



UNIVERSIDAD  
DE PIURA

FACULTAD DE INGENIERÍA

**Tendencia de variación de la precipitación en las  
subcuencas del río Piura para la comparación de modelos  
probabilísticos**

Tesis para optar el Título de  
Ingeniero Civil

**Shirley Valeria Cotrina Villalobos  
Angie Pierina Aguilar Gallardo**

**Asesora:  
Mgtr. Ing. Clara Marina Farías Zegada de Reyes**

**Piura, junio de 2025**

### Declaración Jurada de Originalidad del Trabajo Final

Yo, Shirley Valeria Cotrina Villalobos, egresado del Programa Académico de Ingeniería Civil de la Facultad de Ingeniería de la Universidad de Piura, identificada con DNI: 71818463 declaro que:

Soy autora del trabajo final titulado:

“Tendencia de variación de la precipitación en las subcuencas del río Piura para la comparación de modelos probabilísticos”

El mismo que presento bajo la modalidad de Tesis para optar el Título profesional de Ingeniero Civil.

Que el trabajo se realizó en coautoría con los siguientes alumnos de la Universidad de Piura.

- Angie Pierina Aguilar Gallardo, identificada con DNI: 71538049

El texto de mi trabajo final es original y no vulnera los derechos de terceros o, de ser el caso, derechos de los coautores, incluidos los derechos de propiedad intelectual, datos personales, entre otros. En tal sentido, el texto de mi trabajo final no ha sido plagiado total ni parcialmente, para lo cual, he respetado las normas internacionales de citas y referencias de las fuentes consultadas. Asimismo, el texto del trabajo final que presento no ha sido publicado ni presentado antes en cualquier medio electrónico o físico; y que la investigación, los resultados, datos, conclusiones y demás información presentada que atribuyo a mi autoría son veraces.

En caso de detectarse el incumplimiento de lo declarado asumo frente a terceros, la Universidad de Piura y/o la Administración Pública toda responsabilidad que pueda derivarse por el trabajo final presentado. Lo señalado incluye responsabilidad pecuniaria incluido el pago de multas u otros por los daños y perjuicios que se ocasionen.

La asesoría del trabajo estuvo a cargo de la siguiente docente de la Universidad de Piura:

- Mgr. Ing. Clara Marina Farías Zegada de Reyes, identificada con DNI: 02816757

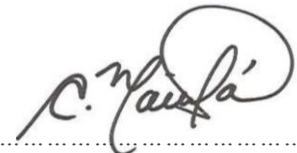
Declaro que:

Luego de haber empleado el software de coincidencia Turnitin, revisado las fuentes de información señaladas por las autoras, y debido a mi experiencia como investigadora, declaro que las ideas expuestas en el trabajo final alcanzan las condiciones de calidad, integridad y originalidad acorde a los objetivos institucionales y estándares en materia de investigación. Finalmente, no asumo responsabilidad por la posible vulneración de derechos de autor en el trabajo final referido, pues tal responsabilidad es exclusiva de las autoras.

Fecha: 03/06/2025.



Firma del autor



Firma del asesor

### Declaración Jurada de Originalidad del Trabajo Final

Yo, Angie Pierina Aguilar Gallardo, egresada del Programa Académico de Ingeniería Civil de la Facultad de Ingeniería de la Universidad de Piura, identificada con DNI: 71538049 declaro que:

Soy autora del trabajo final titulado:

“Tendencia de variación de la precipitación en las subcuencas del río Piura para la comparación de modelos probabilísticos”

El mismo que presento bajo la modalidad de Tesis para optar el Título profesional de Ingeniero Civil.

Que el trabajo se realizó en coautoría con los siguientes alumnos de la Universidad de Piura.

- Shirley Valeria Cotrina Villalobos, identificada con DNI: 71818463

El texto de mi trabajo final es original y no vulnera los derechos de terceros o, de ser el caso, derechos de los coautores, incluidos los derechos de propiedad intelectual, datos personales, entre otros. En tal sentido, el texto de mi trabajo final no ha sido plagiado total ni parcialmente, para lo cual, he respetado las normas internacionales de citas y referencias de las fuentes consultadas. Asimismo, el texto del trabajo final que presento no ha sido publicado ni presentado antes en cualquier medio electrónico o físico; y que la investigación, los resultados, datos, conclusiones y demás información presentada que atribuyo a mi autoría son veraces.

En caso de detectarse el incumplimiento de lo declarado asumo frente a terceros, la Universidad de Piura y/o la Administración Pública toda responsabilidad que pueda derivarse por el trabajo final presentado. Lo señalado incluye responsabilidad pecuniaria incluido el pago de multas u otros por los daños y perjuicios que se ocasionen.

La asesoría del trabajo estuvo a cargo de la siguiente docente de la Universidad de Piura:

- Mgr. Ing. Clara Marina Farías Zegada de Reyes, identificada con DNI: 02816757

Declaro que:

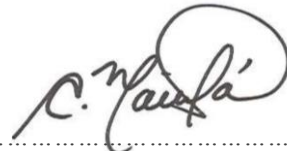
Luego de haber empleado el software de coincidencia Turnitin, revisado las fuentes de información señaladas por las autoras, y debido a mi experiencia como investigadora, declaro que las ideas expuestas en el trabajo final alcanzan las condiciones de calidad, integridad y originalidad acorde a los objetivos institucionales y estándares en materia de investigación. Finalmente, no asumo responsabilidad por la posible vulneración de derechos de autor en el trabajo final referido, pues tal responsabilidad es exclusiva de las autoras.

Fecha: 03/06/2025.



.....

Firma del autor



.....

Firma del asesor

## **Dedicatoria**

A mis padres, Marco y Jenny, son mi mayor fuente de inspiración y mi modelo a seguir. Gracias por enseñarme que con esfuerzo y amor todo es posible. Su apoyo incondicional ha sido mi mayor motivación y fortaleza, sin su guía nada de esto hubiese sido posible.

A mis abuelitos en el cielo, Juan, Rosa y Andrés, los llevo siempre en mi corazón.

A mis hermanos, Marco y Ximena, son luz en mi vida, gracias por ser mis cómplices y compañeros inseparables.

**Valeria**

A mis padres, Iván y Anyela, por su amor incondicional, por su apoyo constante y por haberme enseñado el verdadero valor del esfuerzo y la perseverancia. Este logro es el reflejo de su sacrificio, dedicación y confianza en mí.

A mi abuelita Eumelia y a mis hermanos, Jesús e Ivana, por su amor, apoyo y por estar siempre a mi lado en los momentos difíciles. Su presencia ha sido mi refugio emocional y mi motivación.

A mis queridas mascotas, Manchas y Manjar por su lealtad, compañía y por hacerme sentir acompañado en los momentos de soledad y estrés.

**Pierina**

## **Agradecimientos**

Queremos expresar nuestro más profundo agradecimiento a Dios, por ser nuestra guía en cada paso de este proceso. Su presencia en nuestras vidas nos dio la fortaleza y sabiduría necesarias para superar los retos que surgieron durante este camino.

A nuestros abuelos, padres y hermanos, por su amor incondicional, paciencia y apoyo inquebrantable. Gracias por estar siempre a nuestro lado, por su confianza en nosotros y por habernos brindado las herramientas para lograr este objetivo.

A nuestros amigos, por su constante aliento, por sus palabras de ánimo y por estar presentes en los momentos de mayor incertidumbre. Gracias por hacernos sentir acompañados y por su inquebrantable amistad.

A nuestra asesora, la Ing. Marina Farías, por su dedicación, sabiduría y orientación a lo largo de todo este proyecto. Agradecemos su paciencia y los valiosos consejos que nos proporcionó, que nos ayudaron a enfocar y mejorar nuestro trabajo.

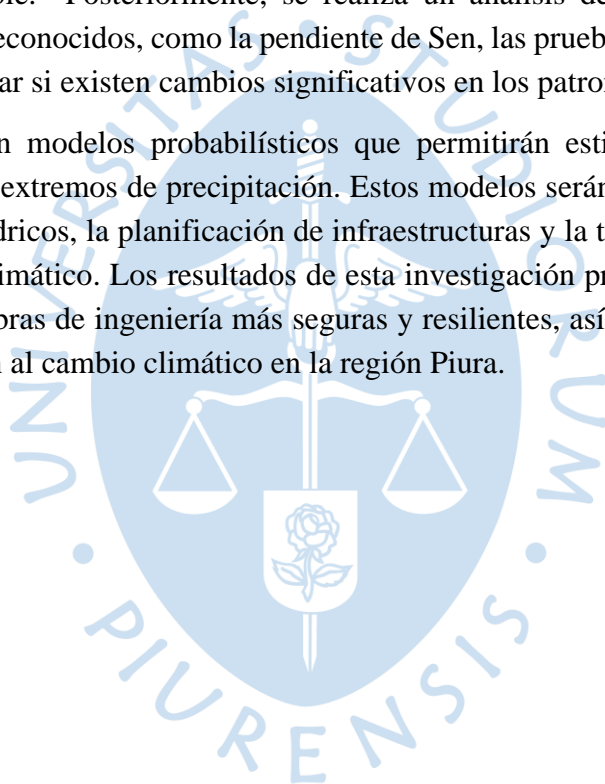
Y a todos aquellos que, de alguna manera, hicieron posible este logro, su apoyo ha sido invaluable.

## Resumen

La presente investigación se centra en analizar la variabilidad de la precipitación en la cuenca del río Piura, una región de gran importancia para la agricultura y la economía peruana. El objetivo principal es determinar si existe una tendencia en el aumento o disminución de las precipitaciones máximas en las diferentes subcuencas y, a partir de este análisis, desarrollar modelos probabilísticos que permitan predecir futuros eventos extremos.

Para alcanzar este objetivo, se ha diseñado una metodología rigurosa que incluye la recopilación y procesamiento de datos históricos de precipitación de diversas fuentes como SENAMHI, ANA y UDEP. Además, se incorporan las proyecciones de modelos climáticos globales (GCM) para evaluar los posibles impactos del cambio climático en la región. Estos datos son sometidos a rigurosos controles de calidad y se corrigen posibles sesgos para tener como resultado una base de datos confiable. Posteriormente, se realiza un análisis de variabilidad utilizando métodos estadísticos reconocidos, como la pendiente de Sen, las pruebas de Cusum y de Mann-Kendall, para identificar si existen cambios significativos en los patrones de precipitación.

Finalmente, se ajustan modelos probabilísticos que permitirán estimar la probabilidad de ocurrencia de eventos extremos de precipitación. Estos modelos serán de gran utilidad para la gestión de recursos hídricos, la planificación de infraestructuras y la toma de decisiones en un contexto de cambio climático. Los resultados de esta investigación proporcionan información valiosa para diseñar obras de ingeniería más seguras y resilientes, así como para implementar medidas de adaptación al cambio climático en la región Piura.

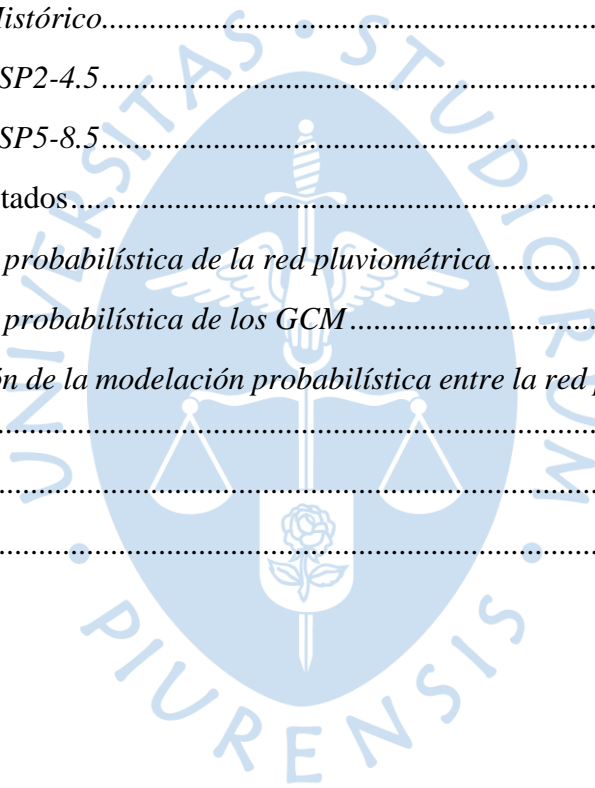


## Tabla de contenido

Introducción .....	15
Capítulo 1 .....	16
Marco teórico .....	16
1.1 Precipitación.....	16
1.1.1 Año hidrológico.....	16
1.1.2 Medición de precipitación.....	16
1.1.3 Producto grillado PISCO.....	16
1.1.4 Modelos climáticos globales (GCM).....	17
1.2 Conformación de la base de datos de precipitación proveniente de una red de estaciones .....	20
1.2.1 Descarga de datos de estaciones pluviométricas.....	21
1.2.2 Compilación de información.....	23
1.2.3 Selección de máximos mensuales y anuales.....	25
1.2.4 Relleno de información máxima mensual .....	25
1.2.5 Análisis de consistencia .....	27
1.3 Descarga de datos del producto grillado PISCO.....	28
1.3.1 Precipitación máxima diaria por estación.....	29
1.3.2 Precipitación máxima diaria por subcuenca .....	30
1.4 Descarga de datos de GCM.....	31
1.4.1 Inicialización.....	32
1.4.2 Bucle principal.....	33
1.4.3 Impresión y carga de datos.....	33
1.4.4 Procesamiento de datos .....	33
1.4.5 Exportación de datos y fin.....	34
1.5 Análisis de variabilidad.....	34
1.5.1 Prueba estadística Mann-Kendall.....	34
1.5.2 Pendiente de Sen .....	37
1.5.3 Test de Cusum .....	37
1.6 Modelos probabilísticos .....	38
1.7 Cuencas .....	39

1.7.1 Definición de cuenca y subcuenca .....	40
1.7.2 Tipos de cuencas .....	40
1.7.3 QGis .....	41
1.7.4 Delimitación de cuencas .....	41
Capítulo 2 .....	43
Cuenca del río Piura .....	43
2.1 Ubicación geográfica.....	43
2.2 Descripción.....	43
2.3 Relieve.....	43
2.4 Zonificación .....	43
Capítulo 3 .....	46
Conformación de las bases de datos pluviométricas .....	46
3.1 Base de datos de la red pluviométrica.....	46
3.1.1 Información pluviométrica recopilada.....	46
3.1.2 Relleno de información .....	51
3.1.3 Análisis de consistencia .....	53
3.2 Base de datos obtenida de PISCO .....	56
3.2.1 Precipitación máxima diaria por estación.....	56
3.2.2 Precipitación máxima diaria por subcuenca .....	57
3.2.3 Procesamiento de información.....	57
3.3 Base de datos de modelos climáticos globales.....	62
3.3.1 Descarga de datos de los GCM.....	62
3.3.2 Selección de los máximos anuales .....	64
3.3.3 Evaluación del rendimiento de los GCM .....	65
3.3.4 Escalamiento de información.....	67
3.3.5 Modelo ensamblado con los GCM por subcuenca.....	68
Capítulo 4 .....	71
Análisis de la variabilidad temporal de la precipitación .....	71
4.1 Determinación de la variabilidad en red pluviométrica y PISCO .....	71
4.2 Determinación de la variabilidad en GCM .....	72
4.3 Análisis de resultados.....	74

4.3.1 Periodo histórico – Red pluviométrica .....	74
4.3.2 Periodo histórico subcuencas .....	76
4.3.3 Periodo futuro subcuencas.....	78
Capítulo 5 .....	80
Modelación probabilística de la precipitación .....	80
5.1 Red pluviométrica .....	80
5.1.1 Serie completa.....	80
5.1.2 Serie reciente.....	84
5.2 GCM.....	89
5.2.1 Escenario Histórico.....	89
5.2.2 Escenario SSP2-4.5.....	94
5.2.3 Escenario SSP5-8.5.....	98
5.3 Análisis de resultados.....	103
5.3.1 Modelación probabilística de la red pluviométrica.....	103
5.3.2 Modelación probabilística de los GCM.....	105
5.3.3 Comparación de la modelación probabilística entre la red pluviométrica y los GCM .....	106
Conclusiones .....	108
Referencias.....	110



## Lista de tablas

Tabla 1 Comparación de escenarios SSP2-4.5 y SSP5-8.5.....	18
Tabla 2 Subcuencas del río Piura .....	44
Tabla 3 Estaciones pluviométricas del río Piura .....	46
Tabla 4 Cantidad de datos disponibles por estación .....	48
Tabla 5 Registro histórico de estaciones en el periodo 1963 - 2023 .....	49
Tabla 6 Registro histórico de estaciones en el periodo 1963 - 2023 .....	50
Tabla 7 Registro histórico de estaciones en el periodo 1963 – 2023 .....	50
Tabla 8 Coeficientes de correlación para relleno de información .....	51
Tabla 9 Asignación de factores de escalamiento por subcuenca.....	61
Tabla 10 Modelos climáticos globales del CMIP6 .....	63
Tabla 11 Resultados de los valores $md$ - GCM.....	65
Tabla 12 Resultados de los valores $nRMSE$ - GCM.....	66
Tabla 13 Mejores modelos climáticos globales .....	67
Tabla 14 Resultados de la aplicación de las pruebas estadísticas en la red pluviométrica y PISCO. TNSC: Tendencia no significativa creciente, TSC: Tendencia Significativa Creciente. NSES: Ningún Salto Estadísticamente Significativo y SES: Salto Estadísticamente Significativo. ....	71
Tabla 15 Variabilidad en Modelos Climáticos Globales. TNSC: Tendencia no significativa creciente, TSC: Tendencia Significativa Creciente. NSES: Ningún Salto Estadísticamente Significativo y SES: Salto Estadísticamente Significativo. ....	72
Tabla 16 Delta de Kolmogórov-Smirnov de los modelos probabilísticos – Estaciones 60 años .....	83
Tabla 17 Predicción de la $P_{máx.}(mm)$ de modelos probabilísticos – Estaciones 60 años.....	84
Tabla 18 Delta de Kolmogorov-Smirnov de modelos Probabilísticos – Estaciones 30 años..	87
Tabla 19 Predicción de la $P_{máx.}$ de modelos Probabilísticos – Estaciones 30 años.....	88
Tabla 20 Delta de Kolmogorov-Smirnov de modelos probabilísticos - Escenario Histórico..	92
Tabla 21 Predicción de la $P_{máx.}$ de modelos probabilísticos – Escenario Histórico.....	93
Tabla 22 Delta de Kolmogórov-Smirnov de modelos probabilísticos – Escenario SSP2-4.5 .	97
Tabla 23 Predicción de la $P_{máx.}$ de modelos probabilísticos – Escenario SSP2-4.5 .....	97
Tabla 24 Delta de Kolmogorov-Smirnov de modelos probabilísticos – Escenario SSP5-8.5	102
Tabla 25 Predicción de la $P_{máx.}$ de modelos probabilísticos – Escenario SSP5-8.5 .....	102

## Lista de figuras

Figura 1	<i>Página web de SENAMHI con la red de datos meteorológicos</i>	22
Figura 2	<i>Página web de SENAMHI con la red de datos hidrometeorológicos</i>	22
Figura 3	<i>Página web de ANA con la red de datos hidrometeorológicos</i>	23
Figura 4	<i>Coefficientes de correlación para la agrupación de estaciones</i>	25
Figura 5	<i>Configuración de regresión en Excel</i>	26
Figura 6	<i>Configuración de datos de regresión en Excel</i>	27
Figura 7	<i>Resultados de los coeficientes de la ecuación ajustada en Excel</i>	27
Figura 8	<i>Plataforma ANDREA - Inicio</i>	29
Figura 9	<i>Plataforma ANDREA - "Datos PISCO SENAMHI"</i>	29
Figura 10	<i>Plataforma ANDREA – Estaciones de la red pluviométrica</i>	30
Figura 11	<i>Plataforma ANDREA – Insertar archivos KML</i>	30
Figura 12	<i>Diagrama de flujo de la descarga de GCM</i>	31
Figura 13	<i>Test de Mann-Kendall en Software TREND</i>	36
Figura 14	<i>Verificación de prueba Mann-Kendall</i>	36
Figura 15	<i>Pendiente de Sen</i>	37
Figura 16	<i>Test de Cusum en Software TREND</i>	38
Figura 17	<i>Gráfico de <math>V_k</math> en Software TREND</i>	38
Figura 18	<i>Superficie relativa de las vertientes y disponibilidad relativa de agua</i>	41
Figura 19	<i>Sistema de codificación Pfafstetter</i>	42
Figura 20	<i>División de la cuenca Piura según la de codificación Pfafstetter</i>	44
Figura 21	<i>División de la cuenca Piura para el estudio</i>	45
Figura 22	<i>Distribución de las estaciones pluviométricas en la cuenca Piura</i>	47
Figura 23	<i>Datos disponibles y datos faltantes del registro histórico</i>	49
Figura 24	<i>Configuración de regresión en Excel</i>	51
Figura 25	<i>Configuración de datos de regresión en Excel</i>	52
Figura 26	<i>Resultados de los coeficientes de la ecuación ajustada en Excel</i>	52
Figura 27	<i>Resultados del análisis de consistencia - Red Pluviométrica: Grupo A</i>	53
Figura 28	<i>Precipitación máxima diaria anual – Red Pluviométrica: Grupo A</i>	54
Figura 29	<i>Resultados del análisis de consistencia - Red Pluviométrica: Grupo B</i>	54
Figura 30	<i>Precipitación máxima diaria anual - Red Pluviométrica: Grupo B</i>	55

Figura 31 <i>Resultados del análisis de consistencia - Red Pluviométrica: Grupo C</i> .....	55
Figura 32 <i>Precipitación máxima diaria anual - Red Pluviométrica: Grupo C</i> .....	56
Figura 33 <i>Precipitación máxima diaria anual en las estaciones – PISCO</i> .....	56
Figura 34 <i>Precipitación máxima diaria anual en las subcuencas – PISCO</i> .....	57
Figura 35 <i>Grupo A – Correlación datos PISCO – Red pluviométrica</i> .....	58
Figura 36 <i>Grupo B – Correlación datos PISCO – Red pluviométrica</i> .....	58
Figura 37 <i>Grupo C – Correlación datos PISCO – Red pluviométrica</i> .....	59
Figura 38 <i>Datos corregidos de precipitación máxima diaria anual por subcuenca</i> .....	62
Figura 39 <i>Comparación entre los datos de PISCO históricos (Promedio 1) y corregidos (Promedio 2).</i> .....	62
Figura 40 <i>Escenario histórico de GCM NorESM2 – LM</i> .....	64
Figura 41 <i>Escenario SSP2-4.5 de GCM NorESM2 – LM</i> .....	64
Figura 42 <i>Escenario SSP5-8.5 de GCM NorESM2 – LM</i> .....	65
Figura 43 <i>Escalamiento lineal de los GCM en UH9 a nivel mensual</i> .....	68
Figura 44 <i>Escalamiento lineal de los GCM en UH9 a nivel anual</i> .....	68
Figura 45 <i>Ensamble GCM – Escenario histórico</i> .....	69
Figura 46 <i>Ensamble GCM – Escenario SSP2-4.5</i> .....	69
Figura 47 <i>Ensamble GCM – Escenario SSP5-8.5</i> .....	70
Figura 48 <i>Resultados de Mann-Kendall para precipitación en las estaciones a) Red SENAMHI y b) producto PISCO. TSC: Tendencia Significativa Creciente y TNS: Tendencia No Significativa</i> .....	74
Figura 49 <i>Resultados de la pendiente de Sen y Mann Kendall para precipitación en las estaciones para a) Red SENAMHI y b) producto PISCO. La altura de las barras representa el valor de la pendiente de Sen y su apariencia los resultados de la prueba MK, las barras llenas de color: TSC y las vacías: TNSC</i> .....	75
Figura 50 <i>Resultados de las pruebas Cusum de las estaciones de la red SENAMHI y producto PISCO. Los marcadores llenos de color representan SES y los vacíos NSES</i> .....	75
Figura 51 <i>Resultados de Mann-Kendall para precipitación en subcuencas para a) producto PISCO y b) Escenario histórico de los GCM. TSC: Tendencia Significativa Creciente y TNS: Tendencia No Significativa</i> .....	76
Figura 52 <i>Resultados de la pendiente de Sen y Mann Kendall para precipitación en las subcuencas para el producto PISCO y escenario histórico de los GCM. La altura de las barras representa el valor de la pendiente de Sen y su apariencia los resultados de la prueba MK, las barras llenas de color: TSC y las vacías: TNSC</i> .....	77

Figura 53 Resultados del test de Cusum para precipitación en UH para el producto PISCO y escenario histórico de los GCM. Los marcadores llenos de color representan SES y los vacíos NSES.....	77
Figura 54 Resultados de Mann-Kendall para precipitación en subcuencas para los escenarios futuros GCM a) SSP2-4.5 y b) SSP5-8.5. TSC: Tendencia Significativa Creciente y TNS: Tendencia No Significativa. ....	78
Figura 55 Resultados de la pendiente de Sen y Mann Kendall para precipitación en las subcuencas para el producto PISCO y los escenarios climáticos GCM. La altura de las barras representa el valor de la pendiente de Sen y su apariencia los resultados de la prueba MK, las barras llenas de color: TSC y las vacías: TNSC.....	79
Figura 56 Resultados del test de Cusum para precipitación en subcuencas para los escenarios futuros SSP2-4.5 y SSP5-8.5 Los marcadores llenos de color representan SES y los vacíos NSES.....	79
Figura 57 Predicciones según los modelos probabilísticos ajustados – Estaciones (Zona baja) – Serie completa 1963-2023.....	80
Figura 58 Predicciones según los modelos probabilísticos ajustados– Estaciones (Zona media) – Serie completa 1963-2023.....	81
Figura 59 Predicciones según los modelos probabilísticos ajustados– Estaciones (Zona alta) – Serie completa 1963-2023.....	82
Figura 60 Modelos Probabilísticos Doble Gumbel y Gumbel seleccionados - Estaciones 60 años .....	84
Figura 61 Predicciones según los modelos probabilísticos ajustados– Estaciones (Zona Baja) – Serie reciente 1993-2023 .....	85
Figura 62 Predicciones según los modelos probabilísticos ajustados – Estaciones (Zona media) – Serie reciente 1993-2023 .....	85
Figura 63 Predicciones según los modelos probabilísticos ajustados– Estaciones (Zona alta) – Serie reciente 1993-2023 .....	87
Figura 64 Modelos Probabilísticos Gamma – Estaciones 30 años.....	89
Figura 65 Predicciones según los modelos probabilísticos ajustados – Escenario histórico – Subcuencas (Zona baja).....	90
Figura 66 Predicciones según los modelos probabilísticos ajustados – Escenario histórico – Subcuencas (Zona media) .....	90
Figura 67 Predicciones según los modelos probabilísticos ajustados – Escenario histórico – Subcuencas (Zona alta).....	91
Figura 68 Modelos probabilísticos LP III en Estaciones – Escenario Histórico.....	93

Figura 69 <i>Predicciones según los modelos probabilísticos ajustados – Escenario SSP2-4.5 – Subcuencas (Zona baja)</i> .....	94
Figura 70 <i>Predicciones según los modelos probabilísticos ajustados – Escenario SSP2-4.5 – Subcuencas (Zona media)</i> .....	95
Figura 71 <i>Predicciones según los modelos probabilísticos ajustados – Escenario SSP2-4.5 – Subcuencas (Zona alta)</i> .....	96
Figura 72 <i>Modelos probabilísticos LP III en subcuencas – Escenario SSP2-4.5</i> .....	98
Figura 73 <i>Predicciones según los modelos probabilísticos ajustados – Escenario SSP5-8.5 – Subcuencas (Zona baja)</i> .....	99
Figura 74 <i>Predicciones según los modelos probabilísticos ajustados – Escenario SSP5-8.5 – Subcuencas (Zona media)</i> .....	100
Figura 75 <i>Predicciones según los modelos probabilísticos ajustados – Escenario SSP5-8.5 – Subcuencas (Zona alta)</i> .....	101
Figura 76 <i>Serie completas y series recientes de la modelación probabilística de la red pluviométrica</i> .....	103
Figura 77 <i>Serie completas y series recientes de la modelación probabilística de la red pluviométrica</i> .....	103
Figura 78 <i>Serie completas y series recientes de la modelación probabilística de la red pluviométrica por zonas de la cuenca</i> .....	104
Figura 79 <i>Comparación de las series completas y series recientes de la modelación probabilística de la red pluviométrica por zonas de la cuenca para un periodo de retorno <math>T_r</math> 100</i> .....	105
Figura 80 <i>Precipitación máxima diaria de los tres escenarios GCM – Modelo Log Pearson III</i> .....	105
Figura 81 <i>Predicciones de precipitación máxima diaria de las series de datos de la Red pluviométrica (serie completa y reciente) y los 3 escenarios de los GCM</i> .....	106
Figura 82 <i>Predicciones de precipitación máxima diaria de la red pluviométrica – Serie reciente – Modelo Gamma</i> .....	107

## Introducción

La variación climática se refiere a los cambios en las condiciones atmosféricas que ocurren en un periodo de tiempo determinado. Los factores que afectan esta variación del clima pueden ser: cambios en la temperatura global, actividad volcánica, emisiones de gases de efecto invernadero, entre otros. El principal factor es el aumento de la concentración de los gases de efecto invernadero en la atmósfera debido a la actividad humana, provocando un aumento en la temperatura global del planeta, conocido como cambio climático (AEMET y OECC, 2021).

Tyndall Center (2004) refiere que el Perú es el tercer país más vulnerable del mundo ante una variabilidad climática drástica. En el Perú, los fenómenos hidrometeorológicos se han intensificado en lo que va del siglo XXI, los eventos climáticos extremos como huaicos, inundaciones, heladas y el fenómeno El Niño, se están produciendo con mayor frecuencia e intensidad por eso el potencial cambio futuro en las ocurrencias de El Niño extremo podría tener profundas consecuencias socioeconómicas.

La cuenca del río Piura es una importante fuente de agua para la agricultura, la industria y el consumo humano en la región norte del Perú. Sin embargo, se encuentra muy influenciada por anomalías climáticas como el Fenómeno El Niño, evento climatológico que se presenta en los meses de diciembre a abril, incrementando la temperatura del mar y provocando lluvias intensas en la costa norte del Perú e impactos negativos en el ecosistema marino (Takahashi y Martínez, 2019).

Dado que es fundamental contar con herramientas precisas para predecir la variabilidad de la precipitación, el presente estudio se centra en determinar la tendencia de esta variabilidad en las subcuencas del río Piura para realizar la comparación de modelos probabilísticos. La metodología empleada incluye definir las subcuencas y sus respectivas estaciones hidrometeorológicas para una base de datos con precipitaciones máximas, no mayores a 30 años, generar información por la corrección de sesgos mediante PISCO y relleno de información faltante por correlación. Además, se ejecutará el análisis de tendencias de precipitación, mediante los lineamientos de SENAMHI (2020): la pendiente de Sen y la prueba de Mann-Kendall para las series pluviométricas, por último, se utilizará el software estadístico TREND con el objetivo de hallar tendencia. Con el objetivo de analizar los efectos potenciales del cambio climático y la variabilidad en la precipitación enfocado en su intensidad, duración y frecuencia, se utilizarán las simulaciones de los modelos climáticos globales (GCM) para realizar una estimación de escenarios de cambio climático con el objetivo de discernir los datos no representativos futuros.

Finalmente, se realizarán los modelos probabilísticos estacionarios de las precipitaciones máximas para su posterior elección. Conocer la variabilidad y la naturaleza estacionaria del parámetro precipitación en la cuenca del río Piura, y modelarlo adecuadamente para diferentes periodos de retorno, permitirá modelar mejor la precipitación en futuros trabajos para determinar acertadamente los caudales de diseño de diversas obras de construcción.

# Capítulo 1

## Marco teórico

### 1.1 Precipitación

Se define como precipitación a toda forma de agua meteórica que cae sobre la superficie terrestre, ya sea en estado líquido (llovizna, lluvia, etc.) o sólido (nieve, granizo, etc.), incluyendo las precipitaciones ocultas como el rocío y la helada blanca. Estas se desencadenan debido a cambios en la temperatura o la presión. La precipitación constituye la principal entrada al sistema hidrológico continental (Musy, 2005).

#### 1.1.1 Año hidrológico

Es un lapso ininterrumpido de doce meses elegidos de tal manera que las variaciones globales en el almacenamiento sean mínimas, minimizando así la cantidad remanente de un año a otro. En el caso de Perú, el año hidrológico inicia en septiembre y concluye en agosto del año siguiente (Ordoñez, 2011).

#### 1.1.2 Medición de precipitación

La cantidad de precipitación que cae hacia el suelo durante un periodo de lluvias, en un tiempo determinado, se puede expresar en términos de la altura de agua que se alcanzaría en una superficie horizontal. La medición de la precipitación se realiza a través de instrumentos que constan de un recipiente cilíndrico que recoge el agua de lluvia en la parte superior, resaltando, la importancia de la ubicación de los instrumentos de medición y la forma de captación de la precipitación para evitar pérdidas por salpicadura, viento o evaporación (OMM, 2011).

Perú cuenta con una red de estaciones meteorológicas inscritas en el SENAMHI (Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología del Perú), tanto convencionales como automáticas, distribuidas a lo largo de su territorio para monitorear la precipitación. Las estaciones convencionales, que emplean métodos de medición manuales y periódicos, han proporcionado datos históricos valiosos. Sin embargo, la creciente implementación de estaciones automáticas, equipadas con sensores de alta precisión y capaces de transmitir datos en tiempo real, ha enriquecido significativamente la información disponible, permitiendo análisis más detallados y actualizados de los patrones de precipitación en el país (SENAMHI, 2018).

#### 1.1.3 Producto grillado PISCO

La información grillada PISCO (Peruvian Interpolated data of the SENAMHI's Climatological and hydrological Observations) por sus siglas en inglés, fue creada con el objetivo de mejorar la representación espacial de lluvias en el Perú. Representa el resultado de utilizar técnicas de interpolación (predicción espacial) tanto geoestadística como determinística, combinando datos procedentes de su red nacional de estaciones y la información satelital proveniente del producto CHIRP (Climate Hazards InfraRed Precipitation with Station data). Este conjunto de datos se presenta en formato grillado ("raster") con una resolución

espacial de  $0.1^\circ$  (aproximadamente 10 km) y se utiliza principalmente en estudios hidrológicos y en la gestión de recursos hídricos (Aybar et al., 2017).

#### **1.1.4 Modelos climáticos globales (GCM)**

Los modelos climáticos globales (GCM) son simulaciones computacionales del sistema climático de la Tierra que se basan en las leyes físicas y químicas que lo rigen. Estos modelos cuentan actualmente con la capacidad de representar con mayor exactitud los procesos físicos que impulsan el clima y se aplican con la finalidad de comprender el clima actual y en base a ello representar el clima pasado para proyectar el clima futuro (IPCC, 2021).

El Panel Intergubernamental sobre Cambio Climático (IPCC) evidencia la necesidad imperiosa de reducir las emisiones de gases de efecto invernadero para evitar un calentamiento global superior a  $1.5^\circ\text{C}$  y que, para mitigar los más drásticos impactos de este umbral crítico, se requieren medidas urgentes para reducir las emisiones que abarquen todos los sectores de la sociedad. En este contexto, el Proyecto de Intercomparación de Modelos Acoplados (CMIP) posee un papel fundamental. El CMIP iniciado en 1995 por el Programa Mundial de Investigación del Clima (WCRP), ha evolucionado a través de seis fases, cada una con sus propios objetivos y avances.

La nueva generación de modelos climáticos de CMIP en su sexta fase (CMIP6) ha dado lugar a modelos climáticos de alta sensibilidad, capaces de simular con mayor detalle los procesos atmosféricos y oceánicos. Estas herramientas avanzadas permiten realizar proyecciones climáticas más precisas a nivel regional. Estos modelos abarcan un período histórico que va desde 1850 hasta 2014 y se proyectan al futuro hasta 2100 (Voldoire et al., 2019).

**1.1.4.1 Escenarios climáticos.** Las Trayectorias Socioeconómicas Compartidas (SSP) describen posibles trayectorias socioeconómicas al considerar factores como población, desarrollo económico, desigualdad, educación, tecnología y gobierno. Esta combinación permite explorar cómo diferentes trayectorias socioeconómicas pueden conducir a distintos niveles de emisiones y, por ende, a diferentes escenarios climáticos (Escoto et al., 2017).

- Escenario histórico: Este escenario consiste en ejecutar simulaciones del clima desde el pasado hasta el presente. Para ello, se incluyen datos históricos de emisiones de gases de efecto invernadero, actividad volcánica, cambios en la cobertura terrestre y otros factores que impactan el clima. De esta forma, se busca comprender mejor cómo ha evolucionado el clima a lo largo del tiempo y cómo los mencionados factores han contribuido a su cambio.
- El escenario SSP2-4.5, también conocido como “Medio camino”, simula un futuro con desarrollo socioeconómico intermedio y aumento moderado de emisiones.
- El escenario SSP5-8.5, también conocido como "Fósiles y Desigualdad", representa un futuro con un desarrollo socioeconómico desigual y una alta dependencia de los combustibles fósiles.

En la Tabla 1, se presenta una comparación de los Escenarios de Trayectorias Socioeconómicas específicos: SSP2-4.5 y SSP5-8.5. Ambos escenarios han sido seleccionados debido a que abarcan un amplio rango de posibilidades para el futuro, como lo es un escenario medianamente optimista con un desarrollo sostenible, hasta un escenario con graves impactos climáticos

**Tabla 1**

*Comparación de escenarios SSP2-4.5 y SSP5-8.5*

Característica	SSP2-4.5	SSP5-8.5
Nombre	Medio camino	Desarrollo rápido con altos niveles de fósiles
Forzamiento radiativo adicional para el año 2100	4.5 W/m <sup>2</sup>	8.5 W/m <sup>2</sup>
Trayectoria de las emisiones de gases de efecto invernadero	Pico alrededor de 2040, luego disminución gradual	Aumento continuo hasta finales del siglo XXI
Desarrollo económico y social	Moderado	Rápido
Cambios en los patrones de consumo y producción	Transición hacia una economía más baja en carbono	Enfoque continuo en los combustibles fósiles
Cooperación internacional	Aumento de la cooperación	Cooperación limitada
Aumento de la temperatura global a finales del siglo XXI	2.0°C a 2.5°C	3.5°C a 4.5°C
Aumento del nivel del mar a finales del siglo XXI	0.5 a 1.0 metros	1.0 a 2.0 metros
Cambios en los patrones climáticos	Aumentos más severos que el escenario actual	Extremos climáticos más frecuentes e intensos
Impactos en los ecosistemas	Pérdida significativa de biodiversidad y degradación de los ecosistemas	Pérdida aún más significativa de biodiversidad y degradación de los ecosistemas
Impactos en la salud humana	Aumento de la mortalidad y morbilidad relacionadas con el clima	Aumento mayor que el del escenario SSP2-4.5

*Nota.* Adaptado de IPCC (2021).

**1.1.4.2 Selección de modelos a emplear.** La selección de un conjunto de modelos climáticos confiables es un desafío importante en la investigación climática. Un método común para abordar este desafío es seleccionar los modelos que mejor simulan el clima histórico. Esta estrategia se basa en la idea de que los modelos que mejor reproducen el pasado tienen más tendencia a proporcionar proyecciones del futuro mucho más confiables (Bağçaci et al., 2021).

Las métricas de rendimiento representan la primera etapa de un proceso de evaluación, se aplican a todos los GCM y son clasificadas por separado para evaluar el desempeño según los siguientes indicadores:

**1.1.4.2.1 Índice de concordancia modificado.** Willmott (1981) propuso el índice de concordancia (d) para solucionar las limitaciones de las métricas basadas en correlación (como  $R^2$ ). Estas métricas son sensibles a valores atípicos e insensibles a las diferencias en las medias y varianzas entre datos observados y simulados. El índice d, dado por la fórmula, ofrece una evaluación más robusta del desempeño del modelo, al considerar no solo la correlación, sino también las diferencias en medias y varianzas. Aunque el índice d ofrece mejoras significativas sobre  $R^2$ , aún puede ser susceptible a valores extremos debido a la operación de las diferencias al cuadrado en la fórmula. Para abordar esta limitación, Legates y McCabe (1999) introdujeron el índice de concordancia modificado (md) herramienta valiosa para evaluar el desempeño considerando la sensibilidad a los valores atípicos y ofrecer una evaluación más precisa, este se define según la siguiente ecuación:

$$md = 1.0 - \frac{\sum_{i=1}^N |O_i - P_i|}{\sum_{i=1}^N (|P_i - \bar{O}| + |O_i - \bar{O}|)}$$

Donde:

- $O_i$ = Observaciones de PISCO
- $P_i$ = Predicciones de GCM

El valor de Md varía entre 0 (sin concordancia) y 1 (concordancia perfecta). Esto lo convierte en una medida intuitiva y fácil de interpretar para la validación de modelos hidrológicos e hidroclimáticos (Legates y McCabe, 1999).

**1.1.5.3.2 Error cuadrático medio normalizado.** Para completar una evaluación integral del rendimiento del modelo, se debe aplicar al menos una medida de "bondad de ajuste" (p. ej., md) y al menos una medida de error absoluto (p. ej., RMSE) con información complementaria como una comparación entre la media y la desviación estándar observadas y simuladas por el modelo (Willmott, 1981).

$$NRMSE = \frac{\left[ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_i - O_i)^2 \right]^{\frac{1}{2}}}{O_{\max} - O_{\min}}$$

Donde:

- $O_i$ = Observaciones de PISCO

- $P_i$ = Predicciones de GCM

Si como resultado da un valor bajo de nRMSE, este indica que el modelo presenta un buen ajuste a los datos, es decir menor varianza residual y es capaz de predecir con precisión los valores futuros, resultando un mejor rendimiento del modelo (Willmott y Matsuura, 2005).

### 1.1.4.3 Escalamiento de información

Se implementó la técnica de escalamiento lineal que ajusta las variables climáticas simuladas por los GCM a las condiciones reales observadas. Se realiza comparando las series temporales mensuales de datos observados y simulados, calculando las diferencias promedio entre ellas para cada mes. Estas diferencias se aplican luego a los datos simulados para corregir el sesgo y obtener valores más precisos (Shrestha et al., 2017).

Para ajustar la información de los GCM históricos con respecto a PISCO, se calcularon promedios mensuales de ambos conjuntos de datos durante todos los años. Estos promedios mensuales sirvieron como base para establecer factores de corrección específicos para cada mes. Los factores de corrección se obtuvieron dividiendo los promedios mensuales de PISCO por los promedios mensuales de GCM.

Posteriormente, estos factores de corrección mensuales se aplicaron a cada dato histórico de GCM correspondiente a su mes respectivo. El mismo procedimiento se aplicó a los valores futuros de los dos escenarios SSP2-4.5 y SSP5-8.5. En resumen, se ajustaron los datos de GCM multiplicándolos por los factores de corrección mensuales derivados de la comparación con PISCO con la siguiente ecuación:

$$MCG_{\text{corregido}} = MCG_1 * \frac{Prom_{\text{mes}}(PISCO)}{Prom_{\text{mes}}(MCG)}$$

## 1.2 Conformación de la base de datos de precipitación proveniente de una red de estaciones

Es el proceso de recopilación, almacenamiento, análisis y visualización de datos históricos de precipitación diaria. Se conformó una base de datos histórica consistente y confiable de precipitación máxima mensual, la cual es fundamental porque después, servirá como base para completar los datos faltantes y continuar con la presente investigación.

La recopilación de información histórica de las estaciones pluviométricas fue facilitada por las entidades responsables del manejo de información meteorológica, se descargó la mayoría de información principalmente desde el Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología del Perú (SENAMHI) y se completó con la información brindada por la Autoridad Nacional del Agua (ANA). Finalmente, la información brindada por el Instituto de Hidráulica e Hidrología de la Universidad de Piura, sirvió para completar los datos faltantes que no consideraba las entidades SENAMHI y ANA.

Para recolectar esta información, se creó una base de datos con información de la precipitación máxima a nivel diario, sin embargo, la base de datos que necesitamos debe estar en máximos mensuales, es por ello que después de la descarga de datos, continuamos con el

procesamiento de la información para la selección de los máximos mensuales y anuales completando así la base de datos de precipitación con la cual se trabajará.

### **1.2.1 Descarga de datos de estaciones pluviométricas**

Los datos de precipitación se obtuvieron de una base de datos integrada, construida a partir de información descargada del SENAMHI y del ANA, siguiendo un protocolo documentado para asegurar la calidad y confiabilidad de la información. La mayoría de la información de la base de datos se descargó desde la página web del SENAMHI y se utilizó la información disponible de la página web del ANA para completar los datos faltantes. A continuación, se detallará el procedimiento realizado para la correcta descarga de datos en ambas entidades.

**1.2.1.1 Descarga de datos – SENAMHI.** En la web de SENAMHI (Figura 1) está disponible la descarga de datos meteorológicos, los cuales son proporcionados en un rango desde el año 1963 hasta el 2014, a través del portal web del SENAMHI.

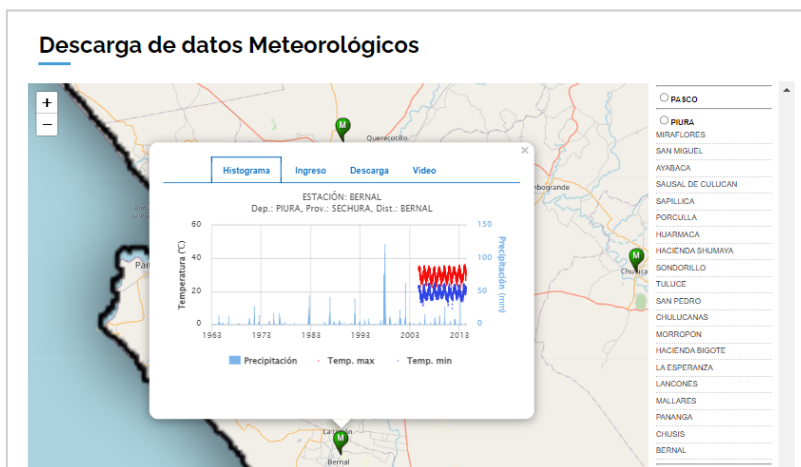
Primero se ingresa a la página web y se navega hasta el menú "Datos". En este paso, se selecciona la opción "Descarga de datos". En la pantalla se exhibe un mapa con las estaciones disponibles. Se elige la estación de interés haciendo clic sobre ella. En la ventana emergente, se selecciona la pestaña "Ingreso" y se procede a registrar un usuario. Finalmente, se aceptan los términos y condiciones. Automáticamente, se descarga un archivo en formato "txt" que contiene los datos requeridos. Se importan y se organizan los datos en Excel. Una vez finalizada esta secuencia de pasos, se logra visualizar los datos meteorológicos, distribuidos en las columnas A, B, C y D, correspondiendo cada columna a la siguiente información:

- Columna A: Año
- Columna B: Mes
- Columna C: Día
- Columna D: Precipitación acumulada

Cabe mencionar que, en el caso de que en la última columna aparezca el valor "-99.9", indica que no se dispone de información para la variable de precipitación en esa fecha específica. Los datos descargados desde esta sección corresponden a un periodo 1963-2014.

**Figura 1**

*Página web de SENAMHI con la red de datos meteorológicos*

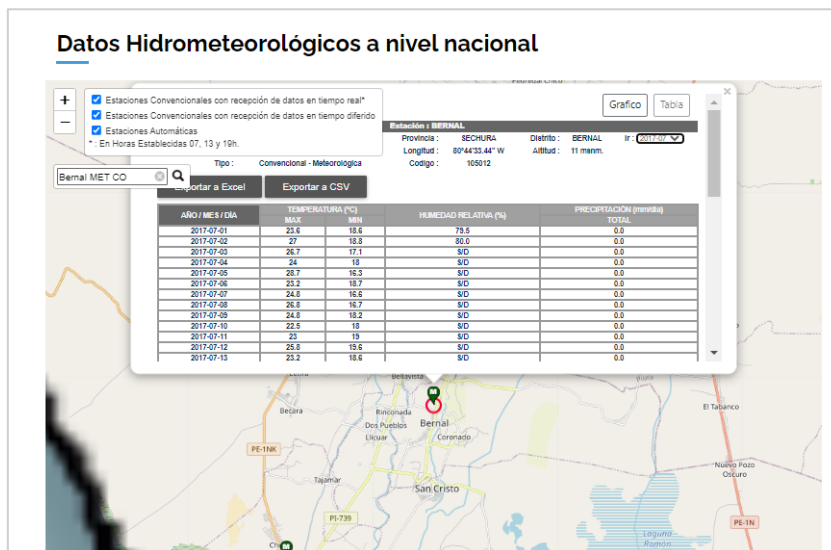


*Nota.* Adaptado de SENAMHI (2021).

Para tener una base de datos actualizada, se lleva a cabo la descarga de datos hidrometeorológicos, con un periodo 2017-2023 (Figura 2). Estos datos actuales corresponden a las estaciones convencionales con recepción de datos en tiempo real, y a estaciones automáticas. Para la descarga de estos datos, se siguieron los siguientes pasos:

**Figura 2**

*Página web de SENAMHI con la red de datos hidrometeorológicos*



*Nota.* Adaptado de SENAMHI (2021).

Para descargar datos hidrometeorológicos del SENAMHI, primero se accede a la página web de SENAMHI, en la opción "Datos", seleccione "Datos Hidrometeorológicos". Luego, se elige la estación deseada en el mapa o lista y se ingresa el código de verificación en la pestaña "Tabla" para luego seleccionar el mes y año que desee. Finalmente, se exportan los datos a

Excel y se repiten los pasos para cada mes entre 2017 y 2023 ya que la información en la página está disponible para una descarga manual de manera mensual.

### 1.2.1.2 Descarga de datos – ANA

Se llevó a cabo la descarga de datos hidrometeorológicos a través de la página web (Figura 3). Para ello, se navega hasta el menú "Hidrometeorología" y después, "Estaciones Pluviométricas". En la pantalla se exhibe un mapa con las estaciones disponibles. En el buscador se escribe el nombre de la estación requerida. Automáticamente emerge una venta con la información de la estación, en la sección denominada "Información climática" se selecciona el ícono de "Desc. Datos" (ANA, 2023).

Es importante tener en cuenta que estos pasos describen un procedimiento general y podrían variar dependiendo de la actualización y diseño del sitio web en cuestión.

### Figura 3

*Página web de ANA con la red de datos hidrometeorológicos*



*Nota.* Adaptado de ANA (2023).

## 1.2.2 Compilación de información

Para la compilación y validación de la información se utilizó la siguiente metodología con el objetivo de lograr conformar una base de datos completa y confiable de precipitación máxima diaria para la cuenca del río Piura.

**1.2.2.1 Recopilación de datos por estación.** Para la recopilación de datos de precipitación máxima diaria en la cuenca del río Piura, se tomaron las siguientes consideraciones para la selección de estaciones:

**1.2.2.1.1 Densidad de la red de estaciones.** Se recolectó información sobre la red de estaciones hidrometeorológicas existentes en la cuenca del río Piura mediante las entidades encargadas SENAMHI y ANA. Después se evaluó la densidad de la red, considerando la extensión de la cuenca del río Piura y la variabilidad espacial de la precipitación. Finalmente, fueron seleccionadas las estaciones que estén bien distribuidas espacialmente cubriendo las distintas zonas climáticas y fisiográficas de la cuenca.

**1.2.2.1.2. Disponibilidad y calidad de datos.** La información descargada se ordenó y clasificó para cada estación con los datos disponibles de las fuentes. Se verificó la disponibilidad de datos de precipitación máxima diaria en cada estación, priorizando las estaciones con registros históricos.

- SENAMHI - Descarga de datos (información meteorológica diaria, 1963-2014).
- SENAMHI - Estaciones hidrometeorológicas (información meteorológica diaria, 2017-2023).
- ANA - Estaciones (precipitación acumulada en 12 horas, 1963-2017).
- UDEP - Datos (precipitación máxima diaria, 1963-2003).

**1.2.2.1.3 Extensión y validación de datos.** Una vez definidas las estaciones de la red hidrometeorológica a usar, es fundamental visualizar el periodo de información disponible para cada estación antes de seleccionar las que se utilizarán en este estudio. Esta visualización nos permitió identificar las estaciones con mayor extensión de datos, evaluar la representatividad temporal de los datos y detectar posibles sesgos de información.

- Se visualizó el periodo de información disponible
- Se compararon los datos de las diferentes fuentes para verificar su consistencia y posibles errores.
- Se homogeneizó la información de la ANA, pasando su información de precipitación acumulada 12 horas a nivel diario, sumando los dos periodos de 12 horas por día.
- Una vez estando todas las fuentes en las mismas unidades (mm/día), se verificó que las fechas de la información disponible en las distintas fuentes coincidieran.
- Se corroboró que la información del ANA y SENAMHI sea la misma en el periodo en común 1963-2014, lo que permitió validar la información del ANA en el periodo 2014-2017. Asimismo, se realizó una comparación general de todas las fuentes para confirmar la confiabilidad de los datos.
- Se definió el periodo de tiempo de interés para el estudio. El Manual de hidrología, hidráulica y drenaje (MTC, 2008) recomienda establecer una base de datos con un mínimo de 25 años de registro, en la que se incluyan los años en que se hayan registrado eventos extremos.

**1.2.2.1.4 Organización de la información.** Se creó una base de datos de precipitación máxima diaria con compilación de la información diaria con las siguientes fuentes en orden cronológico: (UDEP, SENAMHI – Información meteorológica, ANA, SENAMHI – Información hidrometeorológica).

### 1.2.3 Selección de máximos mensuales y anuales

La información mensual facilita el análisis y la comparación de datos a lo largo del tiempo. Permite observar tendencias y patrones de precipitación a un nivel más general y, además, reduce la complejidad del análisis.

- Después de ordenar en orden cronológico la información a nivel diario para cada estación, se calculó la precipitación máxima mensual.
- Se contabilizaron automáticamente los meses de cada año con información disponible para cada estación.
- Se elaboró una tabla de doble entrada que representa, para cada estación y año, la cantidad de los meses con datos disponibles y la fuente de información de la que se obtuvieron.
- Se identificaron las brechas significativas de información de las estaciones y años con mayor cantidad de información.

La tabla resumen con los meses de información disponible, se hizo con el propósito de sintetizar la información de la base de datos de precipitación, facilitando la visualización de los datos y sentando las bases para el siguiente paso: el relleno de los datos faltantes.

### 1.2.4 Relleno de información máxima mensual

Una vez obtenidos los máximos mensuales se procedió a separar las estaciones en 3 grupos. Para la agrupación se trabajó con correlación simple entre las estaciones, los coeficientes de correlación debían ser cercanos a 1 (Figura 4)

**Figura 4**

*Coefficientes de correlación para la agrupación de estaciones*

Bernal	1.000	0.373	0.700	0.878	0.657	0.643	0.412	0.715	0.808	0.586	0.740	0.780	0.676	0.491	0.506	0.759
Chalaco	0.373	1.000	0.615	0.362	0.536	0.649	0.784	0.658	0.475	0.677	0.638	0.464	0.680	0.802	0.685	0.577
Chulucanas	0.700	0.615	1.000	0.602	0.836	0.715	0.648	0.851	0.766	0.860	0.874	0.809	0.866	0.706	0.682	0.822
Chusis	0.878	0.362	0.602	1.000	0.640	0.531	0.398	0.634	0.736	0.416	0.727	0.722	0.574	0.448	0.493	0.742
El Virrey	0.657	0.536	0.836	0.640	1.000	0.760	0.602	0.850	0.729	0.733	0.770	0.699	0.726	0.666	0.617	0.860
Hda. Bigote	0.643	0.649	0.715	0.531	0.760	1.000	0.744	0.940	0.655	0.814	0.765	0.589	0.772	0.729	0.696	0.757
Huarmaca	0.412	0.784	0.648	0.398	0.602	0.744	1.000	0.766	0.490	0.744	0.688	0.479	0.702	0.749	0.718	0.574
Malacasi	0.715	0.658	0.851	0.634	0.850	0.940	0.766	1.000	0.776	0.870	0.842	0.685	0.861	0.853	0.691	0.770
Miraflores	0.808	0.475	0.766	0.736	0.729	0.655	0.490	0.776	1.000	0.629	0.824	0.894	0.713	0.624	0.575	0.834
Morropón	0.586	0.677	0.860	0.416	0.733	0.814	0.744	0.870	0.629	1.000	0.801	0.642	0.883	0.785	0.675	0.668
Partidor	0.740	0.638	0.874	0.727	0.770	0.765	0.688	0.842	0.824	0.801	1.000	0.847	0.846	0.710	0.718	0.882
SanMiguel	0.780	0.464	0.809	0.722	0.699	0.589	0.479	0.685	0.894	0.642	0.847	1.000	0.714	0.568	0.577	0.795
SanPedro	0.676	0.680	0.866	0.574	0.726	0.772	0.702	0.861	0.713	0.883	0.846	0.714	1.000	0.776	0.732	0.772
SantoDomingo	0.491	0.802	0.706	0.448	0.666	0.729	0.749	0.853	0.624	0.785	0.710	0.568	0.776	1.000	0.689	0.680
Sapilllica	0.506	0.685	0.682	0.493	0.617	0.696	0.718	0.691	0.575	0.675	0.718	0.577	0.732	0.689	1.000	0.806
Tambogrande	0.759	0.577	0.822	0.742	0.860	0.757	0.574	0.770	0.834	0.668	0.882	0.795	0.772	0.680	0.806	1.000

Los grupos trabajados fueron:

- Grupo A: Bernal, Chusis, Miraflores, San Miguel

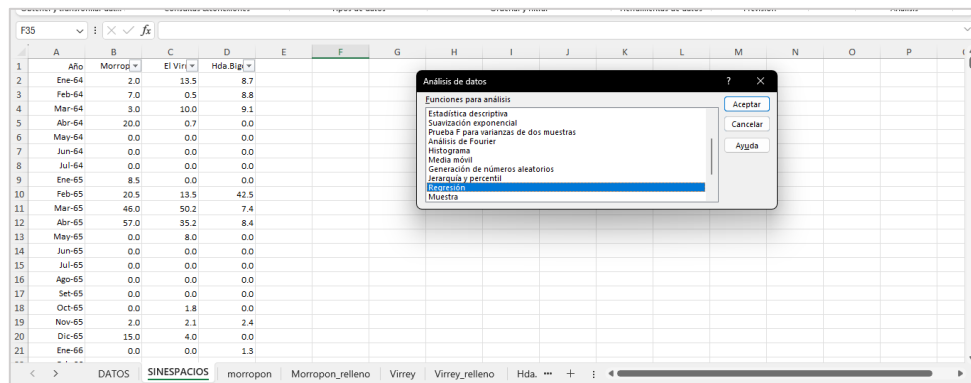
- Grupo B: Chalaco, Huarmaca, Sapollica, Santo Domingo, San Pedro Grupo C: Morropón, Virrey, Hacienda Bigote, Chulucanas, Partidor, Malacasi, Tambogrande.

Posterior a la agrupación de estaciones se procedió a realizar el relleno de información por el método de correlación múltiple, para el cual se eliminaron las celdas en blanco.

A continuación, en el menú principal, se abrió la barra de datos y se marcó análisis de datos y luego la opción regresión con el cursor (Figura 5).

**Figura 5**

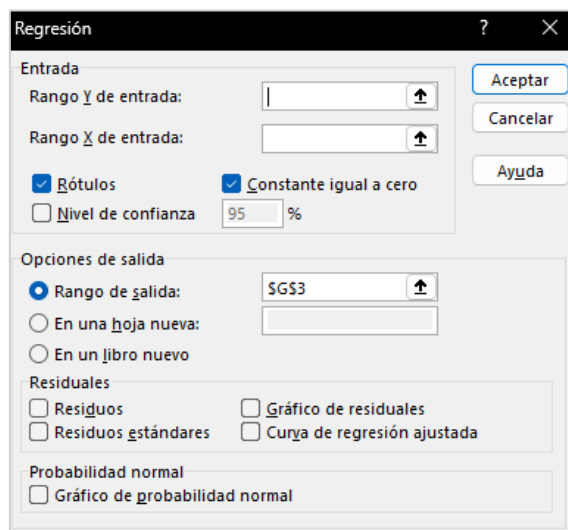
*Configuración de regresión en Excel*



Al activar esta opción se abre la ventana regresión (Figura 6) en la cual se deben llenar los siguientes campos:

- Rango Y, de entrada: Debe contener los datos de la variable dependiente.
- Rango X, de entrada: Debe contener los datos de las variables independientes.
- Nivel de confianza: Activarla y escribir 95% por defecto.
- Activar la opción rótulos y constantes igual a cero ya que nos interesa que se pase por el origen con intersección en el eje cero
- Opciones de salida: Activar rango de salida e indicar la celda donde se mostrará la información; posterior a esto, se marca la opción aceptar.

**Figura 6**  
Configuración de datos de regresión en Excel



Posteriormente, se revisa que los coeficientes de la ecuación ajustada no sean negativos (Figura 7). Cuando no se cumplen estas condiciones, se debe eliminar una estación y rehacer el proceso. Finalmente, una vez que se cuenta con la base de datos mensual rellena, se procede a elegir los máximos diarios anuales, según año hidrológico.

**Figura 7**  
Resultados de los coeficientes de la ecuación ajustada en Excel

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	
Año	Morropi	El Viri	Hda. Bigi												
Ene-64	2.0	13.5	8.7					Resumen							
Feb-64	7.0	0.5	8.8												
Mar-64	3.0	10.0	9.1					Estadísticos de la regresión							
Abr-64	20.0	0.7	0.0					Coefficiente	0.87095046						
May-64	0.0	0.0	0.0					Coefficiente	0.795547						
Jun-64	0.0	0.0	0.0					R <sup>2</sup> ajustado	0.75653937						
Jul-64	0.0	0.0	0.0					Error típico	13.17702						
Ene-65	8.5	0.0	0.0					Observacion	618						
Feb-65	20.5	13.5	42.5												
Mar-65	46.0	50.2	7.4					ANÁLISIS DE VARIANZA							
Abr-65	57.0	35.2	8.4					Grados de libertad de cuadrado de los cua	F	valor crítico de F					
May-65	0.0	8.0	0.0					Regresión	2	336034.044	168017.022	967.65127	1.128E-190		
Jun-65	0.0	0.0	0.0					Residuos	616	106958.456	173.633857				
Jul-65	0.0	0.0	0.0					Total	618	442992.5					
Ago-65	0.0	0.0	0.0												
Set-65	0.0	0.0	0.0												
Oct-65	0.0	1.8	0.0					Coefficientes	Error típico	Estadístico t	Probabilidad inferior 95%	Superior 95%	n/Inferior 95.0%	Superior 95.0%	
Nov-65	2.0	2.1	2.4					Intersección	0	#N/D	#N/D	#N/D	#N/D	#N/D	
Dic-65	15.0	4.0	0.0					El Virrey	0.27530561	0.02709905	10.1592364	1.5983E-22	0.22208789	0.32852332	0.22208789
Ene-66	0.0	0.0	1.3					Hda. Bigote	0.66946695	0.03332774	20.0873769	2.0626E-69	0.60401718	0.73491673	0.60401718

### 1.2.5 Análisis de consistencia

Para completar la conformación de la base de datos, se debe garantizar que la base de datos de la red sea confiable para ser aplicada, siendo el análisis de consistencia de la base de datos rellena necesario para verificar que los registros sean confiables y precisos.

Para realizar el análisis de consistencia hay múltiples métodos, siendo uno de los más usados el método de curvas dobles acumuladas. Este método verifica la homogeneidad de los datos y que no existan anomalías durante algún período, consiste en construir una curva acumulativa de precipitación obteniendo una recta con el coeficiente de correlación cercano a uno (Monsalve, 2009). Para aplicar esta técnica gráfica en la base de datos en estudio, se aplicaron los siguientes pasos:

**1.2.5.1 Preparación de datos.** Se recopilaron los datos de precipitación máxima mensual y se convirtieron a datos a precipitación máxima anual (PMA<sub>n</sub>) en orden cronológico y se ordenaron por grupos con sus respectivas estaciones adyacentes. Se halló el promedio anual con los valores de la PMA<sub>n</sub> de las estaciones que conformen cada grupo y se calculó la Precipitación máxima anual acumulada para cada estación. Posterior a ello, se halla el promedio anual acumulado de cada grupo.

**1.2.5.2 Análisis de datos.** Se graficó la curva doble con el patrón de precipitaciones anuales (PPA) en el eje horizontal y la Precipitación máxima anual acumulada en el eje vertical. Cada gráfico debe contener las curvas de las estaciones que corresponden a cada grupo formado. Los resultados se interpretan de la siguiente manera:

- En caso la curva doble sea una línea recta, la serie de datos es homogénea. Se puede confirmar la consistencia de los datos, si el coeficiente de determinación ( $R^2$ ) es cercano a 1, este indicador estadístico mide la proporción de la variabilidad y se calcula como el cuadrado del coeficiente de correlación ( $R$ ).
- En caso la curva doble presente cambios bruscos en la recta, la serie de datos es inconsistente.

**1.2.5.3 Reajuste de datos.** Este proceso se utiliza para corregir los puntos inconsistentes para que se ajusten a la línea recta de la pendiente siendo este método necesario para mejorar la calidad de los datos y hacerlos más confiables. Los datos de precipitación se corrigen mediante pendientes. La siguiente ecuación representa el cálculo realizado:

$$P_a = \left( \frac{m_a}{m_o} \right) P_o$$

Donde:

$P_a$ =precipitación ajustada

$P_o$ =precipitación observada

$m_a$ =pendiente del gráfico al cual los registros son ajustados

$m_o$ =pendiente del gráfico en el tiempo que  $P_o$  fue observado.

La curva de doble masa es una herramienta popular para detectar cambios en series de datos hidrológicos. Sin embargo, es importante tener en cuenta sus limitaciones. Este método puede ser sensible a la elección de la estación y periodo de referencia y no identifica la causa del cambio en la media (Searcy y Hardison, 1960).

### 1.3 Descarga de datos del producto grillado PISCO

Para descargar datos del producto grillado PISCO se utilizó la plataforma Análisis de Datos y Recursos Estadísticos para el Agua (ANDREA), la cual, está destinada a abordar inconvenientes como la inconsistencia de datos. Para lograr este objetivo, utiliza diversas herramientas de análisis. Esto facilita la detección de datos atípicos, la identificación de regiones climáticas homogéneas, el relleno de datos y el análisis estadístico para detectar

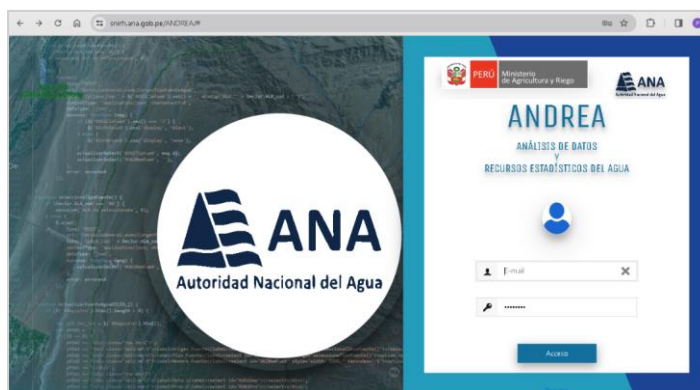
tendencias y variaciones, corrigiéndolos posteriormente (ANA, 2023). La descarga de datos se realizó en dos grupos:

- Por punto: Se descargaron los datos PISCO pertenecientes a la ubicación de cada estación meteorológica.
- Por área: Se descargaron los datos PISCO pertenecientes al área de cada subcuenca.

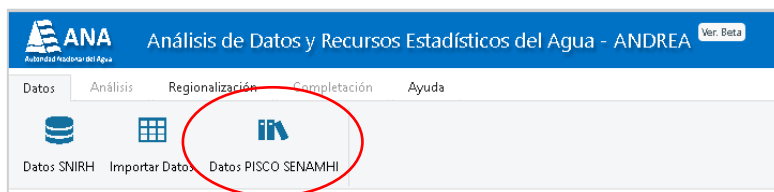
### 1.3.1 Precipitación máxima diaria por estación

Se llevó a cabo la descarga de los datos de precipitación a través de la página web ANDREA. En la Figura 8 se presenta el inicio de la plataforma ANDREA, donde es necesario crear una cuenta e iniciar sesión para acceder. Una vez en la interfaz, se empleó la opción “Datos - PISCO SENAMHI” (Figura 9).

**Figura 8**  
*Plataforma ANDREA - Inicio*

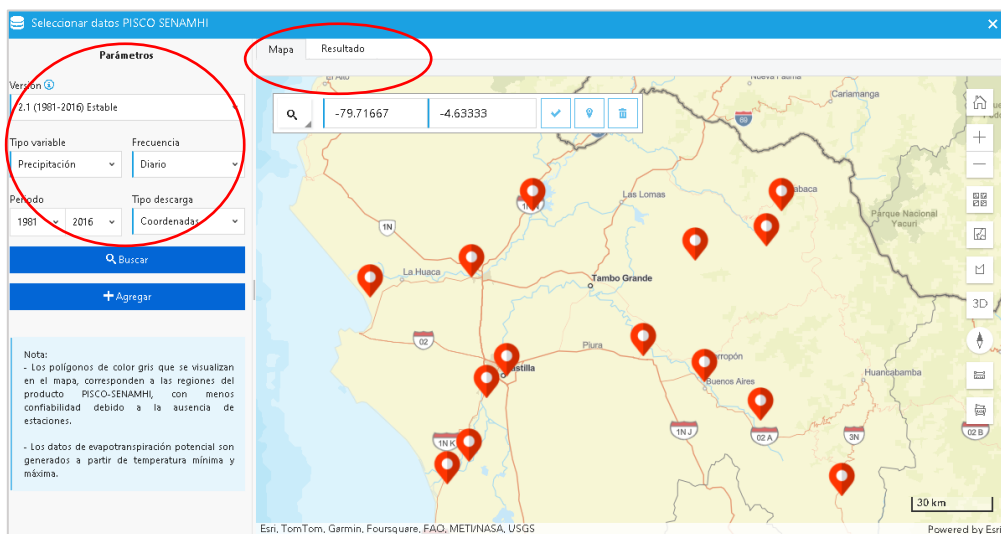


**Figura 9**  
*Plataforma ANDREA - “Datos PISCO SENAMHI”*



Posterior a ello, se abrió una nueva ventana (Figura 10) donde se insertaron las coordenadas de las 13 estaciones meteorológicas seleccionadas para el presente trabajo de investigación. Se configuraron las siguientes opciones para la descarga en cada estación:

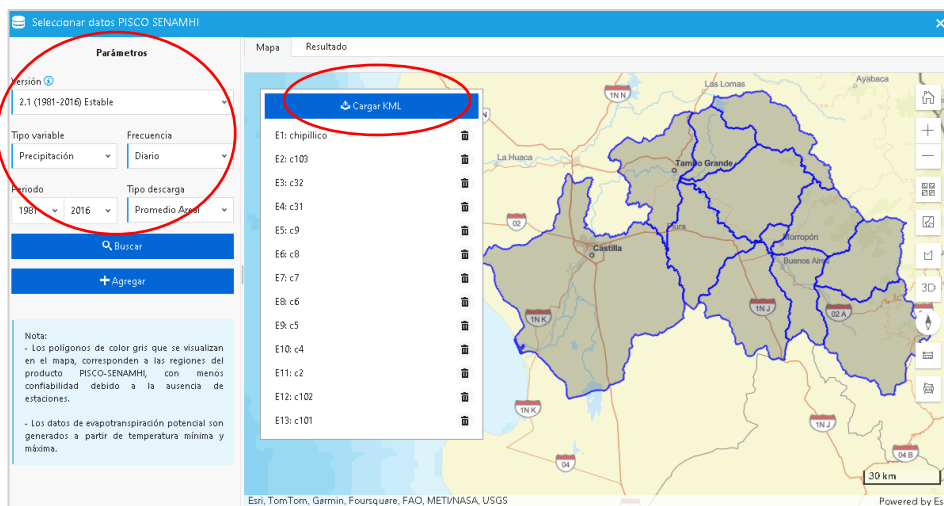
- Versión: 2.1. (1981-2016) Estable
- Tipo de variable: Precipitación
- Frecuencia: Diario
- Periodo: 1981 - 2016
- Tipo de descarga: Coordenadas

**Figura 10***Plataforma ANDREA – Estaciones de la red pluviométrica*

### 1.3.2 Precipitación máxima diaria por subcuenca

De la misma forma que en el acápite 1.3.1. se ingresó a la plataforma ANDREA y se empleó la opción “Datos - PISCO SENAMHI”. A continuación, se insertaron los archivos kml pertenecientes al área de cada subcuenca (Figura 11). Se configuran las siguientes opciones para la descarga en cada área:

- Versión: 2.1. (1981-2016) Estable
- Tipo de variable: Precipitación
- Frecuencia: Diario
- Período: 1981 - 2016
- Tipo de descarga: Área

**Figura 11***Plataforma ANDREA – Insertar archivos KML*

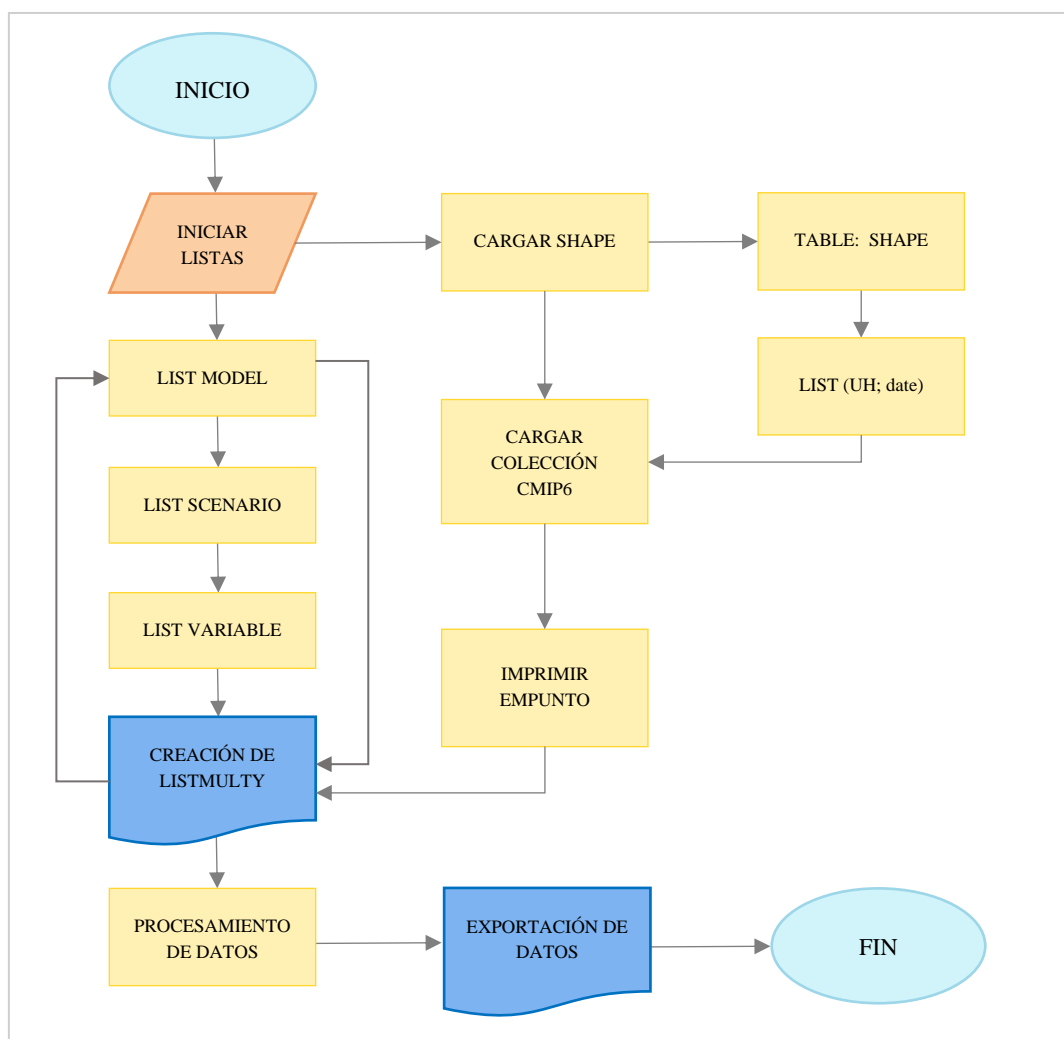
## 1.4 Descarga de datos de GCM

Actualmente, existen diversas plataformas para la descarga de datos de GCM, entre ellas se encuentra Google Earth Engine (GEE), la cual es una plataforma en la nube que permite el libre acceso para analizar grandes conjuntos de datos de imágenes de satélite y datos climáticos a escala global. Google Climate Engine se presenta como una plataforma amigable y de fácil acceso que permite a los usuarios procesar y visualizar rápidamente grandes volúmenes de datos climáticos, lo que la convierte en una herramienta poderosa para el monitoreo ambiental, la alerta temprana y la toma de decisiones informadas en materia de gestión territorial (Perilla y Mas, 2021).

A partir del diagrama de flujo presentado en la Figura 12, se presenta la metodología utilizada para la descarga de los datos de precipitación diaria para múltiples modelos del CMIP6 para las subcuencas correspondientes, esto a partir de un script que presenta la siguiente configuración:

**Figura 12**

*Diagrama de flujo de la descarga de GCM*



### 1.4.1 Inicialización

Este paso es el inicio de la configuración del código para la extracción de datos. Se inicializaron las listas “listModel, listScenario, listVariable”. Donde:

- ListModel: En esta lista se definieron las listas de modelos GCM del CMIP6 disponibles: Se redactan en el código configurado los modelos climáticos por utilizar, siendo los veinte modelos elegidos los siguientes:
  - ACCESS-CM2: Australian Community Climate and Earth System Simulator-Climate Model Version 2
  - CESM2: Community Earth System Model Version 2
  - CESM2-WACCM: Community Earth System Model Version 2-Weather and Climate Model
  - CMCC-ESM2: Centro Euro-Mediterraneo per i Cambiamenti Climatici Earth System Model
  - CNRM-CM6-1: Centre National de Recherches Météorologiques Climate Model Version 6.1
  - CNRM-ESM2-1: Centre National de Recherches Météorologiques Earth System Model Version 2.1
  - CanESM5: Canadian Earth System Model Version 5
  - EC-Earth3: European Centre for Medium-Range Weather Forecasts Earth System Model Version 3
  - EC-Earth3-Veg-LR: European Centre for Medium-Range Weather Forecasts Earth System Model Version 3-Vegetation-Low Resolution
  - HadGEM3-GC31-MM: Hadley Centre Global Environment Model Version 3-Global Coupled Climate Model Version 31-Medium Resolution
  - INM-CM4-8: Institute of Numerical Mathematics Climate Model Version 4.8
  - INM-CM5-0: Institute of Numerical Mathematics Climate Model Version 5.0
  - MIROC-ES2L: Model for Interdisciplinary Research on Climate Earth System Model Version 2-Low Resolution
  - MIROC6: Model for Interdisciplinary Research on Climate Version 6
  - MPI-ESM1-2-HR: Max Planck Institute for Meteorology Earth System Model Version 1.2-High Resolution
  - MPI-ESM1-2-LR: Max Planck Institute for Meteorology Earth System Model Version 1.2-Low Resolution
  - MRI-ESM2-0: Meteorological Research Institute Earth System Model Version 2.0
  - NESM3: NOAA Earth System Model Version 3

- NorESM2-LM: Norwegian Earth System Model Version 2-Low Resolution
- NorESM2-MM: Norwegian Earth System Model Version 2-Medium Resolution
- ListScenario: Se definieron los escenarios: histórico y futuros (SSP2-4.5 y SSP5-8.5)
- ListVariable: Se establece como variable climática la precipitación máxima diaria.

#### **1.4.2 Bucle principal**

El código recorre las listas listModel, listScenario y listVariable en orden anidado para cada combinación de modelo, escenario y variable: Se crea una nueva lista que contiene la información actual que automáticamente se añade a la lista principal “ListMulty”.

#### **1.4.3 Impresión y carga de datos**

Una vez creada, se define o imprime la lista denominada “ListMulty” en la cual se carga la colección de características “Empunto”:

Para cargar la colección de imágenes satelitales que contienen la información del conjunto de datos de los 20 modelos climáticos elegidos, se procede a buscar: “NEX-GDDP-CMIP6: NASA Earth Exchange Global Daily Downscaled Climate Projections”. Luego de cargarlo, se importa para ser utilizado en el código.

Después, se imprime la colección “Empunto”, la cual se añadió como una capa en un mapa. Este paso es clave porque toda la información necesaria es extraída de la colección de imágenes importada. Finalmente, se obtuvo el tamaño de la colección Empunto a partir del shape de la subcuenca, el cual también debe ser cargado de la siguiente manera:

Para importar las Unidades Hidrográficas a trabajar (UH), se sigue la siguiente ruta: Activos – nuevo – archivos de formas (.shp). Luego de cargarse, abrimos en Activos la zona de estudio y la importamos al código. Cabe resaltar que se separó la descarga de datos en dos partes: un shape con 7 subcuencas (Alto Piura) y otro con 6 subcuencas (Bajo Piura), esto debido a que la plataforma acepta un máximo de 10 subcuencas.

#### **1.4.4 Procesamiento de datos**

Mediante un bucle, el código recorre la lista “ListMulty” donde para cada lista se extraen el modelo, escenario y variable. A continuación, se inicializa una lista vacía “list\_export” donde se definen rangos de fecha basados en el escenario, este rango se debe establecer en el código, los datos disponibles para el escenario histórico datan desde 1950 hasta el año 2014 y los datos para los escenarios futuros son desde la actualidad hasta el 2100.

Después de definir las fechas de descarga, el código ingresa a las características de la colección de imágenes, para luego filtrar las características por cada ID\_UH (identificación de subcuenca), se extraen los datos de GDDP-CMIP6 mediante la selección automatizada de la variable de interés. Además, se aplicó la función de conversión a la variable de precipitación para que sea en (mm/día), por último, calculó el valor medio de la variable para cada característica.

### 1.4.5 Exportación de datos y fin

Se añadieron los valores filtrados a una nueva lista “list\_export” con un prefijo basado en el modelo, variable y escenario “GCM-ACCESS-CM2-pr-historical”.

Por último, se exporta la lista aplanada como un archivo CSV a Google Drive. En total se descargaron 60 archivos CSV debido a que son 20 modelos y 3 escenarios.

## 1.5 Análisis de variabilidad

En un contexto de evidencias contundentes del cambio climático a escala global, como las sequías o inundaciones, se hace presente la necesidad del estudio de la Variabilidad climática (VC) y el Cambio Climático (CC) para minimizar su impacto. Es crucial analizar y detectar las alteraciones de las características espaciales y temporales del régimen pluviométrico a lo largo del tiempo (Matailo-Ramirez, L., Luna-Romero, Á., Alava, A., y Jaramillo, F., 2019).

La variabilidad climática se refiere a las fluctuaciones en el clima, que traspasan los eventos meteorológicos individuales. Estas variaciones pueden ser en el estado promedio del clima, en su desviación estándar y en la frecuencia de eventos extremos, ocurre tanto en escala temporal o espacial. Cabe resaltar, que no es lo mismo que cambio climático, debido a que el CC refiere un cambio significativo en el estado promedio, y persiste en el tiempo. Entonces mientras la VC son fluctuaciones relativas, el CC es un cambio permanente (IPCC, 2013).

Para realizar el análisis de tendencias y variabilidad de precipitación en escala anual se aplicaron las pruebas no-paramétricas de Mann-Kendall, Cusum y pendiente de Sen. La combinación de estas herramientas estadísticas permite la comprensión más completa de las características de la precipitación anual, mediante el estudio de los cambios en los patrones de precipitación, y sus posibles causas e implicaciones. La metodología utilizada inicia con el análisis de tendencias mediante la prueba Mann-Kendall (1975) para identificar las subcuencas o estaciones con tendencia creciente o decreciente en la precipitación anual. Después de identificar las tendencias, se usó la pendiente de Sen (1868), herramienta que cuantifica la tendencia en el cambio por década. Finalmente, con el uso del test de Cusum se identifican los cambios abruptos en la tendencia, debido a que esta prueba gráfica proporciona el año del salto de cambio en la media de la serie temporal.

### 1.5.1 Prueba estadística Mann-Kendall

La prueba de Mann-Kendall (Kendall, 1975; Mann, 1945) es un test no-paramétrico, utilizado con el fin de determinar las tendencias de aumento o disminución en la serie de datos. Es realizado mediante la observación anual de los datos, para cada año se evalúa la diferencia partiendo del primer dato como punto de referencia y el año sucesivo, estas diferencias se calculan a través de una matriz triangular. La prueba de Mann-Kendall se basa en dos hipótesis:

- Hipótesis nula ( $H_0$ ): No existe una tendencia lineal en la precipitación.
- Hipótesis alternativa ( $H_a$ ): Sí existe una tendencia lineal en la precipitación.

Si el valor  $p$  asociado a la prueba es menor o igual al 5%, se rechaza la hipótesis nula. Cuanto menor sea el valor  $p$ , mayor evidencia hay para afirmar que no existe una tendencia lineal en la precipitación. A continuación, se explica la metodología para la aplicación de la prueba Mann-Kendall:

- Se ordenan los valores de la precipitación máxima anual en orden cronológico de la forma sucesiva  $x_1, x_2, \dots, x_n$
- Se calcula el signo de la diferencia de cada pareja de valores cuando se comparan sus valores  $x_j - x_k$  donde:

$$\text{signo}(x_j - x_k) = \begin{cases} 1, & \text{si } (x_j - x_k) > 0 \\ 0, & \text{si } (x_j - x_k) = 0 \\ -1, & \text{si } (x_j - x_k) < 0 \end{cases}$$

- Se calcula el estadístico  $S$  de Mann-Kendall. El estadístico  $S$  indica si la serie de datos es positiva (creciente) o negativa (decreciente).

$$S = \sum_{k=1}^{n-1} \sum_{j=k+1}^n \text{signo}(x_j - x_k)$$

- A partir de los pasos anteriores, se estima la varianza del estadístico  $S$ , mediante la ecuación X, donde  $q$  es el número de datos, y  $t_p$  es el número de datos del grupo  $i$ -ésimo:

$$\text{VAR}(S) = \frac{1}{18} \left[ n(n-1)(2n+5) - \sum_{p=1}^q t_p(t_p-1)(2t_p+5) \right]$$

- Se calcula el estadístico  $Z$  crítico, este parámetro es necesario para ser comparado con los valores críticos y evaluar el nivel de confianza:

$$Z = \begin{cases} \frac{S-1}{\sqrt{\text{VAR}(S)}} & \text{if } S > 0 \\ 0 & \text{if } S = 0 \\ \frac{S+1}{\sqrt{\text{VAR}(S)}} & \text{if } S < 0 \end{cases}$$

- Por último, una vez hallados los valores del estadístico  $Z$  según la varianza del estadístico  $S$ , se agrupan los valores críticos para la comparación:
  - Nivel de confianza 90%: Corresponde un z-crítico de 1.645
  - Nivel de confianza 95%: Corresponde un z-crítico de 1.96
  - Nivel de confianza 99%: Corresponde un z-crítico de 2.576



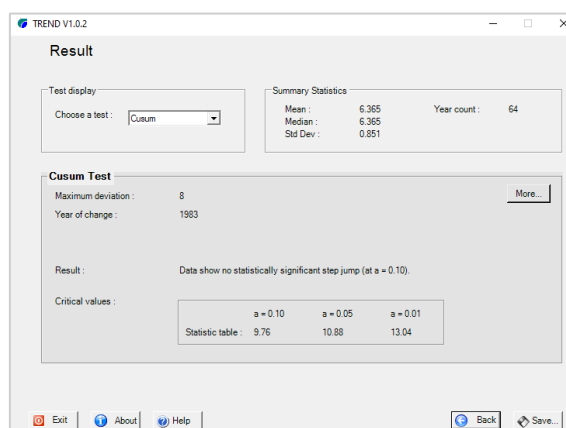


- Se calcula el estadístico  $V_k$ , el cual indica si la serie de datos es positiva (creciente) o negativa (decreciente). Si resulta en un valor negativo, este indica que la segunda parte de los datos de precipitación tienen una mediana superior a la primera y viceversa (Lee *et al.*, 2005).

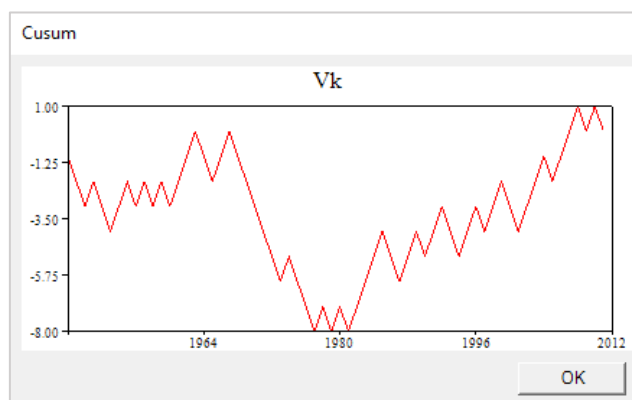
$$V_k = \sum_{i=1}^k \text{signo}(x_i - x_{\text{median}})$$

El test de Cusum facilita la detección de cambios tanto repentinos como graduales al identificar los puntos de inflexión en la serie de precipitación. Sirve para comparar el comportamiento de la precipitación en diferentes regiones o períodos de tiempo. Para la aplicación de esta prueba gráfica se utilizó el Software TREND (Figura 16) que además de identificar el año de cambio, grafica  $V_k$  (Figura 17).

**Figura 16**  
*Test de Cusum en Software TREND*



**Figura 17**  
*Gráfico de  $V_k$  en Software TREND*



## 1.6 Modelos probabilísticos

La modelación probabilística se basa en el análisis de datos históricos para determinar la distribución de probabilidad que mejor describe el comportamiento de un fenómeno. En el caso de la precipitación, esto implica la identificación de patrones en las series temporales de

datos pluviométricos y la selección de modelos que reflejen adecuadamente las características específicas de la región en estudio (Stedinger et al., 1993).

En el presente estudio, se emplearon modelos probabilísticos para analizar los datos pluviométricos de la cuenca del río Piura, dividiendo las estaciones y subcuencas en tres zonas altitudinales. Los modelos fueron ajustados tanto a la serie completa de datos como a un subconjunto de los últimos 30 años, con el fin de evaluar cambios potenciales en el régimen de precipitaciones. Además, se utilizó una escala logarítmica para representar la frecuencia de eventos extremos con periodos de retorno de hasta 1000 años. Los modelos empleados incluyeron: Normal, Gamma, LN2, Pearson, LN3, LP III, Gumbel y Doble Gumbel. Estos modelos se aplicaron tanto a los datos de la red pluviométrica como a los modelos climáticos globales, permitiendo una evaluación integral de la variabilidad de las precipitaciones en la región.

Una selección sin criterio de cualquier función de distribución de probabilidad podría resultar en un sobredimensionamiento, costoso, de una estructura o en un subdimensionamiento que compromete el funcionamiento de la misma. En consecuencia, es de vital importancia seleccionar adecuadamente la función que describe el comportamiento de las lluvias extremas (Aparicio Mijares, 1989).

La selección del modelo óptimo se realizó mediante la prueba de Kolmogorov-Smirnov, la cual evalúa la discrepancia entre la distribución empírica de los datos y la distribución teórica asociada a cada modelo. Este procedimiento permitió identificar los modelos que mejor representan el comportamiento de las precipitaciones en las diferentes zonas altitudinales de la cuenca y evaluar su capacidad para reproducir eventos extremos con diferentes periodos de retorno.

$$D = \max |f_0(x_m) - f(x_m)|$$

Donde:

- $x_m$  = Valor específico de precipitación
- $f_0(x_m)$  = Función de distribución empírica
- $f(x_m)$  = Función de distribución teórica

El estadístico D representa la máxima diferencia absoluta entre la función de distribución empírica de los datos (es decir, la distribución observada en la muestra) y la función de distribución teórica del modelo que estamos evaluando.

Cuanto menor sea el valor de D, mejor será el ajuste del modelo a los datos. Lo cual se interpreta como que la distribución teórica propuesta se ajusta más estrechamente a la distribución real de los datos.

## 1.7 Cuencas

Perú cuenta con una red de 159 cuencas hidrográficas, que representan el 1.89% del agua dulce a nivel global. Estas cuencas, que vierten sus aguas al Pacífico, Amazonas y

Titicaca, el estudio detallado de estas cuencas es esencial para asegurar la disponibilidad y calidad del agua (ANA, 2023).

### **1.7.1 Definición de cuenca y subcuenca**

Harbaugh (1972) define una cuenca hidrográfica como un área delimitada por un límite topográfico que es drenado por un río principal o una red de ríos conectados. Esta área tiene un único punto de salida por donde se descarga todo el caudal de agua que fluye por la cuenca. Dentro de este límite topográfico, la cuenca presenta un complejo de suelos, geoformas, vegetación y uso de la tierra.

### **1.7.2 Tipos de cuencas**

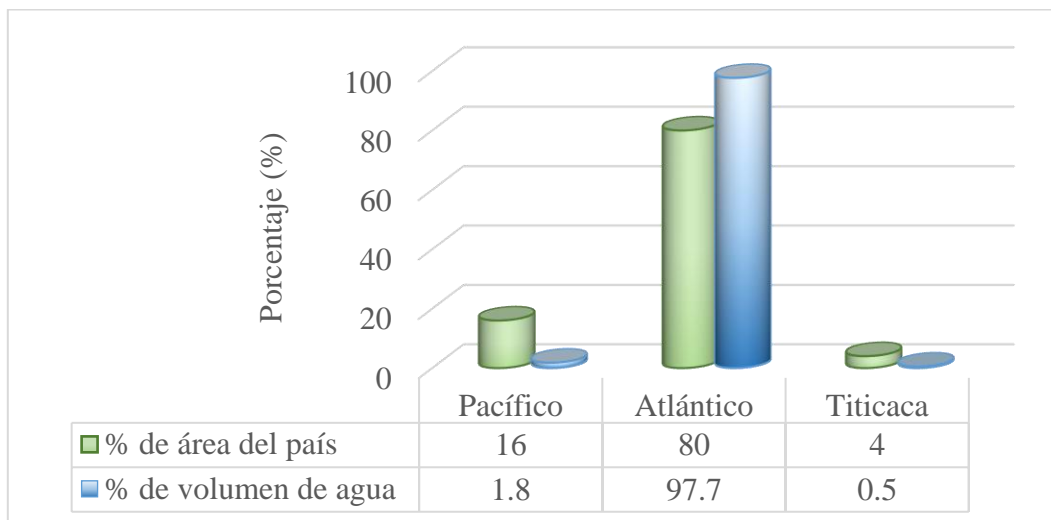
Esta clasificación depende de la forma de desembocadura del río o cuerpo hídrico. Pueden ser exorreicas, endorreicas y arreicas:

**1.7.2.1 Exorreicas o abiertas.** Son cuencas donde las aguas superficiales fluyen hacia un río principal que desemboca finalmente en el océano. En el Perú este tipo de cuencas abarcan la mayor parte de su territorio, y tiene tres vertientes principales (MIDAGRI, sf.):

- **Vertiente del Pacífico:** A partir de las cuencas en el lado occidental de la Cordillera de los Andes ubicadas en la costa y sierra occidental. Comprende a las 53 cuencas que desembocan en el océano Pacífico. Aunque es la más seca de las tres, vive más del 60% de la población la cual consume más del 80% del total de agua en nuestro país. Algunas de las más importantes de esta vertiente son provenientes de los ríos: Tumbes, Chira, Piura, Lambayeque, Santa, Rímac, etc.
- **Vertiente del Atlántico:** A partir de las cuencas en el lado occidental de la Cordillera de los Andes ubicadas en la sierra oriental y selva. Comprende las cuencas que desembocan en el río Amazonas, que a su vez desemboca en el océano Atlántico, a través de 44 cuencas hidrográficas. Algunas de las cuencas más importantes de esta vertiente son provenientes de los ríos: Amazonas, Ucayali, Marañón, Huallaga y Urubamba.
- **Vertiente del Titicaca:** Es la vertiente más pequeña, alcanza cerca del 4% del territorio peruano y mediante 9 cuencas aporta el 0,5 % del volumen total de agua del lago Titicaca.

**Figura 18**

*Superficie relativa de las vertientes y disponibilidad relativa de agua*



*Nota.* Extraído de MIDAGRI, (2024).

### **1.7.2.2 Endorreicas o cerradas**

Desembocan en lagos, lagunas o salares que no tienen comunicación fluvial hacia el mar. Un ejemplo de cuenca endorreica es la cuenca del Lago Titicaca (Breña, 2006).

### **1.7.2.3 Arreicas**

Las cuencas arreicas son áreas de tierra donde el agua de lluvia o el deshielo no llega a un río o lago importante. En cambio, se evapora en la atmósfera o se infiltra en el suelo, sin llegar a formar un sistema de drenaje conectado. Un ejemplo de este tipo de cuenca son los arroyos (Rendón , 2003).

### **1.7.3 QGis**

QGIS (Quantum GIS) es un software que posibilita la visualización, análisis y gestión de información geoespacial al obtener datos de plataformas globalmente reconocidas. Facilita el procesamiento de dichos datos para abordar diversas problemáticas analíticas. Además, QGIS ofrece herramientas ágiles para la teledetección, lo que permite procesar imágenes satelitales (QGIS Association, 2023).

### **1.7.4 Delimitación de cuencas**

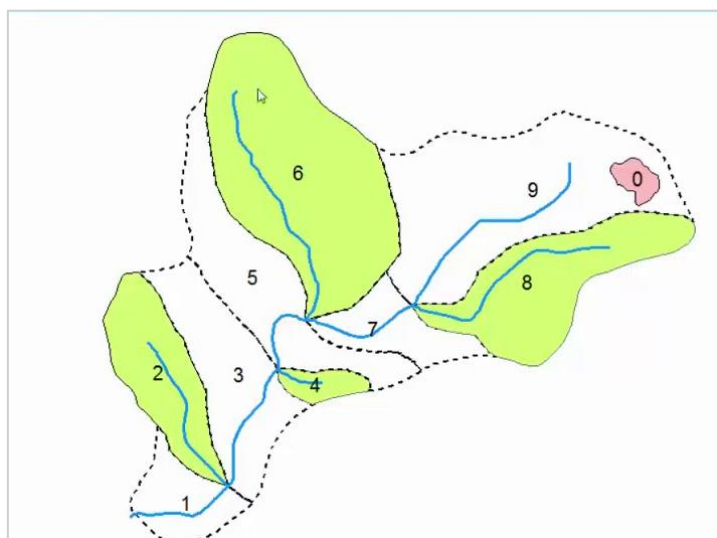
Para la delimitación de cuencas se aplican 2 metodologías:

**1.7.4.1 El sistema de codificación Pfafstetter.** El Sistema de Codificación Pfafstetter, creado por Otto Pfafstetter en 1989, comenzó a ser difundido a partir de 1997 por Verdin y posteriormente fue adoptado como estándar internacional por el Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS). Este sistema, con una estructura jerárquica, permite establecer relaciones entre las diferentes unidades de drenaje, ya sean cuencas, intercuenas o cuencas internas. Las cuencas son las unidades principales que no reciben flujo de otras, las intercuenas actúan como conductos de flujo entre cuencas y las cuencas internas son áreas aisladas sin flujo entrante ni saliente. Esta metodología facilita la gestión y el análisis de los recursos hídricos a nivel regional y global, al proporcionar una forma estándar y eficiente de identificar y clasificar las unidades hidrográficas (**Verdín, 1997**).

El sistema de codificación Pfafstetter divide una cuenca hidrográfica en unidades más pequeñas basadas en sus afluentes principales (Figura 19). Estos afluentes se identifican y delimitan según el área que drenan. A las cuencas asociadas a estos cuatro afluentes mayores se les asignan números pares (2, 4, 6 y 8) en orden descendente desde la desembocadura hacia la cabecera del río principal. Las áreas restantes, que no corresponden a estos cuatro afluentes principales, se denominan intercuenas y se codifican con números impares (1, 3, 5, 7 y 9) siguiendo el mismo orden. Esta clasificación se basa en un criterio sencillo: en cada confluencia, el río principal es aquel que drena un área más extensa (ANA, 2008).

**Figura 19**

*Sistema de codificación Pfafstetter*



*Nota.* Extraído de ANA (2012)

**1.7.4.2 El Método cartográfico para la delimitación de cuenca.** El método cartográfico es fundamental para delimitar cuencas hidrográficas, ya sea de forma tradicional con mapas topográficos o digitalmente con SIG. Este enfoque se basa en identificar la red de drenaje y trazar divisorias que corten perpendicularmente las curvas de nivel en sus puntos más altos. Es crucial que estas divisorias no intersecten quebradas o ríos, excepto en el punto de salida de la cuenca. El especialista debe tener un conocimiento profundo de estos conceptos para asegurar una delimitación precisa y confiable (Villanueva, 2018).

## **Capítulo 2**

### **Cuenca del río Piura**

#### **2.1 Ubicación geográfica**

De acuerdo con el ANA (2013), la cuenca del río Piura está situada en el departamento de Piura y la costa norte de Perú, abarcando áreas que oscilan entre las coordenadas geográficas 4°41' y 5°49' de latitud sur, y los meridianos 79°26' y 81°5' de longitud oeste. Sus altitudes varían desde el nivel del mar hasta los 3668 metros sobre el nivel del mar, ocupando una superficie de 10,872 km<sup>2</sup> y limita con lo siguiente:

- Por el Norte: Cuenca Chira
- Por el Este: Cuenca Chamaya y Cuenca Huancabamba
- Por el Sur: Cuenca Cascajal e Intercuenca 13779
- Por el Oeste: Intercuencas 13779 y 1379

#### **2.2 Descripción**

La cuenca del río Piura tiene su origen en las cercanías del cerro Paratón, a una altitud aproximada de 3,400 metros sobre el nivel del mar. Las aguas que descienden de estas alturas forman inicialmente el río Huarmaca. A medida que avanza su recorrido, este río recibe las aguas de otros afluentes como los ríos Pusalca y Pata, adoptando el nombre de Canchaque. Finalmente, al unirse al río Bigote, se conforma el río Piura (ANA et al., 2009).

#### **2.3 Relieve**

La cuenca del río Piura presenta una gran diversidad topográfica, desde las abruptas montañas de la zona alta, con picos como el Cachiris y el Huamingas, hasta las suaves llanuras de la parte baja, que se extienden hacia el desierto de Sechura. La sección media se caracteriza por un relieve accidentado, con quebradas y valles que se intercalan con estribaciones montañosas. Las mesetas de Puna, ubicadas en las zonas más elevadas, marcan los límites de la cuenca en los Altos de Parihuana (ANA et al., 2009).

#### **2.4 Zonificación**

Según Guzmán (1994), la cuenca del río Piura se divide en dos áreas fisiográficas principales. La primera, que abarca la mayor parte de la cuenca y se conoce como Medio y Bajo Piura, presenta una topografía suave y ondulada, con cauces intermitentes que se activan durante eventos climáticos extremos como El Niño. En contraste, el Alto Piura, ubicado en la Cordillera Occidental, se caracteriza por un relieve abrupto y valles interandinos, estableciendo una clara división hidrográfica con las cuencas vecinas de los ríos Huancabamba, Quiroz y Chipillico.

El Autoridad Nacional del Agua (2012) llevó a cabo una evaluación de los recursos hídricos superficiales en la cuenca del río Piura, utilizando el método Pfafstetter, y concluyó que la cuenca Piura está subdividida en nueve subcuencas. Esta subdivisión tiene como objetivo facilitar el análisis y la caracterización hidrológica. Al implementar una metodología eficiente

para la gestión del recurso hídrico en una unidad hidrográfica significativa, como la cuenca Piura, el método Pfafstetter proporciona una organización territorial coherente y ordenada.

Este método utiliza dígitos del uno al nueve para codificar las unidades de drenaje, permitiendo la división de una cuenca hidrográfica mayor en un máximo de nueve subunidades de drenaje. Se basa en la información de la superficie de las unidades de drenaje y su ubicación en el contexto hidrográfico, identificando un flujo principal y cuatro tributarios dentro de una unidad de drenaje mayor, cuyas áreas de drenaje son las más extensas en la unidad hidrográfica. El área restante se asigna a la formación de cinco intercuenas. De acuerdo con la metodología aplicada por el ANA, se presenta la Tabla 2, con la subdivisión hidrográfica y en la Figura 20 se observa la división según el método Pfafstetter.

**Tabla 2**

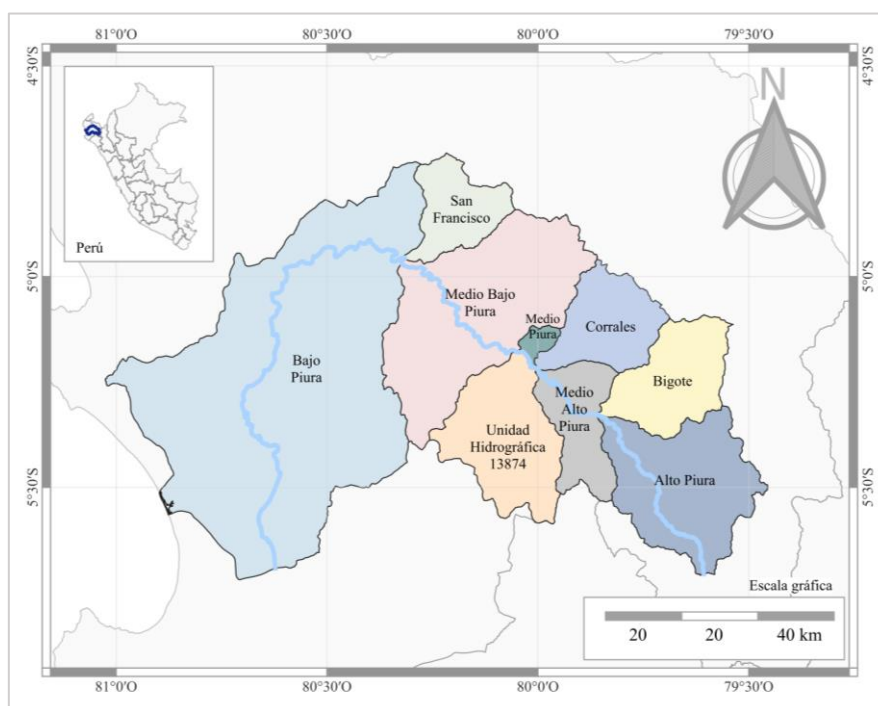
*Subcuencas del río Piura*

Nombre de la subcuenca	Nombre del río principal	Área (km <sup>2</sup> )
Alto Piura	Río Canchaque - Huarmaca	1152.1
Medio Alto Piura	Tramo del río Piura	505.8
Unidad hidrográfica 13784	Ausencia del río Piura	913.5
Medio Piura	Tramo del río Piura	73.3
Bigote	Río Bigote	674.9
Corrales	Río Corrales	586.6
Medio Bajo Piura	Tramo del río Piura	1789.1
Bajo Piura	Tramo del río Piura	4721.5
San Francisco	Quebrada San Francisco	455.4

*Nota.* Adaptado de ANA (2012).

**Figura 20**

*División de la cuenca Piura según la de codificación Pfafstetter.*



*Nota.* Adaptado de ANA (2012).

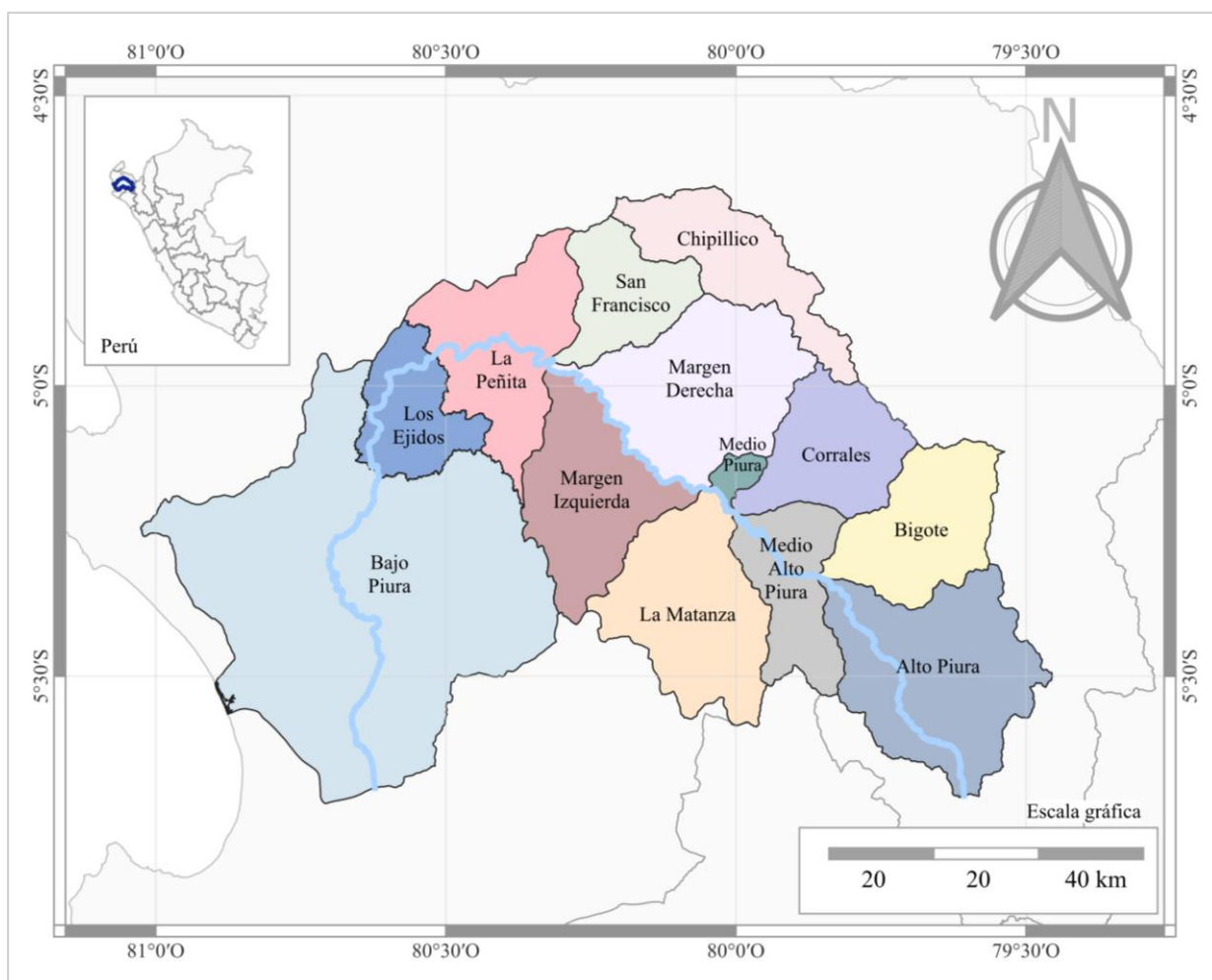
Posterior a la delimitación inicial obtenida por el ANA, se procedió a subdividir las siguientes subcuencas:

- La subcuenca del Bajo Piura se fracciona en 3 partes debido a su extensa área geográfica. Los puntos que se utilizaron para trazar las líneas divisorias fueron: Los Ejidos (en este punto existe una presa) y La Peñita (ubicación de una posible presa).
- De la misma forma, se dividió la subcuenca Medio Bajo Piura en Margen Derecha (Norte) y Margen izquierda (Sur).

Por último, se incluye la subcuenca Chipillico, la cual drena al reservorio San Lorenzo y se descarga sus excedentes hacia la quebrada San Francisco, afluente del río Piura. Obteniendo finalmente 13 subcuencas como se visualiza en la Figura 21.

**Figura 21**

*División de la cuenca Piura para el estudio*



## Capítulo 3

### Conformación de las bases de datos pluviométricas

#### 3.1 Base de datos de la red pluviométrica

##### 3.1.1 Información pluviométrica recopilada

Con el propósito de construir una base de datos confiable y completa de precipitación máxima mensual, se creó una base de datos inicial, la cual recopiló la información pluviométrica histórica a partir de la descarga de información del SENAMHI, ANA y UDEP. Esta base de datos, fundamental para el estudio, servirá como punto de partida para completar datos faltantes y realizar análisis posteriores con el propósito de facilitar su manejo y visualización. Debido a su calidad y aporte de información activo se determinó que se trabajaría con 16 estaciones pluviométricas en Piura operadas por el SENAMHI: Bernal, Chalaco, Chulucanas, Chusis, El Virrey, Hda. Bigote, Huarmaca, Malacasi, Miraflores, Morropón, Partidor, San Miguel, San Pedro, Santo Domingo, Sapollica y Tambogrande. La información recopilada fue procesada para seleccionar los valores máximos mensuales y anuales, conformando así el conjunto de datos inicial para la investigación.

En la Tabla 3 se encuentran los datos generales de las estaciones pluviométricas, con sus respectivos datos generales incluyendo su clasificación (P: pluviométrica, H: hidrométrica) y tipo (A: automática, C: convencional).

**Tabla 3**

*Estaciones pluviométricas del río Piura*

N°	Estación	Distrito	Provincia	Latitud	Longitud	Norte (m)	Este (m)	Altitud (m.s.n.m)	Clasificación	Tipo
1	Bernal	Bernal	Sechura	-5.454	-80.743	9397090	528511	14	P	C
2	Chalaco	Chalaco	Morropón	-5.039	-79.792	9442939	633949	2296	P	A-C
3	Chulucanas	Chulucanas	Morropón	-5.108	-80.170	9435290	592046	89	P	A-C
4	Chusis	Sechura	Sechura	-5.528	-80.813	9389016	520740	8	P	C
5	El Virrey	La Matanza	Morropón	-5.536	-79.984	9388248	612725	211	P	A
6	Hda. Bigote	Bigote	Morropón	-5.321	-79.786	9411722	634554	208	P	C
7	Huarmaca	Huarmaca	Huancabamba	-5.565	-79.520	9384682	663949	2233	P	A
8	Malacasi	Salitral	Morropón	-5.340	-79.858	9409660	626543	153	P	A-C
9	Miraflores	Castilla	Piura	-5.175	-80.617	9427951	542498	30	P	C
10	Morropón	Morropón	Morropón	-5.195	-79.971	9425719	614059	141	P	A-C
11	Partidor	Las Lomas	Piura	-4.732	-80.280	9476922	579869	254	P	C
12	San Miguel	Catacaos	Piura	-5.246	-80.684	9420112	534977	24	P	A-C
13	San Pedro	Chulucanas	Morropón	-5.083	-80.033	9438461	609051	240	P-H	A-C
14	Santo Domingo	Santo Domingo	Morropón	-5.038	-79.870	9442999	625212	1490	P	C
15	Sapollica	Sapollica	Ayabaca	-4.796	-80.000	9469761	610924	1466	P	A
16	Tambogrande	Tambogrande	Piura	-4.938	-80.347	9454100	572393	60	P-H	A

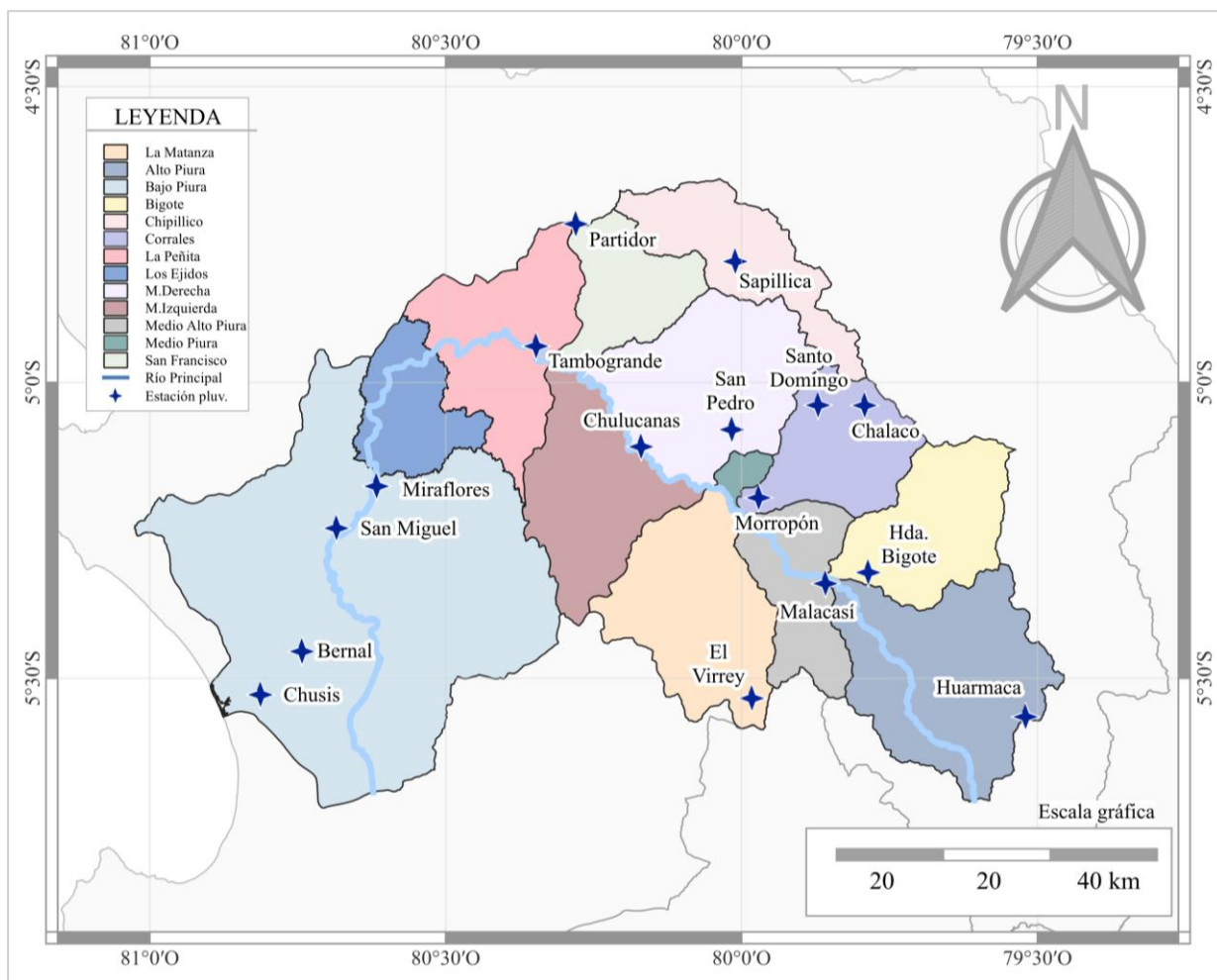
*Nota.* Extraído de ANA (2012).

Además, en la Figura 22, se presenta la distribución espacial de las 16 estaciones tomadas en cuenta para la base de datos pluviométrica. Cabe resaltar que, si bien el estudio de precipitación en la cuenca del río Piura se basa principalmente en el registro histórico de las estaciones pluviométricas dentro de la cuenca, existen algunas estaciones pluviométricas que

se encuentran muy cerca de la línea divisoria de la cuenca. Siendo necesaria la consideración de la estación Sapollica que, si bien se encuentra fuera de la cuenca, tiene los datos necesarios para el análisis ya que es cercana a otras estaciones que se encuentran dentro y realiza un aporte valioso en el relleno de datos.

### Figura 22

*Distribución de las estaciones pluviométricas en la cuenca Piura*



Para realizar el procesamiento de datos disponibles, se siguió la metodología indicada en el (punto 1.2.3) con el propósito de obtener un resumen con la cantidad de datos de precipitación diaria obtenida en cada estación, mediante la comparación de información mensual en cada estación. En la Tabla 5, cada celda contiene la cantidad de meses con información disponible, representados mediante valores numéricos del 1 al 12. Las celdas de color blanco, significan información nula; celdas en color azul con el número 12 indica información completa (considerando 95% de tolerancia en la información) y las celdas en colores escalados de rojo indican el número de meses con información disponible. Siendo el periodo homogéneo de operación desde el año 1963 hasta el año 2023.

Además, se presenta la base de datos inicial clasificada por la información proveniente de las distintas fuentes anteriormente descritas. Esto, con la finalidad de resaltar que la información utilizada es brindada por fuentes confiables, siendo fundamental para la precisión,

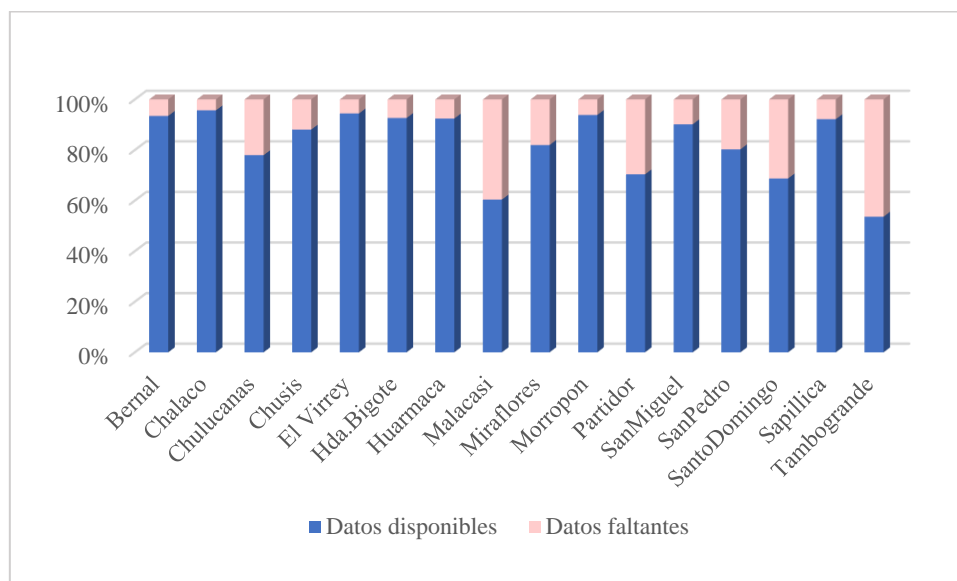
confiabilidad y relevancia de esta base de datos. Tal y como se presenta en Tabla 6, la mayoría de los datos son provenientes del SENAMHI, esta información descargada se divide en dos: información de estaciones meteorológicas (color amarillo) e información de estaciones automáticas (color verde). Se completó la mayoría de datos faltantes en el vacío entre las dos fuentes provenientes del SENAMHI, con los datos de la Autoridad Nacional del Agua (color celeste). Finalmente se culminó con la base de datos de la UDEP (color naranja). Este relleno de información final, fue previamente verificado con el período común de los datos del SENAMHI. La información proveniente de la UDEP con los datos meteorológicos y la proveniente de la ANA con los datos de estaciones automáticas, comparaciones realizadas respectivamente.

**Tabla 4**

*Cantidad de datos disponibles por estación*

N°	Estación	SENAMHI E. meteorológicos	SENAMHI E. automática	ANA	UDEP	Cantidad de datos disponibles
1	Bernal	581	77	23	0	681
2	Chalaco	0	66	633	0	699
3	Chulucanas	432	74	19	0	525
4	Chusis	537	72	24	0	633
5	El Virrey	594	59	36	0	689
6	Hda.Bigote	567	59	48	0	674
7	Huarmaca	601	71	0	0	672
8	Malacasi	0	76	176	0	252
9	Miraflores	486	63	22	0	571
10	Morropón	594	64	26	0	684
11	Partidor	0	81	343	0	424
12	SanMiguel	505	67	10	70	652
13	SanPedro	450	56	35	11	552
14	SantoDomingo	0	80	1	318	399
15	Sapillica	0	44	626	0	670
16	Tambogrande	0	57	13	29	99
	<b>Total</b>	<b>5347</b>	<b>1066</b>	<b>2035</b>	<b>428</b>	<b>8876</b>

El análisis de esta información ha determinado que el relleno necesario de información para las 16 estaciones pluviométricas convencionales y automáticas de la cuenca del río Piura en el período (1963-2023) es de 2836 meses, información presentada en la Tabla 5 y Figura 23.

**Figura 23***Datos disponibles y datos faltantes del registro histórico***Tabla 5***Registro histórico de estaciones en el periodo 1963 - 2023*

N°	Estación	Cantidad de datos disponibles	Cantidad de datos mensuales	Cantidad de datos faltantes	Porcentaje de datos faltantes
1	Bernal	681	732	51	7%
2	Chalaco	699	732	33	5%
3	Chulucanas	525	732	207	28%
4	Chusis	633	732	99	14%
5	El Virrey	689	732	43	6%
6	Hda. Bigote	674	732	58	8%
7	Huarmaca	672	732	60	8%
8	Malacasi	252	732	480	66%
9	Miraflores	571	732	161	22%
10	Morropon	684	732	48	7%
11	Partidor	424	732	308	42%
12	SanMiguel	652	732	80	11%
13	SanPedro	552	732	180	25%
14	SantoDomingo	399	732	333	45%
15	Sapillica	670	732	62	8%
16	Tambogrande	99	732	633	86%
	<b>Total</b>	<b>8876</b>	<b>11712</b>	<b>2836</b>	<b>24%</b>



### 3.1.2 Relleno de información

Una vez obtenidos los máximos mensuales se procedió a separar las estaciones en 3 grupos. Para la agrupación se trabajó con el método de correlación simple entre las estaciones. Se unieron las estaciones cuyo coeficiente de correlación fue cercano a 1 como se muestra en la Tabla 8. Los grupos trabajados fueron:

- Grupo A: Bernal, Chusis, Miraflores, San Miguel
- Grupo B: Chalaco, Huarmaca, Sapillica, Santo Domingo, San Pedro
- Grupo C: Morropón, Virrey, Hacienda Bigote, Chulucanas, Partidor, Malacasi, Tambogrande.

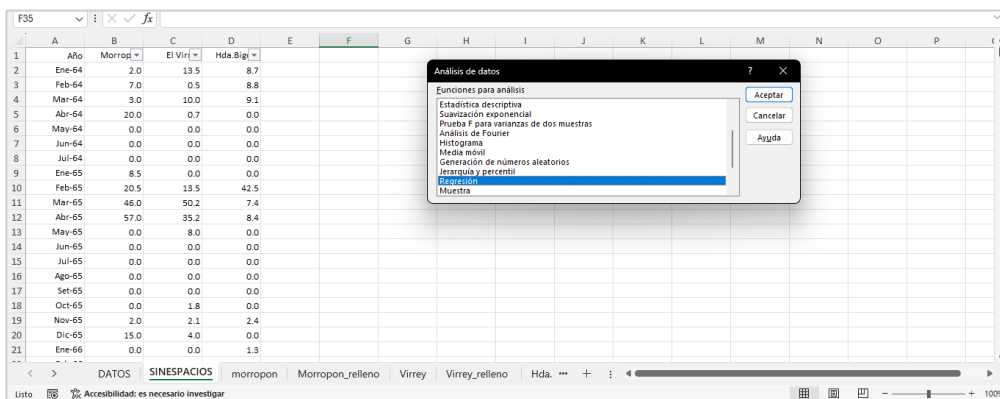
**Tabla 8**  
*Coefficientes de correlación para relleno de información*

Estación	Bernal	Chalaco	Chulucan	Chusis	El Virrey	Hda. Bigo	Huarmac	Malacasi	Miraflore	Morropo	Partidor	SanMiguel	SanPedro	SantoDor	Sapillica	Tambogrande
Bernal	1.000	0.373	0.700	0.878	0.657	0.643	0.412	0.715	0.808	0.586	0.740	0.780	0.676	0.491	0.506	0.759
Chalaco	0.373	1.000	0.615	0.362	0.536	0.649	0.784	0.658	0.475	0.677	0.638	0.464	0.680	0.802	0.685	0.577
Chulucanas	0.700	0.615	1.000	0.602	0.836	0.715	0.648	0.851	0.766	0.860	0.874	0.809	0.866	0.706	0.682	0.822
Chusis	0.878	0.362	0.602	1.000	0.640	0.531	0.398	0.634	0.736	0.416	0.727	0.722	0.574	0.448	0.493	0.742
El Virrey	0.657	0.536	0.836	0.640	1.000	0.760	0.602	0.850	0.729	0.733	0.770	0.699	0.726	0.666	0.617	0.860
Hda. Bigote	0.643	0.649	0.715	0.531	0.760	1.000	0.744	0.940	0.655	0.814	0.765	0.589	0.772	0.729	0.696	0.757
Huarmaca	0.412	0.784	0.648	0.398	0.602	0.744	1.000	0.766	0.490	0.744	0.688	0.479	0.702	0.749	0.718	0.574
Malacasi	0.715	0.658	0.851	0.634	0.850	0.940	0.766	1.000	0.776	0.870	0.842	0.685	0.861	0.853	0.691	0.770
Miraflores	0.808	0.475	0.766	0.736	0.729	0.655	0.490	0.776	1.000	0.629	0.824	0.894	0.713	0.624	0.575	0.834
Morropón	0.586	0.677	0.860	0.416	0.733	0.814	0.744	0.870	0.629	1.000	0.801	0.642	0.883	0.785	0.675	0.668
Partidor	0.740	0.638	0.874	0.727	0.770	0.765	0.688	0.842	0.824	0.801	1.000	0.847	0.846	0.710	0.718	0.882
SanMiguel	0.780	0.464	0.809	0.722	0.699	0.589	0.479	0.642	0.847	0.642	0.847	1.000	0.714	0.568	0.577	0.795
SanPedro	0.676	0.680	0.866	0.574	0.726	0.772	0.702	0.861	0.713	0.883	0.846	0.714	1.000	0.776	0.732	0.772
SantoDomingo	0.491	0.802	0.706	0.448	0.666	0.729	0.749	0.853	0.624	0.785	0.710	0.568	0.776	1.000	0.689	0.680
Sapillica	0.506	0.685	0.682	0.493	0.617	0.696	0.718	0.691	0.575	0.675	0.718	0.577	0.732	0.689	1.000	0.806
Tambogrande	0.759	0.577	0.822	0.742	0.860	0.757	0.574	0.770	0.834	0.668	0.882	0.795	0.772	0.680	0.806	1.000

Posterior a la agrupación de estaciones se procedió a realizar el relleno de información por el método de correlación múltiple, para el cual se eliminaron las celdas en blanco.

A continuación, en el menú principal de Excel se abrió la barra de datos y se marcó la opción análisis de datos y luego, regresión con el cursor (Figura 24).

**Figura 24**  
*Configuración de regresión en Excel*



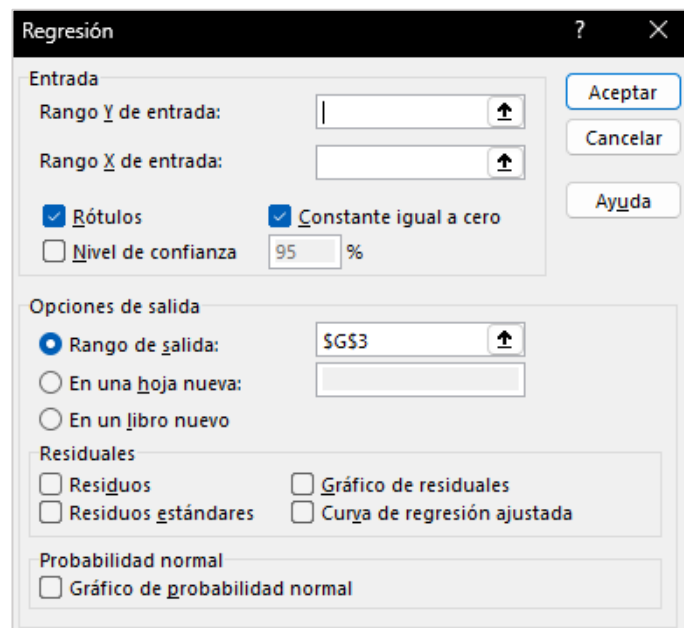
Al activar esta opción se abrió la ventana regresión en la cual se deben llenar los siguientes campos (Figura 25):

- Rango Y, de entrada: Debe contener los datos de la variable dependiente.

- Rango X, de entrada: Debe contener los datos de las variables independientes.
- Nivel de confianza: Se activó y escribió 95% por defecto.
- Se activó la opción rótulos y constantes igual a cero ya que nos interesa que pase por el origen con intersección en el eje cero
- Opciones de salida: Se activó rango de salida e indicó la celda donde se mostró la información, posterior a esto se marcó la opción aceptar.

**Figura 25**

*Configuración de datos de regresión en Excel*



Posteriormente, se revisó que los coeficientes de la ecuación ajustada no sean negativos. Cuando no se cumplen estas condiciones se debe eliminar una estación y rehacer el proceso.

**Figura 26**

*Resultados de los coeficientes de la ecuación ajustada en Excel*

Año	Morrop	El Virr	Hda Bigl														
Ene-64	2.0	13.5	8.7														
Feb-64	7.0	0.5	8.8														
Mar-64	3.0	10.0	9.1														
Abr-64	20.0	0.7	0.0														
May-64	0.0	0.0	0.0														
Jun-64	0.0	0.0	0.0														
Jul-64	0.0	0.0	0.0														
Ene-65	8.5	0.0	0.0														
Feb-65	20.5	13.5	42.5														
Mar-65	46.0	50.2	7.4														
Abr-65	57.0	35.2	8.4														
May-65	0.0	8.0	0.0														
Jun-65	0.0	0.0	0.0														
Jul-65	0.0	0.0	0.0														
Ago-65	0.0	0.0	0.0														
Sep-65	0.0	0.0	0.0														
Oct-65	0.0	1.8	0.0														
Nov-65	2.0	2.1	2.4														
Dic-65	15.0	4.0	0.0														
Ene-66	0.0	0.0	1.3														

ANÁLISIS DE VARIANZA				Grados de libertad de cuadrado de los cua				F	Valor crítico de F
Regresión	2	336034.044	168017.022	967.65127	1.128E-190				
Residuos	616	106958.456	173.633857						
Total	618	442992.5							

	Coefficientes	Error típico	Estadístico t	Probabilidad	Inferior 95%	Superior 95%	Inferior 95.0%	Superior 95.0%
Intercepción	0	#N/D	#N/D	#N/D	#N/D	#N/D	#N/D	#N/D
El Virrey	0.27530561	0.02709905	10.1592364	1.5985E-22	0.22208789	0.32852332	0.22208789	0.32852332
Hda. Bigote	0.66946695	0.03332774	20.0873769	2.0626E-69	0.60401718	0.73491673	0.60401718	0.73491673

Finalmente, una vez obtenida la base de datos mensual rellena, se procedió a elegir los máximos diarios anuales, según año hidrológico.

### 3.1.3 Análisis de consistencia

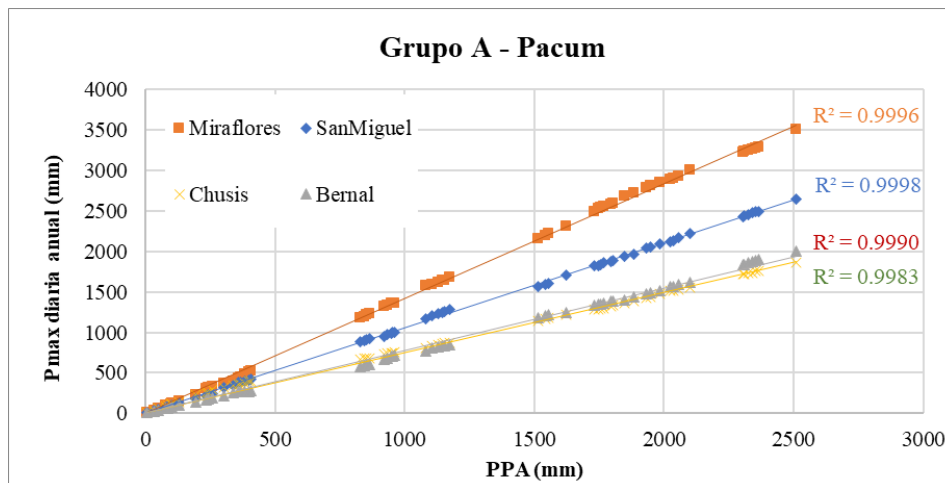
De acuerdo con los criterios definidos en el Capítulo 1 para realizar el análisis de consistencia en la red hidrometeorológica, se aplicará el método de las curvas doble masa acumulada. El procedimiento consistió en recopilar los datos de precipitación máxima anual y acumulada ordenada por grupos con sus respectivas estaciones. Luego se halló el patrón de precipitaciones anuales (PPA), el cual es comparado con la precipitación acumulada.

Para aplicar este procedimiento, se trabajará con los clústeres mencionados en el acápite 3.1.2. El análisis de consistencia permitió identificar los mejores ajustes y las medidas de precipitación con errores que necesitan ser corregidas. Siendo lo ideal obtener un indicador  $R^2$  cercano a 1, lo cual significa que no es necesario corregir la información.

**3.1.3.1 Análisis de consistencia para el clúster 01.** Corresponde a las estaciones conformadas por el Grupo A: Bernal, Chusis, Miraflores y San Miguel. Siendo el PPA del eje horizontal, el promedio acumulado del grupo y en el eje vertical se presenta la precipitación máxima diaria anual acumulada. Se presenta a continuación, en la Figura 27 el resultado de la primera iteración del Grupo A.

**Figura 27**

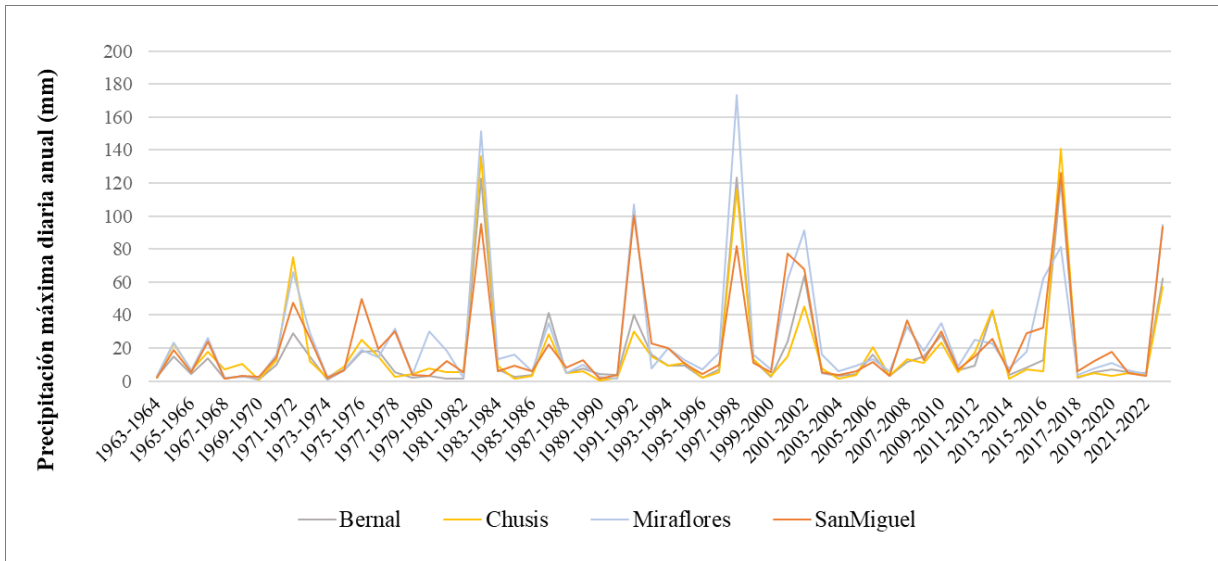
*Resultados del análisis de consistencia - Red Pluviométrica: Grupo A*



Todos los valores se acercan a sus rectas correspondientes, además de obtenerse un buen ajuste  $R^2$  con el patrón seleccionado. Siendo así, el Grupo A no necesita ser corregido ya que los valores de las estaciones varían desde 0.9983 hasta 0.9996. A continuación, en la Figura 28 se presentan los valores de precipitación máxima diaria anual.

**Figura 28**

*Precipitación máxima diaria anual – Red Pluviométrica: Grupo A*

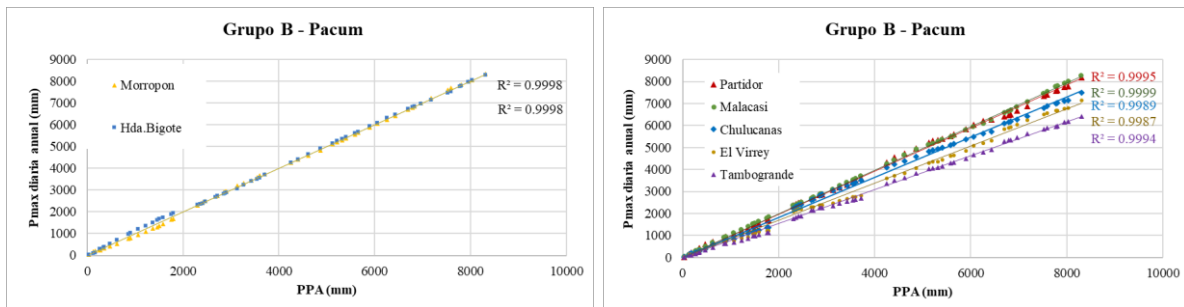


**3.1.3.2 Análisis de consistencia para el clúster 02.** Corresponde a las estaciones conformadas por el Grupo B: Partidor, Malacasí, Chulucanas, El Virrey, Tambogrande, Morropón y Hda. Bigote. Siendo el PPA del eje horizontal, el promedio acumulado del grupo y en el eje vertical se presenta la precipitación máxima diaria anual acumulada.

La Figura 29 muestra los resultados de la primera iteración del Grupo B. Se presentan en dos gráficos separados para facilitar la visualización, ya que las rectas son muy cercanas entre sí, los valores de  $R^2$  varían entre 0.9987 hasta 0.9999.

**Figura 29**

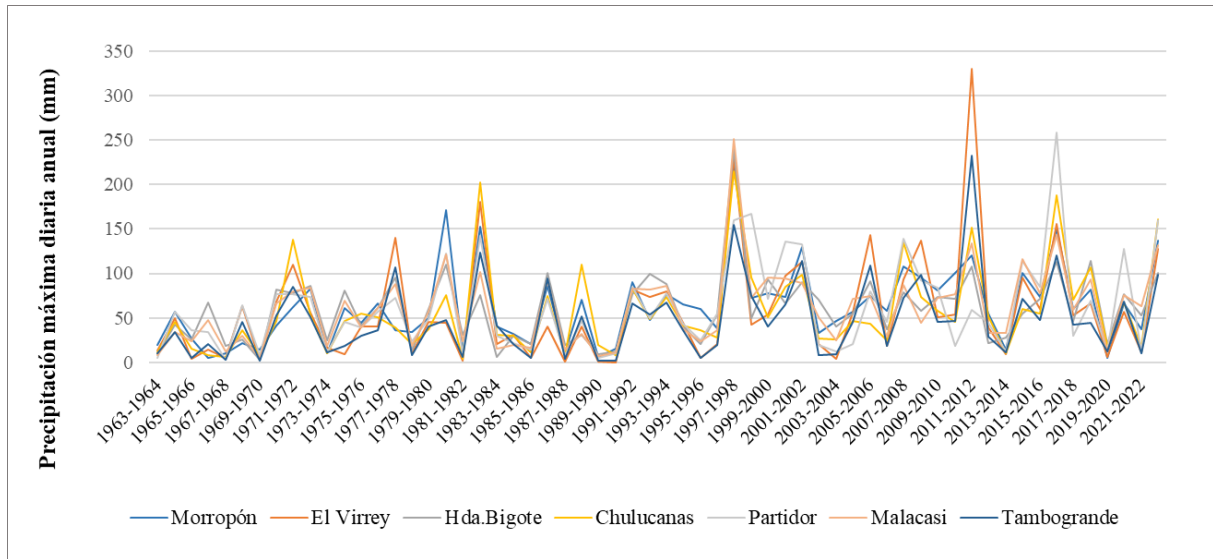
*Resultados del análisis de consistencia - Red Pluviométrica: Grupo B*



Como se puede observar, todos los valores se acercan a sus rectas correspondientes, además de obtenerse un buen ajuste  $R^2$  con el patrón seleccionado. Siendo así, el Clúster 2 tampoco necesita ser corregido. A continuación, en la Figura 30 se presentan los valores de precipitación máxima diaria anual.

**Figura 30**

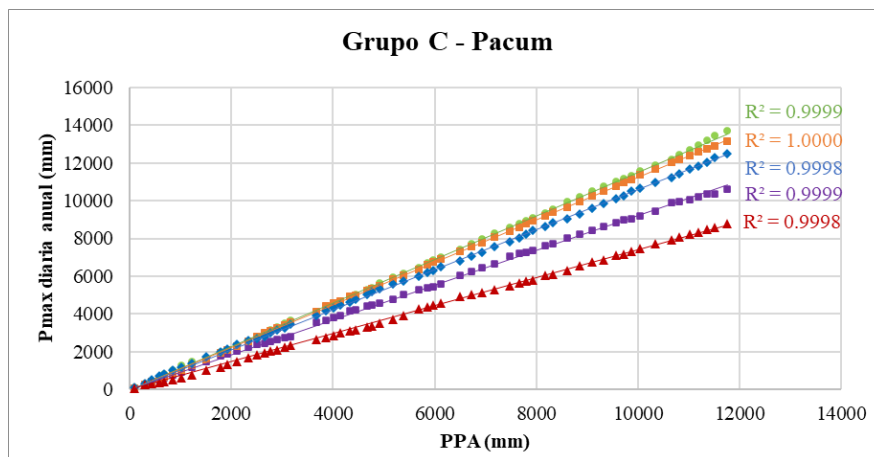
*Precipitación máxima diaria anual - Red Pluviométrica: Grupo B*



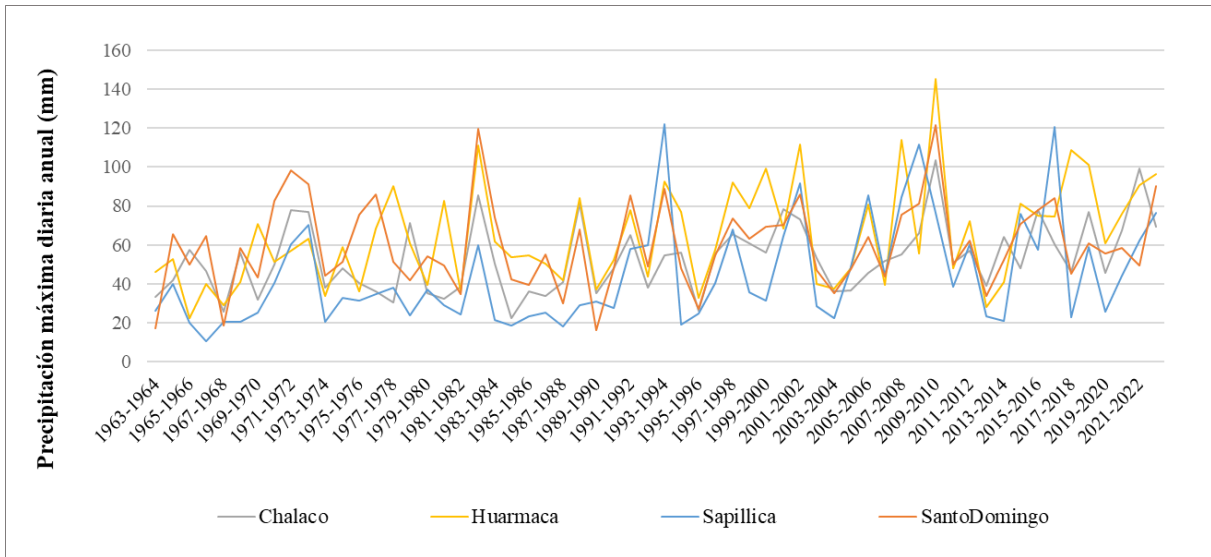
**3.1.3.3 Análisis de consistencia para el clúster 03.** Corresponde a las estaciones conformadas por el Grupo C: Chalaco, Huarmaca, Sapillica, SanPedro y SantoDomingo. Siendo el PPA del eje horizontal, el promedio acumulado del grupo y en el eje vertical se presenta la precipitación máxima diaria anual acumulada. En la Figura 31 se muestran los resultados de la primera iteración del Grupo C.

**Figura 31**

*Resultados del análisis de consistencia - Red Pluviométrica: Grupo C*



Como se puede observar, todos los valores se acercan a sus rectas correspondientes, además de obtenerse un buen ajuste  $R^2$  con el patrón seleccionado, los valores varían desde 0.9998 hasta 1. Siendo así, el Clúster 3 tampoco necesita ser corregido, y presenta una consistencia casi perfecta. En la Figura 32 se presentan los valores de precipitación máxima diaria anual.

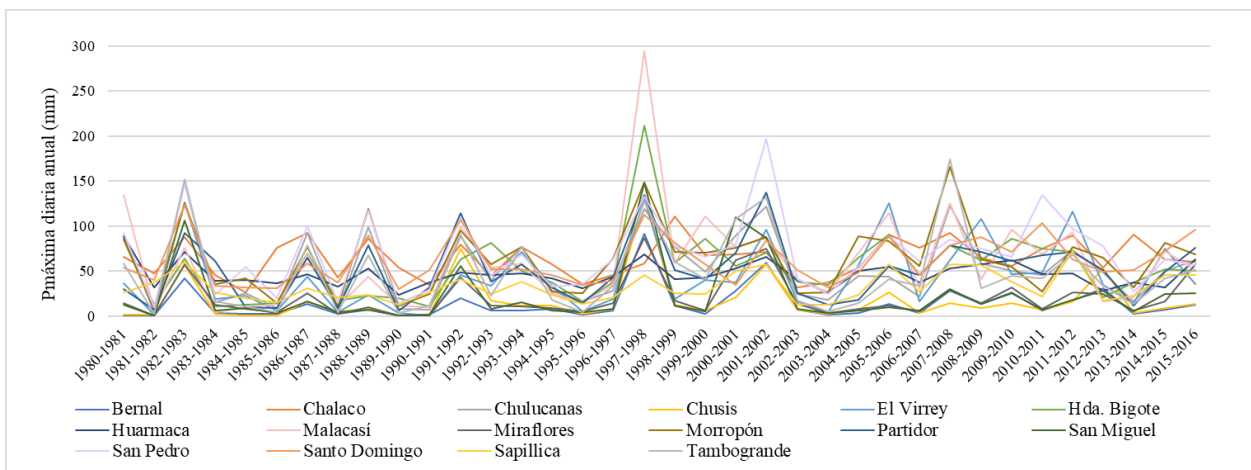
**Figura 32***Precipitación máxima diaria anual - Red Pluviométrica: Grupo C*

### 3.2 Base de datos obtenida de PISCO

Se recopiló la información pluviométrica histórica a partir de la descarga de información de la plataforma ANDREA para la conformación de una base de datos de precipitación máxima diaria. Se analizarán tanto a nivel de estaciones individuales como de subcuencas en el período de 1980-1981 a 2015-2016.

#### 3.2.1 Precipitación máxima diaria por estación

Los datos de precipitación máxima diaria anual obtenidos del producto PISCO para las 16 estaciones de la red pluviométrica se presentan en la Figura 33, la estación Malacasi registró el valor máximo histórico de 294.4 mm durante el año 1997-1998, seguida por Hda. Bigote con 211.5 mm. Por otro lado, Sapollica fue la estación con el menor promedio de valor histórico de 72.5 mm.

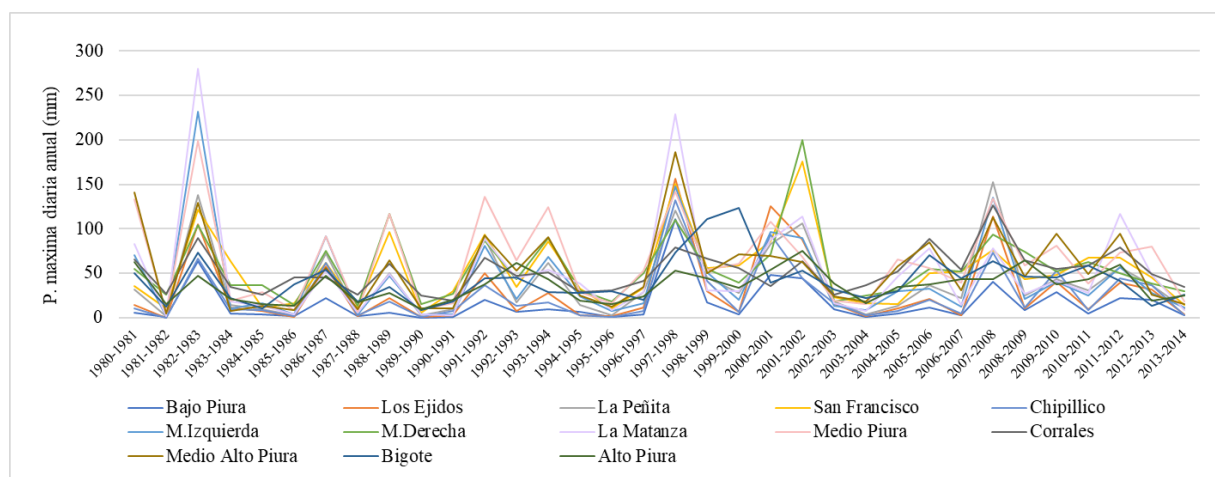
**Figura 33***Precipitación máxima diaria anual en las estaciones – PISCO*

### 3.2.2 Precipitación máxima diaria por subcuenca

Los datos de precipitación máxima diaria anual obtenidos del producto PISCO para las 16 estaciones de la red pluviométrica (Figura 34) revelan que la subcuenca La Matanza registró el valor máximo histórico de 231.90 mm durante el año 1982-1983 y además obtuvo el valor de 228.5 mm diarios en 1997-1998. Por otro lado, Sapillica presentó el valor mínimo histórico con 72.5 mm.

**Figura 34**

*Precipitación máxima diaria anual en las subcuencas – PISCO*



### 3.2.3 Procesamiento de información

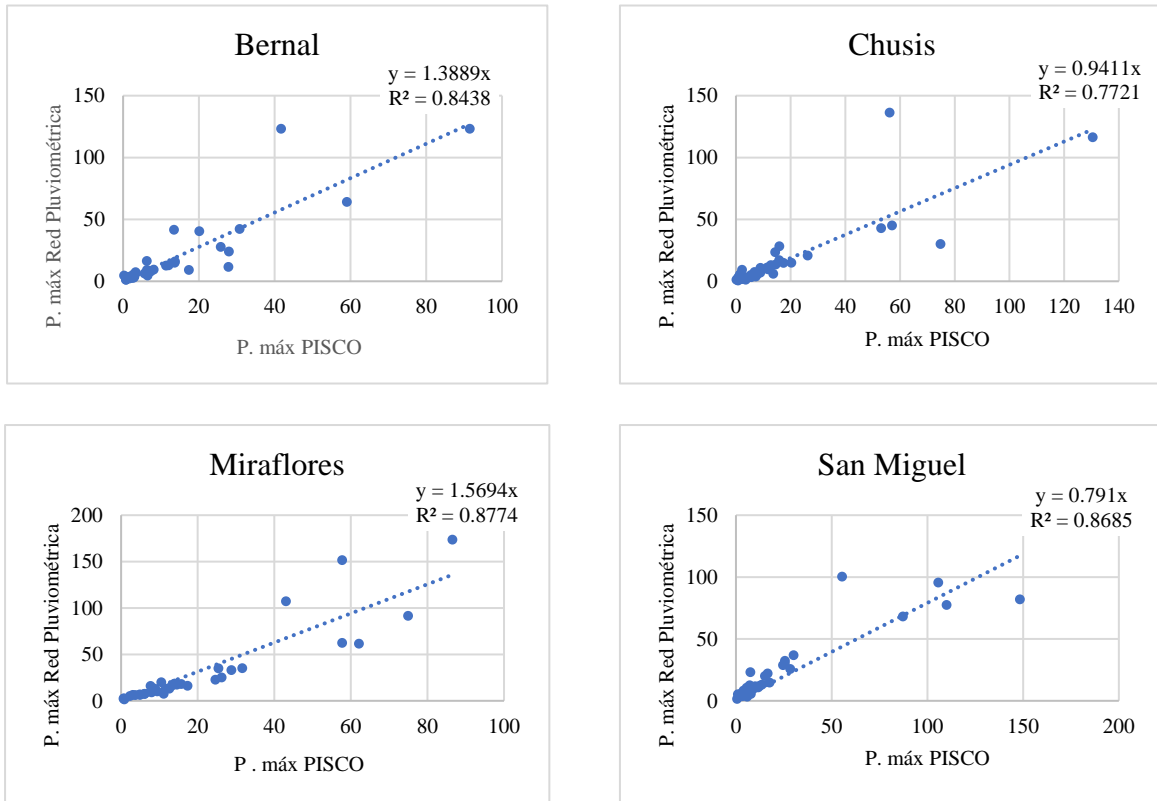
#### 3.2.3.1 Correlación de información PISCO por estación y la red pluviométrica.

Se llevó a cabo la correlación de información para los Grupos A, B y C, con el objetivo de comparar la información de precipitación registrada en las estaciones de la red pluviométrica durante el período de 1963-1964 a 2022-2023 con la información correspondiente a las estaciones PISCO en el período de 1980-1981 a 2015-2016. Este último período se seleccionó debido a que representa el intervalo común de datos disponible para ambas fuentes.

Los gráficos  $R^2$  presentados para cada grupo con sus respectivas estaciones sirvieron como herramientas valiosas para visualizar la relación entre los datos, permitiendo identificar si el conjunto de datos se ajusta a una única línea de tendencia (indicando una fuerte correlación) y detectar valores atípicos (los que podrían sugerir errores o incoherencias).

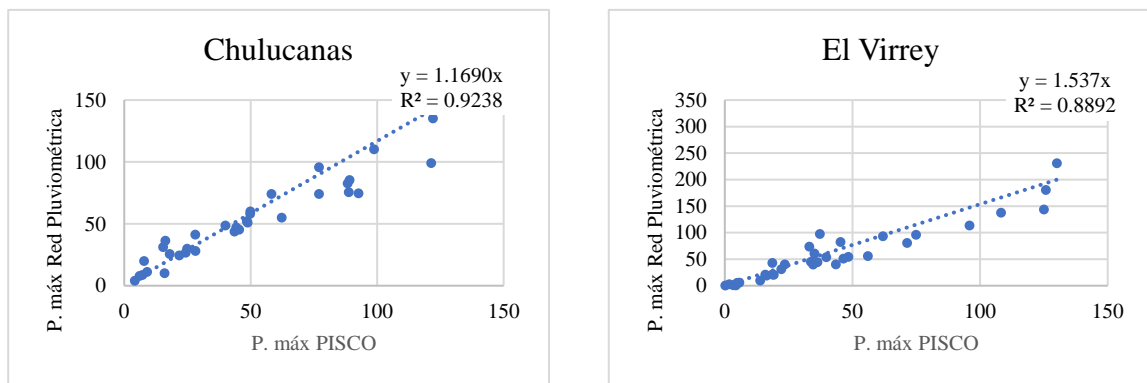
**Figura 35**

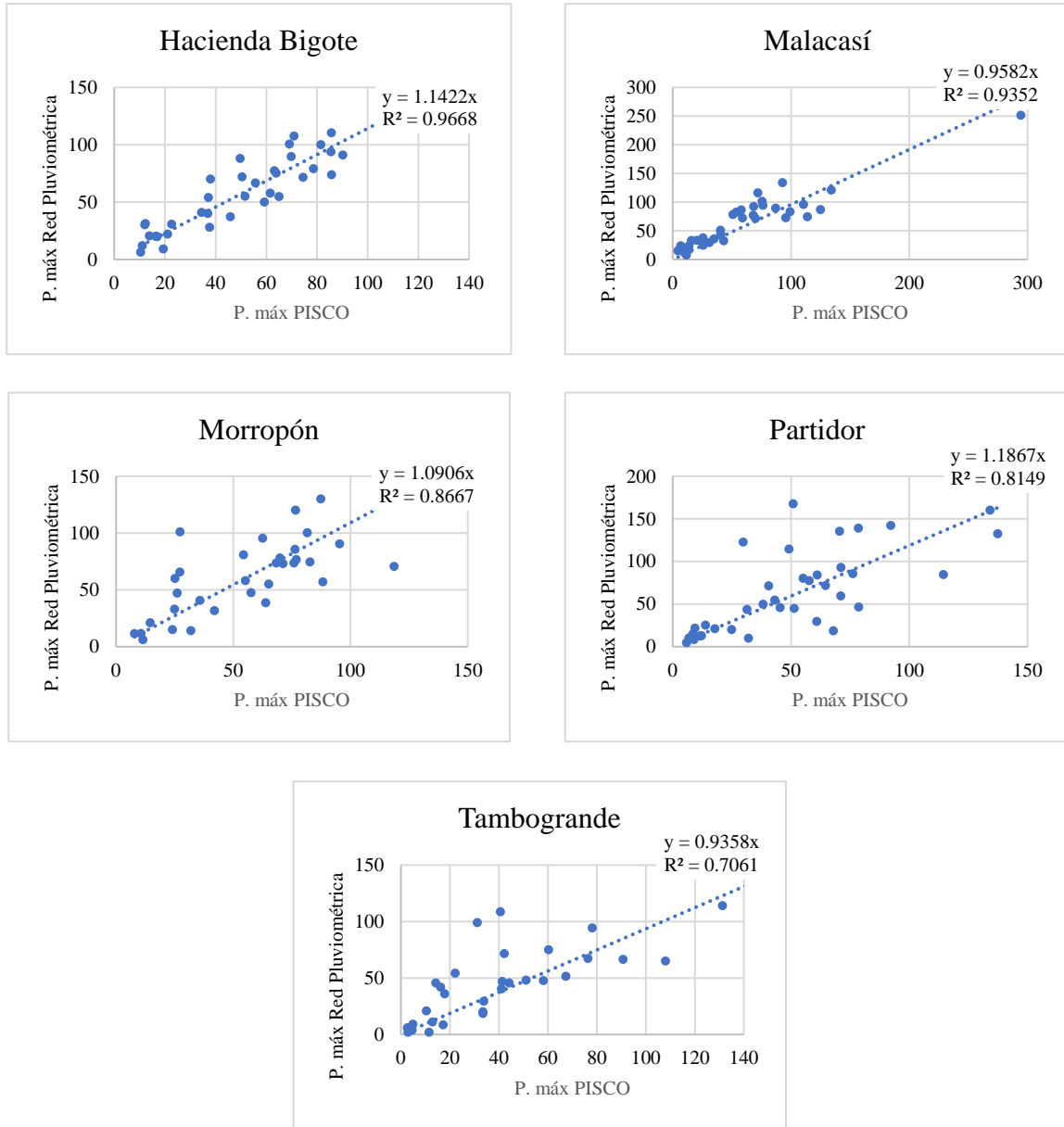
*Grupo A – Correlación datos PISCO – Red pluviométrica*



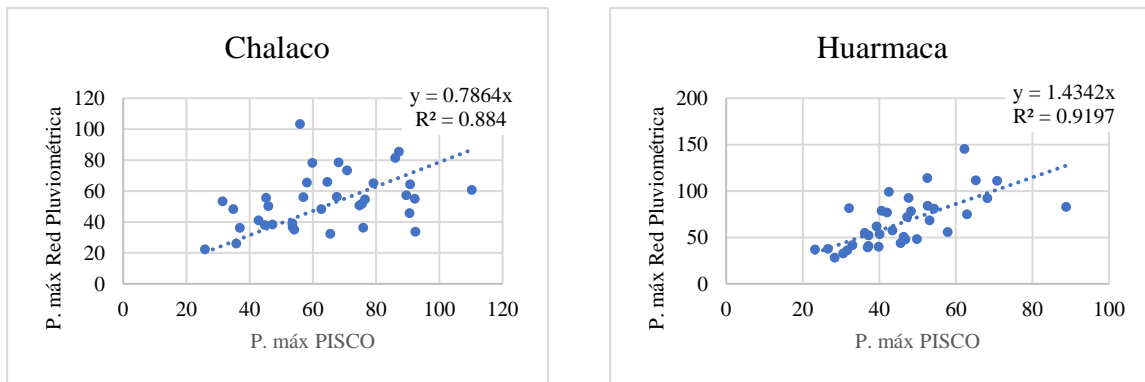
**Figura 36**

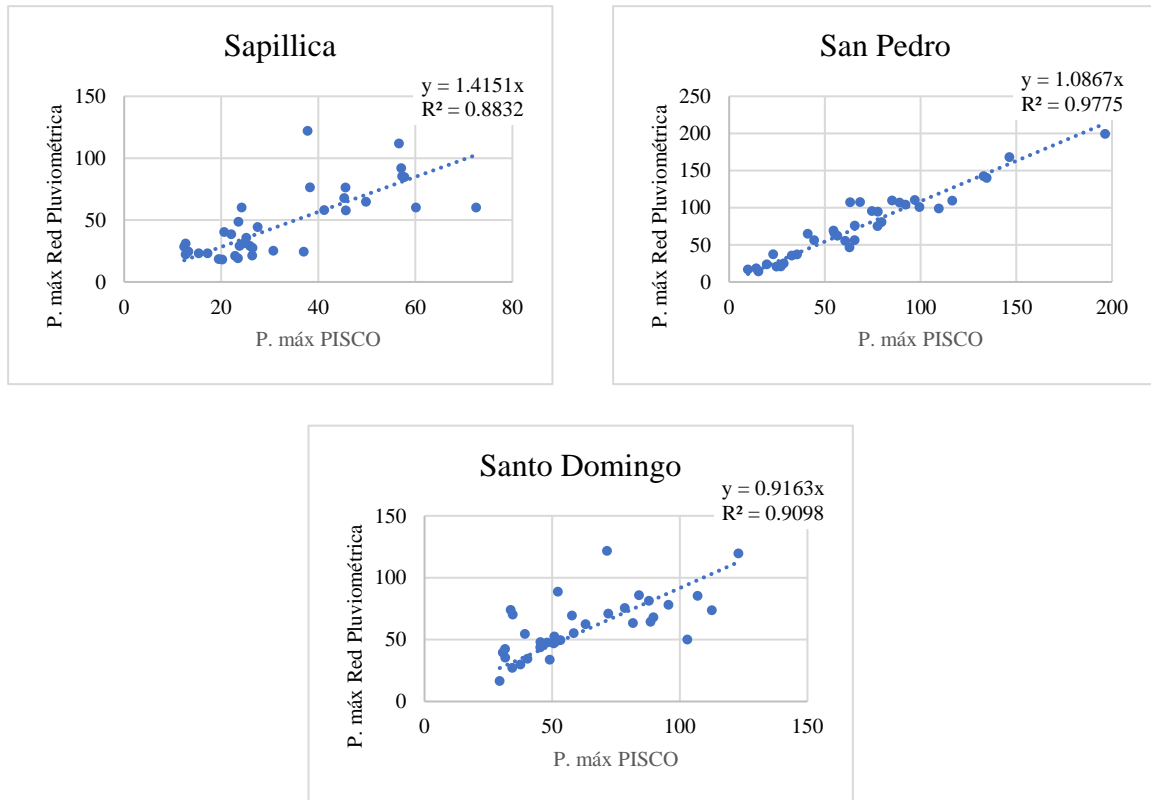
*Grupo B – Correlación datos PISCO – Red pluviométrica*





**Figura 37**  
*Grupo C – Correlación datos PISCO – Red pluviométrica*





Con el objetivo de ajustar la información de PISCO en base a la validación de la red hidrometeorológica, se llevó a cabo la correlación de datos. Los resultados obtenidos revelan que, si bien los valores de  $R^2$  oscilan entre 0.7061 y 0.9775, indicando una correlación moderada a fuerte, una cantidad significativa de puntos de datos se encuentran alejados de la línea de tendencia. Esta situación evidencia la necesidad de realizar un escalamiento de la información utilizando las pendientes de las rectas obtenidas en el análisis.

**3.2.3.2 Corrección de información PISCO por subcuena.** Con el objetivo de escalar la información de la precipitación máxima diaria por subcuena obtenida con PISCO, se realizaron ecuaciones de regresión con la información de precipitación máxima diaria anual por estación, mediante la ubicación espacial entre cada estación pluviométrica con las subcuenas correspondientes. Como se observa en el Mapa de subcuenas y estaciones de la cuenca Piura (Figura 22) cada subcuena tiene sus estaciones correspondientes.

En la Tabla 9, se presentan las subcuenas y sus estaciones correspondientes con los factores de las pendientes de las rectas que se utilizarán para escalar la información, en el caso de las subcuenas con varias estaciones correspondientes, se procede a promediar los valores de los factores para obtener un solo factor de escalamiento.

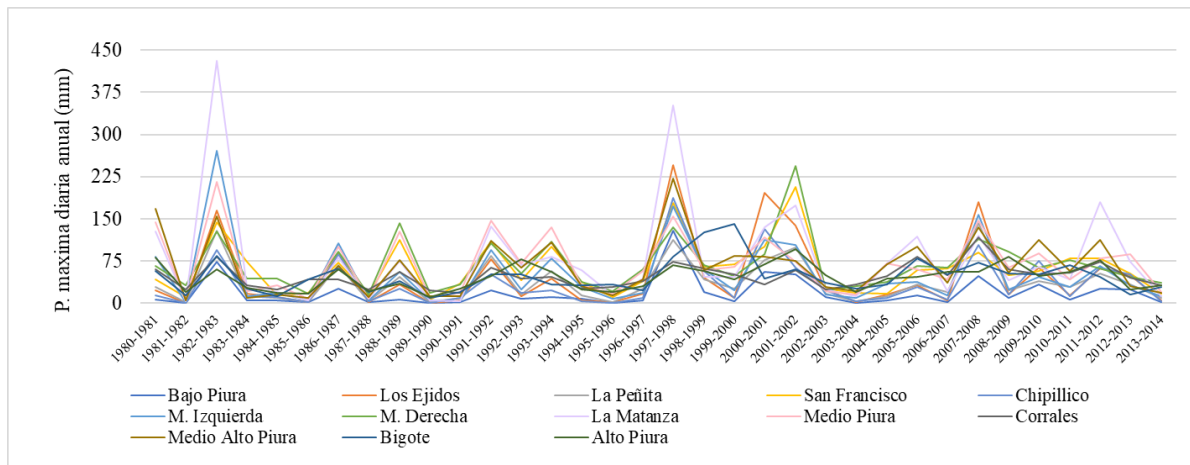
**Tabla 9**  
*Asignación de factores de escalamiento por subcuenca*

<b>UH</b>	<b>Subcuenca</b>	<b>Estación</b>	<b>Factor estación</b>	<b>Factor subcuenca</b>
<b>UH_1</b>	Bajo Piura	Chusis	0.9411	<b>1.1726</b>
		Bernal	1.3889	
		San Miguel	0.7910	
		Miraflores	1.5694	
<b>UH_2</b>	Los Ejidos	Miraflores	1.5694	<b>1.5694</b>
<b>UH_3</b>	La Peñita	Tambogrande	0.9358	<b>0.9358</b>
<b>UH_4</b>	San Francisco	Tambogrande	0.9358	<b>1.1792</b>
		Partidor	1.1867	
		Sapillica	1.4151	
<b>UH_5</b>	Chipillico	Sapillica	1.4151	<b>1.4151</b>
<b>UH_6</b>	M.Izquierda	Chulucanas	1.1690	<b>1.1690</b>
<b>UH_7</b>	M.Derecha	Chulucanas	1.1690	<b>1.2236</b>
		San Pedro	1.0867	
		Sapillica	1.4151	
<b>UH_8</b>	La Matanza	El Virrey	1.5370	<b>1.5370</b>
<b>UH_9</b>	Medio Piura	Morropón	1.0906	<b>1.0887</b>
		San Pedro	1.0867	
<b>UH_10</b>	Corrales	Morropón	1.0906	<b>0.9311</b>
		Santo Domingo	0.9163	
		Chalaco	0.7864	
<b>UH_11</b>	Medio Alto Piura	Morropón	1.0906	<b>1.1953</b>
		Malacasí	0.9582	
		El Virrey	1.5370	
<b>UH_12</b>	Bigote	Hda. Bigote	1.1422	<b>1.1422</b>
<b>UH_13</b>	Alto Piura	Hda. Bigote	1.1422	<b>1.2882</b>
		Huarmaca	1.4342	

Se obtuvieron los datos de precipitación máxima diaria anual por subcuenca corregidos para el periodo histórico desde el año hidrológico 1980-1981 hasta el año 2012-2013, presentados en la Figura 38. Como se puede observar, los mayores datos de precipitación los obtuvo la subcuenca La Matanza, y los menores valores, la subcuenca Bajo Piura.

**Figura 38**

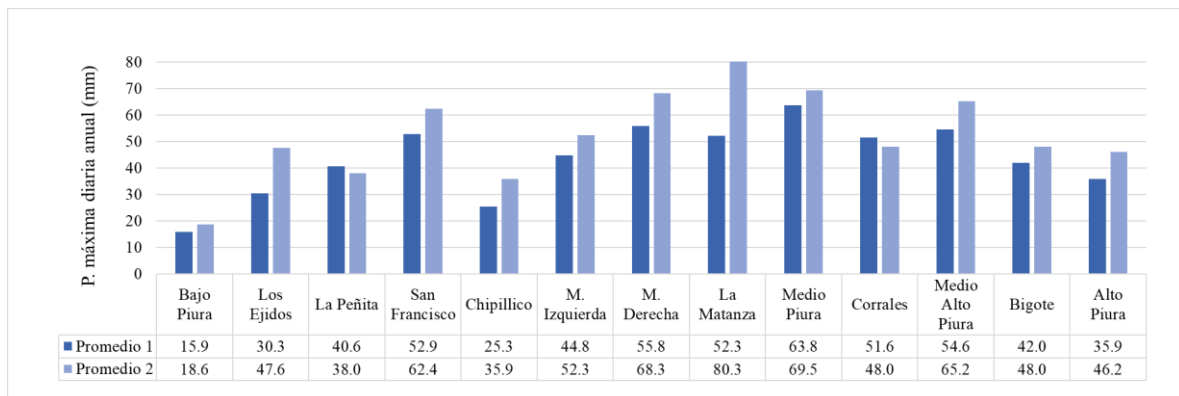
*Datos corregidos de precipitación máxima diaria anual por subcuenca*



En la Figura 39, se presenta la comparación entre los datos históricos originales para las subcuencas y los datos corregidos por medio del escalamiento a través de la asignación de factores mediante sus estaciones. Donde Promedio 2, presenta los valores escalados.

**Figura 39**

*Comparación entre los datos de PISCO históricos (Promedio 1) y corregidos (Promedio 2).*



### 3.3 Base de datos de modelos climáticos globales

Se utilizó la información de los modelos climáticos globales (GCM por sus siglas en inglés) para la evaluación del futuro de las precipitaciones en las subcuencas del río Piura bajo los escenarios climáticos SSP2-4.5 y SSP5-8.5. Inicialmente se conformó una base de datos mediante la descarga de datos de precipitación diaria y luego se seleccionaron los mejores GCM para obtener una base de datos confiable.

#### 3.3.1 Descarga de datos de los GCM

Con el objetivo de realizar la predicción de la precipitación en las subcuencas del río Piura, se realizó la descarga de datos de precipitación diaria de 20 GCM desde la plataforma de Google Earth Engine mediante la metodología descrita en el acápite 1.4. Se presentan los modelos descargados en la Tabla 10, en la cual se describen sus principales características como la institución responsable, país de procedencia y la resolución espacial.

**Tabla 10***Modelos climáticos globales del CMIP6*

Nº	Modelos	Institución	País	Resolución Espacial lat°xlon°
1	ACCESS-CM2	CSIROARCCSS	Australia	1.875°x1.25°
2	CanESM5	CCCma	Canada	2.8125°x2.790546°
3	CESM2	NCAR	USA	1.25°x0.9424084°
4	CESM2-WACCM	NCAR	USA	1.25°x0.9424084°
5	CMCC-ESM2	CMCC	Italia	1.25°x0.9424084°
6	CNRM-CM6-1	Centre National de Recherches Météorologiques	Francia	1.25° x 1.25°
7	CNRM-ESM2-1	Centre National de Recherches Météorologiques	Francia	1.25° x 1.25°
8	EC-Earth3	International Centre for Earth Simulation	Noruega	1.0° x 1.0°
9	EC-Earth3-Veg-LR	EC-EarthConsortium	Europa	1.125°x1.121485°
10	HadGEM3-GC31- LL	Met Office Hadley Centre	Reino Unido	1.25° x 1.25°
11	INM-CM4-8	INM	Rusia	2°x1.5°
12	INM-CM5-0	INM	Rusia	2°x1.5°
13	MIROC6	MIROC	Japón	1.4° x 1.4°
14	MIROC-ES2L	MIROC	Japón	1.40625° x 1.40625°
15	MPI-ESM1-2-HR	Max Planck Institute for Meteorology	Alemania	0.6° x 0.6°
16	MPI-ESM1-2-LR	Max Planck Institute for Meteorology	Alemania	1.875° x 1.875°
17	MRI-ESM2-0	Meteorological Research Institute	Japón	1.125° x 1.125°
18	NESM3	University of Bergen and Norwegian Climate Centre	Noruega	1.0° x 1.0°
19	NorESM2-LM	Norwegian Climate Centre	Noruega	2.5° x 1.89°
20	NorESM2-MM	Norwegian Climate Centre	Noruega	1.25° x 0.94°

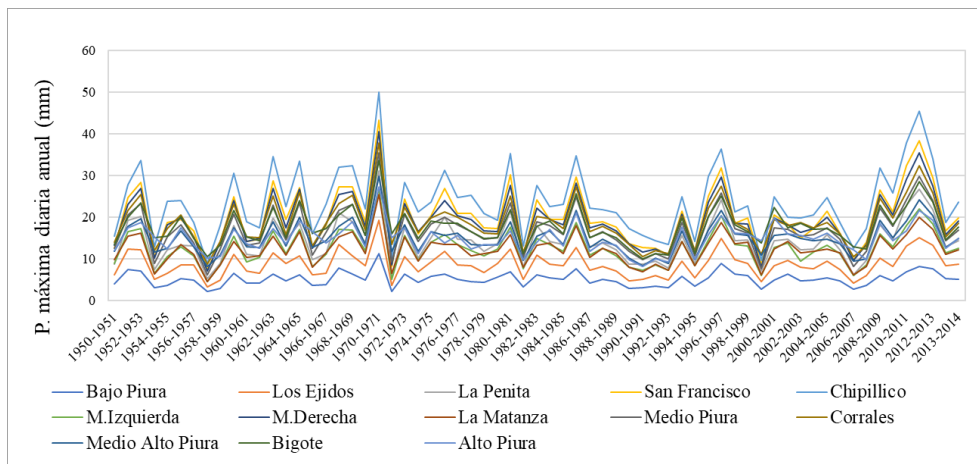
### 3.3.2 Selección de los máximos anuales

Cada conjunto de datos de GCM descargado incluye tres escenarios climáticos: histórico, SSP245 y SSP585. Para cada escenario y cada una de las trece subcuencas, se seleccionaron los datos de precipitación máxima diaria anuales, basados en el año hidrológico.

En la Figura 40, se presenta a manera de ejemplo el escenario histórico para el modelo NorESM2-LM, los datos descargados indican que la subcuenca Bajo Piura es la que menor precipitación obtuvo en esos años, mientras que la subcuenca Chipillico obtuvo los mayores valores.

**Figura 40**

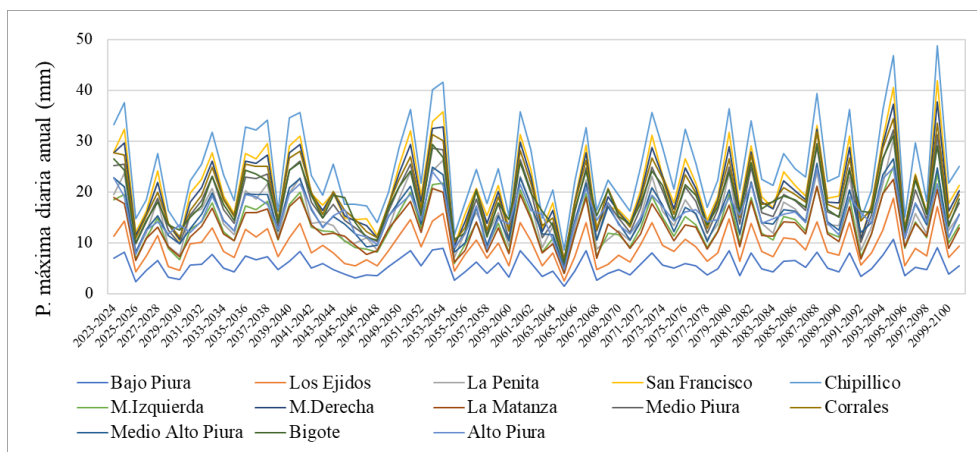
*Escenario histórico de GCM NorESM2 – LM*



Para los escenarios futuros SSP245 y SSP585, el proceso fue similar, con períodos que abarcan desde el año hidrológico 2023-2024 hasta el año 2099-2100. En la Figura 41 y la Figura 42 se presentan los datos de precipitación máxima para ambos escenarios futuros, donde de la misma manera que en el escenario histórico, la subcuenca Bajo Piura fue la que menor precipitación presentó, y la subcuenca Chipillico, la que presenta la mayor precipitación máxima diaria.

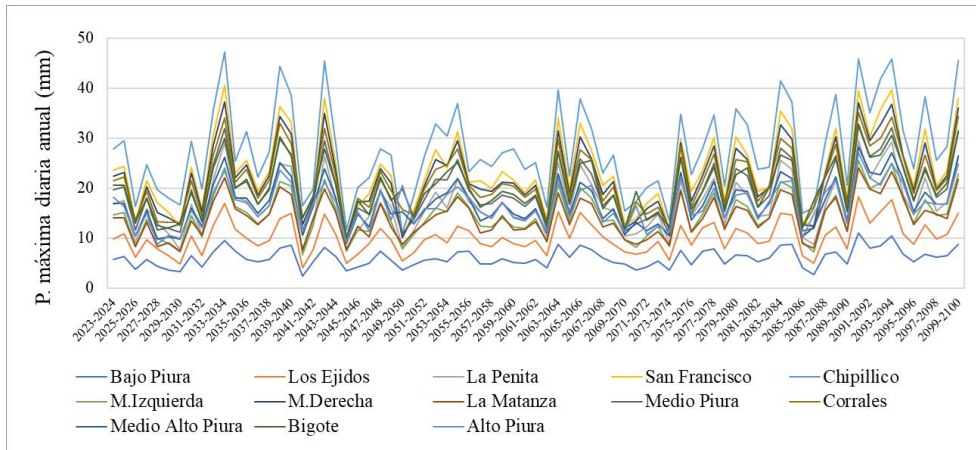
**Figura 41**

*Escenario SSP2-4.5 de GCM NorESM2 – LM*



**Figura 42**

*Escenario SSP5-8.5 de GCM NorESM2 – LM*



**3.3.3 Evaluación del rendimiento de los GCM**

La selección de los GCM más adecuados para este estudio es crucial para realizar proyecciones confiables de variables climáticas en escenarios futuros. La evaluación del rendimiento de estos modelos es un paso fundamental en este proceso y se basa en la comparación de las simulaciones históricas de la precipitación de los GCM con los datos observados del producto PISCO.

El Índice de concordancia modificado (md) y Error cuadrático medio normalizado (NRMSE) son herramientas estadísticas útiles para medir el desempeño de los modelos.

A continuación, en la Tabla 11 se presentan los resultados de aplicar la Ecuación 1, explicada previamente en el acápite 1.1.4.2.1. correspondiente al Índice de concordancia modificado para cada subcuenca. El valor de md varía entre 0 (sin concordancia) a 1 (concordancia perfecta). Para cada subcuenca o unidad hidrológica (UH), se presentan los valores en escalas de color, donde el color verde indica los valores más altos y el color rojo, los más bajos.

**Tabla 11**

*Resultados de los valores md - GCM*

GCM	md													Prom
	uh_1	uh_2	uh_3	uh_4	uh_5	uh_6	uh_7	uh_8	uh_9	uh_10	uh_11	uh_12	uh_13	
NorESM2-MM	0.49	0.48	0.44	0.39	0.27	0.47	0.40	0.46	0.42	0.37	0.43	0.42	0.40	0.42
MIROC6	0.49	0.50	0.46	0.45	0.29	0.48	0.44	0.46	0.43	0.37	0.44	0.39	0.38	0.43
ACCESS-CM2	0.51	0.51	0.48	0.43	0.26	0.49	0.41	0.47	0.43	0.35	0.44	0.41	0.42	0.43
INM-CM5-0	0.52	0.51	0.46	0.42	0.42	0.49	0.41	0.47	0.43	0.32	0.43	0.39	0.37	0.43
HadGEM3-GC31-MM	0.47	0.48	0.43	0.39	0.22	0.48	0.41	0.48	0.44	0.35	0.45	0.40	0.39	0.41
EC-Earth3	0.39	0.40	0.40	0.39	0.16	0.46	0.42	0.45	0.42	0.36	0.44	0.41	0.39	0.39
EC-Earth3-Veg-LR	0.40	0.41	0.40	0.40	0.22	0.46	0.42	0.45	0.42	0.38	0.43	0.40	0.39	0.40
CESM2	0.48	0.48	0.43	0.39	0.18	0.47	0.40	0.46	0.41	0.36	0.42	0.38	0.38	0.40
CESM2-WACCM	0.46	0.46	0.43	0.40	0.24	0.47	0.41	0.45	0.41	0.34	0.42	0.39	0.37	0.40
NorESM2-LM	0.50	0.51	0.47	0.42	0.28	0.49	0.41	0.47	0.43	0.35	0.44	0.41	0.39	0.43
NESM3	0.46	0.45	0.42	0.42	0.22	0.48	0.41	0.47	0.42	0.34	0.44	0.42	0.39	0.41
CNRM-CM6-1	0.48	0.47	0.41	0.39	0.32	0.46	0.41	0.46	0.41	0.34	0.43	0.40	0.38	0.41
MPI-ESM1-2-HR	0.39	0.36	0.36	0.38	0.15	0.42	0.40	0.45	0.41	0.37	0.44	0.43	0.38	0.38
CanESM5	0.51	0.50	0.46	0.42	0.35	0.47	0.39	0.45	0.41	0.32	0.43	0.39	0.36	0.42
MRI-ESM2-0	0.45	0.45	0.42	0.38	0.29	0.46	0.40	0.47	0.42	0.34	0.42	0.35	0.35	0.40
INM-CM4-8	0.50	0.49	0.44	0.40	0.30	0.47	0.37	0.45	0.40	0.34	0.42	0.38	0.35	0.41
MIROC-ES2L	0.48	0.48	0.43	0.41	0.30	0.47	0.39	0.45	0.41	0.32	0.42	0.39	0.35	0.41
CNRM-ESM2-1	0.43	0.44	0.37	0.34	0.22	0.43	0.39	0.43	0.39	0.35	0.40	0.40	0.35	0.38
CMCC-ESM2	0.46	0.45	0.39	0.38	0.18	0.46	0.38	0.44	0.40	0.34	0.41	0.37	0.33	0.38
MPI-ESM1-2-LR	0.46	0.44	0.41	0.38	0.16	0.46	0.41	0.46	0.42	0.33	0.42	0.35	0.36	0.39

De la misma manera, en la Tabla 12, se presentan los resultados de aplicar la aplicar la Ecuación 2, explicada previamente en el acápite 1.1.5.3.2 correspondiente al Error cuadrático medio normalizado (nRMSE) para cada subcuenca. En este caso, los resultados más bajos indican que el modelo presenta un buen ajuste de datos y se representan de color rojo.

**Tabla 12**

*Resultados de los valores nRMSE - GCM*

GCM	nRMSE													Prom
	uh_1	uh_2	uh_3	uh_4	uh_5	uh_6	uh_7	uh_8	uh_9	uh_10	uh_11	uh_12	uh_13	
NorESM2-MM	0.22	0.28	0.30	0.29	0.13	0.31	0.18	0.36	0.61	0.20	0.49	0.49	0.18	0.31
MIROC6	0.22	0.28	0.30	0.29	0.14	0.31	0.18	0.37	0.60	0.21	0.50	0.54	0.20	0.32
ACCESS-CM2	0.22	0.29	0.32	0.31	0.13	0.32	0.19	0.37	0.62	0.22	0.50	0.52	0.18	0.32
INM-CM5-0	0.22	0.29	0.31	0.30	0.12	0.31	0.19	0.37	0.62	0.23	0.50	0.54	0.20	0.32
HadGEM3-GC31-MM	0.22	0.28	0.29	0.29	0.14	0.30	0.18	0.36	0.61	0.22	0.51	0.52	0.19	0.32
EC-Earth3	0.21	0.27	0.29	0.27	0.13	0.30	0.17	0.35	0.59	0.21	0.49	0.54	0.20	0.31
EC-Earth3-Veg-LR	0.22	0.28	0.30	0.29	0.14	0.30	0.18	0.36	0.59	0.19	0.48	0.51	0.19	0.31
CESM2	0.22	0.29	0.31	0.29	0.14	0.31	0.18	0.36	0.60	0.20	0.48	0.50	0.19	0.31
CESM2-WACCM	0.22	0.28	0.31	0.29	0.13	0.31	0.18	0.36	0.60	0.21	0.48	0.51	0.18	0.31
NorESM2-LM	0.22	0.29	0.32	0.31	0.13	0.32	0.19	0.37	0.63	0.22	0.51	0.55	0.21	0.33
NESM3	0.22	0.28	0.30	0.29	0.14	0.31	0.18	0.38	0.62	0.22	0.51	0.54	0.21	0.32
CNRM-CM6-1	0.22	0.28	0.31	0.29	0.13	0.31	0.19	0.37	0.62	0.22	0.51	0.56	0.22	0.33
MPI-ESM1-2-HR	0.22	0.27	0.29	0.29	0.14	0.30	0.18	0.37	0.61	0.21	0.50	0.49	0.19	0.31
CanESM5	0.23	0.30	0.33	0.33	0.14	0.33	0.21	0.39	0.67	0.25	0.54	0.60	0.23	0.35
MRI-ESM2-0	0.22	0.27	0.31	0.31	0.14	0.31	0.19	0.37	0.61	0.22	0.50	0.57	0.21	0.32
INM-CM4-8	0.23	0.30	0.33	0.32	0.15	0.32	0.20	0.38	0.63	0.23	0.51	0.55	0.21	0.33
MIROC-ES2L	0.23	0.30	0.33	0.32	0.14	0.33	0.20	0.38	0.66	0.25	0.53	0.59	0.23	0.34
CNRM-ESM2-1	0.22	0.28	0.31	0.30	0.14	0.31	0.19	0.37	0.62	0.21	0.51	0.54	0.21	0.32
CMCC-ESM2	0.23	0.30	0.32	0.31	0.15	0.32	0.19	0.37	0.62	0.21	0.51	0.53	0.21	0.33
MPI-ESM1-2-LR	0.22	0.29	0.32	0.31	0.15	0.32	0.19	0.38	0.64	0.23	0.52	0.57	0.22	0.33

Una vez aplicadas las dos métricas de evaluación a cada subcuenca, se procedió a sacar el promedio de todos los valores resultantes de aplicar las métricas para cada subcuenca. En la Tabla 13, se presentan los promedios de md y de NRMSE para cada subcuenca, definiendo un puesto asignado o ranking a cada modelo en función a su rendimiento individual (de color rojo los mejores). A continuación, se calculó el ranking promedio para cada subcuenca, que refleja el desempeño integral de cada GCM en todas las subcuencas, de esta manera se definen los mejores GCM.

Basándonos en el análisis realizado, el modelo climático global NorESM2-MM se posiciona como el mejor modelo para las subcuencas estudiadas al obtener el promedio final más alto entre todos los GCM evaluados. Este resultado indica que NorESM2-MM presenta la mejor concordancia y menor error en comparación con los datos observados, lo que lo convierte en una herramienta confiable para realizar proyecciones climáticas en la región de estudio. Sin embargo, para una selección de datos más precisa y fundamentada considerando la diversidad de las 13 subcuencas y la variabilidad en el rendimiento de los modelos, se ha optado por seleccionar los cuatro mejores GCM, incluyendo los modelos hasta INM-CM5-0 (Tabla 13).

**Tabla 13**  
*Mejores modelos climáticos globales*

GCM	Final	md		nRMSE	
		Valor	Rank	Valor	Rank
NorESM2-MM	4.0	0.42	5	0.31	3
MIROC6	5.5	0.43	3	0.32	8
ACCESS-CM2	5.5	0.43	2	0.32	9
INM-CM5-0	5.5	0.43	1	0.32	10
HadGEM3-GC31-MM	7.0	0.41	7	0.32	7
EC-Earth3	8.5	0.39	16	0.31	1
EC-Earth3-Veg-LR	8.5	0.40	15	0.31	2
CESM2	9.0	0.40	13	0.31	5
CESM2-WACCM	9.0	0.40	12	0.31	6
NorESM2-LM	9.5	0.43	4	0.33	15
NESM3	10.5	0.41	10	0.32	11
CNRM-CM6-1	11.0	0.41	8	0.33	14
MPI-ESM1-2-HR	12.0	0.38	20	0.31	4
CanESM5	13.0	0.42	6	0.35	20
MRI-ESM2-0	13.5	0.40	14	0.32	13
INM-CM4-8	13.5	0.41	9	0.33	18
MIROC-ES2L	15.0	0.41	11	0.34	19
CNRM-ESM2-1	15.5	0.38	19	0.32	12
CMCC-ESM2	17.0	0.38	18	0.33	16
MPI-ESM1-2-LR	17.0	0.39	17	0.33	17

### 3.3.4 Escalamiento de información

Para ajustar la información de los escenarios de los GCM a la de PISCO, se realizó un escalamiento mensual utilizando datos de ambos conjuntos de datos históricos durante un período común que abarca desde el año hidrológico 1980-1981 hasta 2013-2014, según se describe en el acápite 1.1.4.3.

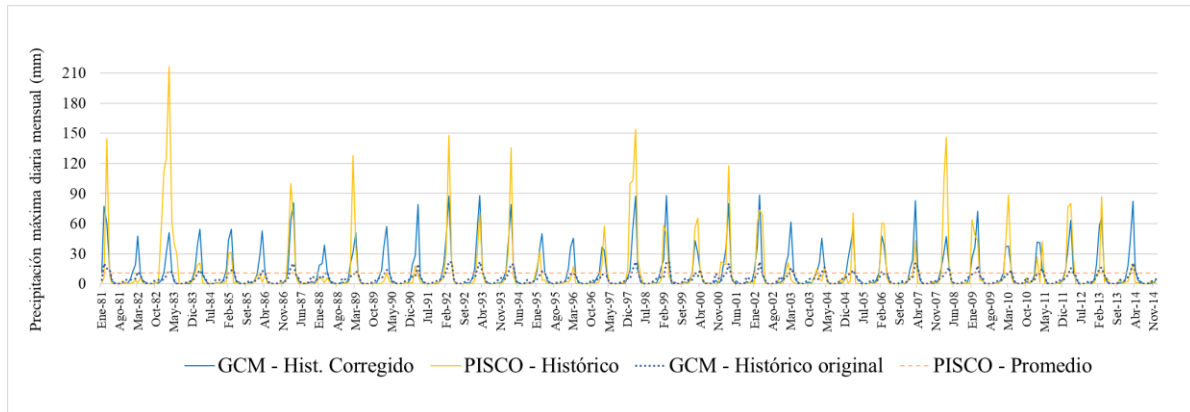
Se calcularon 12 factores de corrección mensuales y finalmente, se escaló la información ajustada de GCM para los tres escenarios (histórico, SSP2-4.5 y SSP5-8.5) para cada UH.

La Figura 43 muestra a manera de ejemplo los resultados del escalamiento de datos para UH 9 correspondiente a la subcuenca Medio Piura a nivel mensual. Como se puede apreciar, los datos históricos de GCM escalados se ajustan mejor a los datos de PISCO, lo que indica que el escalamiento ha sido exitoso en general. Adicionalmente, se observa que el promedio de todos los valores máximos mensuales de GCM y PISCO es el mismo, lo cual indica que el escalamiento ha logrado igualar las distribuciones de los datos en términos de valores máximos.

Sin embargo, es importante mencionar que algunos datos de PISCO aún no muestran una coincidencia exacta con los datos de GCM. Esto se debe a que los picos máximos de los datos de PISCO no siempre pueden ser escalados linealmente debido a la variabilidad interanual, lo que resulta en una ligera discrepancia en algunos casos específicos.

**Figura 43**

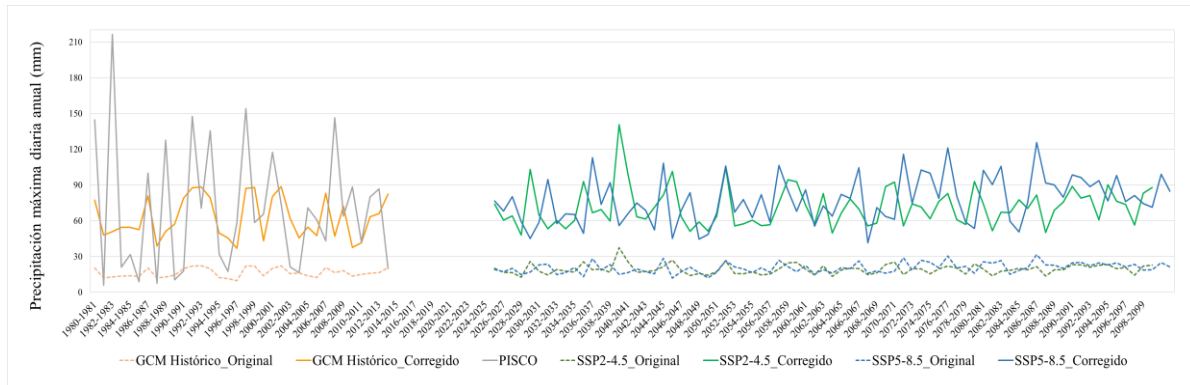
*Escalamiento lineal de los GCM en UH9 a nivel mensual.*



La Figura 44 también presenta el escalamiento de datos para la UH 9, pero a nivel anual. En este caso, al tratarse de datos anuales, los valores máximos de precipitación diaria son considerablemente más pronunciados que en la escala mensual. Sin embargo, la media entre los datos corregidos y los datos PISCO se mantiene relativamente similar. Es importante resaltar que la diferencia entre los datos anuales corregidos y los datos descargados es más significativa que en el caso mensual.

**Figura 44**

*Escalamiento lineal de los GCM en UH9 a nivel anual.*



### 3.3.5 Modelo ensamblado con los GCM por subcuena

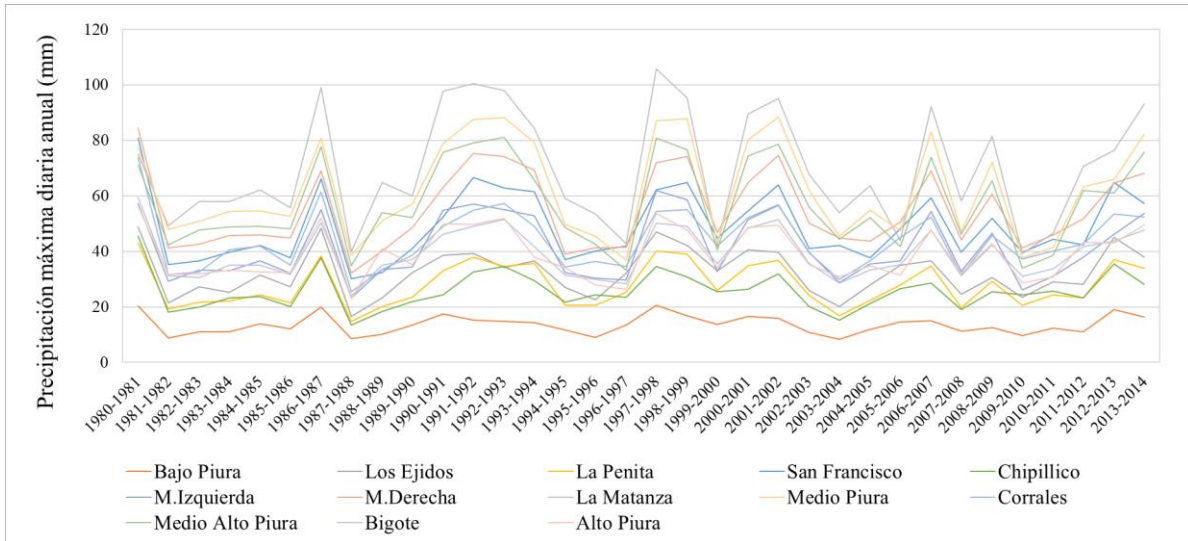
Una vez definidos los cuatro mejores GCM, se procedió a realizar un modelo ensamblado a través de la selección de los datos de precipitación máxima anual a partir de la información escalada a nivel mensual para cada escenario correspondiente. Este proceso de ensamblaje generó un modelo único que sintetiza la información de los modelos individuales, brindando una perspectiva más robusta y confiable del comportamiento pasado y futuro de la precipitación.

**3.3.5.1 Ensamble GCM – histórico.** En la Figura 45, se presenta el escenario histórico ensamblado para todas las UH. Este escenario abarca desde el año hidrológico 1980-1981 hasta el 2013-2014, ofrece una perspectiva completa de la simulación de los modelos climáticos para el comportamiento histórico de las subcuencas a lo largo de 34 años. A partir

de este ensamble histórico, los GCM realizan proyecciones y simulaciones para escenarios futuros.

**Figura 45**

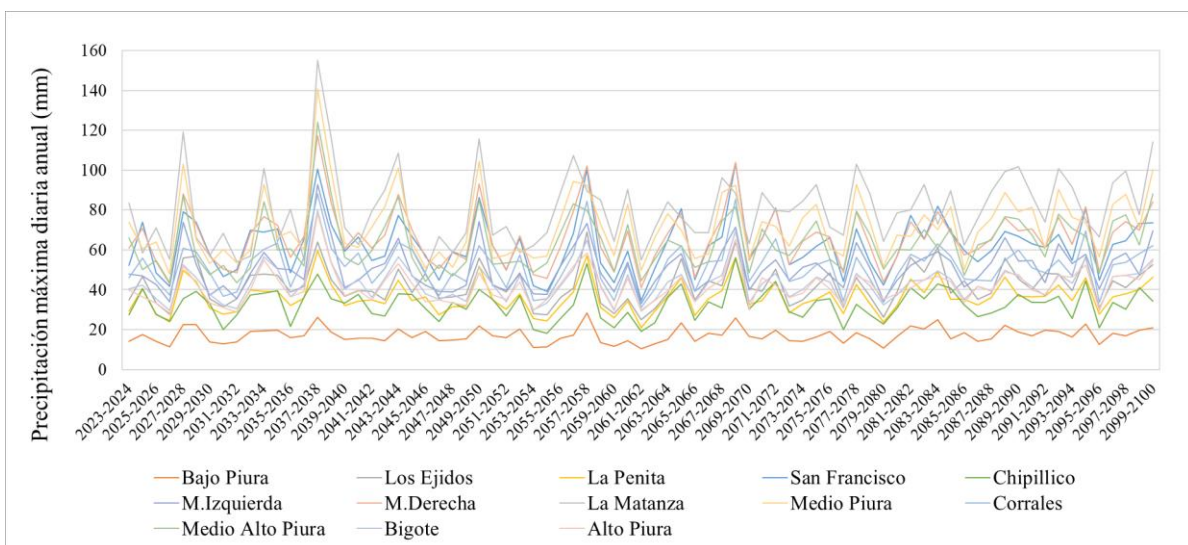
*Ensamble GCM – Escenario histórico*



**3.3.5.2 Ensamble GCM – SSP2-4.5.** Esta información abarca un período desde el año hidrológico 2023-2024 hasta el 2099-2100. Este conjunto de datos ofrece una visión integral y robusta del comportamiento futuro de la precipitación en las subcuencas. Permite visualizar las tendencias y cambios esperados en la precipitación ante un futuro con una trayectoria socioeconómica intermedia y donde las emisiones de gases de efecto invernadero aumentan a un ritmo moderado. Este escenario busca representar un futuro plausible en el que se equilibran las necesidades de desarrollo con la protección del medio ambiente.

**Figura 46**

*Ensamble GCM – Escenario SSP2-4.5*

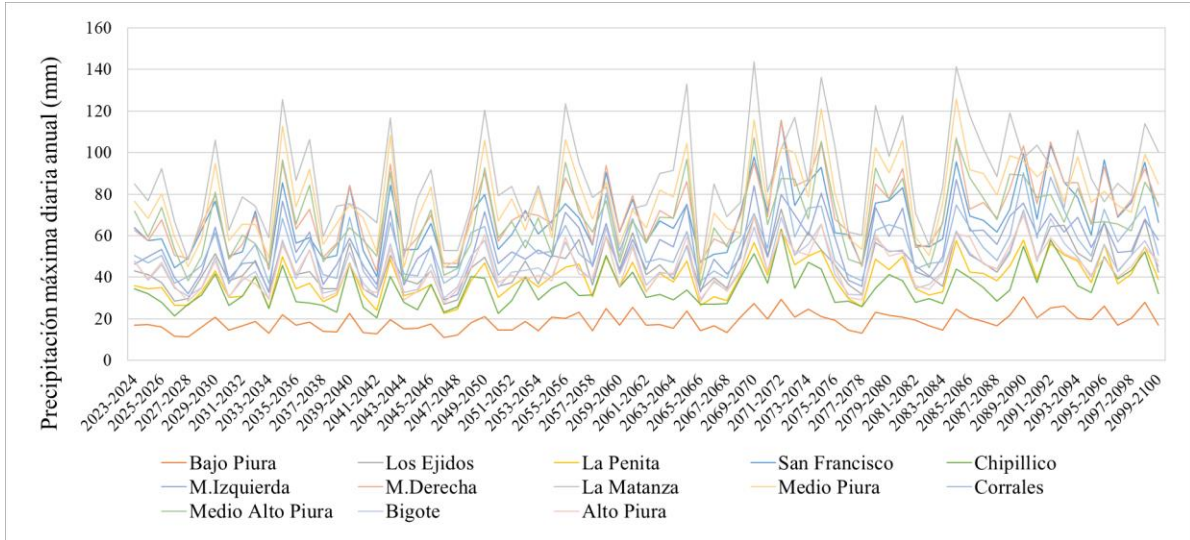


**3.3.5.3 Ensamble GCM – SSP5-8.5.** Este escenario futuro alternativo, también abarca un período de estudio desde el año hidrológico 2023-2024 hasta el 2099-2100. Sin embargo,

mediante el ensamble de estos datos, se visualiza un aumento de las tendencias y cambios en la precipitación presentando un futuro más desafiante debido a que este escenario se caracteriza por un desarrollo socioeconómico desigual y una alta dependencia de los combustibles fósiles, lo que tendrá un impacto significativo en las subcuencas a largo plazo.

### Figura 47

*Ensamble GCM – Escenario SSP5-8.5*



## Capítulo 4

### Análisis de la variabilidad temporal de la precipitación

Para evaluar la variabilidad temporal de la precipitación en la subcuenca del río Piura se realizaron tres pruebas estadísticas que nos permitirán conocer sobre su variabilidad. Estas pruebas son Mann-Kendall, Cusum y pendiente de Sen. Con la prueba Mann-Kendall (1975) se identificaron las subcuencas o estaciones con tendencia creciente o decreciente. Además, para cuantificar la tendencia en el cambio por década en las series se usó la pendiente de Sen (1868). Por último, con el test de Cusum se identifican los cambios abruptos en la tendencia, debido a que esta prueba gráfica proporciona el año de cambio o salto en la media de la serie temporal.

Se realizará la evaluación de la variabilidad histórica mediante la comparación entre la información obtenida de la red pluviométrica y PISCO. Asimismo, se analizará la variabilidad de la precipitación presentada en los Modelos Climáticos Globales (GCMs) para comprender las proyecciones futuras del comportamiento de la precipitación en la región.

#### 4.1 Determinación de la variabilidad en red pluviométrica y PISCO

En la Tabla 14 se presentan los resultados de aplicar las pruebas estadísticas de los datos de precipitación máxima anual en PISCO Subcuencas, PISCO Estaciones y en la red pluviométrica, estos resultados representan las estadísticas del periodo histórico.

**Tabla 14**

*Resultados de la aplicación de las pruebas estadísticas en la red pluviométrica y PISCO. TNSC: Tendencia no significativa creciente, TSC: Tendencia Significativa Creciente. NSES: Ningún Salto Estadísticamente Significativo y SES: Salto Estadísticamente Significativo.*

Serie	Sub cuenca	Nº	UH	Z - statistic	M-K Trend	SEN (mm/dec)	Año de cambio	Vk	Cusum Trend
PISCO	Baja	E1	Bernal	2.11	TSC	2.47	1997	7	NSES
		E4	Chusis	1.84	TNSC	2.22	1991	7	NSES
		E9	Miraflores	1.57	TNSC	2.60	1996	6	NSES
		E12	San Miguel	1.62	TNSC	2.42	2007	5	NSES
		E16	Tambogrande	1.29	TNSC	6.46	1997	5	NSES
	Media	E8	Malacasi	1.87	TNSC	10.60	1997	5	NSES
		E11	Partidor	1.62	TNSC	7.27	2007	5	NSES
		E13	San Pedro	1.21	TNSC	9.38	1997	5	NSES
		E3	Chulucanas	1.02	TNSC	5.77	2007	5	NSES
		E5	El Virrey	1.93	TNSC	9.77	1999	7	NSES
	Alta	E15	Sapillica	1.21	TNSC	2.67	2007	5	NSES
		E2	Chalaco	0.97	TNSC	3.95	1998	4	NSES
		E10	Morropon	0.97	TNSC	5.91	1997	5	NSES
		E14	Sto. Domingo	1.68	TNSC	6.90	2005	5	NSES
		E6	Hda Bigote	2.08	TSC	10.90	1997	7	NSES
		E7	Huarmaca	0.45	TNSC	1.40	2004	4	NSES

Serie	Sub cuenca	N°	UH	Z - statistic	M-K Trend	SEN (mm/dec)	Año de cambio	Vk	Cusum Trend
RED SENAMHI	Baja	E1	Bernal	1.60	TNSC	0.65	1991	6	NSES
		E4	Chusis	-0.03	TNSD	-0.01	2013	6	NSES
		E9	Miraflores	1.17	TNSC	0.88	2017	4	NSES
		E12	San Miguel	1.59	TNSC	1.00	2007	6	NSES
		E16	Tambogrande	2.24	TSC	5.02	1997	10	NSES
	Media	E8	Malacasi	2.81	TSC	7.61	1997	10	NSES
		E11	Partidor	1.93	TNSC	5.40	1991	8	NSES
		E13	San Pedro	2.04	TSC	5.44	1997	10	NSES
		E3	Chulucanas	2.67	TSC	7.58	1997	12	SES
		E5	El Virrey	2.23	TSC	6.39	1991	12	SES
	Alta	E15	Sapillica	3.21	TSC	5.13	1991	14	SES
		E2	Chalaco	2.99	TSC	4.00	1993	14	SES
		E10	Morropon	3.29	TSC	9.69	1993	12	SES
		E14	Sto. Domingo	3.41	TSC	7.73	1996	11	SES
		E6	Hda Bigote	2.12	TSC	5.45	1999	6	NSES
E7	Huarmaca	3.07	TSC	5.87	1997	10	NSES		

#### 4.2 Determinación de la variabilidad en GCM

En la Tabla 15 se presentan los resultados de aplicar las pruebas estadísticas de los datos de precipitación máxima anual en los tres escenarios de los modelos ensamblados GCM.

**Tabla 15**

*Variabilidad en Modelos Climáticos Globales. TNSC: Tendencia no significativa creciente, TSC: Tendencia Significativa Creciente. NSES: Ningún Salto Estadísticamente Significativo y SES: Salto Estadísticamente Significativo.*

Serie	Sub cuenca	N°	UH	Z - statistic	M-K Trend	SEN (mm/dec)	Año de cambio	Vk	Cusum Trend
PISCO	Baja	UH-1	Bajo Piura	1.64	TNSC	2.32	1997	7	NSES
		UH-2	Los Ejidos	1.59	TNSC	3.42	1997	5	NSES
		UH-3	La Peñita	1.32	TNSC	5.41	1996	4	NSES
	Media	UH-4	San Francisco	0.64	TNSC	2.79	1997	5	NSES
		UH-6	M.Izquierda	1.05	TNSC	4.14	1997	5	NSES
		UH-7	M.Derecha	0.99	TNSC	4.96	2005	5	NSES
		UH-8	La Matanza	1.21	TNSC	5.63	2004	4	NSES
		UH-9	Medio Piura	0.94	TNSC	5.81	2011	3	NSES
	UH-11	Medio Alto Piura	1.54	TNSC	7.06	1997	3	NSES	
	Alta	UH-5	Chipillico	1.46	TNSC	3.81	1997	5	NSES
		UH-12	Bigote	2.08	TNSC	3.18	1997	7	NSES
UH-13		Alto Piura	0.83	TSC	5.29	1997	7	NSES	
UH-10		Corrales	1.72	TSC	7.34	1997	9	SES	

Serie	Sub cuenca	N°	UH	Z - statistic	M-K Trend	SEN (mm/dec)	Año de cambio	Vk	Cusum Trend
Histórico	Baja	UH-1	Bajo Piura	0.22	TNSC	0.17	2002	4	NSES
		UH-2	Los Ejidos	0.39	TNSC	0.64	1989	5	NSES
		UH-3	La Peñita	0.52	TNSC	0.62	1990	6	NSES
	Media	UH-4	San Francisco	1.17	TNSC	1.70	1990	6	NSES
		UH-6	M.Izquierda	0.07	TNSC	0.27	1990	6	NSES
		UH-7	M.Derecha	0.80	TNSC	1.57	1990	6	NSES
		UH-8	La Matanza	0.00	TNSC	-0.36	1990	4	NSES
		UH-9	Medio Piura	0.12	TNSC	0.43	1989	5	NSES
	UH-11	Medio Alto Piura	-0.06	TNSC	-0.18	1990	4	NSES	
	Alta	UH-5	Chipillico	0.95	TNSC	1.07	1997	7	NSES
		UH-12	Bigote	0.76	TNSC	0.31	1989	5	NSES
UH-13		Alto Piura	0.27	TNSC	-0.13	1990	4	NSES	
UH-10		Corrales	-0.04	TNSC	1.58	1990	4	NSES	
SSP2-4.5	Baja	UH-1	Bajo Piura	1.48	TNSC	0.28	2081	10	NSES
		UH-2	Los Ejidos	1.24	TNSC	0.58	2066	9	NSES
		UH-3	La Peñita	1.59	TNSC	0.59	2081	12	SES
	Media	UH-4	San Francisco	0.83	TNSC	0.60	2081	8	NSES
		UH-6	M.Izquierda	2.07	TSC	1.02	2081	10	NSES
		UH-7	M.Derecha	1.12	TNSC	0.74	2088	7	NSES
		UH-8	La Matanza	3.04	TSC	2.70	2067	12	SES
		UH-9	Medio Piura	1.87	TNSC	1.54	2055	14	SES
	UH-11	Medio Alto Piura	2.42	TSC	1.63	2055	14	SES	
	Alta	UH-5	Chipillico	0.23	TNSC	0.09	2089	6	NSES
		UH-12	Bigote	0.22	TNSC	0.44	2081	10	NSES
UH-13		Alto Piura	1.06	TSC	0.81	2082	11	NSES	
UH-10		Corrales	2.21	TNSC	0.14	2081	6	NSES	
SSP5-8.5	Baja	UH-1	Bajo Piura	3.88	TSC	0.88	2068	19	SES
		UH-2	Los Ejidos	4.03	TSC	2.20	2068	17	SES
		UH-3	La Peñita	3.91	TSC	1.91	2068	17	SES
	Media	UH-4	San Francisco	3.92	TSC	3.00	2068	15	SES
		UH-6	M.Izquierda	3.48	TSC	2.54	2071	16	SES
		UH-7	M.Derecha	3.66	TSC	3.22	2068	13	SES
		UH-8	La Matanza	2.83	TSC	3.35	2062	17	SES
		UH-9	Medio Piura	2.86	TSC	3.03	2071	14	SES
	UH-11	Medio Alto Piura	2.90	TSC	2.67	2071	14	SES	
	Alta	UH-5	Chipillico	3.36	TSC	1.44	2068	13	SES
		UH-12	Bigote	3.69	TSC	1.88	2071	14	SES
UH-13		Alto Piura	3.35	TSC	1.84	2069	18	SES	
UH-10		Corrales	3.33	TSC	2.28	2068	15	SES	

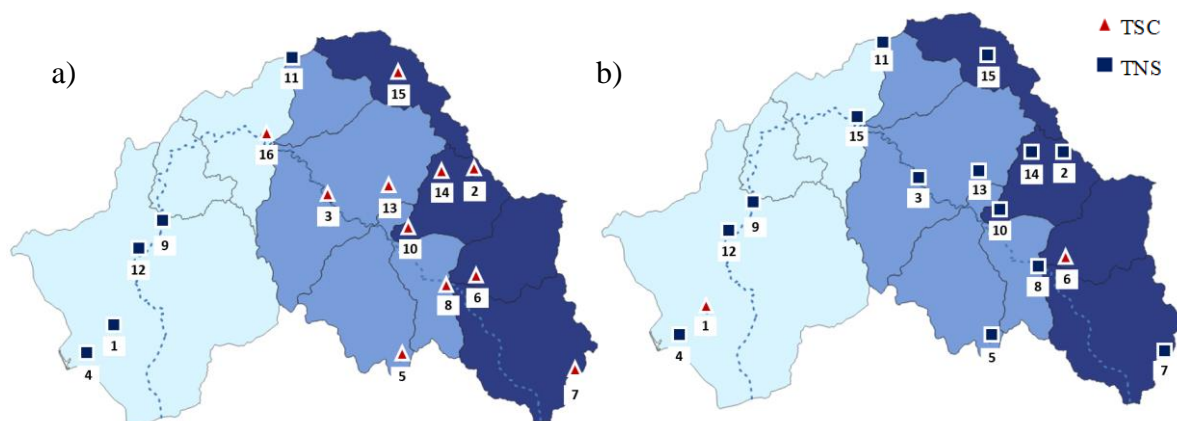
### 4.3 Análisis de resultados

#### 4.3.1 Periodo histórico – Red pluviométrica

Se realizó la prueba estadística de Mann-Kendall (Figura 48) para analizar las tendencias en la precipitación máxima a nivel anual en las 16 estaciones pluviométricas de los datos obtenidos por SENAMHI (1963/64 – 2022/23) y PISCO (1980/81 – 2015/16). En las estaciones de la red pluviométrica se observa tendencia significativa creciente en toda la zona media – alta. Por otro lado, en la parte baja no existe un aumento en tendencia significativa, excepto en la estación Tambogrande (16). Para los datos obtenidos de PISCO, se observa que en general todas las subcuencas no tienen tendencia significativa, a excepción de las estaciones de Bernal (1) y Hda. Bigote (6).

#### Figura 48

Resultados de Mann-Kendall para precipitación en las estaciones a) Red SENAMHI y b) producto PISCO. TSC: Tendencia Significativa Creciente y TNS: Tendencia No Significativa.

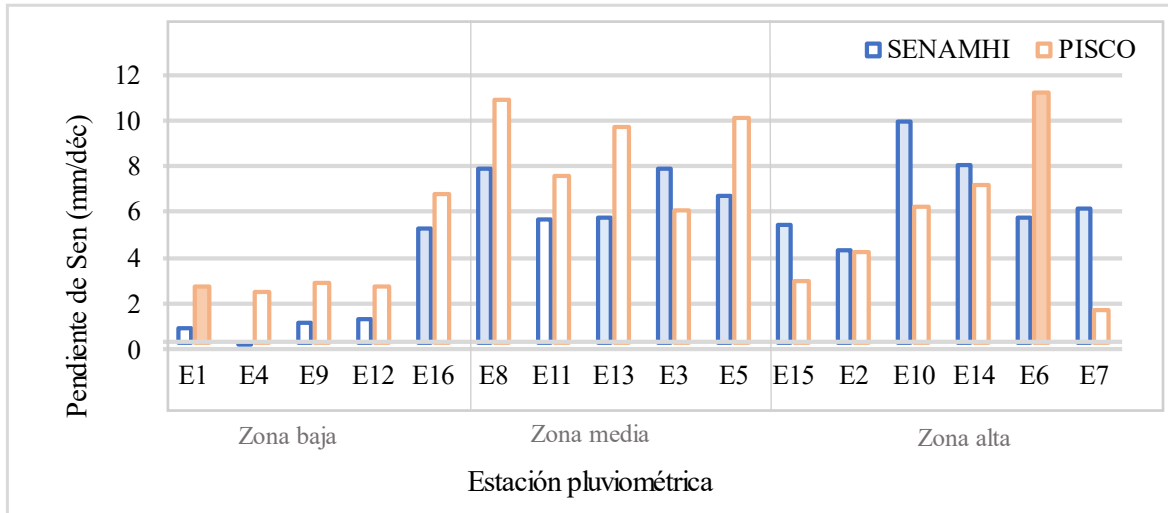


En la Figura 49 se presentan los resultados de la pendiente de Sen, una tendencia general positiva en la precipitación para la mayoría de las estaciones pluviométricas, con un incremento más pronunciado en la zona media alta. No obstante, se observan excepciones: la estación de Chusis (E4), según datos de SENAMHI, muestra una disminución de  $-0.011$  mm/década, contrastando con el máximo valor de pendiente en Morropón (E10) con  $9.686$  mm/década.

Por otro lado, en los datos PISCO destacan las estaciones Hda. Bigote (E6) y Malacasi (E8) con las mayores tendencias positivas, alcanzando  $10.904$  y  $10.602$  mm/década, respectivamente.

**Figura 49**

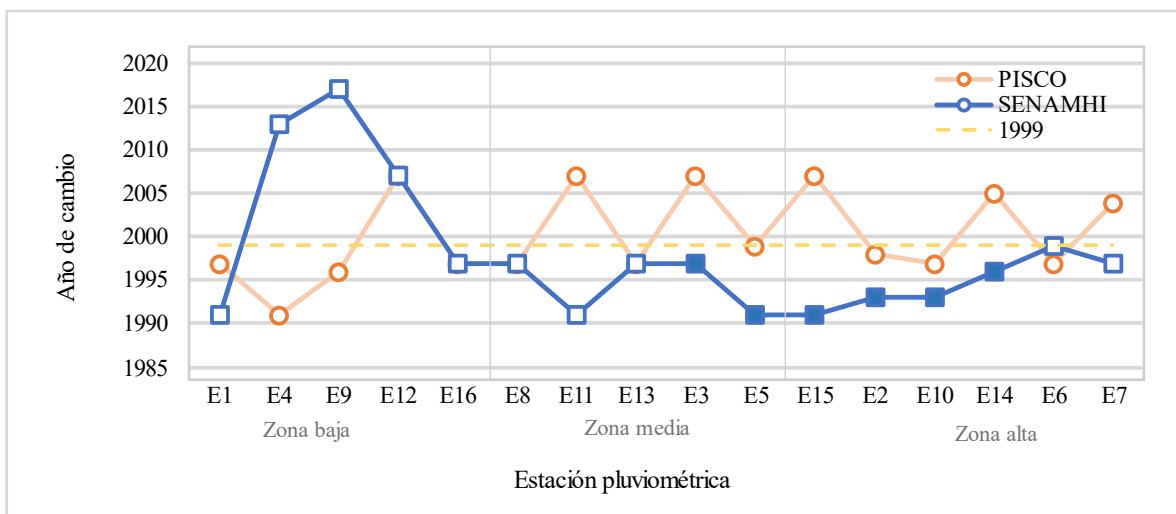
Resultados de la pendiente de Sen y Mann Kendall para precipitación en las estaciones para a) Red SENAMHI y b) producto PISCO. La altura de las barras representa el valor de la pendiente de Sen y su apariencia los resultados de la prueba MK, las barras llenas de color: TSC y las vacías: TNSC.



Tras aplicar el test de Cusum para los dos conjuntos de datos (Figura 50), se revela que los datos de precipitación de SENAMHI presentan saltos estadísticamente significativos (marcadores con relleno azul), especialmente en la zona media alta, con un año promedio de cambio en 1998. En contraste, los datos de PISCO no muestran saltos significativos (marcadores naranjas sin relleno). El promedio general del año de cambio para ambas series es 1999.

**Figura 50**

Resultados de las pruebas Cusum de las estaciones de la red SENAMHI y producto PISCO. Los marcadores llenos de color representan SES y los vacíos NSES.

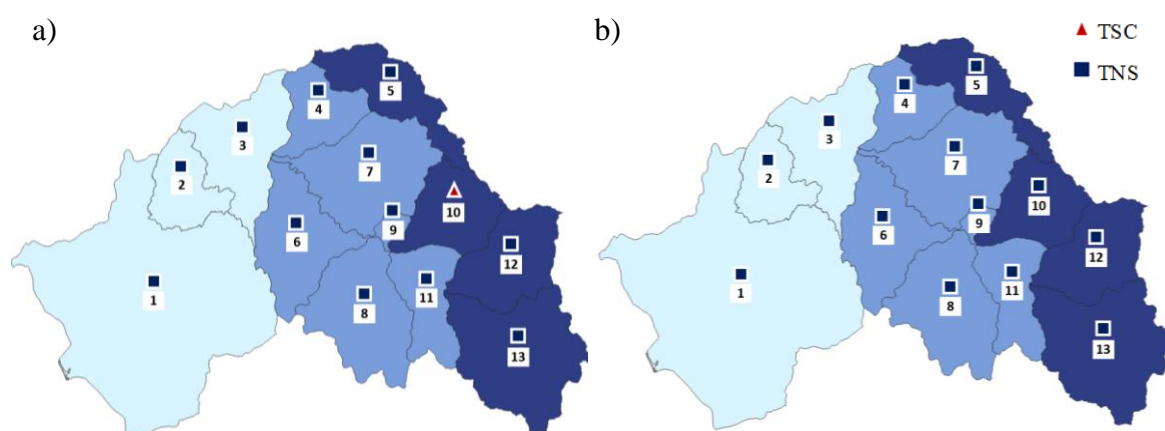


### 4.3.2 Periodo histórico subcuencas

Se presentan los resultados de la prueba estadística de Mann-Kendall para analizar la precipitación máxima a nivel anual en las 13 subcuencas de los datos obtenidos por PISCO (1980/81 – 2015/16) y el escenario histórico de los GCM (1950/51-2023/24). En el caso de la información de PISCO y del escenario histórico ninguna subcuenca presenta tendencia significativa creciente excepto por la subcuenca Corrales (10) en PISCO (Figura 51a).

#### Figura 51

Resultados de Mann-Kendall para precipitación en subcuencas para a) producto PISCO y b) Escenario histórico de los GCM. TSC: Tendencia Significativa Creciente y TNS: Tendencia No Significativa.

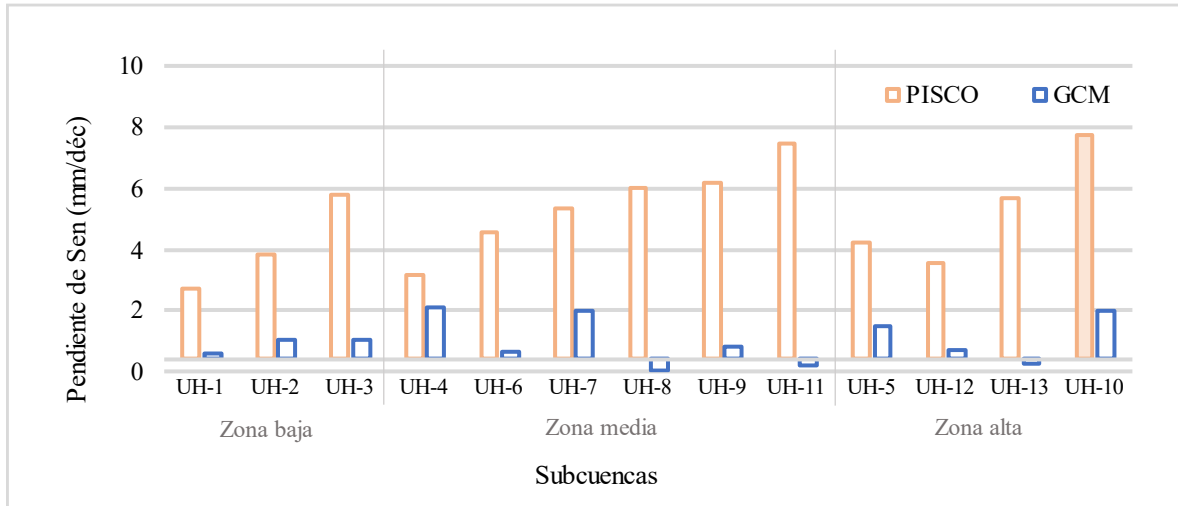


Tras calcular la pendiente de Sen de las series (Figura 52), se concluye que los resultados de PISCO tienen mayores valores de pendiente que los valores obtenidos por el escenario histórico de los GCM. En el caso de las pendientes de PISCO cabe resaltar que los resultados son similares para la zona media y alta de la cuenca.

Por otro lado, mientras que para los resultados de PISCO hay pendientes positivas, en el caso del escenario histórico de los GCM hay pendientes negativas para las subcuencas UH-8, UH-11 y UH-3 que representan a La Matanza, Medio Alto Piura y Alto Piura respectivamente.

### Figura 52

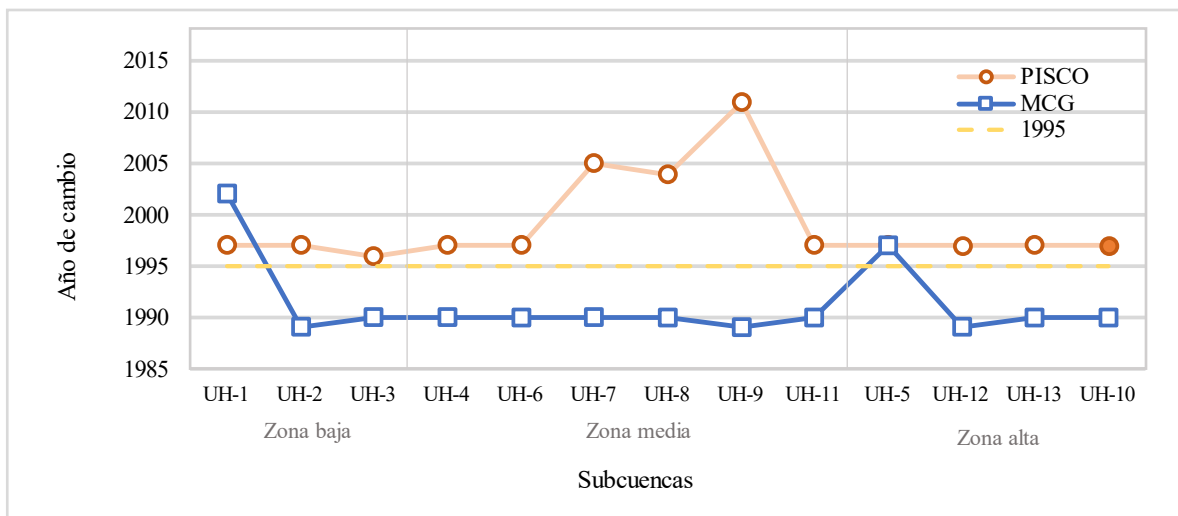
Resultados de la pendiente de Sen y Mann Kendall para precipitación en las subcuencas para el producto PISCO y escenario histórico de los GCM. La altura de las barras representa el valor de la pendiente de Sen y su apariencia los resultados de la prueba MK, las barras llenas de color: TSC y las vacías: TNSC.



Tras aplicar el test de Cusum para ambas series (Figura 53), se verifica que, en las series provenientes de ambas fuentes de información no existen saltos estadísticamente significativos, a excepción de UH-10 Corrales, representado en el gráfico mediante el marcador con relleno naranja. El año promedio de cambio de ambas series es en 1995. Además, se puede distinguir que para la UH-5 correspondiente a Chipillico, los años de cambio coinciden.

### Figura 53

Resultados del test de Cusum para precipitación en UH para el producto PISCO y escenario histórico de los GCM. Los marcadores llenos de color representan SES y los vacíos NSES.

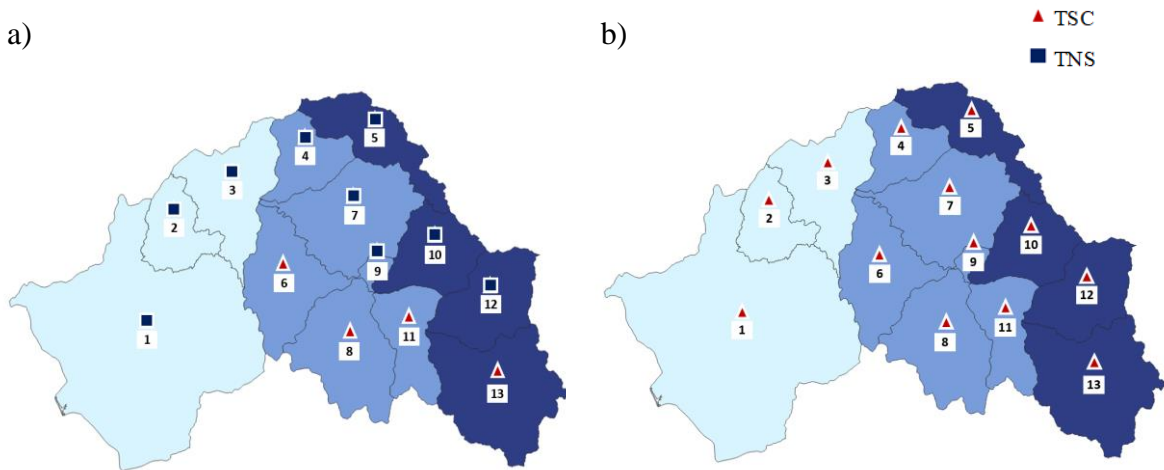


### 4.3.3 Periodo futuro subcuencas

En el caso de los escenarios futuros SSP2-4.5 y SSP5-8.5 que abarcan el periodo 2023/2024-2099/2100, la aplicación de la prueba Mann-Kendall arroja una tendencia creciente significativa en los dos casos futuros, a diferencia del periodo histórico de los GCM y PISCO, que en su mayoría resultaron sin tendencia significativa. Los resultados en el escenario SSP5-8.5 son de tendencia significativa creciente en todas las subcuencas, mientras que para el escenario SSP2-4.5 solo algunas subcuencas de la zona media y alta presentan tendencia significativa creciente.

#### Figura 54

Resultados de Mann-Kendall para precipitación en subcuencas para los escenarios futuros GCM a) SSP2-4.5 y b) SSP5-8.5. TSC: Tendencia Significativa Creciente y TNS: Tendencia No Significativa.

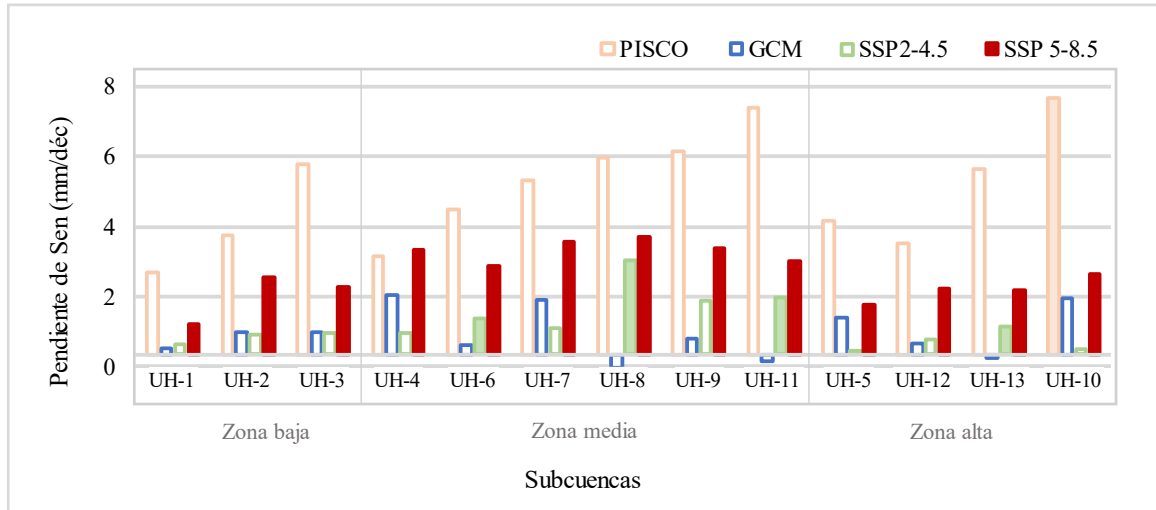


Se compararon los resultados del periodo futuro con ambas fuentes de información de tanto la precipitación en las subcuencas a nivel histórico del producto PISCO como de los escenarios de los GCM en las subcuencas mediante la pendiente de Sen en la Figura 55. Los mayores valores de tendencia se concentran en la zona media – alta de la cuenca. Asimismo, se observa que los resultados del escenario futuro SSP5-8.5 son mayores a los del escenario SSP2-4.5 y las pendientes de PISCO son mayores que los tres escenarios.

Por último, en el escenario futuro SSP5-8.5 todas las subcuencas presentan una tendencia significativa creciente y sus mayores pendientes se concentran en la zona media mientras que en el caso del escenario SSP2-4.5 solo algunas subcuencas de la zona media y alta de la cuenca tienen tendencia significativa creciente y sus mayores pendientes también se concentran en la zona media.

**Figura 55**

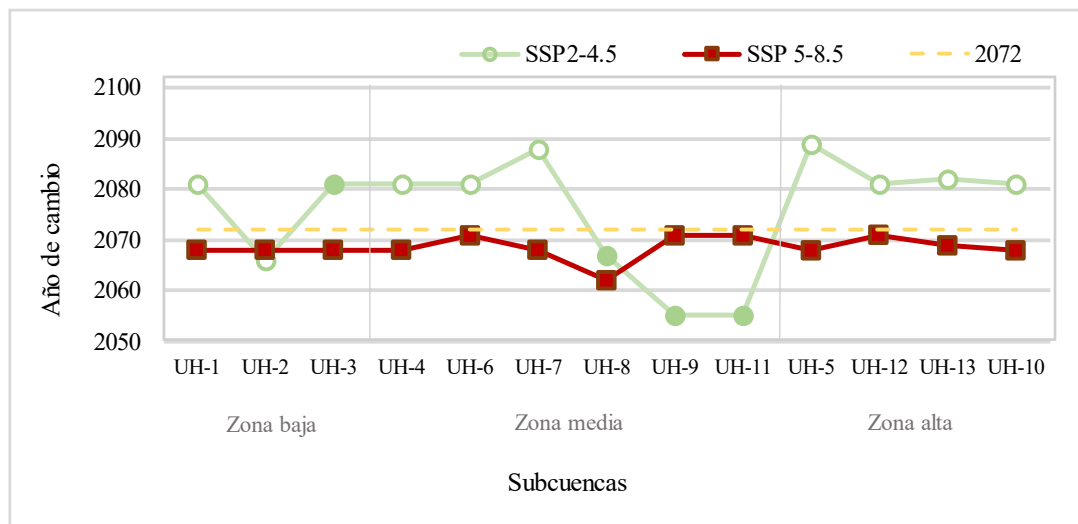
Resultados de la pendiente de Sen y Mann Kendall para precipitación en las subcuencas para el producto PISCO y los escenarios climáticos GCM. La altura de las barras representa el valor de la pendiente de Sen y su apariencia los resultados de la prueba MK, las barras llenas de color: TSC y las vacías: TNSC.



Tras aplicar el test de Cusum para ambos escenarios futuros (Figura 56), se puede observar que el escenario SSP2-4.5 es el que tiene los años de cambio más altos, además de tener solo algunas subcuencas de la zona media y baja con un salto estadísticamente significativo, representado en el gráfico mediante los marcadores con relleno verde. Mientras que, en el escenario futuro SSP5-8.5, todas las subcuencas tienen saltos estadísticamente significativos y poseen los menores años de cambio, representados en el gráfico mediante los marcadores con relleno rojo. El año de cambio promedio de los dos escenarios futuros es el 2072.

**Figura 56**

Resultados del test de Cusum para precipitación en subcuencas para los escenarios futuros SSP2-4.5 y SSP5-8.5 Los marcadores llenos de color representan SES y los vacíos NSES.



## Capítulo 5

### Modelación probabilística de la precipitación

Mediante el análisis de resultados se determinarán los modelos probabilísticos que se adecuen a la predicción. Con el propósito de evaluar la capacidad de diferentes modelos para representar la variabilidad temporal de la precipitación en la cuenca del río Piura, se aplicó la prueba de Kolmogorov-Smirnov. Esta prueba estadística se utilizó para ajustar modelos probabilísticos a los datos de precipitación tanto de la red pluviométrica como de los modelos climáticos bajo tres escenarios futuros. A través del análisis comparativo de los resultados, se seleccionaron los modelos que mejor se ajustan a los datos observados y, por lo tanto, son más adecuados para predecir eventos extremos de lluvia en la cuenca.

#### 5.1 Red pluviométrica

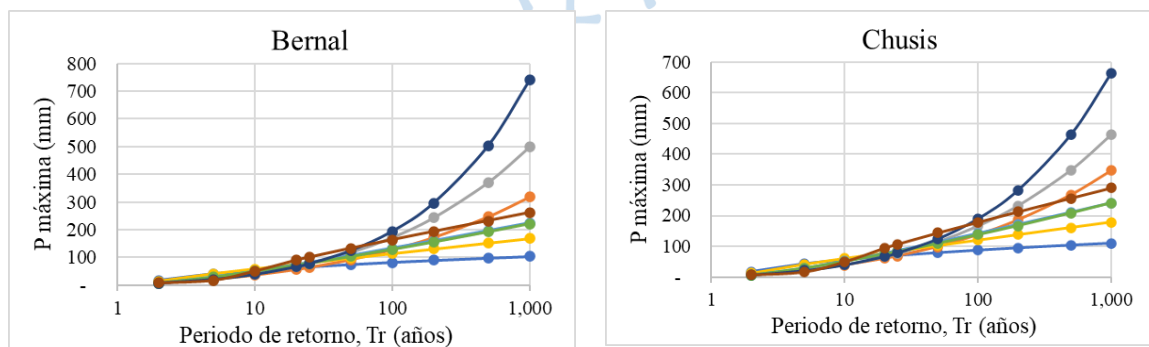
Para estudiar la variabilidad temporal de las precipitaciones máximas en la cuenca del río Piura se analizaron 60 años de datos pluviométricos, dividiendo las estaciones en tres zonas altitudinales. Se emplearon modelos probabilísticos para estimar la frecuencia de eventos extremos con periodos de retorno de hasta 1000 años. A fin de evaluar la influencia de posibles cambios en el régimen de precipitaciones, se compararon los resultados obtenidos al ajustar los modelos a la serie completa con aquellos obtenidos al considerar únicamente los últimos 30 años.

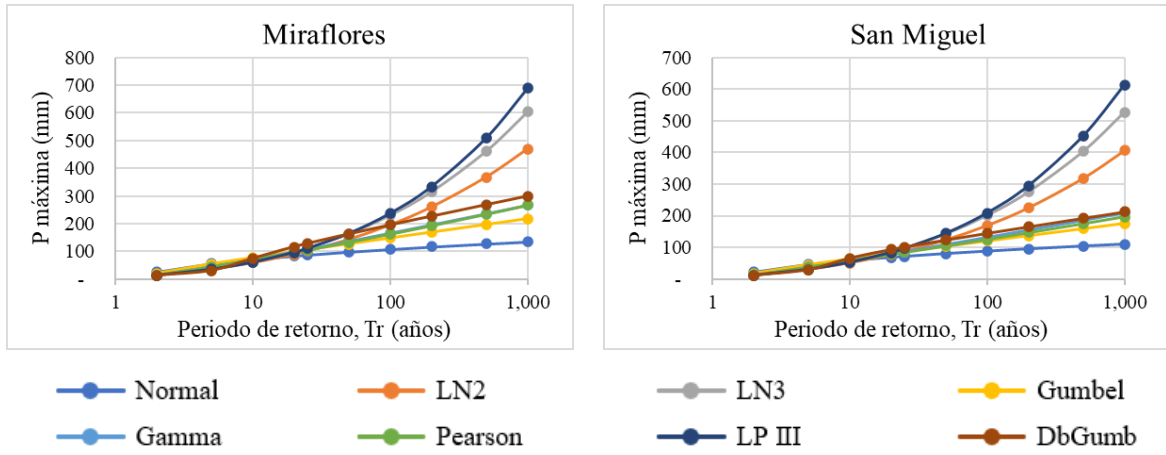
##### 5.1.1 Serie completa

En la Figura 57 se presentan las predicciones con los diferentes modelos probabilísticos ajustados a la serie completa de las estaciones de la red pluviométrica en la zona baja de la cuenca donde se aprecia un comportamiento semejante entre ellas. Los valores máximos de precipitación estimada para estas estaciones convergen en patrones similares, lo cual sugiere una homogeneidad en el comportamiento hidrometeorológico de la zona baja.

#### Figura 57

*Predicciones según los modelos probabilísticos ajustados – Estaciones (Zona baja) – Serie completa 1963-2023*

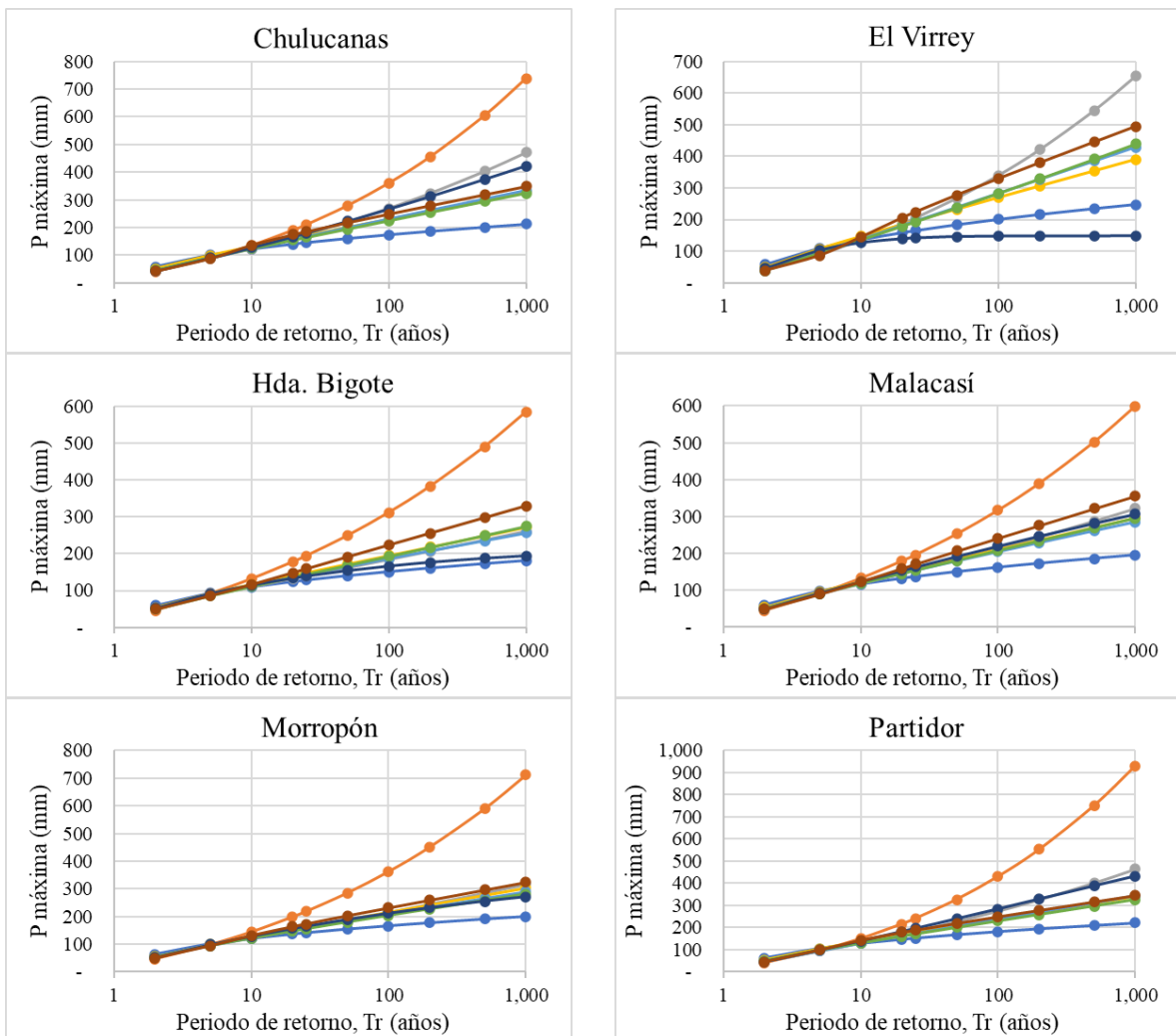


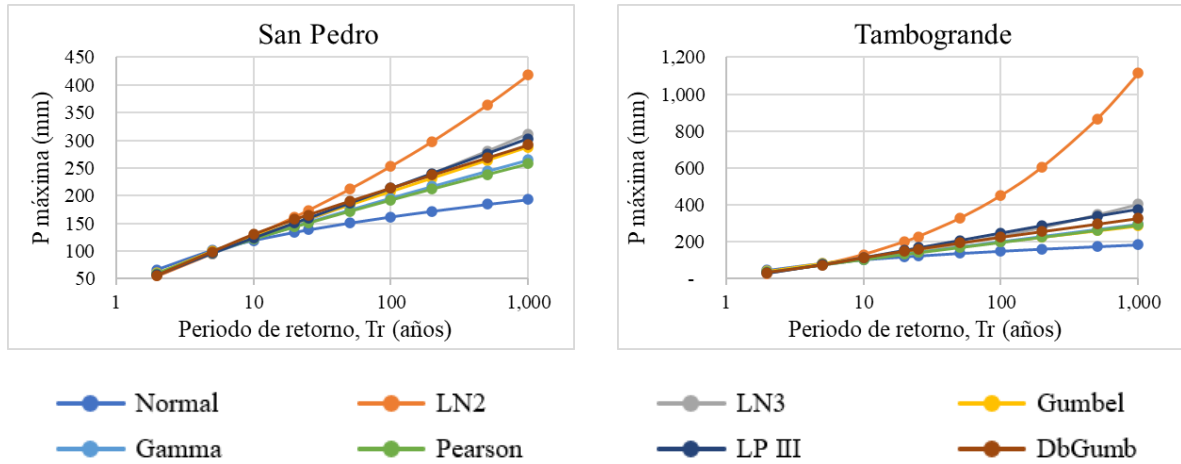


Se presentan las predicciones según los modelos probabilísticos ajustados en las estaciones de la zona media de la cuenca en la Figura 58, todas las estaciones tienen distribuciones parecidas a excepción de Tambogrande y El Virrey.

**Figura 58**

*Predicciones según los modelos probabilísticos ajustados– Estaciones (Zona media) – Serie completa 1963-2023*

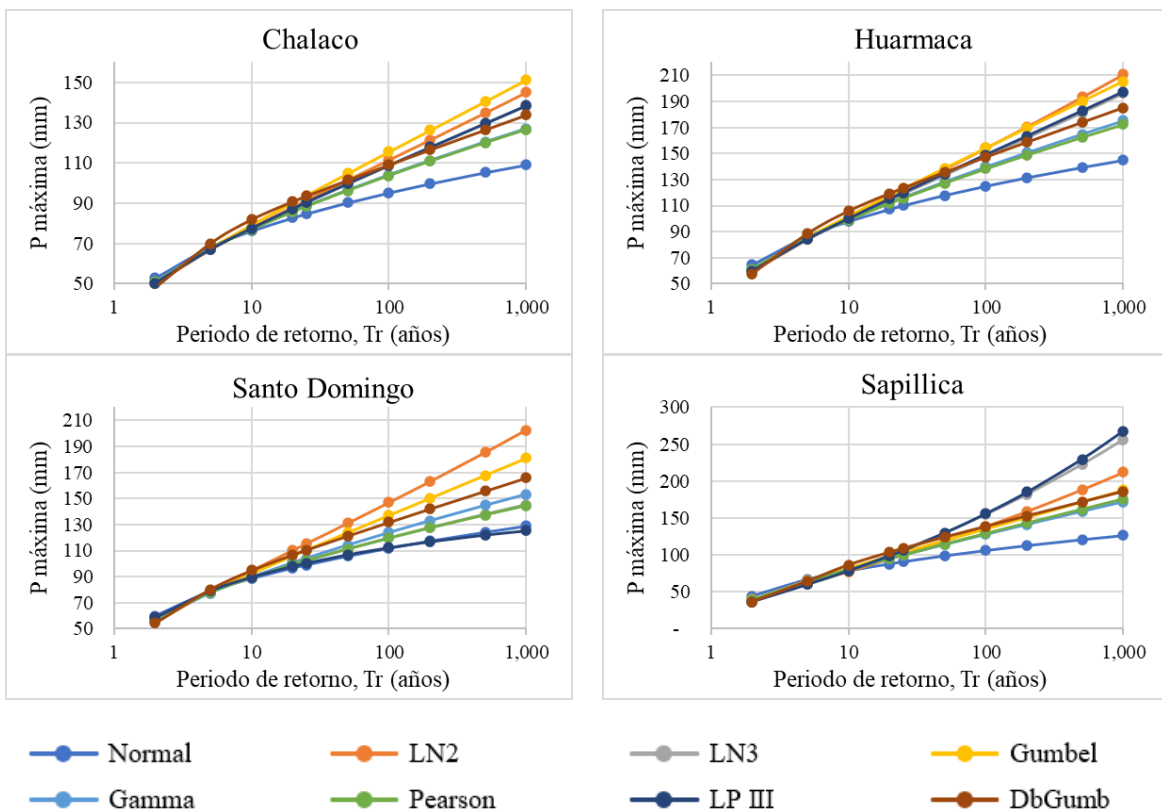




Se presentan las predicciones según los modelos probabilísticos ajustados en las estaciones de la zona alta de la cuenca del río Piura, la Figura 59 muestra similitud en las distribuciones de los modelos probabilísticos a excepción de la estación Sapillica.

**Figura 59**

*Predicciones según los modelos probabilísticos ajustados– Estaciones (Zona alta) – Serie completa 1963-2023*



El análisis de la prueba de Kolmogórov-Smirnov (Tabla 16) se realizó para determinar el modelo de distribución de probabilidad más adecuado para las precipitaciones en las estaciones. Tradicionalmente el modelo con los menores deltas máximos se suele asumir como el mejor ya que determina si la distribución de probabilidad asumida para modelar las precipitaciones se ajusta adecuadamente a los datos históricos de precipitación. Sin embargo, en este caso, los modelos con los deltas máximos más bajos fueron descartados debido a la generación de proyecciones excesivamente elevadas. En consecuencia, la selección final del modelo se basó en la evaluación de las proyecciones. Los resultados de este análisis revelaron que el modelo probabilístico Gumbel de doble parámetro (DbGumb) es el más adecuado para representar las precipitaciones máximas en la zona baja y Chulucanas. Por otro lado, en la zona media-alta, el modelo Gumbel ofrece un mejor ajuste a los datos observados.

**Tabla 16**

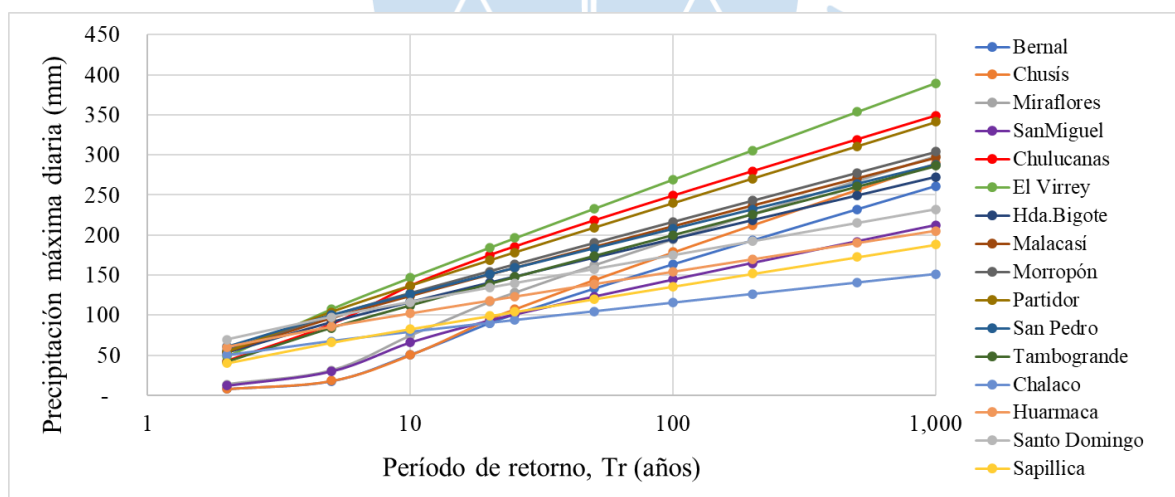
*Delta de Kolmogórov-Smirnov de los modelos probabilísticos – Estaciones 60 años*

Zona	N°	Estación	Normal	LN2	LN3	Gumbel	DbGumb	Gamma	Pearson	LP III
Baja	1	Bernal	0.286	0.059	0.042	0.273	0.225	0.228	0.272	0.037
	4	Chusís	0.276	0.051	0.039	0.277	0.226	0.244	0.274	0.034
	9	Miraflores	0.241	0.071	0.052	0.231	0.198	0.159	0.191	0.061
	12	SanMiguel	0.213	0.094	0.075	0.213	0.122	0.135	0.190	0.084
Media	3	Chulucanas	0.166	0.094	0.067	0.103	0.122	0.052	0.068	0.065
	5	El Virrey	0.165	0.193	0.117	0.198	0.112	0.115	0.110	0.087
	6	Hda.Bigote	0.075	0.130	0.089	0.198	0.118	0.097	0.112	0.069
	8	Malacasí	0.101	0.133	0.108	0.198	0.125	0.106	0.112	0.107
	10	Morropón	0.097	0.133	0.073	0.198	0.111	0.082	0.067	0.081
	11	Partidor	0.111	0.111	0.079	0.198	0.081	0.077	0.054	0.074
	13	San Pedro	0.102	0.075	0.057	0.198	0.065	0.052	0.059	0.052
16	Tambogrande	0.136	0.151	0.100	0.198	0.105	0.095	0.083	0.110	
Alta	2	Chalaco	0.074	0.060	0.064	0.198	0.072	0.063	0.064	0.062
	7	Huarmaca	0.084	0.072	0.075	0.198	0.068	0.071	0.071	0.073
	14	Santo Domingo	0.088	0.089	0.065	0.198	0.083	0.084	0.072	0.056
	15	Sapillica	0.167	0.102	0.106	0.198	0.087	0.094	0.094	0.109
<b>Promedio</b>			0.149	0.101	0.075	0.123	0.091	0.110	0.118	0.073

La Figura 60, que representa gráficamente los resultados de precipitación máxima diaria de la Tabla 17, evidencia que los modelos probabilísticos más adecuados para describir las precipitaciones máximas diarias varían según la zona geográfica. En la zona baja y Chulucanas, el modelo Doble Gumbel ofrece un mejor ajuste a los datos, mientras que, en la zona media-alta, el modelo Gumbel resulta más apropiado. El periodo de retorno de 1000 años indica una precipitación máxima diaria que oscila entre los valores de 150 hasta 400 mm.

**Tabla 17***Predicción de la P<sub>máx.</sub>(mm) de modelos probabilísticos – Estaciones 60 años*

Zona	N°	Estación	Tr	2	5	10	20	25	50	100	200	500	1000
Baja	1	Bernal	DbGumb	7.6	17.4	50.5	90.0	101.0	133.0	163.5	193.2	232.0	261.2
	4	Chusís	DbGumb	8.0	18.1	50.3	95.2	107.7	144.1	178.6	212.4	256.5	289.7
	9	Miraflores	DbGumb	13.5	30.9	74.4	116.4	128.2	162.4	194.8	226.6	268.0	299.1
	12	SanMiguel	DbGumb	12.2	30.0	66.0	93.3	101.0	123.2	144.3	165.0	191.9	212.2
Media	3	Chulucanas	DbGumb	42.4	88.3	136.5	174.5	185.6	218.1	249.1	279.5	319.3	349.2
	5	El Virrey	Gumbel	48.4	107.6	146.7	184.3	196.2	232.9	269.3	305.6	353.5	389.7
	6	Hda.Bigote	Gumbel	53.2	91.2	116.3	140.5	148.1	171.7	195.1	218.4	249.1	272.4
	8	Malacasí	Gumbel	54.0	96.0	123.9	150.6	159.0	185.1	211.0	236.8	270.9	296.6
	10	Morropón	Gumbel	55.9	98.9	127.3	154.6	163.3	189.9	216.4	242.8	277.6	303.9
	11	Partidor	Gumbel	53.8	103.7	136.7	168.3	178.4	209.3	240.0	270.6	310.9	341.5
	13	San Pedro	Gumbel	60.5	99.9	126.1	151.1	159.0	183.5	207.8	232.0	264.0	288.1
16	Tambogrande	Gumbel	41.4	83.9	112.0	139.0	147.5	173.9	200.0	226.1	260.5	286.5	
Alta	2	Chalaco	Gumbel	50.1	67.6	79.2	90.4	93.9	104.8	115.5	126.3	140.5	151.2
	7	Huarmaca	Gumbel	60.4	85.5	102.1	118.1	123.1	138.7	154.2	169.6	190.0	205.3
	14	Santo Domingo	Gumbel	69.3	97.5	116.2	134.1	139.8	157.3	174.7	192.0	214.8	232.1
	15	Sapillica	Gumbel	40.2	65.8	82.7	99.0	104.2	120.1	135.8	151.6	172.3	188.0

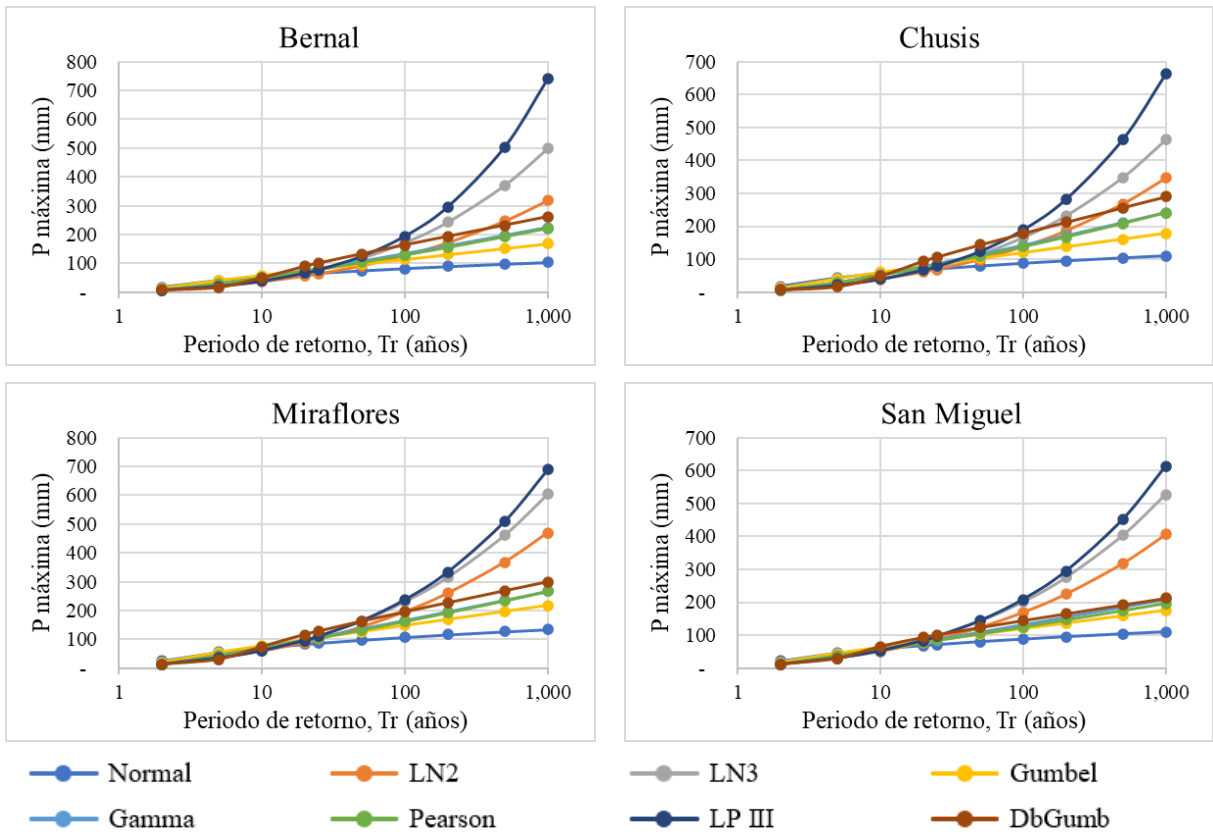
**Figura 60***Modelos Probabilísticos Doble Gumbel y Gumbel seleccionados - Estaciones 60 años*

### 5.1.2 Serie reciente

En la Figura 61 se presentan las predicciones con los diferentes modelos probabilísticos ajustados a la serie reciente de las estaciones de la red pluviométrica en la zona baja de la cuenca donde se aprecia una notable similitud entre ellas. Los valores máximos de precipitación estimada para estas estaciones convergen en patrones similares, lo cual sugiere una homogeneidad en el comportamiento hidrometeorológico de la zona baja.

**Figura 61**

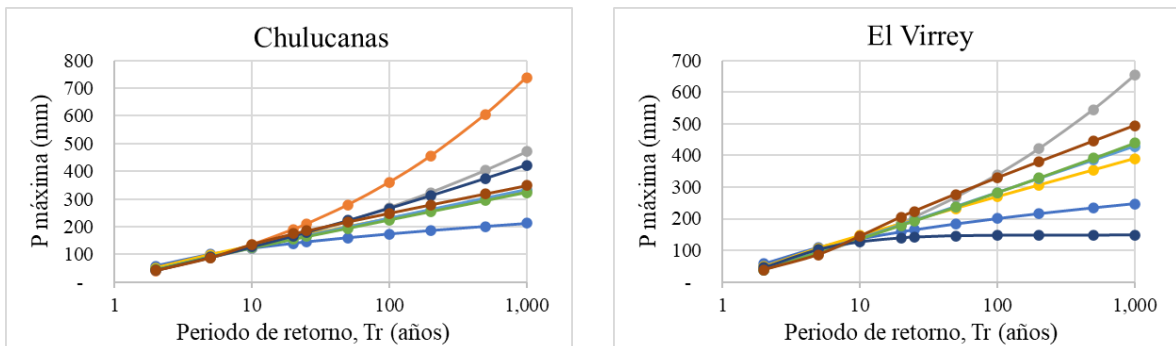
*Predicciones según los modelos probabilísticos ajustados– Estaciones (Zona Baja) – Serie reciente 1993-2023*

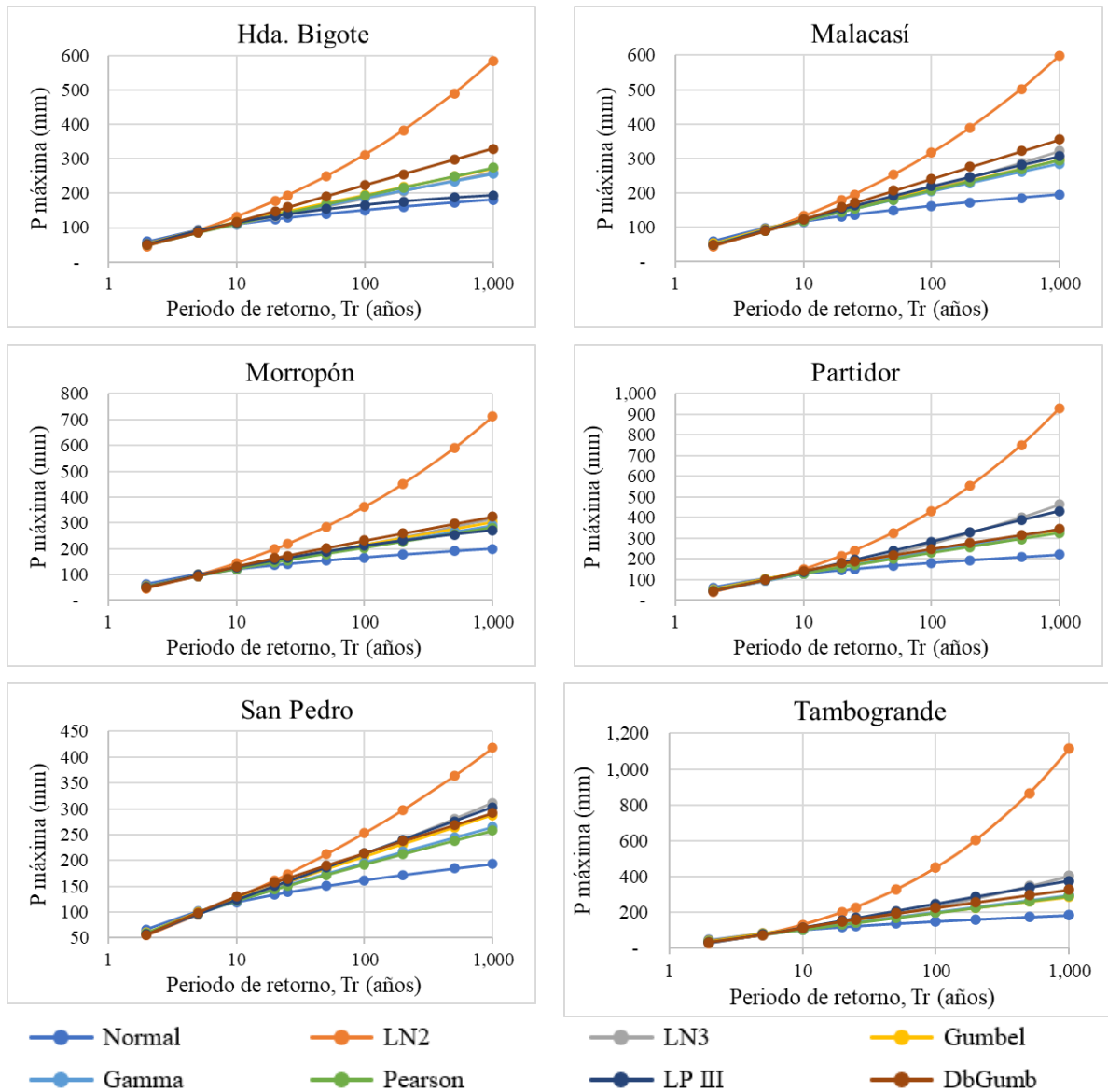


Se presentan las predicciones según los modelos probabilísticos ajustados en las estaciones de la zona media de la cuenca, los patrones de distribución logarítmica son similares, sin embargo, no siguen un mismo patrón específico (Figura 62).

**Figura 62**

*Predicciones según los modelos probabilísticos ajustados – Estaciones (Zona media) – Serie reciente 1993-2023*

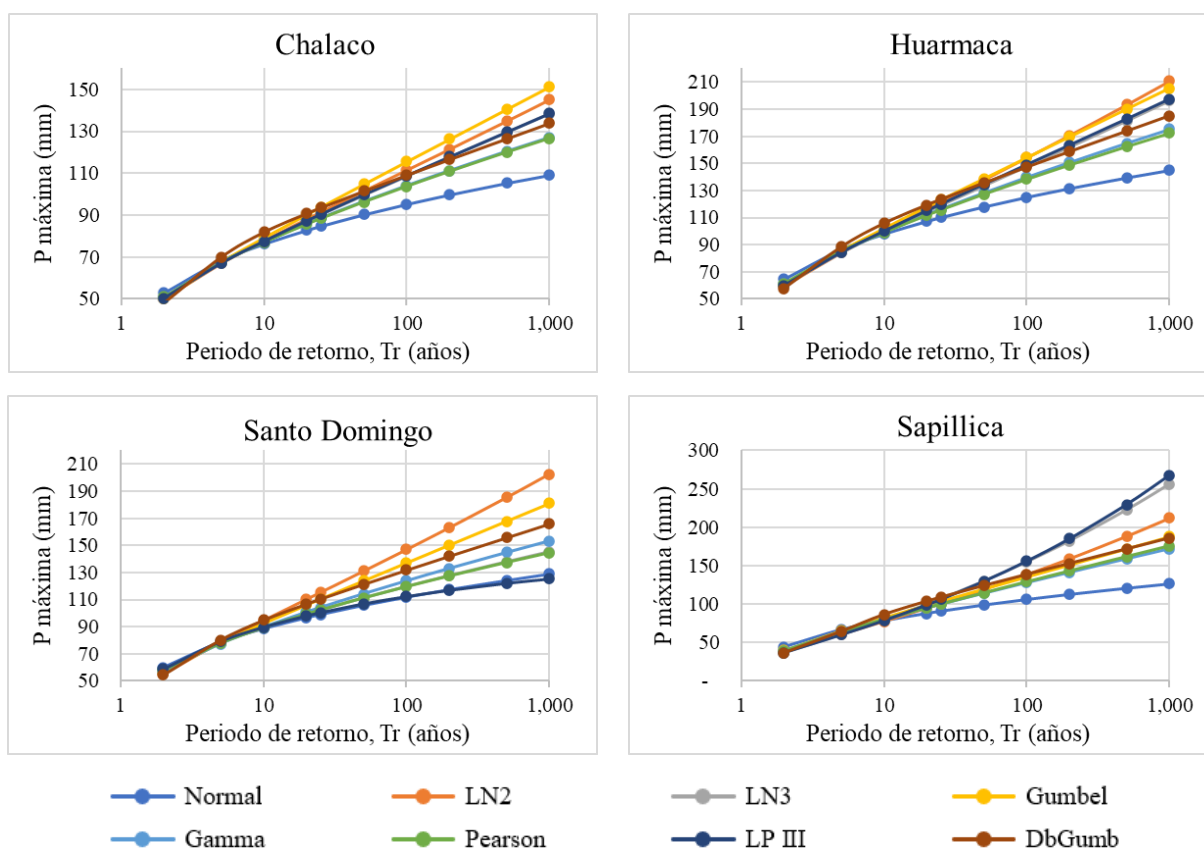




En el caso de la zona alta de la cuenca del río Piura, la Figura 63 revela una clara agrupación en los patrones de distribución logarítmica de las predicciones según los modelos probabilísticos ajustados. Como se puede observar, todas las estaciones siguen distribuciones parecidas menos Sapillica.

**Figura 63**

*Predicciones según los modelos probabilísticos ajustados– Estaciones (Zona alta) – Serie reciente 1993-2023*



El análisis de la prueba de Kolmogorov-Smirnov (Tabla 18) se realizó para determinar el modelo de distribución de probabilidad más adecuado para las precipitaciones en las estaciones. El modelo con los menores deltas máximos se asume como el mejor ya que determina si la distribución de probabilidad asumida para modelar las precipitaciones se ajusta adecuadamente a los datos históricos de precipitación; sin embargo, estos fueron descartados debido a sus proyecciones excesivamente elevadas. Los resultados del análisis final indican que el modelo probabilístico Gamma es el más adecuado para representar las precipitaciones máximas en toda la cuenca del río Piura.

**Tabla 18**

*Delta de Kolmogorov-Smirnov de modelos Probabilísticos – Estaciones 30 años*

Zona	N°	Estación	Normal	LN2	LN3	Gumbel	DbGumb	Gamma	Pearson	LP III
<b>Baja</b>	1	Bernal	0.304	0.108	0.055	0.244	0.195	0.225	0.247	0.059
	4	Chusís	0.279	0.083	0.048	0.242	0.207	0.226	0.258	0.056
	9	Miraflores	0.261	0.090	0.075	0.212	0.223	0.198	0.200	0.083
	12	SanMiguel	0.220	0.110	0.082	0.181	0.178	0.122	0.159	0.104
<b>Media</b>	3	Chulucanas	0.163	0.054	0.060	0.107	0.163	0.068	0.079	0.055
	5	El Virrey	0.166	0.146	0.077	0.106	0.231	0.094	0.090	0.102

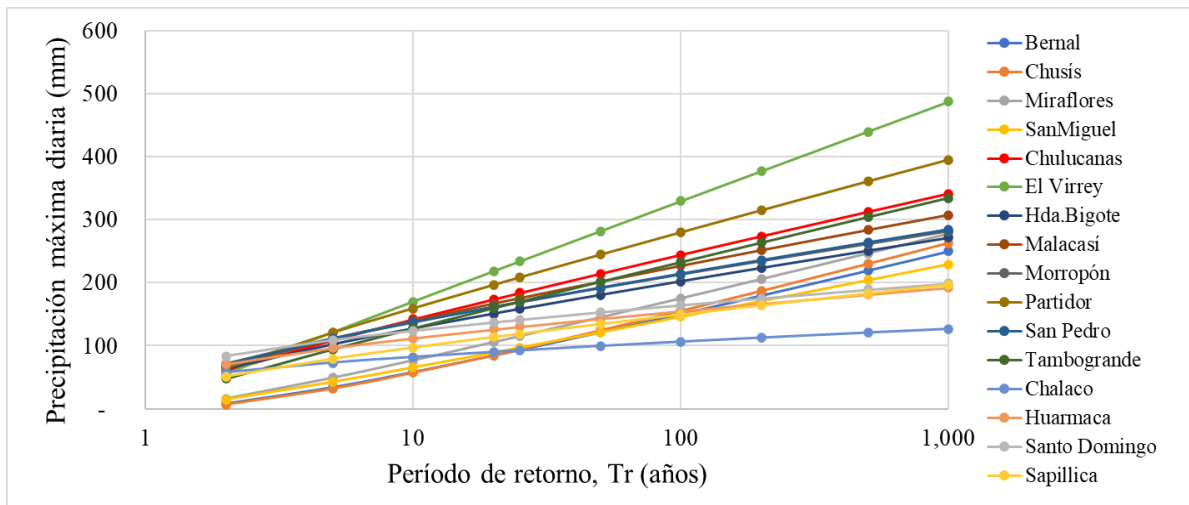
Zona	N°	Estación	Normal	LN2	LN3	Gumbel	DbGumb	Gamma	Pearson	LP III
	6	Hda.Bigote	0.101	0.077	0.068	0.103	0.213	0.077	0.129	0.065
	8	Malacasí	0.147	0.150	0.126	0.116	0.263	0.121	0.155	0.121
	10	Morropón	0.151	0.169	0.092	0.111	0.223	0.105	0.109	0.158
	11	Partidor	0.102	0.107	0.095	0.053	0.193	0.101	0.077	0.089
	13	San Pedro	0.094	0.075	0.066	0.068	0.174	0.068	0.061	0.057
	16	Tambogrande	0.148	0.128	0.088	0.089	0.204	0.078	0.070	0.095
Alta	2	Chalaco	0.094	0.066	0.057	0.082	0.204	0.061	0.061	0.062
	7	Huarmaca	0.080	0.127	0.085	0.111	0.220	0.103	0.082	0.097
	14	Santo Domingo	0.096	0.105	0.094	0.099	0.193	0.095	0.095	0.081
	15	Sapillica	0.104	0.105	0.094	0.062	0.201	0.087	0.080	0.100
<b>Promedio</b>			0.149	0.101	0.075	0.122	0.073	0.091	0.108	0.117

La Figura 64 que representa gráficamente los resultados de precipitación máxima diaria de la Tabla 19, se presentan los datos correspondientes al modelo Gamma, se observa que los valores de Precipitación máxima diaria convergen de forma similar, y sus pendientes son parecidas, pero cabe resaltar que la estación Chalaco tiene una pendiente menor que se mantiene casi sin cambios.

**Tabla 19**

*Predicción de la P<sub>máx.</sub> de modelos Probabilísticos – Estaciones 30 años*

Zona	N°	Estación	Tr	2	5	10	20	25	50	100	200	500	1000
Baja	1	Bernal	Gamma	8.4	34.2	58.4	84.8	93.6	121.6	150.4	179.9	219.6	250.0
	4	Chusís	Gamma	6.8	32.1	57.2	85.0	94.3	124.2	155.2	187.0	229.9	262.9
	9	Miraflores	Gamma	16.2	49.3	76.9	105.8	115.3	145.0	175.3	205.9	246.8	277.9
	12	SanMiguel	Gamma	14.8	42.6	65.5	89.2	96.9	121.2	145.8	170.7	203.9	229.1
Media	3	Chulucanas	Gamma	60.0	108.5	141.8	173.5	183.5	214.1	244.2	273.7	312.3	341.2
	5	El Virrey	Gamma	55.0	120.9	169.6	217.9	233.4	281.4	329.2	376.8	439.6	487.1
	6	Hda.Bigote	Gamma	62.9	101.7	127.0	150.7	158.1	180.5	202.2	223.4	250.8	271.2
	8	Malacasí	Gamma	66.7	110.7	139.8	167.1	175.7	201.6	226.8	251.5	283.5	307.3
	10	Morropón	Gamma	71.4	111.6	137.4	161.4	168.8	191.3	213.1	234.2	261.5	281.8
	11	Partidor	Gamma	64.3	120.2	159.0	196.3	208.1	244.2	279.8	314.9	360.7	395.1
	13	San Pedro	Gamma	70.4	111.0	137.2	161.6	169.1	192.1	214.2	235.8	263.7	284.4
	16	Tambogrande	Gamma	47.5	94.2	127.3	159.5	169.8	201.3	232.4	263.3	303.8	334.2
Alta	2	Chalaco	Gamma	57.5	72.9	81.9	89.8	92.3	99.4	106.1	112.4	120.5	126.3
	7	Huarmaca	Gamma	70.5	96.2	111.7	125.7	129.9	142.6	154.7	166.4	181.2	192.0
	14	Santo Domingo	Gamma	83.7	108.9	123.8	137.1	141.2	153.2	164.5	175.3	189.0	199.0
	15	Sapillica	Gamma	50.8	78.8	96.8	113.5	118.6	134.2	149.3	164.0	182.9	196.9

**Figura 64***Modelos Probabilísticos Gamma – Estaciones 30 años*

## 5.2 GCM

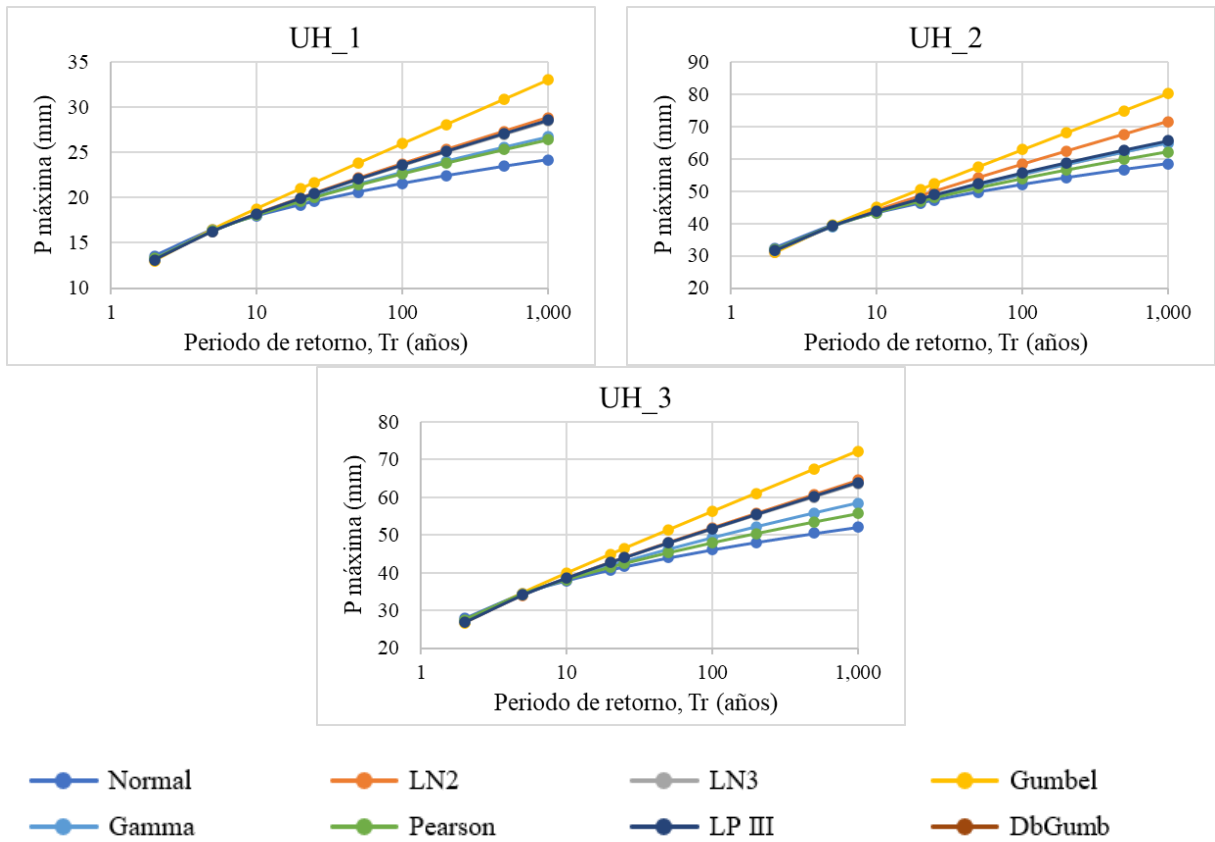
### 5.2.1 Escenario Histórico

Para estudiar la variabilidad temporal de las precipitaciones máximas en la cuenca del río Piura, se analizaron los datos pluviométricos en las subcuencas del modelo climático en escenario histórico ensamblado, dividiendo las estaciones en tres zonas altitudinales. Se emplearon modelos probabilísticos en escala logarítmica para estimar la frecuencia de eventos extremos con periodos de retorno de hasta 1000 años.

En la Figura 65 se presentan las predicciones con los diferentes modelos probabilísticos ajustados al escenario histórico de las subcuencas en la zona baja de la cuenca donde se aprecia un comportamiento semejante entre ellas. Los valores máximos de precipitación estimada para estas estaciones convergen en patrones similares, lo cual sugiere una homogeneidad en el comportamiento hidrometeorológico de la zona baja. Sin embargo, los valores máximos de precipitación estimada son distintos por subcuenca.

**Figura 65**

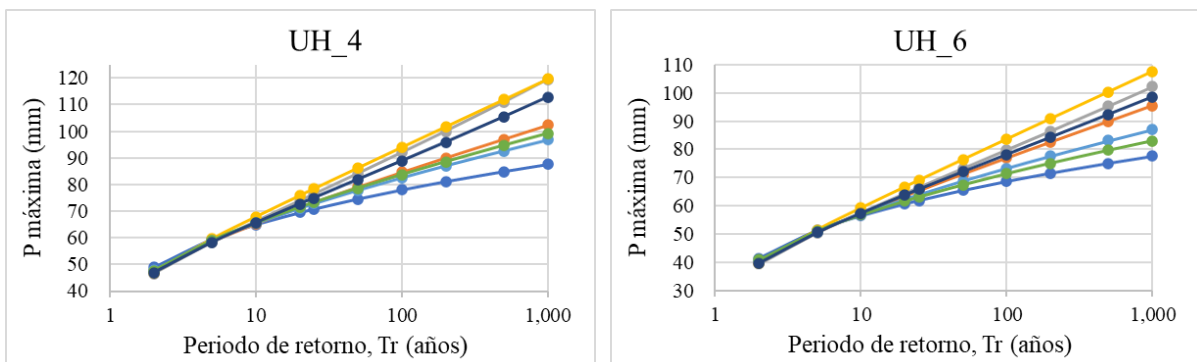
*Predicciones según los modelos probabilísticos ajustados – Escenario histórico – Subcuencas (Zona baja)*

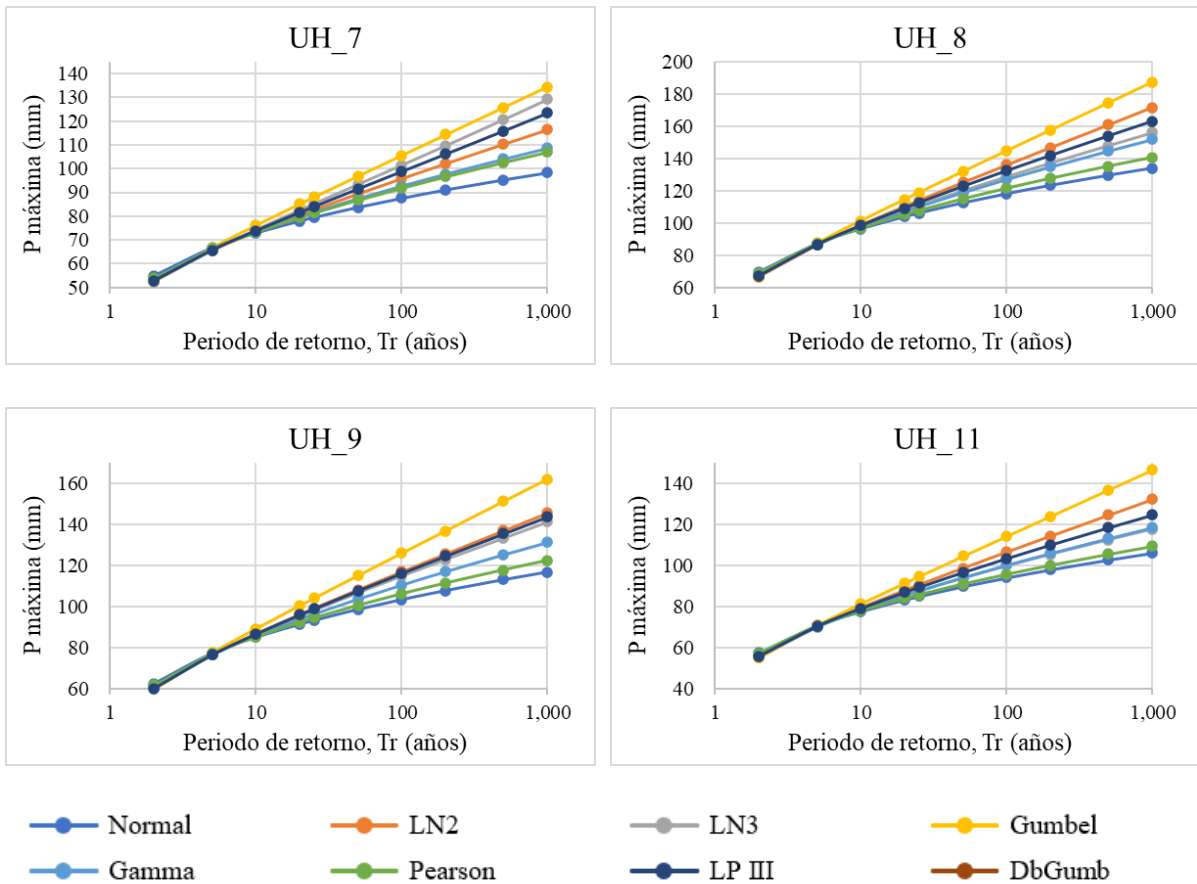


En la Figura 66, se muestra una notable similitud en la distribución logarítmica de las predicciones según los modelos probabilísticos ajustados a las subcuencas ubicadas en la zona media ya que todas exhiben patrones similares de precipitación máxima. Donde UH-8 correspondiente a La Matanza presenta los mayores valores.

**Figura 66**

*Predicciones según los modelos probabilísticos ajustados – Escenario histórico – Subcuencas (Zona media)*

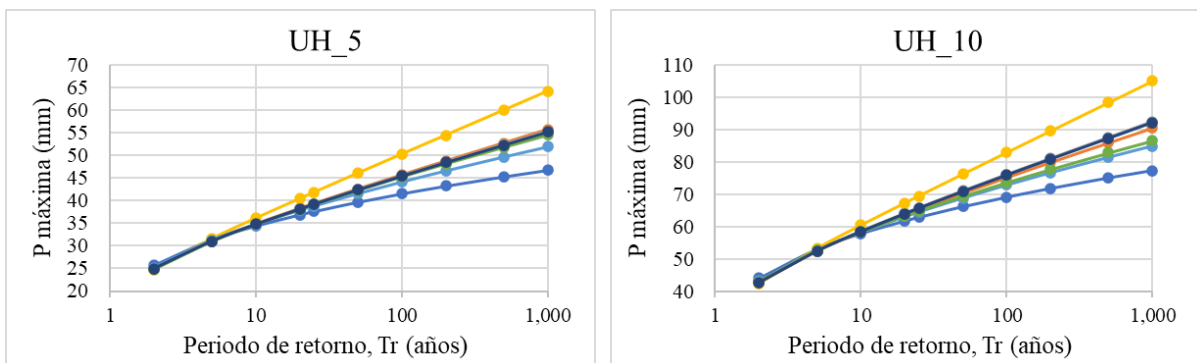


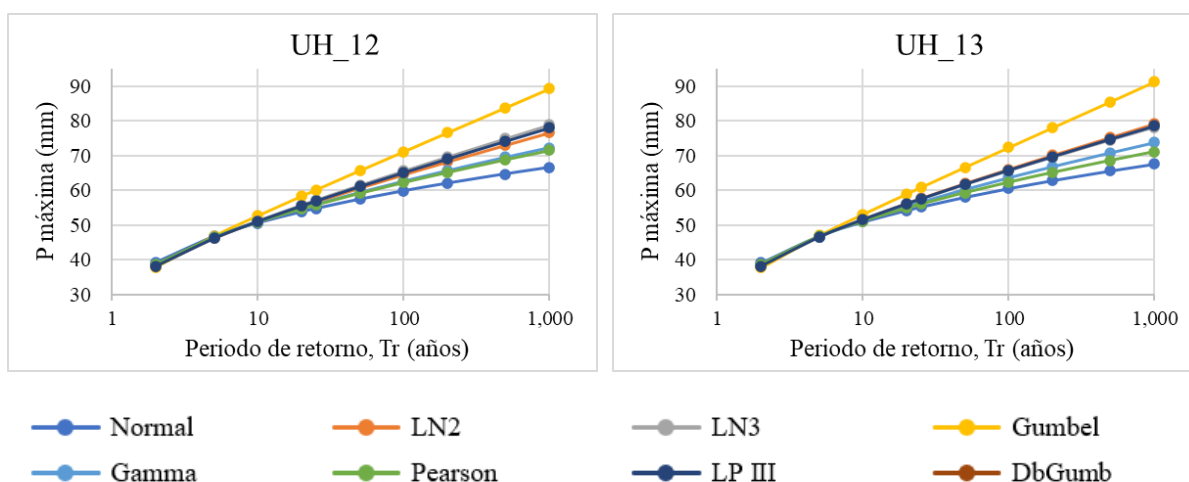


En el caso de la zona alta de la cuenca del río Piura, también se evidencia que se tienen distribuciones logarítmicas parecidas de las predicciones según los modelos probabilísticos ajustados para el escenario histórico. Y la subcuenca UH-10 correspondiente a Chipillico tiene los mayores valores (Figura 67).

**Figura 67**

*Predicciones según los modelos probabilísticos ajustados – Escenario histórico – Subcuencas (Zona alta)*





En la Tabla 20, se presentan las estaciones con sus valores resultados de la prueba de Kolmogorov-Smirnov. Donde el menor delta máximo indica el mejor modelo para cada estación y ayuda a determinar si la distribución de probabilidad asumida para modelar las precipitaciones se ajusta adecuadamente a los datos históricos de precipitación.

Los resultados del análisis indican que el modelo probabilístico Log-Pearson III (LP III) es el más adecuado para representar las precipitaciones máximas en toda la cuenca del río Piura.

**Tabla 20**

*Delta de Kolmogorov-Smirnov de modelos probabilísticos - Escenario Histórico*

Zona	UH	Normal	LN2	LN3	Gumbel	Gamma	Pearson	LP III
Baja	UH_1	0.078	0.048	0.050	0.051	0.053	0.055	0.049
	UH_2	0.093	0.064	0.073	0.061	0.070	0.080	0.067
	UH_3	0.154	0.142	0.141	0.130	0.135	0.139	0.141
Media	UH_4	0.188	0.164	0.139	0.139	0.166	0.162	0.151
	UH_6	0.177	0.161	0.162	0.145	0.157	0.161	0.162
	UH_7	0.175	0.151	0.136	0.129	0.155	0.159	0.144
	UH_8	0.117	0.117	0.118	0.104	0.120	0.116	0.117
	UH_9	0.153	0.156	0.155	0.143	0.155	0.149	0.156
Alta	UH_11	0.139	0.135	0.138	0.122	0.140	0.139	0.135
	UH_5	0.109	0.059	0.060	0.065	0.075	0.059	0.061
	UH_10	0.093	0.108	0.109	0.094	0.101	0.104	0.109
	UH_12	0.168	0.135	0.129	0.112	0.145	0.149	0.132
	UH_13	0.177	0.141	0.144	0.128	0.153	0.164	0.143
	<b>Promedio</b>	0.140	0.122	0.120	0.109	0.125	0.126	0.120
	<b>Mejores en</b>	1	5	3	11	2	3	1

La Figura 68 que representa gráficamente los resultados de precipitación máxima diaria de la Tabla 21 que el modelo probabilístico de LPIII da como resultado curvas muy parecidas

para todas las subcuencas lo que significa que el comportamiento del escenario histórico fue similar en toda la cuenca del río Piura.

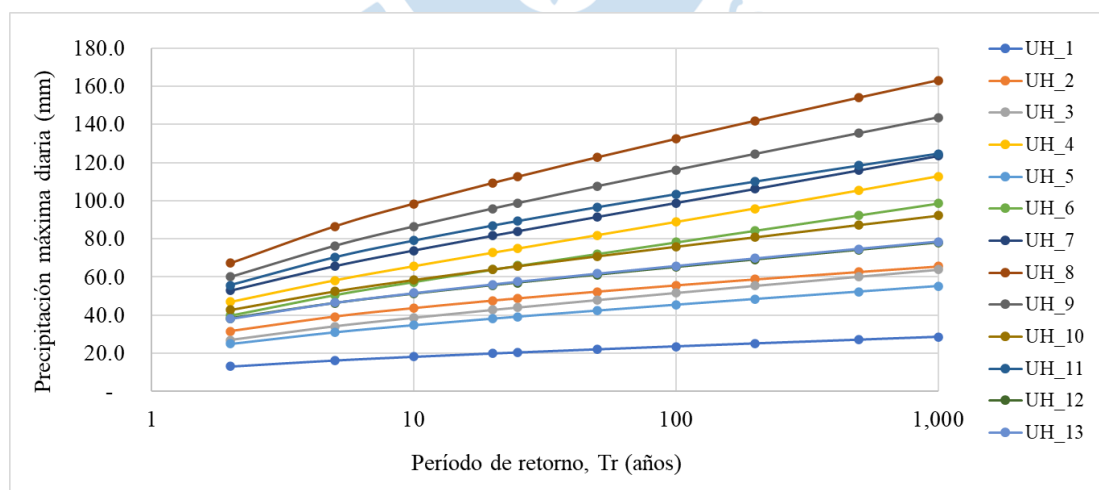
**Tabla 21**

*Predicción de la P<sub>máx.</sub> de modelos probabilísticos – Escenario Histórico*

Zona	UH	Tr	2	5	10	20	25	50	100	200	500	1000
Baja	UH_1	LP III	13.1	16.3	18.2	19.9	20.4	22.1	23.6	25.1	27.1	28.5
	UH_2	LP III	31.5	39.2	43.7	47.6	48.8	52.4	55.7	58.8	62.7	65.6
	UH_3	LP III	26.8	34.0	38.5	42.7	44.0	47.9	51.7	55.4	60.3	63.9
Media	UH_4	LP III	46.9	58.3	65.7	72.7	75.0	81.9	88.9	95.9	105.4	112.8
	UH_6	LP III	39.8	50.6	57.4	63.9	65.9	72.1	78.3	84.4	92.5	98.6
	UH_7	LP III	52.8	65.7	73.9	81.6	84.0	91.5	98.8	106.2	115.9	123.4
	UH_8	LP III	67.2	86.5	98.4	109.2	112.6	122.6	132.3	141.8	154.0	163.0
	UH_9	LP III	60.1	76.4	86.5	95.9	98.8	107.6	116.1	124.5	135.4	143.6
	UH_11	LP III	55.7	70.3	79.0	86.9	89.3	96.5	103.3	109.9	118.3	124.5
Alta	UH_5	LP III	24.9	31.0	34.7	38.1	39.2	42.4	45.4	48.4	52.3	55.2
	UH_10	LP III	42.7	52.4	58.5	64.0	65.7	70.9	75.9	80.9	87.3	92.2
	UH_12	LP III	38.2	46.2	51.1	55.6	57.0	61.1	65.2	69.1	74.2	78.1
	UH_13	LP III	38.1	46.5	51.6	56.1	57.6	61.8	65.8	69.7	74.8	78.5

**Figura 68**

*Modelos probabilísticos LP III en Estaciones – Escenario Histórico*



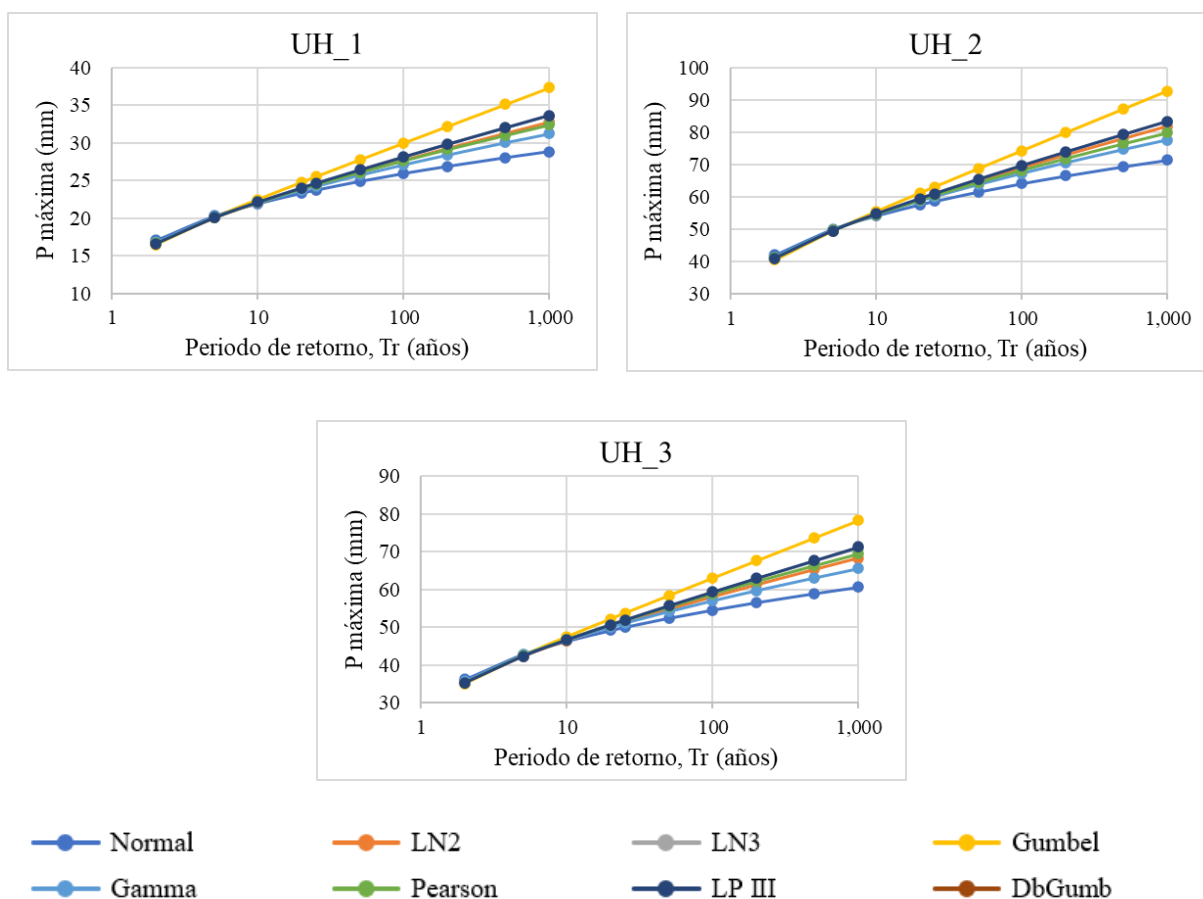
### 5.2.2 Escenario SSP2-4.5

Para estudiar la variabilidad temporal de las precipitaciones máximas en la cuenca del río Piura, se analizaron los datos pluviométricos en las subcuencas del modelo climático ensamblado para su escenario futuro SSP2-4.5, dividiendo las estaciones en tres zonas altitudinales. Se emplearon modelos probabilísticos en escala logarítmica para estimar la frecuencia de eventos extremos con periodos de retorno de hasta 1000 años.

Se presentan las predicciones según los modelos probabilísticos ajustados de las subcuencas en la Figura 69, donde se evidencia una notable similitud en la distribución logarítmica de las subcuencas ubicadas en la zona baja de la cuenca del río Piura. Sin embargo, los valores máximos de precipitación estimada son distintos por subcuenca.

**Figura 69**

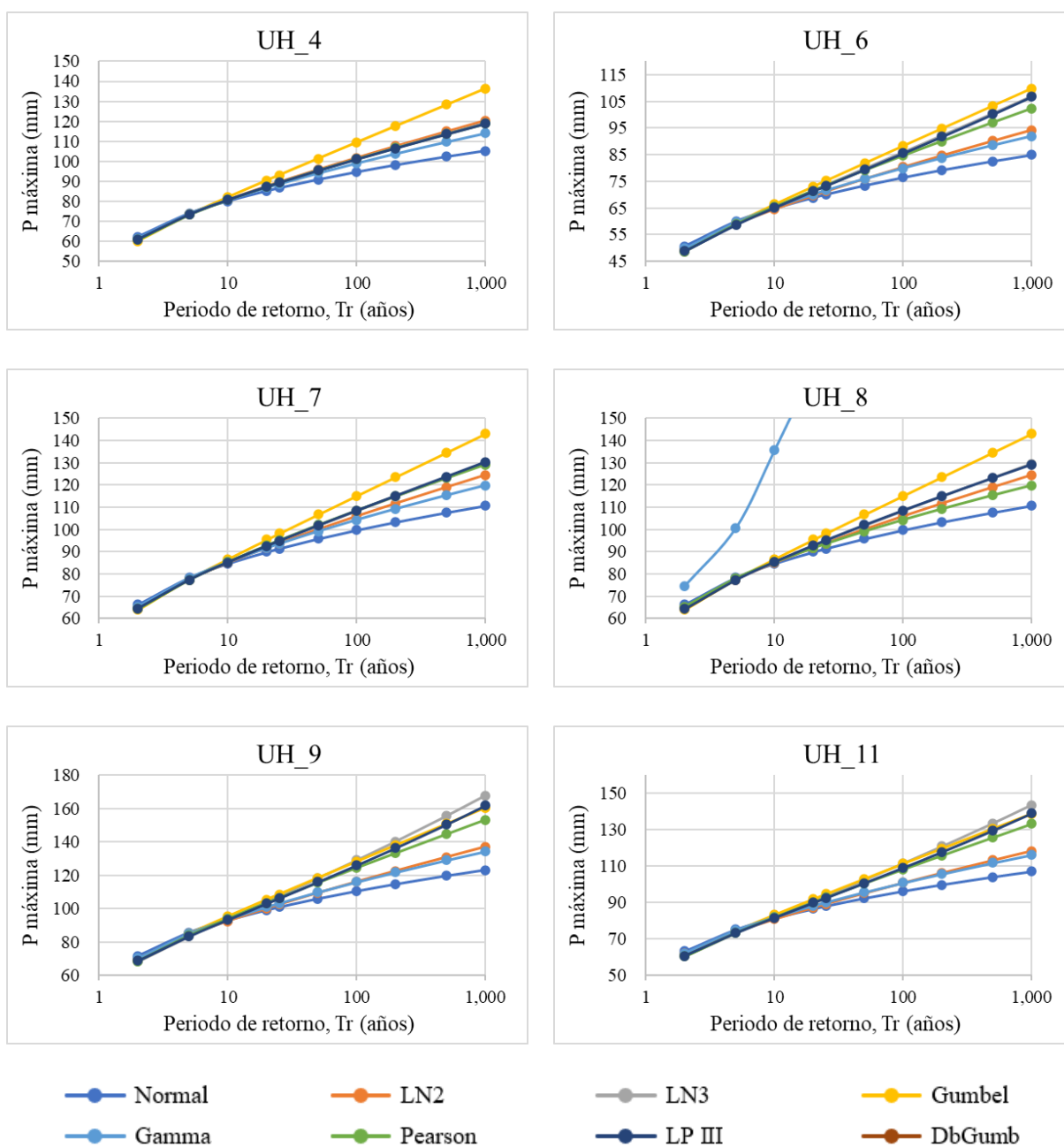
*Predicciones según los modelos probabilísticos ajustados – Escenario SSP2-4.5 – Subcuencas (Zona baja)*



La Figura 70 muestra una notable similitud en la distribución logarítmica de los modelos probabilísticos ajustados a las subcuencas ubicadas en la zona media ya que todas exhiben patrones similares de precipitación máxima. Donde UH-9 correspondiente a Medio Piura, presenta los mayores valores. Cabe resaltar que la UH-8 con el modelo Gamma tiene una distribución atípica con valores exagerados.

**Figura 70**

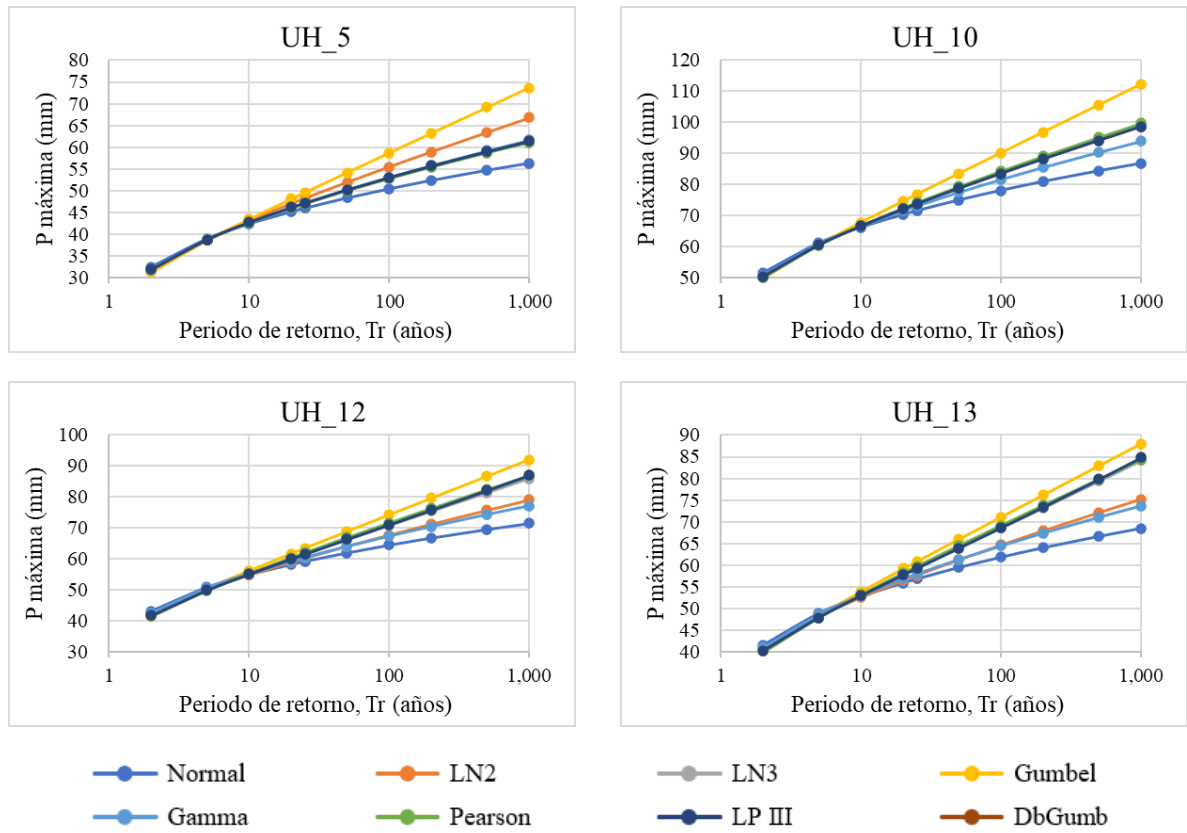
*Predicciones según los modelos probabilísticos ajustados – Escenario SSP2-4.5 – Subcuencas (Zona media)*



En el caso de la zona alta de la cuenca del río Piura, también se evidencia que se tienen patrones similares en la distribución logarítmica de los modelos probabilísticos ajustados y la subcuenca UH-10 correspondiente a Chipillico tiene los mayores valores (Figura 71).

**Figura 71**

*Predicciones según los modelos probabilísticos ajustados – Escenario SSP2-4.5 – Subcuencas (Zona alta)*



En la Tabla 22, se presentan los resultados del análisis indican que el modelo probabilístico Log-Pearson III (LP III) es el más adecuado para representar las precipitaciones máximas en toda la cuenca del río Piura se presentan las estaciones con sus valores resultados de la prueba de Kolmogórov-Smirnov. Donde el menor delta máximo indica el mejor modelo para cada estación y ayuda a determinar si la distribución de probabilidad asumida para modelar las precipitaciones se ajusta adecuadamente a los datos históricos de precipitación.

**Tabla 22***Delta de Kolmogórov-Smirnov de modelos probabilísticos – Escenario SSP2-4.5*

Zona	UH	Normal	LN2	LN3	Gumbel	Gamma	Pearson	LP III
<b>Baja</b>	UH_1	0.098	0.055	0.049	0.044	0.068	0.055	0.050
	UH_2	0.101	0.063	0.059	0.057	0.074	0.066	0.060
	UH_3	0.099	0.057	0.048	0.057	0.071	0.049	0.048
<b>Media</b>	UH_4	0.062	0.053	0.050	0.070	0.046	0.053	0.050
	UH_6	0.092	0.053	0.045	0.046	0.070	0.042	0.042
	UH_7	0.078	0.047	0.056	0.071	0.054	0.063	0.055
	UH_8	0.078	0.047	0.056	0.071	0.454	0.054	0.063
	UH_9	0.090	0.080	0.053	0.052	0.071	0.050	0.061
	UH_11	0.106	0.089	0.053	0.059	0.085	0.050	0.063
<b>Alta</b>	UH_5	0.039	0.077	0.058	0.094	0.062	0.057	0.061
	UH_10	0.068	0.082	0.082	0.101	0.068	0.090	0.082
	UH_12	0.096	0.064	0.085	0.092	0.080	0.101	0.085
	UH_13	0.082	0.053	0.059	0.058	0.069	0.069	0.059
	<b>Promedio</b>	0.084	0.063	0.058	0.067	0.067	0.062	0.059
	<b>Mejores en</b>	2	4	6	3	2	3	1

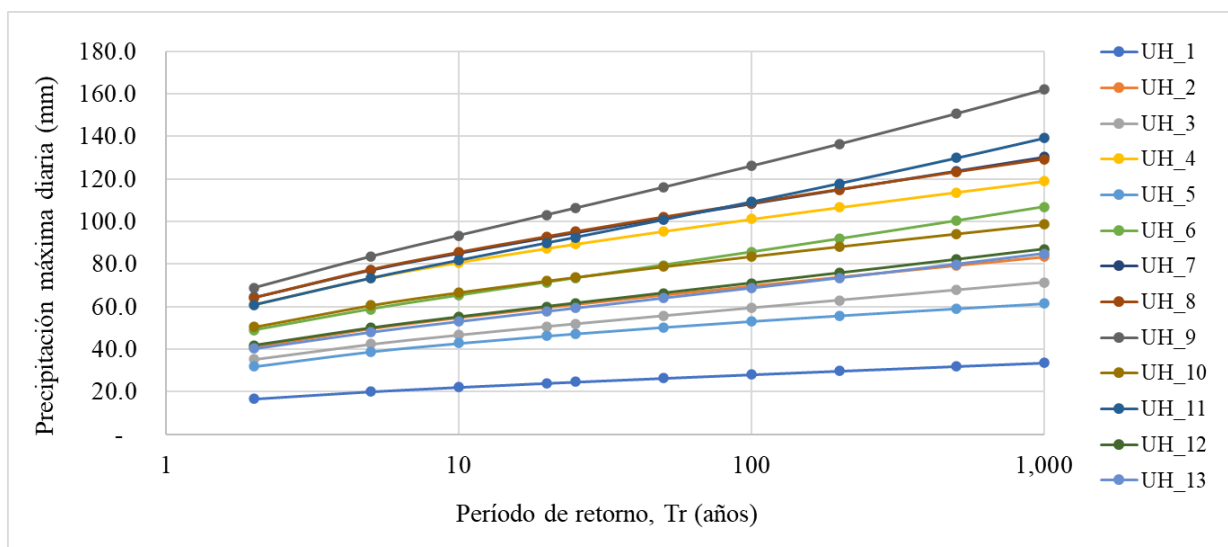
**Tabla 23***Predicción de la P<sub>máx.</sub> de modelos probabilísticos – Escenario SSP2-4.5*

Zona	UH	Tr	2	5	10	20	25	50	100	200	500	1000
<b>Baja</b>	UH_1	LP III	16.7	20.1	22.1	24.0	24.6	26.4	28.1	29.8	32.0	33.7
	UH_2	LP III	41.0	49.6	54.8	59.6	61.0	65.5	69.8	74.0	79.4	83.5
	UH_3	LP III	35.3	42.3	46.7	50.7	52.0	55.7	59.4	63.0	67.8	71.4
<b>Media</b>	UH_4	LP III	61.0	73.4	80.8	87.4	89.4	95.4	101.1	106.6	113.7	118.9
	UH_6	LP III	48.9	58.7	65.2	71.4	73.4	79.5	85.6	91.8	100.2	106.8
	UH_7	LP III	64.5	77.3	85.2	92.6	94.8	101.7	108.4	115.1	123.8	130.3
	UH_8	LP III	64.3	77.4	85.5	92.9	95.2	102.0	108.6	115.0	123.2	129.2
	UH_9	LP III	68.8	83.5	93.4	103.2	106.3	116.1	126.1	136.5	150.7	162.0
	UH_11	LP III	60.8	73.3	81.7	89.9	92.6	100.8	109.3	117.9	129.8	139.2
<b>Alta</b>	UH_5	LP III	31.9	38.8	42.8	46.2	47.3	50.3	53.1	55.8	59.1	61.4
	UH_10	LP III	50.4	60.6	66.6	72.1	73.8	78.8	83.6	88.2	94.2	98.6
	UH_12	LP III	41.8	49.9	55.2	60.1	61.6	66.3	71.1	75.8	82.1	87.0
	UH_13	LP III	40.3	48.0	53.0	57.7	59.3	63.9	68.6	73.4	79.8	84.8

La Figura 72, que representa gráficamente los datos los resultados de precipitación máxima diaria de la Tabla 23 evidencia que el modelo probabilístico de LPIII da como resultado curvas muy parecidas para todas las subcuencas lo que significa que el comportamiento del escenario SSP2-4.5 fue similar en toda la cuenca del río Piura.

### Figura 72

*Modelos probabilísticos LP III en subcuencas – Escenario SSP2-4.5*



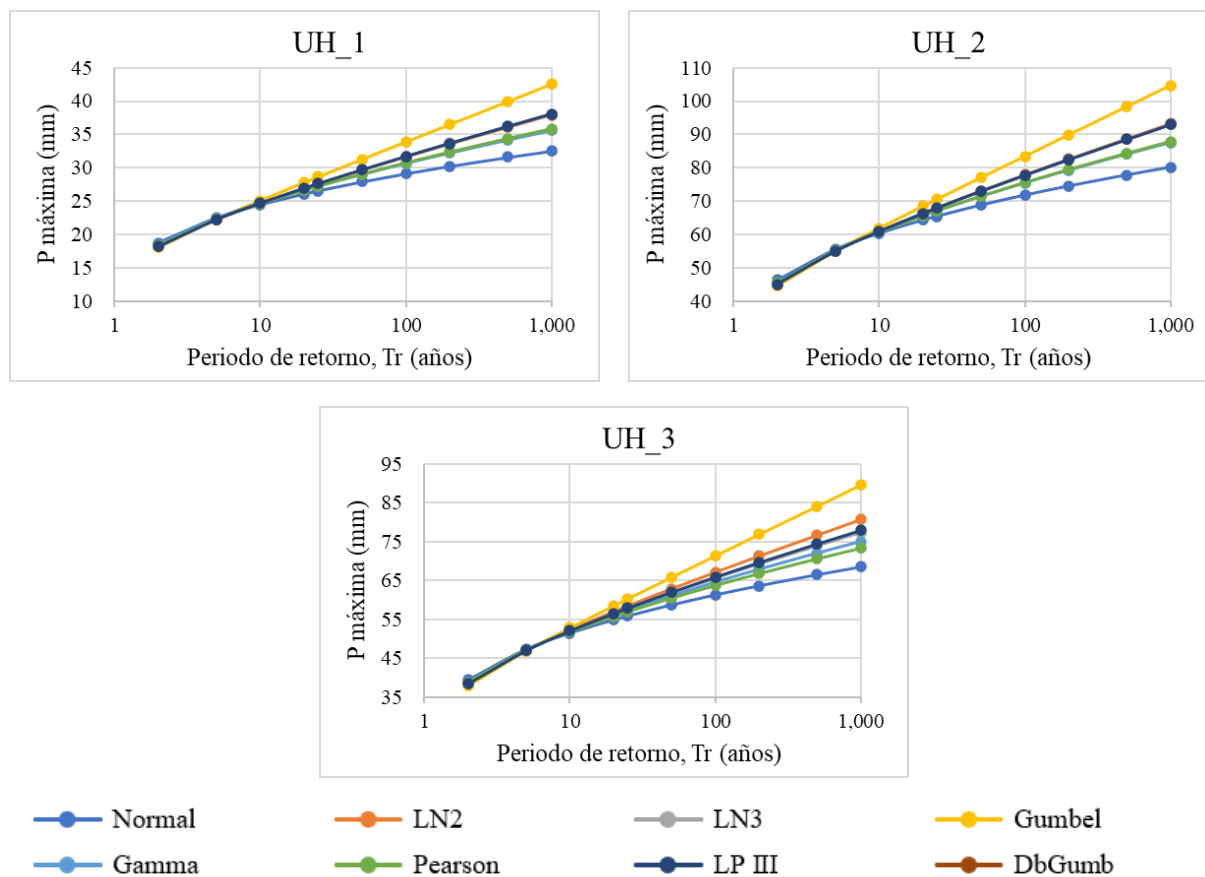
### 5.2.3 Escenario SSP5-8.5

Para estudiar la variabilidad temporal de las precipitaciones máximas en la cuenca del río Piura, se analizaron los datos pluviométricos en las subcuencas del modelo climático ensamblado para su escenario futuro SSP5-8.5, dividiendo las estaciones en tres zonas altitudinales. Se emplearon modelos probabilísticos en escala logarítmica para estimar la frecuencia de eventos extremos con periodos de retorno de hasta 1000 años.

La Figura 73 muestra una notable similitud en la distribución logarítmica de los modelos probabilísticos ajustados a las subcuencas ubicadas en la zona baja, además se puede observar que existe una variabilidad entre los resultados de precipitación en las subcuencas. La subcuenca con mayores valores corresponde a UH\_2 correspondiente a Los Ejidos.

**Figura 73**

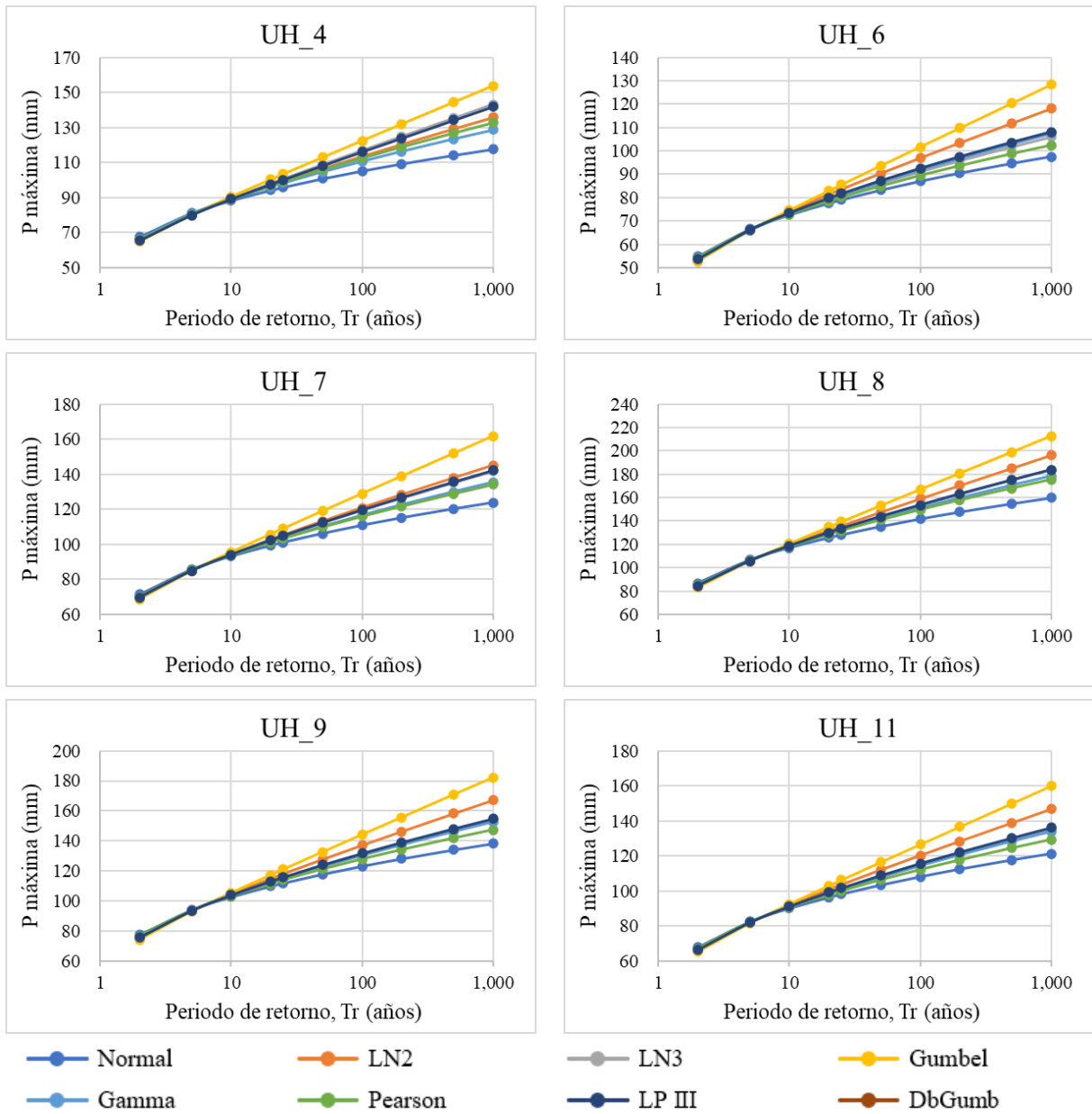
*Predicciones según los modelos probabilísticos ajustados – Escenario SSP5-8.5 – Subcuencas (Zona baja).*



La Figura 74 muestra patrones similares en la distribución logarítmica de los modelos probabilísticos ajustados a las subcuencas ubicadas en la zona media. Donde UH-9 correspondiente a Medio Piura, presenta los mayores valores.

**Figura 74**

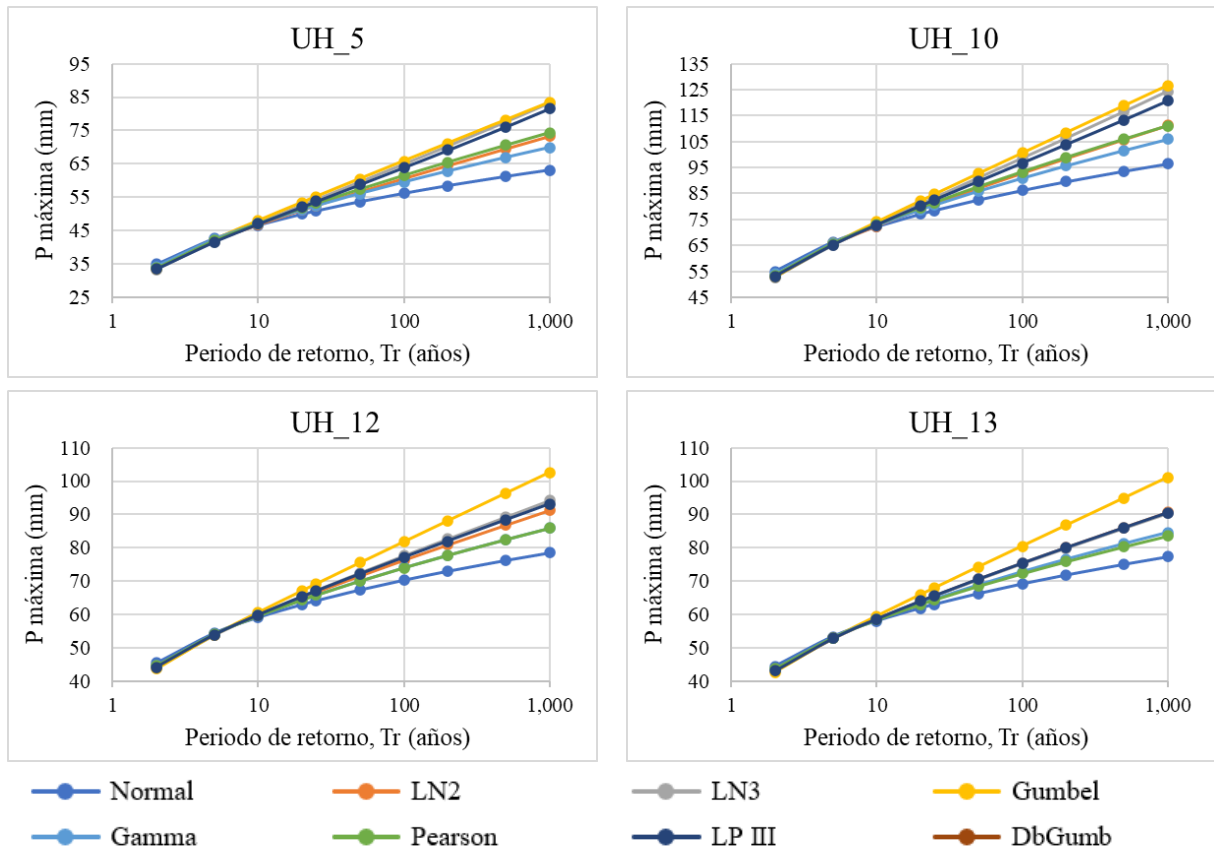
*Predicciones según los modelos probabilísticos ajustados – Escenario SSP5-8.5 – Subcuencas (Zona media)*



En el caso de la zona alta de la cuenca del río Piura, también se evidencia que se tienen distribuciones parecidas. Y la subcuenca UH-10 correspondiente a Chipillico tiene los mayores valores (Figura 75).

**Figura 75**

*Predicciones según los modelos probabilísticos ajustados – Escenario SSP5-8.5 –Subcuencas (Zona alta)*



En la Tabla 24, se presentan las estaciones con sus valores resultados de la prueba de Kolmogórov-Smirnov. Donde el menor delta máximo indica el mejor modelo para cada estación y ayuda a determinar si la distribución de probabilidad asumida para modelar las precipitaciones se ajusta adecuadamente a los datos históricos de precipitación.

Los resultados del análisis indican que el modelo probabilístico Log-Pearson III (LP III) es el más adecuado para representar las precipitaciones máximas en toda la cuenca del río Piura.

**Tabla 24***Delta de Kolmogorov-Smirnov de modelos probabilísticos – Escenario SSP5-8.5*

Zona	UH	Normal	LN2	LN3	Gumbel	Gamma	Pearson	LP III
Baja	UH_1	0.083	0.065	0.065	0.062	0.062	0.063	0.065
	UH_2	0.079	0.042	0.041	0.053	0.051	0.051	0.041
	UH_3	0.059	0.056	0.054	0.061	0.052	0.052	0.054
Media	UH_4	0.076	0.042	0.040	0.037	0.049	0.041	0.041
	UH_6	0.079	0.056	0.058	0.069	0.053	0.065	0.050
	UH_7	0.071	0.058	0.057	0.060	0.053	0.052	0.057
	UH_8	0.090	0.053	0.057	0.049	0.058	0.061	0.056
	UH_9	0.058	0.041	0.043	0.053	0.044	0.043	0.041
	UH_11	0.081	0.052	0.056	0.064	0.057	0.060	0.054
Alta	UH_5	0.098	0.085	0.069	0.066	0.082	0.074	0.075
	UH_10	0.095	0.072	0.064	0.054	0.074	0.064	0.063
	UH_12	0.084	0.065	0.064	0.067	0.061	0.061	0.065
	UH_13	0.078	0.057	0.057	0.053	0.060	0.061	0.057
<b>Promedio</b>		0.079	0.057	0.056	0.058	0.058	0.057	0.055
<b>Mejores en</b>		-	4	3	6	5	5	7

**Tabla 25***Predicción de la P<sub>máx.</sub> de modelos probabilísticos – Escenario SSP5-8.5*

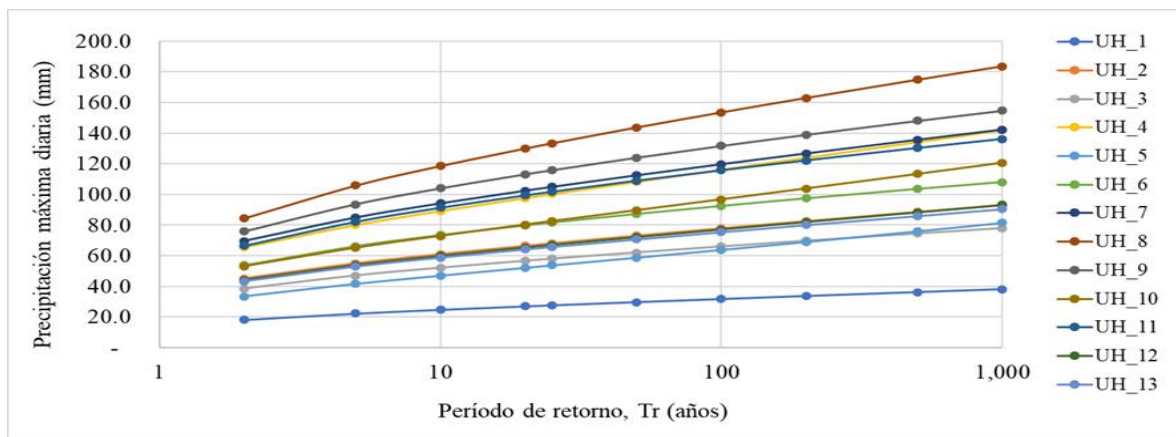
Zona	UH	Tr	2	5	10	20	25	50	100	200	500	1000
Baja	UH_1	LP III	18.2	22.3	24.7	27.0	27.6	29.7	31.7	33.7	36.2	38.0
	UH_2	LP III	45.1	55.0	61.0	66.4	68.0	73.0	77.8	82.5	88.6	93.0
	UH_3	LP III	38.5	47.0	52.1	56.6	58.0	62.0	65.9	69.7	74.4	77.9
Media	UH_4	LP III	65.5	80.0	89.2	97.6	100.2	108.3	116.1	123.9	134.2	142.0
	UH_6	LP III	53.7	66.2	73.4	79.8	81.7	87.3	92.5	97.4	103.6	108.0
	UH_7	LP III	69.6	84.9	94.1	102.4	104.9	112.5	119.7	126.7	135.7	142.3
	UH_8	LP III	84.4	105.8	118.6	130.0	133.4	143.8	153.5	162.9	174.9	183.6
	UH_9	LP III	75.8	93.6	104.0	113.1	115.9	124.0	131.7	138.9	148.1	154.7
	UH_11	LP III	66.5	82.1	91.2	99.3	101.7	108.9	115.7	122.1	130.2	136.1
Alta	UH_5	LP III	33.5	41.6	47.0	52.1	53.8	58.8	63.9	69.1	76.1	81.6
	UH_10	LP III	53.0	65.1	72.8	80.2	82.5	89.6	96.7	103.8	113.4	120.7
	UH_12	LP III	44.2	53.9	59.9	65.3	67.0	72.2	77.1	82.0	88.4	93.1
	UH_13	LP III	43.2	52.8	58.7	64.0	65.7	70.6	75.4	80.0	86.0	90.4

La Figura 76 que representa gráficamente los resultados de precipitación máxima diaria de la Tabla 25, evidencia que el modelo probabilístico de LP III da como resultado curvas muy

parecidas para todas las subcuencas lo que significa que el comportamiento del escenario futuro SSP5-8.5 fue similar en toda la cuenca del río Piura.

### Figura 76

*Series completas y series recientes de la modelación probabilística de la red pluviométrica*



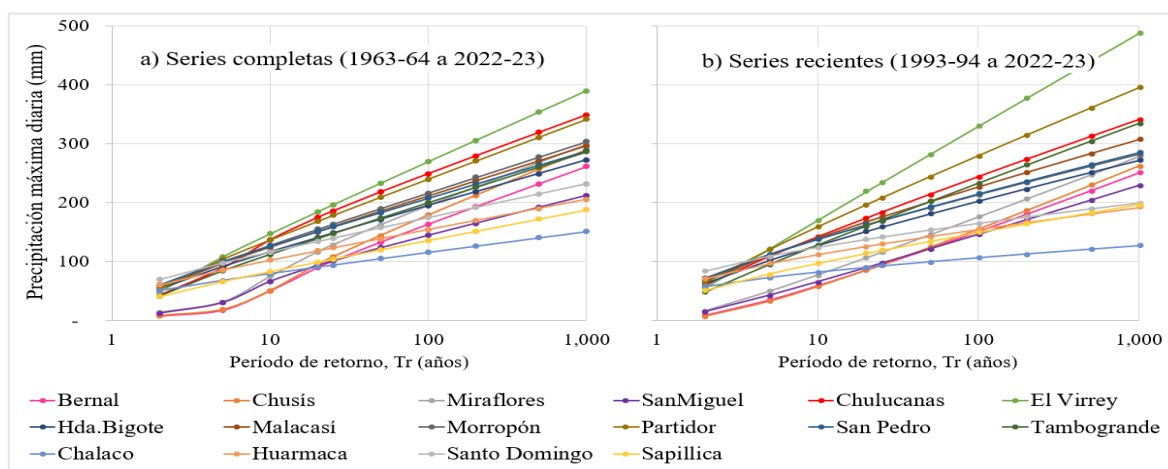
## 5.3 Análisis de resultados

### 5.3.1 Modelación probabilística de la red pluviométrica

Al analizar las series de precipitación máxima diaria de la modelación probabilística de la red pluviométrica para la serie reciente (1993-2023) y completa (1963-2023) con períodos de retorno ( $T_r$ ) de 1 a 1000 años, se ha evidenciado una evolución en los patrones de precipitación, donde las estaciones de la zona media, El Virrey, Partidor y Chulucanas, muestran los valores máximos de precipitación, siendo las predicciones de la serie reciente superiores a las de la serie completa (Figura 77). Mientras que la distribución de Gumbel de doble parámetro (DbGumb) se ajusta mejor a las precipitaciones históricas en la zona baja y Chulucanas, la distribución Gamma resulta ser más adecuada para modelar los eventos extremos más recientes.

### Figura 77

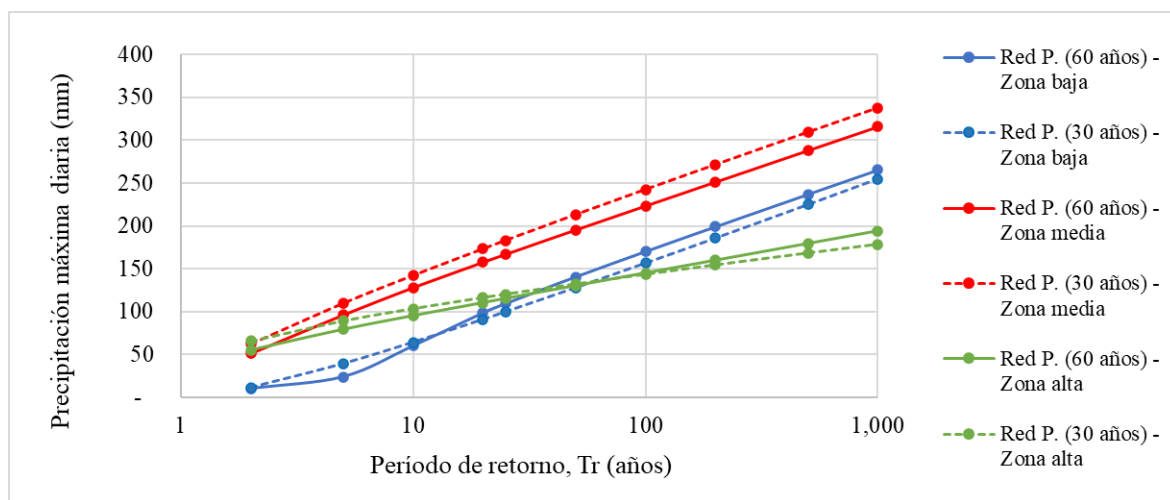
*Series completas y series recientes de la modelación probabilística de la red pluviométrica*



En la Figura 78 se compara las predicciones de modelos probabilísticos para precipitación máxima diaria, segmentadas por subcuencas (alta, media y baja) diferenciando entre series de datos de 30 y 60 años. Inicialmente, la zona baja muestra los valores de predicción más bajos, pero estos superan a los de la zona alta a medida que aumenta el período de retorno. Las zonas media y alta parten de valores similares, pero la zona media exhibe un crecimiento más pronunciado, superando a la zona alta, que finalmente presenta las predicciones más bajas. Además, se observa que en la zona media los valores proyectados basados en la serie de datos más reciente son consistentemente mayores que aquellos derivados de la serie completa.

### Figura 78

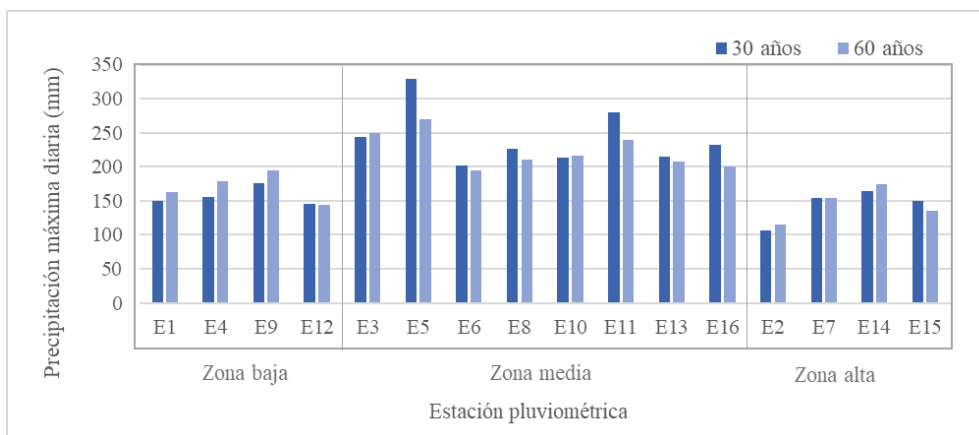
*Series completas y series recientes de la modelación probabilística de la red pluviométrica por zonas de la cuenca.*



En la Figura 79, se comparan las predicciones de modelos probabilísticos por subcuenca para precipitación máxima diaria en un periodo de retorno de 100 años, diferenciadas para la serie completa y reciente. Para el caso de la serie reciente, la zona media registra el promedio más alto con 243 mm, superando significativamente los valores de la zona baja (157 mm) y la zona alta (144 mm). Sin embargo, al considerar la serie completa, los promedios en general disminuyen en las tres subcuencas: zona media (224 mm), zona baja (170 mm) y zona alta (145 mm). Esto evidencia que, en promedio, la modelación para el periodo reciente arroja valores de precipitación máxima diaria superiores en comparación con un período de 60 años para las subcuencas analizadas en las zonas media y baja, mientras que en la zona alta los valores se mantienen relativamente similares.

**Figura 79**

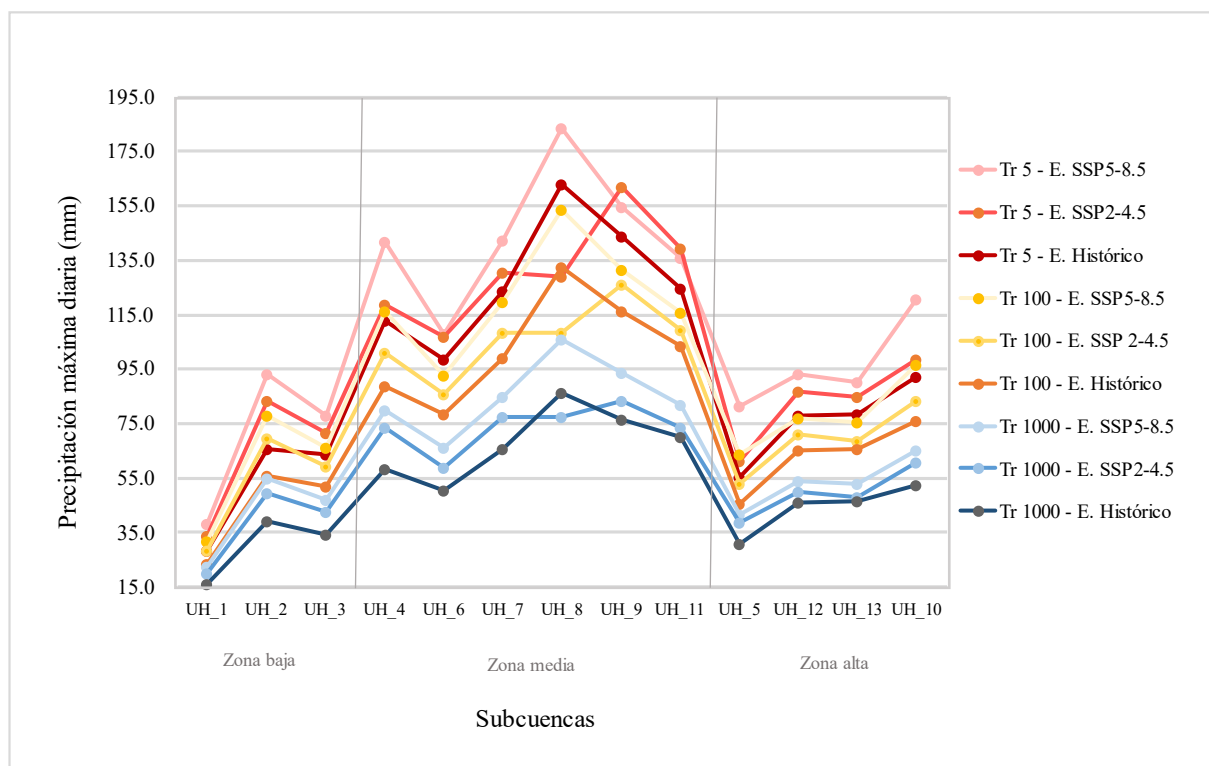
Comparación de las series completas y series recientes de la modelación probabilística de la red pluviométrica por zonas de la cuenca para un periodo de retorno  $Tr$  100.

**5.3.2 Modelación probabilística de los GCM**

Los tres escenarios evaluados fueron ajustados al modelo Log Pearson III (Figura 80), mostrando una tendencia similar: el escenario histórico presenta los menores valores, seguido por SSP 2-4.5 y, finalmente, por el escenario más extremo, SSP 5-8.5. Sin embargo, se observó un ligero desplazamiento del pico máximo diario de precipitación máxima en el escenario SSP 2-4.5, moviéndose desde UH8 hacia UH9 en la cuenca media. A pesar de esta diferencia, los tres escenarios exhiben un incremento significativo y proporcional en la precipitación máxima diaria para los tres periodos de retorno presentados (5, 100 y 1000 años).

**Figura 80**

Precipitación máxima diaria de los tres escenarios GCM – Modelo Log Pearson III

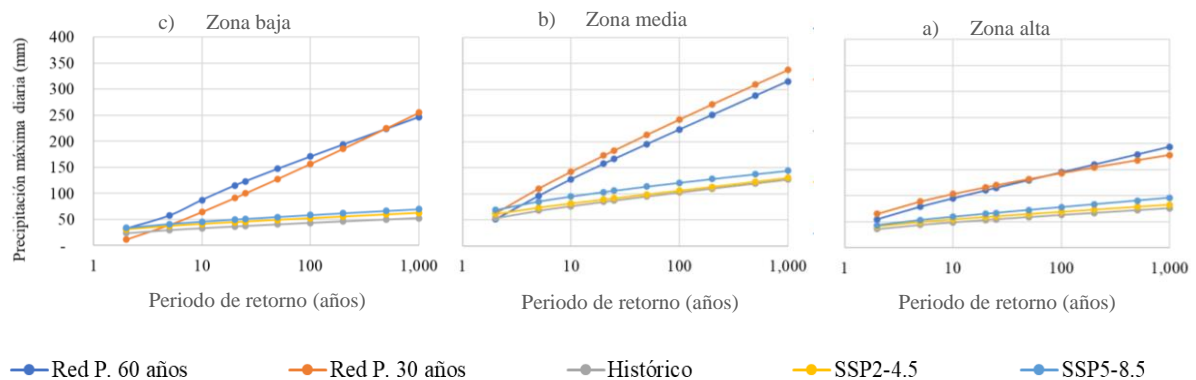


### 5.3.3 Comparación de la modelación probabilística entre la red pluviométrica y los GCM

Para determinar la serie de datos más adecuada para la modelación probabilística de la precipitación en la cuenca del río Piura, mediante la Figura 81 se compararon los promedios de precipitación por zonas (baja, media y alta) para los diferentes períodos de retorno de las estaciones pluviométricas tanto para la serie completa como para la serie reciente y las predicciones de los GCM en sus tres escenarios; resultando la red pluviométrica en su serie completa como en la reciente tienen valores de precipitación significativamente mayores que los GCM, los cuales no aportan la información que deberían al presentar los menores valores. Por último, la serie reciente muestra una mayor variabilidad y predicciones de precipitación más elevadas, especialmente en la zona media de la cuenca, lo que la hace más representativa de las condiciones actuales y futuras, por lo que se concluye que la serie reciente es la más apropiada para la modelación probabilística, ya que su mayor variabilidad permite generar predicciones más precisas.

#### Figura 81

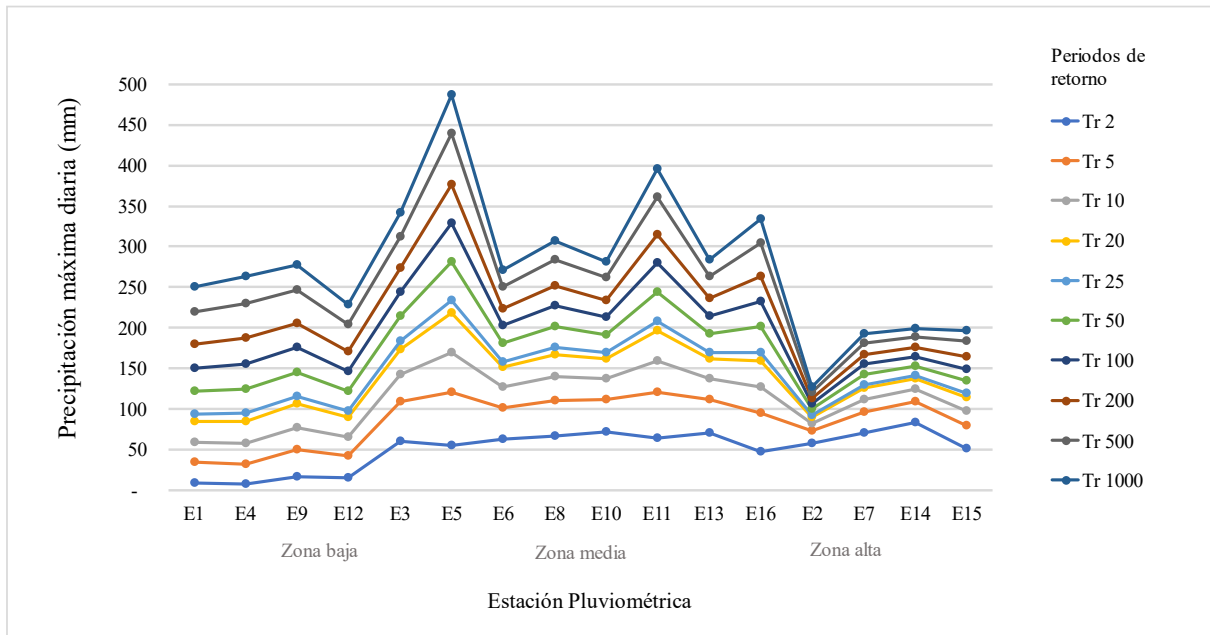
*Predicciones de precipitación máxima diaria de las series de datos de la Red pluviométrica (serie completa y reciente) y los 3 escenarios de los GCM.*



En la Figura 82 se muestran las predicciones de precipitación máxima diaria para la red pluviométrica en su serie reciente (Tabla 19), modeladas con la distribución probabilística Gamma para diversos períodos de retorno en cada estación; el análisis revela que las estaciones ubicadas en la zona media de la cuenca presentan los valores más altos de precipitación máxima diaria en todos los períodos de retorno considerados, destacando la estación El Virrey como la de mayores valores de predicción, lo que indica que esta zona es la más susceptible a eventos de precipitación extrema.

**Figura 82**

*Predicciones de precipitación máxima diaria de la red pluviométrica – Serie reciente – Modelo Gamma*



## Conclusiones

Para realizar un análisis exhaustivo de la precipitación máxima diaria en la cuenca del río Piura, se conformaron las bases de datos pluviométricas de los datos provenientes de la red pluviométrica del SENAMHI y del producto PISCO. Además, se incorporan las proyecciones de los tres escenarios de modelos climáticos globales (GCM) para evaluar los posibles impactos del cambio climático en la región. Estos datos son sometidos a rigurosos controles de calidad y se corrigen posibles sesgos para tener como resultado una base de datos confiable. Estas bases de datos consolidadas proporcionan una representación más precisa de la variabilidad temporal de las precipitaciones en la región.

El análisis de la precipitación máxima diaria anual a nivel de estación y de subcuenca reveló una mayor concentración de lluvia en las zonas media y alta de la cuenca, alcanzando valores promedio de 66.4 mm y 44.5 mm respectivamente, siendo la zona baja la que presentó los menores valores, con 34.8 mm de promedio.

Mediante el análisis de variabilidad temporal en los datos del producto PISCO y de la red pluviométrica del SENAMHI, se observaron diferencias significativas en la tendencia creciente de la precipitación, siendo los datos de la red pluviométrica los que mostraron un aumento más pronunciado en el tiempo ya que la mayoría de estaciones de la red cuentan con tendencia significativa creciente (TSC). Por su parte, los modelos climáticos globales (GCM) proyectan un incremento generalizado en la precipitación debido al cambio climático, resultando previsible que el escenario más pronunciado sea el SSP5-8.5 que con el escenario intermedio SPP2-4.5, anticipando los efectos más severos del cambio climático a partir del año 2072.

Los modelos probabilísticos que mejor se ajustan a los datos de precipitación máxima diaria varían para el caso de la red pluviométrica en su periodo completo de 60 años (1963-2023) y en el periodo más reciente de 30 años (1993-2023), siendo en el primer caso el modelo Doble Gumbel el más adecuado para representar las precipitaciones máximas en la zona baja y la estación Chulucanas, mientras que, en la zona media-alta el modelo Gumbel ofrece un mejor ajuste a los datos. Para el periodo reciente, el modelo probabilístico Gamma es el que mejor modela los datos de precipitación en toda la cuenca. Finalmente, para el caso de los GCM en sus tres escenarios, el modelo Log Pearson III es el más adecuado para modelar las precipitaciones futuras.

Los GCM a pesar de sus avances, aún enfrentan dificultades para representar con precisión eventos extremos regionales como El Niño. Si bien los GCM son simulaciones computacionales sofisticadas del sistema climático terrestre, su capacidad predictiva se ve limitada por la inherente complejidad de la realidad, los altos costos computacionales, la presencia de sesgos de no respuesta y las restricciones en el tamaño de la muestra.

El análisis de la recurrencia de eventos extremos de precipitación en la cuenca del río Piura, a través de modelos probabilísticos, sugiere un incremento en su intensidad en las últimas décadas. Sin embargo, la variabilidad climática a largo plazo presenta patrones complejos que escapan a los modelos estacionarios tradicionales. La serie de datos más adecuada para la

modelación probabilística de la precipitación en la cuenca del río Piura es la serie reciente con un periodo de 30 años de la red pluviométrica del SENAMHI.

A través de esta investigación, se han obtenido valores de predicción de precipitación máxima diaria más precisos y ajustados a la realidad local de la cuenca del río Piura. Estos resultados son fundamentales para la elaboración de diseños de ingeniería más robustos y resilientes, permitiendo una planificación y gestión de infraestructuras hídricas más efectiva ante la creciente intensidad de la precipitación debido al cambio climático.



## Referencias

- Agencia Estatal de Meteorología [AEMET] y Oficina Española de Cambio Climático [OECC]. (2021). Cambio Climático: Bases Físicas. *Guía Resumida del Sexto Informe de Evaluación del IPCC*. [https://www.miteco.gob.es/content/dam/miteco/es/cambio-climatico/temas/impactos-vulnerabilidad-y-adaptacion/ipcc-guia-resumida-gt1-bases-fisicas-ar6\\_tcm30-533081.pdf](https://www.miteco.gob.es/content/dam/miteco/es/cambio-climatico/temas/impactos-vulnerabilidad-y-adaptacion/ipcc-guia-resumida-gt1-bases-fisicas-ar6_tcm30-533081.pdf)
- Autoridad Nacional del Agua, Gobierno Regional de Piura y Cooperación Alemana. (2009). Proceso de elaboración del plan de gestión de la cuenca del río Piura - Aspectos metodológicos. Sistematización 2. Lima, 50 pp. <https://hdl.handle.net/20.500.12543/1882>
- Autoridad Nacional del Agua. (2008). *Delimitación y codificación de unidades hidrográficas del Perú: resumen ejecutivo*. <https://hdl.handle.net/20.500.12543/1880>
- Autoridad Nacional del Agua. (2012). *Delimitación y codificación de unidades hidrográficas del Perú: Memoria descriptiva*. <https://hdl.handle.net/20.500.12543/597>
- Autoridad Nacional del Agua. (2023). *Análisis de Datos y Recursos Estadísticos del Agua*. <https://snirh.ana.gob.pe/ANDREA/>
- Aybar, C., Lavado-Casimiro, W., Huerta, A., Fernández, C., Vega-Jácome, F., Sabino, E., y Felipe-Obando, O. (2017). *Uso del Producto Grillado "PISCO" de precipitación en Estudios, Investigaciones y Sistemas Operacionales de Monitoreo y Pronóstico Hidrometeorológico. Nota Técnica N° 001 SENAMHI-DHI-2017*. <https://hdl.handle.net/20.500.12542/260>
- Bağçaci, S. Ç., Yucel, I., Duzenli, E., & Yilmaz, M. T. (2021). Intercomparison of the expected change in the temperature and the precipitation retrieved from CMIP6 and CMIP5 climate projections: A Mediterranean hot spot case, Turkey. *Atmospheric Research*, 256. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2021.105576>
- Breña, A. y Jacobo, M. (2013). *Principios y fundamentos de la Hidrología Superficial*. Universidad Autónoma Metropolitana. <https://agua.org.mx/wp-content/uploads/2012/04/PrincipiosyFundamentosdeHidrologiaSuperficial.pdf>
- Escoto, A., Sánchez, L. y Gachuz, S. (2017). Trayectorias Socioeconómicas Compartidas (SSP): nuevas maneras de comprender el cambio climático y social. *Estudios demográficos y urbanos*, 32(3), 669-693. <https://doi.org/10.24201/edu.v32i3.1684>
- Gilbert, R. (1987). *Statistical methods for environmental pollution monitoring*. Nueva York: Van Nostrand Reinhold Company. [https://digital.library.unt.edu/ark:/67531/metadc1197046/m2/1/high\\_res\\_d/7037501.pdf](https://digital.library.unt.edu/ark:/67531/metadc1197046/m2/1/high_res_d/7037501.pdf)
- Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático (IPCC). (2013). Cambio climático 2013: Bases físicas. Contribución del Grupo de Trabajo I al Quinto Informe

- de Evaluación del Panel Intergubernamental sobre el Cambio Climático. Cambridge University Press. <https://www.ipcc.ch/report/ar5/wg1/>
- Guzmán, A. (1994). Estudio geodinámico de la cuenca del río Piura. *Boletín Ingemmet. Serie C: Geodinámica e Ingeniería Geológica* (9). <https://hdl.handle.net/20.500.12544/255>
- Guzmán, J. y Nomelin, H. (2020). Análisis del software Quantum Gis y su implementación en el sector productivo. *IDEA Construcción y Madera*, 2(2), 50-55. <https://revistas.sena.edu.co/index.php/idea/article/view/3065>
- Harbaugh, J. W. (1972). *Mapas de permeabilidad de unidades de roca en la cuenca Powder River, Wyoming*. Servicio Geológico de Estados Unidos. <https://doi.org/10.3133/pp736>
- Hirsch, R., Slack, J. y Smith R. (1982). Techniques of trend analysis for monthly water quality data. *Water resources research*, 18(1), 107-121.
- Hoefding, W. (1948). A class of statistics with asymptotically normal distribution. *Breakthroughs in statistics: Foundations and basic theory*, 308-334.
- Intergovernmental Panel on Climate Change (2021). *Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge University Press, Cambridge, Reino Unido. <https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg1/>
- Kendall, M. G. (1975). *Rank correlation methods*. Charles Griffin & Company.
- Kendall, M. y Slope, S. (s.f.). *Detecting Trends of Annual Values of Atmospheric Pollutants*.
- Lee, S.; Jeongcheol Ha; Okyoung Na; Seongryong Na. (2003). La prueba Cusum para el cambio de parámetros en modelos de series temporales. *Revista escandinava de estadística*, 30 (4), 781-796.
- Legates, D. y McCabe, G. (1999). Evaluating the use of “goodness-of-fit” measures in hydrologic and hydroclimatic model validation. *Water resources research*, 35(1), 233-241. <https://doi.org/10.1029/1998WR900018>
- Llerena, C. (2003). Servicios ambientales de las cuencas y producción de agua, conceptos, valoración, experiencias y sus posibilidades de aplicación en el Perú. Foro Regional sobre sistemas de pago por servicios ambientales. Arequipa, Perú, 16.
- Lorenz, E. (1963). *Deterministic nonperiodic flow*. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 20(2), 130-141.
- Matailo-Ramirez, L., Luna-Romero, Á., Alava, A., y Jaramillo, F. (2019). Sequias: Efecto sobre los recursos naturales y el desarrollo sostenible. *Revista Científica Agroecosistemas*, 7(3), 154-162. <https://aes.ucf.edu.cu/index.php/aes>
- Ministerio de Desarrollo Agrario y Riego (s.f.). *Vertientes y disponibilidad de agua*. <https://www.midagri.gob.pe/portal/42-sector-agrario/recurso-agua/324-vertientes-y-disponibilidad-de-agua>
- Monsalve, G. (2009). *Hidrología en la Ingeniería*. Alfaomega, Colombia.

- Musy, A. (2005). *Cours d'hydrologie générale. Laboratoire d'hydrologie et Aménagements (HYDRAM)*, Institut des Sciences et Technologies de l'Environnement (ISTE), Ecole Polytechnique Fédérale (EPFL).
- O'Neill, BC, Kriegler, E., Riahi, K., Ebi, KL, Hallegatte, S., Carter, T., ... y Van Vuuren, D. (2014). A new scenario framework for climate change research: the Shared Socioeconomic Pathways. *Global Environmental Change*, 24, 1-14. <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2013.11.003>
- Ordoñez, J. (2011). ¿Qué es una cuenca hidrológica? Cartilla técnica: “Contribuyendo al desarrollo de una Cultura del Agua y la Gestión Integral de Recurso Hídrico”. *Sociedad Geográfica de Lima*.
- Organización Meteorológica Mundial [OMM]. (2011). *Guía de prácticas hidrológicas: Hidrología. Volumen I: Hidrología–De la medición a la información hidrológica*, 168(6).
- Perilla, G., y Mas, J.-F. (2020). Google Earth Engine (GEE): una poderosa herramienta que vincula el potencial de los datos masivos y la eficacia del procesamiento en la nube. *Investigaciones Geográficas*, 1(101). <https://doi.org/10.14350/rig.59929>
- QGIS Association. (2023). *QGIS Geographic Information System*. <https://www.qgis.org/es/site/>
- Rendón, L. (2003). La cuenca: sistema hidrológico o curso de agua natural. *IMTA. Documento electrónico*
- Searcy, J. y Hardison, C. (1960). Manual of hydrology: Part I, General surface-water techniques. *Geological Survey Water-supply Paper*, 31.
- Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología del Perú [SENAMHI]. (2018). *Descarga de datos hidrometeorológicos*. <https://www.senamhi.gob.pe/site/descarga-datos/>
- Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología del Perú [SENAMHI]. (s.f.). *Guía de datos*. <https://www.senamhi.gob.pe/mapas/descarga-datos/pdf/tutorial-para-la-descarga-de-datos.pdf>
- Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología del Perú [SENAMHI]. (2021). <https://www.senamhi.gob.pe/>
- Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología del Perú. (2004). *Balance Hídrico Superficial - Cuenca del Río Chicama*. <https://hdl.handle.net/20.500.12542/2957>
- Shrestha, M., Acharya, S. y Shrestha, P. (2017). Bias correction of climate models for hydrological modeling. Are simple methods still useful? *Meteorological Applications*, 24(3), 531-539.
- Takahashi, K., y Martínez, A. (2019). The very strong coastal El Niño in 1925 in the far-eastern Pacific. *Climate Dynamics*, 52(12), 7389-7415. <https://doi.org/10.1007/s00382-017-3702-1>

- Tyndall, Centre for Climate Change Research. (2004). *New Indicators of Vulnerability*.  
<http://citeseerx.ist.psu.edu/>
- Verdin, K. (1997). *A system for topologically coding global drainage basins and stream networks*. San Diego, California: In Proceedings, 17th Annual ESRI Users Conference.  
<https://proceedings.esri.com/library/userconf/proc97/proc97/abstract/a311.htm>
- Villanueva, T. (2018). *Marco metodológico: criterios técnicos para la identificación, delimitación y zonificación de cabeceras de cuenca "Ley 30640"*.  
<https://hdl.handle.net/20.500.12543/4423>
- Voldoire, A., Saint-Martin, D., Sénési, S., Decharme, B., Alias, A., Chevallier, M., ... & Waldman, R. (2019). Evaluation of CMIP6 deck experiments with CNRM-CM6-1. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 11(7), 2177-2213.  
<https://doi.org/10.1029/2019MS001683>
- Willmott, C. J. (1981). On the validation of models. *Physical geography*, 2(2), 184-194.  
<https://doi.org/10.1080/02723646.1981.10642213>
- Willmott, C. y Matsuura, K. (2005). Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance. *Climate research*, 30(1), 79-82.

