



Universidad
Mariana

Estimación de lluvias de diseño basado en información de alta resolución espacial en el departamento de Nariño.

Andrea Camila Delgado Bucheli
Yeiner Andrés Castillo Gutiérrez

Universidad Mariana
Facultad de Ingeniería
Programa de Ingeniería Ambiental
San Juan de Pasto
2024

Estimación de lluvias de diseño basado en información de alta resolución espacial en el departamento de Nariño.

Andrea Camila Delgado Bucheli
Yeiner Andrés Castillo Gutiérrez

Informe de investigación para optar al título de:
Ingenieros Ambientales

Asesor
Mg. Francisco Ricardo Mafla Chamorro

Universidad Mariana
Facultad de Ingeniería
Programa de Ingeniería Ambiental
San Juan de Pasto
2024

Artículo 71: los conceptos, afirmaciones y opiniones emitidos en el Trabajo de Grado son responsabilidad única y exclusiva del (los) Educando (s)

Reglamento de Investigaciones y Publicaciones, 2007

Universidad Mariana

Agradecimientos

Andrea Delgado:

Quiero expresar mi más sincero agradecimiento a todas las personas que me han acompañado y apoyado a lo largo de este camino académico. En primer lugar, a mis padres, Luis y Alba, por su amor incondicional, su guía y sacrificios. A mi mamá, Alba, especialmente, por ser mi pilar y mi mayor fuente de inspiración. A mis hermanos, Mario y Lu, por su compañía, confianza y apoyo constante.

A mi compañero y amigo, Yeiner, por compartir conmigo este reto y por su dedicación y esfuerzo. A nuestro asesor Francisco Mafla, por su guía y valiosas enseñanzas a lo largo de este proceso.

A Margara, mi profesora favorita y apoyo incondicional, por su sabiduría, su confianza en mí y por estar siempre dispuesta a ofrecer su conocimiento, ánimo y amistad.

A mis mejores amigos, Andrea, Andrea, Ángela y Camilo, quienes me brindaron su amistad sincera y me impulsaron a seguir adelante, incluso en los momentos más difíciles. Gracias por compartir conmigo risas, desvelos y sueños.

A mis profesoras y profesores, quienes con su conocimiento y dedicación forjaron mi camino académico.

Yeiner Castillo:

Le agradezco a Dios por acompañarme y darme fortaleza durante este proceso.

Agradezco inmensamente a mis padres por su apoyo incondicional en cada momento de mi vida y por ser ejemplo de valores, de trabajo duro y mi principal motivo de ser mejor cada día.

A mi compañera y amiga Andrea, por su dedicación y esfuerzo en todos los momentos que trabajamos para sacar adelante esta investigación.

A los “panquitos” Camilo y Andrea, que siempre han estado ahí para mí con su valiosa amistad en momentos de alegrías y tristezas.

A mis demás colegas y amigos, quienes hicieron que la formación en la Universidad fuera menos tediosa y más entretenida.

Agradecemos a nuestro asesor, por su apoyo, guía y buena disposición durante el desarrollo de este trabajo de grado y por haber confiado en nosotros.

A los que siempre me acompañaron desde el inicio y aún siguen hasta hoy y a los que me cuidan desde el cielo, por haber hecho parte de mi vida.

“Gracias totales”

Dedicatoria

Andrea Delgado:

A mi familia, que es el motor de todos mis logros.

A mis padres, Luis y Alba, con todo mi amor y gratitud. Mamá, esta tesis es también tuya, por tu fuerza, tu fe en mí y por nunca dejar de creer en mis capacidades.

A mis hermanos, Mario y Lu, por estar siempre a mi lado, en cada paso de este viaje.

A mis queridas abuelas, Cecilia y Rosaura. A ti, abuela Cecilia, por tu amor y compañía. Y a ti, abuela Rosaura, que me cuidas desde el cielo, sé que siempre me has acompañado en cada paso de este recorrido.

Esto es para ustedes, quienes hacen que todo valga la pena.

Yeiner Castillo:

A mis padres, quienes son el impulso y pilar en el cual me he forjado.

Contenido

1	Resumen del proyecto	12
1.1	Introducción	13
1.2	Antecedentes	15
1.3	Justificación y Planteamiento del Problema	17
1.3.1	<i>Justificación</i>	17
1.3.2	<i>Planteamiento del problema</i>	18
1.3.3	<i>Hipótesis</i>	19
1.4	Objetivos	19
1.4.1	<i>Objetivo general</i>	19
1.4.2	<i>Objetivos específicos</i>	19
1.5	Materiales y Métodos	20
1.5.1	<i>Área de estudio</i>	20
1.5.2	<i>Descripción de metodologías</i>	21
1.6	Diseño experimental o análisis estadístico.....	25
1.6.1	<i>Outliers</i>	25
1.6.2	<i>Homogeneidad</i>	26
1.6.3	<i>Independencia</i>	26
1.6.4	<i>Error Estándar de Ajuste</i>	27
1.6.5	<i>Semivariograma</i>	28
1.6.6	<i>Kriging Ordinario</i>	28
1.6.7	<i>Kriging Simple</i>	29
1.6.8	<i>Porcentaje de Sesgo (PBIAS)</i>	29
1.6.9	<i>Relación de Desviación Estándar de las Observaciones (RSR)</i>	29
1.6.10	<i>Eficiencia de Nash – Sutcliffe (NSE)</i>	30
1.6.11	<i>Evaluación del desempeño de los MCR</i>	30
1.7	Resultados Esperados.....	31
1.8	Línea de investigación y área temática	32
2	Resultados y discusión	33
2.1	Series de precipitación máximas de diferentes duraciones de acuerdo a la disponibilidad de datos de alta resolución espacial.	33

2.2 Aplicación del método de frecuencia de Gumbel por momentos, para un ajuste de las series de precipitación máximas de diferentes duraciones temporales con series proyectadas con información de alta frecuencia temporal disponible en la región.	41
2.2.1 <i>Parámetros de ajuste.</i>	42
2.2.2 <i>Análisis exploratorio de datos.</i>	44
2.2.3 <i>Análisis de tendencia.</i>	47
2.2.4 <i>Semivariograma.</i>	48
2.2.5 <i>Interpolación.</i>	49
2.2.6 <i>Mapas de interpolación espacial.</i>	51
2.3 Validación de los parámetros de ajuste del modelo de distribución seleccionado para la construcción de lluvias de diseño de diferentes duraciones, para distintas locaciones del departamento de Nariño.	53
3 Conclusiones	61
4 Recomendaciones.....	63
Referencias bibliográficas	64
Anexos.....	68

Índice de Tablas

Tabla 1	Rangos de desempeño según las métricas RSR, NSE y PBIAS	30
Tabla 2	Resultados esperados por cada objetivo	31
Tabla 3	Precipitaciones máximas para diferentes duraciones	33
Tabla 4	Datos de ausencia y presencia para las pruebas estadísticas	34
Tabla 5	Valores de test de homogeneidad	38
Tabla 6	Valores de μ y α para ERA5	43
Tabla 7	Índice de Moran para μ y α	48
Tabla 8	Valores de error por diferentes métodos de interpolación.....	50
Tabla 9	Métodos de interpolación utilizados para α y μ	51
Tabla 10	Resultados de ausencia o presencia de estaciones ideam	54
Tabla 11	Parámetros μ y α	56

Índice de Figuras

Figura 1 Mapa de ubicación geográfica de la zona de estudio.....	20
Figura 2 Diagrama de flujo código Python	22
Figura 3 Semivariograma.....	28
Figura 4 Test de Outlier	35
Figura 5 Outliers de las series de precipitación máxima para diferentes duraciones.....	36
Figura 6 Homogeneidad de las series de precipitación máxima para diferentes duraciones	38
Figura 7 Test de Independencia de Anderson-Darling	39
Figura 8 Independencia de las series de precipitación máxima para diferentes duraciones	40
Figura 9 Ajuste de Gumbel	42
Figura 10 Valores de μ , duración 1 hora.....	45
Figura 11 Valores μ , duración 24 horas	46
Figura 12 Valores α , duración 1 hora.....	46
Figura 13 Valores α , duración 24 horas	47
Figura 14 Ejemplo del ajuste del semivariograma teórico.....	49
Figura 15 Mapas de interpolación Kriging	52
Figura 16 Mapa de estaciones IDEAM.....	53
Figura 17 Distribución de Gumbel asociado a periodos de retorno, para diferentes estaciones..	57
Figura 18 Desempeño de ERA5 con respecto a las estaciones IDEAM en el área de estudio....	58

Índice de Anexos

Anexo a. Precipitaciones máximas para diferentes duraciones	68
Anexo b. Datos de Ausencia Presencia para todas las estaciones.....	70
Anexo c. Distribución de α y μ de estaciones IDEAM y ERA5	88
Anexo d. Resultados de métricas de validación sin ajuste.....	89
Anexo e. Resultados métricas de validación con ajuste	92

1 Resumen del proyecto

El análisis de datos hidrometeorológicos es fundamental para gestionar recursos hídricos, especialmente en regiones con escasa disponibilidad de información. Este estudio se centra en el departamento de Nariño, Colombia, utilizando datos de precipitación del reanálisis climático ERA5. De acuerdo a la metodología del estudio, se preparó las series de precipitación máxima (SPM) obtenidas del producto de reanálisis ERA5, para estimar lluvias de diseño, a partir de un conjunto de técnicas estadísticas, análisis de frecuencia, interpolación y una validación, basada en la comparación punto – píxel, con la red de estaciones de campo del Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales (IDEAM). Por su parte ERA5 presentó más datos atípicos en la región Andina y en duraciones inferiores a doce (12) horas, sin embargo, también están presentes en la región del pacífico, donde el único píxel que coincide en la presencia de outliers con la estación de campo Mosquera, es el n°1 y para las SPM de estaciones IDEAM la mayoría de datos atípicos se dan en influencia de la región pacífica, otra en la estación CUMBAL y en la estación CHURUYACO. Las SPM de ERA5 presentaron resultados positivos en cuanto a homogeneidad e independencia, por lo tanto, se aceptaron las series para el análisis de frecuencia con el modelo de Gumbel por momentos. La interpolación con el error inferior de estimación fue a través del modelo de Kriging Ordinario con ajuste esférico y el Kriging Simple con ajuste Gaussiano, donde se observó una tendencia de oeste a este en el departamento de Nariño, presentándose las precipitaciones más altas e intensas en la región del pacífico en comparación con la región andina. Quince (15) de treinta y un (31) píxeles de ERA5 con una resolución espacial de 31 km se consideran con un desempeño bueno para posibles modelos de IDF en la zona de estudio y para la los píxeles con un desempeño insatisfactorio o sin validación se deben ajustar y comparar con productos de mayor resolución espacial validados como CHIRPS, especialmente para le región andina. La resolución temporal de ERA5 de una (1) hora también juega un papel muy importante, debido a que las lluvias intensas comúnmente son capturadas en resoluciones temporales más pequeñas, que pueden presentar resultados más precisos en la generación de curvas IDF, utilizadas en el diseño hidrológico.

1.1 Introducción

En la actualidad, el análisis de datos meteorológicos a través de tecnologías avanzadas se ha convertido en un componente esencial para comprender y gestionar eficazmente los recursos hídricos en distintas regiones del mundo. La utilización de bases de datos satelitales ha sido un recurso valioso para estudios sobre la distribución y estimación de la precipitación, tanto a nivel global (Hassler y Lauer 2017), como en regiones específicas de Sudamérica (Rivera et al., 2018) y, más recientemente, en el departamento de Nariño, Colombia, se realizó una evaluación espacio temporal donde se analizó la lluvia CHIRPS, validando estos datos en la región para que puedan ser utilizados en estudios adicionales (Ocampo et al., 2022).

En zonas montañosas, se han revelado cambios significativos de la precipitación, con una rápida variación en distancias cortas (Funk et al., 2015). Este contexto motiva la necesidad de desarrollar un enfoque específico para el departamento de Nariño, considerando su topografía diversa. Además es importante brindar a las entidades públicas y privadas información confiable de los diversos instrumentos de medición que existen actualmente, para implementar y mejorar el análisis de nuevas bases de datos, distintas a las convencionales, con el fin de fomentar un mayor interés en la gestión del recurso hídrico y gestión del riesgo, a través de la tecnología e instrumentos de teledetección, como herramientas clave para el avance en estos campos.

Este estudio utiliza los datos horarios ERA5 “en niveles únicos desde 1940 hasta el presente”, proporcionados por el servicio de reanálisis climático de Copernicus (C3S). Con el objetivo de estimar lluvias de diseño basado en el análisis de datos de diferentes duraciones temporales utilizando información de “alta resolución espacial” en el departamento de Nariño, durante un periodo de 36 años, desde 1988 hasta 2023. Para esto, ERA 5 tiene una resolución espacial horizontal de $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ y una resolución temporal de una hora. Estos datos están disponibles para su descarga en dos formatos: GRIB1 (Gridded Binary) y NetCDF (network Common Data Format). Los datos de precipitación total se obtienen a partir de la combinación de observaciones y modelos numéricos de predicción del tiempo (Siles, 2022).

La investigación tiene como objeto principal ofrecer una metodología rigurosa y con resultados confiables para estimar los valores de las lluvias de diseño en la región de Nariño. Para cumplir con este fin, se construyeron los objetivos específicos del proyecto, desde la descarga de información, técnicas estadísticas aplicadas a la hidrología para el análisis de las precipitaciones, su distribución espacial y un contraste con las mediciones de lluvia in situ.

Se espera que esta investigación permita un mayor conocimiento de las condiciones climáticas de la región y, en consecuencia, se puedan tomar decisiones con un mejor criterio para la planificación y gestión del recurso hídrico.

1.2 Antecedentes

Buscando estimar lluvias de diseño con datos de precipitación a partir de información de alta resolución espacial, se encuentran herramientas como ERA5 que brindan datos que cumplen con los requerimientos para la obtención de nuevos e innovadores modelos para la construcción de series máximas de precipitaciones, Siles (2022) afirma que ERA5 proporciona datos de precipitación como uno de sus parámetros de nivel único, “Single Level parameters”, lo que significa que son datos de valores promedio únicos para cada punto de la cuadrícula. La resolución horizontal de la cuadrícula es de 0.25° (~31 km) y la resolución temporal es de 1 hora.

De la mano de las grandes innovaciones que se pueden encontrar sobre la obtención de datos mediante herramientas de teledetección y reanálisis surge la necesidad de validar y comparar las estimaciones de precipitación generadas mediante este tipo de herramientas sistemáticas.

En México, en una investigación que dentro de sus objetivos fue determinar y analizar la precisión de varios productos entre ellos el de reanálisis ERA 5, para conocer las precipitaciones extremas en el valle de México, en donde se afirma que ERA5 al tener una menor resolución espacial en comparación con otros productos, la localización de la malla de información (píxeles) no permite capturar el comportamiento en zonas altas, donde se encuentran sistemas montañosos, no reproduciendo bien su información con los datos observados en campo.

Específicamente para Colombia, se han llevado a cabo investigaciones con este propósito, con estimaciones de precipitación generadas a partir de dos productos: una nueva versión de las estimaciones del Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales, IDEAM, denominada Información Reciente de Estimación de Precipitación, IRE, y Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station Data, CHIRPS. La validación se centró en pruebas estadísticas como el Error Absoluto Medio, MAE, y el Coeficiente de Eficiencia Modificado, CEM, enfocándose en series mensuales de precipitación en toda la región colombiana. Por otro lado, en Colombia también se validó la información climatológica de diferentes variables, entre estas la precipitación, estimadas por la reanálisis ERA5 mediante una comparativa con los datos provenientes de estaciones del IDEAM en varias regiones. En general se encontraron sub y sobreestimaciones por parte de ERA5 de diferentes variables climatológicas, con respecto a los

valores observados, encontrando incluso algunas sobrestimaciones de más del 100%. Sin embargo, ERA5 se mostró como una fuente de información útil para representar la climatología de algunas regiones del país al menos siguiendo adecuadamente el comportamiento de las variables medidas por el IDEAM, al menos en términos de ciclo anual y variabilidad interanual (Vásquez, 2019).

En investigaciones recientes, específicamente en Nariño, se encuentran Ocampo et al., (2022) quienes abordaron el uso de estimaciones basadas en infrarrojos para mejorar la resolución y precisión de las lluvias de diferentes sensores. Este estudio se enfocó en aspectos como la influencia de la oscilación multidecadal del Atlántico en la intensificación del flujo de ríos y la precipitación en Colombia, así como en el análisis de tendencias de largo plazo en la cuenca del río Aburrá y la estimación del balance hídrico en la región Pacífica Colombiana. La investigación resalta que el uso de estimaciones basadas en infrarrojos puede ser fundamental para mejorar la resolución y precisión de las lluvias de diversos sensores, impactando positivamente en la monitorización de condiciones ambientales.

Por otro lado, Raharjo et al., (2018) mencionan que “el análisis del diseño de lluvia utilizando el método TRMM es una teoría para encontrar lluvia de diseño en una cuenca que no cuenta con una estación de registro de lluvia”. Además, el registro TRMM disponible (unos 15 años hasta su reciente salida de servicio) es suficientemente prolongado para evaluar intensidades asociadas a períodos de retorno de hasta 30 años, compatibles con los requerimientos de muchas obras hidráulicas, (Scasserra y Uriburu 2020). Sin embargo, existen productos satelitales con reanálisis de datos, que permiten la obtención de información de un periodo de registro más extenso.

En este contexto investigativo, en la Ciudad de Tunja se manifiesta y soluciona un modelo matemático destinado a prever el comportamiento de la precipitación. En este proceso, la información pluviométrica se sometió a pruebas de ajuste a funciones de distribución de probabilidad, siendo identificada la función Gumbel como la más óptima. Posteriormente, mediante tratamientos matemáticos que emplean dicha distribución y la aplicación del método de regresión lineal múltiple y se establece la relación entre la intensidad, duración y frecuencia de la precipitación-IDF (Suárez et al., 2020). La aplicación del análisis de frecuencia de eventos extremos varía dependiendo de la bondad de ajuste, eligiendo las distribuciones que mejor representan a la serie, en orden de mérito (Ganancias, 2010).

Ahora bien, Sun et al., (2019) afirmaron que las curvas IDF se utilizan para describir la distribución de la lluvia extrema, además, presentaron un enfoque innovador para derivar este tipo de curvas de alta resolución utilizando datos de teledetección, ya que esta última es una herramienta esencial para las aplicaciones regionales de recursos hídricos que requieren observaciones frecuentes del forzamiento meteorológico, particularmente en áreas que tienen escasas redes de pluviómetros (Dandridge et al., 2019).

1.3 Justificación y Planteamiento del Problema

1.3.1 Justificación

Buscando analizar los datos de lluvia en el departamento de Nariño, se da la importancia de implementar en la región un uso piloto de tecnologías de sensoramiento remoto, bases de datos satelitales y de reanálisis, como los proporcionados por el servicio de reanálisis climático de Copernicus C3S en el producto denominado ERA5. Esta información facilita la viabilidad del estudio al presentar una distribución espacial homogénea y ser de libre acceso. Esto crea una oportunidad para la articulación de información relevante que pueden utilizar tanto entidades públicas como privadas en el departamento de Nariño, así como para otros investigadores interesados en este mismo enfoque. Además, fomenta el interés en la evaluación de la gestión del recurso hídrico mediante nuevas tecnologías y la aplicación de metodologías estadísticas ya estudiadas por otros investigadores, en datos de lluvias, medidas con ayuda de instrumentos satelitales, que no han sido analizados con frecuencia en la región. Por lo tanto, los principales beneficiarios de este estudio son las instituciones responsables de gestionar el recurso hídrico en las cuencas del departamento, con un impacto indirecto positivo en las comunidades rurales y urbanas.

La información obtenida mediante modelos de reanálisis puede ser crucial para la gestión ambiental, la implementación de políticas relacionadas con el medio ambiente y el desarrollo sostenible en Colombia. Este estudio contribuirá a tomar decisiones, adaptadas a las condiciones locales de Nariño.

1.3.2 Planteamiento del problema

En la región andina, pacífica y amazónica del departamento de Nariño, los análisis hidrológicos y climáticos para estimar lluvias de diseño son limitados. A lo largo del tiempo, los diseños hidrológicos se han realizado a partir de información pluviográfica; geográficamente escasa, decreciente y algunas estaciones presentan un registro temporal insuficiente (Scasserra y Uriburu, 2020).

Sin embargo, a través de datos satelitales y de reanálisis, con información de alta resolución espacial, es decir, información geográficamente distribuida y homogénea; permite reducir el problema, pero estos análisis en la región son limitados y no se conoce el comportamiento de esta información, en aplicaciones de diseño hidrológico, por lo tanto, el rango de confiabilidad para comprender los patrones de precipitación máxima se desconoce.

Existen procedimientos aplicados utilizando información satelital, en regiones con características que difieren una de otra. Por lo tanto, no es correcto definir una confiabilidad de manera global de estas estimaciones (Scasserra y Uriburu, 2020). De manera que, existe un desarrollo insuficiente enfocado en la obtención de datos de precipitación a partir de modelos de reanálisis de variables climatológicas, con beneficio de estimar lluvias de diseño, en el departamento de Nariño.

Por otro lado, la información de diferentes bases de datos que utilizan una estimación de lluvia de forma indirecta, presenta una incertidumbre; ocasionando que los métodos de estimación de lluvias de diseño y desagregación temporal funcionen de una forma estadísticamente adecuada en series de campos reales de lluvia alta, pero que no funcionan de forma adecuada en secuencias de campo con una cantidad de lluvia baja (Hernández et al., 2008). Entonces, es necesario plantear modelos matemáticos y estadísticos con el fin de desarrollar nuevas alternativas para evaluar la variabilidad de esta información en aplicaciones como la gestión del recurso hídrico, que permita una mayor homogeneidad, reduciendo los límites en cuanto a disponibilidad de información y aumentando el interés del beneficio en la recolección de datos de lluvias por teledetección.

En el contexto de esta problemática, surge la pregunta de investigación: ¿Cuál es la similitud entre la estimación de lluvias de diseño a partir de información de alta resolución espacial con respecto a las estimaciones con precipitaciones medidas en estaciones de campo, en el departamento de Nariño?

1.3.3 Hipótesis

La estimación de lluvias de diseño con datos de precipitación, a partir de información de alta resolución espacial, en diferentes periodos de tiempo, es válida en un rango de confiabilidad del 70%, en relación a las observaciones que proveen las estaciones de campo existentes en el departamento de Nariño.

1.4 Objetivos

1.4.1 Objetivo general

Estimar lluvias de diseño basado en el análisis de datos de diferentes duraciones temporales utilizando información de alta resolución espacial en el departamento de Nariño.

1.4.2 Objetivos específicos

- Construir series de precipitación máximas de diferentes duraciones de acuerdo a la disponibilidad de datos de alta resolución espacial.
- Aplicar el método de frecuencia de Gumbel por momentos, para un ajuste de las series de precipitación máximas de diferentes duraciones temporales con series proyectadas con información de alta frecuencia temporal disponible en la región.
- Validar los parámetros de ajuste del modelo de distribución seleccionado, para la construcción de lluvias de diseño de diferentes duraciones, en distintas locaciones del departamento de Nariño.

1.5 Materiales y Métodos

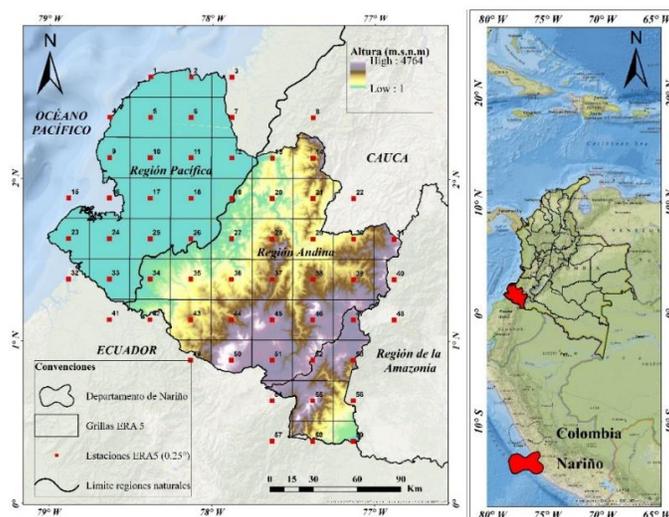
1.5.1 Área de estudio

En la figura 1, se delimita la zona de estudio correspondiente al departamento de Nariño, ubicado en el extremo suroeste de Colombia, limitando al norte con el departamento del Cauca, al este con el departamento de Putumayo, al sur con la República del Ecuador y al oeste con el océano Pacífico. Con una extensión de 33.268 km² y un gradiente de elevación de 0 a 4764 m.s.n.m. con regiones claramente diferenciadas como la región Pacífica, el Nudo de los Pastos, el Macizo Colombiano, la región Andina que origina la cordillera Occidental, Centro-Oriental, y la región del Piedemonte al oriente de Nariño y occidente del Putumayo (Delgado et al., 2007).

Según Cerón et al., (2021), el Chocó Biogeográfico Colombiano (CBC) presenta tres núcleos de precipitaciones: el norte con 9.000 mm/año, el centro-sur con 10.000 mm/año y el sur con 7.000 mm/año. En la región pacífica del departamento de Nariño, ubicada en el sur del CBC, las precipitaciones son más abundantes ya que en la región Andina, se dan precipitaciones mínimas de aproximadamente 600 mm por año (Ocampo et al., 2020).

Figura 1

Mapa de ubicación geográfica de la zona de estudio



Nota: La figura 1 representa la ubicación del departamento de Nariño, Colombia, con un modelo de elevación digital y utilizando un sistema de coordenadas geográficas. Base cartográfica tomada de los datos abiertos del IGAC (2021).

Para el análisis de esta investigación se definió como área de estudio la zona comprendida entre los 0.35° a 2.69° de latitud norte y de los -76.8° a -79.01° de longitud oeste, utilizando como Primer Meridiano: Greenwich (0,0). Donde se visualizan 59 puntos de color rojo, los cuales representan la malla de información de precipitación total de ERA5, distribuida espacialmente en el área de estudio, con una resolución de $0.25^{\circ} \times 0.25^{\circ}$ (~31 km). Figura 1.

1.5.2 Descripción de metodologías

Para el desarrollo de la investigación se utilizaron los datos de precipitación total del producto “Datos horarios ERA 5 en niveles individuales desde 1940 hasta el presente” proporcionados por el servicio de reanálisis climático de Copernicus - C3S (Hersbach et al., 2023). En este portal, se seleccionó la variable específica de precipitación total y se estableció el periodo temporal deseado, que abarca desde 1988 hasta 2023. Se descargaron los datos horarios de precipitación en el formato NetCDF, que es común para almacenar datos climáticos de este tipo (Siles, 2022).

Para la manipulación de estos archivos, se emplearon algunas herramientas como arcGIS 10.8, para análisis y visualización espacial de la información; Excel, para la automatización de cálculos y análisis de datos. A partir de la caja de herramientas de ArcGIS se utiliza la herramienta multidimensional; el fin de esta instrucción es crear una vista de tabla de la variable de interés, que es la precipitación total (tp), a partir de esta exportar en un formato compatible con Excel, como el xlsx. Esta información proporcionó una base sólida, sin embargo, solo se encuentra disponible en duración temporal de una hora.

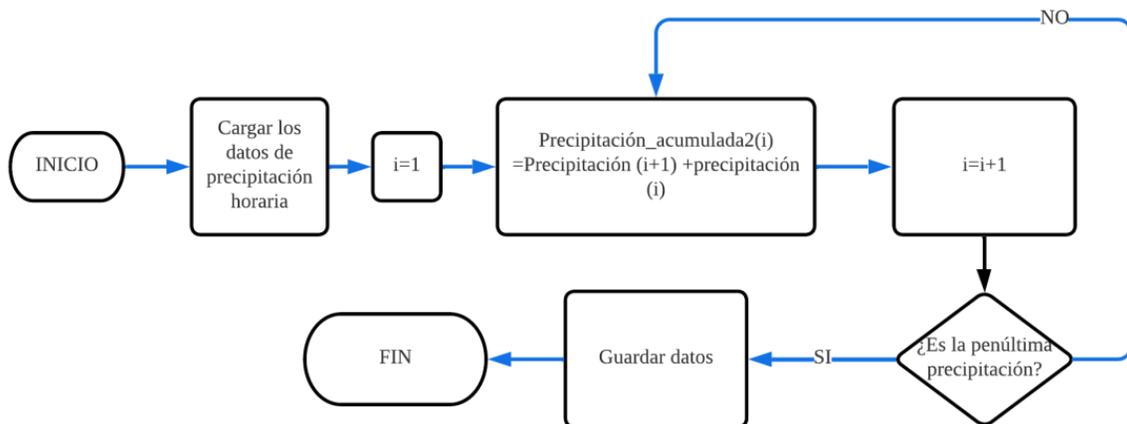
Dado que el interés del estudio abarcaba diversas duraciones temporales, fue necesario desarrollar un código personalizado para la acumulación de la precipitación. El código se implementa en el entorno de programación de Python. Este se diseñó para procesar los datos horarios descargados y acumular la precipitación en intervalos específicos, generando así datos

acumulados para diferentes duraciones temporales. La lógica del código se basó en la suma progresiva de los valores de precipitación horaria para formar acumulados de 2 horas, 3 horas, 6 horas, 12 horas y 24 horas, tal como se muestra en la figura 2, donde se puede observar el diagrama de flujo del código que generó una precipitación acumulada de 2 horas.

Una vez implementado el código, se verificó la precisión de los resultados comparando los valores acumulados con los datos originales de precipitación horaria. Este paso aseguró la coherencia y validez de los datos generados, permitiendo una transición suave de los datos iniciales a los acumulados. Facilitando así, el siguiente paso, donde tras obtener los datos, se crean series de precipitaciones máximas anuales (pmxa) del periodo de estudio (36 años) y se lleva a cabo un análisis estadístico con test de outliers, homogeneidad e independencia.

Figura 2

Diagrama de flujo código Python



En la búsqueda de comprender y modelar los patrones de precipitación máxima (pmx) en el departamento de Nariño y posterior a la recopilación de datos de diferentes duraciones para 59 “estaciones” satelitales distribuidas espacialmente en el departamento, se busca realizar un análisis de frecuencia. Se utilizó la distribución de Gumbel, reconocida por su capacidad para modelar y

calibrar eventos extremos, para ajustar los datos recopilados (Ganancias, 2010). A continuación, se presentan las funciones de probabilidad $f(x)$ y probabilidad acumulada $F(x)$:

$$f(x) = \frac{1}{\alpha} * e^{-\left(\frac{x-\mu}{\alpha}\right)} * e^{-e^{-\left(\frac{x-\mu}{\alpha}\right)}}$$

$$F(x) = e^{-e^{-\left(\frac{x-\mu}{\alpha}\right)}}$$

Los estimadores por momentos son herramientas estadísticas que proporcionan una descripción detallada de la distribución de los datos (Ganancias, 2010). Para el ajuste de la distribución de Gumbel se utilizó la técnica de “momentos” con las siguientes fórmulas:

$$\mu \text{ (mu)} = \bar{x} - 0.45 * S$$

$$\alpha \text{ (alpha)} = 0.78 * S$$

S: Desviación estándar de la serie de pmx

\bar{x} : media de la serie de pmx

En este estudio, se utilizarán estos estimadores para revelar cómo la función de Gumbel modela la precipitación máxima en distintas duraciones temporales. Cada registro de precipitación máxima del producto de reanálisis ERA5, será representado gráficamente para un tiempo de retorno de 37 años, permitiendo visualizar cómo la función Gumbel captura y modela los eventos extremos de precipitación, en las diferentes escalas temporales. Una vez ajustadas las funciones de Gumbel, se procedió a evaluar los resultados del ajuste de la distribución de probabilidad mediante el cálculo del Error Estándar de Ajuste, EEA, planteado por Kite (2000).

Los valores de α y μ deben ser distribuidos espacialmente mediante diferentes métodos de interpolación a través del software ArcGIS 10.8. La interpolación en este caso permite ajustar, mejorar la resolución espacial y modelar los valores, con el propósito de conocer su distribución y

las posibles tendencias en las diferentes regiones de Nariño. Es importante mencionar que en el proceso se emplearon “estaciones” satelitales ubicadas fuera del área de estudio, con el objetivo de obtener un resultado que garantice una cobertura completa, al momento de hacer el “recorte” para el departamento de Nariño.

De acuerdo al último objetivo específico de esta investigación que consiste en validar los parámetros de ajuste del modelo de distribución seleccionado; de forma preliminar se utilizó la misma base metodológica descrita anteriormente: descarga de datos (in situ) disponibles en el portal web “Consulta – Descarga datos Hidrometeorológicos” del Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales (IDEAM) (datos de 24 horas e igual periodo de estudio), creación de series de pmxa; pruebas estadísticas, outliers, homogeneidad, independencia; análisis de frecuencia (Gumbel, ajustado por momentos), además para el modelo de Gumbel se utilizaron los límites de confianza que se podrán observar gráficamente.

Después de este proceso aplicado tanto a estaciones in situ como a “estaciones” de ERA5, es necesario evaluar su desempeño con respecto a las estaciones de medición disponibles en campo, a través de métodos de comparación punto - pixel (Ocampo et al., 2022) o punto - grilla (Rodríguez, 2021), debido a que la capacidad de ERA 5 para brindar datos de precipitación con más precisión, puede variar de una región a otra de acuerdo a las condiciones y características como la orografía de la zona de estudio (Lavers et al., 2022).

Para este fin se utilizan métodos estadísticos cuantitativos: porcentaje de sesgo (PBIAS), la relación del error cuadrático medio con la desviación estándar de los datos medidos (RSR) y eficiencia de Nash-Sutcliffe (NSE). Las métricas fueron seleccionadas con base a su robustez y uso frecuente para el análisis de modelos y simulaciones hidrológicas (Moriasi, 2007). Para esta comparación de pares (ERA5 – In situ) se utilizó el programa de Excel con el fin de crear un programa que automatice el cálculo, genere los respectivos rangos y de acuerdo con esto, clasifique el desempeño del producto evaluado. El resultado de este proceso será ubicado en un mapa de ArcGIS, para representar visualmente el desempeño de la información de reanálisis (ERA5) de acuerdo a las diferentes regiones y características de la zona de estudio.

También la comparación con las estaciones de campo permitirá evaluar la precisión y validez del modelo de Gumbel para datos satelitales. Además, la idea central será determinar si el modelo desarrollado con información satelital es capaz de asemejarse a los modelos basados en datos de terreno, específicamente en términos de precipitación máxima para diferentes tiempos de retorno

En resumen, este enfoque metodológico integral busca establecer la robustez y aplicabilidad de diferentes métodos estadísticos aplicados en la hidrología, para datos satelitales de precipitación máxima, validando su eficacia mediante la comparación con datos de estaciones de campo del IDEAM.

1.6 Diseño experimental o análisis estadístico

Para la investigación se llevaron a cabo varios análisis estadísticos para evaluar la validez y confiabilidad de los datos hidrológicos. A continuación, se describe cada uno de los tests realizados.

1.6.1 *Outliers.*

Para garantizar la fiabilidad de los datos, se empleó una técnica de identificación de valores atípicos descrita por Chow et al. (1994), donde se aplicó el logaritmo a cada valor de la serie, transformándola en una escala logarítmica.

$$y_i = \log(x_i)$$

Luego, se establecieron umbrales superiores e inferiores basados en la media y la desviación estándar de la serie normalizada. Los valores que superan estos umbrales fueron considerados outliers, calculando sus correspondientes cuantiles.

$$y_H = \mu_y + K_n * \sigma_y$$

$$y_L = \mu_y - K_n * \sigma_y$$

$$Q_H = 10^{y_H}$$

$$Q_L = 10^{y_L}$$

Donde:

K_n : Coeficiente que se obtiene en función del número de datos.

μ_y : Media de la serie normalizada.

σ_y : Desvío de la serie normalizada.

1.6.2 Homogeneidad.

Utilizando la prueba de Cramer, se evaluó la homogeneidad de la serie mediante el análisis de submuestras del 30% y 60%. Para cada submuestra, se calculó la media, el desvío, y un parámetro relacionado con la diferencia entre las medias. Este proceso permitió identificar posibles cambios en la homogeneidad de la serie temporal (Sandoval y Reyes, 2005).

$$t_w = \left\{ \frac{n_w * (n_j - 2)}{n_j - n_w * [1 + (\tau_w^j)^2]} \right\}^{\frac{1}{2}} |\tau_w^j|$$

$$\tau_w^j = \frac{Q_w^j - Q^j}{S_Q^j}$$

Donde:

$\underline{Q^j}$: Valor medio de la serie analizada.

S_Q^j : Desvío.

Q_w^j : Medias de las submuestras.

1.6.3 Independencia.

La prueba de independencia planteada por Anderson y Darling (1952), sirve para evaluar la correlación entre los datos en diferentes momentos temporales. Se calculó el coeficiente de autocorrelación serial para diferentes tiempos de retraso. El resultado se comparó con la media de la muestra, y la fórmula aplicada evaluó la independencia de los datos a lo largo del tiempo.

$$r_k^j = \frac{\sum_{i=1}^{n_j-k} (Q_i^j - \bar{Q}^j) * (Q_{i+k}^j - \bar{Q}^j)}{\sum_{i=1}^{n_j-k} (Q_i^j - \bar{Q}^j)^2}$$

Donde:

r_k^j : Coeficiente de autocorrelación serial.

k : Tiempo de retraso.

\bar{Q}^j : Media de la muestra.

1.6.4 Error Estándar de Ajuste.

Se evaluó la calidad del ajuste de la distribución de probabilidad mediante el cálculo del Error Estándar de Ajuste, EEA, planteado por Kite (2000), este indicador tuvo en cuenta la diferencia entre los eventos estimados y los eventos observados para cada periodo de retorno asignado a la muestra ordenada. El EEA proporcionó información sobre la precisión del modelo en la predicción de eventos extremos.

$$EEA = \frac{\sum_{i=1}^{n_j-k} (\hat{Q}_T^j - Q_T^j)^2}{n_j - m_p}$$

Donde:

Q_T^j : Son los eventos ordenados de mayor a menor con un periodo de retorno asignado.

n_j : Longitud en años del registro analizado.

m : Número de orden del registro.

\hat{Q}_T^j : Eventos estimados por cierta distribución de probabilidad para cada periodo de retorno asignado a la muestra ordenada.

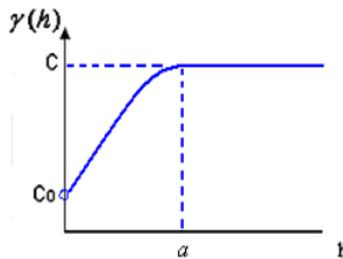
m_p : Número de parámetros de la distribución ajustada

1.6.5 Semivariograma.

Antes de aplicar el método de interpolación a través del modelo de kriging, es necesario determinar el semivariograma experimental, el cual se genera a partir de los valores distribuidos espacialmente en la zona de estudio, a esta distribución se ajusta un modelo teórico con el fin de determinar la distribución espacial de los valores α y μ . A continuación, se observa los parámetros del semivariograma en el cual se caracterizan tres elementos importantes en la variabilidad de un atributo que son: la discontinuidad en el origen C_0 , efecto de pepita (Nugget); el valor máximo de variabilidad C , meseta (sill); el área de influencia de la correlación a (Range) (Cháves, 2009).
Figura 3.

Figura 3

Elementos de un semivariograma



1.6.6 Kriging Ordinario.

Es un método de interpolación geoestadística basado en la autocorrelación (Martínez et al., 2012). Esta técnica de interpolación geoestadística asume que la variable es estacionaria y que no tiene tendencia.

$$\text{Kriging ordinario: } Z(s) = \mu + \epsilon(s)$$

Donde:

μ : es una constante desconocida. Esta es la principal diferencia entre kriging simple y ordinario.

1.6.7 *Kriging Simple.*

Es similar al Kriging Ordinario, salvo que considera la media de los datos una constante conocida de la variable a interpolar y que la suma de los pesos no da 1.

$$\text{Kriging simple: } Z(s) = \mu + \epsilon(s)$$

Donde:

Z(s): es el valor de un punto en el espacio que se está tratando de estimar.

(μ): es la tendencia espacial o el valor medio de la variable en el espacio.

$\epsilon(s)$: es el término de error, que representa la variabilidad no explicada por la tendencia espacial. Este término de error puede ser estocástico.

1.6.8 *Porcentaje de Sesgo (PBIAS).*

El PBIAS mide el sesgo promedio de los valores simulados en relación con los valores observados. (Moriassi et al., 2007). Se expresa como un porcentaje, si este es igual a 0 indica que la simulación es precisa sin sesgo, si es mayor a 0 indica que los valores simulados tienden a ser menores que los observados (subestimación) y si indica que los valores simulados tienden a ser mayores que los observados (sobreestimación).

$$PBIAS = \left[\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i^{obs} - Y_i^{sim}) * (100)}{\sum_{i=1}^n (Y_i^{obs})} \right]$$

1.6.9 *Relación de Desviación Estándar de las Observaciones (RSR).*

El RSR es el cociente entre la raíz del error cuadrático medio (RMSE) y la desviación estándar de los datos observados (Moriassi et al., 2007). Un valor más bajo de RSR igual a 0 indica una simulación perfecta y si este es mayor a 0 indica una mayor variabilidad entre los valores simulados y observados.

$$RSR = \frac{RMSE}{STDEV_{obs}} = \frac{\left[\sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i^{obs} - Y_i^{sim})^2} \right]}{\left[\sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i^{obs} - Y_i^{mean})^2} \right]}$$

1.6.10 Eficiencia de Nash – Sutcliffe (NSE)

El NSE mide la precisión de las simulaciones comparando la dispersión de los errores con la dispersión de los datos observados respecto al promedio (Moriasi et al., 2007). Si el valor de NSE es igual a 1 indica una simulación perfecta, si es igual 0 el modelo no es mejor que la media de los valores observados y si es inferior a 0 el modelo es peor que la media de los valores observados.

$$NSE = 1 - \left[\frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i^{obs} - Y_i^{sim})^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i^{obs} - Y_i^{mean})^2}} \right]^2$$

1.6.11 Evaluación del desempeño de los MCR

Tabla 1

Rangos de desempeño según las métricas RSR, NSE y PBIAS

Desempeño	RSR	NSE	PBIAS (%)
Muy bueno	$0.0 \leq RSR \leq 0.50$	$0.75 < NSE \leq 1.00$	$PBIAS < \pm 10$
Bueno	$0.50 < RSR \leq 0.60$	$0.65 < NSE \leq 0.75$	$\pm 10 \leq PBIAS < \pm 15$
Satisfactorio	$0.60 < RSR \leq 0.70$	$0.50 < NSE \leq 0.65$	$\pm 15 \leq PBIAS < \pm 25$
Insatisfactorio	$RSR > 0.70$	$NSE \leq 0.50$	$PBIAS \geq \pm 25$

Fuente: Physics of Climate (1993)

1.7 Resultados Esperados

Tabla 2

Resultados esperados por cada objetivo

Objetivo Específico	Actividades	Producto Esperado
1. Construir series de precipitación máximas de diferentes duraciones de acuerdo a la disponibilidad de datos de alta resolución espacial.	1. Revisión Bibliográfica 2. Revisión sistemática de ERA 5. 3. Registro y descarga de datos satelitales de diferentes resoluciones temporales de bases de datos satelitales. 4. Construir las series de precipitación máximas de diferentes duraciones. 5. Realizar una validación estadística de los datos.	Series máximas de precipitación de 59 estaciones, a diferentes duraciones temporales geográficamente distribuidas en el departamento de Nariño. Ponencia semilleros de investigación, universidad Mariana
2. Aplicar el método de frecuencia de Gumbel por momentos, para un ajuste de las series de precipitación máximas de diferentes duraciones temporales con series proyectadas con información de alta frecuencia temporal disponible en la región.	1. Aplicar la función de Gumbel con ajuste por momentos a todas las series de precipitaciones máximas. 2. Determinar los parámetros de ajuste de la función de Gumbel y realizar el análisis exploratorio de estos. 3. Distribuir espacialmente los parámetros.	Mapas de alfa α y μ de la distribución seleccionada, para diferentes duraciones temporales. Ponencia en XXI Encuentro Departamental de Semilleros de Investigación y I Encuentro Binacional de formación para la investigación RedCOLSI-Nodo Nariño-
3. Validar los parámetros de ajuste del modelo de distribución seleccionado para la construcción de lluvias de diseño de diferentes duraciones, para	1. Recopilación de información de precipitaciones para diferentes duraciones, en estaciones in situ. 2. Realizar análisis estadístico y de frecuencia para las series de	Distribuciones de probabilidad validadas para la generación de curvas intensidad, duración y frecuencia. Ponencia en el XXXI Congreso Latinoamericano

Objetivo Específico	Actividades	Producto Esperado
distintas locaciones del departamento de Nariño.	precipitación de las estaciones In Situ. 3. Comparación por pares (in situ vs ERA5) a través de métricas de evaluación, de las series de precipitación máxima y parámetros de ajuste. 4. Distribución espacial de las métricas de desempeño en el departamento de Nariño.	de Hidráulica, Medellín, Colombia y Presentación oral de poster, en el evento Nacional de semilleros de investigación RedCOLSI

1.8 Línea de investigación y área temática

Se aborda una línea de investigación de vital importancia en el ámbito ambiental, específicamente en el eje temático de diagnóstico ambiental, con una descripción matemática del fenómeno de lluvias máximas, utilizando datos de alta resolución espacial, este enfoque no solo constituye un avance significativo en la comprensión de las precipitaciones en la región de Nariño, sino que también emerge como una herramienta crucial para el diagnóstico ambiental y la toma de decisiones informadas en el manejo de los recursos hídricos. La capacidad de prever con mayor precisión las lluvias máximas permitirá una planificación más efectiva y una gestión óptima de los recursos, fortaleciendo así la capacidad de la región para enfrentar los desafíos ambientales emergentes.

2 Resultados y discusión

2.1 Series de precipitación máximas de diferentes duraciones de acuerdo a la disponibilidad de datos de alta resolución espacial.

El análisis de las series de precipitación máxima se realizó con el fin de identificar los patrones y comportamientos de lluvias extremas en el departamento de Nariño, utilizando datos de alta resolución espacial. Esta información es clave para comprender la variabilidad temporal y espacial de las precipitaciones en la región y para desarrollar lluvias de diseño confiables en diferentes duraciones. A partir de la metodología implementada, se seleccionaron estaciones específicas dentro de la grilla de análisis, obteniendo datos detallados que permiten evaluar las precipitaciones máximas acumuladas en distintos periodos.

A continuación, se detallan los resultados correspondientes a la estación 6, localizada en latitud - 78.12 Oeste y longitud 2.38 Norte. Además, se presentan mapas que resumen los resultados de las pruebas estadísticas para cada grilla o estación.

En la Tabla 3 se presentan los datos de precipitación máxima correspondientes a una serie temporal de 1, 2, 3, 6, 12 y 24 horas, también se muestran cada 5 años como una forma de simplificar la información. Es importante destacar que las precipitaciones a partir de las 2 horas representan la acumulación de lluvias máximas derivadas de los valores observados en un periodo de 1 hora, obtenidos de la precipitación total de reanálisis, de ERA 5. La tabla 3 completa se encuentra en el anexo a.

Tabla 3

Precipitaciones máximas para diferentes duraciones

Año	Precipitaciones máximas para diferentes duraciones
-----	--

	1 hora	2 horas	3 horas	6 horas	12 horas	24 horas
1988	14.97	28.15	39.59	66.59	91.50	105.43
1993	15.41	29.54	42.55	75.89	117.63	135.89
1998	18.65	36.37	52.32	79.94	112.13	130.43
2003	23.33	44.95	63.86	112.93	168.58	214.24
2008	12.21	23.56	34.98	57.62	88.75	131.12
2013	10.36	19.99	29.18	51.97	92.02	123.64
2018	20.38	40.13	57.70	93.27	133.97	155.52
2023	18.39	36.76	53.46	92.14	141.05	160.39

Después de obtener los datos para cada estación, se presentan los resultados de las pruebas estadísticas, como se puede observar en la tabla 4, la cual toma como ejemplo la estación 6 con sus resultados para los test estadísticos, con datos de ausencia y presencia: “si” cuando pasa la prueba y “no” cuando no pasa la prueba. La tabla 4 completa se encuentra en el anexo b.

Tabla 4

Datos de ausencia y presencia para las pruebas estadísticas

Pixel	Y	X	Duración (Horas)	Outlier	Homogeneidad	Independencia
6	2.38	-78.13	1	No	Si	Si
			2	No	Si	Si
			3	No	Si	Si
			6	No	Si	Si

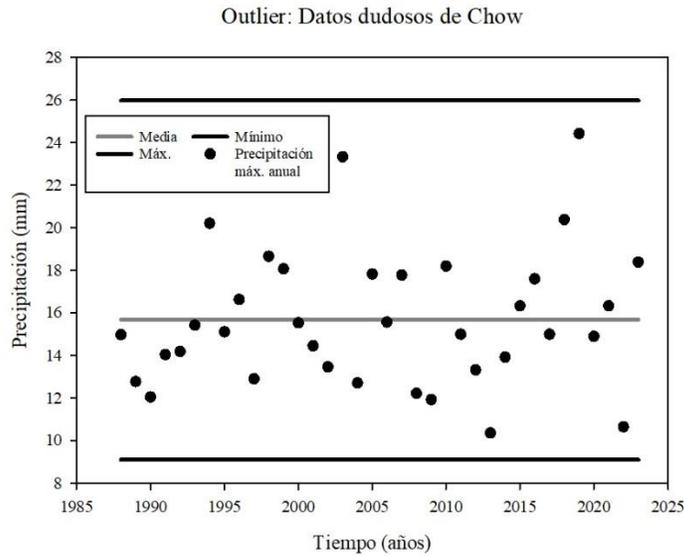
Pixel	Y	X	Duración (Horas)	Outlier	Homogeneidad	Independencia
			12	No	Si	Si
			24	No	Si	Si

Ahora bien, para una mejor comprensión de los resultados obtenidos, en la figura 4 se presenta la serie de precipitación máxima de duración horaria, específicamente para la grilla número 6. En esta representación, se identifican y destacan los valores atípicos. De acuerdo con esto, se destacan dos ejes: el eje “y” representa los valores de precipitación máxima medida en milímetros (mm), mientras que en el eje “x”, el tiempo en años. Además, en la figura 4 se observa la dispersión de puntos de la precipitación máxima horaria por cada año, junto a estos la media de los valores (línea central), el límite máximo (línea superior) y mínimo (línea inferior).

Con respecto a la figura 4, se evidenció que la serie de precipitación máxima horaria, no supera el límite máximo ni mínimo, entonces, se afirma que no se presentan datos atípicos para la serie evaluada. Sin embargo, es común que estas series presenten notoria variabilidad temporal y espacial de las precipitaciones, por lo tanto, podría representar un desafío al utilizar ERA5, para su análisis y descripción (Hersbach et al., 2023).

Figura 4

Test de Outlier



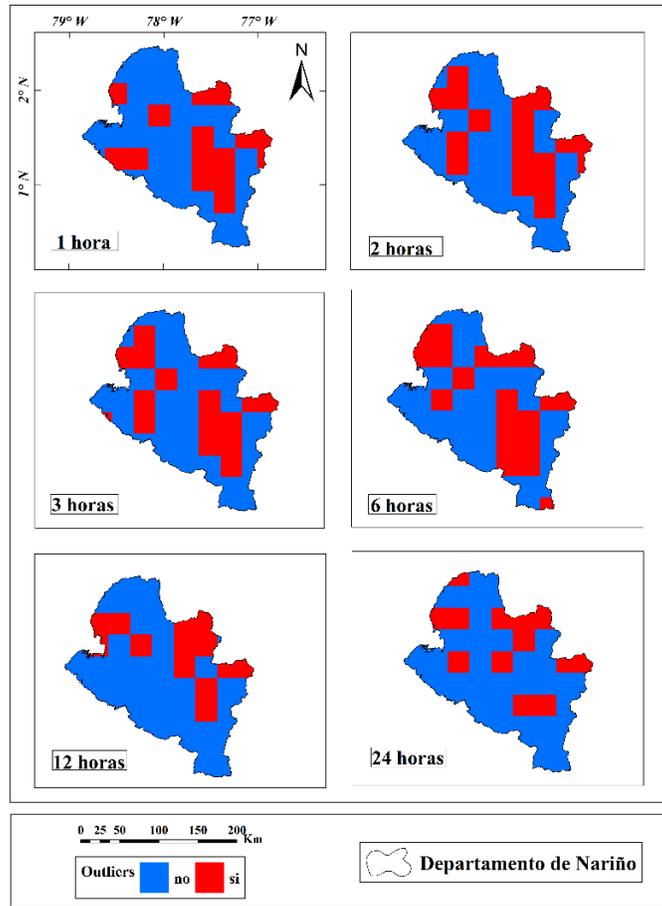
En este contexto, en la figura 5 se presentan los resultados finales, por medio de un collage de mapas, que permite la visualización espacial de las 59 estaciones satelitales, con las duraciones temporales correspondientes a 1, 2, 3 6, 12 y 24 horas, con la presencia o ausencia de datos atípicos para la precipitación máxima de ERA5, por cada “estación”, en el departamento de Nariño.

Los datos atípicos pueden ser resultado de un modelo que no está bien ajustado a las características específicas del terreno o del clima de Nariño, sin embargo, también pueden estar asociados a eventos extremos que ocurrieron en la zona, durante un periodo en específico.

Los modelos de reanálisis como ERA5 utilizan datos de observación y simulaciones numéricas para generar un campo de datos continuos. Este proceso implica interpolar y extrapolar datos en espacios donde no hay mediciones directas. Las interpolaciones pueden introducir errores, especialmente en regiones con poca cobertura de datos o en zonas con características meteorológicas complejas.

Figura 5

Outliers de las series de precipitación máxima para diferentes duraciones



De forma general ERA 5 presentó datos atípicos entre 14 y 20 “estaciones” de 59 evaluadas por cada duración. Los pixeles en las que se presentaron más alta cantidad de datos atípicos corresponden a las duraciones 1,2,3, y 6 horas, mientras que para duraciones de 12 y 24 horas los outliers de las SMP disminuyeron, este cambio puede deberse a que las lluvias de menor duración están asociadas a una intensidad máxima mayor, los cuales son producto, en general, de eventos más localizados, tipo lluvias convectivas, en donde la plataforma no pueda detectar fácilmente este comportamiento por su tipo de resolución espacial. En contraste, debido a que la mayor duración es resultado de una acumulación de precipitación, esta tiende a suavizar las fluctuaciones extremas, disminuyendo el impacto de valores atípicos en los datos o que la prueba puede dejar de detectar. También se puede observar que los outliers de duración 1 a 6 horas gran parte coinciden con la región Andina, la cual es una zona con un factor orográfico muy variable, Figura 5.

En la tabla 5, se encuentra el valor absoluto del estadístico de prueba t_{30} y t_{60} , obtenido de la prueba de homogeneidad de Cramer. La comparación del valor absoluto de t_w (t_{30} , t_{60}), se realizó con el valor crítico t de la distribución de Student de dos colas, considerando 34 grados de libertad y un nivel de significancia del 5% (Ganancias, 2010). De acuerdo con esto, se obtuvo un valor crítico t de 2.0322 (Campos, 1987).

Tabla 5

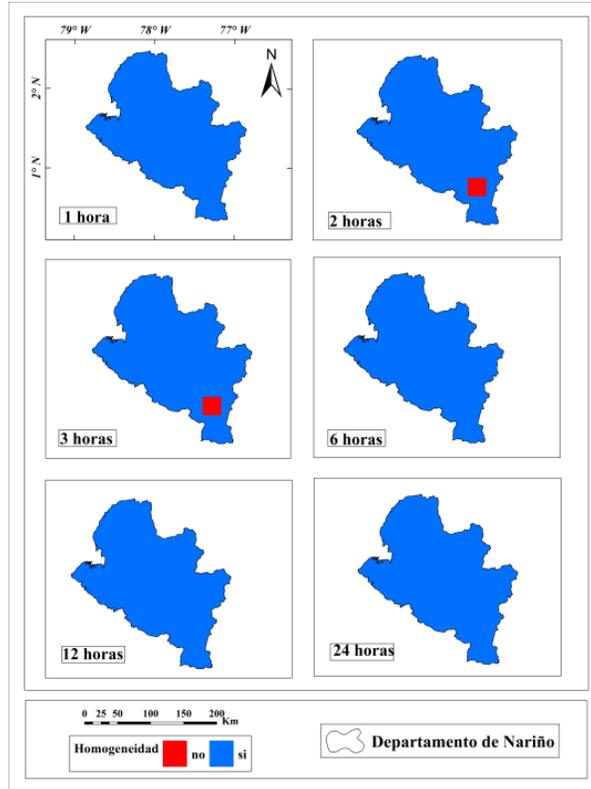
Valores de test de homogeneidad

Estadístico de la prueba	
t_{30}	t_{60}
0.47	0.62

De acuerdo al resultado obtenido en la Tabla 5 el valor absoluto de t_{30} y t_{60} fue menor al valor crítico de t , por lo tanto, se afirmó que no existe evidencia de inconsistencia o falta de homogeneidad entre las medias, de la serie de precipitación máxima evaluada. De lo contrario, si el valor absoluto de t_w supera el valor crítico t , se afirma que no hay homogeneidad (Campos, 1987). Esto quiere decir que, los datos presentados de precipitación máxima provienen de la misma población; sin cambios abruptos en los patrones de lluvia, manteniéndose estable en el 96.6 % de las “estaciones” ERA5. La grilla n° 52, no presenta homogeneidad para la duración de 2 y 3 horas; la falta de homogeneidad puede comprometer la validez de los modelos hidrológicos, afectando la toma de decisiones razonables.

Figura 6

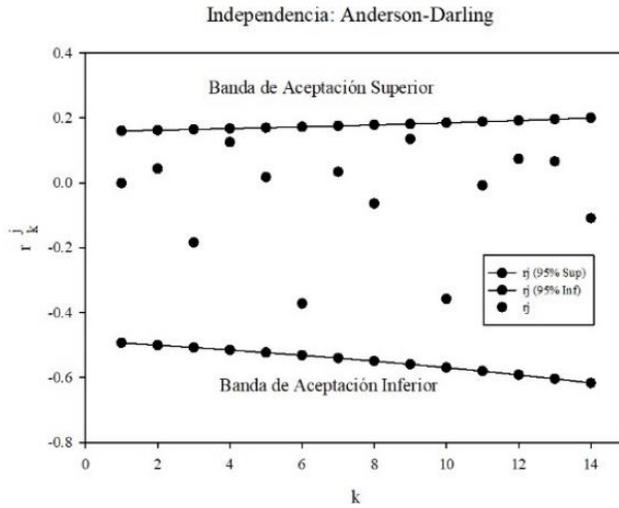
Homogeneidad de las series de precipitación máxima del producto ERA5



En la Figura 7 se observa el gráfico correlacional de independencia, acompañado de las bandas de aceptación superior e inferior. Aquí se demuestra el comportamiento de la serie de precipitación máxima horaria anual durante un período de 36 años. Para que se considere que la serie es independiente, se establece que no más del 10% de los valores de la estadística de Anderson-Darling (k) deben situarse fuera de las mencionadas bandas de aceptación. Expresado de otra forma, se permite la presencia máxima, de un punto fuera de las bandas; si se observa que dos o más valores de la nube de puntos de k están por fuera, se concluye que la serie no es independiente

Figura 7

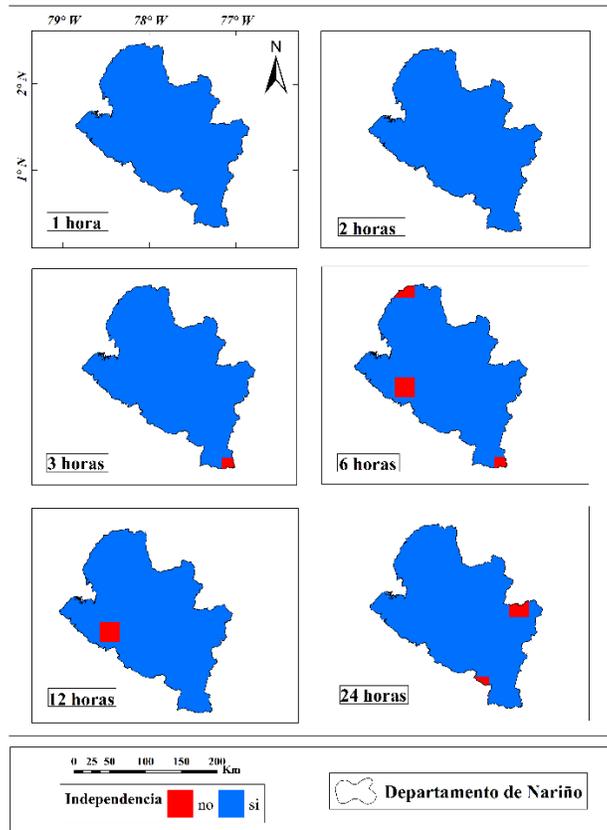
Test de Independencia de Anderson-Darling



En la figura 7 se puede observar un ejemplo de la serie de precipitación máxima horaria anual de la estación 6, la cual es independiente puesto que ningún valor de la serie se ubica fuera de las bandas de aceptación del test. Sin embargo, existen algunas estaciones que no son independientes, afirmando que un evento de lluvia en un determinado momento es causado por uno anterior y que de igual manera este influye en uno posterior. Esto puede deberse a que ERA 5 utiliza reanálisis o reconstrucciones del clima, con un propósito de asimilación de datos de las condiciones meteorológicas, para un instante de tiempo en el pasado, y para un determinado punto sobre la Tierra, definido sobre una grilla global geográfica (Hersbach et al., 2023). Es decir, en áreas donde las estaciones meteorológicas son escasas o inexistentes, ERA 5 utiliza información de modelos, imágenes y datos de satélites para estimar las condiciones meteorológicas. Esto puede hacer que las mediciones parezcan menos independientes porque están siendo influenciadas por datos generados por modelos en lugar de observaciones directas.

Figura 8

Independencia de las series de precipitación máxima para diferentes duraciones



A partir de esto, según Escalante y Reyes (2005), la eliminación de una estación en un análisis estadístico no se basa necesariamente en pruebas de homogeneidad, pero es crucial que la prueba de independencia arroje resultados positivos, para que dicha estación sea considerada en el análisis de frecuencia. En la figura 8 se puede observar que la serie original de una hora presenta un 100 % de independencia, lo cual se verá reflejado en el análisis de frecuencia de Gumbel, de manera adecuada.

2.2 Aplicación del método de frecuencia de Gumbel por momentos, para un ajuste de las series de precipitación máximas de diferentes duraciones temporales con series proyectadas con información de alta frecuencia temporal disponible en la región.

El análisis de precipitaciones extremas es un componente esencial en la planificación y gestión de los recursos hídricos, especialmente en regiones con alta variabilidad climática, como es el caso del departamento de Nariño. Para modelar eventos de precipitación máxima de diferentes

duraciones temporales, se ha optado por el método de frecuencia de Gumbel, un enfoque ampliamente utilizado en hidrología para caracterizar eventos extremos. Este método permite ajustar las series de precipitación máxima y proyectar su comportamiento a partir de la información de alta frecuencia temporal disponible en la región. Mediante este ajuste, se busca una representación adecuada de las lluvias extremas, facilitando su análisis para futuras aplicaciones en estudios de diseño hidrológico.

2.2.1 Parámetros de ajuste.

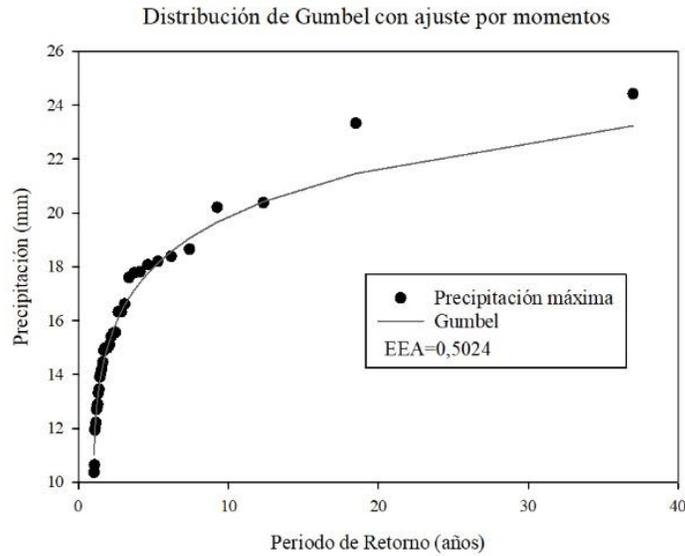
El método de frecuencia de Gumbel se utiliza comúnmente en hidrología para modelar eventos extremos, como la precipitación máxima. Estos parámetros son fundamentales para modelar y comprender eventos, como las lluvias máximas en un período determinado.

Los estimadores por momentos son una técnica utilizada para ajustar la distribución de Gumbel a los datos de precipitación y obtener los valores de sus parámetros, en este caso el parámetro de localización (μ) y el de escala (α).

El parámetro de escala (α) de la distribución de Gumbel, en la figura 9 se observa el grado de dispersión de los datos y la altura del arco de la curva de distribución. Cuanto mayor sea el valor de α , mayor será la dispersión de los datos y menor será la altura del arco de la curva de distribución. Por otra parte, el parámetro de localización (μ), indica el desplazamiento horizontal de la curva de distribución respecto al eje central. (Kite, 2000).

Figura 9

Ajuste de Gumbel



En la tabla 6 se encuentran los valores de alfa y mu, de las series de precipitación máxima del producto ERA 5 correspondientes a las 5 primeras estaciones, los resultados completos serán presentados como anexos.

Tabla 6

Valores de μ y α para ERA5

Pixel	μ		α	
	1 hora	24 horas	1 hora	24 horas
1	14.80	135.11	1.76	23.12
2	16.33	155.32	2.28	17.68
3	20.37	226.17	2.30	23.95
4	13.92	125.75	2.10	30.18
5	13.27	115.52	2.31	19.50

Por lo tanto, el parámetro alfa fue determinante en la predicción de valores máximos y su uso se centró en el estudio de los eventos extremos de precipitación en el departamento de Nariño y el parámetro mu fue fundamental para la identificación de la posición de los valores extremos. Por

lo tanto, su valor influyó en la estimación del valor del umbral y en la construcción de intervalos de confianza para la evaluación de la recurrencia de los eventos extremos de precipitación (Catalini, 2018).

2.2.2 *Análisis exploratorio de datos.*

Como bien dice su nombre, antes de utilizar las técnicas de interpolación se debe explorar los datos utilizando las herramientas de análisis de datos espaciales. Estas herramientas permiten obtener información de la variable en estudio y seleccionar el método y los parámetros más apropiados para el modelo de interpolación.

Por ejemplo, cuando se utiliza kriging ordinario, se debe examinar la distribución de los datos de entrada porque este supone que los datos se distribuyen normalmente. Si sus datos no se distribuyen normalmente, debe incluir una transformación de datos como parte del modelo de interpolación.

Para esto se utilizó una estadística descriptiva a través de gráficos de distribución de frecuencias (histogramas y Box-Plot) y medidas resumen como la media, mediana y coeficiente de asimetría (Cabrera, 2015).

En la figura 10 se observa un histograma de los valores de μ , para duración de 1 hora, de acuerdo a la frecuencia relativa, existe una asimetría a la izquierda, dada por el coeficiente de asimetría, el cual arrojó un valor de -0.066035; el símbolo negativo quiere decir que la distribución de datos está sesgada a la izquierda. Este análisis es previo a la eliminación de outliers, en donde se observa que los valores de la media y la mediana son próximos, sin embargo, la distribución de los valores de μ no es simétrica ya que tienen una diferencia absoluta de 6.9%. Una distribución es simétrica y próxima a la normalidad, cuando el coeficiente de asimetría es menor a 1 y cuando la media y la mediana tienen valores próximos (diferencias absolutas entre 1% a 6%) (Cabrera, 2015) De acuerdo a esto, se cumplió solamente un criterio de evaluación por lo tanto se realizó una prueba extra de normalidad con el test de kolmogorov smirnov con corrección de lilliefors, ya que se trata de un conjunto de datos mayor a 50. Para esto se estableció dos hipótesis:

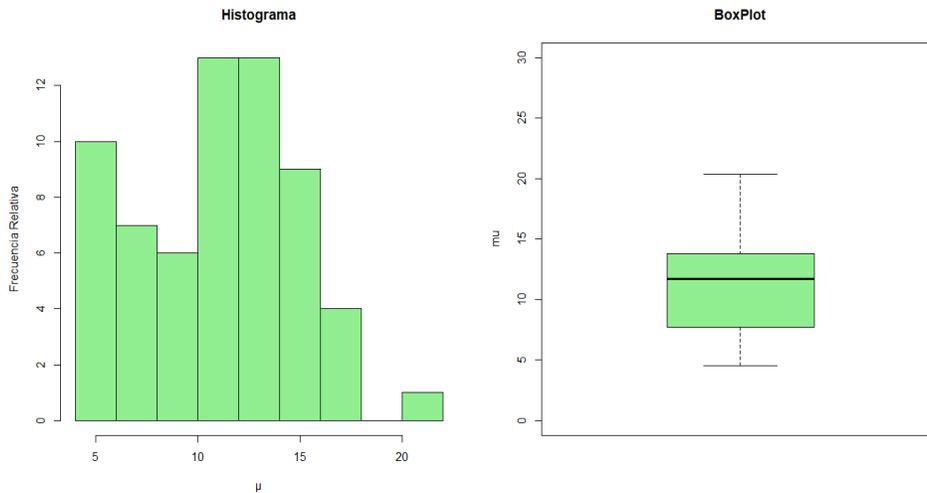
H0: el conjunto de datos de μ para una duración de 1 hora presenta una distribución normal.

H1: el conjunto de datos de μ para una duración de 1 hora no presenta una distribución normal.

Resultado: $p\text{-value} = 0.01251$. Se acepta el supuesto de la hipótesis alternativa. Por otro lado, en la gráfica box plot, se evidencia que no existen outliers, significando algo positivo ya que su ausencia es fundamental para garantizar que las decisiones tomadas a partir del análisis sean las más adecuadas.

Figura 10

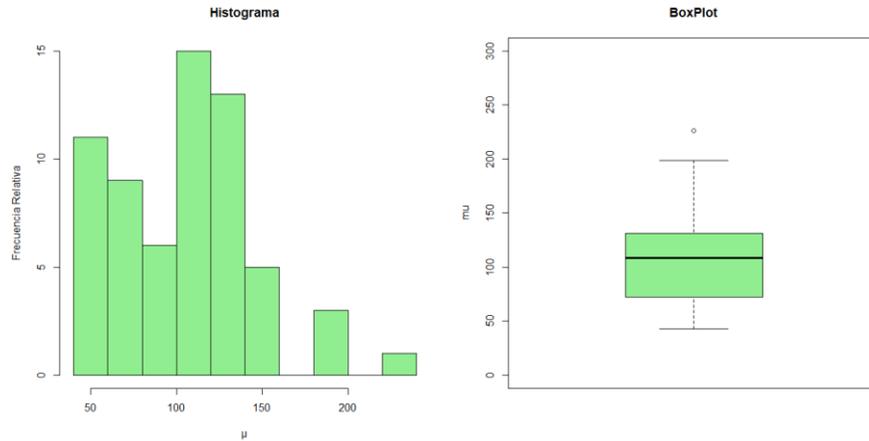
Valores de μ , duración 1 hora



En la figura 11 se evidenció una distribución simétrica y próxima a la normalidad, ya que el coeficiente de asimetría es menor a 1 y la media y la mediana tienen valores próximos, con una diferencia absoluta de 2.75%. De acuerdo a esto, se cumple con los criterios de evaluación. Además, se realizó una prueba extra de normalidad con el test de kolmogorov smirnov con corrección de lilliefors, donde se obtuvo como resultado un $p\text{-value} = 0.6965$ por lo tanto se acepta el supuesto de la hipótesis nula, el cual menciona que el conjunto de datos de μ (duración 24 horas) presentan una distribución normal.

Figura 11

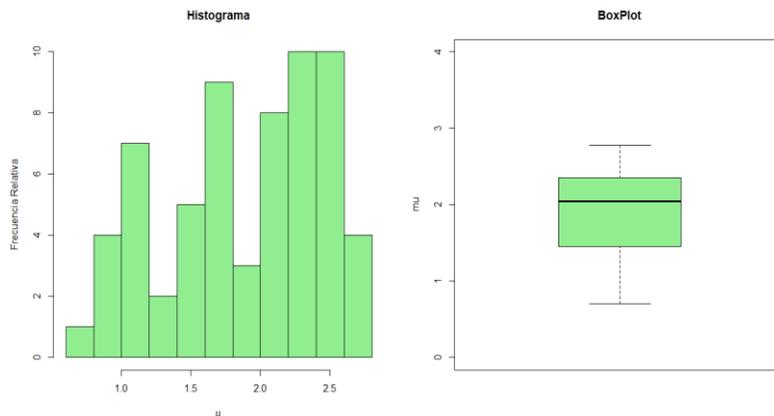
Valores μ , duración 24 horas



En la figura 12 se evidenció una distribución que no es próxima a la normalidad, ya que a pesar de que el coeficiente de asimetría es menor a 1, la media y la mediana presentan una diferencia absoluta de 8.5%. De acuerdo a esto, no se cumple con los criterios de evaluación. Además, la prueba extra de normalidad con el test de kolmogorov smirnov con corrección de lilliefors, dio como resultado un p-value = 0.01389 por lo tanto se acepta el supuesto de la hipótesis alternativa, el cual menciona que el conjunto de datos de alfa (duración 1 hora) no presentan una distribución normal. Por otro lado, en la gráfica boxplot, se evidencia que no existen outliers.

Figura 12

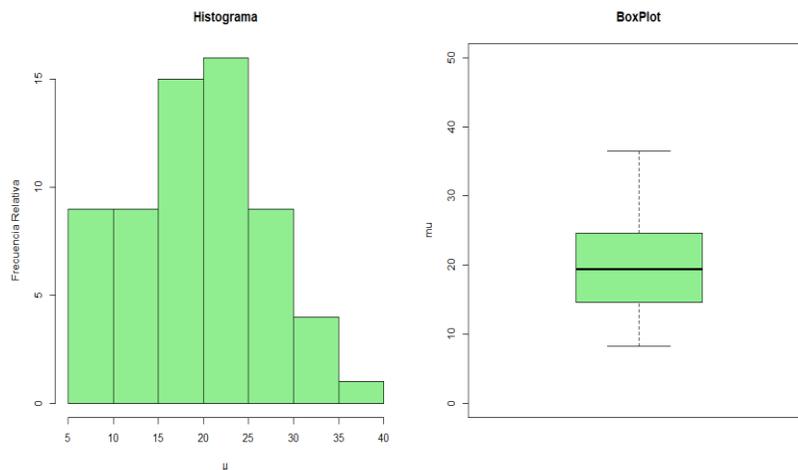
Valores α , duración 1 hora



En la figura 13 se evidencia que la distribución es próxima a la normalidad, ya que el coeficiente de asimetría es menor a 1 y muy cercano a 0, además la media y la mediana presentan una diferencia absoluta de 0.1%. De acuerdo a esto, se cumple con los criterios de evaluación. Además, la prueba extra de normalidad, dio un resultado un $p\text{-value} = 0.3286$ por lo tanto se acepta el supuesto de la hipótesis nula, el cual menciona que el conjunto de datos de alfa (duración 24 horas) presenta una distribución normal. Por otro lado, en la gráfica boxplot, se evidencia que no existen outliers.

Figura 13

Valores α , duración 24 horas



2.2.3 Análisis de tendencia.

Para el análisis de tendencia, se empleó el índice de Moran para determinar la autocorrelación espacial de los datos de los estimadores de momentos recopilados para las diferentes estaciones del departamento de Nariño; este índice mide la similitud entre los valores de una variable en una ubicación determinada y los valores de sus vecinos. Se utilizó en el análisis espacial para identificar patrones de agrupamiento, dispersión o aleatoriedad en los datos georreferenciados de los estimadores por momentos, tal como se puede observar en la tabla 7.

Tabla 7

Índice de Moran para μ y α

Valores	μ 1 hora	μ 24 horas	α 1 hora	α 24 horas
IM	0.779	0.695	0.635	0.672
p-valor	< 2.2e-16	< 2.2e-16	1.98E-12	1.03E-13

Según Catalini (2018) afirma que, el índice de Moran varía en un rango de -1 a 1. Para el caso del departamento de Nariño y los valores de μ y α para las resoluciones temporales de 1 y 24 horas se obtuvo una autocorrelación positiva reflejándose en el valor del índice de Moran el cual se acerca a 1. Esto indica que las observaciones similares tienden a agruparse espacialmente, es decir, áreas con altos valores de precipitación tienden a estar cerca de otras áreas con altos valores, y lo mismo ocurre para áreas con bajos valores.

Y el p-valor presentado es una medida de la significancia estadística de los resultados obtenidos. En el contexto del índice de Moran, el p-valor indica la probabilidad de que los resultados observados sean producto del azar y no de un patrón verdadero de autocorrelación espacial en los datos. En los datos presentados, se denotan p-valores bajos, menor a 0.05, lo que indica que los resultados son estadísticamente significativos, lo que sugiere validez en la presencia de autocorrelación espacial de los datos.

2.2.4 Semivariograma.

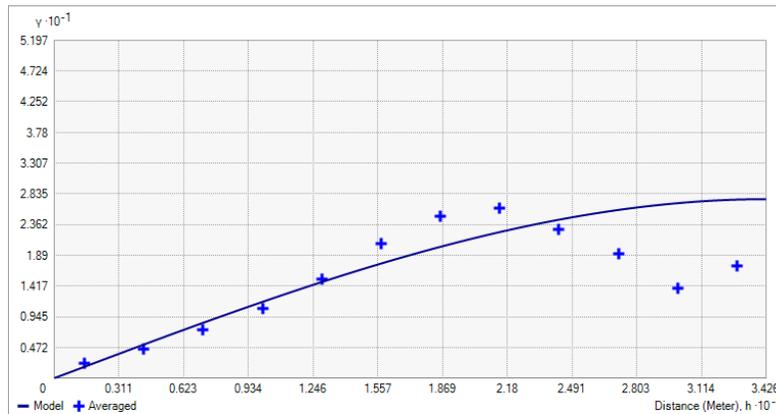
El semivariograma se aplicó como herramienta fundamental en la interpolación geostatística ya que describió la variabilidad espacial de las variables α y μ para realizar una estimación donde no se cuenta con información. Además, indicó cómo cambia la diferencia entre los valores de dos puntos en función de la distancia entre ellos. De acuerdo a esto se observó que existe una

correlación positiva significativa en las estaciones que se encuentran más cercanas, por lo que a medida que aumenta la distancia, esta correlación va perdiendo fuerza.

A través de la construcción del semivariograma teórico, a partir de los datos observados en las diferentes estaciones o grillas, permitió modelar la estructura de correlación espacial y por ende se utilizó para estimar los valores desconocidos en ubicaciones no muestreadas. En la tabla 8 se puede observar los tres modelos de ajuste del semivariograma teórico evaluados para la interpolación.

Figura 14

Ejemplo del ajuste del semivariograma teórico



Nota: las cruces de color azul corresponden al semivariograma experimental y la línea continua azul al semivariograma teórico con ajuste esférico, para la variable μ de 1 hora.

2.2.5 Interpolación.

Se aplicaron los métodos de interpolación IDW y kriging para estimar los parámetros obtenidos mediante la técnica de momentos en el departamento de Nariño. Aunque estos métodos no requieren que los datos sigan una distribución normal para realizar las predicciones, la normalidad es necesaria para generar mapas de cuantiles y probabilidades en el caso de kriging ordinario y simple. Cabe resaltar que el kriging se considera el mejor predictor imparcial, independientemente de si los datos presentan una distribución normal o no.

En el proceso de selección del método de interpolación, se compararon tres tipos: IDW, kriging ordinario y kriging simple. Estas técnicas fueron evaluadas para determinar cuál se adapta mejor a cada grupo de datos tal como se observa en la tabla 8, donde se tuvo en cuenta los valores de error medio (mean) y error cuadrático medio (RMS). La selección del método de interpolación más adecuado se basó en su capacidad para proporcionar estimaciones precisas y fiables de los valores de estimadores en las distintas ubicaciones del departamento de Nariño, considerando tanto la media como la dispersión de los datos.

Tabla 8

Valores de error por diferentes métodos de interpolación

Método de Interpolación	μ		μ		α		α		
	1 hora		24 horas		1 hora		24 horas		
	Mean	RMS	Mean	RMS	Mean	RMS	Mean	RMS	
IDW	-0.10	1.78	-1.11	22.61	-0.022	0.38	-0.15	4.44	
Kriging Ordinario	Esférico	-0.01	1.21	-0.08	14.11	0.000	0.29	-0.01	3.92
	Exponencial	-0.02	1.20	-0.16	14.13	-0.001	0.29	-0.02	3.88
	Gaussiano	0.01	1.49	0.21	16.86	-0.001	0.30	-0.03	4.42
Kriging Simple	Esférico	-0.04	1.20	-0.31	14.01	-0.005	0.29	-0.05	3.84
	Exponencial	-0.03	1.19	-0.43	14.38	-0.009	0.30	0.07	3.80
	Gaussiano	0.00	1.33	-0.05	16.97	-0.006	0.30	-0.08	4.30

Aldonza (2016) afirma que, en las diferentes metodologías, un error medio (mean) cercano a 0 significa que las estimaciones generadas por el modelo de interpolación tienen una tendencia mínima a sobreestimar o subestimar los valores reales de estimadores por momentos. Por lo tanto, se puede observar en la tabla 9 la selección de un método de interpolación con un mean bajo,

optando así por un modelo que proporciona estimaciones más precisas y confiables de los valores de precipitación en las ubicaciones interpoladas.

Tabla 9

Métodos de interpolación utilizados para α y μ

Variable	μ		α	
Resolución Temporal	1 hora	24 horas	1 hora	24 horas
Error Medio	-0.01	-0.045	0.00007	-0.013
Método de Interpolación	Kriging Ordinario Esférico	Kriging Simple Gaussiano	Kriging Ordinario Esférico	Kriging Ordinario Esférico

Este proceso de cálculo utilizando la técnica geoestadística del Kriging Ordinario (con semivariograma esférico) da una predicción muy acertada y lógica de la distribución de precipitaciones máximas para la determinación de mapas de SPM (Alzate, 2015),

2.2.6 Mapas de interpolación espacial.

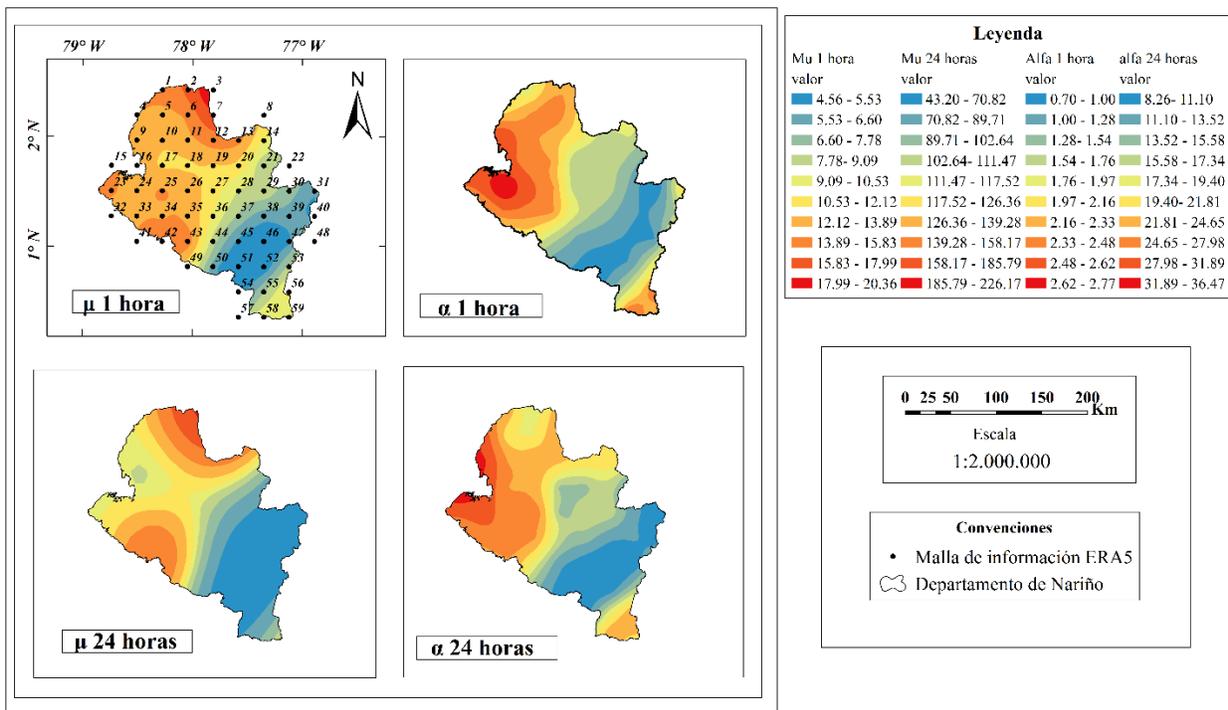
Según el resultado del análisis espacial de las variables α y μ , en la figura 15, se encontró que las áreas más susceptibles a tener valores máximos (color rojo y naranja) están situadas al oeste del departamento de Nariño, especialmente en la región pacífica. Estos valores son resultado de la interacción de los vientos de superficie del Océano Pacífico, que se desplazan y ascienden por la orografía de la cordillera occidental, con los vientos alisios del este, provocando una convección profunda, elevación de aire húmedo, altas cantidades de condensación y por consiguiente altas precipitaciones en la región pacífica (Poveda y Mesa, 1999).

De acuerdo a esto, en la figura 15, se evidencia la tendencia que disminuye de oeste hacia el este, de tal manera que, en la compleja orografía de la región andina, los valores van disminuyendo

a tal punto de observar los valores mínimos de las variables analizadas (color azul). Por lo tanto, las zonas de la región pacífica y la zona sur oeste de la región andina, habrán de considerarse como zonas de alto riesgo, debido a que son lugares donde se pueden presentar lluvias torrenciales severas.

Figura 15

Mapas de interpolación Kriging



En la figura 15, los valores altos del parámetro de ubicación (μ), que van de 117 a 186 para una duración de 24 h, indican que las precipitaciones más intensas se presentan en la región del Pacífico. Un aumento en μ desplaza la distribución hacia valores de precipitación más altos, como se observa en los píxeles 1 y 34. A medida que se avanza de oeste a este, se aprecia una disminución en μ , lo que sugiere que la distribución tiende a desplazarse hacia valores de precipitación más bajos. Esto indica que las precipitaciones extremas son menores en la región Andina, como se evidencia en los píxeles 39, 45, Figura 15. De acuerdo con esto, se reporta un núcleo de

precipitación anual más elevado en la Región del Pacífico, cerca de las vertientes de los Andes, en comparación con la región Andina en el departamento de Nariño (Ocampo et al., 2022).

Asimismo, en la región del pacifico y en el sureste de Nariño, en la región Amazónica, los valores elevados del parámetro de escala (α) reflejan una gran variabilidad en las precipitaciones extremas. En contraste, la región Andina muestra precipitaciones extremas con menor variabilidad, lo que significa que cuando se dan estas precipitaciones extremas, tienden a ser más uniformes o similares entre sí.

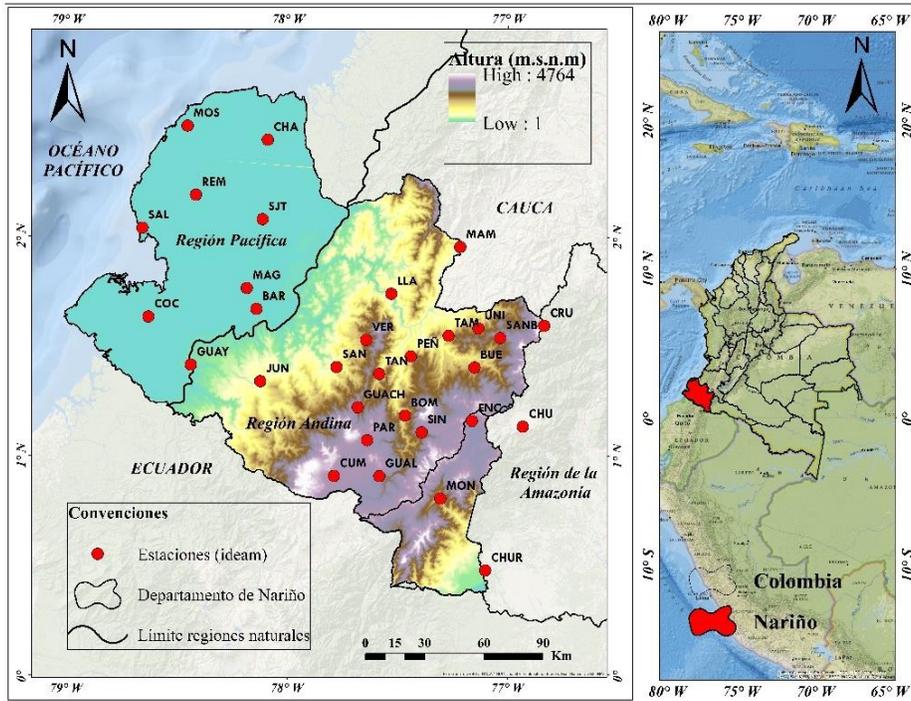
2.3 Validación de los parámetros de ajuste del modelo de distribución seleccionado para la construcción de lluvias de diseño de diferentes duraciones, para distintas locaciones del departamento de Nariño.

Para lograr validar la distribución seleccionada, para la construcción de lluvias de diseño de diferentes duraciones en el departamento de Nariño, se llevó a cabo la recopilación de información disponible de las estaciones de campo, que se observan en la figura 16.

Se obtuvieron datos de precipitación de día pluviométrico del IDEAM (Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales) para un conjunto selecto de estaciones distribuidas estratégicamente en el departamento de Nariño. Estas estaciones fueron elegidas cuidadosamente para garantizar la representatividad de diferentes áreas geográficas dentro del departamento.

Figura 16

Mapa de ubicación de las estaciones IDEAM



Fuente: elaboración propia

Los datos de precipitación de estas estaciones fueron utilizados posteriormente para validar la distribución de Gumbel asociado a un periodo de retorno, realizada con información de ERA5, esto con el fin de conocer su confiabilidad, para realizar las estimaciones de lluvias de diseño en las diversas locaciones del departamento de Nariño.

La comparación de píxel a punto se realizó con 31 estaciones del IDEAM con una duración de 24 horas, luego de descartar las que tenían más del 10% de datos faltantes en todo el periodo de estudio. De igual forma se crearon series de precipitación máxima para cada estación y se realizó el análisis estadístico de outliers, homogeneidad e independencia, antes de realizar el análisis de frecuencia con la distribución de Gumbel ajustado por momentos, tabla 10.

Tabla 10

Resultados de ausencia o presencia de estaciones IDEAM

Pixel ERA 5	Estación IDEAM	Datos atípicos	Homogeneidad	Independencia
1	MOSQUERA [53010020]	si	si	si
6	EL CHARCO [53020010]	no	si	si
9	SALAHONDA [52090010]	no	si	si
10	REMOLINOGRANDE [52090020]	no	si	si
11	SAN JOSE DE TAPAJE [53020020]	si	si	no
18	MAGUI [52070010]	no	si	no
22	MAMACONDE [52010060]	no	si	si
24	EL COCO [51030020]	no	si	si
26	BARBACOAS [52065020]	no	si	si
28	EL VERGEL [52060040]	no	si	si
28	LLANO VERDE [52070030]	no	si	si
29	TAMINANGO [52045040]	no	si	si
30	SAN BERNARDO [52045030]	no	si	si
30	LA UNION [52030030]	no	si	si
31	LA CRUZ [52030090]	no	si	si
34	LA GUAYACANA [51020050]	si	si	si
35	JUNIN [51020010]	no	no	si
36	EL SANDE [52060050]	no	si	si
37	TANAMA [52055060]	no	si	si
38	EL PENOL [52050010]	no	si	si
39	BUESACO [52040040]	no	si	si
45	EL PARAISO [52055220]	no	si	si
45	GUACHAVES [52050050]	no	si	si
46	SINDAGUA [52055090]	no	si	si
46	BOMBONA [52055030]	no	si	si
47	EL ENCANO [47015100]	no	si	si
48	CHUNGACASPI [47010050]	no	si	si
50	CUMBAL [52050110]	si	si	si
51	GUALMATAN [52050100]	no	no	si
52	MONOPAMBA [47015080]	no	si	si
59	CHURUYACO [47020020]	si	no	si

En la figura 16 se observa la ubicación de las estaciones anteriormente mencionadas; la integración de esta información junto con datos de alta resolución espacial provenientes de los pixeles con información de reanálisis ERA 5 fue el primer paso para lograr la validación de la

distribución de las series máximas de precipitación estimadas de forma indirecta con ERA5, comparándolas con observaciones directas medidas en estaciones de campo del IDEAM.

Se puede observar que los resultados estadísticos de datos atípicos, homogeneidad e independencia que se presentan en las estimaciones de reanálisis ERA5, no se detectan en las SPM de IDEAM, a excepción del pixel 1 y la estación MOSQUERA que coinciden en la presencia de datos atípicos. De la misma forma, la estación SAN JOSE DE TAPAJE y MAGUI presentan series de precipitación máxima (SPM) no independientes, pero debido a la falta de información para evaluar el producto ERA5, fueron consideradas para el análisis de frecuencia de eventos extremos, Tabla 10.

A las SPM de las estaciones IDEAM se estimaron los parámetros de ajuste utilizados para la distribución de Gumbel, donde se puede observar valores similares a los obtenidos con ERA5, tabla 10. Los resultados completos se encuentran en el anexo c.

Tabla 11

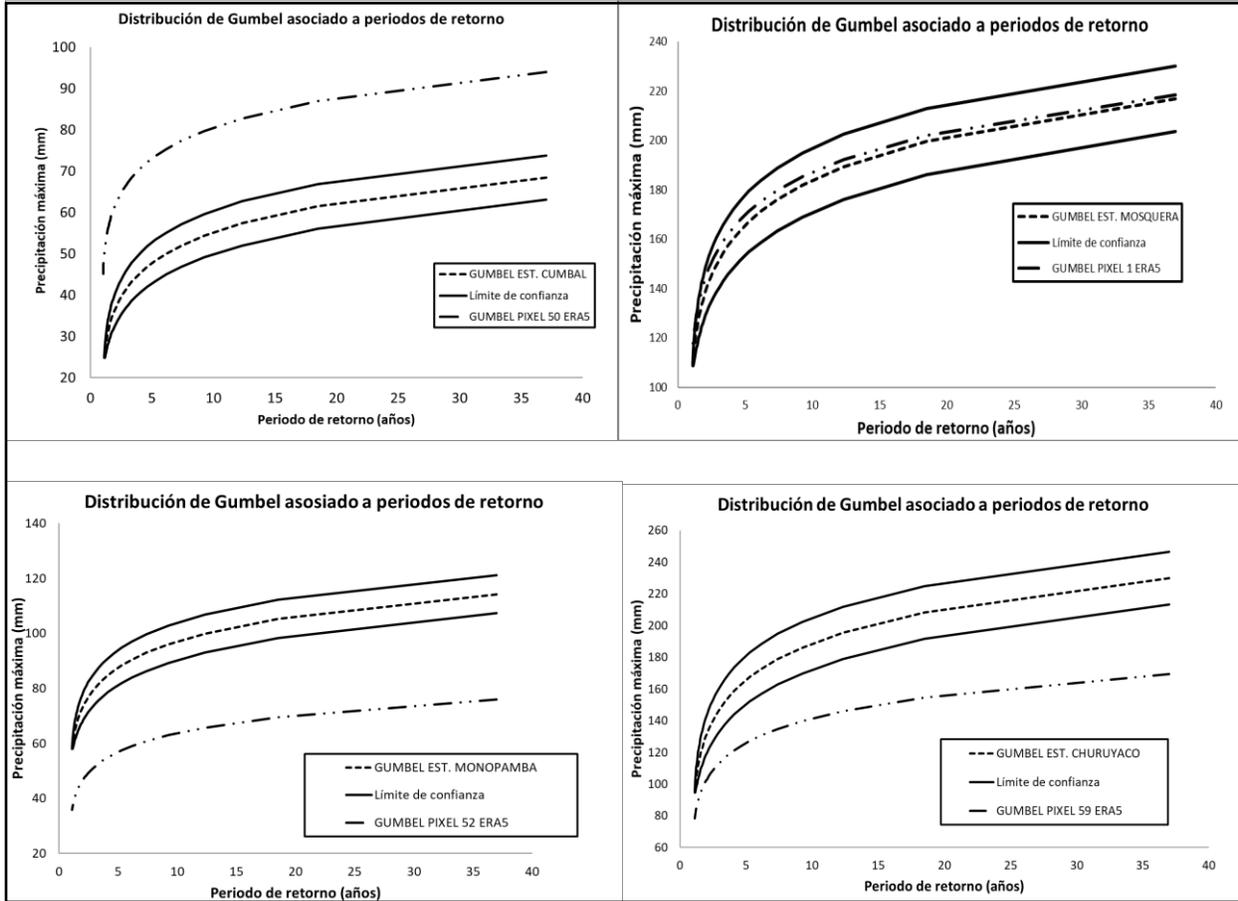
Parámetros μ y α

Pixel ERA 5	Estación IDEAM	μ IDEAM	μ ERA5	α IDEAM	α ERA5
1	MOSQUERA [53010020]	128,92	135,11	24,43	23,12
39	BUESACO [52040040]	61,84	56,34	11,68	11,62
45	GUACHAVES [52050050]	53,21	53,03	13,41	9,75

A partir de los parámetros de ajuste se utilizó el modelo de Gumbel para realizar una distribución de eventos de precipitación máxima, asociados a un PR, Figura 17. Cabe mencionar que el análisis de frecuencia se realizó para una precipitación acumulada de 24 horas (diaria) para ERA 5 y una frecuencia diaria para las estaciones del IDEAM. Esta elección se debió a falta de información de menor duración por parte de las estaciones IDEAM y por trabajar con un periodo de tiempo significativo, puesto que las estaciones automáticas disponibles en Nariño tienen un periodo temporal insuficiente para realizar este tipo de análisis.

Figura 17

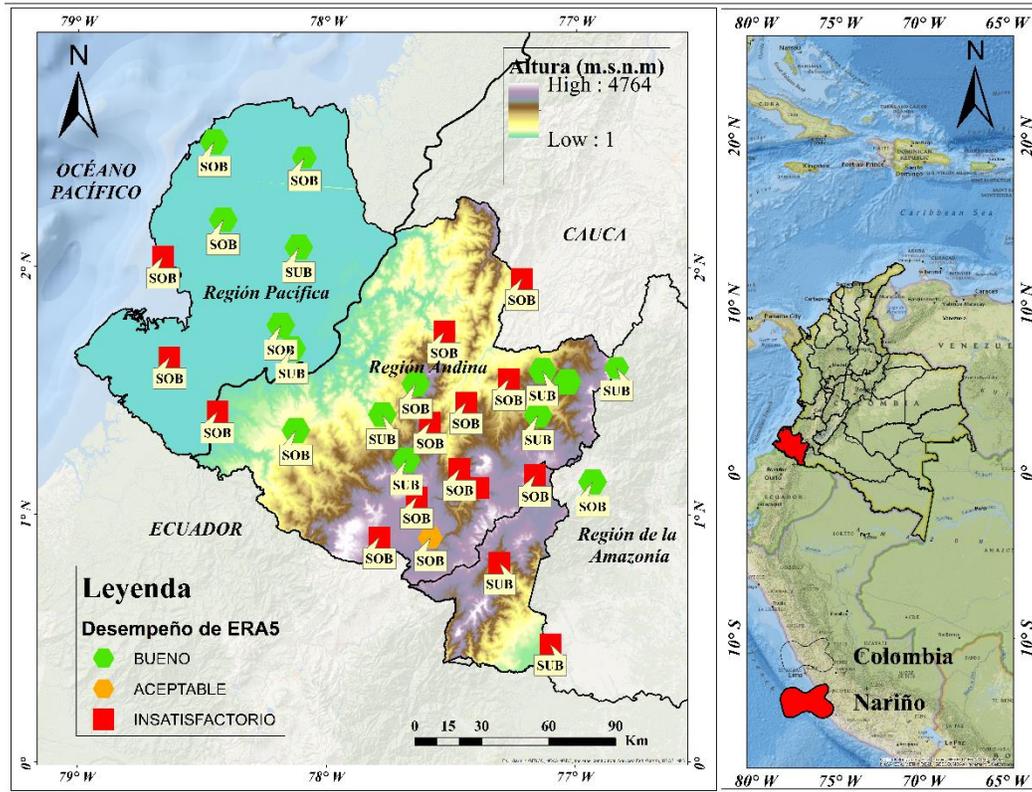
Distribución de Gumbel asociado a periodos de retorno, para diferentes estaciones



ERA5 subestimó los eventos de precipitación máxima de la estación MONOPAMBA con valores entre 21 mm para un PR de 1 año, aumentando hasta 38 mm para un PR de 37 años y de igual forma para la estación CHURUYACO con valores de 12 y 61 mm, esto en la región de la amazonia, aumentando la diferencia a medida que aumentó el periodo de retorno de 1 a 37 años en la distribución de frecuencia. Las métricas NSE y RSR mostraron un desempeño similar en la evaluación por lo tanto se categorizó el resultado como bueno, aceptable e insatisfactorio, Figura 18. La tabla de resultados completos se encuentra en el anexo d y e.

Figura 18

Desempeño de ERA5 con respecto a las estaciones IDEAM en el área de estudio



Nota: SUB: subestimación; SOB: sobreestimación.

De acuerdo con la evaluación y comparación píxel a punto, 15 de 31 píxeles (52%) del producto de reanálisis ERA5 tuvieron un resultado bueno y el 48% de los píxeles evaluados tuvieron un desempeño insatisfactorio, además la métrica de PBIAS indicó sobreestimación (subestimación) para el 71% (29%) del producto de reanálisis ERA5, con respecto a las mediciones de las estaciones IDEAM, pero los píxeles de una tonalidad verde presentan una sobreestimación o subestimación que dentro de las métricas de evaluación se consideran con un desempeño aceptable, Figura 18.

ERA 5 tuvo buen desempeño en la estimación de valores máximos de precipitación en la zona norte de la región pacífica; en la región andina, específicamente al sur del departamento de Nariño, se presentó un desempeño insatisfactorio para los píxeles en donde existe orografía compleja y con altitudes por encima de los 3000 msnm. El píxel 38 también presenta un resultado insatisfactorio y sobreestima la precipitación máxima con respecto a las mediciones de la estación EL PEÑOL, en este mismo cuadro (píxel) se encuentra la estación meteorológica principal del Aeropuerto Antonio Nariño, donde existe una sobrestimación en los valores promedio del ciclo anual, por parte de ERA5 que alcanza a tener hasta 400 mm de lluvia de diferencia entre ambas fuentes de datos, además menciona que se notan ligeramente los picos más altos durante La Niña 2012-12 y como decrece la lluvia durante El Niño 2015-16, por lo tanto no se recomienda utilizar el reanálisis como única fuente de datos, sin ninguna corrección en la magnitud de sus variables (Vásquez, 2019).

Debido a que este estudio utiliza información acumulada de 24 horas, las diferencias en los valores de precipitación son de menor magnitud, sin embargo, sigue existiendo sobreestimación y un desempeño insatisfactorio para este mismo cuadro. Los píxeles 30, 31 y 39 al norte de la región Andina, donde se encuentran las estaciones IDEAM: La Unión, La Cruz, San Bernardo, tuvieron un buen desempeño y se evidenció que Gumbel aumentó el desempeño del píxel 30, pasando de aceptable, sin ajuste; a bueno, con ajuste.

En la Figura 17, los resultados indicaron que de forma general el producto de reanálisis de ERA5 tiende a sobreestimar (subestimar) los eventos de precipitaciones ligeras (moderadas y fuertes) en algunas regiones. Además, se evidencia un menor rendimiento en zonas de topografía accidentada (Jiang, 2020) (Hénin, 2018). También se observa una tendencia a sobreestimar la precipitación ligera en elevaciones altas y a sobreestimar las lluvias intensas en elevaciones bajas, a excepción de los píxeles evaluados en la región amazónica, Figura 18.

ERA 5 al tener una menor resolución espacial que otros productos, no permite capturar el comportamiento de la precipitación de forma más local en regiones específicas, como zonas con sistemas montañosos, a pesar de que la tendencia de la estacionalidad es similar con otros

productos y en este caso con respecto a las estaciones IDEAM, un análisis de precipitación mensual, podría observarse un régimen bimodal, pero aun así se podría evidenciar una excesiva sobreestimación o subestimación en algunas regiones como se pudo observar en la estación CUMBAL, Figura 17.

De acuerdo a los resultados, la utilización de la información de ERA5 se considera viable para estudios asociados a eventos máximos donde se presentó un desempeño aceptable y bueno en su validación. Al destacar solamente la resolución espacial, usar ERA5 no es buena opción en zonas de estudio con áreas pequeñas (Vázquez, 2023), pero es importante destacar la resolución temporal de ERA5 que originalmente corresponde a 1 hora, lo cual es crucial para una elaboración regional de un análisis de Intensidad-Duración-Frecuencia.

En el departamento de Nariño existen estudios de este comportamiento, pero la mayoría utilizan registros con una frecuencia diaria de las estaciones convencionales, al tener un mayor periodo de registro. Utilizar datos con una resolución temporal más alta, como registros de 1 hora en lugar de 24 horas, puede ofrecer ventajas significativas debido a la alta variabilidad temporal de la precipitación, especialmente las tormentas convectivas y otros eventos de precipitación intensa. Un evento de lluvia tiene su propia dinámica que obedece a factores climáticos y orográficos y lo que suceda en 1 hora puede ser distinto a lo que ocurra en una menor duración o en 24 horas (Sangüesa, 2019).

3 Conclusiones

Las series de precipitación máxima (SPM) del producto ERA5 presentaron valores atípicos que no coinciden con las mediciones de las estaciones de campo IDEAM, pero las series originales cumplieron con homogeneidad e independencia a excepción de dos pixeles de duración 24 horas. Además, la distribución de Gumbel cumplió con las expectativas al realizar un buen ajuste de los valores observados. Los dos pixeles de las SPM no homogéneas indicaron que los datos no pertenecen a la misma población, esto puede deberse a las influencias de fenómenos atmosféricos y climáticos, como El Niño o La Niña, e incluso errores del modelo de estimación, también puede estar asociado a cambios de topografía, ya que las particularidades que presenta un terreno en su configuración superficial puede afectarse por erosión, la deforestación, lo que puede cambiar el régimen hidrológico en un área determinada. Sin embargo, los resultados indican que la mayoría de las series cumplen las condiciones estadísticas. La independencia, indicó que más del 90% de las series de precipitación máxima son generadas de un proceso aleatorio, es decir un valor no está correlacionado con el anterior ni tampoco influye en la formación de uno posterior, de ninguna forma. Por lo tanto, la información se pudo utilizar en el posterior análisis de frecuencia de Gumbel con ajuste por momentos.

La distribución de Gumbel con ajuste por momentos (α y μ), tuvieron un alto grado de ajuste gráfica y numéricamente a través del EEA. En cuanto a α y μ , estos no presentan datos atípicos, tienen una autocorrelación espacial positiva, es decir, las zonas con valores altos están correlacionados con otras áreas que también tienen valores altos e igualmente para áreas con valores bajos que se correlacionan con áreas cercanas con valores bajos.

En la interpolación del parámetro de ajuste de ubicación (μ) para la duración 1 hora y el parámetro de escala (α) para las duraciones de 1 hora y 24 horas, utilizados en el análisis de frecuencia de Gumbel, el mejor modelo que se ajustó a los valores observados de ERA5 fue el de kriging ordinario con ajuste esférico y para μ con una duración de 24 horas, el Kriging Simple con ajuste Gaussiano ya que estos tuvieron el error medio (mean) más cercano a 0, es decir, la diferencia con la serie original fue menor, en comparación a los demás métodos utilizados como el IDW.

En la zona sur del Pacífico, en base a la distribución espacial del parámetro α , existe una notable diferencia entre las precipitaciones más intensas y las menos intensas, las cuales también se asociaron a un periodo de retorno (T), es decir, se evidenció un mayor rango de diferencia entre una precipitación máxima de un T de un año (1) con un T de 37 años, con respecto a pixeles que cuentan con valores más bajos para el parámetro α (zona centro y norte de la región pacífica), que además tuvieron un desempeño aceptable en la evaluación con los datos in situ disponibles, por lo tanto, esto puede estar relacionado con el bajo desempeño de ERA 5 en la región sur del Pacífico Nariñense, donde ERA5 detectó valores de precipitación mayores con respecto a otras regiones.

Los datos de precipitaciones máximas del reanálisis ERA5 para el departamento de Nariño en el periodo de estudio de 36 años: 1988-2023, logran reproducir adecuadamente eventos máximos de precipitación en la zona norte de la región pacífica y en áreas de altitud media al oeste de la región andina, sin embargo, la resolución espacial 31 km, representa un gran desafío para reproducir los eventos máximos asociados en la región andina, especialmente en las zonas de mayor altitud del área de estudio; en consecuencia, se puede generar una distribución de precipitaciones máximas asociadas a un periodo de retorno en las zonas que el producto tuvo un mejor desempeño, pero en regiones sin datos observados para la validación de ERA5 y con un desempeño insatisfactorio, es conveniente realizar una corrección de sesgo para la resolución temporal diaria, con otras bases validadas y que mantienen una mejor resolución espacial, como CHIRPS, GPM - IMERG V06B, entre otras, particularmente para la región andina y de acuerdo al objetivo de posteriores investigaciones.

Por último, la estimación de lluvias de diseño utilizando el producto ERA5 es válida en un rango de confiabilidad del 70% para los pixeles que presentaron un desempeño bueno, es decir, quince (15) de treinta y un (31) pixeles evaluados; los cuales tuvieron una diferencia inferior al 10 % entre la distribución de Gumbel asociado a un periodo de retorno, utilizando las SPM estimadas con ERA5, en relación a la distribución de Gumbel, obtenida de las observaciones que proveen las estaciones de campo disponibles y evaluadas en esta investigación, para el departamento de Nariño.

4 Recomendaciones

Se recomienda comparar la información de reanálisis de ERA 5 con bases de datos de igual o diferente resolución espacial ya que los modelos y la calibración de datos de lluvia difieren entre sí. Se recomienda buscar y utilizar bases de datos distintas a las de terreno, con resolución temporal diaria e inferior. Añadir el comportamiento del régimen hidrológico en el departamento de Nariño, para comprender la diferencia de precipitación máxima de acuerdo a las características de cada región. Además, incluir las influencias del efecto del cambio climático en el régimen de lluvias máximas.

Se recomienda comparar con más detalle los datos atípicos de las series máximas de ERA5, con las de campo, para conocer su origen y determinar si pertenecen a errores de medición o a eventos extremos.

Se recomienda determinar a cada pixel de información de ERA 5 su variabilidad orográfica, especialmente en la región andina donde existen diferencias altitudinales significativas en distancias cortas.

De forma general se recomienda seguir aplicando la metodología de este estudio en conjunto con información proporcionada en otras investigaciones para el estudio de eventos de lluvias máximas, para la obtención de modelos i-d-f, utilizadas en el diseño de infraestructura y gestión del riesgo en zonas de Nariño que no cuentan con información pluviométrica y de difícil acceso por conflictos sociales. Se recomienda considerar una resolución espacial de mejor calidad a la de ERA 5 para análisis en regiones específicas o a nivel de cuenca.

Referencias bibliográficas

- Anderson, T. W., & Darling, D. A. (1952). Asymptotic theory of certain “goodness-of-fit” criteria based on stochastic processes. *The Annals of Mathematical Statistics*, 23(2), 193-212
- Aldonza, J. (2016). REGIONALIZACIÓN DE LLUVIAS MÁXIMAS DIARIAS EN LA PROVINCIA DE ENTRE RÍOS. Universidad Nacional de Córdoba.
- Bárdossy, A. y Pegram, GG (2016). Desagregación condicional espacio-temporal de la precipitación a alta resolución mediante simulación. *Investigación de recursos hídricos*, 52 (2), 920-937.
- Cabrera, G. P. (2015). Estadística Aplicada a un problema de selección de grupos de trabajo, para desarrollos de innovación tecnológica (Master's thesis).
- Campos, A. D. F. (1987). *Procesos del ciclo hidrológico*. San Luis Potosí, México: Editorial Universitaria Potosina.
- Catalini, C. G. (2018). Predicción de Lluvias Máximas en Argentina Desarrollos y Nuevas Aplicaciones.
- Ceron, W. L., Andreoli, R. V., Kayano, M. T., Canchala, T., Carvajal-Escobar, Y., & Souza, R. A. (2021). Comparison of spatial interpolation methods for annual and seasonal rainfall in two hotspots of biodiversity in South America. *Anais da Academia Brasileira de Ciências*, 93. 1-22. DOI: <https://doi.org/10.1590/0001-3765202120190674>.
- Chávez Hernández, G. (2009). Metodología para el análisis geoestadístico para la interpolación de la precipitación en El Salvador (Doctoral dissertation, Universidad de El Salvador).
- Chow, V. T., Maidment, D. R., & Mays, L. W. (1994). *Hidrología aplicada* (1a. ed. --). Bogotá: McGraw Hill.
- Delgado, A., S. Ruiz, L. Arévalo, G. Castillo, N. Viles, J. J. Calderón, J. Cañizares, U. Muñoz y R. Ramos (Eds.). 2007. Plan de Acción en Biodiversidad del departamento de Nariño 2006-2030. Propuesta Técnica. Pasto, Colombia. 525 pp.

- Escalante-Sandoval, C. y L. Reyes-Chávez, (2005). *Técnicas estadísticas en hidrología*. 2ª Edición. Universidad Nacional Autónoma de México, Facultad de Ingeniería, 298p. México.
- Funk, C., Peterson, P., Landsfeld, M., Pedreros, D., Verdin, J., Shukla, S., & Michaelsen, J. (2015). The climate hazards infrared precipitation with stations—a new environmental record for monitoring extremes. *Scientific data*, 2(1), 1-21. DOI: 10.1038/sdata.2015.66.
- Ganancias Martínez, F. M. (2010). *Evaluación de metodologías de regionalización hidrológica: Aplicación a los caudales máximos de cuencas representativas de la región Sur-Oeste de la Provincia de Córdoba* (Doctoral dissertation, Tesis de Maestría, Universidad Nacional de Córdoba, 370 pp).
- Gumbel, E. J. (1958). *Statistics of Extremes*. Columbia University Press.
- Hassler, B.; Lauer, A. (2021) Comparison of Reanalysis and Observational Precipitation Datasets Including ERA5 and WFDE5. *Atmosphere*, 12, 1462. doi: 10.3390/atmos12111462
- Hernández Martínez, J. I., Poveda Jaramillo, G., & Vélez Upegui, J. I. (2008). Respuesta hidrográfica de la desagregación espacial y espacio-temporal de la precipitación tropical. *Escuela de Geociencias y Medio Ambiente*.
- Hersbach, H., Bell, B., Berrisford, P., Biavati, G., Horányi, A., Muñoz Sabater, J., Nicolas, J., Peubey, C., Radu, R., Rozum, I., Schepers, D., Simmons, A., Soci, C., Dee, D., Thépaut, JN. (2023): Datos horarios ERA5 en niveles únicos desde 1940 hasta la actualidad. Almacén de datos climáticos (CDS) del Servicio de Cambio Climático de Copernicus (C3S), DOI: 10.24381/cds.adbb2d47.
- Hénin, R., Liberato, M. L., Ramos, A. M., & Gouveia, C. M. (2018). Assessing the use of satellite-based estimates and high-resolution precipitation datasets for the study of extreme precipitation events over the Iberian Peninsula. *Water*, 10(11), 1688. doi: 10.3390/w10111688.
- Jiang, Q., Li, W., Fan, Z., He, X., Sun, W., Chen, S., ... Wang, J. (2020). Evaluation of the ERA5 Reanalysis Precipitation Dataset over Chinese Mainland. *Journal of Hydrology*, 125660. doi:10.1016/j.jhydrol.2020.125660.

J. Peixoto; A. Oort, Physics of Climate. AIP-Press, 1993.

Kite, G. (2000). *Statistics for the utterly confused*. McGraw-Hill Education.

Lavers, D. A., Simmons, A., Vamborg, F., & Rodwell, M. J. (2022). An evaluation of ERA5 precipitation for climate monitoring. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 148(748), 3152-3165.

Martinez, A., & Serna, J. (2018). *Validación de las estimaciones de precipitación con CHIRPS e IRE/IDEAM*. Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales - IDEAM.

Martínez, R., Ramírez-Valverde, B., Rojo Martínez, G. E., Vaquera Huerta, H., Aguirre Salado, A. I., Viramontes Olivas, O. A., y Miranda Bojórquez, E. (2012). Recursos naturales y contaminación ambiental. Universidad Autónoma Indígena de México.

Moriasi, D. N., Arnold, J. G., Van Liew, M. W., Bingner, R. L., Harmel, R. D., & Veith, T. L. (2007). Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. *Transactions of the ASABE*, 50(3), 885-900.

Ocampo-Marulanda, C., Fernández-Álvarez, C., Cerón, W. L., Canchala, T., Carvajal-Escobar, Y., y Alfonso-Morales, W. (2022). Una evaluación espaciotemporal del conjunto de datos de lluvia CHIRPS de alta resolución en el suroeste de Colombia utilizando un análisis combinado de componentes principales. *Revista de ingeniería de Ain Shams*, 13(5), 101739. <https://doi.org/10.1016/j.asej.2022.101739>.

Poveda, G., y Mesa, O. J. (1999). La Corriente de chorro superficial del oeste “del Chocó”: Climatología y Variabilidad durante las fases del ENSO. *Rev. Acad. Colomb. Cienc*, 23, 517-528.

Raharjo, SR, Suprpto, M. e Ikhsan, C. (septiembre de 2018). Análisis del diseño de lluvia mediante el método TRMM (misión de medición de lluvia tropical) (estudio de caso: cuenca del Cisadane). En actas de la Conferencia AIP (Vol. 2014, No. 1). Publicación AIP.

Rivera, J. A., Marianetti, G., & Hinrichs, S. (2018). Validation of CHIRPS precipitation dataset along the Central Andes of Argentina. *Atmospheric Research*, 213, 437-449. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2018.06.023>.

Rodríguez, J. (2021). *Validación de los productos TRMM y CHIRPS para la intercuenca alto Apurimac*. Universidad Nacional Agraria La Molina.

Sangüesa Pool, C. (2019). Comportamiento espacial y temporal de los eventos externos de precipitación, en monto e intensidad para duraciones desde los 15 minutos hasta las 24 horas en la Región del Maule, Chile. Universidad de Concepción.

Scasserra, D., y Uriburu, M. (06 de Octubre de 2020). *ResearchGate*. Obtenido de: https://www.researchgate.net/publication/344498989_Analisis_comparativo_de_curvas_IDR_obtenidas_a_partir_de_estimaciones_remotas_de_precipitacion_de_la_mision_satelital_TRMM_y_de_mediciones_pluviograficas_in_situ.

Siles Soria, G. (2022). Reanálisis climatológico era 5: una revisión sobre su uso en el cálculo de atenuación atmosférica en sistemas de comunicaciones satelitales. *Investigación y desarrollo*, 145-159. <https://doi.org/10.23881/idupbo.022.1-12i>

Suárez-Aguilar, Z. E., Sepúlveda-Delgado, O., Patarroyo-Mesa, M., y Canaria-Camargo, L. C. (2020). Modelo matemático para estimar curvas de intensidad, duración y frecuencia de lluvias extremas en Tunja, Colombia. *Información tecnológica*, 31(1), 193-206.

Sun, Y., Wendi, D., Kim, D. E., & Liong, S.-Y. (2019). Deriving intensity–duration–frequency (IDF) curves using downscaled in situ rainfall assimilated with remote sensing data. *Geoscience Letters*, 6-17.

Vásquez Franco, D. F. (2019). Procesamiento de datos meteorológicos del IDEAM con Python y validación de datos del reanálisis ERA5.

Anexos

Anexo a. Precipitaciones máximas para diferentes duraciones

Año	Precipitaciones Máximas					
	1 hora	2 horas	3 horas	6 horas	12 horas	24 horas
1988	14.97	28.15	39.59	66.59	91.50	105.43
1989	12.76	24.38	35.36	64.02	93.52	114.37
1990	12.04	20.28	30.34	59.91	99.66	127.45
1991	14.04	27.13	39.16	74.90	126.44	153.25
1992	14.18	28.02	41.30	73.87	107.75	145.61
1993	15.41	29.54	42.55	75.89	117.63	135.89
1994	20.21	39.77	59.08	102.45	147.42	164.31
1995	15.10	29.65	43.71	79.71	106.93	142.16
1996	16.62	32.90	47.11	81.74	115.84	146.24
1997	12.89	24.43	35.40	62.58	90.04	141.72
1998	18.65	36.37	52.32	79.94	112.13	130.43
1999	18.07	35.85	53.05	97.49	131.75	153.99
2000	15.53	30.52	45.40	83.72	125.86	161.30
2001	14.45	28.20	41.15	73.34	108.09	127.98
2002	13.45	26.32	38.27	66.73	99.51	159.06
2003	23.33	44.95	63.86	112.93	168.58	214.24
2004	12.70	25.30	36.40	61.74	82.61	118.01

Año	Precipitaciones Máximas					
	1 hora	2 horas	3 horas	6 horas	12 horas	24 horas
2005	17.82	34.32	50.75	95.10	160.32	197.33
2006	15.56	29.94	42.24	75.89	133.32	179.75
2007	17.77	35.43	52.69	96.24	139.79	154.72
2008	12.21	23.56	34.98	57.62	88.75	131.12
2009	11.93	21.83	29.38	49.46	72.80	103.67
2010	18.20	36.33	53.91	95.68	146.67	175.12
2011	14.99	27.62	38.89	74.94	119.73	140.76
2012	13.31	26.22	38.08	70.51	109.60	162.30
2013	10.36	19.99	29.18	51.97	92.02	123.64
2014	13.91	27.21	39.90	69.47	112.87	146.96
2015	16.32	32.22	43.98	60.73	113.26	157.34
2016	17.60	34.09	49.96	84.87	141.44	175.69
2017	14.99	28.10	40.03	67.93	99.92	136.48
2018	20.38	40.13	57.70	93.27	133.97	155.52
2019	24.42	46.51	68.46	113.85	148.02	154.44
2020	14.89	29.77	43.93	78.73	105.63	126.25
2021	16.32	32.49	47.07	83.59	107.55	117.41
2022	10.64	20.80	30.15	52.59	72.87	107.99
2023	18.39	36.76	53.46	92.14	141.05	160.39

Anexo b. Datos de Ausencia Presencia para todas las estaciones

y	x	Estación	Duración	Datos dudosos	Homogeneidad	Independencia
2.63	-78.379997	1	1	no	si	no
2.63	-78.379997	1	2	no	si	si
2.63	-78.379997	1	3	no	si	si
2.63	-78.379997	1	6	no	si	si
2.63	-78.379997	1	12	no	si	si
2.63	-78.379997	1	24	si	si	si
2.63	-78.129997	2	1	no	si	si
2.63	-78.129997	2	2	no	si	si
2.63	-78.129997	2	3	no	si	si
2.63	-78.129997	2	6	no	si	si
2.63	-78.129997	2	12	no	si	si
2.63	-78.129997	2	24	no	si	si
2.63	-77.879997	3	1	no	si	si
2.63	-77.879997	3	2	no	si	si
2.63	-77.879997	3	3	no	si	si
2.63	-77.879997	3	6	no	si	si
2.63	-77.879997	3	12	no	si	si
2.63	-77.879997	3	24	no	si	si
2.38	-78.63	4	1	no	si	si

y	x	Estación	Duración	Datos dudosos	Homogeneidad	Independencia
2.38	-78.63	4	2	no	si	si
2.38	-78.63	4	3	no	si	si
2.38	-78.63	4	6	si	si	no
2.38	-78.63	4	12	no	si	no
2.38	-78.63	4	24	no	si	si
2.38	-78.38	5	1	no	si	si
2.38	-78.38	5	2	si	si	si
2.38	-78.38	5	3	si	si	si
2.38	-78.38	5	6	si	si	no
2.38	-78.38	5	12	no	si	no
2.38	-78.38	5	24	no	si	no
2.38	-78.13	6	1	no	si	si
2.38	-78.13	6	2	no	si	si
2.38	-78.13	6	3	no	si	si
2.38	-78.13	6	6	no	si	si
2.38	-78.13	6	12	no	si	si
2.38	-78.13	6	24	no	si	si
2.38	-77.88	7	1	no	si	no
2.38	-77.88	7	2	no	si	no
2.38	-77.88	7	3	no	si	si

y	x	Estación	Duración	Datos dudosos	Homogeneidad	Independencia
2.38	-77.88	7	6	no	si	si
2.38	-77.88	7	12	no	si	si
2.38	-77.88	7	24	no	si	no
2.38	-77.38	8	1	si	si	si
2.38	-77.38	8	2	si	si	si
2.38	-77.38	8	3	si	si	si
2.38	-77.38	8	6	si	si	si
2.38	-77.38	8	12	si	si	si
2.38	-77.38	8	24	si	si	si
2.13	-78.63	9	1	si	si	si
2.13	-78.63	9	2	si	si	si
2.13	-78.63	9	3	si	si	si
2.13	-78.63	9	6	si	si	si
2.13	-78.63	9	12	si	si	no
2.13	-78.63	9	24	si	si	no
2.13	-78.38	10	1	no	si	no
2.13	-78.38	10	2	si	si	no
2.13	-78.38	10	3	si	si	no
2.13	-78.38	10	6	si	si	no
2.13	-78.38	10	12	si	si	no

y	x	Estación	Duración	Datos dudosos	Homogeneidad	Independencia
2.13	-78.38	10	24	si	si	no
2.13	-78.13	11	1	no	si	no
2.13	-78.13	11	2	no	si	no
2.13	-78.13	11	3	no	si	no
2.13	-78.13	11	6	no	si	no
2.13	-78.13	11	12	no	si	si
2.13	-78.13	11	24	no	si	no
2.13	-77.88	12	1	no	si	si
2.13	-77.88	12	2	no	si	si
2.13	-77.88	12	3	no	si	si
2.13	-77.88	12	6	si	si	si
2.13	-77.88	12	12	no	si	no
2.13	-77.88	12	24	si	si	no
2.13	-77.63	13	1	si	si	si
2.13	-77.63	13	2	si	si	si
2.13	-77.63	13	3	si	si	si
2.13	-77.63	13	6	si	si	si
2.13	-77.63	13	12	si	si	si
2.13	-77.63	13	24	si	si	si
2.13	-77.38	14	1	si	si	si

y	x	Estación	Duración	Datos dudosos	Homogeneidad	Independencia
2.13	-77.38	14	2	si	si	si
2.13	-77.38	14	3	si	si	si
2.13	-77.38	14	6	si	si	si
2.13	-77.38	14	12	si	si	si
2.13	-77.38	14	24	si	si	si
1.88	-78.88	15	1	no	si	si
1.88	-78.88	15	2	no	si	si
1.88	-78.88	15	3	no	si	si
1.88	-78.88	15	6	no	si	si
1.88	-78.88	15	12	no	si	si
1.88	-78.88	15	24	no	si	si
1.88	-78.63	16	1	no	si	si
1.88	-78.63	16	2	no	si	si
1.88	-78.63	16	3	no	si	si
1.88	-78.63	16	6	no	si	si
1.88	-78.63	16	12	si	si	no
1.88	-78.63	16	24	no	si	no
1.88	-78.38	17	1	no	si	si
1.88	-78.38	17	2	no	si	si
1.88	-78.38	17	3	no	si	si

y	x	Estación	Duración	Datos dudosos	Homogeneidad	Independencia
1.88	-78.38	17	6	no	si	si
1.88	-78.38	17	12	no	si	si
1.88	-78.38	17	24	no	si	si
1.88	-78.13	18	1	si	si	si
1.88	-78.13	18	2	si	si	si
1.88	-78.13	18	3	si	si	si
1.88	-78.13	18	6	si	si	si
1.88	-78.13	18	12	si	si	si
1.88	-78.13	18	24	no	si	si
1.88	-77.88	19	1	no	si	si
1.88	-77.88	19	2	no	si	si
1.88	-77.88	19	3	no	si	si
1.88	-77.88	19	6	no	si	si
1.88	-77.88	19	12	no	si	no
1.88	-77.88	19	24	no	si	si
1.88	-77.63	20	1	no	si	no
1.88	-77.63	20	2	si	si	no
1.88	-77.63	20	3	no	si	no
1.88	-77.63	20	6	no	si	si
1.88	-77.63	20	12	si	si	si

y	x	Estación	Duración	Datos dudosos	Homogeneidad	Independencia
1.88	-77.63	20	24	si	si	si
1.88	-77.38	21	1	no	si	si
1.88	-77.38	21	2	no	si	si
1.88	-77.38	21	3	no	si	si
1.88	-77.38	21	6	no	si	si
1.88	-77.38	21	12	si	si	si
1.88	-77.38	21	24	no	si	si
1.88	-77.13	22	1	no	si	si
1.88	-77.13	22	2	no	si	si
1.88	-77.13	22	3	no	si	si
1.88	-77.13	22	6	no	si	no
1.88	-77.13	22	12	no	si	no
1.88	-77.13	22	24	no	si	si
1.63	-78.88	23	1	no	si	si
1.63	-78.88	23	2	no	si	no
1.63	-78.88	23	3	no	si	si
1.63	-78.88	23	6	no	si	si
1.63	-78.88	23	12	no	si	si
1.63	-78.88	23	24	no	si	si
1.63	-78.63	24	1	no	si	si

y	x	Estación	Duración	Datos dudosos	Homogeneidad	Independencia
1.63	-78.63	24	2	no	si	si
1.63	-78.63	24	3	no	si	si
1.63	-78.63	24	6	no	si	si
1.63	-78.63	24	12	no	si	si
1.63	-78.63	24	24	no	si	si
1.63	-78.38	25	1	no	si	si
1.63	-78.38	25	2	si	si	si
1.63	-78.38	25	3	si	si	si
1.63	-78.38	25	6	si	si	si
1.63	-78.38	25	12	no	si	no
1.63	-78.38	25	24	si	si	no
1.63	-78.13	26	1	no	si	no
1.63	-78.13	26	2	no	si	si
1.63	-78.13	26	3	no	si	si
1.63	-78.13	26	6	no	si	si
1.63	-78.13	26	12	no	si	no
1.63	-78.13	26	24	no	si	no
1.63	-77.88	27	1	no	si	no
1.63	-77.88	27	2	no	si	no
1.63	-77.88	27	3	no	si	no

y	x	Estación	Duración	Datos dudosos	Homogeneidad	Independencia
1.63	-77.88	27	6	no	si	no
1.63	-77.88	27	12	no	si	si
1.63	-77.88	27	24	si	si	si
1.63	-77.63	28	1	si	si	si
1.63	-77.63	28	2	si	si	si
1.63	-77.63	28	3	si	si	si
1.63	-77.63	28	6	si	si	si
1.63	-77.63	28	12	si	si	si
1.63	-77.63	28	24	no	si	si
1.63	-77.38	29	1	no	si	no
1.63	-77.38	29	2	no	si	si
1.63	-77.38	29	3	no	si	si
1.63	-77.38	29	6	no	si	no
1.63	-77.38	29	12	no	si	no
1.63	-77.38	29	24	no	si	si
1.63	-77.13	30	1	si	si	si
1.63	-77.13	30	2	si	si	si
1.63	-77.13	30	3	si	si	si
1.63	-77.13	30	6	si	si	si
1.63	-77.13	30	12	si	si	si

y	x	Estación	Duración	Datos dudosos	Homogeneidad	Independencia
1.63	-77.13	30	24	si	si	si
1.63	-76.88	31	1	si	si	si
1.63	-76.88	31	2	si	si	si
1.63	-76.88	31	3	si	si	si
1.63	-76.88	31	6	si	si	si
1.63	-76.88	31	12	si	si	si
1.63	-76.88	31	24	si	si	si
1.38	-78.88	32	1	no	si	si
1.38	-78.88	32	2	no	si	si
1.38	-78.88	32	3	si	si	si
1.38	-78.88	32	6	no	si	si
1.38	-78.88	32	12	no	si	si
1.38	-78.88	32	24	no	si	no
1.38	-78.63	33	1	si	si	si
1.38	-78.63	33	2	no	si	no
1.38	-78.63	33	3	no	si	no
1.38	-78.63	33	6	no	si	no
1.38	-78.63	33	12	no	si	si
1.38	-78.63	33	24	no	si	si
1.38	-78.38	34	1	si	si	no

y	x	Estación	Duración	Datos dudosos	Homogeneidad	Independencia
1.38	-78.38	34	2	si	si	no
1.38	-78.38	34	3	si	si	no
1.38	-78.38	34	6	no	si	si
1.38	-78.38	34	12	no	si	si
1.38	-78.38	34	24	no	si	si
1.38	-78.13	35	1	no	si	si
1.38	-78.13	35	2	no	si	si
1.38	-78.13	35	3	no	si	si
1.38	-78.13	35	6	no	si	si
1.38	-78.13	35	12	no	si	si
1.38	-78.13	35	24	no	si	si
1.38	-77.88	36	1	no	si	si
1.38	-77.88	36	2	no	si	si
1.38	-77.88	36	3	no	si	si
1.38	-77.88	36	6	no	si	no
1.38	-77.88	36	12	no	si	si
1.38	-77.88	36	24	no	si	si
1.38	-77.88	36	24	no	si	si
1.38	-77.629997	37	1	si	si	si
1.38	-77.629997	37	2	si	si	si

y	x	Estación	Duración	Datos dudosos	Homogeneidad	Independencia
1.38	-77.629997	37	3	si	si	si
1.38	-77.629997	37	6	si	si	no
1.38	-77.629997	37	12	no	si	no
1.38	-77.629997	37	24	no	si	no
1.38	-77.379997	38	1	si	si	si
1.38	-77.379997	38	2	si	si	si
1.38	-77.379997	38	3	si	si	si
1.38	-77.379997	38	6	si	si	si
1.38	-77.379997	38	12	si	si	si
1.38	-77.379997	38	24	no	si	no
1.38	-77.129997	39	1	no	si	no
1.38	-77.129997	39	2	no	si	no
1.38	-77.129997	39	3	no	si	no
1.38	-77.129997	39	6	no	si	no
1.38	-77.129997	39	12	no	si	si
1.38	-77.129997	39	24	no	si	si
1.38	-76.879997	40	1	si	si	si
1.38	-76.879997	40	2	si	si	si
1.38	-76.879997	40	3	no	si	si
1.38	-76.879997	40	6	no	si	si

y	x	Estación	Duración	Datos dudosos	Homogeneidad	Independencia
1.38	-76.879997	40	12	no	si	si
1.38	-76.879997	40	24	no	si	si
1.13	-78.629997	41	1	no	si	si
1.13	-78.629997	41	2	no	si	si
1.13	-78.629997	41	3	no	si	si
1.13	-78.629997	41	6	no	si	si
1.13	-78.629997	41	12	no	si	si
1.13	-78.629997	41	24	no	si	no
1.13	-78.379997	42	1	no	si	si
1.13	-78.379997	42	2	no	si	si
1.13	-78.379997	42	3	no	si	si
1.13	-78.379997	42	6	no	si	si
1.13	-78.379997	42	12	no	si	si
1.13	-78.379997	42	24	no	si	si
1.13	-78.129997	43	1	no	si	si
1.13	-78.129997	43	2	no	si	si
1.13	-78.129997	43	3	no	si	si
1.13	-78.129997	43	6	no	si	no
1.13	-78.129997	43	12	no	si	si
1.13	-78.129997	43	24	no	si	si

y	x	Estación	Duración	Datos dudosos	Homogeneidad	Independencia
1.13	-77.879997	44	1	no	si	si
1.13	-77.879997	44	2	no	si	si
1.13	-77.879997	44	3	no	si	si
1.13	-77.879997	44	6	no	si	si
1.13	-77.879997	44	12	no	si	no
1.13	-77.879997	44	24	no	si	no
1.13	-77.629997	45	1	si	si	si
1.13	-77.629997	45	2	si	si	si
1.13	-77.629997	45	3	si	si	si
1.13	-77.629997	45	6	si	si	si
1.13	-77.629997	45	12	no	si	si
1.13	-77.629997	45	24	si	si	si
1.13	-77.379997	46	1	si	si	si
1.13	-77.379997	46	2	si	si	si
1.13	-77.379997	46	3	si	si	si
1.13	-77.379997	46	6	si	si	si
1.13	-77.379997	46	12	si	si	si
1.13	-77.379997	46	24	si	si	si
1.13	-77.129997	47	1	no	si	si
1.13	-77.129997	47	2	no	si	si

y	x	Estación	Duración	Datos dudosos	Homogeneidad	Independencia
1.13	-77.129997	47	3	no	si	no
1.13	-77.129997	47	6	no	si	no
1.13	-77.129997	47	12	no	si	no
1.13	-77.129997	47	24	no	si	no
1.13	-76.879997	48	1	no	si	si
1.13	-76.879997	48	2	no	si	si
1.13	-76.879997	48	3	no	si	si
1.13	-76.879997	48	6	no	si	no
1.13	-76.879997	48	12	no	si	si
1.13	-76.879997	48	24	no	si	si
0.88	-78.129997	49	1	no	si	si
0.88	-78.129997	49	2	no	si	no
0.88	-78.129997	49	3	no	si	si
0.88	-78.129997	49	6	no	si	si
0.88	-78.129997	49	12	no	si	no
0.88	-78.129997	49	24	no	si	no
0.88	-77.879997	50	1	no	si	si
0.88	-77.879997	50	2	no	si	si
0.88	-77.879997	50	3	no	si	si
0.88	-77.879997	50	6	no	si	si

y	x	Estación	Duración	Datos dudosos	Homogeneidad	Independencia
0.88	-77.879997	50	12	no	si	no
0.88	-77.879997	50	24	no	si	no
0.88	-77.629997	51	1	no	si	si
0.88	-77.629997	51	2	no	si	si
0.88	-77.629997	51	3	no	si	si
0.88	-77.629997	51	6	si	si	si
0.88	-77.629997	51	12	no	si	no
0.88	-77.629997	51	24	no	si	si
0.88	-77.379997	52	1	si	si	no
0.88	-77.379997	52	2	si	no	no
0.88	-77.379997	52	3	si	no	no
0.88	-77.379997	52	6	si	si	si
0.88	-77.379997	52	12	no	si	si
0.88	-77.379997	52	24	no	si	si
0.88	-77.129997	53	1	no	si	si
0.88	-77.129997	53	2	no	si	si
0.88	-77.129997	53	3	no	si	no
0.88	-77.129997	53	6	no	si	no
0.88	-77.129997	53	12	no	si	si
0.88	-77.129997	53	24	no	si	no

y	x	Estación	Duración	Datos dudosos	Homogeneidad	Independencia
0.63	-77.629997	54	1	no	si	no
0.63	-77.629997	54	2	no	si	si
0.63	-77.629997	54	3	no	si	si
0.63	-77.629997	54	6	no	si	si
0.63	-77.629997	54	12	no	si	si
0.63	-77.629997	54	24	no	si	no
0.63	-77.379997	55	1	no	si	si
0.63	-77.379997	55	2	no	si	si
0.63	-77.379997	55	3	no	si	si
0.63	-77.379997	55	6	no	si	si
0.63	-77.379997	55	12	no	si	si
0.63	-77.379997	55	24	no	si	si
0.63	-77.129997	56	1	no	si	no
0.63	-77.129997	56	2	no	si	no
0.63	-77.129997	56	3	no	si	no
0.63	-77.129997	56	6	no	si	si
0.63	-77.129997	56	12	no	si	si
0.63	-77.129997	56	24	no	si	no
0.38	-77.629997	57	1	no	si	no
0.38	-77.629997	57	2	no	si	si

y	x	Estación	Duración	Datos dudosos	Homogeneidad	Independencia
0.38	-77.629997	57	3	no	si	si
0.38	-77.629997	57	6	no	si	no
0.38	-77.629997	57	12	no	si	no
0.38	-77.629997	57	24	no	si	no
0.38	-77.379997	58	1	no	si	si
0.38	-77.379997	58	2	no	si	si
0.38	-77.379997	58	3	no	si	si
0.38	-77.379997	58	6	no	si	si
0.38	-77.379997	58	12	no	si	si
0.38	-77.379997	58	24	no	si	si
0.38	-77.129997	59	1	no	si	no
0.38	-77.129997	59	2	no	si	no
0.38	-77.129997	59	3	no	si	no
0.38	-77.129997	59	6	si	si	no
0.38	-77.129997	59	12	no	si	no
0.38	-77.129997	59	24	no	si	si

Anexo c. Distribución de α y μ de estaciones IDEAM y ERA5

Pixel ERA	Estación IDEAM	μ IDEAM	μ ERA5	α IDEAM	α ERA5
5					
1	MOSQUERA [53010020]	128,92	135,11	24,43	23,12
6	EL CHARCO[53020010]	119,78	134,60	21,64	19,38
9	SALAHONDA [52090010]	127,48	122,67	15,92	32,66
10	REMOLINO GRANDE [52090020]	103,64	103,75	21,50	24,18
11	SAN JOSE DE TAPAJE [53020020]	122,59	117,60	18,38	24,51
18	MAGUI [52070010]	88,67	104,87	38,93	23,62
22	MAMACONDE [52010060]	63,18	78,68	11,63	11,06
24	EL COCO [51030020]	107,46	110,66	15,11	30,30
26	BARBACOAS [52065020]	137,19	133,68	22,13	27,54
28	EL VERGEL [52060040]	85,47	85,81	14,88	17,56
28	LLANO VERDE [52070030]	78,29	85,81	12,89	17,56
29	TAMINANGO [52045040]	65,81	78,02	10,62	16,86
30	LA UNION [52030030]	66,98	63,57	13,45	12,21
30	SAN BERNARDO [52045030]	63,37	63,57	9,14	12,21
31	LA CRUZ [52030090]	49,87	49,52	16,52	8,92
34	LA GUAYACANA[51020050]	129,97	145,29	9,53	26,90
35	JUNIN [51020010]	137,29	141,73	19,34	25,14
36	EL SANDE [52060050]	108,91	106,71	14,36	16,65
37	TANAMA [52055060]	55,66	71,78	9,77	14,95
38	EL PENOL [52050010]	48,10	58,15	12,14	11,72
39	BUESACO [52040040]	61,84	56,34	11,68	11,62
45	EL PARAISO - AUT [52055220]	35,27	53,03	7,59	9,75
45	GUACHAVES [52050050]	53,21	53,03	13,41	9,75
46	BOMBONA [52055030]	39,77	46,22	7,49	8,27
46	SINDAGUA [52055090]	35,51	46,22	5,12	8,27
47	EL ENCANO - AUT [47015100]	35,35	46,31	5,76	9,25
48	CHUNGACASPI [47010050]	71,70	74,01	19,75	18,97
50	CUMBAL [52050110]	32,96	58,02	9,87	10,01
51	GUALMATAN [52050100]	34,41	46,60	16,61	8,64
52	MONOPAMBA [47015080]	68,39	43,21	12,74	9,12
59	CHURUYACO [47020020]	119,78	94,95	30,58	20,65

Anexo d. Resultados de métricas de validación sin ajuste

PIXEL ERA 5	Estación IDEAM	Altitud (m.s.n. m)	REGIÓN	NSE SIN AJUSTE	RSR SIN AJUSTE	PBIAS
1	MOSQUERA [53010020]	10	PACIFIC O NORTE	Muy bueno	Muy bueno	SOBREESTI MACION
10	REMOLINO GRANDE [52090020]	40	PACIFIC O CENTRO	Muy bueno	Muy bueno	SOBREESTI MACION
28	EL VERGEL [52060040]	1770	ANDIA NORTE	Muy bueno	Muy bueno	SOBREE STIMACIO N
35	JUNIN [51020010]	950	ANDINA CENTRO	Muy bueno	Muy bueno	SOBREE STIMACIO N
48	CHUNGACASPI [47010050]	2100	AMAZON IA	Muy bueno	Muy bueno	SOBREE STIMACIO N
26	BARBACOAS [52065020]	32	PACIFIC O SUR	Muy bueno	Muy bueno	SUBESTIM ACION
30	LA UNION [52030030]	1745	ANDINA NORTE	Muy bueno	Muy bueno	SUBESTIM ACION
36	EL SANDE [52060050]	840	ANDINA CENTRO	Muy bueno	Muy bueno	SUBESTIM ACION
39	BUESACO [52040040]	2000	ANDINA CENTRO	Muy bueno	Muy bueno	SUBESTIM ACION
45	GUACHAVES [52050050]	2834	ANDINA CENTRO	Muy bueno	Muy bueno	SUBESTIM ACION
18	MAGUI [52070010]	100	PACIFIC O CENTRO	Bueno	Bueno	SOBREESTI MACION
6	EL CHARCO[530200 10]	50	PACIFIC O NORTE	Bueno	Bueno	SOBREESTI MACION
31	LA CRUZ [52030090]	2248	ANDINA NORTE	Bueno	Bueno	SUBESTIM ACION
11	SAN JOSE DE TAPAJE [53020020]	80	PACIFIC O CENTRO	satisfac torio	Bueno	SUBESTI MACION
51	GUALMATAN [52050100]	2830	ANDINA SUR	satisfac torio	satisfac torio	SOBREE STIMACIO N

PIXEL ERA 5	Estación IDEAM	Altitud (m.s.n. m)	REGIÓN	NSE SIN AJUSTE	RSR SIN AJUSTE	PBIAS
38	EL PENOL [52050010]	1620	ANDINA CENTRO	satisfac torio	satisfac torio	SOBREE STIMACIO N
30	SAN BERNARDO [52045030]	2190	ANDINA NORTE	insatisf torio	insatisf torio	SOBREE STIMACIO N
9	SALAHONDA [52090010]	3	PACIFIC O CENTRO	insatisf torio	insatisf torio	SOBREE STIMACIO N
22	MAMACOND E [52010060]	650	ANDINA NORTE	insatisf torio	insatisf torio	SOBREE STIMACIO N
24	EL COCO [51030020]	20	PACIFIC O SUR	insatisf torio	insatisf torio	SOBREE STIMACIO N
28	LLANO VERDE [52070030]	340	ANDINA NORTE	insatisf torio	insatisf torio	SOBREE STIMACIO N
29	TAMINANGO [52045040]	1875	ANDINA NORTE	insatisf torio	insatisf torio	SOBREE STIMACIO N
34	LA GUAYACANA[5 1020050]	100	PACIFIC O SUR	insatisf torio	insatisf torio	SOBREE STIMACIO N
37	TANAMA [52055060]	1500	ANDINA CENTRO	insatisf torio	insatisf torio	SOBREE STIMACIO N
45	EL PARAISO - AUT [52055220]	3033	ANDINA CENTRO	insatisf torio	insatisf torio	SOBREE STIMACIO N
46	BOMBONA [52055030]	1493	ANDINA CENTRO	insatisf torio	insatisf torio	SOBREE STIMACIO N
46	SINDAGUA [52055090]	2800	ANDINA CENTRO	insatisf torio	insatisf torio	SOBREE STIMACIO N
47	EL ENCANO - AUT [47015100]	2830	ANDINA CENTRO	insatisf torio	insatisf torio	SOBREE STIMACIO N
50	CUMBAL [52050110]	3115	ANDINA SUR	insatisf torio	insatisf torio	SOBREE STIMACIO N

PIXEL ERA 5	Estación IDEAM	Altitud (m.s.n. m)	REGIÓN	NSE SIN AJUSTE	RSR SIN AJUSTE	PBIAS
52	MONOPAMBA [47015080]	1776	AMAZON IA	insatisc atorio	insatisc atorio	SUBESTI MACION
59	CHURUYACO [47020020]	500	AMAZON IA	insatisc atorio	insatisc atorio	SUBESTI MACION

Anexo e. Resultados de métricas de validación con ajuste

GRILLA ERA 5	ESTACIÓN IDEAM	Altitud (m.s.n. m)	REGIÓN	NSE CON AJUSTE	RSR CONAJUS TE	PBIAS
1	MOSQUERA [53010020]	10	PACIFIC O NORTE	Muy Bueno	Muy Bueno	SOBREESTIMA CION
10	REMOLINO GRANDE [52090020]	40	PACIFIC O CENTRO	Muy Bueno	Muy Bueno	SOBREESTIMA CION
28	EL VERGEL [52060040]	1770	ANDINA NORTE	Muy Bueno	Muy Bueno	SOBREESTIMA CION
35	JUNIN [51020010]	950	ANDINA CENTRO	Muy Bueno	Muy Bueno	SOBREESTIMA CION
48	CHUNGACA SPI [47010050]	2100	AMAZO NIA	Muy Bueno	Muy Bueno	SOBREESTIMA CION
26	BARBACOA S [52065020]	32	PACIFIC O SUR	Muy Bueno	Muy Bueno	SUBESTIMACIO N
30	LA UNION [52030030]	1745	ANDINA NORTE	Muy Bueno	Muy Bueno	SUBESTIMACIO N
36	EL SANDE [52060050]	840	ANDINA CENTRO	Muy Bueno	Muy Bueno	SUBESTIMACIO N
39	BUESACO [52040040]	2000	ANDINA CENTRO	Muy Bueno	Muy Bueno	SUBESTIMACIO N
45	GUACHAVE S [52050050]	2834	ANDINA CENTRO	Muy Bueno	Muy Bueno	SUBESTIMACIO N
18	MAGUI [52070010]	100	PACIFIC O CENTRO	Muy Bueno	Muy Bueno	SOBREESTIMA CION
11	SAN JOSE DE TAPAJE [53020020]	80	PACIFIC O CENTRO	Muy Bueno	Muy Bueno	SUBESTIMACIO N
30	SAN BERNARDO [52045030]	2190	ANDINA NORTE	Muy Bueno	Muy Bueno	SOBREESTIMA CION
6	EL CHARCO [53020010]	50	PACIFIC O NORTE	Bueno	Bueno	SOBREESTIMA CION
31	LA CRUZ [52030090]	2248	ANDINA NORTE	Bueno	Bueno	SUBESTIMACIO N
51	GUALMAT AN [52050100]	2830	ANDINA SUR	Satisfactori o	Satisfactori o	SOBREESTIMA CION

38	EL PENOL [52050010]	1620	ANDINA CENTRO	Insatisfact orio	Insatisfact orio	SOBREESTIMA CION
9	SALAHOND A [52090010]	3	PACIFIC O CENTRO	Insatisfact orio	Insatisfact orio	SOBREESTIMA CION
22	MAMACON DE [52010060]	650	ANDINA NORTE	Insatisfact orio	Insatisfact orio	SOBREESTIMA CION
24	EL COCO [51030020]	20	PACIFIC O SUR	Insatisfact orio	Insatisfact orio	SOBREESTIMA CION
28	LLANO VERDE [52070030]	340	ANDINA NORTE	Insatisfact orio	Insatisfact orio	SOBREESTIMA CION
29	TAMINANG O [52045040]	1875	ANDINA NORTE	Insatisfact orio	Insatisfact orio	SOBREESTIMA CION
34	LA GUAYACA NA [51020050]	100	PACIFIC O SUR	Insatisfact orio	Insatisfact orio	SOBREESTIMA CION
37	TANAMA [52055060]	1500	ANDINA CENTRO	Insatisfact orio	Insatisfact orio	SOBREESTIMA CION
45	EL PARAISO - AUT [52055220]	3033	ANDINA CENTRO	Insatisfact orio	Insatisfact orio	SOBREESTIMA CION
46	BOMBONA [52055030]	1493	ANDINA CENTRO	Insatisfact orio	Insatisfact orio	SOBREESTIMA CION
46	SINDAGUA [52055090]	2800	ANDINA CENTRO	Insatisfact orio	Insatisfact orio	SOBREESTIMA CION
47	EL ENCANO - AUT [47015100]	2830	ANDINA CENTRO	Insatisfact orio	Insatisfact orio	SOBREESTIMA CION
50	CUMBAL [52050110]	3115	ANDINA SUR	Insatisfact orio	Insatisfact orio	SOBREESTIMA CION
52	MONOPAM BA [47015080]	1776	AMAZO NIA	Insatisfact orio	Insatisfact orio	SUBESTIMACIO N
59	CHURUYAC O [47020020]	500	AMAZO NIA	Insatisfact orio	Insatisfact orio	SUBESTIMACIO N