

# **Análisis del Impacto de la Guerra en el Precio de los Alimentos**

## **UCEMA**

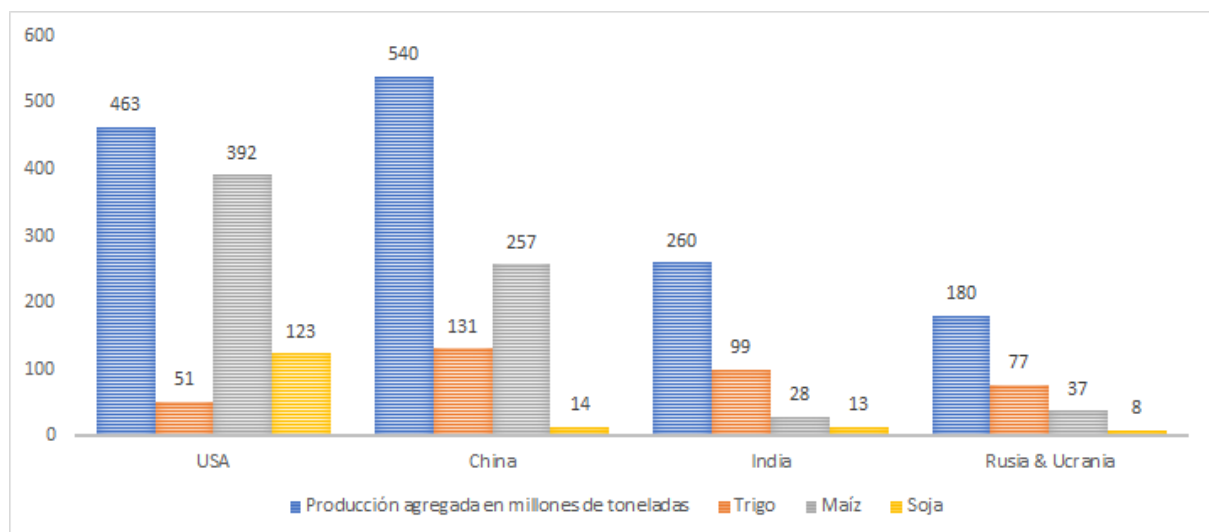
**Leando Artaza, Luciano Albarracín & Fausto Serrano**  
**Paper Final - Economía Internacional II**

### **Resumen:**

En el siguiente trabajo, se analizará el impacto del conflicto bélico en la región oriental de Europa entre Ucrania y Rusia, y se buscará cuantificar la magnitud de la incidencia de dicho evento en los precios, debido a la importancia de estos países en la producción mundial de cereales. Se tomarán como parámetros el trigo, la soja y el maíz, y a partir de ellos se analizará desde el inicio del conflicto la trayectoria del precio real de los alimentos, y se lo contrastará con las predicciones de un modelo propio que supone, como contrafáctico, que el conflicto bélico no ocurrió en primer lugar.

## Análisis Económico:

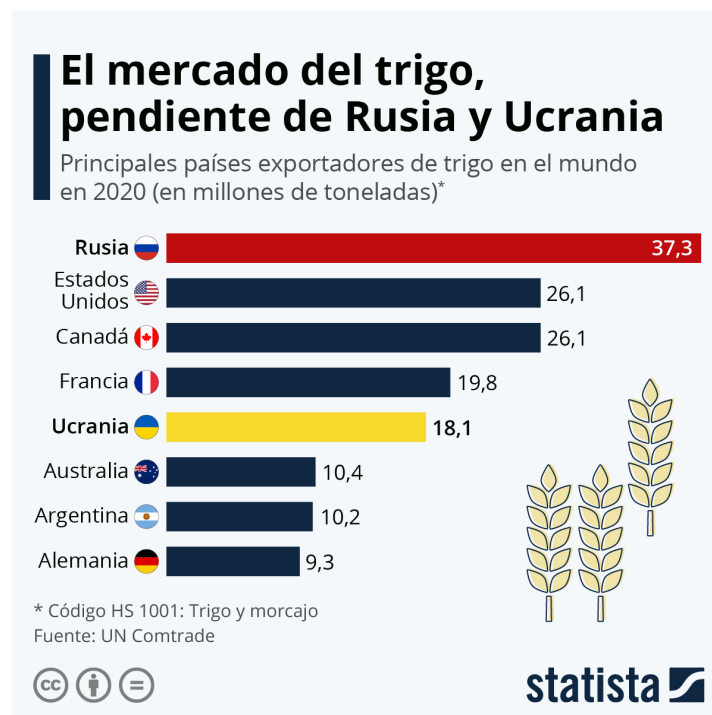
El 24 de febrero de 2022, Rusia avanza sobre territorio Ucraniano e inicia así el conflicto bélico en la zona oriental de Europa, región que se destaca por su considerable contribución a la producción agropecuaria mundial, siendo ambos países partícipes más que importantes en la producción de granos del mundo, contribuyendo en el agregado a la producción alrededor de 180 millones de toneladas de cereales en conjunto, solo superados por China que contribuye 540 millones de toneladas, Estados Unidos con 463 millones de toneladas e India con 260 millones de toneladas [Fuente: UN Food and Agriculture Organization (FAO) - 2018].



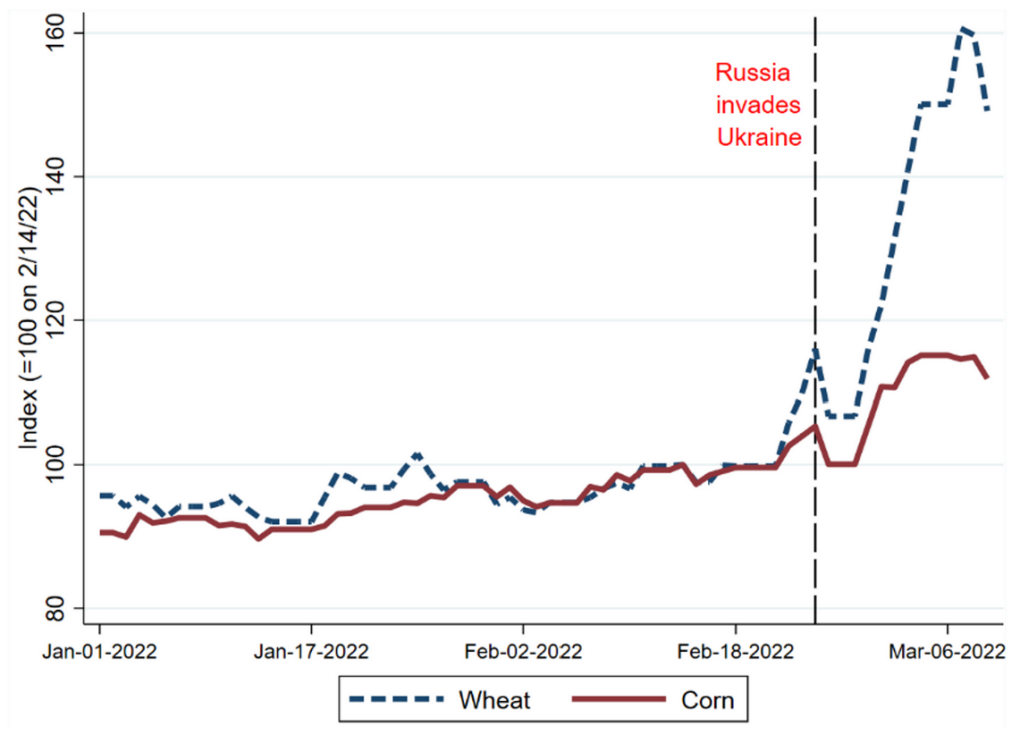
Al desagregar la producción de cereales y evaluar la contribución de Ucrania y Rusia en conjunto al mercado internacional, se estima que hacia el año 2018 el total de producción de trigo de ambos países en conjunto sumaba un total de 77 millones de toneladas, cifra más que considerable siendo que sólo China e India superarían tal producción contribuyendo al mercado con 131 millones de toneladas y 99 millones de toneladas respectivamente. Del mismo modo, al evaluar la producción de maíz de ambos países en conjunto, tanto Rusia como Ucrania aportan al mercado 37 millones de toneladas de este cereal, ocupando en el mercado internacional el cuarto puesto como productores detrás de Estados Unidos 392 millones de toneladas, China con 257 millones de toneladas, y en un caso particular, la Unión Europea con 69 millones de toneladas. Por último, con lo que respecta a la producción de granos de soja, ambos países contribuyen al mercado internacional tan solo 8 millones de toneladas de este cereal, siendo el sexto productor a nivel mundial detrás de Estados Unidos con 123 millones de toneladas, China con 14 millones de toneladas, Brasil con 117 millones de toneladas, Argentina con 37 millones de toneladas, y Paraguay, con 11 millones de toneladas. [Fuente: UN Food and Agriculture Organization (FAO) - 2018].

En función de la contribución a la producción mundial de alimentos por parte de Ucrania y Rusia, se procederá a avanzar con nuestro análisis predictivo, el cual intentará hacer visible el efecto que tuvo el conflicto bélico en los precios mundiales de alimentos por la importancia de estos países en su conjunto en el mercado internacional, ya que tanto Rusia como Ucrania en su conjunto son responsables del 23% de las exportaciones de trigo

del mundo, aportando alrededor del 14% y el 8,9% respectivamente. Con respecto al maíz, Ucrania tiene una participación mayor en el mercado internacional, siendo responsable del 16% de la exportaciones del mundo, mientras que Rusia sólo contribuye en el margen un 2%.



Considerando el aporte de ambos países al agregado de la producción mundial de alimentos, tomaremos como ejemplo tres cereales: el trigo, el maíz y la soja. Con ellos, daremos forma a nuestro modelo predictivo, considerando un escenario contrafáctico en el cual el conflicto bélico nunca se llevó a cabo, y cuánta es la variación con respecto de nuestra tendencia hallada de los precios predichos sin conflicto con respecto a los precios observados en la realidad. En el siguiente gráfico, se puede divisar el salto que ha habido en el precio de los cereales, tomándose como ejemplo al trigo y al maíz que son aquellos de uso más intensivo en diversas industrias, en las vísperas de la guerra como así también una vez iniciada ésta el 24 de febrero de 2022. Puede verse el salto más que considerable que ha sufrido el precio del trigo en comparación con el del maíz, a raíz de la mayor ponderación que tiene la región oriental de Europa en el mercado internacional.

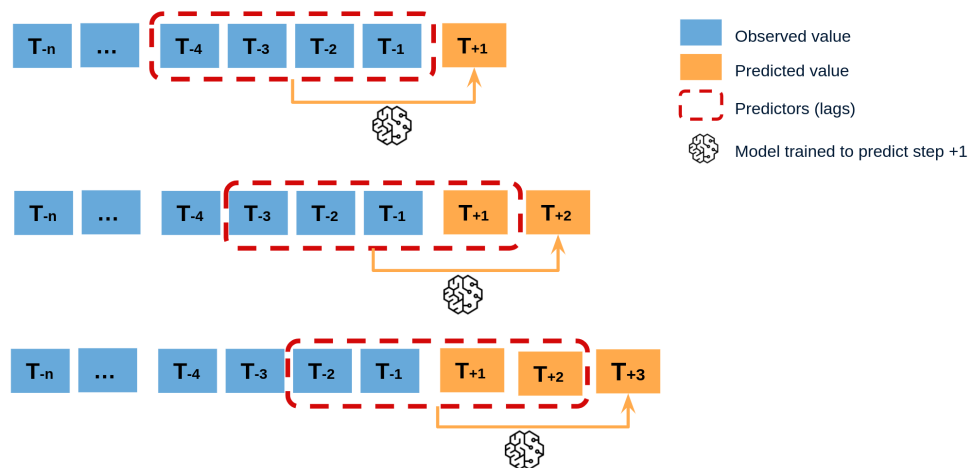


Source: S&P Global Market Intelligence

## Análisis Económico:

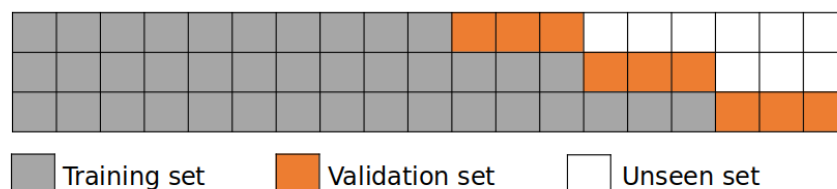
Para poder comparar los precios actuales con los precios en el escenario sin guerra, se crea un modelo que es *fitteado* con data previa a esa fecha. De esta manera, el modelo intentará predecir el precio al día de hoy, pero no tendrá la información del comienzo de la guerra y de los aumentos (o no) que ocurrieron. Trabajaremos con precios semanales desde el año 2000 a mediados de febrero de 2022 inclusive.

Para esto se utilizó Python, y una técnica llamada *Recursive multi-step forecasting* en la cual se utilizan unos “n” lags de la variable para predecir un nuevo valor, que luego será utilizado para predecir otro nuevo valor, y así sucesivamente. Es similar a un modelo AR, pero se puede utilizar cualquier algoritmo de machine learning.



Para seleccionar un modelo primero hay que evaluarlo, y la manera de evaluar algoritmos para hacer forecasting out-of-sample es hacer un *backtesting*. El testeo tradicional consiste en ocultar al código una parte de los datos que ya se tienen para ver qué tan bien los predice. El backtesting consiste en hacer eso mismo pero reiteradas veces de modo de verificar que el modelo funcione bien a lo largo del tiempo en distintas circunstancias. Si no empleamos esto podría pasar que el modelo sea bueno pero en una data de evaluación particular no prediga bien, o viceversa. Esto podría pasar si, por ejemplo, hubiese habido un cambio estructural sobre el final de los datos disponibles para testear.

### Time series backtesting with refit



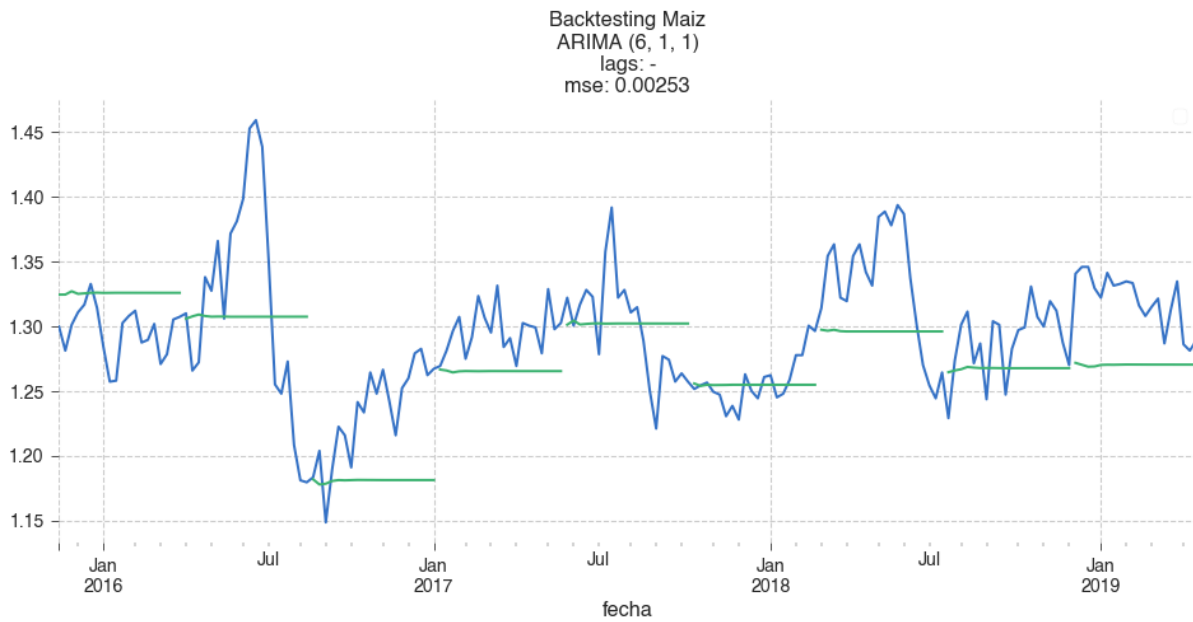
Antes de crear un modelo procedemos a calcular unos *benchmark*. Los benchmark consisten en algoritmos de predicción muy sencillos que nos dan una pauta de qué tan bueno tendría que ser nuestro modelo para tenerlo en cuenta, es decir, queremos que sea significativamente mejor que una predicción básica.

Comenzamos con tomar el valor presente y proyectarlo en línea recta, y también con un random walk:



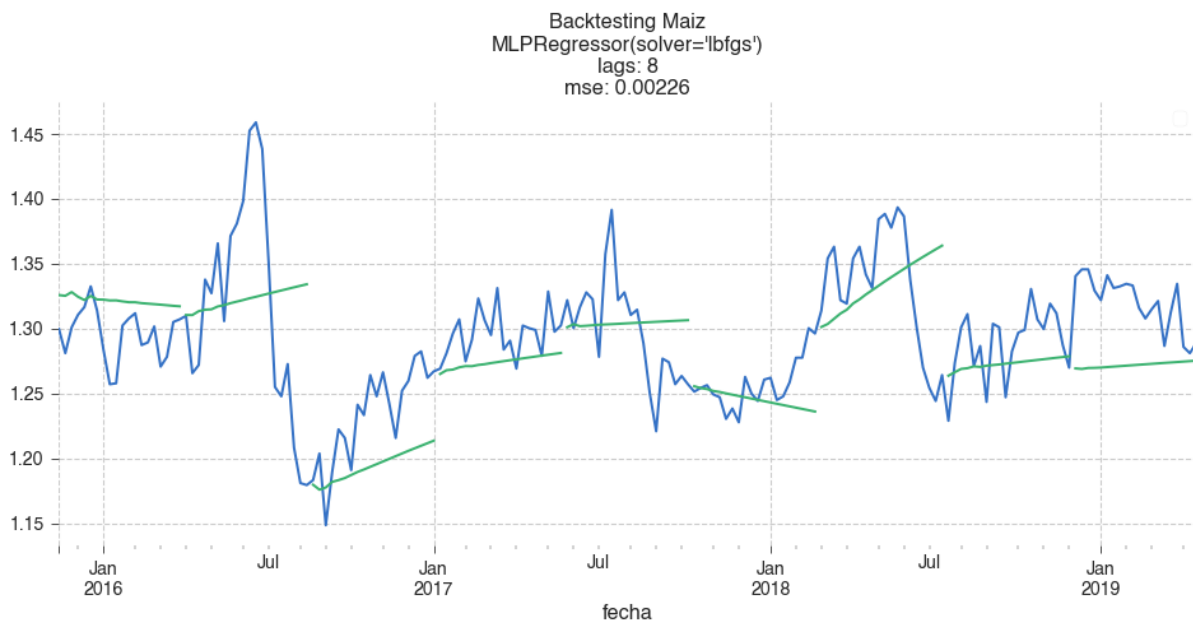
El menor valor de MSE por ahora es 0.00256. Si bien el valor del Random Walk fluctúa entre simulaciones, oscila alrededor de ese número.

El primer modelo que creamos es un ARIMA (6, 1, 1):

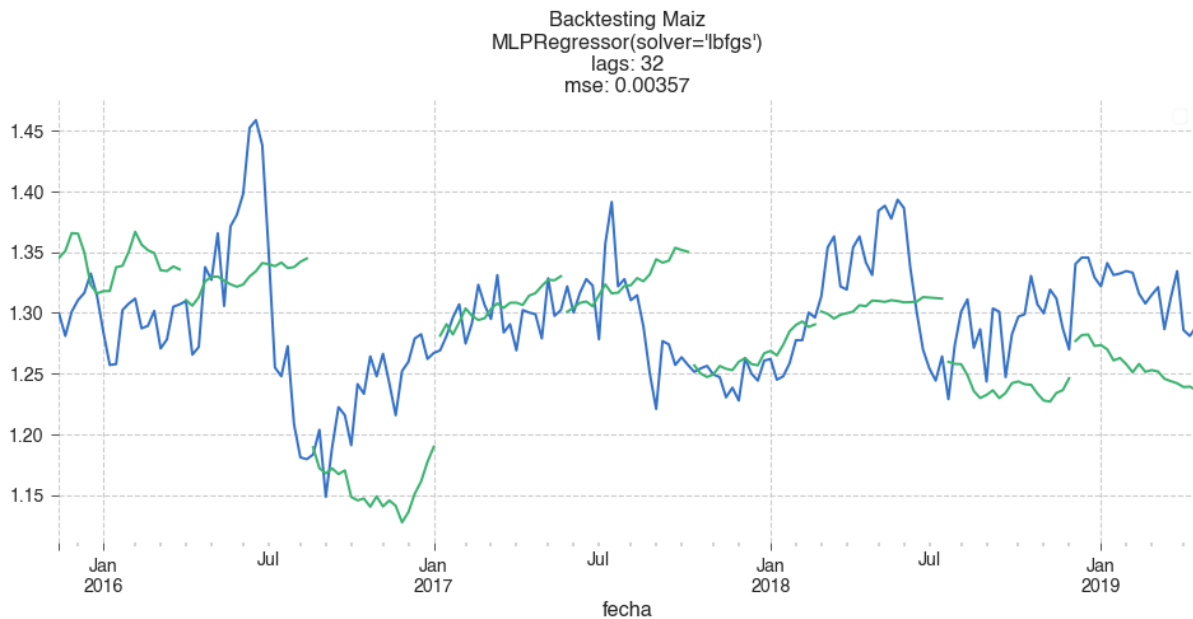


La reducción en MSE es mínima, y es muy similar a la predicción de valor constante.

Por último, utilizamos la técnica mencionada anteriormente, con una red neuronal de 1 capa oculta con 100 neuronas. El mejor valor de MSE se halló cuando se utilizan 8 lags:



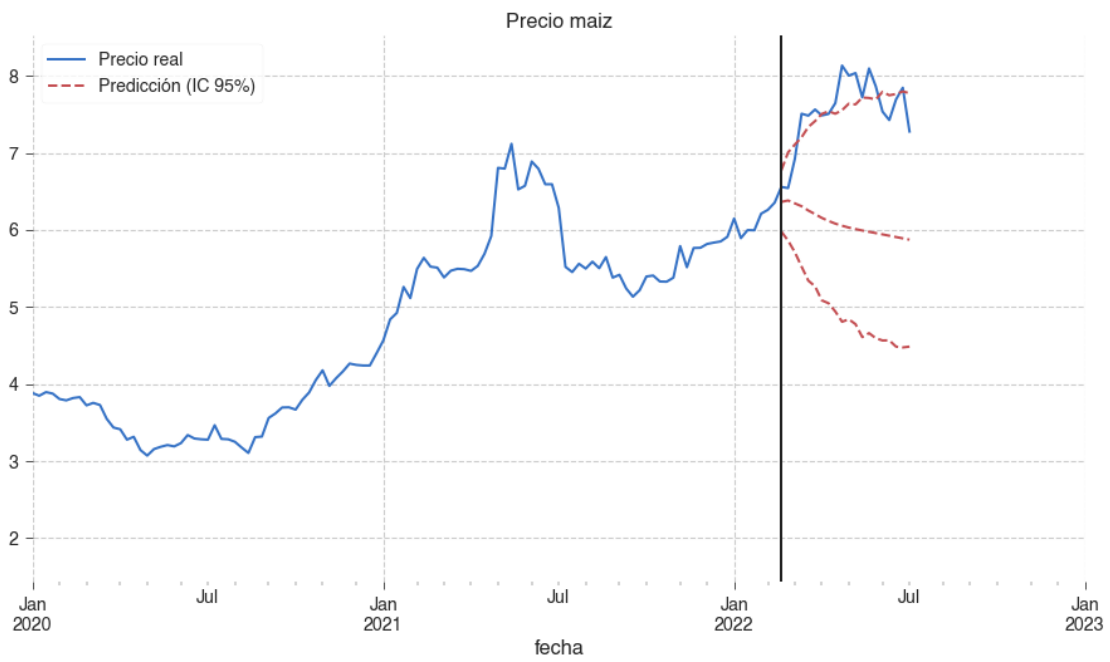
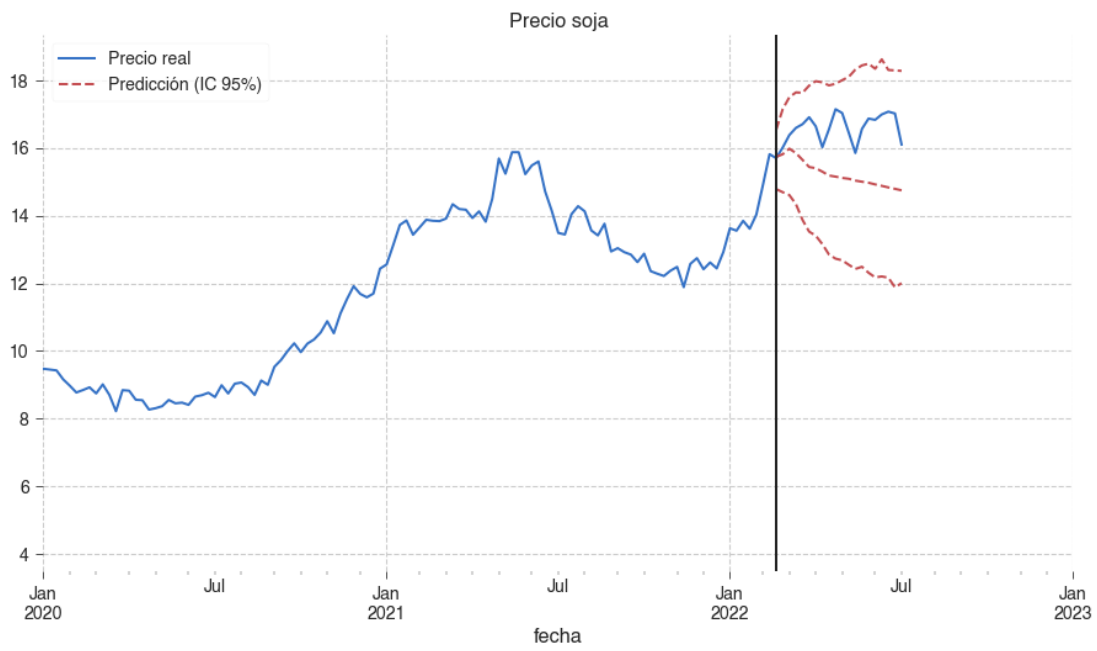
Para lags más altos, el algoritmo se comporta de manera más agresiva lo cual lleva a un error más alto:

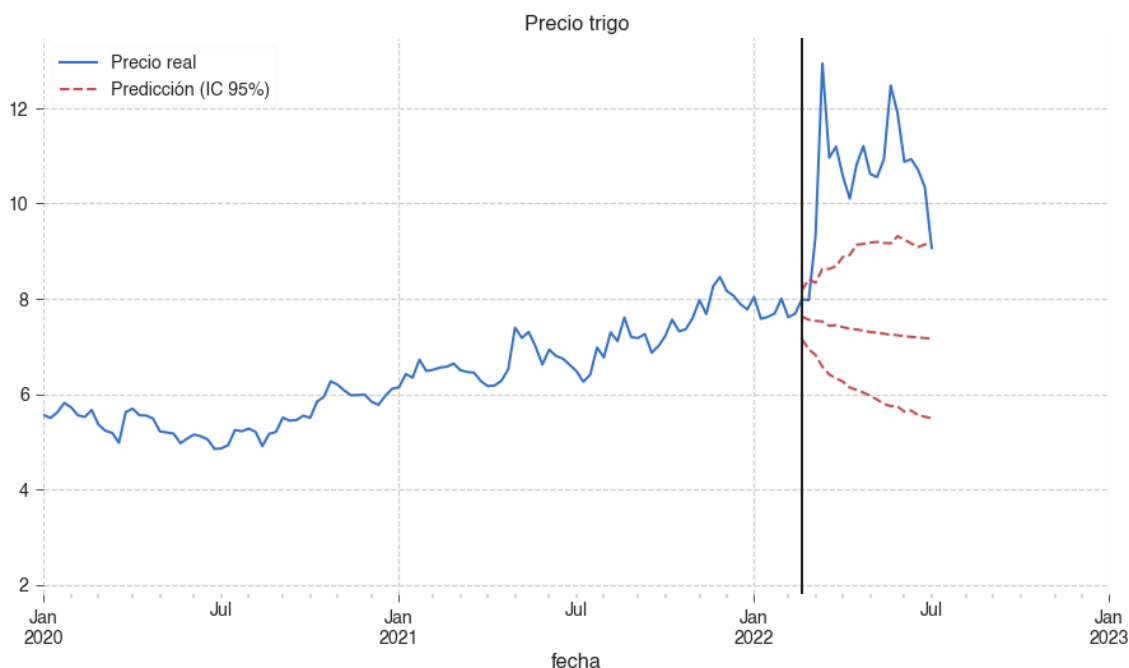


Sin embargo, esto podría ser positivo si nos interesa captar mejor la “cola” de la distribución de los cambios en los precios. Para este ejercicio, nos quedamos con el de mejor MSE.

Ahora, hacemos el forecast para los 3 granos mencionados anteriormente partiendo desde mediados de febrero. Además, no solo queremos saber qué precio predice el modelo, sino también la probabilidad de que el precio sea otro. Para esto, se grafican los intervalos de confianza de las predicciones del 95% generados por un bootstrap de 500 iteraciones. De este modo, podemos saber si el precio actual es significativamente distinto del que predijimos. No solo eso, sino que además si suponemos que nuestro modelo es una predicción fiel, y que los granos no experimentaron otro shock estructural, entonces para los precios actuales que se encuentran por fuera del intervalo, podemos decir con una confianza del 95% que el aumento en el precio se debió a la guerra.







Como se puede ver, todos los granos experimentaron aumentos en los precios, sin embargo, no todos lo hicieron en la misma magnitud. Esto se visualiza en la distancia de los precios actuales a la predicción, y también en la distancia de los precios actuales al intervalo de predicción del 95%. La soja, por ejemplo, nunca sale del intervalo, lo cual quiere decir que no estamos en condiciones de asegurar que su aumento se debió a la guerra. Por otro lado, el maíz, transcurridas 2 semanas ya aumenta levemente por fuera del intervalo, con lo que la probabilidad de que su aumento se deba a la guerra es considerable.

Por último, en el caso del trigo no queda ninguna duda de que sufrió un aumento vertiginoso que solo se podría explicar por un shock de una magnitud como la de la guerra, en especial siendo que su tasa de crecimiento era menor a la de los otros dos antes del aumento. Algo interesante es que al día de hoy el precio se encuentra justo entrando al intervalo, con lo cual -con nuestro modelo y con confianza del 95%- no estaríamos en condiciones de decir que el precio actual del trigo sigue siendo una consecuencia de la guerra, sino que podría ser el valor al que hubiese llegado sin ningún shock.

Cabe señalar que el modelo predecía caída en los 3 precios. Esto puede ser debido a que los 3 granos tenían una dirección creciente, y el modelo entonces predice un movimiento en el sentido contrario. Por el otro, puede ser que el modelo tenga algún tipo de sesgo, lo cual requeriría más evaluación. Otro problema podría ser que a partir de 2020 todos los granos comenzaron a crecer, y si esto fue debido a un cambio estructural, entonces toda la data previa no serviría para entrenar el modelo.

## Conclusiones:

Se puede concluir en base al modelo utilizado que la guerra entre Rusia y Ucrania es un componente más que significativo en la suba de precios de los alimentos, y que su variación al alza está íntimamente ligado con su contribución relativa al mercado internacional de cereales, donde se pondera en mayor medida la dependencia de éstos a la contribución en exportaciones en conjunto de ambos países. Esto es evidente al analizar la participación en el mercado internacional del trigo, donde se visualiza a simple vista una

considerable alza desde el inicio del conflicto que nuestro modelo predice con alto grado de probabilidad como producto de la guerra en sí. Algo similar ocurre con el maíz, el cual nuestro modelo predice los aumentos por fuera de los esperados, con un nivel significativo de probabilidad de que ellos se hayan producido como efecto de la guerra. Como contraste, el alza en la soja no puede ser predicho por nuestro modelo de manera significativa como un producto de la guerra, y tal alza de precios podría ser explicado por otros factores que no han sido analizados en este artículo, de hecho, cabe destacar que la participación en el mercado es marginal en relación con otros agentes productores como lo son Estados Unidos, China, India y Brasil, a modo de ejemplo.

Para futuras investigaciones se sugiere sumar variables exógenas al modelo, de modo de obtener un modelo más preciso. Idealmente, se buscaría una variable exógena que afecte al precio de los alimentos pero que no se vea afectada a su vez por el inicio de la guerra, de modo que sirva para predecir los precios después de la guerra sin introducirle la información de la guerra al algoritmo.