

UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA

DEPARTAMENTO DE INDUSTRIAS



COMPORTAMIENTO DE LA INFLACIÓN EN PAÍSES EN VÍAS DE DESARROLLO

FRANCISCO JAVIER VALENZUELA OSORIO

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL

PROFESOR GUÍA:

WERNER KRISTJANPOLLER

VALPARAÍSO, 07 ENERO DE 2025

ÍNDICE CONTENIDOS

CAPITULO I: ANTECEDENTES INICIALES.....	15
1.1. Introducción.....	15
1.2. Pregunta de Investigación.....	16
1.3. Objetivos	16
1.3.1. Objetivo General.....	16
1.3.2. Objetivos Específicos	16
1.4. Metodología	16
CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO	21
2.1. Regresión y Correlación.....	21
2.2. Ecuación de Regresión Lineal.....	22
2.3. Función de Regresión Muestral	23
2.3.1. Series de Tiempo.....	23
2.3.2. Modelo de Pronóstico: ARIMA.....	24
2.3.3. Modelo de Pronóstico: SARIMA.	26
2.4. Modelo de Pronóstico: GARCH.....	27
CAPÍTULO III: ANÁLISIS Y RESULTADOS	30
3.1. Chile.....	30
3.1.1. Análisis Previo de la Inflación Chile	31
3.1.2. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación Chile” ARIMA.....	32
3.1.3. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación Chile” SARIMA	35
3.1.4. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación Chile” GARCH.....	36
3.1.5. Análisis de Correlaciones Inflación Chile	38

3.2. México.....	43
3.2.1. Análisis Previo de la Inflación México	43
3.2.2. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación México” ARIMA	45
3.2.3. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación México” SARIMA.....	47
3.2.4. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación México” GARCH.....	48
3.2.5. Análisis de Correlaciones Inflación México.....	50
3.3. Indonesia.....	53
3.3.1. Análisis previo de la inflación en indonesia.....	53
3.3.2. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación Indonesia” ARIMA	54
3.3.3. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación Indonesia” SARIMA.....	57
3.3.4. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación Indonesia” GARCH	57
3.3.5. Análisis de Correlaciones Inflación Indonesia.....	59
3.4. India	64
3.4.1. Análisis Previo de la Inflación en India.....	64
3.4.2. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación India” ARIMA.....	65
3.4.3. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación India” SARIMA	68
3.4.4. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación Indonesia” GARCH	69
3.4.5. Análisis de Correlaciones Inflación India	72
3.5. Rusia.....	79
3.5.1. Análisis Previo de la Inflación en Rusia.	79
3.5.2. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación Rusia” ARIMA.....	80
3.5.3. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación RUSIA” SARIMA	83
3.5.4. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación Rusia” GARCH.....	85
3.5.5. Análisis de Correlaciones Inflación Rusia	87

3.6. China.....	94
3.6.1. Análisis Previo de la Inflación en China.....	94
3.6.2. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación China” ARIMA	95
3.6.3. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación China” SARIMA.....	98
3.6.4. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación China” GARCH.....	99
3.6.5. Análisis de Correlaciones Inflación China.....	101
3.7. Brasil	108
3.7.1. Análisis Previo de la Inflación en Brasil.	108
3.7.2. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación Brasil” ARIMA.....	109
3.7.3. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación Brasil” SARIMA	112
3.7.4. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación Brasil” GARCH	113
3.7.5. Análisis de Correlaciones Inflación Brasil	115
3.8. Sudáfrica	121
3.8.1. Análisis Previo de la Inflación en Sudáfrica.	121
3.8.2. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación Sudáfrica” ARIMA.....	123
3.8.3. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación Sudáfrica” SARIMA ...	126
3.8.4. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación Sudáfrica” GARCH....	127
3.8.5. Análisis de Correlaciones Inflación Sudáfrica	129
CONCLUSIONES.....	136
4.1. Conclusiones Particulares.....	136
4.2. Conclusiones Generales	138
Bibliografía.....	140

ÍNDICE FIGURAS

Figura 1. Metodología.....	18
Figura 2. Niveles de Correlación	22
Figura 3. Test Dickey - Fuller.....	34
Figura 4. Indicador AIC para modelos propuestos ARIMA Inflación Chile	34
Figura 5. Indicador BIC para modelos propuestos ARIMA Inflación Chile	34
Figura 6. Características del modelo ARIMA seleccionado	35
Figura 7. Características Modelo SARIMA seleccionado.	35
Figura 8. Pronóstico de la Inflación en Chile 2024-2028 SARIMA	36
Figura 9. Resultado Regresión de Residuales Inflación Chile.....	37
Figura 10. Modelo GARCH Seleccionado para Inflación Chile.....	37
Figura 11. Pronóstico de la Inflación Chile 2023-2028 GARCH	38
Figura 12. Test Dickey-Fuller Inflación México	45
Figura 13. Indicadores AIC, ARIMA Inflación México	46
Figura 14. Indicadores BIC, SARIMA Inflación México.....	46
Figura 15. Pronóstico ARIMA Inflación México. Datos Proyectados.....	47
Figura 16. Modelo SARIMA (no estacional ARIMA) Inflación México	47
Figura 17. Pronostico SARIMA Inflación México. Datos Proyectados	48
Figura 18. Resultado Regresión de Residuales Inflación México.....	49
Figura 19. Aspectos Modelo GARCH Inflación México	50
Figura 20. Inflación México Modelo GARCH, Datos Proyectados.....	50
Figura 21. Indicadores AIC, ARIMA Inflación Indonesia	55
Figura 22. Indicadores BIC, ARIMA Inflación Indonesia	55

Figura 23.	Modelo ARIMA Inflación Indonesia.....	56
Figura 24.	Pronóstico ARIMA Inflación Indonesia. Datos Proyectados.	56
Figura 25.	Modelo SARIMA propuesto, Inflación Indonesia	57
Figura 26.	Pronóstico SARIMA Inflación Indonesia. Datos Proyectados.	57
Figura 27.	Residuales al cuadrado modelo ARIMA (0,1,1) Inflación Indonesia. 58	
Figura 28.	Test ARCH con dos rezagos. Inflación Indonesia.....	59
Figura 29.	Test de Shapiro, Inflación Indonesia – Precio del Petróleo	60
Figura 30.	Método de Spearman. Inflación Indonesia-Precio Petróleo.	60
Figura 31.	Método de Spearman. Inflación Indonesia-Precio Cobre.	61
Figura 32.	Método de Spearman. Inflación Indonesia-Precio Oro.....	62
Figura 33.	Método de Spearman. Inflación Indonesia – TC Dólar.....	64
Figura 34.	Test de Dickey – Fuller. Inflación India	65
Figura 35.	Indicador AIC Inflación India.....	67
Figura 36.	Indicador BIC Inflación India.....	67
Figura 37.	Modelo ARIMA (1,1,1) Propuesto Inflación India.....	67
Figura 38.	Pronóstico ARIMA Inflación India, Datos Proyectados	68
Figura 39.	Modelo SARIMA Inflación India	69
Figura 40.	Modelo SARIMA Inflación India, Datos Proyectados.....	69
Figura 41.	Residuales al Cuadrado modelo ARIMA (1,1,1) Inflación India.	70
Figura 42.	Modelo GARCH (1,1) desde ARMA (1,1). Modelo Elegido.....	71
Figura 43.	Evaluación Modelos GARCH (1,1) ARMA (1,1).....	71
Figura 44.	Modelo GARCH (1,1) (ARMA 2,2). Modelo Desechado	72
Figura 45.	Pronóstico GARCH, Inflación India	72

Figura 46.	Test de Shapiro, Inflación India- Petróleo.....	73
Figura 47.	Método de Spearman, Inflación India - Petróleo	74
Figura 48.	Test de Shapiro Inflación India - Cobre	75
Figura 49.	Método de Spearman Inflación India-Cobre.....	75
Figura 50.	Test de Shapiro, Inflación India - Oro	76
Figura 51.	Método de Spearman Inflación India – Precio Oro.....	76
Figura 52.	Test de Shapiro, Inflación India – TC Dólar	78
Figura 53.	Método de Spearman, Inflación India – TC Dólar.....	78
Figura 54.	Test de Dickey Fuller Inflación Rusia.....	80
Figura 55.	Diferenciaciones estacionarias Inflación Rusia	81
Figura 56.	Indicador AIC Inflación Rusia	82
Figura 57.	Indicador BIC Inflación Rusia	82
Figura 58.	Características Modelo ARIMA, Inflación Rusia	83
Figura 59.	Pronóstico ARIMA Inflación Rusia. Datos Proyectados.....	83
Figura 60.	Modelo SARIMA. Inflación Rusia	84
Figura 61.	Pronostico SARIMA Inflación Rusia. Datos Proyectados	85
Figura 62.	Residuales al cuadrado con Rezago, Inflación Rusia	86
Figura 63.	Aspectos Modelo GARCH, Inflación Rusia	87
Figura 64.	Test de Shapiro, Inflación Rusia - Petróleo	88
Figura 65.	Método de Spearman, Inflación Rusia - Petróleo.....	88
Figura 66.	Test de Shapiro Inflación Rusia - Cobre	89
Figura 67.	Método de Spearman Inflación Rusia-Cobre	90
Figura 68.	Test de Shapiro, Inflación Rusia - Oro.....	91
Figura 69.	Método de Spearman Inflación Rusia – Precio Oro	92

Figura 70.	Test de Shapiro, Inflación Rusia – TC Dólar.....	93
Figura 71.	Método de Spearman, Inflación Rusia – TC Dólar	94
Figura 72.	Test de Dickey – Fuller. Inflación China.....	95
Figura 73.	Numero de Diferenciaciones. Inflación China	96
Figura 74.	Indicador AIC, Inflación China	97
Figura 75.	Indicador BIC, Inflación China.....	97
Figura 76.	Modelo ARIMA (0,1,1) Propuesto, Inflación China	97
Figura 77.	Pronóstico ARIMA Inflación China, Datos Proyectados.....	98
Figura 78.	Modelo SARIMA Inflación China	99
Figura 79.	Modelo SARIMA Inflación China. Datos Proyectados	99
Figura 80.	Residuales al Cuadrado modelo ARIMA (0,1,1) Inflación China ...	100
Figura 81.	Modelo GARCH (1,1) desde ARIMA (0,1,1). Modelo Elegido.....	101
Figura 82.	Pronóstico GARCH, Inflación China.....	101
Figura 83.	Test de Shapiro, Inflación China - Petróleo	102
Figura 84.	Método de Spearman, Inflación China - Petróleo.....	102
Figura 85.	Test de Shapiro, Inflación China - Cobre.....	103
Figura 86.	Método de Spearman Inflación China - Cobre	104
Figura 87.	Test de Shapiro, Inflación China – Precio Oro.....	105
Figura 88.	Método de Spearman, Inflación China - Oro	105
Figura 89.	Test de Shapiro, Inflación China – Tasa de cambio dólar	107
Figura 90.	Método de Spearman, Inflación China – TC Dólar.	107
Figura 91.	Test de Dickey – Fuller. Inflación Brasil	109
Figura 92.	Diferenciaciones regulares Inflación Brasil.....	110
Figura 93.	Indicador AIC Inflación Brasil	111

Figura 94.	Indicador BIC Inflación Brasil	111
Figura 95.	Características modelo ARIMA (0,0,1) Propuesto, Brasil	111
Figura 96.	Pronóstico ARIMA Inflación Brasil, datos proyectados.	112
Figura 97.	Modelo SARIMA (0,0,1) (0,0,0)	113
Figura 98.	Modelo SARIMA inflación Brasil, datos proyectados.....	113
Figura 99.	Residuales al Cuadrado modelo ARIMA (0,0,1) Inflación Brasil....	114
Figura 100.	Modelo GARCH, Inflación Brasil	115
Figura 101.	Test de Shapiro, Inflación Brasil - Petróleo.....	116
Figura 102.	Método de Spearman, Inflación Brasil - Petróleo	116
Figura 103.	Test de Shapiro Inflación Brasil - Cobre	117
Figura 104.	Método de Spearman Inflación Brasil - Cobre.....	118
Figura 105.	Correlación Inflación Brasil – Precio Oro.....	118
Figura 106.	Test de Shapiro, Inflación Brasil – Precio Oro	119
Figura 107.	Método de Spearman Inflación Brasil – Precio Oro.....	119
Figura 108.	Test de Shapiro Inflación Brasil – TC Dólar	120
Figura 109.	Método de Spearman Inflación Brasil – TC Dólar	121
Figura 110.	Test Dickey – Fuller. Inflación Sudáfrica	123
Figura 111.	Diferenciaciones regulares, Inflación Sudáfrica	123
Figura 112.	Indicador AIC Inflación Sudáfrica.....	124
Figura 113.	Indicador BIC Inflación Sudáfrica	125
Figura 114.	Modelo ARIMA Propuesto Inflación Sudáfrica	125
Figura 115.	Pronóstico ARIMA Inflación Sudáfrica, Datos Proyectados	126
Figura 116.	Modelo SARIMA Inflación Sudáfrica.....	126
Figura 117.	Pronóstico SARIMA Inflación Sudáfrica, Datos Proyectados.....	127

Figura 118.	Residuales al Cuadrado modelo ARIMA (0,0,0) Inflación Sudáfrica	128
Figura 119.	Modelo GARCH (1,1) desde ARMA (1,1). Modelo Elegido	129
Figura 120.	Test de Shapiro Inflación Sudáfrica	130
Figura 121.	Método de Spearman Inflación Sudáfrica – Precio Petróleo	130
Figura 122.	Test de Shapiro Inflación Sudáfrica – Precio Cobre	131
Figura 123.	Método de Spearman Inflación Sudáfrica – Precio Cobre.....	132
Figura 124.	Test de Shapiro Inflación Sudáfrica – Precio Oro	133
Figura 125.	Método de Spearman, Inflación Sudáfrica – Precio Oro	133
Figura 126.	Test de Shapiro Inflación Sudáfrica – TC cambio dolar	135
Figura 127.	Método de Spearman Inflación Sudáfrica – TC cambio dolar	135

ÍNDICE GRÁFICOS

Gráfico 1. Organización de Datos, series ts: Ejemplo Chile	20
Gráfico 2. Organización de Datos, series ts Autocorrelación, Chile.	20
Gráfico 3. Comportamiento inflación en CHILE 1993-2023.....	31
Gráfico 4. Análisis estacionalidad “Inflación Chile”	31
Gráfico 5. Análisis covarianza “Inflación Chile”	32
Gráfico 6. Serie de tiempo “Inflación Chile” con una diferenciación	33
Gráfico 7. Análisis Residual modelo Arima 1.....	34
Gráfico 8. Residuales al Cuadrado, Inflación Chile	36
Gráfico 9. Comportamiento Precio del Petróleo 1993-2023.....	39
Gráfico 10. Correlación Inflación Chile – Precio Petróleo.....	39
Gráfico 11. Comportamiento Precio del Cobre 1993-2023.....	40
Gráfico 12. Correlación Inflación Chile – Precio del Cobre.....	40
Gráfico 13. Comportamiento Precio del Oro 1993-2023.....	41
Gráfico 14. Correlación Inflación Chile – Precio del Oro	41
Gráfico 15. Comportamiento Tasa de Cambio 1993-2023.....	42
Gráfico 16. Correlación Inflación Chile – Tasa de Cambio Dólar.....	43
Gráfico 17. Comportamiento inflación en MEXICO 1993-2023	44
Gráfico 18. Análisis estacionalidad “Inflación México”.....	44
Gráfico 19. Análisis Covarianza “Inflación México”	44
Gráfico 20. Serie de tiempo “Inflación México” con una diferenciación	45
Gráfico 21. Pronóstico ARIMA Inflación México	46
Gráfico 22. Residuales al Cuadrado Modelo GARCH Inflación México.	49
Gráfico 23. Correlación Inflación México – Precio Petróleo.....	51

Gráfico 24.	Correlación Inflación México – Precio Cobre	51
Gráfico 25.	Correlación Inflación México – Precio Oro	52
Gráfico 26.	Correlación Inflación México – Tasa Cambio Dólar.....	53
Gráfico 27.	Comportamiento Inflación Indonesia.....	53
Gráfico 28.	Análisis de Estacionalidad, Inflación Indonesia.....	54
Gráfico 29.	Análisis de Covarianza, Inflación Indonesia.....	54
Gráfico 30.	Inflación Indonesia con una diferenciación	55
Gráfico 31.	Pronóstico ARIMA Inflación Indonesia	56
Gráfico 32.	Raíces al Cuadrado, Inflación Indonesia	58
Gráfico 33.	Correlación Inflación Indonesia – Precio Petróleo.	59
Gráfico 34.	Correlación Inflación Indonesia – Precio Cobre	61
Gráfico 35.	Correlación Inflación Indonesia – Precio Oro.....	62
Gráfico 36.	Tendencia TC Dólar-Rupia Indonesia	63
Gráfico 37.	Correlación Inflación Indonesia – TC Dólar.....	63
Gráfico 38.	Comportamiento Inflación India	64
Gráfico 39.	Análisis de Estacionalidad, Inflación de India,	65
Gráfico 40.	Análisis de Covarianza, Inflación de India	65
Gráfico 41.	Serie de Tiempo “Inflación India” con una diferenciación.....	66
Gráfico 42.	Pronóstico ARIMA Inflación India	68
Gráfico 43.	Residuales al Cuadrado Modelo ARIMA (1,1,1).....	70
Gráfico 44.	Correlación Inflación India – Petróleo	73
Gráfico 45.	Correlación Inflación India - Cobre.....	74
Gráfico 46.	Correlación Inflación India - Oro	76
Gráfico 47.	Tendencia TC Dólar – Rupia India	77

Gráfico 48.	Correlación Inflación India, Tasa de Cambio Dólar	78
Gráfico 49.	Comportamiento Inflación Rusia	79
Gráfico 50.	Análisis de estacionalidad, Inflación Rusia	80
Gráfico 51.	Análisis Covarianza, Inflación Rusia	80
Gráfico 52.	Serie de Tiempo Inflación Rusia con una diferenciación.....	81
Gráfico 53.	Pronostico ARIMA, Inflación Rusia	82
Gráfico 54.	Pronóstico SARIMA Inflación Rusia	84
Gráfico 55.	Residuales al Cuadrado Modelo GARCH, Inflación Rusia.....	86
Gráfico 56.	Correlación Inflación Rusia – Petróleo.....	88
Gráfico 57.	Correlación Inflación Rusia - Cobre	89
Gráfico 58.	Correlación Inflación Rusia - Oro	91
Gráfico 59.	Tendencia TC Dólar – Rublo Ruso.....	92
Gráfico 60.	Correlación Inflación Rusia, Tasa de Cambio Dólar	93
Gráfico 61.	Comportamiento Inflación China.....	94
Gráfico 62.	Análisis de Estacionalidad, Inflación de China.....	95
Gráfico 63.	Análisis de Covarianza, Inflación de China	95
Gráfico 64.	Serie de Tiempo Inflación China, con una diferenciación	96
Gráfico 65.	Pronostico ARIMA, Inflación China	98
Gráfico 66.	Residuales al Cuadrado Modelo ARIMA (0,1,1) Inflación China ..	100
Gráfico 67.	Correlación Inflación China - Petróleo	102
Gráfico 68.	Correlación Inflación China - Cobre	103
Gráfico 69.	Correlación Inflación China - Oro.....	105
Gráfico 70.	Comportamiento TC dólar – yuan chino.....	106
Gráfico 71.	Correlación Inflación China – Tasa de cambio dólar	107

Gráfico 72.	Comportamiento Inflación Brasil	108
Gráfico 73.	Análisis de Estacionalidad, Inflación de Brasil	109
Gráfico 74.	Análisis de Covarianza. Inflación Brasil	109
Gráfico 75.	Serie de Tiempo Inflación Brasil, con una diferenciación	110
Gráfico 76.	Pronóstico ARIMA Brasil	112
Gráfico 77.	Residuales al Cuadrado Modelo ARIMA (0,0,1).....	114
Gráfico 78.	Correlación Inflación Brasil – Precio Petróleo	116
Gráfico 79.	Correlación Inflación Brasil – Precio Cobre.....	117
Gráfico 80.	Tendencia TC dólar – real brasileño	120
Gráfico 81.	Correlación Inflación Brasil – TC Dólar	121
Gráfico 82.	Comportamiento Inflación Sudáfrica	122
Gráfico 83.	Análisis de Estacionalidad, Inflación Sudáfrica	122
Gráfico 84.	Análisis de Covarianza, Inflación de Sudáfrica	123
Gráfico 85.	Serie de Tiempo “Inflación Sudáfrica” con una diferenciación	124
Gráfico 86.	Pronóstico ARIMA Inflación Sudáfrica.....	125
Gráfico 87.	Pronóstico SARIMA, Inflación Sudáfrica	127
Gráfico 88.	Residuales al Cuadrado Modelo ARIMA (0,0,0).....	128
Gráfico 89.	Correlación Inflación Sudáfrica – Petróleo	130
Gráfico 90.	Correlación Inflación Sudáfrica – Precio Cobre	131
Gráfico 91.	Correlación Inflación Sudáfrica – Precio Oro	132
Gráfico 92.	Tendencia TC dólar – rand sudafricano	134
Gráfico 93.	Correlación Inflación Sudáfrica, TC cambio dólar	134

ÍNDICE TABLAS

Tabla 1. Características Modelos ARIMA Inflación México	46
Tabla 2. Características Modelos ARIMA Inflación Indonesia.....	55
Tabla 3. Características Modelos ARIMA Inflación India	66
Tabla 4. Características Modelo ARIMA Inflación Rusia	81
Tabla 5. Características Modelos ARIMA Inflación China	96
Tabla 6. Características Modelo ARIMA Inflación Brasil	110
Tabla 7. Características Modelos ARIMA Inflación Sudáfrica	124

CAPITULO I: ANTECEDENTES INICIALES

1.1. Introducción

El rol adoptado por los países ante el proceso de interacción de capitales y flujos comerciales, las decisiones domésticas de política económica y sus implicaciones para el resto del mundo, los eventos de las crisis económicas con su diseminación en la dinámica económica mundial y la integración como respuesta a la liberalización económica han sido temas de recurrente debate teórico y empírico, donde cada vez más ha tomado importancia comprender cómo influyen factores externos sobre la evolución de variables locales (Maldonado, 2011).

Una de las variables locales más sensible es la inflación. La inflación se define como un incremento del nivel de precios de bienes y servicios durante un período determinado (Romer, 1993). Como causales de inflación, la economía tradicional expone la hipótesis básica del incremento de dinero en la economía, y las eventuales presiones, por excesos de demanda, escasez de oferta y restricciones en la capacidad productiva sobre el mercado real (Henling, Jaumotte, & Sommer, 2006). Por lo tanto, la escasez de oferta o incrementos de demanda globales de ciertos bienes que un país produce puede repercutir en una variable local, como lo es la inflación. Para los países emergentes, cuyas economías en general son altamente dependientes del precio y producción de commodities este factor puede ser aún más relevante.

El presente proyecto de investigación tiene el propósito de analizar los factores externos que pueden repercutir en los índices de inflación de los países en vías de desarrollo, reconocidos por la Organización para la Cooperación y Desarrollo Económico (OCDE). Para ello se analiza el comportamiento de la inflación analizada como una serie de tiempo, se realizan estimaciones y modelamiento ARIMA, SARIMA y GARCH para finalmente establecer correlaciones con variables independientes

utilizando el software R. Los países evaluados en el presente estudio son: Chile, México, Indonesia, India, Rusia, China, Sud África y Brasil.

1.2. Pregunta de Investigación

¿Cómo afectan ciertos precios internacionales de commodities en la inflación interna de los países en vías de desarrollo, mediante los modelos econométrico ARIMA, SARIMA, GARCH?

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo General

Analizar los factores determinantes en la inflación de los países que se encuentran en vías de desarrollo, y estimar su pronóstico mediante los modelos econométricos ARIMA, SARIMA y GARCH.

1.3.2. Objetivos Específicos

- Estudiar el comportamiento histórico de la inflación, utilizando series de tiempo, para los países en estudio, identificando rasgos de estacionalidad.
- Pronosticar bajo modelos ARIMA, SARIMA y GARCH la inflación proyectada para los próximos 10 años.
- Correlacionar la inflación histórica de los países de estudio con datos de precios de commodities y precios de moneda local, para determinar la fuerza de relación entre variables.
- Determinar los países más sensibles (y más fuertes) a las fluctuaciones de precios y explicar características afines que explican su debilidad o fortaleza.

1.4. Metodología

El presente estudio propone una metodología que involucra el uso de análisis de correlaciones para la determinación de las variables que inciden en la

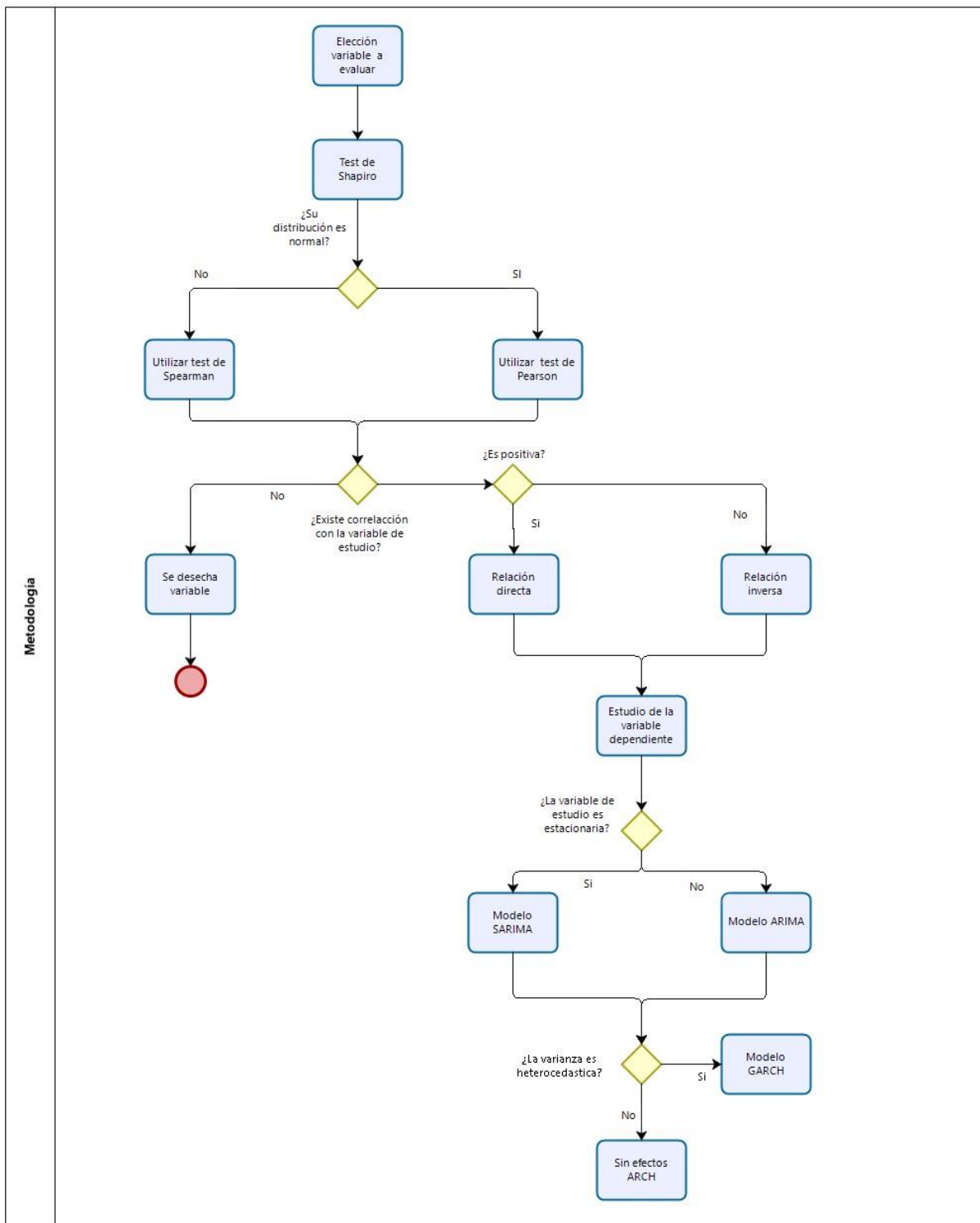
inflación de diferentes países en vías de desarrollo. Este análisis se realiza a partir de la información histórica de variables críticas de estudio y su posterior ajuste a través de los métodos de Pearson y Spearman según el tipo de distribución que tengan los datos obtenidos. El análisis se realiza utilizando el software R y su aplicación Rstudio. De este primer análisis se obtienen las variables críticas que explican el aumento o descenso de la inflación determinada en una serie de tiempo. Además, se realiza un pronóstico de demanda considerando las medidas de mejoramiento propuestas mediante el uso de modelos de pronóstico ARIMA o su variante SARIMA dependiendo de la estacionalidad de la variable dependiente. Para este segmento se estudia además el comportamiento de la variable con respecto a las diferenciaciones estacionarias aplicables. Luego de la aplicación de métodos ARMA (SARIMA o ARIMA según corresponda), se estudia pronósticos GARCH para la variable dependiente. Para el establecimiento del modelo GARCH se realiza el estudio de heterocedasticidad de la varianza para establecer la existencia de efectos ARCH.

La figura N°1 muestra la metodología como un diagrama de flujo, en donde las variables a evaluar son evaluadas dependiendo del nivel de correlación. El nivel de significancia para este apartado es del 95%. Luego se desarrollan los modelos de pronóstico considerando los comportamientos de la varianza de la variable dependiente.

Para la elección de los modelos escritos se hará uso de la metodología Box – Jenkins la cual puede resumirse en 3 pasos:

- Identificación y selección del modelo (estacionariedad, estacionalidad, componentes autorregresivos y de medias móviles).
- Estimación de los coeficientes que mejor se ajustan a los parámetros escogidos por medio de algoritmos computacionales
- Validación del modelo obtenido

Figura 1. Metodología



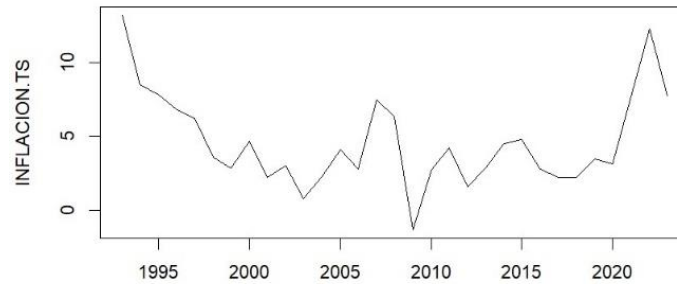
Fuente: Elaboración Propia

1.4.1. Organización de los Datos

Para poder hacer una buena representación con series de tiempo se debe escoger un intervalo de tiempo que capture de alguna forma un comportamiento descriptivo para el patrón que se desea analizar (López & Martínez, 2013). En econometría, por ejemplo, este problema generalmente corresponde a la periodicidad con la que se obtienen los datos (índices mensuales, anuales, trimestrales, etc.). En el tráfico de datos cada paquete transmitido porta encabezados que brindan información casi continua, por lo cual se debe escoger un intervalo que arroje datos globales. En general, intervalos de tiempo muy cortos arrojarán comportamientos más puntuales, mientras que periodos muy largos harán énfasis en comportamientos más globales. Para el caso de estudio se obtuvieron los datos de inflación de 8 países; Chile, México, Indonesia, Sud África, Rusia, China, India y Brasil y en él se expresa la inflación de cierre de cada año correspondiente al 31 de diciembre. Los datos se recogen en un periodo de tiempo desde 1993 hasta 2023. El tratamiento de las variables independientes compone un sistema similar. Las variables independientes analizadas en este estudio son: Precio Petróleo, Precio Cobre, Precio Oro y Tasa de Cambio dólar. Cabe destacar que los precios del cobre, del oro y del petróleo se representan como precios internacionales, siendo constantes para todos los países del estudio. La variabilidad que representaría el precio de estas tres commodities dentro de estos países estará dada por la Tasa de Cambio dólar, que representa el precio de la moneda local con respecto al dólar. Por supuesto esta variable será distinta para cada uno de los países de estudio.

Una vez organizados los datos, se almacenan en R como un objeto `ts` (time series) [con una frecuencia de un dato anual, con 20 años de exploración] y una referencia de inicio cualquiera, ya que no sigue un índice diario ni mensual (en el caso 0), y se procede a la representación gráfica de los mismos para observar la evolución de la variable a lo largo del tiempo. En el gráfico 1 se presenta la representación gráfica de la inflación de Chile, a modo de ejemplo.

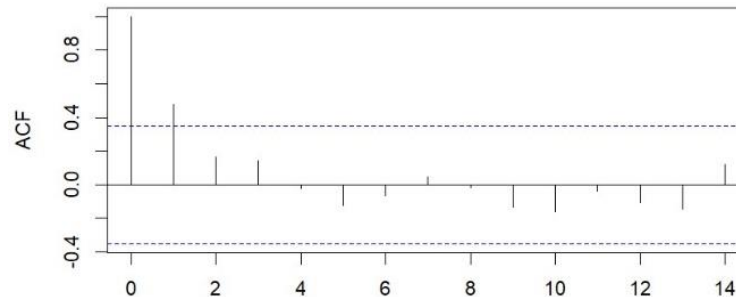
Gráfico 1. Organización de Datos, series ts: Ejemplo Chile



Fuente: Elaboración Propia

Como se puede observar, a simple vista no es posible determinar la estacionalidad de una serie, ya que no presenta una tendencia clara ni una varianza definida, por lo cual se debe analizar a mayor profundidad las características de la misma. En este sentido se realizan dos análisis: Autocorrelación y Covarianza.

Gráfico 2. Organización de Datos, series ts Autocorrelación, Chile.



Fuente Elaboración Propia

Como se puede observar, la función no arroja valores significativos bajo ningún retardo y en ningún múltiplo, no existe una frecuencia, lo que demuestra que la serie no se desarrolla bajo un comportamiento periódico. Este ejemplo es del caso chileno, pero dependiendo del comportamiento de los datos de cada país, el resultado del análisis será distinto.

CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO

2.1. Regresión y Correlación

El análisis de regresión trata del estudio de la dependencia de una variable (variable dependiente) respecto de una o más variables (variables explicativas) con el objeto de estimar o predecir la media o valor promedio poblacional de la primera en términos de los valores conocidos o fijos (en muestras repetidas) de las segundas (Gujarati & Porter, 2009). A pesar de que el análisis de regresión tiene que ver con la dependencia de una variable respecto de otras variables, esto no implica causalidad necesariamente (Kendall & Stuart, 1961).

El análisis de correlación se relaciona de manera estrecha con el de regresión, aunque conceptualmente son muy diferentes. En el análisis de correlación el objetivo principal es medir la *fuerza o grado de asociación lineal* entre dos variables. El coeficiente de correlación mide la fuerza de asociación lineal.

Teóricamente, la diferencia entre el análisis de regresión y el de correlación es que, en el de regresión existe una asimetría en el tratamiento de las variables dependientes y explicativas. Se infiere que la variable dependiente es estadística, aleatoria o estocástica, es decir tiene una distribución de probabilidad. Por otro lado, se asume que las variables explicativas tienen valores fijos (en muestras repetidas) (Bell, 2002). En el análisis de correlación, por otra parte, se tratan dos variables cualesquiera de forma simétrica; no existe distinción entre las variables dependiente y explicativa. Además, ambas se consideran aleatorias. El supuesto de aleatoriedad de las variables es la piedra angular de la teoría de la correlación. (Gujarati & Porter, 2009). En el caso de los análisis de regresión se condiciona al supuesto de que la variable dependiente es estocástica y las variables explicativas son fijas o no estocásticas.

La figura N°2 se detalla los niveles de correlación que existe entre dos variables medido según métodos estocásticos. Para el presente estudio, los métodos de evaluación de correlación a considerar son esencialmente dos: Pearson y Spearman. El primero utilizado para variables que se comportan siguiendo una distribución normal y la segunda de Spearman no paramétrica, utilizada para variables que no se comportan bajo la distribución normal.

Figura 2. Niveles de Correlación

$r = 1$	correlación perfecta.
$0'8 < r < 1$	correlación muy alta
$0'6 < r < 0'8$	correlación alta
$0'4 < r < 0'6$	correlación moderada
$0'2 < r < 0'4$	correlación baja
$0 < r < 0'2$	correlación muy baja
$r = 0$	correlación nula

Fuente: (Kendall & Stuart, 1961)

2.2. Ecuación de Regresión Lineal

Como se ha señalado, el análisis de regresión se relaciona en gran medida con la estimación o predicción de la media o valor promedio de la variable dependiente, con base en los valores conocidos o fijos de las variables explicativas. Los valores medios se les denomina valores esperados condicionales. La denotación es la siguiente $E(Y|X)$, que se lee como el valor esperado de Y, dado el valor de X. De la unión de estos valores se obtiene la línea de regresión poblacional (LRP) o de forma genérica, curva de regresión poblacional (CRP) que en este caso es la regresión de Y sobre X.

Desde el punto de vista geométrico, una curva de regresión poblacional es tan sólo el lugar geométrico de las medias condicionales de la variable dependiente para los valores fijos de la(s) variable (s) explicativas. Por lo tanto, se obtiene:

$$E(Y|X_i) = f(X_i)$$

Donde $f(X_i)$ denota alguna función de la variable explicativa X, que en este caso es siempre lineal. A esta ecuación se le denomina, función de esperanza condicional

(FEC), función de regresión condicional (FFRP) o Regresión Poblacional (RP). La relación lineal que se establece entre ambas variables es de siguiente tipo:

$$E(Y|X_i) = \beta_1 + \beta_2 X_i$$

Donde β_1 y β_2 son parámetros no conocidos que representan a los coeficientes de regresión. Este modelo es el utilizado para el análisis de correlación que existe entre las dos variables de estudio.

2.3. Función de Regresión Muestral

En general, los datos trabajados en cualquier modelo de correlación corresponden en general a muestras poblacionales, por lo tanto, la función de regresión lineal se realiza en base a información muestral. La función de regresión muestral representa una línea de regresión de la muestra. Se escribe como:

$$\hat{Y}_i = \hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 X_i$$

$$\hat{Y}_i = \hat{\beta}_1 + \hat{\beta}_2 X_i$$

Los coeficientes representan estimadores, también conocidos como estadísticos muestrales, que es el método para estimar el parámetro poblacional a partir de la información suministrada por la muestra disponible. Un valor numérico obtenido por el estimador en un análisis se le conoce como estimación.

2.3.1. Series de Tiempo

Una serie de tiempo es un conjunto de observaciones sobre los valores de una variable en diferentes momentos. Tal información debe recopilarse en intervalos regulares (Lintner, 1966), es decir, de forma diaria, semanal, mensual, trimestral, anual quinquenal, o decenal. (Gujarati & Porter, 2009). La mayor parte de las series de tiempo nacen con el supuesto de estacionalidad. *Una serie de tiempo es estacionaria si su media y varianza no varían sistemáticamente con el tiempo.* (Mossin, 1966)

2.3.2. Modelo de Pronóstico: ARIMA.

Los modelos de series de tiempo se basan en el supuesto de que las series de tiempo son débilmente estacionarias, es decir, la media y varianza de una serie de tiempo débilmente estacionaria son constantes y su covarianza es invariante en el tiempo. Pero también existen los casos en que las series de tiempo no son estacionarias, en este caso, son integradas. Una serie de tiempo es integrada de orden 1 [es decir $I(1)$], sus primeras diferencias son $I(0)$, es decir, estacionarias. En forma similar, si una serie de tiempo es $I(2)$, sus segundas diferencias son $I(0)$. En general, si una serie de tiempo es $I(d)$, después de diferenciarla d veces se obtiene una serie $I(0)$.

Por consiguiente, se debe diferenciar una serie de tiempo d veces para hacerla estacionaria y luego aplicar el modelo ARMA (p, q) , se dice que la serie de tiempo original es ARIMA (p, d, q) , es decir, es una serie de tiempo autorregresiva integrada de promedios móviles, donde p denota el número de términos autorregresivos, d el número de veces que la serie debe diferenciarse para hacerse estacionaria y q el número de términos de promedios móviles. Por ejemplo, una serie de tiempo ARIMA $(2,1,2)$ tiene que diferenciarse una vez ($d = 1$) antes de que se haga estacionaria, y la serie de tiempo estacionaria (en primeras diferencias) puede modelarse con un proceso ARMA $(2,2)$, es decir tiene dos términos AR y dos términos MA. Cabe notar que si $d = 0$ (es decir, para empezar la serie es estacionaria), ARIMA $(p, d=0, q) =$ ARMA (p, q) . Además, un proceso ARIMA $(p, 0, 0)$, significa que es un proceso estacionario MA(q) puro.

El punto más relevante para utilizar esta metodología de pronóstico, es que se debe tener una serie de tiempo estacionaria o una serie de tiempo que sea estacionaria después de una o más diferenciaciones. La razón para suponer estacionariedad se explica:

“El objetivo de BJ (Box-Jenkins) es identificar y estimar un modelo estadístico que se interprete como generador de los datos muestrales. Entonces, si se va a pronosticar con este modelo estimado, debe suponerse que sus características son constantes a través del tiempo y, en particular, en períodos futuros. Así, la sencilla razón para requerir datos estacionarios es que todo modelo que infiera a partir de estos datos puede interpretarse como estacionario o estable en sí mismo, y proporcione, por consiguiente, una base válida para pronosticar” (Pokorny, 1987)

Para identificar si una serie de tiempo sigue un proceso AR puro (sólo con valor p), un valor MA (sólo con valor q), un proceso ARMA (valores p y q) o ARIMA (p, d, q) se debe seguir el método BJ (de Box-Jenkins) el cual considera 4 pasos:

Paso 1. Identificación: Es decir, encontrar los valores apropiados de p, d, q . La correlograma y la correlograma parcial pueden ayudar a esa labor.

Paso 2. Estimación: Tras identificar los valores apropiados de p y q , la siguiente etapa es estimar los parámetros de los términos autorregresivos y de promedios móviles incluidos en el modelo. Algunas veces, este cálculo se efectúa mediante mínimos cuadrados simples, pero otras hay que recurrir a métodos de estimación no lineal (en parámetros). Para el desarrollo de este trabajo esta labor la realizará el software estadístico R.

Paso 3. Examen de diagnóstico: Después de seleccionar un modelo ARIMA particular y de estimar sus parámetros, se debe determinar si el modelo seleccionado se ajusta a los datos en forma razonablemente buena, pues es posible que exista otro modelo ARIMA que también lo haga. Se requiere una gran habilidad para seleccionar el modelo ARIMA correcto. Una prueba factible para probar que el modelo seleccionado se ajusta a los datos es determinar si los residuales estimados a partir del modelo son de ruido blanco; si lo son se acepta el ajuste particular, si no lo son, se debe desechar y

determinar un nuevo modelo de pronóstico. La literatura define a la metodología BJ como un proceso iterativo. Ahora bien, al utilizar R es el software el que encuentra el mejor modelo ARIMA, lo que simplifica el análisis y las iteraciones se vuelven superfluas.

Paso 4: Pronóstico: El principal beneficio de construir un modelo ARIMA es su éxito en el pronóstico. En muchos casos, los pronósticos obtenidos por este método son más confiables que los obtenidos por modelos econométricos tradicionales, en particular en el caso de pronósticos a corto plazo. (Gujarati & Porter, 2009)

2.3.3. Modelo de Pronóstico: SARIMA.

El modelo SARIMA refleja la característica de variación estacional en series de tiempo. Generalmente, la serie de tiempo original $\{Y_t\}$ utiliza un operador de retardo B para procesar SARIMA $(p, d, q) (P, D, Q)$. El modelo SARIMA es en realidad un modelo ARIMA estacional y puede escribirse como:

$$\phi(B)\phi_P(B^S)(1-B)^d(1-B^S)^D Y_t = \theta_q(B)\vartheta_Q(B^S)\epsilon_t$$

En la formula, B es el operador de retraso definido como $B^k Y_t = Y_{t-k}$

$$\phi_P(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_P B^P$$

$$\phi_P(B^S) = 1 - \phi_1 B^S - \phi_{s2} B^{2s} - \dots - \phi_{ps} B^{ps}$$

$$\theta_P(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_1 B^2 - \dots - \theta_q B^q$$

$$\theta_Q(B^S) = 1 - \theta_s B^S - \theta_{2s} B^{2s} - \dots - \theta_{Qs} B^{Qs}$$

Donde $\phi(B)$ y $\Theta(B)$ son polinomios de orden p y q , $\Phi(B^S)$ y $\Theta(B^S)$ son polinomios en B^S de grados P y Q , respectivamente p es el orden de autor regresión no estacional; d es el número de diferencias regulares, q es el orden de la media móvil no estacional; P es el orden de autor regresión estacional: D es el número de diferencias

estacionales; Q es el orden de la media móvil estacional; y S es la duración de la temporada (Miranda, 2021).

2.4. Modelo de Pronóstico: GARCH.

La volatilidad es una característica inherente a las series de tiempo financieras. En general no es constante y en consecuencia los modelos de series de tiempo tradicionales que suponen varianza homocedástica, no son adecuados para modelar series de tiempo financieras. (Engle, 1982) introduce una nueva clase de procesos estocásticos llamados modelos ARCH, en los cuales la varianza condicionada a la información pasada no es constante y depende del cuadrado de las innovaciones pasadas (Bollerslev, 1986) generaliza los modelos ARCH al proponer los modelos GARCH en los cuales la varianza condicional depende no sólo de los cuadrados de las perturbaciones, como en (Engle, 1982), sino además, de las varianzas y de las varianzas condicionales en períodos anteriores.

La gran diferencia entre los modelos ARCH/GARCH y los modelos ARIMA/SARIMA, es que los primeros consideran no constante para una serie de tiempo, por lo cual lo hacen ideal para el pronóstico de series de tiempo financieras. La volatilidad se define como la varianza condicional de la serie subyacente (Casas & Cepeda, 2008). Es importante considerar que, aunque una serie sea estacionaria y tenga, por tanto, varianza constante, puede presentar oscilaciones a corto plazo que es la que recoge la varianza condicional para el estudio de la volatilidad cuyo conocimiento es de interés, por lo general, en hacer predicciones de corto plazo. Debido a que la volatilidad varía con el tiempo, los modelos clásicos ARMA, ARIMA, SARIMA, no son adecuados para modelar una serie de tiempo financiera, puesto que sus supuestos es que la varianza es constante.

2.4.1. Pruebas para detectar efectos ARCH

Para detectar la presencia de efectos ARCH existen varias maneras; la primera es utilizar los estadísticos tradicionales de Ljung – Box en los correlogramas de los residuos de la ecuación de la media y de los residuos al cuadrado (Tsay, 2002) ; otra, es utilizar una prueba de multiplicadores de Lagrange LM, que ha sido propuesta tanto por (Engle, 1982) como por (Bollerslev, 1986) en la que después de expresar la ecuación de varianza condicional $h_t = z_{t1} w_1 + z_{t2} w_2$, se prueba la hipótesis nula $H_0 : w_2 = 0$ mostrando así, que el efecto ARCH es a lo más como la dimensión w_1 . Para efectos de este estudio se utiliza la forma de estadísticos tradicionales, analizando los residuos y los residuos al cuadrado.

2.4.2. Modelo GARCH (p, q) en regresión

Sea $\{y_t\}_t$ un proceso estocástico donde T es un conjunto discreto de índices. Sean

$$\beta' = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k) \text{ y } \omega' = (\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_q, \gamma_1, \dots, \gamma_p)$$

Vectores de parámetros para modelar la media y la varianza respectivamente, $z_t = (1, e^2_{t-1}, \dots, e^2_{t-q}, h_{t-1}, \dots, h_{t-p})$ el vector de variables para la varianza, $x_t = (1, x_{t1}, \dots, x_{tk})$ el vector de variables explicativas observadas en el tiempo t . En este modelo, $e_t = y_t - x_t\beta$ y φ_{t-1} es la información disponible hasta el tiempo $t - 1$. El modelo GARCH (p, q) en regresión (Bollerslev, 1986) está dado por:

$$y_t | \varphi_{t-1} \sim N(\mu_t, h_t)$$

$$\mu_t = x_t\beta$$

$$h_t = z_t\omega = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i e^2_{t-i} + \sum_{i=1}^p \gamma_i h_{t-i}$$

$$e_t = y_t - x_t\beta$$

donde $p \geq 0, q \geq 0, \alpha_0 \geq 0, \alpha_i \geq 0, i = 1, \dots, q$ y $\gamma_i \geq 0, i = 1, \dots, p$

Ahora la varianza condicional depende tanto del cuadrado de los errores como de las varianzas condicionales retrasadas p períodos. Si $p = 0$, se tiene el proceso ARCH (q) en regresión.

CAPÍTULO III: ANÁLISIS Y RESULTADOS

Este capítulo comprende la realización estadística de la relación que existe entre la inflación de un país y 4 variables de estudio: *Precio del Petróleo*, *Precio del Cobre*, *Precio del Oro* y el *Tipo de Cambio* de cada moneda local con respecto al dólar. Los países en donde se evaluarán estas variables y el comportamiento de la inflación son: Chile, México, Indonesia, India, Turquía, Polonia, Rusia, Sudáfrica, Hungría, República Checa, China y Brasil. Estos países se ubican en diferentes zonas del orbe y presentan características geográficas y demográficas muy distintas.

Para cada uno de estos países se analizan los datos de inflación de los últimos 30 años, cabe decir el período comprendido entre 1993 y 2023. Además de los datos de cada una de las variables de estudio.

Cada modelo será evaluado mediante ARIMA, SARIMA y GARCH. Además, se estudiará el nivel de correlación entre la inflación y cada variable utilizando el método de Pearson con un nivel de confianza del 95%.

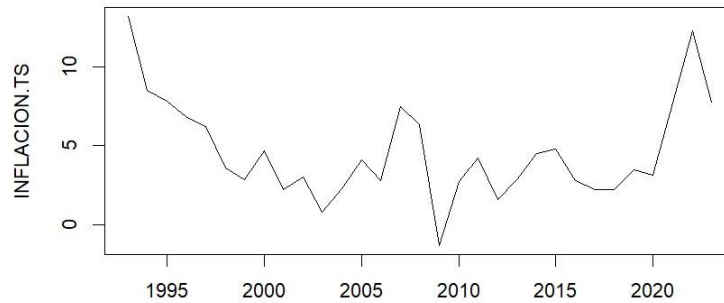
3.1. Chile

Chile se ubica en el extremo sur de América del Sur. Cuenta con una superficie total de 756.102 km² (INE, 2018) y una población estimada para el 2024 de 20.086.384 habitantes (FMI, 2024). El tamaño del PIB de Chile es de 333.779 millones de dólares y un PIB (PPA) per cápita de USD 30.977. (FMI, 2024), ubicándose en el puesto 44 en el mundo. Su Índice de Desarrollo Humano (IDH) es de 0.860 con valor “Muy Alto”, ubicándose en el puesto 44 en el mundo. (PNUD, 2022).

3.1.1. Análisis Previo de la Inflación Chile

Los datos de inflación se muestran en el gráfico n°3. Corresponde a la serie de tiempo desde el año 1993 hasta el año 2023 en donde se muestra el comportamiento de la inflación en los últimos 30 años.

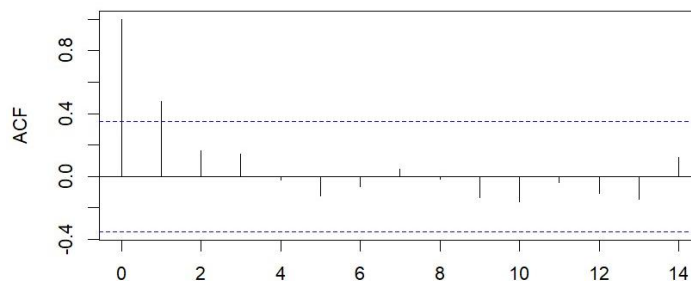
Gráfico 3. Comportamiento inflación en CHILE 1993-2023



Fuente: Banco Central de Chile

De los datos de inflación de Chile se puede observar que existe un período de decrecimiento desde el año 1993 hasta el año 2023. Durante esta primera década la inflación en Chile disminuyó desde un 13.22% a un 0.79%. Luego desde el 2003 hasta el 2007 existe una escalada llegando al 7.42%. En el año 2009 se aprecia la menor tasa de inflación, con un -1.32% presentando un periodo deflacionario. A partir de este año se aprecia un periodo final de crecimiento y decrecimientos en comportamientos cíclicos

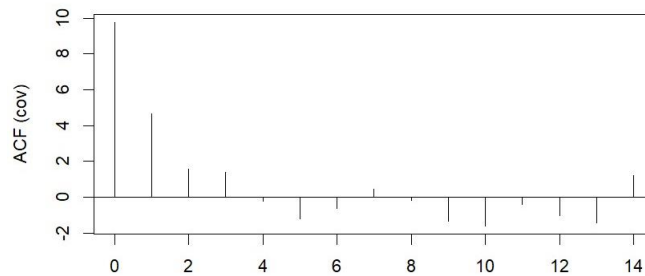
Gráfico 4. Análisis estacionalidad "Inflación Chile"



Fuente: Elaboración Propia

En el gráfico N°4 se muestra que la inflación de Chile es una variable no estacionaria ya que el comportamiento no es exponencial, si no que existe una constancia en la disminución. El gráfico 5 muestra el análisis de covarianza de la variable. Se muestra que no es estacionaria, ya que no existe una covarianza constante.

Gráfico 5. Análisis covarianza “Inflación Chile”



Fuente: Elaboración Propia

3.1.2. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación Chile” ARIMA

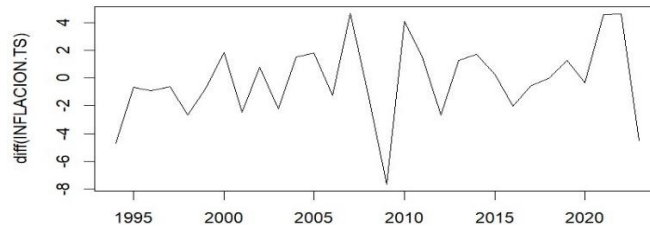
Para la realización del modelamiento en la serie de tiempo se debe determinar en primera instancia la cantidad de diferenciaciones que se deben aplicar en función del comportamiento de los datos.

En caso de las diferenciaciones regulares, utilizando el comando *ndiffs* de la librería *forecast* de Rstudio ha dado un resultado “0”, por lo tanto, no se debe aplicar una diferenciación regular al conjunto de datos,

En el caso de las diferenciaciones estacionales, utilizando el comando *nsdiffs* de la librería *forecast* de Rstudio también ha dado un resultado “0”, por lo tanto, no se debería aplicar una diferenciación estacionaria al conjunto de datos. Sin embargo, es recomendable añadir diferenciaciones al modelo por dos motivos principales: el primero motivo es que Rstudio no realice un estudio real del comportamiento de los datos y la segunda razón es que con la diferenciación del modelo cambie el comportamiento de los datos y así realizar con mayor detalle el análisis.

El gráfico 6 muestra la serie de tiempo con una diferenciación para el comportamiento de la variable. Se puede observar un cambio en el comportamiento con respecto al gráfico 3, es más estacionaria y presenta una tendencia más definida.

Gráfico 6. Serie de tiempo “Inflación Chile” con una diferenciación



Fuente: Elaboración Propia

Para determinar si la serie tiene raíces unitarias, se debe definir la siguiente hipótesis:

$H_0 =$ La serie tiene raíces unitarias (no estacionaria)

$H_1 =$ La serie no tiene raíces unitarias (estacionaria)

Con un *p-value* menor a 0,05 se rechaza la hipótesis nula y con un *p-value* mayor a 0,05 se acepta la hipótesis nula.

Utilizando el test de Dickey – Fuller en Rstudio con el comando *adf.test* se obtiene un *p-value* menor a 0,01 por lo tanto se rechaza la hipótesis nula, la serie no tiene raíces unitarias y es estacionaria. (ver Figura 3)

Se han desarrollado dos modelos a evaluar. El primero considerando una diferenciación llamada Arima1 y un segundo modelo con dos diferenciaciones llamado Arima2. Con este análisis se determina si, a mayor número de diferenciaciones, se mejora el modelo de pronóstico. Para ello se utilizan los indicadores AIC y BIC. A menor índice de estos indicadores, mejor será el modelo de pronóstico elegido. Los resultados obtenidos son los siguientes:

Figura 3. Test Dickey - Fuller

```
> adf.test(INFLACION.T5)
Augmented Dickey-Fuller Test
alternative: stationary

Type 1: no drift no trend
lag ADF p.value
[1,] 0 -2.195 0.0301
[2,] 1 -1.352 0.1886
[3,] 2 -1.046 0.2973
[4,] 3 -0.484 0.4965
Type 2: with drift no trend
lag ADF p.value
[1,] 0 -3.69 0.0110
[2,] 1 -2.87 0.0661
[3,] 2 -2.39 0.1892
[4,] 3 -2.11 0.2902
Type 3: with drift and trend
lag ADF p.value
[1,] 0 -3.42 0.0723
[2,] 1 -2.53 0.3593
[3,] 2 -1.73 0.6681
[4,] 3 -1.63 0.7068
----
Note: in fact, p.value = 0.01 means p.value <= 0.01
```

Fuente: Elaboración Propia

Figura 4. Indicador AIC para modelos propuestos ARIMA Inflación Chile

	df	AIC
arima1	1	148.7555
arima2	2	149.8281

Fuente: Elaboración Propia

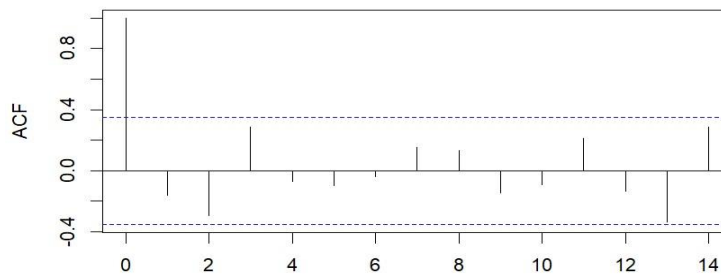
Figura 5. Indicador BIC para modelos propuestos ARIMA Inflación Chile

	df	BIC
arima1	1	150.1567
arima2	2	152.6305

Fuente: Elaboración Propia

Como se puede observar, el modelo 1 presenta menores índices AIC y BIC por lo tanto es un mejor modelo de pronóstico. Además, se puede concluir que, según el comportamiento de los datos, a mayor número de diferenciaciones el modelo resultante tendrá mayores índices AIC y BIC.

Gráfico 7. Análisis Residual modelo Arima 1



Fuente: Elaboración Propia

El gráfico 7 muestra el análisis residual del modelo. Además, la figura 6 muestra sus principales características.

Figura 6. Características del modelo ARIMA seleccionado

```
Series: INFLACION.TS
ARIMA(0,1,0)

sigma^2 = 7.799: log likelihood = -73.38
AIC=148.76 AICc=148.9 BIC=150.16

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set -0.1744123 2.747226 2.099136 7.753001 71.07221 0.9679386 -0.1626954
> |
```

Fuente: Elaboración Propia

3.1.3. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación Chile” SARIMA

Se ha demostrado que la variable “Inflación Chile” es no estacionaria, por lo tanto, se puede aplicar un modelo SARIMA. Además del test de Dickey- Fuller se determina que se debe realizar una diferenciación estacional.

Para ellos se aplicó el comando “Auto Arima”. El modelo SARIMA propuesto es (0,0,1) a diferencia del modelo ARIMA (0,1,0)

Figura 7. Características Modelo SARIMA seleccionado.

```
ARIMA(0,0,1) with non-zero mean
Coefficients:
      ma1      mean
      0.9117  4.7898
s.e.  0.1260  0.8094

sigma^2 = 6.119: log likelihood = -71.92
AIC=149.83 AICc=150.72 BIC=154.14

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set -0.09862407 2.392453 1.839918 -12.45702 64.20785 0.8484099 -0.1314294
> |
```

Fuente: Elaboración Propia

Con ello, el pronóstico de la inflación en Chile para los próximos 5 años (período 2024 – 2028) se muestra en la figura 8.

Figura 8. Pronóstico de la Inflación en Chile 2024-2028 SARIMA

```
Training set error measures:
              ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE
Training set -0.09862407 2.392453 1.839918 -12.45702 64.20785 0
> forecast(model,h=5)
      Point Forecast      Lo 80      Hi 80      Lo 95      Hi 95
2024      4.502324 1.3315861 7.673061 -0.346901 9.351549
2025      4.789783 0.5000803 9.079486 -1.770751 11.350318
2026      4.789783 0.5000803 9.079486 -1.770751 11.350318
2027      4.789783 0.5000803 9.079486 -1.770751 11.350318
2028      4.789783 0.5000803 9.079486 -1.770751 11.350318
```

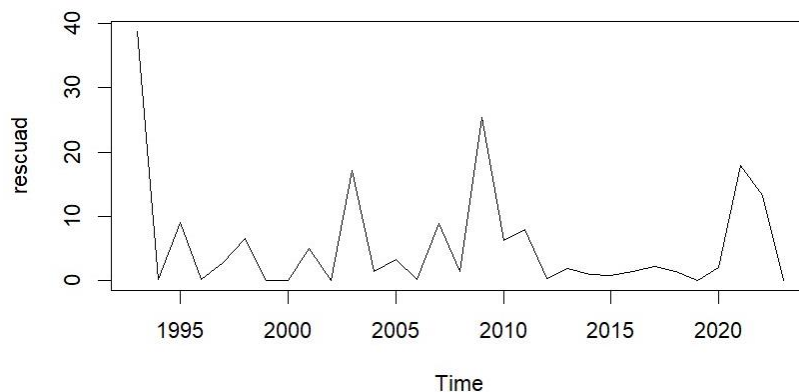
Fuente: Elaboración Propia

3.1.4. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación Chile” GARCH

En primera instancia se debe estudiar los efectos GARCH, es decir, se deben cumplir dos características: La primera, que la varianza sea heterocedastica y depende de los residuales al cuadrado rezagados y la segunda que la varianza sea rezagada.

El gráfico 8 muestra el estudio de los residuales al cuadrado de la variable “Inflación Chile”. Se observa que la varianza no es constante, por lo tanto, si existe heterocedasticidad. Para comprobar la varianza rezagada, se realiza una regresión con los residuales al cuadrado como variable dependiente y los residuales al cuadrado con un rezago como variable independiente. El resultado de la regresión se muestra en la figura 9.

Gráfico 8. Residuales al Cuadrado, Inflación Chile



Fuente: Elaboración Propia.

Figura 9. Resultado Regresión de Residuales Inflación Chile

```

Time series regression with "ts" data:
Start = 1994, End = 2023

Call:
dynam(formula = rescuad ~ L(rescuad), data = INFLACION.TS)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-5.053 -4.026 -2.870  2.951 20.285

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  5.16546    1.41557   3.649  0.00107 **
L(rescuad)  -0.09211    0.13462  -0.684  0.49943
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 6.412 on 28 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.01645, Adjusted R-squared: -0.01868
F-statistic: 0.4682 on 1 and 28 DF, p-value: 0.4994
    
```

Fuente: Elaboración Propia.

Desde la figura 9 se observa que los coeficientes de los residuales al cuadrado con un rezago, se muestra que no es significativo, ya que todos los índices son menores a 2. Por lo tanto, la variable tiene efectos GARCH, se puede modelar.

Para obtener el modelo GARCH, se ha iterado en función de los parámetros ARMA para obtener y luego estudiar la significancia de sus componentes. Los coeficientes del modelo ARMA y el modelo GARCH deben ser mayores a 2 para que sean significativos. R Studio por defecto modela en primer lugar un modelo ARMA (1,0,1) y GARCH (1,1). En este caso, sólo el parámetro “mu” es significativo. Por lo tanto, se deben probar otros modelos. En este caso, el modelo que mejor se ajusta a los datos es ARMA (2,0,0) y GARCH (1,1) después de las pruebas realizadas.

Figura 10. Modelo GARCH Seleccionado para Inflación Chile

```

*-----*
*           GARCH Model Fit           *
*-----*

Conditional Variance Dynamics
-----
GARCH Model   : sGARCH(1,1)
Mean Model    : ARFIMA(2,0,0)
Distribution   : norm

Optimal Parameters
-----
      Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
mu     10.500596   1.893202  5.546473 0.000000
ar1     0.794849   0.183335  4.335503 0.000015
ar2     0.143763   0.181206  0.793370 0.427562
omega   0.064067   0.210340  0.304587 0.760681
alpha1  0.000000   0.026804  0.000001 0.999999
beta1   0.998999   0.160906  6.208607 0.000000
    
```

Fuente: Elaboración Propia

El pronóstico de los próximos 5 años según el modelo GARCH propuesto se muestra en la figura 11.

Figura 11. Pronóstico de la Inflación Chile 2023-2028 GARCH

0-roll forecast [T0=2023-01-01]		
	Series	Sigma
T+1	8.613	2.914
T+2	8.612	2.924
T+3	8.728	2.933
T+4	8.820	2.943
T+5	8.910	2.952

Fuente: Elaboración Propia

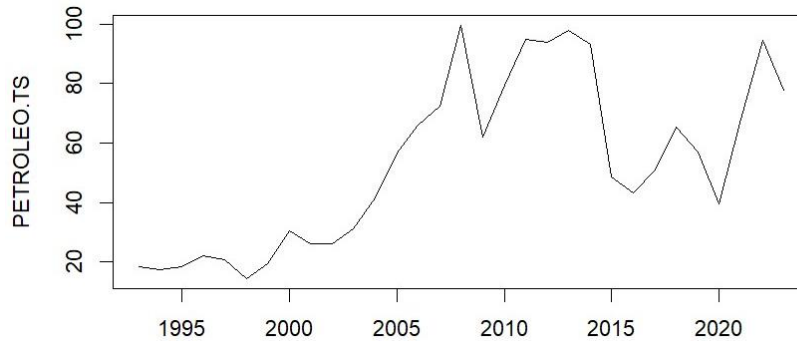
3.1.5. Análisis de Correlaciones Inflación Chile

El análisis de correlaciones determina el nivel de relación que existe entre la variable “Inflación Chile” con respecto a las demás variables. La primera variable a evaluar será “Precio Petróleo”, en segundo lugar “Precio Cobre”, en tercer lugar “Precio Oro” y en cuarto lugar “Tasa de Cambio”.

3.1.5.1. Inflación Chile – Precio Petróleo

El gráfico 9 muestra el comportamiento que ha tenido el precio del petróleo, para el mismo período de años. Se observa que el comportamiento del precio del petróleo presenta un alza sostenida desde al año 1998 hasta el año 2008. Luego se presenta un comportamiento cíclico, con fuertes alzas y bajas.

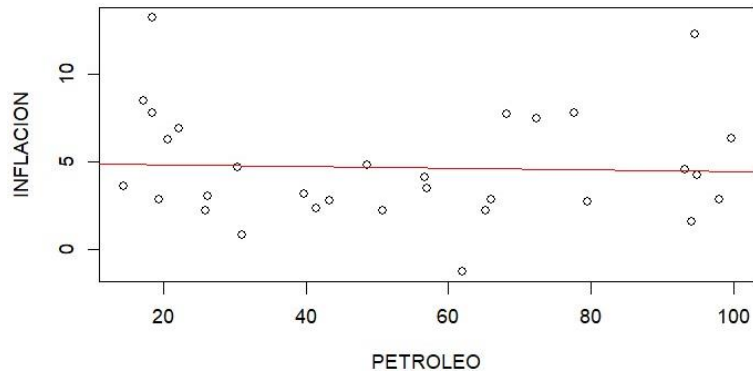
Gráfico 9. Comportamiento Precio del Petróleo 1993-2023



Fuente: (Banco Central Chile, 2024)

El gráfico 10 muestra la relación que existe entre ambas variables. Para evaluar su correlación se ha utilizado el método de Pearson con un nivel de confianza del 95%. La correlación que existe entre estas dos variables es de -0.04362282 . Se determina que ambas variables no tienen correlación significativa.

Gráfico 10. Correlación Inflación Chile – Precio Petróleo

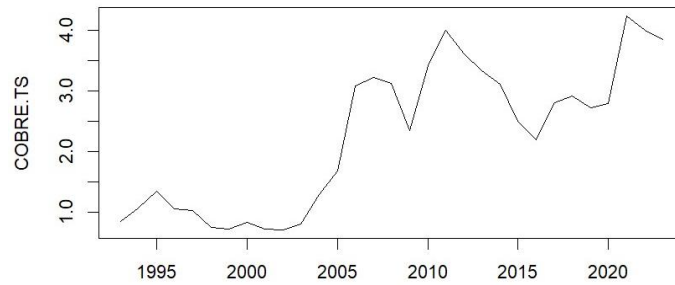


Fuente: Elaboración Propia

3.1.5.2. Inflación Chile – Precio Cobre

El gráfico 11 muestra el comportamiento en el precio del cobre, determinado por la bolsa de metales de Londres, durante el período 1993-2023.

Gráfico 11. Comportamiento Precio del Cobre 1993-2023

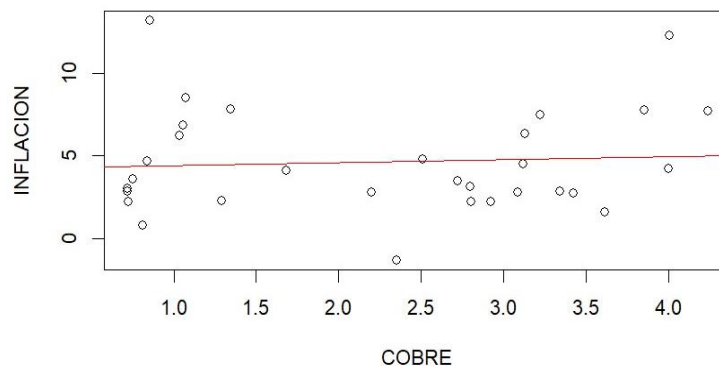


Fuente: (COCHILCO, 2024)

Se observa en el comportamiento del precio del cobre que los precios se mantuvieron relativamente bajos desde el año 1993 hasta el año 2003. Desde el 2004 se presenta un alza sostenida hasta el 2008. El 2009 se presenta una fuerte disminución y un rebote posterior alcanzando su peak el año 2011. Luego de este año se presenta un comportamiento a la baja que se prolonga hasta el año 2016. Luego de este período se presenta un comportamiento al alza, llegando al peak histórico el año 2021.

El gráfico 12 muestra la correlación que existe entre el precio del cobre y la inflación para Chile. Utilizando el método de Pearson con un nivel de confianza del 95%, la correlación que existe entre las dos variables es de 0.0681731. Se determina que ambas variables no tienen correlación significativa

Gráfico 12. Correlación Inflación Chile – Precio del Cobre



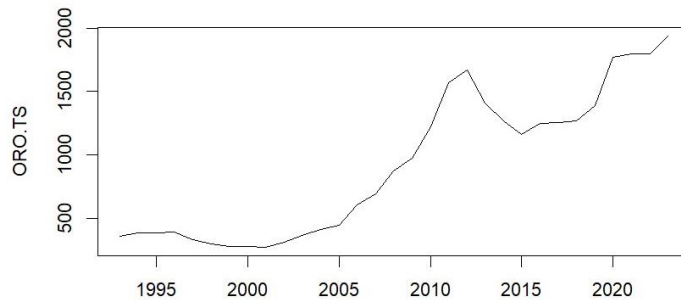
Fuente: Elaboración Propia

3.1.5.3. Inflación Chile – Precio Oro

El gráfico 13 muestra el comportamiento en el precio del oro en los últimos 20 años, determinado por la bolsa de metales de Londres.

Se observa un comportamiento con menores cambios de tendencia que las otras variables estudiadas. Desde el año 1993 hasta el año 2013 se presenta una tendencia al alza. El único período de decrecimiento en su precio fue en el período desde 2014 hasta el 2015. Desde ese año, vuelve el comportamiento al alza que se prolonga hasta el 2023.

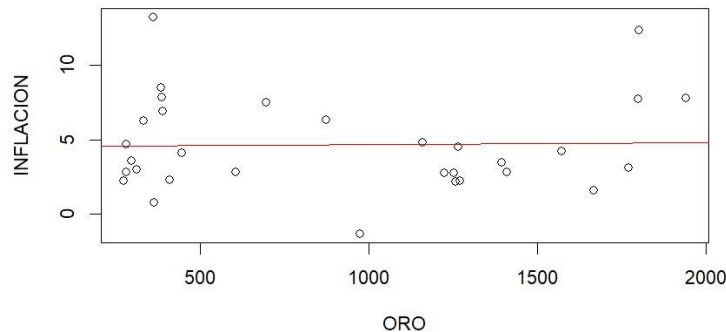
Gráfico 13. Comportamiento Precio del Oro 1993-2023



Fuente: (COCHILCO, 2024)

El gráfico 14 muestra la correlación que existe entre el precio del oro y la inflación para Chile.

Gráfico 14. Correlación Inflación Chile – Precio del Oro



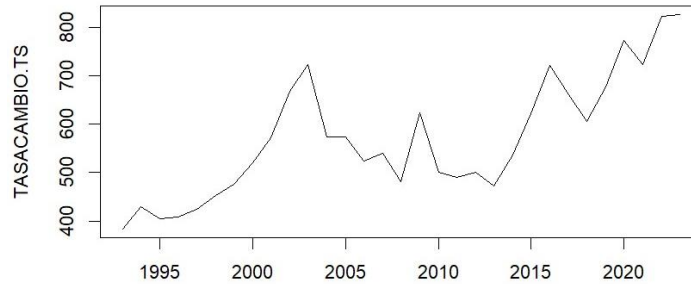
Fuente: Elaboración Propia

Utilizando el método de Pearson con un nivel de confianza del 95%, la correlación que existe entre las dos variables es de 0.02391853. Se determina que ambas variables no tienen correlación significativa.

3.1.5.4. Inflación Chile – Tasa de Cambio Dólar US

El gráfico 15 muestra el comportamiento en la tasa de cambio del peso chileno a dólar estadounidense en los últimos 30 años.

Gráfico 15. Comportamiento Tasa de Cambio 1993-2023

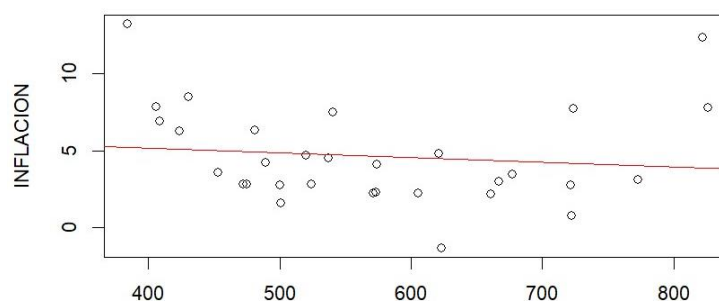


Fuente: (Banco Central Chile, 2024)

Se observa que durante toda la década desde el año 1993 hasta el 2003 el dólar se apreció constantemente sobre el peso chileno. Luego entra en una etapa de depreciación con respecto al peso hasta el año 2008, desde el 2009 hasta 2016 el dólar se apreció de manera constante. Desde el 2016 hasta hoy no se aprecia tendencia.

El gráfico 16 muestra la correlación que existe entre el precio del dólar y la inflación para Chile. Utilizando el método de Pearson con un nivel de confianza del 95%, la correlación que existe entre las dos variables es de 0.120945. Se determina que ambas variables no tienen correlación significativa. Aunque, cabe destacar que es la variable que más se correlaciona con la inflación histórica de Chile.

Gráfico 16. Correlación Inflación Chile – Tasa de Cambio Dólar



Fuente: Elaboración Propia

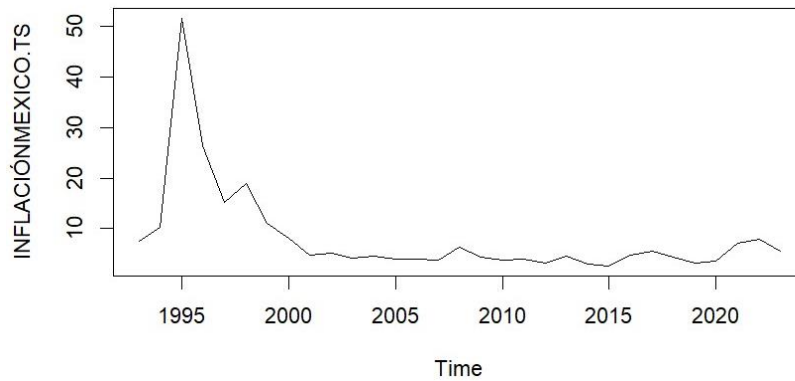
3.2. México

México se ubica en la parte meridional de América del Norte. Cuenta con una superficie total de 1.964.375 km² (CONAPO, 2023) y una población estimada para el 2024 de 132.274.337 habitantes (CONAPO, 2023). El tamaño del PIB de México es de 2.017.025 millones de dólares y un PIB (PPA) per cápita de USD 15.248. (FMI, 2024), ubicándose en el puesto 67 en el mundo. Su Índice de Desarrollo Humano (IDH) es de 0.781 con valor “Alto”, ubicándose en el puesto 77 en el mundo. (PNUD, 2022).

3.2.1. Análisis Previo de la Inflación México

Los datos de inflación se muestran en el gráfico 17. Corresponde a la serie de tiempo desde el año 1993 hasta el año 2023 en donde se muestra el comportamiento de la inflación en los últimos 30 años. Se observa que el año 1995 hubo un peak inflacionario llegando al 51.72%. Luego de esto, la inflación fue disminuyendo gradualmente hasta el año 2002. Desde el 2003 en adelante, ha mostrado un comportamiento estable y lineal. Se puede destacar una leve alza en los años 2021 y 2022, donde la tasa alcanzó el 7.9%.

Gráfico 17. Comportamiento inflación en MEXICO 1993-2023

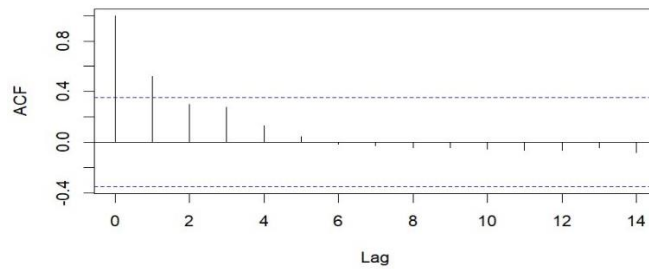


Fuente: Banco Central de México

En el gráfico N°18 se muestra que la inflación de México es una variable no estacionaria ya que el comportamiento no es exponencial, si no que existe una constancia en la disminución. Mostrando un análisis similar al caso chileno.

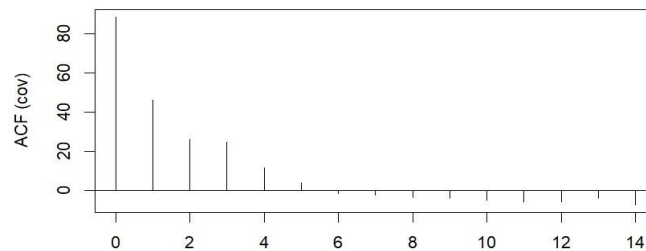
Para el caso señalado, el análisis de varianza se muestra en el gráfico 19 donde se confirma la no estacionalidad de la variable.

Gráfico 18. Análisis estacionalidad "Inflación México"



Fuente: Elaboración Propia

Gráfico 19. Análisis Covarianza "Inflación México"

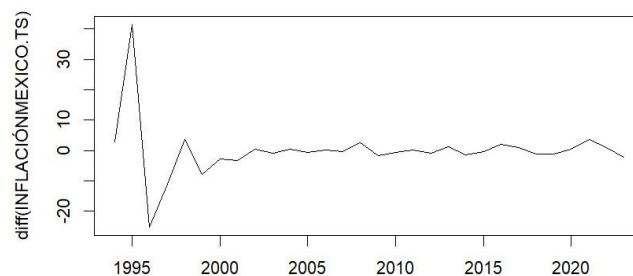


Fuente: Elaboración Propia

3.2.2. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación México” ARIMA

Como ya se ha anunciado en el caso chileno, la primera instancia para definir el modelo ARIMA es determinar el número de diferenciaciones que se deben aplicar. Aplicando el comando `ndiffs` se señala que se debe aplicar 1 diferenciación regular. Aplicando el comando `nsdiffs` se confirma que la serie no es estacionaria por lo tanto, no se debe aplicar una diferenciación estacionaria. El gráfico 20 muestra el comportamiento de la variable aplicando la diferenciación regular.

Gráfico 20. Serie de tiempo “Inflación México” con una diferenciación



Fuente: Elaboración Propia

Utilizando el test de Dickey – Fuller en Rstudio con el comando `adf.test` se obtiene un p-value menor a 0,01 por lo tanto se rechaza la hipótesis nula, la serie no tiene raíces unitarias y es no estacionaria (ver Figura 12).

Figura 12. Test Dickey-Fuller Inflación México

```
Augmented Dickey-Fuller Test
data: INFLACIÓNMEXICO.TS
Dickey-Fuller = -5.2666, Lag order = 3, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary
```

Fuente: Elaboración Propia

Ya probado el comportamiento de la variable, se han desarrollado 6 modelos ARIMA a evaluar.

Tabla 1. Características Modelos ARIMA Inflación México

Modelo	Regresiones	Diferenciaciones	Medias Móviles
ARIMA1	1	0	0
ARIMA2	0	1	0
ARIMA3	0	0	1
ARIMA4	2	2	1
ARIMA5	0	1	1
ARIMA6	3	2	2

Fuente: Elaboración Propia

Los indicadores AIC y BIC para cada uno de los modelos desarrollados, se muestran en las figuras 13 y 14 respectivamente.

Figura 13. Indicadores AIC, ARIMA Inflación México

	df	AIC
arima1	3	223.5342
arima2	1	221.3814
arima3	3	224.5603
arima4	4	213.3584
arima5	2	218.0862
arima6	6	212.5359

Fuente: Elaboración Propia

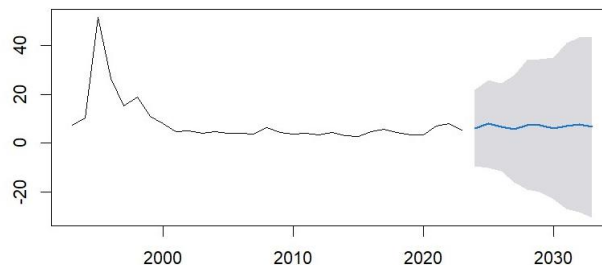
Figura 14. Indicadores BIC, SARIMA Inflación México

	df	BIC
arima1	3	227.8362
arima2	1	222.7826
arima3	3	228.8622
arima4	4	218.8275
arima5	2	220.8886
arima6	6	220.7397

Fuente: Elaboración Propia

Como se puede observar, el modelo 4 presenta menores índices AIC y BIC por lo tanto es un mejor modelo de pronóstico. El gráfico 21 muestra el pronóstico para la inflación de México para los próximos 10 años con el modelo arima4 (2,2,1)

Gráfico 21. Pronóstico ARIMA Inflación México



Fuente: Elaboración Propia

Los datos del pronóstico se muestran en la figura 15. Se puede observar que el modelo ARIMA propuesto también configura a la inflación de México con un comportamiento cíclico, con una menor tasa de inflación proyectada para el año 2030 con un 6,07% y la mayor tasa proyectada es en el año 2029 con un 7.3%.

Figura 15. Pronóstico ARIMA Inflación México. Datos Proyectados.

	Point	Forecast	Lo 95	Hi 95
	2024	6.160373	-9.463795	21.78454
	2025	7.942104	-10.121825	26.00603
	2026	6.543126	-11.541312	24.62756
	2027	5.843494	-16.174008	27.86100
	2028	7.498214	-19.202440	34.19887
	2029	7.306001	-19.947788	34.55979
	2030	6.075609	-22.994492	35.14571
	2031	6.977758	-27.020423	40.97594
	2032	7.639118	-28.214281	43.49252
	2033	6.601088	-30.613718	43.81589

Fuente: Elaboración Propia.

3.2.3. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación México” SARIMA

Se ha demostrado que la variable “Inflación México” es no estacionaria, por lo tanto, se puede aplicar un modelo SARIMA. Además del test de Dickey- Fuller se determina que se debe realizar al menos diferenciación estacional.

El modelo ARIMA mejor evaluado fue el de tipo (2,2,1). Para modelar el pronóstico SARIMA se aplica el comando “Auto Arima” en RStudio. El modelo SARIMA propuesto y que se detalla en la figura 16 es (2,1,0) a diferencia del modelo ARIMA (2,2,1). Cabe destacar que el modelo SARIMA propuesto no tiene componentes estacionales, por lo tanto, la inflación de México es no estacionaria y sin componentes estacionales. El modelo SARIMA encontrado es en realidad un modelo ARIMA no evaluado en la sección anterior.

Figura 16. Modelo SARIMA (no estacional ARIMA) Inflación México

```

Series: INFLACIONMEXICO.TS
ARIMA(2,1,0)

Coefficients:
      ar1      ar2
-0.5084  -0.7950
s.e.    0.1541   0.1702

sigma^2 = 59.2: log likelihood = -103.79
AIC=213.58  AICc=214.5  BIC=217.78

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set -0.6608062  7.312512  3.887679 -19.29276  42.35105  0.9499908  0.1520913

```

Fuente: Elaboración Propia

La figura 17 muestra el pronóstico de la inflación de México para los próximos diez años utilizando el modelo SARIMA evaluado. Se observa que el año donde se estima una menor inflación es el 2030 con el 5,98%. Mientras que el de mayor inflación se pronostica sea el 2025 con el 7.68%.

Figura 17. Pronostico SARIMA Inflación México. Datos Proyectados

```
> forecast(modelmexico, h=10)
      Point Forecast      Lo 80      Hi 80      Lo 95      Hi 95
2024    6.075060   -3.785567  15.93569   -9.005467  21.15559
2025    7.682159   -3.305519  18.66984   -9.122045  24.48636
2026    6.431756   -4.564861  17.42837  -10.386119  23.24963
2027    5.789787   -6.850069  18.42964  -13.541204  25.12078
2028    7.110275   -7.360092  21.58064  -15.020242  29.24079
2029    6.949308   -7.581535  21.48015  -15.273699  29.17231
2030    5.981322   -8.985640  20.94828  -16.908671  28.87132
2031    6.601429   -9.914903  23.11776  -18.658121  31.86098
2032    7.055735   -9.818762  23.93023  -18.751582  32.86305
2033    6.331760  -10.734290  23.39781  -19.768511  32.43203
```

Fuente: Elaboración Propia.

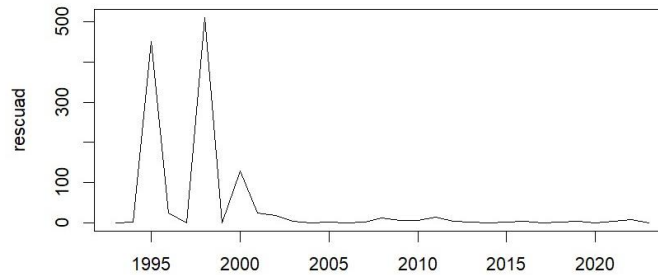
3.2.4. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación México” GARCH

Como se ha mencionado en la modelación GARCH de la inflación de Chile, en primera instancia se debe estudiar los efectos GARCH, es decir, se deben cumplir dos características: La primera, que la varianza sea heterocedastica y depende de los residuales al cuadrado rezagados y la segunda que la varianza sea rezagada.

El gráfico 22 muestra el estudio de los residuales al cuadrado de la variable “Inflación México”. Para el estudio, se ha evaluado el modelo ARIMA (2,1,0) que se ha encontrado en la búsqueda del modelo SARIMA de la sección anterior.

Se observa que la varianza no es constante, por lo tanto, si existe heterocedasticidad. Para comprobar la varianza rezagada, se realiza una regresión con los residuales al cuadrado como variable dependiente y los residuales al cuadrado con un rezago como variable independiente. El resultado de la regresión se muestra en la figura 18.

Gráfico 22. Residuales al Cuadrado Modelo GARCH Inflación México.



Fuente: Elaboración Propia

Figura 18. Resultado Regresión de Residuales Inflación México

```
Time series regression with "ts" data:
Start = 1994, End = 2023

Call:
dynam(formula = rescuad210 ~ L(rescuad210), data = INFLACIONMEXICO)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-114.59  -49.35  -48.16  -42.39   607.49

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)   49.4382    29.5206   1.675   0.105
L(rescuad210)  0.1053     0.1879   0.560   0.580

Residual standard error: 151.4 on 28 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.01109,    Adjusted R-squared:  -0.02422
F-statistic: 0.3141 on 1 and 28 DF,  p-value: 0.5796
```

Fuente: Elaboración Propia.

Desde la figura 18 se observa que los coeficientes de los residuales al cuadrado con un rezago, se muestra que no es significativo, ya que todos los índices son menores a 2. Por lo tanto, la variable tiene efectos GARCH, se puede modelar.

Para obtener el modelo GARCH, se ha iterado en función de los parámetros ARIMA (2,1,0) para obtener y luego estudiar la significancia de sus componentes. Los coeficientes del modelo ARIMA y el modelo GARCH deben ser mayores a 2 para que sean significativos. R Studio por defecto modela en primer lugar un modelo ARMA (1,0,1) y GARCH (1,1). En este caso, sólo el parámetro “mu” es significativo. Por lo tanto, se deben probar otros modelos. En este caso, el modelo que mejor se ajusta a los datos es ARMA (2,0,1) y GARCH (1,1) después de las pruebas realizadas.

Figura 19. Aspectos Modelo GARCH Inflación México

```

-----*
*      GARCH Model Spec      *
*-----*

Conditional Variance Dynamics
-----
GARCH Model      : sGARCH(1,1)
Variance Targeting : FALSE

Conditional Mean Dynamics
-----
Mean Model      : ARFIMA(2,0,1)
Include Mean    : TRUE
GARCH-in-Mean   : FALSE

Conditional Distribution
-----
Distribution     : norm
Includes Skew   : FALSE
Includes Shape  : FALSE
Includes Lambda : FALSE
    
```

Fuente: Elaboración Propia

El pronóstico de los próximos 10 años según el modelo GARCH propuesto se muestra en la figura 20

Figura 20. Inflación México Modelo GARCH, Datos Proyectados

	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
2024	6.075060	-3.785567	15.93569	-9.005467	21.15559
2025	7.682159	-3.305519	18.66984	-9.122045	24.48636
2026	6.431756	-4.564861	17.42837	-10.386119	23.24963
2027	5.789787	-6.850069	18.42964	-13.541204	25.12078
2028	7.110275	-7.360092	21.58064	-15.020242	29.24079
2029	6.949308	-7.581535	21.48015	-15.273699	29.17231
2030	5.981322	-8.985640	20.94828	-16.908671	28.87132
2031	6.601429	-9.914903	23.11776	-18.658121	31.86098
2032	7.055735	-9.818762	23.93023	-18.751582	32.86305
2033	6.331760	-10.734290	23.39781	-19.768511	32.43203

Fuente: Elaboración Propia

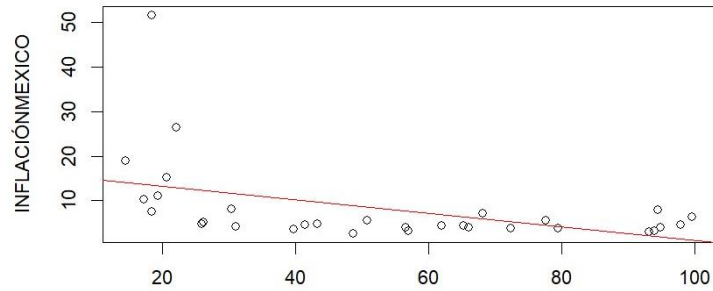
3.2.5. Análisis de Correlaciones Inflación México

Para el análisis de correlaciones de la inflación de México con las demás variables de estudio seguirá el mismo orden que para el análisis de la inflación de Chile: La primera variable a evaluar será “Precio Petróleo”, en segundo lugar “Precio Cobre”, en tercer lugar “Precio Oro” y en cuarto lugar “Tasa de Cambio”.

3.2.5.1. Inflación México – Precio Petróleo

El análisis de correlaciones entre la Inflación de México y el Precio del Petróleo se observa en el gráfico 23.

Gráfico 23. Correlación Inflación México – Precio Petróleo



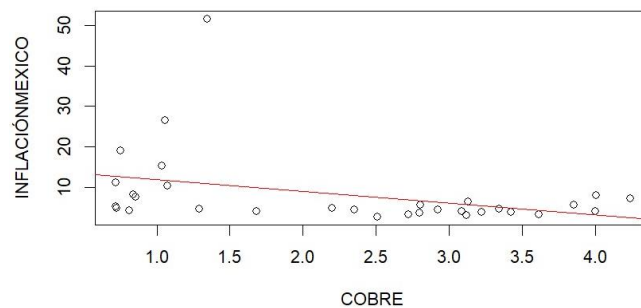
Fuente: Elaboración Propia

Utilizando el método de Pearson con un nivel de confianza del 95%, la correlación que existe entre las dos variables es de -0.5476359 con un p-value de $0,001429$. Ambas variables se correlacionan, ya que el p-value es menor a $0,05$. Como la correlación es negativa, a mayor precio internacional del petróleo, menor será la inflación en México. En el gráfico 23, la línea roja marca esta tendencia decreciente.

3.2.5.2. Inflación México – Precio del Cobre

El análisis de correlaciones entre la inflación de la economía mexicana y el precio del cobre se detalla en el gráfico 24. Se puede observar una tendencia negativa o indirecta entre ambas variables.

Gráfico 24. Correlación Inflación México – Precio Cobre



Fuente: Elaboración Propia

Utilizando el método de Pearson con un nivel de confianza del 95%, la correlación que existe entre las dos variables es de $-0,3617589$ con un p-value de

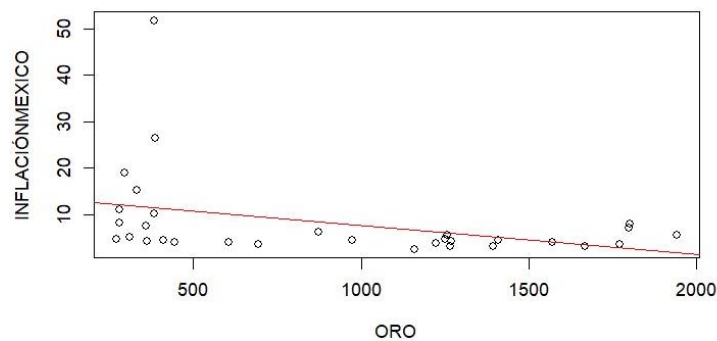
0,04551. Ambas variables se correlacionan, pero a menor grado que el precio del petróleo. Al igual que en el caso anterior, también la correlación es negativa.

3.2.5.3. Inflación México – Precio del Oro

El comportamiento del “Precio del Oro” ya se ha identificado y analizado en el gráfico 13 y el análisis de la inflación en México en el gráfico 17. El análisis de correlaciones entre estas dos variables se observa en el gráfico 25.

Utilizando el método de Pearson con un nivel de confianza del 95%, la correlación que existe entre las dos variables es de -0,3664668 con un p-value de 0,05259. Con un 95% de confianza, ambas variables no se correlacionan, pero están cerca de relacionarse.

Gráfico 25. Correlación Inflación México – Precio Oro

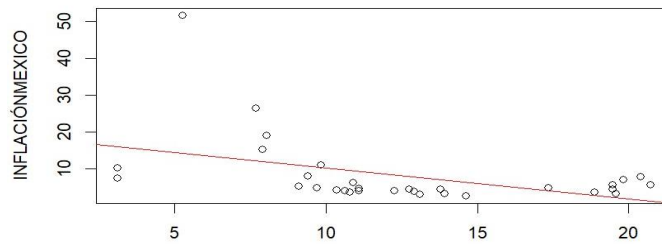


Fuente: Elaboración Propia

3.2.5.3. Inflación México – Tipo de Cambio Dólar

El comportamiento del Tipo de cambio ya se ha identificado y analizado en el gráfico 15 y el análisis de la inflación en México en el gráfico 17. El análisis de correlaciones entre estas dos variables se observa en el gráfico 26.

Gráfico 26. Correlación Inflación México – Tasa Cambio Dólar



Fuente: Elaboración Propia

Utilizando el método de Pearson con un nivel de confianza del 95%, la correlación que existe entre las dos variables es de -0,440061 con un p-value de 0,013325. Ambas variables se correlacionan. A mayor tasa de cambio, menor es la inflación.

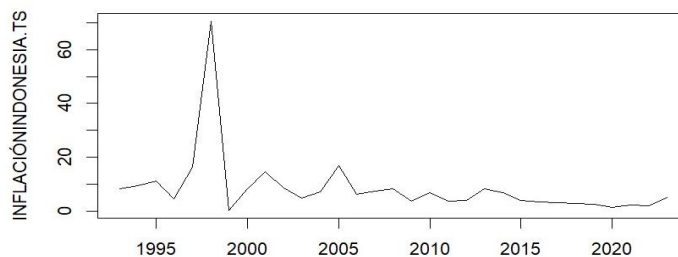
Como aspecto general, la inflación en México está influenciada por los precios internacionales de commodities y de la tasa de cambio con respecto al dólar.

3.3. Indonesia

3.3.1. Análisis previo de la inflación en indonesia

Los datos de inflación se muestran en el gráfico 27. Corresponde a la serie desde el año 1993 hasta el año 2023. Se observa que el año 1998 hubo un peak inflacionario llegando al 70,64%. Luego de esto, la inflación disminuyó fuertemente en 1999 registrando 0,29%. Desde el 1999 en adelante, ha mostrado un comportamiento cíclico, con peak inflacionarios los años 2001 y 2005.

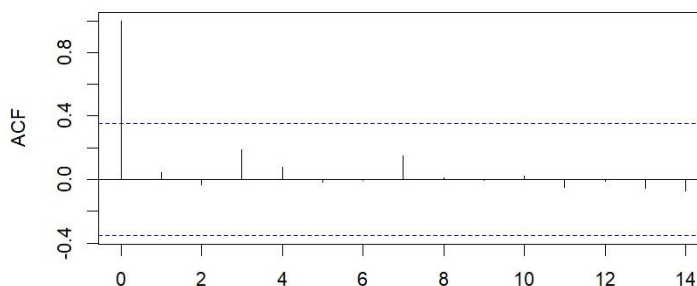
Gráfico 27. Comportamiento Inflación Indonesia



Fuente: Elaboración Propia

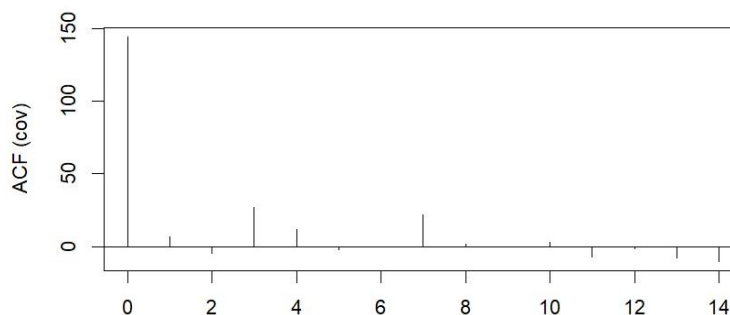
En el gráfico 28 se detalla la función de autocorrelación. Se observa que la inflación de Indonesia tiene rasgos de estacionalidad, ya que presenta una caída exponencial entre el rango 0-1. El gráfico 29, muestra el análisis de covarianza donde se puede concluir que la variable es efectivamente estacionaria, la caída en este análisis es aún mayor.

Gráfico 28. Análisis de Estacionalidad, Inflación Indonesia



Fuente: Elaboración Propia

Gráfico 29. Análisis de Covarianza, Inflación Indonesia

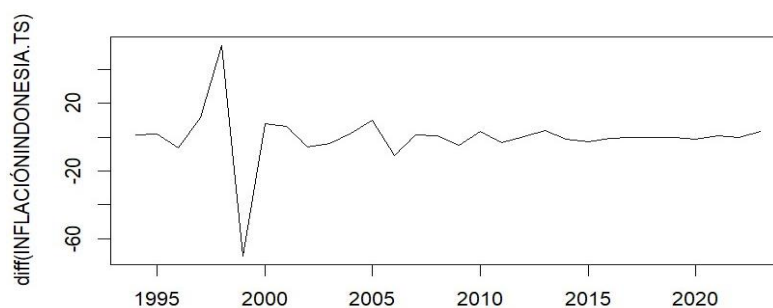


Fuente: Elaboración Propia

3.3.2. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación Indonesia” ARIMA

Al igual que en los casos anteriores, la primera instancia para definir el modelo ARIMA es determinar el número de diferenciaciones que se deben aplicar. Aplicando ndiffs se señala que se debe aplicar una diferenciación regular, confirmando la estacionalidad de la variable. El gráfico 30 muestra el comportamiento de la inflación en Indonesia, aplicando una diferenciación.

Gráfico 30. Inflación Indonesia con una diferenciación



Fuente: Elaboración Propia

Ya probado el comportamiento de la variable, se han desarrollado 6 modelos ARIMA a evaluar. Cabe destacar que en todos los modelos tiene al menos una diferenciación, dada la conclusión del análisis previo. Además, las figuras 21 y 22 se indican los análisis de los indicadores AIC y BIC de cada modelo propuesto.

Tabla 2. Características Modelos ARIMA Inflación Indonesia

Modelo	Regresiones	Diferenciaciones	Medias Móviles
ARIMA1	1	1	0
ARIMA2	0	1	0
ARIMA3	0	1	1
ARIMA4	2	2	1
ARIMA5	0	2	1
ARIMA6	3	2	2

Fuente: Elaboración Propia

Figura 21. Indicadores AIC, ARIMA Inflación Indonesia

	df	AIC
arima1	2	251.7533
arima2	1	256.6934
arima3	2	241.2114
arima4	4	246.6057
arima5	2	254.5869
arima6	6	245.9784

Fuente: Elaboración Propia

Figura 22. Indicadores BIC, ARIMA Inflación Indonesia

	df	BIC
arima1	2	254.5556
arima2	1	258.0946
arima3	2	244.0138
arima4	4	252.0749
arima5	2	257.3215
arima6	6	254.1822

Fuente: Elaboración Propia

El menor índice AIC y BIC los presenta el modelo ARIMA 3, por lo tanto, es el modelo que mejor se ajusta al comportamiento de los datos de los 6 modelos ARIMA propuestos. Cabe destacar que el orden es (0,1,1). Los detalles del modelo se muestran en la figura 23, y el gráfico del pronóstico en se detalla en el grafico 31.

Figura 23. Modelo ARIMA Inflación Indonesia.

```
Call:
arima(x = INFLACIONINDONESIA.TS, order = c(0, 1, 1), seasonal = list(order = c(0,
0, 0), period = 1))

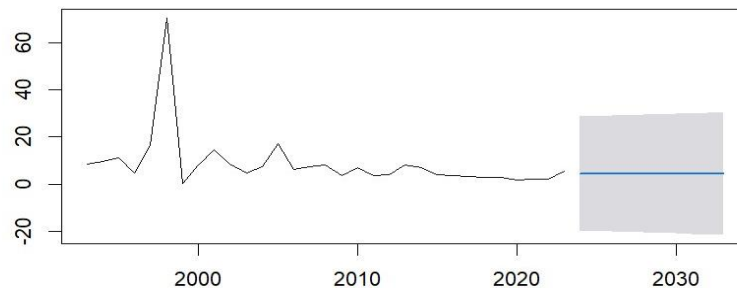
Coefficients:
      ma1
    -0.8664
s.e.    0.0909

sigma^2 estimated as 151.8:  log likelihood = -118.61,  aic = 241.21

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set -1.728952 12.12222  6.494989 -308.4538 321.2744 0.8819122 -0.08465923
```

Fuente: Elaboración Propia

Gráfico 31. Pronóstico ARIMA Inflación Indonesia



Fuente: Elaboración Propia.

La figura 24 muestra la inflación proyectada para Indonesia para los próximos 10 años utilizando el modelo ARIMA (0,1,1). Se observa que el pronóstico es contante y que la inflación proyectada será de 4,43% con un 95% de significancia.

Figura 24. Pronóstico ARIMA Inflación Indonesia. Datos Proyectados.

	Point Forecast	Lo 95	Hi 95
2024	4.437348	-19.71493	28.58962
2025	4.437348	-19.92940	28.80409
2026	4.437348	-20.14200	29.01669
2027	4.437348	-20.35277	29.22747
2028	4.437348	-20.56177	29.43646
2029	4.437348	-20.76903	29.64373
2030	4.437348	-20.97461	29.84930
2031	4.437348	-21.17853	30.05323
2032	4.437348	-21.38085	30.25554
2033	4.437348	-21.58159	30.45628

Fuente: Elaboración Propia.

3.3.3. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación Indonesia” SARIMA

Se ha demostrado que la variable “Inflación Indonesia” es estacionaria, por lo tanto, se debe aplicar un modelo SARIMA. Como se puede apreciar en la figura 25 el modelo SARIMA que mejor se ajusta es el modelo ARIMA (0,1,1) (0,0,0), mismo que resultó del análisis de modelos ARIMA. Por lo tanto, se puede concluir que el modelo ARIMA analizado del modelo anterior aplicando una diferenciación estacionaria es el mismo que el modelo SARIMA (0,1,1) (0,0,0) propuesto por Rstudio.

Figura 25. Modelo SARIMA propuesto, Inflación Indonesia

```
Series: INFLACIONINDONESIA.TS
ARIMA(0,1,1)

Coefficients:
      ma1
      -0.8664
s.e.      0.0909

sigma^2 = 157.1:  log likelihood = -118.61
AIC=241.21   AICc=241.66   BIC=244.01

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set -1.728952 12.12222 6.494989 -308.4538 321.2744 0.8819122 -0.08465923
```

Fuente: Elaboración Propia.

La figura 26 detalla el pronóstico SARIMA para los próximos 10 años. Se concluye que, al igual que el modelo ARIMA, la inflación será constante en 4,43%. Este fenómeno se explica porque ambos modelos presentan los mismos componentes: ARIMA (0,1,1) = SARIMA (0,0,1) (0,0,0)

Figura 26. Pronóstico SARIMA Inflación Indonesia. Datos Proyectados.

```
> forecast(modelindonesia,h=10)
      Point Forecast      Lo 80      Hi 80      Lo 95      Hi 95
2024      4.437348 -11.62495 20.49965 -20.12782 29.00251
2025      4.437348 -11.76758 20.64228 -20.34595 29.22065
2026      4.437348 -11.90897 20.78366 -20.56219 29.43688
2027      4.437348 -12.04914 20.92384 -20.77656 29.65126
2028      4.437348 -12.18814 21.06283 -20.98913 29.86383
2029      4.437348 -12.32598 21.20067 -21.19994 30.07464
2030      4.437348 -12.46269 21.33739 -21.40903 30.28373
2031      4.437348 -12.59831 21.47301 -21.61644 30.49114
2032      4.437348 -12.73286 21.60755 -21.82222 30.69691
2033      4.437348 -12.86636 21.74106 -22.02639 30.90109
```

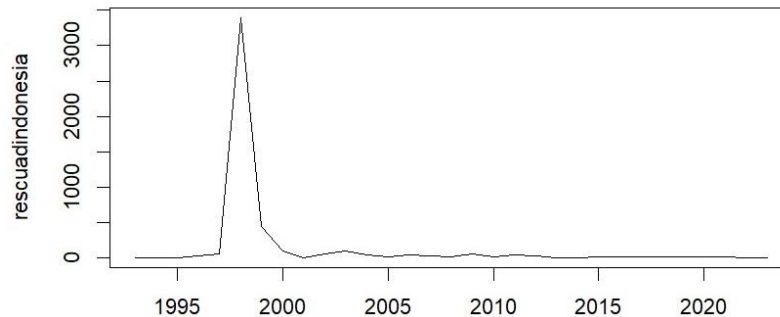
Fuente: Elaboración Propia.

3.3.4. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación Indonesia” GARCH

Como se ha mencionado, la primera instancia para pronosticar bajo modelos GARCH es determinar si la varianza es heterocedastica. El gráfico 32 muestra los

residuales al cuadrado del modelo ARIMA (0,1,1) propuesto. Se identifica que la varianza es constante entre el período 2000-2003, sólo presenta la diferencia entre el período 1998-2000. Cabe destacar que si se determina que la varianza no es heterocedastica entonces no tendrá efectos ARCH e imposibilitará el desarrollo de un modelo GARCH.

Gráfico 32. Raíces al Cuadrado, Inflación Indonesia



Fuente: Elaboración Propia

Para comprobar si existen efectos ARCH, se realiza la regresión de los residuales al cuadrado rezagados. La figura 27 muestra los resultados de la regresión de los residuales al cuadrado como variable dependiente y los residuales al cuadrado con un rezago como variable independiente. Se observa en la figura que los coeficientes son todos menores a 2, por lo tanto, no son significativos.

Figura 27. Residuales al cuadrado modelo ARIMA (0,1,1) Inflación Indonesia.

```
Time series regression with "ts" data:
Start = 1994, End = 2023

Call:
dynlm(formula = rescuadindonesia ~ L(rescuadindonesia), data = INFLACIONINDONESIA)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-142.6  -131.0  -121.9   -92.9  3257.3

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)    137.13124   117.94266     1.163   0.255
L(rescuadindonesia)  0.09693     0.18809     0.515   0.610

Residual standard error: 626.8 on 28 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.009396, Adjusted R-squared:  -0.02598
F-statistic: 0.2656 on 1 and 28 DF, p-value: 0.6104
```

Fuente: Elaboración Propia

La figura 28 muestra el test para efectos ARCH utilizando dos rezagos. Con un 97,08% de confianza se determina que no existen efectos ARCH. Por lo tanto, dado el comportamiento de la variable, no es posible realizar un modelo GARCH.

Figura 28. Test ARCH con dos rezagos. Inflación Indonesia

ARCH LM-test; Null hypothesis: no ARCH effects
data: INFLACIONINDONESIA.TS
Chi-squared = 0.059176, df = 2, p-value = 0.9708

Fuente: Elaboración Propia

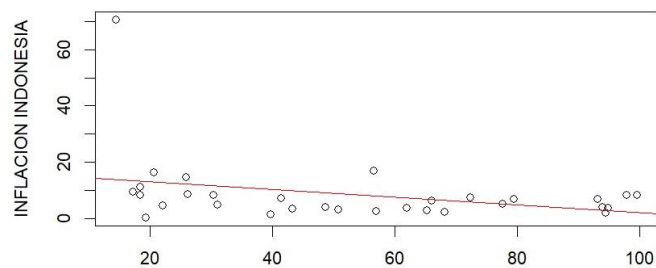
3.3.5. Análisis de Correlaciones Inflación Indonesia

Para el análisis de correlaciones de la inflación de Indonesia con las demás variables de estudio seguirá el mismo orden que para el análisis de la inflación de Chile y México: La primera variable a evaluar será “Precio Petróleo”, en segundo lugar “Precio Cobre”, en tercer lugar “Precio Oro” y en cuarto lugar “Tasa de Cambio”.

3.3.5.1. Inflación Indonesia – Precio Petróleo

El análisis de correlaciones entre la variable “Inflación Indonesia” y “Precio del Petróleo” se observa en el gráfico 33. Existe una tenencia inversa entre ambas variables.

Gráfico 33. Correlación Inflación Indonesia – Precio Petróleo.



Fuente: Elaboración Propia

Se ha aplicado el test de “Shapiro” para demostrar si las variables siguen una distribución normal y así determinar la aplicación del método de Pearson o el método de Spearman según corresponda.

Figura 29. Test de Shapiro, Inflación Indonesia – Precio del Petróleo

```
> shapiro.test(INFLACIONINDONESIA$`INFLACION INDONESIA`)
      Shapiro-Wilk normality test
data:  INFLACIONINDONESIA$`INFLACION INDONESIA`
W = 0.46204, p-value = 1.488e-09
> shapiro.test(INFLACIONINDONESIA$PETROLEO)
      Shapiro-Wilk normality test
data:  INFLACIONINDONESIA$PETROLEO
W = 0.91516, p-value = 0.01759
```

Fuente: Elaboración Propia

De la figura 30 se muestra que los p-value son menores a 0,05 por lo tanto, ninguna sigue una distribución normal. Se debe aplicar el test de Spearman.

El test de Spearman muestra que ambas variables se correlacionan con un 95% de confianza, ya que el p-value es menor a 0,05. La correlación es de -0,3615284.

Figura 30. Método de Spearman. Inflación Indonesia-Precio Petróleo.

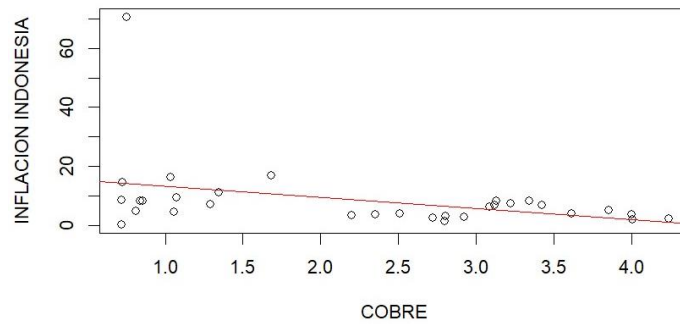
```
      spearman's rank correlation rho
data:  INFLACION INDONESIA and PETROLEO
S = 6753.2, p-value = 0.04568
alternative hypothesis: true rho is not equal to 0
sample estimates:
      rho
-0.3615284
```

Fuente: Elaboración Propia

3.3.5.2. Inflación Indonesia – Precio Cobre

El análisis de correlaciones entre la inflación de Indonesia y el precio del cobre se aprecia en el gráfico 34. Se puede observar una tendencia negativa en la relación entre ambas variables similar comportamiento al de la correlación con el “Precio del Petróleo”.

Gráfico 34. Correlación Inflación Indonesia – Precio Cobre



Fuente: Elaboración Propia

Se ha mostrado que la variable “Inflación Indonesia” no sigue una distribución normal, por lo tanto, para analizar la correlación entre esta variable y el precio del cobre se deba aplicar el método de Spearman.

Figura 31. Método de Spearman. Inflación Indonesia-Precio Cobre.

```
Spearman's rank correlation rho
data: INFLACION INDONESIA and COBRE
S = 7128, p-value = 0.01467
alternative hypothesis: true rho is not equal to 0
sample estimates:
rho
-0.4370968
```

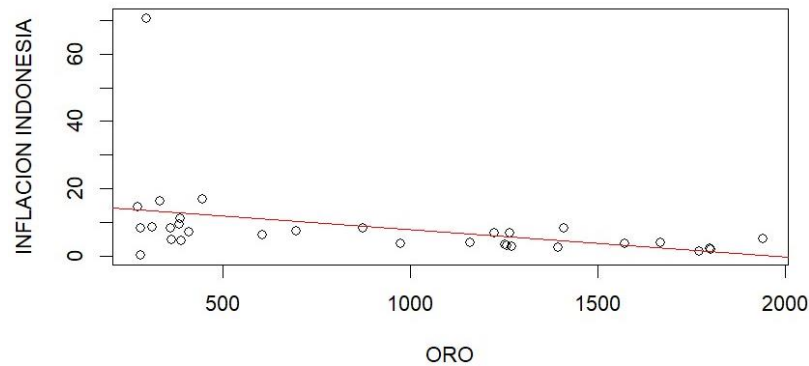
Fuente: Elaboración Propia

Para este caso, el p-value también es menor a 0,05 por lo tanto existe correlación entre ambas variables. La pendiente de la correlación lineal para este caso es de -0,437.

3.3.5.3. Inflación Indonesia – Precio Oro

El análisis de correlación entre la inflación de Indonesia y el precio internacional del oro se puede observar en el gráfico 35. Existe una tendencia con una recta con pendiente negativa.

Gráfico 35. Correlación Inflación Indonesia – Precio Oro



Fuente: Elaboración Propia

Se ha mostrado que la variable “Inflación Indonesia” no sigue una distribución normal, por lo tanto, para testear el grado de correlación entre esta variable y el precio internacional del oro se ha utilizado el método de Spearman con un 95% de confianza, detallado en la figura 32.

Figura 32. Método de Spearman. Inflación Indonesia-Precio Oro.

```
Spearman's rank correlation rho
data: INFLACION INDONESIA and ORO
S = 8046, p-value = 0.0002527
alternative hypothesis: true rho is not equal to 0
sample estimates:
rho
-0.6221774
```

Fuente: Elaboración Propia.

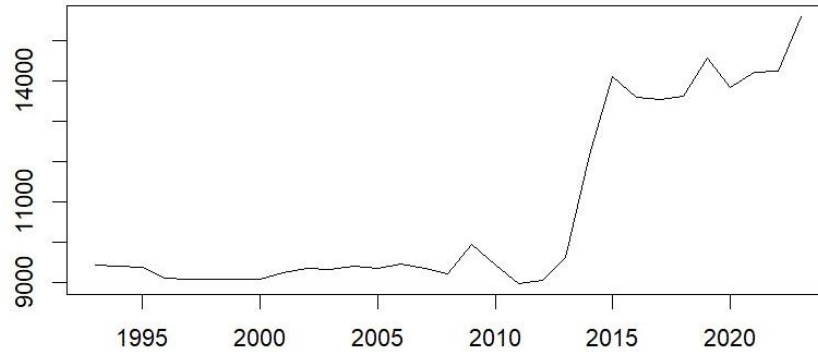
Se observa de la figura 32 un p-value menor a 0,05, por lo tanto, ambas variables se correlacionan. De hecho, ya observando el gráfico de dispersión se observa que entre ambas variables existe una tendencia lineal. La pendiente es de -0,622.

3.3.5.4. Inflación Indonesia – Tasa Cambio Dólar.

La moneda utilizada en Indonesia es la rupia indonesia. El gráfico 36 muestra la tendencia en el valor de esta moneda con respecto al dólar. Se observa que desde el

año 2012 en adelante, existe una marcada tendencia al alza del dólar con respecto a la rupia, lo que configura una devaluación sostenida de esta moneda.

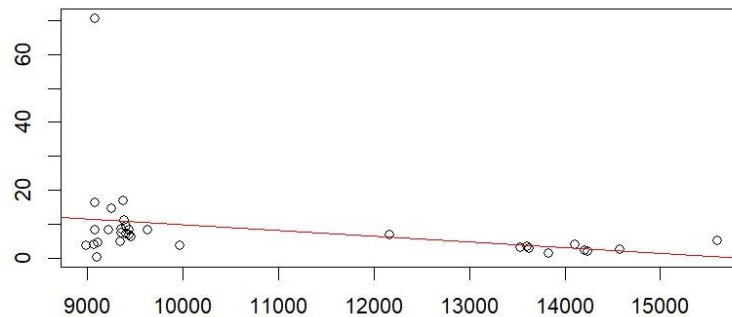
Gráfico 36. Tendencia TC Dólar-Rupia Indonesia



Fuente: Elaboración Propia

El análisis de correlación entre la inflación de Indonesia y la tasa de cambio de la rupia indonesia con respecto al dólar de detalla en el gráfico 37. En él se observa una correlación negativa de los datos, aunque no se observa una tendencia marcada.

Gráfico 37. Correlación Inflación Indonesia – TC Dólar



Elaboración Propia

En la figura 33 se muestra un nivel de correlación entre ambas variables del -0,4824, lo que representa un nivel moderado e inverso.

Figura 33. Método de Spearman. Inflación Indonesia – TC Dólar

```
Spearman's rank correlation rho

data: INFLACION INDONESIA and DOLAR
S = 7353, p-value = 0.005983
alternative hypothesis: true rho is not equal to 0
sample estimates:
      rho
-0.4824526
```

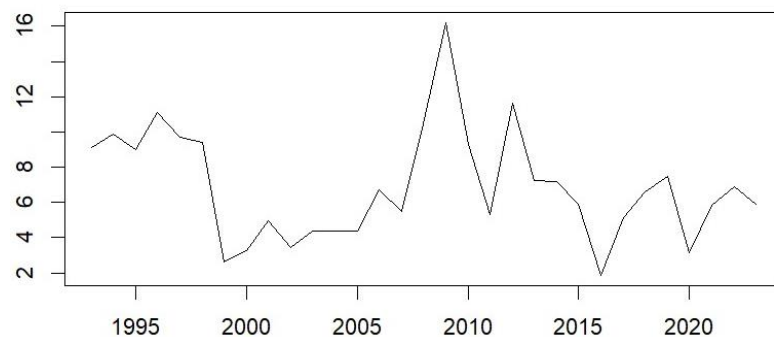
Fuente: Elaboración Propia.

3.4. India

3.4.1. Análisis Previo de la Inflación en India.

Los datos de inflación se muestran en el gráfico 38. Corresponde a la serie desde el año 1993 hasta el año 2023. Se puede observar que no existe ninguna tendencia en el comportamiento de la variable. Hubo un peak inflacionario el año 2009 alcanzando el 16,22% pero bajó rápidamente hasta ubicarse en 2011 en 5,32%. Se observa que la inflación en India se comporta de forma muy irregular.

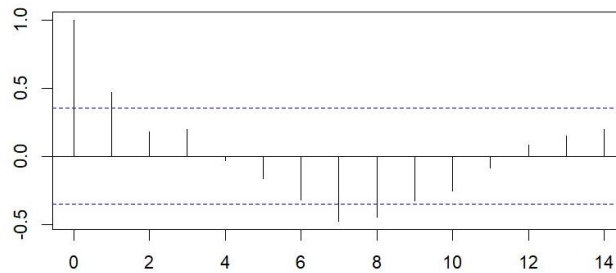
Gráfico 38. Comportamiento Inflación India



Fuente: Elaboración Propia.

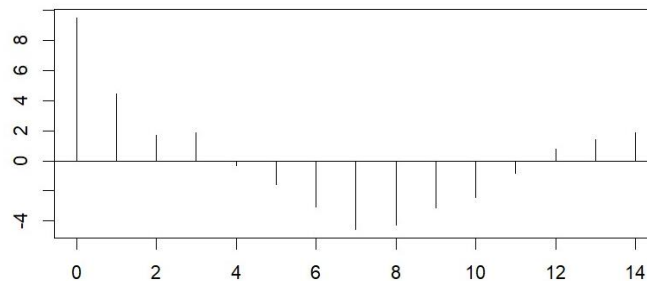
En el gráfico 39 se detalla la función de autocorrelación. Se observa que la inflación de India no tiene rasgos de estacionalidad, ya que no presenta caídas exponenciales. El gráfico 40, muestra el análisis de covarianza donde se puede concluir que la variable no es estacionaria, confirmado por el test de Dickey-Fuller de la figura 34 donde el p-value es mayor a 0,05.

Gráfico 39. Análisis de Estacionalidad, Inflación de India,



Fuente: Elaboración Propia.

Gráfico 40. Análisis de Covarianza, Inflación de India



Fuente: Elaboración Propia

Figura 34. Test de Dickey – Fuller. Inflación India

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: INFLACIONINDIA.TS
Dickey-Fuller = -2.4099, Lag order = 3, p-value = 0.415
alternative hypothesis: stationary
```

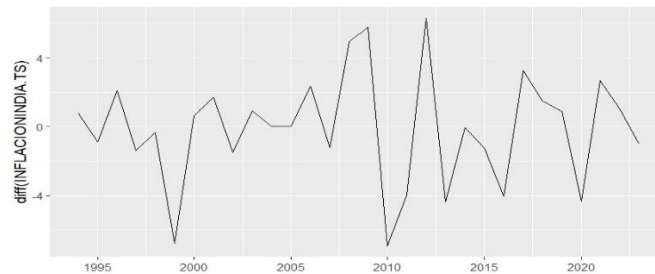
Fuente: Elaboración Propia

3.4.2. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación India” ARIMA

Al igual que en los casos anteriores, la primera instancia para definir el modelo ARIMA es determinar el número de diferenciaciones que se deben aplicar. Aplicando `ndiffs` se señala que no se debe aplicar una diferenciación regular, y con el comando `nsdiffs` se establece que tampoco se debe realizar una diferenciación estacionaria. El gráfico 41 muestra el comportamiento de la inflación en India, aplicando una diferenciación, que si bien, no lo recomienda Rstudio, siempre es recomendable

realizarla para estudiar su comportamiento. Para el caso chileno, por ejemplo, también se recomendaba un modelo sin diferenciaciones, pero el modelo más ajustado tenía una diferenciación estacionaria.

Gráfico 41. Serie de Tiempo “Inflación India” con una diferenciación



Fuente: Elaboración Propia

Ya probado el comportamiento de la variable, se han desarrollado 6 modelos ARIMA a evaluar. Del análisis previo se establece que los modelos más recomendables no contienen diferenciaciones regulares ni estacionarias, por lo tanto, se considera esta característica para la mayoría de los modelos propuestos. Pero, como se muestra en el gráfico 41, el comportamiento de la variable se denota más estacionaria con una diferenciación, así que también se proponen modelos con esta característica.

Tabla 3. Características Modelos ARIMA Inflación India

Modelo	Regresiones	Diferenciaciones	Medias Móviles
ARIMA1	0	0	0
ARIMA2	0	0	1
ARIMA3	0	0	2
ARIMA4	1	1	1
ARIMA5	0	1	1
ARIMA6	1	2	2

Fuente: Elaboración Propia

Los indicadores AIC y BIC para la serie “Inflación India” se detallan en la figura 35 y figura 36.

Figura 35. Indicador AIC Inflación India.

	df	AIC
arima01	2	161.8388
arima02	3	155.4558
arima03	4	157.4431
arima04	3	154.4681
arima05	2	155.4369
arima06	4	158.4428

Fuente: Elaboración Propia

Figura 36. Indicador BIC Inflación India.

	df	BIC
arima01	2	164.7068
arima02	3	159.7578
arima03	4	163.1791
arima04	3	158.6717
arima05	2	158.2393
arima06	4	163.9120

Fuente: Elaboración Propia

El menor índice AIC y BIC los presenta el modelo ARIMA 4, por lo tanto, es el modelo que mejor se ajusta al comportamiento de los datos de los 6 modelos ARIMA propuestos. Cabe destacar que el orden es (1,1,1), lo que sí considera una diferenciación estacionaria. Los detalles del modelo se muestran en la figura 37, y el gráfico del pronóstico se detalla en el grafico 42.

Figura 37. Modelo ARIMA (1,1,1) Propuesto Inflación India

```
Call:
arima(x = INFLACIONINDIA.TS, order = c(1, 1, 1), seasonal = list(order = c(0,
0, 0), period = 1))

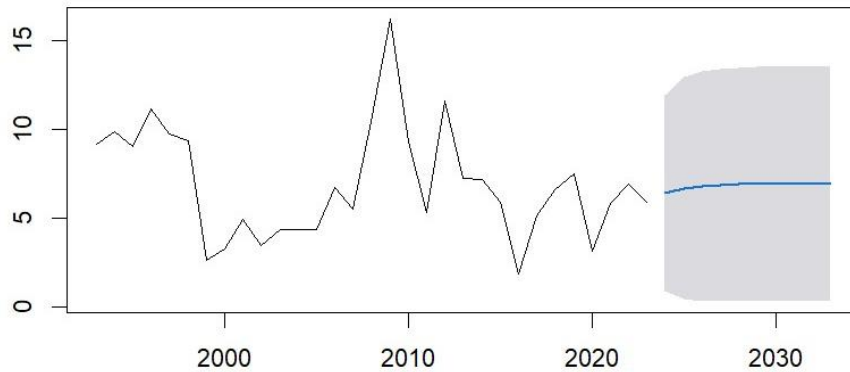
Coefficients:
      ar1      ma1
  0.5123  -1.0000
s.e.  0.1656   0.1172

sigma^2 estimated as 7.631:  log likelihood = -74.23,  aic = 154.47

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set -0.4452441  2.717424  1.964346 -26.82761  41.17976  0.807819 -0.02920716
```

Fuente: Elaboración Propia

Gráfico 42. Pronóstico ARIMA Inflación India



Fuente: Elaboración Propia

Figura 38. Pronóstico ARIMA Inflación India, Datos Proyectados

	Point Forecast	Lo 95	Hi 95
2024	6.406280	0.9110869	11.90147
2025	6.665655	0.4182383	12.91307
2026	6.798536	0.3322055	13.26487
2027	6.866614	0.3258123	13.40741
2028	6.901490	0.3319911	13.47099
2029	6.919358	0.3375975	13.50112
2030	6.928512	0.3411060	13.51592
2031	6.933202	0.3430700	13.52333
2032	6.935605	0.3441198	13.52709
2033	6.936836	0.3446690	13.52900

Fuente: Elaboración Propia

Se proyecta que la inflación de la India en los próximos 10 años rondará entre el 6,4% y el 6,93% con el modelo ARIMA (1,1,1) propuesto.

3.4.3. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación India” SARIMA

Se ha demostrado que la variable “Inflación India” es no estacionaria, por lo tanto, teóricamente el modelo ARIMA es más eficaz que un modelo SARIMA para este caso. Como se puede apreciar en la figura 39 el modelo SARIMA que mejor se ajusta es el modelo SARIMA (0,0,1) (1,0,0), que es diferente al que resultó del análisis de modelos ARIMA. Cabe destacar que para este modelo propuesto el AIC = 155,46 y el BIC = 159,76 son valores mayores al ARIMA 4 propuesto en el ítem anterior, lo que valida la apreciación teórica; se concluye entonces que el modelo ARIMA (1,1,1) tiene una mejor capacidad de pronóstico que el modelo SARIMA (0,0,1) (1,0,0).

Figura 39. Modelo SARIMA Inflación India

```

Coefficients:
      ma1      mean
      0.5668  6.8980
s.e.  0.1714  0.7452

sigma^2 = 7.671:  log likelihood = -74.73
AIC=155.46  AICc=156.34  BIC=159.76

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set -0.009911358  2.678856  2.13097  -19.91701  40.67095  0.8763412  0.002651657
    
```

Fuente: *Elaboración Propia*

La figura 40 detalla el pronóstico SARIMA para los próximos 10 años. Se concluye que, la inflación será de 6,57% en 2024, y desde el 2025 en adelante de 6,89%.

Figura 40. Modelo SARIMA Inflación India, Datos Proyectados

Point	Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
2024	6.577451	3.027950	10.12695	1.1489575	12.00594
2025	6.898009	2.818078	10.97794	0.6582938	13.13772
2026	6.898009	2.818078	10.97794	0.6582938	13.13772
2027	6.898009	2.818078	10.97794	0.6582938	13.13772
2028	6.898009	2.818078	10.97794	0.6582938	13.13772
2029	6.898009	2.818078	10.97794	0.6582938	13.13772
2030	6.898009	2.818078	10.97794	0.6582938	13.13772
2031	6.898009	2.818078	10.97794	0.6582938	13.13772
2032	6.898009	2.818078	10.97794	0.6582938	13.13772
2033	6.898009	2.818078	10.97794	0.6582938	13.13772

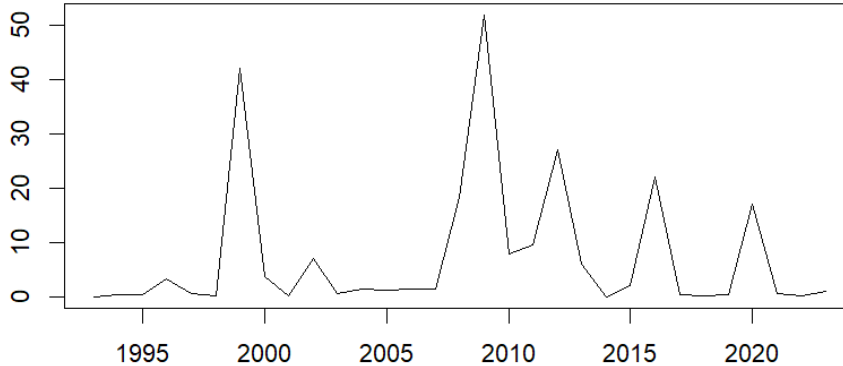
Fuente: *Elaboración Propia*

3.4.4. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación Indonesia” GARCH

Como se ha mencionado, la primera instancia para pronosticar bajo modelos GARCH es determinar si la varianza es heterocedastica. El gráfico 43 muestra los residuales al cuadrado del modelo ARIMA (1,1,1) propuesto. Se identifica que la varianza no es constante entre el período 1993-2023, por lo tanto, se puede vislumbrar que la varianza del modelo es heterocedastica. En segunda instancia, para comprobar si existen efectos ARCH, se realiza la regresión de los residuales al cuadrado rezagados. La figura 41 muestra los resultados de la regresión de los residuales al cuadrado como variable dependiente y los residuales al cuadrado con un rezago como variable independiente. Se observa en la figura que los coeficientes son todos menores a 2, por lo tanto, no son significativos, pero con dos rezagos los coeficientes si son

significativos. Por lo tanto, el modelo presenta varianza heterocedastica y tiene efectos ARCH. Se puede realizar un modelo GARCH

Gráfico 43. Residuales al Cuadrado Modelo ARIMA (1,1,1)



Fuente: Elaboración Propia

Figura 41. Residuales al Cuadrado modelo ARIMA (1,1,1) Inflación India.

```
Time series regression with "ts" data:
Start = 1994, End = 2023

Call:
dynlm(formula = rescuadarima4 ~ L(rescuadarima4), data = INFLACIONINDIA)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-8.303 -6.792 -5.791 -0.730  43.357

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)    7.02470    2.78301   2.524  0.0175 *
L(rescuadarima4) 0.07977    0.18808   0.424  0.6747
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 13.08 on 28 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.006383, Adjusted R-squared:  -0.0291
F-statistic: 0.1799 on 1 and 28 DF, p-value: 0.6747
```

Fuente: Elaboración Propia

Para obtener el modelo GARCH, se ha iterado en función de los parámetros ARIMA (1,1,1) para obtener y luego estudiar la significancia de sus componentes. Los coeficientes del modelo ARIMA y el modelo GARCH deben ser mayores a 2 para que sean significativos. R Studio por defecto modela en primer lugar un modelo ARMA (1,0,1) y GARCH (1,1). En este caso el parámetro “mu” es significativo ya que se obtiene un valor de 9,86, muy superior al límite de 2. Por lo tanto, el modelo base es el mejor modelo de pronóstico GARCH. Éste se detalla en la figura 42 y su evaluación en la figura 43. Cabe destacar que para realizar un contraste del parámetro se ha

modelado un pronóstico GARCH (2,2) observándose un índice “mu” inferior, cuya evaluación se observa en la figura 44.

Figura 42. Modelo GARCH (1,1) desde ARMA (1,1). Modelo Elegido

```

*-----*
*           GARCH Model Spec           *
*-----*

Conditional Variance Dynamics
-----
GARCH Model       : sGARCH(1,1)
Variance Targeting : FALSE

Conditional Mean Dynamics
-----
Mean Model        : ARFIMA(1,0,1)
Include Mean      : TRUE
GARCH-in-Mean     : FALSE

Conditional Distribution
-----
Distribution       : norm
Includes Skew     : FALSE
Includes Shape    : FALSE
Includes Lambda   : FALSE

```

Fuente: Elaboración Propia

Figura 43. Evaluación Modelos GARCH (1,1) ARMA (1,1)

```

*-----*
*           GARCH Model Fit           *
*-----*

Conditional Variance Dynamics
-----
GARCH Model       : sGARCH(1,1)
Mean Model        : ARFIMA(1,0,1)
Distribution       : norm

Optimal Parameters
-----

```

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
mu	6.880516	0.697703	9.861667	0.000000
ar1	-0.121024	0.364789	-0.331764	0.740068
ma1	0.689706	0.287455	2.399353	0.016424
omega	0.000003	0.016664	0.000205	0.999836
alpha1	0.000000	0.095273	0.000000	1.000000
beta1	0.998265	0.085741	11.642729	0.000000

Fuente: Elaboración Propia

Figura 44. Modelo GARCH (1,1) (ARMA 2,2). Modelo Desechado

```

*-----*
*           GARCH Model Fit           *
*-----*

Conditional Variance Dynamics
-----
GARCH Model      : sGARCH(1,1)
Mean Model       : ARFIMA(2,0,2)
Distribution      : norm

Optimal Parameters
-----
      Estimate  Std. Error  t value Pr(>|t|)
mu      7.252810   0.940681   7.710168 0.00000
ar1     0.187362   0.478363   0.391673 0.69530
ar2     0.240829   0.267273   0.901059 0.36756
ma1     0.359124   0.436864   0.822051 0.41105
ma2    -0.252108   0.282171  -0.893460 0.37161
omega   0.000005   0.015593   0.000327 0.99974
alpha1  0.000000   0.095754   0.000000 1.00000
beta1   0.997562   0.088495  11.272572 0.00000

```

Fuente: Elaboración Propia

El pronóstico de los próximos 10 años según el modelo GARCH propuesto se muestra en la figura 45. La inflación se encontrará entre un 6,88% y un 7,249%.

Figura 45. Pronóstico GARCH, Inflación India

```

*-----*
*           GARCH Model Forecast       *
*-----*

Model: sGARCH
Horizon: 10
Roll Steps: 0
Out of Sample: 0

0-roll forecast [T0=1970-02-01]:
      Series Sigma
T+1   6.888 2.593
T+2   6.978 2.590
T+3   7.113 2.587
T+4   7.161 2.584
T+5   7.202 2.581
T+6   7.221 2.578
T+7   7.235 2.574
T+8   7.242 2.571
T+9   7.246 2.568
T+10  7.249 2.565

```

Fuente: Elaboración Propia.

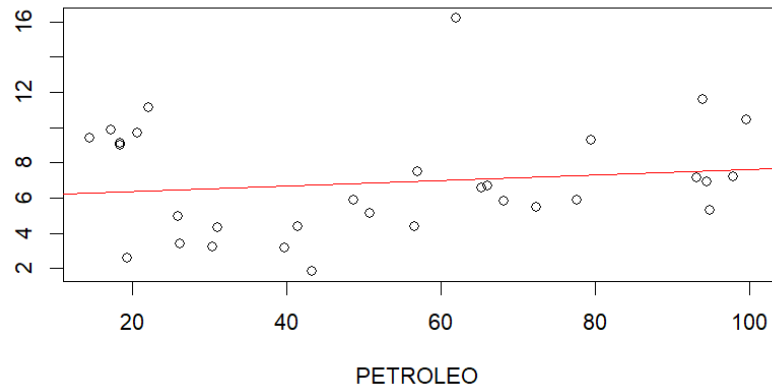
3.4.5. Análisis de Correlaciones Inflación India

Para el análisis de correlaciones de la inflación de India con las demás variables de estudio seguirá el mismo orden que para el análisis de la inflación de los anteriores análisis: La primera variable a evaluar será “Precio Petróleo”, en segundo lugar “Precio Cobre”, en tercer lugar “Precio Oro” y en cuarto lugar “Tasa de Cambio”.

3.4.5.1. Inflación India – Precio Petróleo

. El análisis de correlaciones entre la variable “Inflación India” y “Precio del Petróleo” se observa en el gráfico 44. Existe una tenencia directa entre ambas variables.

Gráfico 44. Correlación Inflación India – Petróleo



Fuente: Elaboración Propia

Se ha aplicado el test de “Shapiro” para demostrar si las variables siguen una distribución normal y así determinar la aplicación del método de Pearson o el método de Spearman según corresponda.

Figura 46. Test de Shapiro, Inflación India- Petróleo

```
Shapiro-wilk normality test
data: INFLACIONINDIA$INFLACION_INDIA
W = 0.95275, p-value = 0.1858

Shapiro-wilk normality test
data: INFLACIONINDIA$PETROLEO
W = 0.91516, p-value = 0.01759
```

Fuente: Elaboración Propia

Para ambas variables el p-value es no significativo, por lo tanto, no se distribuyen siguiendo una distribución normal. Se debe aplicar método de “Spearman”.

Figura 47. Método de Spearman, Inflación India - Petróleo

```
Spearman's rank correlation rho
data: INFLACION_INDIA and PETROLEO
S = 4380.9, p-value = 0.5316
alternative hypothesis: true rho is not equal to 0
sample estimates:
rho
0.1167574
```

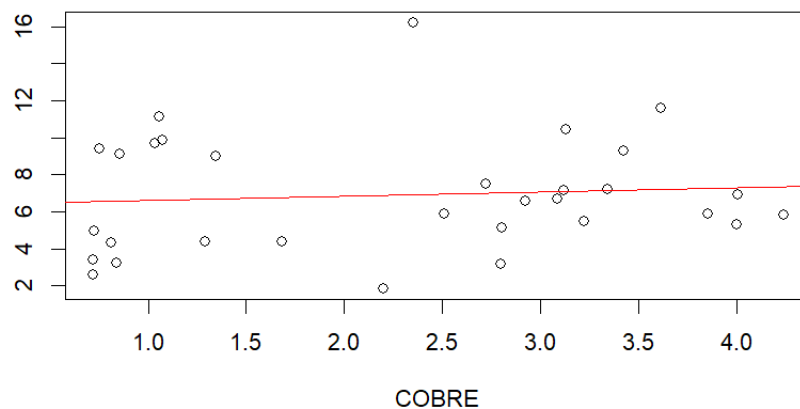
Fuente: Elaboración Propia

Se observa de la figura 46 un p-value mayor a 0,05, por lo tanto, ambas variables no se correlacionan. De hecho, ya observando el gráfico de dispersión se observa que entre ambas variables no existe una tendencia lineal.

3.4.5.2. Inflación India – Precio Cobre

El análisis de correlaciones entre la inflación de India y el precio del cobre se aprecia en el gráfico 45. Se puede observar una tendencia positiva en la relación entre ambas variables, aunque existe una alta dispersión de los datos, similar comportamiento al de la correlación con el “Precio del Petróleo”.

Gráfico 45. Correlación Inflación India - Cobre



Fuente: Elaboración Propia

La figura 48 muestra el test de “Shapiro” para demostrar si las variables siguen una distribución normal y conocer el test a aplicar.

Figura 48. Test de Shapiro Inflación India - Cobre

```
Shapiro-wilk normality test  
data: INFLACIONINDIA$INFLACION_INDIA  
W = 0.95275, p-value = 0.1858
```

```
Shapiro-wilk normality test  
data: INFLACIONINDIA$COBRE  
W = 0.89547, p-value = 0.005565
```

Fuente: Elaboración Propia

Para ambas variables el p-value es no significativo, por lo tanto, las variables no se distribuyen siguiendo una distribución normal. Se debe aplicar método de "Spearman".

Figura 49. Método de Spearman Inflación India-Cobre

```
Spearman's rank correlation rho  
data: INFLACION_INDIA and COBRE  
S = 3893.9, p-value = 0.2456  
alternative hypothesis: true rho is not equal to 0  
sample estimates:  
rho  
0.214941
```

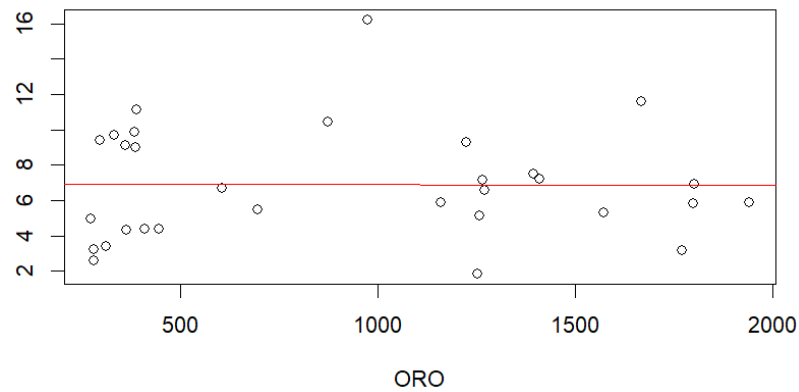
Fuente: Elaboración Propia

Se observa de la figura 49 un p-value mayor a 0,05, por lo tanto, ambas variables no se correlacionan. De hecho, al igual que en el caso Inflación India-Petróleo, sólo observando el gráfico de dispersión se puede determinar que entre ambas variables no existe una tendencia lineal.

3.4.5.3. Inflación India – Precio Oro

El análisis de correlación entre la inflación de India y el precio internacional del oro se puede observar en el gráfico 46. Existe también una alta dispersión en los datos. De antemano se puede apreciar que entre ambas variables no existe correlación.

Gráfico 46. Correlación Inflación India - Oro



Fuente: Elaboración Propia

La figura 50 muestra el test de “Shapiro” para demostrar si las variables siguen una distribución normal y conocer el test a aplicar.

Figura 50. Test de Shapiro, Inflación India - Oro

```
Shapiro-wilk normality test
data: INFLACIONINDIA$INFLACION_INDIA
W = 0.95275, p-value = 0.1858

Shapiro-wilk normality test
data: INFLACIONINDIA$ORO
W = 0.87121, p-value = 0.001485
```

Fuente: Elaboración Propia

Para ambas variables el p-value es no significativo, por lo tanto, las variables no se distribuyen siguiendo una distribución normal. Se debe aplicar método de “Spearman”.

Figura 51. Método de Spearman Inflación India – Precio Oro

```
Spearman's rank correlation rho
data: INFLACION_INDIA and ORO
S = 4523, p-value = 0.6374
alternative hypothesis: true rho is not equal to 0
sample estimates:
rho
0.08811372
```

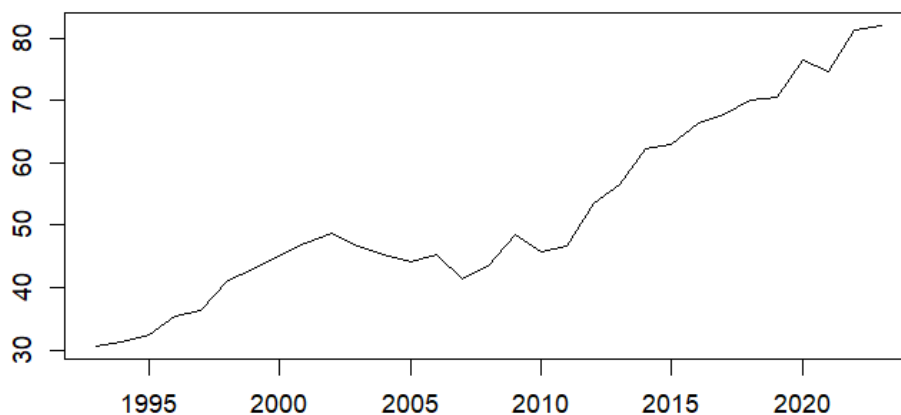
Fuente: Elaboración Propia

Se observa de la figura 51 un p-value mayor a 0,05, por lo tanto, ambas variables no se correlacionan. De hecho, al igual que en el caso Inflación India-Petróleo y Precio del Cobre, sólo observando el gráfico de dispersión se puede determinar que entre ambas variables no existe una tendencia lineal.

3.4.5.4. Inflación India – Tasa Cambio Dólar.

La moneda utilizada en India es la rupia india. El gráfico 47 muestra la tendencia en el valor de esta moneda con respecto al dólar. Se observa que desde el año 1993 en adelante, existe una marcada tendencia al alza del dólar con respecto a la rupia, lo que configura una devaluación sostenida de esta moneda.

Gráfico 47. Tendencia TC Dólar – Rupia India



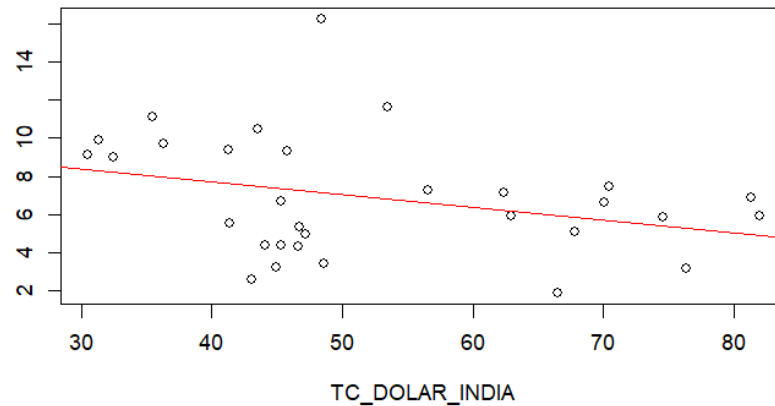
Fuente: Elaboración Propia

El análisis de correlación entre la inflación de India y la tasa de cambio de la rupia india con respecto al dólar de detalla en el gráfico 48. En donde se observa una tendencia negativa.

Además, en las figuras 52 y 53 se detalla el test de Shapiro para ambas variables. Se observa que el p-value es no significativo, lo que indica que ninguna de las variables sigue una distribución normal. Se debe aplicar el método de “Spearman” para determinar si ambas se correlacionan.

Mientras que la figura 52 detalla el método de Spearman con un 95% de confianza, al igual que las anteriores variables, la inflación de la India no se correlaciona con la tasa de cambio al dólar estadounidense.

Gráfico 48. Correlación Inflación India, Tasa de Cambio Dólar



Fuente: Elaboración Propia

Figura 52. Test de Shapiro, Inflación India – TC Dólar

```
Shapiro-wilk normality test
data: INFLACIONINDIA$INFLACION_INDIA
W = 0.95275, p-value = 0.1858

Shapiro-wilk normality test
data: INFLACIONINDIA$TC_DOLAR_INDIA
W = 0.92179, p-value = 0.02635
```

Fuente: Elaboración Propia

Figura 53. Método de Spearman, Inflación India – TC Dólar

```
Spearman's rank correlation rho
data: INFLACION_INDIA and ORO
S = 4523, p-value = 0.6374
alternative hypothesis: true rho is not equal to 0
sample estimates:
rho
0.08811372
```

Fuente: Elaboración Propia

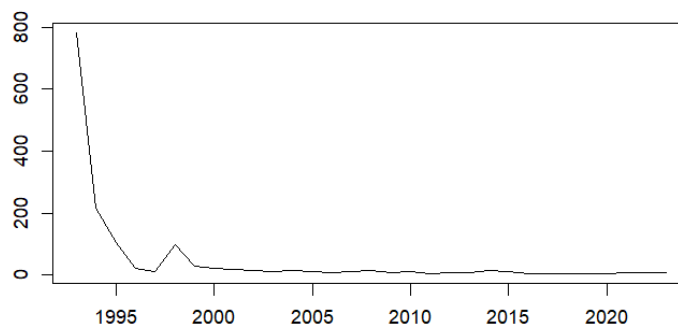
Finalmente se puede concluir que ninguna de las variables de estudio se correlaciona con la inflación de la India, por lo tanto, la explicación de la variable dependiente tiene que ver con otros factores y variables, la explicación no se encuentra en el precio de los commodities.

3.5. Rusia

3.5.1. Análisis Previo de la Inflación en Rusia.

Los datos de inflación se muestran en el gráfico 49. Corresponde a la serie desde el año 1993 hasta el año 2023. Se puede observar que existe una tendencia a la baja muy marcada desde el año 1993 hasta 1997. Cabe destacar que las tasas de inflación cuando cae la Unión Soviética en 1991 se encontraban por sobre los 4 dígitos. Ya en siglo XXI después del año 2000 se observa un comportamiento muy regular de la inflación, sin superar las dos cifras anuales.

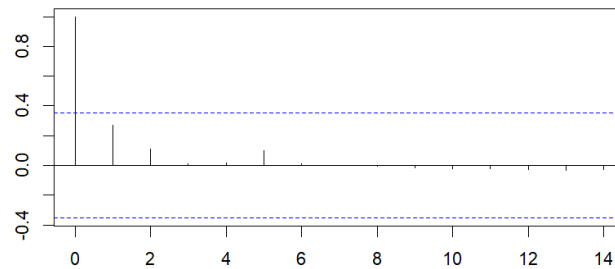
Gráfico 49. Comportamiento Inflación Rusia



Fuente: Elaboración Propia

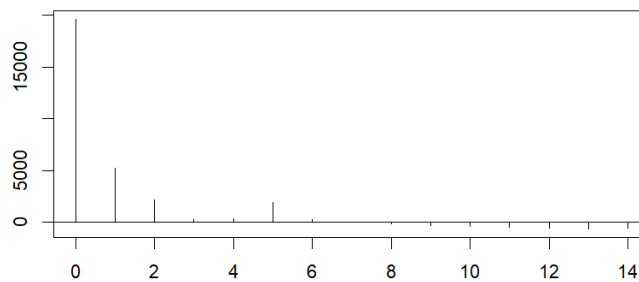
En el gráfico 50 se detalla la función de autocorrelación. Se observa que la inflación de Rusia presenta rasgos de estacionalidad, ya que se observan caídas exponenciales. El gráfico 51, muestra el análisis de covarianza donde se puede concluir que la variable es estacionaria, confirmado por el test de Dickey-Fuller de la figura 54.

Gráfico 50. Análisis de estacionalidad, Inflación Rusia



Fuente: Elaboración Propia

Gráfico 51. Análisis Covarianza, Inflación Rusia



Fuente: Elaboración Propia

Figura 54. Test de Dickey Fuller Inflación Rusia

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: INFLACIONRUSIA.TS
Dickey-Fuller = -2.6865, Lag order = 3, p-value = 0.3085
alternative hypothesis: stationary
```

Fuente: Elaboración Propia

3.5.2. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación Rusia” ARIMA

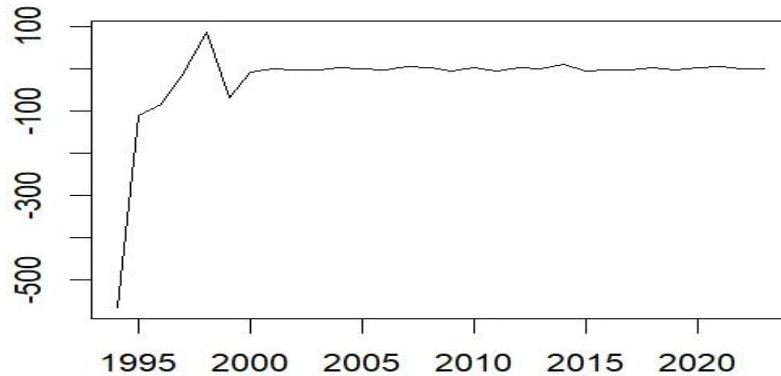
Al igual que en los casos anteriores, la primera instancia para definir el modelo ARIMA es determinar el número de diferenciaciones que se deben aplicar. Aplicando `ndiffs` se señala que se debe aplicar una diferenciación regular, y con el comando `nsdiffs` se establece que no se debe realizar una diferenciación estacionaria. El gráfico 52 muestra el comportamiento de la inflación en India, aplicando una diferenciación.

Figura 55. Diferenciaciones estacionarias Inflación Rusia

```
> ndiffs(INFLACIONRUSIA.TS)
[1] 1
```

Fuente: Elaboración Propia

Gráfico 52. Serie de Tiempo Inflación Rusia con una diferenciación



Fuente: Elaboración Propia

Ya probado el comportamiento de la variable, se han desarrollado 6 modelos ARIMA a evaluar. Del análisis previo se establece que los modelos más recomendables contienen una diferenciación regular y ninguna estacionaria, por lo tanto, se considera esta característica para la mayoría de los modelos propuestos. Pero, como se muestra en el gráfico 52, el comportamiento de la variable se denota más estacionaria con una diferenciación, lo que refuerza lo expuesto por el comando ndiffs.

Tabla 4. Características Modelo ARIMA Inflación Rusia

Modelo	Regresiones	Diferenciaciones	Medias Móviles
ARIMA1	0	1	0
ARIMA2	0	1	1
ARIMA3	0	1	2
ARIMA4	1	1	1
ARIMA5	0	2	1
ARIMA6	1	2	2

Fuente: Elaboración Propia

Mientras la figura 56 y 57 muestran los indicadores AIC y BIC para cada uno de los modelos desarrollados. Cabe recordar que, a menor índice mayor será la eficacia de pronóstico del modelo.

Figura 56. Indicador AIC Inflación Rusia

	df	AIC
arima1	1	368.2986
arima2	2	362.6402
arima3	3	357.7988
arima4	3	364.6228
arima5	2	349.3076
arima6	4	339.9064

Fuente: Elaboración Propia

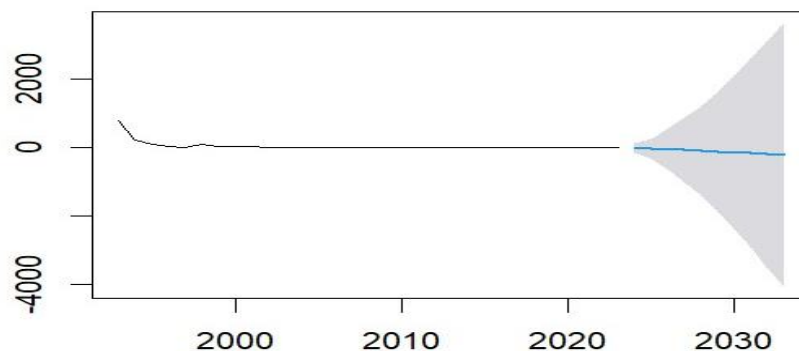
Figura 57. Indicador BIC Inflación Rusia

	df	BIC
arima1	1	369.6998
arima2	2	365.4426
arima3	3	362.0024
arima4	3	368.8264
arima5	2	352.0422
arima6	4	345.3755

Fuente: Elaboración Propia

El menor índice AIC y BIC los presenta el modelo ARIMA 6, por lo tanto, es el modelo que mejor se ajusta al comportamiento de los datos de los 6 modelos ARIMA propuestos. Cabe destacar que el orden es (1,2,2), lo que considera dos diferenciaciones estacionarias. Los detalles del modelo se muestran en la figura 58, y el gráfico del pronóstico se detalla en el grafico 53.

Gráfico 53. Pronóstico ARIMA, Inflación Rusia



Fuente: Elaboración Propia

Figura 58. Características Modelo ARIMA, Inflación Rusia

```
Series: INFLACIONRUSIA.TS
ARIMA(1,2,2)

Coefficients:
      ar1      ma1      ma2
    -0.3306  0.1119  1.0000
s.e.    0.5545  0.3089  0.1497

sigma^2 = 5008:  log likelihood = -165.95
AIC=339.91  AICc=341.57  BIC=345.38

Training set error measures:
              ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set 10.54298 64.81188 30.4712 -10.66516 223.0891 0.9093529 0.1385038
```

Fuente: Elaboración Propia

Según el pronóstico seleccionado por el modelo ARIMA (1,2,2) se estima que la inflación de Rusia se situará en -14,25%. Sin duda en un análisis económico es poco probable que un país tenga una deflación tan alta sostenida por 10 años. Un modelo SARIMA puede ajustarse mejor a la realidad de los datos ya que, como se ha mencionado, la variable es estacionaria.

Figura 59. Pronóstico ARIMA Inflación Rusia. Datos Proyectados

```
> pronosticorusia2
      Point Forecast      Lo 95      Hi 95
2024      -14.25795    -197.6106    169.0947
2025      -14.25795    -416.0454    387.5295
2026      -14.25795    -552.0758    523.5599
2027      -14.25795    -660.0621    631.5462
2028      -14.25795    -752.4164    723.9005
2029      -14.25795    -834.4365    805.9206
2030      -14.25795    -908.9690    880.4531
2031      -14.25795    -977.7530    949.2371
2032      -14.25795   -1041.9435   1013.4276
2033      -14.25795   -1102.3538   1073.8379
```

Fuente: Elaboración Propia

3.5.3. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación RUSIA” SARIMA

Se ha demostrado que la variable “Inflación Rusia” es estacionaria, por lo tanto, teóricamente el modelo SARIMA es más eficaz que un modelo ARIMA para este caso. El modelo SARIMA que mejor se ajusta es el modelo SARIMA (0,1,0) (0,0,0) aplicando el comando auto.sarima en R. Cabe destacar que para este modelo propuesto el AIC = 155,46 y el BIC = 159,76 son valores mayores al ARIMA 4 propuesto en el ítem

anterior, lo que valida la apreciación teórica; se concluye entonces que el modelo SARIMA tiene mejor capacidad de pronóstico que el modelo ARIMA

La figura 60 muestra el detalle del modelo SARIMA (0,1,0) (0,0,0) propuesto, mientras que en el gráfico 54 desarrolla el pronóstico de la inflación bajo este modelo para los próximos 10 años en Rusia. Cabe destacar la diferencia en la tendencia entre el pronóstico gráfico del modelo ARIMA (1,2,2) y SARIMA (0,1,0) (0,0,0) y la nube que generan los intervalos de confianza, mostrados como la zona gris del gráfico.

Figura 60. Modelo SARIMA. Inflación Rusia

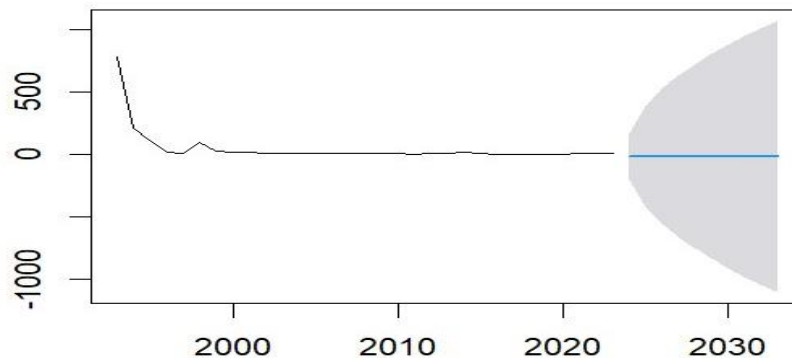
```
Call:
arima(x = INFLACIONRUSIA.TS, order = c(0, 1, 0))

sigma^2 estimated as 11756: log likelihood = -183.15, aic = 368.3

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set -24.929 106.6598 32.45294 -48.05722 74.38653 0.9684938 0.1379435
```

Fuente: Elaboración Propia

Gráfico 54. Pronóstico SARIMA Inflación Rusia



Fuente: Elaboración Propia

Se puede apreciar en la estimación de la inflación en Rusia para los próximos 10 años con el modelo SARIMA propuesto, se encontrará entorno al 7,42%. Esta es una cifra mucho más realista que la entregada por el modelo ARIMA, además teóricamente es más recomendable a presentar índices AIC y BIC menores.

Figura 61. Pronostico SARIMA Inflación Rusia. Datos Projectados

	Point Forecast	Lo 90	Hi 90
2024	7.42	-170.9197	185.7597
2025	7.42	-244.7904	259.6304
2026	7.42	-301.4734	316.3134
2027	7.42	-349.2594	364.0994
2028	7.42	-391.3597	406.1997
2029	7.42	-429.4213	444.2613
2030	7.42	-464.4225	479.2625
2031	7.42	-497.0009	511.8409
2032	7.42	-527.5991	542.4391
2033	7.42	-556.5397	571.3797

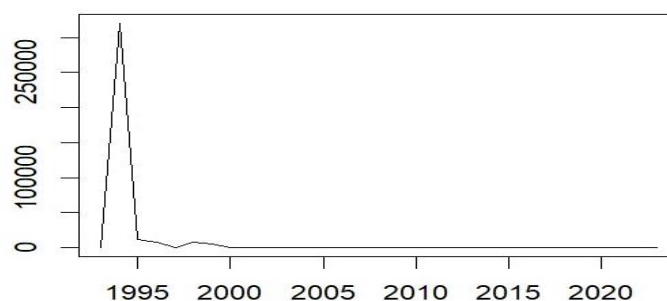
Fuente: Elaboración Propia

3.5.4. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación Rusia” GARCH

Como se ha mencionado, la primera instancia para pronosticar bajo modelos GARCH es determinar si la varianza es heterocedastica. El gráfico 55 muestra los residuales al cuadrado del modelo SARIMA (0,1,0) (0,0,0) propuesto. Se identifica que la varianza no es constante entre el período 1993-2023, por lo tanto, se puede vislumbrar que la varianza del modelo es heterocedastica.

Cabe destacar que, para este caso en concreto, se muestra una gran volatilidad en los períodos desde 1993 a 1995. Esta explicación tiene un componente político-histórico importante: La disolución de la antigua URSS generó un quiebre económico para los países de la superpotencia, lo que repercutió en fuertes tasas inflacionarias en Rusia. Se ha visto en los gráficos anteriores que estudian el comportamiento de Rusia, una fuerte caída de la inflación hasta 1995, año de la estabilización. Esta caída fuerte genera estadísticamente un aumento significativo de la varianza. Por motivo de estandarizar el análisis con respecto a otros países, Rusia se seguirá evaluando desde 1993 a 2013, pero un análisis recomendable es comenzar desde 1995, para quitar este efecto de alta variabilidad producto de un contexto histórico muy puntual.

Gráfico 55. Residuales al Cuadrado Modelo GARCH, Inflación Rusia



Fuente: Elaboración Propia

En segunda instancia, para comprobar si existen efectos ARCH, se realiza la regresión de los residuales al cuadrado rezagados. La figura 62 muestra los resultados de la regresión de los residuales al cuadrado como variable dependiente y los residuales al cuadrado con un rezago como variable independiente. Se observa en la figura que los coeficientes son todos menores a 2, por lo tanto, no son significativos, pero con dos rezagos los coeficientes si son significativos. Por lo tanto, el modelo presenta varianza heterocedastica y tiene efectos ARCH. Se puede realizar un modelo GARCH

Figura 62. Residuales al cuadrado con Rezago, Inflación Rusia

```
Time series regression with "ts" data:
Start = 1994, End = 2023

Call:
dynlm(formula = rescuadarimal ~ L(rescuadarimal), data = INFLACIONRUSIA)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-11771 -11766 -11760 -11708  308948

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  1.177e+04  1.108e+04   1.062   0.297
L(rescuadarimal) -1.298e-03  1.890e-01  -0.007   0.995

Residual standard error: 59460 on 28 degrees of freedom
Multiple R-squared:  1.684e-06, Adjusted R-squared:  -0.03571
F-statistic: 4.715e-05 on 1 and 28 DF,  p-value: 0.9946
```

Fuente: Elaboración Propia

El modelo GARCH propuesto se detalla en la figura 63. Cabe destacar que, debido al comportamiento altamente inestable de la variable, sobre todo en el período comprendido entre 1993-1995 y que, además, los pronósticos GARCH tienen mayor

eficiencia midiendo series de tiempo de corto plazo, es que este tipo de modelo no es recomendable para evaluar la inflación de Rusia.

Figura 63. Aspectos Modelo GARCH, Inflación Rusia

```
*-----*
*           GARCH Model Spec           *
*-----*

Conditional Variance Dynamics
-----
GARCH Model      : sGARCH(1,1)
Variance Targeting : FALSE

Conditional Mean Dynamics
-----
Mean Model       : ARFIMA(1,0,1)
Include Mean     : TRUE
GARCH-in-Mean    : FALSE

Conditional Distribution
-----
Distribution      : norm
Includes Skew    : FALSE
Includes Shape   : FALSE
Includes Lambda  : FALSE
```

Fuente: Elaboración Propia

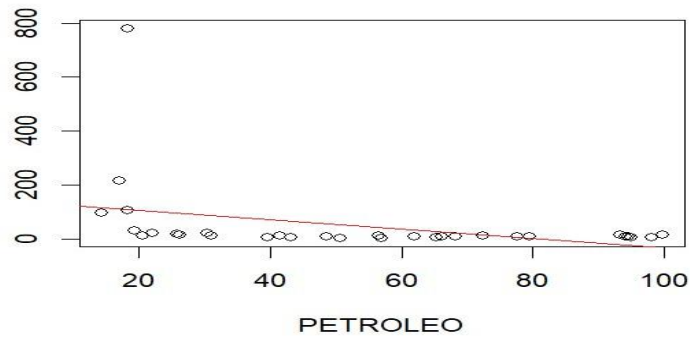
3.5.5. Análisis de Correlaciones Inflación Rusia

Para el análisis de correlaciones de la inflación de Rusia con las demás variables de estudio seguirá el mismo orden que para el análisis de la inflación de los anteriores análisis: La primera variable a evaluar será “Precio Petróleo”, en segundo lugar “Precio Cobre”, en tercer lugar “Precio Oro” y en cuarto lugar “Tasa de Cambio”.

3.5.5.1. Inflación Rusia – Precio Petróleo

El análisis de correlaciones entre la variable “Inflación Rusia” y “Precio del Petróleo” se observa en el gráfico 56. Existe una tenencia inversa entre ambas variables.

Gráfico 56. Correlación Inflación Rusia – Petróleo



Fuente: Elaboración Propia

Se ha aplicado el test de “Shapiro” para demostrar si las variables siguen una distribución normal y así determinar la aplicación del método de Pearson o el método de Spearman según corresponda.

Figura 64. Test de Shapiro, Inflación Rusia - Petróleo

```
Shapiro-wilk normality test
data: INFLACIONRUSIA$INFLACION_RUSIA
W = 0.32079, p-value = 6.994e-11

Shapiro-wilk normality test
data: INFLACIONRUSIA$PETROLEO
W = 0.91516, p-value = 0.01759
```

Fuente: Elaboración Propia

Para ambas variables el p-value es no significativo, por lo tanto, no se distribuyen siguiendo una distribución normal. Se debe aplicar método de “Spearman”.

Figura 65. Método de Spearman, Inflación Rusia - Petróleo

```
Spearman's rank correlation rho
data: INFLACION_RUSIA and PETROLEO
S = 8048.3, p-value = 0.0001836
alternative hypothesis: true rho is not equal to 0
sample estimates:
rho
-0.6226434
```

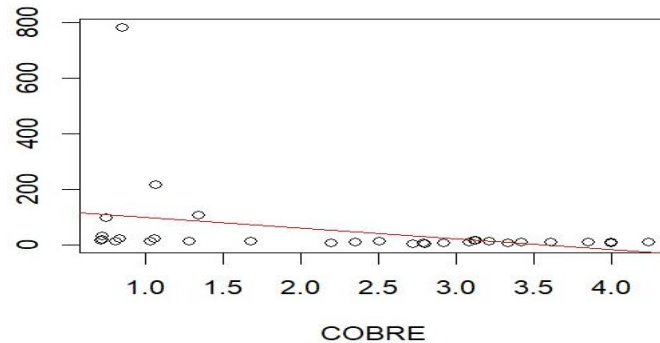
Fuente: Elaboración Propia

Se observa de la figura 65 una correlación inversamente proporcional de -0,6226, lo que significa una correlación ALTA: a menores precios internacionales del petróleo, se puede mostrar mayores tasas inflacionarias para Rusia y viceversa.

3.5.5.2. Inflación Rusia – Precio Cobre

El análisis de correlaciones entre la inflación de Rusia y el precio del cobre se aprecia en el gráfico 57. Se puede observar una tendencia negativa en la relación entre ambas variables, se aprecia una baja dispersión de los datos.

Gráfico 57. Correlación Inflación Rusia - Cobre



Fuente: Elaboración Propia

La figura 66 muestra el test de “Shapiro” para demostrar si las variables siguen una distribución normal y conocer el test a aplicar.

Figura 66. Test de Shapiro Inflación Rusia - Cobre

```

Shapiro-Wilk normality test
data: INFLACIONRUSIA$INFLACION_RUSIA
W = 0.32079, p-value = 6.994e-11

Shapiro-Wilk normality test
data: INFLACIONRUSIA$COBRE
W = 0.89547, p-value = 0.005565

```

Fuente: Elaboración Propia

Para ambas variables el p-value es no significativo, por lo tanto, las variables no se distribuyen siguiendo una distribución normal. Se debe aplicar método de “Spearman”.

Figura 67. Método de Spearman Inflación Rusia-Cobre

```
Spearman's rank correlation rho

data: INFLACION_RUSIA and COBRE
S = 8082, p-value = 0.0002048
alternative hypothesis: true rho is not equal to 0
sample estimates:
      rho
-0.6294355
```

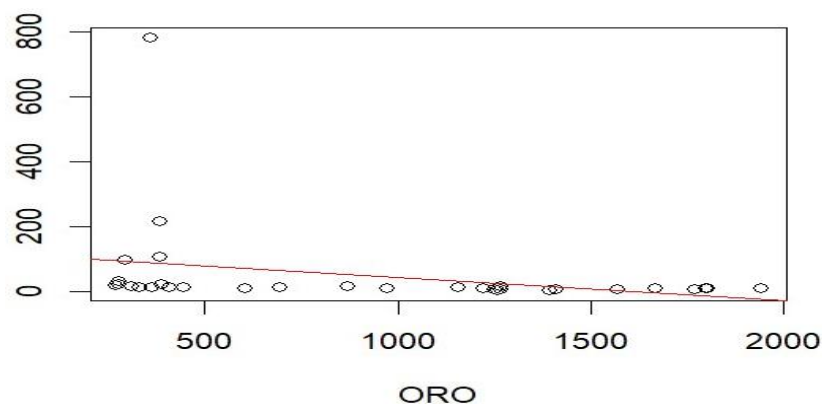
Fuente: Elaboración Propia

Se observa en la figura 67 una correlación negativa de -0,6294. Lo que significa una correlación ALTA del tipo inversa. A mayores precios del cobre, menores índices inflacionarios. Esta tendencia es muy similar a la de los precios del petróleo, lo que se podría atribuir a que la economía Rusia es altamente dependiente del precio de commodities.

3.5.5.3. Inflación Rusia – Precio Oro

El análisis de correlación entre la inflación de Rusia y el precio internacional del oro se puede observar en el gráfico 58. Para este caso también se puede observar una baja dispersión en los datos. De antemano se puede apreciar que entre ambas variables existe correlación.

Gráfico 58. Correlación Inflación Rusia - Oro



Fuente: Elaboración Propia

La figura 68 muestra el test de “Shapiro” para demostrar si las variables siguen una distribución normal y conocer el test a aplicar.

Figura 68. Test de Shapiro, Inflación Rusia - Oro

Shapiro-wilk normality test

```
data: INFLACIONRUSIA$INFLACION_RUSIA  
W = 0.32079, p-value = 6.994e-11
```

Shapiro-wilk normality test

```
data: INFLACIONRUSIA$ORO  
W = 0.87121, p-value = 0.001485
```

Fuente: Elaboración Propia

Para ambas variables el p-value es no significativo, por lo tanto, las variables no se distribuyen siguiendo una distribución normal. Se debe aplicar método de “Spearman”.

Figura 69. Método de Spearman Inflación Rusia – Precio Oro

```
Spearman's rank correlation rho

data: INFLACION_RUSIA and ORO
S = 8826, p-value = 1.392e-06
alternative hypothesis: true rho is not equal to 0
sample estimates:
      rho
-0.7794355
```

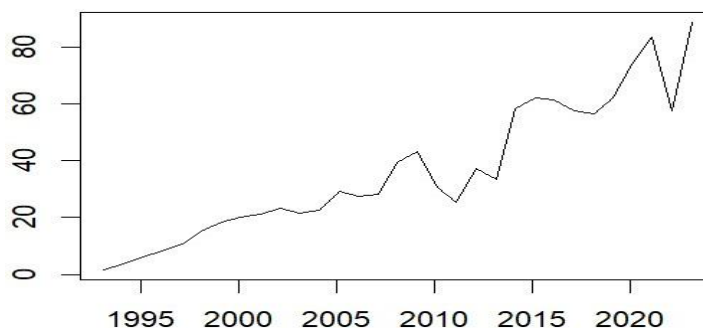
Fuente: Elaboración Propia

Ya del gráfico 58 se podía observar una baja dispersión de los datos, pronosticando que podría existir una alta correlación. El test de Spearman de la figura 69 lo comprueba, existe una correlación inversa entre las variables de -0,7794 una correlación ALTA. Este valor confirma la dependencia de la inflación de Rusia con respecto a los precios de los commodities.

3.5.5.4. Inflación Rusia – Tasa Cambio Dólar.

La moneda utilizada en Rusia es el rublo ruso. El gráfico 59 muestra la tendencia en el valor de esta moneda con respecto al dólar. Se observa que desde el año 1993 en adelante, existe una marcada tendencia al alza del dólar con respecto al rublo, lo que configura una devaluación sostenida de esta moneda. Sólo hubo un período de fortalecimiento entre los años 2009 y 2013.

Gráfico 59. Tendencia TC Dólar – Rublo Ruso



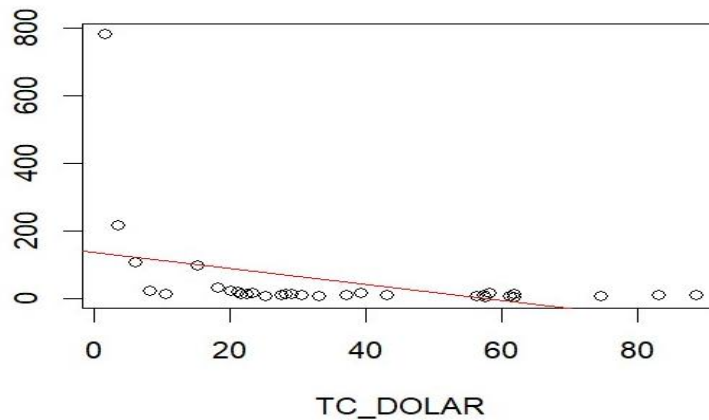
Fuente: Elaboración Propia

El análisis de correlación entre la inflación de Rusia y la tasa de cambio del rublo ruso con respecto al dólar de detalla en el gráfico 60, en donde se observa una tendencia negativa y una baja dispersión de los datos.

Además, en la figura 70 se detalla el test de Shapiro para ambas variables. Se observa que el p-value es no significativo, lo que indica que ninguna de las variables sigue una distribución normal. Se debe aplicar el método de “Spearman” para determinar si ambas se correlacionan.

Mientras que la figura 71 detalla el método de Spearman con un 95% de confianza, al igual que las anteriores variables, la inflación de la Rusia se correlaciona fuertemente con la tasa de cambio al dólar estadounidense.

Gráfico 60. Correlación Inflación Rusia, Tasa de Cambio Dólar



Fuente: Elaboración Propia

Figura 70. Test de Shapiro, Inflación Rusia – TC Dólar

```
Shapiro-wilk normality test
data: INFLACIONRUSIA$INFLACION_RUSIA
W = 0.32079, p-value = 6.994e-11

Shapiro-wilk normality test
data: INFLACIONRUSIA$TC_DOLAR
W = 0.94001, p-value = 0.08259
```

Fuente: Elaboración Propia

Figura 71. Método de Spearman, Inflación Rusia – TC Dólar

```
Spearman's rank correlation rho

data: INFLACION_RUSIA and TC_DOLAR
S = 8662, p-value = 3.554e-06
alternative hypothesis: true rho is not equal to 0
sample estimates:
rho
-0.746371
```

Fuente: Elaboración Propia

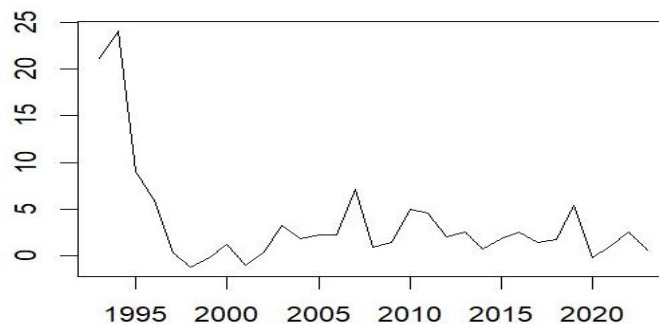
Finalmente se puede concluir que todas las variables de estudio se correlacionan con la inflación de Rusia. Se puede resumir entonces, que Rusia es un país altamente dependiente de los precios internacionales de las commodities, o que su Banco Central es débil en aplicar políticas monetarias para contrarrestar los efectos externos.

3.6. China

3.6.1. Análisis Previo de la Inflación en China.

Los datos de inflación se muestran en el gráfico 61. Corresponde a la serie desde el año 1993 hasta el año 2023. Se puede observar que no existe ninguna tendencia en el comportamiento de la variable. Hubo un peak inflacionario el año 1994 alcanzando el 23,22% pero bajó rápidamente hasta ubicarse en 1998 en -0,32%. Se puede observar que las tasas inflacionarias de China son muy bajas desde 1998 en adelante.

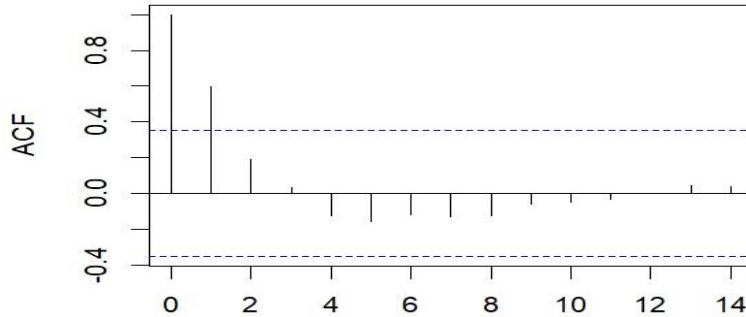
Gráfico 61. Comportamiento Inflación China



Fuente: Elaboración Propia.

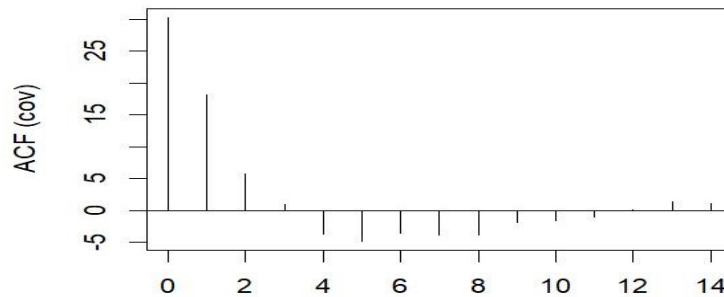
En el gráfico 62 se detalla la función de autocorrelación. Se observa que la inflación de China no presenta rasgos de estacionalidad, ya que no existen caídas exponenciales. El gráfico 63, muestra el análisis de covarianza donde se puede concluir que la variable no es estacionaria, confirmado por el test de Dickey-Fuller de la figura 72 donde el p-value es menor a 0,05.

Gráfico 62. Análisis de Estacionalidad, Inflación de China



Fuente: Elaboración Propia.

Gráfico 63. Análisis de Covarianza, Inflación de China



Fuente: Elaboración Propia

Figura 72. Test de Dickey – Fuller. Inflación China

```
data: INFLACION_CHINA.TS
Dickey-Fuller = -4.9188, Lag order = 3, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary
```

Fuente: Elaboración Propia

3.6.2. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación China” ARIMA

Al igual que en los casos anteriores, la primera instancia para definir el modelo ARIMA es determinar el número de diferenciaciones que se deben aplicar. Aplicando

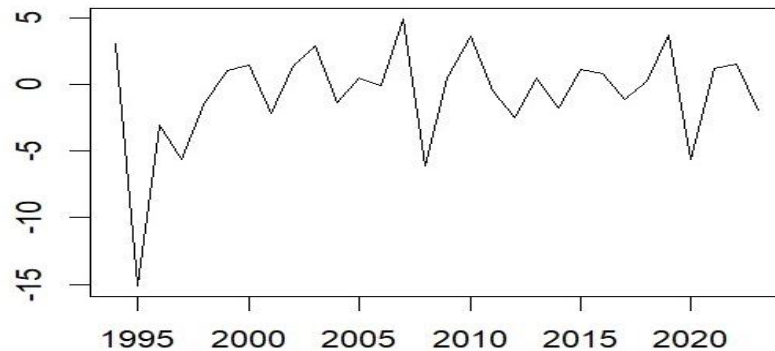
ndiffs se señala que no se debe aplicar una diferenciación regular, y con el comando nsdiffs se establece que no se debe aplicar diferenciaciones estacionarias. El gráfico 64 muestra el comportamiento de la inflación en China, aplicando una diferenciación, para el estudio de casos en donde se proponga esta característica

Figura 73. Numero de Diferenciaciones. Inflación China

```
> ndiffs(INFLACION_CHINA.TS)
[1] 0
```

Fuente: Elaboración Propia

Gráfico 64. Serie de Tiempo Inflación China, con una diferenciación



Fuente: Elaboración Propia

Ya probado el comportamiento de la variable, se han desarrollado 6 modelos ARIMA a evaluar. Del análisis previo se establece que los modelos más recomendables no contienen diferenciaciones regulares ni estacionarias, por lo tanto, se considera esta característica para la mayoría de los modelos propuestos. Pero, como se muestra en el gráfico 64, el comportamiento de la variable se denota más estacionaria con una diferenciación, así que también se proponen modelos con esta característica.

Tabla 5. Características Modelos ARIMA Inflación China

Modelo	Regresiones	Diferenciaciones	Medias Móviles
ARIMA1	0	0	0
ARIMA2	0	0	1
ARIMA3	0	0	2
ARIMA4	1	1	1
ARIMA5	0	1	1
ARIMA6	1	2	2

Fuente: Elaboración Propia

Los indicadores AIC y BIC para la serie “Inflación China” se detallan en la figura 74 y figura 75.

Figura 74. Indicador AIC, Inflación China

	df	AIC
arima1	2	197.7482
arima2	3	183.2784
arima3	4	181.5391
arima4	4	168.9908
arima5	3	167.5527
arima6	4	167.8897

Fuente: Elaboración Propia

Figura 75. Indicador BIC, Inflación China

	df	BIC
arima1	2	200.6161
arima2	3	187.5804
arima3	4	187.2751
arima4	4	174.4600
arima5	3	171.6546
arima6	4	173.3589

Fuente: Elaboración Propia

El menor índice AIC y BIC los presenta el modelo ARIMA 5, por lo tanto, es el modelo que mejor se ajusta al comportamiento de los datos de los 6 modelos ARIMA propuestos. Cabe destacar que el orden es (0,1,1), lo que sí considera una diferenciación estacionaria. Los detalles del modelo se muestran en la figura 76, y la representación del pronóstico se detalla en el gráfico 65.

Figura 76. Modelo ARIMA (0,1,1) Propuesto, Inflación China

```
Call:
arima(x = INFLACION_CHINA.TS, order = c(0, 1, 1), seasonal = list(order = c(0,
1, 1)))

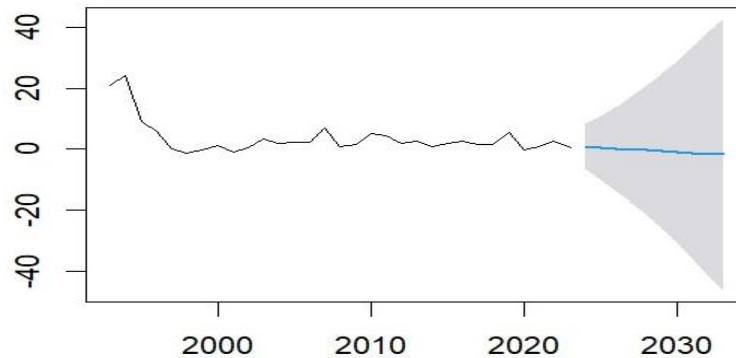
Coefficients:
      ma1      sma1
    -0.5230  -0.5230
s.e.    0.3548   0.3548

sigma^2 estimated as 14.71:  log likelihood = -80.78,  aic = 167.55

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set 0.4036163 3.710135 2.497403 -28.0422 322.8679 0.9768201 0.07408306
```

Fuente: Elaboración Propia

Gráfico 65. Pronostico ARIMA, Inflación China



Fuente: Elaboración Propia

Figura 77. Pronóstico ARIMA Inflación China, Datos Proyectados

	Point Forecast	Lo 95	Hi 95
2024	0.7102822	-6.808013	8.228577
2025	0.4353025	-9.955404	10.826009
2026	0.1603227	-13.509796	13.830442
2027	-0.1146571	-17.408961	17.179646
2028	-0.3896369	-21.614178	20.834904
2029	-0.6646167	-26.098626	24.769393
2030	-0.9395965	-30.842240	28.963047
2031	-1.2145762	-35.829181	33.400028
2032	-1.4895560	-41.046467	38.067355
2033	-1.7645358	-46.483158	42.954087

Fuente: Elaboración Propia

Se proyecta que la inflación de China en los próximos años rondará entre el -1,76% y el 0,71% con el modelo ARIMA (0,1,1) propuesto. Cabe destacar que se espera para China tasas de inflación muy bajas con este modelo de pronóstico propuesto.

3.6.3. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación China” SARIMA

Se ha demostrado que la variable “Inflación China” es no estacionaria, por lo tanto, teóricamente el modelo ARIMA es más eficaz que un modelo SARIMA para este caso. Como se puede apreciar en la figura 78 el modelo SARIMA que mejor se ajusta es el modelo SARIMA (1,0,0) (1,0,0). Cabe destacar que el modelo SARIMA propuesto el AIC = 176,6 y el BIC = 179,47 son valores mayores al ARIMA 5 propuesto en el ítem anterior, lo que valida la apreciación teórica; se concluye entonces que el modelo

ARIMA (0,1,1) tiene una mejor capacidad de pronóstico que el modelo SARIMA (0,0,1) (1,0,0)

Figura 78. Modelo SARIMA Inflación China

```
Series: INFLACION_CHINA.TS
ARIMA(1,0,0) with zero mean

Coefficients:
    ar1
    0.9129
s.e.    0.0893

sigma^2 = 14.95:  log likelihood = -86.3
AIC=176.6   AICc=177.03   BIC=179.47

Training set error measures:
              ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set -0.07555204  3.80377  2.64176  9.032661  243.6275  1.033283 -0.08229308
```

Fuente: Elaboración Propia

La figura 79 detalla el pronóstico SARIMA para los próximos 10 años. Se observa que para este modelo la inflación proyectada rondará entre el 0,24% y el 0,54%. Cabe destacar que ambos modelos ARIMA y SARIMA pronostican una disminución paulatina de la inflación para China, la diferencia de ambos, es que ARIMA lo acentúa y SARIMA lo suaviza.

Figura 79. Modelo SARIMA Inflación China. Datos Proyectados

```
> forecast(model1)
      Point Forecast      Lo 80      Hi 80      Lo 95      Hi 95
2024      0.5477236    -4.407584    5.503031    -7.030765    8.126212
2025      0.5000019    -6.209522    7.209526    -9.761329   10.761333
2026      0.4564381    -7.422012    8.334888   -11.592611   12.505487
2027      0.4166698    -8.317186    9.150526   -12.940610   13.773950
2028      0.3803665    -9.006975    9.767708   -13.976333   14.737066
2029      0.3472262    -9.551789   10.246241   -14.792011   15.486463
2030      0.3169733    -9.989051   10.622997   -15.444730   16.078677
2031      0.2893562   -10.343949   10.922662   -15.972881   16.551593
2032      0.2641454   -10.634390   11.162681   -16.403727   16.932017
2033      0.2411311   -10.873597   11.355859   -16.757378   17.239641
```

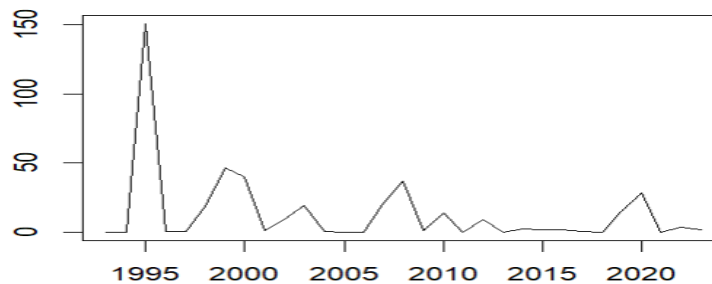
Fuente: Elaboración Propia

3.6.4. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación China” GARCH

Como se ha mencionado, la primera instancia para pronosticar bajo modelos GARCH es determinar si la varianza es heterocedastica. El gráfico 66 muestra los residuales al cuadrado del modelo ARIMA (0,1,1) propuesto. Se identifica que la varianza no es constante entre el período 1993-2023, por lo tanto, se puede vislumbrar

que la varianza del modelo es heterocedastica. En segunda instancia, para comprobar si existen efectos ARCH, se realiza la regresión de los residuales al cuadrado rezagados. La figura 80 muestra los resultados de la regresión de los residuales al cuadrado como variable dependiente y los residuales al cuadrado con un rezago como variable independiente. Se observa en la figura que los coeficientes son todos mayores a 2, por lo tanto son significativos. Por lo tanto, el modelo presenta varianza heterocedastica y tiene efectos ARCH. Se puede realizar un modelo GARCH.

Gráfico 66. Residuales al Cuadrado Modelo ARIMA (0,1,1) Inflación China



Fuente: Elaboración Propia

Figura 80. Residuales al Cuadrado modelo ARIMA (0,1,1) Inflación China

```
Time series regression with "ts" data:
Start = 1994, End = 2023

Call:
dynam(formula = rescuadchina ~ L(rescuadchina), data = INFLACIONCHINA)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-15.161 -14.082 -11.432   2.731 135.883

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)   15.16192    6.01645   2.520  0.0177 *
L(rescuadchina) -0.06625    0.18837  -0.352  0.7277
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 29.54 on 28 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.004399, Adjusted R-squared:  -0.03116
F-statistic: 0.1237 on 1 and 28 DF, p-value: 0.7277
```

Fuente Elaboración Propia

Para obtener el modelo GARCH, se ha iterado en función de los parámetros ARIMA (0,1,1) para obtener y luego estudiar la significancia de sus componentes. Los coeficientes del modelo ARIMA y el modelo GARCH deben ser mayores a 2 para que sean significativos. En este caso el parámetro “mu” es significativo ya que se obtiene un valor de 7,86, superior al límite de 2. Por lo tanto, el modelo base es el mejor

modelo de pronóstico GARCH. Éste se detalla en la figura 81 y su evaluación en la figura 82.

Figura 81. Modelo GARCH (1,1) desde ARIMA (0,1,1). Modelo Elegido

```

*-----*
*      GARCH Model Spec      *
*-----*

Conditional Variance Dynamics
-----
GARCH Model      : sGARCH(1,1)
Variance Targeting : FALSE

Conditional Mean Dynamics
-----
Mean Model      : ARFIMA(1,0,1)
Include Mean    : TRUE
GARCH-in-Mean   : FALSE

Conditional Distribution
-----
Distribution     : norm
Includes Skew   : FALSE
Includes Shape  : FALSE
Includes Lambda : FALSE

```

Fuente: Elaboración Propia

Figura 82. Pronóstico GARCH, Inflación China

```

*-----*
*      GARCH Model Forecast  *
*-----*

Model: sGARCH
Horizon: 10
Roll Steps: 0
Out of Sample: 0

0-roll forecast [T0=1970-02-01]:
  Series Sigma
T+1  6.888 2.593
T+2  6.978 2.590
T+3  7.113 2.587
T+4  7.161 2.584
T+5  7.202 2.581
T+6  7.221 2.578
T+7  7.235 2.574
T+8  7.242 2.571
T+9  7.246 2.568
T+10 7.249 2.565

```

Fuente: Elaboración Propia

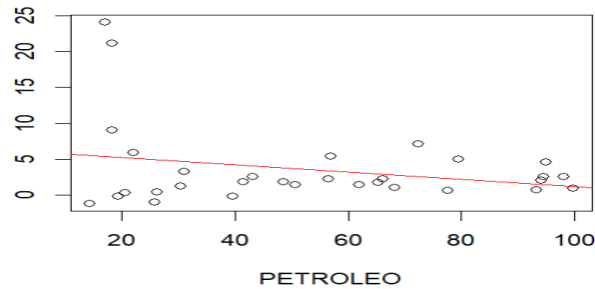
3.6.5. Análisis de Correlaciones Inflación China

Para el análisis de correlaciones de la inflación de China con las demás variables de estudio seguirá el mismo orden. La primera variable a evaluar será “Precio Petróleo”, en segundo lugar “Precio Cobre”, tercero “Precio Oro” y cuarto lugar “Tasa de Cambio”.

3.6.5.1. Inflación China – Precio Petróleo

El análisis de correlaciones entre la variable “Inflación China” y “Precio del Petróleo” se observa en el gráfico 67. Existe una tenencia inversa entre ambas variables. Además, se puede observar una dispersión relativamente alta de los datos.

Gráfico 67. Correlación Inflación China - Petróleo



Fuente: Elaboración Propia

Se ha aplicado el test de “Shapiro” para demostrar si las variables siguen una distribución normal y así determinar la aplicación del método de Pearson o el método de Spearman según corresponda.

Figura 83. Test de Shapiro, Inflación China - Petróleo

```
Shapiro-Wilk normality test
data: INFLACIONCHINASINFLACIÓN_CHINA
W = 0.63981, p-value = 1.682e-07

Shapiro-Wilk normality test
data: INFLACIONCHINAPRECIO_PETROLEO
W = 0.91516, p-value = 0.01759
```

Fuente: Elaboración Propia

Para ambas variables el p-value es no significativo, por lo tanto, no se distribuyen siguiendo una distribución normal. Se debe aplicar método de “Spearman”.

Figura 84. Método de Spearman, Inflación China - Petróleo

```
Spearman's rank correlation rho
data: INFLACIÓN_CHINA and PETROLEO
S = 4643, p-value = 0.7326
alternative hypothesis: true rho is not equal to 0
sample estimates:
rho
0.06391773
```

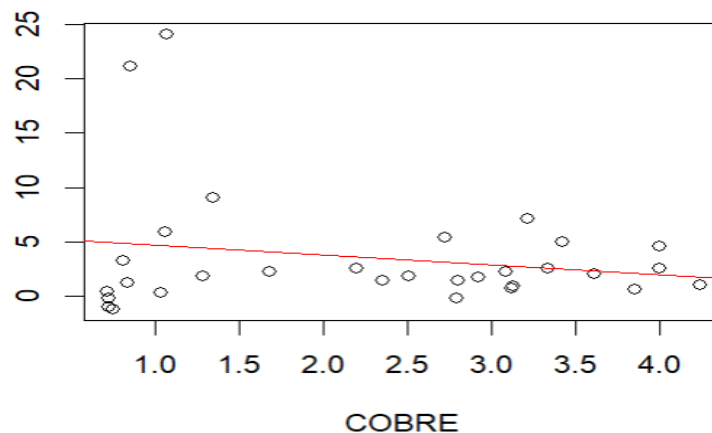
Fuente: Elaboración Propia

Se observa de la figura 84 una correlación positiva de 0,0639. Lo que significa una correlación MUY BAJA del tipo directa. Bajo ninguna circunstancia, los precios internacionales del petróleo explican la tendencia inflacionaria de China.

3.6.5.2. Inflación China – Precio Cobre

El análisis de correlaciones entre la inflación de China y el precio del cobre se aprecia en el gráfico 68. Se puede observar una tendencia negativa en la relación entre ambas variables, aunque existe una alta dispersión de los datos.

Gráfico 68. Correlación Inflación China - Cobre



Fuente: Elaboración Propia

La figura 85 muestra el test de “Shapiro” para demostrar si las variables siguen una distribución normal y conocer el test a aplicar.

Figura 85. Test de Shapiro, Inflación China - Cobre

```
Shapiro-wilk normality test
data: INFLACIONCHINA$INFLACION_CHINA
W = 0.63981, p-value = 1.682e-07

Shapiro-wilk normality test
data: INFLACIONCHINA$PRECIO_COBRE
W = 0.89547, p-value = 0.005565
```

Fuente: Elaboración Propia

Para ambas variables el p-value es no significativo, por lo tanto, las variables no se distribuyen siguiendo una distribución normal. Se debe aplicar método de “Spearman”.

Figura 86. Método de Spearman Inflación China - Cobre

```
Spearman's rank correlation rho

data: INFLACIÓN_CHINA and PRECIO_COBRE
S = 4024, p-value = 0.3079
alternative hypothesis: true rho is not equal to 0
sample estimates:
rho
0.1887097
```

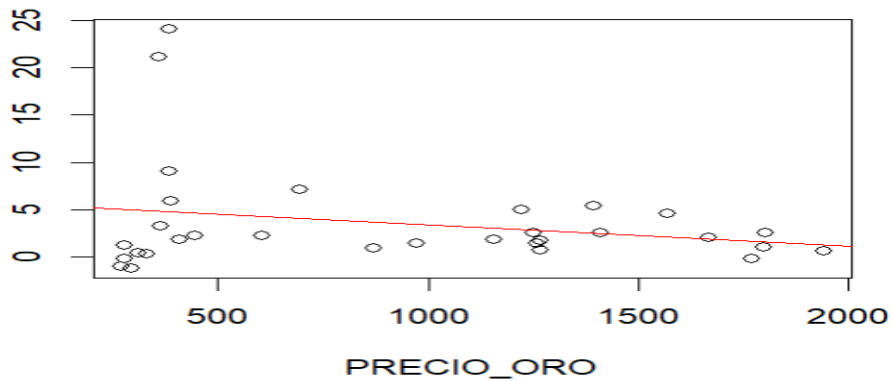
Fuente: Elaboración Propia

Se observa de la figura 86 una correlación positiva de 0,1887. Lo que significa una correlación MUY BAJA del tipo directa. El precio internacional del cobre no explica las tasas inflacionarias de China. De hecho, al igual que en el caso Inflación China-Petróleo, sólo observando el gráfico de dispersión se puede determinar que entre ambas variables no existe una tendencia lineal.

3.6.5.3. Inflación China – Precio Oro

El análisis de correlación entre la inflación de China y el precio internacional del oro se puede observar en el gráfico 69. Existe también una alta dispersión en los datos. De antemano se puede apreciar que entre ambas variables no existe correlación.

Gráfico 69. Correlación Inflación China - Oro



Fuente: Elaboración Propia

La figura 87 muestra el test de “Shapiro” para demostrar si las variables siguen una distribución normal y conocer el test a aplicar.

Figura 87. Test de Shapiro, Inflación China – Precio Oro.

```
Shapiro-wilk normality test
data: INFLACIONCHINA$INFLACION_CHINA
W = 0.63981, p-value = 1.682e-07

Shapiro-wilk normality test
data: INFLACIONCHINA$PRECIO_ORO
W = 0.87121, p-value = 0.001485
```

Fuente: Elaboración Propia

Para ambas variables el p-value es no significativo, por lo tanto, las variables no se distribuyen siguiendo una distribución normal. Se debe aplicar método de “Spearman”.

Figura 88. Método de Spearman, Inflación China - Oro

```
Spearman's rank correlation rho

data: INFLACION_CHINA and PRECIO_ORO
S = 4410, p-value = 0.5511
alternative hypothesis: true rho is not equal to 0
sample estimates:
rho
0.1108871
```

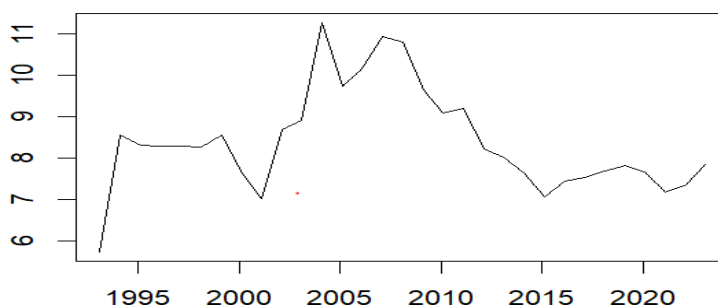
Fuente: Elaboración Propia

Se observa de la figura 88 una correlación positiva de 0,1108. Lo que significa una correlación MUY BAJA del tipo directa. El precio internacional del oro no explica las tasas inflacionarias de China.

3.6.5.4. Inflación China – Tasa Cambio Dólar.

La moneda utilizada en China es el yen chino. El gráfico 70 muestra la tendencia en el valor de esta moneda con respecto al dólar. Se observa que la variable es muy estacionaria, ya que no existe una tendencia en su comportamiento. Se puede apreciar, sin embargo, una disminución del precio del dólar con respecto al yen desde 2009, lo que ha marcado un fortalecimiento de la moneda china

Gráfico 70. Comportamiento TC dólar – yuan chino.



Fuente: Elaboración Propia

El análisis de correlación entre la inflación de China y la tasa de cambio del yen chino con respecto al dólar se detalla en el gráfico 71. En donde se observa una tendencia negativa.

Además, en la figura 89 se detalla el test de Shapiro para ambas variables. Se observa que el p-value es no significativo, lo que indica que ninguna de las variables sigue una distribución normal. Se debe aplicar el método de “Spearman” para determinar si ambas se correlacionan.

Mientras que la figura 90 detalla el método de Spearman con un 95% de confianza, al igual que las anteriores variables, la inflación de China no se correlaciona con la tasa de cambio al dólar estadounidense.

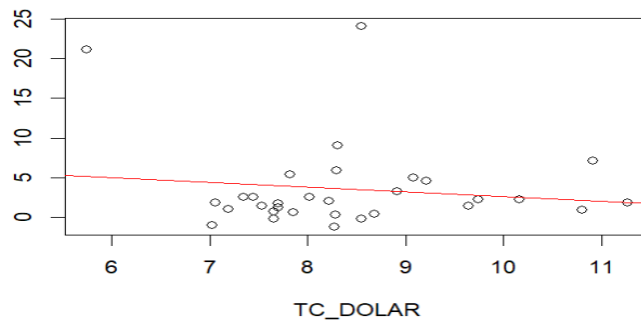
Figura 89. Test de Shapiro, Inflación China – Tasa de cambio dólar

```
Shapiro-wilk normality test  
data: INFLACIONCHINA$INFLACION_CHINA  
W = 0.63981, p-value = 1.682e-07
```

```
Shapiro-wilk normality test  
data: INFLACIONCHINA$TC_DOLAR  
W = 0.94724, p-value = 0.131
```

Fuente: Elaboración Propia

Gráfico 71. Correlación Inflación China – Tasa de cambio dólar



Fuente: Elaboración Propia

Figura 90. Método de Spearman, Inflación China – TC Dólar.

```
Spearman's rank correlation rho  
data: INFLACION_CHINA and TC_DOLAR  
S = 4107.8, p-value = 0.3554  
alternative hypothesis: true rho is not equal to 0  
sample estimates:  
rho  
0.1718088
```

Fuente: Elaboración Propia

Finalmente se puede concluir que ninguna de las variables de estudio se correlaciona con la inflación de China, por lo tanto, la explicación de la variable

dependiente tiene que ver con otros factores y variables, la explicación no se encuentra en el precio de las commodities.

3.7. Brasil

3.7.1. Análisis Previo de la Inflación en Brasil.

Los datos de inflación de Brasil se muestran en el gráfico 72. Corresponde a la serie desde el año 1995 hasta el año 2023. Se ha utilizado otra escala de tiempo diferente a los demás países porque la moneda “real brasileño” sustituyó a la antigua “cruzeiro” desde el 1 de julio de 1994, por lo tanto, no es comparable el comportamiento del período anterior. Se puede observar que no existe ninguna tendencia en la serie de la variable. La inflación mantiene una caída fuerte desde 1995 a 1999, luego de ello presenta intervalos de crecimiento y decrecimiento.

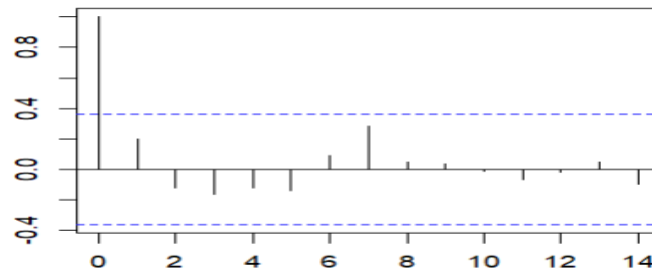
Gráfico 72. Comportamiento Inflación Brasil



Fuente: Elaboración Propia

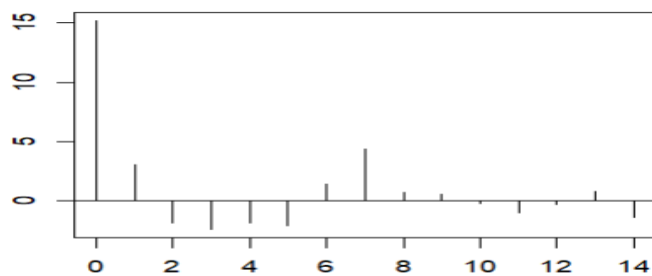
En el gráfico 73 se detalla la función de autocorrelación. Se observa que la inflación de Brasil no tiene rasgos de estacionalidad, ya que no presenta caídas exponenciales. El gráfico 74, muestra el análisis de covarianza donde se puede concluir que la variable no es estacionaria, confirmado por el test de Dickey-Fuller de la figura 91 donde el p-value es mayor a 0,05.

Gráfico 73. Análisis de Estacionalidad, Inflación de Brasil



Fuente: Elaboración Propia

Gráfico 74. Análisis de Covarianza, Inflación Brasil



Fuente: Elaboración Propia

Figura 91. Test de Dickey – Fuller. Inflación Brasil

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: INFLACION_BRASIL.TS
Dickey-Fuller = -3.2185, Lag order = 3, p-value = 0.1055
alternative hypothesis: stationary
```

Fuente: Elaboración Propia

3.7.2. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación Brasil” ARIMA

La figura 92 determina el número de diferenciaciones que se deben aplicar. Aplicando `ndiffs` se señala que no se debe aplicar diferenciaciones regulares, y con el comando `nsdiffs` se establece que tampoco se debe aplicar diferenciaciones estacionarias. El gráfico 75 muestra el comportamiento de la inflación de Brasil, aplicando una diferenciación, ya que, según se ha analizado en casos anteriores, existen modelos aplicando diferenciaciones estacionarias que pueden ser eficaces, aun cuando la serie se muestra no estacionaria.

Figura 92. Diferenciaciones regulares Inflación Brasil

```
> ndiffs(INFLACION_BRASIL.TS)
[1] 0
```

Fuente: Elaboración Propia

Gráfico 75. Serie de Tiempo Inflación Brasil, con una diferenciación



Fuente: Elaboración Propia

Analizado el comportamiento de la variable, se han desarrollado 6 modelos ARIMA a evaluar. Del análisis previo se establece que los modelos más recomendables no contienen diferenciaciones regulares ni tampoco estacionarias, por lo tanto, se considera esta característica para la mayoría de los modelos propuestos. Pero, como se muestra en el gráfico 75, el comportamiento de la variable se denota más estacionaria con una diferenciación, así que también se proponen modelos con esta característica. La tabla n°6 muestra las características de los modelos propuestos y las figuras 93 y 94 los índices AIC y BIC para cada uno de ellos.

Tabla 6. Características Modelo ARIMA Inflación Brasil

Modelo	Regresiones	Diferenciaciones	Medias Móviles
ARIMA01	0	0	0
ARIMA02	0	0	1
ARIMA03	0	0	2
ARIMA04	1	1	1
ARIMA05	0	2	1
ARIMA06	1	2	2

Fuente: Elaboración Propia

Figura 93. Indicador AIC Inflación Brasil

	df	AIC
arima01	2	165.1723
arima02	3	163.5244
arima03	4	165.5224
arima04	4	163.8743
arima05	3	164.2372
arima06	4	162.9265

Fuente: Elaboración Propia

Figura 94. Indicador BIC Inflación Brasil

	df	BIC
arima01	2	167.9069
arima02	3	167.6263
arima03	4	170.9916
arima04	4	169.0577
arima05	3	168.0115
arima06	4	168.1098

Fuente: Elaboración Propia

El menor índice AIC y BIC los presenta el modelo ARIMA 02, por lo tanto, es el modelo que mejor se ajusta al comportamiento de los datos. Cabe destacar que el orden es (0,0,1), por lo cual no considera diferenciaciones (ni regulares ni estacionarias), pero sí medias móviles. Los detalles del modelo se muestran en la figura 95, y el gráfico del pronóstico en se detalla en el grafico 76. Mientras que la figura 96 detalla el pronóstico de la inflación de Brasil para los siguientes 10 años.

Figura 95. Características modelo ARIMA (0,0,1) Propuesto, Brasil

```
Call:
arima(x = INFLACION_BRASIL.TS, order = c(0, 0, 1), seasonal = list(order = c(0,
0, 0)))

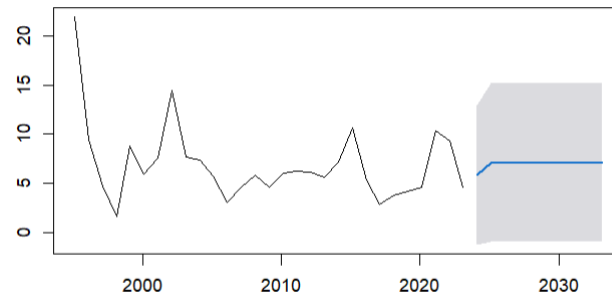
Coefficients:
      ma1  intercept
    0.5188    7.1082
s.e.  0.2411    1.0196

sigma^2 estimated as 13.24:  log likelihood = -78.76,  aic = 163.52

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set -0.1830933  3.63858  2.653031 -26.70704  46.37008  0.8940291 -0.2247088
```

Fuente: Elaboración Propia

Gráfico 76. Pronóstico ARIMA Brasil



Fuente: Elaboración Propia

Figura 96. Pronóstico ARIMA Inflación Brasil, datos proyectados.

	Point Forecast	Lo 95	Hi 95
2024.10	5.804520	-1.3269649	12.93600
2025.10	7.108176	-0.9259554	15.14231
2026.10	7.108176	-0.9259554	15.14231
2027.10	7.108176	-0.9259554	15.14231
2028.10	7.108176	-0.9259554	15.14231
2029.10	7.108176	-0.9259554	15.14231
2030.10	7.108176	-0.9259554	15.14231
2031.10	7.108176	-0.9259554	15.14231
2032.10	7.108176	-0.9259554	15.14231
2033.10	7.108176	-0.9259554	15.14231

Fuente: Elaboración Propia

Según el pronóstico seleccionado por el modelo ARIMA (0,0,1) se estima que la inflación de Brasil estará en torno al 5,8% para el 2024 y entorno al 7,1% en los años siguientes.

3.7.3. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación Brasil” SARIMA

Se ha demostrado que la variable “Inflación Brasil” es no estacionaria, por lo tanto, teóricamente el modelo ARIMA debería ser más eficaz que un modelo SARIMA. Como se puede apreciar en la figura 97 el modelo SARIMA que mejor se ajusta es el modelo SARIMA (0,0,1) (0,0,0), que en la práctica es el mismo modelo ARIMA (0,0,1) ya que (P, Q, R) equivalen a (0,0,0). Se puede analizar que los índices AIC y BIC son los mismos y que el pronóstico para los próximos 10 años son también idénticos.

Figura 97. Modelo SARIMA (0,0,1) (0,0,0)

```

Series: INFLACION_BRASIL.TS
ARIMA(0,0,1) with non-zero mean

Coefficients:
          ma1      mean
          0.5188  7.1082
s.e.      0.2411  1.0196

sigma^2 = 14.22:  log likelihood = -78.76
AIC=163.52  AICc=164.48  BIC=167.63

Training set error measures:
              ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set -0.1830933  3.63858  2.653031 -26.70704  46.37008  0.8940291 -0.2247088
    
```

Fuente: Elaboración Propia

Figura 98. Modelo SARIMA inflación Brasil, datos proyectados

	Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
2024.10	5.804520	0.9718729	10.63717	-1.586376	13.19542
2025.10	7.108176	1.6638511	12.55250	-1.218201	15.43455
2026.10	7.108176	1.6638511	12.55250	-1.218201	15.43455
2027.10	7.108176	1.6638511	12.55250	-1.218201	15.43455
2028.10	7.108176	1.6638511	12.55250	-1.218201	15.43455
2029.10	7.108176	1.6638511	12.55250	-1.218201	15.43455
2030.10	7.108176	1.6638511	12.55250	-1.218201	15.43455
2031.10	7.108176	1.6638511	12.55250	-1.218201	15.43455
2032.10	7.108176	1.6638511	12.55250	-1.218201	15.43455
2033.10	7.108176	1.6638511	12.55250	-1.218201	15.43455

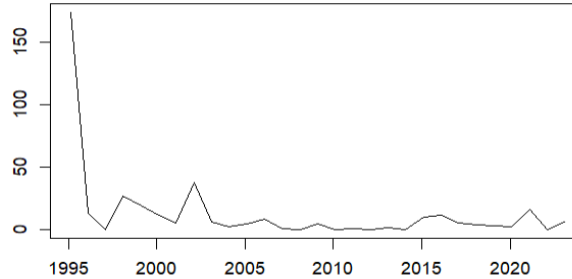
Fuente: Elaboración Propia

3.7.4. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación Brasil” GARCH

En primera instancia para pronosticar bajo modelos GARCH se determina si la varianza es heterocedastica. El gráfico 77 muestra los residuales al cuadrado del modelo ARIMA (0,0,1) propuesto. Se identifica que la varianza no es constante entre el período 1995-2023, por lo tanto, se puede vislumbrar que la varianza del modelo es heterocedastica. En segunda instancia, para comprobar si existen efectos ARCH, se realiza la regresión de los residuales al cuadrado rezagados. La figura 99 muestra los resultados de la regresión de los residuales al cuadrado como variable dependiente y los residuales al cuadrado con un rezago como variable independiente. Se observa en la figura que los coeficientes son menores a 2 para los rezagos, por lo tanto, no son significativos. Por lo tanto, el modelo presenta varianza heterocedastica, pero no tiene efectos ARCH. En la teoría no es aplicable un modelo GARCH, sin embargo, a modo

de estudio, se analizará cuál modelo GARCH recomienda R para casos de inexistencia de efectos ARCH

Gráfico 77. Residuales al Cuadrado Modelo ARIMA (0,0,1)



Fuente: Elaboración Propia

Figura 99. Residuales al Cuadrado modelo ARIMA (0,0,1) Inflación Brasil

```
Time series regression with "ts" data:
Start = 1996, End = 2023
Call:
dynam(formula = rescuadBrasil ~ L(rescuadBrasil), data = INFLACIONBRASIL)
Residuals:
  Min      1Q  Median      3Q      Max
-7.633 -6.174 -2.230  2.041 30.782
Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)    6.92771    1.84441   3.756 0.00088 ***
L(rescuadBrasil) 0.04219    0.05295   0.797 0.43277
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 8.999 on 26 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.02384, Adjusted R-squared: -0.01371
F-statistic: 0.6349 on 1 and 26 DF, p-value: 0.4328
```

Fuente: Elaboración Propia

Para obtener el modelo GARCH, se ha iterado en función de los parámetros ARIMA (0,0,1), pero el programa entrega sólo el modelo base: GARCH (1,1) ARIMA (1,0,1). R entrega este modelo para casos donde no existe efectos ARCH.

Cabe destacar que R no entrega un pronóstico GARCH cuando hay inexistencia de efectos ARCH. Al intentarlo arroja un error.

Figura 100. Modelo GARCH, Inflación Brasil

```
*-----*
*           GARCH Model Spec           *
*-----*

Conditional Variance Dynamics
-----
GARCH Model      : sGARCH(1,1)
Variance Targeting : FALSE

Conditional Mean Dynamics
-----
Mean Model       : ARFIMA(1,0,1)
Include Mean     : TRUE
GARCH-in-Mean   : FALSE

Conditional Distribution
-----
Distribution      : norm
Includes Skew    : FALSE
Includes Shape   : FALSE
Includes Lambda  : FALSE
```

Fuente: Elaboración Propia

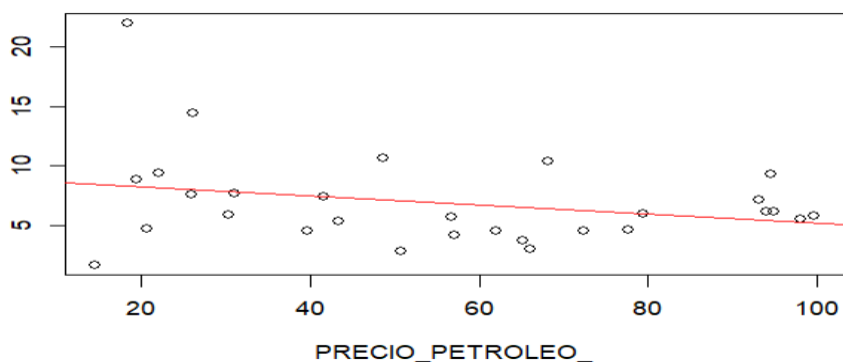
3.7.5. Análisis de Correlaciones Inflación Brasil

Para el análisis de correlaciones de la inflación de Brasil con respecto a las demás variables de estudio seguirá el mismo orden que para los anteriores casos: La primera variable a evaluar será “Precio Petróleo”, en segundo lugar “Precio Cobre”, en tercer lugar “Precio Oro” y en cuarto lugar “Tasa de Cambio”.

3.7.5.1. Inflación Brasil – Precio Petróleo

El análisis de correlaciones entre la variable “Inflación Brasil” y “Precio del Petróleo” se observa en el gráfico 78. Existe una tenencia inversa entre ambas variables y se observa una dispersión relativamente alta de los datos.

Gráfico 78. Correlación Inflación Brasil – Precio Petróleo



Fuente: Elaboración Propia

Se ha aplicado el test de “Shapiro” para demostrar si las variables siguen una distribución normal y así determinar la aplicación del método de Pearson o el método de Spearman según corresponda.

Figura 101. Test de Shapiro, Inflación Brasil - Petróleo

```
Shapiro-wilk normality test
data: INFLACIONBRASILCORRE$INFLACIÓN_BRASILC
W = 0.80764, p-value = 0.0001148
Shapiro-wilk normality test
data: INFLACIONBRASILCORRE$PRECIO_PETROLEO_
W = 0.92829, p-value = 0.04969
```

Fuente: Elaboración Propia

Para ambas variables el p-value es no significativo, por lo tanto, no se distribuyen siguiendo una distribución normal. Se debe aplicar método de “Spearman”.

Figura 102. Método de Spearman, Inflación Brasil - Petróleo

```
Spearman's rank correlation rho
data: INFLACIÓN_BRASILC and PRECIO_PETROLEO_
S = 4661.1, p-value = 0.4434
alternative hypothesis: true rho is not equal to 0
sample estimates:
rho
-0.1480478
```

Fuente: Elaboración Propia

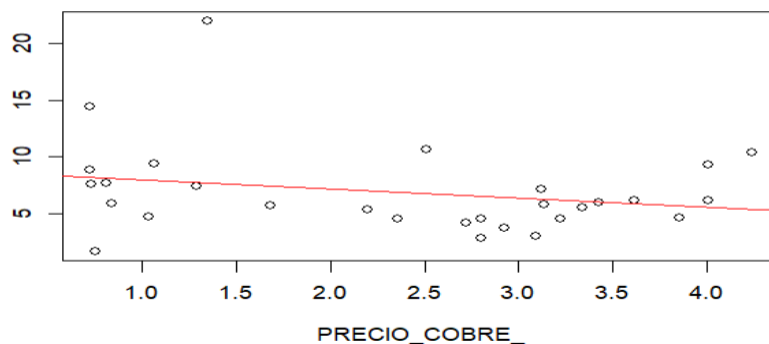
Se observa de la figura 102 una correlación negativa de -0,14804. Lo que significa una correlación MUY BAJA del tipo inversa. El precio internacional del petróleo

no explica las tasas inflacionarias de Brasil. De hecho, observando el gráfico de dispersión se puede determinar que entre ambas variables no existe una tendencia lineal, los datos están muy dispersos.

3.7.5.2. Inflación Brasil – Precio Cobre

El análisis de correlaciones entre la inflación de Brasil y el precio del cobre se aprecia en el gráfico 79. Se puede observar una tendencia negativa en la relación entre ambas variables y se observa una alta dispersión de los datos.

Gráfico 79. Correlación Inflación Brasil – Precio Cobre



Fuente: Elaboración Propia

La figura 103 muestra el test de “Shapiro” para demostrar si las variables siguen una distribución normal y conocer el test a aplicar.

Figura 103. Test de Shapiro Inflación Brasil - Cobre

```
Shapiro-wilk normality test
data: INFLACIONBRASILCORRE$INFLACIÓN_BRASILC
W = 0.80764, p-value = 0.0001148

Shapiro-wilk normality test
data: INFLACIONBRASILCORRE$PRECIO_COBRE_
W = 0.90412, p-value = 0.01231
```

Fuente: Elaboración Propia

Para ambas variables el p-value es no significativo, por lo tanto, las variables no se distribuyen siguiendo una distribución normal. Se debe aplicar método de “Spearman”.

Figura 104. Método de Spearman Inflación Brasil - Cobre

```
Spearman's rank correlation rho  
  
data: INFLACIÓN_BRASILC and PRECIO_COBRE_  
S = 4654.1, p-value = 0.4488  
alternative hypothesis: true rho is not equal to 0  
sample estimates:  
rho  
-0.1463234
```

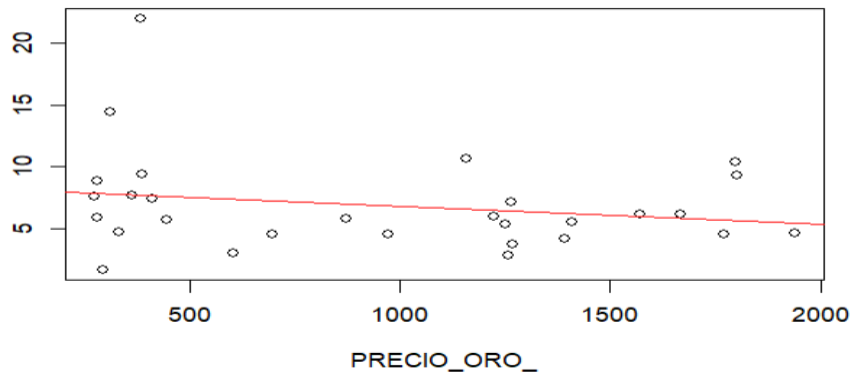
Fuente: Elaboración Propia

Se observa de la figura 104 una correlación negativa de -0,1463, lo que significa una correlación MUY BAJA del tipo inversa. El precio internacional del cobre tampoco explica las tasas inflacionarias de Brasil.

3.7.5.3. Inflación Brasil – Precio Oro

El análisis de correlación entre la inflación de Brasil y el precio internacional del oro se puede observar en el gráfico 105, muestra una relación inversa y existe también una alta dispersión en los datos. De antemano se puede apreciar que entre ambas variables existe correlación muy baja.

Figura 105. Correlación Inflación Brasil – Precio Oro



Fuente: Elaboración Propia

La figura 106 muestra el test de “Shapiro” para demostrar si las variables siguen una distribución normal y conocer el test a aplicar.

Figura 106. Test de Shapiro, Inflación Brasil – Precio Oro

```
Shapiro-wilk normality test
data: INFLACIONBRASILCORRE$INFLACION_BRASILC
W = 0.80764, p-value = 0.0001148

Shapiro-wilk normality test
data: INFLACIONBRASILCORRE$PRECIO_ORO_
W = 0.88563, p-value = 0.004513
```

Fuente: Elaboración Propia

Para ambas variables el p-value es no significativo, por lo tanto, las variables no se distribuyen siguiendo una distribución normal. Se debe aplicar método de “Spearman”.

Figura 107. Método de Spearman Inflación Brasil – Precio Oro

```
Spearman's rank correlation rho
data: INFLACION_BRASILC and PRECIO_ORO_
S = 4795.1, p-value = 0.3473
alternative hypothesis: true rho is not equal to 0
sample estimates:
rho
-0.1810568
```

Fuente: Elaboración Propia

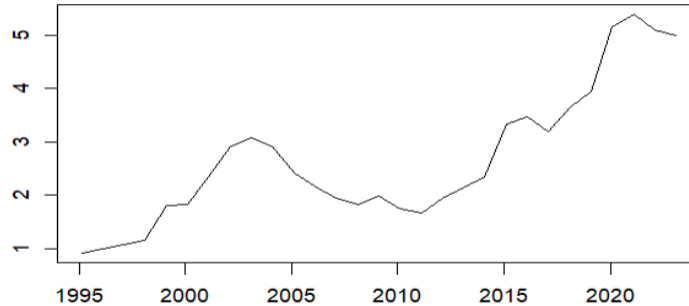
Se observa de la figura 107 una correlación negativa de -0.1810. Lo que significa una correlación MUY BAJA del tipo inversa. El precio internacional del oro no explica las tasas inflacionarias de Brasil.

3.7.5.4. Inflación Brasil – Tasa Cambio dólar.

La moneda utilizada en Brasil es el real brasileño. El gráfico 80 muestra la tendencia en el valor de esta moneda con respecto al dólar. Se observa que desde el año 1995 en adelante existe una tendencia relativa al alza del dólar con respecto al

real, lo que configura una devaluación progresiva de la moneda. Aunque tuvo un período de fortaleza con respecto al dólar desde 2003 hasta 2011.

Gráfico 80. Tendencia TC dólar – real brasileño



Fuente: Elaboración Propia

El análisis de correlación entre la inflación de Brasil y la tasa de cambio del real brasileño con respecto al dólar se detalla en el gráfico 81, en donde se observa una tendencia levemente inversa. Además, en la figura 108 se detalla el test de Shapiro para ambas variables. Se observa que el p-value es no significativo, lo que indica que ninguna de las variables sigue una distribución normal. Se debe aplicar el método de “Spearman”

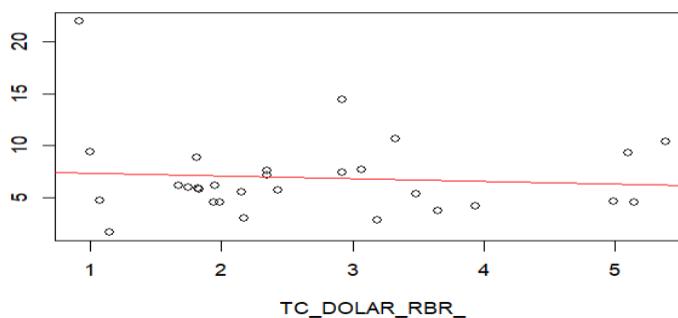
Figura 108. Test de Shapiro Inflación Brasil – TC Dólar

```
Shapiro-wilk normality test
data: INFLACIONBRASILCORRE$INFLACION_BRASILC
W = 0.80764, p-value = 0.0001148

Shapiro-wilk normality test
data: INFLACIONBRASILCORRE$TC_DOLAR_RBR_
W = 0.9133, p-value = 0.02069
```

Fuente: Elaboración Propia

Gráfico 81. Correlación Inflación Brasil – TC Dólar



Fuente: Elaboración Propia

Figura 109. Método de Spearman Inflación Brasil – TC Dólar

```
Spearman's rank correlation rho  
  
data: INFLACIÓN_BRASILC and TC_DOLAR_RBR_  
S = 4412.1, p-value = 0.6546  
alternative hypothesis: true rho is not equal to 0  
sample estimates:  
rho  
-0.08673155
```

Fuente: Elaboración Propia

La correlación existente entre la inflación de Brasil y la Tasa de Cambio es casi inexistente, con un valor de -0,086

Finalmente se puede concluir que ninguna de las variables de estudio se correlaciona con la inflación de Brasil, por lo tanto, la explicación de la variable dependiente tiene que ver con otros factores y variables, la explicación no se encuentra en el precio de las commodities.

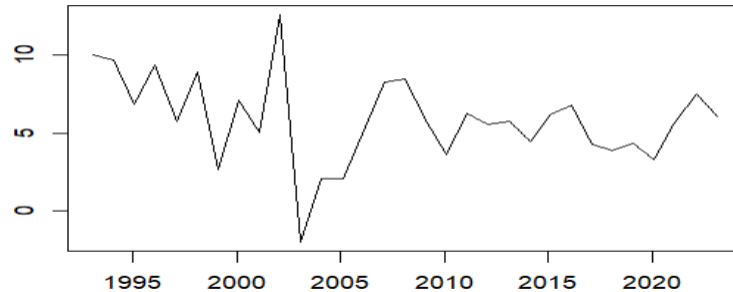
3.8. Sudáfrica

3.8.1. Análisis Previo de la Inflación en Sudáfrica.

Los datos de inflación de Sudáfrica se muestran en el gráfico 82. Corresponde a la serie desde el año 1993 hasta el año 2023. Se puede observar que no existe ninguna tendencia en la serie de la variable; a breves períodos de crecimiento lo siguen

períodos de decrecimiento. Se destaca una fuerte disminución de la inflación para el período 2003, producto de una fuerte alza de la tasa de interés.

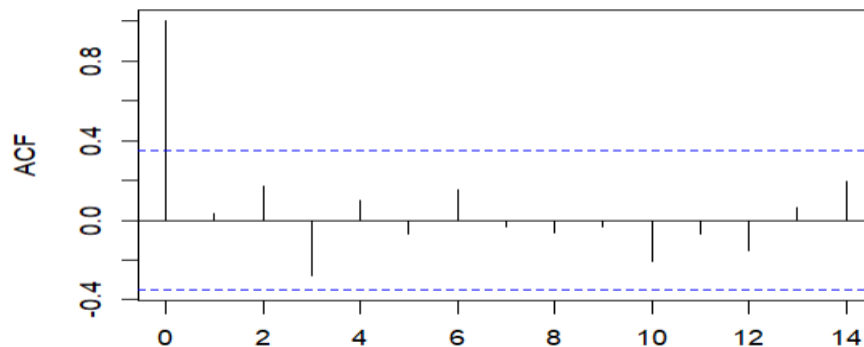
Gráfico 82. Comportamiento Inflación Sudáfrica



Fuente: Elaboración Propia

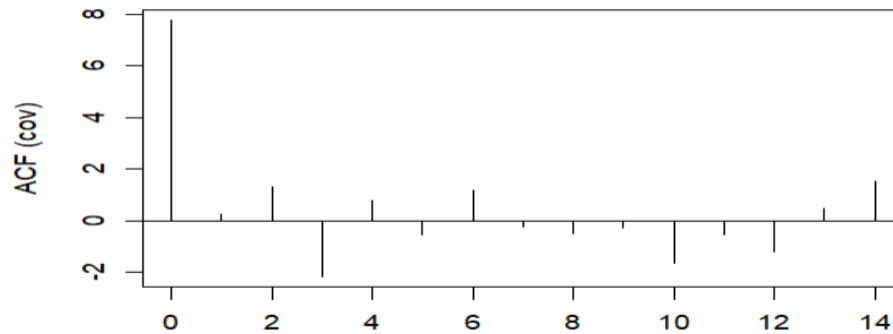
En el gráfico 83 se detalla la función de autocorrelación. Se observa que la inflación de Sudáfrica no tiene rasgos de estacionalidad, no presenta caídas exponenciales. El gráfico 84, muestra el análisis de covarianza concluyendo que la variable no es estacionaria, confirmado por el test de Dickey-Fuller de la figura 110 donde el p-value es mayor a 0,05 (valor 0,1424)

Gráfico 83. Análisis de Estacionalidad, Inflación Sudáfrica



Fuente: Elaboración Propia

Gráfico 84. Análisis de Covarianza, Inflación de Sudáfrica



Fuente: Elaboración Propia

Figura 110. Test Dickey – Fuller. Inflación Sudáfrica

Augmented Dickey-Fuller Test

```
data: INFLACION_SUDAFRICA.TS
Dickey-Fuller = -3.1179, Lag order = 3, p-value = 0.1424
alternative hypothesis: stationary
```

Fuente: Elaboración Propia

3.8.2. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación Sudáfrica” ARIMA

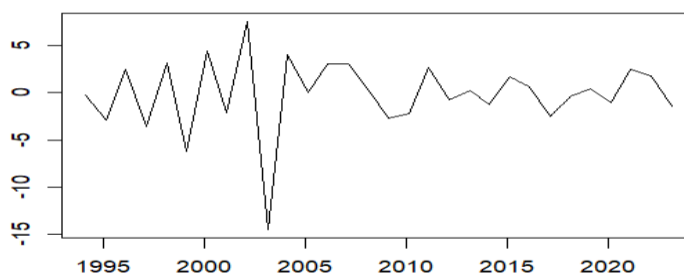
Al igual que en los casos anteriores, la primera instancia para definir el modelo ARIMA es determinar el número de diferenciaciones que se deben aplicar. Aplicando `ndiffs` se señala que no se debe aplicar una diferenciación regular, y con el comando `nsdiffs` se establece que tampoco se debe realizar una diferenciación estacionaria. El gráfico 85 muestra el comportamiento incluyendo una diferenciación.

Figura 111. Diferenciaciones regulares, Inflación Sudáfrica

```
> #ARIMA sudafrica
> ndiffs(INFLACION_SUDAFRICA.TS)
[1] 0
```

Fuente: Elaboración Propia

Gráfico 85. Serie de Tiempo “Inflación Sudáfrica” con una diferenciación



Fuente: Elaboración Propia

Ya probado el comportamiento de la variable, se han desarrollado 6 modelos ARIMA a evaluar. Del análisis previo se establece que los modelos más recomendables no contienen diferenciaciones regulares ni estacionarias, por lo tanto, se considera esta característica para la mayoría de los modelos propuestos. Pero, como se muestra en el gráfico 85, el comportamiento de la variable se denota más estacionaria con una diferenciación, aunque la diferencia observable no es tan notoria con respecto a casos anteriores. Es muy probable que el modelo (0,0,0) sea el más eficiente.

Tabla 7. Características Modelos ARIMA Inflación Sudáfrica

Modelo	Regresiones	Diferenciaciones	Medias Móviles
ARIMA01	0	0	0
ARIMA02	0	0	1
ARIMA03	0	0	2
ARIMA04	1	1	1
ARIMA05	0	2	1
ARIMA06	1	2	2

Fuente: Elaboración Propia

Los indicadores AIC y BIC para la serie “Inflación Sudáfrica” se detallan en las figuras 112 y 113.

Figura 112. Indicador AIC Inflación Sudáfrica

	df	AIC
arima01S	2	155.5239
arima02S	3	157.4944
arima03S	4	158.0164
arima04S	4	160.1258
arima05S	3	174.0232
arima06S	4	161.4197

Fuente: Elaboración Propia

Figura 113. Indicador BIC Inflación Sudáfrica

	df	BIC
arima01S	2	158.3919
arima02S	3	161.7963
arima03S	4	163.7524
arima04S	4	165.5950
arima05S	3	178.0198
arima06S	4	166.8889

Fuente: Elaboración Propia

El menor índice AIC y BIC los presenta el modelo ARIMA 1, por lo tanto, es el modelo que mejor se ajusta a los datos. Cabe destacar que el orden es (0,0,0), lo que no considera diferenciaciones ni tampoco medias móviles. Como se ha denotado, de antemano era más probable que el modelo (0,0,0) recomendado era el más eficiente, porque la diferencia de comportamiento entre la variable real y aplicando una diferenciación no era tan notoria como en casos de países anteriores. Los detalles del modelo se muestran en la figura 114, y el gráfico del pronóstico en se detalla en el grafico 86.

Figura 114. Modelo ARIMA Propuesto Inflación Sudáfrica

```
Call:
arima(x = INFLACION_SUDAFRICA.TS, order = c(0, 0, 0), seasonal = list(order = c(0,
0, 0)))

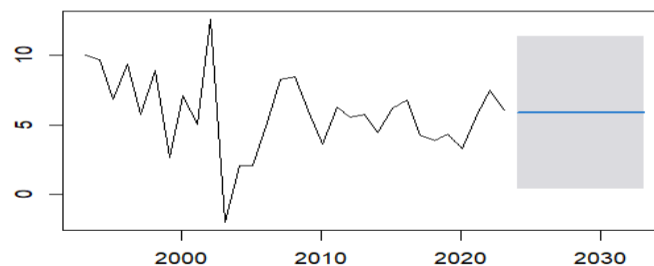
Coefficients:
intercept
 5.8494
s.e.      0.5006

sigma^2 estimated as 7.768: log likelihood = -75.76, aic = 155.52

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set 5.620307e-13 2.787084 2.069615 -2.466656 50.40787 0.7784409 0.03537902
```

Fuente: Elaboración Propia

Gráfico 86. Pronóstico ARIMA Inflación Sudáfrica



Fuente: Elaboración Propia

Figura 115. Pronóstico ARIMA Inflación Sudáfrica, Datos Proyectados

	Point Forecast	Lo 95	Hi 95
2024.10	5.849355	0.3867702	11.31194
2025.10	5.849355	0.3867702	11.31194
2026.10	5.849355	0.3867702	11.31194
2027.10	5.849355	0.3867702	11.31194
2028.10	5.849355	0.3867702	11.31194
2029.10	5.849355	0.3867702	11.31194
2030.10	5.849355	0.3867702	11.31194
2031.10	5.849355	0.3867702	11.31194
2032.10	5.849355	0.3867702	11.31194
2033.10	5.849355	0.3867702	11.31194

Fuente: Elaboración Propia

Se proyecta que la inflación de Sudáfrica rondará el 5,84% para los próximos 10 años, según el modelo ARIMA (0,0,0) propuesto.

3.8.3. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación Sudáfrica” SARIMA

Como se puede apreciar en la figura 116 el modelo SARIMA que mejor se ajusta es el modelo SARIMA (0,0,0) (1,0,0). Cabe destacar que para este modelo propuesto el AIC = 155,52 y el BIC = 158,39 valores idénticos al ARIMA (0,0,0,) propuesto en la etapa anterior.

Figura 116. Modelo SARIMA Inflación Sudáfrica

```
Series: INFLACION_SUDAFRICA.TS
ARIMA(0,0,0) with non-zero mean

Coefficients:
    mean
    5.8494
s.e.    0.5006

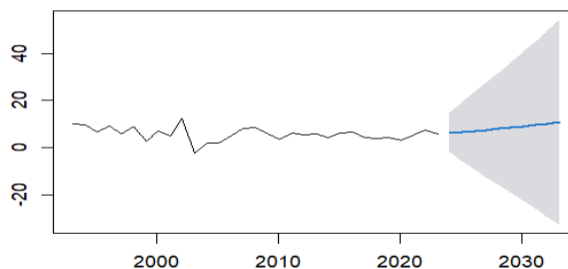
sigma^2 = 8.027: log likelihood = -75.76
AIC=155.52  AICc=155.95  BIC=158.39

Training set error measures:
              ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE      ACF1
Training set 5.620307e-13  2.787084  2.069615  -2.466656  50.40787  0.7784409  0.03537902
```

Fuente: Elaboración Propia

El gráfico 87 muestra el pronóstico SARIMA para el caso de la inflación de Sudáfrica. Como se puede apreciar, el modelo SARIMA estima que la inflación en este país irá aumentando paulatinamente, a diferencia del modelo ARIMA que establece que se mantendrá estable. La figura 117 muestra los datos proyectados a 10 años en la estimación de la inflación de Sudáfrica con el modelo SARIMA propuesto. Se observa que para el 2024 se estima una inflación del 6,42% aumentando paulatinamente hasta el 10,81% del 2033.

Gráfico 87. Pronóstico SARIMA, Inflación Sudáfrica



Fuente: Elaboración Propia

Figura 117. Pronóstico SARIMA Inflación Sudáfrica, Datos Proyectados

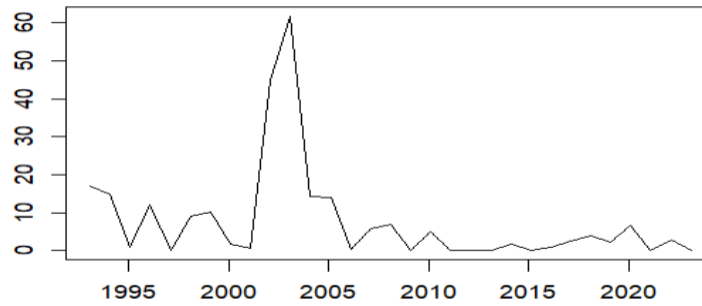
	Point Forecast	Lo 95	Hi 95
2024.10	6.426868	-1.916526	14.77026
2025.10	6.793814	-5.778303	19.36593
2026.10	7.190837	-9.180691	23.56236
2027.10	7.617937	-12.441247	27.67712
2028.10	8.075115	-15.675783	31.82601
2029.10	8.562370	-18.940501	36.06524
2030.10	9.079702	-22.267073	40.42648
2031.10	9.627112	-25.675106	44.92933
2032.10	10.204599	-29.177551	49.58675
2033.10	10.812164	-32.783387	54.40771

Fuente: Elaboración Propia

3.8.4. Modelación de la Serie de Tiempo “Inflación Sudáfrica” GARCH

El gráfico 88 muestra los residuales al cuadrado del modelo ARIMA (0,0,0) propuesto. Se identifica que la varianza no es constante entre el período 1993-2023, por lo tanto, se puede vislumbrar que la varianza del modelo es heterocedastica. La figura 118 muestra los resultados de la regresión de los residuales al cuadrado. Se observa en la figura que los coeficientes son todos menores a 2, por lo tanto, no son significativos. Se debe realizar el análisis con dos rezagos, para determinar si existen efectos GARCH

Gráfico 88. Residuales al Cuadrado Modelo ARIMA (0,0,0)



Fuente: Elaboración Propia

Figura 118. Residuales al Cuadrado modelo ARIMA (0,0,0) Inflación Sudáfrica

```
Time series regression with "ts" data:
Start = 1994, End = 2023

Call:
dynam(formula = rescuadSudafrica ~ L(rescuadSudafrica), data = INFLACIONSUAFRICA)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-18.912  -5.565  -2.249   2.019  40.830

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)      3.5955     2.5642   1.402  0.17184
L(rescuadSudafrica) 0.4817     0.1651   2.918  0.00688 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 12.03 on 28 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.2331,    Adjusted R-squared:  0.2058
F-statistic: 8.513 on 1 and 28 DF,  p-value: 0.006879
```

Fuente: Elaboración Propia

Para obtener el modelo GARCH, se ha iterado en función de los parámetros ARIMA (0,0,0) para obtener y luego estudiar la significancia de sus componentes. Los coeficientes del modelo ARIMA y el modelo GARCH deben ser mayores a 2 para que sean significativos. En este caso el parámetro “mu” es significativo ya que se obtiene un valor de 9,86, muy superior al límite de 2. Por lo tanto, el modelo base es el mejor modelo de pronóstico GARCH. Éste se detalla en la figura 119.

Figura 119. Modelo GARCH (1,1) desde ARMA (1,1). Modelo Elegido

```
*-----*
*      GARCH Model Spec      *
*-----*

Conditional Variance Dynamics
-----
GARCH Model      : sGARCH(1,1)
Variance Targeting : FALSE

Conditional Mean Dynamics
-----
Mean Model      : ARFIMA(1,0,1)
Include Mean    : TRUE
GARCH-in-Mean   : FALSE

Conditional Distribution
-----
Distribution     : norm
Includes Skew   : FALSE
Includes Shape  : FALSE
Includes Lambda : FALSE
```

Fuente: Elaboración Propia

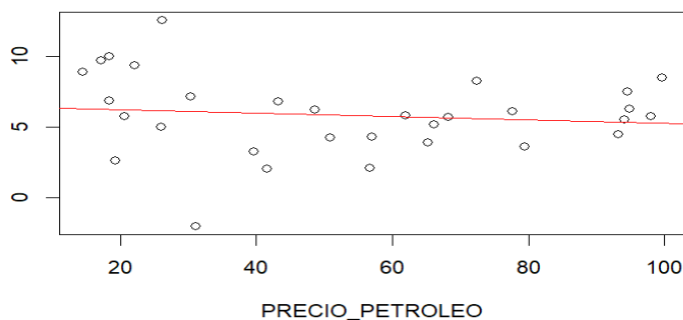
3.8.5. Análisis de Correlaciones Inflación Sudáfrica

Para el análisis de correlaciones de la inflación de Sudáfrica con las demás variables de estudio seguirá el mismo orden que para el análisis de la inflación de los anteriores análisis: La primera variable a evaluar será “Precio Petróleo”, en segundo lugar “Precio Cobre”, en tercer lugar “Precio Oro” y en cuarto lugar “Tasa de Cambio”.

3.8.5.1. Inflación Sudáfrica – Precio Petróleo

El análisis de correlaciones entre la variable “Inflación Sudáfrica” y “Precio del Petróleo” se observa en el gráfico 89. Existe una tenencia inversa entre ambas variables y se puede observar un alto nivel de dispersión de los datos.

Gráfico 89. Correlación Inflación Sudáfrica – Petróleo



Fuente: Elaboración Propia

Se ha aplicado el test de “Shapiro” para demostrar si las variables siguen una distribución normal y así determinar la aplicación del método de Pearson o el método de Spearman según corresponda.

Figura 120. Test de Shapiro Inflación Sudáfrica

```
Shapiro-wilk normality test
data: INFLACIONESUDAFRICA$INFLACIÓN_SUDAFRICA
W = 0.97901, p-value = 0.7845

Shapiro-wilk normality test
data: INFLACIONESUDAFRICA$PRECIO_PETROLEO
W = 0.91516, p-value = 0.01759
```

Fuente: Elaboración Propia

Para ambas variables el p-value es no significativo, por lo tanto, no se distribuyen siguiendo una distribución normal. Se debe aplicar método de “Spearman”.

Figura 121. Método de Spearman Inflación Sudáfrica – Precio Petróleo

```
Spearman's rank correlation rho
data: INFLACIÓN_SUDAFRICA and PRECIO_PETROLEO
S = 5824.2, p-value = 0.3486
alternative hypothesis: true rho is not equal to 0
sample estimates:
rho
-0.1742287
```

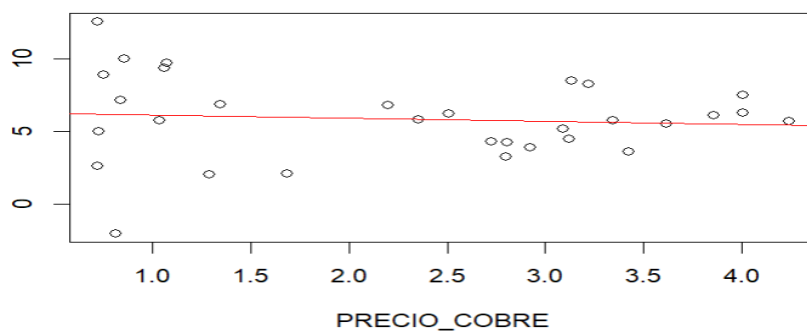
Fuente: Elaboración Propia

Se observa de la figura 121 un nivel de correlación de $-0,17422$, por lo tanto, ambas variables presentan un nivel muy bajo, no existe relación entre ambas.

3.8.5.2. Inflación Sudáfrica – Precio Cobre

El análisis de correlaciones entre la inflación de Sudáfrica y el precio del cobre se aprecia en el gráfico 90. Se puede observar una tendencia levemente inversa en la relación entre ambas variables, aunque existe una alta dispersión de los datos, similar comportamiento al de la correlación con el “Precio del Petróleo”.

Gráfico 90. Correlación Inflación Sudáfrica – Precio Cobre



Fuente: Elaboración Propia

Se ha aplicado el test de “Shapiro” para demostrar si las variables siguen una distribución normal. Lo muestra la figura 122.

Figura 122. Test de Shapiro Inflación Sudáfrica – Precio Cobre

```
Shapiro-wilk normality test
data: INFLACIONESUDAFRICA$INFLACIÓN_SUDAFRICA
W = 0.97901, p-value = 0.7845

Shapiro-wilk normality test
data: INFLACIONESUDAFRICA$PRECIO_COBRE
W = 0.89547, p-value = 0.005565
```

Fuente: Elaboración Propia

Para ambas variables el p-value es no significativo, por lo tanto, no se distribuyen siguiendo una distribución normal. Se debe aplicar método de “Spearman”.

Figura 123. Método de Spearman Inflación Sudáfrica – Precio Cobre

```
Spearman's rank correlation rho  
  
data: INFLACIÓN_SUDAFRICA and PRECIO_COBRE  
S = 5403, p-value = 0.6328  
alternative hypothesis: true rho is not equal to 0  
sample estimates:  
rho  
-0.08932352
```

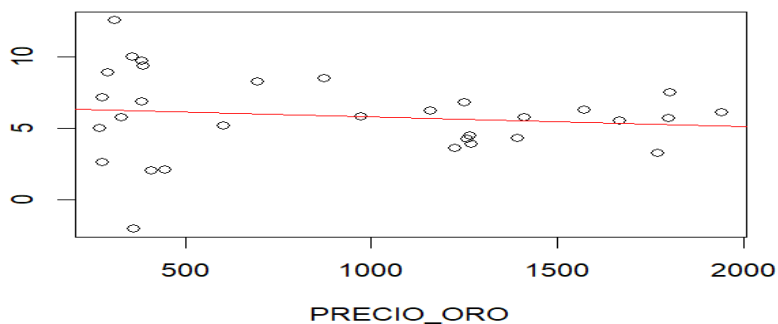
Fuente: Elaboración Propia

Se observa de la figura 123 una correlación negativa de -0,0893, lo que significa una correlación muy baja, de hecho, casi inexistente entre ambas. El precio internacional del cobre no explica bajo ningún caso la tasa inflacionaria de Sudáfrica.

3.8.5.3. Inflación Sudáfrica – Precio Oro

El análisis de correlación entre la inflación de Sudáfrica y el precio internacional del oro se puede observar en el gráfico 91, muestra una relación inversa y existe también una alta dispersión en los datos.

Gráfico 91. Correlación Inflación Sudáfrica – Precio Oro



Fuente: Elaboración Propia

Se ha aplicado el test de “Shapiro” para demostrar si las variables siguen una distribución normal y así determinar la aplicación del método de Pearson o el método de Spearman según corresponda.

Figura 124. Test de Shapiro Inflación Sudáfrica – Precio Oro

```
Shapiro-Wilk normality test
data: INFLACIONSUAFRICA$INFLACION_SUDAFRICA
W = 0.97901, p-value = 0.7845
```

```
Shapiro-Wilk normality test
data: INFLACIONSUAFRICA$PRECIO_ORO
W = 0.87121, p-value = 0.001485
```

Fuente: Elaboración Propia

Figura 125. Método de Spearman, Inflación Sudáfrica – Precio Oro

```
Spearman's rank correlation rho
data: INFLACION_SUDAFRICA and PRECIO_ORO
S = 5861.1, p-value = 0.328
alternative hypothesis: true rho is not equal to 0
sample estimates:
rho
-0.1816715
```

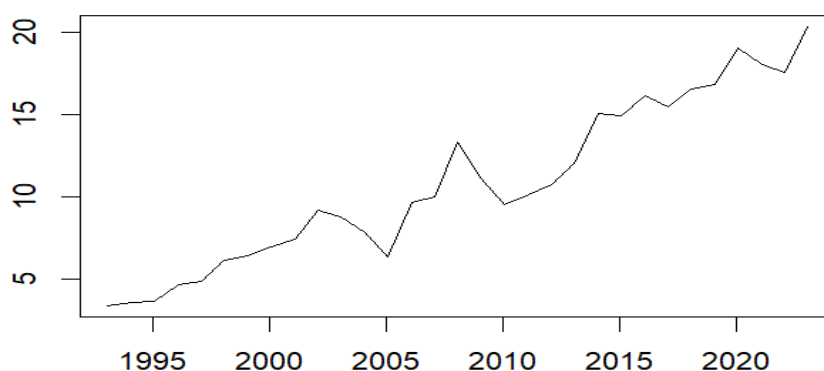
Fuente: Elaboración Propia

Se observa de la figura 125 una correlación negativa de -0,18167, lo que significa una correlación muy baja del tipo inversa. El precio internacional del oro no explica las tasas inflacionarias de Sudáfrica.

3.8.5.4. Inflación Sudáfrica – Tasa Cambio Dólar.

La moneda utilizada en Sudáfrica es el rand sudafricano. El gráfico 92 muestra la tendencia en el valor de esta moneda con respecto al dólar. Se observa que desde el año 1993 en adelante, existe una marcada tendencia al alza del dólar con respecto al rand, salvo en el periodo comprendido entre 2003-2005 y 2008-2010, lo que configura una devaluación sostenida de esta moneda.

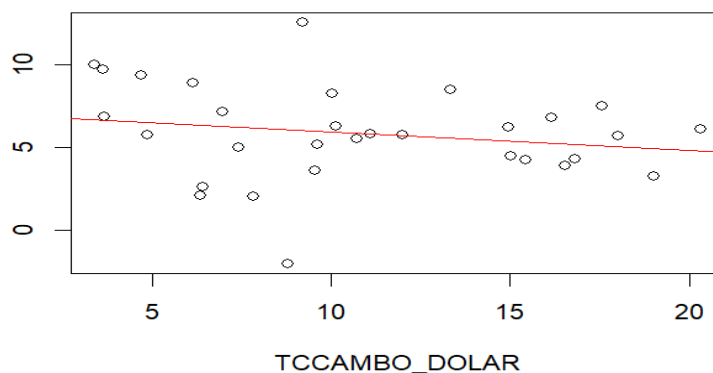
Gráfico 92. Tendencia TC dólar – rand sudafricano



Fuente: Elaboración Propia

El análisis de correlación entre la inflación de Sudáfrica y la tasa de cambio del rand con respecto al dólar se detalla en el gráfico 93. En donde se observa una tendencia levemente inversa. Además, en la figura 126 se detalla el test de Shapiro para ambas variables. Se observa que el p-value es no significativo, lo que indica que ninguna de las variables sigue una distribución normal. Se debe aplicar el método de “Spearman”

Gráfico 93. Correlación Inflación Sudáfrica, TC cambio dólar



Fuente: Elaboración Propia

Figura 126. Test de Shapiro Inflación Sudáfrica – TC cambio dolar

```
Shapiro-Wilk normality test
data: INFLACIONESUDAFRICA$INFLACIÓN_SUDAFRICA
W = 0.97901, p-value = 0.7845
```

```
Shapiro-Wilk normality test
data: INFLACIONESUDAFRICA$TCCAMBO_DOLAR
W = 0.94872, p-value = 0.1439
```

Fuente: Elaboración Propia

Figura 127. Método de Spearman Inflación Sudáfrica – TC cambio dolar

```
Spearman's rank correlation rho

data: INFLACIÓN_SUDAFRICA and TCCAMBO_DOLAR
S = 6221.1, p-value = 0.1675
alternative hypothesis: true rho is not equal to 0
sample estimates:
rho
-0.2542595
```

Fuente: Elaboración Propia

La correlación existente entre la inflación de Sudáfrica y la Tasa de Cambio es -0,2542, de las variables analizadas para Sudáfrica, es la que presenta mayor correlación, pero ésta, según la teoría se presenta como baja.

Finalmente se puede concluir que ninguna de las variables de estudio se correlaciona con la inflación de Sudáfrica.

CONCLUSIONES

4.1. Conclusiones Particulares

- I. Para el caso de Chile, se puede prever que la inflación se ubicará en torno al 4,5% para el año 2025 y luego comenzará a descender. Con respecto a la correlación de los precios de los commodities a la inflación, se puede concluir que la correlación es baja o muy baja para el país. Incluso para el precio del cobre, principal exportación de Chile, la explicación es de sólo 6%. La tasa de cambio peso chileno – dólar explica en un 12% la inflación de Chile, una correlación que sigue siendo muy baja.

- II. Para el caso de México, se prevé que la inflación se encuentre en un intervalo entre 6,07% y 7,68% para los próximos 10 años. Con respecto a la correlación de precios de commodities y la inflación, se presenta que la mayor correlación es el precio del petróleo, con una explicación del 54,7%. El cobre y el oro presentan niveles de correlación bajo. La tasa de cambio la explica en un 44%, moderado.

- III. Para Indonesia, se puede prever que la tasa inflacionaria se encuentre entorno al 4,43% para la próxima década. Con respecto a la correlación con precios de commodities, la mayor correlación la presenta el precio del oro, con una explicación del 62,21% considerada alta. Un mayor precio internacional del oro, genera una disminución en la tasa inflacionaria de Indonesia. El precio del cobre se correlaciona de forma moderada y el precio del petróleo de forma baja. La tasa de cambio se correlaciona en un 48%, moderado.

- IV. Para la India, se espera que la inflación, dentro de los próximos años se encuentre entorno al 6,89%, con un pronóstico del 6,66% para 2025. En relación

a la correlación de precios de los commodities y la inflación, se puede determinar que estos se correlacionan de forma baja o muy baja, el mayor es el cobre, pero sólo con el 21%. Para la India, los precios de los commodities no explican su inflación. La tasa de cambio se correlaciona en un 8%, muy bajo.

- V. Para Rusia, se espera que la inflación en los próximos 10 años se encuentre entorno al 7,42%. Con respecto a los precios de los commodities y la inflación, para Rusia presentan correlaciones fuertes. El precio del oro explica el 77%, el cobre un 63% y el petróleo un 62%. Todos ellos se encuentran en un rango alto: Los precios de los commodities explican y se correlacionan con las tasas inflacionarias de Rusia. La tasa de cambio se correlaciona en un 74,6%, alto.
- VI. Para China, se espera que la inflación no supere el 1% en la próxima década. En general, el país presenta tasas inflacionarias muy bajas, con períodos de deflación. La correlación de los precios de las commodities y la inflación de China es casi inexistente. La mayor relación la presenta el precio del cobre con sólo el 18%. La tasa de cambio se correlaciona en un 17%, muy bajo.
- VII. Para Brasil, se espera que la tasa inflacionaria se encuentre entorno al 7,1% dentro de la próxima década. La correlación de los precios de commodities y la inflación es muy baja. El precio del oro es la que mayor correlación presenta con un 18,1%, en general, los precios de las commodities no explican la inflación de Brasil. La tasa de cambio se correlaciona en una 8,67%, desde que se implementó el real como moneda local, esta relación es casi inexistente.
- VIII. En el caso de Sudáfrica, se espera que la inflación se encuentre entorno al 5,84% para la próxima década, pudiendo alcanzar valores hasta un 10,81%. La correlación entre los precios de los commodities y la inflación que ha presentado Sudáfrica es baja o muy baja. El precio del oro es la variable que más se

correlaciona, con un 18,16% encontrándose en el rango “muy bajo”. El precio del petróleo se encuentra en un 17,4% y el precio del cobre presenta una correlación casi inexistente. La tasa de cambio se correlaciona en un 25,42%, bajo.

4.2. Conclusiones Generales

- I. Los diferentes países de estudio presentaron niveles de correlación muy dispares unos con otros. En general existen países cuya relación entre los precios internacionales de commodities y la inflación es muy fuerte y en otros casi inexistente. Una explicación a este fenómeno es el nivel de fortaleza que tienen los respectivos bancos centrales y las herramientas que poseen para hacer frente a mercados internacionales fluctuantes. Entonces, los países cuya correlación es baja sus bancos centrales han actuado de manera positiva en la contención de alza o disminución de precios. En cambio, los que presentan correlaciones altas, se espera un nivel más débil en el actuar de los bancos centrales en la búsqueda de frenar la inflación.

- II. Para la mayoría de países se espera un aumento de las tasas inflacionarias. Este es un fenómeno mundial cuya explicación se debe a distintos fenómenos: desaceleración de China, economía post COVID-19, fluctuaciones de tasas de interés de la Reserva Federal de Estados Unidos, etc. Esta tendencia se puede revertir, y es probable que el escenario futuro cambie. De ser así, las proyecciones inflacionarias para los distintos países del orbe también se modificarán. Cabe destacar, y según lo analizado en este estudio, el impacto que generan estas variables internacionales será muy distinto para cada uno de los países.

- III. La búsqueda del desarrollo económico para economías emergentes será distinta y estará en función de los tipos de bienes que producen y en su fortalecimiento

institucional. Países institucionalmente fuertes, tendrán mayor poder de resiliencia ante mercados internacionales cambiantes.

Bibliografía

Banco Central Chile. (2024). *Base de Datos Estadísticos (BDE)*. Obtenido de Banco Central de Chile:

https://si3.bcentral.cl/siete/ES/Siete/Canasta?cbFechaInicio=1993&cbFechaTermino=2024&cbFrecuencia=MONTHLY&cbCalculo=SIN_SELECCION&cbFechaBase=

Bell, S. (2002). *Economic Governance and Institutional Dynamics*. Melbourne, Australia: Oxford University Press.

Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive Conditional Heteroscedasticity. *Journal of Econometrics* 31, 307-327.

Casas, M., & Cepeda, E. (2008). Modelos ARCH, GARCH y EGARCH; Aplicaciones a series financieras. *Cuadernos de Economía*, 27(48).

COCHILCO. (2024). *Base de Datos, Precio de los Metales*. Obtenido de Comisión Chilena del Cobre:

<https://www.cochilco.cl/Paginas/Estadisticas/Bases%20de%20Datos/Precio-de-los-Metales.aspx>

CONAPO. (2023). *Indicadores Demográficos de la República Mexicana por Año*. Mexico D.F.: Gobierno de México.

Engle, F. (1982). Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation". *Econometrica*, 50(4), 987-1008.

FMI. (2024). *Fondo Monetario Internacional*. Obtenido de World Economic Outlook:

Chile: <https://www.imf.org/en/Publications/WEO/weo-database/2024/April/weo-report?c=228,&s=NGDPD,PPPGDP,NGDPDPC,PPPPC,LP,&sy=2024&ey=2029&ssm=0&scsm=1&scd=0&ssd=1&ssc=0&sic=0&sort=country&ds=.&br=1>

Gujarati, D., & Porter, D. (2009). *Econometría 5ta Edición*. McGraw-Hill.

- Henling, T., Jaumotte, F., & Sommer, M. (2006). How Has Globalization Affected Inflation? *World Economic Outlook, International Monetary Found.*
- INE. (2018). *Instituto Nacional de Estadísticas*. Obtenido de Censo 2017: Síntesis de Resultados: <http://www.censo2017.cl/descargas/home/sintesis-de-resultados-censo2017.pdf>
- Kendall, M., & Stuart, A. (1961). *The Advanced Theory of Statistics* (Vol. 2). Nueva York: Charles Griffin Publishers.
- Lintner, J. (1966). The valuation of risk assets and the selection of risky investment in stock portfolios and capital budgets. . *Review Literature and Arts of The Americas* 47 (1), 13 - 37.
- López, D., & Martínez, C. (2013). Modelado de pérdidas en una transmisión de video por medio de series de tiempo ARIMA Y SARIMA. *Tecnura*, 17(37).
- Maldonado, L. (2011). Globalización e inflación: efectos de la brecha del producto externo sobre Venezuela. *Cuadernos del Cendes*, 28.
- Miranda, C. (2021). *Modelización de Series Temporales modelos clásicos y Sarima*. Obtenido de Trabajo Final Master en Estadística Aplicada, Universidad de Granada, España. : https://masteres.ugr.es/estadistica-aplicada/sites/master/moea/public/inline-files/TFM_MIRANDA_CHINLLI_CARLOS.pdf
- Mossin, J. (1966). Equilibrium in a Capital Market . *The Economy Society* 34 (4), 768 - 783 .
- PNUD. (2022). *Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo*. Obtenido de Human Development Insights: <https://hdr.undp.org/data-center/country-insights#/ranks>
- Pokorny, M. (1987). *An Introduction to Econometrics*. Nueva York: Basil Blackwell.
- Romer, D. (1993). Openness and Inflation: Theory and Evidence. *The Quarterly Journal*

of Economics, 108(4), 869-963.