Documento de Trabajo SECMCA-03-2025

Evaluación de pronóstico de inflación: una comparación de enfoques agregados y desagregados

Tobías Muñoz
Juan Quiñónez

Secretaría Ejecutiva

Mayo 2025 - San José, Costa Rica

Documento de Trabajo

Secretaría Ejecutiva del Consejo Monetario Centroamericano

No. 3, mayo 2025

Inflation forecast assessment: a comparison of aggregated and disaggregated approaches[1].

Tobías Muñoz Rodríguez
tobias.munoz@ucr.ac.cr

Juan Quiñónez Wu
jquinonez@secmca.org

Abstract

Short-term forecasts are a key input for monetary policy makers, as they are used to study the local conjuncture and are also used as inputs for longer-term structural models. This paper compares the forecasting performance of aggregate and disaggregated strategies for projecting inflation in Central American countries, Panama and the Dominican Republic. The results show that the aggregate strategy is more accurate when projecting the first period (short term), while the disaggregated strategy performs better in the longer term periods. Also, the results indicate that the disaggregated strategy is able to anticipate inflation trend changes better than the aggregated strategy.

Keywords: Inflation, ARIMA, forecasting.

[1] The authors would like to thank Juan Serrano, Valery Solano and Sugey Ibarra for their contributions to the development of this document.

The opinions expressed by the authors do not necessarily reflect the views of SECMCA or CMCA

Documento de Trabajo

Secretaría Ejecutiva del Consejo Monetario Centroamericano

No. 3, mayo 2025

Evaluación de pronóstico de inflación: una comparación de enfoques agregados y desagregados[2]

Tobías Muñoz Rodríguez
tobias.munoz@ucr.ac.cr

Juan Quiñónez Wu
jquinonez@secmca.org

Resumen

Los pronósticos de corto plazo son una pieza clave para los hacedores de política monetaria, pues éstos son utilizados para estudiar la coyuntura local y también se emplean como insumos para modelos estructurales de más largo plazo. En este documento se comparan el rendimiento de pronóstico de estrategias agregadas y desagregadas para proyectar la inflación en los países de Centroamérica, Panamá y la República Dominicana. Los resultados muestran que la estrategia agregada es más precisa al proyectar el primer periodo (corto plazo), mientras que la estrategia desagregada tiene mejor rendimiento en los periodos de más largo plazo. Asimismo, los resultados indican que la estrategia desagregada es capaz de anticipar los cambios de tendencia de la inflación de mejor manera que la estrategia agregada.

Palabras claves: Inflación, ARIMA, pronósticos.

[2] Los autores agradecen los aportes de Juan Serrano, Valery Solano y Sugey Ibarra al desarrollo de este documento.

Las opiniones expresadas por los autores no necesariamente reflejan los puntos de vista de la SECMCA ni del CMCA.

Introducción

Los pronósticos de corto plazo de inflación son una pieza importante para los hacedores de política monetaria, quienes utilizan estos insumos para analizar la coyuntura local en los siguientes meses, y también sirve como insumo para modelos estructurales que realizan inferencias del estado de la economía en plazos mayores. Por estos motivos, es vital explorar diferentes alternativas para realizar proyecciones de esta variable.

Partiendo del trabajo de Ramírez y Ramírez (2019), en este documento se contrasta el desempeño de dos estrategias de proyección de inflación, para los países de Centroamérica, Panamá y la República Dominicana (CAPARD). A lo largo de esta investigación se compara la capacidad de predicción de la inflación como un agregado macroeconómico o si resulta mejor (en términos de error de pronóstico) realizar las proyecciones mediante la agregación de proyecciones de los grupos de bienes o divisiones que conforman el índice de precios al consumidor (IPC).

En la siguiente sección se desglosa la revisión de literatura, donde se exponen los principales resultados de investigaciones que realizan comparaciones similares. La sección 3 presenta la metodología de pronósticos y evaluación que se estará utilizando, seguida de la sección 4, donde se comparan los resultados de ambos enfoques. La sección 5 concluye el documento.

Revisión de literatura

A lo largo de la literatura se han analizado y estudiado diferentes enfoques para pronosticar la inflación, en particular, probando metodologías para proyectar esta variable como un agregado en contraste a enfoques desagregados, en donde se utilizan los componentes de la inflación como variables dependientes y sus proyecciones individuales son ponderadas para construir un pronóstico de inflación. En este último grupo se destaca el modelo de inflación por artículos (MIPA) que consiste en un modelo que utiliza cada componente del IPC, y su respectiva clasificación dentro del mismo, como base metodológica de desagregación para más adelante recuperar el valor de la inflación total a partir de la estimación de los niveles más disgregados (Ramírez y Ramírez, 2019).

Ramírez y Ramírez (2019) resaltan ventajas del enfoque desagregado de pronósticos, destacando que este método permite capturar la heterogeneidad de los componentes de la inflación dentro del modelo, además de identificar el origen de las presiones inflacionarias. Adicionalmente, Álvarez y Torres-Gutiérrez (2011) destacan otros dos argumentos a favor de la desagregación, como lo son que los errores de pronóstico de los componentes desagregados pueden cancelarse parcialmente y que, para el caso de Costa Rica, las series de los índices de precios de bienes transables y no transables muestran comportamientos considerablemente distintos.

No obstante, la evidencia empírica de las diversas investigaciones no ofrece un ganador contundente a la pregunta de cuál es el mejor método de estimación de la inflación a corto plazo, dado que existen múltiples ocasiones en donde el pronóstico agregado ofrece mejores resultados. A esto se añade que, según Álvarez y Torres-Gutiérrez (2011), debido al desconocimiento del proceso generador de datos (PGD), el grado de error en la medición de las variables macroeconómicas y la falta de calidad de la información desagregada, es posible que los modelos elaborados puedan estar mal especificados. Por lo que, aún no se ha logrado identificar si las proyecciones desagregadas son mejores respecto a las agregadas.

Benalal *et al* (2004) realizan una investigación para la Zona Euro en donde buscan responder si el pronóstico de los principales subcomponentes del índice armonizado de precios al consumidor (HICP, por sus siglas en inglés) mejora el pronóstico del HICP total. Utilizan modelos univariados, multivariados, ecuaciones simples y minimizan diversas medidas de bondad de ajuste para todos los niveles de desagregación. De esta forma, el estudio brinda nuevo conocimiento a la literatura ya existente contribuyendo a la exploración de los dos problemas de agregación a través de técnicas y procedimientos homogéneos, en términos de la raíz cuadrada del error cuadrático medio (RSME, por sus siglas en inglés) e incentivando a generar un análisis exhaustivo en la selección del modelo más apropiado para cada componente del HICP.

Los resultados de este documento resaltan que, para la Zona Euro y sus 4 países más grandes, el enfoque directo muestra un mejor desempeño para los horizontes de 12 a 18 meses. Sin embargo, Benalal *et al* (2004) destacan que para la Zona Euro, el método basado en los componentes desagregados muestra mejores resultados de 3 a 18 periodos adelante cuando se analiza el HICP sin sus componentes más volátiles.

Asimismo, Álvarez y Torres-Gutiérrez (2011) desarrollan un estudio para Costa Rica basado en modelos de Curva de Phillips, fundamentado en que la brecha de la tasa de desempleo y del producto brindan información significativa en la captura de desequilibrios reales los cuales afectan a la inflación costarricense en el corto plazo. Toman en cuenta series de tiempo mensuales y trimestrales tanto de la inflación general como de sus desagregaciones en bienes y servicios transables y no transables del IPC.

De acuerdo con Álvarez y Torres-Gutiérrez (2011), a un horizonte de 2 y 4 trimestres, existen combinaciones de proyecciones basadas en la desagregación y generadas con Curvas de Phillips que mejoran la proyección de inflación general. Por el contrario, a un plazo mayor (8 trimestres) y para datos mensuales y horizontes relativamente cortos (6 meses) o largos (24 meses), no se encuentran beneficios en términos de una mayor precisión del pronóstico de seguir un enfoque desagregado.

Durán *et al* (2012) realizan un análisis empírico para México con el fin de determinar el mejor modelo para pronosticar la inflación y, además, plantean una nueva pregunta sobre cuál es el nivel óptimo de desagregación. Consideran modelos ARIMA univariados, modelos de cointegración con mecanismos de corrección del equilibrio, modelos adaptados para datos de panel y modelos de factores comunes basados tanto en información sectorial como de variables macroeconómicas.

En cuanto al nivel óptimo de desagregación, los autores determinan que los resultados favorecen significativamente la máxima desagregación (77 grupos) para predecir la inflación en México, pero recalcan que la ventaja sólo es evidente a partir de un horizonte de cuatro meses. Igualmente, encuentran que el uso de modelos desagregados mejora en todos los horizontes la predicción de la tasa de inflación anual, excepto para el primer periodo de evaluación. En relación con los distintos modelos utilizados, los autores indican que, si bien los modelos autorregresivos se revelan como una forma eficiente a la hora de predecir la inflación agregada, esta capacidad se ve disminuida en el mediano plazo frente a otras estrategias.

Ramírez y Ramírez (2019), realizan un MIPA para República Dominicana donde incluyen los 305 componentes del IPC y tres niveles de desagregación (artículo, grupo, total). Comparan su desempeño con distintos métodos como MIPA con ventana expansiva frente a ventana móvil, modelos agregados de serie de tiempo sobre la inflación, estrategias de combinación de pronóstico y modificaciones en la estrategia MIPA original. Los autores resaltan que la estrategia desagregada, en especial la estimación

mediante ventana móvil presenta errores de pronósticos inferiores a los obtenidos por los modelos de series de tiempo sobre la inflación, aunque al comparar con las estrategias de combinación de pronóstico, se verifican menores errores a partir del segundo mes, concluyendo que se evidencian ganancias en términos de la precisión de pronóstico, derivadas de la estrategia de combinación de pronósticos, especialmente en casos de utilizar medidas robustas a predicciones atípicas.

Asimismo, Alonso y Rivera (2017) identifican que la estructura jerárquica del Índice de Precios al Consumidor (IPC) en Colombia permite realizar un cálculo de la inflación como una combinación lineal de sus respectivos subcomponentes y muestran que utilizar un método "de abajo hacia arriba" para pronosticar la inflación del país para el siguiente mes tiene un mejor comportamiento que emplear un modelo SARIMA agregado. Concordando con Ramírez y Ramírez (2019), en el sentido de las ganancias del método desagregado o MIPA, sobre el agregado. En relación con la pregunta planteada por Durán *et al* (2012) sobre el nivel óptimo de desagregación; Alonso y Rivera (2017) concluyen que, para Colombia, este sería el de "Grupo" (primer nivel de mayor desagregación) que se compone de 9 categorías. De esta forma, según dichos autores, el hecho de tener más información no es algo que implica que el modelo sea más conveniente.

Medel y Urrutia (2010) plantean un estudio donde comparan métodos agregados contra desagregados para la variable del PIB de Chile. Encuentran que no hay diferencias significativas en la proyección agregada versus la suma de sus componentes, pero en los períodos de menos volatilidad, el agregado tiene menor raíz del error cuadrático medio (RSME, por sus siglas en inglés) y en períodos con mayor volatilidad, las proyecciones desagregadas presentan menor RSME. Adicionalmente, y a pesar de no encontrar diferencias estadísticas significativas, Medel *et al* (2010) indican que el número de veces en las cuales la desagregación es más precisa es mayor respecto a la metodología alternativa.

El debate sobre el mejor enfoque y modelo econométrico de predicción para la inflación aún sigue abierto. Se puede apreciar como distintos estudios e investigadores tienen resultados mixtos sobre el pronóstico de la inflación por métodos y modelos desagregados como el MIPA contra métodos agregados directos. En esta sección se han identificado diferentes resultados en términos de enfoque y metodología de la inflación para los países de Chile, Colombia, Costa Rica, México, República Dominica, y las cuatro principales áreas de la Zona Euro.

Metodología y datos

Estrategia empírica

Para el desarrollo de los pronósticos de inflación, tanto por el enfoque agregado como el desagregado, se utilizan modelos autorregresivos integrados de medias móviles (ARIMA) univariados para todas las series, tal que:

$$\Phi(L)(1-L)^{d}\pi_{t} = \Theta(L)\varepsilon_{t}$$

Donde L es el operador de rezagos, $\Phi(L)$ es el polinomio del término autorregresivo, d indica el orden de diferenciación requerido para que la serie sea estacionaria y $\Theta(L)$ es el polinomio del término de medias móviles. Esto permite utilizar distintas características de la misma serie para generar proyecciones.

En el enfoque desagregado se utilizan las series de los grupos que componen el índice de precios al consumidor. Luego de realizar las proyecciones de cada serie individual, se consolidan los pronósticos de cada periodo utilizando las ponderaciones correspondientes (Tabla 1). De esta forma es posible comparar este enfoque contra los pronósticos del enfoque agregado.

$$\widehat{\pi_t} = \sum_{g=1}^{n} w_g * \widehat{\pi_{g,t}}$$

Donde g es el grupo de desagregación del IPC, y w_g el ponderador respectivo a la desagregación según la metodología de cada país.

Tabla 1: Ponderación de grupos del índice de precios al consumidor por país

	CRI	SLV	GTM	HND	NIC	DOM	PAN
Alimentos y bebidas no alcohólicas	24.32	26.28	32.33	31.81	30.88	23.84	22.40
Bebidas alcohólicas y tabaco	0.60	0.48	2.01	0.36	0.87	2.35	0.50
Prendas de vestir y calzado	3.98	5.39	6.06	8.17	5.53	4.19	7.70
Alojamiento, Agua, Electricidad, Gas y Otros Combustibles	12.51	12.44	11.16	19.25	9.75	12.98	8.50
Muebles y artículos para el hogar	5.94	7.77	6.11	6.67	7.38	5.17	7.80
Salud	6.04	5.41	7.08	3.65	5.23	4.74	3.40
Transporte	14.82	12.02	9.90	9.05	8.93	16.65	16.80
Comunicaciones	7.84	4.13	5.68	1.69	3.94	5.06	4.30
Recreación y cultura	5.09	6.87	2.85	3.97	4.83	3.03	9.70
Educación	5.36	3.33	2.31	3.05	5.17	3.06	2.40
Hoteles y restaurantes	6.03	8.24	7.56	7.15	9.51	8.62	6.70
Bienes y servicios diversos	6.80	7.64	6.56	5.18	7.98	10.31	9.80
Servicios financieros y Seguros	0.67	0.00	0.39	0.00	0.00	0.00	0.00

Nota: Nombre de los países en formato ISO 3.
Fuente: Banco Central de Costa Rica (2021), Banco Central de Reserva de El Salvador (2010), Banco de Guatemala (2025), Banco Central de Honduras (2024), Banco Central de Nicaragua (2010), Banco Central de la República Dominicana (2020), Instituto Nacional de Estadística y Censo de Panamá (2014).

Los modelos ARIMA son estimados utilizando una ventana móvil, donde se divide la muestra en múltiples subperiodos y se realiza un pronóstico para un horizonte determinado en cada ventana. El punto inicial y final cambia un periodo hacia delante cada subperiodo, por lo que el tamaño de la submuestra permanece igual en cada iteración, manteniendo la cantidad de observaciones constante.

$$\text{Ventana móvil: } \pi_{i,[1+j,t+j]},\ j = \{0,1,2 \dots, k\}$$

Según Ramírez y Ramírez (2019), esto permite eliminar la influencia de posibles quiebres estructurales de periodos anteriores y capturar con mayor precisión los movimientos coyunturales de la inflación.

Evaluación de pronóstico

Para determinar la estrategia con mejor desempeño, se compara el rendimiento del pronóstico fuera de muestra para los siguientes 3 meses.

$$e_{t+h} = \pi_{t+h|t+h} - \hat{\pi}_{t+h|t} \quad h = \{1, 2, 3\}$$

Se emplea una métrica de bondad de ajuste, la raíz del error cuadrático medio, detallada a continuación:

$$RSME = \left(\frac{\sum_{t=1}^{T} (e_{t+h})^2}{T} \right)^{\frac{1}{2}}$$

Cambio de tendencia

Siguiendo el trabajo de Ramírez y Ramírez (2019), con el fin de conmesrurar cual de las dos estrategia es mejor para predecir los cambios de tendencia de la variación interanual, se añade una variable dicotómica para ambas estrategias tal que:

$$\widehat{D}_{t+h} = \begin{cases} 1, & sig(\hat{\pi}_{t+h|t} - \pi_t) = sig(\pi_{t+h} - \pi_t) \\ 0, & otros\ casos \end{cases}$$

Esta variable nos permite contabilizar las veces que cada estrategia acierta el cambio tendencia de la serie observada. En los resultados se presenta el porcentaje de las veces que aciertan el cambio.

Datos

Los datos utilizados a lo largo de este documento consisten en series de tiempo de la variación interanual del índice de precios al consumidor (IPC) y sus doce o trece grupos de desagregación principales, dependiendo del país.

Las series siguen una frecuencia mensual y el periodo de análisis abarca desde de enero 2016 hasta diciembre 2024, constituyendo una base de datos con 103 observaciones para 93 series de tiempo. Dicha información fue extraída de la base de datos de la SECMCA (SECMCADATOS), que congrega datos de fuentes oficiales de la región de Centroamérica, Panamá y República Dominicana (CAPARD).), quien unifica los datos de los bancos centrales de la región de Centroamérica, Panamá y República Dominicana (CAPARD).

Resultados

A continuación, se presenta la raíz del error cuadrático medio *(RSME, root square mean error)* de los pronósticos a 3 horizontes, por estrategia y para cada país (Tabla 2).

Los resultados son heterogéneos a lo largo de los países y varían de acuerdo con los horizontes de pronósticos. En términos generales, ambas estrategias (agregado y desagregado) tienen mejor desempeño que el método ingenuo.

El enfoque desagregado mostró un mejor desempeño para los tres horizontes de prueba para el caso de República Dominicana. Mientras que, para Costa Rica, Guatemala y Nicaragua, la estrategia directa o agregada presenta un menor RSME a uno y dos horizontes, y la estrategia desagregada presenta

ganancias en el RSME para el pronóstico del tercer horizonte. Mientras que para El Salvador la estrategia agregada presenta mejor desempeño en el primer horizonte, y el enfoque desagregado muestra mejores proyecciones para los horizontes dos y tres. El caso panameño se verifica que los pronósticos agregados tienen mejor desempeño en el primer, el desagregado en el segundo horizonte y el tercer horizonte es dominado por la estrategia ingenua.

Tabla 2: Resumen de evaluación de pronóstico

Costa Rica				Nicaragua			
Horizonte	Agregado	Desagregado	Ingenuo	Horizonte	Agregado	Desagregado	Ingenuo
1	**0.684**	0.764	1.028	1	**0.539**	0.737	0.670
2	**1.404**	1.430	1.882	2	**0.941**	1.031	1.044
3	2.223	**2.141**	2.663	3	1.434	**1.394**	1.436
El Salvador				**República Dominicana**			
Horizonte	Agregado	Desagregado	Ingenuo	Horizonte	Agregado	Desagregado	Ingenuo
1	**0.365**	0.401	0.474	1	0.413	**0.374**	0.477
2	0.702	**0.700**	0.850	2	0.848	**0.720**	0.808
3	1.034	**1.019**	1.205	3	1.196	**1.017**	1.029
Guatemala				**Panamá**			
Horizonte	Agregado	Desagregado	Ingenuo	Horizonte	Agregado	Desagregado	Ingenuo
1	**0.574**	0.819	0.707	1	**0.526**	0.530	0.664
2	**0.991**	0.995	1.214	2	0.970	**0.956**	1.051
3	1.387	**1.145**	1.698	3	1.291	1.308	**1.261**
Honduras							
Horizonte	Agregado	Desagregado	Ingenuo				
1	**0.475**	0.490	0.624				
2	0.902	**0.866**	1.065				
3	1.257	**1.171**	1.414				

Nota: Los valores en negrita resaltan la estrategia de mejor desempeño para cada horizonte.
Fuente: Elaboración propia

El análisis de cambios de tendencia (Tabla 3) indica que la estrategia de pronósticos desagregada logra anticipar estas variaciones de manera similar o mejor que la estrategia agregada, excluyendo el caso de El Salvador, donde la estrategia agregada domina los primeros horizontes.

Tabla 3: Cambios de tendencia

Costa Rica			Nicaragua		
Horizonte	Agregado	Desagregado	Horizonte	Agregado	Desagregado
1	55.26	73.68	1	52.63	71.05
2	68.42	73.68	2	55.26	60.53
3	71.05	71.05	3	52.63	63.16
El Salvador			República Dominicana		
Horizonte	Agregado	Desagregado	Horizonte	Agregado	Desagregado
1	50.00	39.47	1	52.63	60.53
2	55.26	42.11	2	57.89	57.89
3	47.37	44.74	3	52.63	52.63
Guatemala			Panamá		
Horizonte	Agregado	Desagregado	Horizonte	Agregado	Desagregado
1	42.11	52.63	1	47.37	65.79
2	44.74	65.79	2	44.74	63.16
3	44.74	71.05	3	42.11	68.42
Honduras					
Horizonte	Agregado	Desagregado			
1	57.89	76.32			
2	63.16	63.16			
3	65.79	73.68			

Fuente: Elaboración propia

Conclusiones

Dada la importancia, para las autoridades monetarias, de contar con un sistema de pronóstico robusto, que permita inferir la posible trayectoria de los principales agregados monetarios, las mismas dedican parte de sus recursos al estudio y desarrollo de diferentes modelos de proyecciones. En este documento se analiza el desempeño de dos estrategias de pronóstico de inflación (agregada vs desagregada) de los países de la región CAPARD

Los resultados muestran ambas estrategias pueden ser aprovechadas por los hacedores de política monetaria, dependiendo del horizonte de pronóstico que se requiera. De manera general, la estrategia agregada es más precisa al proyectar el primer periodo, mientras que la estrategia desagregada tiene mejor rendimiento en los periodos de más largo plazo.

Este análisis resalta que la estrategia desagregada es capaz de anticipar los cambios de tendencia de la inflación de mejor manera que la estrategia agregada.

Además de la precisión de la estrategia desagregada, la misma permite el estudio de escenarios. Es posible analizar el impacto de un choque externo de precios de petróleo, afectando directamente el grupo de Transporte, sobre las proyecciones de inflación. Asimismo, este método de pronóstico permite el desarrollo de modelos particulares a cada grupo, contribuyendo al fortalecimiento de los sistemas de proyección.

Bibliografía

Alonso, J. C., & Rivera, A. F. (2017). Pronosticando la inflación mensual en Colombia un paso hacia delante: una aproximación "de abajo hacia arriba". *Revista De Métodos Cuantitativos Para La Economía Y La Empresa*, Página 98 a 118. doi:https://doi.org/10.46661/revmetodoscuanteconempresa.2688

Alvarez, C., & Torres Gutiérrez, C. (2011). Modelos de inflación de corto plazo para los sectores transable y no transable de la economía costarricense. *Banco Central de Costa Rica Documentos de trabajo*. Obtenido de https://repositorioinvestigaciones.bccr.fi.cr/server/api/core/bitstreams/275a23a1-f42e-4eb2-bfd9-9c70daf6105e/content

Banco Central de Costa Rica. (2021). Índice de Precios al Consumidor base diciembre 2020. Obtenido de https://admin.inec.cr/sites/default/files/media/meeconomipcbasediciembre2020-2_2.pdf

Banco Central de Honduras. (2024). Indice de precios al consumidor base 1999 = 100. Obtenido de https://www.bch.hn/estadisticos/GIE/LIBIPC/%C3%8Dndice%20de%20Precios%20al%20Consumidor%20Abril%202024.pdf

Banco Central de Nicaragua. (2010). Indice de Precios al Consumidor base 2006 = 100. Obtenido de https://www.bcn.gob.ni/sites/default/files/metodologias/MetodologiaIPC2006.pdf

Banco Central de República Dominicana. (2020). Documento metodológico del Índice del Precio al Consumidor (IPC) base anual octubre 2019 - septiembre 2020. Obtenido de https://cdn.bancentral.gov.do/documents/estadisticas/precios/documents/Documento_metodologico_IPC_base_anual_oct_2019-sep_2020_Digital.pdf?v=1742921020925

Banco Central de Reserva de El Salvador. (2010). Metodología del Índice de Precios al Comsumidor. Obtenido de https://www.bcr.gob.sv/documental/Inicio/vista/metodologia_ipc.pdf

Banco de Guatemala. (2025). Documento Metodológico cambio de base 2024. Obtenido de https://www.ine.gob.gt/wp-content/uploads/2025/02/Documento-metodologico-IPC-ano-base-2024.pdf

Benalal, N., Diaz del Hoyo, J. L., Landau, B., & Moreno Roma, F. S. (2004). To aggregate or not to aggregate? Euro Area Inflation Forecasting. *European Central Bank Working Papers Series*. Obtenido de https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/scpwps/ecbwp374.pdf

Durán, R., Garrido, E., Godoy, C., & Tena, J. (2012). PREDICCION DE LA INFLACIÓN EN MÉXICO CON MODELOS DESAGREGADOS POR COMPONENTE. *Estudios Económicos*, 27(1), 133-167. Obtenido de https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=59724371004

Hyndman, R., & Koehler, A. (2006). Another look at measures of forecast accuracy. *International Journal of Forecasting, 22(4)*, 679-688. doi:https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2006.03.001

Instituto Nacional de Estadística Censo. (2014). Metodología IPC base 2013 = 100. Obtenido de https://www.inec.gob.pa/archivos/A101METODOLOG%C3%8DA%20IPC%20base%202013=100.pdf

Medel, C., & Urrutia, M. (2010). PROYECCIÓN AGREGADA Y DESAGREGADA DEL PIB CHILENO CON PROCEDIMIENTOS AUTOMATIZADOS DE SERIES DE TIEMPO. *Banco Central de Chile Documentos de Trabajo*. Obtenido de https://www.bcentral.cl/en/web/banco-central/content/-/details/documento-de-trabajo-n-577

Ramírez, F., & Ramírez, N. (2019). Pronóstico de la inflación de corto plazo a partir de un modelo de inflación por artículos (MIPA) en la República Dominicana. *Banco Central de República Dominicana Documentos de trabajo*. Obtenido de https://cdn.bancentral.gov.do/documents/trabajos-de-investigacion/documents/2019-09_Pronostico_de_la_Inflacion_de_Corto_Plazo.pdf?v=1742495478871