

DEPÓSITO LEGAL ppi 201502ZU4666  
*Esta publicación científica en formato digital  
es continuidad de la revista impresa*  
ISSN 0041-8811  
DEPÓSITO LEGAL pp 76-654

# Revista de la Universidad del Zulia

Fundada en 1947  
por el Dr. Jesús Enrique Lossada



**Ciencias**  

---

**Exactas**  

---

**Naturales**  

---

**y de la Salud**  

---

**Año 11 N° 30**  
**Mayo - Agosto 2020**  
**Tercera Época**  
**Maracaibo-Venezuela**

## Modelos estadísticos para la interacción océano-atmósfera

Rafaél Artidoro Sandoval-Núñez \*

Luis Cid-Serrano \*\*

Eric J. Alfaro \*\*\*

### RESUMEN

La presente investigación tiene como objetivo modelar la interacción del océano-atmósfera utilizando la relación entre la Oscilación del Sur y los eventos El Niño-La Niña como un sistema de entrada-salida. El modelamiento estadístico de este tipo de relaciones requiere del análisis de la función de correlación cruzada entre las series de entrada y salida. Los datos considerados corresponden a series de tiempo mensuales del Índice de la Temperatura Superficial del Mar de la Región del Niño 3.4 y del Índice de la Oscilación del Sur entre 1982 y 2015. Para representar la interacción del océano-atmósfera, se desarrollaron Modelos de Función de Transferencia y de retroalimentación. La eficiencia de estos modelos con datos hasta el 2015 fue comparada para pronosticar hasta septiembre del año 2019 por medio del error cuadrático medio de predicción, encontrando que el modelo de retroalimentación es más eficiente.

**PALABRAS CLAVE:** Modelos de Retroalimentación; Modelos de transferencia; ENSO; Oscilación del Sur; Temperatura Superficial del Mar.

\* Profesor de la Universidad Nacional Autónoma de Chota – Perú, <https://orcid.org/0000-0003-3930-2332>. E-mail: rafaelsandonu@gmail.com

\*\* Profesor de la Universidad del Bío-Bío – Chile.

\*\*\* Profesor de la Universidad de Costa Rica – Costa Rica, <https://orcid.org/0000-0001-9278-5017>.

Recibido: 30/04/2020

Aceptado: 25/06/2020

## Statistical models for the ocean-atmosphere interaction

### ABSTRACT

The present research aims to model the ocean-atmosphere interaction using the relationship between the Southern Oscillation and El Niño-La Niña events as an input-output system. Statistical modeling of this type of relationship requires analysis of the cross-correlation function between the input and output series. The data considered correspond to monthly time series of the Niño 3.4 Sea Surface Temperature Index and the Southern Oscillation Index between 1982 and 2015. To represent the interaction of the ocean-atmosphere, Function Models were developed Transfer and feedback. The efficiency of these models with data up to 2015 was compared to forecast until September 2019 by means of the mean squared error of prediction, finding that the feedback model is more efficient.

KEYWORDS: Feedback Models; Transfer Models; ENSO; Southern Oscillation; Sea Surface Temperature.

### Introducción

Las interacciones a gran escala entre el océano y la atmósfera, particularmente en el Pacífico, junto con sus repercusiones en la variabilidad interanual del clima global, han sido objeto de numerosos estudios (Bjerknes, 1969; Enfield, 1989; Philander, 1990 y Trenberth, 1997). La manifestación más notable de estas interacciones es la aparición irregular del fenómeno de El Niño y La Niña cada pocos años. Después del trabajo de Bjerknes (1969), las variaciones atmosféricas, llamadas Oscilación del Sur (SO), y todo el proceso interactivo ha sido denominado como “El Niño-Oscilación del Sur” (ENSO). ENSO presenta las señales de variabilidad climática más prominentes y una de los más estudiados en términos de interacción océano-atmósfera (Wallace et al., 1998; Cid-Serrano et al., 1992; Enfield y Cid-Serrano, 1991; Trenberth, 1997 y Collins et al. 2010). Los eventos cálidos de ENSO, se caracterizan por un calentamiento oceánico de las aguas cercanas a la costa (a lo largo de la costa del Pacífico de América del Sur), así como un aumento en la temperatura superficial del mar (SST) en la zona ecuatorial del Pacífico central y oriental. La variabilidad atmósfera consiste en un aumento de la presión atmosférica en la zona de baja presión de Indonesia y el Norte de Australia, con una disminución simultánea de la presión en la región del Pacífico sudoriental de alta presión. Los cambios de presión causan una disminución en el Este - gradiente de presión hacia el Oeste que impulsa los intercambios que soplan normalmente

hacia el Oeste (Este), desde donde se produce un debilitamiento de los vientos del Este a lo largo del Ecuador.

Aunque los eventos cálidos de El Niño se describen típicamente en términos de un aumento anómalo de la temperatura de la superficie del océano, es bastante complejo. Se compone de grandes cambios en la estructura interna del océano, las precipitaciones, el nivel del mar, la presión atmosférica y otras variables climáticas. Para obtener información precisa sobre las fluctuaciones del sistema ENSO, es necesario considerar tanto el área amplia que afecta como las numerosas variables involucradas en el proceso. En los últimos años, se han obtenido muchos índices de diferentes variables meteorológicas en el Pacífico tropical y subtropical como la precipitación, presión atmosférica a nivel del mar (SOI), espesor atmosférico y otras variables. Los parámetros antes mencionados se han identificado como útiles para representar la SO (Chen, 1982; Quinn, 1983; Wallace et al., 1998; Cid-Serrano et al. 2015), entre los cuales el más utilizado es el SOI.

Mientras tanto, los eventos de La Niña o ENSO frío se estudian como el refuerzo de las condiciones normales del Pacífico ecuatorial oriental, con aguas más frías en esa región y una disminución de la presión atmosférica en la zona de Indonesia y el norte de Australia; también, se observa un aumento de la presión en la región del Pacífico sudoriental en estos eventos.

Los modelos estudiados muestran que las relaciones interactivas entre los cambios del océano y la atmósfera se pueden entender si se especifica un cambio en un medio y observamos los cambios físicos en el otro. Si se sabe que, la condición de límite inferior (SST) de un modelo numérico atmosférico recibe una anomalía positiva en la zona ecuatorial, ocasiona una perturbación en el campo de viento que es cualitativamente similar a lo que observamos durante El Niño (Rasmusson y Carpenter, 1982; Gill, 1980). De manera similar, podemos observar que un debilitamiento de la tensión del viento ecuatorial del Este traerá cambios oceánicos (Busalachi et al., 1983; Schopf y Harrison, 1983; Philander y Siegel 1985).

Aunque se acepta que los cambios en cada medio pueden provocar respuestas en el otro, ninguna de estas interacciones unilaterales es un verdadero indicador de causa y efecto, porque ambos medios fuerzan al otro simultáneamente. Si una anomalía se introduce por primera vez en la atmósfera (existe evidencia estadística de que esto ocurre), el océano puede responder e inducir cambios atmosféricos posteriores propios (Wright, 1985). Por ejemplo, las aguas más cálidas a lo largo del Ecuador producirán un aumento en la temperatura de la

atmósfera, que a su vez se asocia con una mayor disminución de la presión atmosférica, también inducirá la advección de humedad de las áreas circundantes y la convección anómala. Estos eventos conducen a una perturbación mejorada en el campo de viento, que inicia una retroalimentación positiva en el océano con aumentos adicionales en la SST. Los cambios serán más significativos en la medida en que la SST persista. Del mismo modo, la temperatura del agua a lo largo de la banda ecuatorial persistirá en la medida en que se mantengan las anomalías climáticas en la zona. Por lo tanto, existe una potencial relación de las anomalías del océano y la atmósfera debido a la ocurrencia de retroalimentación positiva en los procesos de interacción aire-mar. La simulación efectiva de este comportamiento de la anomalía requiere que los modelos numéricos se acoplen de tal manera que reproduzcan los múltiples procesos de retroalimentación que ocurren.

Junto con el modelado numérico, se han adoptado enfoques estadísticos para simular las interacciones del sistema océano-atmósfera (Latif et al. 1994; 1998). Las herramientas más comunes son los estudios que examinan la respuesta oceánica (SST) a las condiciones preexistentes en ambos medios, utilizando métodos multivariados autorregresivos y medias móviles (ARMA) (Chu y Kast, 1985; Zwiers y von Storch, 1990); estos también se han utilizado, con cierto éxito, para la predicción a corto plazo (meses) (Barnett et al., 1988). Latif et al. (1994; 1998) mencionaron que los modelos estadísticos se basan, en general, en lineales avanzados (Xu y von Storch, 1990; Zwiers y von Storch 1990; Barnston y Ropelewski, 1992) y no lineales (Lima et al. 2009 y Ubilava y Helmers, 2012) técnicas estadísticas y se pueden clasificar en modelos que utilizan variaciones de baja frecuencia en la atmósfera (presión a nivel del mar o campo de viento), cantidades oceánicas (temperatura de la superficie del mar o una medida del contenido de calor del océano superior) (Lima et al., 2015; Suárez-Moreno y Rodríguez-Fonseca, 2015) o una combinación de valores oceánicos o atmosféricos como predictores (MacMartin y Tziperman, 2014). El uso de estos métodos, con grandes conjuntos de variables clave es prometedor, pero carece de un ingrediente esencial: la formulación explícita de la retroalimentación mutua en los algoritmos estadísticos (Cid-Serrano, 1986; Sandoval-Núñez, 2016). Este aspecto podría mejorar la habilidad de predicción de ENSO, que parece haber alcanzado una meseta a un nivel moderado (Chen y Cane, 2008). Además, Graham et al. (2015) mencionan que la naturaleza compleja de ENSO a menudo se simplifica mediante el uso de modelos conceptuales, cada uno de los cuales ofrece una perspectiva diferente sobre la retroalimentación océano-atmósfera que sustentan el ciclo ENSO.

Para modelar la relación océano-atmósfera, se puede hacer utilizando modelos de la función de transferencia (TFM) y de retroalimentación (FBM). Esto se hace posible porque los modelos de pronóstico actuales de ENSO, a pesar de sus grandes diferencias y complejidad, exhiben habilidades predictivas comparables (Chen y Cane, 2008).

Los modelos de series temporales binarias se activan por un proceso latente o un mecanismo de retroalimentación que modula la evolución del proceso observado. Este FBM hace posible el uso de una parametrización parsimoniosa de bajo rango para estructuras de datos complejas (Moysiadis y Fokianos, 2014). Cuando las variables de salida modulan las de entrada, hay un sistema de retroalimentación de circuito cerrado. Esta condición determina si las variables están relacionadas entre sí y se describen bajo las mismas condiciones (Chatfield, 2000).

Por lo expuesto anteriormente, el objetivo de esta investigación es modelar la interacción del océano-atmósfera aprovechando la relación entre la SST e IOS utilizando los modelos de función de transferencia (TFM) y retroalimentación (FBM), centrándose principalmente en la estimación y predicción de la SST como un indicador directo de la presencia de El Niño-La Niña. Pronosticando valores de SST hasta el año 2019, utilizando SOI como predictor, aprovechando la característica bidireccional de la relación, también se obtuvieron estimaciones del Índice de Oscilación del Sur (SOI) utilizando SST. Los resultados de las predicciones se compararon utilizando el error de predicción del cuadrado medio (PMSE). Según Wilby y Dawson (2007), la principal fortaleza de los modelos TFM y FBM es la relativa facilidad computacional para su aplicación. La principal debilidad es que los modelos a menudo explican solo una fracción de la variabilidad climática observada y asumen la validez de los parámetros del modelo en condiciones climáticas futuras, pero las relaciones predictor-predicción a menudo no son estacionarias, especialmente cuando existe variabilidad climática de baja frecuencia.

## 1. Modelos estadísticos para el sistema océano-atmósfera

### 1.1. Modelos de funciones de transferencia

Esta representación se puede generalizar para incluir una variable explicativa  $\{X_t\}$ , con el modelo resultante conocido como Modelo de función de transferencia (TFM) (Box et al., 2015), que tiene la forma

$$Y_t = \nu(B)X_t + \xi(B)\varepsilon_t. \quad (1)$$

donde  $Y_t$  es la serie de salida,  $X_t$  es la entrada y  $\varepsilon_t$  es el término de componente aleatorio (ruido).  $\nu(B)$  es un polinomio en  $B$ , llamado Función de transferencia. Sin embargo, esta expresión supone que los polinomios  $\nu(B)$  y  $\xi(B)$  en (1) tienen términos infinitos (Box et al., 2015), por lo que debemos encontrar una representación más parsimoniosa para ellos. Esto se logra al reemplazarlos por la relación de dos polinomios de orden finito en  $B$  como se muestra en (2),

$$Y_t = \frac{\omega_0 - \omega_1 B - \dots - \omega_s B^s}{1 - \delta_1 B - \dots - \delta_r B^r} X_t + \frac{\lambda_0 - \lambda_1 B - \dots - \lambda_q B^q}{1 - \pi_1 B - \dots - \pi_p B^p} \varepsilon_t, \quad (2)$$

donde  $s, r, q$  y  $p$  corresponden al orden del polinomio en el modelo. De manera equivalente, estos pueden escribirse como

$$Y_t = \frac{\omega_x(B)}{\delta_x(B)} X_t + \frac{\lambda(B)}{\pi(B)} \varepsilon_t. \quad (3)$$

La relación entre las series de entrada y salida, y el orden de los polinomios se definen inicialmente por la función de correlación cruzada (FCC), según lo definido por Box et al. (2015).

Aquí,  $\omega, \delta, \lambda$  y  $\pi$  son los parámetros a estimar y  $\varepsilon_t$  el término de ruido;  $s, r$  y  $p$  corresponden al orden de los polinomios, que representan el retraso entre las series; esto se determina principalmente utilizando el orden de los valores estadísticamente significativos de la FCC. Un sistema del tipo descrito por (2), se llama un sistema de circuito abierto, y ha sido utilizado por MacMartin y Tziperman (2014) para cuantificar la dinámica de ENSO en datos y modelos, por Alfaro y Cid (1999) y Alfaro y Soley (2001) para predecir el campo de precipitación en América Central y por Alfaro y Lizano (2001) para la predicción de SST en áreas afloradas de América Central, Pacífico Oriental Tropical.

## 1.2. Modelos de retroalimentación

Como se mencionó anteriormente, el orden del TFM está asociado con el número de rezagos significativos positivos del FCC (Box et al., 2015). Sin embargo, cuando la FCC tiene valores significativos en rezagos negativos, es razonable pensar que estamos en presencia de un sistema de retroalimentación (sistema de circuito cerrado) (Cid-Serrano, 1986; Hipel y McLeod, 1994) como lo representa (4) y (5).

$$Y_t = \sum_{i=1}^k \vartheta_i Y_{t-i} + \sum_{i=1}^p \gamma_i X_{t-i} + \eta_t \quad (4)$$

$$X_t = \sum_{i=1}^q \pi_i X_{t-i} + \sum_{i=1}^r \rho_i Y_{t-i} + \mu_t \quad (5)$$

$\eta_t$  y  $\mu_t$ , son los términos de error y  $\vartheta_i, \gamma_i, \vartheta_i, \gamma_i$  los parámetros a estimar. La ecuación (5) se conoce como ecuación de retroalimentación y  $\rho_i, i = 1, 2, \dots, r$ , se denominan parámetros de retroalimentación, y en ausencia de retroalimentación deben ser nulos, de modo que el sistema (4) y (5) se convierten en

$$Y_t = \sum_{i=1}^k \vartheta_i Y_{t-i} + \sum_{i=1}^p \gamma_i X_{t-i} + \eta_t \quad (6)$$

$$X_t = \sum_{i=1}^q \pi_i X_{t-i} + \mu_t \quad (7)$$

### 1.3. Estimación de parámetros

Los parámetros de los modelos (2), y el sistema (4) y (5) o alternativamente (6) y (7), se estimaron por medio de mínimos cuadrados utilizando SAS y R Project (SAS, 2019 y R Core Team, 2019). La significancia estadística de los parámetros se determinó mediante pruebas T, con propiedades asintóticas respaldadas por la gran cantidad de observaciones ( $n > 400$ ). Se determinó que todas las pruebas con valor  $p \leq 0.05$  eran estadísticamente significativas. Utilizamos las estadísticas de prueba de Ljung y Box (1978) para la hipótesis de que los residuos son ruido blanco y el criterio para encontrar el mejor modelo fue el error cuadrático medio de predicción (MSEP).

### 1.4. Datos

En principio, se utilizaron series de tiempo mensuales del año 1950-2015, pero los modelos de transferencia y retroalimentación presentaron un error cuadrático medio alto y falta de estabilidad estructural que afectó las predicciones. En consecuencia, los resultados pueden ser muy sensibles, por lo que, pueden suponer diferentes conclusiones (Sánchez, 2008). Entonces, el uso de series temporales desde 1982 tiene la intención de mejorar la precisión de los modelos. Aunque el modelo original solo buscaba evaluar las relaciones entre

SOI y SST, la naturaleza interactiva del fenómeno requiere la representación de los procesos por medio de sus índices y su inclusión en un modelo estadístico de circuito cerrado. Para este análisis, se consideró dos series temporales de datos mensuales para el período 1982 – 2015 como son la SST y SOI. La SST (medida en el Pacífico tropical ecuatorial), en la región Niño 3.4 (5 ° N - 5 ° S, 120 ° W -170 ° W, N34) (para una descripción ver Trenberth, 1997; Trenberth y Stepaniak, 2001) y el Índice de Oscilación del Sur (SOI), donde este último corresponde a la diferencia estandarizada en la presión del nivel del mar entre Tahití y Darwin, Australia. Ambos se descargaron del sitio web del Centro de Predicción Climática de NOAA (<http://www.cpc.ncep.noaa.gov/data/indices/>).

La selección de un SOI apropiado para ser usado en el contexto de este análisis se basó en la experiencia de Chen (1982) y Rasmusson y Carpenter (1982). Descubrieron que los cambios atmosféricos en Tahití provocan cambios en Darwin en aproximadamente un mes. El retraso entre Rapa Nui y la Isla de Pascua también fue de aproximadamente un mes. Se descubrió que tanto Rapa Nui como Easter lideraron Tahití por varios meses. En general, esto significa que los cambios en la presión atmosférica de la superficie cerca del centro del Pacífico Sur (Rapa Nui e Isla de Pascua) conducen a los que se encuentran en latitudes más bajas en el Pacífico Sur Central (Tahití), y también provocan cambios del signo opuesto en la vecindad del bajo australiano-indonesio.

La serie original de la SST no es estacionaria, contiene un fuerte componente anual (12 meses). Para corregir este problema, se restó el promedio mensual correspondiente a cada observación para que la serie resultante muestre componentes no periódicos. Obteniendo la serie de anomalía de la SST (denominada  $Y_t$  en los modelos de la sección 2.5) muestra los eventos ENSO del período.

La serie SOI (se define como  $X_t$  en los modelos de la sección 2.5) exhibe un fuerte componente de ruido y también muestra los eventos ENSO del período. La serie original tiene valores atípicos, que fueron reemplazados utilizando el método propuesto por Chen y Liu (1993). Este procedimiento no elimina los valores atípicos, pero los reemplaza usando un algoritmo que preserva la estructura autocorrelativa de la serie.

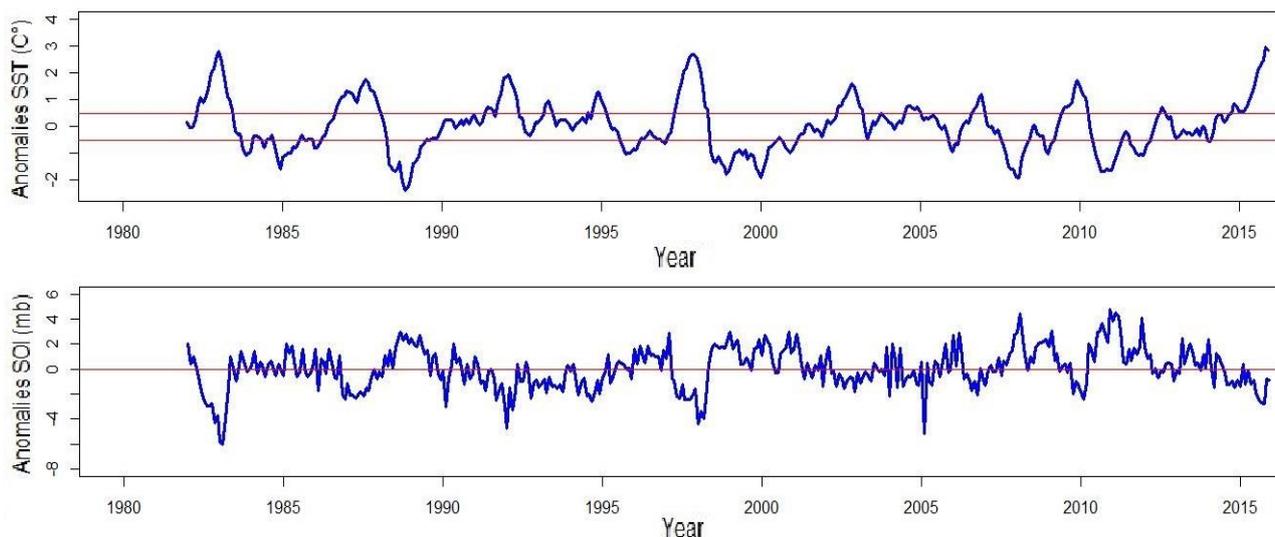


Figura 1. Series de anomalía de la SST (arriba) y SOI (abajo). Las líneas rojas en el panel superior indican los indicadores de  $\pm 0.5$  °C de los eventos de El Niño o La Niña cuando persisten durante 5-6 meses o más.

## 1.5. Resultados de los modelos para representar la interacción del océano-atmósfera

### 1.5.1. Modelos de función de transferencia

La función de transferencia describe la relación de entrada-salida dependiente de la frecuencia entre cualquier par de variables causalmente relacionadas y puede estimarse a partir de la serie temporal (MacMartin y Tziperman, 2014). Inicialmente, ajustamos el TFM (2), utilizando SOI como serie de entrada y la SST como salida. Aquí, la identificación de la relación (rezagada) entre la entrada y la salida se basa en el FCC entre ellos después del preblanqueamiento de la serie, para lo cual se necesita encontrar un modelo ARMA para la serie de entrada (Box et al., 2015). Se descubrió que el mejor modelo ARMA( $p, q$ ) para el SOI de entrada era un modelo autorregresivo de orden 3, AR (3). Los resultados para el TFM correspondiente se muestran en la ecuación (8) a continuación, que muestra valores rezagados significativos de N34 de hasta dos meses.

$$Y_t = \frac{-0.0218 - 0.06526 B}{1 - 1.16815 B + 0.45492 B^2} X_t + \frac{1}{1 - 1.27895 B + 0.37875 B^2} \varepsilon_t. \quad (8)$$

Se utilizó una metodología similar para ajustar un TFM con SOI como salida y N34 como entrada. El modelo ajustado (9) muestra valores rezagados significativos de hasta dos meses.

$$X_t = \frac{-0.8519 - 0.70438B}{1 + 0.57732B - 0.35292 B^2} Y_t + \frac{1 - 0.78912 B + 0.13652 B^2}{1 - 0.98268 B} \varepsilon_t. \quad (9)$$

### 1.5.2. Modelos de retroalimentación

El primer enfoque fue considerar un sistema bivariado para SOI y para la anomalía de la SST. Aquí la identificación del sistema de circuito cerrado se basa en el FCC entre ellos, al observar valores significativos de la FCC para retrasos negativos (Cid-Serrano, 1986). Primero ajustamos el sistema (4) y (5) usando SOI como entrada y SST como serie de salida, aunque esta clasificación podría ser engañosa, dada la estructura de retroalimentación del sistema. Los parámetros se estimaron utilizando la estimación de Mínimos Cuadrados Generalizados. Los resultados del proceso de estimación se muestran en las ecuaciones (10) y (11) a continuación. El AIC muestra el mejor modelo que incluye variables rezagadas hasta el orden 4. Tenga en cuenta que hay dos parámetros de retroalimentación significativos, correspondientes a  $\rho_1$  y  $\rho_5$  en la ecuación (11) (valor  $p < 0.05$ ). Por lo tanto, concluimos que hay parámetros de retroalimentación estadísticamente significativos en el sistema con un retraso de hasta cinco meses, como se muestra a continuación.

$$Y_t = 1.2751Y_{t-1} - 0.3593Y_{t-2} - 0.0564Y_{t-3} - 0.0689X_{t-1} + 0.0262X_{t-3} \quad (10)$$

$$X_t = -0.9474Y_{t-1} + 0.1937Y_{t-5} + 0.3474X_{t-1}. \quad (11)$$

### 1.5.3. Pronóstico y comparación de los modelos

Una vez que se ha encontrado un modelo, una forma útil de evaluar la calidad de los resultados es examinar cómo funciona al pronosticar los valores de las variables de respuesta. Las figuras 2 y 3 muestran los valores observados y pronosticados de las series de la anomalía de la SST y SOI, respectivamente hasta el año 2019, utilizando las parametrizaciones que se muestran en (10) y (11). Para fines comparativos, también estimamos MSE para ambas series usando TFM en (8) y (9), para SST y SOI, respectivamente.

La Tabla 1, muestra los resultados de los procesos de pronóstico de PMSE calculados para el año 2019, para cada modelo y respuesta. La tabla muestra que el modelo de retroalimentación funciona mejor al predecir los valores de SST y SOI para el año 2019, lo que

refuerza la idea de que un FBM es un mejor modelo para representar las relaciones océano-atmósfera en el área.

Tabla 1. Valores del error cuadrático medio de predicción para los dos modelos y variables.

|      | Salida | TFM    | FBM    |
|------|--------|--------|--------|
| MSEP | SST    | 0.4476 | 0.4143 |
|      | SOI    | 1.4736 | 0.6860 |

Las Figuras 2 y 3 a continuación muestran los resultados del pronóstico de la anomalía SST y SOI para el año 2019, utilizando tanto TFM como FBM.

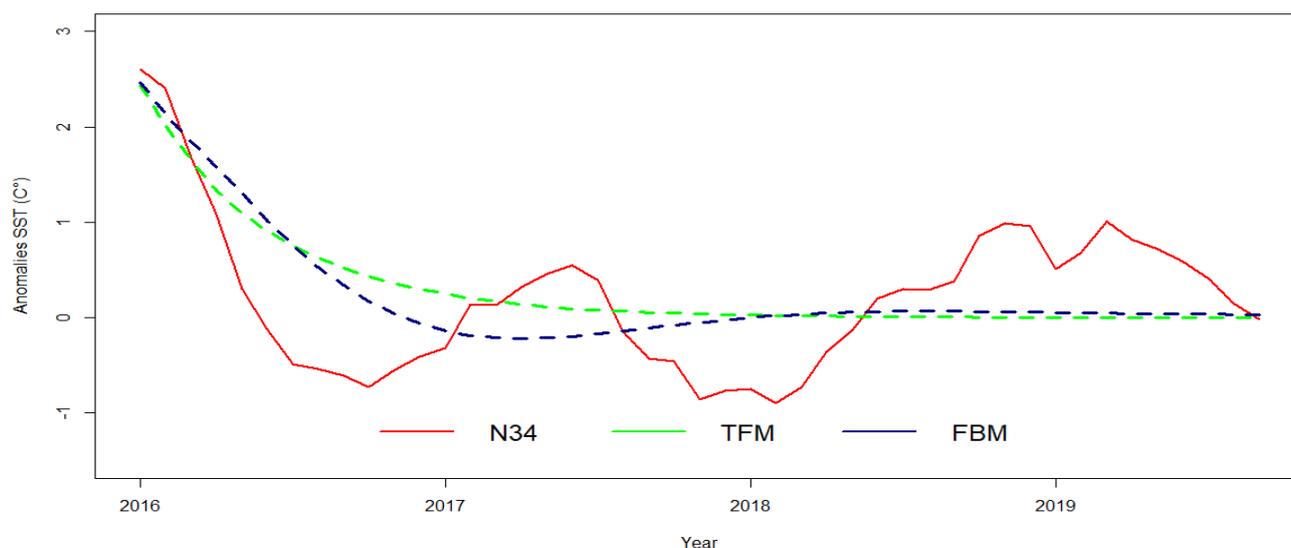


Figura 2. Comparación de los valores mensuales pronosticados de las anomalías de SST para el año 2019, utilizando los modelos de las ecuaciones 8 y 10.

La Figura 2, muestra una mejor proximidad de los valores observados a los valores pronosticados cuando se usa el FBM, mientras que la Figura 3 muestra una mejor proximidad de los valores observados de SOI a los valores pronosticados cuando se usa el FBM. Tenga en cuenta que los valores SOI observados presentan una variabilidad mucho mayor que la

anomalía de la SST, variabilidad que se refleja en valores más altos del PMSE para SOI que para la SST.

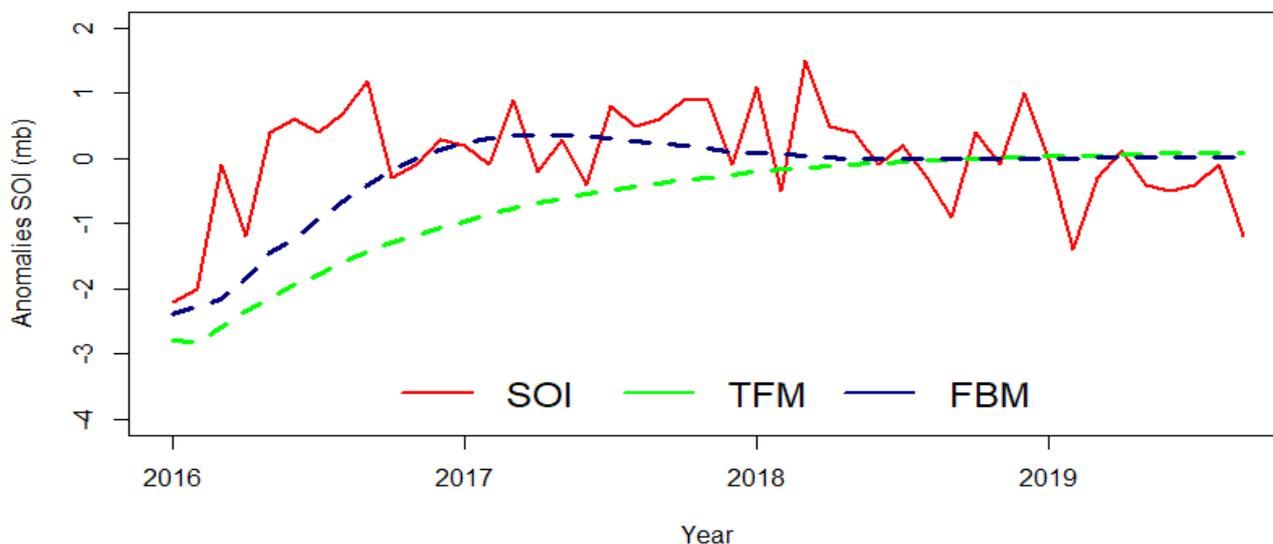


Figura 3. Comparación de los valores mensuales pronosticados de SOI para el año 2019, utilizando los modelos de las ecuaciones 9 y 11.

## 2. Discusión y conclusiones

En este estudio, se ha implementado un método estadístico que permite modelar la presencia de retroalimentación en los sistemas climáticos, con una aplicación específica a la interacción océano-atmósfera a través del estudio de ENSO. Según Ubilava y Helmers (2012), estos resultados son importantes para los agentes económicos y los encargados de formular políticas en todo el mundo, ya que ofrecen mejores pronósticos de ENSO e inferencias económicas y sociales más precisas.

Un enfoque natural para representar dicha interacción es el uso de TFM. Sin embargo, el análisis del FCC entre SOI y N34, que es un paso previo para el ajuste del modelo de función de transferencia, indica que hay valores significativos en la FCC para los retrasos no positivos; Esto, junto con la naturaleza física conocida del fenómeno ENSO, es una clara indicación de la presencia de retroalimentación en el sistema. Tanto SOI como SST son parte de un sistema global que involucra una serie de otros procesos, como la cobertura de nubes, el viento y la radiación, que también ha sido documentado por Wright (1985) y Cid-Serrano (1986) y están relacionados por una retroalimentación mecanismo. Dado que Tahití lidera a Darwin por solo un mes, parece más conveniente usar un SOI basado en estas dos series para reducir el desfase temporal entre las dos regiones, como lo sugiere Chen (1982). Por lo tanto, adoptamos el SOI

como el que mejor representa las características de la Oscilación del Sur. Chu y Katz (1985) encontraron que las anomalías mensuales pueden describirse utilizando un modelo de promedio móvil autorregresivo (ARIMA) con parámetros (1,7,1) (ver Box et al., 2015), mientras que las series trimestrales siguen un ARMA(1,1) modelo.

Chen (1982) examinó la capacidad de varios índices SLP para representar adecuadamente el SO analizando series obtenidas de estaciones ubicadas en la Isla de Pascua, localmente conocida como Rapa Nui- o Tahití, en el Pacífico oriental, y Darwin, Australia en el Pacífico occidental (ubicado en el centro de la región de baja presión de Indonesia). Los índices utilizados se calculan, en la mayoría de los casos, como la diferencia en la presión atmosférica estandarizada entre las estaciones ubicadas en cada una de esas dos antípodas climáticas del Pacífico Tropical (Rasmusson y Carpenter, 1982). Trenberth (1984) discutió la utilidad de usar un índice simple restando las medidas de Tahití estandarizado menos Darwin estandarizado dividida entre la desviación estándar mensual de la diferencia de ambos índices. Este índice, es definido como SOI y es el más utilizado para definir el SO.

Aunque claramente estamos tratando con un sistema de retroalimentación, para fines comparativos ejecutamos TFM para las diferentes combinaciones de la serie, SOI y SST. La Tabla 1 mostró que la SST se predijo mejor que SOI para todos los casos, mostrando una estructura de atmósfera más caótica en comparación con la inercia oceánica.

Las ecuaciones (10) y (11) mostraron que las retroalimentaciones de SOI en SST y viceversa, con retrasos de hasta cuatro meses. Sin embargo, encontramos que el mejor modelo (con respecto al PMSE) para predecir N34 es el FBM (10), que usa el SOI como serie de entrada, en lugar del TFM (8), retroalimentando a SST con un retraso de entre uno y tres meses (10). Por lo tanto, los valores altos (bajos) de SOI están asociados con valores bajos (altos) de SST. Aunque todos los modelos fueron estadísticamente significativos (valor  $p < 0.05$ ), vale la pena mencionar que la serie SOI es extremadamente ruidosa, afecta la naturaleza del proceso de ajuste (al aumentar la varianza de los estimadores) y mejora el PMSE de los modelos en el que se incluye SOI.

Como en MacMartín y Tziperman (2014), pudimos comparar cuantitativamente diferentes procesos individuales entre las observaciones. Nótese que las ecuaciones (10) y (11) describen, de manera implícita, las relaciones de un sistema de retroalimentación que contiene los elementos clave presentados en la mayoría de los modelos dinámicos utilizados en la predicción canónica de ENSO (Fernández y Pacheco 2000; Chen y Cane 2008); como el

modelo de oscilador unificado (Graham et al., 2015) o el modelo de oscilador retrasado (MacMartin y Tziperman, 2014). Comenzando con un frío (anomalías SOI positivas) o una condición ENSO normal, los vientos alisios ecuatoriales pueden generar una ola Kelvin ascendente hacia el este en el Pacífico occidental. Dado que la termoclina en el Pacífico oriental es poco profunda, la SST podría disminuir (anomalías negativas en el SST). Esta ola Kelvin se refleja contra la costa este continental de América del Sur y regresa al oeste como una ola de hundimiento de Rossby, casi sin efecto en el campo SST. Cuando esta ola de Rossby llega a la costa occidental continental, se refleja como una forma Kelvin de hundimiento hacia el este, lo que aumenta la profundidad de la termoclina en el Pacífico central y oriental. Esto podría estar asociado con un evento ENSO cálido (anomalías positivas de SST) y disminuye la fuerza de los vientos alisios ecuatoriales orientales, al tiempo que aumenta la convección profunda en el Pacífico ecuatorial oriental (anomalías negativas de SOI). Tenga en cuenta que el punto de partida de la descripción sintetizada anterior en un sistema de retroalimentación es arbitrario, pero Suárez-Moreno y Rodríguez-Fonseca (2015) mencionaron que un comportamiento no estacionario de las teleconexiones en los océanos tropicales, como la Barrera de previsibilidad de primavera (Lai et al., 2018), podría ser un tema importante a considerar en la predicción futura de ENSO.

Además, los estudios dinámicos han demostrado que los sistemas ENSO de retroalimentación, como el que se encuentra en las ecuaciones (10) y (11), implican que cuando el valor de SOI es alto (anomalías positivas de SOI), podemos esperar la región de baja presión. para ser más intenso más profundo y el subtropical alto para ser más fuerte. Estas condiciones están asociadas con fuertes intercambios en el sureste y vientos del este ecuatoriales, que mejoran el afloramiento ecuatorial y causan que el isotérmico baje y la SST disminuya en el este (anomalías negativas de SST). Junto con esto, hay un patrón característico de lluvia para la región, con precipitaciones sobre Indonesia y condiciones secas que se extienden desde la costa sudamericana hacia el oeste a lo largo del ecuador, al menos hasta la fecha. Estas características comprenden la llamada condición de La Niña hacia el este y la región de Australia-Indonesia en el oeste (Rosenzweig y Hillel, 2008).

Cuando el SOI cae desde picos que no son de ENSO hacia valores bajos de ENSO, la baja presión ecuatorial “se llena” (aumenta la presión) y migra hacia el Este a lo largo del Ecuador mientras el sistema subtropical de alta presión se debilita. Los vientos alisios del Este se relajan y se produce una situación de El Niño. La afluencia ecuatorial disminuye y la SST del

Pacífico central aumenta. Las precipitaciones aumentan en el Pacífico ecuatorial central, a lo largo de la costa de Ecuador y el Norte de Perú y las tierras altas andinas Centro-Norte de Indonesia, Australia y Surinam experimentan condiciones severas de sequía (Marshall y Plumb, 2007). Sin embargo, el efecto más característico es el gran aumento anómalo de la SST desde Ecuador hasta el Norte de Chile. La presión atmosférica a nivel del mar es un aspecto clave en la alternancia de El Niño-La Niña. Este patrón a gran escala contrasta la presión atmosférica en ambos lados del Pacífico tropical de América del Sur.

Rasmusson y Carpenter (1982), Quinn (1983) y Chen (1982) mostraron que los cambios en la fase del SOI llevan estadísticamente cambios en la SST a lo largo de la costa del Perú por varios meses. Esto, sumado a la conexión estadística ya descrita, sugiere que el SOI puede ser muy útil para predecir las variaciones de la SST del Pacífico oriental si se encuentra un modelo estadístico adecuado, como los de las ecuaciones (8), (9), (10) y (11) Esto es consistente con los argumentos a menudo citados de que la atmósfera generalmente fuerza al océano (por ejemplo, Davis, 1976), pero Zerefos y Bais (1997) reconocieron el sistema océano-atmósfera como un sistema acoplado. El océano es impulsado por la radiación solar a través de la interfaz aire-agua, incorporando los cambios que ocurren en la interfaz océano-atmósfera. También explican la existencia de un acoplamiento cercano entre la atmósfera y el océano a través de la radiación solar. Magaña et al (1999) siguen este enfoque de retroalimentación para explicar, por ejemplo, los sucesos de la sequía de mediados de verano en el Pacífico tropical oriental. Según Ubilava y Helmers (2012), los avances y resultados presentados aquí sobre la predicción de ENSO son de interés para los investigadores y los encargados de formular políticas en los campos de la dinámica climática, la producción agrícola y la gestión ambiental, como los que participan en los Foros Regionales de Perspectiva Climática (García-Solera y Ramírez, 2012).

## Referencias

- Alfaro, E. y Cid L. (1999). Ajuste de un modelo VARMA para los campos de anomalías de precipitación en Centroamérica y los índices de los océanos Pacífico y Atlántico Tropical. *Atmósfera*, 12(4), 205-222.
- Alfaro, E. y Lizano O. (2001). Algunas relaciones entre las zonas de surgencia del Pacífico Centroamericano y los Océanos Pacífico y Atlántico Tropical. *Revista de Biología Tropical*, 49(Supl. 2), 185-193.

Alfaro, E. y Soley F. (2001). Ajuste de un modelo VAR como predictor de los campos de anomalías de precipitación en Centroamérica. *Revista de Matemática: Teoría y Aplicaciones*, 8(1), 99-116.

Barnett, T. P., Graham, N., Cane, M., Zebiak, S., Dolan, S., Obrien, J. y Legler, D. (1988). On the prediction of El Niño 1986-1987. *Science*, 241. 192-196. <https://doi.org/10.1126/science.241.4862.192>

Barnston, A. G. y Ropelewski, C. F. (1992). Prediction of ENSO episodes using canonical correlation analysis. *Journal of Climate*, 5(11), 1316-1345. [https://doi.org/10.1175/1520-0442\(1992\)005<1316:POEEUC>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0442(1992)005<1316:POEEUC>2.0.CO;2)

Bjerknes, V. (1969). Atmospheric teleconnections from Equatorial Pacific. *Monthly Weather Review*, 97, 163-172.

Box, G., Jenkins, E. P., Reinsel, C.G. y Ljung, G. M. (2015). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Fifth Edition. John Wiley & Sons, Inc.

Busalachi, A. J., Takeuchi, K. y O'Brien, J. J. (1983). Interannual variability of the equatorial Pacific- Revisited. *Journal of Geophysical Research*, 88, 7551-7562. <https://doi.org/10.1029/JC088iC12p07551>

Chatfield, C. (2000). *Time-series forecasting*. Chapman and Hall/CRC.

Chen, W. Y. (1982). Assessment of the Southern Oscillation sea level pressure indices. *Monthly Weather Review*, 110, 800-807. [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(1982\)110<0800:AOSOSL>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(1982)110<0800:AOSOSL>2.0.CO;2)

Chen, D. y Cane, M. A. (2008). El Niño prediction and predictability. *Journal of Computational Physics*, 227(7), 3625-3640. <https://doi.org/10.1016/j.jcp.2007.05.014>

Chen, C. y Liu, L. M. (1993). Joint Estimation of Model Parameters and Outlier Effects in Time Series. *Journal of the American Statistical Association*, 88, 284-297.

Chu, P.S. y Katz, R.W. (1985). Modeling and forecasting the Southern Oscillation: A time domain approach. *Monthly Weather Review*, 113,1875-1888.

Cid-Serrano, L. (1986). *Estimation of the parameters in a closed-loop system: A geophysical problem*. Ph.D. Thesis Oregon State University.

Cid-Serrano, L., Enfield D. y González, U. (1992). Distributional properties of the recurrence intervals of El Niño/Southern Oscillation Events. *Gayana Oceanologica*, 1, 17-25

Cid-Serrano, L., Ramirez, S. y Alfaro, E. (2015). Analysis of the Latin American west coast rainfall predictability using an ENSO Index. *Atmósfera*, 28(3), 191-203. DOI: <https://doi.org/10.20937/ATM.2015.28.03.04>

Collins, M., An, S., Cai, S., Ganachaud, A., Guilyardi, E., Jin, F., Jochum, M., Lengaigne, M., Power, S., Timmermann, A., Vecchi, G. y Wittenberg, A. (2010). The impact of global warming on the tropical Pacific Ocean and El Niño. *Nature Geoscience*, 3 (6), 391-397.

Davis, R. E. (1976). Predictability of the sea surface temperature and sea level pressure over the North Pacific Ocean. *Journal of Physical Oceanography*, 6(3), 249-267. [https://doi.org/10.1175/1520-0485\(1976\)006<0249:POSSTA>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0485(1976)006<0249:POSSTA>2.0.CO;2)

Enfield, D. B. (1989). El Niño past and present. *Reviews of Geophysics*, 27, 159-187. DOI: <https://doi.org/10.1029/RG027i001p00159>

Enfield, D. y Cid-Serrano, L. (1991). Low-frequency changes in El Niño/Southern Oscillation. *Journal of Climate*, 4(12), 1137-1146. DOI: [https://doi.org/10.1175/1520-0442\(1991\)004<1137:LFCIEN>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0442(1991)004<1137:LFCIEN>2.0.CO;2)

Fernández, I. y Pacheco, J. M. (2000). Bases para la predicción del ENSO. In: *El Niño: climatología, efectos y predicción* (R. García Herrera and E. Hernández Martín, Eds.). MAPFRE, Madrid, pp. 93-131.

García-Solera, I. y Ramírez, P. (2012). Central America's seasonal climate outlook forum. *Climate Services Partnership*, 8 pp. Available at: [http://www.climate-services.org/wp-content/uploads/2015/09/CRRH\\_Case\\_Study.pdf](http://www.climate-services.org/wp-content/uploads/2015/09/CRRH_Case_Study.pdf)

Gill, A. (1980). Some simple solutions to the heat-induced tropical circulation. *Quarterly Journal of the Meteorological Society*, 106, 447-462. <https://doi.org/10.1002/qj.49710644905>

Graham, F. S., Brown J. N., Wittenberg A. T. y Holbrook N. J. (2015). Reassessing conceptual models of ENSO. *Journal of Climate*, 28(23), 9121-9142. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-14-00812.1>

Hipel, W. H. y McLeod, A. L. (1994). *Time Series Modelling of Water Resources and Environmental Systems, Volume 45, 1st Edition*. Elsevier Science.

Lai, A. W., Herzog, M. y Graf H. (2018). ENSO Forecasts near the Spring Predictability Barrier and Possible Reasons for the Recently Reduced Predictability. *Journal of Climate*, 31(2), 815-838. <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-17-0180.1>

Latif, M., Anderson, D., Barnett, T., Cane, M., Kleeman, R., Leetmaa, A., O'Brien, J., Rosati, A. y Schneider, E. (1998). A review of the predictability and prediction of ENSO. *Journal of Geophysical Research*, 103(C7), 14375-14393. <https://doi.org/10.1029/97JC03413>

Latif, M., Barnett, T.P., Cane, M.A., Fliigel M., Graham N.E., von Storch H., Xu J. S. y Zebiak S.E. (1994). A review of ENSO prediction studies. *Climate Dynamics*, 9, 167-179. <https://doi.org/10.1007/BF00208250>

Lima, C. H. R., Lall, U., Jeraba, T. y Barnston, A. G. (2009). Statistical Prediction of ENSO from Subsurface Sea Temperature Using a Nonlinear Dimensionality Reduction, *Journal of Climate*, 22(17), 4501-4519. DOI: <https://doi.org/10.1175/2009JCLI2524.1>

Lima, C.H.R., Lall, U., Jebara, T. y Barnston A.G. (2015). *Machine Learning Methods for ENSO Analysis and Prediction*. In: *Machine Learning and Data Mining Approaches to Climate Science*. Springer, Cham, pp. 13-21. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-17220-0\\_2](https://doi.org/10.1007/978-3-319-17220-0_2)

Ljung, G. M. y Box, G. E. P. (1978). On a measure of lack of fit in time series models. *Biometrika*, 65(2), 297-303. <https://doi.org/10.1093/biomet/65.2.297>

MacMartin, D. G. y Tziperman, E. (2014). Using transfer functions to quantify El Niño Southern Oscillation dynamics in data and models. *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical & Engineering Science*, 470, 20140272. <http://dx.doi.org/10.1098/rspa.2014.0272>

Magaña, V., Amador, J. A. y Medina, S. (1999). The Midsummer Drought over Mexico and Central America. *Journal of Climate*, 12(6), 1577-1588. [https://doi.org/10.1175/1520-0442\(1999\)012%3C1577:TMDOMA%3E2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0442(1999)012%3C1577:TMDOMA%3E2.0.CO;2)

Marshall, J. y Plumb, A. (2007). *Atmosphere, ocean, and climate dynamics: an introductory text*. Massachusetts, Academic Press.

Moysiadis, T. y Fokianos, K. (2014). On binary and categorical time series models with feedback. *Journal of Multivariate Analysis*, 131, 209-228. <https://doi.org/10.1016/j.jmva.2014.07.004>

Philander, S. G. H. y Siegel, A. D. (1985). *Simulation of El Niño 1982-83, Hydrodynamic of the Equatorial Ocean*. Elsevier Science.

Philander, S. G. H. (1990). *El Niño, La Niña and the Southern Oscillation*. Academic Press, San Diego, CA.

Quinn, W. (1983). Long term variations in the Southern Oscillation, El Niño and Chilean subtropical rainfall. *Fishery Bulletin*, 81, 363-374.

Rasmusson, E. M. y Carpenter, T. H. (1982). Variations in the tropical sea surface wind fields associated with the Southern Oscillation/El Niño. *Monthly Weather Review*, 110, 354-384.

R Core Team. (2019). *R: A language and environment for statistical computing*. *R Foundation for Statistical Computing* (Version 3.6.2), Vienna, Austria. [URL:\(http://www.R-project.org/\)](http://www.R-project.org/).

Rosenzweig, C. y Hillel, D. (2008). *Climate variability and the global harvest: impacts of El Niño and other oscillations on agroecosystems*. Oxford University Press, Inc.

Sandoval-Núñez, R. A. (2016). *Estudio de las Variaciones Oceanográficas-Atmosféricas Asociadas con las Tendencias Climáticas a partir del Año 1951*. Tesis, Magister en Matemática, Mención en Estadística, Universidad del Bío-Bío, Concepción, Chile.

SAS. (2019). *SAS® University Edition*. USA: SAS Institute Inc, 2016. [URL:\(https://www.sas.com/en\\_us/home.html\)](https://www.sas.com/en_us/home.html).

Sánchez, P. A. (2008). Cambios estructurales en series de tiempo: una revisión del estado del arte. *Revista Ingenierías Universidad de Medellín*, 7(12), 115-140.

Shopft P. S., and Harrison D.E., 1983. Influence of initial states on wave induced currents and warmings. *Journal of Physical Oceanography*, 13, 936-948.

Suárez-Moreno, R. y Rodríguez-Fonseca, B. (2015). S<sup>4</sup>CAST v2.0: sea surface temperature based statistical seasonal forecast model. *Geosci. Model Dev.*, 8, 3639–3658. doi:10.5194/gmd-8-3639-2015

Trenberth, K. E. (1984). Signal versus noise in the Southern Oscillation. *Monthly Weather Review*, 112, 326-332.

Trenberth, K. E. (1997). The definition of El Niño. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 78(12), 2771–2778.

Trenberth, K. E. y Stepaniak, D. (2001). Indices of El Niño evolution. *Journal of Climate*, 14, 1697-1701.

Ubilava, D. y Helmers, C. G. (2012). Forecasting ENSO with a smooth transition autoregressive model, *Environmental Modelling & Software*, 40, 81-190. <http://dx.doi.org/10.1016/j.envsoft.2012.09.008>

Wallace, J., Mitchell, T., Rasmusson, E., Kousky, V., Sarachik, E. y von Storch H. (1998). On the structure and evolution of ENSO-related climate variability in the Tropical Pacific: Lessons from TOGA. *Journal of Geophysical Research*, 103, 14,241–14,260.

Wilby, R.L. y Dawson, C.W. (2007). *SDSM 4.2 – A decision support tool for the assessment of regional climate change impacts*. Tech. Note, UK. (Visited: July 30, 2018. Available at: <https://sds.org.uk/>).

Wright, P. B. (1985). The Southern Oscillation: An Ocean-Atmosphere Feedback System?. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 66, 4, 398-412.

Xu, J. y von Storch, H. (1990). Predicting the state of the Southern Oscillation using POP analysis. *Journal of Climate*, 3, 1316-1329.

Zerefos, C. S. y Bais, A. F. (1997). *Solar Ultraviolet Radiation Modelling, Measurements and Effects*. New York: Springer-Verlag Berlin Heidelberg.

Zwiers, F. y von Storch, H. (1990). Regime dependent autoregressive time series modelling of the Southern Oscillation. *Journal of Climate*, 3, 1347-1363.