

PROYECCIÓN DEL FLUJO DE CAJA PARA UNA COOPERATIVA DE
INTERMEDIACIÓN FINANCIERA BASADO EN MODELOS ESTADÍSTICOS DE
SERIES DE TIEMPO

JAIRO ALONSO ARIAS RAMIREZ
JOSUE FERNANDO UMAÑA ROJAS

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER “UIS”
FACULTAD DE CIENCIAS
ESCUELA DE MATEMÁTICAS
BUCARAMANGA
2016

PROYECCIÓN DEL FLUJO DE CAJA PARA UNA COOPERATIVA DE
INTERMEDIACIÓN FINANCIERA BASADO EN MODELOS ESTADÍSTICOS DE
SERIES DE TIEMPO

JAIRO ALONSO ARIAS RAMIREZ
JOSUE FERNANDO UMAÑA ROJAS

Trabajo de grado como requisito para obtener el título de
Especialista en estadística

Director Trabajo de Grado:
Dr. Gabriel Yáñez Canal
Ph.D Matemática Educativa

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER “UIS”
FACULTAD DE CIENCIAS
ESCUELA DE MATEMÁTICAS
BUCARAMANGA

2016

DEDICATORIA

Dedicamos este trabajo de grado a Dios, a nuestra familia y a la empresa donde laboramos (F.C). A Dios porque ha estado con nosotros guiándonos y dándonos fortaleza día a día para la elaboración de este trabajo, a nuestras familias por brindarnos su apoyo incondicional en los retos presentados en todo momento, a la empresa donde trabajamos (F.C) por su apoyo laboral y económico, quienes además depositaron su entera confianza en cada uno de nosotros. Agradecemos a nuestro director del trabajo de grado profesor Gabriel Yáñez Canal por su asesoría, finalmente podemos decir que gracias a todos ellos hoy podemos recibir el merecido título de especialistas en estadística.

Jairo Alonso Arias Ramírez

Josué Fernando Umaña Rojas

TABLA DE CONTENIDO

INTRODUCCIÓN	18
1. DEFINICION DEL PROBLEMA.....	24
2. OBJETIVO.....	26
2.1 OBJETIVO GENERAL	26
2.2 OBJETIVOS ESPECIFICOS	26
3. MARCO REFERENCIAL	27
4. DISEÑO METODOLÓGICO	33
4.1 SERIE RECAUDO DE CARTERA	36
4.1.1 Análisis Exploratorio	36
4.1.2 Identificación.....	40
4.1.3 Estimación de Modelos ARIMA	43
4.1.4 Diagnóstico.....	45
4.1.4.1 Análisis de los residuos de la serie recaudos de cartera.....	46
4.1.5 Predicción de los valores.....	48
4.1.6 Análisis de errores de la predicción	49
4.2 SERIE SALDO DE AHORROS	51
4.2.1 Análisis Exploratorio	51
4.2.2 Identificación.....	55
4.2.3 Estimación de Modelos ARIMA.	58
4.2.4 Diagnóstico.....	60
4.2.4.1 Análisis de los residuos de la serie saldo de ahorros.....	61
4.2.5 Predicción de los valores.....	63
4.2.6 Análisis de errores de la predicción	64
4.3 SERIE RENOVACION CDATS	66
4.3.1 Análisis Exploratorio	66
4.3.2 Identificación.....	70
4.3.3 Estimación de Modelos ARIMA.	73
4.3.4 Diagnóstico.....	75
4.3.4.1 Análisis de los residuos de la serie renovaciones de CDAT.....	75

4.3.5	Predicción de los valores de la serie de tiempo.	78
4.3.6	Análisis de errores de la predicción	79
4.4	SERIE CAPTACIONES DE CDATS	81
4.4.1	Análisis Exploratorio	81
4.4.2	Identificación.....	85
4.4.3	Estimación de Modelos ARIMA.	88
4.4.4	Diagnóstico.....	90
4.4.5	Análisis de los residuos de la serie captaciones de CDATS.	90
4.4.6	Predicción de los valores.	93
4.4.7	Análisis de errores de la predicción	95
4.5	SERIE OTROS INGRESOS.....	96
4.5.1	Análisis Exploratorio	96
4.5.2	Identificación.....	100
4.5.3	Estimación de Modelos ARIMA.	102
4.5.4	Diagnóstico.....	104
4.5.4.1	Análisis de los residuos de la serie otros ingresos.....	105
4.5.5	Predicción de los valores.	107
4.5.6	Análisis de errores de la predicción	109
4.6	SERIE RECAUDO DESEMBOLSOS CARTERA DE CRÉDITO.....	110
4.6.1	Análisis Exploratorio	110
4.6.2	Identificación.....	114
4.6.3	Estimación de Modelos ARIMA.	116
4.6.4	Diagnóstico.....	118
4.6.4.1	Análisis de los residuos de la serie desembolsos de cartera.	119
4.6.5	Predicción de los valores.	121
4.6.6	Análisis de errores de la predicción	123
4.7	SERIE RECAUDO OTROS EGRESOS	124
4.7.1	Análisis Exploratorio	124
4.7.2	Identificación.....	128
4.7.3	Estimación de Modelos ARIMA.	131
4.7.4	Diagnóstico.....	132

4.7.4.1	Análisis de los residuos de la serie otros egresos modelo ARMA (1,1).	133
4.7.5	Predicción de los valores.	135
4.7.6	Análisis de errores de la predicción	138
4.8	FLUJO DE CAJA NETO	139
4.8.1	Análisis Exploratorio	139
4.8.2	Identificación. Gráfico 77. Rango – Media flujo de caja neto	141
4.8.3	Estimación de Modelos ARIMA.	143
4.8.4	Diagnóstico	145
4.8.4.1	Análisis de los residuos de la serie otros egresos modelo ARMA (1,2).	146
4.8.5	Predicción de los valores.	148
4.8.6	Análisis de errores de la predicción	150
RESULTADOS		151
BIBLIOGRAFÍA		154

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1. Residuos.....	31
Gráfico 2. Comparación crecimientos.....	32
Gráfico 3. Serie de tiempo recaudo de cartera	36
Gráfico 4. Histograma serie de tiempo recaudo de cartera.....	38
Gráfico 5. Gráficos de Caja serie de tiempo recaudo de cartera	39
Gráfico 6. Rango – Media serie recaudos de cartera de créditos	40
Gráfico 7. Gráfico logaritmos serie recaudos de cartera.....	42
Gráfico 8. Correlograma logaritmo serie recaudos de cartera	43
Gráfico 9. Correlograma de residuos modelo ARMA (2,2).....	46
Gráfico 10. Residuos contra el tiempo, serie logaritmo recaudos de cartera modelo ARMA (2, 2).....	47
Gráfico 11. Normalidad de los residuos serie logaritmo recaudos de cartera Modelo ARMA (2,2).....	47
Gráfico 12. Predicción logaritmo serie recaudos de cartera	48
Gráfico 13. Serie de Tiempo Saldo de Ahorros	51
Gráfico 14. Histograma serie de tiempo saldo de ahorros	53
Gráfico 15. Gráficos de Caja serie de tiempo saldo de ahorro	54
Gráfico 16. Rango – Media saldo de ahorros	55
Gráfico 17. Gráfico logaritmos saldo de ahorros	56
Gráfico 18. Gráfico diferencia serie saldo de ahorros.....	57
Gráfico 19. Correlograma logaritmo saldo de ahorros	58
Gráfico 20. Correlograma de residuos modelo ARIMA (2,1,2), (2,1,2).....	61
Gráfico 21. Residuos contra el tiempo, serie logaritmo saldo de ahorros modelo ARIMA (2,1,2), (2,1,2)	61
Gráfico 22. Normalidad de los residuos modelo serie logaritmo saldo de ahorros	62
Gráfico 23. Predicción logaritmo saldo de ahorros	63
Gráfico 24. Serie de tiempo renovación de CDATS.....	66
Gráfico 25. Histograma serie de tiempo renovación de CDAT	68
Gráfico 26. Gráficos de Caja serie de tiempo renovación CDATS.....	69

Gráfico 27.	Rango – Media Renovaciones de CDATS	70
Gráfico 28.	Gráfico logaritmos renovaciones de CDATS	71
Gráfico 29.	Correlograma logaritmo renovaciones de CDATS	72
Gráfico 30.	Correlograma de residuos.....	75
Gráfico 31.	Residuos contra el tiempo, serie logaritmo renovaciones de CDAT modelo ARMA (0,1),(0,2)	76
Gráfico 32.	Normalidad de los residuos modelo serie logaritmo renovaciones de CDATS modelo ARMA (0,1),(0,2)	77
Gráfico 33.	Predicción logaritmo renovaciones de CDATS.....	78
Gráfico 34.	Serie de tiempo captaciones de CDATS	81
Gráfico 35.	Histograma serie de tiempo Captaciones de CDAT	83
Gráfico 36.	Gráficos de Caja serie de tiempo captaciones CDAT.....	84
Gráfico 37.	Rango – Media captaciones de CDATS.....	85
Gráfico 38.	Gráfico logaritmos captaciones de CDATS	86
Gráfico 39.	Correlograma logaritmo captaciones de CDATS.....	87
Gráfico 40.	Correlograma de residuos modelo 2 ARIMA (0,1,1).....	90
Gráfico 41.	Correlograma de residuos modelo 3 ARIMA (0,2,1).....	91
Gráfico 42.	Residuos contra el tiempo, serie logaritmo captaciones de CDATS modelo ARMA (0,1), (0,2)	92
Gráfico 43.	Normalidad de los residuos modelo serie logaritmo captaciones de CDATS.....	92
Gráfico 44.	Predicción logaritmo captaciones de CDATS.....	93
Gráfico 45.	Serie de tiempo otros ingresos	96
Gráfico 46.	Histograma serie de tiempo otros ingresos	98
Gráfico 47.	Gráfico de Caja serie de tiempo otros ingresos.....	99
Gráfico 48.	Rango – Media Otros ingresos	100
Gráfico 49.	Gráfico logaritmos Otros ingresos.....	101
Gráfico 50.	Correlograma logaritmo Otros ingresos	102
Gráfico 51.	Correlograma de residuos.....	105
Gráfico 52.	Residuos del modelo serie logaritmo otros ingresos ARIMA (0,1,2)	106

Gráfico 53.	Normalidad de los residuos modelo serie logaritmo otros ingresos	106
Gráfico 54.	Predicción logaritmo otros ingresos	107
Gráfico 55.	Serie de tiempo desembolso cartera de crédito	110
Gráfico 56.	Histograma serie de tiempo desembolsos cartera de crédito.	112
Gráfico 57.	Gráfico de Caja Desembolsos de Cartera de Créditos.....	113
Gráfico 58.	Rango – Media desembolsos de cartera.....	114
Gráfico 59.	Gráfico logaritmos desembolsos de cartera	115
Gráfico 60.	Correlograma logaritmo desembolsos de cartera.....	116
Gráfico 61.	Correlograma de residuos.....	119
Gráfico 62.	Residuos contra el tiempo, serie desembolsos cartera créditos ARIMA (0,0,1), (0,0,1)	119
Gráfico 63.	Normalidad de los residuos modelo serie logaritmo desembolsos de cartera.....	120
Gráfico 64.	Predicción logaritmo desembolsos de cartera.....	121
Gráfico 65.	Serie de Tiempo Otros Egresos de Caja.....	124
Gráfico 66.	Histograma serie de tiempo otros egresos de caja	126
Gráfico 67.	Gráfico de caja otros egresos	127
Gráfico 68.	Rango – Media otros egresos	128
Gráfico 69.	Gráfico logaritmos otros egresos	129
Gráfico 70.	Correlograma logaritmo otros egresos	130
Gráfico 71.	Correlograma de residuos.....	133
Gráfico 72.	Residuos contra el tiempo, serie logaritmo otros egresos ARMA (1,1)	134
Gráfico 73.	Normalidad de los residuos modelo serie log. otros egresos	134
Gráfico 74.	Predicción logaritmo otros egresos modelo ARMA (1,1)	135
Gráfico 75.	Predicción logaritmo otros egresos modelo MA (1)	136
Gráfico 76.	Serie de tiempo flujo de caja neto	139
4.8.2 Identificación. Gráfico 77.	Rango – Media flujo de caja neto	141
Gráfico 78.	Gráfico logaritmos flujo de caja neto	142
Gráfico 79.	Correlograma logaritmo flujo de caja neto.....	143
Gráfico 80.	Correlograma de residuo	146

Gráfico 81. Residuos contra el tiempo, serie logaritmo_flujo de caja neto modelo ARMA (1, 2)	146
Gráfico 82. Normalidad de los residuos flujo neto de caja	147
Gráfico 83. Predicción logaritmo flujo de caja neto	148

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Estructura proyección de bandas	20
Tabla 2. Formato 458.	20
Tabla 3. Resumen variable crecimiento cartera	30
Tabla 4. Variables flujo de caja	33
Tabla 5. Estadísticos básicos de la variable recaudo de cartera	37
Tabla 6. Resultado función rango – media.....	41
Tabla 7. Prueba de raíz unitaria DickeyFuller aumentado	42
Tabla 8. Estructura de los modelos ARIMA	43
Tabla 9. Modelo 1 (2, 2).....	44
Tabla 10. Modelo 2 (2,1).....	44
Tabla 11. Modelo 3 (2, 1, 1).....	45
Tabla 12. Comparación de modelos ARIMA	45
Tabla 13. Predicción de la serie recaudos de cartera.	49
Tabla 14. Errores del modelo ARMA (2,2)	50
Tabla 15. Estadísticos básicos de la variable Saldo de Ahorro	52
Tabla 16. Prueba de raíz unitaria DickeyFuller aumentado	56
Tabla 17. Estructura de los modelos ARIMA.....	58
Tabla 18. Modelo 1 (1,1,1) con constante	59
Tabla 19. Modelo 2 (1,1,1).....	59
Tabla 20. Modelo 3 (2, 1,2), (2, 1,2).....	60
Tabla 21. Comparación de modelos ARIMA	60
Tabla 22. Predicción de la serie saldo de ahorros.	64
Tabla 23. Errores del Modelo ARIMA (2,1,2), (2,1,2)	65
Tabla 24. Estadísticos básicos de la variable Renovaciones CDATS	67
Tabla 25. Prueba de raíz unitaria DickeyFuller aumentado.....	71
Tabla 26. Estructura de los modelos ARIMA.....	73
Tabla 27. Modelo 1 (0, 1).....	73
Tabla 28. Modelo 2 (0,2).....	74
Tabla 29. Modelo 3 (0, 1) (0,2).....	74
Tabla 30. Comparación de modelos ARIMA	75

Tabla 31.	Predicción de la serie renovaciones de CDAT.	79
Tabla 32.	Errores del Modelo ARMA (0,1),(0,2)	80
Tabla 33.	Estadísticos básicos de la variable Captaciones de CDATS	82
Tabla 34.	Prueba de raíz unitaria DickeyFuller aumentado	86
Tabla 35.	Estructura de los modelos ARIMA.....	88
Tabla 36.	Modelo 1 (0,1).....	88
Tabla 37.	Modelo 2 (0,1,1).....	89
Tabla 38.	Modelo 3 (0, 2,1) (0,2,1).....	89
Tabla 39.	Comparación de modelos ARIMA	90
Tabla 40.	Predicción de la serie captaciones de CDATS.	94
Tabla 41.	Errores del Modelo ARMA (0,1,1)	95
Tabla 42.	Estadísticos básicos de la variable Otros ingresos.....	97
Tabla 43.	Prueba de raíz unitaria DickeyFuller aumentado	101
Tabla 44.	Estructura modelos ARIMA.....	102
Tabla 45.	Modelo 1 (0, 1).....	103
Tabla 46.	Modelo 2 (0,1,1).....	103
Tabla 47.	Modelo 3 (0, 1,2).....	104
Tabla 48.	Comparación de modelos ARIMA	104
Tabla 49.	Predicción de la serie otros ingresos.....	108
Tabla 50.	Errores del modelo ARMA (0,1,2)	109
Tabla 51.	Estadísticos básicos de la variable Desembolsos de Cartera de Créditos	111
Tabla 52.	Prueba de raíz unitaria DickeyFuller aumentado	115
Tabla 53.	Estructura de los modelos ARIMA.....	116
Tabla 54.	Modelo 1 (0,0,1) con constante	117
Tabla 55.	Modelo 2 (0, 0, 1, (0, 0, 1).....	117
Tabla 56.	Modelo 3 (0, 0, 2).....	117
Tabla 57.	Comparación de modelos ARIMA	118
Tabla 58.	Predicción de la serie saldo de ahorros	122
Tabla 59.	Errores del modelo ARMA (0,1,1) (0,0,1)	123
Tabla 60.	Estadísticos básicos de la variable otros Egresos de Caja.....	125

Tabla 61.	Prueba de raíz unitaria DickeyFuller aumentado	129
Tabla 62.	Estructura de los modelos ARIMA.....	131
Tabla 63.	Modelo 1 (0,0,1).....	131
Tabla 64.	Modelo 2 (1, 0, 1).....	132
Tabla 65.	Modelo 3 (0, 0, 2).....	132
Tabla 66.	Comparación de modelos ARIMA	132
Tabla 67.	Predicción de la serie saldo de ahorros	137
Tabla 68.	Errores del modelo ARMA (1,1)	138
Tabla 69.	Estadísticos básicos flujo de caja neto	140
Tabla 70.	Rango – Media flujo de caja neto	141
Tabla 71.	Prueba de raíz unitaria DickeyFuller aumentado	142
Tabla 72.	Estructura de los modelos ARIMA.....	143
Tabla 73.	Modelo 1 (1,1).....	144
Tabla 74.	Modelo 2 (1, 2).....	144
Tabla 75.	Modelo 2 (1, 1, 2).....	145
Tabla 76.	Comparación de modelos ARIMA	145
Tabla 77.	Predicción de la serie flujo de caja neto:	149
Tabla 78.	Errores del modelo ARMA (1, 2)	150
Tabla 79.	Flujo de caja proyectado.	151
Tabla 80.	Evaluación desempeño de los pronósticos	152

RESUMEN

TITULO: Proyección del Flujo de Caja para una Cooperativa de Intermediación Financiera Basado en Modelos Estadísticos de Series de Tiempo.

AUTOR: Jairo Alonso Arias Ramírez y Josué Fernando Umaña Rojas

PALABRAS CLAVES: flujo de caja, incertidumbre, econometría, Modelos de series de tiempo ARIMA, predicción, decisiones, planeación financiera, metodología.

CONTENIDO:

Se propone un modelo econométrico siguiendo la metodología de Box-Jenkins para construir modelos lineales de series de tiempo ARIMA a través de los siguientes pasos: análisis exploratorio de la serie, identificación, verificación de estacionariedad en la serie de tiempo, estimación de modelos, diagnóstico o validación y predicción de los valores de la serie de tiempo.

La predicción basada en series de tiempo es de gran interés práctico, pues permite conocer, con un margen de error, los valores futuros de una serie basándose en sus valores pasados (caso univariable). Se pretende pronosticar las entradas y salidas de efectivo en el muy corto plazo para una cooperativa de ahorro y crédito, teniendo en cuenta que entre más corto el período de proyección, más acertado puede ser el pronóstico.

Se realizan dos métodos para el pronóstico del flujo de caja con el propósito de seleccionar el mejor modelo, en la **primera metodología**, se proyecta cada una de las variables de entradas y salidas de efectivo que componen el flujo de caja, obteniendo como resultado final el “flujo de caja neto”, para la **segunda metodología**, se obtiene una sola variable (diferencia entre entradas y salidas de efectivo), denominada flujo de caja neto. Al analizar los resultados se espera que la mejor metodología sirva de apoyo como una herramienta importante para la institución en la toma de decisiones y planeación financiera, permitiendo cubrir eventualidades futuras o inesperadas y minimizando la incertidumbre financiera.

* Proyecto de Grado: **Proyección del Flujo de Caja para una Cooperativa de Intermediación Financiera Basado en Modelos Estadísticos de Series de Tiempo.**

** Facultad de ciencias. Escuela de matemáticas. Director: Gabriel Yáñez.

SUMMARY

TITLE: Cash Flow Projection for a financial intermediation cooperative based on Statistical Time Series Models.

AUTHOR: Jairo Alonso Arias Ramírez and Josué Fernando Umaña Rojas

KEYWORDS: Cash flow, uncertainty, econometrics, time series models ARIMA, prediction, Decisions, Financial Planning, methodology.

CONTENT:

An econometric model following the Box-Jenkins to build linear models of time series ARIMA one through the following steps are proposed: Exploratory analysis of the series, identification, verification of stationarity in time series, estimation of models, validation and diagnosis or prediction of the values time series.

The prediction based on time series is of great practical interest, since it allows to know, with a margin of error, future values of a series based on their past values (univariate case), it is intended to forecast inflows and outflows of cash in a very short term for a credit union, given that the shorter the projection period, the more successful may be the prognosis.

Two methods for forecasting cash flow in order to select the best model are calculate, in the **first methodology**, it projected each of the variables of cash inflows and outflows that form cash flow, obtaining as final result "net cash flow", for the **second methodology**, a single variable (difference between inputs and outputs of cash), called net cash flow is obtained. Analyzing the results it is expected, that the best methodology serve as support and as an important tool for the institution in decision-making and financial planning, allowing cover future contingencies or unexpected and minimizing financial uncertainty.

* Graduation project: **Cash Flow Projection for Cooperative Financial Intermediation Based on Statistical Models Time Series.**

** Science Faculty. School of mathematics. Director: Gabriel Yáñez.

TÍTULO

Proyección del Flujo de Caja para una Cooperativa de Intermediación Financiera Basado en Modelos Estadísticos de Series de Tiempo.

INTRODUCCIÓN

Se entiende por flujo de caja el resultado de la diferencia entre las entradas, o posiciones activas, y salidas, o posiciones pasivas de efectivo, de una empresa en un periodo determinado y la situación de efectivo al final del mismo periodo.

El concepto de efectivo no se refiere solamente al dinero disponible en caja y bancos sino también puede incluir otras cuentas con características generales, como depósitos a la vista, inversiones temporales de alta liquidez, recaudos de cartera e intereses de crédito y otras susceptibles de volverse efectivo en cualquier momento.

El flujo de caja puede prepararse para un periodo anual, semestral, mensual, semanal o diario, entre otros, sin embargo, se debe tener en cuenta que entre más corto sea el periodo de proyección más preciso serán sus resultados y su análisis.

En el ámbito empresarial la consecución de negocios depende en su gran mayoría de la disponibilidad inmediata de recursos de efectivo libres, es decir, que dentro del desarrollo de su actividad económica estos recursos no se encuentren comprometidos con pagos actuales. De acuerdo a lo anterior las empresas se encuentran en constante medición y control de la liquidez, por tal razón el flujo de caja se adopta como una de las principales herramientas para el administrador financiero en la toma de decisiones.

El trabajo que se piensa realizar consiste en construir un modelo de series de tiempo que permita realizar proyecciones de corto plazo para el flujo de caja de una

cooperativa de ahorro y crédito, utilizando información histórica de los movimientos de todas las variables que lo definen.

La predicción basada en series de tiempo es de gran interés práctico, pues permite conocer, con un margen de error, valores futuros de una serie basándose en sus valores pasados (caso univariable).¹

Adicional a la predicción por variables que se realizará, también se construirá una sola variable como resultado final de todas las entradas y salidas que comprenden el flujo de caja y la llamaremos flujo de caja neto, con el propósito de realizar una predicción que permita comparar estas dos metodologías. A continuación, se describen las metodologías, actual y propuesta, para realizar los flujos de caja:

Descripción de la metodología actual

Para la proyección de los ingresos y egresos de la entidad se registran los flujos contractuales con base en los vencimientos que a la fecha de corte de la información se encuentren pactados, ya sea en la forma de cuotas, cupones, redenciones, etc., que impliquen flujos en efectivo. En ninguna subcuenta y banda de tiempo deberá registrarse una proyección, estimativo o ajuste de otra índole, que sea ajeno a flujos convenidos en fechas (o bandas de tiempo) preestablecidas.²

El flujo de caja proyectado para la cooperativa está dividido en diferentes bandas de tiempo en un horizonte de 90 días al igual que el Modelo estándar para la medición del riesgo de liquidez, establecidas de la siguiente manera:

¹ Duarte, J. C., La Cruz, G. C., Merli, G. O., & Echeverría, F. R. (2004). A comparison of time series forecasting between artificial neural networks and box and jenkins methods. Revista Técnica de la Facultad de Ingeniería. Universidad del Zulia, 27(3).

² SUPERINTENDENCIA FINANCIERA DE COLOMBIA, Circular externa 042, Información sobre los flujos de caja contractuales y medición estándar del riesgo de liquidez, (2009). 2 p.

Tabla 1. Estructura proyección de bandas

BANDA 1	DÍA A DIA 1 – 7
	TOTAL 1 A 7 DÍAS
BANDA 2	TOTAL DE 8 A 15 DÍAS
BANDA 3	TOTAL DE 16 A 30 DÍAS
	CONSOLIDADO DE 1 A 30 DIAS
BANDA 4	TOTAL DE 31 A 90 DÍAS

Fuente: Superintendencia Financiera de Colombia

Actualmente la metodología que la cooperativa implementa para su análisis contempla la agrupación de las posiciones activas y pasivas, como se muestra a continuación en el cuadro para diferentes bandas de tiempo.

Las variables a tener en cuenta en el flujo de caja, están acordes a un aparte del formato 458³

Tabla 2. Formato 458.

SUBCUENTA	DESCRIPCION	VENCIMIENTOS CONTRACTUALES - BANDA 1							
		Día 1	Día 2	Día 3	Día 4	Día 5	Día 6	Día 7	DÍAS 1 A 7 TOTAL
INGRESOS									
005	RECAUDOS DE CARTERA DE CRÉDITOS Y CÁNONES DE LEASING	-	-	-	-	-	-	-	
010	VENTAS, REDENCIÓN Y RECIBO DE CUPONES DE INVERSIONES	-	-	-	-	-	-	-	
030	VARIACIÓN NETA DIARIA DEL SALDO DE CUENTAS DE AHORROS	-	-	-	-	-	-	-	
035	RENOVACIONES CDT & CDAT	-	-	-	-	-	-	-	
040	CAPTACIONES CDT & CDAT	-	-	-	-	-	-	-	
055	INGRESOS POR CRÉDITOS DE BANCOS Y OTRAS INSTITUCIONES FINANCIERAS	-	-	-	-	-	-	-	
060	OTROS INGRESOS DE CAJA	-	-	-	-	-	-	-	
999	TOTAL INGRESOS DE CAJA	-	-	-	-	-	-	-	
EGRESOS									
015	VENCIMIENTOS BRUTOS DE CDT & CDAT	-	-	-	-	-	-	-	
030	DESEMBOLSOS DE CARTERA DE CRÉDITOS Y DE OPERACIONES DE LEASING	-	-	-	-	-	-	-	
035	COMPRAS DE INVERSIONES	-	-	-	-	-	-	-	
040	EGRESOS POR CRÉDITOS DE BANCOS Y OTRAS INSTITUCIONES FINANCIERAS	-	-	-	-	-	-	-	
045	OTROS EGRESOS DE CAJA (GASTOS ADMINISTRATIVOS, DE PERSONAL, ETC.)	-	-	-	-	-	-	-	
999	TOTAL EGRESOS DE CAJA	-	-	-	-	-	-	-	
005	FLUJO NETO DE CAJA	-	-	-	-	-	-	-	
005	PORCENTAJE DE RENOVACIÓN DE CDT & CDAT	-	-	-	-	-	-	-	

Fuente: Superintendencia Financiera de Colombia

³ SUPERINTENDENCIA FINANCIERA DE COLOMBIA, Circular externa 017, Flujos de caja contractuales y medición estándar del riesgo de liquidez, (2012).

Descripción de Ingresos:

- Recaudos de Cartera de Créditos o Cánones de *Leasing*: Se registran los recaudos de cartera de acuerdo vencimientos contractuales incluyendo tanto los flujos previstos de capital como los de las cuentas por cobrar asociadas a dichos activos (intereses, seguros, etc.)
- Ventas, Redención y Recibo de Cupones de Inversiones: Se registran las entradas por concepto de liquidación o cancelación de inversiones.
- Variación Neta Diaria del Saldo de Cuentas de Ahorros: Proyección neta de variación de los ahorros.
- Renovaciones CDT⁴ & CDAT⁵: en este campo se registran las renovaciones que los asociados realizan de sus productos de CDAT en la Cooperativa.
- Captaciones CDT & CDAT: Corresponde a los nuevos recursos que constituyen los asociados en el producto de CDAT.
- Ingresos por Créditos de Bancos y otras Instituciones Financieras: Son los ingresos que la cooperativa recibe por concepto de préstamos proyectados.
- Otros Ingresos de Caja: Corresponde a ingresos recibidos por otros conceptos diferentes a los mencionados anteriormente como arrendamientos, dividendos, reclamaciones.

Descripciones de Egresos:

- Vencimientos Brutos de CDT & CDAT: Salidas de dinero capital e interés sin tener en cuenta que se hayan cancelado o renovado.
- Desembolso de Cartera de Crédito y Operaciones *Leasing*: se debe registrar la salida de dinero correspondiente a los desembolsos de cartera de crédito.
- Compra de Inversiones: Posible salida de dinero por inversiones futuras.

⁴ CDT: Certificado de depósito a término.

⁵ CDAT: Certificado de depósito de ahorro a término.

- Egresos por Créditos de Bancos y Otras Instituciones Financieras: Salida de dinero de los vencimientos contractual de las obligaciones financieras.
- Otros Egresos de Caja. San las posibles salidas de dinero por concepto de los gastos administrativos, de personal, etc.

Metodología Propuesta

Para la proyección, se tendrán en cuenta las mismas variables, referenciadas en la metodología actual. De acuerdo a lo expuesto anteriormente, el trabajo será enfocado a desarrollar la metodología para la Banda 1, es decir proyección diaria de 1 a 5 días, plazo muy corto, en el cual se espera un mayor nivel de precisión en la predicción.

Ingresos

Para las variables: recaudos de cartera, variación neta diaria del saldo de cuentas de ahorros, renovaciones CDAT, captaciones CDAT y otros ingresos de caja, se utilizará un modelo estadístico de Series de Tiempo.

Para la proyección de las siguientes variables, se utilizarán métodos diferentes:

- Ventas, Redención y Recibo de Cupones de Inversiones: Se realizará de acuerdo a la estimación que la cooperativa tenga frente a la cancelación total de una inversión vigente. Teniendo en cuenta que actualmente las inversiones se renuevan casi que en su totalidad por lo que habría un efecto nulo en el flujo de caja, se cancelan (hay entrada de efectivo), y se renuevan (hay salida de efectivo).
- Ingresos por Créditos de Bancos y otras Instituciones Financieras: No son frecuentes, es acorde a la necesidad de capital de la entidad, puede estar entre 1 y 4 veces al año. Por lo tanto, se pronostica de acuerdo a la información histórica.

Egresos

Para las variables: Vencimientos brutos de un CDAT, desembolso de cartera de crédito, otros egresos de caja, se utilizará modelo estadístico de Series de Tiempo.

Para la proyección de las siguientes variables, se utilizarán métodos diferentes:

- Compra de Inversiones: Se realizará de acuerdo al superávit que registre la cooperativa de efectivo, en el momento justo que se prevea la realización de una nueva inversión. Teniendo en cuenta que actualmente las inversiones se renuevan casi en su totalidad por lo que habría un efecto nulo en el flujo de caja.

1. DEFINICION DEL PROBLEMA

Las empresas hoy en día se ven enfrentadas a la exposición de diversos riesgos, uno de ellos es la posible incidencia en el riesgo de liquidez⁶, como medida que ayude a controlar y evitar este tipo de riesgo es necesario que las empresas cuenten con un flujo de caja⁷ como herramienta que permita:

- Tener claro cuáles son las posiciones activas y pasivas que tienen que ver con el movimiento de efectivo.
- Permitir un monitoreo diario de la liquidez.
- Administrar la liquidez de forma adecuada y oportuna.
- De acuerdo al flujo neto de caja, establecer o prever si existen problemas de liquidez o si por el contrario existen excesos de la misma.
- Evaluar la habilidad de la cooperativa para generar flujos futuros de efectivo.
- A través del flujo de caja se puede estimar el nivel de colocación apropiado para las diferentes oficinas.
- Evaluar el cumplimiento de sus obligaciones ante entidades financieras, clientes (asociados), proveedores y otros.

La cooperativa actualmente realiza dentro de sus buenas prácticas la proyección del flujo de caja de forma semanal, acorde a lo estipulado por la Superintendencia Financiera de Colombia⁸, sin embargo, teniendo en cuenta que se trata de un formato para supervisión de riesgo de liquidez, se observa que solo contiene proyecciones de futuras captaciones o colocaciones u otros flujos de ingresos o egresos respecto de los cuales exista una fecha de vencimiento contractual⁹. Ello significa que el reporte no contiene ajuste alguno por factores de comportamiento

⁶ Riesgo de Liquidez: es la contingencia de no cumplir de manera oportuna y eficiente las obligaciones contraídas contractual y no contractual.

⁷ Flujo de Caja: Es el resultado de la diferencia entre las entradas y salidas de caja o efectivo en un periodo dado.

⁸ Entidad que vigila y controla algunas de las entidades del sector financiero colombiano como bancos, cooperativas financieras, compañías de financiamiento entre otras.

⁹ Vencimiento Contractual: Fecha Pactada para el pago del crédito.

histórico o proyectado u otro tipo de factores que pretendan reflejar determinada evolución prevista de los flujos, vale decir, fenómenos estacionales, índices de prepagos, moras, retrasos y renovación de depósitos.

Al evaluar una de las variables a proyectar, “recaudo de cartera”, se observa que los recaudos proyectados no coinciden con los recaudos reales, ya que no tiene en cuenta algunas prácticas que se presentan como el prepago total o parcial de créditos, pago de cuotas en mora, anticipo de obligaciones.

Teniendo como parámetro el formato anterior, la cooperativa realiza la proyección del flujo de caja semanalmente, ingresando la información en una hoja de Excel, bajo criterios establecidos por la cooperativa, utilizando metodologías similares a promedios móviles e índices estacionales.

De acuerdo a lo anterior, se desea proyectar el flujo de caja con criterios más técnicos y apropiados sustentados en modelos estadísticos de series de tiempo que permitan obtener una mayor capacidad de predicción.

2. OBJETIVO

2.1 OBJETIVO GENERAL

Desarrollar un modelo que permita predecir valores futuros mediante la aplicación de métodos estadísticos de series de tiempo para el flujo de caja óptimo de una cooperativa de ahorro y crédito.

2.2 OBJETIVOS ESPECIFICOS

- Pronosticar las entradas y salidas de efectivo de la entidad, en un periodo de tiempo, utilizando modelos estadísticos.
- Construir y comprobar modelos de series de tiempo para la previsión en el corto plazo de las diferentes variables que definen el flujo de caja.
- Análisis de *backtesting*, es decir, evaluar el desempeño del modelo confrontando lo ocurrido en la realidad con los resultados arrojados por el modelo durante un período de tiempo.

3. MARCO REFERENCIAL

Historia del Cooperativismo en Colombia¹⁰

A finales del siglo XIX y primera décadas del presente se expusieron en Colombia las primeras tesis vinculadas a la creación de instituciones especializadas sin ánimo de lucro. Fue el General Rafael Uribe (1904) quien como presidente de la República planteó la idea cooperativa. Luego, el padre Adán Puerto, por los años 20, la promueve en el oriente de país, siguiendo el modelo que había visto en Europa.

Las primeras cooperativas se orientaron al ahorro y crédito de tipo cerrado, surgiendo luego otras de tipo multiactivo, casi todas confecciones de ahorro y crédito.

Actualmente, el cooperativismo colombiano ha llegado a niveles importantes de desarrollo, catalogándose como uno de los más pujantes del continente, fundamentalmente en lo que respecta a indicadores económicos. En primer término, se destaca el sector financiero, seguido del agropecuario y del de transportes.

En Colombia existen dos clases de cooperativas:

- Las cooperativas financieras se encuentran autorizados para ejercer la actividad de intermediación financiera con sus asociados y terceros deben estar vigilados por la superintendencia financiera de Colombia.
- Las cooperativas de ahorro y crédito que ejercen la actividad de intermediación financiera únicamente con sus asociados, son vigiladas por la superintendencia de economía solidaria.

¹⁰ http://www.creafam.com.co/Adultos/Sub_Paginaview.asp?Codigo=70

Adicional a la Superintendencia de economía solidaria que es el principal ente de vigilancia y control en Colombia para las cooperativas de ahorro y crédito, existe FOGACOO¹¹, que es una entidad que ayuda con el correcto monitoreo del sector. Estas entidades son las encargadas de solicitar reportes o informes periódicos que ayudan a controlar el sector solidario y que a su vez mejoran la eficiencia del mismo, hay que aclarar que la información solicitada para el respectivo monitoreo es en base a hechos económicos pasados.

Bajo el entorno económico expansivo que actualmente está viviendo Colombia, es indispensable que los entes de vigilancia cuenten con estudios estadísticos especializados que permitan pronosticar variables para escenarios futuros cercanos, identificando el comportamiento económico que pueda tener las cooperativas de ahorro y crédito en el país.

De acuerdo a lo anterior se investiga y se identifica un trabajo basado en un estudio econométrico, con metodología en series de tiempo¹², donde se implementa un modelo estadístico para pronosticar el comportamiento de la cartera de créditos en una cooperativa de ahorro y crédito, teniendo en cuenta que esta variable cartera de crédito se encuentra incluida dentro de las variables que se van a proyectar en el presente trabajo, se considera viable como soporte para el desarrollo del presente proyecto.

En la información financiera que presentan las cooperativas de ahorro y crédito la cartera es el rubro más significativo por ser la variable generadora de los principales

¹¹ Fogacoop: Entidad financiera vinculada al ministerio de hacienda y crédito público. Cuyo objetivo es proteger la confianza de los ahorradores y depositantes de las entidades cooperativas adscritas por medio del seguro de depósitos.

¹² ROMERO, Correa Víctor Hugo. Implementación de modelo para pronosticar variables en cooperativas: caso de cobelen con cartera de créditos. Trabajo de grado Magister en Administración Financiera. Medellín.: Universidad EAFIT. Escuela de Economía y Finanzas (2015). 4-5p.

ingresos operacionales de la entidad, actualmente la cartera en el sector cooperativo representa en promedio un 79% sobre el total de activos.¹³

En este estudio el autor hace énfasis en que la variable a proyectar cuenta con 51 observaciones, esta cantidad es de suma importancia a la hora de proyectar cifras, considerando que esto tiene en cuenta la capacidad de la propia empresa para generar crecimiento, por lo anterior es un periodo suficiente para pensar que el pasado ayuda a predecir el comportamiento futuro por ello es relevante manifestar que el modelo es econométrico de tipo autorregresivo.

Se realiza la proyección de los ingresos por concepto de recaudo de cartera de crédito, utilizando análisis de series de tiempo, por medio de la metodología de Box-Jenkins con modelos econométricos autorregresivos ARIMA, se toman datos mensuales del crecimiento de la cartera de créditos de la cooperativa sujeta de estudio, para que a partir de allí se proyecte el comportamiento de la variable para los próximos siete meses. Utilizaron *Eviews*¹⁴ para realizar los procedimientos indicados.

Se siguieron los siguientes pasos para el desarrollo de la Metodología Arima De Box Y Jenkins:

1. Identificación del modelo - Orden de integración, Componente autoregresivo (AR) y componente de medias móviles (MA).
2. Estimación de los parámetros.
3. Examen de Diagnóstico – Examinar si los residuos son ruido blanco.
4. Pronóstico.
5. Selección del mejor modelo.

¹³ SUPERINTENDENCIA DE LA ECONOMIA SOLIDARIA, Entidades vigiladas. Cooperativas de ahorro y crédito (2015). Estados financieros diciembre (2015). Disponible en internet: <http://www.supersolidaria.gov.co/es/entidad/cooperativas-de-ahorro-y-credito-2015>

¹⁴ Eviews: Software estadístico.

6. Análisis de *backtesting*. Comparación de los recaudos actuales vs la metodología aplicada.

En la fase de identificación el autor manifiesta que es importante la parte gráfica en la búsqueda de posibles puntos atípicos, que son cambios estructurales en la base de datos, al no presentar una tendencia creciente ni decreciente esto da indicios que no es estacionaria.

Se realizan diferentes modelos para llegar a la conclusión que la segunda ecuación es la más indicada para el pronóstico de la variable cartera.

Al incluir los datos en el sistema se obtiene lo siguiente como respuesta

Tabla 3. Resumen variable crecimiento cartera

Segunda ecuación

Dependent Variable: CRECIMIENTO_CARTERA

Method: Least Squares

Date: 06/05/15 Time: 14:11

Sample (adjusted): 2011M02 2015M03

Included observations: 50 after adjustments

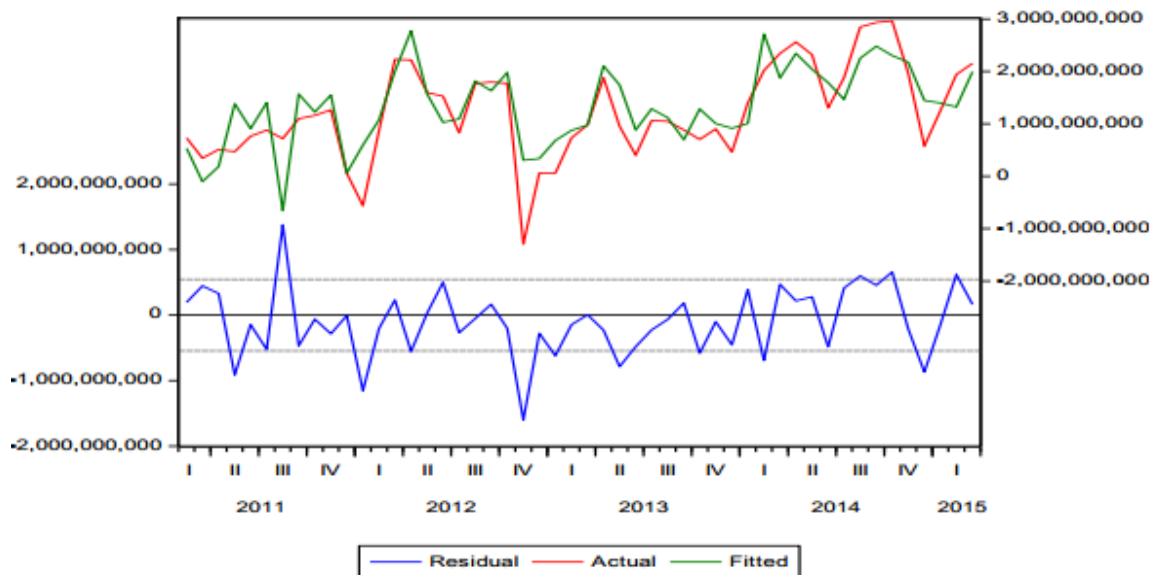
Convergence achieved after 9 iterations

MA Backcast: 2009M11 2011M01

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1.23E+09	1.63E+08	7.508315	0.0000
AR(1)	0.514741	0.120696	4.264763	0.0001
MA(15)	-0.872786	0.028830	-30.27390	0.0000
R-squared	0.636913	Mean dependent var		1.23E+09
Adjusted R-squared	0.621463	S.D. dependent var		8.88E+08
S.E. of regression	5.46E+08	Akaike info criterion		43.13289
Sum squared resid	1.40E+19	Schwarz criterion		43.24761
Log likelihood	-1075.322	Hannan-Quinn criter.		43.17657
F-statistic	41.22287	Durbin-Watson stat		1.925868
Prob(F-statistic)	0.000000			
Inverted AR Roots	.51			
Inverted MA Roots	.99	.91+.40i	.91-.40i	.66-.74i
	.66+.74i	.31-.94i	.31+.94i	-.10-.99i
	-.10+.99i	-.50-.86i	-.50+.86i	-.80+.58i
	-.80-.58i	-.97-.21i	-.97+.21i	

Se observa que esta ecuación es la más apta para modelar un pronóstico porque presenta una buena significancia si se analiza el criterio de probabilidad; ambas variables están por debajo de 0.05 en los coeficientes AR (1) 0.0001 y MA (15) 0.0000

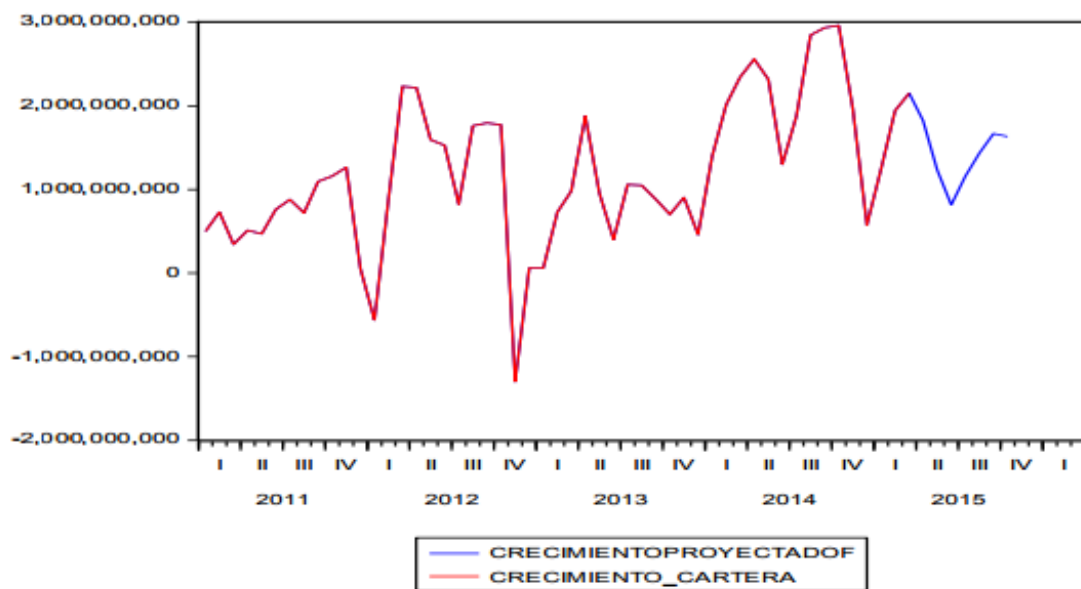
Gráfico 1. Residuos



Se observa que en el gráfico 1, que en los residuales se presenta un buen ajuste entre la variable actual y la proyección.

Al realizar la respectiva proyección de la variable cartera para los próximos siete meses da como resultado el siguiente gráfico.

Gráfico 2. Comparación crecimientos



Como conclusión final identifican que con los crecimientos proyectados la entidad tiene un gran beneficio dentro de su planeación financiera, el crecimiento promedio mensual ya da un parámetro para estimar otras variables relevantes en la entidad como son los depósitos requeridos para la operación de estos meses y la medición del impacto de liquidez.

Adicional el autor afirma que de acuerdo a los resultados obtenidos y seguimiento realizado es exitoso trabajar con este modelo ya que el acierto del pronóstico es del 97%.

4. DISEÑO METODOLÓGICO

En la construcción del flujo de caja, se deben tener en cuenta tanto las posiciones activas de las entidades, como las posiciones pasivas, ya que la resta de las posiciones activas y las posiciones pasivas da como resultado el Flujo Neto De Caja.

Para la realización del trabajo se cuenta con información histórica de 12 meses, de forma diaria (días laborales de lunes a viernes), para la proyección de las siguientes variables que componen el flujo de caja:

Tabla 4. Variables flujo de caja

SUBCUENTA	DESCRIPCION					
		DÍA 1	DÍA 2	DÍA 3	DÍA 4	DÍA 5
INGRESOS						
005	RECAUDOS DE CARTERA DE CRÉDITOS Y CÁNONES DE LEASING	-	-	-	-	-
010	VENTAS, REDENCIÓN Y RECIBO DE CUPONES DE INVERSIONES	-	-	-	-	-
030	VARIACIÓN NETA DIARIA DEL SALDO DE CUENTAS DE AHORROS	-	-	-	-	-
035	RENOVACIONES CDT & CDAT	-	-	-	-	-
040	CAPTACIONES CDT & CDAT	-	-	-	-	-
055	INGRESOS POR CRÉDITOS DE BANCOS Y OTRAS INSTITUCIONES FINANCIERAS	-	-	-	-	-
060	OTROS INGRESOS DE CAJA	-	-	-	-	-
999	TOTAL INGRESOS DE CAJA	-	-	-	-	-
EGRESOS						
015	VENCIMIENTOS BRUTOS DE CDT & CDAT	-	-	-	-	-
030	DESEMBOLSOS DE CARTERA DE CRÉDITOS Y DE OPERACIONES DE LEASING	-	-	-	-	-
035	COMPRAS DE INVERSIONES	-	-	-	-	-
040	EGRESOS POR CRÉDITOS DE BANCOS Y OTRAS INSTITUCIONES FINANCIERAS	-	-	-	-	-
045	OTROS EGRESOS DE CAJA (GASTOS ADMINISTRATIVOS, DE PERSONAL, ETC.)	-	-	-	-	-
999	TOTAL EGRESOS DE CAJA	-	-	-	-	-
005	FLUJO NETO DE CAJA	-	-	-	-	-

Fuente: Aparte formato 458 superintendencia financiera de Colombia

Se utilizará la teoría estadística de las series de tiempo para realizar un análisis detallado de los patrones históricos de las variables a considerar y para proyectarlas hacia el futuro.

En el análisis de series de tiempo, las variables en estudio pueden dividirse en componentes, tales como nivel promedio, tendencia, estacionalidad, ciclos y error. La estrategia es identificar cada componente usando datos históricos, para luego efectuar los pronósticos.

Se seguirán los siguientes pasos, según la metodología de Box-Jenkins para construir modelos lineales de series de tiempo (ST)^{15 16}:

1. Análisis Exploratorio de la Serie:

Consiste en un primer análisis gráfico que permita identificar si existen puntos atípicos, tendencia, ciclos, estacionalidades, variaciones irregulares continuando con la realización de pruebas estadísticas que permitan convertir la serie en estacionaria (media y varianza constante).

- 2 Identificación:

- Verificar la estacionariedad de la serie de tiempo.
- Usar correlogramas simple y parcial para identificar el modelo apropiado, el orden de integración Tipo de procesos AR, MA, ARMA, ARIMA, con posibles modelos en la parte estacional y no estacional

3. Estimación:

De parámetros del modelo, coeficientes asociados a los procesos identificados.

¹⁵ Duarte, J. C., La Cruz, G. C., Merli, G. O., & Echeverría, F. R. (2004). A comparison of time series forecasting between artificial neural networks and box and jenkins methods. Revista Técnica de la Facultad de Ingeniería. Universidad del Zulia, 16 p.

¹⁶ Box, G., Jenkins, G., Reinsel, G. "Time series analysis, forecasting and control" (3ª ed.), Prentice Hall., New Jersey, USA, (1994).

4. Diagnóstico:

- Verificar si el modelo es adecuado.
- Seleccionar el mejor modelo, bajo criterios de información de Akaike (AIC), bayesiano (BIC)
- Análisis de Residuos, debe aproximarse a comportamiento de ruido blanco, (media cero, varianza σ^2 y covarianza cero.).
- Mejorar el modelo de ser necesario.

5. Predicción de los valores de la serie de tiempo:

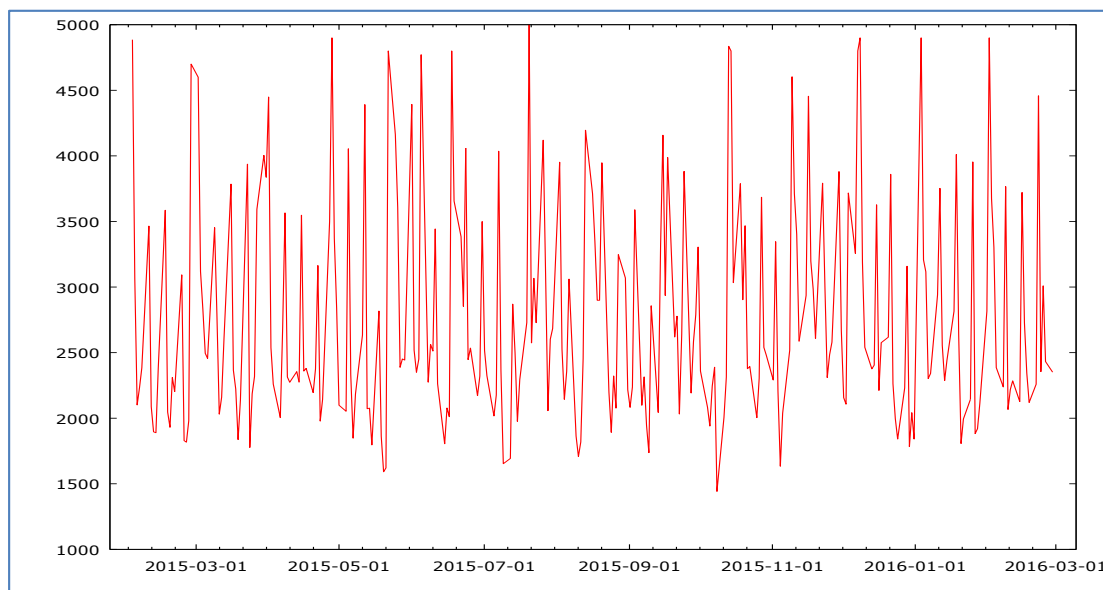
- Uso del modelo final para obtener predicciones de la serie.
- Análisis de Errores de Predicción.

Se trabajará el software estadístico Gretl.

4.1 SERIE RECAUDO DE CARTERA

4.1.1 Análisis Exploratorio

Gráfico 3. Serie de tiempo recaudo de cartera



Fuente: *Elaboración propia*

De acuerdo con el Gráfico 3, se observa que la serie no tiene tendencia, la variación es constante, presenta algunos valores más altos que los demás que podrían representar valores atípicos, no se puede determinar a simple vista si existe estacionalidad.

Los recaudos de cartera dependen de la colocación de créditos y de otros factores como los prepagos o cancelación total anticipada de créditos, pagos anticipados de cuotas y hábito de pago de los asociados.

Tabla 5. Estadísticos básicos de la variable recaudo de cartera

	Recaudo Cartera
Media	2769,6
Mediana	2482
C.V.	0,29958
Asimetría	0,97210
Exc. de curtosis	0,073204

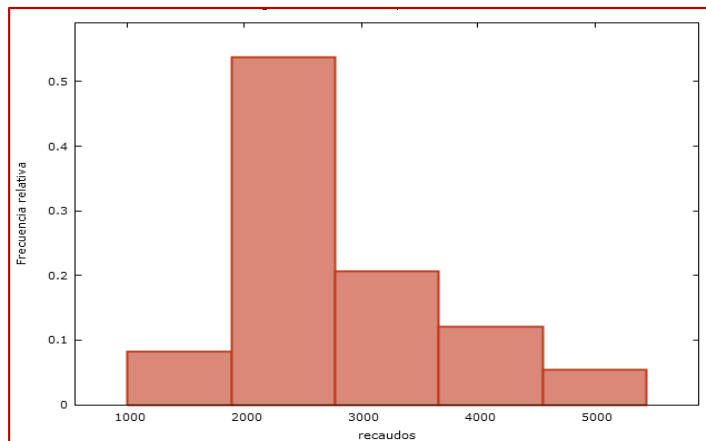
Fuente: Elaboración propia

De acuerdo a la Tabla 5, el coeficiente de simetría (0,97210) identifica que la curva de la variable recaudo de cartera es asimétricamente positiva, como se observa en el gráfico 4 (*histograma serie de tiempo recaudo de cartera*), es decir:

- La mayoría de los datos se encuentran por encima del valor de la media aritmética.
- Los valores se concentran en mayor proporción hacia la parte izquierda de la media,
- Hay valores más separados de la media a la derecha.
- La mediana es distante a la media, situación que reafirma la asimetría positiva de la variable.

El resultado obtenido de la curtosis es mayor a cero, con lo cual se identifica que existe una gran concentración de valores alrededor de la media, indicativo de baja dispersión de los datos.

Gráfico 4. Histograma serie de tiempo recaudo de cartera.

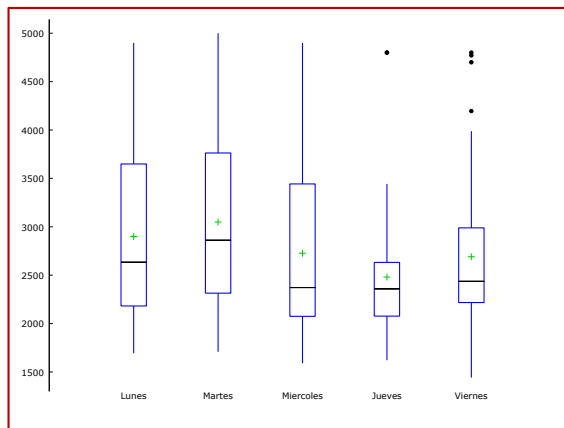


Fuente: Elaboración propia

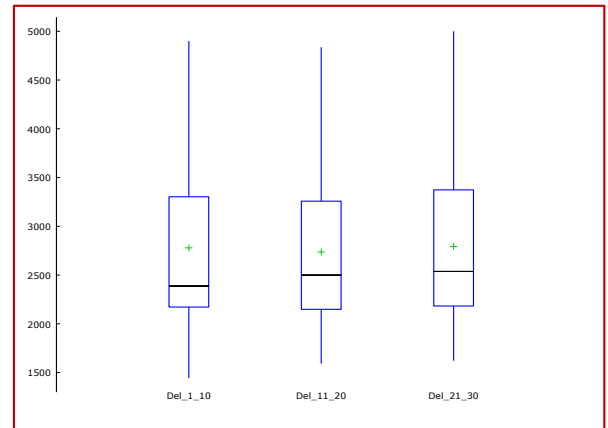
De acuerdo al Gráfico 4, se observa que los valores de la serie presentan distribución asimétrica positiva es decir sesgo a la derecha, su media y su mediana no coinciden (véase tabla 4) adicional se identifica en el gráfico que existen pocas observaciones de la media hacia la derecha.

Adicional se observa en el gráfico 4, que el 55% de los datos de la serie de tiempo recaudo de cartera se concentran aproximadamente entre los valores de \$2.000 y \$2.900 millones y solo un 6% de los datos observados están entre los valores \$4.600 y \$5.500 millones.

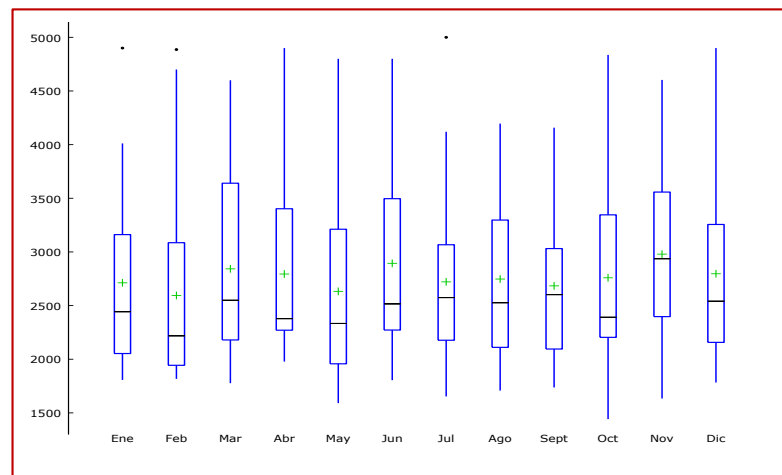
Gráfico 5. Gráficos de Caja serie de tiempo recaudo de cartera



5.1 Gráfico de caja por días de la semana



5.2 Gráfico de caja en tres momentos del mes.



5.3. Gráfico de cajas mes a mes.

Fuente: Elaboración propia

Se observa en el gráfico 5.1, que la serie presenta un comportamiento similar los días lunes, martes y, algo distinto, el miércoles, son los días de mayor recaudo y de mayor variabilidad. Una de las posibles causas para este comportamiento podría ser la acumulación de los recaudos no recibidos correspondiente a los días sábados y domingos. El jueves es el día de menor recaudo y el de comportamiento más estable, la variación es menor que en los demás días. El viernes tiende a tener más recaudos que el jueves, y son recaudos más disímiles, tal vez por el hecho de que

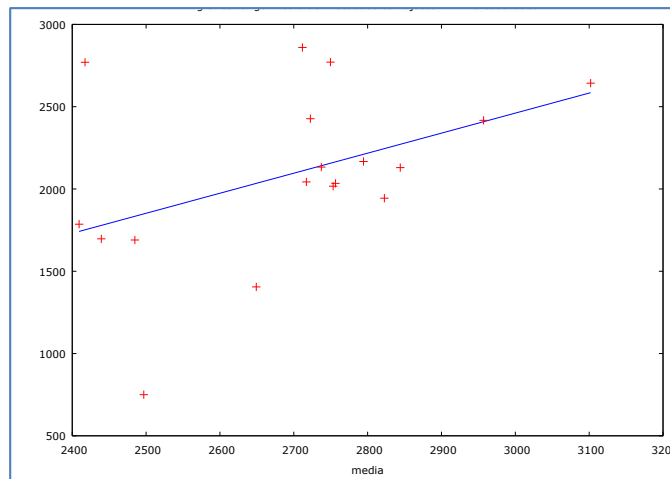
se trata del último día de la semana hábil para poder cancelar, se observa además que, con la excepción del lunes, se presentaron recaudos muy altos en los demás días de la semana.

El Gráfico 5.2, representa la información de la serie recaudo de cartera separada en tres momentos, cada momento está comprendido por 10 días es decir el momento 1 corresponde del día 1 del mes al día 10, el momento 2 corresponde al día 11 del mes al día 20, el momento 3 corresponde al día 21 del mes al día 30. En el grafico que se está analizando se observa que el comportamiento de la serie es muy similar en los diferentes momentos del mes.

En el Gráfico 5.3, se presenta la información de la serie recaudo de cartera agrupada por meses con el propósito de poder identificar si existe algún tipo de tendencia, al observar la gráfica se perciben diferencias en el recaudo mes a mes, identificando el mes de marzo como el periodo donde esta variable es más alto, no se sabe con certeza a que se debe este comportamiento.

4.1.2 Identificación

Gráfico 6. Rango – Media serie recaudos de cartera de créditos



Fuente: Elaboración propia

Se refleja en la gráfica 6, que la variabilidad con respecto a esa media no permanece constante en el tiempo, por lo cual se determina que la serie no es estacionaria en varianza, y se debe transformar la serie aplicando logaritmos, se suaviza la serie.

H0: El rango varía en función de la media, la varianza no es constante (el modelo no es estacionario en varianza)

HA: El rango no varía en función de la media, la varianza es constante (el modelo es estacionario en varianza)

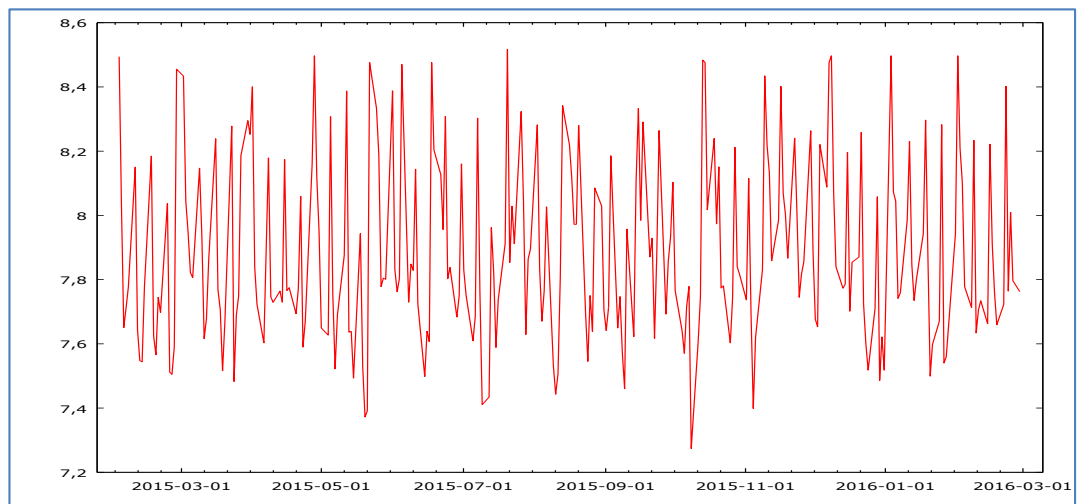
Tabla 6. Resultado función rango – media

```
pendiente de 'rango' con respecto a 'media' = 1,21741  
el valor p para H0: pendiente = 0 es 0,0716757
```

Fuente: Elaboración propia

El valor p es mayor a 0.05, (nivel de significancia del 5%), por lo tanto, no se rechaza H0, el modelo es no estacionario en varianza, y es necesario transformar la serie original, tomando logaritmos.

Gráfico 7. Gráfico logaritmos serie recaudos de cartera



Fuente: Elaboración propia

Tabla 7. Prueba de raíz unitaria DickeyFuller aumentado

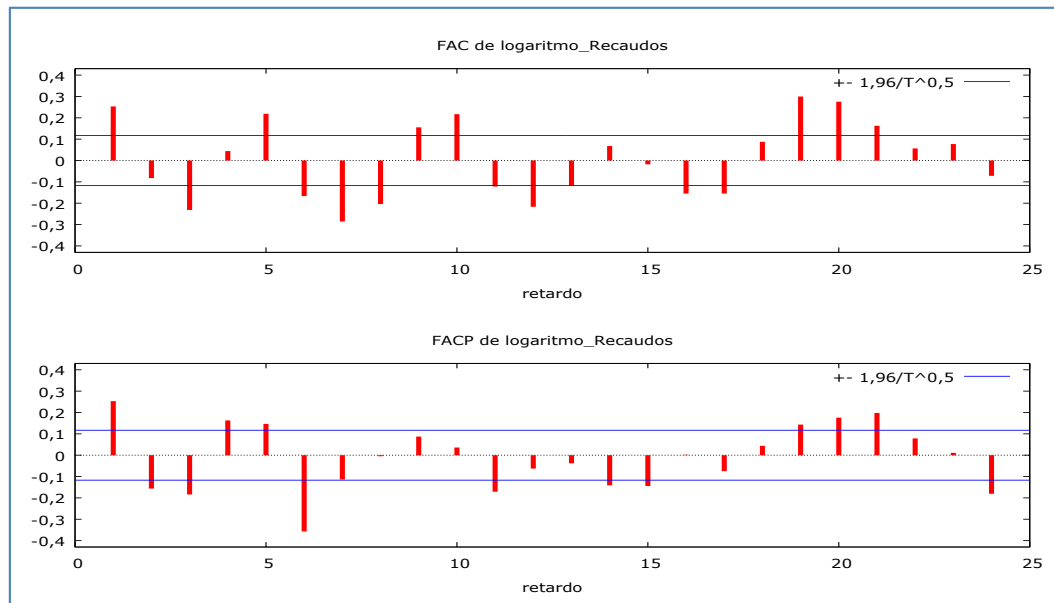
```
Contraste aumentado de Dickey-Fuller para recaudos
incluyendo 5 retardos de (1-L)recaudos
(el máximo fue 5, el criterio AIC)
tamaño muestral 275
hipótesis nula de raíz unitaria: a = 1

con constante y tendencia cuadrática
modelo: (1-L)y = b0 + b1*t + b2*t^2 + (a-1)*y(-1) + ... + e
valor estimado de (a - 1): -1,05596
Estadístico de contraste: tau_ctt(1) = -8,35306
valor p asintótico 1,215e-023
Coef. de autocorrelación de primer orden de e: -0,044
diferencias retardadas: F(5, 266) = 11,377 [0,0000]
```

Fuente: Elaboración propia

De acuerdo a la tabla 7, se observa que el P – valor: 1,215e-023, es < 0.05 (nivel de significancia del 5%), por lo tanto, se rechaza H0, la serie es estacionaria en media.

Gráfico 8. Correlograma logaritmo serie recaudos de cartera



Fuente: Elaboración propia

Se observa en el gráfico 8, que en los correlogramas simple y parcial, las barras se truncan en el tiempo, dando indicios de un modelo mixto ARMA.

Tanto en el tipo de proceso AR como MA, se identifica un posible orden dos, teniendo en cuenta los truncamientos de los primeros retardos de los correlogramas simple y parcial. No se observa estacionalidad en el comportamiento de los correlogramas.

4.1.3 Estimación de Modelos ARIMA

Tabla 8. Estructura de los modelos ARIMA

Parte no estacional			Parte estacional		
(p,	d,	q)	(P,	D,	Q)
Ar	diferencias	Ma	Ar	Diferencias	Ma

- Ar:** Componente autoregresivo
- I:** Integración, si hay que tomar diferencias en la serie.
- Ma:** Componente de medias móviles

Tabla 9. Modelo 1 (2, 2)

Modelo 1: ARMA, usando las observaciones 2015-02-02:2016-02-29 (T = 281)					
Estimado usando el filtro de Kalman (MV exacta)					
Variable dependiente: logaritmo_Recaudos					
Desviaciones típicas basadas en el Hessiano					
	Coefficiente	Desv. Típica	z	Valor p	
const	7,88599	0,0168778	467,2	0,0000	***
phi_1	0,354996	0,0720073	4,930	8,22e-07	***
phi_2	-0,841732	0,0623785	-13,49	1,70e-041	***
theta_1	-0,0601494	0,105373	-0,5708	0,5681	
theta_2	0,780360	0,0445543	17,51	1,10e-068	***
Media de la vble. dep.	7,885929		D.T. de la vble. dep.	0,279399	
media innovaciones	0,000201		D.T. innovaciones	0,244496	
Log-verosimilitud	-3,414034		Criterio de Akaike	18,82807	
Criterio de Schwarz	40,65820		Crit. de Hannan-Quinn	27,58318	
	Real	Imaginaria	Módulo	Frecuencia	
AR					
Raíz 1	0,2109	-1,0694	1,0900	-0,2190	
Raíz 2	0,2109	1,0694	1,0900	0,2190	
MA					
Raíz 1	0,0385	-1,1314	1,1320	-0,2446	
Raíz 2	0,0385	1,1314	1,1320	0,2446	

Fuente: Elaboración propia

Tabla 10. Modelo 2 (2,1)

Modelo 2: ARMA, usando las observaciones 2015-02-02:2016-02-29 (T = 281)					
Estimado usando el filtro de Kalman (MV exacta)					
Variable dependiente: logaritmo_Recaudos					
Desviaciones típicas basadas en el Hessiano					
	Coefficiente	Desv. Típica	z	Valor p	
const	7,88600	0,0163438	482,5	0,0000	***
phi_1	0,659240	0,243921	2,703	0,0069	***
phi_2	-0,268547	0,0724248	-3,708	0,0002	***
theta_1	-0,370400	0,250337	-1,480	0,1390	
Media de la vble. dep.	7,885929		D.T. de la vble. dep.	0,279399	
media innovaciones	0,000068		D.T. innovaciones	0,264757	
Log-verosimilitud	-25,36260		Criterio de Akaike	60,72521	
Criterio de Schwarz	78,91698		Crit. de Hannan-Quinn	68,02113	

Fuente: Elaboración propia

Tabla 11. Modelo 3 (2, 1, 1)

Modelo 3: ARIMA, usando las observaciones 2015-02-03:2016-02-29 (T = 280)				
Estimado usando el filtro de Kalman (MV exacta)				
Variable dependiente: (1-L) logaritmo_Recaudos				
Desviaciones típicas basadas en el Hessiano				
	Coefficiente	Desv. Típica	z	Valor p
const	0,000149176	0,000228338	0,6533	0,5136
phi_1	0,298261	0,0595163	5,011	5,40e-07 ***
phi_2	-0,157230	0,0594330	-2,645	0,0082 ***
theta_1	-1,00000	0,00937516	-106,7	0,0000 ***
Media de la vble. dep.	-0,002613	D.T. de la vble. dep.	0,340040	
media innovaciones	-0,004716	D.T. innovaciones	0,266538	
Log-verosimilitud	-29,80205	Criterio de Akaike	69,60411	
Criterio de Schwarz	87,77806	Crit. de Hannan-Quinn	76,89371	

Fuente: Elaboración propia

4.1.4 Diagnóstico

Tabla 12. Comparación de modelos ARIMA

Modelo	Estructura	Criterio Akaike
Modelo 1	(2,2)	18,82807
Modelo 2	(2,1)	60,72521
Modelo 3	(2, 1, 1)	69,60411

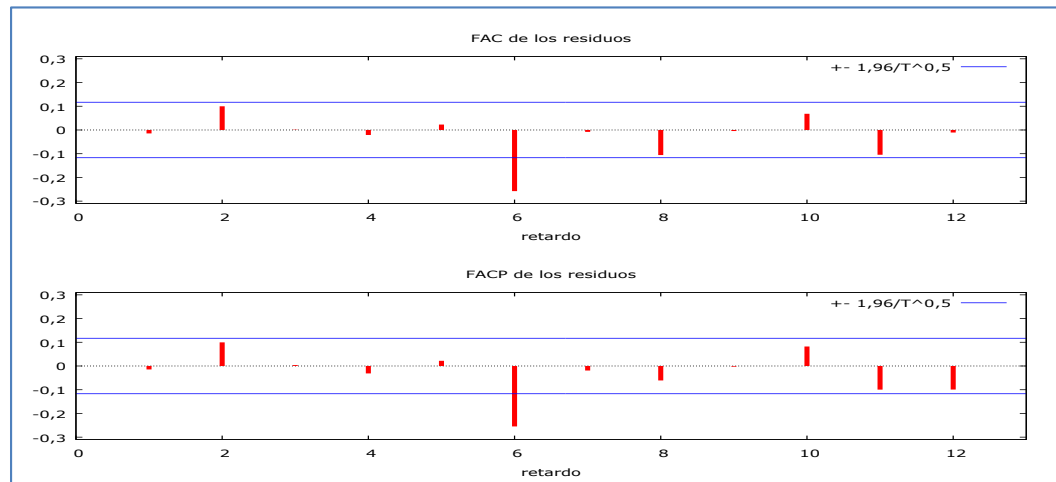
Fuente: Elaboración propia

De acuerdo a la tabla 12, se observa que el mejor modelo ARIMA estimado es el 1, modelo que presenta el menor Criterio de Akaike (AIC).

Se valida la estacionariedad del modelo 1 (2,2), identificando que las raíces en modulo son mayores que 1.

4.1.4.1 Análisis de los residuos de la serie recaudos de cartera.

Gráfico 9. Correlograma de residuos modelo ARMA (2,2)

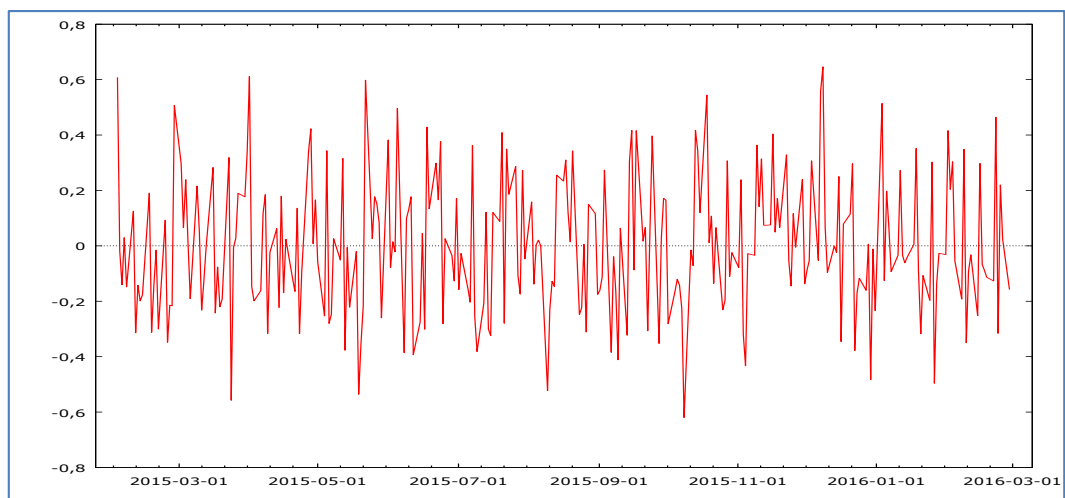


Fuente: Elaboración propia

Se pretende validar si los residuos son ruido blanco gaussiano

Se observa en el gráfico 9, que no hay problemas de autocorrelación, los residuos se encuentran dentro de las bandas de confianza excepto en el retardo 6.

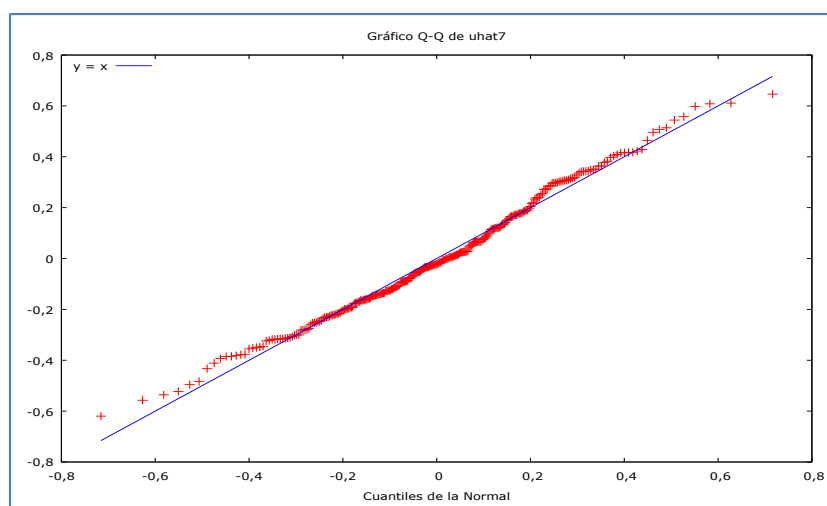
Gráfico 10. Residuos contra el tiempo, serie logaritmo recaudos de cartera modelo ARMA (2, 2)



Fuente: Elaboración propia

El gráfico 10, presenta variaciones positivas y negativas de residuos, no presenta tendencia, por lo tanto, se aproxima al comportamiento de ruido blanco gaussiano y en este caso la identificación y la estimación realizadas son válidas.

Gráfico 11. Normalidad de los residuos serie logaritmo recaudos de cartera Modelo ARMA (2,2)



Fuente: Elaboración propia

H0: Los errores se distribuyen normalmente

HA: Los errores no se distribuyen normalmente

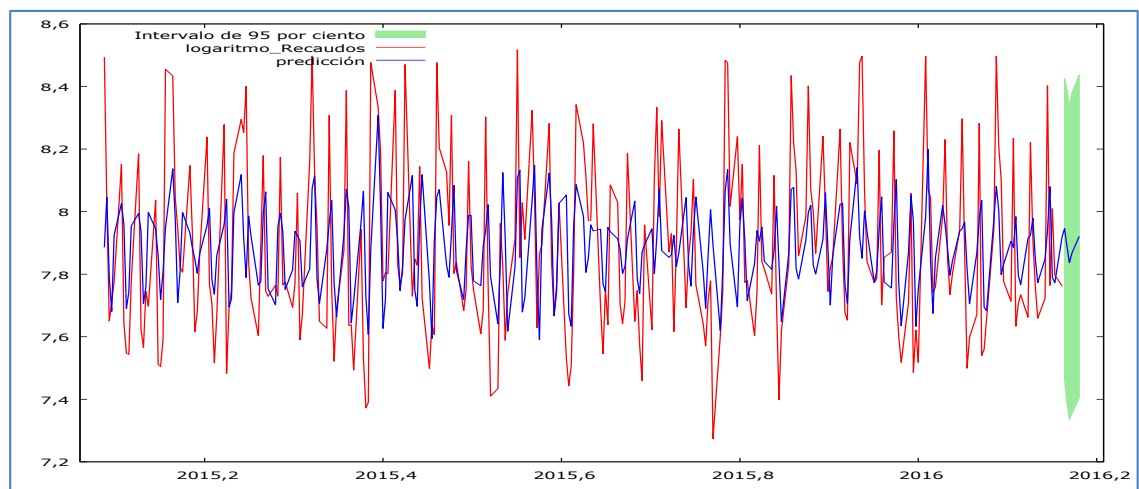
Contraste de la hipótesis nula de distribución normal:

Chi-cuadrado (2) = 5,845 con valor p 0,05379

De acuerdo al gráfico 11, y al contraste de normalidad, donde teniendo en cuenta que el p-valor es mayor al nivel de significancia 0.05, no se rechaza la hipótesis nula, es decir, se considera que el error se distribuye normalmente.

4.1.5 Predicción de los valores.

Gráfico 12. Predicción logaritmo serie recaudos de cartera



Fuente: Elaboración propia

Se procede a realizar la predicción de la serie recaudo de cartera, cifras en millones de pesos, para 5 días hábiles correspondientes al periodo comprendido entre el 1 al 7 de marzo de 2016

En el gráfico 12, se observa el comportamiento del logaritmo de la serie recaudos de cartera de créditos, y la predicción del mejor modelo que se ajusta al comportamiento de los datos de la serie, ARMA (2,2). La predicción recoge la información de la variable observada, recogiendo el comportamiento de la serie, aunque no se aproxima a los cambios fuertes de la misma.

Tabla 13. Predicción de la serie recaudos de cartera.

Periodos proyectados	Valores proyectados en Millones de pesos	Intervalos de confianza al 95% (en millones de pesos)	
1/03/2016	2823,2331	1748,3644	4558,9199
2/03/2016	2664,6180	1616,8224	4391,4467
3/03/2016	2531,1651	1535,1847	4173,3068
4/03/2016	2609,3724	1563,2808	4355,4752
7/03/2016	2754,2956	1644,8838	4611,9683

Fuente: Elaboración propia

Se observa en la tabla 13, que los intervalos de confianza de las predicciones al 95%, presentan un rango amplio, teniendo en cuenta la dispersión de los datos de la serie.

Se considera que la predicción obtenida del modelo es útil, teniendo en cuenta que la serie de recaudos de cartera no presenta un comportamiento constante en el tiempo, y es muy difícil estimar sus valores futuros.

Se calcula que el 78% de las estimaciones de la serie original, registran una variabilidad de + o – 30% sobre los valores observados en dichos periodos. Estimaciones que reducen la incertidumbre.

4.1.6 Análisis de errores de la predicción

	Log Recaudos	estimada	residuo
2015-10-09	7,273786	7,893498	-0,619711 *
2015-12-09	8,496990	7,850748	0,646243 *

Tabla 14. Errores del modelo ARMA (2,2)

Nota: * denota un residuo superior a 2.5 desviaciones típicas
Estadísticos de evaluación de la predicción

Error medio	0,00020056
Error cuadrático medio	0,060134
Raíz del Error cuadrático medio	0,24522
Error absoluto medio	0,19766
Porcentaje de error medio	-0,092512
Porcentaje de error absoluto medio	2,493
U de Theil	0,71602

Fuente: *Elaboración propia*

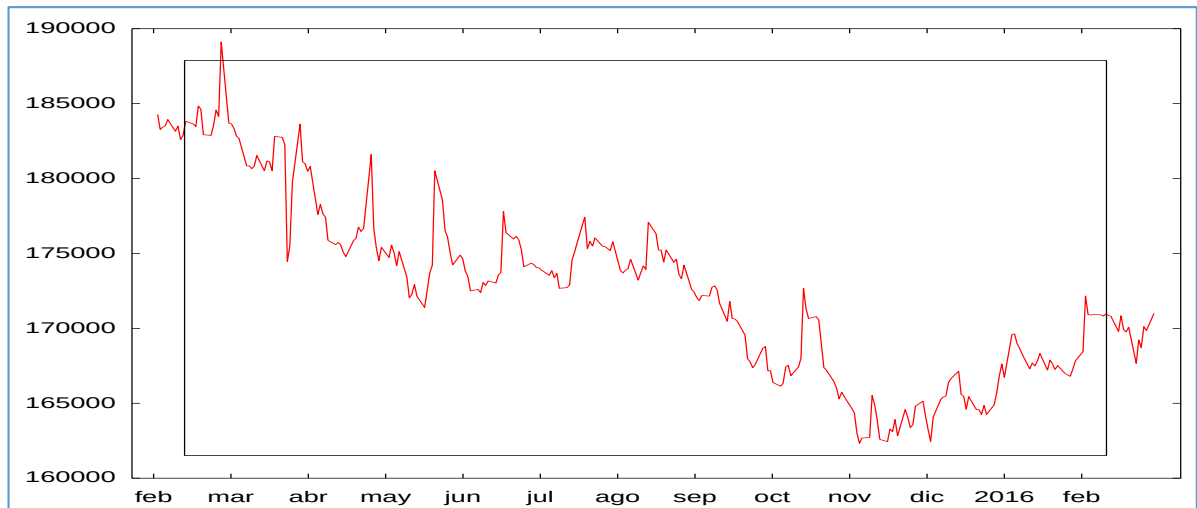
Únicamente en 2 observaciones, se denota un residuo superior a 2.5 desviaciones típicas.

Los errores del modelo según la tabla, son bajos, lo que indica que el modelo es adecuado.

4.2 SERIE SALDO DE AHORROS

4.2.1 Análisis Exploratorio

Gráfico 13. Serie de Tiempo Saldo de Ahorros



Fuente: Elaboración propia

De acuerdo al gráfico 13, la serie de tiempo saldo de ahorro muestra una tendencia a la baja en sus saldos de ahorros desde el mes de febrero del 2015 hasta el mes de diciembre de 2015, en enero de 2016 la tendencia cambia, al parecer existen estacionalidades, al observar el comportamiento se identifican oscilaciones muy similares, al parecer no hay valores atípicos.

Continuando con el análisis del gráfico 13, el comportamiento de la variable saldos de ahorro presenta en los primeros meses del año una tendencia creciente, debido a que las personas en su gran mayoría inician el año de una forma conservadora, es decir manteniendo seguro su dinero, adicional en la cooperativa se captan ahorros a través de los convenios que existen con entes gubernamentales por concepto de recaudo de impuestos, dineros que generalmente son retirados en los últimos meses del año para cumplir con el respectivo desarrollo de las obras en la ciudad. Este comportamiento se puede evidenciar en la gráfica 4, donde el último trimestre registra una disminución exponencial de la variable saldos de ahorro.

Tabla 15. Estadísticos básicos de la variable Saldo de Ahorro

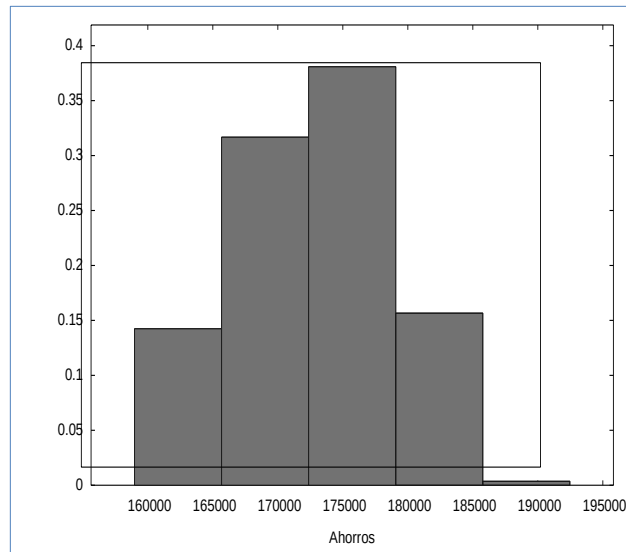
	Saldo Ahorros
Media	172651,79
Mediana	172843,98
C.V.	0,03
Asimetría	0,31
Exc. de curtosis	-0,60

Fuente: Elaboración propia

De acuerdo a la Tabla 15, el coeficiente de asimetría (0,31), identifica que la curva de la variable saldos de ahorros es casi simétrica, debido a que su valor es cercano a cero, adicional su mediana es muy similar a la media, existiendo aproximadamente la misma cantidad de valores a los dos lados de la media. En este caso, la media no se encuentra influenciada por valores atípicos o poco frecuentes, y junto a la mediana describen de manera adecuada la tendencia central de las series.

Continuando con el análisis, en la Tabla 15 se observa que el coeficiente de variación (C.V.) de la variable saldo de ahorros es muy bajo, por lo tanto, presenta alta homogeneidad en sus valores, adicional el resultado de la curtosis en la variable también presenta valor negativo que, aunque supera los grados de aceptación de más o menos 0.5, se puede decir que la serie presenta una distribución con baja concentración de datos alrededor de los valores centrales de la serie.

Gráfico 14. Histograma serie de tiempo saldo de ahorros

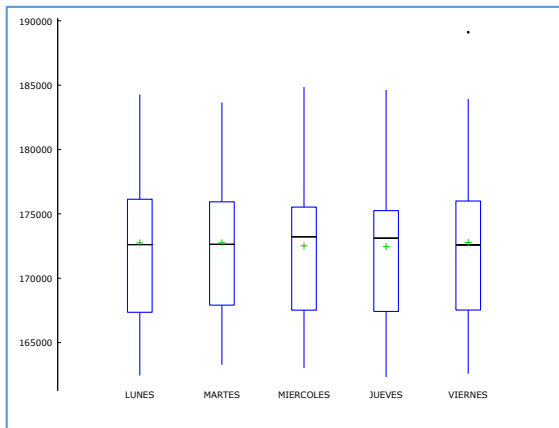


Fuente: *Elaboración propia*

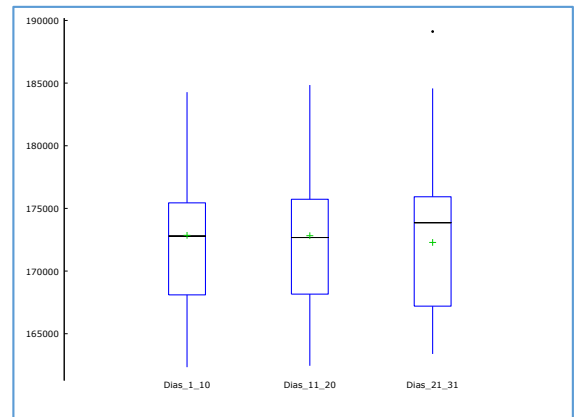
De acuerdo al Gráfico 14, se observa que los valores de la serie presentan una distribución simétrica, la media y mediana son similares (véase tabla 14), la gran mayoría de sus datos tienden a la media.

También se observa en el gráfico 14, que el 70% de los datos de la serie de tiempo saldos de ahorro se concentran entre los valores de \$165.000 y \$180.000 millones rango donde se ubica la media y mediana con un valor aproximado de \$172.000 millones y un 30% se encuentran distribuidos de manera similar alrededor de estos valores.

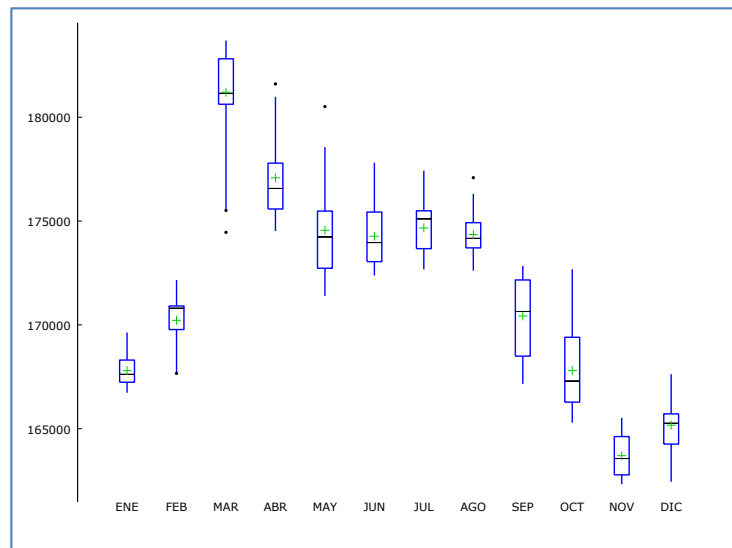
Gráfico 15. Gráficos de Caja serie de tiempo saldo de ahorro



15.1 Gráfico de caja por días de la semana



15.2 Gráfico de caja en tres momentos del mes.



1 5.3. Gráfico de cajas mes a mes.

Fuente: Elaboración propia

Se observa en la gráfica 15.1, que la serie saldos de ahorro presenta un comportamiento homogéneo es decir la variabilidad que se identifica es muy baja.

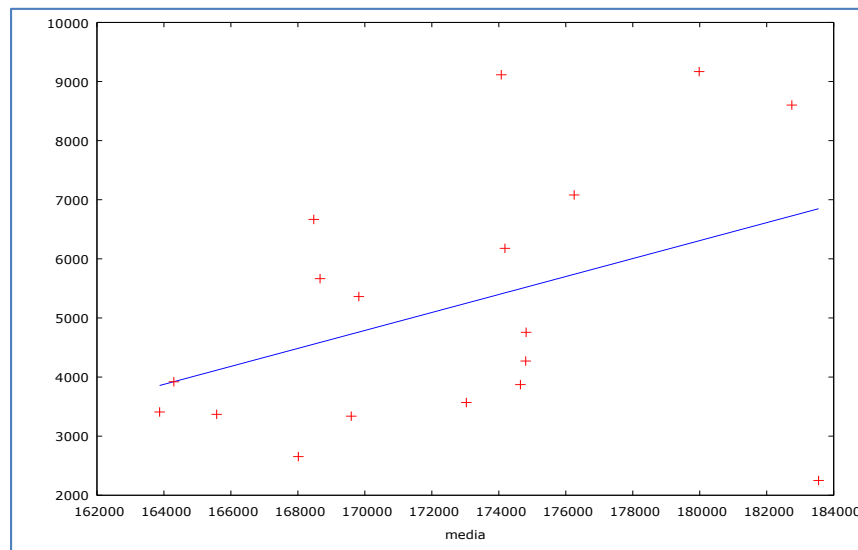
Al analizar la gráfica 15.2, se concluye que no existe variabilidad en sus datos, es decir el comportamiento durante todo el mes y al mirarlo por los diferentes momentos es similar lo que refleja una cultura marcada de ahorro donde la porción

no volátil (estabilidad) es alta, al interior de la cooperativa este indicador se encuentra ubicado alrededor del 97%.

En la gráfica 15.3, donde se analiza el comportamiento mes a mes de la variable se perciben diferencias significativas donde el mes de marzo presenta mayor incremento en el saldo de ahorros caso contrario a los meses de noviembre y diciembre.

4.2.2 Identificación.

Gráfico 16. Rango – Media saldo de ahorros

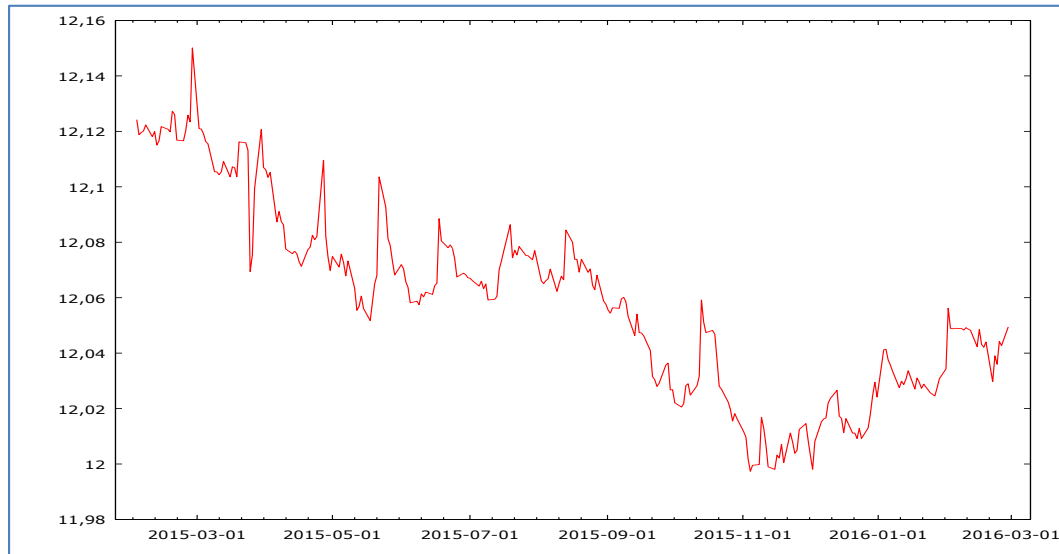


Fuente: Elaboración propia

Se verifica si la serie es estacionaria en media y en varianza a través del gráfico de rango media y de la prueba de raíz unitaria, Dickey-Fuller aumentado.

Se refleja en el gráfico 16, que los valores de la serie saldo de ahorros no tienden a oscilar alrededor de una media constante y la variabilidad con respecto a esa media no permanece constante en el tiempo, existe dispersión, por lo cual se determina que la serie no es estacionaria en varianza, y se debe transformar la serie aplicando logaritmos, se suaviza la serie.

Gráfico 17. Gráfico logaritmos saldo de ahorros



Fuente: Elaboración propia

Tabla 16. Prueba de raíz unitaria DickeyFuller aumentado

```
Contraste aumentado de Dickey-Fuller para Ahorros
incluyendo 3 retardos de (1-L)Ahorros
(el máximo fue 10, el criterio AIC)
tamaño muestral 277
hipótesis nula de raíz unitaria: a = 1

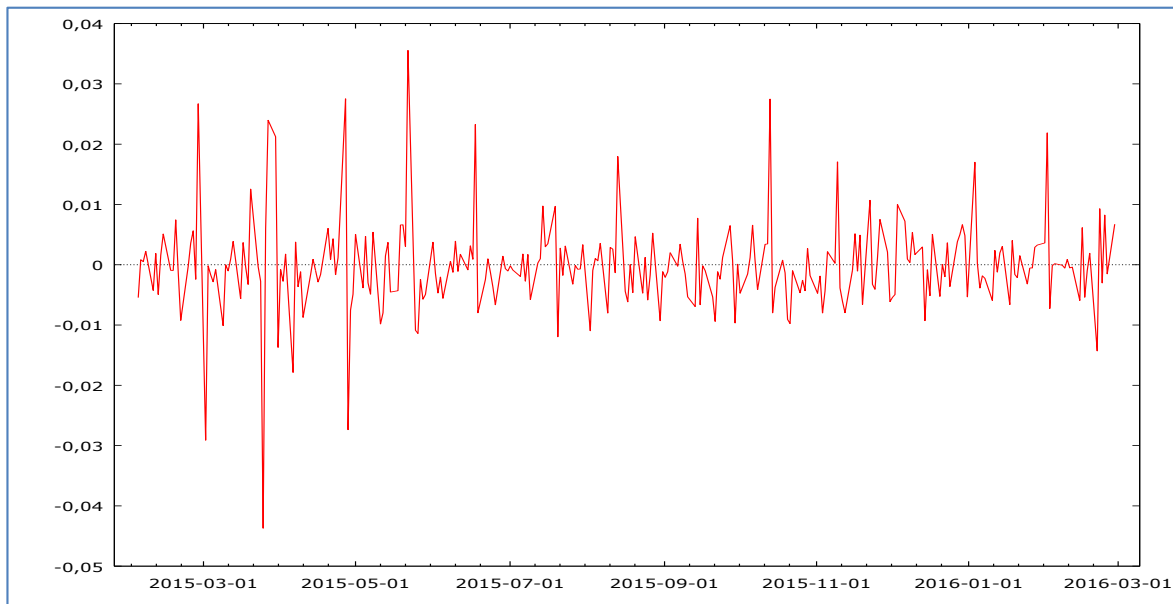
con constante y tendencia
modelo: (1-L)y = b0 + b1*t + (a-1)*y(-1) + ... + e
valor estimado de (a - 1): -0,0591413
Estadístico de contraste: tau_ct(1) = -2,16068
valor p asintótico 0,5111
Coef. de autocorrelación de primer orden de e: -0,002
diferencias retardadas: F(3, 271) = 3,067 [0,0284]

con constante y tendencia cuadrática
modelo: (1-L)y = b0 + b1*t + b2*t^2 + (a-1)*y(-1) + ... + e
valor estimado de (a - 1): -0,0962614
Estadístico de contraste: tau_ctt(1) = -2,98117
valor p asintótico 0,3052
Coef. de autocorrelación de primer orden de e: -0,000
diferencias retardadas: F(3, 270) = 2,329 [0,0748]
```

Fuente: Elaboración propia

De acuerdo a la tabla 16, se observa que el P – valor: 0,3052, es > 0.05 (nivel de significancia del 5%), por lo tanto, no se rechaza H_0 , la serie no es estacionaria en media.

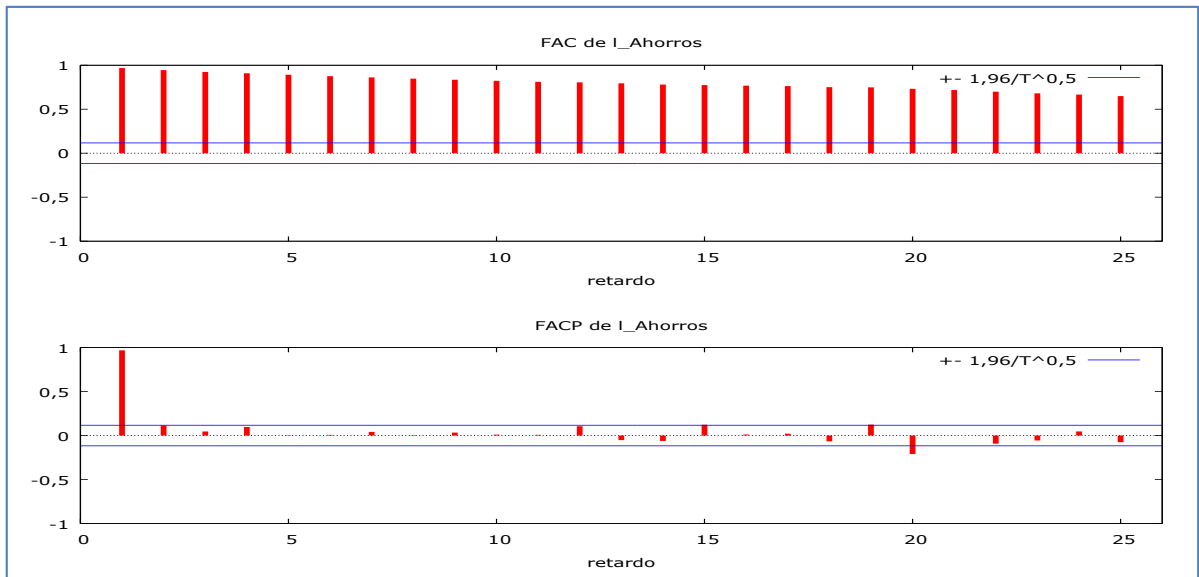
Gráfico 18. Gráfico diferencia serie saldo de ahorros



Fuente: *Elaboración propia*

De acuerdo al gráfico 18, se observa que la serie se hace estacionaria, no se identifica tendencia, y los valores fluctúan por el tiempo a través de una media constante.

Gráfico 19. Correlograma logaritmo saldo de ahorros



Fuente: Elaboración propia

Se observa en el gráfico 19, que los correlogramas se extinguen, dando indicio de un posible modelo mixto ARMA.

Se observa estacionalidad en el comportamiento del correlograma simple, con comportamiento de caída constante en el tiempo.

4.2.3 Estimación de Modelos ARIMA.

Tabla 17. Estructura de los modelos ARIMA

Parte no estacional			Parte estacional		
(p,	d,	q)	(P,	D,	Q)
Ar	diferencias	Ma	Ar	Diferencias	Ma

Ar: Componente autoregresivo

I: Integración, si hay que tomar diferencias en la serie.

Ma: Componente de medias móviles

En esta etapa se estiman los coeficientes asociados a los procesos identificados, en los diferentes modelos que se van a analizar.

Tabla 18. Modelo 1 (1,1,1) con constante

Modelo 3: ARIMA, usando las observaciones 2015-02-03:2016-02-29 (T = 280)				
Estimado usando el filtro de Kalman (MV exacta)				
Variable dependiente: (1-L) 1_Ahorros				
Desviaciones típicas basadas en el Hessiano				
	Coefficiente	Desv. Típica	z	Valor p
const	-0,000281692	0,000197300	-1,428	0,1534
phi_1	0,673392	0,0877473	7,674	1,66e-014 ***
theta_1	-0,855724	0,0589600	-14,51	9,93e-048 ***
Media de la vble. dep.	-0,000267	D.T. de la vble. dep.	0,007603	
media innovaciones	-6,25e-06	D.T. innovaciones	0,007367	
Log-verosimilitud	977,5972	Criterio de Akaike	-1947,194	
Criterio de Schwarz	-1932,655	Crit. de Hannan-Quinn	-1941,363	
	Real	Imaginaria	Módulo	Frecuencia
AR				
Raíz 1	1,4850	0,0000	1,4850	0,0000
MA				
Raíz 1	1,1686	0,0000	1,1686	0,0000

Fuente: Elaboración propia

Tabla 19. Modelo 2 (1,1,1)

Modelo 4: ARIMA, usando las observaciones 2015-02-03:2016-02-29 (T = 280)				
Estimado usando el filtro de Kalman (MV exacta)				
Variable dependiente: (1-L) 1_Ahorros				
Desviaciones típicas basadas en el Hessiano				
	Coefficiente	Desv. Típica	z	Valor p
phi_1	0,658208	0,0973749	6,760	1,38e-011 ***
theta_1	-0,834778	0,0687015	-12,15	5,68e-034 ***
Media de la vble. dep.	-0,000267	D.T. de la vble. dep.	0,007603	
media innovaciones	-0,000578	D.T. innovaciones	0,007392	
Log-verosimilitud	976,6754	Criterio de Akaike	-1947,351	
Criterio de Schwarz	-1936,446	Crit. de Hannan-Quinn	-1942,977	
	Real	Imaginaria	Módulo	Frecuencia

Fuente: Elaboración propia

Tabla 20. Modelo 3 (2, 1,2), (2, 1,2)

Modelo 9: ARIMA, usando las observaciones 2015-02-10:2016-02-29 (T = 275)				
Estimado usando el filtro de Kalman (MV exacta)				
Variable dependiente: (1-L)(1-Ls) 1 Ahorros				
Desviaciones típicas basadas en el Hessiano				
	Coefficiente	Desv. Típica	z	Valor p
phi_1	-0,0195859	0,214006	-0,09152	0,9271
phi_2	0,528942	0,159037	3,326	0,0009 ***
Phi_1	-0,912951	0,0933842	-9,776	1,42e-022 ***
Phi_2	0,0521626	0,0701538	0,7435	0,4572
theta_1	-0,187398	0,218115	-0,8592	0,3902
theta_2	-0,603728	0,193408	-3,122	0,0018 ***
Theta_1	-0,0175142	0,0734913	-0,2383	0,8116
Theta_2	-0,902656	0,0688265	-13,11	2,70e-039 ***
Media de la vble. dep.	0,000094		D.T. de la vble. dep.	0,010797
media innovaciones	0,000448		D.T. innovaciones	0,007412
Log-verosimilitud	951,6695		Criterio de Akaike	-1885,339
Criterio de Schwarz	-1852,788		Crit. de Hannan-Quinn	-1872,275
	Real	Imaginaria	Módulo	Frecuencia
AR				
Raíz 1	-1,3566	0,0000	1,3566	0,5000
Raíz 2	1,3936	0,0000	1,3936	0,0000
AR (estacional)				
Raíz 1	-1,0342	0,0000	1,0342	0,5000
Raíz 2	18,5363	0,0000	18,5363	0,0000
MA				

Fuente: Elaboración propia

4.2.4 Diagnóstico

Tabla 21. Comparación de modelos ARIMA

Modelo	Estructura	Criterio Akaike
Modelo 1	(1,1,1) con constante	-1947,194
Modelo 2	(1,1,1)	-1947,351
Modelo 3	(2, 1,2)(2,1,2)	-1885,339

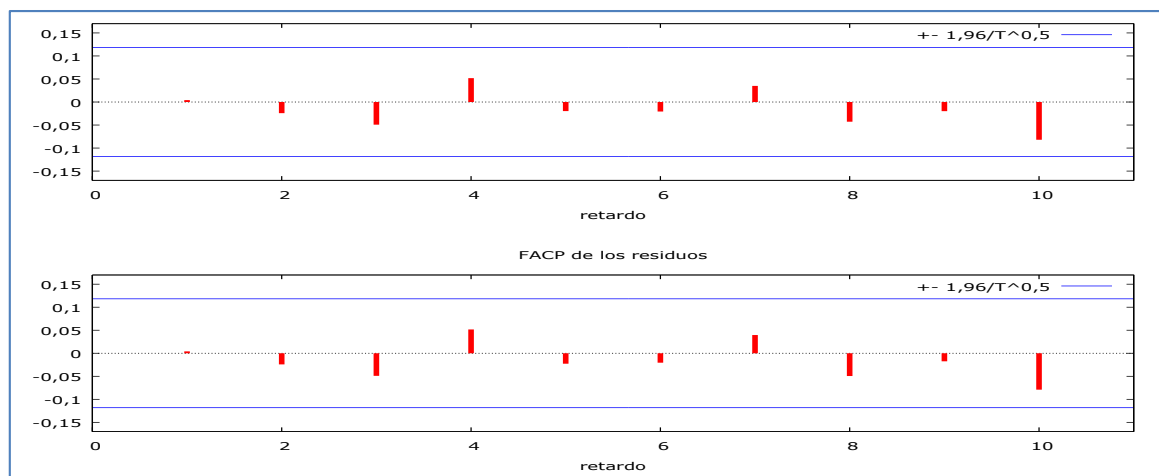
Fuente: Elaboración propia

De acuerdo a la tabla 21, se observa que el mejor modelo ARIMA estimado es el 3, modelo que presenta el menor Criterio de Akaike (AIC).

Se valida la estacionariedad del modelo 3 (2,1,2), (2,1,2) identificando que las raíces en modulo son mayores que 1.

4.2.4.1 Análisis de los residuos de la serie saldo de ahorros.

Gráfico 20. Correlograma de residuos modelo ARIMA (2,1,2), (2,1,2)

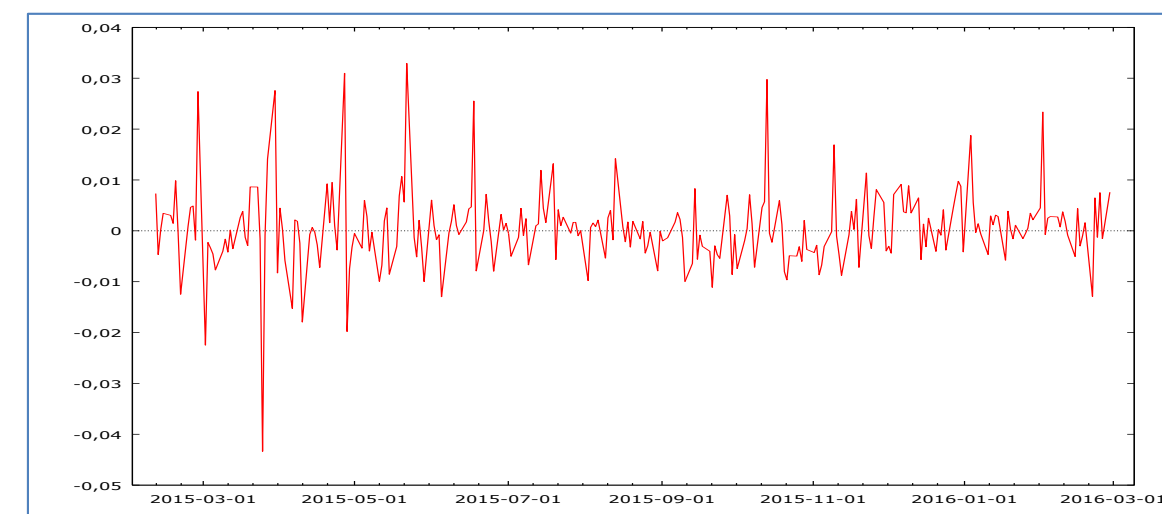


Fuente: Elaboración propia

Se pretende validar si los residuos son ruido blanco gaussiano.

Se observa en el gráfico 20, que no hay problemas de autocorrelación, los residuos se encuentran dentro de las bandas de confianza.

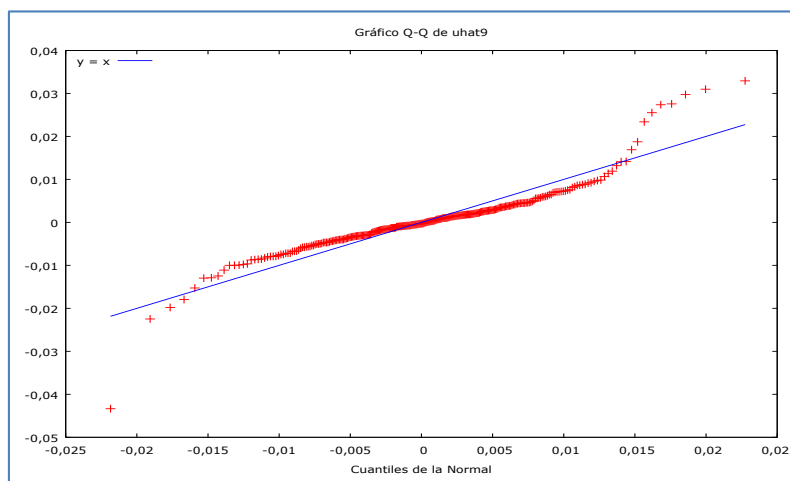
Gráfico 21. Residuos contra el tiempo, serie logaritmo saldo de ahorros modelo ARIMA (2,1,2), (2,1,2)



Fuente: Elaboración propia

El gráfico 21, presenta variaciones positivas y negativas de residuos, no presenta tendencia, por lo tanto, se aproxima al comportamiento de ruido blanco gaussiano y en este caso la identificación y la estimación realizadas son válidas.

Gráfico 22. Normalidad de los residuos modelo serie logaritmo saldo de ahorros



Fuente: Elaboración propia

H0: Los errores se distribuyen normalmente

HA: Los errores no se distribuyen normalmente

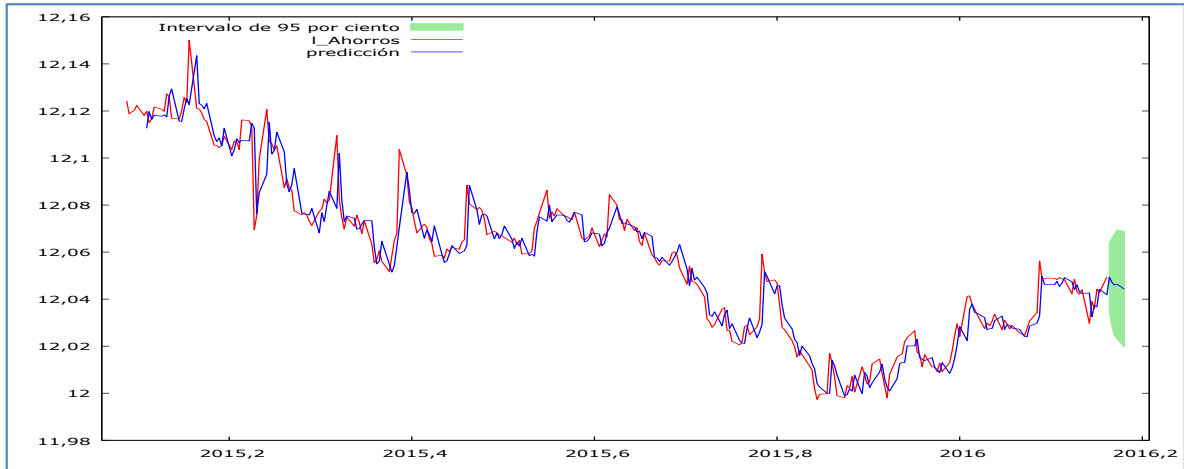
Contraste de la hipótesis nula de distribución normal:

Chi-cuadrado (2) = 190,725 con valor p 0,00000

De acuerdo al gráfico 22, y al contraste de normalidad, donde teniendo en cuenta que el p-valor es menor al nivel de significancia 0.05, se rechaza la hipótesis nula, es decir, se considera que el error no se distribuye normalmente.

4.2.5 Predicción de los valores.

Gráfico 23. Predicción logaritmo saldo de ahorros



Fuente: Elaboración propia

Se procede a realizar la predicción de la serie saldo de ahorros, cifras en millones de pesos, para 5 días hábiles correspondientes al periodo comprendido entre el 1 al 7 de marzo de 2016.

En el gráfico 23, se observa el comportamiento del logaritmo de la serie saldo de ahorros y la predicción del mejor modelo que se ajusta al comportamiento de los datos de la serie, ARIMA (2,1,2), (2, 1, 2). La predicción recoge toda la información de la variable observada, asimilando casi que en su totalidad el comportamiento de la serie.

Tabla 22. Predicción de la serie saldo de ahorros.

Periodos proyectados	Valores proyectados en Millones de pesos	Intervalos de confianza al 95% (en millones de pesos)	
1/03/2016	170988,0585	168522,0701	173489,9584
2/03/2016	170624,5828	167490,3472	173817,4692
3/03/2016	170416,8886	166824,8936	174086,3988
4/03/2016	170476,5450	166584,1723	174459,6916
7/03/2016	170120,6210	165990,0291	174353,8267

Fuente: Elaboración propia

Se observa en la tabla 22, que los intervalos de confianza de las predicciones al 95%, presentan un rango bajo, se muestra poca variabilidad de los datos de la serie.

Se considera que la predicción obtenida del modelo es útil, la predicción es excelente, replica el comportamiento de la serie original.

Se calcula que el 99% de las estimaciones de la serie original, registran una variabilidad de $\pm 3\%$ sobre los valores observados en dichos periodos. Estimaciones que reducen la incertidumbre.

4.2.6 Análisis de errores de la predicción

	Log saldo ahorros	estimada	residuo
2015-02-27	12,150116	2,122751	0,027365 *
2015-03-02	12,121010	12,143485	-0,022475 *
2015-03-25	12,069439	12,112791	-0,043352 *
2015-03-30	12,120656	12,093091	0,027565 *
2015-04-27	12,109589	12,078612	0,030977 *
2015-04-28	12,082220	12,102015	-0,019795 *
2015-05-22	12,103558	12,070633	0,032925 *
2015-06-18	12,088482	12,062958	0,025524 *
2015-10-14	12,059166	12,029418	0,029748 *
2016-01-04	12,041163	12,022415	0,018748 *
2016-02-02	12,056191	12,032806	0,023385 *

Tabla 23. Errores del Modelo ARIMA (2,1,2), (2,1,2)

Nota: * denota un residuo superior a 2.5 desviaciones típicas
Estadísticos de evaluación de la predicción

Error medio	0,00044798
Error cuadrático medio	5,8764e-005
Raíz del Error cuadrático medio	0,0076658
Error absoluto medio	0,0050035
Porcentaje de error medio	0,0036973
Porcentaje de error absoluto medio	0,041478
U de Theil	1,0008

Fuente: Elaboración propia

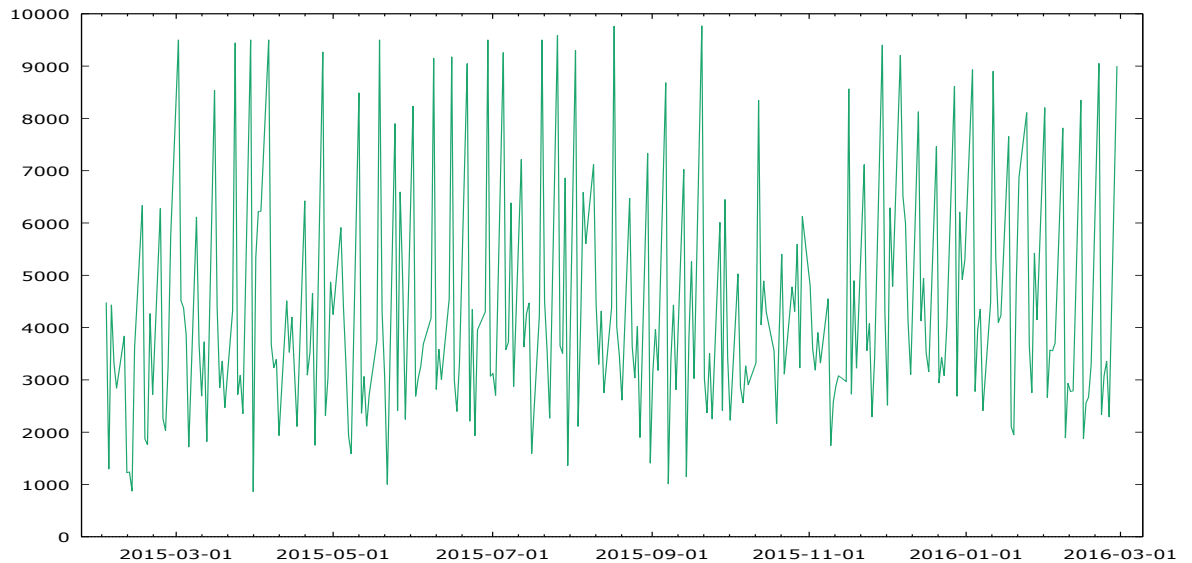
En observaciones, se denota un residuo superior a 2.5 desviaciones típicas, corresponde a cambios fuertes en el saldo de ahorros, tanto en caída como en crecimiento.

Los errores del modelo según la tabla, son muy bajos, tienden a cero, lo que indica que el modelo es adecuado.

4.3 SERIE RENOVACION CDATS

4.3.1 Análisis Exploratorio

Gráfico 24. Serie de tiempo renovación de CDATS



Fuente: Elaboración propia

De acuerdo con el Gráfico 24, se observa que la serie no tiene tendencia, la variación es constante, presenta algunos valores más altos que los demás que podrían representar valores atípicos, no se puede determinar a simple vista si existe estacionalidad.

Las mayores renovaciones de CDATs, se presentan en los periodos comprendidos entre los meses de junio a agosto y de diciembre a febrero. Los periodos entre los meses de octubre y noviembre, es donde se observa un comportamiento bajo en renovaciones de CDATs, este efecto obedece en parte a una baja renovación por parte de los entes gubernamentales.

Tabla 24. Estadísticos básicos de la variable Renovaciones CDATS

	Renovaciones CDAT
Media	4324,90
Mediana	3649,00
C.V.	0,51045
Asimetría	1,00
Exc. de curtosis	0,1137

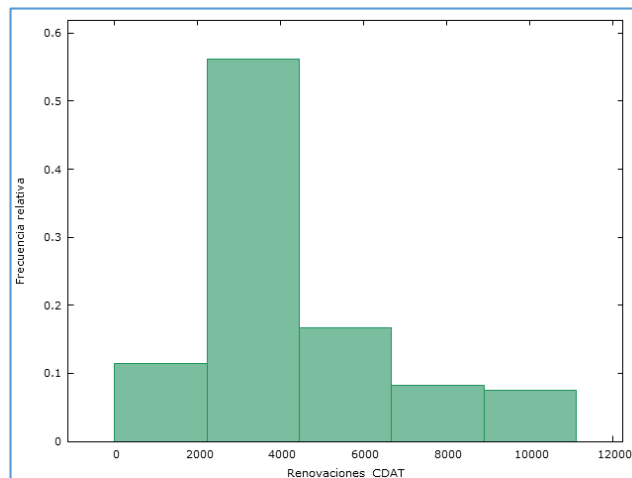
Fuente: *Elaboración propia*

De acuerdo a la Tabla 24, el coeficiente de asimetría (1,00) identifica que la curva de la variable renovaciones CDATS es asimétricamente positiva, como se observa en el gráfico 25 (Histograma serie de tiempo renovación de CDATS), es decir:

- La mayoría de los datos se encuentran por encima del valor de la media aritmética.
- Los valores se concentran en mayor proporción hacia la parte izquierda de la media,
- Hay valores más separados de la media a la derecha.
- La mediana es distante a la media, situación que reafirma la asimetría positiva de la variable.

El resultado obtenido de la curtosis es mayor a cero, con lo cual se identifica que existe una gran concentración de valores alrededor de la media, indicativo de baja dispersión de sus datos.

Gráfico 25. Histograma serie de tiempo renovación de CDAT

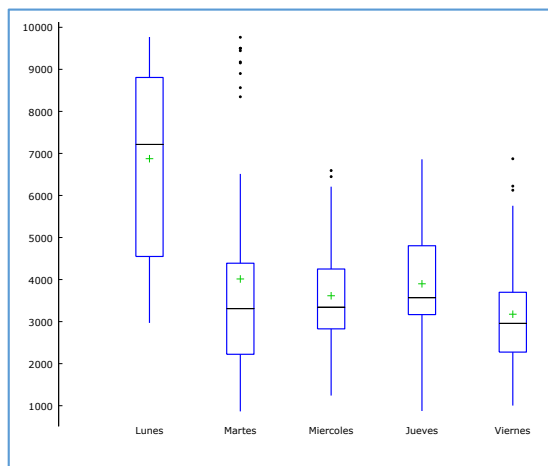


Fuente: Elaboración propia

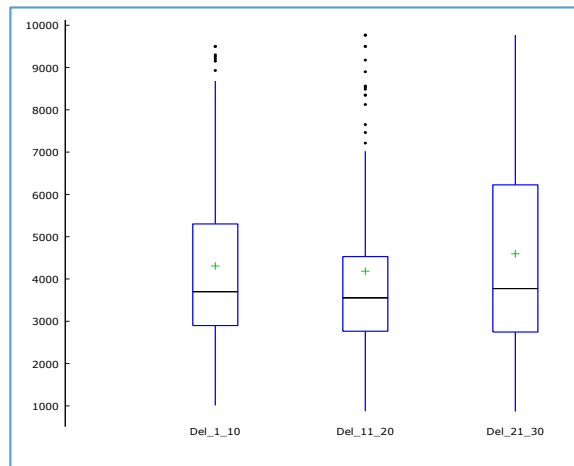
De acuerdo al Gráfico 25, se observa que los valores de la serie presentan distribución asimétrica positiva es decir sesgo a la derecha, lo que muestra que existen pocas observaciones de la media hacia la derecha.

Adicional se observa en el gráfico 25, que el 65% de los datos de la serie de tiempo renovación CDATS se concentran aproximadamente entre los valores comprendidos entre \$1 y \$4.200 millones y solo un 7% de los datos observados superan la cuantía de \$9.000 millones.

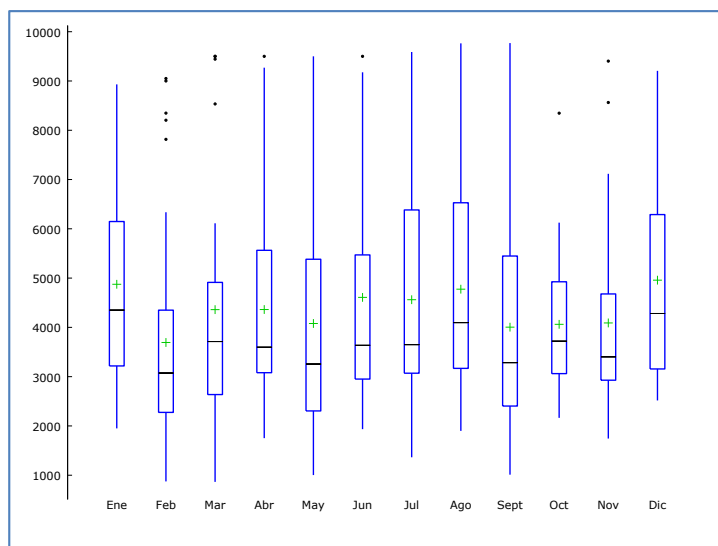
Gráfico 26. Gráficos de Caja serie de tiempo renovación CDATS



26.1 Gráfico de caja por días de la semana



26.2 Gráfico de caja en tres momentos del mes.



26.3. Gráfico de cajas mes a mes.

Fuente: Elaboración propia

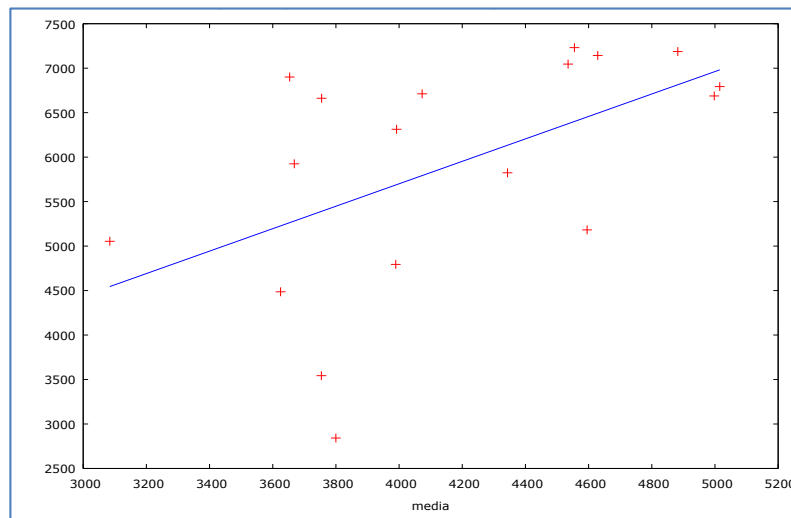
De acuerdo al gráfico 26.1, se observa que los días lunes presentan un mayor movimiento de renovaciones de CDATS efecto que podría atribuirse a las renovaciones pendientes de los vencimientos correspondientes a los días sábados y domingos a diferencia de los demás días de la semana donde su comportamiento es estable es decir la variación es menor deduciendo un movimiento normal de renovaciones de CDATS.

El grafico 26.2, representa la información de la serie renovación de CDATS separada en tres momentos, al analizar este gráfico, se visualiza que el último momento correspondiente a los días comprendidos entre el 21 al 31 es donde se presentan mayores renovaciones, una de las causas posibles para que se de este efecto es el cumplimiento de metas comerciales.

En el gráfico 26.3, se presenta la información de la serie agrupada por meses con la finalidad de identificar si existe alguna tendencia, el comportamiento de este variable mes a mes no es constante, sin embargo, en los meses de julio y agosto se presenta un incremento en las renovaciones de CDATS a diferencia de lo observado para el mes de noviembre.

4.3.2 Identificación.

Gráfico 27. Rango – Media Renovaciones de CDATS

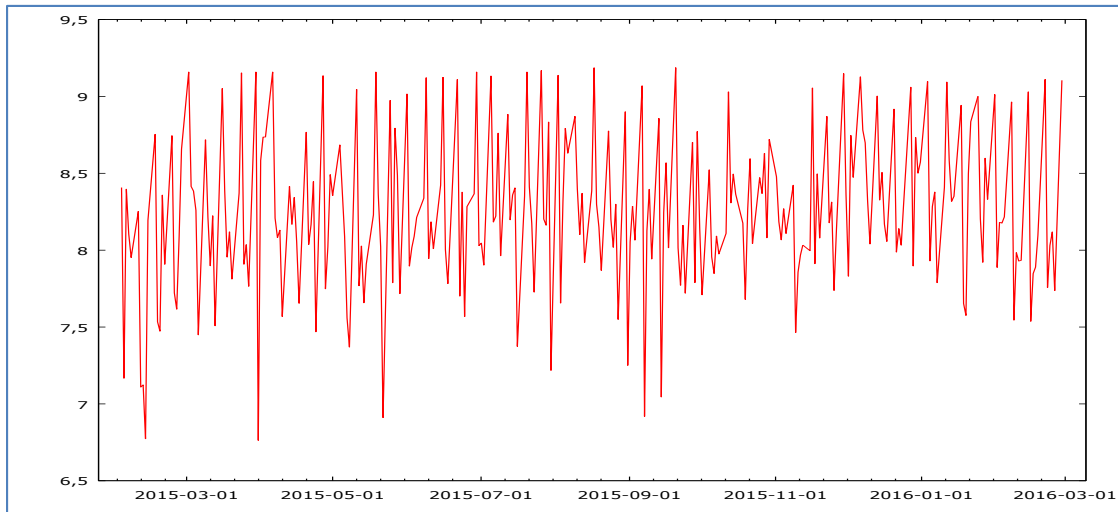


Fuente: Elaboración propia

Se verifica si la serie renovación de CDATS es estacionaria en media y en varianza a través del gráfico de rango media y de la prueba de raíz unitaria, Dickey-Fuller aumentado.

Se refleja en el gráfico 27, que los valores de la serie renovaciones de CDATS no tienden a oscilar alrededor de una media constante y la variabilidad con respecto a esa media no permanece constante en el tiempo, existe dispersión, por lo cual se determina que la serie no es estacionaria en varianza, y se debe transformar la serie aplicando logaritmos, se suaviza la serie.

Gráfico 28. Gráfico logaritmos renovaciones de CDATS



Fuente: Elaboración propia

Tabla 25. Prueba de raíz unitaria DickeyFuller aumentado

```
Contraste aumentado de Dickey-Fuller para Renovaciones
incluyendo 9 retardos de (1-L)Renovaciones
(el máximo fue 10, el criterio AIC)
tamaño muestral 271
hipótesis nula de raíz unitaria: a = 1

contraste con constante
modelo: (1-L)y = b0 + (a-1)*y(-1) + ... + e
valor estimado de (a - 1): -0,991638
Estadístico de contraste: tau_c(1) = -4,60455
valor p asintótico 0,0001
Coef. de autocorrelación de primer orden de e: -0,002
diferencias retardadas: F(9, 260) = 7,850 [0,0000]

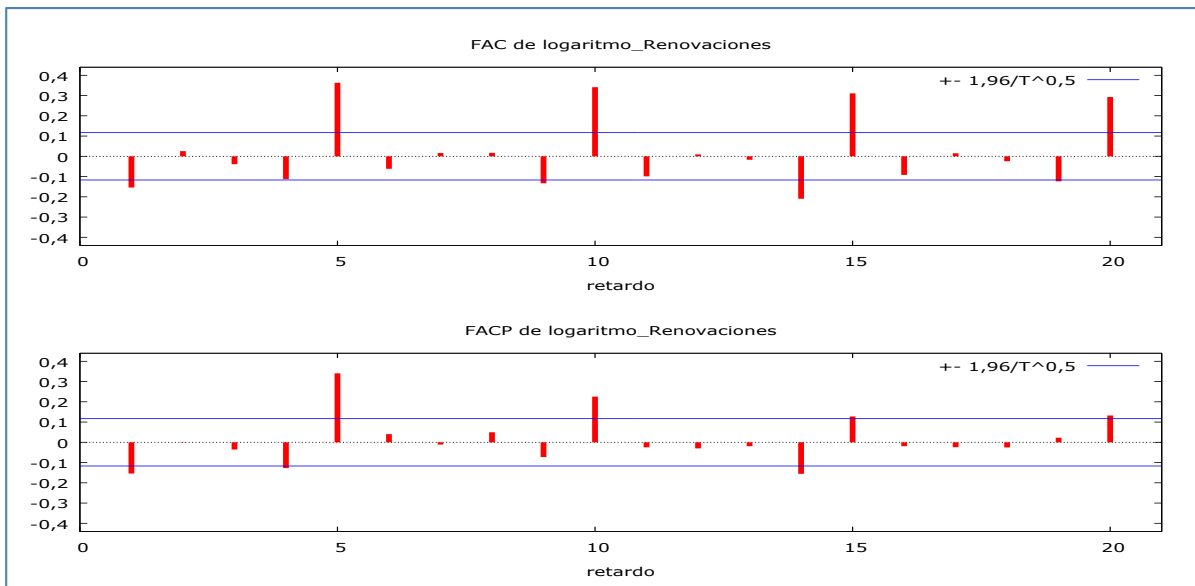
con constante y tendencia
modelo: (1-L)y = b0 + b1*t + (a-1)*y(-1) + ... + e
valor estimado de (a - 1): -1,0163
Estadístico de contraste: tau_ct(1) = -4,52179
valor p asintótico 0,001339
Coef. de autocorrelación de primer orden de e: -0,001
diferencias retardadas: F(9, 259) = 7,752 [0,0000]
```

Fuente: Elaboración propia

De acuerdo a la tabla 25, se observa que el P – valor: 0,001339, es < 0.05 (nivel de significancia del 5%), por lo tanto, se rechaza H_0 , la serie es estacionaria en media.

Teniendo en cuenta que la serie es estacionaria, no hay que tomar diferencias en la serie, y se continúa con el análisis.

Gráfico 29. Correlograma logaritmo renovaciones de CDATS



Fuente: Elaboración propia

Se observa en el gráfico 29, que en el correlograma simple las barras se truncan en 1 retardo, dando indicios de un modelo MA, mientras que en el correlograma parcial se extinguen las barras.

Se observa estacionalidad en el comportamiento del correlograma simple, cada 5 retardos.

4.3.3 Estimación de Modelos ARIMA.

Tabla 26. Estructura de los modelos ARIMA

Parte no estacional			Parte estacional		
(p,	d,	q)	(P,	D,	Q)
Ar	diferencias	Ma	Ar	Diferencias	Ma

Ar: Componente autoregresivo

I: Integración, si hay que tomar diferencias en la serie.

Ma: Componente de medias móviles.

En esta etapa se estiman los coeficientes asociados a los procesos identificados, en los diferentes modelos que se van a analizar.

Tabla 27. Modelo 1 (0, 1)

Modelo 1: ARMA, usando las observaciones 2015-02-02:2016-02-29 (T = 2					
Estimado usando el filtro de Kalman (MV exacta)					
Variable dependiente: logaritmo_Renovaciones					
Desviaciones típicas basadas en el Hessiano					
	Coeficiente	Desv. Típica	z	Valor p	
const	8,24788	0,0250868	328,8	0,0000	***
theta_1	-0,153865	0,0587415	-2,619	0,0088	***
Media de la vble. dep.	8,248302	D.T. de la vble. dep.		0,503548	
media innovaciones	-4,44e-06	D.T. innovaciones		0,496677	
Log-verosimilitud	-202,0855	Criterio de Akaike		410,1710	
Criterio de Schwarz	421,0861	Crit. de Hannan-Quinn		414,5485	
	Real Imaginaria		Módulo	Frecuencia	
MA					
Raiz 1	6,4992	0,0000	6,4992	0,0000	

Fuente: Elaboración propia

Tabla 28. Modelo 2 (0,2)

Modelo 2: ARMA, usando las observaciones 2015-02-02:2016-02-29 (T = 281)				
Estimado usando el filtro de Kalman (MV exacta)				
Variable dependiente: logaritmo_Renovaciones				
Desviaciones típicas basadas en el Hessiano				
	Coefficiente	Desv. Típica	z	Valor p
const	8,24785	0,0253879	324,9	0,0000 ***
theta_1	-0,154556	0,0596553	-2,591	0,0096 ***
theta_2	0,0109610	0,0568313	0,1929	0,8471
Media de la vble. dep.	8,248302	D.T. de la vble. dep.	0,503548	
media innovaciones	0,000044	D.T. innovaciones	0,496645	
Log-verosimilitud	-202,0672	Criterio de Akaike	412,1344	
Criterio de Schwarz	426,6878	Crit. de Hannan-Quinn	417,9711	

Fuente: Elaboración propia

Tabla 29. Modelo 3 (0, 1) (0,2)

Modelo 4: ARMA, usando las observaciones 2015-02-02:2016-02-29 (T = 281)				
Estimado usando el filtro de Kalman (MV exacta)				
Variable dependiente: logaritmo_Renovaciones				
Desviaciones típicas basadas en el Hessiano				
	Coefficiente	Desv. Típica	z	Valor p
const	8,24448	0,0346692	237,8	0,0000 ***
theta_1	-0,135548	0,0587741	-2,306	0,0211 **
Theta_1	0,248042	0,0594540	4,172	3,02e-05 ***
Theta_2	0,219123	0,0569588	3,847	0,0001 ***
Media de la vble. dep.	8,248302	D.T. de la vble. dep.	0,503548	
media innovaciones	0,002074	D.T. innovaciones	0,461664	
Log-verosimilitud	-181,8927	Criterio de Akaike	373,7854	
Criterio de Schwarz	391,9772	Crit. de Hannan-Quinn	381,0814	
	Real	Imaginaria	Módulo	Frecuencia
MA				
Raíz 1	7,3775	0,0000	7,3775	0,0000
MA (estacional)				
Raíz 1	-0,5660	-2,0599	2,1363	-0,2927
Raíz 2	-0,5660	2,0599	2,1363	0,2927
Contraste de normalidad de los residuos -				
Hipótesis nula: el error se distribuye normalmente				
Estadístico de contraste: Chi-cuadrado(2) = 3,83121				
con valor p = 0,147253				

Fuente: Elaboración propia

4.3.4 Diagnóstico

Tabla 30. Comparación de modelos ARIMA

Modelo	Estructura	Criterio Akaike
Modelo 1	(0,1)	410,1710
Modelo 2	(0,2)	412,1344
Modelo 3	(0, 1) (0,2)	373,7854

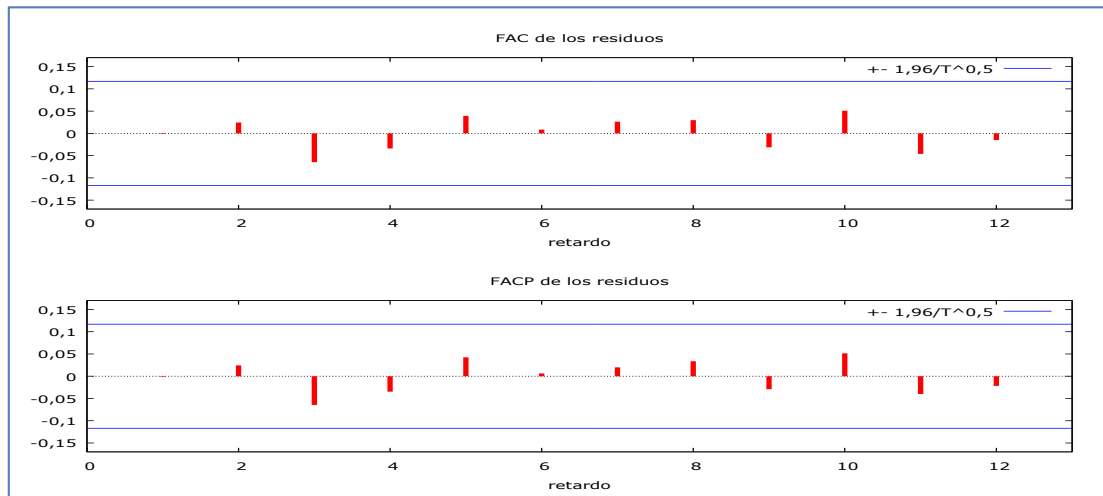
Fuente: Elaboración propia

De acuerdo a la tabla 30, se observa que el mejor modelo ARMA estimado es el 3, modelo que presenta el menor Criterio de Akaike (AIC).

Se valida la estacionariedad del modelo 1 (0,1),(0,2) identificando que las raíces en modulo son mayores que 1.

4.3.4.1 Análisis de los residuos de la serie renovaciones de CDAT.

Gráfico 30. Correlograma de residuos

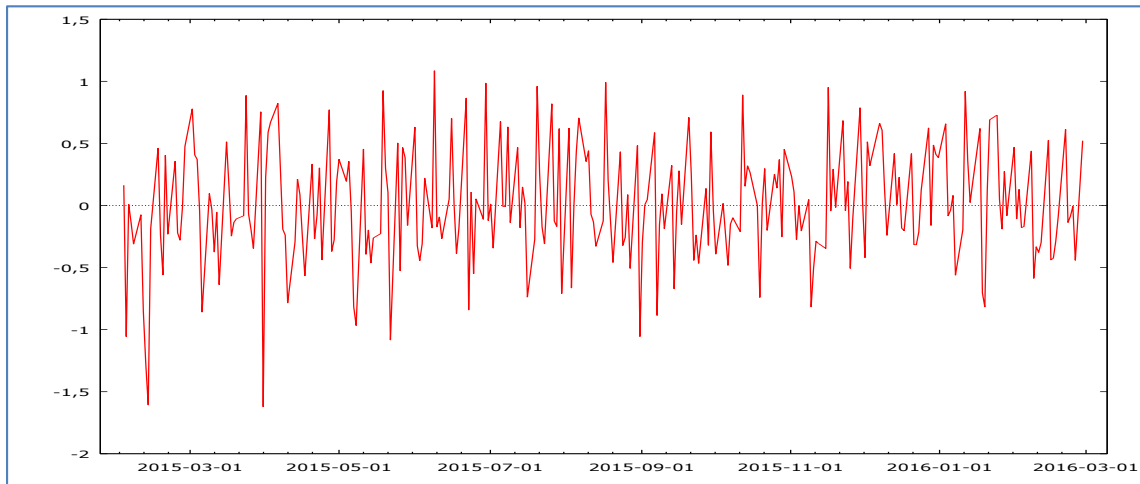


Fuente: Elaboración propia

Se pretende validar si los residuos son ruido blanco gaussiano.

Se observa según gráfico 30, que no hay problemas de autocorrelación, los residuos se encuentran dentro de las bandas de confianza.

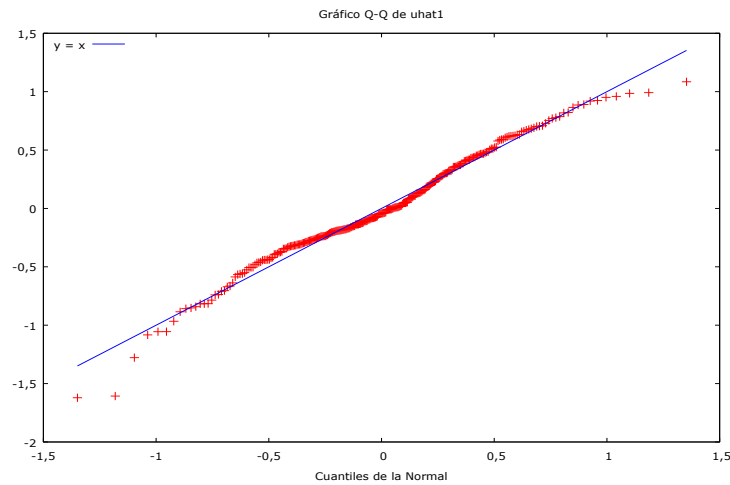
Gráfico 31. Residuos contra el tiempo, serie logaritmo renovaciones de CDAT modelo ARMA (0,1),(0,2)



Fuente: *Elaboración propia*

El gráfico 31, presenta variaciones positivas y negativas de residuos, no presenta tendencia, por lo tanto, se aproxima al comportamiento de ruido blanco gaussiano y en este caso la identificación y la estimación realizadas son válidas.

Gráfico 32. Normalidad de los residuos modelo serie logaritmo renovaciones de CDATS modelo ARMA (0,1),(0,2)



Fuente: Elaboración propia

H0: Los errores se distribuyen normalmente

HA: Los errores no se distribuyen normalmente

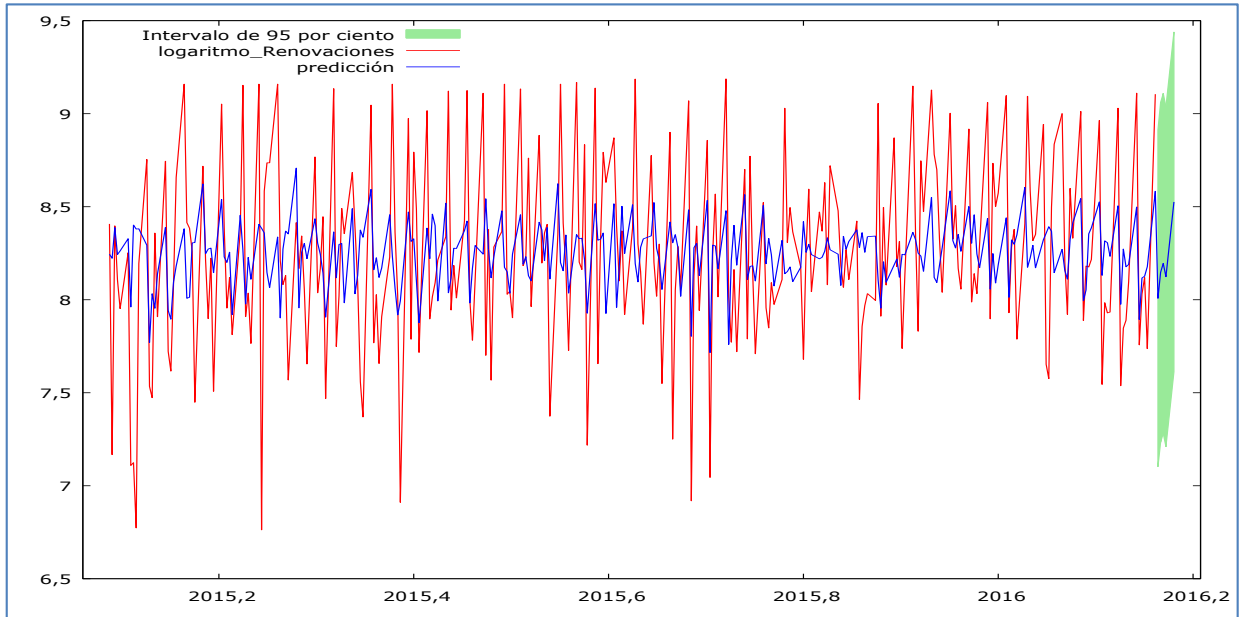
Contraste de la hipótesis nula de distribución normal:

Chi-cuadrado (2) = 3,831 con valor p 0,14725

De acuerdo al gráfico 32, y al contraste de normalidad, donde teniendo en cuenta que el p-valor es mayor al nivel de significancia 0.05, no se rechaza la hipótesis nula, es decir, se considera que el error se distribuye normalmente.

4.3.5 Predicción de los valores de la serie de tiempo.

Gráfico 33. Predicción logaritmo renovaciones de CDATS



Fuente: Elaboración propia

Se procede a realizar la predicción de la serie renovaciones de CDATS, cifras en millones de pesos, para 5 días hábiles correspondientes al periodo comprendido entre el 1 al 7 de marzo de 2016.

En el gráfico 33, se observa el comportamiento del logaritmo de la serie renovaciones de CDATS, y la predicción del mejor modelo que se ajusta al comportamiento de los datos de la serie, ARMA (0,1), (0,2). La predicción recoge la información de la variable observada, recogiendo el comportamiento de la serie, aunque no se aproxima a los cambios fuertes de la misma.

Tabla 31. Predicción de la serie renovaciones de CDAT.

Periodos proyectados	Valores proyectados en Millones de pesos	Intervalos de confianza al 95% (en millones de pesos)	
1/03/2016	3003,8798	1215,3848	7424,2355
2/03/2016	3455,2808	1386,5030	8610,8473
3/03/2016	3623,4250	1453,9743	9029,8768
4/03/2016	3373,1456	1353,5445	8406,1680
7/03/2016	5042,2768	2023,3180	12565,7734

Fuente: Elaboración propia

Se observa en la tabla 31, que los intervalos de confianza de las predicciones al 95%, presentan un rango amplio, teniendo en cuenta la dispersión de los datos de la serie.

Se considera que la predicción obtenida del modelo es útil, teniendo en cuenta que la serie de renovaciones de CDATS no presenta un comportamiento constante en el tiempo, y es muy difícil estimar sus valores futuros.

Se calcula que el 58% de las estimaciones de la serie original, registran una variabilidad de + o – 35% sobre los valores observados en dichos periodos. Estimaciones que reducen la incertidumbre.

4.3.6 Análisis de errores de la predicción

	Log Renovaciones CDATS	estimada	residuo
2015-02-11	7,123673	8,401480	-1,277807 *
2015-02-12	6,773080	8,379833	-1,606752 *
2015-03-31	6,762730	8,383962	-1,621233 *

Tabla 32. Errores del Modelo ARMA (0,1),(0,2

Nota: * denota un residuo superior a 2.5 desviaciones típicas
Estadísticos de evaluación de la predicción

Error medio	0,0020745
Error cuadrático medio	0,21407
Raíz del Error cuadrático medio	0,46268
Error absoluto medio	0,36317
Porcentaje de error medio	-0,30284
Porcentaje de error absoluto medio	4,4332
U de Theil	0,60722

Fuente: *Elaboración propia*

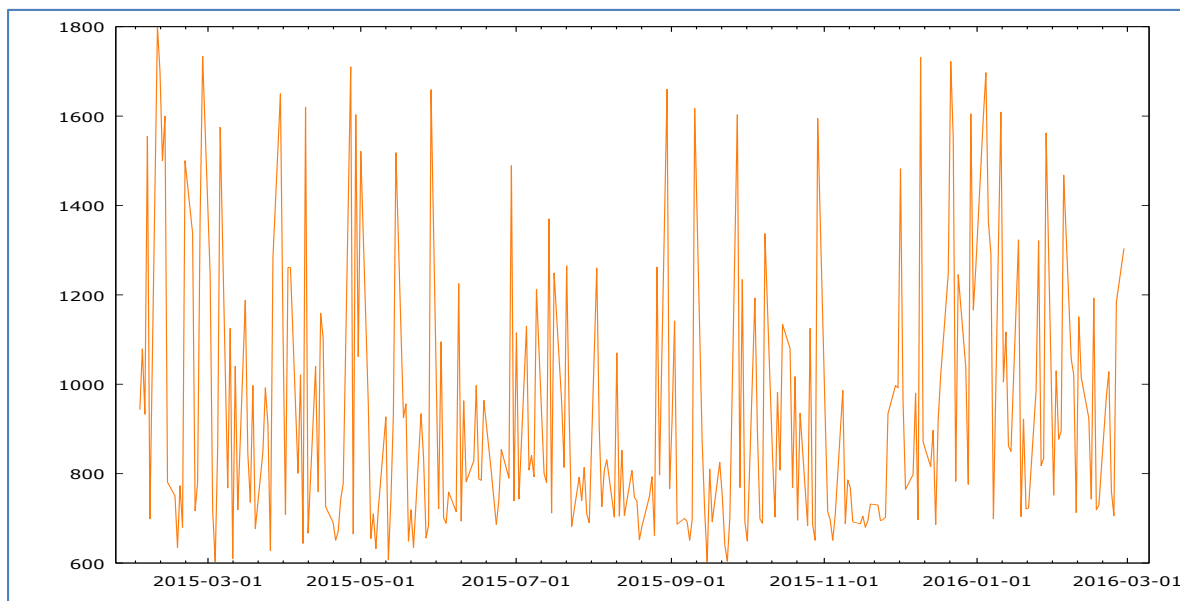
Únicamente en 3 observaciones, se denota un residuo superior a 2.5 desviaciones típicas.

Los errores del modelo según la tabla, son bajos, lo que indica que el modelo es adecuado.

4.4 SERIE CAPTACIONES DE CDATS

4.4.1 Análisis Exploratorio

Gráfico 34. Serie de tiempo captaciones de CDATS



Fuente: *Elaboración propia*

De acuerdo al gráfico 34, se observa que la serie es un poco más regular (menor variabilidad), exceptuando algunos valores más altos que los demás y que podrían representar valores atípicos. No se identifica tendencia en la serie y a simple vista no se puede determinar si existe estacionalidad.

Las captaciones de CDATS dependen de factores como la fidelización de los asociados, una tasa de reciprocidad más atractiva que la que ofrece la competencia y por ultimo cumplimiento de metas comerciales.

Tabla 33. Estadísticos básicos de la variable Captaciones de CDATS

	Captaciones CDAT
Media	940,40
Mediana	814,00
C.V.	0,31654
Asimetría	1,1779
Exc. de curtosis	0,37627

Fuente: *Elaboración propia*

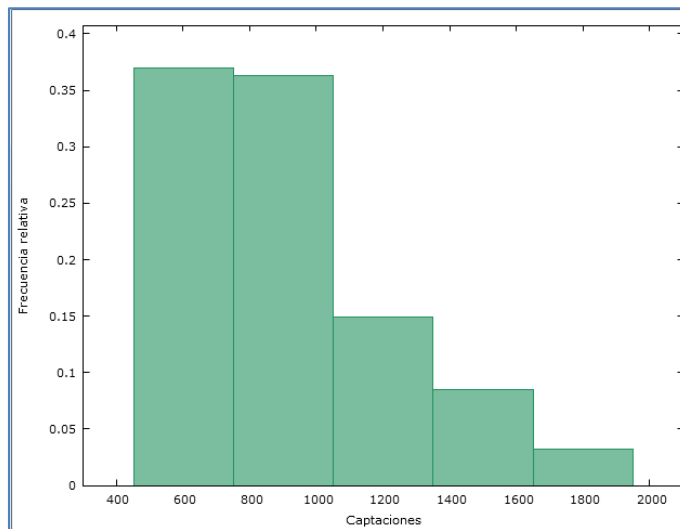
De acuerdo a la Tabla 33, el coeficiente de asimetría (1,1779) identifica que la curva de la variable captaciones de CDATS es asimétricamente positiva, como se observa en el gráfico 35 (Histograma serie de tiempo captaciones de CDATS) es decir:

- La mayoría de los datos se encuentran por encima del valor de la media aritmética.
- Los valores se concentran en mayor proporción hacia la parte izquierda de la media,
- Hay valores más separados de la media a la derecha.
- La mediana es distante a la media, situación que reafirma la asimetría positiva de la variable.

Continuando con el análisis el Coeficiente de Variación (C.V.) de la variable captaciones de CDATS es alto superando el 50%, por lo tanto, presenta heterogeneidad en sus valores.

El resultado obtenido de la curtosis es mayor a cero, con lo cual se identifica que existe una gran concentración de valores alrededor de la media, indicativo de baja dispersión de datos.

Gráfico 35. Histograma serie de tiempo Captaciones de CDAT

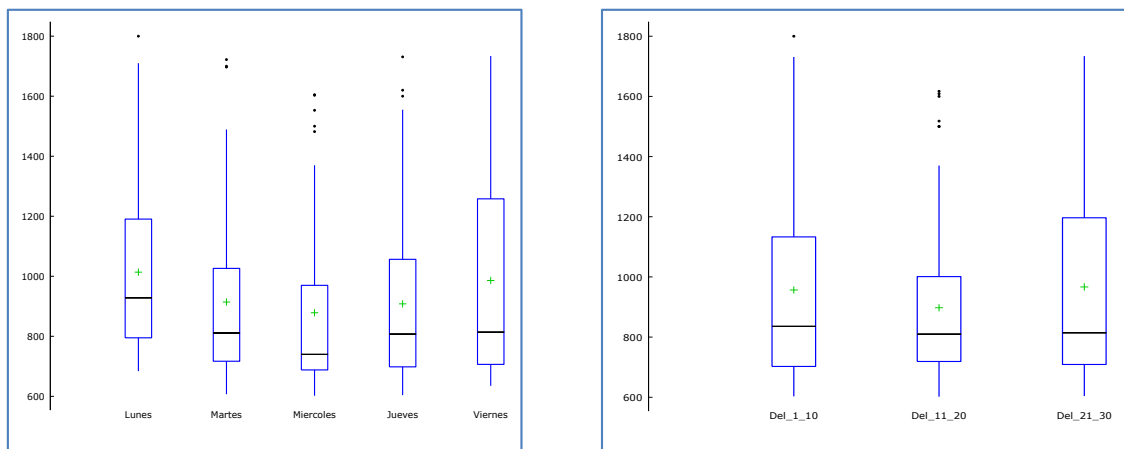


Fuente: *Elaboración propia*

Se aprecia en el gráfico 35, se observa que los valores de la serie presentan distribución asimétrica positiva es decir sesgo a la derecha, lo que muestra que existen pocas observaciones de la media hacia la derecha.

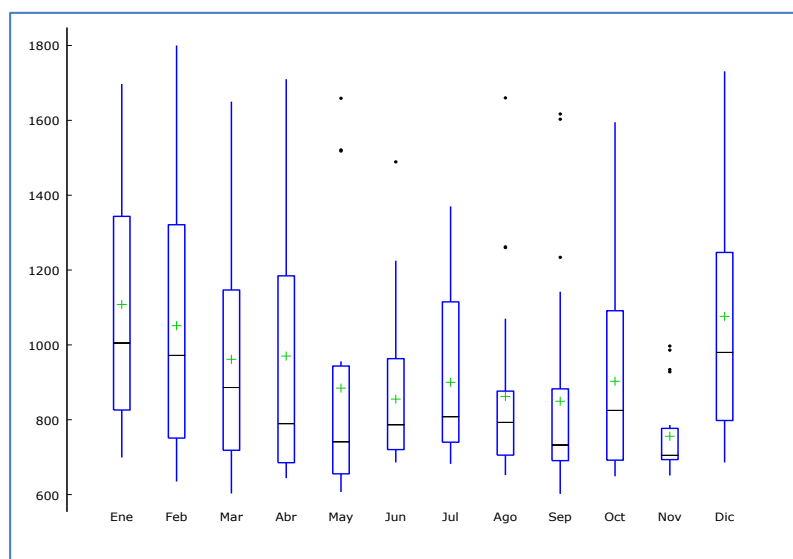
Adicional se observa en el gráfico 35, que el 73% de los datos de la serie de tiempo captaciones de CDATS se concentran aproximadamente entre los valores comprendidos entre \$450 y \$1.100 millones y solo un 4% de los datos observados superan la cuantía de \$1.700 millones.

Gráfico 36. Gráficos de Caja serie de tiempo captaciones CDAT



36.1 Gráfico de caja por días de la semana

36.2 Gráfico de caja en tres momentos del mes.



36.3. Gráfico de cajas mes a mes.

Fuente: *Elaboración propia*

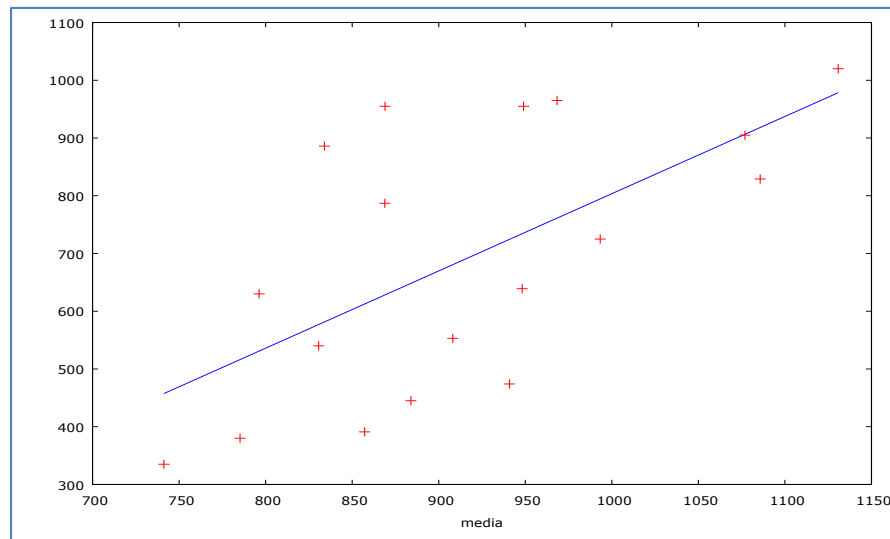
De acuerdo a la Gráfica 36.1, se observa que el comportamiento por día muestra que en los días lunes y viernes se registran las mayores captaciones de CDATS, efecto que podría atribuirse a las captaciones no realizadas los días sábados y domingos a diferencia de los demás días de la semana donde su comportamiento es estable.

Al analizar el gráfico 36.2, se observa que el comportamiento es muy similar iniciando y finalizando el mes, efecto que podría atribuirse a la consecución de inversionistas como cumplimiento de metas comerciales.

En el gráfico 36.3, se presenta la información de la serie agrupada por meses con la finalidad de identificar si existe alguna tendencia, el comportamiento de esta variable mes a mes no es constante, las mayores captaciones se presentan en los meses de enero y diciembre y la más baja en el mes de noviembre.

4.4.2 Identificación.

Gráfico 37. Rango – Media captaciones de CDATS



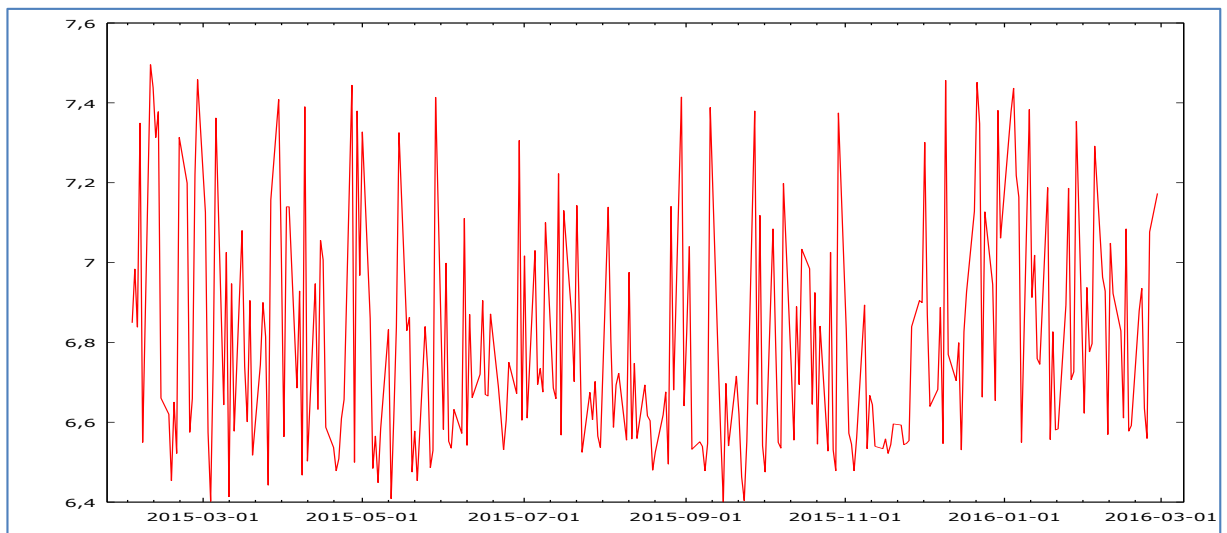
Fuente: Elaboración propia

Se verifica si la serie captaciones de CDATS es estacionaria en media y en varianza a través del gráfico de rango media y de la prueba de raíz unitaria, Dickey-Fuller aumentado.

Se refleja en la gráfica 37, que los valores de la serie captaciones de CDATS no tienden a oscilar alrededor de una media constante y la variabilidad con respecto a esa media no permanece constante en el tiempo, existe dispersión, por lo cual se

determina que la serie no es estacionaria en varianza, y se debe transformar la serie aplicando logaritmos, se suaviza la serie.

Gráfico 38. Gráfico logaritmos captaciones de CDATS



Fuente: Elaboración propia

Tabla 34. Prueba de raíz unitaria DickeyFuller aumentado

```
Contraste aumentado de Dickey-Fuller para Captaciones
incluyendo un retardo de (1-L)Captaciones
(el máximo fue 5, el criterio AIC)
tamaño muestral 279
hipótesis nula de raíz unitaria: a = 1

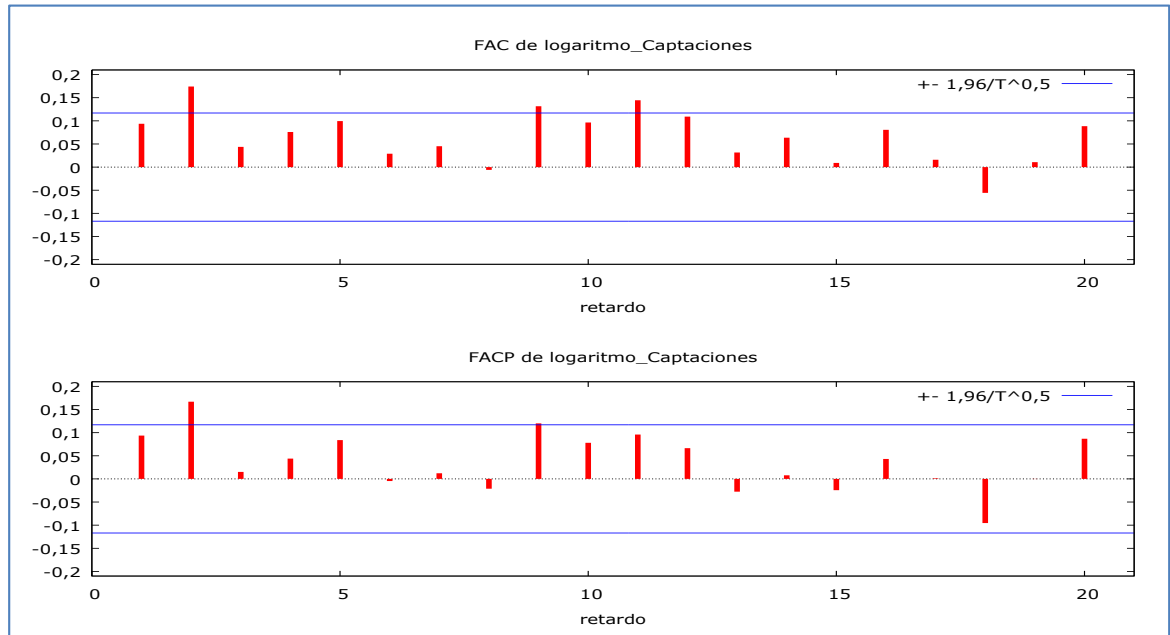
contraste con constante
modelo: (1-L)y = b0 + (a-1)*y(-1) + ... + e
valor estimado de (a - 1): -0,746631
Estadístico de contraste: tau_c(1) = -9,34513
valor p asintótico 3,997e-017
Coef. de autocorrelación de primer orden de e: -0,002

con constante y tendencia
modelo: (1-L)y = b0 + b1*t + (a-1)*y(-1) + ... + e
valor estimado de (a - 1): -0,746617
Estadístico de contraste: tau_ct(1) = -9,32547
valor p asintótico 3,706e-017
Coef. de autocorrelación de primer orden de e: -0,002
```

Fuente: Elaboración propia

De acuerdo a la tabla 34, se observa que el P – valor: $3,706e-017$, es < 0.05 (nivel de significancia del 5%), por lo tanto, se rechaza H_0 , la serie es estacionaria en media.

Gráfico 39. Correlograma logaritmo captaciones de CDATS



Fuente: Elaboración propia

Se observa en el gráfico 39, que en el correlograma simple las barras se truncan en 1 retardo, dando indicios de un modelo MA, mientras que en el correlograma parcial se extinguen las barras.

No Se observa estacionalidad en el comportamiento del correlograma simple.

4.4.3 Estimación de Modelos ARIMA.

Tabla 35. Estructura de los modelos ARIMA

Parte no estacional			Parte estacional		
(p,	d,	q)	(P,	D,	Q)
Ar	diferencias	Ma	Ar	Diferencias	Ma

Ar: Componente autoregresivo

I: Integración, si hay que tomar diferencias en la serie.

Ma: Componente de medias móviles

En esta etapa se estiman los coeficientes asociados a los procesos identificados, en los diferentes modelos que se van a analizar.

Tabla 36. Modelo 1 (0,1)

Modelo 4: ARMA, usando las observaciones 2015-02-02:2016-02-29 (T = 281)					
Estimado usando el filtro de Kalman (MV exacta)					
Variable dependiente: l_Captaciones					
Desviaciones típicas basadas en el Hessiano					
	Coeficiente	Desv. Típica	z	Valor p	
-----	-----	-----	-----	-----	-----
const	6,80316	0,0180916	376,0	0,0000	***
theta_1	0,0702742	0,0515130	1,364	0,1725	
Media de la vble. dep.	6,803060	D.T. de la vble. dep.	0,284868		
media innovaciones	-7,70e-06	D.T. innovaciones	0,283423		
Log-verosimilitud	-44,43484	Criterio de Akaike	94,86968		
Criterio de Schwarz	105,7847	Crit. de Hannan-Quinn	99,24724		

Fuente: Elaboración propia

Solo la constante es significativa, no cumple con el supuesto de la normalidad.

Tabla 37. Modelo 2 (0,1,1)

Modelo 15: ARIMA, usando las observaciones 2015-02-03:2016-02-29 (T = 280)				
Estimado usando el filtro de Kalman (MV exacta)				
Variable dependiente: (1-L) 1_Captaciones				
Desviaciones típicas basadas en el Hessiano				
	Coeficiente	Desv. Típica	z	Valor p
-----	-----	-----	-----	-----
const	-0,000297787	0,00119939	-0,2483	0,8039
theta_1	-0,932348	0,0270516	-34,47	2,63e-260 ***
Media de la vble. dep.	0,001158	D.T. de la vble. dep.	0,383576	
media innovaciones	-0,001006	D.T. innovaciones	0,280088	
Log-verosimilitud	-41,97757	Criterio de Akaike	89,95514	
Criterio de Schwarz	100,8595	Crit. de Hannan-Quinn	94,32889	

Fuente: Elaboración propia

Tabla 38. Modelo 3 (0, 2,1) (0,2,1)

Modelo 14: ARIMA, usando las observaciones 2015-02-18:2016-02-29 (T = 269)				
Estimado usando el filtro de Kalman (MV exacta)				
Variable dependiente: (1-L)^2(1-Ls)^2 1_Captaciones				
Desviaciones típicas basadas en el Hessiano				
	Coeficiente	Desv. Típica	z	Valor p
-----	-----	-----	-----	-----
const	-5,43929e-06	5,67147e-05	-0,09591	0,9236
theta_1	-1,00000	0,0143646	-69,62	0,0000 ***
Theta_1	-0,999999	0,0225109	-44,42	0,0000 ***
Media de la vble. dep.	-0,002436	D.T. de la vble. dep.	1,573387	
media innovaciones	-0,015452	D.T. innovaciones	0,530123	
Log-verosimilitud	-226,5662	Criterio de Akaike	461,1324	
Criterio de Schwarz	475,5112	Crit. de Hannan-Quinn	466,9069	

Fuente: Elaboración propia

4.4.4 Diagnóstico

Tabla 39. Comparación de modelos ARIMA

Modelo	Estructura	Criterio Akaike	Valor p contraste normalidad
Modelo 1	(0,1)	94,86968	0,00000
Modelo 2	(0,1,1)	89,95514	0,00000
Modelo 3	(0, 2,1)	268,7051	0,45653

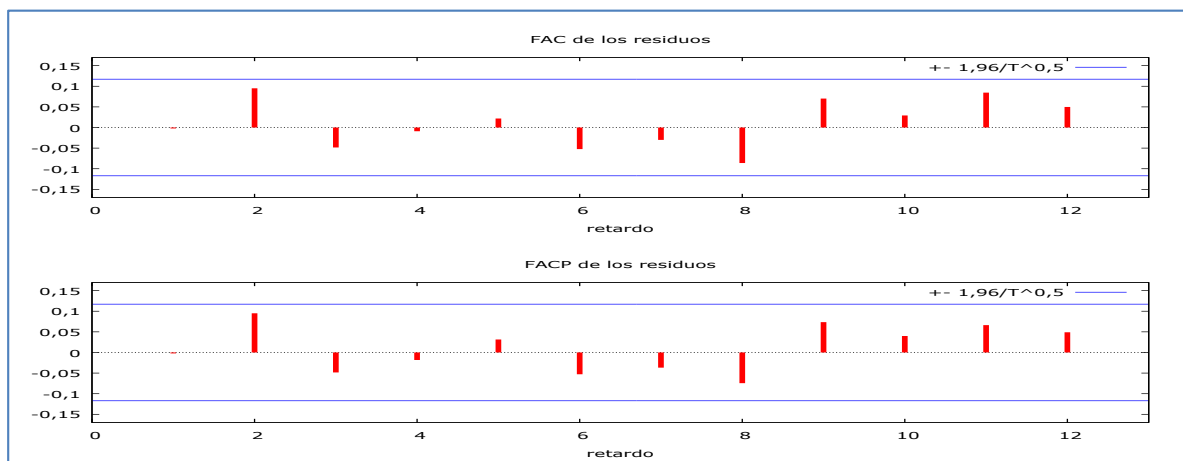
Fuente: Elaboración propia

De acuerdo a la tabla 39, se observa que el mejor modelo ARMA estimado es el 2, modelo que presenta el menor Criterio de Akaike (AIC).

Se selecciona el modelo 2, aunque no cumple con el criterio de la normalidad de los residuos, no presenta problemas de autocorrelación, a diferencia del modelo 3 (ver gráfico 40).

4.4.5 Análisis de los residuos de la serie captaciones de CDATS.

Gráfico 40. Correlograma de residuos modelo 2 ARIMA (0,1,1)

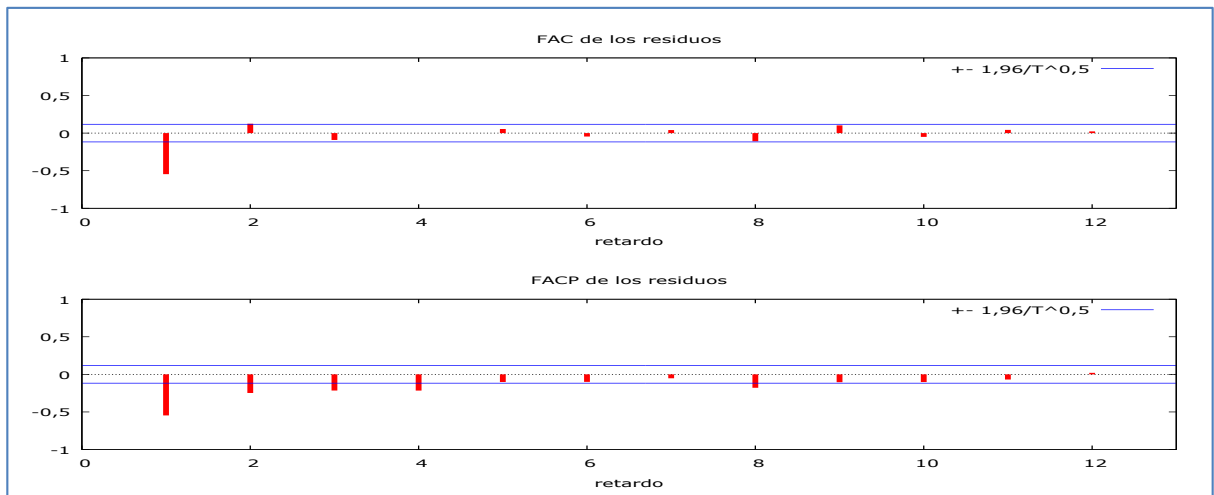


Fuente: Elaboración propia

Se pretende validar si los residuos son ruido blanco gaussiano.

De acuerdo al gráfico 40, se observa que no hay problemas de autocorrelación, los residuos se encuentran dentro de las bandas de confianza.

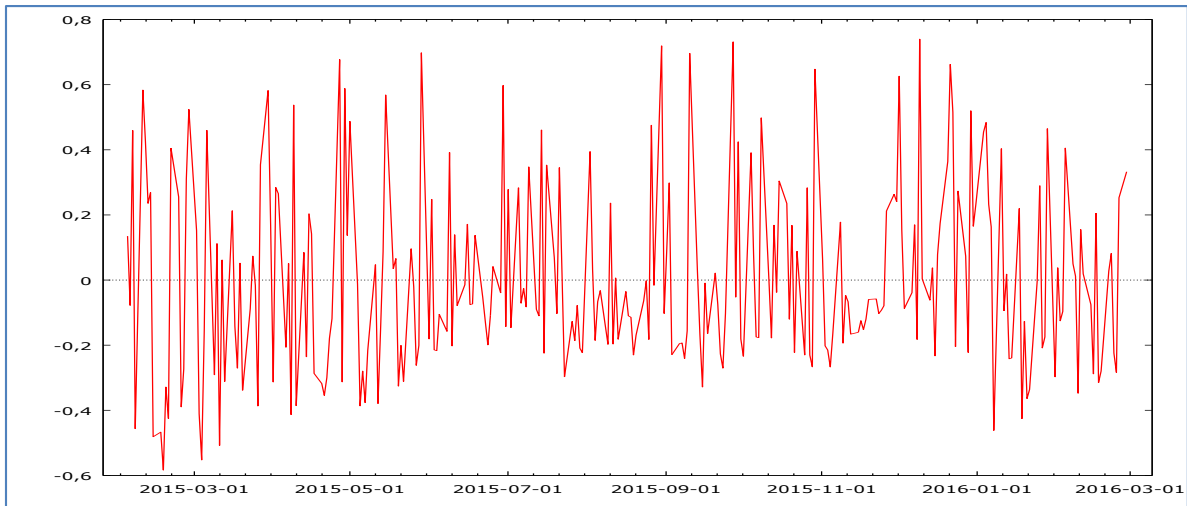
Gráfico 41. Correlograma de residuos modelo 3 ARIMA (0,2,1)



Fuente: Elaboración propia

Se observa en el gráfico 41, que hay problemas de autocorrelación, los residuos se encuentran fuera de las bandas de confianza en varios retardos.

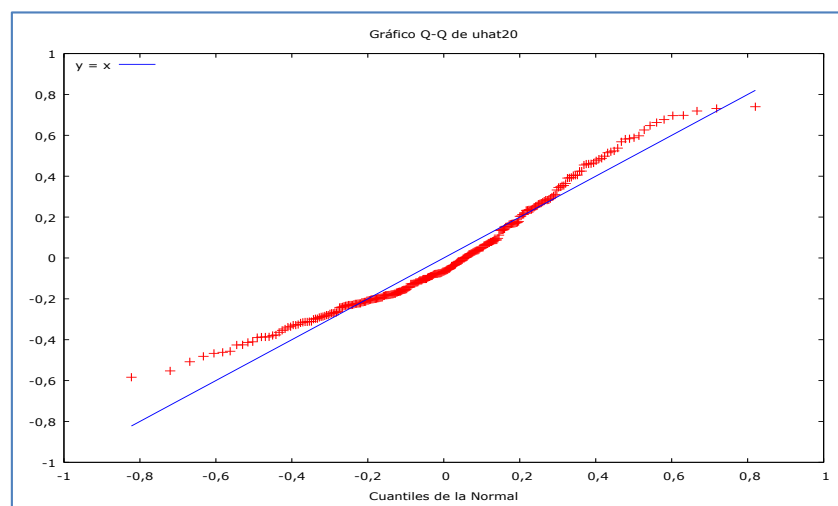
Gráfico 42. Residuos contra el tiempo, serie logaritmo captaciones de CDATS modelo ARMA (0,1), (0,2)



Fuente: Elaboración propia

El gráfico 42, presenta variaciones positivas y negativas de residuos, no presenta tendencia, por lo tanto, se aproxima al comportamiento de ruido blanco gaussiano y en este caso la identificación y la estimación realizadas son válidas.

Gráfico 43. Normalidad de los residuos modelo serie logaritmo captaciones de CDATS



Fuente: Elaboración propia

H0: Los errores se distribuyen normalmente

HA: Los errores no se distribuyen normalmente

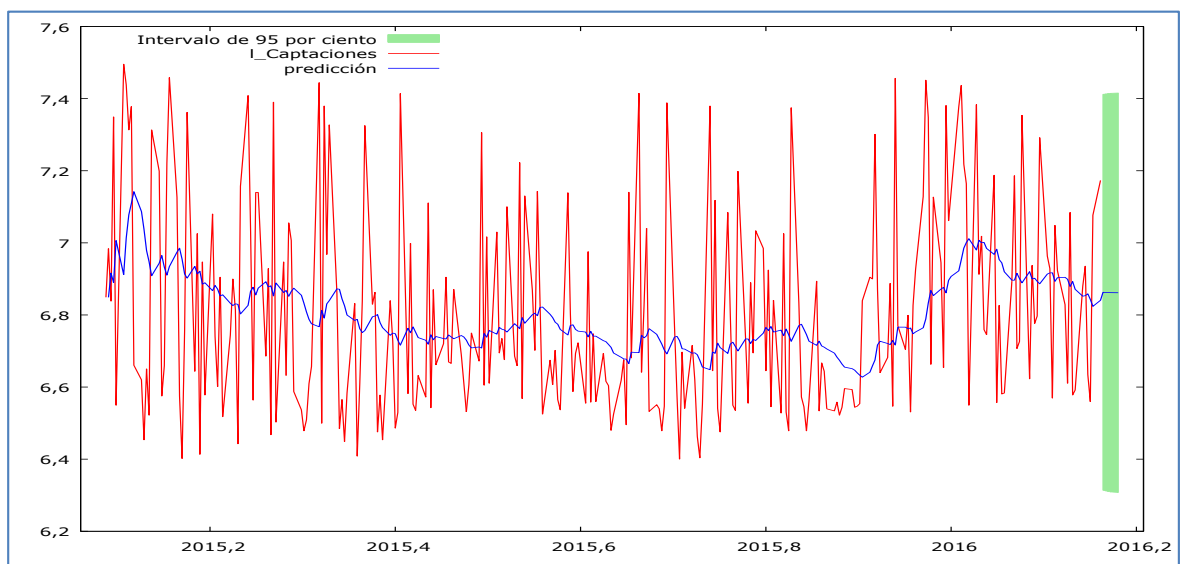
Contraste de la hipótesis nula de distribución normal:

Chi-cuadrado (2) = 38,9683 con valor p 3,45248e-009

De acuerdo al gráfico 43, y al contraste de normalidad, donde teniendo en cuenta que el p-valor es menor al nivel de significancia 0.05, se rechaza la hipótesis nula, es decir, se considera que el error no se distribuye normalmente.

4.4.6 Predicción de los valores.

Gráfico 44. Predicción logaritmo captaciones de CDATS



Fuente: Elaboración propia

Se procede a realizar la predicción de la serie captaciones de CDATS, cifras en millones de pesos, para 5 días hábiles correspondientes al periodo comprendido entre el 1 al 7 de marzo de 2016.

En el gráfico 44, se observa el comportamiento del logaritmo de la serie captaciones de CDATS, y la predicción del mejor modelo que se ajusta al comportamiento de los datos de la serie, ARMA (0,1,1). La predicción recoge la información de la variable observada, asimilando el comportamiento de la serie, aunque no se aproxima a los cambios medios y fuertes de la misma.

Tabla 40. Predicción de la serie captaciones de CDATS.

Periodos proyectados	Valores proyectados en Millones de pesos	Intervalos de confianza al 95% (en millones de pesos)	
1/03/2016	956,0546	552,1684	1655,3653
2/03/2016	955,7697	551,3115	1656,9503
3/03/2016	955,4859	550,4582	1658,5317
4/03/2016	955,2012	549,6073	1660,1114
7/03/2016	954,9166	548,7593	1661,6860

Fuente: Elaboración propia

Se observa en la tabla 40, que los intervalos de confianza de las predicciones al 95%, presentan un rango bajo, aunque existe dispersión en los datos de la serie.

Se considera que la predicción obtenida del modelo es útil, teniendo en cuenta que la serie de captaciones de CDATS no presenta un comportamiento constante en el tiempo, y es muy difícil estimar sus valores futuros.

Se calcula que el 71% de las estimaciones de la serie original, registran una variabilidad de + o – 30% sobre los valores observados en dichos periodos. Estimaciones que reducen la incertidumbre.

4.4.7 Análisis de errores de la predicción

	Log Captaciones	estimada	residuo
2015-08-31	7,414573	6,695397	0,719176 *
2015-09-28	7,379632	6,648203	0,731429 *
2015-12-10	7,456455	6,716453	0,740002 *

Tabla 41. Errores del Modelo ARMA (0,1,1)

Nota: * denota un residuo superior a 2.5 desviaciones típicas
Estadísticos de evaluación de la predicción

Error medio	-0,0010065
Error cuadrático medio	0,079181
Raíz del Error cuadrático medio	0,28139
Error absoluto medio	0,22848
Porcentaje de error medio	-0,17303
Porcentaje de error absoluto medio	3,3245
U de Theil	0,74308

Fuente: Elaboración propia

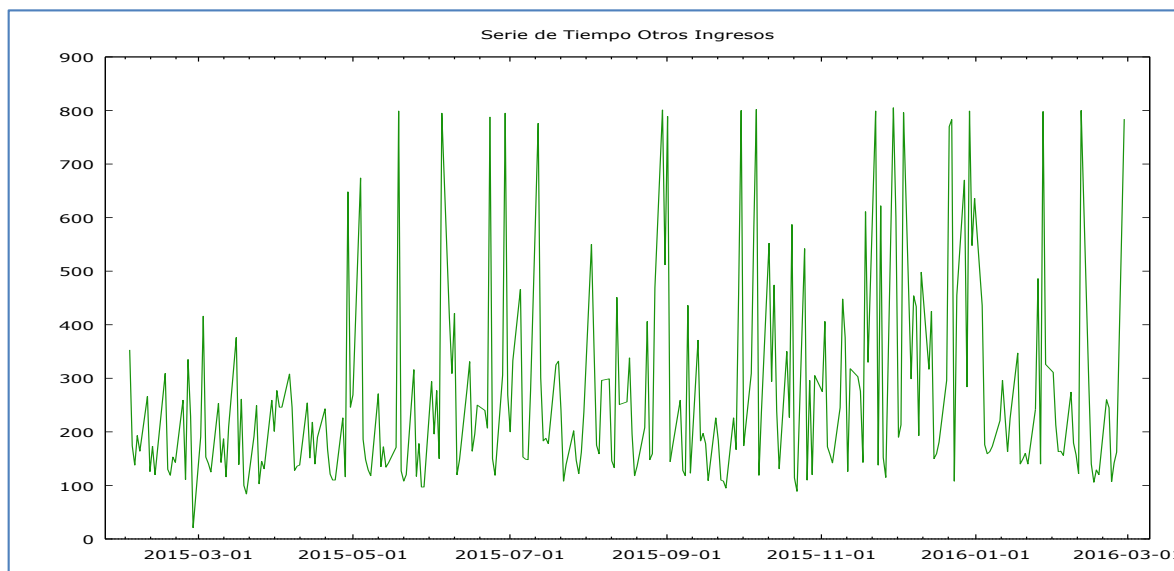
Únicamente en 3 observaciones, se denota residuo superior a 2.5 desviaciones típicas.

Los errores del modelo según la tabla, son bajos, lo que indica que el modelo es adecuado.

4.5 SERIE OTROS INGRESOS

4.5.1 Análisis Exploratorio

Gráfico 45. Serie de tiempo otros ingresos



Fuente: *Elaboración propia*

De acuerdo a la Gráfica 45, de febrero a agosto se identifica un comportamiento similar, con algunos puntos altos, de septiembre a febrero los puntos altos aumentan en cantidad y valor, presentando mayor dispersión. Esta serie no muestra tendencia, ni estacionalidad.

Tabla 42. Estadísticos básicos de la variable Otros ingresos

	Otros Ingresos de Caja
Media	269,86
Mediana	197,00
C.V.	0,68555
Asimetría	1,6294
Exc. de curtosis	1,8999

Fuente: *Elaboración propia*

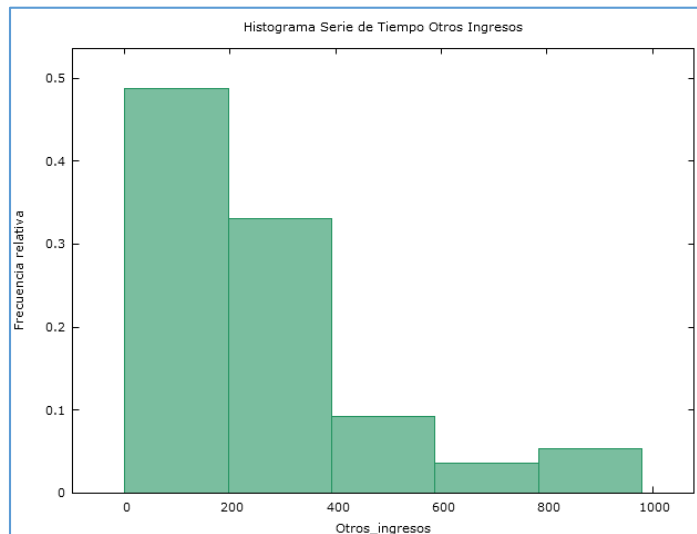
De acuerdo a la Tabla 42, el coeficiente de asimetría (1,6294) identifica que la curva de la variable otros ingresos es asimétricamente positiva, como se observa en el gráfico 46 (Histograma serie de tiempo otros ingresos) es decir:

- La mayoría de los datos se encuentran por encima del valor de la media aritmética.
- Los valores se concentran en mayor proporción hacia la parte izquierda de la media,
- Hay valores más separados de la media a la derecha.
- La mediana es distante a la media, situación que reafirma la asimetría positiva de la variable.

Continuando con el análisis el Coeficiente de Variación (C.V.) de la variable otros ingresos es muy alto cercano al 100%, por lo tanto, presenta alta heterogeneidad en sus valores.

El resultado obtenido de la curtosis es mayor a cero, con lo cual se identifica que existe una gran concentración de valores alrededor de la media, indicativo de baja dispersión de los datos.

Gráfico 46. Histograma serie de tiempo otros ingresos

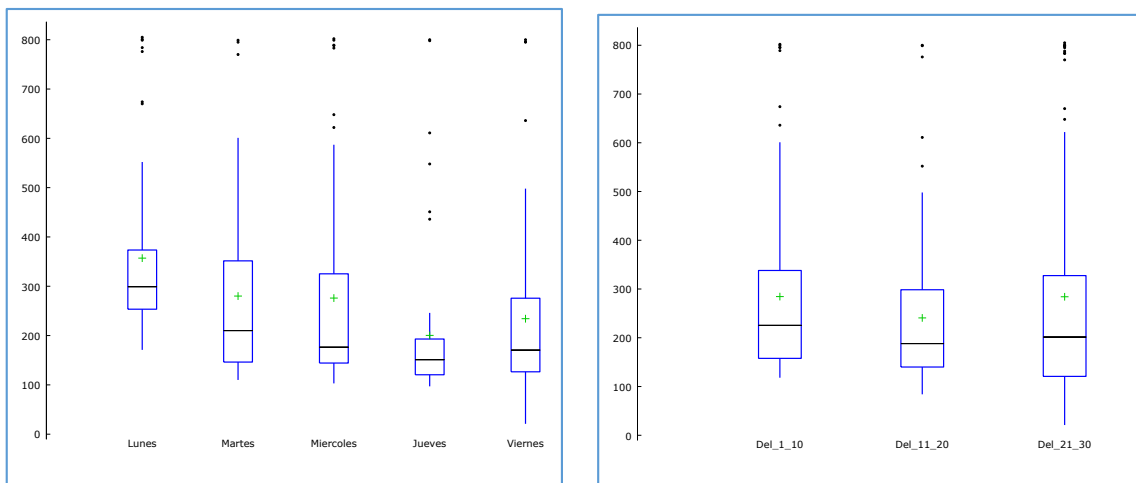


Fuente: *Elaboración propia*

Se aprecia en el gráfico 46, se observa que los valores de la serie presentan distribución asimétrica positiva es decir sesgo a la derecha, lo que muestra que existen pocas observaciones de la media hacia la derecha.

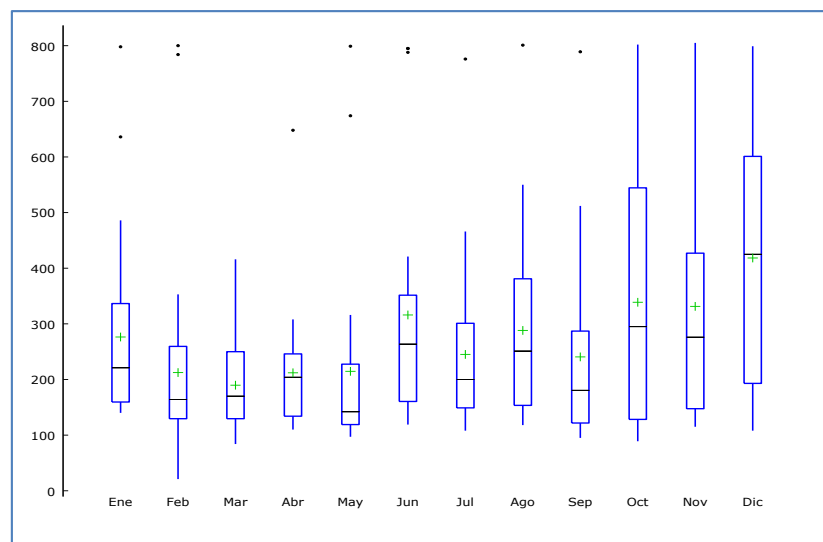
Adicional se observa en el gráfico 46, que el 80% de los datos de la serie de tiempo Otros Ingresos se concentran aproximadamente entre los valores comprendidos entre \$1 y \$400 millones y solo un 6% de los datos observados superan la cuantía de \$800 millones.

Gráfico 47. Gráfico de Caja serie de tiempo otros ingresos



47.1 Gráfico de caja por días de la semana

47.2 Gráfico de caja en tres momentos del



47.3. Gráfico de cajas mes a mes.

Fuente: Elaboración propia

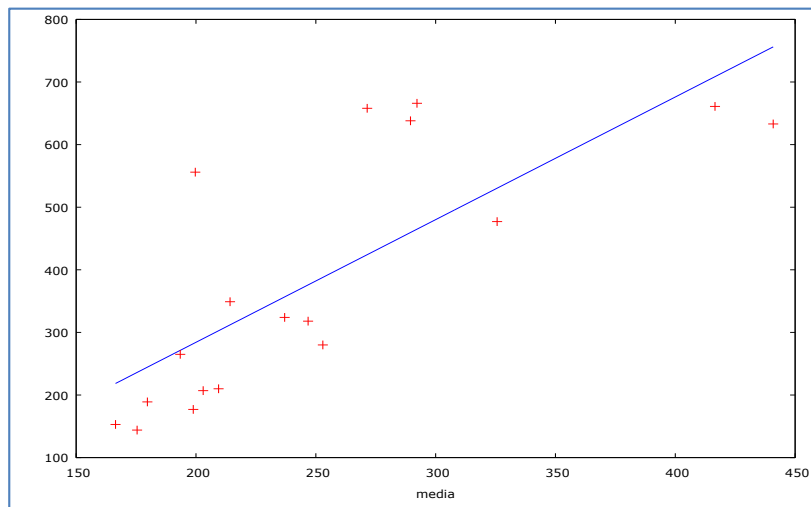
Se observa en el gráfico 47.1, que la serie presenta un comportamiento muy similar en los días lunes, martes, miércoles y viernes, el día jueves presenta una tendencia que no es constante con lo observado los demás días de la semana.

De acuerdo al gráfico 47.2, donde se analiza el comportamiento durante el mes se puede observar que tiene una tendencia constante durante todo el tiempo.

En el gráfico 47.3, se identifica que la variable tiene un comportamiento al alza específicamente en el último trimestre del año.

4.5.2 Identificación.

Gráfico 48. Rango – Media Otros ingresos

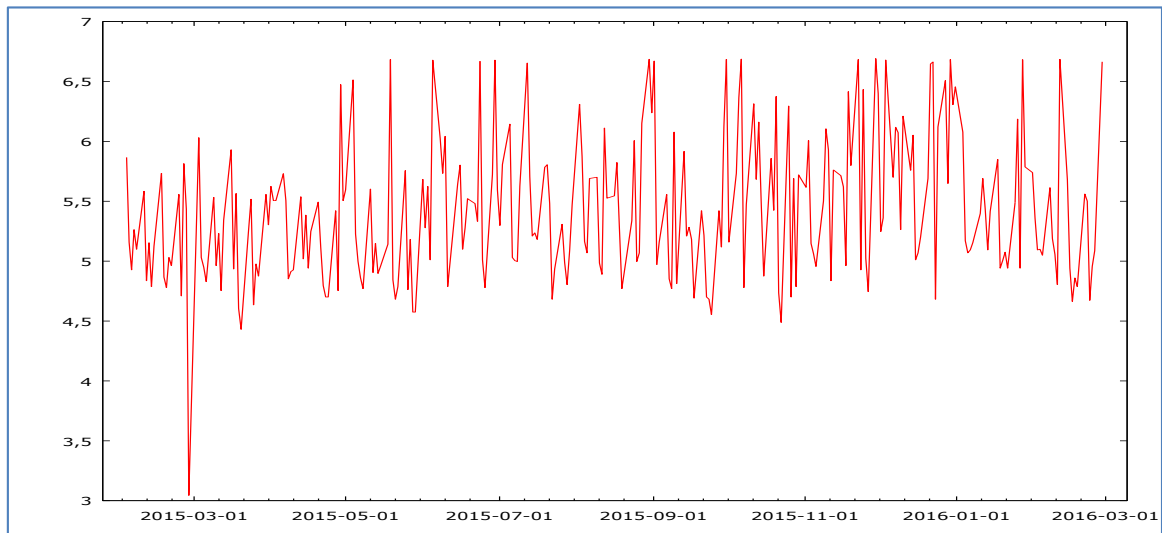


Fuente: *Elaboración propia*

Se verifica si la serie otros ingresos es estacionaria en media y en varianza a través del gráfico de rango media y de la prueba de raíz unitaria, Dickey-Fuller aumentado.

Se refleja en la gráfica 48, que los valores de la serie Otros ingresos no tienden a oscilar alrededor de una media constante y la variabilidad con respecto a esa media no permanece constante en el tiempo, existe dispersión, por lo cual se determina que la serie no es estacionaria en varianza, y se debe transformar la serie aplicando logaritmos, se suaviza la serie.

Gráfico 49. Gráfico logaritmos Otros ingresos



Fuente: Elaboración propia

Tabla 43. Prueba de raíz unitaria DickeyFuller aumentado

```
Contraste aumentado de Dickey-Fuller para Otros_ingresos
incluyendo 0 retardos de (1-L)Otros_ingresos
(el máximo fue 10, el criterio AIC)
tamaño muestral 280
hipótesis nula de raíz unitaria: a = 1

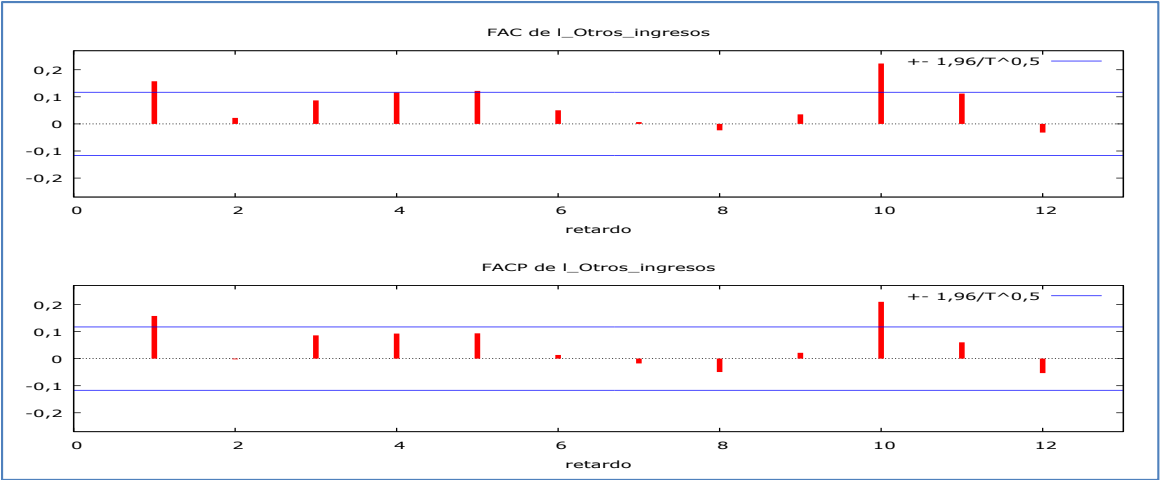
con constante y tendencia
modelo: (1-L)y = b0 + b1*t + (a-1)*y(-1) + e
valor estimado de (a - 1): -0,899884
Estadístico de contraste: tau_ct(1) = -14,9049
Valor p 4,106e-028
Coef. de autocorrelación de primer orden de e: -0,000

con constante y tendencia cuadrática
modelo: (1-L)y = b0 + b1*t + b2*t^2 + (a-1)*y(-1) + e
valor estimado de (a - 1): -0,915657
Estadístico de contraste: tau_ctt(1) = -15,0878
Valor p 1,673e-027
Coef. de autocorrelación de primer orden de e: 0,000
```

Fuente: Elaboración propia

De acuerdo a la tabla 43, se observa que el P – valor: 1,673e-027, es < 0.05 (nivel de significancia del 5%), por lo tanto, se rechaza H_0 , la serie es estacionaria en media.

Gráfico 50. Correlograma logaritmo Otros ingresos



Fuente: Elaboración propia

Se observa en el gráfico 50, que en el correlograma simple las barras se truncan en 1 retardo, dando indicios de un modelo MA, y a su vez en el correlograma parcial se truncan las barras, podría ser un modelo mixto ARMA. No Se observa estacionalidad en el comportamiento del correlograma simple.

4.5.3 Estimación de Modelos ARIMA.

Tabla 44. Estructura modelos ARIMA

Parte no estacional			Parte estacional		
(p,	d,	q)	(P,	D,	Q)
Ar	diferencias	Ma	Ar	Diferencias	Ma

- Ar:** Componente autoregresivo
- I:** Integración, si hay que tomar diferencias en la serie.
- Ma:** Componente de medias móviles

En esta etapa se estiman los coeficientes asociados a los procesos identificados, en los diferentes modelos que se van a analizar.

Tabla 45. Modelo 1 (0, 1)

Modelo 4: ARMA, usando las observaciones 2015-02-02:2016-02-29 (T = 281)					
Estimado usando el filtro de Kalman (MV exacta)					
Variable dependiente: l_Otros_ingresos					
Desviaciones típicas basadas en el Hessiano					
	Coeficiente	Desv. Típica	z	Valor p	
const	5,41413	0,0401293	134,9	0,0000	***
theta_1	0,162376	0,0598490	2,713	0,0067	***
Media de la vble. dep.	5,413099	D.T. de la vble. dep.		0,587521	
media innovaciones	-0,000234	D.T. innovaciones		0,578981	
Log-verosimilitud	-245,1724	Criterio de Akaike		496,3448	
Criterio de Schwarz	507,2599	Crit. de Hannan-Quinn		500,7223	

Fuente: Elaboración propia

Tabla 46. Modelo 2 (0,1,1)

Modelo 5: ARIMA, usando las observaciones 2015-02-03:2016-02-29 (T = 280)					
Estimado usando el filtro de Kalman (MV exacta)					
Variable dependiente: (1-L) l_Otros_ingresos					
Desviaciones típicas basadas en el Hessiano					
	Coeficiente	Desv. Típica	z	Valor p	
const	0,00115498	0,00143907	0,8026	0,4222	
theta_1	-0,963928	0,0269074	-35,82	4,68e-281	***
Media de la vble. dep.	0,002850	D.T. de la vble. dep.		0,759871	
media innovaciones	-0,008400	D.T. innovaciones		0,575032	
Log-verosimilitud	-243,6939	Criterio de Akaike		493,3878	
Criterio de Schwarz	504,2922	Crit. de Hannan-Quinn		497,7616	

Fuente: Elaboración propia

Tabla 47. Modelo 3 (0, 1,2)

Modelo 6: ARIMA, usando las observaciones 2015-02-03:2016-02-29 (T = 280)					
Estimado usando el filtro de Kalman (MV exacta)					
Variable dependiente: (1-L) 1_Otros_ingresos					
Desviaciones típicas basadas en el Hessiano					
	Coefficiente	Desv. Típica	z	Valor p	
const	0,00161585	0,000472146	3,422	0,0006	***
theta_1	-0,869397	0,0645456	-13,47	2,36e-041	***
theta_2	-0,130603	0,0621393	-2,102	0,0356	**
Media de la vble. dep.	0,002850	D.T. de la vble. dep.	0,759871		
media innovaciones	0,007106	D.T. innovaciones	0,568543		
Log-verosimilitud	-241,8981	Criterio de Akaike	491,7963		
Criterio de Schwarz	506,3354	Crit. de Hannan-Quinn	497,6279		
	Real Imaginaria		Módulo	Frecuencia	
MA					
Raíz 1	1,0000	0,0000	1,0000	0,0000	
Raíz 2	-7,6568	0,0000	7,6568	0,5000	

Fuente: Elaboración propia

En este modelo los coeficientes son significativos.

4.5.4 Diagnóstico

Tabla 48. Comparación de modelos ARIMA

Modelo	Estructura	Criterio Akaike
Modelo 1	(0,1)	496,3448
Modelo 2	(0,1,1)	493,3878
Modelo 3	(0, 1,2)	491,7963

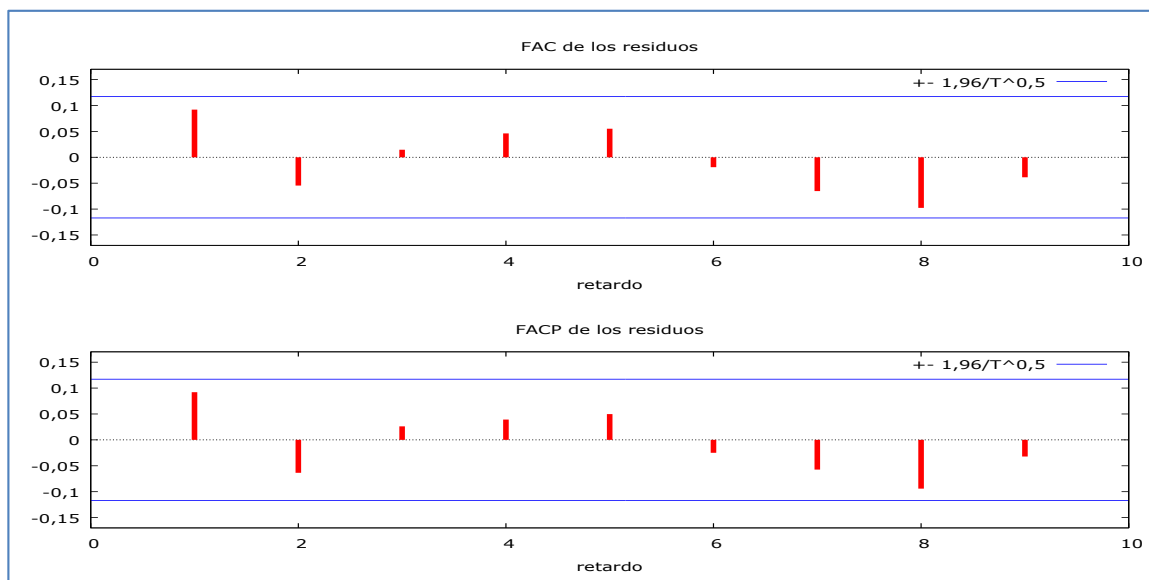
Fuente: Elaboración propia

De acuerdo a la tabla 48, se observa que el mejor modelo ARIMA estimado es el 3, modelo que presenta el menor Criterio de Akaike (AIC).

Se valida la estacionariedad del modelo 3 (0,1,2) identificando que las raíces en modulo son mayores que 1.

4.5.4.1 Análisis de los residuos de la serie otros ingresos.

Gráfico 51. Correlograma de residuos

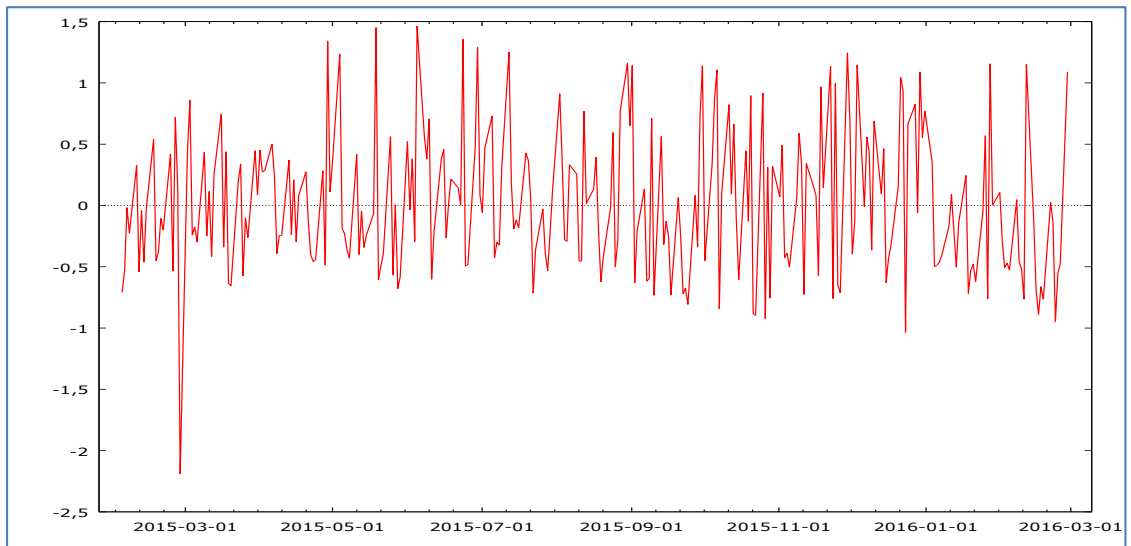


Fuente: Elaboración propia

Se pretende validar si los residuos son ruido blanco gaussiano.

Se observa según el gráfico 51 que no hay problemas de autocorrelación, los residuos se encuentran dentro de las bandas de confianza.

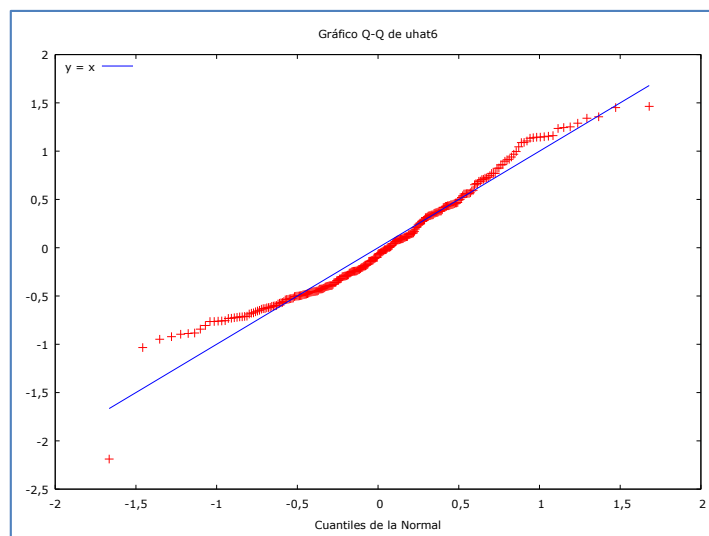
Gráfico 52. Residuos del modelo serie logaritmo otros ingresos ARIMA (0,1,2)



Fuente: Elaboración propia

El gráfico 52, presenta variaciones positivas y negativas de residuos, no presenta tendencia, por lo tanto, se aproxima al comportamiento de ruido blanco gaussiano y en este caso la identificación y la estimación realizadas son válidas.

Gráfico 53. Normalidad de los residuos modelo serie logaritmo otros ingresos



Fuente: Elaboración propia

H0: Los errores se distribuyen normalmente

HA: Los errores no se distribuyen normalmente

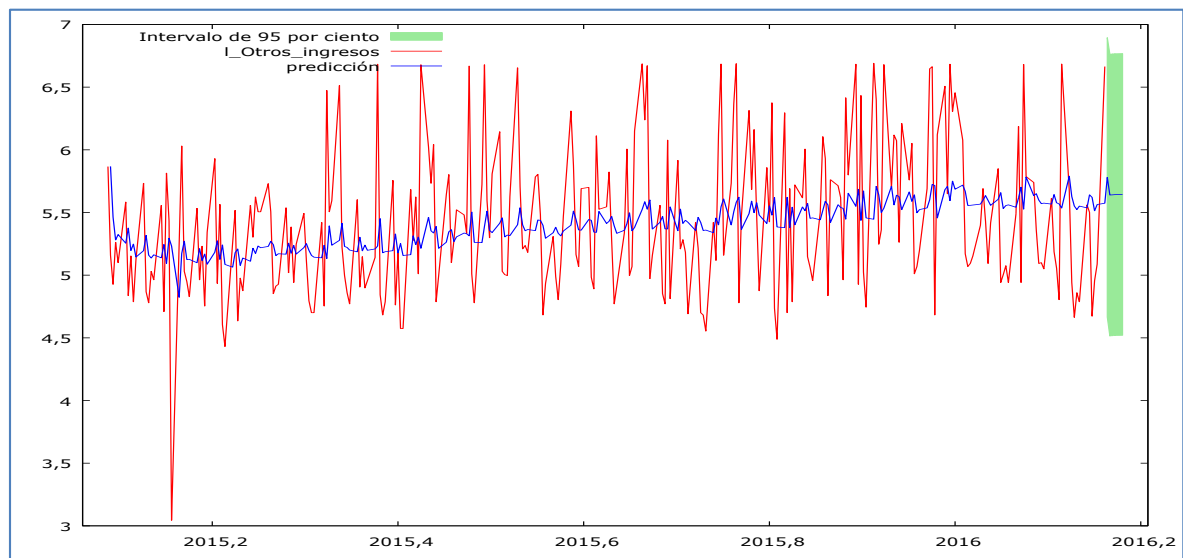
Contraste de la hipótesis nula de distribución normal:

Chi-cuadrado (2) = 5,364 con valor p 0,06843

De acuerdo al gráfico 53, y al contraste de normalidad, donde teniendo en cuenta que el p-valor es mayor al nivel de significancia 0.05, no se rechaza la hipótesis nula, es decir, se considera que el error se distribuye normalmente.

4.5.5 Predicción de los valores.

Gráfico 54. Predicción logaritmo otros ingresos



Fuente: Elaboración propia

Se procede a realizar la predicción de la serie otros ingresos, cifras en millones de pesos, para 5 días hábiles correspondientes al periodo comprendido entre el 1 al 7 de marzo de 2016

En el gráfico 54, se observa el comportamiento del logaritmo de la serie otros ingresos, y la predicción del mejor modelo que se ajusta al comportamiento de los datos de la serie, ARIMA (0,1,2). La predicción recoge la información de la variable observada, asimilando el comportamiento de la serie, aunque no se aproxima a los cambios fuertes de la misma.

Tabla 49. Predicción de la serie otros ingresos

Periodos proyectados	Valores proyectados en Millones de pesos	Intervalos de confianza al 95% (en millones de pesos)	
1/03/2016	323,7676	106,2402	986,6832
2/03/2016	281,2399	91,4160	865,2288
3/03/2016	281,6947	91,5639	866,6282
4/03/2016	282,1503	91,7120	868,0298
7/03/2016	282,6066	91,8603	869,4336

Fuente: Elaboración propia

Se observa en la tabla 49, que los intervalos de confianza de las predicciones al 95%, presentan un bajo rango, aunque existe dispersión de los datos de la serie.

Se considera que la predicción obtenida del modelo es útil, teniendo en cuenta que la serie de otros ingresos no presenta un comportamiento constante en el tiempo, y es muy difícil estimar sus valores futuros.

Se calcula que el 42% de las estimaciones de la serie original, registran una variabilidad de + o – 35% sobre los valores observados en dichos periodos. Estimaciones que reducen la incertidumbre.

4.5.6 Análisis de errores de la predicción

	Log otr ingresos	estimada	residuo
2015-02-27	3,044522	5,232994	-2,188471 *
2015-05-19	6,683361	5,232238	1,451122 *
2015-06-05	6,678342	5,214609	1,463733 *

Tabla 50. Errores del modelo ARMA (0,1,2)

Nota: * denota un residuo superior a 2.5 desviaciones típicas
Estadísticos de evaluación de la predicción

Error medio	0,007106
Error cuadrático medio	0,32844
Raíz del Error cuadrático medio	0,5731
Error absoluto medio	0,46841
Porcentaje de error medio	-0,96211
Porcentaje de error absoluto medio	8,6659
U de Theil	0,74507

Fuente: Elaboración propia

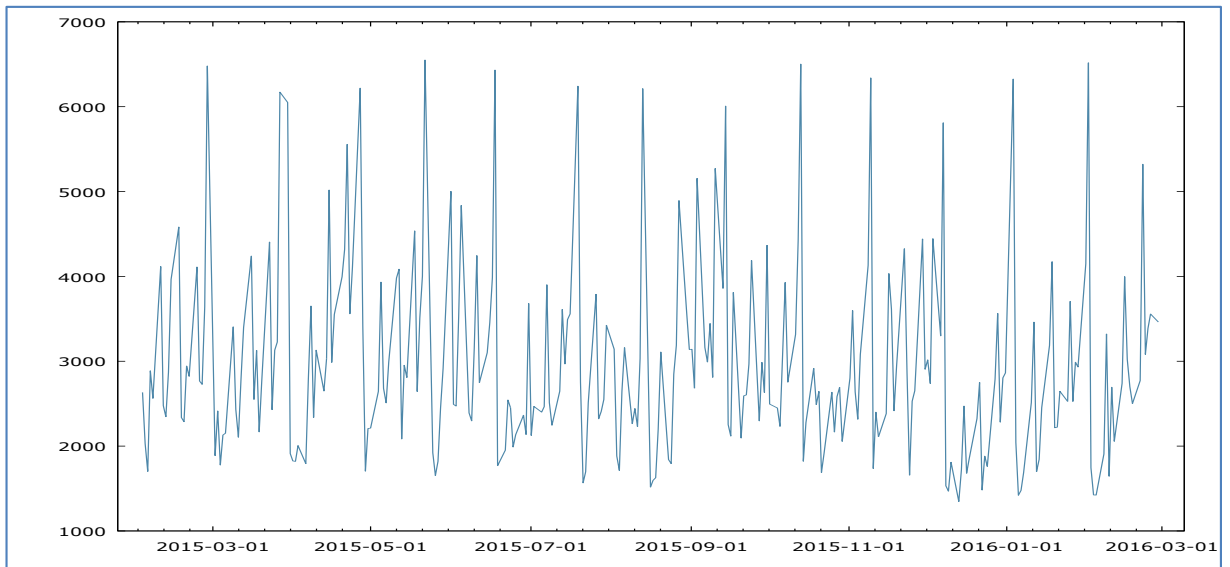
Únicamente en 3 observaciones, se denota un residuo superior a 2.5 desviaciones típicas, por ejemplo, el dato del 2 de febrero de 2015 corresponde al valor mínimo de la serie (21), el cual se puede considerar como un punto atípico.

Los errores del modelo según la tabla, son bajos, lo que indica que el modelo es adecuado.

4.6 SERIE RECAUDO DESEMBOLSOS CARTERA DE CRÉDITO

4.6.1 Análisis Exploratorio

Gráfico 55. Serie de tiempo desembolso cartera de crédito



Fuente: Elaboración propia

Se aprecia en el gráfico 55, se observa estacionalidad, teniendo en cuenta que la serie de desembolsos de cartera, presenta comportamientos similares a lo largo del tiempo, fluctúa de manera similar y crece finalizando mes.

Este comportamiento está identificado en la cooperativa, y se da principalmente, para cumplimiento de metas del área comercial. No se identifica una tendencia en la serie.

Tabla 51. Estadísticos básicos de la variable Desembolsos de Cartera de Créditos

	Desembolsos de Cartera
Media	2975,0
Mediana	2700,0
C.V.	0,37969
Asimetría	1,3124
Exc. de curtosis	1,6480

Fuente: Elaboración propia

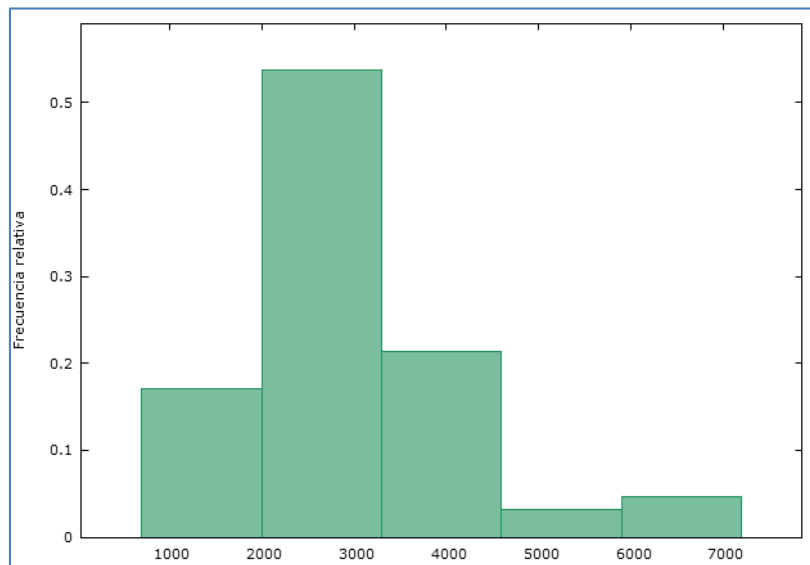
De acuerdo a la Tabla 51, el coeficiente de asimetría (1,3124) identifica que la curva de la variable desembolsos de cartera de créditos es asimétricamente positiva, como se observa en el gráfico 56 (Histograma serie de tiempo desembolsos de cartera de créditos) es decir:

- La mayoría de los datos se encuentran por encima del valor de la media aritmética.
- Los valores se concentran en mayor proporción hacia la parte izquierda de la media,
- Hay valores más separados de la media a la derecha.
- La mediana es distante a la media, situación que reafirma la asimetría positiva de la variable.

Continuando con el análisis el Coeficiente de Variación (C.V.) de la variable desembolsos de cartera de créditos es alto superior al 50%, por lo tanto, presenta heterogeneidad en sus valores.

El resultado obtenido de la curtosis es mayor a cero, con lo cual se identifica que existe una gran concentración de valores alrededor de la media, indicativo de baja dispersión de datos.

Gráfico 56. Histograma serie de tiempo desembolsos cartera de crédito.

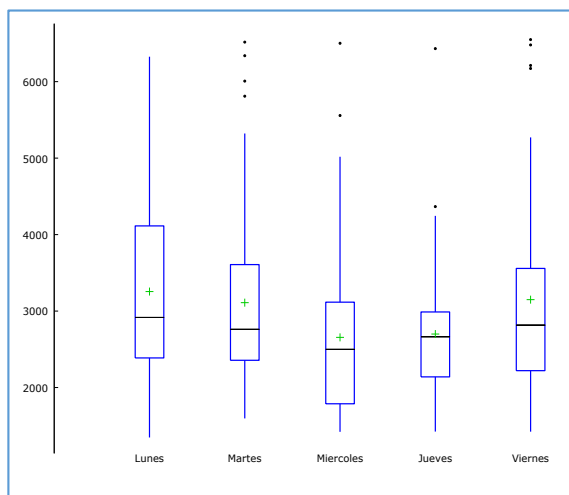


Fuente: *Elaboración propia*

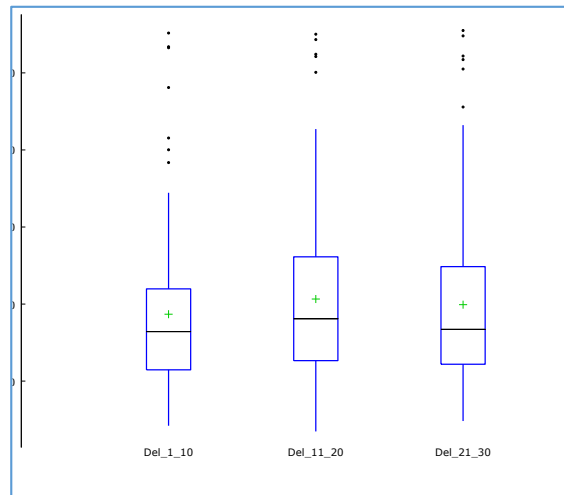
De acuerdo al gráfico 56, se observa que los valores de la serie presentan distribución asimétrica positiva es decir sesgo a la derecha, lo que muestra que existen pocas observaciones de la media hacia la derecha.

En el gráfico el 95% de los datos de la serie de tiempo Desembolsos de Cartera de créditos se concentran aproximadamente entre los valores comprendidos entre \$1 y \$5.700 millones y solo un 5% de los datos observados superan la cuantía de \$5.700 millones.

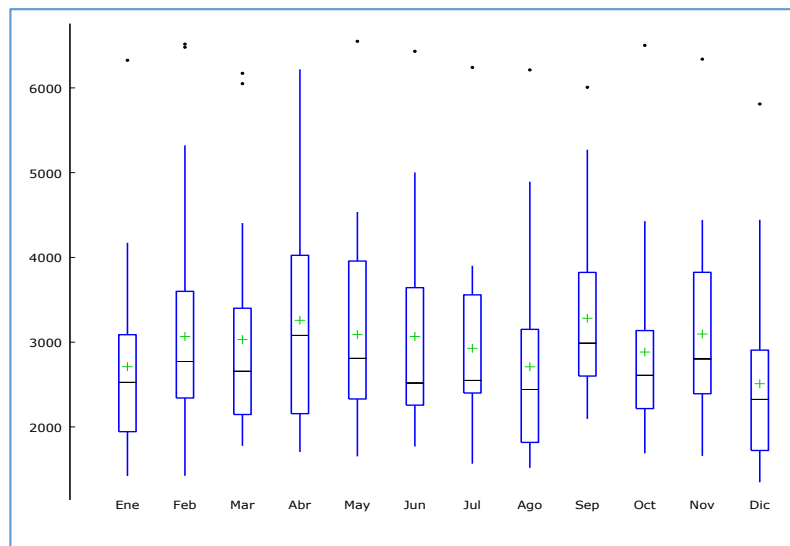
Gráfico 57. Gráfico de Caja Desembolsos de Cartera de Créditos



57.1 Gráfico de caja por días de la semana



57.2 Gráfico de caja en tres momentos del mes



57.3. Gráfico de cajas mes a mes.

Fuente: Elaboración propia

Al analizar la Gráfica 57.1, se observa en la serie desembolsos de cartera, que los días presentan un comportamiento no constante, mostrando los días lunes y martes la salida de dinero más alta por los desembolsos realizados, el efecto que podría

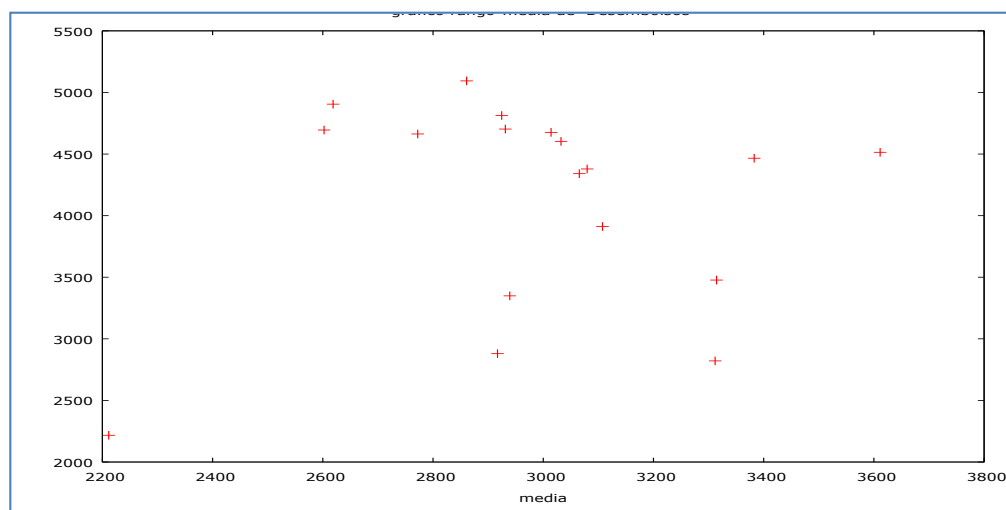
relacionarse es que las personas requieren su crédito iniciando semana para realizar sus respectivas inversiones durante el resto de los días de la semana.

En la gráfica 57.2, se identifica que en el primer momento de la serie analizada en el mes los desembolsos de cartera no son tan altos, caso contrario se evidencia en los periodos dos y tres en que los desembolsos de créditos de cartera aumentan una de las principales causas es cumplimiento de metas comerciales.

En el Gráfico 57.3, se presenta la información de la serie desembolsos de cartera de créditos agrupada por meses con el propósito de poder identificar si existe algún tipo de tendencia, al observar la gráfica se perciben diferencias en la variable mes a mes, deduciendo una variabilidad sin una tendencia clara.

4.6.2 Identificación.

Gráfico 58. Rango – Media desembolsos de cartera

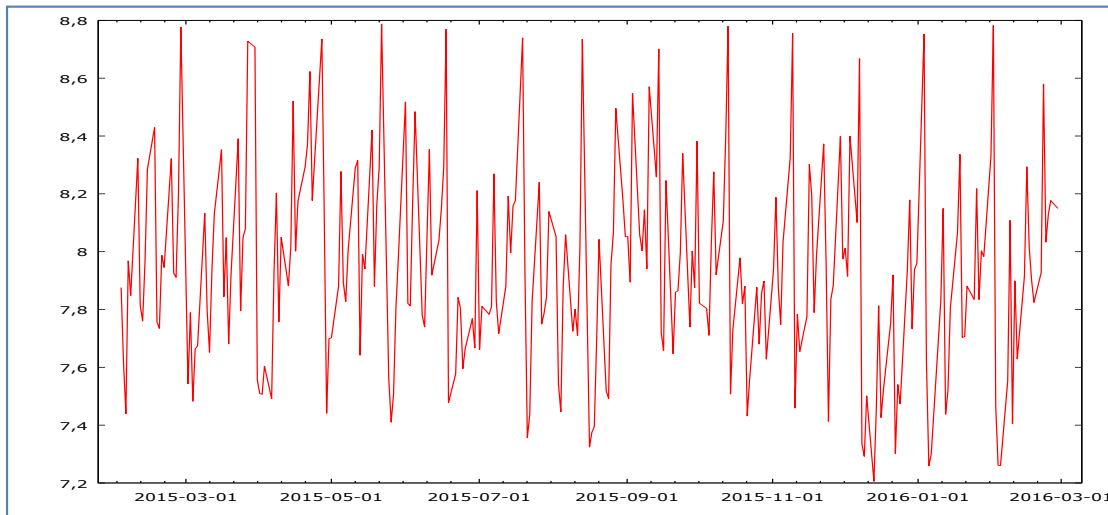


Fuente: Elaboración propia

Se verifica si la serie desembolsos de cartera de crédito es estacionaria en media y en varianza a través del gráfico de rango media y de la prueba de raíz unitaria, Dickey-Fuller aumentado.

Se refleja en la gráfica 58, que los valores de la serie desembolsos de cartera no tienden a oscilar alrededor de una media constante y la variabilidad con respecto a esa media no permanece constante en el tiempo, existe dispersión, por lo cual se determina que la serie no es estacionaria en varianza, y se debe transformar la serie aplicando logaritmos, se suaviza la serie.

Gráfico 59. Gráfico logaritmos desembolsos de cartera



Fuente: Elaboración propia

Tabla 52. Prueba de raíz unitaria DickeyFuller aumentado

```
Contraste aumentado de Dickey-Fuller para Desembolsos
incluyendo 6 retardos de (1-L)Desembolsos
(el máximo fue 10, el criterio AIC)
tamaño muestral 274
hipótesis nula de raíz unitaria: a = 1

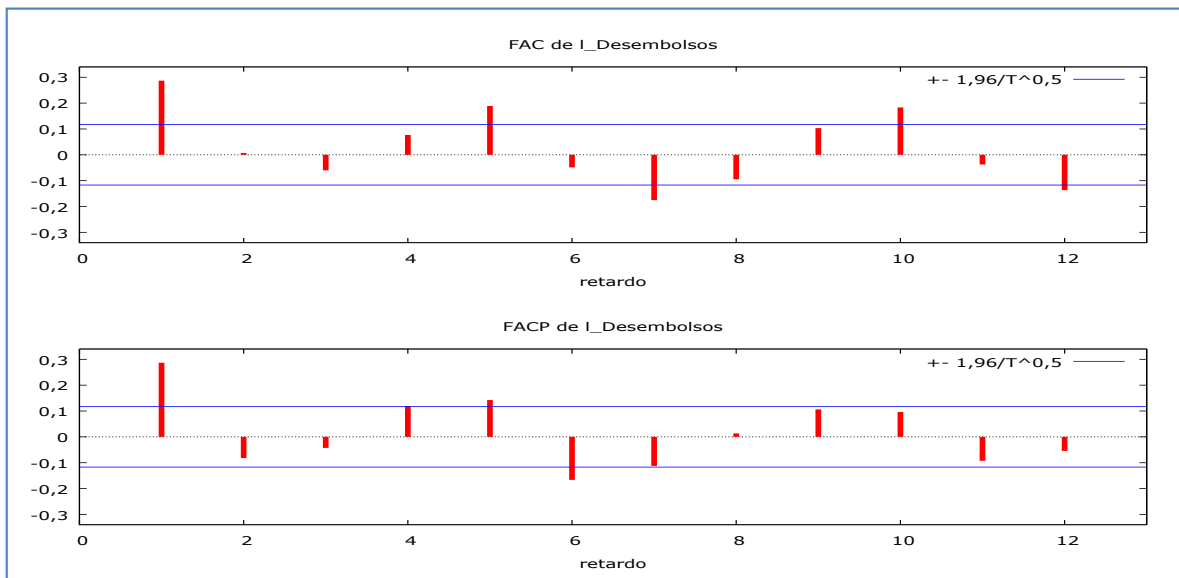
con constante y tendencia
modelo: (1-L)y = b0 + b1*t + (a-1)*y(-1) + ... + e
valor estimado de (a - 1): -0,999181
Estadístico de contraste: tau_ct(1) = -7,08073
valor p asintótico 1,448e-009
Coef. de autocorrelación de primer orden de e: -0,006
diferencias retardadas: F(6, 265) = 3,401 [0,0030]

con constante y tendencia cuadrática
modelo: (1-L)y = b0 + b1*t + b2*t^2 + (a-1)*y(-1) + ... + e
valor estimado de (a - 1): -1,00038
Estadístico de contraste: tau_ctt(1) = -7,05276
valor p asintótico 4,371e-010
Coef. de autocorrelación de primer orden de e: -0,006
diferencias retardadas: F(6, 264) = 3,390 [0,0031]
```

Fuente: Elaboración propia

De acuerdo a la tabla 52, se observa que el P – valor: 4,371e-010, es < 0.05 (nivel de significancia del 5%), por lo tanto, se rechaza H0, la serie es estacionaria en media.

Gráfico 60. Correlograma logaritmo desembolsos de cartera



Fuente: Elaboración propia

Se observa en el gráfico 60, que en el correlograma simple las barras se truncan, y en el parcial se extinguen, dando indicio de un posible modelo MA.

Se observa estacionalidad en el comportamiento del correlograma simple, con comportamiento cíclico y crecimiento marcado cada 5 retardos.

4.6.3 Estimación de Modelos ARIMA.

Tabla 53. Estructura de los modelos ARIMA

Parte no estacional			Parte estacional		
(p,	d,	q)	(P,	D,	Q)
Ar	diferencias	Ma	Ar	Diferencias	Ma

- Ar:** Componente autoregresivo
- I:** Integración, si hay que tomar diferencias en la serie.
- Ma:** Componente de medias móviles

En esta etapa se estiman los coeficientes asociados a los procesos identificados, en los diferentes modelos que se van a analizar.

Tabla 54. Modelo 1 (0,0,1) con constante

Modelo 1: ARMA, usando las observaciones 2015-02-02:2016-02-29 (T = 281)				
Estimado usando el filtro de Kalman (MV exacta)				
Variable dependiente: 1_Desembolsos				
Desviaciones típicas basadas en el Hessiano				
	Coefficiente	Desv. Típica	z	Valor p
const	7,93525	0,0255477	310,6	0,0000 ***
theta_1	0,290592	0,0539985	5,381	7,39e-08 ***
Media de la vble. dep.	7,935094	D.T. de la vble. dep.	0,347803	
media innovaciones	3,07e-06	D.T. innovaciones	0,332096	
Log-verosimilitud	-89,01091	Criterio de Akaike	184,0218	
Criterio de Schwarz	194,9369	Crit. de Hannan-Quinn	188,3994	
	Real	Imaginaria	Módulo	Frecuencia
MA				
Raíz 1	-3,4412	0,0000	3,4412	0,5000

Fuente: Elaboración propia

Tabla 55. Modelo 2 (0, 0, 1, (0, 0, 1)

Modelo 4: ARMA, usando las observaciones 2015-02-02:2016-02-29 (T = 281)				
Estimado usando el filtro de Kalman (MV exacta)				
Variable dependiente: 1_Desembolsos				
Desviaciones típicas basadas en el Hessiano				
	Coefficiente	Desv. Típica	z	Valor p
const	7,93539	0,0286837	276,7	0,0000 ***
theta_1	0,286361	0,0522756	5,478	4,30e-08 ***
Theta_1	0,145833	0,0494148	2,951	0,0032 ***
Media de la vble. dep.	7,935094	D.T. de la vble. dep.	0,347803	
media innovaciones	0,000386	D.T. innovaciones	0,327210	
Log-verosimilitud	-84,89871	Criterio de Akaike	177,7974	
Criterio de Schwarz	192,3508	Crit. de Hannan-Quinn	183,6342	
	Real	Imaginaria	Módulo	Frecuencia
MA				
Raíz 1	-3,4921	0,0000	3,4921	0,5000
MA (estacional)				
Raíz 1	-6,8572	0,0000	6,8572	0,5000

Fuente: Elaboración propia

Tabla 56. Modelo 3 (0, 0, 2)

Modelo 3: ARMA, usando las observaciones 2015-02-02:2016-02-29 (T = 281)
Estimado usando el filtro de Kalman (MV exacta)
Variable dependiente: l_Desembolsos
Desviaciones típicas basadas en el Hessiano

	Coefficiente	Desv. Típica	z	Valor p	
const	7,93532	0,0271727	292,0	0,0000	***
theta_1	0,313483	0,0618865	5,065	4,07e-07	***
theta_2	0,0616333	0,0696504	0,8849	0,3762	
Media de la vble. dep.	7,935094	D.T. de la vble. dep.		0,347803	
media innovaciones	8,89e-07	D.T. innovaciones		0,331615	
Log-verosimilitud	-88,60887	Criterio de Akaike		185,2177	
Criterio de Schwarz	199,7712	Crit. de Hannan-Quinn		191,0545	

Fuente: Elaboración propia

4.6.4 Diagnóstico

Tabla 57. Comparación de modelos ARIMA

Modelo	Estructura	Criterio Akaike
Modelo 1	(0,0,1)	184,0218
Modelo 2	(0,0,1), (0,0,1)	177,7974
Modelo 3	(0,0,2)	185,2177

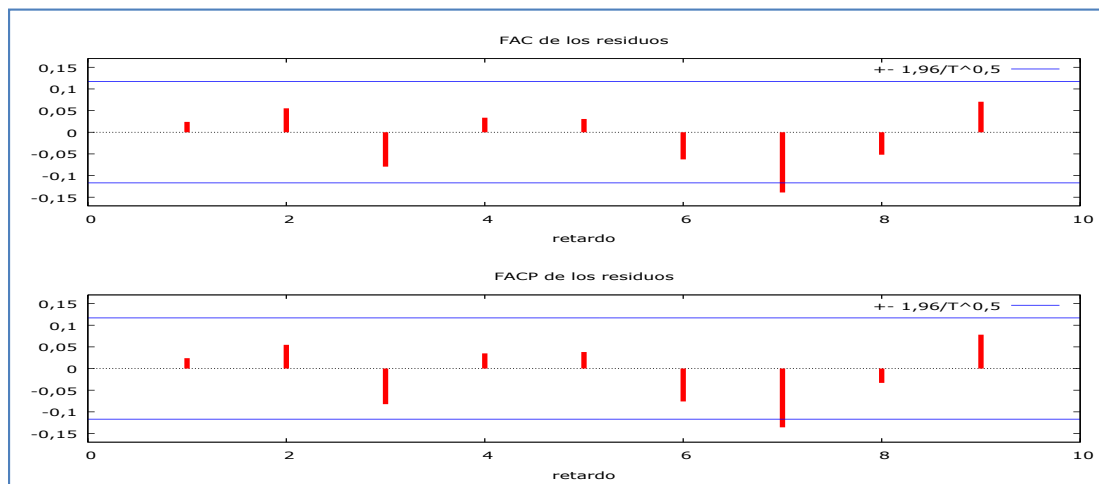
Fuente: Elaboración propia

De acuerdo a la tabla 57, se observa que el mejor modelo ARIMA estimado es el 2, modelo que presenta el menor Criterio de Akaike (AIC).

Se valida la estacionariedad del modelo 2 (0,0,1), (0,0,1) identificando que las raíces en modulo son mayores que 1.

4.6.4.1 Análisis de los residuos de la serie desembolsos de cartera.

Gráfico 61. Correlograma de residuos

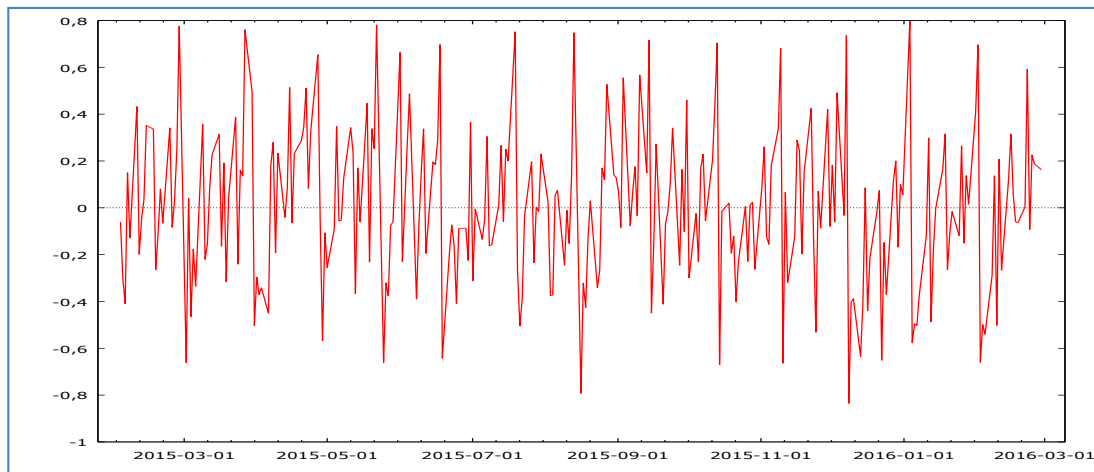


Fuente: Elaboración propia

Se pretende validar si los residuos son ruido blanco gaussiano

De acuerdo al gráfico 61, se observa que no hay problemas de autocorrelación, los residuos se encuentran dentro de las bandas de confianza, a excepción del retardo 7, que presenta una leve salida.

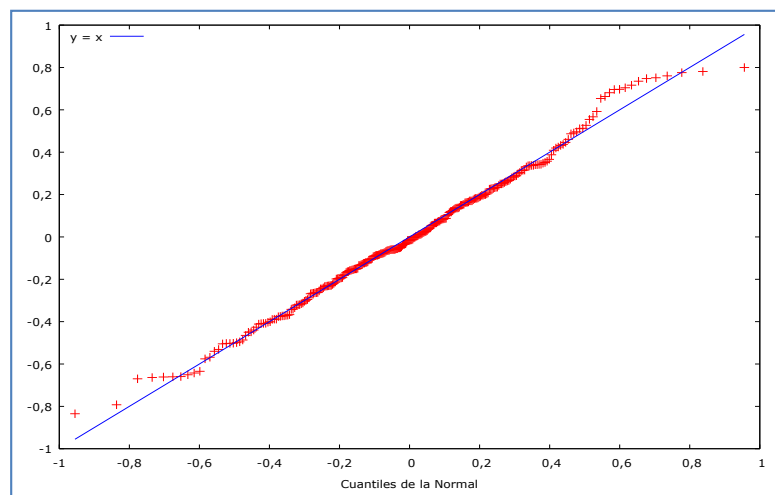
Gráfico 62. Residuos contra el tiempo, serie desembolsos cartera créditos ARIMA (0,0,1), (0,0,1)



Fuente: Elaboración propia

El gráfico 62, presenta variaciones positivas y negativas de residuos, no presenta tendencia, por lo tanto, se aproxima al comportamiento de ruido blanco gaussiano y en este caso la identificación y la estimación realizadas son válidas.

Gráfico 63. Normalidad de los residuos modelo serie logaritmo desembolsos de cartera



Fuente: Elaboración propia

H0: Los errores se distribuyen normalmente

HA: Los errores no se distribuyen normalmente

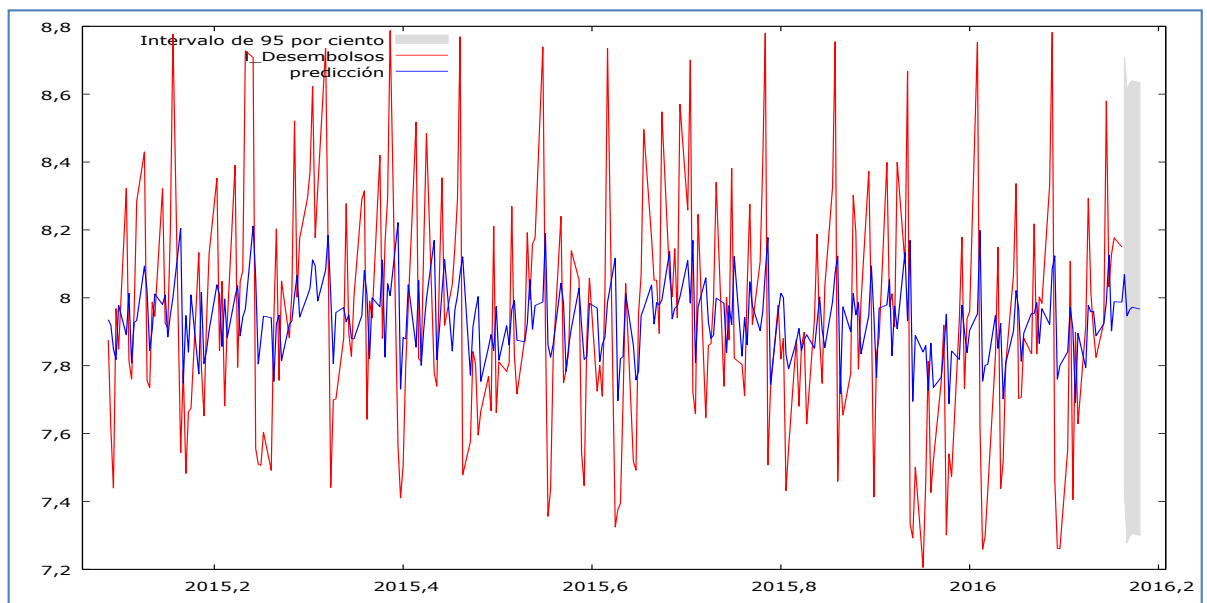
Contraste de la hipótesis nula de distribución normal:

Chi-cuadrado (2) = 1,20605 con valor p 0,547153

De acuerdo al gráfico 63, y al contraste de normalidad, donde teniendo en cuenta que el p-valor es mayor al nivel de significancia 0.05, no se rechaza la hipótesis nula, es decir, se considera que el error se distribuye normalmente.

4.6.5 Predicción de los valores.

Gráfico 64. Predicción logaritmo desembolsos de cartera



Fuente: Elaboración propia

Se procede a realizar la predicción de la serie desembolsos de cartera, cifras en millones de pesos, para 5 días hábiles correspondientes al periodo comprendido entre el 1 al 7 de marzo de 2016.

En el gráfico 64, se observa el comportamiento del logaritmo de la serie saldo de ahorros y la predicción del mejor modelo que se ajusta al comportamiento de los datos de la serie, ARMA (0,1), (0,1). La predicción recoge toda la información de la variable observada, aunque no asimila en su totalidad los cambios fuertes de la serie.

Tabla 58. Predicción de la serie saldo de ahorros

Periodos proyectados	Valores proyectados en Millones de pesos	Intervalos de confianza al 95% (en millones de pesos)	
1/03/2016	3191,9682	1680,8787	6061,5026
2/03/2016	2825,6989	1450,1380	5506,0788
3/03/2016	2876,7199	1476,3218	5605,5026
4/03/2016	2899,5012	1488,0131	5649,8936
7/03/2016	2884,0159	1480,0661	5619,7137

Fuente: Elaboración propia

Se observa en la tabla 58, que los intervalos de confianza de las predicciones al 95%, presentan un rango amplio, teniendo en cuenta que existe dispersión en los datos de la serie.

Se considera que la predicción obtenida del modelo es útil, la predicción es buena, asimila el comportamiento de la serie original.

Se calcula que el 67% de las estimaciones de la serie original, registran una variabilidad de + o – 30% sobre los valores observados en dichos periodos. Estimaciones que reducen la incertidumbre.

4.6.6 Análisis de errores de la predicción

L Desembolsos	estimada	residuo	
2015-12-09	7,334329	8,169159	-0,834829 *

Tabla 59. Errores del modelo ARMA (0,1,1) (0,0,1)

Nota: * denota un residuo superior a 2.5 desviaciones típicas	
Estadísticos de evaluación de la predicción	
Error medio	0,00038624
Error cuadrático medio	0,10709
Raíz del Error cuadrático medio	0,32725
Error absoluto medio	0,25974
Porcentaje de error medio	-0,16478
Porcentaje de error absoluto medio	3,2668
U de Theil	0,80881

Fuente: Elaboración propia

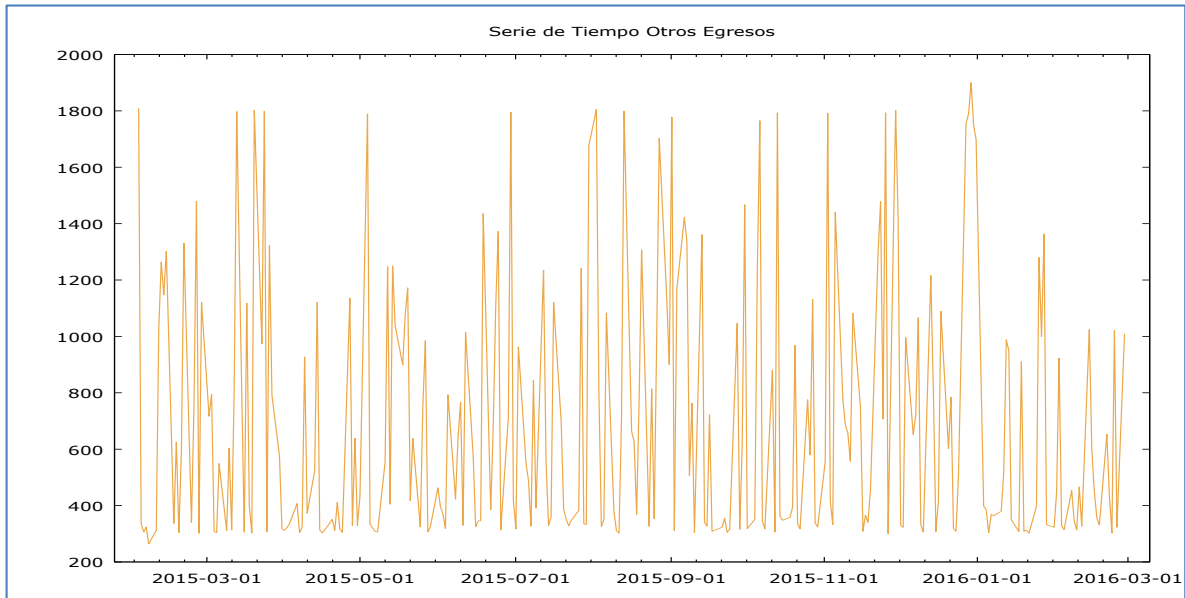
En observaciones, se denota un residuo superior a 2.5 desviaciones típicas, corresponde a cambios fuertes en desembolsos de cartera, tanto en caída como en crecimiento.

Los errores del modelo según la tabla, son muy bajos, lo que indica que el modelo es adecuado.

4.7 SERIE RECAUDO OTROS EGRESOS

4.7.1 Análisis Exploratorio

Gráfico 65. Serie de Tiempo Otros Egresos de Caja



Fuente: *Elaboración propia*

Se observa en el gráfico 65, que la serie de otros egresos de caja no presenta tendencia, aunque el comportamiento es muy similar en los periodos del año, adicional muestra puntos altos, que podrían representar datos atípicos o que se encuentran distantes de la media.

Se identifica dentro del movimiento de salida de caja que los puntos altos obedecen al pago de impuestos como 4*1000, IVA, reteiva, impuesto al patrimonio, por lo que su pago no es constante es decir se realiza de acuerdo al cronograma de la DIAN.

Tabla 60. Estadísticos básicos de la variable otros Egresos de Caja

	Otros Egresos de Caja
Media	659,12
Mediana	453,72
C.V.	0,96776
Asimetría	19,139
Exc. de curtosis	57,525

Fuente: *Elaboración propia*

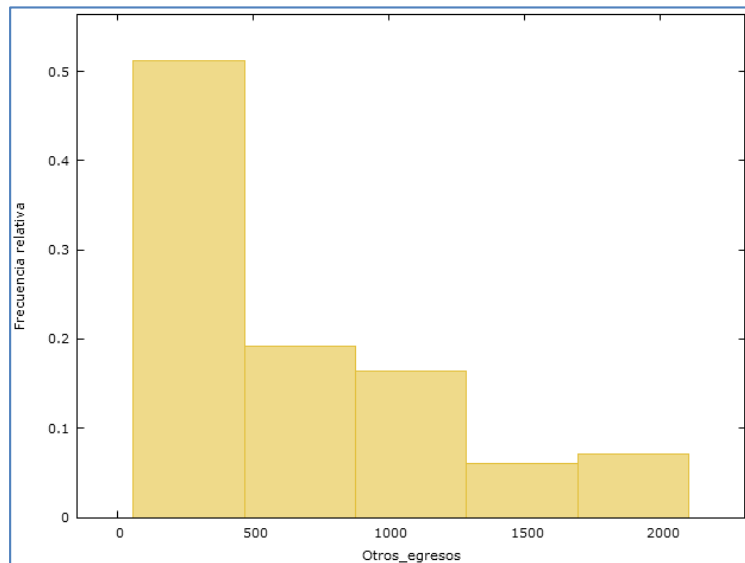
De acuerdo a la Tabla 60, el coeficiente de simetría (19,139) identifica que la curva de la variable otros egresos de caja es asimétricamente positiva, como se observa en gráfico 66 (Histograma serie de tiempo otros egresos de caja) es decir:

- La mayoría de los datos se encuentran por encima del valor de la media aritmética.
- Los valores se concentran en mayor proporción hacia la parte izquierda de la media,
- Hay valores más separados de la media a la derecha.
- La mediana es distante a la media, situación que reafirma la asimetría positiva de la variable.

Continuando con el análisis el Coeficiente de Variación (C.V.) de la variable otros egresos de caja es muy alto cercano al 100%, por lo tanto, presenta heterogeneidad en sus valores.

El resultado obtenido de la curtosis es mayor a cero, con lo cual se identifica que existe una gran concentración de valores alrededor de la media.

Gráfico 66. Histograma serie de tiempo otros egresos de caja

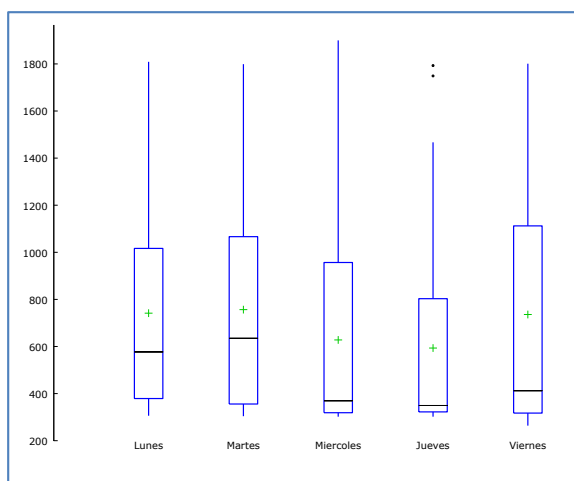


Fuente: Elaboración propia

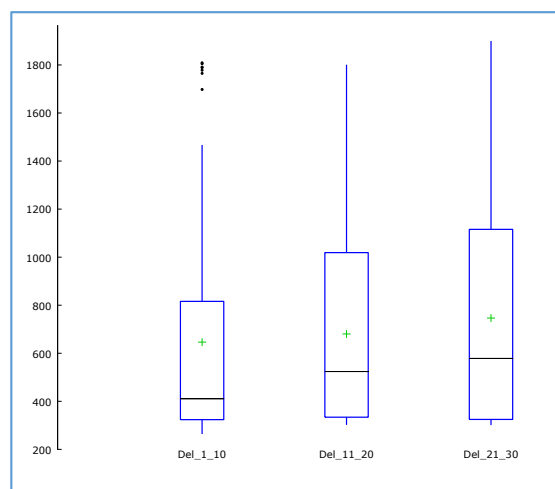
En la Gráfica 66 se observa que las variables otros egresos de caja, presenta distribución asimétrica positiva, es decir sesgo a la derecha, lo que muestra que existen pocas observaciones de la media hacia la derecha.

El 98% de los datos observados en el gráfico 66 de la serie de tiempo otros egresos de caja se concentran aproximadamente entre los valores comprendidos entre \$1 y \$2.000 millones y solo un 2% de los datos observados superan la cuantía de \$2.000 millones.

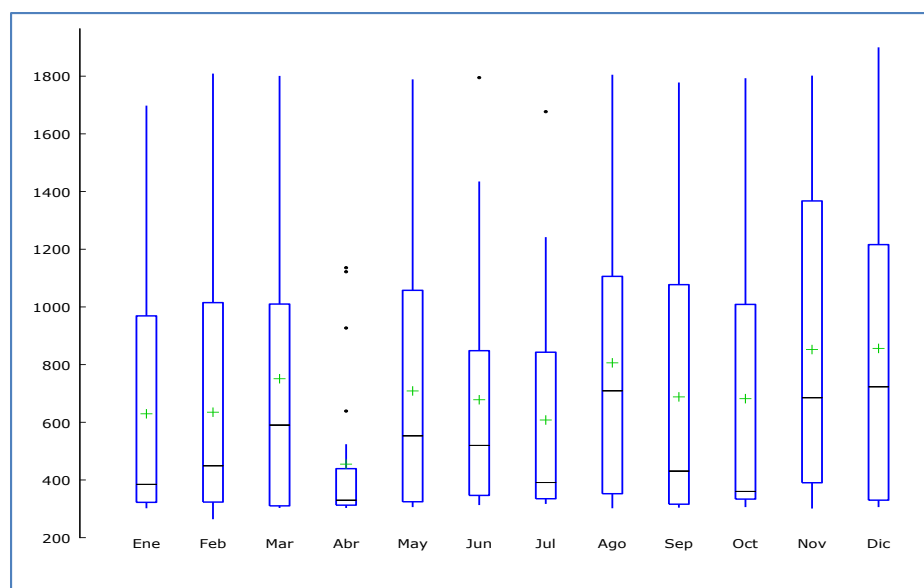
Gráfico 67. Gráfico de caja otros egresos



67.1 Gráfico de caja por días de la semana



67.2 Gráfico de caja en tres momentos del mes



67.3. Gráfico de cajas mes a mes.

Fuente: Elaboración propia

Al observar la gráfica 67.1, de otros egresos de caja por día, se identifica que los días viernes, son los días de mayor salida de dinero por concepto de otros egresos esto se debe en parte a la programación de pagos de la cooperativa, los demás días

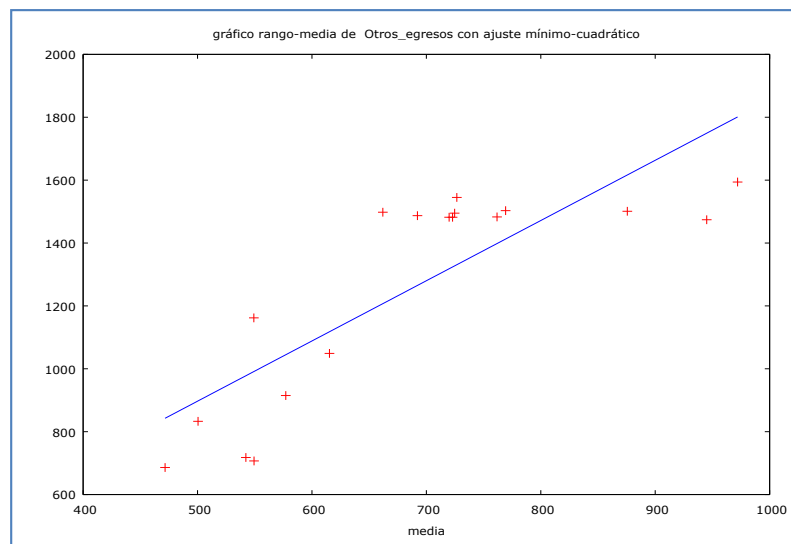
de la semana lunes, martes miércoles y jueves presentan un comportamiento similar.

Continuando con el análisis de la variable otros egresos y de acuerdo a la Gráfica 67.2, se identifica que el comportamiento es creciente a partir del momento 2 es decir el momento que inicia desde el día 11 efecto que se atribuye a la acumulación de facturas pendientes de pago para fin de mes.

En el Gráfico 67.3, se presenta la información de la serie recaudo de cartera agrupada por meses con el propósito de poder identificar si existe algún tipo de tendencia, al observar la gráfica se perciben diferencias en la variable mes a mes, donde los últimos meses del año se registran mayores salidas en esta variable.

4.7.2 Identificación.

Gráfico 68. Rango – Media otros egresos

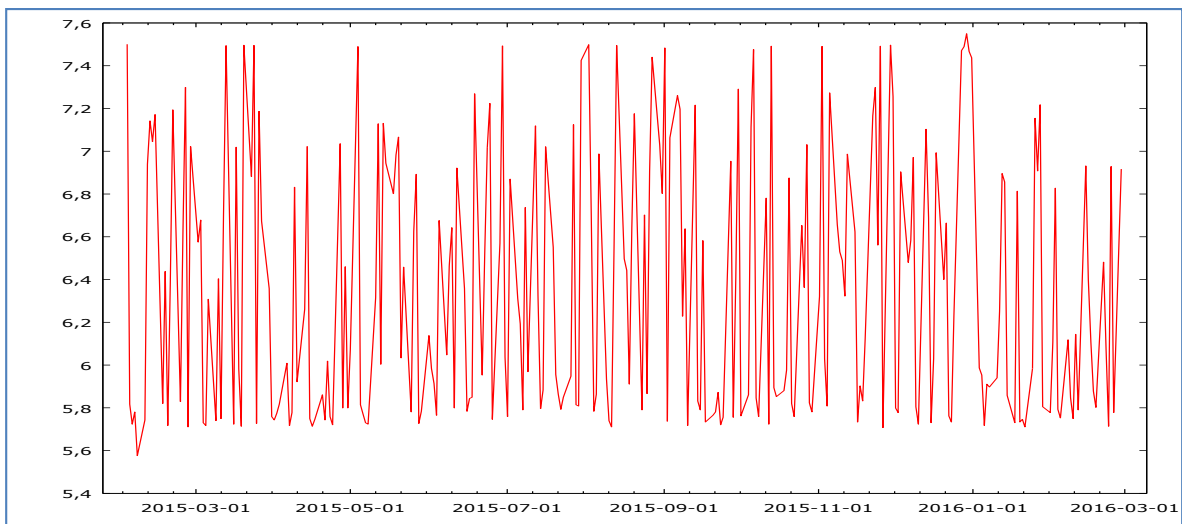


Fuente: Elaboración propia

Se verifica si la serie otros egresos es estacionaria en media y en varianza a través del gráfico de rango media y de la prueba de raíz unitaria, Dickey-Fuller aumentado.

Se refleja en la gráfica 68, que los valores de la serie otros egresos no tienden a oscilar alrededor de una media constante y la variabilidad con respecto a esa media no permanece constante en el tiempo, existe dispersión, por lo cual se determina que la serie no es estacionaria en varianza, y se debe transformar la serie aplicando logaritmos, se suaviza la serie.

Gráfico 69. Gráfico logaritmos otros egresos



Fuente: Elaboración propia

Tabla 61. Prueba de raíz unitaria DickeyFuller aumentado

```
Contraste aumentado de Dickey-Fuller para Otros_egresos
incluyendo 0 retardos de (1-L)Otros_egresos
(el máximo fue 10, el criterio AIC)
tamaño muestral 280
hipótesis nula de raíz unitaria: a = 1

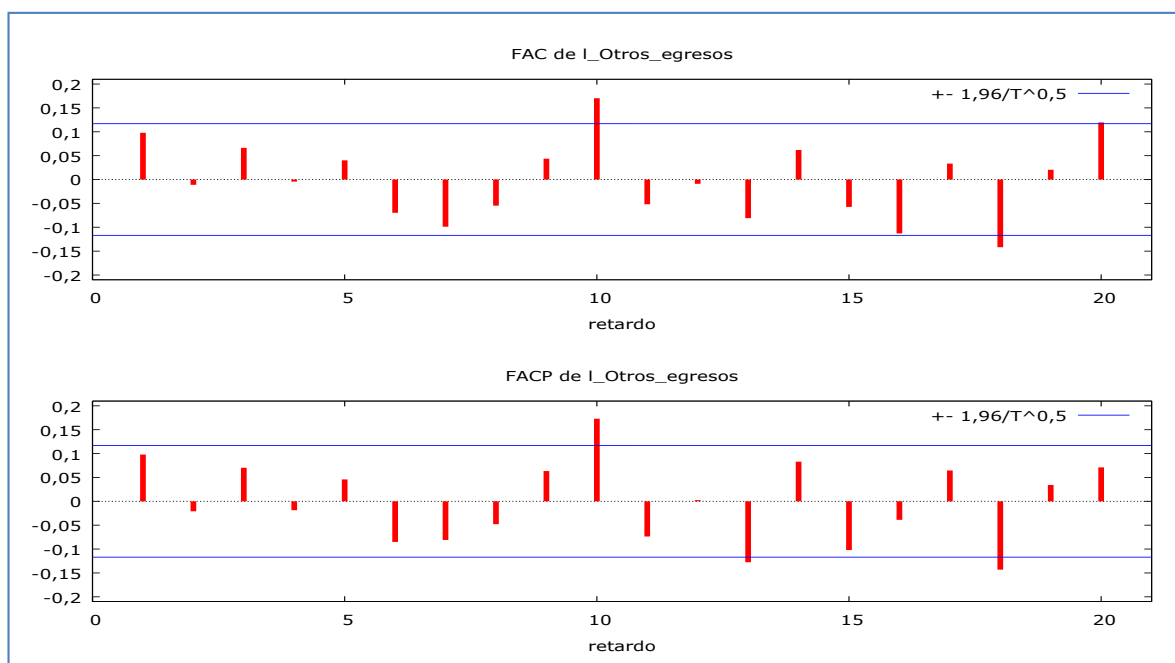
con constante y tendencia
modelo: (1-L)y = b0 + b1*t + (a-1)*y(-1) + e
valor estimado de (a - 1): -0,889488
Estadístico de contraste: tau_ct(1) = -15,0528
Valor p 2,132e-028
Coef. de autocorrelación de primer orden de e: 0,006

con constante y tendencia cuadrática
modelo: (1-L)y = b0 + b1*t + b2*t^2 + (a-1)*y(-1) + e
valor estimado de (a - 1): -0,892689
Estadístico de contraste: tau_ctt(1) = -15,0882
Valor p 1,67e-027
Coef. de autocorrelación de primer orden de e: 0,006
```

Fuente: Elaboración propia

De acuerdo a la tabla 61, se observa que el P – valor: $1,67e-027$, es < 0.05 (nivel de significancia del 5%), por lo tanto, se rechaza H_0 , la serie es estacionaria en media.

Gráfico 70. Correlograma logaritmo otros egresos



Fuente: Elaboración propia

Se observa en el gráfico 70, que en los correlogramas las barras se se extinguen, dando indicio de un posible modelo mixto ARMA.

No se observa estacionalidad en el comportamiento del correlograma simple.

4.7.3 Estimación de Modelos ARIMA.

Tabla 62. Estructura de los modelos ARIMA

Parte no estacional			Parte estacional		
(p,	d,	q)	(P,	D,	Q)
Ar	diferencias	Ma	Ar	Diferencias	Ma

Ar: Componente autoregresivo

I: Integración, si hay que tomar diferencias en la serie.

Ma: Componente de medias móviles

En esta etapa se estiman los coeficientes asociados a los procesos identificados, en los diferentes modelos que se van a analizar.

Tabla 63. Modelo 1 (0,0,1)

Modelo 1: ARMA, usando las observaciones 2015-02-02:2016-02-29 (T = 281)					
Estimado usando el filtro de Kalman (MV exacta)					
Variable dependiente: log_Otros_egresos					
Desviaciones típicas basadas en el Hessiano					
	Coeficiente	Desv. Típica	z	Valor p	
const	6,34846	0,0392967	161,6	0,0000	***
theta_1	0,105285	0,0620580	1,697	0,0898	*
Media de la vble. dep.	6,347773	D.T. de la vble. dep.		0,600301	
media innovaciones	-0,000403	D.T. innovaciones		0,596150	
Log-verosimilitud	-253,3766	Criterio de Akaike		512,7532	
Criterio de Schwarz	523,6682	Crit. de Hannan-Quinn		517,1307	
	Real Imaginaria		Módulo	Frecuencia	
MA					
Raíz 1	-9,4981	0,0000	9,4981	0,5000	

Fuente: Elaboración propia

Tabla 64. Modelo 2 (1, 0, 1)

Modelo 2: ARMA, usando las observaciones 2015-02-02:2016-02-29 (T = 281)					
Estimado usando el filtro de Kalman (MV exacta)					
Variable dependiente: l_Otros_egresos					
Desviaciones típicas basadas en el Hessiano					
	Coefficiente	Desv. Típica	z	Valor p	
const	6,34839	0,0378559	167,7	0,0000	***
phi_1	-0,548043	0,216413	-2,532	0,0113	**
theta_1	0,651792	0,193709	3,365	0,0008	***
Media de la vble. dep.	6,347773	D.T. de la vble. dep.		0,600301	
media innovaciones	-0,000280	D.T. innovaciones		0,594784	
Log-verosimilitud	-252,7393	Criterio de Akaike		513,4786	
Criterio de Schwarz	528,0320	Crit. de Hannan-Quinn		519,3153	
	Real	Imaginaria	Módulo	Frecuencia	
AR					
Raíz 1	-1,8247	0,0000	1,8247	0,5000	
MA					
Raíz 1	-1,5342	0,0000	1,5342	0,5000	

Fuente: Elaboración propia

Tabla 65. Modelo 3 (0, 0, 2)

Modelo 3: ARMA, usando las observaciones 2015-02-02:2016-02-29 (T = 281)				
Estimado usando el filtro de Kalman (MV exacta)				
Variable dependiente: log_Otros_egresos				
Desviaciones típicas basadas en el Hessiano				
	Coefficiente	Desv. Típica	z	Valor p
const	6,34840	0,0383233	165,7	0,0000 ***
theta_1	0,107028	0,0604800	1,770	0,0768 *
theta_2	-0,0288967	0,0621387	-0,4650	0,6419
Media de la vble. dep.	6,347773	D.T. de la vble. dep.		0,600301
media innovaciones	-0,000337	D.T. innovaciones		0,595918
Log-verosimilitud	-253,2684	Criterio de Akaike		514,5368
Criterio de Schwarz	529,0902	Crit. de Hannan-Quinn		520,3736

Fuente: Elaboración propia

4.7.4 Diagnóstico

Tabla 66. Comparación de modelos ARIMA

Modelo	Estructura	Criterio Akaike
Modelo 1	(0,0,1)	512,7532
Modelo 2	(1,0,1)	513,4786
Modelo 3	(0,0,2)	514,5368

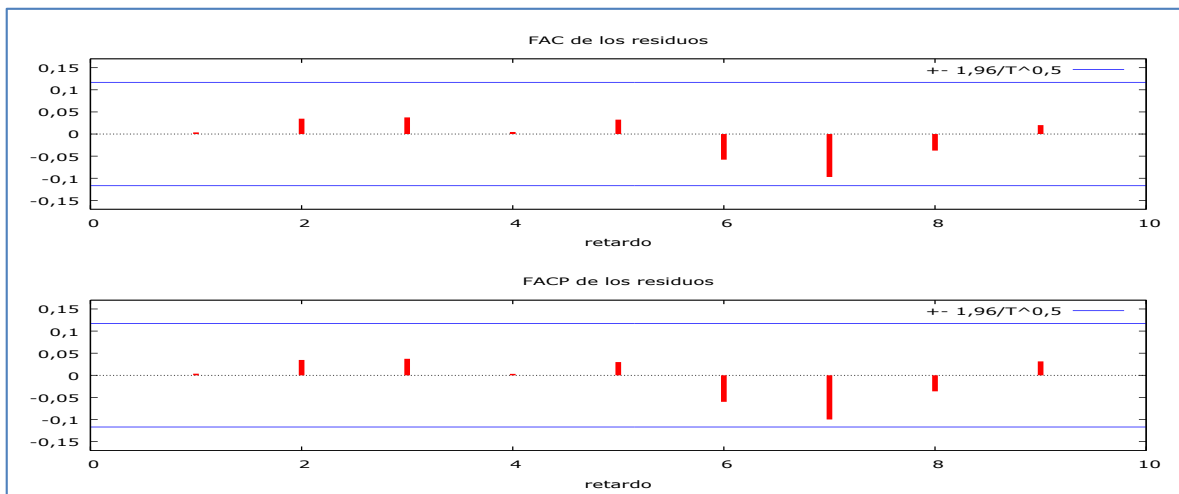
Fuente: Elaboración propia

De acuerdo a la tabla 66, se observa que el mejor modelo ARIMA estimado es el 1, modelo que presenta el menor Criterio de Akaike (AIC).

Se valida la estacionariedad del modelo 2, ARMA (1,1) identificando que las raíces en modulo son mayores que 1.

4.7.4.1 Análisis de los residuos de la serie otros egresos modelo ARMA (1,1).

Gráfico 71. Correlograma de residuos

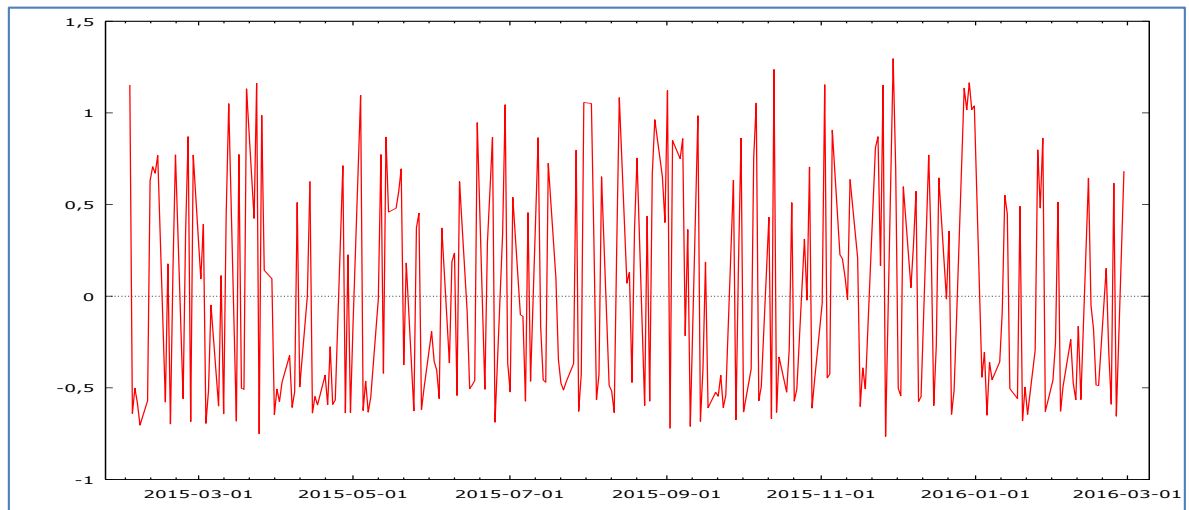


Fuente: Elaboración propia

Se pretende validar si los residuos son ruido blanco gaussiano

Se observa en el gráfico 71 que no hay problemas de autocorrelación, los residuos se encuentran dentro de las bandas de confianza.

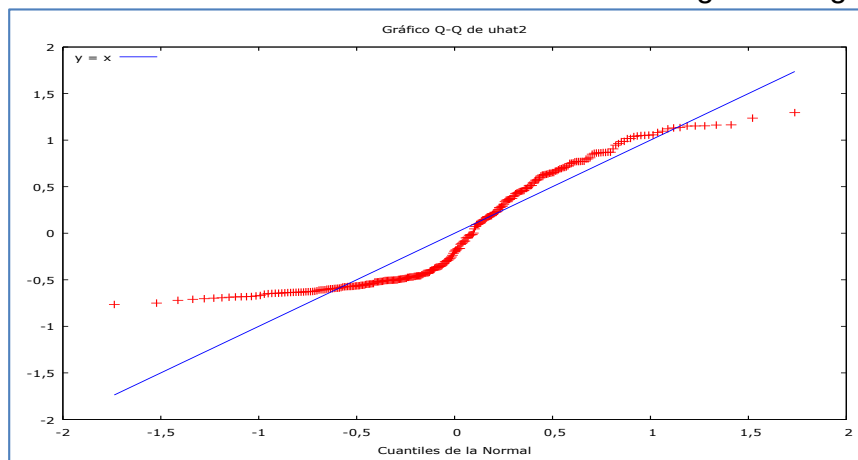
Gráfico 72. Residuos contra el tiempo, serie logaritmo otros egresos ARMA (1,1)



Fuente: Elaboración propia

El gráfico 72, presenta variaciones positivas y negativas de residuos, no presenta tendencia, por lo tanto, se aproxima al comportamiento de ruido blanco gaussiano y en este caso la identificación y la estimación realizadas son válidas.

Gráfico 73. Normalidad de los residuos modelo serie log. otros egresos



Fuente: Elaboración propia

H0: Los errores se distribuyen normalmente

HA: Los errores no se distribuyen normalmente

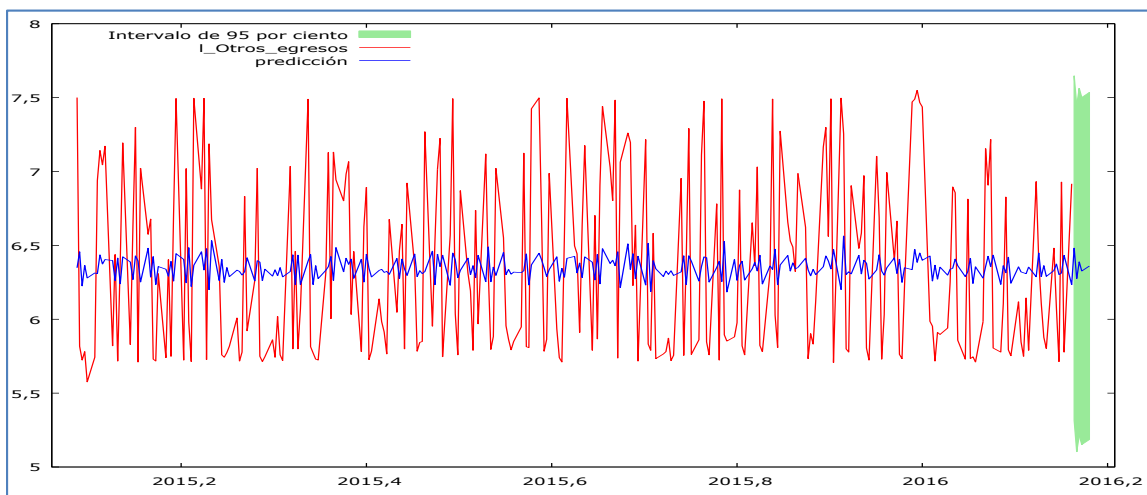
Contraste de la hipótesis nula de distribución normal:

Chi-cuadrado (2) = 91,488 con valor p 0,00000

De acuerdo al gráfico 73, y al contraste de normalidad, donde teniendo en cuenta que el p-valor es menor al nivel de significancia 0.05, se rechaza la hipótesis nula, es decir, se considera que el error no se distribuye normalmente.

4.7.5 Predicción de los valores.

Gráfico 74. Predicción logaritmo otros egresos modelo ARMA (1,1)

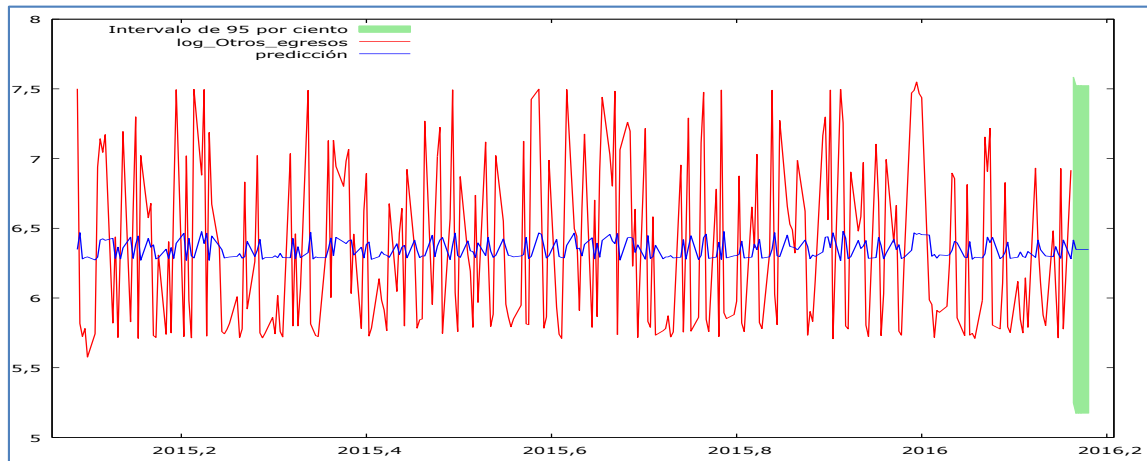


Fuente: Elaboración propia

Se procede a realizar la predicción de la serie otros egresos, cifras en millones de pesos, para 5 días hábiles correspondientes al periodo comprendido entre el 1 al 7 de marzo de 2016.

En el gráfico 74, se observa el comportamiento del logaritmo de la serie otros egresos y la predicción, no del modelo identificado, sino de aquel que predice valores diferentes, dando continuidad al comportamiento de la serie, este modelo es ARMA (1,1), el cual recoge la información de la variable observada, aunque no asimila los cambios fuertes de la serie.

Gráfico 75. Predicción logaritmo otros egresos modelo MA (1)



Fuente: Elaboración propia

En el gráfico 75, se observa el comportamiento del logaritmo de la serie otros egresos y la predicción del mejor modelo identificado según criterio AIC, es decir el MA (0,1). Sin embargo, se observa que la predicción es plana, los valores predichos son iguales, por lo tanto, se seleccionó otro modelo, el cual continúe con el comportamiento de la serie, este modelo fue el ARMA (1,1).

Tabla 67. Predicción de la serie saldo de ahorros

Periodos proyectados	Valores proyectados en Millones de pesos	Intervalos de confianza al 95% (en millones de pesos)	
1/03/2016	652,971	203,523	2094,952
2/03/2016	531,354	164,583	1715,468
3/03/2016	594,893	183,919	1924,203
4/03/2016	559,184	172,782	1809,717
7/03/2016	578,481	178,714	1872,482

Fuente: *Elaboración propia*

Se observa en la tabla 67, que los intervalos de confianza de las predicciones al 95%, presentan un rango amplio, teniendo en cuenta que existe dispersión en los datos de la serie.

Se considera que la predicción obtenida del modelo es útil, la predicción, asimila el comportamiento de la serie original, pero no se aproxima a la amplitud de los cambios de la serie, es una serie muy difícil de predecir debido a la alta dispersión de sus observaciones, el coeficiente de variación es muy alto 65%. Adicional los errores no se distribuyen normalmente en el modelo.

4.7.6 Análisis de errores de la predicción

Tabla 68. Errores del modelo ARMA (1,1)

Estadísticos de evaluación de la predicción	
Error medio	-0,00040312
Error cuadrático medio	0,35545
Raíz del Error cuadrático medio	0,59619
Error absoluto medio	0,53387
Porcentaje de error medio	-0,85762
Porcentaje de error absoluto medio	8,34
U de Theil	0,75169

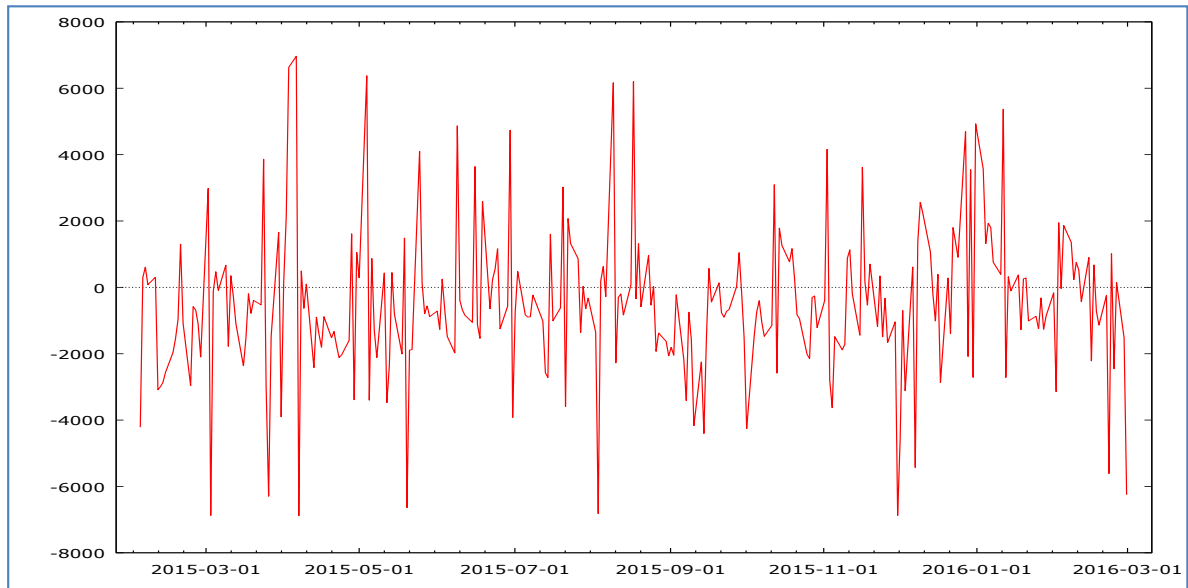
Fuente: Elaboración propia

En observaciones, no se denota ningún residuo superior a 2.5 desviaciones típicas. Los errores del modelo según la tabla, no son bajos, lo que indica que el modelo podría o no ser adecuado.

4.8 FLUJO DE CAJA NETO

4.8.1 Análisis Exploratorio

Gráfico 76. Serie de tiempo flujo de caja neto



Fuente: *Elaboración propia*

Se observa en el gráfico 76 que la serie flujo de caja neto no presenta tendencia alguna.

Tabla 69. Estadísticos básicos flujo de caja neto

	Flujo de Caja Neto
Media	-518,737
Mediana	-647,00
C.V.	4,3063
Asimetría	0,2776
Exc. de curtosis	1,8916

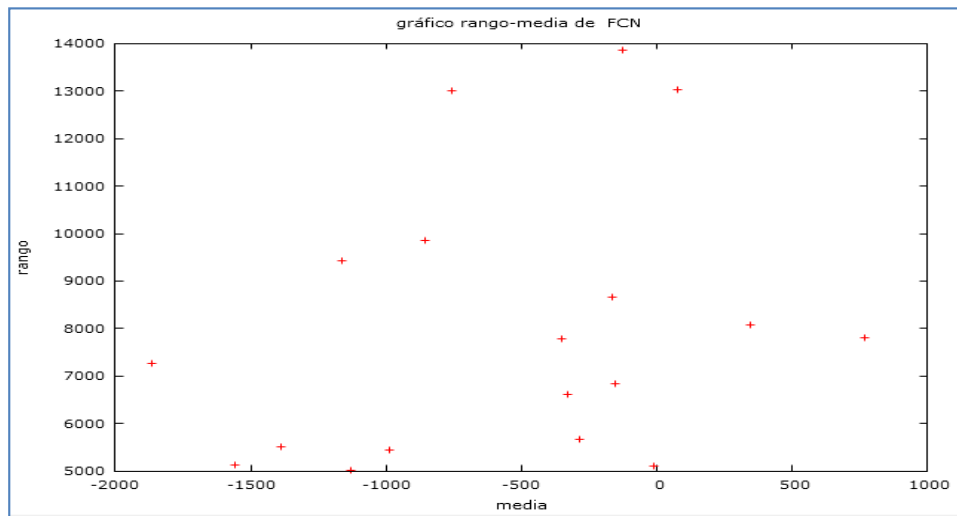
Fuente: Elaboración propia

De acuerdo a la Tabla 69, el coeficiente de simetría (0,97210) identifica que la curva de la variable recaudo de cartera es asimétricamente positiva.

- La mayoría de los datos se encuentran por encima del valor de la media aritmética.
- Los valores se concentran en mayor proporción hacia la parte izquierda de la media,
- Hay valores más separados de la media a la derecha.
- La mediana es distante a la media, situación que reafirma la asimetría positiva de la variable.

El resultado obtenido de la curtosis es mayor a cero, con lo cual se identifica que existe una gran concentración de valores alrededor de la media, indicativo de baja dispersión de los datos.

4.8.2 Identificación. Gráfico 77. Rango – Media flujo de caja neto



Fuente: Elaboración propia

Se verifica si la serie es estacionaria en media y en varianza a través del gráfico de rango media y de la prueba de raíz unitaria, Dickey-Fuller aumentado.

Se refleja en el gráfico 77, que los valores de la serie flujo de caja neto no tienden a oscilar alrededor de una media constante y la variabilidad con respecto a esa media no permanece constante en el tiempo, por lo cual se determina que la serie no es estacionaria en varianza, y se debe transformar la serie aplicando logaritmos, se suaviza la serie.

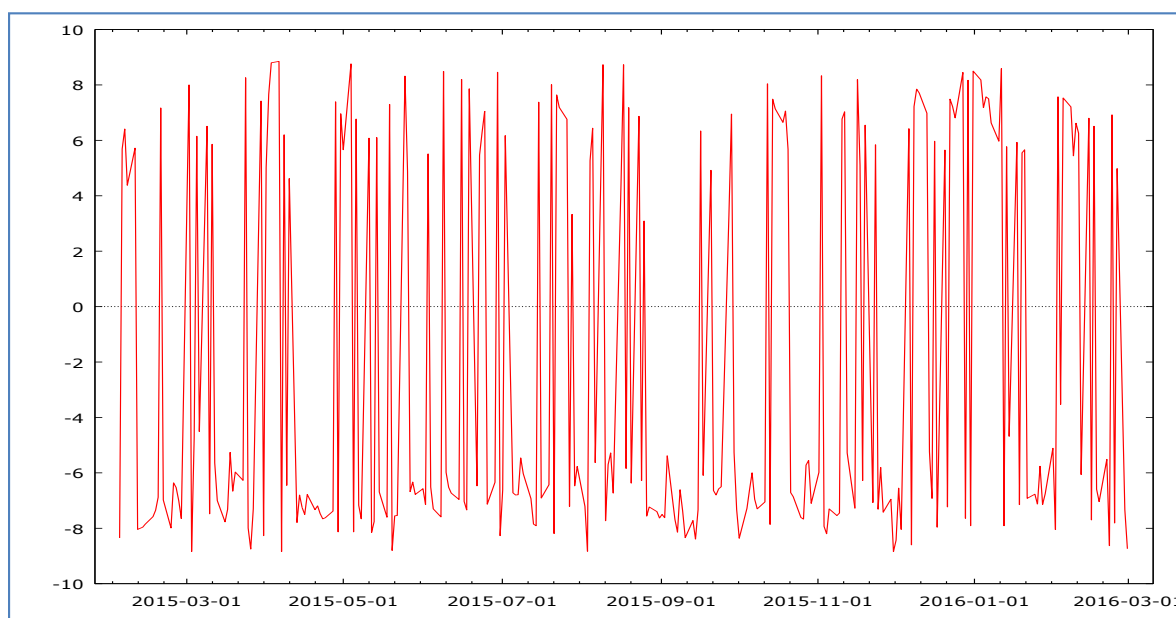
Tabla 70. Rango – Media flujo de caja neto

```
pendiente de 'rango' con respecto a 'media' = 1,07944  
el valor p para H0: pendiente = 0 es 0,28624
```

Fuente: Elaboración propia

El valor p es mayor a 0.05, (nivel de significancia del 5%), por lo tanto, no se rechaza H_0 , el modelo es no estacionario en varianza, y es necesario transformar la serie original, tomando logaritmos.

Gráfico 78. Gráfico logaritmos flujo de caja neto



Fuente: Elaboración propia

Tabla 71. Prueba de raíz unitaria DickeyFuller aumentado

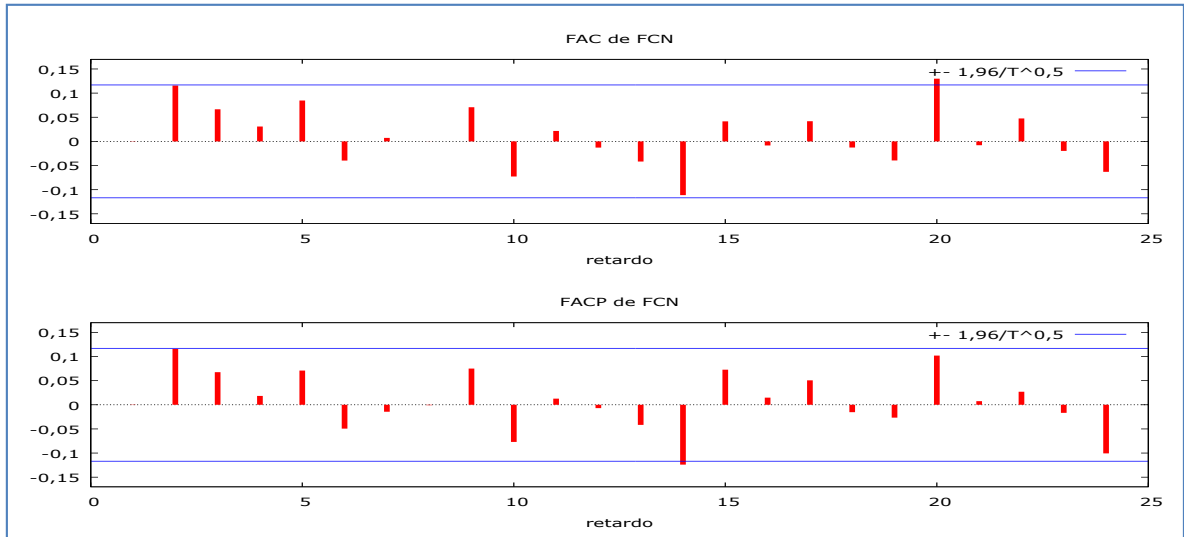
```
Contraste aumentado de Dickey-Fuller para FCN
incluyendo un retardo de (1-L)FCN
(el máximo fue 20, el criterio AIC)
tamaño muestral 279
hipótesis nula de raíz unitaria:  $a = 1$ 

con constante y tendencia cuadrática
modelo:  $(1-L)y = b_0 + b_1*t + b_2*t^2 + (a-1)*y(-1) + \dots + e$ 
valor estimado de  $(a - 1)$ : -0,893344
Estadístico de contraste:  $\tau_{ctt}(1) = -10,3263$ 
valor p asintótico 3,07e-104
Coef. de autocorrelación de primer orden de  $e$ : -0,009
```

Fuente: Elaboración propia

De acuerdo a la tabla 71, se observa que el P – valor: $3,07e-104$, es < 0.05 (nivel de significancia del 5%), por lo tanto, se rechaza H_0 , la serie es estacionaria en media.

Gráfico 79. Correlograma logaritmo flujo de caja neto



Fuente: Elaboración propia

Se observa en el gráfico 79, que en los correlogramas simple y parcial, las barras se extinguen en el tiempo, dando indicios de un modelo mixto ARMA.

Tanto en el tipo de proceso AR como MA, se identifica un posible orden uno, teniendo en cuenta los truncamientos de los retardos de los correlogramas simple y parcial.

4.8.3 Estimación de Modelos ARIMA.

Tabla 72. Estructura de los modelos ARIMA

Parte no estacional			Parte estacional		
(p,	d,	q)	(P,	D,	Q)
Ar	diferencias	Ma	Ar	Diferencias	Ma

- Ar:** Componente autoregresivo
- I:** Integración, si hay que tomar diferencias en la serie.
- Ma:** Componente de medias móviles

En esta etapa se estiman los coeficientes asociados a los procesos identificados, en los diferentes modelos que se van a analizar.

Tabla 73. Modelo 1 (1,1)

Modelo 3: ARMA, usando las observaciones 2015-02-03:2016-03-01 (T = 281)					
Estimado usando el filtro de Kalman (MV exacta)					
Variable dependiente: LN_FCN					
Desviaciones típicas basadas en el Hessiano					
	Coeficiente	Desv. Típica	z	Valor p	
const	-2,10990	0,591332	-3,568	0,0004	***
phi_1	0,753489	0,101780	7,403	1,33e-013	***
theta_1	-0,627598	0,114763	-5,469	4,53e-08	***
Media de la vble. dep.	-2,101317	D.T. de la vble. dep.		6,726540	
media innovaciones	-0,003788	D.T. innovaciones		6,593570	
Log-verosimilitud	-928,7438	Criterio de Akaike		1865,488	
Criterio de Schwarz	1880,041	Crit. de Hannan-Quinn		1871,324	

Fuente: Elaboración propia

Tabla 74. Modelo 2 (1, 2)

Modelo 5: ARMA, usando las observaciones 2015-02-03:2016-03-01 (T = 281)					
Estimado usando el filtro de Kalman (MV exacta)					
Variable dependiente: LN_FCN					
Desviaciones típicas basadas en el Hessiano					
	Coeficiente	Desv. Típica	z	Valor p	
const	-2,12052	0,585173	-3,624	0,0003	***
phi_1	0,475863	0,158384	3,004	0,0027	***
theta_1	-0,460523	0,157215	-2,929	0,0034	***
theta_2	0,264030	0,0602841	4,380	1,19e-05	***
Media de la vble. dep.	-2,101317	D.T. de la vble. dep.		6,726540	
media innovaciones	-0,000075	D.T. innovaciones		6,420427	
Log-verosimilitud	-921,3352	Criterio de Akaike		1852,670	
Criterio de Schwarz	1870,862	Crit. de Hannan-Quinn		1859,966	

Fuente: Elaboración propia

Tabla 75. Modelo 2 (1, 1, 2)

Modelo 11: ARIMA, usando las observaciones 2015-02-04:2016-03-01 (T = 2)				
Estimado usando el filtro de Kalman (MV exacta)				
Variable dependiente: (1-L) LN_FCN				
Desviaciones típicas basadas en el Hessiano				
	Coefficiente	Desv. Típica	z	Valor p
const	0,0103790	0,00479394	2,165	0,0304 **
phi_1	-0,646225	0,291172	-2,219	0,0265 **
theta_1	-0,389974	0,299716	-1,301	0,1932
theta_2	-0,610026	0,299438	-2,037	0,0416 **
Media de la vble. dep.	-0,001393	D.T. de la vble. dep.	9,217458	
media innovaciones	-0,164529	D.T. innovaciones	6,665218	
Log-verosimilitud	-931,2787	Criterio de Akaike	1872,557	
Criterio de Schwarz	1890,731	Crit. de Hannan-Quinn	1879,847	

Fuente: Elaboración propia

4.8.4 Diagnóstico

Tabla 76. Comparación de modelos ARIMA

Modelo	Estructura	Criterio Akaike
Modelo 1	(1,1)	1865
Modelo 2	(1,2)	1852
Modelo 3	(1, 1, 2)	1872

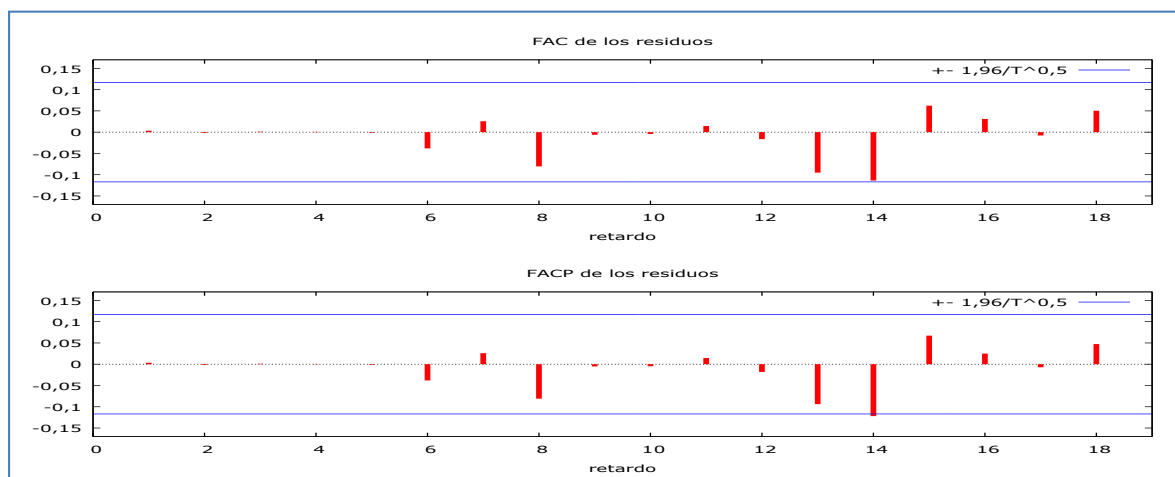
Fuente: Elaboración propia

De acuerdo a la tabla 76, se observa que el mejor modelo ARIMA estimado es el 2, modelo que presenta el menor Criterio de Akaike (AIC).

El modelo seleccionado, coincide con los criterios del gráfico xx, donde a su vez se identificó un modelo mixto.

4.8.4.1 Análisis de los residuos de la serie otros egresos modelo ARMA (1,2).

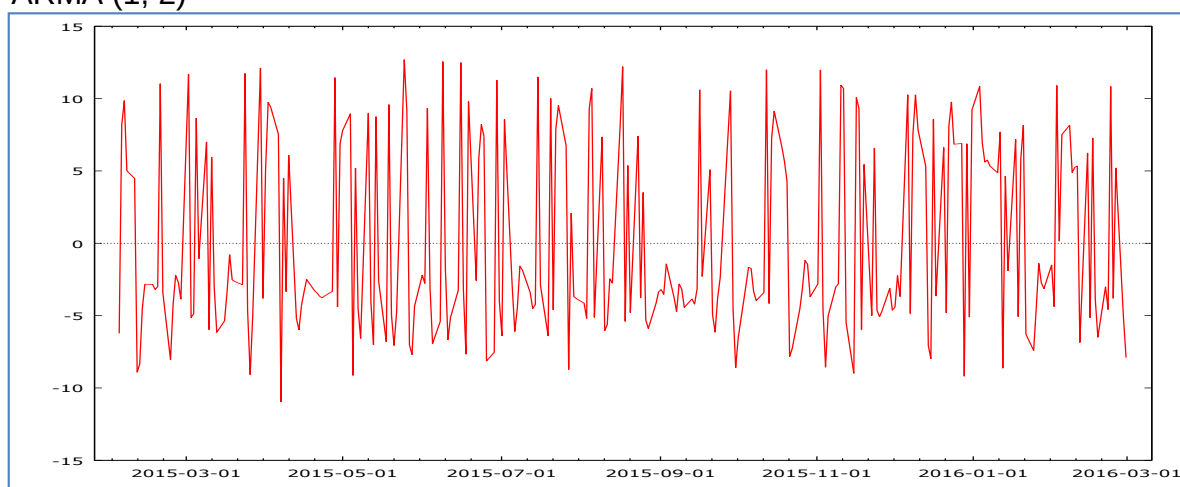
Gráfico 80. Correlograma de residuo



Fuente: Elaboración propia

Se pretende validar si los residuos son ruido blanco gaussiano. Se observa en el gráfico 80, que no hay problemas de autocorrelación, los residuos se encuentran dentro de las bandas de confianza.

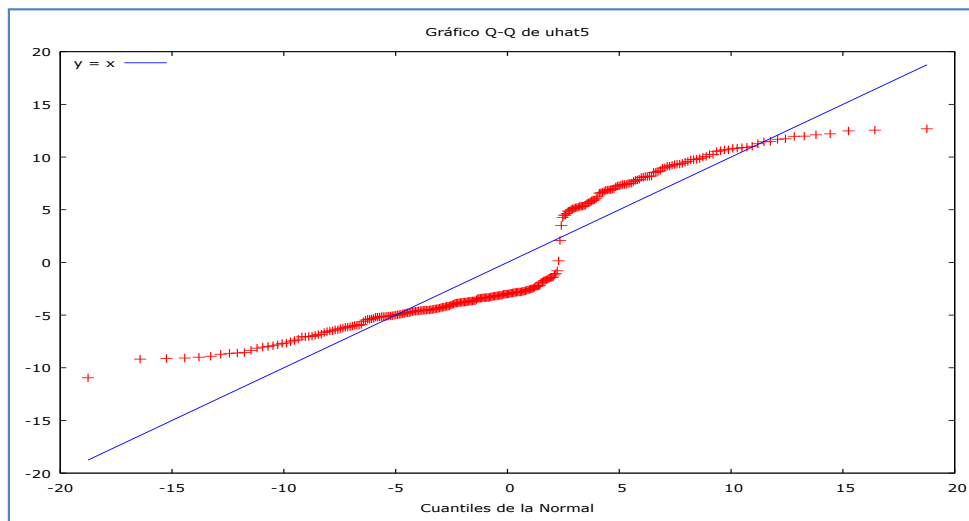
Gráfico 81. Residuos contra el tiempo, serie logaritmo_flujo de caja neto modelo ARMA (1, 2)



Fuente: Elaboración propia

El gráfico 81, presenta variaciones positivas y negativas de residuos, no presenta tendencia, por lo tanto, se aproxima al comportamiento de ruido blanco gaussiano y en este caso la identificación y la estimación realizadas son válidas.

Gráfico 82. Normalidad de los residuos flujo neto de caja



Fuente: Elaboración propia

H0: Los errores se distribuyen normalmente

HA: Los errores no se distribuyen normalmente

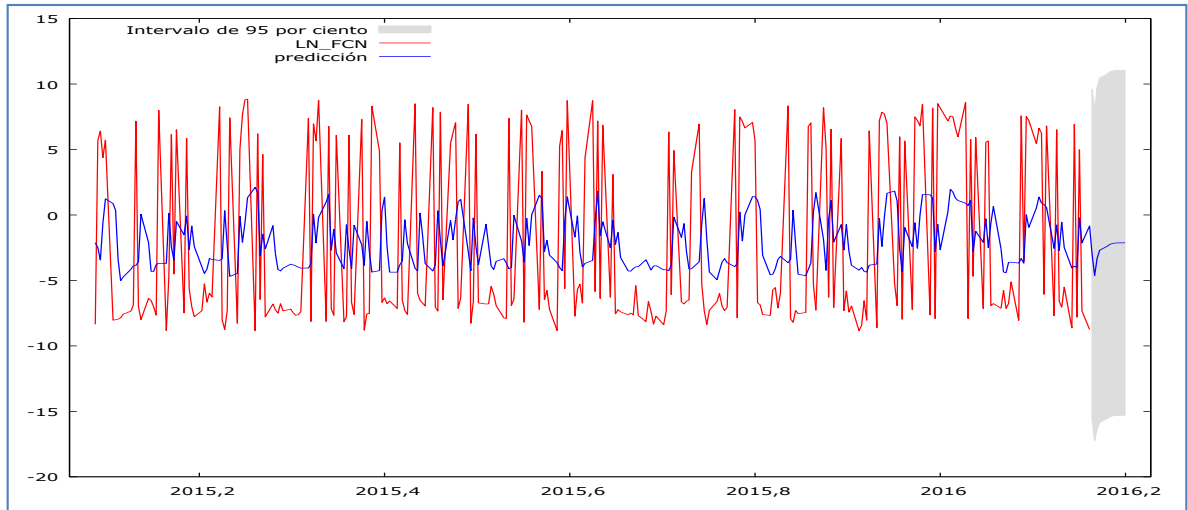
Contraste de la hipótesis nula de distribución normal:

Chi-cuadrado (2) = 108,374 con valor p 0,00000

De acuerdo al gráfico 82, y al contraste de normalidad, donde teniendo en cuenta que el p-valor es menor al nivel de significancia 0.05, se rechaza la hipótesis nula, es decir, se considera que el error no se distribuye normalmente. Sin embargo, se continua con la predicción teniendo en cuenta que se consideró el mejor modelo.

4.8.5 Predicción de los valores.

Gráfico 83. Predicción logaritmo flujo de caja neto



Fuente: Elaboración propia

Se procede a realizar la predicción de la serie recaudo de cartera, cifras en millones de pesos, para 5 días hábiles correspondientes al periodo comprendido entre el 1 al 7 de marzo de 2016.

En el gráfico 83, se observa el comportamiento del logaritmo de la serie flujo de caja neto, y la predicción del mejor modelo que se ajusta al comportamiento de los datos de la serie, ARMA (1,2). La predicción recoge la información de la variable observada, es decir el comportamiento de la serie, aunque no se aproxima a los cambios fuertes de la misma.

Tabla 77. Predicción de la serie flujo de caja neto:

Periodos proyectados	Valores proyectados en Millones de pesos	Intervalos de confianza al 95% (en millones de pesos)	
1/03/2016	-20,09	-5.838,59	14.472,4
2/03/2016	-102,51	-29.799,44	2.864,1
3/03/2016	-27,39	-12.609,99	16.814,6
4/03/2016	-14,73	-7.496,90	34.544,4
7/03/2016	-10,91	-5.666,03	47.572,0

Fuente: *Elaboración propia*

Se observa en la tabla 77, que los intervalos de confianza de las predicciones al 95%, presentan un rango muy amplio, teniendo en cuenta la alta dispersión de los datos de la serie.

Se considera que la predicción obtenida del no modelo es útil, la serie no presenta un comportamiento constante en el tiempo, y es muy difícil estimar sus valores futuros.

Se calcula que el 74% de las estimaciones de la serie original, registran variabilidad superior al 50% frente a los valores observados en dichos periodos. Estimaciones que no reducen la incertidumbre. La estimación para este modelo no es buena.

4.8.6 Análisis de errores de la predicción

Tabla 78. Errores del modelo ARMA (1, 2)

Estadísticos de evaluación de la predicción	
Error medio	-7,4658e-005
Error cuadrático medio	41,259
Raíz del Error cuadrático medio	6,4233
Error absoluto medio	5,8121
Porcentaje de error medio	84,12
Porcentaje de error absoluto medio	84,151
U de Theil	0,71741

Fuente: Elaboración propia

No se denotan residuos superiores a 2.5 desviaciones típicas.

Los errores del modelo según la tabla, son muy altos, lo que indica que el modelo no es adecuado.

RESULTADOS

Con este trabajo, se quiere evaluar la efectividad de los modelos ARIMA, mediante la metodología box Jenkins, en la construcción de los modelos de predicción basados en series de tiempo.

Se observó que existen predicciones que se ajustan y recogen el comportamiento de las series originales, y otras que no asimilan los cambios de las series.

Sin embargo, estos resultados son importantes, teniendo en cuenta la incertidumbre y la variabilidad de las series analizadas, que permiten la construcción del flujo de caja proyectado, el cual se compone de la predicción de las variables de estudio, y se establece así:

Tabla 79. Flujo de caja proyectado.

Cífras en millones de pesos	Martes	Miércoles	Jueves	Viernes	Lunes	
DESCRIPCION	Predicción de variables que componen el flujo de caja					
	DÍA 1	DÍA 2	DÍA 3	DÍA 4	DÍA 5	DÍAS 1 A 5 -TOTAL
INGRESOS	01/03/2016	02/03/2016	03/03/2016	04/03/2016	07/03/2016	
RECAUDOS DE CARTERA DE CRÉDITOS	2,823	2,665	2,531	2,609	2,754	13,383
VENTAS, REDENCIÓN Y RECIBO DE CUPONES DE INVERSIONES	0	0	0	0	0	0
VARIACIÓN NETA DIARIA DEL SALDO DE CUENTAS DE AHORROS	-15	-363	-208	60	-356	-882
RENOVACIONES CDT & CDAT	3,004	3,455	3,623	3,373	5,042	18,498
CAPTACIONES CDT & CDAT	956	956	955	955	955	4,777
INGRESOS POR CRÉDITOS DE BANCOS Y OTRAS	0	0	0	0	0	0
OTROS INGRESOS DE CAJA	324	281	282	282	283	1,451
TOTAL INGRESOS REALES DE CAJA	7,092	6,993	7,184	7,280	8,678	37,227
EGRESOS						
VENCIMIENTOS BRUTOS DE CDT & CDAT	3,377	5,703	5,363	4,406	9,837	28,686
DESEMBOLSOS DE CARTERA DE CRÉDITOS	3,192	2,826	2,877	2,900	2,884	14,678
EGRESOS POR CRÉDITOS DE BANCOS Y OTRAS	92	30	9	0	22	152
OTROS EGRESOS DE CAJA (GASTOS ADMITIVOS, PERSONAL, ETC.)	653	531	595	559	578	2,917
TOTAL EGRESOS REALES DE CAJA	7,313	9,091	8,843	7,865	13,321	46,433
FLUJO NETO REAL DE CAJA	-221	-2,097	-1,659	-585	-4,643	-9,206

Fuente: Elaboración propia

De acuerdo a la proyección de las variables, el resultado del flujo de caja -\$9.206 Millones, indica que al final de la semana se estima que las salidas de efectivo en la cooperativa serán mayores que las entradas, por lo tanto, tendrá que contar con

efectivo disponible para cubrir dicha salida, y de no ser así, deberá acudir a financiación de recursos.

De allí la importancia del flujo de caja, para la toma de decisiones, ya sea de inversión, en caso de exceso de efectivo, o financiación en caso de requerir efectivo para solventar las salidas netas de caja.

Por otro lado, una vez finalizada la proyección de las variables, se contrastan los valores proyectados, frente a los valores observados, y se analiza su comportamiento a través de la siguiente tabla:

Tabla 80. Evaluación desempeño de los pronósticos

Variables	Periodos de predicción (5 días)	Martes	Miércoles	Jueves	Viernes	Lunes	TOTAL SEMANA	Predicción semana/ Vr. Observado
		1	2	3	4	5		
RECAUDOS DE CARTERA DE CRÉDITOS	Vrs. Proyectados vs	2,823	2,665	2,531	2,609	2,754	13,383	71%
	Valores observados	4,458	4,074	3,126	2,821	4,479	18,958	
VARIACIÓN NETA DIARIA DEL SALDO DE CUENTAS DE AHORROS	Vrs. Proyectados vs	-15	-363	-208	60	-356	-882	93%
	Valores observados	-1,199	-222	371	91	5	-953	
RENOVACIONES CDAT	Vrs. Proyectados vs	3,004	3,455	3,623	3,373	5,042	18,498	87%
	Valores observados	1,871	4,492	4,127	3,390	7,333	21,213	
CAPTACIONES CDAT	Vrs. Proyectados vs	956	956	955	955	955	4,777	112%
	Valores observados	1,364	560	699	466	1,162	4,251	
OTROS INGRESOS DE CAJA	Vrs. Proyectados vs	324	281	282	282	283	1,451	143%
	Valores observados	265	217	143	132	259	1,016	
DESEMBOLSOS DE CARTERA DE CRÉDITOS	Vrs. Proyectados vs	3,192	2,826	2,877	2,900	2,884	14,678	154%
	Valores observados	1,703	1,327	1,423	1,907	3,193	9,554	
OTROS EGRESOS DE CAJA	Vrs. Proyectados vs	653	531	595	559	578	2,917	111%
	Valores observados	338	186	109	94	1,912	2,639	
FLUJO DE CAJA NETO	Vrs. Proyectados vs	-20.09	-102.51	-27.39	-14.73	-10.91	-175.63	3.90%
	Valores observados	1,450	2,000	1,604	643	-1,189	4,507.17	

Fuente: Elaboración propia

Se observa que los valores proyectados, presentan diferencias en algunos casos mínimas en otros significativas frente a los valores observados, sin embargo al contemplar el total de la semana proyectada, la diferencia se hace menor, es así

como la predicción de la variable variación de saldos de ahorros se acerca en un 93% al valor observado, (acorde a la predicción realizada, es la variable que mejor replica el comportamiento de la variable observada), también se aproxima la predicción de las variables renovación de CDATS, captaciones de CDAT, seguidas por recaudo de cartera, mientras que la variable otros ingresos de caja y desembolsos de cartera se alejan un poco más de los valores observados.

Al realizar la comparación entre las variables que se proyectaron y que comprenden en su totalidad el flujo de caja (ingresos y salidas) y la variable flujo de caja neto, se observa en esta última que los intervalos son más amplios, los resultados de la predicción presentan una variabilidad en más del 50% frente a los valores observados. Mientras que en el modelo de predicción de variable por variable el resultado de la proyección es más acertado, en promedio la variabilidad de los valores observados frente a los valores de predicción es del 112%, con un mínimo de 88% y un máximo de 154%. (Ver tabla 80).

BIBLIOGRAFÍA

- Box, G., Jenkins, G., Reinsel, G. "Time series analysis, forecasting and control" (3ª ed.), Prentice Hall., New Jersey, USA, (1994).
- Duarte, J. C., La Cruz, G. C., Merli, G. O., & Echeverría, F. R. (2004). A comparison of time series forecasting between artificial neural networks and box and jenkins methods. Revista Técnica de la Facultad de Ingeniería. Universidad del Zulia, 13 p – 16 p
- ORTIZ, Anaya Héctor y ORTIZ, Niño Diego. Flujo de caja y proyecciones financieras con análisis de riesgo. 2 ed. Bogotá D.C.: Universidad Externado de Colombia, (2009). 21-28 p.
- ROMERO, Correa Víctor Hugo. Implementación de modelo para pronosticar variables en cooperativas: caso de cobelen con cartera de créditos. Trabajo de grado Magister en Administración Financiera. Medellín.: Universidad EAFIT. Escuela de Economía y Finanzas (2015). 4-5p.
- SUPERINTENDENCIA FINANCIERA DE COLOMBIA, Circular externa 042, Información sobre los flujos de caja contractuales y medición estándar del riesgo de liquidez, (2009). 2 p.
- SUPERINTENDENCIA FINANCIERA DE COLOMBIA, Circular externa 017, Flujos de caja contractuales y medición estándar del riesgo de liquidez, (2012).
- SUPERINTENDENCIA FINANCIERA DE COLOMBIA, Capítulo VI Reglas relativas al sistema de administración del riesgo de liquidez (2008), 2p

- SUPERINTENDENCIA DE LA ECONOMIA SOLIDARIA, Entidades vigiladas. Cooperativas de ahorro y crédito (2015). Estados financieros diciembre (2015). Disponible en internet: <http://www.supersolidaria.gov.co/es/entidad/cooperativas-de-ahorro-y-credito-2015>