

<https://doi.org/10.69639/arandu.v12i2.1205>

Demanda de pasajeros aeroportuarios en Quito, Ecuador: Variables Causales

Airport passenger demand in Quito-Ecuador: Causal Variables

Sebastián Nader

sebastian.nader@ute.edu.ec

<https://orcid.org/0000-0003-1967-7727>

Universidad UTE - Universidad Nacional de La Plata
La Plata, Argentina

Elsa Maritza Vargas Torres

kare.medic@gmail.com

<https://orcid.org/0009-0007-7806-6930>

Universidad Carlos III de Madrid
Quito, Ecuador

Karla Lizeth Vizuite Sandoval

karlavizuite267@gmail.com

<https://orcid.org/0009-0006-6549-3215>

Pontificia Universidad Católica de Ecuador
Quito - Ecuador

David Eduardo Rodríguez Baldeón

daverodb@gmail.com

<https://orcid.org/0000-0002-2746-3588>

Instituto Superior Sudamericano
Quito-Ecuador

Andrés Fernando Padilla Valverde

andres.padilla@mba2014.incae.edu

<https://orcid.org/0009-0007-0683-5999>

INCAE Business School
Alajuela - Costa Rica

Artículo recibido: 18 mayo 2025 - Aceptado para publicación: 28 junio 2025
Conflictos de intereses: Ninguno que declarar

RESUMEN

El sector aeronáutico interviene en el desarrollo productivo y turístico de una nación, sentando la base para el fomento del empleo, la innovación y el crecimiento de la actividad económica en general. Varias investigaciones realizadas muestran interacción entre la expansión económica y la demanda de pasajeros, estos hallazgos permiten entender la compleja dinámica del transporte aéreo. Este artículo se enfoca en identificar y analizar las variables causales que afectan la demanda de pasajeros en el sector aéreo mediante un enfoque econométrico, de esta forma se busca proporcionar evidencia sobre los determinantes de esta métrica y contribuir con estrategias para los actores clave del sector, incluidos operadores de aerolíneas, autoridades regulatorias y formuladores de políticas. En efecto, los resultados encontrados en este estudio indican presencia

de causalidad de varios factores externos e internos, creando así una base de conocimiento que aporte en la toma de decisiones dentro del sector.

Palabras Clave: causalidad, econometría, demanda, aérea, pasajeros

ABSTRACT

The aeronautical sector is involved in the productive and tourism development of a nation. It influences the promotion of employment, innovation, and the growth of economic activity. Several investigations that have been carried out show the strong interaction between economic expansion and passenger demand. These findings allow us to understand the complex dynamics of air transportation. This article focuses on identifying and analyzing the causal variables that affect passenger demand in the airline sector through an econometric approach. The study aims to provide evidence on the determinants of this metric and contribute strategies for key actors in the sector, such as airline operators, regulatory authorities, and policy makers. Indeed, the results found in this study indicate the presence of causality of several external and internal factors, thus building a scientific base that could contribute to decision-making within the sector.

Keywords: causality, econometrics, demand, aerial, passengers

INTRODUCCIÓN

Es importante entender cuáles son los factores que influyen en la demanda aeroportuaria de una ciudad porque el uso de estos se vincula a mejoras en la calidad de vida de las ciudades (Cristureanu y Bobircă, 2007) y a través del transporte de pasajeros y carga se dinamizan las economías locales vía inversión extranjera (Button, Doh y Yuan, 2010) y actividad turística y de negocios (Green, 2007; Florida, 2014; Lindsey, 2014). A la fecha, la ciudad de Quito y, en general el Ecuador, no cuentan con un estudio que explore estos factores.

Los estudios que existen en otros países o regiones -que no incluyen a Quito-, miden el nivel de relación existente entre una variable de estudio y las variables exploratorias a través de métodos como correlación, regresión y causalidad (Benell y Prentice, 1993; Sun, Lu y otros, 2019; Pisa, 2015; Ubogu, 2013; etc). La correlación muestra el grado de relación existente entre dos variables, el análisis de regresión indica cómo una variable dependiente se asocia con otras variables independientes, mientras que la causalidad sirve para establecer una relación dinámica entre variables cuando una anticipa a otra. (Reiter, 2000), (Beyzaltar, 2014).

Esta investigación tiene como propósito el análisis de los factores que influyen en el flujo de pasajeros para el caso del Aeropuerto Internacional Mariscal Sucre del Distrito Metropolitano de Quito mediante la medición del efecto causal ejercido entre variables utilizando el método de causalidad de Granger (1969).

Esta metodología busca establecer la influencia de distintas variables de carácter económico, estructural, social y de seguridad sobre la Demanda de Pasajeros que transitan en el Aeropuerto.

Los hallazgos obtenidos indican una relación de causalidad entre el PIB y la Demanda de pasajeros, es decir que el crecimiento económico reflejado en el PIB explica el flujo de pasajeros que transitan en el Aeropuerto de Quito, esto ha sido demostrado por varios autores que estudiaron el mismo fenómeno. (Cruz, 2019), (Hu, 2015) y (Chi, 2013).

MATERIALES Y MÉTODOS

El análisis de causalidad permite establecer conexiones temporales entre variables, donde las observaciones futuras se pueden predecir por medio de observaciones pasadas. La estacionariedad de variables es una condición necesaria para garantizar que las pruebas de causalidad sean confiables, puesto que esta condición permite que la variación de los parámetros principales de las series en estudio se mantenga en el tiempo. A continuación, se describen los principales modelos y pruebas utilizados en la investigación.

Series Temporales

Las series temporales son conjuntos de datos que se observan y recopilan a intervalos regulares de tiempo, el análisis estadístico busca establecer la relación existente entre dos o más series a lo largo del tiempo. Existen cuatro tipos principales de series temporales que resultan de

la variación de los parámetros de media, varianza y componente estacional, estos son: tendencia secular, variación cíclica, variación estacional y variación irregular.

El análisis de series temporales utiliza distintas técnicas para su modelización, los más conocidos son los métodos de suavizado exponencial, descomposición, modelos autorregresivos, modelos de media móvil, entre otros.

Modelos

Dentro de los modelos temporales se encuentran los modelos autorregresivos (AR) y los de medias móviles (MA). Los autorregresivos utilizan sus propios valores pasados para predecir valores futuros, mientras que los modelos de medias móviles emplean promedios ponderados de errores pasados para hacer los pronósticos. Como extensión a los modelos autorregresivos, se encuentran los VAR que son modelos autorregresivos vectoriales que incluyen otras variables junto con sus rezagos pasados y son útiles para modelar relaciones dinámicas entre múltiples series de tiempo según lo describe Gujarati, 2010. De ahí que un aspecto importante de medición, son los rezagos presentes en los modelos, estos valores se utilizan como predictores de observaciones futuras.

Causalidad

La causalidad es la asociación que se establece entre dos series de tiempo y se produce cuando una variable influye o explica la ocurrencia de otra. En este caso, se pretende saber si las variables exploratorias son causantes de la Demanda de Pasajeros en el AIMS.

Una serie temporal X es causa Granger de Y si se demuestra que los valores de esta muestran información estadísticamente significativa sobre los valores futuros de Y, a través de la utilización de pruebas F o Wald sobre los valores rezagados de X. Las pruebas determinan un valor p respectivo, cuando este valor es menor al nivel de significación se puede concluir que se tiene evidencia suficiente para rechazar la hipótesis nula y decir que la serie temporal X causa Granger la serie temporal Y. (Marazzo, 2010) (Rafaqet, 2023) (Quang Hai, 2023)

Estacionariedad

Para establecer causalidad es necesario cumplir con algunas condiciones que respaldan la confiabilidad de la prueba, una de las principales es la estacionariedad. Se dice que una serie es estacionaria cuando se mantiene estable a lo largo del tiempo, es decir que los parámetros de media y varianza no se modifican en el tiempo, esta condición es requerida para la predicción puesto que es más confiable hacerlo con información de una serie estable en el tiempo.

Una prueba utilizada para probar estacionariedad es la de Dickey Fuller aumentada (ADF) para raíces unitarias, esta prueba se usa para detectar si existe presencia de conducta tendencial estocástica en las series temporales. Si los datos cumplen con el requisito de estacionariedad se procede con la prueba de Granger, caso contrario se llevará a cabo un proceso de transformación de variables.

Variables utilizadas

En este estudio se analizan series temporales que han sido evaluadas en estudios bibliográficos anteriores para establecer relaciones causales con el tráfico aéreo. La información disponible se encuentra compilada en una base de datos comprendida entre enero del 2018 hasta diciembre del 2023, estructurada a manera de variables temporales con periodicidad mensual. A continuación, se detallan las variables empleadas, su concepto, relevancia y fuente de origen:

Variable dependiente

La demanda de pasajeros es una variable clave en el sector aeroportuario, el análisis de métricas que influyen en su predicción permite establecer políticas y decisiones que contribuyan a su desarrollo. (Rodríguez, 2015).

Demanda de pasajeros: Cantidad de pasajeros registrados en el Aeropuerto Internacional Mariscal Sucre de Quito tanto en arribos como en salidas (Datos Empresa Pública Metropolitana de Servicios del Aeropuerto de Quito y Gestión de Zonas Francas y Regímenes Especiales-EPMSA)

Variables Económicas

El crecimiento económico de un país se expresa a través de indicadores que permiten medir su evolución, uno de los principales viene a ser el PIB. La mayoría de estudios muestran que este indicador es determinante para la estimación del flujo de pasajeros. (Kiboi, 2017)

Otros indicadores relevantes son el IPC que mide el cambio en el tiempo del nivel general de precios, la Inflación y la Inversión Extranjera que recibe el país.

- **PIB:** Producto Interno Bruto del país en cifras reales (Base Banco Central del Ecuador-BCE)
- **IPC:** Índice de precios al consumidor (Base BCE)
- **Inflación:** Es la variación porcentual del índice de precio al consumidor (Base BCE)
- **Inversión extranjera:** Es el saldo de flujos de deuda contraída por empresas de Inversión (Base BCE)

Variables Socio estructurales

La población, el riesgo país y los niveles de empleo se han denominado variables socio estructurales, también se cuenta con información de diferentes investigaciones que han medido su influencia en el tráfico aéreo. Se podría pensar que el efecto de causalidad que ejerce la población es generalizado, sin embargo, la evidencia no siempre muestra este resultado. Hakim (2006)

- **Población:** Cantidad de habitantes de Ecuador (Base INEC)
- **Riesgo país:** Puntuación de riesgo país de Ecuador (Trading economics)
- **Empleo:** Empleo adecuado y Desempleo medidas (Base INEC)

Variables aeronáuticas

Los principales indicadores relacionados con la industria son frecuencia de vuelos, cantidad de carga transportada y precio del combustible de avión.

- **Vuelos:** Cantidad de vuelos registrados en arribos y salidas (Datos EPMSA)
- **Carga:** Peso de la carga transportada en toneladas métricas (Datos EPMSA)
- **Gasolina:** Precio de la gasolina de avión a nivel mundial (Fuente: US Energy Information Administration)

Variables de seguridad

Dos variables que ayudan a percibir el nivel de seguridad de un país son la cantidad de homicidios y muertes por accidentes de tránsito registrados. Existen otros estudios que también analizan la influencia del factor seguridad (Muñoz, 2022).

Homicidios: Cantidad de homicidios totales registrados en la provincia (Base INEC)

Accidentes: Cantidad de muertes en accidentes de tránsito en la provincia (Base INEC)

Variables de búsqueda

Existen indicadores que miden la tendencia registrada de palabras o frases determinadas, estos permiten conocer información obtenida en los motores de búsqueda con el objetivo de medir su influencia en la decisión de llegada al país. Koçak, 2023 estudia la incidencia de frases relacionadas con el turismo.

GTQuito: Datos de tendencia de la palabra “Quito” en Google Trends en el área de viajes. (Datos Google Trends)

GTInseguridad: Datos de tendencia de la frase “Inseguridad Ecuador” en Google Trends en el área general. (Datos Google Trends)

METODOLOGÍA

Las variables que participan en el estudio están expresadas como series temporales mensualizadas, a excepción del PIB, empleo e inversión extranjera que tienen periodicidad trimestral. Se emplea un método de extrapolación para convertir las series con temporalidad trimestral en mensual.

Las pruebas de causalidad de Granger se basan en modelos de series temporales multivariantes que capturan el movimiento de las variables. Una opción generalizada es mediante el uso de modelos de autorregresión vectorial (VAR) que asumen que cada variable depende de sus propios valores pasados y de los valores pasados de otras variables. Gujarati (2010)

Para realizar el análisis econométrico es necesario comprobar si las series de tiempo son estacionarias, esta condición evitará la obtención de resultados que al parecer son válidos pero que en realidad reflejan una relación espuria entre variables. La estacionariedad ayuda a predecir si la forma en que cambian las variables se ve afectada en el tiempo.

Si las series de tiempo no cumplen la condición de estacionariedad es necesario seguir un proceso de transformación de las variables, en donde se analiza si existe variación en la media, en la varianza o si la serie tiene carácter estacional, dependiendo de ello, se puede aplicar la transformación mediante logaritmos, diferenciación o diferenciación estacional respectivamente. Acín Coello de Portugal (2022)

Para determinar la relación de causalidad existente entre las variables, se realiza la Prueba de Granger, este test estadístico, permite determinar si una serie temporal puede predecir a otra y comprobar si esta relación es unidireccional o bidireccional. Este test evidencia si el comportamiento actual y pasado de una serie es capaz de predecir la conducta de otra serie, si esto ocurre, se puede afirmar que la primera serie causa la segunda y lo mismo en el sentido inverso.

Las pruebas de causalidad proporcionan evidencia de la intensidad y dirección de estos efectos, así como su importancia y robustez. La hipótesis nula de este modelo indica que la serie de tiempo A no causa en el sentido de Granger a la serie de tiempo B y la hipótesis alternativa muestra que la serie de tiempo A causa en el sentido de Granger a la serie de tiempo B.

En los resultados de la prueba, si el valor p del estadístico F es mayor o igual que un nivel de significación dado, entonces no se rechaza la hipótesis nula y se concluye que la serie temporal A no causa a la serie temporal B. Y si se llega a rechazar la hipótesis nula, existe evidencia que la serie de tiempo A causa la serie de tiempo B.

Al contar con distintas variables exploratorias, el análisis de causalidad se lo puede hacer de forma bivariable o multivariante, es recomendable en primer lugar conocer la relación individual de cada serie con la variable dependiente y posteriormente establecer otras relaciones multivariantes más complejas. En estas últimas hay que considerar que se pueden generar situaciones de significancia que no se observaban en el análisis individual y también pueden aparecer problemas de multicolinealidad de las series según lo indica Martín (2021).

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

El procesamiento estadístico que permite comprobar una condición causal se desarrolla en seis pasos consecutivos, donde se efectúan las siguientes acciones: formato de la variable tiempo, estandarización de variables de estudio, determinación de rezagos, estimación del modelo var, realización de prueba de estacionariedad y causalidad. Este proceso se realiza con los pares de variables compuestos por la Demanda de Pasajeros y cada una de las variables exploratorias, mediante la utilización del programa Stata (Beckett, 2005).

A continuación, se detallan los pasos seguidos en el análisis:

Paso 1: Crear una variable de tiempo que tenga el formato de fecha: Este paso permite dar a los datos la característica de serie temporal.

Paso 2: Estandarizar el formato de los datos de acuerdo a la variable fecha: Todas las variables deben contar con el formato de orden y período establecidos.

Paso 3: Encontrar el número óptimo de rezagos del modelo: En el cuadro abajo detallado se muestran los indicadores relacionados con el nivel de pérdida de información, el criterio de elección consiste en elegir los valores menores que son los que evidencian la menor pérdida de la misma. La comparación de modelos generalmente se basa en criterios de información como el Akaike AIC, Bayesiano SBIC o Hannan-Quinn HQIC. En el análisis de las variables Demanda de pasajeros y PIB real, el número de rezagos recomendado para este modelo es de 4.

Tabla 1

Cantidad óptima de rezagos

varsoc PASAJEROS PIBREAL								
Selection-order criteria								
Sample: 2018m5 - 2023m12					Number of obs		=	68
lag	LL	LR	df	p	FPE	AIC	HQIC	SBIC
0	-1853.41				1.7e+21	54.571	54.5969	54.6363
1	-1718.51	269.81	4	0.000	3.7e+19	50.7209	50.7985	50.9168
2	-1705.62	25.775	4	0.000	2.8e+19	50.4595	50.5888	50.7859*
3	-1699.07	13.098	4	0.011	2.6e+19	50.3845	50.5656*	50.8415
4	-1693.65	10.841*	4	0.028	2.5e+19*	50.3428*	50.5756	50.9303
Endogenous: PASAJEROS PIBREAL								
Exogenous: _cons								

Fuente: Elaboración Propia

Paso 4: Estimación del VAR: Se debe correr el modelo con la especificación de rezagos antes determinada. En este caso se utiliza (**L4**) rezagos.

Tabla 2

Estimación del VAR

. varbasic PASAJEROS PIBREAL, lags(4)					
Vector autoregression					
Sample: 2018m5 - 2023m12			Number of obs		= 68
Log likelihood = -1807.93			AIC		= 53.35088
FPE = 5.07e+20			HQIC		= 53.42847
Det(Sigma_ml) = 4.25e+20			SBIC		= 53.54672
Equation	Parms	RMSE	R-sq	chi2	P>chi2
PASAJEROS	3	86636.1	0.6698	137.9268	0.0000
PIBREAL	3	472895	0.4354	52.44803	0.0000

	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
PASAJEROS						
PASAJEROS						
L4.	.028408	.1568949	0.18	0.856	-.2791004	.3359164
PIBREAL						
L4.	.1941806	.0379592	5.12	0.000	.1197819	.2685794
_cons	-3091136	621454.7	-4.97	0.000	-4309165	-1873108
PIBREAL						
PASAJEROS						
L4.	-1.149927	.8563951	-1.34	0.179	-2.828431	.5285762
PIBREAL						
L4.	.9111903	.2071967	4.40	0.000	.5050922	1.317288
_cons	1950872	3392148	0.58	0.565	-4697616	8599359

Fuente: Elaboración Propia

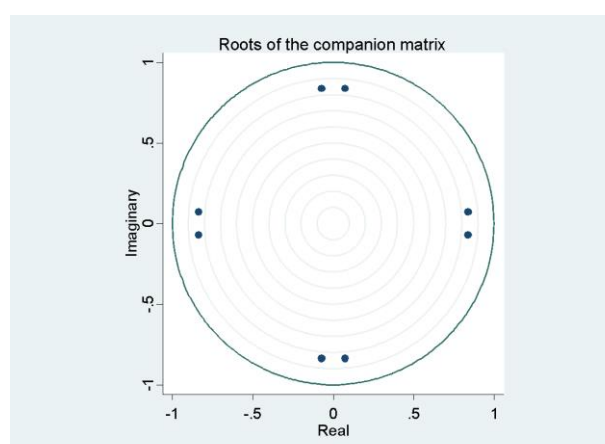
Paso 5: Comprobar si el modelo es estacionario

Para demostrar la condición de estacionariedad se utilizaron dos métodos, la prueba de Dickey Fuller aumentada que se aplica a las variables de manera individual y el test de estabilidad aplicado al conjunto conformado por la variable dependiente y la variable exploratoria.

En el diagrama mostrado a continuación se comprueba la estacionariedad de las variables en conjunto, cuando las series son estacionarias los puntos de la gráfica caen dentro del círculo. En esta investigación, todas las series evaluadas de forma individual y en conjunto, cumplen la condición de estacionariedad, a excepción del IPC, en este caso, para probar causalidad es necesario primero la transformación de la variable de acuerdo a la variabilidad que sea detectada en la misma, dependiendo de los resultados no siempre se puede realizar el análisis como lo indica Pisa, 2015.

Tabla 3

Prueba de estacionariedad



`varstable, graph`

Eigenvalue stability condition

Eigenvalue	Modulus
.07236424 + .8374298i	.840551
.07236424 - .8374298i	.840551
.8374298 + .07236424i	.840551
.8374298 - .07236424i	.840551
-.07236424 + .8374298i	.840551
-.07236424 - .8374298i	.840551
-.8374298 + .07236424i	.840551
-.8374298 - .07236424i	.840551

All the eigenvalues lie inside the unit circle.
VAR satisfies stability condition.

Fuente: Elaboración Propia

Paso 6: Test de Granger

Para interpretar los resultados, del cuadro abajo detallado, se debe considerar que: si el valor p del estadístico F es menor que 0,05, se rechaza la hipótesis nula, entonces hay evidencia que existe relación de causalidad de Granger entre las series.

Tabla 4

Prueba de Granger

vargranger					
Granger causality Wald tests					
Equation	Excluded	chi2	df	Prob > chi2	
PASAJEROS	PIBREAL	26.168	1	0.000	
PASAJEROS	ALL	26.168	1	0.000	
PIBREAL	PASAJEROS	1.803	1	0.179	
PIBREAL	ALL	1.803	1	0.179	

Fuente: Elaboración Propia

Al analizar la información resultante, se evidencia que:

- Se prueba causalidad en el sentido de Granger entre el PIB real y la Demanda de pasajeros mediante la aplicación de un modelo VAR con cinco retrasos. Es decir que el PIB real presenta causalidad o explica la Demanda de Pasajeros que transitan en el Aeropuerto de Quito.
- Otras variables que muestran relación causal o explican la Demanda de Pasajeros aplicando un modelo VAR con dos rezagos son: Desempleo, Gasolina, GT Inseguridad y Empleo Adecuado. (Ver resultados en Anexos)
- Mientras que en el sentido inverso se tiene que la Cantidad de Pasajeros es variable causal o explica las series: Población, Desempleo y GT Quito, también con un modelo VAR de dos rezagos. (Ver resultados en Anexos)

CONCLUSIONES

Varios estudios internacionales utilizan la regresión “Tráfico = A * PIB + B”, para determinar la demanda de tráfico aéreo, en donde el PIB se constituye como una variable base para su determinación. Los resultados obtenidos en este estudio también respaldan mencionado modelo, puesto que se establece una relación de causalidad del PIB real con el Flujo de pasajeros. (Yang,2022), (Profillidis, 2015).

Esta relación indica que al incentivar el crecimiento económico representado en el PIB se logra también el desarrollo del transporte aeroportuario. Bajo estas especificaciones, se puede

afirmar que la actividad aeronáutica es un poderoso predictor del crecimiento económico, pero la actividad de carga no lo es. (Green, 2007) (Mukkala, 2013)

En el análisis de Granger, no solo el PIB muestra una relación dinámica con la Demanda de pasajeros, sino también las series: Desempleo, Gasolina, GT Inseguridad y Empleo Adecuado.

Se evidencia la importancia de variables socioeconómicas como el desempleo y empleo adecuado en la determinación de la Demanda de Pasajeros, este fenómeno también se observa en otros estudios similares como Dokmeci (1998), IATA (2009) y Van De Vijver (2016).

Se muestra además la relevancia del precio del combustible de avión, que según el Informe de Índice de Competitividad¹, es el insumo de mayor peso en la estructura de costos de las aerolíneas, en el 2022 representó el 37.7% del total de costos.

La inseguridad viene a ser una variable de interés que tiene influencia en el tráfico aéreo, la información proporcionada en el motor de búsqueda de Google permite inferir que un importante grupo de pasajeros toma la decisión del destino de viaje a través de internet y que el tema de seguridad es un factor decisivo en la misma.

Otro estudio similar que muestra relación causal de variables obtenidas en motores de búsqueda es el desarrollado por Koçak, 2023, donde concluye que “vuelos a Madrid” y “volar a Madrid” muestran causalidad con la demanda de pasajeros en Madrid.

Analizando la causalidad obtenida en el sentido inverso, se observa que el Flujo de pasajeros influencia a la población, al desempleo y a la variable GTQuito. El efecto del flujo de pasajeros no es fácil de percibir sobre la población y el desempleo, sin embargo, se lo puede vislumbrar entendiendo la dinámica del movimiento migratorio de los ciudadanos ecuatorianos en particular analizando el saldo migratorio mostrado en el Registro Estadístico de Entradas y Salidas Internacionales² del INEC.

Así también la demanda de pasajeros aéreos muestra influencia en la cantidad de búsquedas de “Quito” en los navegadores de internet, esta situación se puede originar debido a que algunos visitantes extranjeros viajan con destino a otras ciudades como Galápagos o hacen tránsito en Quito hacia otros países, entonces el arribo a la ciudad por vía aérea puede generar interés en la misma.

Para estudios futuros, se sugiere que los modelos de regresión que buscan predecir la Demanda de tráfico aéreo, incorporen aquellas variables que han mostrado causalidad a lo largo de los diversos estudios analizados. Cuando se incorporan nuevas variables, es necesario considerar la endogeneidad existente entre ellas (Allroggen, 2014), así como la disponibilidad de información existente.

¹ <https://cdn-alta-content.s3.sa-east-1.amazonaws.com/documents/indice-amadeus-2022.pdf>

² https://www.ecuadorencifras.gob.ec/documentos/web-inec/Poblacion_y_Demografia/Migracion/2023/Principales_Resultados_ESI_2023.pdf

Sería interesante considerar la participación de otras variables turísticas y del sector aéreo como: inversión en turismo, flujo de turistas, promociones de las aerolíneas, conexiones de los vuelos, como lo descrito en los estudios de Delgado, 2023 donde se evidencia cointegración entre el desarrollo turístico y el PIB y de Khan, 2017 donde se comprueba que el turismo emisor y receptor muestra causalidad bidireccional con el transporte aéreo.

REFERENCIAS

- Acín, C. (2022). *La causalidad de granger en el análisis y la previsión de series temporales clásicas, de intervalo y de historiograma*. Aplicación. PhD thesis, Universidad Complutense de Madrid. <https://repositorio.comillas.edu/xmlui/handle/11531/62362>
- ALTA & ADEMUS (2023). *Índice de competitividad del transporte aéreo en América Latina y El Caribe*. (Archivo PDF). <https://cdn-alta-content.s3.sa-east-1.amazonaws.com/documents/indice-amadeus-2022.pdf>
- Allroggen, F. y Malina, R. (2014). *Do the regional growth effects of air transport differ among airports?*. Journal of Air Transport Management, 37. <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0969699713001373>
- Ámbito (2024). *Riesgo País Histórico Ecuador*. <https://www.ambito.com/contenidos/riego-pais-ecuador-historico.html>
- BANCO CENTRAL DEL ECUADOR. (2023). *Índice de actividad económica-IDEAC*. <https://www.bce.fin.ec/index.php/component/k2/item/313-indice-de-actividad-econ%C3%B3mica-coyuntural-ideac>
- Benell, D. W., & Prentice, B. E. (1993). *A regression model for predicting the economic impacts of Canadian airports*. Logistics and transportation review,. <https://trid.trb.org/View/382227>
- Beckett, S. (2005). *Introduction to Time Series Using Stata*. (Archivo PDF). <https://seriesdetiempo.wordpress.com/wp-content/uploads/2014/03/digesto-6.pdf>
- Beyzaltar, M., Karacal, M., Yetkiner, H. (2014). *Granger causality between transportation and GDP: A panel data approach*. (Archivo PDF). Transportation Research Part A. <https://www.econstor.eu/bitstream/10419/175921/1/wp1203.pdf>
- Button, K., Doh, S., & Yuan, J. (2010). *The role of small airports in economic development*. Journal of airport management. https://www.researchgate.net/publication/251864448_The_role_of_small_airports_in_economic_development
- Chang, Y.H. y Chang, Y.W., (2009). *Air cargo expansion and economic growth: Finding the empirical link*. Journal of Air Transport Management. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2008.09.016>
- Chi, J., & Baek, J. (2013). *Dynamic relationship between air transport demand and economic growth in the United States: A new look*. Transport Policy, . <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0967070X13000516>
- Cristureanu, C., & Bobircă, A. (2007). *Airports driving economic and tourism development*. The Romanian Economic Journal.

<https://rejournal.eu/sites/rejournal.versatech.ro/files/articole/2014-04-18/2239/je202520cristureanu20bobirca.pdf>

- Cruz, L. (2019). *Crecimiento económico y tráfico aéreo de pasajeros: un análisis para las entidades federativas en México*. en *Estud. soc. Rev. aliment. contemp. desarro. reg.* vol.29 no.53. https://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2395-91692019000100123
- Delgado Munévar, (2023). *Turismo y crecimiento económico mediante cointegración de datos panel para países latinoamericanos*. *Turismo y Sociedad*, 33(). 73-87. <https://doi.org/10.18601/01207555.n33.03>
- Dokmeci, V. Cakir, I. (1998). *Spatial analysis of air passengers with respect to population and employment*. (Archivo PDF). 38th Congress of the European Regional Science Association: "Europe Quo Vadis? - Regional Questions at the Turn of the Century", 28 August - 1 September 1998, Vienna, Austria, European Regional Science Association (ERSA), Louvain-la-Neuve https://www.econstor.eu/bitstream/10419/113532/1/ERSA1998_272.pdf
- Florida, R., Mellander, C., & Holgersson, T. (2014). *Up in the air: the role of airports for regional economic development*. *The Annals of Regional Science*, 54(1), 197–214. <https://econpapers.repec.org/scripts/redir.pf?u=https%3A%2F%2Fdoi.org%2F10.1007%2F52Fs00168-014-0651-z;h=repec:spr:anresc:v:54:y:2015:i:1:p:197-214>
- Fundación Banco Mundial (2019). *Análisis y seguimiento del movimiento del transporte aerocomercial en el AIR*. (Archivo PDF). <http://fundacionbmr.org.ar/wp-content/uploads/2020/01/Análisis-y-seguimiento-del-movimiento-del-transporte-aerocomercial-en-el-AIR-Nov-2019.pdf>
- Granger, C. W. (1969). *Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods*. *Económica: journal of the Econometric Society*. 424-438. (Archivo PDF) <http://tyigit.bilkent.edu.tr/metrics2/read/Investigating%20%20Causal%20Relations%20by%20Econometric%20Models%20and%20Cross-Spectral%20Methods.pdf>
- Green, R. K. (2007). *Airports and Economic Development*. *Real Estate Economics*, 35(1), 91–112. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6229.2007.00183.x>
- Gujarati, D. Porter, D. (2010). *Econometría*. Quinta Edición.(Archivo PDF). <https://fvela.wordpress.com/wp-content/uploads/2012/10/econometria-damodar-n-gujarati-5ta-ed.pdf>
- Hakim, M. y Merkert, R. (2016). *The causal relationship between air transport and economic growth: Empirical evidence from South Asia*. *Journal of Transport Geography*, 56. <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2016.09.006>

- Hu, Yi, X., Jin., D., Ying, X., Yi y Wang, S. (2015). *Domestic air traffic and economic growth in China: Evidence from heterogeneous panels models*. Journal of Air Transport Management. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2014.09.003>
- IATA (2009). *Economic benefits from air transport in Mexico*. <https://www.iata.org/en/iata-repository/publications/economic-reports/mexico--value-of-aviation/>
- INDEX MUNDI. (2023). *Precio de la gasolina de avión*. <https://www.indexmundi.com/es/precios-de-mercado/?mercancia=gasolina-de-aviacion&meses=120>
- INEC (2024). *Registro Estadístico de Entradas y Salidas Internacionales*. (Archivo PDF). https://www.ecuadorencifras.gob.ec/documentos/web-inec/Poblacion_y_Demografia/Migracion/2023/Principales_Resultados_ESI_2023.pdf
- Khan, S.A.R., Qianli, D., Songbo, W., Zaman, K y Zhang, Y. (2017). *Travel and tourism competitiveness index: The impact of air transportation, railways transportation, travel and transport services on international inbound and outbound tourism*. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2016.10.006>
- Kiboi, J. W. Katute,P. y Mosorti, Z. (2017). *Macroeconomic Determinants of Demand for Air Passenger Transport Among Selected Airlines*. Journal of Business and Strategic Management, 2 (3). <https://carijournals.org/journals/index.php/JBSM/article/view/173>
- Lindsey, C., Mahmassani, H., Millarkey, M. , Nash, T. y Rothberg, S. (2014). *Regional logistics hubs, freight activity and industrial space demand: Econometric analysis*. Research in Transportation Business and Management. doi.org/10.1016/j.rtbm.2014.06.002
- Marazzo, M., Scherre, R. y Fernandes, E. (2010). *Air transport demand and economic growth in Brazil: A time series analysis*. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2009.08.008>
- Martin, J. (2021). *Estacionariedad y Cointegración: ¿Un problema asintótico o de generalización?*. <http://www.martineconometrics.com/2021/05/martin-2021-estacionariedad-y-cointegracion-problema-asintotico-generalizacion.html>
- Muñoz, C., Pineda Uribe, B. E., & Gómez, M. R. (2022). *Modelo econométrico para el análisis de la elección de modo de transporte en viajes domésticos: el rol de las variables latentes*. *Lecturas de Economía*, 96, 145-169. <https://doi.org/10.17533/udea.le.n96a345079>
- Organismo Supervisor de la Inversión en Infraestructura de Transporte de Uso Público. (2020). *La Causalidad entre el Crecimiento Económico y la Expansión del Transporte Aéreo: Un Análisis Empírico para Perú*. (Archivo Pdf) <https://www.ositran.gob.pe/anterior/wp-content/uploads/2020/08/causalidad-crecimiento-economico-expansion-transporte-aereo-julio-2020.pdf>
- Pisa, N. (2015). *Causal Relationship Between Air Transport, Tourism and Economic Growth: Joinpoint Regression and Granger Causality Analysis*. <https://ujcontent.uj.ac.za/esploro/outputs/9912793907691>

- Profillidis, V., Botzorsi, G. (2015). *Air passenger transport and economic activity*. Journal of Air Transport Management. Volumen 49. <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0969699715000927>
- Rafaqet Ali (2023), Causal nexus between air transportation and economic growth in BRICS countries. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2022.102335>
- Reiter, J. (2000). Using statistics to determine causal relationships. The American Mathematical Monthly, 107(1), 24-32. <https://doi.org/10.2307/2589374>
- Rodríguez, M., Mejía, M. y Zapata, S. (2015). *La causalidad entre el crecimiento económico y la expansión del transporte aéreo: un análisis empírico para Chile*. Revista de Economía del Rosario, vol. 18, núm. 1. <https://www.redalyc.org/journal/5095/509552907004/html/>
- Quang Hai Nguyen (2023), *The causality between air transport and economic growth: Empirical evidence from regions in Asia*. <https://doi.org/10.1016/j.rtbm.2023.100948>
- Sun, S., Lu, H., Tsui, K. L., & Wang, S. (2019). Nonlinear vector auto-regression neural network for forecasting air passenger flow. Journal of Air Transport Management, 78, 54-62. <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2019.04.005>
- Ubogu, A. E. (2013). Determinants of passengers' choice: a case study of Mallam Aminu Kano international airport (Nigeria). International Journal of Traffic and Transport Engineering, 3(3), 230-242. [http://dx.doi.org/10.7708/ijtte.2013.3\(3\).01](http://dx.doi.org/10.7708/ijtte.2013.3(3).01)
- Yang Bai, Cheng-Lung, W. (2022). *The Causality Analysis of Airports and Regional Economy: Empirical Evidence from Jiangsu Province in China*, Sustainability, MDPI, vol. 1. <https://www.mdpi.com/2071-1050/14/7/4295/pdf>

Anexos

Cuadros de Causalidad Bivariable

Pasajeros - Desempleo

varsoc PASAJEROS DESEMPLEO

Selection-order criteria

Sample: 2018m5 - 2023m12

Number of obs = 68

lag	LL	LR	df	p	FPE	AIC	HQIC	SBIC
0	-1727.56				4.2e+19	50.8694	50.8952	50.9346
1	-1631.07	192.97	4	0.000	2.8e+18	48.1493	48.2269	48.3451
2	-1621.67	18.815*	4	0.001	2.4e+18	47.9902	48.1195*	48.3166*
3	-1617.6	8.1278	4	0.087	2.4e+18*	47.9883*	48.1694	48.4453
4	-1616.69	1.8192	4	0.769	2.6e+18	48.0792	48.312	48.6667

Endogenous: PASAJEROSTOTAL DESEMPLEO

Exogenous: _cons

. varbasic PASAJEROS DESEMPLEO, lags(2)

Vector autoregression

Sample: 2018m3 - 2023m12

Log likelihood = -1713.588

FPE = 7.46e+18

Det(Sigma_ml) = 6.28e+18

Number of obs = 70

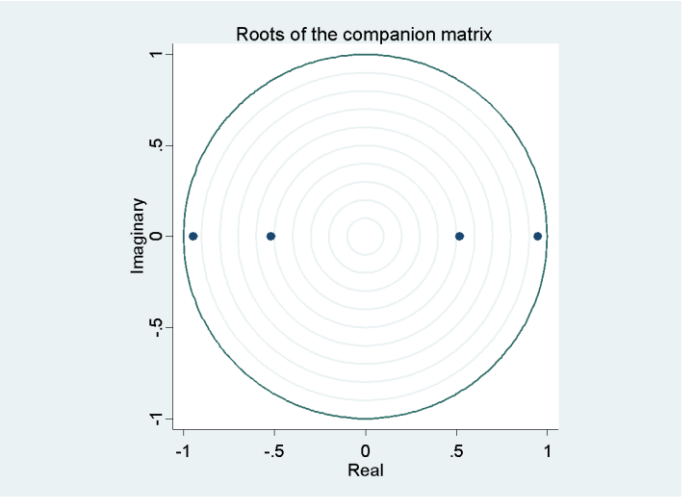
AIC = 49.13109

HQIC = 49.20765

SBIC = 49.32382

Equation	Parms	RMSE	R-sq	chi2	P>chi2
PASAJEROSTOTAL	3	64360.1	0.8147	307.7002	0.0000
DESEMPLEO	3	42069.3	0.5470	84.52292	0.0000

	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
PASAJEROSTOTAL						
PASAJEROSTOTAL						
L2.	.6116386	.0745723	8.20	0.000	.4654796	.7577977
DESEMPLEO						
L2.	-.8951856	.1834455	-4.88	0.000	-1.254732	-.5356391
_cons	465486.4	88467.96	5.26	0.000	292092.4	638880.4
DESEMPLEO						
PASAJEROSTOTAL						
L2.	-.108314	.0487446	-2.22	0.026	-.2038517	-.0127762
DESEMPLEO						
L2.	.5519167	.1199102	4.60	0.000	.3168969	.7869364
_cons	201600.4	57827.61	3.49	0.000	88260.36	314940.4



Eigenvalue stability condition

Eigenvalue	Modulus
-.9458287	.945829
.9458287	.945829
.5186168	.518617
-.5186168	.518617

All the eigenvalues lie inside the unit circle
 VAR satisfies stability condition.

Test de Granger

. vargranger

Granger causality Wald tests

Equation	Excluded	chi2	df	Prob > chi2
PASAJEROSTOTAL	DESEMPLEO	23.813	1	0.000
PASAJEROSTOTAL	ALL	23.813	1	0.000
DESEMPLEO	PASAJEROSTOTAL	4.9376	1	0.026
DESEMPLEO	ALL	4.9376	1	0.026

Pasajeros - Empleo Adecuado

```
. varbasic PASAJEROS EMPLEOADECUADO, lags(2)
```

Vector autoregression

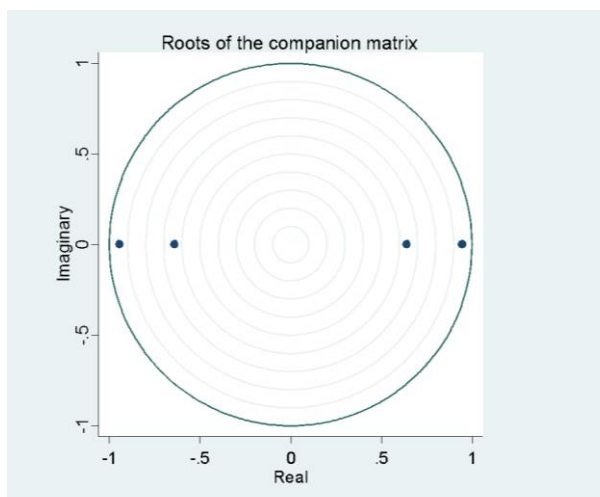
```
Sample: 2018m3 - 2023m12      Number of obs   =          70
Log likelihood = -1793.801      AIC              =       51.42288
FPE              =  7.38e+19     HQIC             =       51.49943
Det(Sigma_ml)   =  6.21e+19     SBIC              =       51.6156
```

Equation	Parms	RMSE	R-sq	chi2	P>chi2
PASAJEROSTOTAL	3	63651.7	0.8187	316.154	0.0000
EMPLEOADECUADO	3	134776	0.7838	253.788	0.0000

Endogenous: PASAJEROSTOTAL EMPLEOADECUADO

Exogenous: _cons

	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
PASAJEROSTOTAL						
PASAJEROSTOTAL						
L2.	.51244	.0874771	5.86	0.000	.3409881	.683892
EMPLEOADECUADO						
L2.	.2217574	.0435635	5.09	0.000	.1363746	.3071402
_cons	-474692.1	103437.1	-4.59	0.000	-677425.1	-271959.2
EMPLEOADECUADO						
PASAJEROSTOTAL						
L2.	.178209	.1852235	0.96	0.336	-.1848223	.5412404
EMPLEOADECUADO						
L2.	.7875824	.092241	8.54	0.000	.6067933	.9683715
_cons	544228	219017.1	2.48	0.013	114962.4	973493.6



Eigenvalue stability condition

Eigenvalue	Modulus
-.9443332	.944333
.9443332	.944333
.6389501	.63895
-.6389501	.63895

All the eigenvalues lie inside the unit circle
VAR satisfies stability condition.

Test de Granger

Granger causality Wald tests

Equation	Excluded	chi2	df	Prob > chi2
PASAJEROSTOTAL	EMPLEOADECUADO	25.913	1	0.000
PASAJEROSTOTAL	ALL	25.913	1	0.000
EMPLEOADECUADO	PASAJEROSTOTAL	.92569	1	0.336
EMPLEOADECUADO	ALL	.92569	1	0.336

Pasajeros - Gasolina

varsoc PASAJEROS GASOLINA

Selection-order criteria

Sample: 2018m5 - 2023m12

Number of obs = 68

lag	LL	LR	df	p	FPE	AIC	HQIC	SBIC
0	-973.151				9.8e+09	28.6809	28.7068	28.7462
1	-828.12	290.06	4	0.000	1.5e+08	24.5329	24.6105*	24.7288*
2	-823.18	9.8802*	4	0.042	1.5e+08*	24.5053*	24.6346	24.8317
3	-819.245	7.8702	4	0.096	1.5e+08	24.5072	24.6883	24.9642
4	-816.951	4.5886	4	0.332	1.6e+08	24.5574	24.7902	25.1449

Endogenous: PASAJEROS GASOLINA

Exogenous: _cons

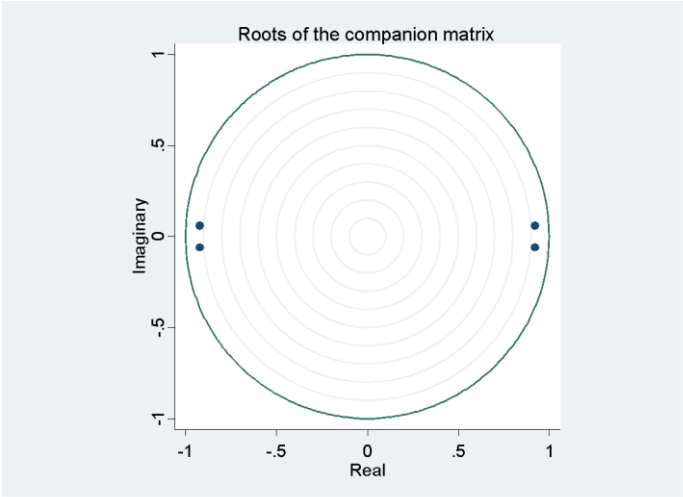
```
. varbasic PASAJEROS GASOLINA, lags(2)
```

Vector autoregression

```
Sample: 2018m3 - 2023m12      Number of obs   =      70
Log likelihood = -906.5847      AIC              =    26.07385
FPE            = 7.22e+08       HQIC             =    26.1504
Det(Sigma_ml) = 6.09e+08       SBIC              =    26.26658
```

Equation	Parms	RMSE	R-sq	chi2	P>chi2
PASAJEROS	3	70158.8	0.7798	247.8452	0.0000
GASOLINA	3	.388152	0.7678	231.4028	0.0000

	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
PASAJEROS						
PASAJEROS						
L2.	.7597615	.0680631	11.16	0.000	.6263602	.8931628
GASOLINA						
L2.	37626.69	12579.92	2.99	0.003	12970.51	62282.87
_cons	134.8647	24928.18	0.01	0.996	-48723.48	48993.21
GASOLINA						
PASAJEROS						
L2.	-5.16e-07	3.77e-07	-1.37	0.171	-1.25e-06	2.22e-07
GASOLINA						
L2.	.9284652	.0695981	13.34	0.000	.7920555	1.064875
_cons	.341622	.1379145	2.48	0.013	.0713145	.6119296



Eigenvalue stability condition

Eigenvalue	Modulus
$-.9207289 + .06023654i$	.922697
$-.9207289 - .06023654i$	.922697
$.9207289 + .06023654i$	.922697
$.9207289 - .06023654i$	.922697

All the eigenvalues lie inside the unit circle.
 VAR satisfies stability condition.

Test de Granger

Granger causality Wald tests

Equation	Excluded	chi2	df	Prob > chi2
PASAJEROS	GASOLINA	8.9462	1	0.003
PASAJEROS	ALL	8.9462	1	0.003
GASOLINA	PASAJEROS	1.8785	1	0.171
GASOLINA	ALL	1.8785	1	0.171

Pasajeros - Población

varsoc PASAJEROS POBLACIÓN

Selection-order criteria

Sample: 2018m5 - 2023m12

Number of obs = 68

lag	LL	LR	df	p	FPE	AIC	HQIC	SBIC
0	-1833.83				9.7e+20	53.9949	54.0208	54.0602
1	-1443.05	781.56	4	0.000	1.1e+16	42.619	42.6966	42.8148
2	-1400.98	84.132*	4	0.000	3.6e+15*	41.4994*	41.6287*	41.8258*
3	-1399.61	2.7468	4	0.601	3.9e+15	41.5766	41.7577	42.0336
4	-1397.68	3.848	4	0.427	4.2e+15	41.6377	41.8705	42.2252

Endogenous: PASAJEROS POBLACIÓN

Exogenous: _cons

. varbasic PASAJEROS POBLACIÓN, lags(2)

Vector autoregression

Sample: 2018m3 - 2023m12

Number of obs = 70

Log likelihood = -1556.867

AIC = 44.65335

FPE = 8.47e+16

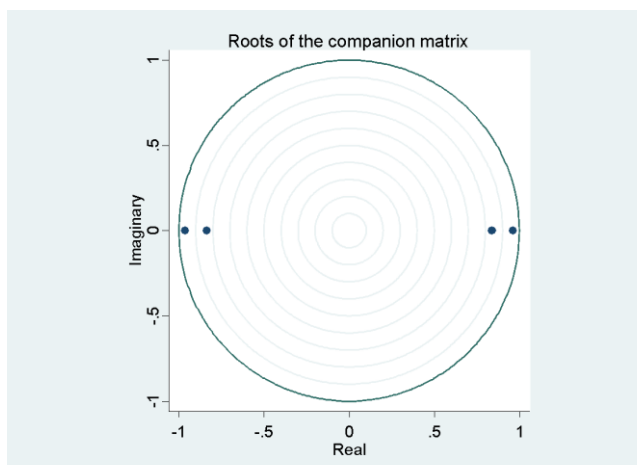
HQIC = 44.7299

Det(Sigma_ml) = 7.13e+16

SBIC = 44.84608

Equation	Parms	RMSE	R-sq	chi2	P>chi2
PASAJEROS	3	74440	0.7521	212.3369	0.0000
POBLACIÓN	3	4572.3	0.9996	164301	0.0000

	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
PASAJEROS						
PASAJEROS L2.	.8751917	.060188	14.54	0.000	.7572253	.9931581
POBLACIÓN L2.	.0138921	.0390396	0.36	0.722	-.0626241	.0904082
_cons	-200236.9	685125.2	-0.29	0.770	-1543058	1142584
POBLACIÓN						
PASAJEROS L2.	.0378134	.0036969	10.23	0.000	.0305676	.0450592
POBLACIÓN L2.	.9699675	.0023979	404.50	0.000	.9652676	.9746673
_cons	537661	42082.24	12.78	0.000	455181.3	620140.6



Eigenvalue stability condition

Eigenvalue	Modulus
-.9875318	.987532
.9875318	.987532
.9327058	.932706
-.9327058	.932706

All the eigenvalues lie inside the unit circle
VAR satisfies stability condition.

Test de Granger

Granger causality Wald tests

Equation	Excluded	chi2	df	Prob > chi2
PASAJEROS	POBLACIÓN	.12663	1	0.722
PASAJEROS	ALL	.12663	1	0.722
POBLACIÓN	PASAJEROS	104.62	1	0.000
POBLACIÓN	ALL	104.62	1	0.000

Pasajeros - GTInseguridad

varsoc PASAJEROS GTINSEGURIDAD

Selection-order criteria

Sample: 2018m5 - 2023m12

Number of obs = 68

lag	LL	LR	df	p	FPE	AIC	HQIC	SBIC
0	-1181.99				4.6e+12	34.8232	34.849	34.8885
1	-1064.48	235.01	4	0.000	1.6e+11	31.4848	31.5624	31.6807*
2	-1057.32	14.325*	4	0.006	1.5e+11	31.3918	31.5211*	31.7182
3	-1052.64	9.3681	4	0.053	1.4e+11	31.3717	31.5527	31.8286
4	-1047.97	9.3387	4	0.053	1.4e+11*	31.352*	31.5848	31.9395

Endogenous: PASAJEROS GTINSEGURIDAD

Exogenous: _cons

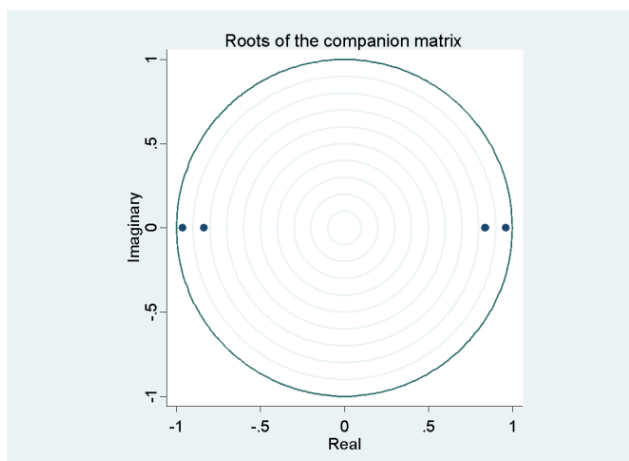
```
. varbasic PASAJEROS GTINSEGURIDAD, lags(2)
```

Vector autoregression

```
Sample: 2018m3 - 2023m12      Number of obs   =      70
Log likelihood = -1136.338      AIC              =    32.63823
FPE              =  5.13e+11    HQIC             =    32.71478
Det(Sigma_ml)   =  4.32e+11    SBIC            =    32.83095
```

Equation	Parms	RMSE	R-sq	chi2	P>chi2
PASAJEROS	3	71962.6	0.7683	232.1111	0.0000
GTINSEGURIDAD	3	9.566	0.6212	114.7863	0.0000

	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
PASAJEROS						
PASAJEROS						
L2.	.8266818	.0615581	13.43	0.000	.70603	.9473335
GTINSEGURIDAD						
L2.	1390.669	619.5675	2.24	0.025	176.3384	2604.999
_cons	41384.65	20834.11	1.99	0.047	550.5403	82218.76
GTINSEGURIDAD						
PASAJEROS						
L2.	8.68e-06	8.18e-06	1.06	0.289	-7.36e-06	.0000247
GTINSEGURIDAD						
L2.	.7971721	.0823593	9.68	0.000	.635751	.9585933
_cons	.5968678	2.769483	0.22	0.829	-4.83122	6.024955



Eigenvalue stability condition

Eigenvalue	Modulus
-.9606004	.9606
.9606004	.9606
-.8373176	.837318
.8373176	.837318

All the eigenvalues lie inside the unit circle.
VAR satisfies stability condition.

Test de Granger

Granger causality Wald tests

Equation	Excluded	chi2	df	Prob > chi2
PASAJEROS	GTINSEGURIDAD	5.0381	1	0.025
PASAJEROS	ALL	5.0381	1	0.025
GTINSEGURIDAD	PASAJEROS	1.124	1	0.289
GTINSEGURIDAD	ALL	1.124	1	0.289

Pasajeros - GTQuito

varsoc PASAJEROS GTQUITO_n

Selection-order criteria

Sample: 2018m5 - 2023m12

Number of obs = 68

lag	LL	LR	df	p	FPE	AIC	HQIC	SBIC
0	-1164.04				2.7e+12	34.2954	34.3213	34.3607
1	-1082.58	162.92	4	0.000	2.8e+11	32.0172	32.0948	32.213
2	-1073.93	17.308*	4	0.002	2.4e+11*	31.8803*	32.0096*	32.2067*
3	-1071.16	5.5407	4	0.236	2.5e+11	31.9165	32.0975	32.3734
4	-1070.11	2.1096	4	0.716	2.7e+11	32.0031	32.2359	32.5906

Endogenous: PASAJEROS GTQUITO_n

Exogenous: _cons

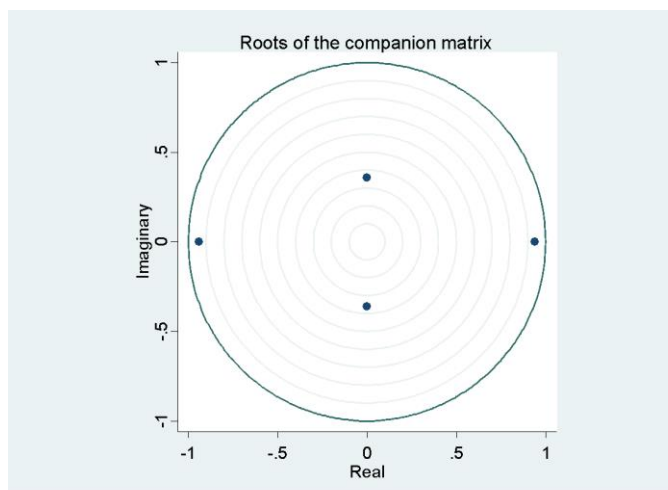
```
. varbasic PASAJEROS GTQUITO_n, lags(2)
```

Vector autoregression

Sample: 2018m3 - 2023m12	Number of obs	=	70
Log likelihood = -1142.304	AIC	=	32.80869
FPE = 6.08e+11	HQIC	=	32.88525
Det(Sigma_ml) = 5.12e+11	SBIC	=	33.00142

Equation	Parms	RMSE	R-sq	chi2	P>chi2
PASAJEROS	3	74200	0.7537	214.1662	0.0000
GTQUITO_n	3	12.2984	0.1306	10.51939	0.0052

	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
PASAJEROS						
PASAJEROS						
L2.	.9040135	.0720872	12.54	0.000	.7627253	1.045302
GTQUITO_n						
L2.	-626.4278	821.8452	-0.76	0.446	-2237.215	984.3592
_cons	80962.38	53700.53	1.51	0.132	-24288.72	186213.5
GTQUITO_n						
PASAJEROS						
L2.	.0000376	.0000119	3.15	0.002	.0000142	.000061
GTQUITO_n						
L2.	-.1518344	.1362176	-1.11	0.265	-.4188161	.1151472
_cons	75.37076	8.900652	8.47	0.000	57.9258	92.81571



Eigenvalue stability condition

Eigenvalue	Modulus
-.9387245	.938725
.9387245	.938725
3.181e-18 + .3592i	.3592
3.181e-18 - .3592i	.3592

All the eigenvalues lie inside the unit circle.
VAR satisfies stability condition.

Test de Granger

Granger causality Wald tests

Equation	Excluded	chi2	df	Prob > chi2
PASAJEROS	GTQUITO_n	.58098	1	0.446
PASAJEROS	ALL	.58098	1	0.446
GTQUITO_n	PASAJEROS	9.9113	1	0.002
GTQUITO_n	ALL	9.9113	1	0.002