualidad se puede estimar la lluvia basándose en sensoramiento remoto, recientes investigaciones han demostrado la utilidad de los datos corregidos de satelitales con datos observados para la estimación de la RE. Esta investigación evalúa la distribución espacio-temporal de la RE en los sectores climáticos del Perú, usando datos del producto IMERG V06B mediante un nuevo enfoque de calibración basado en los registros horarios de las estaciones observadas durante el periodo 2000-2020, a escala temporal del año hidrológico (septiembre-agosto). Se encontró una correlación de 0.7 entre la RE anual subestimado de IMERG corregido con un mapa del factor multiplicativo y el obtenido por las estaciones observadas. Se estimó un RE promedio anual para Perú de $4831 \text{ MJ}\cdot\text{mm}\cdot\text{ha}^{-1}\cdot\text{h}^{-1}$, con un incremento general en dirección a las regiones de la selva baja. Además, se encuentran valores altos en la costa norte del Perú. Los datos de erosividad de lluvia nos permitirán ampliar nuestros conocimientos fundamentales de los patrones del RE para cuantificar la erosión de suelos con mayor precisión.

EROSIVIDAD DE LA LLUVIA EN EL PERÚ PARA EL PERIODO 2000 - 2020

1 Introducción

La erosión de suelos es una de las mayores amenazas ambientales a nivel mundial (Nearing, 2004; Panagos, 2015; Karlen, 2003; Tripathi, 1993). Presentando múltiples problemas como la reducción del rendimiento de los cultivos hasta en un 50 %, el deterioro de la calidad del agua por el transporte de fertilizantes y pesticidas, la disminución de la capacidad de almacenamiento de los reservorios por la producción de sedimentos (Spavorek, 2001; Pimentel, 2006), y según Lukic (2019), la generación de una pérdida de suelos de 10 millones de ha de cultivo por año. Existen diversas categorías de erosión como la erosión hídrica, eólica, de congelamiento y mixtas, pero la más frecuente y de mayor proporción es la hídrica (Chen, 2020). La erosión hídrica del suelo causa que la superficie productiva del suelo se separe y transporte, dejando expuesta la subsuperficie del suelo (Jain 2005; Lee, 2011). Por ello, la calidad del suelo es afectada reduciendo su capacidad de retención del agua y cantidad de materia orgánica (Panagos, 2015; Pimentel, 1998), poniendo en peligro diversos servicios ecosistémicos como la fijación de CO₂, productividad agrícola y la reducción del riesgo a inundaciones (Diodato, 2009). Para evitar un agravamiento de la erosión de suelos, se requiere la aplicación de políticas públicas de conservación de suelos basadas en el monitoreo de regiones en peligro para comprender y mitigar sus efectos en la reducción de la productividad agrícola, seguridad alimentaria, hídrica y la economía nacional (Schulze, 2005; Colombo, 2015; Conner, 1989; Kim 2020).

El Panel Intergubernamental sobre Cambio Climático (IPCC) informa que en las últimas décadas ha ocurrido un aumento continuo en las emisiones de CO₂ (IPCC, 2013). En ese sentido, es esperado que ocurran cambios en el ciclo hidrológico, y de forma consecuente, en la disponibilidad de los recursos hídricos (Buytaert and De Bièvre, 2012; IPCC, 2013; Vuille, 2013). Se espera que la alteración en la oferta hídrica mundial sea de +/-10% con eventos de precipitación de mayor intensidad, dependiendo de la región de análisis (Field et al. 2012; IPCC, 2012; Micić Ponjiger et. al. 2021). Para el caso de Perú, diversas investigaciones sobre el impacto del cambio climático advierten de un escenario con aumento en las tasas de precipitación en los meses de verano (diciembre-marzo), lo cual incrementa el potencial erosivo de las tormentas, favoreciendo la pérdida de suelos de la superficie agrícola disponible (Almazroui, 2021). Otra consecuencia son el aumento de eventos asociados a la pérdida de suelos como los deslizamientos de tierra, uno de los más frecuentes en el área de estudio (INDECI, 2019). Por ello, que la erosión de suelos en Perú es parte de una urgente política nacional con el objetivo de satisfacer la identificación y monitoreo de las zonas más vulnerables a la pérdida de suelos agrícolas e impulsar acciones para prevenir, mitigar o revertir sus efectos en los procesos de desertificación y degradación de suelos (MINAM, 2009).

La erosión de suelos es causada por dos procesos físicos: i) la separación de las partículas del suelo generada por la energía cinética del impacto de las gotas de lluvia y ii) el transporte de los sedimentos por el flujo superficial (Nearing, 1994). Uno de los indicadores ampliamente usado para representar y medir cuantitativamente el nivel de erosión del suelo, laminar y en surcos, es el índice multianual de la erosividad de la lluvia (RE) (Wischmeier, 1978; Panagos 2016; Goovaerts 1999; Field et al. 2012). Para predecir la erosión de suelos mediante la RE, se puede emplear la empírica Revised Universal Soil Loss Equation (RUSLE) (Renard, 1997; Brown, 1987, Kinnel, 2010), que combina la influencia de la duración, magnitud e intensidad de los eventos de tormenta. Aunque el método de RUSLE se estima a nivel de promedio anual, también se puede acumular a escalas temporales más cortas, para evaluar su variabilidad (Vrieling, 2014). Además, la RE es el factor más reactivo a modificaciones de las condiciones climáticas, por lo tanto, es fundamental estimar el cambio de la erosión por el efecto del cambio climático (Panagos, 2017).

La ecuación clásica de la RE, requiere de series de precipitación de alta resolución espacial de 1 hasta 15 minutos, no obstante, esta información es escasa a nivel global (Williams, 1991; Angulo, 2009). Sin embargo, mediante ecuaciones empíricas el uso de datos horarios o de 30 minutos, es ampliamente usado en múltiples regiones (Padulano, 2021; Panagos, 2017). El método de estimación espacial de la RE de esta investigación, se pueden resumir en una mezcla de datos observados y simulados, basado en la corrección de la RE obtenida por las SPPs respecto a datos de las estaciones observadas, a escala nacional (Kim et al., 2020; Chen et al., 2022; Chen et al., 2021; Bezak, 2022, Xie et al., 2007).

En el caso de Perú, hay investigaciones que usan este método. INRENA (1996), elaboró un mapa de intensidad de erosión de suelos a escala nacional, el cual fue publicado en el por el Instituto Nacional de Recursos Naturales – INRENA, utilizando información cartográfica, representada por cartas nacionales, fotografías aéreas e imágenes captadas mediante radar y satélite. También, SENAMHI (2017) desarrolló un atlas de erosión de suelos por regiones hidrológicas, a escala anual desde 1981 hasta el 2014, basado en la información del producto grillado PISCOp V1.0 a escala mensual (Aybar et al., 2020).

En este estudio, se emplearon datos de precipitación horaria del producto grillado GPM para estimar la RE, mediante un proceso de calibración estacional basada en pluviómetros, para obtener un producto de mayor precisión de RE a escala nacional que nos permita identificar las zonas con mayor peligro a los efectos negativos de la pérdida de suelos. Por ello, los objetivos específicos de esta investigación son los siguientes: (a) estimar y mapear el índice de la erosividad de la lluvia a escala regional, (b) realizar una caracterización espacio-temporal de las tendencias de los eventos de tormenta por regiones. Finalmente, este estudio tiene la utilidad de demostrar la aplicación de datos de precipitación basados en productos satelitales y de estaciones observadas para estimar la erosividad de la precipitación a escala mensual, anual y multianual.

2 Área de estudio

El estudio fue realizado a escala de todo el Perú, ubicado en la costa oeste de América del Sur y está comprendido entre los $0^{\circ}02'N$ - $17^{\circ}50.2'S$ y los $68^{\circ}10.2'W$ - $81^{\circ}90.2'W$, con una extensión de 1.285 millones de km^2 . Este territorio está caracterizado por una alta variabilidad topográfica, con un rango de elevación desde el nivel del mar hasta los 6685 msnm, con un promedio de 1489 msnm. Perú, exhibe una alta variabilidad de diversos factores climáticos como la precipitación y temperatura, debido a la interacción de diversas influencias y forzantes tales como las corrientes atmosféricas de escala sinóptica, la compleja orografía de los Andes, el frío Sistema de Corrientes de Humboldt (HCS) y El Niño Oscilación del Sur (ENSO; Garreaud et al. 2009, Lavado Casimiro et al. 2012).

En general, la precipitación promedio anual varía en el rango de 0.9 mm en la costa sur, mientras que en la selva baja alcanza mayores valores de 4860 mm, el promedio es de 1412 mm. Presentando las mayores precipitaciones en el mes de febrero y mínimas durante el mes de julio. Además, en los Andes peruanos, el clima es complejo y está controlado principalmente por la orografía que actúa como una barrera topográfica al flujo de humedad, provocando la formación de fuertes gradientes de precipitación en los flancos orientales de los Andes (Aybar, 2020). Los valles interandinos ($> \sim 500$ mm) están dominados principalmente por procesos convectivos que canalizan las intrusiones de humedad de la Amazonía. Al mismo tiempo, la influencia de las masas de aire frío y seco provenientes del HCS provocan las condiciones más secas en la costa del Pacífico y en los flancos occidentales de los Andes ($< \sim 500$ mm). Sin embargo, durante la ocurrencia de ENSO, el HCS se debilita y puede ocurrir la formación de tormentas convectivas severas, especialmente sobre la costa norte del Pacífico (Aybar, 2020).

Para una fácil descripción de la variabilidad espacio-temporal de la RE, el área de estudio se agrupó en nueve regiones, basadas en la clasificación de los sectores climáticos de Cubas (2020) y en la disponibilidad de datos observados, se agruparon las regiones en 9: Costa norte (CON), Costa centro y sur (COS), Andes occidentales norte (ACN), Andes occidentales centro y sur (ACS), Andes orientales norte (ARN), Andes orientales centro y sur (ARS), Selva alta (SAL), Selva baja norte (SBN) y Selva baja centro y sur (SBS). Estas regiones serán usadas para describir la variabilidad espacial y temporal de la RE (Figura 1).

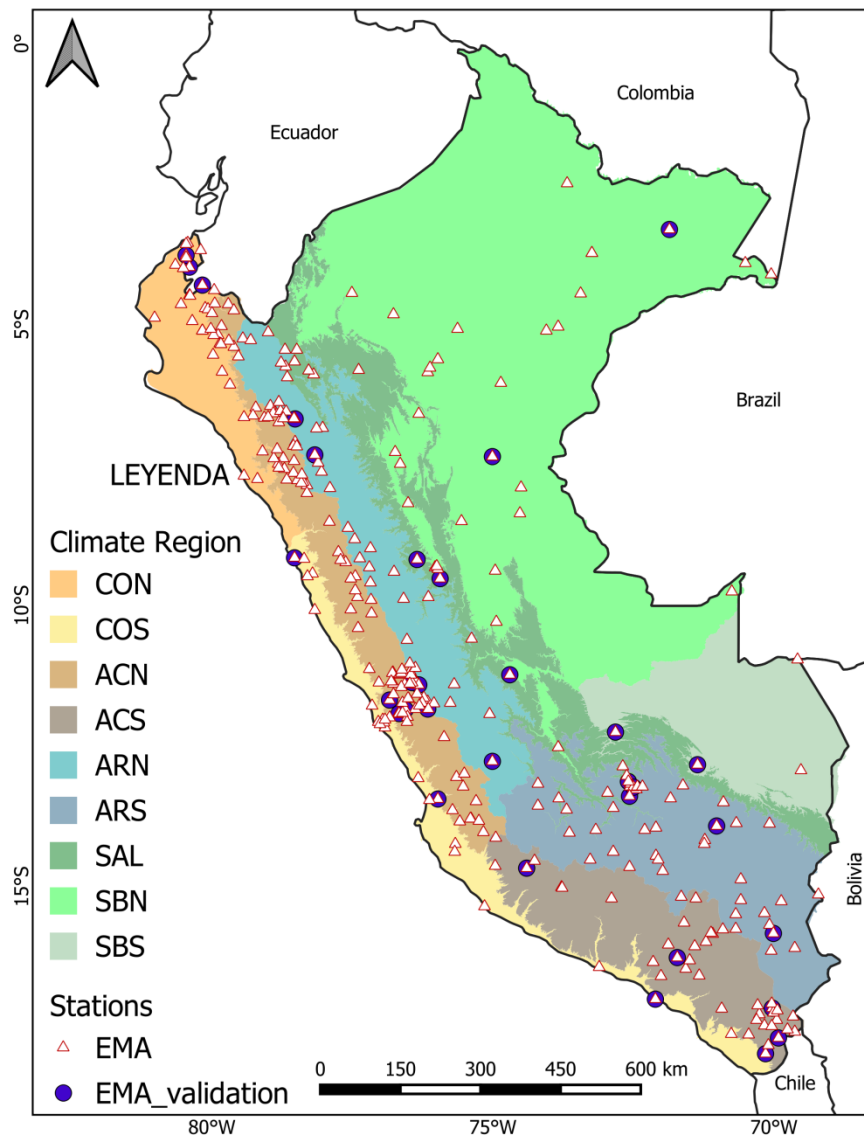


Figura 1. Regiones climáticas del área de estudio y ubicación de las estaciones meteorológicas automáticas.

3 Datos y métodos

3.1. Adquisición y estandarización de datos

La estimación de la RE en Perú, requirió conjuntos de datos grillados y puntuales de dos fuentes de datos meteorológicos: (i) GPM V6 horario (Global Precipitation Measurement) y (ii) las Estaciones Meteorológicas Automáticas (EMA) de la red de observación nacional del SENAMHI. Estos dos conjuntos de datos se emplearon en el presente estudio para satisfacer la metodología y el uso de productos de precipitación grillada que amplifiquen la disponibilidad temporal para la estimación de la RE en Perú. Los fundamentos y recursos de los conjuntos de datos utilizados para la estimación de la RE se detallan a continuación.

3.1.1. Producto de precipitación GPM

El producto GPM IMERG Final Run Level-3 V06B (GPM) es ampliamente usado para el análisis de procesos hidrológicos que requieren precipitación horaria, como la estimación de la RE (Subhankar et al., 2022). Tiene una resolución espacial de 0.1°, resolución temporal de 30 minutos y una longitud de registros desde junio del 2000 hasta la actualidad (Huffman et al. 2020). Este producto ha sido evaluado en diversas investigaciones con aplicaciones hidrológicas, por ejemplo, Tan et al. (2019), indica que el algoritmo V06B, usado para la obtención de este producto, en comparación a las versiones anteriores tiene notables mejoras como el uso de técnicas MORPHing del Centro de Predicción Climática (CPC) que usa el vapor de agua total precipitable para los cálculos de los vectores de movimiento de los sistemas de precipitación, también IMERG incorpora las estimaciones del generador de imágenes de microondas TRMM (TMI) basadas en el algoritmo de creación de perfiles de Goddard y de Megha-Tropiques Sounder for Probing Vertical Profiles of Humidity (SAPHIR) del sistema de generación de perfiles y recuperación de precipitaciones. Por último, IMERG transforma las estimaciones de microondas pasivas en longitudes altas para reducir las brechas espaciales. GPM utiliza las estimaciones del producto TRMM, por ello, tiene registros desde junio del 2000 (Huffman et al. 2020).

Esta investigación emplea los datos de este producto desde septiembre del 2000 hasta agosto del 2020 del sitio web de Precipitation Measurement Mission (PMM) (<http://pmm.nasa.gov/data-access/downloads/gpm>). Excluimos los territorios de ultramar del análisis debido a la falta de valores de precipitación de estaciones observadas para el proceso de corrección de GPM.

3.1.2. Precipitación observada

La precipitación a escala horaria del periodo enero del 2015 a diciembre del 2020 de 322 estaciones meteorológicas automáticas (EMA) fueron obtenidas de la base de datos del SENAMHI, disponibles en su repositorio web <https://www.senamhi.gob.pe/site/lvera/lluvia.php>. La ubicación de las estaciones en cada región climática se presenta en la Figura 1, esta distribución tiene una mayor densidad en las regiones COS, CON, ACN y ACS.

Se realizaron dos procesos de control de calidad (QC) a estas series de precipitación observada. El primero identificó los errores de codificación, eliminando los valores negativos y los que fueron superiores a un umbral de precipitación horaria de máxima intensidad histórica (401 mm/h). El segundo QC, consiste en una inspección visual de las series de precipitación a escala horaria, diaria, mensual y anual para verificar la homogeneidad de las series temporales. La distribución de la disponibilidad espacial y temporal de las EMA en las regiones climáticas de estudio, se presenta en la Tabla 1.

Tabla 1. Disponibilidad espacial y temporal de EMA por región.

Año	ACN	ACS	ARN	ARS	CON	COS	SAL	SBN	SBS
2014	8	3	0	3	1	2	0	1	0
2015	3	0	0	0	0	1	0	0	0
2016	16	4	6	2	2	1	1	2	0
2017	46	21	19	16	24	8	5	10	1
2018	48	31	26	26	27	12	6	11	3
2019	41	25	25	18	27	11	6	19	2
2020	52	27	26	19	32	14	4	22	2
Promedio	30.6	15.9	14.6	12	16.1	7	3.1	9.3	1.1

3.2. Métodos

Las etapas, subproductos, funciones y algoritmos utilizados en esta investigación, se muestran en el flujo de trabajo (Figura 3), obteniendo como uno de los resultados un producto grillado de RE de 0.1° de resolución espacial, a escala mensual durante el periodo 2000-2020. (i) En primer lugar, se estima la RE de las EMA y del producto GPM a escala horaria con el método convencional. (ii) En segundo lugar, se reconstruye las series de RE de GPM a través de una corrección basada en la RE observada, con una validación de la interpolación del factor multiplicativo por períodos estacionales. (iii) Finalmente se evalúa la incertidumbre de los productos de erosividad generados tomando como referencia los datos observados.

3.2.1. Estimación de la erosividad de la lluvia

La estimación de la RE requiere un período mínimo de 20 años de información a fin de reducir las incertidumbres y los sesgos generados por los años secos y húmedos (Wischmeier and Smith, 1978). Además, este indicador realiza el análisis por separado de cada evento de tormenta, por ello, Wischmeier (1978) recomienda como requerimientos de identificación de tormentas: i) emplear un tiempo mínimo de intervalo (TMI) de 6 horas entre cada evento, ii) precipitaciones horarias superiores a 0.2 mm a nivel horario y 0.1 mm a nivel de 30 minutos, iii) por último el volumen acumulado de cada evento debe ser mayor a 0.2 mm (Figura 2).

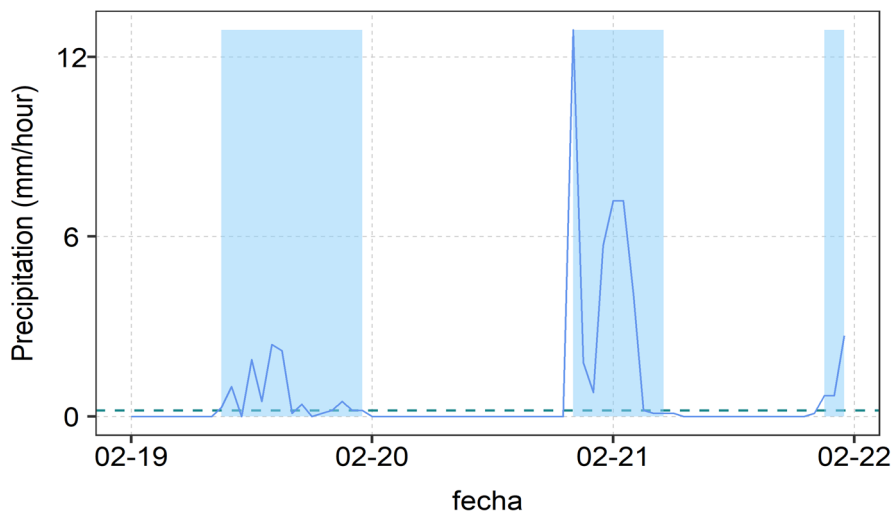


Figura 2. Identificación de eventos de tormentas, durante febrero del 2020 para la estación Alamor.

La intensidad de precipitación (I) para las escalas horarias y sub horarias, se obtuvo a través de la relación de la precipitación acumulada y su tiempo de registro correspondiente, ecuación 1.

$$I(\text{mm/h}) = P/T \quad (1)$$

Donde I indica la intensidad de precipitación en mm/h, P que es la precipitación en mm y T como el tiempo de registro en horas.

En cada evento de tormenta, según Wischmeier and Smith (1978), la medición unitaria de la energía cinética (er) se estima en cada intervalo de resolución temporal elegido, Ecuación 2.

$$er = 0,29[1 - 0,72 \times \exp(-0,05i r)] \quad (2)$$

Donde, i y r es la intensidad de precipitación durante el intervalo de tiempo en mm/h.

La suma de la energía cinética unitaria er , multiplicado por el volumen de precipitación Vr por cada intervalo de tiempo (m) en un evento de tormenta, será igual a su energía cinética total E [MJ/ha], Ecuación 3.

$$E = \sum_{r=1} er \Delta Vr \quad (3)$$

Posteriormente, Brown (1987) define la RE (EI_{30}), como el resultado de la multiplicación de E con la intensidad máxima en 30 minutos de cada evento de tormenta, como se indica en la Ecuación 4. En el caso de solo disponer de resoluciones temporales de 60 minutos, Yin et al. (2007) y Panagos et al. (2015) sugieren multiplicar $E \times I_{60\text{max}}$ con un coeficiente de corrección (CC_{60}), este valor varía entre 1.15 a 3.37 (Ecuación 5).

Como parte de la metodología, se estimó CC_{60} mediante correlaciones entre el RE obtenido de las EMA de 10 minutos agregadas a 30 minutos, con las obtenidas a partir de la resolución temporal de 60 minutos. Fischer et al. (2018) identifica subestimaciones del RE de RUSLE, al usar series de precipitación con una resolución temporal mayor a 30 minutos.

$$RE = EI_{30} = E \times I_{30max} \quad (4)$$

$$RE = EI_{30} = E \times I_{60max} \times CC_{60} \quad (5)$$

Donde I_{30max} corresponde a la intensidad máxima de 30 minutos identificada en cada evento de tormenta. EI_{30} es el equivalente a la RE de RUSLE y CC_{60} es el coeficiente de corrección.

La estimación de la RE a partir del producto GPM (RE-GPM) se realizó pixel por pixel, mientras que el obtenido por las EMA (RE-EMA) se calculó de forma puntual, ambos resultados se clasificaron por regiones.

3.2.2 Reconstrucción y validación la erosividad de la lluvia

En esta etapa de la metodología, nos basamos en una modificación del método usado por Chen (2022). Las diferencias son la obtención del factor de calibración estacional, agrupando las series mensuales a nivel estacional DEF, MAM, JJA, SON en el mismo periodo 2015-2020. Luego, se realizó un modelo lineal con origen en 0 entre los píxeles comunes de RE-EMA y los obtenidos por RE-GPM en los 4 periodos estacionales para obtener la pendiente de cada modelo lineal definido como el factor multiplicativo estacional (FME). Después, se generó un mapa del FME, por cada período, usando el método de interpolación ponderada de distancia inversa (IDW), con la misma resolución espacial nativa de GPM (0.1°), posteriormente se aplicó una agregación espacial para reducir la resolución espacial a 0.25°, con el objetivo de evitar las incongruencias espaciales como consecuencia de la alta variabilidad del factor multiplicativo. El mapa de RE-GPM mensual fue corregido por los FME correspondientes para el periodo 2000-2020, que serán evaluados a nivel de píxel con los datos observados de RE-EMA durante el periodo común 2015-2020.

3.2.3 Análisis comparativo global y nacional

El desempeño de la RE-GPM corregido, se evaluó usando los datos observados de la RE-EMA a nivel mensual a escala nacional y regional. Además, se realizó una comparación nacional con otros productos globales que emplean el mismo método de estimación de la RE (Wischmeier and Smith, 1978), como el producto global GloReDa (Panagos et al., 2017), elaborado a partir del producto ERA5 corregido con datos observados de RE de EMA distribuidas a nivel global para el periodo 1998–2019; y el producto global de RE obtenido por Bezak (2022), basado en el producto de precipitación CMORPH y estaciones observadas para el periodo 1998-2019.

La disponibilidad temporal de los productos globales es distinta, por ello, la comparación se realizará extrayendo a nivel puntual el promedio multianual de las 3 bases de datos y el promedio multianual de las EMA (322), la comparación se hizo teniendo como referencia una línea simétrica con origen en 0.

En el proceso de evaluación de datos se usaron las métricas estadísticas del package OpenAir 2.8 y del package Stats 4.0.2 de R en su versión 4.0.2. Para la comparación entre dos distintas bases de datos se usaron métodos de correlación como el coeficiente de correlación

de Pearson (r) y el índice de agregación (dr). El coeficiente r es una medida de relación de fuerza entre dos variables donde un resultado de 1 indica una relación perfecta con pendiente positiva, mientras que -1 indica una relación con pendiente negativa. El dr es similar a un coeficiente de correlación, a diferencia que varía entre -1 y 1, un valor alto ($> 0,5$) indica tanto una correlación alta como diferencias absolutas bajas entre la serie temporal observada y las simuladas.

Por otro lado, debido a la diferencia entre las magnitudes de las variables hidrológicas en las regiones de estudio, fue necesario disponer de una métrica que indique la diferencia relativa entre los datos observados y simulados, mediante un proceso de normalización. En la comparación de las muestras las diferencias relativas están normalizadas por la muestra observada. Se seleccionaron las métricas de "Normalised mean gross error" (NMGE) y la "Normalized Mean Bias" (NMB). Se eligió el NMGE ya que es una medida de la desviación relativa media respecto a los valores observados y es independiente de la magnitud de la variable hidrológica, adecuado para la comparación entre las regiones de la costa y selva. Mientras que el NMB es útil para comparar la RE de diferentes tasas mensuales, ya que el sesgo medio se normaliza dividiéndolo por el RE observado. Las ecuaciones de las métricas estadísticas mencionadas se presentan en la Tabla 2.

Tabla 2. Ecuaciones de métricas estadísticas.

Indicadores	Ecuación	Rango
Pearson correlation	$r = \frac{\sum_{i=1}^N (M_i - O_i) (M_i - O_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (M_i - O_i)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (M_i - O_i)^2}}$	-1 a 1
Index of Agreement	$dr = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (M_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^N (M_i - O_i + O_i - O_i)^2}$	0 a 1
Normalized Mean Bias	$NMB = \frac{\sum_{i=1}^N (M_i - O_i)}{\sum_{i=1}^N O_i}$	-1 a inf
Normalized Mean Gross Error	$NMGE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{ M_i - O_i }{O_i}$	0 a inf

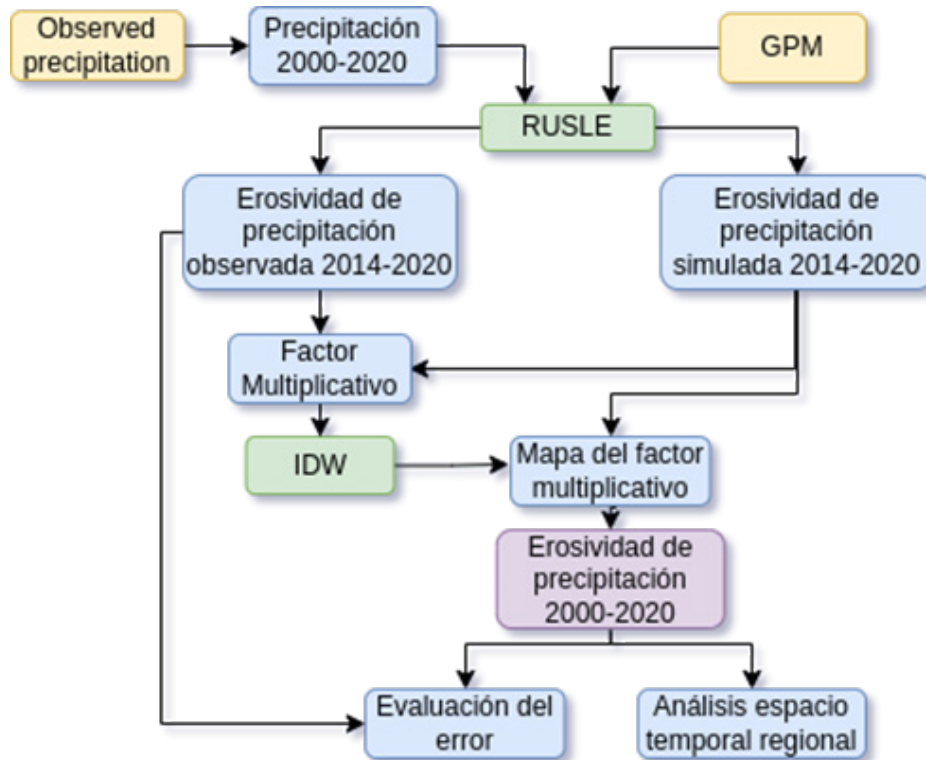


Figura 3. Metodología de análisis de la erosividad de lluvia en el Perú.

4 Resultados

4.1. Distribución espacio-temporal de RE

En la Figura 4, se comparan las propiedades de los eventos de la erosividad de la lluvia como la precipitación acumulada promedio, intensidad máxima, número total, duración promedio, precipitación anual promedio y RE obtenida con el producto GPM, respecto a lo obtenido por las estaciones observadas durante el periodo 2015-2020. La precipitación durante los eventos y la acumulada anual es subestimada ligeramente en parte de las regiones de la costa y selva, como expone Derin (2019). Por otro lado, la duración de los eventos es sobreestimada a nivel nacional por el producto GPM, en una proporción de hasta 3 a 1 en las regiones de los andes. Sin embargo, la mayor discordancia de magnitudes se encuentra en la identificación de las intensidades máximas, con una alta correlación en la subestimación de hasta 5 veces en todas las regiones, lo cual repercute con mayor relevancia en la estimación de la RE, las subestimaciones máximas se encuentran en la región de la selva baja llegando a -80%, es decir en $12000 \text{ MJ.mm.ha}^{-1}.\text{h}^{-1}$. En resumen, esta comparación muestra una significativa discrepancia en la identificación de magnitudes de las propiedades de tormentas, ya que requieren mayor resolución temporal como demuestra Chen (2022), presentando correlaciones desde 0.47 en la duración promedio de los eventos hasta 0.85 en el número total anual de eventos de tormenta.

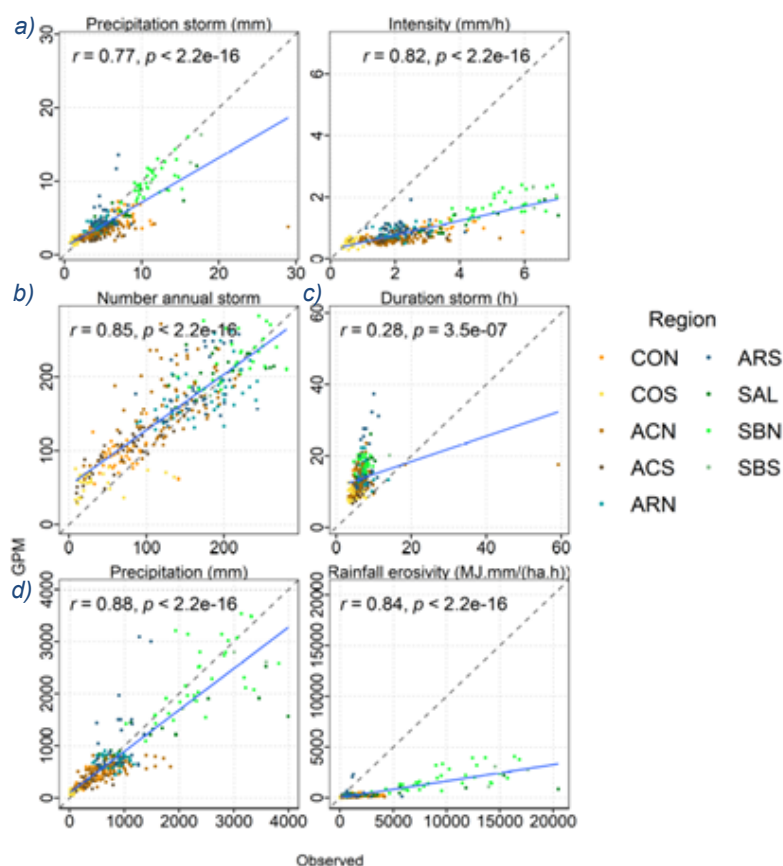


Figura 4. Diagrama de dispersión del promedio anual basado en estaciones (a) cantidad de precipitación total, (b) número promedio de eventos de tormenta, (c) duración promedio de los eventos de tormenta y (d) intensidad máxima de tormenta respecto a los derivados de los datos de GPM en los píxeles correspondientes en 2015-2020.

También se evaluó la precisión de las estimaciones anuales de RE utilizando los datos basados en la precipitación de GPM y se comparó con las estaciones observadas. El coeficiente de correlación de la RE media anual basada en los datos de precipitación observados y GPM es 0.84. En general, tomando como referencia los datos observados, los valores basados en GPM indican una subestimación de la RE, presente en todas las regiones de análisis, con valores mínimos en la región COS y los máximos en SAL y SBS.

Basado en la comparación de la RE de GPM y las EMA a escala estacional del periodo 2015-2020, se calcularon los factores multiplicativos para cada EMA (Figura 5.a). Valores menores a 1 indican subestimación de GPM, mientras que valores superiores señalan una sobreestimación. La Figura 5.b muestra una variabilidad entre 0 a 28 con un valor central de 5.5. Existe una menor cantidad de factores multiplicativos < 1 (~4% en promedio) que indican la sobreestimación de la RE, principalmente en las regiones costeras durante las estaciones de invierno y primavera. Mientras que, las regiones con mayor subestimación de la RE son los ACN, ACS, ARN, ARS y SBS, precisamente en donde se registran los eventos de tormentas de mayor intensidad. La interpolación de los factores multiplicativos fue agregada para reducir

la resolución espacial a 0.4° , con la finalidad de reducir los factores con mayor diferencia y proximidad (Figura 5.a). Posteriormente, se corrige la RE de GPM, mediante la multiplicación estacional con los mapas de factores multiplicativos.

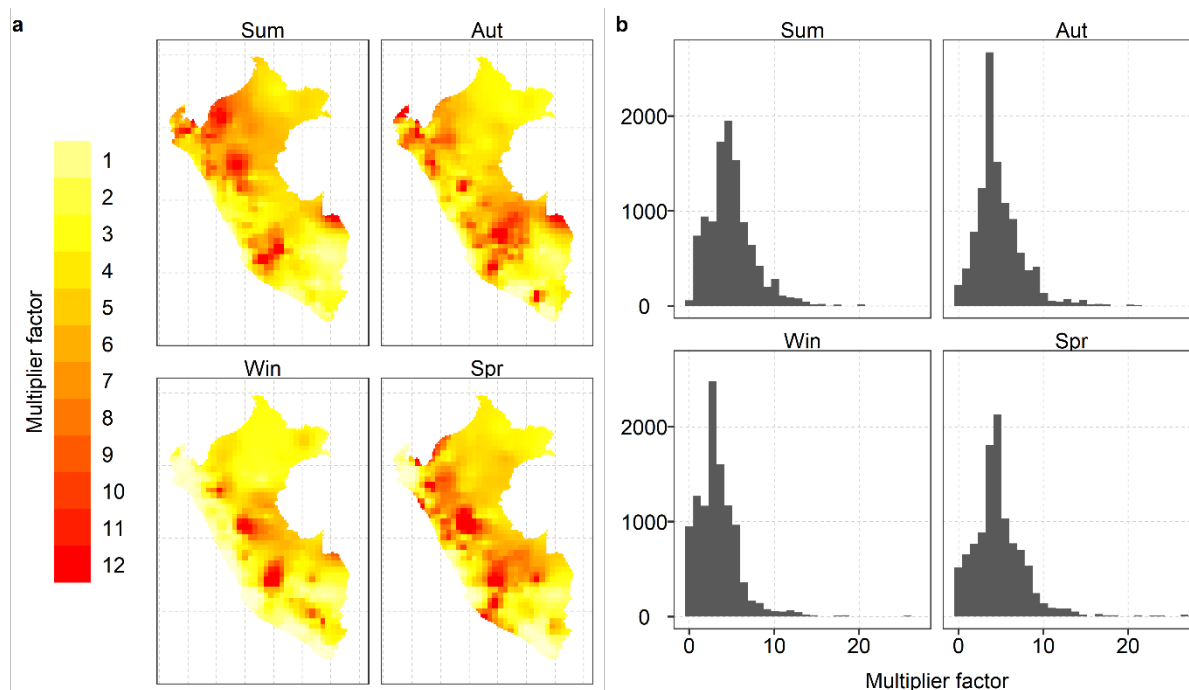


Figura 5. (a) Mapa del factor multiplicativo estacional y sus respectivos, (b) histogramas.

La RE corregida de 2015-2020, fue comparada con los datos observados en la Figura 6. Los resultados muestran una mejora en el dr, con medias en el rango de 0.5 en la región SBS, hasta 0.65 en la región CON. También, se mejora la subestimación del producto con medias de NMB de -0.06 a -0.43. Por otro lado, las medianas del NMGE varía entre 0.78 a 1.11, indicando un desempeño adecuado del producto final de RE, que se analizará a escala regional en las siguientes secciones.

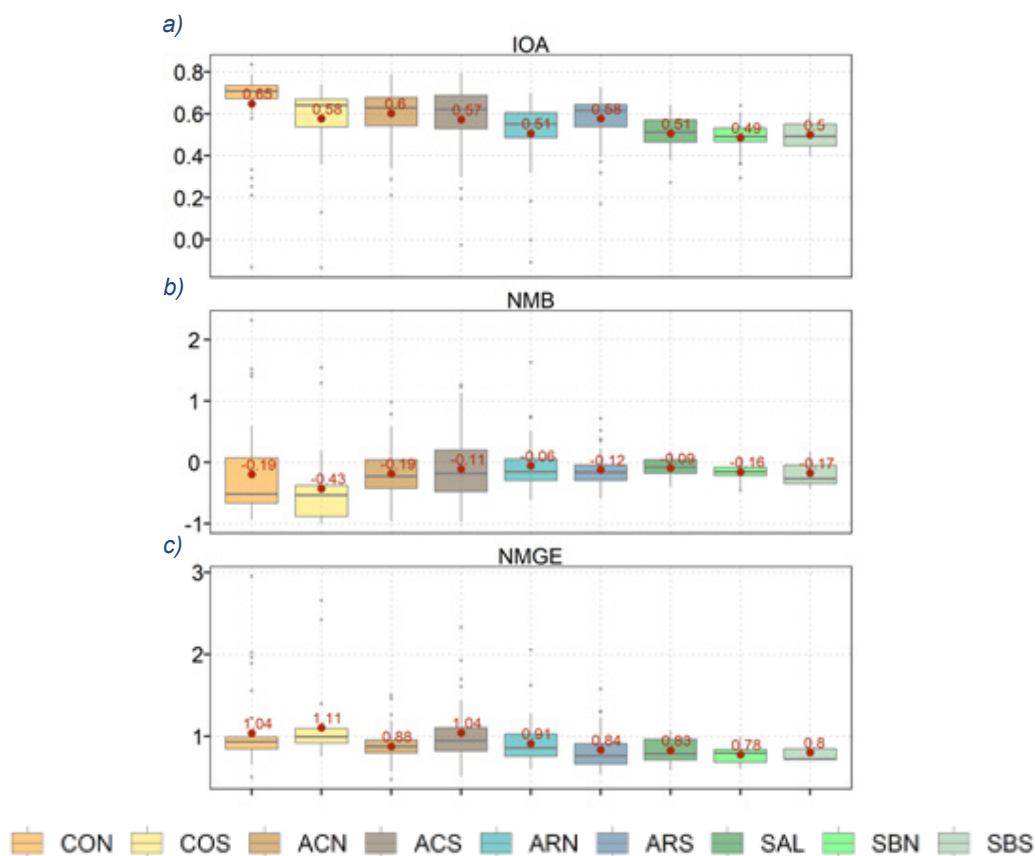


Figura 6. Comparación de la erosividad de la precipitación de GPM corregido y la RE de las estaciones observadas mediante (a) Índice de agregación, (b) Normalized Mean Bias y (c) Normalized mean gross error.

4.1.1. Comparación con productos globales

Al comparar el producto resultante con los productos globales de RE como GloReDa y CMORPH obtenidos a partir del promedio multianual, teniendo como referencia los datos observados de las EMA (Figura 7), se encuentra una mayor correlación en el producto obtenido ($r = 0.944$), encontrando ligeras sobreestimaciones en algunas regiones. Por otro lado, el producto CMORPH posee una mayor subestimación en todas las regiones, principalmente en los ACN, ACS, ARN y ARS. Esta subestimación también se observa en GloReDa, con la particularidad de una acentuada sobreestimación de la RE en las regiones COS y CON, donde la RE es menor a las $3000 \text{ MJ.mm.ha}^{-1}.\text{h}^{-1}$.

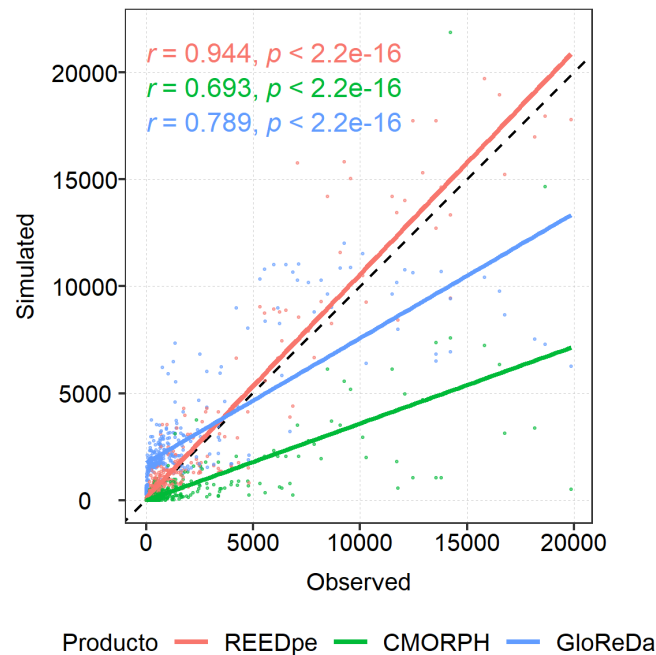


Figura 7. Diagrama de dispersión de la erosividad de precipitación del producto RE, GloReDa y CMORPH, basado en los datos observados de 321 estaciones para 2015-2020.

4.1.2. Análisis nacional

En la Figura 8 se muestra la RE observada de las EMA, el mapa de RE para Perú. El mapa de RE se presentó con una resolución espacial de 0.1° o ~ 10 km. La media de la RE es de $7118 \text{ MJ.mm.ha}^{-1}.\text{h}^{-1}$ con una alta variabilidad que se puede expresar por la desviación estándar de $6231 \text{ MJ.mm.ha}^{-1}.\text{h}^{-1}$ o un coeficiente de variación de 0.88. La mediana de RE es 7161 MJ . El primer cuartil es 841 MJ , y el tercero es $12377 \text{ MJ.mm.ha}^{-1}.\text{h}^{-1}$.

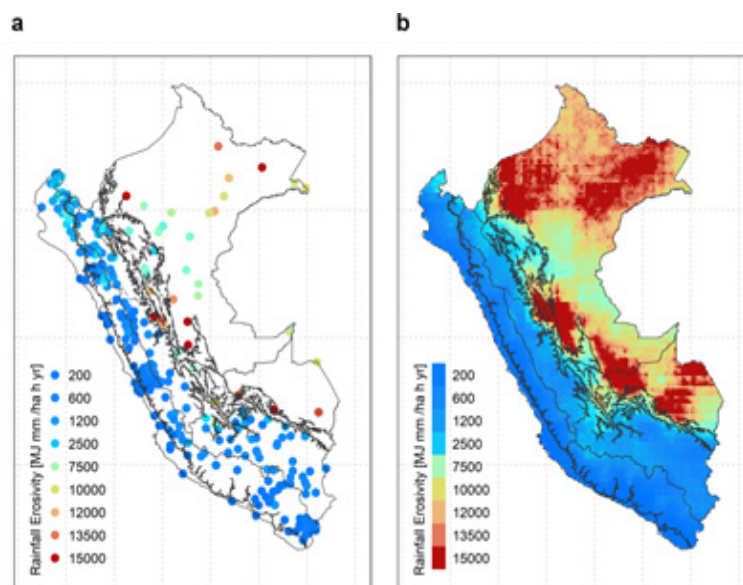


Figura 8. (a) Erosividad de precipitación de las estaciones observadas y del (b) producto erosividad de precipitación.

El mapa de climatologías de la RE de la Figura 9, expone que el mes de mayor erosividad es marzo ($954 \text{ MJ.mm.ha}^{-1}.\text{h}^{-1}$), seguido de diciembre, enero y febrero (793 a $846 \text{ MJ.mm.ha}^{-1}.\text{h}^{-1}$). La RE muestra sus menores valores en el período de junio a septiembre (224 a $397 \text{ MJ.mm.ha}^{-1}.\text{h}^{-1}$), coincidiendo con la variabilidad de las climatologías de precipitación.

Asimismo, la distribución espacial de la RE muestra una notable diferencia entre las regiones de los andes orientales y selva, respecto a los andes occidentales y la costa, con las altas tasas de erosividad en los primeros.

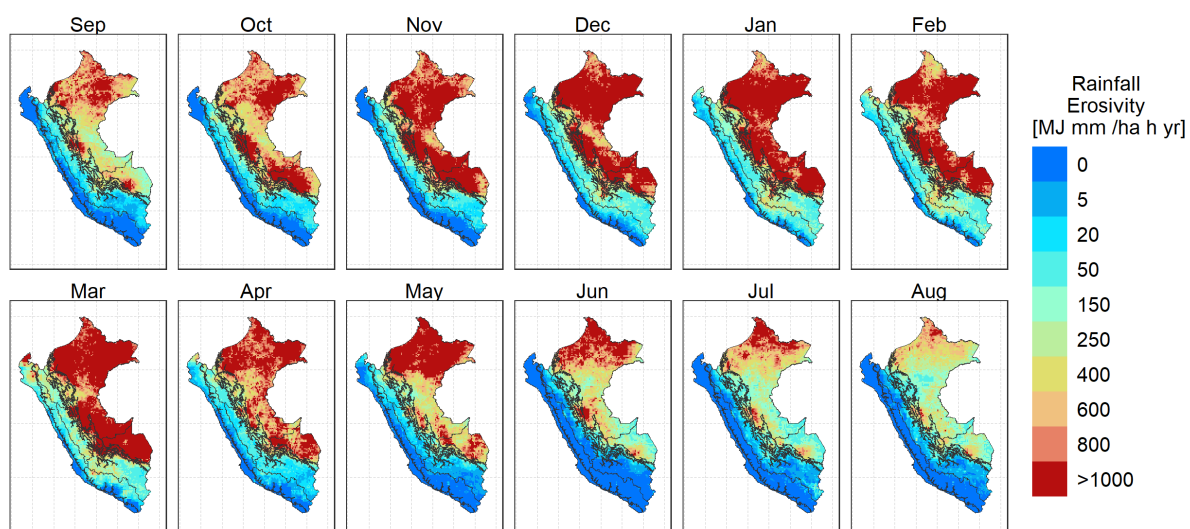


Figura 9. Climatología de la erosividad de precipitación.

4.1.3. Análisis regional

Las propiedades de los eventos de tormenta promedio anual son analizadas a escala regional en la Figura 10. El número promedio de eventos de tormenta varía gradualmente desde 47 en COS hasta 242 en SBN, esa escala gradual en las regiones también se muestra en la duración media de las tormentas con el rango de 2.5 a 8 horas. Por otro lado, las regiones de la selva tienen una RE más alta (7677 a $13648 \text{ MJ.mm.ha}^{-1}.\text{h}^{-1}$), respecto a las regiones de la costa y andes (44 a $1488 \text{ MJ.mm.ha}^{-1}.\text{h}^{-1}$), este contraste se debe principalmente a la precipitación total que en promedio es hasta 13 veces mayor entre las regiones de los respectivos grupos.

La Figura 11 muestra la RE mensual por regiones. La estacionalidad del RE es visible en las regiones, presentando los mayores valores del RE durante la estación húmeda de diciembre a abril (promedio $510 \text{ MJ.mm.ha}^{-1}.\text{h}^{-1}$), con valores máximos en el mes de marzo. Mientras que los valores bajos RE se encontraron durante la estación seca de junio a septiembre (promedio $152 \text{ MJ.mm.ha}^{-1}.\text{h}^{-1}$), con mínimos durante los meses de julio o agosto. Por último, un resumen estadístico descriptivo se muestra en la Tabla 3.

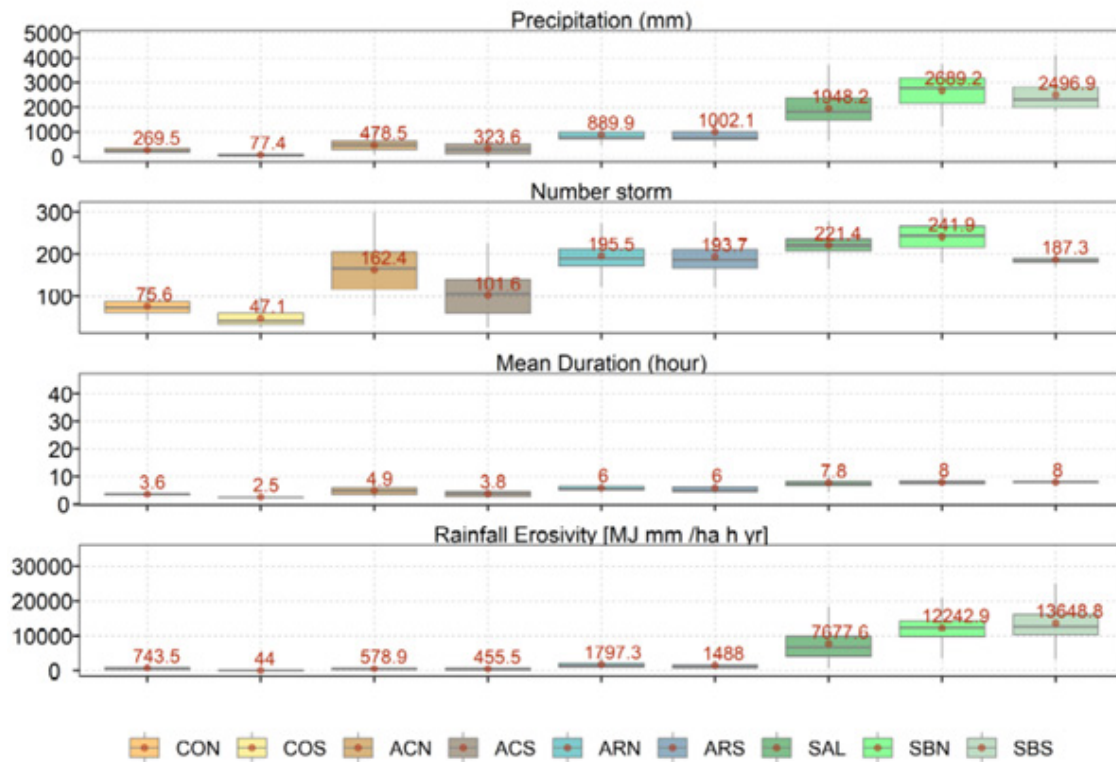


Figura 10. Propiedades de la RE multianual por regiones.

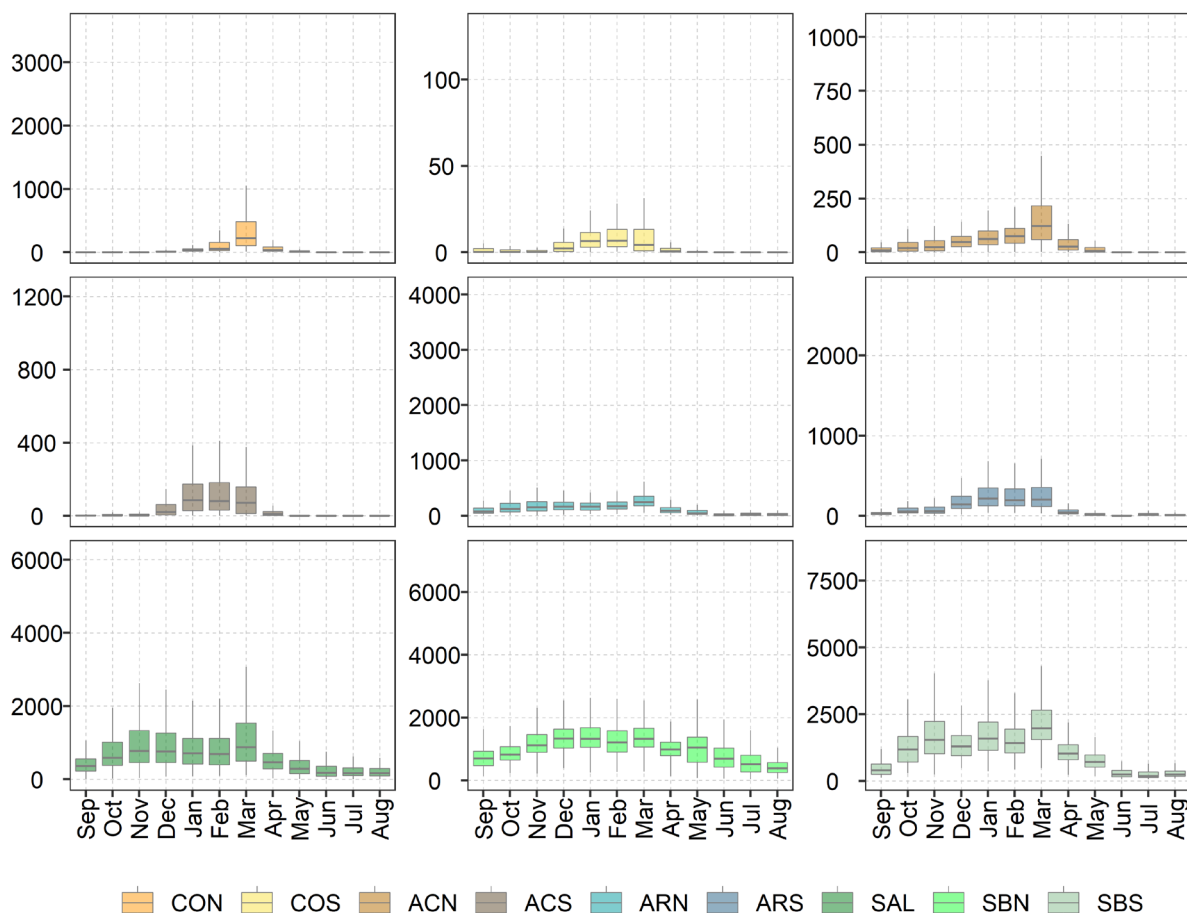


Figura 11. Climatología de la erosividad de precipitación.

Tabla 3. Caracterización regional de la RE.

Región	Media	Mínimo	Máximo	Mediana	SD	CV
CON	743.54	192.6	2257.2	576.05	5.22	7.033
COS	44.03	19.4	93.8	47.05	1.853	4.210
ACN	578.86	249.8	807.2	595.45	1.447	0.249
ACS	455.465	170.7	933.9	371.7	2.254	4.950
ARN	1797.345	880.5	2526.7	1863.45	4.973	2.767
ARS	1487.95	884.8	2184.2	1385.6	4.296	2.887
SAL	7677.605	4627.9	10249.2	7816.9	1.454	1.983
SBN	12242.87	9201.3	17148.6	11774.35	2.127	1.738
SBS	13648.755	8865.1	24267.1	13297.35	3.435	2.517

5 Discusiones

5.1. Comparación con otros estudios y análisis de causas

Los datos de estaciones sub diarios observados, son una fuente fundamental de información sobre la frecuencia y cantidad de lluvia (Chen et al, 2021). Sin embargo, la escasa disponibilidad, irregular distribución e incoherencias espaciales, en regiones escarpadas, limitan el uso de la lluvia observada (Kuhnlein, 2014). Por ello, los SPPs son una solución alternativa a la estimación de la precipitación, ya que proveen información espacialmente continua en grandes áreas geográficas (Zhu, 2011). El empleo complementario de esta información ya es usado en South América, para la estimación de la RE con el método de RUSLE a escala mensual y anual (Bonilla, 2011; Delgado, 2022). La evaluación del producto obtenido de RE en este estudio, es comparado con los datos de lluvia horaria, adecuados para evaluar productos hidrológicos basados en información horaria como la RE (Dass, 2022), que constituyen la base horaria más larga, numerosa y con control de calidad de Perú.

Este estudio es consistente con los RE obtenidos por Rosas et al (2016), sin embargo, los RE promedio máximos son mayores a nuestro producto ($41106 \text{ MJ.mm.ha}^{-1}.\text{h}^{-1}$). Esto puede deberse a que los periodos de análisis son distintos, alterando el resultado final del producto multianual. Además, Rosas (2022), coincide con la cuantificación de la variabilidad de la erosión, encontrando un aumento de la erosión en dirección de ACS a ACN, siendo esta última región la de mayor erosión en los Andes occidentales del Perú. En la región COS, los resultados están en el rango obtenido por Mejía (2021), con un periodo de análisis dentro de los años de análisis de este estudio 1997-2020. En la región sudamericana, uno de los productos globales de RE es GloREDa que estima esta variable mediante datos observados a nivel global y el producto de reanálisis de precipitación ERA5, sin embargo, las mayores diferencias entre las estimaciones de RE y GloREDa se observaron en América del Sur debido a la subestimación de la precipitación en regiones montañosas como los Andes (Beck et al., 2020). Las estaciones observadas empleadas para la elaboración de este producto son principalmente de la selva de Brasil.

5.1.1. Limitaciones del producto RE

En esta investigación los datos horarios de precipitación a resolución temporal horaria están basados en el SPP GPM, evaluaciones sobre el desempeño de este producto en el análisis de eventos de tormenta se han realizado en múltiples regiones del mundo. De acuerdo a Manz (2017) y Derin (2019), el producto GPM es superior a otros productos como TMPA-V7 en la precisión de la estimación de la frecuencia de ocurrencia e intensidad de distribución de las precipitaciones en las regiones andinas. Respecto a la detección de los volúmenes diarios de las lluvias Das (2022) y Emerson (2020) encuentran que GPM es sensible en la identificación de condiciones de lluvias ligeras y nulas. Por otro lado, en la detección de lluvias extremas el promedio global es satisfactorio debido a la corrección de sesgos basada en las estaciones observadas (Zhin, 2021; Ning (2016)), para las condiciones geográficas de la zona

andina de Perú, Derin (2019) identifica ligeras sobreestimaciones. Estos sesgos influyen en la subestimación de la RE en las regiones CON, ARS y ACS, ya que GPM tiene limitaciones para detectar tormentas extremas.

El producto GPM al ser un producto grillado de alta resolución espacial, reduce las incertidumbres de los patrones espaciales ocasionadas por la interpolación puntual de la lluvia y sus derivados en zonas geográficas con baja densidad de EMA (Das, 2022). Sin embargo, la escasez de EMA en la SBN limita la corrección de sesgos de la RE, aunque estas zonas son más resilientes a la erosión debido a su cobertura de suelo y fisiografía llana. Estas zonas poseen un menor nivel de peligro en la generación de eventos extremos como se identifica en el área de dominio del producto SILVIA (Sistema de Monitoreo de Movimientos en Masa Potenciales generados por Lluvias Intensas) para la identificación de eventos de movimientos de tierra (Millán, 2022).

5.1.2. Aplicaciones hidrológicas

La erosividad de la lluvia es un factor clave en la estimación de la erosión de suelos (Micić Ponjiger et. al. 2021). La lluvia y su energía cinética es el principal impulsor de los procesos de erosión hídrica del suelo. Estos procesos están asociados al desprendimiento de partículas del suelo, a la generación de escorrentía y al desencadenamiento de movimientos de masas (Klik, Haas, Dvorackova, & Fuller, 2015; Nyssen et al., 2005). Por otro lado, las prácticas agrícolas sin medidas de conservación del suelo junto al aumento en la intensidad de las tormentas severas (Micić Ponjiger et. al. 2021; Lenzi & Di Luzio, 1997), provocarían la erosión y el aumento de la cantidad de sólidos en suspensión de los ríos, que podrían colmatar los embalses, elevar el lecho de los ríos y afectar la calidad del agua, debido a los elevados niveles de turbidez en la temporada de lluvias.

Las altas tasas de erosión tienen *efectos sobre el terreno* y también *efectos externos* a ellos (Panagos et. al. 2015). Como consecuencia tenemos la contaminación y la baja productividad de las tierras de cultivo (Issaka & Ashraf, 2017). Se espera que los resultados de erosividad de la lluvia desarrollados en esta investigación puedan utilizarse para actualizar los mapas e identificar regiones vulnerables a este modo de erosión. Debemos comprender los procesos físicos de la erosión de suelos, por tal motivo es importante implementar un sistema de monitoreo de erosión y producción de sedimentos en cuencas experimentales. Los resultados de este estudio pueden ser considerados en la planificación de las políticas públicas para la reducción de la erosión dirigidas a la conservación de la productividad del suelo (Blanco-Canqui & Lal, 2010) y mantener los servicios ecosistémicos del suelo en un nivel tolerable (Grillakis et al., 2020), especialmente en las regiones donde se detectó un gran incremento.

En el Perú los datos de las estaciones automáticas son espacialmente escasos. Por tanto, el SENAMHI está instalando radares de lluvia para el año 2023, que nos permitirán contar con información de alta resolución espacio-temporal. Esto podría mejorar potencialmente (Auerswald et al 2019) las estimaciones de la erosividad de la lluvia (Kreklow et al., 2020).

6 Conclusiones

En esta investigación, se estimó la RE en las 9 regiones climáticas de Perú, usando la metodología de RUSLE, a partir de una corrección del producto GPM en base a las EMA horarias y sub horarias en el periodo 2000 al 2020. Se concluye lo siguiente: A través de la calibración espacial de la RE de GPM basada en la RE observada, se logró reducir los sesgos, para analizar su distribución espacial a nivel nacional y regional, en diversas escalas temporales (climatología, mensual, y anual). A nivel nacional, la media de la RE fue de 7840 MJ mm ha⁻¹ h⁻¹ y⁻¹, en el rango de 0 en COS a 60000 MJ mm ha⁻¹ h⁻¹ y⁻¹ en la región SBS, con una distribución espacial similar a la lluvia. Los resultados de este estudio indican que los análisis anteriores subestimaban la RE, debido a la subestimación de las intensidades máximas por el uso de datos diarios de lluvia, sin embargo, la RE obtenida está en el rango de estudios regionales en la Amazonía y el Pacífico sur y norte que usan metodologías similares.

El producto de RE tiene la ventaja de un acceso rápido y simple a la información para la caracterización e identificación de zonas vulnerables a la erosión y tendencias a nivel grillado (0.1° o ~10 km) a escala climatológica, mensual y anual. Esta información es necesaria para la implementación de políticas de conservación y manejo de suelos, administración del agua, prevención de desastres, planeamiento agrícola o forestal y otras aplicaciones para la gestión de cuencas hidrográficas, especialmente en las regiones y periodos estacionales donde se ha identificado un incremento significativo de la tendencia como en ARN y ARS.

En los próximos años, mediante el uso de radares para la identificación de la precipitación horaria observada, los eventos de tormenta podrán ser analizados con mayor precisión, mejorando la precisión de este producto de RE.

7 Agradecimiento

Esta investigación fue financiada por el Servicio Nacional de Hidrología y Meteorología (SENAMHI) del Ministerio del Ambiente de Perú y el Instituto de Investigación para el Desarrollo (IRD) de Francia.

8 Anexo

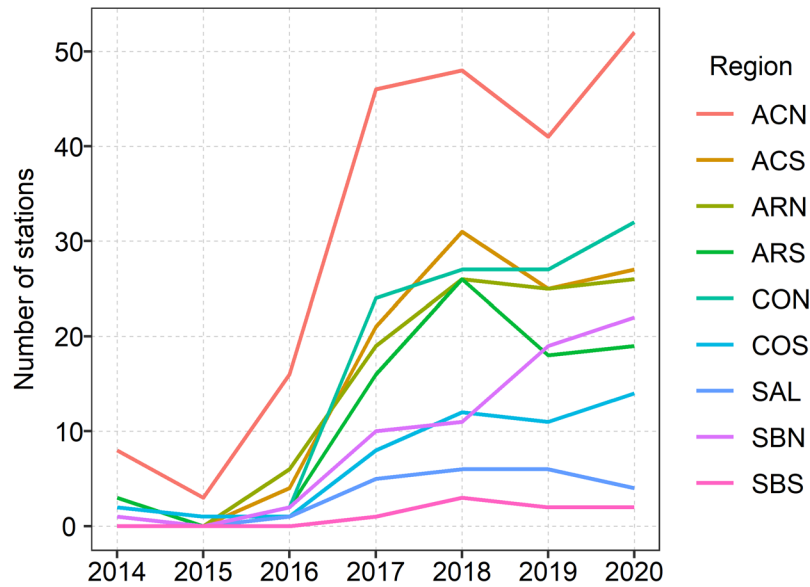


Figura S01. Número de estaciones con disponibilidad de información por año.

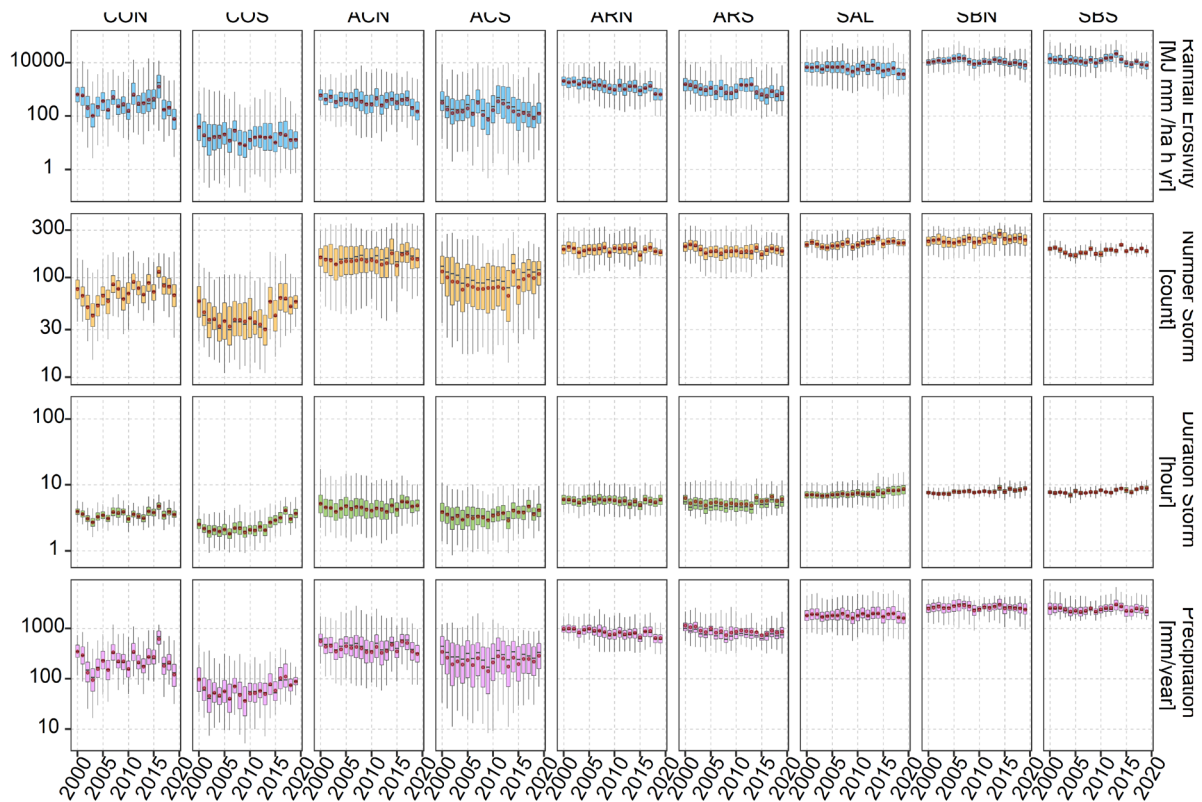


Figura S02. Caracterización de los eventos de tormenta por año a escala regional.

9 Bibliografía

- Agnese, C., Bagarello, V., Corrao, C., d'Agostino, L., and d'Asaro, F. (2006). Influence of the rainfall measurement interval on the erosivity determinations in the mediterranean area. *Journal of Hydrology*, 329(1-2):39–48.
- Angulo-Martínez, M. and Beguería, S. (2009). Estimating rainfall erosivity from daily precipitation records: A comparison among methods using data from the ebro basin (ne spain). *Journal of Hydrology*, 379(1-2):111–121.
- Ashraf, M., Routray, J., and L (2015). Spatio-temporal characteristics of precipitation and drought in Balochistan Province, Pakistan. *Natural Hazards*, 77(1):229–254.
- Aybar, C., Fernández, C., Huerta, A., Lavado, W., Vega, F., and 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.
- Bezak, N., Borrelli, P., and Panagos, P. (2022). Exploring the possible role of satellite-based rainfall data in estimating inter-and intra-annual global rainfall erosivity. *Hydrology and Earth System Sciences*, 26(7):1907–1924.
- Bonilla, C. A. and Vidal, K. L. (2011). Rainfall erosivity in central chile. *Journal of Hydrology*, 410(1-2):126–133.
- Brown, L. and Foster, G. (1987). Storm erosivity using idealized intensity distributions. *Transactions of the ASAE*, 30(2):379–0386.
- Catari, G., Latron, J., and Gallart, F. (2011). Assessing the sources of uncertainty associated with the calculation of rainfall kinetic energy and erosivity—application to the upper llobregat basin, ne spain. *Hydrology and Earth System Sciences*, 15(3):679–688.
- Chen, M., Shi, W., Xie, P., Silva, V. B., Kousky, V. E., Wayne Higgins, R., and Janowiak, J. E. (2008). Assessing objective techniques for gauge-based analyses of global daily precipitation. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 113(D4).
- Chen, Y., Duan, X., Ding, M., Qi, W., Wei, T., Li, J., and Xie, Y. (2022). New gridded dataset of rainfall erosivity (1950–2020) on the tibetan plateau. *Earth System Science Data*, 14(6):2681–2695.
- Chen, Y., Xu, M., Wang, Z., Gao, P., and Lai, C. (2021). Applicability of two satellite-based precipitation products for assessing rainfall erosivity in china. *Science of The Total Environment*, 757:143975.

- Das, S., Jain, M. K., and Gupta, V. (2022). A step towards mapping rainfall erosivity for India using high-resolution gpm satellite rainfall products. *CATENA*, 212:106067.
- Dash, C., Das, N., Adhikary, P. P., et al. (2019). Rainfall erosivity and erosivity density in eastern ghats highland of east india. *Natural Hazards*, 97(2):727–746.
- Delgado, D., Sadaoui, M., Ludwig, W., and Méndez, W. (2022). Spatio-temporal assessment of rainfall erosivity in Ecuador based on Rusle using satellite-based high frequency GPM IMERG precipitation data. *CATENA*, 219:106597.
- Field, C. B., Barros, V., Stocker, T. F., and Dahe, Q. (2012). Managing the risks of extreme events and disasters to advance climate change adaptation: special report of the intergovernmental panel on climate change. Cambridge University Press.
- Fischer, F. K., Winterrath, T., and Auerswald, K. (2018). Temporal-and spatial-scale and positional effects on rain erosivity derived from point-scale and contiguous rain data. *Hydrology and Earth System Sciences*, 22(12):6505–6518.
- Huffman, G. J., Bolvin, D. T., Nelkin, E. J., et al. (2015). Integrated multi-satellite retrievals for gpm (IMERG) technical documentation. NASA/GSFC Code, 612(2015):47.
- Kim, J., Han, H., Kim, B., Chen, H., and Lee, J.-H. (2020). Use of a high resolution satellite based precipitation product in mapping continental-scale rainfall erosivity: A case study of the United states. *Catena*, 193:104602.
- Kühnlein, M., Appelhans, T., Thies, B., and Nauss, T. (2014). Improving the accuracy of rainfall rates from optical satellite sensors with machine learning a random forests based approach applied to msg seviri. *Remote Sensing of Environment*, 141:129–143.
- Lobo, G. P. and Bonilla, C. A. (2015a). Effect of temporal resolution on rainfall erosivity estimates in zones of precipitation caused by frontal systems. *Catena*, 135:202–207.
- Lobo, G. P. and Bonilla, C. A. (2015b). Sensitivity analysis of kinetic energy-intensity relationships and maximum rainfall intensities on rainfall erosivity using a long-term precipitation dataset. *Journal of hydrology*, 527:788–793.
- Mello, C. d., Viola, M., Beskow, S., and Norton, L. (2013). Multivariate models for annual rainfall erosivity in brazil. *Geoderma*, 202:88–102.

- Ning, S., Wang, J., Jin, J., and Ishidaira, H. (2016). Assessment of the latest GPM-ERA high resolution satellite precipitation products by comparison with observation gauge data over the Chinese mainland. *Water*, 8(11):481.
- Padulano, R., Rianna, G., and Santini, M. (2021). Datasets and approaches for the estimation of rainfall erosivity over italy: A comprehensive comparison study and a new method. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 34:100788.
- Panagos, P., Ballabio, C., Borrelli, P., and Meusburger, K. (2016). Spatio-temporal analysis of rainfall erosivity and erosivity density in greece. *Catena*, 137:161–172.
- Panagos, P., Ballabio, C., Borrelli, P., Meusburger, K., Klik, A., Rousseva, S., Tadić, M. P., Michaelides, S., Hrabalíková, M., Olsen, P., et al. (2015). Rainfall erosivity in Europe. *Science of the Total Environment*, 511:801–814.
- Panagos, P., Borrelli, P., Meusburger, K., Yu, B., Klik, A., Jae Lim, K., Yang, J. E., Ni, J., Miao, C., Chattopadhyay, N., et al. (2017). Global rainfall erosivity assessment based on high-temporal resolution rainfall records. *Scientific reports*, 7(1):1–12.
- Posch, M. and Rekolainen, S. (1993). Erosivity factor in the universal soil loss equation estimated from finnish rainfall data. *Agricultural and Food Science*, 2(4):271–279.
- Raj, R., Saharia, M., Chakma, S., and Rafieinasab, A. (2022). Mapping rainfall erosivity over india using multiple precipitation datasets. *Catena*, 214:106256.
- Rajbanshi, J. and Bhattacharya, S. (2020). Assessment of soil erosion, sediment yield and basin specific controlling factors using rusle-sdr and plsr approach in konar river basin, india. *Journal of Hydrology*, 587:124935.
- Renard, K. G. and Freimund, J. R. (1994). Using monthly precipitation data to estimate the r-factor in the revised usle. *Journal of hydrology*, 157(1-4):287–306.
- Rosewell, C. J. (1986). Rainfall kinetic energy in eastern australia. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 25(11):1695–1701.
- SA, S. M., Al-Toum, S., and Jaafar, O. (2003). Rainsplash erosion: A case study in tekala river catchment, east selangor malaysia. *Geografia*, 1(4):44–59.
- Tan, J., Huffman, G. J., Bolvin, D. T., and Nelkin, E. J. (2019). Imerg v06: Changes to the morphing algorithm. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 36(12):2471–2482.
- Tapiador, F. J., Turk, F. J., Petersen, W., Hou, A. Y., García-Ortega, E., Machado, L. A., Angelis, C. F., Salio, P., Kidd, C., Huffman, G. J., et al. (2012). Global precipitation measurement: Methods, datasets and applications. *Atmospheric Research*, 104:70–97.

- TAPLEY Jr, T. D. and Waylen, P. R. (1990). Spatial variability of annual precipitation and ENSO events in western Peru. *Hydrological Sciences Journal*, 35(4):429–446.
- Thakur, M. K., Kumar, T. L., Narayanan, M., Kundeti, K. R., and Barbosa, H. (2020). Analytical study of the performance of the IMERG over the Indian landmass. *Meteorological Applications*, 27(3):e1908.
- Usón, A. and Ramos, M. (2001). An improved rainfall erosivity index obtained from experimental interrill soil losses in soils with a Mediterranean climate. *Catena*, 43(4):293–305.
- Vantas, K., Sidiropoulos, E., and Evangelides, C. (2019). Rainfall erosivity and its estimation: Conventional and machine learning methods. *Soil erosion-rainfall erosivity and risk assessment*, 19.
- Vrieling, A., Hoedjes, J. C., and van der Velde, M. (2014). Towards large-scale monitoring of soil erosion in Africa: Accounting for the dynamics of rainfall erosivity. *Global and Planetary Change*, 115:33–43.
- Vrieling, A., Sterk, G., and de Jong, S. M. (2010). Satellite-based estimation of rainfall erosivity for Africa. *Journal of Hydrology*, 395(3-4):235–241.
- Wang, Y., Cheng, C., Xie, Y., Liu, B., Yin, S., Liu, Y., and Hao, Y. (2017a). Increasing trends in rainfall-runoff erosivity in the source region of the Three Rivers, 1961–2012. *Science of the Total Environment*, 592:639–648.
- Wang, Z., Zhong, R., Lai, C., and Chen, J. (2017b). Evaluation of the GPM IMERG satellite based precipitation products and the hydrological utility. *Atmospheric Research*, 196:151–163.
- Williams, R. and Sheridan, J. (1991). Effect of rainfall measurement time and depth resolution on E_i calculation. *Transactions of the ASAE*, 34(2):402–406.
- Wischmeier, W. and Smith, D. (1978). *Predicting rainfall erosion losses: a guide to conservation planning*. Number 537.
- Yan, S., Mingnong, F., Hongzheng, Z., and Feng, G. (2010). Interpolation methods of China daily precipitation data. , 21(3):279–286.
- Yin, S., Xie, Y., Nearing, M., and Wang, C. (2007). Estimation of rainfall erosivity using 5-to 60-minute fixed-interval rainfall data from China. *Catena*, 70(3):306–312.
- Zhu, D., Xiong, K., and Xiao, H. (2021). Multi-time scale variability of rainfall erosivity and erosivity density in the karst region of southern China, 1960–2017. *Catena*, 197:104977.

Zhu, Q., Chen, X., Fan, Q., Jin, H., and Li, J. (2011). A new procedure to estimate the rainfall erosivity factor based on tropical rainfall measuring mission (trmm) data. *Science China Technological Sciences*, 54(9):2437–2445.