

**UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA
LA MOLINA
FACULTAD DE CIENCIAS**



**”TENDENCIAS Y VARIABILIDAD EN ÍNDICES DE
EXTREMOS DE PRECIPITACIÓN EN EL
DEPARTAMENTO DE PUNO”**

Presentado por:

Adrian Marko Huerta Julca

Tesis para optar el título profesional de:

INGENIERO METEORÓLOGO

LIMA - PERÚ

2016

**UNIVERSIDAD NACIONAL AGRARIA
LA MOLINA**

FACULTAD DE CIENCIAS

**”TENDENCIAS Y VARIABILIDAD EN ÍNDICES DE
EXTREMOS DE PRECIPITACIÓN EN EL
DEPARTAMENTO DE PUNO”**

Presentado por:

Adrian Marko Huerta Julca

Tesis para optar el título profesional de:

INGENIERO METEORÓLOGO

Sustentado y aprobado por el siguiente Jurado:

**Mg.Sc. Eusebio Cisneros Tarmeño
PRESIDENTE**

**Ing. Franklin Unsihuay Tovar
MIEMBRO**

**Mg.Sc. Esaúl Obregón Párraga
MIEMBRO**

**Mg.Sc. Ever Menacho Casimiro
PATROCINADOR**

**Dr. Waldo Lavado Casimiro
CO-PATROCINADOR**

DEDICATORIA

A mi abuelo Adriano, a mis padres Jaime y *Luciana*; y hermanos Rafael, Rosselyn, Amanda y Jaime por su enorme apoyo, esfuerzo y comprensión durante todo el tiempo de aprendizaje que inicio con mis estudios en la carrera de Meteorología. Y no por ultimo menos importante, a Veronika.

AGRADECIMIENTO

La presente investigación se llevó a cabo gracias a la ejecución del Proyecto “DECADE” (Datos Climáticos y Eventos Extremos para los Andes Centrales) fundado por la Swiss National Science Foundation. Junto con MeteoSwiss y patrocinadores en Perú (SENAMHI - PERU) y Bolivia (SENAMHI – BOLIVIA y Universidad Nacional Mayor de San Andrés).

Mis agradecimientos al Prof. Ever Menacho, por su guía durante la realización de la presente tesis. Un especial agradecimiento al Dr. Waldo Lavado, quien ha asesorado permanentemente la investigación y por las enriquecedoras discusiones y sugerencias. Así como también, a todos los compañeros y amigos del área de Hidrología Aplicada de SENAMHI con quienes compartí inquietudes, conocimientos y momentos muy gratos. Finalmente, pero no por ello menos importante, a mis amigos y compañeros “meteoros” por los conocimientos compartidos, las aventuras y el apoyo emocional durante toda esta trayectoria.

ÍNDICE

I.	INTRODUCCIÓN	1
II.	REVISIÓN DE LITERATURA	3
2.1.	VARIABILIDAD CLIMATICA Y EVENTOS EXTREMOS . .	3
2.2.	ÍNDICES DE EXTREMOS	5
2.2.1.	Detección y atribución de cambios en extremos climáticos	6
2.3.	PATRONES DE VARIABILIDAD CLIMATICA	8
2.3.1.	El Niño-Oscilación Sur	8
2.3.2.	Variabilidad de la Temperatura del Atlántico Tropical	12
2.4.	VARIABILIDAD DE LA PRECIPITACIÓN EN LOS ANDES CENTRALES	13
2.4.1.	Variabilidad en índices de extremos de precipitación	15
III.	MATERIALES Y MÉTODOS	18
3.1.	MATERIALES	18
3.1.1.	Descripción de la zona de estudio	18
3.1.2.	Información pluviométrica	19
3.1.3.	Información de índices Océano – Atmosféricos	20
3.1.4.	Materiales, equipos y programas computacionales . .	21
3.2.	METODOLOGÍA	21
3.2.1.	Control de calidad de datos	23
3.2.2.	Cálculo de índices de extremos de precipitación . . .	25
3.2.3.	Métricas estadísticas	27
3.2.4.	Variabilidad espacial y correlación serial	34
	Variabilidad espacial	34
	Correlación serial	36
IV.	RESULTADOS Y DISCUSIONES	37
4.1.	CALCULO DE ÍNDICES DE EXTREMOS DE PRECIPITACIÓN	37
4.1.1.	Control de calidad	37

4.1.2.	Índices de extremos de precipitación	41
4.1.3.	Variabilidad espacial	49
4.1.4.	Correlación serial	51
4.2.	PUNTOS DE QUIEBRE DE LOS ÍNDICES DE EXTREMOS	52
4.3.	TENDENCIAS DE LOS INDICES DE EXTREMOS	55
4.4.	RELACIÓN DE LOS INDICES DE EXTREMOS DE PRECI- PITACIÓN CON ÍNDICES OCÉANO - ATMOSFÉRICOS . .	58
V.	CONCLUSIONES	62
VI.	RECOMENDACIONES	65
VII.	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	67
VIII.	ANEXOS	74

ÍNDICE TABLAS

Tabla 1.	Definición de los 11 índices básicos de extremos de precipitación según el ETCCDI	6
Tabla 2.	P-valores de la prueba de Pettitt usando la serie de extremo original, quitando tendencia significativa y usando el procedimiento de falso descubrimiento (FDR).	54

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.	El sistema climático, subsistemas, procesos e interacciones relevantes.	3
Figura 2.	Representación esquemática de la función de densidad de probabilidad de la precipitación diaria, que tiende a una distribución asimétrica y su efecto del cambio climático	4
Figura 3.	Interacción océano-atmósfera sobre el Pacífico Tropical.	9
Figura 4.	Series temporales de los índices más importantes de El Niño Oscilación Sur.	11
Figura 5.	Correlación de precipitación mensual total y anomalías de temperatura superficial del mar en las regiones Niño 1+2 y Niño 3.4 para el mes de febrero.	11
Figura 6.	Correlaciones significativas al 95 % de las precipitaciones totales anuales y los valores promedio anuales del a) Ei y b) Ci.	12
Figura 7.	Series temporales de TNAi y TSAi.	13
Figura 8.	Representación esquemática de los patrones de circulación y diferentes masas de aire sobre y adyacentes a los Andes Centrales, en un corte longitudinal-vertical en las latitudes del Altiplano, para (a) episodios lluviosos y (b) episodios secos.	15
Figura 9.	Precipitación media climática sobre América del Sur expuesto sobre la elevación del terreno para el verano austral (arriba) e invierno (abajo).	16
Figura 10.	Primer patron (A) y segundo patrón (B) del analisis de correlación canónica para la temperatura superficial del mar con PRCPTOT.	17
Figura 11.	Variación altitudinal del departamento de Puno.	18
Figura 12.	Climatología del Altiplano Peruano (periodo 1961-1990).	19
Figura 13.	Ubicación de estaciones meteorológicas en el departamento de Puno.	20
Figura 14.	Esquema de la metodología empleada en la investigación.	22
Figura 15.	Distribución del control de calidad.	38
Figura 16.	Régimen estacional de precipitación.	39

Figura 17. Distribución espacial de estaciones seleccionadas para el cálculo de índices de extremos de precipitación.	40
Figura 18. Número de estaciones con años completos (menos del 10% de datos faltantes por año) entre 1931 al 2013.	41
Figura 19. Índice de la precipitación total (PRCPTOT).	42
Figura 20. Índice de la cantidad de días húmedos (R1mm).	43
Figura 21. Índice del ratio de días de con precipitación fuerte (R10mm).	44
Figura 22. Índice de la precipitación promedio (SDII).	44
Figura 23. Índice de la precipitación máxima diaria acumulada (RX1day).	45
Figura 24. Índice de la fracción de la precipitación total sobre el percentil 95 (R95pTOT).	46
Figura 25. Índice de eventos sobre el percentil 95 (R95p).	46
Figura 26. Índice del máximo número de eventos secos (CDD).	47
Figura 27. Índice del promedio de eventos secos (CDDm).	47
Figura 28. Índice del máximo número de eventos húmedos (CWD).	48
Figura 29. Índice del promedio de eventos húmedos (CWDm).	48
Figura 30. Variogramas experimentales calculados para los índices de extremos de precipitación.	50
Figura 31. Resumen de la autocorrelación significativa a un retraso de las diferentes series de índices de extremos de cada estación pluviométrica.	51
Figura 32. Detección de quiebres según la Prueba de Pettitt luego de quitar las tendencias significantes. Puntos rojos equivalen a quiebres significantes a un nivel de significancia de 0.05.	53
Figura 33. Mapas de la pendiente de Sen de los índices de extremos de precipitación.	57
Figura 34. Número de estaciones con correlaciones significantes con los índices ME _i , SO _i , E _i , C _i , TNA _i y TSA _i a un nivel local y global de 5%.	59
Figura 35. Correlación entre la precipitación anual (PRCPTOT), los días consecutivos máximos (CWD) y promedio (CWDm) con ME _i , SO _i y C _i	61

ÍNDICE DE ANEXOS

Anexo 1	Estaciones pluviométricas.	74
Anexo 2	Periodo de registro de información pluviométrica.	75
Anexo 3	Códigos en “R” para el cálculo de índices de extremos.	76
Anexo 4	Códigos en “R” para el proceso de falso descubrimiento (FDR). .	81
Anexo 5	Códigos en “R” para el cálculo de la Prueba de Pettitt.	86
Anexo 6	Resultados del control de calidad.	87
Anexo 7	Series de tiempo de datos diarios acumulados.	98
Anexo 8	Índices de extremos de precipitación - Estación San Gabán. . . .	99
Anexo 9	Correlación cruzada de los índices de extremos de precipitación. .	100
Anexo 10	Pendiente de Sen de los índices de extremos de precipitación. . .	101
Anexo 11	Correlación espacial entre índices Océano – Atmosféricos e índices de extremos de precipitación.	102
Anexo 12	Correlación entre los índices Océano – Atmosféricos e índices de extremos de precipitación.	108

RESUMEN

Este estudio provee una evaluación regional de las tendencias de índices de extremos de precipitación en el departamento de Puno. Se usó una base de datos de 19 estaciones con registros de precipitación diaria (periodo 1971 – 2013) calculándose once índices de extremos de precipitación los cuales caracterizan el régimen de precipitación, analizando primeramente los puntos de cambio y posteriormente las tendencias. Se realizó múltiples pruebas estadísticas a través de la implementación del ratio de falso descubrimiento con énfasis para evaluar la significancia regional de las pruebas. La variabilidad espacial así como la variabilidad interanual han sido evaluadas y relacionadas con diferentes índices océano – atmosféricos, como El Niño Oscilación Sur (ENSO) y la temperatura superficial del Océano Atlántico. Los resultados evidencian que no hay una fuerte tendencia hacia condiciones húmedas o secas, solo en la parte sur del departamento se encontraron descensos en la longitud de días húmedos. Además, casi o muy poca tendencias significativas fueron encontradas en los índices relacionados a eventos intensos de precipitación. Los índices del ENSO se encuentran correlacionados de manera inversa a las precipitaciones totales y en mayor medida a la longitud de días húmedos; mientras que los índices de precipitación intensa presentan una alta variabilidad espacial y son débilmente correlacionados con los índices océano – atmosféricos.

PALABRAS CLAVES: índices de extremos, índices océano - atmosféricos, tendencias, precipitación diaria.

ABSTRACT

This study provide a regional assessment of trends in extreme indices of precipitation in the department of Puno. It used a database of 19 stations with records of daily precipitation (period: 1971 - 2013). It computed eleven extreme indices of precipitation which characterize the precipitation regime, analyzing in first place change points and subsequently trends. It performed multiple statistical tests across the implementation of false discovery rate procedure focusing to evaluate regional significance test. The spatial variability as well as the interannual variability has been evaluated and related with different oceanic - atmospheric indices as, El Niño–Southern Oscillation (ENSO) and the sea surface temperature of Atlantic Ocean. The results showed that there is not a strong trend toward wet or dry conditions, only in the southern part of the department was found decreases in length of wet days. Furthemore, almost or very little significant trends were found in extreme indices related to heavy precipitation events. Indices linked to ENSO are negative correlated to total precipitation, and in a strong way to the length of wet days; while that indices of heavy precipitation show a strong spatial variability and they are weakly correlated to oceanic - atmospheric indices.

KEYWORDS: extreme indices, oceanic - atmospheric indices, trend, daily precipitation.

I. INTRODUCCIÓN

Los eventos extremos climáticos o del tiempo siempre han tenido un rol importante en modificar el ambiente natural y representan grandes retos a la sociedad actual en todas partes del mundo. Por ejemplo, eventos como sequías afectan la agricultura y la disponibilidad de agua potable. Cambios en extremos también plantearían riesgos para las personas así como daños a la infraestructura.

Se espera que el aumento de temperatura sea mayor en las partes altas de los Andes tropicales que en el promedio mundial (Bradley et al., 2006), por lo tanto se espera que las regiones andinas de América del Sur sean afectadas por el cambio climático. Y que si a esto sumamos la alta susceptibilidad de la región a eventos extremos como inundaciones, sequías y friajes (CAN, 2009) se hace necesaria la investigación, especialmente en el Altiplano peruano, el cual se encuentra en el departamento de Puno.

Determinar si los cambios en eventos extremos del tiempo (y del clima) son debido a causas antropogénicas o si son parte de la variabilidad climática esperada es una pregunta aun sin respuesta en el departamento de Puno. Sin embargo, más importante aún es saber cómo los extremos climáticos podrían cambiar en el futuro. El primer paso para hacer frente a estas cuestiones es la detección de extremos y su variabilidad. La predicción de como los extremos climáticos pueden cambiar en el futuro requieren de una comprensión de sus cambios y de su comportamiento en el pasado.

Entender que es un evento extremo no es del todo fácil ya que no existe una única definición universalmente aceptada (Stephenson, 2008). Un enfoque muy usado para monitorear, cuantificar y caracterizar eventos extremos, es a través de una serie de métricas desarrolladas por el Equipo de Expertos de Detección del Cambio Climático e Índices (ETCCDI). Estas métricas envuelven diferentes formas en las que se puede definir un extremo dando la posibilidad de hacer inferencia de las mismas.

El propósito de este trabajo es evaluar las tendencias y la variabilidad espacial de los eventos extremos de precipitación a través de índices en el departamento de Puno desde 1971 al 2013. Se hace uso de datos diarios acumulados de precipitación de las diferentes estaciones meteorológicas (SENAMHI) ubicadas en el departamento de Puno. Adicionalmente, se determinó si existe alguna relación de eventos extremos de precipitación con los índices océano - atmosféricos como el ENSO (El Niño Oscilación Sur) y las variaciones de la temperatura del Océano Atlántico (TNA - Índice del Atlántico Tropical Norte y TSA - Índice del Atlántico Tropical Sur) en un intento de identificar las causas indirectas de las sequías e inundaciones explicadas por los índices de extremos de precipitación.

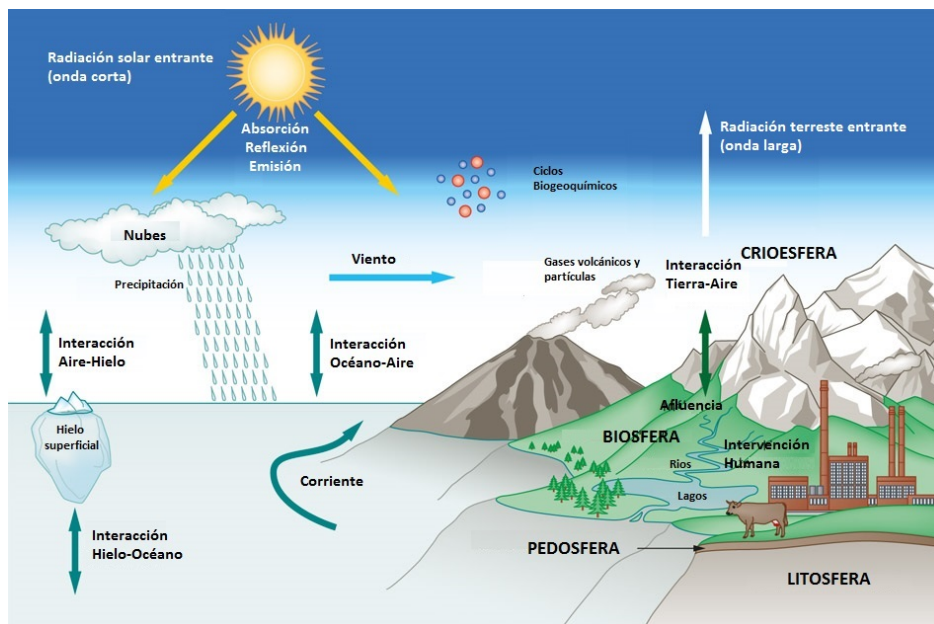
En primer lugar se presenta las diferentes definiciones de eventos extremos, así como diferentes estudios de éstos en América del Sur, con énfasis en los Andes. Luego se describe la metodología empleada para el control de calidad de datos diarios y las diferentes técnicas estadísticas para evaluar la variabilidad espacio - temporal de los índices de extremos. Los resultados más relevantes evidenciaron una clara señal inversa entre la precipitación total y la cantidad de días con lluvia con la temperatura superficial del Pacífico ecuatorial.

El objetivo general del presente estudio es determinar las tendencias y conexiones atmosféricas regionales de los índices de extremos de precipitación con un enfoque en eventos extremos en el departamento de Puno. Así mismo, los objetivos específicos son: i) Calcular los índices de extremos de precipitación a partir de datos acumulados diarios de precipitación, ii) Determinar los puntos de cambio de los índices de extremos de precipitación, iii) Determinar las tendencias de los índices de extremos de precipitación, iv) Explicar la relación de los índices de extremos de precipitación con los principales índices Océano - Atmosféricos.

II. REVISIÓN DE LITERATURA

2.1. VARIABILIDAD CLIMÁTICA Y EVENTOS EXTREMOS

La variabilidad climática se refiere a las variaciones en el estado medio y otros estadísticos (la desviación estándar, la ocurrencia de extremos, etc.) del clima en todas las escalas temporales y espaciales más allá de los fenómenos meteorológicos individuales. Esta variación puede ser debida a procesos naturales internos (Figura 1) dentro del sistema climático (variabilidad interna), o a variaciones en el forzamiento externo natural o antropogénico. Generalmente la variabilidad climática es confundida con el cambio climático, donde este último se define como el cambio significativo (en un sentido estadístico) del estado medio o de su variabilidad (variabilidad climática), debido también a procesos internos y externos; y persistiendo por un gran periodo de tiempo (típicamente décadas o decenios) (IPCC, 2012).

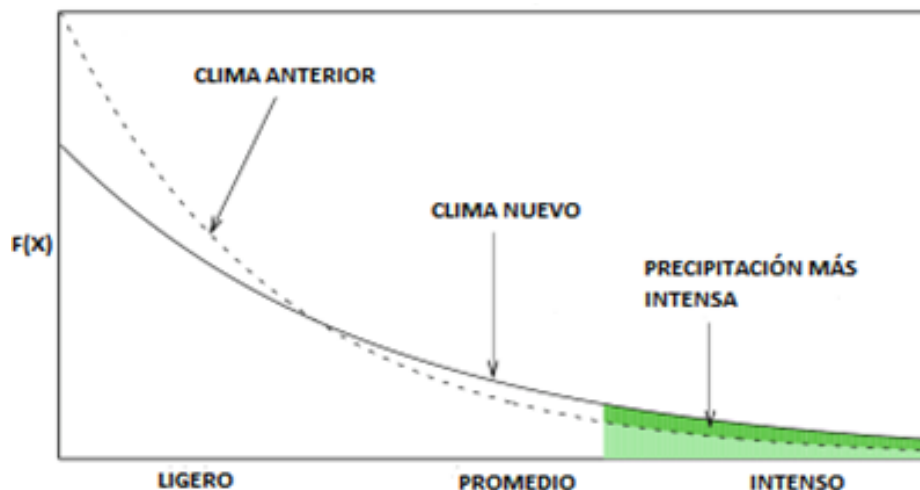


FUENTE: World Ocean Review (<http://worldoceanreview.com/>).

Figura 1: El sistema climático, subsistemas, procesos e interacciones relevantes.

El clima no se define por cualquier periodo de tiempo determinado, sin embargo es típico usar condiciones promedio en intervalos de 30 años para realizar un seguimiento del clima. Estos promedios de 30 años son denominados como normales climatológicas y son usados para determinar, monitorear o representar el clima en alguna locación. Si estos valores normales son comparados con las fluctuaciones de observaciones climatológicas en una escala determinada (anual, interanual, estacional, intraestacional) es entonces posible medir la variabilidad climática. La variabilidad no solo puede ser representada por valores “normales”, sino también por la variabilidad alrededor de la “normal”. Si esta variación es lo suficientemente alto o bajo es entonces posible identificar los eventos extremos (Dinse, 2011).

El IPCC (IPCC, 2012) (Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático) en su Cuarto reporte define extremo climático como algún evento raro en un particular lugar y tiempo. El Reporte Especial en Manejo de Riesgos de Eventos Extremos y Desastres para la Adaptación del Cambio Climático del IPCC, refina la anterior definición señalando que “un extremo (del tiempo o climático) es generalmente definido como la ocurrencia de un valor de alguna variable climática sobre (o por debajo de) un valor de umbral cerca al valor superior (inferior) del rango de valores observados de la variable”. La idea de definir un extremo como la cola de una distribución de probabilidad es ilustrada en la Figura 2



FUENTE: Modificado de Xuebin y Zwiers (2013).

Figura 2: Representación esquemática de la función de densidad de probabilidad de la precipitación diaria, que tiende a una distribución asimétrica y su efecto del cambio climático
La probabilidad de ocurrencia es denotada por el área coloreada.

Adicionalmente, Stephenson (2008) conglomerada diferentes ideas para definir un evento extremo llegando a la conclusión de que los extremos son fáciles de reconocer pero difíciles de definir debido a dos razones muy importantes. La primera, porque no existe una única definición de la palabra “extremo”, es relativo y depende fuertemente del contexto. Segundo, la naturaleza multidimensional de los eventos extremos que son atributos o características que no pueden ser explicados por un simple número o estadístico, tales como:

- tasa (probabilidad por unidad de tiempo) de ocurrencia
- magnitud (intensidad)
- duración temporal
- escala espacial
- dependencias multivariantes

2.2. ÍNDICES DE EXTREMOS

Debido a la necesidad de investigación en eventos extremos en ciencias climáticas, así como para facilitar el monitoreo de extremos, el ETCCDI define un conjunto descriptivo de índices de extremos (Alexander et al., 2006; Klein et al., 2009; Zhang et al., 2011). Los índices fueron escogidos para mostrar la amplia variabilidad de climas y son derivados a partir de datos diarios de precipitación diaria acumulada los cuales a partir de una muestra representable son simples de calcular y facilitar el monitoreo de eventos extremos.

Se puede dividir los índices del ETCCDI en dos tipos de particularidades que definen un extremo. Uno de estos son los índices que miden la frecuencia de eventos extremos precipitación, generalmente estos índices calculan el porcentaje o número de días de ocurrencia de un extremo. El otro tipo de índice, son aquellos asociados a la medición de la intensidad de eventos extremos, y son computados basándose en la magnitud de la variable (mm en precipitación). A partir de la anterior división se desprende otras subdivisiones de los índices, entre los que destaca aquellos que miden los valores máximos de precipitación diaria acumulada en un año, los cuales en el ámbito de ingeniería son semejantes a las precipitaciones diarias acumuladas en 12 horas o 24 horas. Otro tipo corresponden a aquellos índices que se calculan en base a umbrales relativos a un periodo de base climática (1971 – 2000), donde tales umbrales son definidos como un valor único (asociados a típicos impactos de eventos extremos característicos de una

Tabla 1: Definición de los 11 índices básicos de extremos de precipitación según el ETCCDI

ID	Nombre	Definición	Unidades
RX1day	PP máxima diaria	PP máxima de un día mensual	mm
RX5day	PP máxima de 5 días	PP máxima consecutivo de 5 días mensual	mm
SDII	Índice simple diario de intensidad	Ratio de la PP total anual sobre el número de días húmedos ($\geq 1\text{mm}$)	mm/días
R10mm	Número de días de PP fuerte	Conteo anual de días de PP $\geq 10\text{mm}$	días
R20mm	Número de días de PP muy fuerte	Conteo anual de días de PP $\geq 20\text{mm}$	días
Rnmm	Número de días de PP cuando PP > nmm	Conteo anual de días de PP $\geq n\text{mm}$	días
CDD	Días secos consecutivos	Máximo número de días consecutivos cuando PP < 1mm	días
CWD	Días húmedos consecutivos	Máximo número de días consecutivos cuando PP $\geq 1\text{mm}$	días
R95pTOT	Días muy húmedos	PP total anual de días > Percentil 95	mm
R99pTOT	Días extremadamente húmedos	PP total anual de días > Percentil 99	mm
PRCPTOT	Precipitación anual total de humedad del día	PP total anual de días $\geq 1\text{ mm}$	mm

PP: Precipitación y nmm: valor de precipitación.

FUENTE: Adaptado de <http://www.climdex.org/indices.html> .

región particular) o como un valor de percentil (el cual permite realizar comparaciones en diferentes regiones climáticas). La combinación de los dos tipos de divisiones permite evaluar las diferentes formas en que se define un extremo.

2.2.1. Detección y atribución de cambios en extremos climáticos

La identificación de cambios pasados en extremos climáticos es importante, pero entender las posibles causas de esos cambios es aún más importante. Por ejemplo, comprender el forzamiento externo del sistema climático que ha causado cambios observables en extremos afectaría las proyecciones de futuros cambios que son obtenidos a partir de modelos climáticos. Conocer la razón del cambio ayudaría a establecer si tal razón será esperado a continuar en el futuro (Xuebin y Zwiers, 2013). La identificación de cambios y atribución a posibles causas es usualmente denominada como detección y atribución el cual fue desarrollado por Hegerl et al. (2010) como parte del IPCC.

Hegerl et al. (2010) define la detección como el proceso de demostrar que el clima o un sistema afectado por el clima ha cambiado en un sentido estadístico definido sin

proveer alguna razón del cambio. La atribución es definida como el proceso de evaluar las relativas contribuciones de múltiples factores causales para un cambio o eventos con una asignación estadística de confianza. La identificación de una tendencia significativa en una serie de tiempo de observaciones climáticas es un claro ejemplo de detección, pero la atribución es más difícil y puede ser conducido de diferentes maneras. El presente trabajo de investigación solo se enfoca en la detección por lo que ilustramos el uso de los índices de extremos en la detección de cambios en eventos extremos.

Existen diversos trabajos en el análisis de cambios en los extremos a nivel global (Alexander et al., 2006; Vincent et al., 2005) los cuales han contribuido a mejorar el conocimiento y la comprensión acerca de cómo y lo mucho que los extremos están cambiando debido al cambio climático. Sin embargo, en mucho de estos trabajos las redes de estaciones utilizadas no son completamente uniformes, contienen datos irregulares o limitados especialmente sobre América Latina, África, partes de Australia e India, limitando la capacidad de estimar los cambios de extremos en esos lugares.

En el caso de América del Sur, muchas investigaciones regionales han sido realizadas al este y sur del continente, dejando de lado la zona oeste y norte del mismo. El reciente trabajo de Skansi et al. (2013) hace uso de un gran número de estaciones en toda América del Sur para detectar cambios en extremos de precipitación y temperatura. Skansi et al. (2013) encontraron principalmente descensos generalizados en los extremos fríos (noches frías, olas de frío) y menos marcado en los extremos cálidos. Por otro lado, se evidencio que América del Sur se está volviendo más húmeda como un todo (aumentos principalmente en la parte Amazónica y el sur de América del Sur en los totales de precipitación) lo cual está más relacionado con el aumento en la intensificación de las fuertes lluvias (R95pTOT) que en la duración o frecuencia de días consecutivos húmedos (CWD), a esto se suma incrementos significativos de días consecutivos secos (CDD).

Como se mencionó anteriormente muy pocos estudios se han realizado al oeste de América del Sur, esto principalmente en Perú, donde es posible destacar el único trabajo en tendencias en índices de extremos de precipitación realizado en la región andina del Cuzco (Lavado et al., 2010) que se concibe a partir de las inundaciones del 2010

en dicha región. En este trabajo se calcularon los índices de extremos de precipitación a partir de cinco estaciones meteorológicas cerca de la ciudad del Cuzco, donde se encontraron tendencias crecientes en extremos intensos (RX1DAY y R95pTOT), además de evidenciarse gran variabilidad a pesar de ser una pequeña área. Con respecto a las inundaciones, se encontró que eventos intensos de precipitación ya habían ocurrido anteriormente por lo que el evento del 2010 no se debió a un extremo de intensidad (RX1DAY) sino a uno de frecuencia (CWD) ya que el índice de días consecutivos húmedos había superado su valor histórico en varias estaciones.

2.3. PATRONES DE VARIABILIDAD CLIMATICA

La variabilidad climática no es uniforme en el espacio, pero puede ser descrita como una combinación de algunos patrones espaciales preferidos. Los más prominentes de estos son conocidos como modo de variabilidad climática, los cuales afectan el tiempo y el clima en diferentes escalas espacio-temporales. Los propios modos de variabilidad y su influencia en regiones climáticas son frecuentemente identificados a través de teleconexiones espaciales, es decir, relaciones entre variables climáticas en lugares muy alejados unos de otros (Kaplan, 2011).

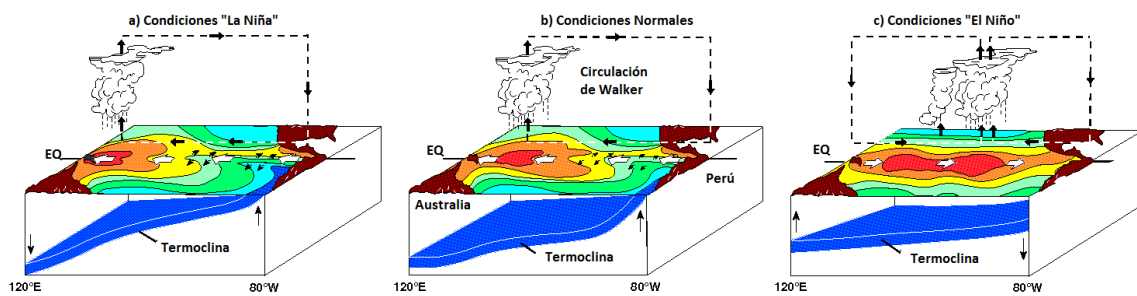
2.3.1. El Niño-Oscilación Sur

Cada cierto tiempo (una vez cada 4 años) la temperatura superficial del mar en el Pacífico ecuatorial oriental era más cálida de lo normal (Philander, 1990). Esta anomalía sucedía relativamente en las costas de América del Sur, donde se le denominó El Niño, por los habitantes oriundos relacionado a la festividad de la Navidad.

De acuerdo con Dijkstra (2006), la historia de la comprensión del fenómeno de El Niño comienza en la India, cuando Sir Gilbert Walker estudio la variabilidad de la precipitación de los monzones, al correlacionar las presiones superficiales sobre el Pacífico con los de la India. Walker descubre un patrón que él llamo la Oscilación Sur (OS), caracterizado por vientos de superficie sobre el Pacífico ecuatorial. Los vientos alisios soplan de este a oeste, llevadas de una área de alta presión media en la parte oriental del Pacífico a una zona de baja presión sobre Indonesia. Por lo tanto, la OS consiste en un fortalecimiento y debilitamiento irregular de los vientos alisios relacionado con los cambio de la presión superficial. Una década después, Jacob Bjerknes encontró que

al mismo tiempo que ocurría El Niño, los vientos alisios fueron mucho más débiles de lo normal y descubrió que tanto El Niño y la OS son parte del mismo fenómeno denominado El Niño-Oscilación Sur (ENSO).

Existen diferentes índices para monitorear el fenómeno El Niño, los cuales han sido contruidos a partir de una o más variables océano – atmosféricas. Los primeros índices se calcularon tomando como variable, la temperatura superficial del mar. Un claro ejemplo es el índice NIÑO3 que se define como la anomalía promedio de la temperatura superficial del mar en la región que lleva el mismo nombre (NIÑO3), valores altos (bajos) del índice NIÑO3 representan periodos El Niño (La Niña); y aunque EL Niño y La Niña podrían parecer eventos opuestos (Figura 3), no hay un distinción clara entre ellos y los periodos normales (periodos donde no se tiene El Niño ni La Niña).



FUENTE: Laboratorio Marino Ambiental del Pacifico TAO - PMEL - NOAA.

Figura 3: Interacción océano-atmósfera sobre el Pacífico Tropical.
a) Condiciones La Niña, b) Condiciones Normales y c) Condiciones El Niño.

Otro de los índices que se utiliza en el monitoreo de El Niño es el índice de Oscilación Sur (SOi) (Trenberth, 1984), que es la diferencia normalizada de las anomalías de presión entre Tahití (18°S - 150°W) y Darwin (12°S y 131°E). El Índice de Oscilación Sur está asociado con los vientos alisios durante periodos con altos valores de NIÑO3; es decir, periodos con altos valores de SOi tiene valores menores de NIÑO3, y viceversa.

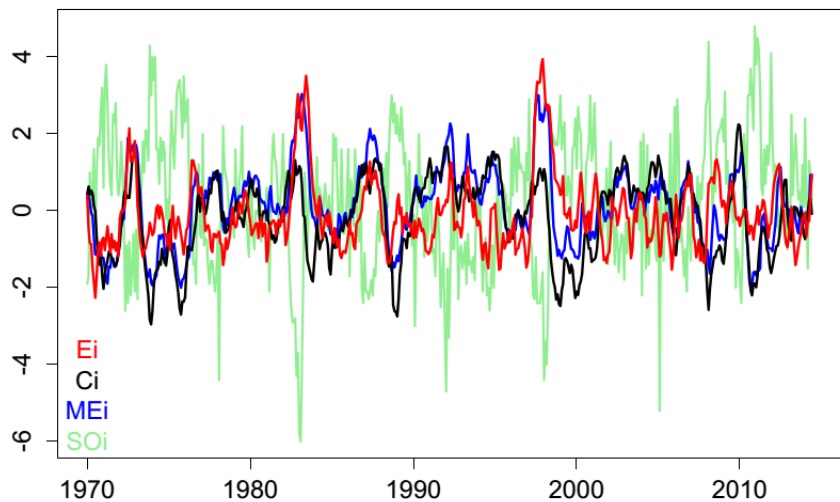
Después de la ocurrencia del evento El Niño 1997-1998, se le dio mayor importancia al estudio del ENSO, planteándose diversos índices que permitan explicar y/o evaluar dichos eventos de extraordinaria magnitud; entre éstos índices, destaca el Índice Multi-variado ENSO (MEi) desarrollado por Wolter y Timlin (1998). El MEi combina todas las características importantes de la superficie observada en el Pacífico Tropical y su cálculo se define como el primer componente principal de seis variables observadas:

viento zonal, viento meridional, presión superficial, temperatura superficial del mar, temperatura superficial del aire y la nubosidad.

Posteriormente, Ashok et al. (2007) encontró diferentes eventos al convencional El Niño que ocurrían en el Pacífico central ecuatorial bautizándolo con el nombre de El Niño Modoki (similar pero diferente), esto generó diversas investigaciones para el entendimiento del ENSO llegándose a separar en El Niño canónico (Pacífico Este) y El Niño Pacífico Central (Modoki). Por lo tanto fue necesario reinterpretar la definición del ENSO, y para tal propósito Takahashi et al. (2011) introduce dos nuevos índices, que a pesar de no describir los diferentes fenómenos (Modoki y el ENSO) detalla la evolución no lineal del ENSO. Los índices son: E_i , que describe los eventos extremos cálidos en el Pacífico Este y el índice C_i que explica eventos cálidos/fríos moderados en el Pacífico Central Ecuatorial; estos índices representan los dos primeros componentes principales de las anomalías de la temperatura superficial del mar en la región $10^{\circ}\text{S} - 10^{\circ}\text{N}$ (y las costas laterales); debido a esto, se les considera índices no correlacionados (linealmente), permitiendo una mayor distinción de la variabilidad en dicha región.

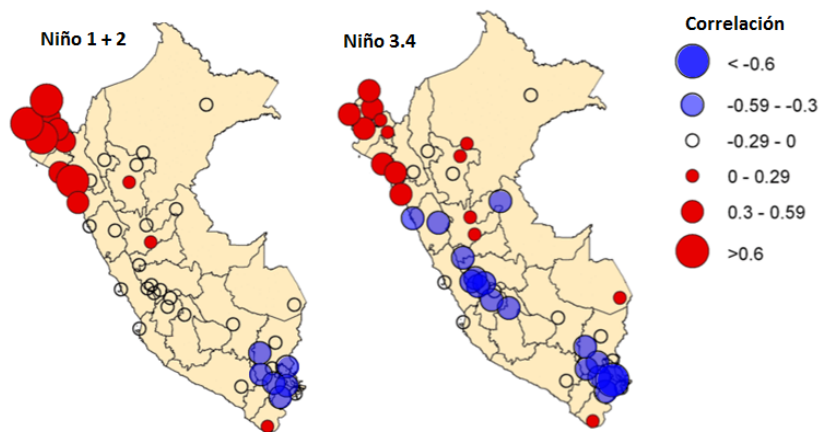
La generación de los índices han permitido una evaluación constante del fenómeno El Niño y del ENSO en general, y a pesar de sus diversas definiciones representan los eventos más extremos de El Niño. En la Figura 4 se aprecia claramente los eventos extraordinarios ocurrido en los dos últimos siglos (1982-1983 y 1997-1998) en los índices SO_i , ME_i y E_i (No en C_i debido a su definición).

Muchos de los anteriores índices han sido usados en trabajos para explicar la variabilidad interanual de la precipitación en el Perú. En Lagos et al. (2008) analizaron la variabilidad de la precipitación y su relación con El Niño en todo el Perú. En este trabajo se investigó la relación de la variabilidad de la precipitación total mensual con las anomalías de temperatura superficial del mar en las regiones Niño (Niño 1+2 y Niño 3.4) en el periodo 1950-2002, donde se concluyó que la variabilidad interanual de precipitación es la escala de tiempo dominante. Además, encontró que las precipitaciones extremas en los meses de diciembre a marzo en la costa norte del Perú están correlacionadas positivamente con las anomalías de la zona Niño 1+2, con respecto a la región sur Andina, existe una relación negativa con la zona Niño 3.4 (Figura 5).



FUENTE: Elaboración propia.

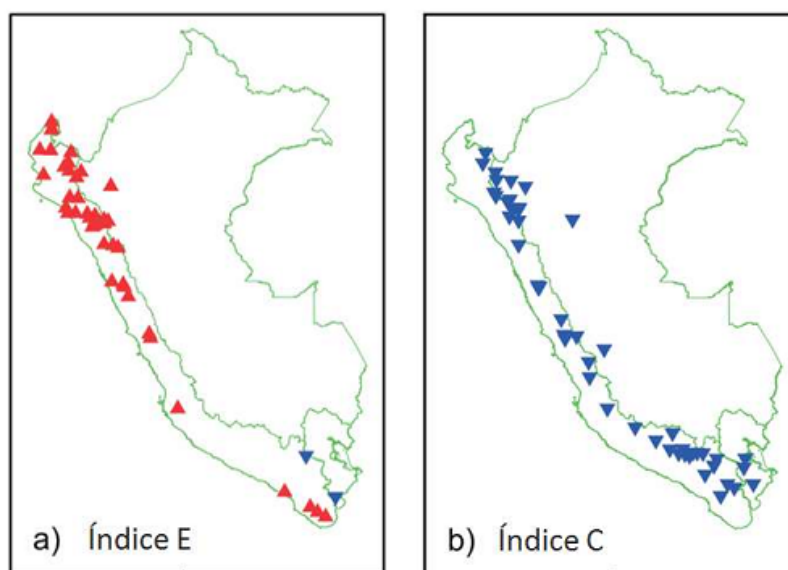
Figura 4: Series temporales de los índices más importantes de El Niño Oscilación Sur.



FUENTE: Lagos et al. (2008).

Figura 5: Correlación de precipitación mensual total y anomalías de temperatura superficial del mar en las regiones Niño 1+2 y Niño 3.4 para el mes de febrero.

Lavado y Espinoza (2014) emplearon una mayor base temporal y espacial de estaciones para analizar la variabilidad de la precipitación en el Perú, abarcando mayores estaciones en los Andes. En esta investigación se hizo uso de Ei y Ci que describen los principales modos de variabilidad del Pacífico Este y del Pacífico Central respectivamente. En este trabajo se encontró que existe una relación directa entre las lluvias totales anuales con Ei (lluvias en la costa del Perú asociadas al calentamiento del Pacífico Este) y una relación inversa con Ci, es decir lluvias en los Andes asociadas al calentamiento del Pacífico Central (Figura 6).



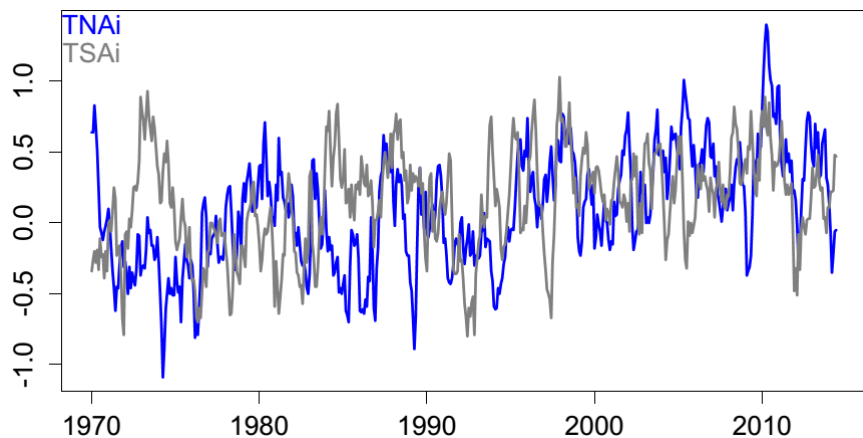
FUENTE: Lavado y Espinoza (2014).

Figura 6: Correlaciones significativas al 95 % de las precipitaciones totales anuales y los valores promedio anuales del a) Ei y b) Ci. Triángulos rojos representan correlaciones positivas y triángulos azules representan correlaciones negativas.

2.3.2. Variabilidad de la Temperatura del Atlántico Tropical

Es sabido que gran parte de la fuente de humedad en los Andes proviene de la cuenca Amazónica. Esto es por influencia de la temperatura superficial del Atlántico Tropical que controla la ubicación del ascenso-subsidencia sobre el Océano Atlántico y América del Sur. Y que adicionalmente, condiciona la fuerza de los vientos alisios y advección del vapor de agua del Atlántico hasta los trópicos de América del Sur (Garreaud et al., 2008; Insel et al., 2010). Diversos estudios han demostrado esta influencia en la regiones de la selva y sierra de Perú (Lavado et al., 2012); y especialmente en la cuenca Amazónica (Espinoza et al., 2011).

Pocos estudios se han enfocado en analizar la influencia que ejerce el Atlántico Tropical sobre el Altiplano, entre los cuales destaca Vuille et al. (2000) quién investigó la influencia de la temperatura superficial del Atlántico Tropical en las precipitaciones totales en los Andes centrales; este autor en su estudio, llega a la conclusión de que no existe una clara relación entre estas dos variables; a pesar de ello, es necesario evaluar si existe alguna conexión en eventos extremos, principalmente en el altiplano peruano.



FUENTE: Elaboración propia.

Figura 7: Series temporales de TNAi y TSAi.

Enfield et al. (1999) evidenció que dos regiones, una del norte ($5.5^{\circ}\text{N} - 23.5^{\circ}\text{N}$ y $15^{\circ}\text{W} - 57.5^{\circ}\text{W}$) y otra del sur ($0-20^{\circ}\text{S}$ y $10^{\circ}\text{E}-30^{\circ}\text{W}$), representan la variabilidad del Atlántico Tropical; y a partir de estas dos regiones definió dos índices, a los cuáles denominó: Índice del Atlántico Tropical Norte (TNAi) e Índice Atlántico Tropical Sur (TSAi) como resultado de un análisis de componentes principales de las anomalías mensuales de la temperatura superficial del mar (Figura 7).

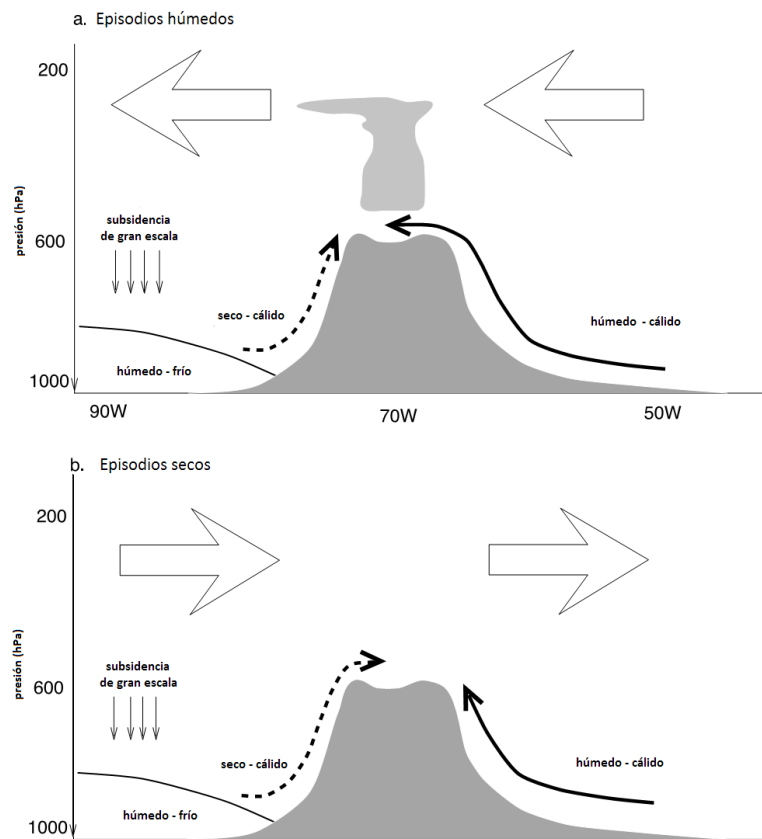
2.4. VARIABILIDAD DE LA PRECIPITACIÓN EN LOS ANDES CENTRALES

Varias de las investigaciones en el Perú relacionadas a estudios de la variabilidad de la precipitación están enfocadas en su relación con El Niño; principalmente se estudia la costa norte del país y muy pocos estudios se han enfocado en el sur del país, y éstos han sido generalmente acoplados a estudios que abarcan los Andes Centrales.

La mayor precipitación acumulada en el Altiplano, se concentra en el verano austral (diciembre, enero y febrero), especialmente en toda la zona suroeste del Altiplano dónde se registra más del 70% de precipitación. A escala intraestacional, dentro de la estación de verano, los días lluviosos tienden a agruparse en secuencias de alrededor de una semana de duración (episodios de lluvia), que son separados por episodios de sequías de igual magnitud (Garreaud et al., 2003), esto debido a la frecuencia de tormentas convectivas que se organizan en bandas de mesoescala que abarcan gran parte

de los Andes Centrales (Garreaud, 2000). Garreaud et al. (2003) resalta además la característica relación de mayor (menor) humedad asociada a vientos del este (oeste) influenciado por los cambios en la posición e intensidad del sistema de presión en altura denominada Alta de Bolivia. Los flujos del este en la troposfera alta (300 - 100 hPa) sobre los Andes Centrales conducen a un mayor (débil) flujo cuesta arriba sobre la vertiente este (oeste) y vientos del este de bajo nivel en el Altiplano, incrementando así el transporte de humedad desde las tierras bajas continentales que alimenta la convección profunda. Este proceso es esquematizado en la Figura 8, donde el efecto opuesto de esta circulación regional es visto en casos cuando los vientos de altos niveles del oeste obstaculizan el transporte de humedad del este suprimiendo la convección húmeda sobre el Altiplano.

A nivel estacional, el Altiplano se caracteriza también por los cambios del viento zonal de la media y alta troposfera. Los vientos del oeste prevalecen entre los meses de mayo a octubre, donde a pesar de la variabilidad sinóptica e intraestacional de los vientos del oeste, días con vientos del este en altura ocurren menos del 5% del tiempo esto debido a la presencia del jet subtropical en esas latitudes. Prevaleciendo por lo tanto los vientos del oeste, dificultando el transporte de humedad a la vertiente este del Altiplano. Finalizando primavera, el jet subtropical se desplaza hacia el sur, donde para ese mismo tiempo se desarrolla tormentas convectivas al centro del continente de América del Sur, esto es especialmente notorio en la cuenca amazónica que está conectado con la ZCIT (Zona de Convergencia Intertropical). El desplazamiento de estos sistemas hacia el sur más el establecimiento de la Alta de Bolivia resulta en la intensificación de los vientos del este en el media y alta troposfera sobre el Altiplano, prevaleciendo de diciembre a marzo. La superposición de las fluctuaciones transitorias (ocasionadas por las ondas Rossby en latitudes medias) sobre la circulación de verano, conduce a un mayor número de días con flujo del este en niveles altos de los Andes Centrales. Esto produce un transporte de humedad al Altiplano; por lo tanto, el desarrollo de la temporada lluviosa durante el verano austral (Garreaud et al., 2003; Garreaud, 2009). En la Figura 9 se puede observar el régimen de lluvias de verano e invierno.



FUENTE: Garreaud et al. (2003).

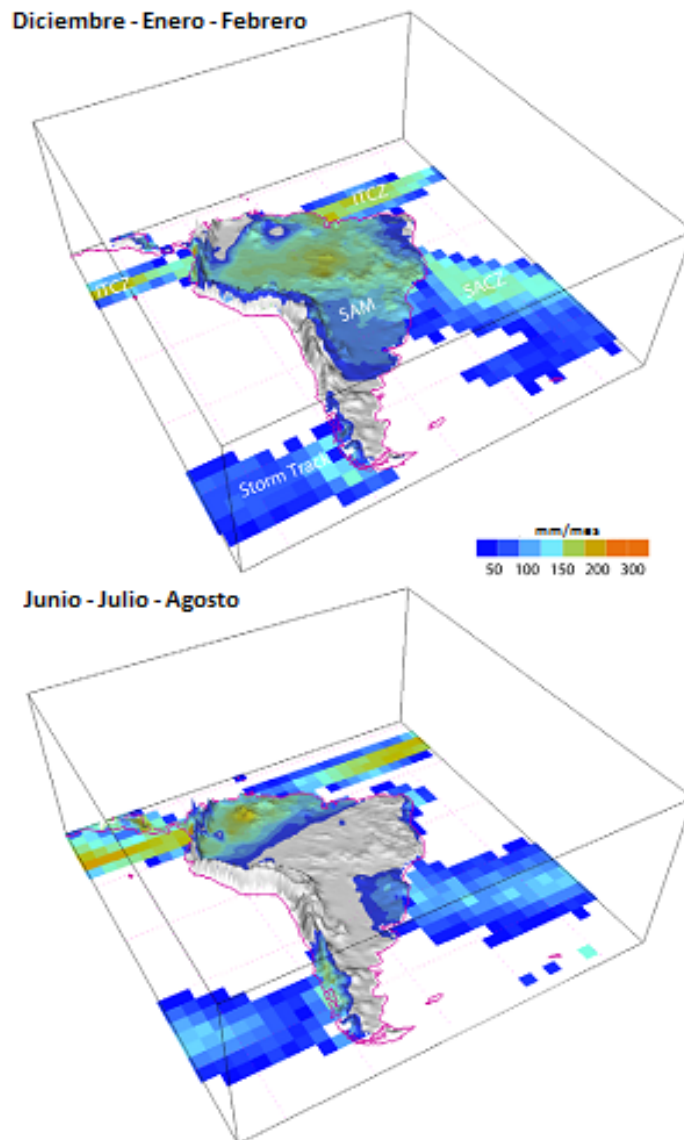
Figura 8: Representación esquemática de los patrones de circulación y diferentes masas de aire sobre y adyacentes a los Andes Centrales, en un corte longitudinal-vertical en las latitudes del Altiplano, para (a) episodios lluviosos y (b) episodios secos.

Las flechas grandes representan el sentido del viento en altura. Las líneas sólidas (entrecortadas) representan el transporte de aire húmedo (seco) por la circulación regional sobre la vertiente de los Andes. Las flechas verticales hacia abajo representan la subsistencia de gran escala sobre el océano Pacífico subtropical que mantiene la fuerte inversión de los vientos alisios.

2.4.1. Variabilidad en índices de extremos de precipitación

Aunque muchos trabajos exploran las precipitaciones totales, muy pocos han analizado la variabilidad de los extremos de precipitación en base a índices. Por lo que solo se puede citar algunos que toman enfoques regionales como Haylock et al. (2006) que examino las tendencias y variabilidad de las precipitaciones totales así como de 12 índices extremos del ETCCDI en gran parte de América del Sur utilizando 54 estaciones meteorológicas para evaluar los cambios en el periodo 1960-2000.

Haylock et al. (2006) encontraron que grandes regiones presentaban coherentes cambios en todos los índices, con muchas estaciones con cambios estadísticamente significan-



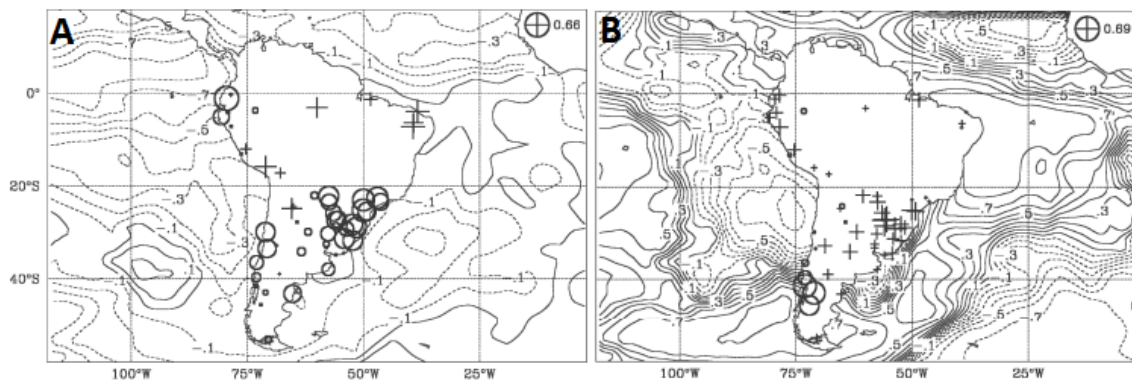
FUENTE: Garreaud (2009).

Figura 9: Precipitación media climática sobre América del Sur expuesto sobre la elevación del terreno para el verano austral (arriba) e invierno (abajo).

La precipitación continental fue obtenida de la base de datos de la Universidad de Delaware en una grilla de $0.5^\circ \times 0.5^\circ$ que fue construida a partir de la interpolación de estaciones convencionales. La precipitación sobre el océano fue obtenido de la base de datos del CMAP en una grilla de $2.5^\circ \times 2.5^\circ$ que fue construida por la unión de datos de satélite y observaciones de superficie.

tes. Mostro también que los patrones de tendencias para los índices de extremos (y precipitaciones totales anuales) presentaban variaciones hacia condiciones húmedas en Ecuador, el norte de Perú, Brasil, Paraguay, Uruguay, norte - centro de Argentina; y decrecimientos en el sur del Perú y sur de Chile. Además, investigó las posibles causas de estas variaciones realizando un análisis de correlaciones canónicas para cada uno de

los índices de extremos con observaciones de temperatura superficial del mar, revelando dos patrones acoplados de gran escala. El primero de estos, fue un cambio durante el periodo de El Niño dominadas por valores del SOi generalmente más bajos, a través de diversos procesos como un incremento de la subsidencia y un movimiento de la ZCIT hacia el noreste de Brasil y un movimiento hacia el sur de la ZCAS (Zona de Convergencia del Atlántico Sur) en la cuenca amazónica. Pero los cambios ocurridos por el ENSO no podían explicar la disminución significativa de Chile, por lo que el otro patrón fue uno no relacionado al ENSO que fue causado por un debilitamiento de la vaguada continental hacia el sur en las trayectorias de las tormentas durante el periodo de estudio (Figura 10).



FUENTE: Haylock et al. (2006).

Figura 10: Primer patrón (A) y segundo patrón (B) del análisis de correlación canónica para la temperatura superficial del mar con PRCPTOT.

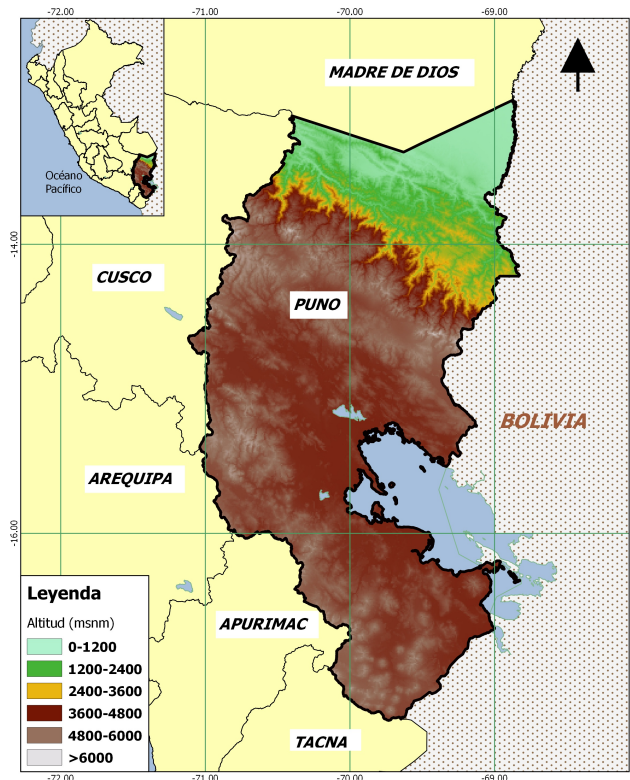
Para los índices, el símbolo de círculo (suma) indica un "loading" negativo (positivo). El tamaño del símbolo es proporcional a la magnitud, con el máximo tamaño del símbolo dado en la escala en la esquina superior de cada gráfico.

III. MATERIALES Y MÉTODOS

3.1. MATERIALES

3.1.1. Descripción de la zona de estudio

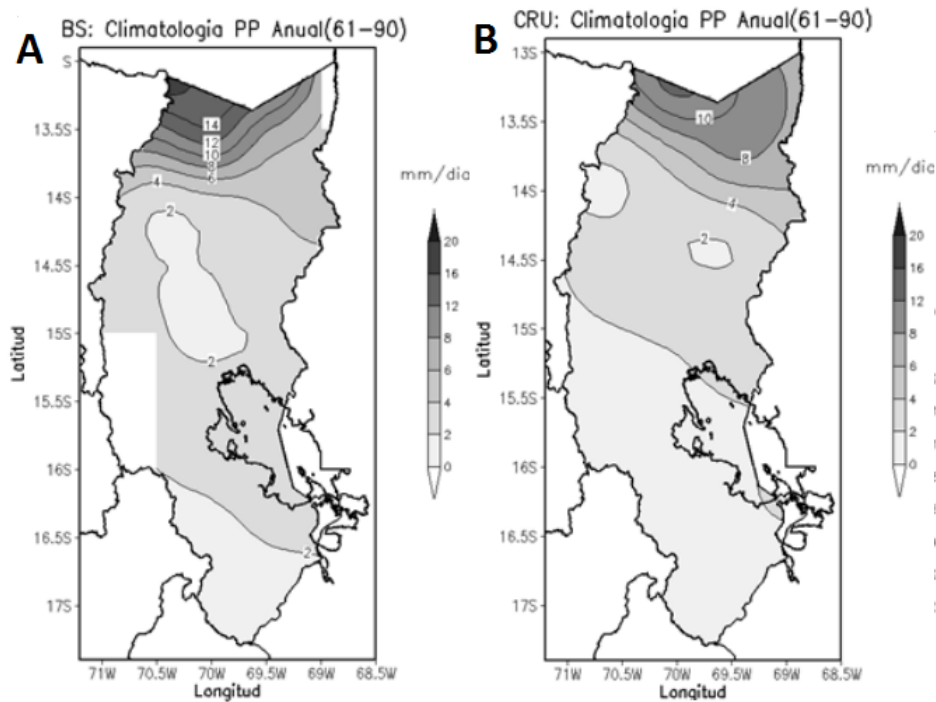
Puno, ubicada al sureste del país es una región de gran variabilidad climática, geográficamente se encuentra entre los paralelos 13.12° - 17.24° latitud sur y los meridianos 68.76° - 71.05° longitud oeste. La altitud en la zona de estudio es muy variada debido a que el departamento forma parte de los Andes Centrales (Altiplano) en casi toda su superficie llegando a valores de 0 msnm desde el noreste del departamento (provincias de Carabaya y Sandía) y alcanzando los 5500 msnm en promedio en el resto de su área (Figura 11).



FUENTE: Elaboración propia.

Figura 11: Variación altitudinal del departamento de Puno.

El comportamiento de la precipitación en Puno es descrito por Sanabria et al (2009) quienes mencionan que la precipitación esta restringida a los meses de noviembre a marzo acumulando valores entre 500 a 900 mm/año (Figura 12). Donde principalmente el mayor porcentaje de precipitación (mayor al 70 %) se da en los meses de diciembre, enero y febrero (Verano Austral) a consecuencia del transporte de humedad por los vientos medios (500hPa) y altos (200hPa) provenientes del oeste, alimentando tormentas convectivas en el Altiplano.



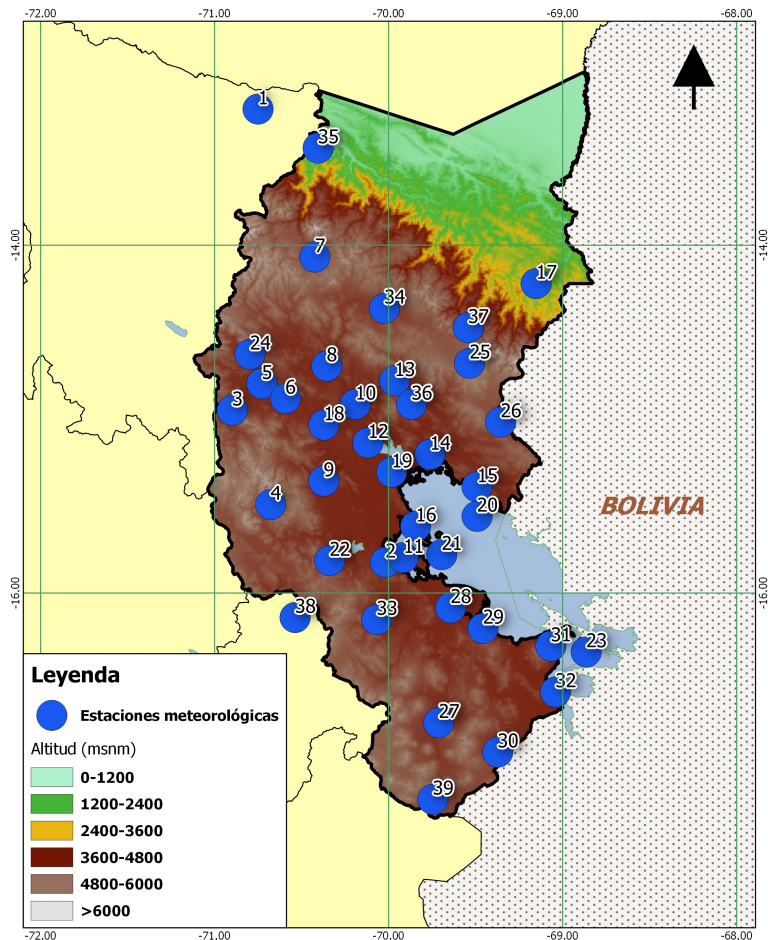
FUENTE: Sanabria et al. (2009).

Figura 12: Climatología del Altiplano Peruano (periodo 1961-1990).
A. Datos observados B. Datos de la Unidad de Investigación Climática (CRU).

3.1.2. Información pluviométrica

La información pluviométrica fue obtenida a partir de las estaciones meteorológicas administradas por el Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología (SENAMHI). Se obtuvo información de 39 estaciones meteorológicas (Figura 13 y Anexo 1).

El periodo de datos corresponde a todo el registro histórico de 1931 - 2013, cuyos años con al menos el 80% de datos diarios completos se detallan en el Anexo 2. Cabe destacar que la estaciones que presentan la mayor y menor cantidad de datos son Chuquibambilla con 61 y Quincemil con 21 años de registro respectivamente.



FUENTE: Elaboración propia.

Figura 13: Ubicación de estaciones meteorológicas en el departamento de Puno.
Ver detalles de las estaciones en el Anexo 1.

3.1.3. Información de índices Océano – Atmosféricos

Se obtuvo información de diferentes índices Océano – Atmosféricos, cada uno de los cuales representan patrones de circulación de determinados fenómenos climáticos. Los índices seleccionados fueron:

El Niño Oscilación Sur

- Índice Multivariado ENSO (MEi)
- Índice Oscilación Sur (SOi)
- Índice E (Ei)
- Índice C (Ci)

Variabilidad de la Temperatura del Océano Atlántico

- Índice del Atlántico Tropical Norte (TNAi)

- Índice del Atlántico Tropical Sur (TSAi)

El registro de los índices Océano – Atmosféricos corresponden a toda la serie histórica a escala mensual y fueron obtenidas de las siguientes instituciones:

- Administración Nacional Oceánica y Atmosférica (NOAA): En el Laboratorio de Investigación del sistema Tierra - División de Ciencias Físicas. Página web: <http://www.esrl.noaa.gov/psd/data/climateindices/list/>
- Instituto Geofísico del Perú (IGP): En la Subdirección de Ciencias de la Atmósfera e Hidrosfera. Página web: <http://www.met.igp.gob.pe/variablim/indices.html>

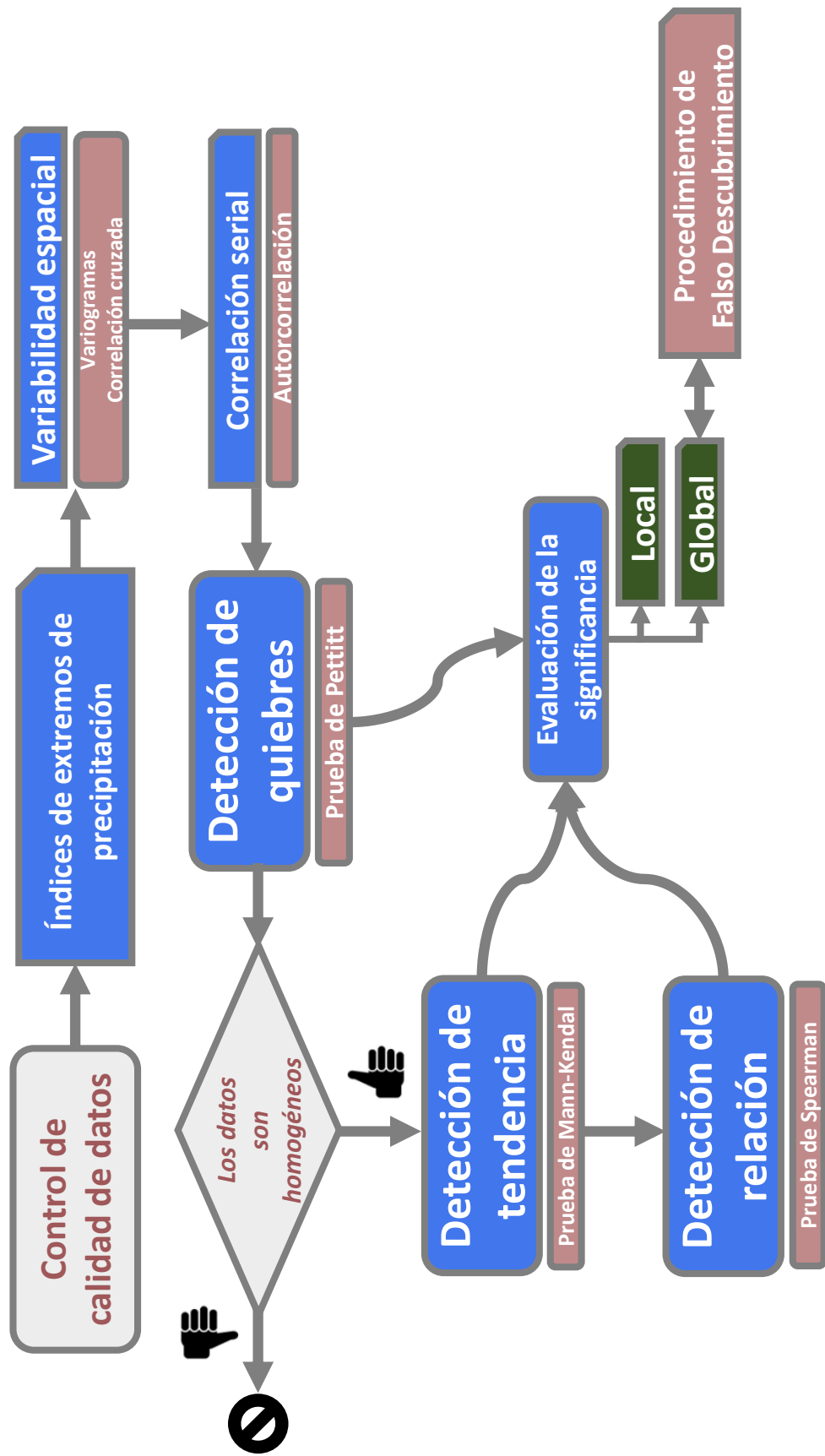
3.1.4. Materiales, equipos y programas computacionales

En el presente trabajo de investigación se han utilizado los siguientes equipos de escritorio y programas de cómputo:

- a) Equipos de escritorio
 - Laptop Toshiba, Modelo SATELLITE, procesador Intel Core i5, memoria RAM de 4Gb
- b) Programas de cómputo
 - L^AT_EX- MikTeX - versión 0.4.5
 - R project - versión 3.1.2
 - RClimDex - versión 1.0
 - Materiales de escritorio

3.2. METODOLOGÍA

En el presente ítem, se especificara las técnicas y procedimientos de análisis empleados para cumplir con los objetivos del presente estudio. El mapa conceptual de la metodología se aprecia en la Figura 14, donde acorde a los objetivos se usó la información pluviométrica y los índices Océano – Atmosféricos. Asimismo se explicara el control de calidad de datos, la teoría estadística y la variabilidad espacial y correlación serial aplicada en la investigación.



FUENTE: Elboración propia.

Figura 14: Esquema de la metodología empleada en la investigación.

3.2.1. Control de calidad de datos

Los procedimientos de control de calidad son aplicados para detectar e identificar los errores hechos en el proceso de registro, manipulación, formateo, transmisión y archivamiento de los datos. El conocimiento de los procedimientos aplicados permitirían la evaluación de la validez de las observaciones y mejorar el uso de datos (WMO, 2002).

Lo errores hallados cuando se realiza un control de calidad son generalmente llamados valores atípicos u “outliers”, los cuales son identificados mediante diversas técnicas estadísticas y/o gráficos. Aguilar et al. (2003) recomienda seguir una serie de pasos en los que permite identificar diferentes valores atípicos en series climatológicas:

- Comprobación de errores severos; tales como, valores negativos de precipitación, errores en la posición del puntos decimal, etc.
- Pruebas de tolerancia; tal como, detección de aquellos valores que no son consistentes con las observaciones de estaciones vecinas para un mismo periodo de tiempo.
- Comprobación de la coherencia interna; tal como, relacionar una variable con otras más, como por ejemplo, la relación entre la precipitación y la nubosidad, etc.
- Comprobación de la coherencia temporal; tal como, detección de valores que no son consistentes con la cantidad de cambio que puede presentarse en un periodo de tiempo posterior.
- Comprobación de la coherencia espacial: detección de valores que no son consistentes con las observaciones de estaciones vecinas para un mismo tiempo.

Aunque los pasos anteriores nos permiten identificar diferentes formas de valores atípicos, no todos pueden ser aceptados como tal, especialmente cuando se evalúan datos de precipitación diaria los cuales se caracterizan por su fuerte variabilidad. Por lo que muchos de los valores atípicos encontrados, deben ser evaluados posteriormente por el ojo humano quien da la decisión final en base a la experiencia (Einfalt et al., 2006).

En la presente investigación se divide el control de calidad en dos partes. El primero hace uso de la rutina RClimDex, el cual contiene algunos de los pasos recomendados por Aguilar et al. (2003), cuyas salidas gráficas corresponden a diagramas de caja, histogramas, series de tiempo, etc. Esta primera parte tiene el siguiente procedimiento:

- Comprobación de severos errores:
 - a) Valores fuera de los valores con sentido, por ejemplo: valores de precipitación negativa fueron considerados como valores vacíos.
 - b) Verificación de fechas repetidas.
- Pruebas de tolerancia:

Valores que exceden ± 5 veces el valor de la desviación estándar de toda la serie de tiempo de las estaciones serán considerados como datos sospechosos.
- Comprobación de la coherencia interna:

Distribución de frecuencias de los diez valores posibles del punto decimal (no aplicado para valores de precipitación de cero). Esta fase permite saber si los valores fueron redondeados.
- Comprobación de la coherencia temporal:

Verificación de valores duplicados en una racha de al menos 3 días consecutivos (no aplicado para valores de precipitación igual a 0 mm). No es útil si la serie temporal tiene los valores redondeados. Se eliminan los valores repetidos, excepto el primer valor.
- Comprobación de la coherencia espacial: Las diferentes estaciones son comparadas con estaciones vecinas, estas últimas se denominan “vecinas” ya que se encuentran dentro de la misma influencia climática, la cual es tomada según el criterio de distancia a la estación de referencia. La técnica usada se basa en lo planteado por Vicente-Serrano et al. (2010):
 - a) Comparación de los rangos de los registros de precipitación con las observaciones adyacentes en al menos un radio de 25 km.
 - b) Las series originales de precipitación fueron convertidos a sus valores de percentiles, eliminando los valores cero de precipitación. Después de la transformación los valores cero fueron convertidos a valores cero de percentil.
 - c) Registros sobre el percentil 99: si la diferencia entre la estación candidata y la estación vecina es mayor de 80 unidades de percentiles, entonces ese valor es sospechoso. Permite visualizar los valores más altos.
 - d) Registros de percentil igual a 0: si la diferencia entre la serie candidata y la serie vecina es al menos 85, entonces ese valor es sospechoso. Permite identificar los falsos ceros en precipitación.

La segunda parte se basa en los atípicos encontrados por Rclimindex así como de los gráficos para una evaluación de:

- Cantidad de datos faltantes en el periodo lluvioso.
- Detección visual de quiebres y/o rupturas muy evidentes en las series de tiempo de datos diarios.

El procedimiento de control de calidad establecido permitirá definir las mejores estaciones para el cálculo de índices de extremos de precipitación.

3.2.2. Cálculo de índices de extremos de precipitación

Se calcularon 11 índices de extremos de precipitación recomendados por el ETCC-DI (Tabla 1) y otras usados en Trambly et al. (2013), definidos como días húmedos (R1mm), numero eventos sobre el percentil 95° (R95p), días consecutivos húmedos promedio (CWDm) y días consecutivos secos promedio (CDDm). Los índices de extremos pueden ser calculados automáticamente en Rclimindex, por lo que si se quisiera agregar alguna modificación no es posible. Por lo tanto se codifico cada uno de las ecuaciones en los que basa los 11 extremos usando el lenguaje de programación R (Anexo 3). Las ecuaciones usadas fueron las siguientes:

1. PRCPTOT: Sea la RR_{ij} la precipitación acumulada en un día i en el periodo j :

$$PRCPTOT_j = \sum_{i=1}^I RR_{ij} \quad (1)$$

Donde, I representa el número de días en j .

2. R1mm: Número de días donde:

$$RR_{ij} \geq 1mm \quad (2)$$

3. R10mm: Número de días donde:

$$RR_{ij} \geq 10mm \quad (3)$$

4. SDII: Sea la RR_{wj} la precipitación acumulada en días húmedos ($RR \geq 1mm$) en el periodo j :

$$SDII_j = \frac{\sum_{w=1}^W RR_{wj}}{W} \quad (4)$$

Donde, \mathbf{W} representa el número de días húmedos en el periodo \mathbf{j} .

5. RX1DAY: El máximo valor diario en un periodo \mathbf{j} es:

$$\mathbf{RX1DAY}_{ij} = \mathbf{max}(\mathbf{RR}_{ij}) \quad (5)$$

6. R95pTOT: Sea \mathbf{RR}_{wn95} el percentil 95 de la precipitación en días húmedos en 1971-2000.

$$\mathbf{R95p}_j = \sum_{w=1}^{\mathbf{W}} \mathbf{RR}_{wj} \text{ donde } \mathbf{RR}_{wj} > \mathbf{RR}_{wn95} \quad (6)$$

7. R95p: Sea la \mathbf{RR}_{wj} la precipitación acumulada en días húmedos w ($\mathbf{RR} \geq 1\mathbf{mm}$) en el periodo \mathbf{i} y sea \mathbf{RR}_{wn95} el percentil 95 de la precipitación en días húmedos en 1971-2000. Si \mathbf{W} representa el número de días húmedos en el periodo, entonces:

$$\mathbf{R95p}_j = \sum_{w=1}^{\mathbf{W}} \mathbf{RR}_{wj} \text{ donde } \mathbf{RR}_{wj} > \mathbf{RR}_{wn95} \quad (7)$$

8. CDD: Conteo del número mayor de días consecutivos donde:

$$\mathbf{RR}_{ij} < 1\mathbf{mm} \quad (8)$$

9. CDDm: Sea la \mathbf{RR}_{ij} la precipitación acumulada en un día \mathbf{i} en el periodo \mathbf{j} . Conteo del número mayor de días consecutivos donde:

$$\mathbf{RR}_{ij} < 1\mathbf{mm} \quad (9)$$

10. CWD: Sea la \mathbf{RR}_{ij} la precipitación acumulada en un día \mathbf{i} en el periodo \mathbf{j} . Conteo del número mayor de días consecutivos donde:

$$\mathbf{RR}_{ij} \geq 1\mathbf{mm} \quad (10)$$

11. CWDm: Sea la \mathbf{RR}_{ij} la precipitación acumulada en un día \mathbf{i} en el periodo \mathbf{j} . Conteo del número mayor de días consecutivos donde:

$$\mathbf{RR}_{ij} \geq 1\mathbf{mm} \quad (11)$$

3.2.3. Métricas estadísticas

En el trabajo de investigación, se emplearon diversas medidas y/o pruebas estadísticas para evaluar los diferentes datos de las variables (índices de extremos como índices Océano – Atmosféricos). Debido a que estas métricas fueron usadas en flujo de la investigación se hizo necesario examinarlos previamente.

- a) Hipótesis y significancia estadística La inferencia estadística se refiere al proceso de obtener conclusiones a partir de una limitada muestra de datos sobre las características de una (posiblemente hipotética) población de la que se extrajeron los datos. El ejemplo más familiar de la inferencia estadística es en la prueba formal de significancia estadística. En su forma más simple, estas pruebas arrojan una decisión binaria que para una hipótesis particular sobre el fenómeno de la generación de los datos puede ser cierto o no, por lo que este proceso también es conocido como prueba de hipótesis (Wilks, 2006b).

De acuerdo a Wilks (2006b), cualquier prueba estadística procede de acuerdo a los siguientes pasos:

1. Identificar un estadístico de prueba apropiada a los datos y a la cuestión que ocupa.
2. Definir una hipótesis nula, el cual es usualmente denotado como H_o . La hipótesis nula define un marco lógico específico de referencia para juzgar la prueba estadística observada.
3. Definir una hipótesis alternativa (H_A). Usualmente es la versión inversa de H_o .
4. Obtener la distribución nula que es la distribución de la muestra del estadístico de prueba si se supone que H_o es verdadero.
5. Compara el estadístico de prueba con la distribución nula. Si el estadístico de prueba cae en una región suficientemente improbable de la distribución nula, entonces H_o es rechazada.

La región suficientemente improbable de la distribución nula se refiere al definido nivel de significancia de la prueba estadística. Otra forma de rechazar (o no rechazar) la H_o es a través del p-valor que es definido como la probabilidad específica del valor observado de la prueba estadística, junto con todos los valores posibles de la prueba estadística que son al menos desfavorables a la hipótesis

nula que ocurriría (de acuerdo a la distribución nula). Por lo tanto, la hipótesis nula se rechaza si el p-valor es menor o igual que el nivel de significancia, y no se rechaza si ocurre lo contrario (Wilks, 2006b).

El p-valor será usado en esta investigación para la decisión de rechazar o no rechazar la H_0 en cada uno de las pruebas estadísticas y series de tiempo usando el nivel de significancia de 5 %.

b) Coeficiente de correlación de Pearson

El coeficiente de correlación de Pearson (Fisher, 1915; Wilks, 2006b) es la medida más común de asociación entre dos variables. Específicamente mide el grado de relación lineal, y oscila entre valores de -1 a 1, donde el valor de $r = 1$ denota una perfecta correlación positiva, $r = -1$ una perfecta correlación negativa y si $r = 0$ es porque no existe alguna correlación lineal, es decir los dos variables son linealmente independientes.

Esta medida estadística está en función de otras dos medidas: covarianza y desviación estándar (Ecuación 12), donde la primera de estas denota el grado de variación conjunta entre las dos variables y la última es la medida de la dispersión de los datos con su media.

$$r_{xy} = \frac{Cov(x, y)}{S_x S_y} = \frac{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n [(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})]}{\sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (12)$$

Donde:

- r_{xy} es el coeficiente de correlación de Pearson entre las variables x e y .
- $Cov(x, y)$ es la covarianza de las variables x e y .
- S_x y S_y son las desviaciones estándar de x e y respectivamente.
- \bar{x} y \bar{y} son los valores promedio de x e y respectivamente.
- n es el número de pares de datos.

Cabe mencionar que el coeficiente de correlación de Pearson no es ni robusto ni resistente. No es robusto porque una fuerte relación no lineal entre las dos varia-

bles no puede ser reconocida y no es resistente debido a que es extremadamente sensitivo a valores extremos o valores atípicos en la muestra de datos. Sin embargo es frecuentemente usado por su uso en técnicas multivariadas más complejas.

c) Coeficiente de correlación de Spearman

Una alternativa más robusta y resistente al coeficiente de correlación de Pearson es el coeficiente de correlación de Spearman (Spearman, 1904) el cual es simplemente el cálculo del coeficiente de correlación de Pearson usando los rangos de los datos. En práctica la Ecuación 12 será simplificada debido a a la transformación de los datos (R-Core-Team, 2013), por lo tanto, el coeficiente de correlación de Spearman es dado por la Ecuación 13.

$$r_{rank} = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n D_i^2}{n(n^2 - 1)} \quad (13)$$

Donde:

- r_{rank} es el coeficiente de correlación de Spearman entre las variables \mathbf{x} e \mathbf{y} .
- D_i es la diferencia de los rangos entre los i pares de valores de datos.
- n es el número de pares de datos.

d) Prueba de Pettitt Muchos métodos de homogenización de datos mensuales, estacionales y anuales han sido probados con éxito. El uso de datos diarios (especialmente de la variable precipitación) ha requerido diferentes asunciones, sumando a esto la complicada teoría demostrada en Szentimrey (2013). A pesar de lo anterior muchos métodos fueron desarrollados (Della-Marta y Wanner, 2006; Mestre et al., 2011; Stepanek et al., 2012). Como muchos de estos métodos enfatizan el uso del conocimiento de metadata (información de los datos) y una alta distribución de datos para una eficiente corrección de datos diarios, estos no han sido utilizados. Por lo que la presencia de puntos de cambio, lo que indica posibles roturas de homogeneidad, fue solamente evaluado con la prueba de Pettitt (Pettitt, 1979), haciendo un especial énfasis en los índices PRCPTOT y R1mm ya que ellos han sido usados frecuentemente para evaluar la homogeneidad de datos de precipitación (Brugnara et al., 2012; Wijngaard et al., 2003).

La Prueba de Pettitt (Pettitt, 1979) es una prueba estadística no paramétri-

ca, el cual no requiere alguna distribución particular de los datos. Es una versión de la prueba de dos muestras de Mann-Whitney que permite identificar un posible cambio en el tiempo t . Bajo la hipótesis nula de que la serie de tiempo es compuesta de variables homogéneas que siguen una misma distribución (con un mismo parámetro de localización, pero no necesariamente igual varianza). Y bajo la hipótesis alternativa de que la subserie de tiempo antes de t es estadísticamente diferente al promedio de la subserie después de t .

El estadístico de la prueba de Pettitt (Ecuación 14) es una prueba de dos colas con un parámetro de localización (que en este estudio será el promedio).

$$D_{ij} = \begin{cases} -1 & (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j) < 0 \\ 0 & (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j) = 0 \\ 1 & (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j) > 0 \end{cases} \quad (14)$$

Donde:

- D_{ij} es el estadístico de la prueba de Pettitt.
- \mathbf{x}_i y \mathbf{x}_j corresponde a la magnitud de la variable, considerando que \mathbf{x}_i precede \mathbf{x}_j en el tiempo.
- n es el número de datos.

Para la evaluación sobre toda la muestra entera, el estadístico D_{ij} es combinado de la forma dada por la Ecuación 15.

$$U_{t,T} = \sum_{i=1}^t \sum_{j=t+1}^T D_{ij} \quad (15)$$

Donde:

- $U_{t,T}$ es el estadístico equivalente al de Mann-Whitney para la prueba de dos muestras $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_t$ y $\mathbf{x}_t, \dots, \mathbf{x}_T$ que pertenecen a la misma población.
- t y T es el tiempo inicial y final de la serie temporal respectivamente.

La prueba $U_{t,T}$ es evaluado por todos los posibles valores que se encuentre entre 1 a T . El año más probable de un punto de cambio ocurre al evaluar la Ecuación 16.

$$\mathbf{K}_T = \max_{1 \leq t \leq T} |U_{t,T}| \quad (16)$$

Donde:

- \mathbf{K}_T es el estadístico que detecta el año de punto de cambio.

Si el estadístico \mathbf{K}_T es significativamente diferente de $\mathbf{0}$, entonces un quiebre ocurre en el año t correspondiente al punto en el tiempo en que el valor absoluto de $U_{t,T}$ es obtenido. La probabilidad de significancia asociada con \mathbf{K}_T es aproximadamente dada por:

$$p \simeq 2e^{\frac{-6\mathbf{K}_T^2}{T^3+T^2}} \quad (17)$$

La aproximación de la Ecuación 17 es exacta y válida para dos decimales para $p \leq 0,5$.

En casos cuando una tendencia monotónica significativa y un punto de cambio fueron detectados, la prueba de Pettitt fue aplicada a las series sin tendencia, ya que la presencia de una tendencia monotónica podría conducir a la falsa detección de un punto de cambio. Para remover las tendencias significativas, se realizó un ajuste de mínimos cuadrados de la línea recta calculada a partir de las series temporales de los índices de extremos, la función resultante es sustraída de la serie original para quitar la tendencia monotónica (Borchers, 2015). Luego de esto se realiza la prueba de Pettitt a las series sin tendencia.

e) Prueba de Mann - Kendall

La prueba de tendencia de Mann-Kendall (Kendall, 1975; Mann, 1945) es una prueba no paramétrica para la detección de tendencia monotónica (grado de cambio constante o variable, pero no del signo opuesto), o de no estacionariedad de la tendencia central en una serie de tiempo. Es una prueba basada en los rangos de los datos por lo que es más robusto a datos extremos y atípicos en la serie de tiempo y como es no paramétrica, no está sujeto a la necesidad de asumir una distribución normal de los datos. La prueba de Mann-Kendall se completa considerando cada observación como sus propios datos, y las diferencias entre un punto de referencia y la observación sucesiva se calculan a través de una tabla

triangular. El estadístico \mathbf{S} (Ecuación 18) es calculado como la diferencia entre el número de diferencias positivas y negativas.

$$\mathbf{S} = \mathbf{P} - \mathbf{N} \quad (18)$$

Donde:

- \mathbf{S} es el estadístico de Mann - Kendall.
- \mathbf{P} es la diferencia de los rangos positivos.
- \mathbf{N} es la diferencia de los rangos negativos.

Para evaluar la significancia de la tendencia, cuando la muestra de datos es mayor a 10, el estadístico \mathbf{S} se transforma para definir un \mathbf{Z} estadístico normal estándar según la Ecuación 19.

$$\mathbf{Z} = \begin{cases} (\mathbf{S} - 1)/\delta_{\mathbf{S}} & \mathbf{S} > 0 \\ 0 & \mathbf{S} = 0 \\ (\mathbf{S} + 1)/\delta_{\mathbf{S}} & \mathbf{S} < 0 \end{cases} \quad (19)$$

Donde:

- \mathbf{Z} es el estadístico que se origina a partir de \mathbf{S} .
- $\delta_{\mathbf{S}}$ se define a partir de la Ecuación 20.

$$\delta_{\mathbf{S}} = \sqrt{\frac{n(n-1)(2n+5)}{18}} \quad (20)$$

La Ecuación 19 es usada en el caso en que no se observen vínculos en los datos, pero si la muestra de datos se encuentra relacionada se aplica una corrección a $\delta_{\mathbf{S}}$ (Ecuación 21).

$$\delta_{\mathbf{S}} = \sqrt{\frac{n(n-1)(2n+5) - \sum_{i=1}^n t_i(i)(i-1)(2i+5)}{18}} \quad (21)$$

Donde:

- t_i simboliza el número de vínculos de extensión i .
- n es el número de datos.

Una tendencia es evidente en una serie de tiempo cuando el valor absoluto del estadístico \mathbf{Z} calculado en la Ecuación 19 es mayor que $\mathbf{Z}_{\frac{\alpha}{2}} = \phi^{-1}(1 - \frac{\alpha}{2})$

para un definido nivel de significancia (α), y por lo tanto la hipótesis nula (no tendencia) es rechazado.

En este trabajo de investigación se usa la corrección de la prueba de Mann-Kendal propuesta por Yue et al. (2002), debido a que el estadístico S es afectado por la presencia de autocorrelación en la muestra de datos. En adición, para estimar la magnitud del cambio de las tendencias detectadas se usa el método de Sen (1968):

$$b_{sn_N} = \textit{mediana} \left[\frac{Y_i - Y_j}{i - j} \right] \quad (22)$$

Donde:

- b_{sn_n} es la pendiente de la tendencia estimada por la mediana de los N ($N = n(n - 1)/2$) valores.
- Y_i e Y_j es serie de índices de extremos.

f) Ratio de falso descubrimiento

Cuando se analiza múltiple pruebas estadísticas en un campo espacial, donde puede existir una fuerte relación espacial entre los diferentes puntos de observación (como son las estaciones meteorológicas) se produce una dependencia estadística entre las pruebas individuales, es decir entre las pruebas aplicadas a cada una de los puntos de observación. Si dos puntos de observación se encuentran altamente correlacionados, entonces su probabilidad de un error Tipo I (rechazo falso de la hipótesis nula) en una locación sería mayor si un error Tipo I hubiera ocurrido en la otra locación. Esto es debido a que las pruebas estadísticas como un estadístico cualquiera está en función de la muestra de datos, y si estos datos muestran una fuerte correlación, los estadísticos calculados a partir de estos también lo estarán. Por lo tanto los falsos rechazos de las hipótesis nulas tienden agruparse en el espacio, dando lugar a la impresión errónea de que un elemento espacial físicamente coherente pueda ser significativa.

Para abordar el problema del rechazo de falsos descubrimientos se usa el ratio de falso descubrimiento (FDR) (Wilks, 2006a,b) que es la fracción esperada de pruebas teóricamente importantes cuya hipótesis nula es realmente verdad. Permitiendo identificar las estaciones donde los resultados de la prueba estadísticas se encuentran en un campo de significancia.

Consideremos las pruebas H_1, H_2, \dots, H_m basado en las correspondientes p valores P_1, P_2, \dots, P_m . Sea $P_1 \leq P_2 \leq \dots \leq P_m$ los p valores ordenados y denotado por H_i la hipótesis nula correspondiente a P_i , y según:

$$P_i \leq \frac{i}{m} \alpha_{global} \quad (23)$$

Donde:

- Se rechaza todas las H_i para $i = 1, 2, \dots, k$.
- α_{global} es el nivel global de significancia.
- k es el valor más grande de i .

En el presente estudio el FDR será realizado en las pruebas estadísticas de Pettitt, Mann-Kendall y Spearman para evaluar aquellas estaciones que son significativas a un nivel global. El α_{global} para todas estas pruebas será por lo tanto 5%. El campo de significancia es declarado por este método cuando al menos una hipótesis nula es rechazada por el nivel de significancia global. Cabe mencionar que la denominación “global” de la significancia hace referencia a la comparación de las pruebas estadísticas realizadas individualmente (local) en las estaciones.

Muchas de las pruebas estadísticas se encuentran implementadas en diferentes paquetes del lenguaje de programación R, entre ellas las prueba de Pearson y Spearman (R-Core-Team, 2013) y la prueba de Mann-Kendall (Bronaugh y Werner, 2013). Solamente el procedimiento de falso descubrimiento (Anexo 4) y la prueba de Pettitt (Anexo 5) se encuentran codificadas.

3.2.4. Variabilidad espacial y correlación serial

3.2.4.1. Variabilidad espacial Se analizó la variabilidad espacial de los índices de precipitación construyéndose matrices de correlación y variogramas temporales.

La matriz de correlación se construyó usando el coeficiente de Pearson (Ecuación 12), y esta se usó en todas las combinaciones entre estaciones vecinas para cada uno de los índices de extremos (Ecuación 24).

$$\mathbf{R} = \begin{pmatrix} 1 & r_{1,2} & r_{1,3} & \cdots & r_{1,e} \\ r_{2,1} & 1 & r_{2,3} & \cdots & r_{2,e} \\ r_{3,1} & r_{3,2} & 1 & \cdots & r_{3,e} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{e,1} & r_{e,2} & r_{e,3} & \cdots & 1 \end{pmatrix} \quad (24)$$

Donde:

- \mathbf{R} es la matriz de correlación y \mathbf{r} es el coeficiente de correlación para cada combinación de estaciones vecinas para cada índice.
- e número de estaciones pluviométricas.

Para una mayor entendimiento de la variabilidad espacial de los índices se usó variogramas experimentales, el cual describe como los datos están relacionados (correlacionados) con la distancia. La definición matemática del variograma, fue originalmente definido por Matheron (1963) como la mitad de la diferencia media al cuadrado entre puntos separados por una distancia. El semivariograma es calculado como:

$$\gamma(\mathbf{h})' = \frac{1}{2|N(\mathbf{h})|} \sum_{N(\mathbf{h})} (z_i - z_j)^2 \quad (25)$$

Donde:

- $\gamma(\mathbf{h})'$ es la función del semivariograma.
- \mathbf{h} es la distancia entre dos pares de puntos espaciales (estaciones pluviométricas).
- $N(\mathbf{h})$ es el conjunto de todos los pares de distancias Euclidianas $i - j = \mathbf{h}$.
- $|N(\mathbf{h})|$ es el número de distintos pares en $N(\mathbf{h})$.
- z_i y z_j son los valores de las posiciones espaciales i y j respectivamente.

Los puntos espaciales pueden ser considerados como estaciones pluviométricas donde los valores corresponderían a la variable precipitación que en este trabajo serán considerados como los índices de extremos. En la Ecuación 25 la distancia \mathbf{h} solo es representada con una sola magnitud, ya que en esta investigación se considerara que la variabilidad de los índices de extremos es igual en todas las direcciones (0-360°), es decir se considera un enfoque isotrópico.

Los variogramas fueron realizados bajo el lenguaje de programación R usando el paquete GeoR (Ribeiro Jr. y Diggle, 2001).

3.2.4.2. Correlación serial Muchas de las pruebas estadísticas en series de tiempo se encuentran bajo determinadas asunciones. Una de las más importantes es si existe o no un cierto grado de autocorrelación, también llamado correlación serial, que es una característica de los datos y que pueden afectar los resultados de las pruebas de detección de quiebre (Beaulieu et al., 2012) o de tendencia (Douglas et al., 2000; Khaliq et al., 2009) por incrementar la probabilidad de la hipótesis nula a ser rechazada.

La denominación "auto" de la autocorrelación denota la correlación de la variable consigo misma, de manera que la autocorrelación temporal indica la correlación de una variable con los valores de un tiempo posterior y anterior. Algunas veces tales correlaciones son referidas como "correlación retrasada".

La autocorrelación puede ser calculada en base a una de las pruebas de asociación anteriormente explicada (Ecuación 13 o Ecuación 12) y se calcula tomando la serie original con la misma serie con un retraso temporal. Tomando en cuenta la anterior definición, la Ecuación 26 indica la autocorrelación para un retraso teniendo como base la Ecuación 13.

$$r_1 = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} [(x_i - \bar{x}_-)(x_{i+1} - \bar{x}_+)]}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n-1} (x_i - \bar{x}_-)^2} \sqrt{\sum_{i=2}^n (x_i - \bar{x}_+)^2}} \quad (26)$$

Donde:

- r_1 autocorrelación para un retraso.
- n es el número de datos.
- \bar{x}_- y \bar{x}_+ denotan el promedio de los $n - 1$ pares de datos. El símbolo $+$ y $-$ corresponden al promedio quitando un valor de la serie temporal desde el inicio y el final respectivamente.

La autocorrelación con un retraso es muy importante porque nos permite medir la persistencia de una variable.

IV. RESULTADOS Y DISCUSIONES

Los resultados y discusiones se presentan teniendo en cuenta los objetivos específicos: 1) resultados del cálculo de índices de extremos de precipitación, 2) determinación de quiebres de los índices de extremos, 3) determinación de tendencias de los índices de extremos y 4) su relación con los principales índices Océano – Atmosféricos de América del Sur.

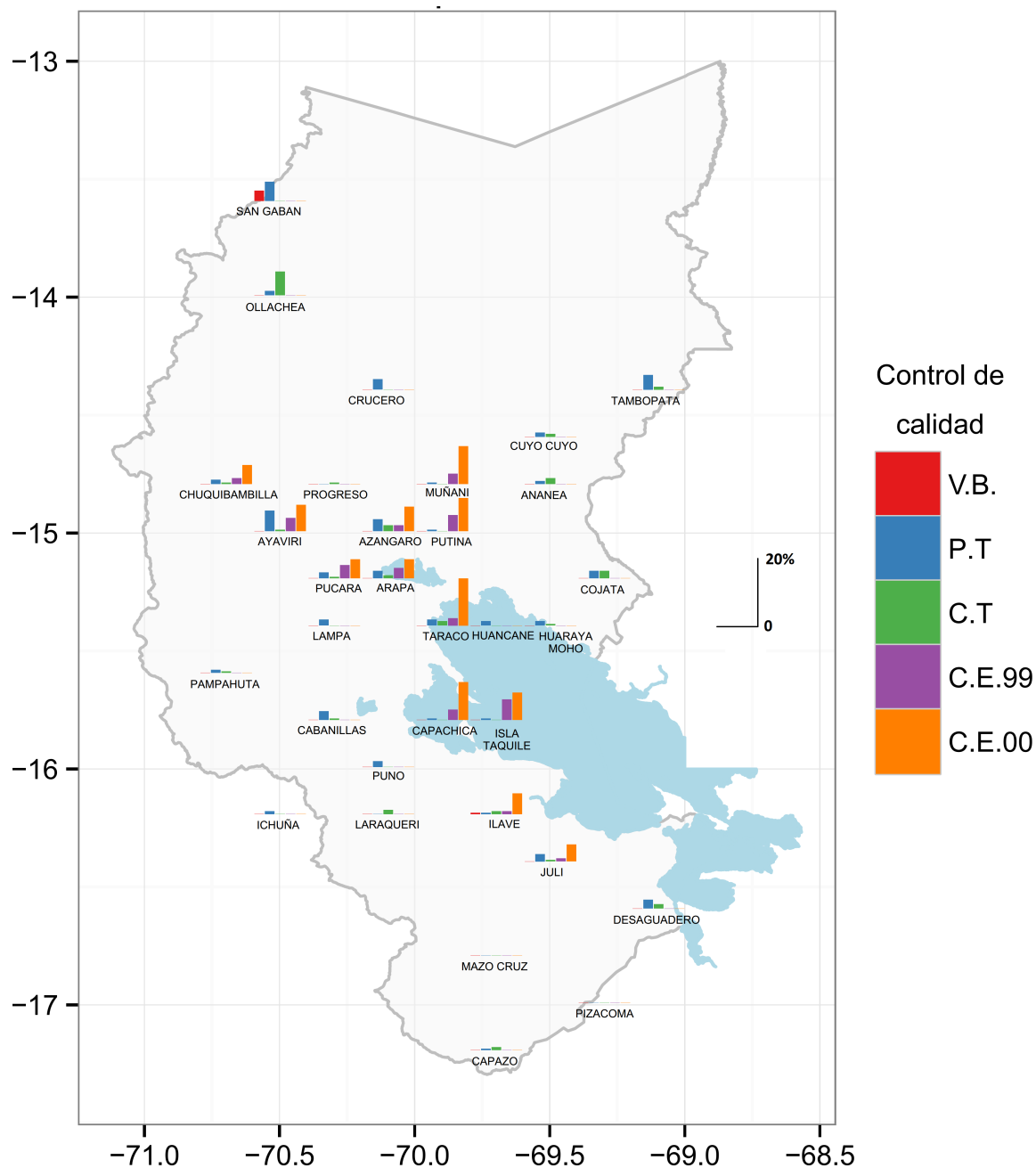
4.1. CALCULO DE ÍNDICES DE EXTREMOS DE PRECIPITACIÓN

Se realizó el control de calidad de datos diarios de las 39 estaciones pluviométricas usando las salidas del Rclimindex con el fin de detectar valores atípicos, determinar el periodo de cálculo y definir las mejores estaciones para el cálculo de los índices de extremos de precipitación.

4.1.1. Control de calidad

Un primer análisis de las 39 series de datos diarios evidenció que alrededor de 7 estaciones presentaban muy poca cantidad de datos por lo que estas 7 estaciones fueron eliminadas automáticamente. En consecuencia, el procedimiento de control de calidad se realizó a las 32 estaciones pluviométricas restantes. A forma de resumir todos los resultados correspondientes al primer paso del control de calidad (Anexo 6), la Figura 15 muestra la distribución y cantidad de valores sospechosos (outliers) en el departamento de Puno.

En la comprobación de severos errores no se encontraron valores negativos de precipitación, pero si fechas repetidas en las estaciones de Ilave y San Gaban. Adicionalmente se encontraron diversos outliers en todas las estaciones por la prueba de tolerancia, excepto en las estaciones de Progreso, Mazo Cruz, Pizacoma y Laraqueri. En la comprobación de la coherencia interna, se halló que los datos diarios de diversas estaciones presentan valores redondeados, especialmente en Mazo Cruz, Progreso y Pizacoma donde se notó una mayor cantidad de valores decimales pares, lo cual repercute en el reconocimiento de valores consecutivos repetidos y aquellos agregados por la media.



FUENTE: Elaboración propia.

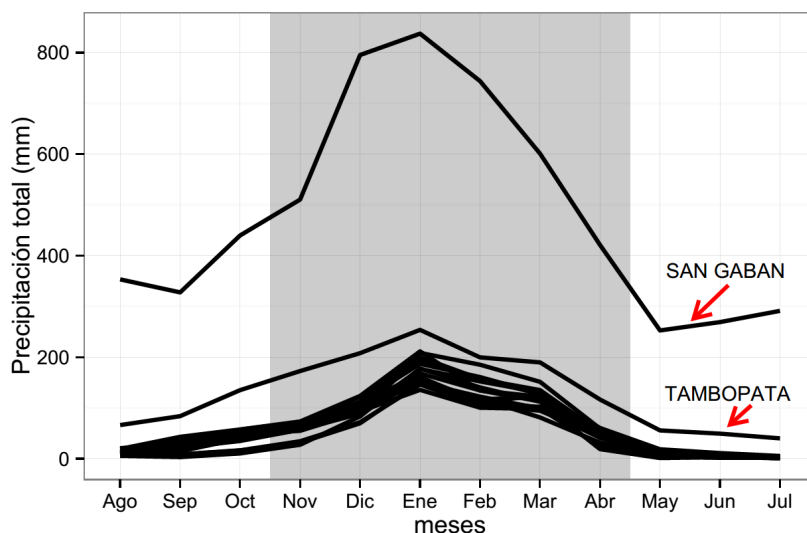
Figura 15: Distribución del control de calidad.

V.B.: Comprobación de severos errores, **P.T.:** Pruebas de tolerancia, **C.T.:** Comprobación de la coherencia temporal y **C.E.:** Comprobación de la coherencia espacial para los percentiles 99 (C.E.99) y 00 (C.E.00). Cantidad de datos (%) sospechosos.

Para la comprobación de la coherencia temporal se identificó que varias estaciones presentaron periodos de al menos 3 valores consecutivos repetidos. En la estación de Ollachea se encontró los mayores periodos de repeticiones, pero no los más extensos periodos que si fueron encontrados en Taraco, Ilave y Laraqueri (con más de la mitad

de un mes de valores repetidos). Las únicas estaciones que no han presentado valores consecutivos repetidos son Puno, Lampa, Muñani, Huancane, Capachica, Isla Taquile, Mazo Cruz, Pizacoma, Crucero, San Gaban, Putina e Ichuña.

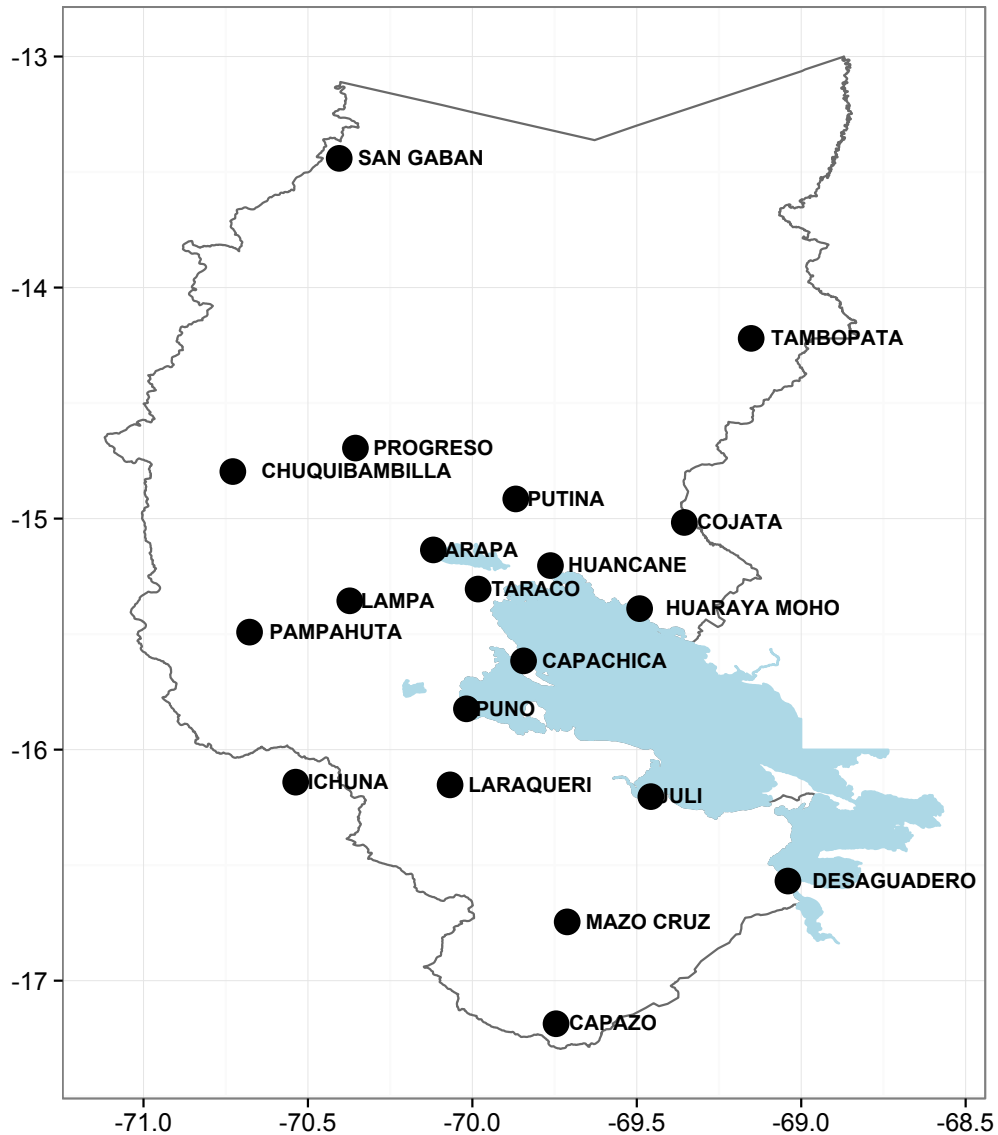
Como la comprobación de la coherencia espacial se realizó solo en las estaciones que presentaban estaciones vecinas en un radio de 25km, se halló solo valores sospechosos al lado noreste y al sur del lago Titicaca (LT) donde muchas estaciones se encuentran cercanas. Los resultados nos revelan que existen grandes diferencias en los valores de día a día en estaciones vecinas, especialmente en aquellas donde se han comparados los valores 0 de precipitación (0 de percentil) que los valores más extremos (percentil 99), haciendo entender que existen procesos y variaciones muy locales para poder compararlos y encontrar valores muy sospechosos. Las estaciones donde se encontraron una mayor cantidad de valores sospechosos son las que se encuentran muy cerca al LT (Taraco, Capachica e Isla Taquile). Por último, se debe aclarar de que a pesar de haberse encontrado una gran cantidad de valores outliers en las series diarias de precipitación en la zona de estudio, solo fueron eliminadas aquellas pertenecientes a la comprobación de severos errores (valores absurdos) y a los de la comprobación de la coherencia temporal (los valores consecutivos repetidos) ya que están más relacionados a malos registros de observación.



FUENTE: Elaboración propia.

Figura 16: Régimen estacional de precipitación.
Cada una de las líneas representa una estación. Periodo climático: 1971 - 2010.

Posteriormente, los datos diarios de las 32 estaciones fueron cuidadosamente examinadas para encontrar rupturas evidentes y datos faltantes por inspección visual. Las estaciones que fueron posteriormente seleccionadas no tuvieron más del 10 % de datos faltantes entre los meses de Noviembre a Abril, que corresponde al periodo lluvioso (Figura 16).

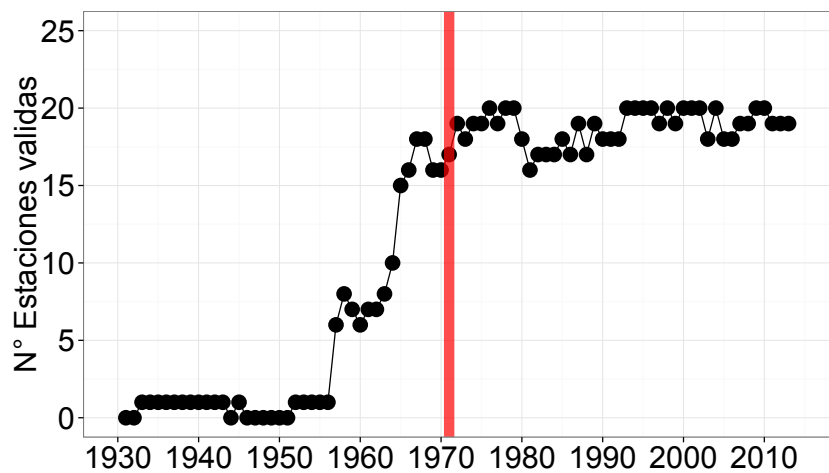


FUENTE: Elaboración propia.

Figura 17: Distribución espacial de estaciones seleccionadas para el cálculo de índices de extremos de precipitación.

Finalmente, después del segundo control de calidad quedaron en total unas 20 estaciones pluviométricas los cuales se encuentran distribuidas principalmente alrededor

del LT (Figura 17). La longitud media de registro en todo el periodo histórico de las estaciones seleccionadas es alrededor de 12 años, con una mayor cantidad de datos completos entre los años 1971-2011 (Figura 18). Por lo tanto los datos acumulados diarios de precipitación del periodo 1971-2013 (Anexo 7) fueron usados para el cálculo de los índices de extremos de precipitación. Como los índices son calculados entre los meses de noviembre a abril, se obtendrá un valor por cada año desde 1971 a 2013, siempre y cuando se cumpla con las condiciones de datos completos (al menos 10 %).



FUENTE: Elaboración propia.

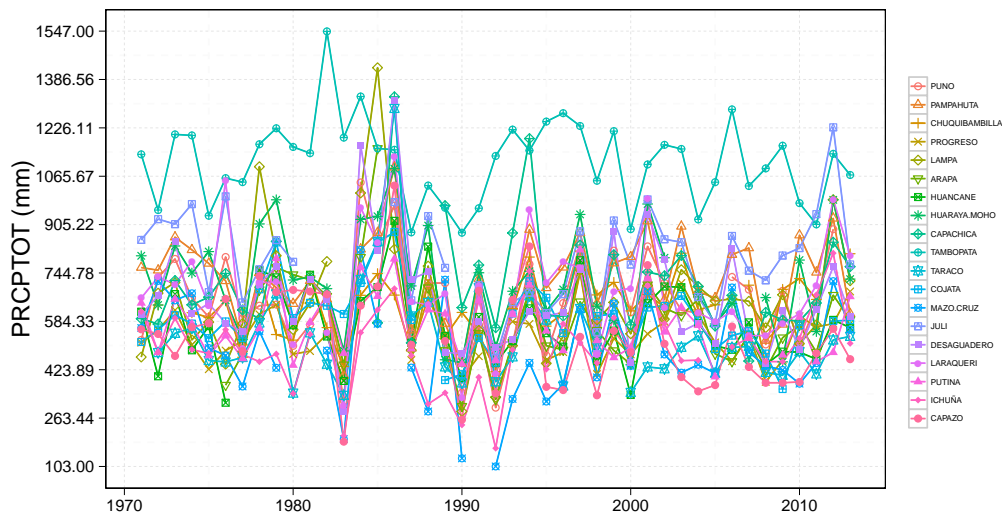
Figura 18: Número de estaciones con años completos (menos del 10 % de datos faltantes por año) entre 1931 al 2013.

4.1.2. Índices de extremos de precipitación

Se han analizado un total de 11 índices de extremos de precipitación (*PRPTOT*, *R1mm*, *R10mm*, *SDII*, *RX1DAY*, *R95pTOT*, *R95p*, *CDD*, *CDDm*, *CWD* y *CWDm*). La definición y características ya han sido mencionadas. Los resultados y discusiones se irán presentando acorde a cada índice analizado.

El índice *PRCPTOT* es en realidad la precipitación acumulada (en el periodo noviembre a abril), y aunque se encuentra definido como un índice extremo, realmente no lo es. Este índice fue usado para evaluar la homogeneidad de las series de datos diarios de precipitación y de los índices de extremos calculados a partir de esos datos. Las series de tiempo del índice *PRCPTOT* que presentaron los valores más altos fueron las estaciones de San Gabán (Anexo 8) y Tambopata (Figura 19) alcanzando valores

de hasta 6300 mm (año 2008) y 1400 mm (año 1992) respectivamente. La razón de la diferente magnitud de precipitación acumulada en esas estaciones puede ser explicada por su ubicación perteneciente a una región climática diferente al Altiplano. Los altos valores alcanzados en San Gabán son explicados en Killeen et al. (2007), quienes caracterizan esa zona como hotspots (puntos principales) de humedad. El resto de estaciones pluviométricas fluctúan de manera homogénea en el tiempo, especialmente en el tramo de 1980 al 2000 (Figura 19), donde en muchas de las estaciones los valores de PRCPTOT tienden a ser muy semejantes. Esto se presentó en los años 1983, 1987, 1991 y 1993. Los valores mínimos de PRCPTOT fueron encontrados en las estaciones de Mazo Cruz (103 mm) e Ichuña (150 mm) en el año 1992.

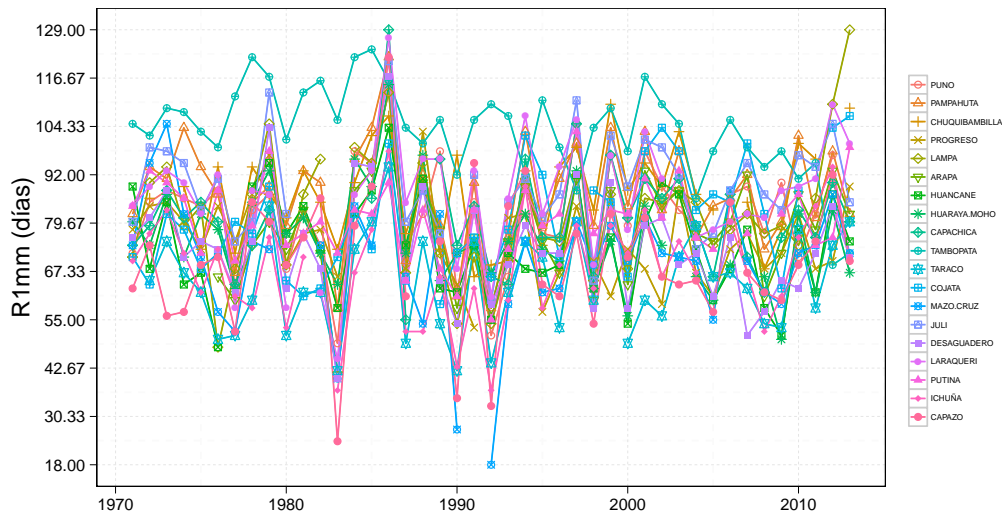


FUENTE: Elaboración propia.

Figura 19: Índice de la precipitación total (PRCPTOT).

De igual manera que PRCPTOT, el índice R1mm no es un índice de extremo como tal, ya que solo cuantifica los días con lluvia (días ≥ 1 mm). El índice R1mm es usado también para evaluar la homogeneidad de las series diarias de precipitación así como el resto de índices de extremos. Las series de tiempo de R1mm llegaron a presentar fuertes diferencias, influenciadas principalmente por los altos valores en las estaciones de San Gabán y Tambopata oscilando entre 120 (Anexo 8) y 100 días respectivamente (Figura 20). Al igual que el índice PRCPTOT, las series de tiempo (exceptuando las anteriores mencionadas) se comportan relativamente igual, llegando a valores mínimos en muchas estaciones pluviométricas en los años de 1982, 1990 y 1992. A partir del año 2000, las series de R1mm tienden a diferenciarse en el tiempo. Los valores más bajos de

días con lluvia se presentan en los años de 1983, 1990 y 1992 dados en Ichuña (mínimo 24 días) y Cojata (mínimo 18 días).

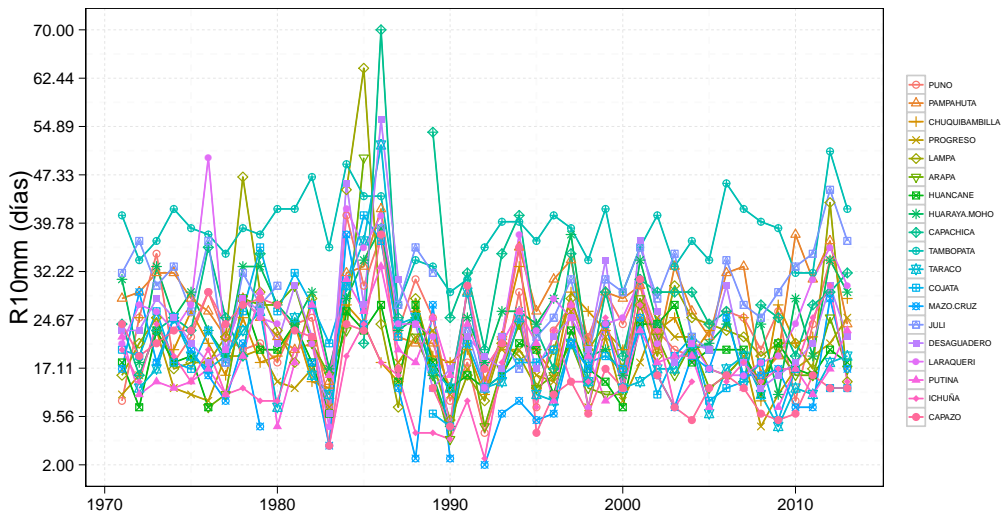


FUENTE: Elaboración propia.

Figura 20: Índice de la cantidad de días húmedos (R1mm).

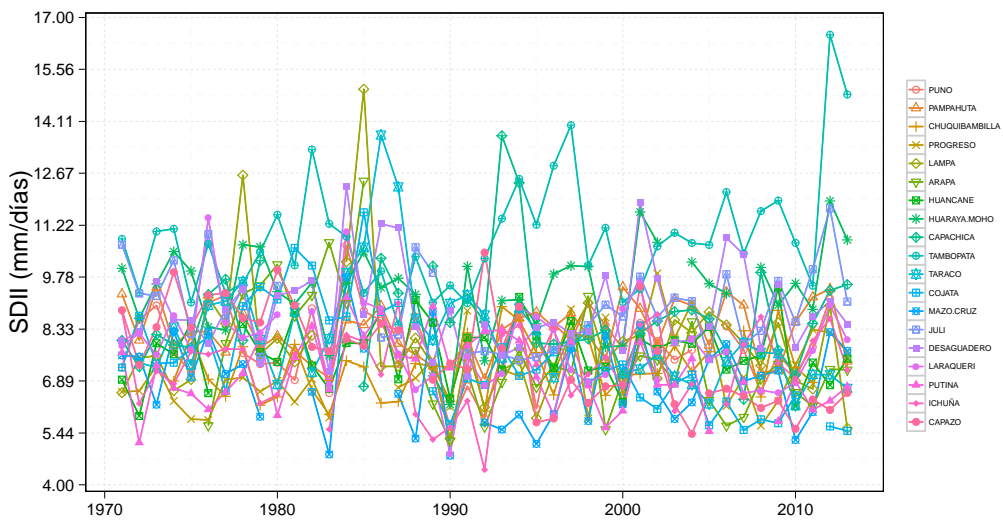
La mayor cantidad de días con precipitación mayor a 10mm (R10mm) fueron encontrados en la estación de San Gabán, oscilando en promedio alrededor de 100 días en toda la serie de tiempo (Anexo 8). Por otro lado, el resto de estaciones se comportaron dentro de un rango de 2 a 70 días (Figura 21). Los valores más bajos se presentaron en las estaciones de Cojata y Capazo en los años de 1984, 1989, 1990 y 1992 alcanzado el mínimo valor de dos días. Las estaciones (exceptuando San Gabán y Tambopata) presentaron un pico común entre los años 1985 - 1988, donde las estaciones de Huancaané (64 días) y Progreso (70 días) mostraron los valores más altos.

La relación de la cantidad de lluvia en días húmedos y el número de días húmedos fue representado en las series del índice SDII (Figura 22). La estación de San Gabán presentó los valores más altos del índice SDII, destacando un quiebre muy notorio en la serie de tiempo a partir del año 1990, alcanzando el máximo valor de 60 mm/días en el año 2002 (Anexo 8). El resto de estaciones no mostraron una señal homogénea, encontrándose diferentes picos en diferentes años, entre los que destaca la estación Tambopata en el año 2012 (16 mm/días) y la estación Lampa en 1985 (15 mm/días). Los valores más bajos del índice SDII se dieron en el año 1983 en Mazo Cruz (5 mm/días) e Ichuña (4.5 mm/días) en 1992.



FUENTE: Elaboración propia.

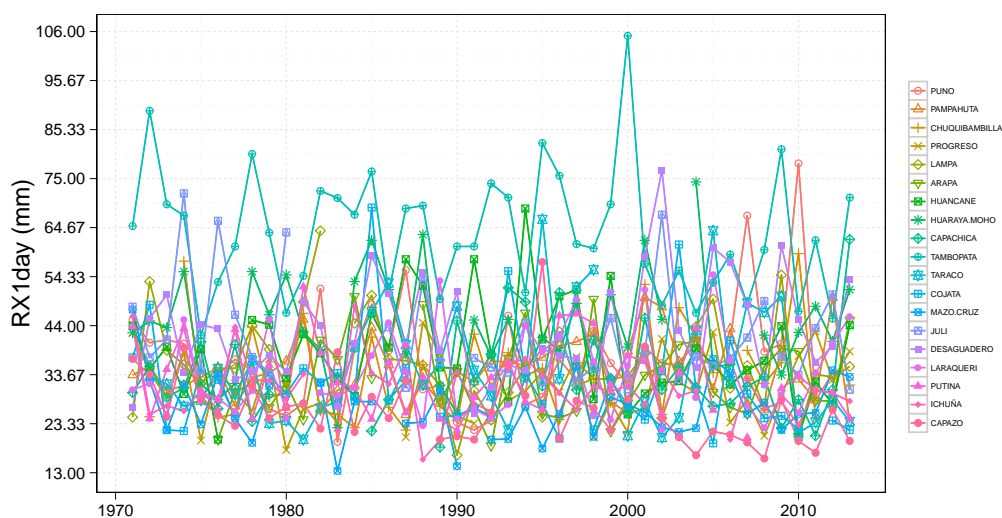
Figura 21: Índice del ratio de días de con precipitación fuerte (R10mm).



FUENTE: Elaboración propia.

Figura 22: Índice de la precipitación promedio (SDII).

El valor más alto de la precipitación máxima diaria acumulada (RX1day) fue de 450 mm en el año 1999 en la estación de San Gabán, cuya serie temporal en especial, presento los valores más altos del índice RX1day con valores no menores a 98 mm (Anexo 8). Las demás series de RX1day (Figura 23) en general evidenciaron un fuerte variabilidad, principalmente dado en Tambopata. Los valores más bajos fueron encontrados en Mazo Cruz en los años de 1983 (13 mm) y 1990 (14 mm), además Capazo alcanzo los valores de 14mm, 15mm y 15.5 mm en los años 2004, 2008 y 2011 respectivamente.

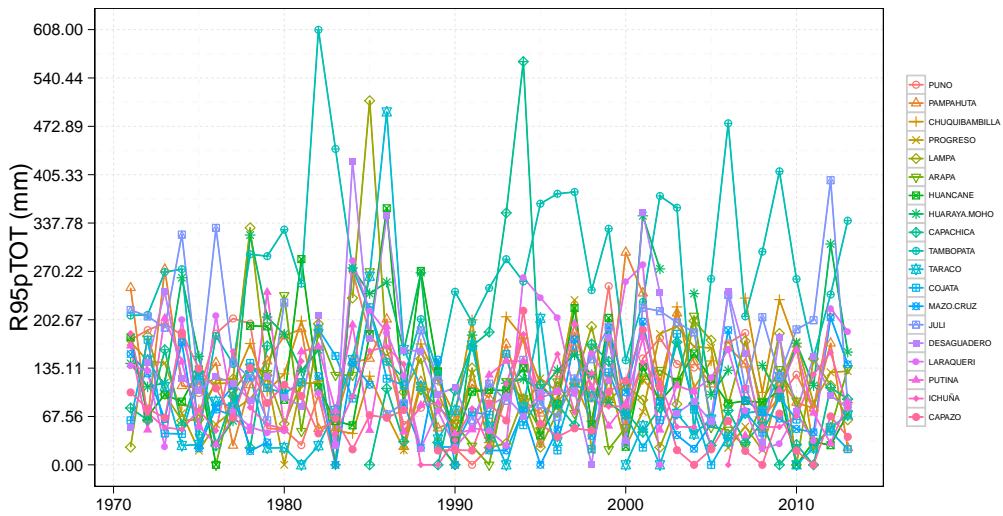


FUENTE: Elaboración propia.

Figura 23: Índice de la precipitación máxima diaria acumulada (RX1day).

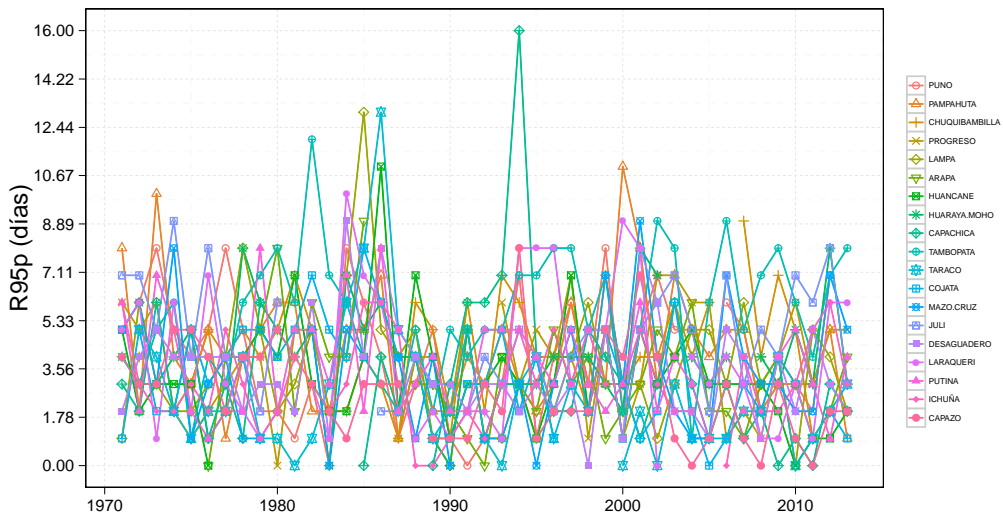
Las precipitaciones acumuladas (R95pTOT) y el número de eventos (R95p) sobre el percentil 95 representan la magnitud y frecuencia de los eventos más intensos de lluvias. Al igual que en el índice RX1day, las series de R95pTOT (Figura 24) presentaron los valores más alto en la estación de San Gabán, llegando a un máximo en el año 2001 con 2500mm de precipitación acumulada influenciado solo por los eventos intensos (Anexo 8). El resto de las series temporales de R95pTOT no sobrepaso los 500 mm, llegando a valores mínimos de 0 mm, el cual represento los años en que no ocurrieron eventos intensos (mayores al percentil 95), por lo tanto no hubo precipitaciones acumuladas de eventos intensos. Por otro lado, la variabilidad de R95p (Figura 25) a diferencia de muchos de los índices ya explicados, evidenciaron gran aleatoriedad entre todas las estaciones, donde las estaciones de San Gabán y Tambopata llegan al valor máximo de 16 días en los años de 1994 y 2009-2010 (Anexo 8) respectivamente. Así como en el índice R95pTOT, los mismos años en que se presentó un valor de 0, también fueron representados en R95p debido a la ausencia de eventos que pueden ser considerados como eventos intensos de precipitación.

El índice que evalúa la frecuencia de eventos secos relacionados a las sequias fueron los valores máximos (CDD) y promedio (CDDm) de días secos (días < 1 mm). Las series temporales de CDD (Figura 26) evidenciaron que las estaciones de San Gaban (Anexo 8) y Tambopata fueron las que tuvieron menos eventos secos, esto debido a que ambas series no superaron ni 20 días consecutivos menores a 1 mm. El resto de las series



FUENTE: Elaboración propia.

Figura 24: Índice de la fracción de la precipitación total sobre el percentil 95 (R95pTOT).

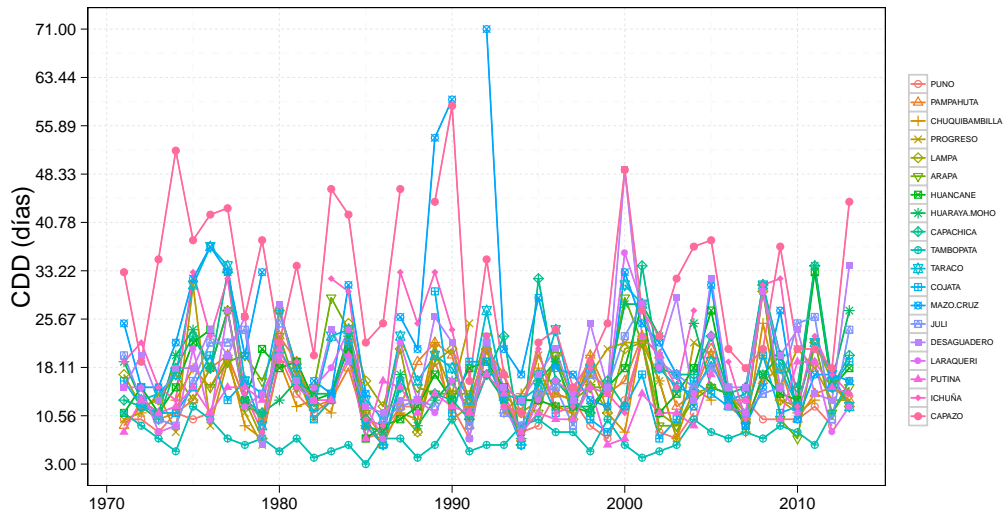


FUENTE: Elaboración propia.

Figura 25: Índice de eventos sobre el percentil 95 (R95p).

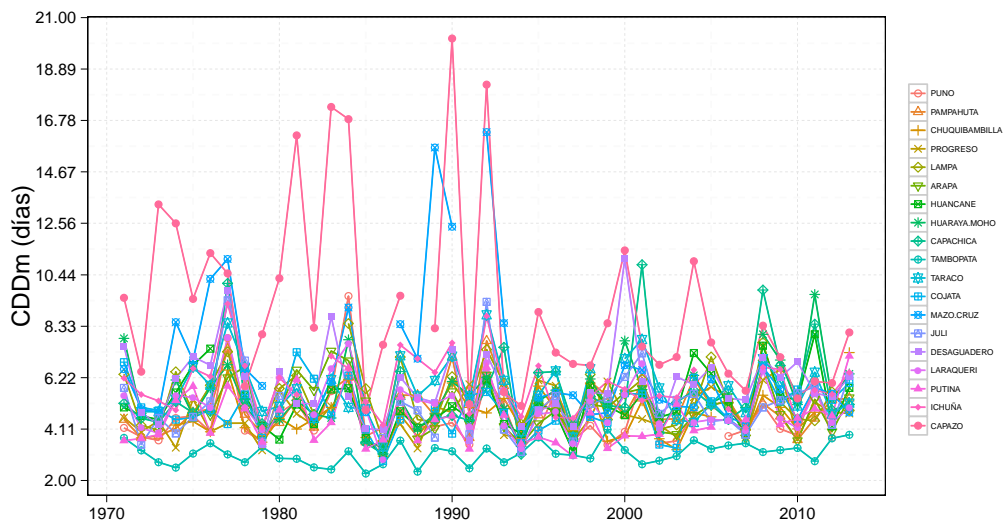
temporales de CDD, representaron un moderado comportamiento homogéneo, donde muchos de los picos tanto bajos como altos tienden a coincidir. La estación de Mazo Cruz alcanzó la cantidad consecutiva de 71 días secos en 1992, seguido por el valor de 57 días en 1990. Se debe destacar también que la estación de Capazo presenta los valores más altos de CDD en los primeros 30 años para luego disminuir relativamente. Con respecto a la variabilidad de CDDm (Figura 27), esta fue muy semejante a la

presentada en CDD. Por lo que San Gabán y Tambopata fueron también las estaciones con menores días secos en promedio.



FUENTE: Elaboración propia.

Figura 26: Índice del máximo número de eventos secos (CDD).

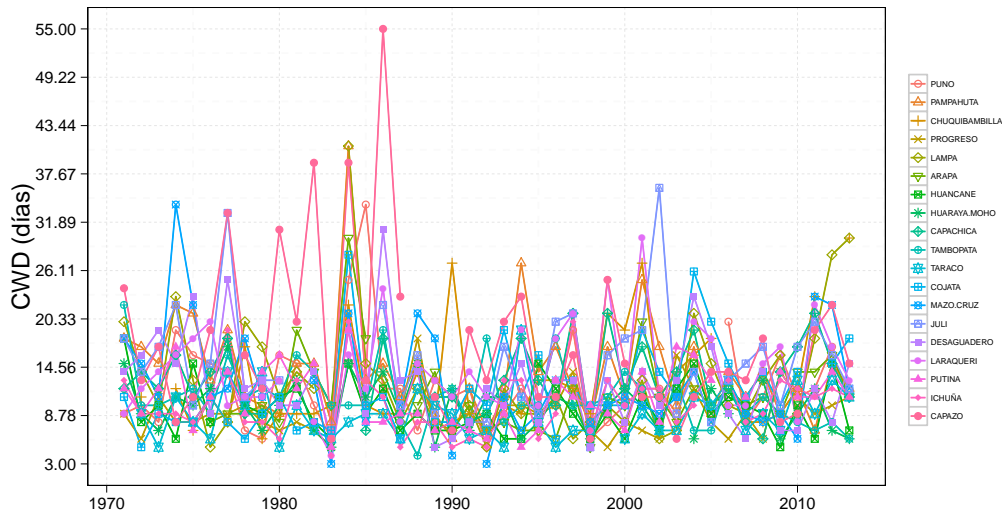


FUENTE: Elaboración propia.

Figura 27: Índice del promedio de eventos secos (CDDm).

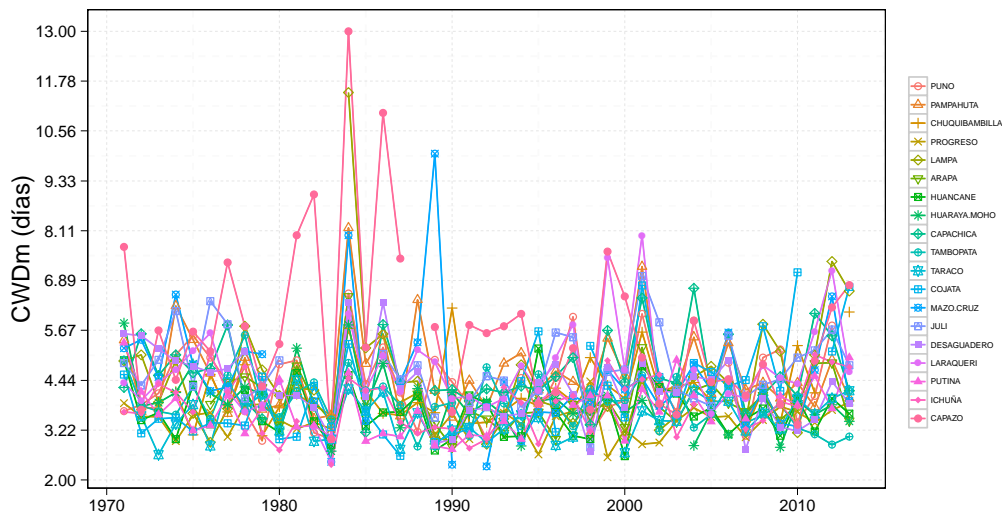
El índice que evalúa la frecuencia de eventos húmedos relacionados a días con precipitación continua, fueron los valores máximos (CWD) y promedio (CWDm) de días húmedos. Las series de CWD (Figura 28) en general evidenciaron un débil comportamiento homogéneo, esto a razón a la aleatoriedad de los valores de CWD y que solo

fue coincidente en los años de 1983, 1984 y 2001. La máxima cantidad de días húmedos consecutivos fue de 55, dado en 1986 en la estación de Ichuña. Los valores más bajos de CWD fueron encontrados en la estación de Mazo Cruz, el cual llegó hasta 3 días en los años 1984 y 1993, agregando además, que fue la estación con la menor cantidad de días consecutivos húmedos. Con respecto a las series de CWDm (Figura 29), la variabilidad fue muy análogo al de CWD.



FUENTE: Elaboración propia.

Figura 28: Índice del máximo número de eventos húmedos (CWD).



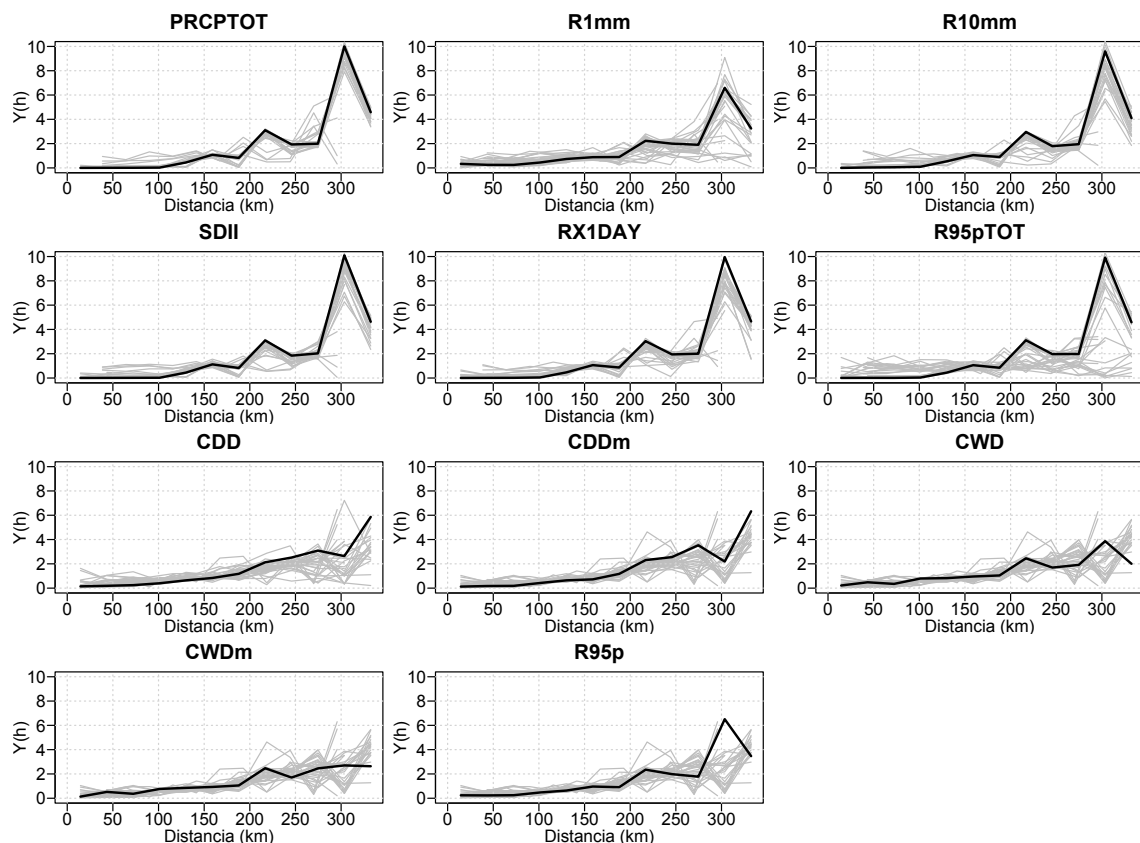
FUENTE: Elaboración propia.

Figura 29: Índice del promedio de eventos húmedos (CWDm).

En resumen, los índices de extremos de precipitación que representan condiciones húmedas asociadas a la magnitud de precipitación intensa (RX1day y R95pTOT) así como de días húmedos (SDII y R10mm) mostraron una fuerte variabilidad influenciado por las estaciones de San Gabán y Tambopata, diferenciándose completamente de las estaciones más al sur del departamento de Puno. Con respecto a los extremos de condiciones húmedas que se relacionan con la frecuencia de precipitación intensa (R95p) y de días húmedos (CWD, CWDm), se encontró un comportamiento débilmente homogéneo en todas las series temporales, esto presentado principalmente en el índice R95p. Los índices de extremos que relacionan la frecuencia de días secos, es decir condiciones de sequía (CDD y CDDm), exhibieron un comportamiento homogéneo regional (excepto con la estación San Gabán). Finalmente, las precipitaciones totales (PRCPTOT) y los días húmedos (R1mm) presentaron también un comportamiento relativamente homogéneo y al igual que muchos de los índices de extremos, se evidencia dos regiones de precipitación diferenciadas (San Gabán con Tambopata y el resto de las estaciones pluviométricas).

4.1.3. Variabilidad espacial

Se evaluó la variabilidad espacial de los índices de extremos usando matrices de correlación de las series temporales (Anexo 9). Los resultados señalaron que mucha de las estaciones pluviométricas exhibe una fuerte correlación significativa en los índices de precipitación acumulada (PRCPTOT), días húmedos (R1mm), eventos fuertes (R10mm) y eventos secos (CDD y CDDm). Los índices de condiciones húmedas intensas (RX1DAY y R95pTOT) y de días húmedos (SDII) mostraron una nula relación. Estos resultados explicaron en primera instancia que existe un patrón regional para los índices con alta correlación, y reveló además que muchas de las estaciones que a pesar de su cercanía espacial presentan variaciones locales muy diferenciadas, principalmente en los eventos más extremos (RX1day) e intensos (R95pTOT y R95p). Solo moderadas correlaciones se encontraron en los índices relacionados a eventos húmedos (CWD y CWDm). A pesar de existir una relación significativa en aquellos índices mayor correlacionados, se encontró correlaciones no significativas en las estaciones de Tambopata y Capachica e inversamente correlacionados (significativa) en la estación de San Gabán. Una análisis más detallado de la dependencia espacial de los índices de extremos fue realizado usando los variogramas experimentales (Figura 30). Se encontró que las es-



FUENTE: Elaboración propia.

Figura 30: Variogramas experimentales calculados para los índices de extremos de precipitación.

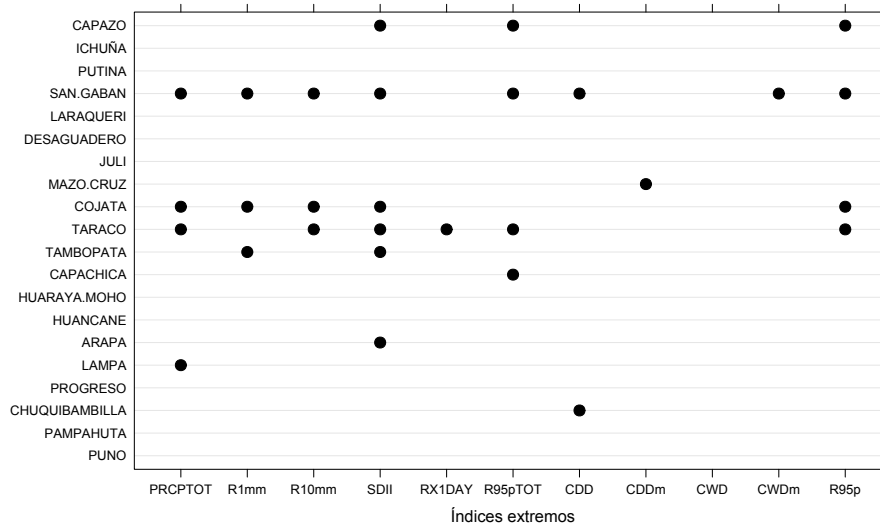
Las líneas grises corresponden a los variogramas experimentales de cada año (1971 al 2013) y las líneas negras a los variogramas experimentales del valor promedio de los índices (1971-2000).

taciones meteorológicas distanciadas entre 0 y 50 km para diferentes años refleja una gran variabilidad en índices relacionados a eventos intensos (R95pTOT) y eventos secos (CDD); y que para esa misma escala espacial se halló menor variabilidad en los eventos húmedos (CWD). A lo anterior se suma las diferentes ciclicidades en los diferentes años con mayor predominancia en SDII, PRCPTOT, R10mm, R95pTOT y RX1day revelando la existencia de pequeñas regiones dispersas (correlacionadas) sobre el campo de estaciones de Puno separadas en grandes distancias. Teniendo en cuenta los variogramas climatológicos se evidenció la existencia de una tendencia de mayor correlación a menores distancias espaciales y menores correlaciones a grandes distancias, esto fue debido a las grandes diferencias encontradas en las estaciones más alejadas (San Gabán y Tambopata). Aunque cabe destacar que existen años en que esta tendencia espacial no se halló, dando a entender de que en algunos años los índices de extremos tienden

a tener valores no tan diferenciados cambiando drásticamente la variabilidad espacial (dado especialmente en R95pTOT y CDD).

4.1.4. Correlación serial

La presencia de autocorrelación en las series de índices de extremos de precipitación pueden afectar la prueba de detección de quiebres (Beaulieu et al., 2012) y de tendencia (Douglas et al., 2000; Khaliq et al., 2009) por incrementar la probabilidad de la hipótesis nula a ser rechazada. Por lo que la presencia de autocorrelación ha sido primero evaluada antes de realizar las pruebas estadísticas correspondientes.



FUENTE: Elaboración propia.

Figura 31: Resumen de la autocorrelación significativa a un retraso de las diferentes series de índices de extremos de cada estación pluviométrica.

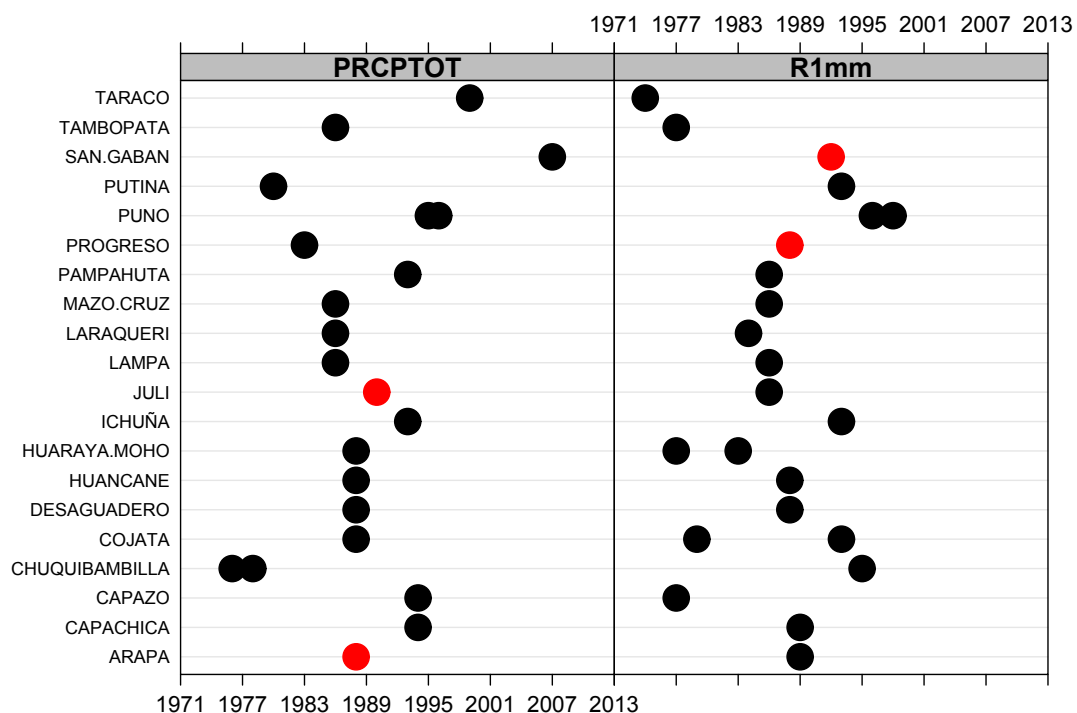
En la Figura 31 se pueden apreciar los resultados de autocorrelación a un retraso, los cuales indican que existe un gran número de estaciones que reflejan una autocorrelación significativa especialmente en las estaciones San Gabán, Cojata, Taraco, Tambopata y Capazo. De todos los índices evaluados, al menos una estación, presenta autocorrelación significativa, con un mayor número de estaciones con autocorrelaciones significativas en los índices SDII, R95p y R95pTOT. Solo el índice CWD no presentó autocorrelación en ninguna estación evaluada. Por lo tanto, en muchos de los casos, existe una autocorrelación positiva de un retraso (excepto en la estación de Chuquibambilla en el índice CDD, en donde se tiene un retraso negativo significativo), evidenciando una moderada influencia de autocorrelación en la presente investigación.

4.2. PUNTOS DE QUIEBRE DE LOS ÍNDICES DE EXTREMOS

Al aplicar la prueba de Pettitt en las series temporales de PRCPTOT se demostró que las estaciones de San Gabán, Juli, Chuquibambilla, Capazo, Capachica y Arapa presentaron al menos un quiebre significativo entre los años 1988 y 2000. En la cantidad de días húmedos (R1mm) las estaciones de Tambopata, San Gabán, Progreso y Cojata evidenciaron al menos un cambio significativo entre 1989 y 1995. Si en una misma serie temporal de índice de extremo se presentó un punto de quiebre y tendencia significativa, se realizó una remoción de la tendencia debido a que la presencia de tendencia podría conducir a una falsa detección de un punto de cambio.

La remoción de tendencias significativas fue realizado en las estaciones de San Gabán, Chuquibambilla y Capazo para el índice PRCPTOT; y en las estaciones de Tambopata, Cojata, Huaraya Moho y Arapa para el índice R1mm. Al realizar una vez más la prueba de Pettitt a las anteriores estaciones (Figura 32) se evidenció que el quiebre detectado fue influenciado por la presencia de tendencia significativa en las estaciones de Chuquibambilla, San Gabán y Capazo (PRCPTOT); y en Arapa, Tambopata y Mazo Cruz (R1mm).

Los p-valores que están debajo de 0.05 (Tabla 2) fueron obtenidos para PRCPTOT en las estaciones de Arapa y Juli; y para R1mm en las estaciones de Progreso y San Gabán, donde este último con Arapa fueron los más cercanos a 0, indicando un muy significativo punto de cambio. Estos resultados señalan que las estaciones de San Gabán y Arapa presentaron la menor probabilidad de haber obtenido el resultado si es que se suponía que la hipótesis nula de que los índices R1mm y PRCPTOT son homogéneas. Por lo tanto, las estaciones de San Gabán y Arapa presentaron un quiebre estadísticamente significativo en una de las características del régimen climatológico de precipitación (PRCPTOT y R1mm) haciéndose necesario eliminar estas estaciones debido a sus características no estacionarias en el tiempo a causa de factores no climáticos. Si se visualiza las series de tiempo diarias de precipitación (Anexo 7) y los índices de PRCPTOT (Figura 19) y R1mm (Figura 20) se puede constatar de los posibles quiebres en las estaciones de Arapa y San Gabán, aunque se debe tomar en cuenta que no hay información de metadata para poder asegurar tal afirmación.



FUENTE: Elaboración propia.

Figura 32: Detección de quiebres según la Prueba de Pettitt luego de quitar las tendencias significantes. Puntos rojos equivalen a quiebres significantes a un nivel de significancia de 0.05.

Las estaciones de Progreso y Juli no han sido consideradas con un quiebre significativo a pesar de estar por debajo del nivel de confianza de 0.05 %, esto debido dos principales razones. La primera, por su cercanía al p-valor de 0.05 haciendo que no sea tan significativo el quiebre detectado; y segundo, por el p-valor con respecto a las demás estaciones considerando un nivel global de 0.05 (usando el procedimiento de falso descubrimiento), resultando solo con quiebres significativas las estaciones de San Gabán y Arapa. Por tal motivo solo se detectaron puntos de cambio en las estaciones de San Gabán y Arapa haciendo que la hipótesis de homogeneidad no sea válida para estas estaciones, eliminándolas para los posteriores análisis, así como para el resto de índices calculados a partir de esas estaciones. Para las demás estaciones pluviométricas la hipótesis de homogeneidad es válida aun.

Tabla 2: P-valores de la prueba de Pettitt usando la serie de extremo original, quitando tendencia significativa y usando el procedimiento de falso descubrimiento (FDR).

Los números en negrita corresponden a los p-valores menores a 0.05, es decir aquellos con un quiebre significativo.

ESTACIÓN	PRCPTOT			R1mm		
	P-valor Prueba de Pettitt	P-valor Prueba sin tendencia significativa	P-valor Procedimiento FDR	P-valor Prueba de Pettitt	P-valor Prueba sin tendencia significativa	P-valor Procedimiento FDR
Puno	0.287545	0.287545	0.4267128	0.1860811	0.1860811	0.3854168
Pampahuta	0.2986989	0.2986989	0.4267128	0.52842033	0.5284203	0.6216709
Chuquibambilla	0.0493265	0.696717	0.7333872	0.2031801	0.2031801	0.3854168
Progreso	0.6822769	0.6822769	0.7333872	0.0231247	0.0231247	0.2312474
Lampa	0.2260285	0.2260285	0.4267128	0.235628517	0.2356285	0.3854168
Arapa	0.0008355	0.0008355	0.0167118	0.1186742	0.6237537	0.6565829
Huancane	0.1902581	0.1902581	0.4267128	0.1072220	0.1072220	0.38541689
Huaraya Moho	0.2556160	0.2556160	0.4267128	0.1186742	0.6237537	0.6565829
Capachica	0.1443530	0.1443530	0.4267128	0.1623724	0.162372	0.3854168
Tambopata	0.266001	0.266001	0.4267128	0.0044436	0.1739384	0.38541689
Taraco	0.1342781	0.1342781	0.4267128	0.696717	0.696717	0.696717
Cojata	0.2405270	0.2405270	0.4267128	0.0019397	0.4924834	0.6156043
Mazo Cruz	0.0966467	0.0966467	0.4267128	0.1739384	0.1739384	0.3854168
Juli	0.0202141	0.0202141	0.2021416	0.2166919	0.2166919	0.3854168
Desaguadero	0.0966467	0.0966467	0.4267128	0.1988074	0.1988074	0.3854168
Laraqueri	0.5211827	0.5211827	0.6131562	0.3706936	0.370693697	0.5295624
San Gabán	0.0006951	0.4096819	0.5462425	0.00193970	0.0019397	0.0387941
Putina	0.7802859	0.7802859	0.7802859	0.2505209	0.2505209	0.3854168
Ichuña	0.2454912	0.2454912	0.4267128	0.1513744	0.1513744	0.3854168
Capazo	0.008582	0.4783084	0.5978856	0.4096819	0.4096819	0.5462425

FUENTE: Elaboración propia.

4.3. TENDENCIAS DE LOS INDICES DE EXTREMOS

Los resultados de la prueba de tendencia son presentados en el Anexo 10. Como era de esperarse por el procedimiento de falso descubrimiento, se encontraron muy pocas tendencias significantes a un nivel global de significancia que a un nivel local de significancia.

No hay una fuerte evidencia de tendencias hacia condiciones húmedas o secas en muchas de las estaciones y las tendencias fueron mayormente pronunciadas en las estaciones de Capazo (que se encuentra al sur del departamento), Tambopata y Cojata (al lado noreste del departamento). Los resultados de la prueba de tendencia (Figura 33) indican un dipolo de fluctuaciones positivas (este) y negativas (oeste) de las precipitaciones totales (PRCPTOT) y de días fuertes de precipitación (R10mm). Los días lluviosos (R1mm) presentan un incremento (descenso) al sureste (noreste) del LT, la duración de episodios húmedos (CWD y CWDm) y de días secos (CDD y CDDm) fluctúan negativamente (positivamente) al lado sur (norte) de Puno. Solo las tendencias que se encuentran dentro del campo de significancia en el nivel global fueron identificadas para CWD y CWDm en tres estaciones, fuera de las 5 con tendencias locales significativas, y para R10mm así como CDDm solo en una estación fue dada (Anexo 10).

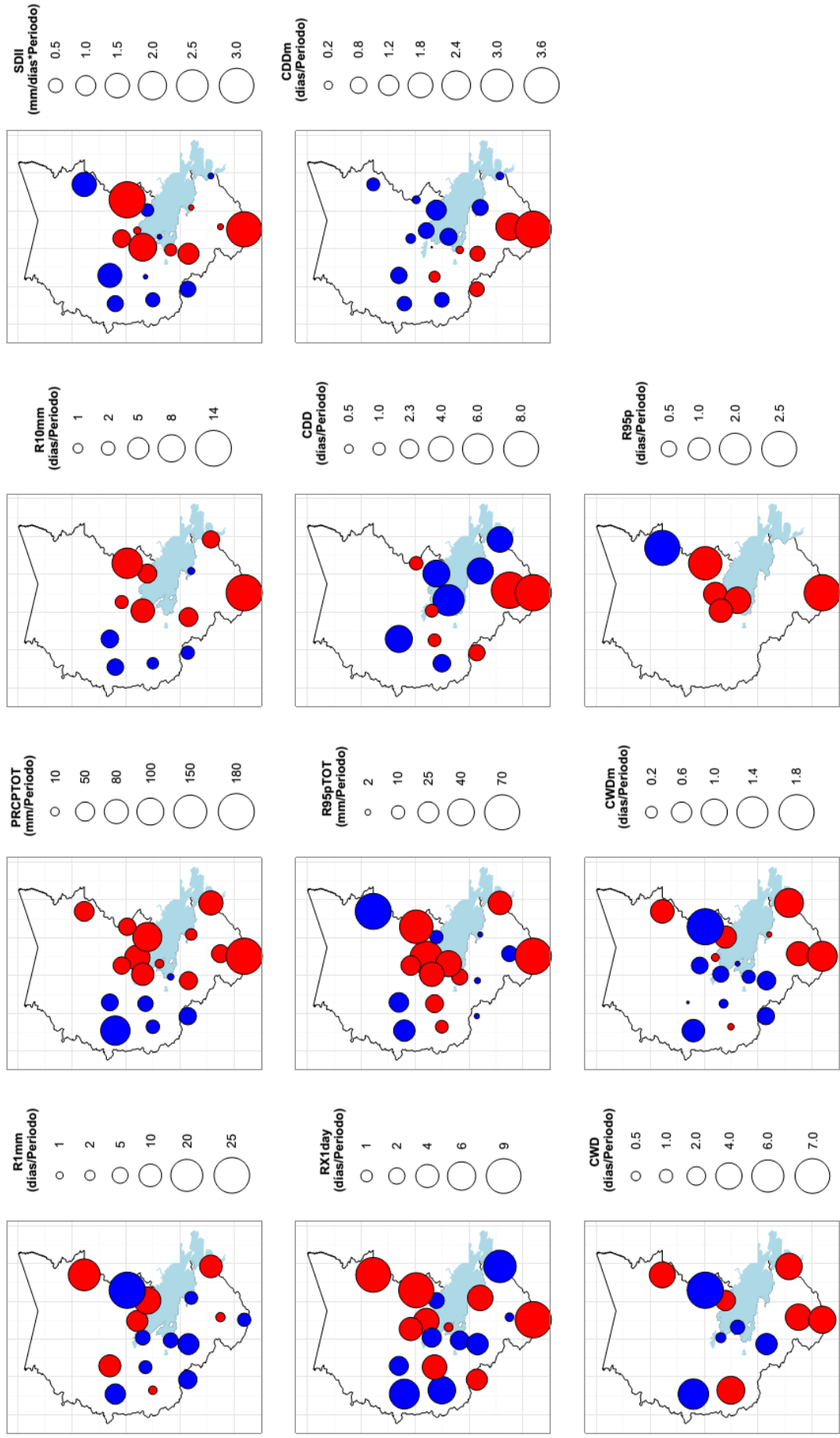
En los años recientes a partir de 1990, se han dado descensos no significativos de las precipitaciones totales al lado este de Puno, esto acorde a lo mostrado en Haylock et al. (2006) y Skansi et al. (2013). Aunque la falta de estaciones en los anteriores trabajos no evidenciaron el incremento que se presentó al lado oeste de Puno que puede ser debida a ligeros incrementos no significativos de PRCPTOT a partir de 1990 y el cual puede estar relacionado al índice R10mm ya que presenta un parecido comportamiento espacial de tendencias. Con respecto a los índices CWD y CDD, se presenta un semejante comportamiento de tendencias como en Haylock et al. (2006) y Skansi et al. (2013).

Por otro lado, pocas tendencias significativas fueron detectadas para los índices de precipitación intensa. En las estaciones de Cojata y Capazo se detectaron tendencias negativas significativas en la intensidad de precipitación (SDII), en la precipitación

máxima anual (RX1day) y en la parte relativa de las precipitaciones totales de eventos intensos (R95pTOT). Sin embargo, la estación de Cojata fue la única significativa a nivel global (en SDII y RX1day). Por lo tanto, la hipótesis de estacionariedad para la precipitación máxima anual permanece válida para muchas de las estaciones (Anexo 10).

Con respecto a la variabilidad espacial de las tendencias de RX1DAY, R95pTOT y SDII, estas tienden a presentar fluctuaciones negativas en los alrededores del LT (noeste) con mayores variaciones negativas y positivas en RX1day. La tendencia del número de eventos de precipitación intensa (R95p) en muchas de las estaciones es prácticamente 0, con muy pocas estaciones con tendencias negativas significativas, el cual se muestran al norte del LT así como al sur de Puno.

Las tendencias de RX1day y R95pTOT coinciden en casi la totalidad de estaciones con lo hallado en Haylock et al. (2006) y Skansi et al. (2013), aunque estos estudios no encuentran la gran variabilidad espacial de las tendencias evidenciadas en este trabajo (Figura 33). Se debe señalar que en esos estudios, el enfoque del cálculo de los índices de extremos se basó en años de calendario y no en el periodo lluvioso en el que fue calculado los índices en esta investigación. Además, cabe aclarar que el uso de las estaciones en este trabajo revelo comportamientos espaciales predefinidos en las tendencias el cual puede estar asociados a condiciones de dinámica atmosférica como es en el caso de PRCPTOT y R10mm.



FUENTE: Elaboración propia.

Figura 33: Mapas de la pendiente de Sen de los índices de extremos de precipitación. Tendencias positivas (círculos azules) y tendencias negativas (círculos rojos).

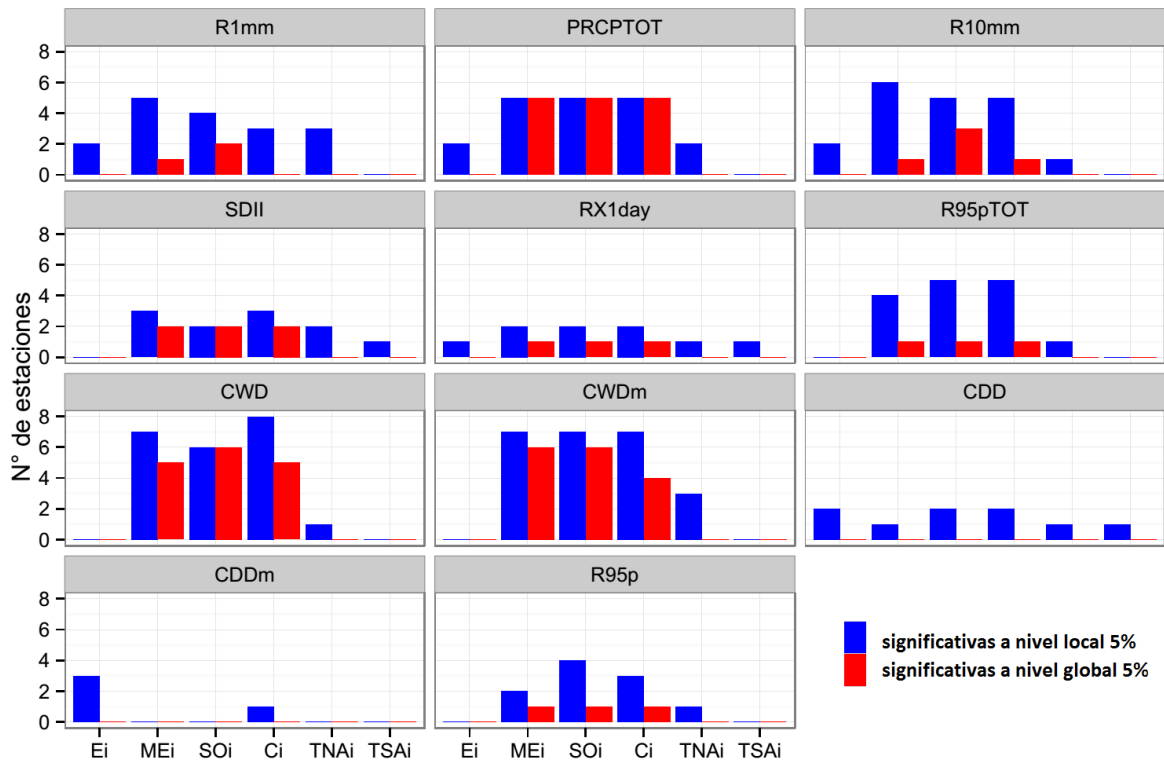
4.4. RELACIÓN DE LOS INDICES DE EXTREMOS DE PRECIPITACIÓN CON ÍNDICES OCÉANO - ATMOSFÉRICOS

Las correlaciones entre los diferentes índices de precipitación y los índices Océano – Atmosféricos han sido analizados. Los índices que describen la dinámica de ENSO han sido calculados mediante diversas técnicas, entre los que destaca métodos complejos como la de componentes principales (en MEi, Ci y Ei) y hasta simples diferencias entre dos localizaciones (SOi); aunque estos índices presentan ciertos contrastes en su definición muchas de estas fueron calculadas a partir de una misma región geográfica (Pacífico Ecuatorial tropical). Por otro lado, los índices que reflejan la variabilidad de la temperatura superficial del Océano Atlántico (TNAi y TSAi) fueron calculados a partir de regiones específicas entre el continente Africano y de América del Sur. Estos índices Océano – Atmosféricos reflejan la variabilidad de los dos principales océanos y su relación con la circulación a gran escala en América del Sur. Aunque estos índices ya han sido estudiados anteriormente (Garreaud et al., 2008; Vuille et al., 2000), no se han evaluado su relación con índices de extremos de precipitación.

Las series temporales de los índices Océano – Atmosféricos son calculadas a escala mensual, por lo que se hizo necesario llevarlas a una escala interanual. El periodo de agregación fue la misma usada para el cálculo de los índices de extremos que corresponde al periodo lluvioso (desde noviembre a abril). Esto se realizó con la finalidad de encontrar una relación directa en el tiempo de un evento extremo con una variación a gran escala de la atmósfera.

Los resultados del análisis de correlación son presentados en la Figura 34, Anexo 11 y Anexo 12. Mostrando la variación espacial del análisis de correlación así como su correlación significativa en un campo local y global con los diferentes índices climáticos. El índice PRCPTOT, CWD y CWDm y en menor medida R10mm, R1mm, SDII y R95pTOT evidenciaron correlaciones significativas con los índices MEi, SOi y Ci. Para CWD, CWDm y PRCPTOT las correlaciones con MEi, SOi y Ci fueron significantes para alrededor de 8 estaciones considerando el nivel local de significancia y a nivel global esa cifra se redujo a la mitad, esto fue presentado en las estaciones ubicadas al sur del departamento de Puno (Mazo Cruz, Desaguadero, Juli, Laraqueri, Ichuña,

Puno, Pampahuta y Lampa). El coeficiente de correlación promedio entre CWD en las diferentes estaciones (solo significantes) y MEi fue 0.49, con SOi fue -0.5 y con Ci fue 0.47. Para CWD, el coeficiente de correlación promedio con MEi fue 0.44, con SOi fue -0.45 y con Ci fue 0.32; y con CWDm, el coeficiente de correlación promedio con MEi, SOi y Ci fue 0.47 (negativo en el caso de SOi).



FUENTE: Elaboración propia.

Figura 34: Número de estaciones con correlaciones significantes con los índices MEi, SOi, Ei, Ci, TNAi y TSAi a un nivel local y global de 5 %.

Los días secos consecutivos máximos (CDD) y promedio (CDDm) a pesar de no estar relacionados significativamente con los índices MEi, SOi y Ci; se halló una relación directa no significativa en todo las estaciones pluviométricas con el índice Ei.

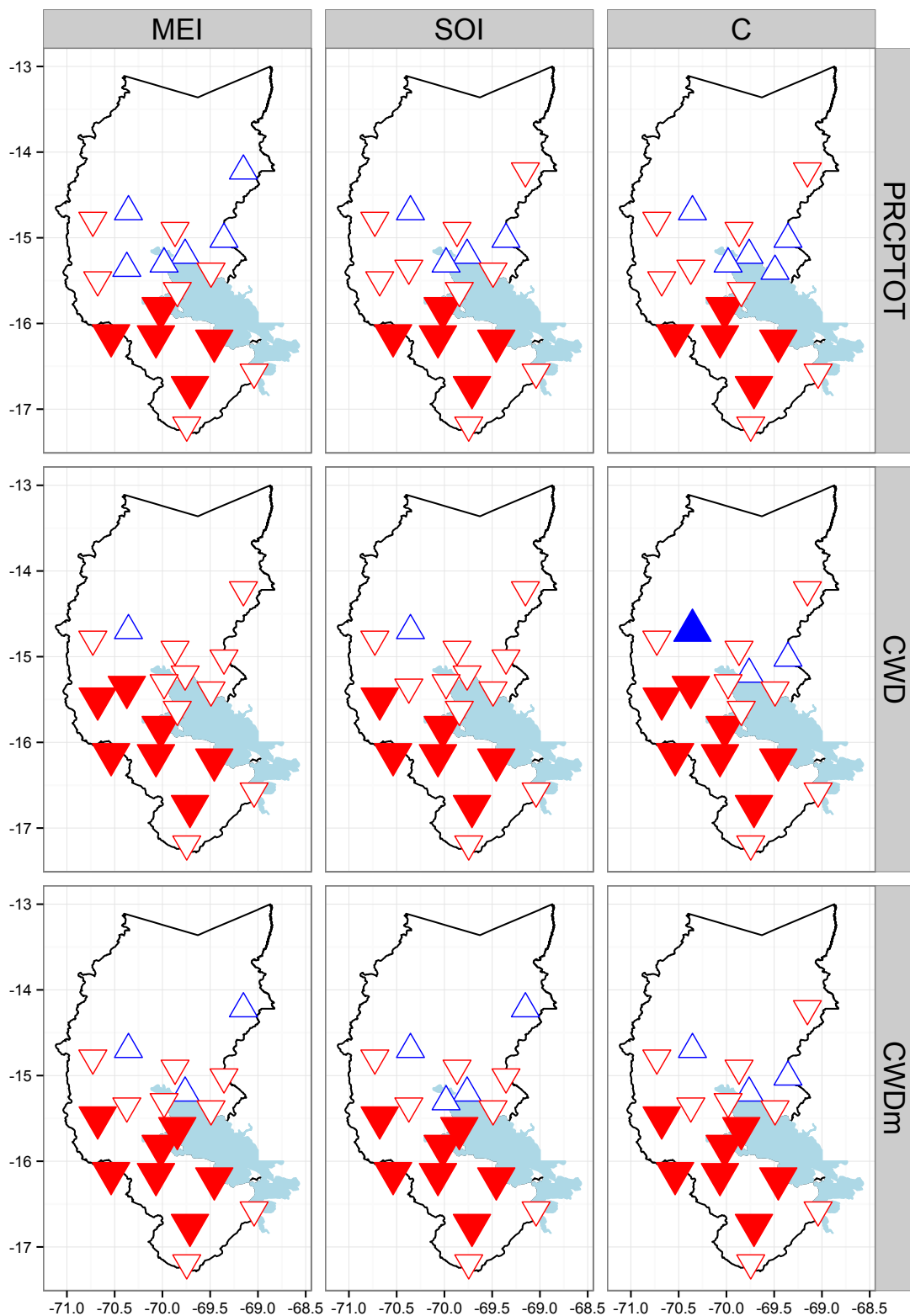
Con respecto a los índices de precipitación intensa tales como RX1day y R95p no se encontraron fuertes correlaciones con los índices de circulación a gran escala. Solo en R95pTOT se encontró algunas correlaciones significativas con los índices MEi, SOi y Ci a nivel local, esto especialmente en las estaciones de Desaguadero, Juli, Mazo Cruz, Laraqueri y Puno. Por lo tanto, es posible decir que los eventos de precipitación intensa son causados por una interacción de diversos factores actuando en diferentes escalas

espacio-temporales, es probable que los índices Océano – Atmosféricos por si solos no son lo suficiente para caracterizar la variabilidad de esos eventos extremos.

Cabe mencionar que a pesar de que los índices MEi, SOi, Ci y Ei representan en su conjunto El Niño - Oscilación Sur, solo los índices Ei y Ci pueden diferenciar los diferentes tipos de eventos El Niño los cuales se asocian con calentamientos en el Pacífico Ecuatorial Este (Ei) y el Pacífico Ecuatorial Central (Ci). Por lo tanto, es posible mencionar que los eventos secos (CDD y CDDm) están ligeramente asociados (no significativamente) a un calentamiento de la costa peruana.

Por otro lado, las correlaciones significantes encontradas en las precipitaciones totales refuerza lo demostrado en otros estudios (Lagos et al., 2008; Lavado y Espinoza, 2014), fortaleciendo la importancia del ENSO. Aunque en esos trabajos no se apreció claramente el patrón espacial, con mayores correlaciones significativas al sur del departamento. Así como su influencia significativa inversa (con MEi y Ci) con los días consecutivos húmedos máximos y promedios (CWD y CWDm), el cual abarca una área mucho mayor que las precipitaciones totales (Figura 35). Por lo tanto, se deduce que calentamientos en el Pacífico Ecuatorial (MEi), especialmente en el área del Pacífico Ecuatorial Central (Ci), con bajos valores de presión (SOi), están asociados con una menor frecuencia de días húmedos que en una mayor disminución en la magnitud de eventos intensos en eventos El Niño.

Los índices TNAi y TSAi no mostraron alguna relación con los índices de extremos de precipitación (solo dos estaciones con correlaciones significativas como máximo). Esto deja en evidencia que no existe variaciones a gran escala que influyen en los índices de extremos en el departamento de Puno, acorde con Vuille et al. (2000).



FUENTE: Elaboración propia.

Figura 35: Correlación entre la precipitación anual (PRCPTOT), los días consecutivos máximos (CWD) y promedio (CWDm) con MEi, SOi y Ci. La leyenda del grafico es la misma a las de las figuras del Anexo 11.

V. CONCLUSIONES

Las conclusiones serán abordadas según los objetivos específicos planteados:

- **Del cálculo de los índices de extremos de precipitación a partir de datos acumulados diarios de precipitación**, se encontró que tres estaciones (San Gabán, Cojata y Mazo Cruz) presentan una alta influencia de autocorrelación (hipótesis de independencia entre las observación de índices de extremos) repercutiendo las pruebas estadísticas realizadas. Solo en el índice CWD se halló nula autocorrelación. Con respecto a su variabilidad espacial, los índices PRCPTOT, R1mm, R10mm ,SDII, RX1day, R95pTOT y R95p fueron las que evidenciaron una alta variabilidad espacial (muy baja relación y valores muy diferenciados con estaciones vecinas), influenciado primordialmente por las estaciones que se encuentran al noreste del departamento de Puno (San Gabán y Tambopata). Los índices de eventos húmedos (CWD y CWDm) presentaron una menor variabilidad al igual que los eventos secos (CDD y CDDm), donde en este último se encontró un comportamiento regional a causa de las altas correlaciones entre las mismas series de índices de CDD y CDDm. Adicionalmente se debe mencionar que estas variaciones espaciales no suelen presentarse en todos los años, ya que se halló que en muchos años la variabilidad espacial de los índices de extremos se modifica drásticamente, especialmente en los extremos intensos.
- **De la determinación de los puntos de cambio de los índices de extremos de precipitación**, se encontró quiebres en las precipitaciones totales (PRCPTOT) entre los años 1988 y 2000; y en los días húmedos (R1mm) entre 1989 y 1995. Resaltando posibles inhomogeneidades en la década de los 90's, encontrando solo significantes inhomegeneidades en las estaciones de San Gabán y Arapa, los cuales automáticamente pierden la validez de estacionariedad por sus características no-estacionarias influenciadas por factores no climáticos (quiebres

significativos). Para las demás estaciones la hipótesis de homogeneidad fue válida, por lo que continuaron con el posterior análisis de tendencia. A pesar de que no se usó información de metadata, los resultados pueden ser útiles para trabajos con énfasis en la homogenización de datos de precipitación diaria y mensual.

- **De la determinación de las tendencias de los índices de extremos de precipitación**, se demostró que no hay indicios significativos (a nivel regional) en incrementos o descensos de eventos extremos, pero sí fluctuaciones y patrones espaciales importantes, como lo encontrado en las precipitaciones totales (PRCPTOT) y los días fuertes de precipitación (R10mm) que evidenciaron descensos (este) y aumentos (oeste) de Puno. Los índices que evalúan las condiciones húmedas (CWD y CWDm) presentaron en tres estaciones tendencias significativas a nivel global; y en los índices de sequía (CDD y CDDm) solo se presentaron tendencias significativas locales en dos estaciones. Resaltando de lo anterior fluctuaciones de mayor ocurrencias de eventos secos y húmedos al sur de Puno. Con respecto a los índices relacionados a eventos intensos (RX1day, R95pTOT, R95p) no se encontraron tendencias significativas en un campo significativo (solo dos estaciones a nivel local fueron significativas) y mucho menos patrones espaciales definidos. Por lo tanto, sumando el anterior análisis de quiebres, es posible decir que la hipótesis de estacionariedad para los diferentes índices de extremos de precipitación permanece válida para la gran mayoría de estaciones, esto especialmente en los máximos de precipitación (solo no válido en Capazo).
- **De la relación de los índices de extremos de precipitación con los principales índices Océano – Atmosféricos**, los índices de extremos de precipitación considerados en este estudio muestran una moderada correlación (0.5) solo con los índices de circulación a gran escala asociados al El Niño - Oscilación Sur. Existe una dependencia (en el periodo lluvioso) de las precipitaciones totales (PRCPTOT) y de la frecuencia de los días húmedos (CWD y CWDm) con los índices MEi, SOi y Ci con las estaciones pluviométricas ubicadas al sur del departamento de Puno (5 estaciones en PRCPTOT, y 7 en CWD y CWDm). Con respecto a los índices que evalúan la magnitud y frecuencia de eventos intensos, una pequeña señal de correlación fue encontrada. A esto se debe sumar la gran va-

riabilidad que exhiben estos índices entre las diferentes estaciones, estableciendo la hipótesis de que estos eventos extremos están más influenciados por procesos climáticos locales y topográficos.

VI. RECOMENDACIONES

Los resultados obtenidos en la presente investigación proponen nuevas perspectivas de investigación y las recomendaciones son detalladas a continuación:

- Realizar un análisis más profundo de la variabilidad de índices de extremos de precipitación en el Altiplano, sumando un análisis dinámico de las variables atmosféricas (Era-Interim o NCEP-NCAR Reanalysis). También sería de mucha importancia aumentar el área de estudio, enriqueciendo la información pluviométrica con estaciones de Bolivia y Chile. Esto con énfasis de poder explicar detalladamente el comportamiento de eventos extremos en los Andes Centrales asociados a los principales modos de variabilidad y variables atmosféricas. Un trabajo que se puede tomar como apoyo sería el de Casanueva et al. (2014).
- Realizar análisis de eventos extremos locales a nivel diario, es decir analizar eventos determinados (de los eventos encontrados en las series de índices de extremos) asociados principalmente a años El Niño y La Niña. Esto también desde un enfoque dinámico para explicar el comportamiento de las principales variables atmosféricas a la escala sinóptica.
- Probar diferentes técnicas de homogenización de datos climáticos, especialmente de datos diarios de precipitación. Los resultados de la presente investigación se pueden tomar como un enfoque de detección de inhomogeneidades, el cual debería ser comparado con otras técnicas de detección de quiebres. Sería importante además, recopilar información de metadata para usar técnicas de corrección de inhomogeneidades. Los datos diarios de precipitación bruta así como los datos corregidos (por alguna técnica de homogenización) podrían ser usados para hacer comparaciones del comportamiento de eventos extremos asociados a los índices de extremos. Los resultados de las tendencias con datos corregidos podrían mostrar

un comportamiento diferente, por lo que es importante hacer estas evaluaciones.

- Evaluar los índices de extremos de precipitación en el departamento de Puno, usando modelos climáticos regionales. Esto con énfasis de investigar los cambios de los eventos extremos a causa del cambio climático.

VII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Aguilar, E., Organization, W. M., Data, W. C., y Programme, M. (2003). *Guidelines on Climate Metadata and Homogenization*. WCDMP (Series). Secretariat of the World Meteorological Organization.
- Alexander, L. V., Zhang, X., Peterson, T. C., Caesar, J., Gleason, B., Klein Tank, A. M. G., Haylock, M., Collins, D., Trewin, B., Rahimzadeh, F., Tagipour, A., Rupa Kumar, K., Revadekar, J., Griffiths, G., Vincent, L., Stephenson, D. B., Burn, J., Aguilar, E., Brunet, M., Taylor, M., New, M., Zhai, P., Rusticucci, M., y Vazquez-Aguirre, J. L. (2006). Global observed changes in daily climate extremes of temperature and precipitation. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 111(D5):n/a–n/a. D05109.
- Ashok, K., Behera, S. K., Rao, S. A., Weng, H., y Yamagata, T. (2007). El niño modoki and its possible teleconnection. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 112(C11):n/a–n/a. C11007.
- Beaulieu, C., Chen, J., y Sarmiento, J. L. (2012). Change-point analysis as a tool to detect abrupt climate variations. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 370(1962):1228–1249.
- Borchers, H. W. (2015). *pracma: Practical Numerical Math Functions*. R package version 1.8.3.
- Bradley, R. S., Vuille, M., Diaz, H. F., y Vergara, W. (2006). Climate change. threats to water supplies in the tropical andes. *Science (New York, N.Y.)*, 312:1755–1756.
- Bronaugh, D. y Werner, A. (2013). *zyp: Zhang + Yue-Pilon trends package*. R package version 0.10-1.
- Brugnara, Y., Brunetti, M., Maugeri, M., Nanni, T., y Simolo, C. (2012). High-

- resolution analysis of daily precipitation trends in the central alps over the last century. *International Journal of Climatology*, 32(9):1406–1422.
- CAN (2009). *Atlas de las dinámicas del territorio Andino: Población y bienes expuestos a amenazas naturales*.
- Casanueva, A., Rodríguez-Puebla, C., Frías, M. D., y González-Reviriego, N. (2014). Variability of extreme precipitation over europe and its relationships with teleconnection patterns. *Hydrology and Earth System Sciences*, 18(2):709–725.
- Della-Marta, P. y Wanner, H. (2006). A method of homogenizing the extremes and mean of daily temperature measurements. *Journal of Climate*, pages 4179–4197.
- Dijkstra, H. A. (2006). The enso phenomenon: theory and mechanisms. *Advances in Geosciences*, 6:3–15.
- Dinse, K. (2011). Climate Variability and Climate Change. WHAT IS THE DIFFERENCE? michigan sea grant.
- Douglas, E., Vogel, R., y Kroll, C. (2000). Trends in floods and low flows in the united states: impact of spatial correlation. *Journal of Hydrology*, 240(1–2):90 – 105.
- Einfalt, T., Jessen, M., y Quirnbach, M. (2006). Can we check raingauge data automatically? 7th. International Workshop on Precipitation in Urban Areas, St. Moritz, Switzerland. Institute of Navigation.
- Enfield, D. B., Mestas-Nuñez, A. M., Mayer, D. A., y Cid-Serrano, L. (1999). How ubiquitous is the dipole relationship in tropical atlantic sea surface temperatures? *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 104(C4):7841–7848.
- Espinoza, J. C., Ronchail, J., Guyot, J. L., Junquas, C., Vauchel, P., Lavado, W., Drapeau, G., y Pombosa, R. (2011). Climate variability and extreme drought in the upper solimões river (western amazon basin): Understanding the exceptional 2010 drought. *Geophysical Research Letters*, 38(13).
- Fisher, R. A. (1915). Frequency distribution of the values of the correlation coefficients in samples from an indefinitely large population. *Biometrika*, 10(4):507–521.
- Garreaud, R., Vuille, M., y Clement, A. C. (2003). The climate of the altiplano: observed current conditions and mechanisms of past changes. *Palaeogeography, Pa-*

- laeoclimatology, Palaeoecology*, 194(1–3):5 – 22. Late-quaternary palaeoclimates of the southern tropical Andes and adjacent regions.
- Garreaud, R. D. (2000). Intraseasonal variability of moisture and rainfall over the south american altiplano. *Monthly Weather Review*, 128:3337–3346.
- Garreaud, R. D. (2009). The andes climate and weather. *Advances in Geosciences*, 22:3–11.
- Garreaud, R. D., Vuille, M., Compagnucci, R., y Marengo, J. (2008). Present-day south american climate. *Palaeogeography, Palaeoclimatology, Palaeoecology*, 281(3–4):180 – 195.
- Haylock, M. R., Peterson, T. C., Alves, L. M., Ambrizzi, T., Anunciação, Y. M. T., Baez, J., Barros, V. R., Berlato, M. A., Bidegain, M., Coronel, G., Corradi, V., Garcia, V. J., Grimm, A. M., Karoly, D., Marengo, J. A., Marino, M. B., Moncunill, D. F., Nechet, D., Quintana, J., Rebello, E., Rusticucci, M., Santos, J. L., Trebejo, I., y Vincent, L. A. (2006). Trends in total and extreme south american rainfall in 1960 – 2000 and links with sea surface temperature. *Journal of Climate*, 19:1490–1512.
- Hegerl, G., Hoegh-Guldberg, O., Casassa, G., Hoerling, M., Kovats, S., Parmesan, C., Pierce, D., y Stott, P. (2010). Good practice guidance paper on detection and attribution related to anthropogenic climate change. *IPCC Working Group*, pages 1–8.
- Insel, N., Poulsen, C., y Ehlers, T. (2010). Influence of the andes mountains on south american moisture transport, convection, and precipitation. *Climate Dynamics*, 35(7–8):1477–1492.
- IPCC (2012). Summary for policymakers. in: Managing the risks of extreme events and disasters to advance climate change adaptation. In Field, C.B., V. B. T. S. D. Q. D. D. K. E. M. M. K. M. G.-K. P. S. A. M. T. y Midgley, P., editors, *A Special Report of Working Groups I and II of the Intergovernmental Panel on Climate Change*, pages 3–21. Cambridge University Press.
- Kaplan, A. (2011). Patterns and indices of climate variability (in "state of the climate in 2010"). *Bulletin of the American Meteorological Society*, 92:S161–S163.
- Kendall, M. (1975). *Rank Correlation Methods*. Charles Griffin.

- Khaliq, M., Ouarda, T., Gachon, P., Sushama, L., y St-Hilaire, A. (2009). Identification of hydrological trends in the presence of serial and cross correlations: A review of selected methods and their application to annual flow regimes of canadian rivers. *Journal of Hydrology*, 368(1–4):117 – 130.
- Killeen, T. J., Douglas, M., Consiglio, T., Jørgensen, P. M., y Mejia, J. (2007). Dry spots and wet spots in the andean hotspot. *Journal of Biogeography*, 34(8):1357–1373.
- Klein, T., Zwiers, F. W., y Zhang, X. (2009). *Guidelines on analysis of extremes in a changing climate in support of informed decisions for adaptation*. World Meteorological Organization.
- Lagos, P., Silva, Y., Nickl, E., y Mosquera, K. (2008). El niño; related precipitation variability in perÃº. *Advances in Geosciences*, 14:231–237.
- Lavado, W. y Espinoza, J. C. (2014). Impactos de el niño y la niña en las lluvias del Perú (1965-2007). *Revista Brasileira de Meteorologia*, 29:171 – 182.
- Lavado, W., Ronchail, J., Labat, D., Espinoza, J.-C., y Guyot, J. L. (2012). Basin-scale analysis of rainfall and runoff in peru (1969–2004): Pacific, titicaca and amazonas drainages. *Hydrological Sciences Journal*, 57(4):625–642.
- Lavado, W., Silvestre, E., y Pulache, W. (2010). Tendencias en los extremos de lluvias cerca a la ciudad del cusco y su relación con las inundaciones de enero del 2010. *Revista Peruana Geo-Atmosférica*, 02(2):89–98.
- Mann, H. B. (1945). Nonparametric tests against trend. *Econometrica*, 13(3):245–259.
- Matheron, G. (1963). *Principles of geostatistics*, volume 58. Society of Economic Geologists.
- Mestre, O., Gruber, C., Prieur, C., Caussinus, H., y Jourdain, S. (2011). Splidhom: A method for homogenization of daily temperature observations. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 50(11):2343–2358.
- Pettitt, A. N. (1979). A non-parametric approach to the change-point problem. *Applied Statistics*, 28(2):126–135.

- Philander, S. (1990). *El Niño, La Niña, and the Southern Oscillation*. International geophysics series. Academic Press.
- R-Core-Team (2013). *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria.
- Ribeiro Jr., P. y Diggle, P. (2001). geor: a package for geostatistical analysis. *R-NEWS*, 1(2):15–18.
- Sanabria, J., Marengo, J., y Valverde, M. (2009). Escenarios de cambio climático con modelos regionales sobre el altiplano peruano (departamento de puno). *RPGA*, 149(1):134–149.
- Sen, P. K. (1968). Robustness of some nonparametric procedures in linear models. *The Annals of Mathematical Statistics*, 39(6):1913–1922.
- Skansi, M. M., Brunet, M., Sigró, J., Aguilar, E., Groening, J. A. A., Bentancur, O. J., Geier, Y. R. C., Amaya, R. L. C., Jácome, H., Ramos, A. M., Rojas, C. O., Pasten, A. M., Mitro, S. S., Jiménez, C. V., Martínez, R., Alexander, L. V., y Jones, P. (2013). Warming and wetting signals emerging from analysis of changes in climate extreme indices over south america. *Global and Planetary Change*, 100(0):295 – 307.
- Spearman, C. (1904). The proof and measurement of association between two things. *The American journal of psychology*, 15(1):72–101.
- Stepanek, P., Zahradníček, P., y Farda, A. (2012). Correcting inhomogeneities in daily time series-comparison of methods for various meteorological elements. *web2.sca.uqam.ca*.
- Stephenson, D. (2008). Chapter 1: Definition, diagnosis, and origin of extreme weather and climate events. In R., M. y H., D., editors, *Climate Extremes and Society*, pages 11–23. Cambridge University Press.
- Szentimrey, T. (2013). Theoretical questions of daily data homogenization. *Journal of the Hungarian Meteorological Service*, 117(1):113–122.
- Takahashi, K., Montecinos, A., Goubanova, K., y Dewitte, B. (2011). Enso regimes: Reinterpreting the canonical and modoki el niño. *Geophysical Research Letters*, 38(10):n/a–n/a.

- Tramblay, Y., El Adlouni, S., y Servat, E. (2013). Trends and variability in extreme precipitation indices over maghreb countries. *Natural Hazards and Earth System Science*, 13(12):3235–3248.
- Trenberth, K. E. (1984). Signal versus noise in the southern oscillation. *Monthly Weather Review*, 112:326–332.
- Vicente-Serrano, S. M., Beguería, S., López-Moreno, J. I., García-Vera, M. A., y Stepanek, P. (2010). A complete daily precipitation database for northeast spain: reconstruction, quality control, and homogeneity. *International Journal of Climatology*, 30(8):1146–1163.
- Vincent, L. A., Peterson, T. C., Barros, V. R., Marino, M. B., usticucci, M., Carrasco, G., Ramirez, E., Alves, L. M., Ambrizzi, T., Berlato, M. A., Grimm, A. M., Marengo, J. A., Molion, L., Moncunill, D. F., Rebello, E., Anunciacao, Y. M. T., Quintana, J., Santos, J. L., Baez, J., Coronel, G., Garcia, J., Trebejo, I., Bidegain, M., Haylock, M. R., y Karoly, D. (2005). Observed trends in indices of daily temperature extremes in south america 1960 2000. *Journal of Climate*, 18:5011–5023.
- Vuille, M., Bradley, R. S., y Keimig, F. (2000). Interannual climate variability in the central andes and its relation to tropical pacific and atlantic forcing. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 105(D10):12447–12460.
- Wijngaard, J. B., Klein Tank, A. M. G., y Können, G. P. (2003). Homogeneity of 20th century european daily temperature and precipitation series. *International Journal of Climatology*, 23(6):679–692.
- Wilks, D. S. (2006a). On “field significance” and the false discovery rate. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 45:1181–1189.
- Wilks, D. S. (2006b). *Statistical Methods in the Atmospheric Sciences*. International geophysics series. Academic Press.
- Wolter, K. y Timlin, M. S. (1998). Measuring the strength of enso events: How does 1997/98 rank? *Weather*, 53(9):315–324.
- Xuebin, Z. y Zwiers, F. W. (2013). Chapter 1: Statistical indices for the diagnosing and detecting changes in extremes. In AghaKouchak., A., Easterling, D., Hsu, K.,

Schubert, S., y Sorooshian, S., editors, *Extremes in a Changing Climate*, pages 1–14. Springer Netherlands.

Yue, S., Pilon, P., Phinney, B., y Cavadias, G. (2002). The influence of autocorrelation on the ability to detect trend in hydrological series. *Hydrological Processes*, 16(9):1807–1829.

Zhang, X., Alexander, L., Hegerl, G. C., Jones, P., Tank, A. K., Peterson, T. C., Trewin, B., y Zwiers, F. W. (2011). Indices for monitoring changes in extremes based on daily temperature and precipitation data. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Climate Change*, 2(6):851–870.

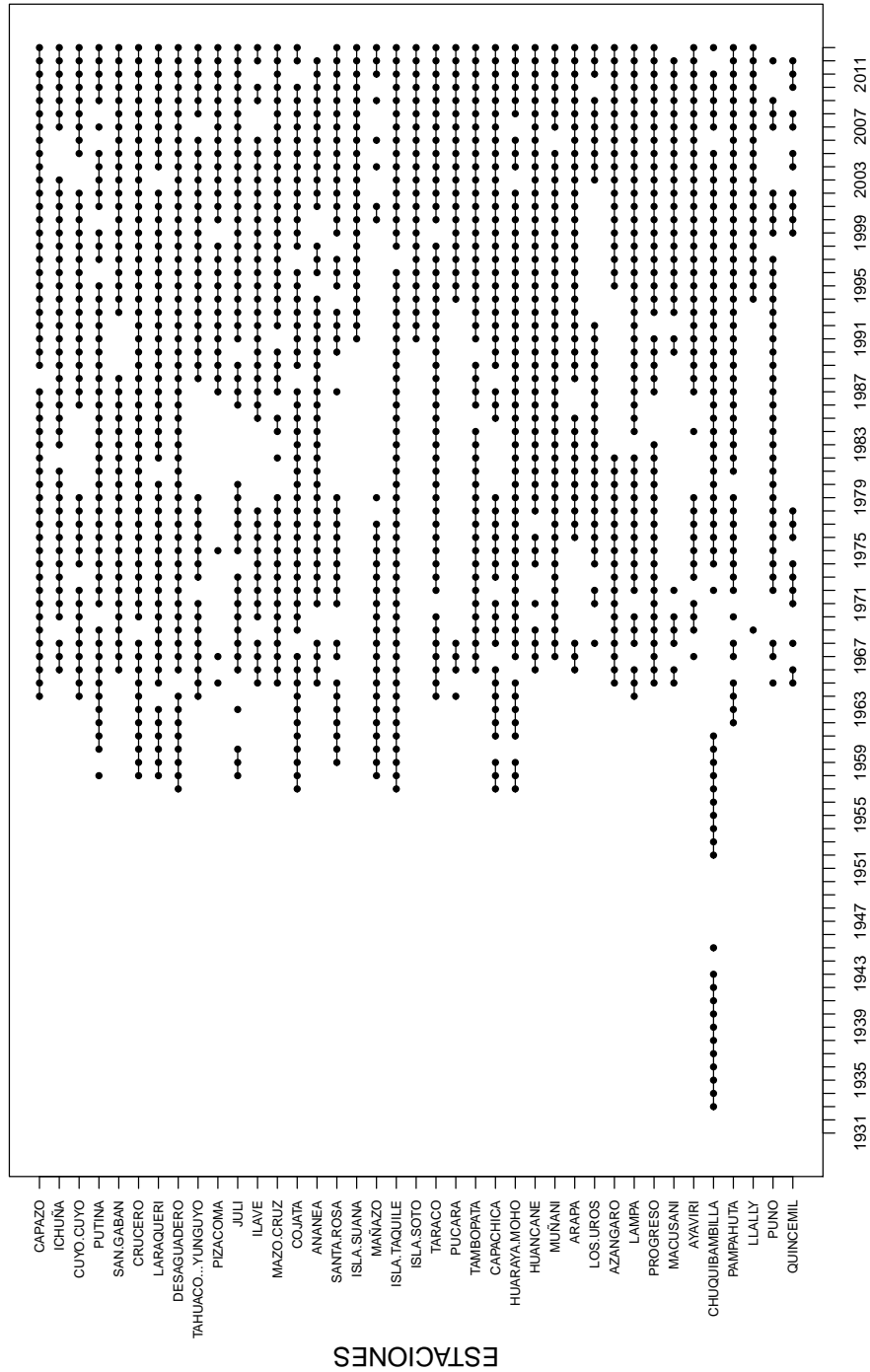
VIII. ANEXOS

Anexo 1: Estaciones pluviométricas.

ORDEN	CODIGO	NOMBRE	TIPO	PROVINCIA	LATITUD (°)	LONGITUD (°)	ALTURA (msnm)
1	693	QUINCEMIL	CO	QUISPICANCHI	-70.75	-13.217	772
2	708	PUNO	CO	PUNO	-70.018	-15.823	3840
3	761	LLALLY	CO	MELGAR	-70.898	-14.949	4111
4	762	PAMPAHUTA	CO	LAMPA	-70.678	-15.491	4320
5	764	CHUQUIBAM- BILLA	CO	MELGAR	-70.728	-14.796	3910
6	776	AYAVIRI	CO	MELGAR	-70.593	-14.881	3920
7	777	MACUSANI	CO	CARABAYA	-70.424	-14.068	4331
8	778	PROGRESO	CO	AZANGARO	-70.356	-14.695	3905
9	779	LAMPA	CO	LAMPA	-70.373	-15.356	3900
10	781	AZANGARO	CO	AZANGARO	-70.191	-14.915	3863
11	782	LOS UROS	CO	PUNO	-69.915	-15.796	3808
12	783	ARAPA	CO	AZANGARO	-70.119	-15.136	3920
13	785	MUÑANI	CO	AZANGARO	-69.966	-14.779	4119
14	786	HUANCANE	CO	HUANCANE	-69.763	-15.203	3860
15	787	HUARAYA MOHO	CO	MOHO	-69.491	-15.39	3890
16	788	CAPACHICA	CO	PUNO	-69.844	-15.616	3819
17	790	TAMBOPATA	CO	SANDIA	-69.152	-14.22	1264
18	815	PUCARA	CO	LAMPA	-70.373	-15.034	3885
19	816	TARACO	CO	HUANCANE	-69.983	-15.305	3820
20	817	ISLA SOTO	CO	PUNO	-69.491	-15.559	3853
21	818	ISLA TAQUILE	CO	PUNO	-69.695	-15.779	3815
22	820	MAÑAZO	CO	PUNO	-70.339	-15.813	3942
23	822	ISLA SUANA	CO	YUNGUYO	-68.864	-16.339	3845
24	823	SANTA ROSA	CO	MELGAR	-70.796	-14.627	3940
25	826	ANANEA	CO	SAN ANTONIO DE PUTINA	-69.535	-14.679	4660
26	827	COJATA	CO	HUANCANE	-69.356	-15.017	4344
27	878	MAZO CRUZ	CO	EL COLLAO	-69.712	-16.746	3970
28	879	ILAVE	CO	EL COLLAO	-69.644	-16.085	3850
29	880	JULI	CO	CHUCUITO	-69.457	-16.203	3825
30	881	PIZACOMA	CO	CHUCUITO	-69.373	-16.915	3940
31	882	TAHUACO - YUNGUYO	CO	YUNGUYO	-69.068	-16.305	3860
32	883	DESAGUADE- RO	CO	CHUCUITO	-69.04	-16.569	3860
33	889	LARAQUERI	CO	PUNO	-70.068	-16.153	3970
34	7415	CRUCERO	CO	CARABAYA	-70.024	-14.363	4130
35	156401	SAN GABAN	PLU	CARABAYA	-70.405	-13.441	635
36	157414	PUTINA	PLU	SAN ANTONIO DE PUTINA	-69.868	-14.915	3878
37	157418	CUYO CUYO	PLU	SANDIA GENERAL	-69.542	-14.474	3494
38	158310	ICHUÑA	PLU	SANCHEZ CERRO	-70.537	-16.141	3792
39	158326	CAPAZO	PLU	EL COLLAO	-69.746	-17.186	4419

FUENTE: Elaboración propia.

Anexo 2: Periodo de registro de información pluviométrica.



FUENTE: Elaboración propia.

El punto negro señala que en el año al menos existieron un 80 % de datos diarios.

Anexo 3: Códigos en “R” Códigos en “R” para el cálculo de índices de extremos.

```
#INDICES DE EXTREMOS DE PRECIPITACIÓN
#autor: Adrian Huerta
#fecha: 02-03-15

#el objeto ‘a’ en todas las funciones es de clase xts

#Rx1day, Monthly maximum 1-day precipitation:
RX1DAY <- function(a){      # REVISADO
  RX1DAY <- suppressWarnings(max(a,na.rm=T))
  if (RX1DAY == -Inf){RX1DAY <- NA}
  return(RX1DAY)
}

#SDII Simple pricipitation intensity index:
SDII <- function(a){      # REVISADO
  a[a < 1] <- NA
  w <- sum(!is.na(a))
  SDII <- sum(a, na.rm = T)/w
  if (w == 0){SDII <- NA}
  return(SDII)
}

#R1mm Annual count of days when PRCP >= 1mm:
R1mm <- function(a){      # REVISADO!
  if (sum(a, na.rm = T) == 0){
    if ((0 %in% a) == T){
      R1mm <- 0
    } else { R1mm <- NA }
  } else if (sum(a,na.rm = T) != 0) {
    a[a < 1] <- NA
    R1mm <- sum(!is.na(a))
  }
  return(R1mm)
}

#R10mm Annual count of days when PRCP >= 10mm:
R10mm<-function(a){      # REVISADO
  if (sum(a, na.rm = T) == 0){
    if ((0 %in% a) == T){
      R10mm <- 0
    } else { R10mm <- NA }
  } else if (sum(a,na.rm = T) != 0) {
    a[a < 10 ] <- NA
    R10mm <- sum(!is.na(a))
  }
  return(R10mm)
}
```



```

#R20mm Annual count of days when PRCP??? 20mm:
R20mm <- function(a){
  if (sum(a, na.rm = T) == 0){
    if ((0 %in% a) == T){
      R20mm <- 0
    } else { R20mm <- NA }
  }else if (sum(a, na.rm = T) != 0) {
    a[a < 20]<-NA
    R20mm <- sum(!is.na(a))
  }
  return(R20mm)
}

#Rnnmm Annual count of days when PRCP >= nmm, nn is a user defined threshold:
Rnnmm<-function(a, nn = 1){
  if (sum(a, na.rm = T) == 0) {
    Rnnmm <- NA
  } else if (sum(a, na.rm = T) != 0) {
    a[a < nn] <- NA #nn value
    Rnnmm <- sum(!is.na(a))
  }
  return(Rnnmm)
}

#CDD. Maximum length of dry spell, maximum number of consecutive days with RR < 1mm:
CDD <- function(a){ # REVISADO
  a <- as.numeric(a)
  a[a >= 1] <- 1
  a[a < 1] <- 0 #lo que va a contar
  CDD <- suppressWarnings(max(!a) * unlist(lapply(rle(a)$lengths, seq_len)),na.rm=T)) #lo que va a contar!
  if (CDD == -Inf){CDD <- NA}
  return(CDD)
}

#CWD. Maximum length of wet spell, maximum number of consecutive days with RR ??? 1mm:
CWD <- function(a){ # REVISADO
  a <- as.numeric(a)
  a[a < 1] <- 0.1
  a[a >= 1] <- 0 #lo que va a contar
  CWD <- suppressWarnings(max(!a) * unlist(lapply(rle(a)$lengths, seq_len)),na.rm=T)) #lo que va a contar!
  if (CWD == -Inf ){CWD <- NA}
  return(CWD)
}

#PRCPTOT. Annual total precipitation in wet days (RR >= 1.0mm) :
PRCPTOT <- function(a){ # REVISADO
  if (sum(a, na.rm = T) == 0){
    if ((0 %in% a) == T){
      PRCPTOT <- 0
    }
  }
}

```

```

    } else { PRCPTOT <- NA }
  } else if (sum(a,na.rm = T) != 0){
    a[a < 1] <- NA
    PRCPTOT <- sum(a, na.rm = T)
  }
  return(PRCPTOT)
}

```

```

#R95pTOT. Annual total PRCP when RR > 95p.
R95pTOT <- function(a){      # REVISADO
  if (sum(a, na.rm = T) == 0){
    if ((0 %in% a) == T){
      sumP95 <- 0
    } else { sumP95 <- NA }
  } else if (sum(a,na.rm = T) != 0){
    a[is.na(a) | a < 1] <-0
    a[a <= P95[i]] <- 0
    sumP95 <- sum(a)
  }
  if(is.na(P95[i]) == TRUE){sumP95 <- NA}
  return(sumP95)
}

```

```

#CDDm. Mean length of dry spell, maximum number of consecutive days with RR < 1mm:
CDDm <- function(a){      # REVISADO!
  if (all(is.na(a)) == TRUE){
    CDDmm <- NA
    return(CDDmm)
  } else {
    a <- as.numeric(a)
    a[a >= 1] <- NA
    a[a < 1] <- 0 #lo que va a contar
    seq.cons.values <- (!a) * unlist(lapply(rle(a)$lengths, seq_len)) #lo que va a contar!
    no.na <- !is.na(a); idx <- 1 + cumsum(is.na(a))
    vals.l <- split(seq.cons.values[no.na], idx[no.na])
    cons.vals.l <- lapply(vals.l,function(x.1) x.1[which.max(x.1)])
    values.max.cons <- as.numeric(unlist(cons.vals.l))
    values.max.cons <- values.max.cons[values.max.cons != 1]
    CDDmm <- suppressWarnings(mean(values.max.cons))

    if (is.nan(CDDmm) == T){
      CDDmm <- 0
    }
    return(CDDmm)
  }
}

```

```

#CDDm. Mean length of dry spell, maximum number of consecutive days with RR < 1mm:
CWDm <- function(a){      # REVISADO!
  if (all(is.na(a)) == TRUE){

```

```

CWDmm <- NA
return(CWDmm)
} else {
  a <- as.numeric(a)
  a[a < 1] <- NA
  a[a >= 1] <- 0 #lo que va a contar
  seq.cons.values <-(!a) * unlist(lapply(rle(a)$lengths, seq_len)) #lo que va a contar!
  no.na <- !is.na(a); idx <- 1 + cumsum(is.na(a))
  vals.l <- split(seq.cons.values[no.na], idx[no.na])
  cons.vals.l <- lapply(vals.l,function(x.1) x.1[which.max(x.1)])
  values.max.cons <- as.numeric(unlist(cons.vals.l))
  values.max.cons <- values.max.cons[values.max.cons != 1]
  CWDmm <- suppressWarnings(mean(values.max.cons))
  if (is.nan(CWDmm) == T){
    CWDmm <- 0 }
  return(CWDmm)
}
}

#(R95p) Number of events above Prec95p
R95p <- function(a){
  if (sum(a,na.rm = T) == 0){
    if ((0 %in% a) == T){
      a <- as.numeric(a)
      a[a < Px95[i]] <- NA
      a[a >= Px95[i]] <- 0 #lo que va a contar
      seq.cons.values <-(!a) * unlist(lapply(rle(a)$lengths, seq_len)) #lo que va a contar!
      no.na <- !is.na(a); idx <- 1 + cumsum(is.na(a))
      vals.l <- split(seq.cons.values[no.na], idx[no.na])
      cons.vals.l <- lapply(vals.l,function(x.1) x.1[which.max(x.1)])
      ax1 <- as.numeric(unlist(cons.vals.l))
      a12 <- subset(ax1, ax1 == 1 | ax1 == 2)
      a34 <- subset(ax1, ax1 == 3 | ax1 == 4)
      a56 <- subset(ax1, ax1 == 5 | ax1 == 6)
      a78 <- subset(ax1, ax1 == 7 | ax1 == 8)
      # values.max.cons <- values.max.cons[values.max.cons != 1]
      R95pmm <- suppressWarnings(length(a12) + length(a34)*2 + length(a56)*3 + length(a78)*4)
    } else { R95pmm <- NA }
  } else if (sum(a,na.rm = T) != 0){

    a <- as.numeric(a)
    a[a < Px95[i]] <- NA
    a[a >= Px95[i]] <- 0 #lo que va a contar
    seq.cons.values <-(!a) * unlist(lapply(rle(a)$lengths, seq_len)) #lo que va a contar!
    no.na <- !is.na(a); idx <- 1 + cumsum(is.na(a))
    vals.l <- split(seq.cons.values[no.na], idx[no.na])
    cons.vals.l <- lapply(vals.l,function(x.1) x.1[which.max(x.1)])
    ax1 <- as.numeric(unlist(cons.vals.l))
    a12 <- subset(ax1, ax1 == 1 | ax1 == 2)

```

```
a34 <- subset(axl, axl == 3 | axl == 4)
a56 <- subset(axl, axl == 5 | axl == 6)
a78 <- subset(axl, axl == 7 | axl == 8)
# values.max.cons <- values.max.cons[values.max.cons != 1]
R95pmm <- suppressWarnings(length(a12) + length(a34)*2 + length(a56)*3 + length(a78)*4)

}
if(is.na(Px95[i]) == TRUE){R95pmm <- NA}
return(R95pmm)
}
```

Anexo 4: Códigos en “R” para el proceso de falso descubrimiento (FDR).

```
#File:      fdr.r
#Date:      5/10/04
# Version:   0.1.3
#Author:    Chris Paciorek - please contact the author with bug
#           reports: paciorek AT alumni.cmu.edu

#Purpose: implement False Discovery Rate (FDR) functions for multiple testing,
following the Ventura et al. reference below
#Usage: source('fdr.r'); fdr(my.pvals)
#References:
# Ventura et al. 2004
# Benjamini, Y, and Y. Hochberg. 1995
# Benjamini, Y. and D. Yekutieli. 2001
# Benjamini, Y. et al. 2001.
# Storey, J. 2002.
#

fdr <- function(pvals,qlevel=0.05,method="original",adjustment.method=NULL,adjustment.args=NULL){
#
# Description:
#   This is the main function designed for general usage for determining
#   significance based on the FDR approach.

# Arguments:
#pvals (required): a vector of pvals on which to conduct the multiple testing
#
#qlevel: the proportion of false positives desired
#
#method: method for performing the testing. 'original' follows Benjamini & Hochberg (1995);
#       'general' is much more conservative, requiring no assumptions on the p-values (see Benjamini & Yekutieli (2001)).
#       We recommend using 'original', and if desired, using 'adjustment.method="mean" ' to increase power.
#
#adjustment.method: method for increasing the power of the procedure by estimating
#                   the proportion of alternative p-values, one of "mean",
#                   the modified Storey estimator that we suggest in Ventura et al. (2004), "storey",
#                   the method of Storey (2002), or "two-stage", the iterative approach of Benjamini et al. (2001)
#
#adjustment.args: arguments to adjustment.method; see prop.alt() for description,
#                but note that for "two-stage", qlevel and fdr.method are taken
#                from the qlevel and method arguments to fdr()
#
# Value:
#   NULL if no significant tests, or a vector of the indices of the significant tests
#
# Examples:
#   signif <- fdr(pvals,method="original",adjustment.method="mean")
#
```

```

n <- length(pvals)

a <- 0 # initialize proportion of alternative hypotheses
if(!is.null(adjustment.method)){
  if(adjustment.method=="two-stage"){ # set things up for the "two-stage" estimator
    qllevel <- qllevel/(1+qllevel) # see Benjamini et al. (2001) for proof that this controls the FDR at level qllevel
    adjustment.args$qllevel <- qllevel
    adjustment.args$fdr.method <- method
    cat(paste('Adjusting cutoff using two-stage method,
              with method ',method,' and qllevel ',round(qllevel,4),'\n',sep=""))
  }
  if(adjustment.method=="mean" & is.null(adjustment.args)){
    adjustment.args <- list(edf.lower=0.8,num.steps=20) #default arguments for "mean" method of Ventura et al. (2004)
    cat(paste('Adjusting cutoff using mean method,
              with edf.lower=0.8 and num.steps=20\n',sep=""))
  }
  a <- prop.alt(pvals,adjustment.method,adjustment.args)
}
if(a==1){ # all hypotheses are estimated to be alternatives
  return(1:n)
} else{ # adjust for estimate of a; default is 0
  qllevel <- qllevel/(1-a)
}

return(fdr.master(pvals,qllevel,method))
}

fdr.master <- function(pvals,qllevel=0.05,method="original"){
#
# Description:
#This is an internal function that performs various versions of the FDR procedure,
but without the modification described in section 4 of our J of Climate paper.
#
# Arguments:
#pvals (required): a vector of pvals on which to conduct the multiple testing
#
#qllevel: the proportion of false positives desired
#
#method: one of 'original', the original method of Benjamini & Hochberg (1995),
or 'general', the method of Benjamini & Yekutieli (2001), which requires no assumptions about the p-values,
but which is much more conservative.
We recommend 'original' for climatological data, and suspect it works well generally for spatial data.
#
# Value:
# NULL if no significant tests, or a vector of the indices of the significant tests
#
n <- length(pvals)
if(method=="general"){
  qllevel <- qllevel/sum(1/(1:n)) # This requires fewer assumptions but is much more conservative
} else{

```

```

    if(method!="original"){
      stop(paste("No method of type: ",method,sep=""))
    }
  }
  return(fdr.basic(pvals,qlevel))
}

fdr.basic <- function(pvals,qlevel=0.05){
#
# Description:
# This is an internal function that performs the basic FDR of Benjamini & Hochberg (1995).
#
# Arguments:
#pvals (required): a vector of pvals on which to conduct the multiple testing
#
#qlevel: the proportion of false positives desired

# Value:
# NULL if no significant tests, or a vector of the indices of the significant tests
#
  n <- length(pvals)
  sorted.pvals <- sort(pvals)
  sort.index <- order(pvals)
  indices <- (1:n)*(sorted.pvals<=qlevel*(1:n)/n)
  num.reject <- max(indices)
  if(num.reject){
    indices <- 1:num.reject
    return(sort(sort.index[indices]))
  } else{
    return(NULL)
  }
}

storey <- function(edf.quantile,pvals){
#
# Description:
#This is an internal function that calculates the basic Storey (2002) estimator of a,
  the proportion of alternative hypotheses.
#
# Arguments:
#edf.quantile (required): the quantile of the empirical distribution function at which to estimate a
#
#pvals (required): a vector of pvals on which to estimate a
#
# Value:
# estimate of a, the number of alternative hypotheses
#
#
  if(edf.quantile >=1 | edf.quantile <=0){
    stop('edf.quantile should be between 0 and 1')
  }
}

```

```

}
a <- (mean(pvals<=edf.quantile)-edf.quantile)/(1-edf.quantile)
if(a>0){
  return(a)
} else{
  return(0)
}
}

prop.alt <- function(pvals,adjustment.method="mean",adjustment.args=list(edf.lower=0.8,num.steps=20)){
#
# Description:
# This is an internal function that calculates an estimate of a,
the proportion of alternative hypotheses,
using one of several methods.
#
# Arguments:
# pvals (required): a vector of pvals from which to estimate a
#
# adjustment.method: method for estimating the proportion of alternative p-values,
one of "mean", the modified Storey estimator suggested in Ventura et al. (2004);
"storey", the method of Storey (2002); or "two-stage",
the iterative approach of Benjamini et al. (2001)
#
# adjustment.args: arguments to adjustment.method;
# for "mean", specify edf.lower, the smallest quantile at which to estimate a, and
num.steps, the number of quantiles to use - the approach uses the average of the Storey (2002)
estimator for the num.steps quantiles starting at edf.lower and finishing just less than 1
# for "storey", specify edf.quantile, the quantile at which to calculate the estimator
# for "two-stage", the method uses a standard FDR approach to estimate which p-values are significant;
this number is the estimate of a; therefore the method requires specification of qllevel,
the proportion of false positives and fdr.method ('original' or 'general'), the FDR method to be used.
We do not recommend 'general' as this is very conservative and will underestimate a.
#
# Value:
# estimate of a, the number of alternative hypotheses
#
# Examples:
# a <- prop.alt(pvals,adjustment.method="mean")
#
n <- length(pvals)
if(adjustment.method=="two-stage"){
  if(is.null(adjustment.args$qllevel) | is.null(adjustment.args$fdr.method)){
    stop("adjustment.args$qllevel or adjustment.args$fdr.method not specified.
Two-stage estimation of the number of alternative hypotheses
requires specification of the FDR threshold and FDR method ('original' or 'general')")
  }
  return(length(fdr.master(pvals,adjustment.args$qllevel,method=adjustment.args$fdr.method))/n)
}
}

```



```

if(adjustment.method=="storey"){
  if(is.null(adjustment.args$edf.quantile)){
    stop("adjustment.args$edf.quantile not specified. Using Storey's method for estimating
    the number of alternative hypotheses requires specification of the argument of the p-value EDF
    at which to do the estimation (a number close to one is recommended)")
  }
  return(storey(adjustment.args$edf.quantile,pvals))
}

if(adjustment.method=="mean"){
  if(is.null(adjustment.args$edf.lower) | is.null(adjustment.args$num.steps)){
    stop("adjustment.args$edf.lower or adjustment.args$num.steps is not specified.
    Using the method of Ventura et al. (2004) for estimating the number of alternative hypotheses
    requires specification of the lowest quantile of the p-value EDF
    at which to do the estimation (a number close to one is recommended) and
    the number of steps between edf.lower and 1, starting at edf.lower, at which to do the estimation")
  }
  if(adjustment.args$edf.lower >=1 | adjustment.args$edf.lower<=0){
    stop("adjustment.args$edf.lower must be between 0 and 1");
  }
  if(adjustment.args$num.steps<1 | adjustment.args$num.steps%%1!=0){
    stop("adjustment.args$num.steps must be an integer greater than 0")
  }
  stepsize <- (1-adjustment.args$edf.lower)/adjustment.args$num.steps
  edf.quantiles <- matrix(seq(from=adjustment.args$edf.lower,by=stepsize,len=adjustment.args$num.steps),
  nr=adjustment.args$num.steps,nc=1)
  a.vec <- apply(edf.quantiles,1,storey,pvals)
  return(mean(a.vec))
}
}

```

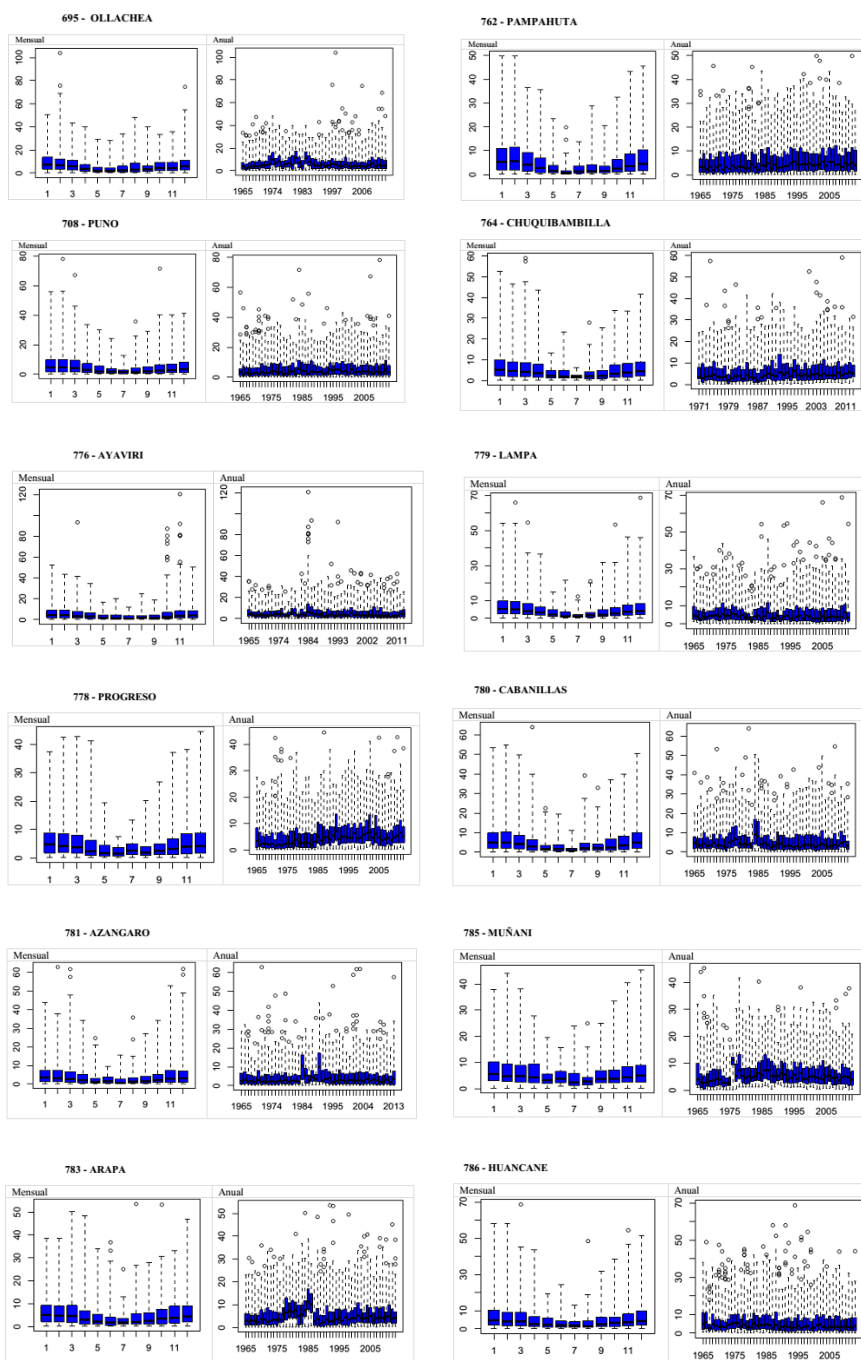
Anexo 5: Códigos en “R” para el cálculo de la Prueba de Pettitt.

```
#-----  
# Breakpoint detection in a time series according to Pettitt 1979  
# R script by Pascal Haenggi, v20090819  
#-----  
# x = time series with 1. column: year and 2. column: value  
# alpha = significance level for test, e.g. 0.05  
pettitt <- function(x, alpha) {  
  # rank and rank_cumsum  
  xtmp <- cbind(x, rank(x[,2]))  
  xtmp <- cbind(xtmp, cumsum(xtmp[,3]))  
  xtmp <- cbind(xtmp, 1:nrow(xtmp))  
  # Xk (test statistic)  
  xtmp <- cbind(xtmp, 2 * xtmp[,4] - xtmp[,5] * (nrow(xtmp) + 1))  
  colnames(xtmp) <- c("YYYY", "VALUE", "rank", "rank_cumsum", "k", "Xk")  
  # breakpoint  
  XE <- max(abs(xtmp[, 'Xk']))  
  XEa <- xtmp[which(abs(xtmp[, 'Xk'])==XE), 'YYYY']  
  # p-value  
  n <- nrow(xtmp)  
  pval <- exp( (-6 * (XE^2)) / (n^2 + n^3) )  
  # significance level (global for all series with same n)  
  Xksign <- sqrt( -1/6 * ((log(alpha, base = exp(1))) * (n^2 + n^3)) )  
  significant <- XE > Xksign  
  
  res <- list(Xk=xtmp, XEa=XEa, XE=XE, Xksign=Xksign, sig=significant, pval=pval)  
  return(res)  
}
```

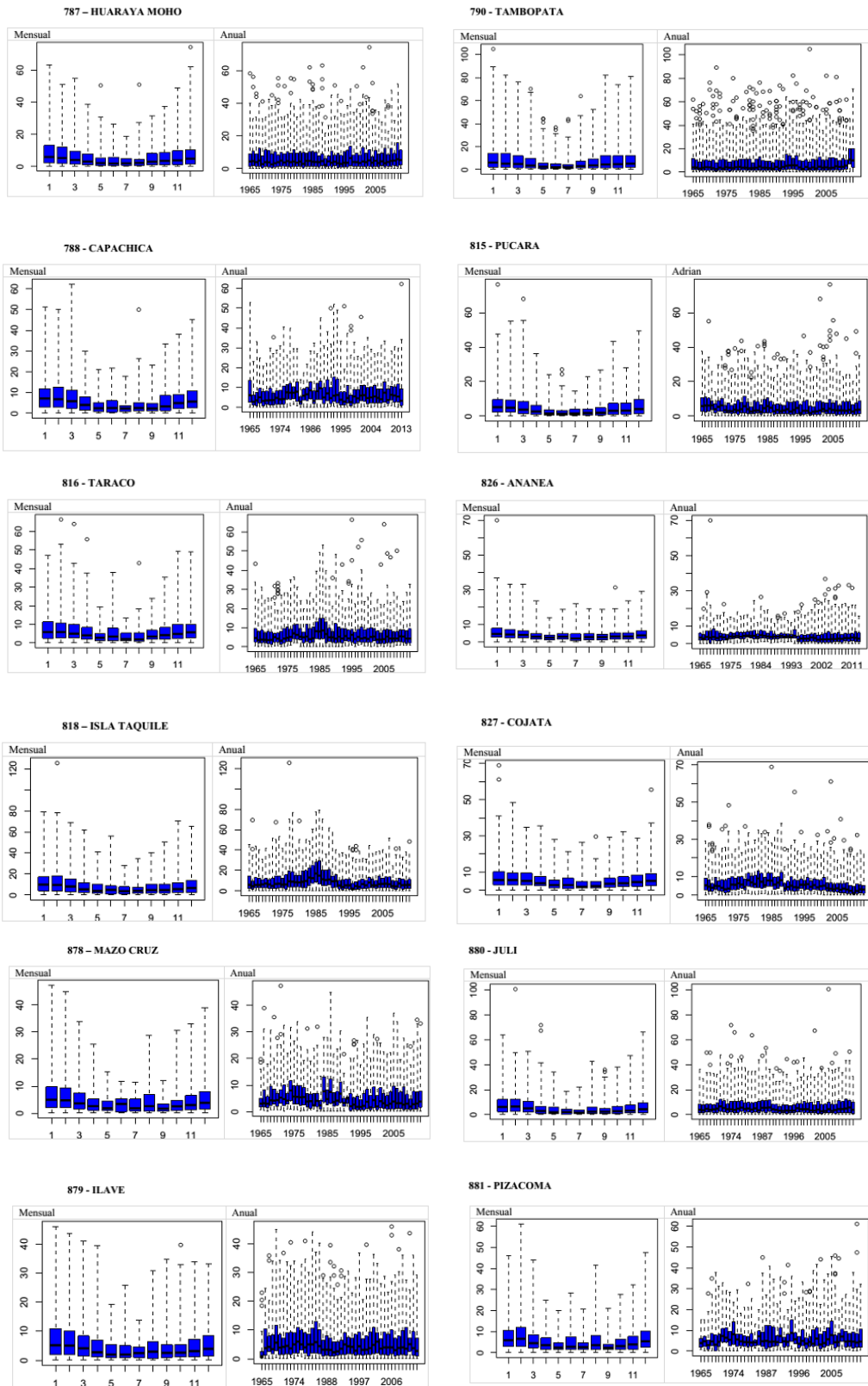
Anexo 6: Resultados del control de calidad.

I. Pruebas de tolerancia.

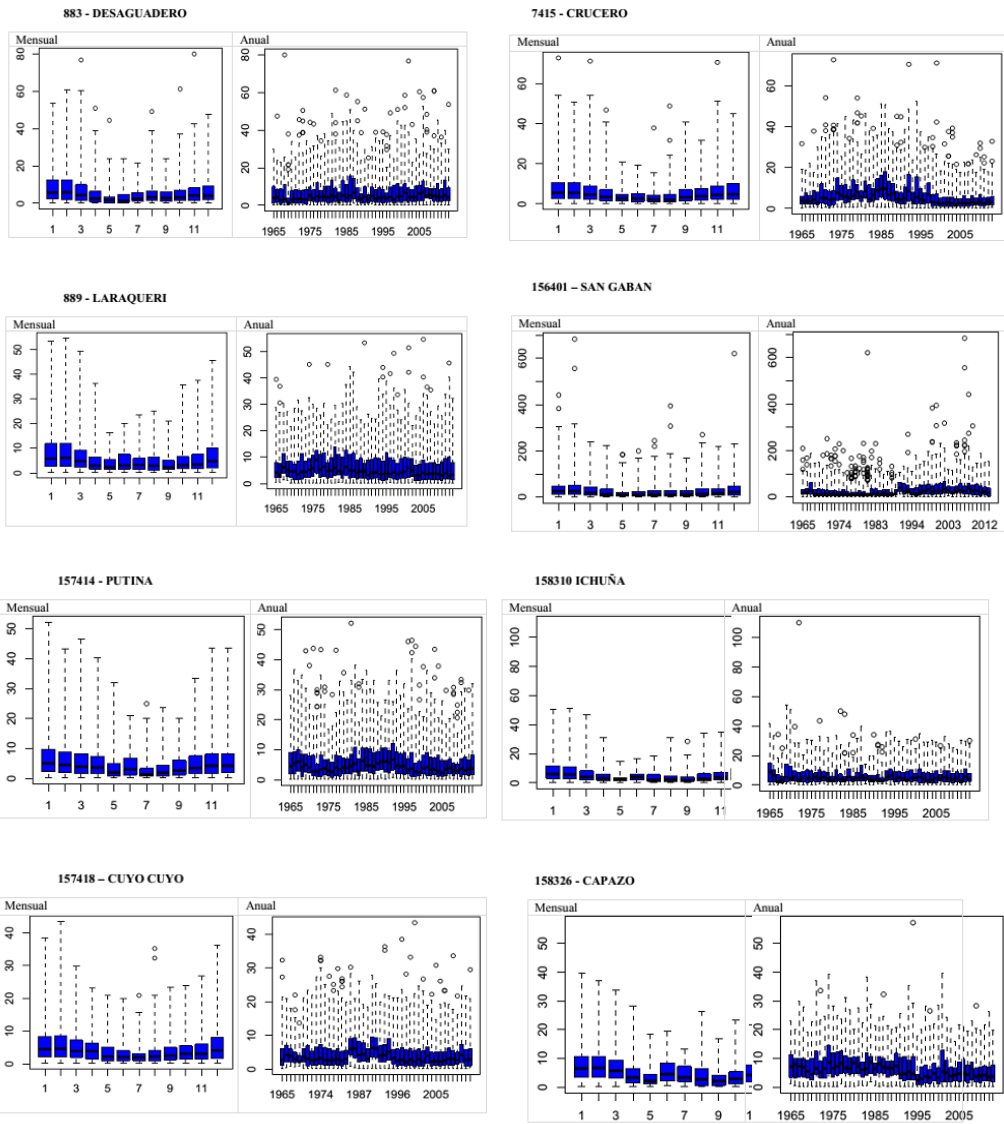
Diagramas de cajas a escala mensual y anual de precipitación, omitiendo los valores cero. Los outliers (valor sospechoso) son identificados con los círculos. El eje Y de cada gráfico es la precipitación en mm.



FUENTE: Elaboración propia.



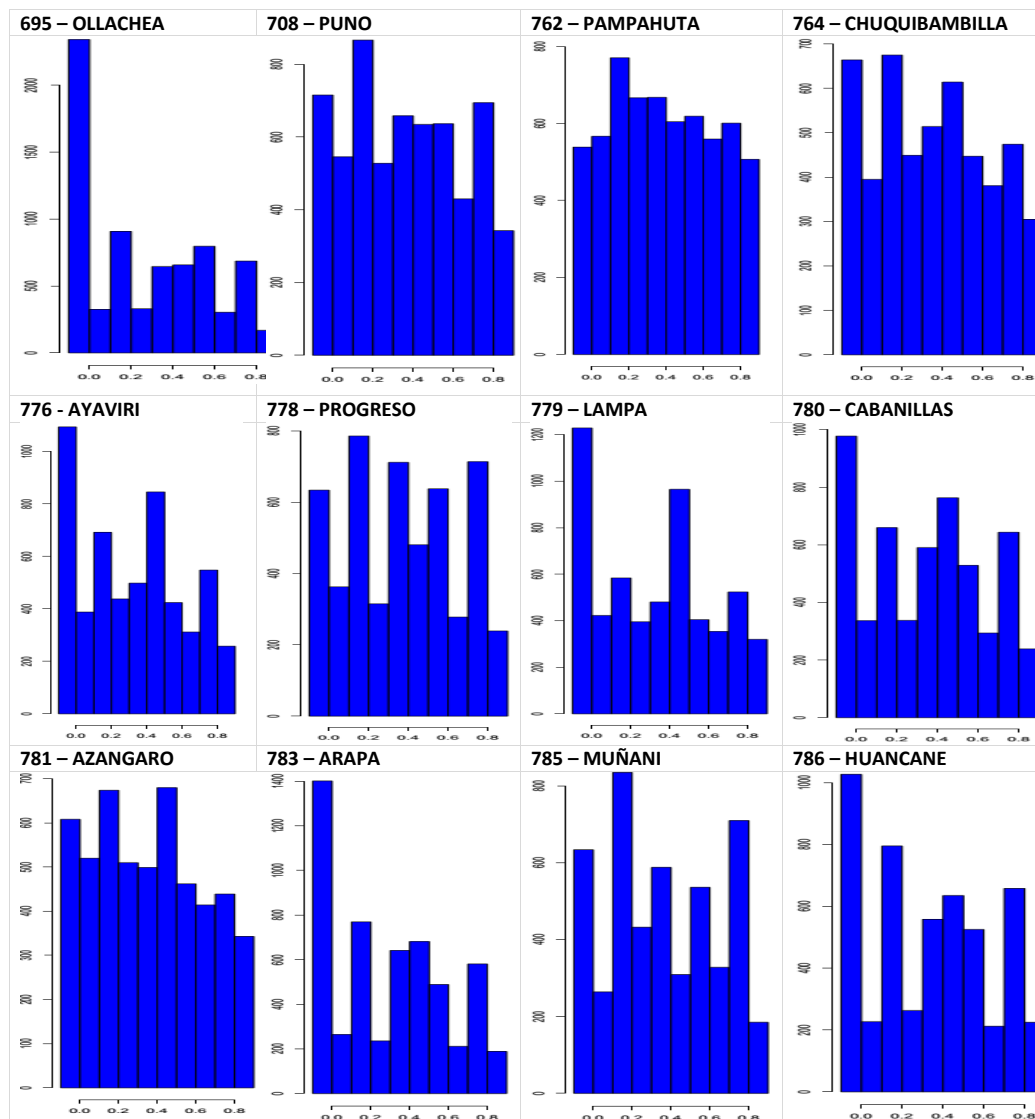
FUENTE: Elaboración propia.



FUENTE: Elaboración propia.

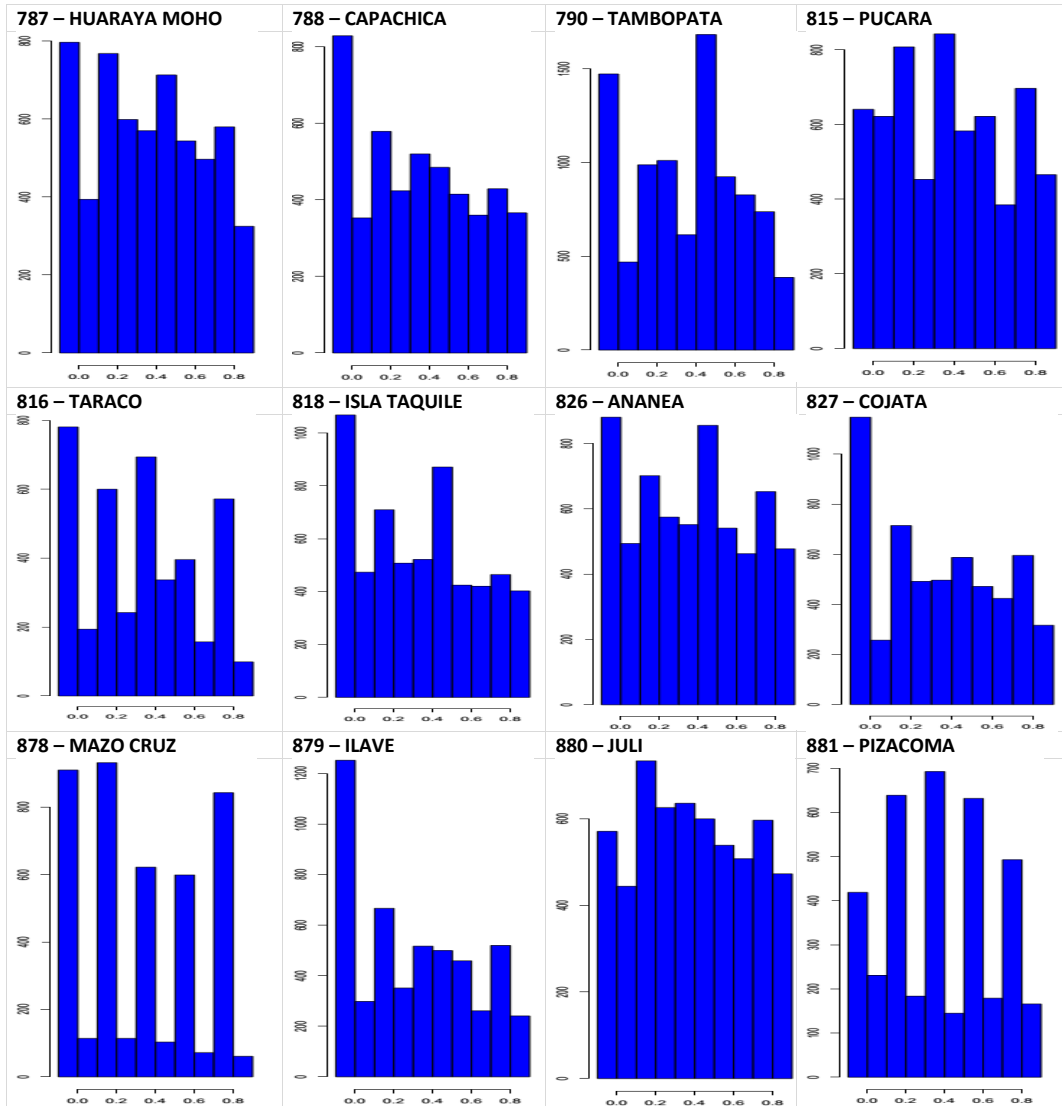
II. Comprobación de la coherencia interna.

Frecuencia de los diez valores posibles del punto decimal, omitiendo los valores de 0 mm.

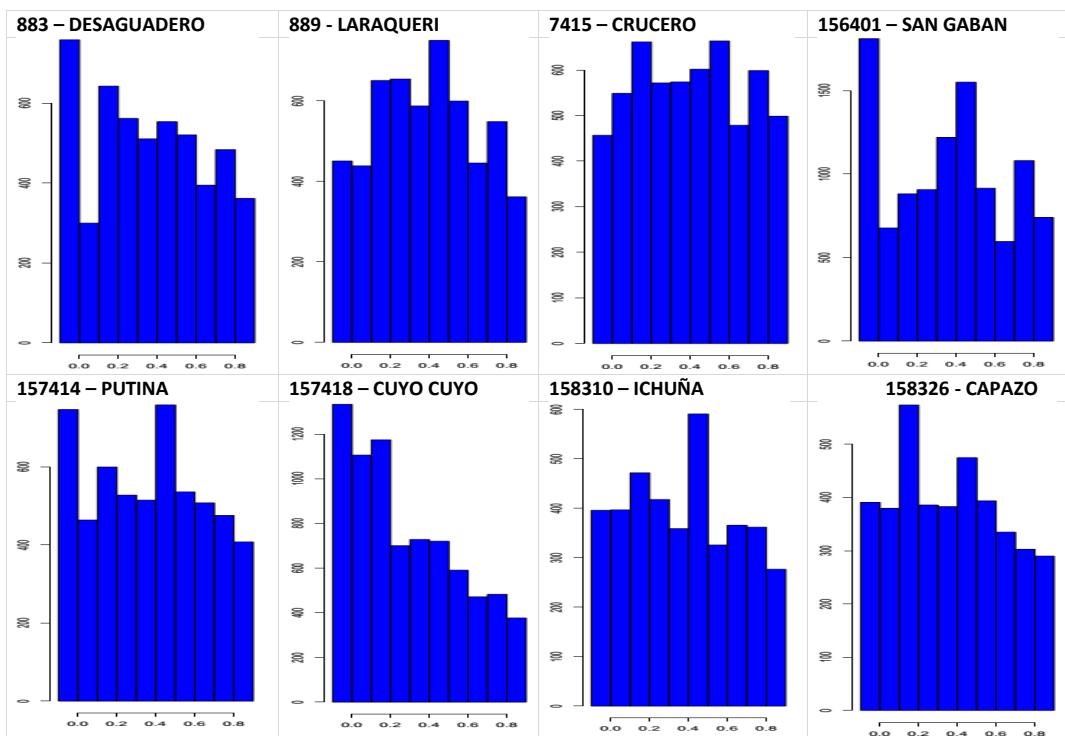


FUENTE: Elaboración propia.

El eje X de cada grafico corresponde a las variaciones decimales y el eje Y a las frecuencias encontradas.



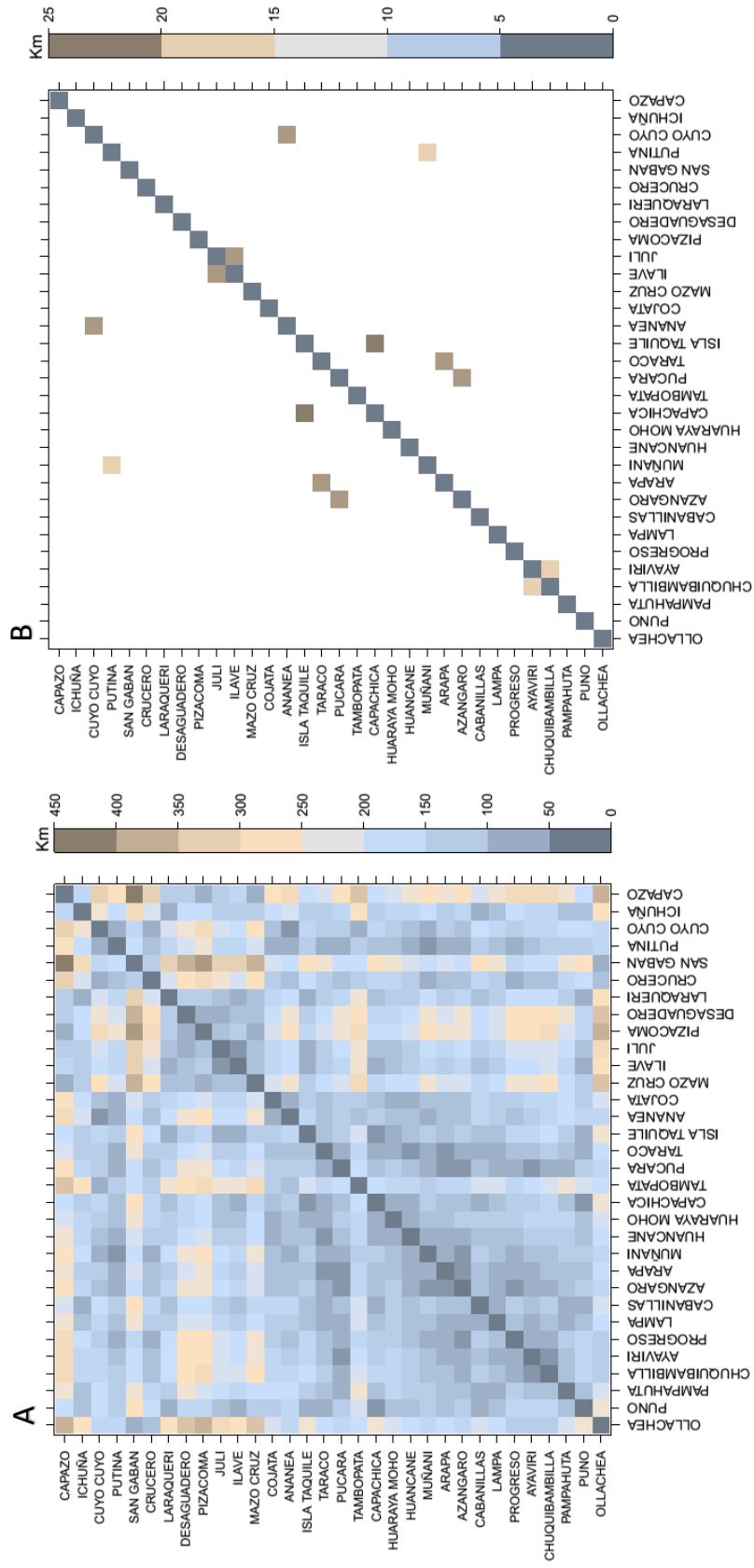
FUENTE: Elaboración propia.



FUENTE: Elaboración propia.

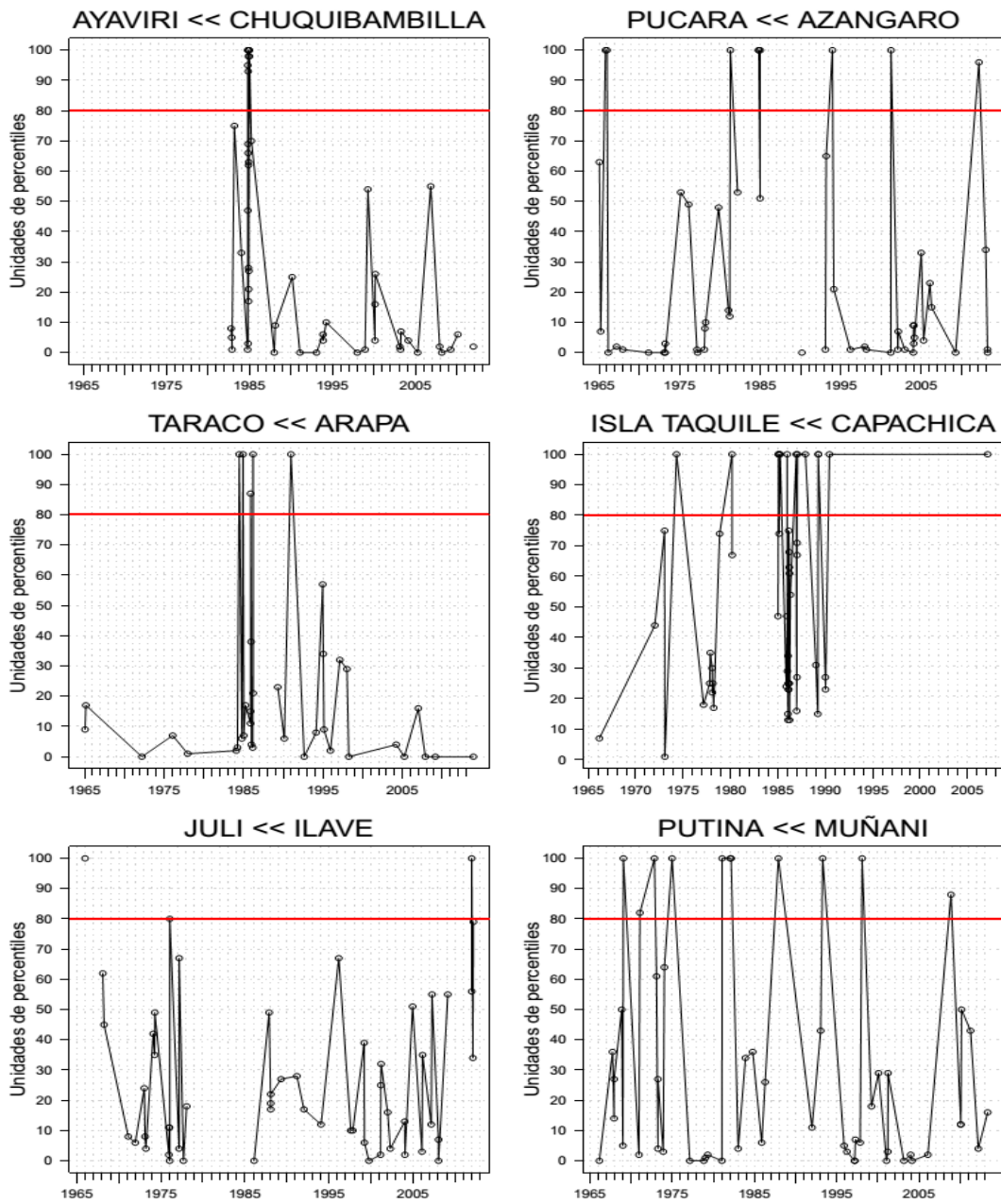
II. Comprobación de la coherencia espacial.

Matriz de distancias para todas las estaciones de precipitación (A) y para aquellas estaciones en un radio de 25km (B).



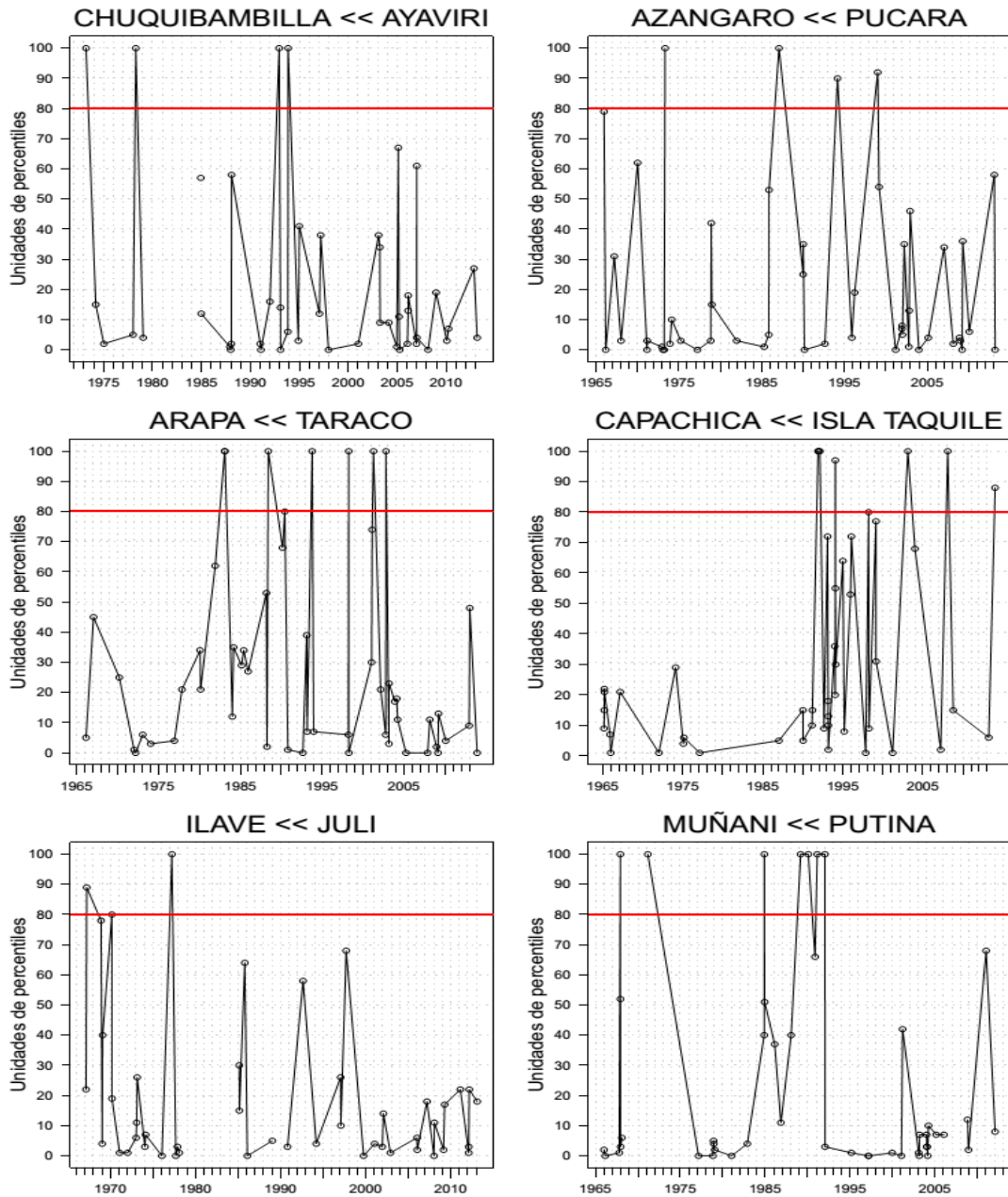
FUENTE: Elaboración propia.

Diferencia de percentiles mayores a 90 unidades, de la estación candidato por su estación vecina.



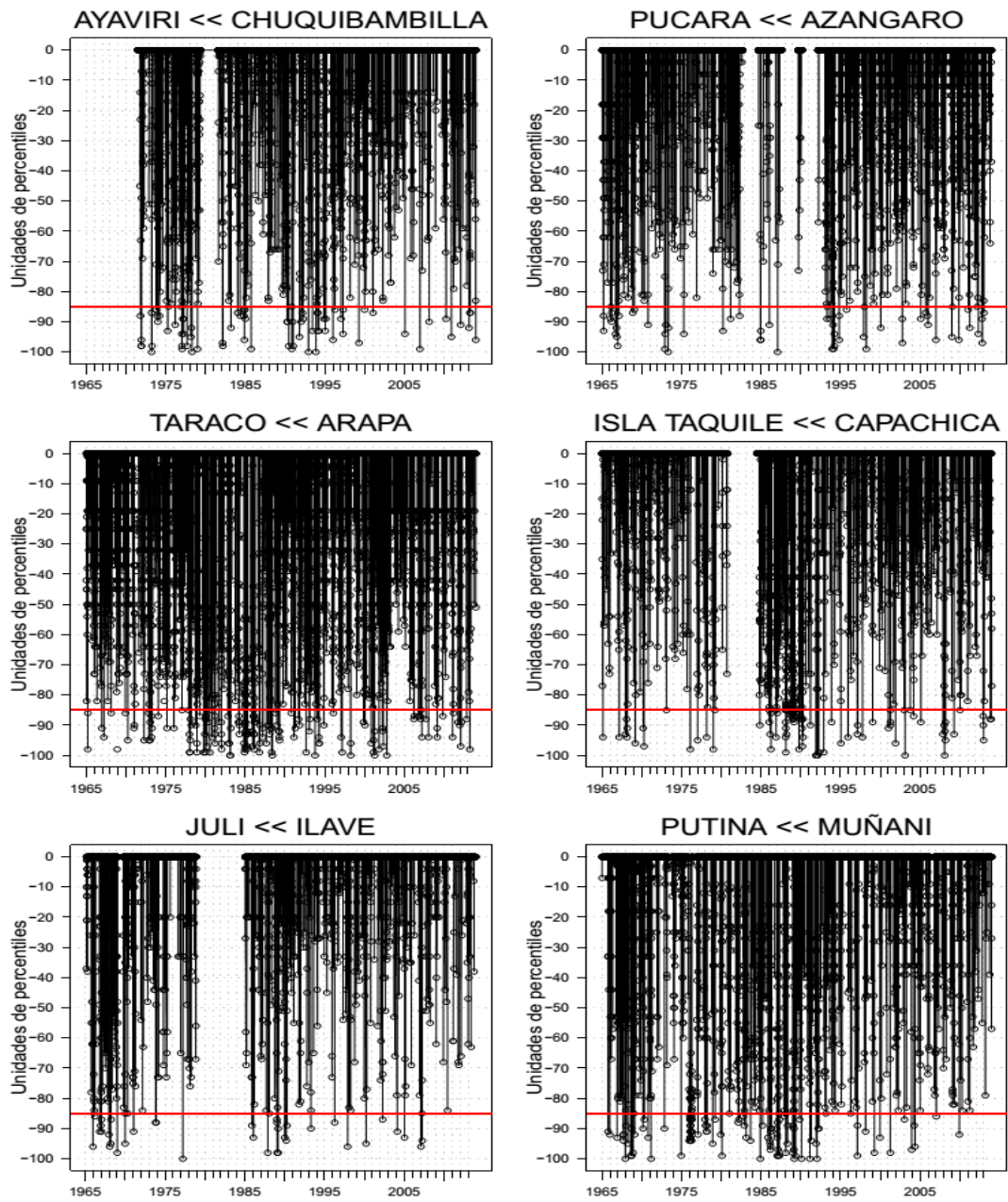
FUENTE: Elaboración propia.

La línea roja corresponde al umbral y el símbolo "<<" significa: "comparado con respecto a".



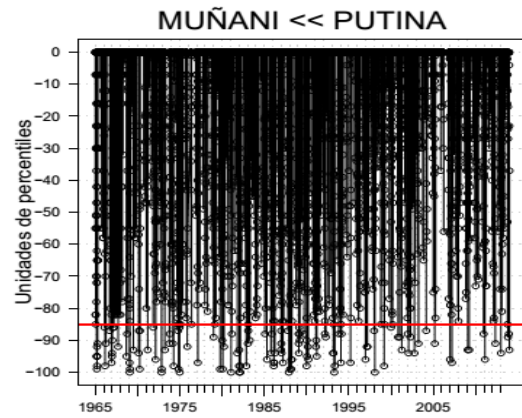
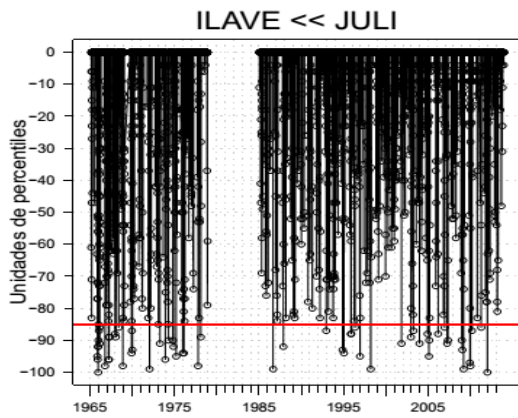
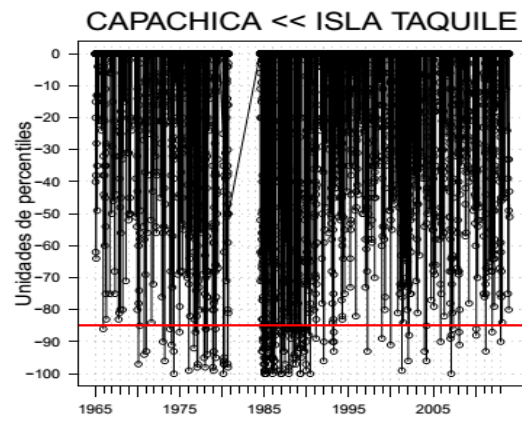
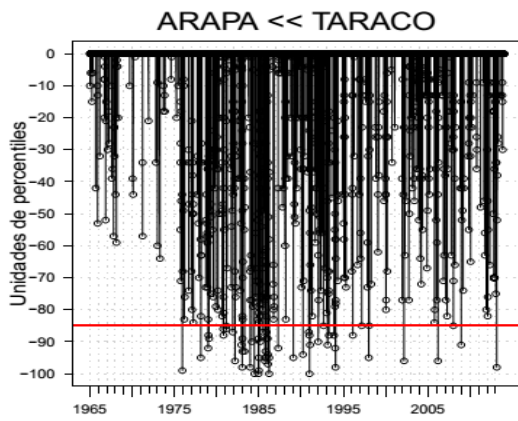
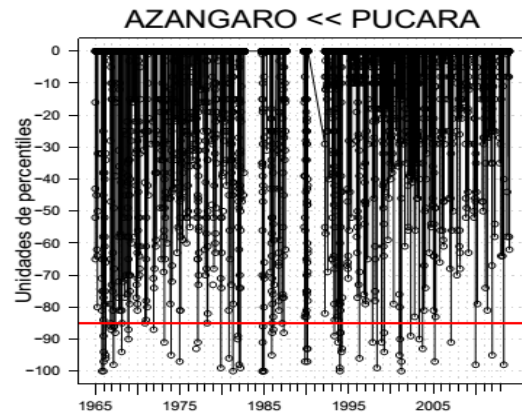
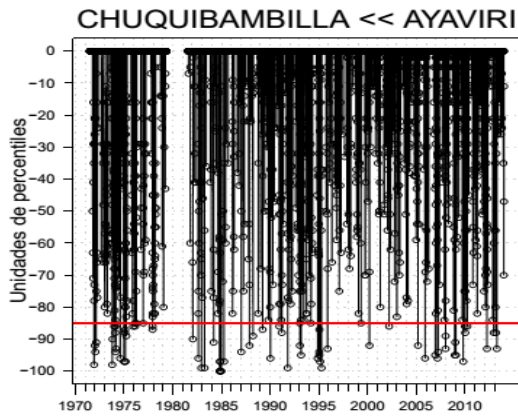
FUENTE: Elaboración propia.

Diferencia de percentiles menores a 0 unidades, de la estación candidato por su estación vecina.



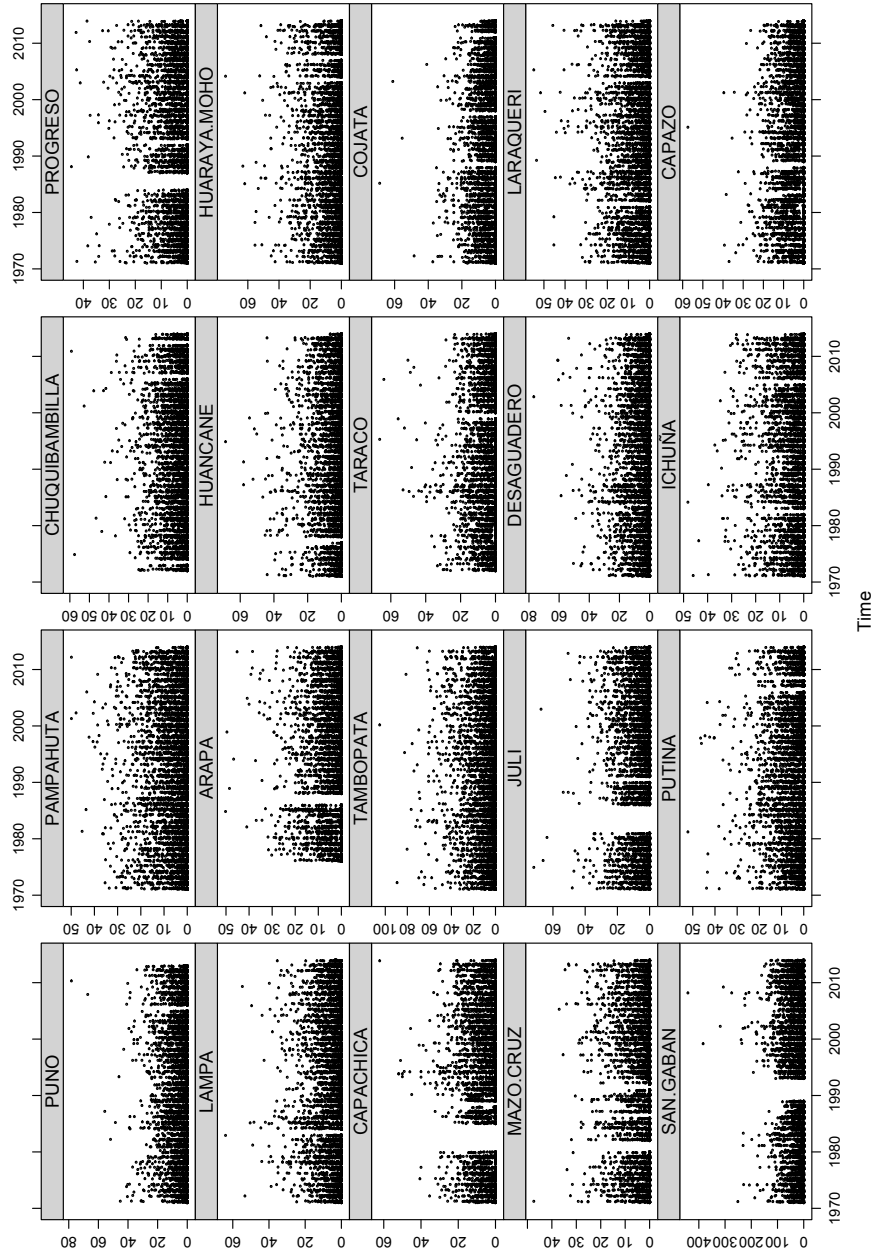
FUENTE: Elaboración propia.

La línea roja corresponde al umbral y el símbolo "<<" significa: "comparado con respecto a".



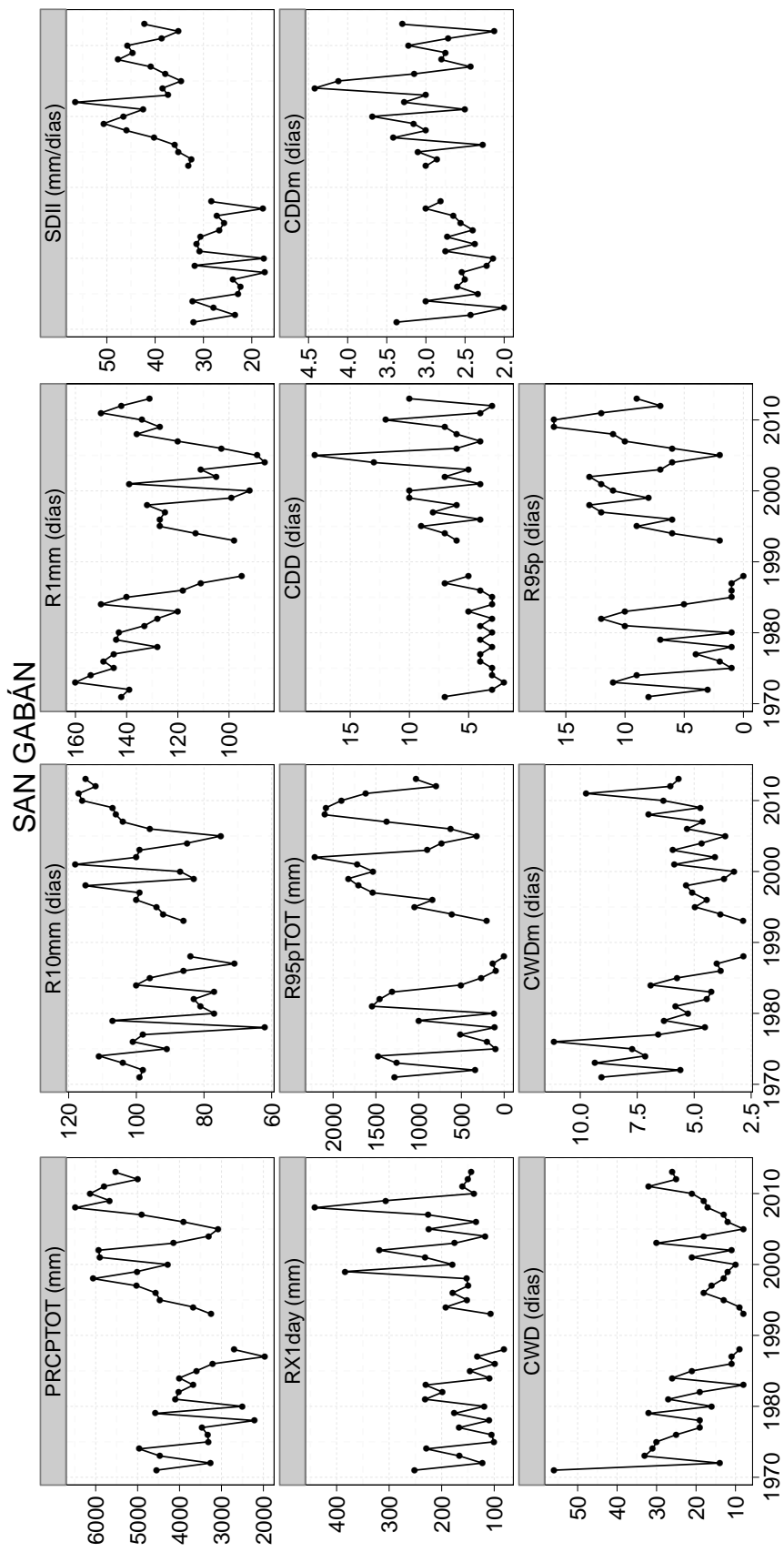
FUENTE: Elaboración propia.

Anexo 7: Series de tiempo de datos diarios acumulados.



FUENTE: Elaboración propia.

Anexo 8: Índices de extremos de precipitación - Estación San Gabán.



FUENTE: Elaboración propia.

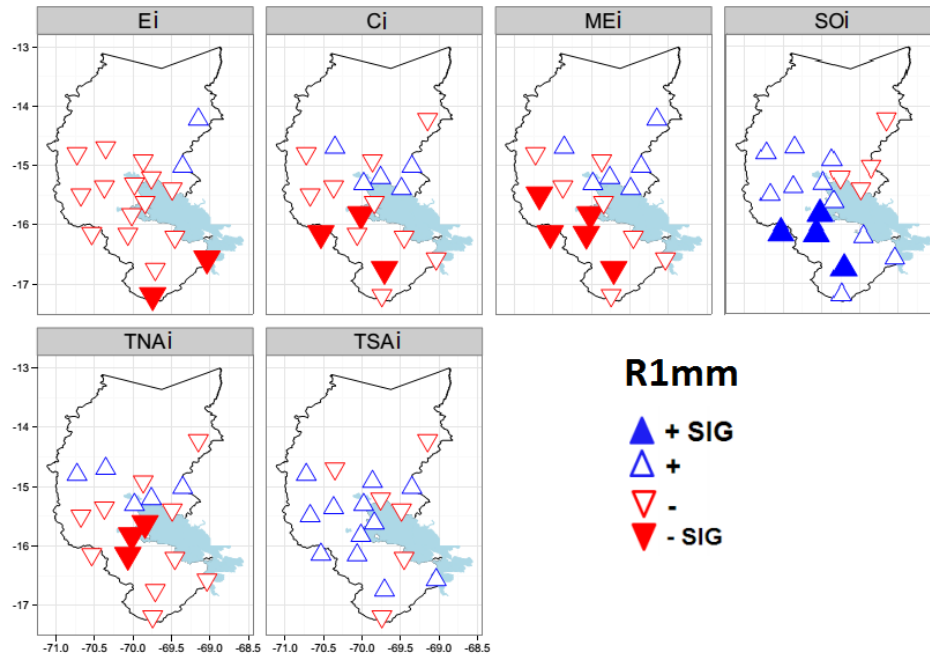
Anexo 10: Pendiente de Sen (tasa de cambio) de los índices de extremos de precipitación.

ESTACIÓN	R1mm días	PRCPTOT mm	R10mm días	SDII mm/días	RX1DAY mm	R95pTOT mm	CDD días	CDDm días	CWD días	CWDm días	R95p días
Puno	4.45	5.94	0	-0.37	2.62	-15.14	0	-0.16	0	0.25	0
Pampahuta	-1.43	25.32	1.43	0.51	5.66	-9.36	2.05	0.63	-4.53	-0.06	0
Chuquibambilla	8.14	119.76	3.07	0.66	6.69	26.34	0	0.62	5.38	0.74	0
Progreso	-9.56	39.70	3.44	1.44	2.71	21.83	4.78	0.8	0	0.01	0
Lampa	3.31	33.24	0	0.05	-4.54	-18.50	-1.075	-0.36	0	0.11	0
Huancane	-8.9	-87.88	0	-0.13	-4.84	-61.33	0	0.74	0	-0.09	-1.13
Huaraya Moho	-14.33	-116.35	-3.91	0.4	1.90	10.07	4.69	1.16	-2.39	-0.71	0
Capachica	0	-10.59	0	0.06	-0.6	-38.52	6.35	0.86	1.19	0.03	-1.43
Tambopata	-19.85	-54.32	0	1.46	-9.1	73.96	0	0.49	-3.91	-0.8	2.53
Taraco	4.30	-69.68	-6.04	-1.94	2.76	-34.54	-1.09	-0.01	0.6	0.38	-1.12
Cojata	<u>25.8</u>	-42.27	-10.12	-3.29	-9.21	<u>-64.10</u>	-1.2	0.18	7.63	1.91	<u>-2.26</u>
Mazo Cruz	-1.72	-44.67	0	-0.09	0.56	14.43	-8.6	-2.15	-4.03	-0.84	0
Juli	3.23	-18.47	0.55	-0.07	-4.84	1.53	4.49	0.75	0	-0.04	0
Desaguadero	-10.12	-80.98	-3.31	0.09	7.91	-31.77	4.3	0.17	-4.1	-1.21	0
Laraqueri	8.6	-44.55	-3.91	-1.11	3.47	2.13	0	-0.68	2.65	0.5	0
Putina	0	-41.94	-1.87	-0.78	-4.01	-21.82	0	0.28	0	0.41	0
Ichuna	6.67	42.08	1.91	0.64	-3.33	1.64	-1.79	-0.65	0	0.44	0
Capazo	3.44	<u>-181.4</u>	-14.33	-3.10	-9.83	<u>-74.94</u>	-8.6	-3.83	-4.3	-1.30	-2.69

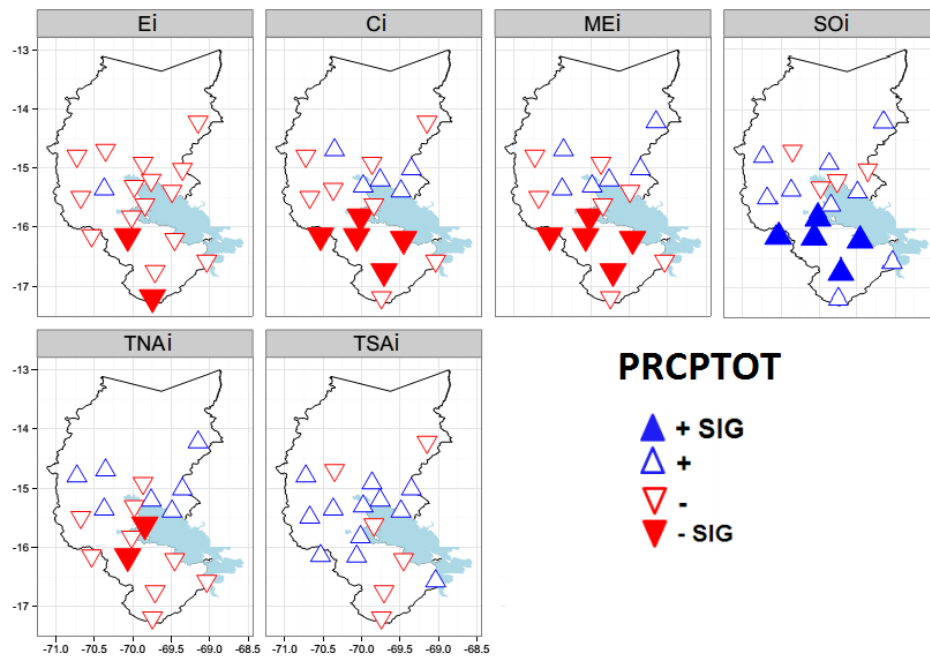
FUENTE: Elaboración propia.

Los números en subrayados corresponden a los cambios significantes a un nivel local de significancia (0.05) y aquellos que además están en **negrita** se encuentra a un nivel de global de significancia (0.05).

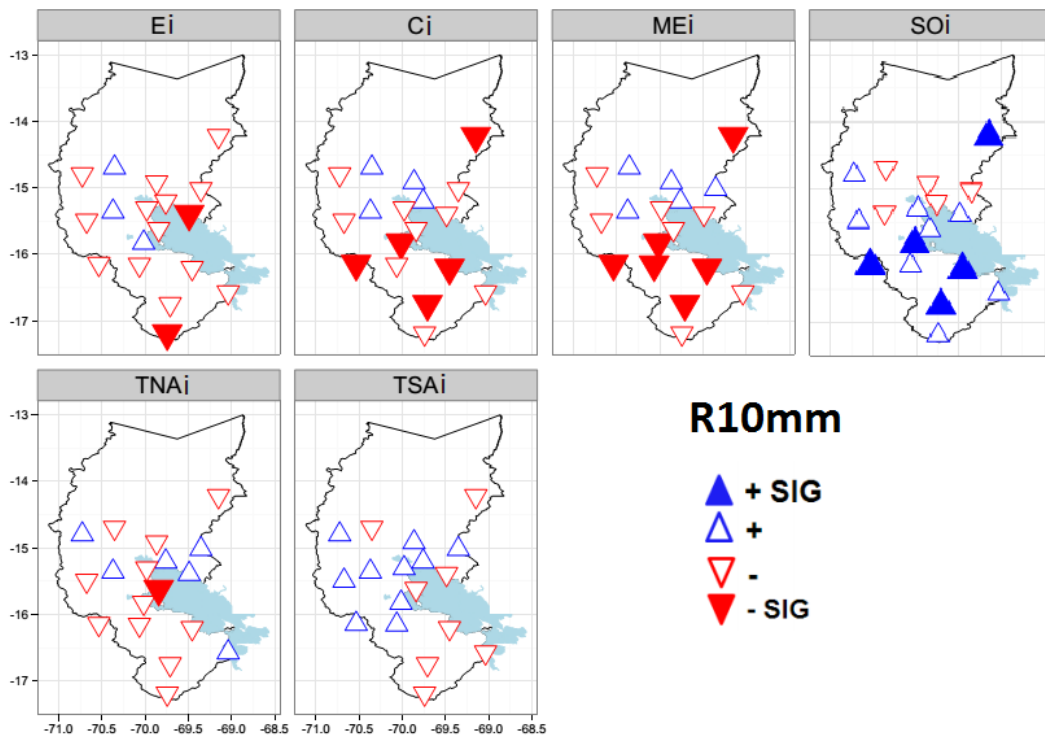
Anexo 11: Correlación espacial entre índices Océano – Atmosféricos e índices de extremos de precipitación.



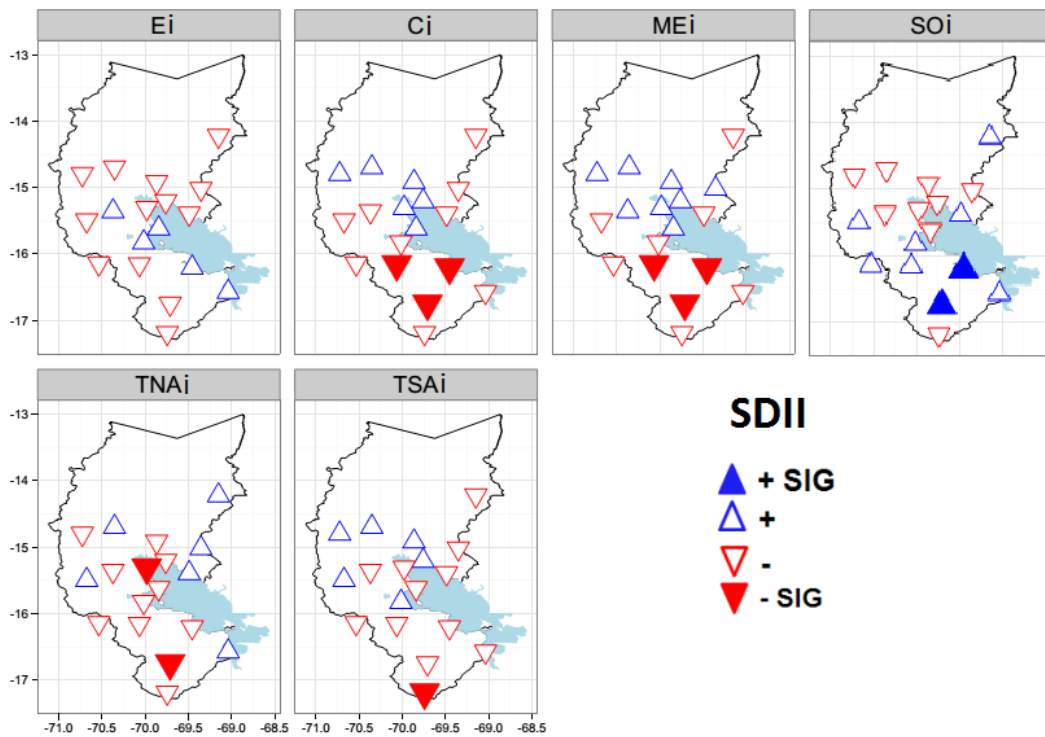
FUENTE: Elaboración propia.



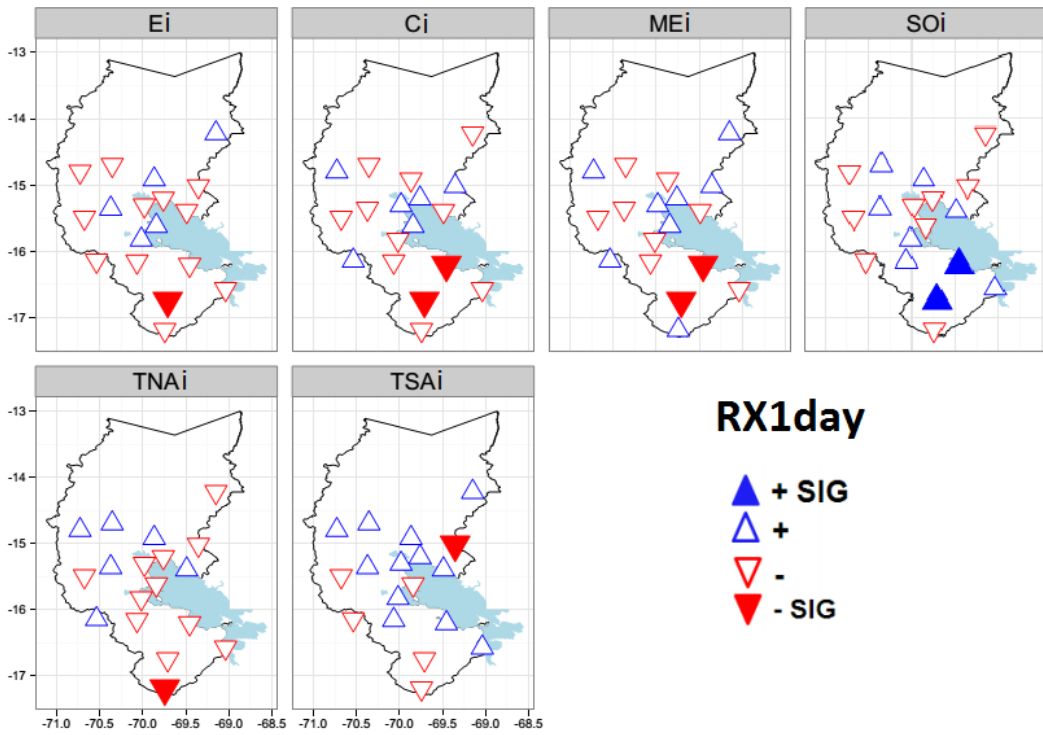
FUENTE: Elaboración propia.



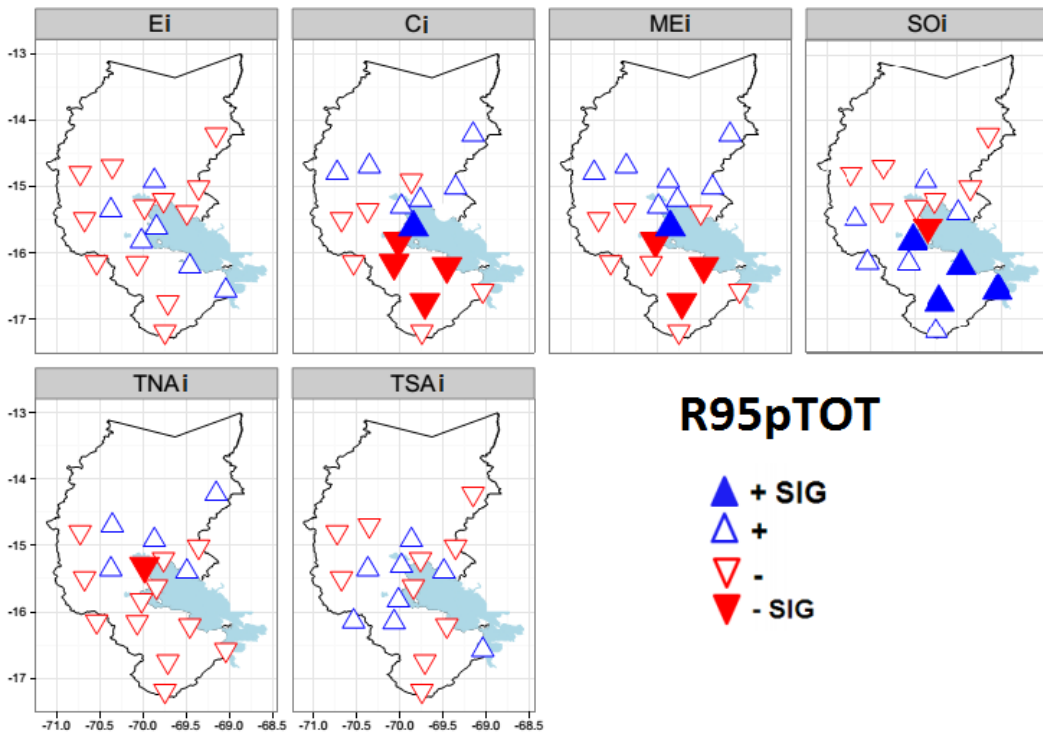
FUENTE: Elaboración propia.



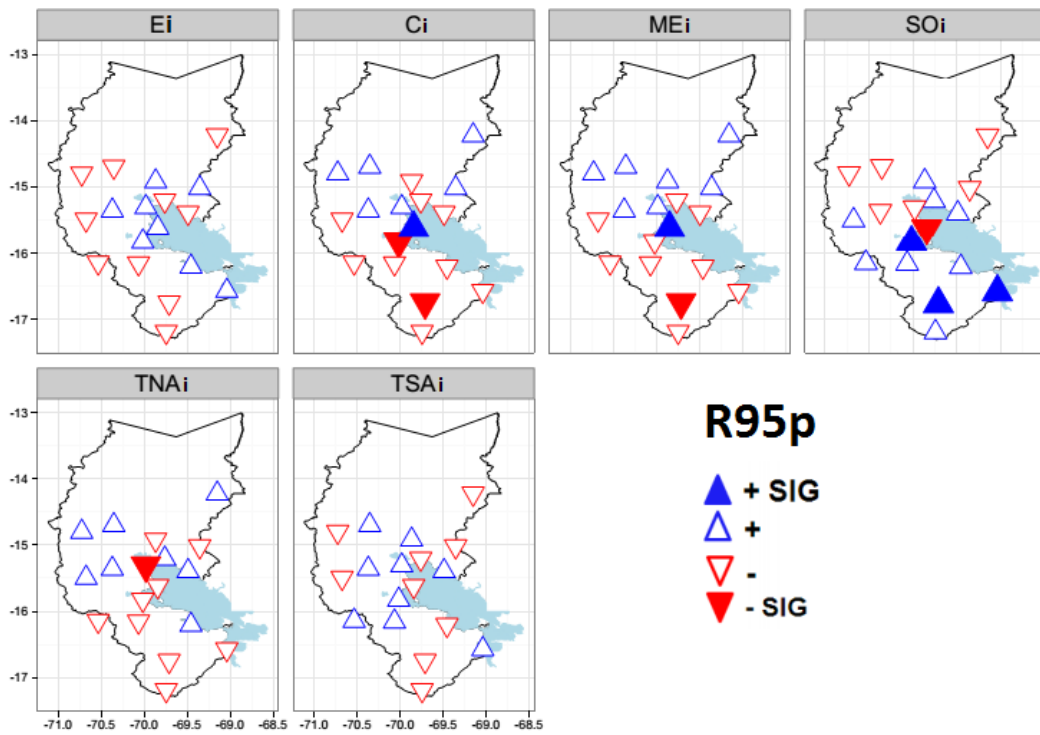
FUENTE: Elaboración propia.



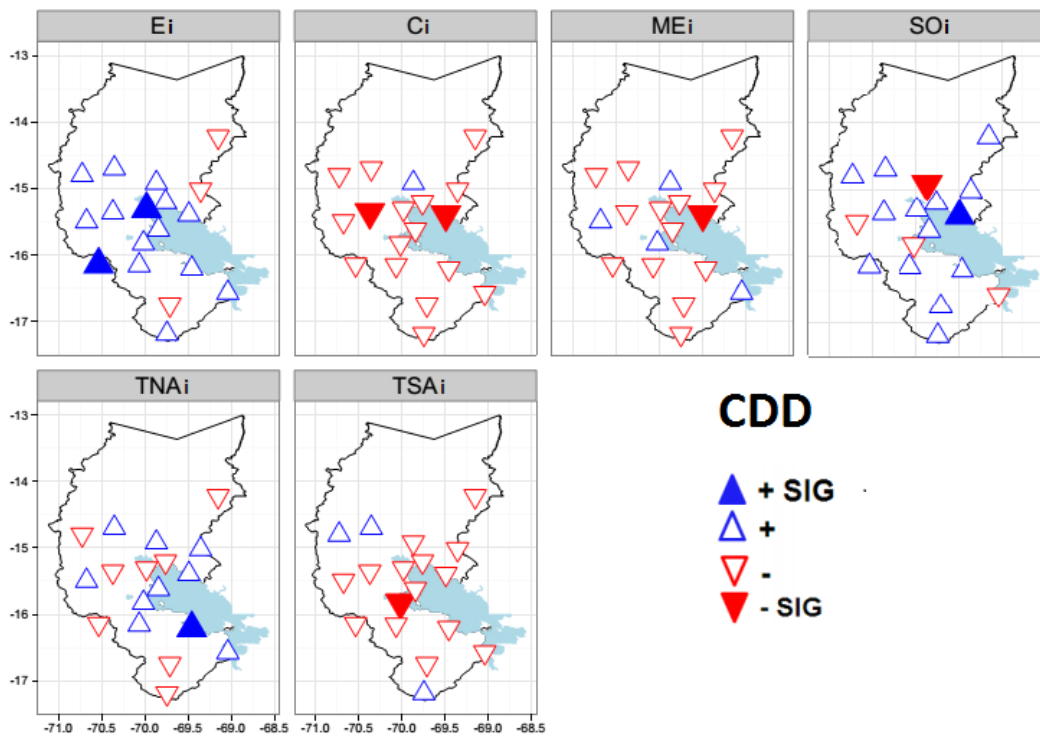
FUENTE: Elaboración propia.



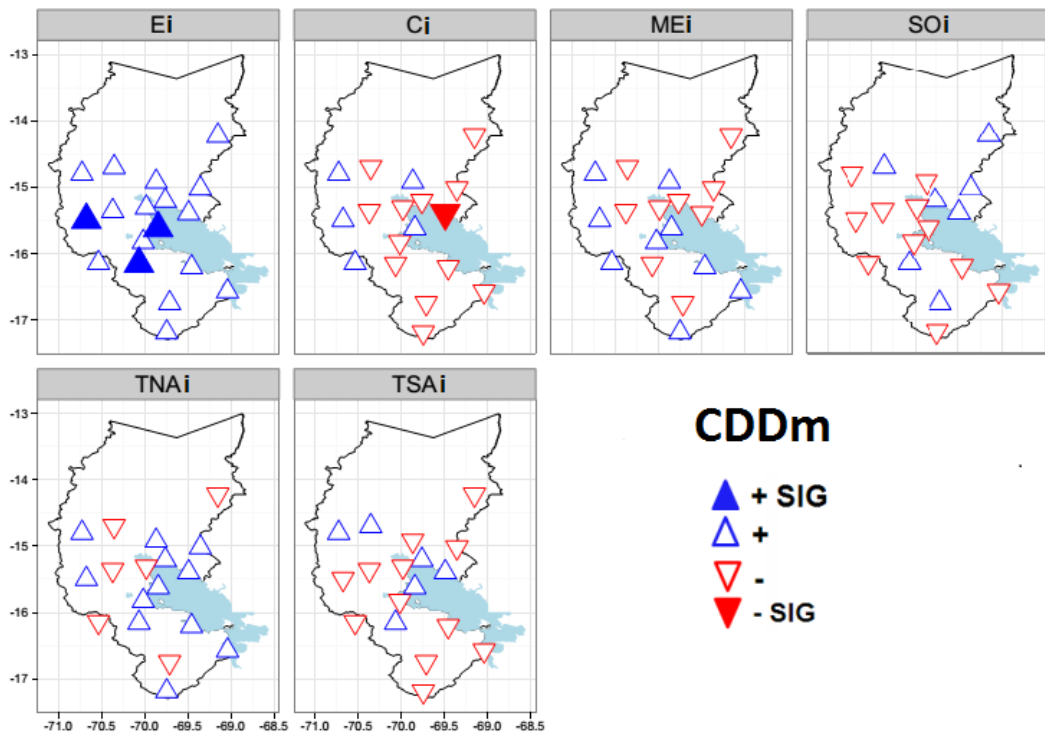
FUENTE: Elaboración propia.



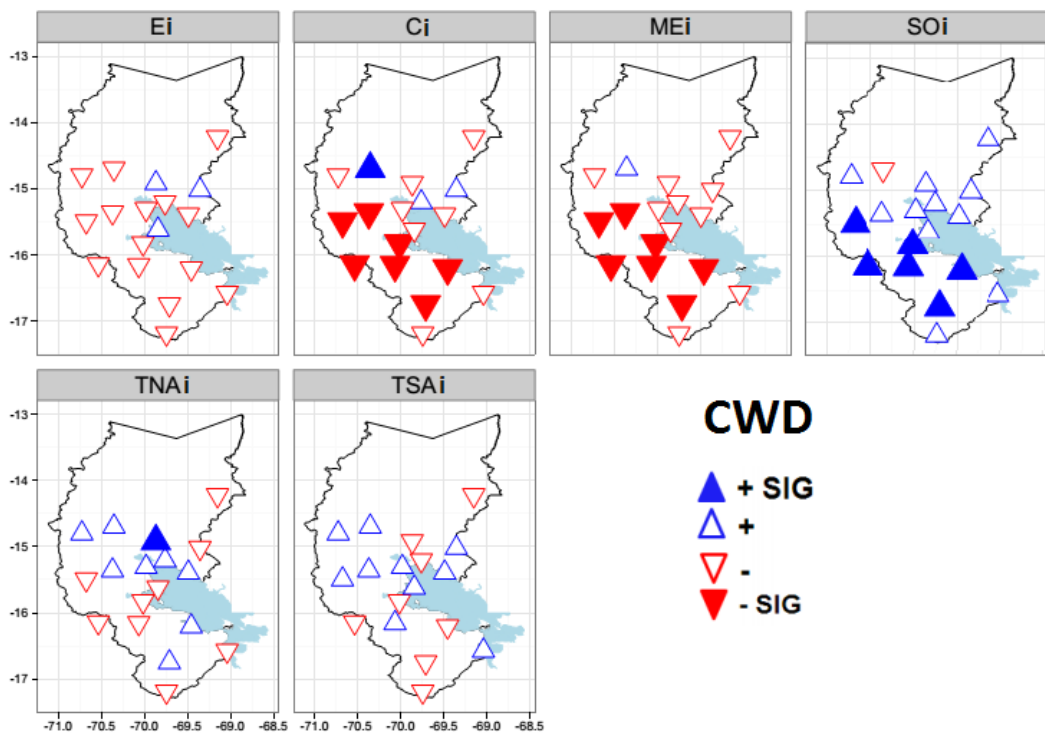
FUENTE: Elaboración propia.



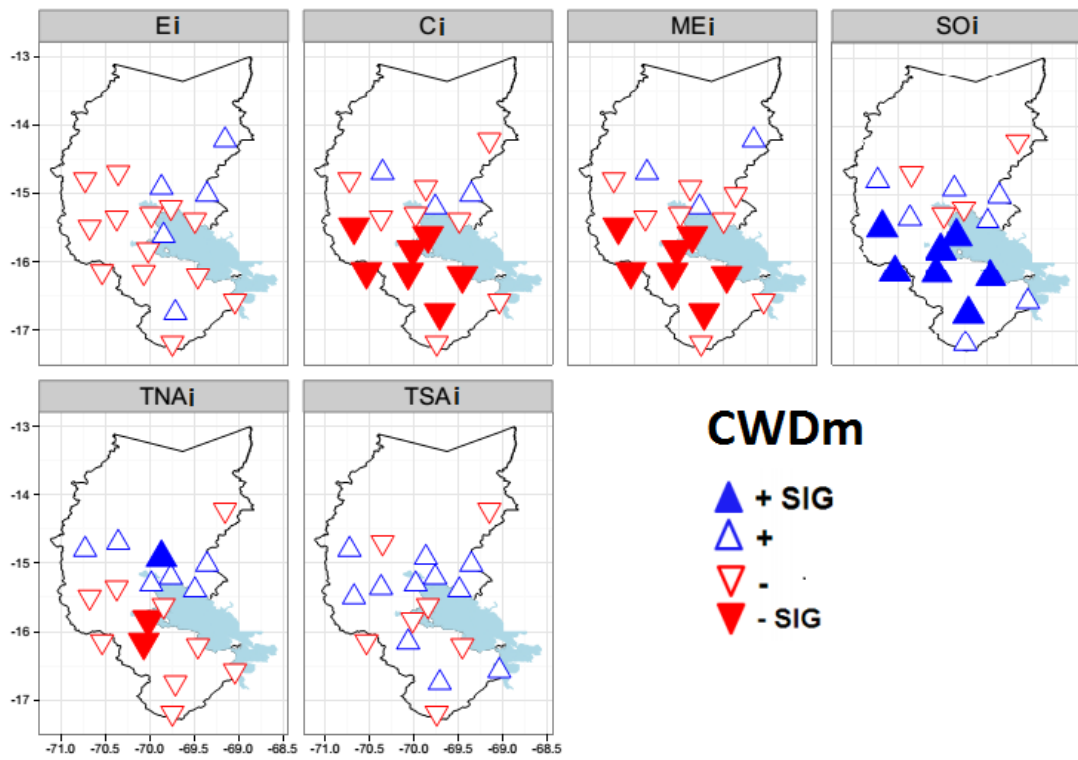
FUENTE: Elaboración propia.



FUENTE: Elaboración propia.



FUENTE: Elaboración propia.



FUENTE: Elaboración propia.

Anexo 12: Correlación entre los índices Océano – Atmosféricos e índices de extremos de precipitación.

Correlaciones significantes a nivel local (0.05) son mostrados con numeros subrayados y aquellos que son ademas significantes a nivel global (0.05) se encuentran en **negrita**.

ESTACIONES	R1mm					
	Ei	MEi	SOi	Ci	TNAi	TSAi
Puno	-0.15	<u>-0.47</u>	<u>0.48</u>	<u>-0.43</u>	<u>-0.42</u>	0.12
Pampahuta	-0.24	-0.31	0.29	-0.23	-0.17	0.23
Chuquibambilla	-0.29	-0.24	0.2	-0.22	0.09	0.17
Progreso	-0.12	0.05	0.01	0.01	0.04	-0.13
Lampa	-0.09	-0.13	0.17	-0.13	-0.03	0.1
Huancane	-0.22	0.14	-0.09	0.14	0.23	-0.05
Huaraya Moho	-0.28	0.05	-0.06	0.06	-0.07	-0.04
Capachica	-0.2	-0.28	0.31	-0.25	<u>-0.33</u>	0.16
Tambopata	0.02	0.12	-0.1	0	-0.1	-0.01
Taraco	-0.26	0.01	0.02	0.11	0.04	0.29
Cojata	0.04	0.16	-0.1	0.19	0.05	0.24
Mazo Cruz	-0.09	<u>-0.4</u>	<u>0.41</u>	<u>-0.39</u>	-0.12	0.08
Juli	-0.14	-0.29	0.32	-0.23	-0.13	-0.03
Desaguadero	<u>-0.34</u>	-0.27	0.27	-0.22	-0.13	0.05
Laraqueri	-0.27	<u>-0.34</u>	<u>0.35</u>	-0.28	<u>-0.34</u>	0.19
Putina	-0.28	-0.24	0.31	-0.16	-0.02	0.2
Ichuña	-0.16	<u>-0.42</u>	<u>0.43</u>	<u>-0.37</u>	-0.16	0.13
Capazo	<u>-0.37</u>	-0.3	0.28	-0.28	-0.24	-0.15

FUENTE: Elaboración propia.

ESTACIONES	PRCPTOT					
	Ei	MEi	SOi	Ci	TNAi	TSAi
Puno	-0.09	-0.45	-0.47	-0.44	-0.31	0.11
Pampahuta	-0.18	-0.27	0.27	-0.19	-0.16	0.26
Chuquibambilla	-0.24	-0.07	0.04	-0.03	0.04	0.18
Progreso	-0.04	0.11	-0.05	0.16	0.15	-0.07
Lampa	0.02	0	0.03	-0.03	0.03	0.06
Huancane	-0.28	0.13	-0.1	0.15	0.08	0.03
Huaraya Moho	-0.3	-0.01	0.02	0.02	0.03	0.01
Capachica	-0.24	-0.22	0.22	-0.22	<u>-0.35</u>	-0.11
Tambopata	-0.1	0.05	0.01	-0.04	0.02	-0.06
Taraco	-0.21	0.13	-0.12	0.14	-0.11	0.22
Cojata	-0.06	0.27	-0.26	0.18	0.03	0.07
Mazo Cruz	-0.12	-0.58	0.57	-0.58	-0.26	-0.03
Juli	-0.15	-0.53	0.59	-0.49	-0.14	-0.04
Desaguadero	-0.16	-0.23	0.26	-0.23	-0.08	0.01
Laraqueri	<u>-0.33</u>	-0.43	0.4	-0.4	<u>-0.36</u>	0.12
Putina	-0.25	-0.04	-0.1	0.04	-0.14	0.19
Ichuña	-0.18	-0.44	0.44	-0.43	-0.16	0.07
Capazo	<u>-0.42</u>	-0.29	0.26	-0.3	-0.26	-0.2

FUENTE: Elaboración propia.

ESTACIONES	R10mm					
	Ei	MEi	SOi	Ci	TNAi	TSAi
Puno	0.06	<u>-0.34</u>	<u>0.38</u>	<u>-0.38</u>	-0.28	0.16
Pampahuta	-0.16	-0.21	0.22	-0.12	-0.16	0.26
Chuquibambilla	-0.16	-0.08	0.07	-0.03	0	0.19
Progreso	0.06	0.15	-0.08	0.19	-0.01	-0.03
Lampa	0.16	0.08	-0.03	0.02	0.1	0.01
Huancane	-0.19	0.14	-0.11	0.16	0.06	0.17
Huaraya Moho	<u>-0.34</u>	-0.03	0.06	-0.01	0.02	-0.02
Capachica	-0.23	-0.24	0.24	-0.23	<u>-0.41</u>	-0.18
Tambopata	-0.21	<u>-0.3</u>	<u>0.31</u>	<u>-0.37</u>	-0.07	-0.19
Taraco	-0.23	-0.04	0.01	-0.06	-0.17	0.03
Cojata	-0.1	0.04	-0.04	-0.02	0.12	0.02
Mazo Cruz	-0.02	-0.5	0.46	-0.52	-0.25	0
Juli	-0.17	<u>-0.42</u>	0.47	<u>-0.39</u>	-0.09	-0.05
Desaguadero	-0.16	-0.13	0.11	-0.15	0.01	-0.03
Laraqueri	-0.3	<u>-0.32</u>	0.29	-0.29	-0.27	0.11
Putina	-0.24	0.07	-0.06	0.04	-0.22	0.04
Ichuña	-0.05	<u>-0.42</u>	0.41	<u>-0.42</u>	-0.17	0.11
Capazo	<u>-0.34</u>	-0.18	0.15	-0.19	-0.18	-0.17

FUENTE: Elaboración propia.

ESTACIONES	SDII					
	Ei	MEi	SOi	Ci	TNAi	TSAi
Puno	0.13	-0.18	0.24	-0.25	-0.07	0.13
Pampahuta	-0.09	-0.1	0.12	-0.04	0	0.18
Chuquibambilla	-0.23	0.07	-0.09	0.17	-0.04	0.13
Progreso	-0.02	0.11	-0.07	0.26	0.07	0.13
Lampa	0.17	0.04	-0.03	-0.01	0	-0.05
Huancane	-0.23	0.08	-0.08	0.15	-0.17	0.23
Huaraya Moho	-0.2	-0.08	0.1	-0.03	0.17	0
Capachica	0.02	0.11	-0.15	0.05	-0.24	-0.19
Tambopata	-0.04	0	0.07	-0.01	0.08	-0.09
Taraco	-0.13	0.11	-0.17	0.01	<u>-0.34</u>	-0.01
Cojata	-0.16	0.03	-0.08	-0.05	0.03	-0.1
Mazo Cruz	-0.14	-0.67	0.64	-0.68	<u>-0.32</u>	-0.15
Juli	0.09	-0.49	0.56	-0.52	-0.05	-0.04
Desaguadero	0.11	-0.07	0.08	-0.12	0.02	-0.02
Laraqueri	-0.21	<u>-0.32</u>	0.3	<u>-0.36</u>	-0.24	-0.04
Putina	-0.08	0.19	-0.18	0.14	-0.22	0.03
Ichuña	-0.05	-0.24	0.24	-0.26	-0.1	0
Capazo	-0.15	0	-0.03	-0.09	-0.19	<u>-0.31</u>

FUENTE: Elaboración propia.

ESTACIONES	RX1day					
	Ei	MEi	SOi	Ci	TNAi	TSAi
Puno	0.18	-0.06	0.13	-0.1	-0.03	0.21
Pampahuta	-0.15	-0.03	-0.01	-0.01	-0.04	-0.22
Chuquibambilla	-0.1	0.21	-0.18	0.28	0.03	0.11
Progreso	-0.23	-0.23	0.27	-0.08	0.12	0.2
Lampa	0.06	-0.08	0.05	-0.12	0.02	0.09
Huancane	-0.3	0.12	-0.11	0.18	-0.01	0.04
Huaraya Moho	-0.09	-0.08	0.12	-0.06	0.18	0.13
Capachica	0.14	0.3	-0.32	0.25	0	-0.19
Tambopata	0.09	0.05	-0.01	-0.03	-0.09	0.04
Taraco	-0.03	0.05	-0.1	0.1	-0.2	0.26
Cojata	-0.25	0.01	-0.05	0.02	-0.09	<u>-0.37</u>
Mazo Cruz	<u>-0.35</u>	-0.63	0.62	-0.56	-0.01	-0.14
Juli	-0.1	<u>-0.4</u>	<u>0.41</u>	<u>-0.38</u>	-0.03	0.01
Desaguadero	-0.1	-0.11	0.12	-0.06	-0.05	0.09
Laraqueri	-0.19	-0.24	0.19	-0.25	-0.19	0.12
Putina	0.08	-0.05	0.08	-0.1	0.23	0.04
Ichuña	-0.1	0.1	-0.17	0.03	0.02	-0.04
Capazo	0	0.06	-0.08	-0.01	<u>-0.33</u>	-0.15

FUENTE: Elaboración propia.

ESTACIONES	R95pTOT					
	Ei	MEi	SOi	Ci	TNAi	TSAi
Puno	0.02	<u>-0.32</u>	<u>0.33</u>	<u>-0.33</u>	-0.18	0.04
Pampahuta	-0.1	-0.09	0.09	-0.09	-0.02	-0.03
Chuquibambilla	-0.18	0.09	-0.06	0.18	-0.01	-0.11
Progreso	-0.22	0.07	-0.06	0.23	0.14	-0.01
Lampa	0.07	-0.02	0	-0.03	0.08	0.1
Huancane	-0.25	0	-0.01	0.02	-0.05	-0.07
Huaraya Moho	-0.18	-0.03	0.06	0	0.16	0.08
Capachica	0.13	<u>0.42</u>	<u>-0.41</u>	<u>0.37</u>	-0.04	-0.06
Tambopata	-0.08	0.17	-0.11	0.14	0.22	-0.11
Taraco	-0.02	0.17	-0.18	0.19	<u>-0.32</u>	0.26
Cojata	-0.01	0.12	-0.14	0.12	-0.15	-0.25
Mazo Cruz	-0.03	<u>-0.59</u>	<u>0.63</u>	<u>-0.61</u>	-0.25	-0.09
Juli	0.09	<u>-0.34</u>	<u>0.39</u>	<u>-0.33</u>	-0.03	-0.11
Desaguadero	0.06	-0.25	<u>0.31</u>	-0.26	-0.18	0.05
Laraqueri	-0.08	-0.29	0.26	<u>-0.32</u>	-0.29	0.15
Putina	0.05	0.05	0.02	-0.01	0.04	0.23
Ichuña	-0.14	-0.08	0.05	-0.11	-0.06	0.04
Capazo	-0.12	-0.16	0.13	-0.22	-0.27	-0.28

FUENTE: Elaboración propia.

ESTACIONES	R95p					
	Ei	MEi	SOi	Ci	TNAi	TSAi
Puno	0.03	-0.3	<u>0.33</u>	<u>-0.31</u>	-0.17	0.06
Pampahuta	-0.11	-0.11	0.11	-0.11	0.02	0
Chuquibambilla	-0.18	0.07	-0.04	0.15	0.03	-0.13
Progreso	-0.22	0.12	-0.12	0.29	0.13	0
Lampa	0.1	0.03	-0.04	0.02	0.1	0.09
Huancane	-0.21	-0.02	0.02	-0.03	0.05	-0.1
Huaraya Moho	-0.22	-0.05	0.06	-0.02	0.2	0.01
Capachica	0.07	<u>0.4</u>	<u>-0.39</u>	<u>0.36</u>	-0.06	-0.04
Tambopata	-0.13	0.12	-0.05	0.12	0.26	-0.14
Taraco	0.01	0.11	-0.09	0.1	<u>-0.35</u>	0.29
Cojata	0.04	0.16	-0.18	0.13	-0.13	-0.16
Mazo Cruz	-0.01	<u>-0.54</u>	<u>0.58</u>	<u>-0.56</u>	-0.23	-0.11
Juli	0.01	-0.26	0.3	-0.21	0.02	-0.04
Desaguadero	0.09	-0.26	<u>0.33</u>	-0.26	-0.26	0.02
Laraqueri	-0.09	-0.27	0.25	-0.3	-0.23	0.17
Putina	0.03	0.05	0.01	-0.02	-0.04	0.25
Ichuña	-0.07	-0.11	0.08	-0.14	-0.05	0.05
Capazo	-0.17	-0.2	0.2	-0.27	-0.19	-0.25

FUENTE: Elaboración propia.

ESTACIONES	CDD					
	Ei	MEi	SOi	Ci	TNAi	TSAi
Puno	0.14	0.04	-0.05	-0.09	0.22	<u>-0.36</u>
Pampahuta	0.27	0.02	-0.04	-0.08	0.12	-0.19
Chuquibambilla	0.18	-0.18	0.21	-0.19	-0.09	0.08
Progreso	0.11	-0.08	0.06	-0.06	0.03	0.2
Lampa	0.21	-0.22	0.17	<u>-0.34</u>	-0.08	-0.06
Huancane	0.06	-0.3	0.24	-0.28	-0.02	-0.22
Huaraya Moho	0.16	<u>0.41</u>	<u>-0.42</u>	<u>-0.42</u>	0	-0.11
Capachica	0.18	-0.17	0.21	-0.12	0.03	-0.1
Tambopata	-0.18	-0.21	0.14	-0.11	-0.08	-0.17
Taraco	<u>0.33</u>	-0.19	0.17	-0.28	-0.11	-0.05
Cojata	-0.02	-0.06	0.06	-0.06	0.07	-0.3
Mazo Cruz	-0.15	-0.13	0.07	-0.13	-0.27	-0.17
Juli	0.04	-0.02	0.03	-0.02	<u>0.35</u>	-0.07
Desaguadero	0.12	0.03	-0.06	-0.03	0.15	-0.02
Laraqueri	0.26	-0.01	0.01	-0.06	0.25	-0.11
Putina	0.16	0.26	<u>-0.32</u>	0.2	0.25	-0.11
Ichuña	<u>0.33</u>	-0.05	0.06	-0.08	-0.07	-0.05
Capazo	0.2	-0.07	0.03	-0.19	-0.09	0.07

FUENTE: Elaboración propia.

ESTACIONES	CDDm					
	Ei	MEi	SOi	Ci	TNAi	TSAi
Puno	0.29	0.05	-0.07	-0.09	0.1	-0.01
Pampahuta	<u>0.41</u>	0.18	-0.21	0.01	0.08	-0.21
Chuquibambilla	0.25	0.16	-0.16	0.06	0.03	0.07
Progreso	0.02	-0.2	0.17	-0.19	-0.07	0.14
Lampa	0.19	0	-0.06	-0.11	-0.05	-0.1
Huancane	0.16	-0.12	0.07	-0.12	0.11	0.1
Huaraya Moho	0.2	-0.3	0.3	<u>-0.32</u>	0.09	0.04
Capachica	<u>0.43</u>	0.08	-0.03	0.03	0.15	0.02
Tambopata	0.12	-0.14	0.15	-0.11	-0.02	-0.18
Taraco	0.21	-0.01	-0.01	-0.13	-0.05	-0.13
Cojata	0.03	-0.18	0.16	-0.16	0.21	-0.15
Mazo Cruz	0.05	-0.16	0.08	-0.22	-0.27	-0.18
Juli	0.24	0.06	0	0	0.26	-0.05
Desaguadero	0.27	0.03	-0.05	-0.04	0.05	-0.12
Laraqueri	<u>0.32</u>	-0.08	0.1	-0.21	0.02	0
Putina	0.3	0.21	-0.26	0.09	0.1	-0.14
Ichuña	0.28	0.12	-0.14	0.04	-0.08	-0.16
Capazo	0.25	0	-0.03	-0.11	0.02	-0.07

FUENTE: Elaboración propia.

ESTACIONES	CWD					
	Ei	MEi	SOi	Ci	TNAi	TSAi
Puno	-0.28	<u>-0.5</u>	<u>0.46</u>	<u>-0.45</u>	-0.27	-0.05
Pampahuta	-0.17	<u>-0.36</u>	<u>0.38</u>	<u>-0.33</u>	-0.14	0.11
Chuquibambilla	-0.06	-0.13	0.09	-0.1	0.17	0.24
Progreso	-0.08	0.26	-0.2	<u>0.34</u>	0	0.18
Lampa	-0.07	<u>-0.33</u>	0.3	<u>-0.35</u>	0.08	0.09
Huancane	-0.16	0	0.01	0.07	0.21	-0.04
Huaraya Moho	-0.21	-0.25	0.19	-0.24	0.09	0
Capachica	0.02	-0.28	0.31	-0.22	-0.18	0.04
Tambopata	-0.13	-0.18	0.14	-0.26	-0.09	-0.18
Taraco	-0.13	-0.18	0.16	-0.16	0.05	0.05
Cojata	0	0	0.06	0.06	-0.02	0.18
Mazo Cruz	-0.22	<u>-0.51</u>	<u>0.5</u>	<u>-0.46</u>	0.07	-0.04
Juli	-0.13	<u>-0.42</u>	<u>0.48</u>	<u>-0.44</u>	0.05	-0.04
Desaguadero	-0.11	-0.14	0.13	-0.09	-0.01	0.13
Laraqueri	-0.19	<u>-0.5</u>	<u>0.44</u>	<u>-0.4</u>	-0.28	0.14
Putina	0.15	-0.16	0.21	-0.18	<u>0.33</u>	-0.01
Ichuña	-0.19	<u>-0.43</u>	<u>0.44</u>	<u>-0.45</u>	-0.11	-0.05
Capazo	-0.16	-0.15	0.15	-0.18	-0.06	-0.22

FUENTE: Elaboración propia.

ESTACIONES	CWDm					
	Ei	MEi	SOi	Ci	TNAi	TSAi
Puno	-0.19	<u>-0.55</u>	<u>0.49</u>	<u>-0.54</u>	<u>-0.35</u>	-0.01
Pampahuta	-0.23	<u>-0.38</u>	<u>0.34</u>	<u>-0.36</u>	-0.2	0.21
Chuquibambilla	-0.05	-0.13	0.08	-0.18	0.2	0.23
Progreso	-0.04	0.18	-0.19	0.14	0.24	-0.11
Lampa	-0.07	-0.24	0.23	-0.26	-0.05	0.18
Huancane	-0.16	0.08	-0.06	0.2	0.19	0.02
Huaraya Moho	-0.22	-0.21	0.14	-0.21	0.1	0.05
Capachica	0.08	<u>-0.43</u>	<u>0.44</u>	<u>-0.39</u>	-0.19	-0.1
Tambopata	0.03	0.03	-0.07	-0.07	-0.14	-0.04
Taraco	-0.1	-0.03	-0.01	-0.06	0.25	0.07
Cojata	0.2	-0.01	0.11	0.02	0.16	0.25
Mazo Cruz	0.03	<u>-0.45</u>	<u>0.44</u>	<u>-0.47</u>	-0.03	0.02
Juli	-0.1	<u>-0.37</u>	<u>0.46</u>	<u>-0.38</u>	-0.02	-0.2
Desaguadero	-0.2	-0.27	0.26	-0.24	0	0.02
Laraqueri	-0.01	<u>-0.59</u>	<u>0.62</u>	<u>-0.58</u>	<u>-0.33</u>	0.23
Putina	0.11	-0.17	0.27	-0.15	<u>0.39</u>	0.13
Ichuña	-0.11	<u>-0.5</u>	<u>0.49</u>	<u>-0.54</u>	-0.19	-0.06
Capazo	-0.09	-0.2	0.18	-0.27	-0.2	-0.13

FUENTE: Elaboración propia.