

Entendiendo, Modelando y
Pronosticando el Efecto de “El Niño”
Sobre los Precios de los Alimentos: El
Caso Colombiano

Por: Valeria Bejarano-Salcedo
Juan Manuel Julio-Román
Edgar Caicedo-García
Julián Alonso Cárdenas-Cárdenas

 Núm. 1102
2020

Borradores de ECONOMÍA



Bogotá - Colombia - Bogotá - Colombia

Entendiendo, Modelando y Pronosticando el Efecto de “El Niño” Sobre los Precios de los Alimentos: El Caso Colombiano*

Valeria Bejarano-Salcedo[†]
Juan Manuel Julio-Román[‡]
Edgar Caicedo-García[§]
Julian Alonso Cárdenas-Cárdenas[¶]

Las conclusiones y recomendaciones de este escrito son responsabilidad exclusiva de sus autores y no reflejan la posición del BANCO DE LA REPUBLICA o su JUNTA DIRECTIVA.

Resumen

Proponemos nuevos modelos para el efecto de “El Niño Southern Oscillation”, ENSO, sobre los precios de los alimentos en Colombia. Estudiamos el efecto del “Oceanic Niño Index”, ONI, la medida de ENSO preferida, y de las precipitaciones locales sobre los precios de los alimentos percederos. Estos modelos surgen de hechos estilizados conocidos, los cuales resumimos en este escrito, y admiten representaciones tiempo-variantes espacio-estado, de las que derivamos las reglas óptimas de pronóstico. Encontramos que una función de transferencia simple, condicional a la intensidad de ENSO, es suficiente para explicar estas relaciones. En adición al bien conocido hecho que la Niña tiene un efecto distinto al del Niño sobre los precios de los alimentos, también hallamos que el efecto de ENSO cambia con su intensidad. Reconocer que el ONI es un indicador imperfecto de las condiciones climáticas locales mejora el ajuste de nuestro modelo, lo cual se refleja en sus pronósticos. El modelo para la precipitación, sin embargo, no necesita de este recurso. También surgen ganancias en eficiencia debido al modelamiento de la heterocedasticidad. Finalmente, estos modelos pueden servir para entender el efecto de ENSO en otras variables como el PIB.

Palabras Clave: Inflación de Alimentos, El Niño, Pronóstico de la Inflación, Política Monetaria. **JEL:** C53, E31, E37, E58.

*Segunda versión. Los autores agradecen a los miembros de la Junta Directiva, a Hernando Vargas, Mauricio Villamizar y Juan José Ospina, todos del BANCO DE LA REPUBLICA por sus valiosos comentarios y sugerencias a una versión anterior de este escrito.

[†]vbejaranos@unal.edu.co, Asistente de Investigación, Unidad de Investigaciones, BANCO DE LA REPUBLICA, Bogotá, Colombia.

[‡]jjulioro@banrep.gov.co Autor corresponsal. Investigador Principal, Unidad de Investigaciones, Subgerencia de Estudios Económicos, BANCO DE LA REPUBLICA y Profesor Asociado de tiempo parcial, Escuela de Economía, Universidad Nacional de Colombia. Bogotá D. C., Colombia.

[§]ecaicega@banrep.gov.co, Profesional Líder, Departamento de Programación e Inflación, BANCO DE LA REPUBLICA, Bogotá, Colombia.

[¶]jcardeca@banrep.gov.co, Profesional, División de Estadística, Departamento Técnico y de Información Económica, BANCO DE LA REPUBLICA, Bogotá, Colombia.

Understanding, Measuring and Forecasting “El Niño” Effect on Food Prices: The Case of Colombia¹

Valeria Bejarano-Salcedo²

Juan Manuel Julio-Román³

Edgar Caicedo-García⁴

Julian Alonso Cárdenas-Cárdenas⁵

The conclusions and implications of this paper are the sole responsibility of its authors and do not reflect the views of BANCO DE LA REPUBLICA or its BOARD OF DIRECTORS.

Abstract

We propose models for the effect of El Niño Southern Oscillation, ENSO, on food prices. We study the effect of the Oceanic Niño Index, ONI, the preferred ENSO measure, and rainfall on fresh food prices. These models arise from well known stylized facts, which we summarize in this paper, and have time-varying state space forms from which we derive optimal forecasts. We found that a simple transfer function, conditional on ENSO intensity, suffices to model these relationships. In addition to the well known fact that Niñas’ effect on food prices differs from Niños’ effect, we also found that ENSO’s effect varies with its intensity. Furthermore, acknowledging that ONI is an imperfect measure of local climatic conditions improves the model fit, which yields sensible forecasts. The rainfall-based model, however, does not employ this methodology. We also report efficiency gains from heteroskedasticity modelling. Finally, these models may also serve to study ENSO effect on other variables such as the GDP.

Keywords: Food inflation, “El Niño”, Inflation forecasting, Monetary Policy.

JEL: C53, E31, E37, E58.

¹Second draft. We are grateful to the members of the BOARD OF DIRECTORS, to Hernando Vargas Herrera, Mauricio Villamizar and Juan José Ospina all from BANCO DE LA REPUBLICA for their valuable comments and suggestions to a previous version of this paper.

²vbejaranos@unal.edu.co, Research Assistant, Research Unit, BANCO DE LA REPUBLICA, Bogotá, Colombia.

³jjulioro@banrep.gov.co, Corresponding author. Senior Researcher, Research Unit, Economics Research VP, BANCO DE LA REPUBLICA, and part time Associate Professor, School of Economics, Universidad Nacional de Colombia, Bogotá, Colombia.

⁴ecaicega@banrep.gov.co, Leading Professional, Inflation and Programming Department, BANCO DE LA REPUBLICA, Bogotá, Colombia.

⁵jcardeca@banrep.gov.co, Professional, Statistics Division, Technical and Economic Information Department, BANCO DE LA REPUBLICA, Bogotá, Colombia.

1 Introducción y Motivación

El Niño Southern Oscillation: “El Niño” Southern Oscillation, ENSO, es una disrupción del patrón climático “normal” que sucede sobre el Océano Pacífico a intervalos irregulares de dos a siete años de duración. “El Niño” determina el componente oceánico del fenómeno, mientras que la oscilación sur se refiere a su componente atmosférico. “El Niño” se puede presentar en uno de tres estados, *Niño* (que se caracteriza por temperaturas más altas de lo usual en la superficie oceánica), *Niña* (temperaturas más bajas de lo habitual), y *Neutral* (temperaturas cercanas a su promedio de largo plazo). Este fenómeno no solo afecta la temperatura del océano, sino que también impacta la velocidad y fuerza de las corrientes oceánicas, la salud de los cardúmenes costeros, el clima local desde Sudamérica hasta Australia y puede impactar incluso más allá de este continente. El componente atmosférico, por su parte, se relaciona con presión atmosférica por debajo de lo normal bajo el *Niño* y mayor de lo usual durante la *Niña*. El estado *Neutro*, ocurre usualmente en la transición entre *Niños* y *Niñas*.

El estado *Neutro* o clima “normal” se compone de dos fases que determinan el ciclo de Walker. En la primera, los fuertes vientos alisios se dirigen hacia el occidente (Australia y Asia) sobre el pacífico tropical. Empujando las corrientes superficiales de agua haciendo que la superficie del océano sea más alta y caliente en Indonesia que en la costa pacífica Sudamericana (Ecuador y Perú). Esto permite que el agua fría brote a la superficie hacia las costas de estos últimos países, llevando nutrientes que alimentan la cadena alimenticia, en favor de los cardúmenes que se pescan en esta zona. Esta fase del fenómeno viene acompañada de lluvias en Indonesia y Nueva Guinea debido al incremento de la humedad, mientras que el aire del pacífico Sudamericano permanece relativamente seco. Sin embargo, en Colombia se presentan las lluvias estacionales normales de la época. Durante la segunda fase ocurre lo contrario; la fuerza de los alisios se reduce, la temperatura superficial y humedad del océano pacífico sudamericano se incrementan y surge un periodo de lluvias en Ecuador y Perú, contrastando con tiempo seco en Colombia. De esta manera, el estado neutro se determina por la alternancia de periodos secos y de lluvias, cada uno de duración de un trimestre, en promedio, que muestran los patrones de lluvias y radiación solar esperados por los agricultores.

Las ocurrencias de “El Niño” se determinan por sus *Teleconexiones*, i.e. las anomalías generalizadas y de larga duración de los patrones climáticos que interrumpen el ciclo de Walker. Estas anomalías generalmente afectan el clima de todo el globo. Durante un *Niño* los vientos alisios se debilitan, generando cambios en la presión atmosférica y la velocidad de los vientos. Estos cambios, a su vez, llevan corrientes superficiales de agua caliente hacia el norte de Sudamérica haciendo más profunda la termoclina, el límite entre el agua fría de la profundidad oceánica y el agua caliente superficial. Como resultado, el agua fría y rica en nutrientes no brota a la superficie en esas zonas, lo cual quiebra

la cadena alimenticia, llevando a la reducción de los cardúmenes en el pacífico del norte
40 Sudamericano. Adicionalmente, la convección (transferencia de calor por el movimiento del
agua) genera un incremento en la humedad del aire y, con este, lluvia excesiva en Ecuador
y el norte del Perú, y sequías en Colombia, Indonesia y Australia, afectando los cultivos.
Durante la *Niña* sucede lo contrario, mientras que el estado *Neutro* marca las transiciones.
Finalmente, los eventos de *Niño* muy fuertes alcanzan a afectar la circulación global de
45 los vientos, el medio de transferencia del calor a lo largo del planeta, generando inviernos
extremos en el pacífico norte (el estado de Washington de los EEUU) y sur (el sur de Chile).

La National Oceanic and Atmospheric Administration, NOAA, de los EEUU registra
diferentes características del ENSO como la temperatura oceánica superficial y a distintas
profundidades, la velocidad de los vientos, la presión atmosférica, la radiación de onda
50 larga saliente y la humedad sobre distintas áreas del Pacífico. Para obtener continuamente
estas mediciones, la NOAA dispone de sensores directos y remotos localizados en boyas
marinas, barcos, satélites, aviones, etc. Por comodidad, estas características se analizan
en forma de anomalías, es decir desviaciones con respecto a los valores acostumbrados o
de largo plazo, ver en (Huang et al., 2017) y (R.W. & Smith, 1995). De acuerdo con
55 (NOAA, 7.11.2019/2019), una de tales anomalías de temperatura superficial oceánica es el
Oceanic Niño Index, ONI, el cual es un promedio móvil de tres meses de las anomalías del
ERSST.v5 SST recogidas en la región 3.4 (5° N-5° S, 120°-170° W). ONI es el indicador
preferido del ENSO.

Sin embargo, ENSO afecta las condiciones locales de producción de alimentos de
60 distintas maneras a través de su interacción con las características físico/químicas de los
terrenos locales. Por ejemplo, el exceso de lluvias que traería a Colombia una *Niña* puede
resultar perjudiciales para cultivos de planicie, pero resultan ser benéficas para los cultivos
de ladera y pie de monte. De manera similar, es conocido que el exceso de radiación solar
que acompaña al *Niño* en Colombia resulta benéfico para ciertos cultivos. Como resultado,
65 la medición del efecto de ENSO sobre los precios de los alimentos podría ser más precisa
si se estudia el efecto de las características climáticas locales de las zonas de producción.

Estas condiciones se pueden aproximar con la pluviosidad regional. De hecho, el
impacto más notorio de los *Niños/Niñas* en Colombia es la reducción/exceso de la plu-
viosidad, la cual viene acompañada de un superávit/caída de la radiación solar debido a
70 los cambios en la nubosidad.

Temática: Entender la relación de ENSO con la inflación de alimentos es vital para un
Banco Central que sigue el Esquema de Inflación Objetivo, EIO, por diferentes razones.

Primero, el pronóstico de los precios de los alimentos es esencial para los pronósticos
de inflación, el insumo más importante en el EIO. En efecto, debido a que los precios
75 de los alimentos, especialmente los perecederos, están sujetos a fuertes choques de oferta

relacionados con el clima, su pronóstico se realiza de manera separada de los items restantes.

Segundo, en la medida que la inflación se ha reducido en Colombia, los choques de oferta explican una proporción creciente tanto de las desviaciones de la inflación con respecto a su meta como de la inflación misma. Esto es particularmente importante en
80 países como Colombia donde la ponderación de los alimentos perecederos en el IPC es alta.

Tercero, a pesar de que los bancos centrales que siguen el EIO tienden a no responder a los choques de oferta (para evitar inestabilidad económica a través de la política monetaria, (Aoki, 2001)), estos podrían estar interesados en contrarrestar los efectos de segunda ronda sobre las expectativas y su persistencia, (Cuevas & Topak, 2008)⁶.

85 Por último, la metodología propuesta en este trabajo puede ayudar a entender el efecto del ENSO sobre otras variables macroeconómicas como el PIB y la producción de alimentos.

De igual forma, esta metodología podría también ser útil para el diseño de políticas de seguridad alimentaria para los más pobres, así como también para mitigar el efecto de
90 eventos catastróficos como el “green swan”. De hecho, uno de los principales efectos de ENSO en países pobres se observa en la dieta de los más pobres, especialmente en niñas menores de edad. De igual manera, esta metodología podría también ser útil para el diseño de políticas que mitiguen el efecto del incremento en la frecuencia e intensidad de *Niños* y *Niñas* derivado del calentamiento global, el cual incrementa la probabilidad de ocurrencia
95 de un evento catastrófico como un “green swan”.

Más específicamente, ENSO es la fuente más importante de choques de oferta sobre los alimentos. En efecto, el ENSO afecta la disponibilidad de los principales insumos climáticos para la producción de alimentos perecederos, tales como la lluvia, la radiación solar, el viento y la nubosidad. Como consecuencia, las variaciones del ENSO son factores
100 que empujan los costos de producción de los alimentos perecederos lo cual impacta de manera importante sus precios.

Objetivo y Estrategia Empírica: En este trabajo proponemos modelos para la relación de ONI y la pluviosidad local con la inflación de alimentos perecederos en Colombia. Nuestros modelos pronostican los efectos de primera ronda exclusivamente⁷, y tienen las sig-
105 nientes características.

⁶Esto puede ocurrir en países como Colombia donde las negociaciones anuales del salario mínimo tienen como punto de referencia a la inflación del fin de año.

⁷Aprovechando el hecho que la inflación de alimentos (y la de regulados o energía) se pronostica por aparte de la core, los pronósticos de nuestro modelo entran exógenamente en el modelo central. Como este modelo tiene la especificación de las expectativas y la indexación en la conformación de la inflación total, su pronóstico incluye los efectos de segunda ronda.

Primero, modelamos los cambios de los precios relativos de los alimentos perecederos en vez de sus inflaciones. Esta elección obedece a dos hechos. Por una parte, (Gordon, 1985) y (Gordon, 1990) emplean los cambios de los precios relativos de los alimentos como medida aproximada de los choques agregados de oferta. Y por la otra, pronosticar los cambios de los precios relativos es equivalente a pronosticar la inflación de alimentos perecederos. Esto es resultado de la siguiente identidad que surge de una operación algebraica simple:

$$\begin{aligned}\pi_t &= p_t - p_{t-1} = \alpha^F \pi_t^F + (1 - \alpha^F) \pi_t^{NF} \\ &= (p_t^{NF} - p_{t-1}^{NF}) + \alpha^F ((p_t^F - p_t^{NF}) - (p_{t-1}^F - p_{t-1}^{NF})) = \pi_t^{NF} + \alpha^F \Delta q_t^F\end{aligned}\quad (1)$$

donde $p_t = \ln(P_t)$, $p_t^F = \ln(P_t^F)$ y $p_t^{NF} = \ln(P_t^{NF})$ son los logaritmos del IPC y los índices de precios de alimentos perecederos y sin alimentos perecederos, respectivamente, π_t , π_t^F y π_t^{NF} son sus correspondientes inflaciones, $q_{t,F} = p_t^F - p_t^{NF} = \ln P_t^F - \ln P_t^{NF}$ es el logaritmo del precio relativo de los alimentos perecederos, α^F es la ponderación de los perecederos en el IPC, y Δq_t^F es el cambio del precio relativo de los perecederos. La Ecuación (1) muestra que la inflación del IPC se descompone en la inflación sin perecederos y el cambio del precio relativo de los perecederos multiplicados por su ponderación dentro del IPC, (Julio, Gómez, & Hernández, 2017). La inflación total se puede pronosticar a partir de sus componentes utilizando cualquiera de las dos expresiones del lado derecho en las dos líneas de la Ecuación (1), lo cual muestra que pronosticar el cambio del precio relativo de los perecederos es equivalente a pronosticar su inflación⁸.

Segundo, suponemos que tanto el ONI como la pluviosidad local miden erróneamente las características climáticas de producción locales. En efecto, cada una de estas variables se descompone en una señal y un error de medición no observados, $N_t = \bar{N}_t + g_t$. El problema de extracción de señales resultante se resuelve imponiendo, inicialmente, las siguientes dos condiciones; (a) la señal, \bar{N}_t , es el componente del ONI o la pluviosidad más relacionado con los cambios de los precios relativos, una condición semi-estructural, y (b) el error de medición, g_t no está relacionado con los cambios de los precios relativos. Como consecuencia, este modelo se escribe en términos de componentes no observados.

⁸Esta ecuación tiene un trasfondo estructural más profundo, (Woodford, 2003).

De manera más general, iterando el procedimiento utilizado para llegar a la Ecuación (1) sobre π_t^{NF} en sus componentes, π_t^R y π_t^C , donde las dos últimas son las inflaciones de regulados y “Core” (sin alimentos ni regulados), obtenemos

$$\pi_t^{NF} = \pi_t^C + \alpha^{R|NF} \Delta q_t^{R|C}$$

donde $\alpha^{R|NF}$ es la proporción de regulados en la canasta sin alimentos y $\Delta q_t^{R|C}$ es el cambio de los precios relativos de los regulados con respecto a la core. Así, la Ecuación (1) queda

$$\pi_t = \pi_t^{NF} + \alpha^F \Delta q_t^F = \pi_t^C + \alpha^{R|NF} \Delta q_t^{R|C} + \alpha^F \Delta q_t^F\quad (2)$$

la cual se puede utilizar como base para modelar la inflación a partir de sus componentes y, en consecuencia, para realizar sus pronósticos.

A manera de contraste estimamos también modelos no lineales sin error de medición, los cuales se pueden estimar fácilmente por métodos estándar.

Tercero, en los modelos de componentes no observados suponemos adicionalmente que la dinámica de la señal tiene una representación espacio-estado muy general en la cual
135 la señal es más suave que el ONI o la pluviosidad local. Así, el problema de extracción de señales está sobre-identificado ya que contiene una condición semi-estructural y tres no estructurales. Este hecho facilita el cálculo de los pronósticos óptimos de los cambios de los precios relativos condicionales a escenarios de ONI o pluviosidad local.

Cuarto, dependiendo de los valores del ONI, surge un proceso discreto, I_t , definido por
140 la pertenencia de ONI realizado a alguno de los intervalos subsecuentes en $\{-2.0, -1.5, -1, -0.5, 0.5, 1, 1.5, 2.0, 2.5, 3\}$. Suponemos que este proceso, que denominamos “intensidad”, se comporta como una cadena de Markov homogénea, y en cada periodo de tiempo asume un valor i_t que determina el intervalo en que se localizó el ONI observado en ese periodo.

Quinto, los cambios de los precios relativos responden a las condiciones climáticas
145 locales no observadas, la señal, de manera distinta para cada intensidad observada. Este hecho refleja los hechos estilizados esbozados por (Bejarano-Salcedo, Caicedo-García, Lizarazo-Bonilla, Julio-Román, & Cárdenas-Cárdenas, 2020), que en este respecto se resumen como: los Niños tienen un efecto diferente al de las Niñas, y el efecto de los Niños es más que proporcional a su intensidad. De esta manera, el efecto de ENSO sobre los cambios de los
150 precios relativos de los alimentos es tiempo-variante, y como resultado, los modelos tienen representación espacio-estado tiempo-variante, para la cual aplica el filtro de Kalman.

Sexto, suponemos que la función de transferencia de las condiciones climáticas no observadas a los cambios de los precios relativos, $\psi(B)\bar{N}_t$, es simple. De hecho, suponemos que esta función se puede aproximar a través de un pequeño número de términos, $\psi(B)\bar{N}_t =$
155 $\sum_{l=0}^L \psi_l \bar{N}_{t-l}$, para cada nivel de intensidad del ENSO, es decir, esta función se puede aproximar con pocos rezagos de las mismas condiciones climáticas. Más precisamente, si en el periodo t la intensidad asumió un valor i_t , la respuesta de los cambios de los precios relativos de los alimentos responden como $\sum_{l=0}^L \psi_{i_t, l} \bar{N}_{t-l}$, donde los coeficientes dependen de la intensidad.

Séptimo, también suponemos la existencia de heterocedasticidad condicional deter-
160 minística que depende de la intensidad realizada en cada periodo de tiempo, i_t .

Finalmente, otra fuente de choques a los precios de los alimentos precederos son los costos de fertilizantes y químicos, en particular los derivados del petróleo. Estos choques reflejan las variaciones del precio internacional del petróleo y de la tasa de cambio COP/USD.
165 Sin embargo, incluso si algunos de estos choques se vuelven permanentes sobre los precios, su efecto sobre el cambio del precio relativo de los alimentos es de *corta vida*. Por otra parte, estos choques pueden también incrementar la volatilidad de los precios relativos.

Resultados: Se encontraron modelos que producen pronósticos sensatos. El modelo con base en el ONI requiere la utilización de un esquema de error de medición debido a que ONI
170 es una medida global. El modelo con base en la precipitación, por su parte, no requiere de la utilización de esta formulación. Con base en estos dos modelos estamos en capacidad de producir pronósticos condicionales a escenarios sobre los valores futuros del ONI o de la precipitación. Para el modelo con base en ONI se obtuvo la regla óptima de pronóstico condicional a través del filtro de Kalman para escenarios dados. Estos escenarios se pueden
175 obtener de NOAA, por ejemplo.

Más específicamente, encontramos efectos no lineales muy significativos relacionados con el signo del ONI, Niño versus Niña, y también para diferentes intensidades de ENSO. De hecho, las pruebas de comparación múltiple del efecto entre pares de intensidades del ONI nos revelan la existencia de pocos sug-grupos de intensidad con efecto signifi-
180 cantemente diferente entre, pero no dentro de ellos. Esto nos lleva a modelos diferentes para los diferentes sub-grupos de intensidad. Además, encontramos que la filtración del ONI/precipitación revela errores de medición considerables y significativamente diferentes de cero, especialmente en el modelo basado en ONI.

Contribución y Revisión Bibliográfica: Nuestra propuesta difiere sustancialmente
185 de trabajos previos en este tema tanto en Colombia como en otros lugares. Por lo que sabemos, este es el primer intento de modelar esta relación a través de los cambios de los precios relativos con base en bien conocidos hechos estilizados. Las investigaciones internacionales sobre esta relación, sin afirmar que la revisión es exhaustiva, se encuentran en la Tabla A.1, donde se resumen sus metodologías y resultados. Con respecto a la variable
190 explicada, los trabajos más relacionados son (i) (Brunner, 2002), cuyos modelos VAR explican la inflación mundial, tanto nominal como real, de los commodities, exceptuando el petróleo, (ii) (Chimeli, Souza Filho, Holanda, & Petterini, 2008) modelan el efecto de ENSO sobre el componente cíclico de la inflación de EEUU y sobre su crecimiento económico, y (iii) (Cashin, Mohaddes, & Raissi, 2014) emplean un VAR global, GVAR,
195 que se basa en VECMs O VECMXs sobre un grupo de países, con el fin de explicar el comportamiento de los precios reales de los commodities en cada país.

Los trabajos restantes, sin embargo, no modelan los cambios de los precios relativos. Por ejemplo, (Berry & Okulicz-Kozaryn, 2008) estima el efecto del ENSO sobre la inflación y el PIB por medio de modelos ARX dinámicos y técnicas espectrales basadas en el análisis
200 de los valores propios. Así mismo, (Ubilava, 2012a), (Ubilava, 2012b) y (Ubilava & Holt, 2013) emplean modelos de transición suave para explicar las inflaciones del café, la razón entre los precios de la soya y el maíz, y el de los aceites vegetales. Los primeros dos trabajos siguen de cerca la metodología propuesta por (Hall, Skalin, & Teräsvirta, 1998) y (Hall, Skalin, & Teräsvirta, 2001), mientras que en el tercero emplea métodos de transición suave

205 para modelos VECM⁹. Más recientemente (Gutierrez, 2017) estudia los efectos del ENSO en las exportaciones de trigo con la ayuda de un GVAR.

En Colombia las investigaciones sobre esta relación se pueden encontrar en la Tabla A.2. (Caicedo-García, 2007) establece algunos de los hechos estilizados que sigue esta relación, enfatizando en los efectos no lineales de los episodios fuertes del ENSO en la 210 inflación. Estos hallazgos, al igual que otros hechos estilizados establecidos posteriormente fueron consignados en (Bejarano-Salcedo et al., 2020). Por su parte, (Gómez-Pineda, 2008) estudia el efecto de la inflación de los alimentos de los países emergentes de Asia sobre la inflación local de los alimentos, donde el ENSO afecta a la inflación de alimentos a través de un término lineal dinámico. Este trabajo, pionero para Colombia, encontró que El 215 Niño puede tener un efecto importante en la inflación de los alimentos, pero estos efectos son de corto plazo. Recientemente, (Parra-Amado, Abril-Salcedo, & Melo-Velandia, 2016) y (Salcedo, Melo-Velandia, & Parra-Amado, 2019) estimaron el efecto del ENSO en la inflación de los alimentos en Colombia usando un modelo STAR junto con funciones de impulso-respuesta generalizadas. (Salcedo et al., 2019) se basa ampliamente en (Parra- 220 Amado et al., 2016), quienes a su vez, se basan extensivamente en (Ubilava, 2012a) y (Ubilava, 2012b). El principal hallazgo de estos trabajos es la existencia de no-linealidad en la relación entre estas dos variables. Sin embargo, la respuesta a la pregunta de si la relación entre la inflación de alimentos y el ENSO es no-lineal fue establecida anteriormente por (Caicedo-García, 2007) en los hechos estilizados para el caso Colombiano, señalando 225 específicamente el origen de esta no linealidad. Por esta razón los resultados de (Parra-Amado et al., 2016) y (Salcedo et al., 2019) entran en conflicto con los de (Caicedo-García, 2007) y (Bejarano-Salcedo et al., 2020).

Este trabajo contribuye a la literatura local e internacional sobre la relación entre ENSO y la inflación de alimentos de muchas maneras. Primero, modelamos los cambios 230 de los precios relativos en vez de la inflación de los perecederos. Segundo, basamos nuestro modelo en los hechos estilizados establecidos en (Bejarano-Salcedo et al., 2020), lo cual conlleva a especificar la no linealidad de manera natural. Tercero, encontramos que ONI y la pluviosidad local son medidas aproximadas de las condiciones climáticas locales, con lo cual suponemos la existencia de un error de medición en estos indicadores. Cuarto, pro- 235 ponemos una estrategia de identificación que resuelve el problema de extracción de señales resultante. Este contiene una restricción semi-estructural y otras no estructurales que sobre identifican la señal. Esto resulta ser útil para construir la regla óptima de pronóstico condicional a escenarios de ONI y de pluviosidad. Quinto, calculamos pronósticos óptimos para diversos escenarios, especialmente los de la combinación de pronósticos de ONI pro-

⁹(Hall et al., 1998) proponen un modelo logístico auto-regresivo de transición suave para el ENSO. El modelo logra capturar los episodios de mayor volatilidad que muestran los datos y exhibe significancia en la no linealidad comparado a un simple modelo auto-regresivo. Adicionalmente, el modelo en (Hall et al., 1998) es, por definición, una auto-regresión que transita entre dos estados, cada vez que una realización del ENSO cruza un umbral no observado.

240 ducido por NOAA y bajo el supuesto de un Super Niño. Finalmente, nuestro enfoque para la identificación de la extracción de la señal depende de un parámetro de suavizamiento que fue calibrado minimizando el error cuadrático medio del error de pronóstico de los cambios de los precios relativos a un horizonte de dos años.

Distribución del Escrito: El resto del documento se organiza de la siguiente manera. 245 la sección dos se divide en dos subsecciones; la primera resume las fuentes de datos y sus transformaciones, mientras que en la segunda se establecen los hechos estilizados de la relación que tratamos de modelar en este trabajo, las cuales provienen de (Bejarano-Salcedo et al., 2020). La sección tres describe en detalle el modelo que se propone para los hechos estilizados y se deriva la regla óptima de pronóstico condicional para el modelo. La 250 cuarta y última sección contiene los resultados y ejercicios de pronóstico. Las conclusiones se derivan de la exposición contenida en estas secciones.

2 Datos y Hechos Estilizados

2.1 Datos

Nuestra base de datos consiste de medidas trimestrales del ONI y pluviosidad, las cuales 255 denotamos como N_t , los cambios de los precios relativos de los alimentos perecederos, Δq_t , las tasas de cambio nominal y real, E_t y R_t , respectivamente, y los precios internacionales del petróleo, P_t^O . Dado que el dato mensual oficial del ONI corresponde a un promedio móvil de tres meses de las anomalías de la temperatura de la superficie marina en la región 3.4 de la NOAA, nuestra medida trimestral corresponde al promedio de los tres meses 260 dentro del trimestre, (Huang et al., 2017). Por otro lado, los índices de precios como las tasas de cambio corresponden al fin del trimestre. Las fuentes de cada una de las series utilizadas pueden ser consultadas en la Tabla A.3.

2.2 Hechos Estilizados

El efecto de ENSO sobre los precios de los perecederos se determina más 265 fácilmente en los cambios de los precios relativos que en la inflación En efecto, los cambios de los precios relativos de los perecederos son medidas de los choques agregados de oferta tradicionalmente utilizadas por (Gordon, 1985) y (Gordon, 1990) en la formulación de curvas de Phillips. Pese a que (Ball & Mankiw, 1995) cuestiona estas medidas como indicadores de choques agregados de oferta en favor de los indicadores micro tales 270 como la asimetría y la desviación estándar de la distribución de los cambios de los precios,

su utilidad como identificador de choques desagregados de oferta para los alimentos no ha sido cuestionada¹⁰.

Como consecuencia, el efecto de los choques de oferta de ENSO deberían ser más fáciles de identificar en los cambios de los precios relativos de los alimentos que en la inflación de alimentos. Esto se deduce, de la Figura B.1, cuyos recuadros superior izquierdo, superior derecho e inferior izquierdo muestran las inflaciones total, core y de alimentos perecederos, respectivamente, mientras que el recuadro inferior derecho muestra los cambios de los precios relativos de los perecederos. Las áreas sombreadas muestran las realizaciones de eventos de *Niño* y *Niña* en rojo y azul, respectivamente, mientras que el gradiente del color determina la intensidad de estos eventos. A su vez, las áreas sin sombrear corresponden al estado *Neutro*. Para ilustrar la razón por la que es más fácil identificar los choques de oferta en los cambio de los precios relativos, nos centramos en el evento del Súper *Niño* del 2015 y el episodio fuerte de *Niña* en 1999.

En efecto, alrededor del 2015 la inflación total y core así como la de alimentos se incrementó sustancialmente, lo cual podría sugerir que este se debió exclusivamente al intenso *Niño* que ocurrió en ese periodo. Sin embargo, el incremento de los cambios de los precios relativos que siguió a este evento fue de tamaño similar al de otras ocurrencias de *Niño* en la muestra. La razón de esta discrepancia es que durante esa época la tasa de cambio COP/USD registró la depreciación más alta de su historia, lo cual magnificó el incremento de precios durante ese periodo. Como resultado, un investigador que modele el efecto de ENSO sobre la inflación de los perecederos podría imputar erróneamente el efecto de la depreciación al *Niño*. Esto pareciera sugerir que los cambios de los precios relativos limpian, por lo menos en parte, el efecto de este tipo de choques.

De manera similar, la prolongada *Niña* de 1999 que siguió un *Niño* intenso parecería estar relacionada con la fuerte reducción de las inflaciones total, core y de alimentos de la época. Como resultado, se podría pensar que esta reducción generalizada de la inflación fue resultado, exclusivamente, de la ocurrencia de la *Niña* observada en ese periodo. Sin embargo, los cambios de los precios relativos de los perecederos cayeron en una magnitud menos pronunciada. Esta discrepancia se aclara si se tiene en cuenta el fuerte choque de demanda agregada que se registró en esa época, el cual redujo la inflación Colombiana a un dígito. Como resultado, un investigador que modele el efecto de ENSO sobre la inflación de perecederos podría imputar erróneamente este choque de demanda a la *Niña*, lo cual no ocurriría si se modela el efecto sobre los cambios de los precios relativos de los perecederos.

De esta forma, pareciera ser más fácil identificar el efecto del ENSO en los cambios de los precios relativos que en la inflación de perecederos.

¹⁰La relación entre la volatilidad y la asimetría de la distribución de los cambios de precio en Colombia fue establecida por Julio, Zárate, and Hernández (2010, Sec. 2)

El ONI y la pluviosidad local son aproximaciones de las condiciones climáticas locales de producción:

Esto obedece a dos hechos. Por una parte, el ONI es por definición una medida global más que local. Y por la otra, la precipitación es solo una dimensión de la interacción de ENSO con las características físico-químicas del sitio específico. Por ejemplo, la *Niña* viene acompañada de un exceso de lluvias en Colombia, éstas afectan de manera casi contraria los cultivos en tierras con capacidad de inundarse que los cultivos de pendiente. Como resultado, surge un término de error no observado relacionado con las condiciones climáticas locales y por lo tanto, con el cambio de los precios de los alimentos. Véase (Ropelewski & Halpert, 1987), por ejemplo.

Existe una clara no linealidad en la relación entre ENSO y los cambios de los precios relativos de los alimentos que se relaciona con el signo de ONI y la intensidad del ENSO:

(Bejarano-Salcedo et al., 2020) reportan que el efecto de la *Niña* es más débil y menos consistente que el efecto del *Niño*. Además, estos autores mencionan que *Niñas* de intensidad débil podrían ser beneficiosos para ciertos cultivos, mientras que eventos intensos pueden traer efectos perjudiciales. De igual manera, se ha encontrado que el efecto de los *Niños* tiende a ser proporcional a su intensidad. Por lo tanto, la existencia de estos efectos diferenciales en función del signo y de la intensidad del ENSO sugieren la presencia de no linealidades. Véase (Bejarano-Salcedo et al., 2020).

Este hecho se puede verificar fácilmente en la Figura B.2, que muestra los cambios trimestrales anualizados de los precios relativos de los perecederos. De hecho, los *Niños* son seguidos consistentemente por jorobas en los cambios de los precios relativos, las cuales exhiben diferentes duraciones. Los efectos de las *Niñas* son en general menos consistentes. Por ejemplo, el amplio episodio de 1999, donde se tienen dos picos fuertes de *Niña* no incrementan o reducen los cambios de los precios relativos. Similarmente, se puede ver una respuesta poco consistente en los cambios de los precios relativos durante la *Niña* de 1988. Como resultado, parece haber efectos diferenciados del ENSO sobre los cambios de los precios relativos de acuerdo con su signo.

Por otra parte, la Figura B.2 también revela una segunda fuente de efectos no lineales que dependen de la intensidad del ENSO. Efectivamente, los efectos de los *Niños* débiles son menos consistentes y tienden a ser más pequeños que los de *Niños* fuertes, como lo muestran los eventos de 1993, 2002 y 2007. Estos efectos contrastan notoriamente con la consistencia de los más fuertes como los de 1982, 1992, 1998, 2010 y 2015. De esta manera, la no linealidad de la relación entre el ENSO y los cambios de los precios relativos parece estar en función de la intensidad del ENSO.

La heterocedasticidad también depende el signo y la intensidad del ONI: Existen varias fuentes de no heterogeneidad en la variabilidad de los cambios de los precios

relativos. La primera se relaciona con la respuesta diferenciada de los cambios de los precios relativos a *Niñas* versus *Niños*. Dado que la respuesta a las *Niñas* es menos consistente, sus residuos podrían presentar un exceso de volatilidad con respecto a la de los *Niños*. De igual manera, ya que la consistencia de la respuesta a los *Niños* se incrementa con su intensidad, la variabilidad residual podría ser inversamente proporcional a la intensidad realizada en cada periodo de tiempo. Como consecuencia, la Figura B.2 sugiere que el proceso de errores de los cambios de los precios relativos de los alimentos es heterocedástico.

3 El Modelo

En esta sección describimos el modelo y desarrollamos la estrategia de pronóstico. La primera subsección detalla las características del modelo. En la segunda, describimos su representación espacio-estado, SSF, tiempo-variante, lo cual habilita el uso del Filtro de Kalman. Por medio de este filtro podemos estimar los parámetros por máxima verosimilitud y realizar pruebas de multiplicador de Lagrange, pronósticos de los vectores de estado y observación y podemos realizar la filtración y suavización del vector de estado. En la tercera y última subsección describimos nuestra estrategia de pronóstico.

3.1 Componentes del Modelo

Ajustamos un modelo que tiene representación SSF. Por simplicidad, no incluimos los precios del petróleo ni la tasa de cambio, los cuales tuvieron un tratamiento similar al ONI pero sin tener en cuenta su intensidad.

De acuerdo con las realizaciones del ONI, definimos el proceso de intensidad I_t , como una cadena de Markov homogénea: El espacio de estados de esta cadena está definido de la siguiente manera

$$I_t = \begin{cases} 5 & \text{si } N_t \leq -1.0 & \text{Niña moderada} \\ 6 & \text{si } -1.0 < N_t \leq -0.5 & \text{Niña débil} \\ 7 & \text{si } -0.5 < N_t < 0.5 & \text{Neutro} \\ 1 & \text{si } 0.5 \leq N_t < 1.0 & \text{Niño débil} \\ 2 & \text{si } 1.0 \leq N_t < 1.5 & \text{Niño moderado} \\ 3 & \text{si } 1.5 \leq N_t < 2.0 & \text{Niño fuerte} \\ 4 & \text{si } 2.0 \leq N_t & \text{Súper Niño} \end{cases} \quad (3)$$

donde la columna derecha en esta Ecuación describe el nivel de intensidad.

El comportamiento estocástico de este proceso lo determina la matriz de probabilidades de transición tiempo-invariante $\mathbf{P} = [p_{i,j}]_{7 \times 7}$ cuya distribución de estado estable

está definida por el vector de probabilidades $\boldsymbol{\pi} = [\pi_i]_{7 \times 1}$. Estas distribuciones se pueden estimar con procedimientos estándar.

El ONI y la precipitación local son medidas aproximadas de las condiciones climáticas locales: Bajo error de medida, surge un componente de varianza de acuerdo con (Fuller, 1987). Esto implica descomponer el ONI en una señal, \bar{N}_t , y un ruido, g_t , de la siguiente manera:

$$N_t = \bar{N}_t + g_t \quad (4)$$

Donde \bar{N}_t representa la señal de las condiciones climáticas locales no observadas y g_t es el error de medición. Este último componente se identifica parcialmente porque

$$\text{Cov}(\Delta q_t, g_t) = 0 \quad (5)$$

Los cambios de los precios relativos de los alimentos están relacionados con las condiciones climáticas locales no observadas de manera tiempo-variante: La relación entre los cambios de los precios relativos y la fuente (no observada) de los choques de oferta relacionados con el clima local está determinada por

$$\Delta q_t = \sum_{l=1}^L \delta_{i_t, l} \bar{N}_t + \varepsilon_t \quad (6)$$

para cada intensidad realizada i_t en t . En esta Ecuación L es el número de rezagos. En otras palabras, la función de transferencia es una regresión dinámica con coeficientes que dependen del proceso de intensidad realizado. De esta manera, \bar{N}_t es el componente no observado, de ONI o de la pluviosidad, *que está más relacionado con los cambios de los precios relativos*.

En este trabajo suponemos que la función de transferencia de ONI a los cambios de los precios relativos es simple. De hecho, (Bejarano-Salcedo et al., 2020) encontraron que las señales de *Niño*, es decir valores positivos del ONI, son seguidos por jorobas positivas en la inflación de alimentos, y las señales de *Niña*, episodios negativos de ONI, son a menudo seguidos de reducciones en los precios relativos. Además, estos autores encontraron que, dependiendo de su intensidad, las señales de Niño y Niña pueden venir seguidos de jorobas positivas de cambios en los precios relativos de alimentos. Finalmente, las señales *neutrales* de ONI tienen la respuesta plana esperada. Por lo tanto, es viable suponer que la función de transferencia sea simple para cada una de las intensidades.

Adicionalmente, la Ecuación (6) constituye una segunda condición de identificación para el problema de extracción de señales de la Ecuación (4). Esta condición tiene carácter semi-estructural.

Finalmente, la primera condición de identificación que se puede ver en la Ecuación (5), implica que el proceso de error de la ecuación de observación, $\{\varepsilon_t\}_{t \in \mathbb{Z}}$, no está correlacionado con $\{g_t\}_{t \in \mathbb{Z}}$. Como resultado (5) se convierte en:

$$\text{Cov}(\varepsilon_t, g_t) = 0 \tag{7}$$

El proceso de error de observación es heterocedástico: Suponemos que el proceso de error de observación tiene varianza tiempo cambiante de acuerdo con el nivel de intensidad, i_t , como sigue

$$V[\varepsilon_t] = \sigma_{i_t}^2 \tag{8}$$

Así, este proceso muestra una heterocedasticidad condicional determinística.

Las condiciones climáticas locales se identifican porque son ligeramente más suaves que el ONI o la pluviosidad: La evolución estocástica de \bar{N}_t corresponde a la representación espacio-estado, SSF, de un filtro del tipo Hodrick-Prescott, HP, el cual puede ser escrito como se muestra en (Benes & N'Diaye, 2004), de la siguiente manera

$$\bar{N}_t = 2\bar{N}_{t-1} - \bar{N}_{t-2} + \eta_{1,t} \tag{9}$$

$$g_t = \eta_{2,t} \tag{10}$$

donde $\eta_{1,t}$ y $\eta_{2,t}$ son ruidos blancos.

De esta manera, para completar la SSF del filtro HP se impone una nueva condición de identificación sobre las varianzas de $\eta_{1,t}$ y $\eta_{2,t}$ de la siguiente manera

$$\lambda q_1^2 = q_2^2 \tag{11}$$

donde λ es un parámetro de suavizamiento, que esperamos sea pequeño con respecto a los sugeridos para el filtro HP.

El problema de extracción de señales está sobre identificado: Esto es resultado del hecho que la descomposición del filtro HP está justamente identificada por las ecuaciones (9), (10) y (11). Pero nuestro modelo incluye, adicionalmente, la restricción (7). Esta sobre identificación resulta ser muy útil para el cálculo de los pronósticos más adelante en el documento.

3.2 La Representación Espacio Estado

Este modelo se puede escribir en una SSF tiempo-variante, de acuerdo con la siguiente ecuación de observación tiempo-variante y la ecuación tiempo-homogénea de estado

$$\mathbf{Y}_t = \mathbf{Z}_t \boldsymbol{\alpha}_t + \boldsymbol{\varepsilon}_t \quad (12)$$

$$\boldsymbol{\alpha}_t = \mathbf{T} \boldsymbol{\alpha}_{t-1} + \mathbf{R} \boldsymbol{\eta}_t \quad (13)$$

420 respectivamente, donde la ecuación de observación comprende a (4) y (6), y la ecuación de estados adopta las condiciones (9) y (10). Sus correspondientes vectores de observación y estado son

$$\mathbf{Y}_t = \begin{bmatrix} \Delta q_t \\ N_t \end{bmatrix} \quad \boldsymbol{\alpha}_t = \begin{bmatrix} \bar{N}_t \\ \bar{N}_{t-1} \\ \vdots \\ \bar{N}_{t-L} \\ g_t \end{bmatrix}$$

respectivamente.

La matriz del sistema \mathbf{Z}_t es tiempo variante y resume las ecuaciones (4) y (6), de la
425 siguiente manera

$$\mathbf{Z}_t = \begin{bmatrix} \delta_{i_t,0} & \delta_{i_t,1} & \dots & \delta_{i_t,L} & 0 \\ 1 & 0 & \dots & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

donde los coeficientes $\delta_{i_t,l}$ cambian de acuerdo con la intensidad realizada i_t en t , para cada rezago $l = 0, 1, 2, \dots, L$.

A su vez, el primer elemento del vector de error de la ecuación de observación se supone heterocedástico, Ecuación (8), y su varianza depende de la intensidad, mientras
430 que la segunda varianza se supone cero de acuerdo con la Ecuación (4). De esta manera

$$\mathbf{H}_t = V[\boldsymbol{\varepsilon}_t] = \begin{bmatrix} \sigma_{i_t}^2 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

donde i_t es la intensidad realizada en t .

Así mismo, la matriz del sistema de la ecuación de estado comprende las ecuaciones (9)-(10) así

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} 2 & -1 & \mathbf{0}_{L-1}^\top \\ \mathbf{I}_{L-1} & \mathbf{0}_{L-1} & \mathbf{0}_{L-1}^\top \\ 0 & 0 & \mathbf{0}_{L-1}^\top \end{bmatrix}$$

cuya última fila muestra la ausencia de dinámica del componente de ruido del ONI o de la
435 pluviosidad.

Adicionalmente, la matriz de varianza-covarianzas del error de estado y su compañera son

$$\mathbf{Q} = V[\boldsymbol{\eta}_t] = \begin{bmatrix} q_1^2 & 0 \\ 0 & \lambda q_1^2 \end{bmatrix} \quad \mathbf{R} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \\ \vdots & \vdots \\ 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

donde la primera matriz muestra la condición de suavizamiento en la identificación en la

SSF, es decir la Ecuación (11), y la última mapea los errores de la señal y el ruido a la ecuación de estado.

De igual manera, los errores de estado, $\boldsymbol{\eta}_t$, y de observación, $\boldsymbol{\varepsilon}_\tau$, no están correlacionados para todo t y τ

$$\text{Corr}(\boldsymbol{\varepsilon}_\tau, \boldsymbol{\eta}_t^\top) = \mathbf{0} \quad \forall t, \tau \quad (14)$$

la cual contiene a la Ecuación (7) ya que esta condición de indentificación se puede escribir como $\text{Cov}(\boldsymbol{\varepsilon}_t, \boldsymbol{\eta}_{2,t}) = 0$.

Finalmente, y anticipando el cálculo de los pronósticos óptimos, notamos que la SSF del filtro HP se obtiene eliminando de la ecuación de observación la fila correspondiente a Δq_t . Así, $\mathbf{Y}_t = [N_t]$, $\mathbf{Z}_t = \mathbf{Z}_2$, $\boldsymbol{\varepsilon} = [\boldsymbol{\varepsilon}_t]$, donde $V[\boldsymbol{\varepsilon}_t] = 0$.

3.3 Estimación y Pruebas de Hipótesis

La estimación se llevó a cabo por el método de máxima verosimilitud a través del Filtro de Kalman. Para este propósito desarrollamos una rutina especialmente diseñada en \mathbf{R} para estimar el modelo, realizar las pruebas de hipótesis y pronosticar. Esta rutina tiene en cuenta la variación temporal en la ecuación de observación, Ecuación (12), el error de observación con heterocedasticidad determinística, Ecuación (8) y también la regla óptima de pronóstico. Véase Harvey (1990, Ch. 4).

El parámetro de suavizamiento λ fué calibrado en vez de estimado, tal como sucede cuando se utiliza este recurso en modelos estructurales como en (Benes & N'Diaye, 2004). Esta práctica es común en este tipos de modelos, donde algunos parámetros son calibrados para obtener las respuestas, pronósticos o momentos esperados. En nuestro caso la calibración de λ minimiza el Error Cuadrado Medio, MSE, de pronóstico de Δq_t a lo largo de un horizonte de ocho trimestres.

Adicionalmente, para realizar la estimación por Máxima Verosimilitud, fijamos una

distribución inicial del vector de estados no informativa de la forma

$$\boldsymbol{\alpha}_0 \sim N(\mathbf{a}_0, \mathbf{P}_0) \quad (15)$$

Finalmente, el número de rezagos \bar{N}_t se estimó de acuerdo con la significancia del coeficiente correspondiente al rezago más grande en un modelo más simple. Una vez se escogió este número de rezagos, los parámetros de todos los rezagos se mantuvieron sin importar su significancia, siempre y cuando el parámetro del rezago más largo fuera significativo.

Las pruebas de hipótesis estándar LM asintóticas para los parámetros se llevaron a cabo usando la matriz de información de Fisher, la cual se estimó a partir de la Hessiana de la función log-verosimilitud en su máximo. Véase Harvey (1990, Ch. 5). Para nuestro caso es de particular interés realizar la prueba de comparaciones múltiples de diferencias significativas de los efectos de pares de intensidades. Estas comparaciones se resumen convencionalmente en diagramas de Tukey, que muestran los grupos de intensidades cuyos efectos no son significativamente diferentes y separa los que son significativamente diferentes. Así, podemos determinar subconjuntos de intensidades para nuestro modelo final.

3.4 Pronóstico

El pronóstico incondicional del vector observado, $\mathbf{Y}_t = [\Delta q_t, N_t]^\top$ se obtiene a través del Filtro de Kalman. Para esto, se obtiene un conjunto de pronósticos del vector de estado utilizando (12). Entonces, la Ecuación (13) produce los pronósticos del vector observado, Harvey (1990, Ch. 3). Sin embargo, este tipo de pronóstico podría no ser muy útil debido a que implica predecir ONI o la pluviosidad, para lo cual no fue diseñado este modelo.

Por otra parte, se sabe que los pronósticos mejoran cuando se incluye información externa de expertos. De hecho, siempre y cuando el conocimiento de un experto esté disponible y sea informativo, tanto los pronósticos como el error asociado a ellos mejorará.

Más precisamente, supongamos que en adición a la información muestral, $\{N_t, \Delta q_t\}_{t=1}^T$, contamos con una senda futura $\{N_t\}_{t=T+1}^{T+h}$ de valores del ONI o de pluviosidad a lo largo del horizonte de pronóstico, h . Condicional a esta senda, queremos pronosticar Δq_{T+k} para $k = 1, 2, \dots, h$. Bajo pérdida cuadrática los pronósticos óptimos serían

$$E[\Delta q_{T+k} | \{N_t\}_{t=1}^{T+h}, \{\Delta q_t\}_{t=1}^T] \quad (16)$$

Estos pronósticos se obtiene fácilmente de la siguiente manera. Sin pérdida de generalidad suponemos $h = 1$ y escribimos

$$E[\Delta q_{T+1} | \{N_t\}_{t=1}^{T+1}, \{\Delta q_t\}_{t=1}^T] = E[\mathbf{Z}_{1,T+1} E[\boldsymbol{\alpha}_{T+1} | \{N_t\}_{t=1}^{T+1}, \boldsymbol{\alpha}_T]] \quad (17)$$

490 donde $\mathbf{Z}_{1,T+1}$ es la primera fila de \mathbf{Z}_{T+1} .

Como resultado, pronosticar Δq_t entre $T+1$ y $T+k$ condicional a la senda futura $\{N_t\}_{t=T+1}^{T+h}$ conlleva filtrar N_t entre $T+1$ y $T+h$ con la SSF del filtro de suavizamiento. Esta filtración depende de la información anterior solo a través del último valor filtrado α_T del modelo completo. Para ver esto, basta notar que la Ecuación (17) refleja los dos pasos de
495 la técnica de filtro de Kalman; las ecuaciones de predicción y actualización. Este cálculo se realiza fácilmente con las mismas técnicas de la demostración del filtro de Kalman, (Harvey, 1990, pp. 109-110).

Como resultado, la distribución condicional de $\alpha_{T+1}|N_{T+1}$ corresponde a la filtración de Kalman en la representación SSF del filtro HP (el suavizamiento HP se realiza a través
500 del filtro de Kalman (9)-(11)), con base en el último valor filtrado, α_T , que se obtiene del modelo total en el periodo T . Esta última filtración es viable ya que el problema de extracción de señales original esta sobre identificado y el nuevo está justamente identificado.

Finalmente, vale la pena resaltar que nuestros pronósticos dependen de los últimos ONI o pluviosidades filtradas en la muestra a través de rezagos distribuidos de las condi-
505 ciones climáticas locales, para cada grupo de intensidad.

4 Resultados

Esta sección resume nuestros resultados en dos subsecciones; la primera contiene los resultados de la estimación y del procedimiento utilizado para la reducción de tamaño del modelo, mientras que la segunda muestra algunos ejercicios de pronóstico basados en escenarios de
510 ONI.

4.1 Estimación

Seguimos un procedimiento secuencial para reducir el tamaño de nuestros modelos y así alcanzar especificaciones parsimoniosas. Primero, determinamos el número de rezagos L a partir de la significancia del coeficiente con el rezago más grande, entre los niveles de
515 intensidad. En ambos casos, ONI y pluviosidad, el rezago más grande significativo resultó ser de 6 trimestres, el cual se chequeó de nuevo en el modelo definitivo.

Segundo, de manera secuencial realizamos pruebas de comparación múltiple entre los efectos de parejas de intensidades, con lo cual obtenemos subconjuntos de intensidades con efectos significativamente distintos *entre* pero no *dentro* de los subgrupos. Los resultados
520 de estas pruebas se muestran en la Figura B.3, la cual contiene los diagramas de Tukey para el ONI en el recuadro izquierdo y la precipitación en el derecho. En estos diagramas las ordenadas son las intensidades, las abscisas son los sub-grupos resultantes y las líneas

verticales indican las intensidades que no tienen efecto significativamente distinto entre ellas, mientras que la discontinuidad muestra los subgrupos que son significativamente
525 diferentes. Esta Figura muestra la existencia de cuatro sub-grupos de intensidades para el modelo con el ONI; **Niñas** sin importar su nivel de intensidad ($ONI_t \leq -0.5$), **Niño débil / Moderado** ($0.5 \leq ONI_t < 1.5$), **Niño muy fuerte** ($1.5 \leq ONI_t$), y un sub-grupo, **Neutro**, que contiene solo la intensidad correspondiente ($-0.5 < ONI_t < 0.5$). En el caso de la pluviosidad las intensidades se redujeron a tres sub-grupos; **Niña moderada**
530 ($ONI_t \leq -1.0$), **Niña débil/Neutral/Niño débil** ($-1.0 \leq ONI_t < 1.0$), **Niño fuerte** ($1.0 \leq ONI_t$).

Tercero, de manera análoga, se validaron las diferencias entre las varianzas residuales de los sub-grupos de intensidades, llevando a un modelo con errores heterocedásticos con respecto a los sub-grupos de intensidades definidos.

535 Cuarto, el parámetro λ fue calibrado para minimizar el ECM de pronóstico a lo largo de un horizonte de pronóstico de dos años. El ECM de pronóstico se obtiene a partir de los pronósticos en tiempo real resultantes de las últimas 72 ventanas crecientes de datos. De esta manera, se obtuvo $\lambda = 6$ y $\lambda = 10$ para el modelo con ONI y precipitación, respectivamente. Con estos valores se obtuvo la forma final de los modelos de componentes
540 no observados, bastando solo su estimación.

La estimación de los modelos con componentes no observados se llevó a cabo por métodos de verosimilitud haciendo uso del filtro de Kalman. Los modelos sin componentes no observados fueron estimados por Mínimos Cuadrados Robustos.

Los errores de medición filtrados para los λ calibrados arriba en los modelos con error
545 de medición se pueden observar en la Figura B.4. En esta Figura se puede apreciar que los errores de medición son grandes en comparación con las unidades de ONI y de precipitación, además de ser significativamente diferentes de cero en muchas ocasiones. Esta significancia está notoriamente relacionada con eventos importantes de ENSO para el caso de ONI, pero no tanto para la precipitación, lo cual parecería mostrar que la precipitación está sujeta a
550 un menor error como medida aproximada de las condiciones climáticas locales. Igualmente se observa que los errores de medición relacionados con la precipitación parecen tener componentes estacional y cíclico importantes.

Los parámetros estimados para cada uno de los cuatro modelos se encuentran en la Figura B.5. En estos recuadros las abscisas indican el rezago correspondiente a cada
555 parámetro, las ordenadas con los valores de los parámetros, es decir los multiplicadores dinámicos, para cada uno de los subgrupos de intensidad. Los resultados de esta Figura se pueden resumir de la siguiente manera. Primero, la función de transferencia parece ser simple. En efecto, una vez los multiplicadores dinámicos de este recuadro son multiplicados por el promedio del subgrupo de intensidad (es decir, 0 para el **Neutral**, -1 para **Niñas**,
560 1 para **Niño débil/ moderado** y 2 para **Niño muy fuerte**), podemos notar que el efecto

del impulso es económicamente importante para un pequeño número de rezagos, lo cual confirma que la función de transferencia es simple. Segundo, la función de transferencia acumulada sugiere que no existe un efecto de largo plazo, lo cual confirma los resultados de (Gómez-Pineda, 2008). Tercero, en virtud del hecho de que en cada nivel de intensidad se mantienen los siete coeficientes, incluso cuando solo uno o dos son significativos, surge una sobre-parametrización, la cual mantenemos para conservar una buena aproximación de la función de transferencia.

De igual manera, vale la pena resaltar que los multiplicadores dinámicos para los modelos de componentes no observados, recuadros izquierdos, tienen un comportamiento similar hasta el segundo rezago, y el caso del ONI estos son más volátiles que los de la pluviosidad.

Finalmente, la comparación entre los modelos de componentes no observados con los ordinarios, recuadros de la columna izquierda en comparación con el correspondiente del derecho, indican respuestas bien diferenciadas para el ONI pero algunas similitudes para el caso de la precipitación. De hecho, los coeficientes para el caso de la precipitación, recuadros inferiores, muestran un comportamiento similar excepto por algunos signos, aunque su respuesta máxima parece ocurrir a diferentes rezagos. Para el caso del ONI, recuadros superiores, las respuestas cambian substancialmente tanto en su dinámica como en los signos, así como también en los rezagos en los que se localiza el máximo. Esto pareciera sugerir que el modelo de componentes no observados podría ser más adecuado para el ONI, mientras que para la precipitación podría no haber diferencias marcadas entre un modelo con o sin componentes no observados.

El ajuste de los modelos se puede deducir de las Figuras B.6 a B.8, las cuales muestran el los valores observados y ajustados, los residuos y las funciones de autocorrelación de los residuos, respectivamente, para cada modelo.

De estas figuras se destaca el ajuste del modelo de componentes no observados con ONI y el del modelo sin componentes no observados con precipitación. En efecto, la Figura B.6 revela un buen ajuste dentro de muestra para los cuatro modelos, donde se destaca el ajuste por componentes no observados utilizando el ONI y el modelo sin componentes no observados para la precipitación, en comparación con sus respectivas contrapartes. Los modelos mencionados tienden a ajustarse comparativamente mejor, especialmente en los picos relacionados con los eventos más importantes de ENSO. Sin embargo, en muchos eventos intermedios como en los pequeños picos entre 1993 y 1995 también es notorio el mejor ajuste del modelo de componentes no observados con ONI. A su vez, el ajuste del modelo sin componentes no observados para la precipitación muestra ser superior al de componentes no observados en los picos relacionados con eventos importantes de ENSO y también muestra alguna superioridad en eventos intermedios como el periodo mencionado arriba.

Los residuos de los diferentes modelos, Figura B.7 muestran un comportamiento
600 consistente, siendo localmente más volátiles los de componentes no observados para el
ONI, recuadro superior derecho, y con componentes no observados para la precipitación,
recuadro inferior izquierdo.

Finalmente, las funciones de autocorrelación parcial (FACP) y ordinaria (FAC) resid-
uales se pueden observar en la Figura B.8. Estas Figuras sugieren la existencia de autocor-
605 relación residual de orden 6 (año y medio) significativamente distinta de cero para el caso
del ONI, pero con un valor pequeño. Para el caso de la precipitación no se observa auto-
correlación. Estos resultados sugieren que nuestros modelos capturan de manera adecuada
la dinámica de los cambios de los precios relativos de los alimentos precederos.

4.2 Pronósticos

610 En esta sección realizamos dos tipos de ejercicios de pronóstico, dentro y fuera de muestra.
El primero consiste de tres episodios notorios en la muestra, para los cuales se toman como
escenarios los valores observados de ONI y pluviosidad. El segundo tipo de pronósticos
cubre los tres trimestres siguientes al final de la muestra, 2019-T3 a 2020-T1, bajo cuatro
escenarios. Para ONI se consideran tres escenarios que surgen de la “suit” de pronósticos
615 que publica la NOAA para el horizonte de pronóstico, en conjunto con un escenario de
Super Niño con valores similares a los de la muestra. Los escenarios fuera de muestra de
la pluviosidad son implícitos a los del ONI y se extraen con una regla simple con base en
los valores en la muestra.

4.2.1 Pronósticos Dentro de Muestra

620 Las Figuras B.9 a B.12 contienen los pronósticos dentro de muestra para tres escenarios
diferentes de ENSO. Estos pronósticos corresponden a la moda del *Fan Chart* correspon-
diente, (Julio, 2009). El primer escenario iguala al Niño más intenso de la historia, 2014-T4
a 2016-T3. El segundo corresponde a una Niña moderada luego de un Niño moderado
y corto, 2009-T3 a 2011-T2. Y el tercero cubre el periodo más largo de la Niña, 1998-
625 T2 a 2000-T1. Estos pronósticos están condicionados a las sendas observadas de ONI o
precipitación implícita para los periodos en mención.

Las Figuras B.9 a B.12 revelan que el modelo de componentes no observados con
base en ONI parece pronosticar mejor que el modelo sin estos, y que lo contrario sucede
para el caso de la precipitación. Por ejemplo, durante el episodio del Niño de 2014 a 2016
630 los pronósticos del modelo de componentes no observados con base en ONI siguen más de
cerca la dinámica de los cambios de los precios relativos observados en comparación con los
del modelo sin componentes no observados. Esto lleva a que los ECMs de pronóstico del

modelo basado en el ONI con componentes no observados son claramente más pequeños que los del modelo sin estos. Por otra parte, los pronósticos con base en la precipitación tienden a exhibir signos contrarios debido a que los pronósticos del modelo con componentes no observados están sobre suavizados, Figuras B.12 y B.11. Esto se refleja en ECMs de pronóstico menores para el modelo sin componentes no observados con base en la precipitación.

4.2.2 Pronósticos Fuera de Muestra

Los pronósticos fuera de muestra se obtuvieron a partir de tres escenarios derivados de la “suit” de modelos del ENSO del International Research Institute of Climate and Society de la Universidad de Columbia (IRI, 2019), los cuales se ilustran en la Figura B.13. A estos adicionamos un escenario artificial de Súper Niño que equipara el episodio de 2014 a 2016. El primer escenario corresponde a la senda de pronóstico más intensa de Niño, “NTU CODA”. El segundo es el promedio de los pronósticos dinámicos, “DYN AVG”, el cual corresponde a un escenario Neutro. El tercero es la senda de pronóstico más intenso de Niña, “NASA GMAO”. El cuarto y último es un escenario artificial equivalente al Niño más intenso de la historia.

La Figura B.13 muestra que los pronósticos del ONI publicados por (IRI, 2019) tienden a estar en la banda Neutral o de eventos débiles, lo cual puede implicar cambios leves en los cambios de los precios relativos pronosticados. Sin embargo, vale la pena notar que el escenario de Niña más intensa, “NASA GMAO”, muestra el cambio más grande con respecto a las condiciones climáticas prevalentes al final de la muestra, por lo cual podrían generar variaciones importantes en los pronósticos de los cambios de los precios relativos de los perecederos.

Los escenarios de precipitación son implícitos a los de ONI calculados a través de una regla simple.

Por otra parte, teniendo en cuenta los ECMs de pronóstico mencionados anteriormente, nos enfocamos solamente en los resultados con base en ONI con componentes no observados y los del modelo sin componentes no observados para la precipitación. Estos pronósticos se ilustran en las Figuras B.14 y B.15, respectivamente, y sus valores correspondientes se encuentran en las Tablas A.4 y A.5. Cada una de estas Tablas se compone de dos paneles. El panel superior muestra los pronósticos de los cambios de los precios relativos para 2019-T3 a 2020-T1, mientras que el inferior muestra la contribución de estos pronósticos a la inflación sin regulados.

Con respecto a los pronósticos con base en ONI, la Tabla A.4 y el Gráfico B.14 revelan una reducción de los cambios de los precios relativos de los perecederos bajo los tres primeros escenarios en el primer trimestre de pronóstico, con respecto al último cambio

de los precios relativos observado. Este resultado es consistente con el hecho que estos
670 escenarios inician en un estado neutro antes de la aparición del fenómeno. Por el contrario,
la respuesta al Súper Niño es inmediata al alza con el aumento en los cambios de los
precios relativos de perecederos. El pronóstico bajo el escenario de Niño, NTU-CODA,
muestra la joroba esperada con un máximo en 2019-T4 generando una incremento de la
inflación sin regulados de 29 puntos básicos, lo que sugiere que el fenómeno no tuvo mayor
675 impacto. El escenario Neutro, DYN-AVG, pronostica cambios de los precios relativos
pequeños que llevan a un incremento muy bajo de la infalción sin regulados. Sin embargo,
el escenario de Niña, NASA-GMAO, genera una U invertida con mínimo en 2019-T4, el
cual implica una reducción substancial de la inflación sin regulados de 1.085%. Como se
mencionó anteriormente este efecto es grande debido al cambio substancial que representa
680 este escenario con respecto al último ONI observado.

El escenario de Súper Niño generaría la joroba esperada con un aumento sustancial
de los cambios de los precios relativos de los perecederos en 2019-T4, la cual se traduciría en
un aumento en la inflación sin regulados de más de 175 puntos básicos para ese trimestre!

Pasando ahora a los pronósticos con base en precipitación, la Figura B.15 y Tabla A.5
685 muestran un comportamiento muy similar de los pronósticos bajo los distintos escenarios,
variando solamente la escala. Esta variación en la escala es la esperada de acuerdo con la
distancia de cada escenario al estado neutro. Sin embargo, esta Figura enfatiza el hecho que
el pronóstico bajo el escenario de Súper Niño es substancialmente alto al tercer trimestre
de pronóstico, 2020-T1, que implicaría un incremento de la inflión sin regulados de 123
690 punto básicos para ese periodo. Sin embargo, vale la pena destacar que se presentan signos
contrarios para el pronóstico bajo Niña, NTU-CODA, para 2020-T1, lo cual puede deberse
a un mayor error de pronóstico de la precipitación para este periodo. También se observan
impactos menores en la inflación sin regulados para el escenario de Súper Niño.

References

- 695 Aoki, K. (2001, August). Optimal Monetary Policy Responses to Relative-Price Changes. *Journal of Monetary Economics*, 48(1), 55-80. Retrieved from <https://ideas.repec.org/a/eee/moneco/v48y2001i1p55-80.html>
- Ball, L., & Mankiw, N. G. (1995). Relative-Price Changes as Aggregate Supply Shocks. *The Quarterly Journal of Economics*, 110(1), 161-193. Retrieved from <https://ideas.repec.org/a/oup/qjecon/v110y1995i1p161-193.html>
- 700 Bejarano-Salcedo, V., Caicedo-García, E., Lizarazo-Bonilla, N. F., Julio-Román, J. M., & Cárdenas-Cárdenas, J. A. (2020, February). *Hechos estilizados de la relación entre El Niño, La Niña y la inflación en Colombia* (Borradores de Economía No. A salir). Banco de la República de Colombia.
- 705 Benes, J., & N'Diaye, P. M. (2004, March). *A Multivariate Filter for Measuring Potential Output and the NAIRU Application to the Czech Republic* (IMF Working Papers No. 04/45). International Monetary Fund. Retrieved from <https://ideas.repec.org/p/imf/imfwpa/04-45.html>
- Berry, B. J., & Okulicz-Kozaryn, A. (2008, January). Are there ENSO signals in the macroeconomy. *Ecological Economics*, 64(3), 625-633. Retrieved from <https://ideas.repec.org/a/eee/ecolec/v64y2008i3p625-633.html>
- 710 Brunner, A. D. (2002, February). El Niño and World Primary Commodity Prices: Warm Water or Hot Air? *The Review of Economics and Statistics*, 84(1), 176-183. Retrieved from <https://ideas.repec.org/a/tpr/restat/v84y2002i1p176-183.html>
- 715 Caicedo-García, E. (2007, January). El fenómeno de El Niño y su posible impacto en Colombia. *Reportes del Emisor*(92), 1-4. Retrieved from <https://publicaciones.banrepcultural.org/index.php/emisor/article/view/7797>
- Cashin, P., Mohaddes, K., & Raissi, M. (2014, June). *Fair Weather or Foul? The Macroeconomic Effects of El Niño* (Cambridge Working Papers in Economics No. 1418). Faculty of Economics, University of Cambridge. Retrieved from <https://ideas.repec.org/p/cam/camdae/1418.html>
- 720 Chimeli, A., Souza Filho, F., Holanda, M., & Petterini, F. (2008, 04). Forecasting the impacts of climate variability: Lessons from the rainfed corn market in Ceará Brazil. *Environment and Development Economics*, 13, 201-227. doi: 10.1017/S1355770X07004172
- 725 Cuevas, A., & Topak, S. (2008, December). *Monetary Policy and Relative Price Shocks in South Africa and Other Inflation Targeters* (IMF Working Papers No. 08/289). International Monetary Fund. Retrieved from <https://ideas.repec.org/p/imf/imfwpa/08-289.html>
- 730 Fuller, W. A. (1987). *Measurement error models*. John Wiley & Sons.
- Gómez-Pineda, J. (2008, April). *Emerging Asia and Domestic Food Inflation* (Borradores

- de Economía No. 512). Banco de la Republica de Colombia. Retrieved from <https://ideas.repec.org/p/bdr/borrec/512.html>
- 735 Gordon, R. J. (1985). Understanding Inflation in the 1980s. *Brookings Papers on Economic Activity*, 16(1), 263-302. Retrieved from <https://ideas.repec.org/a/bin/bpeajo/v16y1985i1985-1p263-302.html>
- Gordon, R. J. (1990, September). What Is New-Keynesian Economics? *Journal of Economic Literature*, 28(3), 1115-1171. Retrieved from <https://ideas.repec.org/a/aea/jeclit/v28y1990i3p1115-71.html>
- 740 Gutierrez, L. (2017, 06). Impacts of el niñ-southern oscillation on the wheat market: A global dynamic analysis. *PLOS ONE*, 12(6), 1-22. Retrieved from <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0179086> doi: 10.1371/journal.pone.0179086
- Hall, A., Skalin, J., & Teräsvirta, T. (1998, 01). A nonlinear time series model of El Niño. *Stockholm School of Economics, Working Paper Series in Economics and Finance*.
- 745 Hall, A., Skalin, J., & Teräsvirta, T. (2001). A nonlinear time series model of El Niño. *Environmental Modelling & Software*, 16(2), 139 - 146. Retrieved from <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364815200000773> (Environmental Modelling and Socioeconomics) doi: [https://doi.org/10.1016/S1364-8152\(00\)00077-3](https://doi.org/10.1016/S1364-8152(00)00077-3)
- 750 Harvey, A. C. (1990). *Forecasting, Structural Time Series Models and the Kalman Filter* (No. 9780521321969). Cambridge University Press. Retrieved from <https://ideas.repec.org/b/cup/cbooks/9780521321969.html>
- Huang, B., Thorne, P. W., Banzon, V. F., Boyer, T., Chepurin, G., Lawrimore, J. H., ... Zhang, H.-M. (2017). Extended reconstructed sea surface temperature, version 5 (ersstv5): Upgrades, validations, and intercomparisons. *Journal of Climate*, 30(20), 8179-8205. Retrieved from <https://doi.org/10.1175/JCLI-D-16-0836.1> doi: 10.1175/JCLI-D-16-0836.1
- 755 IRI. (2019). *IRI ENSO Forecast*. Retrieved from <https://iri.columbia.edu/our-expertise/climate/forecasts/enso/current/>
- 760 Julio, J. M. (2009, March). *The HPD Fan Chart With Data Revision* (MPRA Paper No. 29141). University Library of Munich, Germany. Retrieved from <https://ideas.repec.org/p/pramprapa/29141.html>
- Julio, J. M., Gómez, J. G., & Hernández, M. D. (2017, August). *La Inflación de los Precios Rígidos en Colombia* (Borradores de Economía No. 1007). Banco de la Republica de Colombia. Retrieved from <https://ideas.repec.org/p/bdr/borrec/1007.html>
- 765 Julio, J. M., Zárate, H. M., & Hernández, M. D. (2010). The Stickiness of Colombian Consumer Prices. *Ensayos Sobre Política Económica*, 28(63), 100-153. Retrieved from <http://EconPapers.repec.org/RePEc:col:000107:009434>
- 770 NOAA. (2019). *Cold & warm episodes by season*. Retrieved 7.11.2019, from https://origin.cpc.ncep.noaa.gov/products/analysis_monitoring/ensostuff/ONI_v5.php
- Parra-Amado, D., Abril-Salcedo, D. S., & Melo-Velandia, L. F. (2016, June). Impactos de

- los fenómenos climáticos sobre el precio de los alimentos en Colombia. *Revista ESPE*
775 - *Ensayos sobre Política Económica*, 34(80), 146-158. Retrieved from [https://
ideas.repec.org/a/bdr/ensayo/v34y2016i80p146-158.html](https://ideas.repec.org/a/bdr/ensayo/v34y2016i80p146-158.html)
- Ropelewski, C., & Halpert, M. (1987). Global and regional scale precipitation patterns
associated with the el niño/southern oscillation. *Monthly Weather Review*. Retrieved
from [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(1987\)115<1606:GARSPP>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(1987)115<1606:GARSPP>2.0.CO;2)
- 780 R.W., R., & Smith, T. (1995). A high-resolution global sea surface temperature climatology.
Journal of climate, 8(6), 1571-1583.
- Salcedo, D. S. A., Melo-Velandia, L. F., & Parra-Amado, D. (2019, July). *Nonlinear
relationship between the weather phenomenon El Niño and Colombian food prices*
(Borradores de Economía No. 1085). Banco de la Republica de Colombia. Retrieved
785 from <https://ideas.repec.org/p/bdr/borrec/1085.html>
- Ubilava, D. (2012a, January). El Niño, La Niña, and world coffee price dynamics. *Agricultural Economics*, 43(1), 17-26. Retrieved from [https://ideas.repec.org/a/bla/
agecon/v43y2012i1p17-26.html](https://ideas.repec.org/a/bla/agecon/v43y2012i1p17-26.html) doi: j.1574-0862.2011.00562.x
- Ubilava, D. (2012b, January). Modeling Nonlinearities in the U.S. Soybean-to-Corn Price
790 Ratio: A Smooth Transition Autoregression Approach. *Agribusiness*, 28(1), 29-
41. Retrieved from [https://ideas.repec.org/a/wly/agribz/v28y2012i1p29-41
.html](https://ideas.repec.org/a/wly/agribz/v28y2012i1p29-41.html)
- Ubilava, D., & Holt, M. (2013, April). El Niño southern oscillation and its effects on world
vegetable oil prices: assessing asymmetries using smooth transition models. *Aus-
795 tralian Journal of Agricultural and Resource Economics*, 57(2), 273-297. Retrieved
from <https://ideas.repec.org/a/bla/ajarec/v57y2013i2p273-297.html> doi:
10.1111/j.1467-8489.2012.
- Woodford, M. (2003). *Interest and Prices, Foundations of a Theory of Monetary Policy*.
Princeton University Press.

800 Apéndices

A Tablas

Tabla A.1: Referencias Internacionales

Autores	Metodología	Resultados
Hall et al. (1998) and Hall et al. (2001)	Modelo Auto-Regresivo de transición suave, STAR/funciones de impulso respuesta generalizadas.	Introduce modelos no lineales al estudio del efecto del clima sobre los precios de los alimentos. Este artículo es el origen de varios trabajos citados en este documento.
Brunner (2002)	Modelo VAR para explicar los precios (nominales y reales) mundiales de las materias primas y el IPC del G7	ENSO tiene efecto significativo y económicamente importante sobre los precios mundiales y de las materias primas así como sobre la actividad económica.
Berry and Okulicz-Kozaryn (2008)	Análisis Espectral para explicar el efecto de las fluctuaciones del ENSO sobre la inflación y crecimiento de los EEUU	Mientras que ENSO puede influenciar brevemente el desempeño de algunos sectores en regiones específicas, estos importantes efectos locales se desvanecen en el ruido que enmarca las tendencias macroeconómicas en una economía tan grande y compleja como la de los EEUU.
Chimeli et al. (2008)	Regresión local No-paramétrica para estimar medidas de equilibrio de precios y producción, luego emplea datos sin tendencia para modelar relación con medidas de ENSO.	Encontraron correlación negativa de ENSO con la productividad del maíz y positiva con sus precios, específicamente en Brasil.
Ubilava (2012a)	STAR/funciones de impulso respuesta generalizadas para ilustrar los efectos de ENSO sobre los precios del café en diferentes países.	ENSO tiene impacto de corto plazo sobre los precios del café.
Ubilava (2012b)	STAR/funciones de impulso respuesta generalizadas para determinar la razón entre los precios de la soya y el maíz.	Encontraron dinámica no-lineal, resultando en asimetrías hacia el equilibrio de largo plazo de la razón de precios.
(Ubilava & Holt, 2013)	Modelos de corrección de errores de transición suave/funciones de impulso respuesta generalizadas para analizar el impacto de ENSO sobre los precios del aceite vegetal e investigar la naturaleza asimétrica de la dinámica de ENSO y las respuestas de los precios a los choques de ENSO.	En general, desviaciones positivas, Niño, incrementa los precios del aceite vegetal, mientras que desviaciones negativas, Niña, reduce los precios.
Cashin et al. (2014)	Emplean un VAR Global, GVAR, para evaluar la transmisión de choques del Niño a indicadores macroeconómicos para un conjunto grande de países.	Hallaron heterogeneidad considerable en la respuesta de diferentes países. Encontraron incrementos significativos de los precios de los alimentos en países como Australia, Chile, Indonesia, India, Japón, Nueva Zelanda y Suráfrica.
Gutierrez (2017)	Modelo GVAR para los precios de exportación de trigo	Los precios de exportación del trigo se relacionan con eventos de Niña con impacto consistente tanto en el corto como en el largo plazo.

Fuente: Compilación de los autores.

Tabla A.2: Referencias Locales

Autores	Metodología	Resultados
(Caicedo-García, 2007)	Describe el efecto de eventos fuertes de El Niño y su impacto en IPC Colombiano	El Niño puede afectar los precios de los alimentos en diferentes maneras, los cuales pueden ser distintos y aún opuestos. Los choques climáticos pueden explicar entre 30% y 40% de la variabilidad del IPC Colombiano.
(Gómez-Pineda, 2008)	Propone un modelo empírico para el traspaso de los precios internacionales a los precios domésticos de los alimentos.	Los eventos climáticos como El Niño tienen efecto sobre los precios de los alimentos, pero estos son generalmente de corto plazo.
(Parra-Amado et al., 2016)	STAR/funciones de impulso respuesta generalizadas para explicar el efecto de eventos extremos de ENSO en la inflación Colombiana de alimentos	Los choques de ONI a la inflación son transitorios y asimétricos. En particular, un choque grande positivo tiene efecto significativo en el crecimiento de la inflación hasta cinco o seis meses luego del choque.
(Salcedo et al., 2019)	STAR/funciones de impulso respuesta generalizadas para explicar el efecto de eventos extremos de ENSO en la inflación Colombiana de alimentos	Los choques de ONI a la inflación son transitorios y asimétricos. En particular, un choque grande positivo tiene efecto significativo en el crecimiento de la inflación hasta cinco o seis meses luego del choque.
(Bejarano-Salcedo et al., 2020)	Resume los hechos estilizados de la relación entre ENSO y los cambios de los precios relativos de los alimentos encontrados desde (Caicedo-García, 2007).	Es el origen de los hechos estilizados para este trabajo.

Fuente: Compilación de los autores.

Tabla A.3: Datos y Fuentes

Símbolo	Nombre	Fuente
$\Delta q_t = \Delta (\ln(P_t^F) - \ln(P_t^{NFR}))$	Cambio de los Precios Relativos	DANE ^b
N_t	Oceanic Niño Index ONI	NOAA ^c
$I_t(l)$	Indicador de Intensidad ONI	
E_t	Tasa de Cambio COP/USD Nominal	BR ^d
P_t^O	Precio Internacional del Petróleo	USD/Barril EIA ^e
R_t	Tasa de Cambio Real	BR ^d

^a Fuente: Compilación de los autores

^b Departamento Nacional de Estadística

^c US's National Oceanic and Atmospheric Administration

^d Banco de la República - Colombia

^e US's Energy Information Administration

Tabla A.4: Pronósticos del Modelo con base en ONI con Componentes no Observados (puntos básicos)

Modelo	$\Delta\hat{q}_{2019T3}$	$\Delta\hat{q}_{2019T4}$	$\Delta\hat{q}_{2020T1}$
NTU CODA	79.93	925.28	444.33
DYN AVG	50.19	256.05	364.27
NASA GMAO	35.32	-3439.63	-2327.98
Súper Niño	3840.97	5557.77	4881.68

Modelo	$\hat{\pi}_{2019T3}$	$\hat{\pi}_{2019T4}$	$\hat{\pi}_{2020T1}$
NTU CODA	+2.52	+29.18	+14.01
DYN AVG	+1.58	+8.08	+11.49
NASA GMAO	+1.11	-108.48	-73.42
Súper Niño	+121.13	+175.28	+153.95

Fuente: Cálculos de los autores

Tabla A.5: Pronósticos del Modelo con base en Precipitación sin Componentes no Observados (puntos básicos)

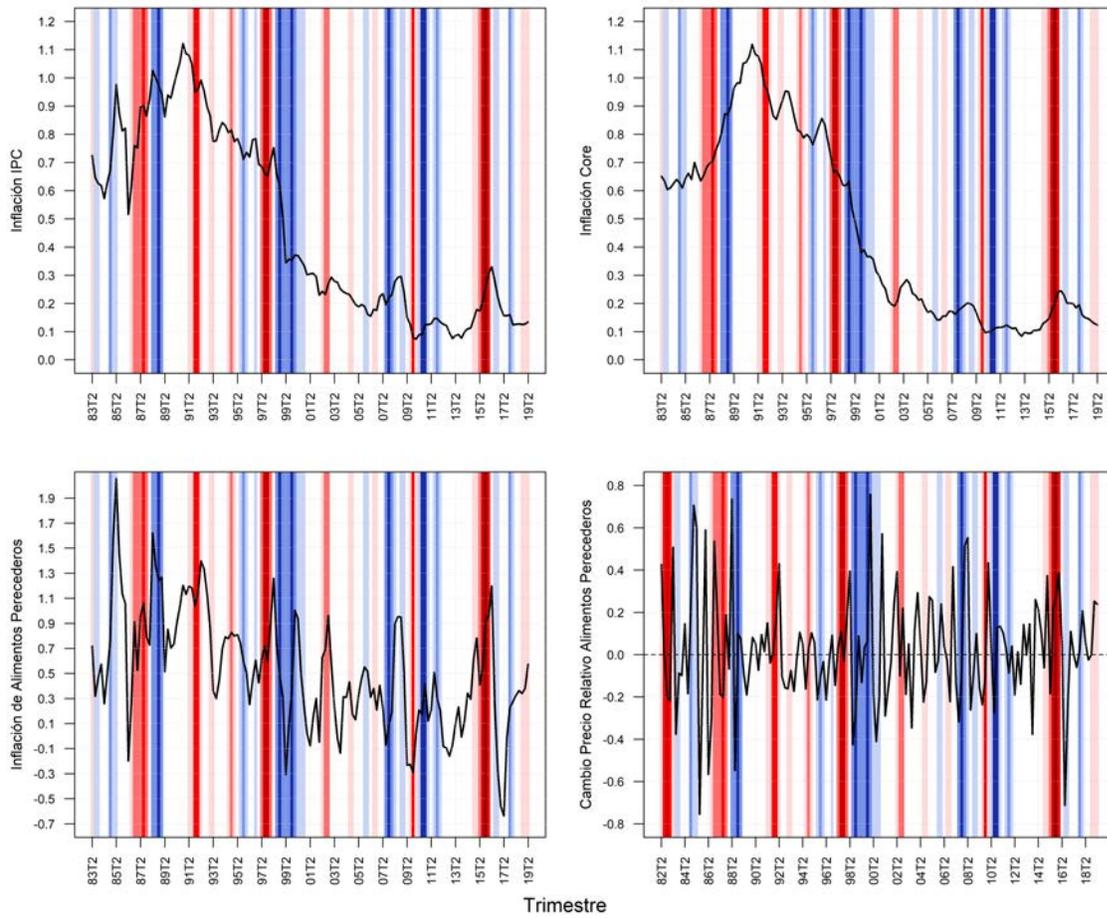
Modelo	$\Delta\hat{q}_{2019T3}$	$\Delta\hat{q}_{2019T4}$	$\Delta\hat{q}_{2020T1}$
NTU CODA	-1746.79	-95.71	1190.78
DYN AVG	-1619.52	248.88	1175.85
NASA GMAO	-1642.37	301.00	1174.89
Súper Niño	-1438.87	2119.52	3905.49

Modelo	$\hat{\pi}_{2019T3}$	$\hat{\pi}_{2019T4}$	$\hat{\pi}_{2020T1}$
NTU CODA	-55.09	-3.02	+37.55
DYN AVG	-51.08	+7.85	+37.08
NASA GMAO	-51.80	+9.49	+37.05
Súper Niño	-45.38	+66.84	+123.17

Fuente: Cálculos de los autores

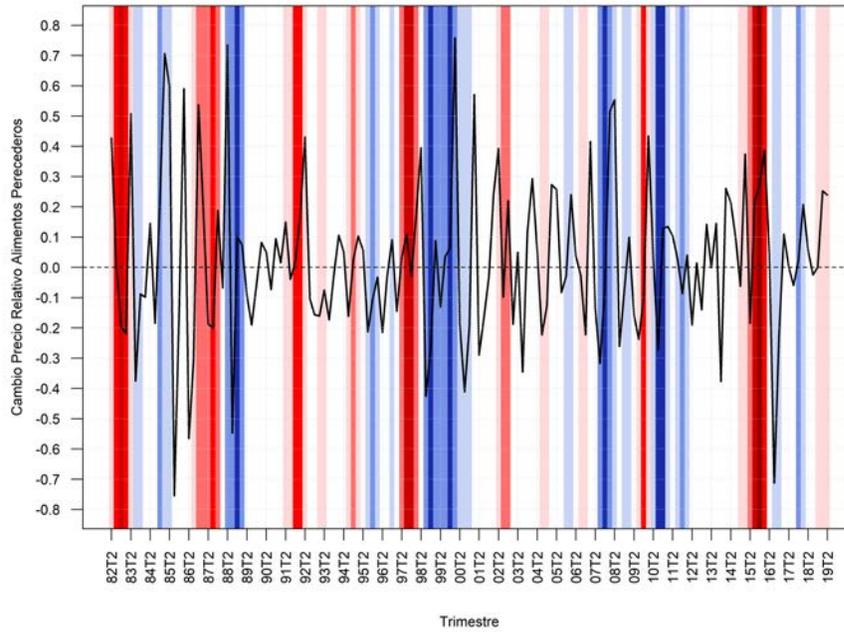
B Figuras

Figura B.1: IPC, Core e Inflación de Alimentos y Cambios de los Precios Relativos de los Alimentos



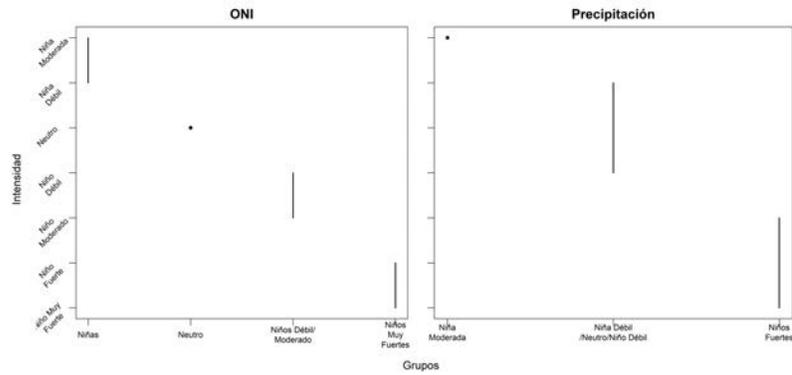
Fuente: Cálculos de los autores.

Figura B.2: Cambios de los Precios Relativos de los Alimentos - Trimestrales Anualizados



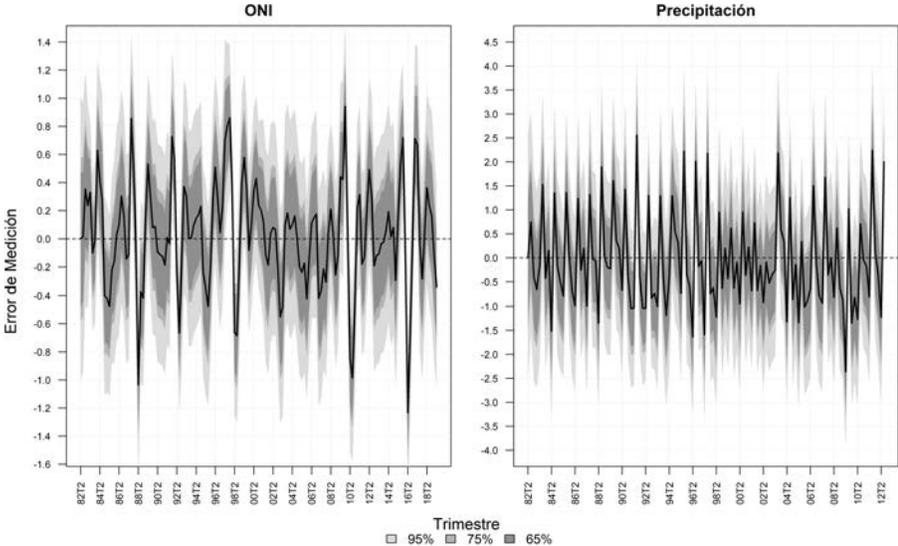
Fuente: Cálculos de los autores.

Figura B.3: Diagramas de Tukey para las Comparaciones Múltiples Pareadas por Niveles de Intensidad



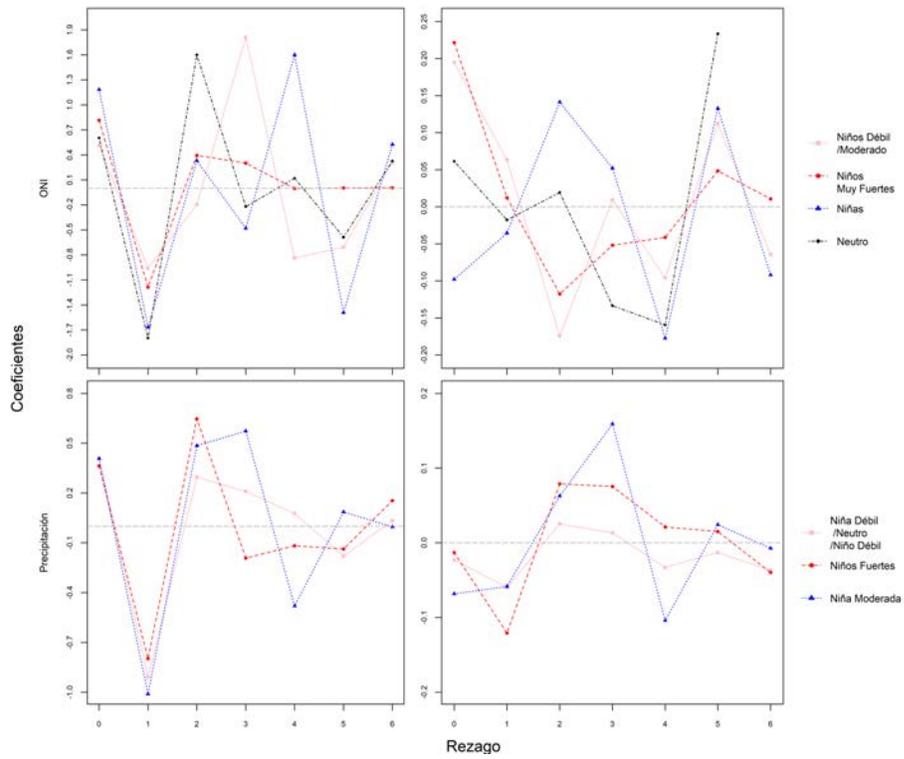
Fuente: Cálculo de los autores.

Figura B.4: Error de Medición Estimado para los Modelos de Componentes no Observados



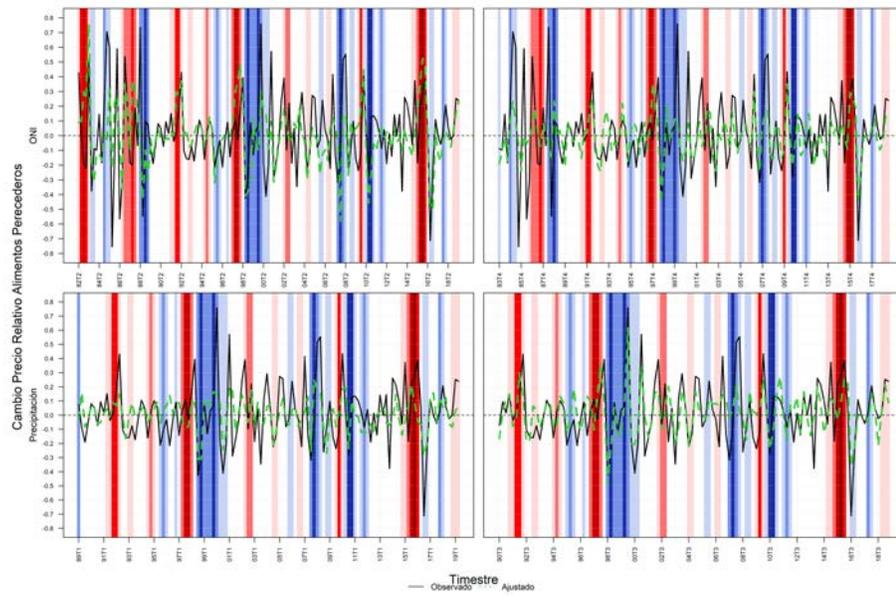
Fuente: Cálculos de los autores.

Figura B.5: Coeficientes Estimados en la Función de Transferencia para cada Sub-grupo de Intensidades



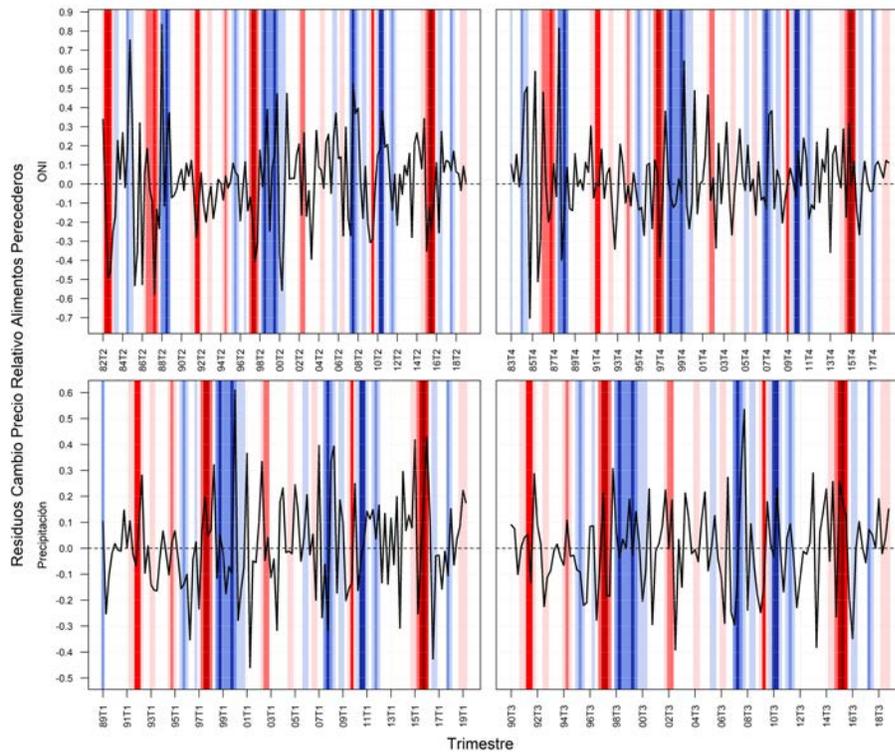
Fuente: Cálculos de los autores.

Figura B.6: Ajuste de los Modelos



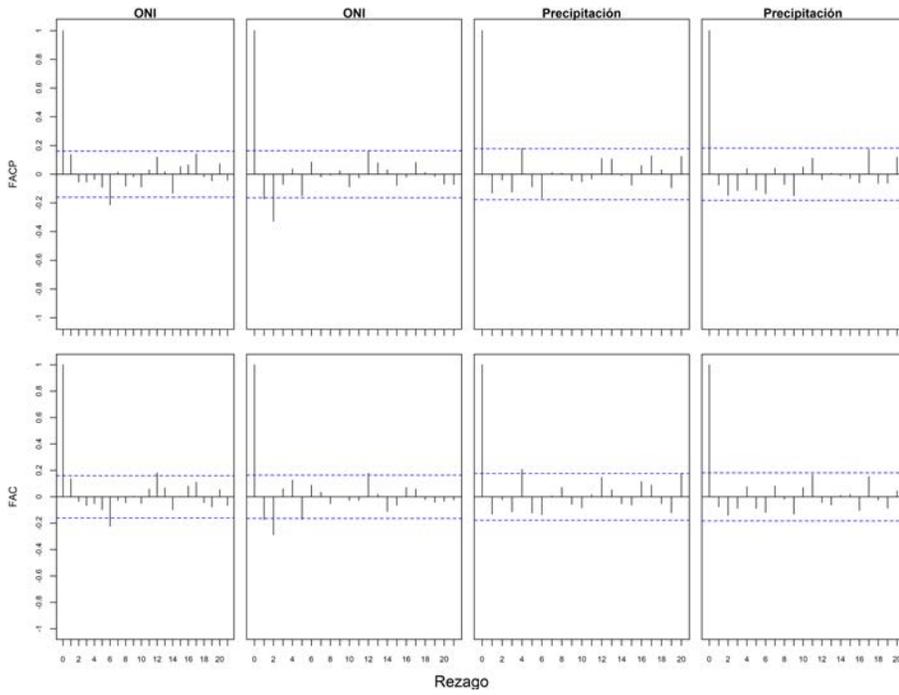
Fuente: Cálculos de los autores.

Figura B.7: Residuos de los Modelos



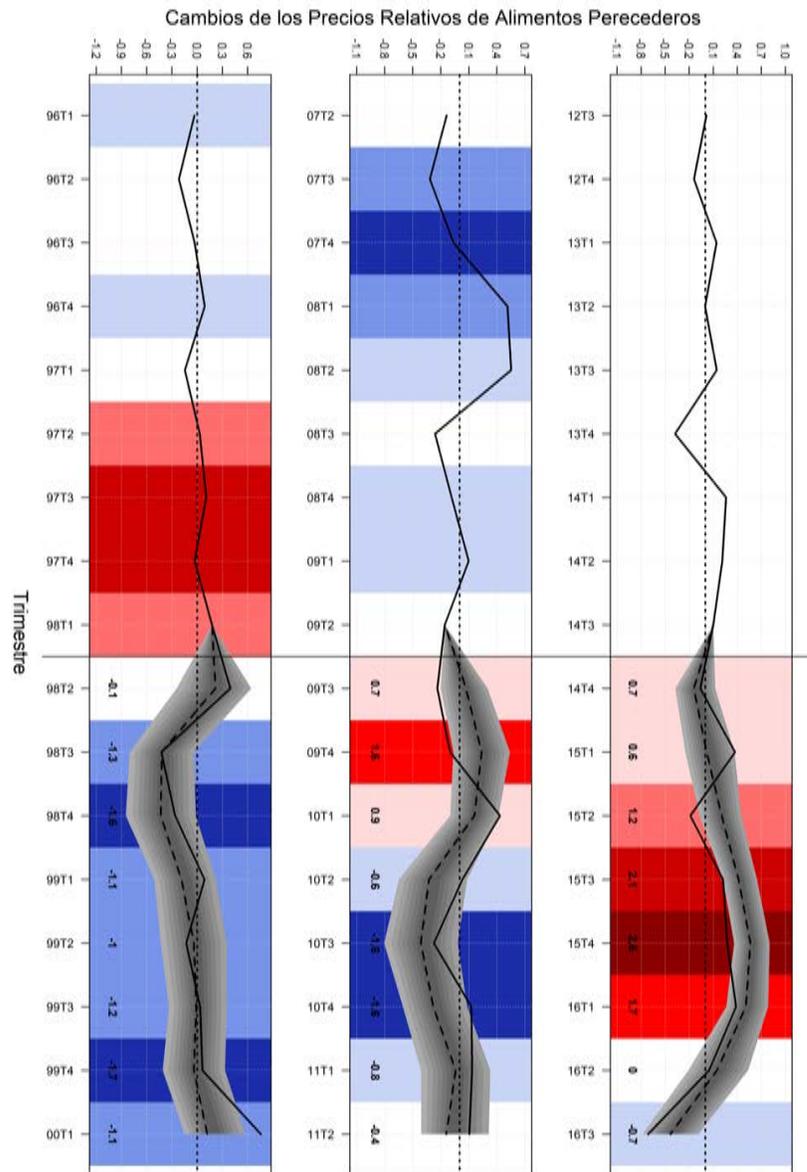
Fuente: Cálculos de los autores.

Figura B.8: Autocorrelación Residual



Fuente: Cálculos de los autores.

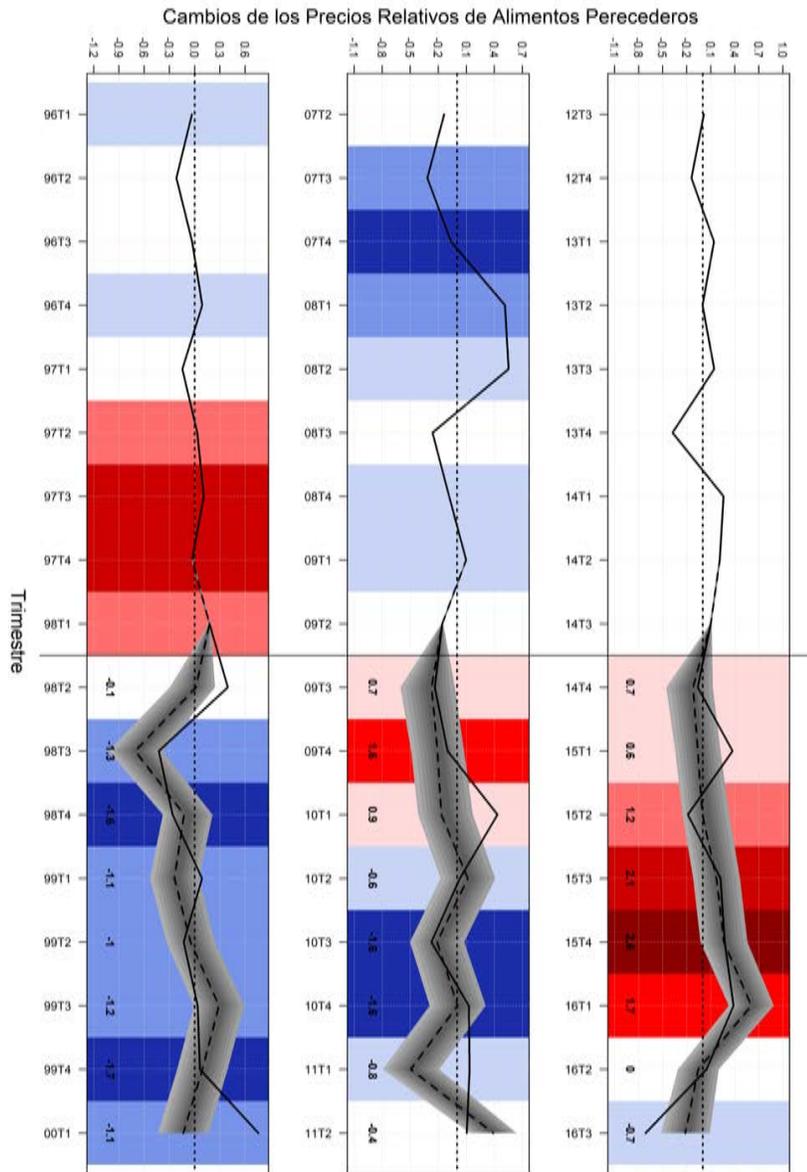
Figura B.9: Pronósticos dentro de muestra con base en ONI con componentes no observados



Fuente: Cálculos de los autores.

a Los números dentro de la Figura corresponden a cada escenario del ONI

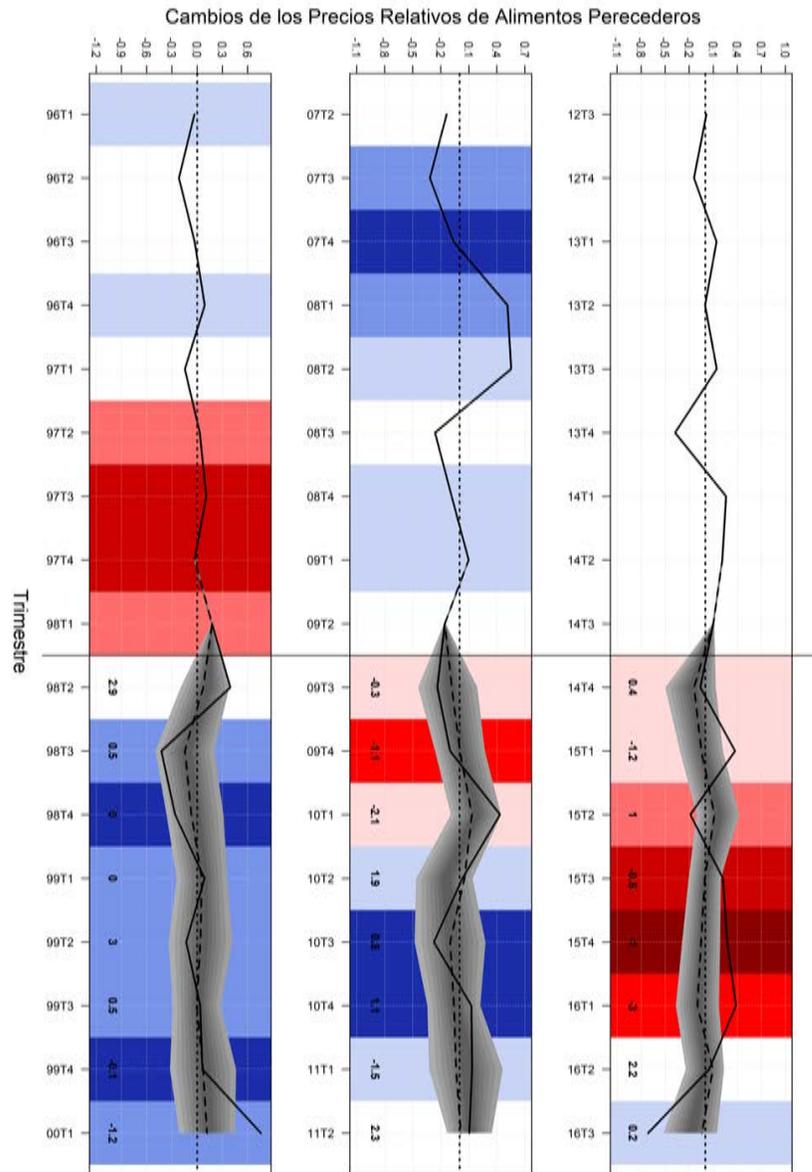
Figura B.10: Pronósticos dentro de muestra con base en ONI sin componentes no observados



Fuente: Cálculos de los autores.

a Los números dentro de la Figura corresponden a cada escenario del ONI

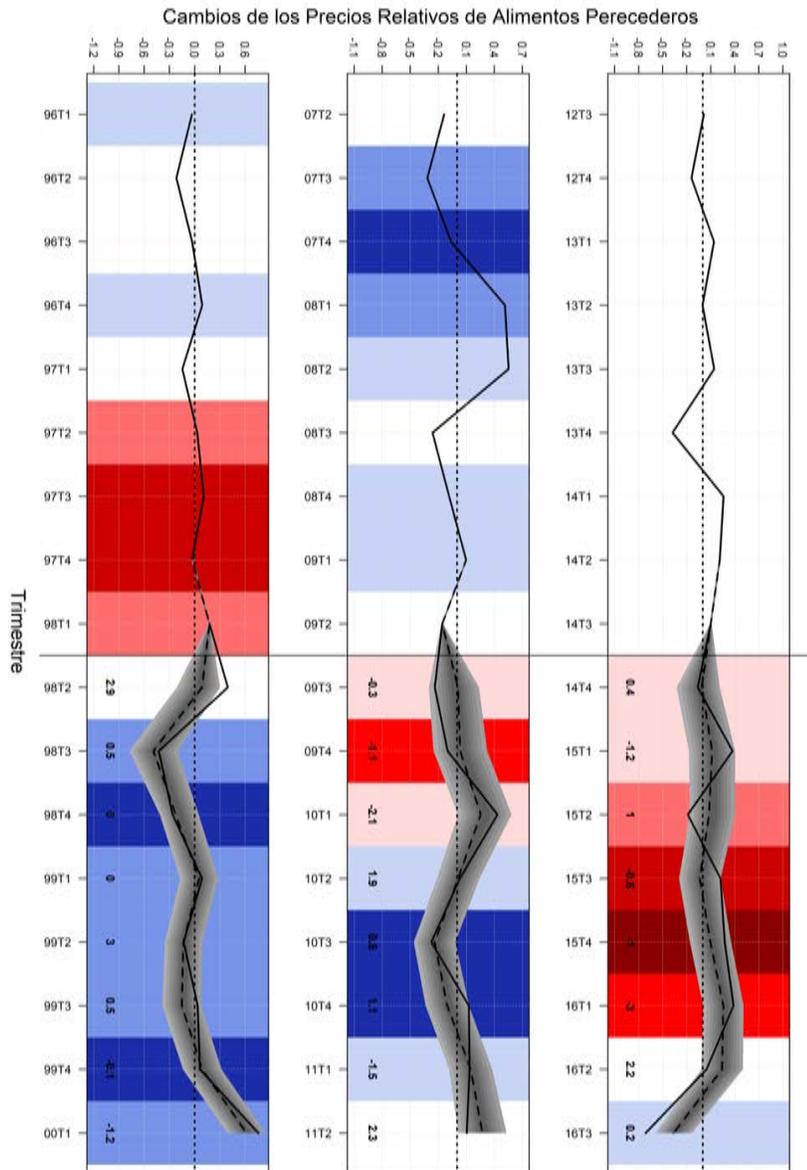
Figura B.11: Pronósticos dentro de muestra con base en la precipitación con componentes no observados



Fuente: Cálculos de los autores.

a Los números dentro de la Figura corresponden a cada escenario de precipitación

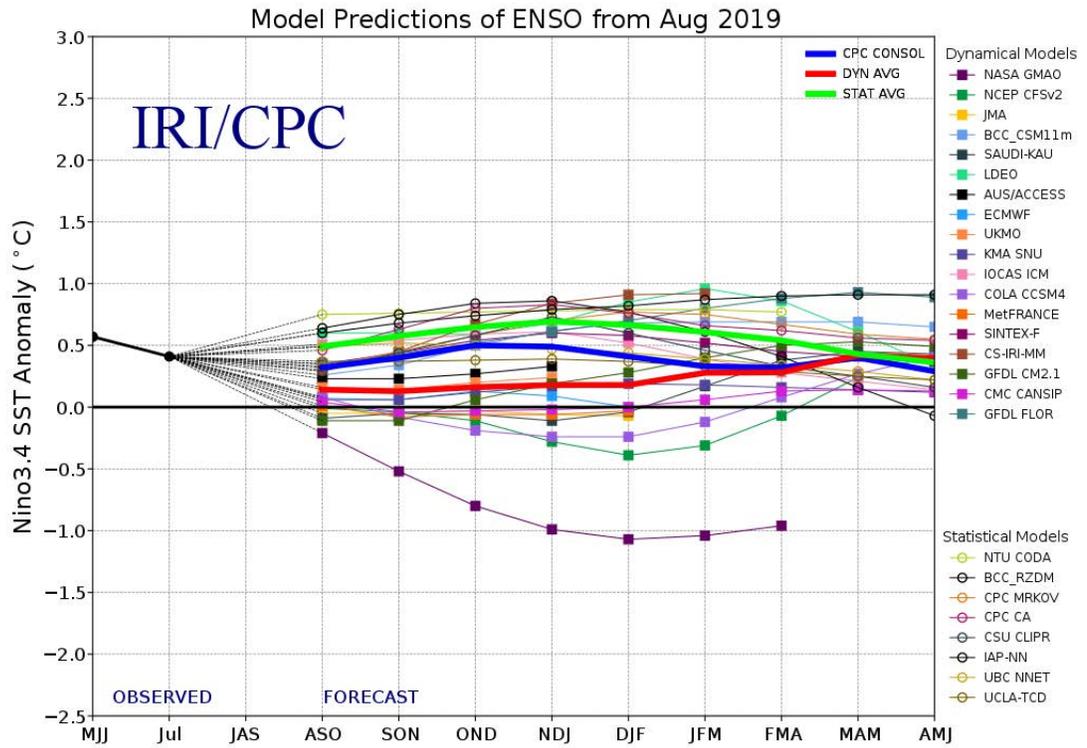
Figura B.12: Pronósticos dentro de muestra con base en la precipitación sin componentes no observados



Fuente: Cálculos de los autores.

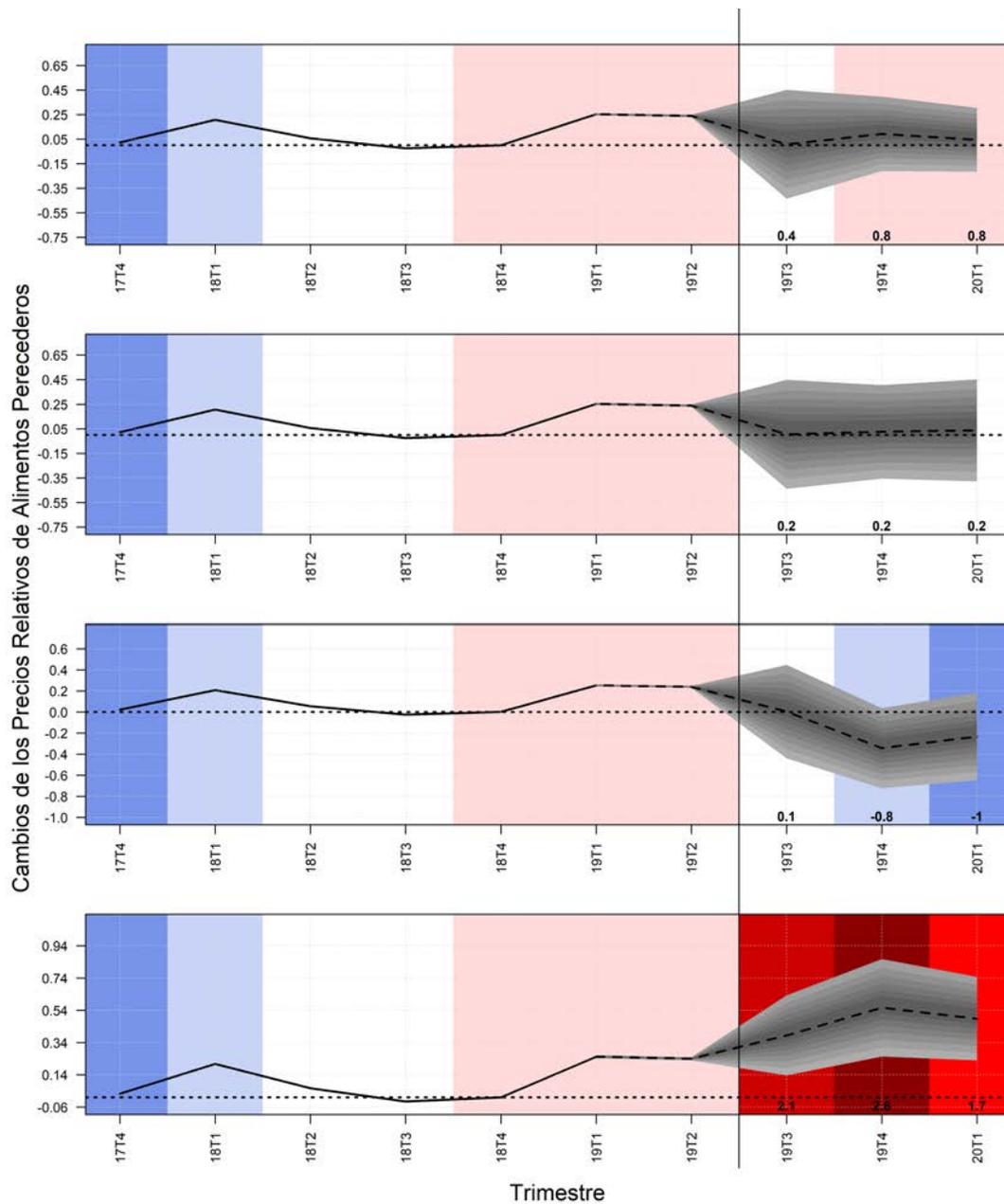
a Los números dentro de la Figura corresponden a cada escenario de precipitación

Figura B.13: Pronósticos para el ONI del International Research Institute of Climate and Society



Fuente: NOAA.

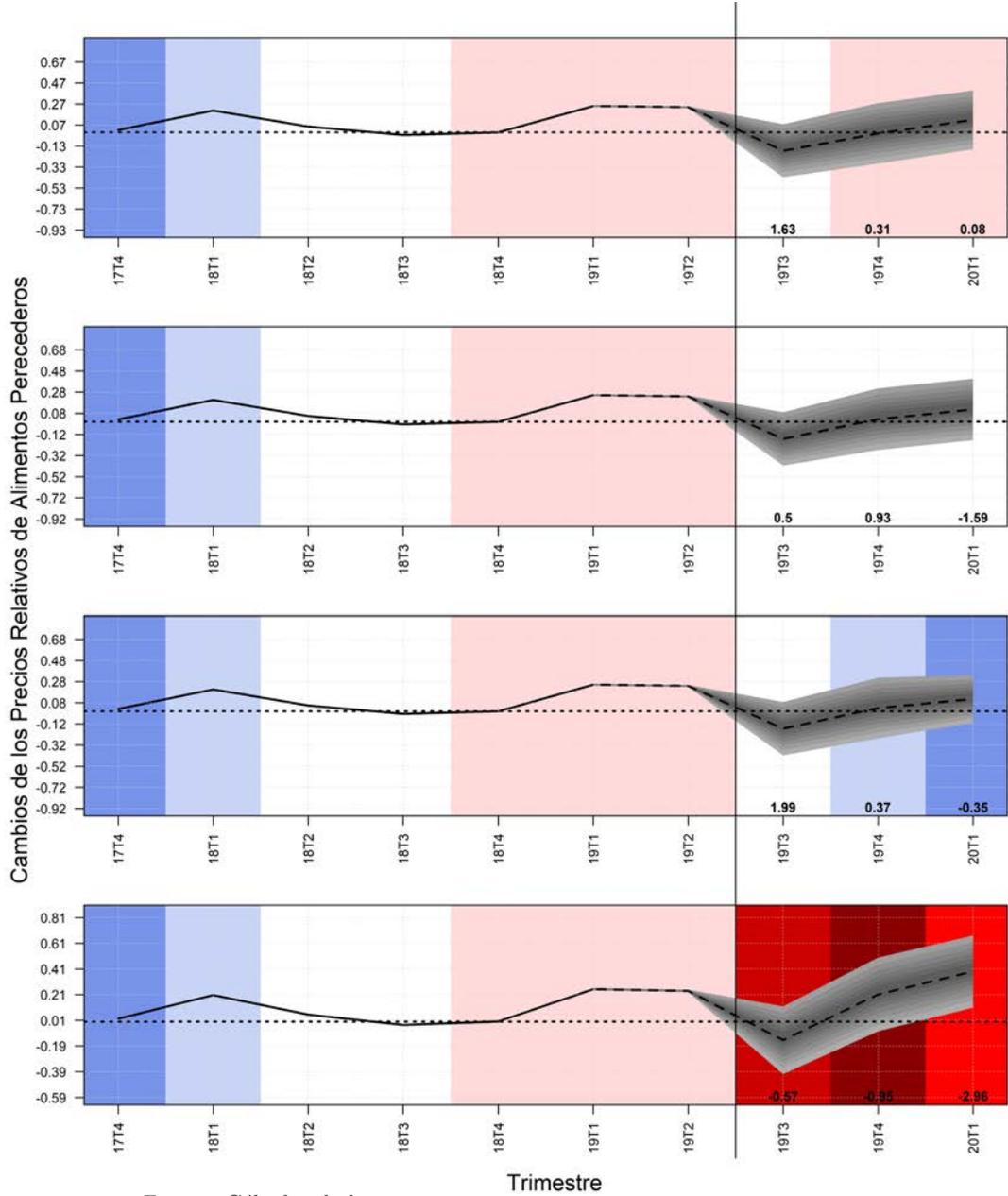
Figura B.14: Pronósticos fuera de muestra con componentes no observados y basados en escenarios para ONI de la NOAA



Fuente: Cálculos de los autores.

a Los números dentro de la Figura corresponden a cada escenario del ONI

Figura B.15: Pronósticos fuera de muestra sin componentes no observados basados en escenarios implícitos para la precipitación a partir de los de ONI



Fuente: Cálculos de los autores.

a Los números dentro de la Figura corresponden a cada escenario de precipitación

