

UNIVERSIDAD DE LA REPÚBLICA

FACULTAD DE CIENCIAS-FACULTAD DE INGENIERÍA
Trabajo Final de la Licenciatura en Ciencias de la Atmósfera

**PREDICCIÓN CLIMÁTICA ESTACIONAL DE PRECIPITACIÓN
ACUMULADA EN PRIMAVERA Y VERANO EN EL SUR DE
URUGUAY**

Autor: Matilde Ungerovich

Tutor: Marcelo Barreiro

TABLA DE CONTENIDO

1. Introducción	1
2. Datos, modelo y metodología	8
2.1. Datos.....	8
2.2. Modelo dinámico-estadístico.....	11
2.3. Metodología	13
3. Climatología	19
3.1. Precipitación	19
3.2. Vientos	20
3.3. Predictibilidad estacional	24
4. Construcción del modelo	30
4.1. Estudio de habilidad del modelo dinámico	30
4.2. Construcción del modelo estadístico	42
4.3. Modificaciones del modelo estadístico	49
5. Validación del modelo dinámico-estadístico	59
5.1. Modelos determinísticos	59
5.2. Modelos probabilísticos	70
6. Caso particular: Carrasco	81
6.1. Generación del modelo	81
6.2. Modificaciones del modelo estadístico	82
6.3. Validación de los modelos	84

7. Determinación del mejor modelo construido	93
7.1. Zona sur- elección de los mejores modelos	93
7.2. Carrasco	102
8. Conclusiones y trabajo futuro	106
Apéndice	109
Bibliografía	117

1. INTRODUCCIÓN

La economía de Uruguay se basa en el aprovechamiento de sus recursos naturales, ya sea mediante agricultura, ganadería o turismo. Por ejemplo, el PBI agroindustrial representa el 8.4% del PBI total nacional, representando la silvicultura el 6.4% de la ganancia agropecuaria, el área pecuaria el 46.9% y la agricultura el 46.7%. La zona ganadera representa el 61.8% del área producida y la zona agrícola el 14.3% (www.mgap.gub.uy). Debido a la naturaleza económica del país, se torna imprescindible conocer un pronóstico climático estacional preciso. En particular, las condiciones atmosféricas de las estaciones de primavera y verano juegan un papel importante, definiendo la cantidad y calidad de las pasturas y afectando las tasas de preñez del ganado, entre otros (Centro Interdisciplinario de Respuesta al Cambio y Variabilidad Climática, 2013). La influencia de la precipitación acumulada mensual en las estaciones cálidas es de vital importancia. Además, en los últimos años se han desarrollado técnicas para disminuir los efectos negativos de excesos y déficits de precipitación en el área agropecuaria. Entre ellos se encuentran la siembra temprana y tardía, la compra y venta de ganado y el cambio de tipo y técnica de cultivo. Estas medidas requieren el conocimiento del fenómeno climático a ocurrir con antelación. La posibilidad de amortiguar pérdidas económicas aumenta la demanda de pronósticos climáticos.

La predicción a largo plazo (se considera largo plazo cuando se pronostica con meses de antelación) de las variables atmosféricas no es necesariamente posible en todas las regiones y estaciones del año. La atmósfera es un sistema caótico, es decir, un sistema en el que una pequeña variación en las condiciones iniciales puede generar un gran cambio en la evolución subsecuente. Además, la imposibilidad de conocer a la perfección el estado actual de la atmósfera genera errores en la predicción, que aumentan con el tiempo. Esto significa que el estado atmosférico futuro no puede ser pronosticado con una antelación mayor a dos semanas (Lorenz, 1963). Sin embargo, la predicción del clima, o sea, el pronóstico de sesgos en la distribución de probabilidad de alguna variable, puede realizarse en ciertas regiones con algunos meses de antelación. Este pronóstico ha sido siempre de gran interés para el hombre y antiguamente, los predictores se basaban en observaciones de la naturaleza. El comportamiento de plantas y animales, puede dar indicios del clima futuro. Por ejemplo, la tendencia de algunas aves a construir sus nidos en cierta zona de un árbol puede indicar que la estación siguiente será excesivamente

lluviosa (Goddard et al. 2001).

Actualmente, las predicciones climáticas son realizadas por modelos numéricos. Nuestro conocimiento del tema ha crecido mucho en el siglo XX. Las predicciones a largo plazo se tornan posibles debido a que algunas variables del sistema climático tienen variaciones de frecuencia relativamente baja. Este es el caso de la temperatura de las aguas superficiales del océano (TSM) que, debido a la gran inercia térmica, tienen una variación muy lenta (del orden de varios meses). Esta característica posibilita su predicción con algunos meses de antelación. A su vez, la atmósfera y el océano conforman un sistema acoplado. Al formar un sistema acoplado, ambos componentes del sistema climático se influyen, o sea que el estado del océano y el estado de la atmósfera están relacionados. La combinación de la predictibilidad de TSM y la existencia del acoplamiento océano-atmósfera conforma la base del pronóstico climático estacional.

La base de la generación de pronósticos estacionales es el pronóstico de anomalías de TSM. Estas anomalías se utilizan como variables predictoras, a partir de las cuales se deduce, en términos de promedios de períodos relativamente largos espacial y temporalmente, el estado de algunas variables atmosféricas. Así, las características medias de la atmósfera tienen predictibilidad en regiones y estaciones del año influenciadas por la TSM. Sin embargo, la influencia del océano sobre la atmósfera no ocurre necesariamente en las zonas próximas al mismo. Por el contrario, algunas zonas pueden ser influenciadas por el océano sin tener ninguna conexión física aparente (Mason y Baddour, 2008). Este tipo de conexiones a distancia se llaman teleconexiones y son el reflejo de un forzante a nivel atmosférico de mayor escala. Se concluye que, a diferencia del pronóstico del tiempo, que es posible en cualquier zona y en cualquier instante (si bien con diverso grado de acierto), la predicción climática es posible únicamente en algunas regiones del planeta y en ciertos momentos. El grado de predictibilidad estacional de una zona depende de la estación del año y de la variable a predecir. La predictibilidad depende del grado de correlación que la variable a predecir, en la época deseada, mantenga con una variable de evolución de menor frecuencia.

La mayor predictibilidad existe cuando aparece la mayor anomalía en el comportamiento de la variable predictora en la zona de estudio de la misma. En general, la variable predictora por excelencia es TSM en la zona del Océano Pacífico Ecuatorial, por lo cual la mayor predictibilidad aparece cuando la anomalía de temperatura en esta

zona es grande. En esta región, la mayor variabilidad térmica está dominada por el fenómeno El Niño-Oscilación Sur (ENOS). ENOS se puede caracterizar en función de la anomalía de TSM en el Pacífico Ecuatorial. Al extremo cálido de la oscilación se lo conoce bajo el nombre de El Niño y al extremo frío se lo denomina La Niña. Desde el punto de vista oceánico el proceso comienza con un debilitamiento de los vientos alisios en el Pacífico Central Ecuatorial. Ese debilitamiento genera ondas de Rossby y Kelvin en la termoclina que se propagan hacia el oeste y este, respectivamente. Cuando la onda de Kelvin llega a las costas de América del Sur aparece un calentamiento en las aguas superficiales del Océano Pacífico Este que se intensifica a través de retroalimentaciones océano-atmósfera. Esta etapa constituye la fase cálida de la oscilación. Luego, la anomalía cálida se revierte cuando la onda de Kelvin, resultado de la reflexión de la onda de Rossby inicial, es reflejada en la costa oeste y llega a las costas de Perú (Holton y Dmowska, 1989). En esta fase los vientos alisios se intensifican, enfriando el Pacífico Ecuatorial. Si bien las dos fases no son siempre consecutivas ni periódicas, tienen una recurrencia de entre dos y siete años. La Oscilación Sur tiene repercusiones a nivel mundial, al afectar la principal zona de transporte de humedad y calor. Dada la gran influencia del Océano Tropical sobre el clima mundial, la posibilidad de predecir el fenómeno ENOS implica un aumento de predictibilidad en las zonas teleconectadas. Por eso, la comprensión y predicción del fenómeno ENOS ha tenido el rol protagónico en el esfuerzo de predecir el clima estacional. La dificultad principal consiste en predecir el momento del desarrollo. Una vez que la oscilación ha comenzado, los modelos climáticos pronostican su comportamiento relativamente bien. Sin embargo, la predictibilidad de ENOS ha sido centro de discusiones, Cane et al. (1986) y Latif et al. (1998), dicen que hay habilidad para predecir ENOS con doce meses de anticipación. Sin embargo, Barnston et al. (1999) y Landsea y Knaff (2000) dicen que algunos ENOS solo pueden ser pronosticados con unos pocos meses de antelación y algunos de ellos recién luego de haber comenzado.

La zona definida por el sur de Brasil, noreste de Argentina y Uruguay tiene gran correlación con la TSM en el Océano Pacífico Ecuatorial (Ropelewski y Halpert, 1987). La variabilidad climática en esta zona está determinada por la influencia de ENOS y por la variabilidad intrínseca de la dinámica de la atmósfera. Si bien la variabilidad intrínseca no puede predecirse con gran antelación, la influencia de ENOS aumenta el grado de

predictibilidad (Barreiro, 2010).

Varios estudios prueban correlaciones significativas entre anomalías de precipitación acumulada en el sudeste de Sudamérica y las fases extremas de ENOS. Barreiro (2010) demuestran que existe gran predictibilidad la zona denominada SESA (Southeastern South America) comprendida entre las longitudes 65°O - 47°O y las latitudes 19°S - 37°S durante las estaciones y períodos en las cuales ENOS tiene influencia. Este estudio se realiza en el período 1949-2006. Se observa una variación decadal en el comportamiento e influencia de ENOS sobre la región. En el periodo 1978-2006, la precipitación tiene gran predictibilidad en primavera y otoño. En primavera aparece la mayor señal para la precipitación, caracterizada por una anomalía positiva en la fase cálida y negativa en la fase fría de ENOS.

En particular, la influencia de ENOS en la región tiene componentes en capas bajas y en altura. En capas bajas genera un aumento de los vientos noroeste y noreste, lo cual aumenta la advección de humedad hacia la región. Esto ocurre, en mayor medida, en verano, aunque también es significativo en primavera. Además, en altura durante las primaveras de años Niño, aparece una circulación anticiclónica al este de Uruguay centrada en 30°S y otra ciclónica al suroeste, centrada en 40°S . La consecuencia de estas anomalías de presión es una advección de vorticidad negativa que tiende a inducir divergencia en altura, anomalías de convergencia en superficie y favorece el desarrollo de ciclones (Holton et al. 2013, Grimm et al. 2000). A esto se le suma la advección de humedad y aire cálido en capas bajas. Esta combinación favorece anomalías positivas de precipitación (Zamboni et al. 2010).

Sin embargo, los efectos de las fases frías y cálidas de ENOS no son siempre iguales. Esto se debe a que, los patrones espaciales y temporales de cada evento son diferentes, por lo tanto, sus efectos también lo serán. A su vez, el efecto del fenómeno ENOS se combina con otros factores, como ser otros océanos que modulan sus efectos. Por ejemplo, Barreiro y Tippmann (2008) encuentran que el Océano Atlántico Ecuatorial modula la señal de ENOS durante el verano de forma tal que cuando los dos océanos tienen anomalías de TSM de signo opuesto las anomalías de lluvia sobre el sudeste de Sudamérica son más intensas. Además, la variabilidad atmosférica interna, independiente de la TSM, también interactúa con la señal del Océano Pacífico. Si bien, todos estos factores implican una respuesta no lineal y dependiente de la evolución de ENOS, se

encuentra que, a primer orden, la influencia de la fase cálida y fría de ENOS son opuestas.

Algunos estudios (por ejemplo Cazes-Boezio et al. 2012) analizan métodos para mejorar la calidad de los pronósticos climáticos estacionales para el norte de Uruguay. Sin embargo, pocos (por ej. Pisciottano et al. 1994) estudian la relación entre ENOS y la precipitación en el sur del país. Esto se debe a que la zona norte del país tiene mayor predictibilidad que la zona sur. No obstante, una predicción climática estacional es necesaria en todas las regiones del país. Usando datos del período 1883-1980, Pisciottano et al. (1994) se centran en las relaciones estadísticas entre la precipitación en las diferentes regiones de Uruguay y ENOS. Encuentran tendencias significativas de precipitaciones por encima de lo normal desde Noviembre de un año con fase Niño hasta Enero del siguiente año, en particular en el norte de Uruguay, aunque también se observan en el oeste. Además, en años con fase Niña encuentran una tendencia significativa de precipitaciones por debajo de lo normal desde Octubre hasta Diciembre en todo el país. Luego de un año de fase Niña, durante Enero y Febrero, encuentran anomalías positivas en el sur del país.

En general, los modelos climáticos globales no tienen buena habilidad para predecir precipitaciones. Esto tiene dos principales causantes. El primero es la incapacidad de los modelos de representar nubes con la suficiente precisión debido a su baja resolución. Entonces, se torna necesario incluir parametrizaciones de nubes, lo cual adiciona una nueva fuente de error al modelo. El segundo motivo es la falta de conocimiento de los procesos microfísicos relacionados con la ocurrencia de precipitación. Esto implica que, de todas maneras, aunque la resolución del modelo fuera la necesaria para la representación de nubes, los procesos físicos tendrían errores. Además, aunque los pronósticos de precipitación estacional fueran certeros, las salidas de modelos climáticos globales suelen tener menos resolución espacial y temporal que la necesaria para aplicar algún método de amortiguación de pérdidas a nivel local. Por lo tanto, es necesario complementar la predicción numérica con una técnica de reducción de escala, que en este trabajo será de naturaleza estadística.

En este trabajo se utilizará el modelo de circulación general de la atmósfera ICTP MCGA. En particular, debido a la baja resolución espacial del modelo hay un único punto de grilla que cae dentro de Uruguay, ubicado en latitud 31.55°S y longitud 56.25°O . La

baja resolución implica que el modelo no tiene habilidad para la predicción de las precipitaciones estacionales. Para cuantificarlo, se muestra en la figura 1.1, las correlaciones entre la precipitación media trimestral, pronosticada con un mes de antelación a la estación, promediada espacialmente en Uruguay y las precipitaciones observadas en las estaciones meteorológicas del país para primavera y verano. Se correlaciona las estaciones al oeste de Montevideo con el pronóstico en el punto 31.5°S-60°O y las del este con el punto 31.5°S-56°O.

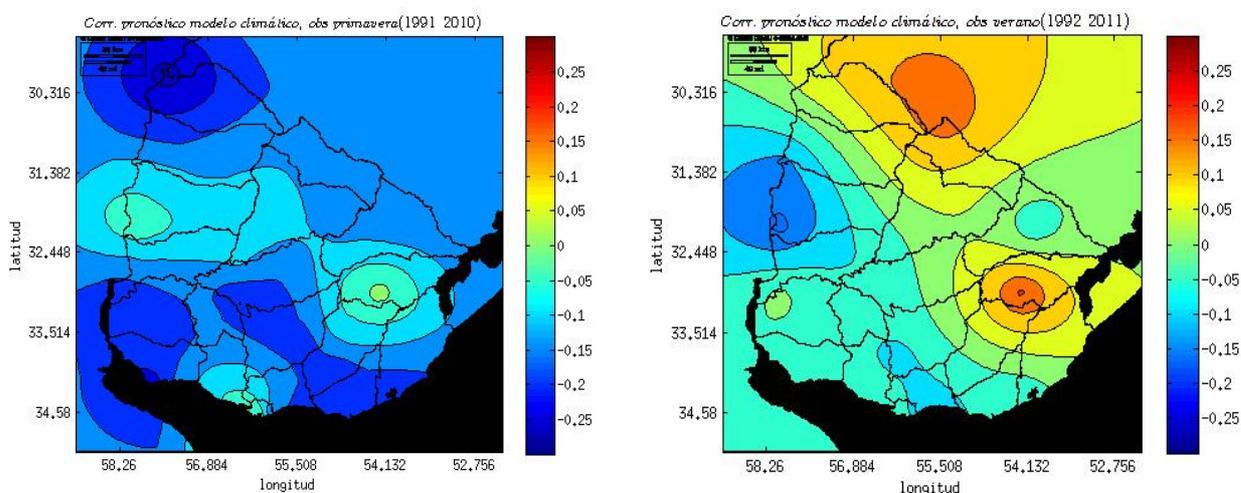


Figura 1.1- Correlaciones entre precipitaciones pronosticadas con ICTP-MCGA y observaciones en primavera (izquierda) y verano (derecha).

La correlación promedio para las estaciones en verano es 0.0012 y la máxima 0.2 mientras que en primavera la media es -0.13 y la máxima 0.018. Estas correlaciones distan mucho de ser estadísticamente significativas (para ser significativas con un nivel de confianza de 90% en un test de student de dos colas, las correlaciones deberían superar 0.39).

El objetivo general de este trabajo es entonces encontrar un modelo dinámico-estadístico que mejore la calidad del pronóstico numérico de la media de precipitación acumulada estacional, calculado con un mes de antelación a la estación de interés, en el sur de Uruguay para primavera y verano. Para la parte dinámica del modelo se utilizará el modelo ICTP MCGA, mientras que para la parte estadística se buscarán relaciones entre variables para implementar un modelo de regresión lineal.

En este trabajo consideraremos la región sur de Uruguay como aquella al sur del Río

Negro. Dada la gran variabilidad espacial de las lluvias es importante saber qué zonas de Uruguay son representadas por la media de precipitaciones en las estaciones ubicadas al sur del Río Negro. La figura 1.2 muestra las correlaciones entre las precipitaciones medias acumuladas en el sur de Uruguay y la precipitación observada en cada estación meteorológica para primavera y verano.

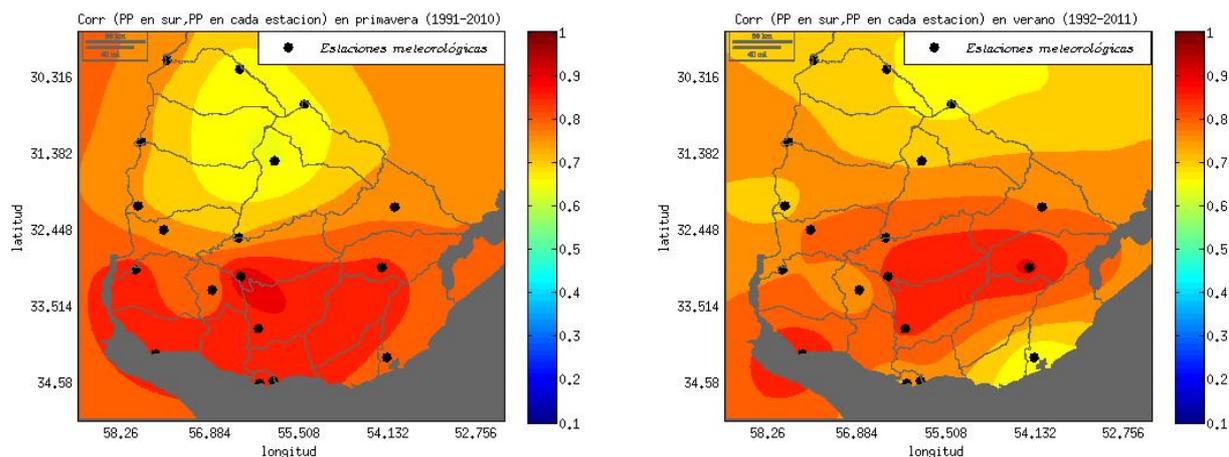


Figura 1.2- Correlaciones entre media espacial de precipitaciones en el sur de Uruguay y precipitaciones en cada estación meteorológica en primavera (izquierda) y verano (derecha).

Se observa claramente que el comportamiento al sur del Río Negro tiende a ser homogéneo y difiere del comportamiento de la precipitación al norte del país. Este gradiente norte-sur está más marcado en primavera. Asimismo, la zona suroeste aparenta tener un comportamiento diferente al de la media de la zona sur (especialmente en verano), por lo que esta región se estudiará por separado. Lo mismo ocurre con las estaciones de Montevideo y Rocha. Por lo tanto, como caso particular, también se busca un modelo de pronóstico para la estación de Carrasco.

2. DATOS, MODELO Y METODOLOGÍA

En este capítulo se describen los recursos utilizados en el trabajo. En particular, se realiza una descripción de las bases de datos, del modelo de circulación general utilizado y del modelo estadístico implementado. Finalmente, se explica la metodología de trabajo.

2.1- Datos

Se utilizan 4 fuentes diferentes de datos: observacionales, reanálisis, índices ENOS y pronósticos retrospectivos. A continuación se describe cada uno de ellos.

2.1.1- Observaciones

La base de datos observacionales son acumulados mensuales de precipitaciones observadas en las estaciones del Instituto Uruguayo de Meteorología (DNM-INUMET). Se cuenta con datos en el período Enero 1961-Febrero 2014. Los años 2013 y 1967 se descartan por tener, al momento del estudio, datos faltantes. Las observaciones se hicieron en 18 estaciones meteorológicas a lo largo del país. La ubicación de las estaciones se detalla en la siguiente tabla:

Identificación OMM	Departamento (Nombre estación)	Latitud (°S)	Longitud (°O)	Altura (m)
86315	Artigas (Bella Unión)	30.28	57.60	53.42
86330	Artigas (Artigas)	30.40	56.52	120.38
86350	Rivera (Rivera)	30.90	55.54	241.94
86360	Salto (Salto)	31.43	57.98	41.00
86370	Tacuarembó (Tacuarembó)	31.71	56.00	134.03
86430	Paysandú (Paysandú)	32.35	58.04	61.12
86440	Cerro Largo (Cerro Largo)	32.37	54.19	100.36
86450	Río Negro (Young)	32.69	57.65	80.60
86460	Tacuarembó (Paso de los Toros)	32.80	56.53	75.48
86490	Soriano (Mercedes)	33.25	58.07	17.01
86500	Treinta y Tres (Treinta y Tres)	33.22	54.39	46.40
86530	Durazno (Durazno)	33.35	56.50	92.80

86532	Flores (Flores)	33.54	56.92	119.92
86545	Florida (Florida)	34.09	56.24	68.00
86560	Colonia (Colonia)	34.45	57.77	18.00
86565	Rocha (Rocha)	34.49	54.31	18.16
86580	Montevideo (Carrasco)	34.84	56.01	32.88
86585	Montevideo (Prado)	34.86	56.21	16.27

Tabla 2.1- Ubicación de las estaciones meteorológicas de DNM-INUMET

En el análisis de la precipitación se distingue entre la zona sur de Uruguay y la zona norte. Además, dentro de la zona sur se separa la zona suroeste de la zona sureste. La zona sur está compuesta por las estaciones meteorológicas ubicadas al sur del Río Negro. Esto incluye a las estaciones de los departamentos de Montevideo, Colonia, Durazno, Florida, Cerro Largo, Soriano, Rocha, Flores y Treinta y Tres, constituyendo un total de 10 estaciones meteorológicas. Por otro lado, las estaciones de la zona suroeste son las 7 estaciones ubicadas en los departamentos de Montevideo, Colonia, Durazno, Florida, Soriano y Flores. La distribución espacial de las estaciones de la zona norte, sur y suroeste se muestra en la figura 2.1. La interpolación de los mapas de observación se realiza mediante la técnica krigging (Stein, 1999).

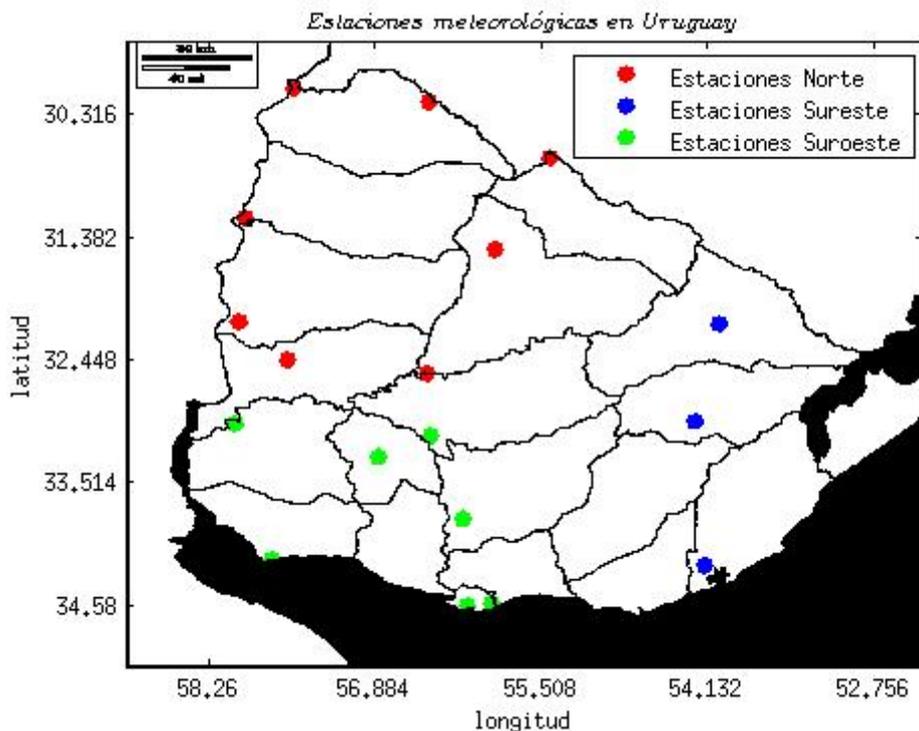


Figura 2.1- Distribución espacial de las estaciones meteorológicas de DNM-INUMET

2.1.2- Reanálisis

Por otro lado, se cuenta con datos de reanálisis del proyecto ERA-Interim (Simmons et al. 2007A,b Uppala et al. 2008) de las variables TSM y viento en los niveles de 200 hPa, 500 hPa y 850 hPa. El reanálisis es llevado a cabo por el *European Centre for Medium-Range Weather Forecasts* y ofrece datos desde 1979 hasta la fecha en 37 niveles de presión y con una resolución horizontal de 1.5°. El esquema de asimilación de datos es “*forward in time*”, utilizando ciclos de análisis de 12 horas. En cada ciclo, se combinan las observaciones con los pronósticos previamente realizados. Los pronósticos cuentan con acoplamiento atmósfera, superficie y océano. Los datos se descargaron de ECMWF Data Server (Dee et al. 2011).

2.1.3- Índices del fenómeno de El Niño

Los índices Niño son tomados de *NOAA/OAR/ESRL PSD, Boulder, Colorado, USA*, (www.esrl.noaa.gov/psd/). Se utilizan los campos mensuales OI.v2 TSM en el período 1982-2012. Éstos son calculados mediante una interpolación lineal de los índices semanales. El cálculo de los índices se basa en TSM medidas, observadas con satélite y simuladas. En particular, se analizan los índices Niño 3, Niño 3.4 y Niño 4. Estos índices representan el promedio de las anomalías de TSM en diferentes regiones. El índice Niño 3 es en la zona 5°N-5°S; 150°O-90°O, el índice Niño 4 en 5°N-5°S; 160°E-150°O y el índice Niño 3.4 en 5°N-5°S; 170°O-120°O.

2.1.4- Pronósticos retrospectivos

Por último, se cuenta con las salidas del modelo de pronóstico NCEP-CFSv2 (Saha et al. 2014) para TSM que se descargan de la librería de datos de IRI. CFSv2 es un modelo climático acoplado, implementado por el *National Center for Environmental Prediction* (NCEP) que se encuentra operacional desde Marzo 2011. La resolución espacial atmosférica es T126 (100 km x 100 km). El modelo oceánico es MOM4 con resolución espacial meridional 0.25°. Ofrece ensambles de 24 miembros de pronósticos con una antelación temporal de hasta 9 meses. Los pronósticos son en base mensual y se realizan a mediados del mes. En particular, en este trabajo, se utilizan los primeros 12 miembros del ensamble y la antelación máxima de los pronósticos retrospectivos es de 3 meses. Esto significa que se trabaja con un pronóstico mensual de TSM para verano inicializado

en Noviembre y el que se estudia en primavera fue inicializado en Agosto. Los pronósticos retrospectivos que se utilizan son los calculados en el período 1991-2010. Entonces, se cuenta con pronósticos de TSM para los meses Setiembre, Octubre, Noviembre y Diciembre desde 1991 hasta 2010 y para Enero y Febrero desde 1992 hasta 2011.

Es importante destacar que los análisis de los datos, con excepción del estudio de climatologías, se hacen en forma de anomalías sin tendencia. Esto significa que, previo al estudio de los datos, se les resta la climatología y la tendencia lineal del período de estudio. El objetivo es valorar el comportamiento interanual de las anomalías.

A la hora de separar los datos estacionalmente, se trabaja con anomalías de medias trimestrales. Las anomalías se consideran con respecto al período en el cual se estudien los datos. Se considera al verano como Diciembre, Enero y Febrero y se lo cataloga como el verano del año de los meses de Enero y Febrero. Es decir, el verano del año 2000 es la media de Diciembre de 1999, Enero de 2000 y Febrero de 2000. Por otro lado, primavera de cierto año es la media de Setiembre Octubre y Noviembre del mismo.

2.2- Modelo dinámico-estadístico

La técnica utilizada para mejorar la calidad del pronóstico estacional de la precipitación media acumulada es una anidación entre un modelo dinámico de circulación general de la atmósfera (MCGA) y diferentes modelos estadísticos, entre los cuales se elegirán los de mayor habilidad. El modelo dinámico es el ICTP-MCGA ó Speedy (*"Simplified Parameterizations, primitive-Equation Dynamics"*) (Molteni, 2003, Kucharski et al. 2006, Kucharski et al. 2013). Los modelos estadísticos utilizados son diferentes regresiones lineales simples y múltiples entre la variable a predecir e índices construídos a partir de las salidas de MCGA.

2.2.1- Modelo dinámico ICTP-MCGA

El modelo dinámico funciona en coordenada vertical sigma. Cuenta con 8 niveles verticales "completos" y 8 niveles "medios". Los niveles medios son 0, 0.05, 0.14, 0.26, 0.42, 0.60, 0.77, 0.90 y 1 y los completos son 0.025, 0.095, 0.20, 0.34, 0.51, 0.685, 0.835, y 0.95. Sin embargo, la salida del modelo es en niveles de presión en 30 hPa, 100 hPa, 200 hPa, 300 hPa, 500 hPa, 700 hPa, 850 hPa y 925 hPa. Las dos capas superiores representan la estratósfera y la inferior representa la capa límite. Las variables que se

calculan en los niveles completos son vorticidad, divergencia y temperatura. El paso temporal se hace mediante el esquema “leapfrog”. En general, este esquema es válido únicamente en derivadas de primer orden, sin embargo, el modelo utiliza un filtro RAW (Amezcuca et al. 2011), que elimina el modo computacional, permitiendo que el esquema sea válido hasta el tercer orden. La resolución horizontal de Speedy es $3.75^\circ \times 3.75^\circ$. El modelo utiliza relaciones simplificadas a la hora de predecir los parámetros. Por ejemplo, para la predicción de la convección, se considera que existe flujo de masa únicamente en dos casos: inestabilidad condicional y humedad en la capa límite excediendo cierto umbral. El esquema utilizado para la convección es una simplificación de la versión del esquema de flujo de masa (*mass-flux scheme*) desarrollado por Tiedtke (1993). Para la condensación de gran escala, se considera que tanto la humedad relativa como la específica deben estar dentro de cierto umbral. Cuando alguno de estos dos parámetros excede su valor límite, la atmósfera liberará el calor necesario para que sus valores vuelvan al umbral. El espesor y cobertura de las nubes se define a partir de la humedad relativa en la columna (salvo las nubes estratocúmulos que se pronostican en función de la estabilidad estática de la capa límite). Se asume que la base de las nubes se encuentra en la separación de las dos capas inferiores. Con respecto al tratamiento de la radiación, se divide la radiación de onda corta en dos bandas de frecuencia y la de onda larga en cuatro. Las condiciones de borde necesarias para correr el modelo son topografía, cobertura océano-atmósfera, climatología de TSM, fracción de hielo oceánico, temperatura del suelo a 1 m de profundidad, humedad en el suelo, profundidad de nieve, albedo en superficie y fracción de superficie cubierta por vegetación. Estos datos climatológicos son tomados de datos de reanálisis del proyecto ERA Interim (Dee et al. 2011), en el periodo 1979-2008. Además, Speedy permite el ingreso de anomalías de TSM.

2.2.2- Modelo estadístico

La aplicación de un modelo de regresión lineal se basa en asumir que las relaciones entre el predictor y el predictando son lineales, lo cual es válido como una primera aproximación. La regresión lineal busca la relación lineal entre dos variables que minimiza los errores. Las variables independientes son los predictores, que son las variables predecidas por el MCGA y la variable dependiente es el predictando, que es la

precipitación promediada en el sur de Uruguay. Para obtener los parámetros de las regresiones es necesario contar con un período de calibración, en el cual tanto predictor como predictando son conocidos. En este trabajo, el período de calibración es Setiembre 1991- Febrero 2011 y se procederá mediante validación cruzada dejando afuera del período de calibración al año que se desea predecir.

2.3- Metodología

La metodología de trabajo se divide en cuatro etapas. En la primer etapa se realiza un estudio de predictibilidad, que apunta a encontrar las zonas en las cuales el modelo dinámico es capaz de representar adecuadamente la evolución observada de algunas variables. La segunda etapa es la construcción del modelo estadístico. En la tercer etapa se modifican los modelos estadísticos con el fin de obtener mejores resultados. Finalmente, la cuarta etapa es validación del modelo anidado.

2.3.1- Primera etapa: estudio de la habilidad del modelo dinámico

El estudio de la predictibilidad del modelo dinámico se basa en la comparación de los datos de reanálisis con las salidas del modelo de circulación general forzado con condiciones de TSM observadas (ERSSTv.2) (Smith y Reynolds, 2004) y con las salidas del modelo forzado con TSM pronosticadas.

El primer paso consiste en correr el MCGA, ingresando anomalías de TSM pronosticadas retrospectivamente por el CFSv2 como condiciones de borde. Se construye un ensemble de 10 miembros perturbando las condiciones iniciales mediante la introducción de fuentes de calor distribuidas aleatoriamente en la atmósfera. La idea detrás de utilizar ensambles de condiciones iniciales es obtener un conjunto de pronósticos de escenarios posibles de ocurrir. Al promediar los escenarios se filtran los componentes impredecibles de la variabilidad atmosférica de manera tal que únicamente sobrevive la señal predecible. Así, este proceso permite separar entre la parte de las anomalías de circulación que tiende a repetirse, pues es forzada por los océanos a través de la imposición de anomalías de TSM, de la que depende únicamente de la variabilidad interna de la atmósfera. Además, la dispersión del ensemble de pronósticos da una idea de la incertidumbre de la predicción (Troccoli et al. 2008). Los pronósticos se realizan con una antelación máxima de 3 meses, eligiendo como comienzos los meses de Noviembre y

Agosto. Es decir, en Noviembre se pronostica Diciembre, Enero y Febrero y en Agosto se pronostica Setiembre, Octubre y Noviembre. Se considera que las salidas de estas corridas son las que realmente pueden obtenerse en condiciones operativas. Es decir, en caso de querer realizar un pronóstico real, en lugar de un pronóstico retrospectivo.

Por otro lado, se cuenta con salidas del mismo modelo de circulación general (ICTP-MCGA) con la diferencia de que se ingresaron como condiciones de borde las anomalías de TSM observadas. Dado que en este caso la TSM es perfecta, las salidas permiten determinar la máxima predictibilidad del modelo. Es decir, en estas salidas no se tiene en cuenta el error generado al pronosticar TSM sino únicamente los errores del modelo.

Dado el interés en pronósticos estacionales, se trabaja con la media de los trimestres. Conocimientos previos y análisis de las salidas muestran que el modelo tiene su mayor habilidad en la descripción del campo de vientos. Por lo tanto, para analizar la habilidad del modelo se comparan los mapas de correlación entre las anomalías de precipitación media estacional observada promediada entre las estaciones meteorológicas del sur de Uruguay y viento de reanálisis, vientos pronosticados con TSM pronosticadas y vientos simulados con TSM observadas. Se considera que el modelo tiene habilidad (existiendo predictibilidad) en las regiones y estaciones del año en las cuales estos tres mapas son similares.

2.3.2- Segunda etapa: generación del modelo estadístico

La etapa de generación del modelo estadístico comienza por encontrar, entre las variables que el modelo pronostica hábilmente en las zonas y estaciones del año en las que esto sucede, correlaciones significativas con las anomalías de precipitación promediada en el sur de Uruguay. Además, estas correlaciones significativas deberían preferentemente tener un significado físico que las respalde. Los promedios espaciales de las variables seleccionadas, pronosticadas por el MCGA, en dicha zona serán los predictores. Una vez elegidos los predictores, se procede a la implementación de la regresión lineal cuya variable independiente es la media del ensamble del predictor. Los parámetros de las regresiones lineales simples se obtienen cruzando las series temporales de variable independiente con las del predictando en el período de calibración (Setiembre 1991- Febrero 2011). Luego, para calcular los parámetros de las regresiones lineales múltiples se repite el proceso con todas las combinaciones posibles de

predictores. Esto se realiza para primavera y verano.

Una vez que se tienen los parámetros de las regresiones se procede a la generación específica de los pronósticos. Se implementan pronósticos probabilísticos y determinísticos. El pronóstico determinístico pronostica una única situación, mientras que el pronóstico probabilístico expresa probabilidades de ocurrencia de diferentes escenarios.

El pronóstico determinístico consiste en calcular, con los parámetros de regresiones lineales simples y múltiples hallados, el valor de la variable dependiente del año a predecir, en función de las medias de los ensambles de los predictores. Luego, se divide la climatología de precipitaciones del período de estudio en midiles y terciles y se clasifica la variable dependiente pronosticada en los cuantiles correspondientes.

Por otro lado, para el pronóstico probabilístico, los parámetros de regresiones calculados se aplican a cada miembro del ensamble de predictores. Esto implica que, para cada predictor y para cada combinación lineal de predictores y para cada año que se quiera predecir obtendremos tantos pronósticos como condiciones iniciales se ingresaron en el modelo de circulación general. En este caso, se cuenta con 10 valores. El pronóstico probabilístico consiste en expresar las probabilidades de que la precipitación pertenezca a diferentes cuantiles. Para lograrlo, se ubica cada uno de los pronósticos que se obtuvo en los terciles y midiles climáticos correspondientes según su valor. Finalmente, se calcula el porcentaje de los pronósticos, que, para cada año y para cada predictor, cae en cada cuantil. Estos porcentajes representan las probabilidades pronosticadas para cada cuantil.

2.3.3- Tercera etapa: modificaciones del modelo estadístico

Con el objetivo de mejorar los resultados del pronóstico estadístico se observa que las precipitaciones promediadas espacialmente en la zona sur no representan a las precipitaciones de la zona suroeste (introducción). Además, las correlaciones entre los índices Niño y las anomalías de precipitación en las estaciones meteorológicas son mayores en la región suroeste del país que en la región sureste (ver más adelante). Esto puede ser un indicio de que un pronóstico estadístico sobre la región suroeste podría dar mejores resultados que el pronóstico para toda la zona sur del país. Por lo tanto, se repiten los procesos anteriores para las 7 estaciones meteorológicas del suroeste de Uruguay. Si bien los pronósticos para la zona sur y los pronósticos para la zona suroeste

no son comparables, ya que pronostican la precipitación en diferentes regiones, se busca obtener el mejor resultado posible. Es decir, se quiere encontrar modelos hábiles para pronosticar alguna de las dos regiones.

Otro método utilizado es la búsqueda y eliminación de años anómalos u *outliers*. Los *outliers* son puntos que no cumplen la regla general. En este caso, son años cuyas combinaciones de predictor y predictando se alejan de la linealidad “más de lo normal”. Para definir qué años son normales y cuales anómalos se calcula la distancia de Mahalanobis. La distancia de Mahalanobis fue introducida en 1936 por Mahalanobis con el objetivo de medir el alejamiento entre un punto y una relación estadística. A diferencia de la distancia euclídea, en un plano bidimensional, el lugar geométrico de los puntos equidistantes no son circunferencias sino elipses. La particularidad de esta medida es que tiene en cuenta la relación entre las variables. En este caso, se buscan los años cuya combinación de predictor y predictando se aleja de la recta de regresión lineal entre ambos. Para encontrar los años anómalos se definen, para cada relación predictor-predictando, elipses equidistantes de Mahalanobis que cumplen la propiedad de contener, con cierto nivel de confianza, a los puntos que cumplen la distribución predictor-predictando. En particular, se calculan las elipses que representan, con un 90%, 95% y 99% de probabilidad, la distribución bivariada. Los años sospechosos de ser anómalos se definen, para cada relación predictor-predictando, como los puntos que están fuera de la elipse de Mahalanobis de 90%. Para cada uno de estos casos se estudia en cuántos de los predictores el año es sospechoso y la cantidad de desviaciones estándar que se aleja de la media de precipitación y de Índices Niño. Considerando todos los factores mencionados se definen los años *outliers*. Finalmente, se repiten los cálculos del modelo estadístico utilizando únicamente los años restantes.

2.3.4- Cuarta etapa: validación de los modelos

Se utilizan dos métodos de validación para los modelos probabilísticos y dos para los modelos determinísticos. Luego se comparan los resultados de las validaciones con los resultados que se consideran aceptables, para definir si los pronósticos son buenos.

El primer método de evaluación de modelos determinísticos es la correlación lineal entre la anomalía de precipitación pronosticada retrospectivamente para cada año del período de validación y la observada. Los pronósticos retrospectivos se calculan con

ventanas de un año. Esto significa que se calculan para cada año y para cada modelo de pronóstico los parámetros de la regresión utilizando las series temporales de predictores y predictandos sin considerar el año que se predice. Por ejemplo, para generar el pronóstico retrospectivo del año 2000, se utilizan los predictores y predictandos de los períodos 1991-1999 y 2001-2011. Se analiza la significancia estadística de las correlaciones de Pearson y Spearman con un test de student de 2 colas con un nivel de significancia de 90%. Se considera que el modelo tiene habilidad cuando se supera el nivel de significancia elegido.

En segundo lugar, se utiliza una validación de porcentaje de aciertos. Esto es una adaptación del Heidke Score (Mason, 2011) a un modelo de pronóstico determinístico. El método consiste en calcular el porcentaje de veces en las cuales el pronóstico y la observación coincidieron en los cuantiles climáticos. Para entender la validez del modelo se compara con los resultados que se obtienen con un pronóstico al azar que considera probabilidades climatológicas. Es decir, un modelo que pronostica el 50% de las veces cada midil y el 33% de las veces cada tercil. Entonces, las probabilidades de acierto en midiles son 50% y en terciles 33%.

El método de validación para pronósticos probabilísticos es el Brier Score (BS). Este valor es una medida de los errores cometidos. El Brier Score general penaliza la diferencia entre la probabilidad que se le atribuyó a cada cuantil y la realidad, considerando la realidad como un 100% de probabilidades en el cuantil de la observación y 0% en los otros. Además, se calcula el Brier Score categórico. Este parámetro es similar al Brier Score general, pero considera individualmente, cada cuantil. Esto significa que únicamente se consideran los errores de diferencia entre la probabilidad pronosticada y la observada en un único cuantil. La medida da una idea del peso de los errores en cada categoría. Por ejemplo, podría concluirse que cierto pronóstico tiene gran habilidad para pronosticar en el tercil superior y a la vez comete muchos errores cuando pronostica en el tercil inferior. El parámetro determinante de la significancia en ambos casos es el Brier Score climatológico. Es decir, el valor que se obtiene pronosticando cada cuantil con su probabilidad climatológica. Esto significa, en el caso del BS general, pronosticar cada midil con un 50% de probabilidad y cada tercil con un 33% de probabilidad. Se considera que se acierta en un 50% de los casos en midiles y en un 33% de los casos en terciles. Entonces, el BS climatológico en midiles es 0.500 y en terciles 0.667. Por otro lado, para

el BS categórico el BS climatológico es 0.222.

3. CLIMATOLOGÍA

En este capítulo se estudiarán, a grandes rasgos, los patrones climatológicos de Uruguay durante primavera y verano. En particular, se analizará el comportamiento de las precipitaciones (PP), los vientos medios y los principales factores que influyen en la predictibilidad estacional.

3.1- Precipitación

Uruguay se caracteriza por una precipitación relativamente uniforme a lo largo de todo el año. En general, con la excepción de verano, la precipitación en el país excede a la evaporación y por lo tanto, es necesaria la advección de humedad para mantener el régimen. La advección de humedad es resultado de vientos norte en capas bajas que están vinculados a la baja presión del Chaco que, si bien existe todo el año, se intensifica en verano. Estos vientos pueden adquirir perfiles verticales característicos de *jet stream*, lo cual se conoce como corriente en chorro de capas bajas (Marengo et al. 2004 , Salio et al. 2007).

La figura 3.1 muestra la precipitación media observada acumulada trimestral en el período 1962-2012 en primavera y verano.

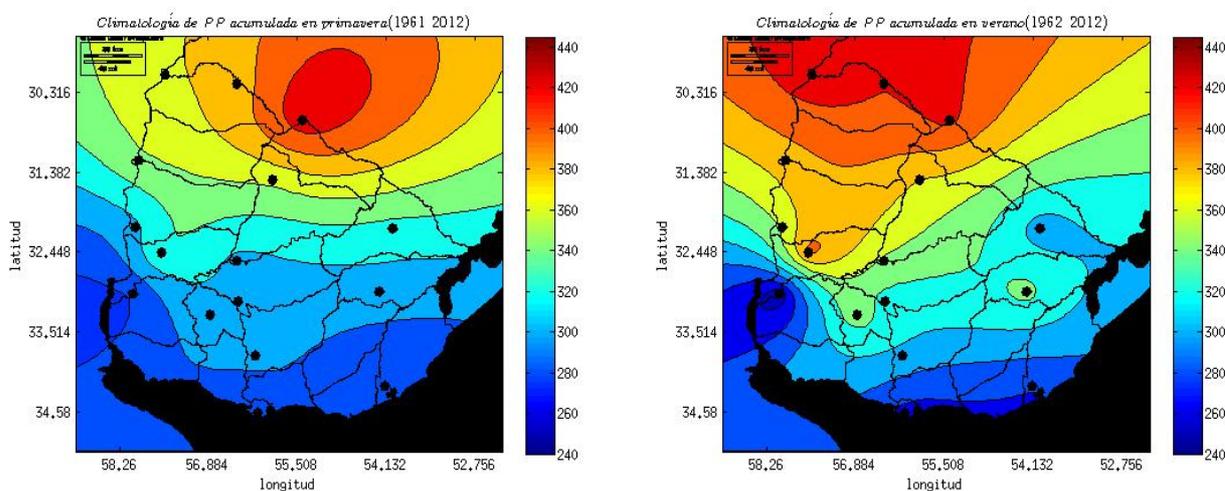


Figura 3.1- PP media acumulada estacional (mm) en el período 1962-2012 en primavera (izquierda) y verano (derecha).

A nivel de todo el país, en primavera la precipitación media es 328 mm y en verano 345 mm. En ambos casos las precipitaciones disminuyen gradualmente hacia el sur. Además, existe un gradiente zonal: en verano las precipitaciones al norte del río Negro son mayores al oeste del país y en primavera son mayores al este.

La figura 3.2 muestra la desviación estándar de las precipitaciones estacionales en el mismo período. Este valor es una medida de la variabilidad de la variable. En ambas estaciones, el patrón de comportamiento es similar al de la precipitación acumulada estacional, aumentando hacia el noreste en primavera y hacia el noroeste en verano. Por otro lado, en verano la desviación estándar es mayor que en primavera. Los valores de desviación estándar varían entre 70 mm y 35 mm, sin embargo, es importante considerar que los valores máximos y mínimos son en puntos particulares y pueden estar afectados por la interpolación.

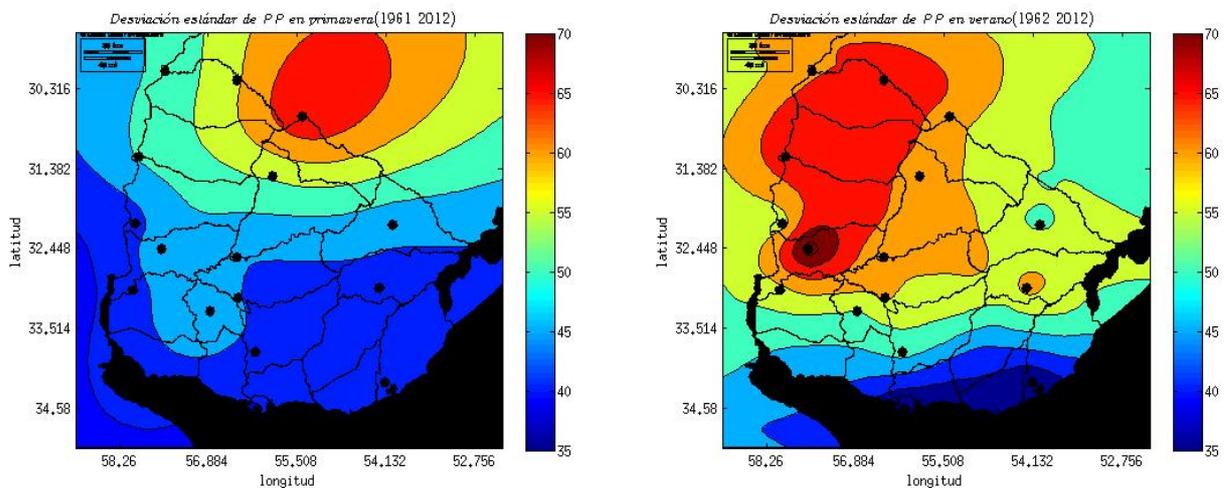


Figura 3.2- Desviación estándar de PP (mm) en el período 1962-2012 en primavera (izquierda) y en verano (derecha).

3.2- Vientos

Enfocaremos la descripción de los vientos en 200 hPa y en 850 hPa como representativos de la circulación en capas altas y bajas de la atmósfera, respectivamente. Variaciones en la circulación de capas altas afectan el desarrollo de centros de baja presión en superficie a través de la advección de vorticidad. Al mismo tiempo, dado que las anomalías de circulación forzadas por el fenómeno de El Niño en la región extratropical son barotrópicas (Horel y Wallace, 1981), las anomalías observadas en 200 hPa son representativas de los cambios en toda la columna. Por otro lado, los vientos en capas bajas son los responsables de la advección de humedad, fundamental para el mantenimiento de las lluvias en la región. Se toma el nivel de 850 hPa de manera tal que los vientos sean poco afectados por la fricción.

Los vientos en altura (figura 3.3) son mayoritariamente del oeste. Sin embargo, la alta Boliviana afecta este régimen. Este centro de alta presión se genera a partir de la

liberación de calor debido a la precipitación asociada al monzón de Sudamérica. La variación en la posición de este centro de alta presión modifica la latitud en la cual los vientos en altura comienzan a ser oestes. Esto significa que los vientos en primavera son oestes al sur de 15°S y en verano, los vientos son oestes al sur de 20°S. Otra característica importante de los vientos en altura en la zona de Uruguay es la cercanía de la corriente en chorro subtropical. Esta corriente tiene su máximo en el nivel de 200 hPa y su ubicación varía entre las latitudes 26°S y 35°S, promediando 32°S en verano y 30°S en primavera (Antico y Berri, 2004). En estas latitudes, se destaca la diferencia en intensidad entre las estaciones.

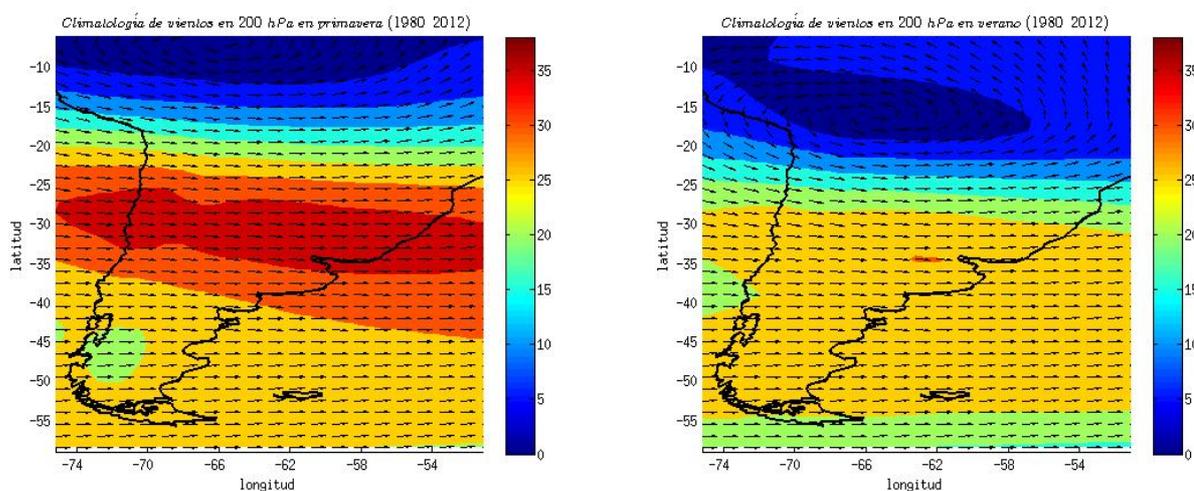


Figura 3.3- Vientos medios en 200 hPa (m/s) en primavera (izquierda) y en verano (derecha). Las flechas indican la dirección y los colores el módulo.

La circulación en capas bajas (figura 3.4) está determinada por dos sistemas de altas presiones superficiales semi permanentes que rodean América del Sur: la Alta Presión del Atlántico y la Alta Presión del Pacífico. Sus posiciones varían a lo largo del año. La posición de la alta semipermanente del Atlántico rige la dirección de los vientos superficiales sobre Uruguay. Por lo tanto, los vientos son predominantemente del noreste en verano, mientras que en primavera tienen mayor componente oeste. El efecto de estos vientos es el ingreso de aire cálido y húmedo proveniente de océano Atlántico y del Amazonas a nuestra región.

Además, al oeste del continente se ubica la cordillera de los Andes que modifica la dirección del viento en capas bajas.

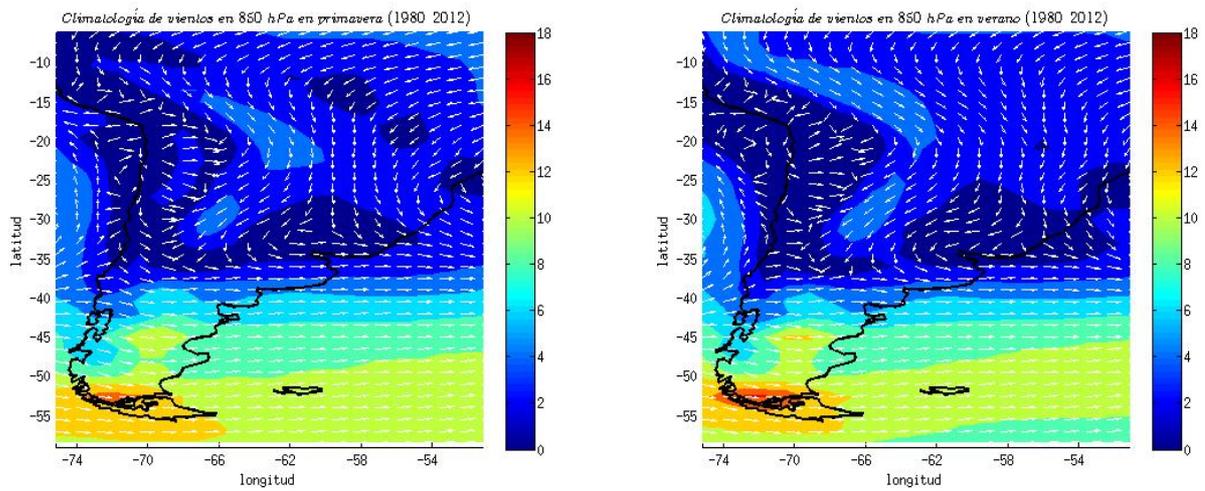


Figura 3.4- Vientos medios en 850 hPa (m/s) en primavera (izquierda) y en verano (derecha). Las flechas indican la dirección y los colores el módulo.

Las figuras 3.5 y 3.6 muestran las desviaciones estándar de los vientos zonales (superior) y meridionales (inferior) en primavera (izquierda) y verano (derecha) para el nivel de 200 hPa y de 850 hPa respectivamente.

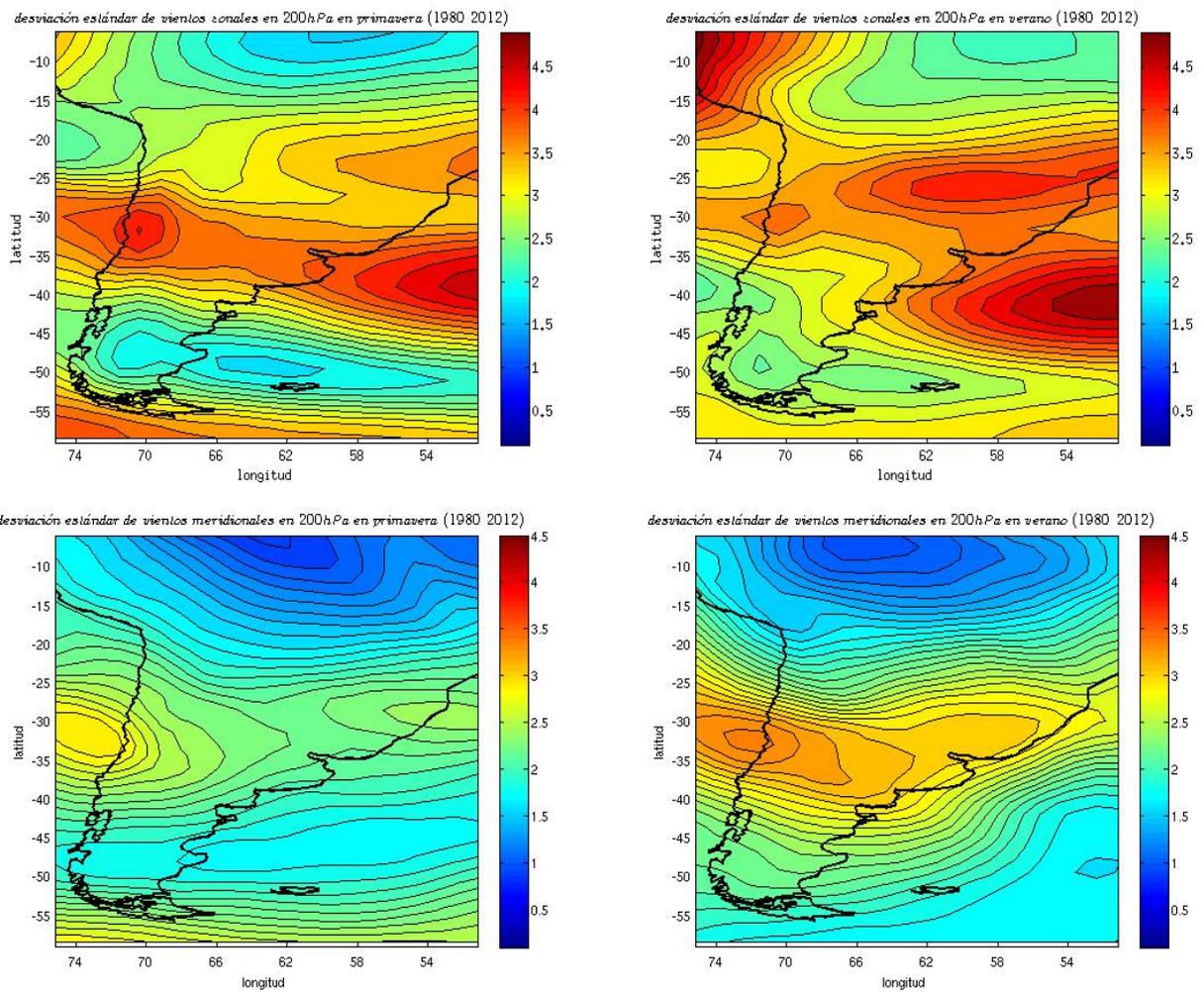


Figura 3.5- Desviación estándar de vientos zonales (m/s) (superior) y meridionales (inferior) en 200 hPa en primavera (izquierda) y en verano (derecha) en el período 1990-2012.

Se observa que en el nivel de 200 hPa, la desviación estándar es mayor en los vientos zonales que en los meridionales. Esto se debe a variaciones en posición e intensidad de la corriente en chorro. Por otro lado, la desviación de los vientos meridionales se relaciona con la variabilidad de los centros de máxima y mínima vorticidad. En todos los mapas existe un máximo de desviación estándar al oeste del continente, entre los 30°S y 35°S. Además, en los vientos zonales existe otro máximo (más importante que el primero) al este de Uruguay y un tercer máximo al norte del país en verano y al noreste en primavera.

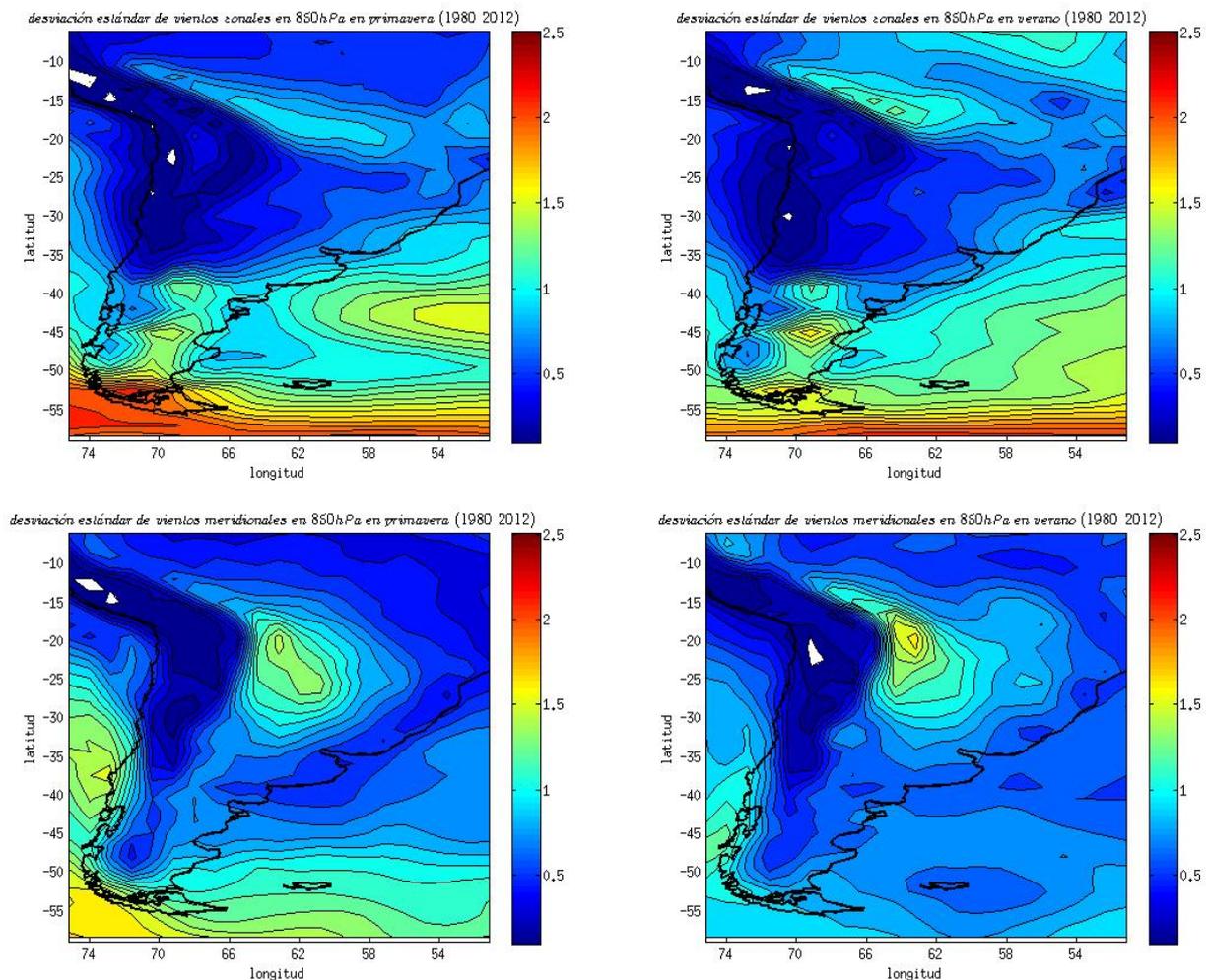


Figura 3.6- Desviación estándar de vientos zonales (m/s) (superior) y meridionales (inferior) en 850 hPa en primavera (izquierda) y en verano (derecha) en el período 1990-2012.

En el nivel de 850 hPa, las desviaciones estándar, tanto en vientos zonales como meridionales son menores que en altura (al igual que las velocidades de los vientos). Los vientos zonales tienen su máxima desviación al sur y sureste del continente mientras que los vientos meridionales tienen un máximo al noreste de Uruguay. En particular, los vientos meridionales provenientes de esta zona son los responsables de la advección de humedad al país.

3.3- Predictibilidad estacional

Como se mencionó en la introducción, la predictibilidad climática estacional depende de la relación entre la circulación atmosférica y otras componentes del sistema climático de variación más lenta y predecible. A estas escalas existen dos factores potenciales: la evolución oceánica superficial y la humedad del suelo, siendo el primero el dominante

(Goddard et al. 2001). Por lo tanto, para entender la predictibilidad de la precipitación estacional en el país es necesario estudiar las relaciones estadísticas con las anomalías de TSM en diferentes regiones del mundo. Es importante destacar que las zonas cuyas anomalías de TSM se correlacionan linealmente con la precipitación de Uruguay varían según la estación del año y según la región del país. En particular, se destaca la diferencia entre las correlaciones entre TSM en las diferentes regiones del mundo con la precipitación media en el sur y en el norte del país (Figura 3.7).

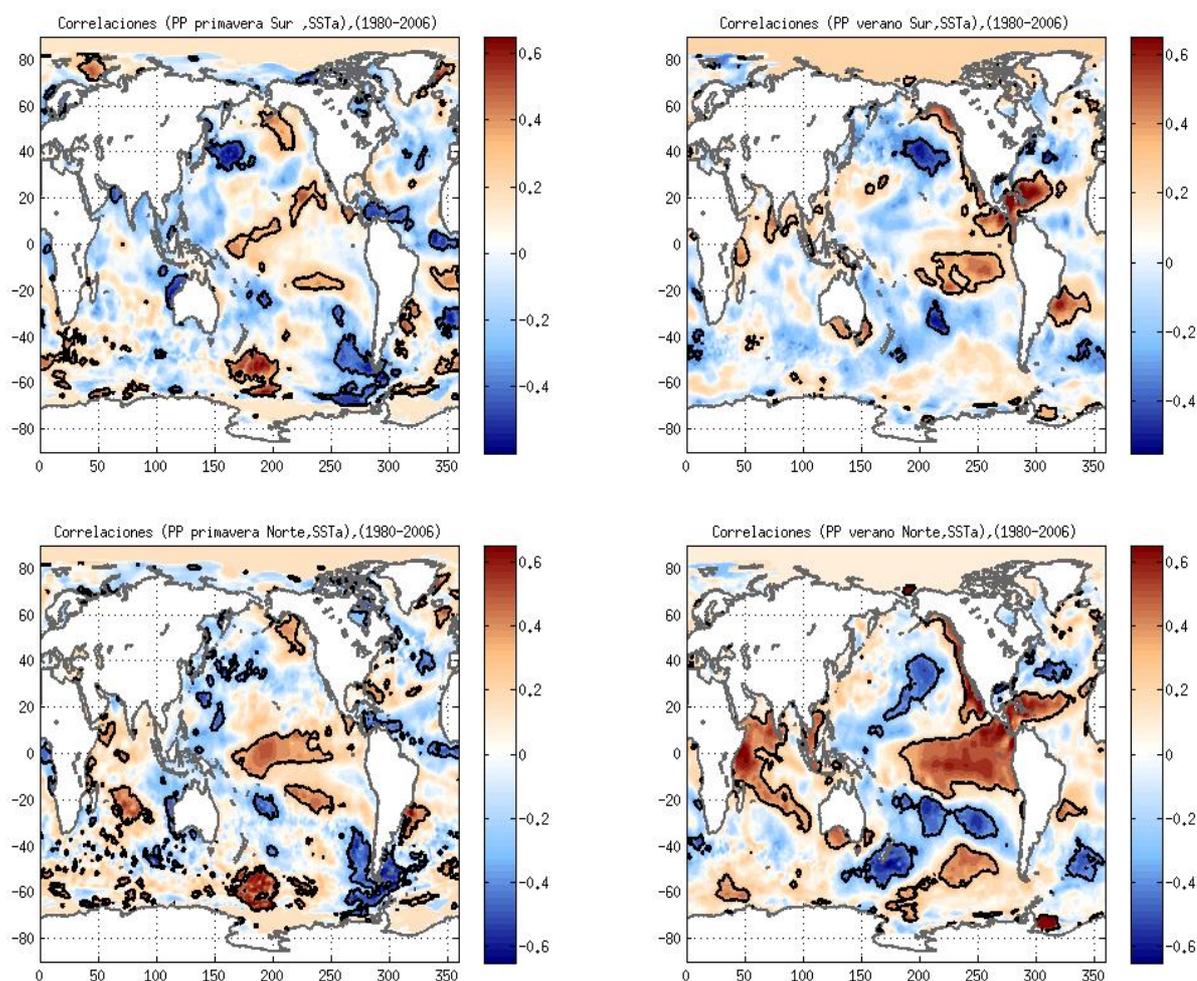


Figura 3.7- Correlaciones entre TSM y anomalías de PP promediadas en la zona sur de Uruguay (superior) y en la zona norte de Uruguay (inferior) en primavera (izquierda) y verano (derecha). Los contornos negros marcan las regiones con correlaciones estadísticamente significativas al nivel de 90% con un test de student de dos colas.

Las correlaciones observadas sugieren que existe cierta predictibilidad en las lluvias estacionales, principalmente en el norte del país, donde se aprecian los valores más altos

de correlaciones, tanto en primavera como en verano. En verano las precipitaciones en todo el país mantienen altas correlaciones con el Océano Pacífico Tropical. Sin embargo, las correlaciones significativas que mantiene el sur con el Océano Pacífico Tropical, tanto en primavera como en verano, no caen dentro de las latitudes 5°S-5°N, que son las que consideran los índices Niño. Por otro lado, se destaca la correlación de las precipitaciones en el sur del país con la TSM del Océano Atlántico Suroeste, próximo a nuestras costas. Varios estudios, como Díaz et al. (1998) y Doyle y Barros (2002), han asociado un exceso (déficit) de precipitaciones en Uruguay y sureste de Brasil con TSM altas (bajas) en el suroeste del Océano Atlántico Subtropical. Díaz et al. (1998) sugieren varias hipótesis para las correlaciones entre la TSM del Atlántico Suroeste y las anomalías de precipitación en Uruguay y Brasil. Grimm y Silva Dias (1995) asocian la relación entre una anomalía de TSM en el Atlántico Suroeste y la anomalía de precipitación en la zona de estudio a una respuesta remota de ENOS, mediada por cambios en la zona de convergencia del Pacífico Sur (ZCPS).

Por otro lado, la zona del Océano Atlántico costera a Uruguay está asociado al dipolo de radiación de onda larga (OLR) que caracteriza la variabilidad de la Zona de convergencia del Atlántico Sur (ZCAS) con un centro en Uruguay y el otro al norte de la posición media de la ZCAS (Carvalho et al. 2004). Una disminución de OLR está asociada a un aumento de PP ya que nubes altas tienen temperaturas bajas en el tope y por lo tanto emiten menor radiación de onda larga.

Es bueno notar que las lluvias de verano en todo el país están también correlacionadas positivamente con el Océano Índico y con el Atlántico Tropical Norte. La correlación con estas regiones podría ser indirecta, producto de que tanto las lluvias como la TSM en esas regiones son influenciadas por ENOS (ver sección 3.3.2).

Para ejemplificar se estudian las correlaciones entre las precipitaciones en Uruguay y los índices Niño y las correlaciones entre las precipitaciones en Uruguay y la TSM en el Atlántico Suroeste, entre las latitudes 20°S y 38°S y las longitudes 55°E y 40°E.

3.3.1- Correlaciones con el Océano Pacífico

A continuación se muestran las distribuciones espaciales de las correlaciones entre las anomalías de precipitación y los diferentes índices Niño.

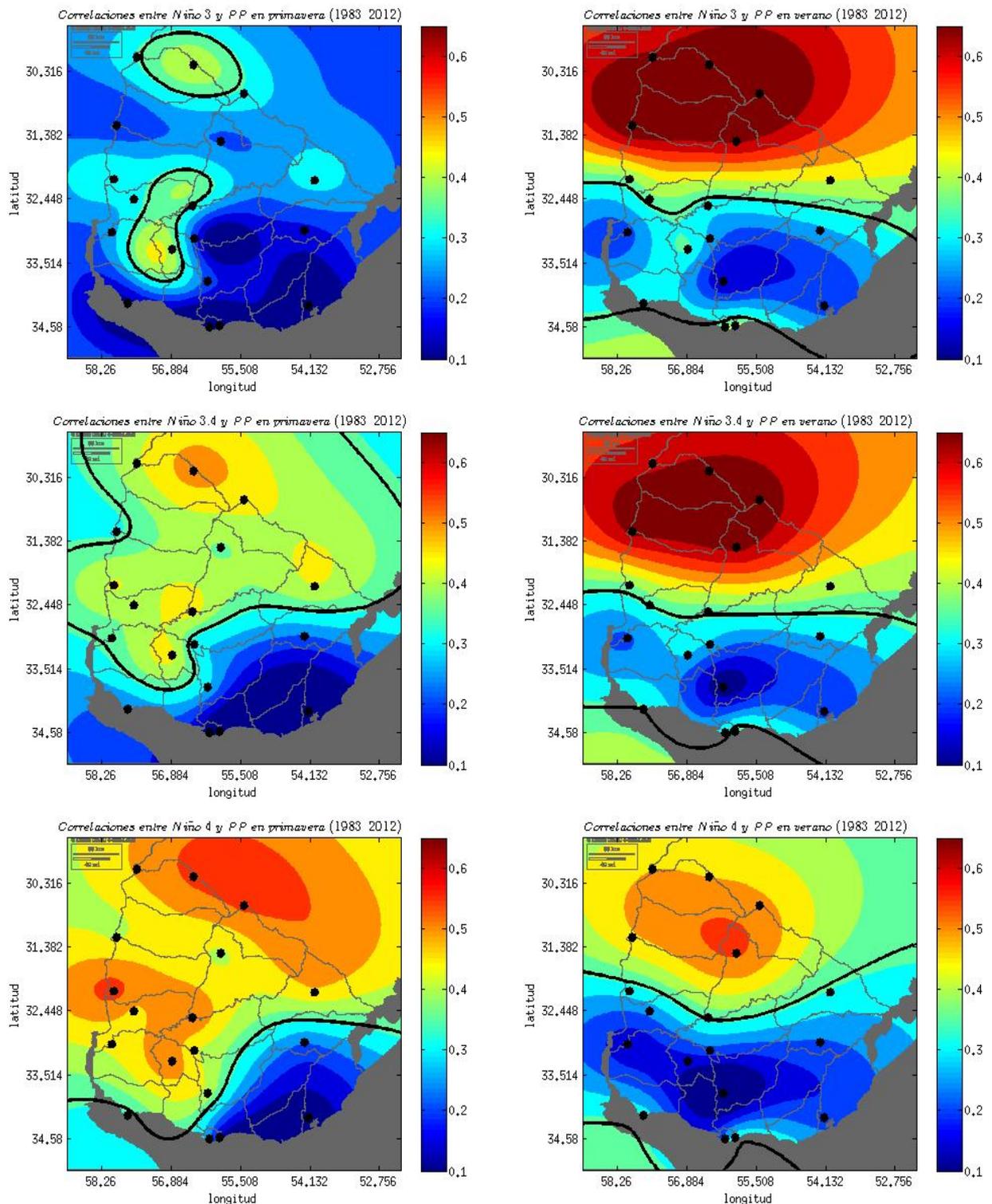


Figura 3.8- Correlaciones entre PP en Uruguay e índices Niño 3 (superior), Niño 3.4 (medio) y Niño 4 (inferior) en primavera (izquierda) y verano (derecha). Los contornos negros marcan las regiones con correlaciones estadísticamente significativas al nivel de 90% con un test de student de dos colas.

Se observa que para todos los índices Niño, las correlaciones son mayores en el norte del país. En promedio son mayores en verano, sin embargo, no hay correlaciones

significativas en verano en la zona sur. En la zona sur, únicamente hay correlaciones significativas en primavera y se dan en la región suroeste. Estas correlaciones son mayores con los índices que caracterizan la evolución de las TSM en la región central y occidental del Pacífico Ecuatorial, consistente con la Fig. 3.7.

Las correlaciones en verano en la estación de Florida varían entre 0 y 0.15. En verano, esta estación siempre baja el promedio de correlaciones de la zona sur. Por ejemplo, el promedio de las correlaciones en el sur con el índice Niño 4 es 0.23 mientras que si no se considera Florida, la media es 0.26. En primavera, las estaciones con correlaciones entre 0 y 0.15 son Mercedes y Carrasco. La mayor correlación promediada en la zona sur se da en primavera con Niño 4 y es 0.35. Por otro lado, en ninguna estación del sur las correlaciones son significativas con un nivel de confianza de 95%, ya que deberían ser mayores a 0.45.

3.3.2- Correlaciones con el Océano Atlántico

A continuación se muestran las correlaciones entre las precipitaciones en Uruguay y la zona del Océano Atlántico Suroeste previamente mencionada.

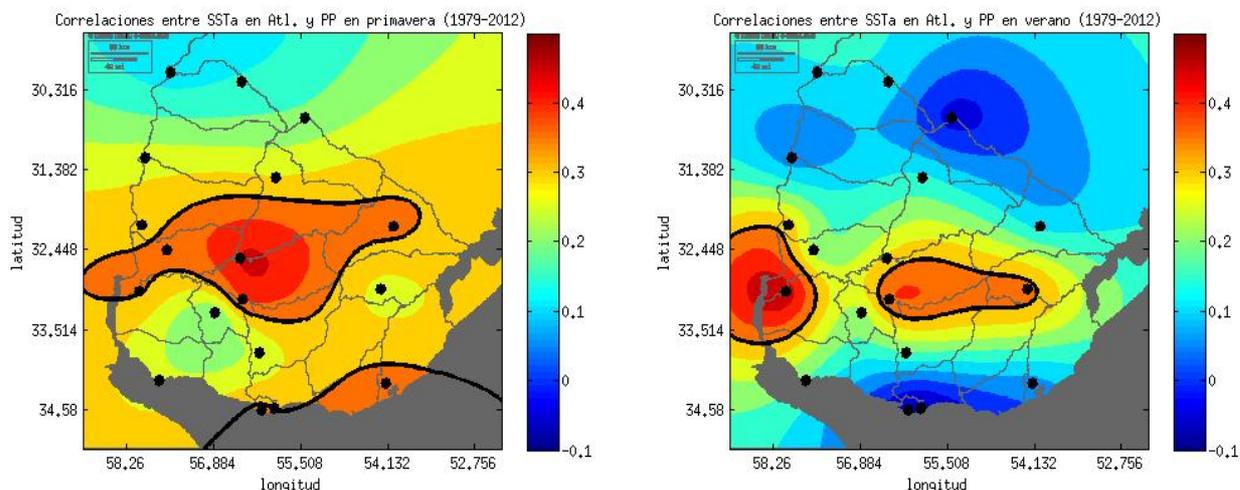


Figura 3.9- Correlaciones entre PP en Uruguay y TSM en el Atlántico suroeste en primavera (izquierda) y verano (derecha). Los contornos negros marcan las regiones con correlaciones estadísticamente significativas al nivel de 90% con un test de student de dos colas.

Se observa que en primavera las correlaciones son mayores al sur del país, con valores estadísticamente significativos. En verano, los valores significativos se encuentran únicamente en la zona sur. En verano las altas correlaciones se deben a valores altos únicamente en 3 puntos del país, mientras que en primavera, las correlaciones

significativas son en 4 puntos de la zona sur y 3 en el norte.

Para considerar la posible influencia de ENOS en la PP y la TSM en el Atlántico Suroeste se comparan las correlaciones lineales entre PP y TSM en el Atlántico Suroeste con las correlaciones parciales entre ambas variables pero considerando el índice Niño 3.4 constante (figura 3.10).

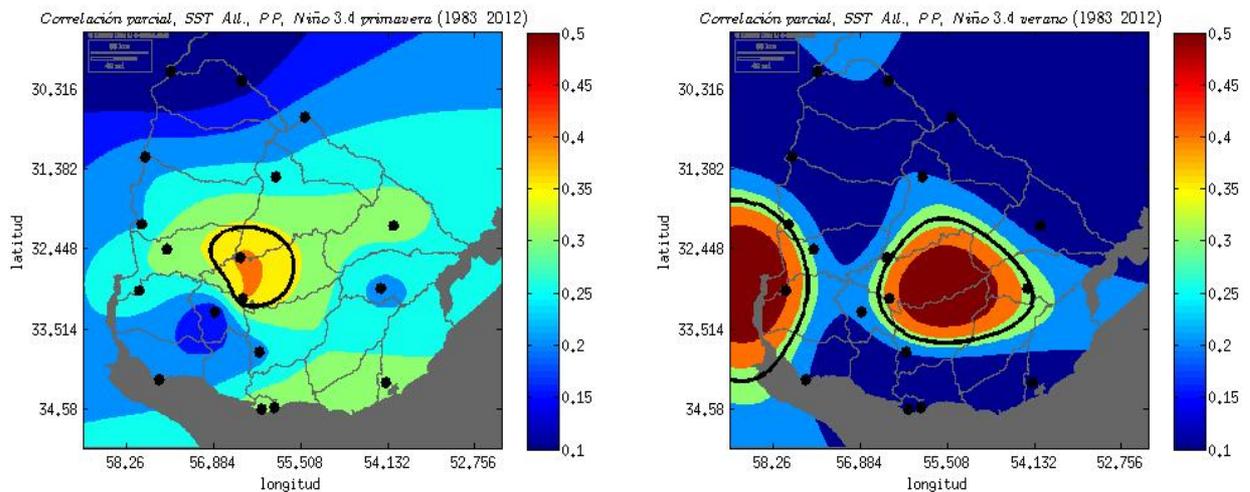


Figura 3.10- Correlaciones parciales entre PP media en el sur de Uruguay, TSM en Atlántico suroeste e índice Niño 3.4 en primavera (izquierda) y verano (derecha). Los contornos negros marcan las regiones con correlaciones estadísticamente significativas al nivel de 90% con un test de student de dos colas.

Se observa que, en general, las correlaciones entre la precipitación y la región del Atlántico mencionada no son independientes de ENOS, salvo en la estación de Paso de los Toros. El comportamiento único de Paso de los Toros, diferente de las estaciones del resto del país, llama la atención y debe ser estudiado con mas detalle.

4. CONSTRUCCIÓN DEL MODELO

El objetivo de este capítulo es discutir los resultados obtenidos durante la construcción de los modelos de pronóstico.

En primer lugar se muestran las correlaciones entre las anomalías de vientos en diferentes niveles de presión y las anomalías de precipitación observada en el sur de Uruguay. Luego, se muestran las regiones donde los vientos son hábilmente pronosticados por el modelo y se describen los procesos físicos detrás de estas relaciones. Los promedios espaciales de estas variables en las regiones mencionadas componen los índices que se utilizan para las predicciones. Se comentan las correlaciones de estos índices con el predictando. Finalmente, se discuten los resultados de los modelos modificados.

4.1- Estudio de habilidad del modelo dinámico

En esta sección se muestran las imágenes de las correlaciones entre anomalías de precipitación estacional observada en el sur de Uruguay y anomalías de vientos en niveles de 200 hPa, 500 hPa y 850 hPa provenientes de tres fuentes: (1) reanálisis (ERA-Interim), (2) simuladas (con Speedy) con TSM observadas (S-SSTo) y (3) pronosticadas (con Speedy) con TSM pronosticadas (S-SSTp).

A los efectos de visualización se graficaron (figuras 4.1-4.6) los módulos de las correlaciones en color, mientras que las flechas indican las direcciones resultantes de la suma vectorial de las correlaciones de la precipitación con vientos zonales en el eje longitudinal y con los vientos meridionales en el eje latitudinal. Entonces, las flechas indican la dirección de los vientos que favorece un aumento en las lluvias en el sur de Uruguay. Las zonas delimitadas con líneas negras son las regiones en las que las correlaciones con alguna de las componentes del viento son significativas de acuerdo al test de student de dos colas con un nivel de confianza de 90%.

Es importante destacar que los períodos de estudio varían en los análisis de correlación. Mientras que en el estudio de correlaciones entre precipitaciones y vientos tomados de datos de reanálisis y con vientos S-SSTo el período de estudio es 1980-2006, en las correlaciones con vientos S-SSTp, el período es 1990-2011. Dado que los períodos

de tiempo son muy parecidos y que no incluyen un salto climático conocido, como por ejemplo, el ocurrido en 1976 (Wang, 1995), se considera que los períodos son comparables. Asimismo, se buscará aquellas correlaciones que son estadísticamente significativas y que puedan ser interpretadas con base en la literatura.

Los mapas mencionados se muestran a continuación.

4.1.a- Primavera

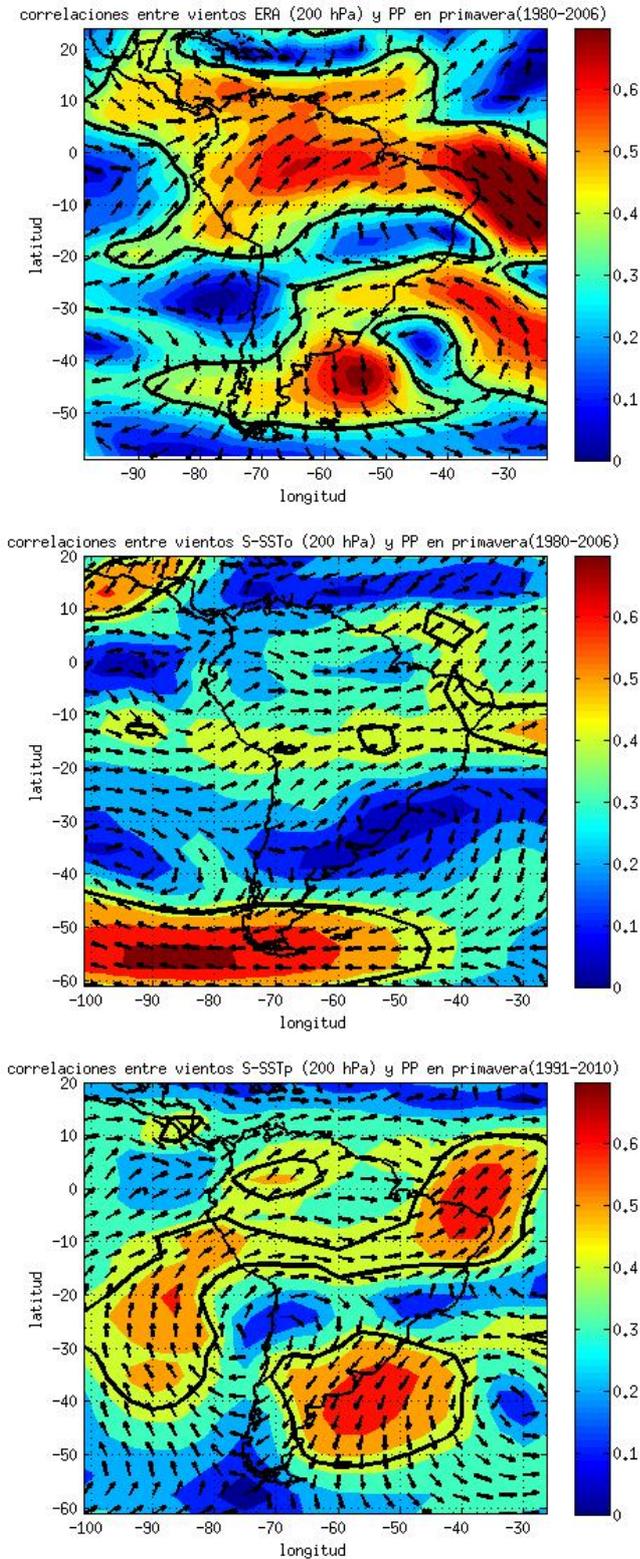


Figura 4.1-Correlaciones entre anomalías de vientos en el nivel de 200 hPa (ERA-superior, S-SSTo-medio, S-SSTp inferior) y precipitación en el sur de Uruguay en primavera. Las regiones delimitadas con contorno negro son las que se correlacionan significativamente con PP en el sur de Uruguay.

Durante primavera, en las tres imágenes de correlaciones en el nivel de 200 hPa se observan vientos anómalos con componente oeste sobre el continente, al norte de 15°S.

Por otro lado, al sur de 15°S los mapas tienen mayores diferencias. En las correlaciones con ERA se destacan correlaciones con anomalías ciclónicas, con centro en 20°S-50°O aproximadamente y anomalías de circulación anticiclónica al sur con centro en 40°S, 45°O. Estas circulaciones inducen anomalías estadísticamente significativas de vientos del este con cierta componente norte, en latitudes cercanas a los 30°S. Además, se distingue la correlación con un segundo centro de anomalías ciclónicas con centro en 100°O 40°S pero que no influye en los vientos sobre el continente.

En las simulaciones con S-SSTo se pueden distinguir dos anomalías ciclónicas. Mientras que las anomalías ciclónicas del Pacífico se encuentra prácticamente en la misma ubicación que en ERA, en la zona de interés existe una anomalía ciclónica situado hacia el sur con respecto al caso de

reanálisis, centrado en 30°S 50°O. Como resultado, a diferencia de los mapas de reanálisis, las correlaciones sobre Uruguay son con anomalías de vientos débiles predominantemente sur.

Por último, en las simulaciones con S-SSTp se distinguen correlaciones con una anomalía de circulación anticiclónica situada hacia el este con respecto a los mapas de ERA, ahora centrada en 40°S-30°O. Sin embargo, el mapa está dominado por una anomalía de circulación ciclónica con centro en 25°S-75°O. Esta configuración resulta en vientos de componente norte, estadísticamente significativos, en el sudeste de Sudamérica.

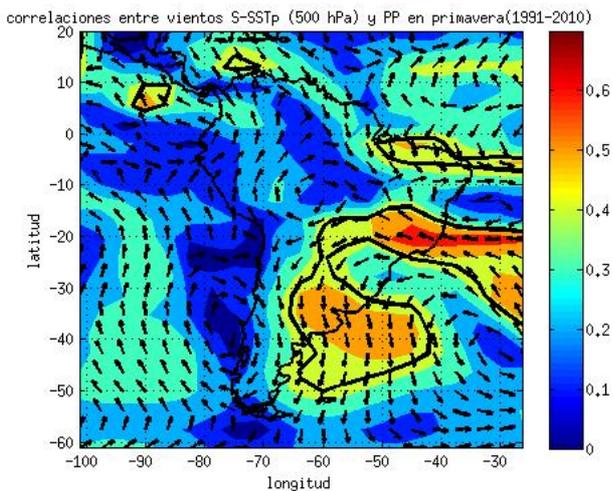
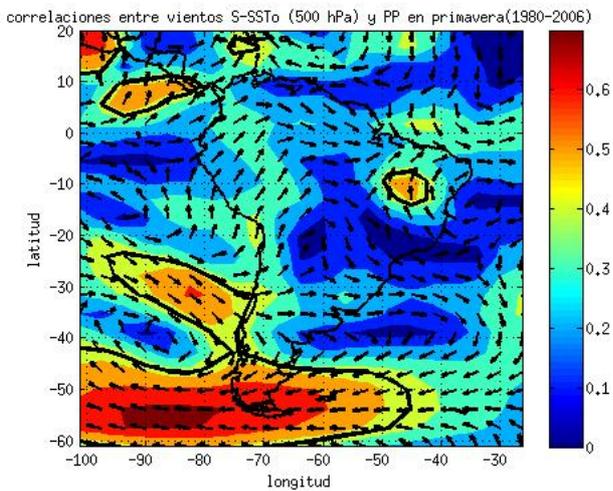
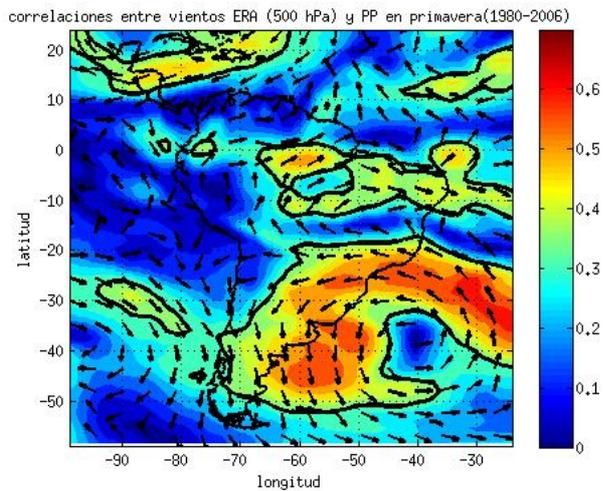


Figura 4.2-Correlaciones entre anomalías de vientos en el nivel de 500 hPa (ERA-superior, S-SSTo-medio, S-SSTp inferior) y precipitación en el sur de Uruguay en primavera. Las regiones delimitadas con contorno negro son las que se correlacionan significativamente con PP en el sur de Uruguay.

En el nivel de 500 hPa, las correlaciones al norte de 15°S sobre el continente no están dominadas por anomalías de vientos oestes. El único mapa que mantiene, al igual que en altura, correlaciones con anomalías de vientos con componente oeste entre las latitudes 10°S y 30°S es S-SSTo.

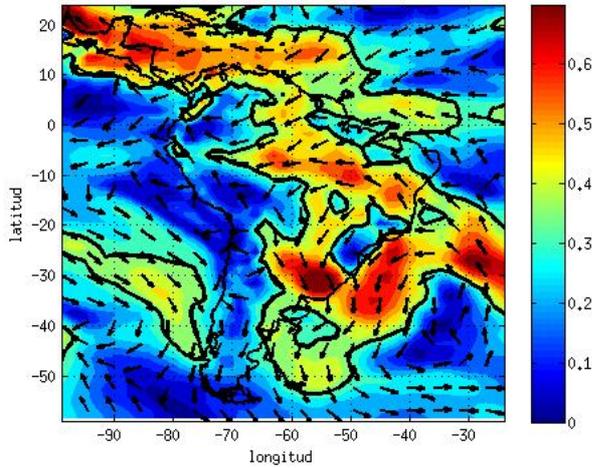
El mapa de correlaciones con ERA se asemeja al de ERA en 200 hPa, con una predominancia de anomalías de circulación anticiclónica al este de Uruguay y correlaciones con dos circulaciones anómalas ciclónicas, una al noreste de Uruguay y otra en el Pacífico Sur. Como resultado, los vientos sobre nuestra región son del noreste.

Por otro lado, en el mapa S-SSTo se observan correlaciones con dos anomalías ciclónicas en latitudes medias, uno al sureste de Uruguay y otro en el Pacífico Sur. Como consecuencia, las correlaciones son con anomalías de vientos oeste sobre nuestra región, aunque sin ser significativas.

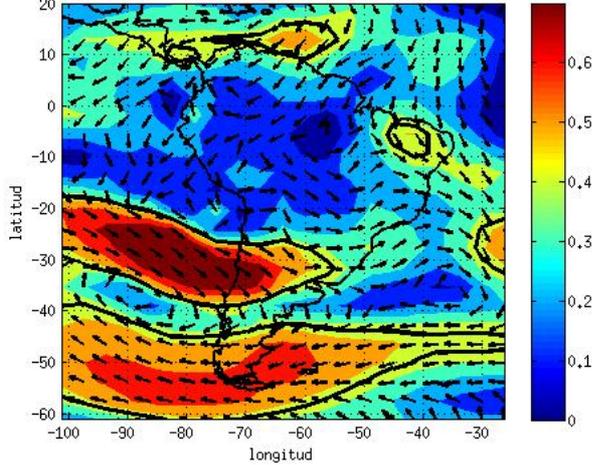
El mapa S-SSTp está dominado por una circulación anómala anticiclónica centrada en 40°S-35°O. Además, se

observan tres anomalías ciclónicas, dos de ellos sobre Brasil y otra en el Pacífico Sureste. Esta última, centrada en 35°S-75°O es la más influyente en la zona de interés y conforma, junto a la anomalía anticiclónica un par ciclón-anticiclón zonal. Como consecuencia, las correlaciones son con anomalías de viento norte sobre Uruguay, similar a los resultados de ERA.

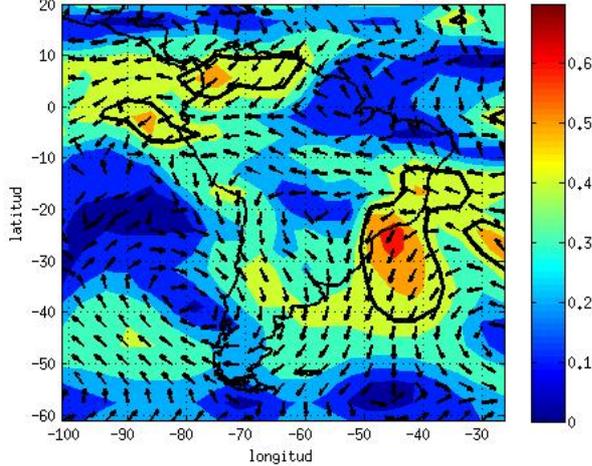
correlaciones entre vientos ERA (850 hPa) y PP en primavera(1980-2006)



correlaciones entre vientos S-SSTo (850 hPa) y PP en primavera(1980-2006)



correlaciones entre vientos S-SSTp (850 hPa) y PP en primavera(1991-2010)



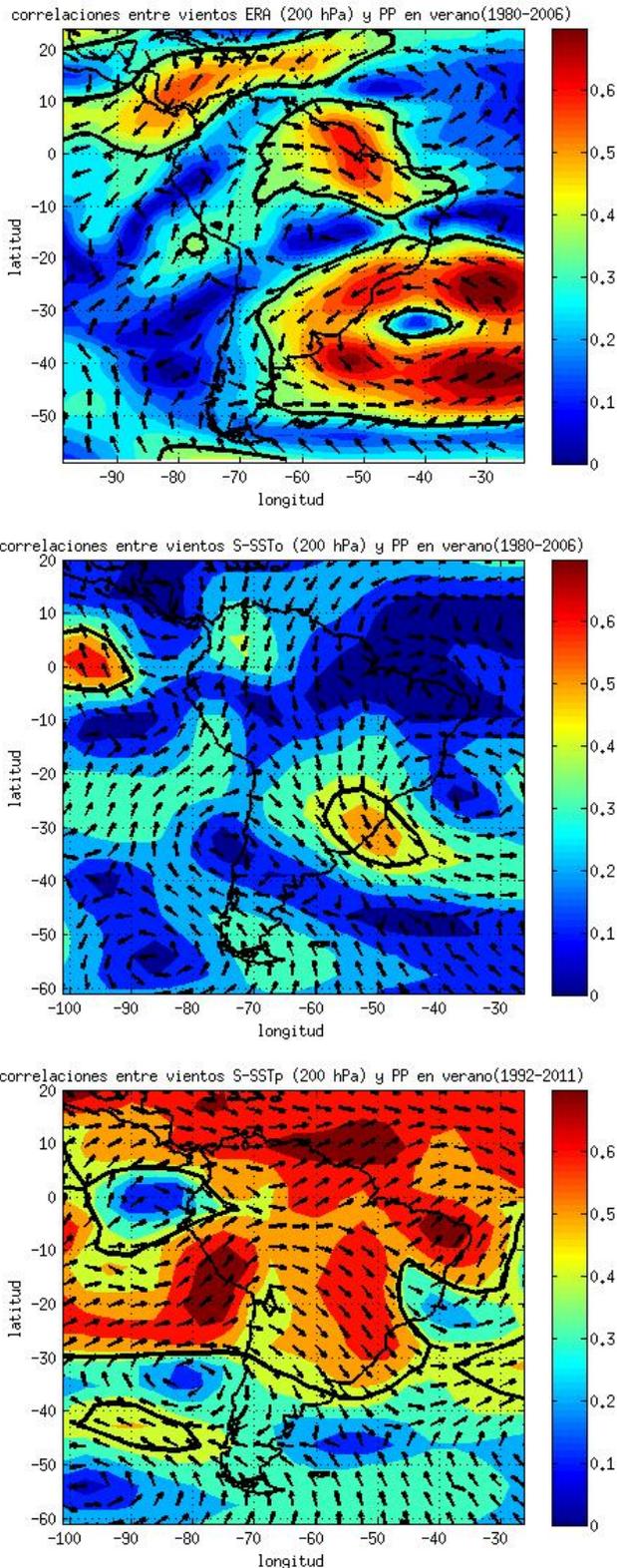
En 850 hPa, los mapas de ERA y S-SSTp muestran correlaciones con anomalías de viento este en zonas continentales ubicadas al norte de 15°S. En el mapa S-SSTo las correlaciones son con anomalías de vientos este al norte de 10°S. Comparando con los mapas en 200 hPa, se concluye que en los trópicos las anomalías son baroclínicas.

Asimismo, en los tres mapas se destacan correlaciones con un centro anómalo de rotación ciclónica en latitudes cercanas a 40°S. Además, tanto en el mapa ERA como en S-SSTp se observan anomalías anticiclónicas al sureste de Uruguay, desplazadas hacia el sureste con respecto a sus respectivos mapas en niveles medios y en altura. Como resultado, las correlaciones en nuestra región son con anomalías de vientos norte y noroeste en ERA y S-SSTp, mientras que en S-SSTo son con vientos anómalos del oeste.

Figura 4.3-Correlaciones entre anomalías de vientos en el nivel de 850 hPa (ERA-superior, S-SSTo-medio, S-SSTp inferior) y precipitación en el sur de Uruguay en primavera. Las regiones delimitadas con contorno negro son las que se correlacionan significativamente con PP en el sur de Uruguay.

De lo anterior se concluye que la circulación anticiclónica al este de Uruguay tiene estructura barotrópica y se observa que, en general, se desplaza hacia el este al acercarse a superficie. En particular, se observa un desplazamiento hacia el sureste en el nivel medio con respecto al nivel superior y hacia el noreste entre el nivel inferior y el medio. Sin embargo, existen diferencias entre los mapas del mismo nivel. En cada nivel, los mapas de S-SSTp se asemejan más a los de ERA que los mapas de S-SSTo. Los principales patrones de los mapas ERA aparecen desplazados hacia el este en los mapas S-SSTp, pero coinciden en que, sobre Uruguay, las correlaciones son con anomalías con componente norte.

4.1.b- Verano



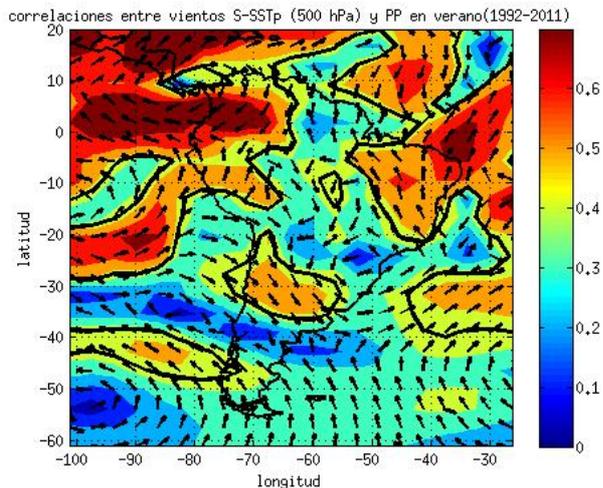
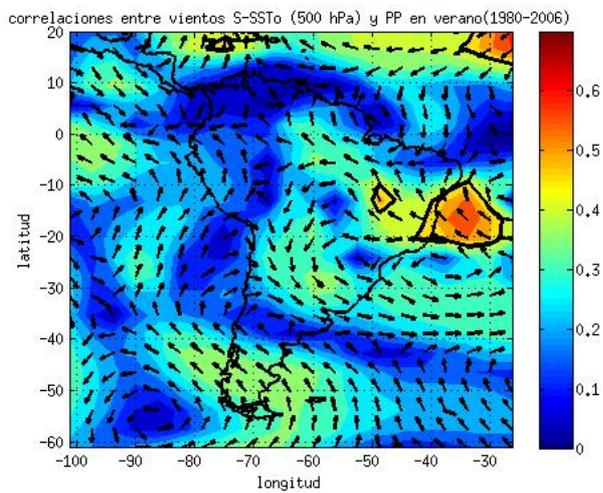
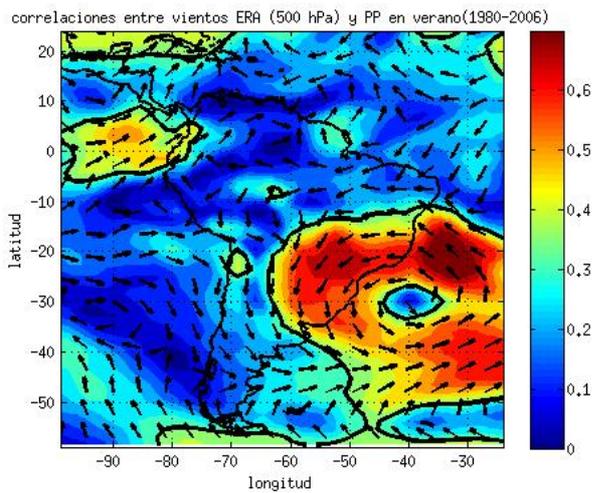
En verano en altura (Figura 4.4) , al igual que en primavera, aparecen en ERA y S-SSTp, correlaciones con anomalías de vientos con componente oeste sobre Sudamérica entre 15°S y el ecuador.

En general, los mapas de las simulaciones tienen correlaciones con vientos anómalos fundamentalmente zonales que tienen, principalmente en S-SSTp, significancia estadística en grandes regiones. Una zona que se destaca es la banda centrada en 30°S en los mapas de simulaciones con correlaciones altas con anomalías de vientos preferentemente del oeste sugiriendo que un aumento en la intensidad de la corriente en chorro subtropical está asociado a precipitaciones por encima de lo normal al sur de Uruguay. La intensificación del jet está relacionada con el desarrollo de una circulación ciclónica al oeste de Sudamérica en las simulaciones y la existencia de una vaguada, la cual imprime una componente norte a los vientos sobre Uruguay. Como resultado, el jet no sólo se intensifica sino que también existe un aumento en la advección de vorticidad ciclónica en el sudeste de

Figura 4.4-Correlaciones entre anomalías de vientos en el nivel de 200 hPa (ERA-superior, S-SSTo-medio, S-SSTp inferior) y precipitación en el sur de Uruguay en verano. Las regiones delimitadas con contorno negro son las que se correlacionan significativamente con PP en el sur de Uruguay.

Sudamérica. Anomalías similares se observan durante El Niño para la región norte de Uruguay en primavera (Grimm et al. 2000). Por otro lado, el mapa de ERA está dominado por la existencia de una circulación anómala anticiclónica al este de Uruguay -situada un poco más al norte que durante primavera- lo cual genera vientos de componente noreste sobre nuestro país. En S-SSTo también existe correlación con una circulación anómala anticiclónica aunque está situada al noreste con respecto a la observada en ERA y las correlaciones son menores. En S-SSTp existe una cuña anómala en 40°O-30°S pero la circulación no se cierra.

Los tres mapas coinciden en que la componente meridional de los vientos sobre el continente correlacionada significativamente con la precipitación de verano al sur de Uruguay es norte entre Uruguay y 10°S aproximadamente.



En el nivel de 500 hPa, al contrario de lo que se observa en altura, las correlaciones al norte de 15°S sobre el continente son mayoritariamente con anomalías de vientos este.

Al igual que en el nivel de 200 hPa las simulaciones presentan correlaciones con anomalías de vientos con componente oeste en la banda centrada en 30°S.

En nuestra región, en ERA el mapa está dominado por una anomalía anticiclónica centrada en 30°S 40°O. También existe una anomalía anticiclónica en las simulaciones, situada en latitudes similares aunque más al oeste y es significativamente más débil. Como resultado las correlaciones sobre nuestra región son con anomalías de viento norte en ERA y noroeste en las simulaciones y alcanzan valores significativos únicamente en ERA y S-SSTp.

Figura 4.5-Correlaciones entre anomalías de vientos en el nivel de 500 hPa (ERA-superior, S-SSTo-medio, S-SSTp inferior) y precipitación en el sur de Uruguay en verano. Las regiones delimitadas con contorno negro son las que se correlacionan significativamente con PP en el sur de Uruguay.

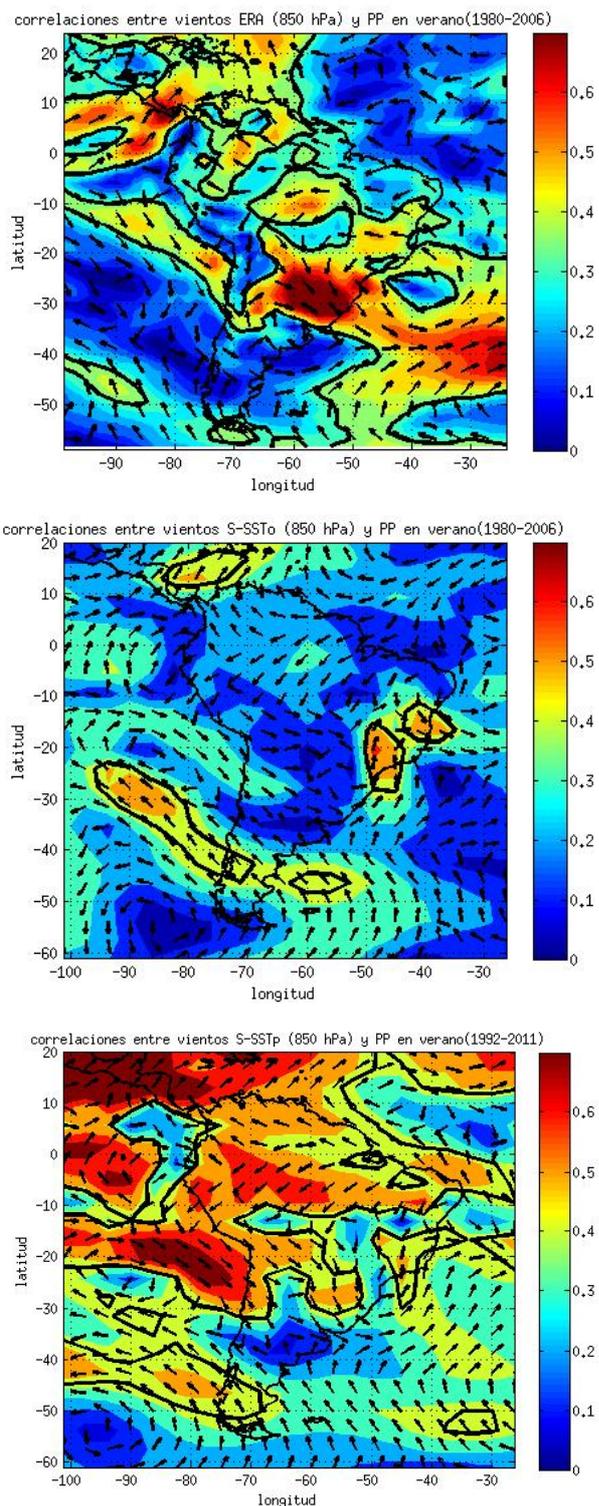


Figura 4.6-Correlaciones entre anomalías de vientos en el nivel de 850 hPa (ERA-superior, S-SSTo-medio, S-SSTp inferior) y precipitación en el sur de Uruguay en verano. Las regiones delimitadas con contorno negro son las que se correlacionan significativamente con PP en el sur de Uruguay

En 850 hPa, permanecen las correlaciones con anomalías de viento este en zonas continentales ubicadas al norte de 15°S.

Por otro lado, los mapas de ERA y S-SSTp están dominados por un anticiclón anómalo al noreste de Uruguay. Sin embargo, en el mapa S-SSTo esta circulación no se observa. En este caso, la circulación dominante es una anomalía ciclónica centrada en 20°S-85°O. Si bien esta anomalía ciclónica aparece en los otros mapas, su influencia se ve limitada por la predominancia de la anomalía anticiclónica situada al este de Uruguay.

Se observa, sin embargo, que las correlaciones sobre nuestra región son con anomalías de vientos noroeste en los tres mapas.

Se concluye que, al igual que en primavera, los mapas de S-SSTp se asemejan más a los de ERA que los de S-SSTo.

Por otro lado, la estructura del anticiclón anómalo al este de Uruguay es barotrópica y no tiene un desplazamiento apreciable con la altura. Sin embargo, su nivel de significancia aumenta con la altura, particularmente en ERA. También se destaca que, sobre nuestra región, las correlaciones son siempre con anomalías de vientos de componente noroeste salvo en el mapa de reanálisis del nivel de 200 hPa donde son noreste. Por lo tanto, tanto en primavera como en verano, la velocidad meridional en 200 hPa parece ser un buen predictor de lluvias en el sur de Uruguay.

4.2- Construcción del modelo estadístico

En esta sección se muestran los resultados de la etapa de generación del modelo estadístico. En una primera parte se discuten los resultados obtenidos en los mapas de correlación mostrados en la sección 4.1 con relación a la literatura existente y se justifica la selección de las variables a utilizar como variables independientes en la regresión lineal (promedio de los ensambles de predictores). Finalmente, como medida de la calidad del ajuste lineal se estudian valores de las correlaciones y gráficos de dispersión entre variables independientes y dependientes.

Se eligieron tres predictores para cada estación. En particular, se eligen dos predictores en el nivel de 200 hPa y uno en el de 850 hPa. No se seleccionan predictores en el nivel de 500 hPa ya que, en las zonas relevantes a este estudio, las correlaciones en este nivel se asemejan a un promedio de los otros dos niveles (en general son más parecidas al nivel de 850 hPa en primavera y al nivel de 200 hPa en verano) y no se considera que aporten información adicional. Las regiones seleccionadas se eligen variando las posiciones y tamaños de las variables que cumplen las condiciones establecidas en la sección 2.3.2 de manera tal que el promedio espacial de la variable en la región seleccionada mantenga la mayor correlación posible con la precipitación en el sur de Uruguay. En la figura (4.7) se delimitan las zonas en las cuales se promedian espacialmente las variables a utilizar como variables independientes. Si bien estas zonas se eligieron considerando las correlaciones con los vientos tomados de las tres fuentes, es ilustrativo superponer la delimitación de las regiones sobre las correlaciones entre vientos S-SSTp y precipitaciones, ya que la regresión se realiza con estos vientos.

Las zonas delimitadas en color blanco representan las regiones seleccionadas para el viento meridional y las zonas delimitadas en gris las seleccionadas para el viento zonal.

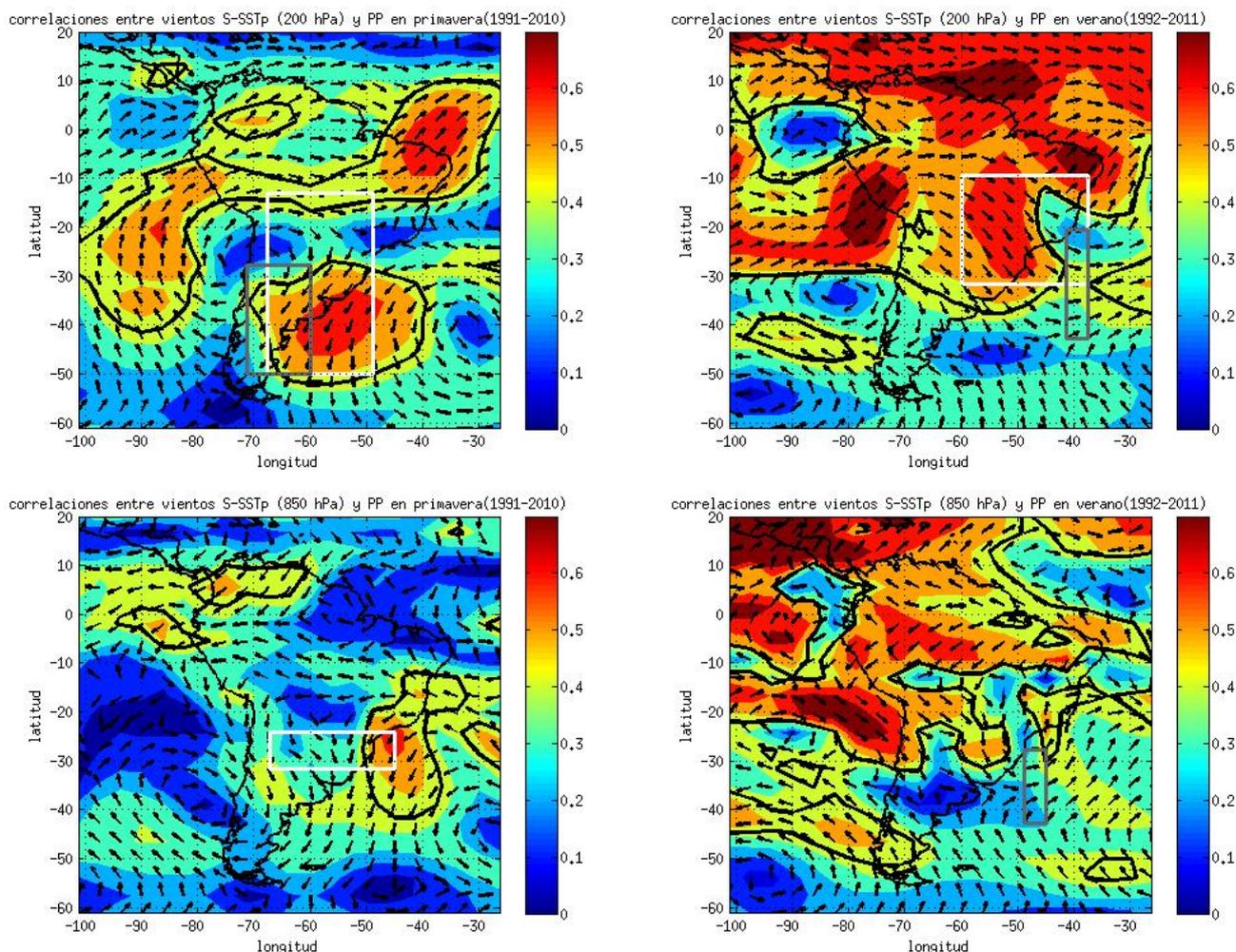


Figura 4.7- Correlaciones entre PP y vientos SST-p y zonas seleccionadas como predictores, en el nivel de 200 hPa (imágenes superiores) y en el nivel de 850 (imágenes inferiores), en primavera (izquierda) y en verano (derecha). Las regiones delimitadas con contorno negro son las que se correlacionan significativamente con PP en el sur de Uruguay. Las regiones delimitadas en blanco son de los índices meridionales y las delimitadas en gris las de los índices zonales.

4.2.1- Discusión de los mapas de correlación de la sección 4.1

Previo a la justificación de la selección de las zonas, es importante mencionar que las correlaciones observadas en el nivel de 200 hPa con circulación ciclónica al oeste y anticiclónica al este de América del Sur (que en verano aparecen como una cuña) se corresponden con los principales modos de variabilidad interanual que encuentran Robertson y Mechoso (2000), mientras que Zamboni et al. (2010) coinciden en la

circulación al este de Sudamérica. En particular, Zamboni et al. (2010), encuentran este vórtice como modo principal de variabilidad interanual de los vientos promediados en Octubre y Noviembre y como segundo modo de los vientos promediados en Enero y Febrero. Encuentran también que el vórtice es casi barotrópico en primavera, verano y otoño y que en estas estaciones mantiene una relación lineal simultánea con las anomalías de precipitación en SESA. Por otro lado, Robertson y Mechoso (2000) encuentran como primer modo en un análisis de Funciones Empíricas Ortogonales (EOF 1) un ciclón centrado en 45°O-30°S con una extensión latitudinal entre 50°S y 10°S y longitudinal entre 70°O y 20°O que explica el 23% de la varianza total durante Diciembre-Enero-Febrero. El EOF 2 también presenta una circulación ciclónica centrada en 40°O-25°S pero está dominado por vientos del oeste al norte de 15°S y por un ciclón centrado al este de la Patagonia (16% de la varianza). Por último, Cazes-Boezio et al. (2003) también encuentran que el EOF 1 promediado en Octubre-Noviembre-Diciembre consiste en un vórtice anticiclónico centrado en SESA y vientos oeste al norte de América del Sur.

Varios autores han conectado la existencia del anticiclón al este de Uruguay con ENOS. Por ejemplo, Zamboni et al. (2010) encuentran correlaciones significativas entre el EOF 1 de Octubre y Noviembre y el EOF 2 de Enero y Febrero con vientos en el Pacífico Sur en 200 hPa que están, a su vez, asociados con el principal patrón de comportamiento del Océano Pacífico Sur, conocido como Pacific-South America Pattern (PSA 1), el cual se asocia con las anomalías de TSM en el Pacífico Central y Este en el período 1959-2001. Asimismo, Cazes-Boezio et al. (2003) encuentran que el primer EOF de vientos en 200 hPa sobre Sudamérica (que incluye el anticiclón) en primavera está correlacionado positivamente con el Pacífico Ecuatorial. Por otro lado, en Enero-Febrero, encuentran que el anticiclón aparece en el EOF 2 y está muy débilmente correlacionado con el Pacífico ecuatorial. Por otro lado, Robertson y Mechoso (2000) relacionan el anticiclón encontrado en el EOF 1 con una onda de Rossby estacionaria, y el patrón de vientos del EOF 2 con ENOS.

El hecho de que los patrones de vientos en altura correlacionados con las precipitaciones al sur de Uruguay sean similares a los modos de variabilidad que se relacionan con ENOS implica cierta predictibilidad potencial de las lluvias.

Al analizar la relación física entre los vientos y las precipitaciones, Zamboni et al. (2010) proponen que, como el vórtice anticiclónico es casi barotrópico, las anomalías de

viento en capas altas implican un aumento en la advección de humedad en capas bajas desde el norte. Por otro lado, Grimm et al. (2000) encuentran anomalías de circulación casi barotrópicas sobre los Océanos Pacífico y Atlántico durante eventos ENOS. Durante El Niño (La Niña) la anomalía de circulación es ciclónica (anticiclónica) al oeste de SESA y anticiclónica (ciclónica) al este. Los autores relacionan estos dipolos con anomalías de precipitación sobre SESA debido a la combinación de advección de vorticidad ciclónica en capas altas y la advección meridional de humedad en niveles bajos. En las imágenes de verano en el nivel de 200 hPa (figura 4.4) se observa la correlación con una circulación en forma de vaguada (cuña) al oeste (este) de Uruguay, lo cual implica flujo supergeostrófico (subgeostrófico). Esto significa que el viento ageostrófico tiene el mismo sentido (sentido opuesto) que el viento geostrófico, implicando advección de vorticidad ciclónica y divergencia en altura sobre Uruguay (por ejemplo Holton, 2013). La divergencia en altura crea condiciones propicias para la convergencia en superficie, bajas presiones y precipitación.

En la sección 4.1 se encontró que el modelo logra simular las características principales de los patrones de vientos asociados a las lluvias en el sur de Uruguay, pero en algunos casos la ubicación geográfica de los centros ciclónicos y anticiclónicos no es la correcta, encontrándose desplazados. No obstante, basado en los resultados obtenidos y en la discusión anterior se intenta elegir zonas que representen los fenómenos físicos involucrados en la conexión vientos-precipitación. Es decir, se considera que las correlaciones con las salidas del modelo representan los mismos fenómenos físicos que los datos de reanálisis pero con un desplazamiento espacial.

En particular, para el viento meridional (V) en 200 hPa, se tiene en cuenta que en la literatura (Barreiro, 2010) un aumento de lluvias sobre SESA está asociado a vientos meridionales de componente norte, lo cual coincide con los mapas de correlación encontrados (Figura 4.1). Entonces, se elige una región con correlaciones medias espaciales significativas en la componente norte que incluya SESA tanto para primavera como para verano. Por otro lado, la zona seleccionada para el viento zonal (U) en 200 hPa para primavera está relacionada fundamentalmente con el ciclón al oeste de Uruguay, mientras que en verano está asociada al cambio en la intensidad del jet subtropical.

En el nivel de 850 hPa se considera un índice que represente el fenómeno de

advección de humedad meridional. En primavera se considera el promedio espacial del viento meridional al norte de Uruguay. En verano se promedian los vientos zonales en la región seleccionada, la cual forma parte del anticiclón situado sobre SESA y pretende representar tanto la advección de humedad del noroeste como una zona frontal entre aire cálido y frío que también puede ser causa de precipitación.

4.2.2- Relación de los índices elegidos con las lluvias al sur de Uruguay

La tabla 4.1 muestra los valores y niveles de significancia estadística de las correlaciones entre los índices seleccionados y las anomalías de precipitación al sur de Uruguay. Se recuerda que el límite de significancia considerado es el nivel de 90% de confianza en un test de student de dos colas.

Variable independiente	Correlación de Pearson	Significancia	Correlación de Spearman	Significancia
U 200 hPa primavera	-0.394	91%	-0.400	92%
V 200 hPa primavera	-0.597	99%	-0.528	99%
V 850 hPa primavera	-0.493	98%	-0.393	91%
U 200 hPa verano	0.471	96%	0.403	92%
V 200 hPa verano	-0.488	98%	-0.474	96%
U 850 hPa verano	0.286	NO	0.256	NO

Tabla 4.1- Correlaciones de Pearson y Spearman entre índices y precipitación y sus niveles de significancia.

Se encuentran tres índices estadísticamente significativos en primavera y dos en verano. A pesar de que el índice U 850 no mantiene correlaciones significativas con la precipitación, se decide proceder con el estudio ya que permite obtener buenos resultados en los modelos de Carrasco (ver capítulo 6). La comparación entre los dos tipos de correlaciones provee una primera aproximación de la no-linealidad de las relaciones. Mientras que la correlación de Pearson relaciona pares de valores, la correlación de Spearman correlaciona sus rangos, lo cual implica que esta última es más robusta a *outliers* (Wilks, 2006). La diferencia entre ambas correlaciones da una idea del peso de los años que se alejan de la recta de regresión lineal. De los valores de la tabla 4.1, no se puede sacar conclusiones generales de la relación entre las correlaciones de Spearman y Pearson. Sin embargo, para el viento meridional en 850 hPa en primavera y para el viento

zonal en 200 hPa en verano, se puede afirmar que el ajuste lineal está muy afectado por valores anómalos.

A continuación se muestran los gráficos de dispersión de predictor y predictando con el ajuste lineal en primavera en la figura 4.8 y en verano en la figura 4.9. Se diferencian años Niño (1992, 1995, 1998, 2003, 2005, 2007, 2010), años Niña (1996, 1999, 2000, 2001, 2008) y años neutros con el objetivo de entender el peso que tienen en el ajuste.

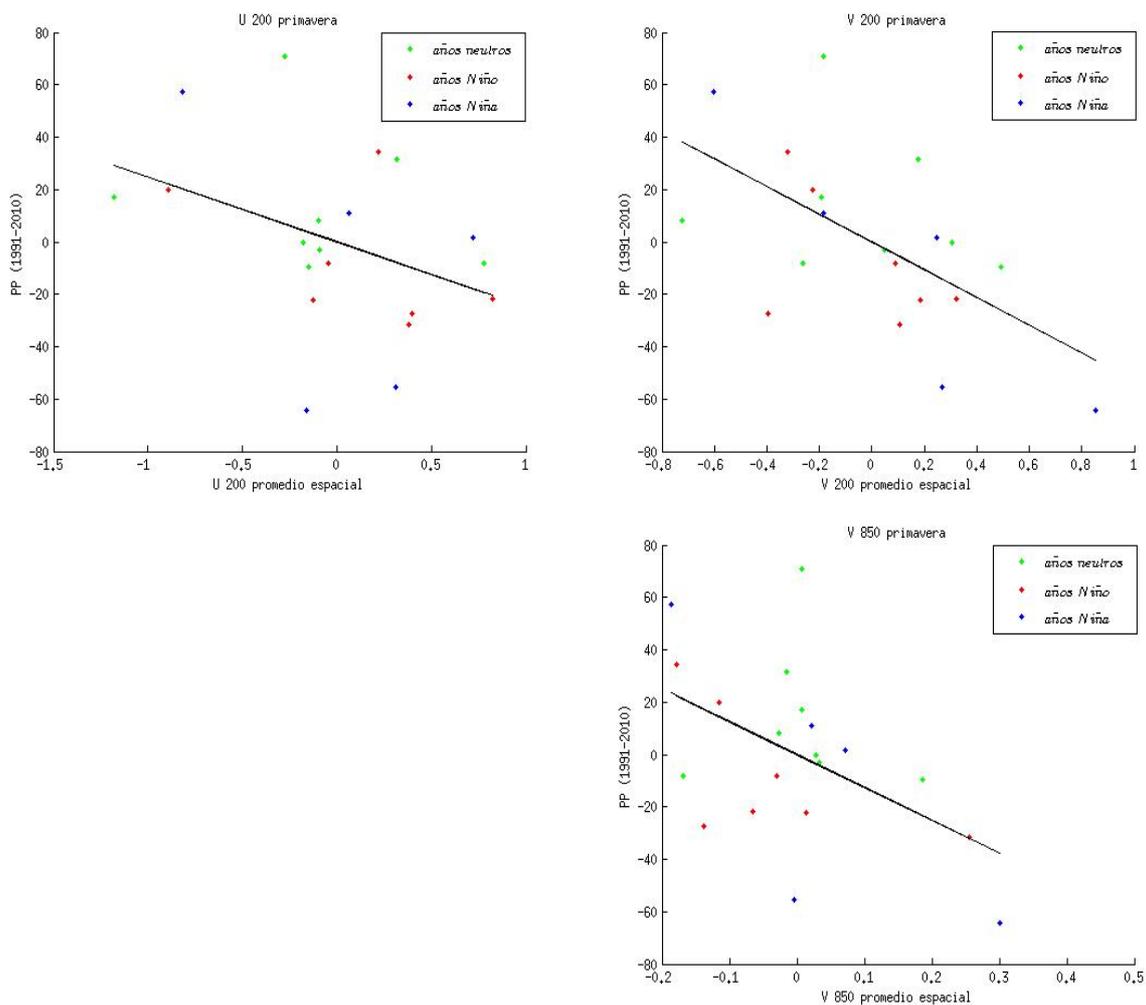


Figura 4.8- Gráficos de dispersión y ajuste lineal entre la variable predictor U 200 (superior izquierda), V 200 (superior derecha) y V 850 (inferior) y predictando en primavera.

En los gráficos de dispersión para primavera no se encuentran patrones de comportamiento distintivo entre años Niño, años Niña y años neutros.

El ajuste lineal considerando el índice V 850 hPa no parece representar la distribución

real. En particular, se aprecia gráficamente el gran peso del punto de viento máximo de la serie temporal. Si se consideran únicamente los otros puntos, no parece existir una recta que los represente. Esto está respaldado numéricamente por la gran diferencia entre la correlación de Pearson y Spearman de ese índice.

Por otro lado, en el nivel de 200 hPa, las rectas de regresión se ajustan mejor a los puntos del gráfico. En particular, visualmente, el mejor ajuste es el de V 200, lo cual coincide con los valores de la tabla 4.1.

Para verano, los gráficos de dispersión son los siguientes:

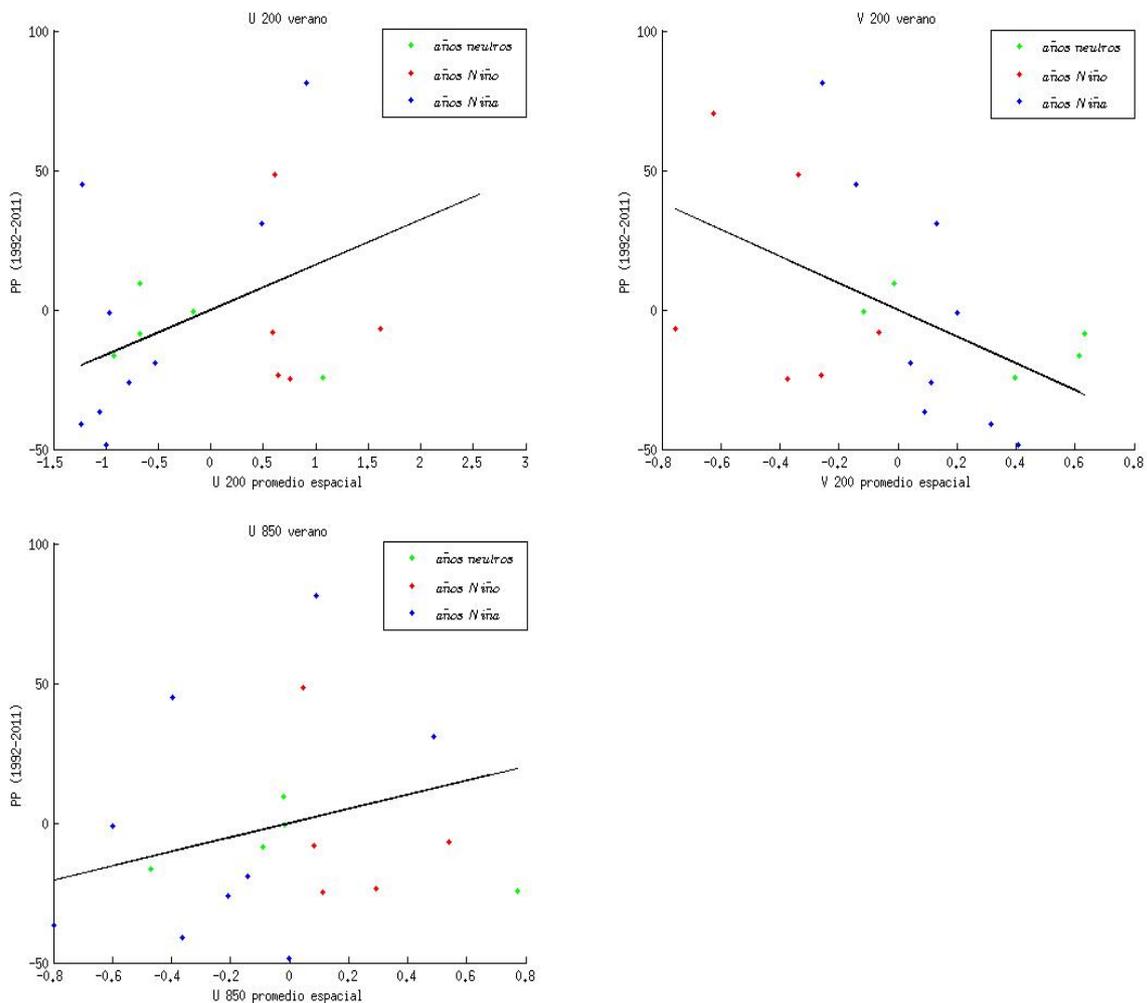


Figura 4.9- Gráficos de dispersión y ajuste lineal entre la variable predictora U 200 (superior izquierda), V 200 (superior derecha) y V 850 (inferior) y predictando en verano.

El análisis visual del gráfico de dispersión del viento zonal en 850 hPa muestra que la

precipitación es prácticamente independiente del viento. Por otro lado, se observa que los años Niño tienen anomalías de viento zonal positivas en los dos niveles y anomalías de viento meridional negativas en el nivel de 200 hPa, consistente con la existencia de un anticiclón al este de Uruguay.

4.3- Modificaciones del modelo estadístico

En esta etapa se analizan los resultados de los modelos modificados con los métodos de reducción del área de interés sobre Uruguay y la detección de *outliers* y se los compara con los obtenidos originalmente. El primer método consiste en reducir el área de interés a la región suroeste del país. El segundo método consiste en detectar, con el criterio de Mahalanobis y también considerando la distancia entre las variables precipitación e índice Niño 3.4 de cada año con las medias del período, años cuya relación predictor-predictando sea anómala y no considerarlos a la hora de calcular los parámetros de las regresiones lineales.

4.3.1- Región suroeste

En primer lugar se presentan los resultados de la consideración de la zona suroeste del país. Esta zona muestra una mayor correlación con ENOS que el resto de la región sur (capítulo 3), y no está bien representada por la media de la zona sur, principalmente en verano (ver introducción). La tabla 4.2 compara los valores de correlaciones obtenidos entre los índices seleccionados y las precipitaciones en la zona sur y en la zona suroeste de Uruguay. Es importante mencionar que la comparación se realiza entre los resultados de los modelos para las diferentes regiones. Esto no implica que los modelos sean sustituibles entre sí, sino que, en el trabajo se prioriza encontrar modelos con buena habilidad a encontrar modelos que pronostiquen todo el sur del país.

Variable independiente	Correlación de Pearson		Correlación de Spearman	
	Original	Zona Suroeste	Original	Zona Suroeste
U 200 hPa primavera	-0.394	-0.365	-0.400	-0.435
V 200 hPa primavera	-0.597	-0.533	0.528	0.508
V 850 hPa primavera	-0.493	-0.413	-0.393	-0.290
U 200 hPa verano	0.471	0.469	0.403	0.423
V 200 hPa verano	-0.488	-0.536	-0.474	-0.549
U 850 hPa verano	0.286	0.268	0.256	0.269

Tabla 4.2.- Correlaciones de Pearson y Spearman entre índices y precipitación para la zona suroeste y para la zona sur.

La única variable cuyas dos correlaciones mejoran con respecto a las del modelo original es V 200 verano, cuyos valores aumentan significativamente. Por otro lado, las correlaciones de Spearman de U 200 en primavera y de variables en verano aumentan en menor medida.

Para explicar este resultado se grafican las correlaciones entre el índice Niño 3 y las precipitaciones en cada estación meteorológica.

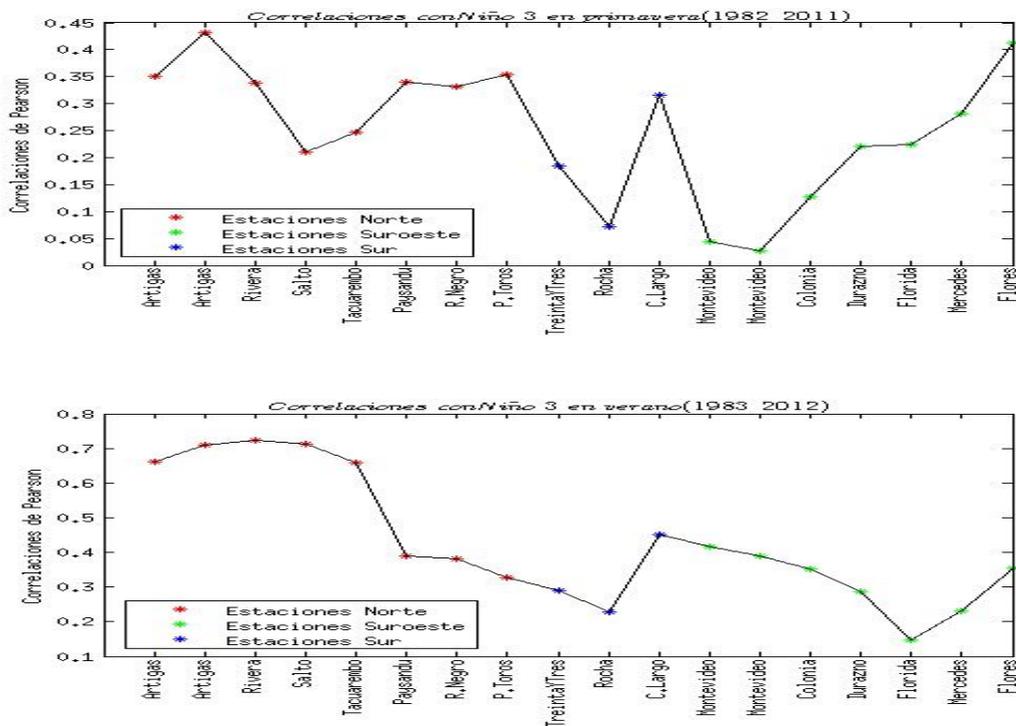


Figura 4.10.- Correlaciones entre índice Niño 3 y precipitación en las estaciones meteorológicas en primavera (superior) y en verano (inferior)

Se observa que para primavera, la estación de Flores mantiene la correlación más alta de la zona sur. Esta estación se destaca como un pico de máximo local de correlación. La combinación de este pico y el método de interpolación de los puntos, necesario para graficar de manera continua, (en este caso se utiliza krigging) genera una distorsión del mapa de las correlaciones espaciales sugiriendo correlaciones altas en toda la zona suroeste (Fig. 3.8). En verano, la diferencia entre las correlaciones con la zona suroeste y sureste es apenas notoria en los mapas de correlación espacial y nula en estos gráficos.

Entonces, el hecho de que las correlaciones no mejoren en forma consistente al considerar el suroeste, que aparentaba correlacionarse más con los índices Niño, es coherente con los resultados de los gráficos si se considera dicho fenómeno como la mayor fuente de predictibilidad.

Se destaca que Montevideo tiene las correlaciones más altas de la zona suroeste en verano y las más bajas de todo el país en primavera. Esta característica, junto al hecho de que particularmente en verano el departamento no se ve representado por la media de precipitación en el sur, incentiva a estudiar el departamento individualmente (ver capítulo 6).

4.3.2- Detección de *outliers*

En esta sección se aplican criterios de detección de *outliers*. En primer lugar se aplica el criterio de Mahalanobis y luego se estudia la distancia euclídea de cada punto con la media de las variables precipitación e Índice Niño 3.4.

Se superponen las elipses de Mahalanobis a los gráficos de dispersión (Fig. 4.11). Los puntos fuera de las elipses son los que con un 90%, 95% y 99% de probabilidad no se comportan como el resto de la población.

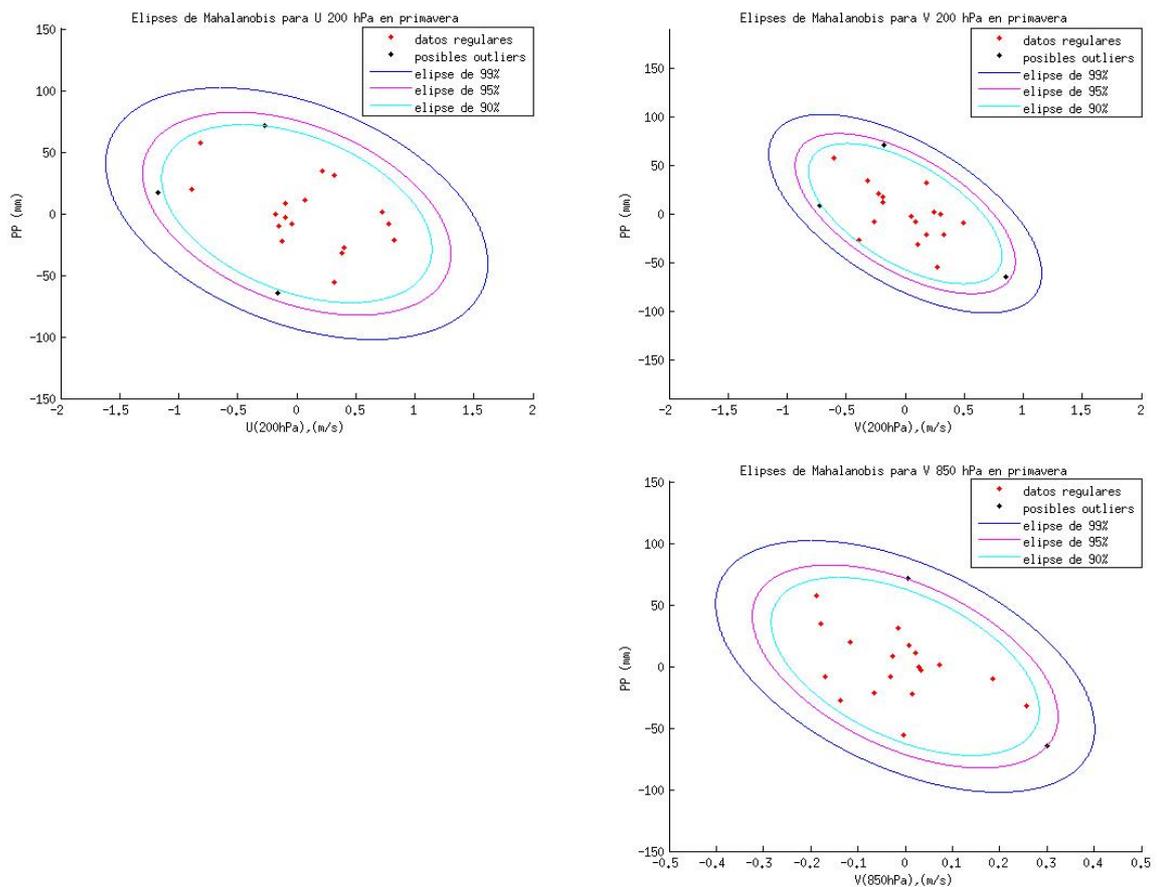


Figura 4.11- Gráficos de dispersión y elipses de Mahalanobis para primavera para el índice U 200 (superior izquierda), V 200 (superior derecha) y V 850 (inferior)

En primavera aparecen tres posibles *outliers* en las variables V 200 y U 200 y dos en V 850. Los años 2009 y 2008 aparecen en las tres variables, con un nivel de confianza de 90% en el nivel de 200 hPa y 95% en 850 hPa. Además, en U 200 aparece el año 1991 como posible *outlier* con un 90% de confianza y en V 200 el 2002 con el mismo nivel de confianza. El año 2009 fue el de la primavera más húmeda del período y el año 2008 el de la primavera más seca del período 1991-2010 (Fig. 4.12). Por otro lado, el año 1991 se destaca por tener el menor valor de U 200 y la primavera del 2002 el menor valor de V 200.

El criterio de Mahalanobis tiene en cuenta el alejamiento del comportamiento usual. Una vez seleccionados los posibles *outliers*, se busca entender si sus singularidades se deben a alguna variable en particular o a la combinación de ambas. Para esto, se estudia el criterio de desviaciones estándar, que implica considerar *outlier* cuando el valor se separa de la media más de una o dos desviaciones estándar. En la figura 4.12, se

muestran las variables PP e índice Niño 3.4 superpuestas a las rectas de una (celeste) y dos (violeta) desviaciones estándar para primavera. La precipitación se estudia como variable común a todas las regresiones y los índices Niño como posible responsable de anomalías.

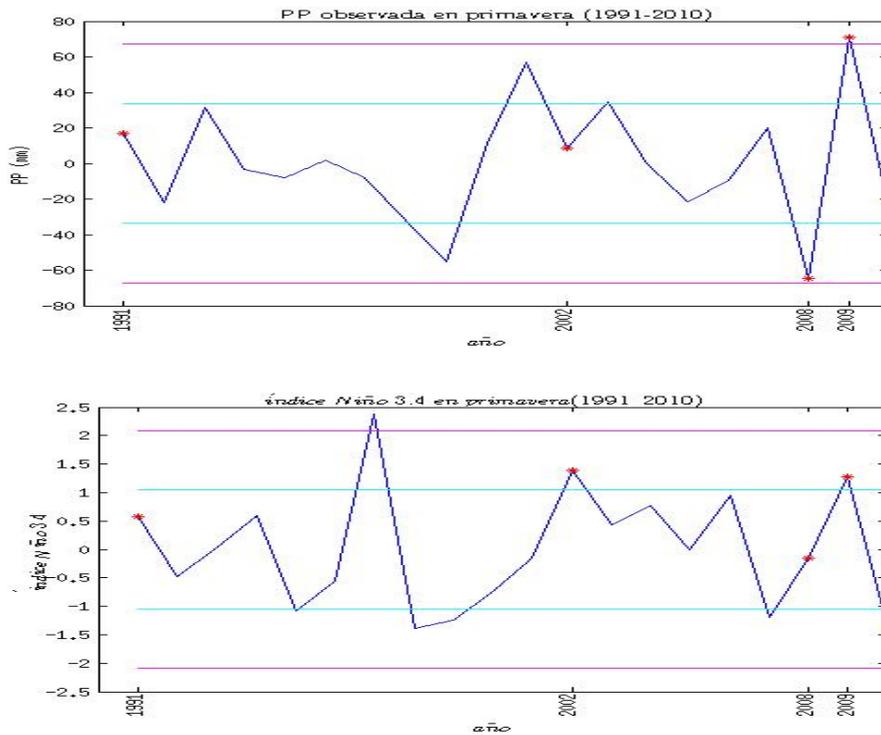


Figura 4.12- Detección de *outliers* con método de las desviaciones estándar para primavera (ver texto) con respecto a PP (superior) y a índice Niño 3.4 (inferior). Las líneas celestes son una desviación estándar y las violetas son dos desviaciones estándar.

En primavera se encuentra que el año 1991 cae dentro de lo normal (se aleja menos de una desviación estándar de la media) tanto en el índice Niño 3.4 como en la anomalía de precipitación. La primavera del 2002 cae dentro de lo normal en precipitación y se aleja una desviación estándar en el índice Niño 3.4. El año 2008 se aleja una desviación en precipitación y cae dentro de la franja normal en índice Niño 3.4. Finalmente el año 2009 se aleja dos desviaciones estándar en precipitación y una en índice Niño.

Dada la coincidencia de la anomalía con el criterio de las desviaciones estándar en PP y el criterio de Mahalanobis en todas las variables en los años 2008 y 2009, se decide descartarlos del cálculo de parámetros de regresión para primavera, considerándolos como años atípicos en todas las combinaciones de variables estudiadas para la estación. También se concluye que la anomalía de PP en el año 2008 no es consecuencia directa y

contemporánea de ENOS.

A continuación se repite el análisis para verano. La figura 4.13 muestra las elipses de Mahalanobis.

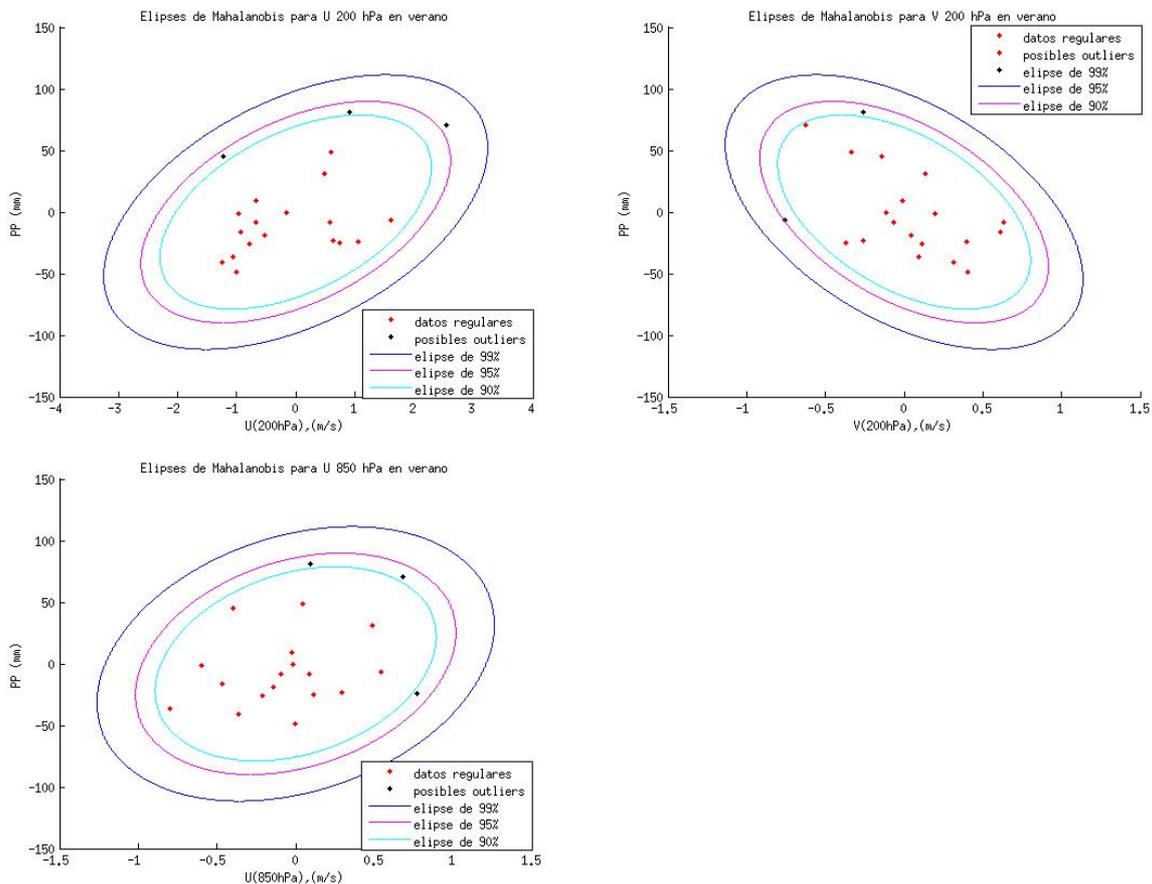


Figura 4.13- Gráficos de dispersión y elipses de Mahalanobis para verano para el índice U 200 (superior izquierda), V 200 (superior derecha) y U 850 (inferior).

En verano se repite el año 2010 como posible *outlier* en las tres variables con un nivel de confianza de 90%. Este año es el verano de mayor precipitación del período. Además, el año 1998, que es el segundo verano más húmedo, cae fuera de la elipse del 95% en U 200 y fuera de la de 90% en U 850. Por otro lado, el año 1999 es un posible *outlier* en U 200 con un 90% de confianza, el año 2007, correspondiente con el menor viento meridional en 200 hPa es un posible *outlier* en la variable V 200 con un 95% de confianza y el 2004 que corresponde al verano de mayor viento zonal en el nivel de 850 hPa cae fuera de la elipse de Mahalanobis de 90%.

En la figura 4.14 se analiza la anomalía de los posibles *outliers* con respecto a la

desviación estándar.

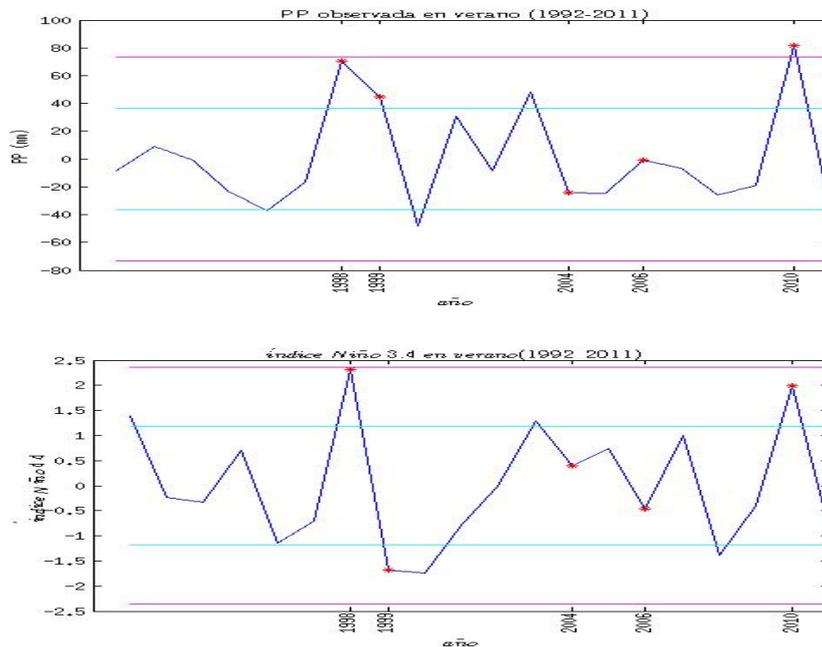


Figura 4.14- Detección de *outliers* con método de las desviaciones estándar para verano (ver texto) con respecto a PP (superior) y a índices Niño (inferior). Las líneas celestes son una desviación estándar y las violetas son dos desviaciones estándar.

En esta estación, la figura 4.14 muestra que el año 1998 se aleja una desviación estándar de la media de precipitación y dos desviaciones de la media de índices Niño. El año 1999 se aleja una desviación tanto en precipitación como en índices Niño. Por otro lado, los años 2004 y 2006 caen dentro de lo normal en las dos variables. Finalmente, el verano del 2010 se aleja dos desviaciones estándar en precipitación y una en índice Niño.

En conclusión, se considera *outlier* al año 2010 por la coincidencia en los dos métodos y en todas las variables. Además, se decide también proceder al cálculo de los parámetros de la regresión lineal sin el verano del año 1998 por coincidencia de las dos variables en el método de las desviaciones estándar y el método de Mahalanobis para el viento zonal en los dos niveles.

Variable independiente	Correlación de Pearson		Correlación de Spearman	
	Original	Sin <i>outliers</i>	Original	Sin <i>outliers</i>
U 200 hPa primavera	-0.394	-0.491	-0.400	-0.432
V 200 hPa primavera	-0.597	-0.450	0.528	-0.461
V 850 hPa primavera	-0.493	-0.370	-0.393	-0.315
U 200 hPa verano	0.471	0.164	0.403	0.228
V 200 hPa verano	-0.488	-0.332	-0.474	-0.373
U 850 hPa verano	0.286	0.114	0.256	0.119

Tabla 4.3- correlaciones de Pearson y Spearman entre índices y precipitación para los modelos originales y para los modelos sin *outliers*.

Las únicas correlaciones que mejoran con respecto a sus valores en los modelos originales son las de primavera para U 200 (tabla 4.3). Esta variable es la única en la cual la correlación de Spearman del modelo original supera a la correlación de Pearson, lo cual sugiere que gran parte de la correlación en las restantes variables se debe a puntos alejados del comportamiento medio de la población. Al descartar los puntos más alejados, que son los catalogados como *outliers*, las correlaciones disminuyen.

La figura 4.15 muestra la variación de las rectas de regresión lineal entre la regresión de los modelos originales y la regresión sin considerar los *outliers* en el cálculo de los parámetros de regresión en primavera. Se observa que el ajuste lineal de U 200 no varía significativamente, mientras que en V 200 y V 850 las pendientes sin *outliers* son significativamente más horizontales.

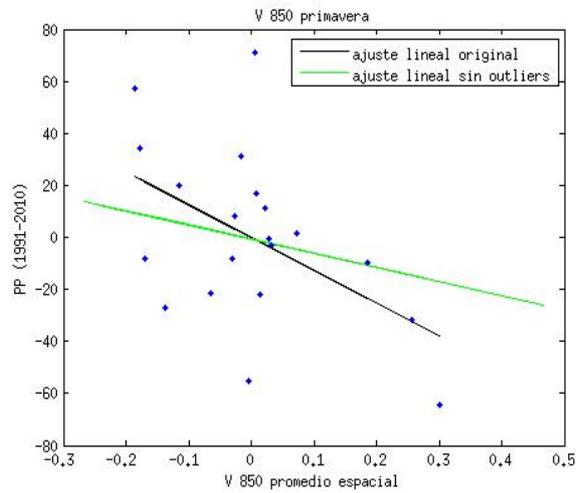
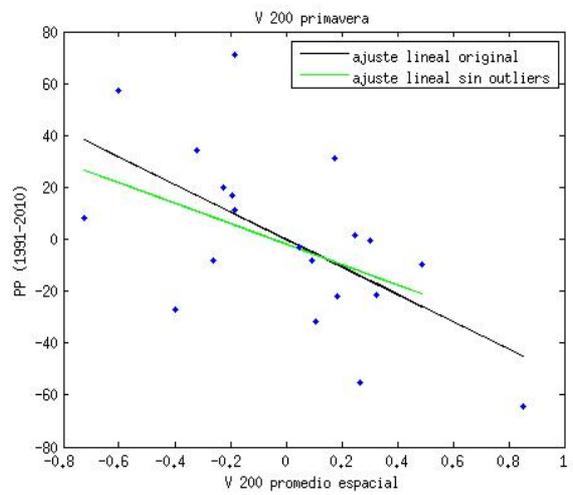
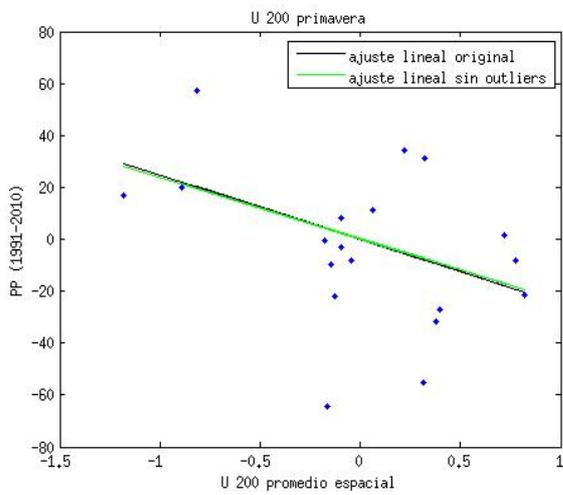


Figura 4.15- Ajustes lineales con modelos originales y sin considerar *outliers* en primavera.

La figura 4.16 muestra la variación de las rectas de regresión lineal en verano. En esta estación, todas las pendientes se acercan más a cero al no considerar los *outliers* en el cálculo de los parámetros de regresión.

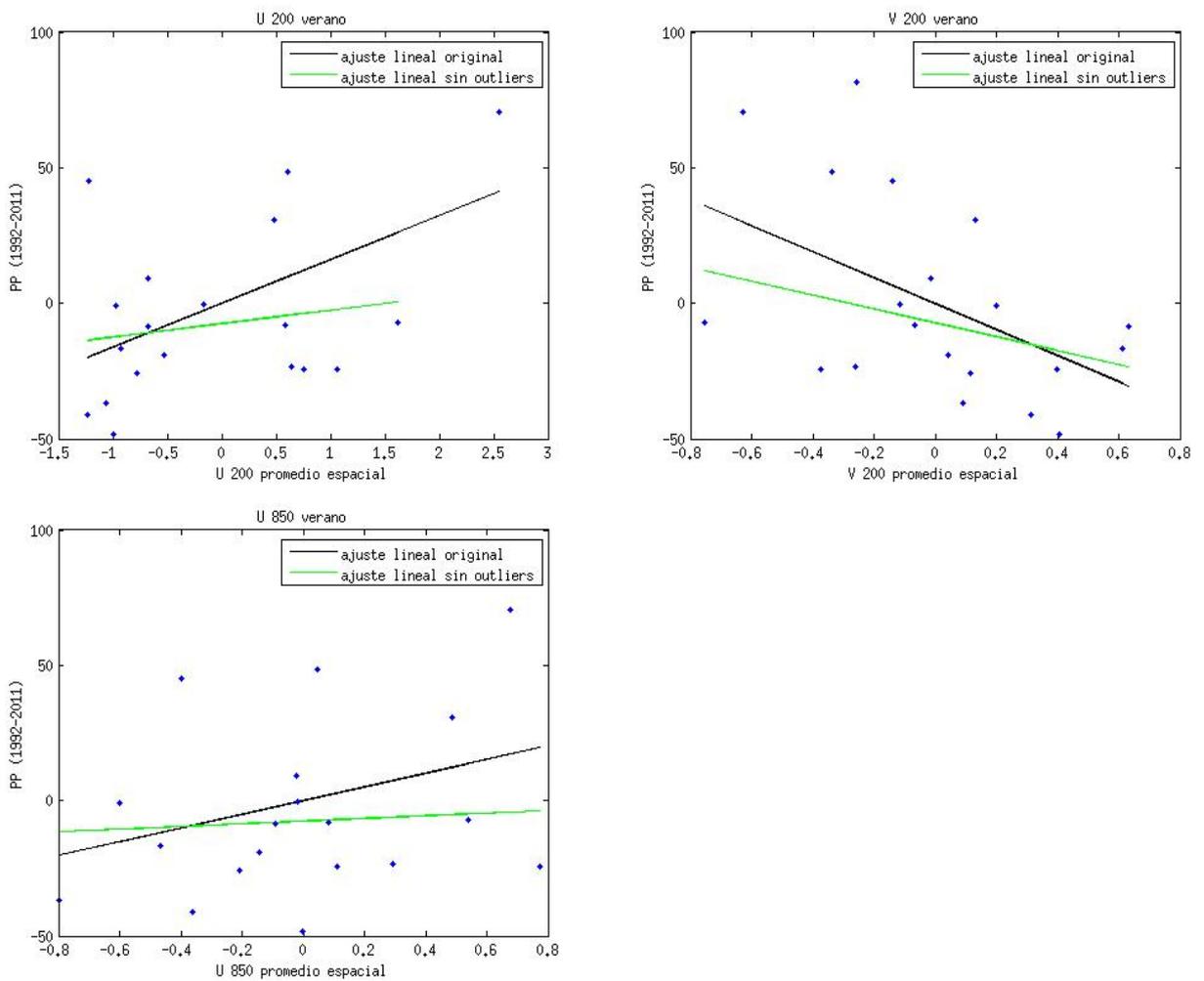


Figura 4.16- Ajustes lineales con modelos originales y sin considerar *outliers* en verano.

Si bien las correlaciones entre índice Niño 3.4 y PP generalmente disminuyen al considerar el suroeste de Uruguay y al eliminar *outliers*, no se pueden sacar conclusiones generales acerca de los efectos positivos o negativos de la modificación de los modelos estadísticos. A la hora de elegir los mejores modelos es necesario considerar también las validaciones de cada uno de ellos.

5. VALIDACIÓN DEL MODELO DINÁMICO-ESTADÍSTICO

En este capítulo se comentan los resultados obtenidos en la validación de los modelos. Se validan tanto los modelos originales para el sur de Uruguay como los modelos para el suroeste de Uruguay y para el sur con la eliminación de años *outliers*. Se utilizan dos métodos de validación para los modelos determinísticos y dos métodos para los modelos probabilísticos.

5.1- Modelos determinísticos

En esta sección se evaluará la habilidad de los modelos determinísticos con los diferentes métodos de validación. En primer lugar se estudia la habilidad mediante análisis de correlaciones y luego por porcentaje de aciertos.

5.1.1- Validación por correlación

La validación por correlación consiste en el estudio del nivel de confianza de las correlaciones de Spearman y Pearson entre los pronósticos y las observaciones. Al igual que en el capítulo anterior, se considera que las correlaciones son significativas cuando superan el nivel de confianza de 90% en un test de student de dos colas.

5.1.1.1- Modelos originales para el sur de Uruguay

Las figuras 5.1 y 5.2 muestran los gráficos de los pronósticos retrospectivos obtenidos con los modelos construidos usando diferentes índices junto con las observaciones para cada año en primavera y verano.

También se muestran, en las tablas 5.1 y 5.2 los valores de las correlaciones entre las anomalías de precipitación pronosticada y observada para primavera y verano.

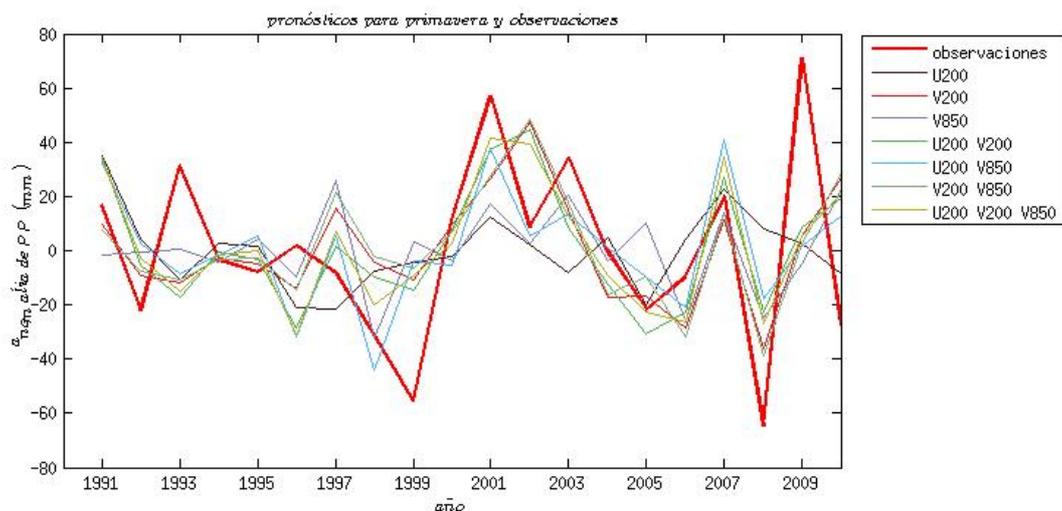


Figura 5.1- Pronósticos y observaciones para primavera.

En primavera, los pronósticos tienen gran dispersión. Se destaca que los años 1993, 1999 y 2009 se alejan mucho de las observaciones, mientras que para otros años el pronóstico es bastante certero (por ejemplo 1991,1994,2007).

Variable independiente	Correlación de Pearson	Significancia estadística	Correlación de Spearman	Significancia estadística
U 200 primavera	0.216	NO	0.180	NO
V 200 primavera	0.465	96%	0.417	94%
V 850 primavera	0.321	NO	0.182	NO
U 200 V 200 primavera	0.500	97%	0.535	98%
U 200 V 850 primavera	0.474	96%	0.466	97%
V 200 V 850 primavera	0.417	95%	0.378	NO
U 200 V 200 V 850 primavera	0.504	97%	0.543	98%

Tabla 5.1- Correlaciones y niveles de significancia entre pronósticos y observaciones para primavera.

La única variable individual cuyo pronóstico se correlaciona significativamente con la observación es V 200. Este índice es el que tiene correlaciones más altas con las precipitaciones (99% tanto en Spearman como en Pearson) (ver capítulo 4).

También es importante estudiar la implicancia de considerar varios predictores. Cada predictor va a introducir nueva incertidumbre y no siempre va a mejorar el resultado. Por ejemplo, si varios predictores se asocian al mismo fenómeno físico posiblemente no introduzcan información adicional. Sin embargo, en este caso, todas las combinaciones

resultan en mayores correlaciones que las que se obtienen con las variables individuales, salvo las correlaciones para la combinación de vientos meridionales (que es el único modelo con combinación de predictores que no tiene correlaciones significativas).

En particular, es interesante comentar el efecto de los pronósticos con U 200. Si bien las correlaciones entre los pronósticos realizados con U 200 y las observaciones no son significativas, esta variable parece introducir nueva información al pronóstico de V 200 por lo cual las correlaciones de la combinación de ambas variables superan a las correlaciones que se obtienen con las variables individuales. Algo similar ocurre en las correlaciones del modelo combinado U 200-V 850 que, a diferencia de lo que ocurre con los pronósticos de las variables individuales, alcanzan valores significativos. En el caso de V 200-V 850, las correlaciones no superan a las de V 200.

Las correlaciones más altas se obtienen con la combinación de los tres índices, lo cual sugiere que los tres índices se complementan. Sin embargo, dado que la combinación de los vientos en el nivel de 200 hPa y la combinación de los tres índices no varía en nivel de significancia, se considera que la introducción de la nueva fuente de error que significa la variable V 850 no es un buen aporte.

Por otro lado, las correlaciones de Pearson superan a las de Spearman salvo en los modelos de U 200-V 200 y U 200-V 200-V 850.

A continuación se comentan los resultados de los pronósticos realizados para verano usando el modelo dinámico-estadístico con las diferentes configuraciones de predictores.

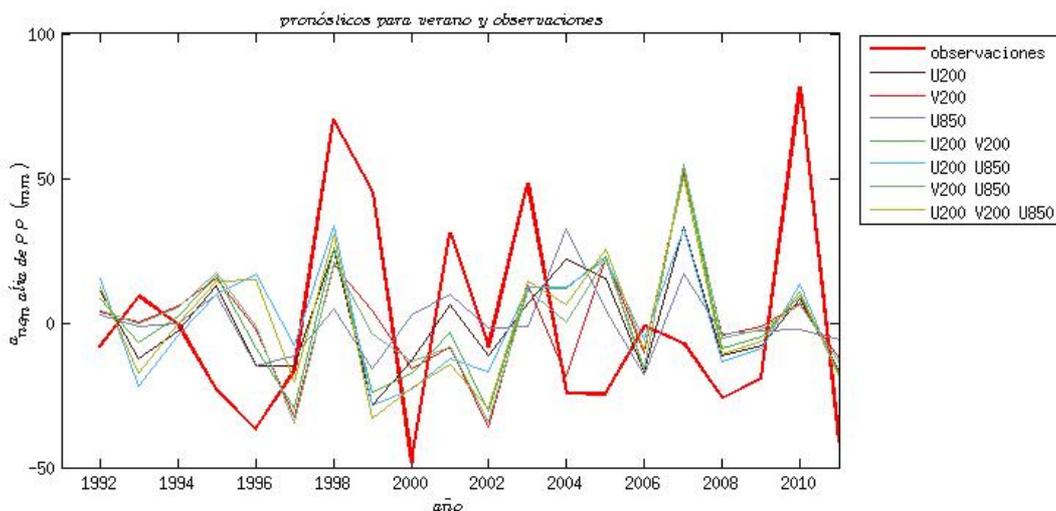


Figura 5.2- Pronósticos y observaciones para verano.

Se destaca que todos los pronósticos siguen aproximadamente el mismo patrón de comportamiento. Por otro lado, se observa que los pronósticos de los años 1999, 2005, 2007 y 2010 se alejan mucho de las observaciones.

Los valores de las correlaciones se muestran en la tabla 5.2.

Variable independiente	Correlación de Pearson	Significancia estadística	Correlación de Spearman	Significancia estadística
U 200 verano	0.236	NO	0.218	NO
V 200 verano	0.291	NO	0.424	94%
U 850 verano	-0,070	NO	0.048	NO
U 200 V 200 verano	0.224	NO	0.281	NO
U 200 U 850 verano	0.212	NO	0.164	NO
V 200 U 850 verano	0.221	NO	0.298	NO
U 200 V 200 U 850 verano	0.156	NO	0.132	NO

Tabla 5.2- Correlaciones y niveles de significancia entre pronósticos y observaciones para verano.

A diferencia de lo que sucede en primavera, para verano las correlaciones son muy bajas y no significativas excepto en el caso de la correlación de Spearman para V 200. Este modelo es, a su vez, el que tiene mayores correlaciones de Spearman y Pearson y existe una diferencia importante entre ambas correlaciones. Se destaca que los pronósticos del índice U 850 tienen correlación casi nula con las observaciones.

En esta estación, ninguna combinación de predictores supera a la mayor correlación de sus predictores individuales. Finalmente, no se encuentra una relación clara entre las correlaciones de Spearman y las de Pearson.

5.1.1.2- Modificaciones del modelo estadístico

En esta sección se comparan los resultados obtenidos para la validación por correlación en el modelo original para el sur de Uruguay con los obtenidos para la zona suroeste y para los modelos de la zona sur que no consideran los *outliers* en el cálculo de los parámetros de regresión.

En las tablas 5.3 y 5.4 se comparan los valores de correlaciones obtenidos para la zona suroeste con aquellos de la zona sur durante primavera y verano. Se marcan en negrita las correlaciones significativas. Si bien al implementar el modelo se utilizan los

mismos predictores, la variable dependiente en este caso es la precipitación media en la zona suroeste.

Variable independiente	Correlación de Pearson		Correlación de Spearman	
	Original	Suroeste	Original	Suroeste
U 200 primavera	0.216	0.177	0.180	0.177
V 200 primavera	0.465	0.377	0.417	0.415
V 850 primavera	0.321	0.181	0.182	0.060
U 200 V 200 primavera	0.500	0.401	0.535	0.475
U 200 V 850 primavera	0.474	0.345	0.466	0.344
V 200 V 850 primavera	0.417	0.302	0.378	0.365
U 200 V 200 V 850 primavera	0.504	0.379	0.543	0.453

Tabla 5.3- Correlaciones y niveles de significancia entre pronósticos y observaciones para primavera en la zona suroeste. En negrita los valores significativos.

En primavera todas las correlaciones entre pronósticos y observaciones en la zona suroeste son inferiores a las de la zona sur. La reducción de la región de interés no genera mejores resultados.

Variable independiente	Correlación de Pearson		Correlación de Spearman	
	Original	Suroeste	Original	Suroeste
U 200 verano	0.236	0.239	0.218	0.235
V 200 verano	0.291	0.378	0.424	0.514
U 850 verano	-0,070	-0.110	0.048	0.051
U 200 V 200 verano	0.224	0.283	0.281	0.350
U 200 U 850 verano	0.212	0.248	0.164	0.245
V 200 U 850 verano	0.221	0.304	0.298	0.406
U 200 V 200 U 850 verano	0.156	0.220	0.132	0.222

Tabla 5.4- Correlaciones y niveles de significancia entre pronósticos y observaciones para verano en la zona suroeste. En negrita los valores significativos.

A diferencia de lo que ocurre en primavera, en verano, con la excepción de la correlación de Pearson del pronóstico realizado con la variable U 850, todas las correlaciones aumentan al considerar el suroeste del país. Al igual que en la zona sur, V

200 es el modelo que mantiene las mayores correlaciones. Además V 200 en el suroeste, es el único modelo de verano cuyo pronóstico se correlaciona significativamente con las observaciones tanto considerando Pearson como Spearman. Estos resultados son consistentes con la tabla 4.2.

Finalmente, se comparan las correlaciones obtenidas sin considerar los *outliers* en el cálculo de los parámetros de regresión para el sur del país. En los años *outliers*, los coeficientes de regresión se calcularon considerando los índices y las precipitaciones en los restantes años. Por lo tanto, en caso de descartar un único *outlier*, el valor pronosticado para dicho año no se diferencia del pronosticado originalmente.

A continuación se comparan, para primavera, los valores de correlaciones obtenidos originalmente con los obtenidos luego de aplicar el filtro.

La tabla 5.5 muestra las correlaciones obtenidas para primavera.

Variable independiente	Correlación de Pearson		Correlación de Spearman	
	Original	Sin <i>outliers</i>	Original	Sin <i>outliers</i>
U 200 primavera	0.216	0.197	0.180	0.170
V 200 primavera	0.465	0.451	0.417	0.429
V 850 primavera	0.321	0.373	0.182	0.269
U 200 V 200 primavera	0.500	0.323	0.535	0.392
U 200 V 850 primavera	0.474	0.321	0.466	0.266
V 200 V 850 primavera	0.417	0.123	0.378	0.151
U 200 V 200 V 850 primavera	0.504	0.284	0.543	0.217

Tabla 5.5- Correlaciones y niveles de significancia entre pronósticos y observaciones para primavera sin considerar *outliers* en el cálculo de los parámetros de regresión. En negrita los valores significativos.

Los únicos valores de correlación que aumentan al descartar los *outliers* del cálculo de los parámetros de regresión son para V 850 y la correlación de Spearman de V 200. Los otros modelos se ven, según este criterio de validación, afectados negativamente con la eliminación de los *outliers*.

Los valores de las correlaciones en verano se muestran en la tabla 5.6.

Variable independiente	Correlación de Pearson		Correlación de Spearman	
	Original	Sin <i>outliers</i>	Original	Sin <i>outliers</i>
U 200 verano	0.236	0.539	0.218	0.174
V 200 verano	0.291	0.431	0.424	0.435
U 850 verano	-0,070	0.223	0.048	-0.078
U 200 V 200 verano	0.224	0.319	0.281	0.191
U 200 U 850 verano	0.212	0.250	0.164	-0.179
V 200 U 850 verano	0.221	0.279	0.298	0.187
U 200 V 200 U 850 verano	0.156	0.231	0.132	-0.021

Tabla 5.6- Correlaciones y niveles de significancia entre pronósticos y observaciones para verano sin considerar *outliers* en el cálculo de los parámetros de regresión. En negrita los valores significativos.

En verano aumentan todas las correlaciones de Pearson al no considerar los años anómalos en la regresión lineal. Con respecto a las correlaciones de Spearman, aumenta únicamente la del modelo que pronostica con V 200.

Se observa que V 200 es el mejor predictor.

5.1.2- Validación por porcentaje de aciertos

El segundo método de estudio de habilidad para los modelos determinísticos es el porcentaje de aciertos. Para evaluar la habilidad con esta metodología se compara los resultados con la climatología. Esto significa que se compara con la posibilidad de pronosticar midiles con un 50% de probabilidad de acierto y terciles con un 33% de probabilidad. En las tablas siguientes, que muestran los porcentajes de aciertos, se marcan en negrita los porcentajes buenos.

5.1.2.1- Modelos originales para el sur de Uruguay

Para los pronósticos originales en primavera se obtienen los porcentajes de aciertos mostrados en la tabla 5.7.

Predictor	Porcentaje de aciertos- midiles	Porcentaje de aciertos- terciles
U 200 primavera	55%	40%
V 200 primavera	75%	45%
V 850 primavera	45%	50%
U 200 V 200 primavera	70%	55%
U 200 V 850 primavera	60%	65%
V 200 V 850 primavera	75%	35%
U 200 V 200 U 850 primavera	65%	60%

Tabla 5.7- Porcentaje de aciertos de los modelos determinísticos para primavera. En negrita los valores buenos.

En primavera todos los pronósticos superan el porcentaje de aciertos de la climatología, salvo V 850 para midiles.

Se destaca que los mejores porcentajes de aciertos para midiles no provienen de los mismos predictores que tienen los mejores porcentajes de aciertos para terciles. Una mejor calidad de pronóstico para terciles sobre la de midiles podría significar una muy buena habilidad para pronosticar el segundo tercil ya que los modelos podrían tener errores de pequeños cambios de signo alrededor de la mediana, lo cual no implica un error en el pronóstico de midiles pero sí en terciles. Un ejemplo de este comportamiento es el pronóstico usando como predictor V 850.

La única combinación de predictores que mejora el porcentaje de aciertos de sus variables individuales en ambas categorías es U 200-V 850. Además, U 200-V 200 y la combinación de las tres variables mejoran el rendimiento en terciles frente al rendimiento de sus variables individuales. Es interesante notar que el mejor porcentaje para midiles es el de V 200 (junto al de V 200-V 850) y el mejor para terciles es la combinación de las restantes variables.

De acuerdo a esta validación no es trivial encontrar el mejor modelo. Los modelos que pronostican con V 200 y con su combinación con U 200 tienen buenos porcentajes de aciertos. Si bien los porcentajes de la combinación de los índices son globalmente mejores, la elección de uno de los dos modelos depende de si el objetivo del modelo es encontrar pronósticos en terciles o en midiles. También es necesario balancear las ventajas en el porcentaje de acierto de terciles que ofrece la combinación de variables frente a la introducción de nueva incertidumbre inherente a los nuevos índices.

Para verano se obtiene:

Predictor	Porcentaje de aciertos- midiles	Porcentaje de aciertos- terciles
U 200 verano	65%	40%
V 200 verano	65%	40%
U 850 verano	50%	35%
U 200 V 200 verano	70%	30%
U 200 U 850 verano	60%	35%
V 200 U 850 verano	65%	35%
U 200 V 200 U 850 verano	55%	35%

Tabla 5.8- Porcentaje de aciertos de los modelos determinísticos para verano. En negrita los valores buenos.

En verano, el único porcentaje que no supera el porcentaje de aciertos climatológico es U 200-V 200 en terciles. Además, U 850 lo iguala en ambas categorías y las combinaciones de variables lo igualan en terciles.

Es interesante destacar que la combinación de U 200 y V 200 mejora al mayor porcentaje de midiles pero en terciles acierta menos que lo que lo hacen las variables individuales. Las otras combinaciones no mejoran el porcentaje de aciertos de sus variables individuales.

Los pronósticos que superan la climatología en las dos categorías son las variables individuales en el nivel de 200 hPa. Es claro que estos dos modelos son los mejores de acuerdo a esta validación.

Por otro lado, se destaca que los porcentajes de aciertos en primavera superan a los de verano, consistente con los resultados obtenidos calculando las correlaciones (sección 5.1.1).

5.1.2.2- Modificaciones del modelo estadístico

A continuación se muestran, en la tabla 5.9, los porcentajes de aciertos obtenidos con los pronósticos para la zona suroeste.

Predictor	Porcentaje de aciertos- midiles		Porcentaje de aciertos- terciles	
	Original	Suroeste	Original	Suroeste
U 200 primavera	55%	55%	40%	50%
V 200 primavera	75%	75%	45%	35%
V 850 primavera	45%	45%	50%	50%
U 200 V 200 primavera	70%	70%	55%	40%
U 200 V 850 primavera	60%	65%	65%	40%
V 200 V 850 primavera	75%	70%	35%	40%
U 200 V 200 V 850 primavera	65%	70%	60%	40%

Tabla 5.9- Porcentaje de aciertos de los modelos determinísticos para en el suroeste de Uruguay para primavera. En negrita los valores buenos.

En midiles los cambios son relativamente menores: los porcentajes de las combinaciones U 200-V 850 y U 200-V 200-V 850 aumentan en pequeña medida con respecto a los obtenidos para toda la zona sur mientras que V 200-V 850 disminuye. En terciles, aumentan U 200 y la combinación V 200-V 850 y los otros valores disminuyen o se mantienen constantes. Ninguna variable mejora los porcentajes tanto de terciles como de midiles al variar la zona de interés.

Los porcentajes de aciertos para verano se muestran en la tabla 5.10.

Predictor	Porcentaje de aciertos midiles		Porcentaje de aciertos terciles	
	Original	Suroeste	Original	Suroeste
U 200 verano	65%	65%	40%	35%
V 200 verano	65%	65%	40%	20%
U 850 verano	50%	50%	35%	25%
U 200 V 200 verano	70%	60%	30%	15%
U 200 U 850 verano	60%	60%	35%	35%
V 200 U 850 verano	65%	60%	35%	15%
U 200 V 200 U 850 verano	55%	55%	35%	20%

Tabla 5.10- Porcentaje de aciertos de los modelos determinísticos para en el suroeste de Uruguay para verano. En negrita los valores buenos.

La mayoría de los porcentajes de midiles no se ven afectados al limitar la zona de interés al suroeste. Ningún porcentaje aumenta y varios de los porcentajes de aciertos para terciles disminuyen.

En conclusión, la reducción de la zona de interés no produce mejoras de resultados en lo que respecta a esta validación. Si bien en primavera algunos porcentajes de acierto aumentan, no superan los porcentajes de los mejores modelos para el sur.

A continuación se estudian los cambios en los porcentajes de aciertos de cada modelo.

Predictor	Porcentaje de aciertos midiles		Porcentaje de aciertos terciles	
	Original	Sin <i>outliers</i>	Original	Sin <i>outliers</i>
U 200 primavera	55%	55%	40%	40%
V 200 primavera	75%	75%	45%	35%
V 850 primavera	45%	65%	50%	40%
U 200 V 200 primavera	70%	70%	55%	50%
U 200 V 850 primavera	60%	60%	65%	55%
V 200 V 850 primavera	75%	50%	35%	20%
U 200 V 200 V 850 primavera	65%	50%	60%	45%

Tabla 5.11- Porcentaje de aciertos de los modelos determinísticos en primavera sin considerar *outliers*. En negrita los valores buenos.

En primavera el único porcentaje de aciertos que aumenta es el de V 850 para midiles (tabla 5.11). Los otros porcentajes disminuyen o se mantienen incambiados. De todas maneras, el nuevo porcentaje de aciertos de midiles de la variable V 850 no iguala al porcentaje más alto de los modelos originales.

La tabla 5.12 muestra los resultados para verano.

Predictor	Porcentaje de aciertos- midiles		Porcentaje de aciertos- terciles	
	Original	Sin <i>outliers</i>	Original	Sin <i>outliers</i>
U 200 verano	65%	60%	40%	50%
V 200 verano	65%	70%	40%	55%
U 850 verano	50%	55%	35%	50%
U 200 V 200 verano	70%	60%	30%	50%
U 200 U 850 verano	60%	45%	35%	45%
V 200 U 850 verano	65%	65%	35%	55%
U 200 V 200 U 850 verano	55%	45%	35%	50%

Tabla 5.12- Porcentaje de aciertos de los modelos determinísticos en verano sin considerar *outliers*.. En negrita los valores buenos.

En verano la detección y eliminación de *outliers* es más efectiva que en primavera. En midiles disminuye el porcentaje de aciertos del modelo que predice con U 200 y las combinaciones en las que esta variable aparece, mientras que las restantes variables individuales se ven beneficiadas y la combinación de V 200 y U 850 se mantiene. Por otro lado, todos los porcentajes de terciles aumentan significativamente.

El mejor modelo tanto en midiles como en terciles es el que se obtiene con el predictor V 200 sin considerar *outliers*. En verano y considerando únicamente esta validación queda claro que la detección de *outliers* tiene efectos positivos.

5.2- Modelos probabilísticos

5.2.1- Brier Score general

La primer medida de habilidad del modelo probabilístico que se considera es el Brier Score general. El Brier Score penaliza las diferencias porcentuales entre el pronóstico y la observación, considerando la situación observada como un 100% de probabilidad y las no observadas con un 0%. El Brier Score original refiere a considerar todas las categorías, es decir, la suma de los errores en cada una de ellas. La fórmula utilizada es la siguiente:

$$BS = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^R \sum_{i=1}^N \{f_{ti} - o_{ti}\}^2$$

Se recuerda que se consideran buenos los BS de midiles que son menores a 0.500 y los de terciles menores a 0.667. Los BS buenos se marcan en negrita.

5.2.1.1- Modelos originales para el sur de Uruguay

Para primavera se obtuvieron los valores mostrados en la tabla 5.13.

Predictor	BS midiles	BS terciles
U 200 primavera	0.505	0.673
V 200 primavera	0.452	0.678
V 850 primavera	0.528	0.689
U 200 V 200 primavera	0.497	0.674
U 200 V 850 primavera	0.415	0.594
V 200 V 850 primavera	0.451	0.614
U 200 V 200 U 850 primavera	0.459	0.663

Tabla 5.13- Brier Score original obtenidos con los modelos originales en primavera. En negrita los valores buenos.

Se aprecia que para midiles, los únicos BS que implican peores resultados que la climatología son U 200 y V 850. Sin embargo, la combinación de U 200 y V 200 no ofrece un resultado significativamente mejor que la climatología. Por otro lado, para terciles, los valores inferiores a los climatológicos son los de las combinaciones de U 200-V 850 y V 200-V 850. Entonces, estas dos combinaciones son las que proveen resultados buenos. En particular, la combinación de U 200 y V 850 es la que ofrece el mejor resultado tanto para terciles como para midiles. Queda claro que en esta validación, todos los modelos con combinación de predictores mejoran el resultado de los pronósticos con modelos de variables individuales.

Predictor	BS midiles	BS terciles
U 200 verano	0.474	0.830
V 200 verano	0.414	0.791
U 850 verano	0.559	0.811
U 200 V 200 verano	0.537	0.817
U 200 U 850 verano	0.465	0.759
V 200 U 850 verano	0.467	0.784
U 200 V 200 U 850 verano	0.505	0.864

Tabla 5.14- Brier Score original obtenidos con los modelos originales en verano. En negrita los valores buenos.

En verano, los modelos basados en U 200, V 200 y las combinaciones U 200-U 850 y V 200-U 850 son las que resultan en menores valores de Brier Score para midiles que la climatología (tabla 5.14). Sin embargo, para terciles todos los valores son mayores. Por otro lado, la combinación de U 200 y U 850 mejora los valores de los modelos de las variables individuales en ambas categorías mientras que la combinación de V 200 y U 850 solo lo hace en terciles.

Al comparar con los valores que se obtienen en primavera, el menor valor de midiles de verano es igual que el menor valor de primavera. Sin embargo, considerando esta validación, para terciles el pronóstico de primavera es significativamente mejor que el de verano.

Se considera que el mejor modelo para verano según esta validación es la combinación de los vientos zonales aunque en caso de priorizar un pronóstico en midiles el mejor modelo es el que predice con la variable V 200.

5.2.1.2- Modificaciones del modelo estadístico

A continuación se comparan los BS originales con los obtenidos para la zona suroeste.

Predictor suroeste	BS midiles		BS terciles	
	Original	Suroeste	Original	Suroeste
U 200 primavera	0.505	0.519	0.673	0.617
V 200 primavera	0.452	0.452	0.678	0.685
V 850 primavera	0.528	0.528	0.689	0.722
U 200 V 200 primavera	0.497	0.522	0.674	0.733
U 200 V 850 primavera	0.415	0.436	0.594	0.655
V 200 V 850 primavera	0.451	0.485	0.614	0.697
U 200 V 200 U 850 primavera	0.459	0.491	0.663	0.760

Tabla 5.15- Brier Score original obtenidos con los modelos originales y con la reducción de la región al suroeste en primavera. En negrita los valores buenos.

Al considerar la zona suroeste en primavera el único Brier Score que disminuye es U 200 terciles. No se encuentran mejoras generales.

Predictor	BS midiles		BS terciles	
	Original	Suroeste	Original	Suroeste
U 200 verano	0.505	0.489	0.673	0.784
V 200 verano	0.452	0.342	0.678	0.722
U 850 verano	0.528	0.540	0.689	0.765
U 200 V 200 verano	0.497	0.419	0.674	0.791
U 200 U 850 verano	0.415	0.488	0.594	0.725
V 200 U 850 verano	0.451	0.359	0.614	0.738
U 200 V 200 U 850 verano	0.459	0.472	0.663	0.807

Tabla 5.16- Brier Score original obtenidos con el método original y con la reducción de la región al suroeste en verano.

Para verano, al contrario de lo que ocurre en primavera, se encuentran mejoras (tabla 5.16). Sin embargo, estas mejoras no son generales sino que aparecen solo en la categoría midiles. En particular, los Brier Score que mejoran son los de U 200 , V 200, la combinación de estas dos variables y la combinación de V 200 y U 850. No se encuentra en el suroeste un modelo que ofrezca, con esta validación, mejores resultados que la climatología en ambas categorías.

A continuación se evalúan las variaciones de BS al descartar los *outliers* del cálculo de

los parámetros de regresión.

La tabla 5.17 compara los Brier Score obtenidos para el sur de Uruguay con el modelo original con los obtenidos con la aplicación del filtro en primavera.

Predictor	BS midiles		BS terciles	
	Original	Sin <i>outliers</i>	Original	Sin <i>outliers</i>
U 200 primavera	0.505	0.492	0.673	0.662
V 200 primavera	0.452	0.461	0.678	0.454
V 850 primavera	0.528	0.507	0.689	0.642
U 200 V 200 primavera	0.497	0.569	0.674	0.760
U 200 V 850 primavera	0.415	0.504	0.594	0.757
V 200 V 850 primavera	0.451	0.562	0.614	0.751
U 200 V 200 V 850 primavera	0.459	0.499	0.663	0.802

Tabla 5.17- Brier Score original obtenidos con los modelos originales sin *outliers* en primavera. En negrita los valores buenos.

Se observa que en las variables U 200 y V 850, tanto considerando midiles como terciles, los resultados son mejores que los de sus modelos originales. Sin embargo, para el modelo de U 200, el resultado es menos de un 10% mejor que el climatológico, y en terciles es peor. Se destaca que el BS de V 200 para terciles representa un valor significativamente mejor que los obtenidos con los otros predictores.

Los modelos con BS aceptables en ambas categorías son V 200 sin considerar los *outliers* y las combinaciones de U 200-V 850 y V 200-V 850 originales. Debido al bajo BS de V 200 en terciles, se considera que este modelo es el mejor según esta validación.

A continuación se muestran los resultados para verano en la tabla 5.18.

Predictor	BS midiles		BS terciles	
	Original	Sin <i>outliers</i>	Original	Sin <i>outliers</i>
U 200 verano	0.505	0.572	0.673	1.105
V 200 verano	0.452	0.413	0.678	0.821
U 850 verano	0.528	0.689	0.689	1.060
U 200 V 200 verano	0.497	0.494	0.674	0.897
U 200 U 850 verano	0.415	0.651	0.594	1.040
V 200 U 850 verano	0.451	0.516	0.614	0.895
U 200 V 200 U 850 verano	0.459	0.559	0.663	0.908

Tabla 5.18- Brier Score original obtenidos con los modelos originales y con la aplicación del criterio de Mahalanobis en verano. En negrita los valores buenos.

Los resultados que mejoran son para V 200 y la combinación V 200-U 200 únicamente en midiles. El valor de midiles de V 200 sin considerar los *outliers* en el cálculo de los parámetros de regresión es el mejor de todos los calculados.

En conclusión, en primavera los menores BS se obtienen para midiles con la combinación U 200-V 850 en el modelo original (BS es 0.415) y para terciles con V 200 sin considerar los *outliers* (BS es 0.454). En verano en midiles se obtiene un BS de 0.342 para V 200 en el suroeste y 0.594 para terciles en la combinación U 200-U 850 con el modelo original.

5.2.2- Brier Score categórico

El Brier Score categórico consiste en penalizar las diferencias entre porcentaje pronosticado y observación ocurridas en cada tercil en particular (al igual que en la sección anterior, se considera que la situación observada tiene un 100% de probabilidad y las no observadas 0%). La fórmula utilizada es la siguiente:

$$BS = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \{f_i - o_i\}^2$$

El hecho de no aplicar el método para midiles radica en que matemáticamente, separar el Brier Score de cada midil equivale a dividirlo entre dos. El objetivo de la validación es entender si el modelo es mejor en alguna categoría en particular.

Al igual que en la sección anterior, se calificarán los BS categóricos en función de los obtenidos con la climatología, es decir es bueno si es menor a 0.222.

5.2.2.1- Modelos originales para el sur de Uruguay

Los resultados obtenidos para primavera se muestran en la tabla 5.19.

Predictor	Tercil 1	Tercil 2	Tercil 3
U 200 primavera	0.232	0.207	0.235
V 200 primavera	0.193	0.265	0.221
V 850 primavera	0.213	0.260	0.216
U 200 V 200 primavera	0.203	0.256	0.216
U 200 V 850 primavera	0.196	0.232	0.166
V 200 V 850 primavera	0.176	0.199	0.240
U 200 V 200 V 850 primavera	0.209	0.248	0.207

Tabla 5.19- Brier Score categórico obtenidos con los modelos originales en primavera. En negrita los valores buenos.

Se destaca que, con la excepción de U 200, todos los modelos tienen mejor resultado que la climatología en dos de los tres terciles. Además, los modelos con U 200 y la combinación de V 200 y V 850 son los únicos que tienen buenos resultados para el tercil medio. También se destaca que ninguna combinación de variables brinda mejores resultados que sus variables individuales en las tres categorías. Los mejores valores se obtienen en la primer categoría para la combinación de vientos meridionales y en la tercer categoría para la combinación de U 200 y V 850.

Para verano los resultados se muestran en la tabla 5.20.

Predictor	Tercil 1	Tercil 2	Tercil 3
U 200 verano	0.276	0.243	0.312
V 200 verano	0.272	0.260	0.260
U 850 verano	0.291	0.256	0.266
U 200 V 200 verano	0.280	0.255	0.282
U 200 U 850 verano	0.265	0.202	0.293
V 200 U 850 verano	0.292	0.241	0.251
U 200 V 200 U 850 verano	0.297	0.245	0.323

Tabla 5.20- Brier Score categórico obtenidos con el método original en verano. En negrita los valores buenos.

En verano, el único Brier Score inferior al climatológico es en el tercil medio para la combinación de vientos zonales.

El mejor valor del primer y segundo tercil se obtiene con la combinación de los vientos zonales mientras que en el tercil superior se obtiene con la combinación de V 200 y U 850.

5.2.2.2- Modificaciones del modelo estadístico

A continuación se evaluarán los efectos de las consideraciones de la zona suroeste y de descartar los *outliers* en el cálculo de los parámetros de regresión sobre los Brier Score categóricos.

En la tabla 5.21 se comparan, para cada tercil, los BS originales con los obtenidos para la zona suroeste en primavera.

Predictor	Tercil 1		Tercil 2		Tercil 3	
	Original	Suroeste	Original	Suroeste	Original	Suroeste
U 200 primavera	0.232	0.186	0.207	0.192	0.235	0.239
V 200 primavera	0.193	0.204	0.265	0.244	0.221	0.237
V 850 primavera	0.213	0.252	0.260	0.248	0.216	0.222
U 200 V 200 primavera	0.203	0.241	0.256	0.281	0.216	0.212
U 200 V 850 primavera	0.196	0.235	0.232	0.241	0.166	0.179
V 200 V 850 primavera	0.176	0.219	0.199	0.233	0.240	0.246
U 200 V 200 U 850 primavera	0.209	0.248	0.488	0.288	0.207	0.224

Tabla 5.21- Brier Score categórico obtenidos con los modelos originales y para el suroeste en primavera. En negrita los valores buenos.

Se observa que para el predictor U 200, el BS mejora con respecto al del modelo original en los dos primeros terciles y aumenta muy poco en el tercero. Por otro lado la combinación de los tres predictores disminuye en el tercil medio, sin llegar a valores aceptables. Por otro lado, los modelos que tienen los menores valores de BS son U 200 para suroeste y la combinación de V 200 y V 850 para toda la zona sur.

Los valores obtenidos para verano se muestran en la tabla 5.22.

Predictor	Tercil 1		Tercil 2		Tercil 3	
	Original	Suroeste	Original	Suroeste	Original	Suroeste
U 200 verano	0.276	0.266	0.243	0.216	0.312	0.312
V 200 verano	0.272	0.222	0.260	0.257	0.260	0.244
U 850 verano	0.291	0.286	0.256	0.209	0.266	0.270
U 200 V 200 verano	0.280	0.236	0.255	0.264	0.282	0.292
U 200 U 850 verano	0.265	0.237	0.202	0.201	0.293	0.288
V 200 U 850 verano	0.292	0.230	0.241	0.235	0.251	0.273
U 200 V 200 U 850 verano	0.297	0.252	0.245	0.239	0.323	0.317

Tabla 5.22- Brier Score categórico obtenidos con los modelos originales y para el suroeste en verano. En negrita los valores buenos.

En verano, mejora el primer tercil de todos los modelos, pero sin llegar a valores aceptables. En el tercil medio, mejoran todos menos la combinación del nivel de 200 hPa y en el tercer tercil mejoran V 200, la combinación de viento zonales y la combinación triple. No obstante, se siguen obteniendo valores mayores a los climatológicos.

En verano la disminución de los BS al considerar la zona suroeste es importante. Sin embargo no es trivial elegir el mejor modelo ya que hay diferencias importantes entre los rendimientos en cada categoría. Por ejemplo, V 200 para el suroeste tiene el mejor pronóstico del primer tercil pero es considerablemente peor que la combinación de los vientos zonales al pronosticar el segundo tercil.

Finalmente, se analizan los efectos de descartar los *outliers* del cálculo de los parámetros de regresión.

En la tabla 5.23 se comparan los valores de BS .

Predictor	Tercil 1		Tercil 2		Tercil 3	
	Original	Sin <i>outliers</i>	Original	Sin <i>outliers</i>	Original	Sin <i>outliers</i>
U 200 primavera	0.232	0.231	0.207	0.198	0.235	0.234
V 200 primavera	0.193	0.188	0.265	0.237	0.221	0.231
V 850 primavera	0.213	0.176	0.260	0.212	0.216	0.253
U 200 V 200 primavera	0.203	0.223	0.256	0.315	0.216	0.223
U 200 V 850 primavera	0.196	0.226	0.232	0.326	0.166	0.205
V 200 V 850 primavera	0.176	0.232	0.199	0.255	0.240	0.265
U 200 V 200 V 850 primavera	0.209	0.236	0.488	0.348	0.207	0.219

Tabla 5.23- Brier Score categórico obtenidos con los modelos originales y sin considerar los *outliers* en primavera. En negrita los valores buenos.

Al descartar los *outliers* del cálculo de los parámetros de regresión, mejoran los BS de los dos primeros terciles de las variables individuales aunque a veces de manera marginal. Asimismo, ningún modelo tiene mejores resultados que la climatología en las tres categorías.

Los valores de verano se muestran en la tabla 5.24.

Predictor	Tercil 1		Tercil 2		Tercil 3	
	Original	Sin <i>outliers</i>	Original	Sin <i>outliers</i>	Original	Sin <i>outliers</i>
U 200 verano	0.276	0.351	0.243	0.473	0.312	0.281
V 200 verano	0.272	0.297	0.260	0.312	0.260	0.213
U 850 verano	0.291	0.353	0.256	0.456	0.266	0.254
U 200 V 200 verano	0.280	0.302	0.255	0.314	0.282	0.282
U 200 U 850 verano	0.265	0.362	0.202	0.350	0.293	0.332
V 200 U 850 verano	0.292	0.318	0.241	0.310	0.251	0.267
U 200 V 200 U 850 verano	0.297	0.319	0.245	0.294	0.323	0.295

Tabla 5.24- Brier Score categórico obtenidos con los modelos originales y sin considerar los *outliers* en verano. En negrita los valores buenos.

En verano, las variables individuales mejoran el tercil superior, pero en general los

valores siguen siendo más altos que los climatológicos.

En resumen, en primavera, la combinación de vientos zonales y meridionales en el nivel de 200 hPa genera el mejor pronóstico determinístico para el sur de Uruguay, mientras que si consideramos también el pronóstico probabilístico, V 200 es un buen predictor. En verano, el mejor predictor para el sur del país es V 200, aunque los resultados no son siempre aceptables. Con respecto a las modificaciones de los modelos estadísticos, en primavera no se ven mejoras generales mientras que la eliminación de *outliers* en verano mejora el pronóstico determinístico de V 200.

6. CASO PARTICULAR: CARRASCO

Como caso particular, se decide adaptar la metodología a la estación de Carrasco. En este capítulo se analizarán algunos de los resultados obtenidos.

6.1- Generación del modelo

Los índices a utilizar como predictores son los mismos que en los capítulos anteriores. Sin embargo, las regresiones se calculan en base a las observaciones de PP de la estación de Carrasco.

Los valores y niveles de significancia estadística de las correlaciones entre los promedios espaciales de las variables seleccionadas y las anomalías de precipitación en la estación de Carrasco se muestran en la tabla 6.1.

Variable independiente	Correlación de Pearson	Significancia	Correlación de Spearman	Significancia
U 200 hPa primavera	-0.418	92%	-0.463	96%
V 200 hPa primavera	-0.562	99%	-0.493	97%
V 850 hPa primavera	-0.443	95%	-0.241	NO
U 200 hPa verano	0.565	99%	0.525	98%
V 200 hPa verano	-0.588	99%	-0.621	99%
U 850 hPa verano	0.472	96%	0.444	95%

Tabla 6.1- Correlaciones entre índices y observaciones de precipitación en Carrasco.

La única correlación que no es significativa es la de Spearman para la variable V 850. En general, las correlaciones en verano superan a las de primavera, al contrario de lo que sucede en la zona sur. También se observa que en verano, las correlaciones en el nivel de 200 hPa son mayores que las del nivel 850 hPa. En ambas estaciones, el mejor predictor es V 200.

No se puede sacar conclusiones generales de la relación entre las correlaciones de Spearman y Pearson. En particular, para el viento meridional en 850 hPa en primavera, se puede afirmar que el ajuste lineal está muy afectado por puntos alejados del comportamiento general. Este es el único caso en el cual la significancia estadística depende de la correlación utilizada.

6.2- Modificaciones del modelo estadístico

Al igual que se hizo en el pronóstico de la zona sur, se busca detectar años anómalos para no considerarlos en el cálculo de los coeficientes de regresión lineal.

Se destaca que en la estación meteorológica de Carrasco, los años *outliers* no coinciden con los de la zona sur. Según el criterio de Mahalanobis, en primavera aparecen dos posibles *outliers* en las variables V 200 y V 850 y tres en U 200. Los posibles *outliers* en el gráfico de dispersión de U 200 (no se muestra) son los años 1991 con un 90% de confianza, 2008 con un 95% de confianza y 2009 con un 90% de confianza. Para V 200, los posibles *outliers* son los años 2008 con un 95% de confianza y 2009 con un 90% de confianza. En el caso de V 850 los años son 1997 con un 90% de confianza y 2008 con un 95% de confianza. Debido a la coincidencia en las tres variables se decide considerar *outlier* a la primavera del año 2008. Además, considerando el método de detección de *outliers* de las desviaciones estándar, este año se aleja una desviación estándar de la media de precipitación.

El criterio de Mahalanobis en verano, encuentra dos posibles *outliers* en U 200 y uno en V 200 y U 850. En U 200, los posibles *outliers* son el año 1999 con una confianza de 99% y 1998 con 95%. Con respecto a V 200, el posible *outlier* ocurre en el año 2007 con un 90% de confianza. Para U 850 el posible *outlier* es 1999 con un 95% de confianza. Al considerar el método de las desviaciones estándar, el verano del año 1999 se aleja una desviación estándar tanto en precipitación como en índices Niño 3.4. Por coincidencia en el criterio de las desviaciones estándar y en el criterio de Mahalanobis para dos de las tres variables, se cataloga como *outlier* al verano del año 1999.

A continuación se comparan los valores de correlaciones obtenidos originalmente con los que se obtienen luego de descartar los *outliers* del cálculo de los parámetros de las regresiones.

Predictor	Correlación de Pearson		Correlación de Spearman	
	Original	Sin <i>outliers</i>	Original	Sin <i>outliers</i>
U 200 hPa primavera	-0.418	-0.522	-0.463	-0.577
V 200 hPa primavera	-0.562	-0.409	-0.493	-0.409
V 850 hPa primavera	-0.443	-0.253	-0.241	-0.154
U 200 hPa verano	0.565	0.783	0.525	0.747
V 200 hPa verano	-0.588	-0.611	-0.621	-0.618
U 850 hPa verano	0.472	0.648	0.444	-0.618

Tabla 6.2- Correlaciones entre índices y observaciones para los modelos originales y sin considerar los *outliers* en Carrasco. En negrita valores buenos.

Se observa que en primavera mejora la correlación de U 200 con respecto a la original pero disminuyen las correlaciones con las otras variables. En verano el cambio es siempre positivo, salvo en la correlación de Spearman para V 200 pero la disminución no es significativa. Además, para U 200 las correlaciones sin *outliers* son cercanas a 0.75 por lo cual tienen un 50% de varianza en común.

Dados los cambios positivos en los resultados, parece interesante estudiar cómo evoluciona el nivel de confianza.

Predictor	Significancia de correlación de Pearson		Significancia de Correlación de Spearman	
	Original	Sin <i>outliers</i>	Original	Sin <i>outliers</i>
U 200 hPa primavera	92%	97%	96%	99%
V 200 hPa primavera	99%	90%	97%	90%
V 850 hPa primavera	95%	NO	NO	NO
U 200 hPa verano	99%	99%	98%	99%
V 200 hPa verano	99%	99%	99%	99%
U 850 hPa verano	96%	99%	95%	99%

Tabla 6.3- Nivel de confianza de las correlaciones entre índices y observaciones de precipitación para los modelos originales y sin considerar los *outliers* en Carrasco.

El aumento del nivel de confianza en U 200 en primavera es muy notorio, al igual que la disminución en V 200. Se destaca que los niveles de confianza en verano son todos del

99%. No difieren mucho de los originales porque ya eran muy altos.

6.3- Validación de los modelos

En esta sección se evaluará la habilidad de los modelos con los diferentes métodos. Se validan los modelos determinísticos por correlación y por porcentaje de aciertos. En el caso de los modelos probabilísticos se validan únicamente con el Brier Score original.

6.3.1- Validación por correlación de los modelos determinísticos

Las correlaciones entre pronósticos y observaciones para primavera calculadas utilizando todos los años se muestran en la tabla 6.4.

Variable independiente	Correlación de Pearson	Significancia estadística	Correlación de Spearman	Significancia estadística
U 200 primavera	0.230	NO	0.280	NO
V 200 primavera	0.414	93%	0.364	NO
V 850 primavera	0.188	NO	0.045	NO
U 200 V 200 primavera	0.435	94%	0.498	97%
U 200 V 850 primavera	0.381	90%	0.305	NO
V 200 V 850 primavera	0.356	NO	0.350	NO
U 200 V 200 V 850 primavera	0.429	94%	0.411	92%

Tabla 6.4- Correlaciones y niveles de significancia entre pronósticos y observaciones para primavera en Carrasco.

En este caso, los únicos modelos que tienen resultados significativos en ambas correlaciones son las combinaciones de U 200 y V 200 y de U 200 , V 200 y V 850. Dado que la correlación de la primer combinación es mejor que la de la segunda se sugiere que la variable V 850 no aporta información al modelo. Por otro lado, se sugiere que U 200 y V 200 contienen información complementaria.

Predictor	Correlación de Pearson	Significancia estadística	Correlación de Spearman	Significancia estadística
U 200 verano	0.416	93%	0.415	93%
V 200 verano	0.479	96%	0.540	98%
U 850 verano	0.296	NO	0.340	NO
U 200 V 200 verano	0.404	92%	0.451	95%
U 200 U 850 verano	0.340	NO	0.340	NO
V 200 U 850 verano	0.468	97%	0.525	98%
U 200 V 200 U 850 verano	0.341	NO	0.403	96%

Tabla 6.5- Correlaciones y niveles de significancia entre pronósticos y observaciones para verano en Carrasco.

Para verano, los modelos estadísticamente significativos considerando tanto la correlación de Pearson como la de Spearman son U 200, V 200, la combinación de U 200 y V 200 y la combinación de V 200 y U 850 (tabla 6.5). Las correlaciones de Spearman son, en general, mayores que las de Pearson salvo en U 200, donde, de todas maneras, la diferencia entre ambas es insignificante. El hecho de que las correlaciones de Spearman sean mayores que las de Pearson implica que los puntos alejados del comportamiento medio reducen la calidad del modelo lineal. Sin embargo en las correlaciones entre índice y precipitación, la única variable cuya correlación de Spearman supera la de Pearson es V 200 en verano.

Con respecto a las combinaciones de predictores, se destaca que, en general, las correlaciones con U 200 no mejoran al combinar con otros predictores, salvo en la correlación de Spearman combinada con V 200. Con respecto a V 200 las correlaciones tampoco mejoran al combinar con otras variables predictoras. Esto significa que la correlación combinada entre U 200 y V 200 mejora la correlación de U 200 a costo de disminuir la de V 200 y no por la introducción de nueva información. Para U 850, las correlaciones no son estadísticamente significativas y cualquier combinación con las otras variables, resulta en mayores correlaciones, sin alcanzar los valores de las correlaciones individuales de las otras variables.

Estos resultados son significativamente mejores que los que se obtuvieron en la sección 5.1.1.1, donde la única correlación significativa de verano era la de Spearman

para V 200. Esto implicaría una mayor predictibilidad de las lluvias en verano en Carrasco comparada a la de toda la región sur.

Con respecto a la habilidad de los modelos modificados, se muestran únicamente los resultados de las validaciones en verano. Para el caso de primavera, al eliminar los *outliers*, ningún modelo mejora los resultados (considerando todas las medidas de habilidad).

La tabla 6.6 compara las correlaciones entre pronósticos y observaciones de los modelos originales y de los modelos sin *outliers* en el cálculo de los parámetros de las regresiones lineales.

Predictor	Correlación de Pearson		Correlación de Spearman	
	Original	Sin <i>outliers</i>	Original	Sin <i>outliers</i>
U 200 verano	0.416	0.523	0.415	0.429
V 200 verano	0.479	0.485	0.540	0.570
U 850 verano	0.296	0.390	0.340	0.384
U 200 V 200 verano	0.404	0.519	0.451	0.454
U 200 U 850 verano	0.340	0.480	0.340	0.376
V 200 U 850 verano	0.468	0.524	0.525	0.523
U 200 V 200 U 850 verano	0.341	0.479	0.403	0.388

Tabla 6.6- Correlaciones y niveles de significancia entre pronósticos y observaciones para verano sin considerar *outliers* en el cálculo de los parámetros de la regresión. En negrita valores significativos.

Para verano, todas las correlaciones aumentan al descartar los *outliers* del cálculo de los parámetros de regresión, salvo las correlaciones de Spearman para las combinaciones V 200-U 850 y U 200-V 200-U 850. Con la excepción de la variable V 200, las correlaciones de Pearson son más altas que las de Spearman. La superioridad de la correlación de Spearman sobre la de Pearson en los modelos originales para Carrasco sugiere una relación donde los *outliers* tienen influencia positiva. En los modelos que no consideran los *outliers*, esos años no se consideran y la correlación de Pearson supera a la de Spearman.

6.3.2- Validación por porcentaje de aciertos de los modelos determinísticos

El segundo método de estudio de habilidad para los modelos determinísticos es el

porcentaje de aciertos.

A igual que en el capítulo anterior, para entender si los porcentajes son buenos se los compara con la climatología (50% de acierto para midiles y 33% para terciles).

En primavera se obtienen los porcentajes de acierto mostrados en la tabla 6.7.

Predictor	Porcentaje de aciertos- midiles	Porcentaje de aciertos- terciles
U 200 primavera	70%	40%
V 200 primavera	70%	35%
V 850 primavera	65%	45%
U 200 V 200 primavera	70%	35%
U 200 V 850 primavera	70%	35%
V 200 V 850 primavera	65%	40%
U 200 V 200 V 850 primavera	75%	40%

Tabla 6.7- Porcentaje de aciertos de los modelos determinísticos para primavera para Carrasco. En negrita valores buenos.

Se destaca que todos los modelos superan los porcentajes de aciertos climatológicos en midiles y terciles. También es interesante que V 850 tiene el menor porcentaje en midiles y el mayor en terciles. Por otro lado, las combinaciones de predictores no mejoran los porcentajes.

Para los pronósticos en verano se obtienen los porcentajes de aciertos de la tabla 6.8.

Predictor	Porcentaje de aciertos- midiles	Porcentaje de aciertos- terciles
U 200 verano	80%	40%
V 200 verano	70%	60%
U 850 verano	70%	40%
U 200 V 200 verano	70%	75%
U 200 U 850 verano	80%	45%
V 200 U 850 verano	75%	35%
U 200 V 200 U 850 verano	75%	55%

Tabla 6.8- Porcentaje de aciertos de los modelos determinísticos para verano para Carrasco. En negrita valores buenos.

En verano, todos los pronósticos tienen mayor porcentaje de aciertos que la climatología.

Se destaca que los mejores porcentajes de aciertos para midiles no provienen de los mismos predictores que tienen los mejores porcentajes de aciertos para terciles.

En esta caracterización de la habilidad no se puede decir con certeza si el pronóstico mejora al combinar predictores. Por ejemplo, al combinar U 200 y V 200 el porcentaje de aciertos en midiles no aumenta sobre el de U 200 pero el porcentaje de aciertos en terciles aumenta sobre los dos predictores individuales. En el caso de la combinación de U 200 y U 850, el porcentaje para midiles es igual al más alto de los dos predictores individuales y superior a ambos en terciles. En el caso de V 200-U 850 se supera el porcentaje de midiles y disminuye el de terciles. La combinación de los tres predictores no aumenta los porcentajes máximos.

La tabla 6.9 muestra los porcentajes de aciertos obtenidos al descartar los *outliers* del cálculo de los parámetros de regresión.

Predictor	Porcentaje de aciertos midiles		Porcentaje de aciertos terciles	
	Original	Sin <i>outliers</i>	Original	Sin <i>outliers</i>
U 200 verano	80%	75%	40%	50%
V 200 verano	70%	70%	60%	55%
U 850 verano	70%	75%	40%	50%
U 200 V 200 verano	70%	75%	75%	50%
U 200 U 850 verano	80%	75%	45%	45%
V 200 U 850 verano	75%	90%	35%	55%
U 200 V 200 U 850 verano	75%	75%	55%	50%

Tabla 6.9- Porcentaje de aciertos de los modelos determinísticos en verano para Carrasco sin considerar *outliers*. En negrita valores buenos.

Al no considerar los *outliers*, todos los porcentajes superan los climatológicos. La mejora más notable con respecto a los pronósticos originales aparece en V 200-U 850. Este modelo es el que tiene los mejores porcentajes de aciertos en las dos categorías.

6.3.3- Validación por Brier Score original de los modelos probabilísticos

La medida de habilidad de los modelos probabilísticos que se considera en este capítulo es el Brier Score original. Se recuerda que para que los valores sean aceptables deben ser menores a 0.500 en midiles y a 0.666 en terciles.

Para primavera se obtuvieron los valores de la tabla 6.10.

Predictor	BS midiles	BS terciles
U 200 primavera	0.422	0.650
V 200 primavera	0.415	0.695
V 850 primavera	0.498	0.652
U 200 V 200 primavera	0.428	0.791
U 200 V 850 primavera	0.390	0.630
V 200 V 850 primavera	0.474	0.712
U 200 V 200 U 850 primavera	0.438	0.716

Tabla 6.10- Brier Score original obtenidos para Carrasco en primavera. En negrita valores buenos.

Para midiles todos los BS son mejores que los climatológicos. Para terciles los modelos que tienen buenos resultados son los que utilizan los predictores U 200, V 850, y U 200-V 850. De todas maneras, en general no tienen valores alejados de la climatología

Por otro lado, combinar los vientos en 200 hPa y combinar los vientos meridionales aumenta el BS en las dos categorías con respecto a los obtenidos con sus variables individuales. Por el contrario, combinar U 200 y V 850 mejora los resultados sobre sus variables individuales en las dos categorías. Esta combinación genera los mejores resultados. La combinación de los tres predictores mejora el resultado de midiles pero no el de terciles.

La tabla 6.11 muestra los resultados obtenidos para verano.

Predictor	BS midiles	BS terciles
U 200 verano	0.393	0.590
V 200 verano	0.402	0.537
U 850 verano	0.400	0.684
U 200 V 200 verano	0.366	0.525
U 200 U 850 verano	0.413	0.599
V 200 U 850 verano	0.285	0.460
U 200 V 200 U 850 verano	0.334	0.481

Tabla 6.11- Brier Score original obtenidos para Carrasco en verano. En negrita valores buenos.

Todos los resultados son mejores que los climatológicos, salvo U 850 terciles.

Combinar U 200 y V 200 mejora los BS sobre los obtenidos con los modelos de las

variables individuales, combinar U 200 y U 850 no mejora el BS, la combinación V 200-U 850 disminuye ambos valores generando un BS excepcionalmente bajo para midiles y combinar las 3 variables mejora los valores pero no tanto como V 200-U 850. El mejor modelo de acuerdo a esta validación es V 200-U 850.

A continuación se comparan los BS categóricos sin considerar los *outliers* en el cálculo de los parámetros de regresión con los BS de los modelos originales para verano.

Predictor	BS midiles		BS terciles	
	Original	Sin <i>outliers</i>	Original	Sin <i>outliers</i>
U 200 verano	0.393	0.363	0.590	0.552
V 200 verano	0.402	0.401	0.537	0.520
U 850 verano	0.400	0.284	0.684	0.647
U 200 V 200 verano	0.366	0.318	0.525	0.589
U 200 U 850 verano	0.413	0.388	0.599	0.566
V 200 U 850 verano	0.285	0.260	0.460	0.544
U 200 V 200 U 850 verano	0.334	0.370	0.481	0.583

Tabla 6.12- Brier Score original obtenidos para Carrasco en verano sin *outliers*. En negrita valores buenos.

Para el caso de midiles, mejoran todos los valores, salvo los modelos que predicen con la combinación de las tres variables. En cambio, los BS de terciles mejoran los valores de las variables individuales y la combinación U 200-U 850.

Si bien el hecho de no considerar los *outliers* en el cálculo de los parámetros de regresión mejora el Brier Score de V 200- U 850 en midiles, no se considera que mejore el resultado de la validación por Brier Score de este modelo debido al aumento del valor de terciles.

En resumen, los resultados obtenidos para Carrasco son mejores en verano que los del sur. El hecho de encontrar mejores pronósticos en Carrasco que en toda la zona sur en verano pero no en primavera es consistente con la Fig. 4.10, donde se destaca que Montevideo es un máximo local de correlación con el Índice Niño 3 en verano pero un mínimo en primavera. En particular, el mejor modelo para verano es la combinación de vientos zonales y meridionales en el nivel de 200 hPa. En esta estación, el viento zonal en el nivel de 850 hPa, si bien no es el índice que ofrece los mejores pronósticos, se correlaciona significativamente con la precipitación en Carrasco (a diferencia de lo que ocurre en el sur) y su combinación con V 200 aumenta la habilidad sobre la del modelo de

V 200. En primavera, el mejor predictor para Carrasco es U 200.

Por otro lado, la eliminación de *outliers* mejora, en la mayoría de los casos, los pronósticos de verano pero no los de primavera.

7. DETERMINACIÓN DEL MEJOR MODELO CONSTRUÍDO

El objetivo de este capítulo es clasificar los modelos de pronóstico en categorías según su habilidad. En primer lugar se analizan los resultados para el sur y suroeste y luego se comparan con los resultados obtenidos con los modelos que se enfocan en Carrasco.

Cada modelo es clasificado según su habilidad de pronóstico probabilístico, su habilidad de pronóstico determinístico y también considerando ambas habilidades (habilidad global). Para esto, se eligen diferentes medidas de habilidad, algunas de las cuales miden la calidad de pronósticos probabilísticos y otras miden la calidad de pronósticos determinísticos. Para determinar la habilidad de pronóstico probabilístico de un modelo se consideran únicamente las medidas de habilidad que miden la calidad de los pronósticos probabilísticos, mientras que la habilidad determinística se determina en función de las medidas de habilidad que miden la calidad de los pronósticos determinísticos y la habilidad global tiene en cuenta todas las medidas de habilidad que se consideran.

7.1- Zona sur- elección de los mejores modelos

En esta sección se busca encontrar la versión de cada modelo con la mejor habilidad. Esto implica comparar, para los modelos de cada conjunto de predictores, los resultados de las medidas de habilidad obtenidas para la zona sur, para la zona suroeste y para la zona sur sin los *outliers*. Se busca la mejor versión global, probabilística y determinística de cada modelo. En este capítulo, además de las validaciones detalladas en el capítulo 5, se considera también la correlación entre los predictores y predictandos como una medida de habilidad. Por otro lado, la validación con Brier Score categórico no se considera en esta instancia. Además, se resumen los dos valores obtenidos en cada medida de habilidad en un único valor. En resumen, la primer medida de habilidad (determinística) consiste en el promedio de las correlaciones de Pearson y Spearman entre predictor y predictando. La segunda medida de habilidad (determinística), que se corresponde con la primer validación del capítulo 5, es la media de las correlaciones entre pronósticos y observaciones. La tercer medida de habilidad (determinística), correspondiente con la segunda validación del capítulo 5, es el promedio ponderado de los porcentajes de acierto, es decir, $0.5 * \text{acierto midiles} + 0.66 * \text{acierto terciles}$. Finalmente, la cuarta medida

(probabilística), que se corresponde con la tercer validación del capítulo 5, es el promedio ponderado de los Brier Score, es decir, $0.5 \cdot BS_{\text{midiles}} + 0.66 \cdot BS_{\text{terciles}}$.

En el caso de los modelos que predicen con variables individuales se consideran las cuatro categorías, mientras que en los modelos combinados se consideran únicamente tres categorías.

En primer lugar, se distinguen los modelos que, en alguna medida de habilidad, mejoran al aplicar la reducción de área y al descartar los *outliers*.

En la tabla 7.1 se clasifican con una M a las medidas de habilidad que mejoran al descartar los *outliers* del cálculo de los parámetros de regresión y con SO a las que mejoran al considerar únicamente el suroeste.

	Predictor	Habilidad 1	Habilidad 2	Habilidad 3	Habilidad 4
Primavera	U 200	M y SO		SO	M y SO
	V 200				M
	V 850		M	M	M
	U 200-V 200	No aplica			
	U 200-V 850	No aplica			
	V 200-V 850	No aplica			
	U 200-V 200-V 850	No aplica			
Verano	U 200	SO	SO y M	M	SO
	V 200	SO	SO y M	M	SO
	U 850		M	M	SO
	U 200-V 200	No aplica	SO y M	M	SO
	U 200-U 850	No aplica	SO		SO
	V 200-U 850	No aplica	SO	M	SO
	U 200-V 200-U 850	No aplica	SO		SO

Tabla 7.1- Modificaciones de los modelos. Habilidad 1 es la media de las correlaciones de Spearman y Pearson entre índice y predictando, habilidad 2 es la media de las correlaciones entre pronóstico y observación, habilidad 3 es el promedio ponderado de los porcentajes de acierto y habilidad 4 es el promedio ponderado de los Brier Score generales.

Para entender si las consideraciones de la zona suroeste y de la detección de *outliers* mejoran globalmente los pronósticos es necesario pesar sus variaciones con respecto a los modelos originales en cada una de las medidas de habilidad. Para esto se analizan las variaciones porcentuales entre los resultados de las medidas de habilidad luego de

aplicada la reducción de área y la eliminación de años anómalos en aquellos modelos en los cuales los resultados mejoran en alguna de las categorías al aplicar estos filtros. Es decir, para cada modelo en el cual se mejore alguna de las medidas de habilidad se calcula, en cada una de las medidas, la proporción de variación, es decir:

$$\frac{\text{medida de habilidad del modelo modificado} - \text{medida de habilidad del modelo original}}{\text{medida de habilidad del modelo original}}$$

Por ejemplo, para el predictor U 200 SO en primavera, las proporciones de variación son:

- Habilidad 1= $\frac{-0.400 - (-0.397)}{-0.397} = 0.0076$
- Habilidad 2= $\frac{0.177 - 0.198}{0.198} = -0.106$
- Habilidad 3= $\frac{0.605 - 0.539}{0.539} = 0.122$
- Habilidad 4= $\frac{0.667 - 0.697}{0.697} = -0.043$

En la tabla 7.2 se muestran las proporciones de variación en modelos determinísticos, probabilísticos y en la suma de ambos. La categoría determinísticos simplemente suma las variaciones porcentuales en las primeras tres categorías de la tabla anterior. La categoría probabilísticos es la variación porcentual del BS. Finalmente, la categoría global es la resta de ambas categorías. Esto se debe a que un mejor resultado en la categoría determinísticos es un valor positivo mientras que un aumento de habilidad en la categoría probabilísticos es un valor negativo. Los valores en verde son los que mejoran con respecto a los modelos originales.

Por ejemplo, para U 200 SO en primavera los valores son:

- Determinístico= $0.0076 - 0.106 + 0.122 = 0.0236$
- Probabilístico= -0.043
- Global= $0.0076 - 0.106 + 0.122 + 0.043 = 0.067$

En esta instancia se quiere encontrar la versión de cada modelo que genera los mejores pronósticos tanto determinísticos como probabilísticos y también los mejores

modelos de cada categoría en particular.

	Predictor	Determinístico	Probabilístico	Global
Primavera	U 200 SO	0.024	-0.043	0.067
	U 200 M	0.089	-0.020	0.109
	V 200 M	-0.291	-0.213	-0.078
	V 850 M	0.111	-0.058	0.169
Verano	U 200 SO	0.009	-0.029	0.038
	V 200 SO	0.151	-0.112	0.263
	U 200-V 200 SO	-0.019	-0.094	0.076
	U 200-U 850 SO	0.311	-0.015	0.326
	V 200-U 850 SO	0.086	-0.112	0.198
	U 200-V 200-U 850 SO	0.339	-0.066	0.405
	U 200 M	0.089	0.294	-0.205
	V 200 M	0.155	0.027	0.128
	U 850 M	5.279	0.282	4.997
	U 200- V 200 M	0.160	0.039	0.121
	V 200- U 850 M	0.135	0.1302	0.005

Tabla 7.2- Proporciones de variación de las medidas de habilidad en modelos determinísticos, probabilísticos y en la suma de ambos.

Finalmente, se eligen las mejores versiones de cada modelo en cada categoría de pronóstico.

La tabla 7.3 muestra los modelos que se considerarán de aquí en más. En cada clasificación (global, probabilística y determinística) se considerará la mejor versión de cada modelo. Por ejemplo, para el modelo que pronostica con U 200 en primavera, al clasificar globalmente se utilizará la versión que no considera los *outliers*, mientras que para clasificar en habilidad probabilística se utilizará la versión para el suroeste y para clasificar de manera determinística se utilizará la versión sur sin *outliers*. La categoría O simboliza el modelo original para la región sur.

	Predictor	Determinístico	Probabilístico	Global
Primavera	U 200	M	SO	M
	V 200	O	M	O
	V 850	M	M	M
	U 200-V 200	O	O	O
	U 200-V 850	O	O	O
	V 200-V 850	O	O	O
	U 200-V 200-V 850	O	O	O
Verano	U 200	M	SO	SO
	V 200	M	SO	SO
	U 850	M	O	M
	U 200-V 200	M	SO	M
	U 200-U 850	SO	SO	SO
	V 200-U 850	M	SO	SO
	U 200-V 200-U 850	SO	SO	SO

Tabla 7.3- Mejores modelos en cada categoría.

Una vez que se conocen los mejores modelos para cada predictor, se estudia su aceptabilidad en cada validación. Esto implica, en el caso de las correlaciones tener significancia estadística, para los porcentajes de acierto superar el promedio ponderado de los porcentajes climáticos y para el Brier Score ser inferior al promedio ponderado de los Brier Score climatológicos.

7.1.1- Clasificación

Se clasificarán las mejores versiones de cada modelo según su habilidad global, probabilística y determinística. La diferencia entre las clasificaciones está en las medidas de habilidad que se consideran. Sin embargo, los límites de aceptabilidad de las medidas son siempre los mismos. En las primeras dos medidas, se considera que los valores son buenos si son significativas con un 90% de confianza, es decir, mayores en valor absoluto a 0.39. La tercer medida de habilidad es buena si supera, de manera ponderada, los límites de aceptabilidad de cada categoría. Dado que el límite en midiles es 0.5 y en terciles es 0.33, el valor límite al considerar ambas categorías es $0.5 \cdot 0.5 + 0.66 \cdot 0.33 = 0.47$. De manera similar, la cuarta medida de habilidad es buena si es menor a

$$0.5*0.5+0.66*0.66=0.69.$$

7.1.1.1- Clasificación global

En la clasificación global se consideran todas las medidas de habilidad. Para clasificar en categorías se considera que los modelos tienen buena habilidad cuando son buenos en todas las categorías. Se considera que los modelos tienen habilidad media cuando no son buenos en una única categoría en la cual se alejan del valor aceptable en no más del 20%. Se considera que los otros modelos carecen de habilidad.

En la tabla 7.4 se muestran las medidas de habilidad y se marcan en negrita los valores buenos.

	Predictor	Habilidad 1	Habilidad 2	Habilidad 3	Habilidad 4
Primavera	U 200 M	-0.46	0.18	0.54	0.68
	V 200 O	-0.56	0.44	0.67	0.67
	V 850 M	-0.34	0.32	0.59	0.68
	U 200-V 200 O	No aplica	0.52	0.55	0.81
	U 200-V 850 O	No aplica	0.47	0.53	0.73
	V 200-V 850 O	No aplica	0.40	0.56	0.75
	U 200-V 200-V 850 O	No aplica	0.52	0.51	0.82
Verano	U 200 SO	0.45	0.24	0.56	0.76
	V 200 SO	-0.54	0.45	0.46	0.65
	U 850 M	0.12	0.07	0.61	1.04
	U 200-V 200 M	No aplica	0.26	0.63	0.84
	U 200-U 850 SO	No aplica	0.25	0.53	0.72
	V 200-U 850 SO	No aplica	0.36	0.40	0.67
	U 200-V 200-U 850 SO	No aplica	0.22	0.41	0.77

Tabla 7.4- Valores de habilidad de los mejores modelos globales. En negrita los valores buenos. Los modelos elegidos corresponden a la quinta columna de la tabla 7.3.

La clasificación global indica que el único modelo con buena habilidad es V 200 O en primavera, es decir, el mejor modelo es aquel construido para el sur de Uruguay sin descartar *outliers* y tomando como predictor V 200. Los modelos de habilidad media son todos los modelos combinados en primavera y V 200 SO en verano. Por lo tanto, para verano el mejor modelo construido es para el suroeste de Uruguay tomando V 200 como

predictor.

7.1.1.2- Clasificación determinística

Se define la habilidad del modelo de pronosticar de manera determinística en función de las correlaciones predictor-predictando (medida de habilidad 1), pronóstico-observación (medida de habilidad 2) y porcentaje de aciertos (medida de habilidad 3).

Dado que las medidas de habilidad a analizar son menos que en la clasificación global, se definen únicamente dos categorías: modelo con buena habilidad determinística y modelo sin habilidad determinística. El modelo tiene buena habilidad cuando tiene buenos valores en todas las categorías que se analizan.

En primavera las mejores versiones de los modelos determinísticos coinciden con las mejores versiones de los modelos globales (tabla 7.3). Sin embargo, en verano, las mejores versiones de los modelos que pronostican con U 200, V 200 y V 200- U 850 difieren de las mejores versiones de los modelos globales.

	Predictor	Habilidad 1	Habilidad 2	Habilidad 3
Primavera	U 200 M	-0.46	0.18	0.54
	V 200 O	-0.56	0.44	0.67
	V 850 M	-0.34	0.32	0.59
	U 200-V 200 O	No aplica	0.52	0.55
	U 200-V 850 O	No aplica	0.47	0.53
	V 200-V 850 O	No aplica	0.40	0.56
	U 200-V 200-V 850 O	No aplica	0.52	0.51
Verano	U 200 M	0.20	0.36	0.63
	V 200 M	-0.35	0.43	0.71
	U 850 M	0.12	0.07	0.61
	U 200-V 200 M	No aplica	0.26	0.63
	U 200-U 850 SO	No aplica	0.25	0.53
	V 200-U 850 M	No aplica	0.23	0.69
	U 200-V 200-U 850 SO	No aplica	0.22	0.41

Tabla 7.5- Valores de habilidad de los mejores modelos determinísticos. En negrita los valores buenos. Los modelos elegidos corresponden a la tercer columna de la tabla 7.3.

De acuerdo a la tabla 7.5, los modelos con buena habilidad determinística son V 200 O

y los modelos con combinaciones de predictores en primavera.

En verano, no hay ningún modelo con buena habilidad. El modelo usando V 200 como predictor y sin considerar los *outliers* es el único con dos valores de habilidad significativos.

7.1.1.3- Clasificación probabilística

La habilidad de pronóstico probabilístico se define, como buena o mala, en función de la cuarta medida de habilidad.

Al igual que en las clasificaciones anteriores, se consideran las mejores versiones de los modelos probabilísticos. La mejor versión probabilística de los modelos que pronostican con U 200 y V 200 en primavera y con U 850 y U 200-V 200 en verano difiere de su mejor versión global.

	Predictor	Habilidad 4
Primavera	U 200 SO	0.67
	V 200 M	0.53
	V 850 M	0.68
	U 200-V 200 O	0.81
	U 200-V 850 O	0.73
	V 200-V 850 O	0.75
	U 200-V 200-V 850 O	0.82
Verano	U 200 SO	0.76
	V 200 SO	0.65
	U 850 O	0,81
	U 200-V 200 SO	0.73
	U 200-U 850 SO	0.72
	V 200-U 850 SO	0.67
	U 200-V 200-U 850 SO	0.77

Tabla 7.6- Valores de habilidad de los mejores modelos probabilísticos. En negrita los valores buenos. Los modelos elegidos corresponden a la cuarta columna de la tabla 7.3.

Los modelos que tienen buena habilidad probabilística en primavera son los modelos con predictores individuales. En verano, los modelos con buena habilidad son V 200 SO y V 200-U 850 SO. Sin embargo, dado que el límite de aceptabilidad es 0.69, el único

modelo que mejora en más de un 10% la climatología es V 200 M en primavera.

7.1.1.3.1- Pronóstico de extremos

Por otro lado, es interesante estudiar la habilidad de los modelos para pronosticar los terciles extremos. En caso de encontrar modelos con buenos pronósticos de primer y tercer tercil significaría la posibilidad de obtener buenos pronósticos de estaciones con déficit o superávit hídrico. Para definir qué modelos son muy buenos en el primer o tercer tercil, se consideran los modelos que en alguno de estos terciles tienen un BS categórico menor a 0.190 (se recuerda que el límite de aceptabilidad es 0.222). En la tabla 7.7 se detallan los modelos que cumplen la condición, el tercil de muy buena habilidad y el valor de su BS categórico.

Predictor	BS categórico	tercil
V 200-V 850 primavera	0.176	1
U 200 SO primavera	0.186	1
V 200 M primavera	0.188	1
V 850 M primavera	0.176	1
U 200-V 850 primavera	0.166	3
U 200-V 850 SO primavera	0.179	3

Tabla 7.7- Mejores BS categóricos en primer y tercer tercil.

Para clasificar estos modelos se puntúan, en los terciles de interés (el tercil en el que el modelo tiene BS categórico menor a 0.190) los aciertos y falsas alarmas. El modelo suma dos puntos cuando pronostica correctamente el tercil de interés, un punto cuando pronostica un tercil diferente al de interés y la observación también indica un tercil diferente al de interés (no tiene necesariamente que ser el mismo) y se restan dos puntos cuando hay una falsa alarma del tercil de interés o cuando no se lo pronostica y efectivamente se observa.

En el primer tercil, el mejor modelo es V 850 M que se califica con 8 puntos, luego U 200 SO con 4 puntos, V 200 M con 2 puntos y finalmente V 200- V 850 con -2 puntos. En el tercer tercil, U 200-V 850 tiene 12 puntos y U 200-V 200 SO 8 puntos.

Luego, para el modelo con mayor puntaje en cada tercil se analizan los porcentajes de pronóstico de dicho tercil en cada año. Esto es una manera de profundizar en la habilidad

del modelo probabilístico extremo. Se quiere analizar, considerando únicamente el tercil de interés, con qué probabilidad se pronostican los años en los cuales se acierta y con qué probabilidad se pronostica en los casos de los malos pronósticos. En el primer tercil, para las falsas alarmas y malos pronósticos de dicho tercil, V 850 M pronostica con un máximo de 50% de probabilidad. Por otro lado, en los casos de buen pronóstico del tercil de interés lo hace con porcentajes iguales o mayores a 60%.

Para el caso del tercer tercil, las falsas alarmas y malos pronósticos del tercil de interés se pronostican con porcentajes de 40% o menores, mientras que los buenos pronósticos del tercer tercil se hacen con 60% o mayores probabilidades.

Se concluye que los únicos casos en los cuales ambos modelos pronostican con 60% o mayor probabilidad en el período de calibración coinciden con aciertos del tercil de interés.

Es interesante notar que mientras que los mejores pronósticos globales, determinísticos y probabilísticos siempre consideran vientos meridionales en altura como predictor, para extremos, el flujo en superficie (a través de V 850) parece ser mejor predictor. Esto podría interpretarse como que el flujo en altura genera las condiciones propicias para lluvias, pero la intensidad de las mismas estará dada por el flujo de humedad en capas bajas hacia la región.

7.2- Carrasco

En esta sección se analizan los resultados obtenidos para Carrasco y se los compara con los obtenidos para el sur y suroeste del país.

7.2.1- Elección de los mejores modelos

Para encontrar los mejores modelos de cada predictor se repite el proceso de la sección 7.1 para verano (en primavera la consideración de *outliers* no mejora los resultados de ningún caso).

Los mejores modelos en verano se muestran en la tabla 7.8. En este caso, los modelos con la letra O son los originales para Carrasco, es decir, utilizando todos los datos, mientras que los de la letra M son los modelos sin los *outliers* de Carrasco.

	Predictor	Determinístico	Probabilístico	Global
Verano	U 200	M	M	M
	V 200	M	M	M
	U 850	O	M	O
	U 200-V 200	O	O	M
	U 200-U 850	M	M	M
	V 200-U 850	M	O	M
	U 200-V 200-U 850	M	O	M

Tabla 7.8- Mejores modelos en Carrasco para cada categoría en verano.

7.2.2- Clasificación global

A continuación se procede a la clasificación global de las mejores versiones de los modelos globales de Carrasco. Al igual que en la sección 7.1.1.1 se consideran todas las medidas de habilidad.

	Predictor	Habilidad 1	Habilidad 2	Habilidad 3	Habilidad 4
Primavera	U 200 O	-0.44	0.26	0.61	0.64
	V 200 O	-0.52	0.39	0.69	0.67
	V 850 O	-0.34	0.32	0.62	0.68
	U 200-V 200 O	No aplica	0.47	0.58	0.74
	U 200-V 850 O	No aplica	0.34	0.58	0.61
	V 200-V 850 O	No aplica	0.35	0.59	0.71
	U 200-V 200-V 850 O	No aplica	0.42	0.64	0.69
Verano	U 200 M	0.77	0.48	0.71	0.55
	V 200 M	-0.61	0.53	0.71	0.54
	U 850 O	0.46	0.32	0.61	0.65
	U 200-V 200 M	No aplica	0.49	0.71	0.56
	U 200-U 850 M	No aplica	0.43	0.67	0.57
	V 200-U 850 M	No aplica	0.52	0.81	0.49
	U 200-V 200-U 850 M	No aplica	0.43	0.71	0.57

Tabla 7.9- Valores de habilidad de los mejores modelos globales en Carrasco. En negrita los valores buenos. Los modelos elegidos corresponden a la quinta columna de la tabla 7.8.

En primavera, el único modelo con buena habilidad global es V 200 O. Además, la

combinación de U 200 y V 200 tiene habilidad media. O sea que el mejor modelo es el que utiliza V 200 como predictor y considera todos los años.

En verano, todos los modelos tienen buena habilidad, salvo U 850 O que tiene habilidad media.

7.2.3- Clasificación determinística

La tabla 7.10 muestra los valores obtenidos en las medidas de habilidad pertinentes a la clasificación determinística.

El único modelo cuya mejor versión determinística no coincide con la mejor versión global es V 200- U 200 en verano.

	Predictor	Habilidad 1	Habilidad 2	Habilidad 3
Primavera	U 200 O	-0.44	0.26	0.61
	V 200 O	-0.52	0.39	0.69
	V 850 O	-0.34	0.32	0.62
	U 200-V 200 O	No aplica	0.47	0.58
	U 200-V 850 O	No aplica	0.34	0.58
	V 200-V 850 O	No aplica	0.35	0.59
	U 200-V 200-V 850 O	No aplica	0.42	0.64
Verano	U 200 M	0.77	0.48	0.71
	V 200 M	-0.61	0.53	0.71
	U 850 O	0.46	0.32	0.61
	U 200-V 200 O	No aplica	0.43	0.85
	U 200-U 850 M	No aplica	0.43	0.67
	V 200-U 850 M	No aplica	0.52	0.81
	U 200-V 200-U 850 M	No aplica	0.43	0.71

Tabla 7.10- Valores de habilidad de los mejores modelos determinísticos en Carrasco. En negrita los valores buenos. Los modelos elegidos corresponden a la tercer columna de la tabla 7.8.

El modelo con predictor V 200 O en primavera también tiene habilidad determinística. Además, las combinaciones en 200 hPa y de los tres predictores en primavera también tienen buena habilidad.

En verano, con la excepción de U 850 O, todos los modelos tienen buena habilidad.

7.2.4- Clasificación probabilística

De manera análoga a la clasificación de los modelos probabilísticos para el sur y suroeste del país, se procede con los modelos de Carrasco.

En este caso, las mejores versiones probabilísticas de los modelos que pronostican con U 850, U 200-V 200 y V 200-U 850 y U 200-V 200-U 850 no coinciden con las mejores versiones globales.

La tabla 7.11 muestra las mejores versiones probabilísticas de los predictores para Carrasco y el valor de la cuarta medida de habilidad.

	Predictor	Habilidad 4
Primavera	U 200 O	0.64
	V 200 O	0.67
	V 850 O	0.68
	U 200-V 200 O	0.74
	U 200-V 850 O	0.61
	V 200-V 850 O	0.71
	U 200-V 200-V 850 O	0.69
Verano	U 200 M	0.55
	V 200 M	0.54
	U 850 M	0.57
	U 200-V 200 O	0.53
	U 200-U 850 M	0.57
	V 200-U 850 O	0.45
	U 200-V 200-U 850 O	0.48

Tabla 7.11- Valores de habilidad de los mejores modelos probabilísticos en Carrasco. En negrita los valores buenos.

Hay únicamente dos modelos que no tienen habilidad probabilística, y son la combinación en el nivel de 200 hPa y la combinación de los vientos meridionales, ambos en primavera sin descartar *outliers*.

Se observa que los valores en verano son mucho menores que los obtenidos para todo el sur, lo que implica que la habilidad del pronóstico probabilístico es mejor.

8. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

En el trabajo se busca generar pronósticos dinámico-estadísticos para la precipitación estacional en el sur de Uruguay en primavera y verano. Para la parte dinámica se utiliza el modelo global ICTP-MCGA. Luego, se correlacionan linealmente (con regresiones simples y múltiples) las salidas de vientos del modelo dinámico promediadas en diferentes regiones y niveles de presión con la precipitación en el sur de Uruguay. Las medias espaciales de los vientos en las regiones que mantienen correlaciones estadísticamente significativas y con sentido físico con la precipitación en el sur de Uruguay son los índices que se utilizan como predictores. La combinación de las salidas de ICTP-MCGA y los parámetros de regresión entre los índices y la precipitación en la zona de interés conforman los modelos de pronóstico. Estos modelos pronostican de manera determinística y probabilística.

El proceso se repite, utilizando los mismos índices, para la zona suroeste y para Carrasco. Además, para Carrasco y para el sur, se identifican años *outliers* y se buscan nuevos parámetros de regresión sin considerar esos años.

Finalmente se validan todos los modelos, considerando su habilidad determinística, probabilística y conjunta. Se comparan las medidas de habilidad de los modelos para la zona sur, los modelos para el suroeste y los modelos para la zona sur sin *outliers* con el objetivo de encontrar los mejores resultados. Además, se comparan los resultados con los obtenidos para Carrasco.

Se concluye que en pocos casos, tanto considerando el sur como Carrasco, el procedimiento para mejorar los resultados efectivamente aumenta la habilidad tanto de los modelos globales, como de los determinísticos y probabilísticos. Para el sur, en verano, la mayoría de los modelos determinísticos mejoran su habilidad al eliminar los *outliers* del cálculo de los parámetros de la regresión mientras que todos los modelos probabilísticos, con la excepción de U 850, mejoran su habilidad al considerar la región suroeste.

Por otro lado, no se observan mejoras generales en las medidas de habilidad de los modelos con combinación de predictores sobre los modelos con predictores individuales.

Para el sur del país, se destaca que el modelo con predictor V 200 es el único que genera buenos pronósticos determinísticos, probabilísticos y globales en primavera en las tres clasificaciones (aunque en diferentes versiones del modelo). Por otro lado, los modelos que pronostican con combinaciones de predictores en primavera resultan en

buenos modelos globales. En verano, no se encuentran modelos determinísticos ni globales buenos. En esta estación, los únicos modelos buenos son V 200 y la combinación de V 200 y U 850 en pronósticos probabilísticos para el suroeste. Se concluye que hay más modelos con buena habilidad probabilística que determinística.

Con respecto a los terciles extremos, los mejores modelos son V 850 M en primavera en el primer tercil y U 200 V 850 en el tercer tercil. En estos modelos, en todos los casos del período de calibración que se pronosticó con probabilidades mayores al 60% se acertó en el tercil extremo para el cual el modelo tiene buena habilidad (BS menor a 0.190). Por otro lado, en verano no hay modelos con buena habilidad en los terciles extremos.

Es interesante que, considerando el sur y el suroeste del país, se encuentran mejores pronósticos para primavera que para verano. Sin embargo, en la figura 3.7 se observa que promediando todas las estaciones del sur, la estación de verano mantiene mayores correlaciones con TSM, principalmente en el Océano Pacífico Tropical. Por otro lado, se destaca que las figuras 3.8 y 3.9 parecen indicar que considerando cada estación meteorológica de manera individual, la predictibilidad causada por correlaciones con los índices Niño en el sur es mayor en primavera que en verano. A su vez, al comparar los paneles superiores e inferiores de las figuras 4.1, 4.2, 4.3, 4.4, 4.5 y 4.6 se sugiere que las salidas del modelo dinámico reproducen mejor los datos de reanálisis en primavera que en verano. Entonces, si bien la media espacial de la precipitación en el sur de Uruguay en verano tiene mayor predictibilidad que en primavera, también tiene más errores provenientes de la parte dinámica del modelo.

Al considerar únicamente Carrasco, el modelo que pronostica con V 200 también tiene buenos resultados en las tres clasificaciones en primavera. Además, la combinación en el nivel de 200 hPa es buena en el modelo determinístico pero, junto a la combinación de predictores meridionales, constituyen los únicos modelos sin habilidad probabilística. Se destaca que en verano todos los modelos son buenos en las tres categorías (global, determinística y probabilística), salvo U 850 en la clasificación global que tiene habilidad media.

También se concluye que, en verano, los modelos en Carrasco superan ampliamente en habilidad a los modelos en la zona sur y suroeste, mientras que en primavera las habilidades son similares. La diferencia en la habilidad de los modelos de verano en Carrasco con respecto al comportamiento medio del sur y la similitud de habilidad en

primavera es consistente con los mapas de correlaciones entre las precipitaciones medias en el sur y la precipitación en cada estación de la figura 1.2. En esas figuras se observa que Montevideo y Rocha están representadas por la zona sur en primavera pero no lo están en verano.

Considerando las dos estaciones y todas las regiones estudiadas se encuentra que V 200 es el mejor predictor. Como se mencionó anteriormente, la región en la que se promedia esta variable y su relación con la precipitación en Uruguay ha sido estudiada por varios autores (por ejemplo, Robertson y Mechoso, 2000, Cazes-Boezio, 2003). La región seleccionada para este índice, caracteriza el anticiclón que domina la variabilidad de la circulación regional a escala interanual y que influencia las lluvias del sudeste de Sudamérica.

TRABAJO FUTURO

A lo largo del trabajo se encontraron diferencias en el comportamiento de las estaciones meteorológicas del sur de Uruguay. Se analizó la región suroeste, así como Montevideo, quedando pendiente el estudio de la región sureste.

Por otro lado, se encontraron modelos con gran habilidad de pronóstico. Entonces, sería interesante entender si también tienen habilidad en menores escalas temporales, es decir, estudiar los modelos a nivel bimensual y mensual.

APÉNDICE

En este Apéndice se considera un nivel de significancia diferente en la validación por porcentaje de acierto y se observa cómo cambian los resultados.

En la sección 5.1.2 se consideró aceptables aquellos modelos que tienen mejor resultado que el azar. Para hacerlo mas comparable a la validación por correlación (donde se usó un nivel de confianza de 90%), se debe considerar que el porcentaje de acierto sigue una distribución binomial (con probabilidad de 0.5 en midiles y 0.33 en terciles). En este caso la distribución de probabilidad acumulada indica que para pronósticos de 20 años el límite de aceptabilidad considerando un nivel de confianza de 90% en un test de dos colas es de 15 aciertos (75%) para midiles y de 11 (55%) para terciles.

A continuación se muestran los resultados obtenidos considerando este límite de aceptabilidad.

Tabla 5.7 modificada:

Predictor	Porcentaje de aciertos- midiles	Porcentaje de aciertos- terciles
U 200 primavera	55%	40%
V 200 primavera	75%	45%
V 850 primavera	45%	50%
U 200 V 200 primavera	70%	55%
U 200 V 850 primavera	60%	65%
V 200 V 850 primavera	75%	35%
U 200 V 200 U 850 primavera	65%	60%

Tabla 5.7-B- Porcentaje de aciertos de los modelos determinísticos para primavera. En negrita los valores buenos.

Tabla 5.8 modificada:

Predictor	Porcentaje de aciertos- midiles	Porcentaje de aciertos- terciles
U 200 verano	65%	40%
V 200 verano	65%	40%
U 850 verano	50%	35%
U 200 V 200 verano	70%	30%
U 200 U 850 verano	60%	35%
V 200 U 850 verano	65%	35%
U 200 V 200 U 850 verano	55%	35%

Tabla 5.8-B- Porcentaje de aciertos de los modelos determinísticos para verano. En negrita los valores buenos.

Tabla 5.9 modificada:

Predictor	Porcentaje de aciertos- midiles		Porcentaje de aciertos- terciles	
	Original	Suroeste	Original	Suroeste
U 200 primavera	55%	55%	40%	50%
V 200 primavera	75%	75%	45%	35%
V 850 primavera	45%	45%	50%	50%
U 200 V 200 primavera	70%	70%	55%	40%
U 200 V 850 primavera	60%	65%	65%	40%
V 200 V 850 primavera	75%	70%	35%	40%
U 200 V 200 V 850 primavera	65%	70%	60%	40%

Tabla 5.9-B- Porcentaje de aciertos de los modelos determinísticos para en el suroeste de Uruguay para primavera. En negrita los valores buenos.

Tabla 5.10 modificada:

Predictor	Porcentaje de aciertos midiles		Porcentaje de aciertos terciles	
	Original	Suroeste	Original	Suroeste
U 200 verano	65%	65%	40%	35%
V 200 verano	65%	65%	40%	20%
U 850 verano	50%	50%	35%	25%
U 200 V 200 verano	70%	60%	30%	15%
U 200 U 850 verano	60%	60%	35%	35%
V 200 U 850 verano	65%	60%	35%	15%
U 200 V 200 U 850 verano	55%	55%	35%	20%

Tabla 5.10-B- Porcentaje de aciertos de los modelos determinísticos para en el suroeste de Uruguay para verano. En negrita los valores buenos.

Tabla 5.11 modificada:

Predictor	Porcentaje de aciertos midiles		Porcentaje de aciertos terciles	
	Original	Sin <i>outliers</i>	Original	Sin <i>outliers</i>
U 200 primavera	55%	55%	40%	40%
V 200 primavera	75%	75%	45%	35%
V 850 primavera	45%	65%	50%	40%
U 200 V 200 primavera	70%	70%	55%	50%
U 200 V 850 primavera	60%	60%	65%	55%
V 200 V 850 primavera	75%	50%	35%	20%
U 200 V 200 V 850 primavera	65%	50%	60%	45%

Tabla 5.11-B- Porcentaje de aciertos de los modelos determinísticos en primavera sin considerar *outliers*. En negrita los valores buenos.

Tabla 5.12 modificada:

Predictor	Porcentaje de aciertos- midiles		Porcentaje de aciertos- terciles	
	Original	Sin <i>outliers</i>	Original	Sin <i>outliers</i>
U 200 verano	65%	60%	40%	50%
V 200 verano	65%	70%	40%	55%
U 850 verano	50%	55%	35%	50%
U 200 V 200 verano	70%	60%	30%	50%
U 200 U 850 verano	60%	45%	35%	45%
V 200 U 850 verano	65%	65%	35%	55%
U 200 V 200 U 850 verano	55%	45%	35%	50%

Tabla 5.12-B- Porcentaje de aciertos de los modelos determinísticos en verano sin considerar *outliers*.. En negrita los valores buenos.

Tabla 6.7 modificada:

Predictor	Porcentaje de aciertos- midiles	Porcentaje de aciertos- terciles
U 200 primavera	70%	40%
V 200 primavera	70%	35%
V 850 primavera	65%	45%
U 200 V 200 primavera	70%	35%
U 200 V 850 primavera	70%	35%
V 200 V 850 primavera	65%	40%
U 200 V 200 V 850 primavera	75%	40%

Tabla 6.7-B- Porcentaje de aciertos de los modelos determinísticos para primavera para Carrasco. En negrita valores buenos.

Tabla 6.8 modificada:

Predictor	Porcentaje de aciertos- midiles	Porcentaje de aciertos- terciles
U 200 verano	80%	40%
V 200 verano	70%	60%
U 850 verano	70%	40%
U 200 V 200 verano	70%	75%
U 200 U 850 verano	80%	45%
V 200 U 850 verano	75%	35%
U 200 V 200 U 850 verano	75%	55%

Tabla 6.8-B- Porcentaje de aciertos de los modelos determinísticos para verano para Carrasco. En negrita valores buenos.

Tabla 6.9 modificada:

Predictor	Porcentaje de aciertos midiles		Porcentaje de aciertos terciles	
	Original	Sin <i>outliers</i>	Original	Sin <i>outliers</i>
U 200 verano	80%	75%	40%	50%
V 200 verano	70%	70%	60%	55%
U 850 verano	70%	75%	40%	50%
U 200 V 200 verano	70%	75%	75%	50%
U 200 U 850 verano	80%	75%	45%	45%
V 200 U 850 verano	75%	90%	35%	55%
U 200 V 200 U 850 verano	75%	75%	55%	50%

Tabla 6.9-B- Porcentaje de aciertos de los modelos determinísticos en verano para Carrasco sin considerar *outliers*. En negrita valores buenos.

Al ponderar la tercer medida de habilidad, se considera que la validación es buena si supera $0.75 \cdot 0.50 + 0.66 \cdot 0.55 = 0,74$ (de manera similar a lo explicado en la sección 7.1.1).

Tabla 7.4 modificada:

	Predictor	Habilidad 1	Habilidad 2	Habilidad 3	Habilidad 4
Primavera	U 200 M	-0.46	0.18	0.54	0.68
	V 200 O	-0.56	0.44	0.67	0.67
	V 850 M	-0.34	0.32	0.59	0.68
	U 200-V 200 O	No aplica	0.52	0.55	0.81
	U 200-V 850 O	No aplica	0.47	0.53	0.73
	V 200-V 850 O	No aplica	0.40	0.56	0.75
	U 200-V 200-V 850 O	No aplica	0.52	0.51	0.82
Verano	U 200 SO	0.45	0.24	0.56	0.76
	V 200 SO	-0.54	0.45	0.46	0.65
	U 850 M	0.12	0.07	0.61	1.04
	U 200-V 200 M	No aplica	0.26	0.63	0.84
	U 200-U 850 SO	No aplica	0.25	0.53	0.72
	V 200-U 850 SO	No aplica	0.36	0.40	0.67
	U 200-V 200-U 850 SO	No aplica	0.22	0.41	0.77

Tabla 7.4-B- Valores de habilidad de los mejores modelos globales. En negrita los valores buenos. Los modelos elegidos corresponden a la quinta columna de la tabla 7.3.

Tabla 7.5 modificada:

	Predictor	Habilidad 1	Habilidad 2	Habilidad 3
Primavera	U 200 M	-0.46	0.18	0.54
	V 200 O	-0.56	0.44	0.67
	V 850 M	-0.34	0.32	0.59
	U 200-V 200 O	No aplica	0.52	0.55
	U 200-V 850 O	No aplica	0.47	0.53
	V 200-V 850 O	No aplica	0.40	0.56
	U 200-V 200-V 850 O	No aplica	0.52	0.51
Verano	U 200 M	0.20	0.36	0.63
	V 200 M	-0.35	0.43	0.71
	U 850 M	0.12	0.07	0.61
	U 200-V 200 M	No aplica	0.26	0.63
	U 200-U 850 SO	No aplica	0.25	0.53
	V 200-U 850 M	No aplica	0.23	0.69
	U 200-V 200-U 850 SO	No aplica	0.22	0.41

Tabla 7.5-B- Valores de habilidad de los mejores modelos determinísticos. En negrita los valores buenos. Los modelos elegidos corresponden a la tercer columna de la tabla 7.3.

Tabla 7.9 modificada:

	Predictor	Habilidad 1	Habilidad 2	Habilidad 3	Habilidad 4
Primavera	U 200 O	-0.44	0.26	0.61	0.64
	V 200 O	-0.52	0.39	0.69	0.67
	V 850 O	-0.34	0.32	0.62	0.68
	U 200-V 200 O	No aplica	0.47	0.58	0.74
	U 200-V 850 O	No aplica	0.34	0.58	0.61
	V 200-V 850 O	No aplica	0.35	0.59	0.71
	U 200-V 200-V 850 O	No aplica	0.42	0.64	0.69
Verano	U 200 M	0.77	0.48	0.71	0.55
	V 200 M	-0.61	0.53	0.71	0.54
	U 850 O	0.46	0.32	0.61	0.65
	U 200-V 200 M	No aplica	0.49	0.71	0.56
	U 200-U 850 M	No aplica	0.43	0.67	0.57
	V 200-U 850 M	No aplica	0.52	0.81	0.49
	U 200-V 200-U 850 M	No aplica	0.43	0.71	0.57

Tabla 7.9-B- Valores de habilidad de los mejores modelos globales en Carrasco. En negrita los valores buenos. Los modelos elegidos corresponden a la quinta columna de la tabla 7.8.

Tabla 7.10 modificada:

	Predictor	Habilidad 1	Habilidad 2	Habilidad 3
Primavera	U 200 O	-0.44	0.26	0.61
	V 200 O	-0.52	0.39	0.69
	V 850 O	-0.34	0.32	0.62
	U 200-V 200 O	No aplica	0.47	0.58
	U 200-V 850 O	No aplica	0.34	0.58
	V 200-V 850 O	No aplica	0.35	0.59
	U 200-V 200-V 850 O	No aplica	0.42	0.64
Verano	U 200 M	0.77	0.48	0.71
	V 200 M	-0.61	0.53	0.71
	U 850 O	0.46	0.32	0.61
	U 200-V 200 O	No aplica	0.43	0.85
	U 200-U 850 M	No aplica	0.43	0.67
	V 200-U 850 M	No aplica	0.52	0.81
	U 200-V 200-U 850 M	No aplica	0.43	0.71

Tabla 7.10-B- Valores de habilidad de los mejores modelos determinísticos en Carrasco. En negrita los valores buenos. Los modelos elegidos corresponden a la tercer columna de la tabla 7.8.

De acuerdo a esta clasificación, en el sur no se encuentran modelos con buena habilidad. Los mejores modelos son V 200 O en primavera, con habilidad tanto global como determinística media. Los otros modelos, tanto en primavera como en verano (y considerando las diferentes clasificaciones) no tienen habilidad. Sin embargo, al igual que en el capítulo 7, los resultados en Carrasco son mejores. Considerando la clasificación global se encuentra que V 200- U 850 M en verano es el único modelo con buena habilidad. Por otro lado, en primavera los mejores modelos globales son V 200 O y U 200- V 200 – V 850 O con habilidad media (al igual que los restantes modelos de verano). Con respecto a la clasificación determinística, V 200- U 850 M en verano también tiene buena habilidad, al igual que U 200- V 200 O. En primavera los mejores modelos en la clasificación determinística son V 200 O y el modelo que combina los tres predictores.

BIBLIOGRAFÍA

Amezcuca, J., Kalnay, E., & Williams, P. D. (2011). The effects of the RAW filter on the climatology and forecast skill of the SPEEDY model. *Monthly Weather Review*, 139(2), 608-619.

Antico, P. L., & Berri, G. J. (2004). La corriente en chorro subtropical media mensual en América del Sur. *Meteorologica*, 29(1-2), 37-45.

Barnston, A. G., A. Leetmaa, V. Kousky, R. Livezey, E. A. O'Lenic, H. Van den Dool, A. J. Wagner, and D. A. Unger, NCEP forecasts of the El Niño of 1997–98 and its U.S. impacts, *Bull. Am. Meteorol. Soc.*, 80(9), 1999.

Barreiro, M. (2010). Influence of ENSO and the South Atlantic Ocean on climate predictability over Southeastern South America. *Climate dynamics*, 35(7-8), 1493-1508.

Barreiro, M., & Tippmann, A. (2008). Atlantic modulation of El Niño influence on summertime rainfall over southeastern South America. *Geophysical Research Letters*, 35(16).

Cane, M. A., Zebiak, S. E., & Dolan, S. C. (1986). Experimental forecasts of EL Niño. *Nature*, 321(6073), 827-832.

Carvalho, L. M., Jones, C., & Liebmann, B. (2004). The South Atlantic convergence zone: Intensity, form, persistence, and relationships with intraseasonal to interannual activity and extreme rainfall. *Journal of Climate*, 17(1), 88-108.

Cazes-Boezio, G., Robertson, A. W., & Mechoso, C. R. (2003). Seasonal dependence of ENSO teleconnections over South America and relationships with precipitation in Uruguay. *Journal of Climate*, 16(8), 1159-1176.

Cazes Boezio, G., Talento, S., & Pisciotano Jalabert, G. J. (2012). Seasonal probability forecasts of december-january-february precipitation in northern Uruguay and Rio Grande do Sul obtained with the coupled forecast system v2 of NOAA and statistical downscaling. *Revista Brasileira de Meteorologia*, 27(4), 377-387.

Dee, D. P., Uppala, S. M., Simmons, A. J., Berrisford, P., Poli, P., Kobayashi, S., ... & Vitart, F. (2011). The ERA-Interim reanalysis: Configuration and performance of the data assimilation system. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 137(656), 553-597.

Diaz, A. F., Studzinski, C. D., & Mechoso, C. R. (1998). Relationships between

precipitation anomalies in Uruguay and southern Brazil and sea surface temperature in the Pacific and Atlantic Oceans. *Journal of Climate*, 11(2), 251-271.

Doyle, M. E., & Barros, V. R. (2002). Midsummer low-level circulation and precipitation in subtropical South America and related sea surface temperature anomalies in the South Atlantic. *Journal of Climate*, 15(23), 3394-3410.

Goddard, L., Mason, S. J., Zebiak, S. E., Ropelewski, C. F., Basher, R., & Cane, M. A. (2001). Current approaches to seasonal to interannual climate predictions. *International Journal of Climatology*, 21(9), 1111-1152.

Grimm, A. M., Barros, V. R., & Doyle, M. E. (2000). Climate variability in southern South America associated with El Niño and La Niña events. *Journal of climate*, 13(1), 35-58.

Grimm, A. M., & Silva Dias, P. L. (1995). Analysis of tropical-extratropical interactions with influence functions of a barotropic model. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 52(20), 3538-3555.

Holton, J. R., & Dmowska, R. (1989). *El Niño, La Niña, and the southern oscillation* (Vol. 46). S. G. Philander (Ed.). Academic press.

Holton, J. R., & Hakim, G. J. (2013). *An introduction to dynamic meteorology*. Academic press.

Horel, J. D., & Wallace, J. M. (1981). Planetary-scale atmospheric phenomena associated with the Southern Oscillation. *Monthly Weather Review*, 109(4), 813-829.

Kucharski, F., Molteni, F., & Bracco, A. (2006). Decadal interactions between the western tropical Pacific and the North Atlantic Oscillation. *Climate dynamics*, 26(1), 79-91.

Kucharski, F., Molteni, F., King, M. P., Farneti, R., Kang, I. S., & Feudale, L. (2013). On the need of intermediate complexity general circulation models: a "SPEEDY" example. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 94(1), 25-30.

Landsea, C. W., & Knaff, J. A. (2000). How much skill was there in forecasting the very strong 1997-98 El Niño?. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 81(9), 2107-2119.

Latif, M., Anderson, D., Barnett, T., Cane, M., Kleeman, R., Leetmaa, A., ... & Schneider, E. (1998). A review of the predictability and prediction of ENSO. *Journal of Geophysical Research: Oceans* (1978–2012), 103(C7), 14375-14393.

Lorenz, E. N. (1963). Deterministic nonperiodic flow. *Journal of the atmospheric*

sciences, 20(2), 130-141.

Marengo, J. A., Soares, W. R., Saulo, C., & Nicolini, M. (2004). Climatology of the low-level jet east of the Andes as derived from the NCEP-NCAR reanalyses: Characteristics and temporal variability. *Journal of climate*, 17(12), 2261-2280.

Mason, S. J. (2011). *Guidance on Verification of Operational Seasonal Climate Forecasts*. World Meteorological Organization, Commission for Climatology XIV Technical Report.

Mason, S. J., & Baddour, O. (2008). Statistical modelling. In *Seasonal Climate: Forecasting and Managing Risk* (pp. 163-201). Springer Netherlands.

Molteni, F., 2003: Atmospheric simulations using a GCM with simplified physical parameterizations. I: Model climatology and variability in multi-decadal experiments. *Climate Dyn.*, 20(2–3), 175–191

Picasso, V., Cruz, G., Astigarraga, L., Terra, R (2012). *Cambio y variabilidad climática, Respuestas interdisciplinarias*. Espacio Interdisciplinario, Universidad de la República Uruguay.

Pisciottano, G., Díaz, A., Cazess, G., & Mechoso, C. R. (1994). El Niño-Southern Oscillation impact on rainfall in Uruguay. *Journal of Climate*, 7(8), 1286-1302.

Robertson, A. W., & Mechoso, C. R. (2000). Interannual and interdecadal variability of the South Atlantic convergence zone. *Monthly weather review*, 128(8), 2947-2957.

Ropelewski, C. F., & Halpert, M. S. (1987). Global and regional scale precipitation patterns associated with the El Niño/Southern Oscillation. *Monthly weather review*, 115(8), 1606-1626.

Salio, P., Nicolini, M., & Zipser, E. J. (2007). Mesoscale convective systems over southeastern South America and their relationship with the South American low-level jet. *Monthly Weather Review*, 135(4), 1290-1309.

Saha, S., Moorthi, S., Wu, X., Wang, J., Nadiga, S., Tripp, P., ... & Becker, E. (2014). The NCEP climate forecast system version 2. *Journal of Climate*, 27(6), 2185-2208.

Simmons, A., S. Uppala, D. Dee, and S. Kobayashi (2007a), ERA-Interim: New ECMWF reanalysis products from 1989 onwards, *ECMWF Newsletter*, 110, 25–35

Simmons, A., S. Uppala, and D. Dee (2007b), Update on ERA-Interim, *ECMWF Newsletter*, 111, 5.

Smith, T. M., & Reynolds, R. W. (2004). Improved extended reconstruction of SST (1854-1997). *Journal of Climate*, 17(12), 2466-2477.

Stein, M. L. (1999). *Interpolation of spatial data: some theory for kriging*. Springer.

Tiedtke, M. (1993). Representation of clouds in large-scale models. *Monthly Weather Review*, 121(11), 3040-3061.

Troccoli, A. (2010). Seasonal climate forecasting. *Meteorological Applications*, 17(3), 251-268.

Uppala SM, Dee DP, Kobayashi S, Berrisford P, Simmons AJ. 2008. 'Towards a climate data assimilation system: Status update of ERA-Interim'. *ECMWF Newsletter* 115: 12–18.

Wang, B. (1995). Interdecadal changes in El Niño onset in the last four decades. *Journal of Climate*, 8(2), 267-285.

Wilks, D. S. (2011). *Statistical methods in the atmospheric sciences* (Vol. 100). Academic press.

Zamboni, L., Mechoso, C. R., & Kucharski, F. (2010). Relationships between upper-level circulation over South America and rainfall over southeastern South America: A physical base for seasonal predictions. *Journal of Climate*, 23(12), 3300-3315.

PÁGINAS WEB CONSULTADAS:

“Anuario Estadístico Agropecuario 2012”- Ministerio de ganadería, agricultura y pesca. Recuperado de <http://www.mgap.gub.uy/>

“Climate Indices: Monthly Atmospheric and Ocean Time Series”: índices Niño 3, Niño 3.4 y Niño 4. Recuperado de <http://www.esrl.noaa.gov/psd/data/climateindices/list/>

TSM pronosticado con el modelo NCEP-CFSv2. Recuperado de librería de datos del IRI: <http://iridl.ldeo.columbia.edu/>