



Munich Personal RePEc Archive

**Estimation of Exports
Demand-elasticities of Major Items
through a VARX(p,q) Model**

Frank, Luis

5 October 2020

Online at <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/111425/>
MPRA Paper No. 111425, posted 08 Jan 2022 10:02 UTC

Estimación de elasticidades de demanda de exportaciones por grandes rubros a través de un modelo VARX(p,q)

Luis Frank ^{*†}

Resumen

En el artículo se estiman las elasticidades de demanda de los cuatro grandes rubros en los que típicamente se clasifican los bienes exportados por Argentina mediante un vector autorregresivo con variables exógenas, y estas estimaciones se comparan con otras obtenidas previamente mediante sendos modelos regARIMA. Los resultados sugieren la posibilidad de un sesgo en elasticidades estimadas separadamente para cada rubro, aunque la corrección de este sesgo no necesariamente conduce a proyecciones más precisas de las exportaciones agregadas.

Palabras clave: elasticidades de demanda, exportaciones argentinas, vector autorregresivo.

JEL: F140

Abstract

The article estimates the demand elasticities of the four major items in which the goods exported by Argentina are typically classified are estimated by means of an autoregressive vector with exogenous variables, and these estimates are compared with others previously obtained through corresponding regARIMA models. The results suggest the possibility of a bias in elasticities estimated separately for each series, although correcting this bias does not necessarily lead to more accurate projections of aggregate exports.

Keywords: demand elasticities, Argentine exports, autoregressive vector.

JEL: F140

1 Introducción

La proyección de variables macroeconómicas se realiza, por lo general, a través de modelos econométricos de dos componentes, una para describir la relación entre la variable de interés y otras variables explicativas de acuerdo a la teoría económica; y otra componente para describir la relación entre la variable de interés y sus valores pasados, es decir, para describir la propia dinámica de la variable, si ésta exhibiera regularidades a lo largo del tiempo. La primera componente se define en general en términos de elasticidades entre las variables involucradas y se utiliza con frecuencia para ejercicios de programación bajo distintos escenarios macro. En

*DNMyP. Secretaría de Política Económica. Ministerio de Economía. Av. Hipólito Yrigoyen 250, C1086AAB. Buenos Aires, Argentina.

†Universidad de Buenos Aires. Facultad de Agronomía. Av. San Martín 4453, C1417DSE. Buenos Aires, Argentina.

el caso de la proyección de exportaciones es frecuente definir esta componente en términos de elasticidades precio e ingreso, como en cualquier función de demanda, por lo cual la estimación certera de dichas elasticidades resulta particularmente relevante.

La estimación de elasticidades de demanda de las exportaciones se realiza usualmente a través de modelos de series de tiempo univariantes con variables exógenas. Berrettoni y Castresana [2] y Zack y Dalle [5], por ejemplo, utilizaron modelos de corrección de errores para estimar las elasticidades del comercio exterior argentino, en tanto que Frank [3] utilizó modelos regARIMA estacionales para estimar elasticidades de demanda de grandes rubros de exportaciones: productos primarios, manufacturas de origen agropecuario (MOA), manufacturas de origen industrial (MOI), combustibles y energía y servicios reales.¹ Los modelos propuestos por [3] incluyeron como variables exógenas índices de los precios propios, de precios *proxy* de bienes sustitutos y de ingreso del resto del mundo, más un conjunto de variables calendario. Si bien estos modelos demostraron ser buenos predictores de las exportaciones, el hecho de modelar cada rubro por separado no garantizaba que las proyecciones fueran coherentes entre sí, es decir, que exhibieran las mismas interrelaciones que exhibieron en el pasado.

El trabajo que sigue tiene por objeto restimar las elasticidades de demanda de las exportaciones argentinas por grandes rubros de manera multivariante a través de un vector autorregresivo con variables exógenas o VARX(p,q), a fin de contrastar las elasticidades halladas anteriormente con las que surge de una especificación que contemple las interrelaciones entre rubros. En la siguiente sección describimos el modelo propuesto y en la tercera presentamos las nuevas estimaciones y los resultados de una comparación de proyecciones VARX con regARIMA. Finalmente, extraemos unas breves conclusiones.

2 Especificación del modelo

Consideremos el modelo VARX(p,q) estacional

$$\mathbf{y}_t = \boldsymbol{\mu} + \mathbf{A}_1 \mathbf{y}_{t-1} + \cdots + \mathbf{A}_p \mathbf{y}_{t-p} + \mathbf{B}_0 \mathbf{x}_t + \cdots + \mathbf{B}_q \mathbf{x}_{t-q} + \mathbf{C} \mathbf{z}_t + \boldsymbol{\epsilon}_t, \quad (1)$$

donde \mathbf{y}_t es un vector de $K \times 1$ variables endógenas, \mathbf{x}_t es un vector de $M \times 1$ variables exógenas, y \mathbf{z}_t es un vector de R variables deterministas que definimos más abajo. El vector $\boldsymbol{\epsilon}_t$ es un vector aleatorio inobservable distribuido normal con esperanza nula y varianza $E(\boldsymbol{\epsilon}\boldsymbol{\epsilon}')$. Tanto el vector de variables endógenas \mathbf{y}_t como el de variables exógenas \mathbf{x}_t se observan a lo largo de T períodos. Las matrices $\boldsymbol{\mu}$, \mathbf{A} , \mathbf{B} y \mathbf{C} son matrices conformables de parámetros fijos. En nuestro caso, \mathbf{y}_t es un vector de índices de demanda de exportaciones y \mathbf{x}_t es un vector de índices de precios e ingreso, ambos escalados a la unidad en el año 2012. Los índices de exportaciones en volumen físico son índices provenientes de la DNESE de INDEC. Los índices de precios, en cambio, son los índices de precios de la DNESE multiplicados por el TCRM del BCRA, a los que agregamos un índice de TCRB con Brasil - principal socio comercial de Argentina - como *proxy* del precio de un bien sustituto, y un índice de ingreso que equiparamos al PIB mundial estimado por el FMI. Para más detalles sobre la justificación teórica de estos índices y la construcción de variables *proxy* sugerimos consultar [3]. Las variables deterministas en \mathbf{z}_t incluyen la cantidad de días feriados que caen en días hábiles, una variable indicadora de año bisiesto, y tres variables binarias de estacionalidad fija. No se incluyeron otras variables indicadoras de valores extremos o *outliers*, salvo una variable indicativa de la cuarenta dispuesta por el Poder Ejecutivo Nacional a partir del 20 de marzo de 2020 a raíz de la epidemia de COVID-19. Esta

¹Si bien los modelos de corrección de errores son multivariantes los autores mencionados utilizaron versiones univariantes de los mismos.

última tomó el valor 1 en el segundo trimestre de 2020 y 0 en todos los demás. Las series abarcan 69 trimestres entre 2003.1 y 2020.2.

En primera instancia, la cantidad de rezagos p y q se fijó en 1 y 0, respectivamente. Es decir, se partió del modelo más parsimonioso entre los que minimizaron los criterios de información de Akaike (AIC), Hannan-Quinn (HQ), Schwartz (SC) y el Error de Predicción Final (FPE).² Estos criterios no fueron coincidentes, alcanzando mínimos entre $p = 1$ (SC) y $p = 4$ (AIC), condicionales a $q = 0$ impuesto por el autor. Por ello, optamos por comenzar la modelación con la especificación VARX(1,0) e incorporar nuevos rezagos en función de medidas diagnósticas de bondad de ajuste. Para facilitar la interpretación de los coeficientes transformamos los índices de cantidades a logaritmos, de modo que el modelo ajustado en primera instancia fue

$$\ln \mathbf{y}_t = \boldsymbol{\mu} + \mathbf{A}_1 \ln \mathbf{y}_{t-1} + \mathbf{B}_0 \mathbf{x}_t + \mathbf{C} \mathbf{z}_t + \boldsymbol{\epsilon}_t. \quad (2)$$

Bajo esta especificación, los parámetros \mathbf{B}_0 se interpretan directamente como elasticidades en el año base (véase la demostración dada en [3] en formato escalar) si la contribución marginal de \mathbf{x}_t es evaluada en $\mathbf{y}_{t-1} = \mathbf{0}$, es decir en 2012, ya que

$$\boldsymbol{\Lambda} = \left. \frac{\partial \ln \mathbf{y}_t}{\partial \mathbf{x}_t} \right|_{\ln \mathbf{y}_{t-1} = \mathbf{0}} = \mathbf{B}_0 \quad \text{para} \quad \mathbf{x}_t = \mathbf{1}_{K+2} \quad \text{y} \quad \mathbf{y}_t = \mathbf{1}_K. \quad (3)$$

donde $\boldsymbol{\Lambda}$ es una matriz de elasticidades de demanda.

3 Resultados

La estimación de parámetros se realizó por mínimos cuadrados generalizados factibles (FGLS) con el programa informático JMULTi descargable libremente de <http://www.jmulti.de/>. En el apéndice se adjunta la salida de computadora con la estimación de parámetros y en el cuadro 1 comparamos las elasticidades de demanda que surgen del modelo VARX con las estimadas previamente a través de especificaciones regARIMA. La simple inspección del cuadro 1 permite apreciar que

- Los signos de las elasticidades precio son los que cabía esperar de acuerdo a la teoría económica, salvo por el signo de la elasticidad precio cruzada TCRB/combustibles que resultó levemente negativo, aunque no significativo. Aunque la mayoría de las elasticidades obtenidas con el modelo VARX no son significativas al 5%, en general lo son al 10%.
- Los signos de las elasticidades ingreso también presentaron el signo que cabía esperar, a excepción de Combustibles y Energía que resultó negativo y significativo, como si se tratara de un bien inferior.
- En cuanto a la magnitud de las elasticidades, se destaca que las elasticidades precio propio e ingreso del modelo VARX tienden a ser menores que sus contrapartes regARIMA. No obstante, las elasticidades estimadas de ambas formas están en el orden de magnitud que las calculadas por otros autores como [1], [2], y [5, 6].

²Para más información sobre el procedimiento de selección fijación de rezagos por medio de estos criterios recomendamos consultar [4].

Cuadro 1: Comparación de la elasticidades de demanda obtenidas a través de modelos regARIMA y VARX. Elasticidades evaluadas en 2012. Los asteriscos indican significatividad al 5 %.

Rubro	Elasticidades modelos regARIMA			Elasticidades modelo VARX		
	precio	bien sust.	ingreso	precio	bien sust.	ingreso
Prod. primarios	-0,9290*	1,0117*	1,3039*	-0,3810	0,4120	0,4800
MOA	-0,4412*	0,5234*	0,7583*	-0,8050*	0,0990	0,3050
MOI	-0,1437	0,2317	2,4040*	-0,3430	0,2540	0,1880
Comb. y Energía	-0,3902*	0,1538	1,2647*	-0,4190	-0,0350	-1,2990*
Servicios	-0,6080*	0,2976*	1,0791*	-	-	-

La inspección del apéndice A revela relaciones estadísticamente significativas entre las cantidades exportadas y sus rezagos en los cuatro rubros, y entre la exportación de Combustibles y Energía y las expo de Productos Primarios y MOA rezagadas un período. Por otra parte, las variables de calendario (días de paro y feriados, y año bisiesto) no son, en general, significativas en el modelo VARX, salvo la variable de año bisiesto en las MOI. La variable indicativa de cuarentena es también significativa en las MOI y, tal como cabía esperar, las variables de estacionalidad son significativas prácticamente para todos los rubros. Nótese que en el modelo VARX hay una redefinición importante de la naturaleza de la estacionalidad, como estacionalidad fija, a diferencia de los modelos regARIMA en los que la estacionalidad es estocástica.

Para chequear los supuestos subyacentes al modelo realizamos las pruebas de heteroscedasticidad condicional, autocorrelación, y normalidad. Los resultados figuran en el apéndice. Los *p-values* de los estadísticos χ^2 correspondientes a las pruebas de multiplicadores de Lagrange para heteroscedasticidad (VARCH-LM) y autocorrelación (LMF) superaron el nivel de 5 % por lo cual descartamos el incumplimiento de supuestos en este sentido.³ Tampoco hallamos evidencia suficiente para rechazar normalidad en los residuos. En vista de estos resultados omitimos ampliar el modelo con rezagos de orden superior.

Adicionalmente a la verificación de supuestos, realizamos una inspección gráfica de las variaciones interanuales proyectadas con los modelos regARIMA y VARX.⁴ Para calcular estas variaciones construimos sendos índices Laspeyres a partir de los índices proyectados por grandes rubros y pudimos apreciar coincidencias entre los signos de las tasas de variación con ambos métodos aunque las tasa del modelo VARX tendían a ser más volátiles. Esta volatilidad se explicaría principalmente por la volatilidad del rubro Combustible y Energía, la que se debida a su vez a las fuertes oscilaciones de precios. La proyección de las expo agregadas mediante modelos regARIMA independientes en cambio moderaban esta volatilidad justamente porque la serie problemática no se vinculaba con las demás.

4 Conclusión

En este artículo realizamos un ejercicio de estimación de elasticidades de demanda y proyección de exportaciones por grandes rubros a través de un modelo VARX(p,q). Los signos y la magnitud de los coeficientes obtenidos, así como las pruebas diagnóstico, muestran que este modelo representa adecuadamente el verdadero proceso generador de datos, lo cual confirma

³Damos mayor credibilidad al estadístico LMF de Doornik frente al estadístico LM tradicional en función de la discusión de [4, p 173].

⁴Por tratarse de la proyección de apenas unos pocos trimestres omitimos presentar la gráfica aquí.

nuestra presunción de que las interrelaciones entre series no pueden ser ignoradas a los fines de proyectar agregados macro como las exportaciones de bienes y servicios. Sin embargo, al comparar las proyecciones obtenidas con el modelo VARX con las obtenidas a través de sendos modelos regARIMA independientes observamos que más allá del sentido que tomen las exportaciones período a período, las proyecciones del modelo VARX son visiblemente más volátiles que las regARIMA por la influencia de la serie Combustible y Energía sobre la proyección de las demás. Es decir, si bien el modelo VARX sería teóricamente más recomendable, en la práctica la proyección a través de modelos regARIMA podría ser preferible para producir agregados más robustos ya que de este modo se evita propagar *shocks* de series erráticas en la proyección de las demás series.

El argumento precedente se vuelve particularmente importante si los precios también se estimaran a través de un vector autorregresivo. Recordemos que para proyectar las expo en cantidades se debe contar primero con una proyección de precios, tipos de cambio reales y PIB mundial. En este ejercicio utilizamos para la proyección VARX precios proyectados a través modelos regARIMA independientes para no confundir diferencias debidas a la especificación del modelo en cantidades con diferencias debidas al método de proyección de precios e ingreso. Sin embargo, los mismos argumentos que justificaron el uso de la especificación VARX para la proyección de cantidades son aplicables a la proyección de precios, de manera que por coherencia tanto precios como cantidades debieran proyectarse a través de vectores autorregresivos, lo cual podría a su vez potenciar el impacto distorsivo de series erráticas en la proyección agregada. en definitiva, la conveniencia práctica de migrar de proyecciones regARIMA a VARX es aún más dudosa cuando se considera la proyección de precios.

Por último, deseamos llamar la atención sobre la importancia de la transformación de los datos originales en índices (escalados a la unidad en el año base) y transformados luego a escala logarítmica. Esta transformación, aunque algo elaborada, es fundamental para interpretar sin ambigüedades los coeficientes asociados a las variables exógenas como elasticidades de demanda además de satisfacer los supuestos econométricos subyacentes al modelo.

Referencias

- [1] Albornoz M., 2016. Elasticidades de comercio exterior en Latinoamérica. Estimaciones para el periodo 1993-2014. Tesis. Maestría en Economía. Facultad de Ciencias Económicas. Universidad Nacional de La Plata.
- [2] Berrettoni D. y S. Castresana, 2009. Elasticidades de comercio de la Argentina para el período 1993-2008. Revista del CEI Nro. 16. Disponible online en: <http://www.cei.gov.ar>
- [3] Frank L. 2020. Nota metodológica sobre la proyección de exportaciones de bienes y servicios reales. Disponible online en: <https://mpira.ub.uni-muenchen.de/111424/>
- [4] Lütkepohl H. 2007. New Introduction to Multiple Time Series Analysis. 2nd Edition. Springer Verlag. Berlin.
- [5] Zack G. y D. Dalle, 2014. Elasticidades del comercio exterior de la Argentina: ¿una limitación para el crecimiento?. Revista Argentina de Economía Internacional Nro. 3.
- [6] Zack G. y D. Sotelsek, 2016. Las posibilidades de crecimiento de la Argentina a partir de una estimación de sus elasticidades de comercio exterior. Anales de la Asociación Argentina de Economía Política. Disponible online en: <https://aaep.org.ar/anales/works/works2016/zack.pdf>

A Parámetros estimados del modelo VARX(1,0)

VAR ESTIMATION RESULTS

endogenous variables: Q1 Q2 Q3 Q4
 exogenous variables: P1 P2 P3 P4 PIB TCRB
 deterministic variables: Z1 Z2 Z3 CONST S1 S2 S3
 endogenous lags: 1
 exogenous lags: 0
 sample range: [2003 Q2, 2020 Q2], T = 69

modulus of the eigenvalues of the reverse characteristic polynomial :
 $|z| = (11.2191 \quad 2.2441 \quad 2.2441 \quad 1.5117 \quad)$

Legend:

=====

	Equation 1	Equation 2	...
Variable 1 Coefficient			...
(Std. Dev.)			
{p - Value}			
[t - Value]			
Variable 2			...
...			

Lagged endogenous term:

=====

	Q1	Q2	Q3	Q4
Q1(t-1)	0.463	0.048	-0.036	0.353
	(0.150)	(0.065)	(0.045)	(0.132)
	{0.002}	{0.458}	{0.419}	{0.007}
	[3.083]	[0.742]	[-0.809]	[2.675]
Q2(t-1)	-0.428	-0.015	0.030	-0.930
	(0.343)	(0.147)	(0.102)	(0.301)
	{0.211}	{0.916}	{0.770}	{0.002}
	[-1.250]	[-0.105]	[0.293]	[-3.090]
Q3(t-1)	0.036	-0.060	0.635	-0.472
	(0.298)	(0.128)	(0.088)	(0.262)
	{0.903}	{0.641}	{0.000}	{0.072}
	[0.121]	[-0.466]	[7.179]	[-1.799]
Q4(t-1)	-0.156	-0.096	-0.048	0.368
	(0.139)	(0.060)	(0.041)	(0.123)
	{0.262}	{0.108}	{0.241}	{0.003}
	[-1.121]	[-1.605]	[-1.172]	[3.007]

Current and lagged exogenous term:

=====

	Q1	Q2	Q3	Q4
P1 (t)	-0.381	0.476	0.239	-0.296
	(0.522)	(0.224)	(0.155)	(0.458)
	{0.465}	{0.034}	{0.122}	{0.518}
	[-0.731]	[2.126]	[1.545]	[-0.646]
P2 (t)	-0.287	-0.805	0.042	0.310
	(0.526)	(0.226)	(0.156)	(0.463)
	{0.586}	{0.000}	{0.787}	{0.503}
	[-0.545]	[-3.563]	[0.271]	[0.669]
P3 (t)	0.522	0.597	-0.343	1.575
	(0.654)	(0.281)	(0.194)	(0.575)
	{0.425}	{0.034}	{0.077}	{0.006}
	[0.799]	[2.124]	[-1.768]	[2.739]
P4 (t)	0.032	-0.069	0.059	-0.419
	(0.263)	(0.113)	(0.078)	(0.231)
	{0.904}	{0.541}	{0.447}	{0.069}
	[0.120]	[-0.611]	[0.760]	[-1.815]
PIB (t)	0.480	0.305	0.188	-1.299
	(0.421)	(0.181)	(0.125)	(0.370)
	{0.255}	{0.092}	{0.132}	{0.000}
	[1.139]	[1.686]	[1.508]	[-3.510]
TCRB(t)	0.412	0.099	0.254	-0.035
	(0.447)	(0.192)	(0.132)	(0.393)
	{0.356}	{0.606}	{0.055}	{0.930}
	[0.923]	[0.515]	[1.922]	[-0.088]

Deterministic term:

=====

	Q1	Q2	Q3	Q4
Z1 (t)	0.016	-0.009	0.000	0.018
	(0.021)	(0.009)	(0.006)	(0.019)
	{0.456}	{0.327}	{0.938}	{0.328}
	[0.745]	[-0.981]	[0.078]	[0.978]
Z2 (t)	0.129	0.036	-0.036	-0.110
	(0.122)	(0.052)	(0.036)	(0.107)
	{0.287}	{0.485}	{0.318}	{0.304}
	[1.064]	[0.699]	[-0.998]	[-1.029]
Z3 (t)	0.006	-0.060	-0.544	0.333
	(0.249)	(0.107)	(0.074)	(0.219)
	{0.981}	{0.574}	{0.000}	{0.129}
	[0.023]	[-0.562]	[-7.364]	[1.518]
CONST	-1.260	-0.592	-0.443	0.297
	(0.471)	(0.202)	(0.140)	(0.414)
	{0.007}	{0.003}	{0.001}	{0.474}
	[-2.675]	[-2.926]	[-3.175]	[0.717]
S1 (t)	0.309	-0.110	-0.251	-0.152
	(0.093)	(0.040)	(0.028)	(0.082)

		{0.001}	{0.006}	{0.000}	{0.064}
		[3.307]	[-2.752]	[-9.057]	[-1.855]
S2	(t)	0.616	0.130	0.049	-0.516
		(0.111)	(0.048)	(0.033)	(0.098)
		{0.000}	{0.006}	{0.140}	{0.000}
		[5.541]	[2.724]	[1.475]	[-5.289]
S3	(t)	0.362	0.094	0.003	-0.359
		(0.083)	(0.036)	(0.025)	(0.073)
		{0.000}	{0.009}	{0.918}	{0.000}
		[4.341]	[2.619]	[0.103]	[-4.893]

B Validación de supuestos

PORTMANTEAU TEST is not implemented if exogenous variables are in the model.

LM-TYPE TEST FOR AUTOCORRELATION with 5 lags

Reference: Doornik (1996), LM test and LMF test (with F-approximation)

LM statistic: 112.2337

p-value: 0.0102

df: 80.0000

LMF statistic: 1.1515

p-value: 0.2421

df1: 80.0000

df2: 116.0000

TESTS FOR NONNORMALITY

Reference: Doornik & Hansen (1994)

joint test statistic: 3.6439

p-value: 0.8877

degrees of freedom: 8.0000

skewness only: 2.3719

p-value: 0.6677

kurtosis only: 1.2721

p-value: 0.8661

Reference: Lutkepohl (1993). Introduction to Multiple Time Series Analysis. 2ed, p. 153

joint test statistic: 3.3690

p-value: 0.9091

degrees of freedom: 8.0000

skewness only: 2.9171

p-value: 0.5718

kurtosis only: 0.4519

p-value: 0.9780

JARQUE-BERA TEST

variable	teststat	p-Value(Chi ²)	skewness	kurtosis
u1	0.4816	0.7860	-0.1761	3.2086
u2	1.9462	0.3779	0.3922	2.7515
u3	0.0435	0.9785	-0.0615	3.0026
u4	2.5068	0.2855	-0.3086	2.2992

ARCH-LM TEST with 16 lags

variable	teststat	p-Value(Chi ²)	F stat	p-Value(F)
u1	15.9853	0.4540	1.4306	0.1824
u2	11.1933	0.7974	0.8869	0.5881
u3	10.7863	0.8225	0.8464	0.6291
u4	10.6444	0.8309	0.8325	0.6432

MULTIVARIATE ARCH-LM TEST with 5 lags

VARCHLM test statistic: 511.0920
p-value(chi²): 0.3560
degrees of freedom: 500.0000

C Proyecciones

FORECASTING

Reference: LÄ¼tkepohl (1993), IMTSA, 2ed, ch. 5.2.6, ch. 10.5

CI coverage: 0.95
forecast horizon: 6 periods
using standard confidence intervals

	Q1			
time	forecast	lower CI	upper CI	+/-
2020 Q3	0.1165	-0.2756	0.5086	0.3921
2020 Q4	-0.3131	-0.7409	0.1147	0.4278
2021 Q1	-0.2376	-0.6701	0.1949	0.4325
2021 Q2	0.2519	-0.1817	0.6855	0.4336
2021 Q3	0.1634	-0.2707	0.5974	0.4341
2021 Q4	-0.1230	-0.5573	0.3113	0.4343

	Q2			
time	forecast	lower CI	upper CI	+/-
2020 Q3	0.2532	0.0848	0.4216	0.1684
2020 Q4	0.1554	-0.0168	0.3276	0.1722
2021 Q1	-0.0015	-0.1747	0.1718	0.1733
2021 Q2	0.2844	0.1108	0.4581	0.1736
2021 Q3	0.3399	0.1662	0.5137	0.1738
2021 Q4	0.2922	0.1184	0.4660	0.1738

Q3				
time	forecast	lower CI	upper CI	+/-
2020 Q3	-0.7011	-0.8172	-0.5849	0.1162
2020 Q4	-0.5490	-0.6874	-0.4106	0.1384
2021 Q1	-0.6812	-0.8297	-0.5326	0.1486
2021 Q2	-0.4550	-0.6087	-0.3013	0.1537
2021 Q3	-0.3388	-0.4951	-0.1825	0.1563
2021 Q4	-0.2430	-0.4005	-0.0855	0.1575

Q4				
time	forecast	lower CI	upper CI	+/-
2020 Q3	0.0719	-0.2727	0.4165	0.3446
2020 Q4	0.1160	-0.3026	0.5345	0.4185
2021 Q1	-0.1082	-0.5500	0.3337	0.4418
2021 Q2	-0.4536	-0.9040	-0.0031	0.4504
2021 Q3	-0.7235	-1.1770	-0.2699	0.4536
2021 Q4	-0.5685	-1.0232	-0.1137	0.4547