



PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATOLICA DE CHILE
ESCUELA DE INGENIERIA

ANÁLISIS Y ESTUDIO DE MODELOS ECONOMÉTRICOS DE LA OFERTA SECUNDARIA REFINADA DE COBRE

NILZA VALESCA RIVERA BONILLA

Tesis para optar al grado de
Doctor en Ciencias de la Ingeniería

Profesores Supervisores:
GUSTAVO LAGOS CRUZ-COKE
ENZO SAUMA SANTIS

Santiago de Chile, marzo, 2022.

© 2022, Nilza Rivera Bonilla



PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATOLICA DE CHILE
ESCUELA DE INGENIERIA

ANÁLISIS Y ESTUDIO DE MODELOS ECONOMÉTRICOS DE LA OFERTA SECUNDARIA REFINADA DE COBRE

NILZA VALESCA RIVERA BONILLA

Tesis presentada a la Comisión integrada por los profesores:

GUSTAVO LAGOS

DocuSigned by:

Gustavo Lagos C.

B558E6FD3B4641F...

DocuSigned by:

ENZO SAUMA

Enzo Sauma S.

5DD1844CB33E494...

DocuSigned by:

VIVIANA FERNÁNDEZ

Viviana Fernández Maturana

F1C9E696912C466...

DocuSigned by:

JUAN IGNACIO GUZMÁN

Juan Ignacio Guzman B.

D892E44986274D0...

DocuSigned by:

LUIS RIZZI

Luis Rizzi C.

8AB24958B10442B...

DocuSigned by:

JOHN TILTON

John E. Tilton

99DBC286EAB4B0...

DocuSigned by:

YADRAN ETEROVIC

YADRAN ETEROVIC SOLANA

A20C7AE74678493...

Para completar las exigencias del grado de
Doctor en Ciencias de la Ingeniería

Santiago de Chile, marzo, 2022

DEDICATORIA

A mis padres, a mi hija y a mi pareja.

AGRADECIMIENTOS

A mis padres, porque han sido siempre el motor que impulsa mis sueños y esperanzas, quienes han estado a mi lado incondicionalmente durante mis horas de estudio dándome ánimo. Siempre han sido mis mejores guías de vida.

A mi pareja, porque hoy me toca cerrar un capítulo maravilloso en esta historia de vida y no puedo dejar de agradecer tu apoyo constante en los días más difíciles. Gracias por las múltiples palabras de aliento cuando más las necesité, gracias por estar allí cuando mis horas de trabajo se hacían confusas.

A mi tutor Gustavo Lagos, sus consejos fueron siempre útiles cuando no salían de mi pensamiento las ideas para escribir lo que hoy he logrado. Muchas gracias por compartir su conocimiento, por su dedicación, perseverancia y tolerancia. Gracias por sus orientaciones.

A mi profesor Juan Ignacio Guzmán, ya que usted formó parte importante de esta historia con sus aportes profesionales que lo caracterizan. Gracias por su paciencia, por compartir sus conocimientos de manera profesional e invaluable.

Al Departamento de Minería de la Universidad de Antofagasta, por darme la oportunidad de crecer profesionalmente, por darme las herramientas y el tiempo. Gracias don José Delgado Vega, por creer en mis capacidades como profesional y guiarme.

ÍNDICE GENERAL

	Pág.
DEDICATORIA	II
AGRADECIMIENTOS.....	III
ÍNDICE DE FIGURAS	VI
ÍNDICE DE TABLAS	VII
RESUMEN	VIII
ABSTRACT	IX
1. INTRODUCCIÓN	1
1.1 MOTIVACIÓ	7
1.2 HIPÓTESIS	7
1.3 OBJETIVOS.....	8
2. REVISIÓN DE LA LITERATURA.....	11
2.1 CICLO DE VIDA DEL COBRE.....	11
2.2 ESTADO DEL ARTE.....	13
3. METODOLOGÍA.....	29
3.1 ANÁLISIS DE VARIABLES EXPLICATIVAS (OBJETIVO N°1)	31
3.2 EVALUACIÓN DE MODELOS ECONÓMICOS DE LA OFERTA SECUNDARIA REFINADA DE COBRE (OBJETIVO N°2).....	36
3.3 MÉTODO PARA LA ROBUSTEZ DE LA FUNCIÓN DE OFERTA SECUNDARIA REFINADO DE COBRE (OBJETIVOS N°3 Y N°4)	37
3.3.1 IDENTIFICACIÓN Y ANÁLISIS DE ESTACIONAREIDAD DE NUEVAS VARIABLE EXPLICATIVAS (ETAPA A).....	40
3.3.2 DETERMINACIÓN DE LA MATRIZ DE CORRELACIÓN DE LAS VARIABLES EXPLICATIVAS UTILIZADAS (ETAPA B).....	41
3.3.3 CREACIÓN DE DIFERENTES COMBINACIONES PARA LA FUNCIÓN DE OFERTA SECUNDARIA (ETAPA C).....	41
3.3.4 EVALUACIÓN DEL RANGO DE FLUCUACIÓN DE LA ESTIMACIÓN DEL PARÁMETRO (B) (ETAPA D).....	43

3.3.5	DETERMINACIÓN DEL GRADO DE SIGNIFICANCIA DE CADA PARÁMETRO ESTIMADO (ETAPA E).....	44
3.3.6	ANÁLISIS DE LA VARIABILIDAD DE LA VARIABLE Y EL PARÁMETRO ESTIMADO (ETAPA F).....	44
3.3.7	EVALUACIÓN DE LA ESTABILIDAD DEL PARÁMETRO ESTIMADO (B) (ETAPA G, H, I).....	46
4.	BASE DE DATOS (SERIES DE TIEMPO UTILIZADAS).....	50
5.	RESULTADOS.....	58
5.1	ANÁLISIS DE CADA VARIABLE EXPLICATIVA, OBJETIVO N°1.	58
5.2	ANÁLISIS DE CADA MODELO ECONOMETRICO EXISTENTE EN LA LITERATURA, OBJETIVO N°2.	62
5.3	DESCRIPCIÓN DE VARIABLES ESTABLES Y SELECCIÓN DE UN MODELO ROBUSTO EN EL TIEMPO, OBJETIVOS N°3 Y N°4.	70
5.3.1	ANÁLISIS DE CADA VARIABLE EXPLICATIVA Y SUS PARÁMETROS ESTIMADOS (B).....	71
5.3.2	OBTENCIÓN DEL MODELO ROBUSTO DE OFERTA SECUNDARIA REFINADA DE COBRE.....	80
6.	COMPARACIÓN DE LA ROBUSTEZ DE DIFERENTES MODELOS	90
7.	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	94
8.	BIBLIOGRAFÍA	100
9.	ANEXOS.....	106
9.1	ANEXO A	106
9.2	ANEXO B	110
9.3	ANEXO C	133
9.4	ANEXO D.....	156

ÍNDICE DE FIGURAS

	Pág.
Figura 2-1: Ciclo de vida del cobre refinado. Elaboración propia.	11
Figura 3-1: Diagrama de metodología planteada para analizar las variables y modelos existentes en la literatura.	30
Figura 3-2: Procedimiento para analizar cada variable explicativa y obtener un modelo robusto para la oferta secundaria de cobre.	31
Figura 3-3: Proceso para crear y seleccionar modelos con diferente numero de variables considerando como ejemplo, la variable precio de cobre refinado.	43
Figura 3-4: Diagrama de dispersión que indica la desviación estándar del parámetro estimado y la desviación estándar de la variable explicativa.	46
Figura 3- 5: Muestra la superficie generada modificando el número de variables del modelo (ver complemento) y el número de observaciones.	47
Figura 5-1: Muestra la oferta secundaria refinada de cobre (SRC) a nivel mundial real (ICSG, 2018) y la SRC estimada a partir de los estudios de Fischer et al. (1972), Tan (1987), Valencia (2005), Gómez et al. (2007) y Fu et al. (2017).	69
Figura 5-2: Muestra la oferta secundaria refinada de cobre (SRC) a nivel mundial real (ICSG, 2018) y la proyección de SRC en 1996-2017 según la metodología Backcasting a partir de los estudios de Fischer et al. (1972), Tan (1987), Valencia (2005), Gómez et al. (2007) y Fu et al. (2017).	70
Figura 5-3: Porcentaje de parámetros significativos en modelos ordenados de mayor a menor.	78
Figura 5-4: Relación entre la desviación estándar de los parámetros estimados y la desviación estándar de las variables explicativas.	80
Figura 5-5: Muestra la variabilidad de los parámetros estimados para las variables producción secundaria rezagada ($Qst - 1$), Producto Interno Bruto($GDPwt$), precio de cobre refinado actual ($Pcut$) y rezagado ($Pcut - 1$). En el anexo D , se encuentra una estadística detallada de la variabilidad de los parámetros de cada variable estudiada.	84
Figura 5-6: Superficies generadas con el parámetro estimado de las variables que componen la función de suministro de cobre refinado secundario (SRC) (Función 5.2). Las superficies se generan modificando el número de variables en el modelo y el número de observaciones.	87

ÍNDICE DE TABLAS

	Pág.
Tabla 4-1: Variable explicativas utilizadas por autores anteriormente más variables potenciales explicativas de la oferta secundaria refinada de cobre (SRC).....	57
Tabla 5-1: Prueba de raíz unitaria de Dickey-Fuller aumentada (ADF) para cada variable seleccionada desde la literatura.....	58
Tabla 5-2: Prueba de Causalidad de Granger para la variable dependiente respecto a cada variable explicativa.....	59
Tabla 5- 3: Prueba de cointegración de Johansen.	62
Tabla 5-4: Elasticidades obtenidas para modelos econométricos existentes en la literatura en periodos de observación desde 1960-2017.....	66
Tabla 5-5: Elasticidades estimadas de la producción secundaria mundial de cobre a corto y largo plazo con respecto a la chatarra vieja disponible (ϵS) y el precio (ϵPcu). También, se observa la tasa de ajuste (λ) para los modelos de ajuste parcial.....	67
Tabla 5-6: Prueba de Dickey-Fuller aumentado (ADF) para cada variable explicative seleccionada en la base de datos.....	71
Tabla 5-7: Matriz de correlación de las 23 variable explicativas consideradas en el estudio.	73
Tabla 5-8: Estadísticas para cada parámetro estimado β , rango de incertidumbre del parámetro estimado β , desviación estándar de los parámetros estimados ($\sigma\beta$) y cada variable explicativa (σv). Los parámetros están ordenados de mayor a menor porcentaje de significancia.....	74
Tabla 5-9: Parámetros estimados de las variables explicativas de la Función 4: precio actual del cobre refinado (β_1) y rezagado (β_2), Producto Interno Bruto mundial (β_3) y rezago de la oferta secundaria de cobre refinado (β_4).	88
Tabla 5- 10: Aumento de las pruebas de raíz unitaria de Dickey-Fuller (ADF) para cada estimación de los parámetros descritos en la Tabla 5-9	89
Tabla 6-1: Modelos existentes en la literatura, coeficientes de determinación, período de estudio, coeficiente de determinación ajustado y nivel de significancia.....	91

RESUMEN

Se analizan siete modelos econométricos publicados en la literatura entre 1972 y 2017, que intentaron explicar la oferta secundaria refinada de cobre (SRC). El análisis de estos modelos concluyó en que estos no lograron explicar exitosamente la oferta SRC desde varias perspectivas. Solo dos de las ocho variables explicativas utilizadas demostraron ser causales de la oferta SRC en el corto plazo. La reestimación de los coeficientes indicó una alta inestabilidad con el cambio del número de variables u observaciones, lo que dificulta el análisis del mercado futuro y la evaluación de políticas públicas. Si bien las variables explicativas comparten la misma tendencia de largo plazo (series cointegradas), no pronostican adecuadamente la oferta SRC en el futuro.

En base al análisis de los siete modelos econométricos publicados, esta tesis elaboró una metodología que permitió ampliar el número de variables analizadas, y seleccionar aquellas variables explicativas adecuadas para crear un modelo econométrico robusto. Para lograr la robustez en un modelo es necesario que las variables incluidas permitan estimar parámetros insesgados, estables al cambiar el número de variables o de observaciones en el modelo, y con convergencia asintótica en el tiempo.

Para evaluar y categorizar las variables explicativas con mayor potencial de ser incorporadas a un modelo robusto, se estudió una base de datos de 23 variables con mediciones entre 1960-2017. Se estimaron las características de los parámetros de dichas variables en una variedad de combinaciones y se analizaron las diferentes funciones creadas de tal forma que cumplieran las propiedades indicadas, concluyendo con la identificación de una función robusta para la oferta SRC que contiene las variables (Producto Interno Bruto, precio de cobre refinado actual y rezagado, Oferta secundaria refinada de cobre rezagada).

Palabra Clave: Oferta secundaria, chatarra de cobre, modelo econométrico, robustez, parámetro estimado, estabilidad del parámetro.

ABSTRACT

Seven econometric models published in the literature between 1972 and 2017, which attempted to explain the secondary refined supply of copper (SRC), are analyzed. The analysis of these models concluded that they failed to demonstrate the SRC supply from various perspectives successfully. Only two of the eight explanatory variables used proved to be causal for SRC supply in the short run. The reestimation of the coefficients indicated a high instability with the change in the number of variables or observations, which makes it challenging to analyze the future market and evaluate public policies. Although the explanatory variables share the same long-term trend (cointegrated series), they do not adequately forecast SRC supply in the future.

Based on the analysis of the seven published econometric models, this thesis developed a methodology that allowed expanding the number of variables analyzed and selecting those appropriate explanatory variables to create a robust econometric model. To achieve robustness in a model, it is necessary that the included variables allow estimating unbiased parameters, stable when changing the number of variables or observations in the model, and with asymptotic convergence over time.

To evaluate and categorize the explanatory variables with the greatest potential to be incorporated into a robust model, used a database of 23 variables with measurements between 1960-2017. The characteristic of each parameter was studied by incorporating the explanatory variables in a different econometric model, and the different functions created were analyzed in such a way that they fulfilled the indicated properties, concluding with the identification of a robust function for the SRC offer that contains the variables (Internal Product Gross, current and lagged refined copper price, lagged secondary production).

Key Word: secondary production, copper scrap, econometric model, robustness, estimated parameter, parameter stability.

1. INTRODUCCIÓN

El cobre es esencial para lograr un camino de desarrollo sostenible para el mundo. Desempeña un papel crucial en la industria del transporte de vehículos eléctricos y en la adopción de fuentes de energía libres de carbono (Berckmans et al., 2017), tecnologías que pueden reducir significativamente las emisiones de gases de efecto invernadero y que serán útiles para mitigar los efectos del cambio climático (Rubin et al., 2014; Ayres et al., 2003). El despliegue generalizado de estas tecnologías debería resultar, al menos, en un aumento significativo de la demanda mundial de cobre durante las próximas décadas (Schipper et al., 2018). Sin embargo, varios estudios han identificado riesgos a mediano y largo plazo de escasez de suministro primario de cobre con posibilidad de agotar sus fuentes primarias, si la demanda crece por encima de valores estimados (Northey et al., 2014; Ali et al., 2017).

Como resultado, el cobre ha sido incluido en la lista de materias primas críticas para la nueva economía por varios autores, países y organismos internacionales (WEF, 2019). Además, algunos autores han señalado la necesidad de mejorar la sostenibilidad de las cadenas de suministro de cobre para contribuir a un mundo más sostenible (Ruhrberg, 2006). Por lo tanto, se han propuesto iniciativas de apoyo al reciclaje y agendas de economía circular para las industrias relacionadas con el cobre (Kim et al., 2009; Fizaine, 2020).

La demanda de cobre refinado se genera por su utilidad en numerosas aplicaciones y por factores especulativos relacionados con el uso de instrumentos financieros en las bolsas de metales (Valencia, 2005). El lado de la oferta refinada de este metal comprende la oferta de

cobre refinado de mina (cobre refinado primario) y la oferta refinada secundaria, que consiste, principalmente, en una fracción de la chatarra vieja que ha terminado su vida útil¹ y ha sido refinada para reingresar al cobre refinado a un nuevo ciclo productivo. Esta corriente de cobre se denomina oferta secundaria refinada de cobre (SRC) en este artículo. Una fracción significativa de la chatarra vieja, generalmente de baja pureza o difícil de recuperar, se envía a los sitios de eliminación una vez que finaliza la vida útil de los productos que contienen cobre, mientras que la otra fracción es reincorporada a la economía.

La generación, el comercio y el uso de chatarra de cobre desempeñan un papel clave para equilibrar el crecimiento de la oferta y la demanda de cobre. Por lo tanto, conocer los factores que influyen en el comportamiento de la actividad de reciclaje ha sido una pieza importante para generar un modelo completo de mercado. Es así como la comprensión de los factores que influyen en la oferta secundaria es de gran importancia para el mercado futuro del cobre. El rol que tendrá la oferta primaria como secundaria en las políticas desplegadas por empresas productoras, gobiernos, y organismos internacionales multilaterales también es clave (Tilton, 1999).

El reciclaje de cobre se puede hacer desde chatarra nueva² y/o chatarra vieja, para el desarrollo de esta investigación solo se estudiará la oferta de cobre proveniente desde la chatarra vieja. Este tipo de chatarra es un material derivado de productos que contienen cobre

¹ The Institute of Scrap Recycling Industries, Inc (ISRI, 2020) reconoce 45 tipos de chatarra de cobre.

² Chatarra nueva corresponde a todo el descarte de cobre refinado generado al realizar productos con contenido de cobre. Este tipo de chatarra es de excelente calidad, por lo que, no requiere ser refinado siendo de bajo costo su procesamiento (Gómez et al., 2007).

y que han sido retirados del mercado por que terminaron su vida útil (Tilton y Guzmán, 2016). El procesamiento de la chatarra vieja varía enormemente (ISRI, 2020), desde chatarra de alta calidad que puede ser reincorporada inmediatamente al ciclo productivo (flujo de chatarra), hasta chatarra de baja calidad con alto costo de tratamiento que requiere excelentes condiciones del mercado para ser reincorporada (stock de chatarra). En consecuencia, el costo de la recuperación de cobre reciclado depende del estado en que se encuentre cuando se recoge la chatarra (Tan, 1987). La chatarra vieja que es refinada se denomina oferta secundaria refinada de cobre (SRC).

No existe contabilidad exacta de cuanta chatarra vieja de cobre termina su vida útil cada año, por lo que este flujo se puede solamente estimar.

Durante las últimas décadas, es posible encontrar diversos estudios referentes al reciclado de cobre. Entre estos estudios está el desarrollo de modelos econométricos el cual, muestra la relación entre dos o más variables. Su utilización permite hacer estimaciones acerca del efecto de una variable sobre otra y/o hacer predicciones acerca del valor futuro de la variable explicada. Cada modelo econométrico creado utilizó series de tiempo con diferentes conjuntos de observaciones sobre los valores que toma cada variable explicativa (cuantitativa) a través del tiempo. Para el desarrollo de esta investigación, se estudiaron los modelos econométricos referente a la oferta secundaria refinada de cobre, destacándose los modelos de Fischer et al. (1972), Slade (1980), Tan (1987), Vial (1988), Valencia (2005), Gómez et al. (2007) y Fu et al. (2017), los que describen el comportamiento de la oferta SRC con diferentes variables explicativas, utilizando distintos periodos de observaciones, y sin

explicar la selección de variables independientes en base a un análisis riguroso de los modelos econométricos anteriores.

Los modelos estudiados de Fischer et al. (1972), Tan (1987), Vial (1988) y Valencia (2005) fueron creados para explicar la estructura completa de mercado del cobre, donde la oferta SRC fue uno de los factores considerados. Por otro lado, estudios como los de Slade (1980), Gómez et al. (2007) y Fu et al. (2017) fueron desarrollados para comprender particularmente la oferta secundaria de cobre. Además, ninguno de los modelos mencionados evaluó la capacidad de pronóstico.

Las variables explicativas utilizadas por los modelos anteriormente mencionados fueron incorporadas mediante un análisis teórico que las vinculó, por ejemplo, a un modelo económico o factores que influyen en la decisión de reciclaje. Sin embargo, no se realizaron pruebas para verificar que estas variables explicaran efectivamente la oferta SRC a corto y / o largo plazo. Parte de la explicación de esto es que cuando se publicaron estos artículos, los investigadores tenían un conjunto limitado de posibles variables explicativas y observaciones (en algunos casos, no más de 19 años).

Una pregunta que cabe hacer es ¿Qué variables se deben considerar para explicar la función de oferta SRC? La respuesta depende del marco de tiempo del análisis, la disponibilidad de información y el juicio considerable del analista. No existe una lista única de variables apropiadas (Tilton & Guzmán, 2016). Esta investigación amplifica la base de datos incorporando 23 variables potenciales para explicar la oferta SRC con su respectivo análisis.

La investigación econométrica busca en esencia una conjunción entre la teoría económica y la medición real, con la teoría y la técnica de la inferencia estadística como puente (Greene, 2018). Cada modelo econométrico creado debe permitir explicar el comportamiento de una variable de interés mediante variable externas, como también debe permitir la realización de proyecciones futuras. Los modelos desarrollados por Fischer et al. (1972), Slade (1980), Tan (1987), Vial (1988), Valencia (2005), Gómez et al. (2007) y Fu et al. (2017) no evaluaron la capacidad de pronóstico futura.

Una segunda pregunta que se formuló fue ¿Lograron estos modelos capturar perturbaciones del mercado? ¿Respondieron estos modelos al fuerte aumento del precio del cobre en 2005 y después? Los primeros resultados obtenidos al ejecutar los modelos indicaron que estos cambios no se explicaron ni se pronosticaron. Esta razón motivó el examen de los modelos econométricos para la oferta SRC, que habían sido elaborados como modelos explicativos.

Los resultados iniciales sugirieron que, durante períodos prolongados, por ejemplo, una o varias décadas, los modelos funcionaron bien y arrojaron altos coeficientes de correlación entre los valores pronosticados y reales para la oferta secundaria refinada. Sin embargo, una mirada más profunda indicó que la capacidad predictiva no era tan satisfactoria cuando esos períodos incluían solo unos pocos años correspondientes a un auge o a una crisis económica. Parecía importante entender por qué sucedió esto.

Un tercer conjunto de preguntas formuladas en esta investigación fue ¿Son las variables explicativas utilizadas en los siete modelos, estables en el tiempo? ¿Son variables significativas? ¿Es confiable el resultado como función del número de observaciones utilizado? ¿Son sesgadas las variables estimadas? En esta tesis se desarrolló un método para evaluar la estabilidad de las variables en el tiempo, determinando qué variables son poco significativas, y cuánto depende el resultado del número de observaciones. El procedimiento elaborado conduce a la exclusión de variables explicativas que no cumplen los requisitos de robustez.

Aquí se entiende por robustez del modelo cuando existe alta probabilidad que el parámetro estimado ($\hat{\beta}$) sea estadísticamente significativo independiente del número de variables que contenga el modelo de oferta secundaria. Adicionalmente, el parámetro estimado junto a la variable explicativa debe tener baja desviación estándar ($\sigma_{\hat{\beta}}$ y σ_v), ya que el impacto generado por la multiplicación de ambos factores en dirección a la oferta secundaria debe generar la menor incertidumbre posible. Además, los parámetros estimados ($\hat{\beta}$) deben permanecer estables (en un rango acotado) al modificar el número de variables de la función de oferta secundaria (n) o aumentar el número de observaciones disponibles (t)³.

³ También podría influir en la estabilidad del parámetro estimado el juicio experto de diferentes econométristas.

1.1 Motivación

La principal motivación de este trabajo surge por la necesidad de contar con modelos de suministro secundario refinado con capacidad de explicar variaciones en el mercado en el corto plazo, durante periodos de crisis y de auge económico. La generación, el comercio y el uso de chatarra de cobre desempeñan un papel clave para equilibrar el crecimiento de la oferta y la demanda de cobre. Por lo tanto, conocer los factores que influyen en el comportamiento de la actividad de reciclaje ha sido una pieza importante para generar un modelo completo de mercado.

Una segunda motivación, está dada por la conveniencia que los modelos econométricos usen variables explicativas de medición regular en el tiempo, aceptadas globalmente, y en lo posible, en base a datos de acceso público. La tercera motivación surge por el interés de contar con un modelo econométrico robusto permitiendo al investigador obtener parámetros estimados estables⁴ en el tiempo, lo que conlleva a proyecciones futuras más confiables.

1.2 Hipótesis

Una primera hipótesis es que presumiblemente hay variables explicativas utilizadas en modelos econométricos existentes en la literatura y que no son causales en el corto plazo de la oferta secundaria refinada de cobre (SRC).

⁴ El concepto de estabilidad no quiere decir que sea un parámetro fijo en el tiempo, mas bien busca determinar un parámetro estimado dentro de un rango acotado. Esto teniendo en cuenta la variabilidad en condiciones económicas, tecnológicas, preferencias del consumidos, etc.

Una segunda hipótesis afirma que es posible establecer nuevas variables explicativas para determinar la oferta secundaria refinada de cobre cada año, capaces de capturar eventos ocurridos en el mercado en el corto y en el largo plazo, durante periodos corrientes, de crisis, y de auges económicos.

Una tercera hipótesis plantea que es posible identificar variables robustas para determinar la oferta secundaria, reconociendo también aquellas que son poco significativas. De todas maneras, es complejo capturar la totalidad de la riqueza que tiene la realidad con una cantidad limitada de variables observadas, pero si se puede interpretar una fracción de ella.

1.3 Objetivos

El objetivo general de la investigación es desarrollar un método para identificar las variables robustas que pueden integrar un modelo econométrico de tal forma que este pueda explicar y predecir el comportamiento de la oferta secundaria refinada de cobre en una crisis o auge económico.

Los objetivos específicos del trabajo son:

1. Analizar y comprobar la relación que existe entre las variables explicativas y la oferta secundaria refinada de cobre en el largo como en el corto plazo de los modelos de Fischer et al. (1972), Slade (1980), Tan (1987), Vial (1988), Valencia (2005), Gómez et al. (2007) y Fu et al. (2017) desde 1960 a 2017.

2. Analizar la capacidad explicativa y predictiva de siete modelos econométricos publicados (Fischer et al., 1972; Slade, 1980; Tan, 1987; Vial, 1988; Valencia, 2005; Gómez et al., 2007 y Fu et al., 2017) para la oferta secundaria refinado de cobre.
3. Incorporar nuevas variables explicativas y analizar cada parámetro estimado con la finalidad de acotar el número de variables potenciales, identificando aquellas variables más estables e influyentes en el comportamiento histórico de la oferta secundaria refinado de cobre.
4. Establecer un procedimiento confiable que permita al investigador obtener una función de oferta secundaria refinada de cobre robusta en el tiempo al modificar el número de observaciones y/o las variables en el modelo.

Los objetivos específicos uno y dos dieron lugar a un trabajo titulado “*Evaluation of econometric models of secondary refined copper supply*”, publicado en Resources Policy, el trabajo fue publicado junto a los doctores Gustavo Lagos, Juan Ignacio Guzmán y José Joaquín Jara. doi.org/10.1016/j.resourpol.2021.102170.

los objetivos específicos tres y cuatro dieron lugar a un trabajo titulado “*A method to estimate the robustness of the secondary refined copper supply function*”, publicado en la revista *Mineral Economics*, el trabajo fue realizado junto a los doctores Juan Ignacio Guzmán y Gustavo Lagos.

Esta tesis está estructurada de la siguiente manera: en la sección 2, se detalle la revisión de la literatura, específicamente el estado el arte y modelos econométricos de la oferta

secundaria refinada de cobre. La sección 3, describe la metodología utilizada para cumplir con los objetivos planteados en la presente investigación. La sección 4, detalla la base de datos y la justificación de cada nueva variable explicativa considerada en el estudio. La sección 5, incluye los resultados obtenidos al aplicar la metodología detallada. La sección 6, compara la robustez de cada modelo econométrico creado en la literatura y el modelo econométrico propuesto en esta investigación. La sección 7, contiene las conclusiones y recomendaciones.

2. REVISIÓN DE LA LITERATURA

2.1 Ciclo de vida del cobre

A diferencia de un suministro primario que proviene del mineral, un metal recuperado de la chatarra se denomina suministro secundario (ver **Figura 2-1**). El cobre recuperado mantiene sus propiedades físicas-químicas y puede ser reingresado fácilmente a otros ciclos productivos (Bonnin et al., 2015). Gracias al reciclaje, se evita el desuso de materiales potencialmente útiles (Lei et al., 2013; Wang et al., 2017), y el consumo de nuevas materias primas se reducen (Glöser et al., 2013; Zhang et al., 2015). Además, la oferta secundaria refinada de cobre reduce el consumo de energía en un 85% y las emisiones de gases de efecto invernadero en un 65% en comparación con las fuentes primarias medias (IADB, 2020). La chatarra de cobre podría ser un sustituto necesario para la oferta primaria si la demanda futura implica el agotamiento de los recursos minerales (Elshkaki et al., 2016) y las exigencias ambientales son cada vez mayores (Tilton, 1999; Singer, 2017).

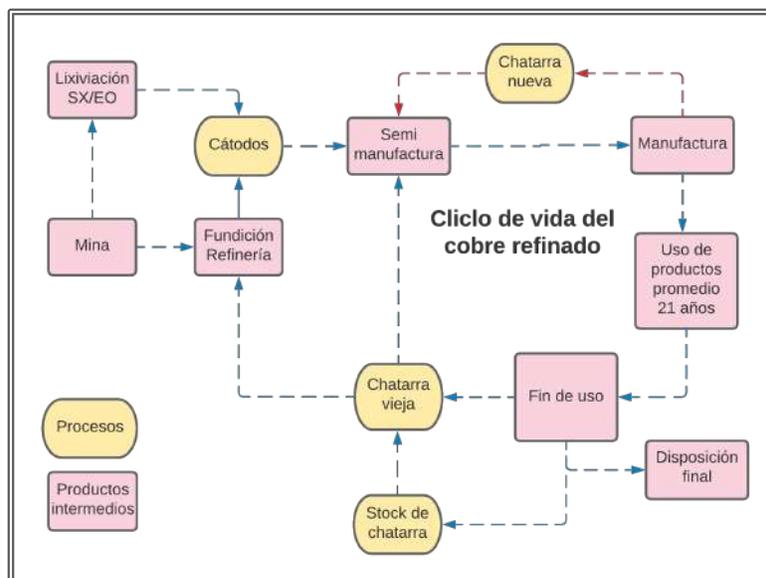


Figura 2-1: Ciclo de vida del cobre refinado. Elaboración propia.

Una vez extraído, fundido y refinado el cobre de mina es seguido por el proceso de semi manufactura, por la manufactura, por el uso de los productos que contienen cobre, por el fin de uso y por la selección de chatarra que vuelve al ciclo productivo, como aquella que va a botaderos o a un stock de chatarra para ser refinado en tiempo de precios altos. La **Figura 2-1** muestra un diagrama simplificado del ciclo de vida del cobre.

La industria semi manufacturera fabrica tubos, cañerías, alambres, cables, planchas y otros productos que son posteriormente vendidos a los consumidores finales, tales como los fabricantes de automóviles, de vehículos en general, de bienes electrónicos (computadores, celulares, y otros), de línea blanca, de motores, turbinas de avión, transformadores, de empresas distribuidoras de energía, intercambiadores de calor, etc.

El suministro secundario se puede separar en suministro secundario de chatarra nueva y vieja (ver **Figura 2-1**). La chatarra nueva es un material que se descarta de la operación de fabricación (Tilton y Guzmán, 2016). El tratamiento de la chatarra nueva implica la clasificación, limpieza y transporte antes de la fundición, por lo que no requiere un alto nivel de costos asociados (Fischer et al. 1972). En esta tesis solo se estudiará la oferta secundaria proveniente desde chatarra vieja, ya que casi la totalidad de la chatarra nueva se utiliza en el mismo período en que se genera, y su producción depende principalmente del consumo de cobre o del nivel de producción en las industrias que utilizan cobre (Slade, 1980). Además, debido a que la chatarra nueva es barata de reciclar, y la mayor parte de ella se reincorpora rápidamente a los procesos industriales, no se considera una adición neta al suministro

secundario refinado porque no afecta a la cantidad de cobre que finalmente se plasma en los productos finales (Fischer et al. 1972).

Los desequilibrios temporales entre la demanda de cobre refinado y la oferta de cobre refinado se ven amortiguados por las existencias de cobre refinado en las principales bolsas de mercado (Vial, 1988). Debido a la (relativa) inercia y la lenta reacción de la oferta primaria con respecto a la demanda, la generación de la oferta SRC es esencial para estabilizar las fluctuaciones del mercado de cobre refinado en el corto plazo (Tan, 1987).

2.2 Estado del arte

Esta sección discute los criterios que usaron diferentes autores para explicar la oferta secundaria refinada de cobre desde 1972 a 2017. Entre estos estudios están los autores que explicaron con econometría las variables que más influían en la oferta SRC (Fischer et al., 1972; Slade, 1980; Tan, 1987; Vial, 1988; Valencia, 2005; Gómez et al., 2007 y Fu et al., 2017). También, están aquellos autores que mediante una teoría económica propusieron variables que teóricamente podrían explicar la oferta SRC (Mikesell, 1979; Wagenhals, 1984; Radetzki et al., 1985; Ghosh et al., 1987; Labys, 1989). Los modelos econométricos utilizados como la teoría detrás de las variables explicativas consideradas son de gran importancia para comprender el mercado secundario desde chatarra de cobre y continuar con el desarrollo de la investigación.

Fischer et al. (1972), Tan (1987), Vial (1988) y Valencia (2005) desarrollaron modelos econométricos para explicar la estructura completa del mercado del cobre, estas investigaciones construyeron modelos desagregados tanto para la oferta de cobre como para la demanda de diferentes sectores geográficos. Alternativamente, los trabajos de Slade (1980), Gómez et al. (2007) y Fu et al. (2017) se enfocaron en estudiar solo la oferta secundaria refinada de cobre.

El modelo econométrico de Fischer et al (1972) utilizó la dificultad para recolectar chatarra (SRC_t/S_t) como variable dependiente, donde S_t fue el stock de chatarra en el año t , que se calculó con la ecuación (2.1).

$$S_t = S_{1948} + \sum_{1948}^t S_t^* \quad (2.1)$$

Según Fischer et al. (1972) la variable de stock de cobre acumulada hasta 1948 (S_{1948}) no fue una representación fiel del cobre acumulado hasta 1948, y fue tratada como un parámetro ya que no representa la acumulación de desde tiempos inmemoriales, sino que representa la cantidad de cobre en un sentido más estrecho disponible para la recolección de chatarra a principios de 1948.

El flujo de cobre disponible (F_t^*) en el año t es igual a la oferta primaria de cobre (Qp_t), más las importaciones netas de cobre refinado (Icu_t), más las importaciones netas de productos hechos de cobre (Ip_t), menos los aumentos en las existencias de cobre en Estados Unidos (In_t). Esto se expresó en la ecuación (2.2):

$$F_t^* = Qp_t + Icu_t + Ip_t - In_t \quad (2.2)$$

En el cálculo de la ecuación (2.2), los autores suponen que todo el cobre disponible en los Estados Unidos era accesible para ser reciclado. Esta suposición es débil ya que la chatarra de cobre tarda mucho en recuperarse al final de su vida útil. Como alternativa a la dificultad de recolección, utilizan la fracción de stock de chatarra disponible que fue recolectada el año anterior.

Las variables independientes de Fischer et al. (1972) fueron el precio del cobre (Pcu_t), disponibilidad de chatarra (S_{t-1}) y la representación de la dificultades para recolectar chatarra (SRC_{t-1}/S_{t-1}).

$$\ln(SRC_t) = \beta_0 + \beta_1 \ln(Pcu_t) + \beta_2 \ln(S_t) + \beta_3 \ln(SRC_{t-1}/S_{t-1}) + \varepsilon_t \quad (2.3)$$

Similarmente, Mikesell (1979) afirma que el cobre secundario a partir de chatarra vieja depende del stock acumulado de productos que contienen cobre recuperable, el costo de recolección y el precio de la chatarra que se relaciona directamente con el precio de la Bolsa de Metales de Londres. El autor afirma que algunos modelos utilizan la cantidad de stock recolectado en el año anterior como una medida del costo de recolección en el año actual.

Slade (1980) modeló la oferta SRC para Estados Unidos utilizando ecuaciones dinámicas para el flujo (F_t) y stock (S_t) de chatarra de cobre para el año t , mejorando el cálculo de la

disponibilidad de cobre para reciclar a partir de la ecuación (2.1) y (2.2) propuesto por Fischer et al. (1972). Esta modificación fue posteriormente utilizada por otros investigadores (Valencia, 2005 y Gómez et al., 2007). El autor incluyó en el modelo una variable de precio para el cobre (Pcu_t) e índices de costos para la oferta secundaria de cobre refinado (mano de obra (PL_t), energía (PE_t), industria química (PC_t), transporte (PT_t), y capital (PK_t)).

$$\ln(SRC_t) = \beta_0 + \beta_1 \ln(Pcu_t) + \beta_2 \ln(S_t) + \beta_3 \ln(PL_t) + \beta_4 \ln(PE_t) + \beta_5 \ln(PC_t) + \beta_6 \ln(PT_t) + \beta_7 \ln(PK_t) + \varepsilon_t \quad (2.4)$$

Para estimar el flujo de chatarra de cobre (F_t) en el año (t), Slade (1980) identificó 5 sectores de cobre de uso final (construcción, transporte, electricidad, industrial y bienes de consumo duraderos). A cada sector de consumo (construcción, transporte, eléctrico, industrial y bienes duraderos) se le agrego una vida útil al uso del cobre y un porcentaje constante demandado de cobre durante todo el período de estudio. El flujo de chatarra de cobre se muestra en la siguiente ecuación (2.5).

$$F_t = \sum_{j=1}^5 (f_j * D_{(t-ij)}) \quad j = 1, \dots, 5 \quad (2.5)$$

Donde,

- j , es el sector: (1) construcción, (2) transporte, (3) eléctrico, (4) industrial y (5) bienes de consumo duraderos.
- f_j , es el porcentaje estimado del consumo total de cobre representado por el sector j .
- i , la vida útil promedio de los productos de cobre en el sector j .
- $D_{(t-ji)}$, es la demanda pasada de cobre.

Finalmente, el stock de chatarra de cobre en el año t (S_t) es igual al stock de chatarra de cobre en el período anterior (S_{t-1}), más el flujo de chatarra (F_t) de cobre adicional en el año t , menos la oferta de cobre secundario refinado (SRC_t) durante el año t .

$$S_t = S_{t-1} + F_t - SRC_t \quad (2.6)$$

Según Wagenhals (1984), el cobre producido a partir de chatarra es casi un sustituto perfecto del cobre primario. Sin embargo, también argumenta que existen algunas diferencias entre la economía de ambos. Los costos de producción de cobre secundario dependen del grado y la calidad de la entrada de chatarra al mercado. Los costos de recolección del cobre secundario de alta calidad deben ser menores que el precio del cobre primario para que sea económicamente rentable. Además, los requisitos de energía para el reciclaje de chatarra de cobre son menores que para la producción de cobre primario. Wagenhals (1984), afirma también que el determinante de la oferta primaria y la oferta secundaria son muy similares, pero debido a la disponibilidad de datos, la oferta secundaria debe modelarse de manera diferente.

Radetzki et al. (1985), quienes indican que los productos metálicos disponibles para reciclar son una proporción de la demanda pasada, y la oferta secundaria dependen del metal recuperable y de la relación entre el precio de la chatarra y el precio del metal refinado.

Ghosh et al. (1987) indican que la oferta SRC responde muy rápidamente a los cambios en los precios, a diferencia de la oferta primaria, y su respuesta a largo plazo está limitada por la disponibilidad de chatarra. Según los autores, la oferta de chatarra vieja también depende de la tasa de recuperación de fuentes como maquinaria y, a su vez, la tasa de recuperación depende del nivel de inversión en maquinaria, y del nivel de utilización de la capacidad. Además, suponen que la chatarra que no se recupera en un período está disponible para el período siguiente. Por otro lado, Tan (1987) está de acuerdo con lo planteado por Ghosh et al. (1987) respecto a la respuesta de la oferta secundarios frente a cambios en el precio, por lo tanto, propone que como indicador principal para comprender la oferta secundaria se debe considerar el precio de esta chatarra. A diferencia de los modelos antes expuestos, Tan (1987) no discute en sus análisis la influencia que puede o no estar generando la disponibilidad de chatarra en el suministro secundario refinado.

Tan (1987) modeló la oferta secundaria refinada para los Estados Unidos (2.7) utilizando el precio de la chatarra de cobre en el período actual (Pch_t) y el período anterior (Pch_{t-1}), más la variable dependiente rezagada (SRC_{t-1}) como variables independientes. El autor utilizó el precio de la chatarra ya que, si bien existe una alta correlación entre el precio de la chatarra de cobre y el precio del cobre refinado, el precio de la chatarra reacciona más rápidamente a cualquier cambio en la demanda de cobre en el corto plazo. Este efecto se debe al comportamiento de maximización de beneficios de los productores secundarios refinados. A diferencia de los modelos descritos anteriormente, el autor no consideró la influencia que puede tener la disponibilidad de chatarra en el suministro secundario refinado de cobre.

$$\ln (SRC_t) = \beta_o + \beta_1 \ln(Pch_t) + \beta_2 \ln(Pch_{t-1}) + \beta_3 \ln(SRC_{t-1}) + \varepsilon_t \quad (2.7)$$

Vial (1988) continúa analizando la importancia de la disponibilidad de chatarra, y considera también el stock de chatarra (A_t) en el año t , determinando una nueva ecuación (2.8). Este autor consideró que el 60% de la chatarra de cobre generada en el año (t), tenía una vida útil de 15 años, distribuidos en tres períodos de 5 años cada uno, siguiendo la idea de Wagenhals (1984). Ajustó los coeficientes para que se ajustaran al valor conocido del 60% de (D_{t-15}), de esta manera define la ecuación (2.8), que significa que la fracción de cobre que se usó durante 5 años pesó 0.1, la fracción usada para 10 años ponderado 0,2 y la fracción utilizada durante 15 años ponderado 0,3.

$$A_t = 0,10 \sum_{i=1}^5 D_{t-i} + 0,20 \sum_{i=6}^{10} D_{t-i} + 0,30 \sum_{i=11}^{15} D_{t-i} \quad i = 1, \dots, 15 \quad (2.8)$$

Donde,

- D_{t-i} es la demanda de cobre en el año $t-i$.
- i , la vida útil promedio de los productos de cobre.

Por otra parte, Labys (1989) indicó que para el estudio del reciclaje hay ciertas características que deben ser consideradas. Primero, los productos de metal se desechan después de varios años de uso. En segundo lugar, la cantidad de chatarra recuperada y suministrada depende de los precios de la chatarra. En tercer lugar, las producciones primarias y secundarias se consideran sustitutos perfectos.

Vial (1988) afirmó que la decisión de cuánto recuperar de la chatarra vieja dependía de los ingresos esperados en esta actividad y, por tanto, también dependía de los salarios relativos (W_t) y del precio de la energía (E_t), este último utilizado como *proxy* de los costos de producción.

$$\ln(SRC_t) = \beta_0 + \beta_1 \ln(E_t) + \beta_2 \ln(W_t) + \beta_3 \ln(S_t) + \varepsilon_t \quad (2.9)$$

Valencia (2005) modeló la oferta secundaria refinada (2.10) basándose principalmente en estudios de Fischer et al. (1972) y Slade (1980). Debido a la disponibilidad limitada de datos de costos para las instalaciones de producción de cobre secundario refinado, el autor utilizó la medida de dificultad de recolección (SRC_{t-1}/S_{t-1}) propuesta por Fischer et al. (1972). Sin embargo, el cálculo del stock de chatarra (S_t) lo utilizó de las ecuaciones (2.5) y (2.6) de Slade (1980).

$$\ln(SRC_t) = \beta_0 + \beta_1 \ln(Pcu_t) + \beta_2 \ln(S_t) - \beta_3 \ln(SRC_{t-1}/S_{t-1}) + \varepsilon_t \quad (2.10)$$

Gómez et al. (2007) simplificó la ecuación (2.10) utilizando las ecuaciones (2.5) y (2.6) de Slade (1980) para calcular las variables de flujo (F_t) y para el stock (S_t) de chatarra de cobre. También, incluyeron el precio del cobre refinado (Pcu_t), el rezago del suministro secundario refinado (SCR_{t-1}), y una variable dicotómica (Du_t) que restringía el uso de la variable stock de chatarra (S_t), considerándola en el modelo sólo si el precio del cobre refinado era mayor que el precio del año anterior. Estos autores continuaron considerando la disponibilidad de chatarra como una variable clave.

$$\ln(SRC_t) = \beta_0 + \beta_1 \ln(Pcu_t) + \beta_2 \ln(F_t) + \beta_3 Du_t * \ln(S_t) + \beta_4 \ln(SRC_{t-1}) + \varepsilon_t \quad (2.11)$$

En el modelo de Fu et al. (2017) los autores estimaron la oferta secundaria refinada, incorporando como variables explicativas el precio actual (Pcu_t) y rezagado (Pcu_{t-1}) de cobre refinado, la corriente (GDP_t) y rezagado (GDP_{t-1}) producto interno bruto global, el índice de actividad minera (IM_t), rezago de la variable dependiente (SCR_{t-1}), más una variable de tendencia. El modelo (2.12) no incluyó la estimación de la disponibilidad de chatarra. Asimismo, este modelo utilizó algunas variables explicativas a nivel mundial y otras a nivel de país, lo que generó serias dudas sobre los resultados obtenidos.

$$\begin{aligned} \ln(SRC_t) = & \beta_0 + \beta_1 \ln(Pcu_t) + \beta_2 \ln(Pcu_{t-1}) + \beta_3 \ln(IM_t) + \\ & \beta_4 \ln(GDP_t) + \beta_5 \ln(GDP_{t-1}) + \beta_6 \ln(SRC_{t-1}) + \beta_7 T_t + \varepsilon_t \end{aligned} \quad (2.12)$$

En los modelos econométricos expresados en las ecuaciones (2.1), (2.4), (2.7), (2.9), (2.11) y (2.12), la estimación de coeficientes ($\beta_n \quad n = 0,1,2, \dots, 7$) representa la elasticidad entre la variable dependiente e independiente, ya que el coeficiente estimado (β_n) representa la magnitud del cambio porcentual en (SCR_t), que ocurre con una variación del 1% de la variable independiente. El término de perturbación (ε_t) representa la influencia de las variables que se omitieron en los modelos y que influyen colectivamente en la variable dependiente.

Finalmente, Fu et al. (2017) no contemplaron analizar e incluir la disponibilidad de chatarra, principalmente porque no consideraron que fuera importante o una limitante de largo plazo como supone Fischer et al. (1972), Mikesell (1979), Slade (1980), Vial (1988) o Valencia (2005). Los autores supusieron que la oferta de chatarra de cobre refinado estaba estrechamente ligada a variables económicas, al igual que lo considera Tan (1987).

El estudio de la oferta secundaria refinada y las interacciones de distintas variables explicativas de mercado con la variable dependiente ha sido expresado mediante la función de oferta. Esta corresponde a la función matemática que permite explicar la cantidad ofertada dependiendo de un conjunto de variables causales o determinantes (Tilton y Guzmán, 2016) ¿Qué variables hay que considerar para explicar la oferta secundaria? La respuesta depende del horizonte temporal del análisis, de la disponibilidad de información, y requiere un juicio considerable por parte del analista. Sin embargo, no existe una lista única de variables apropiadas, siendo las siguientes a menudo consideradas como relevantes, especialmente a largo plazo: precio de la chatarra de cobre, costos de insumos, cambio tecnológico, actividades gubernamentales, estructura del mercado, huelgas y otras perturbaciones (Tilton y Guzmán, 2016).

Las variables explicativas utilizadas por los modelos de Fischer et al. (1972), Slade (1980), Tan (1987), Vial (1988), Valencia (2005), Gómez et al. (2007) y Fu et al. (2017) fueron incorporadas por un análisis teórico que las vinculó, por ejemplo, a un modelo económico o factores que influyen en la decisión de reciclaje. Sin embargo, no se realizaron pruebas para verificar que estas variables explicaran efectivamente la oferta SRC a corto y/o largo plazo.

Parte de la explicación para esto es que cuando estos artículos fueron publicados, los investigadores tenían un conjunto limitado de posibles variables explicativas y observaciones (en algunos casos, no más de 19 años).

Sin embargo, Granger (1969) argumenta que un modelo es significativo y consistente cuando *"una simulación de las variables explicativas en el lado derecho de la ecuación genera las mejores propiedades de la variable a explicar"*. El estudio de las variables explicativas utilizadas en la literatura puede mejorar debido a un número mayor de observaciones e información disponible que hace unas décadas.

¿Predijeron estos modelos algo cercano a lo que sucedió durante la crisis asiática que comenzó en 1997 y duró cinco años, o durante la crisis financiera global de 2008, o después del colapso de la Bolsa de Shanghai en 2015? Por lo general, cuando el precio del cobre se desploma, lo mismo ocurre con la oferta SRC. ¿Respondieron estos modelos al fuerte aumento del precio del cobre en 2005 y después? Los primeros resultados obtenidos al ejecutar los modelos indicaron que estos cambios no se explicaron ni pronosticaron. Esta razón motivó el examen de modelos econométricos para el suministro de la oferta SRC, que habían sido elaborados como modelos explicativos. Parecía importante probar el poder explicativo de estos modelos durante un período prolongado. Sin embargo, también, parecía relevante probar su capacidad predictiva, tanto en el corto como a largo plazo. La capacidad predictiva se define aquí como la comparación entre el valor estimado de la oferta SRC antes que esta ocurra, y los valores reales de esta una vez que dichos valores ya se conocen.

Según Sohn (2006) *“La importancia de proyectar las necesidades minerales a largo plazo es fundamental para garantizar que las capacidades adecuadas de mina, fundición y refinería, sin mencionar el transporte auxiliar y la infraestructura energética, estén disponibles para satisfacer los patrones cambiantes de oferta y demanda de minerales en todo el mundo a la luz de los largos plazos de entrega necesarios para poner en funcionamiento una nueva capacidad de producción”*.

Al continuar analizando los modelos econométricos de Fischer et al. (1972), Slade (1980), Tan (1987), Vial (1988), Valencia (2005), Gómez et al. (2007) y Fu et al. (2017), estos construyeron distintas funciones para la oferta secundaria. Ello se realizó utilizando diferentes variables y periodos de observaciones, llegando a determinar no solo funciones de oferta distintas, sino que también impactos diversos de los parámetros estimados con respecto a la misma variable explicativa.

La teoría econométrica define cambio estructural cuando las variables de una función matemática cambian en el tiempo⁵ (Greene, 2018). No obstante, los trabajos existentes en la literatura de la función de oferta secundaria de cobre (Fischer et al., 1972; Slade, 1980; Tan, 1987; Vial, 1988; Valencia, 2005; Gómez et al., 2007 y Fu et al., 2017) no incorporaron la existencia de quiebres estructurales, lo que podría ser indicio de que dichos quiebres no probaron ser econométricamente significativos.

⁵ Otra forma de que una función matemática pudiera ser variable en el tiempo es precisamente, utilizando modelos con coeficientes variables (Durán Santomil et al., 2011).

La función de oferta secundaria constituye la disponibilidad, deseabilidad y habilidad que tienen los productores de producir cobre. Por ejemplo, si el parámetro asociado al precio del cobre es estable en el tiempo, esto es equivalente a que la elasticidad del precio de la oferta muestra una pequeña variabilidad en el tiempo. Este comportamiento está asociado, por ejemplo, a una demanda o a productores que no cambian su preferencia en el tiempo, a escasa inversión tecnológica de la industria secundaria, o a nulas reformas de políticas ambientales respecto al reciclaje de cobre.

Otra causa que podría explicar la ausencia de quiebres estructurales en las funciones de oferta secundaria puede ser la escasa disponibilidad de datos en el pasado, tanto en la escala temporal como en el número de variables potencialmente causales.

El que no se hayan incorporado quiebres estructurales en los modelos econométricos antes mencionados, no implica necesariamente que se deba descartar que los parámetros asociados a la función de oferta secundaria podrían tener un impacto variable en el tiempo. De hecho, la Crítica de Lucas (1976) sostiene que, bajo la hipótesis de expectativas racionales, los parámetros estimados a partir de un modelo econométrico no se mantendrían constantes.

La Crítica de Lucas expone la dificultad de cuantificar mediante modelos econométricos estimados en un determinado contexto, cuáles son los efectos que tendrían los cambios en el entorno económico sobre los valores de las variables endógenas, es decir, en qué medida los parámetros estimados son afectados por cambios estructurales. Según Lucas (1976), un ejemplo de ello es el análisis de políticas públicas a través de los modelos econométricos ya

que estos no tienen en cuenta de forma adecuada el impacto de los cambios de política económica sobre las expectativas de los agentes económicos. Cuando la política cambia, la relación entre las expectativas y la información pasada cambia; y cómo las expectativas afectan al comportamiento económico, las relaciones del modelo econométrico también cambian.

Las estimaciones econométricas tradicionales a nivel macroeconómico consideran que los agentes económicos se basan en expectativas adaptativas para pronosticar la evolución de las variables económicas que resultan de interés, por lo que el valor futuro de una variable se basa en los valores pasados de esta y de sus determinantes. Pero Lucas (1976) afirma que los agentes de mercado se comportan racionalmente, lo cual implica que conocen el modelo que describe el comportamiento de las variables económicas, y que tienen sus propias previsiones acerca de las políticas económicas futuras y que, por tanto, pueden modificar su actuación presente ante cambios esperados en el entorno macroeconómico, independientemente de lo que señalan los modelos.

El estudio de la variabilidad de los parámetros estimados puede mejorar debido a un número mayor de observaciones e información disponible en la actualidad que no existía hace dos décadas atrás. Dicho mejoramiento está asociado principalmente a sistemas cada vez más interconectados y organizaciones dedicadas a consolidar sistemas de datos. Es así como, a medida que transcurre el tiempo mejora la disponibilidad de datos temporales.

¿Hasta qué punto son confiables las estimaciones que existen hoy en día? ¿Son estas estimaciones capaces de recuperar toda o parte de la realidad subyacente de la función de oferta? Es muy probable que las estimaciones econométricas no logren recuperar toda la realidad subyacente, pero sí parte de ella. Esto, porque de existir una única función de oferta secundaria, ésta debe tener una forma funcional dada. En los trabajos existentes en la literatura la función de oferta secundaria de cobre (Fischer et al.,1972; Slade,1980; Tan, 1987; Vial, 1988; Valencia, 2005; Gómez et al., 2007 y Fu et al., 2017) fue representada mediante una forma funcional log-lineal. En esta función (2.13) los impactos generados en la variable dependiente esta dado por la multiplicación de los parámetros estimados ($\hat{\beta}$) y las variables explicativas, asociadas a la siguiente función.

$$\text{Log}(y_t) = \beta_0 + \beta_1 \text{Log}(X_{1t}) + \dots + \beta_n \text{Log}(X_{nt}) + \varepsilon_t \quad (2.13)$$

Si se logran seleccionar correctamente las variables que explican la realidad, así como su forma, entonces debiera ser posible estimar el impacto de esas variables sobre la función de oferta secundaria y con ello, sería posible explicar exitosamente la realidad. La dificultad surge cuando no es posible incorporar todas las variables relevantes en el análisis.

Cuando no se puede desarrollar un modelo con todas las variables relevantes, la estimación por mínimos cuadrados ordinarios⁶ puede generar inconsistencia (y sesgos) en la estimación de los impactos de las variables. Además, cuando la variabilidad (σ_v) propia de la variable

⁶ Las distintas técnicas de estimación como modelos de retardo distribuidos auto-regresivos (ARDL), modelos lineales generalizados (GLM), mínimos cuadrados de dos etapas (TSLS), modelos de media móvil autor regresivos (ARMA), entre otros, sufren de la misma problemática planteada (Greene, 2018).

explicativa junto a la del parámetro estimado ($\hat{\beta}$) es alta, indica que la dispersión de los datos respecto a la media es grande⁷. En esencia, esto impide conocer de forma más certera el valor del impacto generado por cada variable explicativa sobre la variable dependiente.

Por otro lado, si todas las propiedades de mínimos cuadrados ordinarios se cumplen, se sabe que a medida que el tamaño de la muestra crece, el valor del estimador $\hat{\beta}$ tiende a ser el valor real del parámetro poblacional, propiedad que se denomina consistencia. Un estimador $\hat{\beta}$ consistente es un estimador asintóticamente insesgado cuya varianza tiende a cero al aumentar el tamaño muestral (N) (Greene, 2018).

⁷ La desviación estándar (σ) se encuentra definida como $\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2}$, donde la sumatoria de cada dato x_i menos el promedio muestral μ se eleva al cuadrado y se divide por el número muestral N .

3. METODOLOGÍA

La metodología desarrollada en esta investigación está diseñada para esclarecer las interrogantes generadas en los capítulos anteriores, como también para responder los objetivos específicos de la introducción. Es así, como la estructura de la metodología propuesta aborda los objetivos de forma secuenciada, dividiendo este capítulo en tres secciones (3.1, 3.2 y 3.3).

La sección 3.1 explica la metodología para abordar al primer objetivo planteado. En esta sección, se evalúa empíricamente cada variable explicativa seleccionada por Fischer et al. (1972), Slade (1980), Tan (1987), Vial (1988), Valencia (2005), Gómez et al. (2007) y Fu et al. (2017), y el estudio de las interacciones dinámicas generadas entre pares de variables (independientes respecto a la dependiente) tanto a corto como a largo plazo (ver **Figura 3-1**).

La sección 3.2 explica la metodología para abordar el segundo objetivo. En esta sección, se reestiman los modelos econométricos de Fischer et al. (1972), Tan (1987), Valencia (2005), Gómez et al. (2007) y Fu et al. (2017), utilizando datos anuales de 1960 a 2017. Además, se examinó la capacidad predictiva a corto y largo plazo (ver **Figura 3-1**).

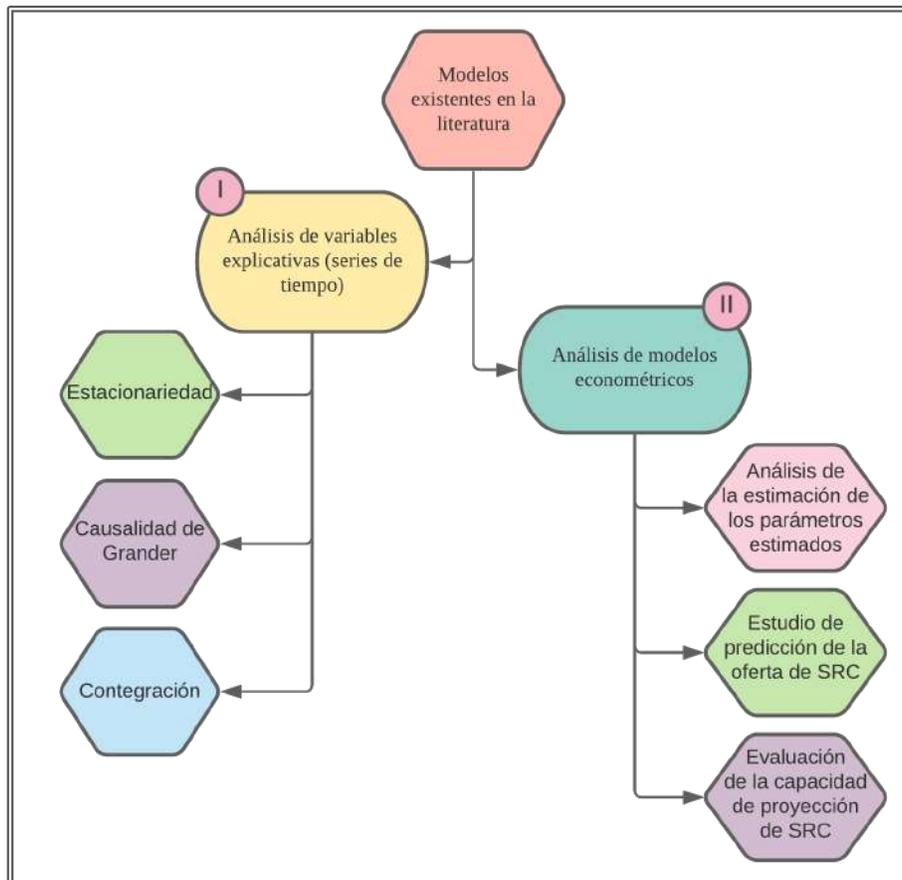


Figura 3-1: Diagrama de metodología planteada para analizar las variables y modelos existentes en la literatura.

La sección 3.3 explica la metodología para abordar los objetivos tres y cuatro. En esta sección, se analiza la estabilidad de los parámetros y definir una función matemática robusta (**Figura 3-2**). La segunda parte de la metodología tiene la siguiente secuencia: análisis de la estacionariedad de cada serie temporal (etapa A); análisis del coeficiente de correlación entre las variables (etapa B); creación de diferentes combinaciones de la función de oferta secundaria refinada de cobre (etapa C); evaluación del rango de estimación del parámetro estimado (etapa D); determinación del nivel de significancia de cada parámetro estimado (etapa E); análisis de la variabilidad de la variable y el parámetro estimado (etapa F); análisis para evaluar la autocorrelación (estadio G); evaluación de la estabilidad del parámetro

estimado (etapa H, I). Un modelo robusto debe contener variables explicativas que cumplan con las mejores características del análisis que se describe en la **Figura 3-2**.

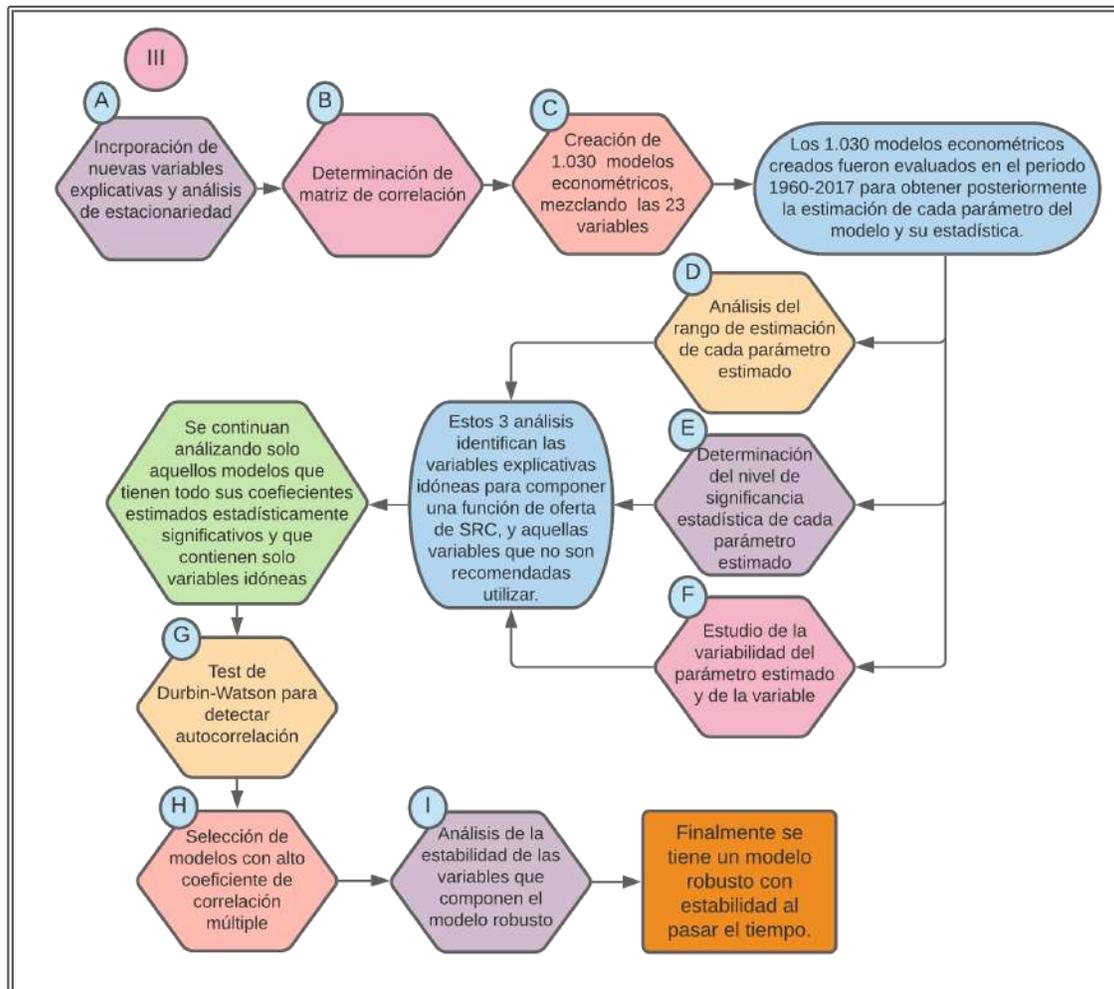


Figura 3-2: Procedimiento para analizar cada variable explicativa y obtener un modelo robusto para la oferta secundaria de cobre.

3.1 Análisis de variables explicativas (objetivo N°1)

Se estudió cada variable explicativa incorporada en los modelos econométricos de Fischer et al. (1972), Slade (1980), Tan (1987), Vial (1988), Valencia (2005), Gómez et al. (2007) y Fu et al. (2017), probando si cumplían criterios de estacionariedad, causalidad y cointegración.

La metodología desarrollada en esta parte del trabajo evaluó las interacciones dinámicas generadas entre las variables, tanto en el largo como en el corto plazo. Si bien las variaciones de largo plazo tienden a mostrar un equilibrio económico, la dinámica de corto plazo se ve afectada por choques aleatorios y restricciones del mercado (Xiarchos y Fletcher, 2009). Esto último tiene gran importancia ya que las relaciones a corto plazo, aunque transitorias, pueden ser persistentes en el tiempo (Franses, 1998).

En la práctica, una gran parte de las series temporales son no estacionarias, lo que significa que la varianza y la covarianza cambian con el tiempo, dificultando un buen resultado en el modelo (Green, 2018). Por tanto, al considerarlos en un modelo econométrico, los resultados pueden ser poco fiables, generando la denominada relación espuria entre las variables (Hamilton, 1994). Este tipo de relación provoca valores elevados de R^2 , invalidando los resultados del modelo (Granger y Newbold, 1974). Sin embargo, es necesario asegurar que las diferentes variables se integren en el mismo orden; de lo contrario, el modelo final debería carecer de consistencia (Aruga y Managi, 2011). Para determinar si la serie de tiempo es estacionaria⁸ (o no estacionaria), se realizó la prueba de raíz unitaria de Dickey-Fuller aumentada (Dickey-Fuller, 1979). El número de años de retraso seleccionados se basó en los criterios de información de Akaike (1974). La prueba ADF para cada serie de tiempo (Y_t) se estimó a partir de la siguiente regresión:

⁸ Hipótesis nula: $H_0: \delta = 0$ (es decir, hay una raíz unitaria, la serie de tiempo no es estacionaria o tiene una tendencia estocástica). Hipótesis alternativa: $H_1: \delta < 0$ (es decir, la serie de tiempo es estacionaria, posiblemente alrededor de una tendencia determinista) (Green, 2018).

$$\Delta Y_t = \beta_1 + \beta_2 t + \delta Y_{t-1} + \sum_{i=1}^m \alpha_i \Delta Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (3.1)$$

Donde t es la tendencia, δ la pendiente de la regresión, m es la longitud del rezago, ε_t es un término de error puro de ruido blanco⁹ y donde $\Delta Y_{t-1} = (Y_{t-1} - Y_{t-2})$, $\Delta Y_{t-2} = (Y_{t-1} - Y_{t-2})$, etc. El número de diferencia rezagada que se debe incluir con frecuencia se determina de manera empírica, con la idea de incluir los términos suficientes para que el término de error en (3.1) no esté serialmente relacionado y sea posible obtener una estimación insesgada de δ y el coeficiente de ΔY_{t-1} rezagado. Por lo tanto, el número de rezagos se seleccionó en base a los criterios de información de Akaike (1974). La prueba ADF evalúa la existencia de raíz unitaria aceptando la hipótesis nula, donde se comprueba que δ es igual a cero¹⁰ (no estacionariedad).

Se utilizó la prueba de causalidad de Granger (1969), evaluando pares de variables. La causalidad de Granger mide la precedencia y el contenido de la información, pero no indica por sí misma la causalidad en el uso más común del término (Jaunky, 2013). Pasar la prueba de causalidad de Granger no significa que la causalidad económica esté presente, sino que busca comprobar si los resultados de una variable preceden a otra variable, y permite saber si la relación entre dichas variables es unidireccional o bidireccional (Talbi et al., 2020).

⁹ Ruido blanco es una serie tal que su media es cero, la varianza es constante y es incorrelacionada (Green, 2018).

¹⁰ Hipótesis nula: $H_0: \delta = 0$ (es decir, existe una raíz unitaria, la serie de tiempo es no estacionaria o tiene tendencia estocástica). Hipótesis alternativa: $H_1: \delta < 0$ (es decir, la serie de tiempo es estacionaria, posiblemente alrededor de una tendencia determinista) (Green, 2018).

Existen numerosos casos en los que un elevado coeficiente de correlación entre variables no significa una relación causal (Yahya et al., 2020). La prueba de causalidad de Granger asume que la información relevante para predecir las respectivas variables analizadas está contenida solo en la información de series de tiempo de estas variables (Bhatia et al., 2018). La prueba implica la estimación de las siguientes regresiones:

$$Y_t = \sum_{i=1}^n \partial_i X_{t-1} + \sum_{j=1}^n \theta_j Y_{t-j} + \mu_{1t} \quad (3.2)$$

$$X_t = \sum_{i=1}^n \lambda_i X_{t-1} + \sum_{j=1}^n \rho_j Y_{t-j} + \mu_{2t}$$

Donde se supone que las perturbaciones μ_{1t} y μ_{2t} no están correlacionadas. La causalidad multivariada se desarrolla mediante la técnica de autocorrelación vectorial (VAR)¹¹. La ecuación (3.2) postula que la variable Y_t actual se relaciona con los valores pasados de la misma variable (Y_{t-1}), al igual que con los de X_t , y postula un comportamiento similar para X_t . La prueba verifica si $\partial_i, j=1,2,3\dots n$ ó $\rho_j, j=1,2,3\dots n$, es igual a cero¹².

Se aplicó la prueba de cointegración para conocer la relación a largo plazo entre las variables.

Esto significa que, aunque las variables crecen en el tiempo (t), lo hacen de forma totalmente

¹¹ El término “autorregresivo” se refiere a la aparición del valor rezagado de la variable dependiente en el lado derecho, y el término “vector” se atribuye a que se trata con un vector de dos (o más) variables (Green, 2018).

¹² La hipótesis nula es $H_0: \partial_i=0, i=1,2,3\dots n$, es decir, los términos rezagados de X no pertenecen a la regresión Y , el mismo análisis para la regresión de X . Para probar esta hipótesis, se aplica la prueba $F = \frac{(CSR_R - SCR_{NR})/m}{SCR_{NR}/(n-k)}$ (Green, 2018).

sincronizada para que el error entre las dos variables no aumente (Engle y Granger, 1987). Se han propuesto varios métodos para probar la cointegración; sin embargo, Xiarchos y Fletcher (2009) y Aruga y Managi (2011) utilizan la prueba de Johansen (1991) para las relaciones de largo plazo. Se examinó la capacidad que tienen las variables para explicar el comportamiento de la oferta SRC a largo plazo. La cointegración se muestra en la siguiente ecuación (3.3):

$$\Delta Y_t = \Pi Y_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \Gamma_i \Delta Y_{t-i} + \mu + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t | I_{t-1} \sim N(0, H_t) \quad (3.3)$$

$$\Pi = \sum_{i=1}^p A_i - I_i, \quad \Gamma_i = - \sum_{j=i+1}^p A_j$$

Donde Y_i son $n \times 1$ de n variables endógenas no estacionarias, p es el orden del proceso autorregresivo vectorial, μ es el vector de los términos constantes, ε_t es el proceso de ruido blanco n -dimensional normalmente distribuido. El orden de retraso óptimo (r) en el modelo está determinado por el criterio de información de Akaike (CIA). Denotando r como el rango de la matriz Π , el número de vectores de cointegración dependerá de r . Por ejemplo, cuando $0 < r < n$, habrá r combinaciones lineales estacionarias y el número de vectores cointegrantes será r . Cuando $r < n$, el teorema de representación de Granger afirma que la matriz Π puede descomponerse como $\Pi = \alpha\beta'$, donde β es la matriz del vector cointegrante y α es la velocidad del ajuste de parámetros (Johansen, 1991).

3.2 Evaluación de modelos econométricos de la oferta secundaria refinada de cobre (objetivo N°2)

Una vez obtenidos los resultados del análisis de cada variable explicativa, los modelos econométricos de Fischer et al. (1972), Tan (1987), Valencia (2005), Gómez et al. (2007) y Fu et al. (2017) fueron recalculados extendiendo el período de estudio de 1960 a 2017. Este estudio estandariza la base de datos, lo que permite comparar la estimación de cada modelo econométrico, actualizar la información utilizada en el pasado y modificar los coeficientes estimados de cada variable explicativa. Sin embargo, es posible encontrar algunas diferencias en la relación entre las variables dependientes y explicativas. También es factible realizar un análisis de la capacidad predictiva de los valores estimados sobre los valores reales a corto y largo plazo de cada modelo.

Los modelos propuestos por Fischer et al. (1972), Slade (1980), Tan (1987), Vial (1988), Gómez et al. (2007) y Fu et al. (2017) consideran una función log-lineal; por tanto, se aplicó un logaritmo a todas las variables estudiadas. El uso de variables logarítmicas reduce la sensibilidad de las estimaciones ante observaciones extremas o atípicas (Green, 2018). Asimismo, los logaritmos modifican conceptualmente el significado de los parámetros obtenidos, y la interpretación de los parámetros de la función permite aplicar el concepto de elasticidad entre ambas variables (Green, 2018).

Para estimar los coeficientes de los siete modelos estudiados se utilizó el método de Mínimos Cuadrados Generalizados (GLS). Este método presenta mayor robustez en la estimación de

parámetros cuando se presenta heterocedasticidad y ciertos grados de correlación entre las observaciones (Green, 2018).

Un segundo aspecto examinado fue la capacidad de pronóstico a largo plazo de los modelos. Para este análisis se utilizó la metodología Backcasting para calcular los coeficientes de cada modelo econométrico (Fischer et al., 1972; Tan, 1980; Valencia, 2005; Gómez et al., 2007 y Fu et al., 2017) durante un período de referencia (1960-1995) y proyectar la curva de oferta SRC en un período de estudio (1996-2017). Este análisis permite comparar la desviación de la predicción realizada por cada modelo con respecto a los valores reales conocidos. Así, para saber si las proyecciones de futuro son consistentes. La metodología Backcasting busca determinar qué modelo es el que tiene mayor capacidad para predecir valores futuros o si es necesario generar otro modelo para tal fin.

3.3 Método para la robustez de la función de oferta secundaria refinado de cobre (objetivos N°3 y N°4)

Esta sección de la investigación determina la estabilidad del parámetro estimado de cada variable y el nivel de significancia. Además, pretende acotar el número de variables potenciales con el propósito de seleccionar las más estables e influyentes en el comportamiento histórico de la oferta secundaria refinada de cobre, y así, determinar un modelo econométrico robusto en el tiempo.

Aquí se entiende por robustez del modelo cuando existe alta probabilidad que el parámetro estimado ($\hat{\beta}$) sea estadísticamente significativo, exista baja desviación estándar ($\sigma_{\hat{\beta}}$ y σ_v) y los parámetros estimados ($\hat{\beta}$) deben permanecer estables al modificar el número de variables de la función de oferta secundaria (n) o aumentar el número de observaciones disponibles (t).

El concepto de estabilidad que se introduce en este trabajo se refiere a la estabilidad del parámetro estimado $\hat{\beta}$ en la medida que se consideren horizontes de estimación cada vez mayores (t) o se modifique el número de variables (n). Por ejemplo, al realizar la estimación del parámetro asociado al precio del cobre entre 1960-1980, se obtiene un parámetro que vincula dicho precio con la oferta secundaria según un número de variables (n). Dicha estimación se considerará estable si y sólo si, al modificar el horizonte de tiempo de la estimación, o al agregar o quitar una variable explicativa al modelo, el nuevo parámetro estimado ($\hat{\beta}$) no difiere significativamente del parámetro anteriormente estimado (en términos estadísticos). Un rango acotado en la estimación del parámetro indica que las variables no muestran alto grado de respuesta a medida que cambia el número de variables (n) en el modelo, mostrando mayor certeza para conocer la realidad.

Para evaluar el concepto de estabilidad en este trabajo se asocian los parámetros estimados ($\hat{\beta}$) a un comportamiento aleatorio de acuerdo con el número de variables (n) y al número de observaciones (t). El parámetro β es considerado aleatorio cuando existe una muestra de observaciones que no representa la población total. Por ejemplo, al construir una ecuación de oferta secundaria con el precio de cobre como variable, en econometría se interpreta al

parámetro estimado ($\hat{\beta}$) como una variable aleatoria porque no se tienen todas las observaciones posibles entre el precio del cobre y la oferta secundaria. De esta forma, se asume que el error de muestreo existe y depende del horizonte de observaciones disponibles como también de las variables que intervienen en el modelo.

Para evaluar la estabilidad del parámetro aquí se asume que para cada periodo de estudio el parámetro adquiere distintos valores asociados a una expresión matemática en particular. Por lo tanto, suponen una distribución de probabilidades para dichos parámetros se podría estimar si la distribución es o no estacionaria en el tiempo. Es decir, el parámetro estimado puede ser considerado estable si es estacionario en términos del período de estimación y en términos del número de variables (n).

Este análisis plantea que, para asegurar un buen resultado de los parámetros estimados es necesario observar el universo de variables que podrían tener relación bajo un fenómeno que las ligue en el tiempo (por ejemplo, un modelo económico teórico). Entonces, se generaría un espacio donde se deben analizar todas las combinaciones posibles de las variables potenciales observadas para diferentes segmentos de tiempo. Esta metodología permitiría entender hasta qué punto los parámetros estimados son robustos, entendiendo por esto que sean insesgados, estables y con convergencia asintótica en el tiempo. También, es posible que la función de oferta secundaria no sea una estimación robusta y presente, por ejemplo, variabilidad en el tiempo de todos o algunos de sus parámetros estimados ($\hat{\beta}$).

Este análisis supone que la función de oferta secundaria es lineal y con ello, se analizó sólo el modelo respecto al número de variables (n) variables y periodo de tiempo (t). Sin embargo, la función también podría variar y no ser necesariamente lineal o log-lineal. Esta podría tener, en cambio, una dependencia no lineal.

3.3.1 Identificación y análisis de estacionareidad de nuevas variables explicativas (etapa A)

Desde 1972 a 2017, diferentes estudios han buscado determinar desde el punto de vista econométrico la función de oferta secundaria refinada de cobre a nivel mundial, considerándose para esto tanto diferentes números de variables (n), así como periodos de observación (t). En efecto, estos distintos estudios llegaron a diferentes resultados, en particular referidos a cuáles debieran ser las variables explicativas consideradas, así como el valor de los parámetros estimados para cada una de ellas. Parte de la explicación de esto se debe a que en el momento en que estos trabajos fueron publicados los investigadores contaban con un conjunto limitado de variables potencialmente explicativas, así como observaciones para un periodo de tiempo también acotado (en algunos casos no más de 19 años).

En 2020, el año en que se realizó esta investigación, es posible encontrar mayor cantidad de información que hace un par de décadas atrás. Por lo tanto, el desarrollo planteado en esta tercera parte de la investigación extiende el plano de variables potencialmente explicativas (la base de datos tiene un total de 23 variables explicativas incluyendo las existentes en la

literatura). El detalle de las nuevas variables explicativas se muestra en la siguiente sección base de datos.

Para el análisis de la estacionariedad de las nuevas variables explicativas, se utilizó el mismo procedimiento detallado en la sección 3.1.

3.3.2 Determinación de la matriz de correlación de las variables explicativas utilizadas (etapa B)

Al considerar un número significativo de variables explicativas, fue necesario descartar relaciones aproximadamente lineales entre las variables, que pueden generar multicolinealidad. Una función de oferta con presencia de multicolinealidad no permite separar los efectos de cada variable explicativa dificultando la medición de su contribución individual; provocando que los estimadores individuales sean inestables y con varianza significativa (Greene, 2018). Para evaluar la relación entre las variables se calculó el coeficiente de correlación entre ellas, considerando una relación aproximadamente lineal entre aquellos pares de variables con un coeficiente de correlación mayor o igual al 97%¹³.

3.3.3 Creación de diferentes combinaciones para la función de oferta secundaria (etapa C)

¹³ Cuando el rango de dispersión entre las variables está entre 97% y 100%, se considera una relación lineal perfecta (Ronald E. et al., 2012).

Para limitar las posibles combinaciones en la creación de diferentes funciones, fue necesario descartar todos aquellos pares de variables con un alto coeficiente de correlación. Para modelos que continuaron aumentando el número de variables, todos los parámetros estimados ($\hat{\beta}$) deberían ser significativos, con una probabilidad del 5%.

El proceso de generación de las diferentes funciones de oferta secundaria se llevó a cabo en varias etapas. En la primera etapa se realizaron modelos con cada una de las variables explicativas de la base de datos (modelos con 1 variable). En la segunda etapa, se agregó el rezago de oferta secundario a cada modelo de la primera etapa (modelos con 2 variables). Aquellos modelos para los cuales todos los parámetros estimados ($\hat{\beta}$) fueron significativos fueron desviados al paso 3, donde se agregó al modelo cada una de las variables explicativas de la base de datos (modelos con 3 variables). A medida que aumentó el número de variables (n), disminuyó considerablemente el número de modelos elegibles para continuar a la siguiente etapa. Un modelo con 7 variables explicativas generó solo 2 modelos con todos los parámetros significativos ($\hat{\beta}$). Todos los modelos con mayor número de variables solo desarrollaron modelos con al menos una variable no significativa, por lo que no cumplieron la condición requerida para continuar desarrollando modelos robustos. En cualquier caso, el número de modelos generados permitió el análisis de cada parámetro estimado ($\hat{\beta}$). Las funciones propuestas en la literatura para el suministro de SRC tienen un máximo de 7 variables explicativas (Fu et al., 2017). El hecho de que diferentes autores no hayan realizado una función con más de 7 variables indica que más parámetros resultaron económicamente insignificantes (**Figura 3-3**).

Todos los parámetros estimados ($\hat{\beta}$) que resultaron significativos en las diferentes etapas se utilizaron para el análisis posterior. El procedimiento para seleccionar y generar diferentes modelos se muestra en la **Figura 3-3**.

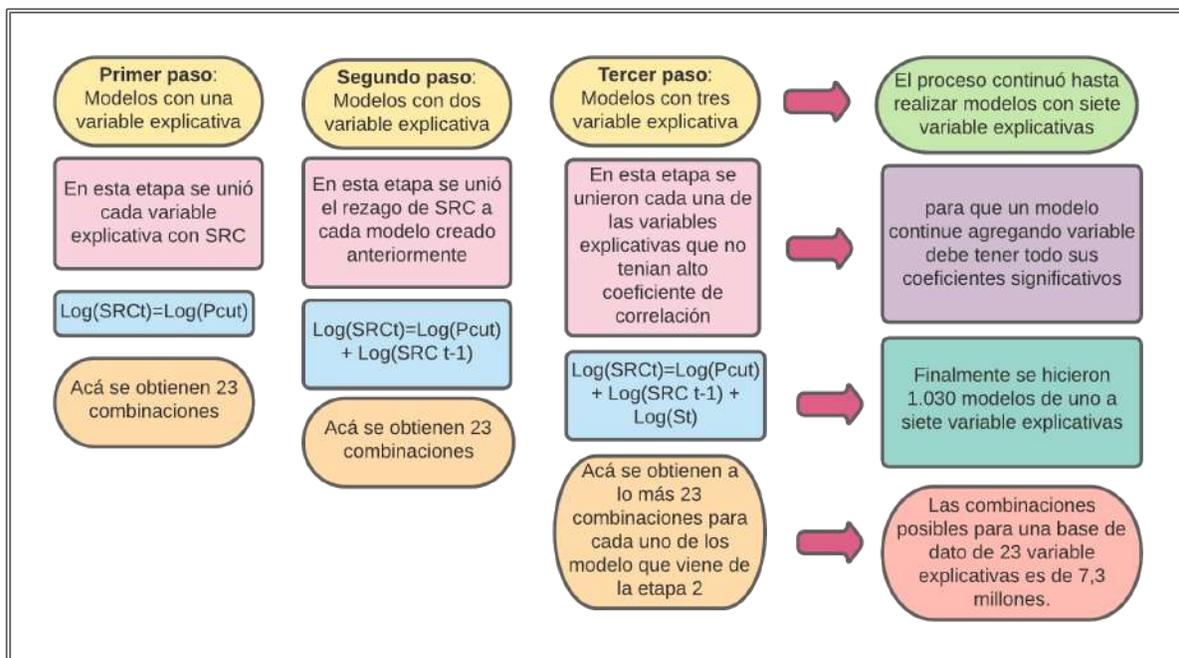


Figura 3-3: Proceso para crear y seleccionar modelos con diferente número de variables considerando como ejemplo, la variable precio de cobre refinado.

3.3.4 Evaluación del rango de fluctuación de la estimación del parámetro ($\hat{\beta}$) (etapa D)

El rango estimado de los parámetros ($\hat{\beta}$) se evaluó mediante la realización de histogramas de frecuencia, los cuales fueron capaces de establecer los rangos de incertidumbre que podrían tener los parámetros estimados ($\hat{\beta}$) de cada variable explicativa a partir de los mismos datos, modificando solo el número de variables (n) en el modelo. Dependiendo del rango que

presenten las estimaciones de los parámetros, es posible saber si la variable es estable¹⁴ o no modificando el número de variables (n) del modelo.

3.3.5 Determinación del grado de significancia de cada parámetro estimado (etapa E)

Una vez obtenida la estimación de todos los parámetros ($\hat{\beta}$), se ordenaron de mayor a menor con respecto al número de veces que fueron significativos en cada modelo, identificando así las variables más relevantes. Además, con esta clasificación es posible observar cuán significativas son las variables propuestas en la literatura y verificar la existencia de nuevas variables que podrían tener un mejor poder explicativo.

3.3.6 Análisis de la variabilidad de la variable y el parámetro estimado (etapa F)

La serie de tiempo disponible a menudo tiene una variabilidad significativa en el tiempo, lo que se traduce en una alta desviación estándar (σ_v). Es fundamental comprender si esta alta variabilidad se traduce necesariamente en una alta variabilidad del parámetro estimado ($\sigma_{\hat{\beta}}$). Esto se debe a que si, por ejemplo, la variabilidad de los datos que tiene una variable explicativa es alta, y el parámetro estimado ($\hat{\beta}$) tiene una alta variabilidad al modificar el número de observaciones, el impacto generado en la oferta SRC tiene una variabilidad aún mayor. Esto ocurre debido a la forma funcional log-lineal utilizada en los modelos.

¹⁴ En este estudio, un parámetro es estable si modifica el número de variables o el número de observaciones.

El efecto de una variable explicativa sobre la oferta secundaria viene dado por la multiplicación del parámetro estimado y la variable explicativa. Si ambos factores tienen alta variabilidad (σ_v y $\sigma_{\hat{\beta}}$), la multiplicación del parámetro y la variable será mayor. Por tanto, mientras la variabilidad del parámetro ($\sigma_{\hat{\beta}}$) sea pequeña y la variable explicativa (σ_v) se mantenga alta, el impacto generado en la oferta secundaria es aceptable.

Por otro lado, si la variabilidad de la variable y el parámetro (σ_v y $\sigma_{\hat{\beta}}$) es pequeña, entonces el impacto generado en la oferta secundaria refinada, en general, se limita a un rango relativamente pequeño. En definitiva, se busca establecer el efecto que tendrá la oferta secundaria refinada al conocer la variabilidad del parámetro estimado ($\sigma_{\hat{\beta}}$) y la variabilidad de la variable (σ_v).

En cuanto a la relación entre la variabilidad de las variables explicativas (σ_v) y la variabilidad de los parámetros estimados ($\sigma_{\hat{\beta}}$), se desarrolló un diagrama de dispersión con cuatro cuadrantes (ver **Figura 3-4**). El primer cuadrante muestra variables explicativas y parámetros estimados con alta variabilidad (σ_v y $\sigma_{\hat{\beta}}$). Ambos factores tienen un nivel relativamente alto de incertidumbre en el impacto generado en la oferta SRC. El segundo cuadrante contiene variables explicativas con baja variabilidad (σ_v), pero con un valor alto en la variabilidad estimada del parámetro ($\sigma_{\hat{\beta}}$). El tercer cuadrante muestra un alto grado de certeza en cuanto a las potenciales implicaciones que se generan al multiplicar la variable explicativa y el parámetro estimado, ya que ambos presentan baja variabilidad (σ_v y $\sigma_{\hat{\beta}}$). El

cuarto cuadrante muestra un parámetro estimado con baja variabilidad ($\sigma_{\hat{\beta}}$) mientras que, la variabilidad de la variable es muy alta (σ_v). Esto puede generar una incertidumbre más significativa ya que, en el futuro, el impacto causado por la variable podría ser relevante.

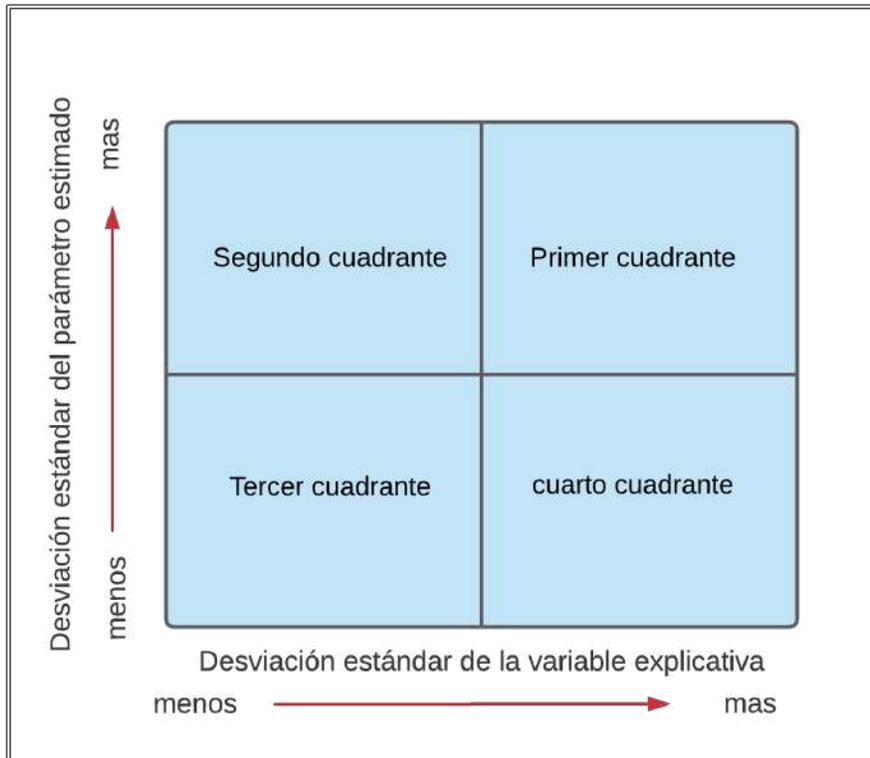


Figura 3-4: Diagrama de dispersión que indica la desviación estándar del parámetro estimado y la desviación estándar de la variable explicativa.

3.3.7 Evaluación de la estabilidad del parámetro estimado ($\hat{\beta}$) (etapa G, H, I)

Para evaluar la estabilidad de los parámetros estimados ($\hat{\beta}$), se elaboraron modelos con diferente número de variables (n) y períodos de observación (T). Se utilizaron entre 1 y 7 variables explicativas. Inicialmente se consideró un período de 1960 a 1969 (período mínimo para garantizar un grado de libertad suficiente para realizar estimaciones para modelos con 7

variables explicativas), extendiendo el periodo cada 4 años hasta llegar a 2017¹⁵. Estos resultados se representaron en un gráfico tridimensional (ver **Figura 3-5**). Una superficie generada a partir de la estimación del parámetro ($\hat{\beta}$) se muestra como el número de variables en el modelo cambia según el período de observación.

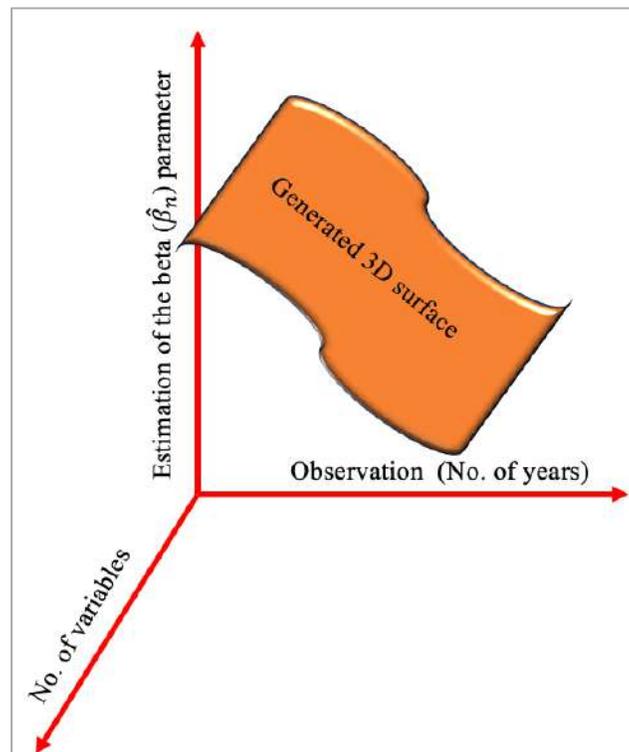


Figura 3- 5: Muestra la superficie generada modificando el número de variables del modelo (ver complemento) y el número de observaciones.

Cuando el gráfico propuesto muestra una superficie plana, es posible afirmar que esta es una zona de estabilidad del parámetro. Esto se debe a la baja variabilidad que tendría el parámetro

¹⁵ Este periodo de iteración fue considerado para obtener una representación gradual, una iteración mayor a 4 años probablemente no muestre cambios significativos en el parámetro estimado ($\hat{\beta}$).

estimado a medida que cambia el número de variables (n) y el período de observación (T). Esto implica que el parámetro estimado ($\hat{\beta}$) puede tener cualquier valor e incluso cambiar de signo al sumar o restar una variable del modelo. La inclusión de una variable cuyo parámetro ($\hat{\beta}$) sea inestable o muy cambiante, hace que sea poco probable que la variable represente fielmente la realidad. El análisis de estabilidad del parámetro estimado se realizó para aquellas variables que presentaron mayor porcentaje de significancia, las cuales son aptas para desarrollar un nuevo modelo econométrico.

¿Cómo es posible garantizar que la superficie plana sea estadísticamente estable y, por tanto, robusta? La forma propuesta para realizar una prueba de esta naturaleza fue evaluando la estacionariedad del parámetro estimado ($\hat{\beta}$), considerándolo como una variable estocástica. En este análisis, los parámetros ($\hat{\beta}$) que parecían pertenecer a una superficie estadísticamente plana se estimaron anualmente desde 1968 hasta 2017 para obtener una serie de tiempo. Con este resultado, se realizó la prueba de raíz unitaria de Dickey-Fuller aumentada para confirmar o descartar la estacionariedad del parámetro estimado (β). Si el parámetro estudiado es estacionario, entonces su distribución no varía con el tiempo. En términos más simples, la media y la varianza no cambian (estadísticamente hablando) con el tiempo y tampoco siguen una tendencia. Si el parámetro es estacionario, se podría decir que es robusto.

El uso de mínimos cuadrados ordinarios (MCO) resulta correcto si se cumplen ciertos supuestos clásicos de la literatura econométrica: linealidad, media nula, exogeneidad estricta, no multicolinealidad exacta, no autocorrelación y homocedasticidad (Greene, 2018). En este

trabajo se asumió que se cumplían los supuestos clásicos de mínimos cuadrados ordinarios para realizar el análisis.

Fischer et al. (1972), Slade (1980), Tan (1987), Vial (1988), Gómez et al. (2007) y Fu et al. (2017) consideraron una función log-lineal para la variable de oferta SRC. Por lo tanto, la forma funcional utilizada en este trabajo para crear modelos de suministro secundario fue log-lineal. El uso de variables logarítmicas reduce la sensibilidad de las estimaciones con respecto a observaciones extremas o atípicas (Greene, 2018). Además, los logaritmos modifican conceptualmente el significado de los parámetros obtenidos. La interpretación de los parámetros de la función se acerca al concepto de elasticidad entre ambas variables (Greene, 2018). Sin embargo, la forma funcional de la oferta SRC podría cambiar sin alterar el método de robustez propuesto aquí.

4. BASE DE DATOS (SERIES DE TIEMPO UTILIZADAS)

Los estudios econométricos para estimar la oferta de SRC realizados desde 1972 hasta 2018 tenían un conjunto limitado de posibles variables explicativas, así como observaciones para un período reducido (en algunos casos, no más de 19 observaciones). En 2020, año de realización de esta investigación, se disponía de información para un mayor número de variables explicativas y para un mayor número de observaciones, con respecto a estudios anteriores.

Las variables explicativas utilizadas en las funciones de oferta SRC existentes en la literatura (Fischer et al., 1972; Slade, 1980; Tan, 1987; Vial, 1988; Valencia, 2005; Gómez et al., 2007; Fu et al., 2017) se incluyeron en la base de datos. Estas variables explicativas se detallan a continuación:

- Precio del cobre refinado (Pcu_t): se incluye por las razones habituales. Dado que la oferta secundaria de cobre refinado producido a partir de chatarra vieja debería aumentar con el precio. Asimismo, el precio del cobre refinado se utiliza como proxy del precio de la chatarra de cobre, ya que están altamente correlacionados (Xiarchos & Fletcher, 2009).
- Dificultad de recolectar chatarra (SRC_{t-1}/S_{t-1}): Fischer et al. (1972) incorporaron la estimación de esta variable como proxy para medir el costo de recaudación. Esta variable no es una medida de dificultad muy directa, pero tiene sentido pensar en el cobre disponible como información y ubicación de diferentes instalaciones de recolección. Se

espera que el cobre más accesible para recolectar sea el primero; por lo tanto, si el año pasado se recolectó una cantidad relativamente grande del cobre disponible, es probable que sea bastante difícil recolectar cobre este año.

- Oferta secundaria refinada de cobre rezagada (SRC_{t-1}): esta variable se puede justificar porque la oferta de cobre refinado secundario no puede ajustarse en un año a los cambios generados en el mercado; por lo tanto, es necesario un modelo de ajuste parcial (Gómez et al. 2017).
- Stock de chatarra (S_t): Esta variable se refiere a la demanda pasada acumulada de cobre. En el sentido más amplio, la cantidad de cobre disponible para la recolección de chatarra vieja es la cantidad total de cobre incorporada a los productos de cobre ya producidos, lo cual es difícil de estimar directamente. El stock de chatarra de cobre incluye stock de chatarra disponible que no ha sido reciclado en años anteriores por no ser económicamente rentable. Estas existencias de chatarra quedan disponibles para su futuro reciclaje si las condiciones tecnológicas y de mercado lo permiten. Debido a la escasez de información, la variable stock de chatarra se estima utilizando la ecuación dinámica propuesta por Slade (1980).
- Flujo de chatarra (F_t): Esta variable representa la chatarra generada de productos con contenido de cobre que han terminado su vida útil en el año t . A diferencia de la variable stock de chatarra, se espera que el flujo de chatarra se recicle inmediatamente una vez causado debido a su mejor calidad. Como resultado, a medida que aumenta el precio del

metal, a las empresas les resulta rentable recolectar y procesar más y más chatarra, lo que hace que la oferta secundaria de cobre refinado (SRC) producida a partir de la chatarra sea más receptiva o elástica a los cambios en el precio. Para la estimación de la variable flujo de chatarra se utilizó la ecuación dinámica generada por Slade (1980).

- Producto Interno Bruto Mundial ($GDPw_t$): aproxima la tasa de crecimiento del ingreso mundial y refleja la demanda de productos en general. Por lo tanto, puede considerarse como un cambiador de demanda general según la teoría económica (Fu et al. 2017).
- Índice minero (IM_t): refleja la producción manufacturera de toda la industria minera en EE. UU. y, por lo tanto, puede verse como un cambio de oferta que afecta la oferta de cobre en general (Fu et al. 2017).
- Tendencia (T_t): al agregar el término de tendencia en los modelos, podemos capturar efectos no observados que pueden impulsar el suministro de cobre secundario refinado para aumentar con el tiempo, como la mejora tecnológica, el crecimiento de la población, etc. (Greene, 2018).
- Precio del crudo ($Poil_t$): debido a la escasa disponibilidad de información, el costo de la electricidad en el modelo Vial (Vial, 1988) fue reemplazado por el precio del crudo; esto se usó como un indicador de los costos de producción del suministro de SRC.

Cabe señalar que los 5 índices de costos de reciclaje del modelo Slade (1980) y los ingresos de la actividad de reciclaje del modelo Vial (Vial, 1988) no fueron incluidos en la base de datos por falta de disponibilidad de información. Debido a la escasa disponibilidad de información, el precio de la chatarra propuesto por Tan (1987) fue reemplazado por el precio del cobre, lo que se justifica por el alto coeficiente de correlación que mantienen ambos precios.

Asimismo, se incluyeron nuevas variables explicativas, seleccionadas según la función conceptual de la oferta de un commodities mineral y sus principales determinantes (Tilton & Guzmán, 2016) y una revisión de la literatura econométrica pertinente a los mercados de metales, específicamente el cobre y el reciclaje (Blomberg & Hellmer, 2000; Crowson, 2003; Binder et al., 2006; Mankiw, 2006; Xiarchos & Fletcher, 2009; Batten et al., 2010; Sosvilla-Rivero & Ramos-Herrera, 2012; Bonnin et al., 2015; Han et al., 2015; Wang et al., 2017; Pinho et al., 2018; ICSG, 2018; Junbo et al., 2019; J. Wang et al., 2019; ICSG, 2020; Fernández, 2020). De este análisis se obtuvieron trece nuevas variables explicativas con potencial influencia en la función de oferta SRC que no han sido analizadas en investigaciones previas. Estas variables son:

- Demanda mundial de cobre refinado (De_t): Esto es crítico en los fundamentos del mercado (Mankiw, 2006). El suministro de SRC contribuyó en un promedio del 18 % al consumo mundial de cobre en los últimos 57 años (ICSG, 2020).

- Producto Interno Bruto de China ($GDPCh_t$): Se considera debido a la participación de China en la actividad económica mundial, y particularmente en el uso del cobre. Durante las últimas dos décadas, China se ha convertido en el principal productor de cobre refinado secundario, con una participación promedio del 49 % a nivel mundial (ICSG, 2018). El informe de la encuesta anual de materiales reciclables del grupo internacional de estudio del cobre de 2018 indicó que de 2012 a 2017, el suministro de cobre refinado secundario del mundo disminuyó a una tasa anual del 2,6 %. En el mismo período, China redujo la oferta a una tasa anual del 4,6%. Esta reducción de la oferta se explica en parte por la reducción del precio del cobre, así como por las restricciones ambientales impuestas por este país a la chatarra con bajo contenido de cobre (Han et al., 2015) y alto contenido de residuos (Wang et al. ., 2017; Junbo et al., 2019).
- Índice de Producción Industrial OCDE (IP_t): Permite estimar el porcentaje anual de incremento de la producción industrial (incluye manufactura, minería y construcción), la cual es una buena medida para reflejar el nivel de producción (Binder et al., 2006). Así, un aumento de la actividad industrial puede aumentar el desuso de productos, generando una mayor disponibilidad de residuos de chatarra. Según Fu et al. (2017), el Índice de Producción Industrial de la OCDE es una fuente de cambio para la producción industrial en los países desarrollados. Por ejemplo, mientras que China consume grandes cantidades de cobre, la mayoría de los desechos posconsumo se generan en las principales economías avanzadas.

- Oferta de cobre primario (método de producción convencional (Qp_t) y lixiviación – método de procesamiento de electroobtención de extracción por solventes ($Qsxew_t$)): Está estrechamente relacionado con la producción secundaria de cobre refinado ya que juntos satisfacen la demanda mundial de cobre.
- Chatarra de fusión directa (Qd_t): Vale la pena considerar una relación entre la cantidad de chatarra de fusión directa y SRC. Según el informe de la Encuesta Anual de Reciclables 2018 (ICSG, 2018), desde 2013 las expansiones de plantas de alambión en China comenzaron a utilizar chatarra directa y cobre refinado debido a la creciente escasez de chatarra importada, en parte debido a las restricciones ambientales impuestas por este país a la chatarra de bajo contenido de cobre (Han et al., 2015) y alto contenido de residuos (Wang et al., 2017; J. Wang et al., 2019).
- Costos primarios de producción C1 (Cash cost) del percentil 25 ($C125_t$) y percentil 90 ($C190_t$): $C190_t$ debe ser un proxy del costo marginal variable de producción, que es igual al precio del cobre en el largo plazo.
- Relación dólar/euro¹⁶ ($DoEu_t$): La trayectoria del dólar ha sido un determinante esencial en la evolución del precio del cobre y consecuentemente con la industria secundaria del cobre (Xiarchos y Fletcher, 2009). Los tipos de cambio reales entre las principales

¹⁶ Al considerar trabajar con el índice dólar/euro, se está incluyendo un análisis más global del mercado, siendo el euro una medida de peso que contrarresta al dólar, particularmente en el periodo 1975-2017.

regiones del mundo también juegan un papel esencial en la determinación de los precios de las materias primas. Los cambios en las paridades internacionales generan demandas relativas de SRC entre áreas, afectando sus precios (Banco Central de Chile, 2005).

- Precio del oro (Pau_t): Este se ha convertido en un activo negociable y es considerado un refugio ya que suele mantener su valor en épocas de incertidumbre (Batten et al., 2010). Cuando hay incertidumbre en los mercados, los inversores apuestan por el oro en lugar de arriesgar por activos de alta volatilidad como acciones o divisas e inversiones en proyectos ya que aportan mayor seguridad y rentabilidad.
- Precio del aluminio (Pal_t): Se utilizó como referencia para el mercado del cobre por su condición de principal sustituto del cobre (Blomberg y Hellmer, 2000). La oferta de cobre secundario refinado también se utiliza como un sustituto cercano de la oferta primaria y, por lo tanto, su futuro está estrechamente ligado a las tendencias en los mercados de metales primarios (Aruga y Managi, 2011).

Todos los precios y costos nominales se deflactaron a valores reales utilizando el Índice de Precios al Productor para todos los productos básicos (IPP), basado en 2017 (Oficina de Estadísticas Laborales de EE. UU., 2018). Las variables explicativas del PIB mundial y de China corresponden al PIB (US\$ a precios constantes de 2010) obtenido del Banco Mundial. El inventario mundial de cobre considera la Bolsa de Metales de Londres (LME), la Bolsa de Productos Básicos (COMEX) y la Bolsa de Valores de Shanghái (SSE).

La base de datos construida comprende 23 variables explicativas, descritas en la **Tabla 4-1**, con base anual y observaciones disponibles desde 1960 hasta 2017 (incluyendo ambos años).

Finalmente, la base de datos queda constituida por un total de 10 variable explicativas usadas anteriormente por los modelos econométricos existentes y 13 nueva variable explicativas. Cada variable explicativa se puede ver en la **Tabla 4-1**, mientras que el detalle de la base de datos anual con observaciones disponibles desde 1960 a 2017 (incluido ambos años), se puede ver en el **anexo A**.

Tabla 4-1: Variable explicativas utilizadas por autores anteriormente más variables potenciales explicativas de la oferta secundaria refinada de cobre (SRC).

	Variables	Simbología	Unidad	Autores	Fuente
1	Producto Interno Bruto de China	$GDPCh_t$	\$	H	World Bank Group (2018).
2	Dificultad de recolección de chatarra	SRC_{t-1}/S_{t-1}	kt	A, E	Estimación de Fischer (1972).
3	Chatarra nueva de cobre	Qd_t	kt	H	International Copper Study group (2018).
4	Relación dólar/ euro	$DoEu_t$	n/a	H	World Bank Group (2018)
5	Inventarios totales de cobre	INV_t	kt	H	Comisión Chilena del Cobre (2018)
6	Flujo de chatarra de cobre	F_t	kt	F	Estimación de Slade (1980).
7	Índice de producción industrial	IP_t	n/a	H	Federal Reserve (2018)
8	Precio de aluminio	Pal_t	\$/lb	H	Comisión Chilena del Cobre (2018)
9	Precio de cobre refinado	Pcu_t	\$/lb	A, B, C, D, E, F, G	Comisión Chilena del Cobre (2018)
10	Precio del crudo	$Poil_t$	\$/b	H	World Bank Group (2018)
11	Precio del oro	Pau_t	\$/oz	H	Comisión Chilena del Cobre (2018)
12	Producción primaria cash costs (C1) 25	$C125_t$	\$/lb	H	Wood Mackenzie (2017)
13	Producción primaria cash costs (C1) 90	$C190_t$	\$/lb	H	Wood Mackenzie (2017)
14	Oferta primaria convencional de cobre	Qp_t	kt	H	International Copper Study Group (2018)
15	Oferta primaria por SX-EW de cobre	$Qsxew_t$	kt	H	International Copper Study Group (2018)
16	Demanda de cobre refinado mundial	De_t	kt	H	International Copper Study Group (2018)
17	Stock de chatarra de cobre	S_t	kt	A, B, D, E, F	Estimación de Slade (1980).
18	Producto Interno Bruto Mundial	$GDPW_t$	\$	G	World Bank Group (2018)
19	Índice de minería	IM_t	n/a	G	Federal Reserve (2018)
20	Tendencia	T_t	years	G	estimación
21	Oferta secundaria refinada rezagada	SRC_{t-1}	kt	C, F, G	International Copper Study Group (2018)
22	Precio de cobre refinado rezagado	Pcu_{t-1}	\$/lb	C, G	Comisión Chilena del Cobre (2018)
23	Producto Interno Bruto Mundial rezagado	$GDPW_{t-1}$	\$	G	World Bank Group (2018)

A. Fischer et al. (1972), B. Slade (1980), C. Tan (1987), D. Vial (1988), E. Valencia (2005), F. Gómez et al. 2007, G. Fu et al. (2017), and H. New variables.

5. RESULTADOS

Esta sección muestra los resultados obtenidos de acuerdo con la secuencia indicada en la metodología. Por lo tanto, los primeros resultados corresponden al análisis de cada variable explicativa utilizada en la literatura; luego, el estudio de los modelos econométricos existentes en la literatura. Posteriormente, se muestran los resultados de estabilidad de las variables utilizadas por autores anteriormente y variables nuevas; Finalmente, se determina un modelo robusto en el tiempo para la oferta secundaria refinada de cobre.

5.1 Análisis de cada variable explicativa, objetivo N°1.

El primer análisis para probar la estacionariedad de la serie temporal se realizó mediante la prueba ADF (**Tabla 5-1**). El logaritmo de las primeras diferencias indicó que todas las series de tiempo son estacionarias, rechazando la hipótesis nula con un nivel de significancia del 5%. Este resultado estableció que no existen restricciones para relacionar las series de tiempo en un modelo econométrico.

Tabla 5-1: Prueba de raíz unitaria de Dickey-Fuller aumentada (ADF) para cada variable seleccionada desde la literatura.

Variables	Dato nivel		Primera diferencia		Valor crítico	
	ADF	Probabilidad	ADF	Probabilidad	1%	5%
Log (SRC _t)	-2,787	0,207	-8,933	0,000	-4,130	-3,492
Log (Pcu _t)	-1,960	0,609	-6,301	0,000	-4,130	-3,492
Log (GDP _t)	-3,532	0,097	-5,411	0,000	-4,130	-3,492
Log (IM _t)	-2,185	0,487	-5,655	0,000	-4,133	-3,493
Log (F _t)	-2,811	0,199	-7,946	0,000	-4,133	-3,493
Log (S _t)	-2,787	0,207	-8,933	0,000	-4,130	-3,492
Log (SRC _{t-1} /S _{t-1})	-2,867	0,180	-8,693	0,000	-4,133	-3,493
Log (SRC _{t-1})	-3,469	0,528	-5,397	0,000	-4,133	-3,493

^aSi la probabilidad es mayor a 5% de significancia estadística, no es rechazada la hipótesis nula (existe raíz unitaria) y si es menor a 5% se rechaza la hipótesis nula.

La **Tabla 5-2** muestra los resultados obtenidos en el análisis de la causalidad de Granger, es de gran importancia mencionar que el enunciado “ X_t causa Y_t ” es sólo una forma abreviada del anuncio más preciso y extenso de que “ X_t contiene información útil para predecir Y_t , además, de la información pasada de ambas variables” (Bhatia et al, 2018). Por lo tanto, para simplificar el enunciado se mencionará que “ X_t causa Y_t ”.

Tabla 5-2: Prueba de Causalidad de Granger para la variable dependiente respecto a cada variable explicativa.

Ho	Chi-2	Diferencia	Probabilidad
$\Delta SRC \neq \rightarrow \Delta Pcu$	0,417	2	0,811
$\Delta Pcu \neq \rightarrow \Delta SRC$	8,619	2	0,013
$\Delta SRC \neq \rightarrow \Delta GDP$	0,357	2	0,836
$\Delta GDP \neq \rightarrow \Delta SRC$	10,816	2	0,004
$\Delta SRC \neq \rightarrow \Delta IM$	3,722	2	0,155
$\Delta IM \neq \rightarrow \Delta SRC$	2,901	2	0,234
$\Delta SRC \neq \rightarrow \Delta T$	16,977	2	0,000
$\Delta T \neq \rightarrow \Delta SRC$	0,283	2	0,867
$\Delta SRC \neq \rightarrow \Delta F$	3,701	2	0,157
$\Delta F \neq \rightarrow \Delta SRC$	2,123	2	0,345
$\Delta SRC \neq \rightarrow \Delta S$	7,450	2	0,024
$\Delta S \neq \rightarrow \Delta SRC$	10,575	2	0,005
$\Delta SRC \neq \rightarrow \Delta SRC/S$	7,086	2	0,029
$\Delta SRC/S \neq \rightarrow \Delta SRC$	10,575	2	0,005

$\neq \rightarrow$ Denota el rechazo de la hipótesis al nivel 5% de significancia estadística.

El procedimiento de prueba se basa en los modelos estimados de VAR.

Las variables con causalidad unilateral hacia la oferta SRC en el corto plazo son los precios del cobre refinado (Pcu_t) y el Producto Interno Bruto (GDP_t). Se esperaba que la oferta SRC reaccionara en el corto plazo a las variaciones generadas por el precio del cobre (Pcu_t). Según Vial (1988), durante los períodos de reducción del precio del cobre, la oferta SRC se reduce, mientras que, en períodos de aumento de precio debido a los auges económicos,

aumenta la oferta SRC. Además, a diferencia de la industria primaria convencional, la industria secundaria es más elástica a corto plazo¹⁷ (Tan, 1987). Por otro lado, un cambio en el PIB puede influir en la demanda de cobre en los sectores consumidores, ya que este último es muy elástico en el corto plazo (Tilton, 2004), lo que puede afectar los precios, como sucedió con el boom de cobre refinado a principios de 2004 (Radetzki et al., 2008).

La **Tabla 5-2** muestra que la oferta SRC explica la variable de tendencia (T_t). Esta variable generalmente representa un cambio tecnológico en la industria; en términos estándar, se dice que un cambio representado, por ejemplo, en mejoras tecnológicas, debería incrementar la oferta (Tilton y Guzmán, 2016). Sin embargo, el resultado muestra lo contrario. Es probable que un aumento en la oferta SRC estimule las políticas públicas o ambientales para generar cambios tecnológicos en el corto plazo y no al revés.

Las variables que presentan causalidad bilateral corresponden al stock de chatarra vieja (S_t) y la dificultad de recolección (SRC_{t-1}/S_{t-1}). Este resultado no es sorprendente ya que para determinar la variable de stock de chatarra antigua (S_t) según la ecuación de Slade (1980)¹⁸, es necesario conocer la oferta SRC pasada, y lo mismo ocurre con la variable de dificultad de recolección de chatarra (SRC_{t-1}/S_{t-1}).

¹⁷ El estudio de Tan (1980) para modelos de producción primaria tuvo elasticidades de precio muy inelásticas. Se obtuvieron elasticidades de precio inferiores a 0,2 para Filipinas, Zaire, Zambia, Sudáfrica y el resto del mundo. Además, se obtuvieron elasticidades de 0,2 a 0,3 para Australia, Canadá y Estados Unidos. En el caso de Chile y Papua Nueva Guinea, la variable precio fue insignificante. Por otro lado, las estimaciones para la oferta SRC dentro y fuera de Estados Unidos tenían elasticidades de precio a corto plazo de 0,57 y 0,36 respectivamente.

¹⁸ El stock de chatarra vieja actual (S_t) es igual al stock de chatarra vieja en el período anterior (S_{t-1}), más el flujo de chatarra vieja actual (F_t), menos la oferta de cobre secundario refinado durante el año anterior (SRC_{t-1}). $S_t = S_{t-1} + F_t - SRC_{t-1}$ (Slade, 1980).

Las variables que no mostraron causalidad de ninguna manera fueron el flujo de chatarra antigua (F_t) y el índice de minería (IM_t). El resultado de la variable de flujo de chatarra antigua (F_t) fue inesperado ya que autores como Valencia (2005) y Gómez et al. (2007) consideraron que este tipo de chatarra, a diferencia del viejo stock de chatarra, se reciclaría inmediatamente una vez generada, debido a su excelente calidad y bajo costo de tratamiento. Este resultado indica que, hasta ahora, la disponibilidad de chatarra vieja de alta calidad no ha sido un factor determinante a la hora de reciclar a corto plazo. Siguiendo los cálculos de Slade (1980), solo el 32% del flujo de chatarra vieja (F_t) que circula anualmente se recicla en promedio.

Los resultados de la prueba de cointegración de Johansen por pares de variables se muestran en la **Tabla 5-3**. Todas las variables estudiadas excepto el índice de minería (IM_t) mostraron una relación de cointegración con la oferta SRC en el largo plazo. Esto significa que los pares de variables se mueven de forma totalmente compensada y el error entre ambas variables no crece con el tiempo. Por lo tanto, al relacionar cada variable (excepto IM_t) con la oferta SRC en una regresión, es posible obtener coeficientes estimados consistentemente (MacKinnon, 1994).

Tabla 5- 3: Prueba de cointegración de Johansen.

Variables	Cointegrando eqn (s)	Ho: No. of CE(s)	Trace test	Prob.	Max test	Prob.
Log (SRC_t) and Log (Pcu_t)	1	None	26,215*	0,045	18,703*	0,049
		At most 1	7,512	0,294	7,512	0,029
Log (SRC_t) and Log ($GDPW_t$)	1	None	26,298*	0,044	20,094*	0,039
		At most 1	6,203	0,434	6,203	0,435
Log (SRC_t) and Log (IM_t)	0	None	22,148*	0,015	12,030*	0,020
		At most 1	5,924*	0,014	5,924*	0,014
Log (SRC_t) and Log (T_t)	1	None	124,69*	0,000	122,56*	0,000
		At most 1	2,131	0,144	0,038	0,144
Log (SRC_t) and Log (F_t)	1	None	22,411*	0,013	21,126*	0,012
		At most 1	1,285	0,257	1,285	0,257
Log (SRC_t) and Log (S_t)	1	None	17,116*	0,020	17,115*	0,017
		At most 1	0,001	0,971	0,001	0,971
Log (SRC_t) and Log (SRC_t/s_t)	1	None	17,116*	0,028	17,115*	0,017
		At most 1	0,001	0,971	0,001	0,971

* Denota rechazo de la hipótesis al nivel 0,05. MacKinnon (1994) p-values.

Con base en resultados anteriores, los modelos aquí estudiados estimarán de manera correcta la tendencia de la oferta SRC en el largo plazo. Sin embargo, los resultados de la prueba de causalidad de Granger indican que solo dos de las ocho variables analizadas explican la oferta SRC en el corto plazo. Por lo tanto, en la siguiente sección del análisis, los modelos deberían tener dificultades para capturar los cambios del mercado en el corto plazo.

5.2 Análisis de cada modelo econométrico existente en la literatura, objetivo N°2.

Los modelos de Slade (1980) y Vial (1988) no fueron reestimados porque requerían datos para los 5 índices de costos de la actividad de reciclaje y los ingresos de la oferta secundaria, los cuales no se encontraron. La falta de disponibilidad pública de información actualizada sobre los costos de la industria del reciclaje, especialmente desde el auge económico de las

materias primas inducido por China, hace que no sea práctico volver a estimar estos modelos. Los modelos de Fischer et al. (1972), Tan (1987), Valencia (2005), Gómez et al. (2007) y Fu et al. (2017) fueron reestimados y analizados.

La **Tabla 5-4** muestra los coeficientes originales y los coeficientes reestimados de los siete modelos estudiados (Fischer et al., 1972; Slade, 1980; Tan, 1987; Vial, 1988; Valencia, 2005; Gómez et al., 2007 y Fu et al., 2017). Es posible observar que el impacto generado por los coeficientes estimados de las variables explicativas cambia al considerar un número diferente de variables. Asimismo, al extender el período de estudio (1960-2017), se puede observar que existe una inestabilidad significativa de los coeficientes estimados. Esto se debe a variables como el stock de chatarra de cobre (S_t), el flujo de chatarra de cobre (F_t), la tendencia (T_t), la recogida de chatarra (SRC_{t-1}/S_{t-1}) y el índice de minería (IM_t), cambian drásticamente el valor del coeficiente estimado al considerar un mayor número de observaciones.

Algo sorprendente de estos siete modelos (Fischer et al., 1972; Slade, 1980; Tan, 1987; Vial, 1988; Valencia, 2005; Gómez et al., 2007 y Fu et al., 2017) es que cada uno llega a formulaciones de variables distintas, sin justificar mayormente la selección de variables ni sus propiedades o comportamiento. Este tipo de análisis no había sido realizado anteriormente y los resultados obtenidos permitieron identificar aspectos clave que fueron investigados en la tesis.

El resultado al analizar la **Tabla 5-4** muestra la variabilidad que pueden tener los coeficientes estimados a medida que se consideran horizontes de estimación crecientes o se modifica el número de variables, lo que se traduce en incertidumbre para conocer la realidad. Dada la baja estabilidad de los coeficientes de algunas variables (F_t , S_t , T_t , SRC_{t-1}/S_{t-1} , IM_t), es necesario repensar el uso de variables explicativas para generar modelos más robustos.

El cambio que puede tener el coeficiente estimado puede ser tan drástico como el caso de la variable dificultad de recogida de chatarra (SRC_{t-1}/S_{t-1}), que incluso cambia de signo. Fischer et al. (1972) esperando que SRC_{t-1}/S_{t-1} , sería negativa porque, si hoy se refinaba chatarra vieja de alta calidad, más tarde la recolección y obtener chatarra de alta calidad sería más difícil. Sin embargo, al reestimar este modelo a nivel mundial y aumentar el número de observaciones (1960-2017), el coeficiente de SRC_{t-1}/S_{t-1} resultó ser positivo.

El resultado anterior probablemente representa el crecimiento constante de la chatarra de cobre antiguo en los sitios de disposición en los últimos años. Por ejemplo, siguiendo el cálculo de Slade (1980), se estimaron 13,5 (Mt) para el flujo de chatarra vieja (F_t) y 349,7 (Mt) para el stock de chatarra vieja (S_t) en 2017, la oferta SRC fue solo 4,0 (Mt) en el mismo año. Una participación del mercado de la oferta SRC que se ha mantenido en promedio el 17% de la demanda, podría deberse a pocos incentivos en las políticas públicas, ambientales y de reciclaje tecnológico.

También, se observa que se repiten algunas variables explicativas (**Tabla 5-4**). Los modelos de Fischer et al. (1972), Slade (1980), Vial (1988), Valencia (2005) y Gómez et al. (2007)

utilizaron la disponibilidad de chatarra vieja como variable explicativa. El principal problema del uso de esta variable en el estudio de Fischer et al. (1972) es que el supuesto central era que todo el cobre en circulación y usado y estaba disponible para reciclar independientemente de su vida útil. El mismo supuesto fue aplicado por Vial (1988), quien determinó esta variable con factores de ponderación para el cobre más antiguo en uso. Estos procedimientos de cálculo no fueron utilizados por otros autores posteriormente.

Otra variable que se repite (**Tabla 5-4**) y está íntimamente ligada a la oferta SRC es el precio del cobre refinado. Xiarchos y Fletcher (2009) demostraron el estrecho vínculo entre los mercados de metales primarios y secundarios, especialmente en precio y volatilidad.

Las estimaciones de las elasticidades (ε) de la oferta SRC respecto al precio (Pcu_t) y la chatarra vieja disponible (S_t) de los modelos de Fischer et al. (1972), Tan (1987), Valencia (2005), Gómez et al. (2007) y Fu et al. (2017), se muestran en el **Tabla 5-5**. Las nuevas estimaciones de la elasticidad en el período 1960-2017 muestran que las elasticidades de corto plazo son siempre menores que las elasticidades de largo plazo. Este resultado es el que normalmente se espera. En el contexto de un modelo de ajuste parcial, estos resultados implican que el mercado en el corto plazo no se ajusta completamente a los cambios de precios o la disponibilidad de chatarra vieja dentro de un año.

Tabla 5-4: Elasticidades obtenidas para modelos econométricos existentes en la literatura en periodos de observación desde 1960-2017.

Coeff.	Coeficientes estimados originales							Coeficientes re-estimados en periodo 1960 a 2017				
	Fischer et al. (1972)	Slade* (1980)	Tan (1987)	Vial* (1989)	Valencia (2005)	Gómez et al. (2007)	Fu et al. (2017)	^a Fischer et al. (1972)	^b Tan (1987)	^c Valencia (2005)	Gómez et al. (2007)	^d Fu et al. (2017)
Cte	-10,88	1,720	0,580	-0,720	-3,224	-0,494	-0,325	-1,381	-0,134	-1,497	-0,352	1,823
Log (Pch_t)			0,570***									
Log (Pch_{t-1})			-0,290***									
Log (Pcu_t)	0,422***	0,280***			0,129***	0,107***	0,292***	0,102***	0,269***	0,105***	0,093***	0,254***
Log (Pcu_{t-1})							-0,270**		-0,232***			-0,149***
Log (W_t)				-0,501***								
Log (S_t)	0,452***	0,400***		1,020***	0,880***	0,003**		0,047***		0,304***	0,003***	
Log (F_t)						0,243***					0,197***	
Log (E_t)				-0,132***								
Log (Pk_t)		-0,230***										
Log (GDP_t)							-0,103***					-0,958*
Log (GDP_{t-1})							0,450***					0,872**
Log (PL_t)		-0,330***										
Log (PE_t)		-0,490***										
Log (IM_t)							0,003*					0,348*
Log (PC_t)		-0,110***										
Log (PT_t)		-0,070**										
Log (SRC_{t-1})			0,570***		0,191**	0,665***	0,731*		0,708***	0,650***	0,751***	0,526***
Log (SRC_{t-1}/S_{t-1})	-0,373***							0,653***				
T_t							-0,005***					0,012***
Periodo	1950-1968	1954-1976	1964-1983	1963-1984	1971-1998	1966-2005	1972-2012	1960-2017	1960-2017	1960-2017	1960-2017	1960-2017
Adj-R ²	0,900	0,800	0,660	0,832	0,916	0,917	0,974	0,797	0,981	0,977	0,978	0,983
Observaciones	19	23	20	22	28	40	41	57	57	57	57	57

Significancia estadística: **** $\rho < 1\%$, ** $\rho < 5\%$, * $\rho < 10\%$.

^aFischer et al. (1972) estiman tres ecuaciones de oferta para la producción secundaria: una para la producción secundaria en los Estados Unidos a partir de chatarra nueva, una para la producción secundaria en los Estados Unidos a partir de chatarra vieja y una para la producción secundaria en el resto del mundo a partir de chatarra nueva y vieja. Dado que las elasticidades de la producción secundaria a partir solo de chatarra vieja son de interés aquí, las elasticidades mostradas para Fischer et al. (1972) es solo para la producción secundaria a partir de chatarra vieja extrapolada a nivel mundial. ^bTan (1987) estimó un modelo para la oferta secundaria proveniente desde chatarra vieja para estados Unidos. En este análisis de reestimó a nivel mundial y se reemplazó el precio de la chatarra vieja no.2 por el precio de cobre refinado. ^cValencia (2005) se calculó nuevamente a nivel mundial llevándolo a una forma logarítmica, según su forma original, con el fin de comparar todos los modelos econométricos en términos de las elasticidades. ^dFu et al. (2017) al desarrollar este modelo mediante la ecuación de mínimos cuadrados generalizados es muy probable que pueda existir problema de autocorrelación. Esto de debe a la incorporación de la variable actuales y rezagada del Producto Interno Bruto, el cual tienen un coeficiente de correlación de 0.997.

*Slade (1980) y Vial (1988) no fueron replicados nuevamente debido a la falta de disponibilidad de información y se muestran sus coeficientes estimados originales

Tabla 5-5: Elasticidades estimadas de la oferta secundaria mundial de cobre a corto y largo plazo con respecto a la chatarra vieja disponible (ε^S) y el precio (ε^{Pcu}). También, se observa la tasa de ajuste (λ) para los modelos de ajuste parcial.

	Fischer et al. (1972)	Tan (1987)	Valencia (2005)	^a Gómez et al. (2007)	Fu et al. (2017)
ε_{SR}^S	0,047	-	0,304	0,197	-
ε_{LR}^S	0,183	-	0,868	0,791	-
ε_{SR}^{Pcu}	0,102	0,269	0,105	0,093	0,254
ε_{LR}^{Pcu}	0,392	0,921	0,300	0,373	0,221
λ	0,256	0,293	0,350	0,249	0,474

- No disponible.

Fuentes: Estudios citados en la **Tabla 5-5**.

^aEl modelo de **Gómez et al. (2007)** distinguieron entre el flujo de chatarra vieja y el stock de chatarra vieja de años anteriores. Para analizarla **Tabla 5-5** se utilizó el flujo de chatarra vieja ya que es el que tiene mayor peso en el modelo.

La **Tabla 5-5** muestra un resultado diferente al obtenido en el análisis de Gómez et al. (2007), donde concluyeron que las elasticidades de corto plazo en los modelos estudiados eran superiores a las de largo plazo. Gómez et al. (2007) explicaron este sobreajuste según la hipótesis de Fischer et al. (1972) y Valencia (2005), quienes indicaron que habría incertidumbre para reciclar en el futuro si todo el cobre de alta calidad se recicla en la actualidad. Sin embargo, al tener mayor disponibilidad de información, se puede verificar lo contrario, más cuando en promedio solo se recicla el 32% del flujo de chatarra vieja estimado, en base a la ecuación (2.5) de flujo de chatarra propuesta por Slade (1980).

La tasa de ajuste parcial (λ)¹⁹ complementa los resultados analizados anteriormente. Según la **Tabla 5-5**, la tasa de ajuste (λ) varía entre 0,249-0,474, lo que indica que la oferta SRC no se puede ajustar completamente a cambios o variaciones en el mercado dentro de un año.

¹⁹ Un modelo de ajuste parcial indica que, la estimación directa de la oferta SRC a largo plazo no es posible debido a que este valor se va ajustando gradualmente hasta alcanzar su valor de equilibrio. Por esto, hay que

Con los coeficientes reestimados entre 1960 y 2017, se realizó la estimación de la oferta SRC a lo largo del período. Se utilizó *Root Mean Square Error* (RMSE)²⁰ para determinar la precisión de la predicción de cada modelo econométrico (Fischer et al., 1972; Tan, 1987; Valencia, 2005; Gómez et al., 2007 y Fu et al., 2017).

El RMSE más cercano a cero indica un pequeño error entre los datos estimados y reales (mejor ajuste). En la **Figura 5-1** se observa que el modelo con mejor ajuste es el de Fu et al. (2017) con un RMSE de 124, por otro lado, el modelo de Tan (1980) es el que tuvo el menor ajuste en la predicción con un RMSE de 315. En general, los modelos estudiados (Fischer et al., 1972; Tan, 1987; Valencia, 2005; Gómez et al., 2007 y Fu et al., 2017) no logran explicar los cambios a corto plazo. Esto se debe principalmente a que gran parte de las series temporales consideradas como variables explicativas no son causales a corto plazo (como se concluyó en el análisis anterior).

En cuanto a la capacidad predictiva de los modelos estudiados (Fischer et al., 1972; Tan, 1987; Valencia, 2005; Gómez et al., 2007 y Fu et al., 2017), es posible observar en la **Figura 5-2** que estos modelos no tienen una excelente capacidad de pronóstico en comparación con los valores ya conocidos (1996-2017). La **Figura 5-2** muestra que el RMSE generado por las proyecciones estuvo entre 328 y 927. El modelo de Gómez et al. (2007) obteniendo el ajuste

estimar los coeficientes β_n , estableciendo un supuesto que permita visualizar el ajuste parcial (λ) hacia su valor de equilibrio a largo plazo (Green, 2018). El coeficiente de ajuste parcial (λ) se mueve entre 0 y 1. Si λ presenta valores cercanos a 1, mayor es la velocidad de ajuste a los cambios dentro de un año (Koyck, 1954).

²⁰ El RMSE es una medida de precisión, para comparar errores de predicción de diferentes modelos para un conjunto de datos en particular. La RMSE representa la raíz cuadrada del segundo momento de la muestra de las diferencias entre los valores previstos (\hat{y}_t) y los valores observados (y_t) o la media cuadrática de estas diferencias. $RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^T (\hat{y}_t - y_t)^2}{T}}$ (Hyndman & Koehler, 2006).

más significativo, y el modelo de Valencia (2005) resultó con el menor ajuste. Los resultados obtenidos no son satisfactorios, lo que dificulta recomendar alguno de estos modelos para generar un pronóstico.

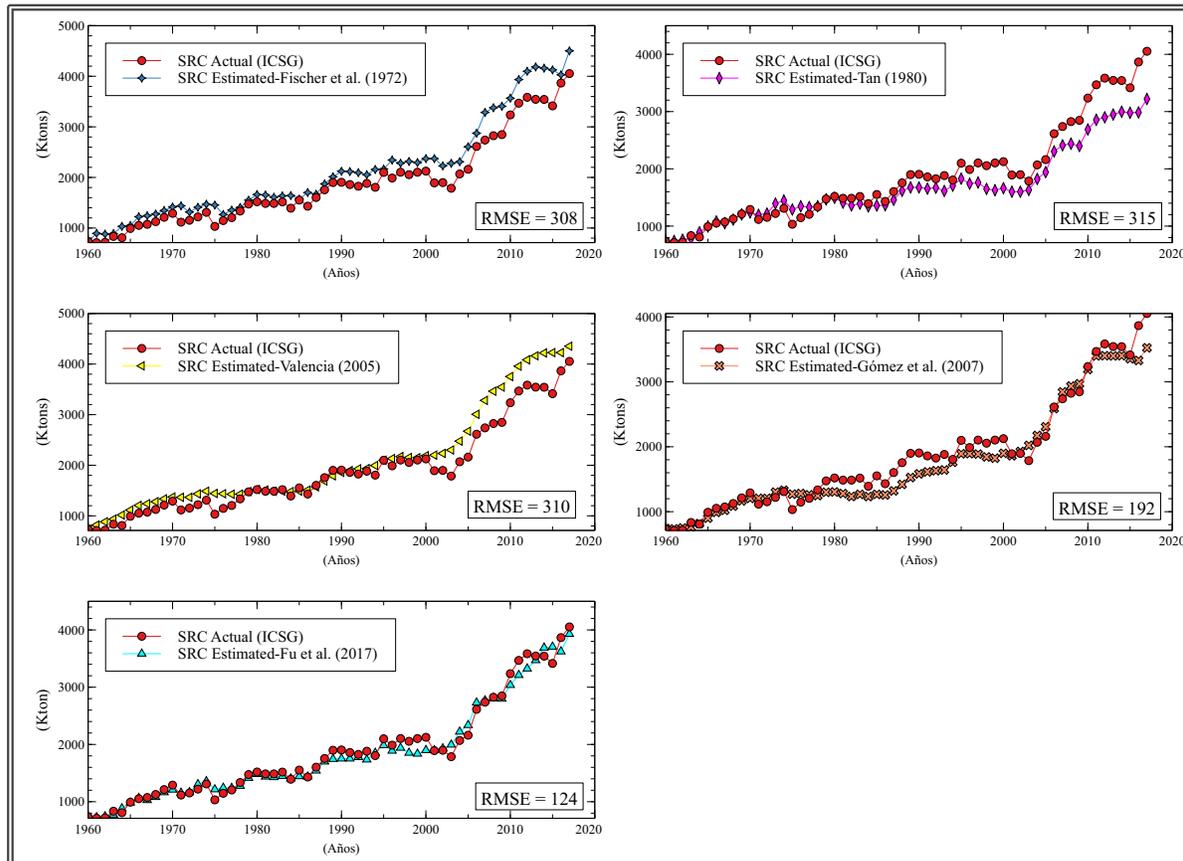


Figura 5-1: Muestra la oferta secundaria refinada de cobre (SRC) a nivel mundial real (ICSG, 2018) y la oferta SRC estimada a partir de los estudios de Fischer et al. (1972), Tan (1987), Valencia (2005), Gómez et al. (2007) y Fu et al. (2017).

En general, los modelos analizados (Fischer et al., 1972; Tan, 1987; Valencia, 2005; Gómez et al., 2007 y Fu et al., 2017) tienden a subestimar o sobreestimar los valores reales, mostrando que, hasta el momento, los modelos existentes en la literatura podrían mejorarse. También, se puede concluir que los modelos analizados no son confiables para proyecciones futuras y por lo tanto no son funcionales para desarrollar políticas públicas o ambientales.

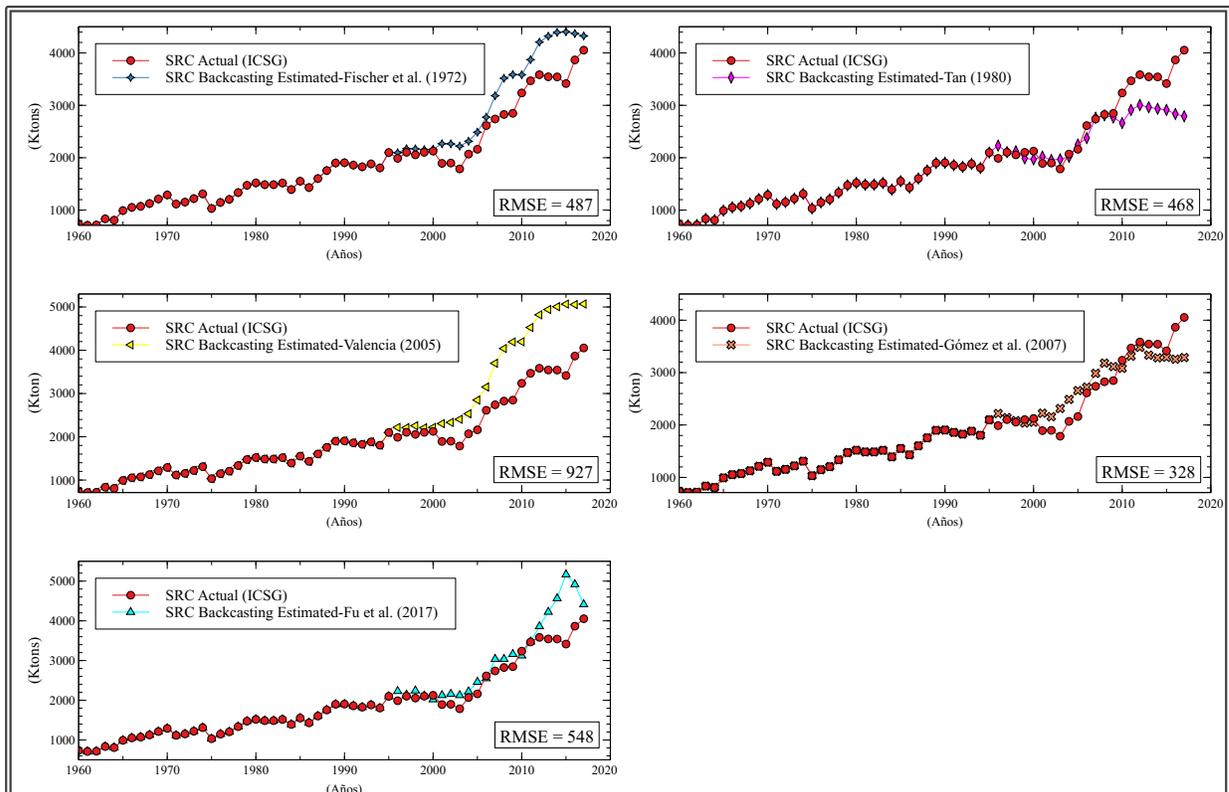


Figura 5-2: Muestra la oferta secundaria refinada de cobre (SRC) a nivel mundial real (ICSG, 2018) y la proyección de la oferta SRC en 1996-2017 según la metodología Backcasting a partir de los estudios de Fischer et al. (1972), Tan (1987), Valencia (2005), Gómez et al. (2007) y Fu et al. (2017).

5.3 Descripción de variables estables y selección de un modelo robusto en el tiempo, objetivos N°3 y N°4.

Los resultados obtenidos en esta sección identificaron las variables explicativas más apropiadas para ser incluidas en un modelo econométrico de la oferta SRC, y cuales variables no se recomienda utilizar. Además, se muestran los resultados que conducen a un modelo robusto. Esta sección muestra los resultados obtenidos de acuerdo con la secuencia de descrita en la metodología (ver **Figura 3-2**).

5.3.1 Análisis de cada variable explicativa y sus parámetros estimados ($\hat{\beta}$)

El primer análisis realizado sobre la serie temporal fue la estacionariedad mediante la prueba ADF (**Tabla 5-6**). El logaritmo de las primeras diferencias indica que todas las series temporales son estacionarias y se rechaza la hipótesis nula con un nivel de significancia del 5%. Este resultado no establece restricciones sobre la serie temporal en un modelo econométrico (etapa B).

Tabla 5-6: Prueba de Dickey-Fuller aumentado (ADF) para cada variable explicativa seleccionada en la base de datos.

Variables	Datos de nivel		Primera diferencia		Valor crítico	
	ADF	Probabilidad ^a	ADF	Probabilidad ^a	1%	5%
Log (De _t)	-3,004	0,140	-7,343	0,000	-4,133	-3,493
Log (Qp _t)	-2,395	0,378	-8,118	0,000	-4,130	-3,492
Log (Qsxew _t)	-1,609	0,772	-2,434	0,000	-4,234	-3,540
Log (Inv _t)	-2,740	0,225	-7,445	0,000	-4,130	-3,492
Log (Qd _t)	-3,190	0,096	-8,623	0,000	-4,130	-3,492
Log (GDPCh _t)	-1,703	0,737	-7,744	0,000	-4,130	-3,492
Log (Poil _t)	-1,873	0,655	-6,740	0,000	-4,130	-3,492
Log (Pal _t)	-1,687	0,744	-6,619	0,000	-4,130	-3,492
Log (Pau _t)	-2,068	0,551	-4,461	0,000	-4,130	-3,492
Log (IP _t)	-2,790	0,208	-6,611	0,000	4,133	3,493
Log (DoEu _t)	-3,172	0,104	-4,511	0,000	-4,198	-3,523
Log (C125 _t)	-3,525	0,512	-9,754	0,000	-4,234	-3,540
Log(C190 _t)	-1,659	0,749	-4,480	0,000	-4,234	-3,540

^aSi la probabilidad es mayor a 5%, no se rechaza la hipótesis nula (hay raíz unitaria), y si es menor a 5%, se rechaza la hipótesis nula.

Para descartar relaciones aproximadamente lineales entre las variables y no generar un problema de multicolinealidad, se determinó el coeficiente de correlación entre cada par de variables (etapa B). Los pares de variables con altos coeficientes de correlación se muestran en la **Tabla 5-7** y no formaron parte de la misma función de oferta SRC, evitando así la estimación de parámetros estadísticamente no significativos. Los 23 pares de variables son:

- Producto Interno Bruto Mundial y demanda mundial de cobre refinado ($GDPW_t, De_t$).
- Producto Interno Bruto Mundial y Producto Interno Bruto de China ($GDPW_t, GDPCh_t$).
- Producto Interno Bruto Mundial y Stock de chatarra ($GDPW_t, S_t$).
- Producto Interno Bruto Mundial e Índice de producción industrial ($GDPW_t, IP_t$).
- Producto Interno Bruto Mundial y Tendencia ($GDPW_t, T_t$).
- Demanda mundial de cobre refinado y Stock de chatarra (De_t, S_t).
- Demanda mundial de cobre refinado y Producto Interno Bruto de China ($De_t, GDPCh_t$).
- Demanda mundial de cobre refinado y Flujo de chatarra (De_t, F_t).
- Demanda mundial de cobre refinado e Índice de producción industrial (De_t, IP_t).
- Demanda mundial de cobre refinado y Tendencia (De_t, T_t).
- Demanda mundial de cobre refinado y Oferta primaria convencional de cobre (De_t, Qp_t).
- Demanda mundial de cobre refinado y Oferta primaria por SX-EW ($De_t, Qsxew_t$).
- Stock de chatarra y Producto interno Bruto de China ($S_t, GDPch_t$).
- Stock de chatarra y Flujo de chatarra (S_t, F_t).
- Stock de chatarra e índice de producción industrial (S_t, IP_t).
- Stock de chatarra y Tendencia (S_t, T_t).
- Stock de chatarra y oferta primaria convencional (S_t, Qp_t).
- Stock de chatarra y oferta primaria por SX – EW de cobre ($S_t, Qsxew_t$).
- Producto Interno Bruto de china y oferta primaria convencional de cobre ($GDPCh_t, Qp_t$).
- Flujo de chatarra e Índice de producción industrial (F_t, IP_t).
- Flujo de chatarra y Tendencia (F_t, T_t).
- Flujo de chatarra y Oferta primaria convencional de cobre (F_t, Qp_t).
- Producto Interno Bruto mundial rezagado y índice de producción industrial ($GDPW_{t-1}, IP_t$).

Tabla 5-7: Matriz de correlación de las 23 variable explicativas consideradas en el estudio.

	SRC _{t-1}	(SRC/S) _{t-1}	Pcu _t	GDPW _t	PC _{t-1}	De _t	S _t	INV _t	GDPCh _t	C190 _t	F _t	C125 _t	GDPW _{t-1}	Pau _t	Pal _t	IP _t	IM _t	T _t	Poil _t	Qp _t	Qsxew _t	DOEU _t	QD _t
SRC _{t-1}	1,00	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
(SRC/S) _{t-1}	-0,14	1,00	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Pcu _t	0,71	-0,08	1,00	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
GDPW _t	0,93	-0,48	0,70	1,00	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Pcu _t	0,76	0,16	0,87	0,65	1,00	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
De _t	0,94	-0,43	0,66	0,99*	0,63	1,00	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
S _t	0,94	-0,47	0,67	1,00*	0,64	0,99*	1,00	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
INV _t	0,17	-0,22	-0,25	0,18	-0,13	0,19	0,22	1,00	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
GDPCh _t	0,96	-0,30	0,69	0,97*	0,69	0,98*	0,97*	0,16	1,00	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
C190 _t	0,45	0,58	0,60	0,20	0,75	0,26	0,22	-0,23	0,39	1,00	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
F _t	0,91	-0,52	0,63	0,96	0,60	0,97*	0,99*	0,26	0,94	0,13	1,00	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
C125 _t	0,29	0,69	0,12	-0,02	0,36	0,06	0,03	0,02	0,20	0,72	-0,03	1,00	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
GDPW _{t-1}	0,93	-0,46	0,69	1,00	0,67	0,99	1,00	0,20	0,96	0,23	0,96	0,01	1,00	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Pau _t	0,92	-0,06	0,80	0,83	0,83	0,85	0,84	0,06	0,91	0,64	0,79	0,38	0,83	1,00	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Pal _t	0,78	-0,34	0,92	0,85	0,79	0,80	0,82	-0,09	0,79	0,38	0,79	-0,05	0,84	0,80	1,00	-	-	-	-	-	-	-	-
IP _t	0,84	-0,60	0,63	0,97*	0,55	0,97*	0,97*	0,20	0,87	0,03	0,97*	-0,20	0,96	0,70	0,84	1,00	-	-	-	-	-	-	-
IM	0,54	0,42	0,24	0,30	0,39	0,41	0,34	-0,11	0,51	0,65	0,25	0,67	0,30	0,53	0,18	0,15	1,00	-	-	-	-	-	-
T _t	0,90	-0,54	0,63	0,99*	0,59	0,97*	0,99*	0,24	0,93	0,11	0,99*	-0,06	0,99*	0,78	0,80	0,96	0,24	1,00	-	-	-	-	-
Poil _t	0,28	0,20	0,59	0,21	0,63	0,24	0,21	-0,16	0,29	0,76	0,14	0,28	0,22	0,51	0,47	0,12	0,32	0,12	1,00	-	-	-	-
Qp _t	0,92	-0,45	0,60	0,96	0,58	0,99*	0,98*	0,23	0,97*	0,22	0,98*	0,04	0,96	0,81	0,76	0,92	0,39	0,95	0,20	1,00	-	-	-
Qsxew _t	0,87	-0,56	0,60	0,96	0,57	0,97*	0,97*	0,31	0,91	0,10	0,95	-0,09	0,96	0,76	0,79	0,97	0,23	0,96	0,18	0,95	1,00	-	-
DOEU _t	0,41	-0,04	0,71	0,43	0,69	0,36	0,40	-0,33	0,36	0,39	0,42	0,08	0,44	0,46	0,62	0,41	-0,03	0,40	0,38	0,29	0,37	1,00	-
Qd _t	0,69	-0,70	0,48	0,87	0,40	0,83	0,85	0,32	0,73	-0,17	0,89	-0,37	0,86	0,54	0,73	0,94	-0,06	0,89	0,08	0,82	0,93	0,33	1,00

*Muestra variables con coeficientes de correlación mayor e igual a 0,97.

Una vez que se conoce el orden de integración de cada serie temporal y los pares de variables que no deben formar parte de la misma función de oferta secundaria, se crean diferentes combinaciones para la función de oferta (etapa C). La extensión del plano de la variable explicativa potencial hace posible generar gran cantidad de modelos con diferentes números de variables²¹. Sin embargo, este trabajo no busca generar todas las combinaciones posibles, sino que pretende estimar la robustez de los parámetros.

Se crearon 1.030 modelos con diferente número de variables (de 1 a 7 variables), donde se mezclaron las 23 variables explicativas. Es muy probable que, si una sola función representa adecuadamente la oferta SRC, esté dentro de las combinaciones generadas (**Figura 3-3**).

La evaluación de cada uno de los 1.030 modelos econométricos entregó información de los parámetros estimados ($\hat{\beta}$) de cada serie de tiempo incorporada (**anexo B**). El resumen de la estimación de cada modelo creado se puede ver en la **Tabla 5-8**, permitiendo establecer los rangos de incertidumbre que tendría cada parámetro estimado ($\hat{\beta}$) de cada variable explicativa a partir de los mismos datos, modificando únicamente el número de variables (n) en el modelo. Luego, dependiendo del valor de las estimaciones de los parámetros, es posible saber si la variable explicativa es estable o no (etapa D).

En la **Tabla 5-8** es posible ver variables explicativas con rangos muy estrechos en el valor del parámetro como: precio de cobre refinado actual (Pcu_t), precio de cobre refinado

²¹ Descartando aquellos 23 pares de variables con coeficiente de correlación mayor e igual a 97%, utilizando las 23 variables explicativas es posible construir un total de 7.322.143 modelos distintos ($23 + \sum_{n=2}^{23} \left\{ \binom{23}{n} - 23 \binom{25-n}{n-1} \right\} = 7.322.143$).

rezagado (Pcu_{t-1}), inventarios de cobre (Inv_t), costo de producción del percentil 25 ($C125_t$), costo de producción del percentil 90 ($C190_t$), precio de oro (Pau_t), precio de aluminio (Pal_t), precio de crudo ($Poil_t$), Producto interno Bruto mundial ($GDPW_t$), oferta primaria de SX-EW ($Qsxew_t$). Un rango estrecho indica que las variables no muestran un alto grado de respuesta a medida que cambia el número de variables en el modelo, expresando así mayor certeza para explicar la realidad.

Asimismo, existen variables como: oferta secundaria refinada de cobre rezagada (SRC_{t-1}), demanda mundial de cobre refinado (De_t), stock de chatarra (S_t) y Producto Interno Bruto de China ($GDPCh_t$) con un rango intermedio en los valores de sus parámetros ($\hat{\beta}$), que mostraron una respuesta más significativa al modificar el número de variables.

También se observan variables con mayor inestabilidad donde sus parámetros estimados pueden cambiar incluso de signo dependiendo del número de variables del modelo, estas variables son: dificultad de recolección (SRC_{t-1}/S_{t-1}), flujo de chatarra (F_t), Producto Interno Bruto mundial rezagado ($GDPW_{t-1}$), índice de producción industrial (IP_t), índice de minería (IM_t), tendencia (T_t), oferta primaria convencional (Qp_t), relación dólar/euro ($DoEu_t$) y oferta de chatarra nueva de cobre (Qd_t) representan una gran incertidumbre, por lo que no es recomendable incorporarlos a una función de suministro secundaria (etapa D). Las variables explicativas se ordenaron de mayor a menor número de veces que fueron significativas (etapa E). Se prefirieron las variables que resultaron ser más significativas un mayor número de veces (**Figura 5-3**).

Tabla 5-8: Estadísticas para cada parámetro estimado $\hat{\beta}$, rango de incertidumbre del parámetro estimado $\hat{\beta}$, desviación estándar de los parámetros estimados (σ_{β}) y cada variable explicativa (σ_v). Los parámetros están ordenados de mayor a menor porcentaje de significancia.

Variables	Parámetros	No. total de parámetros estimados	No. total de parámetros β no significativos	No. total de parámetros β significativos	% de parámetro β significativos	Rango de estimación del parámetro β		Desviación estándar de la variable explicativa (σ_v)	Desviación estándar del parámetro estimado (σ_{β})
						Min	Max		
Oferta secundaria refinada rezagada	$\beta_1 = \text{SRC}_{t-1}$	654	21	633	96,8	0,40	1,04	0,44	0,15
Dificultad de recolección de chatarra	$\beta_2 = \text{SRC}_{t-1}/\text{S}_{t-1}$	345	22	323	93,6	-0,37	0,92	0,12	0,17
Precio de cobre refinado	$\beta_3 = \text{Pcu}_t$	381	27	354	92,9	0,10	0,25	0,38	0,06
Producto Interno Bruto mundial	$\beta_4 = \text{GDPW}_t$	250	28	222	88,8	0,12	0,86	0,26	0,26
Precio del cobre refinado rezagado	$\beta_5 = \text{Pcu}_{t-1}$	150	23	127	84,7	-0,27	-0,11	-----	-----
Cobre refinado usado mundial	$\beta_6 = \text{De}_t$	160	39	121	75,6	0,05	1,17	0,44	0,28
Stock de chatarra de cobre	$\beta_7 = \text{S}_t$	193	49	144	74,6	0,00	1,09	0,49	0,28
Inventarios totales de cobre en bolsas	$\beta_8 = \text{Inv}$	278	75	203	73,0	-0,08	-0,01	0,81	0,01
Producto Interno Bruto de China	$\beta_9 = \text{GDPCh}_t$	214	64	150	70,1	0,04	0,64	1,20	0,16
Oferta primaria cash costs (C1) 90	$\beta_{10} = \text{C190}_t$	180	60	120	66,7	0,01	0,41	0,27	0,07
Flujo de chatarra de cobre	$\beta_{11} = \text{F}_t$	188	69	119	63,3	-0,56	1,09	0,51	0,46
Oferta primaria cash costs (C1) 25	$\beta_{12} = \text{C125}$	223	86	137	61,4	0,01	0,04	0,32	0,01
Producto Interno Bruto mundial rezagado	$\beta_{13} = \text{GDPW}_{t-1}$	141	55	86	61,0	-2,41	-1,29	-----	-----
Precio del oro	$\beta_{14} = \text{Pau}$	200	83	117	58,5	0,01	0,13	1,31	0,03
Precio de aluminio	$\beta_{15} = \text{Pal}$	125	56	69	55,2	0,01	0,16	0,79	0,05
Índice de producción industrial	$\beta_{16} = \text{IP}$	100	46	54	54,0	-1,16	1,35	0,34	0,57
Índice de minería	$\beta_{17} = \text{IM}$	194	93	101	52,1	-0,45	0,52	0,10	0,22
Tendencia	$\beta_{18} = \text{T}$	173	84	89	51,4	-0,28	1,05	0,57	0,28
Precio del petróleo crudo	$\beta_{19} = \text{Poil}$	152	95	57	37,5	-0,10	0,09	0,54	0,06
Oferta primaria convencional	$\beta_{20} = \text{Qp}$	108	68	40	37,0	0,04	1,31	0,39	0,43
Oferta primaria de sx-ew	$\beta_{21} = \text{Qsxew}$	69	45	24	34,8	0,01	0,28	0,78	0,09
Precio dólar/ Precio euro	$\beta_{22} = \text{DOEU}$	124	83	41	33,1	-0,24	0,20	0,14	0,16
Chatarra nueva de cobre	$\beta_{23} = \text{Qd}$	141	111	30	21,3	-0,25	0,27	0,42	0,17

La **Figura 5-3** muestra los parámetros estimados ordenados de mayor a menor porcentaje de significancia estadística cuando se incluyen en un modelo. El ranking muestra una lista de las variables explicativas agrupadas en significancia estadística alta, media y baja. Las variables explicativas oferta secundaria refinada de cobre rezagada (SRC_{t-1}), dificultad de recolección (SRC_{t-1}/S_{t-1}), precio de cobre refinado (Pcu_t), Producto Interno Bruto mundial ($GDPW_t$) y precio de cobre refinado rezagado (Pcu_{t-1}) cuando se incorporan a una función de oferta SRC, tienen una probabilidad del 85% al 97% de ser estadísticamente significativas. Las variables explicativas en este rango deben ser consideradas en una función de oferta SRC ya que es muy probable (usando una posición frecuentista) que sean estadísticamente significativas (etapa E).

Además, las variables con parámetros intermedios estimados como: demanda mundial de cobre refinado (De_t), stock de chatarra (S_t), inventarios de cobre (Inv_t), Producto Interno Bruto de China ($GDPCh_t$), costo de producción percentil 90 ($C190_t$), flujo de chatarra (F_t), costo de producción percentil 25 ($C125_t$), Producto Interno Bruto Mundial rezagado ($GDPW_{t-1}$), precio de oro (Pau_t), precio de aluminio (Pal_t), índice de producción industrial (IP_t), índice de minería (IM_t) y tendencia (T_t), las que resultaron significativas al 5% de confianza en un rango de 51% a 76%. A medida que disminuye el porcentaje de significancia, las variables son menos preferidas para su inclusión en una nueva función de oferta SRC.

Las variables precio de crudo ($Poil_t$), oferta primaria convencional de cobre (Qp_t), oferta primaria de SX-EW de cobre ($Qsxew_t$), relación euro/dólar ($DoEu_t$) y oferta de chatarra nueva de cobre (Qd_t), ubicadas en el último grupo de la **Figura 5-3**, rara vez fueron

significativas, con un rango de 21% a 38%. Parece conveniente, entonces, que este último grupo no esté incluido en un modelo de oferta SRC. La probabilidad de que estas variables sean significativas es muy baja (lo que debe ir acompañado de una baja asociación entre las variables independientes y la variable explicada) (etapa E).

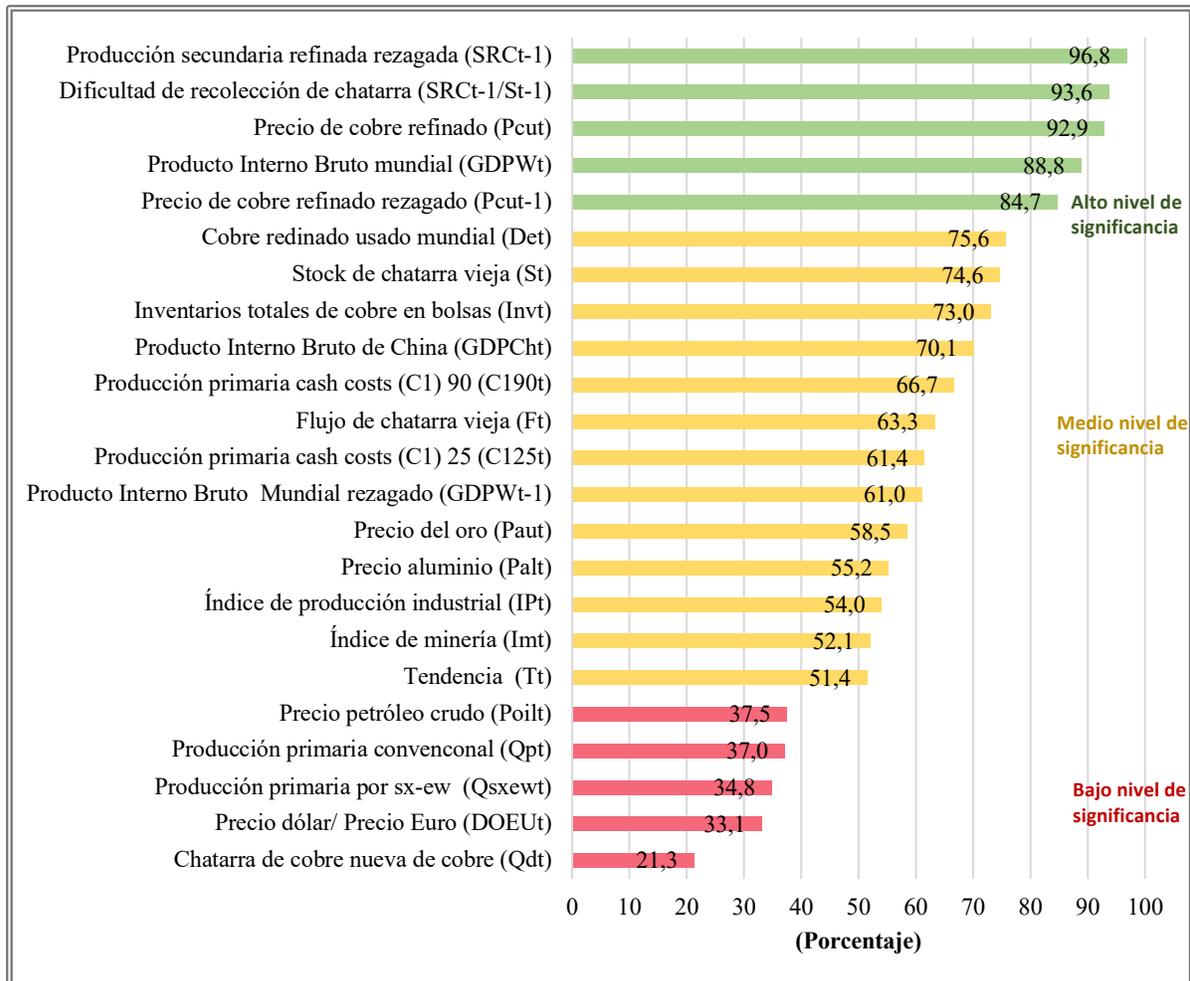


Figura 5-3: Porcentaje de parámetros que fueron significativos a una probabilidad de 5% al ser incorporado en los modelos creados, datos ordenados de mayor a menor.

La creación de los 1.030 modelos (etapa C) también proporcionó información sobre la desviación estándar de cada parámetro estimado ($\sigma_{\hat{\beta}}$). Esta información, junto con la

desviación estándar de la variable explicativa (σ_v), permite evaluar el impacto de la multiplicación de ambos factores en la función de oferta SRC (etapa F).

Como se explica en la metodología, para evaluar la variabilidad de las desviaciones estándar (σ_v y $\sigma_{\hat{\beta}}$), se dividió un diagrama de dispersión en cuatro cuadrantes iguales (ver **Figura 5-4**). El cuadrante (I) no contiene información.

El cuadrante (II) contiene las variables como el índice de producción industrial (IP_t), oferta primaria convencional de cobre (Qp_t) y flujo de cobre (F_t) con una desviación estándar baja, pero con un valor alto de la desviación estándar de su parámetro. Aunque la variable del segundo cuadrante muestra una baja variabilidad, el alto nivel de incertidumbre generado por la oferta SRC es inevitable cuando se multiplica por la variabilidad estimada del parámetro.

El cuadrante (III) contiene variables explicativas y parámetros estimados con una desviación estándar baja. Este cuadrante muestra un alto grado de certeza al multiplicar ambos factores (variable explicativa y parámetro estimado) y, por tanto, estabilidad en potenciales proyecciones futuras. Las variables ubicadas en el cuadrante III son: oferta secundaria refinada de cobre rezagada (SRC_{t-1}), dificultad de recolección (SRC_{t-1}/S_{t-1}), precio de cobre refinado (Pcu_t), demanda mundial de cobre refinado (De_t), precio de crudo ($Poil_t$), índice de minería (IM_t), tendencia (T_t), stock de chatarra (S_t), Producto Interno Bruto mundial ($GDPW_t$), relación euro/dólar ($DoEu_t$), oferta de chatarra nueva (Qd_t), costo de producción percentil 25 ($C125_t$) y 90 ($C190_t$).

El cuadrante (IV) contiene las variables oferta primaria de SX-EW de cobre ($Qsxew_t$), precio de aluminio (Pal_t), inventarios de cobre (Inv_t), precio de oro (Pau_t) y Producto Interno Bruto de China ($GDPCh_t$), que presentan un valor alto en la desviación estándar, mientras que la variabilidad del parámetro estimado es baja. Al igual que en el cuadrante (II), como uno de los factores (variable o parámetro) presenta alta variabilidad en la desviación estándar, genera de inmediato incertidumbre por el impacto causado en la oferta de SRC.

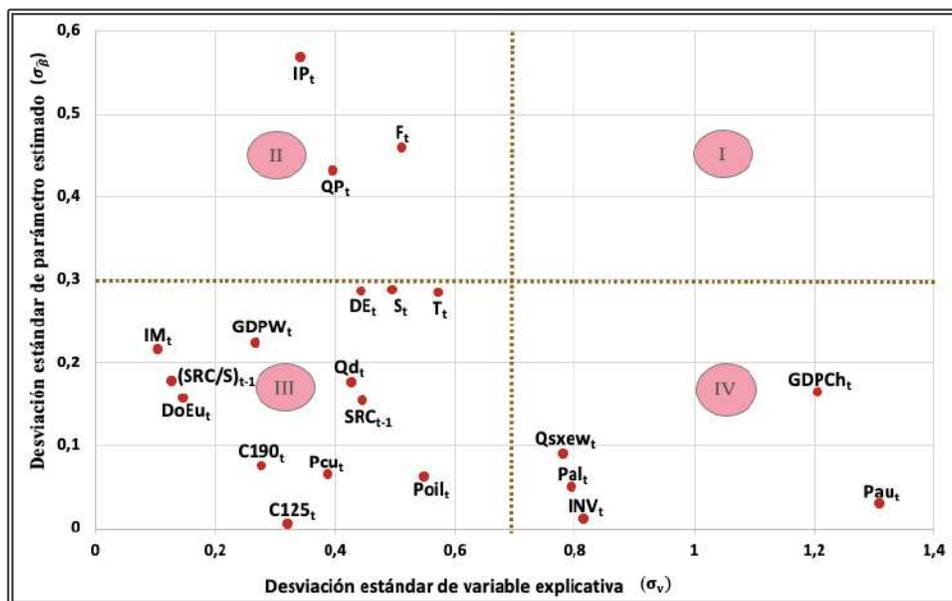


Figura 5-4: Relación entre la desviación estándar de los parámetros estimados y la desviación estándar de las variables explicativas.

5.3.2 Obtención del modelo robusto de oferta secundaria refinada de cobre

En esta sección se muestra el procedimiento para obtener un modelo robusto utilizando los resultados obtenidos al analizar cada variable explicativa en la sección anterior (5.3.1)

Del total de 1.030 modelos ejecutados (etapa C), 206 modelos presentaron todos los parámetros estimados como significativos. Por lo tanto, una función de la oferta SRC robusta debe estar incluida entre las 206 combinaciones realizadas en este estudio. Para llegar a funciones robustas, se utilizaron cuatro criterios de selección.

El primer criterio utilizado consistió en descartar todos aquellos modelos que violaban el supuesto de independencia de los residuos, lo que significa la presencia de autocorrelación²² (etapa G). Para evaluar esto se utilizó la prueba de Durbin y Watson (1951), definida como:

$$d = \frac{\sum_{t=2}^{t=n} (\hat{u}_t - \hat{u}_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^{t=n} \hat{u}_t^2} \quad (5.1)$$

La **Función 5.1** muestra la suma de las diferencias al cuadrado de los residuos sucesivos sobre la suma de los cuadrados de la regresión (SRC). La decisión con respecto a la autocorrelación se evaluó con los límites críticos inferior y superior de la distribución tabulados por Durbin y Watson (1951). Estos límites solo dependen del número de observaciones y del número de variables explicativas, y no dependen de los valores que puedan adquirir las variables²³. Al aplicar la prueba de Durbin-Watson (**anexo C**), solo 74 modelos no mostraron autocorrelación.

²² La autocorrelación se produce cuando las variables independientes tienen una estructura temporal que se repite en determinadas ocasiones a lo largo del tiempo. Entonces, los residuos de hoy (t) dependerán de los residuos pasados ($t - 1$) y no se cumplirá el supuesto de independencia del modelo lineal clásico (Greene, 2018).

²³ Durbin y Watson (1951) tabularon estos límites para observaciones de 6 a 200 y hasta 20 variables explicativas.

Para continuar reduciendo el número de modelos potenciales, se revisó cada función de oferta SRC y se descartaron los modelos que contenían variables explicativas no recomendadas en el análisis de variables anterior (5.3.1). Este procedimiento tiene como objetivo encontrar el modelo que mejor represente la realidad, aplicando el resto de los criterios.

El segundo criterio descartó todos aquellos modelos con variables explicativas con alto nivel de respuesta al cambiar el número de variables (n) en el modelo, generando alta incertidumbre al conocer el valor real del parámetro β (**Tabla 5-8**). Las variables que presentan esta condición y no son recomendadas para incluirlas en una función de oferta secundaria refinada son: dificultad de recolección (SRC_{t-1}/S_{t-1}), índice de minería (IM_t), tendencia (T_t), Producto Interno Bruto mundial Rezagado ($GDPW_{t-1}$), relación euro/dólar ($DoEu_t$), oferta de chatarra nueva (Qd_t), flujo de chatarra (F_t) y índice de producción industrial (IP_t), oferta primaria convencional de cobre (Qp_t) y relación euro/dólar ($DoEu_t$), que tomaron valores positivos o negativos al modificar el número de variables (n) al modelo.

El tercer criterio descartó todos aquellos modelos con variables explicativas con baja asociación respecto a la variable dependiente (etapa E). Esto significa que de todas las veces que estas variables fueron incluidas en un modelo, sus parámetros estimados fueron significativos solo en 21% a 38% (**Figura 5-3**). En la sección anterior, se recomendó no incluir las variables precio de curdo, oferta primaria convencional de cobre ($Poil_t$), producción primaria de SX-EW de cobre (Qp_t), relación euro/dólar ($Qsxew_t$) y chatarra nueva de cobre (Qd_t) en una función de oferta secundaria refinada de cobre.

El cuarto criterio descartó todos aquellos modelos con variables explicativas o parámetros estimados con alta desviación estándar, ya que la multiplicación de ambos factores genera alta incertidumbre en el impacto de la oferta secundaria (etapa F). En el apartado anterior se recomendó descartar de la función de oferta todas las variables explicativas o parámetros estimados ubicados en los cuadrantes II y IV de la **Figura 5-4**.

Al ejecutar los cuatro criterios descritos anteriormente, el número total de modelos se redujo a ocho. Estos modelos tenían coeficiente de determinación (R^2 ajustado)²⁴, con valores que van desde 0,949 hasta 0,982 (etapa H). Los tres modelos con valores más altos de R^2 ajustada se analizaron más a fondo

El primer modelo tuvo un R^2 ajustado de 0,982 y cuatro variables explicativas ($SRC_{t-1}, Pcu_t, GDPW_t, Pcu_{t-1}$). El segundo modelo tuvo un R^2 ajustado de 0,979 y tres variables explicativas (SRC_{t-1}, Pcu_t, De_t). El tercer modelo tuvo un R^2 ajustado de 0,979 y tres variables explicativas ($SRC_{t-1}, Pcu_t, GDPW_t$).

En cuanto a la estabilidad del parámetro estimado ($\hat{\beta}$), la variable Pcu_t tiene un rango limitado donde la elasticidad del parámetro fluctúa entre 0,08 y 0,25. Por el contrario, el valor del parámetro estimado para Pcu_{t-1} varía entre -0,27 y -0,11. Entonces, ambas variables explicativas pueden considerarse estables. La variable SRC_{t-1} estima parámetros en un rango más amplio donde la fluctuación de la elasticidad del parámetro varía de 0,40 a 1,04, mientras

²⁴ En el **anexo C**, es posible ver todos los coeficientes de determinación de los modelos realizados.

que el parámetro estimado de $GDPW_t$ muestra una variación de elasticidad entre 0,17 a 0,67 (ver **Figura 5-5**). En cuanto a la variable explicativa De_t se analizó según la prueba de Hausman (1976), donde se descartó la existencia de simultaneidad²⁵ entre la demanda de cobre refinado De_t y la oferta secundaria SRC_t . Sin embargo, esta variable tiene un rango más amplio que las variables utilizadas por los modelos de primer y tercer lugar, con la elasticidad del parámetro ($\hat{\beta}$) fluctuando entre 0,05 y 1,17, descartando la preferencia por su uso.

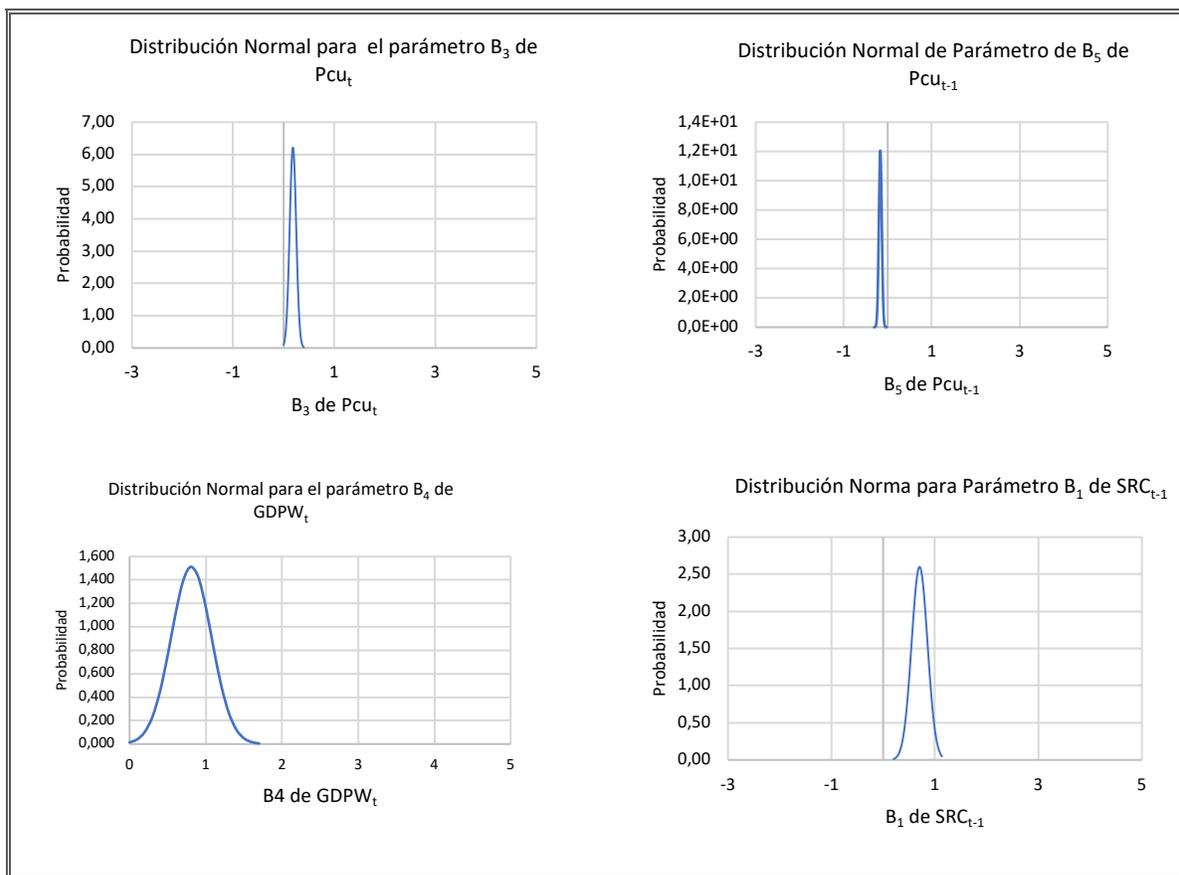


Figura 5-5: Muestra la variabilidad de los parámetros estimados para las variables oferta secundaria rezagada (Qs_{t-1}), Producto Interno Bruto ($GDPW_t$), precio de cobre refinado

²⁵ Las ecuaciones simultáneas contienen más de una variable dependiente, o endógena, lo cual requiere un número de ecuaciones igual al número de variables endógenas, condición que viola el supuesto de exogeneidad estricta (Greene, 2018).

actual (Pcu_t) y rezagado (Pcu_{t-1}). En el **anexo D**, se encuentra una estadística detallada de la variabilidad de los parámetros de cada variable estudiada.

Finalmente, el modelo que obtuvo el mayor coeficiente de determinación tiene como variables explicativas $SRC_{t-1}, Pcu_t, GDPW_t, Pcu_{t-1}$, las cuales cumplen con toda la robustez características requeridas. La función correspondiente es:

$$\log(SRC_t) = \beta_0 + \beta_1 \log(Pcu_t) + \beta_2 \log(Pcu_{t-1}) + \beta_3 \log(GDPW_t) + \beta_4 \log(SRC_{t-1}) + \varepsilon_t \quad (5.2)$$

La variable SRC_{t-1} resultó ser significativa el 96,8% de las veces. Este resultado indica que los productores no pueden cambiar algunos de sus factores fijos en el corto plazo y estos solo pueden ajustarse parcialmente hasta que puedan proporcionar una oferta secundaria deseada en el largo plazo. La variable Pcu_t incluida en las diferentes funciones analizadas está presente en todos los modelos de oferta SRC en la literatura y tuvo un nivel de significancia del 92,9%. La variable $GDPW_t$ fue significativa el 88,8% del tiempo. Esta variable se aproxima a la tasa de crecimiento de la renta global, reflejando la demanda de productos en general. La variable Pcu_{t-1} fue significativa el 84,7% del tiempo.

Para clasificar las variables explicativas como robustas, se estimaron los parámetros $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ y β_4 con diferente número de variables (n), así como con diferentes períodos de observación (T) (etapa I). La **Figura 5-6** muestra la superficie generada por las estimaciones de los parámetros ($\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2, \hat{\beta}_3$ y $\hat{\beta}_4$) de cada variable explicativa contenida en la **Función 5.2**.

Un comportamiento similar se puede ver en la **Figura 5-6** con respecto a la estabilidad del parámetro estimado del precio actual del cobre refinado ($\hat{\beta}_1$) rezagado ($\hat{\beta}_2$) y el Producto Interno Bruto mundial ($\hat{\beta}_3$), donde muestran cierta irregularidad en los primeros 20 años de observación. Sin embargo, a medida que se extendió el período de observación, las variables muestran una superficie más suave independientemente de la especificación del modelo. Por otro lado, se puede observar que el parámetro estimado del rezago de la oferta secundaria ($\hat{\beta}_4$) experimenta un rango más variable a medida que cambia el número de variables (n) y períodos de observación (T). Sin embargo, se observa una superficie con irregularidades más suaves a partir de modelos con tres variables explicativas.

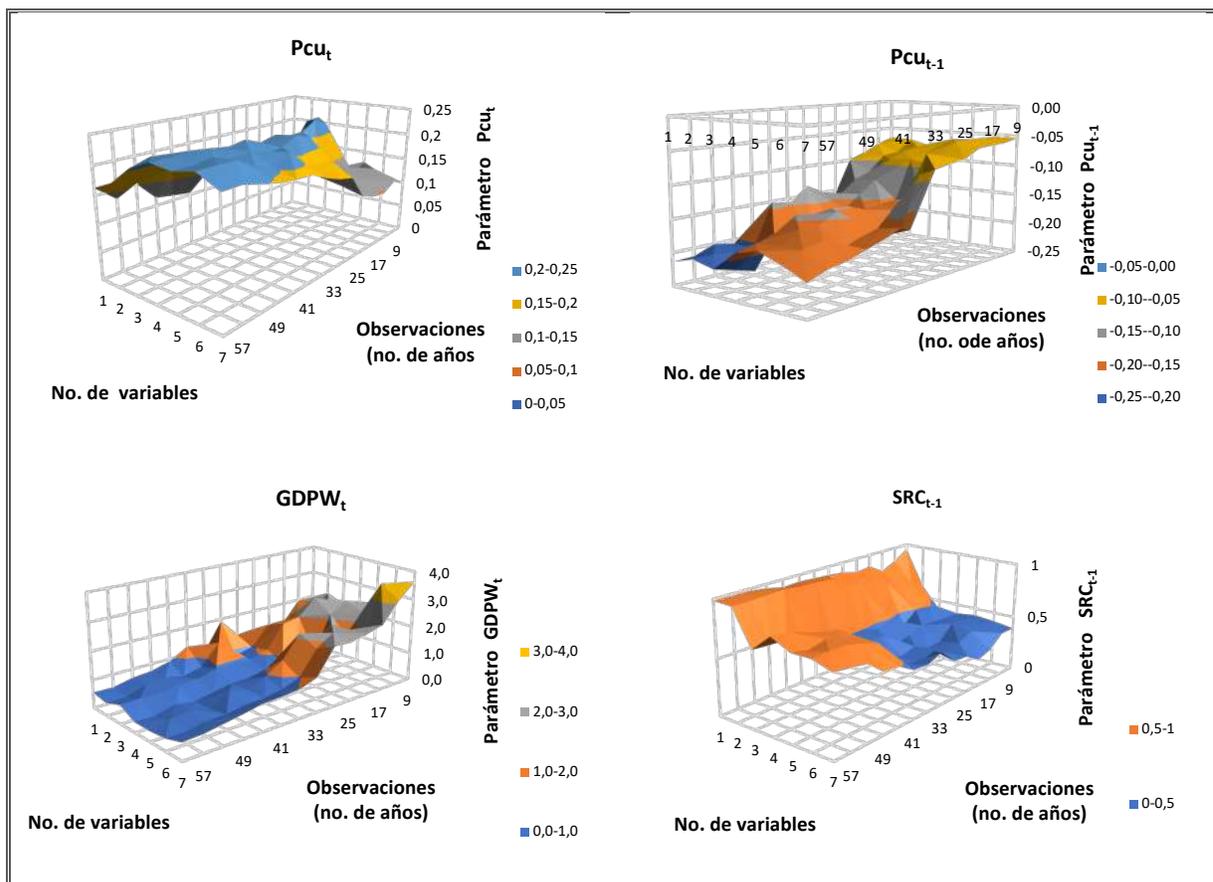


Figura 5-6: Superficies generadas con el parámetro estimado de las variables que componen la función de suministro de cobre refinado secundario (SRC) (**Función 5.2**). Las superficies se generan modificando el número de variables en el modelo y el número de observaciones.

Para corroborar que los cuatro parámetros estimados de la **Función 5.2** eran efectivamente robustos, se realizó la prueba ADF para la estimación anual de los parámetros $\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2, \hat{\beta}_3$ y $\hat{\beta}_4$ de 1969 a 2017 (**Tabla 5-9**). Los resultados de la prueba ADF para las primeras diferencias rechazan la hipótesis nula con un nivel de significancia del 5% (ver **Tabla 5-10**). Por tanto, los parámetros estimados $\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2, \hat{\beta}_3$ y $\hat{\beta}_4$ descartan la existencia de raíz unitaria, concluyendo que son parámetros estacionarios. El resultado finalmente indica la presencia de robustez en los parámetros estimados ($\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2, \hat{\beta}_3$ y $\hat{\beta}_4$) de la **Función 5.2** propuesta. al incorporar más observaciones o cambiar el número de variables de la función propuesta.

Tabla 5-9: Parámetros estimados de las variables explicativas de la Función 4: precio actual del cobre refinado ($\hat{\beta}_1$) y rezagado ($\hat{\beta}_2$), Producto Interno Bruto mundial ($\hat{\beta}_3$) y rezago de la oferta secundaria de cobre refinado ($\hat{\beta}_4$).

Años de estimación		$\hat{\beta}_1$	$\hat{\beta}_2$	$\hat{\beta}_3$	$\hat{\beta}_4$
1960	1968	0,011	-0,235	2,243	0,469
1960	1969	0,014	-0,229	2,288	0,466
1960	1970	0,031	-0,227	2,346	0,444
1960	1971	0,072	-0,237	2,099	0,526
1960	1972	0,114	-0,236	1,527	0,296
1960	1973	0,094	-0,270	1,383	0,255
1960	1974	0,106	-0,243	1,248	0,174
1960	1975	0,223	-0,166	1,062	0,121
1960	1976	0,217	-0,168	1,167	0,179
1960	1977	0,200	-0,161	1,243	0,197
1960	1978	0,195	-0,072	1,183	0,045
1960	1979	0,228	-0,041	0,985	0,191
1960	1980	0,230	-0,088	0,845	0,341
1960	1981	0,209	-0,108	0,721	0,464
1960	1982	0,204	-0,144	0,596	0,576
1960	1983	0,208	-0,161	0,556	0,611
1960	1984	0,212	-0,153	0,581	0,588
1960	1985	0,213	-0,169	0,594	0,589
1960	1986	0,209	-0,149	0,633	0,550
1960	1987	0,214	-0,156	0,641	0,549
1960	1988	0,214	-0,155	0,641	0,548
1960	1989	0,220	-0,159	0,636	0,567
1960	1990	0,221	-0,159	0,625	0,582
1960	1991	0,221	-0,159	0,618	0,589
1960	1992	0,221	-0,159	0,621	0,586
1960	1993	0,214	-0,155	0,611	0,600
1960	1994	0,201	-0,137	0,654	0,563
1960	1995	0,215	-0,149	0,662	0,571
1960	1996	0,214	-0,148	0,658	0,576
1960	1997	0,215	-0,151	0,657	0,582
1960	1998	0,209	-0,147	0,653	0,588
1960	1999	0,208	-0,149	0,649	0,592
1960	2000	0,206	-0,146	0,651	0,589
1960	2001	0,217	-0,149	0,634	0,594
1960	2002	0,221	-0,150	0,593	0,618
1960	2003	0,223	-0,151	0,488	0,678
1960	2004	0,221	-0,149	0,466	0,690
1960	2005	0,216	-0,154	0,414	0,714
1960	2006	0,217	-0,154	0,415	0,714
1960	2007	0,216	-0,156	0,408	0,715
1960	2008	0,216	-0,155	0,411	0,715
1960	2009	0,215	-0,151	0,408	0,721
1960	2010	0,224	-0,158	0,391	0,737
1960	2011	0,228	-0,161	0,376	0,750
1960	2012	0,230	-0,161	0,361	0,764
1960	2013	0,229	-0,160	0,365	0,761
1960	2014	0,229	-0,160	0,365	0,761
1960	2015	0,230	-0,161	0,368	0,757
1960	2016	0,228	-0,157	0,366	0,767
1960	2017	0,228	-0,157	0,365	0,768

Tabla 5- 10: Aumento de las pruebas de raíz unitaria de Dickey-Fuller (ADF) para cada estimación de los parámetros descritos en la **Tabla 5-9**.

Parámetro estimado	Dato nivel		Primera diferencia		Valor critico	
	ADF	Probabilidad ^a	ADF	Probabilidad ^a	1%	5%
$\hat{\beta}_1$	-3,683	0,394	-4,170	0,000	-4,175	-3,513
$\hat{\beta}_2$	-2,754	0,221	-11,824	0,000	-4,219	-3,533
$\hat{\beta}_3$	-2,431	0,359	-6,708	0,000	-4,193	-3,520
$\hat{\beta}_4$	-3,256	0,189	-3,753	0,000	-4,175	-3,513

6. COMPARACIÓN DE LA ROBUSTEZ DE DIFERENTES MODELOS

Los parámetros estimados con las funciones de oferta SRC estudiadas en este trabajo se muestran en la **Tabla 6-1**. Es posible observar modelos como el de Fischer et al. (1972) con parámetros altamente significativos, pero con variables como dificultad de recolección de chatarra (SRC_{t-1}/S_{t-1}) con un rango extenso en el valor estimado del parámetro ($\hat{\beta}$). Esto significa que dependiendo del número de variables (n), el valor de $\hat{\beta}$ puede ser positivo o negativo.

Otros modelos, como Valencia (2005), Gómez et al. (2007) y Fu et al. (2017), incorporaron variables como stock de chatarra de cobre (S_t), flujo de chatarra de cobre (F_t), tendencia (T_t) y índice de minería (IM_t) con un porcentaje de significancia estadística intermedia. Esto significa que de todas las veces que un modelo contuvo alguna de estas variables, fueron significativas entre el 51,4% y el 74,6%, lo que no muestra una alta asociación en cuanto a la variable dependiente. Además, las variables S_t , F_t , T_t y IM_t ofrecen un amplio rango en el valor estimado del parámetro y, por tanto, inestabilidad (ver **Tabla 5-8**), considerándolas menos preferidas para integrar una función de oferta secundaria.

Tabla 6-1: Modelos existentes en la literatura, coeficientes de determinación, período de estudio, coeficiente de determinación ajustado y nivel de significancia.

Variable	Fisher et al. (1972)	Slade (1980)	Tan (1987)	Vial (1989)	Valencia (2005)	Gómez et al. (2007)	Fu et al. (2017)	Función Robusta
Cte	-10,88	1,720	0,580	-0,720	-3,224	-0,494	-0,325	-1,862
Log (Pch _t)	-	-	0,570*	-	-	-	-	-
Log (Pch _{t-1})	-	-	-0,290*	-	-	-	-	-
Log (Pcu _t)	0,422*	0,280*	-	-	0,129*	0,107*	0,292*	0,228*
Log (Pcu _{t-1})	-	-	-	-	-	-	-0,270*	-0,157*
Log (W _t)	-	-	-	-0,501	-	-	-	-
Log (S _t)	0,452***	0,400***	-	1,020***	0,880***	0,003***	-	-
Log (F _t)	-	-	-	-	-	0,243***	-	-
Log (E _t)	-	-	-	-0,132	-	-	-	-
Log (PK _t)	-	-0,230	-	-	-	-	-	-
Log (GDPW _t)	-	-	-	-	-	-	-0,103*	0,365*
Log (GDPW _{t-1})	-	-	-	-	-	-	0,450**	-
Log (PL _t)	-	-0,330	-	-	-	-	-	-
Log (PE _t)	-	-0,490	-	-	-	-	-	-
Log (IM _t)	-	-	-	-	-	-	0,003***	-
Log (PC _t)	-	-0,110	-	-	-	-	-	-
Log (PT _t)	-	-0,070	-	-	-	-	-	-
Log (SRC _{t-1})	-	-	0,570*	-	-	0,665*	0,731*	0,768*
Log (SRC _{t-1} /S _{t-1})	-0,373***	-	-	-	0,191***	-	-	-
T _t	-	-	-	-	-	-	-0,005***	-
Periodo	1950-1968	1954-1976	1964-1983	1963-1984	1971-1998	1966-2005	1972-2012	1960-2017
R²-ajustado	0,901	0,800	0,660	0,832	0,916	0,917	0,974	0,982
No. Obs.	19	23	20	22	28	40	41	58
Significancia de β		Alto	84,75%-96,8%	Medio	51,4%-75,6%	Bajo	21,3%-37,7%	
Desviación estándar (σ_{β})		Bajo	$\sigma_{\beta} \leq 0,25$	Medio	$0,25 < \sigma_{\beta} \leq 0,50$	Alto	$0,50 < \sigma_{\beta}$	
Distribución normal de parámetros		Bajo	*	Medio	**	Alto	***	

Las funciones estimadas por Slade (1980) y Vial (1989) no cuentan con un análisis completo de todos los parámetros estimados (por falta de información). Sin embargo, se observa el stock de chatarra (S_t) una variable moderadamente significativa y con alta inestabilidad en el valor estimado del parámetro.

Los modelos de Fischer et al. (1972), Slade (1980), Tan (1987), Vial (1988), Valencia (2005) y Gómez et al. (2007) no incorporó todas las variables explicativas que aquí se consideran robustas. Por lo tanto, los parámetros estimados de estos modelos pueden variar significativamente a medida que cambia el período de observación y el número de variables en la especificación (debido a variables omitidas). Por otro lado, el modelo de Fu et al. (2017) incorporó las cuatro variables robustas propuestas en la **Función 5.2**, donde los parámetros estimados para la oferta secundaria refinada de cobre rezagada (SRC_{t-1}), precio de cobre refinado (Pcu_t), Producto Interno Bruto mundial ($GDPW_t$) y precio de cobre refinado rezagado (Pcu_{t-1}) están todos dentro el rango de estabilidad descrito en este documento. Sin embargo, este modelo agrega tres variables explicativas (Producto Interno Bruto mundial rezagado ($GDPW_{t-1}$), índice de minería (IM_t) y tendencia (T_t)) que presentan una alta inestabilidad en la estimación de los parámetros, lo que reduce la robustez del modelo (ver **Tabla 6-1**).

La **Función 5.2** propuesta en este trabajo, se considera robusta ya que contiene solo variables con parámetros estimados estables y con alta asociación para oferta secundaria. Además, las variables y parámetros incluidos en la **Función 5.2** tienen una desviación estándar baja. Por tanto, la multiplicación de ambos factores no aumenta la variabilidad y genera una alta certeza sobre el impacto de la oferta secundaria.

Se puede inferir que al modificar el número de variables (n) o el número de observaciones (T) de la **Función 5.2**, los parámetros estimados no cambiarán significativamente y se

seguirán considerando en futuras investigaciones. Además, se puede razonar que los estimadores son consistentes. A medida que crece el tamaño de la muestra, el valor del estimador ($\hat{\beta}$) tenderá a ser el valor real del parámetro poblacional (β). La posibilidad de reducir la incertidumbre a largo plazo con la información presentada es significativa, lo que ayuda a conocer con gran probabilidad una parte de la realidad subyacente.

7. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

En esta investigación se realizó el análisis de siete modelos econométricos publicados (Fischer et al., 1972; Tan, 1987; Valencia, 2005; Gómez et al., 2007 y Fu et al., 2017) que estimaron la oferta secundaria refinada de cobre. Ello dice relación con los objetivos N°1 y N°2.

Primero se demostró que las variables independientes (excepto el índice minero) explicaban la tendencia de largo plazo (series cointegradas). Además, el análisis demostró que el precio del cobre refinado (P_{cu}) y el Producto Interno Bruto (GDP) explican los cambios de corto plazo en la oferta de cobre refinado secundario, mientras que el resto de las variables utilizadas en la literatura como: tendencia (T_t), índice de minería (IM_t), flujo de chatarra (F_t), stock de chatarra (S_t) y dificultad de recolección (SRC_{t-1}/S_{t-1}) no explicaron los cambios a corto plazo en las condiciones del mercado.

Un análisis adicional de los modelos (Fischer et al., 1972; Tan, 1987; Valencia, 2005; Gómez et al., 2007 y Fu et al., 2017) mostró que estos no explican con éxito los cambios del mercado en el corto plazo, incluso cuando este efecto duró más de tres años, como fue el caso de la crisis asiática ocurrida entre 1997 y 2003. Los cambios de corto plazo del mercado pueden desplazar la tendencia de largo plazo del mercado, y estos modelos no capturan este aspecto. Ello significa que la explicación de las tendencias de largo plazo se ve comprometida cuando los modelos pasan por alto los cambios de corto plazo, lo que dificulta el uso de sus resultados para analizar las políticas implementadas por las empresas mineras, los gobiernos y las organizaciones multilaterales internacionales.

En parte por esta razón, todos los modelos analizados no lograron explicar las tendencias de largo plazo.

Cuando se incluyen varias variables en un modelo, el desempeño del modelo depende de la respuesta integrada de las variables y no solo de sus características individuales. La falla de los modelos analizados para explicar las tendencias de largo plazo también se puede atribuir a esta causa.

Al extender el período de estudio, se encontró que la industria secundaria de chatarra vieja no pudo adaptar su producción a las condiciones del mercado en menos de un año, a diferencia de las conclusiones obtenidas por Fischer et al. (1972), Valencia (2005) y Gómez et al. (2007).

Se demostró que los coeficientes de los modelos presentan alta inestabilidad cuando cambia el número de variables y el período de observación, cuestionando el uso de estos modelos para el análisis de mercado futuro y la elaboración de políticas públicas por parte de las empresas mineras y de los gobiernos.

La segunda parte del trabajo desarrolló una metodología para evaluar los parámetros estimados de cada variable potencialmente explicativa de acuerdo con el objetivo tres planteado (incorporar nuevas variables explicativas y analizar cada parámetro estimado con la finalidad de acotar el número de variables potenciales, identificando aquellas variables

más estables e influyentes en el comportamiento histórico de la oferta secundaria refinado de cobre), y el objetivo cuatro (establecer un procedimiento confiable que permita al investigador obtener una función de oferta secundaria refinada de cobre robusta en el tiempo al modificar el número de observaciones y/o las variables en el modelo).

Para ello se usó un marco conceptual, que supuso que solo algunas variables explicativas seleccionadas tienen parámetros estimados robustos ($\hat{\beta}$), lo que significa que son insesgados, estables (es decir, no varían significativamente al cambiar el número de observaciones o variables) y con convergencia asintótica en el tiempo.

Esta hipótesis fue demostrada evaluando 23 variables, concluyendo que solo algunas de ellas cumplían con los criterios de robustez indicados. Aquellas variables que no cumplieron dichos criterios fueron descartadas.

La evaluación de todas las funciones realizadas (1.030 modelos) llevó a identificar una función de oferta secundaria con variables explicativas robustas y con capacidad para representar de mejor forma la realidad. Además, la función seleccionada se mantuvo estable cuando se sometió a posibles cambios en el futuro.

Para limitar el número de modelos potenciales, solo se evaluaron modelos que no presentaron autocorrelación y en que todos los parámetros resultaron ser significativos. Además, los modelos que contenían variables explicativas con alta incertidumbre en la estimación de sus parámetros ($SRC_{t-1}/S_{t-1}, F_t, GDPW_{t-1}, IP_t, IM_t, T_t, Qp_t, DoEu_t, Qd_t$), con bajo porcentaje

de significancia estadística ($Poil_t, Qp_t, Qsxew_t, DoEu_t, Qd_t$), y parámetros estimados con una alta desviación estándar ($IP_t, Qp_t, F_t, Qsxew_t, Pal_t, Inv_t, Pau_t, GDPCh_t$) fueron descartados.

Finalmente, el proceso concluyó que uno de los 1.030 modelos construidos y ejecutados en esta investigación tiene una función con parámetros robustos y, además, con el mayor coeficiente de determinación (R^2 ajustado = 0,982). Las variables explicativas que presentaron las mejores características para generar la función de oferta fueron cuatro $SRC_{t-1}, Pcu_t, GDPW_t, Pcu_{t-1}$.

Estas variables exhibieron un comportamiento estable a medida que aumentaba el número de observaciones o cambiaba el número de variables. Las estimaciones futuras de sus parámetros no deberían variar significativamente en el largo plazo.

Este análisis buscó encontrar el modelo que mejor representa la realidad. La extensión de la base de datos utilizada y los períodos considerados para la estimación no contenían necesariamente toda la información para describir la realidad subyacente. Sin embargo, con el procedimiento propuesto para seleccionar las variables adecuadas, se puede interpretar una fracción posiblemente significativa de la realidad. Además, a medida que aumentó el tamaño de la muestra, el valor del estimador ($\hat{\beta}$) tendió a ser el valor real del parámetro de población (β). La posibilidad de reducir la incertidumbre en el largo plazo con la información presentada es significativa.

La compilación de una base de datos de 23 variables relacionadas con la oferta de SRC que abarca el periodo 1960–2019, puede considerarse una de las bases de datos más completas existentes a nivel global; sobre oferta SRC.

La investigación futura podría considerar:

- Examinar la lógica económica de incorporar en una ecuación, las cuatro variables a las que llega la segunda investigación realizada (segunda publicación de la tesis, en *Mineral Economics*).

En particular, se incorpora en el modelo robusta (4) el Producto Interno Bruto mundial, variable que es utilizada comunmente en modelos de demanda y no de oferta. Como este es un modelo de oferta secundaria refinada de cobre, ¿cuál es la lógica de introducir esta variable? Si bien el PIB mundial tiene implicancias sobre la chatarra refinada (SRC_t) en el año presente y en el año anterior, y sobre el precio del cobre vendido el año anterior, estas variables demostraron no tener la estabilidad que tiene el PIB mundial ante un cambio del periodo considerado.

Pero a la vez, el PIB mundial está relacionado con otras variables incluidas en la tesis: el PIB mundial rezagado en un año ($GDPW_{t-1}$), el stock de chatarra (S_t), la producción industrial (IP_t) y el tiempo (T_t). Estas variables demostraron tener alta correlación con el PIB mundial ($GDPW_t$), pero presentaban colinealidad, y por ello, fueron excluidas. Está la oportunidad de investigar si el coeficiente del PIB mundial del modelo

seleccionado como el más robusto, captura apropiadamente la influencia de las variables altamente correlacionadas ($GDPW_{t-1}, S_t, IP_t, T_t$).

- Se pueden usar otras técnicas para investigar modelos predictivos, por ejemplo, Machine Learning, esta técnicas tienen como ventaja la eficiencia en la generación de un modelo robusto en particular, pero también tienen limitaciones, por ejemplo, en el análisis económico. También se podrían usar otras herramientas, como por ejemplo, técnicas de componentes principales que logra la reducción estadística de un número de dimensiones del problema, y permite seleccionar variables más apropiadas para el fin buscado.
- La evaluación de funciones no lineales y explorar la solidez del supuesto de log-linealidad utilizado en esta investigación.

8. BIBLIOGRAFÍA

Akaike, H., (1974). A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 19 (6), 716-723.

Ali, S.A., Giurco, D., Arndt, N., Nickless, E., Brown, G., Demetriades, A., Durrheim, R., Enriquez, M.A., Kinnaird, J., Littleboy, A., Meinert, L.D., Oberhänsli, R., Salem, J., Schodde, R., Schneider, G., Vidal, O., Yakovleva, N., (2017). Mineral supply for sustainable development requires resource governance. *Nature*, 543, 367–372.

Aruga, K., Managi, S., (2011). Price linkages in the copper futures, primary, and scrap markets. *Resources, Conservation and Recycling*, 56, 43-47.

Ayres RU, Ayres LW, Råde I., (2003). The lifecycle of copper its co-products and byproducts. *Eco-Efficiency in Industry and Science*, 13.

Batten, J.A., Ciner, C., Lucey, B.M., (2010). The macroeconomic determinants of volatility in precious metals markets. *Resources Policy*, 35, 65-71.

Berckmans, G., Messagie, M., Smekens, J., Omar, N., Vanhaverbeke, L., Mierlo, J. V., (2017). Cost Projection of State-of-the-Art Lithium-Ion Batteries for Electric Vehicles Up to 2030. *Energies*, 10 (1314).

Bhatia, V., Das, D., Tiwari, A.K., Shahbaz, M., Hasim, H. M., (2018). Do precious metal spot prices influence each other? Evidence from a nonparametric causality-in-quantiles approach. *Resources Policy*, 55, 244-252.

Binder, C.R., Graedel, T.E., Reck, B., (2006). Explanatory variables for per capita stocks and flow of copper and zinc – a comparative statistical analysis. *J. Ind. Ecol.* 10, 111–132.

Blomberg, J., Hellmer, S., (2000). Short-run demand and supply elasticities in the West European market for secondary aluminum. *Resources Policy*, 26, 39-50.

Bonnin, M., Azzaro-Pantel, C., Domenech, S., Villeneuve, J., (2015). Multicriteria optimization of copper scrap management strategy. *Resources, Conservation and Recycling*, 99, 48-62.

Bureau of Labor Statistics U.S., 2019. PPI Databases. <www.bls.gov/ppi/data.htm> (accessed 02.03.2019).

Comisión Chilena del Cobre, 2019. Precios de Metales. <www.cochilco.cl> (accessed 02.03.2019).

Crowson, P., (2003). Mine size and the structure of costs. *Resources Policy*, 29, 15-36.

Dickey, D.A., Fuller, W.A., (1979). Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root. *Journal of the American Statistical Association*, vol. 74, pp. 427-431.

Durán Santomil, P., Otero González, L.A., Fernández López, S., Vivel Búa, M., (2011). Equity risk analysis in the solvency II framework: internal models versus the standard models, *Notebooks on Economics and Business Management*, 14 (2), 91-101.

Durbin, J. y Watson, G.S., (1951). Testing for Serial Correlation in Least-Squares Regression, *Biometrika*, 38, 159-171.

Elshkaki, A., Graedel, T., Ciacci, L., & Reck, B., (2016). Copper demand, supply, and associated energy use to 2050. *Global Environmental*, 39, 305-315.

Engle, R. Granger, W. (1987): "Cointegration and error correction representation, estimation and testing". *Econometrica*, 55, 251-276.

Fernández, V., (2020). Innovation in the global mining sector and the case of Chile. *Resources Policy*, 68, 101690.

Fischer, F.M., Cootner, P.H., Baily, M.N., 1972. An econometric model of the world copper industry. *Bell J. Econ. Manage. Sci.* 3 (2), 568–609.

Fizaine, F., (2020). The economics of recycling rate: new insights from waste electrical and electronic equipment. *Resources Policy*, 67, 101675.

Franses, P.H. (1998). *Time series models for business and economic forecasting*. Cambridge University Press. Cambridge.

Fu., X., Ueland, S. M., Olivetti., E., (2017). Econometric modeling of recycled copper supply. *Resources, Conservation and Recycling*, 122, 219-226.

Ghosh, S., Christopher Gilbert and Hughes Hallet A, (1987). *Stabilizing speculative commodity markets*. Oxford University Press.

Glöser, S., Soulier, M., Tercero Espinoza, A., (2013). Dynamic analysis of global copper flows. *Global Stocks, Postconsumer Material Flows, Recycling Indicators, and Uncertainty Evaluation*, 47, 6564-6572.

Gómez, F., Guzmán, J.I., Tilton, J.E., (2007). Copper recycling and scrap availability. *Resources Policy* 32, 183-190.

Granger, C. W. J. (1969). "Investigating causal relations by econometric models and cross spectral methods." *Econometrica*. 37:424-438.

Granger, C.W.J., Newbold, P., (1974). "Spurious Regressions in Econometrics", in *Journal of Econometrics*, 2, 111-120.

Greene, W.H., (2018). *Economic Analysis*, eighth edition. Prentice-Hall, Upper Saddle River, New Jersey.

Hamilton, J.D., (1994). *Time Series Analysis*. Princeton University press, Princeton.

Han, A., Ge, J., Lei, Y., (2015). An adjustment in regulation policies and its effects on market supply: Game analysis for China's rare earths. *Resources Policy*. 46, 30-42.

Hausman, J.A., 1976. Specification Tests in Econometrics. *Econometrica*, vol. 46, pp. 1251-1271.

Hyndman, R.J., Koehler, A.B., (2006). Another look at measures of forecast accuracy. *International Journal of Forecasting*, 22, 279-688.

Institute of Scrap Recycling Industries (ISRI), 2020. *Scrap specifications circular.*, ISRI, Inc., 70.

Inter-American Development Bank (IADB). *Latin America 2050 - Becoming a global low-carbon metals and solutions hub*. SYSTEMIQ Ltd, IDB, August 2020.

International Copper Study Group, (2018). *Annual recyclables survey 2019*, ICSG. Available at: (<http://www.icsg.org>).

International Copper Study Group, (2020). *The world copper factbook 2020*, ICSG. Available at: (<http://www.icsg.org>).

Jaunky, V.C., (2013). A cointegration and causality analysis of copper consumption and Johansen S, (1991). Estimation and hypothesis testing of cointegration vectors in Gaussian vector autoregressive models. *Econometrica*, 59, 1551–80.

Johansen, S., 1991. Estimation and hypothesis testing of cointegration vectors in Gaussian vector autoregressive models. *Econometrica* 59, 1551–1580.

Kim, J., Hwang, Y., Park, K., (2009). An assessment of the recycling potential of materials based on environmental and economic factors, case study in South Korea. *Journal of Cleaner Production*, 17, 1264-1271.

Koyck, L. M., (1954). *Distributed lags and investment analysis*. Amsterdam, North-Holland Publishing Co.

Labys, Walter, (1989). *An integrated exhaustible resources model of copper market dynamics*. Economic in theory and practice: an electric approach. Kluwer Academic Publishers.

Lei, Y., Cui, N., & Pan, D., (2013). Economic and social effects analysis of mineral development in China and policy implications. *Resources Policy*, 38, 448-457.

Lucas, R.E., Jr., (1976). *Econometric policy evaluation: Acirique*, Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy, 1, 19-46.

MacKinnon, JG. (1994): "Aproximate asymptotic distribution functions for unit-root and cointegration test". *journal of Bussines and Economics Statistics*. vol 12. pp. 167-176.

Mankiw, N., (2006). *Principles of microeconomics*, seventh editions. Cengage Learning, Stamford, USA.

Mikesell, Raymond, (1979). *The world copper industry. Structure and economic analysis*. The Johns Hopkins University Press. Baltimore.

Northey, S., Mohr, S., Mudd, G.M., Weng, Z., Giurco, D., (2014). Modelling future copper ore grade decline based on a detailed assessment of copper resources and mining. *Resources, Conservation and Recycling*, 83, 190-201.

Pinho, S., Ferreira, M., Almeida, M.F., (2018). A wet dismantling process for the recycling of computer printed circuit boards. *Resources, Conservation and Recycling*. 132, 71-76.

Radetski, M., Carl Van Duyne, (1985) The demand for scrap and primary metal ores after a decline in secular growth. *Canadian Journal of Economics*, 18 (2), 435-449.

Radetzki, M., Eggert R. G., G. Lagos, M. Lima, and J. E., Tilton. 2008. "The boom in mineral markets: How long might it last?" *Resources Policy*. 33 (2): 125- 128.

Ronald E. Walpole, Raymond H. Myers, Sharon L. Myers and Keying Ye, (2012). *Statistics and probability for science and engineering*, ninth edition. Pearson Education, México S.A. of C.V.

Rubin, R.S., Soares de Castro, M.A., Brandão, D., Schalch, V., Ometto., A.R., (2014). Utilization of Life Cycle Assessment methodology to compare two strategies for recovery of copper from printed circuit board scrap. *Journal of Cleaner Production*. 64, 297-305.

Ruhrberg, M., (2006). Assessing the recycling efficiency of copper from end-of-life products in Western Europe. *Resour. Conserv. Recy*, 48 (2), 141-165.

Schipper, B.W., Lin, H-C., Meloni, M.A., Wansleben, K., Heijungs, R., Voet, E., (2018). Estimating global copper demand until 2100 with regression and stock dynamics. *Resources, Conservation and Recycling.*, 132, 28-36.

Singer, D.A., (2017). Future copper resource. *Ore Geology Review*, 86, 271–279.

Slade, M.E., (1980). An econometric model of the U.S. Secondary Copper Industry: recycling versus Disposal. *Environ. Econ. Manage.* 7(2), 123-141.

Sohn, I., (2006). Long-term projections of non-fuel minerals: We were wrong, but why? *Resources Policy*. 30, 259-284.

Sosvilla, S., Ramos, M.C., (2012). The US dollar-euro exchange rate and US-EMU bond yield differentials: A causality analysis. *Economy NoteBook*, 35, 117-128.

Talbi, M., De Peretti, C., Belkacem, L., (2020). Dynamics and causality in distribution between spot and future precious metals: A copula approach. *Resources Policy*, 66,101645.

Tan, S., (1987). An econometric analysis of the world copper market. Number 20. World Bank., International Economics Department, Washington, DC.

The World Bank, 2019. Data Bank. < www.data.worldbank.org > (accessed 02.03.2019).

Tilton, J. E., (1999). The future of recycling. *Resources. Policy*, 25, 197-204.

Tilton, J., (2004). ¿Con los días contados? Un análisis del agotamiento de los minerales. (Vol. 2). Santiago, Chile: Universidad Católica de Chile.

Tilton, J.E., Guzmán, J.I., (2016). *Mineral economics and policy*. Resources for the Future Press, New York.

Valencia, C., (2005). An econometric study of the world copper industry. Ph.D. Dissertation, Colorado School of Mines, Golden, CO.

Vial, J., (1988). An econometric study of the world copper market. Ph.D. Dissertation, University of Pennsylvania, Philadelphia, PA.

Wagenhals, Gerhard, (1984). The world copper market. Structure and Econometric model. Lecture notes in Economic and Mathematical Systems 233. Springer-Verlag. Berlin, Heidelberg, New York, Tokyo.

Wang, J., Yiyi, J., Minxi, W., Xin, L., (2019). Scenario analysis of the recycled copper supply in China considering the recycling efficiency rate and waste import regulations. *Resources, Conservation and Recycling*, 146, 580-589.

Wang, M., Chen, W., Zhou, Y., & Li, X., (2017). Assessment of potential copper scrap in China and policy recommendation. *Resources Policy*, 52, 235-244.

World Economic Forum, (2019). A vision for a sustainable battery value Chain in 2030: Unlocking the full potential to power sustainable development and climate change mitigation. WEF, September 2019.

Xiarchos, I.M., Fletcher, J.J. (2009). "Price and volatility transmission between primary and scrap metal markets." *Resources, Conservation and Recycling*. 53: 664-673.

Yahya, M., Ghosh, S., Kanjilal, K., Dutta, A., Uddin, G.S., (2020). Evaluation of cross-quantile dependence and causality between nonferrous metals and clean energy indexes. *Energy*, 202, 117777.

Zhang, L., Cai, Z., Yang, J., Yuan, Z., Chen, Y., (2015). The future of copper in China A perspective based on analysis of copper flows and stocks. *Science of the Total Environment*, 536, 142-149.

9. ANEXOS

9.1 Anexo A

Años	Oferta secundaria refinada de cobre (kton)	Cobre refinado mundial usado (kton)	Ofertasecundaria refinada de cobre (kton)	Inventarios totales de cobre en bolsas (kton)	Chatarra directa de cobre (kton)	Precio de cobre refinado (USDC2017/lb)	Dificultad de recolección de chatarra	PIB/CAPITA "cte mundial"
1960	735,0	4738,0	3741,0	17,0	1048,0	196,0	0,012	3736,9
1961	711,0	5050,0	3857,0	25,0	1236,0	183,6	0,011	3846,1
1962	717,0	5048,0	3972,0	17,0	1241,0	186,5	0,011	3991,2
1963	834,0	5500,0	4144,0	16,0	1208,0	187,3	0,012	4113,3
1964	808,0	5995,0	4403,0	8,0	1820,0	282,0	0,012	4298,9
1965	991,0	6193,0	4645,0	17,0	1862,0	367,3	0,014	4447,2
1966	1052,0	6445,0	4954,0	18,0	1877,0	421,4	0,015	4607,9
1967	1073,0	6195,0	4705,0	24,0	1797,0	309,2	0,015	4713,9
1968	1126,0	6523,0	5225,0	30,0	1941,0	331,4	0,015	4905,9
1969	1212,0	7137,0	5637,0	22,0	2152,0	377,7	0,016	5098,1
1970	1290,0	7291,0	5727,0	88,0	1941,0	351,4	0,016	5187,9
1971	1116,0	7296,0	5665,0	159,0	2047,0	261,2	0,014	5301,3
1972	1153,0	7942,0	6335,0	236,0	2142,0	246,4	0,014	5495,3
1973	1220,0	8740,0	6568,0	40,0	2425,0	362,6	0,014	5742,6
1974	1310,0	8310,0	6775,0	165,0	2234,0	352,2	0,015	5746,3
1975	1032,0	7445,0	6485,0	594,0	1788,0	193,5	0,011	5682,2
1976	1147,0	8539,0	6832,0	786,0	2065,0	210,3	0,012	5881,0
1977	1205,0	9057,0	7006,0	808,0	2021,0	184,5	0,013	6007,7
1978	1335,0	9527,0	6986,0	537,0	2196,0	178,8	0,014	6138,1
1979	1474,0	9848,0	6770,0	224,0	2521,0	230,6	0,015	6282,4
1980	1519,0	9396,0	6715,0	286,0	2584,0	223,1	0,015	6289,0
1981	1486,0	9522,0	7028,0	297,0	2598,0	162,7	0,014	6299,5
1982	1486,0	9090,0	6783,0	502,0	2348,0	135,5	0,014	6212,2
1983	1517,0	9510,0	7061,0	807,0	2372,0	143,9	0,014	6251,2
1984	1392,0	9930,0	7261,0	377,0	2628,0	121,6	0,012	6421,5
1985	1552,0	9798,0	7459,0	297,0	2656,0	125,8	0,013	6546,8
1986	1431,0	10112,0	7849,0	257,0	2743,0	125,6	0,012	6652,1
1987	1603,0	10293,0	7768,0	59,0	2897,0	159,3	0,013	6776,7
1988	1755,0	10668,0	7782,0	77,9	2947,0	222,9	0,014	6966,8
1989	1899,0	11081,0	7795,0	122,8	2856,0	232,4	0,014	7099,4
1990	1904,0	10886,0	7513,0	197,8	2984,0	210,0	0,014	7181,5
1991	1859,0	10563,0	7328,0	357,2	3006,0	183,9	0,013	7165,9
1992	1826,0	10866,0	7670,0	438,7	3209,0	178,5	0,013	7180,9
1993	1882,0	10992,0	7760,0	666,8	3158,0	147,3	0,013	7179,0
1994	1805,0	11560,0	7511,0	326,3	3462,0	176,0	0,012	7284,8
1995	2099,0	12043,0	7203,0	318,0	3474,0	215,8	0,013	7394,1
1996	1988,0	12489,0	8933,0	177,1	3803,0	164,3	0,012	7535,3
1997	2103,0	13082,0	9382,0	445,1	4136,0	163,4	0,012	7704,4
1998	2055,0	13440,0	9700,0	765,9	4418,0	121,7	0,012	7791,6
1999	2103,0	14223,0	10122,0	936,5	4899,0	114,9	0,012	7937,6
2000	2125,0	15122,0	10038,0	523,7	5644,0	125,3	0,011	8177,5
2001	1892,0	14938,0	11100,0	1137,7	5013,0	107,7	0,010	8227,5
2002	1898,0	15133,0	10733,0	1292,7	4966,0	108,9	0,009	8302,6

2003	1786,0	15641,0	10781,0	806,2	4918,0	118,1	0,009	8436,4
2004	2069,0	16743,0	11154,0	124,1	5232,0	179,2	0,010	8695,5
2005	2160,7	16558,0	11585,0	156,3	5215,0	214,4	0,010	8918,1
2006	2613,0	16926,0	11659,0	252,8	5155,7	374,4	0,011	9186,5
2007	2739,3	18036,0	12100,0	238,3	5866,9	378,3	0,011	9457,1
2008	2824,9	17888,0	12455,0	389,7	5333,5	335,9	0,011	9510,6
2009	2847,3	17899,0	12680,0	687,7	5274,3	273,6	0,011	9232,2
2010	3236,4	19141,0	12666,0	568,5	5037,2	374,0	0,012	9514,9
2011	3467,6	19715,0	12506,0	544,6	5333,5	401,6	0,013	9703,0
2012	3583,5	20483,0	13047,0	589,4	4740,9	360,2	0,013	9828,4
2013	3544,2	21417,0	14398,0	506,5	4859,4	329,8	0,012	9965,5
2014	3542,0	22927,0	14520,0	308,1	4859,4	306,3	0,012	10129,0
2015	3414,5	23081,0	15234,0	482,8	4681,6	264,4	0,011	10296,1
2016	3866,0	23512,0	16936,0	537,6	4936,0	240,3	0,012	10432,1
2017	4053,0	23732,0	16289,0	542,9	5403,0	292,0	0,013	10636,3

Años	PIB/CAPITA "cte China"	Precio de petróleo crudo (USD2017/barrel)	Precio de aluminio (USDc2017/lb)	Precio de oro (USD2017/oz)	Índice de producción industrial	Flujo de chatarra (kton)	Stock de chatarra (kton)	Tendencia	Índice de minería(base =2012)
1960	191,8	24,11	3,7	5,5	2,5	2263,0	62987,0	1	68
1961	140,9	23,34	3,6	5,5	2,7	2144,1	64396,1	2	68
1962	132,0	23,1	3,6	5,5	2,9	1966,1	65651,2	3,0	70
1963	142,0	23,3	3,5	5,5	3,0	1983,6	66917,8	4,0	73
1964	164,0	23,7	3,7	5,5	3,2	2199,4	68283,3	5,0	76
1965	187,3	23,4	3,9	5,6	3,4	2446,9	69922,2	6,0	79
1966	201,5	23,4	4,0	5,8	3,5	2545,3	71476,5	7,0	83
1967	185,1	22,9	4,1	5,8	3,6	2861,9	73286,4	8,0	84
1968	172,9	22,4	4,2	6,7	3,8	2825,8	75039,2	9,0	87
1969	196,7	22,2	4,7	7,3	4,2	3014,4	76927,6	10,0	90
1970	228,3	21,4	5,1	6,6	4,4	3332,3	79047,9	11,0	93
1971	237,8	21,8	5,4	7,8	4,5	3384,8	81142,7	12,0	90
1972	240,9	21,1	5,2	11,5	4,8	3470,4	83497,1	13,0	92
1973	253,7	26,0	5,9	21,3	5,2	3600,1	85944,1	14,0	93
1974	254,3	46,4	9,2	42,3	5,2	3611,6	88335,7	15,0	91
1975	271,6	55,51	11,4	46,6	4,9	3502,3	90528,0	16	89
1976	263,2	56,36	12,2	37,8	5,3	3498,5	92994,6	17	90
1977	279,3	58,13	16,7	47,6	5,4	3970,9	95818,5	18	92
1978	307,8	56,14	20,8	66,9	5,5	4070,5	98683,9	19	95
1979	326,8	83,86	28,3	119,8	5,8	3854,0	101203,0	20	97
1980	347,9	111,3	35,9	272,3	5,8	4089,4	103818,4	21	99
1981	361,2	96,38	27,8	223,0	5,8	4241,5	106540,9	22	102
1982	387,7	80,8	22,3	186,1	5,7	4135,8	109190,7	23	97
1983	423,6	71,49	32,7	212,5	5,8	4429,9	112134,5	24	92
1984	481,4	67,76	29,0	185,0	5,9	4503,6	115121,1	25	98
1985	538,7	61,26	24,5	162,1	6,2	4714,7	118443,9	26	96
1986	578,2	32,24	25,9	182,5	6,3	4913,5	121805,3	27	89
1987	635,5	38,24	36,2	227,2	6,5	4822,9	125197,2	28	90
1988	695,6	30,82	62,1	231,2	6,8	4956,1	128550,3	29	92
1989	713,7	36,18	49,2	211,8	7,0	5297,2	132092,5	30	91
1990	730,8	43,32	42,8	220,9	7,2	6081,7	136275,2	31	92
1991	787,9	36,31	34,1	208,8	7,1	6206,8	140577,9	32	90
1992	888,9	33,58	33,0	199,4	7,1	6183,9	144902,8	33	89

1993	1000,6	28,39	30,4	211,7	6,9	6749,0	149825,8	34	88
1994	1118,5	25,86	39,9	228,9	7,2	7148,8	155092,7	35	90
1995	1227,6	26,91	50,6	237,2	7,5	7179,3	160467,0	36	90
1996	1335,4	31,91	43,2	245,2	7,6	7482,4	165850,4	37	91
1997	1443,8	28,43	45,9	209,2	7,9	7329,0	171191,4	38	93
1998	1542,1	17,89	37,9	181,1	8,2	7600,2	176688,6	39	92
1999	1646,0	24,28	38,4	173,2	8,3	8072,8	182706,4	40	87
2000	1771,7	38,92	46,4	183,3	8,7	8246,1	188849,6	41	89
2001	1905,6	31,81	43,4	180,1	8,7	8252,7	194977,3	42	89
2002	2065,7	31,02	39,7	201,3	8,7	8756,4	201841,7	43	85
2003	2258,9	36,85	44,4	248,5	8,8	9424,2	209367,9	44	85
2004	2472,6	48,77	56,5	297,2	9,1	9328,0	216909,9	45	85
2005	2738,2	62,66	67,1	346,6	9,3	8787,7	223628,6	46	84
2006	3069,3	70,77	95,0	492,6	9,8	9625,5	231093,4	47	86
2007	3487,8	75,66	102,2	593,9	10,2	9983,0	238463,3	48	87
2008	3805,0	103,67	109,5	818,7	10,1	10415,1	246139,2	49	88
2009	4142,0	60,91	64,7	832,3	8,7	10839,6	254153,8	50	83
2010	4560,5	79,93	90,1	1119,6	9,3	10614,0	261920,6	51	87
2011	4971,5	94,73	108,1	1563,3	9,7	10799,5	269483,6	52	93
2012	5336,1	92,2	91,6	1669,7	9,6	10819,4	276835,4	53	100
2013	5721,7	95,79	84,3	1419,5	9,6	11212,1	284464,0	54	106
2014	6108,2	88,47	86,1	1286,3	9,8	11688,8	292608,6	55	118
2015	6496,6	43,22	71,0	1092,4	10,0	11662,4	300729,0	56	114
2016	6894,5	37,02	66,8	1147,9	10,2	12327,4	309641,9	57	103
2017	7329,1	42,63	85,5	1204,9	10,6	12743,2	319160,0	58	110

Años	Oferta primaria por SX-EW (kton)	Precio dólar/ Precio euro	Costo C1 en 2017\$ (25) (c/Lb paid Cu)	CostoC1 en 2017\$ (50) (c/Lb paid Cu)	Costo C1 en 2017\$ (75) (c/Lb paid Cu)	CoctoC1 en 2017\$ (90) (c/Lb paid Cu)
1974	63,0					
1975	65	1,3				
1976	98	1,2				
1977	144	1,2				
1978	156	1,4				
1979	295	1,4				
1980	318	1,4	88,7	153,2	226,8	236,8
1981	366	1,1	117,8	186,0	222,6	232,0
1982	350	1,0	108,7	153,9	182,4	212,8
1983	341	0,9	99,1	135,0	165,5	191,3
1984	330	0,8	66,0	105,9	149,2	171,9
1985	222	0,8	64,1	97,6	135,0	147,3
1986	345	1,0	73,6	100,5	126,8	140,5
1987	432	1,2	76,9	107,5	126,0	144,5
1988	543	1,2	77,4	118,4	131,4	156,4
1989	672	1,1	77,8	109,2	139,4	166,8
1990	715	1,3	83,4	110,4	142,1	179,6
1991	785	1,2	85,7	116,6	137,1	167,2
1992	763	1,3	91,0	108,9	133,3	156,2
1993	835	1,2	91,4	104,2	123,7	146,5
1994	1074	1,2	85,6	100,6	117,2	139,3
1995	1456	1,3	64,5	95,0	120,0	146,4

1996	1748	1,3	72,8	95,9	121,2	136,1
1997	2001	1,1	73,1	91,5	117,2	128,5
1998	2312	1,1	65,9	78,6	101,3	116,1
1999	2321	1,1	59,8	68,1	88,2	102,4
2000	2597	0,9	59,1	69,4	88,0	97,5
2001	2646	0,9	56,0	61,6	83,7	101,3
2002	2723	1,0	50,3	60,8	79,3	89,4
2003	2706	1,1	52,3	61,0	76,7	94,6
2004	2694	1,2	42,7	59,8	81,4	101,1
2005	2826	1,2	4,0	73,2	97,1	123,2
2006	3019	1,3	38,7	86,6	112,8	145,9
2007	3090	1,4	27,2	81,7	131,3	163,6
2008	3081	1,5	87,2	109,3	162,5	215,4
2009	3264	1,4	81,9	109,6	139,0	173,7
2010	3324	1,3	78,3	106,3	150,1	185,4
2011	3459	1,4	82,9	136,4	172,8	216,0
2012	3643	1,3	99,7	145,6	202,4	261,4
2013	3791	1,3	112,7	148,6	190,0	236,1
2014	3905	1,3	111,7	146,7	181,3	219,0
2015	3914	1,1	111,2	134,4	172,7	215,4
2016	3881	1,1	97,3	129,3	152,3	188,4
2017	3747	1,1	88,9	130,2	151,3	186,3

9.2 Anexo B

El presente anexo muestra la realización de modelos con diferente número de variables. Es importante destacar que no se muestran los 1.030 modelos creados debido a la intensidad de tablas que se necesitaba incorporar, sin embargo, la totalidad de modelos creados se encuentra en el Excel adjunto a la tesis desarrollada.

Modelos con dos variables explicativas	Cte	De	Qp	Q sxew	Inv	Qd	Pcu	GDP_Ch	GDP_W	Poil	Pal	Pau	IP	DO_EU	C1_25	C1_90	F	S	IM	T	SRCt-1	
SRC = f (De, SRCt-1)	-0,679	0,341																			0,666	
SRC = f (QP, SRCt-1)	-0,498		0,215																		0,809	
SRC = f (Q sxewt, SRCt-1)	0,606			0,037																	0,888	
SRC = f (Invtt, SRCt-1)	-0,068				-0,021																1,028	
SRC = f (Qdt, SRCt-1)	0,007					0,106															0,887	
SRC = f (Pcut, SRCt-1)	-0,226						0,074														0,981	
SRC = f (GDP_Ch, SRCt-1)	1,312							0,086													0,748	
SRC = f (GDP_W, SRCt-1)	-1,833								0,449												0,716	
SRC = f (Poil, SRCt-1)	0,144									0,018											0,975	
SRC = f (Pal, SRCt-1)	0,711										0,042										0,889	
SRC = f (Pau, SRCt-1)	0,64											0,021									0,903	
SRC = f (IP, SRCt-1)	0,739												0,148								0,867	
SRC = f (Do_Eu, SRCt-1)	0,007													0,116							0,991	
SRC = f (C1_25, SRCt-1)	-0,01														-0,02						1,016	
SRC = f (C1_90, SRCt-1)	-0,097															0,013					1,007	
SRC = f (F, SRCt-1)	0,168																0,143				0,814	
SRC = f (S, SRCt-1)	-0,712																	0,221			0,747	
SRC = f (IM, SRCt-1)	0,297																			-0,047	0,992	
SRC = f (T, SRCt-1)	0,438																				0,032	0,93
SRC = f (De, SRC/St-1)	-0,2555	1,08																				0,541
SRC = f (QP, SRCSt-1)	-1,324		1,185																			0,431
SRC = f (Q sxewt, SRC/St-1)	8,775			0,288																		0,719
Nivel de significancia estadística																						
p < 5%																						
5% < p < 10%																						
p > 10%																						

Modelos con tres variable explicativas	Cte	De	Qp	Q skew	Inv	Qd	Pcu	GDP Ch	GDP W	Poilt	Pal	Pau	IP	DO_EU	C1_25	C1_90	F	S	IM	T	SRCt-1
SRC = f (De, Invtt, SRCt-1)	-1,012	0,373			-0,027																0,691
SRC = f (De, Qdt, SRCt-1)	-0,779	0,416				-0,066															0,657
SRC = f (De, Pcut, SRCt-1)	-1,24	0,391					0,09														0,613
SRC = f (De, Poilt, SRCt-1)	-0,666	0,337								0,006											0,666
SRC = f (De, Pal, SRCt-1)	-0,467	0,319										0,005									0,659
SRC = f (De, Pau, SRCt-1)	-0,528	0,331											0,005								0,656
SRC = f (De, Do Eu, SRCt-1)	-0,861	0,349												0,124							0,676
SRC = f (De, C1 25, SRCt-1)	-0,688	0,257													0,008						0,767
SRC = f (De, C1 50, SRCt-1)	-1,429	0,433																			0,583
SRC = f (De, C1 75, SRCt-1)	-1,314	0,395																			0,617
SRC = f (De, C1 90, SRCt-1)	-1,304	0,407														0,115					0,589
SRC = f (De, IM, SRCt-1)	-0,867	0,348																	0,05		0,652
SRC = f (Qp, Invtt, SRCt-1)	-0,954		0,277		-0,029																0,817
SRC = f (Qp, Qdt, SRCt-1)	-0,421		0,169			0,048															0,803
SRC = f (Qp, Pcut, SRCt-1)	-1,07		0,267				0,861														0,761
SRC = f (Qp, Poilt, SRCt-1)	-0,472		0,209							0,0111											0,808
SRC = f (Qp, Pal, SRCt-1)	0,041		0,179								0,031										0,767
SRC = f (Qp, Pau, SRCt-1)	-0,082		0,194									0,015									0,769
SRC = f (Qp, Do Eu, SRCt-1)	-0,615		0,212											0,138							0,825
SRC = f (Qp, C1 25, SRCt-1)	-3,372		0,117												0,008						0,914
SRC = f (Qp, C1 50, SRCt-1)	-0,834		0,216																		0,821
SRC = f (Qp, C1 75, SRCt-1)	-0,811		0,208																		0,827
SRC = f (Qp, C1 90, SRCt-1)	-0,881		0,23													0,069					0,796
SRC = f (Qp, IM, SRCt-1)	-0,421		0,214																0,021		0,813

SRC = f (Pcu, C1_90, SRCt-1)	0,579						0,196									-0,115						0,868
SRC = f (Pcu, F, SRCt-1)	-0,359						0,115									0,275						0,649
SRC = f (Pcu, S, SRCt-1)	-1,527						0,101											0,304				0,65
SRC = f (Pcu, IM, SRCt-1)	-0,018						0,074														0,061	0,989
SRC = f (Pcu, T, SRCt-1)	0,559						0,118															0,107 0,797
SRC = f (GDP_Ch, Poilt, SRCt-1)	1,401						0,092															0,027 0,717
SRC = f (GDP_Ch, Pal, SRCt-1)	1,558						0,076															0,028 0,138
SRC = f (GDP_Ch, IP, SRCt-1)	1,466						0,077															0,069 0,719
SRC = f (GDP_Ch, Do_Eu, SRCt-1)	1,595						0,101															0,125 0,695
SRC = f (GDP_Ch, C1_25, SRCt-1)	1,321						0,095															0,015 0,73
SRC = f (GDP_Ch, C1_50, SRCt-1)	2,582						0,221															0,328
SRC = f (GDP_Ch, C1_75, SRCt-1)	2,337						0,202															0,381
SRC = f (GDP_Ch, C1_90, SRCt-1)	2,289						0,188										0,185					0,4
SRC = f (GDP_Ch, IM, SRCt-1)	0,768						0,143															0,383 0,537
SRC = f (GDP_W, Poilt, SRCt-1)	0,969						0,442															0,005 0,717
SRC = f (GDP_W, Pal, SRCt-1)	-1,851						0,451															0,0005 0,716
SRC = f (GDP_W, Pau, SRCt-1)	-1,917						0,458															-0,002 0,717
SRC = f (GDP_W, IP, SRCt-1)	-8,487						1,442															0,562 0,57
SRC = f (WGP_W, Do_Eu, SRCt-1)	-3,306						0,665															0,105 0,652
SRC = f (GDP_W, C1_25, SRCt-1)	-3,563						0,681															0,028 0,653
SRC = f (GDP_W, C1_50, SRCt-1)	-6,268						0,173															0,397
SRC = f (GDP_W, C1_75, SRCt-1)	-5,512						0,987															0,468
SRC = f (GDP_W, C1_90, SRCt-1)	-5,075						0,924															0,145 0,485
SRC = f (GDP_W, IM, SRCt-1)	-1,922						0,453															0,02 0,711
SRC = f (Poil, Pal, SRCt-1)	0,726																					-0,003 0,043 0,888
SRC = f (Poil, Pau, SRCt-1)	0,678																					-0,004 0,024 0,899

Modelos con cuatro variables explicativas	Cte	De	Qp	Q _{sxcw}	Inv	Qd	Peu	GDP_Ch	GDP_W	Poil	Pal	Pau	IP	DO_EU	C1_25	C1_90	F	S	IM	T	SRCt-1	
SRC = f(De, Invtt, Qd, SRCt-1)	-	1,114	0,045		-0,027	-0,067																0,681
SRC = f(De, Invtt, Peu, SRCt-1)	-	1,262	0,394		-0,007		0,079															0,625
SRC = f(De, Invtt, Poil, SRCt-1)	-	0,996	0,363		-0,029					0,02												0,692
SRC = f(De, Invtt, Pal, SRCt-1)	-	0,456	0,317		-0,032						0,033											0,676
SRC = f(De, Invtt, Pau, SRCt-1)	-	0,444	0,334		-0,033							0,022										0,653
SRC = f(De, Invtt, Do_Eu, SRCt-1)	-	0,765	0,352		-0,034									0,084								0,689
SRC = f(De, Invtt, C1_25, SRCt-1)	-	-0,76	0,279		-0,044										0,02							0,777
SRC = f(De, Invtt, C1_90, SRCt-1)	-	1,049	0,34		-0,033																	0,689
SRC = f(De, Invtt, IM, SRCt-1)	-	1,529	0,394		-0,029															0,013		0,656
SRC = f(De, Peut, Qd, SRCt-1)	-	1,248	0,4			-0,007	0,089															0,612
SRC = f(De, Peut, Poil, SRCt-1)	-	1,252	0,394				0,091			-0,004												0,612
SRC = f(De, Peut, Pau, SRCt-1)	-	0,459	0,337				0,113					0,033										0,538
SRC = f(De, Peut, Do_Eu, SRCt-1)	-	1,051	0,342				0,147							-0,097								0,612
SRC = f(De, Peut, C1_25, SRCt-1)	-	-0,69	0,359				0,154								0,024							0,525
SRC = f(De, Peut, C1_90, SRCt-1)	-	0,216	0,232				0,165															0,651
SRC = f(De, Peut, IM, SRCt-1)	-	1,419	0,398				0,09													0,047		0,6
SRC = f(De, Pal, Qd, SRCt-1)	-	0,518	0,397			-0,073						0,015										0,647
SRC = f(De, Pal, Poil, SRCt-1)	-	0,475	0,32							0,001	0,011											0,66
SRC = f(De, Pal, Pau, SRCt-1)	-	0,489	0,317								0,018	-0,005										0,665
SRC = f(De, Pal, Do_Eu, SRCt-1)	-	0,264	0,235								0,121			0,068								0,612
SRC = f(De, Pal, C1_25, SRCt-1)	-	0,332	0,161								0,154				0,028							0,663
SRC = f(De, Pal, C1_90, SRCt-1)	-	0,072	0,212								0,119											0,642
SRC = f(De, Pal, IM, SRCt-1)	-	0,663	0,326								0,012									0,055		0,644
SRC = f(De, C1_50, Qd, SRCt-1)	-	1,663	0,377			0,09										0,151						0,561
SRC = f(De, C1_50, Poil, SRCt-1)	-	1,655	0,491							-0,021						0,144						0,529

SRC = f (Inv, Pal, IM, SRCt-1)	0,418				-0,034						0,067								0,092		0,886	
SRC = f (Inv, Pal, T, SRCt-1)	0,904				-0,04						0,044									0,057	0,867	
SRC = f (Inv, IP, Pcu, SRCt-1)	0,944				-0,018		0,359						0,359								0,726	
SRC = f (Inv, IP, Poil, SRCt-1)	0,921				-0,042						0,03			0,286							0,824	
SRC = f (Inv, IP, Pau, SRCt-1)	1,198				-0,042							0,021	0,233								0,8	
SRC = f (Inv, IP, Do Eu, SRCt-1)	0,885				-0,027								0,296	0,092							0,827	
SRC = f (Inv, IP, C1 25, SRCt-1)	0,539				-0,044								0,205		0,025						0,87	
SRC = f (Inv, IP, C1 90, SRCt-1)	0,7				-0,024								0,518								0,695	
SRC = f (Inv, IP, IM, SRCt-1)	0,611				-0,042								0,304							0,109	0,809	
SRC = f (Inv, F, Pcu, SRCt-1)	0,374				-0,007		0,104										0,277				0,661	
SRC = f (Inv, F, Poil, SRCt-1)	-0,13				-0,037					0,048							0,24				0,745	
SRC = f (Inv, F, Pau, SRCt-1)	0,565				-0,038							0,032					0,175				0,731	
SRC = f (Inv, F, C1 25, SRCt-1)	0,234				-0,051											0,015	0,166				0,871	
SRC = f (Inv, F, C1 90, SRCt-1)	0,779				-0,038												0,367				0,598	
SRC = f (Inv, F, IM, SRCt-1)	1,289				-0,039												0,308		0,327		0,649	
SRC = f (Inv, S, Pcu, SRCt-1)	1,535				0,003		0,106											0,308			0,638	
SRC = f (Inv, S, Poil, SRCt-1)	0,988				-0,026						0,033							0,232			0,769	
SRC = f (Inv, S, Pau, SRCt-1)	0,224				-0,03							0,027						0,185			0,742	
SRC = f (Inv, S, C1 25, SRCt-1)	1,258				-0,049										0,031		0,287				0,734	
SRC = f (Inv, S, C1 90, SRCt-1)	1,993				-0,032												0,407				0,554	
SRC = f (Inv, S, IM, SRCt-1)	2,922				-0,029													0,37	0,395		0,588	
SRC = f (Inv, T, Pcu, SRCt-1)	0,681				-0,022		0,094														0,13	0,804
SRC = f (Inv, T, Poil, SRCt-1)	0,687				-0,044							0,029									0,101	0,885
SRC = f (Inv, T, Pau, SRCt-1)	1,034				-0,043								0,026								0,075	0,847
SRC = f (Inv, T, C1 25, SRCt-1)	0,548				-0,047											0,019					0,206	0,859
SRC = f (Inv, T, C1 90, SRCt-1)	1,092				-0,024																0,542	0,475

Nivel de significancia estadística
p < 5%
5% < p ≤ 10%
p > 10%

Modelos con seis variables explicativas	Cte	De	Qp	q sxew	Inv	Qd	Pcu	GDP Ch	GDP W	Poil	Pal	Pau	IP	DO EU	C1 25	C1 90	F	S	IM	T	SRCT-1	
SRC = f (De, Pcut, Pau, Qd, inv, SRCt-1)	0,378	0,307			0,011	0,026	0,101					0,037										0,552
SRC = f (De, Pcut, Pau, Qd, Qp, SRCt-1)	0,287	0,612	0,314			0,010	0,108					0,028										0,546
SRC = f (De, Pcut, Pau, Qd, GDP ch, SRCt-1)	0,062	0,249				0,029	0,118	0,021				0,036										0,523
SRC = f (De, Pcut, Pau, Qd, Poil, SRCt-1)	0,342	0,324				0,002	0,156			0,081		0,077										0,430
SRC = f (De, Pcut, Pau, Qd, IP, SRCt-1)	0,242	0,288				0,020	0,119					0,032	0,041									0,536
SRC = f (De, Pcut, Pau, Qd, Do Eu, SRCt-1)	0,065	0,267				0,059	0,120					0,061		-0,068								0,487
SRC = f (De, Pcut, Pau, Qd, C1 25, SRCt-1)	1,584	0,520				0,085	0,205					0,068			0,029							0,547
SRC = f (De, Pcut, Pau, Qd, c1 90, SRCt-1)	0,395	0,350				0,194	0,199					0,003				-0,148						0,683
SRC = f (De, Pcut, Pau, Qd, F, SRCt-1)	0,219	0,244				0,008	0,126					0,035					0,109					0,496
SRC = f (De, Pcut, Pau, Qd, S, SRCt-1)	0,499	0,242				0,028	0,120					0,035						0,064				0,526
SRC = f (De, Pcut, Pau, Qd, IM, SRCt-1)	0,553	0,287				0,050	0,118					0,035							0,051			0,525
SRC = f (De, Pcut, Pau, Qd, T, SRCt-1)	0,239	0,306				0,007	0,123					0,029									0,032	0,523
SRC = f (Inv, Pal, DGP Ch, IM, De, SRCt-1)	1,033	0,335			0,036			0,000			0,038									0,163		0,633
SRC = f (Inv, Pal, DGP Ch, IM, QP, SRCt-1)	0,419		0,057		0,032			0,100			0,051									0,378		0,559
SRC = f (Inv, Pal, DGP Ch, IM, q sxew, SRCt-1)	1,390			0,045	0,011			0,138			0,127									0,254		0,525
SRC = f (Inv, Pal, DGP Ch, IM, Qd, SRCt-1)	0,588				0,030	0,016		0,114			0,049								0,425			0,547
SRC = f (Inv, Pal, DGP Ch, IM, Poil, SRCt-1)	0,709				0,030			0,119		0,006	0,047								0,412			0,548
SRC = f (Inv, Pal, DGP Ch, IM, Pau, SRCt-1)	0,641				0,030			0,118			0,058	0,006							0,430			0,549
SRC = f (Inv, Pal, DGP Ch, IM, IP, SRCt-1)	0,758				0,033			0,107			0,039		0,076						0,401			0,549

SRC = f (Inv, Pal, DGP_Ch, IM, Do_Eu, SRCt-1)	0,992				0,008			0,101			0,159			0,091				0,434		0,431
SRC = f (Inv, Pal, DGP_Ch, IM, C1_25, SRCt-1)	1,458				0,021			0,084			0,122				0,034			0,091		0,613
SRC = f (Inv, Pal, DGP_Ch, IM, C1_90, SRCt-1)	1,848				0,017			0,129			0,064					0,118		0,019		0,529
SRC = f (Inv, Pal, DGP_Ch, IM, F, SRCt-1)	0,331				0,034			0,097			0,047					0,070		0,427		0,535
SRC = f (Inv, Pal, DGP_Ch, IM, S, SRCt-1)	2,899				0,026			0,205			0,060							0,237	0,441	0,530
SRC = f (Inv, Pal, DGP_Ch, IM, T, SRCt-1)	0,894				0,034			0,115			0,038							0,387	0,036	0,538
SRC = f (Inv, S, Pau, C1_25, De, SRCt-1)	0,421	0,171			0,036						0,076					0,022		0,413		0,577
SRC = f (Inv, S, Pau, C1_25, Qp, SRCt-1)	0,301		0,168		0,034						0,075					0,021		0,399		0,572
SRC = f (Inv, S, Pau, C1_25, q_sxew, SRCt-1)	0,079			0,013	0,035						0,077					0,022		0,232		0,569
SRC = f (Inv, S, Pau, C1_25, Qd, SRCt-1)	0,375				0,034	0,010					0,069					0,021		0,286		0,573
SRC = f (Inv, S, Pau, C1_25, Pcu, SRCt-1)	1,375				0,011		0,154				0,012							0,345		0,529
SRC = f (Inv, S, Pau, C1_25, CGP_Ch, SRCt-1)	4,827				0,029			0,202			0,072						0,018	0,266		0,556
SRC = f (Inv, S, Pau, C1_25, GDP_w, SRCt-1)	2,077				0,028				0,509		0,067					0,025		0,052		0,551
SRC = f (Inv, S, Pau, C1_25, Poil, SRCt-1)	0,547				0,027					0,041	0,122					0,010		0,224		0,520
SRC = f (Inv, S, Pau, C1_25, Pal, SRCt-1)	0,040				0,023						0,082	0,048				0,029		0,219		0,574
SRC = f (Inv, S, Pau, C1_25, IP, SRCt-1)	1,402				0,027						0,093	0,323				0,028		0,072		0,554
SRC = f (Inv, S, Pau, C1_25, Do_eu, SRCt-1)	0,326				0,033						0,068			0,027	0,022			0,275		0,572
SRC = f (Inv, S, Pau, C1_25, C1_90, SRCt-1)	1,712				0,036						0,022				0,024	0,416		0,093		0,505
SRC = f (Inv, S, Pau, C1_25, F, SRCt-1)	0,151				0,035						0,074					0,021		0,038	0,230	0,574
SRC = f (Inv, S, Pau, C1_25, IM, SRCt-1)	0,135				0,036						0,072					0,025		0,248	0,100	0,613
SRC = f (Inv, S, Pau, C1_25, T, SRCt-1)	2,095				0,028						0,101					0,019		0,015		0,297
SRC = f (Inv, F, Poil, Qd, De, SRCt-1)	0,937	0,378			0,032	0,082					0,020							0,083		0,660
SRC = f (Inv, F, Poil, Qd, QP, SRCt-1)	0,499		0,144		0,040	0,066				0,041								0,242		0,696
SRC = f (Inv, F, Poil, Qd, Pcu, SRCt-1)	0,316				0,016	0,038	0,092				0,031							0,334		0,629
SRC = f (Inv, F, Poil, Qd, GDP_CH, SRCt-1)	0,129				0,037	0,042		0,015			0,048							0,256		0,725
SRC = f (Inv, F, Poil, Qd, GDP_W, SRCt-1)	3,921				0,043	0,103			0,863	0,008								0,000		0,643

SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_Ch, IM, Pau, Do eu, SRCt-1)	0,564					0,264	0,056			0,025		0,000				0,158	0,718	-0,198
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_Ch, IM, Pau, C1 25, SRCt-1)	0,863					0,244	0,104			0,021		0,026				0,143	0,612	-0,105
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_Ch, IM, Pau, C1 90, SRCt-1)	0,536					0,237	0,117			0,055		0,133				0,063	0,683	-0,158
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_Ch, IM, Pau, F, SRCt-1)	0,170					0,220	0,058			0,028			0,118			0,265	0,542	-0,122
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_Ch, IM, Pau, S, SRCt-1)	-2,014					0,225	-0,016			0,021				0,288	0,237		0,606	-0,132
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_Ch, IM, Pau, T, SRCt-1)	1,001					0,212	0,091			0,023					0,228	0,043	0,544	-0,114
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, Qd, De, SRCt-1)	1,255	0,131				0,144	0,234	0,064								0,090	0,671	-0,152
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, Qd, Qp, SRCt-1)	2,117	0,145	0,001			0,145	0,245	0,093								0,108	0,685	-0,160
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, Qd, SRCxew, SRCt-1)	1,430			0,042		0,119	0,297	0,040								0,017	0,817	-0,214
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, Qd, Inv, SRCt-1)	2,109			0,000		0,145	0,245	0,093								0,108	0,685	-0,160
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, Qd, Poil, SRCt-1)	2,096					0,143	0,245	0,093	0,001							0,107	0,685	-0,161
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, Qd, Pal, SRCt-1)	2,054					0,128	0,238	0,085		0,020						0,089	0,676	-0,148
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, Qd, Pau, SRCt-1)	2,039					0,109	0,239	0,084		0,013						0,088	0,658	-0,146
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, Qd, IP, SRCt-1)	2,109					0,145	0,245	0,093		0,002						0,107	0,685	-0,160
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, Qd, Do eu, SRCt-1)	0,760					0,057	0,301	0,005					-0,040			0,156	0,816	-0,198
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, Qd, c1 25, SRCt-1)	1,768					0,054	0,223	0,118				0,021				0,052	0,658	-0,119
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, Qd, C1 90, SRCt-1)	1,825					0,089	0,222	0,120					-0,014			0,097	0,732	-0,122
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, Qd, S, SRCt-1)	-0,602					0,133	0,251	-0,009						0,280		0,087	0,686	-0,157

SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, Qd, IM, SRCt-1)	1,657					0,117	0,233	0,111									0,159	0,094	0,608	0,148
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, IM, DE, SRCt-1)	0,849	0,037					0,219	0,102									0,259	0,063	0,598	0,134
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, IM, Qp, SRCt-1)	1,397		0,125				0,210	0,131									0,326	0,077	0,552	0,119
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, IM, SRCxew, SRCt-1)	-0,237			0,011			0,283	-0,007									0,319	0,232	0,644	0,156
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, IM, Inv, SRCt-1)	0,629				0,002		0,222	0,089									0,233	0,056	0,610	0,137
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, IM, Poil, SRCt-1)	0,650						0,217	0,089	0,005								0,228	0,057	0,611	0,134
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, IM, Pal, SRCt-1)	0,724						0,204	0,092		0,039							0,282	0,029	0,552	0,108
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, IM, Pau, SRCt-1)	1,001						0,212	0,091		0,023							0,228	0,043	0,544	0,114
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, IM, IP, SRCt-1)	0,714						0,220	0,099		0,090							0,228	0,090	0,603	0,136
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, IM, Do Eu, SRCt-1)	-0,326						0,284	-0,021			-0,033						0,332	0,330	0,615	0,142
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, IM, C1 25 SRCt-1)	0,989						0,231	0,087			0,024						0,118	0,023	0,614	0,111
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, C1 90, SRCt-1)	0,570						0,222	0,050			0,046						0,113	0,093	0,679	0,134
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, IM, F, SRCt-1)	0,993						0,214	0,104									0,051	0,221	0,072	0,611
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, IM, S, SRCt-1)	-2,701						0,227	-0,039									0,358	0,223	0,037	0,611
SRC = f (GDP_W, GDP_Wt-1, C1 90, C1 25, De, Qp, SRCt-1)	-7,231	0,103	0,208									0,033	0,140						0,446	-1,408
SRC = f (GDP_W, GDP_Wt-1, C1 90, C1 25, De, SRCxew, SRCt-1)	-7,147	0,350		0,018								0,036	0,162						0,439	-1,710
SRC = f (GDP_W, GDP_Wt-1, C1 90, C1 25, De, Qd, SRCt-1)	-7,804	0,349				0,036						0,033	0,130						0,462	-1,583
SRC = f (GDP_W, GDP_Wt-1, C1 90, C1 25, De, Pcu, SRCt-1)	-0,491	0,258					0,181		0,533			0,035	-0,062						0,591	-0,489
SRC = f (GDP_W, GDP_Wt-1, C1 90, C1 25, De, Poil, SRCt-1)	-7,958	0,170							0,060			0,023	0,258						0,313	-1,409

SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, De, Pal, SRCt-1)	-5,826	-	0,244							2,478	0,049			0,035	0,113				0,490	-1,236	
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, De, Pau, SRCt-1)	-5,643	-	0,414							2,977		0,063		0,031	0,050				0,496	-1,563	
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, De, IP, SRCt-1)	-1,089	-	0,481							4,003			0,315	0,033	0,109				0,466	-1,830	
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, Do eu, SRCt-1)	-6,602	-	0,244							3,041				0,055	0,035	0,129			0,473	-1,688	
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, De, F, SRCt-1)	-6,804	-	0,318							3,133				0,032	0,167	0,090			0,437	-1,756	
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, De, S, SRCt-1)	-5,973	-	0,483							3,032				0,035	0,185		0,468		0,410	-2,103	
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, De, IM, SRCt-1)	-5,937	-	0,209							3,103				0,037	0,159			0,155	0,498	-1,822	
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, De, T, SRCt-1)	-3,206	-	0,191							2,521				0,031	0,226			0,365	0,360	-1,705	
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, IM, QP, SRCt-1)	-5,786			0,193						2,843				0,036	0,154				0,133	0,479	-1,595
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, IM, SRCxew, SRCt-1)	-4,060				0,004					2,729				0,036	0,174				0,232	0,507	-1,858
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, IM, Inv, SRCt-1)	-3,855					0,017				2,273				0,039	0,144				0,236	0,560	-1,437
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, IM, Qd, SRCt-1)	-4,363						0,122			2,892				0,033	0,134				0,300	0,536	-1,838
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, IM, Pec, SRCt-1)	-3,002							0,172		1,009				0,035	-0,068				0,131	0,557	-0,440
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, IM, Poil, SRCt-1)	-5,810								0,070	2,917				0,027	0,304				0,248	0,351	-1,746
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, IM, Pal, SRCt-1)	-3,599									2,210		0,042		0,035	0,136				0,158	0,520	-1,432
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, IM, Pau, SRCt-1)	-3,665									2,629			0,014	0,035	0,148				0,226	0,518	-1,805
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, IM, IP, SRCt-1)	-5,150									3,003			0,151	0,035	0,157				0,264	0,521	-1,959
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, IM, Do Eu, SRCt-1)	-4,095									2,725				0,058	0,036	0,148			0,175	0,513	-1,868
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, IM, F, SRCt-1)	-3,820									2,701				0,034	0,184	0,061			0,217	0,492	-1,914

9.3 Anexo C

El presente anexo muestra los resultados de la prueba de Durbin-Watson y el coeficiente de determinación de cada modelo creado en esta investigación.

Modelo con dos variable explicativas	Adj-R ²	D-W
SRC = f (De, SRCt-1)	0,972	1,984
SRC = f (QP, SRCt-1)	0,968	2,181
SRC = f (Q sxewt, SRCt-1)	0,9488	1,958
SRC = f (Invtt, SRCt-1)	0,967	2,598
SRC = f (Qdt, SRCt-1)	0,967	2,264
SRC = f (Pcut, SRCt-1)	0,969	2,457
SRC = f (GDP Ch, SRCt-1)	0,97	2,165
SRC = f (GDP W, SRCt-1)	0,97	2,029
SRC = f (Poil, SRCt-1)	0,965	2,351
SRC = f (Pal, SRCt-1)	0,967	2,263
SRC = f (Pau, SRCt-1)	0,966	2,258
SRC = f (IP, SRCt-1)	0,967	2,157
SRC = f (Do Eu, SRCt-1)	0,947	2,177
SRC = f (C1 25, SRCt-1)	0,948	2,574
SRC = f (C1 90, SRCt-1)	0,947	2,368
SRC = f (F, SRCt-1)	0,967	2,142
SRC = f (S, SRCt-1)	0,969	2,122
SRC = f (IM, SRCt-1)	0,965	2,381
SRC = f (T, SRCt-1)	0,965	2,268
SRC = f (De, SRC/St-1)	0,964	2,221
SRC = f (QP, SRCSt-1)	0,924	0,857
SRC = f (Q sxewt, SRC/St-1)	0,812	0,608
SRC = f (Invtt, SRC/St-1)	0,401	0,252
SRC = f (Qdt, SRC/St-1)	0,86	0,675
SRC = f (Pcut, SRC/St-1)	0,104	0,064
SRC = f (GDP Ch, SRC/St-1)	0,965	1,955
SRC = f (GDP W, SRC/St-1)	0,949	0,797
SRC = f (Poil, SRC/St-1)	0,28	0,099
SRC = f (Pal, SRC/St-1)	0,816	0,293
SRC = f (Pau, SRC/St-1)	0,836	0,247
SRC = f (IP, SRC/St-1)	0,885	0,321
SRC = f (Do Eu, SRC/St-1)	0,118	0,093
SRC = f (C1 25, SRC/St-1)	0,082	0,249
SRC = f (C1 90, SRC/St-1)	0,425	0,241
SRC = f (F, SRC/St-1)	0,94	1,019
SRC = f (S, SRC/St-1)	0,969	2,210
SRC = f (IM, SRC/St-1)	0,621	0,381
SRC = f (T, SRC/St-1)	0,822	0,211

Modelo con tres variables explicativas	Adj-R²	D-W
SRC = f (De, Invtt, SRCt-1)	0,760	2,346
SRC = f (De, Qdt, SRCt-1)	0,972	1,962
SRC = f (De, Pcut, SRCt-1)	0,979	2,115
SRC = f (De, Poilt, SRCt-1)	0,972	1,982
SRC = f (De, Pal, SRCt-1)	0,972	1,978
SRC = f (De, Pau, SRCt-1)	0,972	1,971
SRC = f (De, Do Eu, SRCt-1)	0,959	1,892
SRC = f (De, C1 25, SRCt-1)	0,952	2,067
SRC = f (De, C1 50, SRCt-1)	0,958	1,992
SRC = f (De, C1 75, SRCt-1)	0,957	2,017
SRC = f (De, C1 90, SRCt-1)	0,959	2,047
SRC = f (De, IM, SRCt-1)	0,972	1,961
SRC = f (Qp, Invtt, SRCt-1)	0,971	2,487
SRC = f (Qp, Qdt, SRCt-1)	0,967	2,172
SRC = f (Qp, Pcut, SRCt-1)	0,973	2,243
SRC = f (Qp, Poilt, SRCt-1)	0,967	2,176
SRC = f (Qp, Pal, SRCt-1)	0,968	2,131
SRC = f (Qp, Pau, SRCt-1)	0,968	2,127
SRC = f (Qp, Do Eu, SRCt-1)	0,951	2,094
SRC = f (Qp, C1 25, SRCt-1)	0,948	2,398
SRC = f (Qp, C1 50, SRCt-1)	0,95	2,296
SRC = f (Qp, C1 75, SRCt-1)	0,95	2,294
SRC = f (Qp, C1 90, SRCt-1)	0,511	2,309
SRC = f (Qp, IM, SRCt-1)	0,967	2,19
SRC = f (Q sxew, Inv, SRCt-1)	0,953	2,201
SRC = f (Q sxew, Pcu, SRCt-1)	0,967	1,973
SRC = f (Q sxew, Poil, SRCt-1)	0,951	1,928
SRC = f (Q sxew, Pal, SRCt-1)	0,962	2,296
SRC = f (Q sxew, Pau, SRCt-1)	0,958	1,896
SRC = f (Q sxew, Do Eu, SRCt-1)	0,951	2,091
SRC = f (Q sxew, C1 25, SRCt-1)	0,974	2,493
SRC = f (Q sxew, C1 50, SRCt-1)	0,95	2,229
SRC = f (Q sxew, C1 75, SRCt-1)	0,95	2,217
SRC = f (Q sxew, C1 90, SRCt-1)	0,951	2,262
SRC = f (Q sxew, IM, SRCt-1)	0,948	1,912
SRC = f (Inv, Qdt, SRCt-1)	0,969	2,551
SRC = f (Inv, Pcut, SRCt-1)	0,969	2,498
SRC = f (Inv, GDP Ch, SRCt-1)	0,971	2,363
SRC = f (Inv, GDP W, SRCt-1)	0,976	2,441
SRC = f (Inv, Poilt, SRCt-1)	0,967	2,645
SRC = f (Inv, Pal, SRCt-1)	0,971	2,651
SRC = f (Inv, Pau, SRCt-1)	0,97	2,588
SRC = f (Inv, IP, SRCt-1)	0,972	2,501
SRC = f (Inv, Do Eu, SRCt-1)	0,951	2,365
SRC = f (Inv, C1 25, SRCt-1)	0,955	2,965
SRC = f (Inv, C1 50, SRCt-1)	0,959	2,887
SRC = f (Inv, C1 75, SRCt-1)	0,955	2,878
SRC = f (Inv, C1 90, SRCt-1)	0,955	2,868
SRC = f (Inv, F, SRCt-1)	0,971	2,394

Modelo con tres variables explicativas	Adj-R ²	D-W
SRC = f(Qd, Pcut, SRCt-1)	0,973	2,412
SRC = f(Qd, GDP Ch, SRCt-1)	0,969	2,164
SRC = f(Qd, GDP W, SRCt-1)	0,969	2,016
SRC = f(Qd, Poilt, SRCt-1)	0,967	2,245
SRC = f(Qd, Pal, SRCt-1)	0,967	2,217
SRC = f(Qd, Pau, SRCt-1)	0,967	2,184
SRC = f(Qd, Do Eu, SRCt-1)	0,95	2,111
SRC = f(Qd, C1 25, SRCt-1)	0,947	2,478
SRC = f(Qd, C1 50, SRCt-1)	0,952	2,316
SRC = f(Qd, C1 75, SRCt-1)	0,951	2,298
SRC = f(Qd, C1 90, SRCt-1)	0,952	2,333
SRC = f(Qd, F, SRCt-1)	0,966	2,166
SRC = f(Qd, S, SRCt-1)	0,969	2,122
SRC = f(Qd, IM, SRCt-1)	0,966	2,219
SRC = f(Pcu, GDP Ch, SRCt-1)	0,975	2,255
SRC = f(Pcu, GDP W, SRCt-1)	0,979	2,085
SRC = f(Pcu, Poilt, SRCt-1)	0,969	2,451
SRC = f(Pcu, Pau, SRCt-1)	0,974	2,336
SRC = f(Pcu, IP, SRCt-1)	0,976	2,16
SRC = f(Pcu, Do Eu, SRCt-1)	0,956	1,961
SRC = f(Pcu, C1 25, SRCt-1)	0,964	2,738
SRC = f(Pcu, C1 50, SRCt-1)	0,967	2,667
SRC = f(Pcu, C1 75, SRCt-1)	0,969	2,717
SRC = f(Pcu, C1 90, SRCt-1)	0,97	2,725
SRC = f(Pcu, F, SRCt-1)	0,976	2,105
SRC = f(Pcu, S, SRCt-1)	0,977	2,176
SRC = f(Pcu, IM, SRCt-1)	0,969	2,483
SRC = f(Pcu, T, SRCt-1)	0,974	2,232
SRC = f(GDP Ch, Poilt, SRCt-1)	0,97	2,138
SRC = f(GDP Ch, Pal, SRCt-1)	0,97	2,124
SRC = f(GDP Ch, IP, SRCt-1)	0,969	2,093
SRC = f(GDP Ch, Do Eu, SRCt-1)	0,955	1,886
SRC = f(GDP Ch, C1 25, SRCt-1)	0,954	2,027
SRC = f(GDP Ch, C1 50, SRCt-1)	0,967	2,01
SRC = f(GDP Ch, C1 75, SRCt-1)	0,965	1,945
SRC = f(GDP Ch, C1 90, SRCt-1)	0,966	2,065
SRC = f(GDP Ch, IM, SRCt-1)	0,972	1,94
SRC = f(GDP W, Poilt, SRCt-1)	0,969	2,031
SRC = f(GDP W, Pal, SRCt-1)	0,969	2,029
SRC = f(GDP W, Pau, SRCt-1)	0,969	2,031
SRC = f(GDP W, IP, SRCt-1)	0,973	2,117
SRC = f(WGP W, Do Eu, SRCt-1)	0,959	1,87
SRC = f(GDP W, C1 25, SRCt-1)	0,957	1,947
SRC = f(GDP W, C1 50, SRCt-1)	0,967	2,084
SRC = f(GDP W, C1 75, SRCt-1)	0,965	2,078
SRC = f(GDP W, C1 90, SRCt-1)	0,965	2,162
SRC = f(GDP W, IM, SRCt-1)	0,969	2,019

SRC = f (Poil, Pal, SRCt-1)	0,966	2,262
SRC = f (Poil, Pau, SRCt-1)	0,965	2,253

Modelo con tres variables explicativas	Adj-R ²	D-W
SRC = f (Poil, C1_50, SRCt-1)	0,947	2,35
SRC = f (Poil, C1_75, SRCt-1)	0,947	2,346
SRC = f (Poil, C1_90, SRCt-1)	0,947	2,343
SRC = f (Poil, F, SRCt-1)	0,967	2,109
SRC = f (Poil, S, SRCt-1)	0,969	2,108
SRC = f (Poil, IM, SRCt-1)	0,965	2,381
SRC = f (Poil, T, SRCt-1)	0,965	2,267
SRC = f (Pal, Pau, SRCt-1)	0,966	2,297
SRC = f (Pal, IP, SRCt-1)	0,967	2,197
SRC = f (Pal, Do_Eu, SRCt-1)	0,963	2,329
SRC = f (Pal, C1_25, SRCt-1)	0,826	2,658
SRC = f (Pal, C1_50, SRCt-1)	0,964	2,765
SRC = f (Pal, C1_75, SRCt-1)	0,964	2,74
SRC = f (Pal, C1_90, SRCt-1)	0,964	2,742
SRC = f (Pal, F, SRCt-1)	0,967	2,142
SRC = f (Pal, S, SRCt-1)	0,969	2,11
SRC = f (Pal, IM, SRCt-1)	0,966	2,26
SRC = f (Pal, T, SRCt-1)	0,966	2,294
SRC = f (Pau, IP, SRCt-1)	0,966	2,149
SRC = f (Pau, Do_Eu, SRCt-1)	0,956	2,106
SRC = f (Pau, C1_25, SRCt-1)	0,958	2,609
SRC = f (Pau, C1_50, SRCt-1)	0,961	2,35
SRC = f (Pau, C1_75, SRCt-1)	0,963	2,346
SRC = f (Pau, C1_90, SRCt-1)	0,962	2,297
SRC = f (Pau, F, SRCt-1)	0,967	2,104
SRC = f (Pau, S, SRCt-1)	0,969	2,094
SRC = f (Pau, IM, SRCt-1)	0,965	2,281
SRC = f (Pau, T, SRCt-1)	0,965	2,242
SRC = f (IP, Do_Eu, SRCt-1)	0,954	2,002
SRC = f (IP, C1_25, SRCt-1)	0,951	2,16
SRC = f (IP, C1_50, SRCt-1)	0,967	2,326
SRC = f (IP, C1_75, SRCt-1)	0,962	2,259
SRC = f (IP, C1_90, SRCt-1)	0,962	2,355
SRC = f (IP, IM, SRCt-1)	0,966	2,166
SRC = f (IP, T, SRCt-1)	0,967	2,15
SRC = f (Do_Eu, C1_25, SRCt-1)	0,951	2,717
SRC = f (Do_Eu, C1_50, SRCt-1)	0,95	2,537
SRC = f (Do_Eu, C1_75, SRCt-1)	0,95	2,538
SRC = f (Do_Eu, C1_90, SRCt-1)	0,95	2,531
SRC = f (Do_Eu, F, SRCt-1)	0,951	2,013
SRC = f (Do_Eu, S, SRCt-1)	0,955	1,894
SRC = f (Do_Eu, IM, SRCt-1)	0,946	2,182
SRC = f (Do_Eu, T, SRCt-1)	0,954	1,99
SRC = f (C1_25, C1_50, SRCt-1)	0,948	2,703
SRC = f (C1_25, C1_75, SRCt-1)	0,947	2,674

SRC = f(C1 25, C1 90, SRCt-1)	0,948	2,712
SRC = f(C1 25, F, SRCt-1)	0,948	2,317
SRC = f(C1 25, S, SRCt-1)	0,952	2,06
SRC = f(C1 25, IM, SRCt-1)	0,947	2,546

Modelo con tres variables explicativas	Adj-R ²	D-W
SRC = f(C1 50, IM, SRCt-1)	0,948	2,523
SRC = f(C1 50, T, SRCt-1)	0,967	2,098
SRC = f(C1 75, F, SRCt-1)	0,958	1,957
SRC = f(C1 75, S, SRCt-1)	0,962	1,935
SRC = f(C1 75, IM, SRCt-1)	0,948	2,506
SRC = f(C1 75, T, SRCt-1)	0,968	1,907
SRC = f(C1 90, F, SRCt-1)	0,959	2,074
SRC = f(C1 90, S, SRCt-1)	0,963	2,046
SRC = f(C1 90, IM, SRCt-1)	0,949	2,528
SRC = f(C1 90, T, SRCt-1)	0,966	2,12
SRC = f(F, IM, SRCt-1)	0,967	2,069
SRC = f(S, IM, SRCt-1)	0,97	1,939
SRC = f(Pcu, Pcut-1, SRCt-1)	0,981	2,931
SRC = f(GDP W, GDP Wt-1, SRCt-1)	0,973	2,338
SRC = f(De, Invtt, SRC/St-1)	0,968	1,614
SRC = f(De, Qdt, SRC/St-1)	0,963	1,218
SRC = f(De, Pcut, SRC/St-1)	0,968	1,198
SRC = f(De, Poilt, SRC/St-1)	0,963	1,27
SRC = f(De, Pal, SRC/St-1)	0,964	1,243
SRC = f(De, Pau, SRC/St-1)	0,964	1,216
SRC = f(De, Do Eu, SRC/St-1)	0,949	1,426
SRC = f(De, C1 25, SRC/St-1)	0,937	1,46
SRC = f(De, C1 90, SRC/St-1)	0,944	1,319
SRC = f(De, IM, SRC/St-1)	0,966	1,678
SRC = f(Inv, Qdt, SRC/St-1)	0,858	0,647
SRC = f(Inv, Pcut, SRC/St-1)	0,626	0,383
SRC = f(Inv, GDP Ch, SRC/St-1)	0,965	1,961
SRC = f(Inv, GDP W, SRC/St-1)	0,963	1,424
SRC = f(Inv, Poilt, SRC/St-1)	0,441	0,186
SRC = f(Inv, Pal, SRC/St-1)	0,815	0,318
SRC = f(Inv, Pau, SRC/St-1)	0,838	0,278
SRC = f(Inv, IP, SRC/St-1)	0,904	0,578
SRC = f(Inv, Do Eu, SRC/St-1)	0,11	0,099
SRC = f(Inv, C1 25, SRC/St-1)	0,074	0,223
SRC = f(Inv, C1 90, SRC/St-1)	0,481	0,343
SRC = f(Inv, F, SRC/St-1)	0,951	1,366
SRC = f(Inv, S, SRC/St-1)	0,971	2,365
SRC = f(Inv, IM, SRC/St-1)	0,638	0,309
SRC = f(Inv, T, SRC/St-1)	0,841	0,304
SRC = f(F, Qdt, SRC/St-1)	0,94	1,051
SRC = f(F, Pcut, SRC/St-1)	0,961	1,055
SRC = f(F, GDP Ch, SRC/St-1)	0,966	1,982
SRC = f(F, GDP W, SRC/St-1)	0,95	0,914
SRC = f(F, Poilt, SRC/St-1)	0,944	1,042

SRC = f (F, Pal, SRC/St-1)	0,941	0,993
SRC = f (F, Pau, SRC/St-1)	0,944	1,005
SRC = f (F, IP, SRC/St-1)	0,94	1,118
SRC = f (F, Do Eu, SRC/St-1)	0,913	1,328
SRC = f (F, C1 25, SRC/St-1)	0,896	1,294

Modelo con tres variables explicativas	Adj-R ²	D-W
SRC = f (F, C1 90, SRC/St-1)	0,948	1,467
SRC = f (F, IM, SRC/St-1)	0,944	0,879
SRC = f (F, T, SRC/St-1)	0,941	1,189
SRC = f (S, Qdt, SRC/St-1)	0,968	2,097
SRC = f (S, Pcut, SRC/St-1)	0,977	2,172
SRC = f (S, GDP Ch, SRC/St-1)	0,969	2,148
SRC = f (S, GDP W, SRC/St-1)	0,969	2,002
SRC = f (S, Poilt, SRC/St-1)	0,969	2,084
SRC = f (S, Pal, SRC/St-1)	0,969	2,081
SRC = f (S, Pau, SRC/St-1)	0,969	2,068
SRC = f (S, IP, SRC/St-1)	0,968	2,082
SRC = f (S, Do Eu, SRC/St-1)	0,955	1,88
SRC = f (S, C1 25, SRC/St-1)	0,951	1,035
SRC = f (S, C1 90, SRC/St-1)	0,963	2,045
SRC = f (S, IM, SRC/St-1)	0,97	1,914
SRC = f (S, T, SRC/St-1)	0,968	2,081
SRC = f (GDP W, Poilt, SRC/St-1)	0,948	0,827
SRC = f (GDP W, Pal, SRC/St-1)	0,949	0,829
SRC = f (GDP W, Pau, SRC/St-1)	0,948	0,803
SRC = f (GDP W, IP, SRC/St-1)	0,968	1,562
SRC = f (WGP W, Do Eu, SRC/St-1)	0,962	2,01
SRC = f (GDP W, C1 25, SRC/St-1)	0,959	2,039
SRC = f (GDP W, C1 90, SRC/St-1)	0,962	2,057
SRC = f (GDP W, IM, SRC/St-1)	0,951	0,85
SRC = f (Pcu, DE, SRC/St-1)	0,968	1,198
SRC = f (Pcu, QP, SRC/St-1)	0,931	0,742
SRC = f (Pcu, Inv, SRC/St-1)	0,626	0,383
SRC = f (Pcu, GDP Ch, SRC/St-1)	0,966	1,814
SRC = f (Pcu, GDP W, SRC/St-1)	0,965	0,832
SRC = f (Pcu, Poilt, SRC/St-1)	0,289	0,101
SRC = f (Poil, IP, SRC/St-1)	0,966	2,157
SRC = f (Poil, Do Eu, SRC/St-1)	0,946	2,165
SRC = f (Poil, C1 25, SRC/St-1)	0,948	2,565
SRC = f (Pcu, Pau, SRC/St-1)	0,893	0,305
SRC = f (Pcu, IP, SRC/St-1)	0,933	0,436
SRC = f (Pcu, Do Eu, SRC/St-1)	0,502	0,312
SRC = f (Pcu, C1 25, SRC/St-1)	0,654	0,677
SRC = f (C1 25, T, SRC/St-1)	0,95	2,226
SRC = f (C1 50, F, SRC/St-1)	0,958	2,045
SRC = f (C1 50, S, SRC/St-1)	0,964	1,983
SRC = f (Pcu, C1 90, SRC/St-1)	0,598	0,233

SRC = f (Pcu, F, SRC/St-1)	0,961	1,055
SRC = f (Pcu, S, SRC/St-1)	0,977	2,172
SRC = f (Pcu, T, SRC/St-1)	0,899	0,26
SRC = f (Inv, S, SRCt-1)	0,971	2,366
SRC = f (Inv, IM, SRCt-1)	0,966	2,597
SRC = f (Inv, T, SRCt-1)	0,970	2,594

Modelo con cuatro variables explicativas	Adj-R²	D-W
SRC = f (De, Invtt, Qd, SRCt-1)	0,976	2,313
SRC = f (De, Invtt, Pcu, SRCt-1)	0,979	2,208
SRC = f (De, Invtt, Poil, SRCt-1)	0,976	2,39
SRC = f (De, Invtt, Pal, SRCt-1)	0,976	2,432
SRC = f (De, Invtt, Pau, SRCt-1)	0,976	2,399
SRC = f (De, Invtt, Do Eu, SRCt-1)	0,963	2,171
SRC = f (De, Invtt, C1 25, SRCt-1)	0,960	2,512
SRC = f (De, Invtt, C1 90, SRCt-1)	0,962	2,518
SRC = f (De, Invtt, IM, SRCt-1)	0,976	2,339
SRC = f (De, Pcut, Qd, SRCt-1)	0,978	2,109
SRC = f (De, Pcut, Poil, SRCt-1)	0,978	2,118
SRC = f (De, Pcut, Pau, SRCt-1)	0,981	2,12
SRC = f (De, Pcut, Do Eu, SRCt-1)	0,968	1,712
SRC = f (De, Pcut, C1 25, SRCt-1)	0,974	2,216
SRC = f (De, Pcut, C1 90, SRCt-1)	0,973	2,512
SRC = f (De, Pcut, IM, SRCt-1)	0,978	2,095
SRC = f (De, Pal, Qd, SRCt-1)	0,972	1,953
SRC = f (De, Pal, Poil, SRCt-1)	0,971	1,978
SRC = f (De, Pal, Pau, SRCt-1)	0,971	1,988
SRC = f (De, Pal, Do Eu, SRCt-1)	0,967	2,108
SRC = f (De, Pal, C1 25, SRCt-1)	0,965	2,647
SRC = f (De, Pal, C1 90, SRCt-1)	0,965	2,48
SRC = f (De, Pal, IM, SRCt-1)	0,972	1,952
SRC = f (De, C1 50, Qd, SRCt-1)	0,957	0,023
SRC = f (De, C1 50, Poil, SRCt-1)	0,958	1,985
SRC = f (De, C1 50, Pal, SRCt-1)	0,967	2,467
SRC = f (De, C1 50, Pau, SRCt-1)	0,961	2,152
SRC = f (De, C1 50, C1 25, SRCt-1)	0,957	2,081
SRC = f (De, C1 50, IM, SRCt-1)	0,963	2,235
SRC = f (De, C1 90, Qd, SRCt-1)	0,958	2,067
SRC = f (De, C1 90, Poil, SRCt-1)	0,961	2,107
SRC = f (De, C1 90, Pal, SRCt-1)	0,965	2,481
SRC = f (De, C1 90, Pau, SRCt-1)	0,961	2,191
SRC = f (De, C1 90, Do Eu, SRCt-1)	0,961	2,252
SRC = f (De, C1 90, C1 25, SRCt-1)	0,957	2,023
SRC = f (De, C1 90, IM, SRCt-1)	0,961	2,23
SRC = f (Qp, Invtt, Qd, SRCt-1)	0,971	2,487
SRC = f (Qp, Invtt, Pcu, SRCt-1)	0,973	2,359
SRC = f (Qp, Invtt, Poil, SRCt-1)	0,971	2,53
SRC = f (Qp, Invtt, Pal, SRCt-1)	0,976	2,566

SRC = f (Qp, Invtt, Pau, SRCt-1)	0,973	2,522
SRC = f (Qp, Invtt, Do Eu, SRCt-1)	0,955	2,336
SRC = f (Qp, Invtt, C1 25, SRCt-1)	0,956	2,785
SRC = f (Qp, Invtt, C1 90, SRCt-1)	0,957	2,787
SRC = f (Qp, Invtt, IM, SRCt-1)	0,971	2,477
SRC = f (Qp, Pcut, Qd, SRCt-1)	0,974	2,281
SRC = f (Qp, Pcut, Poil, SRCt-1)	0,975	2,242
SRC = f (Qp, Pcut, Pau, SRCt-1)	0,977	2,183
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, F, SRC/St-1)	0,953	1,113

Modelo con cuatro variables explicativas	Adj-R²	D-W
SRC = f (Qp, Pcut, Do Eu, SRCt-1)	0,959	1,856
SRC = f (Qp, Pcut, C1 25, SRCt-1)	0,971	2,421
SRC = f (Qp, Pcut, C1 90, SRCt-1)	0,972	2,667
SRC = f (Qp, Pcut, IM, SRCt-1)	0,973	2,258
SRC = f (Q sxew, Pcu, Inv, SRCt-1)	0,968	2,296
SRC = f (Q sxew, Pcu, Qd, SRCt-1)	0,967	2,241
SRC = f (Q sxew, Pcu, Poil, SRCt-1)	0,967	2,211
SRC = f (Q sxew, Pcu, Pau, SRCt-1)	0,97	2,234
SRC = f (Q sxew, Pcu, Do Eu, SRCt-1)	0,97	1,899
SRC = f (Q sxew, Pcu, c1 25, SRCt-1)	0,967	2,23
SRC = f (Q sxew, Pcu, c1 90, SRCt-1)	0,969	2,736
SRC = f (Q sxew, Pcu, IM, SRCt-1)	0,97	2,204
SRC = f (Inv, GDP W, Qd, SRCt-1)	0,976	2,429
SRC = f (Inv, GDP W, Pcu, SRCt-1)	0,979	2,298
SRC = f (Inv, GDP W, Poil, SRCt-1)	0,975	2,491
SRC = f (Inv, GDP W, Pal, SRCt-1)	0,975	2,468
SRC = f (Inv, GDP W, Pau, SRCt-1)	0,975	2,469
SRC = f (Inv, GDP W, C1 25, SRCt-1)	0,963	2,415
SRC = f (Inv, GDP W, C1 90, SRCt-1)	0,966	2,471
SRC = f (Inv, GDP W, IM, , SRCt-1)	0,976	2,445
SRC = f (Inv, Pal, Q sxew, SRCt-1)	0,958	2,628
SRC = f (Inv, Pal, Qd, SRCt-1)	0,971	2,622
SRC = f (Inv, Pal, DGP Ch, SRCt-1)	0,972	2,462
SRC = f (Inv, Pal, Pau, SRCt-1)	0,971	2,65
SRC = f (Inv, Pal, Do Eu, SRCt-1)	0,962	2,315
SRC = f (Inv, Pal, C1 25, SRCt-1)	0,964	2,795
SRC = f (Inv, Pal, C1 90, SRCt-1)	0,963	2,873
SRC = f (Inv, Pal, F, SRCt-1)	0,972	2,496
SRC = f (Inv, Pal, S, SRCt-1)	0,972	2,468
SRC = f (Inv, Pal, IM, SRCt-1)	0,971	2,649
SRC = f (Inv, Pal, T, SRCt-1)	0,971	2,626
SRC = f (Inv, IP, Pcu, SRCt-1)	0,977	2,365
SRC = f (Inv, IP, Poil, SRCt-1)	0,973	2,582
SRC = f (Inv, IP, Pau, SRCt-1)	0,973	2,531
SRC = f (Inv, IP, Do Eu, SRCt-1)	0,956	2,189
SRC = f (Inv, IP, C1 25, SRCt-1)	0,959	2,591
SRC = f (Inv, IP, C1 90, SRCt-1)	0,963	2,644
SRC = f (Inv, IP, IM, SRCt-1)	0,972	2,499
SRC = f (Inv, F, Pcu, SRCt-1)	0,976	2,173

SRC = f (Inv, F, Poil, SRCt-1)	0,973	2,465
SRC = f (Inv, F, Pau, SRCt-1)	0,973	2,435
SRC = f (Inv, F, C1 25, SRCt-1)	0,958	2,662
SRC = f (Inv, F, C1 90, SRCt-1)	0,964	2,539
SRC = f (Inv, F, IM, SRCt-1)	0,972	2,303
SRC = f (Inv, S, Pcu, SRCt-1)	0,976	2,138
SRC = f (Inv, S, Poil, SRCt-1)	0,972	2,417
SRC = f (Inv, S, Pau, SRCt-1)	0,972	2,411
SRC = f (Inv, S, C1 25, SRCt-1)	0,962	2,484
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, T, SRC/St-1)	0,965	1,519

Modelo con cuatro variables explicativas	Adj-R²	D-W
SRC = f (Inv, S, C1 90, SRCt-1)	0,967	2,477
SRC = f (Inv, S, IM, SRCt-1)	0,974	2,226
SRC = f (Inv, T, Pcu, SRCt-1)	0,975	2,455
SRC = f (Inv, T, Poil, SRCt-1)	0,971	2,665
SRC = f (Inv, T, Pau, SRCt-1)	0,971	2,605
SRC = f (Inv, T, C1 25, SRCt-1)	0,959	2,59
SRC = f (Inv, T, C1 90, SRCt-1)	0,967	2,412
SRC = f (Inv, T, IM, SRCt-1)	0,97	2,596
SRC = f (Qd, Pcut, De, SRCt-1)	0,978	2,109
SRC = f (Qd, Pcut, Qp, SRCt-1)	0,976	2,281
SRC = f (Qd, Pcut, GDP Ch, SRCt-1)	0,975	2,277
SRC = f (Qd, Pcut, GDP W, SRCt-1)	0,978	2,068
SRC = f (Qd, Pcut, Poil, SRCt-1)	0,973	2,407
SRC = f (Qd, Pcut, Pau, SRCt-1)	0,978	2,382
SRC = f (Qd, Pcut, IM, SRCt-1)	0,973	2,366
SRC = f (Pcu, T, Do Eu, SRCt-1)	0,971	1,692
SRC = f (Pcu, T, C1 25, SRCt-1)	0,973	2,238
SRC = f (Pcu, T, C1 90, SRCt-1)	0,971	2,393
SRC = f (GDP Ch, C1 50, Inv, SRCt-1)	0,969	2,367
SRC = f (GDP Ch, C1 50, Qd, SRCt-1)	0,966	2,016
SRC = f (GDP Ch, C1 50, Pcu, SRCt-1)	0,975	2,268
SRC = f (GDP Ch, C1 50, Poil, SRCt-1)	0,966	2,053
SRC = f (GDP Ch, C1 50, Pau, SRCt-1)	0,966	2,023
SRC = f (GDP Ch, C1 50, IM, SRCt-1)	0,967	2,145
SRC = f (GDP Ch, C1 90, Inv, SRCt-1)	0,968	2,434
SRC = f (GDP Ch, C1 90, Qd, SRCt-1)	0,969	2,062
SRC = f (GDP Ch, C1 90, Pcu, SRCt-1)	0,973	2,401
SRC = f (GDP Ch, C1 50, Poil, SRCt-1)	0,968	2,261
SRC = f (GDP Ch, C1 90, Pau, SRCt-1)	0,965	2,074
SRC = f (GDP Ch, C1 90, IM, SRCt-1)	0,965	2,095
SRC = f (IP, C1 50, Pcu, SRCt-1)	0,97	2,482
SRC = f (IP, C1 50, GDP ch, SRCt-1)	0,97	2,121
SRC = f (IP, C1 50, Pal, SRCt-1)	0,967	2,522
SRC = f (IP, C1 50, Poil, SRCt-1)	0,967	2,404
SRC = f (IP, C1 50, Pau, SRCt-1)	0,968	2,265
SRC = f (IP, C1 50, C1 25, SRCt-1)	0,966	2,243
SRC = f (IP, C1 50, T, SRCt-1)	0,97	2,213
SRC = f (S, IM, Qd, SRCt-1)	0,97	1,938
SRC = f (S, IM, Inv, SRCt-1)	0,974	2,226
SRC = f (S, IM, Pcu, SRCt-1)	0,979	1,966
SRC = f (S, IM, Pal, SRCt-1)	0,97	1,939
SRC = f (S, IM, Poil, SRCt-1)	0,97	1,944
SRC = f (S, IM, Pau, SRCt-1)	0,97	1,936
SRC = f (S, IM, Do Eu, SRCt-1)	0,957	1,793

SRC = f(S, IM, C1 25, SRCt-1)	0,951	2,044
SRC = f(S, IM, C1 90, SRCt-1)	0,962	2,099
SRC = f(GDP W, GDP Wt-1, IM, SRCt-1)	0,972	3,328
SRC = f(GDP W, GDP Wt-1, T, SRCt-1)	0,973	2,293
Modelo con cuatro variable explicativas	Adj-R2	D-W
SRC = f(Pcu, Pcut-1, F, SRCt-1)	0,981	2,669
SRC = f(Pcu, Pcut-1, S, SRCt-1)	0,981	2,68
SRC = f(Pcu, Pcut-1, IM, SRCt-1)	0,981	2,937
SRC = f(Pcu, Pcut-1, T, SRCt-1)	0,981	2,813
SRC = f(GDP W, GDP Wt-1, De, SRCt-1)	0,973	2,237
SRC = f(GDP W, GDP Wt-1, QP, SRCt-1)	0,973	2,373
SRC = f(GDP W, GDP Wt-1, Q sxew, SRCt-1)	0,961	2,258
SRC = f(GDP W, GDP Wt-1, Inv, SRCt-1)	0,975	2,493
SRC = f(GDP W, GDP Wt-1, Qd, SRCt-1)	0,973	2,334
SRC = f(GDP W, GDP Wt-1, Pcu, SRCt-1)	0,979	2,236
SRC = f(GDP W, GDP Wt-1, Poil, SRCt-1)	0,973	2,403
SRC = f(GDP W, GDP Wt-1, Pal, SRCt-1)	0,973	2,422
SRC = f(GDP W, GDP Wt-1, Pau, SRCt-1)	0,973	2,433
SRC = f(GDP W, GDP Wt-1, IP, SRCt-1)	0,974	2,316
SRC = f(GDP W, GDP Wt-1, Do Eu, SRCt-1)	0,963	2,166
SRC = f(GDP W, GDP Wt-1, C1 25, SRCt-1)	0,958	2,062
SRC = f(GDP W, GDP Wt-1, C1 90, SRCt-1)	0,966	2,394
SRC = f(GDP W, GDP Wt-1, F, SRCt-1)	0,973	2,405
SRC = f(GDP W, GDP Wt-1, S, SRCt-1)	0,972	2,319
SRC = f(De, Pcut, Qd, SRC/St-1)	0,968	1,227
SRC = f(De, Pcut, Poil, SRC/St-1)	0,968	1,259
SRC = f(De, Pcut, Pau, SRC/St-1)	0,972	1,202
SRC = f(De, Pcut, Do Eu, SRC/St-1)	0,954	1,172
SRC = f(De, Pcut, C1 25, SRC/St-1)	0,964	1,531
SRC = f(De, Pcut, C1 90, SRC/St-1)	0,964	2,077
SRC = f(De, Pcut, IM, SRC/St-1)	0,97	1,529
SRC = f(Qp, Invtt, Qd, SRC/St-1)	0,935	1,161
SRC = f(Qp, Invtt, Pcu, SRC/St-1)	0,93	0,811
SRC = f(Qp, Invtt, Poil, SRC/St-1)	0,927	0,983
SRC = f(Qp, Invtt, Pal, SRC/St-1)	0,951	1,369
SRC = f(Qp, Invtt, Pau, SRC/St-1)	0,949	1,274
SRC = f(Qp, Invtt, Do Eu, SRC/St-1)	0,886	1,168
SRC = f(Qp, Invtt, C1 25, SRC/St-1)	0,873	1,194
SRC = f(Qp, Invtt, C1 90, SRC/St-1)	0,886	1,019
SRC = f(Qp, Invtt, IM, SRC/St-1)	0,927	1,068
SRC = f(Q sxew, Pcu, Inv, SRC/St-1)	0,923	0,855
SRC = f(Q sxew, Pcu, Qd, SRC/St-1)	0,92	0,842
SRC = f(Q sxew, Pcu, Poil, SRC/St-1)	0,92	0,842
SRC = f(Q sxew, Pcu, Pau, SRC/St-1)	0,943	0,901
SRC = f(Q sxew, Pcu, Do Eu, SRC/St-1)	0,939	1,131
SRC = f(Q sxew, Pcu, c1 25, SRC/St-1)	0,902	0,87
SRC = f(Q sxew, Pcu, c1 90, SRC/St-1)	0,909	0,869
SRC = f(Q sxew, Pcu, IM, SRC/St-1)	0,947	1,171
SRC = f(Pcu, T, Do Eu, SRC/St-1)	0,961	1,083
SRC = f(Pcu, T, C1 25, SRC/St-1)	0,958	1,314
SRC = f(Pcu, T, F, SRC/St-1)	0,961	0,967
SRC = f(S, IM, Qd, SRC/St-1)	0,969	1,914
SRC = f(S, IM, Inv, SRC/St-1)	0,974	2,232
SRC = f(GDP W, GDP Wt-1, C1 90, SRC/St-1)	0,962	2,127

Modelo con cuatro variables explicativas	Adj-R²	D-W
---	--------------------------	------------

SRC = f(GDP W, C1 25, Qd, SRCt-1)	0,957	2,079
SRC = f(GDP W, C1 25, Inv , SRCt-1)	0,963	2,466
SRC = f(GDP W, C1 25, Pcu, SRCt-1)	0,975	2,192
SRC = f(GDP W, C1 25, Poil , SRCt-1)	0,955	1,927
SRC = f(GDP W, C1 25, Pal, SRCt-1)	0,966	2,34
SRC = f(GDP W, C1 25, Pau, SRCt-1)	0,964	2,066
SRC = f(GDP W, C1 25, IP, SRCt-1)	0,952	2,036
SRC = f(GDP W, C1 25, Do Eu, SRCt-1)	0,957	2,177
SRC = f(GDP W, C1 25, C1 90 , SRCt-1)	0,965	1,954
SRC = f(GDP W, C1 25, F , SRCt-1)	0,958	2,054
SRC = f(GDP W, C1 25, S , SRCt-1)	0,955	2,13
SRC = f(GDP W, C1 25, IM, SRCt-1)	0,952	1,998
SRC = f(GDP W, IM, Do Eu, SRCt-1)	0,957	1,778
SRC = f(GDP W, IM, Pcu, SRCt-1)	0,977	2,036
SRC = f(GDP W, IM, F, SRCt-1)	0,971	1,968
SRC = f(GDP W, IM, S, SRCt-1)	0,971	1,967
SRC = f(GDP W, IM, Pal, SRCt-1)	0,972	1,911
SRC = f(GDP W, IM, T, SRCt-1)	0,971	1,917
SRC = f(GDP W, IM, Pau, SRCt-1)	0,972	1,9
SRC = f(GDP W, IM, Qp, SRCt-1)	0,971	1,946
SRC = f(GDP W, IM, IP, SRCt-1)	0,971	1,913
SRC = f(GDP W, C1 90, Qd, SRCt-1)	0,965	2,062
SRC = f(GDP W, C1 90, Pcu , SRCt-1)	0,973	2,401
SRC = f(GDP W, C1 90, Poil , SRCt-1)	0,968	2,261
SRC = f(GDP W, C1 90, Pal, SRCt-1)	0,968	2,331
SRC = f(GDP W, C1 90, Do Eu , SRCt-1)	0,965	2,161
SRC = f(Inv, F, Qd , SRCt-1)	0,971	2,376
SRC = f(Inv, F, Pcu , SRCt-1)	0,977	2,173
SRC = f(Inv, F, GDP Ch , SRCt-1)	0,971	2,359
SRC = f(Inv, F, GDP W , SRCt-1)	0,976	2,525
SRC = f(Inv, F, Poil , SRCt-1)	0,973	2,465
SRC = f(Inv, F, Pal , SRCt-1)	0,972	2,496
SRC = f(Inv, F, Do Eu , SRCt-1)	0,955	2,211
SRC = f(Inv, F, T, SRCt-1)	0,971	2,461
SRC = f(Pcu, Pcut-1, De, SRCt-1)	0,983	2,623
SRC = f(Pcu, Pcut-1, QP, SRCt-1)	0,981	2,774
SRC = f(Pcu, Pcut-1, Q sxew, SRCt-1)	0,978	2,591
SRC = f(Pcu, Pcut-1, Inv, SRCt-1)	0,981	2,866
SRC = f(Pcu, Pcut-1, Qd, SRCt-1)	0,981	2,92
SRC = f(Pcu, Pcut-1, GDP W, SRCt-1)	0,982	2,607
SRC = f(Pcu, Pcut-1, GDP Ch, SRCt-1)	0,981	2,765
SRC = f(Pcu, Pcut-1, poil, SRCt-1)	0,98	2,94
SRC = f(Pcu, Pcut-1, Pal, SRCt-1)	0,982	2,939
SRC = f(Pcu, Pcut-1, Pau, SRCt-1)	0,982	2,877
SRC = f(Pcu, Pcut-1, IP, SRCt-1)	0,981	2,739
SRC = f(Pcu, Pcut-1, Do Eu, SRCt-1)	0,976	2,489
SRC = f(Pcu, Pcut-1, C1 25, SRCt-1)	0,975	2,963
SRC = f(Pcu, Pcut-1, C1 90, SRCt-1)	0,975	2,978
Modelo con cuatro variable explicativas	Adj-R2	D-W
SRC = f(S, IM, Pcu, SRC/St-1)	0,98	1,971
SRC = f(S, IM, Pal, SRC/St-1)	0,97	1,912
SRC = f(S, IM, Poil, SRC/St-1)	0,97	1,922
SRC = f(S, IM, Pau, SRC/St-1)	0,969	1,911
SRC = f(S, IM, Do Eu, SRC/St-1)	0,957	1,785
SRC = f(S, IM, C1 25, SRC/St-1)	0,95	1,013
SRC = f(S, IM, C1 90, SRC/St-1)	0,962	2,092
SRC = f(GDP W, IM, Do Eu, SRC/St-1)	0,962	1,935
SRC = f(GDP W, IM, Pcu, SRC/St-1)	0,964	0,832

SRC = f (GDP W, IM, F, SRC/St-1)	0,949	0,897
SRC = f (GDP W, IM, S, SRC/St-1)	0,7	1,902
SRC = f (GDP W, IM, Pal, SRC/St-1)	0,948	0,896
SRC = f (GDP W, IM, T, SRC/St-1)	0,965	1,488
SRC = f (GDP W, IM, Pau, SRC/St-1)	0,947	0,853
SRC = f (GDP W, IM, Qp, SRC/St-1)	0,948	0,956
SRC = f (GDP W, IM, IP, SRC/St-1)	0,969	1,81
SRC = f (Inv, F, Qd, SRC/St-1)	0,953	1,44
SRC = f (Inv, F, Pcu, SRC/St-1)	0,961	1,139
SRC = f (Inv, F, GDP Ch, SRC/St-1)	0,966	1,992
SRC = f (Inv, F, GDP W, SRC/St-1)	0,965	1,581
SRC = f (Inv, F, Poil, SRC/St-1)	0,961	1,754
SRC = f (Inv, F, Pal, SRC/St-1)	0,955	1,463
SRC = f (Inv, F, Do Eu, SRC/St-1)	0,919	1,441
SRC = f (Inv, F, T, SRC/St-1)	0,95	1,354
SRC = f (Pcu, Pcut-1, De, SRC/St-1)	0,968	1,234
SRC = f (Pcu, Pcut-1, QP, SRC/St-1)	0,932	0,764
SRC = f (Pcu, Pcut-1, Q sxew, SRC/St-1)	0,92	0,842
SRC = f (Pcu, Pcut-1, Inv, SRC/St-1)	0,62	0,409
SRC = f (Pcu, Pcut-1, Qd, SRC/St-1)	0,88	0,696
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP W, SRC/St-1)	0,964	0,833
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP Ch, SRC/st-1)	0,972	2,098
SRC = f (Pcu, Pcut-1, poil, SRC/St-1)	0,297	0,115
SRC = f (Pcu, Pcut-1, Pal, SRC/St-1)	0,883	0,488
SRC = f (Pcu, Pcut-1, Pau, SRC/st-1)	0,895	0,304
SRC = f (Pcu, Pcut-1, IP, SRC/st-1)	0,931	0,413
SRC = f (Pcu, Pcut-1, Do Eu, SRC/St-1)	0,531	0,217
SRC = f (Pcu, Pcut-1, C1 25, SRC/St-1)	0,735	0,566
SRC = f (Pcu, Pcut-1, C1 90, SRC/St-1)	0,692	0,315
SRC = f (Pcu, Pcut-1, F, SRC/St-1)	0,962	1,095
SRC = f (Pcu, Pcut-1, S, SRC/St-1)	0,981	2,66
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, De, SRC/St-1)	0,963	1,231
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, QP, SRC/St-1)	0,954	0,972
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, Q sxew, SRC/St-1)	0,963	2,357
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, Inv, SRC/St-1)	0,965	1,416
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, Qd, SRC/St-1)	0,95	0,941
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, Pcu, SRC/St-1)	0,964	0,828
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, Poil, SRC/St-1)	0,95	0,963
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, Pal, SRC/St-1)	0,95	0,954
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, Pau, SRC/St-1)	0,95	0,978
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, IP, SRC/St-1)	0,969	1,647
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, Do Eu, SRC/St-1)	0,963	2,126
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 25, SRC/St-1)	0,959	2,1

Modelo con cinco variable explicativas	Adj-R ²	D-W
SRC = f (De, Pcut, Pau, inv, SRCt-1)	0,981	2,294
SRC = f (De, Pcut, Pau, Qd, SRCt-1)	0,981	2,161
SRC = f (De, Pcut, Pau, Poil, SRCt-1)	0,984	2,328
SRC = f (De, Pcut, Pau, Do Eu, SRCt-1)	0,971	1,727
SRC = f (De, Pcut, Pau, C1 25, SRCt-1)	0,974	2,295
SRC = f (De, Pcut, Pau, C1 90, SRCt-1)	0,972	2,519
SRC = f (De, Pcut, Pau, IM, SRCt-1)	0,981	2,114
SRC = f (De, Pal, C1 25, Inv, SRCt-1)	0,966	2,55

SRC = f (De, Pal, C1 25, Qd, SRCt-1)	0,967	2,432
SRC = f (De, Pal, C1 25, Poil, SRCt-1)	0,964	2,42
SRC = f (De, Pal, C1 25, Pau, SRCt-1)	0,966	2,35
SRC = f (De, Pal, C1 25, Do Eu, SRCt-1)	0,964	2,387
SRC = f (De, Pal, C1 25, C1 90, SRCt-1)	0,965	2,343
SRC = f (De, Pal, C1 25, IM, SRCt-1)	0,964	2,407
SRC = f (Qp, Invtt, Pal, Qd, SRCt-1)	0,973	2,569
SRC = f (Qp, Invtt, Pal, Poil, SRCt-1)	0,973	2,572
SRC = f (Qp, Invtt, Pal, Pau, SRCt-1)	0,973	2,56
SRC = f (Qp, Invtt, Pal, Do Eu, SRCt-1)	0,964	2,26
SRC = f (Qp, Invtt, Pal, C1 25, SRCt-1)	0,964	2,681
SRC = f (Qp, Invtt, Pal, IM, SRCt-1)	0,974	2,569
SRC = f (Q sxew, Pcu, Do Eu, Inv, SRCt-1)	0,97	1,975
SRC = f (Q sxew, Pcu, Do Eu, Qd, SRCt-1)	0,971	1,96
SRC = f (Q sxew, Pcu, Do Eu, Poil, SRCt-1)	0,971	1,974
SRC = f (Q sxew, Pcu, Do Eu, Pau, SRCt-1)	0,971	1,874
SRC = f (Q sxew, Pcu, Do Eu, C1 25, SRCt-1)	0,971	2,338
SRC = f (Q sxew, Pcu, Do Eu, C1 90, SRCt-1)	0,971	2,66
SRC = f (Q sxew, Pcu, Do Eu, IM, SRCt-1)	0,972	2,001
SRC = f (Inv, Pal, DGP Ch, Qd, SRCt-1)	0,972	2,461
SRC = f (Inv, Pal, DGP Ch, Pau, SRCt-1)	0,973	2,437
SRC = f (Inv, Pal, DGP Ch, IP, SRCt-1)	0,973	2,442
SRC = f (Inv, Pal, DGP Ch, Do Eu, SRCt-1)	0,963	2,125
SRC = f (Inv, Pal, DGP Ch, C1 25, SRCt-1)	0,967	2,506
SRC = f (Inv, Pal, DGP Ch, C1 90, SRCt-1)	0,968	2,495
SRC = f (Inv, Pal, DGP Ch, IM, SRCt-1)	0,975	2,35
SRC = f (Inv, F, Poil, Qd, SRCt-1)	0,972	2,439
SRC = f (Inv, F, Poil, Pcu, SRCt-1)	0,976	2,232
SRC = f (Inv, F, Poil, Pau, SRCt-1)	0,973	2,463
SRC = f (Inv, F, Poil, Do Eu, SRCt-1)	0,956	2,172
SRC = f (Inv, F, Poil, C1 25, SRCt-1)	0,96	2,6
SRC = f (Inv, F, Poil, C1 90, SRCt-1)	0,964	2,519
SRC = f (Inv, F, Poil, IM, SRCt-1)	0,974	2,411
SRC = f (Inv, S, Pau, Qd, SRCt-1)	0,974	2,435
SRC = f (Inv, S, Pau, Pcu, SRCt-1)	0,979	2,204
SRC = f (Inv, S, Pau, Poil, SRCt-1)	0,972	2,423
SRC = f (Inv, S, Pau, Do Eu, SRCt-1)	0,964	1,944
SRC = f (Inv, S, Pau, C1 25, SRCt-1)	0,966	2,4
SRC = f (Pcu, Pcut-1, IP, Poil, SRCt-1)	0,981	2,755
SRC = f (Pcu, Pcut-1, IP, Pal, SRCt-1)	0,981	2,839
SRC = f (Pcu, Pcut-1, IP, Pau, SRCt-1)	0,982	2,747
SRC = f (Pcu, Pcut-1, IP, GDP Ch, SRCt-1)	0,981	2,615
SRC = f (Pcu, Pcut-1, IP, Do Eu, SRCt-1)	0,976	2,396
SRC = f (Pcu, Pcut-1, IP, C1 25, SRCt-1)	0,975	2,828

Modelo con cinco variable explicativas	Adj-R ²	D-W
SRC = f (Inv, S, Pau, C1 90, SRCt-1)	0,966	2,496
SRC = f (Inv, S, Pau, IM, SRCt-1)	0,974	2,282

SRC = f (Inv, T, C1 90, Pcu, SRCt-1)	0,971	2,439
SRC = f (Inv, T, C1 90, Poil, SRCt-1)	0,967	2,413
SRC = f (Inv, T, C1 90, Pal, SRCt-1)	0,972	2,483
SRC = f (Inv, T, C1 90, Pau, SRCt-1)	0,967	2,425
SRC = f (Inv, T, C1 90, IP, SRCt-1)	0,971	2,425
SRC = f (Pcu, T, C1 25, inv, SRCt-1)	0,972	2,3
SRC = f (Pcu, T, C1 25, Poil, SRCt-1)	0,976	2,304
SRC = f (Pcu, T, C1 25, Pal, SRCt-1)	0,972	2,183
SRC = f (Pcu, T, C1 25, Pau, SRCt-1)	0,973	2,199
SRC = f (Pcu, T, C1 25, Do Eu, SRCt-1)	0,975	2,208
SRC = f (Pcu, T, C1 25, C1 90 SRCt-1)	0,972	2,201
SRC = f (Pcu, T, C1 25, IM SRCt-1)	0,974	2,221
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP W, Q sxew, SRCt-1)	0,977	2,523
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP W, inv, SRCt-1)	0,982	2,607
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP W, Qd, SRCt-1)	0,982	2,591
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP W, Poil, SRCt-1)	0,982	2,609
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP W, Pal, SRCt-1)	0,982	2,689
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP W, Pau, SRCt-1)	0,982	2,633
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP W, IP, SRCt-1)	0,982	2,591
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP W, Do Eu, SRCt-1)	0,976	2,304
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP W, C1 25, SRCt-1)	0,976	2,648
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP W, C1 90, SRCt-1)	0,975	2,771
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP W, F, SRCt-1)	0,981	2,615
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP W, S, SRCt-1)	0,982	2,569
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP W, IM, SRCt-1)	0,982	2,607
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP W, T, SRCt-1)	0,982	2,611
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP Ch, Q sxew, SRCt-1)	0,977	2,553
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP ch, inv, SRCt-1)	0,981	2,655
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP ch, Qd, SRCt-1)	0,981	2,766
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP ch, Poil, SRCt-1)	0,981	2,755
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP ch, Pal, SRCt-1)	0,982	2,77
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP ch, Pau, SRCt-1)	0,982	2,671
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP ch, IP, SRCt-1)	0,981	2,615
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP ch, Do Eu, SRCt-1)	0,976	2,322
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP ch, C1 25, SRCt-1)	0,977	2,591
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP ch, C1 90, SRCt-1)	0,976	2,666
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP ch, F, SRCt-1)	0,981	2,664
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP ch, S, SRCt-1)	0,982	2,652
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP ch, IM, SRCt-1)	0,982	2,576
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP ch, T, SRCt-1)	0,982	2,549
SRC = f (Pcu, Pcut-1, IP, De, SRCt-1)	0,983	2,592
SRC = f (Pcu, Pcut-1, IP, Qp, SRCt-1)	0,981	2,697
SRC = f (Pcu, Pcut-1, IP, Q sxew, SRCt-1)	0,977	2,622
SRC = f (Pcu, Pcut-1, IP, inv, SRCt-1)	0,981	2,732
SRC = f (Pcu, Pcut-1, IP, Qd, SRCt-1)	0,981	2,739
SRC = f (Pcu, Pcut-1, IP, C1 90, SRCt-1)	0,975	2,887

SRC = f (Pcu, Pcut-1, IP, F, SRCt-1)	0,981	2,656
SRC = f (Pcu, Pcut-1, IP, S, SRCt-1)	0,981	2,588
SRC = f (Pcu, Pcut-1, IP, IM, SRCt-1)	0,981	2,745
SRC = f (Pcu, Pcut-1, IP, T, SRCt-1)	0,981	2,754

Modelo con cinco variable explicativas	Adj-R²	D-W
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, Qd, De, SRCt-1)	0,973	2,22
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, Qd, Qp, SRCt-1)	0,973	2,378
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, Qd, Q sxew, SRCt-1)	0,962	2,299
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, Qd, Pcu, SRCt-1)	0,979	2,226
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, Qd, Poil, SRCt-1)	0,973	2,375
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, Qd, Pal, SRCt-1)	0,973	2,404
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, Qd, Pau, SRCt-1)	0,973	2,405
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, Qd, IP, SRCt-1)	0,974	2,312
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, Qd, Do Eu, SRCt-1)	0,964	2,065
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, Qd, C1 25, SRCt-1)	0,962	2,084
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, Qd, C1 90, SRCt-1)	0,965	2,36
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, Qd, F, SRCt-1)	0,972	2,361
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, Qd, S, SRCt-1)	0,973	2,298
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, Qd, IM, SRCt-1)	0,972	2,24
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, Qd, T, SRCt-1)	0,973	2,291
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, IP, Q sxew, SRCt-1)	0,961	2,287
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, IP, Pcu, SRCt-1)	0,979	2,223
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, IP, Poil, SRCt-1)	0,974	2,335
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, Qd, Pal, SRCt-1)	0,975	2,455
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, IP, Pau, SRCt-1)	0,975	2,396
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, IP, Do Eu, SRCt-1)	0,963	2,114
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, IP, C1 25, SRCt-1)	0,96	2,104
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, IP, C1 90, SRCt-1)	0,965	2,389
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, IP, F, SRCt-1)	0,974	2,363
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, IP, S, SRCt-1)	0,974	2,351
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, IP, IM, SRCt-1)	0,974	2,294
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, IP, T, SRCt-1)	0,974	2,369
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90, Pcu, SRCt-1)	0,971	2,651
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90, Poil, SRCt-1)	0,971	2,605
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90, Pal, SRCt-1)	0,966	2,535
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90 Pau, SRCt-1)	0,966	2,376
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90, IP, SRCt-1)	0,965	2,389
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90, Do Eu, SRCt-1)	0,966	2,584
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90, C1 25, SRCt-1)	0,967	2,212
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90, F, SRCt-1)	0,966	2,385
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90, S, SRCt-1)	0,966	2,334
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90, IM, SRCt-1)	0,966	2,572
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90, T, SRCt-1)	0,968	2,383
SRC = f (S, GDP W, C1 25, Qp, SRCt-1)	0,965	2,045

SRC = f(S, GDP W, C1 25, Q sxew, SRC/St-1)	0,959	2,051
SRC = f(S, GDP W, C1 25, Qd, SRC/St-1)	0,961	2,038
SRC = f(S, GDP W, C1 25, Pcu, SRC/St-1)	0,973	2,162
SRC = f(S, GDP W, C1 25, Poil, SRC/St-1)	0,957	2,038
SRC = f(S, GDP W, C1 25, Pal, SRC/St-1)	0,964	2,33
SRC = f(S, GDP W, C1 25, Pau, SRC/St-1)	0,965	2,091
SRC = f(S, GDP W, C1 25, IP, SRC/St-1)	0,96	2,073
SRC = f(S, GDP W, C1 25, Do Eu, SRC/St-1)	0,959	2,175
SRC = f(S, GDP W, C1 25, T, SRC/St-1)	0,957	2,059
SRC = f(F, GDP CH, C1 25, DE, SRC/St-1)	0,958	2,135
SRC = f(F, GDP CH, C1 25, Qp, SRC/St-1)	0,961	2,061
SRC = f(F, GDP CH, C1 25, Q sxew, SRC/St-1)	0,958	2,123
SRC = f(F, GDP CH, C1 25, Qd, SRC/St-1)	0,959	2,136

Modelo con cinco variables explicativas	Adj-R ²	D-W
SRC = f(F, GDP CH, C1 25, Pcu, SRC/St-1)	0,975	2,182
SRC = f(F, GDP CH, C1 25, Poil, SRC/St-1)	0,959	2,077
SRC = f(F, GDP CH, C1 25, Pal, SRC/St-1)	0,967	2,293
SRC = f(F, GDP CH, C1 25, Pau, SRC/St-1)	0,969	2,18
SRC = f(F, GDP CH, C1 25, IP, SRC/St-1)	0,959	2,116
SRC = f(F, GDP CH, C1 25, Do Eu, SRC/St-1)	0,964	2,332
SRC = f(F, GDP CH, C1 25, S, SRC/St-1)	0,958	2,132
SRC = f(F, GDP CH, C1 25, T, SRC/St-1)	0,959	2,149
SRC = f(Pcu, Pau, S, De, SRC/St-1)	0,981	2,12
SRC = f(Pcu, Pau, S, Qp, SRC/St-1)	0,979	2,153
SRC = f(Pcu, Pau, S, Q sxew, SRC/St-1)	0,971	2,102
SRC = f(Pcu, Pau, S, Inv, SRC/St-1)	0,979	2,222
SRC = f(Pcu, Pau, S, GDP Ch, SRC/St-1)	0,979	2,146
SRC = f(Pcu, Pau, S, GDP W, SRC/St-1)	0,98	2,11
SRC = f(Pcu, Pau, S, PalSRC/St-1)	0,98	2,253
SRC = f(Pcu, Pau, S, IP SRC/St-1)	0,98	2,116
SRC = f(Pcu, Pau, S, Do Eu, SRC/St-1)	0,97	1,646
SRC = f(Pcu, Pau, S, C1 25, SRC/St-1)	0,974	2,166
SRC = f(Pcu, Pau, S, C1 90, SRC/St-1)	0,971	2,423
SRC = f(Pcu, Pau, S, F, SRC/St-1)	0,98	2,105
SRC = f(Pcu, Pau, S, IM, SRC/St-1)	0,981	2,014
SRC = f(Pcu, Pau, S, T, SRC/St-1)	0,981	2,09
SRC = f(Inv, F, T, De, SRC/St-1)	0,971	1,971
SRC = f(Inv, F, T, Qp, SRC/St-1)	0,96	1,7
SRC = f(Inv, F, T, Q sxew, SRC/St-1)	0,922	1,52
SRC = f(Inv, F, T, Qd, SRC/St-1)	0,952	1,389
SRC = f(Inv, F, T, Pcu, SRC/St-1)	0,961	1,055
SRC = f(Inv, F, T, GDP CH, SRC/St-1)	0,974	2,221
SRC = f(Inv, F, T, GDP w, SRC/St-1)	0,973	1,971
SRC = f(Inv, F, T, Qd, SRC/St-1)	0,952	1,389
SRC = f(Inv, F, T, Pal, SRC/St-1)	0,955	1,217
SRC = f(Inv, F, T, Poil, SRC/St-1)	0,96	1,801

SRC = f (Inv, F, T, Pau , SRC/St-1)	0,961	1,798
SRC = f (Inv, F, T, IP , SRC/St-1)	0,95	1,351
SRC = f (Inv, F, T, Do Eu , SRC/St-1)	0,919	1,307
SRC = f (Inv, F, T, C1 25 , SRC/St-1)	0,918	1,4
SRC = f (Inv, F, T, C1 90, SRC/St-1)	0,962	1,934
SRC = f (Inv, F, T, S, SRC/St-1)	0,973	2,484
SRC = f (S, IM, Qp, Qd, SRC/St-1)	0,969	1,899
SRC = f (S, IM, Qp, Inv, SRC/St-1)	0,973	2,233
SRC = f (S, IM, Qp, Pcu, SRC/St-1)	0,98	1,009
SRC = f (S, IM, Qp, Poil, SRC/St-1)	0,969	1,911
SRC = f (S, IM, Qp, Pau, SRC/St-1)	0,969	1,901
SRC = f (S, IM, Qp, Pal, SRC/St-1)	0,969	1,902
SRC = f (S, IM, Qp, GDP Ch, SRC/St-1)	0,973	1,949
SRC = f (S, IM, Qp, GDP W, SRC/St-1)	0,969	1,874
SRC = f (S, IM, Qp, IP, SRC/St-1)	0,696	1,917
SRC = f (S, IM, Qp, Do Eu, SRC/St-1)	0,957	1,721
SRC = f (S, IM, Qp, C1 25, SRC/St-1)	0,949	1,942
SRC = f (S, IM, Qp, C1 90, SRC/St-1)	0,962	2,015
SRC = f (S, IM, Qp, F, SRC/St-1)	0,969	1,978
SRC = f (S, IM, Qp, T, SRC/St-1)	0,969	1,917

Modelo con seis variable explicativas	Adj-R²	D-W
SRC = f (De, Pcut, Pau, Qd, inv, SRCt-1)	0,981	2,317
SRC = f (De, Pcut, Pau, Qd, Qp, SRCt-1)	0,982	2,261
SRC = f (De, Pcut, Pau, Qd, GDP ch, SRCt-1)	0,981	2,155
SRC = f (De, Pcut, Pau, Qd, Poil, SRCt-1)	0,984	2,326
SRC = f (De, Pcut, Pau, Qd, IP, SRCt-1)	0,980	2,135
SRC = f (De, Pcut, Pau, Qd, Do Eu , SRCt-1)	0,971	1,744
SRC = f (De, Pcut, Pau, Qd, C1 25, SRCt-1)	0,974	2,311
SRC = f (De, Pcut, Pau, Qd, c1 90, SRCt-1)	0,974	2,065
SRC = f (De, Pcut, Pau, Qd, F, SRCt-1)	0,981	2,064
SRC = f (De, Pcut, Pau, Qd, S, SRCt-1)	0,981	2,148
SRC = f (De, Pcut, Pau, Qd, IM, SRCt-1)	0,981	2,154
SRC = f (De, Pcut, Pau, Qd, T, SRCt-1)	0,981	2,104
SRC = f (Inv, Pal, DGP Ch, IM, De, SRCt-1)	0,977	2,449
SRC = f (Inv, Pal, DGP Ch, IM, QP, SRCt-1)	0,975	2,334
SRC = f (Inv, Pal, DGP Ch, IM, q sxew, SRCt-1)	0,965	2,411
SRC = f (Inv, Pal, DGP Ch, IM, Qd, SRCt-1)	0,975	2,315
SRC = f (Inv, Pal, DGP Ch, IM, Poil, SRCt-1)	0,975	2,311
SRC = f (Inv, Pal, DGP Ch, IM, Pau, SRCt-1)	0,975	2,316
SRC = f (Inv, Pal, DGP Ch, IM, IP, SRCt-1)	0,975	2,309
SRC = f (Inv, Pal, DGP Ch, IM, Do Eu, SRCt-1)	0,968	2,138
SRC = f (Inv, Pal, DGP Ch, IM, C1 25, SRCt-1)	0,967	2,473

SRC = f (Inv, Pal, DGP Ch, IM, C1_90, SRCt-1)	0,968	2,458
SRC = f (Inv, Pal, DGP Ch, IM, F, SRCt-1)	0,975	2,302
SRC = f (Inv, Pal, DGP Ch, IM, S, SRCt-1)	0,975	2,301
SRC = f (Inv, Pal, DGP Ch, IM, T, SRCt-1)	0,976	2,316
SRC = f (Inv, S, Pau, C1_25, De, SRCt-1)	0,966	2,343
SRC = f (Inv, S, Pau, C1_25, Qp, SRCt-1)	0,975	2,370
SRC = f (Inv, S, Pau, C1_25, q skew, SRCt-1)	0,966	2,418
SRC = f (Inv, S, Pau, C1_25, Qd, SRCt-1)	0,966	2,392
SRC = f (Inv, S, Pau, C1_25, Pcu, SRCt-1)	0,974	2,293
SRC = f (Inv, S, Pau, C1_25, CGP_Ch, SRCt-1)	0,966	2,388
SRC = f (Inv, S, Pau, C1_25, GDP_w, SRCt-1)	0,966	2,343
SRC = f (Inv, S, Pau, C1_25, Poil, SRCt-1)	0,967	2,504
SRC = f (Inv, S, Pau, C1_25, Pal, SRCt-1)	0,968	2,438
SRC = f (Inv, S, Pau, C1_25, IP, SRCt-1)	0,967	2,377
SRC = f (Inv, S, Pau, C1_25, Do_eu, SRCt-1)	0,966	2,417
SRC = f (Inv, S, Pau, C1_25, C1_90, SRCt-1)	0,966	2,322
SRC = f (Inv, S, Pau, C1_25, F, SRCt-1)	0,966	2,412
SRC = f (Inv, S, Pau, C1_25, IM, SRCt-1)	0,966	2,473
SRC = f (Inv, S, Pau, C1_25, T, SRCt-1)	0,967	2,383
SRC = f (Inv, F, Poil, Qd, De, SRCt-1)	0,975	2,320
SRC = f (Inv, F, Poil, Qd, QP, SRCt-1)	0,973	2,414
SRC = f (Inv, F, Poil, Qd, Pcu, SRCt-1)	0,976	2,212
SRC = f (Inv, F, Poil, Qd, GDP_CH, SRCt-1)	0,972	2,419
SRC = f (Inv, F, Poil, Qd, GDP_W, SRCt-1)	0,976	2,488
SRC = f (Inv, F, Poil, Qd, Pal, SRCt-1)	0,973	2,472
SRC = f (Inv, F, Poil, Qd, Pau, SRCt-1)	0,973	2,444
SRC = f (Inv, F, Poil, Qd, IP, SRCt-1)	0,973	2,450
SRC = f (Inv, F, Poil, Qd, Do_Eu, SRCt-1)	0,956	2,139
SRC = f (Inv, F, Poil, Qd, C1_25, SRCt-1)	0,959	2,558
SRC = f (Inv, F, Poil, Qd, C1_90, SRCt-1)	0,964	2,600
SRC = f (F, GDP_CH, C1_25, Do_Eu, S, SRC/St-1)	0,964	2,355
SRC = f (F, GDP_CH, C1_25, Do_Eu, IM, SRC/St-1)	0,964	2,326
SRC = f (F, GDP_CH, C1_25, Do_Eu, T, SRC/St-1)	0,964	2,337
SRC = f (F, GDP_CH, C1_25, Do_Eu, Pal, SRC/St-1)	0,967	2,324
SRC = f (F, GDP_CH, C1_25, Do_Eu, Pau, SRC/St-1)	0,965	2,278

Modelo con seis variable explicativas	Adj-R ²	D-W
SRC = f (Inv, F, Poil, Qd, S, SRCt-1)	0,972	2,421
SRC = f (Inv, F, Poil, Qd, IM, SRCt-1)	0,974	2,385
SRC = f (Inv, F, Poil, Qd, T, SRCt-1)	0,973	2,485

SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP Ch, IM, De, SRCt-1)	0,982	2,566
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP Ch, IM, Qp, SRCt-1)	0,982	2,580
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP Ch, IM, q sxew, SRCt-1)	0,979	2,522
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP Ch, IM, Inv, SRCt-1)	0,982	2,499
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP Ch, IM, Qd, SRCt-1)	0,982	2,581
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP Ch, IM, Poil, SRCt-1)	0,982	2,582
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP Ch, IM, Pau, SRCt-1)	0,983	2,508
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP Ch, IM, IP, SRCt-1)	0,982	2,465
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP Ch, IM, Do Eu, SRCt-1)	0,977	2,298
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP Ch, IM, C1 25, SRCt-1)	0,977	2,538
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP Ch, IM, C1 90, SRCt-1)	0,976	2,651
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP Ch, IM, F, SRCt-1)	0,982	2,462
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP Ch, IM, S, SRCt-1)	0,983	2,501
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP Ch, IM, T, SRCt-1)	0,983	2,425
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP ch, T, De, SRCt-1)	0,982	2,529
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP ch, T, Qp, SRCt-1)	0,982	2,549
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP ch, T, q sxew, SRCt-1)	0,977	2,533
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP ch, T, Inv, SRCt-1)	0,982	2,532
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP ch, T, Qd, SRCt-1)	0,983	2,467
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP ch, T, Poil, SRCt-1)	0,982	2,556
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP ch, T, Pau, SRCt-1)	0,983	2,534
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP ch, T, Pal, SRCt-1)	0,983	2,619
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP ch, T, Do Eu, SRCt-1)	0,976	2,275
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP ch, T, F, SRCt-1)	0,982	2,593
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP ch, T, S, SRCt-1)	0,982	2,552
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP ch, T, IM, SRCt-1)	0,983	2,425
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP ch, T, C1 25, SRCt-1)	0,977	2,582
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP ch, T, C1 90, SRCt-1)	0,976	2,568
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90, C1 25, De, SRCt-1)	0,968	2,412
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90, C1 25, QP, SRCt-1)	0,969	2,289
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90, C1 25, q sxew, SRCt-1)	0,966	2,237
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90, C1 25, Inv, SRCt-1)	0,972	2,340
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90, C1 25, Qd, SRCt-1)	0,966	2,198
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90, C1 25, Pcu, SRCt-1)	0,974	2,484
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90, C1 25, Poil, SRCt-1)	0,970	2,461
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90, C1 25, Pal, SRCt-1)	0,968	2,361
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90, C1 25, Pau, SRCt-1)	0,966	2,206
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90, C1 25, Do Eu, SRCt-1)	0,968	2,422
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90, C1 25, F, SRCt-1)	0,967	2,254
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90, C1 25, S, SRCt-1)	0,966	2,174
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90, C1 25, IM, SRCt-1)	0,968	2,416
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90, C1 25, T, SRCt-1)	0,969	2,237
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90, T, De, SRCt-1)	0,968	2,439
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90, T, QP, SRCt-1)	0,968	2,407
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90, T, q sxew, SRCt-1)	0,967	2,368

SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90, T, Inv, SRCt-1)	0,968	2,471
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90, T, Qd, SRCt-1)	0,968	2,361
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90, T, Pcu, SRCt-1)	0,971	2,563
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90, T, Poil, SRCt-1)	0,971	2,592
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90, T, Pal, SRCt-1)	0,968	2,460
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90, T, Pau, SRCt-1)	0,968	2,359
SRC = f (F, GDP_CH, C1_25, Do_Eu, IP, SRC/St-1)	0,965	2,330
SRC = f (F, GDP_CH, C1_25, Do_Eu, C1_90, SRC/St-1)	0,966	2,207

Modelo con seis variable explicativas	Adj-R ²	D-W
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90, T, IP, SRCt-1)	0,967	2,364
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90, T, Do Eu, SRCt-1)	0,968	2,472
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90, T, C1 25, SRCt-1)	0,969	2,237
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90, T, F, SRCt-1)	0,967	2,391
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90, T, S, SRCt-1)	0,967	2,406
SRC = f (GDP W, GDP Wt-1, C1 90, T, IM, SRCt-1)	0,968	2,435
SRC = f (Pcu, Pau, S, Qp, De, SRC/St-1)	0,982	2,246
SRC = f (Pcu, Pau, S, Qp, q sxew, SRC/St-1)	0,971	2,135
SRC = f (Pcu, Pau, S, Qp, Inv, SRC/St-1)	0,980	2,242
SRC = f (Pcu, Pau, S, Qp, Qd, SRC/St-1)	0,980	2,202
SRC = f (Pcu, Pau, S, Qp, GDP_CH, SRC/St-1)	0,980	2,143
SRC = f (Pcu, Pau, S, Qp, GDP_W, SRC/St-1)	0,980	2,120
SRC = f (Pcu, Pau, S, Qp, Poil, SRC/St-1)	0,982	2,280
SRC = f (Pcu, Pau, S, Qp, Pal, SRC/St-1)	0,980	2,239
SRC = f (Pcu, Pau, S, Qp, IP, SRC/St-1)	0,980	2,122
SRC = f (Pcu, Pau, S, Qp, Do_Eu, SRC/St-1)	0,970	1,620
SRC = f (Pcu, Pau, S, Qp, C1_25, SRC/St-1)	0,974	2,243
SRC = f (Pcu, Pau, S, Qp, C1_90, SRC/St-1)	0,971	2,472
SRC = f (Pcu, Pau, S, Qp, F, SRC/St-1)	0,980	2,095
SRC = f (Pcu, Pau, S, Qp, IM, SRC/St-1)	0,982	2,040
SRC = f (Pcu, Pau, S, Qp, T, SRC/St-1)	0,981	2,099
SRC = f (Pcu, Pau, S, De, Qp, SRC/St-1)	0,982	2,246
SRC = f (Pcu, Pau, S, De, q sxew, SRC/St-1)	0,973	2,154
SRC = f (Pcu, Pau, S, De, Inv, SRC/St-1)	0,981	2,295
SRC = f (Pcu, Pau, S, De, Qd, SRC/St-1)	0,981	2,141
SRC = f (Pcu, Pau, S, De, GDP_CH, SRC/St-1)	0,981	2,129
SRC = f (Pcu, Pau, S, De, GDP_W, SRC/St-1)	0,981	2,112
SRC = f (Pcu, Pau, S, De, Poil, SRC/St-1)	0,984	2,337
SRC = f (Pcu, Pau, S, De, Pal, SRC/St-1)	0,981	2,208
SRC = f (Pcu, Pau, S, De, IP, SRC/St-1)	0,981	2,104
SRC = f (Pcu, Pau, S, De, Do_eu, SRC/St-1)	0,971	2,705
SRC = f (Pcu, Pau, S, De, C1_25, SRC/St-1)	0,974	2,221

SRC = f (Pcu, Pau, S, De, C1_90, SRC/St-1)	0,971	2,468
SRC = f (Pcu, Pau, S, De, F, SRC/St-1)	0,981	2,080
SRC = f (Pcu, Pau, S, De, T, SRC/St-1)	0,981	2,078
SRC = f (Inv, F, T, GDP_W, De, SRC/St-1)	0,972	2,031
SRC = f (Inv, F, T, GDP_W, Qp, SRC/St-1)	0,971	1,984
SRC = f (Inv, F, T, GDP_W, q sxew, SRC/St-1)	0,961	2,312
SRC = f (Inv, F, T, GDP_W, Qd, SRC/St-1)	0,972	1,926
SRC = f (Inv, F, T, GDP_W, Pcu, SRC/St-1)	0,972	1,687
SRC = f (Inv, F, T, GDP_W, Poil, SRC/St-1)	0,971	2,007
SRC = f (Inv, F, T, GDP_W, Pal, SRC/St-1)	0,971	2,087
SRC = f (Inv, F, T, GDP_W, Pau, SRC/St-1)	0,972	2,150
SRC = f (Inv, F, T, GDP_W, IP, SRC/St-1)	0,975	2,233
SRC = f (Inv, F, T, GDP_W, Do_Eu, SRC/St-1)	0,963	2,061
SRC = f (Inv, F, T, GDP_W, C1_25, SRC/St-1)	0,959	2,095
SRC = f (Inv, F, T, GDP_W, C1_90, SRC/St-1)	0,965	2,265
SRC = f (Inv, F, T, GDP_W, S, SRC/St-1)	0,975	2,506
SRC = f (Inv, F, T, GDP_W, IM, SRC/St-1)	0,971	1,912
SRC = f (F, GDP_CH, C1_25, Do_Eu, De, SRC/St-1)	0,964	2,339
SRC = f (F, GDP_CH, C1_25, Do_Eu, Qp, SRC/St-1)	0,964	2,255
SRC = f (F, GDP_CH, C1_25, Do_Eu, q sxew, SRC/St-1)	0,964	2,322
SRC = f (F, GDP_CH, C1_25, Do_Eu, Inv, SRC/St-1)	0,965	2,369
SRC = f (F, GDP_CH, C1_25, Do_Eu, Qd, SRC/St-1)	0,964	2,328
SRC = f (F, GDP_CH, C1_25, Do_Eu, Pcu, SRC/St-1)	0,975	2,139
SRC = f (F, GDP_CH, C1_25, Do_Eu, Poil, SRC/St-1)	0,964	2,300

Modelo con siete variables explicativas	Adj-R ²	D-W
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_Ch, IM, Pau, De, SRCt-1)	0,983	2,503
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_Ch, IM, Pau, Qp, SRCt-1)	0,983	2,511
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_Ch, IM, Pau, SRCxew, SRCt-1)	0,978	2,459
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_Ch, IM, Pau, Inv, SRCt-1)	0,983	2,464
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_Ch, IM, Pau, Qd, SRCt-1)	0,983	2,502
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_Ch, IM, Pau, Poil, SRCt-1)	0,984	2,448
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_Ch, IM, Pau, IP, SRCt-1)	0,983	2,447
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_Ch, IM, Pau, Do_eu, SRCt-1)	0,977	2,213
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_Ch, IM, Pau, C1_25, SRCt-1)	0,977	2,569
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_Ch, IM, Pau, C1_90, SRCt-1)	0,976	2,659
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_Ch, IM, Pau, F, SRCt-1)	0,983	2,397
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_Ch, IM, Pau, S, SRCt-1)	0,983	2,482
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_Ch, IM, Pau, T, SRCt-1)	0,984	2,414
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, Qd, De, SRCt-1)	0,983	2,433
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, Qd, Qp, SRCt-1)	0,983	2,467
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, Qd, SRCxew, SRCt-1)	0,977	2,571

SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, Qd, Inv, SRCt-1)	0,983	2,467
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, Qd, Poil, SRCt-1)	0,983	2,468
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, Qd, Pal, SRCt-1)	0,983	2,515
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, Qd, Pau, SRCt-1)	0,983	2,469
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, Qd, IP, SRCt-1)	0,983	2,467
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, Qd, Do_eu, SRCt-1)	0,976	2,218
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, Qd, c1_25, SRCt-1)	0,976	2,531
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, Qd, C1_90, SRCt-1)	0,975	2,662
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, Qd, S, SRCt-1)	0,983	2,468
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, Qd, IM, SRCt-1)	0,983	2,392
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, IM, DE, SRCt-1)	0,983	2,421
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, IM, Qp, SRCt-1)	0,983	2,411
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, IM, SRCxew, SRCt-1)	0,979	2,428
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, IM, Inv, SRCt-1)	0,983	2,415
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, IM, Poil, SRCt-1)	0,983	2,432
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, IM, Pal, SRCt-1)	0,984	2,505
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, IM, Pau, SRCt-1)	0,984	2,414
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, IM, IP, SRCt-1)	0,983	2,437
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, IM, Do_Eu, SRCt-1)	0,978	2,191
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, IM, C1_25, SRCt-1)	0,976	2,537
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, C1_90, SRCt-1)	0,975	2,626
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, IM, F, SRCt-1)	0,983	2,450
SRC = f (Pcu, Pcut-1, GDP_ch, T, IM, S, SRCt-1)	0,983	2,427
SRC = f (GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, De, QP, SRCt-1)	0,968	2,329
SRC = f (GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, De, SRCxew, SRCt-1)	0,967	2,441
SRC = f (GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, De, Qd, SRCt-1)	0,967	2,396
SRC = f (GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, De, Pcu, SRCt-1)	0,973	2,477
SRC = f (GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, De, Poil, SRCt-1)	0,970	2,518
SRC = f (GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, De, Pal, SRCt-1)	0,968	2,443
SRC = f (GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, De, Pau, SRCt-1)	0,968	2,432
SRC = f (GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, De, IP, SRCt-1)	0,967	2,418
SRC = f (GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, Do_eu, , SRCt-1)	0,967	2,472
SRC = f (GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, De, F, SRCt-1)	0,967	2,417
SRC = f (GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, De, S, SRCt-1)	0,968	2,411
SRC = f (GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, De, IM, SRCt-1)	0,967	2,459
SRC = f (GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, De, T, SRCt-1)	0,968	2,335
SRC = f (Inv, F, T, GDP_W, Pcu, De, SRC/St-1)	0,974	1,737
SRC = f (Inv, F, T, GDP_W, Pcu, Qp, SRC/St-1)	0,972	1,710
SRC = f (Inv, F, T, GDP_W, Pcu, SRCxew, SRC/St-1)	0,970	2,107
SRC = f (Inv, F, T, GDP_W, Pcu, Qd, SRC/St-1)	0,973	1,620
SRC = f (Inv, F, T, GDP_W, Pcu, Poil, SRC/St-1)	0,972	1,704
SRC = f (Inv, F, T, GDP_W, Pcu, Pal, SRC/St-1)	0,974	1,914
SRC = f (Inv, F, T, GDP_W, Pcu, Pau, SRC/St-1)	0,976	1,835

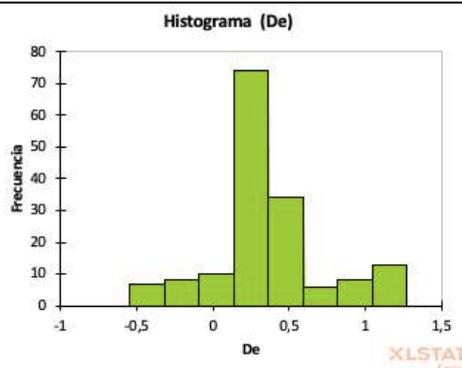
Modelo con siete variables explicativas	Adj-R ²	D-W
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, IM, QP ,SRCt-1)	0,968	2,368
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, IM, SRCxew ,SRCt-1)	0,967	2,418
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, IM, Inv ,SRCt-1)	0,968	2,537
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, IM, Qd ,SRCt-1)	0,968	2,445
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, IM, Pcu ,SRCt-1)	0,973	2,458
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, IM, Poil ,SRCt-1)	0,972	2,734
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, IM, Pal ,SRCt-1)	0,967	2,422
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, IM, Pau ,SRCt-1)	0,967	2,403
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, IM, IP ,SRCt-1)	0,967	2,415
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, IM, Do_Eu ,SRCt-1)	0,968	2,496
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, IM, F ,SRCt-1)	0,967	2,415
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, IM, S ,SRCt-1)	0,967	2,378
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, IM, T ,SRCt-1)	0,968	2,332
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, Poil, Qp ,SRCt-1)	0,971	2,474
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, Poil, SRCxew ,SRCt-1)	0,970	2,549
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, Poil, Inv ,SRCt-1)	0,969	2,461
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, Poil, Qd ,SRCt-1)	0,971	2,651
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, Poil, Pcu ,SRCt-1)	0,975	2,612
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, Poil, Pal ,SRCt-1)	0,971	2,623
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, Poil, Pau ,SRCt-1)	0,971	2,500
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, Poil, IP ,SRCt-1)	0,969	2,472
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, Poil, Do_Eu ,SRCt-1)	0,970	2,562
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, Poil, F ,SRCt-1)	0,970	2,504
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, Poil, S ,SRCt-1)	0,970	2,477
SRC = f(GDP_W, GDP_Wt-1, C1_90, C1_25, Poil, T ,SRCt-1)	0,971	2,456
SRC = f(Pcu, Pau, S, De, Poil, Qp , SRC/St-1)	0,984	2,345
SRC = f(Pcu, Pau, S, De, Poil, SRCxew , SRC/St-1)	0,980	2,561
SRC = f(Pcu, Pau, S, De, Poil, inv , SRC/St-1)	0,984	2,345
SRC = f(Pcu, Pau, S, De, Poil, Qd , SRC/St-1)	0,984	2,335
SRC = f(Pcu, Pau, S, De, Poil, GDP_Ch , SRC/St-1)	0,984	2,234
SRC = f(Pcu, Pau, S, De, Poil, GDP_W , SRC/St-1)	0,984	2,364
SRC = f(Pcu, Pau, S, De, Poil, Pal , SRC/St-1)	0,984	2,388
SRC = f(Pcu, Pau, S, De, Poil, IP , SRC/St-1)	0,984	2,350
SRC = f(Pcu, Pau, S, De, Poil, Do_Eu , SRC/St-1)	0,979	2,226
SRC = f(Pcu, Pau, S, De, Poil, C1_25 , SRC/St-1)	0,977	2,606
SRC = f(Pcu, Pau, S, De, Poil, C1_90 , SRC/St-1)	0,976	2,727
SRC = f(Pcu, Pau, S, De, Poil, F , SRC/St-1)	0,984	2,351
SRC = f(Pcu, Pau, S, De, Poil, IM , SRC/St-1)	0,984	2,202
SRC = f(Pcu, Pau, S, De, Poil, T , SRC/St-1)	0,984	2,304
SRC = f(Inv, F, T, GDP_W, Pcu, IP ,SRC/St-1)	0,976	1,951
SRC = f(Inv, F, T, GDP_W, Pcu, Do_eu ,SRC/St-1)	0,970	1,794
SRC = f(Inv, F, T, GDP_W, Pcu, C1_25 ,SRC/St-1)	0,970	1,965

SRC = f (Inv, F, T, GDP_W, Pcu, C1_90 ,SRC/St-1)	0,967	2,142
SRC = f (Inv, F, T, GDP_W, Pcu, S ,SRC/St-1)	0,980	2,300
SRC = f (Inv, F, T, GDP_W, Pcu, IM ,SRC/St-1)	0,973	1,580
SRC = f (F, GDP_CH, C1_25, Do_Eu, Poil, De ,SRC/St-1)	0,963	2,320
SRC = f (F, GDP_CH, C1_25, Do_Eu, Poil, Qp ,SRC/St-1)	0,963	2,197
SRC = f (F, GDP_CH, C1_25, Do_Eu, Poil, SRCxew ,SRC/St-1)	0,963	2,302
SRC = f (F, GDP_CH, C1_25, Do_Eu, Poil, Inv ,SRC/St-1)	0,964	2,342
SRC = f (F, GDP_CH, C1_25, Do_Eu, Poil, Qd ,SRC/St-1)	0,964	2,285
SRC = f (F, GDP_CH, C1_25, Do_Eu, Poil, Pcu ,SRC/St-1)	0,976	2,283
SRC = f (F, GDP_CH, C1_25, Do_Eu, Poil, Pal ,SRC/St-1)	0,966	2,332
SRC = f (F, GDP_CH, C1_25, Do_Eu, Poil, Pau ,SRC/St-1)	0,965	2,382
SRC = f (F, GDP_CH, C1_25, Do_Eu, Poil, IP ,SRC/St-1)	0,964	2,297
SRC = f (F, GDP_CH, C1_25, Do_Eu, Poil, C1_90 ,SRC/St-1)	0,967	2,325
SRC = f (F, GDP_CH, C1_25, Do_Eu, Poil, S ,SRC/St-1)	0,963	2,347
SRC = f (F, GDP_CH, C1_25, Do_Eu, Poil, IM ,SRC/St-1)	0,963	2,297
SRC = f (F, GDP_CH, C1_25, Do_Eu, Poil, T ,SRC/St-1)	0,963	2,318

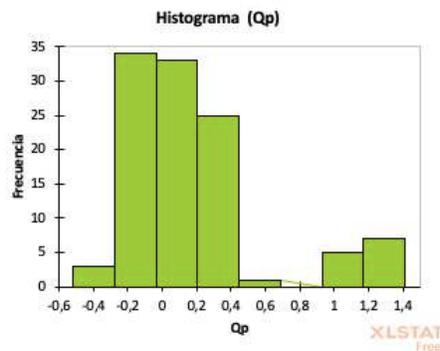
9.4 Anexo D

El presente anexo muestra las estadísticas básicas y variabilidad de cada parámetro estimado en los 1.030 modelos creados con diferente número de variables.

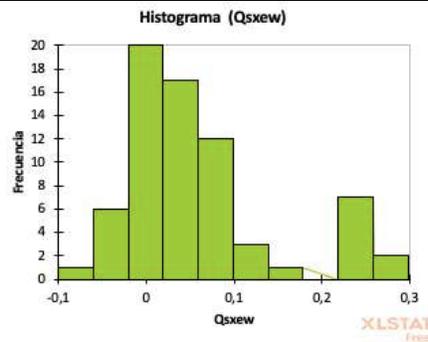
Variable	Observaciones	Mínimo	Máximo	Media	Desv. típica
De	160	-0,483	1,173	0,355	0,342



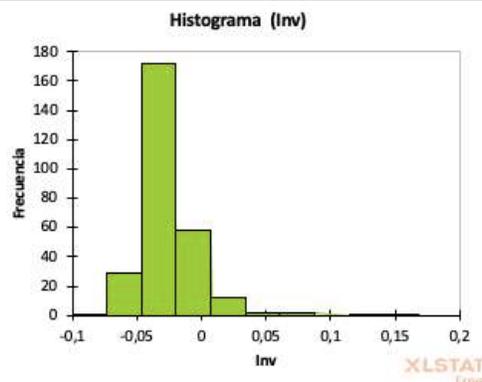
Variable	Observaciones	Mínimo	Máximo	Media	Desv. típica
Qp	108	-0,314	1,311	0,165	0,390



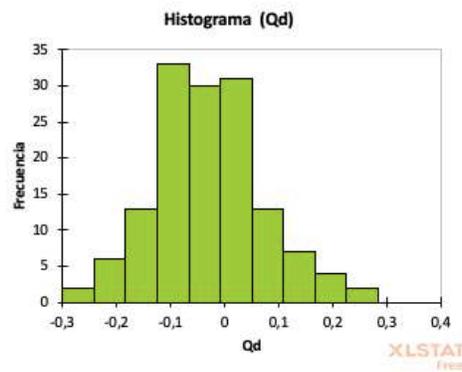
Variable	Observaciones	Mínimo	Máximo	Media	Desv. típica
Q sxew	69	-0,081	0,288	0,060	0,086



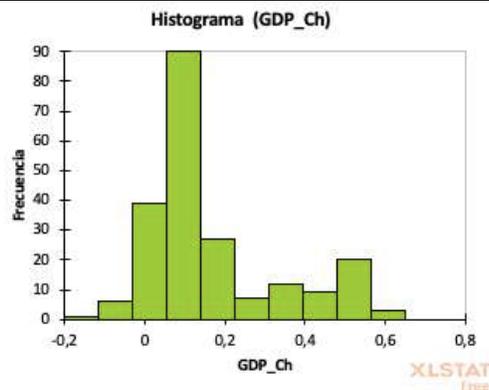
Variable	Observaciones	Mínimo	Máximo	Media	Desv. típica
Inv	278	-0,078	0,158	-0,026	0,025



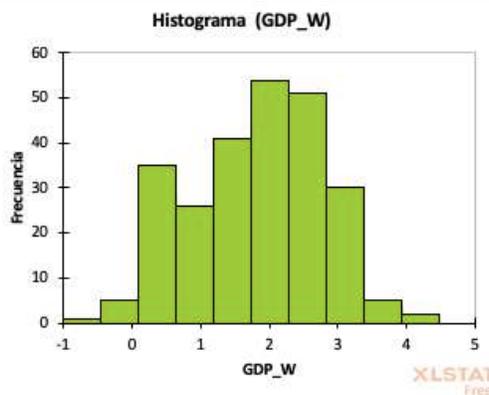
Variable	Observaciones	Mínimo	Máximo	Media	Desv. típica
Qd	141	-0,249	0,274	-0,027	0,101



Variable	Observaciones	Mínimo	Máximo	Media	Desv. típica
GDP_Ch	214	-0,180	0,641	0,168	0,166

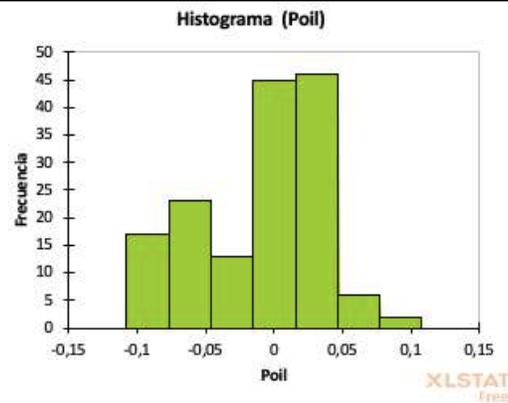


Variable	Observaciones	Mínimo	Máximo	Media	Desv. típica
GDP_W	250	-0,958	4,374	1,822	0,964

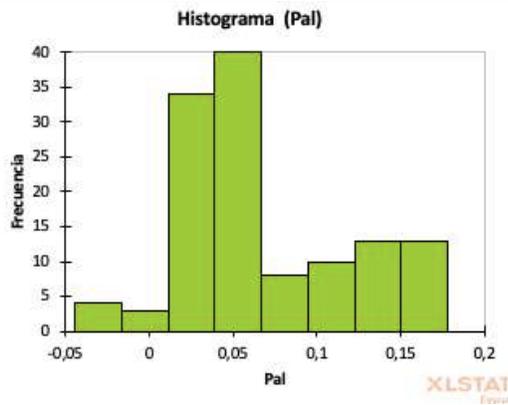


Variable	Observaciones	Mínimo	Máximo	Media	Desv. típica
----------	---------------	--------	--------	-------	--------------

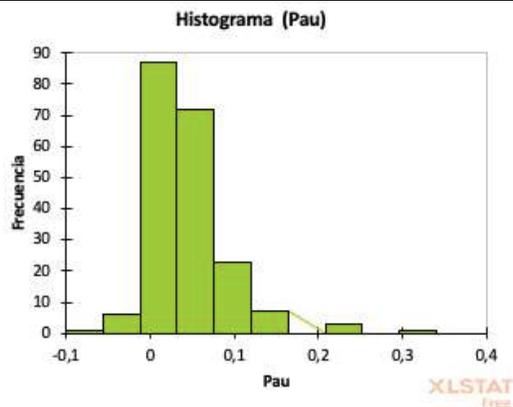
Poil	152	-0,104	0,098	-0,008	0,045
------	-----	--------	-------	--------	-------



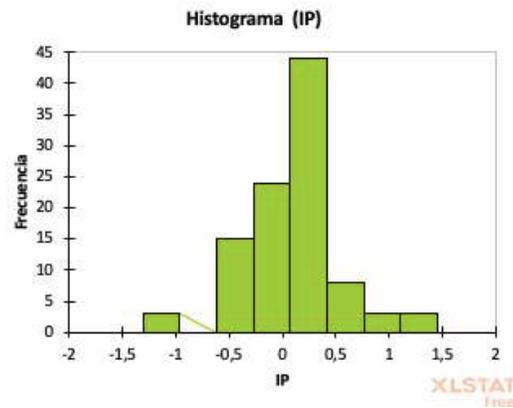
Variable	Observaciones	Mínimo	Máximo	Media	Desv. típica
Pal	125	-0,038	0,168	0,067	0,051



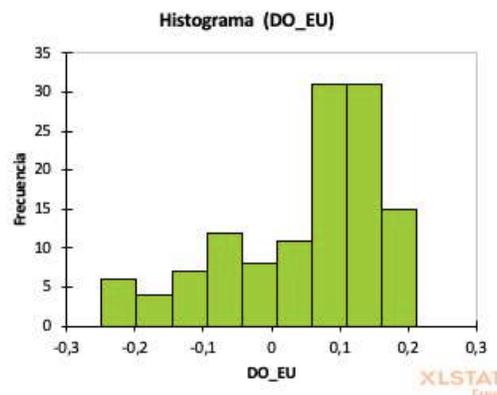
Variable	Observaciones	Mínimo	Máximo	Media	Desv. típica
Pau	200	-0,068	0,330	0,045	0,047



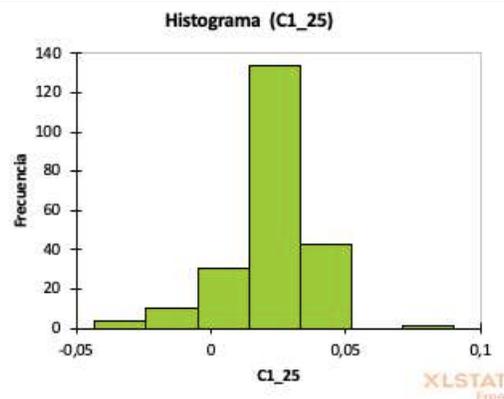
Variable	Observaciones	Mínimo	Máximo	Media	Desv. típica
IP	100	-1,163	1,356	0,087	0,431



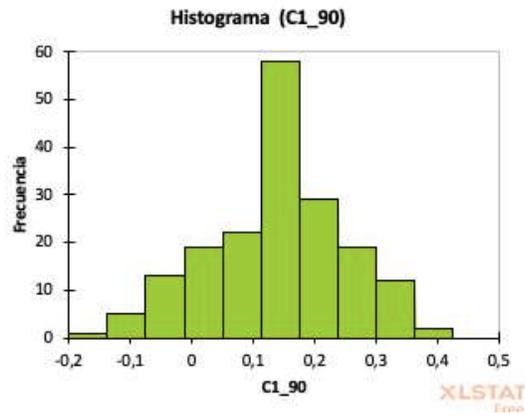
Variable	Observaciones	Mínimo	Máximo	Media	Desv. típica
DO_EU	125	-0,243	0,203	0,048	0,112



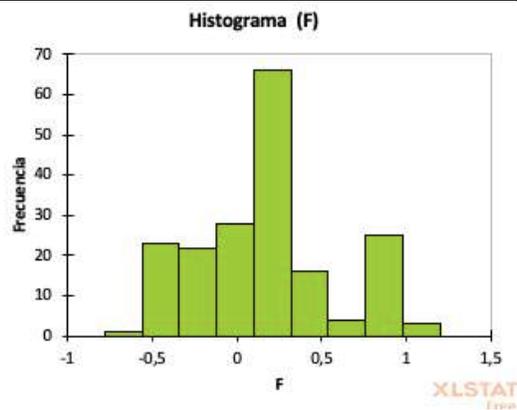
Variable	Observaciones	Mínimo	Máximo	Media	Desv. típica
C1_25	223	-0,031	0,080	0,022	0,014



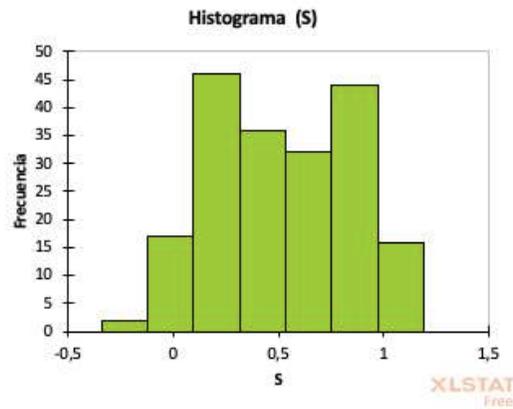
Variable	Observaciones	Mínimo	Máximo	Media	Desv. típica
C1_90	180	-0,178	0,416	0,137	0,110



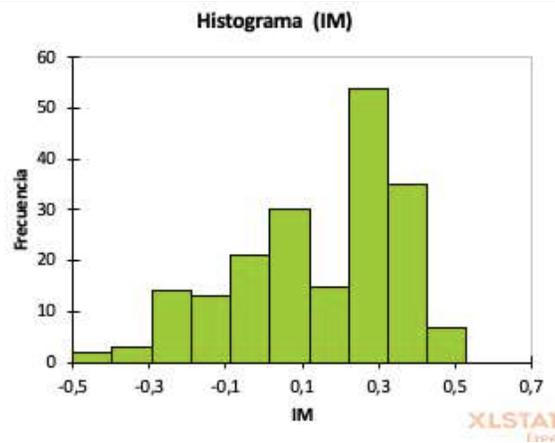
Variable	Observaciones	Mínimo	Máximo	Media	Desv. típica
F	188	-0,564	1,098	0,169	0,407



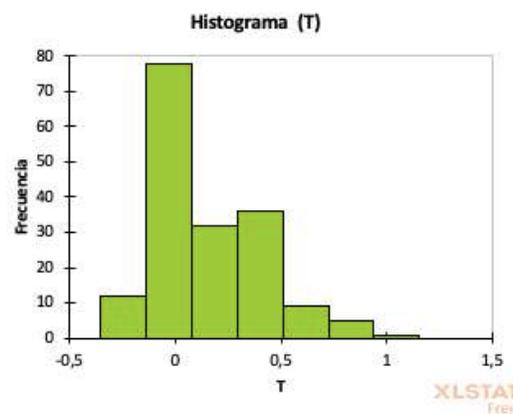
Variable	Observaciones	Mínimo	Máximo	Media	Desv. típica
S	193	-0,266	1,092	0,521	0,327



Variable	Observaciones	Mínimo	Máximo	Media	Desv. típica
IM	194	-0,453	0,521	0,141	0,214

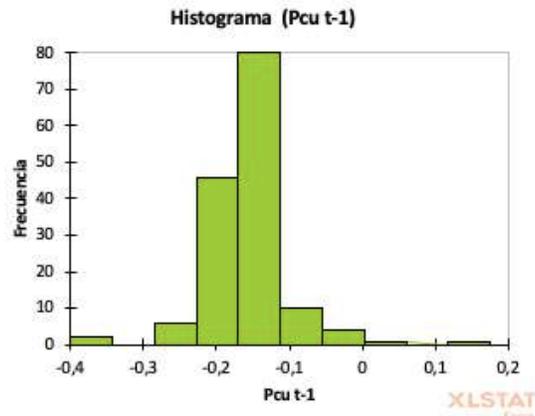


Variable	Observaciones	Mínimo	Máximo	Media	Desv. típica
T	173	-0,280	1,055	0,156	0,250

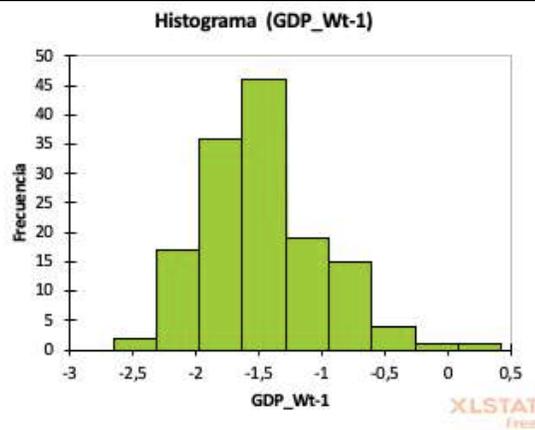


Variable	Observaciones	Mínimo	Máximo	Media	Desv. típica
----------	---------------	--------	--------	-------	--------------

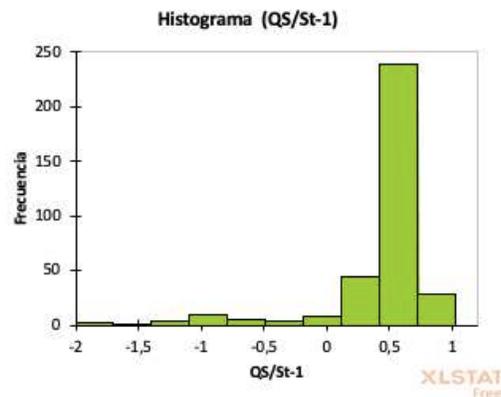
Pcu t-1	150	-0,400	0,165	-0,157	0,059
---------	-----	--------	-------	--------	-------



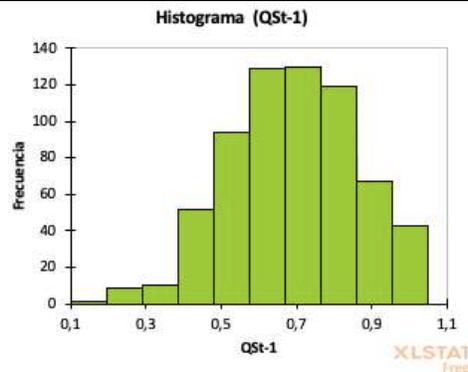
Variable	Observaciones	Mínimo	Máximo	Media	Desv. típica
GDP_Wt-1	141	-2,405	0,325	-1,489	0,482



Variable	Observaciones	Mínimo	Máximo	Media	Desv. típica
SRC/St-1	345	-1,812	0,922	0,418	0,411



Variable	Observaciones	Mínimo	Máximo	Media	Desv. típica
SRCt-1	654	0,138	1,049	0,690	0,167



1.030 Modelos Total realizados

241 Modelos con 3 variables

297 Modelos con 4 variables

207 Modelos con 5 variables

168 Modelos con 6 variables

117 Modelos con 7 variables