

UNIVERSIDAD DE COSTA RICA
ESCUELA DE MATEMÁTICA
DEPARTAMENTO DE MATEMÁTICA PURA Y CIENCIAS
ACTUARIALES
CA0305: Herramientas de Ciencias de Datos II.

**Modelo ARIMA para predicción de tasas de cambio
entre el euro y el dólar**

Realizado por

Luis Diego Esquivel Cruz B92813
Ester Andrea Gutiérrez Elizondo C03617
Ana Laura López Murillo B94359
Jorge Andreas Sanabria Arce B97190



UNIVERSIDAD DE
COSTA RICA

EMat

Escuela de
Matemática

Índice

1. Introducción	1
2. Pregunta central de investigación	2
3. Objetivos	2
4. Marco teórico	2
5. Descripción de los datos	3
6. Análisis de datos	5
7. Metodología	10
8. Resultados	13
9. Conclusiones y recomendaciones	17

1. Introducción

El mercado cambiario es de gran relevancia para la economía y finanzas de un país. Según el Banco Central Europeo, 2021, el tipo de cambio es determinante en la estabilidad de precios y crecimiento de una nación. Además, el comportamiento de estas tasas determina el rumbo de la política económica de los países. Esta variable macroeconómica puede afectar la estabilidad de una región de muchas maneras, particularmente determina el flujo de capitales, así como las importaciones y exportaciones. Además el Instituto de Finanzas Corporativas, 2023 explica que las tasas de cambio son una variable compleja que depende de diversas otras variables tales como las tasas de interés, la estabilidad política, las recesiones, especulación, etc. entonces se vuelve de especial importancia el estudio del comportamiento del tipo de cambio con el fin de realizar planeamientos financieros pertinentes y un manejo del riesgo apropiado.

Si bien existen diversas herramientas y enfoques para el estudio de dichas tasas, este proyecto plantea el pronóstico de tasas de cambio mediante el modelo ARIMA. Dada la relevancia del tipo de cambio para la economía, es importante el estudio de modelos que permitan realizar proyecciones precisas y fiables. El modelo propone una manera sencilla para la predicción a corto plazo de series temporales, y en caso en particular se enfoca en el tipo de cambio entre el euro y el dólar. Los usuarios deben valorar las ventajas que tal modelo pueda proporcionar además de tomar en consideración sus desventajas y limitantes para la implementación de esta técnica.

2. Pregunta central de investigación

¿Con qué precisión puede el modelo ARIMA predecir la tasa de cambio entre el euro y el dólar estadounidense a corto plazo utilizando datos de la Reserva Federal?

3. Objetivos

Objetivo General: Examinar la precisión de los resultados del modelo ARIMA en la predicción de tasas de tipo de cambio.

Objetivos específicos:

- Estudiar el crecimiento del PIB, el deficit/superavit fiscal y el índice de precios al consumidor de Alemania, Francia, Italia, Holanda y España entre 2008 y 2022
- Implementar el modelo ARIMA en Python.
- Analizar la precisión de predicción de los resultados del modelo ARIMA en las tasas de tipo de cambio entre el dólar y el euro por un período de 15 días y de un año.

4. Marco teórico

Según la Unión Europea (EU) (s.f.) el euro es la moneda oficial de 20 países de la Unión Europea y se identifica mediante el símbolo €. Estos países son Alemania, Austria, Bélgica, Chipre, Croacia, Eslovaquia, Eslovenia, España, Estonia, Finlandia, Francia, Grecia, Irlanda, Italia, Letonia, Lituania, Luxemburgo, Malta, Países Bajos y Portugal, y conforman la eurozona. El euro como moneda oficial se implementó el 1 de enero 1999 para efectos de cálculos contables y los primeros billetes y monedas se emitieron el 1 de enero de 2002, en lo que la Unión Europea categoriza como el mayor cambio de moneda de la historia. Actualmente el euro es una de las principales divisas con una fuerte influencia internacional. Sin embargo, es notorio que cada vez la sociedad reduce el uso de billetes y monedas según Gauret, 2023. Es por tanto, que recientemente la Comisión Europea, 2023 ha planteado la implementación del euro digital. Esta propuesta plantea al euro digital como una alternativa de pago que no pretende de ninguna manera sustituir al dinero físico. Si no que el euro digital vendría a representar una opción de método de pago para reducir los costos de transacción de mantener efectivo. Thierry Breton, comisionado de mercado interior menciona a la Comisión Europea, 2023 que:

“El euro digital reforzará el rol internacional del euro y proveerá a los consumidores y empresas una nueva solución de pago digital y universal. Ofrecerá nuevas oportunidades en términos de pagos más rápidos, seguros e innovadores, todo mientras se garantiza el nivel más alto de privacidad para los usuarios.”

Por otro lado, Mankiw (2015) define la tasa de cambio como el precio al que los residentes de dos países comercian entre sí. La tasa de cambio nominal es el precio relativo entre las

divisas de dos países. El tipo de cambio nominal se puede interpretar como el valor relativo de una moneda en término de otra. Con respecto al tipo de cambio entre el euro y el dólar, según Google Finance, 2023, durante el último mes (junio 2023) este índice ha logrado subir de 1,0784 a 1,0891. Durante este período de tiempo ha prevalecido la tendencia al alza levemente.

Los anteriores conceptos serán relevantes durante la implementación del Modelo ARIMA. Guerra (2023) describe ARIMA como un modelo dinámico de series temporales que permite realizar proyecciones y cuenta con tres componentes: Autoregresivo (AR), por lo que mediante una regresión lineal se emplean valores recompilados para modelar una relación entre estos y realizar las proyecciones a futuro; Integrado (I), esto implica la inclusión de errores, inclusive al azar, encontrados en la base de datos para fundamentar la modelación de la relación de datos que se predican; y Medias Móviles (MA), por lo que la serie no cuenta con una tendencia sistemática, sino una serie estacionaria con lo que se garantiza una estabilidad en la proyección al tener una media y varianza constante en el tiempo. ARIMA es un modelo ampliamente utilizado en la predicción de datos por su simplicidad. Por ejemplo, Ngan, 2016 utiliza este modelo para predecir el tipo de cambio entre el dong vietnamita (VND) y el dólar estadounidense (USD) con datos entre 2013 y 2015. El autor concluye que ARIMA es un modelo apto para la predicción a corto plazo de tasas de interés en Vietnam, pues durante los primeros 15 días la diferencia entre el valor real y el valor estimado permanece relativamente pequeña.

5. Descripción de los datos

Se seleccionaron 3 bases de datos: la base de datos “Foreign Exchange Rates-H.10” publicado por la Reserva Federal de Estados Unidos (Reserva Federal, 2023) , “OECD National Accounts Statistics database” (OECD, 2023a) y “Main Economic Indicators” ((OECD, 2023d)) publicada por la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OECD).

La primera recopila la tasa de cambio entre el dólar estadounidense y 23 divisas distintas: euro, yen japonés, libra esterlina, dólar canadiense, franco suizo, dólar australiano, dólar neozelandés, yuan chino, dólar de Singapore, won surcoreano, dólar taiwanés, rupia hindú, ringgit malayo, peso filipino, baht tailandés, real brasileño, peso colombiano, peso mexicano, sol peruano, rublo ruso, riyal saudí, rand sudafricano y lira turca. Los datos tienen periodicidad mensual, anual y diaria, a partir de que fecha están disponibles cambia divisa a divisa. En particular, se estudiarán los datos sobre las tasas de cambio entre euros diarios desde el 2008 hasta la actualidad. Esta data cuenta con 2 variables diferentes: día, la cual hace referencia al día en que se registró el dato. Está en formato AAAA-MMDD. Así como la tasa de cambio sport, este es un número y representa el equivalente de un euro en dólares americanos.

A su vez, la “OECD National Accounts Statistic contiene datos anuales y trimestrales de un amplio conjunto de áreas, desde 1955, de países pertenecientes de la OECD y algunas economías que no son miembros” (OECD, 2023a) . La base está conformada por un total de 22 conjuntos de datos. Para el propósito de esta investigación, se utilizará el conjunto de datos “National Accounts at a Glance”. Este agrupa la información a través de 203 indicadores en

del Producto Interno Bruto, Ingreso, Gasto, Producción, Gobierno General y Capital(OECD, 2023a). Actualmente contiene datos de 48 países. Sus 15 variables están descritas en la Tabla 1.

Para finalizar, la base de datos “Main Economic Indicators abarca las estadísticas económicas, a corto plazo, más recientes” (Michalos, 2014) de tanto países miembros como no miembros de la OECD. De los 12 conjuntos de datos que posee, cabe resaltar el conjunto “Prices” dado que esta incluye el conjunto de datos de interés: el “Consumer prices” . Esta incorpora 7 medidas “ del Índices del precio al Consumidor (IPC), según la Clasificación del Consumo Individual por Finalidades (CCIF), y los Índices de precios armonizados (IPCA) con sus pesos asociados y sus contribuciones a la inflación anual” (OECD, 2023d). En contraste a la ”National Accounts at a Glance” esta data no tiene las variables ”Indicator” e ”INDICATOR”, pese a compartir las otras 13 variables de la Tabla 1. En su lugar incorpora 6 variables más, detalladas en la Tabla 2, para un total de 19 variables.

Tabla 1
Variables de la base de datos “National Accounts at a Glance”

Variable	Descripción
LOCATION	Identificador de Country
Country	Nombre del país
INDICATOR	Identificador del indicador
Indicator	Nombre del indicador
TIME	Identificador de Time
Time	Año de cual corresponde el dato
Unit Code	Identificador de Unit
Unit	Unidad en la cual los datos fueron medidos
PowerCode Code	Identificador de PowerCode
PowerCode	Potencia de 10 por la cual los datos deben ser multiplicados
Reference Period Code	Identificador del Reference Period
Reference Period	Período de tiempo al que se refieren los datos
Value	Valor de los datos
Flag Codes	Identificador del Flag
Flags	Muestra una propiedad general del dato

Fuente: Elaboración propia con datos de OECD, 2023a

Tabla 2
Variables de la base de datos “Consumer prices”

Variable	Descripción
SUBJECT	Indetificador de Subject
Subject	Son las divisiones de la CCIF 2018
MEASURE	Identificador de Measure
Measure	Incluye 7 diferentes mediciones disponibles para el índice de Precios
FREQUENCY	Indetificador Frequency
Frequency	Se refiere a si los datos son anuales, trimestrales o mensuales

Fuente: Elaboración propia con datos de OECD, 2023d

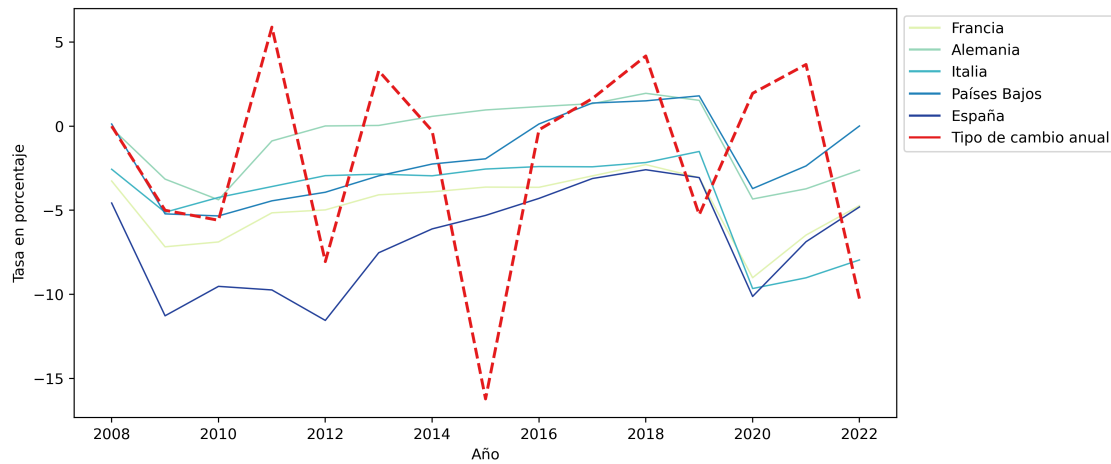
6. Análisis de datos

Figura 1: Crecimiento anual del PIB



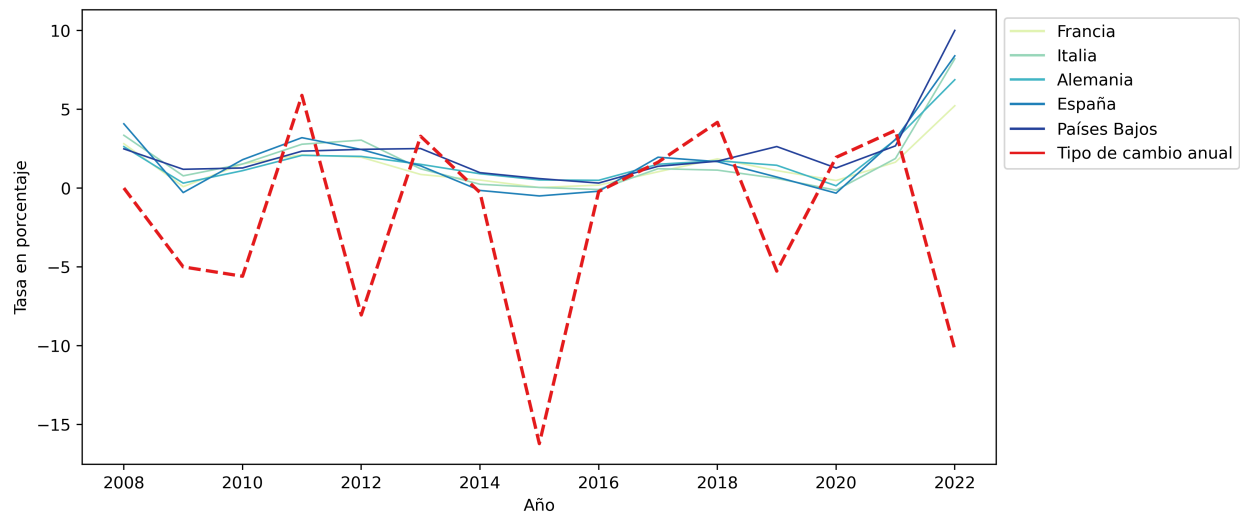
Fuente: Elaboración propia con base de datos recopilados OECD, 2023dy Reserva Federal, 2023

Figura 2: Déficit fiscal en porcentaje del PIB



Fuente: Elaboración propia con base de datos recopilados OECD, 2023dy Reserva Federal, 2023

Figura 3: Tasa de crecimiento anual de la inflación



Fuente: Elaboración propia con base de datos recopilados OECD, 2023d y Reserva Federal, 2023

Entre el 2008 y 2009 sucedió la primera parte de la crisis inmobiliaria en distintos países al explotar sus respectivas burbujas, lo cual explica la caída en los tres gráficos para los cinco países. Por una parte, al haber una crisis las personas optan por disminuir su gasto y esto provoca que el crecimiento económico se contraiga, las empresas venden menos y se ven obligadas a disminuir sus precios para hacer sus productos atractivos, lo cual explica la caída de la inflación. Al disminuir los precios las empresas van a tener menores márgenes de ganancia e incluso llevando a despidos, esto afecta al sector privado y al público, pues existen menos ingresos para las personas y por ende para el estado, por lo que se contrae

el crecimiento del PIB y a su vez aumenta el déficit fiscal, no solo por la disminución de ingresos de las arcas del estado, sino también por obligaciones sociales como pensiones de desempleo e intervención estatal para combatir la crisis (Reyes y Moslares, 2010) .

Entre el 2010 y 2012 se vivió la segunda parte de la crisis inmobiliaria, cosa que consistió en un restablecimiento del PIB para el 2010 y su eventual aumento de la inflación para el 2010, pero sin lograr disminuir en gran medida el déficit fiscal e incluso algunos países vieron cómo este se incrementó. Esto último se debió a la crisis del euro, la cual se agravó con la crisis inmobiliaria, pues al unificarse el sistema financiero en la Unión Europea y al estallar dicha crisis, el sistema bancario de cada país entró en crisis y al existir una relación entre todos, incluyendo los cinco a analizar, hizo que salir de esta crisis fuese complejo al existir una inflexibilidad financiera. Esto explica las razones por las cuales entre estos años existen distintos crecimientos y decrecimientos del déficit en porcentaje del PIB para los países en cuestión. En cuanto la disminución del PIB y de la inflación observada posterior al 2010, esta se relaciona por la disminución de la inversión y consumo en estos cinco países al ponerse en duda la capacidad de pago por parte de los gobiernos y la posibilidad de una nueva crisis por el impago (Weber, 2015).

El periodo comprendido entre el 2013 y 2015 fue un periodo de fortalecimiento de confianza para los consumidores e inversores al ver la disminución del déficit fiscal, siendo este último índice macroeconómico en el cual la Unión Europea, y por ende los países en cuestión, centraron principalmente sus esfuerzos aplicando diversas medidas monetarias. Esto resultó en un éxito al lograr empezar a disminuir progresivamente el déficit fiscal e incluso a tener superávit en porcentaje del PIB, como en el caso de Alemania para el 2015. Este aumento de confianza en la economía de los países en cuestión hizo que fuese aumentando el consumo y la inversión, así como el crecimiento económico global, lograron permitir un aumento en el PIB para los cinco países, mientras la inflación se mantuvo en decaimiento, lo cual se debió a la reducción de los precios de las materias primas. De este modo se pudo mantener un crecimiento económico a bajos precios sin la necesidad de reducir márgenes de ganancias o despedir personal, lo que promovió aún más la economía al aumentar la demanda y la estabilidad fiscal de los países (European Central Bank (ECB), 2016b)

El European Central Bank (ECB) (2016b) explica que durante 2016 el PIB nominal de los países de la eurozona tuvo en crecimiento con respecto al 2015 debido a una expansión de las exportaciones netas y un crecimiento relativamente constante de la demanda doméstica. Este aumento del consumo domestico se debe a la disminución del desempleo en la zona. Por otro lado, respecto al déficit fiscal este decreció, pasando de 2.4 % a 1.7 % que el ECB atribuye al gasto en salud y pagos de interés neto mayores, hecho que se considera como un factor importante en la estabilidad del tipo de cambio del euro con respecto al dólar durante este año. Sin embargo el crecimiento observado en la inflación se atribuye a la caída en los precios del petroleo. Es importante considerar que durante el 2016 el Reino Unido decidió abandonar la unión europea, a este evento se llama Brexit. Entre 2017 y 2018 permanecieron las tendencias que iniciaron en 2016 para los tres indicadores macroeconómicos debido a estímulos monetarios del BCE.

En 2017 la expansión del PIB que se observó en 2016 se mantuvo esta tendencia entre 2017 y 2018 pero debilitándose cada año debido a un crecimiento global más débil que en años anteriores. Según European Central Bank (ECB) (2019) para 2018 la inflación alcanzaba un promedio del 1.7 %. Esto insto a la entidad financiera a reducir el ritmo de compras. Durante este año el tipo de cambio efectivo del euro se apreció en parte debido al Brexit.

En 2019 se cumplió el vigésimo aniversario del euro. Durante este año el Brexit aún tenía efectos en el tipo de cambio del euro, pues hubo una depreciación que el European Central Bank (ECB) (2020) atribuye a este evento. Durante este año se registró el crecimiento más débil del PIB real de la eurozona debido a un comercio debilitado por un panorama de incertidumbre global. En cuanto al nivel de precios se mantuvo una oscilación principalmente decreciendo debido a la fluctuación de precios del petróleo.

Durante el 2020 el mundo estaba atrevesando la crisis por COVID19. Esta emergencia sanitaria afectó a la zona euro principalmente por las cuarentenas que atrevesaron los países integrantes de la Unión Europea. El European Central Bank (ECB) (2021) explica que debió relajar fuertemente sus políticas para contrarrestar el efecto de la pandemia. El consumo de la zona se contrajo radicalmente lo cual se vió reflejado en una importante caída del PIB, reduciéndose en un 6.6 %. En consecuencia el déficit fiscal también se contrajo vertiginosamente. Sin embargo en comparación con la crisis del 2008, las consecuencias de la pandemia fueron más dura para la zona euro durante los primeros trimestres y hubo expectativas positivas con mayor rapidez. La volatilidad en el nivel de precios durante este año se disparó debido a la duda sobre la demanda del petróleo. El euro logró apreciarse respecto a las monedas de los principales socios comerciales durante este año, lo cual le brindó las posibilidades de una recuperación económica más pronta.

Durante 2021, la región se encaminaba hacia la recuperación tras la pandemia. Para este año el PIB real registró una recuperación del 5,3 %. Si bien los avances de este indicador fueron positivos, las economías europeas no se recuperaban al ritmo deseado debido a la aparición de nuevas variantes de COVID. Por otro lado, al observar la inflación se puede notar que esta tuvo un incipiente crecimiento. El European Central Bank (ECB) (2021) atribuye esto a una oferta insuficiente por causa de la pandemia, un aumento en la demanda global debido a la relajación de las medidas sanitarias y un aumento en los precios de la energía.

El año pasado inició el conflicto entre Rusia y Ucrania causando expectativas de inflación nunca antes vistas. El European Central Bank (ECB) (2023) explica este año como un punto de inflexión para la política monetaria, pues se alcanzaron tasas del 8.4 % de inflación. Aún así el PIB de la euro zona seguía mostrando indicios de recuperación tras la crisis sanitaria, pues como se observa en el gráfico 1, si bien los cambios fueron menores a los registrados en 2021, el PIB logró crecer un 3,5 %. Respecto al tipo de cambio, durante este año la cifra se mantuvo relativamente más estable en términos nominales y evidenciando una depreciación con respecto al dólar.

Finalmente, en cuanto al tipo de cambio y su relación con las variables macroeconómicas anteriormente descritas, se evidencia en la figura 2 y figura 3 que estas variables no guardan

ninguna relación entre sí. Es decir, que los datos empíricos muestran que la tasa de crecimiento anual de la inflación y el déficit fiscal no influyen en la tasa de tipo de cambio anual del euro con el dólar. Sin embargo durante algunos períodos de tiempo la tasa de tipo de cambio y el crecimiento anual del PIB parecen mantener algún tipo de relación positiva. Esto si exceptuamos los datos del 2015. Sin embargo según Pramanik, 2021 esta relación no es clara y no existe suficiente evidencia empírica para afirmar un vínculo de estas variables. Además, de existir, dicha relación no sería bidireccional. Es decir que, es el tasa de cambio la que influencia en el PIB de un país y no en dirección contraria. Razón por la cual la tasa de cambio se podría considerar un indicador adelantado del cambio porcentual del PIB, más el PIB no influye en el tipo de cambio. Por lo cual ninguna de las tres variables presentadas anteriormente tendra influencia en la predicción del tipo de cambio.

7. Metodología

El código que se muestra a continuación y la manipulación de datos los puede encontrar en el siguiente repositorio: https://github.com/estergutierrez/Proyecto_CA0305

Inicialmente, para la implementación de ARIMA en Python se requieren las siguientes librerías para la manipulación de datos y predicción de tasas:

```
1 import pandas as pd
2 import matplotlib.pyplot as plt
3 import seaborn as sns
4 import seaborn.objects as so
5 sns.__version__
6 import numpy as np
7 import calendar
8 import glob
9 from statsmodels.graphics.tsaplots import plot_pacf, plot_acf
10 from statsmodels.tsa.statespace.sarimax import SARIMAX
11 from statsmodels.tsa.stattools import pacf
12
13 from pmdarima.arima import ADFTest
14
15 from pmdarima.arima import ADFTest
```

Se carga la bases de dato. Dentro de esta base existen datos faltantes para algunas fechas por lo cual se realiza una interpolación.

```
1
2 # Leer el archivo CSV en un DataFrame
3 archivo_csv = 'FRB_H102.csv'
4 df = pd.read_csv(archivo_csv)
5
6 # Convertir la columna Date al formato de fecha y hora
7 df['Date'] = pd.to_datetime(df['Date'])
8
9 # Establecer la columna Fecha como el índice del DataFrame
10 df.set_index('Date', inplace=True)
11
12 # Crear un nuevo DataFrame con un rango de fechas completo
13 fecha_minima = df.index.min()
14 fecha_maxima = df.index.max()
15 rango_fechas = pd.date_range(fecha_minima, fecha_maxima, freq='D')
16 nuevo_df = pd.DataFrame(index=rango_fechas)
17
18 # Fusionar el nuevo DataFrame con el DataFrame original
19 df_fusionado = pd.merge(nuevo_df, df, left_index=True, right_index=True,
20                          how='left')
21
22 # Reemplazar los valores faltantes de la columna Tasa con 'ND'
23 df_fusionado['Rate'].fillna('ND', inplace=True)
24
25 # Reemplazar las cadenas 'ND' con valores numéricos interpolados
```

```

25 df_fusionado['Rate'] = pd.to_numeric(df_fusionado['Rate'], errors='
    coerce')
26 df_fusionado['Rate'] = df_fusionado['Rate'].interpolate()
27
28 # Restablecer el indice y renombrar las columnas
29 df_fusionado.reset_index(inplace=True)
30 df_fusionado.columns = ['Date', 'Rate']
31
32 # Guardar el DataFrame modificado en un nuevo archivo CSV
33 archivo_salida_csv = 'FRB_H10_modificado.csv'
34 df_fusionado.to_csv(archivo_salida_csv, index=False)

```

Se corrigen los datos de fechas y se muestra el resultado de las tasas interpoladas

```

1 data = df_fusionado
2 data['Date']=pd.to_datetime(data['Date'])
3 data.set_index('Date', inplace=True)
4 data['Rate'] = data['Rate'].astype(float)
5
6 fig, ax = plt.subplots(figsize=(10, 5))
7 graf2 = sns.lineplot(data=data, x='Date', y='Rate', ax=ax, linewidth=1,
8     color = 'red')
9 graf2.set(xlabel='Dia', ylabel='Tasa de cambio')

```

Figura 4: Tasas de tipo de cambio interpoladas



Fuente: Elaboración propia con base de datos recopilados por Reserva Federal, 2023

Después de la interpolación, los datos ya están listos para introducirse al modelo ARIMA. Primero se efectúa el test Dickey - Fuller para determinar si la base de datos es estacionaria. En caso de tener datos estacionarios se requiere hacer una diferenciación de los datos, sin embargo para nuestro caso se puede apreciar en el gráfico y en el resultado del test que los datos son estacionarios.

```
1 adf_test = ADFTest(alpha = 0.05)
2 adf_test.should_diff(data)
```

```
1 (0.6454305397613241, True)
```

Para hacer la proyección primero es necesario hallar los parámetros iniciales óptimos. En este caso se utiliza la función Auto ARIMA, a continuación se muestra la búsqueda de parámetros iniciales para 15 días con datos desde el 2023

```
1 train2 = data[8399:8544]
2 test2 = data[8544:]
3
4 from pmdarima.arima import auto_arima
5 arima_model2 = auto_arima(train2, start_p=0, d=1, start_q=0,
6                           max_p=5, max_d=5, max_q=5, start_P=0,
7                           D=1, start_Q=0, max_P=5, max_D=5,
8                           max_Q=5, m=12, seasonal=True,
9                           error_action='warn', trace=True,
10                          suppress_warnings=True, stepwise=True,
11                          random_state=20, n_fits=50)
```

Los resultados son:

```
1 Performing stepwise search to minimize aic
2 ARIMA(0,1,0)(0,1,0)[12] : AIC=-988.334, Time=0.03 sec
3 ARIMA(1,1,0)(1,1,0)[12] : AIC=-1012.129, Time=0.19 sec
4 ARIMA(0,1,1)(0,1,1)[12] : AIC=-1026.650, Time=0.15 sec
5 ARIMA(0,1,1)(0,1,0)[12] : AIC=-989.666, Time=0.04 sec
6 ARIMA(0,1,1)(1,1,1)[12] : AIC=-1017.124, Time=0.38 sec
7 ARIMA(0,1,1)(0,1,2)[12] : AIC=-1029.534, Time=0.95 sec
8 ARIMA(0,1,1)(1,1,2)[12] : AIC=-1025.902, Time=1.66 sec
9 ARIMA(0,1,1)(0,1,3)[12] : AIC=-1024.434, Time=0.88 sec
10 ARIMA(0,1,1)(1,1,3)[12] : AIC=-1025.643, Time=4.54 sec
11 ARIMA(0,1,0)(0,1,2)[12] : AIC=-1028.815, Time=0.35 sec
12 ARIMA(1,1,1)(0,1,2)[12] : AIC=-1026.117, Time=0.52 sec
13 ARIMA(0,1,2)(0,1,2)[12] : AIC=-1016.743, Time=0.34 sec
14 ARIMA(1,1,0)(0,1,2)[12] : AIC=-1027.959, Time=0.44 sec
15 ARIMA(1,1,2)(0,1,2)[12] : AIC=-1025.443, Time=0.83 sec
16 ARIMA(0,1,1)(0,1,2)[12] intercept : AIC=-1026.783, Time=0.84 sec
17
18 Best model: ARIMA(0,1,1)(0,1,2)[12]
19 Total fit time: 12.150 seconds
```

Finalmente se introducen los datos al modelo para generar la predicción.

```

1 prediction2 = pd.DataFrame(arima_model2.predict(n_periods=15), index=
  test2.index)
2 prediction2.columns = ['predicted_rate']
3 prediction2

```

Para este proyecto se generaron cuatro proyecciones, descritas en la siguiente tabla:

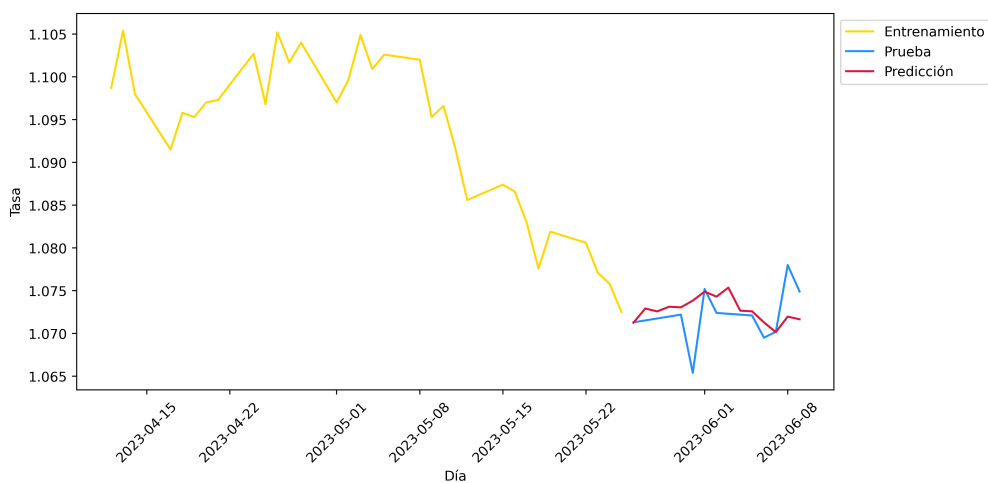
Tabla 3
Predicciones generadas

Predicción	Días proyectados	Período de entrenamiento
Predicción 1	15 días	01-01-2008 hasta 26-05-2023
Predicción 2	15 días	01-01-2023 hasta 26-05-2023
Predicción 3	30 días	01-01-2023 hasta 11-05-2023
Predicción 4	30 días	01-01-2020 hasta 11-05-2023

Fuente: Elaboración propia con datos de Reserva Federal, 2023

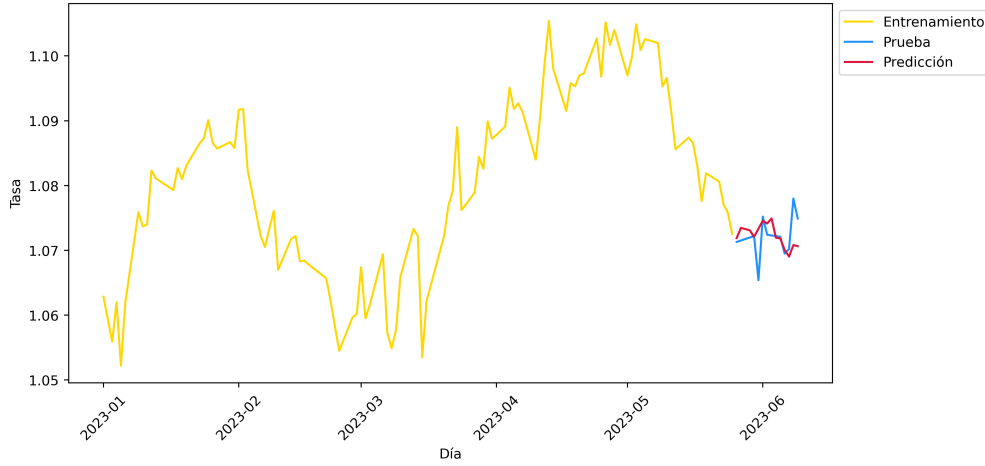
8. Resultados

Figura 5: Predicción de tasas a 15 días con datos desde 2008



Fuente: Elaboración propia con base de datos recopilados por Reserva Federal, 2023

Figura 6: Predicción a 15 días con datos del 2023

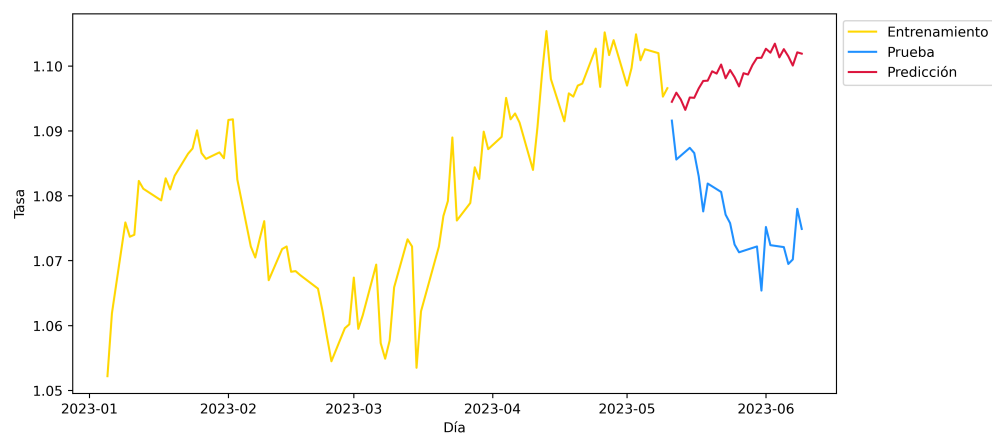


Fuente: Elaboración propia con base de datos recopilados por Reserva Federal, 2023

La Figura 5 contiene la proyección a 15 días basado en el entrenamiento desde el 2008, junto a dicho entrenamiento y el comportamiento real llamado "Prueba", mientras en la Figura 9 se encuentra su respectivo error. Para este caso se emplearon los parámetros $(2, 1, 0)$ (por lo que es un método ARI), por lo que para cada valor de la proyección se basó en el comportamiento de dos periodos previos, así mismo empleó una diferenciación para eliminar la tendencia. Este método resultó ser relativamente preciso, teniendo un error máximo de 8×10^{-3} y la mayoría del resto de errores por debajo de 2×10^{-3} , lo cual indica que la tendencia proyectada resultó ser muy similar a la original.

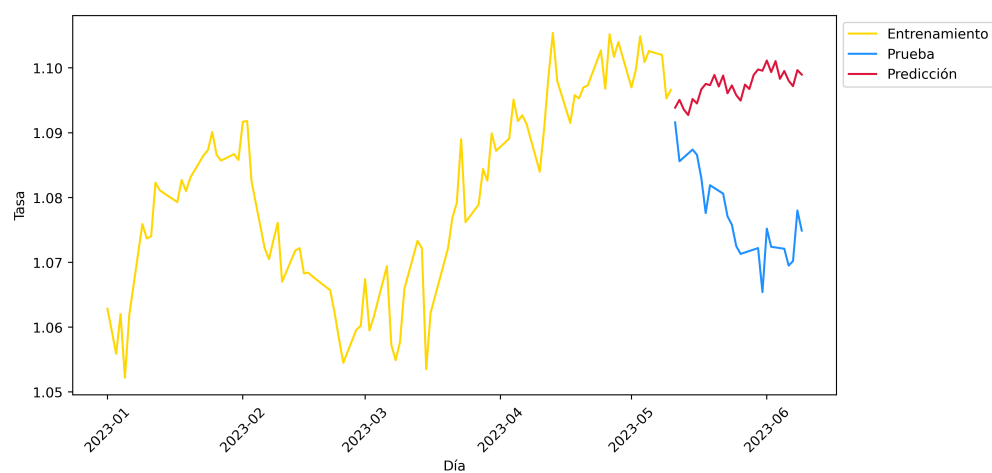
Por su parte, en la Figura 6 se observa el caso de la proyección a 15 días, basado en un entrenamiento que parte del 2023, y su respectivo error en la Figura 9. Para este entrenamiento se implementaron los parámetros $(0, 1, 1)$ (siendo entonces un método IMA), lo cual mantiene la misma diferenciación que el caso pasado, pero en vez de basarse periodos previos para la proyección, opta por ensuavizar todos los coeficientes salvo el primero para la proyección. Lo cual resultó en el mismo máximo que el método anterior, pero también cuenta con picos más altos y otros más bajos que con los parámetros $(2, 1, 0)$, de modo que su ventaja de precisión con respecto al método ARI depende de los puntos en los cuales se esté analizando y no se puede asegurar de manera general cuál de los dos es más preciso, sino varía según las fechas pues el error es muy similar.

Figura 7: Predicción a 30 días con datos del 2020



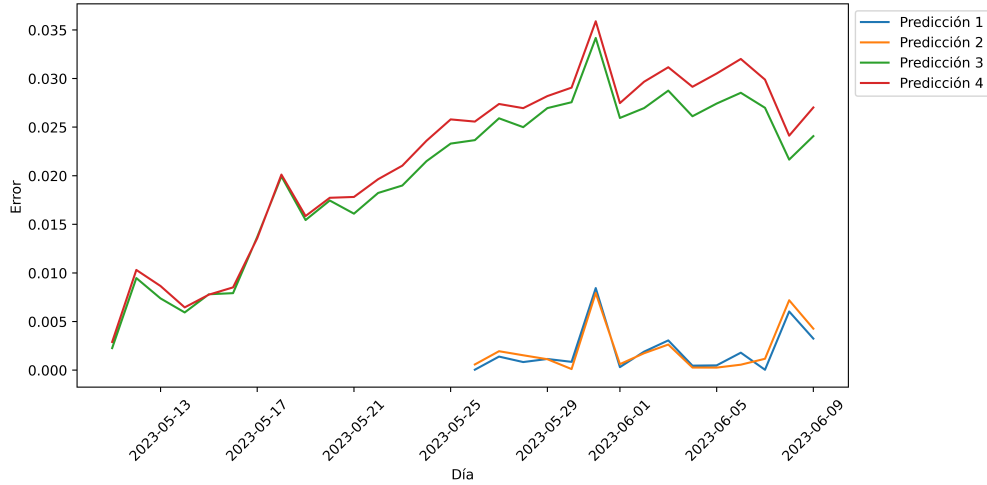
Fuente: Elaboración propia con base de datos recopilados por Reserva Federal, 2023

Figura 8: Predicción a 30 días con datos del 2023



Fuente: Elaboración propia con base de datos recopilados por Reserva Federal, 2023

Figura 9: Error absoluto de las predicciones



Fuente: Elaboración propia con base de datos recopilados por Reserva Federal, 2023

Al observar la Figura 7 se aprecia la proyección a 30 días basado en un entrenamiento que parte del 2020 junto a su respectiva predicción y comportamiento original denominado "Prueba", el cual se puede determinar que no existe una relación entre lo proyectado y lo original, y se puede corroborar en la Figura 9 donde se muestra el error en cada fecha. Para este caso se empleó el método ARI con parámetros $(1, 1, 0)$, de manera que se basa en un periodo previo para estimar cada punto de la proyección y hace uno de una diferenciación con el objetivo de eliminar la tendencia. Esto resultó poco preciso dado a que conforme avanza en la proyección, se pierde precisión y llega a alcanzar errores de hasta 35×10^{-3} , lo cual es más de 4 veces el máximo de los errores visualizados de las proyecciones a 15 días.

Por su parte, la Figura 8 muestra la proyección a 30 días con entrenamiento a partir del 2023 y permite observar que en este caso tampoco se logra una predicción certera, lo cual es confirmado en la Figura 9 donde se encuentran los errores por fechas. A diferencia del caso anterior, se emplearon los parámetros $(0, 1, 0)$, lo cual indica que la proyección no empleó periodos anteriores ni ensuavizó coeficiente alguno, sino solo utilizó una diferenciación para la proyección. Esta decisión terminó en tener una proyección con errores que se encuentran entre 22×10^{-3} y 34×10^{-3} , en rango más alto de las cuatro proyecciones realizadas y sin contar con ninguna fecha bien proyectada.

De este modo, se puede determinar que las mejores proyecciones se alcanzaron al proyectar 15 días y, bajo los parámetros dados por Auto ARIMA en cada caso, depende de cada una de las fechas proyectadas para decidir si es óptimo tomar 15 años o menos de un año de entrenamiento para tener una mejor precisión. Mientras que para las proyecciones a 30 días y bajo los parámetros otorgados por Auto ARIMA para cada uno de ellos, se aprecia que no existe una proyección que se haya acercado un poco a la realidad, independientemente del tiempo de entrenamiento para realizarlas.

9. Conclusiones y recomendaciones

Si bien las dos proyecciones realizadas a 15 días varían su precisión dependiendo de las fechas y por ello no se puede determinar de manera general si es mejor tomar 15 años o menos de un año de entrenamiento, sí es posible determinar que para resultados más precisos se deben realizar proyecciones a periodos cortos, como se pudo observar con las proyecciones a 30 días, donde proyecta tan solo el doble del periodo donde se obtuvieron buenas precisiones, las cuales no lograron contar con una tendencia similar a la original.

Para las proyecciones a 15 días se emplearon dos parámetros distintos, lo que conllevaron a dos procesos distintos, donde uno empleaba dos periodos previos y el otro el ensuavizamiento de coeficientes, para obtener resultados similares aún con periodos de entrenamiento que contabilizaron 14 años de diferencia. Esto se debe a la importancia de los parámetros iniciales escogidos para la implementación del método, los cuales se determinaron mediante Auto ARIMA, el cual indica los más óptimos sin necesidad de hacer prueba y error con todos los posibles parámetros. Sin embargo también se debe tomar en cuenta que para un volumen de datos de entrenamiento muy grandes, Auto ARIMA no es necesariamente la mejor herramienta para determinar dichos valores. Pues para la primera proyección con datos desde el 2008 la función tuvo una duración de hasta 40 minutos y en muchas ocasiones el kernel murió. Se recomienda al lector consultar diversas maneras de calcular los parámetros iniciales según sea el caso de su base de datos y la capacidad de la computadora. Además si se busca una predicción precisa entonces se sugiere evaluar la efectividad de ARIMA y considerar otros modelos pues el margen de error puede llegar a ser bastante grande.

Si bien el tipo de cambio puede variar según políticas macroeconómicas empleadas por los gobiernos de turno, la evidencia empírica demuestra que, de manera general, no existe una relación entre ninguna de las variables estudiadas (PIB, déficit fiscal e IPC) y el tipo de cambio entre el euro y el dólar estadounidense. Por lo que al realizar las proyecciones del tipo de cambio, no es necesario considerar estas variables en las estimaciones, para ello es mejor considerar parámetros y periodos a estimar oportunos.

Bibliografía

- Croarkin, Carroll, Paul Tobias, Chelli Zey et al. (2002). *Engineering statistics handbook*. NIST iTL.
- Europea, Comisión (jun. de 2023). *Single Currency Package: new proposals to support the use of cash and to propose a framework for a digital euro*. URL: https://ec.europa.eu/commission/presscorner/detail/en/ip_23_3501.
- European Central Bank (ECB) (2016a). *Economic Bulletin Issue 6, 2016*. URL: https://www.ecb.europa.eu/pub/economic-bulletin/html/eb201606.en.html#IDofChapter1_4.
- (2016b). *Informe Anual 2015, BCE*. URL: https://www.ecb.europa.eu/pub/annual/html/ar2015.es.html#IDofChapter2_1_3.
- (2019). *Informe Anual 2018*. URL: <https://doi.org/10.2866/224878>.
- (2020). *Informe Anual 2019 del BCE*. URL: <https://www.ecb.europa.eu/pub/annual/html/ar2019~c199d3633e.es.html>.

-
- European Central Bank (ECB) (2021). *Informe Anual 2020, BCE*. URL: <https://www.ecb.europa.eu/pub/annual/html/ar2020~4960fb81ae.es.html>.
- (2023). “Informe Anual 2022, BCE”. En: *European Central Bank*. DOI: 10.2866/03321. URL: <https://doi.org/10.2866/03321>.
- Europeo, Banco Central (nov. de 2021). *What is the role of exchange rates?* URL: https://www.ecb.europa.eu/ecb/educational/explainers/tell-me-more/html/role_of_exchange_rates.en.html.
- Fernández, Santiago (2010). *Series Temporales: Modelo ARIMA*. <https://www.estadistica.net/ECONOMETRIA/SERIES-TEMPORALES/modelo-arima.pdf>.
- Finance, Google (jul. de 2023). *Euro a dólar estadounidense*. URL: https://www.google.com/finance/quote/EUR-USD?sa=X&ved=2ahUKEwiSt4yejPv_AhXOmYQIHUwkBjEQmY0JegQIBhAc&window=1M.
- Finanzas Corporativas, Instituto de (jun. de 2023). “Exchange Rate”. En: *Corporate Finance Institute*. URL: <https://corporatefinanceinstitute.com/resources/economics/exchange-rate/>.
- Gauret, Fanny (jul. de 2023). “El euro digital: una alternativa para disminuir el uso de efectivo en Europa”. En: URL: <https://es.euronews.com/next/2023/07/05/el-euro-digital-una-alternativa-para-disminuir-el-uso-de-efectivo-en-europa>.
- Guerra, Jorge (2023). *Fundamentos y variantes de los modelos ARIMA para el análisis de series temporales. Aplicación a la estadística universitaria*. <https://riull.ull.es/xmlui/bitstream/handle/915/28456/Fundamentos%20y%20variantes%20de%20los%20modelos%20ARIMA%20para%20el%20análisis%20de%20series%20temporales.%20Aplicacion%20a%20la%20estadística%20universitaria..pdf?sequence=1>.
- Ismail, Munira, Nurul Zafrah Jubley y Zalina Mohd Ali (2018). “Forecasting Malaysian foreign exchange rate using artificial neural network and ARIMA time series”. En: *AIP Conference Proceedings*. Vol. 2013. 1. AIP Publishing LLC, pág. 020022.
- Kotu, V y B Deshpande (2019). *En Data Science: Concepts and Practice*. 12.^a ed. Morgan Kaufmann Publishers.
- Kotu, Vijay y Bala Deshpande (2018). *Data science: concepts and practice*. Morgan Kaufmann.
- Malik, Farhad (sep. de 2018). *Forecasting Exchange Rates Using ARIMA In Python*.
- Mankiw, N. Gregory (2015). *Macroeconomics*. Worth Publishers.
- Michalos, Alex C (2014). *Encyclopedia of quality of life and well-being research*. Vol. 171. Springer Netherlands Dordrecht.
- Ngan, Tran Thu (ene. de 2016). “Forecasting Foreign Exchange Rate by using ARIMA Model: A Case of VND/USD Exchange Rate”. En: *Research Journal of Finance and Accounting* 7.12, págs. 38-44. URL: <https://iiste.org/Journals/index.php/RJFA/article/view/31511>.
- OECD (2006). *Management of Statistical Metadata at the OECD*. <https://www.oecd.org/sdd/33869551.pdf>.
- (2021). *OECD.Stat Web Browser User Guide*. [https://stats.oecd.org/Content/themes/OECD/static/help/WBOS%20User%20Guide%20\(EN\).PDF](https://stats.oecd.org/Content/themes/OECD/static/help/WBOS%20User%20Guide%20(EN).PDF).
- (2023a). *National Accounts at a Glance*. OECD National Accounts Statistics (database), <https://doi.org/10.1787/data-00369-en>.
-

-
- OECD (2023b). *OECD ECONOMIC OUTLOOK Database Inventory*. 113.^a ed.
- (2023c). *Prices*. Main Economic Indicators (database), https://www.oecd-ilibrary.org/economics/data/prices_prices-data-en.
- (2023d). *Prices: Consumer prices*. Main Economic Indicators (database), https://www.oecd-ilibrary.org/economics/data/prices_prices-data-en.
- Pramanik, Subhajit (2021). “Exchange rate and Economic Growth - a comparative analysis of the possible relationship between them”. En: URL: https://mpira.ub.uni-muenchen.de/111504/1/MPRA_paper_111504.pdf.
- Reserva Federal, Sistema de la (2023). *Foreign Exchange Rates - H.10*. <https://www.federalreserve.gov/releases/h10/current/>.
- Reyes, Gerardo y Carlos Moslares (2010). “La Unión Europea en Crisis: 2008-2009”. En: *SciELO* 41. https://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0301-70362010000200001, pág. 161.
- Unión Europea (EU) (s.f.). *El euro*. URL: https://european-union.europa.eu/institutions-law-budget/euro_es.
- Weber, Christoph (2015). “La Euro Crisis. Causas y síntomas”. En: *SciELO* 16. https://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0187-69612015000200009, pág. 32.