



UNIVERSIDAD DE CHILE

FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS

DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA CIVIL

**INCORPORACIÓN DEL EFECTO DE LA NO ESTACIONAREIDAD EN EL
ANÁLISIS DE SERIES HIDROMETEOROLÓGICAS DE PRECIPITACIÓN
DIARIA Y TEMPERATURA MEDIA DIARIA. CASO DE ESTUDIO: VALORES
EXTREMOS Y MENSUALES EN CHILE CENTRAL**

**TESIS PARA OPTAR AL GRADO DE MAGÍSTER EN CIENCIAS DE LA
INGENIERÍA, MENCIÓN RECURSOS Y MEDIO AMBIENTE HÍDRICO**

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL

FRANCO RICCHETTI CAMPOS

PROFESORA GUÍA:

XIMENA VARGAS MESA

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:

RENE GARREAUD SALAZAR

PABLO MENDOZA ZÚÑIGA

SANTIAGO DE CHILE

2018

**RESUMEN DE LA TESIS PARA OPTAR AL TÍTULO DE:
INGENIERO CIVIL Y GRADO DE MAGISTER EN CIENCIAS DE LA
INGENIERÍA, MENCIÓN RECURSOS Y MEDIO AMBIENTE HÍDRICO
POR: FRANCO RICCHETTI CAMPOS
FECHA: OCTUBRE 2018
PROF. GUÍA: SRA. XIMENA VARGAS M.**

**INCORPORACIÓN DEL EFECTO DE LA NO ESTACIONAREIDAD EN EL
ANÁLISIS DE SERIES HIDROMETEOROLÓGICAS DE PRECIPITACIÓN
DIARIA Y TEMPERATURA MEDIA DIARIA. CASO DE ESTUDIO: VALORES
EXTREMOS Y MENSUALES EN CHILE CENTRAL**

El presente trabajo incorpora el efecto no estacionario en el análisis de series hidrometeorológicas de precipitación mensual y extrema diaria, además de temperatura media mensual. Este efecto se considera para el desarrollo de una metodología estadística de *corrección de sesgo* para Modelos de Circulación General, como también en un análisis de frecuencia dinámico, basado en distribuciones de probabilidad condicionada.

En un comienzo, se realiza un análisis de tendencias en las series hidrometeorológicas, incluyendo diferentes métodos para cuantificarla. Para la metodología propuesta de *corrección de sesgo*, se elige un GCM apropiado para el análisis, incorporando indicadores que logren cuantificar el efecto no estacionario. Luego, se propone un método basado en curvas adimensionales y tendencias observadas para corregir los datos desde los modelos y realizar una proyección en un futuro cercano (2020-2049), bajo el escenario RCP 8.5. La metodología se aplica para series de precipitaciones semestrales y temperaturas medias mensuales. Por otro lado, para las series de precipitaciones extremas, la no estacionareidad se incorpora en un análisis de frecuencia basado en distribuciones GEV, donde se incluyen dos tipos de covariables: (i) adoptadas en base a variables dinámicas, explorando teleconexiones entre los extremos y fenómenos de circulación general atmosférica, y (ii) modeladas como tendencias determinísticas lineales, dependientes del tiempo.

Los resultados muestran, en líneas generales, tendencias a la baja para las series de precipitación semestral ($-0,4 a - 2,7 mm/año$) y al alza para series de temperatura media mensual ($0,01 a 0,1 °C/dec$). Para el caso de las precipitaciones extremas, se distinguen tendencias levemente a la baja ($-0,1 mm/año$) en las medias, con una marcada tendencia al alza en la varianza de las series (hasta $0,2 mm/año$). Con respecto a la metodología de *corrección de sesgo*, se obtienen proyecciones futuras con diferencias en medias de hasta $1,5 °C$ y 20% con respecto a la metodología de función de transferencia estacionaria, para series de temperatura y precipitación, respectivamente. La metodología propuesta logra cuantificar bien los diferentes cambios estacionales de invierno y verano. Para el análisis de extremos, se identifican dos zonas homogéneas en Chile Central: una zona norte, bien correlacionada con el fenómeno de El Niño ($\rho = 0.49$) y una zona sur, relacionada con otros fenómenos de circulación atmosférica (vientos y presiones). Con respecto al análisis de frecuencia con tendencia lineal como covariable, se observa un incremento futuro de hasta 43% en los valores de precipitación asociados a periodos de retorno de 100 años.

La conclusión sugiere que los resultados cambian al incorporar el enfoque no estacionario en el análisis de las series. Este enfoque resulta ser necesario para el trabajo con este tipo de datos, al menos para tener una discusión robusta de la incertidumbre.

*“Sì che l’pregno aere in acqua si converse; La pioggia cadde, e a’ fossati venne
Di lei ciò che la terra non sofferse; E come ai rivi grandi si convenne,
Ver’ lo fiume real tanto veloce; Si ruinòche nulla la ritenne”*

Dante Alighieri

*“Benvenuto a chi sorride, a chi lancia sfide,
a chi scambia i suoi consigli coi tuoi”*

Laura Pausini

*“E tu che sai quali porte aprire, sembri sapere come va a finire
Sei qui per dire, mi devi dire, che il meglio deve ancora venire”*

Luciano Ligabue

AGRADECIMIENTOS

Es difícil mencionar a la gran cantidad de personas que ha sido parte importante de mi vida y desarrollo profesional, viéndose este último reflejado en el término del presente trabajo de tesis.

A mi madre por su apoyo incondicional en todas las decisiones importantes de mi vida y su preocupación en el día a día.

A mi padre por haberme inculcado desde pequeño el amor por esta hermosa profesión, llevándome a ver las retroexcavadoras y los tubos del colector de aguas lluvias de Viña, cuando solo era un niño.

A mis abuelos, por siempre haberme dado ganas de seguir avanzando, aplaudiendo siempre mis logros: A mi Nonno y Nonna por compartir conmigo la cultura italiana, desde la historia hasta la cocina. Al Verita, por todas sus historias y las cosas enseñadas y a mi querida Carmen, quien siempre llevo conmigo en el corazón. A mi tío Manolo por siempre haber estado preocupado de mí. También a mis hermanos, a pesar de que me molestaron más de un año con ser “el eterno estudiante”.

A Sabrina por haber sido parte de todo este proceso, desde el primer día de universidad hasta la defensa de este trabajo. Especialmente le agradezco por su infinita paciencia, cariño, apoyo y comprensión.

A mis compañeros y amigos de universidad con los cuales compartimos experiencias, tanto dentro como fuera de Beauchef, desde Plan Común hasta Magister. Especialmente, a mis amigos de ingeniería civil José y Soledad los cuales muchas veces me explicaron problemas y ayudaron con trabajos. A mis compañeros de magister Felipe, Matías y Rodrigo, con los cuales tuvimos múltiples discusiones hidráulicas en la oficina 341.

A mi profesora guía Ximena Vargas por su ayuda incondicional, tanto en este proyecto como en otros. Gracias por compartir tanto su calidad profesional como humana. A Pablo Mendoza por su gran motivación, interés y apoyo en este trabajo. Al profesor Balaji Rajagopalan, de la Universidad de Colorado, por su contribución en esta investigación y el cordial recibimiento en su casa de estudios. A Juan Pablo Boisier y René Garreaud por sus valiosos comentarios. A Jaqueline Suarez, por su buena onda de todos los días al llegar a la universidad y por hacer funcionar el tercer piso completo.

Finalmente, agradecer a CONICYT por el apoyo en el presente trabajo, mediante el Programa de Formación de Capital Humana Avanzado de Magister Nacional, folio n° 22180927.

TABLA DE CONTENIDO

1	CAPÍTULO 1: INTRODUCCIÓN GENERAL	1
1.1	INTRODUCCIÓN	1
1.2	OBJETIVOS	2
1.2.1	<i>Objetivo general</i>	2
1.2.2	<i>Objetivos específicos</i>	2
1.3	ORGANIZACIÓN DE ESTE INFORME	3
2	CAPÍTULO 2: REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA	5
2.1	DETECCIÓN DE TENDENCIAS EN SERIES HIDROCLIMÁTICAS	5
2.1.1	<i>Evidencia de tendencias en series de tiempo</i>	5
2.1.2	<i>Técnicas matemáticas para cuantificar las tendencias</i>	7
2.2	PROYECCIONES DE CAMBIO CLIMÁTICO	10
2.2.1	<i>Proyecto CMIP5 y escenarios de cambio climático</i>	10
2.2.2	<i>Modelos de Circulación General</i>	11
2.2.3	<i>Elección de un Modelo de Circulación General</i>	13
2.3	ESCALAMIENTO ESTADÍSTICO (<i>CORRECCIÓN DE SESGO</i>)	14
2.4	EVENTOS EXTREMOS	17
2.4.1	<i>Estructura de probabilidades</i>	19
2.4.2	<i>Búsqueda y elección de una covariable adecuada</i>	20
3	CAPÍTULO 3: RECOPIACIÓN Y HOMOGENIZACIÓN DE DATOS OBSERVADOS Y ESTUDIO DE TENDENCIAS	21
3.1	ESTACIONES Y DATOS A TRABAJAR	21
3.1.1	<i>Selección de las estaciones</i>	21
3.1.2	<i>Datos recopilados</i>	22
3.1.3	<i>Datos de eventos extremos (Precipitaciones máximas anuales)</i>	25
3.2	METODOLOGÍA A APLICAR	26
3.3	TENDENCIAS EN PRECIPITACIONES SEMESTRALES	26
3.4	TENDENCIAS EN TEMPERATURAS MEDIAS MENSUALES	28
3.5	TENDENCIAS EN PRECIPITACIONES MÁXIMAS ANUALES	31
3.5.1	<i>Sobre las temperaturas asociadas a precipitaciones máximas anuales</i>	36

3.6	CON RESPECTO A LA VARIABILIDAD DEL SISTEMA CLIMÁTICO	37
3.7	CONCLUSIONES GENERALES DEL CAPÍTULO 3.....	38
4	CAPÍTULO 4: RANKING Y ELECCIÓN DEL MODELO DE CIRCULACIÓN GENERAL	41
4.1	CONSIGNAS GENERALES	41
4.1.1	<i>Indicadores.....</i>	<i>42</i>
4.2	RANKING MONO-OBJETIVO DE MODELOS PARA VARIABLES MENSUALES	45
4.2.1	<i>Precipitación semestral</i>	<i>45</i>
4.2.2	<i>Temperatura media mensual.....</i>	<i>47</i>
4.2.3	<i>Sobre el trade-off entre las variables de los modelos elegidos.....</i>	<i>47</i>
4.3	RANKING MULTI-OBJETIVO DE MODELOS PARA VARIABLES MENSUALES	49
4.4	RANKING DE MODELOS PARA PRECIPITACIONES MÁXIMAS ANUALES.....	51
4.5	CONCLUSIONES GENERALES DEL CAPÍTULO 4.....	51
5	CAPÍTULO 5: METODOLOGÍA DE CORRECCIÓN DE SESGO PROPUESTA	55
5.1	CONCEPCIÓN DE LA DATA EN LÍNEA BASE (PERIODO HISTÓRICO)	55
5.2	PROYECCIONES FUTURAS Y VALORES NULOS	56
5.3	RESULTADOS DEL MÉTODO DE CORRECCIÓN DE SESGO PROPUESTO.....	58
5.3.1	<i>Sobre la metodología</i>	<i>58</i>
5.3.2	<i>Series de precipitación semestral.....</i>	<i>60</i>
5.3.3	<i>Series de temperatura para meses específicos</i>	<i>64</i>
5.4	CONCLUSIONES GENERALES DEL CAPÍTULO 5.....	68
6	CAPÍTULO 6: ANÁLISIS NO ESTACIONARIO DE PRECIPITACIONES MÁXIMAS ANUALES	71
6.1	MODULACIÓN DE EVENTOS EXTREMOS Y COMPONENTES DE CIRCULACIÓN GENERAL: ESTUDIO DE TELECONEXIONES	71
6.1.1	<i>División regional de eventos extremos y zonas homogéneas</i>	<i>73</i>
6.1.2	<i>Análisis de componentes principales y relación con fenómenos de Circulación General.....</i>	<i>73</i>
6.1.3	<i>Sobre los fenómenos en zona norte y el Niño</i>	<i>75</i>
6.2	ANÁLISIS DE COVARIABLES PARA EL ANÁLISIS DE FRECUENCIA.....	78
6.2.1	<i>Probabilidades condicionadas al tiempo</i>	<i>78</i>

6.2.2	<i>Probabilidades condicionadas a variables de la circulación general en la misma temporada</i>	79
6.2.3	<i>Probabilidades condicionadas a variables de la circulación general en temporada anterior (predictores)</i>	81
6.2.4	<i>Sobre la elección de modelos estadísticos</i>	82
6.3	RESULTADOS DE LOS MODELOS ESTADÍSTICOS	83
6.3.1	<i>Modelos estacionarios</i>	83
6.3.2	<i>Modelos dependientes de variables climáticas</i>	84
6.3.3	<i>Modelos dependientes del tiempo (como tendencias lineales)</i>	88
6.4	PRECIPITACIÓN MÁXIMA ANUAL PROYECTADA EN ESCENARIOS DE CAMBIO CLIMÁTICO	90
6.5	CONCLUSIONES GENERALES DEL CAPÍTULO 6.....	92
7	CAPÍTULO 7: CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	97
7.1	CONCLUSIONES GENERALES.....	97
7.2	COMENTARIOS FINALES	98
7.3	RECOMENDACIONES.....	101
8	BIBLIOGRAFÍA	102
9	ANEXOS	110

ÍNDICE DE TABLAS

TABLA 2.1: ESCENARIOS DE CAMBIO CLIMÁTICO (FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA EN BASE A REFERENCIAS)	10
TABLA 3.1: EMPLAZAMIENTO DE LAS ESTACIONES HIDROMETEOROLÓGICAS DE ESTUDIO.	21
TABLA 3.2: AÑOS DE REGISTRO Y FUENTE DE LOS DATOS, ESTACIONES DE ANÁLISIS DE PRECIPITACIONES MENSUALES	22
TABLA 3.3: PRINCIPALES ESTADÍSTICOS DE LAS SERIES DE TIEMPO DE PRECIPITACIÓN MENSUAL	23
TABLA 3.4: AÑOS DE REGISTRO Y FUENTE DE LOS DATOS, ESTACIONES DE ANÁLISIS DE TEMPERATURAS MEDIAS MENSUALES	23
TABLA 3.5: PRINCIPALES ESTADÍSTICOS DE LAS SERIES DE TIEMPO DE TEMPERATURAS MEDIAS MENSUALES	24
TABLA 3.6: AÑOS DE REGISTRO Y FUENTE DE LOS DATOS PARA ESTACIONES DE ANÁLISIS DE EVENTOS EXTREMOS ..	25
TABLA 3.7: PRINCIPALES ESTADÍSTICOS DE LAS SERIES DE TIEMPO DE PRECIPITACIONES EXTREMAS	25
TABLA 3.8: DIFERENTES INDICADORES DE TENDENCIAS PARA SERIE DE PRECIPITACIONES EN PERIODO PLUVIAL ..	26
TABLA 3.9: DIFERENTES INDICADORES DE TENDENCIAS PARA SERIE DE PRECIPITACIONES EN PERIODO DE ESTIAJE	26
TABLA 3.10: DIFERENTES INDICADORES DE TENDENCIAS PARA SERIE DE TEMPERATURAS MEDIAS MENSUALES	30
TABLA 3.11: TENDENCIAS POR PERIODOS, PRIMEROS Y ÚLTIMOS AÑOS DE LA SERIE DE TIEMPO	31
TABLA 3.12: PRINCIPALES INDICADORES DE TENDENCIAS PARA LAS SERIES DE TIEMPO, DESDE 1919 A 2015	34
TABLA 3.13: PRINCIPALES INDICADORES DE TENDENCIAS PARA LAS DESVIACIONES ESTÁNDAR, SERIES DE PRECIPITACIONES MÁXIMAS ANUALES	34
TABLA 3.14: PORCENTAJES DE CAMBIO CON RESPECTO A LOS ESTADÍSTICOS HISTÓRICOS PARA PRECIPITACIONES MÁXIMAS ANUALES	35
TABLA 3.15: <i>PROBABILIDADES DE TENDENCIAS OBSERVADAS EN SIMULACIÓN DE MONTECARLO PARA ORDEN ALEATORIO DE LA SERIE DE TIEMPO. NÚMERO DE SIMULACIONES $n = 1.000.000$</i>	37
TABLA 4.1: RANKING PARA MODELOS DE CIRCULACIÓN GENERAL, PRECIPITACIONES SEMESTRALES	46
TABLA 4.2: RANKING PARA MODELOS DE CIRCULACIÓN GENERAL, TEMPERATURAS MEDIAS MENSUALES	48
TABLA 4.3: RANKING PARA MODELOS DE CIRCULACIÓN GENERAL, PRECIPITACIONES MÁXIMAS ANUALES	52
TABLA 4.4: MODELOS Y NODOS ELEGIDOS PARA SIGUIENTE FASE DE ESTUDIO	54
TABLA 5.1: DESCRIPCIÓN DE LOS CASOS DE ESTUDIO, PROYECCIONES CON FUNCIÓN DE TRANSFERENCIA (FT) ESTACIONARIA Y ÚLTIMOS ESTADÍSTICOS OBSERVADOS.	61
TABLA 5.2: PRINCIPALES ESTADÍSTICOS CON LA METODOLOGÍA PROPUESTA EN SALAZAR (2017) Y CON NUEVA METODOLOGÍA PRESENTADA, TENDENCIAS CON AJUSTE ECM Y SEN. PRECIPITACIÓN SEMESTRAL, TODAS LAS ESTACIONES	62
TABLA 5.3: COMPARACIÓN DE LAS PROYECCIONES CON RESPECTO AL ÚLTIMO PERIODO OBSERVADO: (FT) FUNCIÓN DE TRANSFERENCIA ESTACIONARIA (BS) BANDAS DESCRITAS EN SALAZAR (2017) (CSNE-ECM-SEN) CORRECCIÓN DE SESGO NO ESTACIONARIO, AJUSTE ERROR CUADRÁTICO MEDIO Y SEN. CASILLAS ROJAS DENOTAN DISMINUCIÓN, VERDES AUMENTO. LA INTENSIDAD ES PROPORCIONAL A LA MAGNITUD DEL CAMBIO. PRECIPITACIONES SEMESTRALES, TODAS LAS ESTACIONES.	63
TABLA 5.4: DESCRIPCIÓN DE LOS CASOS DE ESTUDIO, PROYECCIONES CON FUNCIÓN DE TRANSFERENCIA (FT) ESTACIONARIA Y ÚLTIMOS ESTADÍSTICOS OBSERVADOS. TEMPERATURAS MEDIAS MENSUALES, TODAS LAS ESTACIONES	65
TABLA 5.5: PRINCIPALES ESTADÍSTICOS CON LA METODOLOGÍA PROPUESTA EN SALAZAR (2017) Y CON NUEVA METODOLOGÍA PRESENTADA, TENDENCIAS CON AJUSTE ECM Y SEN. TEMPERATURAS MEDIAS MENSUALES, TODAS LAS ESTACIONES.	66
TABLA 5.6: COMPARACIÓN DE LAS PROYECCIONES CON RESPECTO AL ÚLTIMO PERIODO OBSERVADO: (FT) FUNCIÓN DE TRANSFERENCIA ESTACIONARIA (BS) BANDAS DESCRITAS EN SALAZAR (2017) (CSNE-ECM-SEN) CORRECCIÓN DE SESGO NO ESTACIONARIO, AJUSTE ERROR CUADRÁTICO MEDIO Y SEN. CASILLAS ROJAS DENOTAN UN MAYOR AUMENTO MIENTRAS QUE LAS VERDES UN MENOR AUMENTO. TEMPERATURAS MEDIAS MENSUALES, TODAS LAS ESTACIONES.	67
TABLA 6.1: <i>COEFICIENTES DE CORRELACIÓN ENTRE VALORES DE PRECIPITACIÓN MÁXIMA ANUAL E ÍNDICES PREESTABLECIDOS. LOS VALORES SST HAN SIDO TOMADOS EN LA MISMA LATITUD DE LAS ESTACIONES. CASILLA EN AZUL DENOTA PERIODO SUB-SEMESTRAL, AMARILLO DENOTA PERIODO SEMESTRAL Y NARANJO DENOTA PERIODO ANUAL.</i>	81
TABLA 6.2: <i>VARIABLES SELECCIONADAS COMO PREDICTORES (EFM) Y RESPECTIVOS COEFICIENTES DE CORRELACIÓN. SE MUESTRAN CORRELACIONES POSITIVAS, NEGATIVAS Y GRADIENTES. TODAS LAS ESTACIONES.</i>	82

TABLA 6.3: MONTOS DE PRECIPITACIÓN (MM) ASOCIADOS A PERIODOS DE RETORNO ESTACIONARIOS	83
TABLA 6.4: PARÁMETROS DE LOS MODELOS DESARROLLADOS PARA LAS COVARIABLES EN LA MISMA TEMPORADA (FONDO ROJIZO) Y EN TEMPORADA ANTERIOR (FONDO ANARANJADO). TODAS LAS ESTACIONES	85
TABLA 6.5: PRECIPITACIÓN (MM) PARA DETERMINADOS PERIODOS DE RETORNO. AJUSTE NO ESTACIONARIO.....	88
TABLA 6.6: PORCENTAJE DE CAMBIOS EN PRECIPITACIÓN MÁXIMA ANUAL, MODELO MPI-ESM-LR DESDE ESGF. COLORES ROJOS DENOTAN AUMENTO MIENTRAS QUE VERDES DENOTAN DISMINUCIÓN DE LAS PRECIPITACIONES EXTREMAS ASOCIADAS A DISTINTOS PERIODOS DE RETORNO. LA INTENSIDAD ES PROPORCIONAL A LA MAGNITUD.	90
TABLA 6.7: PORCENTAJE DE CAMBIOS EN PRECIPITACIÓN MÁXIMA ANUAL, MODELO MPI-ESM-LR DESDE NEX. COLORES ROJOS DENOTAN AUMENTO MIENTRAS QUE VERDES DENOTAN DISMINUCIÓN DE LAS PRECIPITACIONES EXTREMAS ASOCIADAS A DISTINTOS PERIODOS DE RETORNO. LA INTENSIDAD ES PROPORCIONAL A LA MAGNITUD.	91

ÍNDICE DE FIGURAS

FIGURA 2.1: TRAYECTORIA DE EMISIONES DE GEI (FUENTE: IPCC 2014)	10
FIGURA 2.2: CAMBIOS EN TEMPERATURA Y PRECIPITACIÓN BAJO DOS ESCENARIOS DE CAMBIO CLIMÁTICO.....	11
FIGURA 2.3: CONCEPTO DE DOWNSCALING ESPACIAL.	12
FIGURA 2.4: ESQUEMA DE ELECCIÓN DEL NODO REPRESENTATIVO EN BASE A SALAZAR (2017).	13
FIGURA 2.5: METODOLOGÍA DE BIAS-CORRECTION ESTADÍSTICO POR MAPEO DE CUANTILES.	15
FIGURA 2.6: METODOLOGÍA DE BIAS-CORRECTION ESTADÍSTICO. FUENTE: SALAS & OBEYSEKERA (2016).....	16
FIGURA 2.7: MODIFICACIÓN DE LOS PERIODOS DE RETORNO PARA EL CAUDAL EXTREMO EN DOS CUENCAS.	18
FIGURA 2.8: MAPAS DE CORRELACIONES PARA DOS VARIABLES CLIMÁTICAS CON LA COMPONENTE PRINCIPAL DE LA ESCORRENTÍA DE UNA TEMPORADA. FUENTE: MENDOZA ET AL. 2014	20
FIGURA 3.1: ESTACIONES A ANALIZAR EN CHILE CENTRAL.....	22
FIGURA 3.2:TENDENCIAS LINEALES EN PRECIPITACIÓN ANUAL PARA LAS ESTACIONES DE LA FLORIDA, QUINTA NORMAL Y CARRIEL SUR (DE ARRIBA HACIA ABAJO, RESPECTIVAMENTE): SERIES OBSERVADAS (IZQUIERDA) Y ANOMALÍAS NORMALIZADAS DE MEDIAS MÓVILES DE 19 AÑOS (DERECHA)	27
FIGURA 3.3:TENDENCIAS LINEALES EN TEMPERATURA MEDIA ANUAL PARA LAS ESTACIONES DE LA FLORIDA, QUINTA NORMAL Y CARRIEL SUR (DE ARRIBA HACIA ABAJO, RESPECTIVAMENTE): SERIES OBSERVADAS (IZQUIERDA) Y ANOMALÍAS NORMALIZADAS DE MEDIAS MÓVILES DE 19 AÑOS (DERECHA).....	29
FIGURA 3.4: MEDIAS MÓVILES (VENTANA DE 19 AÑOS) DE LAS SERIES TEMPORALES DE PRECIPITACIÓN EXTREMA Y AJUSTE LINEAL DE TENDENCIA THIELSEN PARA ESTACIONES DE ANÁLISIS DE EXTREMOS. BARRAS CELESTES POR SOBRE EL VALOR 0 INDICAN AÑOS CON EXCEDENCIAS AL PERCENTIL 90, MIENTRAS QUE BARRAS POR DEBAJO DEL VALOR 0 INDICAN AÑOS CON NO EXCEDENCIAS AL PERCENTIL 10.	32
FIGURA 3.5:DESVIACIÓN ESTÁNDAR MÓVIL (VENTANAS DE 19 Y 29 AÑOS) DE LAS SERIES TEMPORALES DE PRECIPITACIÓN EXTREMA Y AJUSTE LINEAL DE TENDENCIA THIELSEN PARA ESTACIONES DE ANÁLISIS DE EXTREMOS.....	33
FIGURA 3.6: RELACIÓN ENTRE LAS TEMPERATURAS MEDIAS DIARIAS ASOCIADAS A LOS EVENTOS DE PRECIPITACIÓN. PUNTOS VERDES MUESTRAN DATOS DEL PRIMER TERCIO DE REGISTRO, LOS AZULES DEL SEGUNDO TERCIO Y LOS ROJOS DEL TERCER TERCIO.	36
FIGURA 3.7: VARIACIÓN DE LAS TENDENCIAS A NIVEL MENSUAL. IZQUIERDA: SERIES DE TIEMPO Y TENDENCIAS PARA LOS MESES DE JULIO (ARRIBA) Y ENERO (ABAJO). DERECHA, ARRIBA: PENDIENTES Y COEFICIENTES DE HURST EN LOS MESES, PARA LAS TEMPERATURAS MEDIAS MENSUALES. DERECHA, ABAJO: PENDIENTES SEN DE LAS TEMPERATURAS EXTREMAS MEDIAS MENSUALES EN LOS MESES.....	39
FIGURA 4.1: ESQUEMA PROPUESTO DE ELECCIÓN DEL NODO REPRESENTATIVO.	41
FIGURA 4.2: (ARRIBA) COMPARACIÓN DE LAS MEDIAS MÓVILES ADIMENSIONALES, OBSERVADAS Y MODELADAS. LÍNEA ROJA REPRESENTA LA FUNCIÓN IDENTIDAD Y LÍNEA VERDE EL AJUSTE POR MÍNIMOS CUADRADOS. (ABAJO) COMPARACIÓN DE LOS COEFICIENTES DE PARDÉ OBSERVADOS Y MODELADOS. LA FIGURA CORRESPONDE A 3 DE LOS 6 NODOS PROBADOS, PARA EL MODELO MPI-ESM-LR EN ESTACIÓN QUINTA NORMAL.....	43
FIGURA 4.3: COMPARACIÓN DE LAS MEDIAS MÓVILES (ARRIBA) Y VARIANZAS MÓVILES (ABAJO), ADIMENSIONALES, OBSERVADAS Y MODELADAS. LÍNEA ROJA REPRESENTA LA FUNCIÓN IDENTIDAD Y LÍNEA VERDE EL AJUSTE POR MÍNIMOS CUADRADOS. LA FIGURA CORRESPONDE A 3 DE LOS 6 NODOS PROBADOS, PARA EL MODELO MPI-ESM-LR EN ESTACIÓN QUINTA NORMAL.	44
FIGURA 4.4: (IZQUIERDA) SERIE DE PRECIPITACIÓN MÁXIMA ANUAL Y NIVEL DE PRECIPITACIÓN ASOCIADO A PERCENTIL 90% (EN ROJO, PUNTEADO). (DERECHA) FUNCIÓN ACUMULADA DE LAS EXCEDENCIAS.	45
FIGURA 4.5: FRONTERAS DE PARETO Y DESEMPEÑO DE LOS INDICADORES EN EL RANKING MULTIOBJETIVO PARA PRECIPITACIÓN Y TEMPERATURA. DISTINTOS SÍMBOLOS TIENEN RELACIÓN CON LOS DISTINTOS CRITERIOS PARA LA ELECCIONES DE LOS NODOS. PUNTOS EN ROJO DENOTAN AQUELLOS DOMINANTES. EN ROJO PUNTEADO SE OBSERVA LA FRONTERA DE PARETO.	50
FIGURA 5.1: DIAGRAMA DE FLUJO, METODOLOGÍA DE CORRECCIÓN DE SESGO PROPUESTA. CASILLAS Y FLECHAS EN NEGRO, ROJO Y AZUL DENOTAN PROCESOS CON LOS DATOS DE ENTRADA. LAS CASILLAS NARANJAS, VERDES Y AMARILLAS DENOTAN LAS LÍNEAS DE CÁLCULO, QUE CONVERGEN A LAS CASILLAS CELESTES, QUE REPRESENTAN LA OBTENCIÓN DE PARÁMETROS FINALES PARA EL CÁLCULO DE LOS DATOS CORREGIDOS.	57
FIGURA 5.2: PROCESO DE ADIMENSIONALIZACIÓN DE LAS SERIES MODELADAS (FILA SUPERIOR) Y OBSERVADAS (FILA INFERIOR). (IZQUIERDA) SERIES DE TIEMPO ORIGINALES Y AJUSTES LINEALES. (CENTRO) SERIES SIN TENDENCIAS LINEALES OBSERVADAS. (DERECHA) SERIES NORMALIZADAS POR DESVIACIÓN ESTÁNDAR EN VENTANA.....	59

FIGURA 5.3: PROCESO DE CORRECCIÓN DEL RUIDO. (IZQUIERDA) ESTRUCTURA DEL RUIDO ADIMENSIONAL, OBSERVADO Y MODELADO. (CENTRO) CORRECCIÓN EN BASE A PROBABILIDADES DE EXCEDENCIA. (DERECHA) ESTRUCTURA DE RUIDO FUTURO CORREGIDA E INTERVALOS DE INCERTIDUMBRE.	59
FIGURA 5.4: CORRECCIÓN DE LOS DATOS MODELADOS MEDIANTE RELACIÓN DEPENDIENTE DEL TIEMPO. (IZQUIERDA) CORRECCIÓN DE LA MEDIAS Y VARIANZAS MÓVILES. (DERECHA) SERIES DE TIEMPO DE MEDIAS MÓVILES OBSERVADAS. (FILA SUPERIOR) MEDIAS MÓVILES, (FILA INFERIOR) DESVIACIÓN ESTÁNDAR	60
FIGURA 5.5: CURVAS DE DURACIÓN PARA EL PERIODO PLUVIAL 2020-2049, MODELO MPI-ESM-LR EN ESTACIÓN QUINTA NORMAL. DATA ORIGINAL DEL GCM (BARRAS AMARILLAS), DATOS CORREGIDOS MEDIANTE FUNCIÓN DE TRANSFERENCIA (BARRAS VERDES). (IZQUIERDA) DATOS CORREGIDOS EN BASE A MÚLTIPLES FUNCIONES DE TRANSFERENCIA (NEGRO) Y ÚLTIMO PERIODO OBSERVADO (VERDE). (CENTRO) DATOS CORREGIDOS CON MÉTODO PROPUESTO EN BASE A AJUSTE LINEAL ECM (ROJO) Y (DERECHA) CON AJUSTE SEN (AZUL).....	64
FIGURA 5.6: GRÁFICAS ASOCIADAS A TABLA 5.3 Y TABLA 5.6. SE MUESTRAN LAS DISTINTAS TASAS DE CAMBIO ACORDE AL MÉTODO DE CORRECCIÓN DE SESGO APLICADO: (AZULES) FUNCIÓN DE TRANSFERENCIA. (CYAN) MÉTODO DESARROLLADO EN SALAZAR (2017) (VERDE) METODOLOGÍA PROPUESTA CON AJUSTE DE TENDENCIAS ECM Y (AMARILLO) AJUSTE SEN. SE DIVIDEN LOS CASOS DE ESTUDIO POR ESTACIONES CON LÍNEA ROJA PUNTEADA. COLORES DE FONDO DENOTAN DISTINTOS PERIODOS DE PRUEBA DE LA METODOLOGÍA. CASOS DE ESTUDIO SON LOS PRESENTADOS EN LAS TABLAS DE REFERENCIA. (IZQUIERDA) PRECIPITACIONES SEMESTRALES. (DERECHA) TEMPERATURAS MEDIAS MENSUALES.....	69
FIGURA 6.1: PORCENTAJE DE PRECIPITACIÓN MÁXIMA ANUAL A TRAVÉS DE LOS MESES. PERIODO DE 1948 A 2015.	71
FIGURA 6.2: COMPUESTOS DE ANOMALÍAS DE SST PARA AÑOS DE PRECIPITACIONES MÁXIMAS ANUALES NO EXCEDENTES A LA BANDA 10% (IZQUIERDA) Y EXCEDENTES A LA BANDA 90% (DERECHA). ARRIBA: ESTACIÓN LA FLORIDA. ABAJO: ESTACIÓN CARRIEL SUR. FUENTE: ELABORACIÓN EN BASE A NCAR/NCEP REANÁLISIS, INTERFAZ GRÁFICA DISPONIBLE EN EL SITIO WEB DE ESRL.....	72
FIGURA 6.3: (IZQUIERDA) ANÁLISIS JERÁRQUICO PARA EVENTOS DE PRECIPITACIÓN MÁXIMA ANUAL, CONSIDERANDO SOLO LAS 6 ESTACIONES DE REFERENCIA. (DERECHA) DIVISIÓN DE LAS 27 ESTACIONES, BASADO EN EL CLÚSTER K-MEANS.	73
FIGURA 6.4: ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES PARA CLÚSTER DE PRECIPITACIÓN MÁXIMA ANUAL NORTE (IZQUIERDA) Y SUR (DERECHA). ARRIBA: VECTOR PROPIO PARA LA PRIMERA COMPONENTE. MEDIO: SERIE DE TIEMPO PARA LA PRIMERA COMPONENTE. ABAJO: VARIANZA EXPLICADA POR COMPONENTE.....	74
FIGURA 6.5: CORRELACIONES ENTRE PC1 Y VARIABLES DE CIRCULACIÓN GENERAL. SE MUESTRA SST (ARRIBA) Y PRESIÓN A NIVEL DE SUPERFICIE (ABAJO). (IZQUIERDA) CLÚSTER NORTE. (DERECHA) CLÚSTER SUR. FUENTE: ELABORACIÓN EN BASE A INTERFAZ GRÁFICA DISPONIBLE EN HTTPS://WWW.ESRL.NOAA.GOV/PSD/DATA/CORRELATION/	75
FIGURA 6.6: ESPECTROS WAVELET PARA ALGUNAS SERIES DE TIEMPO. ARRIBA: COMPONENTE PRINCIPAL DEL CLÚSTER ZONA NORTE. MEDIO: ÍNDICE DE EL NIÑO 1+2. ABAJO: ÍNDICE DE EL NIÑO 3,4. FUENTE: ELABORACIÓN EN BASE AL ALGORITMO DE TORRENCE Y COMPO (1998).	76
FIGURA 6.7: FUNCIÓN DE COHERENCIA WAVELET ENTRE LA PC1 DEL CLÚSTER NORTE Y EL ÍNDICE DE EL NIÑO 1+2. FUENTE: ELABORACIÓN EN BASE AL ALGORITMO DE GRINSTED ET AL. (2004).....	76
FIGURA 6.8: PC1 CLUSTER NORTE V/S ÍNDICE DE EL NIÑO 1+2 (IZQUIERDA) Y ONI (DERECHA). AMBAS SERIES DE TIEMPO ESTÁN NORMALIZADAS	77
FIGURA 6.9: ANOMALÍAS DE SST PARA TIPOS DE AÑO DEFINIDOS ANTERIORMENTE, INCIDE EL NIÑO 1+2 (IZQUIERDA) Y ONI (DERECHA). DE ARRIBA HACIA ABAJO: TIPO I, II Y III RESPECTIVAMENTE. FUENTE: ELABORACIÓN EN BASE A INTERFAZ GRÁFICA DISPONIBLE EN HTTPS://WWW.ESRL.NOAA.GOV/PSD/DATA/CORRELATION/	78
FIGURA 6.10: MAPAS DE CORRELACIONES PARA ESTACIONES Y VARIABLES CLIMÁTICAS. LOS RECUADROS ROJOS MUESTRAN LAS ZONAS DONDE SE HAN OBTENIDO LAS SERIES DE TIEMPO PARA SER UTILIZADAS COMO COVARIABLES FUENTE: ELABORACIÓN EN BASE A INTERFAZ GRÁFICA DISPONIBLE EN HTTPS://WWW.ESRL.NOAA.GOV/PSD/DATA/CORRELATION/	80
FIGURA 6.11: ESTABILIDAD TEMPORAL DE LAS COVARIABLES EN LA MISMA TEMPORADA MEDIDA A TRAVÉS DE SU CORRELACIÓN. LÍNEA AZUL REPRESENTA EL COEFICIENTE DE CORRELACIÓN DE TODA LA SERIE. TODAS LAS ESTACIONES.....	85
FIGURA 6.12: PRECIPITACIÓN MÁXIMA ANUAL DE PERIODO DE RETORNO T=10 AÑOS NO ESTACIONARIO. COVARIABLES (SST) EN LA MISMA TEMPORADA (IZQUIERDA) Y PREDICTORES (SST) COMO COVARIABLES (DERECHA). ESTACIÓN LA FLORIDA. BANDA SEGMENTADA EN CUADROS SUPERIORES DENOTA LOS INTERVALOS DE CONFIANZA AL 95%. CUADROS INFERIORES MUESTRAN (IZQUIERDA) RELACIÓN VARIABLE-COVARIABLE Y (DERECHA) LOS MONTOS CALCULADOS ASOCIADOS A T=10 AÑOS Y OBSERVADOS.....	86
FIGURA 6.13: PRECIPITACIÓN MÁXIMA ANUAL DE PERIODO DE RETORNO T=10 AÑOS NO ESTACIONARIO. COVARIABLES (VIENTO ZONAL) EN LA MISMA TEMPORADA (IZQUIERDA) Y PREDICTORES (SST) COMO	

COVARIABLES (DERECHA). ESTACIÓN CARRIEL SUR. BANDA SEGMENTADA EN CUADROS SUPERIORES DENOTA LOS INTERVALOS DE CONFIANZA AL 95%. CUADROS INFERIORES MUESTRAN (IZQUIERDA) RELACIÓN VARIABLE-COVARIABLE Y (DERECHA) LOS MONTOS CALCULADOS ASOCIADOS A T=10 AÑOS Y OBSERVADOS. ..	87
FIGURA 6.14: CONVERGENCIA DE LOS PERIODOS DE RETORNO NO ESTACIONARIOS	88
FIGURA 6.15: PERIODOS DE RETORNO ESTACIONARIOS (EN AZUL) Y No ESTACIONARIOS (EN ROJO). LÍNEA AZUL DE TRAZOS MUESTRA LOS INTERVALOS DE CONFIANZA DE LOS MODELOS ESTACIONARIOS. LÍNEA ROJA DE TRAZOS MUESTRA VALORES EXTRAPOLADOS DEBIDO A LA NO CONVERGENCIA DE MODELO PARA MONTOS DE PRECIPITACIÓN ASOCIADOS A PERIODOS DE RETORNO ESPECÍFICOS	89
FIGURA 6.16: (ARRIBA) PROYECCIONES DE SST PARA EL CUADRANTE 3.4. (ABAJO) PROYECCIONES DEL GRADIENTE DE TEMPERATURAS, UTILIZADO COMO COVARIABLE EN ESTACIÓN LA FLORIDA, EN BASE A SST. AMBAS PROYECCIONES CONSIDERAN EL ESCENARIO RCP 8.5 DEL MODELO MPI-ESM-LR	92
FIGURA 6.17: COMPUESTOS DE: (IZQUIERDA) SST, (MEDIO) ANOMALÍAS DE ALTURA GEOPOTENCIAL A 500 [hPa] Y (DERECHA) VECTORES DE VIENTO A 500 [hPa] PARA DIFERENTES TIPOS DE “EL NIÑO”. TIPOS I, II Y III SE MUESTRAN DESDE ARRIBA HACIA ABAJO, DEFINIDOS EN BASE AL SECTOR 1+2. FUENTE: ELABORACIÓN EN BASE A NCAR/NCEP REANÁLISIS, INTERFAZ GRÁFICA DISPONIBLE EN EL SITIO WEB DE ESRL	94
FIGURA 7.1: MAPAS DE CORRELACIONES DE SST. (ARRIBA) AGREGACIÓN ESPACIAL EN ZONA NORTE. (ABAJO) AGREGACIÓN ESPACIAL EN ZONA SUR. (IZQUIERDA) SERIES DE PRECIPITACIÓN ANUAL. (DERECHA) SERIES DE PRECIPITACIÓN MÁXIMA ANUAL. LAS ZONAS ENCERRADAS EN LÍNEA AZUL CORRESPONDEN A ZONAS DE SIGNIFICANCIA ESTADÍSTICA SUPERIOR AL 95%	100

CAPÍTULO 1: INTRODUCCIÓN GENERAL

1.1 Introducción

La caracterización del clima y su cambio visible en registros de gran longitud es fundamental para entender los procesos hidroclimatológicos y realizar proyecciones futuras. La identificación de dichos cambios en series hidrometeorológicas es tangible cuando se logran visualizar patrones definidos en el comportamiento de las medias y varianzas de dichas series, utilizando técnicas matemáticas para cuantificar los cambios. Esto es entendido como cambios y tendencias al largo plazo, independientes de la variabilidad intrínseca y aleatoria que presenta el sistema climático.

Lo anterior ha sido discutido ampliamente a nivel mundial, ligado fuertemente al tema de gestión de los recursos hídricos. En esta línea, *Clarke (2007)* reporta cambios en el clima, los cuales han afectado considerablemente la generación hidroeléctrica en Brasil mientras que *Hurst (1951)* realiza un análisis no estacionario de volúmenes afluentes a embalses y lagos. La modelación de tendencias lineales en data hidrometeorológica puede ser encontrada en el trabajo de *Gocic & Trajkovic (2013)*. Por otro lado, *Sveinsson et al. (2003)* propone una modelación de las variables en base a cambios aleatorios en los estadísticos, considerados estacionarios por ventanas de tiempo limitadas.

Con respecto al riesgo hidrológico asociado a crecidas pluviales, se han detectado cambios en las series de tiempo de eventos extremos (*Douglas et al. 2000, Bonaccorso et al. 2005*), confirmando de manera empírica las predicciones realizadas por *IPCC (2014)* que describen un posible aumento de eventos extremos, tanto en magnitud como frecuencia, producidos probablemente por forzantes de carácter antropogénico. En este sentido, nace la necesidad de desarrollar nuevas metodologías que capturen este efecto para el diseño de obras hidráulicas: *Cheng & AghaKouchak (2014)* estudian el cambio en las formas de las curvas IDF mientras que *Salas & Obeysekerá (2014)* redefinen el concepto de riesgo hidrológico, modificado producto de los cambios en los periodos de retorno bajo el supuesto *no estacionario*.

En Chile, *d’Arcangeli (1997)* reporta cambios temporales en las series de tiempo de variables hidrometeorológicas mensuales para 17 estaciones de medición, actualizando el estudio de *King (1970)*. Otros trabajos más recientes, como el de *Falvey & Garreaud (2009)* o *Cortes et al. (2011)*, estudian tendencias en estaciones de temperatura y precipitación para distintos lugares del país. Por otro lado, *Quintana & Aceituno (2012)* relacionan estos cambios con fenómenos climáticos cíclicos de gran escala. La influencia de la circulación general también se trata en el trabajo de *Mendoza et al. (2014)*, donde se desarrolla un modelo de pronóstico para temporadas en base a relaciones con variables climáticas de gran escala. Con respecto a los eventos de precipitaciones extremas, en los últimos años se han registrado crecidas significativas asociadas a lluvias de altas intensidades (Elqui, mayo 2017) como también a un aumento en el área pluvial, marcado por el desplazamiento de la isoterma 0°C (*Garreaud 2013, Covian & Stowhas 2015*). Ejemplos significativos de esto son las crecidas de Camiña, en marzo 2012 (*Sepulveda et al. 2014*), Copiapó-Chañaral, en marzo 2015 estudiada en *Estellé et al. (2015)* o Mapocho, en abril 2016. Los mecanismos que producen eventos extremos en la época invernal pueden ser encontrados en los trabajos de *Barrett et al. (2011)* o *Rojas (2016)*, entre otros.

Por otro lado, y en el estudio de proyección del clima, los Modelos de Circulación General (GCMs por sus siglas en inglés) representan una herramienta ampliamente utilizada para estudiar el comportamiento futuro de las forzantes climáticas. Dado los tamaños de grillas de los modelos, es necesario realizar un proceso de *downscaling* espacial y una posterior corrección de sesgo para adecuar los datos modelados a los observados (*Hamlet et al., 2010*). Esto se debe a que estos presentan diferencias considerables (*Kiktev et al. 2003*), no pudiendo trabajar directamente con los datos proveniente de los GCMs. Trabajos nacionales (*ERIDANUS 2016*) muestran que no todos los modelos son capaces de representar la estacionalidad y variabilidad climática. De manera complementaria, *Huichalequen (2017)* sostiene que no todos los GCMs representan las tendencias observadas en las modelaciones históricas. Estas diferencias en tendencias observadas y modeladas podrían producir errores en el proceso de corrección de sesgo (*Salazar 2017*), el cual asume estacionareidad. *Grillakis et al. (2017)* han propuesto metodologías para preservar tendencias una vez aplicadas las correcciones.

Acorde a lo anterior, se reconoce que la hidroclimatología se encuentra enmarcada en un contexto de cambio temporal dinámico (*Gharari et al. 2013*). Esto obliga a trabajar e investigar metodologías de vanguardia que capturen la *no estacionareidad* del clima. En esta línea, es importante comprender y reconocer patrones en un estudio actualizado de estaciones de extensa longitud de resgistro, basado en técnicas matemáticas que cuantifiquen las tendencias en los datos observados. La parametrización de tendencias se ocupa para generar proyecciones robustas y mejorar los procesos de escalamiento de los GCMs. Por otro lado, el reconocimiento de cambios en los extremos es incorporado en un análisis de frecuencia que considere el efecto *no estacionario*, modelado como tendencia lineal. Esto permite recalcular los periodos de retorno de las precipitaciones asociadas a los valores de diseño de obras hidráulicas. Así, ligando los extremos a fenómenos climáticos globales, es posible recuperar distribuciones de probabilidades condicionadas a covariables, a fin de obtener información sobre el comportamiento de los extremos en la temporada de invierno. Esto en el marco de poder generar mejores planes de manejo de crecidas, en el caso de eventos extremos, y una mejor proyección de las forzantes hidrometeorológicas, basado en las correcciones a realizar a los GCMs. Estos ejes de trabajo tendrán como consigna general la concepción no estacionaria del clima.

1.2 Objetivos

Los objetivos del presente trabajo son los siguientes:

1.2.1 Objetivo general

Incorporar el efecto de la no estacionareidad en el análisis de series hidrometeorológicas de precipitación y temperatura media, tanto a nivel de serie anual de máximas diarias como series mensuales en Chile central.

1.2.2 Objetivos específicos

Los objetivos específicos de este trabajo son:

- a) *Identificar y cuantificar*, mediante distintos indicadores, la existencia de tendencias en los periodos históricos, tanto observados por la red hidrométrica nacional, como los simulados por Modelos de Circulación General en Chile Central.

- b) *Investigar, validar y proponer* una metodología lógico-matemática para plasmar el efecto de la no estacionareidad en el escalamiento estadístico (corrección de sesgo) de series de valores mensuales, provenientes de las proyecciones de GCMs.
- c) *Incorporar y reconocer* la no estacionareidad como variable significativa en el análisis de frecuencia (AF) de series anuales de máximas precipitación diarias observadas y comparar los resultados obtenidos con los análisis de frecuencias estacionarios de estadística clásica.
- d) *Validar y comparar* los resultados obtenidos en el punto anterior con los resultados proyectados por los Modelos de Circulación General en el periodo futuro.

1.3 Organización de este informe

El presente informe se compone de 7 capítulos, donde en cada se aborda un tema específico del trabajo de tesis. Cada uno de estos incluye conclusiones y comentarios específicos referentes al tema tratado.

En el capítulo 2 se realiza una revisión bibliográfica de los métodos para identificar tendencias en series hidrometeorológicas y su aplicación en distintos casos de estudio. Se revisa literatura correspondiente al fenómeno de Cambio Climático, poniendo énfasis en los GCMs. En línea a lo anterior, se estudian las distintas técnicas de *corrección de sesgo* utilizadas para corregir los datos de los modelos. Se revisan criterios para la correcta elección de los modelos, basado en distintas consignas. Por último, se revisa el modelo de análisis no estacionario, desarrollado por *Salas & Obeysekera (2014)*, para series de tiempo, además de modelos de probabilidades condicionales con covariables, descritas en *Gilleland & Katz (2016)*.

El capítulo 3 determina las estaciones a utilizar en el presente trabajo. Se recopila la información disponible para el presente estudio y se rellenan los datos en base a correlaciones con estaciones vecinas. Finalmente, se aplican distintos tests para cuantificar las tendencias en la data observada y se comparan los resultados a fin de obtener patrones espaciales y temporales.

El capítulo 4 trata de la elección del Modelo de Circulación General a utilizar en el estudio. Se expone el ranking de modelos disponibles y su desempeño en el periodo histórico para modelar las tendencias observadas y la estacionalidad. Finalmente, se elige(n) un(os) modelo(s), basado en criterios de ajuste óptimo, tanto para precipitación y temperatura. Estos incluyen rankings tanto mono como multi objetivo.

En el capítulo 5 se estudia la evolución temporal de las funciones de densidad de probabilidad, tanto de las series observadas como de los GCMs seleccionados para la prueba de la metodología desarrollada. De esta forma, se concluye sobre una dependencia temporal de las funciones de transferencia entre las series observadas y aquellas modeladas en los GCMs para el periodo histórico, siendo necesaria la incorporación de las tendencias en las funciones de transferencia. De esta manera, se realiza la estimación de

los valores futuros en base a la nueva metodología, comparando los resultados con la corrección de sesgo utilizando función de transferencia estacionaria.

En el capítulo 6 se muestra un análisis de frecuencia no estacionario de los eventos extremos de precipitación, concluyendo sobre el cambio de los periodos de retorno asociados a una misma precipitación. Se comparan los resultados con la serie de máximas diaria anuales en el Modelo de Circulación General elegido en el Capítulo 4 para este fin.

Finalmente, el capítulo 7 rescata los principales resultados y conclusiones del trabajo de tesis, complementando con recomendaciones para futuros estudios. Cabe destacar que dichas conclusiones se basan en los objetivos del presente trabajo.

CAPÍTULO 2: REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA

A continuación, se revisa la información disponible en la literatura con respecto a los grandes temas que se abordan en el presente trabajo: (i) sobre las tendencias en series de tiempo hidrometeorológicas, (ii) sobre los procesos de corrección de sesgo en los datos para las proyecciones del clima y (iii) sobre los eventos extremos y los análisis de frecuencia no estacionarios.

2.1 Detección de tendencias en series hidroclimáticas

El clima es la descripción del comportamiento de distintos fenómenos de la atmósfera. Un aspecto fundamental del clima es que su descripción abarca una ventana temporal considerable, generalmente del orden de 30 años o superior. De esta manera, se obtienen indicadores promedios de variables relacionadas al estudio del clima, como precipitación, temperatura, humedad, presiones atmosféricas, vientos, entre otros. Cuantificar cambios en el clima tiene relación con estudiar cambios en los patrones atmosféricos, los cuales son fácilmente cuantificables en series de tiempo hidrometeorológicas.

2.1.1 Evidencia de tendencias en series de tiempo

Actualmente, el IPCC (*Intergovernmental Panel of Climate Change*) posee evidencia empírica que denota cambios en el clima (*IPCC 2014*). Complementario a lo anterior, diferentes autores advierten dicho cambio, el cual queda plasmado en tendencias de variables hidrometeorológicas. Ya en 1945, *Hurst (1945)* realizaba un análisis de cambios en el largo plazo de afluentes en lagos del Congo y Suecia. En estudios más recientes, *Clarke (2007)* advierte cambios en los caudales afluentes a embalses en Brasil, registrando extensiones de tiempo considerables de sequía. Lo anterior afecta tanto el comportamiento del ecosistema como la generación de hidroelectricidad, trayendo consecuencias negativas tanto a la naturaleza como al hombre. *Sveinsson et al. (2003)* modelan la variabilidad de largo plazo en caudales medios anuales asociada a la Oscilación del Pacífico, denotando nuevamente que existe un cambio en los estadísticos de las variables hidrometeorológicas en el mediano-largo plazo.

Otro punto importante son los eventos extremos. Existe evidencia de una menor retención de humedad en la atmósfera, producto del alza en las temperaturas. El resultado de lo anterior conlleva a un aumento, tanto en la intensidad como en la frecuencia, de los fenómenos de precipitación extrema. (*Cheng et al. 2014, Salas & Obeysekera 2014*). Esto modifica los periodos de retorno de las precipitaciones, o de manera análoga, los montos de precipitación asociados a periodos de retorno fijos. La consecuencia crítica de lo anterior es la modificación de las curvas Intensidad-Duración-Frecuencia (IDF), las cuales definen los criterios de diseño de las obras hidráulicas (*Cheng & Aghakouchack 2014*). De esta manera, se tiene una posible vulnerabilidad de la infraestructura existente.

En Chile, y al igual que el resto del mundo, el cambio climático ya es una realidad: *d’Arcangeli (1997)* describe un cambio considerable en algunas variables hidrometeorológicas de Chile mientras que *Falvey & Garreaud (2009)* estudian las tendencias para los últimos 25 años en estaciones de temperatura chilenas y argentinas. El fenómeno no estacionario también se evidencia en la publicación del *DGF (2006)*, los cuales muestran tendencias en las series de precipitaciones, para un gran número de estaciones en Chile central. Específicamente en esta publicación, se cuenta con una evolución de las tendencias de media móvil por latitud y tiempo, acentuándose las

tendencias a la baja en los últimos años. Recientemente, *Garreaud et al. (2017)* han reportado los impactos de la Mega Sequía que ha afectado a nuestro país entre los años 2010 a 2015, entendiendo que el fenómeno no tiene precedentes y que los cambios del clima han intensificado, tanto en magnitud como frecuencia, las sequías en Chile.

Otro aspecto que se ha estudiado es la correlación de fenómenos locales, tanto de precipitación como escorrentía, con variables climáticas a gran escala. Un análisis focalizado en la zona norte del país puede ser encontrado en *Quintana & Aceituno (2012)*, donde se analizan las componentes principales de series de precipitación para luego relacionarlas con fenómenos cíclicos (PDO, SO, AAO). Otro enfoque, estudiado en *Mendoza et al. (2014)* permite relacionar las componentes principales de series de caudales con fenómenos de circulación general, ligando la escorrentía a variables de gran escala como viento, humedad y presión, entre otros. Estas variables de gran escala permitirían predecir de manera óptima el comportamiento de los caudales en la zona centro-norte del país. Otra relación similar, introducida en *Rubio & McPhee (2010)*, evidencia la relación de la escorrentía con fenómenos cíclicos. La agrupación de dichas variables en este trabajo en particular se realiza mediante un análisis de clusters, lo cual permite encontrar zonas homogéneas dentro de Chile. Estos estudios entienden el fenómeno no estacionario como una causa de la circulación general en la atmósfera, donde las variables hidroclimáticas chilenas son dependientes de fenómenos atmosféricos de gran escala.

En cuanto se refiere a extremos, *Vargas & Ortíz (2016)* analizan los caudales máximos en estaciones de la VII a la IX región del país, encontrando tendencias en algunos sitios analizados. Un análisis de tormentas para Chile central y su relación con la línea de nieve, la cual modula el área aportante, puede ser encontrado en *Garreaud (2013)*, donde se caracterizan las tormentas de manera estadística y se estudian un par de éstas mediante algunas variables de la circulación general en el Pacífico, apoyándose en patrones de compuestos. *Barrett et al. (2011)* analizan la dinámica de los fenómenos atmosféricos que producen la precipitación entre los 33° y 40°, donde los vientos del pacífico Sur-Este serían fundamentales para explicar los eventos de lluvia. En un caso similar, *Rojas (2016)* aplica un análisis clúster para agrupar las estaciones utilizadas en su estudio y analizar las dinámicas atmosféricas que producen eventos extremos de precipitación, llegando a la conclusión que una vaguada costera y un río atmosférico influyen en la intensidad de los eventos, acompañado de vientos desde el océano que advectan humedad, además de un gradiente meridional de temperaturas. Entre otras conclusiones de su estudio, se tienen tendencias a la baja para las precipitaciones extremas en el dominio de estudio.

De los puntos anteriores, se desprende que el clima y los procesos asociados a la hidrosfera poseen un carácter no estacionario, donde entender este comportamiento es fundamental, tanto para el desarrollo del hombre como del medio ambiente. Por otro lado, se tiene que gran parte de los modelos suponen para su desarrollo teórico que el clima es estacionario, manteniendo los estadísticos de las series contantes en el tiempo. Así, resulta fundamental explorar técnicas matemáticas que logren cuantificar tendencias en las series y discriminen si ésta es significativa o no, a modo de confirmar algunas de las hipótesis fundamentales de los modelos realizados en las ciencias hidrológicas.

Clarke (2007) sostiene que la identificación de distintas tendencias en la escorrentía de las cuencas puede deberse a dos factores, los cuales están comúnmente superpuestos; por un lado (i) se tienen las tendencias en las variables climáticas, las cuales representan una parte fundamental en la explicación de la escorrentía, puesto que dominan los procesos de recarga (en el caso de la precipitación) y salidas (en el caso de la evapotranspiración). Por otro lado (ii), se encuentran las modificaciones en el uso de suelos o cambios en el uso del recurso hídrico, los cuales afectan la cantidad y calidad de agua en las cuencas. La cuantificación del primer factor es exclusivamente asociada a un efecto de cambio en el clima mientras que la segunda se debe a cambios en el comportamiento de los tomadores de decisiones de las cuencas, lo que está pobremente documentado en Chile.

2.1.2 Técnicas matemáticas para cuantificar las tendencias

Actualmente, y acorde a toda la investigación tanto hidrológica como estadística, existen múltiples técnicas matemáticas para cuantificar las tendencias en series de tiempo (Sonalí & Kumar 2013). Las metodologías utilizadas en el presente trabajo han sido aplicadas específicamente al estudio de series hidrometeorológicas, en el contexto de cuantificar cambios en el clima de algunas regiones. Las expresiones matemáticas y fórmulas de cálculo de las distintas técnicas expuestas a continuación pueden ser encontradas en el Anexo A.1.

2.1.2.1 Test de Mann-Kendall

Introducido por Mann (1945), este test es no paramétrico. El test pretende comparar los signos entre la diferencia de un punto de la serie de tiempo y todos los puntos siguientes. En base a lo anterior, el test supone que la esperanza de la suma de los cambios de signo es nula mientras que la varianza queda expresada en base a una expresión analítica. Se calcula el test normal estadístico, suponiendo que el número de datos analizados es mayor a $n = 10$. El valor de este test se compara con un nivel de significancia específico, determinado a priori por el usuario. De esta manera, se tendrá tendencia si el valor absoluto del estadístico calculado por el test es mayor que el asociado al nivel de significancia pedido. Las expresiones matemáticas se encuentran en el Anexo A.1.

Cabe destacar que mientras mayor sea el nivel de significancia, se relaja la condición de existencia de tendencia, por lo cual es más fácil que el test rechace la hipótesis nula. El test es ampliamente utilizado en los estudios de series de tiempo hidrometeorológicas tanto internacionales (Gocic & Trajkovic 2013, Douglas et al. 2000) como nacionales (Vargas & Ortíz 2016, Cortes et al. 2011). Por otro lado, se deben tener las consideraciones expuestas en el trabajo de Yue et al. (2012) en cuanto a la efectividad del test para identificar tendencias, donde el coeficiente de variación C_v y la longitud de la serie temporal n son parámetros importantes a considerar en su aplicación.

2.1.2.2 Estadísticos móviles

Estadísticamente, es necesario definir el primer y segundo momento de las distribuciones de probabilidades de una muestra. De manera clásica, estos vienen dados por la media y desviación estándar. En la concepción estacionaria, dicha muestra no experimenta cambios en el tiempo para sus estadísticos, sin embargo, la modificación de estos podría significar un cambio en la población con respecto al tiempo. De esta manera, resulta útil definir dichos estadísticos de manera “móvil”, es decir, que evalúen distintas ventanas temporales para una misma muestra. Este tipo de estadísticos son utilizados para suavizar las series temporales y detectar tendencias. Su aplicación se encuentra en los trabajos de *d’Arcangeli (1997)*, *Merabtene et al. (2016)*, *Salazar (2017)* y *Huichalequen (2017)*, entre otros.

2.1.2.3 Ajustes lineales de tendencia

Otro de los métodos utilizados en la cuantificación de las tendencias hace referencia al ajuste de una recta a la serie de tiempo en cuestión. El ajuste clásico lineal a la serie temporal resuelve una optimización para determinar los coeficientes de inclinación pendiente (m) y posición (n) de la recta. El problema posee una solución analítica en el espacio de \mathbb{R}^2 , la cual depende exclusivamente de los puntos evaluados. Ésta se basa en la minimización del Error Cuadrático Medio (ECM).

Las diferentes pendientes ajustadas a la serie cuantificarán una disminución/aumento promedio de la variable, normalizada a nivel anual. Este ajuste lineal se utiliza en los trabajos de *d’Arcangeli (1997)* y *Falvey & Garreaud (2009)*. Por otro lado, la estimación de la pendiente en base al criterio *Sen (1968)* permite ajustar una pendiente a los datos basándose en la mediana de los ajustes lineales de todos los pares de la muestra. Lo anterior permite un ajuste lineal que descarte puntos que se escapen de la tendencia de la muestra, los cuales pueden constituir *outliers* o simplemente puntos extremos que se escapen del comportamiento promedio de ésta. La aplicación de dicha herramienta se muestra en *Gocic & Trajkovic (2013)*, la cual resulta tener resultados coherentes con la aplicación del test de Mann-Kendall.

Ajustadas las pendientes, se necesita un criterio de comparación para las tendencias encontradas en las estaciones, el cual debe realizar una distinción entre los montos de precipitación anual de las estaciones, dado las diferencias de latitud de éstas. Esto se propone en base al adimensional mostrado en la ecuación (2.1).

$$p = \frac{m_i}{\mu_i} \cdot 100 \quad (2.1)$$

Dónde:

- m_i [$mm/año, °C/año$]: Pendiente ajustada a la serie temporal i
- μ_i [$mm, °C$]: Media estacionaria de la serie temporal i

Así, se logra establecer una diferencia entre los casos de estudio donde se tiene similar tasa de disminución/aumento, sin embargo, una climatología distinta. De esta manera, el cambio tendría un carácter de mayor gravedad en estaciones donde se tenga mayor tasa de cambio y menor estadístico estacionario en comparación con las estaciones donde se tenga una menor pendiente y mayor valor de la media histórica observada.

2.1.2.4 Diagramas de Hurst

Hurst (1945) introduce la variación en los estadísticos de largo plazo para series de caudales afluentes a reservorios de agua. El fenómeno descrito en tal trabajo es retomado por Koutsoyannis (2006), donde se introduce el cálculo de un coeficiente H que describe la pendiente en un gráfico doble logaritmo entre el número de datos considerados n y las desviaciones estándar de los promedios disjuntos, obtenidos en base al mismo número n de datos considerados. Esto queda expresado en base a la ecuación (2.2).

$$StD[\bar{X}_n] = \frac{\sigma}{n^{1-H}} \quad (2.2)$$

Dónde:

- n [-]: Número de datos considerado
- H [-]: Coeficiente de Hurst
- \bar{X}_n [mm, °C]: Promedios móviles disjuntos de ventana temporal n
- StD [mm, °C]: Desviación estándar

Acorde a lo anterior, para tener una sólida base en la estimación de los puntos de número grande de n , se debe tener un número razonable de promedios disjuntos para el cálculo de las desviaciones estándar. Esto restringe el valor máximo de n , el cual debe considerar a lo menos 8 promedios para el cálculo de las desviaciones estándar. (Koutsoyannis 2006, Tyrallis et al. 2017).

2.1.2.5 Change Point Analysis

En algunos casos, se puede registrar un salto en las series de tiempo, lo cual no queda bien reflejado en los métodos descritos anteriormente. El salto es una discontinuidad en la serie, donde se evidencia claramente un patrón de cambio brusco en los estadísticos (Seveinsson et al. 2013). Loader (1999) introduce formalmente una metodología práctica para detectar estos cambios en las series temporales, la cual se basa en los principios de cálculo diferencial, donde en una discontinuidad, las derivadas definidas por izquierda y derecha en las series no coinciden. Esta diferencia se expresa en un cambio delta cuadrático, el cual se expresa en la ecuación (2.3):

$$\Delta^2 = \left(\frac{d(T, R)^+}{dt} - \frac{d(T, R)^-}{dt} \right)^2 \quad (2.3)$$

Dónde:

- Δ [mm²/año², °C²/año²]: Diferencia entre derivadas por distintos límites
- $d(T, R)^{\pm}/dt$ [mm/año, °C/año]: Derivada definida por los distintos límites, izquierdo o derecho

Otros enfoques basados en la búsqueda de cambios de puntos pueden ser encontrados en Killick (2016) o Chen & Gupta (2000), donde los puntos de cambio se expresan desde el punto de vista estadístico. La aplicación de la metodología puede ser aplicada a las pendientes de las tendencias ajustadas a los datos, lo cual evidenciaría cambios en el signo y/o magnitud de dichas tendencias en el tiempo, siempre y cuando se consideren ventanas de extensión temporal razonables, acordes a la metodología.

2.2 Proyecciones de Cambio Climático

2.2.1 Proyecto CMIP5 y escenarios de cambio climático

El proyecto CMIP5 (*Coupled Model Intercomparison Phase 5*) corresponde a la quinta fase de un programa promovido por la organización mundial de la investigación climática que define los protocolos para estudiar los outputs de Modelos de Circulación General, los cuales estudian la climatología. Dichos modelos acoplan simulaciones en atmósfera y océanos. La modelación del clima se realiza en base a forzantes climáticas que explican otras variables hidrometeorológicas, como la precipitación y temperatura. Para modelar la climatología futura, el IPCC ha definido 4 posibles escenarios en base a trayectorias representativas de concentración de gases efecto invernadero (*Representative Concentration Pathways, RCP*), los cuales modifican la forzante radiativa (Thomson et al. 2011; Raihi et al. 2011 y Masui et al. 2011). La elección de los valores de dichas forzantes se encuentra debidamente justificada por un equipo multidisciplinario de científicos, trabajando en base a los lineamientos establecidos por el IPCC. Los escenarios se describen en la Tabla 2.1.

Tabla 2.1: Escenarios de Cambio Climático (fuente: elaboración propia en base a referencias)

Escenario	Descripción
RCP 8.5	Aumento de la forzante radiativa a $8.5 W/m^2$ en 2100
RCP 6.0	Estabilización suave de la forzante radiativa en $6.0 W/m^2$ para 2100
RCP 4.5	Estabilización suave de la forzante radiativa en $4.5 W/m^2$ para 2100
RCP 2.6	Peak de la forzante radiativa en $3 W/m^2$ antes de 2100 y posterior baja

Por otro lado, y acorde a los escenarios futuros definidos, la Figura 2.1 muestra la trayectoria modelada de las emisiones anuales de Gases Efecto Invernadero (GIE).

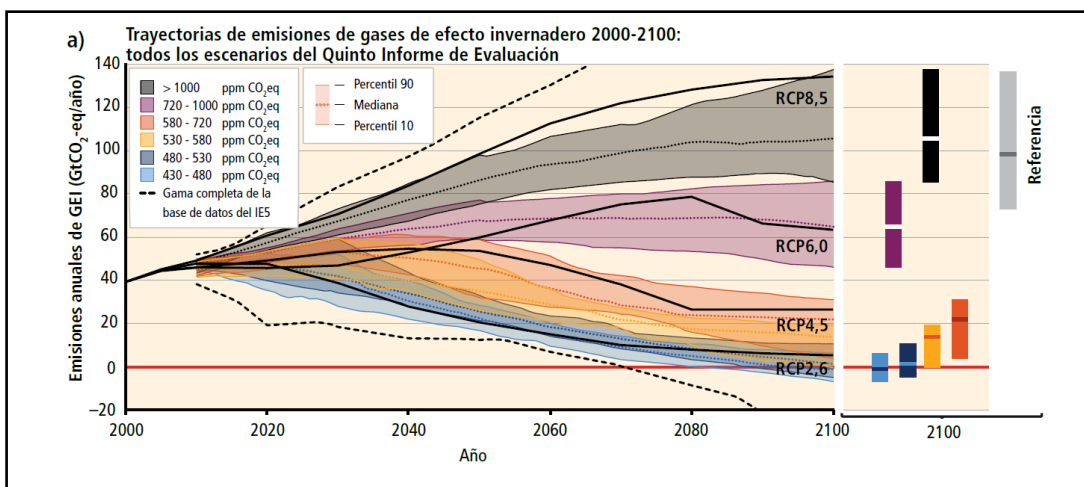


Figura 2.1: Trayectoria de emisiones de GEI (fuente: IPCC 2014)

De esta manera, se tiene que el escenario RCP2.6 modela una disminución estricta de las emisiones de los GIE e incluso, emisiones negativas netas sustanciales. En contraste, el RCP8.5 representa un escenario de Cambio Climático extremo, donde las emisiones de GIE son muy altas. Los RCP4.5 y RCP6.0 representan escenarios intermedios de emisión.

Con respecto a la precipitación, los modelos predicen una redistribución de la masa de agua en el planeta, existiendo zonas donde se registra un aumento de la precipitación media anual (Ecuador y ártico) como también otros sectores donde existe una clara disminución de esta variable. En cuanto a la temperatura, los modelos predicen un aumento global de esta, habiendo zonas donde los aumentos son más acentuados que otras (IPCC 2014). La Figura 2.2 muestra el cambio porcentual de precipitaciones medias e incremento de la temperatura bajo dos escenarios posibles, el RCP2.6 (izquierda de la figura) y RCP8.5 (derecha de la figura).

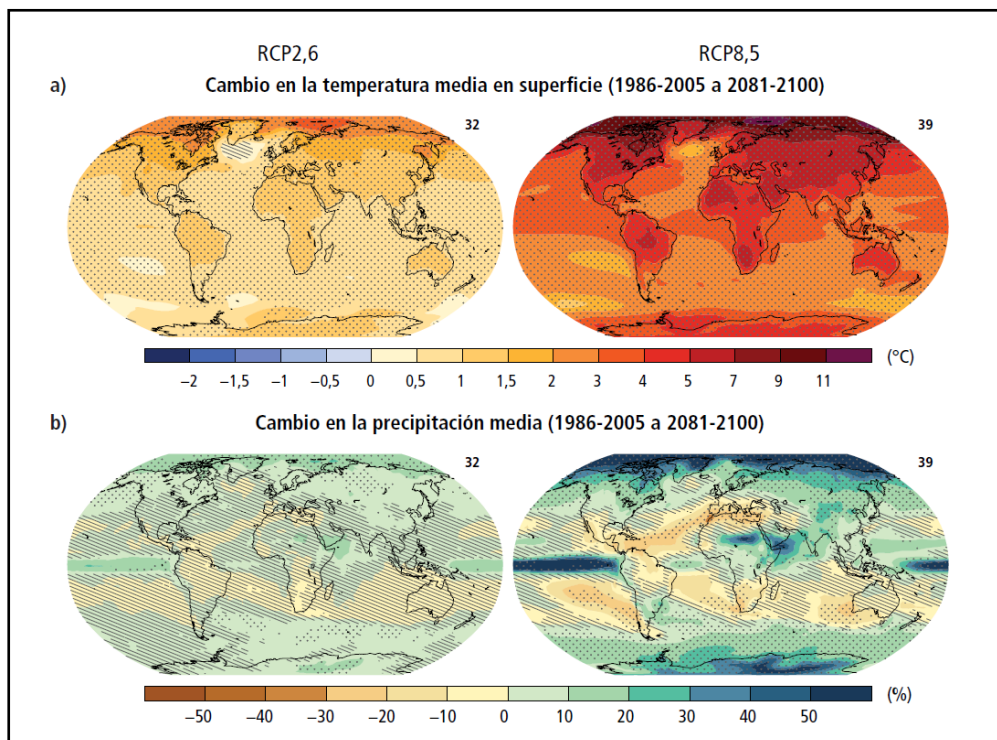


Figura 2.2: Cambios en temperatura y precipitación bajo dos escenarios de Cambio Climático (Fuente: IPCC 2014)

2.2.2 Modelos de Circulación General

Un Modelo de Circulación General es aquel que modela el clima de la tierra mediante la resolución de ecuaciones matemáticas que logran describir los procesos atmosféricos (USAID 2014). Las ecuaciones consideran un balance de masa y energía en cada una de las celdas pertenecientes a una grilla de resolución específica. Estos logran describir la climatología del pasado y presente, basado en la data observada disponible para el planeta. Acoplados a los escenarios definidos por los distintos proyectos de Cambio Climático (CMIP3, CMIP5), los GCMs logran predecir el comportamiento de las variables hidrometeorológicas en el futuro. La resolución temporal de los modelos es variable, modelando desde años hasta horas, dependiendo del modelo. En cuanto a la resolución espacial de los GCMs, varía acorde al modelo que se trabaje. Las grillas se caracterizan por secciones de esferas que modelan las distintas capas de la atmósfera. Estas pasan a adoptar forma de rectángulo cuando se proyectan en la superficie y se toma un nivel de presión determinado. Los lados de las celdas varían entre los 100 a 500 kilómetros de largo, lo cual permite tener una adecuada resolución al realizar simulaciones del clima en continentes o hemisferios, pero no a nivel de las cuencas chilenas. Es por esto que la data, antes de ser utilizada, debe ser tratada con un proceso de *downscaling* espacial, cuyo

objetivo es llevar las series de tiempo descritas en el modelo a una escala que sirva en la modelación de cuencas e incluso, en estaciones. Por esto, es necesario realizar un *downscaling* de la data de los modelos de circulación general. Existen dos tipos de *downscaling*: uno *dinámico* y otro *estadístico*. El dinámico se basa en la construcción de modelos climáticos regionales (RCMs), donde se utilizan como condición de borde las salidas de los GCMs. Estos modelos tienen la ventaja de modelar la dinámica completa de la atmósfera, sin embargo, tienen un costo computacional elevado. Por otro lado, el enfoque estadístico permite adecuar la data proveniente de los GCM en base a las observaciones realizadas por la red hidrometeorológica, ajustando completamente las distribuciones estadísticas de estas. A pesar de que este tipo de *downscaling* se limita solo a hacer un ajuste a las series modeladas, representa ser un método práctico y sencillo para la corrección de los datos (Hamlet et al. 2010). La Figura 2.3 muestra un esquema de *downscaling* para un GCM basado en un RCM, comenzando desde una grilla gruesa a una fina, que tiene el orden de magnitud de las cuencas.

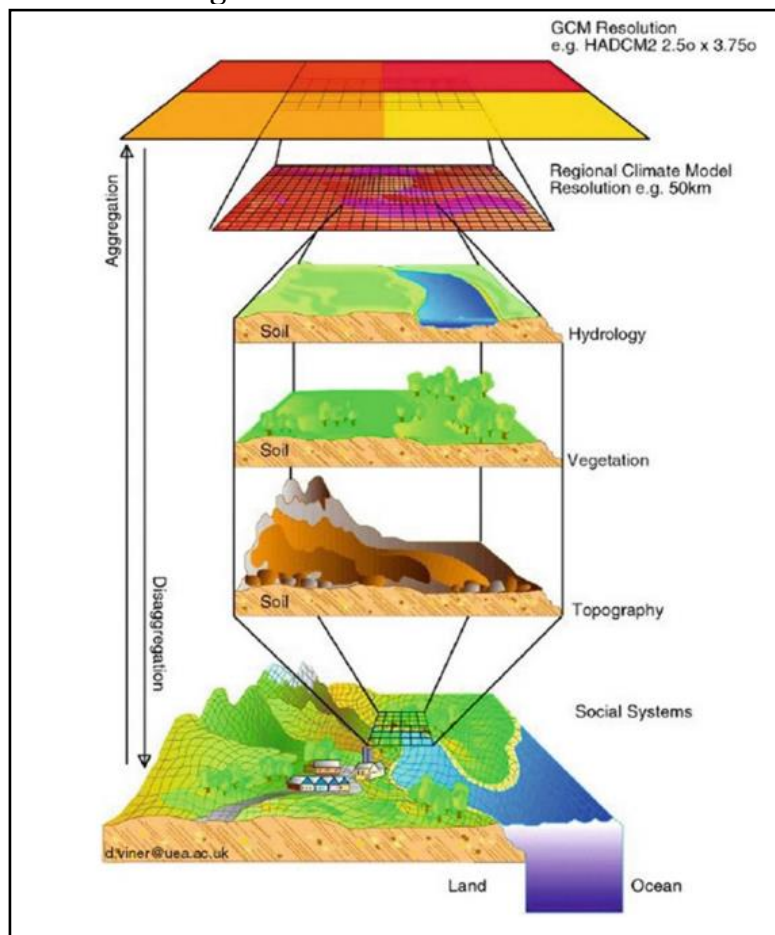


Figura 2.3: Concepto de *downscaling* espacial.
(Fuente: Viner, David. Climate Research Unit, University of East Anglia, UK)

Para la aplicación del *downscaling* estadístico, lo usual es realizar el *downscaling* espacial acorde a una ponderación que considere que los nodos más alejados del punto donde se quiere reconstituir la serie tengan una menor ponderación. En contraparte, los nodos más cercanos al punto tendrán un mayor peso en dicha ponderación. Esto se conoce como ponderaciones por inverso de la distancia (*IDW*, *Inverse Distance Weight*) y la expresión matemática puede ser encontrada en el Anexo A.2.

En cuanto a las tendencias, el trabajo de *Salazar (2017)* muestra que existen casos donde es conveniente tomar los nodos sin ser ponderados previamente. Esto es tomar el nodo más cercano es un *downscaling* espacial tipo vecino más cercano, donde se supone que el punto conserva las características de dicho nodo. Por otra parte, en el trabajo citado se muestra que las tendencias en las series temporales del GCM pueden reproducirse de mejor manera en alguno de los cuatro nodos que componen la grilla, eligiendo no necesariamente aquel de menor distancia al punto.

2.2.3 Elección de un Modelo de Circulación General

Generalmente se quiere trabajar con un subconjunto de GCMs que sea inferior a la totalidad de modelos disponibles. Para esto, se debe elegir dicho set en base a la semejanza que tenga la simulación histórica de cada modelo con los datos observados en las estaciones. Los criterios clásicos a evaluar (*ERIDANUS 2015*) son:

- Representación de la estacionalidad: Busca que la distribución de las precipitaciones en los meses del año modelada sea similar a la observada en la estación.
- Representación de la variabilidad: Busca que las variables modeladas tengan una variabilidad temporal similar a la observada.
- Representatividad del cambio en escenarios futuros: Busca que la modelación de la variable sea similar a la condición media de las proyecciones de los GCMs, ya aceptados por los distintos proyectos de cambio climático.

El indicador por excelencia para medir la estacionalidad son los coeficientes de Pardé, los cuales además resultan ser adimensionales, es decir, logran cuantificar exclusivamente la forma de la curva estacional. El cálculo del indicador de estacionalidad se concluye con la comparación en base al error cuadrático medio. Las expresiones de cálculo pueden ser encontradas en el Anexo A.3.

Acorde a las conclusiones presentadas en *Salazar (2017)*, se tiene que el método de escalamiento considerando el clima como no estacionario presenta mejores resultados cuando los modelos representan de manera adecuada la tendencia de las series observadas. De esta manera, se debe elegir el nodo del modelo con mejor tendencia cuando se ha seleccionado el GCM adecuado. El esquema de elección planteado por *Salazar (2017)* se esquematiza en la Figura 2.4.

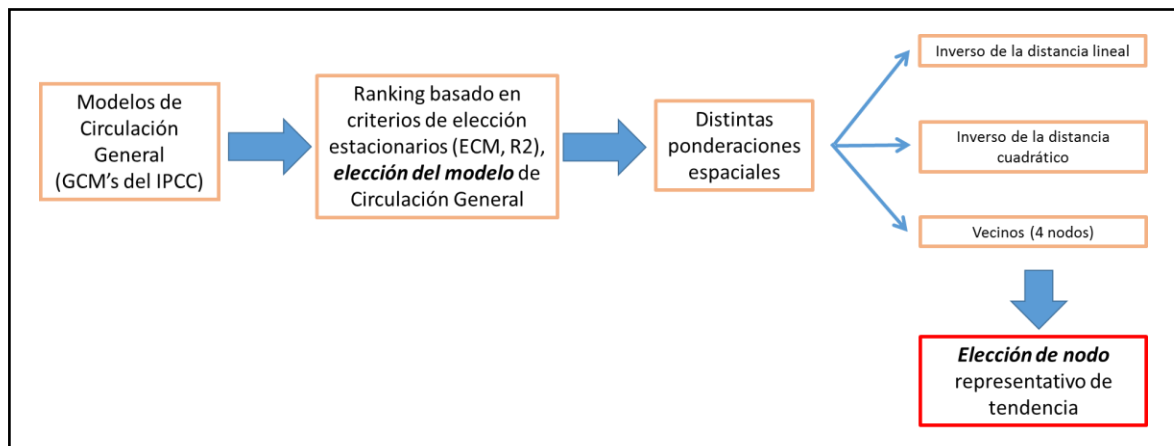


Figura 2.4: Esquema de elección del nodo representativo en base a *Salazar (2017)*.

Por otro lado, *Huichalequén (2017)* incorpora en sus criterios de elección de modelos las tendencias de los GCMs y las compara con las tendencias observadas. En su planteamiento, se da mayor importancia a modelos que presenten una pendiente en los datos similar a la observada. Este criterio es cualitativo y no se presenta una cuantificación de similitud entre los modelos a evaluar y la data observada. Esto lleva al desafío de incorporar un indicador que sea robusto y logre cuantificar tanto el criterio estacionario (estacionalidad) como el no estacionario (tendencias en las series observadas).

2.2.3.1 Optimización multiobjetivo

Es necesario elegir un GCM para trabajar tanto las precipitaciones como las temperaturas. La elección tanto del nodo como el modelo debe ser única para precipitación y temperatura, puesto que la presente metodología servirá como posterior entrada a los modelos hidrológicos o uso en general que requiera generar estadística hidrometeorológica en base a escenarios de cambio climático. De esta manera, se debe elegir un GCM que presente un buen desempeño, tanto en los indicadores definidos para precipitación y temperatura. Un modelo i es mejor que un modelo g si se cumple el criterio de dominancia expuesto en la ecuación (2.4):

$$I_{i,n} < I_{g,n} \quad \forall n \quad (2.4)$$

Dónde:

- $I_{i,n}$ [–]: Indicador relacionado al modelo i para la variable n

Lo anterior define una frontera de Pareto, donde se encuentran los modelos que sobresalen en su eficiencia, puesto que presentan una combinación de indicadores mejor que los ausentes en la frontera. La elección definitiva del modelo debe incorporar un criterio adicional referido a la importancia que tiene replicar de una manera adecuada la precipitación y la temperatura en la elección final. Esto puede lograrse con la definición de una circunferencia desde el origen (*Gharari et al. 2014*), cuyo radio queda definido por la distancia euclidiana. Otros criterios incluyen técnicas de elección basadas en toma de decisiones. Las técnicas adicionales, tanto revisadas en la literatura como aplicadas en el presente trabajo con sus respectivas expresiones pueden ser encontradas en el Anexo A.4.

2.3 Escalamiento estadístico (*Corrección de sesgo*)

Los países desarrolladores de los GCMs buscan una buena representación en zonas aledañas a su territorio, lo cual muchas veces disminuye el desempeño de los modelos en otras zonas geográficas del mundo. Por otro lado, las salidas de los GCMs no buscan modelar puntos específicos del territorio. De esta manera, se tiene que la data debe ser corregida para ser utilizada, en base a alguna de las dos técnicas de *downscaling* citadas en la sección anterior. Desde el punto de vista estadístico, el ajuste de las curvas de probabilidad acumulada, una vez realizado el *downscaling* espacial, es conocido como metodología de Corrección de sesgo (*Bias Correction*). Para la simulación histórica de los GCMs, se tienen datos medidos en las estaciones de estudio. Acorde a lo anterior, la metodología compara los datos observados y los obtenidos de la simulación histórica de los GCMs. Basado en la comparación, se busca que la curva de probabilidad acumulada de los datos modelados sea similar a la observada en las estaciones. Esto se logra mediante un conjunto de funciones de transferencia, cuyo objetivo es lograr la similitud. Es natural que la ventana de comparación temporal sea la misma para los datos observados que para los simulados en el periodo histórico del GCM.

Construidas las funciones de transferencia en la línea base (periodo histórico), los datos futuros indicados en el modelo deben pasar por las funciones de transferencia para tener series de tiempo futuras corregidas. El esquema completo descrito anteriormente se ilustra en la Figura 2.5, donde se tiene una curva azul observada y una curva verde correspondiente a la corrida histórica del modelo seleccionado. Basado en el par de curvas anteriores, se toma un monto de precipitación o temperatura deseado, predicho por el modelo para el futuro (mostrado en color rojo en la Figura 2.5). Dejando fijo dicho monto, el futuro corregido vendrá dado por la resta entre una distancia d , existente entre las curvas acumuladas en el periodo histórico. El planteamiento matemático de lo anterior se recupera en la ecuación (2.5) (Salas & Obeysekera 2016).

$$\tilde{X}_{cor-RCP} = F_{obs-pas}^{-1} \left(F_{mod-pas}(\tilde{X}_{mod-RCP}) \right) \quad (2.5)$$

Donde:

- $\tilde{X}_{cor-RCP}$ [mm, °C]: Variable corregida, proveniente de corrida RCP
- $\tilde{X}_{mod-RCP}$ [mm, °C]: Variable, proveniente de corrida RCP
- $F_{obs-pas}^{-1}$ [-]: Función inversa de probabilidad acumulada observada (histórica)
- $F_{mod-pas}$ [-]: Función de probabilidad acumulada modelada (histórica)

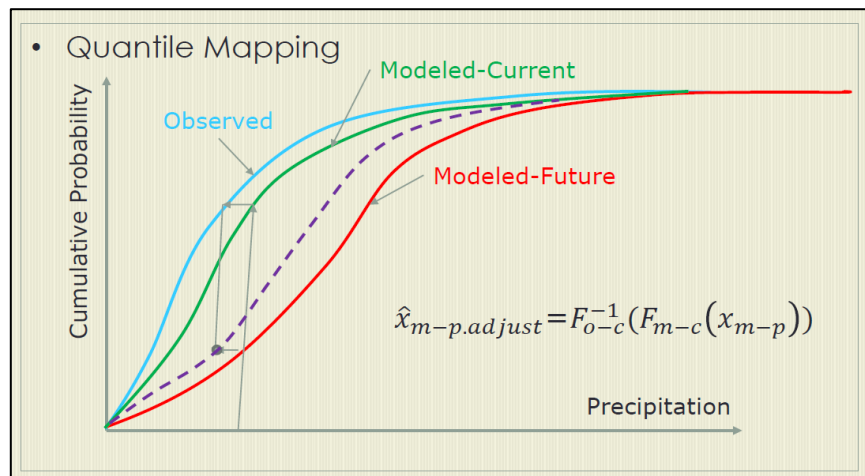


Figura 2.5: Metodología de Bias-Correction estadístico por mapeo de cuantiles.
Fuente: Salas & Obeysekera (2016)

El enfoque anterior es ampliamente utilizado en Chile como en otros estudios (Cayan et al. 2008, Ricchetti & Vargas 2017, Huichalequen 2017, ERIDANUS 2015). La manera directa de concretar lo anterior es ordenar los datos de mayor a menor, tanto para la sección observada como modelada en línea base y luego ajustar funciones lineales o logarítmicas. La escala temporal de los datos (diarios, mensuales, estacionales, anuales) debe coincidir tanto para los datos observados y modelados, lo cual es determinado por el posterior uso de las series corregidas. Se debe tener en cuenta que la función de transferencia debe ser monótonamente creciente. La linealización de la función de transferencia no implica tener una función lineal. Esta se recupera solamente en un ajuste lineal no afín único.

El método anterior presenta inconvenientes al momento de concretar la metodología: Por un lado (i), se tiene que los valores de temperatura en escenarios futuros

serán mucho mayores para Chile que los actuales. Por otro lado, los valores de precipitación disminuirán drásticamente. En este sentido, los valores futuros caen fuera del dominio de las funciones de transferencia, lo cual hace que los valores sean corregidos en partes extrapoladas de la curva. Generalmente, los valores extremos del dominio de las curvas presentan una tendencia errática, lo cual hace que los ajustes en estas zonas de las funciones acumuladas no se adecuen de buena forma, por lo cual existe una gran incertidumbre en las secciones extrapoladas de las curvas. Otro de los puntos débiles de la metodología (ii) es la sección de interpolación de los datos, en el dominio de la función: la función de transferencia entre los datos observados y modelados históricos se construye en base a puntos que son de carácter discreto. En línea a lo anterior, no se tiene una clara visión de cómo asignar un recorrido a un punto que cae entre dos que conforman el dominio. Ambas limitantes son abordadas en *Li et al. (2010)*, quien propone una corrección por niveles de probabilidad. De esta manera, se trazan las curvas en el periodo de línea base observadas y modeladas. Para cada nivel de probabilidad, se obtiene una distancia d , la cual sirve para desplazar la curva futura de la proyección. Esto se muestra en la Figura 2.6, mientras que la expresión matemática asociada se expone en la ecuación (2.6).

$$\tilde{X}_{cor-RCP} = \tilde{X}_{mod-RCP} + F_{obs-pas}^{-1} \left(F_{mod-RCP}(\tilde{X}_{mod-RCP}) \right) - F_{mod-pas}^{-1} \left(F_{mod-RCP}(\tilde{X}_{mod-RCP}) \right) \quad (2.6)$$

Donde:

- $\tilde{X}_{cor-RCP}$ [mm, °C]: Variable corregida, proveniente de corrida RCP
- $\tilde{X}_{mod-RCP}$ [mm, °C]: Variable, proveniente de corrido RCP
- $F_{obs-pas}^{-1}$ [-]: Función inversa de probabilidad acumulada observada (histórica)
- $F_{mod-pas}^{-1}$ [-]: Función inversa de probabilidad acumulada modelada (histórica)
- $F_{mod-RCP}$ [-]: Función de probabilidad acumulada modelada (proyectada futura)

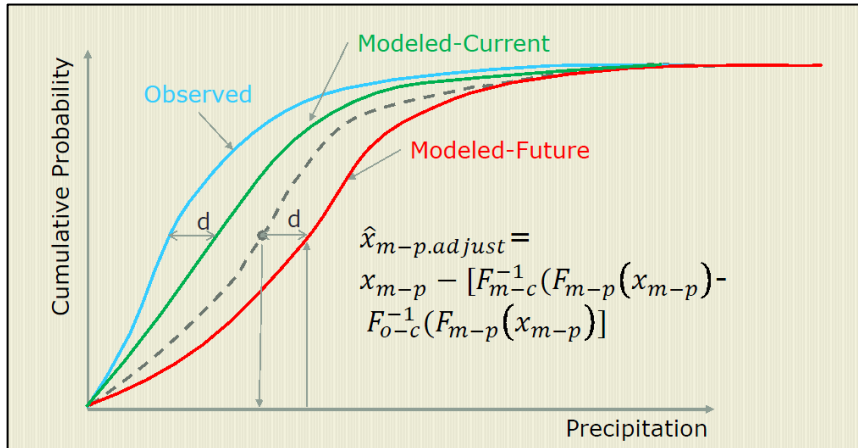


Figura 2.6: Metodología de Bias-Correction estadístico. Fuente: Salas & Obeysekera (2016)

La metodología de *Li et al. (2010)* ha sido perfeccionada por *Miao et al. (2016)*, el cual sustituye la resta de la ecuación (2.6) por un cociente en el caso de las precipitaciones, a fin de restringir el recorrido de la data corregida a números que sean positivos. Cabe destacar que, de esta forma, el dominio de las correcciones se restringe entre números que

van de $[0; 1]$, no teniendo manera de caer en partes extrapoladas de la curva. Por otro lado, el problema de la interpolación entre los valores observados se resuelve mediante un ajuste de funciones analíticas de densidad de probabilidad acumuladas a los datos. De esta forma, se tiene que el dominio deja de ser discreto, puesto que las funciones de densidad de probabilidad están definidas para un dominio continuo.

Los trabajos citados anteriormente, como otros del mismo estilo (*Kiktev et al. 2003*, *Grillakis et al. 2017*) realizan una validación cruzada de las funciones de transferencia que se trabajan para los distintos periodos de tiempo. Es decir, las funciones construidas para el conjunto de años i se valida en el conjunto de años j . Esto es posible debido a una buena correlación temporal entre los datos observados y modelados en el dominio de los respectivos estudios. Para el caso de Chile, la correlación temporal en una escala inferior a 30 años es muy difícil de observar. Por otro lado, existen problemas al tratar de aplicar las metodologías descritas en dichos trabajos en el territorio nacional, puesto que las funciones de transferencia resultan no ser únicas para las distintas ventanas temporales elegidas en las series históricas, tanto observadas como modeladas. *Salazar (2017)* muestra que existe un conjunto de funciones de transferencia, dependiendo de las ventanas temporales que se consideren en la construcción.

Finalmente, *Kang (2013)* al igual que *Grillakis et al. (2017)*, proponen una incorporación explícita de la variable tiempo en la construcción de las funciones de transferencia para realizar la corrección de los datos en los GCMs, a fin de preservar las tendencias observadas. Se debe notar que, en estos trabajos, existe un alto grado de correlación temporal para las series observadas y modeladas, en la línea base de evaluación (periodo histórico).

2.4 Eventos extremos

Del estudio de la hidrología y estadística clásica, *Chow et al. (1988)* plantea un análisis de frecuencia de las variables hidrometeorológicas basado en estadígrafos estacionarios. De esta manera, las variables asociadas a cierto periodo de retorno (o probabilidad de excedencia) dado un ajuste estadístico vienen dado por la ecuación (2.7).

$$X(Pb_{exc}) = \mu + \sigma \cdot K_T(Pb_{exc}) \quad (2.7)$$

Dónde:

- $X [X]$: Variable hidrometeorológica
- $\mu[X]$: Media de la serie a analizar
- $\sigma[X]$: Desviación estándar de la serie a analizar
- $K_T[-]$: Factor de frecuencia, asociado a una determinada probabilidad de excedencia

Cheng et al. (2014), al igual que *Salas & Obeysekera (2014)* y *Acero et al. (2017)* plantean realizar un análisis no estacionario de frecuencia, el cual se basa en las tendencias presentadas por la data observada. Esto se basa en una parametrización dependiente del tiempo de los estadísticos fundamentales para el análisis, lo cual queda expresado por la ecuación (2.8).

$$X(Pb_{exc}, t) = \mu(t) + \sigma(t) \cdot K_T(Pb_{exc}) \quad (2.8)$$

Donde se debe notar que la expresión es similar a (2.7), sin embargo, los estadísticos en la ecuación modificada presentan una dependencia explícita del tiempo. Esto influye notablemente en el diseño de obras hidráulicas, puesto que determinan en muchas ocasiones los caudales asociados a crecidas. Encontrar tendencias en dichos estadígrafos implicaría modificar las seguridades en las cuales se han basado los diseños de ingeniería. Los periodos de retorno en este caso se ven afectados: si los estadígrafos presentan tendencias al alza, los periodos de retorno asociados a un valor constante de precipitación disminuyen. Análogamente, para una probabilidad de excedencia constante, los valores de precipitación aumentan. Naturalmente, el caso de una disminución de ambos estadísticos recupera un aumento de los periodos de retorno o disminución de los valores extremos. En hidrología, se define el periodo de retorno como el tiempo esperado en el cual se sobrepasará un nivel de precipitación o caudal q^* . La expresión de cálculo sencilla se desprende de una distribución geométrica, donde el periodo de retorno queda expresado en la ecuación (2.9)

$$T = E(X) = \sum_{x=1}^{\infty} x p_x(q^*) \cdot \prod_{t=1}^{x-1} (1 - p_t(q^*)) \quad (2.9)$$

Dónde:

- T [años]: Periodo de retorno
- E [años]: Valor esperado de la cantidad de años antes de que se sobrepase q^*
- $p_t[-]$: Probabilidad, dependiente del tiempo, de que se sobrepase q^*

Acorde a los lineamientos de *Salas & Obeysekera (2014)* se podría cuantificar dicha modificación, para distintos niveles de caudal esperado q^* . La Figura 2.7, es un ejemplo de aplicación práctica del modelo no estacionario. En ella se puede observar que los periodos de retorno en el régimen estacionario son siempre superiores a los periodos en el análisis no estacionario, siempre y cuando se tenga una tendencia al alza en las series analizadas.

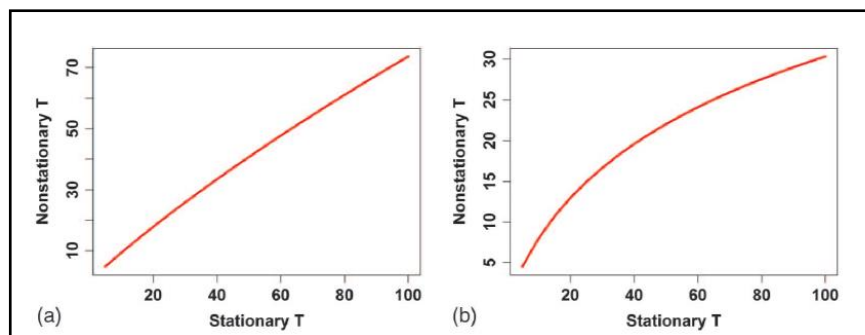


Figura 2.7: Modificación de los periodos de retorno para el caudal extremo en dos cuencas.
Fuente: *Salas & Obeysekera (2014)*

El modelo anterior no es más que la generalización de una estructura de probabilidad cuya estructura incluye una variable explicativa (denotada como covariable). *Gilleland & Katz (2016)* incluyen en sus rutinas de ajuste de estructuras de probabilidad la posibilidad de agregar series de tiempo dinámicas en distintos parámetros de estas. Así, se recupera la estructura de probabilidad mostrada en la ecuación (2.10) la cual no es nada más que la expresión continua de la regla de las probabilidades totales de Bayes.

$$P(X > x) = \int_U P(U > u) \cdot P(X > x \parallel U > u) \quad (2.10)$$

Dónde:

- $P[-]$: Estructura de probabilidad (condicionada o independiente)
- $U[u]$: Covariable explicativa
- $X[x]$: Variable la cual se pretende explicar en base a la covariable

La aplicación práctica de este tipo de probabilidades condicionadas ha sido trabajada en *Gilleland & Katz (2016)* aplicando índices climáticos de gran escala en el análisis de frecuencia o en *Towler et al. (2010 a)* para explicar la calidad del agua en base a variables resultantes de pronósticos hidrológicos. De esta manera, se recupera un periodo de retorno dinámico, en base a la forma de la covariable.

2.4.1 Estructura de probabilidades

En el último tiempo, y especialmente en trabajos relacionados con precipitaciones extremas, las distribuciones de probabilidad del tipo “*Generalized Extreme Values*” (GEV) han adquirido notable popularidad dentro de la comunidad científica. Por otro lado, esta se encuentra como distribución sugerida en la norma de estimación de crecidas norteamericana, disponible en el “*Bulletin 17c*” (USGS 2015). La distribución GEV puede adquirir tres distribuciones distintas dependiendo del parámetro de forma ε : si $\varepsilon < 0$, la función de probabilidades quedara definida por la distribución Weibull, si $\varepsilon > 0$, la función de probabilidad quedara definida por la distribución Frechet. Finalmente, en el caso de tener $\varepsilon = 0$, se tiene una distribución Gumbel. La función de probabilidades (acumulada) presentan la estructura mostrada en la ecuación (2.11).

$$F(z, \theta_t) = \exp \left\{ - \left[1 + \varepsilon \left(\frac{z - \mu_t}{\sigma_t} \right) \right]^{-1/\varepsilon} \right\} \quad (2.11)$$

Dónde:

- $F[-]$: Función de probabilidad acumulada
- $z[X]$: Valor de la variable modelada
- $\theta_t[X]$: set de parámetros dependientes del tiempo o de una covariable (ε, μ_t y σ_t)

En el caso que el parámetro ε tienda a 0, la expresión anterior adopta la forma mostrada en la ecuación (2.12).

$$F(z, \theta_t) = \exp \left\{ - \exp \left(\frac{z - \mu_t}{\sigma_t} \right) \right\} \quad (2.12)$$

Donde los parámetros tienen el mismo significado que la ecuación (2.11). Usualmente, los parámetros a modelar dependientes de la covariable son la posición (μ_t) y la escala (σ_t) mientras que el parámetro de forma (ε) permanece constante. Explícitamente, la forma que adoptan estos parámetros dependientes se muestra en la ecuación (2.13), donde se pueden ocupar covariables climáticas (por ejemplo, el índice AO en *Gilleland & Katz 2016*) o simplemente el tiempo (*Salas & Obeysekera 2014*).

$$\mu_t = \mu_0 + \mu_1 \cdot X_1 + \mu_2 \cdot X_2 = \mu_0 + \sum_k \mu_k \cdot X_k \quad (2.13)$$

Dónde:

- μ_t [mm]: Media de la distribución dinámica
- μ_i [mm/x]: Ponderador asociado a la covariable
- X_i [x]: Covariable seleccionada

2.4.2 Búsqueda y elección de una covariable adecuada

Los fenómenos climáticos en la escala de cuenca pueden ser correlacionados con fenómenos de la Circulación General. (Mendoza et al. 2014, Regonda et al. 2006, Grantz et al. 2005). De esta manera, es útil estudiar las correlaciones entre las series de tiempo y variables a gran escala que expliquen el comportamiento de los extremos. La influencia de fenómenos como el Niño, la oscilación del sur (SO) o la oscilación antártica (AAO) (Rubio & McPhee 2010, Quintana & Aceituno 2006) estarían correlacionados con fenómenos hidroclimatológicos chilenos. La búsqueda de correlaciones en el espacio es útil para definir cuadrantes específicos que determinen variables de interés, tal como se muestra en la Figura 2.8.

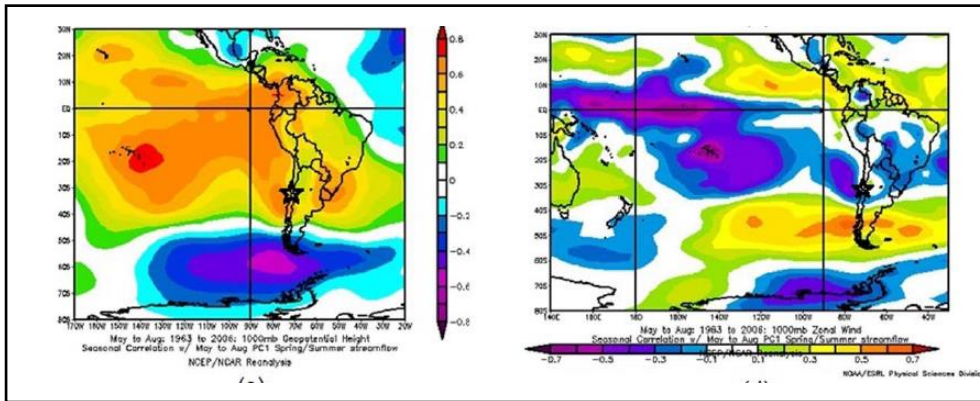


Figura 2.8: Mapas de correlaciones para dos variables climáticas con la componente principal de la escorrentía de una temporada. Fuente: Mendoza et al. 2014

La correlación entre la serie de tiempo de extremos y alguna serie de tiempo que represente el fenómeno de circulación de gran escala puede ser medida a través del coeficiente de correlación (Pearson 1985), expresado en la ecuación (2.14).

$$\rho_{XY} = \frac{\sigma_{XY}}{\sigma_X \cdot \sigma_Y} \quad (2.14)$$

Dónde:

- ρ_{XY} [-]: Coeficiente de correlación de Pearson
- σ_{XY} [x]: Covarianza de las variables X e Y
- σ_X [x]: Desviación estándar para las variables X e Y por separado

Luego, para explicar el fenómeno incorporando una covariable en el análisis de frecuencia, se buscan indicadores o zonas en el mapa global que tengan una magnitud alta en su coeficiente de correlación.

CAPÍTULO 3: RECOPILOCIÓN Y HOMOGENIZACIÓN DE DATOS OBSERVADOS Y ESTUDIO DE TENDENCIAS

En el presente capítulo se da cuenta de la búsqueda de estaciones para llevar a cabo el estudio. Elegidas estas, se calculan los principales estadísticos que representan la climatología, se identifican y cuantifican tendencias en las series, acorde a las técnicas resumidas en la revisión bibliográfica. Se concluye sobre la evidencia empírica que muestra el carácter no estacionario del clima para Chile central.

3.1 Estaciones y datos a trabajar

3.1.1 Selección de las estaciones

Se comienza con una búsqueda de estaciones en Chile Central. El área de estudio queda definida desde la IV región de Coquimbo hasta la VIII región del BioBío. La elección de las estaciones debe satisfacer las siguientes condiciones:

- Longitud del registro: Poseer un registro extenso, el cual abarque como mínimo 80 años de mediciones.
- Datos de calidad: Presentar un número limitado de datos faltantes.
- Datos en estaciones cercanas: De verificarse un número acotado de datos faltantes en las estaciones de medición, se debe privilegiar para el análisis aquellas estaciones que cuenten con estaciones vecinas que posean mediciones de calidad en el intervalo temporal donde se registre la falta de datos.

Se buscan estaciones que cumplan con los puntos anteriores. Luego del estudio de las bases de datos de las instituciones pertinentes, se concluye que las estaciones a analizar en el presente trabajo corresponden a 5 estaciones controladas por la Dirección Meteorológica de Chile (DMC) y una estación controlada por la Dirección General de Aguas (DGA). Las coordenadas de dichas estaciones se muestran en la Tabla 3.1, donde la columna (6) muestra el tipo de análisis a realizar con la estación (“*ext*” para el análisis de eventos extremos y “*mens*” para el caso de análisis mensual/semestral). La posición de las estaciones en Chile central se muestra en la Figura 3.1, donde las estrellas rojas corresponden a estaciones donde se analizan precipitaciones extremas mientras que los puntos amarillos muestran las estaciones donde se analizan variables de temperatura y precipitación a nivel mensual/semestral.

*Tabla 3.1: Emplazamiento de las estaciones hidrometeorológicas de estudio.
(Fuente: Anuarios climatológicos DMC y estadística en línea DGA)*

Estación (Ciudad)	Región	Latitud [°deg]	Longitud [°deg]	Cota [m.s.n.m.]	Análisis	Institución
La Florida ad. (La Serena)	IV	29° 54'	71° 12'	142	Ext/Mens	DMC
Quinta Normal (Santiago)	R.M.	33° 26'	70° 41'	520	Ext/Mens	DMC
Rancagua (Rancagua)	VI	34° 11'	70° 45'	515	Ext	DGA
General Freire ad. (Curicó)	VII	34° 58'	71° 14'	225	Ext	DMC
Bernardo O'Higgins (Chillán)	VIII	36° 34'	72° 02'	124	Ext	DMC
Carriel Sur (Concepción)	VIII	36° 46'	73° 03'	12	Ext/Mens	DMC

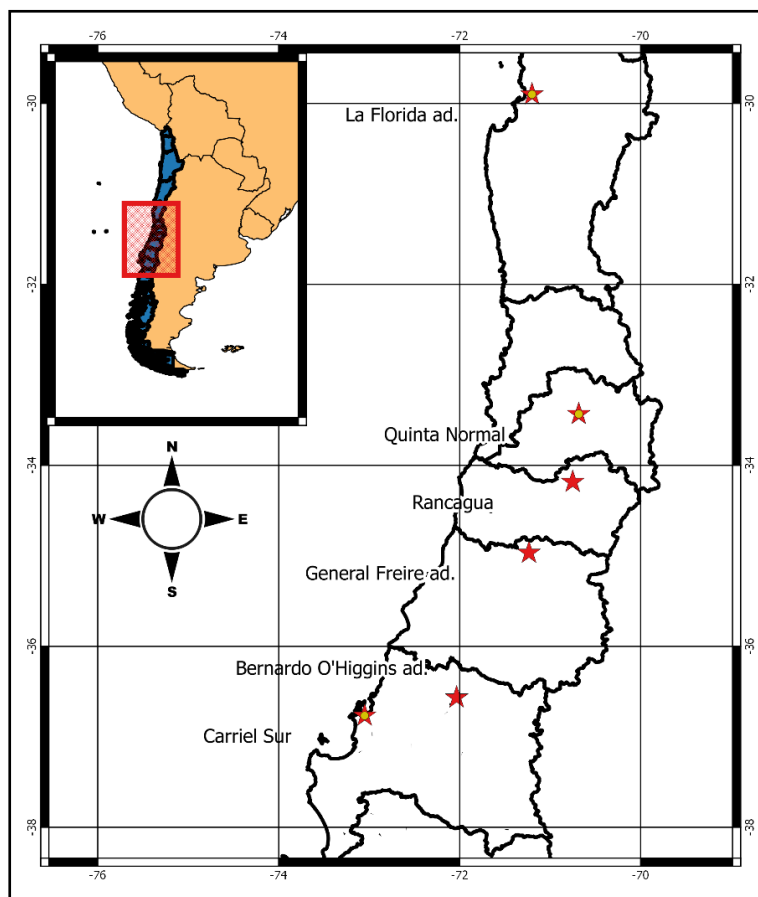


Figura 3.1: Estaciones a analizar en Chile central.

Estrellas rojas: análisis de extremo. Puntos amarillos: análisis de variables a nivel mensual/Semestral

De la inspección de la figura, se puede ver que cada región posee una estación para el análisis, a excepción de la V región de Valparaíso, donde no se encontraron estaciones que cumplieran con los requisitos. En cuanto a la VIII región del BioBío, se tiene que existen dos estaciones, en las ciudades de Concepción y Chillán, las cuales se encuentran a latitudes similares. Esto permite, en el caso de los extremos, ver los distintos resultados que se puedan obtener, acorde a su posición en línea costera y valle, respectivamente.

3.1.2 Datos recopilados

3.1.2.1 Precipitación mensual

Para el análisis de las precipitaciones, se cuenta con 3 estaciones con una extensa longitud de registro, controladas por la DMC, teniendo cada una más de 120 años de información. Esto permite tener un análisis acabado de las tendencias y evidenciar cambios en el clima. La información del registro se basa en la expuesta en los formularios 29 DMC y anuarios climatológicos. Las características de la información se resumen en la Tabla 3.2.

Tabla 3.2: Años de registro y fuente de los datos, estaciones de análisis de precipitaciones mensuales

Estaciones	Precipitaciones			
	Nombre (Ciudad)	Año Inicio	Año Fin	Fuente
La Florida (La Serena)	1869-1870	Vigente	Anuarios DMC	146
Quinta Normal (Santiago)	1866-1867	Vigente	Anuarios DMC	149
Carriel Sur (concepción)	1892-1893	Vigente	Anuarios DMC	123

De las series hidrológicas se calculan los principales estadísticos, además de los coeficientes de variación. La información se presenta a escala mensual en la Tabla 3.3, donde se incluye los valores anuales en la última fila.

Tabla 3.3: Principales estadísticos de las series de tiempo de precipitación mensual

Estaciones	La Florida			Quinta Normal			Carriel Sur		
	Media [mm]	Desv. [mm]	Cv [-]	Media [mm]	Desv. [mm]	Cv [-]	Media [mm]	Desv. [mm]	Cv [-]
abr	2,1	5,8	2,73	14,1	21,9	1,55	76,0	61,4	0,81
may	16,9	31,7	1,88	56,1	53,5	0,95	200,9	121,8	0,61
jun	32,9	39,1	1,19	79,8	68,0	0,85	243,6	117,0	0,48
jul	27,0	36,8	1,36	72,8	66,9	0,92	229,8	127,7	0,56
ago	19,2	31,1	1,62	54,4	52,4	0,96	173,0	90,4	0,52
sep	5,7	11,2	1,97	27,1	34,5	1,27	96,4	62,6	0,65
oct	3,4	7,9	2,33	13,4	18,5	1,38	58,0	44,1	0,76
nov	0,7	1,8	2,68	6,6	12,5	1,91	41,0	42,1	1,03
dic	0,3	2,0	5,83	3,5	9,6	2,76	27,2	31,8	1,17
ene	0,1	0,4	2,90	1,2	4,4	3,70	18,1	24,7	1,36
feb	0,4	4,5	10,04	2,1	8,0	3,89	20,5	36,7	1,79
mar	0,8	3,9	4,59	4,1	7,8	1,91	37,9	41,9	1,11
Anual	109,7	76,6	0,70	335,1	162,4	0,48	1222,3	330,2	0,27

3.1.2.2 Temperatura media mensual

Análogo al caso de las precipitaciones, para las temperaturas medias mensuales se utilizan los formularios 29 y anuarios climatológicos DMC. Nuevamente, destaca la estación Quinta Normal con su largo registro de temperaturas, con más de 150 años de extensión. El resumen de los datos se muestra en la Tabla 3.4.

Tabla 3.4: Años de registro y fuente de los datos, estaciones de análisis de temperaturas medias mensuales

Estaciones	Temperaturas			
	Año Inicio	Año Fin	Fuente	N° años
La Florida (La Serena)	1922-1923	Vigente	Anuarios DMC	93
Quinta Normal (Santiago)	1861-1862	Vigente	Anuarios DMC	154
Carriel Sur (Concepción)	1929-1930	Vigente	Anuarios DMC	86

Luego, basado en las series de tiempo, la Tabla 3.5 muestra los principales estadísticos de las temperaturas medias a nivel mensual. Se incluye además en la última fila, los estadísticos a nivel anual, expresados como una temperatura promedio anual.

Tabla 3.5: Principales estadísticos de las series de tiempo de temperaturas medias mensuales

Estaciones	La Serena La Florida ad.			Santiago Quinta Normal			Concepción Carriel Sur		
	Media [°C]	Desv. [°C]	Cv [-]	Media [°C]	Desv. [°C]	Cv [-]	Media [°C]	Desv. [°C]	Cv [-]
abr	14,2	1,0	0,07	14,1	0,9	0,06	12,4	0,9	0,07
May	12,7	0,9	0,07	11,0	0,9	0,08	10,9	0,9	0,08
Jun	11,4	1,0	0,09	8,5	1,1	0,13	9,5	1,1	0,12
Jul	10,9	1,0	0,09	8,1	1,0	0,12	8,8	1,1	0,13
Ago	11,3	0,9	0,08	9,4	0,9	0,10	9,1	0,9	0,10
Sep	12,1	0,9	0,08	11,6	1,0	0,08	10,1	0,8	0,08
Oct	13,2	0,9	0,07	14,2	1,0	0,07	11,9	0,8	0,07
Nov	14,6	0,9	0,06	16,9	1,1	0,06	14,0	1,0	0,07
Dic	16,3	0,9	0,06	19,3	1,0	0,05	16,0	1,1	0,07
Ene	17,5	1,1	0,06	20,4	0,9	0,05	16,8	1,0	0,06
Feb	17,5	1,1	0,06	19,6	0,9	0,05	16,3	1,0	0,06
Mar	16,2	1,0	0,06	17,5	0,9	0,05	14,7	1,0	0,07
Anual	14,0	0,7	0,05	14,2	0,5	0,04	12,5	0,6	0,05

3.1.2.3 Descripción del clima en las estaciones de estudio con data mensual y semestral

Con respecto al clima que poseen los sectores donde se encuentran emplazadas las estaciones de estudio, La Florida, emplazada en la IV Región de Coquimbo, presenta un clima de tipo estepárico costero, el cual se caracteriza principalmente por la abundante nubosidad y humedad, presentando densas nieblas. Las temperaturas son moderadas, de alrededor de 14 [°C]. La precipitación promedio es de 110 [mm] anuales (~1870 – 2015). El periodo de estiaje fluctúa entre los 8 y 9 meses. No se registra influencia directa del invierno altiplánico en este tipo de clima.

La estación de Quinta Normal, emplazada en la Región Metropolitana, presenta un clima del tipo mediterráneo con estación seca prolongada e invierno lluvioso. Para la región, las temperaturas promedio son de alrededor 14 [°C]. El mes de mayor temperatura corresponde a enero, con un promedio de 21 [°C] mientras que el mes más frío es julio, con temperaturas promedio que bordean los 8 [°C]. Las pobres condiciones de ventilación del valle permiten registrar temperaturas máximas por sobre los 30 [°C], detectándose una marcada influencia de la climatología de zonas áridas. En cuanto a la precipitación promedio anual, se tiene un promedio de 335 [mm] (~1870 – 2015), ligeramente inferior al promedio espacial para el valle de la región metropolitana (356 [mm] según boletines DMC). Esto se debe a un comportamiento orográfico de la precipitación, las cuales se incrementan hacia el sector de cordillera, marcando claros gradientes de precipitación a nivel anual. Se reconoce una gran irregularidad de las precipitaciones, documentando años muy secos seguidos de años lluviosos.

Para el borde costero de la VIII Región de BioBío, en el cual se encuentra emplazada la estación de Carriel Sur, se tiene un clima de transición entre los climas templado seco y templado lluvioso. Este se encuentra dominado por la humedad. Las precipitaciones en la estación presentan un promedio de 1220 [mm], mientras que la región presenta precipitaciones anuales entre los 1200 [mm] para el sector norte y 2000 [mm] anuales para el sector sur (según boletines DMC). Se reconoce un verano con presencia de lluvias de

menor magnitud que en la temporada pluvial. En cuanto a las temperaturas, se tiene que estas tienden a ser más regulares que en las regiones del norte. Los esquemas ombrotérmicos de las tres estaciones descritas anteriormente se muestran en el Anexo B.1.

3.1.3 Datos de eventos extremos (Precipitaciones máximas anuales)

Los eventos extremos corresponden a la serie de precipitaciones diarias máximas anuales. Se tiene que 5 de las estaciones elegidas poseen 97 datos mientras que la estación de Quinta Normal posee 99 datos. Estos datos fueron obtenidos de los anuarios DMC para todas las estaciones a excepción de Rancagua, las cuales son datos DMC hasta 1972 y posteriormente datos DGA. El número de datos y procedencia se resume en la Tabla 3.6.

Tabla 3.6: Años de registro y fuente de los datos para estaciones de análisis de eventos extremos

Estaciones	Precipitaciones			
	Nombre (Ciudad)	Año Inicio	Año Fin	Fuente
La Florida (La Serena)	1919	Vigente	Anuarios DMC	97
Quinta Normal (Santiago)	1917	Vigente	Anuarios DMC	99
Rancagua (DPC, Rancagua)	1919	Vigente	DMC/DGA	97
General Freire (Curicó)	1919	Vigente	Anuarios DMC	97
Bernardo O'Higgins (Chillán)	1919	Vigente	Anuarios DMC	97
Carriel Sur (Concepción)	1919	Vigente	Anuarios DMC	97

Luego, para el conjunto de datos de eventos extremos definitivos, se rellenan los datos faltantes con estaciones vecinas. Existen años específicos y puntuales donde no se conoce el dato, distribuidos en todo el registro. Para el relleno, se tomaron ventanas de 15 años de data y se construyeron correlaciones entre la estación a rellenar y estación vecina. Las correlaciones se construyen en base a los datos extremos. Para esto, se sugiere que los datos pertenezcan a un mismo evento de tormenta, la cual no necesariamente ocurre el mismo día, para ambas estaciones. El detalle del relleno de datos faltantes se puede encontrar en el Anexo B.2.

De las series temporales de precipitaciones extremas, la Tabla 3.7 muestra los estadísticos de interés. Además, se calcula el coeficiente de variación C_v , lo cual es un parámetro sensible en la detección de tendencias con el test de Mann-Kendall, según Yua *et al.* (2002).

Tabla 3.7: Principales estadísticos de las series de tiempo de precipitaciones extremas
Cálculos en base a datos desde 1919 a 2015

Nombre (Ciudad)	Promedio [mm]	Desviación [mm]	Cv [-]
La Florida (La Serena)	32,6	21,1	0,65
Quinta Normal (Santiago)	46,3	18,6	0,40
Rancagua (DPC-Rancagua)	50,6	18,4	0,37
General Freire (Curicó)	68,5	21,4	0,31
Bernardo O'Higgins (Chillán)	75,2	25,5	0,34
Carriel Sur (Concepción)	82,3	28,6	0,35

3.2 Metodología a aplicar

En línea a lo expuesto en el capítulo de revisión bibliográfica, se pretende cuantificar la tendencia mediante cuatro técnicas matemáticas:

- Test de Mann-Kendall
- Coeficientes de Hurst
- Ajuste de pendientes lineales
- Inspección en la evolución de estadísticos móviles

Cada una de dichas metodologías ha sido documentada en el Capítulo 2 de Revisión Bibliográfica. Las series son analizadas en base al periodo de tiempo entendido como año hidrológico (abril a marzo), a excepción de la data de extremos, la cual corresponde a precipitaciones máximas diaria de un año calendario (enero a diciembre).

Como las series hidrometeorológicas a evaluar presentan distinta naturaleza, la aplicación de dichas técnicas se debe adaptar para cada una de las series, teniendo distintas resoluciones temporales de aplicación, la cual se justifica debidamente.

3.3 Tendencias en precipitaciones semestrales

Acorde a lo expuesto en la Tabla 3.3, se tiene que los coeficientes de variación de las series a nivel mensual son bastantes grandes. Existe un comportamiento cambiante de la serie a través de los meses pluviales, puesto que las lluvias se distribuyen de manera errática en los distintos meses de lluvia. Así, las tendencias son poco claras a nivel mensual, por lo que resulta conveniente que el análisis se realice a nivel semestral. De esta manera, además, se tiene que el test de Mann-Kendall es más efectivo, en base a *Yua et al. (2002)*, puesto que el coeficiente de variación disminuye.

Las Tabla 3.8 y Tabla 3.9 muestran un resumen de los valores de los distintos métodos para cuantificar tendencias, tanto para el periodo pluvial como de estiaje, respectivamente. Por otra parte, la Figura 3.2 muestra las tendencias de las series a nivel anual. Las figuras similares a esta, para cada estación y periodo por separado (pluvial y estiaje) pueden ser encontradas en el Anexo B.3, además de los diagramas de Hurst. Las tablas con tendencias anuales se incluyen en el Anexo B.4.

Tabla 3.8: Diferentes indicadores de tendencias para serie de precipitaciones en periodo pluvial

Prueba	Ajuste lineal		Porcentajes		MK test, $\alpha=5\%$ (p-value)	Coeficiente de Hurst [-]
	Estación	Mín ECM [mm/año]	ThielSen [mm/año]	Mínimos ECM [%]		
La Florida	-0,55	-0,44	-0,53	-0,42	1 (0,00)	0,66
Quinta Normal	-0,41	-0,30	-0,14	-0,10	0 (0,29)	0,51
Carriel Sur	-2,79	-2,70	-0,27	-0,26	1 (0,00)	0,63

Tabla 3.9: Diferentes indicadores de tendencias para serie de precipitaciones en periodo de estiaje

Prueba	Ajuste lineal		Porcentajes		MK test, $\alpha=5\%$ (p-value)	Coeficiente de Hurst [-]
	Estación	Mín ECM [mm/año]	ThielSen [mm/año]	Mínimos ECM [%]		
La Florida	0,00	0,01	-0,03	0,09	0 (0,57)	0,48
Quinta Normal	-0,05	-0,03	-0,16	-0,09	0 (0,34)	0,52
Carriel Sur	-0,91	-0,75	-0,45	-0,37	1 (0,00)	0,68

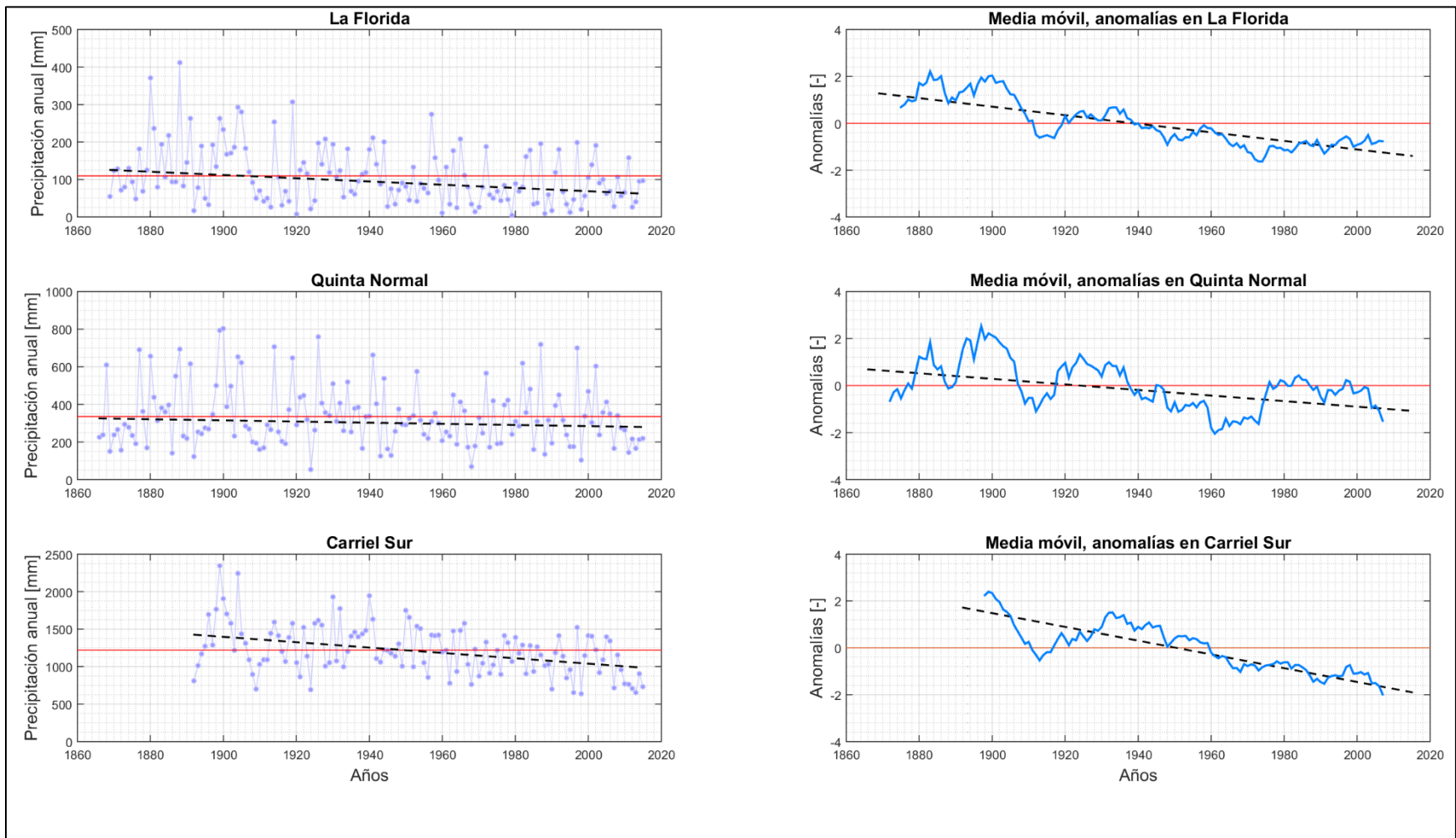


Figura 3.2: Tendencias lineales en precipitación anual para las estaciones de La Florida, Quinta Normal y Carriel Sur (de arriba hacia abajo, respectivamente): series observadas (izquierda) y anomalías normalizadas de medias móviles de 19 años (derecha)

Pasando al análisis de las tendencias separadas por periodo (ver Anexo B.3), La Florida presenta un carácter estacionario para el periodo de estiaje, no así para el periodo pluvial, donde registra una tendencia a la baja. Quinta Normal muestra porcentajes de disminución similar en las temporadas pluvial y de estiaje, siendo esta tendencia no significativa desde el punto de vista estadístico. Esto se confirma con los diagramas de Hurst, los cuales sugieren que en el largo plazo, los estadígrafos si se mantienen estacionarios. Por otro lado, Carriel Sur presenta tendencias a la baja tanto en el periodo pluvial como de estiaje. Los cambios son más relevantes de manera porcentual en el periodo de estiaje que el pluvial. Se afirma entonces que todas las series analizadas presentan tendencia a la baja, excepto La Florida en periodo de estiaje, la cual se mantiene estacionaria.

Las diferencias de los ajustes lineales ECM y Sen radican en la omisión de valores que se escapan del comportamiento medio de la serie de tiempo. Por ejemplo, en la estación La Florida se tienen tres valores por sobre lo normal a la mitad del registro (Ver Anexo B.3), los cuales desplazan el coeficiente de posición a un valor mayor. Con respecto a Quinta Normal y Carriel Sur, los ajustes lineales ECM y Sen muestran tasas de disminución muy similares, en ambas estaciones a la baja para los dos semestres de evaluación.

Así, resulta relevante analizar los periodos pluvial y de estiaje por separado, puesto que el análisis anual podría enmascarar algunos comportamientos específicos a nivel de temporada.

3.4 Tendencias en temperaturas medias mensuales

Acorde a la Tabla 3.5, se tiene que las series de temperaturas medias mensuales presentan coeficientes de variación bajos en los distintos meses, lo que permite llevar a cabo un análisis de tendencias mensual.

Las series temporales de temperatura media anual y sus tendencias se presentan en la Figura 3.3, para las tres estaciones de estudio. Las figuras similares, desagregadas a nivel mensual se pueden encontrar en el Anexo B.3. De la inspección de la figura, se puede ver que las estaciones La Florida y Carriel Sur deben ser ajustadas en dos periodos distintos. El punto de cambio de tendencias es determinado en base a la metodología de Change Point Analysis (*Loader 1999*). Por otro lado, la estación de Quinta Normal presenta una tendencia monotónica al alza.

Acorde a lo anterior, la Tabla 3.10 muestra los resultados obtenidos para la cuantificación de tendencia en la estación Quinta Normal. Debido a los bajos coeficientes de variación como también los pocos valores atípicos presentes en las series de tiempo, se tiene que los ajustes lineales realizados con la metodología de Sen como ECM presentan resultados similares.

De la inspección de los valores calculados en la Tabla 3.10 como de las gráficas, se observa que los meses que presentan un mayor cambio en sus estadígrafos son de verano. Esto se puede ver en el test de Mann-Kendall y los diagramas de Hurst, los cuales muestran una buena relación en cuanto a la identificación y cuantificación del cambio en los estadísticos relevantes de las series.

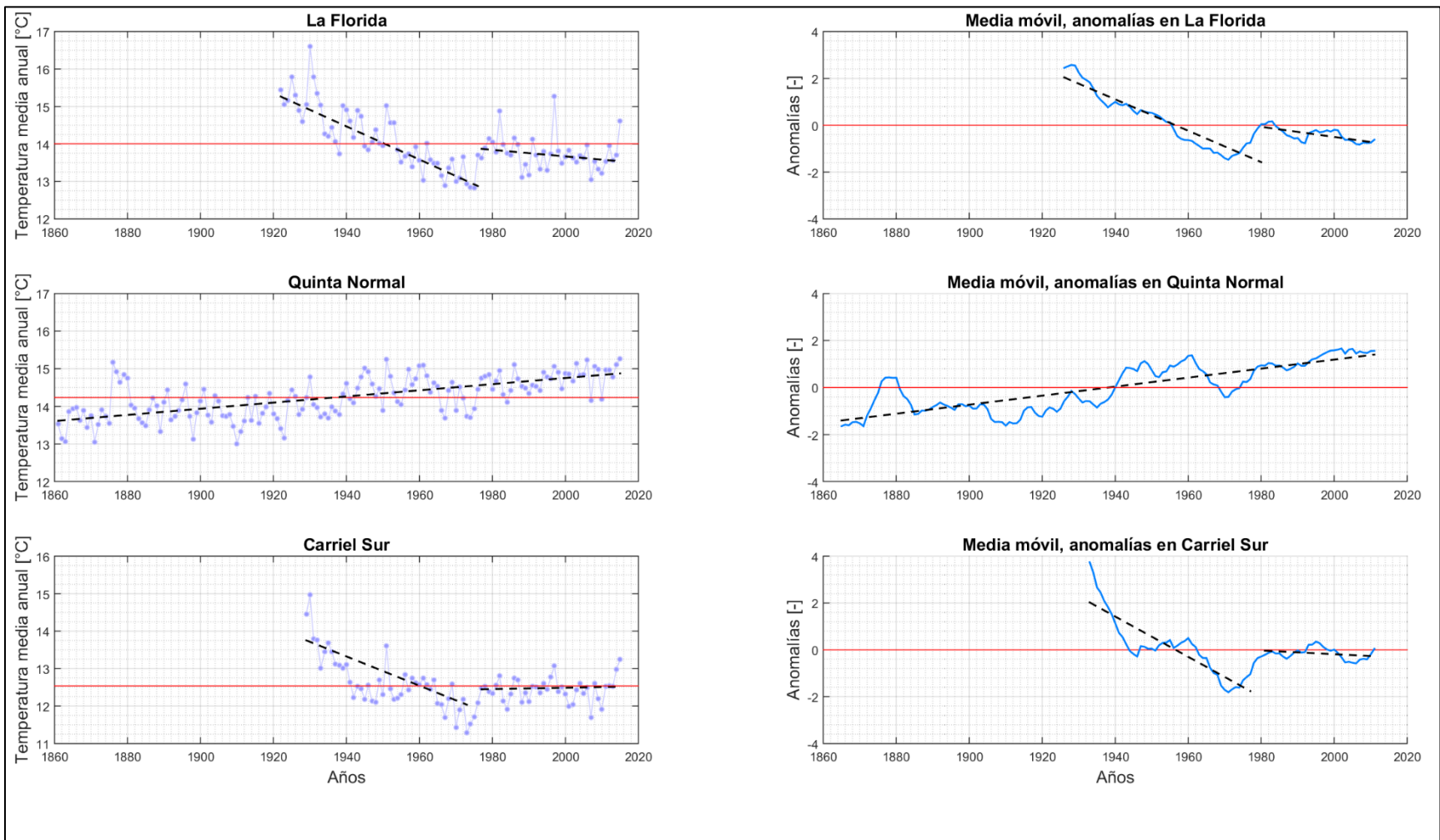


Figura 3.3: Tendencias lineales en temperatura media anual para las estaciones de La Florida, Quinta Normal y Carriel Sur (de arriba hacia abajo, respectivamente): series observadas (izquierda) y anomalías normalizadas de medias móviles de 19 años (derecha)

Tabla 3.10: Diferentes indicadores de tendencias para serie de temperaturas medias mensuales

Prueba		Ajuste lineal		Porcentajes		MK test, $\alpha=5\%$ (p-value)	Coeficiente de Hurst [-]
Estación	meses	ECM [°C/año]	Sen [°C/año]	ECM [%]	Sen [%]		
Quinta Normal	abr	0,01	0,00	0,04	0,03	1 (0,00)	0,59
	may	0,00	0,00	0,03	0,03	1 (0,04)	0,58
	jun	0,00	0,00	0,05	0,04	0 (0,08)	0,6
	jul	0,00	0,00	0,01	0,01	0 (0,43)	0,44
	ago	0,00	0,01	0,05	0,06	1 (0,00)	0,62
	sep	0,01	0,01	0,05	0,05	1 (0,00)	0,67
	oct	0,01	0,01	0,07	0,07	1 (0,00)	0,75
	nov	0,01	0,01	0,08	0,07	1 (0,00)	0,82
	dic	0,01	0,01	0,06	0,07	1 (0,00)	0,84
	ene	0,01	0,01	0,06	0,07	1 (0,00)	0,82
	feb	0,01	0,01	0,06	0,06	1 (0,00)	0,8
	mar	0,01	0,01	0,06	0,06	1 (0,00)	0,74

Tanto en las estaciones La Florida como Carriel Sur, se tiene que las medias móviles registran un mínimo global en la década del 70'. El mínimo global de los años 70' que presenta la estación La Florida se puede ver de igual forma en la serie de tiempo de Quinta Normal, el cual corresponde a un mínimo local y tiene una marcada tendencia al alza, que ajusta de manera óptima la tendencia lineal en esta última estación. Acorde a los últimos dos lineamientos, es necesario hacer una distinción en las tendencias antes y después del quiebre encontrado mediante *Change Point Analysis* para las estaciones de La Florida y Carriel Sur. La metodología reconoce como punto de cambio los años 1975 y 1977 para dichas estaciones, respectivamente. La Tabla 3.11 muestra el ajuste de pendientes de ambos periodos como también los resultados del test de Mann-Kendall. En esta, se ha descartado la aplicación de los diagramas de Hurst, puesto que el numero de datos es pequeño para su aplicación (específicamente, para el cálculo de las varianzas de los promedios \bar{X}_n).

De la inspección de la Tabla 3.11, se puede ver que las tendencias en los primeros años, tanto para las estaciones La Florida como Carriel Sur, son mucho más significativas que las de los últimos años de las series, específicamente 10 veces mayor. En estas, se puede ver que solo dos meses no presentan tendencias significativas del punto de vista estadístico (lo cual coincide con los porcentajes bajos de disminución para los distintos meses). En los últimos años de la muestra, se tiene que las tendencias son muy pequeñas, al punto de tener un comportamiento estacionario. El signo de estas es errático a través de los distintos meses del año, para ambas estaciones. Lo anterior además queda en evidencia en la Figura 3.3, donde el ajuste lineal a la serie anual en Carriel Sur muestra una tendencia ligeramente positiva mientras que el ajuste realizado a las medias móviles muestra una tendencia ligeramente negativa. Dado que el signo de la pendiente de los ajustes lineales para las distintas metodologías es distinto, se sugiere que la existencia de tendencia en estos meses específicos no resultaría relevante, lo cual se confirma con el test Mann-Kendall.

Finalmente, el análogo a las tablas de indicadores mensuales para la escala anual puede ser encontrado en el Anexo B.4, concordante a la Figura 3.3.

Tabla 3.11: Tendencias por periodos, primeros y últimos años de la serie de tiempo

Periodo		Primer Periodo		Segundo Periodo	
Prueba		Porcentajes	MK test, $\alpha=5\%$ (p-value)	Porcentajes	MK test, $\alpha=5\%$ (p-value)
Estación	meses	ECM [%]		ECM [%]	
La Florida	abr	-0,27	1 (0,00)	0,05	0 (0,63)
	may	-0,31	1 (0,00)	0,00	0 (0,91)
	jun	-0,36	1 (0,00)	-0,03	0 (0,82)
	jul	-0,33	1 (0,00)	-0,09	0 (0,30)
	ago	-0,33	1 (0,00)	0,07	0 (0,36)
	sep	-0,33	1 (0,00)	0,08	0 (0,34)
	oct	-0,40	1 (0,00)	0,04	0 (0,43)
	nov	-0,32	1 (0,00)	0,01	0 (0,86)
	dic	-0,28	1 (0,00)	-0,02	0 (0,39)
	ene	-0,33	1 (0,00)	0,04	0 (0,46)
	feb	-0,39	1 (0,00)	0,07	0 (0,07)
	mar	-0,37	1 (0,00)	0,08	0 (0,33)
Carriel Sur	abr	-0,28	1 (0,01)	0,07	0 (0,60)
	may	-0,20	0 (0,16)	-0,12	0 (0,25)
	jun	-0,42	1 (0,01)	0,17	0 (0,24)
	jul	-0,50	1 (0,03)	-0,15	0 (0,50)
	ago	-0,27	1 (0,03)	0,02	0 (0,65)
	sep	-0,45	1 (0,00)	0,02	0 (0,67)
	oct	-0,37	1 (0,00)	0,04	0 (0,64)
	nov	-0,28	0 (0,08)	0,02	0 (0,51)
	dic	-0,35	1 (0,00)	-0,06	0 (0,36)
	ene	-0,32	1 (0,00)	0,08	0 (0,12)
	feb	-0,37	1 (0,00)	0,04	0 (0,53)
	mar	-0,27	1 (0,00)	0,16	1 (0,02)

3.5 Tendencias en precipitaciones máximas anuales

Siguiendo con el estudio de las tendencias, se estudian las series de precipitaciones máximas anuales. Se introducen las excedencias a la banda 80%, identificando los valores por sobre el percentil 90% y aquellos bajo el percentil 10%, calculado en base a las propiedades estacionarias. Estas se incluyen en la Figura 3.4, marcadas con barras celestes en los años donde se registran las excedencias, permitiendo estudiar el comportamiento de tendencias y varianzas de las series. Se incluyen además las medias móviles de las precipitaciones extremas (para una ventana de duración de 19 años) y sus respectivas tendencias.

Adicionalmente, y con respecto a los posibles cambios en la varianza, la Figura 3.5 muestra las desviaciones estándares móviles de la muestra. En este caso particular, se muestran dos casos con ventanas de tiempo diferentes (de 19 y 29 años) para el cálculo de los estadísticos móviles.

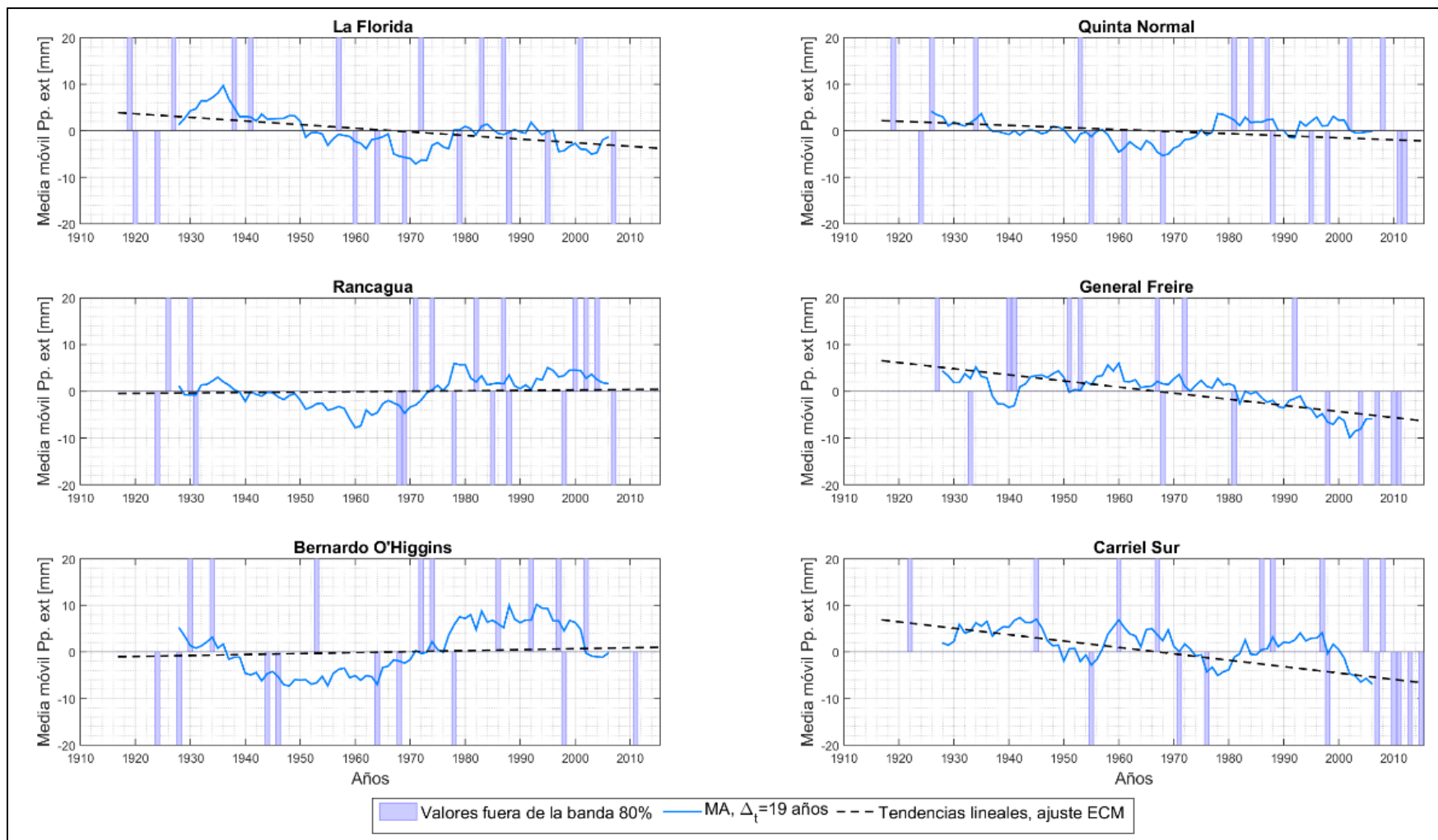


Figura 3.4: Medias móviles (ventana de 19 años) de las series temporales de precipitación extrema y ajuste lineal de tendencia ThielSen para estaciones de análisis de extremos. Barras celestes por sobre el valor 0 indican años con excedencias al percentil 90, mientras que barras por debajo del valor 0 indican años con no excedencias al percentil 10.

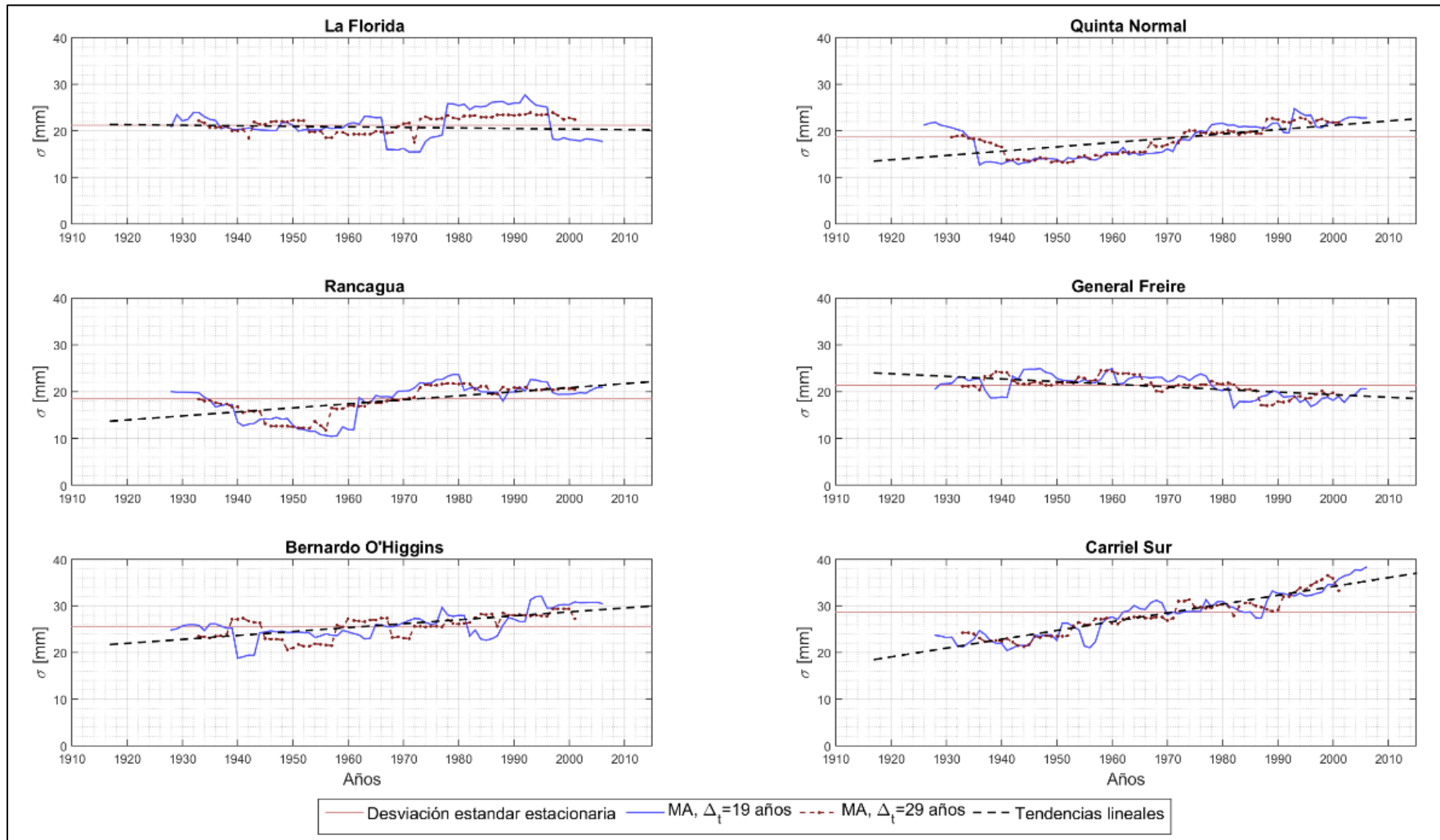


Figura 3.5: Desviación estándar móvil (ventanas de 19 y 29 años) de las series temporales de precipitación extrema y ajuste lineal de tendencia ThielSen para estaciones de análisis de extremos.

En base a los gráficos mostrados anteriormente, la Tabla 3.12 muestra los indicadores asociados al comportamiento de los datos observados de precipitación máxima anual. Se registran las pendientes lineales que cuantifican las tendencias de las series, los resultados del test de Mann-Kendall con un nivel de significancia del 10% y los coeficientes de los diagramas de Hurst asociados.

Tabla 3.12: Principales indicadores de tendencias para las series de tiempo, desde 1919 a 2015

Prueba	Ajuste lineal		MK test ($\alpha=10\%$)	Coeficiente de Hurst
Estación	Min ECM [mm/año]	ThielSen [mm/año]		
La Florida	-0,08	-0,08	0 (0,25)	0,39
Quinta Normal	-0,04	-0,07	0 (0,30)	0,43
Rancagua	0,01	0,01	0 (0,82)	0,54
General Freire	-0,13	-0,11	0 (0,17)	0,44
Bernardo O'Higgins	0,02	0,01	0 (0,94)	0,48
Carriel Sur	-0,14	-0,18	1 (0,07)	0,46

En el estudio de la varianza de los extremos, la Tabla 3.13 muestra los indicadores asociados a las desviaciones estándar móviles. Se reportan fracciones con el número de excedencias en la segunda mitad de registro (desde 1965), normalizadas por el número de excedencias totales. La suma de fracciones asociadas (columna 4) daría una interpretación del comportamiento no estacionario de la muestra. Números pequeños son un indicio de disminución de la varianza o bien, disminución de las excedencias en alguna banda en particular. Cercanos a 1 implicarían un comportamiento estacionario o un aumento en alguna de las bandas que sería compensado por la otra. Números superiores a 1 indicarían un aumento de la varianza en la muestra.

Tabla 3.13: Principales indicadores de tendencias para las desviaciones estándar, series de precipitaciones máximas anuales

Prueba	Excedencias a la banda 80%, segunda mitad del periodo			Ajuste lineal		MK test, $\alpha=10\%$ (p-value)
	Inferiores al 10%	Superiores al 90%	Suma	Min ECM [mm/año]	ThielSen [mm/año]	
La Florida	4/9	4/9	0,88	-0,01	-0,03	0 (0,34)
Quinta Normal	5/9	5/9	1,11	0,09	0,13	1 (0,00)
Rancagua	7/9	7/9	1,55	0,09	0,06	1 (0,00)
General Freire	7/9	2/9	1,00	-0,06	-0,06	1 (0,00)
Bernardo O'Higgins	3/9	6/9	1,00	0,08	0,08	1 (0,00)
Carriel Sur	8/9	5/9	1,44	0,19	0,19	1 (0,00)

Finalmente, y con el espíritu de comparar los distintos comportamientos en las estaciones que presentan climatologías muy diversas, dadas las diferencias latitudinales, se tienen las pendientes normalizadas por los promedios. Esto se muestra en la Tabla 3.14, tanto para las series de tiempo de precipitación extrema como sus varianzas asociadas. Se incluyen los enfoques de ajuste lineal ECM y Sen.

Tabla 3.14: porcentajes de cambio con respecto a los estadísticos históricos para precipitaciones máximas anuales

Estación	Series de tiempo		Varianzas móviles	
	Min ECM [%]	ThielSen [%]	Min ECM [%]	ThielSen [%]
La Florida	-0,24	-0,23	-0,06	-0,13
Quinta Normal	-0,10	-0,14	0,50	0,69
Rancagua	0,02	0,03	0,47	0,33
General Freire	-0,19	-0,16	-0,26	-0,27
Bernardo O'Higgins	0,03	0,01	0,33	0,33
Carriel Sur	-0,17	-0,22	0,66	0,65

De la inspección de la Tabla 3.12, se puede ver que en todas las series temporales, los coeficientes asociados a los diagramas de Hurst son cercanos a 0.5, lo cual indicaría un carácter estacionario. En línea con el resultado anterior, el test de Mann-Kendall solo ha aceptado la hipótesis nula para la estación de Carriel Sur, con una significancia estadística del 10% (p-value de 0.07).

Los resultados del test de Mann-Kendall podrían ser explicados por los altos coeficientes de variación que se muestran en la Tabla 3.7, donde el test no paramétrico perdería su efectividad en detectar tendencias en las series, según *Yua et al. (2002)*.

De los ajustes lineales que han sido modelados a la estadística medida, no se ve un comportamiento claro del punto de vista espacial, entendiendo este último como una dependencia ligada a la latitud de las estaciones.

En el caso de la estación General Freire, si la tendencia se proyectara hacia el futuro, las lluvias extremas asociadas a los distintos periodos de retorno disminuirían, puesto que se tiene una disminución sostenida tanto en la varianza como en la media.

Para la estación Bernardo O'Higgins, se tiene el caso contrario a la estación de General Freire, donde se registra un aumento tanto en la media como en la desviación estándar, lo cual trae como consecuencia un aumento de las precipitaciones asociadas distintos periodos de retorno.

Por otra parte, existen estaciones donde se registra un comportamiento a la baja en las tendencias de las medias, sin embargo, un alza en las varianzas. De manera porcentual, se registra una mayor alza en las varianzas que en las medias. Esto podría ser un factor crítico a la hora de calcular distintas precipitaciones asociadas a periodos de retorno determinados, puesto que el factor asociado a la probabilidad multiplica al término de desviaciones estándar (*Chow 1988*), teniendo más peso en la determinación del monto de precipitación asociado a un periodo de retorno alto.

El caso de La Florida resulta ser bastante particular, puesto que presenta ciclos determinados en el cálculo de las varianzas, los cuales se pueden deber a ciclos naturales de fenómenos climáticos de gran escala, como ENSO. La modelación de estos ciclos es validada acorde a los lineamientos expuestos en el trabajo de *Sveinsson et al. (2013)*, donde los estadísticos cambian en base a escalones de duración y magnitud aleatoria.

3.5.1 Sobre las temperaturas asociadas a precipitaciones máximas anuales

Para complementar el estudio de las precipitaciones máximas anuales, se desea saber si existe una dependencia temporal de estas con las temperaturas medias diarias asociadas a los días donde se registran los máximos anuales. Las series de tiempo de dichas temperaturas se muestran en el Anexo B.5, mientras que la relación de precipitación-temperatura de los eventos se muestra en la Figura 3.6.

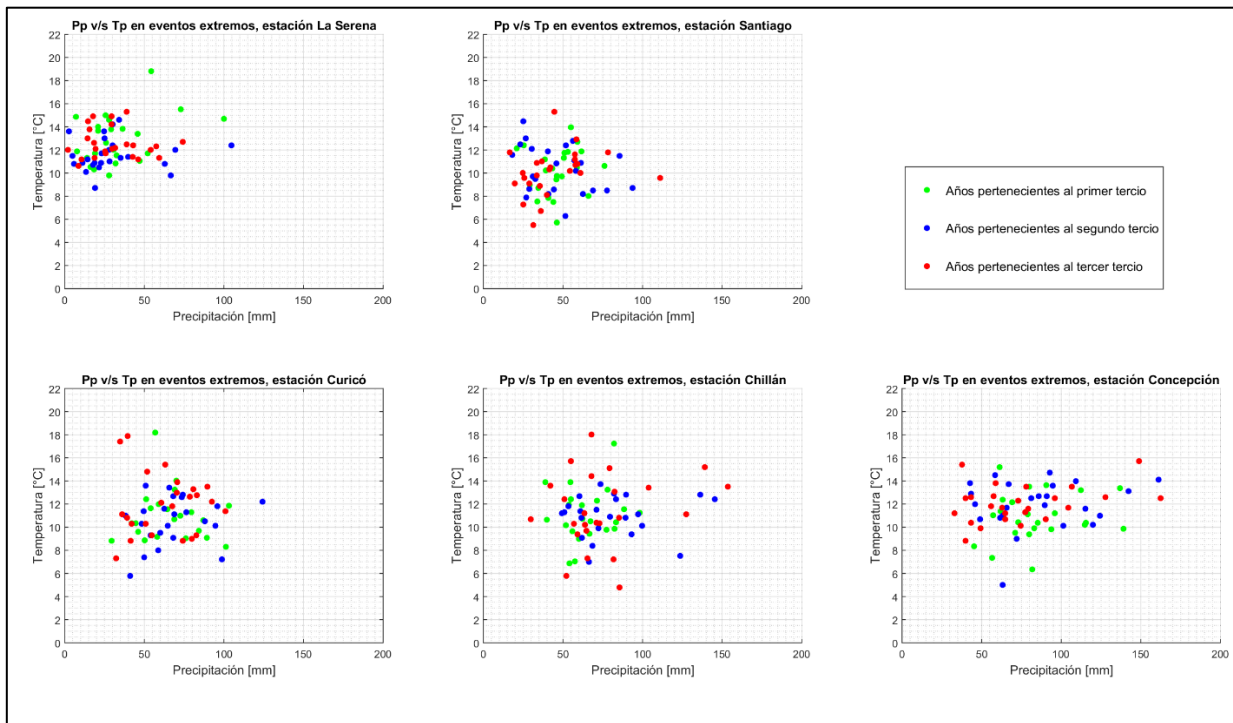


Figura 3.6: Relación entre las temperaturas medias diarias asociadas a los eventos de precipitación. Puntos verdes muestran datos del primer tercio de registro, los azules del segundo tercio y los rojos del tercer tercio.

En el caso de encontrar una relación entre precipitación-temperatura-tiempo, se debería ver una concentración de puntos del mismo color en algún sector del gráfico. En un caso crítico y desfavorable, se debería registrar una nube de puntos rojos (último periodo) a una gran distancia euclidiana. De la inspección de la figura no se observa una clara relación entre dichas variables en cuanto al espacio de tiempo y magnitud de estas. Se esboza muy sutilmente para las estaciones emplazadas en el sub-sector sur, que las mayores temperaturas en eventos extremos han ocurrido en los últimos 2/3 de registro.

Se sugiere chequear otras variables, fuera del alcance del presente trabajo: (i) Temperaturas intradiarias, que capten de mejor forma las tormentas (ii) Aumentar la muestra con mayor número de tormentas para cada estación, asociadas por ejemplo a aquellas con excedencia 95%. (iii) Incorporar más estaciones, en cotas elevadas que sean representativas de la isoterma 0. Lamentablemente no existen muchos sitios con un registro prolongado en cotas elevadas, que incluyan registro de temperaturas intradiarias.

Finalmente, y acorde a los resultados observados, se concluye que una modelación estocástica de la isoterma 0 (Peña & Vidal 1993 o Covián & Stowhas 2016) sería suficiente en el caso de no encontrar tendencias con las demás variables sugeridas, determinando de este modo las áreas pluviales asociadas a las crecidas.

3.6 Con respecto a la variabilidad del sistema climático

Con respecto a la variabilidad del sistema climático, se desea descartar que las tendencias detectadas anteriormente sean explicadas exclusivamente producto de la aleatoriedad del clima. Para lo anterior, se realiza una simulación de Montecarlo, la cual desordena la serie observada de manera aleatoria y calcula las tendencias para cada uno de los experimentos realizados. El ejercicio se repite $n = 1.000.000$ veces para obtener una distribución de probabilidad de tendencias simuladas producto de la aleatoriedad. Las distribuciones de probabilidad se incluyen en el Anexo B.6. Basadas en estas, la Tabla 3.15 reporta las probabilidades (como porcentajes) que representan las tendencias observadas (Serie original) en el experimento aleatorio (asumiendo estacionareidad). La tendencia nula corresponde a la probabilidad 50%.

Tabla 3.15: Probabilidades de tendencias observadas en simulación de Montecarlo para orden aleatorio de la serie de tiempo. Número de simulaciones $n = 1.000.000$

Estación	Series de tiempo analizadas			
	Precipitación anual [%]	Temperatura media anual [%]	Precipitación Máxima anual	
			Promedios [%]	Varianzas [%]
La Florida	< 1	-	12	37
Quinta Normal	7	>100*	14	95
Rancagua	-	-	58	80
General Freire	-	-	9	21
Bernardo O'Higgins	-	-	54	77
Carriel Sur	< 1	-	4	97

*Implica que ninguna simulación ha obtenido el valor observado

De la Tabla 3.15 se puede observar que la precipitación en Quinta Normal presenta probabilidades del 7%, mientras que las otras dos estaciones está por debajo del 1%. Esto sería consistente con los métodos aplicados anteriormente, donde evidencias una estacionareidad en la estación de Santiago, a diferencia de las otras. En cuanto a extremos, los porcentajes de cambio en varianza observados en Carriel Sur se encuentran dentro del 3% más alto de la simulación. El resto se ubica, en líneas general, dentro del 20% de las colas. Las tendencias en las series observadas (en cuanto a los promedios) no serían significantes y solo denotarían una variabilidad climática del sistema.

En cuanto respecta a las tendencias de largo plazo, estas asumen que la serie se puede parametrizar con una sola tasa de cambio. Para verificar la idea anterior, el Anexo B.5. incluye los ajustes móviles de tendencias para las series de precipitación anual y temperaturas medias anuales. Para precipitación, se puede observar que las pendientes de las tendencias son negativas de manera constante en las estaciones La Florida y Carriel Sur para gran parte del siglo pasado. En cuanto a los últimos años, los ajustes móviles presentan tendencias considerablemente negativas en Quinta Normal y Carriel Sur. Con respecto a las temperaturas, en La Florida y Carriel Sur quedan evidenciadas claramente los saltos de la década del 70' (*Jacques-Coper & Garreaud, 2014*), mientras que para Quinta Normal se denotan pendientes positivas para gran parte del siglo pasado. En los últimos años, estas tendencias son consecuentes a las descritas en *Falvey & Garreaud (2009)*.

3.7 Conclusiones generales del capítulo 3

Del desarrollo del presente capítulo, referente a la detección y caracterización de las tendencias, se pueden extraer las siguientes observaciones generales y conclusiones:

- a) La mayoría de las series de tiempo estudiadas son de carácter “no estacionario”, puesto que presentan cambios tanto en medias como varianzas, en la ventana de largo plazo estudiada. De esta manera, se muestra evidencia empírica de que el Cambio Climático es una realidad en Chile Central.
- b) En general, se evidencia un buen diálogo entre los test de Mann-Kendall, el ajuste de pendientes lineales y los diagramas de Hurst. Tal como es esperable, se tiene que las series de tiempo donde los diagramas de Hurst presentan coeficientes cercanos a 0,5, el test de Mann-Kendall obtiene como resultado la aceptación de la hipótesis nula. En estos casos, se presentan bajos porcentajes de cambio en los ajustes lineales.
- c) Con respecto a la precipitación semestral, todas las estaciones muestran una baja sostenida en el tiempo de los montos de precipitación. Se tiene que el mayor porcentaje de disminución lineal se presenta en la estación La Florida para el periodo pluvial (0,53 [%/año]) mientras que la estación Carriel Sur presenta el mayor porcentaje en periodo de estiaje (0,45 [%/año]). En estos sitios y periodos del año, tanto el test MK como los coeficientes H evidencian una fuerte no estacionariedad del clima. Por otro lado, la estación de Quinta Normal se mantiene cuasi estacionaria en ambos periodos, presentando pequeñas tendencias a la baja, las cuales resultan ser no significativas.
- d) Con respecto a la temperatura, se tiene que las estaciones La Florida y Carriel Sur deben ser modeladas con tendencias lineales por periodos. Para el caso de La Florida, se tiene un primer periodo con tendencias entre $-0,27$ a $-0,40$ [%/año] de manera sostenida, hasta la década del 70'. Luego, desde la década del 70' hasta el tiempo actual, se evidencia una ligera tendencia a la baja en la serie anual, lo cual se refleja en tendencias mensuales entre $-0,05$ a $+0,08$ [%/año], las cuales no resultan ser significativas del punto de vista estadístico, en base al test MK. El caso de Carriel Sur es similar al de La Florida. El cambio de los estadísticos podría ser explicado en base a un cambio de fase en la Oscilación Decadal del Pacífico (PDO), donde se pasó desde una fase fría a una caliente, describiendo un cambio tipo “escalón” en las temperaturas del aire para gran parte de Sudamérica, sobreponiéndose de una manera mucho más significativa que cualquier otra tendencia en el largo plazo (*Jacques-Coper & Garreaud, 2014*). Otros casos de tendencias negativas en temperaturas medias, para la primera mitad del siglo XX pueden ser encontrados en el trabajo de *d’Arcangeli (1997)*. Por otro lado, las ligeras tendencias a la baja en estaciones de línea costera se exponen en *Falvey & Garreaud (2009)*, siendo el presente trabajo coherente con lo reportado en los trabajos anteriores. En este sentido, y debido a que las series de tiempo de dichos trabajos eran menos extensa dada la fecha de publicación, se validan las tendencias evidenciadas, siendo estas sostenidas en el tiempo.

e) En cuanto lo observado en la estación de Quinta Normal, se tiene una tendencia sostenida al alza de $0,01\text{ }^{\circ}\text{C/año}$, para la serie de temperaturas medias anuales. En el desglose mensual, las tendencias no presentan magnitudes similares a través de los meses: en invierno, la data es cuasi estacionaria, reportándose tendencias de $0,001\text{ }^{\circ}\text{C/año}$, mientras que para los meses de verano, se tiene una marcada tendencia $0,012\text{ }^{\circ}\text{C/año}$, siendo esta un orden de magnitud mayor. Lo anterior se confirma con los coeficientes H, los cuales adoptan valores cercanos a 0,5 para los meses de invierno y de 0,8 para meses de estiaje. La explicación de lo anterior se encontraría en el análisis de las temperaturas extremas medias mensuales: En los meses de invierno, tanto las mínimas como máximas se incrementan, teniendo las mínimas tendencias negativas de alrededor de $-0,05\text{ }^{\circ}\text{C/año}$ y las máximas tendencias de $+0,05\text{ }^{\circ}\text{C/año}$. Bajo el supuesto de que las medias diarias están dominadas por las temperaturas extremas, acorde a la ecuación (3.1):

$$T_m \approx \frac{T_{max} + T_{min}}{2} \quad (3.1)$$

De esta manera, se tendría que el promedio sería cercano a 0, teniendo como resultado dichas tendencias nulas. Por otro lado, en los meses de verano, se tiene que tanto las temperaturas máximas como mínimas presentan tendencias positivas, replicando estas tendencias en las temperaturas medias diarias. Las series de tiempo de julio y enero (consideradas como representativas de los meses de invierno y verano, respectivamente), los coeficientes H, las pendientes de las series de temperaturas medias mensuales y las pendientes de las temperaturas máximas y mínimas medias mensuales se muestran en la Figura 3.7, para la estación de Quinta Normal, validando el análisis anterior.

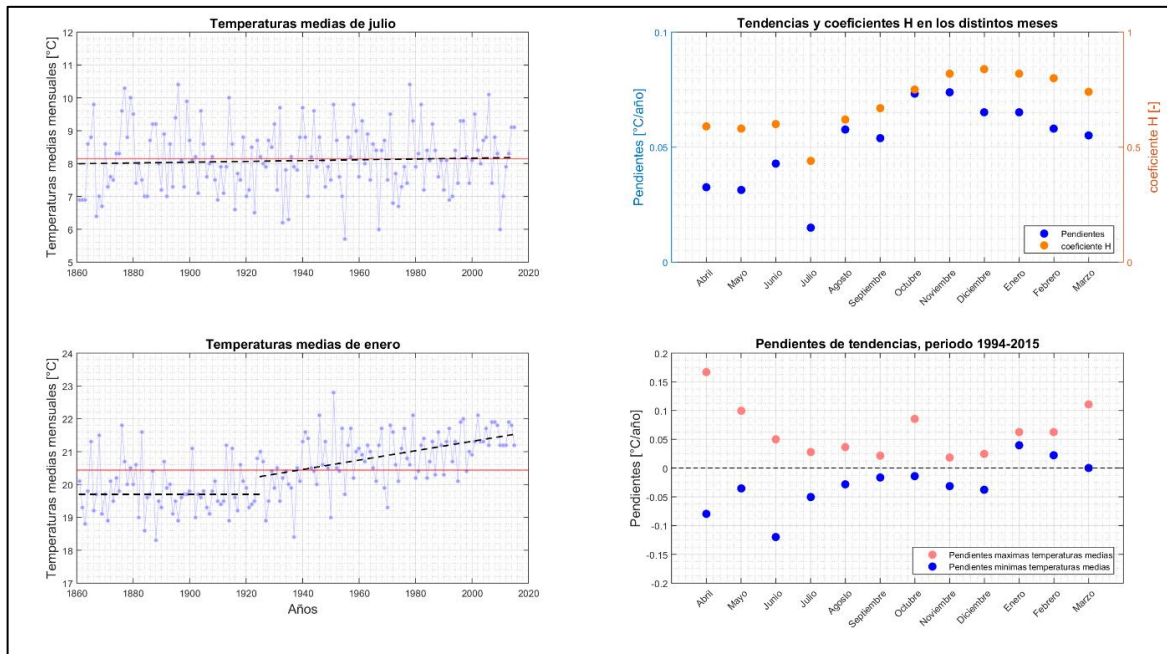


Figura 3.7: Variación de las tendencias a nivel mensual. Izquierda: Series de tiempo y tendencias para los meses de julio (arriba) y enero (abajo). Derecha, arriba: Pendientes y coeficientes de Hurst en los meses, para las temperaturas medias mensuales. Derecha, abajo: Pendientes Sen de las temperaturas extremas medias mensuales en los meses.

- f) Con respecto a las precipitaciones extremas, se tiene que un gran número de estaciones presenta tanto coeficientes de Hurst cercanos a 0,5 como resultados de MK nulos, lo cual evidencia que no existiría tendencias en los extremos. Por otro lado, los ajustes lineales a la data sugieren la existencia de tendencias negativas, entre $-0,18$ y $-0,08$ [$mm/año$] para 4 de las 6 estaciones en estudio. Tres de estas estaciones corresponden a La Florida, Quinta Normal y Carriel Sur, donde el análisis semestral sugiere de igual manera tendencias negativas en la precipitación. Esta consigna es concordante con lo expuesto en *Rojas (2016)*, donde también se evidencia una tendencia negativa en las precipitaciones máximas anuales para la parte sur de Chile central. Publicaciones internacionales, como *Bonaccorso et al. (2005)*, también evidencian una tendencia negativa en los extremos a nivel diario, sin embargo, muestran una tendencia positiva en series de precipitación intradiaria. El análisis de precipitaciones horarias en eventos extremos sería entonces el próximo desafío, donde actualmente se carece de información extensa y de calidad.
- g) En línea a lo anterior, se evidencian algunas estaciones cuya varianza muestra tendencias positivas. Este sería un punto relevante a incorporar en un análisis de frecuencia no estacionario, puesto que dicho parámetro domina los montos de precipitación asociados a periodos de retorno altos, usualmente adoptados para diseño de obras.
- h) Debido a la modelación de los términos de largo plazo expuesta en la presente sección, no se han podido concluir de manera robusta en cuanto al comportamiento espacial de los resultados obtenidos. Esto se debe a la carencia de estaciones de larga data y buena calidad. Tanto para las series de precipitaciones semestrales como para las series de temperaturas medias mensuales se ve un distinto comportamiento entre las estaciones de Quinta Normal con las de La Florida y Carriel Sur. La cercanía al océano puede ser un factor fundamental que explicaría el comportamiento anterior, tal como se muestra en el trabajo de *Falvey & Garreaud (2009)*. Otro factor determinante podría ser el emplazamiento de la estación de Quinta Normal dentro de una metrópolis como lo es Santiago.

CAPÍTULO 4: RANKING Y ELECCIÓN DEL MODELO DE CIRCULACIÓN GENERAL

El siguiente capítulo explica la metodología aplicada para la elección de un Modelo de Circulación General, el cual es utilizado en el desarrollo y prueba del método no estacionario de *Corrección de sesgo* a proponer, en el caso de las variables agrupadas a nivel mensual. Por otro lado, se desea comparar los resultados del análisis de frecuencia no estacionario, asociado a los valores extremos, con predicciones de cambio climático.

4.1 Consignas generales

Los modelos a evaluar son descargados desde la plataforma del *Earth System Grid Federation* (ESGF, por sus siglas en inglés). El proyecto seleccionado es el CMIP5, el cual presenta las proyecciones más recientes de cambio climático. Las variables descargadas corresponden al flujo de precipitación (pr) y a las temperaturas cercanas a la superficie (tas). Los modelos deben contar con el escenario futuro RCP 8.5. Adicionalmente, para el análisis de extremos, se debe contar con el escenario RCP4.5. El detalle de los modelos considerados para la selección se encuentra en el Anexo C.1.

Se tienen 18 modelos a evaluar para las precipitaciones máximas anuales y 22 modelos para la evaluación de las variables a nivel mensuales (precipitación y temperatura). Del universo de modelos, se desea elegir aquellos que representen de mejor manera tanto la estacionalidad como también las tendencias en las series de tiempo observadas en las estaciones, incorporando en el ranking indicadores que sean capaces de representar ambas consignas. Los lineamientos planteados en *Salazar (2017)* sugieren que es importante que los nodos de los modelos reflejen la tendencia de las estaciones de medición para disminuir las múltiples funciones de transferencia que se obtienen al evaluar las distintas ventanas de tiempo para su construcción.

Antes de elegir un modelo en base a una ponderación espacial determinada, se propone la evaluación del mejor nodo de los modelos evaluados, basando el ranking de elección de los modelos en base al nodo elegido en cada uno de estos. La ponderación espacial previamente realizada se basa en 6 diferentes nodos: 4 nodos que constituyen los vecinos del punto donde se encuentra la estación de medición (pertenecientes a la grilla), más 2 nodos confeccionados en base a una ponderación espacial por inversa de distancia lineal y cuadrática (IDW). El esquema propuesto para la elección del modelo de trabajo se muestra en la Figura 4.1, la cual se puede comparar con la Figura 2.4 (de *Salazar, 2017*).

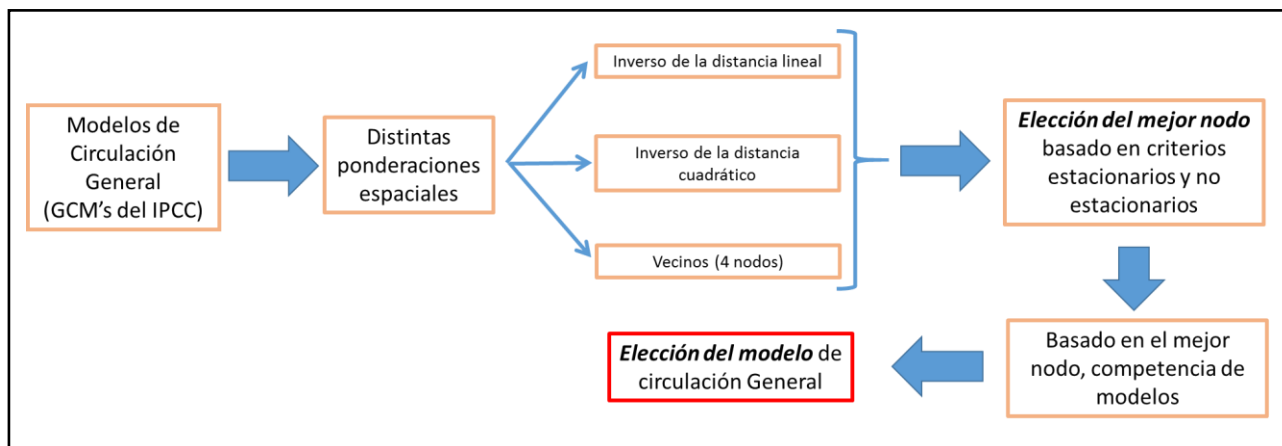


Figura 4.1: Esquema propuesto de elección del nodo representativo.

El esquema anterior propone, para el caso de las variables agrupadas a nivel mensual, el estudio de 396 nodos, correspondiente a 22 GCMs, de 6 nodos cada uno, para 3 estaciones. En el caso de las precipitaciones máximas anuales, se deben estudiar 648 nodos, correspondientes a 18 GCMs, de 6 nodos cada uno, para 6 estaciones.

4.1.1 Indicadores

Se deben desarrollar indicadores adimensionales, los cuales permitan solo evaluar la forma de las series de tiempo (i.e. tendencias de largo plazo) y estacionalidad. Esto elimina el sesgo numérico intrínseco de los modelos, debido a que los datos de las simulaciones no han sido corregidos para la confección del ranking, por lo cual no son directamente comparable con las mediciones realizadas en tierra.

4.1.1.1 Data mensual y semestral

Para la elección de los modelos que abordan variables a nivel mensual (precipitación y temperatura), se ha adoptado como criterios estacionarios la evaluación de los coeficientes de *Pardé* (ver Anexo A.3). Estos plasman la distribución de los montos de las variables a nivel anual. El indicador resulta ser el Error Cuadrático Medio entre la serie de coeficientes de *Pardé* observados en las estaciones meteorológicas y los modelados por los GCMs. El indicador será óptimo en el caso de ser nulo.

Con respecto al indicador no estacionario, se busca que las medias móviles de las series modeladas y observadas, normalizadas por sus indicadores estacionarios, sean similares. Este punto es de suma importancia, recordando que los GCM son modelaciones desde el punto de vista estadístico, lo cual quiere decir que las variables del año i modeladas y observadas pueden diferir. Lo que el indicador persigue es que el adimensional alrededor del año i , para ambas series, sea similar. Esto es una exigencia que se debe hacer al modelo una vez que se han estudiado las tendencias observadas. Acorde a los resultados del Capítulo 3, se tiene que los datos deben ser agrupados a nivel semestral para el caso de las precipitaciones y a nivel mensual para las temperaturas. Se adopta una ventana de 31 años para el cálculo de los estadísticos móviles y se grafican los resultados para los datos observados y modelados. En el caso de una representación excelente del modelo en cuanto a tendencias, se tendrán puntos que describan la ecuación identidad. En línea con lo anterior, los indicadores para la evaluación se basan en el ajuste que presenta el *diagrama de dispersión* entre modelo y la observación de estadísticos móviles (media y varianza) con la función identidad, lo que se complementa con las respectivas eficiencias de Nash-Sutcliffe (*Nash & Sutcliffe, 1970*) truncadas en 0. Esto queda expresado en las ecuaciones (4.1) y (4.2).

$$I1_{n,o} = |1 - m_{n,o}| \quad (4.1)$$

$$I2_{n,o} = (1 - NSE(X_{OBS}, X_{Mod})) \quad (4.2)$$

Dónde:

- $I1,2_{n,o}$ [-]: Indicadores no estacionarios para variable n en resolución temporal o
- $m_{n,o}$ [-]: Pendiente del *diagrama de dispersión*, estadísticos móviles entre observados y modelados
- X_{OBS}, X_{Mod} [-]: Puntos del *diagrama de dispersión*

Los indicadores desarrollados han sido construidos para que el ajuste óptimo tenga un valor nulo en el indicador, mientras que valores altos representan un peor ajuste. Se debe mencionar que las pendientes negativas son castigadas con el doble signo negativo de la ecuación (4.1). En base a esto, es muy poco probable que modelos con un buen ajuste de puntos (ecuación (4.2)) y pendientes negativas obtengan una puntuación destacada en el ranking de modelos. Los dos indicadores no estacionarios mostrados se ponderan de forma conveniente, obteniendo como resultados un solo indicador final representativo. Mayores detalles técnicos sobre los indicadores pueden ser encontrados en el Anexo C.2. Así, se forma un solo indicador para evaluar cada modelo, estación y nodo elegido. Este viene dado por la ecuación (4.3).

$$I_n = I_{NE_n} + \omega_{k,l} \cdot I_{E_n} \quad (4.3)$$

Dónde:

- I_n [-]: Indicador de desempeño total para la variable n .
- I_{NE_n} [-]: Indicador de desempeño no estacionario para la variable n
- I_{E_n} [-]: Indicador de desempeño estacionario para la variable n (Anexo A.3)
- $\omega_{k,l}$ [-]: Ponderador para el indicador estacionario, dependiente de la estación k y la elección l .

Para ilustrar los índices desarrollados, la Figura 4.2 muestra una comparación entre las medias móviles en periodo pluvial, observadas en las estaciones y simuladas por el GCM (*arriba*). Por otro lado, se muestra la comparación de la estacionalidad (*abajo*). Ambos gráficos consideran tres nodos del modelo MPI-ESM-LR en la estación de Quinta Normal.

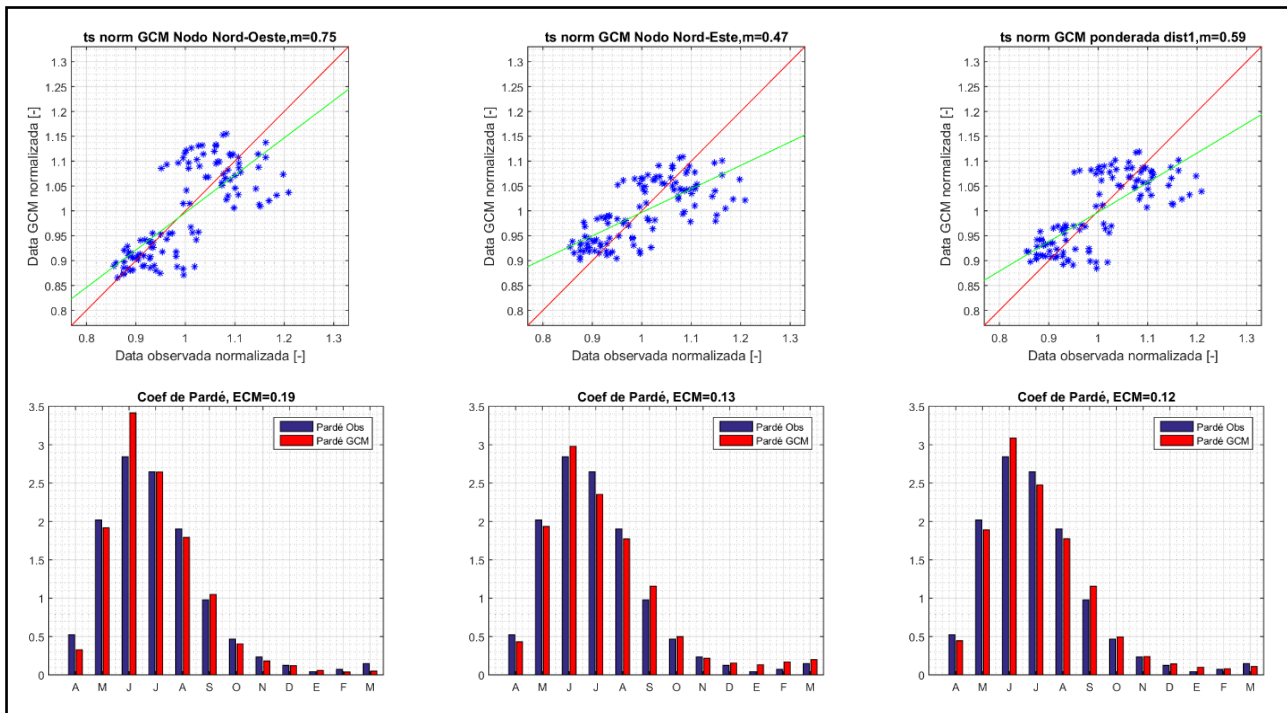


Figura 4.2: (*arriba*) Comparación de las medias móviles adimensionales, observadas y modeladas. Línea roja representa la función identidad y línea verde el ajuste por mínimos cuadrados. (*abajo*) comparación de los coeficientes de Pardé observados y modelados. La figura corresponde a 3 de los 6 nodos probados, para el modelo MPI-ESM-LR en estación Quinta Normal.

4.1.1.2 Precipitación máxima anual

Para la elección del modelo que represente las precipitaciones extremas, los indicadores a evaluar son similares a los mostrados en la sección 4.1.1.1. La serie temporal se compone de un dato por año (máximo anual), por lo cual se descarta la evaluación de la estacionalidad. Las gráficas asociadas se muestran en la Figura 4.3 para las medias móviles (*arriba*) y para las varianzas móviles (*abajo*). Se adopta una ventana de 31 años.

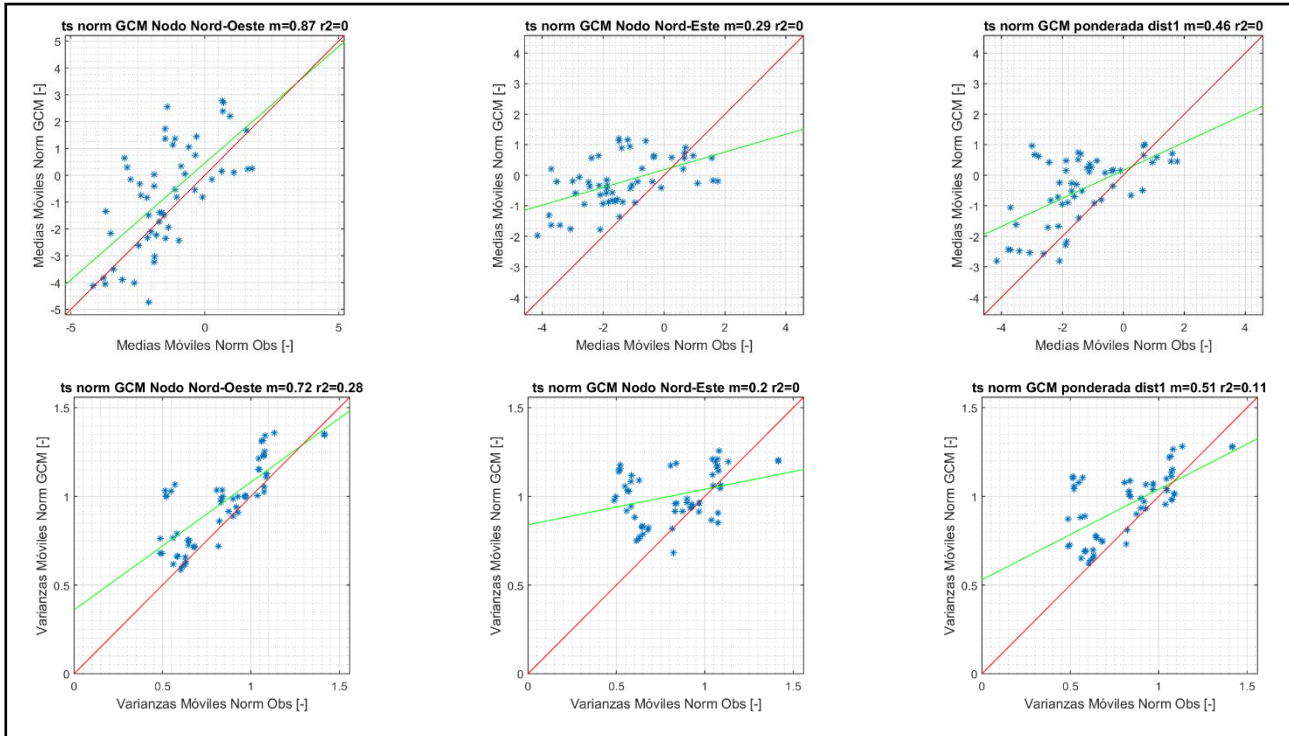


Figura 4.3: Comparación de las medias móviles (*arriba*) y varianzas móviles (*abajo*), adimensionales, observadas y modeladas. Línea roja representa la función identidad y línea verde el ajuste por mínimos cuadrados. La figura corresponde a 3 de los 6 nodos probados, para el modelo MPI-ESM-LR en estación Quinta Normal.

Los indicadores de medias y varianzas se complementan con 2 indicadores adicionales, los cuales buscan evaluar las excedencias a la banda 80%, tanto superior como inferior. Se calculan los años donde se tienen excedencias a dicha banda, tanto observadas como modeladas. Se asignan números enteros entre $[-1, 0, 1]$ y se acumulan temporalmente, acorde a la ecuación (4.4) de excedencias normalizadas acumuladas.

$$f(t) = \sum_{t=1}^n h(t) \quad (4.4)$$

$$h(t) = \begin{cases} 1 & \text{si } Pp(t) > Pp(90\%) \\ -1 & \text{si } Pp(t) < Pp(10\%) \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases}$$

Dónde:

- $f(t)[-]$: Función de excedencias acumuladas, en función del tiempo
- $h(t)[-]$: Excedencias a la banda 80%, normalizadas entre $[-1, 0, 1]$

Finalmente, se calcula un Error Cuadrático Medio entre las funciones observadas y modeladas. Un ejemplo se muestra en la Figura 4.4. para las excedencias a la banda 90%.

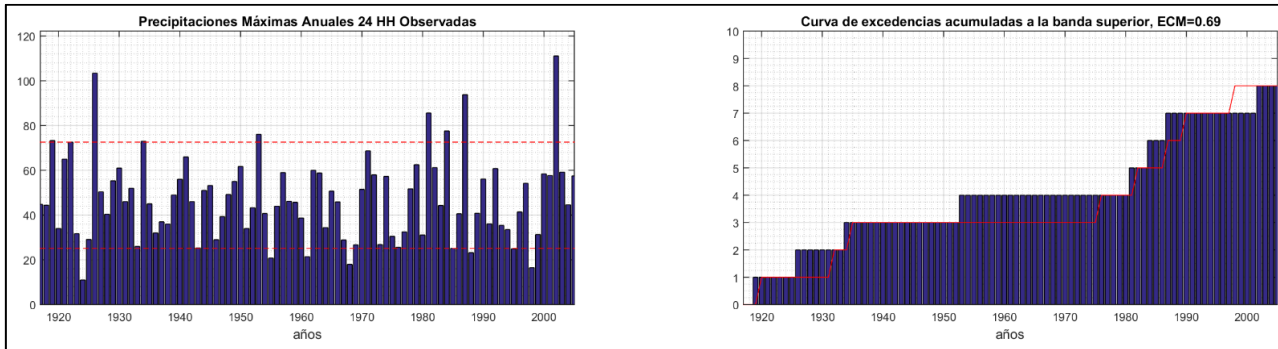


Figura 4.4: (izquierda) Serie de precipitación máxima anual y nivel de precipitación asociado a percentil 90% (en rojo, punteado). (derecha) Función acumulada de las excedencias observadas (barras azules) y modeladas en GCM (Línea roja). Modelo MPI-ESM-LR en estación Quinta Normal.

Por otro lado, y como criterio adicional de elección del modelo para precipitaciones extremas, se evalúa la distribución de la nube de puntos confeccionada para la precipitación y la temperatura. Los detalles técnicos de este último procedimiento pueden ser encontrados en el Anexo C.3.

4.2 Ranking mono-objetivo de modelos para variables mensuales

Basado en los indicadores descritos, se realiza un ranking para la elección del modelo que represente de la mejor forma las variables observadas. El ranking se basa sólo en los mejores nodos de cada modelo, los cuales han sido seleccionados en etapas anteriores, por lo cual cada estación y modelo tendrá un solo indicador de desempeño asociado.

Calculada la posición absoluta de los modelos por cada estación, asignando un número entero desde 1 hasta el total de modelos evaluados, se suman las posiciones obtenidas entre los modelos, probando dos sumas distintas: una simple y una ponderada. (ver Anexo C.4). Lo anterior representa un desempeño de modelos por variable y conjunto de estaciones. La premisa en esta sección es elegir un solo modelo para cada una de las variables en estudio.

4.2.1 Precipitación semestral

Se evalúan los GCM, buscando el mejor ajuste a la serie de precipitaciones agrupadas a nivel semestral. Se consideran 4 indicadores no estacionarios ($I1$ e $I2$, tanto para media como varianzas móviles) más un indicador estacionario, correspondiente al coeficiente de *Pardé*. El ranking se muestra en la Tabla 4.1, subrayando (en color naranja) aquellos dos que han conseguido la mejor puntuación. Se deduce que el modelo seleccionado es el MPI-ESM-LR, el cual ha obtenido el primer lugar para la estación de Quinta Normal y el tercero para las estaciones La Florida y Carriel Sur. El modelo que obtiene el segundo lugar, GFDL-ESM2M, duplica el puntaje obtenido por el MPI-ESM-LR, además de salir por sobre el tercer lugar para dos estaciones. Cabe mencionar que el ranking con todos los indicadores puede ser encontrado en el Anexo C.5, donde se incluye el desglose para el cálculo del indicador final.

Tabla 4.1: Ranking para Modelos de Circulación General, precipitaciones semestrales

Identificación		Estación (Ciudad)						Evaluación del Ranking			
Corr.	Nombre	La Florida (La Serena)		Quinta Normal (Santiago)		Carriel Sur (Concepción)		R: Posición en ranking I _g : Puntuación global			
		I _p	R	I _p	R	I _p	R	I _g	R	I _g	R
1	ACCESS1-0	2,75	9	2,64	14	2,95	21	44	16	42,8	16
2	ACCESS1-3	2,85	13	2,50	7	2,73	16	36	14	37,9	13
8	CNRM-CM5	2,47	4	2,40	3	2,53	13	20	4	19,3	4
10	GISS-E2-H	2,84	11	2,82	18	2,97	22	51	18	50,0	17
11	GISS-E2-H-CC	2,92	16	2,95	22	2,88	20	58	21	58,8	21
12	GISS-E2-R	2,98	19	2,76	17	2,44	11	47	17	50,8	18
15	GFDL-CM3	3,05	21	2,72	16	2,81	18	55	19	58,7	20
16	GFDL-ESM2G	2,57	6	2,55	11	2,50	12	29	9	28,3	8
17	GFDL-ESM2M	2,35	1	2,41	4	2,42	9	14	2	12,6	2
21	HadGEM2-ES	2,49	5	2,52	10	2,44	10	25	7	24,3	6
23	IPSL-CM5A-LR	2,93	17	2,55	12	1,80	1	30	10	35,1	11
24	IPSL-CM5A-MR	2,91	15	2,51	8	2,11	4	27	8	31,3	9
25	IPSL-CM5B-LR	2,86	14	2,45	6	2,64	15	35	13	37,5	12
27	MIROC5	2,80	10	2,83	19	2,32	5	34	12	35,0	10
28	MIROC-ESM	2,84	12	2,44	5	2,38	7	24	6	27,0	7
29	MIROC-ESM-CHE	2,96	18	2,60	13	1,99	2	33	11	38,2	14
30	MPI-ESM-LR	2,40	3	1,83	1	2,01	3	7	1	7,6	1
31	MPI-ESM-MR	2,61	7	2,52	9	2,32	6	22	5	22,8	5
33	MRI-CGCM3	2,70	8	2,65	15	2,82	19	42	15	40,6	15
34	MRI-ESM1	3,01	20	2,91	20	2,79	17	57	20	60,0	22
35	NorESM1-ME	3,07	22	2,91	21	2,38	8	51	18	56,0	19
36	NorESM1-M	2,37	2	2,27	2	2,59	14	18	3	16,4	3

4.2.2 **Temperatura media mensual**

Con respecto a la evaluación de los GCMs para el trabajo de las temperaturas medias mensuales, el ranking para los modelos se muestra en la Tabla 4.2, subrayando (en color naranja) aquellos dos que han obtenido la mejor puntuación. Del ranking se observa que el modelo de mejor ajuste es el ACCESS 1.0, el cual comparte el primer lugar en la suma sencilla con el modelo MIROC5. Se debe notar que, en el ranking ponderado, el modelo MIROC5 es inferior al ACCESS 1.0, criterio final para elegir este último.

Con respecto a los promedios de los indicadores no estacionarios ajustados en las estaciones, se aprecia que estos son mayores para las estaciones La Florida y Carriel Sur con respecto a la estación de Quinta Normal. Esto se debe a que los modelos no logran captar la tendencia de temperaturas a la baja que tiene estas estaciones para los primeros años del registro. En el caso de Quinta Normal, se puede ver un comportamiento monótonamente al alza, lo cual es plasmado por los modelos, recuperando un promedio de indicador no estacionario más bajo que las otras dos estaciones. El desglose del ranking se puede encontrar en el Anexo C.5.

4.2.3 **Sobre el *trade-off* entre las variables de los modelos elegidos**

Las dos secciones anteriores han elegido modelos considerando el mejor ajuste entre los datos observados y modelados por GCMs, trabajando con las variables de manera separada. Los rankings para dicha elección han sido basados solo en el objetivo de ajustar de buena manera una sola variable.

De la inspección de las Tabla 4.1 y Tabla 4.2 se puede ver que el modelo MPI-ESM-LR ocupa el puesto 22/22 en el ranking (ponderado) de temperatura mientras que el modelo ACCESS1.0 ocupa el puesto 16/22 en el ranking de precipitación. Por otro lado, la elección del mejor nodo j de precipitación seleccionado para un modelo i no necesariamente coincide con el mismo nodo j del modelo i en temperatura. Esto trae como consecuencia una pérdida en la aplicación en el modelo, puesto que las simulaciones deben estar acopladas para dichas variables, pensando en que los datos modelados son el resultado de la resolución de ecuaciones hidrodinámicas que controlan los procesos atmosféricos. Basándose en las posiciones obtenidas en el ranking anterior, se tiene que la elección de un modelo basado en la correcta representación de la precipitación hace que se escoja un modelo sub óptimo para la representación de las temperaturas y viceversa, recordando además que los valores reportados pertenecerían a cotas superiores de la capacidad de ajuste de los modelos, puesto que representan por separado la elección de 6 nodos discretos.

Se propone realizar un ranking conjunto que considere un modelo de buen ajuste, tanto para precipitación como para temperatura. Se busca escoger un modelo único para las dos variables de manera conjunta (multiobjetivo).

Tabla 4.2: Ranking para Modelos de Circulación General, temperaturas medias mensuales

Identificación		Estación (Ciudad)						Evaluación del Ranking			
Corr.	Nombre	La Florida (La Serena)		Quinta Normal (Santiago)		Carriel Sur (Concepción)		R: Posición en ranking I _g : Puntuación global			
		I _p	R	I _p	R	I _p	R	I _g	R	I _g	R
1	ACCESS1-0	0,34	9	0,17	1	0,23	6	16	1	70,4	1
2	ACCESS1-3	0,36	11	0,48	7	0,37	15	33	8	187,6	11
8	CNRM-CM5	0,27	1	0,48	8	0,30	11	20	3	145,6	5
10	GISS-E2-H	0,41	14	0,62	15	0,26	7	36	10	232,2	14
11	GISS-E2-H-CC	0,34	10	0,51	10	0,22	5	25	5	158,6	6
12	GISS-E2-R	0,34	8	0,63	16	0,70	22	46	14	309,0	20
15	GFDL-CM3	0,50	20	0,92	22	0,17	1	43	13	286,8	17
16	GFDL-ESM2G	0,33	7	0,51	9	0,30	12	28	7	179,1	10
17	GFDL-ESM2M	0,42	15	0,85	20	0,39	16	51	15	336,3	21
21	HadGEM2-ES	0,30	5	0,58	14	0,22	4	23	4	178,6	9
23	IPSL-CM5A-LR	0,66	21	0,56	11	0,54	20	52	16	285,6	16
24	IPSL-CM5A-MR	0,43	16	0,40	4	0,33	14	34	9	166,4	8
25	IPSL-CM5B-LR	0,47	18	0,58	13	0,19	3	34	9	201,3	12
27	MIROC5	0,27	2	0,42	6	0,27	8	16	1	111,5	2
28	MIROC-ESM	0,45	17	0,17	2	0,39	17	36	10	166,0	7
29	MIROC-ESM-CHEM	0,49	19	0,26	3	0,60	21	43	13	204,5	13
30	MPI-ESM-LR	0,67	22	0,84	19	0,46	18	59	17	358,1	22
31	MPI-ESM-MR	0,30	4	0,69	17	0,50	19	40	12	290,4	18
33	MRI-CGCM3	0,38	13	0,86	21	0,27	9	43	13	301,1	19
34	MRI-ESM1	0,33	6	0,74	18	0,31	13	37	11	272,6	15
35	NorESM1-ME	0,30	3	0,56	12	0,17	2	17	2	141,3	3
36	NorESM1-M	0,38	12	0,40	5	0,29	10	27	6	142,2	4

4.3 Ranking multi-objetivo de modelos para variables mensuales

Planteado el problema anterior de *trade-off*, se busca encontrar un modelo que sea óptimo en conjunto para representar precipitación y temperatura. Lo anterior comienza por un proceso de reelección de nodos. Se prueban tres elecciones distintas:

- a) Elegir el nodo del modelo que represente de mejor manera la precipitación y extraer los indicadores de temperatura del mismo nodo.
- b) Elegir el nodo del modelo que represente de mejor manera la temperatura y extraer los indicadores de precipitación del mismo nodo.
- c) Elegir un nodo de manera conjunta, es decir, que minimice la posición del ranking obtenido en base a ranking de precipitación y ranking de temperatura.

Esto divide el universo total de nodos a la mitad, en el caso más desfavorable, eligiendo tres nodos distintos para cada elección descrita. En un caso favorable, la evaluación se reduce a $1/6$, donde todos los nodos coinciden para las elecciones distintas.

Los puntos de modelos y elecciones distintas se muestran en la Figura 4.5. Se debe recordar que los indicadores han sido construidos en base a que el mejor desempeño está dado por un menor valor del indicador. Algunos de estos puntos son dominantes por sobre otros, en base a la ecuación (2.4). Los puntos dominantes se muestran en la figura con círculos rojos transparentes, definiendo una frontera óptima.

De la inspección de la Figura 4.5, se confirma el mejor ajuste de los modelos para replicar las tendencias de temperatura en la estación de Quinta Normal, por sobre las otras. Esto se observa al reportarse mayor cantidad de puntos para valores menores en el eje vertical, en comparación con las otras dos estaciones. Lo anterior guarda relación con las tendencias a la baja en la primera mitad del siglo XX que presentan los datos en las estaciones emplazadas en línea costera, la cual no queda plasmada por los modelos. Las diferencias entre dicho desplazamiento se atenúan, puesto que el indicador captura tanto el efecto no estacionario (mal plasmado en modelos) como estacionario (bien representado en modelos).

Las etiquetas en la figura marcan los puntos asociados a algunos modelos. Se marcan los modelos seleccionados en los rankings mono-objetivos: MPI-ESM-LR para precipitación y ACCESS1-0 para temperatura. En general se puede ver que éstos se encuentran en posiciones extremas de la frontera, lo cual señala que representan de buena manera cada una de las dos variables por separado. Otro punto a comentar es la doble aparición del mismo modelo en la estación de Quinta Normal, lo cual se debe a la elección bajo criterios diferentes del mismo modelo, con nodos distintos. Señalar que el modelo ACCESS1-0 no se encuentra dentro de los puntos dominantes para la estación de La Florida, lo cual es consecuente su baja puntuación en el ranking mostrado en la Tabla 4.2.

La forma de la nube de puntos naturalmente obedece a los distintos criterios de selección de los nodos de los modelos. Los puntos con menores valores para indicadores de precipitación, que se encuentran más alejados del eje de las abscisas, han sido elegidos en base a precipitación. El caso es análogo para los de temperatura. Por otro lado, la elección conjunta recupera aquellos que poseen menor distancia euclidiana. Se registran además algunos puntos atípicos a este comportamiento, lo cual se debe a diferencias notables entre los desempeños para modelar precipitación y temperatura.

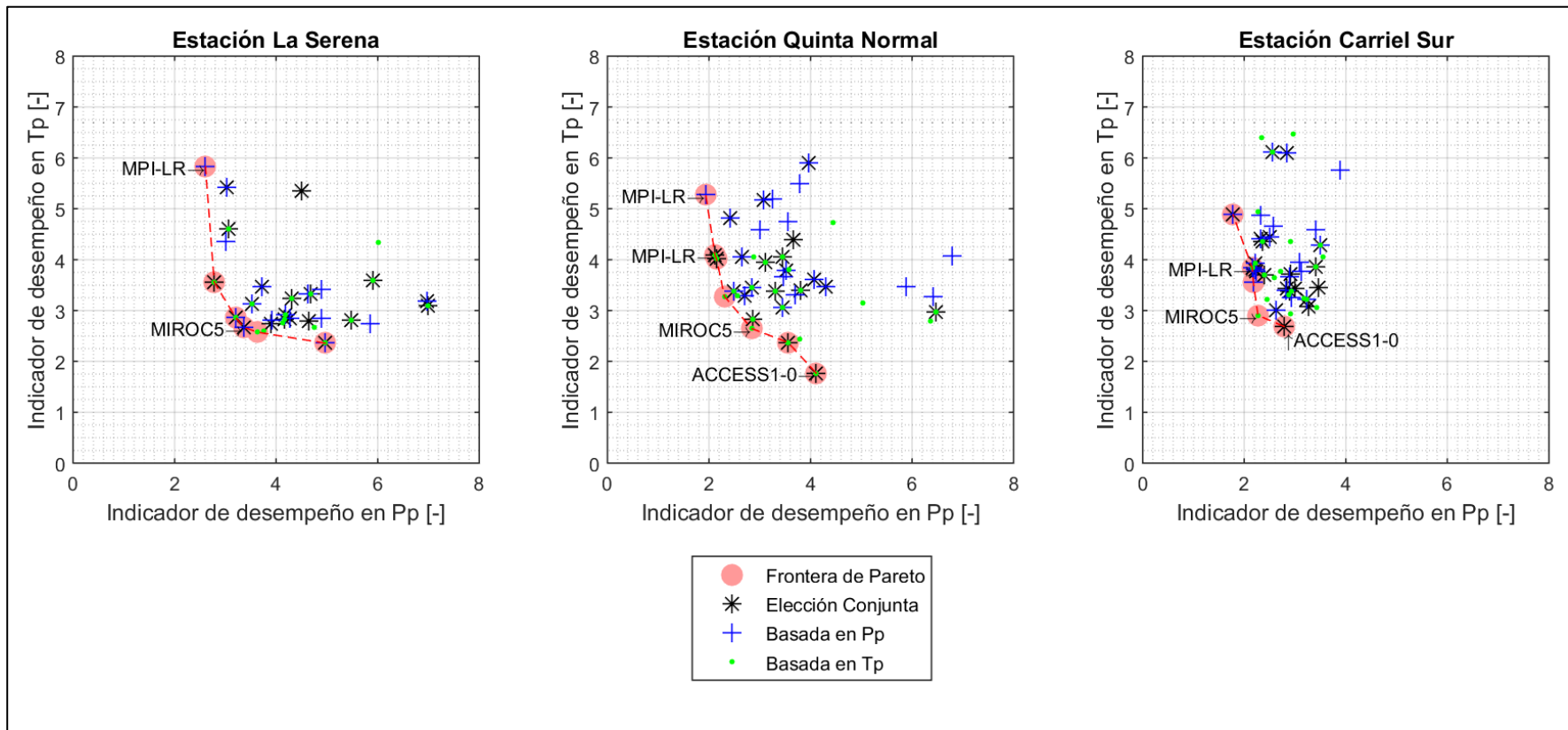


Figura 4.5: Fronteras de Pareto y desempeño de los indicadores en el ranking multiobjetivo para precipitación y temperatura. Distintos símbolos tienen relación con los distintos criterios para la elecciones de los nodos. Puntos en rojo denotan aquellos dominantes. En rojo punteado se observa la frontera de Pareto.

Dadas las observaciones anteriores, se procede a comparar los modelos que componen la frontera de Pareto y que además que reportan distancias euclidianas mínimas. El análisis se realiza en base a matrices de arrepentimiento y se detalla en el Anexo C.6.

Como conclusión final del ranking multiobjetivo, se trabajará con 3 Modelos de Circulación General: (i) MPI-ESM-LR, el cual tiene una buena modelación de la precipitación, (ii) ACCESS1-0, el cual tiene una buena modelación de la temperatura y (iii) MIROC5, el cual modela ambas variables en conjunto de manera aceptable.

4.4 Ranking de modelos para precipitaciones máximas anuales

Análogo al ranking mono objetivo mostrado en la sección 4.2, para las precipitaciones extremas se comienza obteniendo un indicador ponderado del estilo *I1 e I2*, incorporando tanto media como desviación estándar. Calculado este valor, se realiza la suma normalizada entre estos y los ECM de la función que cuantifica las excedencias por sobre la banda 80%. El mejor GCM es aquel cuyo indicador final resulte el menor de la lista de los 18 modelos evaluados. Lo anterior se realiza para cada estación.

Los resultados del indicador ponderado para cada estación, como también el ranking por estación y global de los GCMs se muestran en la Tabla 4.3. De la inspección de la tabla, se puede ver que el modelo MPI-ESM-LR ocupa el primer lugar en ambos rankings globales, seguido de los modelos MRI-CGCM3 y MIROC-ESM-CHEM, los cuales disputan el segundo y tercer lugar, dependiendo de la ponderación elegida para la confección del ranking global. Cabe destacar que los siguientes en la lista ya presentan diferencias más amplias en comparación a los primeros tres modelos del ranking, obteniendo por sobre los 40 puntos en el ranking normal y 94 en el ranking ponderado. El detalle de los indicadores por modelo y por estación se muestra en el Anexo C.5.

Complementando la Tabla 4.3 con el Anexo C.7, el cual desarrolla el criterio de elección basado en la interacción precipitación-temperatura, se aprecia que el mejor modelo resulta ser el MPI-ESM-LR. El puntaje global obtenido por este modelo es casi la mitad que el modelo que obtiene el segundo lugar.

4.5 Conclusiones generales del capítulo 4

Del desarrollo del presente capítulo, que aborda la elección de un GCM adecuado para la continuación del estudio, se extraen los siguientes comentarios y conclusiones:

- a) Tanto la base de los indicadores realizados como del ranking entre los modelos debe ser de carácter adimensional, puesto que los datos provenientes de los modelos no han pasado por el proceso de *corrección de sesgo*, por lo cual no es definitiva para su uso y aplicación en cálculos y modelos. Trabajar con los índices adimensionales ha sido provechoso, logrando cuantificar las tendencias de la data observada y modelada, basándose la forma que presentan.

Tabla 4.3: Ranking para Modelos de Circulación General, precipitaciones máximas anuales

Identificación		Estación												Evaluación Final			
Corr.	Nombre modelo	La Serena La Florida ad.		Santiago Quinta Normal		Rancagua Cachapoal DPC		Curicó General Freire ad.		Chillán Bernardo O'Higgins ad.		Concepción Carriel Sur ad.		I_g	R	I_g	R
		I_p	R	I_p	R	I_p	R	I_p	R	I_p	R	I_p	R				
1	ACCESS1-0	0,68	12	0,56	6	0,58	7	0,60	11	0,70	14	0,76	16	66	14	145	14
2	ACCESS1-3	0,64	8	0,82	17	0,96	18	0,58	9	0,69	12	0,69	13	77	16	167	16
5	CMCC-CESM	0,55	5	0,50	3	0,63	10	0,68	15	0,80	18	0,67	11	62	12	126	10
8	CNRM-CM5	0,75	18	0,66	11	0,69	12	0,58	7	0,48	3	0,70	14	65	13	149	15
9	GFDL-CM3	0,40	1	0,76	15	0,64	11	0,50	3	0,59	9	0,50	4	43	4	94	4
10	GFDL-ESM2G	0,50	2	0,79	16	0,80	16	0,70	17	0,69	13	0,57	8	72	15	143	13
11	GFDL-ESM2M	0,66	9	0,68	13	0,54	4	0,55	6	0,64	10	0,57	7	49	5	111	7
15	HadGEM2-ES	0,73	17	0,61	8	0,73	14	0,60	12	0,57	8	0,49	3	62	12	134	12
17	IPSL-CM5A-LR	0,68	11	0,63	9	0,55	5	0,59	10	0,73	15	0,60	9	59	10	130	11
18	IPSL-CM5A-MR	0,72	16	0,65	10	0,63	9	0,54	5	0,51	5	0,52	5	50	6	116	9
19	IPSL-CM5B-LR	0,66	10	0,53	4	0,45	1	0,69	16	0,55	7	0,76	15	53	7	110	5
21	MIROC5	0,71	15	0,88	18	0,87	17	0,53	4	0,78	16	0,65	10	80	17	185	17
22	MIROC-ESM	0,68	13	0,68	12	0,79	15	0,60	13	0,79	17	0,89	18	88	18	192	18
23	MIROC-ESM-CHEM	0,56	6	0,46	1	0,47	2	0,47	2	0,52	6	0,78	17	34	2	81	3
24	MPI-ESM-LR	0,59	7	0,47	2	0,53	3	0,39	1	0,46	2	0,49	2	17	1	41	1
25	MPI-ESM-MR	0,52	3	0,57	7	0,56	6	1,31	18	0,66	11	0,67	12	57	9	111	6
27	MRI-CGCM3	0,54	4	0,55	5	0,70	13	0,58	8	0,38	1	0,56	6	37	3	74	2
28	MRI-ESM1	0,69	14	0,71	14	0,58	8	0,63	14	0,50	4	0,48	1	55	8	116	8

- b) El esquema propuesto para la elección de modelos es más completo que el planteado en *Salazar (2017)*, puesto que barre todo el universo disponible de nodos *a priori*, incorporando muchas más opciones en la elección del modelo a trabajar y no limitando la elección del mejor nodo a un solo modelo, elegido por criterios estacionarios. Elegir el modelo y con posterioridad el nodo descarta los modelos cuya ponderación de evaluación espacial para el ranking sea diferente a la expuesta por los nodos, dado el efecto de lejanía entre nodo y estaciones. En este sentido, las posibilidades de elección se reducen 6 veces. A pesar de lo anterior, una de las debilidades de la metodología desarrollada es la evaluación de un solo miembro del ensamblaje para cada modelo, descartando las realizaciones $rXiYpZ$, con combinaciones $X, Y, Z > 1$. Puede darse que no todos los miembros del ensamblaje presenten tendencias similares. La cuantificación e ilustración de esta afirmación se muestra en el Anexo C.8.
- c) No se ha podido utilizar la data proveniente de la plataforma NEX (*Thrasher et al. 2012*), puesto que esta se encuentra para una ventana temporal reducida, solamente desde el año 1950, representando 100 años menos de información. El espíritu del trabajo es el estudio de estaciones de gran longitud de registro. El trabajo de modelos regionales (proyecto CORDEX o similares) también ha sido descartado, puesto que no presentan buenos ajustes para el continente sudamericano o simplemente, no cuentan con las modelaciones más recientes de cambio climático, basadas en el proyecto CMIP5.
- d) En línea con lo anterior, los modelos con grilla muy gruesa capturan pobremente los comportamientos locales de las estaciones, puesto que los puntos de las grillas caen sobre el océano (en el caso del flanco oeste) o sobre el lado este de la cordillera de los Andes, donde las climatologías son distintas (*Garreaud 2009*). Se debe entender que el espíritu de la metodología propuesta es pasar de la macroescala (de las grillas GCM) a una escala de observación local dejando de lado procesos físicos, llenando los vacíos de procesos climáticos mediante métodos estadísticos. Se debe tener presente que los modelos en macroescala no necesariamente representan los comportamientos locales de una manera adecuada (*Gutman et al. 2012*).
- e) La discusión de la representación de las tendencias observadas en los modelos y su comparación con la data observada también se discute en el trabajo de *Falvey & Garreaud (2009)*, donde se presenta si los modelos de circulación capturan las diferentes tendencias encontradas en 5 grandes líneas longitudinales. La conclusión del trabajo citado señala que los modelos pertenecientes al CMIP3 no logran cuantificar las tendencias a la baja encontradas para la ventana de evaluación del trabajo, la cual es considerablemente pequeña en comparación con el adoptado en el presente desarrollo.
- f) En relación al ranking absoluto, este parte de la premisa que la elección del modelo debe ser único para todas las estaciones en estudio, a pesar de que estas representan climas muy distintos. Esto hace perder en ocasiones un mejor ajuste en determinadas estaciones, en base a trabajar con menos modelos.

- g) Con respecto al modelo MPI-ESM-LR, este logra representar de buena forma el comportamiento de las precipitaciones. En la escala semestral, se posiciona en 2do lugar para la estación La Florida, teniendo una diferencia del 2% con el modelo que ha obtenido el 1er lugar: en la estación Quinta Normal, obtiene el primer lugar, con un indicador superior al 24% respecto al modelo que ocupa el segundo lugar. Finalmente, este es uno de los pocos modelos que logra representar el clima en regiones lluviosas, donde ha alcanzado el 3er lugar en la estación de Carriel Sur. Para esta misma estación, los modelos que han obtenido 2do y 3er lugar en ranking absoluto presentan una posición de 9 y 14 en la modelación de esta estación. Estas conclusiones se repiten a nivel de extremos, donde en la estación Carriel Sur, MPI-ESM-LR posee indicadores superiores en un 14% y 50% respecto a los modelos que obtienen el 2do y 3er lugar, respectivamente.
- h) Respecto al ranking de temperaturas, la estación Quinta Normal es determinante para el ranking absoluto, puesto que es aquella que presenta una tendencia monótona al alza, la cual puede ser captada por los modelos. En este sentido, las diferencias entre el modelo ACCESS 1.0 que ha obtenido el 1er lugar con el modelo que ha obtenido el segundo lugar representan un 58% en el indicador de desempeño. En general, los modelos fallan en representar las tendencias a la baja para la línea costera.
- i) Acorde a lo desarrollado, la elección de los modelos y nodos correspondientes se resume en la Tabla 4.4. Estos son la base de las series de tiempo modeladas para pasar a las siguientes fases del estudio.

Tabla 4.4: Modelos y nodos elegidos para siguiente fase de estudio

Tipo del ranking		Mono Objetivo		Multi	Mono Objetivo
		Precipitación	Temperatura	Objetivo	Extremos
Modelo		MPI-ESM-LR	ACCESS1-0	MIROC5	MPI-ESM-LR
Estaciones	La Florida	Sur-Oeste	Sur-Oeste	Sur-Oeste	Sur-Oeste
	Quinta Normal	Nord-Oeste	Dist cuadrática	Dist lineal	Nor-Oeste
	Rancagua	-	-	-	Nor-Oeste
	General Freire	-	-	-	Sur-Este
	Bernardo O'Higgins	-	-	-	Sur-Este
	Carriel Sur	Nor-Oeste	Dist cuadrática	Dist lineal	Sur-Este

- j) En general, y de la inspección de la Tabla 4.4, los nodos Oeste, que se encuentran sobre el mar, modelan de mejor manera las tendencias mensuales. El caso extremo de este hecho corresponde a la estación La Florida, donde se registra que el nodo Sur-Oeste es el que mejor modela las series, para todos los modelos elegidos. En cuanto a los nodos elegidos para eventos extremos, en las estaciones de la zona centro-norte, las tendencias son modeladas de mejor manera por nodos situados al oeste, es decir, cercanos o sobre el océano pacífico. Este comportamiento es contrario en las estaciones de la zona centro-sur, donde los extremos quedan modelados de mejor manera por nodos situados al este, es decir, adentrados en el sector cordillerano.

CAPÍTULO 5: METODOLOGÍA DE CORRECCIÓN DE SESGO PROPUESTA

El siguiente capítulo da cuenta de la propuesta metodológica desarrollada para la corrección de la data proveniente de los Modelos de Circulación General, para las temperaturas medias mensuales y precipitación semestral. Se explica la metodología desarrollada y se realizan las correcciones de los datos acorde dichos lineamientos. Se comparan los resultados con los métodos de función de transferencia (*Hamlet et al. 2010*) y la corrección considerando múltiples funciones de transferencia (*Salazar 2017*).

5.1 Concepción de la data en línea base (Periodo histórico)

El trabajo propone realizar la *Corrección de Sesgo* en base a variables que garanticen un carácter estacionario. Se comienza del supuesto que los datos se componen de dos partes: una estacionaria y una no estacionaria, tal como se muestra en la ecuación (5.1):

$$X(t) = X_t(t) + N(\mathbb{P}_{exc}) \quad (5.1)$$

Donde:

- $X(t)$ [-]: Variable aleatoria observada (serie de tiempo)
- $X_t(t)$ [-]: Componente determinística, dependiente de tiempo
- $N(\mathbb{P}_{exc})$ [-]: Estructura de ruido estacionario

Para obtener la componente de ruido estacionaria, basta sólo en restar la componente no estacionaria, modelada como determinística. Luego, para incorporar el efecto de cambio en la varianza, se opta por adimensionalizar el ruido, en base a la desviación estándar. Esto modela los dos primeros momentos de las fdp como no estacionarios: Tanto la media (parametrizada en cada ventana por los coeficientes de posición n e inclinación m) como la desviación estándar $\sigma(w)$, característica de cada una de las ventanas en estudio. La estructura de ruido adimensional, con desviación estándar unitaria y media nula, queda expresada en la ecuación (5.2):

$$\tilde{X} = N(\mathbb{P}_{exc}) = \frac{X(t) - X_t(t)}{\sigma(w)} \quad (5.2)$$

Dicha variable es de carácter estacionario, puesto que se ha removido una tendencia establecida de manera determinística. El ajuste de la tendencia lineal se realiza mediante dos técnicas: un ajuste en base a la minimización de los ECM y un ajuste perteneciente a la familia de regresiones robustas Sen, utilizadas ya en la sección de diagnóstico de tendencias (ver Capítulo 2 y Capítulo 3).

De las muestras provenientes de las distintas ventanas, no se forma una única estructura de probabilidades adimensional. Para lo anterior se trabaja con la mediana de los valores asociados a una probabilidad en específico, la cual ha sido estimada en base a la distribución Weibull. Como todas las ventanas del recorte son idénticas, se tiene que los distintos valores del ruido estacionario están asociados a una misma probabilidad. Calculada la media, se ajustan distintas funciones densidad de probabilidad a la mediana del ruido, a fin de realizar proyecciones en ventanas de tiempo futuras, las cuales no necesariamente tienen la misma dimensión. Teniendo entonces la distribución de los

datos futuros adimensionales y las dos funciones densidad de probabilidad adimensionales observadas y modeladas, se corrige la simulación futura en base a la distribución de probabilidad y distintas excedencias, acorde a los lineamientos establecidos tanto por *Li et al. (2010)* como también en *Miao et al. (2016)*.

Lo anterior resuelve el problema de entrar en la parte de valores extrapolados, puesto que el dominio de las probabilidades siempre se encuentra acotado entre 0 y 1 (tanto en el presente como en el futuro) en las curvas empíricas, observadas y modeladas. Además, no se cuenta con valores interpolados de manera lineal, recurriendo a las formas de las fdp, definidas en un dominio continuo.

5.2 Proyecciones futuras y valores nulos

Para la reconstrucción de las proyecciones futuras, es necesario contar con la estructura de ruido corregida, desviación estándar y parámetros que caractericen la tendencia lineal. Dada la existencia de umbrales mínimos en el caso de la precipitación, se propone corregir la desviación estándar en base a la ecuación (5.3) (ver Anexo D.1)

$$\sigma = \sigma(w) = \sqrt{\frac{(N-1) \cdot \sigma_{est}^2 - n \cdot \mu_{est}^2}{(N-n) - 1}} \quad (5.3)$$

Donde:

- $\sigma(w)$ [mm o °C]: Desviación estándar corregida, estimada en la ventana futura
- μ_{est}, σ_{est} [mm o °C]: Estadísticos estimados de la ventana futura
- $N[-]$: Número total de valores a trabajar en la ventana
- $n[-]$: Número de valores bajo el umbral, considerados como nulos

Se puede verificar que, en ausencia de valores nulos, la desviación estándar de la ventana, expuesta en la fórmula anterior, recupera la estimada en base a la proyección o corrección realizada. Los datos futuros estimados se expresan en la ecuación (5.4):

$$X_{corr-fut} = \tilde{X}_{mod-RCP} \cdot \sigma(w) + m(t) + n \quad (5.4)$$

Donde:

- $X_{corr-fut}$ [mm o °C]: Proyección corregida en base a metodología propuesta
- $\tilde{X}_{mod-RCP}$ [-]: Estructura de ruido adimensional corregida
- m, n [mm/t, mm o °C/t, °C]: Parámetros de posición, dependientes del tiempo

Donde los coeficientes de posición n e inclinación m han sido calculados en base a las tendencias observadas en el futuro (predichas por los modelos), las cuales han sido previamente corregidas. Esta corrección es dependiente del tiempo y se basa en una comparación 1:1 (i.e. se comparan los valores en los mismos años) de estadísticos móviles modelados y observados. En este punto cobra gran importancia la elección de modelos que sean capaces de replicar las tendencias en línea base, expuesto en el Capítulo 4.

El diagrama de flujo de la metodología expuesta anteriormente se muestra en la Figura 5.1. Se distinguen 3 grandes procesos (casillas naranja, verde y amarilla), los cuales permiten estimar los parámetros finales (casillas celestes) para la corrección de los datos.

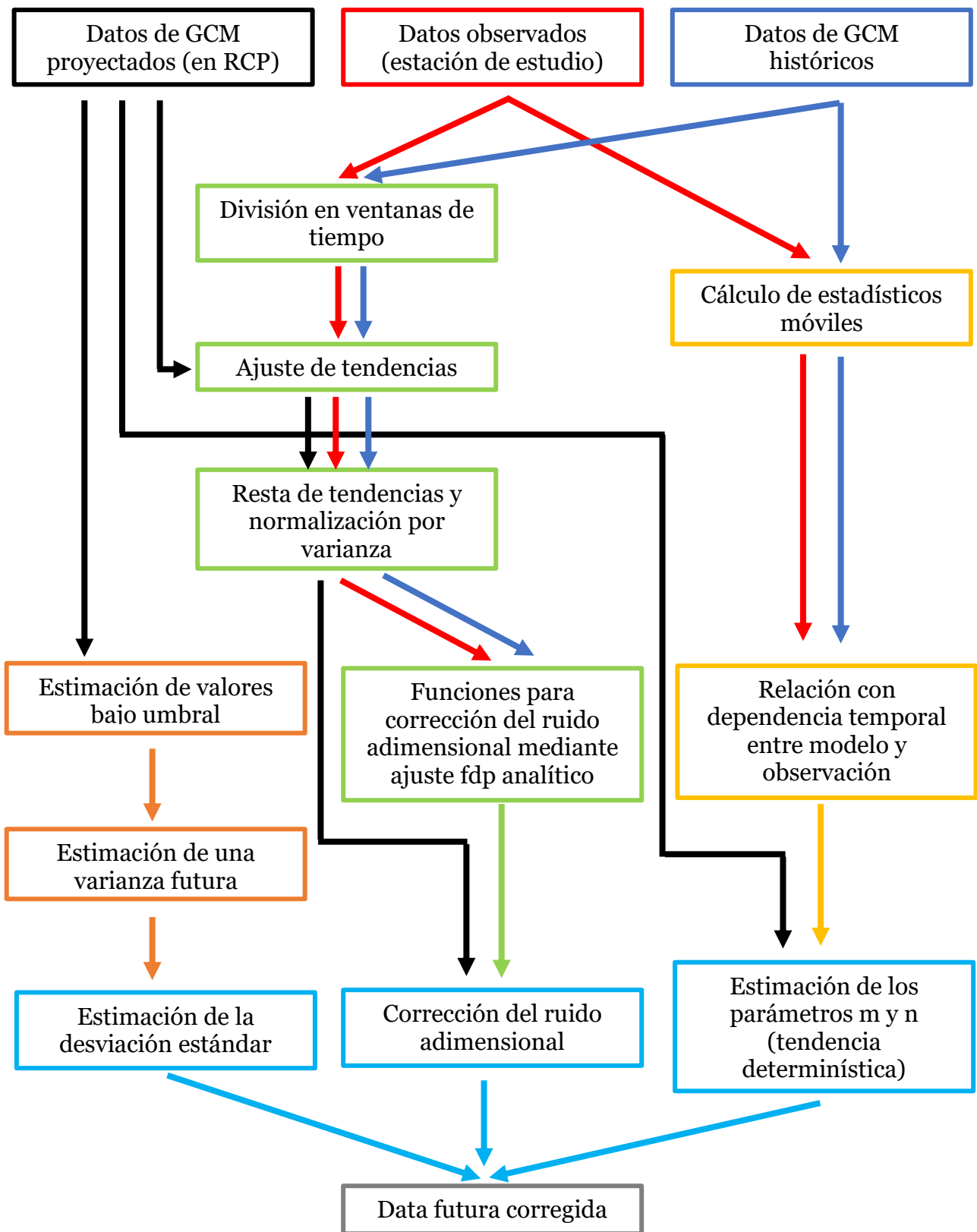


Figura 5.1: Diagrama de flujo, metodología de corrección de sesgo propuesta. Casillas y flechas en negro, rojo y azul denotan procesos con los datos de entrada. Las casillas naranjas, verdes y amarillas denotan las líneas de cálculo, que convergen a las casillas celestes, que representan la obtención de parámetros finales para el cálculo de los datos corregidos.

Aplicando la metodología, matemáticamente se pueden obtener valores negativos, los cuales carecen de sentido físico en el caso de la precipitación. Esto no es un problema exclusivo del método desarrollado, sino que también se presenta en la metodología de función de transferencia clásica, donde la función asigna valores nulos si la precipitación es menor a un umbral. Los GCMs que tienen grillas gruesas predicen montos de precipitación altos en zonas áridas, donde en realidad no llueve. Si existe un ajuste lineal de la cola inferior, que constituye parte de la función de transferencia estacionaria, el umbral donde los datos del modelo fallan en predecir la lluvia y se debe anular posee la siguiente expresión analítica, mostrada en la ecuación (5.5) :

$$u = -\frac{n_*}{m_*} \quad (5.5)$$

Donde:

- u [mm $o^{\circ}C$]: Umbral para determinación de valores nulos
- m_*, n_* [$-, mm$ $o^{\circ}C$]: Parámetros de la función de transferencia estacionaria de cola

Luego, truncando los valores inferiores a dicho umbral, se ocupan las probabilidades de excedencia más bajas de las curvas adimensionales construidas (de mayor a menor excedencia). Lo anterior tiene dos efectos: (i) el umbral de corte estacionario debe ser amplificado por un coeficiente c , el cual captura el cambio del umbral en el futuro. Empíricamente el coeficiente c adopta valores ente 1 y 1,1 para estaciones de mayor latitud (asociadas a climas lluviosos) y valores entre 1,2 y 1,5 en estaciones asociadas a menor latitud (climas áridos y desérticos). Por otro lado, (ii) el número de valores nulos n modifica las varianzas para deshacer la transformación estacionaria, puesto que es un factor en el cálculo de la desviación estándar. Finalmente, cabe notar que las curvas adimensionales que representan las funciones densidad de probabilidad cambian su desviación estándar unitaria al tomar una porción de las probabilidades de excedencia. Así, el cálculo de la nueva desviación estándar se presenta en la ecuación (5.6):

$$\sigma'(w) = \frac{\sigma(w)}{\sigma(X > x(n))} \quad (5.6)$$

Donde $\sigma(X > x(n))$ representa la desviación estándar de los valores exclusivamente por sobre el umbral. Cabe destacar que existe un cálculo iterativo para la estimación del número de valores nulos n , el cual, además, determina de manera numérica los valores adoptados para el coeficiente de amplificación c .

5.3 Resultados del método de corrección de sesgo propuesto

La siguiente sección muestra los resultados obtenidos en la aplicación de la metodología propuesta y su comparación con el método estacionario. Se incluye además algunos gráficos que representan algunos pasos de la metodología propuesta.

5.3.1 Sobre la metodología

La metodología propone una corrección de ruido adimensional y estacionario, tanto para la precipitación como la temperatura. Primero, es necesario definir distintas ventanas temporales para la obtención de dicha estructura. Se han definido ventanas temporales de 30 años, con una razón de solapamiento de $1/3$. Esto quiere decir que la ventana n contendrá los últimos 10 años de la ventana $n - 1$. Lo anterior permite

aumentar el número de ventanas temporales bajo evaluación. Cabe destacar que esta definición es similar a la realizada en *Salazar (2017)* para la obtención de las diferentes funciones de transferencia (abreviadas *FT*). El proceso de adimensionalización se muestra en la Figura 5.2 para la precipitación en periodo pluvial en la estación Quinta Normal y el modelo MPI-ESM-LR. Se aprecian las ventanas de las series de tiempo (panel izquierdo), las series estacionarias al restar las tendencias (panel central) y las series normalizadas al ser divididas por la desviación estándar de cada periodo (panel derecho).

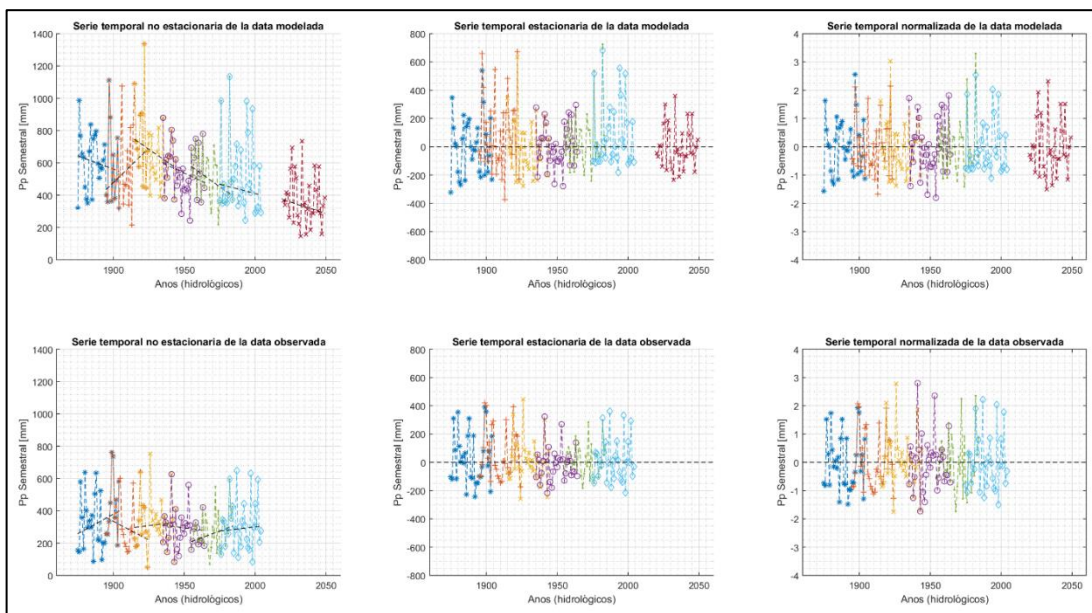


Figura 5.2: proceso de adimensionalización de las series modeladas (fila superior) y observadas (fila inferior). (izquierda) Series de tiempo originales y ajustes lineales. (centro) Series sin tendencias lineales observadas. (derecha) Series normalizadas por desviación estándar en ventana

En base a las distintas curvas adimensionales, se obtienen las funciones de probabilidad acumulada considerando los valores no nulos (i.e. sobre umbral). La Figura 5.3 muestra el proceso de corrección: Obtenida la mediana asociada a un nivel de probabilidad específico, se ajusta una función de probabilidad analítica a los puntos, tanto para las series observadas como modeladas (panel izquierdo). En base a estas, se determinan los errores para obtener los montos de corrección (panel central). Así, se corrige la estructura de ruido proyectada (panel derecho).

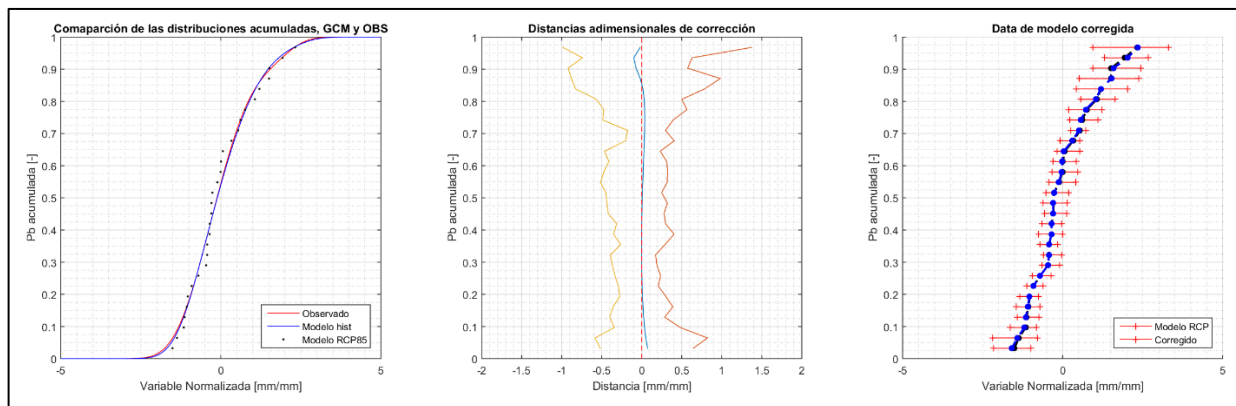


Figura 5.3: Proceso de corrección del ruido. (izquierda) Estructura del ruido adimensional, observado y modelado. (centro) Corrección en base a probabilidades de excedencia. (derecha) Estructura de ruido futuro corregida e intervalos de incertidumbre.

Corregida la estructura de ruido, se deben obtener los parámetros de posición de las variables en el futuro, modeladas como tendencias lineales. Esta corrección se basa en estadísticos móviles, los cuales presentan una correlación temporal entre los modelos, puesto que la elección de estos ha considerado criterios no estacionarios (Capítulo 4). Las relaciones, tanto para media como varianza, se presentan en la Figura 5.4.

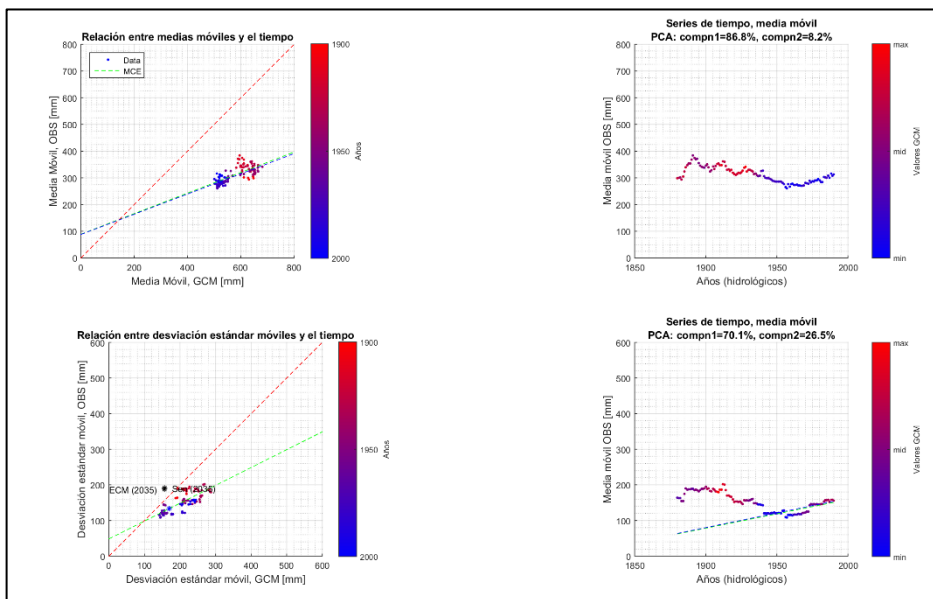


Figura 5.4: Corrección de los datos modelados mediante relación dependiente del tiempo. (izquierda) Corrección de la medias y varianzas móviles. (derecha) Series de tiempo de medias móviles observadas. (fila superior) medias móviles, (fila inferior) desviación estándar

5.3.2 Series de precipitación semestral

Se ha trabajado con tres modelos distintos, elegidos en el Capítulo 4. Para cada estación, se consideran las series de precipitación acumuladas por temporada hidrológica (i.e. pluvial y estiaje), formando 18 casos de estudio distintos. Para cada caso, se aplican 4 metodologías de corrección de sesgo distintas, exclusivamente para proyecciones climáticas en el escenario RCP8.5:

- Función de transferencia estacionaria (línea base, enfoque clásico)
- Bandas de incertidumbre con múltiples FT. (Salazar 2017)
- Metodología propuesta en base a tendencias lineales ECM
- Metodología propuesta en base a tendencias lineales Sen

La ventana de tiempo futuro escogida para la realización de la *corrección de sesgo* corresponde a un futuro cercano, desde 2020 hasta 2049, puesto que, cuando el modelo no logra establecer una buena correlación entre las desviaciones estándar, éstas se basan en tendencias lineales observadas en la serie histórica medida. La Tabla 5.1 muestra la descripción de los casos de estudio, y los principales estadísticos de las series de precipitación observadas en los últimos 30 años y estimadas en el futuro con la función de transferencia clásica estacionaria. Por otro lado, la Tabla 5.2 muestra los estadísticos en base a la metodología propuesta. Ambas tablas incluyen los valores nulos en la estimación, es decir, aquellos bajo el valor umbral descrito en la ecuación (5.5). Finalmente, la Tabla 5.3 muestra la comparación del cambio (en %) de los principales estadísticos de las proyecciones, con respecto a los últimos 30 años observados.

Tabla 5.1: Descripción de los casos de estudio, proyecciones con función de transferencia (FT) estacionaria y últimos estadísticos observados. Precipitación semestral, todas las estaciones

Identificación				Función de transferencia				Último periodo de data observado			
Caso de estudio	Estación	Período estacional	Modelo de Circulación	Med	Prom	Desv	n	Med	Prom	Desv	n
				[mm]	[mm]	[mm]	[-]	[mm]	[mm]	[mm]	[-]
1	La Florida	Pluvial	MPI-ESM-LR	33	54	63	4	67	81	60	0
2			MIROC 5	71	75	54	0				
3			ACCESS 1.0	82	109	83	1				
4		Estiaje	MPI-ESM-LR	1	5	8	8	2	4	5	5 (3)
5			MIROC 5	0	2	4	14				
6			ACCESS 1.0	4	12	19	5				
7	Quinta Normal	Pluvial	MPI-ESM-LR	146	170	111	0	296	307	156	0
8			MIROC 5	201	228	124	0				
9			ACCESS 1.0	261	298	168	0				
10		Estiaje	MPI-ESM-LR	15	22	26	5	23	32	25	0
11			MIROC 5	12	15	14	1				
12			ACCESS 1.0	19	33	33	3				
13	Carriel Sur	Pluvial	MPI-ESM-LR	811	782	303	0	958	936	213	0
14			MIROC 5	773	850	299	0				
15			ACCESS 1.0	983	961	275	0				
16		Estiaje	MPI-ESM-LR	150	147	75	0	177	184	73	0
17			MIROC 5	150	161	83	0				
18			ACCESS 1.0	157	163	59	0				

Tabla 5.2: Principales estadísticos con la metodología propuesta en Salazar (2017) y con nueva metodología presentada, tendencias con ajuste ECM y Sen. Precipitación semestral, todas las estaciones.

id	Bandas de incertidumbre (Salazar 2017)				Método no estacionario, ajuste ECM				Método no estacionario, ajuste Sen			
	Med	Prom	Desv	n	Med	Prom	Desv	n	Med	Prom	Desv	n
Caso	[mm]	[mm]	[mm]	[-]	[mm]	[mm]	[mm]	[-]	[mm]	[mm]	[mm]	[-]
1	40	63	65	1	27	55	70	9	30	53	68	8
2	87	92	57	0	65	72	65	4	65	71	63	4
3	82	116	88	1	116	132	65	2	111	126	63	2
4	2	6	10	0	2	7	9	10	3	7	8	8
5	1	2	3	2	2	4	5	14	4	4	5	14
6	7	12	15	0	8	12	12	5	7	10	10	5
7	213	232	63	0	208	226	132	3	203	222	132	3
8	213	251	112	0	274	306	153	0	274	305	153	0
9	271	307	191	3	260	307	168	0	261	310	168	0
10	20	24	25	5	15	24	30	10	13	24	30	9
11	11	15	16	8	13	27	35	12	12	25	34	12
12	17	37	39	3	19	28	28	5	16	27	28	5
13	835	795	251	0	748	713	250	0	745	714	261	0
14	832	773	446	4	783	801	246	0	884	894	233	0
15	1039	993	243	0	1093	1050	231	0	1089	1047	232	0
16	152	155	76	0	171	168	66	0	170	166	70	0
17	161	151	89	1	148	164	68	0	152	164	72	0
18	158	155	81	1	157	151	68	0	152	150	73	0

Tabla 5.3: Comparación de las proyecciones con respecto al último periodo observado: (FT) Función de transferencia estacionaria (BS) Bandas descritas en Salazar (2017) (CSNE-ECM-SEN) Corrección de Sesgo No Estacionario, ajuste Error Cuadrático Medio y Sen. Casillas rojas denotan disminución, verdes aumento. La intensidad es proporcional a la magnitud del cambio. Precipitaciones semestrales, todas las estaciones.

Caso de estudio	Promedio [%]				Mediana [%]				Desviación estándar [%]			
	FT	BS	CSNE ECM	CSNE SEN	FT	BS	CSNE ECM	CSNE SEN	FT	BS	CSNE ECM	CSNE SEN
1	-33,0	-21,8	-31,7	-34,2	-50,9	-40,5	-59,9	-55,4	5,0	8,3	16,6	13,3
2	-6,9	14,2	-10,6	-11,9	5,6	29,4	-3,3	-3,3	-10,0	-5,0	8,3	5,0
3	35,3	44,0	63,8	56,4	21,9	21,9	72,5	65,1	38,3	46,6	8,3	5,0
4	26,7	52,0	77,4	77,4	-48,7	2,6	2,6	53,8	60,3	100,4	80,4	60,3
5	-49,3	-49,3	1,4	1,4	-100,0	-48,7	2,6	105,1	-19,8	-39,9	0,2	0,2
6	204,1	204,1	204,1	153,4	105,1	259,0	310,3	259,0	280,7	200,6	140,5	100,4
7	-44,7	-24,5	-26,5	-27,8	-50,7	-28,0	-29,7	-31,4	-28,6	-59,5	-15,1	-15,1
8	-25,8	-18,3	-0,5	-0,8	-32,1	-28,0	-7,4	-7,4	-20,3	-28,0	-1,6	-1,6
9	-3,1	-0,1	-0,1	0,8	-11,8	-8,4	-12,2	-11,8	8,0	22,8	8,0	8,0
10	-31,6	-25,4	-25,4	-25,4	-35,6	-14,2	-35,6	-44,2	4,7	0,7	20,9	20,9
11	-53,4	-53,4	-16,1	-22,3	-48,5	-52,8	-44,2	-48,5	-43,6	-35,5	41,0	37,0
12	2,5	15,0	-13,0	-16,1	-18,5	-27,0	-18,5	-31,3	32,9	57,1	12,8	12,8
13	-16,5	-15,1	-23,9	-23,8	-15,3	-12,8	-21,9	-22,2	42,3	17,9	17,4	22,6
14	-9,2	-17,5	-14,5	-4,5	-19,3	-13,1	-18,2	-7,7	40,5	109,5	15,6	9,5
15	2,6	6,0	12,1	11,8	2,7	8,5	14,1	13,7	29,2	14,2	8,5	9,0
16	-20,0	-15,6	-8,5	-9,6	-15,4	-14,3	-3,6	-4,1	3,0	4,4	-9,4	-3,9
17	-12,4	-17,8	-10,7	-10,7	-15,4	-9,2	-16,5	-14,3	14,0	22,2	-6,6	-1,1
18	-11,3	-15,6	-17,8	-18,3	-11,4	-10,9	-11,4	-14,3	-19,0	11,2	-6,6	0,2

Para cada caso de estudio, aparte de los estadísticos relevantes, se cuenta con la totalidad de los gráficos que exponen las curvas de duración en el periodo futuro con la serie proyectada. Así, se pueden detectar fortalezas y debilidades de la metodología propuesta (incluyendo más información). Un ejemplo de esto se muestra en la Figura 5.5

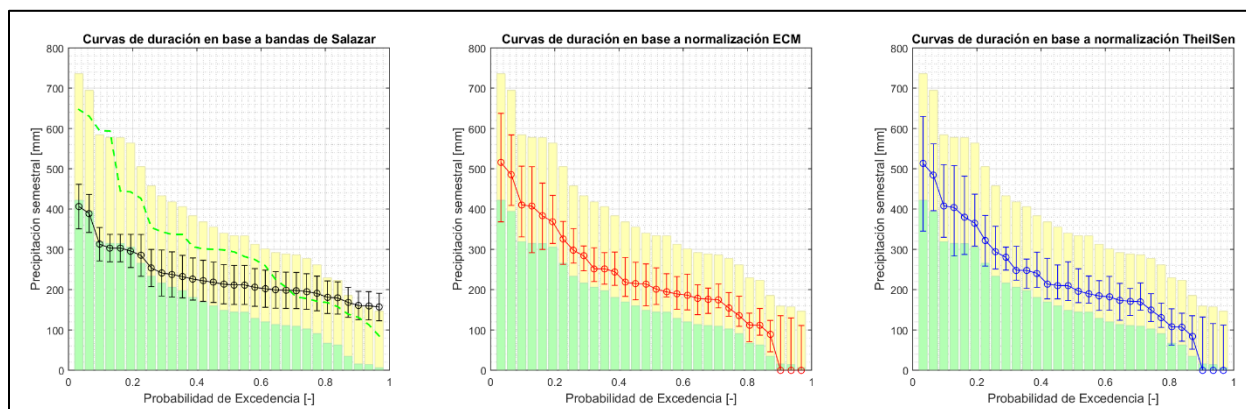


Figura 5.5: Curvas de duración para el periodo pluvial 2020-2049, modelo MPI-ESM-LR en estación Quinta Normal. Data original del GCM (barras amarillas), datos corregidos mediante función de transferencia (barras verdes). (izquierda) datos corregidos en base a múltiples funciones de transferencia (negro) y último periodo observado (verde). (centro) Datos corregidos con método propuesto en base a ajuste lineal ECM (rojo) y (derecha) con ajuste Sen (azul).

Finamente, es importante señalar que otros gráficos asociados a la metodología de corrección para precipitaciones se pueden encontrar en el Anexo D.2 mientras que las curvas de duración asociadas a los casos corregidos se encuentran en el Anexo D.3.

5.3.3 Series de temperatura para meses específicos

Con respecto a la prueba de la metodología para las series de temperaturas medias mensuales, se han probado las mismas metodologías de corrección de la sección anterior, considerando las proyecciones climáticas bajo escenario RCP 8.5. En cada estación de medición, se han seleccionado los meses de julio y enero para la prueba de la metodología, siendo estos los meses que registran la menor y mayor temperatura media.

Por otro lado, y exclusivamente para el caso de la estación Quinta Normal, se han seleccionado dos meses adicionales: junio y noviembre. Esto se debe a que corresponden a los meses que presentan mayor desviación estándar estacionaria, sin embargo, coeficientes de variación muy distintos, dada la diferencia de temperatura existente en estos meses (asociados a la temporada invernal y estival, respectivamente).

La ventana de tiempo futuro escogida corresponde a un futuro cercano, desde 2020 hasta 2049. La Tabla 5.4 muestra la descripción de los casos de estudio y los principales estadísticos de las series de temperaturas medias mensuales observadas en los últimos 30 años. Se incluyen los estadísticos estimados en un futuro mediante la función de transferencia estacionaria. Por otro lado, la Tabla 5.5 muestra los estadísticos en base a la metodología propuesta. Finalmente, la Tabla 5.6 muestra una comparación de los incrementos/disminuciones de temperaturas para las medianas y promedios de los distintos casos, con respecto a los últimos 30 años observados. Esto a fin de comparar diferencias producidas en base a los distintos métodos de corrección de sesgo. Las curvas de duración para las temperaturas se encuentran en el Anexos D.4. Los gráficos asociados al método son análogos a los mostrados en el Anexo D.2 para precipitación.

Tabla 5.4: Descripción de los casos de estudio, proyecciones con función de transferencia (FT) estacionaria y últimos estadísticos observados. Temperaturas medias mensuales, todas las estaciones

Identificación				Función de transferencia			Último periodo observado		
Caso de estudio	Estación	Mes	Modelo de Circulación	Med	Prom	Desv	Med	Prom	Desv
				[°C]	[°C]	[°C]	[°C]	[°C]	[°C]
1	La Florida	Julio	MPI-ESM-LR	12,8	12,7	1,1	10,80	10,76	0,76
2			MIROC 5	12,2	12,3	0,9			
3			ACCESS 1.0	13,1	12,8	0,7			
4		Enero	MPI-ESM-LR	19,5	19,2	1,0	17,05	17,14	0,67
5			MIROC 5	19,8	19,8	2,0			
6			ACCESS 1.0	19,7	19,9	1,8			
7	Quinta Normal	Julio	MPI-ESM-LR	10,4	10,1	1,3	8,10	8,24	0,88
8			MIROC 5	9,6	9,5	1,0			
9			ACCESS 1.0	9,8	10,0	1,1			
10		Enero	MPI-ESM-LR	21,7	21,6	0,7	21,20	21,08	0,60
11			MIROC 5	21,5	21,6	0,9			
12			ACCESS 1.0	21,9	22,0	0,9			
13		Junio	MPI-ESM-LR	9,6	9,7	0,9	9,05	8,91	0,96
14			MIROC 5	9,6	9,7	1,1			
15			ACCESS 1.0	10,2	10,3	0,8			
16		Noviembre	MPI-ESM-LR	18,1	18,3	1,0	17,50	17,54	0,77
17			MIROC 5	18,0	18,0	1,1			
18			ACCESS 1.0	18,2	18,3	0,9			
19	Carriel Sur	Julio	MPI-ESM-LR	11,1	11,2	2,1	8,70	8,73	0,83
20			MIROC 5	10,2	10,1	1,2			
21			ACCESS 1.0	10,0	10,2	1,2			
22		Enero	MPI-ESM-LR	18,3	18,5	1,4	16,50	16,64	0,61
23			MIROC 5	17,6	18,3	1,9			
24			ACCESS 1.0	19,2	18,9	1,2			

Tabla 5.5: Principales estadísticos con la metodología propuesta en Salazar (2017) y con nueva metodología presentada, tendencias con ajuste ECM y Sen. Temperaturas medias mensuales, todas las estaciones.

Id	Bandas de incertidumbre (<i>Salazar 2017</i>)			Método no estacionario, ajuste ECM			Método no estacionario, ajuste Sen		
	Mediana	Promedio	Desv	Mediana	Promedio	Desv	Mediana	Promedio	Desv
Caso	[°C]	[°C]	[°C]	[°C]	[°C]	[°C]	[°C]	[°C]	[°C]
1	11,9	11,8	0,7	11,8	11,8	0,9	11,8	11,8	0,9
2	12,2	12,1	0,7	11,7	11,6	0,9	11,8	11,8	0,8
3	12,7	12,8	1,1	11,7	11,9	0,9	11,5	11,8	0,9
4	18,5	18,5	0,7	17,4	17,5	0,9	17,4	17,6	0,9
5	18,8	18,8	1,2	17,0	17,2	0,9	17,0	17,2	0,9
6	18,8	18,9	1,0	18,2	18,4	1,0	18,0	18,2	1,0
7	10,4	10,2	1,3	9,2	9,1	1,1	9,2	9,2	1,1
8	9,8	9,6	1,0	9,1	9,0	1,0	9,2	9,1	1,0
9	9,9	9,9	0,7	9,0	9,1	1,0	9,2	9,3	1,0
10	21,8	21,9	1,0	22,6	22,6	0,8	22,5	22,5	0,8
11	21,3	21,2	0,7	21,6	21,8	0,8	21,5	21,7	0,8
12	21,6	21,7	0,8	21,9	21,9	0,8	21,8	21,8	0,8
13	9,6	9,5	0,5	9,9	9,9	1,1	9,7	9,8	1,1
14	9,7	9,4	0,9	9,5	9,5	1,1	9,4	9,4	1,0
15	10,2	10,3	0,9	10,0	10,0	1,1	9,8	9,8	1,1
16	18,0	18,2	0,8	18,5	18,8	1,0	18,5	18,8	1,0
17	17,7	18,0	1,0	18,7	18,6	1,0	18,6	18,6	1,0
18	18,2	18,4	1,1	18,2	18,2	0,9	18,2	18,2	1,0
19	10,5	10,2	1,0	9,4	9,3	0,9	9,4	9,5	1,1
20	10,2	10,1	1,2	9,2	9,0	1,1	9,2	9,0	1,1
21	9,7	9,8	0,9	9,4	9,3	1,0	9,4	9,3	1,0
22	18,1	18,0	0,8	17,9	17,9	0,9	17,8	17,8	0,8
23	17,5	17,6	1,1	16,7	17,1	0,9	16,8	17,2	0,9
24	18,3	18,2	0,8	17,1	17,2	0,9	17,2	17,2	0,8

Tabla 5.6: Comparación de las proyecciones con respecto al último periodo observado: (FT) Función de transferencia estacionaria (BS) Bandas descritas en Salazar (2017) (CSNE-ECM-SEN) Corrección de Sesgo No Estacionario, ajuste Error Cuadrático Medio y Sen. Casillas rojas denotan un mayor aumento mientras que las verdes un menor aumento. Temperaturas medias mensuales, todas las estaciones.

Caso de estudio	Promedio [°C]				Mediana [°C]				Desviación estándar [°C]			
	FT	BS	CSNE ECM	CSNE SEN	FT	BS	CSNE ECM	CSNE SEN	FT	BS	CSNE ECM	CSNE SEN
1	1,9	1,0	1,1	1,0	2,0	1,1	1,0	1,0	0,3	-0,1	0,1	0,1
2	1,5	1,4	0,8	1,0	1,4	1,4	0,9	1,0	0,1	0,0	0,1	0,1
3	2,1	2,0	1,1	1,0	2,3	1,9	0,9	0,7	-0,1	0,3	0,1	0,1
4	2,0	1,4	0,4	0,5	2,5	1,5	0,3	0,4	0,3	0,1	0,2	0,2
5	2,7	1,7	0,1	0,0	2,7	1,7	0,0	-0,1	1,3	0,6	0,2	0,2
6	2,8	1,7	1,2	1,1	2,7	1,7	1,2	0,9	1,2	0,3	0,3	0,3
7	1,9	1,9	0,9	0,9	2,3	2,3	1,1	1,1	0,4	0,5	0,2	0,2
8	1,2	1,4	0,8	0,9	1,5	1,7	1,0	1,1	0,1	0,1	0,1	0,1
9	1,7	1,6	0,9	1,1	1,7	1,8	0,9	1,1	0,3	-0,1	0,1	0,1
10	0,5	0,8	1,5	1,4	0,5	0,6	1,4	1,3	0,1	0,4	0,2	0,2
11	0,5	0,1	0,8	0,6	0,3	0,1	0,4	0,3	0,3	0,1	0,2	0,2
12	0,9	0,6	0,8	0,8	0,7	0,4	0,7	0,6	0,3	0,2	0,2	0,2
13	0,8	0,5	1,0	0,8	0,5	0,5	0,8	0,7	-0,1	-0,4	0,2	0,2
14	0,7	0,5	0,6	0,5	0,5	0,7	0,4	0,3	0,2	-0,1	0,1	0,1
15	1,4	1,4	1,1	0,8	1,2	1,2	0,9	0,7	-0,1	-0,1	0,1	0,1
16	0,8	0,6	1,2	1,2	0,6	0,5	1,0	1,0	0,2	0,0	0,2	0,2
17	0,5	0,4	1,1	1,0	0,4	0,2	1,2	1,1	0,3	0,2	0,3	0,3
18	0,8	0,9	0,7	0,7	0,7	0,7	0,7	0,7	0,2	0,3	0,2	0,2
19	2,5	1,5	0,6	0,8	2,4	1,8	0,7	0,7	1,3	0,2	0,1	0,2
20	1,3	1,4	0,3	0,2	1,5	1,5	0,5	0,5	0,4	0,3	0,3	0,3
21	1,5	1,1	0,6	0,6	1,3	1,0	0,7	0,7	0,4	0,1	0,2	0,2
22	1,8	1,3	1,2	1,1	1,8	1,6	1,4	1,3	0,8	0,2	0,2	0,2
23	1,6	1,0	0,5	0,5	1,1	1,0	0,2	0,3	1,3	0,5	0,3	0,3
24	2,3	1,5	0,5	0,6	2,7	1,8	0,6	0,7	0,6	0,2	0,2	0,2

5.4 Conclusiones generales del capítulo 5

Del desarrollo del presente capítulo, referente a la propuesta de una nueva metodología de *Corrección de Sesgo*, se pueden extraer las siguientes observaciones generales y conclusiones:

- a) Las funciones de transferencia estacionarias se basan en el supuesto que la posición y forma de las fdp se mantienen constantes en todo el periodo de línea base, además de estar limitadas por problemas de interpolación y extrapolación al momento de corregir los valores futuros. Un ejemplo práctico de este hecho son las proyecciones de temperaturas medias utilizadas para el futuro en escenario RCP 8.5: para dichas series, entre 16% y 38% de los valores a corregir caen fuera del dominio de la función de transferencia, es decir, en la parte extrapolada de ésta (porcentajes dependen de la estación de estudio). Esto se debe a que en la serie modelada histórica no se han registrado temperaturas tan elevadas para completar el dominio de FT, tal como se presentan en los escenarios futuros.
- b) En relación a lo anterior, los valores bajo el umbral mínimo en el caso de las precipitaciones semestrales aumentan. Esto se debe a que las precipitaciones predichas por los modelos disminuyen, presentando valores inferiores al umbral. Existe una incertidumbre asociada a esto, puesto que se considera que el valor umbral permanece constante en el tiempo. Una vez más, se tiene en evidencia que la metodología de función de transferencia no considera el supuesto no estacionario, evidente en las series de tiempo observadas y modeladas en los GCM.
- c) En cuanto a las bandas de incertidumbre asociadas a la construcción de múltiples funciones de transferencia, se continúa teniendo el problema de la extrapolación e interpolación de la función de transferencia. Por otro lado, al tomar ventanas de tiempo acotadas en cambio de la serie de tiempo completa, se reduce la densidad de puntos en las colas de la función (tanto superior como inferior). En este sentido, la representación de estas partes de las series de tiempo proyectadas, una vez pasado por el proceso de corrección, puede ser pobre, tal como se muestra en la Figura 5.5. En esta se puede observar que, si bien se tiene un intervalo de incertidumbre, asociado a la metodología de corrección de sesgo, se pierde una representatividad de los valores extremos de precipitaciones semestrales.
- d) Con respecto a los resultados obtenidos para las precipitaciones semestrales, se tiene que la metodología de ajuste para obtener la tendencia determinística es relevante en el caso de periodos secos en estaciones de zonas áridas. Estas zonas son caracterizadas por valores de precipitación con medianas bajas y altos coeficientes de variación. Este ejemplo se puede ver en la Tabla 5.3, para el periodo de estiaje en la estación La Florida, donde en los casos 4,5 y 6 se ve una diferencia superior al 50% para la mediana, comparando los dos métodos propuestos basados en tendencias determinísticas. Esto se explica debido a la metodología de ajuste de las tendencias, donde Sen omitirá valores inusualmente altos en su ajuste. La gráfica asociada a las Tablas 5.3 y Tabla 5.6 se muestra en la Figura 5.6.

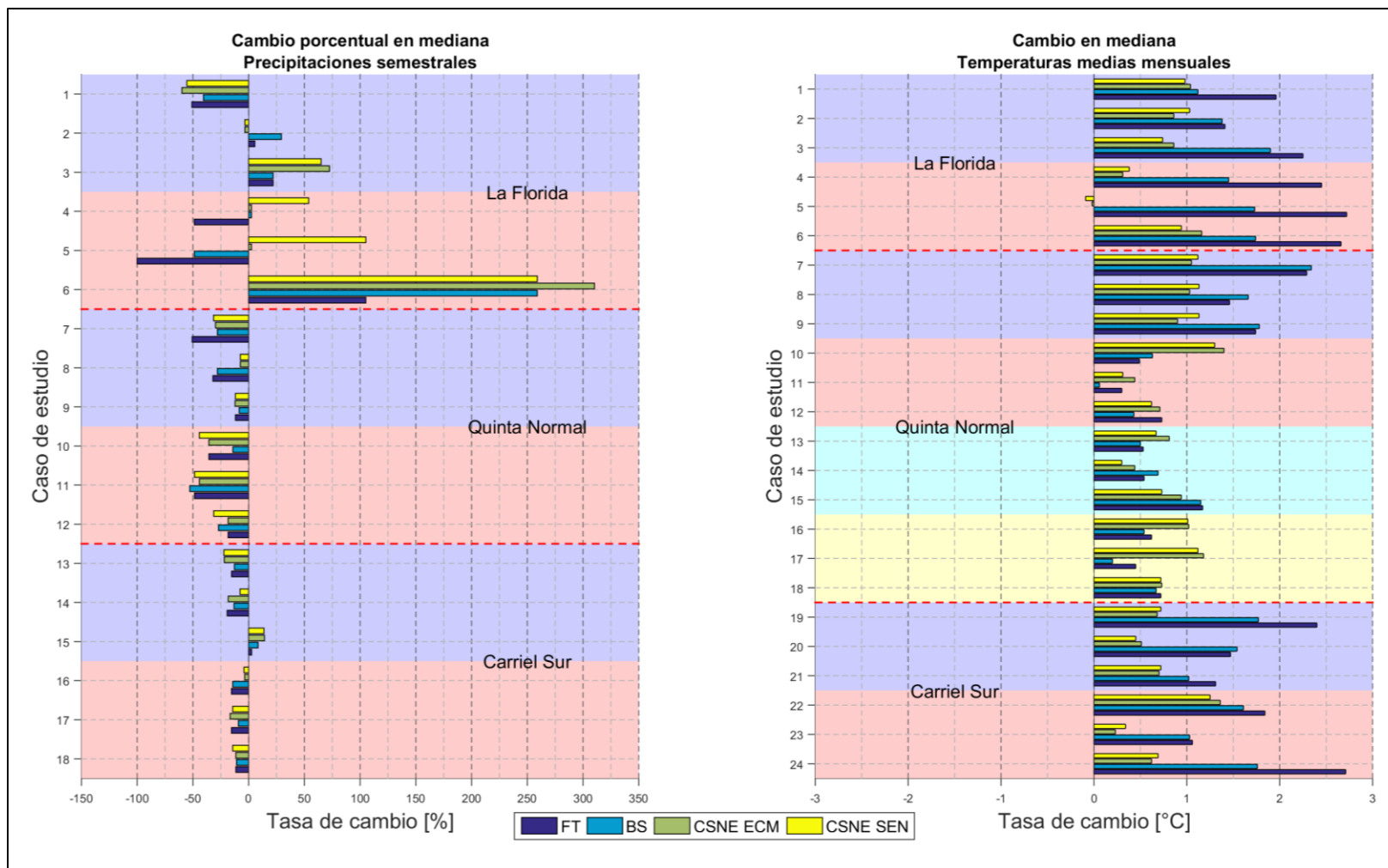


Figura 5.6: Gráficas asociadas a Tabla 5.3 y Tabla 5.6. Se muestran las distintas tasas de cambio acorde al método de corrección de sesgo aplicado: (Azules) Función de transferencia. (Cyan) Método desarrollado en Salazar (2017) (Verde) Metodología propuesta con ajuste de tendencias ECM y (Amarillo) ajuste Sen. Se dividen los casos de estudio por estaciones con línea roja punteada. Colores de fondo denotan distintos periodos de prueba de la metodología. Casos de estudio son los presentados en las tablas de referencia. (izquierda) Precipitaciones semestrales. (derecha) Temperaturas medias mensuales

- e) Con respecto a los resultados obtenidos para las temperaturas medias mensuales, se tiene que la metodología propuesta logra captar mejor los cambios estacionales, basado en las mediciones históricas. Concretamente, para la estación de Quinta Normal, se tiene que la metodología propuesta muestra un menor incremento de la temperatura en los meses de invierno (entre $0,8^{\circ}\text{C}$ y $1,1^{\circ}\text{C}$, en comparación con los $1,2^{\circ}\text{C}$ a $1,9^{\circ}\text{C}$ de la función de transferencia estacionaria) y una mayor alza en los meses de verano (entre $0,6^{\circ}\text{C}$ y $1,5^{\circ}\text{C}$, en comparación con los $0,5^{\circ}\text{C}$ a $0,9^{\circ}\text{C}$ de la función de transferencia estacionaria). Esto se observa para los casos 7 al 9 para julio y del 10 al 12 para enero de la Tabla 5.6, lo cual es coherente con el comportamiento observado para esta estación, replicándose este comportamiento en todos los modelos probados.
- f) En línea con lo anterior, y con respecto a la desviación estándar, se aprecia que la metodología de función de transferencia presenta un aumento poco realista para algunos casos de estudio (5, 6, 19 y 23 de la Tabla 5.6), los cuales llegan a valores de cambio superiores a la unidad. En este sentido, los resultados obtenidos con la metodología propuesta logran que dichas desviaciones sean más aproximadas a las observadas en el periodo histórico, registrándose variaciones entre $0,1^{\circ}\text{C}$ y $0,3^{\circ}\text{C}$. Estas representaciones poco realistas son transversales para todos los modelos elegidos, en el caso de la aplicación del enfoque clásico de función de transferencia. Se debe recordar que el periodo donde se han realizado las proyecciones corresponde a un futuro cercano, donde no se espera cambios tan marcados en la varianza, a pesar de evaluar un escenario extremo como lo es el RCP 8.5.
- g) Como debilidades de la metodología propuesta, se observa que su aplicación está sujeta a la disponibilidad de series de tiempo de gran extensión, a fin de poder determinar un número de ventanas de tiempo suficiente (entre 4 y 6 en este estudio) para el cálculo de una mediana representativa de la estructura de ruido. Lo anterior además requiere que los datos históricos modelados sean de gran extensión. Esta es una de las razones por lo cual se optó por trabajar con modelos ESGF en vez de la plataforma NEX, privilegiando extensión temporal de la serie por sobre la resolución espacial de esta. Por otro lado, se reconoce que la incertidumbre asociada a las colas de las distribuciones de probabilidades adimensionales es alta. Finalmente, se debe tener en cuenta que el método requiere un Modelo de Circulación General que logre replicar las tendencias observadas, tanto en media como varianza, debido a la necesidad de determinar la función de transferencia, mostrada en la Figura 5.4, la cual debe respetar una coherencia temporal.

CAPÍTULO 6: ANÁLISIS NO ESTACIONARIO DE PRECIPITACIONES MÁXIMAS ANUALES

Este capítulo da cuenta del análisis de frecuencia no estacionario para las precipitaciones máximas anuales en Chile Central. En una primera parte, se reportan los fenómenos climáticos de gran escala que modulan la variabilidad climática de eventos extremos, ligando los fenómenos locales con procesos de circulación general. Lo anterior tiene por objetivo encontrar variables de alta correlación con las series de tiempo de precipitación extrema, las cuales puedan ser utilizadas como covariables dentro de un análisis no estacionario. En una segunda parte, se calibran distintos modelos estadísticos con variables auxiliares, comparando los resultados con un análisis estacionario y proyecciones de cambio climático.

6.1 Modulación de eventos extremos y componentes de circulación general: estudio de teleconexiones

Se busca explicar los eventos extremos locales mediante un análisis de fenómenos de circulación general. La serie de extremos corresponde a la precipitación máxima anual (i.e. el día del año juliano donde se registra la máxima de las precipitaciones). Un primer paso es encontrar una adecuada ventana temporal que sea subconjunto del año completo, la cual sea coherente con la ocurrencia de la precipitación máxima anual. Para esto, se toman las 6 estaciones de referencia, presentadas en el Capítulo 3 y consideradas como representativas de las diferentes zonas del país. Se analizan los meses de ocurrencia de la serie de precipitación máxima anual en dichos sitios, lo cual se reporta en la Figura 6.1.

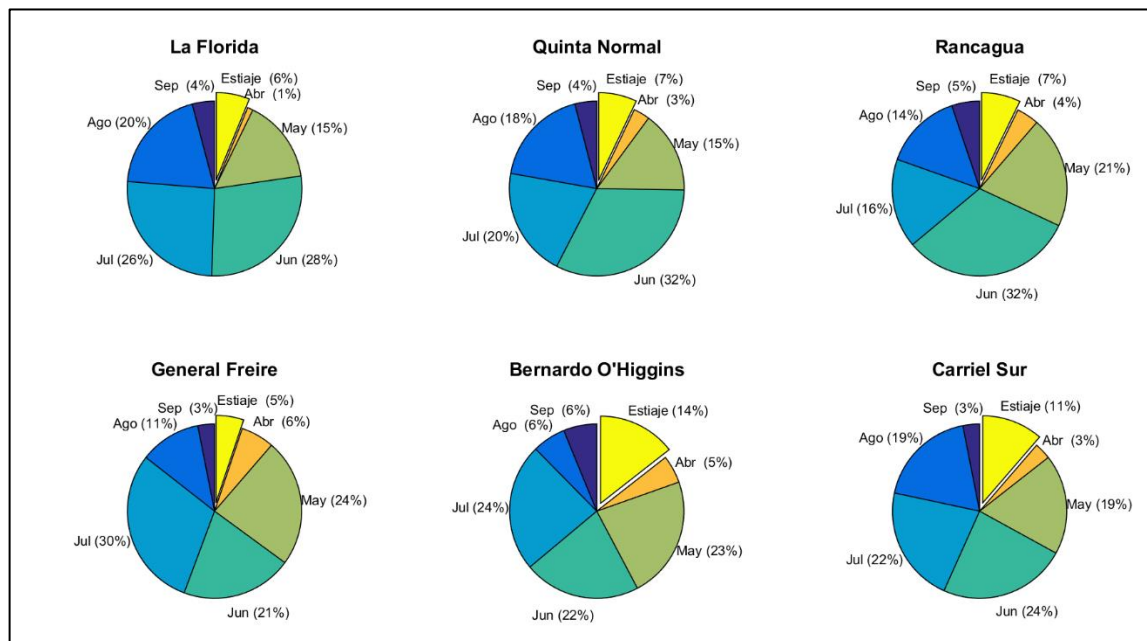


Figura 6.1: Porcentaje de precipitación máxima anual a través de los meses. Período de 1948 a 2015.

De la Figura 6.1 se desprende que, para la mayoría de las estaciones, los fenómenos extremos ocurren entre mayo y agosto. Por otro lado, los porcentajes de extremos en abril y septiembre son comparables en porcentaje con la suma de ocurrencias en la estación seca (verano, mostrado en relieve). De esta manera, el invierno austral, correspondiente a la estación lluviosa desde abril hasta septiembre (Garreaud et al. 2008, Garreaud 2009), es un buen intervalo para estudiar el análisis de componentes climáticas.

En un análisis preliminar, se toman los valores de las series de precipitación máxima anual excedentes a la banda 80%, es decir, los valores más altos (excedencias empíricas al 90%) y los valores más bajos (no excedencias empíricas al 10%). El año de inicio para el análisis es 1948, el cual corresponde al primer año de información del reanálisis NCEP/NCAR (*Kalnay et al. 1996*), utilizado para este estudio. Identificando los años de las excedencias, se grafican las anomalías de los compuestos de 6 variables climáticas para los correspondientes años. Un ejemplo se muestra en la Figura 6.2 para las anomalías de temperatura superficial del océano (“*Sea Surface Temperature*”, de ahora en adelante SST), en las estaciones La Florida y Carriel Sur. Otros mapas preliminares, para los compuestos del resto de las variables y estaciones pueden ser encontrados en el Anexo E. 1.

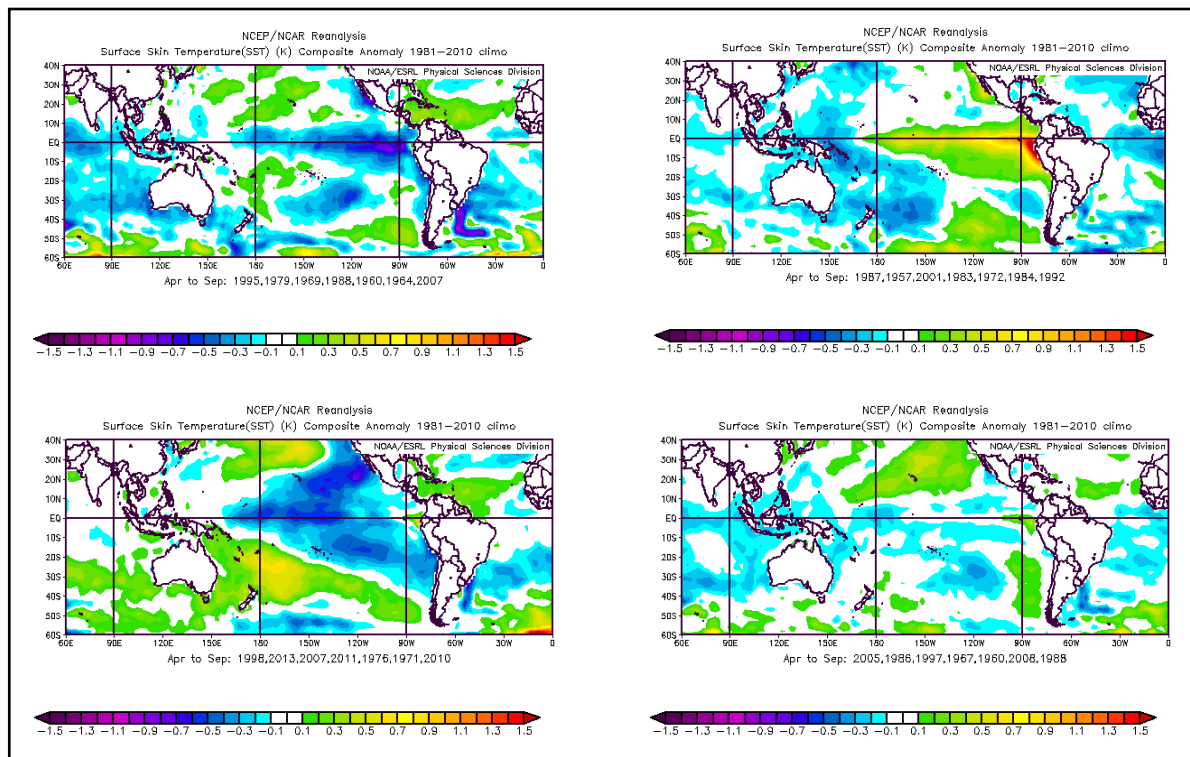


Figura 6.2: Compuestos de anomalías de SST para años de precipitaciones máximas anuales no excedentes a la banda 10% (izquierda) y excedentes a la banda 90% (derecha). Arriba: estación La Florida. Abajo: estación Carriel Sur. Fuente: Elaboración en base a NCAR/NCEP reanálisis, interfaz gráfica disponible en el sitio web de ESRL

De la inspección tanto de las figuras anteriores como del resto de los mapas incluidos en el Anexo E. 1, se concluye que las excedencias a la banda 80% no se explican por anomalías en las mismas zonas del mundo, para todas las estaciones. Por otro lado, el análisis de las figuras comienza a dilucidar posibles variables para correlacionar las series de extremos. Un ejemplo se puede ver para la estación La Florida, donde en los años donde se registra una máxima anual leve, existe una anomalía SST negativa en la zona ecuatorial. El comportamiento anterior es inverso para años de eventos extremos altos, donde se registra una anomalía positiva en la misma zona. Los puntos anteriores se complementan en las siguientes etapas.

6.1.1 División regional de eventos extremos y zonas homogéneas

Con el objetivo de entender el comportamiento de los extremos y su regionalización, se incluyen 21 estaciones complementarias a las 6 estaciones principales, teniendo una base de datos de 27 estaciones en total. El año de inicio de estas nuevas estaciones corresponde al año 1948. El listado de las estaciones adicionales puede ser encontrado en el Anexo E. 2, las cuales cumplen con criterios similares a los requeridos en el Capítulo 3. El mayor número de estaciones, en comparación al análisis realizado en los capítulos anteriores, se debe al relajo de la restricción de comienzo de registro (año 1948 en vez de ~1900).

Para la regionalización de los extremos, se procede a hacer un análisis *clúster*. Las dimensiones corresponden a 27 estaciones a agrupar en zonas homogéneas y 68 observaciones por estación. Las observaciones se han normalizado para evitar dividir las zonas por magnitud de los eventos. En un primer momento, se realiza un análisis jerárquico de la data (Lacourly 2010) para luego pasar a un análisis *k-mean* siguiendo la metodología utilizada en Bracken et al. (2015) (modificado de Bernard et al. 2013), la cual incluye una determinación de número óptimo de grupos, basado en los “coeficientes de silueta” (Rousseouw 1987, DeGateano 2001). En este sentido, se propone un comportamiento homogéneo en dos regiones: una norte (desde La Serena hasta ~Santiago) y una sur (desde ~Rancagua hasta Concepción), tal como se puede apreciar en la Figura 6.3. Cabe señalar que los resultados son consistentes entre ambas metodologías *clúster*.

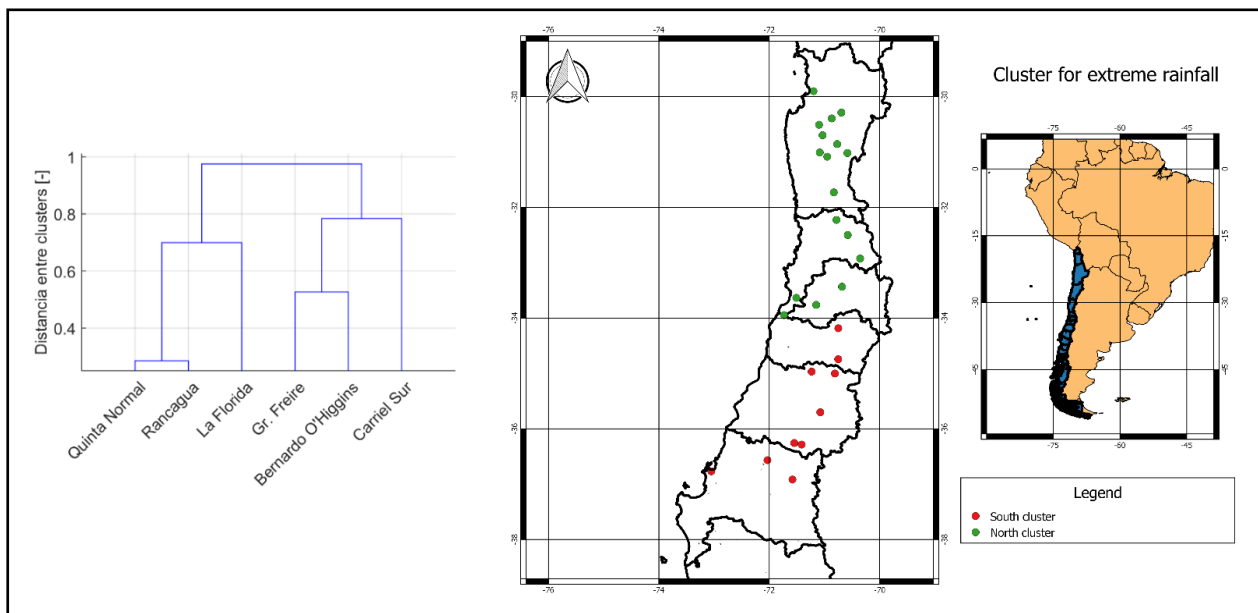


Figura 6.3: (izquierda) Análisis jerárquico para eventos de precipitación máxima anual, considerando solo las 6 estaciones de referencia. (derecha) División de las 27 estaciones, basado en el clúster *k-means*. Fuente: Elaboración en base al algoritmo R de Bracken (2015).

6.1.2 Análisis de componentes principales y relación con fenómenos de Circulación General.

Tomando como base la división realizada en el análisis *clúster*, se dividen las estaciones y se procede a realizar un análisis de componentes principales (Wilks 2011, Von Storch & Zwiers 2010) para ambos *clústers* a fin de disminuir la dimensionalidad del problema. Los resultados para la componente principal (PC1) se muestran en la Figura 6.4, donde se incluye el vector propio y serie temporal de la primera componente. Se

incluye además el porcentaje de varianza explicado por cada componente. Se debe notar que el vector de valores propios está ordenado de norte a sur (donde en la leyenda del eje horizontal se muestra la latitud de la estación).

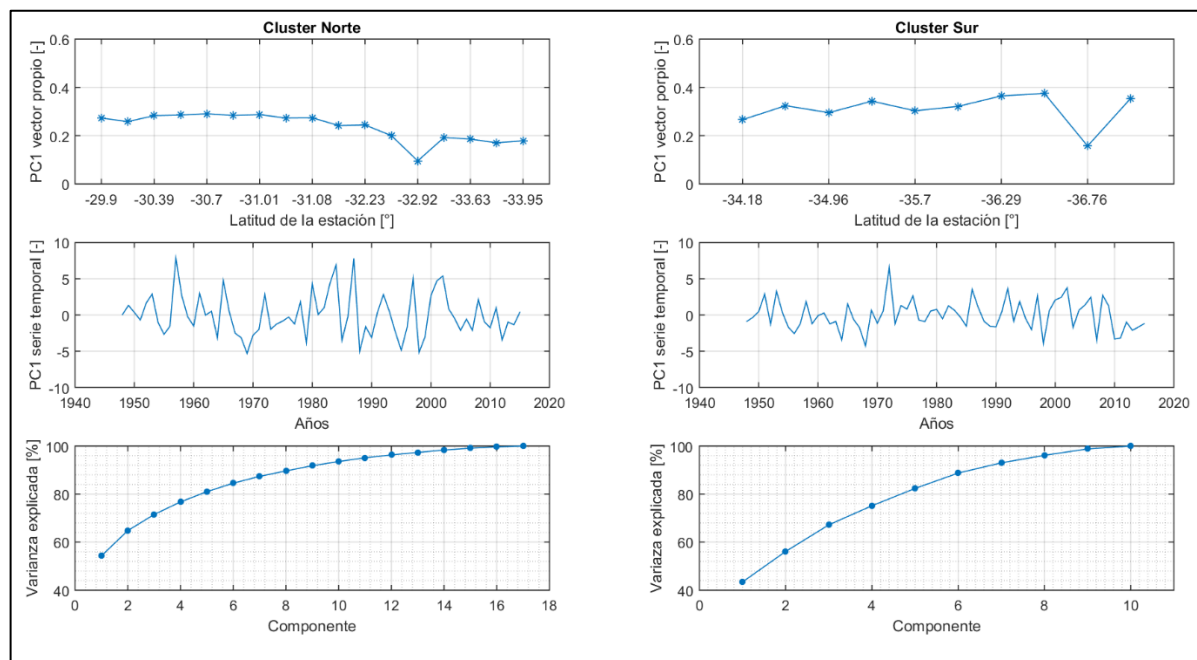


Figura 6.4: Análisis de componentes principales para clúster de precipitación máxima anual norte (izquierda) y sur (derecha). Arriba: Vector propio para la primera componente. Medio: Serie de tiempo para la primera componente. Abajo: Varianza explicada por componente.

Lo anterior marca un precedente en la delimitación de zonas homogéneas para precipitación extrema dentro de Chile central. Considerando que las respectivas componentes principales son representativas de cada sector (denotando una agregación espacial), se procede a correlacionar las PC1 con los fenómenos de las mismas variables que fueron probadas en el diagnóstico de componentes dentro de la circulación general. La Figura 6.5 muestra las correlaciones temporales para cada punto del mapa, para dos variables climatológicas globales: SST y presiones en la superficie. El resto de los mapas con las variables puede ser encontrado en el Anexo E.3.

De los mapas se observan patrones espaciales de correlaciones temporales distintos para los *clústers*. Notando que la escala de colores es la misma, las correlaciones para la PC1 de la zona homogénea de extremos sur alcanzan a 0,32 [–] en la zona ecuatorial, muy por debajo del valor 0,54 [–] alcanzado por la componente principal en zona homogénea de extremos norte. Por otro lado, se puede observar que la región ecuatorial de buena correlación en *clúster* sur es mucho más pequeña en extensión espacial con respecto al norte. Con respecto a la presión, se puede ver que el *clúster* norte tiene una correlación negativa apreciable con dicha variable en el sector ecuatorial cercano al continente, además de presentar una correlación positiva para latitudes sobre los 60° y longitudes cercanas a los 80°W. En cuanto al *clúster* sur, éste se correlaciona de manera óptima para latitudes cercanas a los 45° S, en un sector más central del Océano Pacífico.

Finalmente, es conveniente mencionar que la componente PC2 no muestra correlaciones espaciales significativas en sectores distintos al mencionado, los cuales pudieran complementar la comprensión del fenómeno de precipitación extrema. El vector propio, serie de tiempo y mapas de correlaciones para esta componente puede ser encontrado de igual manera en el Anexo E.3.

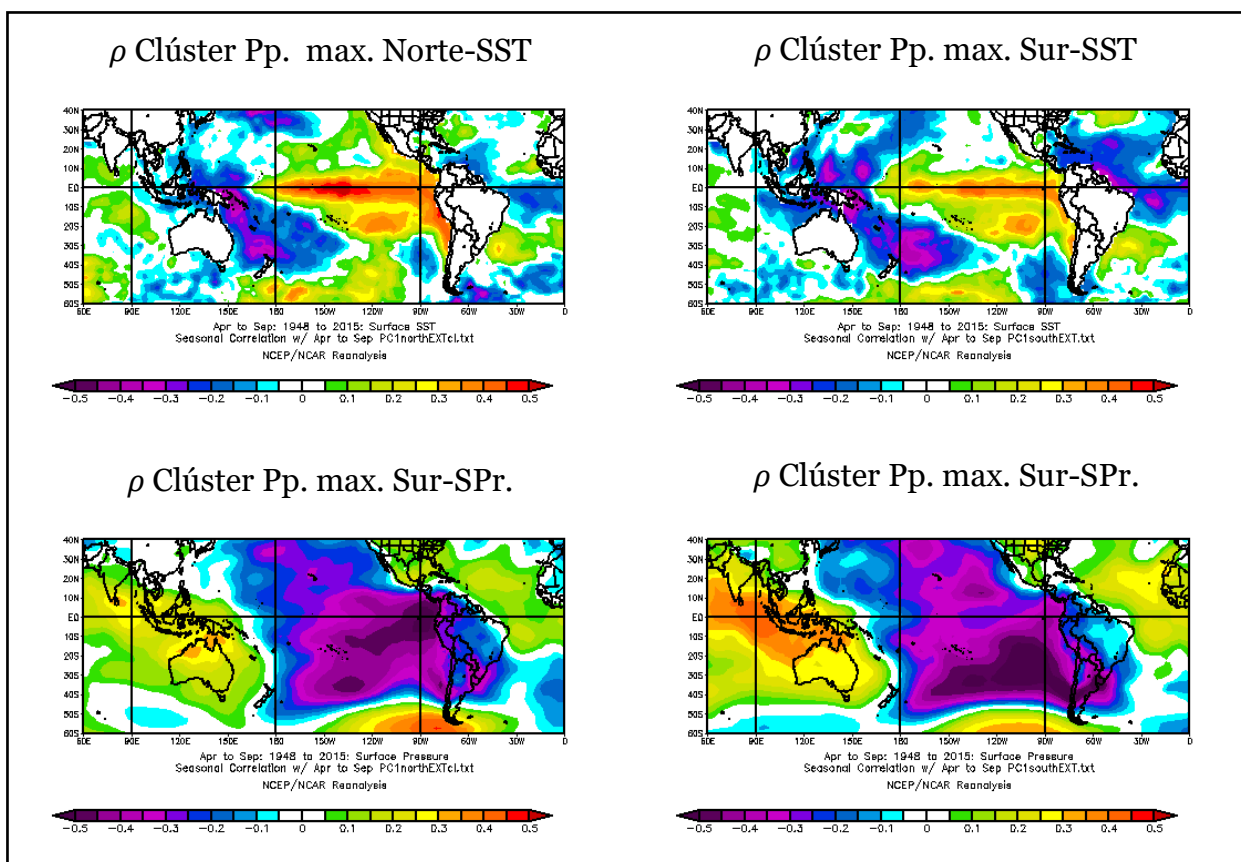


Figura 6.5: Correlaciones entre PC1 y variables de circulación general. Se muestra SST (Arriba) y presión a nivel de superficie (Abajo). (izquierda) Clúster norte. (derecha) Clúster sur. Fuente: Elaboración en base a interfaz gráfica disponible en <https://www.esrl.noaa.gov/psd/data/correlation/>

6.1.3 Sobre los fenómenos en zona norte y el Niño

De las secciones anteriores se aprecia que la zona homogénea norte presenta una fuerte correlación con el fenómeno de El Niño, el cual se ve débil en la zona homogénea sur. Esto se afirma en base a la menor correlación con las SST en la zona ecuatorial, tanto en la magnitud de los coeficientes de correlación como en la extensión de las regiones correlacionadas. Basado en lo anterior, se explora una medida más completa del tipo de correlación que presenta la zona homogénea norte con el fenómeno de El Niño, por lo cual el espectro Wavelet (Torrence & Compo 1998, Lau & Weng 1995) es óptimo para dicho propósito. Este describe la frecuencia oscilatoria de las series de tiempo a través de los años, mediante la intensidad del espectro. Para el análisis, se calcula un “cono de influencia”, el cual define la zona de validez del análisis, acorde a la longitud del registro proporcionado. El análisis incluye un espectro global, muy similar al de Fourier, con los modos predominantes dentro de toda la serie de tiempo. Los espectros para las series de tiempo de la PC1 del clúster norte y los índices de El Niño 1+2 y 3.4 se muestran en la Figura 6.6. El espectro para el clúster sur se muestra en el Anexo E.4, donde se observa que no existe una forma similar a los índices que miden el fenómeno de El Niño.

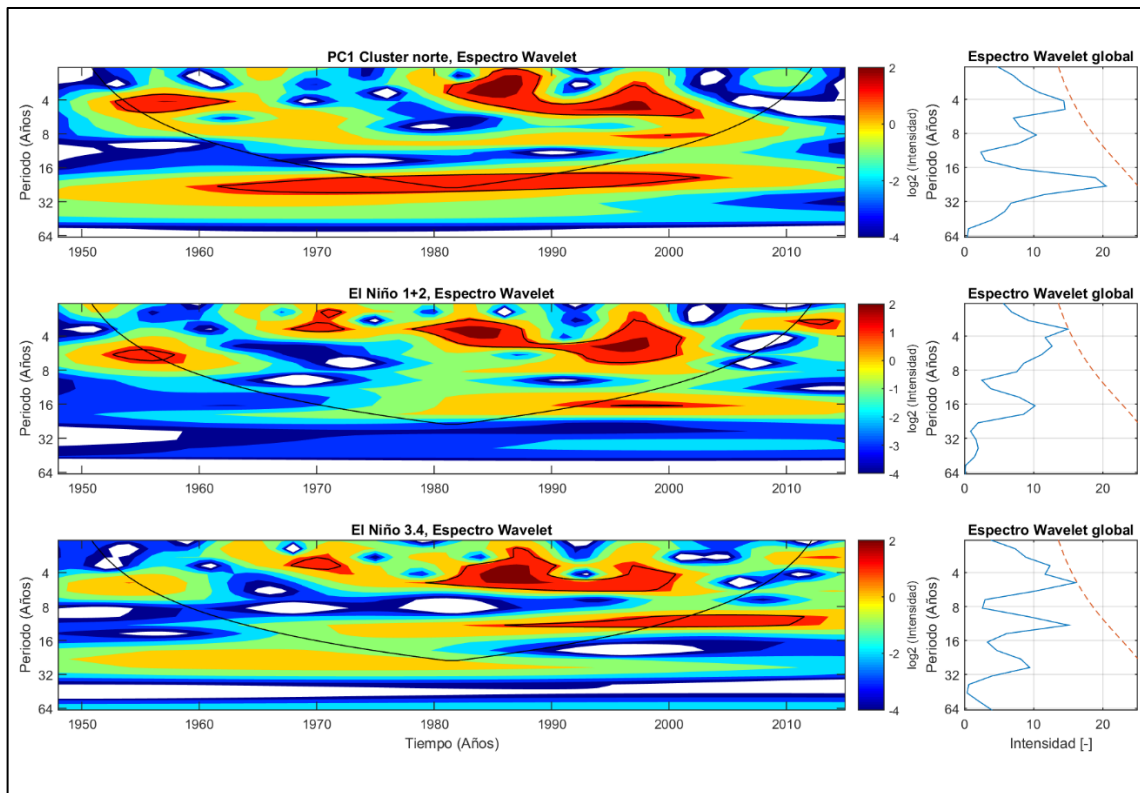


Figura 6.6: Espectros Wavelet para algunas series de tiempo. Arriba: componente principal del clúster zona norte. Medio: índice de El Niño 1+2. Abajo: Índice de El Niño 3.4. Fuente: Elaboración en base al algoritmo de Torrence y Compo (1998).

Notando la forma similar de la PC1 con los índices que describen el fenómeno de El Niño, se prueba la función de coherencia (Torrence & Compo 1998, Grinsted et al. 2004) entre el índice de El Niño 1+2 y la PC1 del clúster norte. La función describe la correlación existente, dependiente del tiempo y frecuencia de oscilación entre estas dos series temporales. Las flechas indican la fase existente entre ambos fenómenos: flechas apuntando hacia la derecha indican que las series se encuentran en fase mientras que las flechas apuntando hacia la izquierda describen un comportamiento de antifase. Esto se muestra en la Figura 6.7.

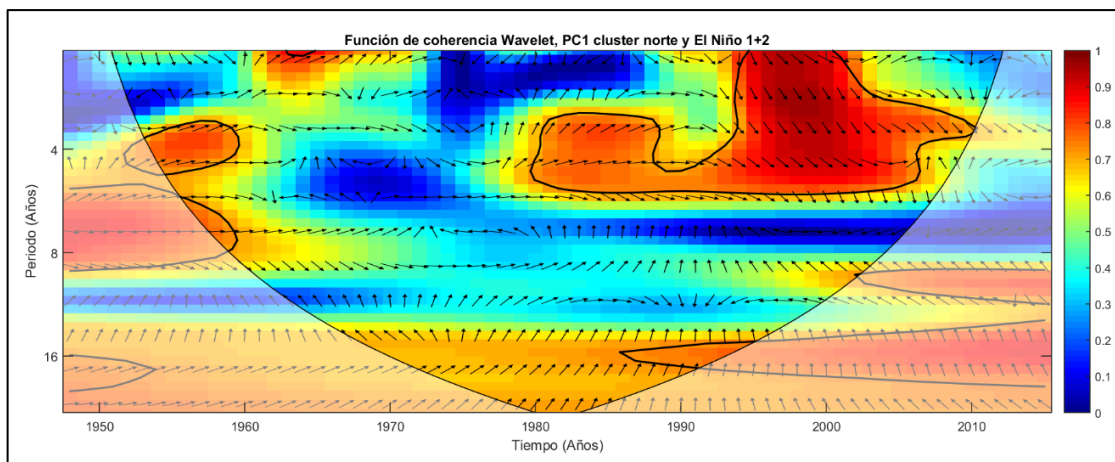


Figura 6.7: Función de coherencia Wavelet entre la PC1 del clúster norte y el índice de El Niño 1+2. Fuente: Elaboración en base al algoritmo de Grinsted et al. (2004).

Entendida la correlación que muestran los mapas, además de la forma similar mostrada en el análisis espectral Wavelet y la función de coherencia, se grafica la componente principal norte contra el índice de El Niño 1+2 y el ONI (definido en la zona 3.4 del Ecuador), puesto que estos dos índices miden el fenómeno de El Niño en dos regiones diferentes (*Trenberth 1997*), además de estar bien correlacionados con la PC1. El resultado se puede ver en la Figura 6.8 para ambos índices, donde se incluye una sectorización en la grilla mediante colores.

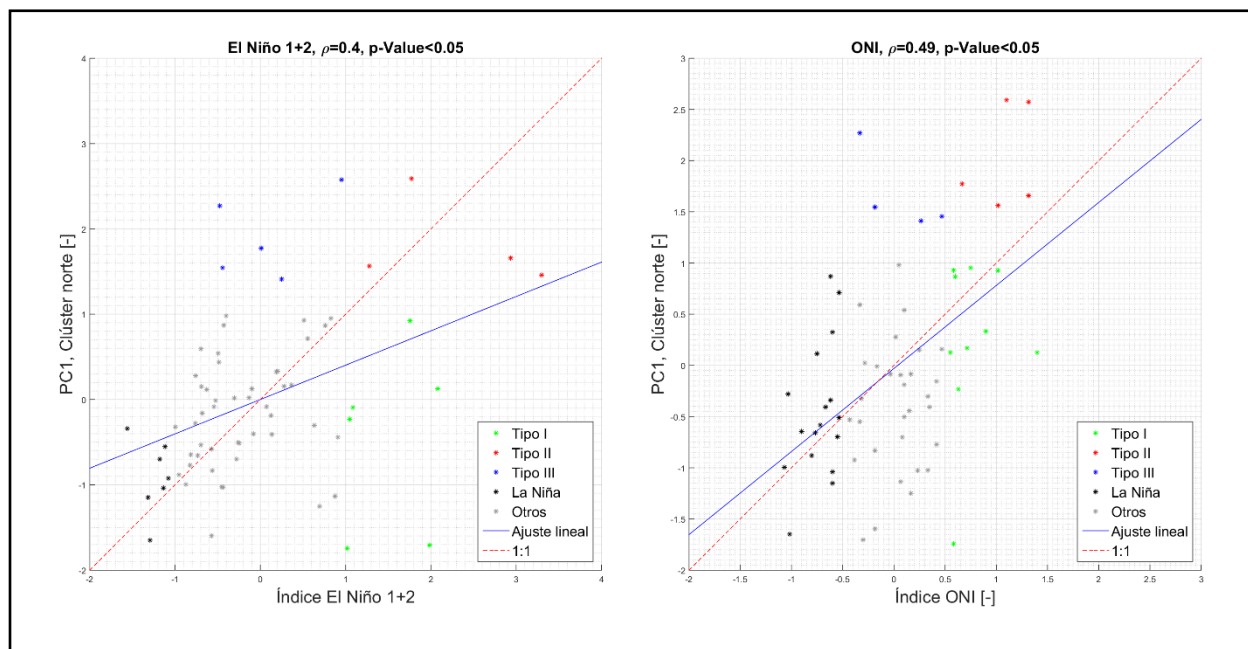


Figura 6.8: PC1 cluster norte v/s índice de El Niño 1+2 (Izquierda) y ONI (Derecha). Ambas series de tiempo están normalizadas

Las gráficas anteriores muestran un comportamiento asimétrico entre años tipo “Niño” y “Niña”: Para los años cuyos índices SST son bajos, se tiene una dispersión baja mientras que los años asociados a altos índices SST, se tiene una dispersión elevada en la PC1. Este comportamiento es consistente con los resultados de *Kumar et al. (2006)*, reportados para la precipitación media en India. Definiendo un valor umbral para años del tipo “El Niño” (1 para anomalías en sector 1+2 y 0.5 para el índice ONI) y considerando como altos los eventos cuya componente principal normalizada adopta un valor superior a la unidad, se pueden definir tres zonas de interés dentro del diagrama anterior:

- **Tipo I:** Asociado a un valor del índice alto, pero valor bajo para la componente principal. Esta región queda definida por valores mayores a 1/0,5 (1+2/ONI) en el índice SST y valores menores a 0 en el valor PC1. (Color verde en la Figura 6.8)
- **Tipo II:** Comportamiento esperado. Se tiene un valor alto tanto para la componente principal como para el valor del índice El Niño 1+2. El dominio del índice queda definido para valores mayores a 1 para PC1 y mayores a 1/0,5 (1+2/ONI) en el índice SST. (Color rojo en la Figura 6.8)
- **Tipo III:** Asociado a un valor del índice bajo, pero valor alto para la componente principal. El dominio queda definido para índices SST menores a 1/0,5 (1+2/ONI) y valores mayores a 1 en el valor PC1. (Color azul en la Figura 6.8)

Tomando como base la sectorización anterior, la Figura 6.9 muestra los compuestos de anomalías SST para los años identificados dentro de cada grupo, tanto para el índice El Niño 1+2 (columna izquierda) como para el índice ONI (Columna derecha).

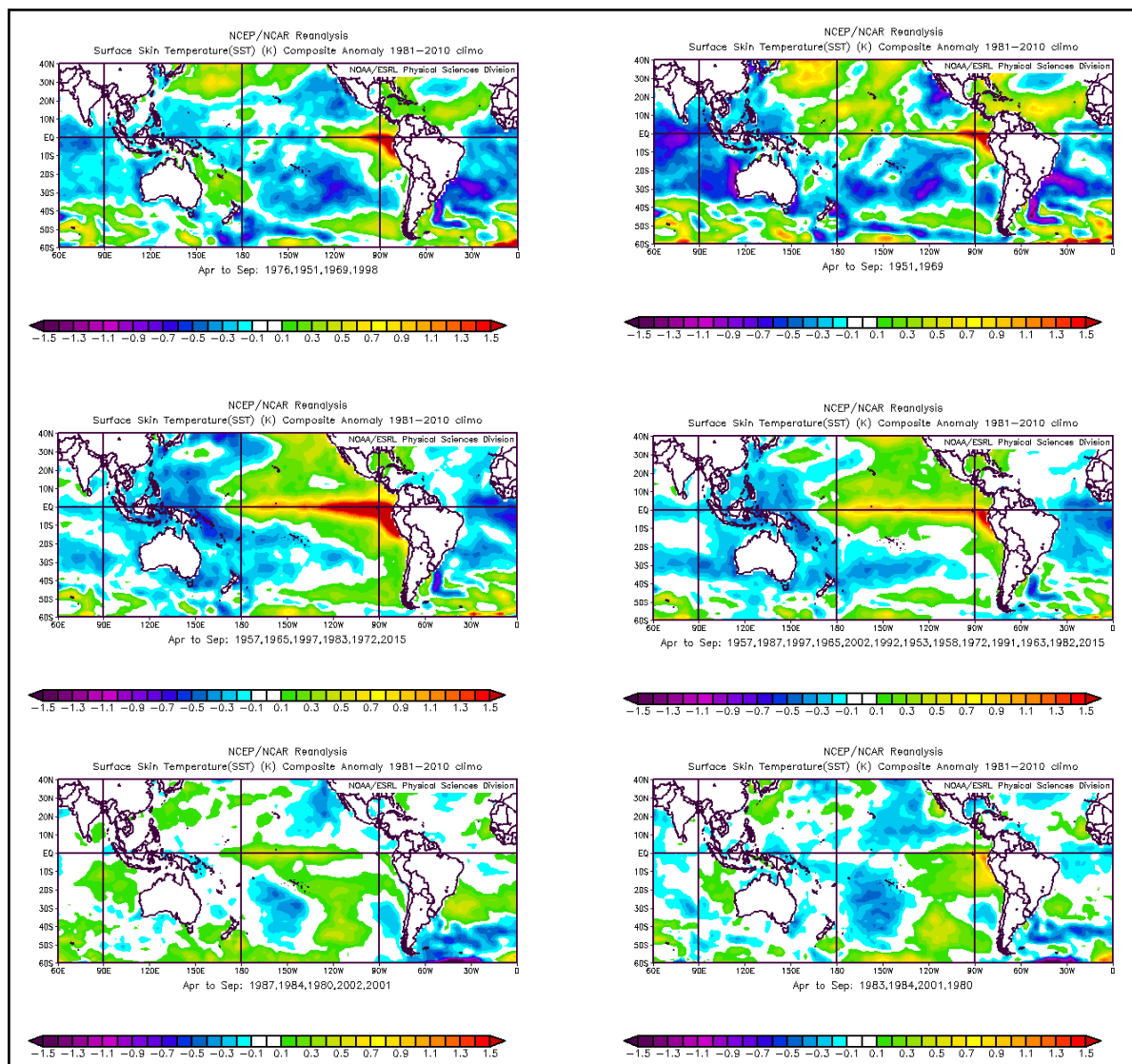


Figura 6.9: Anomalías de SST para tipos de año definidos anteriormente, incide El Niño 1+2 (izquierda) y ONI (derecha). De arriba hacia abajo: Tipo I, II y III respectivamente. Fuente: Elaboración en base a interfaz gráfica disponible en <https://www.esrl.noaa.gov/psd/data/correlation/>

6.2 Análisis de covariables para el análisis de frecuencia

6.2.1 Probabilidades condicionadas al tiempo

Algunos estudios revisados y presentados en el Capítulo 2 proponen modelar el comportamiento de los extremos en base a tendencias lineales presentes en las series temporales. El ajuste de probabilidades con dicha covariable supone un cambio de probabilidades para el nivel de precipitación z_{q_0} . El valor de referencia se calcula mediante la ecuación (6.1), con los estadísticos estacionarios.

$$z_{q_0} = \mu_0 - \frac{\sigma_0}{\varepsilon} \{1 - [-\ln(1 - p_0)]^{-\varepsilon}\} \quad (6.1)$$

Donde:

- z_{q0} [mm]: Precipitación esperada para una probabilidad de excedencia p_0
- θ_0 [x]: Set de parámetros en el tiempo 0 ($\varepsilon, \mu_0, \sigma_0$). Este se define en el punto medio de los años de los datos observados
- p_0 [-]: Probabilidad de excedencia, relacionada con el periodo de retorno en régimen estacionario.

En el caso de que el parámetro de forma ε sea nulo, se recupera la forma, para el nivel deseado, de la distribución de probabilidad Gumbel, mostrada en la ecuación (6.2).

$$z_{q0} = \mu_0 - \sigma_0 \ln[-\ln(1 - p_0)] \quad (6.2)$$

Calculados los niveles estacionarios iniciales, la probabilidad condicionada al tiempo y valor deseado queda expresada por la ecuación (6.3).

$$p_t = 1 - \exp \left\{ - \left[1 + \varepsilon \left(\frac{z_{q0} - \mu_t}{\sigma_t} \right) \right]^{-\frac{1}{\varepsilon}} \right\} \quad (6.3)$$

Donde:

- p_t [-]: Probabilidad de excedencia, dependiente del tiempo.
- z_{q0} [-]: Precipitación esperada para una probabilidad de excedencia p_0
- θ_t [-]: Parámetros de la distribución dependientes del tiempo (μ_t, σ_t y ε)

En el caso que el parámetro de forma sea nulo, la estructura de probabilidades corresponde a la distribución Gumbel, donde las probabilidades adoptan la expresión mostrada en (6.4).

$$p_t = 1 - \exp \left[- \exp \left(- \frac{z_{q0} - \mu_t}{\sigma_t} \right) \right] \quad (6.4)$$

Una vez obtenidas las probabilidades dependientes del tiempo, el periodo de retorno se calcula mediante la ecuación (2.9), mostrada en el Capítulo 2. La expresión corresponde a una suma desde 0 a infinito, por lo cual se debe tener especial cuidado en chequear que los periodos de retorno converjan a un único valor. Por otro lado, las probabilidades de excedencias pueden ser inestables para determinadas excedencias.

6.2.2 Probabilidades condicionadas a variables de la circulación general en la misma temporada

Preliminarmente, y dado los resultados de la Sección 6.1, se pretende relacionar las series de tiempo de precipitación máxima anual con el fenómeno de El Niño. Ocupando índices definidos en las zonas estándares, se prueban distintos índices, agrupados de manera semestral (desde abril hasta septiembre). Estos índices son: (i) El Niño 1+2, (ii) El Niño 3.4 (*Rayner et al. 2003*), (iii) Índice E, (iv) Índice C (*Takahashi et al. 2011*), (v) ONI (*Huang et al. 2017*), (vi) SOI y (vii) MEI (*Wolter & Timlin 2011*).

Pasando al fenómeno general, se debe tener presente que dichos índices están definidos en zonas preestablecidas, por lo cual pueden existir zonas específicas de mejores correlaciones (Mendoza et al. 2014, Regonda et al. 2006). Esto se debe a que los índices se calculan como un promedio espacial en dichas zonas. Para explorar esta posibilidad, se tienen los mapas de correlaciones de la Figura 6.10, donde se muestran las correlaciones entre extremos y las variables climáticas seleccionadas, para un dominio extenso, desde Indonesia (longitud 60°) hasta la costa oeste de África (longitud 360°). El promedio temporal de las series de tiempo analizadas comprende el periodo habitual de ocurrencia de extremos (i.e. de abril a septiembre, denotado como “misma temporada”). Otros mapas de correlación entre las series de tiempo y estaciones se muestran en el Anexo E.4.

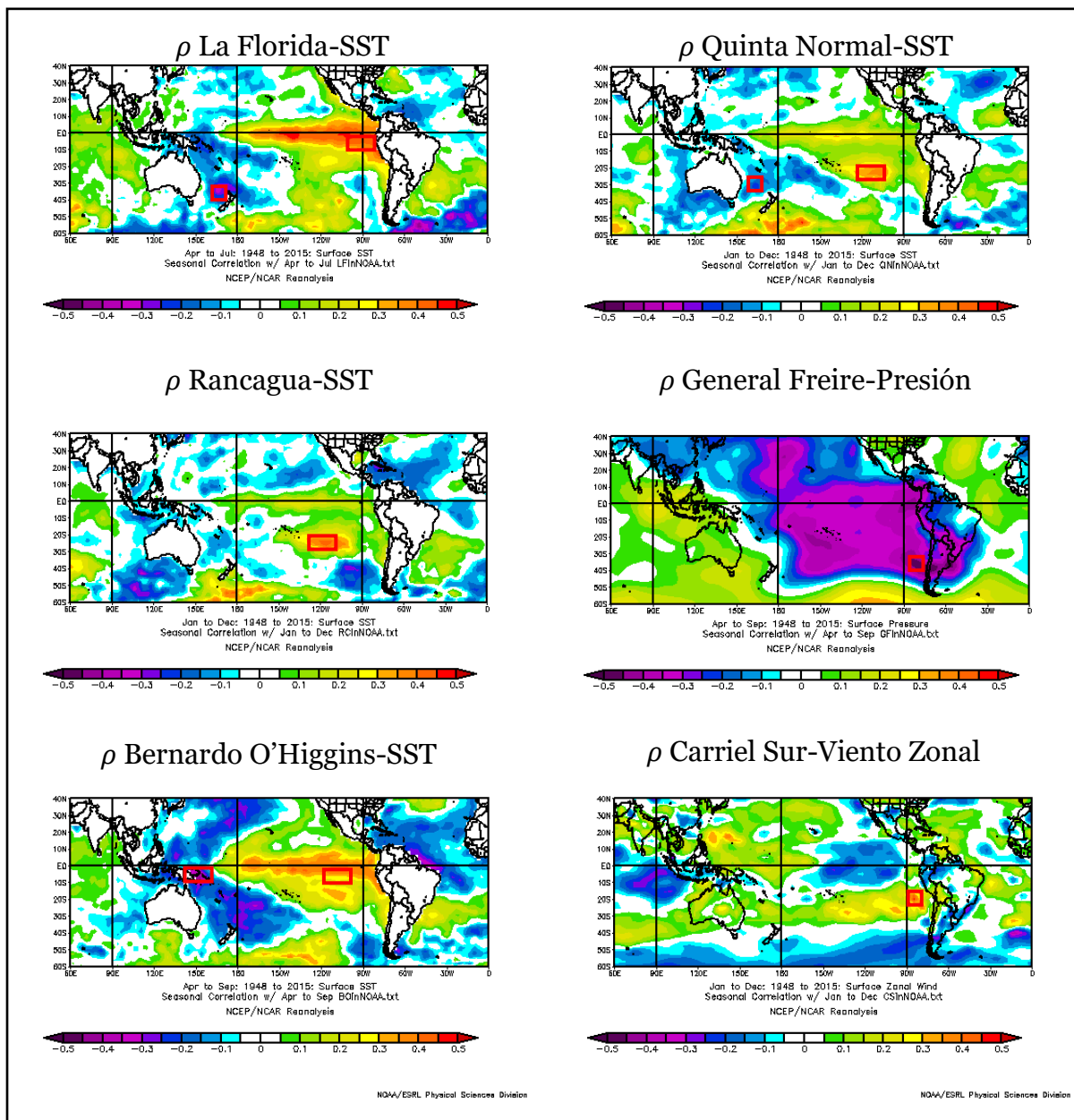


Figura 6.10: Mapas de correlaciones para estaciones y variables climáticas. Los recuadros rojos muestran las zonas donde se han obtenido las series de tiempo para ser utilizadas como covariables

Fuente: Elaboración en base a interfaz gráfica disponible en <https://www.esrl.noaa.gov/psd/data/correlation/>

Se desprende un set de 4 series de tiempos, correspondiente a las 4 covariables de mejor correlación. La Tabla 6.1 muestra los coeficientes de correlación, tanto para índices que plasman el fenómeno de El Niño como también las series de tiempo de mayor correlación, definidos en cuadrantes. Se incluye una descripción de las zonas de interés utilizada y la ganancia porcentual de ocupar la covariable definida en una zona personalizada. Se debe notar que tanto las variables elegidas como la definición de la temporada son distintas para cada estación, a fin de maximizar los coeficientes de correlación. Las tres covariables restantes se muestran en el Anexo E.5. Para estaciones que consideren gradientes, este se debe entender como la diferencia entre zonas de correlaciones positivas con zonas de correlaciones negativas.

Tabla 6.1: Coeficientes de correlación entre valores de precipitación máxima anual e índices preestablecidos. Los valores SST han sido tomados en la misma latitud de las estaciones. Casilla en azul denota periodo sub-semestral, amarillo denota periodo semestral y naranja denota periodo anual.

Índice de el Niño		Estación					
Índice	Otros	La Florida	Quinta Normal	Rancagua	General Freire	Bernardo O'Higgins	Carriel Sur
SST	-	0,23	0,24	0,12	-0,04	0,12	0,02
El Niño 1+2	-	0,43	0,17	0,12	0,28	0,38	0,00
El Niño 3,4	-	0,38	0,31	0,26	0,23	0,41	0,10
E	-	0,41	0,19	0,16	0,21	0,36	-0,02
C	-	0,19	0,23	0,19	0,16	0,29	0,12
ONI	-	0,41	0,32	0,23	0,29	0,40	0,13
SOI	-	-0,32	-0,26	-0,25	-0,37	-0,42	-0,06
MEI	-	0,40	0,26	0,22	0,20	0,39	0,06
Personalizado	-	0,49	0,36	0,41	-0,46	0,45	0,39
Ganancia [%]	-	14,1%	12,8%	59,4%	24,2%	7,3%	205,2%
Variable	-	SST	SST	SST	Presión	SST	Viento
Cuadrante de definición	Norte	Gradiente	Gradiente	-20	-30	Gradiente	-15
	Sur			-30	-40		-25
	Oeste			235	275		270
	Este			255	285		280

6.2.3 Probabilidades condicionadas a variables de la circulación general en temporada anterior (predictores)

Basado en la distribución de los extremos en el año, (Figura 6.1), se consideran como predictores las variables que sean definidas en la temporada comprendida entre octubre del año $n - 1$ y marzo del año n , entendiéndose que la precipitación extrema se registra desde abril para la mayoría de los casos. Se prueban distintas combinaciones de meses comprendidos en la temporada anterior, concluyendo que las series de tiempo que presentan mayor correlación se obtiene desde enero a marzo (EFM, lo cual corresponde a la segunda mitad de la temporada anterior).

Las correlaciones altas se obtienen con las variables de presión y SST. Se desprende un set de 4 series de tiempo, correspondientes a presión y temperaturas, para zonas de correlación negativa y positiva de magnitud alta. La Tabla 6.2 muestra los predictores con mayor correlación. Otras variables se muestran en el Anexo E.5.

Tabla 6.2: Variables seleccionadas como predictores (EFM) y respectivos coeficientes de correlación. Se muestran correlaciones positivas, negativas y gradientes. Todas las estaciones.

Estación	Primera covariable			
	Nombre	Correlación (+)	Correlación (-)	Gradiente
La Florida	SST	0,27	-0,27	0,37
Quinta Normal	SST	0,23	-0,17	0,30
Rancagua	SST	0,36	-0,24	0,41
General Freire	SST	0,23	-0,37	0,36
Bernardo O'Higgins	Presión	0,16	-0,33	-0,29
Carriel Sur	SST	0,13	-0,32	0,27

6.2.4 Sobre la elección de modelos estadísticos

Para cada covariable (climática en misma temporada, tiempo o predictor) y acorde a los parámetros que posee la distribución GEV, una misma covariable se puede incluir de tres distintas formas:

- Como una dependencia en el parámetro de posición (μ)
- Como una dependencia en el parámetro de escala (σ)
- Como una dependencia en ambos parámetros, de posición y escala (μ y σ)

Para decidir cuál será el modelo estadístico a utilizar, es útil el cálculo de algunos indicadores de desempeño, los cuales tienen relación con el concepto de parsimonia. En este sentido, si dos modelos resultan tener ajustes similares, se elige el modelo que tenga el menor número de parámetros. Los indicadores calculados corresponden al criterio de información de Akaike y Bayesiano, mostrados en las ecuaciones (6.5) y (6.6), respectivamente (Akaike, 1974).

$$AIC = 2 \cdot k - 2 \cdot \ln(\hat{L}) \quad (6.5)$$

$$BIC = \ln(n) \cdot k - 2 \cdot \ln(\hat{L}) \quad (6.6)$$

Donde:

- AIC [-]: Criterio de información de Akaike
- BIC [-]: Criterio de información Bayesiano
- n [-]: Número de datos utilizado para el ajuste estadístico
- k [-]: Número de parámetros de la distribución de probabilidad ajustada
- \hat{L} [-]: Máxima verosimilitud, utilizada en el ajuste estadístico

Por otro lado, es de importancia cuantificar la ganancia del ajuste en modelos no estacionarios y el enfoque clásico estacionario. En este sentido, el radio de verosimilitud (Coles 2001) es útil para la comparación entre modelos anidados. La expresión se muestra en la ecuación (6.7).

$$D = 2[\ln(\hat{L}_{\text{alternativo}}) - \ln(\hat{L}_{\text{anidado}})] \quad (6.7)$$

Donde:

- $D [-]$: Radio de verosimilitud
- $\hat{L}_{alternativo} [-]$: Máxima verosimilitud en modelo alternativo (mayor número de parámetros)
- $\hat{L}_{anidado} [-]$: Máxima verosimilitud en modelo anidado (menos parámetros, contenido en el modelo alternativo)

Además de los criterios de cálculo anteriores, se deben tener presente otros criterios referentes a la experiencia del modelador o ajustes visuales complementarios de las distribuciones analíticas modeladas y empíricas observadas.

6.3 Resultados de los modelos estadísticos

A continuación, se muestran los valores de precipitación extrema calculados para distintos periodos de retorno, los cuales son resultados de los modelos desarrollados, tanto estacionarios como no estacionarios. Para comparar los distintos modelos realizados, todos consideran los datos desde 1948 hasta 2015, puesto que existe la limitante asociada al año de inicio del reanálisis climático.

6.3.1 Modelos estacionarios

Se han calculado los periodos de retorno en el supuesto de variable aleatoria y estacionaria. El cálculo se realiza en base a distribuciones de probabilidades GEV, sugeridas en la literatura de apoyo del *bulletin 17c*, referente al cálculo de periodos de retorno asociados a extremos (*USGS 2015*). Los valores de precipitación asociados a algunos periodos de retorno determinados se muestran en la Tabla 6.3.

Tabla 6.3: Montos de precipitación (mm) asociados a periodos de retorno estacionarios

Estación	T_r (años)	2 años	10 años	20 años	50 años	100 años
La Florida	95% inf	22,1	45,7	53,3	60,9	64,8
	E(x)	26,3	56,3	69,5	88,2	103,5
	95% sup	30,6	66,9	85,7	115,4	142,1
Quinta Normal	95% inf	38,1	61,7	68,3	74,3	76,9
	E(x)	42,6	70,6	81,2	95,0	105,3
	95% sup	47,2	79,5	94,2	115,7	133,7
Rancagua	95% inf	43,9	67,7	74,4	81,0	84,6
	E(x)	48,4	75,2	84,2	94,9	102,4
	95% sup	53,0	82,7	94,0	108,9	120,2
General Freire	95% inf	59,7	87,3	94,7	101,4	104,7
	E(x)	65,1	96,0	106,3	118,4	126,8
	95% sup	70,6	104,7	117,8	135,4	148,8
Bernardo O'Higgins	95% inf	65,2	96,3	106,3	117,1	123,3
	E(x)	70,8	108,9	124,5	145,7	162,4
	95% sup	76,3	121,5	142,8	174,4	201,4
Carriel Sur	95% inf	68,2	106,0	116,4	125,4	129,1
	E(x)	75,5	120,4	137,5	159,7	176,2
	95% sup	82,9	134,8	158,7	193,9	223,4

6.3.2 Modelos dependientes de variables climáticas

Se calibran y validan distintos modelos estocásticos, usando como covariables series de tiempos de variables climáticas a gran escala, tal cual se ha descrito en las secciones anteriores. El proceso se repite para las 6 estaciones de referencia, ocupando para cada una de estas dos sets de covariables: (i) definidas en la misma temporada y (ii) definidas en temporadas anteriores (como predictores).

6.3.2.1 *Consignas generales sobre los modelos desarrollados*

Se han desarrollado distintos modelos, probando una extensa combinación de covariables. Esto asegura el trabajo final con el modelo que presenta un mejor desempeño del punto de vista probabilístico, como también utilizar una covariable óptima.

Comenzando por las covariables de las distribuciones (en misma temporada como también predictores en temporada anterior), se calibran distintos modelos, incorporando estas covariables en distintos parámetros de la función GEV. Se desarrollan además los modelos anidados tipo Gumbel. La estimación de parámetros para cada modelo, además de los criterios de desempeño se muestran en el Anexo E.6. El resumen final de los modelos elegidos, basados en criterios adicionales se expone en el Anexo E.7.

Las etapas anteriores suponen que los mejores modelos estocásticos son aquellos desarrollados en base a la variable climática de gran escala que presenta una mejor correlación con la serie temporal de precipitación máxima anual (i.e. relación variable-covariable). Se desea confirmar este supuesto, por lo cual se desarrolla un ensamblaje de modelos adicionales, el cual considera modelos estocásticos desarrollados con las otras covariables de buena correlación. Se comparan los criterios de información AIC y BIC del mejor modelo alternativo con el elegido en base a variable de mayor correlación. Lo anterior se expone en el Anexo E.8. Para los 12 casos principales (6 estaciones, cada una con una covariable en misma temporada y una en temporada anterior), solo se opta por cambiar la covariable en misma temporada para la estación Quinta Normal. Se concluye que la covariable de mayor correlación es la óptima en el desempeño del modelo probabilístico para 11/12 casos.

Finalmente, el modelo puede aceptar una combinación lineal de variables, acorde a la ecuación (2.13). Se prueban todas las combinaciones posibles entre las 4 covariables de interés, definiendo tanto tuplas como tríos. Comparando el desempeño de los modelos realizados como combinación lineal de covariables con aquellos de una covariables, ninguna de las 6 estaciones muestra mejoría al modelar como combinación lineal de covariables. Este desarrollo se aborda en profundidad en el Anexo E.9.

Elegidas las covariables finales, se validan los modelos mediante la metodología propuesta en *Towler et al. (2010-a)*, la cual considera una validación cruzada de los modelos. El detalle de la metodología, tablas de cálculo y resultados asociados se exponen en el Anexo E.10.

6.3.2.2 *Estabilidad de Covariables (misma temporada y predictores)*

Las correlaciones entre las covariables finales en misma temporada se muestran en la Figura 6.11. En ellas se puede observar una correlación estable para todos los periodos de tiempo, no registrándose cambios en los signos de las correlaciones (*Mishra et al. 2016, Ionita 2008*). La figura análoga para el caso de predictores en temporada anterior puede ser encontrada en el Anexo E.10.

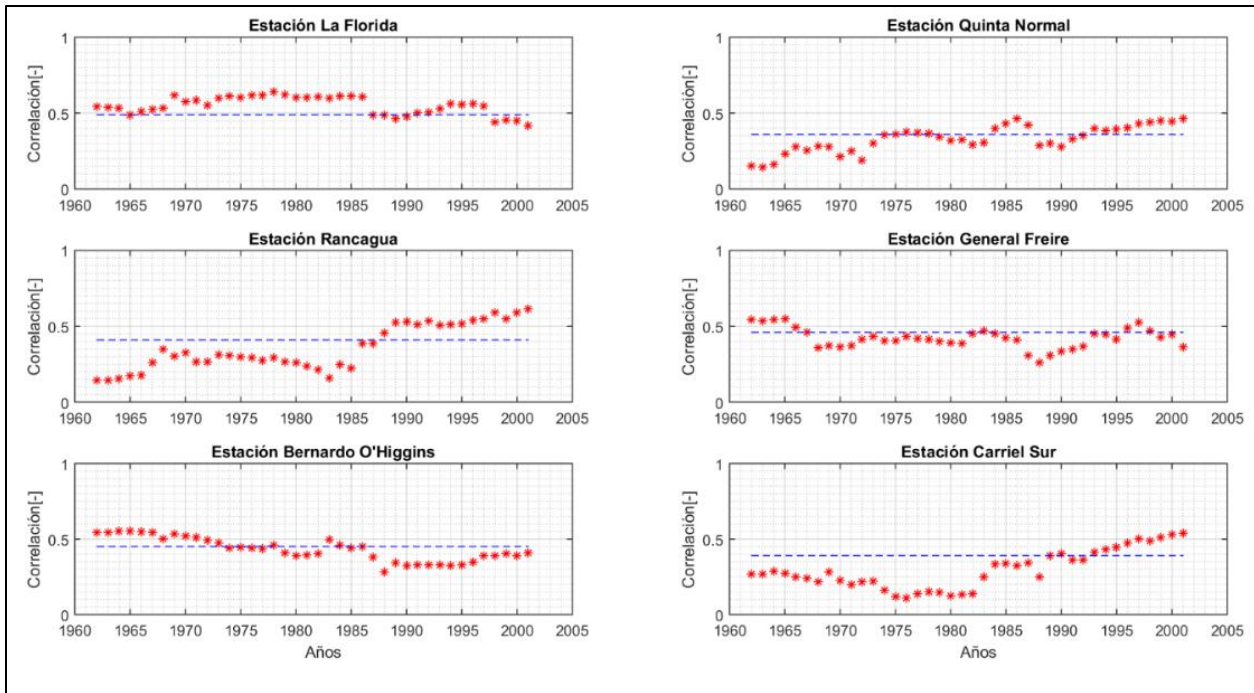


Figura 6.11: Estabilidad temporal de las covariables en la misma temporada medida a través de su correlación. Línea azul representa el coeficiente de correlación de toda la serie. Todas las estaciones.

6.3.2.3 Resultados de los modelos finales: series de tiempo de periodos de retorno

Elegidos los mejores modelos entre las covariables disponibles, chequeada la estabilidad de estas y validados de manera cruzada, la Tabla 6.4 muestra los parámetros definitivos de los modelos. Por otro lado, las Figura 6.12 y Figura 6.13 muestran un periodo de retorno no estacionario de 10 años, para la serie de covariables en misma temporada (izquierda) como predictores (derecha). Estas exponen los resultados para las estaciones La Florida y Carriel Sur. Las figuras similares, asociadas al resto de las estaciones, se muestran en el Anexo E.11.

Tabla 6.4: Parámetros de los modelos desarrollados para las covariables en la misma temporada (fondo rojizo) y en temporada anterior (fondo anaranjado). Todas las estaciones

Temporada covariable	Estación	Variable	μ_0	μ_1	σ_0	σ_1	ε
		[-]	[mm]	[mm]	[mm]	[mm]	[-]
Misma temporada	La Florida	SST	22,93	5,83	14,05	5,56	-0,03
	Quinta Normal	Presión**	37,94	-4,77	13,63		0,02
	Rancagua	SST	43,22	7,43	14,55		-0,08
	General Freire	Presión	59,66	-9,28	17,16		-0,15
	Bernardo O'Higgins	SST	65,65	8,78	18,26	5,58	-0,02
	Carriel Sur	Viento	67,25	10,41	20,94		0,06
Temporada anterior	La Florida	SST	20,91		13,17	5,16	0,09
	Quinta Normal	SST	37,23		14,67	4,46	-0,04
	Rancagua	SST	43,16	6,98	14,43		-0,08
	General Freire	SST	59,37	6,57	18,04	2,36	-0,15
	Bernardo O'Higgins	Presión	64,04	-9,62	15,77		0,15
	Carriel Sur	SST	67,46	-8,55	21,84		0,02

** Cambiada después del análisis de covariables

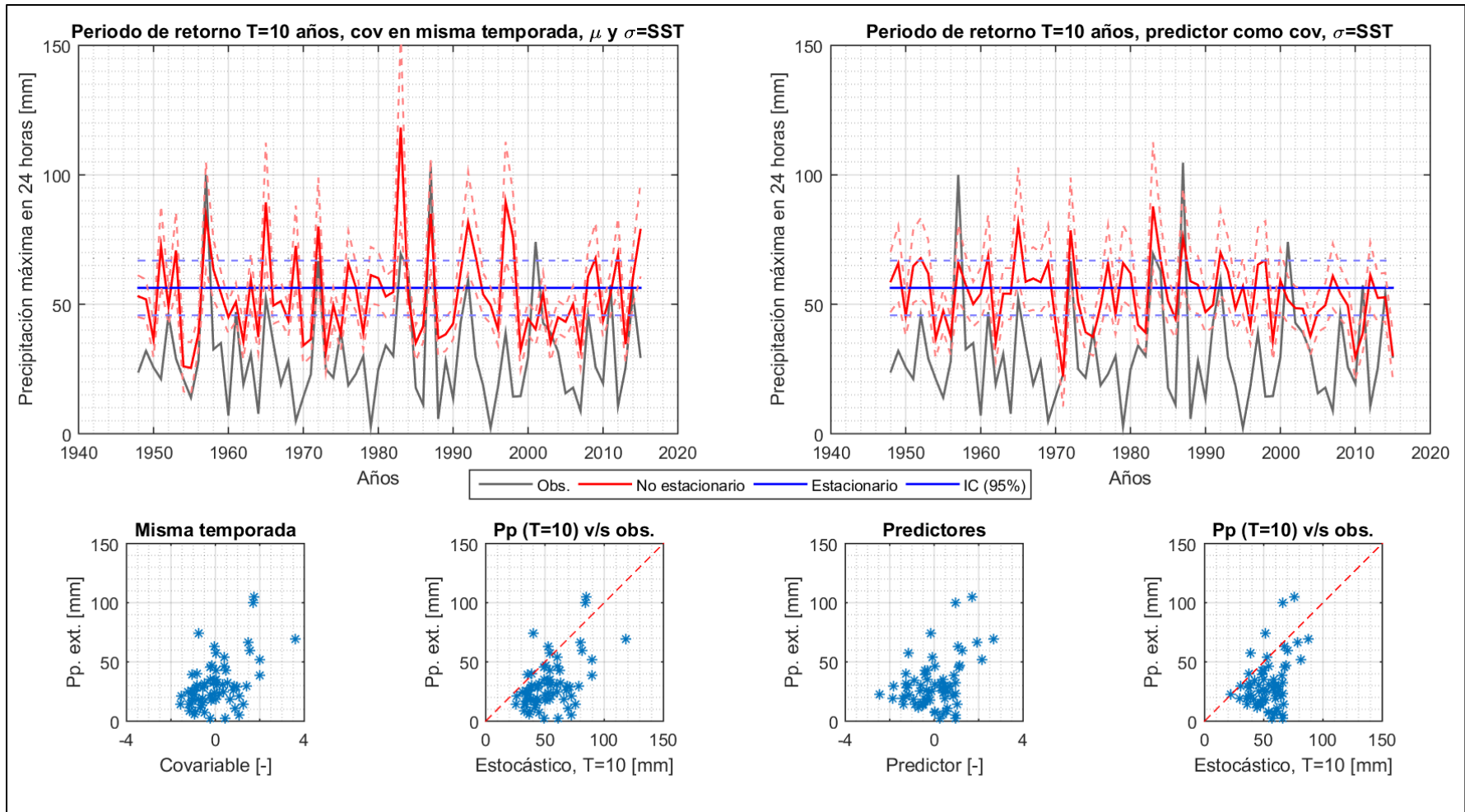


Figura 6.12: Precipitación máxima anual de periodo de retorno $T=10$ años no estacionario. Covariables (SST) en la misma temporada (izquierda) y predictores (SST) como covariables (derecha). Estación La Florida. Banda segmentada en cuadros superiores denota los intervalos de confianza al 95%. Cuadros inferiores muestran (izquierda) relación variable-covariable y (derecha) los montos calculados asociados a $T=10$ años y observados.

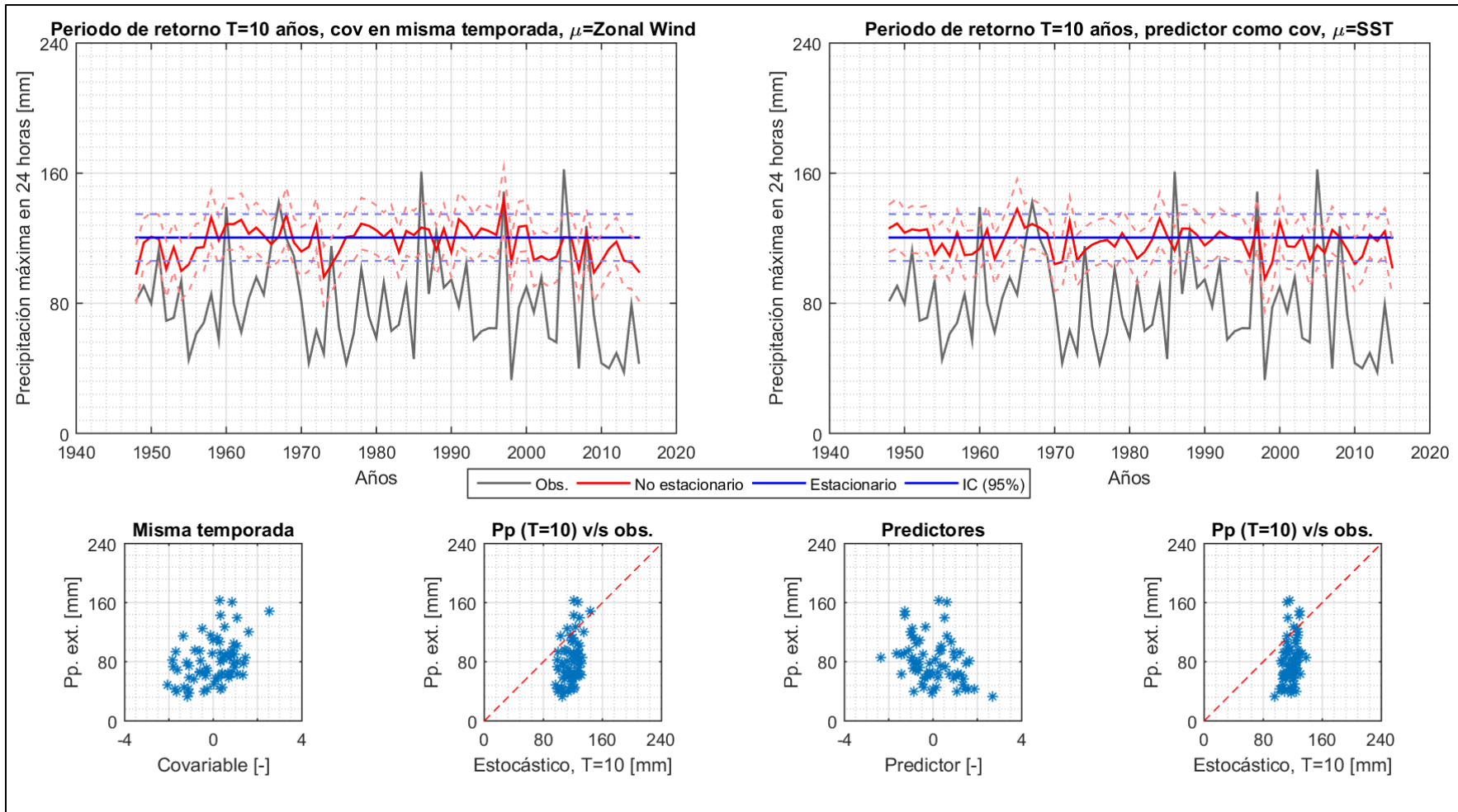


Figura 6.13: Precipitación máxima anual de periodo de retorno $T=10$ años no estacionario. Covariables (Viento zonal) en la misma temporada (izquierda) y predictores (SST) como covariables (derecha). Estación Carriel Sur. Banda segmentada en cuadros superiores denota los intervalos de confianza al 95%. Cuadros inferiores muestran (izquierda) relación variable-covariable y (derecha) los montos calculados asociados a $T=10$ años y observados.

6.3.3 Modelos dependientes del tiempo (como tendencias lineales)

Acorde a los modelos y criterios presentados, tanto en este capítulo como en el Capítulo 3, los modelos dependientes del tiempo son los siguientes:

- La Florida: Escala dependiente del tiempo
- Quinta Normal: Escala dependiente del tiempo
- Rancagua: Escala dependiente del tiempo
- General Freire: Posición dependiente del tiempo
- Bernardo O'Higgins: Escala dependiente del tiempo
- Carriel Sur: Posición y escala dependientes del tiempo

Se hace notar que en la elección han primado los criterios que indican las variables que se quieren modelar dependientes del tiempo, ocupando solo de manera complementaria los criterios AIC y BIC. Por ejemplo, para la estación de Carriel Sur, se puede ver que los criterios de información señalan que el mejor modelo es aquel dependiente del tiempo solo en el parámetro de posición (Tabla E. 12). Lo anterior no es consistente con las tendencias en varianza mostradas en el Capítulo 3, los cuales señalan una fuerte tendencia en la desviación estándar. Los periodos de retorno no estacionarios se muestran en la Tabla 6.5, la cual se apoya con la Figura 6.14 que muestra la correcta convergencia del modelo (ecuación (2.9)). La comparación del ajuste estacionario y el no estacionario se muestra en la Figura 6.15. Los ajustes gráficos se muestran en el Anexo E.12.

Tabla 6.5: Precipitación (mm) para determinados periodos de retorno. Ajuste no estacionario

T_r (años)	2 años	10 años	20 años	50 años	100 años
La Florida	26,4	56,4	72,3	98,3	126,8
Quinta Normal	43,0	70,5	82,8	101,0	119,2
Rancagua	48,4	76,4	89,2	109,8	135,5
General Freire	65,1	91,8	102,2	106,1	106,1
Bernardo O'Higgins	70,0	111,4	132,8	173,7	224,2
Carriel Sur	74,9	116,7	137,4	167,0	196,2

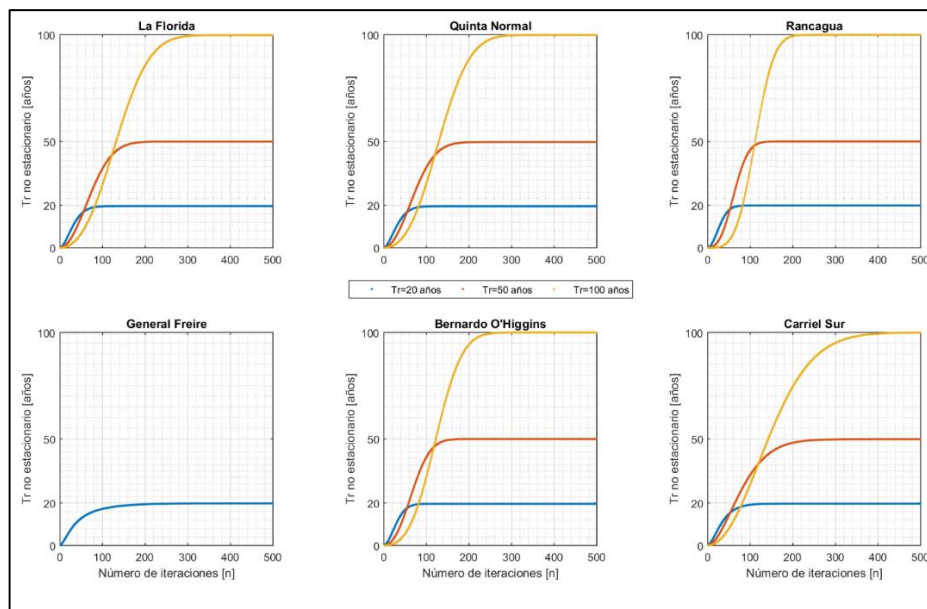


Figura 6.14: Convergencia de los periodos de retorno no estacionarios

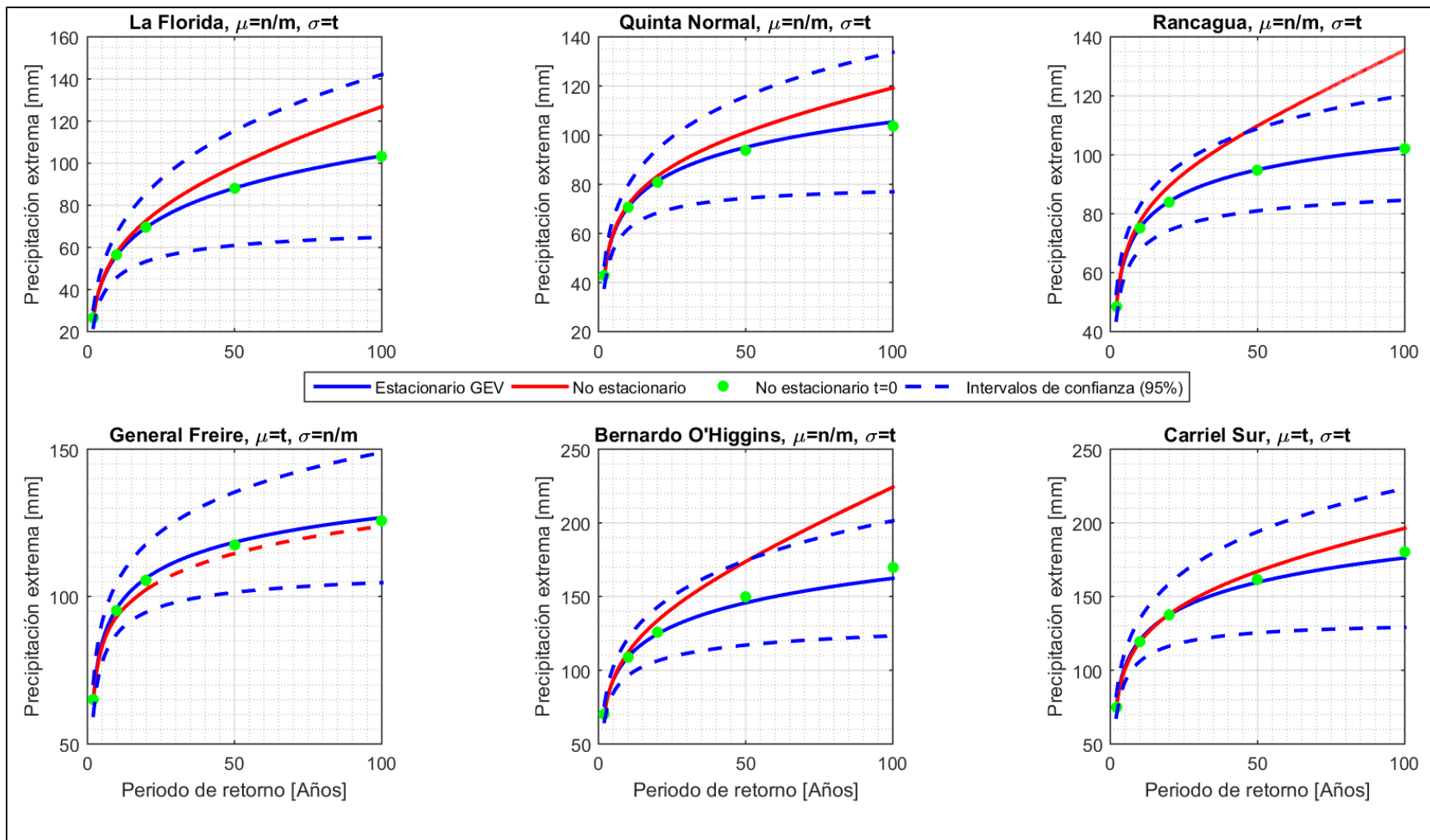


Figura 6.15: Periodos de retorno estacionarios (en azul) y No Estacionarios (en rojo). Línea azul de trazos muestra los intervalos de confianza de los modelos estacionarios. Línea roja de trazos muestra valores extrapolados debido a la no convergencia de modelo para montos de precipitación asociados a periodos de retorno específicos

6.4 Precipitación máxima anual proyectada en escenarios de cambio climático

De acuerdo a los lineamientos del Capítulo 4, se utiliza el modelo MPI-ESM-LR. Se trabaja con dos escenarios de cambio climático distintos: (i) el escenario RCP 4.5 (*Thompson et al. 2011*) y (ii) el escenario RCP 8.5 (*Riahi et al. 2011*). Se definen dos periodos futuros para el análisis: (i) un futuro cercano, desde 2020 hasta 2049 y (ii) un futuro lejano, desde 2060 hasta 2089, cada uno de 30 años. La combinación de estos dos escenarios y dos periodos de tiempo futuro dan origen a 4 escenarios distintos futuros.

Luego, teniendo la serie de extremos definidas en los distintos casos, se ajustan distribuciones GEV para cada uno de estos. Se calculan distintos periodos de retorno con los ajustes realizados y luego se calcula el porcentaje de cambio con respecto a la línea base (tipo método delta, descrito en *Hamlet et al. 2010*). Los resultados para las distintas estaciones se muestran en las Tabla 6.6 y Tabla 6.7 para los datos provenientes desde la plataforma ESGF y NEX (*Thrasher et al. 2012*), respectivamente.

Tabla 6.6: Porcentaje de cambios en precipitación máxima anual, modelo MPI-ESM-LR desde ESGF. Colores rojos denotan aumento mientras que verdes denotan disminución de las precipitaciones extremas asociadas a distintos periodos de retorno. La intensidad es proporcional a la magnitud.

Identificación		Periodo de retorno (años)				
Estación	Caso de estudio	5 años	10 años	20 años	50 años	100 años
La Florida	RCP 4.5 futuro cercano	-3%	-7%	-13%	-22%	-30%
	RCP 4.5 futuro lejano	-8%	-14%	-21%	-32%	-40%
	RCP 8.5 futuro cercano	-9%	-7%	-6%	-7%	-9%
	RCP 8.5 futuro lejano	-20%	-14%	-9%	-3%	2%
Quinta Normal	RCP 4.5 futuro cercano	-14%	-21%	-30%	-41%	-49%
	RCP 4.5 futuro lejano	-2%	-11%	-22%	-36%	-45%
	RCP 8.5 futuro cercano	-20%	-29%	-37%	-48%	-56%
	RCP 8.5 futuro lejano	-20%	-24%	-30%	-38%	-44%
Rancagua	RCP 4.5 futuro cercano	-14%	-21%	-30%	-41%	-49%
	RCP 4.5 futuro lejano	-2%	-11%	-22%	-36%	-45%
	RCP 8.5 futuro cercano	-20%	-29%	-37%	-48%	-56%
	RCP 8.5 futuro lejano	-20%	-24%	-30%	-38%	-44%
General Freire	RCP 4.5 futuro cercano	1%	3%	4%	6%	7%
	RCP 4.5 futuro lejano	18%	26%	35%	46%	54%
	RCP 8.5 futuro cercano	14%	19%	24%	31%	37%
	RCP 8.5 futuro lejano	21%	27%	33%	42%	49%
Bernardo O'Higgins	RCP 4.5 futuro cercano	2%	-3%	-10%	-19%	-26%
	RCP 4.5 futuro lejano	6%	2%	-4%	-12%	-19%
	RCP 8.5 futuro cercano	6%	2%	-3%	-11%	-18%
	RCP 8.5 futuro lejano	6%	2%	-3%	-12%	-19%
Carriel Sur	RCP 4.5 futuro cercano	2%	-3%	-10%	-19%	-26%
	RCP 4.5 futuro lejano	6%	2%	-4%	-12%	-19%
	RCP 8.5 futuro cercano	6%	2%	-3%	-11%	-18%
	RCP 8.5 futuro lejano	6%	2%	-3%	-12%	-19%

Tabla 6.7: Porcentaje de cambios en precipitación máxima anual, modelo MPI-ESM-LR desde NEX. Colores rojos denotan aumento mientras que verdes denotan disminución de las precipitaciones extremas asociadas a distintos periodos de retorno. La intensidad es proporcional a la magnitud.

Identificación		Periodo de retorno (años)				
Estación	Caso de estudio	5 años	10 años	20 años	50 años	100 años
La Florida	RCP 4.5 futuro cercano	-12%	0%	15%	39%	62%
	RCP 4.5 futuro lejano	-13%	14%	53%	129%	215%
	RCP 8.5 futuro cercano	-3%	29%	72%	155%	247%
	RCP 8.5 futuro lejano	-27%	-7%	20%	69%	122%
Quinta Normal	RCP 4.5 futuro cercano	-29%	-44%	-56%	-69%	-77%
	RCP 4.5 futuro lejano	-15%	-26%	-36%	-48%	-57%
	RCP 8.5 futuro cercano	-23%	-42%	-57%	-72%	-80%
	RCP 8.5 futuro lejano	-24%	-36%	-48%	-61%	-69%
Rancagua	RCP 4.5 futuro cercano	-6%	-3%	0%	5%	9%
	RCP 4.5 futuro lejano	-2%	-3%	-4%	-6%	-7%
	RCP 8.5 futuro cercano	-11%	6%	30%	75%	123%
	RCP 8.5 futuro lejano	-9%	-4%	2%	10%	17%
General Freire	RCP 4.5 futuro cercano	-14%	-15%	-16%	-16%	-17%
	RCP 4.5 futuro lejano	2%	0%	-4%	-10%	-15%
	RCP 8.5 futuro cercano	-5%	-6%	-7%	-9%	-10%
	RCP 8.5 futuro lejano	-14%	-10%	-6%	-1%	4%
Bernardo O'Higgins	RCP 4.5 futuro cercano	-4%	-13%	-23%	-34%	-42%
	RCP 4.5 futuro lejano	2%	-6%	-14%	-23%	-30%
	RCP 8.5 futuro cercano	25%	30%	35%	42%	47%
	RCP 8.5 futuro lejano	-11%	-12%	-14%	-18%	-20%
Carriel Sur	RCP 4.5 futuro cercano	3%	-8%	-19%	-34%	-44%
	RCP 4.5 futuro lejano	13%	8%	1%	-10%	-19%
	RCP 8.5 futuro cercano	41%	36%	28%	14%	3%
	RCP 8.5 futuro lejano	4%	-1%	-8%	-19%	-27%

Las tablas análogas, con datos corregidos mediante una función de transferencia estacionaria (*corrección de sesgo*) pueden ser encontradas en el Anexo E.12. Estas tablas presentan distintos porcentajes de cambio, siendo consistentes con lo planteado en el Capítulo 5, sobre una incertidumbre asociada al método de *corrección de sesgo*.

Debido a que algunos modelos probabilísticos presentan como covariables las SST, se desea conocer las proyecciones de esta variable. A modo representativo, la Figura 6.16 muestra las proyecciones en el cuadrante 3.4 (arriba) como también las proyecciones del gradiente de temperaturas utilizado como covariable en la estación La Florida (abajo). Tomando una línea base y los periodos de futuro cercano y lejano, se puede ver que el gradiente de temperaturas no aumentará en el futuro, por lo cual no se espera un aumento de los eventos extremos, basado en este enfoque. A pesar de lo anterior, si se tomara como covariable las SST en cuadrante 3.4, se esperaría un aumento de los extremos, lo cual muestra una contradicción entre las proyecciones y el modelo estocástico desarrollado.

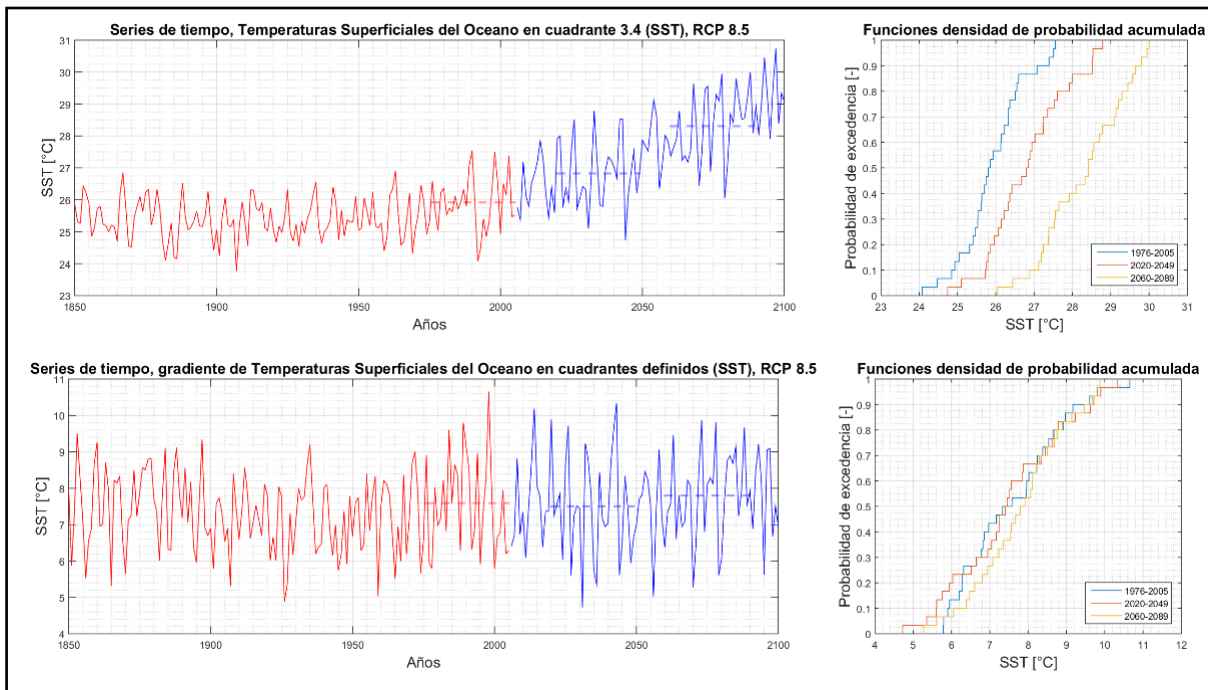


Figura 6.16: (arriba) proyecciones de SST para el cuadrante 3.4. (abajo) proyecciones del gradiente de temperaturas, utilizado como covariable en estación La Florida, en base a SST. Ambas proyecciones consideran el escenario RCP 8.5 del modelo MPI-ESM-LR

6.5 Conclusiones generales del capítulo 6

Del desarrollo del capítulo 6, referente a modelos estocásticos no estacionarios para precipitaciones extremas, se pueden extraer las siguientes conclusiones:

- a) De la distribución de los eventos extremos, asociados a los meses del invierno austral, se ha encontrado que las mejores correlaciones con fenómenos de circulación general se obtienen acotando la ventana de análisis a este mismo periodo (a pesar de que en algunos años existen eventos fuera de la estación lluviosa). Las correlaciones con una definición de temporada sin incluir abril y septiembre, donde se tienen un bajo porcentaje de ocurrencia de extremos, disminuyen entre un 13% a 34%, dependiendo de la estación meteorológica considerada. Esto se debe posiblemente a la inercia que posee el sistema climático global, donde las consecuencias de fenómenos a gran escala que ocurren en el mes de abril se demoran en manifestarse localmente (empezando a encontrar grandes porcentajes de extremos solo desde mayo-junio). Sólo en la estación de La Florida mejora la correlación al disminuir la temporada de correlación a la primera mitad del invierno austral.
- b) Del análisis *clúster*, se aprecia que la zona homogénea de precipitación máxima anual norte presenta un 55% de varianza explicada en la primera componente mientras que la zona homogénea de precipitación máxima anual sur presenta un 40%, teniendo la zona homogénea norte un 15% más de varianza explicada que la zona homogénea sur (Figura 6.4). Esto se debe a que las precipitaciones máximas anuales en todas las estaciones norte son, generalmente, causadas por un mismo evento climático en el año. La aseveración anterior se ve reflejada también en el vector propio de primera

componente, en el cual todas las estaciones más al norte de la latitud 32,25 °S tienen pesos similares, entre 0,2 y 0,3. Dichos ponderadores disminuyen cuando se aumenta en latitud sur, contribuyendo de menor forma a la PC1.

- c) De los mapas de correlaciones, se puede ver que el *clúster* norte tiene una dependencia con el fenómeno de El Niño, lo cual se aprecia en los valores superiores a 0,5 para el coeficiente de correlación en la zona de Ecuador. Estas correlaciones son más débiles para el clúster sur, con valores de 0,35 y en una zona ecuatorial de mucho menos extensión. Los patrones de correlación con presión, humedad y viento son diferentes para ambas zonas, confirmando que el *clúster* ha agrupado de manera adecuada las estaciones. Por otro lado, comparando los espectros temporales de la transformada de Wavelet, se puede ver que la componente principal del *clúster* norte tiene un espectro muy similar al perteneciente a los índices de El Niño 1+2 y El Niño 3.4, a diferencia del *clúster* sur, el cual no presenta frecuencias definidas y estables en una ventana temporal de más de 5 años.
- d) Basado en los gráficos de dispersión entre índices de El Niño y la PC1 norte (Figura 6.8), se puede ver que en ambos índices (ONI y Niño 1+2) existe una baja dispersión de la PC1 norte para años con índices bajos (La Niña) mientras que una alta dispersión de la PC1 norte para años con índices altos (El Niño). Los patrones SST en los tres sectores de los diagramas de dispersión son bastante consistentes entre sí pues, para ambos índices en años tipo I, se observa que las regiones donde están definidos presentan anomalías de temperatura altas, las cuales no son apoyadas por un calentamiento alto en la línea costera de Chile central (ni en magnitud ni en extensión). Los años tipo II describen el patrón normal de calentamiento para índices altos, lo que va acompañado también por anomalías positivas en la zona costera. Finalmente, para años tipo III, se puede ver que en el caso del índice asociado a El Niño 1+2 existe un calentamiento bajo en la región asociada, sin embargo, uno alto en la región 3.4. Esta situación es inversa para los mapas de anomalías asociado al índice ONI. Se sugiere que el fenómeno de precipitación extrema puede deberse a ambas situaciones (calentamiento en región costera o central del Ecuador). Esto vuelve “complementarios” ambos fenómenos, i.e. la suma del tipo I o III de los dos índices probados tiende a replicar el patrón descrito en el tipo II, algunos años tipo III del índice *i* pasan a ser del tipo II para el índice *j* y viceversa. Un punto importante es que el fenómeno de El Niño debe ser acompañado por un calentamiento en la línea costera chilena para producir extremos altos.
- e) Complementario al comportamiento registrado en la Figura 6.9, es necesario estudiar el comportamiento de la atmósfera en los distintos tipos de El Niño. Graficando los compuestos de altura geopotencial y viento a media atmósfera, la Figura 6.17 muestra que, tanto los tipos II y III muestran vientos en dirección sur-norte, los cuales transportarían humedad desde la zona sur a la zona norte, caracterizada como árida. Esto favorecería la ocurrencia de extremos en la zona norte, complementando la explicación del punto anterior. El comportamiento del viento es concordante con las anomalías de altura geopotencial, donde se registran anomalías positivas al este de los

90°W de longitud en los años donde se observan los vientos existentes desde el sur. Para los años tipo I, los vectores de viento adoptan una dirección Este-Oeste en latitudes cercanas a los 60°S. Este patrón que favorece el desplazamiento de humedad es similar al descrito en *Aceituno (1987)* o *Montecinos & Aceituno (2002)*, siendo concordante los resultados entre el presente trabajo y estas últimas referencias.

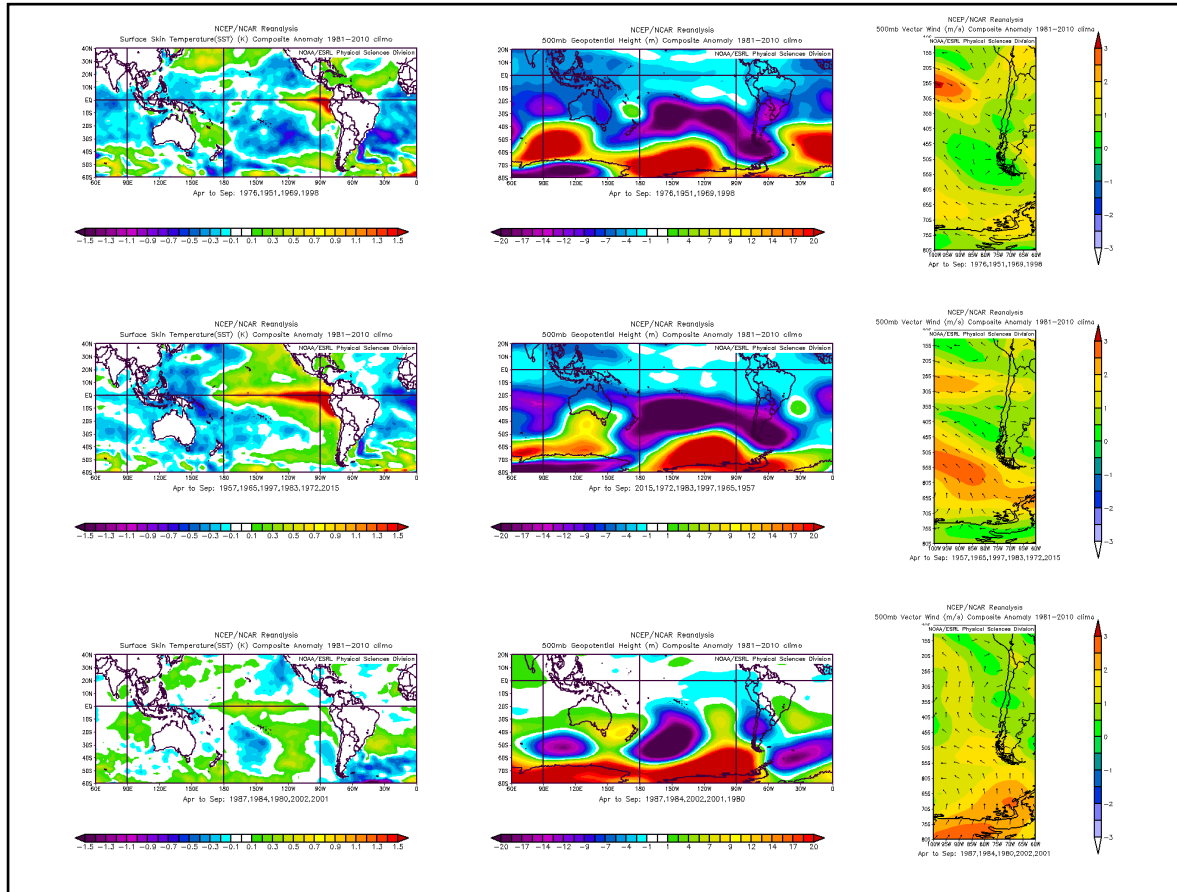


Figura 6.17: Compuestos de: (izquierda) SST, (medio) anomalías de altura geopotencial a 500 [hPa] y (derecha) vectores de viento a 500 [hPa] para diferentes tipos de “El Niño”. Tipos I, II y III se muestran desde arriba hacia abajo, definidos en base al sector 1+2. Fuente: Elaboración en base a NCAR/NCEP reanálisis, interfaz gráfica disponible en el sitio web de ESRL

- f) Con respecto a las covariables y predictores ocupados para los modelos, se observa que las 3 estaciones más al norte presentan correlaciones de gran magnitud con las SST en Ecuador, mientras que para las tres estaciones de más al sur se tienen buenas relaciones con otras variables. Esto es concordante con los resultados del análisis *clúster*, que denotan una pérdida de la teleconexión entre la zona sur y el fenómeno de El Niño. La inspección y búsqueda de teleconexiones ha mejorado las correlaciones iniciales, basadas en índices preestablecidos del fenómeno de El Niño, mejorando entre un 13% y 200% los coeficientes de correlación. La generación de gradientes de temperaturas superficiales, entre zonas de altas correlaciones de distinto signo, amplifican y mejoran las correlaciones finales. Generalmente, los gradientes se construyen en base a zonas de correlaciones positivas en el Pacífico central con correlaciones negativas en sectores cercanos a Indonesia.

- g) En base a las pruebas de distintos modelos estocásticos con las 4 covariables de mejor correlación, se aprecia que en la mayoría de los casos (9/12), la elección de la covariable con mayor correlación es la adecuada, puesto que recupera los mejores coeficientes AIC y BIC. En la mayoría de los casos restantes, no se tienen mejoras significativas al ocupar otras covariables que hayan sido identificadas como candidatas en la fase de búsqueda (comparables con respecto a un cambio en el número de parámetros). De esta manera, y pensando en una capacidad de cómputo y recurso de tiempo limitado, se aconseja ocupar como covariable del modelo, aquella que tenga mejor coeficiente correlación. En el caso de la incorporación de más covariables a los modelos (como combinación lineal), se obtiene que en la mayoría de los casos mejora el criterio de Akaike pero empeoran el BIC. Esto se debe a que el BIC es un criterio mucho más restrictivo que AIC para cualquier modelo probabilístico, puesto que el ponderador asociado al número de parámetros es siempre mayor que 2 (ocupado en AIC).
- h) En línea con lo anterior, el chequeo de los criterios de ajuste estadístico en los modelos es una condición de elección necesaria, pero no suficiente. La otra condición viene dada por la estabilidad de la correlación entre las covariables utilizadas en los modelos y las precipitaciones extremas. Esto se debe a que la construcción del modelo supone que la relación entre la serie de tiempo bajo análisis y la covariable es estacionaria. (*Ionita et al. 2006, Mishra et al. 2016*). En la aplicación práctica de este concepto, para la estación de Carriel Sur en la misma temporada, se tiene que los criterios AIC y BIC señalan un modelo de combinación lineal de dos covariables, por sobre una sola. Al chequear la estabilidad, se tiene que la combinación lineal resulta ser inestable, a pesar de recuperar valores más bajos en dichos coeficientes. Esto justifica el descarte de la combinación lineal, para esta estación (Anexo E.9).
- i) Del análisis no estacionario usando como covariable el tiempo, se debe tener en cuenta que la tendencia ha sido modelada como determinística y constante. Esto supuesto es bastante fuerte, puesto que señala que la tendencia en el futuro continuará al alza/baja, con una misma tasa de la ajustada en el periodo histórico. Por otro lado, de las tablas de los modelos ajustados, mostrados en el Anexo E.6, se observa que la familia de modelos estocásticos dependientes del tiempo presenta coeficientes D muy por debajo de aquellos con covariable climática, lo cual se complementa con valores para los índices AIC y BIC más altos. En este punto cabe destacar el caso de La Florida: Considerando la data desde 1919 se evidencian tendencias a la baja para la varianza, sin embargo, tomando solo la ventana desde 1948 la varianza se modela como tendencia al alza. Se sugiere descartar el análisis no estacionario como tendencia determinística cuando esta no es significativa o se producen este tipo de inconsistencias. Esto ya ha sido evidenciado en *Cortes et al. (2011)*, donde se muestra que las tendencias son sensibles a la ventana de tiempo ajustada.
- j) En línea con el punto anterior, se puede observar que en 5/6 casos estudiados, los valores de precipitación máxima anual superan los montos calculados en un análisis estacionario, para distintos periodos de retorno. En una situación

extrema, para las estaciones de Rancagua y Bernardo O'Higgins, existen periodos de retorno donde los montos de precipitación asociados exceden las bandas del intervalo de confianza 90% (estacionario), representando una situación desfavorable al elegir los montos de precipitación extrema, pudiendo subestimar los caudales de diseño y el riesgo hidrológico. Se debe notar el caso de la estación Carriel Sur, la cual ha sido modelada con una media a la baja, pero con una desviación estándar al alza. La superposición de estos dos efectos obtiene como resultado una curva de precipitaciones máximas mayores a los estacionarios. Este es un ejemplo concreto de que la modelación solo de la media resulta ser insuficiente para capturar el fenómeno no estacionario por completo, puesto que, al solo modelar la media, es evidente que los periodos de retorno no estacionarios irían por debajo de los estacionarios, resultando en una subestimación de la precipitación extrema. Finalmente, cabe destacar que otros países, como Estados Unidos, ya se encuentran incorporando los análisis de frecuencias no estacionarios en las normativas de diseño. Esto se puede observar en el Apéndice C del "Bulletin 17c", de la USGS, referente al cálculo de crecidas.

- k) Con respecto a las proyecciones de cambio climático del modelo MPI-ESM-LR, se debe notar que estas varían significativamente al utilizar la grilla gruesa (ESGF, Tabla 6.6) y la grilla fina (NEX, Tabla 6.7). En el caso de la grilla gruesa, se aprecia que el modelo predice una disminución para todas las estaciones, excepto General Freire. Este resultado es inconsistente con lo mostrado en el capítulo 3, donde se muestra una tendencia observada a la baja, tanto para la media como para la varianza. En el caso de la grilla fina, se obtienen 3 grandes conclusiones:
- a. La estación de La Florida es la que presenta mayores porcentajes de cambio, superando estos el 100% en un futuro lejano. Estos porcentajes son mucho más altos que los predichos por el modelo no estacionario de tendencia lineal.
 - b. En este caso, el modelo si logra replicar una disminución de los extremos en la estación de General Freire, tal como predice el análisis no estacionario de tendencia lineal.
 - c. El escenario RCP 8.5 en futuro cercano es consistente con las excedencias al intervalo de confianza 90% mostrado para las estaciones de Rancagua y Bernardo O'Higgins, sin embargo, denota un comportamiento contrario al observado en Carriel Sur con un aumento en media y disminución de varianza.

Se hace necesario el análisis de otros modelos. Cabe destacar que dichas tablas se han construido en base al método delta (*Hamlet et al. 2010*), por lo cual no están afectas a los errores asociados al proceso de *corrección de sesgo*, descrito en el Capítulo 5. Las tablas corregidas se muestran en el Anexo E.13, donde se observa que los resultados cambian significativamente, teniéndose una incertidumbre asociada al método de corrección.

CAPÍTULO 7: CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

El siguiente capítulo da cuenta de los resultados más relevantes obtenidos en el presente trabajo. Se incluyen, además, recomendaciones con respecto a la aplicación de los temas tratados en el trabajo junto con algunos comentarios finales.

7.1 Conclusiones generales

Las siguientes representan conclusiones generales del estudio, en base a los objetivos planteados:

De la identificación y cuantificación de tendencias, se ha logrado establecer el cambio en la media y varianza para las series analizadas, mostrando evidencia empírica que el clima es no estacionario en las estaciones analizadas de Chile Central. Para las precipitaciones semestrales, se observan tasas de disminución entre $-0,44$ a $-2,79$ [$mm/año$], representando porcentajes de disminución entre $0,27$ a $0,53$ [%/año]. En dichas estaciones, el test de Mann-Kendall ha detectado tendencias, mientras que los coeficientes de Hurst adoptan valores cercanos a $0,65$, lo que significa que la serie posee una característica no estacionaria. En cuanto a las temperaturas, se obtiene un comportamiento prácticamente estacionario en los últimos 40 años para las estaciones La Florida y Carriel Sur, mientras que la estación Quinta Normal muestra una tendencia al alza, sostenida desde finales del siglo XIX con tasas de cambio mensuales que oscilan entre $0,001$ y $0,01$ [$^{\circ}C/año$], dependiendo del mes. Para esta última estación, se aprecia un mayor aumento de las temperaturas medias en los meses de verano, manteniéndose cuasi estacionarios los meses de invierno, los que se refleja en los valores del coeficientes de Hurst, entre $0,5$ y $0,84$. Para los eventos extremos de precipitación, se puede observar como línea general, una tendencia a la baja en las medias, con tasas entre $-0,07$ y $-0,18$ [$mm/año$], y una tendencia al alza para la desviación estándar, entre $0,06$ y $0,19$ [$mm/año$]. Se encuentran además teleconexiones entre la precipitación extrema y fenómenos de Circulación General. En particular, para una zona homogénea “norte”, se evidencia una fuerte influencia del fenómeno de El Niño en la magnitud de las precipitaciones máximas anual.

En una metodología de corrección estadística se busca una correcta relación entre una escala global y una local, abordando dicho problema mediante metodologías estadísticas de baja complejidad. De la elección de los Modelos de Circulación General y su posterior utilización como representativo de la escala local mediante métodos estadísticos de *corrección de sesgo*, se observa que existe un *trade-off* en la capacidad de replicar de forma correcta precipitación y temperatura. Este problema debe ser abordado a la hora de trabajar con GCMs, puesto que las proyecciones de ambas variables son necesarias para trabajar de manera acoplada.

En cuanto a la metodología de *Corrección de sesgo* desarrollada, se propone mejorar los problemas que presenta la función de transferencia por mapeo de cuantiles: extrapolación e interpolación de la data, además del carácter estacionario de esta. Lo anterior se ha logrado con una metodología de corrección de ruido adimensional, basada en el ajuste de funciones de probabilidad analíticas de la estructura de ruido observada y modelada. Esto considera el fenómeno no estacionario al parametrizar tendencias determinísticas en n ventanas de tiempo, de la data observada y modelada. Los resultados de la metodología sugieren proyecciones para un futuro cercano con cambios más cercanos a los observados en la serie histórica. Para las proyecciones de precipitación, se

calculan generalmente cambios menos significativos en la desviación estándar, con respecto a los obtenidos con función de transferencia. En cuanto a las temperaturas, la metodología logra replicar cambios más realistas en las temporadas de invierno y verano: concretamente en la estación de Quinta Normal, se incrementan las temperaturas en los meses de invierno $0,5^{\circ}\text{C}$ menos que la función de transferencia, mientras que, para los meses de verano, se incrementa $0,4^{\circ}\text{C}$ más. Esto último es consistente con el comportamiento observado en la serie histórica. Finalmente, se reconocen debilidades del método propuesto: largas series de tiempo observadas y modeladas, además de una intensa búsqueda de GCMs que logren replicar las tendencias observadas en el periodo histórico modelado.

Con respecto a los análisis de frecuencia no estacionarios, se desarrollaron dos tipos de análisis: (i) ocupando covariables de circulación general y (ii) modelando tendencias lineales determinísticas. Para el análisis con covariables de circulación general, se obtiene que los periodos de retorno varían conforme se registran las series de tiempo de covariables dependientes. En este sentido, se ha logrado replicar la forma de los extremos observados y los calculados en base a periodos de retorno dinámicos. Las correlaciones entre las covariables y los extremos varían entre 0,39 y 0,46, donde se destaca el uso de gradientes entre zonas de correlaciones positivas en el Pacífico central y zonas de correlaciones negativas en Indonesia. Por otro lado, la modelación de las tendencias lineales de las medias y varianzas de las series de precipitaciones máximas anuales origina un alza, para el periodo de retorno de 100 años, de entre 20 y 70 [mm], dependiendo de la ubicación de la estación de medición. Esto representa alzas entre un 11% y 43%, dependiendo de las estaciones hidrometeorológicas. Dichos cambios se encuentran dominados por las tendencias al alza para las varianzas. En este sentido, se reconoce un aumento del riesgo hidrológico y una vulnerabilidad de las obras hidráulicas.

Finalmente, del análisis del modelo de circulación general y las proyecciones del modelo en los escenarios RCP 4.5 y RCP 8.5, existen resultados contradictorios según sea el tamaño de la grilla utilizada: en una grilla gruesa, el modelo utilizado conduce a disminuciones entre 9% y 56% en la precipitación máxima anual asociada a periodos de retorno de 100 años, en la mayoría de las estaciones analizadas. Por otro lado, para la grilla fina, se tienen estaciones y escenarios con un alza de 3% a 247% para la misma variable anterior. A pesar de lo anterior, también existen otros escenarios, para las mismas estaciones, que indican bajas similares al modelo de grilla gruesa. De esta manera, los resultados del análisis del GCM no son concluyentes en cuanto a los valores futuros de precipitación extrema. Finalmente, se ha demostrado que existe una gran incertidumbre asociada exclusivamente a la metodología de corrección de sesgo de los modelos.

7.2 Comentarios finales

Como comentarios finales del presente trabajo, y a modo de complemento de las conclusiones generales, se puede sostener que:

Con respecto a las tendencias encontradas, comparar la estimación de las pendientes (tasas de cambio) con la distribución de ajustes de pendientes en series aleatorias (simulación de Montecarlo) permite diferenciar entre señales de variabilidad climáticas y componentes determinísticas que denoten una característica no estacionaria de las series. Una comparación de las probabilidades de excedencia entre dichas pendientes permitiría dilucidar de manera clara patrones espaciales específicos, incorporando más estaciones.

La correlación entre precipitación anual y precipitación máxima anual tiene una dependencia longitudinal: para las estaciones emplazadas en IV región de Coquimbo, ambas series se encuentran bien correlacionadas, puesto que las series de máximos anuales (definidos como la precipitación de un día en valor sinóptico) puede explicar en gran forma toda la precipitación caída en un año. Esto se debe a que esta región presenta pocos días con lluvia en el año. Con respecto a estaciones emplazadas en regiones del sur (VII región de Maule o VIII región del BioBío), se pierde la correlación entre ambas series de precipitación para cada una de las estaciones por separado, sin embargo, al agregar espacialmente cada una de dichas series (como, por ejemplo, tomando un promedio de extremos en el *clúster*), dicha correlación vuelve a aumentar. Esto sugiere que, en una región completa, explicar el comportamiento de la precipitación semestral (o anual) explicaría el comportamiento de la precipitación máxima anual (o viceversa). Esto se puede ver con claridad en la Figura 7.1, donde los mapas de correlación con SST son similares para precipitaciones semestrales como extremos, tanto para la zona homogénea norte como la zona homogénea sur (definidas en el Capítulo 6). En base a lo anterior, una investigación futura debería focalizarse en las principales diferencias de fenómenos de circulación general que modulan cada una de las series.

Con respecto a las proyecciones de SST mostradas en el Capítulo 6, estas denotan un aumento sostenido en el cuadrante 3.4 del Océano Pacífico. Lo anterior tiene por consecuencia un aumento tanto en las precipitaciones anuales como valores extremos (dada la correlación positiva que existe entre ambas series, mostrada, por ejemplo, en la Figura 7.1). A pesar de lo anterior, el mismo modelo sugiere que las precipitaciones anuales disminuirán en Chile, lo cual hace que dos variables del mismo modelo de circulación general entren en contradicción en los efectos sobre una zona geográfica específica del mundo. Se debe recordar que el modelo MPI-ESM-LR ha sido elegido por su capacidad de replicar las tendencias de la escala local con series de tiempo pertenecientes a la grilla gruesa global del modelo. En este sentido, y suponiendo que la modelación de variables internas del mismo modelo es consistente, se aprecia que en un futuro se perdería la teleconexión entre las SST del sector 3.4 del pacífico y la precipitación local en Chile. Esto agrega un grado de incertidumbre para las proyecciones de precipitación futuras (tanto anual como máxima anual). Otra explicación posible es que las series de distintas variables en el mismo modelo presentan inconsistencias. Un análisis más acabado sobre la transferencia de variables, desde la gran escala de los modelos hacia la escala local de observación debe ser realizado mediante modelos regionales de circulación a fin de saber como cambia la forma de las series al considerar escalas distintas. Este análisis consideraría los procesos físicos regionales involucrados.

En cuanto a modelos estocásticos no estacionarios que incluyan la modelación de una tendencia lineal y determinística en el tiempo, se debe tener una tasa de cambio lineal que sea constante y sostenida en el tiempo. Se debe tener especial cuidado con los distintos periodos de tiempo considerados para la modelación, los cuales deben presentar tendencias concordantes entre sí. Un caso práctico de falla de este supuesto es la estación de La Florida, la cual presenta tendencias de distinto signo en la pendiente que parametriza la varianza. Se debe tener presente que los periodos de retorno no estacionarios suponen que las tasas de cambio de las tendencias lineales se mantendrán con un mismo signo y magnitud en el futuro.

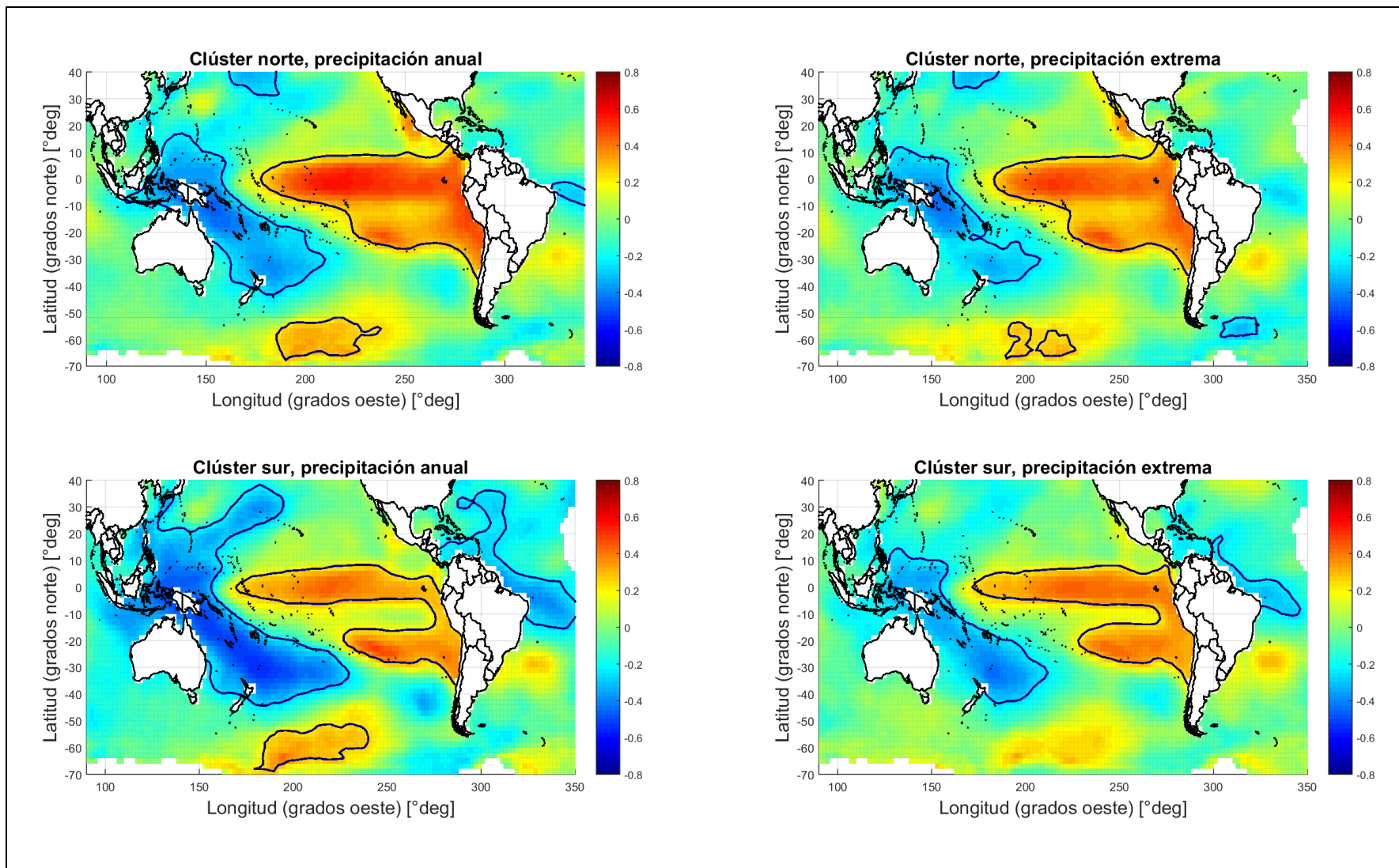


Figura 7.1: Mapas de correlaciones de SST. (arriba) Agregación espacial en zona norte. (abajo) Agregación espacial en zona sur. (izquierda) Series de precipitación anual. (derecha) Series de precipitación máxima anual. Las zonas encerradas en línea azul corresponden a zonas de significancia estadística superior al 95%

7.3 Recomendaciones

En base a los resultados obtenidos en el presente trabajo, se recomienda:

La metodología de *Corrección de Sesgo* propuesta ha demostrado empíricamente que existe una incertidumbre asociada al método de corrección de los datos propiamente tal, la cual puede ser tan importante como otras incertidumbres en una modelación hidrológica completa (como, por ejemplo, de modelo, datos observados, forzantes meteorológicas de los mismo GCM, ect). En este sentido, se propone la aplicación del método propuesto para cuantificar dicha incertidumbre, incorporando este aspecto en un análisis de sensibilidad.

El análisis de las series de tiempo de distinta naturaleza ha demostrado la existencia de tendencias monótonas en el tiempo y cambios cíclicos. Se sugiere incorporar el efecto no estacionario en análisis de disponibilidad de recursos, puesto que los estadísticos pasados de las series de tiempo no necesariamente se repetirán en un futuro. Lo anterior al menos se sugiere para tener distintos escenarios futuros y complementar un análisis de sensibilidad a fin de estar preparado ante posibles planes de mitigación de sequía/crecidas.

Con respecto al análisis de frecuencia no estacionario, queda en evidencia que los montos de precipitación de diseño, asociados a condiciones de crecidas, podrían ser subestimados en un análisis de frecuencia estacionario, lo cual aumenta la vulnerabilidad de las obras hidráulicas. En este sentido, se recomienda: (i) incorporar las distribuciones GEV estacionarias como una distribución válida y adicional a las utilizadas en el país y (ii) incorporar covariables en dicha distribución (u otras) para tener pronósticos futuros que permitan determinar los montos asociados a crecidas de una manera adecuada. Estas técnicas ya han sido incorporadas (o se están incorporando) en otros países, tal como es el caso de Estados Unidos, el cual se evidencia en el "*Bulletin 17c*" del USGS.

El presente trabajo ha desarrollado solo distribuciones de precipitación con covariables. Resultaría de gran utilidad aplicar el método a variables que no puedan ser estimadas en un futuro de manera directa con simulaciones de modelos GCM, tal como es la escorrentía. En este sentido, se podría desarrollar una especie de función de transferencia estocástica, la cual fuera función de variables posibles de estimar en un futuro (como, por ejemplo, precipitación). La relación predictor-predictando en este caso estaría desarrollada en base a distribuciones de probabilidad, aumentando la versatilidad de las aplicaciones y reduciendo los costos de elegir, calibrar y validar un modelo de base física. Por otro lado, se espera que los cambios en la escorrentía sean más significativos, puesto que se encuentran afectados por más factores (por ejemplo, cambio de uso de suelo, uso de recursos, ect).

Con respecto a la forma de las distribuciones de probabilidades GEV, se debe tener presente el error asociado en la estimación del parámetro ε , el cual puede producir un cambio en el tipo de distribución a considerar (de Frechet a Weibull o viceversa) en el caso de estimar valores cercanos a 0 para dicho parámetro. En este caso, se sugiere adoptar distribuciones tipo Gumbel, las cuales ($\varepsilon = 0$), lo cual debería ser respaldado con el radio de verosimilitud (D) y los criterios de información AIC y BIC.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] Aceituno, P. (1987). “*On the functioning of the southern oscillation in the south American sector. Part I: surface climate*”. American Meteorological Society, 116, pp. 505-524.
- [2] Acharya, N, S. Chattopadhyay, U. Mohanty, S. Dash & L. Sahoo. (2013). “*On the bias correction of general circulation model output for Indian summer monsoon*”. Royal Meteorological Society, Meteorological Applications, 20, pp. 349-356.
- [3] Acero, F. J., S. Parey, T. T. Huong Hoang, D. Dacunha-Castelle, J. A. García & M. C. Gallego (2017). “*Non-stationary future return levels for extreme rainfall over Extremadura (southwestern Iberian Peninsula)*”. Hydrological Sciences Journal, 62:9, 1394-1411.
- [4] Adem, A. A., A. Melesse, S. Tilahun, S. Stengen, E. Ayana, A. Wale & T. Assefa (2014). “*Climate change projections in the upper Gilgel Abay river catchment, Blue Nile basin Ethiopia*”.
- [5] Akaike, H. (1974). “*A new look at the statistical model information*”, IEEE Transactions on Automatic Control, 19, pp. 716-723.
- [6] Barret, B., D. Krieger & C. Barlow (2011). “*Multiday circulation and precipitation climatology during winter rain events of differing intensities in central Chile*”. Journal of Hydrometeorology, 12, pp. 1071-1085.
- [7] Bernard, E., P. Naveau, M. Vrac & O. Mestre (2013). “*Clustering of maxima: spatial dependencies among heavy rainfall in France*”. American Meteorological Society, 26, pp. 7929-7937.
- [8] Bewick, V., L. Cheek & J. Ball (2003). “*Statistics review 7: Correlation and regression*”. Critical Care, 7, pp. 451-459.
- [9] Bonaccorso, B., A. Cancelliere & G. Rossi (2005). “*Detecting trends of extreme rainfall series in Sicily*”. Advances in Geosciences, European Geosciences Union, 2, pp. 7-11.
- [10] Bosier, J.P., R. Rondanelli, R. Garreaud & F. Muñoz (2017). “*Antropogenic and natural contribution to the Southeast Pacific precipitation decline and recent megadrought in central Chile*”. Geophysical Research Letter, 43, DOI: 10.1002/2015GL067265.
- [11] Bracken, C., B. Rajagopalan, M. Alexander & S. Gangopadhyay (2015). “*Spatial variability of seasonal extreme precipitation in the western United States*”. Journal of Geophysics Research, Atmosphere, 120, 4522-4533. DOI: 10.1002/2015JDO23205

- [12] Cayan, D., E. Maurer, M. Dettinger, M. Tyree & K. Hayhoe (2008). “*Climate change scenarios for the California region*”. Climatic Change, 87, pp. 21-42.
- [13] Clarke, R. T. (2007). “*Hydrological prediction in a non-stationary world*”. Hydrology and Earth System Sciences, 11, pp. 408-414.
- [14] Chen, J. & A. Gupta (2010). “*Parametric Statistical Change Point Analysis*”, Birkhauser, Second Edition.
- [15] Cheng, L., A. AghaKouchak, E. Gilleland & R. Katz. (2014). “*Non-stationary extreme value analysis in a changing climate*”. Climatic Change, 127, pp. 353-369.
- [16] Cheng, L. & A. Aghakouchack (2014). “*Nonstationary precipitation intensity-duration-frequency curves for infrastructure design in a changing climate*”. Scientific Reports, 4:7093, pp. 1-6.
- [17] Chow, V. T., D. R. Maidment & L.W. Mays. (1988). “*Applied Hydrology*”. McGraw Hill.
- [18] Clarke, R. (2007). “*Hydrological prediction in a non-stationary world*”. Hydrology Earth System Sciences, 11, pp. 408-414.
- [19] Coles, S (2000). “*An introduction to statistical modeling of extreme values*”. Springer Series in Statistics, USA.
- [20] Cortés, G., X. Vargas & J. McPhee (2011). “*Climatic sensitivity of streamflow timing in the extratropical western Andes Cordillera*”. Journal of Hydrology, 405, pp. 93-109.
- [21] Covián, F. & L. Stowhas (2016). “*Modelación de la línea de nieves en los andes chilenos entre los 28.5° a 51.5 grados de latitud sur*”. XXVII Congreso Latinoamericano de Hidráulica, Lima, Perú.
- [22] d’Arcangeli, V.R. (1997). “*Variación temporal de algunos factores meteorológicos en Chile*”. Memoria para optar al título de ingeniero civil, Departamento de Ingeniería Civil, Universidad de Chile.
- [23] DeGaetano, A.T. (2001). “*Spatial Grouping of United States climate stations using a hybrid clustering approach*”. International Journal of Climatology, 21, pp. 791-807.
- [24] Douglas, E.M., R.M. Vogel & C.N. Kroll (2000). “*Trends in floods and low flows in the United States: impact of spatial correlation*”. Journal of Hydrology 240, pp.99-105.
- [25] ERIDANUS (2016). “*Determinación del impacto del cambio climático en el potencial esperado de generación hidroeléctrica en la cuenca del río Maule*”. Informe preparado para la subsecretaria de energía, Gobierno de Chile.

- [26] Estellé, L., L. Chávez & R. Diaz (2015). “*Caracterización de los caudales en río Salado durante los eventos del 24, 25 y 26 de marzo de 2015*”. XXII Congreso Chileno de Ingeniería Hidráulica. 1-14, Santiago, Chile.
- [27] Falvey, M. & R.N. Garreaud (2009). “*Regional cooling in a warming world: Recent temperature trends in the southeast Pacific and along the west coast of subtropical South America (1979-2006)*”. Journal of Geophysical Research, 114, D04102.
- [28] Garreaud, R., M. Vuille, R. Compagnuccio & J. Marengo (2008). “*Present-day south American climate*”. Palaeogeography, Palaeoclimatology, Palaeoecology, 10, pp. 1016-1032.
- [29] Garreaud, R. (2009). “*The Andes climate and weather*”. Advances in Geosciences, 7, pp-1-9.
- [30] Garreaud, R. (2013). “*Warm winter storms in Central Chile*”. American Meteorological Society, 14, pp 1515-1534.
- [31] Garreaud, R., C. Alvarez-Garretón, J. Barichivich, J.P. Boisier, D. Christie, M. Galleguillos, C. LeQuesne, J. McPhee & M. Zambrano-Bigiarini (2017). “*The 2010-2015 mega drought in Central Chile: Impacts on regional hydroclimate and vegetation*”. Hydrology and Earth System Sciences, EGU.
- [32] Gharari, S., M. Hrachowitz, F. Fenicia & H. Savenije (2013). “*An approach to identify time consistent model parameters: sub-period calibration*” European Geosciences Union, Hydrological and Earth System Sciences, 17, pp. 149-161.
- [33] Gilleland, E. & R. Katz (2016). “*extRemes 2.0: an extreme value analysis package in R*”. Journal of Statistical Software, 72, Issue 8.
- [34] Gocic, M. & S. Trajkovic (2013). “*Analysis of changes in meteorological variables using Mann-Kendall and Sen’s slope estimator statistical test in Serbia*”. Global and Planetary Change, 100, pp. 172-182.
- [35] Grantz, K., B. Rajagopalan, M. Clark & E. Zagona. (2005). “*A technique for incorporating large-scale climate information in basin-scale ensemble streamflow forecasts*”. Water Resources Research, 41, W10410.
- [36] Grillakis, M., A. Koutroulis, I. Daliakopoulos & I. Tsanis (2017). “*A method to preserve trends in quantile mapping bias correction of climate modeled temperature*” Earth System Dynamics, Manuscript Under Review.
- [37] Grinsted, A., J. Moore & S. Jevrejeva (2004). “*Application of the cross Wavelet transform and Wavelet coherence to geophysical time series*”. Nonlinear Processes in Geophysics, 11, pp. 561-566.
- [38] Gutman, E., R. Rasmussen, C. Liu, K. Ikeda, D. Gochis, M. Clark...(2012). “*A comparison of statistical and dynamical downscaling of winter precipitation over complex terrain*”. Journal of Climate, 25, pp. 262-281.

[39] Hamlet, A. F., E.P. Salathé & P. Carrasco (2010). “*Statistical downscaling techniques for global climate model simulations of temperature and precipitation with application to water resources planning studies*”. The Columbia Basin Climate Change Scenarios Project (CBCCSP) report.

[40] Huang, B., P. Thorne, V. Banzon, T. Boyer, G. Chepurin, J. Lawrimore...(2017). “*Extended reconstructed sea surface temperature, version 5 (ERSSTv5): upgrades, validations and intercomparisons*”. Journal of Climate, 30, pp. 8179-8205.

[41] Huichaquelén, C (2017). “*Variabilidad del caudal medio anual durante el periodo histórico 1600-2000 en la cuenca del Maule, Chile. Uso de información de experimento 3.6 del CMIP5*”. Memoria para optar al título de ingeniera civil, Departamento de Ingeniería Civil, Universidad de Chile.

[42] Hurst, H. E. (1951). “*Long-term storage capacity of reservoirs*”. Transaction of the American Society of Civil Engineers, 116, pp. 770-808.

[43] Ionita, M., G. Lohmann & N. Rimbu (2008). “*Prediction of spring Elbe discharge based on stable teleconnections with winter global temperature and precipitation*”. American Meteorological Society, 21, pp. 6215-6226.

[44] IPCC (2014). “*Cambio climático 2014, informe de síntesis*”. Informe del grupo intergubernamental de expertos sobre el cambio climático.

[45] Jacques-Coper, M. & R. Garreaud (2014). “*Characterization of the 1970s climate shift in South America*”. Royal Meteorological Society, DOI: 11.1002/joc.4120.

[46] Kalnay, E., M. Kanamitsu, R. Kistler et al. (1996). “*The NCEP/NCAR 40-year reanalysis project*”. Bulletin of the American Meteorological Society, 77, pp. 437-471.

[47] Kang, B. (2013). “*Bias correction for GCM long-term prediction using nonstationary quantile mapping*”. Journal of Korea Water Resources Association, 46, 833-842.

[48] Kiktev, D., D. Sexton, L. Alexander & C. Folland (2003). “*Comparison of modeled and observed trends in indices of daily extremes*”. Journal of Climate, 16, pp 3560-3571.

[49] Killick, R. (2016). “*Package changepoint*”. R resources.

[50] King, H. (1970). “*Variación de algunos factores meteorológicos en Chile*”, Dirección Meteorológica de Chile.

[51] Koutsoyiannis, D. (2006). “*Nonstationary versus scaling in hydrology*”. Journal of Hydrology, 324, pp. 239-254.

[52] Kumar, K., B. Rajagopalan, M. Hoerling et al (2006). “*Unraveling the mystery of indian monsoon failure during El Niño*”. Science, 314, pp. 115-119.

- [53] Lacourly, N. (2010). “*Estadística Multivariada*”, Departamento de Ingeniería Matemática, CMM, Universidad de Chile.
- [54] Lau, K & H. Weng (1995). “*Climate signal detection using Wavelet transform: how to make a time series sing*”, Bulletin of the American Meteorological Society, 76, pp. 2391-2402.
- [55] Li, H., J. Sheffield & E. Wood (2010). “*Bias correction of monthly precipitation and temperature fields from intergovernmental panel on climate change AR4 models using equidistant quantile matching*”. Journal of Geophysical Research, 115, D10101.
- [56] Loader, C. (1999). “*Local regression and Likelihood*”. Springer-Verlag New York, DOI: 10.1007/b98858.
- [57] Mann, H. (1945). “*Nonparametric test against trend*”. Journal of the Econometric Society, 13, pp. 245-259.
- [58] Masui, T., K. Matsumoto, Y. Hijioka, T. Kinoshita, T. Nozawa et al. (2011). “*An emission pathway for stabilization at 6 W/m² radiative forcing*”. Climatic Change, 109, pp. 59-76.
- [59] Mendoza, P., B. Rajagopalan, M. Clark, G. Cortes & J. McPhee (2014). “*A robust multimodel framework for ensemble seasonal hydroclimatic forecast*”. Water Resources Research, 50, pp. 6030-6052. DOI: 10.1002/2014WR015426.
- [60] Merabtene, T., M. Siddique & A. Shanableh (2016). “*Assessment of seasonal and anual rainfall trends and variability in Sharjah city, UAE*”. Hindawi Publishing Corporation, Advances in Meteorology, ID 6206238.
- [61] Miao, C., L. Su & Q. Duan (2016). “*A nonstationary bias-correction technique to remove bias in GCM simulations*”. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 10, pp. 5718-5735.
- [62] Mishra, P., S. Prasad, N. Marwan, A. Annop, R. Krishnan, B. Gaye, N. Basavaiah, M. Stebich, P. Mnezel & N. Riedel (2018). “*Contrasting pattern of hydrological changes during the past two millennia from central and northern India: Regional climate difference or anthropogenic impact?*”. Global and Planetary Change, 161, pp. 97-107.
- [63] Mo, K. (2000). “*Relationships between low-frequency variability in the southern hemisphere and sea surface temperature anomalies*”. Journal of Climate, 13, pp. 3599-3610.
- [64] Montecinos, A. & P. Aceituno (2002). “*Seasonality of the ENSO-Related rainfall variability in central Chile and associated circulation anomalies*”. American Meteorological Society, 16, pp. 281-296.
- [65] Nash, J. & J. Sutcliffe (1970). “*River flow forecasting through conceptual models part I: a discussion of principles*”. Journal of Hydrology, 10, pp- 282-290.

- [66] Pearson, K. (1985). “*Note on regression and inheritance in the case of two parents*”, Proceedings of the Royal Society of London, 58, pp. 240-242.
- [67] Peña, H. & F. Vidal (1993). “*Estimación estadística de la línea de nieves durante los eventos de precipitación entre las latitudes 28 y 38 grados sur*”. XI Congreso de Ingeniería Hidráulica.
- [68] Quintana, J.M. & P. Aceituno (2012). “*Changes in the rainfall regime along the extratropical west coast of South American (Chile): 30-34°S*”. Atmosfera, 25, pp. 1-22.
- [69] Rayner, N., D. Parker, E. Horton, C. Folland, L. Alexander, D. Rowell, E. Kent & A. Kaplan. (2003). “Global analyses of sea surface temperature, sea ice, and night marine air temperature since the late nineteenth century”. Journal of Geophysical Research, 108, pp. 4407-4445.
- [70] Regonda, S., B. Rajagopalan, M. Clark & E. Zagona (2006). “*A multimodel ensemble forecast framework: Application to spring seasonal flows in the Gunnison River Basin*”. Water Resources Research, 42, W09404. DOI: 10.1029/2005WR004653.
- [71] Riahi, K., S. Rao, V. Krey, C. Cho, V. Chirkov, G. Kinderman et al. (2011). “*RCP 8.5-A scenario of comparatively high greenhouse gas emissions*”. Climatic Change, 109, pp. 33-57.
- [72] Ricchetti, F. & X. Vargas (2017). “*Preliminary evaluation of climate change impact in the Codegua’s river irrigation improvement project*”, EGU 2017 General Assembly, Viena, Austria.
- [73] Rojas, Y. (2016). “*Eventos extremos de precipitación diaria en Chile central*”. Memoria para optar al título de geofísica, Departamento de Geofísica, Universidad de Concepción.
- [74] Rousseeuw, P.J. (1987). “*Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis*”. Journal of Computational Applied Mathematics, 20, pp. 53-65.
- [75] Rubio, E. & J. McPhee (2010). “*Patterns of spatial and temporal variability in streamflows records in south central Chile in the period 1952-2003*”. Water Resources Research, 46, W05514, DOI:10.1029/2009WR007982.
- [76] Sachindra, D. & B. Perera (2016). “*Statistical downscaling of general circulation model outputs to precipitation accounting for non-stationarities in predictor-predictand relationships*”. PloS ONE 11 (12). DOI 10.1371.
- [77] Salazar, A. (2017). “*Determinación de una metodología para la predicción de forzantes meteorológicas a escala local en un clima no estacionario. Aplicación a cuencas de Chile central*”. Memoria para optar al título de ingeniero civil, Departamento de Ingeniería Civil, Universidad de Chile.

- [78] Salas, J. & J. Obeysekera (2014). “*Revisiting the concepts of return period and risk for nonstationary hydrologic extreme events*”. *Journal of Hydrologic Engineering*, 19, pp. 554-568.
- [79] Salas, J. & J. Obeysekera (2016). “*Riesgo hidrológico considerando factores climáticos y antropogénicos*”. Curso Internacional Pre-Congreso, XXVIII Congreso Latinoamericano de Ingeniería Hidráulica, Lima, Perú.
- [80] Salvi, K., S. Ghosh & A. Ganguly. (2016). “*Credibility of statistical downscaling under nonstationary climate*”, *Climate Dynamics*, 46, pp. 1991-2023.
- [81] Sen, P. (1968). “*Estimates of the regression coefficient based on Kendall’s tau*”. *Journal of the American Statistical Association*, 63, pp. 1379-1389.
- [82] Sepulveda, S., S. Rebolledo, J. McPhee, M. Lara., M. Cartes, E. Rubio, D. Silva & N. Correira. (2014). “*Catastrophic, rainfall-induced debris flows in Andean villages of Tarapacá, Atacama desert, northern Chile*”. *Journal of the International Consortium on Landslides, Landslides*
- [83] Sveinsson, O., J. Salas, D. Boes & R. Pielke. (2003). “*Modeling the dynamics of long-term variability of hydroclimatic processes*”. *Journal of Hydrometeorology*, 4, pp. 489-505.
- [84] Takahashi, K., A. Montecinos, K. Goubanova & B. Dewitte. (2011). “*ENSO regimes: reinterpreting the canonical and Modoki El Niño*”. *Geophysical Research Letters*, 38, L10704.
- [85] Taylor, K.E., R. J. Stouffer & G.A. Meehl (2011). “*A summary of the CMIP5 Experiment Design*”
- [86] Thomson, A., K. Calvin, S. Smith, P. Kyle, A. Volke, P. Patel et al. (2011). “*RCP 4.5: A pathway for stabilization of radiative forcing by 2100*”. *Climatic Change*, 109, pp. 77-94.
- [87] Thrasher, B., E.P. Maurer, C. McKellar & P.B. Duffy (2012). “*Technical Note: Bias correcting climate model simulated daily temperature extremes with quantile mapping*”. *Hydrology and Earth System Sciences*, 16 (9). 3309-3314.
- [88] Torrence, C. & G. Compo (1998). “*A practical guide to Wavelet analysis*” *Bulletin of the American Meteorological Society*, 79, pp. 61-78.
- [89] Towler, E., B. Rajagopalan, R. Summers & D. Yates (2010). “*An approach for probabilistic forecasting of seasonal turbidity threshold exceedance*”. *Water Resources Research*, 46, W06511.
- [90] Towler, E., B. Rajagopalan, E. Gilleland, R. Summers, D. Yates & R. Katz (2010). “*Modeling hydrologic and water quality extremes in a changing climate: A statistical approach based on extreme value theory*”. *Water Resources Research*, 46, W11504.

- [91] Trenberth, K. (1997). “*The definition of El Niño*”. Bulletin of the American Meteorological Society, 8, pp. 2771-2777.
- [92] Tyralis, H., P. Dimitriadis, T. Illopoulou, K. Tzouka & D. Koutsoyannis (2017). “*Dependence of long-term persistence properties of precipitation on spatial and regional characteristics*”, EGU 2017 General Assembly, Viena, Austria.
- [93] USAID (2014). “*A review of downscaling methods for climate change projections*”. United State Agency for International Development with African and Latin American Resilience to Climate Change.
- [94] USGS (2015). “*Guidelines for determining flood flow frequency, bulletin 17c*”. United State Department of the Interior and United State Geological Survey. Provisional form for obtaining public comment.
- [95] Vargas, J. & F. Ortiz. (2016). “*Variabilidad de magnitud e y frecuencia de crecidas en el sector occidental de la Cordillera de los Andes entre las latitudes 34° 50’S y 39° 40’S*”. XXVII Congreso Latinoamericano de Hidráulica, Lima, Perú.
- [96] Von Storch, H. & F. W. Zwiers. (2010) “*Statistical analysis in climate research*”. Cambridge Edition, New York.
- [97] Wilks, D.(2011). “*Statistical methods in the atmospheric sciences*”. Third Edition, Elsevier Inc, San Diego.
- [98] Wolter, K. & M. Timlin (2011). “*El Niño/southern oscillation behavior since 1871 as diagnosed in an extended multivariate ENSO index (MEI.ext)*”. International Journal of Climatology, 31, pp. 1074-1087.
- [99] Yue, S., P. Pilon & G. Cavadias (2002). “*Power of the Mann-Kendall and Spearman’s rho test for detecting monotonic trends in hydrological series*”. Journal of Hydrology, 259, pp. 254-271.

ANEXOS

Las siguientes secciones de anexos pretenden apoyar, mediante fórmulas, tablas y figuras, los contenidos expuestos en el cuerpo principal del presente trabajo de tesis. Los anexos se estructuran en base a los capítulos presentados en el trabajo de tesis.

Anexo A: Formulas y figuras anexas a la revisión bibliográfica

Anexo A. 1: Expresiones matemáticas para cuantificar tendencias

Test de Mann-Kendall

La cuantificación del cambio de signos en la serie temporal se calcula en base a las ecuaciones (A. 1) y (A. 2), mostradas a continuación.

$$S = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \operatorname{sgn}(x_j - x_i) \quad (\text{A. 1})$$

$$\operatorname{sgn}(\theta) = \begin{cases} 1 & \text{si } \theta > 0 \\ 0 & \text{si } \theta = 0 \\ -1 & \text{si } \theta < 0 \end{cases} \quad (\text{A. 2})$$

Luego, las fórmulas que expresan tanto la esperanza como la varianza se calculan en base a las ecuaciones (A. 3) y (A. 4), respectivamente.

$$E(S) = 0 \quad (\text{A. 3})$$

$$\operatorname{Var}(S) = \frac{n(n-1)(2n+5) - \sum_{i=1}^n t_i i(i-1)(2i+5)}{18} \quad (\text{A. 4})$$

En base a lo anterior, se calcula el test normal estadístico, suponiendo un número de datos mayor a $n = 10$. Este adopta la forma mostrada en la ecuación (A. 5).

$$Z_{MK} = \begin{cases} \frac{S-1}{\sqrt{\operatorname{Var}(S)}} & \text{si } S > 0 \\ 0 & \text{si } S = 0 \\ \frac{S+1}{\sqrt{\operatorname{Var}(S)}} & \text{si } S < 0 \end{cases} \quad (\text{A. 5})$$

Luego, se compara el valor del test normal estadístico con un nivel de significancia específico, el cual debe ser determinado a priori. De esta manera, se tendrá una significancia estadística en el caso que se cumpla la ecuación (A. 6).

$$|Z_{MK}| > Z_{1-\alpha/2} \quad (\text{A. 6})$$

Estadísticos móviles

Los estadísticos móviles se definen en las ecuaciones (A. 7) y (A. 8) para la media y desviación estándar móvil, respectivamente.

$$\mu(t) = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=t_1}^{t_2} x_i \quad \forall t_2 < m - \frac{(n-1)}{2} \quad (A. 7)$$

$$\forall t_1 > \frac{(n-1)}{2}$$

$$\sigma(t) = \frac{1}{n} \cdot \sqrt{\sum_{i=t_1}^{t_2} (x_i - \mu(t))^2} \quad \forall t_2 < m - \frac{(n-1)}{2} \quad (A. 8)$$

$$\forall t_1 > \frac{(n-1)}{2}$$

Dónde:

- μ [mm, °C]: Media móvil
- σ [mm, °C]: Desviación estándar móvil
- n [-]: Ventana temporal definida para el cálculo de los estadísticos móviles.
- t_1, t_2 [-]: Tiempo inicial y final de la serie, los cuales definen la ventana temporal de evaluación.

Ajustes lineales de tendencias

El ajuste lineal por minimización de diferencias cuadradas posee una solución analítica en el espacio de \mathbb{R}^2 , cuya expresión queda definida por la ecuación (A. 9).

$$m = \frac{n \sum_{i=1}^n x_i y_i - \sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n y_i}{n \sum_{i=1}^n x_i^2 - (\sum_{i=1}^n x_i)^2} \quad (A. 9)$$

Dónde:

- m [mm/año, °C/año]: Pendiente ajustada a la serie temporal
- x_i [años]: Variable independiente
- y_i [mm, °C]: Variable dependiente de x

Por otro lado, el ajuste propuesto en *Sen (1968)* queda definido por el cálculo de las ecuaciones (A. 10) y (A. 11), las cuales encuentran la pendiente mediana a las múltiples ajustadas para cada tupla de puntos en la serie temporal.

$$m_i = \frac{x_j - x_k}{j - k} \quad (A. 10)$$

$$m_{Sen} = m_{[N/2]} \quad (A. 11)$$

Anexo A. 2: Ponderaciones para el downscaling especial

La reconstitución de la serie temporal en un punto específico viene dada por la ecuación (A. 12), la cual considera una ponderación por el inverso lineal de la distancia:

$$X_n = \sum_{j=1}^4 \omega_j \cdot X_{j,n} \quad (A. 12)$$

Con:

$$\omega_j = \frac{\frac{1}{d_j}}{\sum_{j=1}^4 \frac{1}{d_j}} \quad (A. 13)$$

Dónde:

- $X_n [n]$: Serie de tiempo de la variable n ponderada de manera inversa a la distancia
- $X_{j,n} [n]$: Serie de tiempo de la variable n observada en un punto de la grilla cercano a la posición de la estación de medición
- $\omega_j [-]$: Ponderador del nodo j
- $d_j [-]$: Distancia desde la estación de medición al nodo j de la grilla del GCM

Los ponderadores de los nodos pueden ser calculados ponderando por el cuadrado del inverso de la distancia, donde la ecuación (A. 13) viene remplazada por la ecuación (A. 14).

$$\omega_j = \frac{\left(\frac{1}{d_j}\right)^2}{\sum_{j=1}^4 \left(\frac{1}{d_j}\right)^2} \quad (A. 14)$$

Dónde:

- $\omega_j [-]$: Ponderador del nodo j
- $d_j [-]$: Distancia desde la estación de medición al nodo j de la grilla del GCM

Anexo A. 3: Medición de la estacionalidad de los modelos GCM

El indicador por excelencia para medir la estacionalidad son los coeficientes de Pardé, los cuales vienen dados por la expresión expuesta en la ecuación (A. 15).

$$P_{n,m} = \frac{\mu_{n,m}}{\sum_{n=1}^{12} \mu_{n,m}} \quad (A. 15)$$

Dónde:

- $\mu_{n,m} [mm, ^\circ C]$: Media de la variable n en el mes m
- $P_{n,m} [-]$: Coeficiente de Pardé para la variable n y el mes m

Luego, para cuantificar las diferencias entre la estacionalidad presentada por el modelo y la estacionalidad observada, se compara el vector de coeficientes de Pardé. En este caso, la comparación se realiza mediante el Error Cuadrático Medio expuesto en las ecuaciones (A. 16) y (A. 17). Cabe mencionar que mientras mejor esté representada la estacionalidad en el modelo, el ECM será menor.

$$I_{E_n} = ECM(P_{obs_n}, P_{GCM_n}) \quad (A. 16)$$

Con:

$$ECM(X, Y) = \sqrt{\frac{1}{12} \cdot \sum_{n=1}^{12} (x_n - y_n)^2} \quad (A. 17)$$

Dónde:

- ECM [-]: Error Cuadrático Medio entre los vectores X e Y
- I_{E_n} [-]: Indicador de desempeño estacionario para la variable n
- P_{obs_n} [-]: Coeficiente de Pardé en serie observada para la variable n
- P_{GCM_n} [-]: Coeficiente de Pardé en serie modelada por el GCM para la variable n

Anexo A. 4: Criterios de elección multiobjetivo

La elección definitiva del modelo debe incorporar un criterio adicional referido a la importancia que tiene replicar de una manera adecuada la precipitación y la temperatura en la elección final. Esto puede lograrse con la definición de una circunferencia desde el origen (*Gharari, 2014*), cuyo radio queda definido por la distancia euclidiana, mostrada en la ecuación (A. 18).

$$d_{euclidiana,i} = \sqrt{\sum_{n=1}^2 (I_{i,n})^2} \quad (A. 18)$$

Dónde:

- $d_{euclidiana,i}$ [-]: Distancia euclidiana, radio de la circunferencia con centro el origen
- $I_{i,n}$ [-]: Indicador relacionado al modelo i para la variable n

El criterio anterior permite elegir exclusivamente modelos que presenten un buen desempeño para ambas variables. Esto se debe a la convexidad de las fronteras que se recuperan luego del filtro de dominancia. Encontrado de un subconjunto de GCMs de buen desempeño, se evalúan otros criterios adicionales para tomar la decisión final de elección. Estos pueden ser la construcción de una adaptación de las matrices de arrepentimiento, donde se elige entre modelos en base a indicadores, comparando en relación 1:1 entre indicadores de distintos modelos. La expresión matemática de la matriz queda definida por la ecuación (A. 19).

(A. 19)

$$R_{a,b} = \frac{I_{a,b} - \min_b(I_{a,b})}{\min_b(I_{a,b})} \cdot 100$$

Dónde:

- $R_{a,b}$ [%]: Arrepentimiento de elegir el modelo a en evaluación del indicador b
- $I_{a,b}$ [-]: Indicador b del modelo a

Otros criterios adicionales para la elección de modelos entre los definidos del subconjunto es la comparación entre los indicadores dada por la confección de rectas, cuya expresión se muestra en la ecuación (A. 20).

(A. 20)

$$\mathcal{L}(I_{Tp}, I_{Pp}) = \{\mathcal{L}: \alpha \cdot I_{Tp} + (1 - \alpha) \cdot I_{Pp}\}$$

Dónde:

- I_{Tp} [-]: Indicador del desempeño para la variable de temperaturas
- I_{Pp} [-]: Indicador del desempeño para la variable de precipitación
- α [-]: adimensional $\in [0,1]$, el cual denota peso del indicador evaluado

Donde se privilegia una elección de modelos que presenten rectas con pendientes cercanas a 0, puesto que esto significa un ajuste equitativo, tanto en los indicadores de precipitación y temperatura.

Anexo B: Recopilación y homogenización de la data observada

Anexo B. 1: Esquemas hombrotérmicos en las estaciones de data mensual

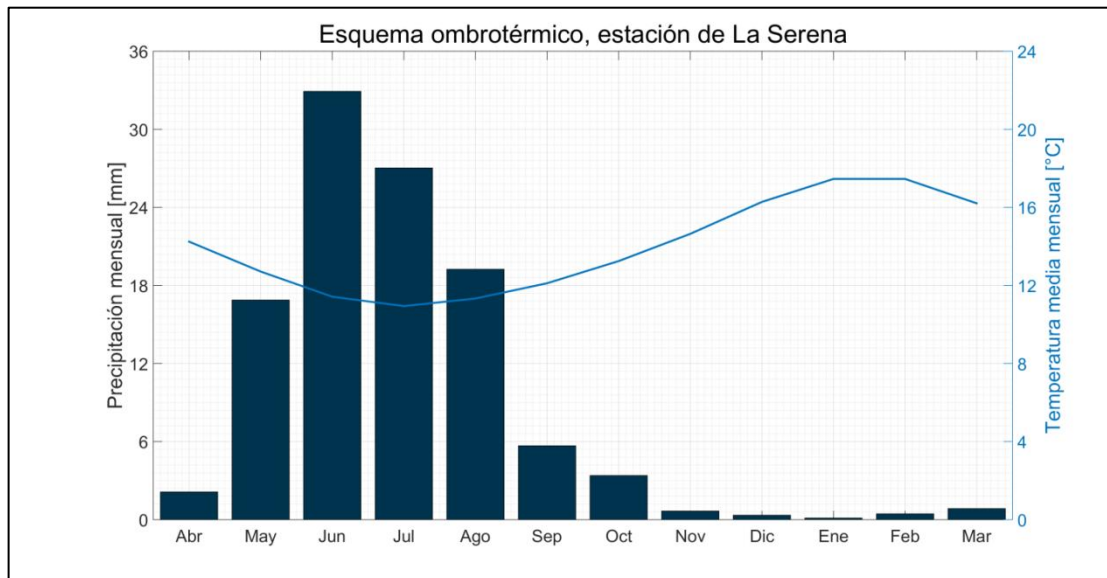


Figura B. 1: Esquema ombrotérmico, estación La Florida en La Serena

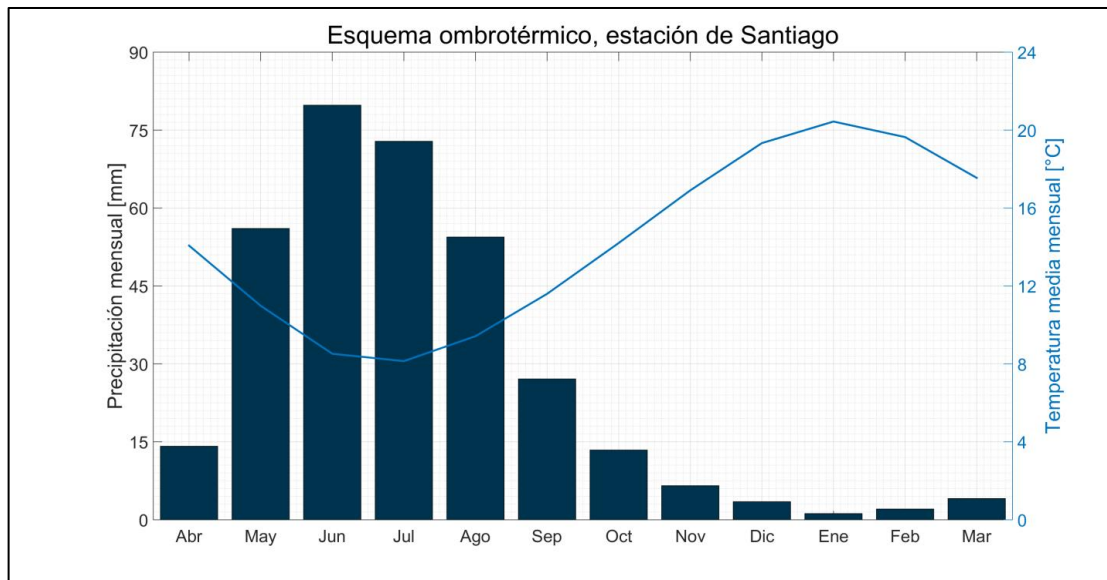


Figura B. 2: Esquema ombrotérmico, estación Quinta Normal en Santiago

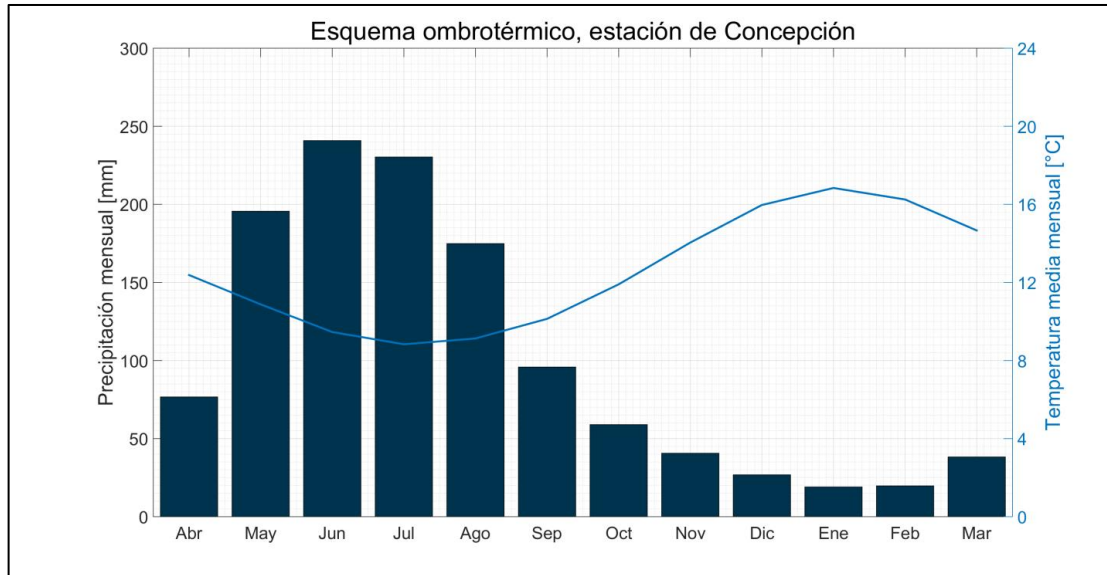


Figura B. 3: Esquema ombrotérmico, estación Carriel Sur en Concepción

Anexo B. 2: Sobre el relleno de la data y estaciones utilizadas

El caso particular de relleno de datos faltantes se describe a continuación, para cada una de las estaciones.

- La Serena La Florida ad.: No tiene datos faltantes. Se debe notar que en el año 1950, la estación meteorológica es transferida, desde las cercanías de la ciudad (cota 32 [m.s.n.m.]) al sector de La Florida (cota 142 [m.s.n.m.]). De esta manera, la serie temporal posee datos de ambos emplazamientos de la estación.
- Santiago D.M.C., Quinta Normal: No tiene datos faltantes. La estación nunca se ha transferido de sitio.

- Rancagua DPC: Se cuenta con data de la DMC hasta el año 1970. Con posterioridad, la estación se traslada desde el centro de la ciudad a orillas del río Cachapoal. En este cambio, la estación pasa a ser administrada por DGA. Con respecto a la data faltante en los años de administración DMC, se tienen datos faltantes para los años 1957 y 1960. Se probaron correlaciones con las estaciones de Graneros, Parrón, Pangal y Sauzal, resultando ser la mejor correlación aquella de la estación Parrón, cuyo coeficiente de determinación es de 0.65.
- Curicó, General Freire ad. La estación presenta un cambio de emplazamiento en el año 1949, el cual coincide con los trabajos para la puesta en marcha del Nuevo aeródromo de la ciudad. Las cotas de los distintos emplazamientos no presentan diferencias significativas. (de 211 a 255 [m.s.n.m.]). Con respecto a los datos, se tienen datos faltantes en el año 1924 y en una ventana de 7 años, desde el 1952 hasta el 1958. Para el relleno del primer caso, se probaron correlaciones con las estaciones de Rauco, Villa alegre, Llico, Talca y Lolol, rellenándose finalmente con la estación de Rauco, la cual presenta un coeficiente de determinación igual a 0.78. Con respecto al segundo caso, se prueban correlaciones con Lolol y Villa Alegre, eligiendo la correlación establecida para Lolol, la cual presenta un coeficiente de determinación igual a 0.59.
- Chillan, General Bernardo O'Higgins ad.: Presenta datos faltantes en 1945 y una ventana temporal de 3 años, desde 1960 a 1962. Para rellenar el primer dato faltante, se probaron correlaciones con las estaciones de Parral, Quirihue y San Carlos. Se elige la estación de San Carlos, la cual presenta un coeficiente de determinación igual a 0.20. En cuanto al segundo relleno, y motivado por los pobres ajustes con las estaciones de Parral, Quipoltemu y Cauquenes, se decide extender la correlación realizada para San Carlos, la cual en esta oportunidad presenta un coeficiente de determinación de 0.23.
- Concepción, Carriel Sur ad.: presenta dato faltante el año 1941. Se prueban correlaciones con las estaciones de Talcahuano, Hualpén y Caracol, rellenando el dato faltante en base a la estación de Talcahuano, donde la correlación presenta un coeficiente de determinación de 0.72. Cabe mencionar que previo a 1966, la estación se encontraba en la Universidad de Concepción. En el periodo cercano a dicho año, la estadística ha sido rellenada con la estación que se encontraba en el ex aeródromo de Hualpencillo. Todos los puntos de medición en los cuales se emplazó la estación presentan cota similar.

Anexo B. 3: Ajustes lineales de tendencias en series intraanuales y diagramas de Hurst

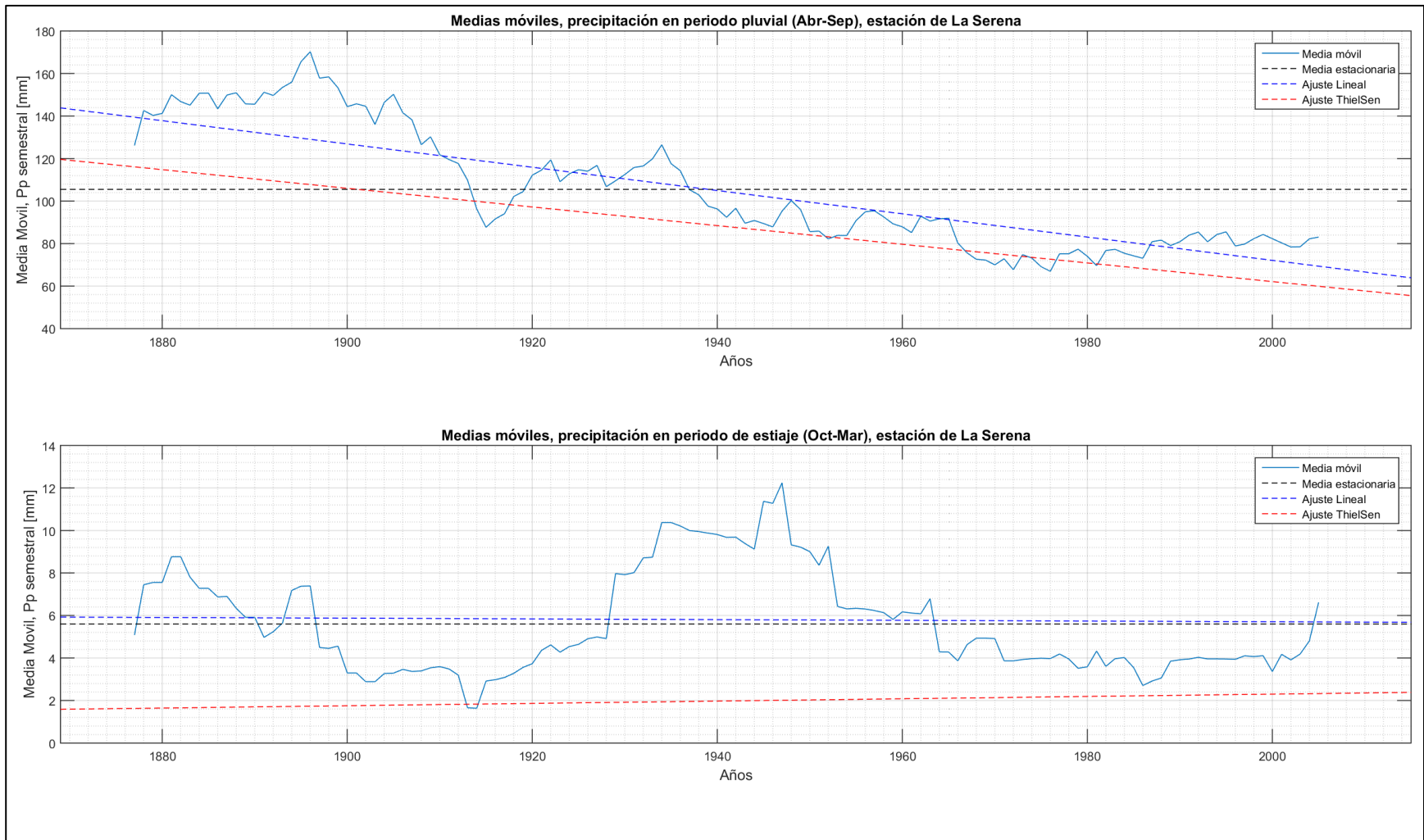


Figura B. 4: Tendencias en series de precipitaciones semestrales, ajustes lineales clásico y enfoque ThielSen, estación La Florida

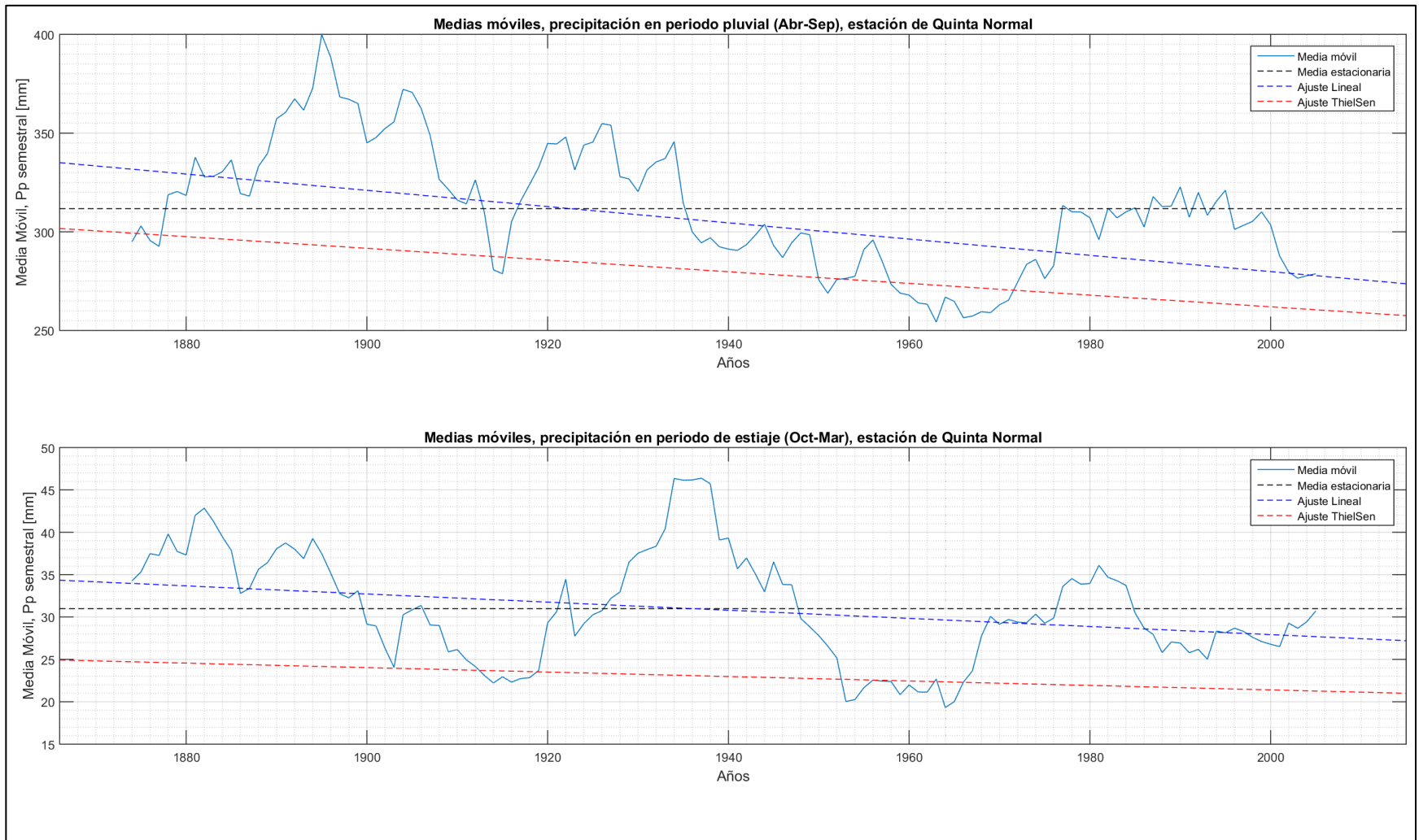


Figura B. 5: Tendencias en series de precipitaciones semestrales, ajustes lineales clásico y enfoque ThielSen, estación Quinta Normal.

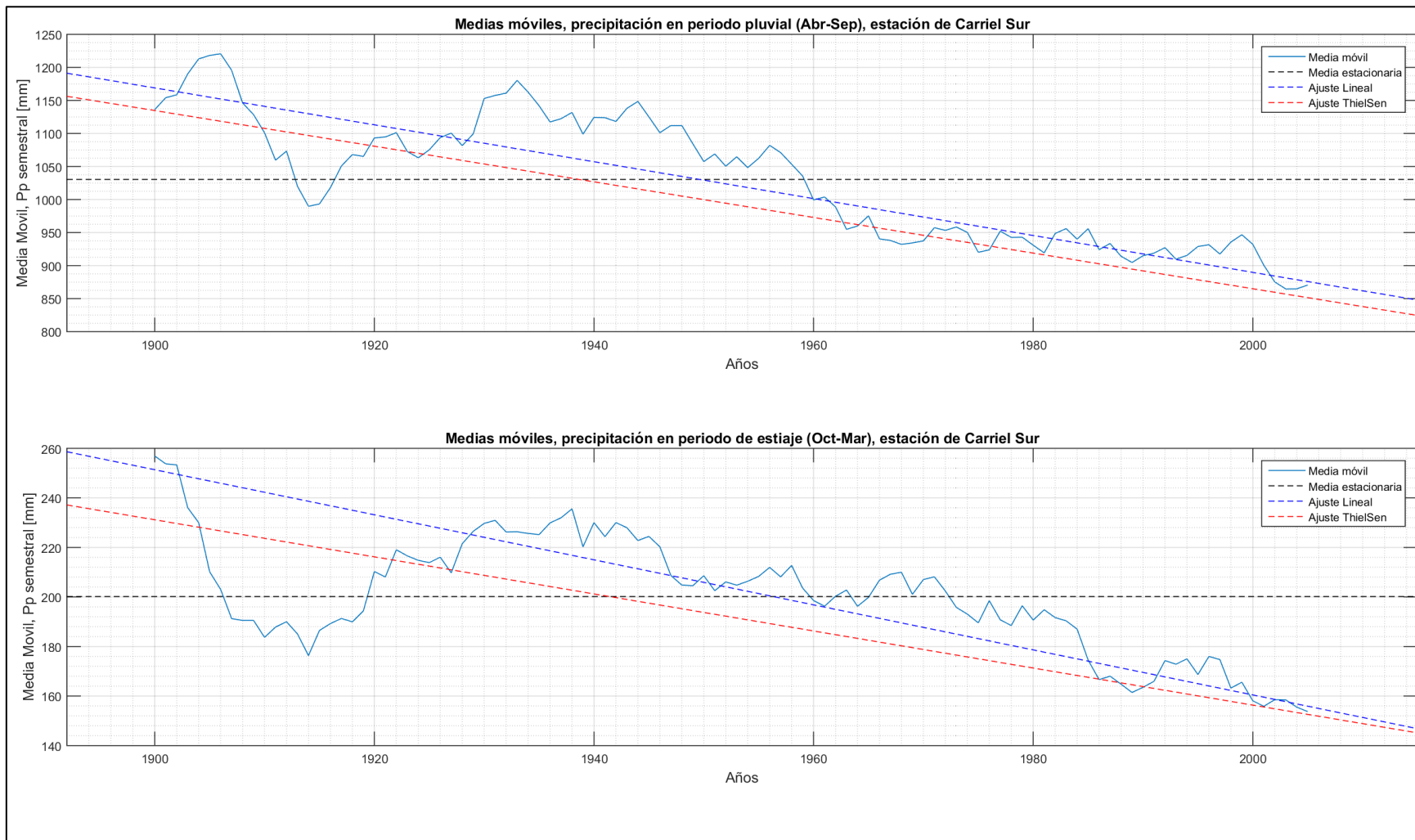


Figura B. 6: Tendencias en series de precipitaciones semestrales, ajustes lineales clásico y enfoque ThielSen, estación Carriel Sur.

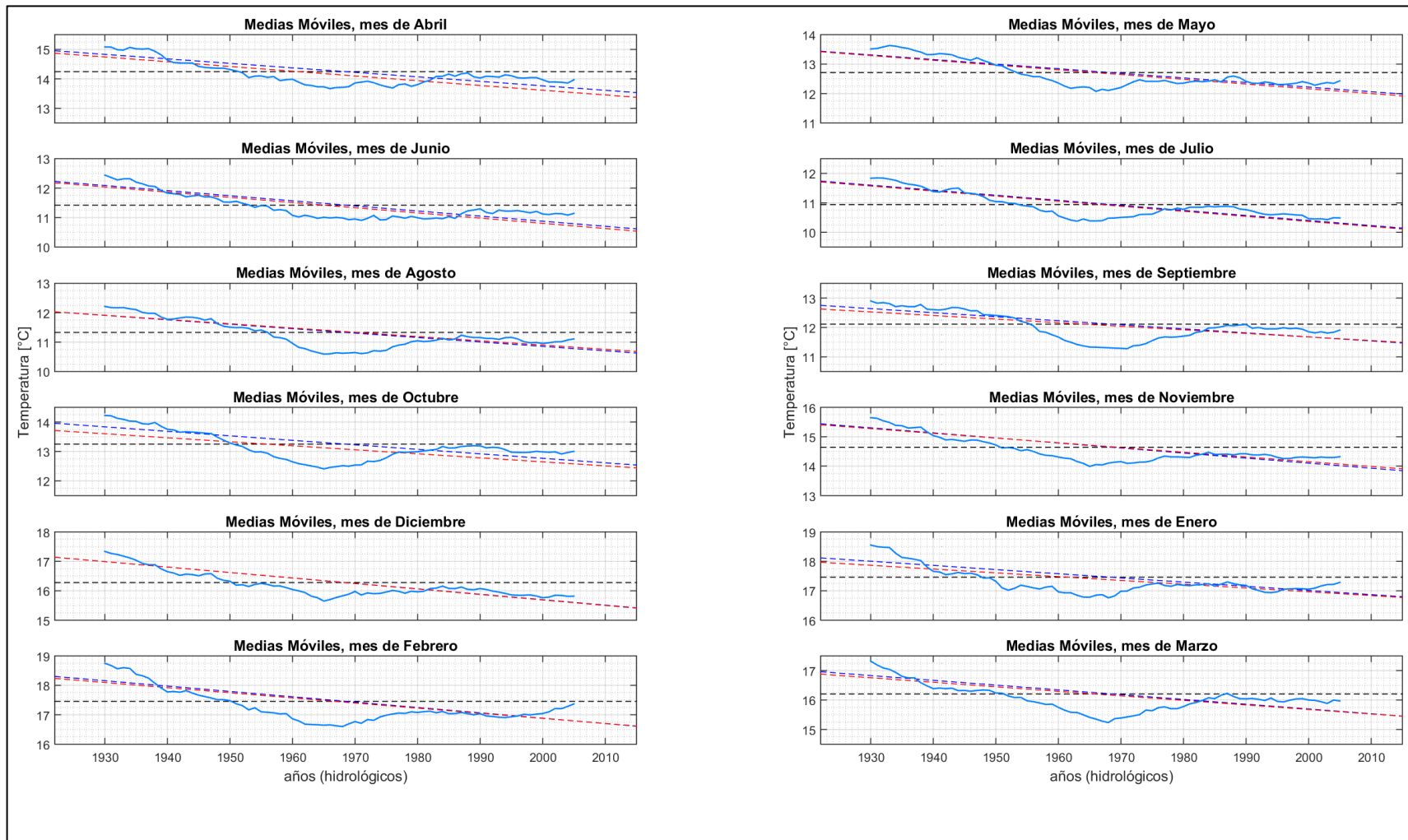


Figura B. 7: Tendencias en series de temperaturas medias mensuales, ajustes lineales clásico y enfoque ThielSen, estación La Florida

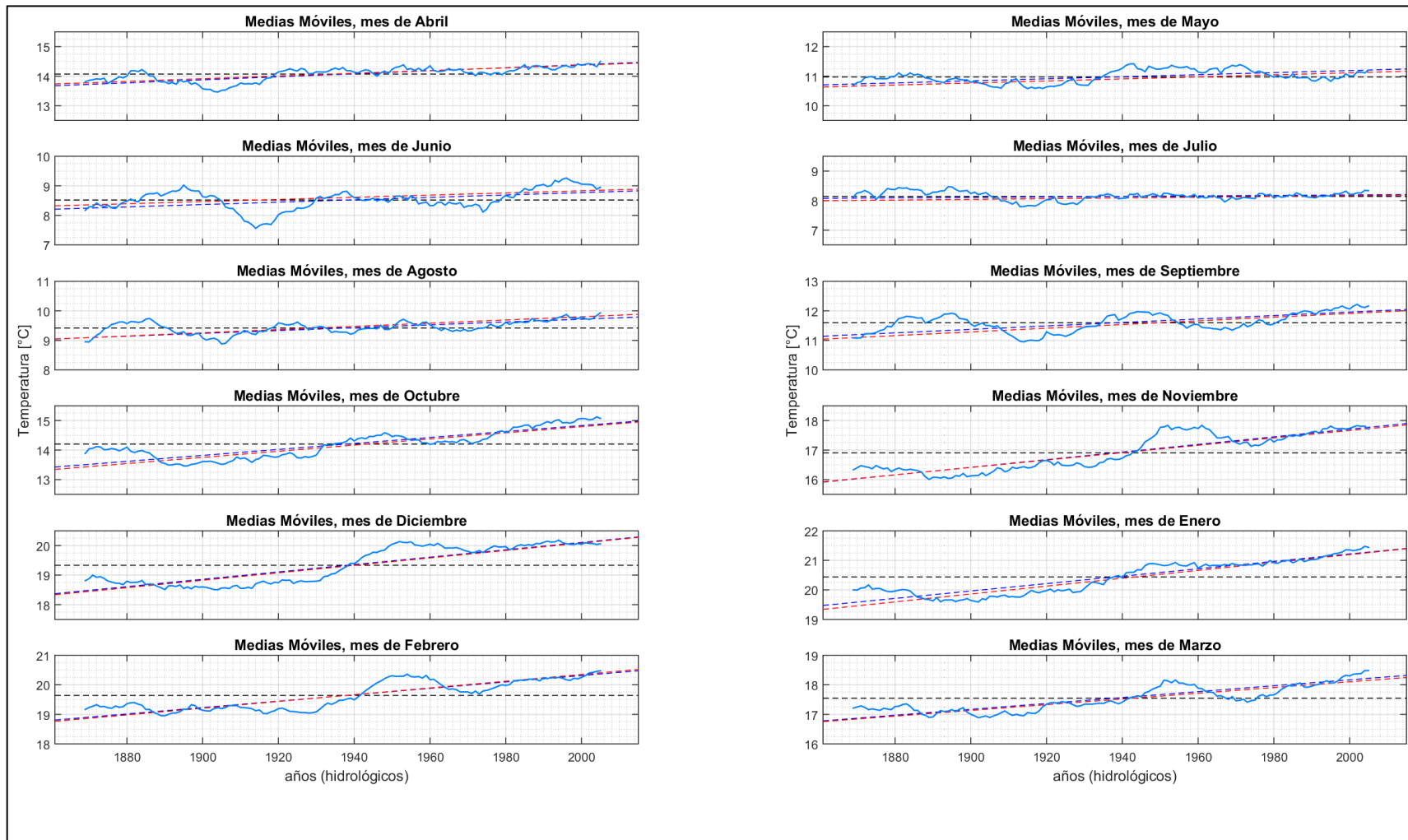


Figura B. 8: Tendencias en series de temperaturas medias mensuales, ajustes lineales clásico y enfoque ThielSen, estación Quinta Normal

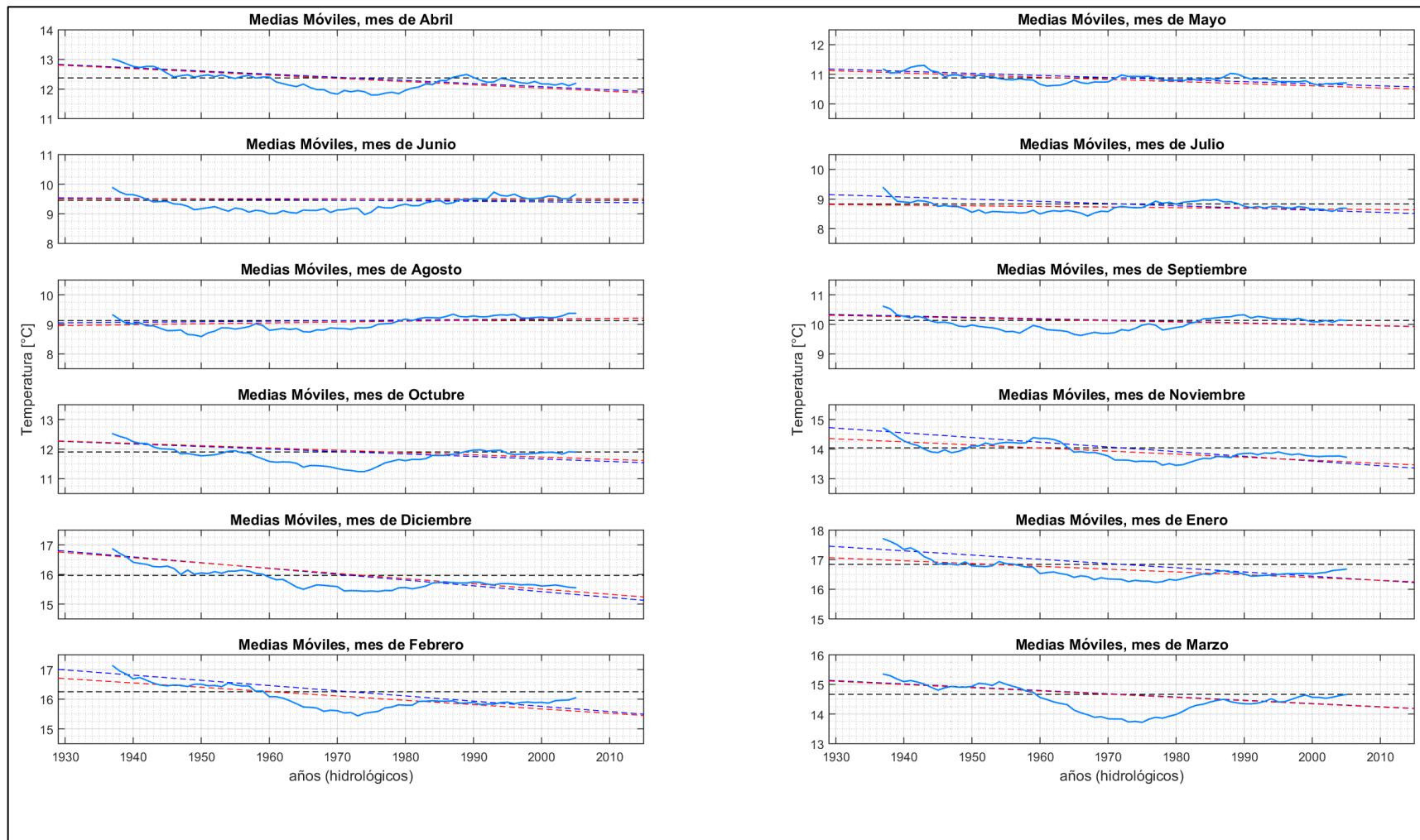


Figura B. 9: Tendencias en series de temperaturas medias mensuales, ajustes lineales clásico y enfoque ThielSen, estación Carriel Sur

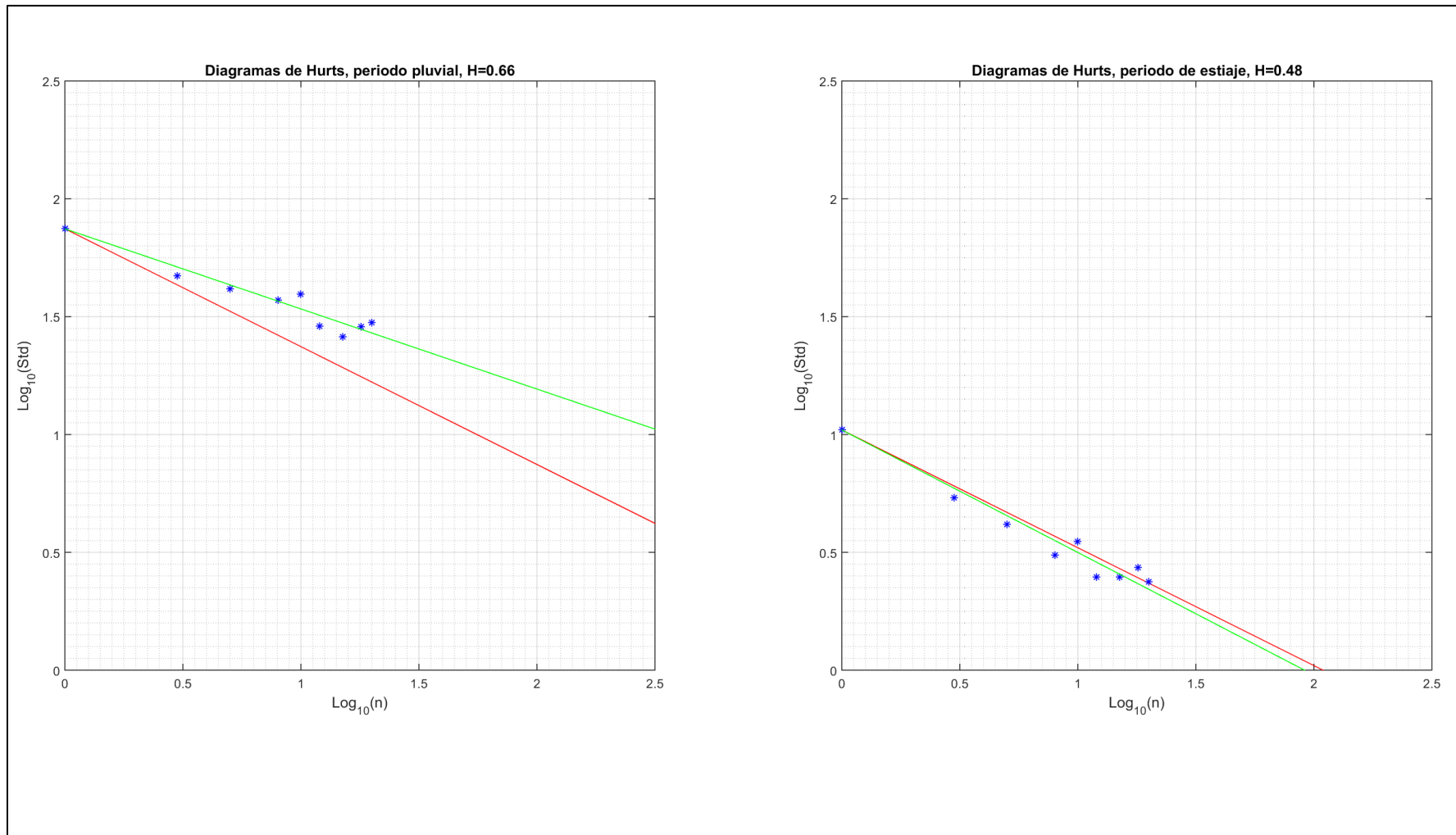


Figura B. 10: Diagramas de Hurst (Koutsoyannis 2006) para precipitación semestral, estación La Florida

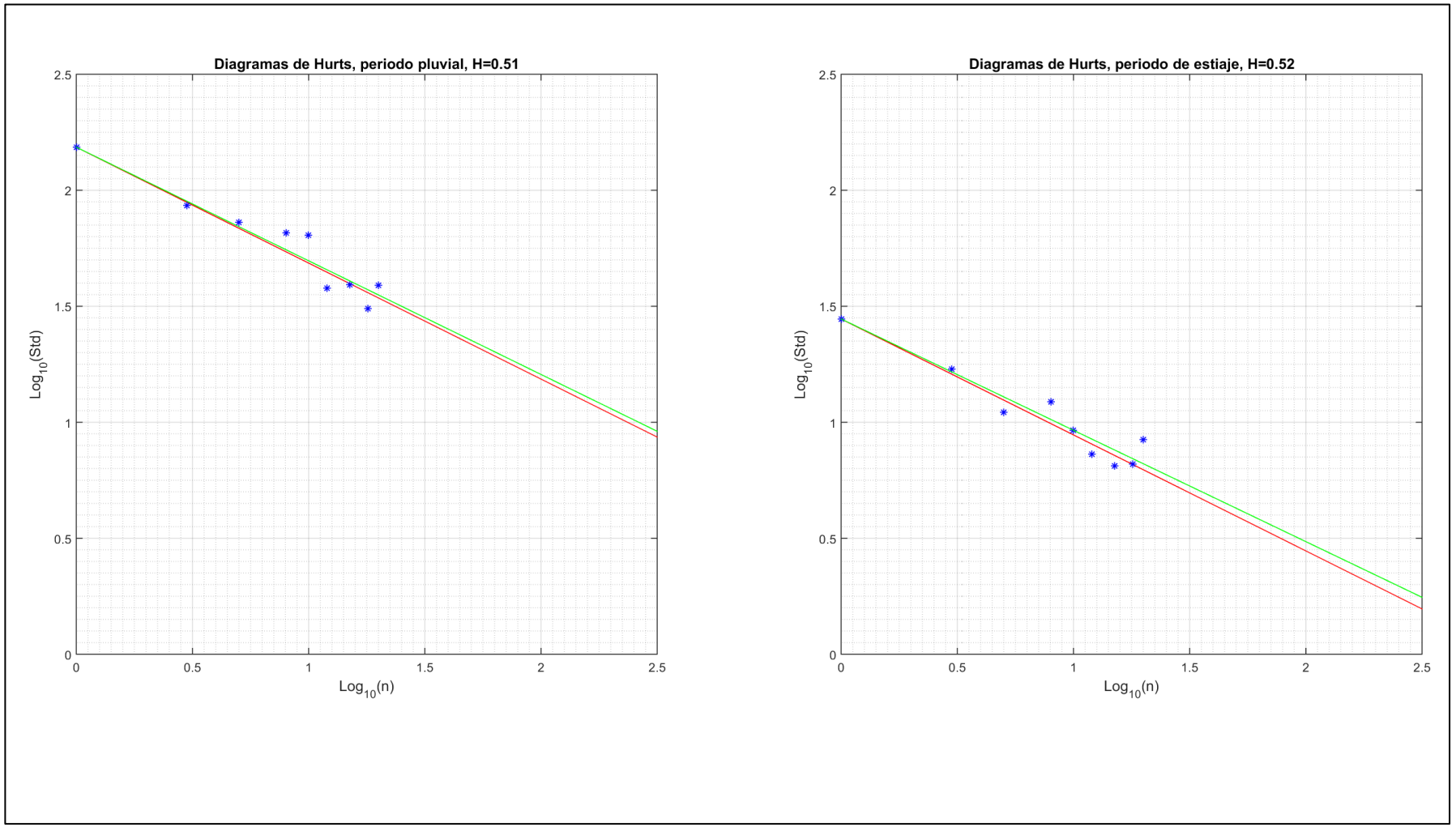


Figura B. 11: Diagramas de Hurst (Koutsoyannis 2006) para precipitación semestral, estación Quinta Normal

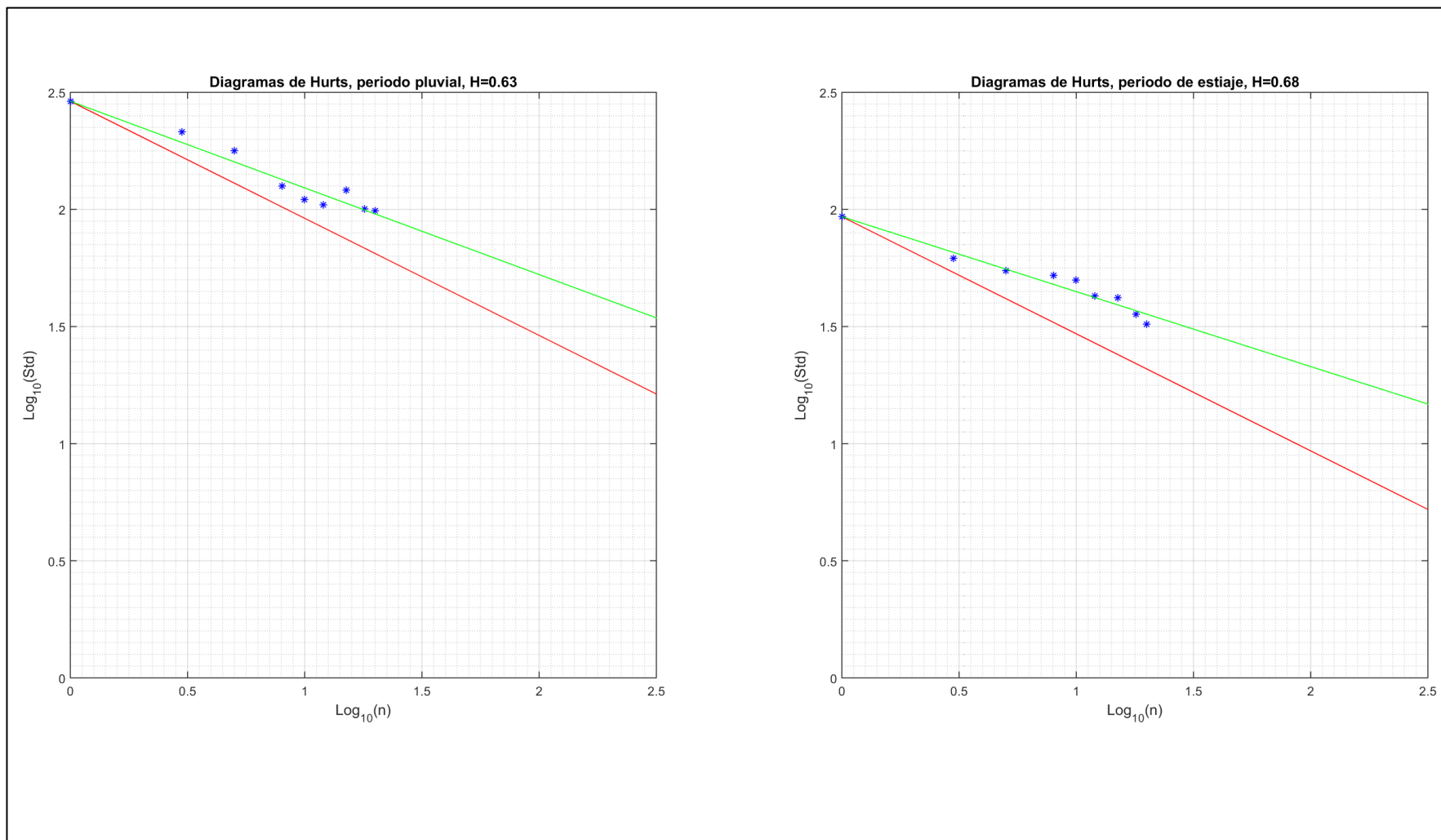


Figura B. 12: Diagramas de Hurst (Koutsoyannis 2006) para precipitación semestral, estación Carriel Sur

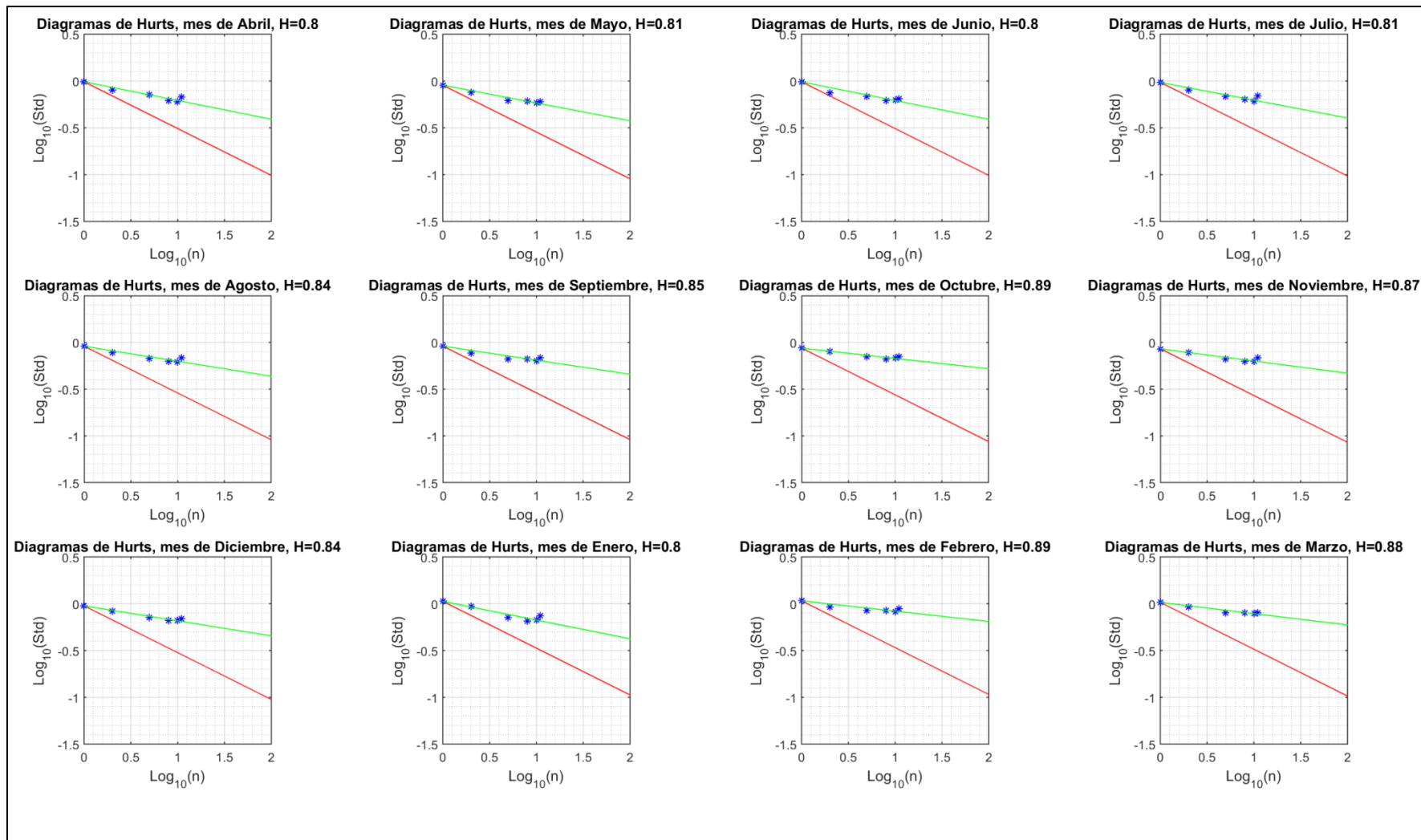


Figura B. 13: Diagramas de Hurst (Koutsoyannis 2006) para temperaturas medias mensuales, estación La Florida

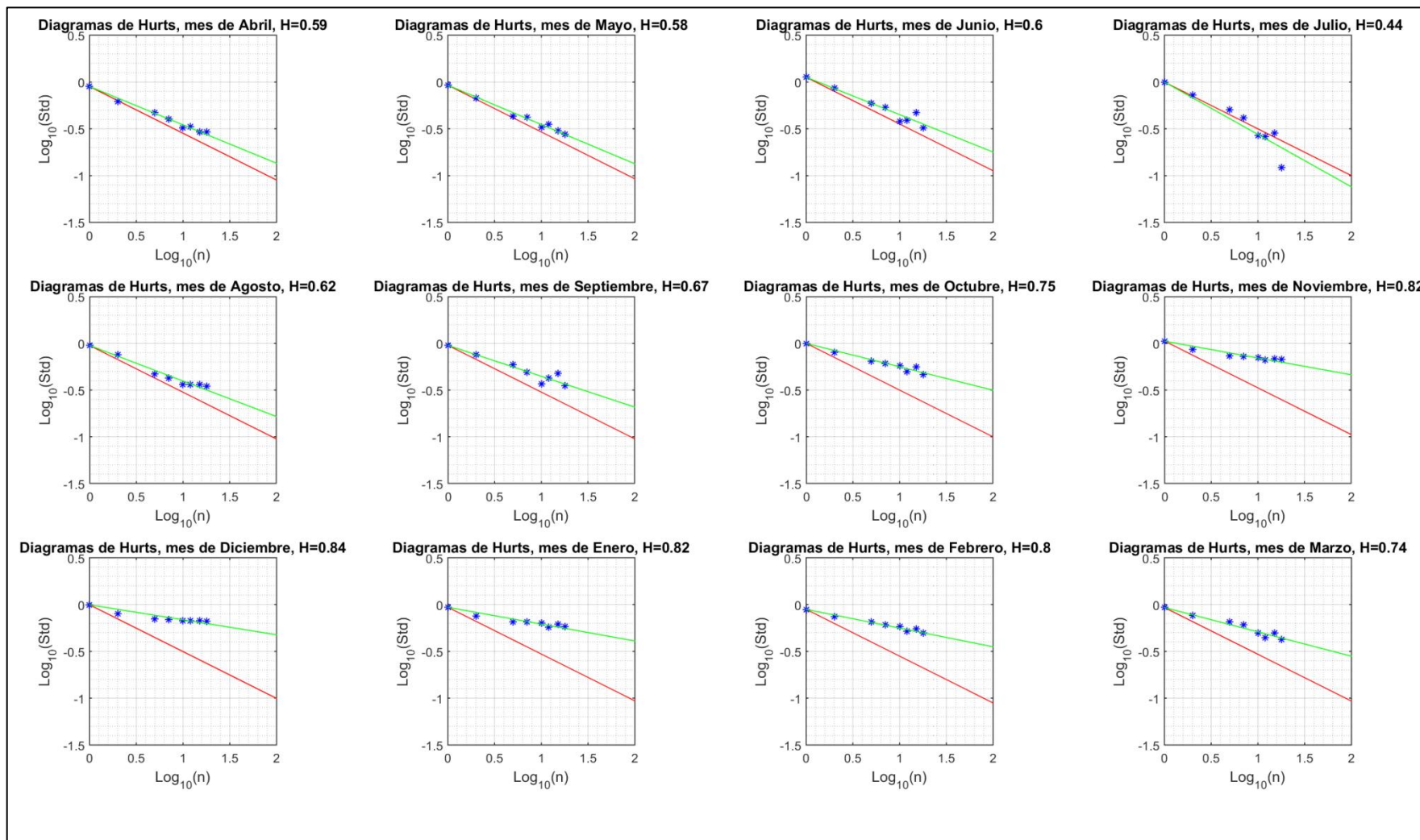


Figura B. 14: Diagramas de Hurst (Koutsoyannis 2006) para temperaturas medias mensuales, estación Quinta Normal

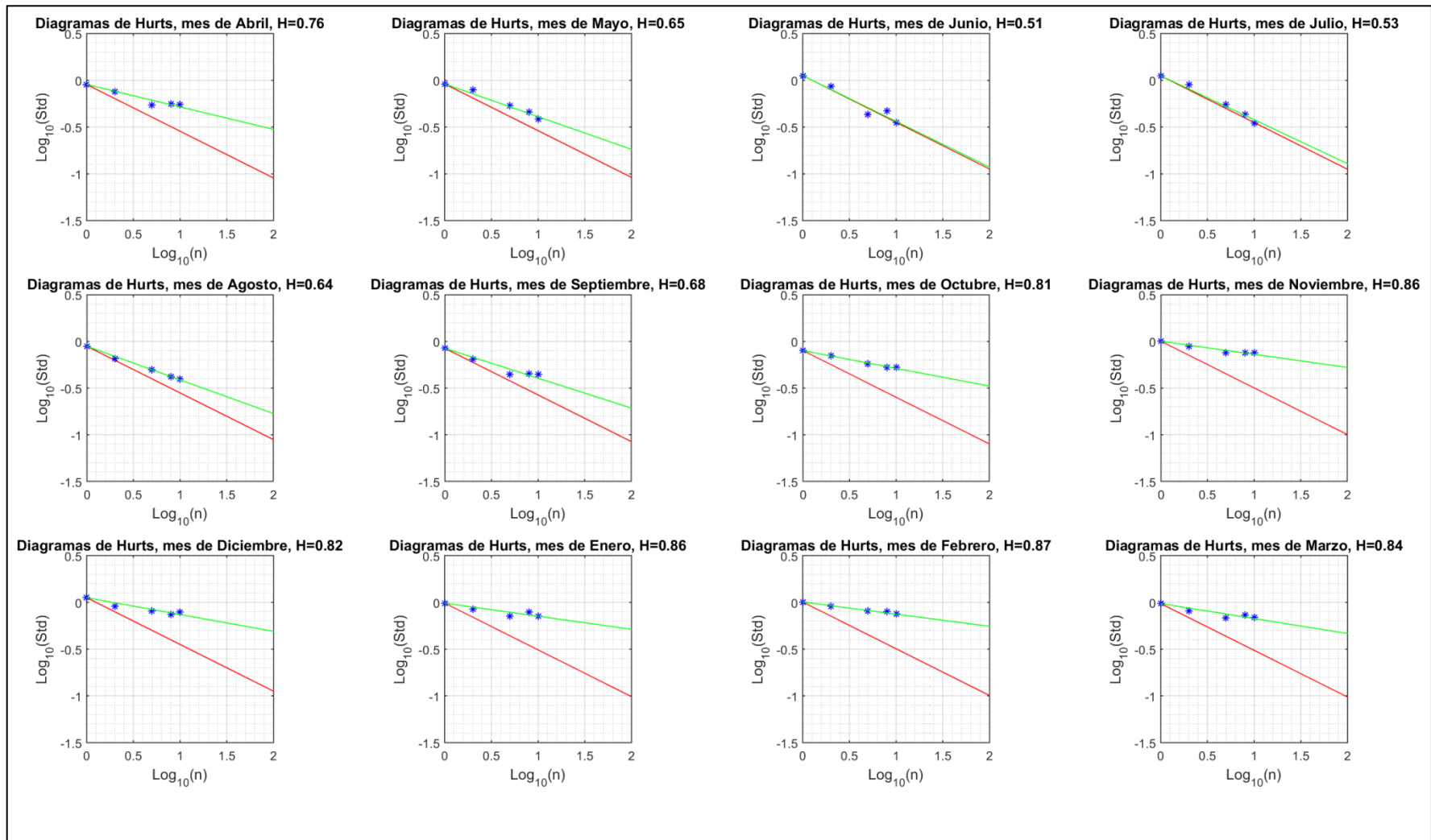


Figura B. 15: Diagramas de Hurst (Koutsoyannis 2006) para temperaturas medias mensuales, estación Carriel Sur

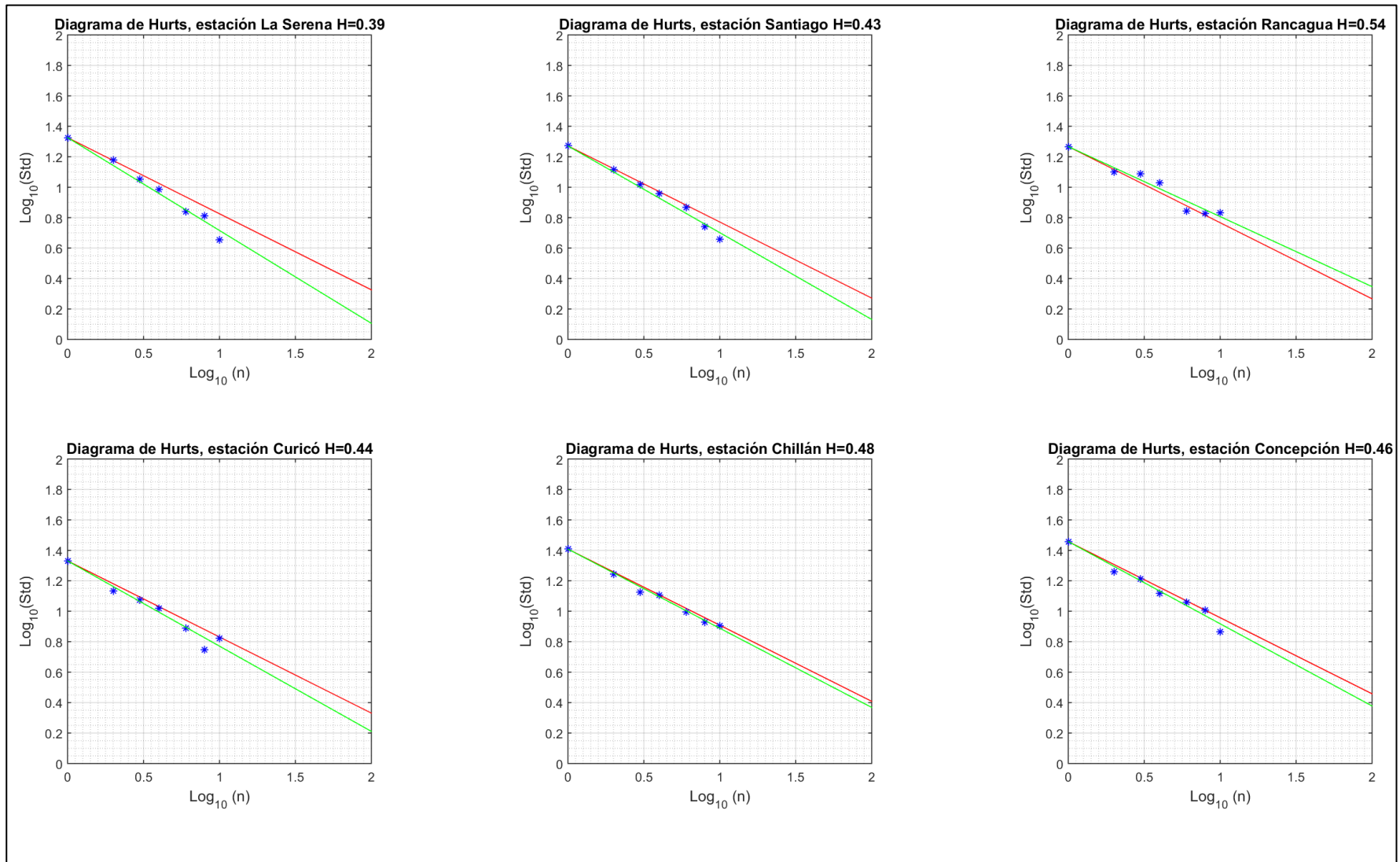


Figura B. 16: Diagramas de Hurst (Koutsoyannis 2006) para precipitaciones extremas, todas las estaciones

Anexo B. 4: Tendencias para precipitación anual y temperatura media anual

Tabla B. 1: Indicadores de tendencia para series de precipitación anual

Estación (Ciudad)		La Florida (La Serena)	Quinta Normal (Santiago)	Carriel Sur (Concepción)
Periodo	[-]	Data completa	Data completa	Data completa
MK test (alpha=5%)	[-]	1	0	1
	p-value	0,00	0,29	0,00
Ajuste Sen	[mm/año]	-0,43	-0,31	-3,58
	[%/año]	-0,39	-0,09	-0,29
Ajuste ECM	[mm/año]	-0,55	-0,46	-3,70
	[%/año]	-0,50	-0,14	-0,30
Coeficiente H	[-]	0,66	0,53	0,68

Tabla B. 2: Indicadores de tendencias para series de temperatura media anual

Estación (Ciudad)		La Florida (La Serena)		Quinta Normal	Carriel Sur (Concepción)	
Periodo	[-]	1er periodo	2do periodo	Data completa	1er periodo	2do periodo
MK test (alpha=5%)	[-]	1	0	1	1	0
	p-value	0,00	0,08	0,00	0,00	0,55
Ajuste Sen	[°C/año]	-0,04	-0,01	0,01	-0,04	0,00
	[%/año]	-0,32	-0,06	0,06	-0,31	0,01
Ajuste ECM	[°C/año]	-0,04	-0,01	0,01	-0,03	0,00
	[%/año]	-0,27	-0,09	0,05	-0,24	-0,02
Coeficiente H	[-]	-	-	0,86	-	-

Anexo B. 5: Series de temperaturas medias diarias en días de precipitación anual máxima en 24 horas

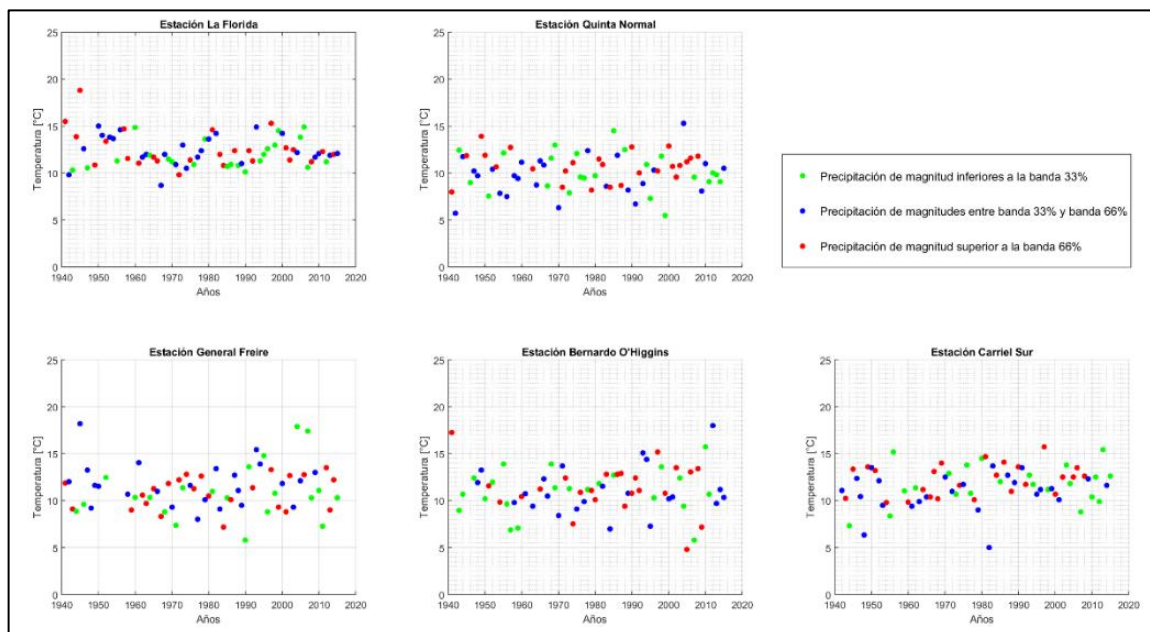


Figura B. 17: Series de tiempo de temperaturas medias diarias asociadas a eventos extremos

Anexo B. 6: Simulaciones de Montecarlo sobre la variabilidad del sistema climático y variación de las tendencias en el tiempo

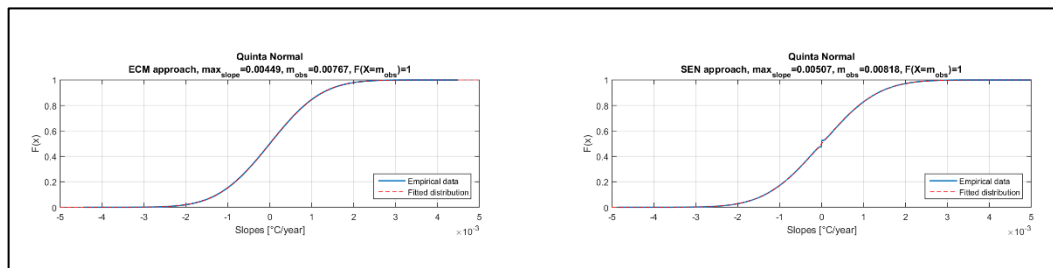


Figura B. 18: Simulación de Montecarlo para determinación de la significancia en tendencias, series de temperatura media anual. Estaciones de la Florida, Quinta Normal y Carriel Sur (de arriba hacia abajo, respectivamente). Ajustes ECM (izquierda) y Sen (derecha).

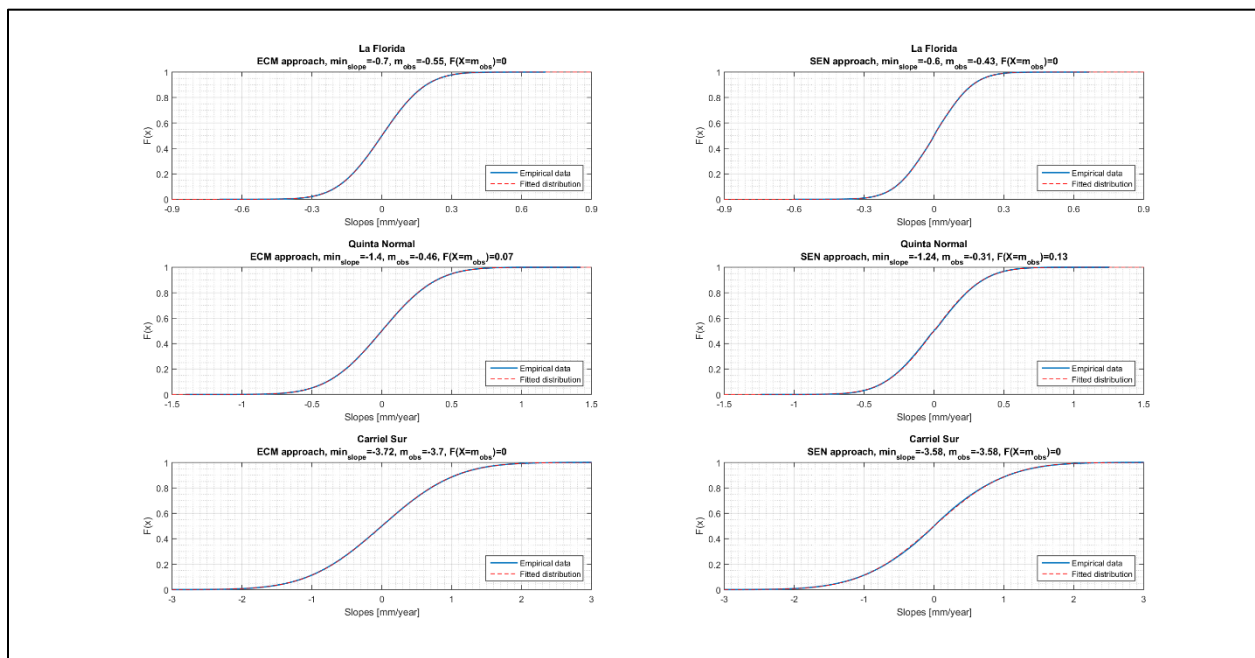


Figura B. 19: Simulación de Montecarlo para determinación de la significancia en tendencias, series de precipitación anual. Estaciones de la Florida, Quinta Normal y Carriel Sur (de arriba hacia abajo, respectivamente). Ajustes ECM (izquierda) y Sen (derecha).

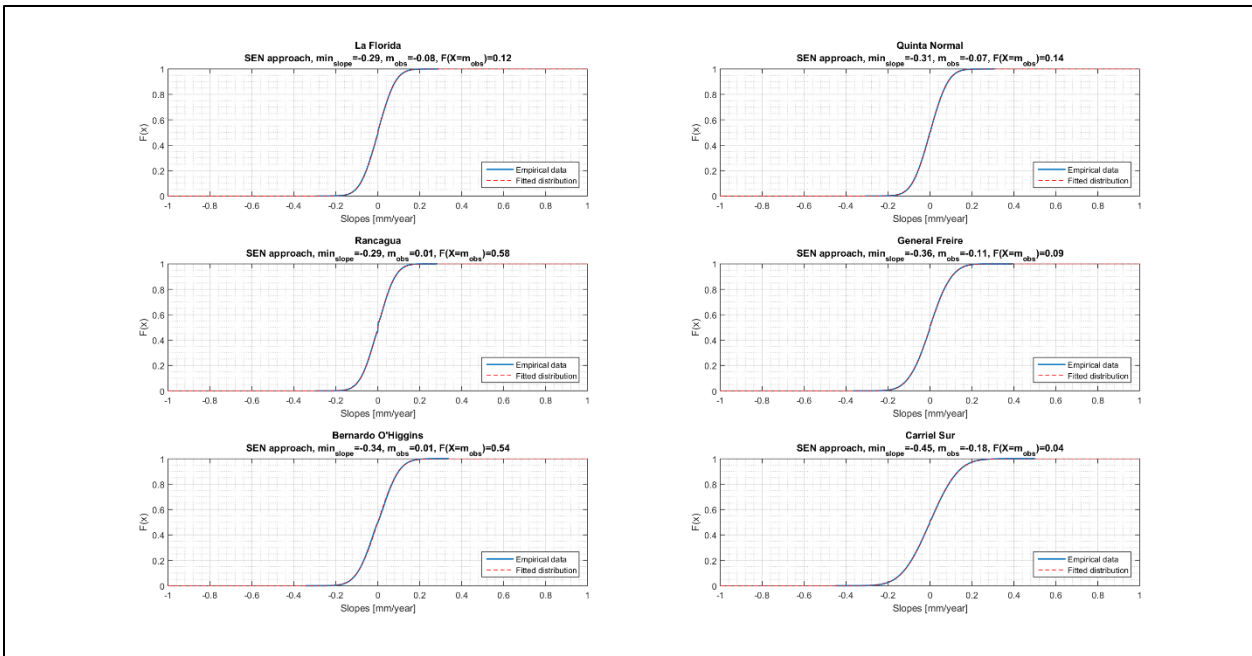


Figura B. 20: Simulación de Montecarlo para determinación de la significancia en tendencias, series de precipitación máxima anual. Estaciones para el análisis de extremos, ajuste Sen.

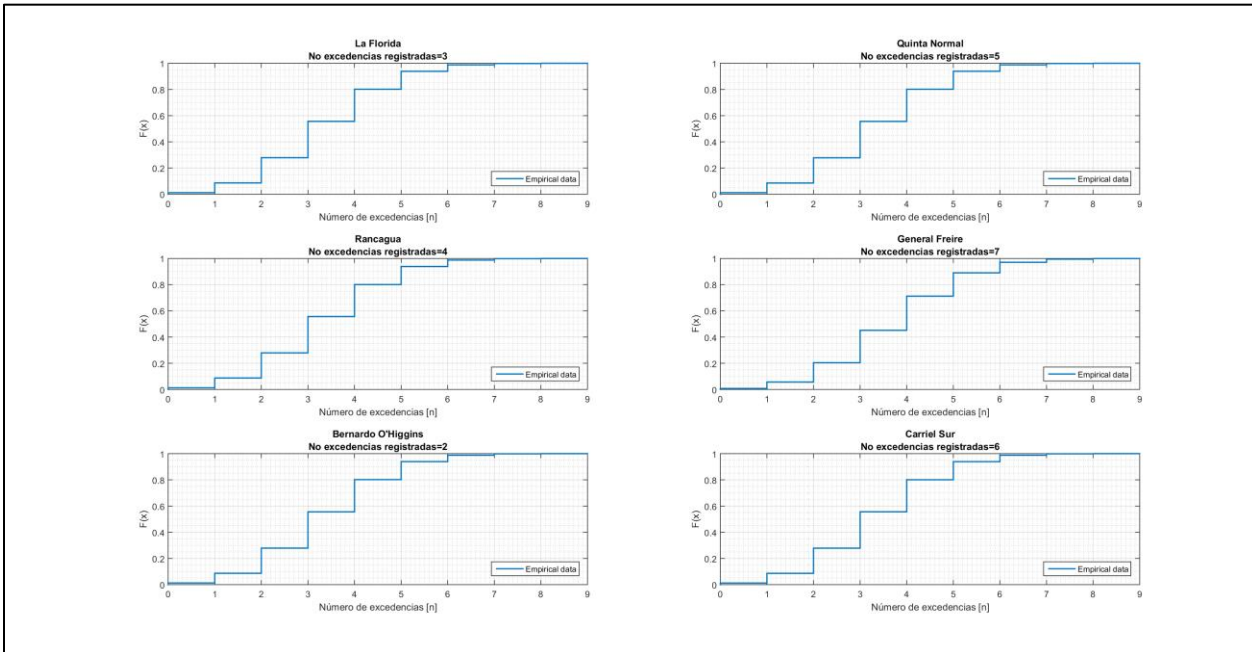


Figura B. 21: Simulación de Montecarlo para no excedencias a la banda asociada a percentil 10 desde 1850 a 2015, series de precipitación máxima anual. Estaciones para el análisis de extremos.

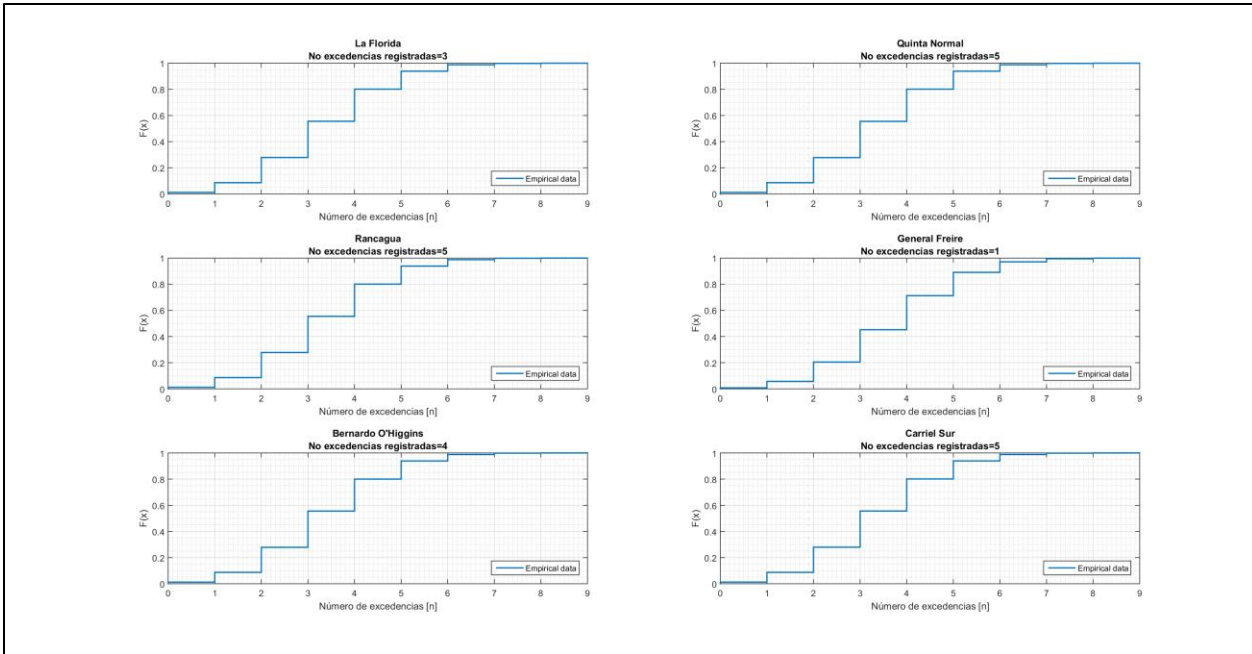


Figura B. 22: Simulación de Montecarlo para excedencias a la banda asociada a percentil 90 desde 1850 a 2015, series de precipitación máxima anual. Estaciones para el análisis de extremos.

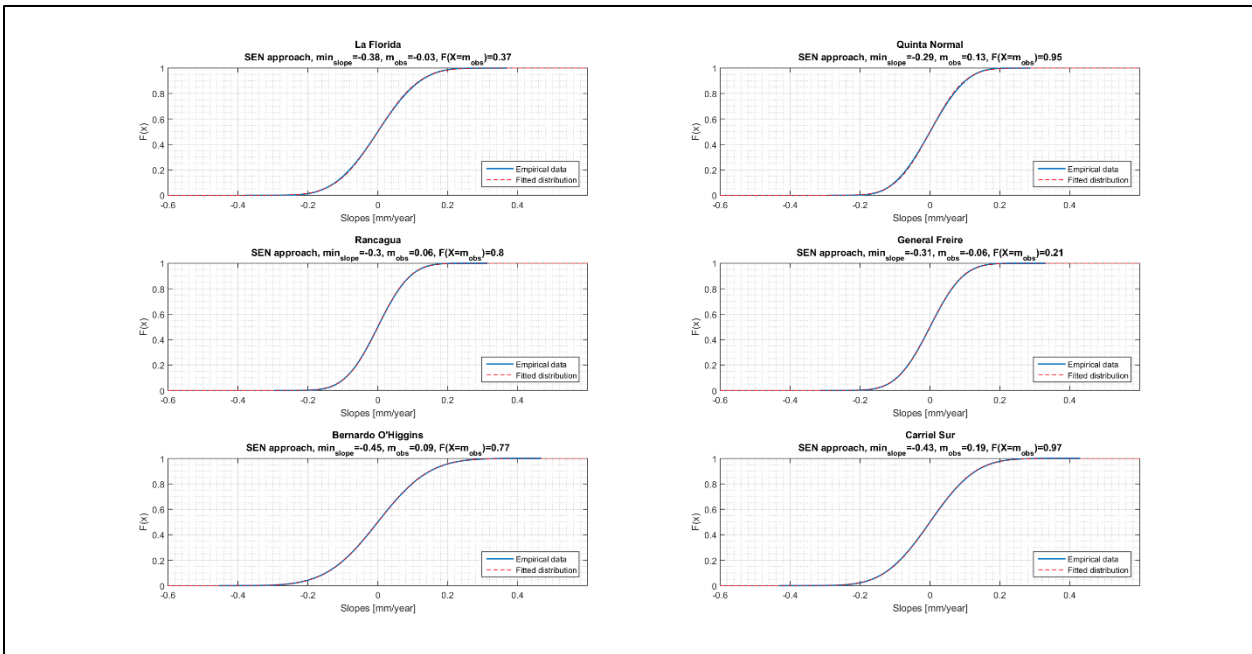


Figura B. 23: Simulación de Montecarlo para determinación de la significancia en tendencias de varianzas móviles de 29 años, series de precipitación máxima anual. Estaciones para el análisis de extremos, ajuste Sen.

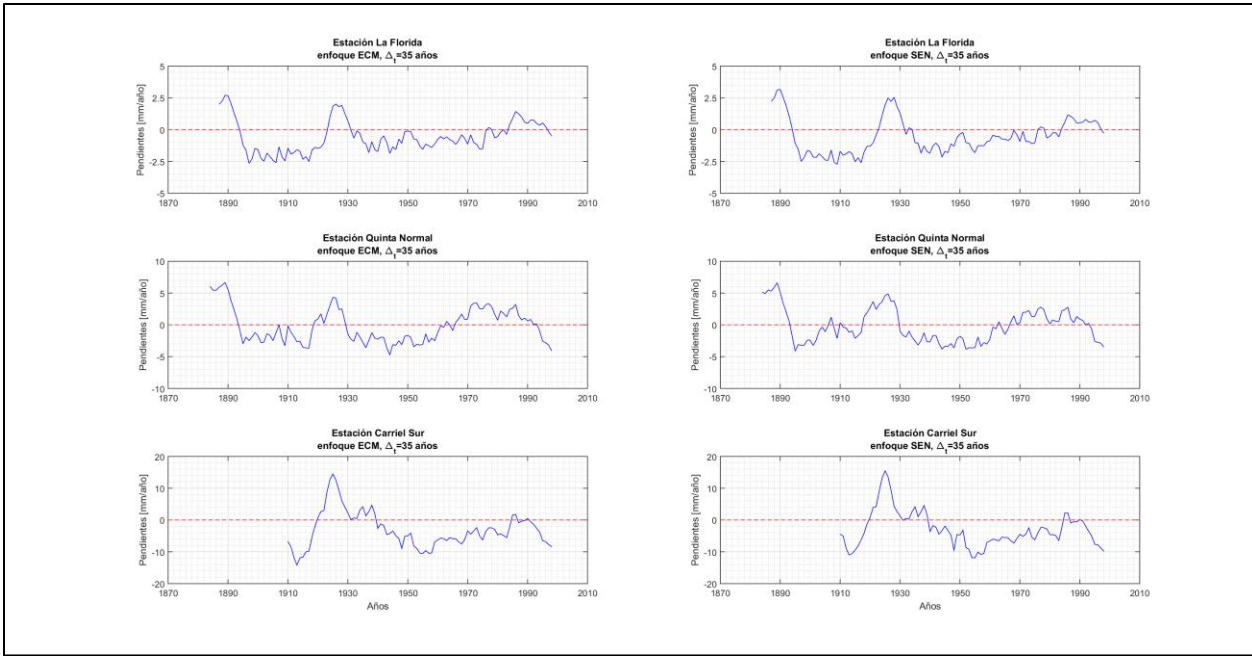


Figura B. 24: Pendientes móviles para series de precipitación anual, todas las estaciones. (izquierda) ajuste de pendiente ECM (derecha) ajuste de pendiente Sen

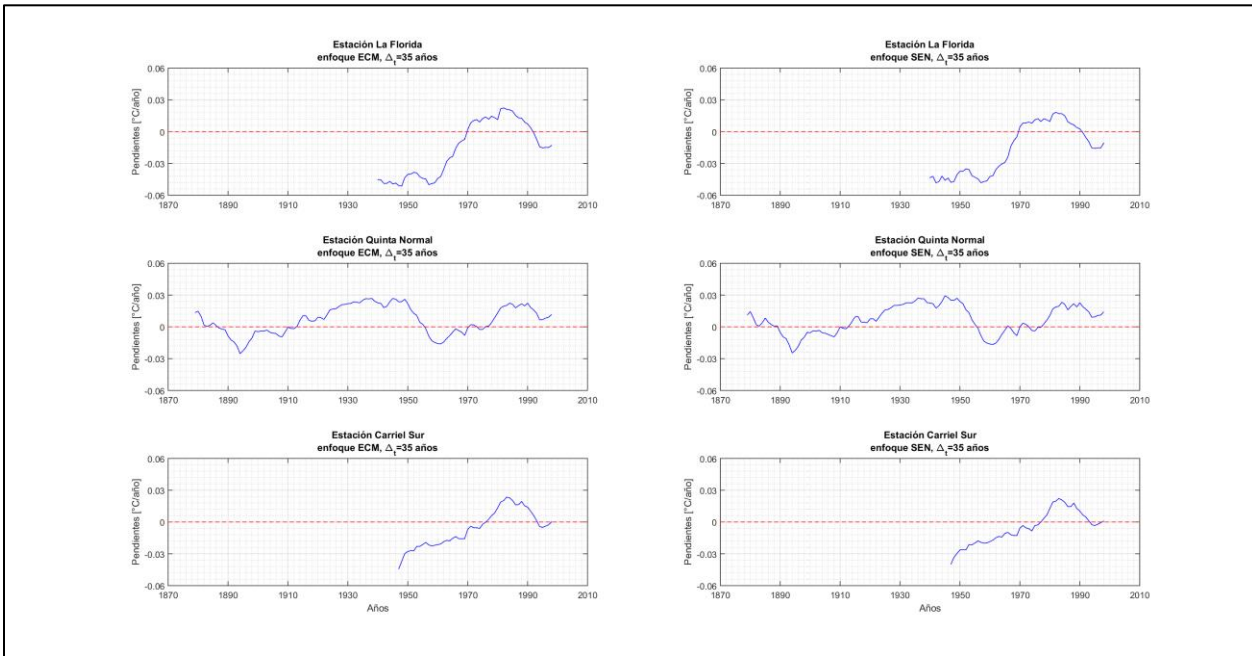


Figura B. 25: Pendientes móviles para series de temperatura media anual, todas las estaciones. (izquierda) ajuste de pendiente ECM (derecha) ajuste de pendiente Sen

Anexo C: Ranking y elección del modelo de circulación general

Anexo C. 1: Modelos considerados en el ranking

Con respecto a los Modelos de Circulación General, estos se encuentran disponible de manera gratuita (con previo registro) en el siguiente link: <https://esgf-data.dkrz.de/projects/esgf-dkrz/>. Cabe destacar que dicha plataforma agrupa los modelos de distintas instituciones. Las condiciones del *realm* son *r1i1p1* y las corridas pertenecen a la sección atmosférica, en periodo histórico (línea base). Finalmente, se debe verificar que las resoluciones temporales coincidan con lo expuesto en el capítulo anterior, lo cual exige una resolución diaria para evaluar las precipitaciones extremas y resolución mensual para las variables agrupadas en este espacio temporal.

Tabla C. 1: Modelos de Circulación General evaluados para la selección posterior

Identificación		Características		Resolución Espacial (número de nodos)			Resolución Temporal	
id	Nombre	Realm	Serie	Latitud [n]	Longitud [n]	Grilla [n]	Diaria	Mensual
1	ACCESS1-0	r1i1p1	historical	145	192	27840	X	X
2	ACCESS1-3	r1i1p1	historical	145	192	27840	X	X
3	CMCC-CESM	r1i1p2	historical	48	96	4608	X	
4	CNRM-CM5	r1i1p1	historical	128	256	32768	X	X
5	GISS-E2-H	r1i1p1	historical	90	144	12960		X
6	GISS-E2-H-CC	r1i1p1	historical	90	144	12960		X
7	GISS-E2-R	r1i1p1	historical	90	144	12960		X
8	GFDL-CM3	r1i1p1	historical	90	140	12600	X	X
9	GFDL-ESM2G	r1i1p1	historical	90	144	12960	X	X
10	GFDL-ESM2M	r1i1p1	historical	90	144	12960	X	X
11	HadGEM2-ES	r1i1p1	historical	145	192	27840	X	X
12	IPSL-CM5A-LR	r1i1p1	historical	96	96	9216	X	X
13	IPSL-CM5A-MR	r1i1p1	historical	143	144	20592	X	X
14	IPSL-CM5B-LR	r1i1p1	historical	64	128	8192	X	X
15	MIROC5	r1i1p1	historical	128	256	32768	X	X
16	MIROC-ESM	r1i1p1	historical	64	128	8192	X	X
17	MIROC-ESM-CHEM	r1i1p1	historical	64	128	8192	X	X
18	MPI-ESM-LR	r1i1p1	historical	96	192	18432	X	X
19	MPI-ESM-MR	r1i1p1	historical	96	192	18432	X	X
20	MRI-CGCM3	r1i1p1	historical	160	320	51200	X	X
21	MRI-ESM1	r1i1p1	historical	160	320	51200	X	X
22	NorESM1-ME	r1i1p1	historical	96	144	13824		X
23	NorESM1-M	r1i1p1	historical	96	144	13824		X

** descartado de análisis mensual

Anexo C. 2: Comentarios adicionales asociados al desarrollo de los criterios de elección para el GCM

Con respecto al detalles técnicos sobre el desarrollo de indicadores de evaluación para la construcción del ranking de elección de Modelos de Circulación General, se tienen los siguientes comentarios:

- a) Para el caso de las temperaturas, se evalúan solo las medias móviles a nivel mensual mientras que para las precipitaciones se evalúan tanto las medias como varianzas móviles a nivel semestral.
- b) Según la Figura 4.1, se plantea la elección del mejor nodo de cada modelo para entrar en el ranking. En base a lo anterior, se normaliza el conjunto de indicadores de un mismo modelo y estación realizando, una biyección entre estos y los valores $[0,1]$. Mediante pesos de 0,4 y 0,6 para los indicadores estacionarios y no estacionarios respectivamente, se calcula un indicador final entre los 6 nodos para cada estación. Finalmente, se elige el nodo del modelo que presente un mayor valor asociado al indicador final.
- c) Extraídos todos los indicadores representativos de los modelos en los nodos elegidos, tanto estacionarios como no estacionarios y agrupados de una manera conveniente, se debe solucionar el problema de magnitudes entre los indicadores, puesto que los ECM son mucho menores a los indicadores construidos para cuantificar las tendencias, entre los modelos existentes para una misma estación.
- d) El ponderador $\omega_{k,l}$ incorpora el efecto de dar un menor peso al indicador estacionario. El cálculo de dicho ponderador se realiza en base a los promedios de los indicadores estacionarios y no estacionarios, para cada estación y elección. Tal como se muestra en la ecuación anterior, cada modelo y elección tiene un indicador único para precipitación y un indicador único para temperatura.

Anexo C. 3: Grilla equiespaciada de evaluación de precipitación extrema y temperaturas medias diarias asociadas

Como criterio de selección adicional del modelo, se busca que exista una correcta representación de la interacción precipitación-temperatura. Para esto, los ejes se dividen en tres tercios, donde la división se basa en los valores mínimos y máximos reportados tanto en el modelo como en los datos observados. Lo anterior define una grilla equiespaciada de 9 casillas, donde se busca que el modelo tenga el mismo número de puntos asociado a cada celda que la data observada y modelada (i.e. replique la Figura 3.6 del Capítulo 3). Para evitar viciar el indicador con un número de puntos que puede variar entre las distintas estaciones como también entre la ventana de modelos y data observada (puesto que se tienen datos faltantes en la data observada, los cuales son imposibles de rellenar), la comparación se realiza mediante una fracción calculada como el cociente entre el número de puntos en celda y el número total de puntos. Los errores de las fracciones asociadas a las celdas se calculan nuevamente con el ECM. La Figura C.1 corresponde a la asociada a dicho procedimiento.

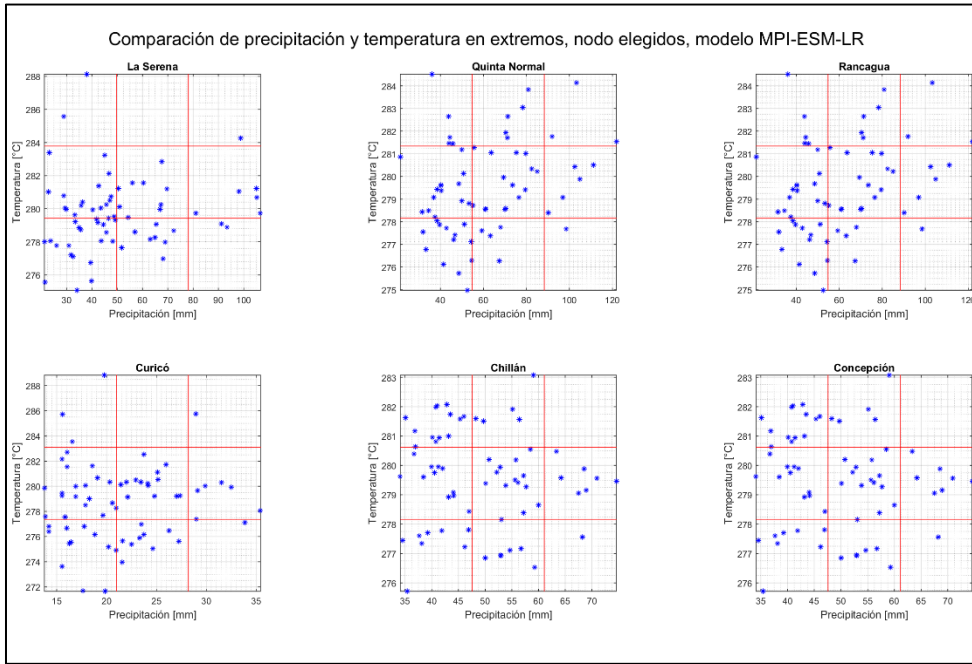


Figura C. 1: Relaciones precipitación extrema-temperatura media diaria y grilla de evaluación equiespaciada, modelo MPI-ESM-LR

Anexo C. 4: Fórmulas de ponderación asociadas al indicador final del ranking

Se presentan dos fórmulas de ponderación: Una normal y una ponderada. Esta última asigna más peso a los modelos que hayan salido mejor rankeados en estaciones que tengan mayor amplitud entre máximos y mínimos de los indicadores ponderados. Estas se representan en las ecuaciones (C.1) y (C.2), respectivamente.

$$I_{global\ GCM} = \sum_{i=1}^k I_{ponderados} \quad (C.1)$$

$$I_{global\ GCM} = \sum_{i=1}^k \frac{1}{A_k} \cdot I_{ponderados} \quad (C.2)$$

Dónde:

- $I_{global\ GCM}$ [-]: Indicador global de desempeño de modelo, el cual se calcula en base al número de estaciones k
- $I_{ponderados}$ [-]: Indicador ponderado para un modelo en específico de la estación k
- A_k [-]: Amplitud de los indicadores ponderados
-

Anexo C. 5: Detalle de los indicadores para construcción del ranking. Todas las estaciones, modelos y series de estudio

Tabla C. 2: Calculo de indicadores para confección del ranking. Precipitación mono-objetivo, estación La Florida

id	Nombre	La Serena La Florida ad.											
		Periodo pluvial				Periodo nival				Est [-]	I [-]	Nodo	Posición Ranking
		MAVE [-]	R2 [-]	MVAR [-]	R2 [-]	MAVE [-]	R2 [-]	MVAR [-]	R2 [-]				
1	ACCESS1-0	-0,10	0,00	0,19	0,00	0,01	0,00	-0,01	0,00	0,34	2,75	2	9
2	ACCESS1-3	0,13	0,19	-0,17	0,00	-0,17	0,00	-0,11	0,00	0,41	2,85	6	13
8	CNRM-CM5	-0,01	0,00	1,13	0,00	0,09	0,12	0,10	0,08	0,65	2,47	4	4
10	GISS-E2-H	0,11	0,18	0,27	0,01	0,08	0,14	0,01	0,00	1,31	2,84	3	11
11	GISS-E2-H-CC	0,01	0,00	0,18	0,00	0,07	0,09	-0,10	0,00	0,99	2,92	2	16
12	GISS-E2-R	-0,05	0,00	0,01	0,00	-0,08	0,00	-0,16	0,00	0,68	2,98	4	19
15	GFDL-CM3	-0,14	0,00	-0,83	0,00	0,05	0,07	0,23	0,03	0,54	3,05	4	21
16	GFDL-ESM2G	0,25	0,37	0,42	0,12	-0,24	0,00	-0,30	0,00	0,33	2,57	2	6
17	GFDL-ESM2M	0,37	0,58	0,28	0,00	-0,03	0,00	-0,03	0,00	0,21	2,35	6	1
21	HadGEM2-ES	0,34	0,48	0,56	0,00	-0,07	0,00	-0,37	0,00	0,42	2,49	2	5
23	IPSL-CM5A-LR	0,17	0,21	-0,42	0,00	-0,12	0,00	-0,15	0,00	0,48	2,93	2	17
24	IPSL-CM5A-MR	0,32	0,49	-0,35	0,00	-0,25	0,00	-0,26	0,00	0,67	2,91	1	15
25	IPSL-CM5B-LR	-0,07	0,00	0,23	0,00	-0,06	0,00	-0,03	0,00	0,64	2,86	4	14
27	MIROC5	0,03	0,03	-0,18	0,00	-0,13	0,00	0,10	0,00	0,26	2,80	4	10
28	MIROC-ESM	0,03	0,04	0,21	0,00	-0,15	0,00	-0,13	0,00	0,52	2,84	4	12
29	MIROC-CHEM	0,04	0,05	-0,33	0,00	-0,03	0,00	-0,05	0,00	0,56	2,96	4	18
30	MPI-ESM-LR	0,30	0,43	0,46	0,00	-0,05	0,00	-0,15	0,00	0,17	2,40	4	3
31	MPI-ESM-MR	0,24	0,37	0,35	0,05	-0,38	0,00	-0,25	0,00	0,22	2,61	4	7
33	MRI-CGCM3	0,20	0,32	0,05	0,00	-0,11	0,00	-0,11	0,00	0,45	2,70	4	8
34	MRI-ESM1	0,02	0,01	-0,27	0,00	-0,21	0,00	-0,16	0,00	0,42	3,01	4	20
35	NorESM1-ME	-0,11	0,00	-0,76	0,00	0,05	0,05	0,05	0,00	0,49	3,07	2	22
36	NorESM1-M	0,06	0,01	0,46	0,21	0,03	0,00	0,23	0,18	0,30	2,37	4	2
										Min	2,35		
										Max	3,07		
										Amp	0,72		

Tabla C. 3: Calculo de indicadores para confección del ranking. Precipitación mono-objetivo, estación Quinta Normal

id	Nombre	Santiago Quinta Normal											
		Periodo pluvial				Periodo nival				Est [-]	I [-]	Nodo	Posición Ranking
		MAVE [-]	R2 [-]	MVAR [-]	R2 [-]	MAVE [-]	R2 [-]	MVAR [-]	R2 [-]				
1	ACCESS1-0	0,41	0,00	0,47	0,16	-0,25	0,00	-0,50	0,00	0,23	2,64	4	14
2	ACCESS1-3	0,50	0,34	-0,20	0,00	0,07	0,00	0,53	0,26	0,99	2,50	3	7
8	CNRM-CM5	0,53	0,40	0,15	0,00	0,17	0,13	-0,16	0,00	0,41	2,40	4	3
10	GISS-E2-H	0,03	0,04	-0,23	0,00	-0,01	0,00	0,17	0,00	0,48	2,82	4	18
11	GISS-E2-H-CC	-0,05	0,00	-0,54	0,00	0,08	0,12	0,04	0,00	0,52	2,95	4	22
12	GISS-E2-R	0,21	0,32	-0,08	0,00	-0,16	0,00	-0,16	0,00	0,43	2,76	4	17
15	GFDL-CM3	-0,06	0,00	-0,17	0,00	0,17	0,15	0,03	0,00	0,26	2,72	4	16
16	GFDL-ESM2G	0,27	0,14	0,18	0,00	0,06	0,00	-0,14	0,00	0,14	2,55	2	11
17	GFDL-ESM2M	0,66	0,40	0,01	0,00	-0,17	0,00	-0,02	0,00	0,09	2,41	6	4
21	HadGEM2-ES	0,16	0,00	0,54	0,00	0,06	0,00	-0,07	0,00	0,24	2,52	4	10
23	IPSL-CM5A-LR	0,04	0,00	-0,10	0,00	0,14	0,17	0,35	0,09	0,33	2,55	4	12
24	IPSL-CM5A-MR	0,44	0,24	0,06	0,00	0,16	0,00	-0,24	0,00	0,17	2,51	4	8
25	IPSL-CM5B-LR	0,02	0,00	0,30	0,00	0,03	0,00	0,39	0,32	0,40	2,45	2	6
27	MIROC5	0,10	0,00	-0,30	0,00	0,13	0,00	-0,28	0,00	0,14	2,83	4	19
28	MIROC-ESM	0,61	0,57	-0,18	0,00	0,08	0,00	0,07	0,00	0,46	2,44	3	5
29	MIROC-CHEM	0,22	0,25	-0,42	0,00	0,29	0,25	0,02	0,00	0,39	2,60	4	13
30	MPI-ESM-LR	0,75	0,48	0,57	0,04	0,42	0,45	0,00	0,00	0,19	1,83	2	1
31	MPI-ESM-MR	0,35	0,32	0,46	0,00	-0,33	0,00	-0,20	0,00	0,13	2,52	4	9
33	MRI-CGCM3	0,40	0,58	-0,20	0,00	-0,35	0,00	-0,04	0,00	0,36	2,65	2	15
34	MRI-ESM1	-0,02	0,00	-0,11	0,00	-0,11	0,00	0,04	0,00	0,52	2,91	3	20
35	NorESM1-ME	-0,05	0,00	-0,65	0,00	-0,31	0,00	0,44	0,00	0,16	2,91	4	21
36	NorESM1-M	0,28	0,16	0,53	0,16	0,13	0,00	0,17	0,00	0,23	2,27	2	2
										Min	1,83		
										Max	2,95		
										Amp	1,13		

Tabla C. 4: Calculo de indicadores para confección del ranking. Precipitación mono-objetivo, estación Carriel Sur

id	Nombre	Concepción Carriel Sur											
		Periodo pluvial				Periodo nival				Est [-]	I [-]	Nodo	Posición Ranking
		MAVE [-]	R2 [-]	MVAR [-]	R2 [-]	MAVE [-]	R2 [-]	MVAR [-]	R2 [-]				
1	ACCESS1-0	-0,31	0,00	-0,42	0,00	0,35	0,16	-0,46	0,00	0,17	2,95	4	21
2	ACCESS1-3	-0,05	0,00	-0,37	0,00	0,39	0,23	-0,15	0,00	0,25	2,73	4	16
8	CNRM-CM5	-0,11	0,00	0,03	0,00	0,31	0,30	0,25	0,00	0,37	2,53	1	13
10	GISS-E2-H	-0,03	0,00	-0,36	0,00	-0,24	0,00	0,10	0,00	0,39	2,97	3	22
11	GISS-E2-H-CC	-0,07	0,00	-0,43	0,00	0,10	0,06	0,02	0,00	0,31	2,88	1	20
12	GISS-E2-R	-0,02	0,00	0,73	0,15	-0,02	0,00	0,07	0,00	0,25	2,44	4	11
15	GFDL-CM3	-0,18	0,00	-0,12	0,00	0,01	0,00	-0,03	0,00	0,12	2,81	4	18
16	GFDL-ESM2G	-0,03	0,00	-0,02	0,00	0,39	0,00	0,28	0,00	0,14	2,50	4	12
17	GFDL-ESM2M	0,20	0,16	-0,01	0,00	0,44	0,34	-0,22	0,00	0,17	2,42	3	9
21	HadGEM2-ES	0,11	0,00	0,16	0,00	0,08	0,00	0,28	0,29	0,24	2,44	1	10
23	IPSL-CM5A-LR	0,76	0,80	0,18	0,00	0,54	0,32	0,12	0,00	0,10	1,80	4	1
24	IPSL-CM5A-MR	0,25	0,07	-0,29	0,00	0,39	0,41	0,52	0,49	0,17	2,11	2	4
25	IPSL-CM5B-LR	-0,47	0,00	0,02	0,00	-0,10	0,00	0,46	0,32	0,14	2,64	2	15
27	MIROC5	0,13	0,18	-0,51	0,00	0,43	0,22	0,48	0,22	0,11	2,32	2	5
28	MIROC-ESM	0,17	0,23	0,65	0,07	0,14	0,00	-0,15	0,00	0,24	2,38	4	7
29	MIROC-CHEM	0,54	0,69	-0,14	0,00	0,73	0,50	-0,02	0,00	0,25	1,99	5	2
30	MPI-ESM-LR	0,45	0,63	0,24	0,00	0,68	0,30	-0,18	0,00	0,15	2,01	2	3
31	MPI-ESM-MR	0,35	0,48	0,07	0,00	0,09	0,00	0,17	0,00	0,12	2,32	4	6
33	MRI-CGCM3	-0,08	0,00	-0,16	0,00	-0,34	0,00	0,26	0,15	0,30	2,82	3	19
34	MRI-ESM1	0,06	0,07	-0,29	0,00	0,08	0,00	-0,03	0,00	0,27	2,79	3	17
35	NorESM1-ME	0,49	0,65	-0,08	0,00	0,25	0,00	-0,30	0,00	0,13	2,38	4	8
36	NorESM1-M	0,15	0,15	0,04	0,00	-0,23	0,00	0,21	0,06	0,13	2,59	4	14
										Min	1,80		
										Max	2,97		
										Amp	1,17		

Tabla C. 5: Calculo de indicadores para confección del ranking. Temperatura mono-objetivo, estación La Florida

id.	Nombre	La Serena La Florida ad.									
		Indicadores		Normalizado			Ranking (por nodos)			Nodo elegido [n]	Ranking Modelos [-]
		Ind meses NE	ECM EST	NE [-]	E [-]	NE+E [-]	NE [-]	E [-]	Suma E+NE		
1	ACCESS1-0	2,07	0,03	0,65	0,02	0,34	2	1	3	4	9
2	ACCESS1-3	2,07	0,04	0,65	0,07	0,36	1	4	5	2	11
8	CNRM-CM5	1,95	0,02	0,54	0,00	0,27	3	1	4	4	1
10	GISS-E2-H	2,15	0,06	0,72	0,10	0,41	1	2	3	2	14
11	GISS-E2-H-CC	2,00	0,05	0,59	0,10	0,34	1	1	2	3	10
12	GISS-E2-R	2,01	0,05	0,60	0,07	0,34	2	1	3	2	8
15	GFDL-CM3	1,35	0,33	0,00	1,00	0,50	1	5	6	3	20
16	GFDL-ESM2G	1,90	0,07	0,50	0,16	0,33	2	1	3	2	7
17	GFDL-ESM2M	2,04	0,09	0,62	0,22	0,42	1	1	2	2	15
21	HadGEM2-ES	1,94	0,05	0,53	0,08	0,30	3	1	4	4	5
23	IPSL-CM5A-LR	2,22	0,19	0,78	0,53	0,66	2	1	3	2	21
24	IPSL-CM5A-MR	2,07	0,09	0,65	0,22	0,43	1	2	3	2	16
25	IPSL-CM5B-LR	1,98	0,14	0,57	0,38	0,47	3	3	6	5	18
27	MIROC5	1,91	0,04	0,51	0,04	0,27	4	1	5	6	1
28	MIROC-ESM	2,22	0,06	0,79	0,12	0,45	1	2	3	2	17
29	MIROC-CHEM	2,29	0,06	0,85	0,12	0,49	1	2	3	2	19
30	MPI-ESM-LR	2,46	0,13	1,00	0,34	0,67	1	1	2	2	22
31	MPI-ESM-MR	1,98	0,04	0,57	0,04	0,30	2	1	3	2	4
33	MRI-CGCM3	2,17	0,03	0,74	0,03	0,38	3	1	4	5	13
34	MRI-ESM1	2,03	0,04	0,61	0,04	0,33	1	3	4	1	6
35	NorESM1-ME	1,92	0,05	0,52	0,08	0,30	1	1	2	4	3
36	NorESM1-M	2,11	0,04	0,68	0,07	0,38	1	1	2	4	12

Tabla C. 6: Calculo de indicadores para confección del ranking. Temperatura mono-objetivo, estación Quinta Normal

Id.	Nombre	Santiago, Quinta Normal									
		Indicadores		Normalizado			Ranking (por nodos)			Nodo elegido [n]	Ranking Modelos [-]
		Ind meses NE	ECM EST	NE [-]	E [-]	NE+E [-]	NE [-]	E [-]	Suma E+NE		
1	ACCESS1-0	1,30	0,02	0,34	0,00	0,17	3	1	4	6	1
2	ACCESS1-3	1,40	0,09	0,50	0,45	0,48	1	5	6	1	7
8	CNRM-CM5	1,38	0,10	0,47	0,49	0,48	1	1	2	4	8
10	GISS-E2-H	1,54	0,10	0,73	0,52	0,62	3	2	5	5	15
11	GISS-E2-H-CC	1,37	0,11	0,45	0,58	0,51	2	3	5	6	10
12	GISS-E2-R	1,53	0,11	0,71	0,55	0,63	1	2	3	2	16
15	GFDL-CM3	1,61	0,18	0,85	1,00	0,92	1	3	4	5	22
16	GFDL-ESM2G	1,34	0,12	0,39	0,62	0,51	1	1	2	2	9
17	GFDL-ESM2M	1,70	0,13	0,98	0,72	0,85	1	1	2	2	20
21	HadGEM2-ES	1,60	0,07	0,83	0,33	0,58	1	3	4	4	14
23	IPSL-CM5A-LR	1,26	0,15	0,27	0,85	0,56	1	1	2	2	11
24	IPSL-CM5A-MR	1,18	0,12	0,15	0,64	0,40	1	1	2	4	4
25	IPSL-CM5B-LR	1,41	0,12	0,52	0,64	0,58	1	3	4	4	13
27	MIROC5	1,41	0,07	0,52	0,33	0,42	3	1	4	5	6
28	MIROC-ESM	1,09	0,07	0,00	0,35	0,17	3	2	5	5	2
29	MIROC-CHEM	1,21	0,07	0,19	0,33	0,26	3	2	5	5	3
30	MPI-ESM-LR	1,65	0,14	0,91	0,76	0,84	1	1	2	2	19
31	MPI-ESM-MR	1,44	0,15	0,56	0,82	0,69	1	1	2	2	17
33	MRI-CGCM3	1,71	0,13	1,00	0,72	0,86	1	1	2	2	21
34	MRI-ESM1	1,39	0,18	0,49	1,00	0,74	1	3	4	4	18
35	NorESM1-ME	1,40	0,12	0,50	0,62	0,56	1	3	4	4	12
36	NorESM1-M	1,19	0,12	0,16	0,63	0,40	1	3	4	4	5

Tabla C. 7: Calculo de indicadores para confección del ranking. Temperatura mono-objetivo, estación Carriel Sur

Id.	Nombre	Concepción Carriel Sur									
		Indicadores		Normalizado			Ranking (por nodos)			Nodo elegido [n]	Ranking Modelos [-]
		Ind meses NE	ECM EST	NE [-]	E [-]	NE+E [-]	NE [-]	E [-]	Suma E+NE		
1	ACCESS1-0	2,11	0,03	0,46	0,00	0,23	3	1	4	6	6
2	ACCESS1-3	2,28	0,05	0,69	0,05	0,37	2	1	3	2	15
8	CNRM-CM5	2,12	0,07	0,47	0,13	0,30	1	1	2	2	11
10	GISS-E2-H	2,00	0,09	0,30	0,22	0,26	3	1	4	5	7
11	GISS-E2-H-CC	1,97	0,08	0,27	0,18	0,22	2	1	3	5	5
12	GISS-E2-R	2,12	0,26	0,46	0,93	0,70	1	5	6	1	22
15	GFDL-CM3	1,94	0,06	0,22	0,12	0,17	5	1	6	4	1
16	GFDL-ESM2G	2,02	0,10	0,33	0,27	0,30	3	1	4	2	12
17	GFDL-ESM2M	1,97	0,15	0,27	0,50	0,39	2	4	6	5	16
21	HadGEM2-ES	2,03	0,05	0,35	0,08	0,22	3	2	5	4	4
23	IPSL-CM5A-LR	2,28	0,13	0,68	0,39	0,54	3	1	4	5	20
24	IPSL-CM5A-MR	1,97	0,13	0,27	0,38	0,33	2	2	4	6	14
25	IPSL-CM5B-LR	1,88	0,09	0,14	0,23	0,19	2	2	4	5	3
27	MIROC5	2,06	0,07	0,38	0,15	0,27	2	3	5	4	8
28	MIROC-ESM	2,18	0,09	0,55	0,22	0,39	2	4	6	2	17
29	MIROC-CHEM	2,51	0,08	1,00	0,21	0,60	1	4	5	2	21
30	MPI-ESM-LR	2,28	0,09	0,68	0,24	0,46	1	3	4	2	18
31	MPI-ESM-MR	1,77	0,27	0,00	1,00	0,50	1	5	6	1	19
33	MRI-CGCM3	2,08	0,06	0,41	0,12	0,27	3	1	4	5	9
34	MRI-ESM1	2,14	0,06	0,50	0,13	0,31	1	2	3	4	13
35	NorESM1-ME	1,94	0,06	0,23	0,12	0,17	3	1	4	1	2
36	NorESM1-M	2,11	0,07	0,46	0,13	0,29	3	2	5	5	10

Tabla C. 8: Amplitudes para ranking de temperaturas

Estación	Glosa	No estacionario	Estacionario
La Serena La Florida ad.	Min	1,35	0,02
	Max	2,46	0,33
	Amp	1,11	0,30
	Promedio	2,04	0,08
Santiago, Quinta Normal	Min	1,09	0,02
	Max	1,71	0,18
	Amp	0,62	0,16
	Promedio	1,42	0,11
Concepción Carriel Sur	Min	1,77	0,03
	Max	2,51	0,27
	Amp	0,74	0,24
	Promedio	2,08	0,10

Tabla C. 9: Cálculo de indicadores para confección del ranking. Precipitación extrema, estación La Florida

Id.	Nombre	La Serena La Florida ad.									
		MAVE [-]	R2 [-]	MVAR [-]	R2 [-]	Indicador [-]	Nodo	ECM (+)	ECM (-)	Evaluación [-]	Ranking
1	ACCESS1-0	-0,12	0,00	-0,50	0,00	4,62	1	0,77	1,50	0,68	12
2	ACCESS1-3	0,35	0,52	0,32	0,00	2,81	3	1,07	1,58	0,64	8
5	CMCC-CESM	-0,03	0,00	0,55	0,00	3,48	4	0,82	1,08	0,55	5
8	CNRM-CM5	-0,15	0,00	-1,01	0,00	5,16	4	1,18	1,12	0,75	18
9	GFDL-CM3	0,14	0,00	1,15	0,00	3,01	3	0,60	0,53	0,40	1
10	GFDL-ESM2G	0,08	0,06	0,88	0,00	2,98	3	0,98	0,71	0,50	2
11	GFDL-ESM2M	0,18	0,23	0,10	0,00	3,49	5	1,19	1,26	0,66	9
15	HadGEM2-ES	0,38	0,00	-0,18	0,00	3,80	2	1,36	1,39	0,73	17
17	IPSL-CM5A-LR	0,19	0,17	-0,08	0,00	3,72	6	1,13	1,36	0,68	11
18	IPSL-CM5A-MR	-0,17	0,00	1,11	0,00	3,28	3	0,92	2,22	0,72	16
19	IPSL-CM5B-LR	0,05	0,00	-0,17	0,00	4,12	4	0,86	1,47	0,66	10
21	MIROC5	0,59	0,45	0,69	0,00	2,27	4	1,09	2,32	0,71	15
22	MIROC-ESM	-0,09	0,00	-0,32	0,00	4,41	4	1,02	1,25	0,68	13
23	MIROC-CHEM	0,04	0,00	0,52	0,00	3,44	2	0,82	1,13	0,56	6
24	MPI-ESM-LR	0,64	0,52	0,78	0,00	2,06	4	1,41	1,13	0,59	7
25	MPI-ESM-MR	-0,22	0,00	0,85	0,00	3,37	3	0,77	0,96	0,52	3
27	MRI-CGCM3	0,04	0,00	0,39	0,00	3,57	1	0,69	1,14	0,54	4
28	MRI-ESM1	0,19	0,00	0,94	0,00	2,87	1	1,58	1,19	0,69	14
Máximos						5,16	-	1,58	2,32	0,75	Max.
Mínimos						2,06	1,00	0,60	0,53	0,40	Min.
										0,35	Amp.

Tabla C. 10: Cálculo de indicadores para confección del ranking. Precipitación extrema, estación Quinta Normal

Id.	Nombre	Santiago Quinta Normal									
		MAVE [-]	R2 [-]	MVAR [-]	R2 [-]	Indicador [-]	Nodo	ECM (+)	ECM (-)	Evaluación [-]	Ranking
1	ACCESS1-0	0,17	0,00	0,54	0,13	3,16	1	0,77	1,08	0,56	6
2	ACCESS1-3	0,13	0,00	0,15	0,00	3,72	1	1,05	2,17	0,82	17
5	CMCC-CESM	-0,07	0,00	0,87	0,51	2,69	4	0,78	0,94	0,50	3
8	CNRM-CM5	0,51	0,00	0,44	0,00	3,05	4	1,37	0,98	0,66	11
9	GFDL-CM3	0,43	0,00	1,18	0,00	2,75	3	1,25	1,94	0,76	15
10	GFDL-ESM2G	-0,12	0,00	0,47	0,02	3,63	4	1,65	1,22	0,79	16
11	GFDL-ESM2M	0,03	0,00	0,61	0,12	3,24	6	1,58	0,79	0,68	13
15	HadGEM2-ES	0,14	0,00	0,42	0,00	3,44	1	0,63	1,48	0,61	8
17	IPSL-CM5A-LR	-0,01	0,00	1,06	0,27	2,80	5	1,28	1,05	0,63	9
18	IPSL-CM5A-MR	0,26	0,00	0,71	0,43	2,60	5	1,53	0,96	0,65	10
19	IPSL-CM5B-LR	-0,02	0,00	0,78	0,00	3,24	1	0,94	0,63	0,53	4
21	MIROC5	-0,20	0,00	-0,14	0,00	4,34	3	1,40	1,79	0,88	18
22	MIROC-ESM	-0,10	0,00	-0,35	0,00	4,45	2	1,05	0,85	0,68	12
23	MIROC-CHEM	0,11	0,00	0,92	0,51	2,46	4	0,67	0,91	0,46	1
24	MPI-ESM-LR	0,87	0,00	0,72	0,28	2,13	2	0,69	1,13	0,47	2
25	MPI-ESM-MR	-0,06	0,00	0,75	0,48	2,83	1	0,95	1,10	0,57	7
27	MRI-CGCM3	0,79	0,35	0,06	0,00	2,80	2	0,88	1,06	0,55	5
28	MRI-ESM1	0,21	0,00	0,57	0,44	2,78	6	0,97	2,00	0,71	14
					Máximos	4,45	-	1,65	2,17	0,88	Max.
					Mínimos	2,13	1,00	0,63	0,63	0,46	Min.
										0,42	Amp.

Tabla C. 11: Cálculo de indicadores para confección del ranking. Precipitación extrema, estación Rancagua

Id.	Nombre	Rancagua Cachapual DPC									
		MAVE [-]	R2 [-]	MVAR [-]	R2 [-]	Indicador [-]	Nodo	ECM (+)	ECM (-)	Evaluación [-]	Ranking
1	ACCESS1-0	0,49	0,00	0,90	0,65	1,96	4	1,07	1,54	0,58	7
2	ACCESS1-3	0,09	0,00	-0,83	0,00	4,74	1	1,76	1,95	0,96	18
5	CMCC-CESM	-0,09	0,00	0,71	0,73	2,65	4	1,56	1,06	0,63	10
8	CNRM-CM5	0,78	0,00	0,59	0,14	2,49	4	1,72	1,33	0,69	12
9	GFDL-CM3	0,53	0,30	0,89	0,11	2,17	3	0,99	1,92	0,64	11
10	GFDL-ESM2G	0,08	0,00	0,08	0,00	3,84	3	1,94	1,22	0,80	16
11	GFDL-ESM2M	0,01	0,00	0,68	0,52	2,79	5	0,91	1,12	0,54	4
15	HadGEM2-ES	0,14	0,00	0,32	0,43	3,11	1	2,01	1,04	0,73	14
17	IPSL-CM5A-LR	-0,02	0,00	0,93	0,70	2,39	4	1,65	0,62	0,55	5
18	IPSL-CM5A-MR	0,11	0,00	0,60	0,54	2,75	5	1,74	0,84	0,63	9
19	IPSL-CM5B-LR	0,45	0,00	0,80	0,63	2,12	1	0,78	0,98	0,45	1
21	MIROC5	-0,06	0,00	0,04	0,00	4,02	3	1,95	1,57	0,87	17
22	MIROC-ESM	-0,04	0,00	-0,25	0,00	4,29	2	1,76	1,14	0,79	15
23	MIROC-CHEM	0,05	0,00	0,83	0,42	2,70	4	0,90	0,77	0,47	2
24	MPI-ESM-LR	0,45	0,00	0,56	0,50	2,49	2	0,86	1,22	0,53	3
25	MPI-ESM-MR	0,38	0,00	0,64	0,60	2,38	3	0,96	1,35	0,56	6
27	MRI-CGCM3	0,48	0,09	0,11	0,00	3,32	2	1,50	1,30	0,70	13
28	MRI-ESM1	0,38	0,00	0,41	0,45	2,76	1	0,94	1,34	0,58	8
					Máximos	4,74	-	2,01	1,95	0,96	Max.
					Mínimos	1,96	1,00	0,78	0,62	0,45	Min.
										0,51	Amp.

Tabla C. 12: Cálculo de indicadores para confección del ranking. Precipitación extrema, estación General Freire

Id.	Nombre	Curicó General Freire ad.									
		MAVE [-]	R2 [-]	MVAR [-]	R2 [-]	Indicador [-]	Nodo	ECM (+)	ECM (-)	Evaluación [-]	Ranking
1	ACCESS1-0	-0,02	0,00	0,16	0,00	3,86	3	1,53	1,04	0,60	11
2	ACCESS1-3	0,50	0,16	0,65	0,00	2,69	5	0,82	2,11	0,58	9
5	CMCC-CESM	0,08	0,00	-0,39	0,00	4,31	1	2,16	0,81	0,68	15
8	CNRM-CM5	-0,56	0,00	0,38	0,00	4,18	2	0,95	1,27	0,58	7
9	GFDL-CM3	0,53	0,45	0,10	0,00	2,92	2	0,90	1,35	0,50	3
10	GFDL-ESM2G	0,36	0,36	0,16	0,00	3,12	2	2,57	1,13	0,70	17
11	GFDL-ESM2M	0,07	0,01	-0,14	0,00	4,06	3	1,02	1,04	0,55	6
15	HadGEM2-ES	0,43	0,24	-0,42	0,00	3,75	2	1,01	1,59	0,60	12
17	IPSL-CM5A-LR	-0,01	0,00	0,71	0,00	3,30	3	1,03	1,70	0,59	10
18	IPSL-CM5A-MR	0,65	0,00	-0,45	0,00	3,80	2	1,22	0,94	0,54	5
19	IPSL-CM5B-LR	0,03	0,00	0,66	0,00	3,31	3	1,23	2,19	0,69	16
21	MIROC5	0,83	0,02	0,44	0,00	2,71	4	0,98	1,57	0,53	4
22	MIROC-ESM	0,05	0,00	0,95	0,00	3,00	4	1,27	1,71	0,60	13
23	MIROC-CHEM	0,34	0,39	-0,01	0,00	3,28	4	0,73	1,15	0,47	2
24	MPI-ESM-LR	0,14	0,08	0,73	0,00	3,05	3	0,77	0,61	0,39	1
25	MPI-ESM-MR	-0,66	0,00	-0,48	0,00	5,14	5	1,82	1,82	1,31	18
27	MRI-CGCM3	0,58	0,00	0,86	0,00	2,56	2	0,61	2,32	0,58	8
28	MRI-ESM1	0,37	0,00	-0,60	0,00	4,23	1	1,30	1,30	0,63	14
					Máximos	5,14	-	2,57	2,32	1,31	Max.
					Mínimos	2,56	1,00	0,61	0,61	0,39	Min.
										0,92	Amp.

Tabla C. 13: Cálculo de indicadores para confección del ranking. Precipitación extrema, estación Bernardo O'Higgins

Id.	Nombre	Chillán Bernardo O'Higgins ad.									
		MAVE [-]	R2 [-]	MVAR [-]	R2 [-]	Indicador [-]	Nodo	ECM (+)	ECM (-)	Evaluación [-]	Ranking
1	ACCESS1-0	0,31	0,19	0,43	0,00	3,07	4	2,40	1,08	0,70	14
2	ACCESS1-3	0,29	0,00	0,43	0,00	3,28	4	2,04	1,25	0,69	12
5	CMCC-CESM	-0,04	0,00	0,87	0,00	3,17	1	1,97	2,26	0,80	18
8	CNRM-CM5	1,02	0,58	0,27	0,00	2,17	3	1,47	0,92	0,48	3
9	GFDL-CM3	0,08	0,00	0,29	0,00	3,63	2	1,17	1,22	0,59	9
10	GFDL-ESM2G	-0,05	0,00	0,73	0,04	3,28	4	1,56	1,78	0,69	13
11	GFDL-ESM2M	0,16	0,07	0,55	0,45	2,77	1	1,25	1,99	0,64	10
15	HadGEM2-ES	0,05	0,00	1,14	0,00	3,09	4	0,74	1,86	0,57	8
17	IPSL-CM5A-LR	-0,01	0,00	0,97	0,00	3,04	1	1,82	1,96	0,73	15
18	IPSL-CM5A-MR	0,21	0,26	0,81	0,00	2,72	3	1,36	0,89	0,51	5
19	IPSL-CM5B-LR	0,32	0,43	0,56	0,00	2,69	3	1,85	0,72	0,55	7
21	MIROC5	-0,22	0,00	0,82	0,00	3,40	2	1,34	2,60	0,78	16
22	MIROC-ESM	-0,05	0,00	-0,39	0,00	4,44	2	2,11	1,27	0,79	17
23	MIROC-CHEM	0,01	0,00	1,12	0,00	3,11	2	0,85	1,30	0,52	6
24	MPI-ESM-LR	0,00	0,00	0,67	0,00	3,33	3	0,63	0,97	0,46	2
25	MPI-ESM-MR	0,27	0,36	0,75	0,00	2,62	3	1,02	2,54	0,66	11
27	MRI-CGCM3	0,60	0,44	0,84	0,27	1,85	3	0,71	1,08	0,38	1
28	MRI-ESM1	0,70	0,67	0,35	0,00	2,28	1	1,72	0,68	0,50	4
					Máximos	4,44	-	2,40	2,60	0,80	Max.
					Mínimos	1,85	1,00	0,63	0,68	0,38	Min.
										0,43	Amp.

Tabla C. 14: Cálculo de indicadores para confección del ranking. Precipitación extrema, estación Carriel Sur

Id.	Nombre	Concepción Carriel Sur ad.									
		MAVE [-]	R2 [-]	MVAR [-]	R2 [-]	Indicador [-]	Nodo	ECM (+)	ECM (-)	Evaluación [-]	Ranking
1	ACCESS1-0	-0,26	0,00	0,36	0,00	3,90	4	1,99	0,98	0,76	16
2	ACCESS1-3	-0,15	0,00	1,07	0,30	2,92	3	0,94	1,97	0,69	13
5	CMCC-CESM	0,05	0,00	0,72	0,11	3,12	1	1,64	1,13	0,67	11
8	CNRM-CM5	-0,62	0,00	0,10	0,00	4,52	1	1,07	1,25	0,70	14
9	GFDL-CM3	0,00	0,00	0,19	0,00	3,81	3	0,82	0,61	0,50	4
10	GFDL-ESM2G	0,04	0,00	0,61	0,27	3,08	4	1,25	0,93	0,57	8
11	GFDL-ESM2M	-0,14	0,00	0,35	0,25	3,54	1	0,90	1,04	0,57	7
15	HadGEM2-ES	-0,08	0,00	1,39	0,00	3,47	4	0,74	0,74	0,49	3
17	IPSL-CM5A-LR	0,10	0,08	0,96	0,00	2,86	3	1,06	1,36	0,60	9
18	IPSL-CM5A-MR	-0,32	0,00	1,36	0,00	3,68	2	0,93	0,63	0,52	5
19	IPSL-CM5B-LR	-0,29	0,00	0,31	0,00	3,98	3	1,52	1,38	0,76	15
21	MIROC5	0,19	0,15	1,19	0,02	2,83	2	1,77	1,00	0,65	10
22	MIROC-ESM	-0,07	0,00	-0,63	0,00	4,70	3	1,62	1,79	0,89	18
23	MIROC-CHEM	0,07	0,10	0,90	0,00	2,93	5	2,09	1,41	0,78	17
24	MPI-ESM-LR	0,07	0,04	0,93	0,62	2,34	3	0,79	1,16	0,49	2
25	MPI-ESM-MR	-0,16	0,00	0,90	0,00	3,26	5	0,71	1,95	0,67	12
27	MRI-CGCM3	-0,45	0,00	0,82	0,64	2,99	4	0,92	1,18	0,56	6
28	MRI-ESM1	-0,20	0,00	0,98	0,77	2,45	6	0,80	1,05	0,48	1
Máximos						4,70	-	2,09	1,97	0,89	Max.
Mínimos						2,34	1,00	0,71	0,61	0,48	Min.
										0,42	Amp.

Anexo C. 6: Matrices de arrepentimiento para elección final del modelo en ranking multiobjetivo

La comparación se basa en matrices de arrepentimiento, además de las rectas de decisión. Las Tabla C.15, Tabla C.16 y Tabla C.17 muestran las matrices de arrepentimiento, expresadas en porcentaje de arrepentimiento, para las estaciones de La Florida, Quinta Normal y Carriel Sur. El porcentaje se calcula en base a la pérdida de elegir el modelo i , en base al de mejor indicador (mínimos valores). Adicionalmente, las tablas muestran la suma de los porcentajes y la desviación estándar de esto. Expresar la pérdida en términos de porcentaje es útil para comparar todos los indicadores por igual. Además, se muestran subrayados los mejores modelos, es decir, los que presentan una menor suma y desviación estándar de los porcentajes, para los indicadores desarrollados.

Tabla C. 15: Matriz de arrepentimiento para modelos en distintos indicadores. Estación La Florida

Modelos frontera	Precipitación		Temperatura		Indicadores Finales	
	NE	E	NE	E	Suma	Desv.
GFDL-ESM2M	-0,3	0,0	-4,7	-155,8	-160,8	85,8
MIROC5	-19,2	-24,2	0,0	-21,7	-65,1	23,9
MPI-ESM-MR	-24,1	-41,9	-1,7	0,0	-67,7	28,5
NorESM1-M	0,0	-39,9	-8,4	-26,8	-75,1	29,6

Tabla C. 16: Matriz de arrepentimiento para modelos en distintos indicadores. Estación Quinta Normal

Modelos frontera	Precipitación		Temperatura		Indicadores Finales	
	NE	E	NE	E	Suma	Desv.
GFDL-ESM2G	-13,8	0,0	-9,1	-65,8	-88,6	39,3
HadGEM2-ES	-11,0	-67,0	-30,8	0,0	-108,8	44,5
MIROC5	-30,9	-9,8	-15,2	-0,6	-56,4	21,9
NorESM1-M	0,0	-60,8	0,0	-130,0	-190,8	83,5

Tabla C. 17: Matriz de arrepentimiento para modelos en distintos indicadores. Estación Carriel Sur

Modelos frontera	Precipitación		Temperatura		Indicadores Finales	
	NE	E	NE	E	Suma	Desv.
ACCESS1-0	-58,7	0,0	-9,1	0,0	-67,8	33,3
GFDL-CM3	-41,7	-19,0	0,0	-87,4	-148,2	59,5
MIROC5	-22,3	-4,7	-6,4	-47,6	-81,1	32,2
MPI-ESM-LR	0,0	-52,3	-17,5	-172,1	-241,9	105,3
MPI-ESM-MR	-16,5	-16,8	-0,3	-220,2	-253,7	124,4

Acorde a los resultados, se tiene que el modelo MIROC5 minimiza el arrepentimiento para las estaciones La Florida y Quinta Normal. Con respecto a la estación de Carriel Sur, se tiene que el modelo ACCESS1.0 reporta una suma más baja de porcentajes y prácticamente una desviación estándar igual a MIROC5. A pesar de lo anterior, se observa que los porcentajes de arrepentimiento para indicadores no estacionarios de ACCESS 1.0 son más altos en este modelo, en comparación con el MIROC5. De esta manera, se decide optar por la elección del MIRCO5 también para la estación de Carriel Sur. La elección se respalda en base a la Figura 4.5, donde se observa que MIRCO5 muestra un desempeño uniforme para ambas variables.

Anexo C. 7: Sobre la elección del GCM para valores máximos anuales de precipitación en base a la temperatura

Como el estudio considera también la interacción de las precipitaciones máximas con las temperaturas medias diarias en los mismos días de ocurrencia, se exponen los ECM entre los vectores de fracciones asociadas a las 9 celdas definidas en la Sección 4.1.1.2, para los puntos de precipitación y temperatura. Lo anterior se muestra en la Tabla C.18, para cada una de las estaciones y modelos previamente seleccionados.

Tabla C. 18: ECM de la comparación entre la data observada y modelada para los mejores tres modelos

Modelo	La Florida	Quinta Normal	General Freire	Bernardo O'Higgins	Carriel Sur	Suma
MIROC-ESM-CHEM	0,09	0,06	0,04	0,11	0,06	0,36
MPI-ESM-LR	0,05	0,03	0,06	0,10	0,07	0,30
MRI-CGCM3	0,16	0,06	0,10	0,06	0,12	0,49

En cuanto a las temperaturas se tiene que el mismo modelo obtiene la menor suma de los ECM calculados en la grilla equiespaciada de 9 celdas. Las diferencias de puntuación entre los ECM calculados no son significativas en las estaciones donde el modelo no ha obtenido los primeros lugares.

Anexo C. 8: Sobre la representatividad de un solo miembro del ensamblaje

Tabla C. 19: Correlaciones de las medias móviles de 31 años entre la simulación r1i1p1 y el resto de las simulaciones del ensamblaje. Precipitaciones semestrales, estaciones de La Florida, Quinta Normal y Carriel Sur y modelos seleccionados en Capítulo 4.

id	Estación	Temporada	Modelo de Circulación	Miembro del ensamblaje				
				r1i1p1	r2i1p1	r3i1p1	r4i1p1	r5i1p1
1	La Florida	Pluvial	MPI-ESM-LR	1	0,71	0,62	-	-
2			MIROC 5	1	-0,10	-0,21	-0,09	0,27
3			ACCESS 1.0	1	0,36	0,35	-	-
4		Nival	MPI-ESM-LR	1	0,16	0,45	-	-
5			MIROC 5	1	0,34	0,07	0,24	0,74
6			ACCESS 1.0	1	0,78	0,63		
7	Quinta Normal	Pluvial	MPI-ESM-LR	1	0,80	0,59	-	-
8			MIROC 5	1	-0,02	-0,11	-0,10	-0,02
9			ACCESS 1.0	1	0,71	-0,43	-	-
10		Nival	MPI-ESM-LR	1	0,10	0,45	-	-
11			MIROC 5	1	-0,18	0,45	-0,24	0,69
12			ACCESS 1.0	1	0,72	0,23		
13	Carriel Sur	Pluvial	MPI-ESM-LR	1	0,78	0,75	-	-
14			MIROC 5	1	-0,05	-0,30	0,58	0,01
15			ACCESS 1.0	1	0,52	0,01		
16		Nival	MPI-ESM-LR	1	0,49	0,50	-	-
17			MIROC 5	1	0,27	0,56	0,81	0,36
18			ACCESS 1.0	1	0,34	0,21	-	-

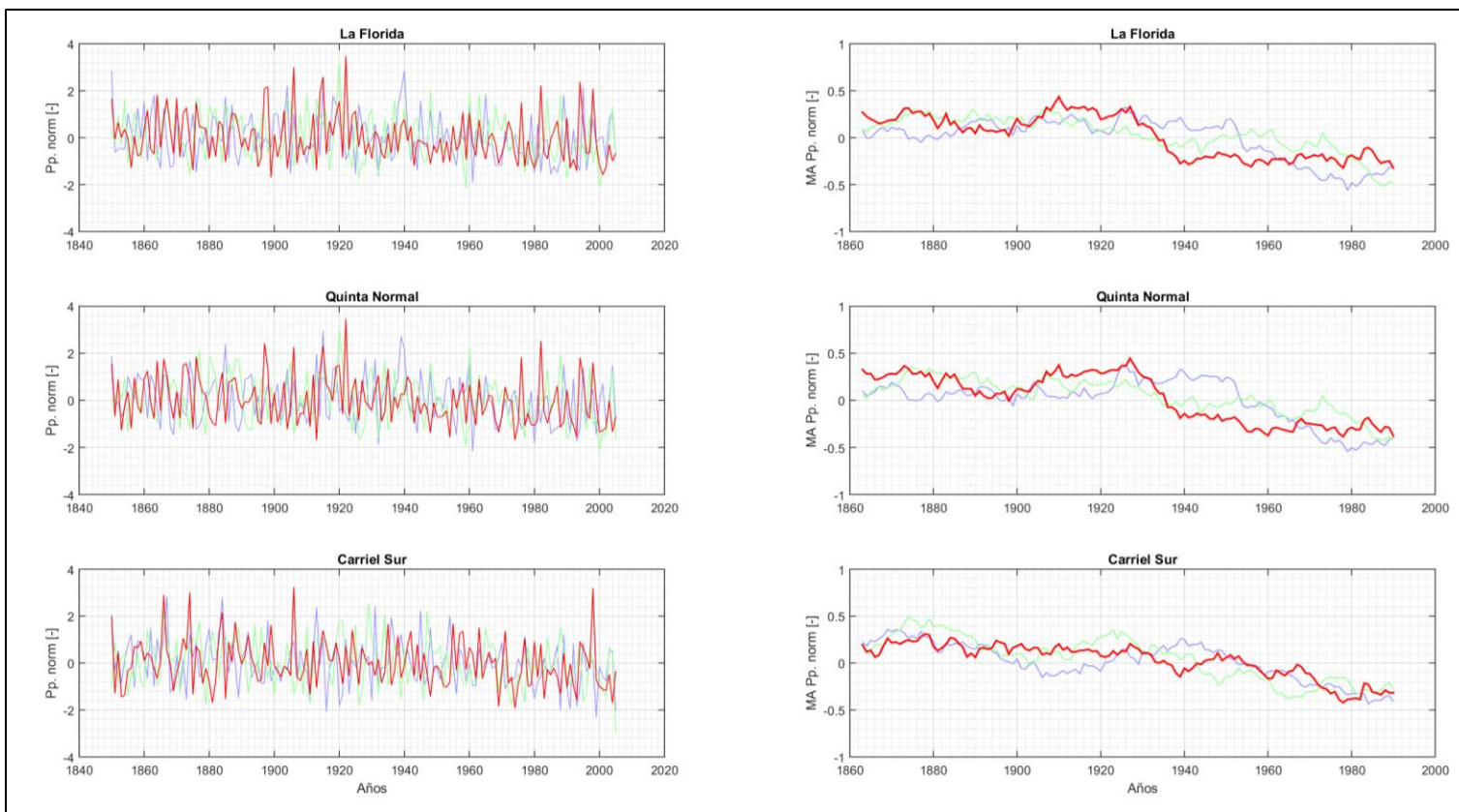


Figura C. 2: (izquierda) Series de tiempo noralizadas y (derecha) medias móviles de 31 años de las series normalizadas. Series representan los distintos miembros del ensamble para modelo MPI-ESM-LR, donde el rojo corresponde a la simulación r1i1p1. Precipitaciones en semestre pluvial, estaciones La Florida, Quinta Normal y Carriel Sur.

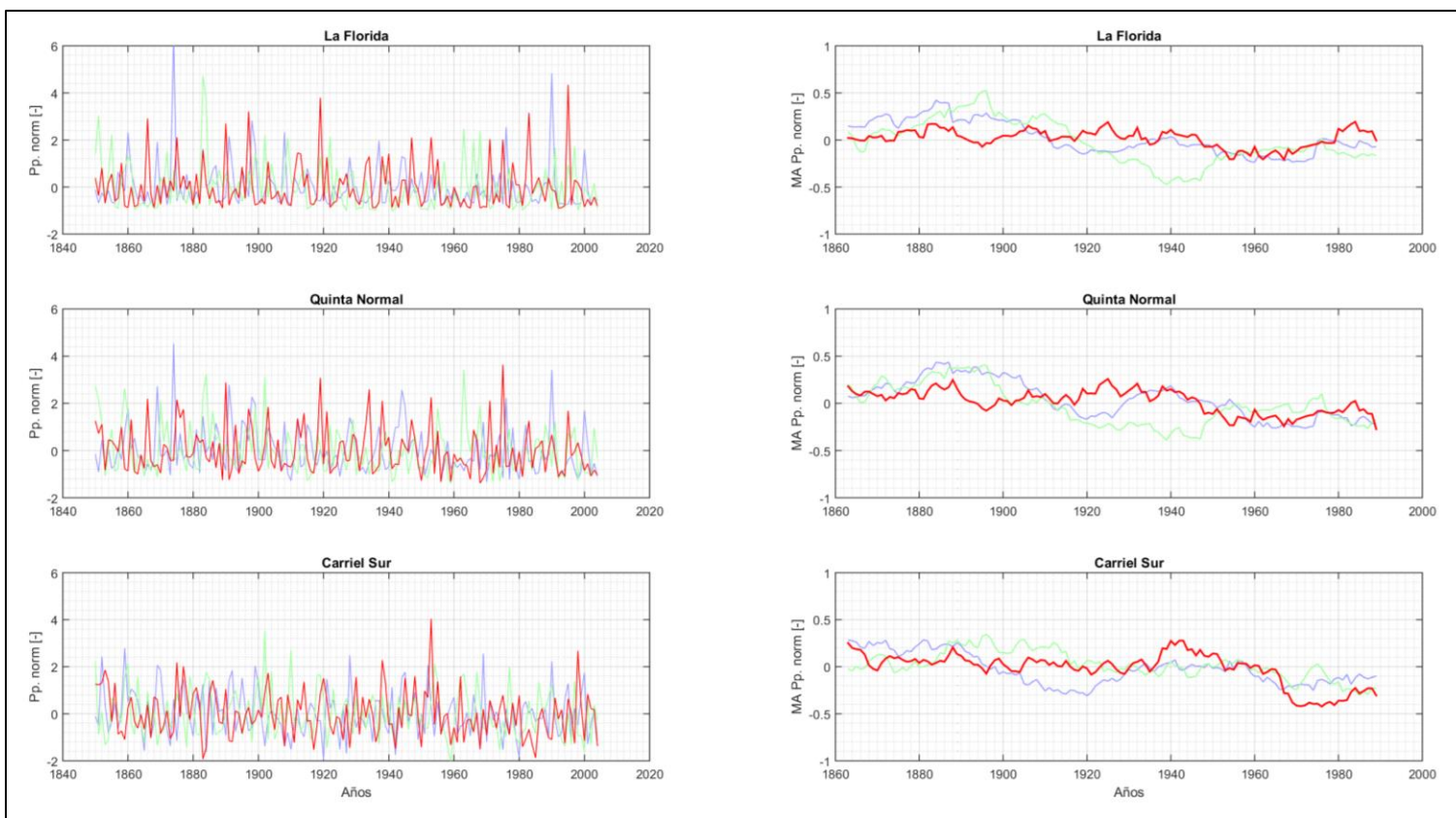


Figura C. 3: (izquierda) Series de tiempo noralizadas y (derecha) medias móviles de 31 años de las series normalizadas. Series representan los distintos miembros del ensamblaje para modelo MPI-ESM-LR, donde el rojo corresponde a la simulación r11p1. Precipitaciones en semestre de estiaje, estaciones La Florida, Quinta Normal y Carriel Sur.

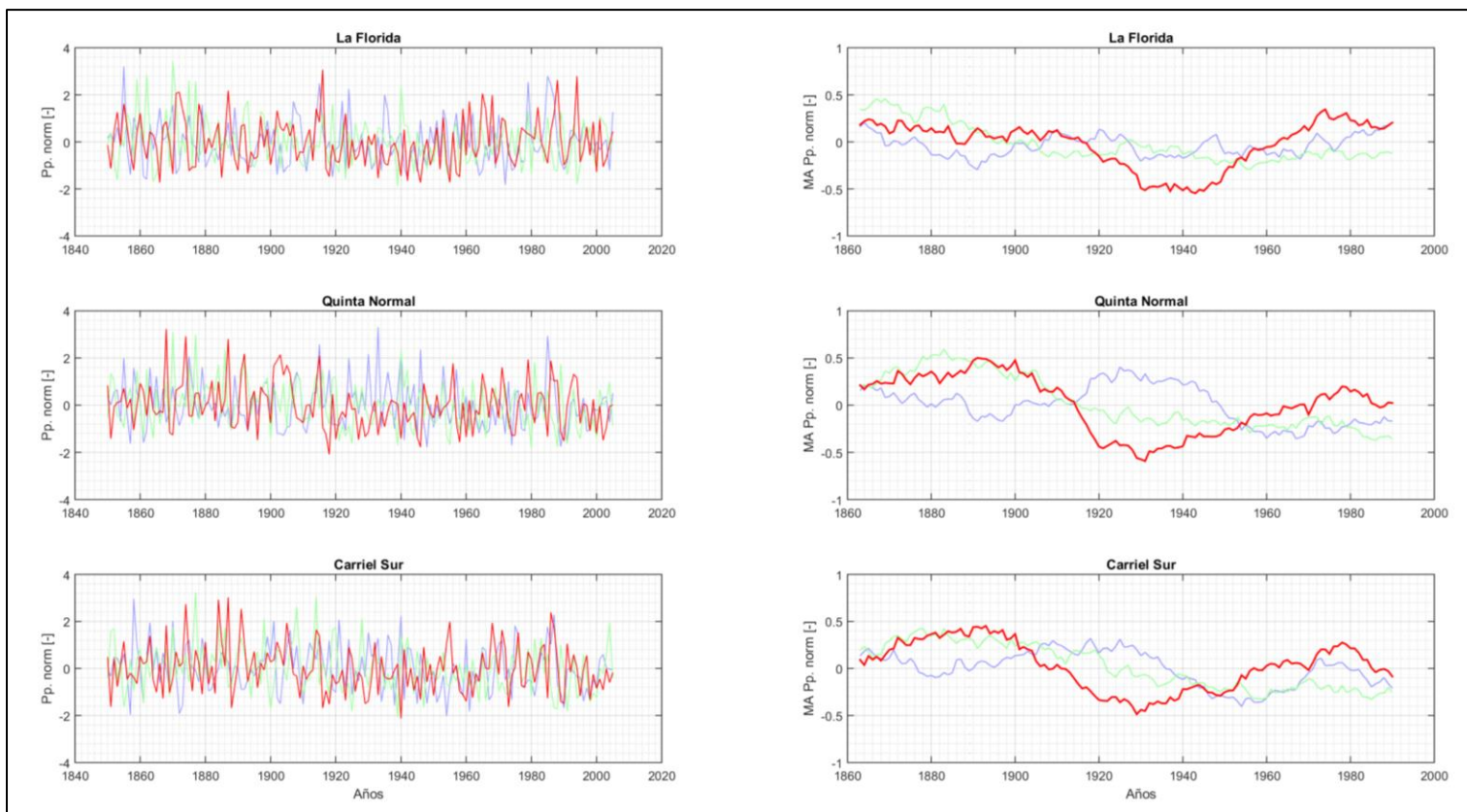


Figura C. 4: (izquierda) Series de tiempo noralizadas y (derecha) medias móviles de 31 años de las series normalizadas. Series representan los distintos miembros del ensamblaje para modelo ACCESS1.0, donde el rojo corresponde a la simulacion r1i1p1. Precipitaciones en semestre pluvial, estaciones La Florida, Quinta Normal y Carriel Sur.

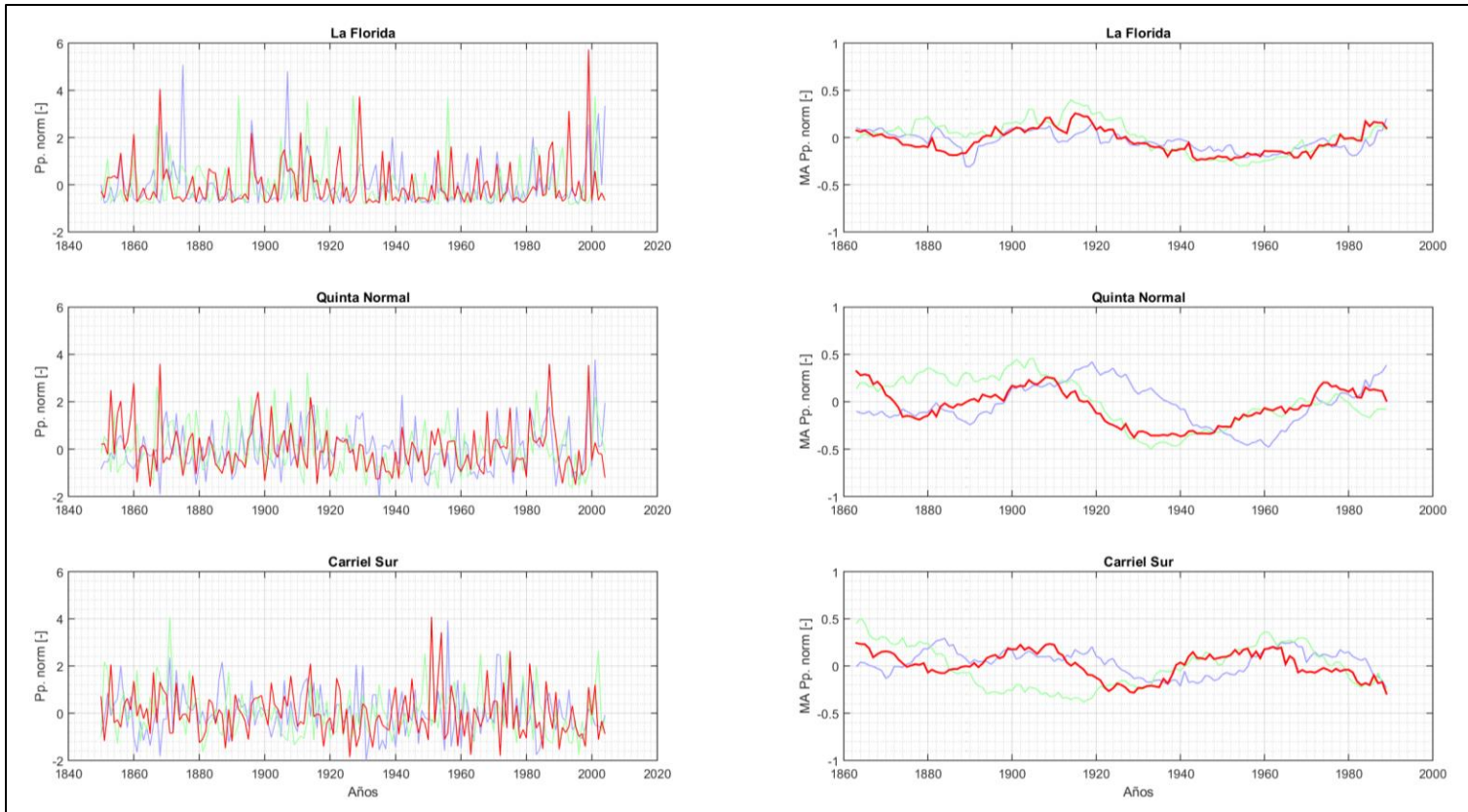


Figura C. 5: (izquierda) Series de tiempo noralizadas y (derecha) medias móviles de 31 años de las series normalizadas. Series representan los distintos miembros del ensamblaje para modelo ACCESS1.0, donde el rojo corresponde a la simulacion r1i1p1. Precipitaciones en semestre de estiaje, estaciones La Florida, Quinta Normal y Carriel Sur.

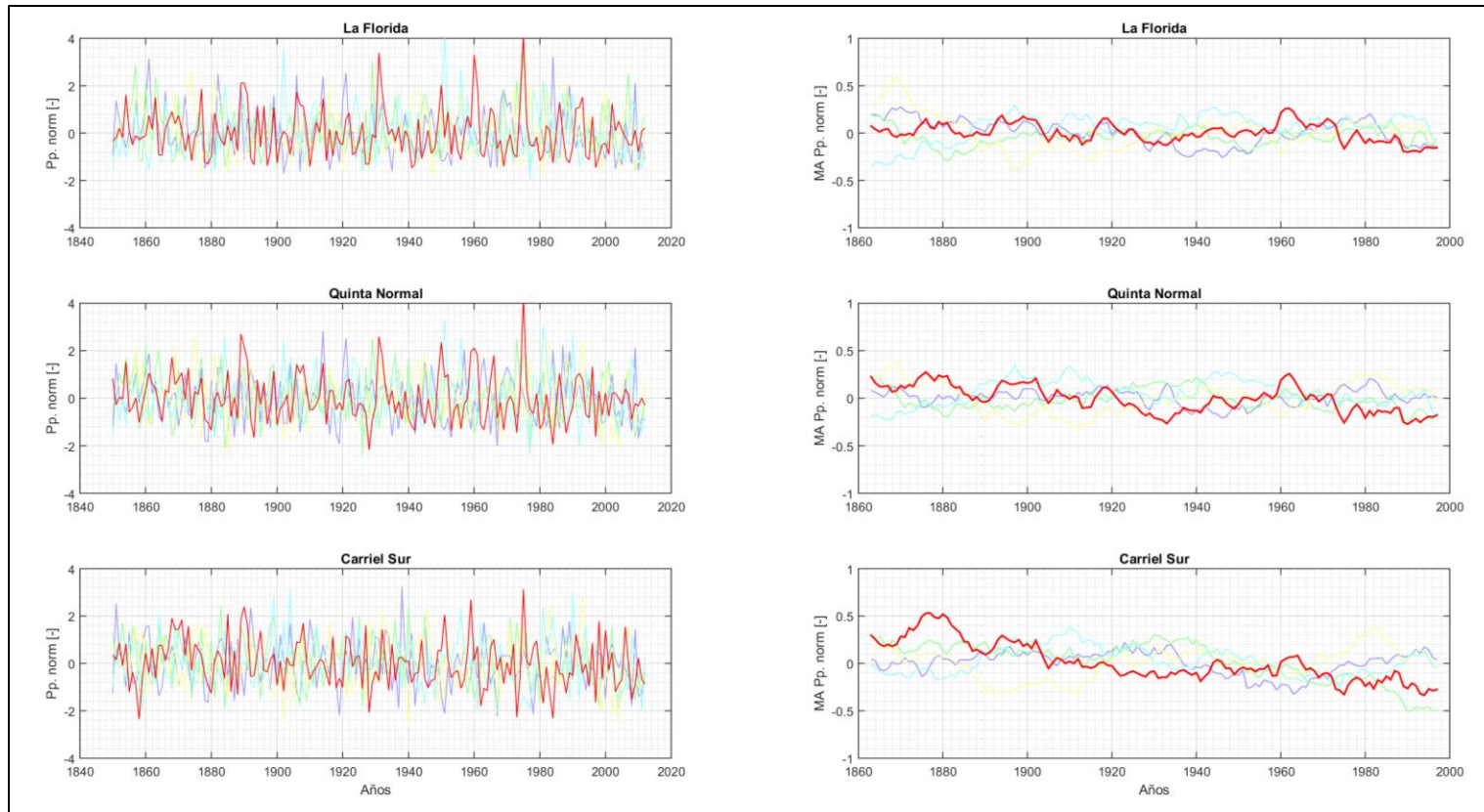


Figura C. 6: (izquierda) Series de tiempo noralizadas y (derecha) medias móviles de 31 años de las series normalizadas. Series representan los distintos miembros del ensamble para modelo MIROC-ESM-CHEM, donde el rojo corresponde a la simulacion r1i1p1. Precipitaciones en semestre pluvial, estaciones La Florida, Quinta Normal y Carriel Sur.

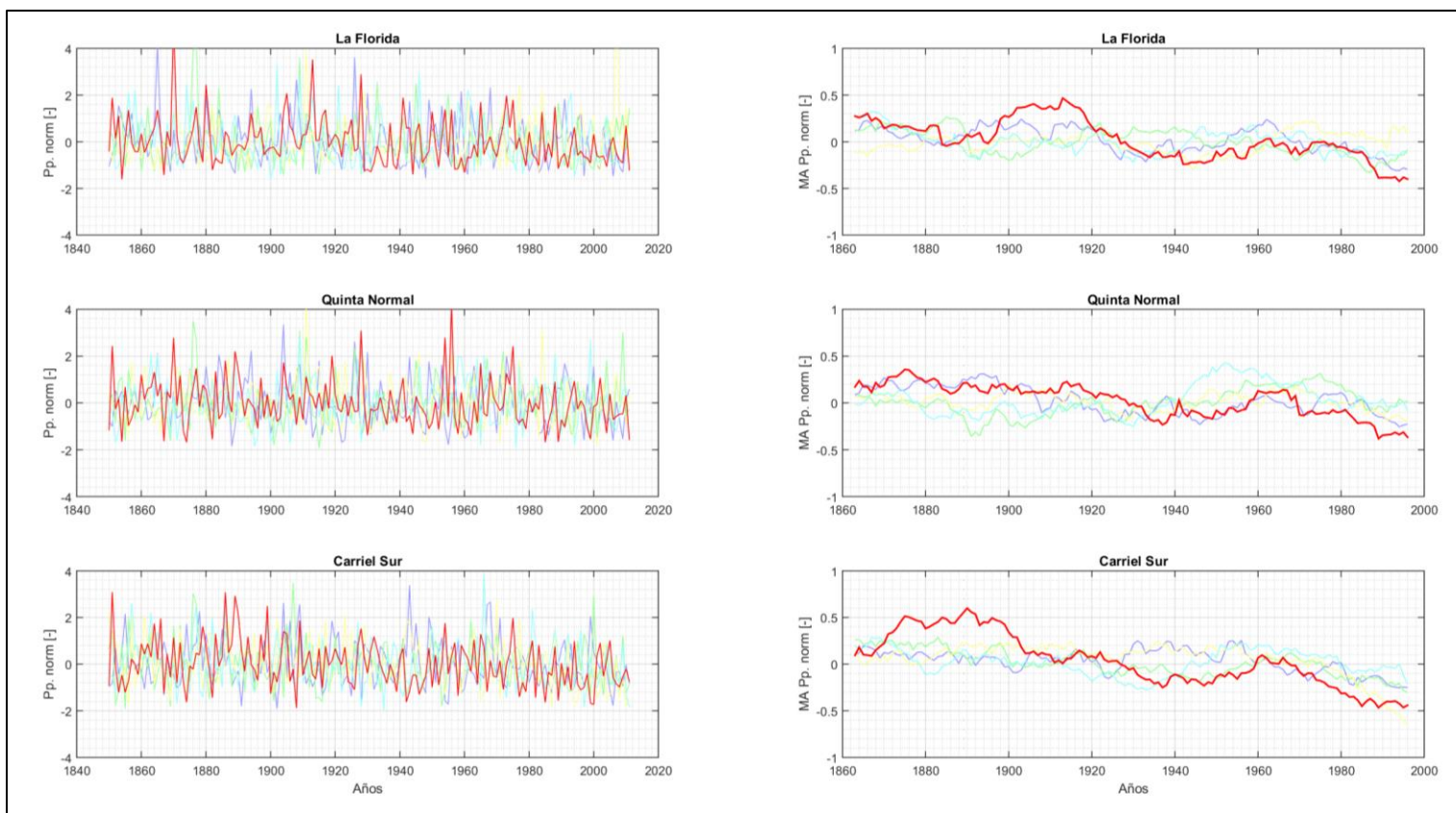


Figura C. 7: (izquierda) Series de tiempo noralizadas y (derecha) medias móviles de 31 años de las series normalizadas. Series representan los distintos miembros del ensamblaje para modelo MIROC-ESM-CHEM, donde el rojo corresponde a la simulación r1i1p1. Precipitaciones en semestre de estiaje, estaciones La Florida, Quinta Normal y Carriel Sur.

Tabla C. 20: Correlaciones de las medias móviles de 31 años entre la simulación r1i1p1 y el resto de las simulaciones del ensamblaje. Temperaturas medias mensuales en meses representativos de invierno y verano, estaciones de La Florida, Quinta Normal y Carriel Sur y modelos seleccionados en Capítulo 4.

id	Estación	Mes	Modelo de Circulación	Miembro del ensamblaje				
				r1i1p1	r2i1p1	r3i1p1	r4i1p1	r5i1p1
1	La Florida	Julio	MPI-ESM-LR	1	0,50	0,74	-	-
2			MIROC 5	1	0,53	0,83	0,40	0,85
3			ACCESS 1.0	1	0,27	0,74	-	-
4		Enero	MPI-ESM-LR	1	0,46	0,60	-	-
5			MIROC 5	1	0,86	0,30	0,76	0,74
6			ACCESS 1.0	1	0,26	0,82	-	-
7	Quinta Normal	Julio	MPI-ESM-LR	1	0,34	0,69	-	-
8			MIROC 5	1	0,40	0,77	0,35	0,81
9			ACCESS 1.0	1	-0,02	0,77	-	-
10		Enero	MPI-ESM-LR	1	0,30	0,60	-	-
11			MIROC 5	1	0,76	0,08	0,73	0,75
12			ACCESS 1.0	1	0,33	0,86	-	-
13	Carriel Sur	Julio	MPI-ESM-LR	1	0,33	0,51	-	-
14			MIROC 5	1	0,31	0,87	0,47	0,86
15			ACCESS 1.0	1	-0,08	0,61	-	-
16		Enero	MPI-ESM-LR	1	0,38	0,25	-	-
17			MIROC 5	1	0,68	0,11	0,80	0,71
18			ACCESS 1.0	1	0,55	0,91	-	-

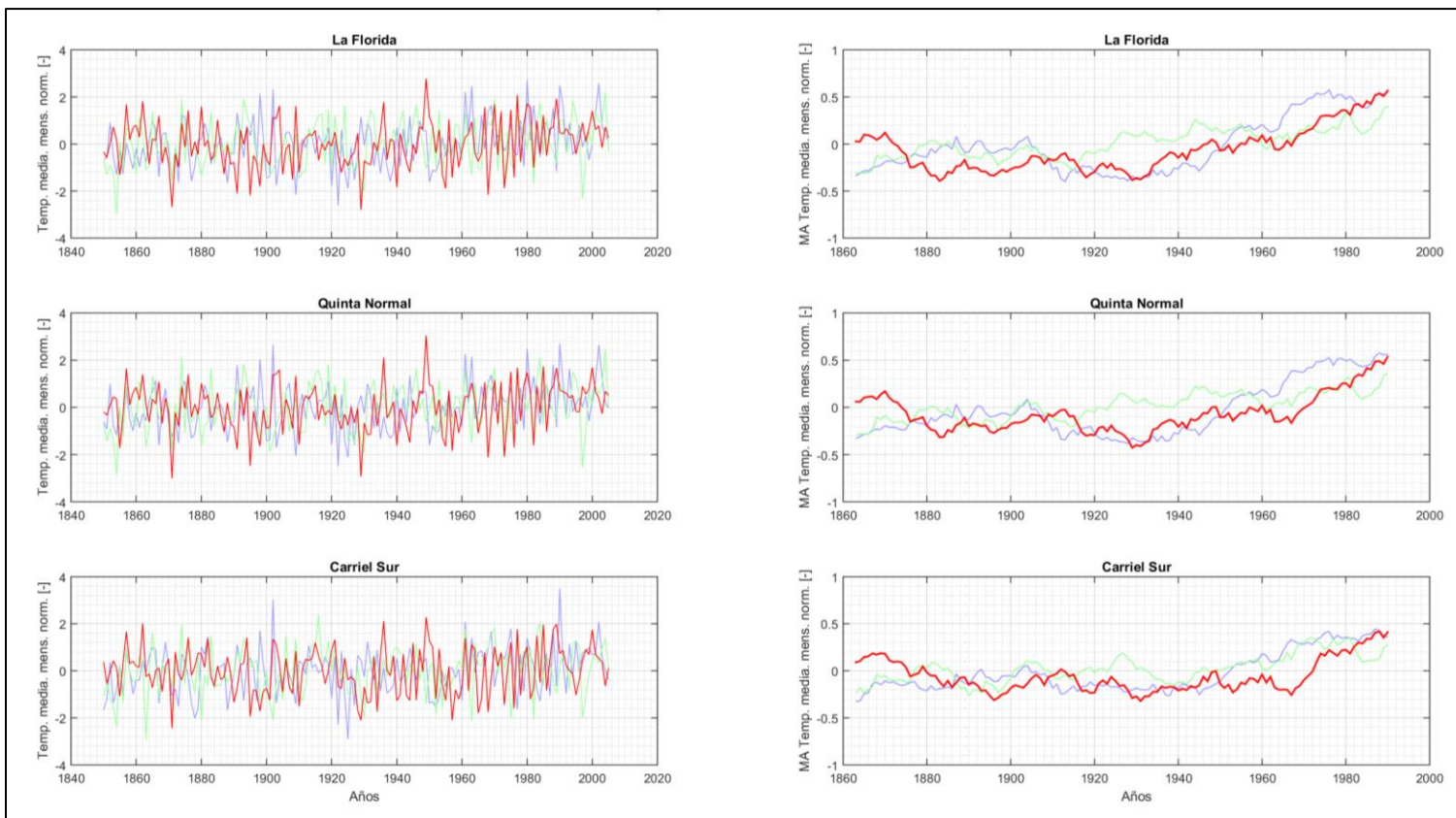


Figura C. 8: (izquierda) Series de tiempo normalizadas y (derecha) medias móviles de 31 años de las series normalizadas. Series representan los distintos miembros del ensamblaje para modelo MPI-ESM-LR, donde el rojo corresponde a la simulación r1i1p1. Temperaturas medias mensuales del mes de julio, estaciones La Florida, Quinta Normal y Carriel Sur.

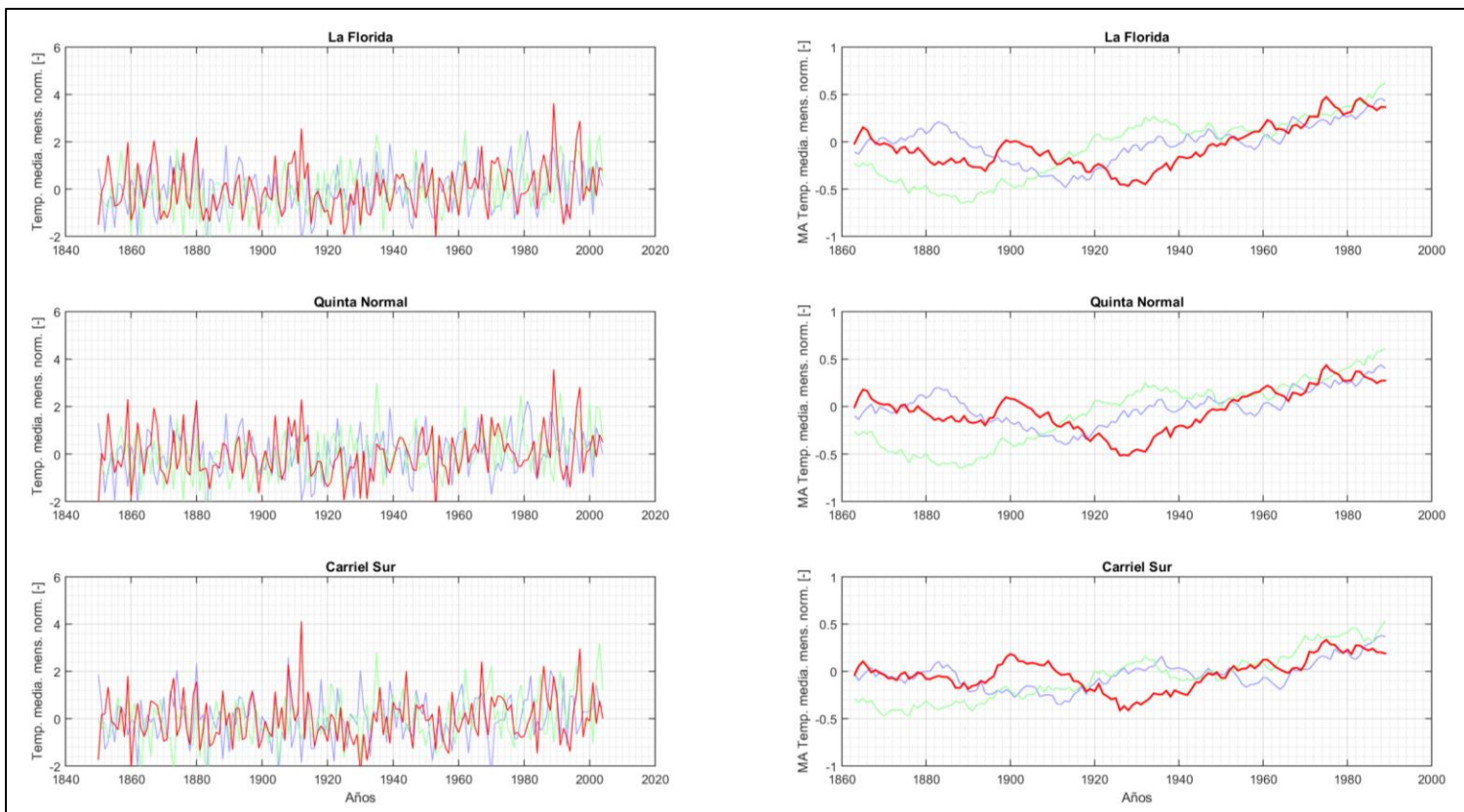


Figura C. 9: (izquierda) Series de tiempo noralizadas y (derecha) medias móviles de 31 años de las series normalizadas. Series representan los distintos miembros del ensamblaje para modelo MPI-ESM-LR, donde el rojo corresponde a la simulación r1i1p1. Temperaturas medias mensuales del mes de enero, estaciones La Florida, Quinta Normal y Carriel Sur.

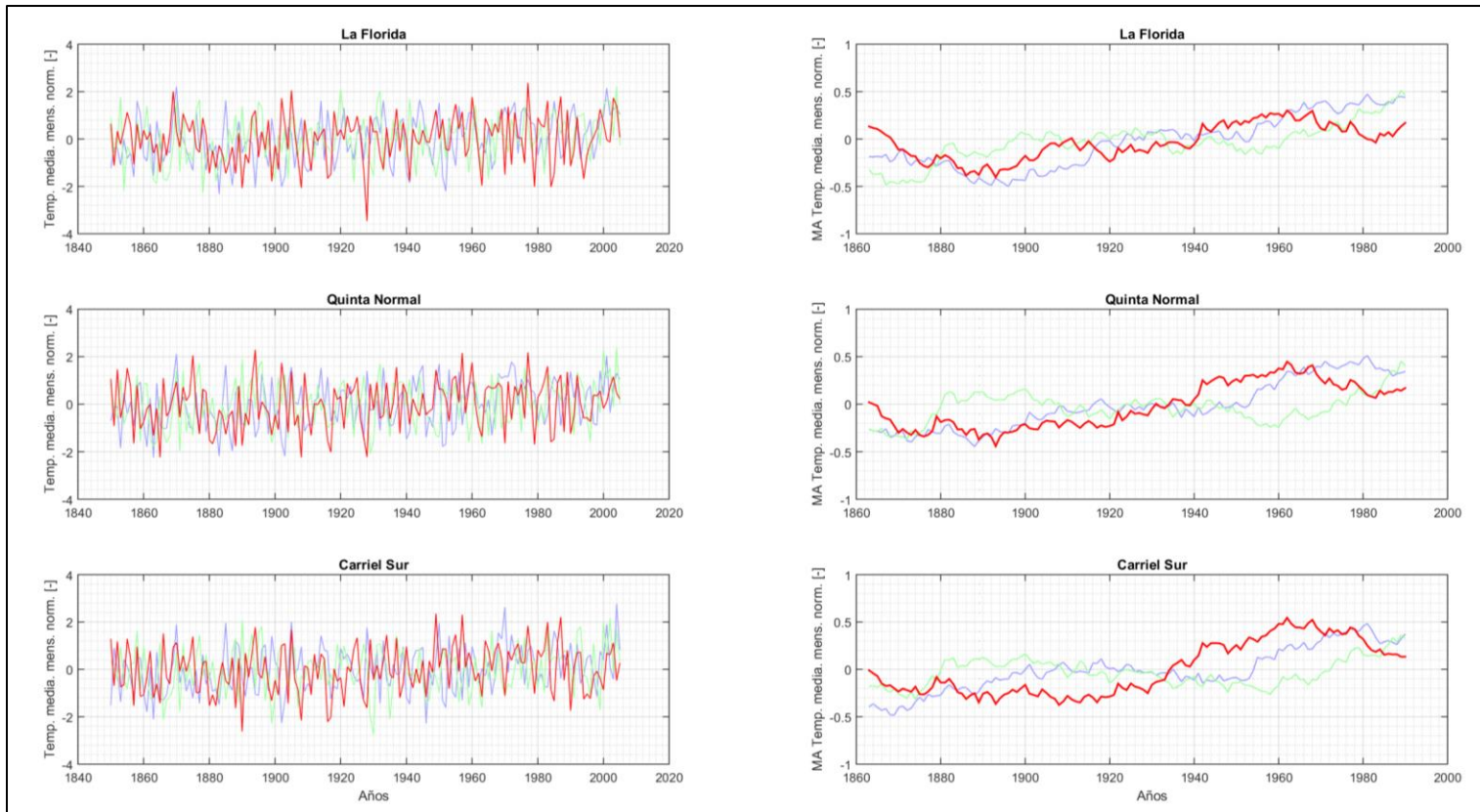


Figura C. 10: (izquierda) Series de tiempo noralizadas y (derecha) medias móviles de 31 años de las series normalizadas. Series representan los distintos miembros del ensamblaje para modelo ACCESS1.0, donde el rojo corresponde a la simulacion r1i1p1. Temperaturas medias mensuales del mes de julio, estaciones La Florida, Quinta Normal y Carriel Sur.

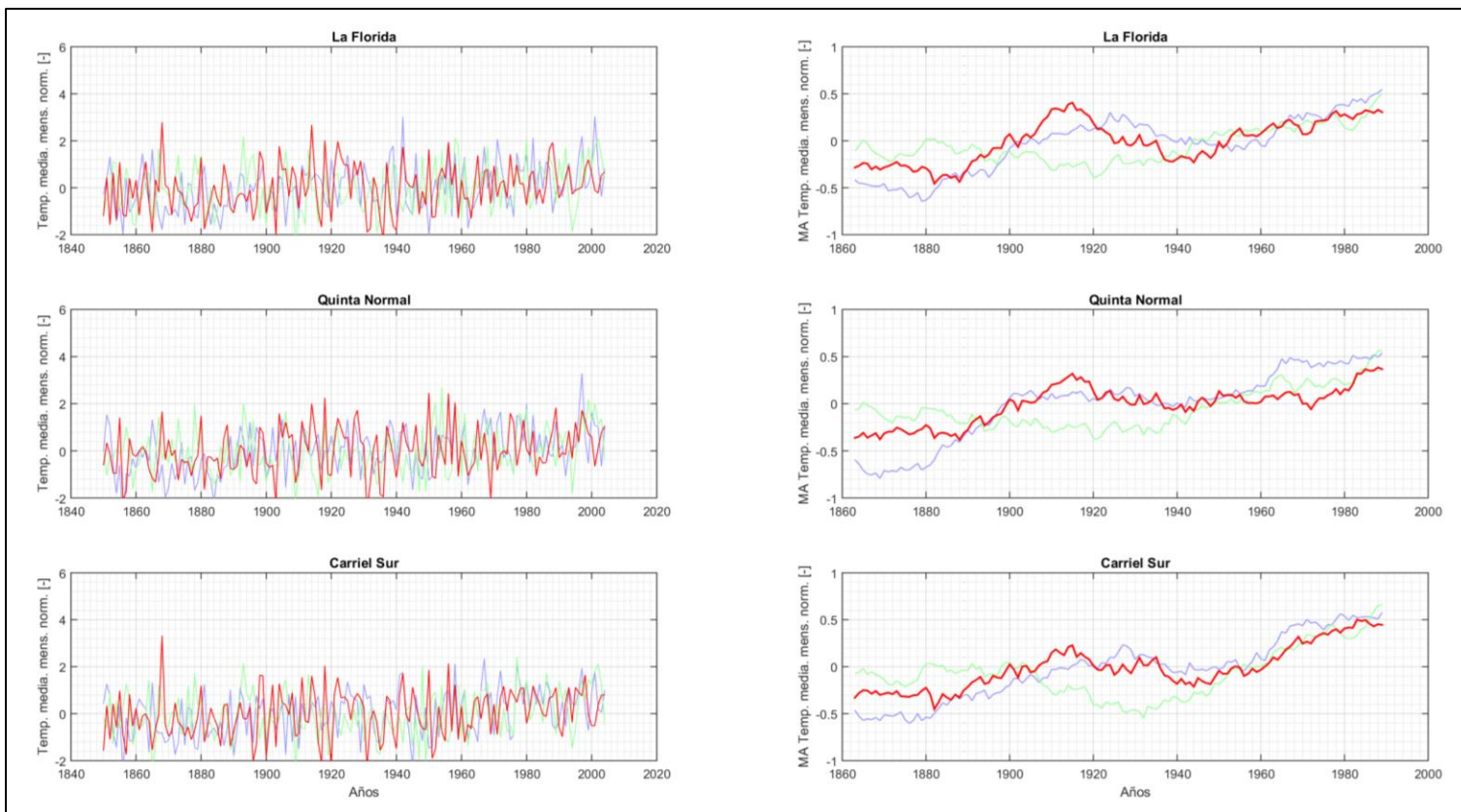


Figura C. 11: (izquierda) Series de tiempo noralizadas y (derecha) medias móviles de 31 años de las series normalizadas. Series representan los distintos miembros del ensamblaje para modelo ACCESS1.0, donde el rojo corresponde a la simulación r1i1p1. Temperaturas medias mensuales del mes de enero, estaciones La Florida, Quinta Normal y Carriel Sur.

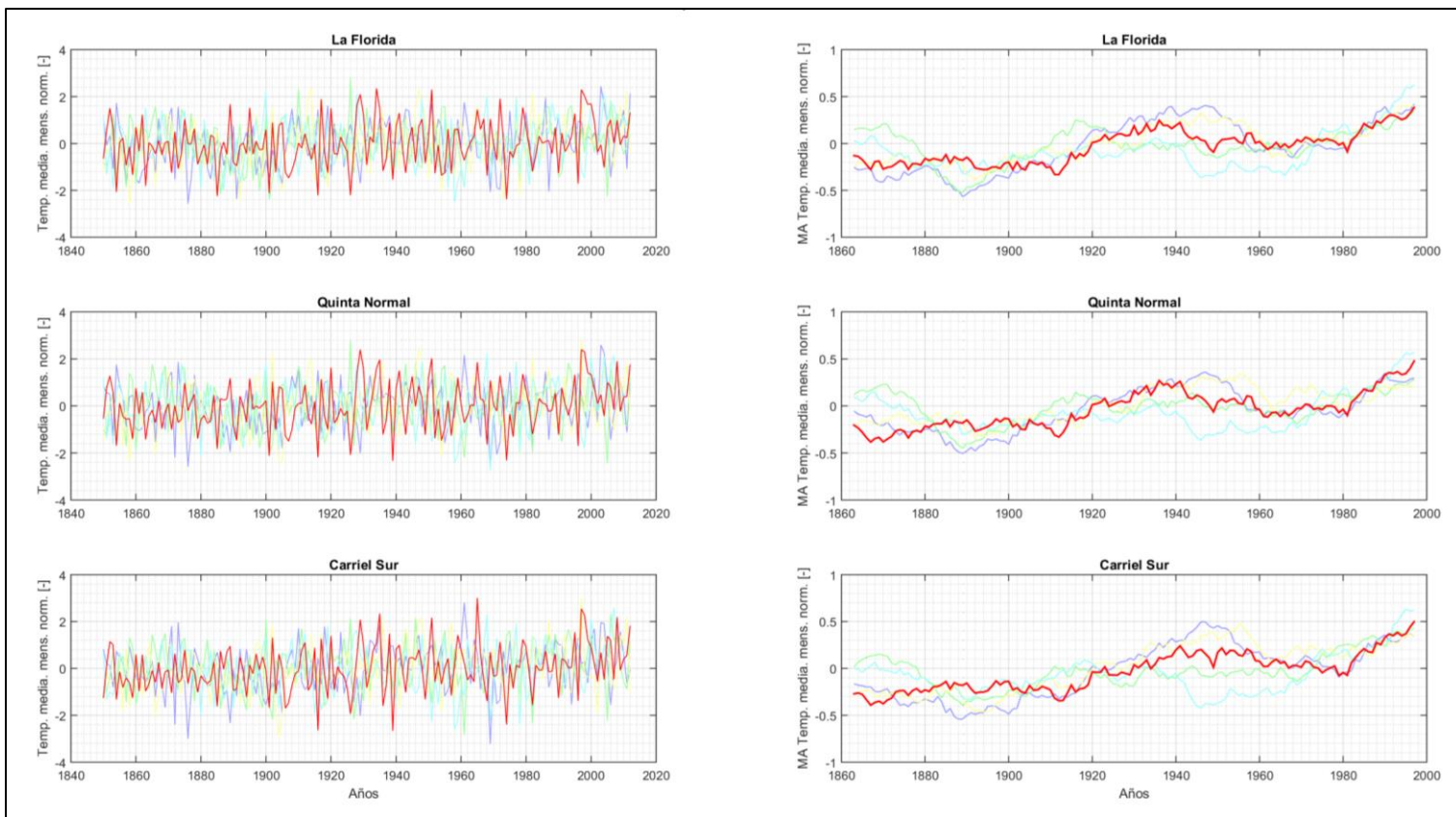


Figura C. 12: (izquierda) Series de tiempo noralizadas y (derecha) medias móviles de 31 años de las series normalizadas. Series representan los distintos miembros del ensamblaje para modelo MIROC-ESM-CHEM, donde el rojo corresponde a la simulación r1i1p1. Temperaturas medias mensuales del mes de julio, estaciones La Florida, Quinta Normal y Carriel Sur.

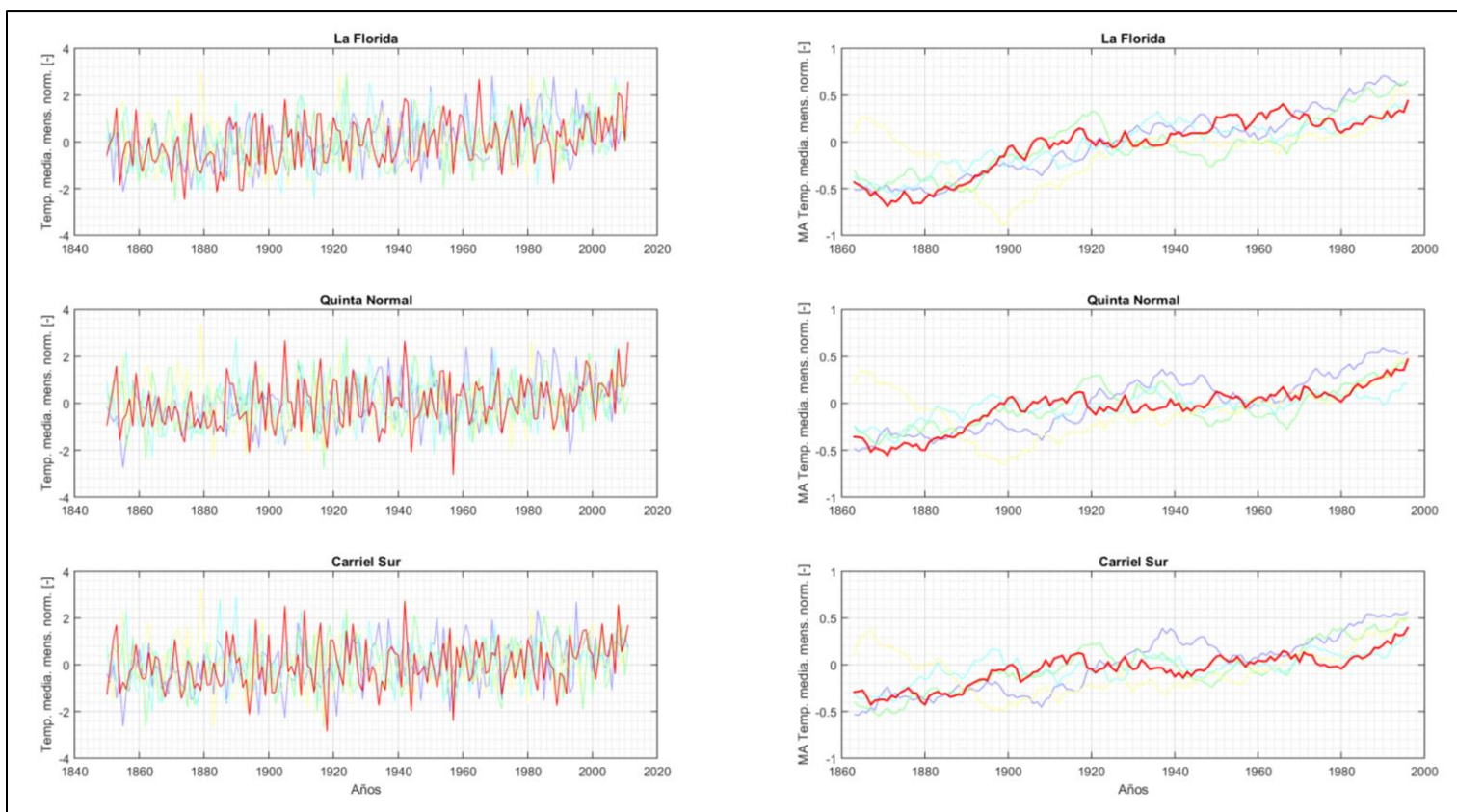


Figura C. 13: (izquierda) Series de tiempo noralizadas y (derecha) medias móviles de 31 años de las series normalizadas. Series representan los distintos miembros del ensamblaje para modelo MIROC-ESM-CHEM, donde el rojo corresponde a la simulación r11p1. Temperaturas medias mensuales del mes de enero, estaciones La Florida, Quinta Normal y Carriel Sur.

Anexo D: Metodología de corrección de sesgo propuesta

Anexo D. 1: Deducción de la fórmula de varianza proyectada con valores sobre umbral

A continuación, se expone el cálculo para la deducción de la ecuación (5.3), expuesta en el Capítulo 5. El cálculo supone que existe una media conocida en el futuro, la cual ha sido calculada con valores nulos en la proyección futura estimada por el modelo. Estos valores nulos son n , mientras que el numero total de valores en la ventana de cálculo (nulos como no nulos) corresponden a N .

$$VAR = \sigma^2 = \frac{1}{N} \cdot \sum_i (x_i - \bar{x})^2 \quad (D.1)$$

$$N \cdot \sigma^2 = \sum_i (x_i - \bar{x})^2 = \sum_{Ceros(x_i)} (x_i - \bar{x})^2 + \sum_{No\ Ceros(x_i)} (x_i - \bar{x})^2 \quad (D.2)$$

$$N \cdot \sigma^2 = \sum_{Ceros(x_i)} (\bar{x})^2 + \sum_{No\ Ceros(x_i)} (x_i - \bar{x})^2 \quad (D.3)$$

$$N \cdot \sigma^2 = n \cdot (\bar{x})^2 + \sum_{No\ Ceros(x_i)} (x_i - \bar{x})^2 \quad (D.4)$$

$$N \cdot \sigma^2 - n \cdot (\bar{x})^2 = \sum_{No\ Ceros(x_i)} (x_i - \bar{x})^2 \quad (D.5)$$

$$\frac{1}{N-n} \cdot [N \cdot \sigma^2 - n \cdot (\bar{x})^2] = \frac{1}{N-n} \cdot \sum_{No\ Ceros(x_i)} (x_i - \bar{x})^2 = VAR_{no\ ceros} \quad (D.6)$$

$$VAR_{no\ ceros} = \sigma_{No\ ceros}^2 = \frac{1}{N-n} \cdot [N \cdot \sigma^2 - n \cdot (\bar{x})^2] \quad (D.7)$$

Finalmente, se recupera la ecuación (D.8), la cual corresponde a la ecuación (5.3), expuesta en el Capítulo 5.

$$\sigma = \sigma(w) = \sqrt{\frac{(N-1) \cdot \sigma_{est}^2 - n \cdot \mu_{est}^2}{(N-n) - 1}} \quad (D.8)$$

Anexo D. 2: Gráficos asociados a la aplicación práctica de la metodología propuesta para precipitaciones semestrales

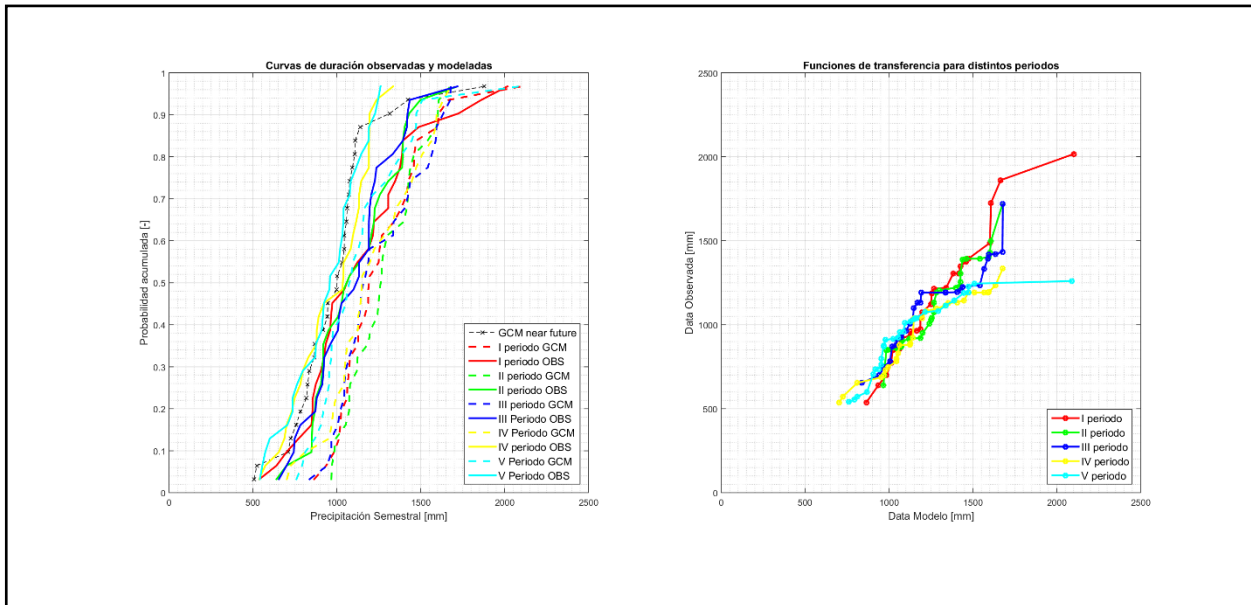


Figura D. 1: Izquierda: $F(X)$ para data observada y modelada en distintos periodos. Derecha: múltiples funciones de transferencia estacionarias en base a periodos de tiempo utilizados. Precipitación semestral, estación Carriel Sur, periodo pluvial, modelo MPI-ESM-LR.

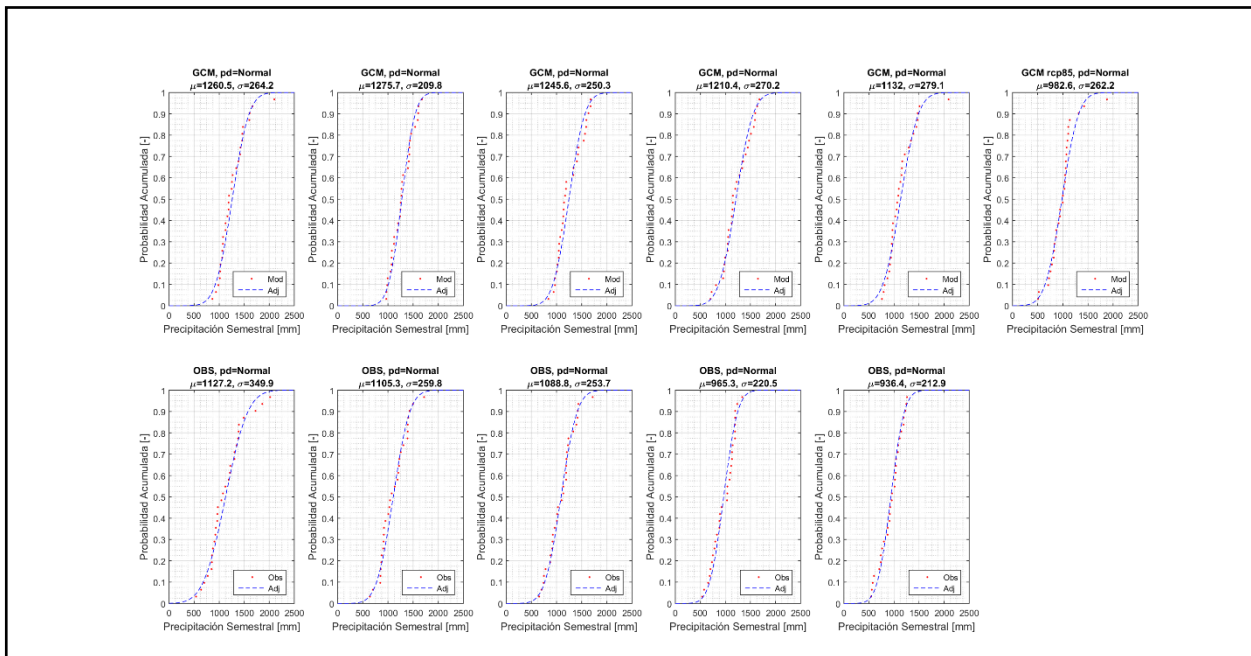


Figura D. 2: Evolución temporal de las $F(x)$ para data modelada (fila superior) y data observada (fila inferior). Precipitación semestral, estación Carriel Sur, periodo pluvial, modelo MPI-ESM-LR.

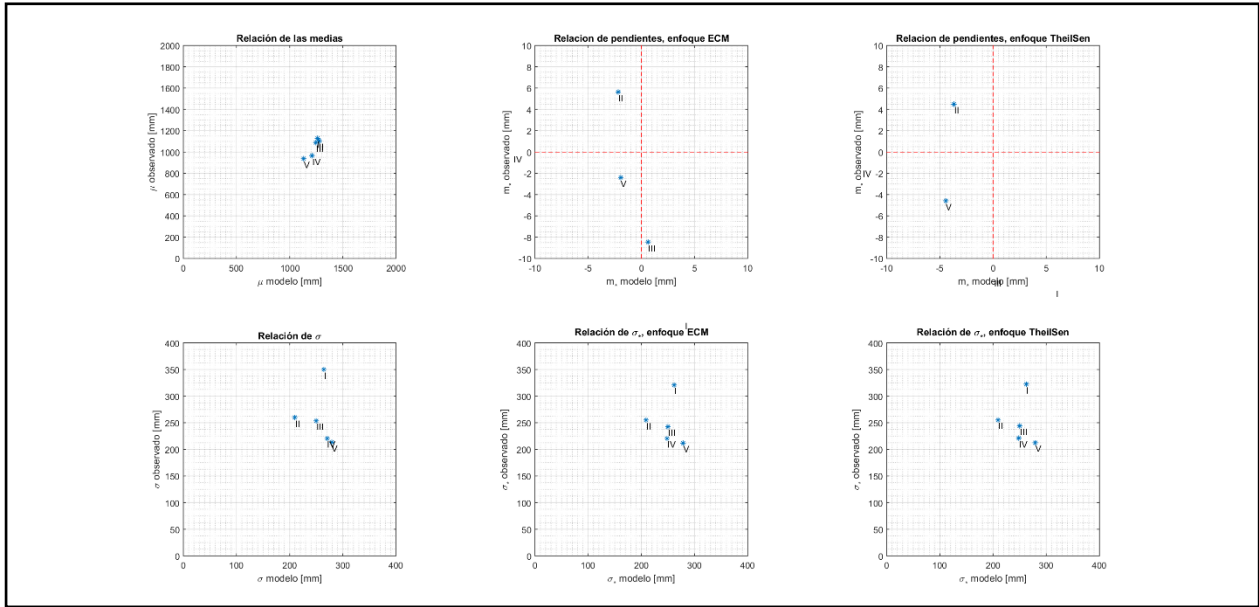


Figura D. 3: Comparación de los principales estadísticos observados y modelados en base a $F(x)$. Precipitación semestral, estación Carriel Sur, periodo pluvial, modelo MPI-ESM-LR.

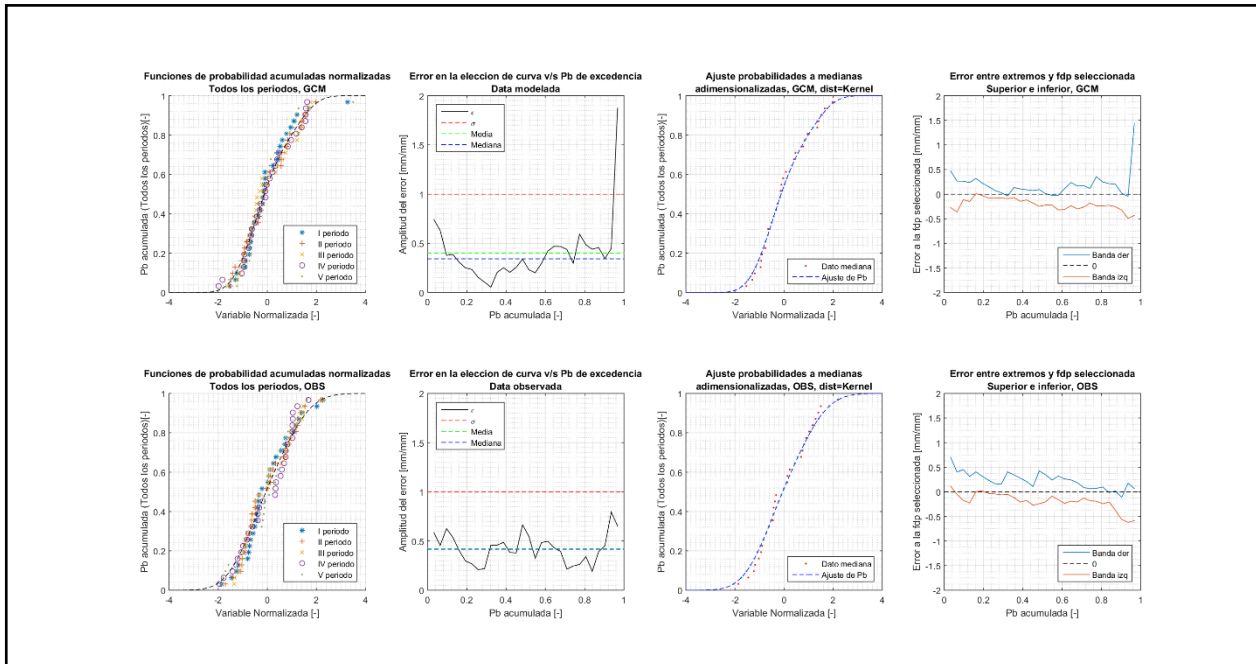


Figura D. 4: Estructura de ruido adimensional, parametrización analítica y cuantificación de la incertidumbre. Precipitación semestral, estación Carriel Sur, periodo pluvial, modelo MPI-ESM-LR.

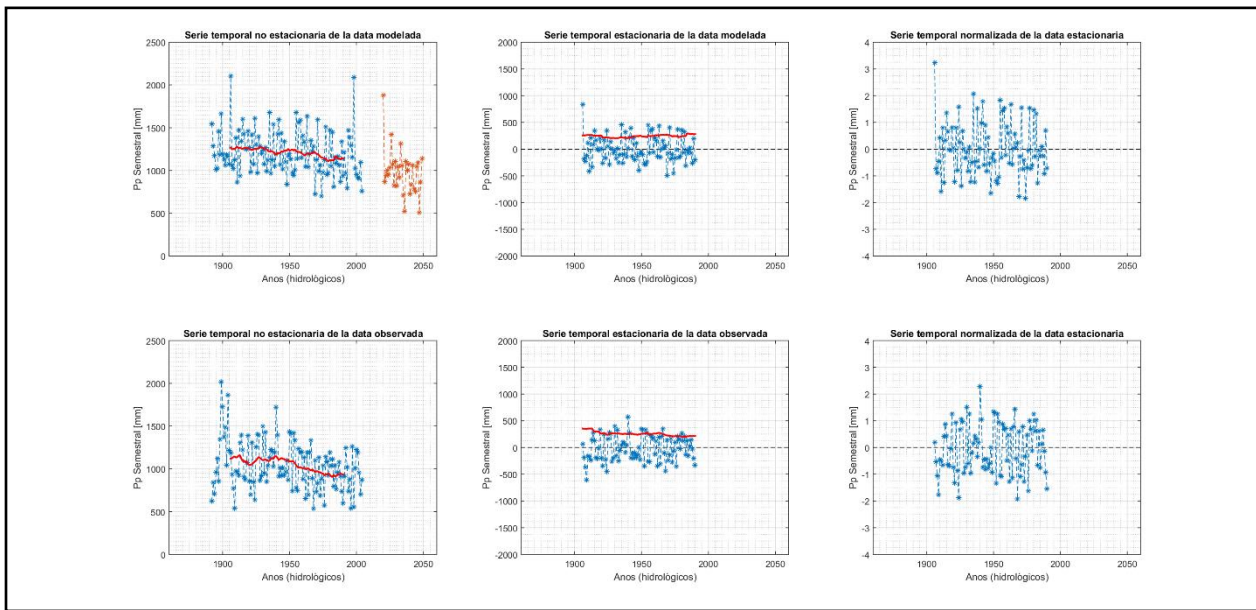


Figura D. 5: Evolución de las medias móviles y varianzas móviles en data observada y modelada. Precipitación semestral, estación Carriel Sur, periodo pluvial, modelo MPI-ESM-LR.

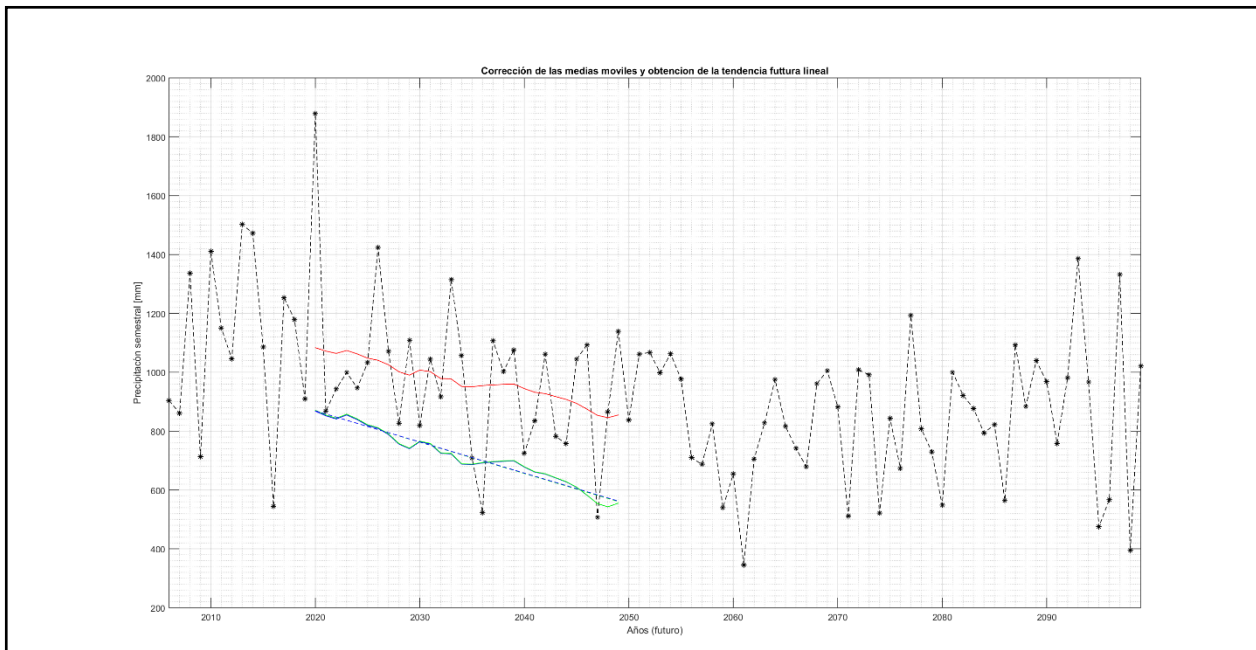


Figura D. 6: Corrección de la tendencia futura determinística en base a medias móviles. Precipitación semestral, estación Carriel Sur, periodo pluvial, modelo MPI-ESM-LR.

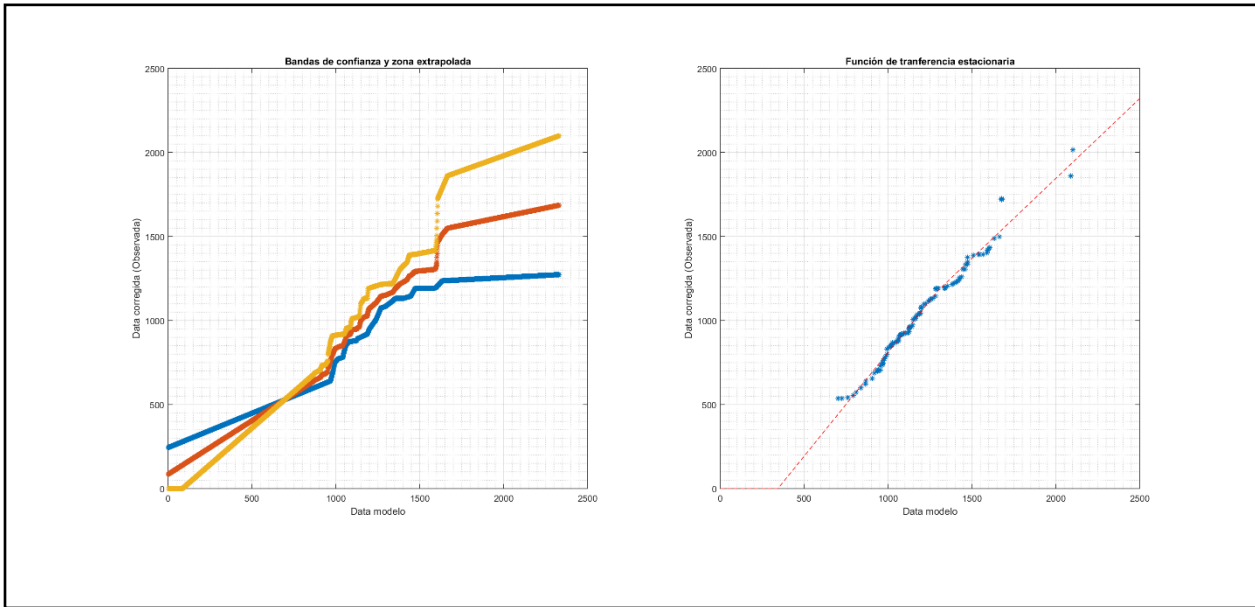


Figura D. 7: Izquierda: bandas asociadas a múltiples funciones de transferencia (Salazar 2017). Derecha: función de transferencia estacionaria y única. Precipitación semestral, estación Carriel Sur, periodo pluvial, modelo MPI-ESM-LR.

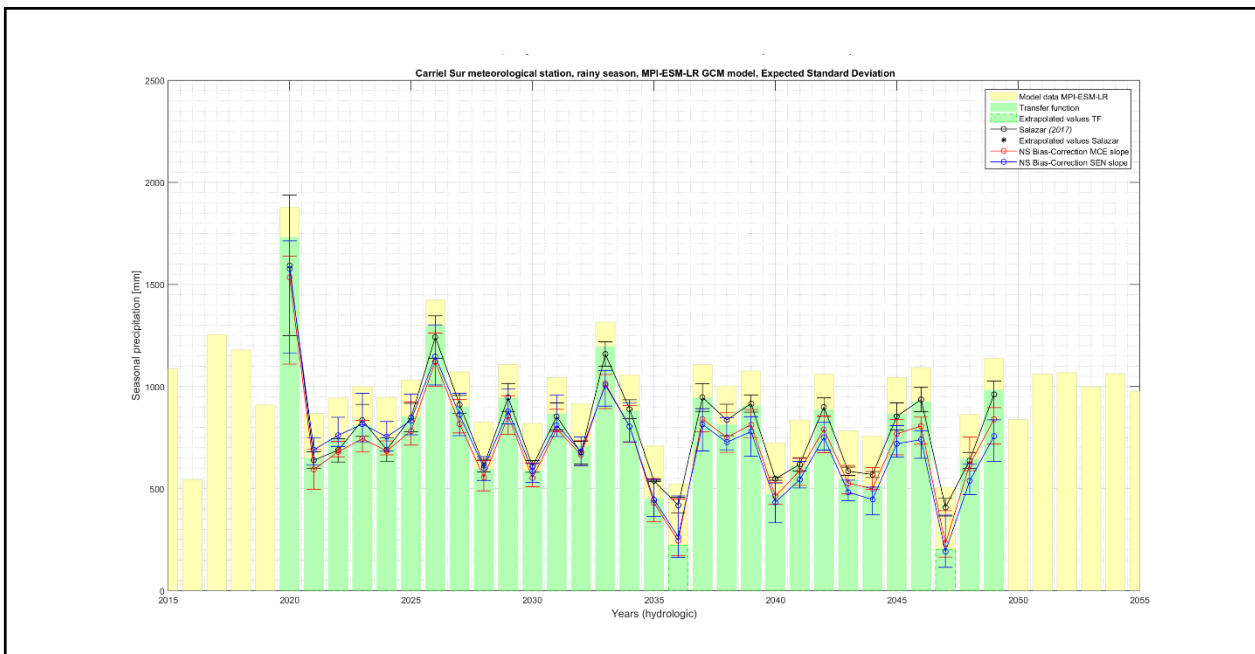


Figura D. 8: Series de tiempo en base a distintas metodologías de corrección para un futuro cercano (2020-2049). Precipitación semestral, estación Carriel Sur, periodo pluvial, modelo MPI-ESM-LR.

Anexo D. 3: Curvas de duración de los distintos casos de estudio para precipitación semestral

A continuación, se muestran las curvas de duración para todos los casos de estudio. La leyenda de las figuras es la siguiente:

- a) Todos los gráficos: Barras amarillas representan la data proveniente del modelo (sin corregir). Barras verdes representan la data corregida en base a función de transferencia estacionaria.
- b) Izquierda: En negro, metodología de múltiples funciones de transferencia (*Salazar 2017*). Línea verde punteada representa los últimos 30 años observados
- c) Centro: metodología propuesta en base a regresión lineal por mínimos cuadrados
- d) Derecha: metodología propuesta en base a regresión lineal ThielSen

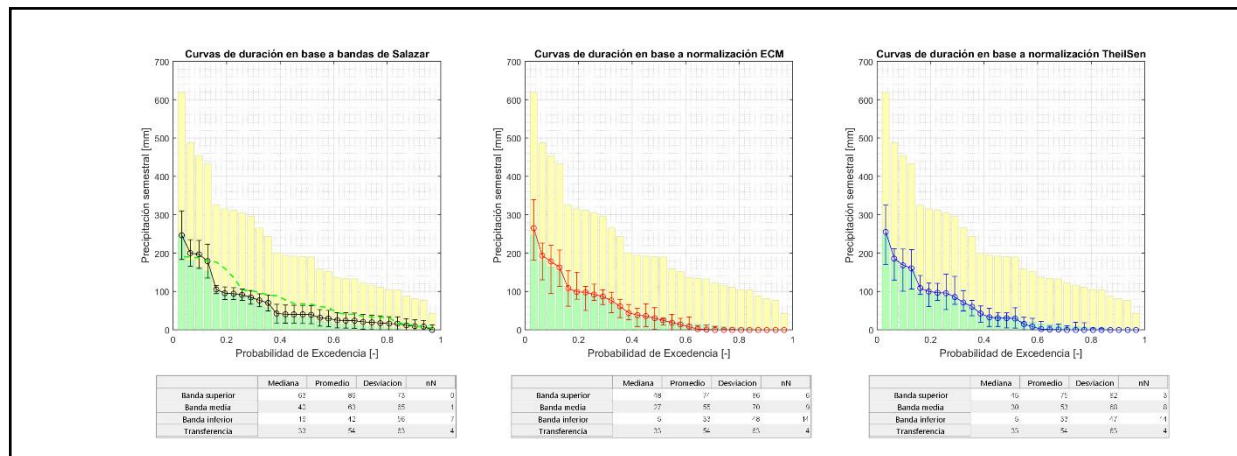


Figura D. 9: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Precipitación semestral, estación La Florida, periodo pluvial, modelo MPI-ESM-LR.

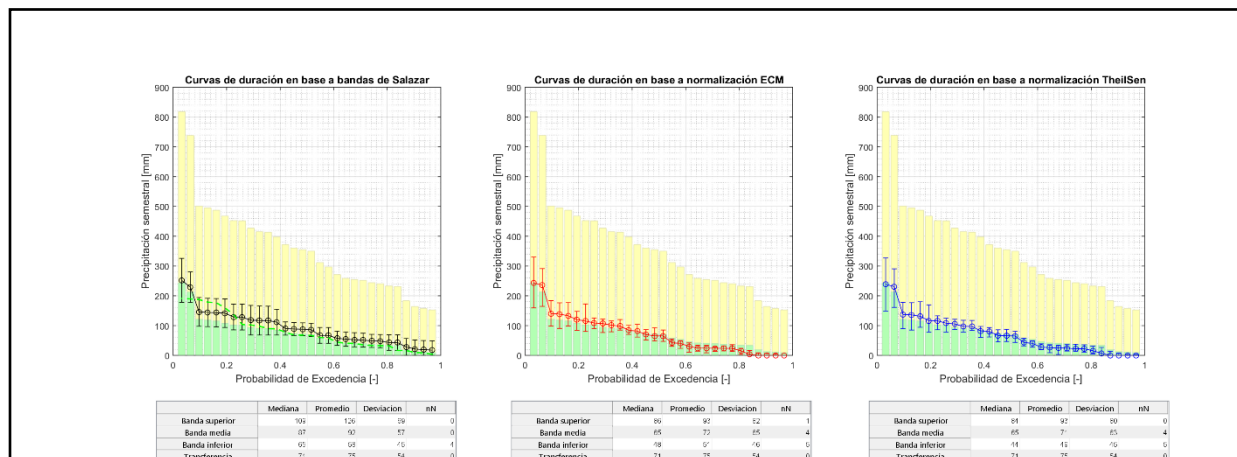


Figura D. 10: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Precipitación semestral, estación La Florida, periodo pluvial, modelo MIROC5.

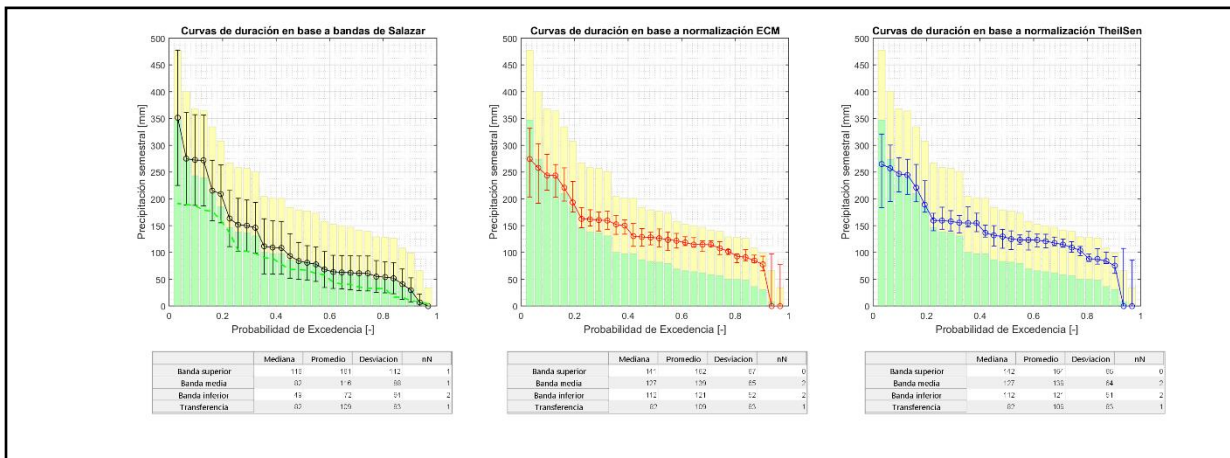


Figura D. 11: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Precipitación semestral, estación La Florida, periodo lluvioso, modelo ACCESS 1.0.

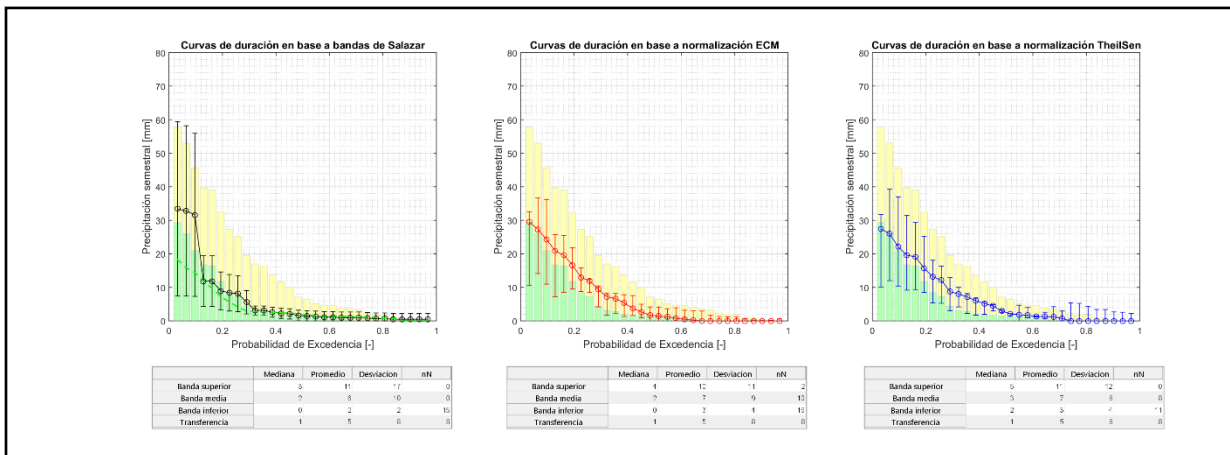


Figura D. 12: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Precipitación semestral, estación La Florida, periodo estiaje, modelo MPI-ESM-LR.

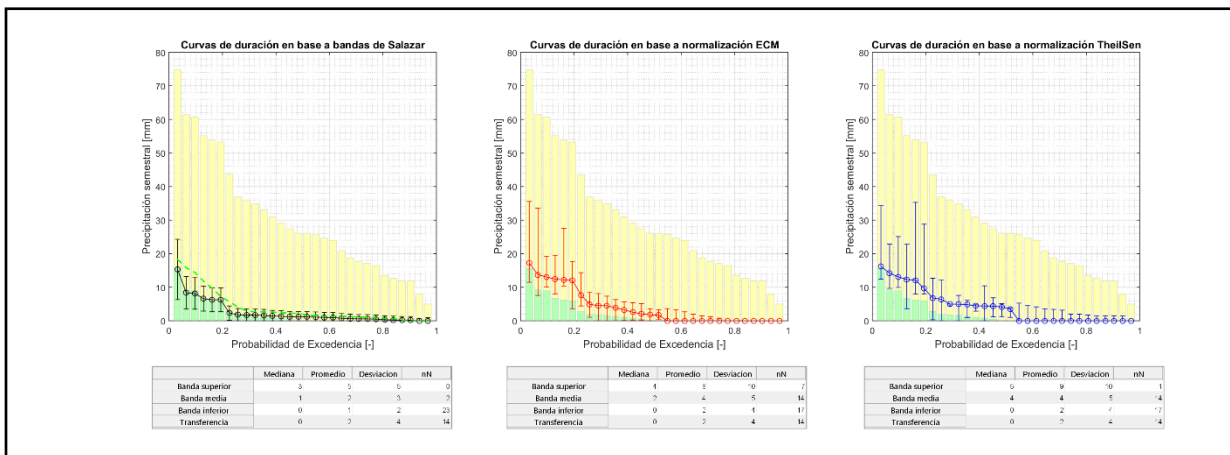


Figura D. 13: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Precipitación semestral, estación La Florida, periodo estiaje, modelo MIROC5.

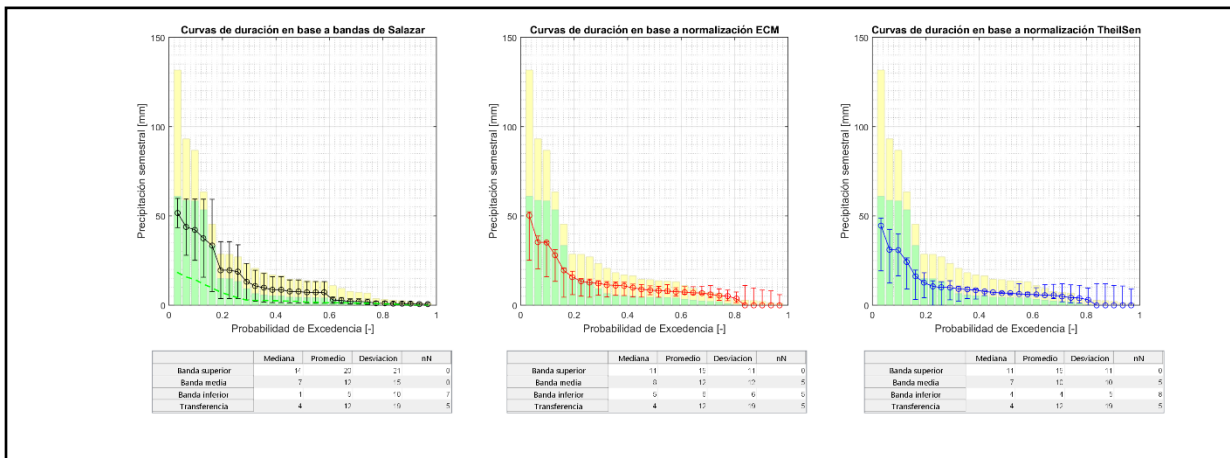


Figura D. 14: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Precipitación semestral, estación La Florida, periodo estiaje, modelo ACCESS 1.0.

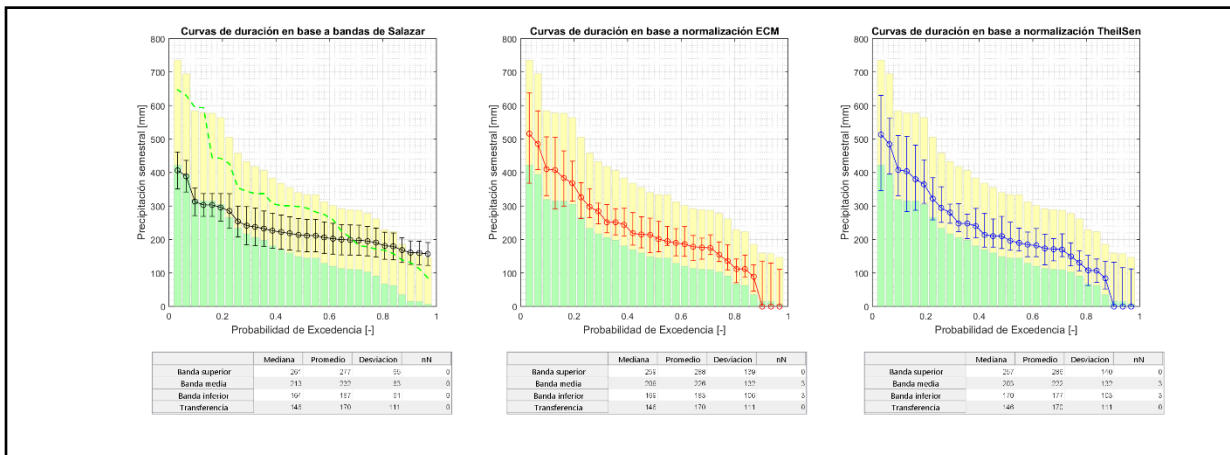


Figura D. 15: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Precipitación semestral, estación Quinta Normal, periodo pluvial, modelo MPI-ESM-LR.

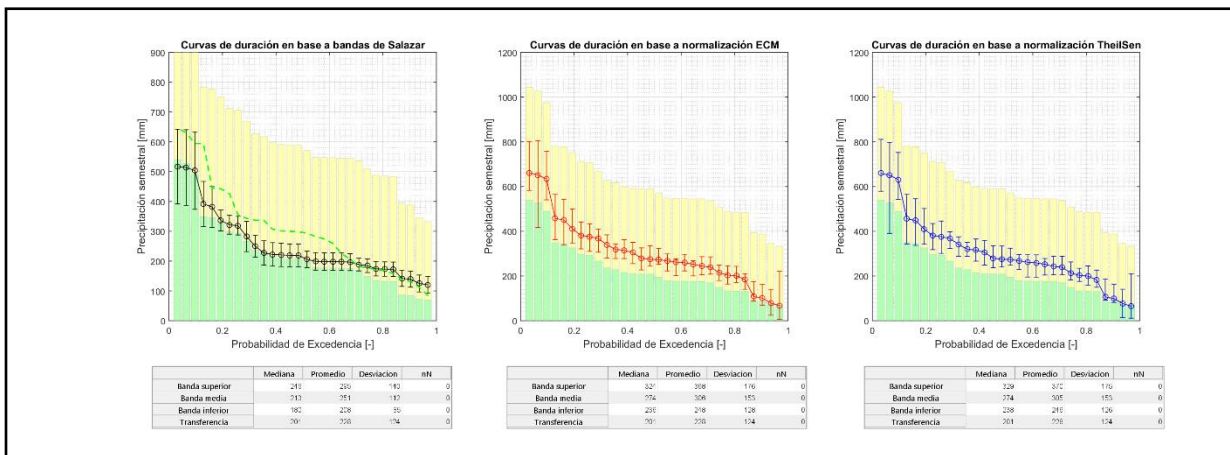


Figura D. 16: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Precipitación semestral, estación Quinta Normal, periodo pluvial, modelo MIROC5.

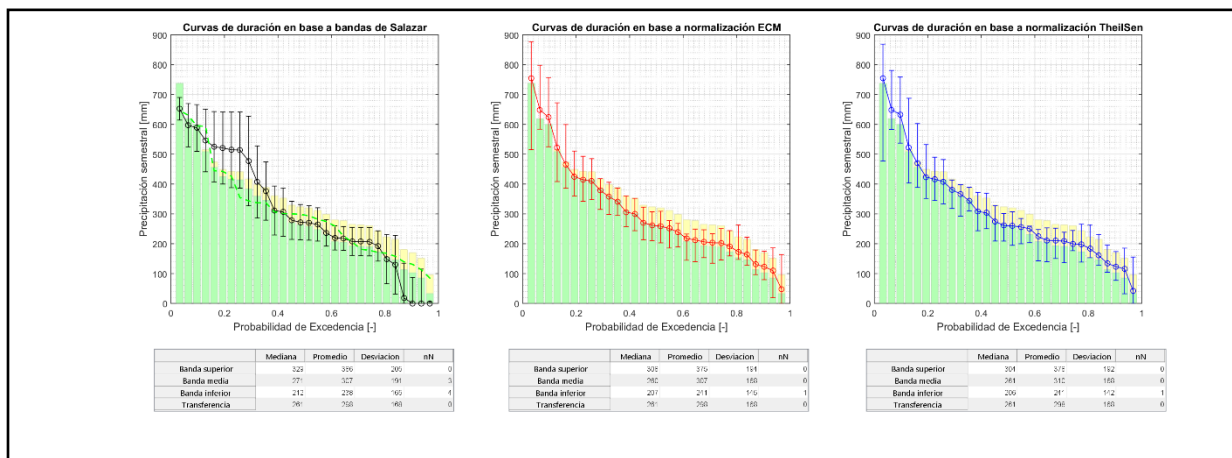


Figura D. 17: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Precipitación semestral, estación Quinta Normal, periodo lluvioso, modelo ACCESS 1.0.

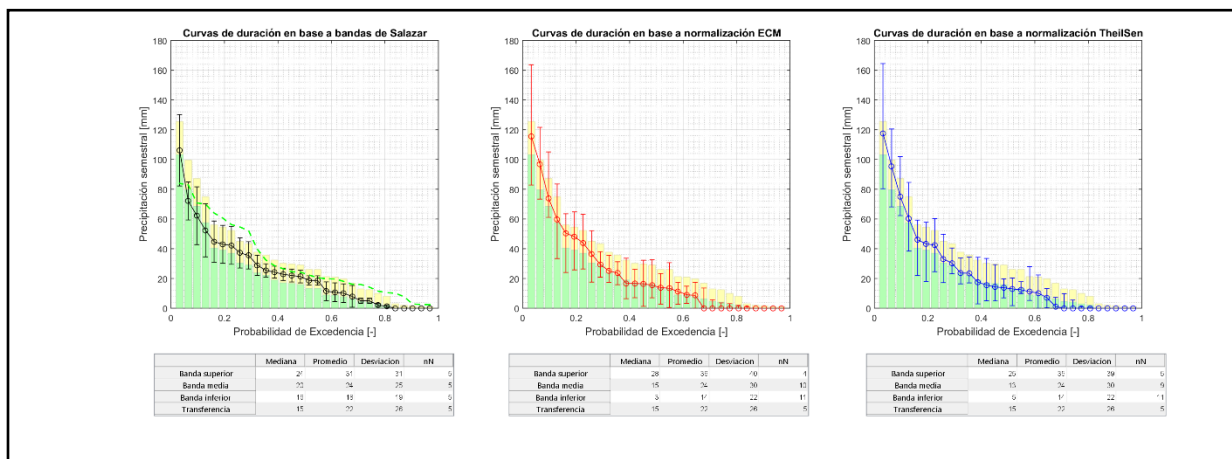


Figura D. 18: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Precipitación semestral, estación Quinta Normal, periodo estiaje, modelo MPI-ESM-LR.

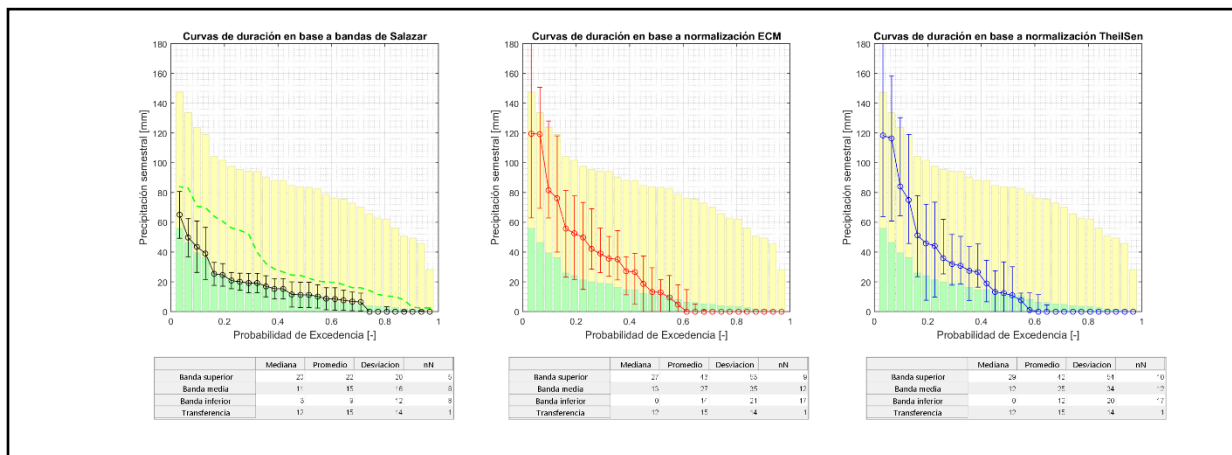


Figura D. 19: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Precipitación semestral, estación Quinta Normal, periodo estiaje, modelo MIROC5.

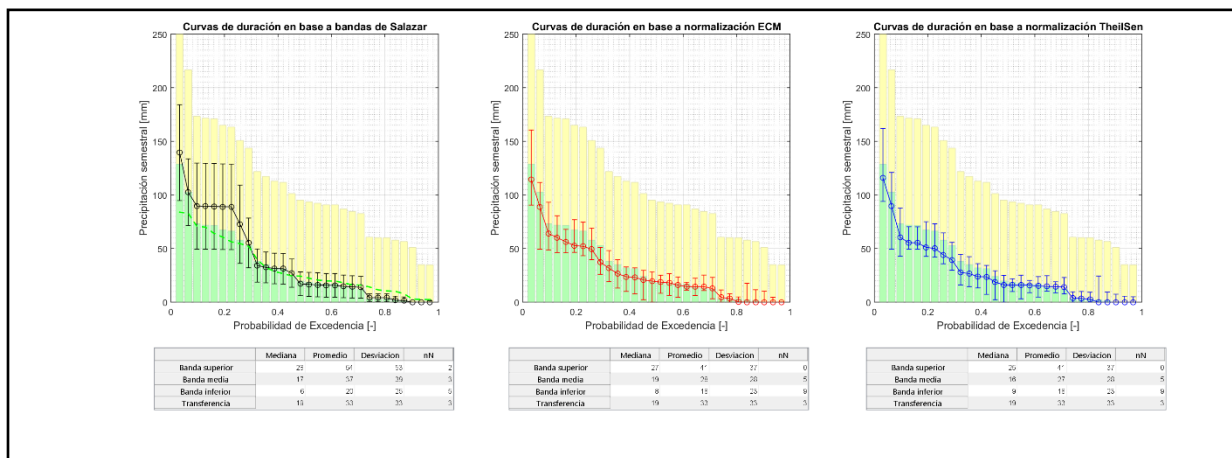


Figura D. 20: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Precipitación semestral, estación Quinta Normal, periodo estiaje, modelo ACCESS 1.0.

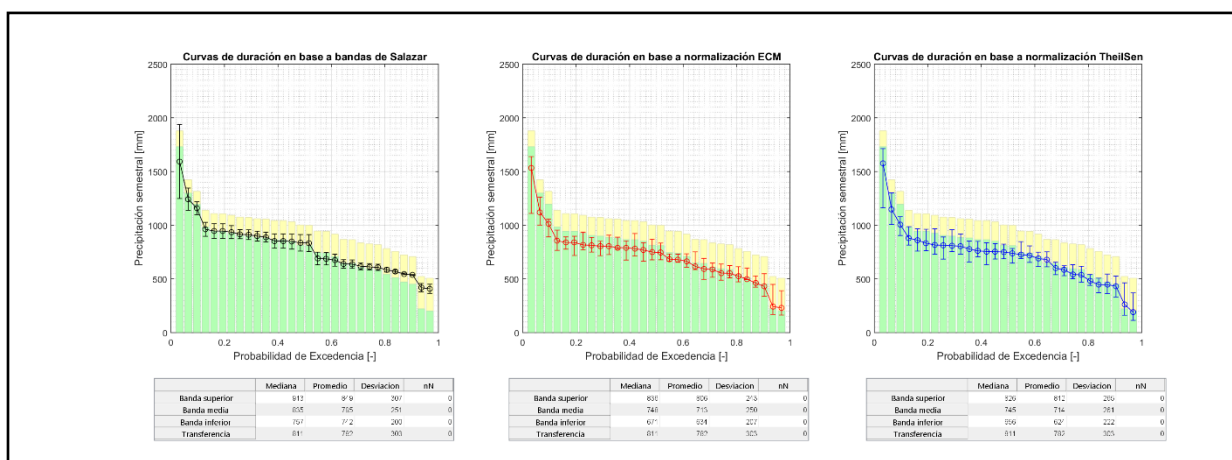


Figura D. 21: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Precipitación semestral, estación Carriel Sur, periodo pluvial, modelo MPI-ESM-LR.

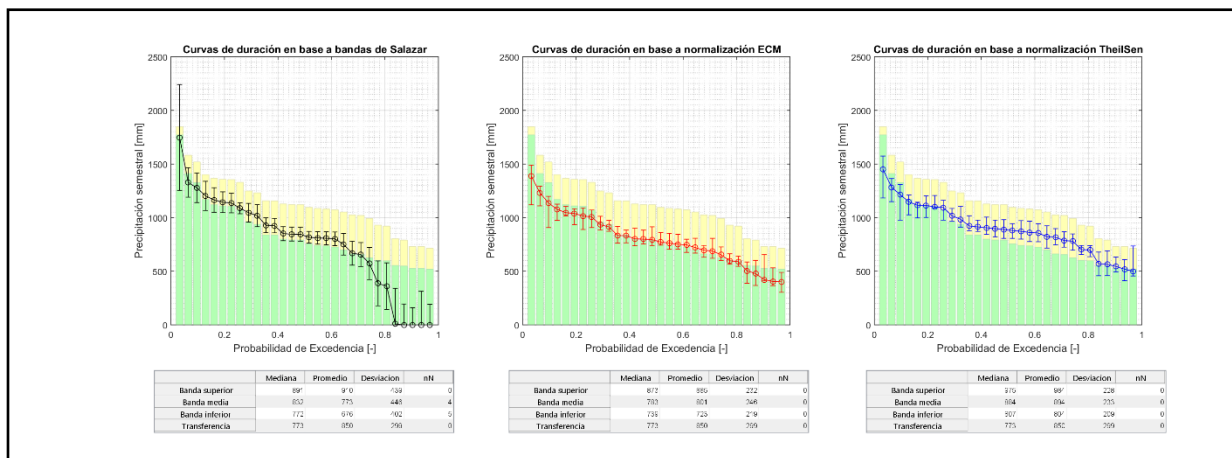


Figura D. 22: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Precipitación semestral, estación Carriel Sur, periodo pluvial, modelo MIROC5.

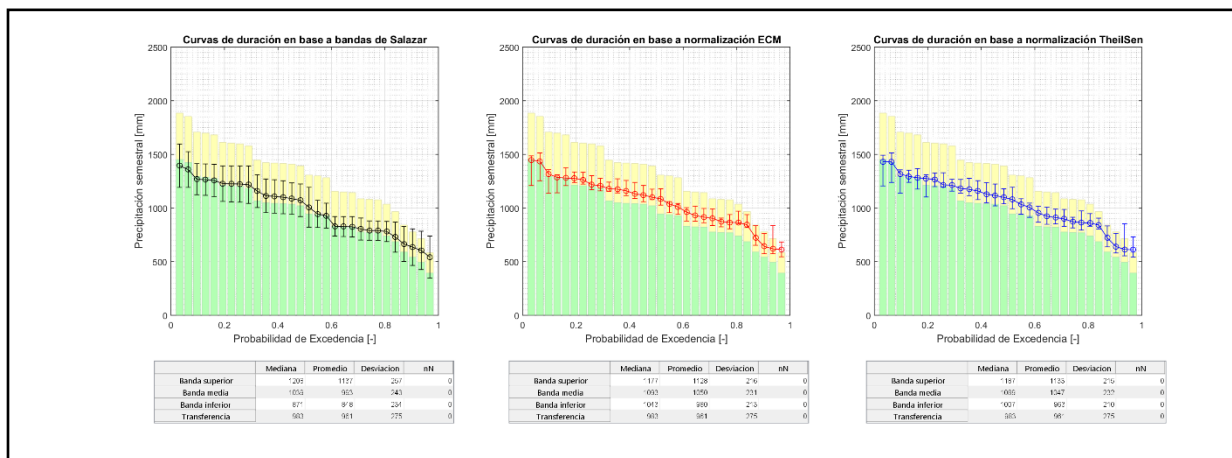


Figura D. 23: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Precipitación semestral, estación Carriel Sur, periodo lluvial, modelo ACCESS 1.0.

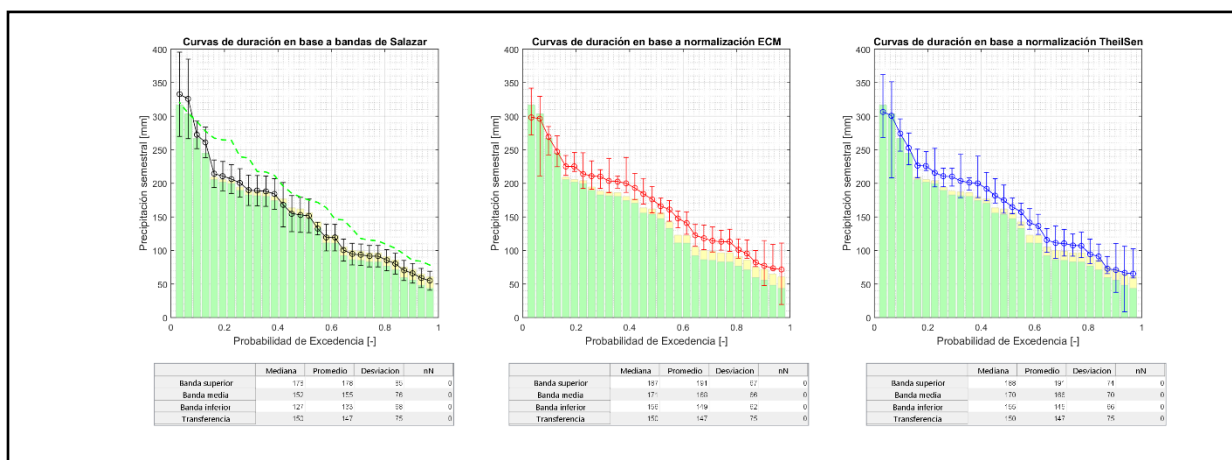


Figura D. 24: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Precipitación semestral, estación Carriel Sur, periodo estiaje, modelo MPI-ESM-LR.

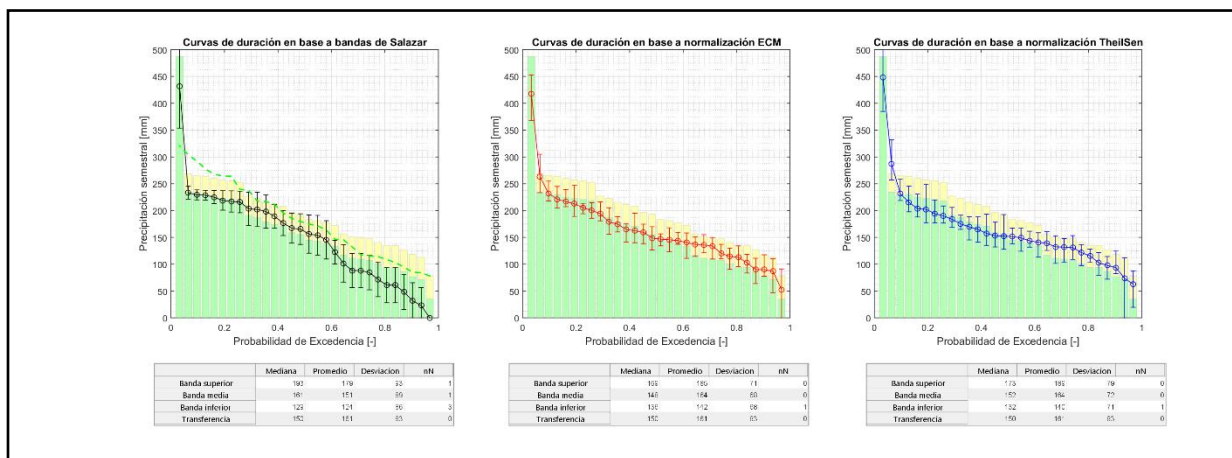


Figura D. 25: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Precipitación semestral, estación Carriel Sur, periodo estiaje, modelo MIROC5.

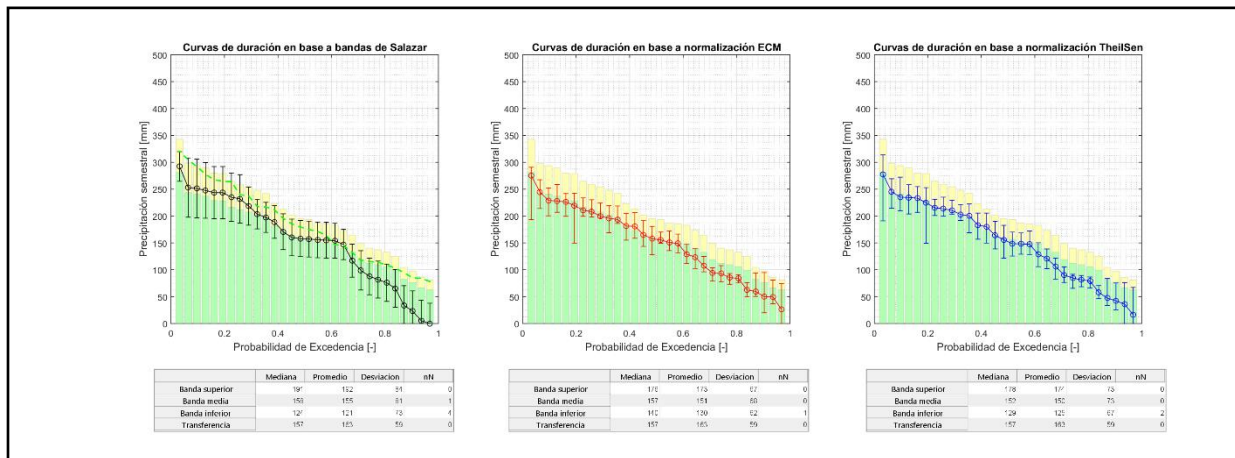


Figura D. 26: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Precipitación semestral, estación Carriel Sur, periodo estiaje, modelo ACCESS 1.0.

Anexo D. 4: Curvas de duración de los distintos casos de estudio para temperaturas medias mensuales

A continuación, se muestran las curvas de duración para todos los casos de estudio. La leyenda de las figuras es la siguiente:

- a) Todos los gráficos: Barras amarillas representan la data proveniente del modelo (sin corregir). Barras verdes representan la data corregida en base a función de transferencia estacionaria.
- b) Izquierda: En negro, metodología de múltiples funciones de transferencia (Salazar 2017). Línea verde punteada representa los últimos 30 años observados
- c) Centro: metodología propuesta en base a regresión lineal por mínimos cuadrados
- d) Derecha: metodología propuesta en base a regresión lineal ThielSen

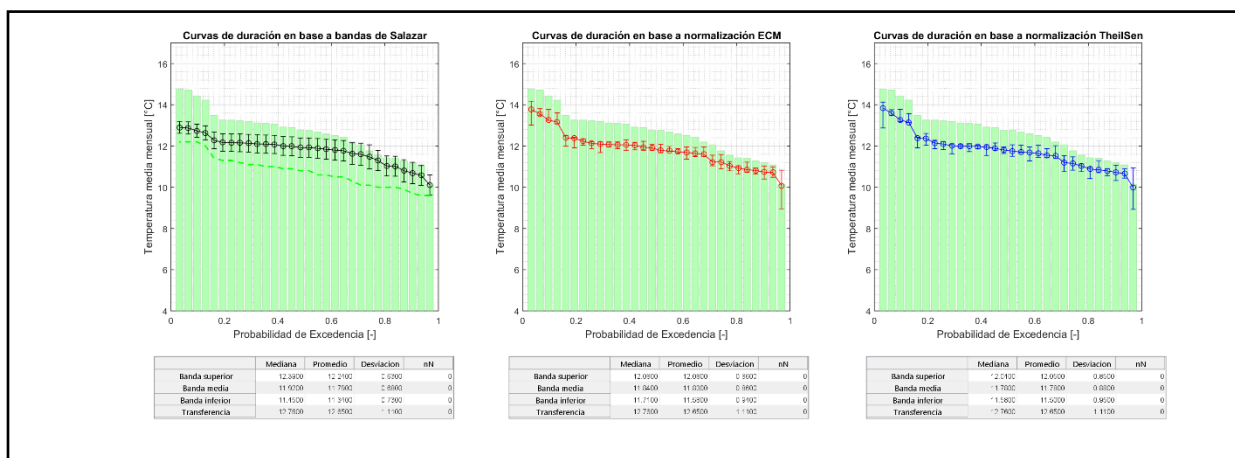


Figura D. 27: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Temperatura media mensual, estación La Florida, mes de julio, modelo MPI-ESM-LR.

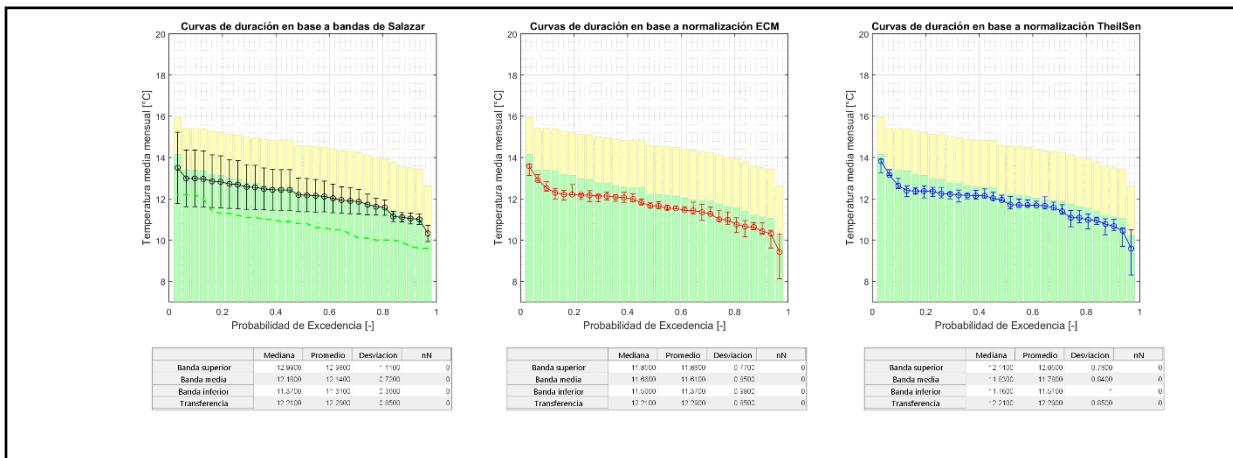


Figura D. 28: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Temperatura media mensual, estación La Florida, mes de julio, modelo MIROC5.

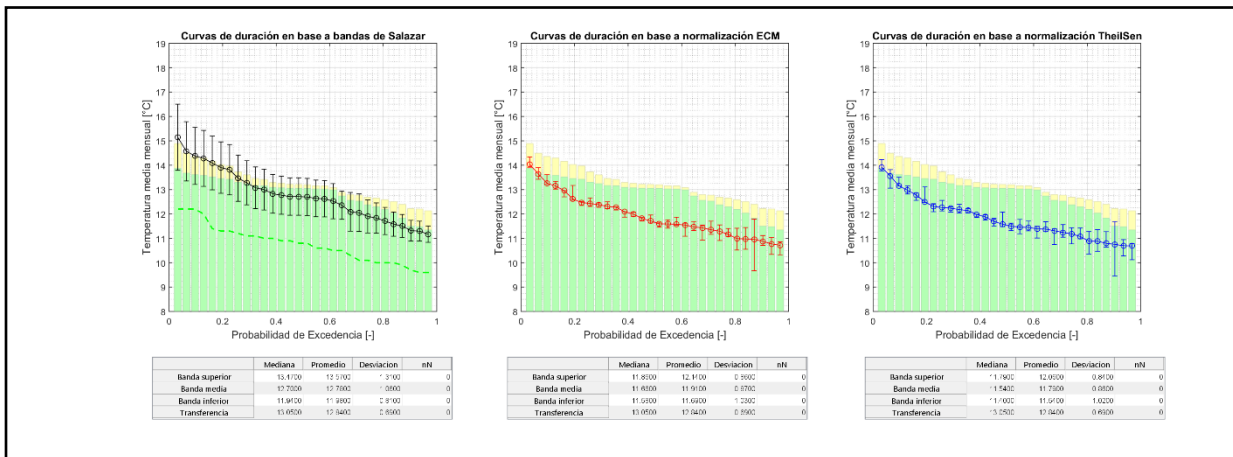


Figura D. 29: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Temperatura media mensual, estación La Florida, mes de julio, modelo ACCESS 1.0.

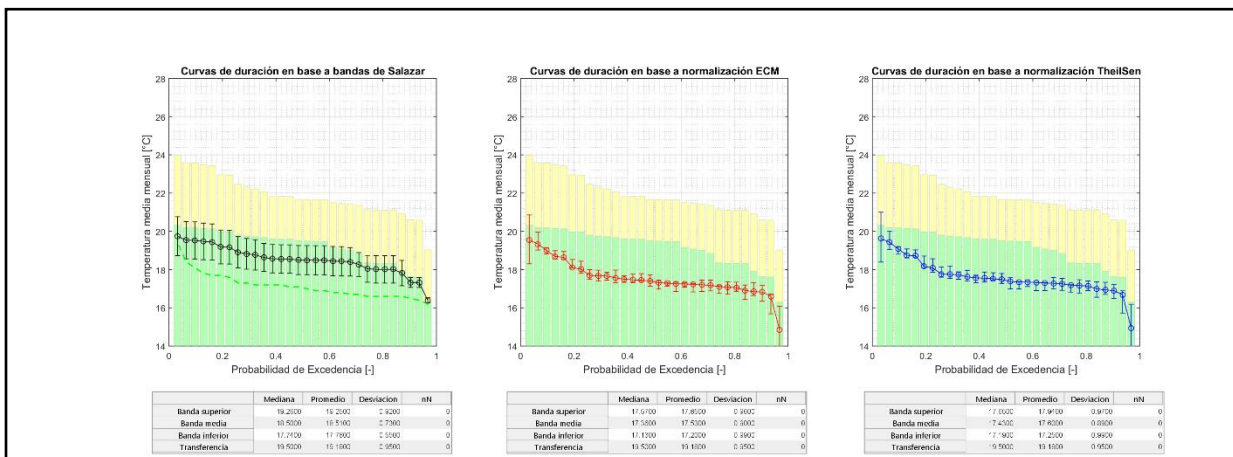


Figura D. 30: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Temperatura media mensual, estación La Florida, mes de enero, modelo MPI-ESM-LR.

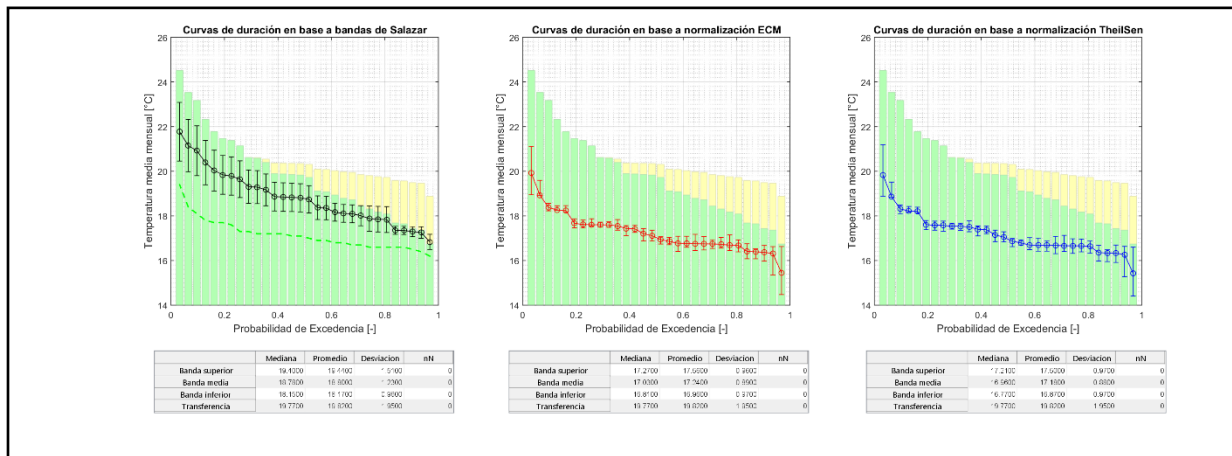


Figura D. 31: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Temperatura media mensual, estación La Florida, mes de enero, modelo MIROC5.

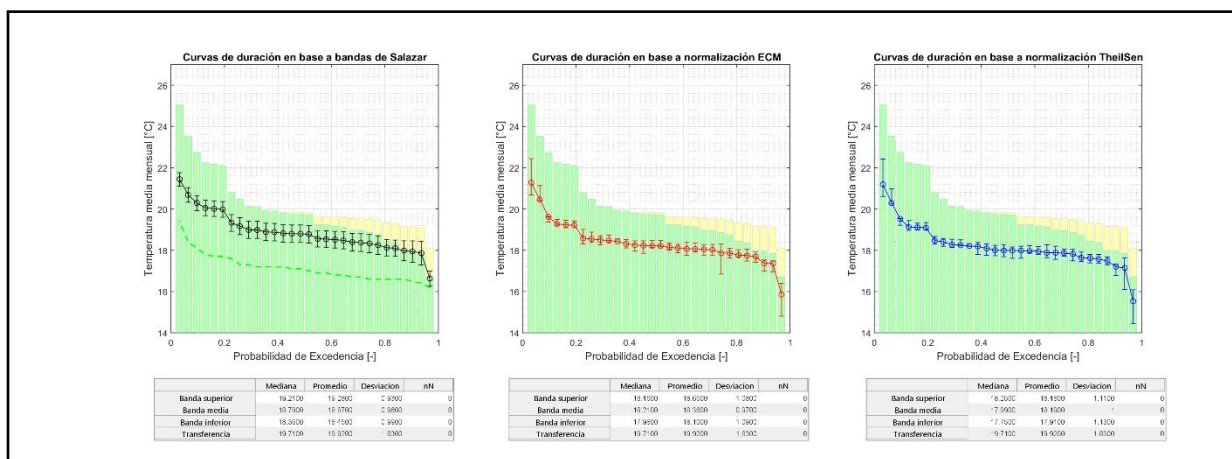


Figura D. 32: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Temperatura media mensual, estación La Florida, mes de enero, modelo ACCESS 1.0.

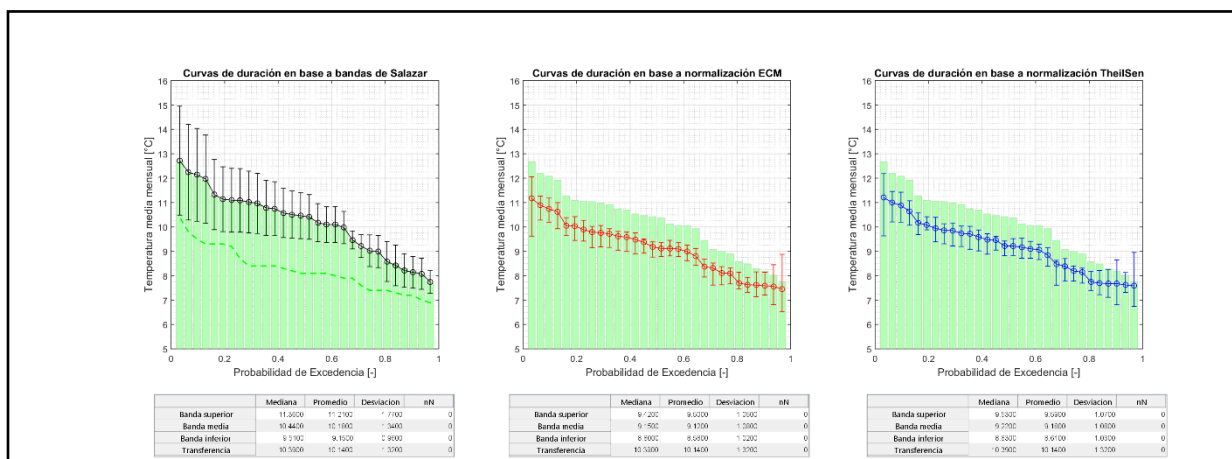


Figura D. 33: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Temperatura media mensual, estación Quinta Normal, mes de julio, modelo MPI-ESM-LR.

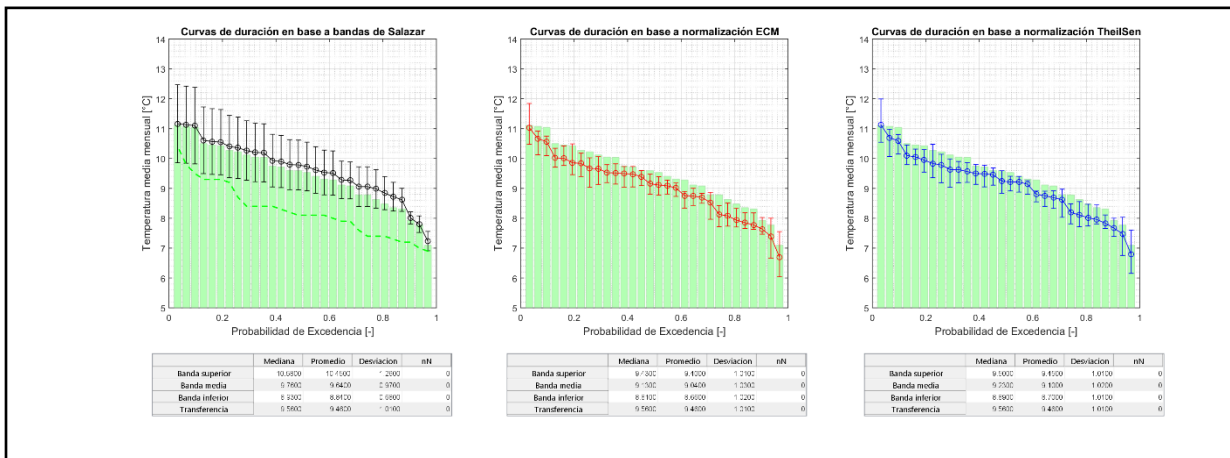


Figura D. 34: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Temperatura media mensual, estación Quinta Normal, mes de julio, modelo MIROC5.

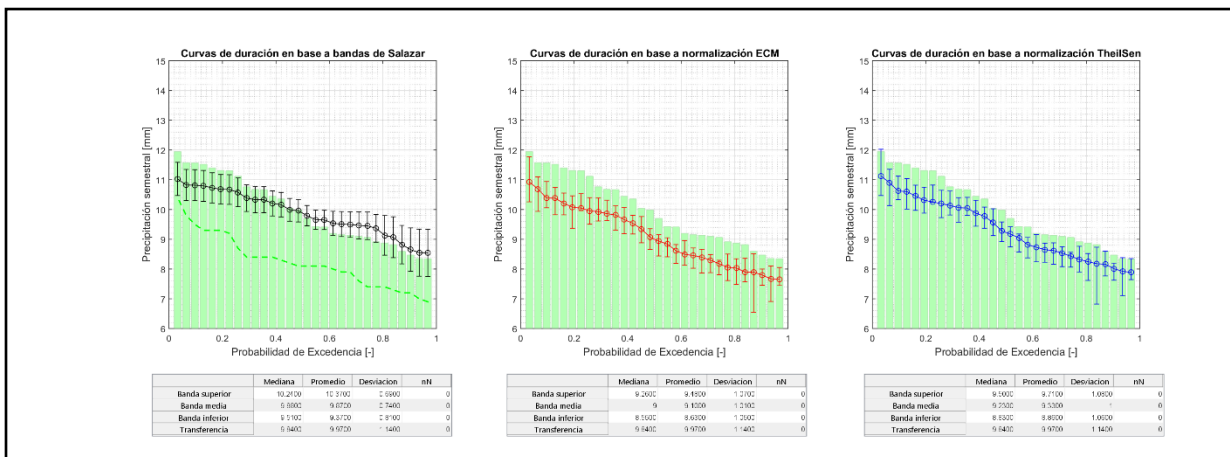


Figura D. 35: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Temperatura media mensual, estación Quinta Normal, mes de julio, modelo ACCESS 1.0.

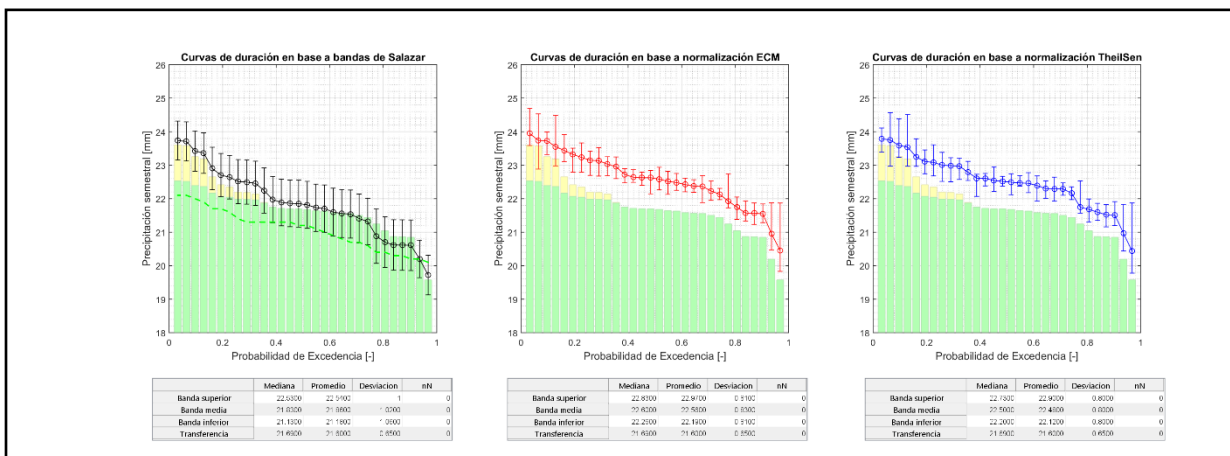


Figura D. 36: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Temperatura media mensual, estación Quinta Normal, mes de enero, modelo MPI-ESM-LR.

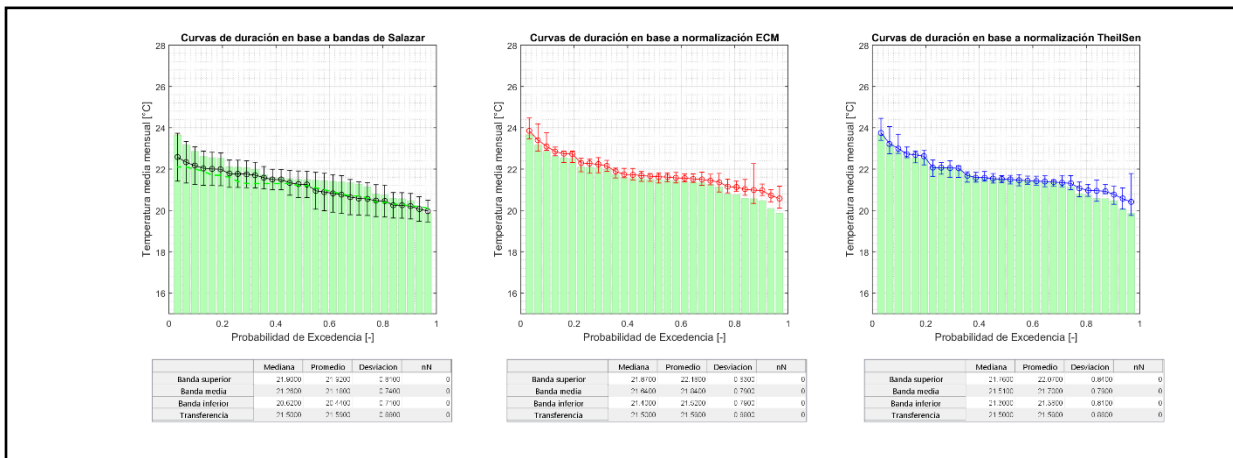


Figura D. 37: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Temperatura media mensual, estación Quinta Normal, mes de enero, modelo MIROC5.

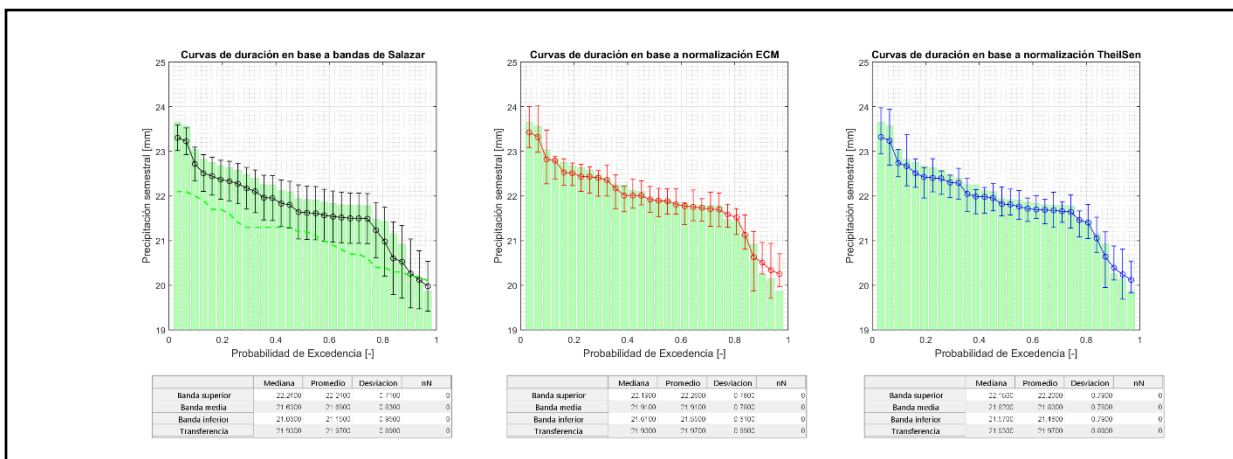


Figura D. 38: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Temperatura media mensual, estación Quinta Normal, mes de enero, modelo ACCESS 1.0.

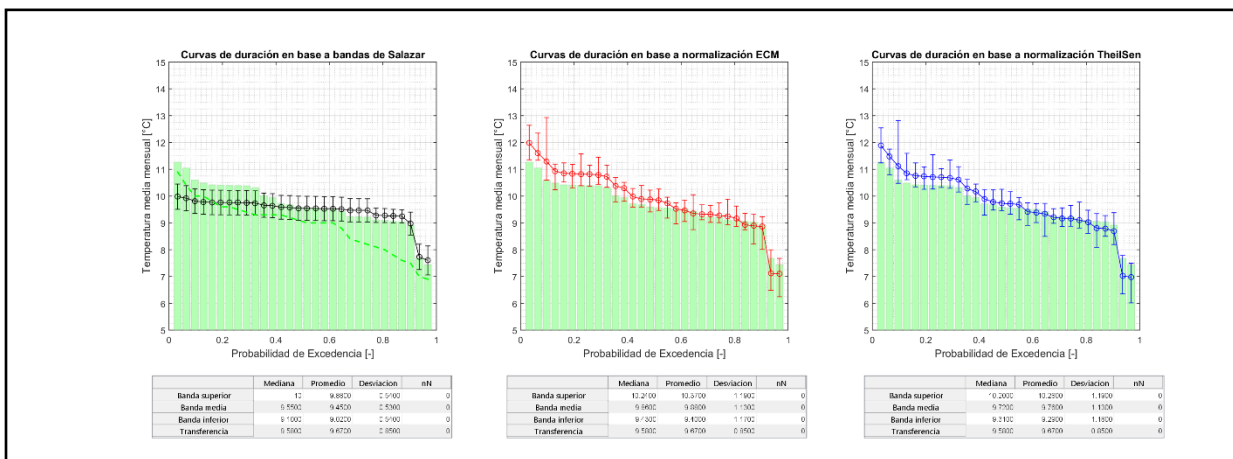


Figura D. 39: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Temperatura media mensual, estación Quinta Normal, mes de junio, modelo MPI-ESM-LR.

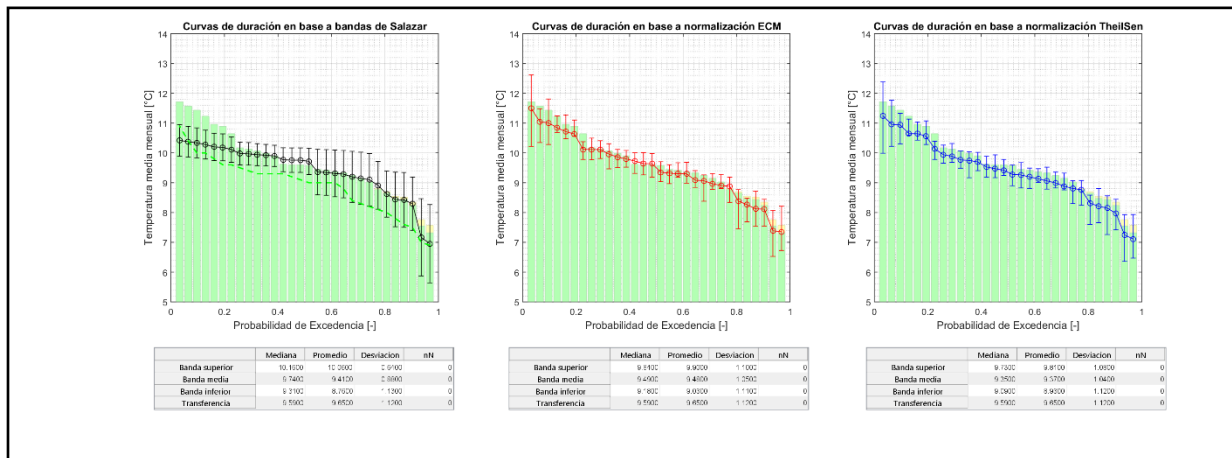


Figura D. 40: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Temperatura media mensual, estación Quinta Normal, mes de junio, modelo MIROC5.

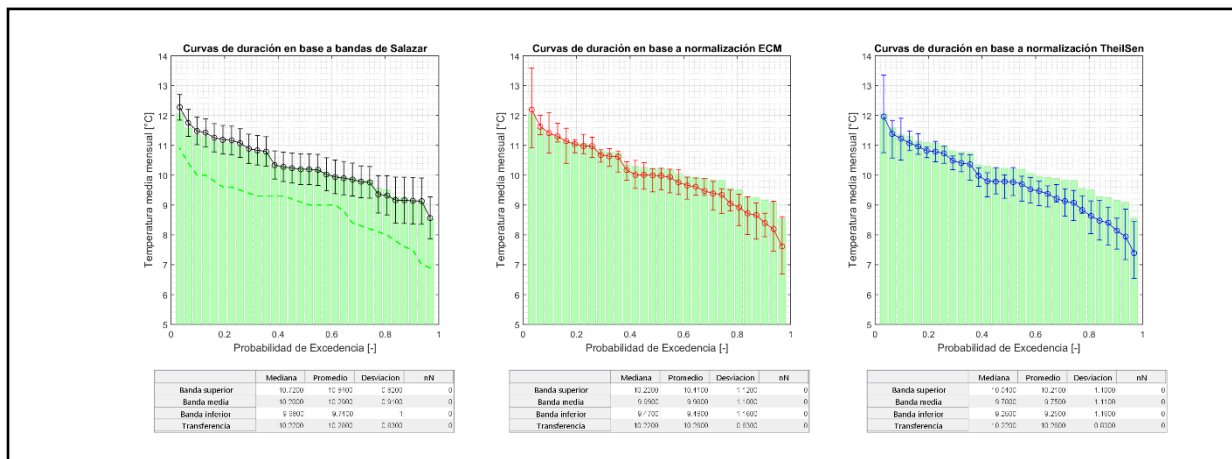


Figura D. 41: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Temperatura media mensual, estación Quinta Normal, mes de junio, modelo ACCESS 1.0.

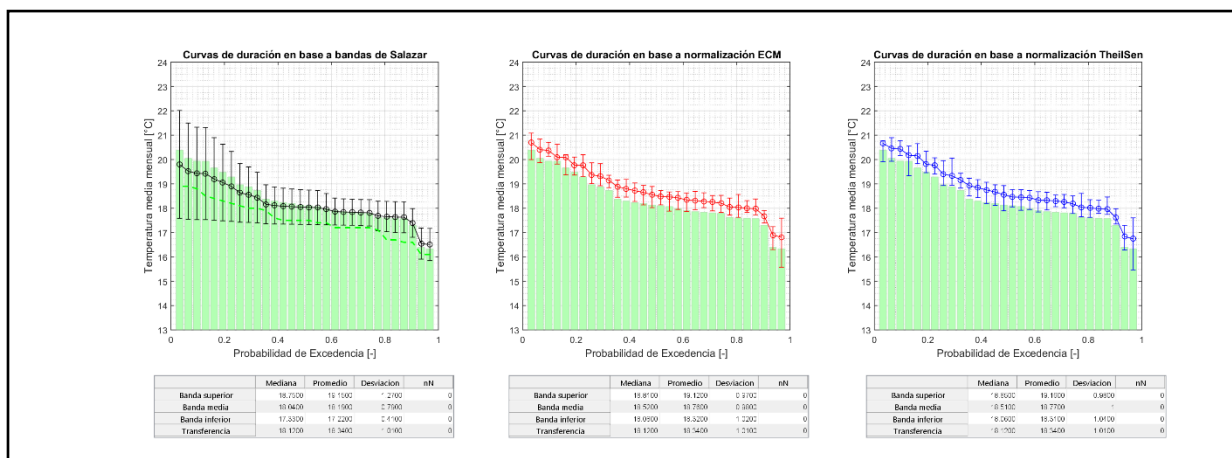


Figura D. 42: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Temperatura media mensual, estación Quinta Normal, mes de noviembre, modelo MPI-ESM-LR.

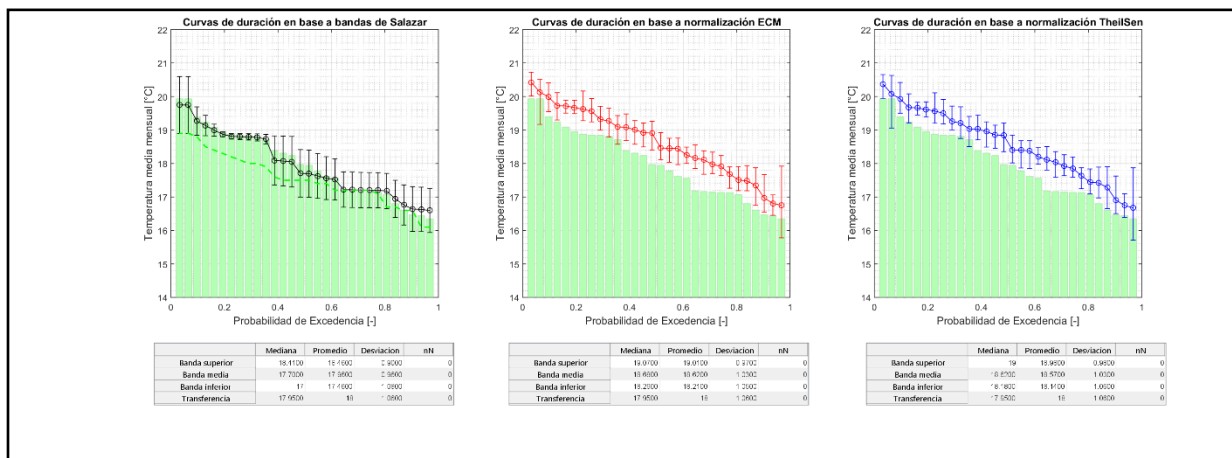


Figura D. 43: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Temperatura media mensual, estación Quinta Normal, mes de noviembre, modelo MIROC5.

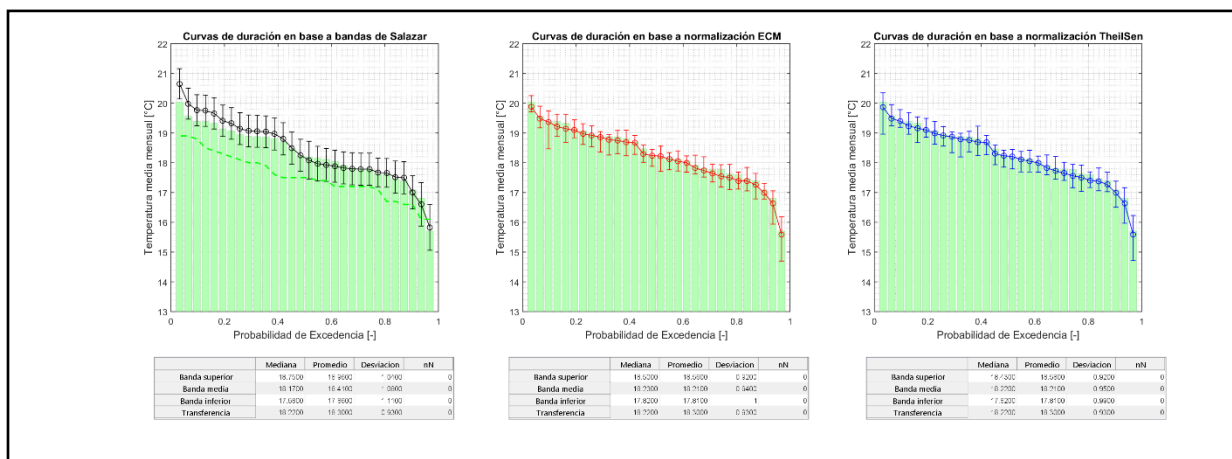


Figura D. 44: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Temperatura media mensual, estación Quinta Normal, mes de noviembre, modelo ACCESS 1.0.

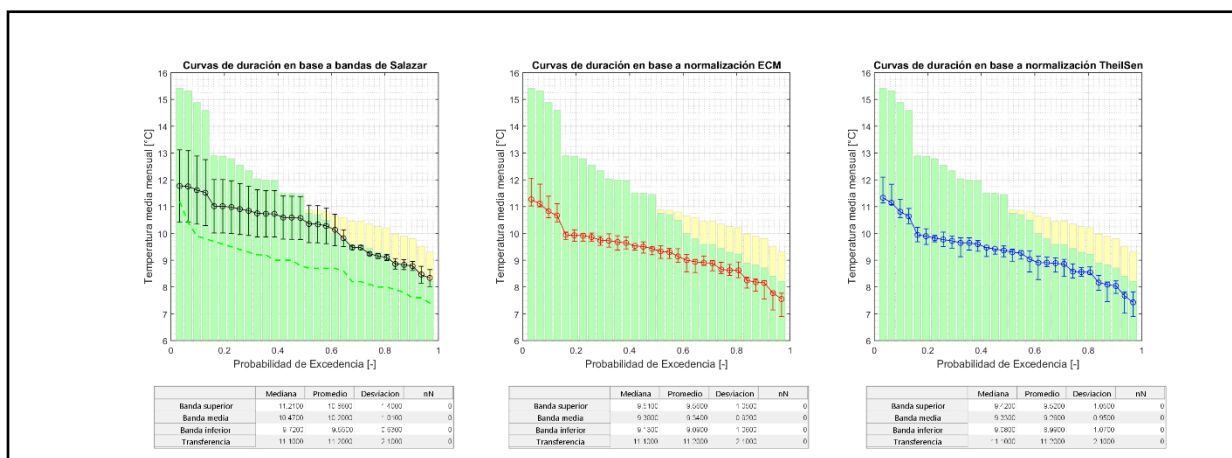


Figura D. 45: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Temperatura media mensual, estación Carriel Sur, mes de julio, modelo MPI-ESM-LR.

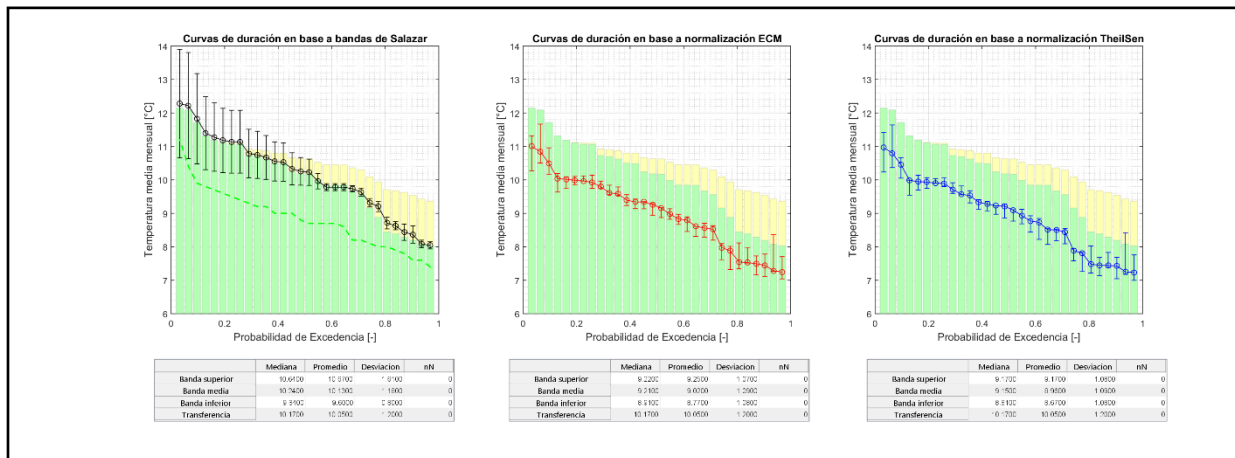


Figura D. 46: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Temperatura media mensual, estación Carriel Sur, mes de julio, modelo MIROC5.

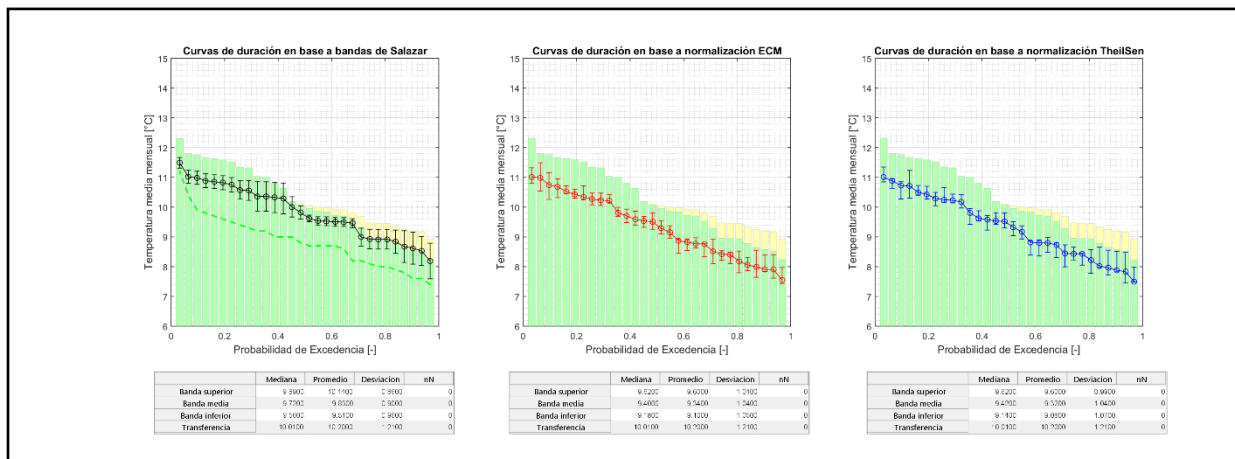


Figura D. 47: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Temperatura media mensual, estación Carriel Sur, mes de julio, modelo ACCESS 1.0.

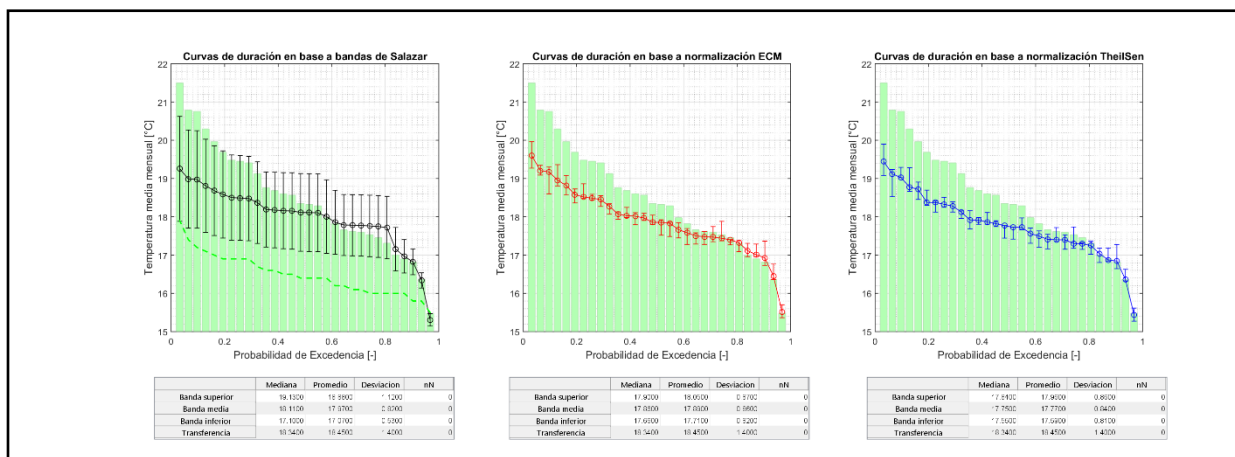


Figura D. 48: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Temperatura media mensual, estación Carriel Sur, mes de enero, modelo MPI-ESM-LR.

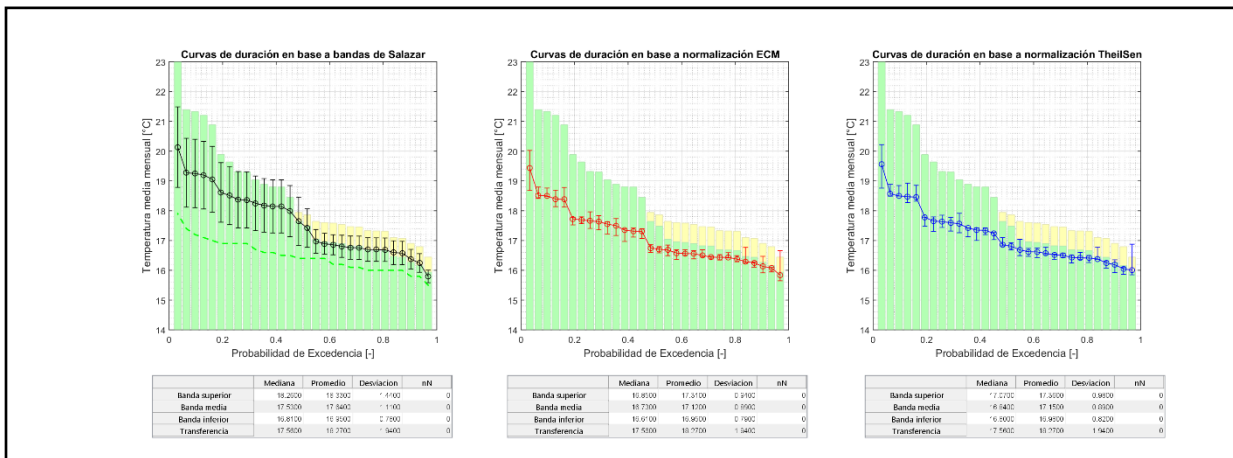


Figura D. 49: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Temperatura media mensual, estación Carriel Sur, mes de enero, modelo MIROC5.

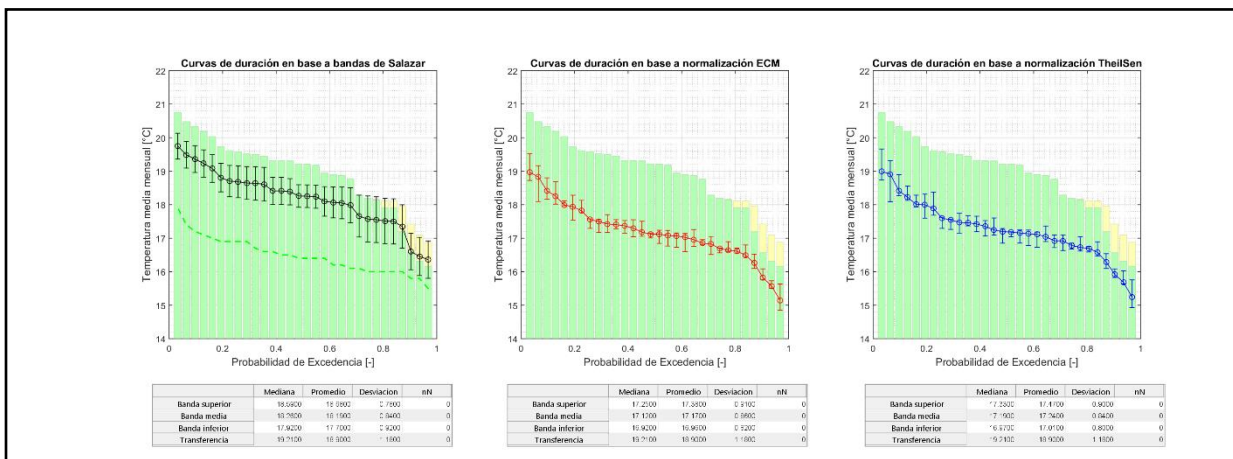


Figura D. 50: Curvas de duración acorde a las distintas metodologías de Bias-Correction. Temperatura media mensual, estación Carriel Sur, mes de enero, modelo ACCESS 1.0.

Anexo E: Análisis no estacionario de precipitaciones máximas anuales en 24 horas

Anexo E. 1: Mapas preliminares de compuestos climáticos en años de excedencia a la banda 80%. Todas las estaciones y variables

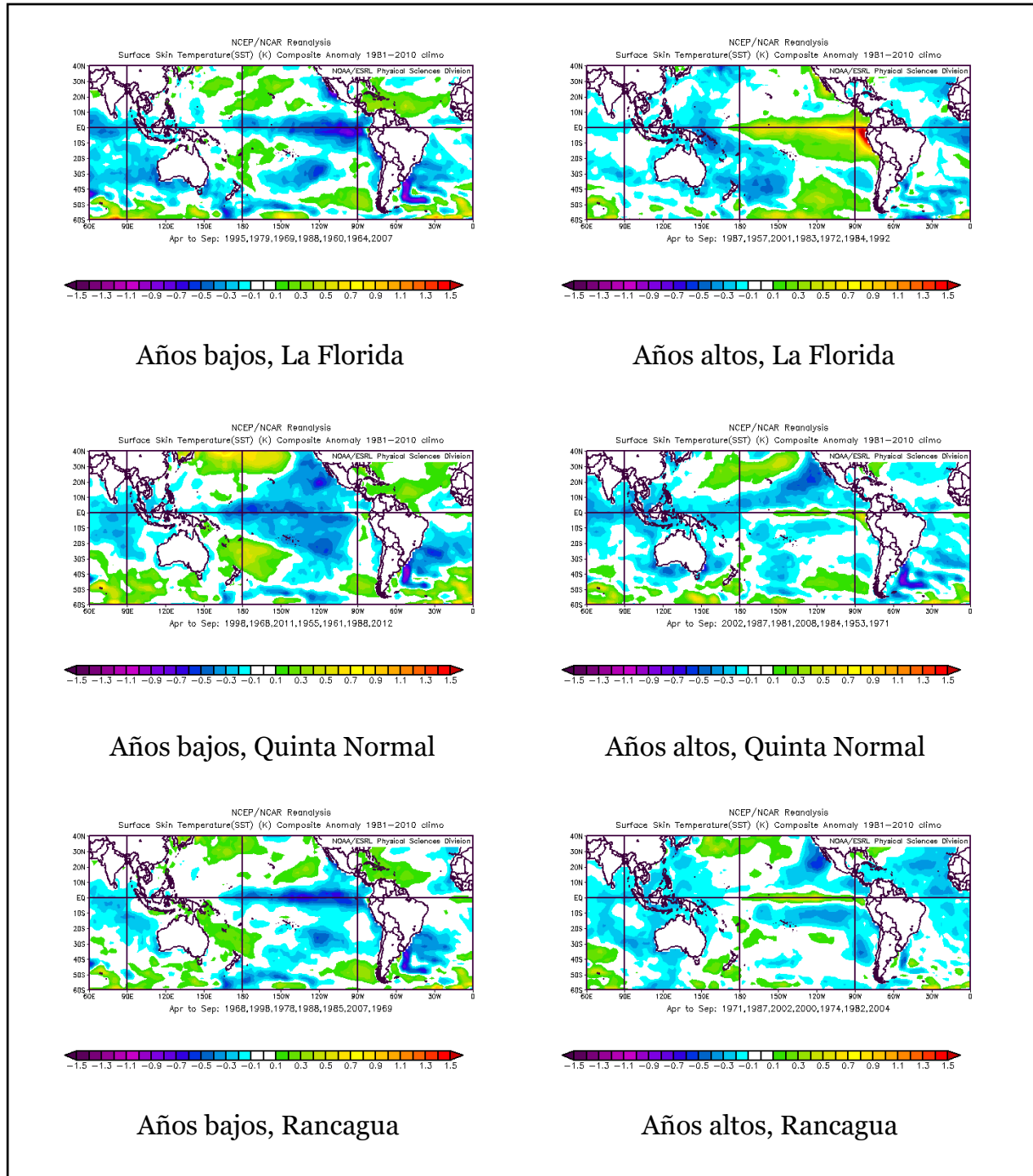
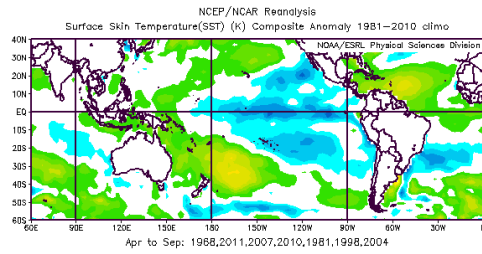
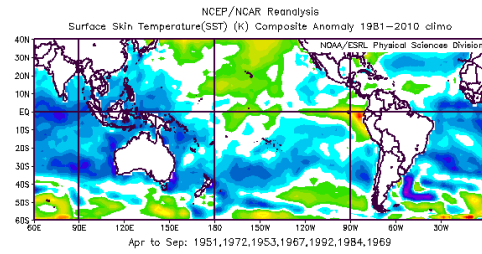


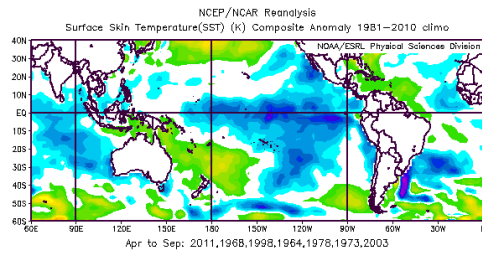
Figura E. 1: Compuestos climáticos de anomalías SST para años de extremos bajos (izquierda) y altos (derecha).



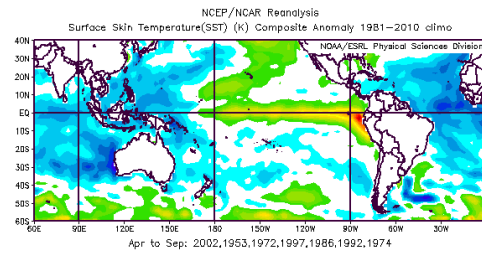
Años bajos, General Freire



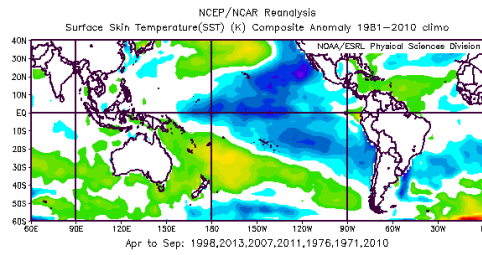
Años altos, General Freire



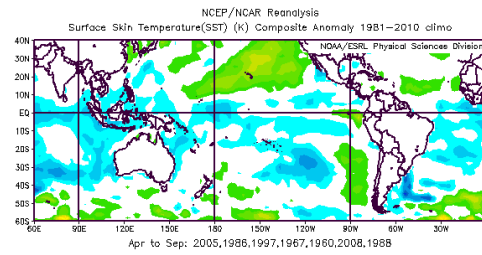
Años bajos, Bernardo O'Higgins



Años altos, Bernardo O'Higgins



Años bajos, Carriel Sur



Años altos, Carriel Sur

Figura E.1: Continuación.

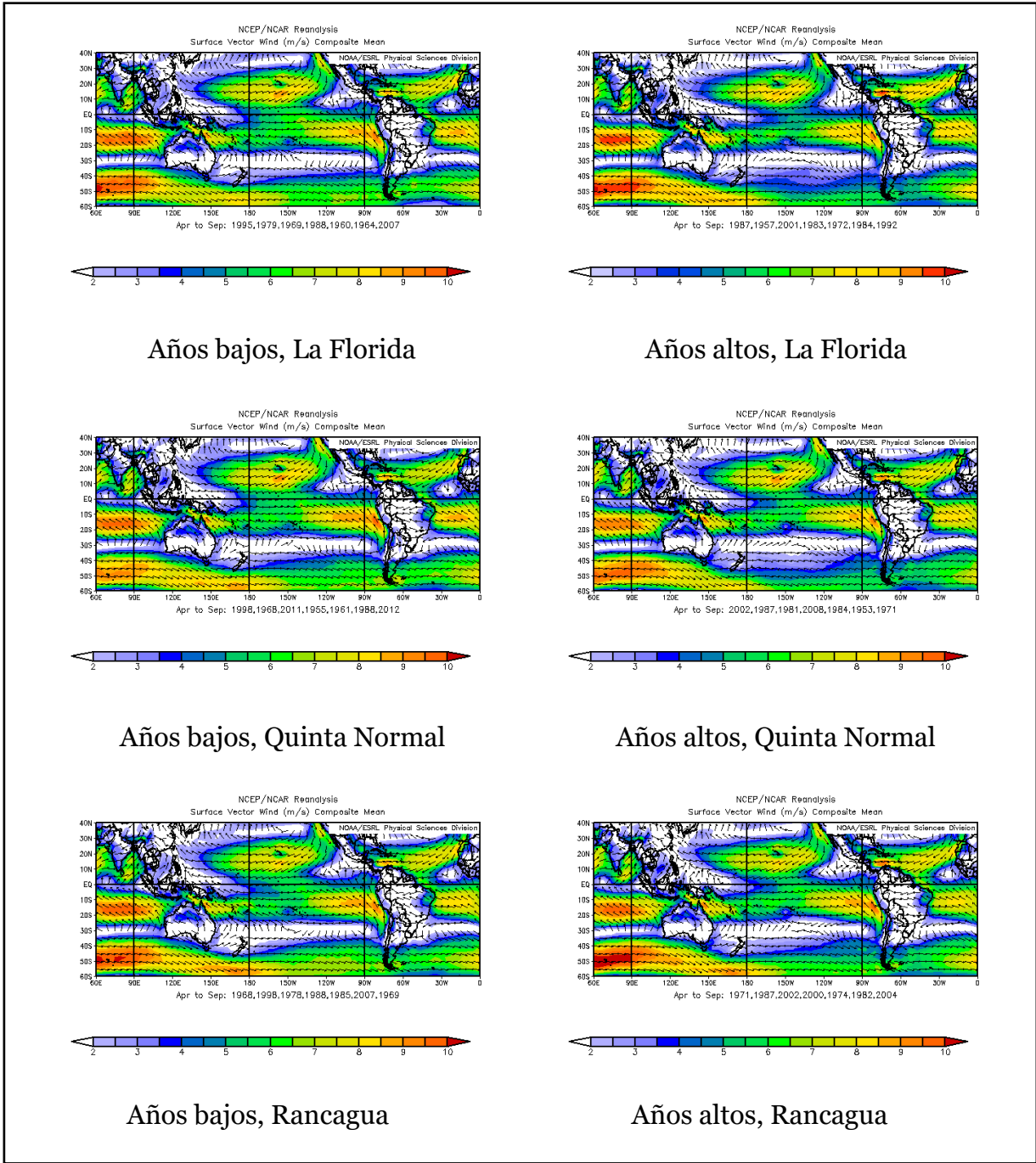
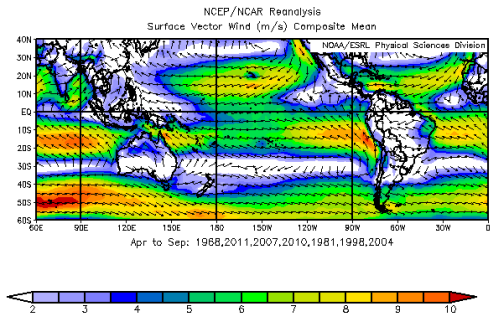
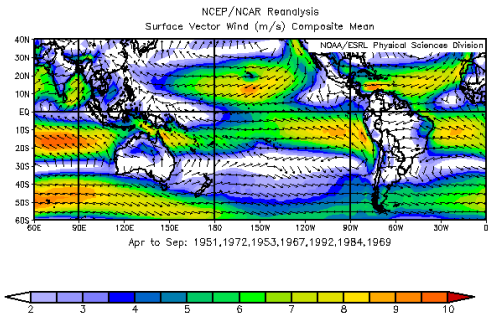


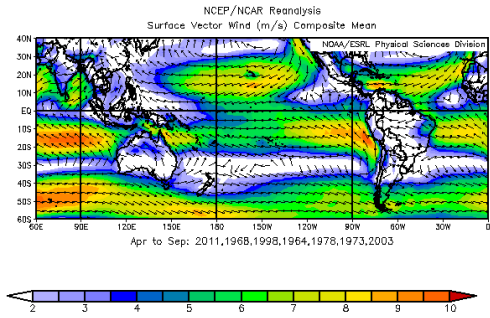
Figura E. 2: Compuestos climáticos de viento en superficie para años de extremos bajos (izquierda) y altos (derecha).



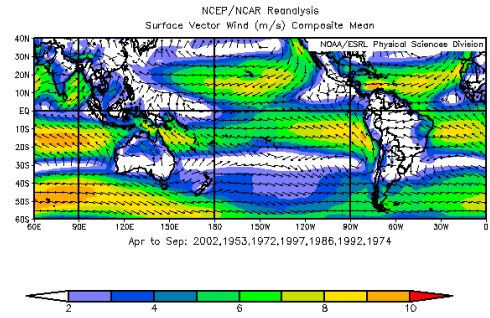
Años bajos, General Freire



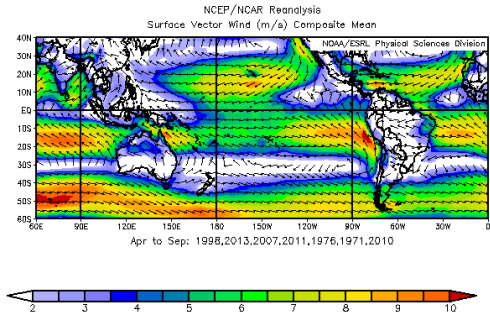
Años altos, General Freire



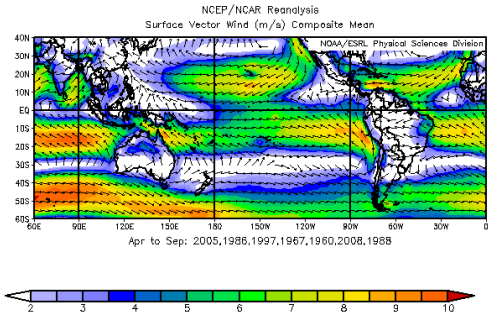
Años bajos, Bernardo O'Higgins



Años altos, Bernardo O'Higgins

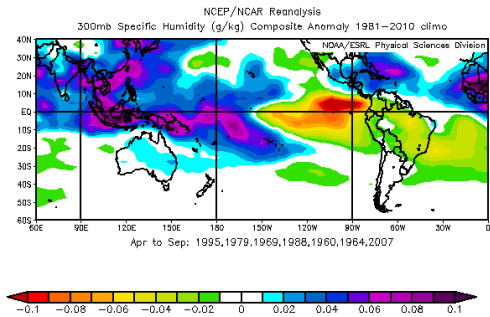


Años bajos, Carriel Sur

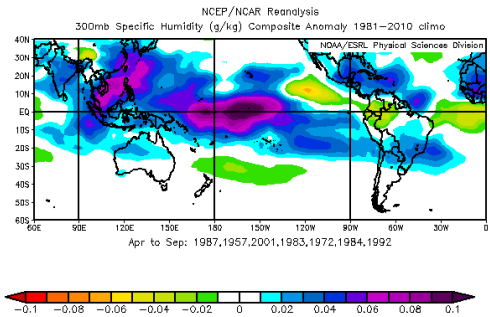


Años altos, Carriel Sur

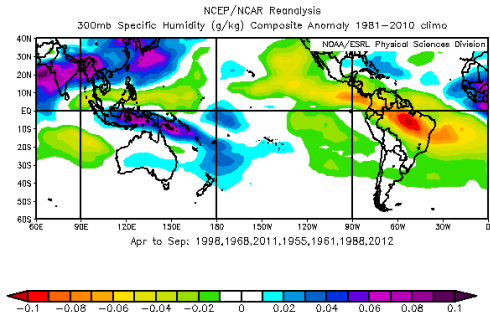
Figura E.2: Continuación.



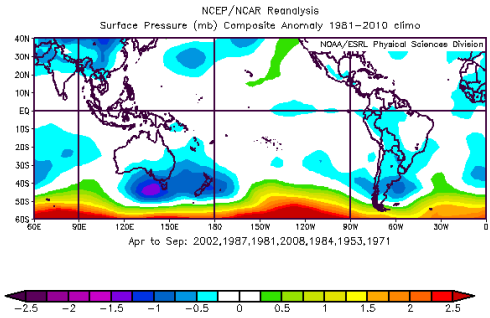
Años bajos, La Florida



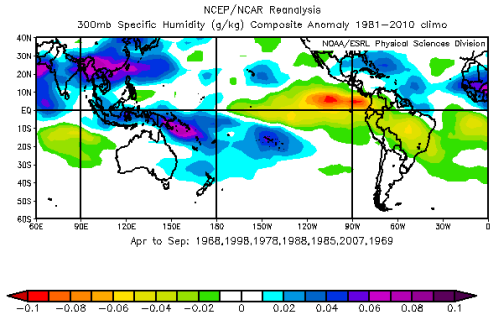
Años altos, La Florida



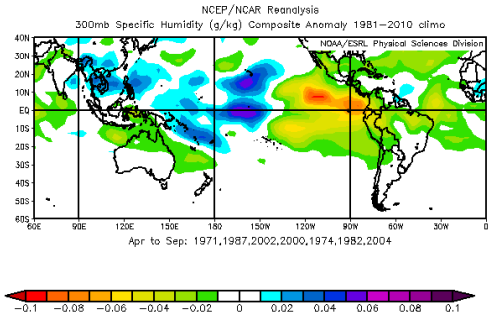
Años bajos, Quinta Normal



Años altos, Quinta Normal

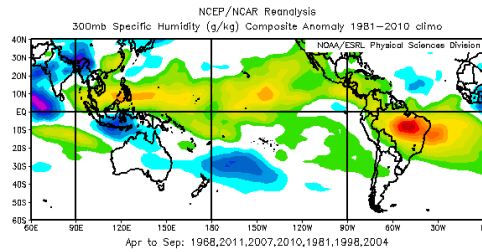


Años bajos, Rancagua

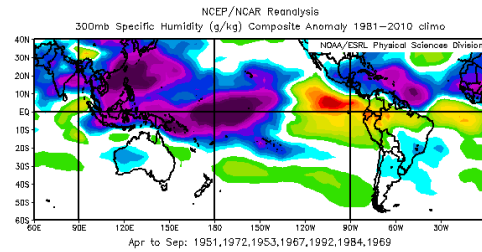


Años altos, Rancagua

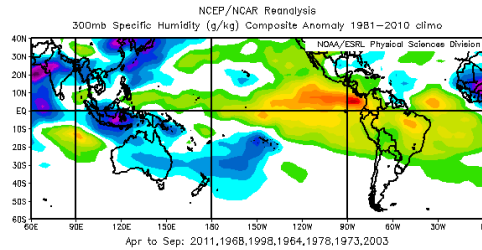
Figura E. 3: Compuestos climáticos de anomalías de humedad específica para años de extremos bajos (izquierda) y altos (derecha).



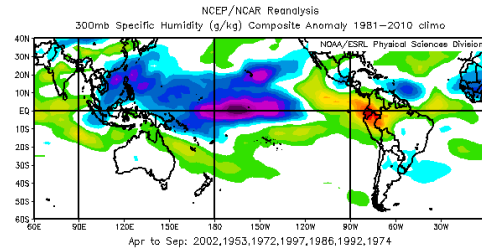
Años bajos, General Freire



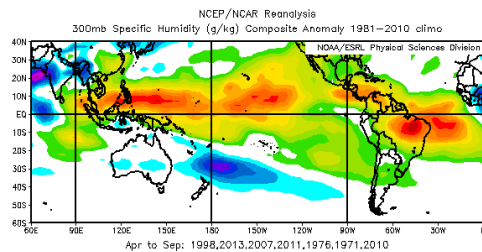
Años altos, General Freire



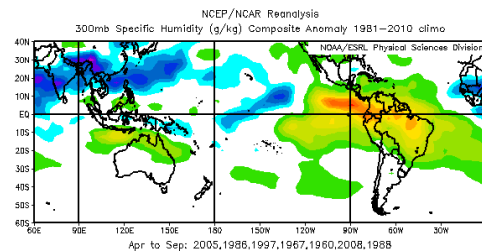
Años bajos, Bernardo O'Higgins



Años altos, Bernardo O'Higgins



Años bajos, Carriel Sur



Años altos, Carriel Sur

Figura E.3: Continuación.

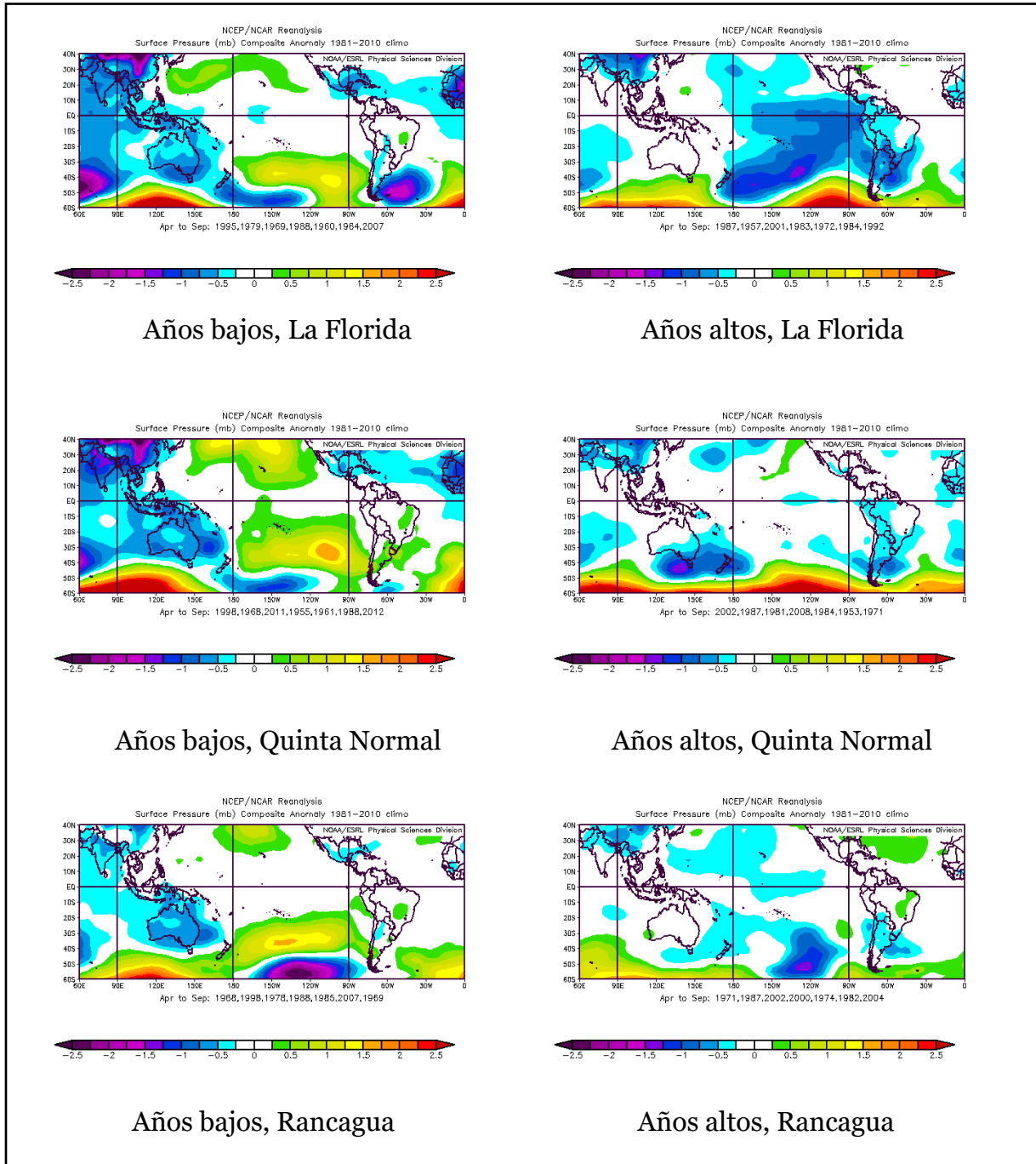
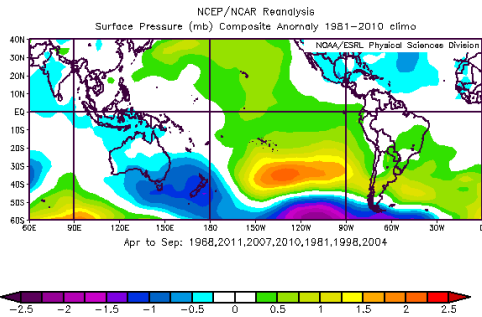
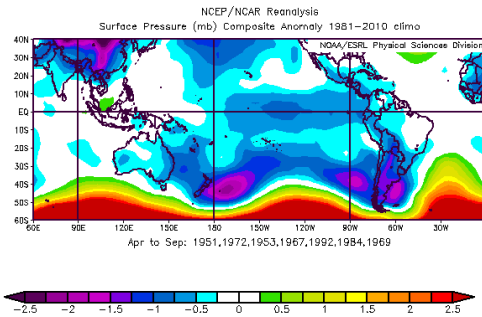


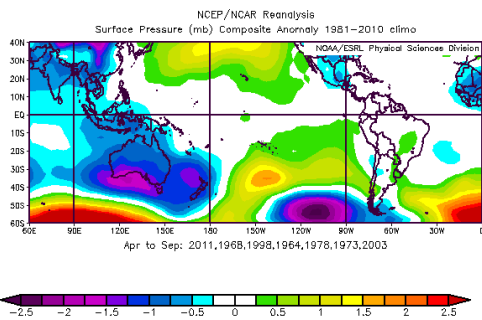
Figura E. 4: Compuestos climáticos de anomalías de presión a nivel del mar para años de extremos bajos (izquierda) y altos (derecha).



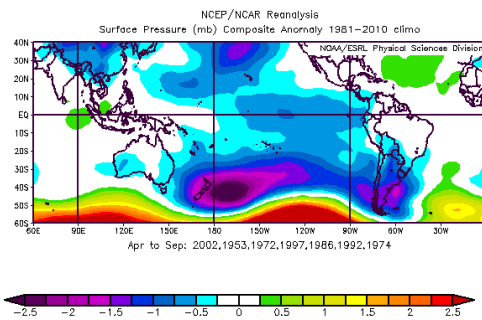
Años bajos, General Freire



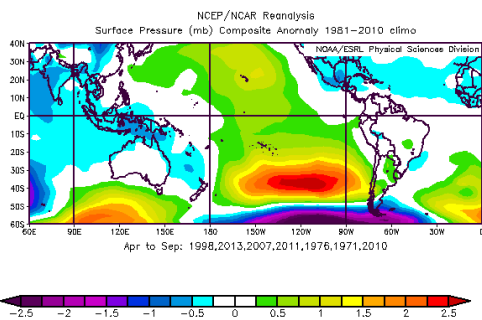
Años altos, General Freire



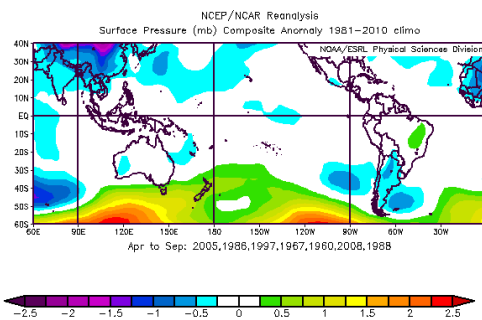
Años bajos, Bernardo O'Higgins



Años altos, Bernardo O'Higgins



Años bajos, Carriel Sur



Años altos, Carriel Sur

Figura E.1: Continuación.

Anexo E. 2: Listado de estaciones adicionales utilizadas para regionalización de eventos extremos

Tabla E. 1: Identificación estaciones adicionales para el análisis regional

id	Código estación	Nombre	Altura	Latitud	Longitud	Nombre cuenca	Inicio
			[m.s.n.m.]	[°deg]	[°deg]		dd/mm/aa
1	4502005	Hurtado	1100	-30,29	-70,70	Rio Limarí	01-01-1943
2	4503003	Pichasca	725	-30,39	-70,87	Rio Limarí	01-05-1946
3	4506007	Recoleta Embalse	350	-30,51	-71,10	Rio Limarí	01-05-1943
4	4540006	Paloma Embalse	320	-30,70	-71,04	Rio Limarí	01-05-1943
5	4513004	Caren	740	-30,85	-70,77	Rio Limarí	01-05-1943
6	4535001	Cogoti Embalse	740	-31,01	-71,09	Rio Limarí	01-01-1936
7	4511003	Las Ramadas	1380	-31,02	-70,59	Rio Limarí	01-05-1943
8	4531003	Cogoti 18	840	-31,08	-70,95	Rio Limarí	01-01-1943
9	4713004	San Agustin	1050	-31,73	-70,83	Rio Choapa	01-01-1930
10	5100006	El Sobrante Hacienda	810	-32,23	-70,78	Rio Petorca	01-01-1944
11	5414004	Resguardo Los Patos	1220	-32,50	-70,58	Rio Aconcagua	01-08-1940
12	5403006	Riecillos	1290	-32,92	-70,36	Rio Aconcagua	01-01-1930
13	5748003	Cerrillos De Leyda	182	-33,63	-71,51	Rio Maipo	01-03-1932
14	5740004	Carmen De Las Rosas	165	-33,76	-71,15	Rio Maipo	01-11-1930
15	6056003	Rapel	16	-33,95	-71,73	Rio Rapel	01-07-1940
16	6027003	La Rufina	743	-34,74	-70,75	Rio Rapel	01-01-1930
17	7103003	Los Quees	663	-35,00	-70,81	Rio Mataquito	01-01-1930
18	7320002	Armerillo	492	-35,70	-71,08	Rio Maule	01-01-1930
19	7331002	Digua Embalse	390	-36,26	-71,55	Rio Maule	01-10-1947
20	7350006	Bullileo Embalse	600	-36,29	-71,41	Rio Maule	01-05-1930
21	8130003	Fundo Atacalco	740	-36,92	-71,58	Rio Itata	01-10-1930

Anexo E. 3: Correlaciones entre PC1 clúster norte/sur y el resto de las variables climáticas. PC2 análisis clúster

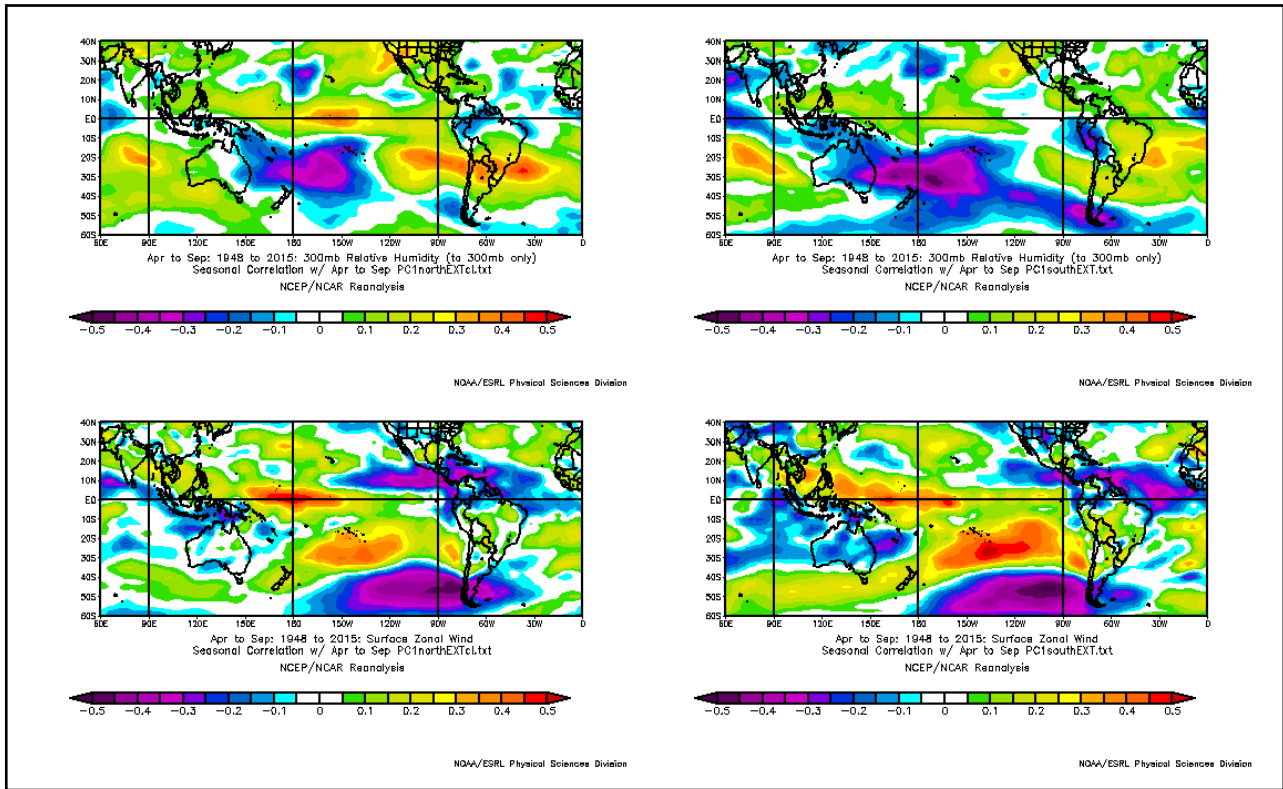


Figura E. 5: Correlaciones entre PC1 y variables de circulación general. Se muestra Humedad Relativa (Arriba) y vientos zonales (Abajo). Izquierda: Cluster norte. Derecha: Cluster sur

Anexo E. 4: Espectros Wavelets y función de coherencia, Clúster sur y PDO

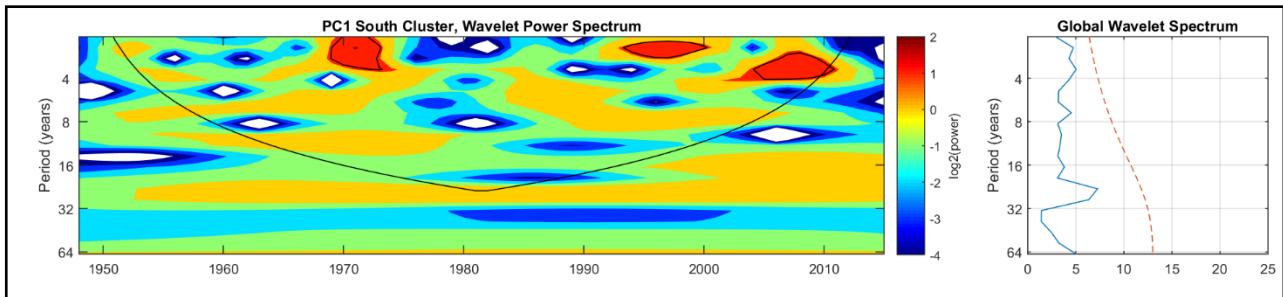


Figura E. 6: Espectros Wavelets para PC1, Cluster sur

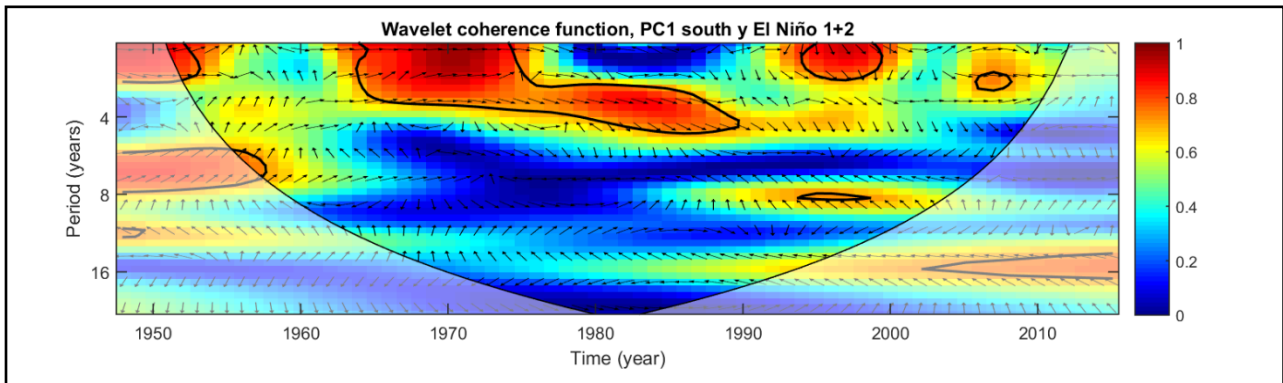


Figura E. 7: Función de coherencia Wavelet entre PC1 cluster sur e índice de El Niño 1+2

Espectros relacionados a la PDO

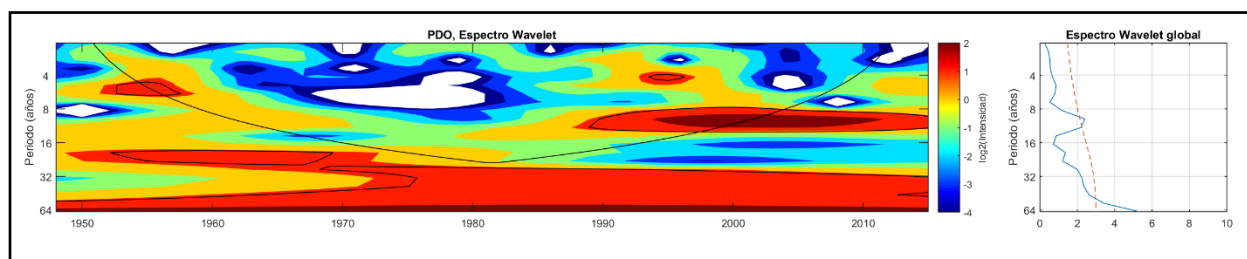


Figura E. 8: Espectro Wavelet para serie de tiempo de la PDO

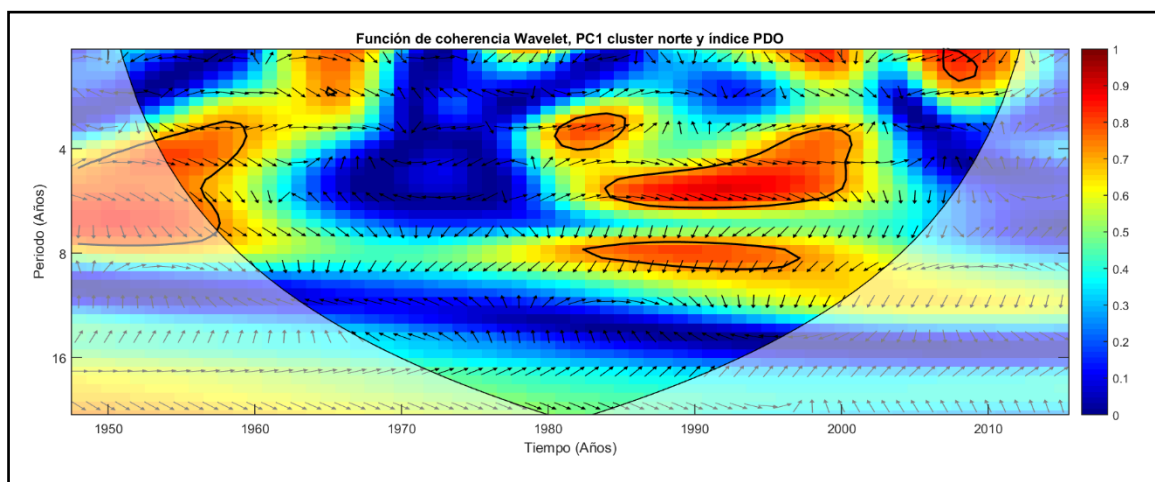


Figura E. 9: Función de coherencia entre la PC1 clúster norte y PDO

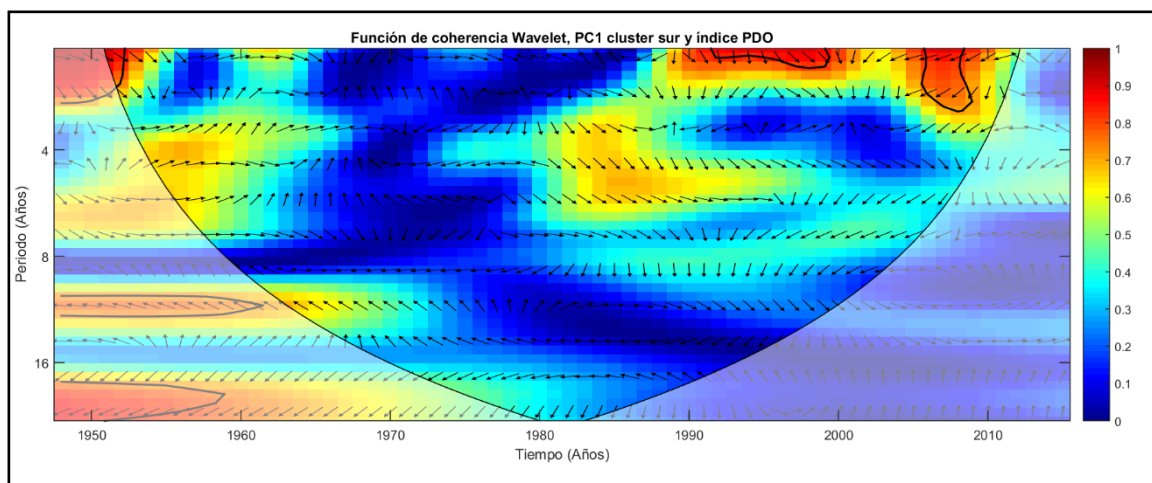
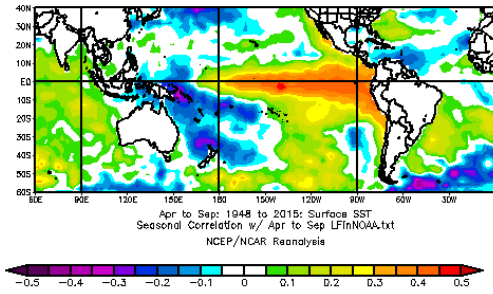


Figura E. 10: Función de coherencia entre la PC1 clúster sur y PDO

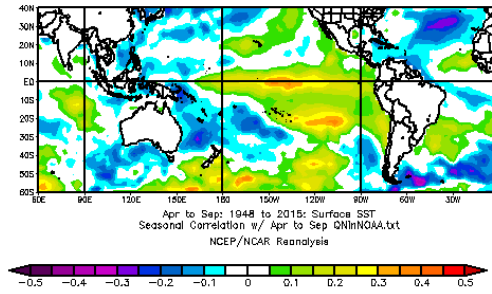
Anexo E. 5: Covariables restantes y mapas de correlaciones para predictores

La Florida (La Serena)



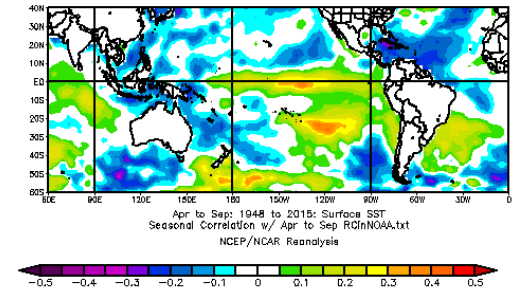
NOAA/ESRL Physical Sciences Division

Quinta Normal (Santiago)



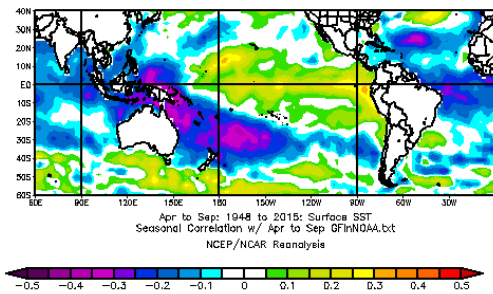
NOAA/ESRL Physical Sciences Division

Rancagua (Rancagua)



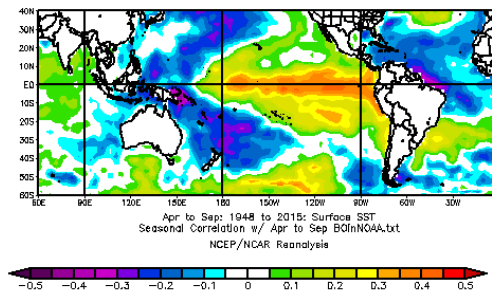
NOAA/ESRL Physical Sciences Division

General Freire (Curicó)



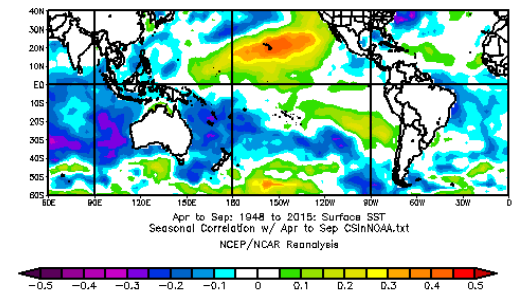
NOAA/ESRL Physical Sciences Division

Bernardo O'Higgins (Chillán)



NOAA/ESRL Physical Sciences Division

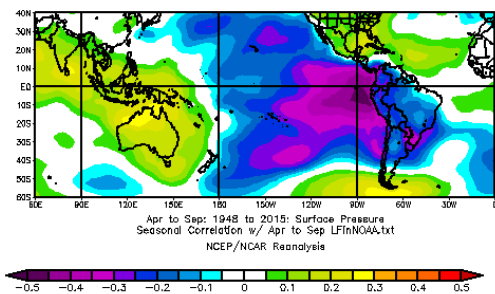
Carriel Sur (Concepción)



NOAA/ESRL Physical Sciences Division

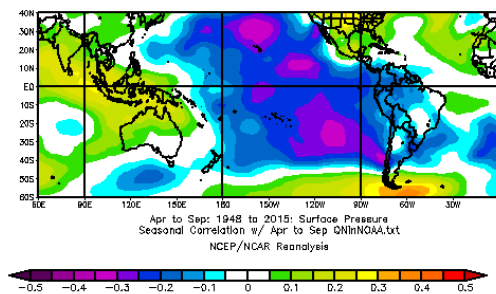
Figura E. 11: Mapas de correlaciones para cada estación. Extremos v/s SST. Variables en una misma temporada.

La Florida (La Serena)



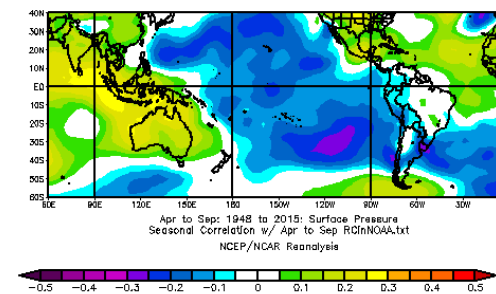
NOAA/ESRL Physical Sciences Division

Quinta Normal (Santiago)



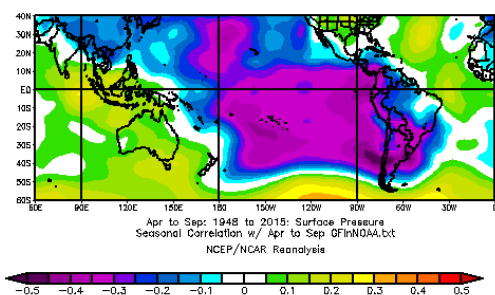
NOAA/ESRL Physical Sciences Division

Rancagua (Rancagua)



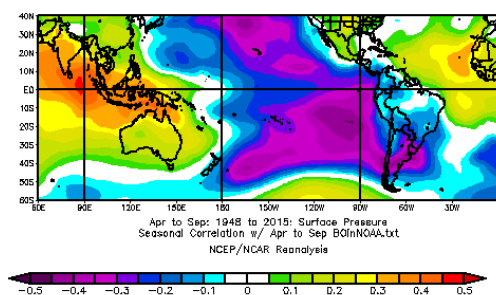
NOAA/ESRL Physical Sciences Division

General Freire (Curicó)



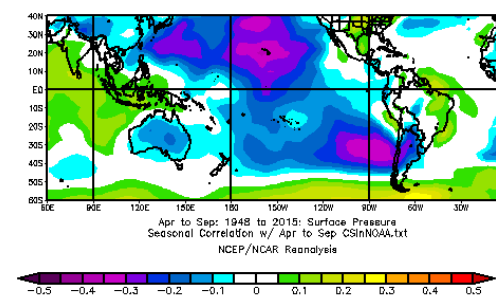
NOAA/ESRL Physical Sciences Division

Bernardo O'Higgins (Chillán)



NOAA/ESRL Physical Sciences Division

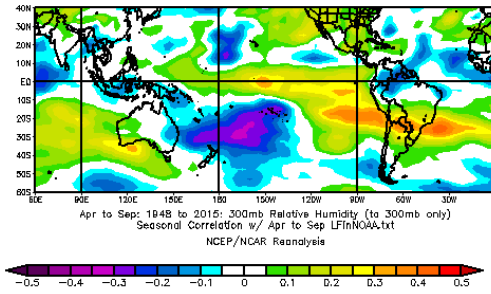
Carriel Sur (Concepción)



NOAA/ESRL Physical Sciences Division

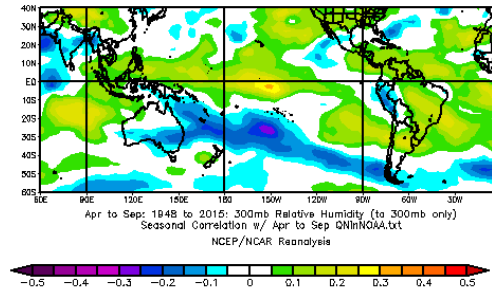
Figura E. 12: Mapas de correlaciones para cada estación. Extremos v/s presión en superficie. Variables en una misma temporada.

La Florida (La Serena)



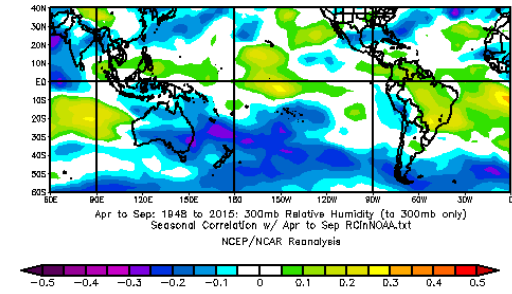
NOAA/ESRL Physical Sciences Division

Quinta Normal (Santiago)



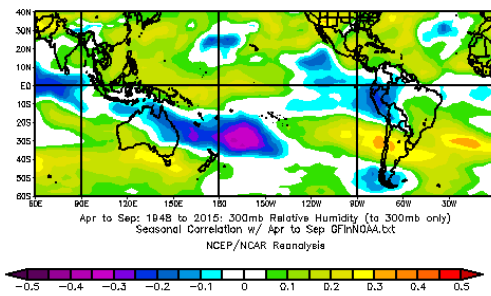
NOAA/ESRL Physical Sciences Division

Rancagua (Rancagua)



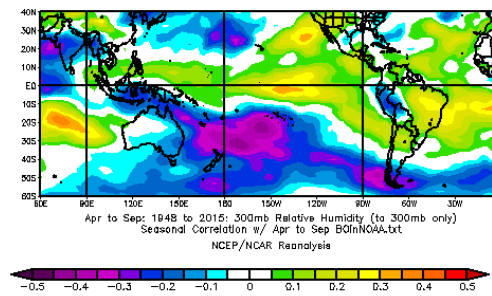
NOAA/ESRL Physical Sciences Division

General Freire (Curicó)



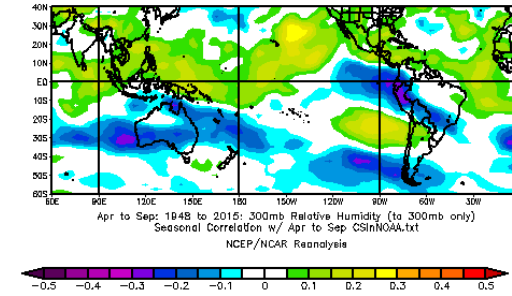
NOAA/ESRL Physical Sciences Division

Bernardo O'Higgins (Chillán)



NOAA/ESRL Physical Sciences Division

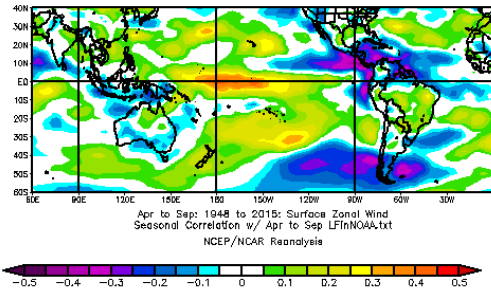
Carriel Sur (Concepción)



NOAA/ESRL Physical Sciences Division

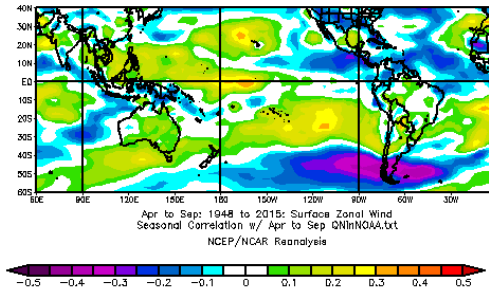
Figura E. 13: Mapas de correlaciones para cada estación. Extremos v/s humedad relativa a 300 mb. Variables en una misma temporada.

La Florida (La Serena)



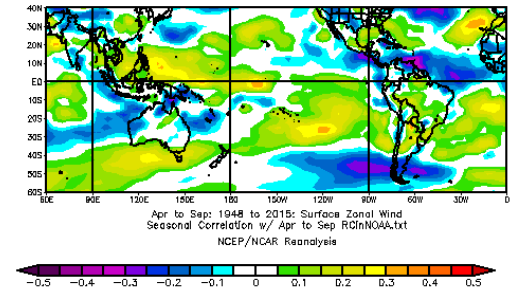
NOAA/ESRL Physical Sciences Division

Quinta Normal (Santiago)



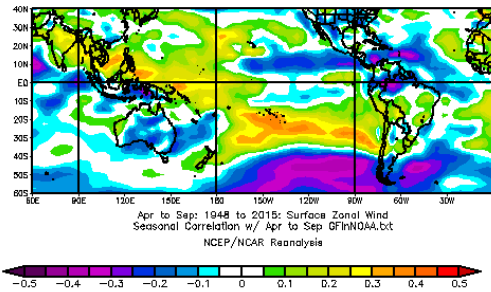
NOAA/ESRL Physical Sciences Division

Rancagua (Rancagua)



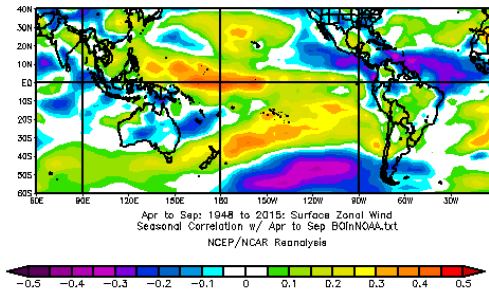
NOAA/ESRL Physical Sciences Division

General Freire (Curicó)



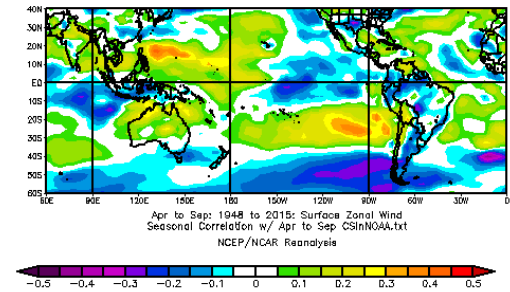
NOAA/ESRL Physical Sciences Division

Bernardo O'Higgins (Chillán)



NOAA/ESRL Physical Sciences Division

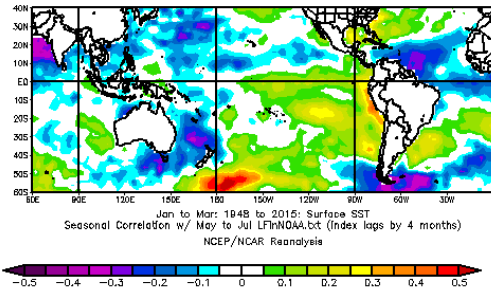
Carriel Sur (Concepción)



NOAA/ESRL Physical Sciences Division

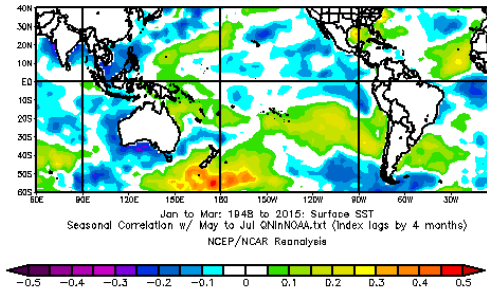
Figura E. 14: Mapas de correlaciones para cada estación. Extremos v/s vientos zonales. Variables en una misma temporada.

La Florida (La Serena)



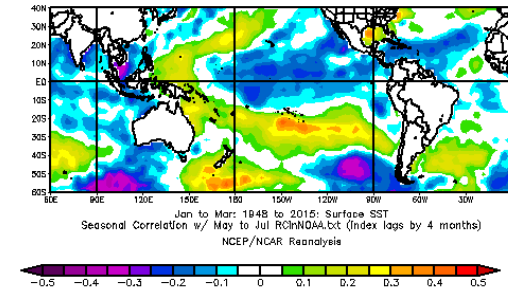
NOAA/ESRL Physical Sciences Division

Quinta Normal (Santiago)



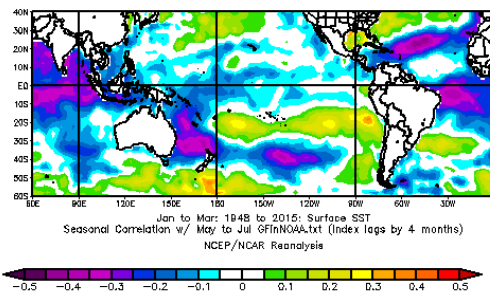
NOAA/ESRL Physical Sciences Division

Rancagua (Rancagua)



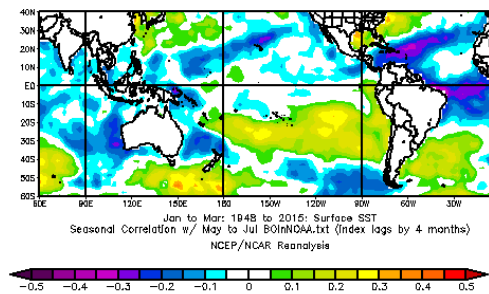
NOAA/ESRL Physical Sciences Division

General Freire (Curicó)



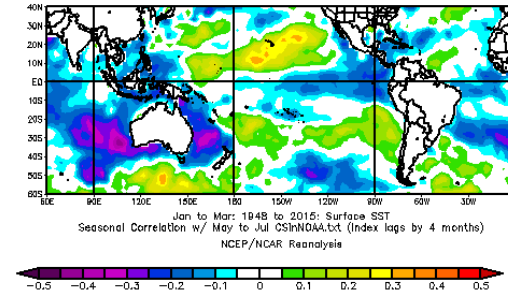
NOAA/ESRL Physical Sciences Division

Bernardo O'Higgins (Chillán)



NOAA/ESRL Physical Sciences Division

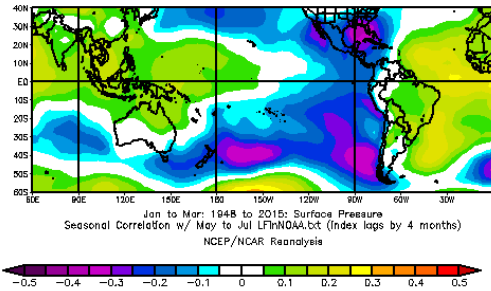
Carriel Sur (Concepción)



NOAA/ESRL Physical Sciences Division

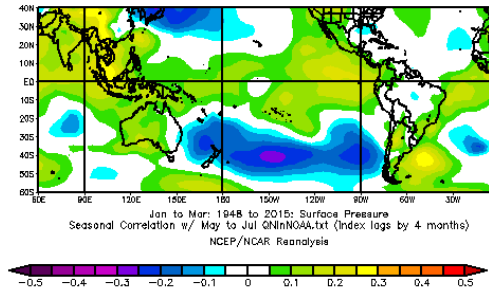
Figura E. 15: Mapas de correlaciones para cada estación. Extremos v/s SST. Variable de correlación en temporada anterior.

La Florida (La Serena)



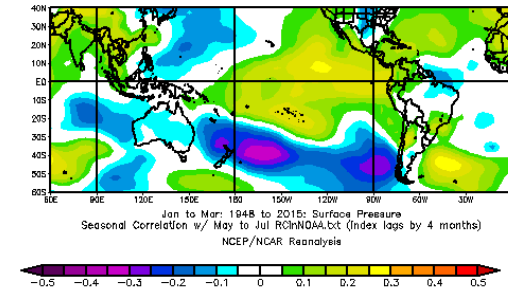
NOAA/ESRL Physical Sciences Division

Quinta Normal (Santiago)



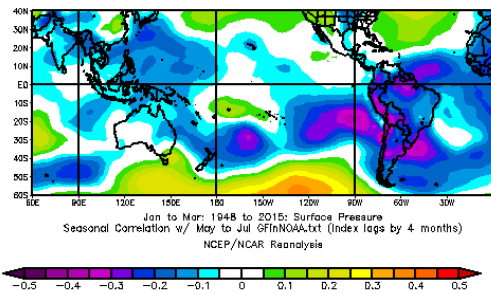
NOAA/ESRL Physical Sciences Division

Rancagua (Rancagua)



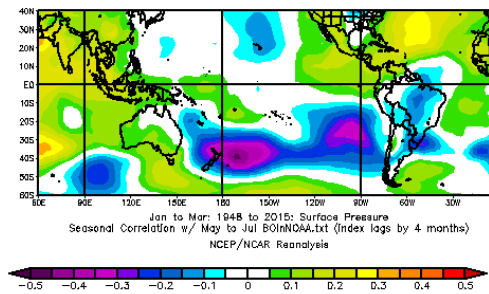
NOAA/ESRL Physical Sciences Division

General Freire (Curicó)



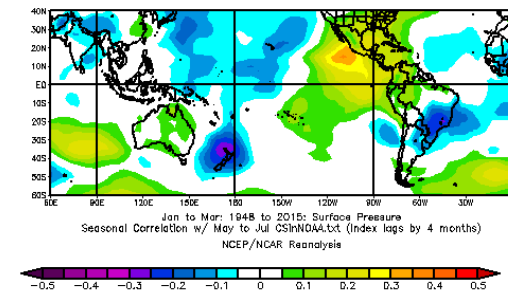
NOAA/ESRL Physical Sciences Division

Bernardo O'Higgins (Chillán)



NOAA/ESRL Physical Sciences Division

Carriel Sur (Concepción)



NOAA/ESRL Physical Sciences Division

Figura E. 16: Mapas de correlaciones para cada estación. Extremos v/s presión en superficie. Variable de correlación en temporada anterior.

Anexo E. 6: Desempeño de los modelos ajustados, parámetros e incertidumbre, todas las estaciones y modelos

Tabla E. 2: Performance de modelos probabilísticos no estacionarios ajustados, estación La Florida

Identificación			Performance			Comparación entre modelos			
Tipo	Modelo	id	Log-Verosimi	AIC	BIC	Comentario	Razón verosimi	Chi2	p-value
Estacionario	Gumbel	1	290,797	585,594	590,033	gum vs gum			
	GEV	2	290,019	586,039	592,697	gum vs gev	1,555	3,84	0,2123
Covariable en misma temporada	Gumbel, Cov=loc	3	287,428	580,856	587,514	gum vs Cvgumloc	6,738	3,84	0,0094
	Gumbel, Cov=sc	4	284,718	575,436	582,095	gum vs Cvgumsc	12,158	3,84	0,0005
	Gumbel, Cov=loc, sc	5	280,626	569,252	578,130	gum vs Cvgumlsc	20,343	5,99	0,0000
	GEV, Cov=loc	6	287,427	582,854	591,733	gev vs Cvgevlc	5,184	3,84	0,0228
	GEV, Cov=sc	7	284,689	577,378	586,256	gev vs Cvgevsc	10,661	3,84	0,0011
	GEV, Cov=loc, sc	8	280,559	571,119	582,217	gev vs Cvgevlsc	18,920	5,99	0,0001
Dependencia del tiempo (Tendencia lineal)	Gumbel, time=loc	9	290,778	587,556	594,215	gum vs Tmgumloc	0,038	3,84	0,8452
	Gumbel, time=sc	10	290,617	587,233	593,892	gum vs Tmgumsc	0,361	3,84	0,5480
	Gumbel, time=loc, sc	11	290,606	589,212	598,090	gum vs Tmgumlsc	0,382	5,99	0,8260
	GEV, time=loc	12	289,974	587,948	596,826	gev vs Tmgevlc	0,091	3,84	0,7635
	GEV, time=sc	13	289,826	587,652	596,530	gev vs Tmgevsc	0,387	3,84	0,5338
	GEV, time=loc, sc	14	289,811	589,621	600,719	gev vs Tmgevlsc	0,418	5,99	0,8115
Predictor como covariable (EFM)	Gumbel, pred=loc	15	286,790	579,580	586,194	gum vs Predgumloc	8,014	3,84	0,0046
	Gumbel, pred=sc	16	278,355	579,580	586,194	gum vs Predgumsc	24,883	3,84	0,0000
	Gumbel, pred=loc, sc	17	278,244	579,580	586,194	gum vs Predgumlsc	25,106	5,99	0,0000
	GEV, pred=loc	18	286,365	580,730	589,549	gev vs Predgevlc	7,309	3,84	0,0069
	GEV, pred=sc	19	278,034	564,067	572,886	gev vs Predgevsc	23,972	3,84	0,0000
	GEV, pred=loc, sc	20	277,983	565,965	576,989	gev vs Predgevlsc	24,073	5,99	0,0000

Tabla E. 3: Parámetros estimados mediante máxima verosimilitud y errores en la estimación, modelos para estación La Florida

Identificación		Parámetros estimados					Errores en la estimación de parámetros				
Modelo	id	mu0	mu1	sigma0	sigma1	shape	un-mu0	un-mu1	un-sigma0	un-sigma1	un-shape
Gumbel	1	22,00		14,42			1,83		1,40		
GEV	2	21,16		13,80		0,11	1,89		1,43		0,09
Gumbel, Cov=loc	3	22,62	5,32	14,21			1,82	2,04	1,34		
Gumbel, Cov=sc	4	19,02		14,28	5,24		1,73		1,47	1,73	
Gumbel, Cov=loc, sc	5	22,71	5,75	13,94	5,54		1,89	1,97	1,41	1,64	
GEV, Cov=loc	6	22,65	5,37	14,23		0,00	1,97	2,46	1,43		0,09
GEV, Cov=sc	7	19,10		14,46	5,39	-0,02	1,77		1,66	1,83	0,09
GEV, Cov=loc, sc	8	22,93	5,83	14,05	5,56	-0,03	2,00	2,00	1,45	1,65	0,08
Gumbel, time=loc	9	21,99	-0,02	14,41			1,83	0,09	1,40		
Gumbel, time=sc	10	22,04		14,43	0,05		1,82		1,41	0,09	
Gumbel, time=loc, sc	11	22,00	-0,01	14,42	0,05		1,84	0,09	1,41	0,09	
GEV, time=loc	12	21,14	-0,03	13,77		0,11	1,89	0,09	1,43		0,10
GEV, time=sc	13	21,23		13,82	0,05	0,11	1,88		1,44	0,08	0,09
GEV, time=loc, sc	14	21,18	-0,02	13,81	0,05	0,11	1,89	0,09	1,44	0,09	0,09
Gumbel, pred=loc	15	22,10	1,91	14,71			1,89	2,39	1,45		
Gumbel, pred=sc	16	21,37		13,63	5,20		1,89		2,39	1,45	
Gumbel, pred=loc, sc	17	21,95	0,73	13,71	5,29		1,89	2,39	1,45	1,14	
GEV, pred=loc	18	21,10	-0,32	13,84		0,12	2,14	3,15	1,68		0,14
GEV, pred=sc	19	20,91		13,17	5,16	0,09	1,41		1,41	1,09	0,12
GEV, pred=loc, sc	20	21,36	0,48	13,30	5,26	0,08	1,98	1,53	1,47	1,15	0,12

Tabla E. 4: Performance de modelos probabilísticos no estacionarios ajustados, estación Quinta Normal

Identificación			Performance			Comparación entre modelos			
Tipo	Modelo	id	Log-Verosimi	AIC	BIC	Comentario	Razón verosimi	Chi2	p-value
Estacionario	Gumbel	1	290,988	585,977	590,416	gum vs gum			
	GEV	2	290,988	587,976	594,635	gum vs gev	0,000	3,84	0,9853
Covariable en misma temporada	Gumbel, Cov=loc	3	283,723	573,447	580,061	gum vs Cvgumloc	14,530	3,84	0,0001
	Gumbel, Cov=sc	4	284,934	575,869	582,483	gum vs Cvgumsc	12,108	3,84	0,0005
	Gumbel, Cov=loc, sc	5	282,200	572,400	581,219	gum vs Cvgumlsc	17,577	5,99	0,0002
	GEV, Cov=loc	6	283,695	575,391	584,209	gev vs Cvgevlc	14,586	3,84	0,0001
	GEV, Cov=sc	7	284,844	577,688	586,507	gev vs Cvgevsc	12,288	3,84	0,0005
	GEV, Cov=loc, sc	8	282,010	574,019	585,043	gev vs Cvgevlsc	17,957	5,99	0,0001
Dependencia del tiempo (Tendencia lineal)	Gumbel, time=loc	9	290,643	587,285	593,944	gum vs Tmgumloc	0,691	3,84	0,4057
	Gumbel, time=sc	10	290,817	587,633	594,292	gum vs Tmgumsc	0,344	3,84	0,5578
	Gumbel, time=loc, sc	11	290,578	589,157	598,035	gum vs Tmgumlsc	0,820	5,99	0,6636
	GEV, time=loc	12	290,642	589,284	598,162	gev vs Tmgevlc	0,692	3,84	0,4054
	GEV, time=sc	13	290,801	589,601	598,479	gev vs Tmgevsc	0,375	3,84	0,5401
	GEV, time=loc, sc	14	290,571	591,142	602,240	gev vs Tmgevlsc	0,834	5,99	0,6590
Predictor como covariable (EFM)	Gumbel, pred=loc	15	284,732	575,465	582,079	gum vs Predgumloc	12,512	3,84	0,0004
	Gumbel, pred=sc	16	283,269	572,538	579,153	gum vs Predgumsc	15,438	3,84	0,0001
	Gumbel, pred=loc, sc	17	283,126	574,252	583,070	gum vs Predgumlsc	15,725	5,99	0,0004
	GEV, pred=loc	18	284,708	577,416	586,235	gev vs Predgevlc	12,560	3,84	0,0004
	GEV, pred=sc	19	283,209	574,418	583,237	gev vs Predgevsc	15,559	3,84	0,0001
	GEV, pred=loc, sc	20	283,049	576,098	587,121	gev vs Predgevlsc	15,878	5,99	0,0004

Tabla E. 5: Parámetros estimados mediante máxima verosimilitud y errores en la estimación, modelos para estación Quinta Normal

Identificación		Parámetros estimados					Errores en la estimación de parámetros				
Modelo	id	mu0	mu1	sigma0	sigma1	shape	un-mu0	un-mu1	un-sigma0	un-sigma1	un-shape
Gumbel	1	37,16		14,87			1,90		1,43		
GEV	2	37,17		14,88		0,00	2,07		1,54		0,10
Gumbel, Cov=loc	3	37,77	4,02	14,29			1,84	2,10	1,38		
Gumbel, Cov=sc	4	36,87		14,48	1,71		2,01		1,40	1,49	
Gumbel, Cov=loc, sc	5	37,78	4,73	14,10	3,05		1,83	1,95	1,37	1,74	
GEV, Cov=loc	6	37,94	4,19	14,42		-0,02	2,02	2,24	1,50		0,10
GEV, Cov=sc	7	37,07		14,82	2,08	-0,05	2,09		1,65	1,75	0,12
GEV, Cov=loc, sc	8	38,35	4,89	14,51	3,31	-0,07	2,09	1,99	1,58	1,81	0,11
Gumbel, time=loc	9	37,20	-0,08	14,79			1,89	0,09	1,42		
Gumbel, time=sc	10	37,31		14,90	0,04		1,91		1,44	0,07	
Gumbel, time=loc, sc	11	37,20	-0,07	14,82	0,03		1,89	0,10	1,43	0,08	
GEV, time=loc	12	37,17	-0,08	14,77		0,00	2,05	0,09	1,51		0,10
GEV, time=sc	13	37,48		15,02	0,05	-0,02	2,15		1,59	0,08	0,11
GEV, time=loc, sc	14	37,30	-0,07	14,90	0,03	-0,01	2,10	0,10	1,58	0,09	0,11
Gumbel, pred=loc	15	37,68	3,24	14,51			1,87	2,53	1,40		
Gumbel, pred=sc	16	37,00		14,46	4,33		1,63		1,46	1,94	
Gumbel, pred=loc, sc	17	37,54	1,02	14,42	4,02		1,90	2,07	1,45	2,06	
GEV, pred=loc	18	37,84	3,39	14,63		-0,02	2,04	2,60	1,51		0,10
GEV, pred=sc	19	37,23		14,67	4,46	-0,04	1,75		1,61	1,94	0,10
GEV, pred=loc, sc	20	37,86	1,05	14,66	4,19	-0,04	2,08	2,04	1,60	2,12	0,10

Tabla E. 6: Performance de modelos probabilísticos no estacionarios ajustados, estación Rancagua

Identificación			Performance			Comparación entre modelos			
Tipo	Modelo	id	Log-Verosimi	AIC	BIC	Comentario	Razón verosimi	Chi2	p-value
Estacionario	Gumbel	1	292,905	589,810	594,249	gum vs gum			
	GEV	2	292,193	590,385	597,044	gum vs gev	1,425	3,84	0,2326
Covariable en misma temporada	Gumbel, Cov=loc	3	286,360	578,719	585,378	gum vs Cvgumloc	13,091	3,84	0,0003
	Gumbel, Cov=sc	4	292,897	591,795	598,453	gum vs Cvgumsc	0,015	3,84	0,9015
	Gumbel, Cov=loc, sc	5	286,360	580,719	589,597	gum vs Cvgumlsc	13,091	5,99	0,0014
	GEV, Cov=loc	6	285,852	579,705	588,583	gev vs Cvgevlc	12,680	3,84	0,0004
	GEV, Cov=sc	7	291,793	591,585	600,463	gev vs Cvgevsc	0,800	3,84	0,3712
	GEV, Cov=loc, sc	8	285,840	581,681	592,778	gev vs Cvgevlsc	12,704	5,99	0,0017
Dependencia del tiempo (Tendencia lineal)	Gumbel, time=loc	9	292,898	591,795	598,454	gum vs Tmgumloc	0,015	3,84	0,9022
	Gumbel, time=sc	10	292,111	590,222	596,880	gum vs Tmgumsc	1,588	3,84	0,2075
	Gumbel, time=loc, sc	11	292,105	592,209	601,087	gum vs Tmgumlsc	1,601	5,99	0,4491
	GEV, time=loc	12	292,191	592,382	601,260	gev vs Tmgevlc	0,003	3,84	0,9540
	GEV, time=sc	13	291,231	590,462	599,340	gev vs Tmgevsc	1,923	3,84	0,1655
	GEV, time=loc, sc	14	291,217	592,433	603,531	gev vs Tmgevlsc	1,952	5,99	0,3768
Predictor como covariable (EFM)	Gumbel, pred=loc	15	286,150	578,301	584,959	gum vs Predgumloc	13,510	3,84	0,0002
	Gumbel, pred=sc	16	292,612	591,223	597,882	gum vs Predgumsc	0,587	3,84	0,4435
	Gumbel, pred=loc, sc	17	286,059	580,117	588,995	gum vs Predgumlsc	13,693	5,99	0,0011
	GEV, pred=loc	18	285,745	579,490	588,368	gev vs Predgevlc	12,895	3,84	0,0003
	GEV, pred=sc	19	292,192	592,385	601,263	gev vs Predgevsc	0,000	3,84	0,9918
	GEV, pred=loc, sc	20	285,547	581,095	592,192	gev vs Predgevlsc	13,290	5,99	0,0013

Tabla E. 7: Parámetros estimados mediante máxima verosimilitud y errores en la estimación, modelos para estación Rancagua

Identificación		Parámetros estimados					Errores en la estimación de parámetros				
Modelo	id	mu0	mu1	sigma0	sigma1	shape	un-mu0	un-mu1	un-sigma0	un-sigma1	un-shape
Gumbel	1	41,80		15,81			2,02		1,44		
GEV	2	42,63		16,08		-0,10	2,15		1,49		0,07
Gumbel, Cov=loc	3	42,56	7,45	14,27			1,83	1,90	1,32		
Gumbel, Cov=sc	4	41,67		15,83	0,17		2,29		1,45	1,40	
Gumbel, Cov=loc, sc	5	42,56	7,45	14,27	0,01		1,83	1,91	1,32	1,38	
GEV, Cov=loc	6	43,22	7,43	14,55		-0,08	1,96	1,95	1,37		0,08
GEV, Cov=sc	7	41,88		16,41	1,44	-0,13	2,31		1,60	1,68	0,07
GEV, Cov=loc, sc	8	43,24	7,41	14,57	0,22	-0,09	1,96	1,97	1,38	1,45	0,08
Gumbel, time=loc	9	41,80	-0,01	15,80			2,02	0,10	1,44		
Gumbel, time=sc	10	41,78		15,89	0,12		1,96		1,47	0,10	
Gumbel, time=loc, sc	11	41,85	0,01	15,90	0,12		2,06	0,10	1,47	0,10	
GEV, time=loc	12	42,64	0,01	16,08		-0,10	2,16	0,10	1,50		0,08
GEV, time=sc	13	42,61		16,14	0,13	-0,10	2,06		1,52	0,09	0,07
GEV, time=loc, sc	14	42,73	0,02	16,15	0,13	-0,10	2,17	0,10	1,51	0,09	0,07
Gumbel, pred=loc	15	42,55	6,85	14,14			1,81	1,88	1,31		
Gumbel, pred=sc	16	42,54		15,63	-0,85		2,21		1,44	1,13	
Gumbel, pred=loc, sc	17	42,55	6,93	14,16	0,57		1,81	1,82	1,32	1,33	
GEV, pred=loc	18	43,16	6,98	14,43		-0,08	1,96	1,94	1,39		0,09
GEV, pred=sc	19	42,63		16,07	-0,01	-0,10	2,26		1,60	1,41	0,10
GEV, pred=loc, sc	20	43,26	6,96	14,50	0,81	-0,09	1,98	1,83	1,41	1,27	0,09

Tabla E. 8: Performance de modelos probabilísticos no estacionarios ajustados, estación General Freire

Identificación			Performance			Comparación entre modelos			
Tipo	Modelo	id	Log-Verosimi	AIC	BIC	Comentario	Razón verosimi	Chi2	p-value
Estacionario	Gumbel	1	303,355	610,711	615,150	gum vs gum			
	GEV	2	302,769	611,538	618,197	gum vs gev	1,172	3,84	0,2790
Covariable en misma temporada	Gumbel, Cov=loc	3	296,240	598,479	605,138	gum vs Cvgumloc	14,231	3,84	0,0002
	Gumbel, Cov=sc	4	303,301	612,602	619,260	gum vs Cvgumsc	0,109	3,84	0,7413
	Gumbel, Cov=loc, sc	5	295,998	599,996	608,874	gum vs Cvgumlcsc	14,715	5,99	0,0006
	GEV, Cov=loc	6	295,318	598,636	607,514	gev vs Cvgevlc	14,903	3,84	0,0001
	GEV, Cov=sc	7	301,960	611,920	620,798	gev vs Cvgevsc	1,618	3,84	0,2033
	GEV, Cov=loc, sc	8	294,857	599,715	610,812	gev vs Cvgevlcsc	15,824	5,99	0,0004
Dependencia del tiempo (Tendencia lineal)	Gumbel, time=loc	9	301,771	609,542	616,201	gum vs Tmgumloc	3,168	3,84	0,0751
	Gumbel, time=sc	10	303,220	612,440	619,099	gum vs Tmgumsc	0,270	3,84	0,6031
	Gumbel, time=loc, sc	11	301,759	611,517	620,395	gum vs Tmgumlcsc	3,193	5,99	0,2026
	GEV, time=loc	12	301,309	610,618	619,496	gev vs Tmgevlc	2,920	3,84	0,0875
	GEV, time=sc	13	302,769	613,538	622,416	gev vs Tmgevsc	0,000	3,84	0,9884
	GEV, time=loc, sc	14	301,261	612,521	623,619	gev vs Tmgevlcsc	3,017	5,99	0,2212
Predictor como covariable (EFM)	Gumbel, pred=loc	15	300,483	606,965	613,624	gum vs Predgumloc	5,745	3,84	0,0165
	Gumbel, pred=sc	16	303,252	612,504	619,162	gum vs Predgumsc	0,207	3,84	0,6493
	Gumbel, pred=loc, sc	17	298,858	605,716	614,595	gum vs Predgumlcsc	8,994	5,99	0,0111
	GEV, pred=loc	18	299,146	606,292	615,170	gev vs Predgevlc	7,247	3,84	0,0071
	GEV, pred=sc	19	302,315	612,629	621,508	gev vs Predgevsc	0,909	3,84	0,3404
	GEV, pred=loc, sc	20	297,822	605,644	616,742	gev vs Predgevlcsc	9,894	5,99	0,0071

Tabla E. 9: Parámetros estimados mediante máxima verosimilitud y errores en la estimación, modelos para estación General Freire

Identificación		Parámetros estimados					Errores en la estimación de parámetros				
Modelo	id	mu0	mu1	sigma0	sigma1	shape	un-mu0	un-mu1	un-sigma0	un-sigma1	un-shape
Gumbel	1	57,31		18,23			2,34		1,70		
GEV	2	58,37		18,80		-0,11	2,57		1,84		
Gumbel, Cov=loc	3	58,34	-8,77	16,45			2,11	2,23	1,53		
Gumbel, Cov=sc	4	56,86		18,24	-0,50		2,69		1,71	1,48	
Gumbel, Cov=loc, sc	5	58,32	-8,65	16,46	-1,34		2,12	2,21	1,54	1,95	
GEV, Cov=loc	6	59,66	-9,28	17,16		-0,15	2,39	2,33	1,74		
GEV, Cov=sc	7	57,28		19,96	-2,46	-0,22	2,74		2,44	1,92	
GEV, Cov=loc, sc	8	59,86	-8,76	17,34	-1,57	-0,18	2,45	2,30	1,82	1,65	
Gumbel, time=loc	9	57,51	-0,19	17,72			2,27	0,11	1,67		
Gumbel, time=sc	10	57,68		18,19	0,04		2,42		1,70	0,08	
Gumbel, time=loc, sc	11	57,50	-0,20	2,87	0,00		2,27	0,12	0,09	0,00	
GEV, time=loc	12	58,48	-0,20	18,28		-0,10	2,53	0,11	1,83		
GEV, time=sc	13	58,37		18,79	0,00	-0,11	2,58		1,93	0,10	
GEV, time=loc, sc	14	58,56	-0,21	2,91	0,00	-0,11	2,56	0,12	0,10	0,00	
Gumbel, pred=loc	15	57,83	5,13	17,70			2,27	2,19	1,63		
Gumbel, pred=sc	16	56,86		18,22	0,64		2,54		1,71	1,39	
Gumbel, pred=loc, sc	17	57,94	6,50	17,38	2,89		2,26	2,04	1,62	1,50	
GEV, pred=loc	18	59,34	6,51	18,37		-0,16	2,49	2,50	1,77		
GEV, pred=sc	19	57,69		19,22	1,57	-0,15	2,70		2,04	1,67	
GEV, pred=loc, sc	20	59,37	6,57	18,04	2,36	-0,15	2,50	2,09	1,77	1,36	

Tabla E. 10: Performance de modelos probabilísticos no estacionarios ajustados, estación Bernardo O'Higgins

Identificación			Performance			Comparación entre modelos			
Tipo	Modelo	id	Log-Verosimi	AIC	BIC	Comentario	Razón verosimi	Chi2	p-value
Estacionario	Gumbel	1	309,237	622,473	626,912	gum vs gum			
	GEV	2	308,970	623,940	630,598	gum vs gev	0,533	3,84	0,4652
Covariable en misma temporada	Gumbel, Cov=loc	3	303,760	613,519	620,178	gum vs Cvgumloc	10,954	3,84	0,0009
	Gumbel, Cov=sc	4	306,605	619,209	625,868	gum vs Cvgumsc	5,264	3,84	0,0218
	Gumbel, Cov=loc, sc	5	300,848	609,697	618,575	gum vs Cvgumlcsc	16,776	5,99	0,0002
	GEV, Cov=loc	6	303,755	615,510	624,388	gev vs Cvgevlc	10,430	3,84	0,0012
	GEV, Cov=sc	7	306,599	621,197	630,075	gev vs Cvgevsc	4,743	3,84	0,0294
	GEV, Cov=loc, sc	8	300,820	611,641	622,738	gev vs Cvgevlcsc	16,299	5,99	0,0003
Dependencia del tiempo (Tendencia lineal)	Gumbel, time=loc	9	309,206	624,411	631,070	gum vs Tmgumloc	0,062	3,84	0,8033
	Gumbel, time=sc	10	308,528	623,056	629,715	gum vs Tmgumsc	1,417	3,84	0,2339
	Gumbel, time=loc, sc	11	308,470	624,939	633,817	gum vs Tmgumlcsc	1,534	5,99	0,4645
	GEV, time=loc	12	308,862	625,725	634,603	gev vs Tmgevlc	0,215	3,84	0,6426
	GEV, time=sc	13	307,814	623,628	632,507	gev vs Tmgevsc	2,312	3,84	0,1284
	GEV, time=loc, sc	14	307,731	625,463	636,560	gev vs Tmgevlcsc	2,477	5,99	0,2898
Predictor como covariable (EFM)	Gumbel, pred=loc	15	302,195	610,389	617,048	gum vs Predgumloc	14,084	3,84	0,0002
	Gumbel, pred=sc	16	309,218	624,436	631,094	gum vs Predgumsc	0,038	3,84	0,8460
	Gumbel, pred=loc, sc	17	302,129	612,258	621,136	gum vs Predgumlcsc	14,215	5,99	0,0008
	GEV, pred=loc	18	300,669	609,337	618,215	gev vs Predgevlc	16,603	3,84	0,0000
	GEV, pred=sc	19	308,764	625,528	634,406	gev vs Predgevsc	0,412	3,84	0,5211
	GEV, pred=loc, sc	20	300,450	610,900	621,998	gev vs Predgevlcsc	17,040	5,99	0,0002

Tabla E. 11: Parámetros estimados mediante máxima verosimilitud y errores en la estimación, modelos para estación Bernardo O'Higgins

Identificación		Parámetros estimados					Errores en la estimación de parámetros				
Modelo	id	mu0	mu1	sigma0	sigma1	shape	un-mu0	un-mu1	un-sigma0	un-sigma1	un-shape
Gumbel	1	64,39		19,11			2,43		1,82		
GEV	2	63,83		18,79		0,06	2,52		1,83		0,08
Gumbel, Cov=loc	3	65,42	8,31	17,99			2,29	2,37	1,67		
Gumbel, Cov=sc	4	60,96		19,11	4,80		2,60		1,87	2,05	
Gumbel, Cov=loc, sc	5	65,50	8,73	18,22	5,58		2,42	2,48	1,79	2,47	
GEV, Cov=loc	6	65,35	8,25	17,96		0,01	2,40	2,45	1,69		0,07
GEV, Cov=sc	7	61,00		19,18	4,86	-0,01	2,62		1,98	2,14	0,08
GEV, Cov=loc, sc	8	65,65	8,78	18,26	5,58	-0,02	2,51	2,49	1,80	2,41	0,07
Gumbel, time=loc	9	64,39	-0,03	19,08			2,43	0,11	1,83		
Gumbel, time=sc	10	64,27		18,81	0,10		2,35		1,82	0,09	
Gumbel, time=loc, sc	11	64,47	0,04	18,84	0,12		2,42	0,12	1,83	0,10	
GEV, time=loc	12	63,68	-0,05	18,64		0,07	2,53	0,11	1,86		0,09
GEV, time=sc	13	63,20		18,15	0,13	0,10	2,43		1,84	0,08	0,09
GEV, time=loc, sc	14	63,48	0,05	18,21	0,15	0,10	2,50	0,12	1,85	0,10	0,09
Gumbel, pred=loc	15	65,34	-9,14	16,80			2,13	2,24	1,65		
Gumbel, pred=sc	16	64,65		19,07	0,32		2,77		1,83	1,63	
Gumbel, pred=loc, sc	17	65,34	-9,13	16,77	0,62		2,13	2,22	1,65	1,69	
GEV, pred=loc	18	64,04	-9,62	15,77		0,15	2,16	2,06	1,65		0,09
GEV, pred=sc	19	64,53		18,55	1,20	0,09	2,73		1,84	1,85	0,10
GEV, pred=loc, sc	20	63,94	-9,36	15,66	1,14	0,16	2,15	2,02	1,65	1,70	0,10

Tabla E. 12: Performance de modelos probabilísticos no estacionarios ajustados, estación Carriel Sur

Identificación			Performance			Comparación entre modelos			
Tipo	Modelo	id	Log-Verosimi	AIC	BIC	Comentario	Razón verosimi	Chi2	p-value
Estacionario	Gumbel	1	323,277	650,553	654,992	gum vs gum			
	GEV	2	323,277	652,553	659,212	gum vs gev	0,000	3,84	0,9882
Covariable en misma temporada	Gumbel, Cov=loc	3	316,870	639,741	646,399	gum vs Cvgumloc	12,813	3,84	0,0003
	Gumbel, Cov=sc	4	323,275	652,550	659,209	gum vs Cvgumsc	0,003	3,84	0,9565
	Gumbel, Cov=loc, sc	5	316,681	641,363	650,241	gum vs Cvgumlsc	13,191	5,99	0,0014
	GEV, Cov=loc	6	316,751	641,503	650,381	gev vs Cvgevlc	13,050	3,84	0,0003
	GEV, Cov=sc	7	323,273	654,546	663,424	gev vs Cvgevsc	0,007	3,84	0,9338
	GEV, Cov=loc, sc	8	316,598	643,197	654,294	gev vs Cvgevlsc	13,356	5,99	0,0013
Dependencia del tiempo (Tendencia lineal)	Gumbel, time=loc	9	320,634	647,268	653,927	gum vs Tmgumloc	5,285	3,84	0,0215
	Gumbel, time=sc	10	321,731	649,462	656,120	gum vs Tmgumsc	3,092	3,84	0,0787
	Gumbel, time=loc, sc	11	320,241	648,481	657,359	gum vs Tmgumlsc	6,072	5,99	0,0480
	GEV, time=loc	12	320,396	648,793	657,671	gev vs Tmgevlc	5,761	3,84	0,0164
	GEV, time=sc	13	321,724	651,448	660,326	gev vs Tmgevsc	3,105	3,84	0,0781
	GEV, time=loc, sc	14	320,162	650,325	661,422	gev vs Tmgevlsc	6,229	5,99	0,0444
Predictor como covariable (EFM)	Gumbel, pred=loc	15	318,127	642,254	648,912	gum vs Predgumloc	10,300	3,84	0,0013
	Gumbel, pred=sc	16	323,033	652,066	658,724	gum vs Predgumsc	0,488	3,84	0,4850
	Gumbel, pred=loc, sc	17	317,623	643,246	652,124	gum vs Predgumlsc	11,308	5,99	0,0035
	GEV, pred=loc	18	318,096	644,191	653,069	gev vs Predgevlc	10,362	3,84	0,0013
	GEV, pred=sc	19	323,019	654,037	662,915	gev vs Predgevsc	0,516	3,84	0,4725
	GEV, pred=loc, sc	20	317,394	644,789	655,886	gev vs Predgevlsc	11,765	5,99	0,0028

Tabla E. 13: Parámetros estimados mediante máxima verosimilitud y errores en la estimación, modelos para estación Carriel Sur

Identificación		Parámetros estimados					Errores en la estimación de parámetros				
Modelo	id	mu0	mu1	sigma0	sigma1	shape	un-mu0	un-mu1	un-sigma0	un-sigma1	un-shape
Gumbel	1	66,77		23,86			3,05		2,29		
GEV	2	66,79		23,88		0,00	3,34		2,47		0,11
Gumbel, Cov=loc	3	67,91	10,54	21,47			2,74	2,87	2,10		
Gumbel, Cov=sc	4	66,66		23,87	0,13		3,66		2,30	2,37	
Gumbel, Cov=loc, sc	5	67,91	10,61	21,48	1,36		2,75	2,79	2,10	2,20	
GEV, Cov=loc	6	67,25	10,41	20,94		0,06	3,01	2,78	2,31		0,12
GEV, Cov=sc	7	66,69		23,95	0,24	-0,01	3,67		2,68	3,08	0,14
GEV, Cov=loc, sc	8	67,35	10,59	21,02	1,22	0,05	3,04	2,74	2,33	2,24	0,12
Gumbel, time=loc	9	67,16	-0,31	22,61			2,88	0,13	2,20		
Gumbel, time=sc	10	68,64		23,71	0,20		3,03		2,31	0,11	
Gumbel, time=loc, sc	11	67,27	-0,26	22,73	0,11		2,91	0,15	2,23	0,13	
GEV, time=loc	12	66,29	-0,32	21,95		0,07	3,08	0,12	2,34		0,11
GEV, time=sc	13	68,43		23,53	0,20	0,01	3,30		2,45	0,11	0,11
GEV, time=loc, sc	14	66,67	-0,27	22,31	0,09	0,04	3,18	0,15	2,45	0,14	0,11
Gumbel, pred=loc	15	67,74	-8,66	22,02			2,81	2,70	2,11		
Gumbel, pred=sc	16	67,91		23,81	1,46		3,44		2,29	2,18	
Gumbel, pred=loc, sc	17	67,84	-9,86	21,91	-3,12		2,83	2,83	2,13	3,14	
GEV, pred=loc	18	67,46	-8,55	21,84		0,02	3,01	2,70	2,21		0,10
GEV, pred=sc	19	67,73		23,60	1,54	0,02	3,58		2,44	2,18	0,11
GEV, pred=loc, sc	20	67,15	-10,35	21,50	-4,23	0,07	3,02	3,27	2,24	4,15	0,12

Anexo E. 7: Modelos desarrollados en base a covariable de mejor correlación.

Se calibran 3 modelos GEV para cada una de las covariables de mayor correlación, tanto para la sección de covariables en la misma temporada como para predictores. Adicionalmente, se calibran modelos Gumbel a fin de ver la ganancia de modelar las series con las funciones GEV. El detalle de dichos modelos calibrados puede ser encontrado en el Anexo E.6.

Luego, acorde a los criterios de AIC y BIC, además de la comparación con el modelo estacionario GEV anidado, se eligen los modelos de mejor desempeño. Lo anterior se muestra en las Tabla E.14 y Tabla E.15, para las corridas de covariables en la misma temporada y predictores, respectivamente. La columna 2 de ambas tablas incluye la descripción de los parámetros modelados como no estacionarios del modelo elegido.

Tabla E. 14: Desempeño de los modelos calibrados con covariable de mayor correlación. Sección de covariables en la misma temporada

Identificación		Desempeño del modelo			Comparación con anidado		
Estación	Modelo	Log-Verosim	AIC	BIC	Razón Verosim	chi2	p-value
La Florida	Cov=loc, sc	280,56	571,12	582,22	18,92	5,99	0,00
Quinta Normal	Cov=loc, sc	282,01	574,02	585,04	17,96	5,99	0,00
Rancagua	Cov=loc	285,85	579,70	588,58	12,68	3,84	0,00
General Freire	Cov=loc	295,32	598,64	607,51	14,90	3,84	0,00
Bernardo O'Higgins	Cov=loc, sc	300,82	611,64	622,74	16,30	5,99	0,00
Carriel Sur	Cov=loc	316,75	641,50	650,38	13,05	3,84	0,00

Tabla E. 15: Desempeño de los modelos calibrados con covariable de mayor correlación. Sección de predictores como covariables

Identificación		Desempeño del modelo			Comparación con anidado		
Estación	Modelo	Log-Verosim	AIC	BIC	Razón Verosim	chi2	p-value
La Florida	pred=sc	278,03	564,07	572,89	23,97	3,84	0,00
Quinta Normal	pred=sc	283,21	574,42	583,24	15,56	3,84	0,00
Rancagua	pred=loc	285,74	579,49	588,37	12,90	3,84	0,00
General Freire	pred=loc, sc	297,82	605,64	616,74	9,89	5,99	0,01
Bernardo O'Higgins	pred=loc	300,67	609,34	618,22	16,60	3,84	0,00
Carriel Sur	pred=loc	318,10	644,19	653,07	10,36	3,84	0,00

Anexo E. 8: Modelos desarrollados con otras covariables.

Se desea validar la elección de la covariable elegida, lo cual ha sido basado en la maximización del coeficiente de correlación. Para esto, se prueban 4 covariables adicionales en las 3 modalidades de combinación posible dentro del modelo GEV (μ_t y σ_t por separado y juntos), dando paso a la calibración de 12 modelos adicionales para cada estación en cada modalidad (misma temporada y predictor). La comparación del mejor modelo para las otras covariables se compara con el modelo calibrado para la covariable

elegida en línea base (i.e. covariable que tenga la mayor correlación). Posteriormente se calcula la diferencia para los criterios de Akaike y Bayesiano, lo cual se muestra en la Tabla E.16 y Tabla E.17 para las corridas de covariables en misma temporada y predictores, respectivamente.

Tabla E. 16: Desempeño del resto de los candidatos a covariables. Comparación con modelos elegidos en base a mayor correlación. Criterios de Akaike y Bayesiano. Sección de covariables en misma temporada

Estación	Criterio de Akaike			Criterio Bayesiano		
	Base	Menor	Delta	Base	Menor	Delta
La Florida	571,12	571,12	0,00	582,22	582,22	0,00
Quinta Normal	574,02	571,29	2,73	585,04	580,11	4,93
Rancagua	579,70	579,70	0,00	588,58	588,58	0,00
General Freire	598,64	598,64	0,00	607,51	607,51	0,00
Bernardo O'Higgins	611,64	611,09	0,55	622,74	619,97	2,77
Carriel Sur	641,50	641,50	0,00	650,38	650,38	0,00

Tabla E. 17: Desempeño del resto de los candidatos a covariables. Comparación con modelos elegidos en base a mayor correlación. Criterios de Akaike y Bayesiano. Sección de predictores como covariables

Estación	Criterio de Akaike			Criterio Bayesiano		
	Base	Menor	Delta	Base	Menor	Delta
La Florida	564,07	564,07	0,00	572,89	578,21	0,00
Quinta Normal	574,42	572,55	1,86	583,24	581,37	1,86
Rancagua	579,49	579,49	0,00	588,37	588,37	0,00
General Freire	602,93	602,93	0,00	614,03	614,03	0,00
Bernardo O'Higgins	609,34	609,34	0,00	618,22	618,22	0,00
Carriel Sur	644,19	644,19	0,00	653,07	653,07	0,00

Para covariables en la misma temporada, se puede ver que existen 2 estaciones en las cuales la elección de otra covariable aumenta tanto los criterios de AIC y BIC. A pesar de lo anterior, la diferencia en la estación de Bernardo O'Higgins es bastante baja, por lo cual solo se opta por cambiar la covariable en el caso de la estación Quinta Normal.

Con respecto a los predictores como covariables, se tiene que solo hay una ganancia en la estación de Quinta Normal, la cual no es significativa, optando por conservar los modelos elegidos en la sección anterior.

El umbral de significancia, definido para lo anterior corresponde a 2, debido a que este es el valor incremental de agregar una variable adicional al modelo bajo el criterio de Akaike. Finalmente, cabe notar que los deltas entre Akaike y Bayesiano serán iguales solo en el caso de que los modelos a comparar tengan el mismo número de parámetros. En lo anterior, a pesar de que se está trabajando con solo una covariable, esta puede ser incorporada en los parámetros de μ_t o σ_t por separado (4 parámetros) o en ambos parámetros juntos (5 parámetros), lo cual causa la no linealidad en los incrementales.

Anexo E. 9: Modelos desarrollados con combinación lineal de covariables.

Acorde a la ecuación (2.13), presentada en el Capítulo 2, el modelo puede recibir como covariable una combinación lineal de dos o más covariables. Con las 4 covariables de mejor correlación, se realizan todas las combinaciones posibles de parámetros, dando pie a 28 modelos adicionales por cada estación y tiempo en el cual se define la covariable (11 modelos para el parámetro de posición, 11 para el de escala y 6 para ambos parámetros en conjunto). Cabe destacar que, en la combinación lineal, se debe chequear que las variables introducidas en la suma tengan una baja correlación para asegurarse que no estén captando el mismo fenómeno, aportando efectivamente información nueva. Por otro lado, se han probado combinaciones lineales de SST tanto en cuadrantes con correlación positiva y negativa, lo cual da cuenta de la ganancia de dejar libre los parámetros en la combinación lineal para la construcción del gradiente de temperaturas, impuestos anteriormente como unitarios en ambos cuadrantes. Lo anterior se muestra en las Tabla E.18 y Tabla E.19 para las covariables en misma temporada y predictores, respectivamente. Análogo a lo anterior, se incluye el criterio de Akaike y Bayesiano para realizar la comparación. En el caso de no existir modelos mejores con una combinación lineal, los valores de los indicadores de desempeño se omiten en las tablas.

Tabla E. 18: Desempeño de modelos calibrados como combinación lineal covariables. Criterios de Akaike y Bayesiano. Sección de covariables en misma temporada

Estación	Criterio de Akaike			Criterio Bayesiano			Corr
	Base	A+B	Delta	Base	A+B	Delta	
La Florida	571,12	-	-	582,22	-	-	-
Quinta Normal	571,29	569,64	1,65	585,04	580,66	-0,55	-0,13
Rancagua	579,70	579,16	0,55	588,58	590,25	-1,67	0,18
General Freire	598,64	597,55	1,08	607,51	608,65	-1,14	0,52
Bernardo O'Higgins	611,09	606,49	4,60	622,74	622,03	-2,06	0,00
Carriel Sur	641,50	629,18	12,32	650,38	644,51	5,87	0,38

Tabla E. 19: Desempeño de modelos calibrados como combinación lineal covariables. Criterios de Akaike y Bayesiano. Sección de predictores como covariables

Estación	Criterio de Akaike			Criterio Bayesiano			Corr
	Base	A+B	Delta	Base	A+B	Delta	
La Florida	564,07	562,89	1,18	578,21	578,21	0,00	0,29
Quinta Normal	572,55	-	-	581,37	-	-	-
Rancagua	579,49	-	-	588,37	-	-	-
General Freire	602,93	-	-	614,03	-	-	-
Bernardo O'Higgins	609,34	608,39	0,95	618,22	619,48	-1,27	-0,72
Carriel Sur	644,19	-	-	653,07	-	-	-

De la inspección de las tablas, se puede ver que en la mayoría de los modelos donde se reporta una ganancia en el criterio AIC (deltas positivos), se tiene que el criterio BIC reporta un empeoramiento (deltas negativos), por lo cual se opta por no elegir modelos que incluyan esta combinación lineal cuando se reporte esta diferencia en los signos de los criterios. De esta manera, la estación de Carriel Sur es la única donde se reporta una ganancia al aplicar una combinación lineal de los parámetros.

La construcción de los modelos de probabilidad condicionada asume una estabilidad temporal en las correlaciones entre las series de tiempo a analizar y sus respectivas covariables. Así, se chequea dicha estabilidad, definiendo un coeficiente de correlación móvil (*Ionita et al. 2008*) entre las series de tiempo de la variable y covariable. En el caso de la estación de Carriel Sur, donde se ha cambiado la covariable por una combinación lineal de otras dos, no se tiene una estabilidad marcada entre ambas series de tiempo. Esto se puede apreciar claramente en la Figura E.17, para las dos covariables seleccionadas en la construcción de la combinación lineal.

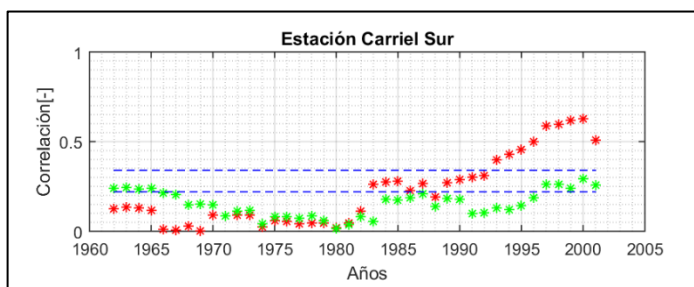


Figura E. 17: Estabilidad temporal entre covariables A+B y serie de tiempo de extremos en Carriel Sur

Acorde a los resultados anteriores, se opta por calibrar el modelo nuevamente con la covariable de mayor correlación, puesto que no se cumple con la estabilidad temporal

Anexo E. 10: Validación cruzada de los modelos desarrollados.

Elegidas las mejores covariables en los modelos y calibrados estos, se realiza una validación cruzada de cada uno de estos. Se adopta el procedimiento descrito en *Towler et al. (2010-a)*. Acorde a sus lineamientos, la serie temporal de validación, que contiene N elementos n , se construye en base a la calibración del modelo estocástico con el resto de los años ($N - n$). Luego, ocupando la covariable correspondiente al año n , denotada como k_n , se calculan distintos periodos de retorno, teniendo la serie completa.

La validación propone comparar la forma de la serie de extremos observada y los diferentes cuantiles estimados en validación. Esta correlación debe ser similar a la obtenida entre la covariable y la serie de extremos. Se debe recordar que los modelos son estocásticos, por lo cual queda descartado una validación determinística, puesto que se desconoce el exacto periodo de retorno al cual corresponde el extremo registrado en el año n . Los resultados de las correlaciones en la validación con covariables como también la correlación entre la serie calibrada y validada se muestran en las Tabla E.20 y Tabla E.21 para las covariables en misma temporada y predictores, respectivamente.

Tabla E. 20: Correlaciones entre valores observados y modelados para distintos cuantiles además de correlaciones en corridas de calibración-validación. Covariables en la misma temporada

Estación	ρ Covariables-Extremos			ρ Calibración-Validación		
	T=2	T=20	T=100	T=2	T=20	T=100
La Serena	0,44	0,45	0,45	1,00	1,00	1,00
Quinta Normal	0,22	0,31	0,31	0,99	0,98	0,93
Rancagua	0,36	0,34	0,30	1,00	0,99	0,99
General Freire	0,40	0,40	0,41	1,00	1,00	0,99
Bernardo O'Higgins	0,40	0,40	0,38	1,00	1,00	0,99
Carriel Sur	0,33	0,31	0,32	1,00	0,99	0,97

Tabla E. 21: Correlaciones entre valores observados y modelados para distintos cuantiles además de correlaciones en corridas de calibración-validación. Predictores como covariables

Estación	ρ Predictores-Extremos			ρ Calibración-Validación		
	T=2	T=20	T=100	T=2	T=20	T=100
La Serena	0,30	0,35	0,34	0,99	1,00	1,00
Quinta Normal	0,25	0,31	0,31	0,56	0,58	0,59
Rancagua	0,35	0,32	0,30	1,00	0,99	0,98
General Freire	0,28	0,29	0,30	1,00	0,99	0,99
Bernardo O'Higgins	0,29	0,21	0,09	1,00	0,99	0,96
Carriel Sur	0,23	0,17	0,12	1,00	0,99	0,96

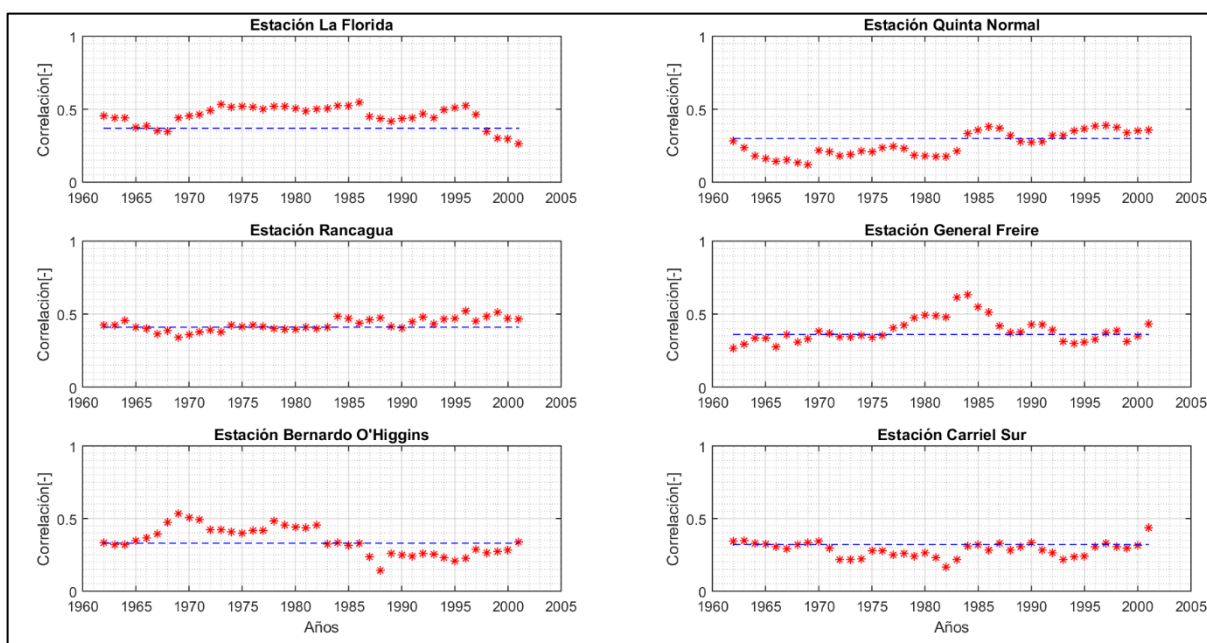


Figura E. 18: Estabilidad temporal de las covariables en la temporada anterior medida a través de su correlación. Línea azul representa el coeficiente de correlación de toda la serie. Todas las estaciones.

Anexo E. 11: Periodos de retorno no estacionarios, resto de las estaciones.

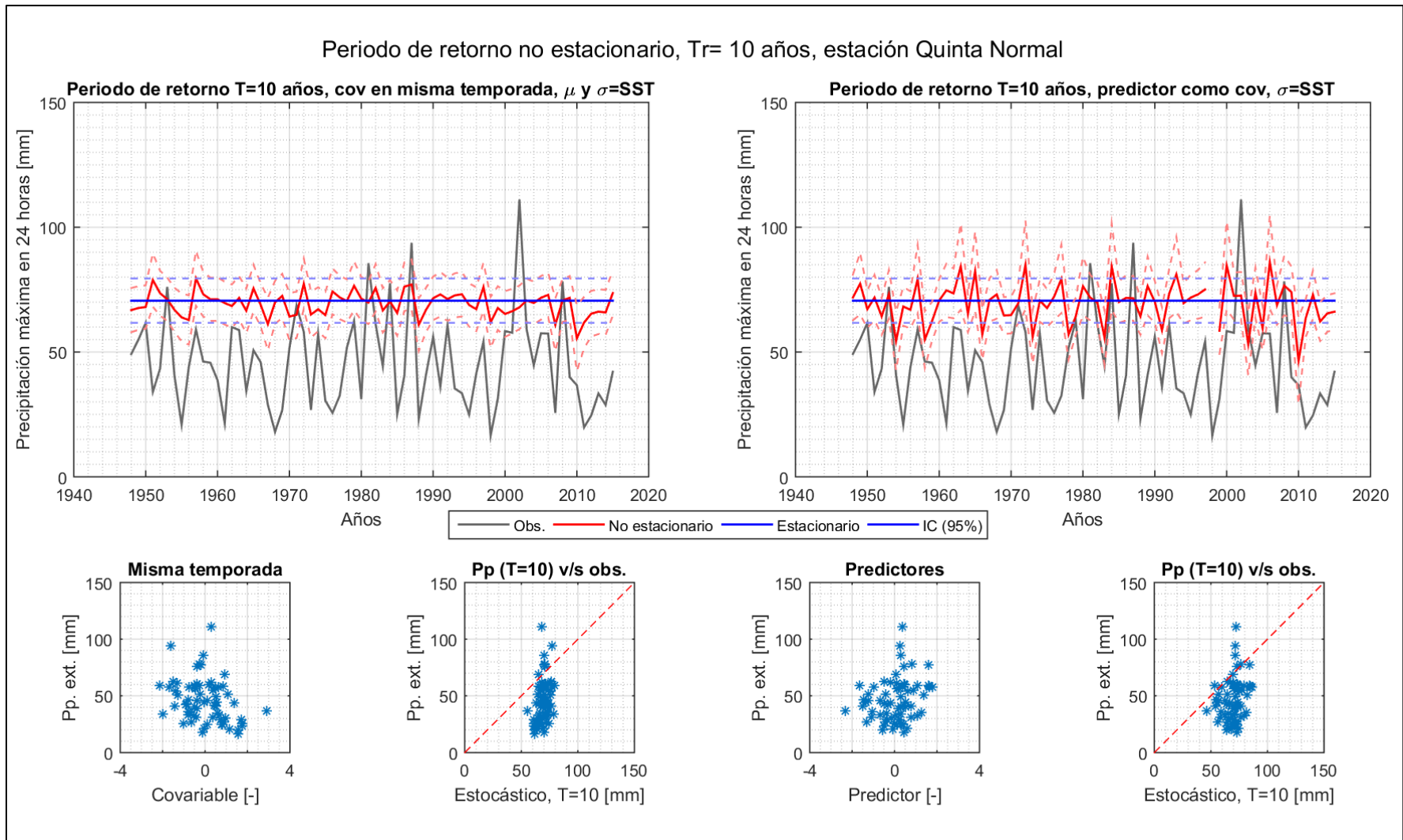


Figura E. 19: Precipitación máxima anual de periodo de retorno $T=10$ años no estacionario. Covariables (SST) en la misma temporada (izquierda) y predictores (SST) como covariables (derecha). Estación Quinta Normal. Banda segmentada en cuadros superiores denota los intervalos de confianza al 95%. Cuadros inferiores muestran (izquierda) relación variable-covariable y (derecha) los montos calculados asociados a $T=10$ años y observados.

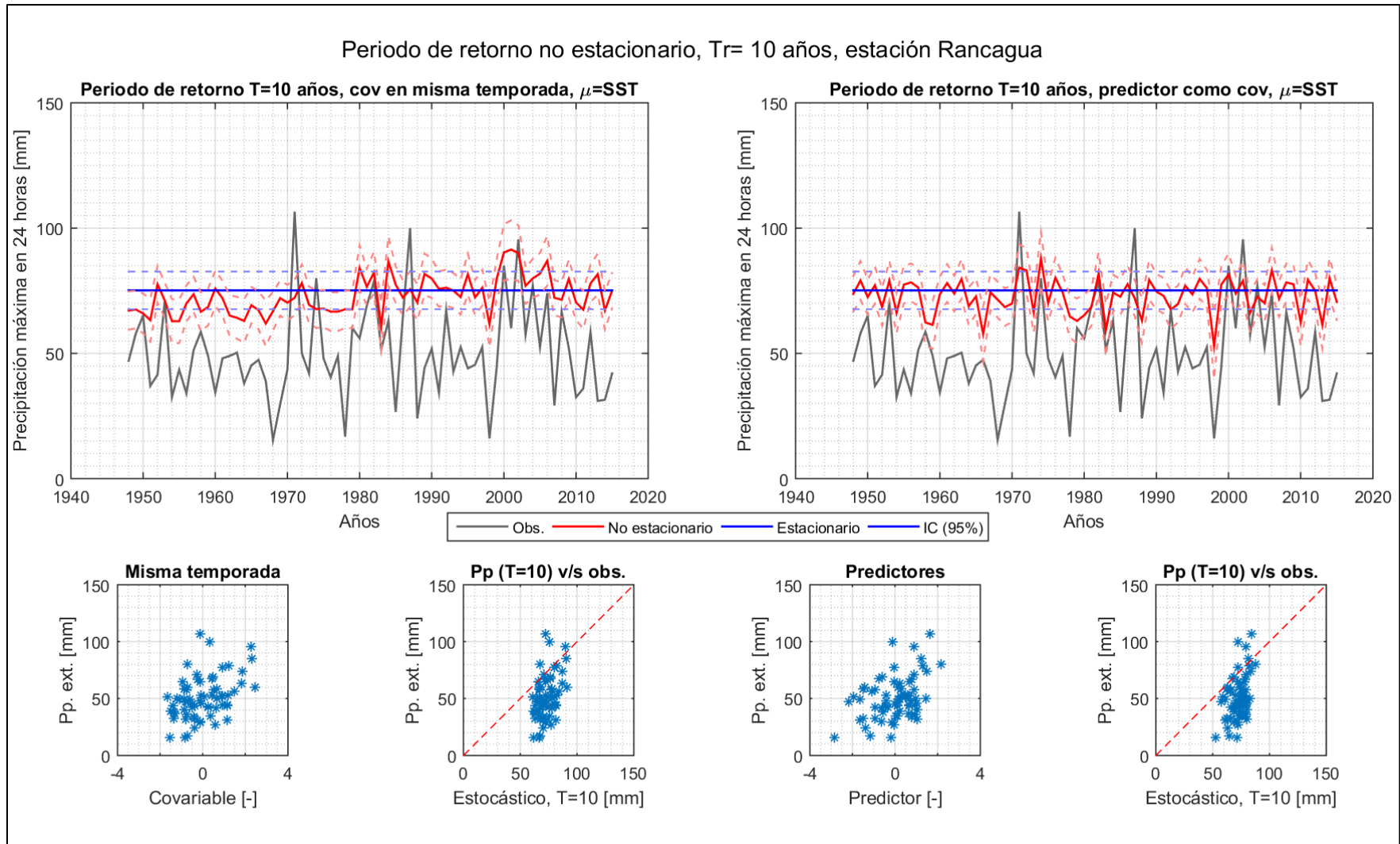


Figura E. 20: Precipitación máxima anual de periodo de retorno $T=10$ años no estacionario. Covariables (SST) en la misma temporada (izquierda) y predictores (SST) como covariables (derecha). Estación Rancagua. Banda segmentada en cuadros superiores denota los intervalos de confianza al 95%. Cuadros inferiores muestran (izquierda) relación variable-covariable y (derecha) los montos calculados asociados a $T=10$ años y observados.

Periodo de retorno no estacionario, $T_r = 10$ años, estación General Freire

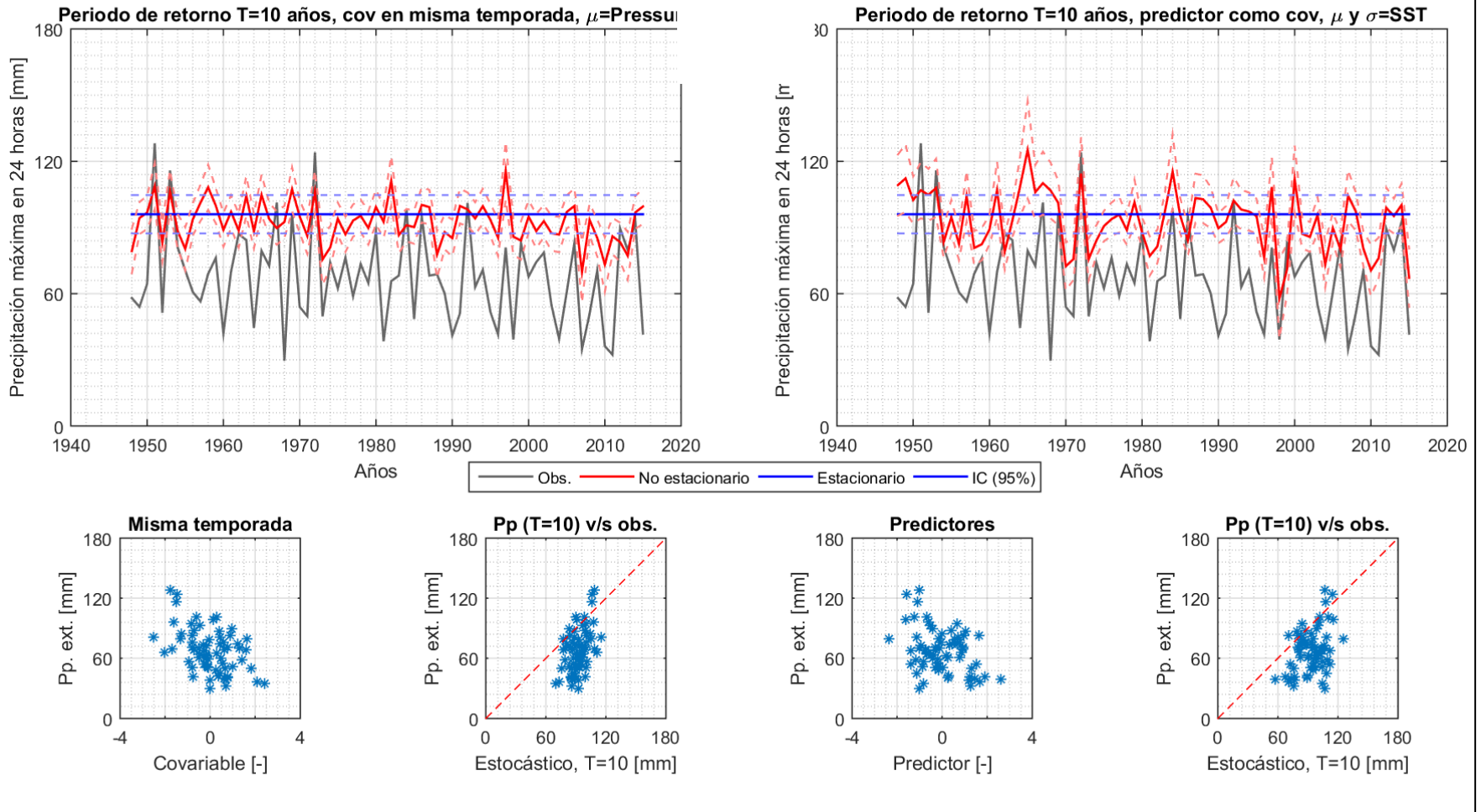


Figura E. 21: Precipitación máxima anual de periodo de retorno $T=10$ años no estacionario. Covariables (SST) en la misma temporada (izquierda) y predictores (SST) como covariables (derecha). Estación General Freire. Banda segmentada en cuadros superiores denota los intervalos de confianza al 95%. Cuadros inferiores muestran (izquierda) relación variable-covariable y (derecha) los montos calculados asociados a $T=10$ años y observados.

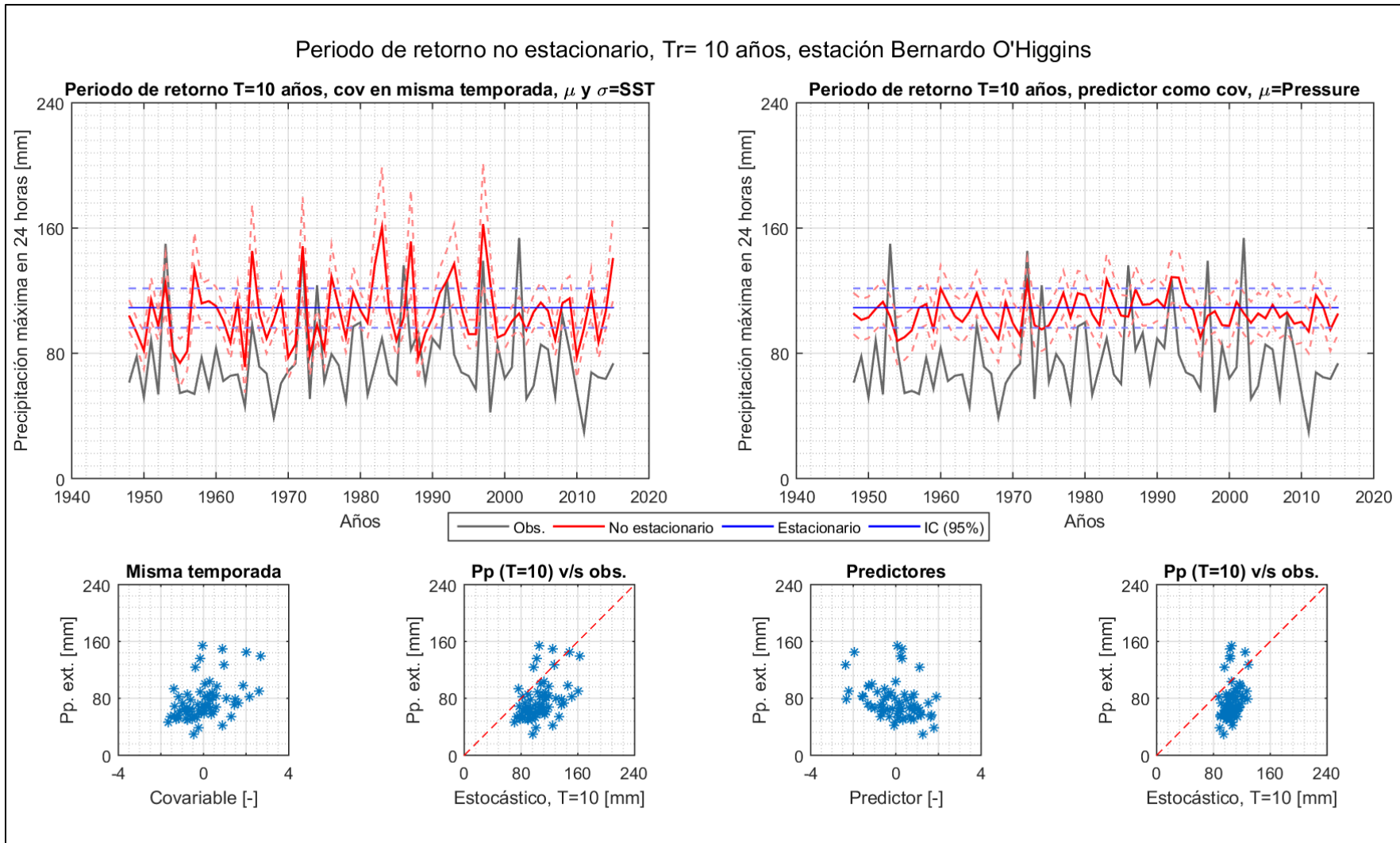


Figura E. 22: Precipitación máxima anual de periodo de retorno $T=10$ años no estacionario. Covariables (SST) en la misma temporada (izquierda) y predictores (SST) como covariables (derecha). Estación Bernardo O'Higgins. Banda segmentada en cuadros superiores denota los intervalos de confianza al 95%. Cuadros inferiores muestran (izquierda) relación variable-covariable y (derecha) los montos calculados asociados a $T=10$ años y observados.

Anexo E. 12: Gráficos Q-Q Plot, verificación visual, ajuste de funciones GEV

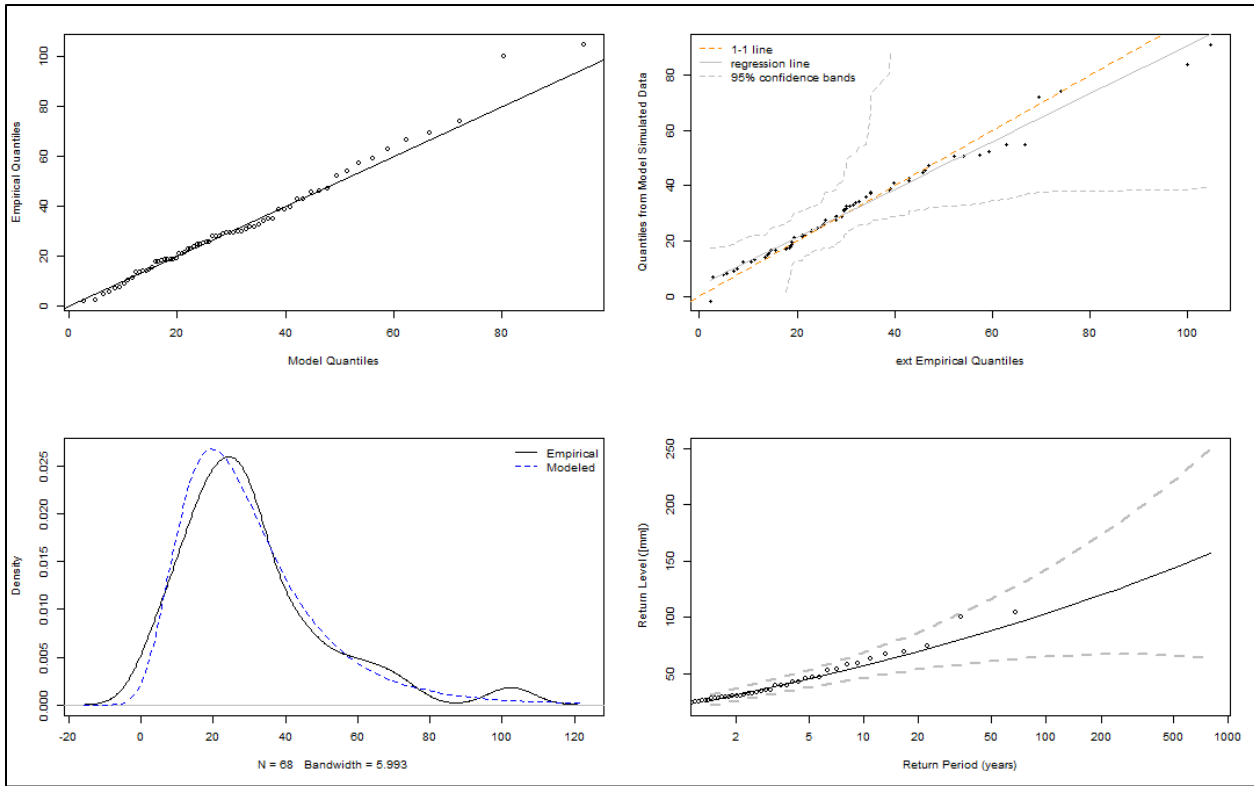


Figura E. 23: Gráficos de bondad de ajuste (QQ-Plot), distribución GEV estacionaria, estación La Florida

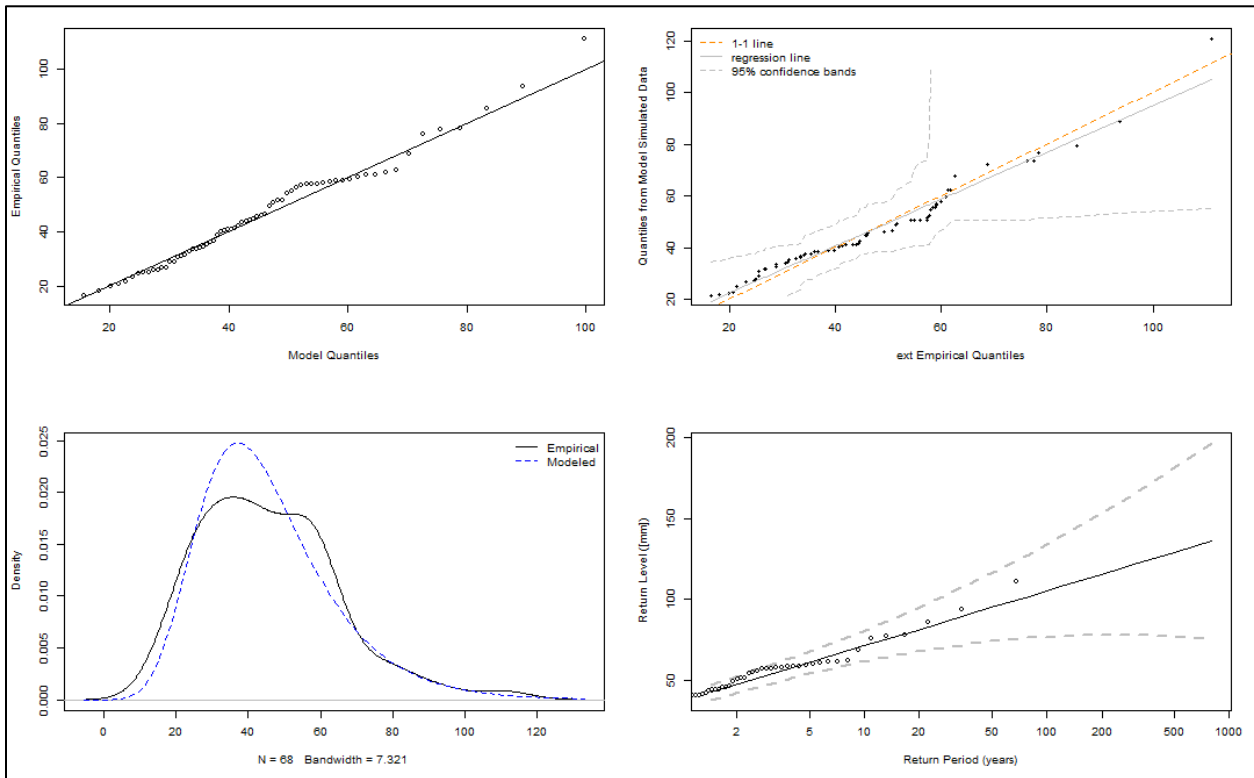


Figura E. 24: Gráficos de bondad de ajuste (QQ-Plot), distribución GEV estacionaria, estación Quinta Normal

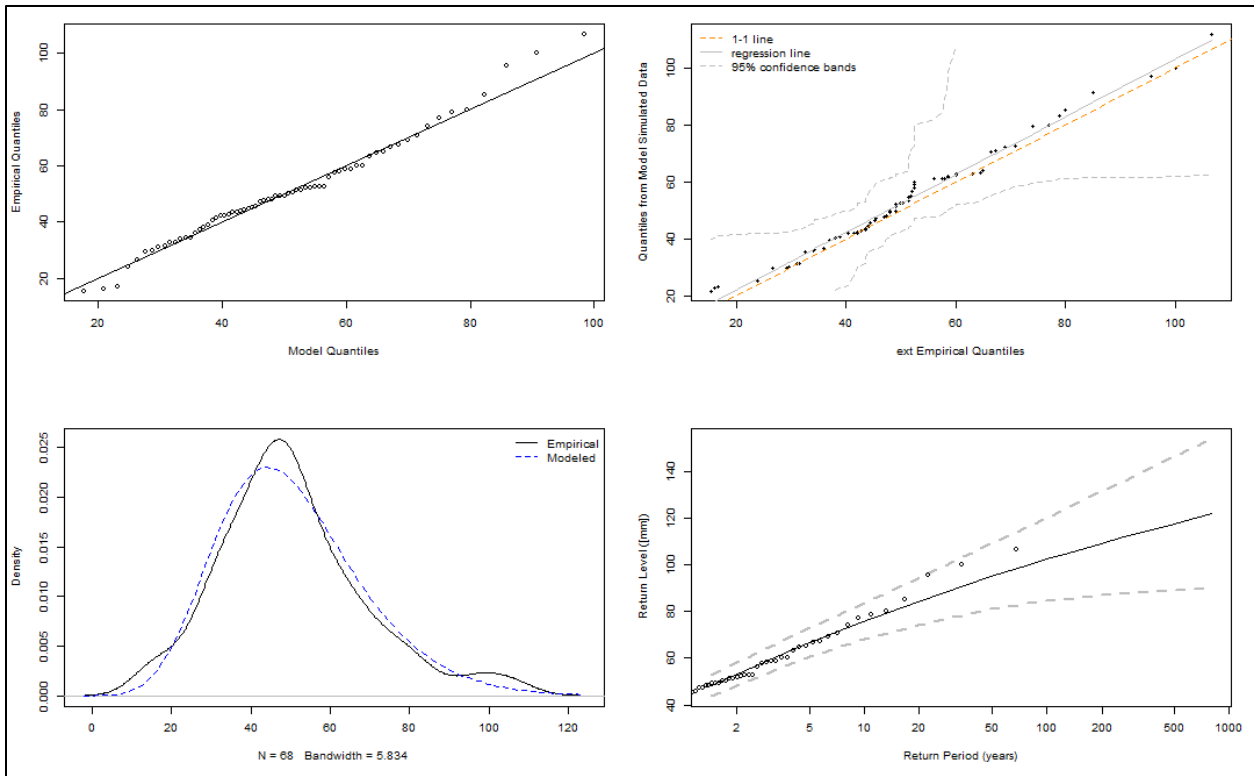


Figura E. 25: Gráficos de bondad de ajuste (QQ-Plot), distribución GEV estacionaria, estación Rancagua

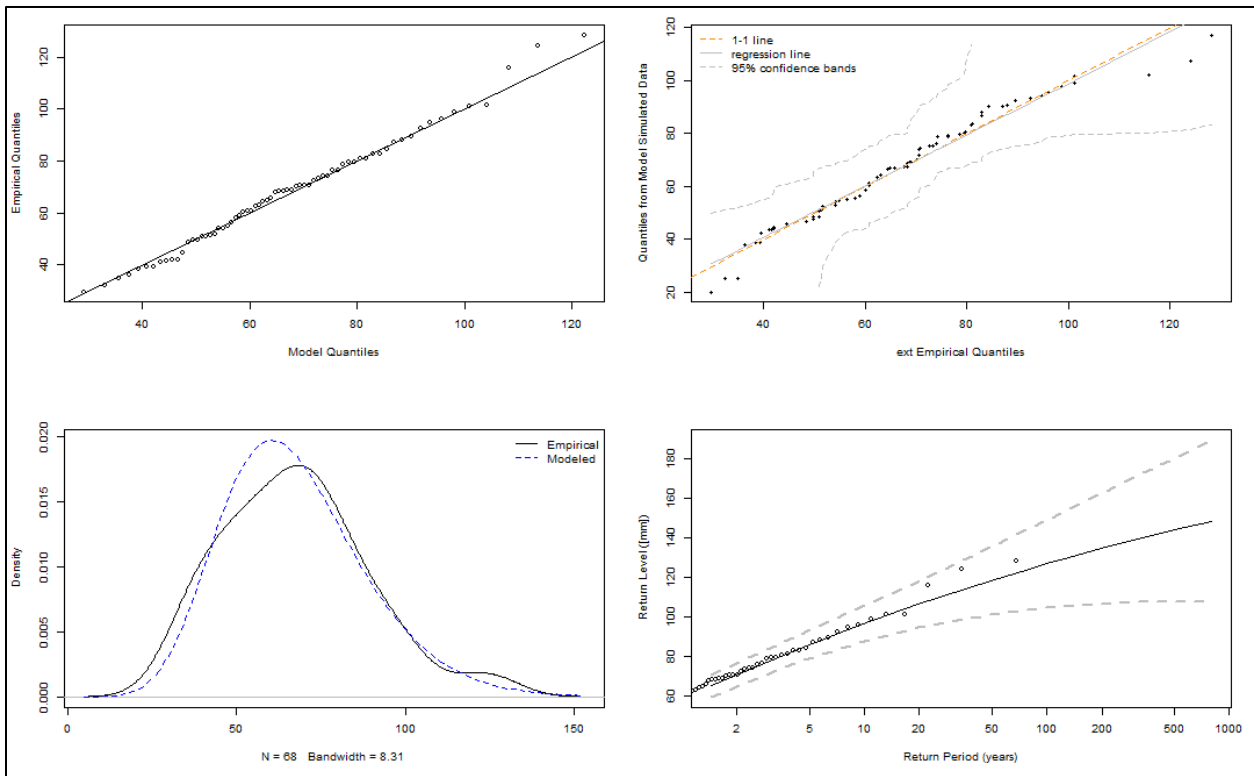


Figura E. 26: Gráficos de bondad de ajuste (QQ-Plot), distribución GEV estacionaria, estación General Freire

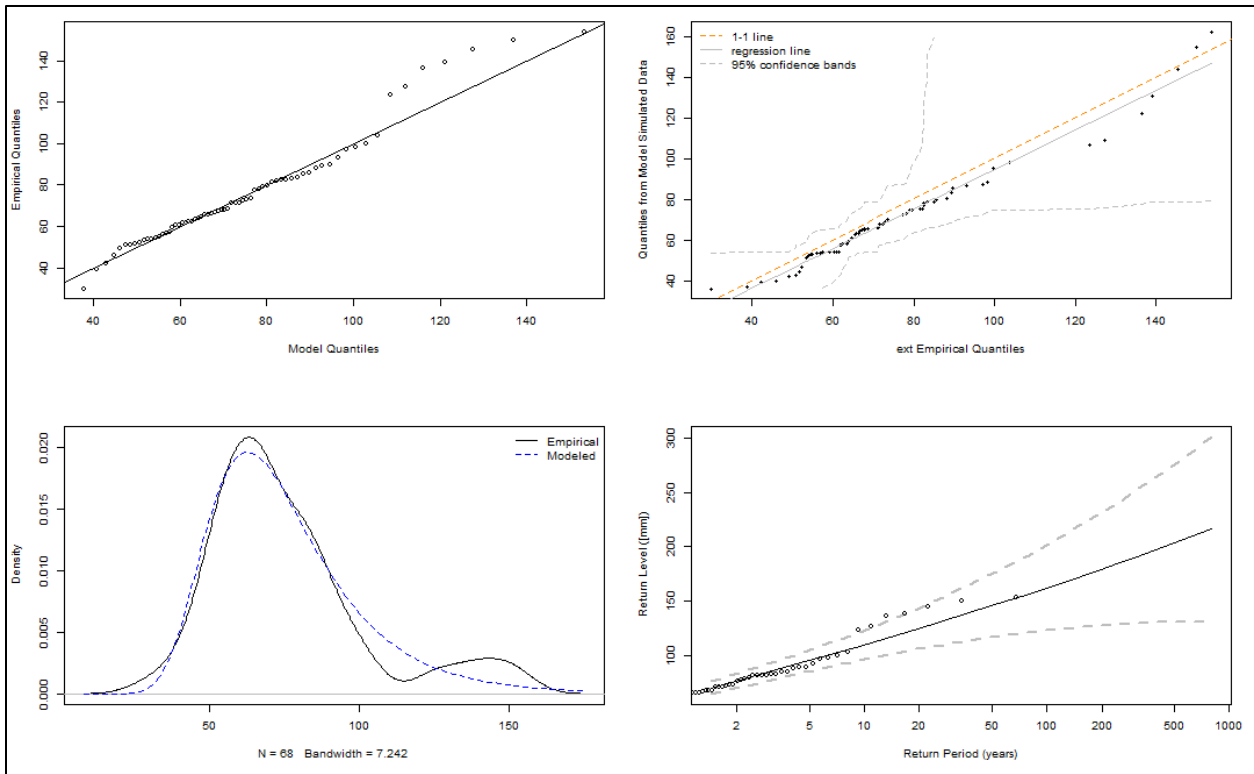


Figura E. 27: Gráficos de bondad de ajuste (QQ-Plot), distribución GEV estacionaria, estación Bernardo O'Higgins

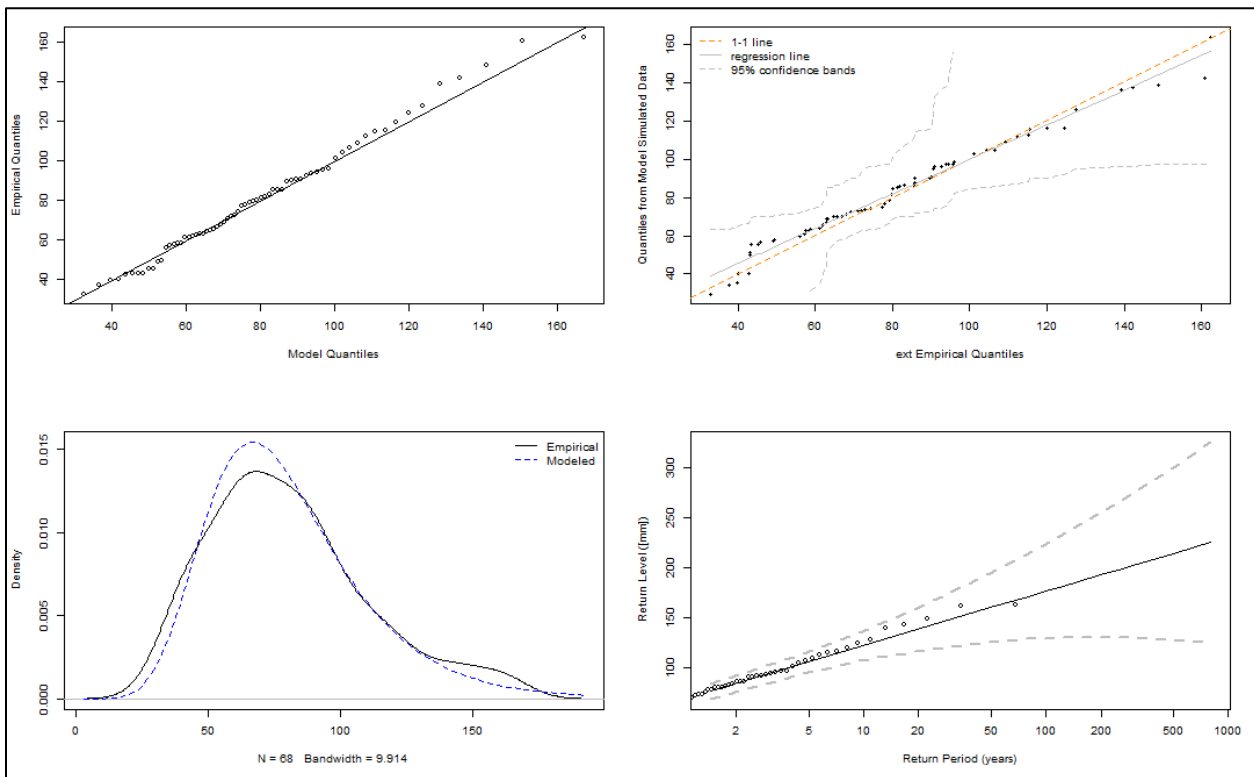


Figura E. 28: Gráficos de bondad de ajuste (QQ-Plot), distribución GEV estacionaria, estación Carriel Sur

Anexo E. 13: Porcentajes de cambio de periodos de retorno en base correcciones del modelo MPI-ESM-LR

Tabla E. 22: Data de proyecciones futuras, precipitación extrema, modelo MPI-ESM-LR desde plataforma ESGF, corregida en base a FT.

Ensemble properties				Return level (years)					
Raingauge	Ensemble	Period	From	5	10	20	50	100	200
La Florida	Baseline	1976-2005	DMC/obs	0%	0%	0%	0%	0%	0%
	RCP 4.5 near future	2020-2049	ESGF	-10%	-4%	2%	8%	13%	19%
	RCP 4.5 further future	2060-2089	ESGF	-16%	-17%	-19%	-22%	-25%	-28%
	RCP 8.5 near future	2020-2049	ESGF	-17%	2%	24%	61%	96%	141%
	RCP 8.5 further future	2060-2089	ESGF	-30%	3%	50%	148%	266%	445%
Quinta Normal	Baseline	1976-2005	DMC/obs	0%	0%	0%	0%	0%	0%
	RCP 4.5 near future	2020-2049	ESGF	-18%	-24%	-30%	-37%	-42%	-47%
	RCP 4.5 further future	2060-2089	ESGF	-6%	-8%	-11%	-16%	-20%	-24%
	RCP 8.5 near future	2020-2049	ESGF	-25%	-30%	-34%	-39%	-43%	-47%
	RCP 8.5 further future	2060-2089	ESGF	-23%	-21%	-20%	-20%	-21%	-21%
Rancagua	Baseline	1976-2005	DMC/obs	0%	0%	0%	0%	0%	0%
	RCP 4.5 near future	2020-2049	ESGF	-19%	-20%	-21%	-23%	-24%	-25%
	RCP 4.5 further future	2060-2089	ESGF	-11%	-8%	-5%	-1%	1%	3%
	RCP 8.5 near future	2020-2049	ESGF	-25%	-27%	-28%	-29%	-30%	-31%
	RCP 8.5 further future	2060-2089	ESGF	-25%	-19%	-13%	-6%	0%	7%
General Freire	Baseline	1976-2005	DMC/obs	0%	0%	0%	0%	0%	0%
	RCP 4.5 near future	2020-2049	ESGF	8%	13%	16%	20%	22%	23%
	RCP 4.5 further future	2060-2089	ESGF	32%	44%	54%	65%	72%	79%
	RCP 8.5 near future	2020-2049	ESGF	26%	33%	39%	46%	50%	54%
	RCP 8.5 further future	2060-2089	ESGF	33%	41%	49%	59%	67%	74%
Bernardo O'Higgins	Baseline	1976-2005	DMC/obs	0%	0%	0%	0%	0%	0%
	RCP 4.5 near future	2020-2049	ESGF	-2%	-1%	-1%	-1%	-2%	-2%
	RCP 4.5 further future	2060-2089	ESGF	5%	14%	25%	44%	62%	84%
	RCP 8.5 near future	2020-2049	ESGF	3%	7%	11%	16%	19%	24%
	RCP 8.5 further future	2060-2089	ESGF	6%	9%	12%	14%	15%	15%
Carriel Sur	Baseline	1976-2005	DMC/obs	0%	0%	0%	0%	0%	0%
	RCP 4.5 near future	2020-2049	ESGF	5%	2%	0%	-3%	-6%	-8%
	RCP 4.5 further future	2060-2089	ESGF	12%	11%	12%	13%	14%	15%
	RCP 8.5 near future	2020-2049	ESGF	11%	12%	13%	15%	16%	18%
	RCP 8.5 further future	2060-2089	ESGF	12%	13%	13%	11%	10%	9%

Tabla E. 23: Data de proyecciones futuras, precipitación extrema, modelo MPI-ESM-LR desde plataforma NEX, corregida en base a FT.

Ensemble properties				Return level (years)					
Raingauge	Ensemble	Period	From	5	10	20	50	100	200
La Florida	Baseline	1976-2005	DMC/obs	0%	0%	0%	0%	0%	0%
	RCP 4.5 near future	2020-2049	NEX	-3%	9%	22%	43%	61%	82%
	RCP 4.5 further future	2060-2089	NEX	1%	61%	161%	406%	747%	1332%
	RCP 8.5 near future	2020-2049	NEX	10%	51%	110%	227%	362%	559%
	RCP 8.5 further future	2060-2089	NEX	-16%	26%	93%	245%	444%	764%
Quinta Normal	Baseline	1976-2005	DMC/obs	0%	0%	0%	0%	0%	0%
	RCP 4.5 near future	2020-2049	NEX	-10%	-22%	-33%	-43%	-49%	-55%
	RCP 4.5 further future	2060-2089	NEX	-8%	-11%	-16%	-21%	-25%	-29%
	RCP 8.5 near future	2020-2049	NEX	-8%	-21%	-32%	-43%	-49%	-54%
	RCP 8.5 further future	2060-2089	NEX	-11%	-17%	-22%	-29%	-34%	-39%
Rancagua	Baseline	1976-2005	DMC/obs	0%	0%	0%	0%	0%	0%
	RCP 4.5 near future	2020-2049	NEX	-6%	5%	18%	38%	57%	80%
	RCP 4.5 further future	2060-2089	NEX	-2%	5%	13%	25%	36%	48%
	RCP 8.5 near future	2020-2049	NEX	-11%	7%	33%	87%	147%	231%
	RCP 8.5 further future	2060-2089	NEX	-10%	-1%	10%	27%	43%	60%
General Freire	Baseline	1976-2005	DMC/obs	0%	0%	0%	0%	0%	0%
	RCP 4.5 near future	2020-2049	NEX	-2%	2%	7%	14%	19%	24%
	RCP 4.5 further future	2060-2089	NEX	9%	12%	13%	15%	15%	15%
	RCP 8.5 near future	2020-2049	NEX	4%	9%	14%	21%	26%	31%
	RCP 8.5 further future	2060-2089	NEX	-2%	5%	13%	23%	31%	39%
Bernardo O'Higgins	Baseline	1976-2005	DMC/obs	0%	0%	0%	0%	0%	0%
	RCP 4.5 near future	2020-2049	NEX	-13%	-15%	-18%	-22%	-24%	-27%
	RCP 4.5 further future	2060-2089	NEX	-11%	-13%	-16%	-18%	-20%	-21%
	RCP 8.5 near future	2020-2049	NEX	9%	20%	34%	57%	79%	106%
	RCP 8.5 further future	2060-2089	NEX	-21%	-21%	-20%	-19%	-18%	-16%
Carriel Sur	Baseline	1976-2005	DMC/obs	0%	0%	0%	0%	0%	0%
	RCP 4.5 near future	2020-2049	NEX	-9%	-14%	-19%	-27%	-32%	-37%
	RCP 4.5 further future	2060-2089	NEX	1%	-1%	-4%	-9%	-14%	-18%
	RCP 8.5 near future	2020-2049	NEX	23%	19%	13%	4%	-2%	-9%
	RCP 8.5 further future	2060-2089	NEX	-8%	-8%	-9%	-12%	-15%	-17%

