

Análisis de la predicción de precipitaciones mediante correlaciones canónicas en el NE de Argentina

Omar V. Müller*
Norberto O. García**

Abstract

The forecast of the climate variability is of vital importance for the economy of an agricultural and livestock zone like Northeast of Argentina. Numerous research studies demonstrate that the extreme variation of precipitation in South America, like precipitation excess and droughts, are related to El Niño or La Niña events. Other works show the influence of the Atlantic temperatures on the variation of precipitation in some South American regions.

The goal of the present work is the application and evaluation of the predictive capacity of a statistical method of long-term forecast of precipitation over northeastern Argentina, based on the sea surface temperature over south Pacific Ocean and the south Atlantic Ocean. The method consists of the canonical correlation analysis of empirical orthogonal functions of the fields of sea surface temperatures and precipitation. Then, an analysis of real possibilities of the statistical prediction over the zone of interest is performed through the forecast of humid, normal and dry periods.

The correlations show that the best results are obtained for spring and summer. In particular, the prediction of wet periods stands out when Pacific Ocean temperatures are used, due to their general link to the occurrence of an El Niño event in the previous months. Dry summers can be adequately forecast using the Atlantic Ocean temperatures. That is, the statistical prediction is useful only for certain seasons of the year. Nevertheless, for these seasons, the method can estimate the conditions with 5-7 months in advance.

Key words: Statistical Prediction, Principal Components, Canonical Correlations, Seasonal Forecast, Teleconnection.

* Facultad de Ingeniería y Ciencias Hídricas, Universidad Nacional del Litoral, Santa Fe, Argentina, correo electrónico: omuller@atmos.umd.edu

** Facultad de Ingeniería y Ciencias Hídricas, Universidad Nacional del Litoral, Santa Fe, Argentina, correo electrónico: ngarcia@unl.edu.ar

Resumen

La previsión de la variabilidad climática es de vital importancia para la economía de una zona agrícola-ganadera como la región del Nordeste de Argentina. Numerosas investigaciones demuestran que las variaciones extremas de precipitación en Sudamérica, tales como excesos de precipitación y sequías, están relacionadas a eventos El Niño o La Niña. Otros trabajos muestran la influencia de las temperaturas del Atlántico en las variaciones de precipitación en algunas regiones de Sudamérica.

El objetivo del presente trabajo es la aplicación y evaluación de la capacidad predictiva de un método estadístico de pronóstico de precipitaciones a largo plazo sobre el Nordeste de Argentina, a partir de las temperaturas de superficie del océano Pacífico Sur y el océano Atlántico Sur. El método consiste en el análisis de correlaciones canónicas de funciones ortogonales empíricas de los campos de temperaturas de superficie del mar y precipitación. Luego, se realiza un análisis de las posibilidades ciertas de la predicción estadística en la zona de interés, mediante el estudio de los pronósticos para periodos húmedos, normales y secos.

Las correlaciones muestran que los mejores resultados se obtienen para primavera y verano. Particularmente, se destaca la predicción de periodos húmedos cuando se utilizan las temperaturas del océano Pacífico, debido a que en general están asociados a la ocurrencia de un evento El Niño en los meses previos. Los veranos secos tienen un pronóstico adecuado utilizando las temperaturas del océano Atlántico. Es decir, la predicción estadística resulta útil sólo para ciertas estaciones del año. No obstante, en dichas estaciones el método logra estimar las condiciones con 5 a 7 meses de antelación.

Palabras claves: *Predicción estadística, componentes principales, correlaciones canónicas, pronóstico estacional, teleconexión.*

Introducción

La región sudeste de Sudamérica es una de las más importantes de América del Sur desde el punto de vista económico y social, principalmente con un fuerte flujo de productos agropecuarios, y una alta integración entre los países que la conforman. La ocurrencia de sequías e inundaciones es un problema serio y recurrente en esta región. Por lo tanto, la previsión de variaciones climáticas es esencial para la vida y economía de la región. Contar con un sistema de pronóstico estacional, que logre una correcta estimación de variaciones de precipitación (por ejemplo, sequías o excesos de humedad), resulta fundamental en la toma de decisiones para el manejo de recursos socioeconómicos y la mitigación de los impactos provocados por dichos eventos.

Algunas investigaciones (Ropelewski y Halpert 1986, 1989; Barnston y Ropelewski, 1992), marcan una relación entre el El Niño/Oscilación Sur (ENSO, del inglés *El Niño/Southern Oscillation*) y la variabilidad de precipitación en diferentes regiones alrededor del mundo, pero fundamentalmente en zonas de Sudamérica. Particularmente, se encontró teleconexión entre fases extremas del índice de oscilación sur y el sudeste de Sudamérica (Berry y otros, 2002; Ropelewski y Halpert, 1987). Otros trabajos (Yoon y Zeng, 2009; Diaz y otros, 1998) muestran la teleconexión existente entre el océano Atlántico y las anomalías de precipitación observadas en diferentes áreas de Sudamérica. Como se desprende de los trabajos mencionados, las teleconexiones se verifican para algunas estaciones del año y para algunas regiones en particular.

Este trabajo se enfoca en la aplicación y evaluación de la capacidad de pronóstico de un método estadístico de pronósticos de precipitaciones a largo plazo en la región Nordeste de Argentina (NEA). Para tal fin, se utiliza una variable macroclimática como la temperatura de superficie de los océanos Pacífico y Atlántico Sur y la precipitación observada en la zona de interés. El método se basa en un filtrado de datos mediante funciones ortogonales empíricas (EOF, del inglés *Empirical Orthogonal Functions*) y un posterior análisis de correlaciones canónicas (CCA, del inglés *Canonical Correlation Analysis*) para identificar secuencias de patrones de comportamiento en ambos conjuntos multivariados (Repelli y Nobre, 2004). Luego, se seleccionan aquellas correlaciones que se consideran relevantes y se las evalúa en periodos húmedos, normales y secos.

Datos y métodos

Descripción de los datos

Para la aplicación del método de pronóstico basado en correlaciones canónicas, se utiliza un campo predictor denominado SST, que contiene valores mensuales de temperaturas de superficie del mar con un espaciado de grilla de 2° en latitud y longitud, para el periodo 1951-2002. El conjunto de datos comprende la región delimitada por los 30°N a 40°S y 150°E a 16°E, considerando los 70°O como línea divisoria entre el océano Pacífico y el Atlántico (Figura 1a). Al utilizar este dominio se tiene representación de áreas oceánicas de relevancia en la modulación de precipitaciones en Sudamérica tales como la zona de convergencia intertropical (ITCZ, del inglés *Intertropical Convergence Zone*), la zona de convergencia del Pacífico Sur (SPCZ, del inglés *South Pacific Convergence Zone*) y la zona de convergencia del Atlántico Sur (SACZ, del inglés *South Atlantic Convergence Zone*). Los datos se

obtuvieron de la serie global mensual reconstruida extendida ERSST v2 (Smith y Reynolds, 2004).

El campo predictando denominado PRE, contiene los valores mensuales de precipitación para el mismo periodo en la región comprendida entre los 25.25°S a 34.75°S y 64.25°O a 52.75°O, correspondientes al NE de Argentina, Uruguay, parte del sur de Brasil y sur de Paraguay (Figura 1b). Los datos se extrajeron de la serie global CRU TS 2.1 (Mitchell y otros, 2003) que tiene una resolución de 0.5° en latitud y longitud.

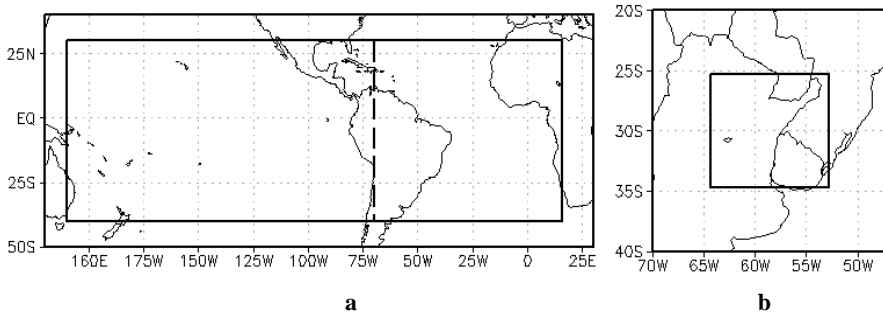


Figura 1. Ubicación geográfica de la región utilizada como: a) campo predictor (SST), b) campo predictando (PRE).

En ambos casos los datos se dividen en dos periodos. El periodo comprendido entre 1951 y 1980, denominado periodo de *entrenamiento*, se utiliza para estructurar o parametrizar el modelo; y el periodo que va de 1981 a 2002, llamado periodo de *prueba*, se retiene para evaluar el modelo y comprobar su nivel de confianza.

Descripción general del método

El método propuesto consta tres etapas fundamentales:

- La primera etapa realiza el filtrado de los campos de SST y PRE mediante EOF. Se calculan las anomalías eliminando el ciclo anual y se estandarizan, se computan las funciones ortogonales de los campos en estudio, y se truncan reteniendo la cantidad de modos tal que la varianza explicada sea mayor o igual a un porcentaje de varianza fijado arbitrariamente. Así, se obtiene una descripción compacta de la variabilidad espacial y temporal de series de datos en términos de funciones ortogonales o *modos* estadísticos.
- En la etapa dos se aplica CCA, correlacionando cada trimestre de PRE con los trimestres anteriores de SST utilizando diferentes retardos o desfases (lags)

sin superposición temporal entre predictor y predictando. Por ejemplo como se muestra en la Figura 2, el trimestre JJA se correlaciona con los periodos MAM, FMA, ..., JAS que lo anteceden (retardo de 3, 4, ... y 11 meses respectivamente). Obtenidos los resultados, se retienen aquellas correlaciones que superen umbrales predeterminados.

- En la última etapa, se evalúa el modelo en el periodo que se separó para *prueba*. Es decir, se hacen las predicciones para aquellas correlaciones que se seleccionaron en el paso anterior y se calcula el error de predicción. Con estos resultados se interpretan las correlaciones estudiadas, determinando cuáles se pueden considerar como válidas.

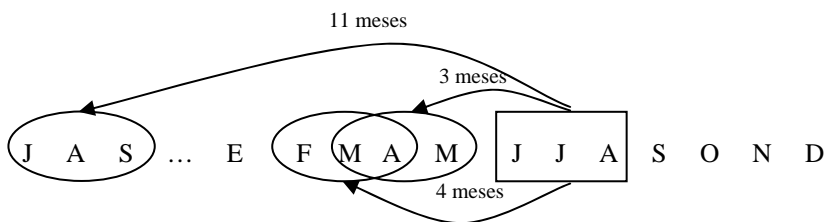


Figura 2. Ejemplo de relacion temporal entre predictando y predictores. Un trimestre de PRE (JJA) se correlaciona con los nueve trimestres que lo anteceden de SST (MAM, FMA, ..., JAS).

Filtrado mediante EOF

El análisis EOF o de componentes principales (PCA, del inglés *Principal Component Analysis*) reduce un conjunto de datos con gran número de variables a un conjunto de datos con pocas variables llamadas funciones ortogonales o componentes principales. Estas nuevas variables son combinaciones lineales de las originales, y son elegidas de manera que representen la mayor fracción posible de variabilidad contenida en los datos originales. Además, este método evita que el modelo sobrestime información de los campos, dificultando el pronóstico cuando estos varíen. Es decir, se filtra el ruido de baja intensidad.

Usualmente, la mayor varianza de las series de tiempo espacialmente distribuidas se mantiene en las primeras funciones ortogonales retenidas. Luego, el cómputo de CCA, que implica la inversión de matrices y solución del problema de autovalores resulta simple y rápido. El análisis EOF está ampliamente desarrollado en la bibliografía (von Storch y Navarra, 1993; Wilks, 2006) y no será discutido en este artículo.

Este proceso se aplica sobre las anomalías de ambos campos, predictor¹ y predictando. Cada campo contiene las series de tiempo de la variable para todos los puntos de grilla que cubren cada dominio. Dado que no interesa retener el ciclo anual de la variable, porque concentra la mayor variabilidad en el primer modo, se trabaja con las anomalías estandarizadas de cada campo excluyendo el ciclo anual. Las anomalías se calculan utilizando el ciclo anual medio para el periodo 1971-2000 y normalizando con el desvío estándar (del ciclo anual medio) para el mismo periodo. Luego, se realiza el análisis usando la matriz de covarianza que tiene la ventaja de identificar o aislar las variaciones más fuertes en un conjunto de datos (Yu y otros, 1997).

Existen diferentes criterios para determinar cuantos *modos* deben ser retenidos, pero no hay un consenso generalizado sobre el más adecuado. En este trabajo se utiliza un criterio subjetivo pero comúnmente usado que consiste en retener las componentes principales o *modos* EOFs que explican una fracción suficiente de la varianza del campo original (Wilks, 2006). En particular se retienen los *modos* que representen al menos el 70% de la variabilidad del campo correspondiente.

Predicción mediante CCA

Una vez filtrados los campos predictor y predictando según PCA, los modos retenidos se usan como entrada al CCA. Este método es usado para encontrar una combinación lineal de variables en dos conjuntos de datos que optimizan la correlación temporal (Del Sole y Chang, 2003). En el caso de estudio, los campos ya filtrados se representan con S y P correspondientes a SST y PRE respectivamente del periodo de *entrenamiento*.

Existen numerosos trabajos con la descripción del método (von Storch y Zwiers, 1999; Wilks, 2006). A continuación se explica el método según el desarrollo planteado por Venegas 2001. El enfoque elegido detalla el procedimiento en forma matricial, de manera tal que facilita la comprensión y la programación del procedimiento resulta directa.

Dadas las matrices de datos S y P de dimensiones $N \times K_S$ y $N \times K_P$ respectivamente, donde N es el número de pasos de tiempo y K_S y K_P el número de *modos* retenidos en el análisis EOF para cada campo, se forman las matrices de covarianza según

$$C_{SS} = S^T S, \quad C_{PP} = P^T P, \quad C_{SP} = S^T P \quad [1]$$

¹ Por simplicidad y a los fines de generalizar los conceptos se habla de un campo predictor. Pero en la práctica se trabaja con tres campos predictores: uno con las SSTs del Atlántico, otro con las SSTs del Pacífico y otro con las SSTs de los dos océanos.

Luego se forma la matriz Q_S como combinación de las tres,

$$Q_S = C_{SS}^{-1}C_{SP}C_{PP}^{-1}C_{SP}^T \tag{2}$$

resultando Q_S de dimensión $K_S \times K_S$. Se determina el conjunto de vectores canónicos U_S y U_P que optimizan la correlación entre S y P mediante la ecuación del problema de autovectores y autovalores

$$Q_S U_S = U_S R \tag{3}$$

$$U_P = C_{PP}^{-1}C_{SP}^T U_S \tag{4}$$

donde U_S es de dimensión $K_S \times K_S$, U_P de $K_P \times K_S$ y R es la matriz de correlaciones canónicas que se obtiene de ordenar los autovalores y autovectores en orden descendente de autovalores

$$R = \begin{bmatrix} \rho_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \rho_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \rho_{K_S} \end{bmatrix} \tag{5}$$

Los coeficientes de correlación canónica temporales (CCC, del inglés *Canonical Correlation Coefficients*) g_S^k y g_P^k , con $k = 1 \dots K$, son las columnas de las matrices G_S y G_P derivadas de

$$G_S = S U_S \tag{6}$$

$$G_P = P U_P \tag{7}$$

donde G_S de dimensión $N \times K_S$.

Finalmente, si se calcula G_S con los valores del campo predictor filtrado correspondientes al periodo de *prueba*, se puede escribir la ecuación de predicción en el espacio canónico como

$$\tilde{G}_P = G_S R \tag{8}$$

y obtener un campo comprimido de precipitación pronosticada antitransformando \tilde{G}_P con U_P

$$\tilde{P} = \tilde{G}_p (U_p^{-1})^T \quad [9]$$

siendo \tilde{P} de dimensión $N \times K_p$. Es decir, calculados y ordenados los autovectores en U_p a partir de los campos separados para el *entrenamiento*, se computa G_s con la ecuación (6) utilizando las SSTs para el periodo de *prueba* y se estima el campo de temperaturas para el periodo de *prueba* con la ecuación (9).

Hasta aquí se tiene un campo de anomalías de precipitación pero comprimido, dado que el CCA se realizó con los campos filtrados. Para obtener el campo de precipitaciones pronosticadas \tilde{Z} de dimensiones originales, esto es, de $N \times M$ donde N son los pasos de tiempo y M los puntos de grilla se descomprime con

$$\tilde{Z} = \tilde{P} E_p^T \quad [10]$$

donde E_p es la matriz reducida de autovectores de dimensión $M \times K_p$ que se obtiene al realizar el análisis EOF.

Evaluación de predicciones

La evaluación de una predicción en un determinado periodo, se utiliza para corroborar la capacidad del pronóstico realizado sobre la variable de interés, en comparación con el valor observado en dicho periodo. Se debe tener en cuenta que en cualquier modelo, su eventual buen grado de ajuste respecto a periodos históricos no garantiza una buena capacidad predictiva respecto al futuro. Una hipótesis implícita en cualquier método de predicción, es que el valor observado de la variable de interés, se obtiene como suma de un patrón y un término aleatorio, admitiendo que aún cuando se logre identificar el modelo adecuado es habitual que exista cierto desvío entre el valor predicho y el observado. El objetivo de un método de previsión es minimizar tal desviación.

Como se explicó en la sección anterior, una vez aplicado CCA se obtiene el campo de anomalías pronosticado con la ecuación [10]. A este campo se le aplica el proceso inverso al cálculo de anomalías explicado en la sección *Filtrado mediante EOF*. Es decir, se desnormaliza multiplicando por el desvío estándar y sumando el ciclo anual para cada estación.

Asumiendo que O es el campo de precipitaciones observado y Z el campo pronosticado, ambos evaluados en los M puntos de grilla del dominio y T pasos de tiempo, se calcula el error porcentual absoluto medio para un mes determinado t_i con $i = 1, 2, \dots, T$ del periodo de *prueba* a partir de

$$\varepsilon = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \left| \frac{o_m(t_i) - z_m(t_i)}{\mu_m(t_j)} \right| \times 100 \quad [11]$$

donde $m = 1, 2, \dots, M$ indica el punto de grilla, t_j con $j = 1, 2, \dots, 12$ indica el mes en el ciclo anual correspondiente al mes t_i y $\mu_m(t_j)$ es el valor medio de precipitaciones en el punto de grilla m para el mes t_j del ciclo anual.

Este error está expresado en términos de porcentaje y tiene la virtud de relativizar las magnitudes al normalizar con μ , evitando así inconvenientes con cambios de escala que podrían generarse, por ejemplo, si se consideran las anomalías.

Marco experimental

Diseño de los experimentos

Como se mencionó anteriormente, se busca evaluar un método de pronóstico de anomalías de precipitación para la región NE de Argentina, en base a las SSTs del Pacífico y el Atlántico. Los datos del periodo 1951-1980 (360 meses) se retienen para analizar las correlaciones en lo que se conoce como etapa de *entrenamiento*, quedando el periodo 1981-2002 conocido como etapa de *prueba* para la evaluación de las correlaciones seleccionadas.

Para los experimentos se utilizan tres campos de SSTs diferentes, que varían de acuerdo al dominio que cubren. El campo denominado S_A de dimensión 360×1043 contiene los datos del océano Atlántico, el campo S_P de dimensión 360×2426 cubre el océano Pacífico y S_{AP} de dimensión 360×3469 contiene las anomalías de temperatura del Pacífico y el Atlántico en su conjunto. Por otro lado el campo de precipitaciones P es de 360 meses \times 477 puntos de grilla en el NEA. Notar que las dimensiones mencionadas corresponden a pasos de tiempo \times puntos de grilla para la etapa de *entrenamiento*.

Con estas matrices se hace el análisis EOF reteniendo los modos que representen más del 70% de la variabilidad de cada conjunto de datos y luego se buscan las mejores correlaciones entre los distintos trimestres de SST y PRE mediante el análisis de CCA. De la totalidad de los resultados, se exponen sólo aquellos que hayan obtenido los mínimos errores y que se consideren relevantes. Es decir, se seleccionan las teleconexiones de importancia y que tienen sentido físico. Luego, se utilizan estas correlaciones con los parámetros que ajustan el modelo para evaluar con los datos de la etapa de *prueba*. Aquí, se calculan los errores y se analizan las teleconexiones seleccionadas para periodos con diferentes condiciones de precipitación observada en la región de pronosis: exceso de precipitación,

sequía o condiciones de precipitación normal. Este análisis permite determinar bajo que condiciones el modelo utilizado resulta útil en la región de interés y cual es el nivel de confianza del método. Vale destacar que se realizaron correlaciones con datos bimestrales y mensuales de SST y PRE, pero los resultados fueron de baja calidad por lo que se descarta su desarrollo.

Resultados

Realizada la totalidad de las correlaciones se seleccionan aquellas que obtienen los mejores valores de correlación y los menores errores de predicción en el periodo de *prueba*. Es decir, aquellas correlaciones en donde los primeros dos autovalores de la matriz de correlación superan un umbral: $\rho_1 > u_1$ y $\rho_2 > u_2$. Los umbrales u_1 y u_2 se determinan empíricamente. La Tabla 1 muestra las correlaciones seleccionadas para cada campo de SST (S_A , S_P y S_{AP}), los modos retenidos en el análisis de EOF y el error promedio para dicha correlación en todos los años de *prueba*.

Tabla 1
Correlaciones seleccionadas

<i>Océanos Pacífico y Atlántico ($\rho_1 > 0.89, \rho_2 > 0.84$)</i>					
<i>Predictor</i>	<i>Modos</i>	<i>Predictando</i>	<i>Modos</i>	<i>Retardo (meses)</i>	<i>Error (%)</i>
OND	13	SON	5	11	32.2
DEF	13	SON	5	9	30.5
ASO	13	EFM	5	5	29.4
<i>Océano Atlántico ($\rho_1 > 0.84, \rho_2 > 0.80$)</i>					
<i>Predictor</i>	<i>Modos</i>	<i>Predictando</i>	<i>Modos</i>	<i>Retardo (meses)</i>	<i>Error (%)</i>
FMA	7	DEF	5	10	24.2
MAM	7	DEF	5	9	23.4
AMJ	7	DEF	5	8	23.7
<i>Océano Pacífico ($\rho_1 > 0.80, \rho_2 > 0.75$)</i>					
<i>Predictor</i>	<i>Modos</i>	<i>Predictando</i>	<i>Modos</i>	<i>Retardo (meses)</i>	<i>Error (%)</i>
NDE	9	SON	5	10	33.1
DEF	9	SON	5	9	33.3
EFM	9	SON	5	8	33.8
MJJ	9	DEF	5	7	32.7
JJA	9	DEF	5	6	29.0
JJA	9	NDE	5	5	28.9

Como se observa existen algunos trimestres de PRE que tienen buena correlación con trimestres sucesivos de SST. Esto puede indicar que periodos más largos que un trimestre de temperaturas del mar condicionan los valores de precipitación para una estación determinada. Por ejemplo, la precipitación en primavera² tiene buena correlación con los trimestres anteriores de OND y DEF de temperaturas del Pacífico y el Atlántico. Esto significa que las temperaturas del mar entre octubre y febrero influyen en las precipitaciones ocurridas durante la primavera del NEA. De las correlaciones con las temperaturas del Pacífico, se observa un comportamiento similar, donde las temperaturas de noviembre a marzo modulan la precipitación en primavera. Otra estación que registra buenas correlaciones es el verano (DEF). Por ejemplo, las temperaturas de febrero a junio del Atlántico sirven para pronosticar DEF.

Para el caso del Pacífico, la tabla muestra una situación ambigua. Por un lado las temperaturas de mayo a agosto se muestran aptas para pronosticar DEF, y por otro lado las temperaturas de junio, julio y agosto sirven para pronosticar NDE. En las pruebas siguientes se tratará de identificar si sólo una de las dos opciones es válida o si en realidad la ambigüedad no es tal y las temperaturas de mayo a agosto influyen sobre las precipitaciones del periodo completo, desde noviembre a febrero.

En las Tablas 2 y 3 se muestran los errores obtenidos (en %) para las correlaciones seleccionadas. En la última fila de estas tablas se muestra el promedio de errores μ para todos los años. Notar que el año que figura en la primera columna corresponde al mes central del trimestre de precipitaciones en el NEA. Por ejemplo en la relación OND-SON de la Tabla 2 el año 1982 de la segunda fila se refiere al trimestre SON. Es decir las precipitaciones de SON de 1982 en el NEA son pronosticadas con las SSTs del trimestre OND del año anterior (1981). Esto explica la falta de valores en algunas relaciones del año 1981 en los casos que las SSTs no pertenezcan a ese año, sino al anterior 1980, cuyos datos están fuera del periodo de prueba.

De la Tabla 2 se destaca el pronóstico de precipitaciones de verano (DEF) a partir de las temperaturas de febrero a junio del Atlántico. En muchos años estas correlaciones tienen un error inferior al 25%, inclusive algunas menores al 20% como 1982, 1991, 1992, 1995, 2000 y 2001. Cuando se combinan las temperaturas de los dos océanos se observa en general errores de mayor magnitud, aunque se destaca la predicción de lluvias de primavera (SON) para los años 1984, 1989, 1992 y 1996. Por otro lado la previsión de lluvias para EFM tiene errores por debajo del 20% en los años 1982, 1983, 1985, 1987, 1995 y 1997.

² Primavera considerando las estaciones en el Hemisferio Sur.

Tabla 2
Errores de predicción en el periodo de prueba

Año	<i>Pacífico y Atlántico-NEA</i>			<i>Atlántico-NEA</i>		
	<i>OND-SON</i>	<i>DEF-SON</i>	<i>ASO-EFM</i>	<i>FMA-DEF</i>	<i>MAM-DEF</i>	<i>AMJ-DEF</i>
1981	—	41.6	—	—	—	—
1982	37.5	37.2	17.0	13.3	16.9	15.5
1983	28.1	27.4	19.7	24.7	24.4	23.8
1984	25.0	25.2	35.2	39.7	42.0	41.0
1985	27.1	37.4	19.3	26.4	22.7	22.3
1986	28.2	29.5	22.2	21.5	15.6	15.8
1987	31.4	27.3	17.2	21.9	19.2	27.3
1988	33.4	22.3	35.2	22.5	19.0	19.6
1989	22.8	24.9	36.7	32.5	27.0	19.6
1990	30.2	21.6	33.8	19.3	21.1	23.9
1991	26.5	31.1	35.1	17.0	18.7	18.8
1992	21.8	18.2	36.5	19.0	19.6	20.0
1993	26.0	26.1	32.7	17.8	19.8	20.6
1994	30.2	16.4	36.9	38.6	36.1	29.6
1995	30.0	30.8	17.8	14.9	19.6	19.3
1996	18.4	20.9	38.8	15.2	14.3	18.9
1997	41.9	42.2	12.4	14.9	15.0	17.1
1998	34.3	22.3	29.2	47.2	52.1	54.5
1999	53.7	38.2	34.7	29.3	25.9	27.7
2000	37.3	38.7	32.7	17.9	17.0	17.7
2001	61.3	44.4	32.2	16.7	17.8	15.9
2002	30.7	48.0	43.1	37.0	27.6	28.4
μ	32.2	30.5	29.4	24.2	23.4	23.7

En la Tabla 3 se observa que la predicción de primavera (SON) con los datos de noviembre a marzo del Pacífico tiene en general errores mayores a 25%. La mejor previsión de verano la logra la última correlación (JJA-NDE) con los años 1981, 1986, 1988 y 1998 por debajo del 20% de error de predicción y varios años por debajo de 25% de error.

Seleccionadas y analizadas las correlaciones de mejor desempeño, se eligen estaciones de años particulares con diferentes características de precipitación en la región del NEA, con el fin de graficar los mapas de precipitación observada y pronosticada y analizar el comportamiento del método ante la ocurrencia de eventos de distinta característica. Particularmente se eligen periodos de primavera y verano que es donde se encontraron las mejores correlaciones SST-PRE. En base a las anomalías de precipitación que se observan en la Figura 3 y a la experiencia de

ocurrencia de eventos extremos en la región se eligen los siguientes periodos: SON de 1993 (exceso de lluvia), SON de 1994 (precipitación normal) y SON de 1988 (sequía); DEF de 1983 (precipitación en exceso), DEF de 1992 (régimen de lluvias normales) y DEF del 2000 (déficit de precipitación). A continuación se analiza el comportamiento de la predicción durante las estaciones mencionadas mediante mapas de precipitación.

Tabla 3
Errores de predicción en el periodo de prueba

<i>Pacífico-NEA</i>						
<i>Año</i>	<i>NDE-SON</i>	<i>DEF-SON</i>	<i>EFM-SON</i>	<i>MJJ-DEF</i>	<i>JJA-DEF</i>	<i>JJA-NDE</i>
1981	—	29.3	28.4	—	—	19.3
1982	41.9	46.4	38.6	28.4	25.3	30.9
1983	21.8	27.9	48.4	22.4	22.9	44.1
1984	31.9	23.2	20.3	35.8	34.1	28.7
1985	30.3	28.6	30.5	53.8	50.1	25.0
1986	42.0	50.4	45.9	13.3	19.4	15.7
1987	20.8	26.8	29.0	15.8	22.9	22.9
1988	35.0	24.9	21.0	35.8	29.6	17.8
1989	24.2	43.4	37.0	65.1	54.7	22.9
1990	29.2	28.4	27.5	20.9	22.6	29.1
1991	33.3	28.2	22.7	22.5	23.5	20.9
1992	27.0	21.8	30.2	32.9	19.6	28.3
1993	26.3	24.2	25.3	27.9	19.2	28.5
1994	25.9	16.3	16.1	32.6	23.6	25.1
1995	28.5	27.0	23.2	29.9	14.1	21.6
1996	20.5	22.8	23.9	31.1	25.7	25.4
1997	42.9	34.2	29.4	22.0	19.4	43.9
1998	20.5	20.9	33.0	38.7	29.4	17.8
1999	50.1	38.1	31.3	70.5	53.9	38.2
2000	28.0	39.1	45.8	35.6	37.3	44.2
2001	59.3	62.5	68.4	28.5	33.0	21.8
2002	55.6	67.4	67.8	23.6	26.3	64.9
μ	33.1	33.3	33.8	32.7	28.9	29.0

Pronóstico de primavera

Las Figuras 4, 5 y 6 muestran los pronósticos obtenidos para primaveras de diferente comportamiento en cuanto a lluvias a partir de las SSTs del Pacífico y del Pacífico y el Atlántico en su conjunto.

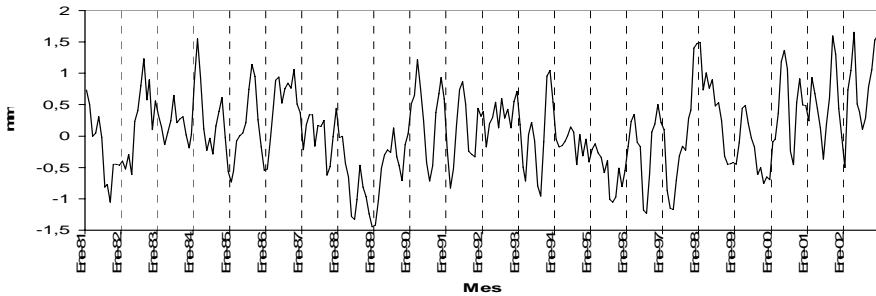


Figura 3. Anomalías estandarizadas de precipitación mensual durante el periodo de prueba en la región del NEA.

La predicción para el año 1993 (Figura 4) logra identificar el máximo ocurrido en la parte del dominio correspondiente al sur de Brasil, con centro en 29°S, 54°O. Los dos pronósticos tienen una disminución gradual de las lluvias hacia el oeste de la región. Esta característica también se reproduce en las observaciones, pero con una distribución más irregular de las isolíneas. Además de la similitud del patrón de precipitaciones, los valores pronosticados se asemejan a lo observado. Para el año 1994 (Figura 5) el pronóstico a partir de temperaturas del Pacífico reproduce con eficiencia las formas y valores de precipitación observados. El pronóstico con temperaturas de los dos océanos produce una sobreestimación de lluvias sobre el Este. Por último las predicciones para la primavera de 1988 (Figura 6) son muy similares entre si y logran estimar el patrón de comportamiento de las lluvias pero tienen diferencias de precipitación acumulada para el trimestre que varían entre 75 y 150mm para todo el dominio.

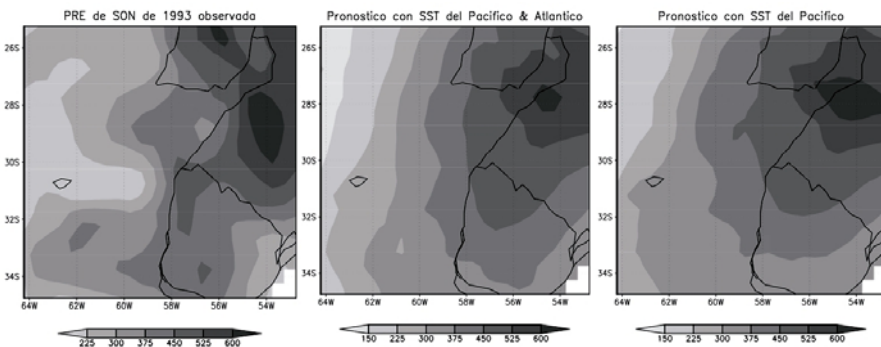


Figura 4. Precipitación observada y pronósticos para SON de 1993. Trimestre con lluvias intensas por encima de los valores medios de la estación.

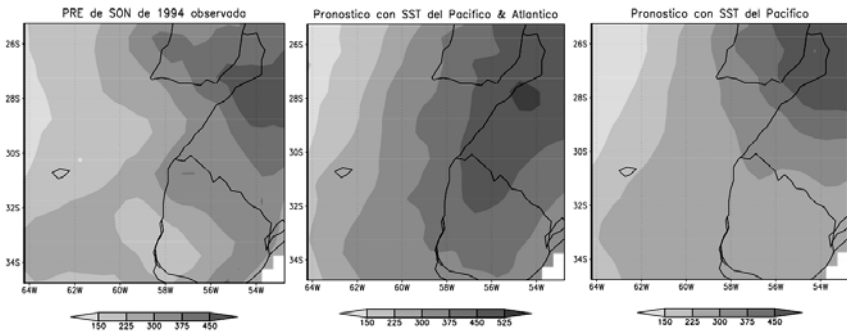


Figura 5. Precipitación observada y pronósticos para SON de 1994. Periodo con registro de precipitaciones normales.

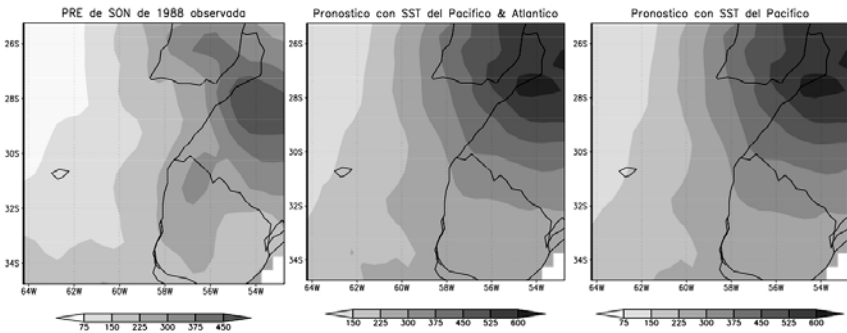


Figura 6. Precipitación observada y pronósticos para SON de 1988. Estación con una marcada sequía al NO de la región.

Pronóstico de verano

Las Figuras 7, 8 y 9 muestran los pronósticos obtenidos para veranos con distintas condiciones de precipitación a partir de las SSTs del Atlántico y las del Pacífico.

El verano de 1983 registró intensas precipitaciones al NE del dominio debido a la ocurrencia de un evento El Niño en el Pacífico ecuatorial desde comienzos de 1982 a mediados de 1983. Es por esto que al utilizar las temperaturas del Pacífico el pronóstico se asemeja mejor a lo ocurrido, con lluvias intensas al NE del dominio y con mínimas hacia el sur de Uruguay (Figura 7). Los pronósticos para 1992 de la Figura 8 muestran pocas variaciones en todo el dominio, hecho que contrasta con lo observado, que presenta precipitaciones máximas sobre el NE que disminuyen gradualmente hacia el Oeste y el Sur. El déficit de precipitaciones del verano del 2000 (Figura 9) es mejor representado cuando se utiliza el Atlántico, donde se refleja correctamente la sequía ocurrida en Uruguay.

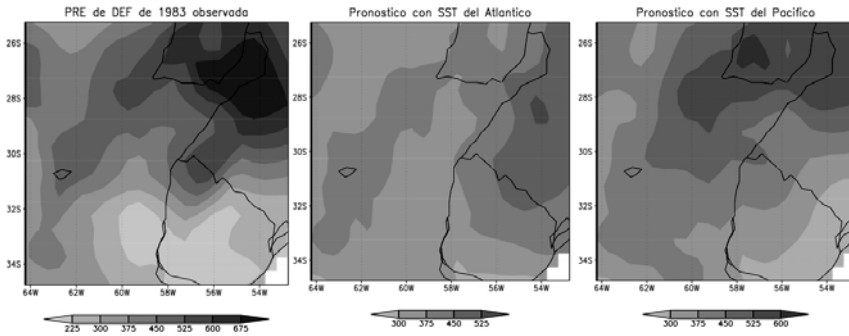


Figura 7. Precipitación observada y pronósticos para DEF de 1983. Este verano se caracterizó por un exceso de precipitaciones en el NEA y sur de Brasil que produjeron inundaciones en la ciudad de Santa Fe (Argentina) por desborde del río Paraná.

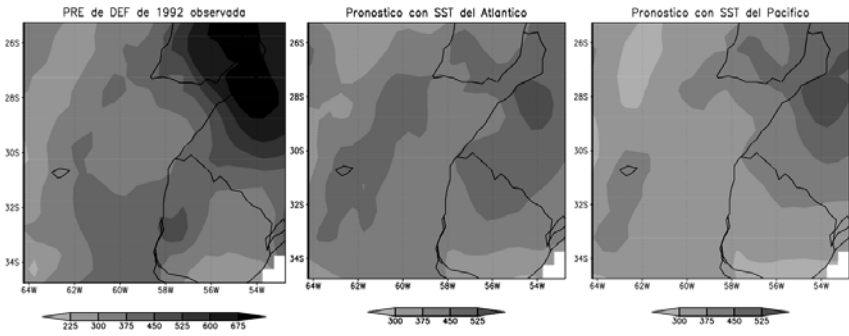


Figura 8. Precipitación observada y pronósticos para DEF de 1992. Trimestre con un régimen de precipitaciones normales para verano.

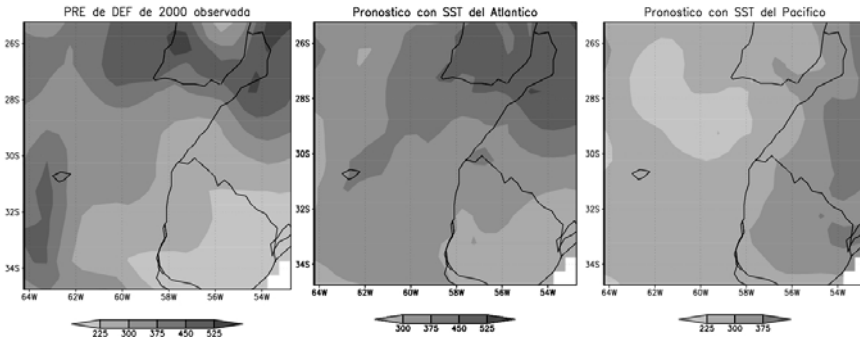


Figura 9. Precipitación observada y pronósticos para DEF del 2000. Periodo seco.

Conclusiones

El trabajo presenta un método para la predicción estacional de precipitaciones sobre la región Nordeste de Argentina basado en herramientas estadísticas como EOF y CCA. Para los pronósticos se utilizaron las SSTs de los océanos Atlántico y Pacífico Sur que rodean Sudamérica y se analizó que influencia tiene cada uno sobre la región de interés.

De acuerdo a los valores de correlación y al análisis de los resultados, el modelo logra predicciones razonables, con un error que oscila el 25%, para las estaciones de primavera y verano del Hemisferio Sur. Particularmente se encontró buena correlación para la primavera usando las SSTs de octubre a febrero del Pacífico y el Atlántico y de noviembre a marzo utilizando sólo las temperaturas del Pacífico. Por su parte, el verano puede ser estimado con las SSTs de febrero a junio del Atlántico o de mayo a julio del Pacífico.

Según se analizó en las figuras, los periodos húmedos de DEF de 1983 y SON de 1993 son bien pronosticados con las temperaturas del océano Pacífico, que también sirvió como predictor de primaveras con precipitación media como la de 1994. Respecto a periodos secos, el Atlántico funciona como predictor de veranos secos como en el año 2000. La primavera seca de 1988 no fue correctamente pronosticada.

El trabajo demuestra que se puede tener una estimación de ambas estaciones con un error probable de 25% con 5 a 7 meses de antelación mediante un modelo de escaso costo computacional. Esto constituye una herramienta importante en una región netamente agrícola-ganadera.

En futuros trabajos se seguirá investigando éstas y otras técnicas de predicción, que demuestran cierta potencialidad como una herramienta útil en el pronóstico de precipitaciones a largo plazo; teniendo en cuenta que la región en estudio carece de trabajos en tal sentido.

Agradecimientos

Se agradece las sugerencias a los anónimos revisores que hicieron posible la mejora del borrador original. Este trabajo fue solventado por ANCYT-Universidad Nacional del Litoral, Argentina gracias al proyecto PICTO-UNL 07-13219.

Referencias

Barnston A. G. y Ropelewski C. F., 1992, "Prediction of ENSO Episodes Using Canonical Correlation Analysis", *Journal of Climate*, 5(11), 1316-1345.

- Berry G. J., Ghietto M. A. y García N., 2002, "The Influence of ENSO in the Flows of the Upper Paraná River of South America over the Past 100 Years", *Journal of Hydrometeorology*, 3(1), 57-65.
- Diaz A. F., Studzinski C. D. y 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, 251-271.
- Del Sole T. y Chang P., 2003, "Predictable Component Analysis, Canonical Correlation Analysis, and Autoregressive Models", *Journal of the Atmospheric Sciences*, 60(2), 409-416.
- Mitchell T. D., Carter T., Jones P., Hulme M. y New M., 2003, "A Comprehensive Set of Climate Scenarios for Europe and the Globe", *Tyndall Centre Working Paper* 55.
- Repelli C. y Nobre P., 2004, "Statistical Prediction of Sea-Surface Temperature over the Tropical Atlantic", *International Journal of Climatology* 24(1), 45-55.
- Ropelewski C. F. y Halpert M. S., 1986, "North American Precipitation and Temperature Patterns Associated with the El Niño/Southern Oscillation (ENSO)", *Monthly Weather Review* 114, 2352-2362.
- , 1987, "Global and Regional Scale Precipitation Patterns Associated with the El Niño/Southern Oscillation", *Monthly Weather Review* 115, 1606-1626.
- , 1989, "Precipitation Patterns Associated with the High Index Phase of the Southern Oscillation", *Journal of Climate* 2, 268-284.
- Smith T. M. y Reynolds R. W., 2004, "Improved Extended Reconstruction of SST (1854-1997)", *Journal of Climate* 17, 2466-2477.
- Venegas S. A., 2001, "Statistical Methods for Signal Detection in Climate", *Report #2 of DCESS*. University of Copenhagen, Denmark.
- von Storch H. y Navarra A., 1993, "Chapter 13: Spatial Patterns: EOFs and CCA", *Analysis of Climate Variability*, Ed. Springer, 227-257.
- von Storch H. y Zwiers F., 1999, "Chapter 14: Canonical Correlation Analysis", *Statistical Analysis in Climate Research*, Cambridge University Press, 293-315.
- Wilks D. S., 2006, "Chapter 11: Principal Component (EOF) Analysis. Chapter 12: Canonical Correlation Analysis (CCA)", *Statistical Methods in the Atmospheric Sciences 2° Edition*, Academic Press, 463-508.
- Yoon J-H y Zeng N., 2009, "An Atlantic Influence on Amazon Rainfall", *Climate Dynamics* 34, 249-264.
- Yu Z., Chu P. y Schroeder T., 1997, "Predictable Skills of Seasonal to Annual Rainfall Variations in the U.S. Affiliated Pacific Islands: Canonical Correlation Analysis and Multivariate Principal Component Regression Approaches", *Journal of Climate* 10(10), 2586-2599.